



Politecnico
di Bari

Repository Istituzionale dei Prodotti della Ricerca del Politecnico di Bari

Tecniche integrate per l'identificazione dinamica di murature storiche: interferometria radar, accelerometri e Deep Learning

This is a PhD Thesis

Original Citation:

Tecniche integrate per l'identificazione dinamica di murature storiche: interferometria radar, accelerometri e Deep Learning / Varasano, A.. - ELETTRONICO. - (2026).

Availability:

This version is available at <http://hdl.handle.net/11589/305260> since: 2026-07-20

Published version

DOI:

Publisher: Politecnico di Bari

Terms of use:

(Article begins on next page)



**Politecnico
di Bari**

Dipartimento di Scienze dell'Ingegneria Civile e dell'Architettura
Corso di dottorato in
INGEGNERIA PER LA SOSTENIBILITÀ E LA SICUREZZA
DELLE COSTRUZIONI CIVILI E INDUSTRIALI -
DOTTORATO INTERATENEO CON L'UNIVERSITÀ DEL
SALENTO E CNR

SSD: CEAR-06/A – SCIENZA DELLE COSTRUZIONI

Tesi di Dottorato

Tecniche integrate per l'identificazione dinamica di murature storiche: interferometria radar, accelerometri e Deep Learning

Antonietta Varasano

Supervisori:

Prof. Mario Daniele Piccioni

Prof. Aguinardo Fraddosio

Ing. Carlo Rainieri

Co-tutor:

Prof. Gregorio Andria

Coordinatore del Corso di Dottorato:

Prof. Mario Daniele Piccioni

XXXVIII ciclo, 01/11/2022-30/04/2026

Sommario

La conservazione delle infrastrutture storiche in muratura rappresenta una sfida complessa per l'ingegneria civile, resa ancora più urgente dalla crescente consapevolezza della vulnerabilità sismica di tali opere, drammaticamente evidenziata dagli eventi sismici degli ultimi decenni (Irpinia 1980, Assisi 1997, L'Aquila 2009, Emilia 2012, Amatrice 2016). Ponti, acquedotti, torri e edifici religiosi non sono soltanto testimonianze tangibili del patrimonio culturale, ma spesso assolvono ancora una funzione attiva nelle reti di trasporto e nella vita quotidiana delle comunità. La necessità di valutare e migliorare la sicurezza di queste strutture si scontra con un vincolo fondamentale: la conservazione dell'integrità storica e architettonica del manufatto, che rende impraticabili le tecniche di indagine invasive. Da qui nasce l'esigenza di sviluppare metodologie non distruttive o debolmente distruttive, capaci di fornire informazioni qualitative e quantitative sullo stato di conservazione e sul comportamento strutturale senza compromettere l'integrità del bene.

La presente ricerca affronta questa sfida proponendo un approccio integrato che combina sinergicamente due tecniche di misura complementari: l'accelerometria e l'interferometria radar, con architetture avanzate di *Deep Learning*. L'obiettivo principale è sviluppare e validare una metodologia speditiva, non invasiva e ad alta risoluzione spaziale per l'identificazione dinamica di ponti storici in muratura, superando i limiti intrinseci di ciascuna tecnica se utilizzata singolarmente. Gli accelerometri, infatti, offrono un'elevata fedeltà temporale e stime accurate di frequenze naturali e rapporti di smorzamento, ma soffrono di una bassa densità spaziale; l'interferometria radar, al contrario, garantisce una elevatissima densità spaziale (decine o anche centinaia di range bin) e misura direttamente lo spostamento lungo la linea di vista, ma è penalizzata da un basso rapporto segnale-rumore su materiali scarsamente riflettenti come il tufo, da *clutter* dinamici generati da elementi metallici e da vibrazioni indotte dal treppiedi di supporto.

La metodologia proposta si articola in tre contributi innovativi. Il primo riguarda lo sviluppo e il confronto di tre architetture di *autoencoder* convoluzionale 1D per il *denoising* di segnali radar: un *autoencoder* non supervisionato (addestrato su segnali radar puliti), un *autoencoder* residuale supervisionato (stima della componente di rumore) e un *autoencoder* diretto supervisionato (mappatura diretta segnale rumoroso-segnale pulito). I risultati dimostrano che l'approccio non supervisionato è il più robusto e consistente su

tutte le postazioni di misura (miglioramento dell'SNR fino a 26,5 dB, correlazione con il target accelerometrico pari a 0,9997), con il vantaggio di non richiedere alcun *ground truth* accelerometrico.

Il secondo contributo consiste nella realizzazione di una suite di script in linguaggio Python *open-source* per l'Analisi Modale Operazionale (OMA), finalizzata a superare i limiti dei software commerciali (natura black-box, scarsa personalizzazione, costi di licenza). La suite implementa gli algoritmi FSDD (*Frequency-Spatial Domain Decomposition*), pLSCF (*poly-reference Least Squares Complex Frequency*) e SSI (*Stochastic Subspace Identification*), con funzionalità di rilevamento automatico dei picchi dalla CMIF (*Complex Mode Indication Function*) e stima degli smorzamenti modali mediante il metodo della larghezza di banda a -3 dB (half-power bandwidth method). La validazione incrociata con ARTeMIS Modal ha mostrato un ottimo accordo per il primo modo (errore < 3%) e scostamenti accettabili per il secondo e terzo modo (errori del 9-13%).

Il terzo e più innovativo contributo è l'architettura *Dual-Branch* di *Deep Fusion* per l'integrazione radar-accelerometri. La rete neurale sviluppata presenta due rami paralleli specializzati: il Branch R (radar, alta densità spaziale) elabora 19 segnali radar denoised estraendo feature spazio-temporali; il Branch A (accelerometri, alta fedeltà temporale) elabora un numero selezionabile di segnali accelerometrici (da 2 a 20 canali) estraendo feature temporali e modali. I due flussi vengono fusi attraverso un meccanismo di attenzione che apprende dinamicamente la ponderazione ottimale dei contributi dei due sensori, e il modello produce in output le frequenze naturali, i rapporti di smorzamento e le forme modali ad alta risoluzione spaziale per i primi tre modi di vibrare della struttura.

La metodologia è stata validata sperimentalmente sul Ponte Borbonico di Lama Monachile (Polignano a Mare, Bari), un ponte storico in tufo a cinque archi del XVIII secolo. La campagna di misura ha coinvolto l'installazione simultanea di 20 accelerometri monoassiali (posizionati a coppie in direzione verticale e orizzontale in corrispondenza delle chiavi di volta dei cinque archi) e di un interferometro radar IBIS-FS operante in tre diverse postazioni (POS1, POS3, POS5-7) per catturare sia le componenti di spostamento orizzontali che quelle verticali. I risultati ottenuti dimostrano che il modello *Dual-Branch* è in grado di stimare le frequenze naturali con errore inferiore al 2% (valori target: 7,154 Hz, 12,697 Hz, 18,300 Hz), raggiungere correlazioni di Pearson tra le forme modali stimate e quelle target superiori a 0,99 (0,9886, 0,9937, 0,9923 rispettivamente) e classificare

correttamente i primi due modi (traslazionale e torsionale). L'analisi di sensibilità condotta riducendo progressivamente il numero di accelerometri ha mostrato che l'architettura mantiene prestazioni elevate anche con configurazioni strumentali semplificate: con soli 8 accelerometri, l'errore medio sulle frequenze rimane al di sotto del 3,5% e la correlazione media supera 0,96, suggerendo che il protocollo di *Deep Fusion* può essere efficacemente impiegato anche in contesti vincolati dove l'installazione di una fitta rete di sensori a contatto è impraticabile.

I risultati della ricerca hanno rilevanti implicazioni per la pratica ingegneristica: la metodologia proposta consente di recuperare acquisizioni radar altrimenti scartate a causa del basso rapporto segnale-rumore, di aumentare significativamente la risoluzione spaziale delle forme modali rispetto ai soli accelerometri, di ridurre tempi e costi delle campagne di ispezione (*setup* radar di 15-30 minuti contro ore o giorni per gli accelerometri), e di operare in modo non invasivo su beni vincolati dove l'installazione di sensori a contatto è vietata. Le forme modali ad alta risoluzione spaziale ottenute costituiscono un termine di riferimento ideale per la calibrazione di gemelli digitali (*Digital Twins*) e per la pianificazione di interventi di manutenzione programmata.

Le principali limitazioni del metodo riguardano la dipendenza dai dati di addestramento per gli approcci supervisionati e la necessità di accelerometri per la definizione dei target, sebbene l'*autoencoder* non supervisionato offra una valida alternativa. L'analisi di sensibilità ha dimostrato che il modello mantiene prestazioni elevate anche con un numero ridotto di accelerometri: con 8 accelerometri l'errore medio sulle frequenze è del 3,46% (correlazione 0,964); con soli 4 accelerometri l'errore medio sale al 5,12% (correlazione 0,912), con i primi due modi ancora correttamente identificati.

Queste limitazioni delineano altrettante direzioni per gli sviluppi futuri della ricerca: l'estensione dell'approccio ad altri ponti in muratura mediante tecniche di *transfer learning*, l'implementazione del modello su sistemi *embedded* per l'analisi in tempo reale, l'integrazione con *Physics-Informed Neural Networks* (PINN) per migliorare l'interpretabilità delle stime (in particolare per la corretta classificazione dei modi a frequenze più elevate), e l'applicazione della metodologia a campagne di monitoraggio a lungo termine per il rilevamento precoce del danno.

Abstract

The conservation of historical masonry infrastructures represents a complex challenge for civil engineering, made even more urgent by the growing awareness of the seismic vulnerability of such structures, dramatically highlighted by the seismic events of recent decades (Assisi 1997, L'Aquila 2009, Emilia 2012, Amatrice 2016, Irpinia 1980). Bridges, aqueducts, towers, and religious buildings are not only tangible testimonies of cultural heritage but often still serve an active function in transportation networks and the daily life of communities. The need to assess and improve the safety of these structures conflicts with a fundamental constraint: the preservation of the historical and architectural integrity of the structure, which renders invasive investigation techniques impractical. This necessitates the development of non-destructive or minimally destructive methodologies capable of providing qualitative and quantitative information on the state of conservation and structural behavior without compromising the integrity of the asset.

The present research addresses this challenge by proposing an integrated approach that synergistically combines two complementary measurement techniques — accelerometry and radar interferometry — with advanced Deep Learning architectures. The main objective is to develop and validate an expeditious, non-invasive, high spatial resolution methodology for the dynamic identification of historical masonry bridges, overcoming the intrinsic limitations of each technique when used individually. Accelerometers, in fact, offer high temporal fidelity and accurate estimates of natural frequencies and damping ratios but suffer from low spatial density. Radar interferometry, conversely, provides extremely high spatial density (tens or even hundreds of range bins) and directly measures displacement along the line of sight but is penalized by a low signal-to-noise ratio on poorly reflective materials such as tuff, by dynamic clutter generated by metallic elements, and by tripod-induced vibrations.

The proposed methodology is articulated into three innovative contributions. The first concerns the development and comparison of three 1D convolutional autoencoder architectures for radar signal denoising: an unsupervised autoencoder (trained on clean radar signals), a supervised residual autoencoder (noise component estimation), and a supervised direct autoencoder (direct noisy-to-clean signal mapping). Results demonstrate that the unsupervised approach is the most robust and consistent across all measurement

positions (SNR improvement up to 26.5 dB, correlation with the accelerometric target equal to 0.9997), with the advantage of not requiring any accelerometric ground truth.

The second contribution consists of the development of a suite of open-source Python scripts for Operational Modal Analysis (OMA), aimed at overcoming the limitations of commercial software (black-box nature, limited customizability, license costs). The suite implements the FSDD (Frequency-Spatial Domain Decomposition), pLSCF (poly-reference Least Squares Complex Frequency), and SSI (Stochastic Subspace Identification) algorithms, with functionalities for automatic peak picking from the CMIF (Complex Mode Indication Function) and estimation of modal damping ratios using the -3 dB half-power bandwidth method. Cross-validation with ARTeMIS Modal showed excellent agreement for the first mode (error < 3%) and acceptable discrepancies for the second and third modes (errors of 9-13%).

The third and most innovative contribution is the Dual-Branch Deep Fusion architecture for radar-accelerometer integration. The developed neural network features two specialized parallel branches: Branch R (radar, high spatial density) processes 19 denoised radar signals extracting spatio-temporal features; Branch A (accelerometers, high temporal fidelity) processes a selectable number of accelerometric signals (from 2 to 20 channels) extracting temporal and modal features. The two streams are fused through an attention mechanism that dynamically learns the optimal weighting of the contributions from the two sensors, and the model outputs the natural frequencies, damping ratios, and high spatial resolution mode shapes for the first three vibration modes of the structure.

The methodology was experimentally validated on the Borbonico Bridge of Lama Monachile (Polignano a Mare, Bari), an 18th-century historical five-arch tuff bridge. The measurement campaign involved the simultaneous installation of 20 monoaxial accelerometers (placed in pairs in vertical and horizontal directions at the keystones of the five arches) and an IBIS-FS radar interferometer operating in three different positions (POS1, POS3, POS5-7) to capture both horizontal and vertical displacement components. The obtained results demonstrate that the Dual-Branch model can estimate natural frequencies with an error below 2% (target values: 7.154 Hz, 12.697 Hz, 18.300 Hz), achieve Pearson correlations between estimated and target mode shapes exceeding 0.99 (0.9886, 0.9937, 0.9923 respectively), and correctly classify the first two modes (translational and torsional). The sensitivity analysis conducted by progressively reducing the number of accelerometers showed that the architecture maintains high performance

even with simplified instrumental configurations: with only 8 accelerometers, the average frequency error remains below 3.5% and the average correlation exceeds 0.96, suggesting that the Deep Fusion protocol can be effectively employed even in constrained contexts where the installation of a dense network of contact sensors is impractical.

The research results have significant implications for engineering practice: the proposed methodology enables the recovery of radar acquisitions that would otherwise be discarded due to low signal-to-noise ratio, significantly increases the spatial resolution of mode shapes compared to accelerometers alone, reduces the time and costs of inspection campaigns (radar setup of 15-30 minutes versus hours or days for accelerometers), and allows non-invasive operation on heritage-listed structures where the installation of contact sensors is prohibited. The high spatial resolution mode shapes obtained constitute an ideal reference for calibrating digital twins and for planning scheduled maintenance interventions.

The main limitations of the method concern the dependence on training data for supervised approaches and the need for accelerometers to define the targets, although the unsupervised autoencoder offers a valid alternative. The sensitivity analysis demonstrated that the model maintains high performance even with a reduced number of accelerometers: with 8 accelerometers, the average frequency error is 3.46% (correlation 0.964); with only 4 accelerometers, the average error rises to 5.12% (correlation 0.912), with the first two modes still correctly identified.

These limitations outline equally many directions for future research: extending the approach to other masonry bridges using transfer learning techniques, implementing the model on embedded systems for real-time analysis, integrating with Physics-Informed Neural Networks (PINNs) to improve the interpretability of the estimates (particularly for the correct classification of higher-frequency modes), and applying the methodology to long-term monitoring campaigns for early damage detection.

*A mio marito, ai miei figli Nicola, Alberto e Alessandra, e alla mia
meravigliosa nipotina Silvana: le mie uniche ragioni di vita.*

A mia madre, la parte migliore di me.

A mia sorella Andromaca, mio pilastro e sostegno costante.

*Alle mie nipoti Sara e Ginevra: piccole e grandi luci che illuminano il mio
domani.*

Alla mia meravigliosa e grande famiglia, unica fonte della mia felicità.

Ringraziamenti

Guardando indietro, riesco a vedere come questo percorso di dottorato sia stato molto più di un percorso accademico: è stata un'esperienza di vita, fatta di scoperte, fatiche, entusiasmi e, soprattutto, piena di incontri con persone speciali e nobili. Tutte hanno lasciato un segno profondo non solo nelle pagine di questa tesi, ma anche nella mia formazione personale, e a loro va la mia gratitudine più sincera.

Un ringraziamento speciale va ai **Professori Mario Daniele Piccioni e Aginaldo Fraddosio**. A voi devo la mia crescita nella Scienza delle Costruzioni. Vengo da un background ingegneristico, ma da sempre rivolto all'informatica e all'Intelligenza Artificiale: ebbene, voi avete reso questa disciplina non solo comprensibile per me, ma soprattutto appassionante. Le vostre lezioni, i vostri confronti critici, la rigorosità con cui mi avete guidato e la libertà, che avete saputo concedermi, mi hanno consentito di costruire, giorno dopo giorno, il mio modo di pensare da ingegnere e da ricercatore in questo mondo nuovo per me. Grazie.

Un ringraziamento sentito va alla **Prof.ssa Anna Castellano**. Senza di lei, l'attività di ricerca in laboratorio sarebbe stata un'impresa ben più ardua, se non impossibile. Anna è stata fondamentale per me: con la sua esperienza infinita, la sua meticolosità nella preparazione delle prove sperimentali, la sua capacità di leggere i fenomeni fisici prima ancora di misurarli, mi ha insegnato come la teoria prende vita e come avrei potuto dare il mio contributo in questo ambizioso percorso di ricerca. Il suo contributo, silenzioso ma indispensabile, è scritto in ogni dato raccolto e in ogni configurazione sperimentale qui descritta. A lei la mia profonda riconoscenza. A questo lavoro ha contribuito in maniera significativa anche il **Geom. Francesco Paparella**: grazie per aver condiviso con me la sua grande esperienza nel settore, preziosa soprattutto nelle fasi più complesse della sperimentazione.

Un ringraziamento speciale va all'**Ing. Carlo Rainieri** per aver condiviso con me la sua profonda conoscenza nel tema di ricerca che ho affrontato. La lettura dei suoi contributi scientifici e i confronti critici avuti con lui, durante il mio percorso formativo, sono diventati pilastri su cui ho costruito le mie conoscenze in questi tre anni, strutturando un nuovo percorso di crescita professionale.

Un ringraziamento speciale va al mio co-tutor, il **Prof. Gregorio Andria**, che in questo prezioso percorso di crescita professionale, mi ha insegnato come la scelta di adottare il rigore scientifico non sia solo un modo per valorizzare un lavoro, ma anche un'opportunità scientifica che, se vissuta con passione, apre la mente verso nuove e profonde conoscenze, capaci ogni giorno di arricchire la mia ricerca.

INDICE

Introduzione.....	7
1. Strategie di Structural Health Monitoring (SHM) per le costruzioni in muratura.....	15
1.1 Fondamenti del monitoraggio strutturale.....	15
1.2 Modal-Based Damage Identification Methods (MBDIMS).....	17
1.2.1 Vantaggi e limiti dei metodi di identificazione del danno basati sulle proprietà modali.....	18
1.2.2 Classificazione dei metodi di identificazione del danno basati sulle proprietà modali	19
1.3 Il Problema Diretto e Inverso nell'Identificazione Dinamica.....	20
1.4 Innovazioni tecnologiche e sensoristica per la muratura.....	22
1.4.1 Sensori "Smart Brick" e sensori ceramici/capacitivi e cointegrazione non lineare	22
1.4.2 Integrazione con sistemi di rinforzo (CRM/FRCM) per il monitoraggio continuo e non invasivo.....	24
1.4.3 Interferometria radar per l'SHM di strutture in muratura.....	25
2. Fondamenti di dinamica delle strutture e identificazione modale.....	32
2.1 Modellazione strutturale.....	32
2.1.1 Sistema a un grado di libertà (SDOF).....	33
2.1.2 Sistema a più gradi di libertà (MDOF).....	40
2.1.3 Vibrazioni libere per un sistema MDOF.....	42
2.1.4 Analisi Modale.....	45
2.1.5 Significato fisico delle frequenze e delle forme modali.....	46
2.2 Modelli agli elementi finiti (FEM) e aggiornamento modale.....	47
2.2.1 Modellazione FEM di strutture in muratura.....	47
2.2.2 Model updating.....	48
2.3 Analisi Modale Operazionale (OMA).....	49
2.3.1 Principi e ipotesi di base.....	49
2.3.2 Metodi nel dominio della frequenza.....	52
2.3.3 Metodi nel dominio del tempo.....	53
2.3.4 Applicazione alle strutture in muratura.....	54

3.	Tecniche sperimentali di identificazione dinamica delle costruzioni in muratura.....	55
3.1	Considerazioni introduttive.....	55
3.2	Le tecniche accelerometriche.....	59
3.2.1	Principio di funzionamento dell'accelerometro.....	59
3.2.2	L'importanza del posizionamento degli accelerometri nella gestione del rumore in OMA.....	63
3.2.3	Stima delle funzioni di correlazione e di densità spettrale di potenza.....	65
3.3	L'Interferometria Radar.....	65
3.3.1	Principio di funzionamento di interferometro radar.....	66
3.3.2	Valutazione degli spostamenti effettivi.....	69
3.4	Il sistema IBIS-FS.....	73
3.5	Vantaggi e svantaggi accelerometria e interferometria radar.....	74
3.5.1	Vantaggi e svantaggi degli accelerometri.....	75
3.5.2	Vantaggi e svantaggi dell'interferometro radar.....	76
3.6	Stato dell'arte delle tecniche di identificazione dinamica per ponti in muratura...	77
3.7	Dalle tecniche tradizionali all'approccio ibrido: casi di studio a confronto.....	80
3.7.1	Caratterizzazione dinamica di ponti in muratura a tre archi in Puglia.....	82
3.7.2	Sintesi del caso di studio: viadotto delle Quebradas (Portogallo).....	89
4.	Fondamenti di Intelligenza Artificiale per l'identificazione dinamica delle strutture in muratura.....	95
4.1	Introduzione all'apprendimento automatico per lo SHM.....	95
4.2	Monitoraggio basato su vibrazioni e OMA automatizzata.....	96
4.3	Deep learning puramente data-driven per la predizione del danno.....	98
		100
4.4	Physics-Informed Machine Learning (PIML) e modelli ibridi.....	101
4.5	Encoder, Decoder e Autoencoder: definizioni e architetture di base.....	103
4.5.1	Encoder e Decoder nell'architettura sequence-to-sequence.....	103
4.5.2	Autoencoder: Architettura e Principi Fondamentali.....	106
4.5.3	Variational Autoencoder (VAE).....	107
4.5.4	Il ruolo dei Denoising Autoencoder (DAE).....	109

5. Caso di Studio: Identificazione dinamica delle proprietà modali del Ponte Borbonico di Lama Monachile in Polignano a Mare.....	111
5.1 Contesto e motivazioni.....	111
5.2 Descrizione dell'oggetto di studio.....	113
5.3 Setup sperimentale.....	116
5.3.1 Accelerometri.....	117
5.3.2 Interferometro radar.....	120
5.4 Acquisizione dei dati.....	127
5.4.1 Considerazioni preliminari e calibrazione strumentale.....	127
5.4.2 Procedura di acquisizione con software IBIS-FS Surveyor.....	128
5.4.2.1 Impostazione dei parametri di acquisizione.....	129
5.4.2.2 Verifica del Range Profile.....	130
5.4.2.3 Definizione dei parametri geometrici.....	130
5.4.2.4 Esecuzione delle osservazioni.....	131
5.4.3 Pre-elaborazione dei dati interferometrici con IBIS Data Viewer.....	132
5.5 Criticità nelle acquisizioni radar delle postazioni POS1 e POS3.....	138
5.5.1 Analisi del Range Profile e identificazione dei disturbi.....	138
5.6 Elaborazione dei dati accelerometrici con ARTeMIS Modal.....	140
5.6.1 Definizione del modello geometrico.....	141
5.6.2 Importazione dei dati e verifica dei parametri di acquisizione.....	142
5.6.3 Assegnazione dei gradi di libertà (DOF).....	142
5.6.4 Pre-processing dei segnali.....	143
5.6.5 Estrazione dei parametri modali con il metodo EFDD.....	144
5.6.6 Risultati dell'identificazione modale dai dati accelerometrici.....	144
5.7 Elaborazione dei dati interferometrici della POS5-7 con ARTeMIS Modal.....	147
5.7.1 Sincronizzazione e sottrazione del contributo strumentale.....	148
5.7.2 Analisi modale operativa dei segnali radar.....	150
5.7.3 Confronto tra risultati radar e accelerometrici: potenzialità e limiti.....	151
6. Deep Fusion - Approccio integrato di Reti Neurali per l'interpretazione dei risultati sperimentali del Ponte Borbonico di Lama Monachile.....	155

6.1	Motivazioni e obiettivi.....	155
6.2	Il problema del rumore nei segnali radar: analisi quantitativa.....	158
6.3	Denoising dei segnali radar mediante autoencoder.....	159
6.3.1	Preparazione del dataset.....	159
6.3.2	Allineamento temporale radar-accelerometri.....	160
6.3.3	Architetture degli autoencoder implementate.....	160
6.3.3.1	Autoencoder non supervisionato.....	161
6.3.3.2	Autoencoder residuale supervisionato.....	163
6.3.3.3	Autoencoder diretto supervisionato.....	164
6.3.4	Risultati del denoising.....	164
6.4	Sviluppo di script in linguaggio Python per l'Analisi Modale Operazionale (OMA).....	167
6.4.1	Verifica della qualità dei segnali interferometrici (OMA-range-bin.py).....	173
6.4.2	Analisi Modale Operazionale OMA (FSDD, pLSCF, SSI.py).....	174
6.4.3	Rilevamento automatico dei picchi.....	179
6.4.4	Stima degli smorzamenti (half-power).....	181
6.4.5	Analisi dei risultati ottenuti con gli script OMA sviluppati in Python.....	183
6.5	Deep Fusion: architettura Dual-Branch per l'integrazione radar-accelerometri.	190
6.5.1	Motivazione.....	190
6.5.2	Architettura della rete Dual-Branch.....	192
6.5.2.1	Ramo radar (alta densità spaziale) - Branch R.....	193
6.5.2.2	Ramo accelerometri (alta fedeltà temporale) - Branch A.....	194
6.5.2.3	Fusione dei due rami - Fusion Layer.....	195
6.5.2.4	Il meccanismo di attenzione nella rete Dual-Branch.....	195
6.5.2.5	Strati di output.....	196
6.5.3	La regola adattiva della soluzione implementata.....	196
6.5.4	Target di addestramento.....	197
6.5.5	Risultati.....	197
6.5.5.1	Visualizzazione e interpretazione delle forme modali stimate.....	199

6.5.6	Analisi di sensibilità della configurazione accelerometrica e prospettive del modello addestrato.....	201
7.	Discussione dei risultati, confronto con la letteratura e conclusioni.....	204
7.1	Sintesi dei contributi originali della ricerca.....	204
7.1.1	Denoising di segnali radar mediante autoencoder.....	204
7.1.2	Sviluppo di script Python open-source per l'OMA.....	205
7.1.3	Architettura Dual-Branch per la Deep Fusion radar-accelerometri.....	205
7.2	Confronto con la letteratura esistente.....	206
7.2.1	Verifica della formula predittiva di Coviello e Sabbà (2025).....	206
7.2.2	Confronto con approcci di OMA automatizzata.....	207
7.2.3	Confronto con approcci PIML e modelli ibridi.....	207
7.2.4	Posizionamento rispetto allo stato dell'arte della GBIR.....	208
7.3	Vantaggi dell'approccio integrato.....	208
7.3.1	Recupero di acquisizioni altrimenti scartate tramite data cleansing.....	208
7.3.2	Aumento della risoluzione spaziale delle forme modali.....	209
7.3.3	Automazione del processing e riproducibilità.....	209
7.4	Limitazioni dell'approccio proposto.....	210
7.4.1	Dipendenza dai dati di addestramento.....	210
7.4.2	Necessità di accelerometri per l'approccio supervisionato.....	210
7.4.3	Scarsa generalizzabilità ad altre strutture.....	210
7.4.4	Limitazioni nella classificazione del terzo modo.....	211
7.4.5	La non unicità del problema inverso nell'identificazione del danno.....	211
7.4.6	L'assenza di quantificazione dell'incertezza delle stime modali.....	211
7.4.7	La limitata capacità di separare effetti ambientali e danno.....	212
7.4.8	La debolezza della stima dello smorzamento con tecniche radar.....	212
7.4.9	La non stazionarietà dell'eccitazione in condizioni operative reali.....	213
7.4.10	L'ipotesi di linearità strutturale in presenza di fessure.....	213
7.5	Implicazioni per la pratica ingegneristica e future applicazioni pratiche delle tecniche sviluppate.....	214
7.5.1	Riduzione dei tempi e dei costi di ispezione.....	214
7.5.2	Monitoraggio non invasivo di beni vincolati.....	215

7.5.3	Supporto alla manutenzione programmata.....	215
7.5.4	Calibrazione di gemelli digitali (Digital Twins).....	215
7.5.5	Linee guida per l'utilizzo pratico.....	216
7.6	Sviluppi futuri della ricerca.....	217
7.6.1	Transfer learning per l'applicazione ad altri ponti.....	217
7.6.2	Implementazione in tempo reale su sistemi embedded.....	217
7.6.3	Integrazione con Physics-Informed Neural Networks (PINN).....	218
7.6.4	Monitoraggio a lungo termine e rilevamento del danno.....	218
7.6.5	Estensione a strutture diverse dai ponti.....	218
8.	Appendici.....	219
8.1	Appendice A: Specifiche tecniche della strumentazione.....	219
8.1.1	A.1 Accelerometri PCB 393B05.....	219
8.1.2	A.2 Sistema di acquisizione National Instruments cDAQ-9188.....	219
8.1.3	A.3 Interferometro radar IBIS-FS (IDS GeoRadar).....	220
8.2	Appendice B: Dettagli implementativi del codice sviluppato.....	220
8.2.1	OMA-range-bin.py.....	220
8.2.2	OMA-SV-FSDD-pLSCF.py.....	227
8.2.3	OMA-SV-FSDD-SSI.py.....	234
8.2.4	OMA-SV-automatico-EFDD.py.....	244
8.2.5	OMA-half-power.py.....	250
8.2.6	OMA-Dual-Branch.py.....	262
	Bibliografia.....	276

Introduzione

Gli eventi sismici degli ultimi decenni – da Assisi (1997) a L'Aquila (2009), da Emilia (2012) ad Amatrice (2016) – hanno drammaticamente evidenziato la fragilità delle strutture in muratura storica, a causa di crolli, danni ingenti e, purtroppo, anche perdita di vite umane. La necessità di valutare e migliorare la sicurezza sismica di queste opere è diventata una priorità nazionale. Le infrastrutture storiche in muratura: ponti, acquedotti, torri, edifici religiosi e civili sono risorse culturali, tecniche e identitarie di inestimabile valore e non sono solo testimonianze tangibili della storia e dell'ingegno delle civiltà passate, ma spesso, ancora oggi, possono avere una funzione attiva nelle reti di trasporto e nella vita quotidiana delle comunità, che rendono sempre più indispensabili gli interventi di consolidamento e adeguamento sismico di tali infrastrutture. Tuttavia, la conservazione di tali opere in condizioni di sicurezza è una sfida complessa, che coinvolge aspetti tecnici, economici, normativi ed etici, dove il vincolo fondamentale è la conservazione dell'integrità storica e architettonica del manufatto. Tipicamente non è possibile, né eticamente accettabile, applicare tecniche invasive che alterino irreversibilmente l'aspetto e la sostanza dell'opera. Da qui nasce l'esigenza di sviluppare e applicare metodologie di indagine non distruttive o debolmente distruttive, capaci di fornire informazioni quantitative sullo stato di conservazione e sul comportamento strutturale dell'opera senza compromettere l'integrità del bene.

Tuttavia, l'analisi strutturale di muraure storiche è spesso molto complessa perché presentano caratteristiche intrinseche che rendono particolarmente difficile tale processo. I materiali costituenti, come pietra, laterizio, malta, tufo, ecc., sono eterogenei, disomogenei e caratterizzati da proprietà meccaniche incerte. La geometria degli elementi strutturali è molto spesso irregolare, con variazioni significative delle sezioni e delle condizioni di vincolo. I manufatti storici generalmente subiscono, nel corso dei secoli, modifiche, aggiunte, interventi di restauro, ma anche danneggiamenti che alterano il comportamento strutturale originario, rendendo complessa la ricostruzione di un modello affidabile.

Il monitoraggio strutturale dello stato di salute (*Structural Health Monitoring*, SHM) delle costruzioni si configura come uno strumento essenziale per affrontare le sfide sopra descritte. Per SHM si intende l'insieme delle attività di rilevazione, elaborazione e interpretazione di dati sperimentali finalizzate a valutare lo stato di conservazione e il comportamento strutturale di un manufatto nel corso del tempo. Gli obiettivi principali

dello SHM includono: l'identificazione precoce di danni improvvisi o progressivi, il controllo delle prestazioni in condizioni di esercizio e in presenza di eventi eccezionali (terremoti, venti forti, alluvioni), la validazione e l'aggiornamento di modelli numerici, il supporto alla pianificazione di interventi di manutenzione e consolidamento.

Nel contesto delle strutture storiche in muratura, lo SHM assume una rilevanza particolare. La conoscenza approfondita del comportamento dinamico di un manufatto, attraverso tecniche di analisi modale, costituisce una sorta di "impronta digitale" che ne descrive le proprietà intrinseche, caratterizzando i parametri modali: le frequenze naturali, le forme modali e i rapporti di smorzamento. Qualsiasi alterazione della struttura, dovuta a degrado, danneggiamento o intervento, si riflette in una variazione di questi parametri. Il monitoraggio dinamico continuo o periodico dei segnali vibratori consente quindi di rilevare tempestivamente anomalie e di attivare, se necessario, procedure di allarme o approfondimenti diagnostici.

I metodi di identificazione dinamica del danno possono essere classificati secondo diversi criteri e i più ricorrenti nella letteratura scientifica sono: livelli di conoscenza sul danno, linearità del comportamento dinamico della struttura, dominio di analisi, i modelli matematici. In questo lavoro di tesi, l'attenzione è stata posta sui metodi nel dominio di analisi di tipo modale, anche detti *Modal-Based Damage Identification Methods* (MBDIMS), sono quelli basati sulle proprietà modali della struttura. Pertanto, le tecniche di analisi modale vengono utilizzate, non soltanto per calibrare e validare i modelli globali e locali, ma anche per caratterizzare il danno presente nelle strutture e implementare procedure di SHM.

Le tecniche di identificazione dinamica si dividono in tecniche di analisi modale sperimentale (*Experimental Modal Analysis*, EMA) e tecniche di analisi modale operativa (*Operational Modal Analysis*, OMA) in funzione del tipo di forzante utilizzata per generare le vibrazioni strutturali.

Nelle tecniche EMA la forzante è artificiale, nelle tecniche OMA è naturale (vento, traffico, ecc.). La tecnica di elezione per l'identificazione dinamica di grandi strutture civili o grandi costruzioni in muratura, è evidente che le tecniche OMA sono quelle più idonee a questo tipo di strutture.

A differenza dell'EMA, che richiede l'applicazione di forzanti artificiali e note, l'OMA sfrutta le eccitazioni ambientali naturalmente presenti: vento, micro-tremori e traffico

veicolare, per eccitare la struttura. Il grande vantaggio dell'OMA, dunque, è la sua non invasività: le prove possono essere eseguite senza interrompere l'esercizio della struttura, senza applicare carichi artificiali che potrebbero danneggiarla e senza richiedere costose attrezzature di eccitazione. L'input non è misurato, ma le tecniche di elaborazione del segnale, come la *Frequency Domain Decomposition* – FDD o la *Stochastic Subspace Identification* – SSI, consentono ugualmente di estrarre i parametri modali.

Nonostante i notevoli progressi compiuti dalle tecniche di identificazione dinamica per la caratterizzazione delle strutture e la diagnosi del danno, la loro applicazione alle costruzioni storiche in muratura si scontra ancora oggi con numerose criticità aperte. Tali criticità possono essere ricondotte, da un lato, agli aspetti legati alla qualità dei segnali vibratorii misurati e al rapporto tra informazione utile e disturbo, dall'altro, alla capacità dei modelli teorici di interpretare correttamente le vibrazioni rilevate ai fini di una affidabile valutazione dello stato di conservazione della struttura. L'applicazione dell'OMA a strutture in muratura storica presenta criticità specifiche. Le vibrazioni di interesse strutturale sono spesso caratterizzate da ampiezze estremamente ridotte, specialmente in condizioni di eccitazione ambientale, e risultano frequentemente mascherate da diverse componenti di disturbo. Il basso rapporto segnale-rumore, dovuto alla scarsa eccitabilità di strutture massicce e all'elevato smorzamento dei materiali lapidei, rende difficile l'estrazione di modi puliti. Tali componenti possono essere originate da molteplici fattori: le variazioni delle condizioni ambientali, le interazioni con elementi non strutturali, o fenomeni locali di disturbo legati al contesto in cui l'opera è inserita. Ne consegue che il segnale misurato presenta generalmente un basso rapporto segnale-rumore, rendendo difficoltosa l'estrazione delle informazioni dinamiche effettivamente riconducibili al comportamento strutturale. Per quanto riguarda l'identificazione dinamica del danno, gran parte dei modelli teorici proposti in letteratura possiede una validità di carattere generale, risultando potenzialmente applicabile a diverse tipologie strutturali. Tuttavia, le costruzioni in muratura presentano peculiarità – quali l'eterogeneità dei materiali, la non linearità del comportamento meccanico, la presenza di tessiture e connessioni complesse, la presenza di non linearità locali (fessure, distacchi, irregolarità geometriche) – che le rendono profondamente differenti da altre tipologie costruttive (quali il calcestruzzo armato o l'acciaio). Inoltre, le tecniche tradizionali di misura, basate su accelerometri, offrono un'elevata fedeltà temporale ma una bassa densità spaziale, limitando la ricostruzione dettagliata delle forme modali. Per tale ragione, molte tecniche di identificazione del

danno, sviluppate e validate prevalentemente su strutture moderne, si rivelano spesso inadeguate nel fornire risultati affidabili quando applicate a manufatti storici in muratura. La conseguente mancanza di robustezza e generalizzabilità costituisce un evidente ostacolo all'adozione sistematica di queste metodologie per la conservazione e la gestione del patrimonio culturale.

La presente ricerca di dottorato nasce dall'esigenza di superare i limiti delle tecniche tradizionali di identificazione dinamica per strutture storiche in muratura, proponendo un approccio integrato che combini sinergicamente due tecnologie di misura complementari, accelerometri e interferometria radar, con tecniche avanzate di *Deep Learning*.

L'interferometria radar da terra (*Ground-Based Synthetic Aperture Radar*, GB-SAR) rappresenta una tecnologia emergente per il monitoraggio dinamico contactless. A differenza degli accelerometri, che richiedono l'installazione a contatto sulla struttura (con conseguenti problemi di accessibilità, cablaggio e invasività), il radar opera a distanza misurando gli spostamenti lungo la linea di vista (*Line Of Sight*, LoS) con accuratezza sub-millimetrica e frequenze di campionamento fino a 200 Hz. Il vantaggio principale è l'elevatissima densità spaziale: un singolo radar può monitorare simultaneamente centinaia di *range bin*, ciascuno corrispondente a un punto sulla struttura. Tuttavia, l'applicazione del radar a muraure storiche, specialmente se realizzate in tufo, materiale scarsamente riflettente, è storicamente limitata da tre problemi fondamentali: basso rapporto segnale-rumore, *clutter* dinamici generati da elementi metallici (ringhiere, balaustre) e vibrazioni indotte dal treppiedi di supporto.

L'obiettivo principale di questa ricerca è sviluppare e validare una metodologia integrata e speditiva che, combinando le due tecniche di misura con architetture di *Deep Learning*, consenta di superare queste limitazioni e di ottenere una caratterizzazione modale ad alta risoluzione spaziale di ponti storici in muratura. Nello specifico, la ricerca si articola in tre contributi innovativi:

1. **Denoising di segnali radar mediante autoencoder.** Implementazione e confronto di tre architetture di *autoencoder* (non supervisionato, residuale supervisionato, diretto supervisionato) per la rimozione del rumore da segnali interferometrici radar. L'obiettivo è recuperare acquisizioni altrimenti scartate a causa del basso rapporto segnale-rumore o della presenza di clutter.

2. **Fusione profonda (*Deep Fusion*) di dati radar e accelerometrici.** Sviluppo di una rete neurale a doppio ramo che integra sinergicamente le due tecniche di misura, sfruttando l'alta fedeltà temporale degli accelerometri, che forniscono il riferimento affidabile per frequenze naturali e rapporti di smorzamento – con l'alta densità spaziale del radar interferometrico, capace di misurare lo spostamento in un numero significativamente maggiore di punti lungo la struttura. L'obiettivo è ottenere forme modali ad alta risoluzione spaziale, superando i limiti intrinseci di ciascuna tecnica se utilizzata singolarmente.
3. **Validazione sperimentale su un caso di studio reale.** Applicazione della metodologia al Ponte Borbonico di Lama Monachile (Polignano a Mare, Bari), ponte storico in tufo a cinque archi. La campagna di misura ha coinvolto l'installazione simultanea di 20 accelerometri monoassiali, posizionati a coppie (direzione orizzontale e verticale) in corrispondenza delle dieci chiavi di volta degli archi, e di un radar interferometrico IBIS-FS, operante in tre diverse postazioni (POS1, POS3, POS5-7) per catturare sia le componenti di spostamento orizzontali che quelle verticali. L'obiettivo è dimostrare l'efficacia dell'approccio proposto su una struttura reale, caratterizzata da tutte le criticità tipiche delle murature storiche: materiale scarsamente riflettente (tufo), geometria complessa, presenza di vegetazione e di elementi metallici (ringhiere) fonte di *clutter* dinamico.

La presente tesi è organizzata in sette capitoli, ciascuno dei quali affronta una fase specifica del percorso di ricerca.

Il **Capitolo 1** fornisce una panoramica delle strategie di *Structural Health Monitoring* (SHM) per le opere in muratura. Vengono illustrati i fondamenti del monitoraggio strutturale, con particolare attenzione alle specificità delle costruzioni storiche: eterogeneità dei materiali, incertezza delle proprietà meccaniche, geometrie irregolari, vulnerabilità sismica. Si introduce il problema diretto e inverso nell'identificazione dinamica e si discutono le innovazioni tecnologiche più recenti: sensori "smart brick", sensori ceramici/capacitivi, integrazione con sistemi di rinforzo *Composite Reinforced Mortar* (CRM) e *Fabric Reinforced Cementitious Matrix* (FRCM) per il monitoraggio continuo, e interferometria radar. Particolare rilievo è dato alla **cointegrazione non lineare** come tecnica statistica per distinguere le variazioni indotte dal danno da quelle dovute a fattori ambientali.

Il **Capitolo 2** espone i fondamenti della dinamica delle strutture e dell'identificazione modale. Vengono introdotti i modelli a singolo e multiplo grado di libertà (SDOF e MDOF), le equazioni del moto, le vibrazioni libere e il problema agli autovalori per l'estrazione di frequenze e forme modali. Si descrivono i modelli agli elementi finiti (FEM) e il processo di *model updating* per la calibrazione dei modelli numerici sui dati sperimentali. Il capitolo si concentra poi sull'**Analisi Modale Operazionale (OMA)**, illustrandone i principi, le ipotesi di base (linearità, stazionarietà, input a rumore bianco), e i principali metodi di identificazione: metodi nel dominio della frequenza (*Peak Picking*, *Frequency Domain Decomposition*, *Enhanced FDD*) e metodi nel dominio del tempo (*Stochastic Subspace Identification* e *ARMAV*). Vengono infine discusse le specifiche criticità dell'applicazione dell'OMA alle strutture in muratura.

Il **Capitolo 3** descrive le due tecniche sperimentali utilizzate nella ricerca per l'identificazione dinamica delle costruzioni in muratura: le **tecniche accelerometriche** e l'**interferometria radar**. Per entrambe vengono illustrati i principi fisici di funzionamento, le caratteristiche strumentali, le modalità di acquisizione e condizionamento del segnale. Particolare attenzione è dedicata alle operazioni di analisi del segnale: Trasformata di Fourier discreta (DFT), finestrazione (*windowing*), filtraggio, ricampionamento, stima delle funzioni di correlazione e di densità spettrale di potenza (metodo di Welch). Viene inoltre presentato il sistema interferometrico IBIS-FS, descrivendone le componenti, la scelta delle antenne, il posizionamento, e i criteri di valutazione della qualità del segnale (SNR, *clutter*). Il capitolo si chiude con una sintesi comparativa delle due tecniche, evidenziandone i rispettivi ambiti di applicazione ottimali e le possibili sinergie derivanti da un uso combinato.

Il **Capitolo 4** illustra i fondamenti teorici delle tecniche di Intelligenza Artificiale e *Deep Learning* utilizzate nella ricerca per l'identificazione dinamica di strutture storiche in muratura.

Dopo una panoramica sulle potenzialità e le criticità dell'applicazione degli algoritmi di *Machine Learning* allo SHM (scarsità di dati etichettati, sensibilità ambientale, limitata generalizzabilità), il capitolo presenta tre studi scientifici particolarmente rilevanti per l'attività di ricerca che è stata condotta nell'ambito del dottorato: l'automazione dell'OMA mediante clustering K-means (Standoli *et al.*, 2025), la predizione del danno con reti neurali guidate dalla meccanica (Liu *et al.*, 2025) e i modelli *Physics-Informed Machine Learning* (Mahar *et al.*, 2025; Mattiacci *et al.*, 2025).

Vengono quindi introdotte le architetture *encoder-decoder*, distinguendo l'*autoencoder* (ricostruzione dell'input attraverso un collo di bottiglia che apprende una rappresentazione latente compressa) dai modelli *sequence-to-sequence* (generazione di un output diverso dall'input). Si analizzano le proprietà della rappresentazione latente (dimensionalità ridotta, *disentanglement*, continuità, limitata interpretabilità fisica) e si descrivono il *Variational Autoencoder* (VAE), con il trucco della riparametrizzazione per gestire il campionamento stocastico, e il *Denoising Autoencoder* (DAE), addestrato a ricostruire segnali puliti da versioni corrotte dal rumore.

Il capitolo si conclude con una menzione alle applicazioni degli *autoencoder* al *denoising* di segnali vibratori e all'*anomaly detection* basata sull'errore di ricostruzione, fornendo le basi concettuali per gli sviluppi originali presentati nella tesi.

Il **Capitolo 5** presenta il caso di studio: il Ponte Borbonico di Lama Monachile. Vengono descritte la storia, la geometria, i materiali (tufo, malta, conci in pietra) e il contesto ambientale del ponte. Il capitolo illustra il setup sperimentale completo, con i dettagli della strumentazione (radar IBIS-FS, accelerometri PCB 393B05), le tre postazioni di misura (POS1, POS3, POS5-7) e i punti di misura corrispondenti alle chiavi di volta dei cinque archi. Nel capitolo vengono discusse le criticità riscontrate nei dati radar grezzi: basso rapporto segnale-rumore, *clutter* da ringhiere, vibrazioni del treppiedi. Successivamente, il capitolo presenta l'elaborazione dei dati accelerometrici mediante il software ARTeMIS Modal, utilizzando il metodo *Enhanced Frequency Domain Decomposition* (EFDD) per l'estrazione dei parametri modali. Vengono quindi descritte le procedure di sincronizzazione e sottrazione del contributo strumentale per i dati radar, implementate in MATLAB, e l'analisi modale dei segnali radar della postazione POS5-7 mediante il metodo *Frequency Domain Decomposition* (FDD). I risultati dell'identificazione modale sono presentati in termini di frequenze naturali, rapporti di smorzamento e forme modali per i primi tre modi di vibrare del ponte (7,35 Hz, 11,22 Hz, 16,61 Hz). Un confronto sistematico tra le stime ottenute dagli accelerometri e quelle ottenute dal radar evidenzia l'accuratezza della tecnica interferometrica (errori contenuti entro il 4% per i primi due modi) e le sue limitazioni alle frequenze più elevate (errore del -7,58% per il terzo modo). Il capitolo si conclude con una discussione sulla complementarità delle due tecniche e sulla necessità di un approccio integrato.

Il **Capitolo 6** descrive la metodologia di *denoising* basata su *autoencoder*. Dopo una sezione dedicata al *pre-processing* dei dati (segmentazione in finestre, normalizzazione,

allineamento temporale radar-accelerometri), vengono presentate le tre architetture implementate: *autoencoder* non supervisionato (addestrato su segnali radar puliti), *autoencoder* residuale supervisionato (stima della componente di rumore) e *autoencoder* diretto supervisionato (mappatura diretta). Per ciascuna architettura vengono riportati i parametri di addestramento, le metriche di valutazione e i risultati ottenuti sulle tre postazioni di misura. Inoltre, il capitolo 6 presenta la metodologia innovativa di fusione profonda (*Deep Fusion*), che è stata introdotta in questo lavoro di tesi. Viene descritta l'architettura a doppio ramo: il Branch A elabora i segnali accelerometrici (20 canali) estraendo le feature temporali e modali; il Branch R elabora i segnali radar *denoised* (oltre 50 *range bin*) estraendo le *feature* spazio-temporali; il *Fusion Layer* (con meccanismo di attenzione) combina i due flussi informativi. L'output del modello è costituito dalle forme modali ad alta risoluzione spaziale per i tre modi identificati (7.35 Hz, 11.22 Hz, 16.61 Hz).

Il **Capitolo 7** discute i risultati ottenuti, confrontando l'approccio proposto con la letteratura esistente nel campo dello SHM. Vengono evidenziati i vantaggi dell'approccio integrato (recupero di acquisizioni scartate, aumento della risoluzione spaziale delle forme modali, automazione del *processing*) e le sue limitazioni (dipendenza dai dati di addestramento, necessità di accelerometri per l'approccio supervisionato). Il Capitolo conclude la tesi con una sintesi dei contributi originali, le implicazioni per la pratica ingegneristica e gli sviluppi futuri della ricerca, tra cui il *transfer learning* per l'applicazione ad altri ponti, l'implementazione in tempo reale su sistemi *embedded* e l'integrazione con *physics-informed neural networks*.

Infine, le appendici riportano le specifiche tecniche della strumentazione utilizzata e i dettagli implementativi del codice sviluppato.

1. Strategie di Structural Health Monitoring (SHM) per le costruzioni in muratura

1.1 Fondamenti del monitoraggio strutturale

Il recente scenario internazionale, che ha caratterizzato l'ingegneria delle strutture, con significativo riferimento ai ponti e al patrimonio esistente, ha portato ad un approfondimento nell'ambito del monitoraggio dei manufatti e della loro identificazione, sia mediante consolidate tecniche (es. accelerometri) sia attraverso approcci innovativi (es. interferometria radar). In tale contesto si utilizza il termine di *Structural Health Monitoring* (SHM) per indicare l'insieme delle tecniche d'indagine sullo stato di salute delle strutture, ossia metodologie capaci di individuare in tempo reale eventuali danni e seguirne l'evoluzione. L'obiettivo primario è realizzare infrastrutture hardware (ad esempio, reti di sensori, IoT, WSN), software e modelli di Intelligenza Artificiale (algoritmi di *Machine Learning* e reti neurali - *Deep Learning*) in grado di prevenire eventi catastrofici, rilevando anticipatamente qualsiasi cambiamento anomalo nel comportamento strutturale.

Sebbene queste tecniche trovino applicazione su edifici ordinari, grandi infrastrutture e beni storici, il loro impiego sulle **strutture in muratura** presenta specificità uniche dovute alla natura eterogenea, anisotropa e non lineare del materiale. L'elevata sismicità del territorio italiano richiede l'adozione di metodologie efficaci per mitigare gli effetti dei terremoti, ma la salvaguardia del patrimonio storico richiede anche interventi non invasivi e rispettosi dell'autenticità. Lo scopo del monitoraggio, quindi, non è solo l'identificazione di danni improvvisi o progressivi, ma anche la valutazione delle prestazioni in condizioni di esercizio e durante eventi ambientali estremi.

I metodi di identificazione del danno strutturale, che sono stati approfonditi in questo studio, sono quelli basati sulle caratteristiche modali, detti *Modal-Based Damage Identification Methods* (MBDIMs), consentono di caratterizzare il danno strutturale presente in un sistema strutturale dalla variazione delle sue proprietà modali in seguito a danneggiamento.

Nel campo del monitoraggio strutturale, le misure di deformazione, frequenza e spostamento non sono costanti nel tempo, ma variano a causa di fattori esterni quali temperatura, umidità e carichi di traffico. La temperatura è spesso il fattore più influente,

capace di indurre variazioni nei parametri modali (frequenze naturali) di ampiezza superiore a quelle causate da un danno reale. Esiste pertanto una relazione di lungo periodo, tipicamente quasi-statica o ciclica, tra la risposta strutturale e le variabili ambientali: ad esempio, la deformazione di un ponte segue il ciclo termico diurno e stagionale. La definizione di questa relazione costituisce lo **stato di salute di riferimento** (baseline) della struttura.

Da un punto di vista statistico, una serie temporale si dice integrabile di ordine d , indicata come $I(d)$, se necessita di essere differenziata d volte per diventare stazionaria (cioè per perdere la sua dipendenza dal tempo) (Hamilton, 1994). Le variabili ambientali (ad esempio, la temperatura) e le risposte strutturali (ad esempio, le deformazioni) sono tipicamente serie $I(1)$: diventano stazionarie dopo una sola differenziazione. Due o più serie $I(1)$ si dicono cointegrate se esiste una loro combinazione lineare (o non lineare) che risulta stazionaria, ovvero se condividono un comune trend di lungo periodo. Nel caso del monitoraggio strutturale, la deformazione di un ponte e la temperatura ambiente sono cointegrate: la loro combinazione opportuna produce una serie residua stazionaria, che rappresenta l'equilibrio di lungo periodo del sistema. Un danno strutturale – invecchiamento, impatto di corpi estranei, sovraccarichi, degrado dei materiali – altera la rigidità e/o la massa del sistema, rompendo l'equilibrio precedente. Tale alterazione si manifesta come una deriva nei dati, deriva nei residui, ovvero un cambiamento anomalo del trend che non può più essere spiegato dalle sole variazioni ambientali. L'estensione non lineare della cointegrazione (discussa nel paragrafo §1.4.1) rimuove il vincolo di linearità, consentendo di modellare relazioni di equilibrio più complesse, come quelle che caratterizzano il comportamento della muratura in presenza di fessurazioni o degrado.

La sfida centrale dello SHM è proprio distinguere gli effetti ambientali da quelli del danno, evitando falsi allarmi.

A tal fine, la strategia classica prevede la **normalizzazione dei dati**, che "pulisce" le misure strutturali dall'influenza ambientale mediante modelli di regressione (es. temperatura vs frequenza) o la costruzione di una *baseline* virtuale che evolve con le condizioni ambientali. Più recentemente, l'impiego di modelli di Intelligenza Artificiale (AI) e reti neurali ha aperto nuove prospettive. Ad esempio, l'integrazione di AI e IoT per la diagnosi automatizzata di difetti visivi (rilevamento di *spalling* o conci mancanti) ha raggiunto accuratezze promettenti, con valori di *mean Average Precision* (mAP) superiori all'87%. Tuttavia, la principale criticità rimane la frequente indisponibilità di dati relativi

allo stato "sano" iniziale della struttura storica, necessari per definire una *baseline* affidabile. La ricerca futura è pertanto orientata verso sistemi di **monitoraggio diffuso** (*diffuse SHM*), capaci di integrare dati globali (vibrazioni) e locali (deformazioni) per una comprensione olistica del comportamento delle murature complesse.

1.2 Modal-Based Damage Identification Methods (MBDIMs)

L'idea fondamentale che sta alla base di questi metodi di identificazione del danno basati sulle proprietà modali è molto semplice ed intuitiva. Le proprietà modali di una struttura: le sue frequenze naturali, le forme con cui essa vibra e i suoi smorzamenti, non sono valori arbitrari, ma sono direttamente determinate dalle caratteristiche fisiche e meccaniche del sistema, ovvero dalle masse, dalle rigidità e dalle capacità dissipative dei materiali che la compongono. Ne consegue che qualsiasi alterazione di queste proprietà fisiche, come quella causata dall'insorgere di un danno, si riflette inevitabilmente in una variazione misurabile delle proprietà modali.

Per comprendere questo concetto in termini pratici, si consideri il caso di una struttura in muratura. L'apertura di una fessura in un elemento strutturale comporta una riduzione localizzata della sezione trasversale resistente. Questa riduzione si traduce in una diminuzione della rigidità locale dell'elemento, che a sua volta, per la ben nota relazione che lega la frequenza naturale alla rigidità e alla massa, provoca una variazione, tipicamente una riduzione delle frequenze naturali, dell'intera struttura, assumendo che la massa della struttura rimanga invariata (ipotesi generalmente valida poiché la massa del materiale interessato dalla fessura è trascurabile rispetto alla massa totale). Misurando questa variazione, è possibile risalire alla presenza del danno.

La relazione tra proprietà modali e proprietà meccaniche costituisce uno dei metodi di ispezione più antichi e intuitivi a disposizione dell'uomo. Come osservano Doebling *et al.* (1998) con una suggestiva considerazione, è probabile che l'uomo abbia praticato forme elementari di identificazione del danno basate su variazioni della risposta dinamica fin dalla preistoria, utilizzando tecniche acustiche rudimentali. Un esempio quotidiano di questo principio è la pratica, comune a molti, di battere con un oggetto rigido su una parete per individuare la presenza di un vuoto o di una discontinuità: il suono emesso, e quindi la frequenza di vibrazione della porzione di muro sollecitata, cambia sensibilmente a seconda

che al di sotto vi sia materiale compatto o una cavità. In forma certamente più raffinata e quantitativa, i metodi di identificazione del danno, basati sulle proprietà modali, estendono questo principio elementare al dominio dell'ingegneria strutturale, consentendo di diagnosticare lo stato di salute di ponti, torri, campanili e altri manufatti senza necessità di interventi invasivi.

1.2.1 Vantaggi e limiti dei metodi di identificazione del danno basati sulle proprietà modali

I metodi di identificazione del danno che si basano sulle proprietà modali offrono tre vantaggi fondamentali rispetto ad altre tecniche.

In primo luogo, le proprietà modali forniscono contemporaneamente informazioni sul comportamento globale e locale della struttura. I primi modi di vibrare, che sono anche i più facilmente rilevabili sperimentalmente, descrivono la risposta globale dell'opera. A differenza delle tecniche locali di diagnosi del danno, che richiedono di conoscere a priori il posizionamento dell'anomalia, i metodi basati sulle proprietà modali consentono di individuare la presenza di un danno anche senza conoscerne preventivamente la posizione.

In secondo luogo, le proprietà modali hanno una chiara e specifica interpretazione fisica e meccanica. I metodi che le utilizzano derivano da intuizioni basate sul comportamento reale della struttura, che li rende particolarmente affidabili. Questa caratteristica consente una maggiore comprensione dei fenomeni fisici sottesi al processo di danneggiamento e, di conseguenza, un più efficace controllo sui risultati ottenuti.

In terzo luogo, a differenza della risposta dinamica istantanea, che dipende dalle forzanti esterne applicate, le proprietà modali sono caratteristiche intrinseche della struttura, così come il danno stesso. Esse non dipendono dall'eccitazione ambientale o artificiale e, pertanto, non sono "contaminate" da fattori esterni al comportamento strutturale. Questo le rende particolarmente idonee per la caratterizzazione del danneggiamento.

Nonostante i vantaggi elencati, i metodi basati sulle proprietà modali presentano anche alcune criticità rilevanti, che devono essere attentamente considerate nella loro applicazione.

Il primo limite è di natura epistemologica: la capacità di cogliere il comportamento globale, che è stata appena presentata come un vantaggio, costituisce al contempo un limite. Il danno è infatti un fenomeno prevalentemente locale, ma le proprietà modali che

contengono la maggiore quantità di informazioni locali sono quelle associate ai modi di vibrare con frequenze naturali elevate. Purtroppo, questi modi sono difficilmente rilevabili sperimentalmente, specialmente su grandi strutture civili soggette a vibrazioni ambientali. Ne consegue che la caratterizzazione completa e dettagliata del danno risulta spesso compromessa.

Il secondo limite riguarda l'influenza dei fattori ambientali e operativi. Sebbene la teoria della dinamica delle strutture indichi che le proprietà modali dipendono esclusivamente dalle caratteristiche strutturali (masse, rigidezze, smorzamenti), nella pratica sperimentale si osserva che esse sono influenzate anche da variazioni termo-igrometriche, da condizioni operative variabili (ad esempio il livello di traffico su un ponte) e da altri fattori ambientali. Queste influenze generano variazioni delle proprietà modali di ampiezza spesso comparabile a quelle prodotte da un danno strutturale incipiente, rendendo difficile distinguere tra un reale degrado e una semplice fluttuazione ambientale. La ricerca scientifica sta tuttavia esplorando tecniche avanzate per separare questi due contributi, come sarà discusso nei paragrafi successivi.

Il terzo limite è di natura informativa: l'estrazione delle proprietà modali dalla risposta strutturale misurata costituisce una forma di compressione dei dati. Si passa da una mole potenzialmente enorme di dati (tutti i campioni temporali di tutti i segnali acquisiti) a un numero molto più ridotto di parametri modali (frequenze, smorzamenti, forme modali). Questa compressione comporta inevitabilmente una perdita di informazioni, tra le quali potrebbero esservi anche quelle necessarie per identificare alcuni tipi di danno, specialmente quelli localizzati o in fase iniziale.

1.2.2 Classificazione dei metodi di identificazione del danno basati sulle proprietà modali

I metodi di identificazione del danno basati sulle proprietà modali possono essere classificati in diverse categorie. In accordo con la classificazione proposta da Fan *et al.* (2011) e per gli scopi del presente lavoro, si distinguono le seguenti quattro tipologie:

1. **Metodi basati sulle frequenze naturali:** sfruttano le variazioni delle frequenze proprie della struttura in seguito a danneggiamento. Sono i più semplici da applicare, ma forniscono informazioni prevalentemente globali. Le frequenze naturali presentano il vantaggio di essere relativamente robuste rispetto al rumore

di misura, ma la loro sensibilità al danno è generalmente limitata a danni di entità significativa (Salawu *et al.*, 1997; Cawley *et al.*, 1979; Farrar *et al.*, 1998).

2. **Metodi basati sulle forme modali:** analizzano le variazioni delle deformate modali. Offrono maggiori informazioni locali rispetto alle sole frequenze. Tuttavia, per localizzare con precisione il danno, questi metodi spesso richiedono l'ausilio di algoritmi di ottimizzazione o tecniche avanzate di elaborazione del segnale (Fan *et al.*, 2011; Allemang *et al.*, 1982).
3. **Metodi basati sulla curvatura delle forme modali:** utilizzano la derivata seconda delle forme modali. Sono particolarmente sensibili a danni localizzati, ma richiedono un'alta densità spaziale di sensori per una ricostruzione accurata della curvatura. Pandey *et al.* (1991) sono stati tra i primi a proporre l'uso della curvatura modale per l'identificazione del danno, sfruttando la relazione diretta tra curvatura e rigidità flessionale della struttura (Wahab *et al.*, 1999).
4. **Altri metodi basati sulle proprietà modali e algoritmi di ottimizzazione:** all'interno di questa categoria rientrano, in particolare, i metodi che formulano l'identificazione del danno come un problema di ottimizzazione (ad esempio mediante algoritmi genetici, reti neurali o tecniche di calibrazione automatica dei modelli FEM). Per questa tipologia, nei paragrafi successivi, verranno trattati esclusivamente quelli basati su algoritmi di ottimizzazione, in quanto maggiormente rilevanti per gli sviluppi della presente ricerca. In letteratura, numerosi studi hanno dimostrato l'efficacia di approcci basati su algoritmi genetici (Mares *et al.*, 1996; Friswell *et al.*, 1998) e reti neurali artificiali (Betti *et al.*, 2015; Worden *et al.*, 2007) per la localizzazione e la quantificazione del danno.

1.3 Il Problema Diretto e Inverso nell'Identificazione Dinamica

Il primo strumento di analisi modale è l'**analisi modale operativa** (*Operational Modal Analysis*, OMA). Attraverso la valutazione delle caratteristiche modali, principalmente frequenze e forme, è possibile individuare le prestazioni della struttura sia in condizioni operative che ultime. Il percorso scientifico si articola nel passaggio dall'analisi dinamica classica (problema diretto, che determina la risposta a partire dalle sollecitazioni)

all'identificazione dinamica (problema inverso, che risale alle proprietà fisiche a partire dalla risposta misurata).

Il **problema diretto** è quello classicamente affrontato in fase progettuale. Nota la struttura (geometria, proprietà dei materiali, condizioni di vincolo) e noto il carico applicato (input), si determina la risposta strutturale (output) in termini di spostamenti, velocità, accelerazioni, tensioni e deformazioni. Matematicamente, si tratta di risolvere un sistema di equazioni differenziali, ordinarie o alle derivate parziali, con le condizioni iniziali e al contorno assegnate.

Il **problema inverso** è quello che caratterizza l'identificazione dinamica. Nota la risposta strutturale (misurata sperimentalmente) e nota (o parzialmente nota) l'eccitazione, si vogliono determinare le caratteristiche della struttura: masse, rigidezze, smorzamenti, frequenze naturali, forme modali. Si tratta di un problema tipicamente mal posto, nel senso che piccole variazioni nei dati misurati possono produrre grandi variazioni nella stima dei parametri, richiedendo tecniche di regolarizzazione e l'integrazione di informazioni a priori.

Nell'OMA, che costituisce il riferimento metodologico di questa tesi, il problema inverso è ulteriormente complicato dal fatto che l'input non è misurato. L'identificazione dei parametri modali deve quindi basarsi esclusivamente sui dati di output, assumendo opportune ipotesi statistiche sulla natura dell'eccitazione (tipicamente rumore bianco gaussiano).

Per le murature, modellare il comportamento dinamico è complesso a causa della dipendenza delle proprietà meccaniche (dei moduli elastici, della resistenza a trazione quasi nulla, etc.) dallo stato tensionale e dal grado di fessurazione. Le variazioni delle frequenze naturali, parametro chiave dell'SHM, non sono sempre direttamente imputabili a danni. Come già accennato, la ricerca recente ha dimostrato che fattori ambientali come la temperatura e l'umidità possono influenzare significativamente la rigidezza della muratura, alterando le frequenze tanto quanto un danno strutturale, rendendo necessarie tecniche avanzate per la pulizia dei dati (*data cleansing*).

1.4 Innovazioni tecnologiche e sensoristica per la muratura

La strategia SHM classica si basa su approcci *data-driven* (basati sui dati) che utilizzano sensori a contatto (accelerometri, estensimetri). Sebbene questa strategia sia vantaggiosa per i bassi costi, l'applicazione alla muratura richiede spesso approcci *model-based* (basati su modelli) a causa della difficoltà di distinguere il danno dalla variabilità operativa con soli dati statistici. Tra le innovazioni più significative per la muratura, nel monitoraggio strutturale, si segnalano nuovi strumenti ed approcci di seguito illustrati.

1.4.1 Sensori "Smart Brick" e sensori ceramici/capacitivi e cointegrazione non lineare

La ricerca ha sviluppato prototipi di sensori di tensione a basso costo (ceramici e capacitivi) da integrare direttamente nei giunti di malta. Test su campioni in scala hanno confermato l'efficacia di questi sensori nel monitorare l'andamento delle tensioni, permettendo di distinguere le variazioni di carico da quelle indotte dall'ambiente, grazie a tecniche di cointegrazione non lineare. Parallelamente, i mattoni "*smart*" rappresentano una nuova classe di sensori deformativi che consente un monitoraggio diffuso, validato su prototipi di edifici in muratura a grandezza naturale. La **cointegrazione non lineare** è una tecnica statistica, un'estensione del concetto classico di cointegrazione che permette di modellare relazioni di equilibrio di lungo periodo tra variabili non stazionarie, quando queste relazioni evolvono in modo non lineare, anziché strettamente proporzionale o lineare. Per comprendere la cointegrazione non lineare è necessario partire dal concetto base di **cointegrazione lineare**: Due o più serie temporali non stazionarie (cioè che tendono a "derivare" nel tempo senza tornare a un valore medio) si dicono cointegrate se esiste una combinazione lineare di esse che risulta stazionaria, ovvero se condividono un **comune trend di lungo periodo** nonostante le fluttuazioni di breve termine. La cointegrazione non lineare generalizza questo concetto rimuovendo il vincolo di linearità: la relazione di equilibrio di lungo periodo può assumere forme funzionali più complesse, come curve, soglie o cambiamenti di regime. Tale generalizzazione è necessaria per modellare fenomeni reali in cui le relazioni tra variabili non sono proporzionali o costanti nel tempo. È stato dimostrato che la cointegrazione non lineare permette di rappresentare:

- Effetti soglia: risposte diverse a seconda del livello raggiunto dalle variabili;

- Asimmetrie: meccanismi di aggiustamento per deviazioni positive vs negative dall'equilibrio;
- Cambiamenti di regime: parametri che variano al variare del contesto operativo;
- Forme funzionali complesse: relazioni che non sono esprimibili come semplici rette.

Nel campo del monitoraggio strutturale, la cointegrazione non lineare è stata recentemente introdotta per risolvere un problema critico: distinguere le variazioni del segnale dovute a danno strutturale da quelle causate da fattori ambientali (temperatura, umidità, vento). L'impostazione di fondo è la seguente:

- Le misure di risposta strutturale (deformazioni, frequenze, spostamenti) sono non stazionarie e influenzate sia da fattori ambientali che da eventuali danni.
- Esiste una relazione di equilibrio di lungo periodo tra la risposta strutturale e le variabili ambientali (ad esempio, la deformazione di un materiale che segue la temperatura).
- Un danno strutturale altera questa relazione di equilibrio, introducendo una "deriva" non riconducibile alle variazioni ambientali.

La cointegrazione non lineare, applicata ai dati di monitoraggio, permette di eliminare l'influenza dei fattori ambientali e di estrarre indicatori di danno (*damage-sensitive features*) che rimangono sensibili solo ai reali cambiamenti strutturali. Per le strutture in muratura, la cointegrazione non lineare è stata introdotta in una recente ricerca dell'Università di Perugia (Mattiacci *et al.*, 2025), definendo un nuovo approccio SHM, così strutturato:

1. Acquisizione simultanea di dati strutturali (ad esempio, deformazioni da *smart bricks*) e dati ambientali (temperatura, umidità relativa);
2. Modellazione della relazione non lineare tra variabili ambientali e risposta strutturale, mediante reti neurali o *Gaussian Process Regression*;
3. Estrazione dei residui della relazione di cointegrazione: se i residui sono stazionari, esiste cointegrazione; eventuali derive non stazionarie nei residui indicano la presenza di danno;
4. Monitoraggio nel tempo dei residui per il rilevamento precoce di anomalie.

I risultati su un edificio in muratura in scala reale (dotato di *smart bricks*) hanno dimostrato che questa strategia isola efficacemente le variazioni indotte dal danno (es. apertura di una fessura) sopprimendo le variazioni fuorvianti causate dalle fluttuazioni ambientali.

1.4.2 Integrazione con sistemi di rinforzo (CRM/FRCM) per il monitoraggio continuo e non invasivo.

Un campo di frontiera nell'ingegneria delle strutture esistenti è lo sviluppo di sistemi ibridi che combinano il rinforzo strutturale con il monitoraggio continuo (SHM). Tra le tecnologie disponibili per il miglioramento della sicurezza degli edifici in muratura e del patrimonio storico, i compositi fibrorinforzati a matrice inorganica – come il *Fabric Reinforced Cementitious Matrix* (FRCM) e il *Composite Reinforced Mortar* (CRM) - sono indubbiamente molto efficaci nel rinforzo di murature. In particolare, i sistemi CRM che impiegano reti preformate in GFRP (*Glass Fiber Reinforced Polymer*) si distinguono per la loro versatilità e compatibilità con i substrati storici.

Le reti in GFRP utilizzate nei sistemi CRM sono costituite da filati continui di fibra di vetro resistente agli alcali (AR-glass), tessuti o preformati e successivamente impregnati con resine termoindurenti che garantiscono la coesione e la protezione del fascio fibroso. La loro applicazione avviene mediante l'ancoraggio alla superficie muraria con connettori a L (spesso anch'essi in GFRP, sezione 7x10 mm) e la successiva ricopertura con malte a base di calce idraulica naturale. Quest'ultimo aspetto è cruciale per l'intervento sul patrimonio storico, poiché le malte calce garantiscono compatibilità fisico-chimica, traspirabilità e reversibilità, in accordo con le usuali prescrizioni delle Soprintendenze.

Uno studio recente (Moretti, De Santis, Mazzotta *et al.*, 2024) ha dimostrato la fattibilità dell'integrazione di sensori a fibra ottica a reticolo di Bragg (*Fibre Bragg Grating*, FBG) all'interno delle malte strutturali o direttamente sulle reti in GFRP. L'innovazione consiste nell'ospitare i sensori FBG, ovvero micromacchine ottiche in grado di rilevare deformazioni con elevata precisione, all'interno del sistema di rinforzo, creando un composito "intelligente" a duplice funzione: strutturale e sensoriale. I sensori FBG vengono incorporati nei seguenti modi:

1. Sulla rete GFRP: incollati o tessuti lungo i filati di vetro, misurano la deformazione del rinforzo in tempo reale;

2. Nei connettori a L: sensori FBG sono stati testati su barrette di collegamento in GFRP per monitorare l'efficacia dell'ancoraggio;
3. Nello strato di malta: posti in prossimità delle interfacce critiche, rilevano eventuali distacchi o concentrazioni di deformazione.

La fase sperimentale ha previsto prove di trazione diretta su provini in GFRP strumentati con FBG, validando le letture tramite Digital Image Correlation (DIC). I risultati hanno dimostrato l'affidabilità del sistema integrato CRM-FBG per scopi combinati di rafforzamento e SHM.

In sintesi, l'integrazione di reti GFRP (tipiche dei sistemi CRM) con sensori FBG consente di ottenere un sistema di rinforzo che non solo aumenta la resistenza meccanica e la duttilità della muratura (con incrementi di resistenza laterale documentati tra il 35% e il 40%), ma fornisce anche un monitoraggio continuo e non invasivo. Questi sistemi ibridi consentono di verificare in tempo reale l'efficacia del rinforzo e rilevare eventuali distacchi, degrado o fessurazioni non visibili a occhio nudo, superando i limiti delle tradizionali ispezioni visive periodiche.

1.4.3 Interferometria radar per l'SHM di strutture in muratura

Per superare i limiti dei sensori a contatto su strutture di difficile accesso (come archi, torri, ponti ad arco, campanili), l'interferometria radar si sta affermando come tecnica innovativa nel campo dello SHM. Sebbene un singolo radar non possa ricostruire completamente le forme modali 3D, l'uso simultaneo di due interferometri ha mostrato potenzialità significative per la misurazione a distanza delle vibrazioni di archi e volte in muratura. L'interferometria radar a terra (*Ground-Based Interferometric Radar*, GBIR) è una tecnica di telerilevamento che consente di misurare gli spostamenti di una struttura a distanza, senza necessità di contatto fisico o installazione di sensori. Il principio di funzionamento si basa sull'emissione di onde elettromagnetiche verso la struttura e sulla misurazione della differenza di fase tra il segnale emesso e quello riflesso: variazioni di fase nell'ordine di frazioni di lunghezza d'onda si traducono in spostamenti della superficie bersaglio con accuratezza sub-millimetrica. Tra gli strumenti più utilizzati in ambito civile e dei beni culturali si segnala l'IBIS-FS (IDS GeoRadar), un sistema basato su interferometria a microonde di cui parleremo nel capitolo 3.

Nonostante le indiscutibili potenzialità, l'interferometria radar presenta alcune limitazioni intrinseche che ne hanno ostacolato l'adozione diffusa nella pratica corrente. Una recente revisione sistematica della letteratura ha evidenziato che solo il 5% delle applicazioni GBIR su ponti riguarda strutture in muratura, a fronte del 95% su ponti in acciaio e cemento armato (Sotoudeh *et al.*, 2025).

Il limite più significativo è che gli spostamenti sono misurati esclusivamente lungo la linea di vista (*Line-of-Sight*, LoS) del radar; ciò significa che il radar registra solo la componente di moto diretta verso (o lontano da) lo strumento. Le componenti di spostamento ortogonali alla LoS (ad esempio, vibrazioni laterali o torsionali) non vengono rilevate. Di conseguenza, non è possibile ricostruire completamente il vettore di spostamento tridimensionale né, quindi, le forme modali 3D della struttura. A questo si aggiunge una seconda limitazione: il segnale radar può essere influenzato da effetti di multi-target, ovvero dalla presenza di più riflettori nella stessa cella di risoluzione, che rende complessa l'interpretazione del segnale.

Per superare queste criticità, la ricerca ha proposto una particolare strategia: l'uso simultaneo di due interferometri posizionati in diverse configurazioni geometriche. Castellano *et al.* (2022) hanno proposto un approccio teorico-sperimentale basato su due radar sincronizzati, validato sperimentalmente su di un campanile in muratura, che consente di ricostruire il vettore di spostamento 3D e, per estensione, le forme modali complete.

Un caso di studio rappresentativo dell'applicazione dell'interferometria radar a strutture in muratura "slanciate" (*slender masonry structures*) è stato condotto da Camassa *et al.* (2023) sul Faro di San Cataldo, situato in Puglia. L'obiettivo della ricerca è stato quello di verificare l'efficacia dell'interferometria radar nel rilevare e caratterizzare il danno in strutture in muratura a sviluppo verticale (torri, campanili, fari), dove le tecniche a contatto sono di difficile implementazione. Per il caso di studio è stato impiegato un sistema radar interferometrico un IBIS-FS, in configurazione *Real Aperture Radar* (RAR). Sono state eseguite Prove di Vibrazione Ambientale (AVT) per determinare le frequenze naturali della struttura in condizioni integre. Successivamente, è stato calibrato un modello numerico agli elementi finiti sulla base dei risultati sperimentali. Una volta calibrato il modello, sono stati simulati cinque scenari di danno ipotetici, coinvolgenti diverse parti della struttura (porzione basale, porzione mediana, sommità) e diversi gradi di

danneggiamento (riduzione locale del modulo elastico della muratura). Confrontando le frequenze naturali del modello danneggiato con quelle misurate sperimentalmente dal radar, i ricercatori hanno dimostrato che l'interferometro radar è in grado di rilevare il danno localizzato nella parte bassa della struttura (porzione basale) con elevata sensibilità. Per danni localizzati nelle parti alte, la sensibilità della tecnica è ridotta, a causa della minore ampiezza del segnale riflesso e della maggiore distanza. Lo studio dimostra la fattibilità dell'approccio per il monitoraggio periodico di torri e campanili, dove una riduzione delle frequenze naturali nel tempo può essere correlata a un degrado strutturale insorgente. Questo caso d'uso è particolarmente rilevante per la presente tesi perché:

1. Conferma l'applicabilità della tecnica a strutture in muratura storica di pregio.
2. Evidenzia sia le potenzialità (rilevamento del danno) sia i limiti (dipendenza dalla distanza e dalla porzione di struttura colpita).
3. Dimostra la necessità di integrare il radar con altre tecniche (modellazione numerica preliminare, possibilmente accelerometri per la calibrazione) per una caratterizzazione completa del danno.

Un caso particolare è la strategia di Sotoudeh *et al.* (2024), che propone l'integrazione della Realtà Aumentata (AR) con la tecnologia GBIR e rappresenta una delle innovazioni più recenti nel campo dell'SHM, con l'obiettivo di risolvere due criticità operative fondamentali: il posizionamento ottimale del radar e la gestione degli errori da multi-target.

Quando si utilizza un radar interferometrico per monitorare una struttura in muratura (un ponte ad arco, una torre o un campanile), l'operatore deve posizionare lo strumento in modo che il fascio di radiazione colpisca esattamente i punti di interesse della struttura. Tuttavia, il radar non "vede" la struttura; esso riceve segnali riflessi da tutto ciò che si trova all'interno del suo fascio, inclusi elementi di disturbo come alberi, veicoli passanti, elementi architettonici non significativi o anche il terreno retrostante.

Questo fenomeno è noto come effetto multi-target: quando più riflettori occupano la stessa cella di risoluzione (*range bin*), il segnale ricevuto è la somma coerente dei contributi di ciascuno. Il risultato è un'interpretazione ambigua dello spostamento misurato, poiché non è possibile distinguere quale dei bersagli si stia effettivamente muovendo. L'AR risolve questo problema sovrapponendo al video della scena reale (ripreso dalla telecamera del dispositivo) una visualizzazione in "tempo reale" del fascio di radiazione del radar.

L'operatore, muovendo il dispositivo, può vedere esattamente dove il radar sta "puntando" e quali porzioni della struttura sono effettivamente illuminate.

In pratica, il sistema AR conosce la posizione e l'orientamento del radar (ad esempio tramite sensori inerziali o tracciamento ottico) e calcola l'intersezione del fascio radar con la scena, utilizzando un modello 3D della struttura (acquisito preventivamente tramite laser scanner o rilievo fotogrammetrico), sovrapponendo un cono colorato o un'area evidenziata sul video in tempo reale e mostrando all'operatore quali parti della struttura sono effettivamente monitorate.

L'AR consente inoltre di controllare che i punti di interesse della struttura (ad esempio le chiavi di volta di un arco, le sommità dei piloni, le zone di attacco delle volte) ricadano effettivamente all'interno del fascio, e che non vi siano ostacoli tra il radar e la struttura (Figura 1.1).

Questo è particolarmente importante per le strutture in muratura, spesso caratterizzate da geometrie complesse e da elementi aggettanti che possono schermare porzioni significative.

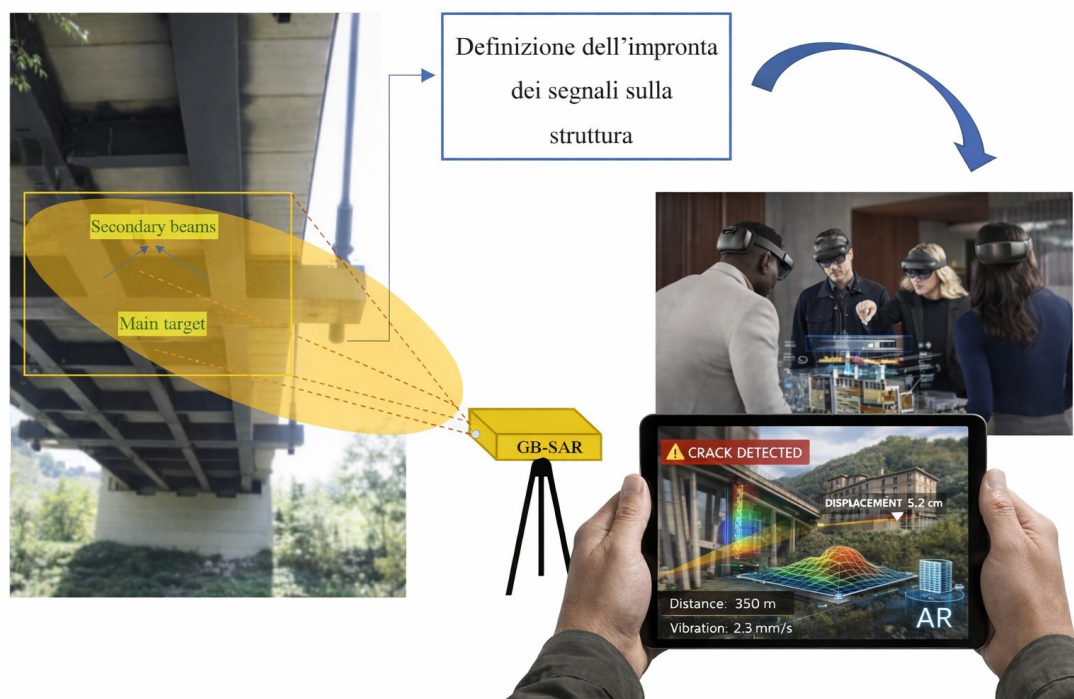


Figura 1.1: Visualizzazione in Realtà Aumentata dell'impronta del radar interferometrico (GB-SAR) su una struttura in muratura. L'interfaccia AR sovrappone al video della scena reale il cono di radiazione del radar (area evidenziata in verde/azzurro), consentendo all'operatore di controllare in tempo reale quali porzioni della struttura sono effettivamente illuminate (Immagine generata con l'Intelligenza artificiale e adattata al contributo di Sotoudeh et al., 2023)

L'approccio è stato validato in un caso di studio reale su di un ponte ferroviario a doppio binario in muratura, dove l'interfaccia AR ha consentito di:

- Verificare in tempo reale la corretta illuminazione dei piloni in muratura;
- Escludere dal campo di misura elementi di disturbo (quali la vegetazione circostante e i binari metallici adiacenti);
- Ottimizzare il posizionamento del radar per la cattura delle componenti di spostamento desiderate.

L'AR non agisce solo sul posizionamento: i dati acquisiti in condizioni controllate (garantite dalla guida AR) vengono successivamente elaborati con tecniche di processamento avanzato. In particolare, la ricerca ha dimostrato l'efficacia dell'*Empirical Mode Decomposition* (EMD) per separare i contributi di diversi target all'interno dello stesso *range bin*. L'EMD scompone il segnale radar in diverse "*layers*" (Funzioni Intrinseche di Modo), semplificando l'interpretazione anche in scenari complessi con bersagli multipli.

Nonostante i significativi progressi illustrati nei paragrafi precedenti, la letteratura scientifica e le applicazioni sperimentali più recenti evidenziano alcune sfide critiche ancora aperte per l'SHM delle opere in muratura. La prima, di natura epistemologica, riguarda il limite intrinseco delle singole tecniche di misura: gli accelerometri, pur fornendo stime accurate di frequenze e smorzamenti, soffrono di una bassa densità spaziale, specialmente su strutture estese o geometricamente complesse come ponti ad arco, torri o basiliche. D'altro canto, l'interferometria radar, sebbene capace di fornire informazioni spazialmente dense lungo la LoS, non riesce a catturare componenti di spostamento ortogonali al raggio e richiede un'attenta interpretazione delle fasi. La seconda sfida è di tipo computazionale e statistico: l'integrazione di flussi dati eterogenei (ad esempio, serie temporali accelerometriche a campionamento elevato vs. serie radar a diversa frequenza) richiede algoritmi in grado di apprendere in modo automatico le correlazioni cross-modali senza introdurre distorsioni. La terza sfida, infine, è la validazione su casi studio reali ad alta complessità storica e geometrica, dove le ipotesi semplificative dei modelli numerici (come l'omogeneità o l'isotropia) collassano e dove l'assenza di uno stato "sano" di riferimento rende indispensabile l'uso di dati sperimentali ricchi e ridondanti.

È in questo quadro di sfide che si inserisce il contributo innovativo della presente ricerca. L'originalità dell'approccio risiede nell'abbandono della classica strategia basata su un'unica famiglia di sensori a favore di un'integrazione sinergica e profonda – e non semplicemente parallela – di radarinterferometria e accelerometria. Mentre la letteratura ha proposto finora approcci di *data fusion* prevalentemente a livello di segnale o di *feature* lineari, il presente lavoro sviluppa una architettura neurale *Dual-Branch* di *Deep Fusion* capace di apprendere automaticamente la combinazione ottimale delle informazioni provenienti dalle due tecnologie.

Applicato al caso studio del **Ponte Borbonico di Lama Monachile** (Polignano a Mare), un ponte in pietra del XVIII secolo, l'approccio ha permesso di:

1. **Superare la scarsa densità spaziale** degli accelerometri (20 unità monoassiali posizionate alle chiavi degli archi) sfruttando più di 50 *range bin* radar, ottenendo forme modali (mode shapes) a risoluzione spaziale mai raggiunta prima su una muratura storica di tali dimensioni.
2. **Risolvere l'ambiguità direzionale del radar** mediante configurazioni multiple e l'apprendimento incrociato delle componenti orizzontali e verticali del moto.
3. **Validare sperimentalmente** l'intera procedura in condizioni di sola vibrazione ambientale (Operational Modal Analysis, OMA), dimostrando che la stima congiunta di frequenze naturali, rapporti di smorzamento e forme modali flessionali/torsionali è significativamente più accurata rispetto a quella ottenibile dalle singole tecniche o dal modello agli elementi finiti.

Tale risultato apre la strada a una nuova generazione di sistemi SHM per la muratura storica, nei quali il danno precoce (fessurazioni, cedimenti differenziali, degrado dei giunti) può essere rilevato non più solo come variazione di una frequenza globale, ma come alterazione localizzata della forma modale ad alta risoluzione, filtrando le variazioni ambientali grazie alla ridondanza informativa della fusione profonda. In sintesi, il contributo presentato risponde direttamente alle tre sfide aperte: (i) fornisce una soluzione alla bassa densità spaziale e alla dipendenza dalla linea di vista; (ii) introduce un metodo di *Deep Fusion* addestrabile per l'integrazione non lineare di dati eterogenei; (iii) dimostra la fattibilità su un ponte storico reale, ponendo le basi per futuri sistemi di monitoraggio

continuo e per la calibrazione di gemelli digitali (*digital twins*) delle murature monumentali.

2. Fondamenti di dinamica delle strutture e identificazione modale

2.1 Modellazione strutturale

La dinamica delle strutture è la disciplina che studia il comportamento dei sistemi strutturali soggetti a carichi variabili nel tempo. A differenza dell'analisi statica, in cui le forze applicate sono costanti o variano così lentamente da poter trascurare gli effetti inerziali, l'analisi dinamica considera esplicitamente il contributo delle forze di inerzia, che dipendono dall'accelerazione delle masse del sistema. I fenomeni dinamici, infatti, si distinguono da quelli statici in virtù della relazione tra le forze di inerzia e le forze esterne agenti sulla struttura: se le forze di inerzia sono trascurabili rispetto alle forze esterne, la risposta strutturale può essere determinata considerando soltanto queste ultime (fenomeno statico); al contrario, se le forze di inerzia sono comparabili rispetto alle forze esterne, per determinare la risposta strutturale è necessario considerare entrambi i tipi di forze (fenomeno dinamico).

Da ciò segue che per rappresentare correttamente la risposta dinamica di un sistema strutturale è necessario fornire una rappresentazione adeguata delle forze di inerzia, la quale può essere ottenuta attraverso la descrizione della posizione nel tempo di tutte le masse del sistema strutturale rispetto alla loro posizione iniziale, ovvero valutandone lo spostamento di ciascuna massa. Il numero di tutte le componenti di spostamento indipendenti, necessarie a tal scopo, è detto numero di *gradi di libertà* (*Degree of Freedom*, DOF) del sistema strutturale: ciascuna coordinata indipendente necessaria per definire univocamente la configurazione del sistema in ogni istante. Un punto materiale libero nello spazio possiede tre DOF (le tre coordinate cartesiane). Un corpo rigido nel piano possiede tre DOF (due traslazioni e una rotazione). Una trave continua, essendo costituita da infiniti punti materiali, possiede infiniti DOF. Per uno stesso sistema strutturale, il numero di gradi di libertà dinamici è solitamente inferiore rispetto al numero di gradi di libertà necessari per descriverne la risposta ad azioni statiche.

Un solido deformabile è un sistema a parametri distribuiti, costituito da infiniti elementi dotati di massa, ciascuno soggetto a forze di inerzia. Per descriverne il comportamento dinamico sarebbe necessario un modello continuo con infiniti gradi di libertà, le cui

equazioni del moto sono equazioni alle derivate parziali. Mentre per configurazioni semplici (geometrie regolari, materiali omogenei e condizioni al contorno elementari) è possibile ottenere una soluzione analitica in forma chiusa, anche se per la maggior parte dei casi reali tale soluzione non è disponibile o diviene estremamente complessa da ricavare. Per superare questa difficoltà si ricorre alla discretizzazione, che permette di rappresentare il sistema continuo con un modello discreto dotato di un numero finito di gradi di libertà. Le principali classi di modelli discreti sono: modelli a masse concentrate, modelli a spostamenti generalizzati e modelli FEM. Le equazioni del moto di questi modelli sono equazioni differenziali ordinarie, esprimibili in forma matriciale.

Nella pratica ingegneristica, i sistemi continui vengono discretizzati, cioè approssimati mediante un numero finito di DOF. La scelta del numero di DOF è un compromesso tra accuratezza della soluzione e costo computazionale.

Per i sistemi dinamici, i DOF che controllano le forze di inerzia sono generalmente meno di quelli necessari per una descrizione statica accurata, poiché le deformazioni locali influenzano poco le masse inerziali.

La discretizzazione più comune è quella agli elementi finiti (FEM – *Finite Element Method*), in cui la struttura viene suddivisa in un insieme di elementi di forma semplice (travi, piastre, solidi), ciascuno caratterizzato da un numero finito di nodi con associati i DOF. Le proprietà di massa e rigidità vengono assemblate in matrici globali, e l'equazione del moto assume la forma di un sistema di equazioni differenziali ordinarie.

2.1.1 Sistema a un grado di libertà (SDOF)

Il sistema discreto più semplice è quello a un solo grado di libertà (Single Degree of Freedom, SDOF), costituito da una massa concentrata m , una molla di rigidità k e in assenza di fenomeni dissipativi. L'equazione del moto è quella dell'oscillatore semplice e viene determinata esplicitando l'equilibrio delle forze agenti sulla massa m . Tuttavia, nella realtà esistono i sistemi smorzati, ovvero sistemi in cui l'energia cinetica e potenziale, cioè l'energia meccanica, si trasforma in altre forme di energia, come il calore. Questo modello, noto come “sistema massa-molla-smorzatore”, è uno smorzatore viscoso con coefficiente c (Figura 2.1), che rappresenta, in forma semplificata, il comportamento dinamico fondamentale di molte strutture reali.

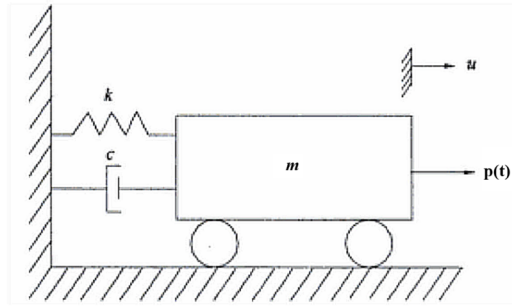


Figura 2: Sistema ad un solo grado di libertà (SDOF), denominato “sistema massa-molla-smorzatore”

Generalmente, si assume che la massa sia soggetta alla forza esterna $p(t)$, alla forza di inerzia f_I , alla forza elastica f_E e alla forza dissipativa f_V . Applicando la *seconda legge di Newton* o il *principio di d'Alembert* si ottiene:

$$f_I + f_V + f_E = p(t)$$

Si ipotizza che il sistema abbia comportamento elastico lineare e sia soggetto a smorzamento viscoso, dove la forza dissipativa f_V ha un'intensità proporzionale alla velocità:

$$f_V = c \dot{u}$$

dove c è il coefficiente di smorzamento e $\dot{u}$ la velocità del corpo. In tal caso, l'equazione del moto assume la seguente forma:

$$m \ddot{u}(t) + c \dot{u}(t) + k u(t) = p(t)$$

dove $u(t)$, $\dot{u}(t)$ e $\ddot{u}(t)$ rappresentano rispettivamente lo spostamento, la velocità e l'accelerazione della massa m , k è la rigidezza associata alla forza elastica f_E e c è il coefficiente di smorzamento viscoso associato alla forza dissipativa.

Assumendo che la forza esterna $p(t)$, nonché le proprietà inerziali m , le proprietà dissipative c e le proprietà elastiche k del sistema siano note, la risposta dinamica del sistema è data dallo spostamento $u(t)$ che, per ciascun istante di tempo, soddisfa sia l'equazione del moto sia le condizioni iniziali del moto:

$$u(0) = u_0 \text{ e } \dot{u}(0) = \dot{u}_0$$

dove u_0 e $\dot{u}_0$ rappresentano la posizione e la velocità iniziale della massa m e sono dati noti del problema.

In questo lavoro di tesi, lo studio delle vibrazioni libere (nessuna forzante $p(t) = 0$) assume un ruolo fondamentale nella Dinamica delle Strutture, in quanto consente di definire le cosiddette *proprietà modali* del sistema strutturale. Per cui, di seguito, si presenta solo lo studio delle vibrazioni libere con l'analisi dei diversi approcci utili per determinare la risposta del sistema e di maggiore interesse ai fini dello studio dell'identificazione dinamica delle strutture.

Nel caso di un sistema non smorzato ($c = 0$) e in assenza di forze esterne ($p(t) = 0$), si ha l'oscillatore armonico libero:

$$ku + m\ddot{u} = 0$$

Dove u è lo spostamento e $\ddot{u}$ la derivata seconda dello spostamento rispetto al tempo. Si perviene, dunque, ad un'equazione differenziale lineare del secondo ordine a coefficienti costanti e omogenea, la cui soluzione generale è del tipo:

$$u(t) = A \cos \omega t + B \sin \omega t$$

con:

$$\omega = \sqrt{\frac{k}{m}}$$

La quantità ω è la pulsazione naturale del sistema (rad/s), mentre la frequenza naturale è $f = \omega/(2\pi)$ [Hz] e il periodo naturale è $T = 1/f$ [s].

Per determinare le costanti di integrazione A e B imponiamo le condizioni iniziali al tempo $t=0$:

- $u(0) = u_0$;
- $\frac{du}{dt} = v_0$.

E la soluzione generale diventa:

$$u(t) = u_0 \cos \omega t + \frac{v_0}{\omega} \sin \omega t$$

Il moto descritto dall'equazione è armonico quindi periodico e il *periodo* del moto si ricava imponendo:

$$\omega T = 2\pi$$

$$T = \frac{2\pi}{\omega}$$

E la *frequenza* f è il suo inverso.

Con semplici trasformazioni trigonometriche possiamo riscrivere la soluzione nel seguente modo:

$$u(t) = C \sin(\omega t + \alpha)$$

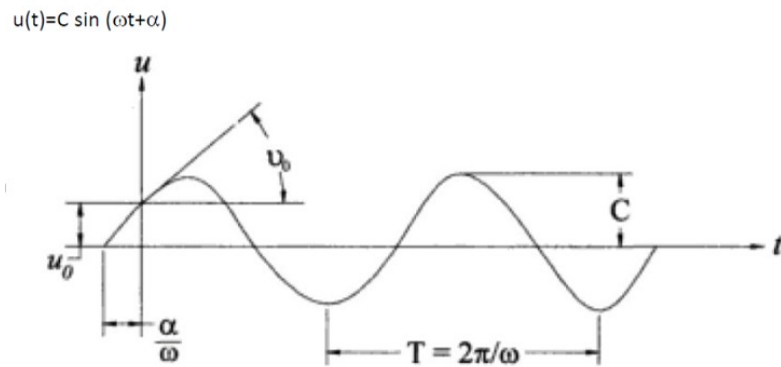


Figura 2.2: Vibrazioni libere di un sistema non smorzato e non sottoposto all'azione di forze esterne $p(t)$: Soluzione dell'equazione differenziale

In presenza di smorzamento viscoso ($c > 0$) e in assenza di forzante ($p(t) = 0$), l'equazione del moto diventa:

$$m\ddot{u} + c\dot{u} + ku = 0$$

Una soluzione che soddisfa tale equazione è l'esponenziale:

$$u(t) = C e^{pt}$$

Sostituendo nell'equazione ottengo:

$$mCp^2 e^{pt} + cCp e^{pt} + kC e^{pt} = 0$$

Da essa si ricava un'equazione caratteristica del sistema di incognita p :

$$mp^2 + cp + k = 0$$

La soluzione di questa equazione di 2° grado è:

$$p_1, p_2 = -\frac{c}{2m} \pm \sqrt{\left(\frac{c}{2m}\right)^2 - \frac{k}{m}}$$

La soluzione dell'equazione differenziale è data dalla sovrapposizione delle due soluzioni possibili:

$$u(t) = C_1 e^{p_1 t} + C_2 e^{p_2 t}$$

Dove C_1 e C_2 sono costanti di integrazione che si determinano sulla base delle condizioni iniziali.

La soluzione dipende dal valore sotto radice, ci sono tre casi:

- Se il valore è nullo, siamo nel caso di smorzamento critico $c = c_{cr}$ ($\zeta = 1$);
- Se il valore è positivo, il sistema è sovrasmorzato con $c > c_{cr}$ ($\zeta > 1$);
- Se il valore è negativo, il sistema è sottosmorzato con $c < c_{cr}$ ($\zeta < 1$).

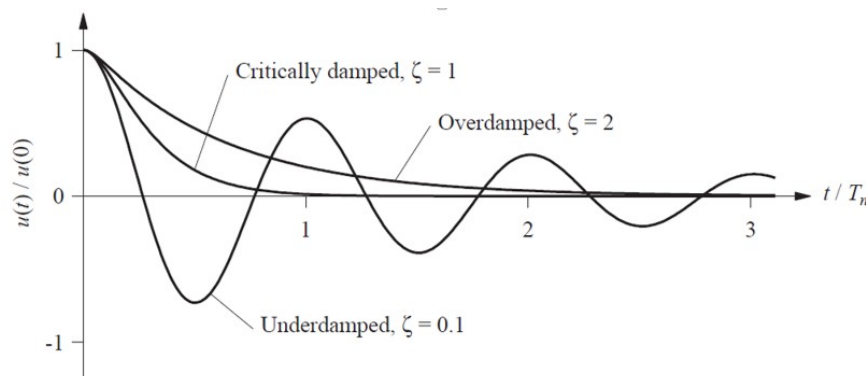


Figura 2.3: Vibrazioni libere di un sistema soggetto a Smorzamento Critico (Critically damped), Sovrasmorzato (Overdamped) e Sottosmorzato (Underdamped)

Con ζ si definisce il *coefficiente di smorzamento modale* (damping ratio oppure fraction of critical damping).

Il caso caratterizzato da oscillazioni e dunque di interesse dinamico è il terzo, in cui:

$$p_1, p_2 = -\frac{c}{2m} \pm i \sqrt{\frac{k}{m} - \left(\frac{c}{2m}\right)^2}$$

Dove $i = \sqrt{-1}$

Sfruttiamo le *equazioni di Eulero* che mettono in relazione le funzioni esponenziali e trigonometriche:

$$e^{ix} = \cos x + i \sin x$$

$$e^{-ix} = \cos x - i \sin x$$

Con le opportune sostituzioni si ha infine:

$$u(t) = e^{-\frac{c}{2m}t} (A \cos \omega_D t + B \sin \omega_D t)$$

A e B sono costanti di integrazione e ω_D è la *frequenza smorzata* del sistema data da:

$$\omega_D = \sqrt{\frac{k}{m} - \left(\frac{c}{2m}\right)^2}$$

Oppure

$$\omega_D = \omega \sqrt{1 - \zeta^2}$$

Dove $\omega = \sqrt{\frac{k}{m}}$ e $\zeta = \frac{c}{c_{cr}}$ e $c_{cr} = 2\sqrt{km}$.

Considerando le condizioni iniziali $u(0) = u_0$ e $\dot{u}(0) = v_0$, per un sistema sottosmorzato la soluzione generale è:

$$u(t) = e^{-\zeta\omega t} \left(u_0 \cos \omega_D t + \frac{v_0 + u_0 \zeta \omega}{\omega_D} \sin \omega_D t \right)$$

Tale espressione può anche essere scritta nel seguente modo:

$$u(t) = C e^{-\zeta\omega t} \cos(\omega_D t - \alpha)$$

Con $C = \sqrt{u_0^2 + \frac{(v_0 + u_0 \zeta \omega)^2}{\omega_D^2}}$ e $\tan \alpha = \frac{(v_0 + u_0 \zeta \omega)}{\omega_D u_0}$

Il grafico della soluzione precedente nel caso sia assegnato un valore $u(0) = u_0$ e $\dot{u}(0) = 0$ è illustrato in Figura 2.4 in cui si evidenzia che il moto è oscillatorio ma non periodico.

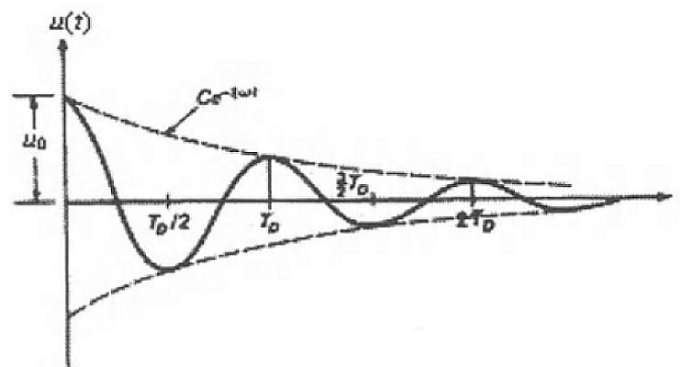


Figura 2.4: Vibrazioni libere di un sistema Sottosmorzato e non sottoposto all'azione di una forzante $p(t)$

Infatti, l'ampiezza è decrescente ma assume valori di massimo relativo ad intervalli di tempo uguali, tale intervallo è definito *periodo di vibrazione smorzato*:

$$T_D = \frac{2\pi}{\omega_D} = \frac{2\pi}{\omega\sqrt{1-\zeta^2}}$$

Per le strutture reali il coefficiente $2\% \leq \zeta \leq 10\%$, pertanto, anche considerando il valore massimo di $\zeta = 0.10$, si avrebbe:

$$\omega_D = 0.995 \omega$$

In pratica il valore della frequenza naturale del sistema smorzato è pari alla frequenza naturale dell'analogo sistema non smorzato:

$$\omega_D \cong \omega$$

Per determinare sperimentalmente il coefficiente viscoso c si può utilizzare il *metodo del decremento logaritmico* δ che è dato dal logaritmo naturale del rapporto tra due picchi successivi di ampiezza in spostamento u_1 e u_2 o in accelerazione $\ddot{u}_1$ e $\ddot{u}_2$:

$$\delta = \ln \frac{u_1}{u_2} \quad \text{oppure} \quad \delta = \ln \frac{\ddot{u}_1}{\ddot{u}_2}$$

In particolare, si pone il sistema in vibrazione libera e si rivela sperimentalmente la risposta in termini di spostamento o accelerazione attraverso, ad esempio, l'uso di accelerometri.

La risposta è data analiticamente dalla funzione:

$$u(t) = Ce^{-\zeta\omega t} \cos(\omega_D t - \alpha)$$

Considero lo spostamento di due punti in coincidenza di due picchi consecutivi della funzione:

$$u_1 = Ce^{-\zeta\omega t_1}$$

$$u_2 = Ce^{-\zeta\omega(t_1 + T_D)} \quad \text{Il decremento logaritmico sarà dato da:}$$

$$\delta = \ln \frac{u_1}{u_2} = \zeta\omega T_D \quad T_D = \frac{2\pi}{\omega_D} = \frac{2\pi}{\omega\sqrt{1-\zeta^2}}$$

$$\delta = \frac{2\pi\zeta}{\sqrt{1-\zeta^2}} \quad \delta = 2\pi\zeta$$

$$\delta = 2\pi\zeta \quad \zeta = \frac{\delta}{2\pi}$$

$$c = \zeta c_{cr} \quad c_{cr} = 2\sqrt{km}$$

La soluzione dipende dal valore del coefficiente di smorzamento critico $c_{cr} = 2\sqrt{km}$. Si definisce *rapporto di smorzamento* (damping ratio) $\zeta = c/c_{cr}$. A seconda del valore di ζ si distinguono tre regimi:

- **Sottosmorzato** ($0 < \zeta < 1$): il sistema oscilla con ampiezza decrescente esponenzialmente. La pulsazione smorzata è $\omega_D = \omega\sqrt{1-\zeta^2}$. Questo è il caso di interesse per le strutture civili, dove tipicamente ζ è compreso tra 2% e 10%.
- **Smorzamento critico** ($\zeta = 1$): il sistema ritorna nella posizione di equilibrio senza oscillare, nel minimo tempo possibile.
- **Sovrasmorzato** ($\zeta > 1$): il sistema ritorna nella posizione di equilibrio senza oscillare, ma più lentamente.

Per le strutture reali, lo smorzamento è un parametro difficile da modellare analiticamente, poiché dipende da molteplici meccanismi dissipativi (attrito tra conci, micro-fessurazioni, interazione con elementi non strutturali, etc.). La sua stima sperimentale è quindi di fondamentale importanza.

La modalità con cui avviene il moto dipende, al netto della perturbazione iniziale, soltanto dalle caratteristiche proprie dell'oscillatore. Di conseguenza le grandezze di periodo, frequenza e pulsazione definite in precedenza sono caratteristiche intrinseche alla struttura stessa e vengono definite:

- *Pulsazione naturale o pulsazione propria*: $\omega_n = \sqrt{\frac{k}{m}}$
- *Periodo naturale o periodo proprio*: $T_n = \frac{2\pi}{\omega_n}$
- *Frequenza naturale o frequenza propria*: $f_n = \frac{1}{T_n} = \frac{\omega_n}{2\pi}$

2.1.2 Sistema a più gradi di libertà (MDOF)

Le strutture reali non possono essere descritte da un singolo DOF. Un telaio multipiano, un ponte o una torre richiedono modelli a più gradi di libertà (Multi Degree of Freedom, MDOF). Applicando il principio di D'Alembert per un sistema discretizzato con n DOF si

possono ricavare le n equazioni accoppiate del moto. In generale, l'equazione del moto si scrive in forma matriciale:

$$[M]\{\ddot{u}\} + [C]\{\dot{u}\} + [K]\{u\} = \{p(t)\}$$

dove:

- $[M]$ è la matrice delle Masse ($n \times n$), simmetrica e definita positiva;
- $[C]$ è la matrice di smorzamento ($n \times n$);
- $[K]$ è la matrice di rigidezza ($n \times n$), simmetrica e definita positiva;
- $\{u\}$ è il vettore degli spostamenti nodali;
- $\{p(t)\}$ è il vettore delle forze esterne.

L'analisi modale classica, definita per sistemi non smorzati, può essere estesa ai sistemi smorzati a condizione che lo smorzamento sia di tipo **proporzionale** (o classico). In questo caso, le forme modali reali del sistema non smorzato diagonalizzano anche la matrice di smorzamento, consentendo il disaccoppiamento delle equazioni del moto.

Un caso particolare e frequentemente utilizzato di smorzamento proporzionale è lo smorzamento di Rayleigh, in cui la matrice di smorzamento è espressa come combinazione lineare delle matrici di massa e rigidezza:

$$[C] = \alpha[M] + \beta[K]$$

dove α e β sono coefficienti scalari da determinare. Questa formulazione è ampiamente adottata per la sua semplicità, ma rappresenta solo uno dei possibili modelli di smorzamento proporzionale.

Per sistemi con smorzamento non proporzionale, invece, le forme modali reali non diagonalizzano la matrice di smorzamento e il disaccoppiamento delle equazioni richiede una formulazione nello spazio di stato, con autovettori complessi.

Per una struttura come il ponte in muratura oggetto di questa tesi, i DOF corrispondono agli spostamenti (orizzontali e verticali) dei nodi della discretizzazione. Nel caso specifico del ponte di Lama Monachile, l'attenzione è focalizzata sui tre modi principali (traslazionale laterale, torsionale-flessionale accoppiato, flessionale verticale), che possono essere descritti efficacemente con un modello MDOF di ordine ridotto.

2.1.3 Vibrazioni libere per un sistema MDOF

Come già per i sistemi SDOF, è particolarmente rilevante studiare le oscillazioni libere del sistema non smorzato che, per i sistemi MDOF permette l'individuazione dei modi di vibrazione naturali del sistema, che costituiranno l'elemento base per il calcolo della risposta a qualsiasi tipo di azione, comprese quelle sismiche. Essi sono una caratteristica intrinseca del sistema, che ne caratterizza le proprietà dinamiche (n frequenze naturali/periodi naturali, n modi o forme naturali di vibrazione).

Per un sistema a più gradi di libertà, l'equazione del moto in condizioni di oscillazioni libere del sistema non smorzato si traduce in:

$$[M]\{\ddot{u}(t)\} + [K]\{u(t)\} = \{0\}$$

In queste condizioni, per risolvere l'equazione del moto è necessario studiare gli autovalori e gli autovettori del sistema.

Si assume che la soluzione sia rappresentata dal prodotto di un vettore costante $\{\phi\}$ moltiplicato per una funzione scalare del tempo λ appartenente al dominio dei numeri complessi ($\lambda \in \mathcal{C}$).

$$\{u(t)\} = \{\phi\} e^{\lambda t}$$

Sostituendo questa espressione nell'equazione del moto $[M]\{\ddot{u}(t)\} + [K]\{u(t)\} = \{0\}$ si ottiene:

$$(\lambda^2 [M] + [K])\{\phi\} = \{0\} \text{ e quindi: } (\lambda^2 [M] + [K])\{\phi\} = \{0\}$$

Quest'ultimo sistema lineare ammette soluzioni non banali solo se $\det(\lambda^2 [M] + [K]) = 0$.

Poiché sia la matrice $[M]$ che $[K]$ sono simmetriche e definite positive, il problema agli autovalori così descritto ammette come soluzione n coppie di autovalori reali λ_i^2 con i corrispondenti autovettori $\{\phi\}^i$.

Gli autovettori $\{\phi\}^i$ definiscono la forma geometrica dei modi propri di vibrare (*forme modali*) del sistema in assenza di forzante.

In pratica la soluzione si compone di una combinazione lineare di n espressioni simili alla soluzione dell'oscillatore ad un grado di libertà.

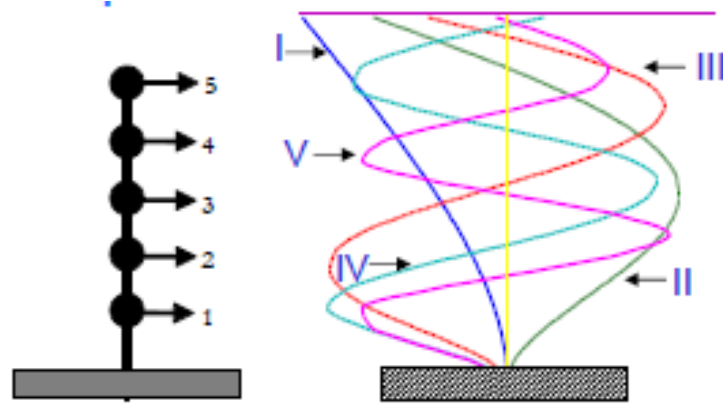


Figura 2.5: Forme modali di un sistema a 5 DOF

Ognuna delle n oscillazioni armoniche ha pulsazione ω_j e una frequenza naturale $f_j = \omega_j/(2\pi)$ [Hz]. A ciascuna pulsazione naturale corrisponde un autovettore $\{\phi_j\}$, associato all'autovalore λ_j , detto *forma modale* o *modo di vibrare*, che descrive la configurazione deformata della struttura quando oscilla a quella frequenza.

$$\{u_j(t)\} = \{\phi_j\} e^{\lambda_j t}$$

$$\{u(t)\} = \sum_{j=1}^n \{\phi_j\} (A_j \cos \omega_j t + B_j \sin \omega_j t)$$

Per definire completamente il moto complessivo, come nel caso dei sistemi SDOF, è necessario conoscere le condizioni iniziali di spostamento e velocità del sistema $u(0) = u_0$ e $\dot{u}(0) = v_0$.

Le forme modali godono di una proprietà fondamentale: l'*ortogonalità* rispetto alle matrici di massa e di rigidezza, dei vettori modali i e j corrispondenti alle frequenze ω_i e ω_j :

$$\{\phi\}_i^T [M] \{\phi\}_j = 0 \quad \text{for } i \neq j$$

$$\{\phi\}_i^T [M] \{\phi\}_j = 1 \quad \text{for } i = j$$

$$\{\phi\}_i^T [K] \{\phi\}_j = 0 \quad \text{for } i \neq j$$

$$\{\phi\}_i^T [K] \{\phi\}_j = \omega_i^2 \quad \text{for } i = j$$

Gli autovettori normalizzati sono le componenti della *matrice modale* del sistema a n gradi di libertà:

$$[\Phi] = \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} \cdots & \phi_{1n} \\ \phi_{21} & \phi_{22} \cdots & \phi_{2n} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \phi_{n1} & \phi_{n2} \cdots & \phi_{nn} \end{bmatrix}$$

Con:

$$\phi_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sqrt{\sum_{k=1}^n m_k a_{kj}^2}}$$

Dove a_{ij} è la componente i -esima del j -esimo autovettore non normalizzato (cioè una soluzione qualsiasi del problema agli autovalori $[K] - \omega_j^2 [M] \{a_j\} = \{0\}$), m_k è la massa associata al k -esimo grado di libertà (DOF), e ϕ_{ij} è la componente normalizzata che soddisfa la condizione di ortonormalità $\{\phi_i\}^T [M] \{\phi_j\} = \delta_{ij}$ (con δ_{ij} delta di Kronecker).

Con proprietà di ortogonalità dei modi rispetto alle matrici di massa e della rigidità, in forma matriciale:

$$[\Phi]^T [M] [\Phi] = [I]$$

$$[\Phi]^T [K] [\Phi] = [\Omega]$$

Con $[I]$ la matrice identità e $[\Omega]$ la matrice spettrale contenente gli autovalori ω^2 lungo la diagonale principale.

Le proprietà di ortogonalità delle forme modali rispetto alle matrici di massa e rigidità hanno una conseguenza fondamentale: consentono di disaccoppiare il sistema di n equazioni differenziali del moto in n equazioni indipendenti, ciascuna relativa a un singolo modo di vibrare.

Si introduce la **matrice modale** $[\Phi] = [\{\phi_1\} \{\phi_2\} \dots \{\phi_n\}]$, le cui colonne sono gli autovettori (forme modali) del sistema. Operando la trasformazione di coordinate:

$$\{u(t)\} = [\Phi] \{q(t)\}$$

dove $\{q(t)\}=[q_1(t), q_2(t), \dots, q_n(t)]^T$ è il vettore delle **coordinate modali**, e sostituendo nell'equazione del moto del sistema non smorzato e non forzato:

$$[M]\{\ddot{u}(t)\} + [K]\{u(t)\} = \{0\}$$

si ottiene, grazie all'ortogonalità delle forme modali:

$$[\Phi]^T[M][\Phi]\{\ddot{q}\} + [\Phi]^T[K][\Phi]\{q\} = \{0\}$$

che, per la proprietà di ortonormalità $[\Phi]^T[M][\Phi]=[I]$ e $[\Phi]^T[K][\Phi]=[\Omega^2]$, si riduce a:

$$\ddot{q}_i(t) + \omega_i^2 q_i(t) = 0 \quad (i=1, \dots, n)$$

Ciascuna equazione modale è quindi quella di un oscillatore armonico semplice indipendente, con pulsazione propria ω_i . La soluzione complessiva del sistema è data dalla sovrapposizione dei contributi modali, ciascuno pesato dalla corrispondente coordinata modale $q_i(t)$.

In presenza di smorzamento proporzionale (ipotesi di Rayleigh, per cui $[C]=\alpha[M]+\beta[K]$) e di forzanti esterne $\{p(t)\}$, l'equazione del moto disaccoppiata diviene:

$$\ddot{q}_i(t) + 2\zeta_i\omega_i\dot{q}_i(t) + \omega_i^2 q_i(t) = \Gamma_i p_i(t)$$

dove ζ_i è il rapporto di smorzamento modale, $p_i(t)$ è la componente della forzante $p(t)$ lungo il modo considerato e

$\Gamma_i = \frac{\{\phi_i\}^T \{p(t)\}}{\{\phi_i\}^T [M] \{\phi_i\}}$ è il **fattore di partecipazione modale** (che quantifica il contributo dell'*i-esimo* modo alla risposta totale).

Questa trasformazione è alla base dell'analisi modale, che consente di studiare separatamente il contributo di ciascun modo alla risposta totale, semplificando notevolmente la soluzione del problema dinamico.

2.1.4 Analisi Modale

La soluzione del problema dinamico per un sistema MDOF si ottiene per sovrapposizione degli effetti, tale metodo prende il nome di metodo della *sovrapposizione modale*.

La configurazione deformata, e quindi anche lo stato di sollecitazione, può essere ottenuta come combinazione di deformate elementari, ciascuna con la forma del suo modo di vibrare. Il moto libero del sistema viene visto come combinazione lineare di oscillazioni

secondo le diverse deformate modali, con coefficienti $\eta_i(t)$ che variano nel tempo secondo funzioni armoniche, con periodi uguali a quelli propri dell'*i-esimo* modo.

In funzione dell'azione che agisce sulla struttura, alcuni modi di vibrare avranno parte più significativa di altri nella descrizione della conseguente configurazione deformata.

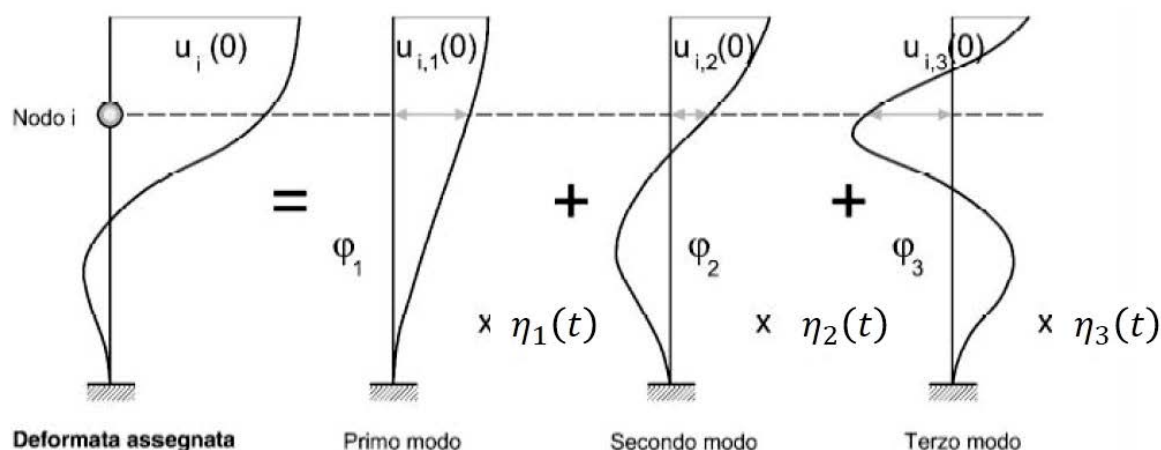


Figura 2.6: Composizione di una deformata generica come combinazione lineare di forme modali

$$\{u(t)\} = \sum_{j=1}^n \eta_j(t) \{\phi^j\} = [\phi] \{\eta(t)\}$$

La sommatoria di queste deformate fondamentali esprime matematicamente il grado di coinvolgimento di ciascun modo imposto dal sisma, il quale è «pesato» tramite uno opportuno fattore (noto come *coefficiente di partecipazione modale*) che ne quantifica il contributo.

Bisogna sottolineare che il metodo della sovrapposizione modale è valido soltanto se il sistema non è smorzato.

Strettamente correlato al concetto di coefficiente di partecipazione modale è quello di *massa partecipante*: questa quantità indica quanta massa viene eccitata per ciascun modo di vibrare. La correlazione è forte in quanto anche questa quantità definisce l'entità del contributo dell'*i-esima* massa alla risposta totale del sistema.

2.1.5 Significato fisico delle frequenze e delle forme modali

Le frequenze naturali rappresentano le frequenze “preferenziali” di vibrazione della struttura. Se una forzante esterna ha una frequenza prossima a una frequenza naturale, si verifica il fenomeno della *risonanza*, con un'amplificazione notevole della risposta. Per i

ponti storici in muratura, le prime frequenze naturali sono tipicamente comprese tra 1 e 20 Hz, a seconda delle dimensioni, della geometria e delle condizioni di vincolo.

Le forme modali descrivono la configurazione deformata associata a ciascuna frequenza. Per un ponte, i modi più significativi sono quelli traslazionali (movimento laterale dell'intero impalcato), torsionali (rotazione attorno all'asse longitudinale) e flessionali (flessione verticale).

La conoscenza dettagliata di queste forme modali è essenziale per la valutazione della sicurezza sismica, poiché consente di identificare le porzioni di struttura più sollecitate in caso di eccitazione dinamica.

2.2 Modelli agli elementi finiti (FEM) e aggiornamento modale

2.2.1 Modellazione FEM di strutture in muratura

Il metodo degli elementi finiti (FEM) è lo strumento numerico più diffuso per l'analisi strutturale. La struttura viene discretizzata in un numero finito di elementi (travi, piastre, solidi), ciascuno con proprietà meccaniche assegnate (modulo elastico, densità, coefficiente di Poisson). L'assemblaggio delle matrici di rigidezza e di massa degli elementi conduce al sistema globale, che viene risolto per determinare gli spostamenti, le tensioni e le frequenze naturali.

La modellazione FEM di strutture in muratura è complessa a causa dell'eterogeneità e anisotropia del materiale. Esistono diversi approcci (Roca *et al.*, 2010):

- **Modelli macro (macromodelli):** la muratura è trattata come un materiale continuo equivalente, omogeneo e anisotropo, con proprietà meccaniche ottenute tramite tecniche di omogeneizzazione (Pande *et al.*, 1989). Questi modelli non distinguono singolarmente blocchi e malta, ma descrivono il comportamento medio di un volume rappresentativo. Sono computazionalmente efficienti e adatti all'analisi di strutture complesse, ma forniscono informazioni prevalentemente globali.
- **Modelli micro (micromodelli):** i singoli blocchi e i giunti di malta sono modellati separatamente, con proprietà meccaniche differenziate (Lotfi *et al.*, 1994). I blocchi sono generalmente rappresentati da elementi finiti continui (solidi o piani), mentre i giunti sono modellati come elementi di interfaccia (joint elements) con leggi

costitutive che simulano il comportamento frizionale, la coesione e la possibilità di apertura/chiusura delle fessure. Questi modelli offrono un'elevata accuratezza nella descrizione dei meccanismi locali di danneggiamento, ma risultano computazionalmente onerosi e difficilmente applicabili a strutture complesse su larga scala.

- **Modelli semi-micro (mesomodelli):** rappresentano un approccio ibrido intermedio tra i modelli macro e micro. In questa formulazione, i blocchi sono ancora modellati come elementi continui (spesso assumendoli rigidi o molto rigidi), mentre i giunti di malta e le potenziali superfici di frattura all'interno dei blocchi sono rappresentati tramite elementi di interfaccia non lineari (Macorini & Izzuddin, 2011; Cecchi & Sab, 2004). Questo approccio consente un buon compromesso tra accuratezza nella descrizione dei meccanismi di danno (apertura/chiusura di fessure, scorrimento) e costo computazionale, risultando particolarmente adatto per l'analisi di strutture murarie di medie e grandi dimensioni.

Per grandi strutture come ponti, si utilizzano tipicamente modelli macro, con parametri meccanici ricavati da prove in situ o da tabelle normative.

2.2.2 Model updating

Un modello FEM, per quanto accurato, è sempre un'idealizzazione della realtà. Le proprietà dei materiali, le condizioni di vincolo, l'interazione con il terreno e con elementi non strutturali sono note solo in modo approssimato. Di conseguenza, le frequenze naturali calcolate dal modello differiscono tipicamente da quelle misurate sperimentalmente di una percentuale che può raggiungere il 10-20%.

Il *model updating* è il processo di calibrazione del modello FEM basato sui dati sperimentali. Si definisce una funzione obiettivo che misura lo scostamento tra frequenze e forme modali calcolate e misurate, e si variano i parametri incerti del modello (moduli elastici, masse, condizioni al contorno) per minimizzare tale scostamento. Esistono tecniche manuali (l'analista modifica i parametri uno per volta) e automatiche (algoritmi di ottimizzazione). L'aggiornamento del modello consente di ottenere una rappresentazione numerica più fedele della struttura reale, utilizzabile per analisi predittive (es. risposta sismica, valutazione di interventi).

Nel presente lavoro, il *model updating* non è eseguito in modo esplicito, ma i dati sperimentali (frequenze e forme modali ad alta risoluzione) costituiscono il termine di riferimento per la validazione del modello FEM sviluppato dal gruppo di ricerca.

2.3 Analisi Modale Operazionale (OMA)

2.3.1 Principi e ipotesi di base

L'OMA è una tecnica di identificazione dinamica che consente di determinare frequenze naturali, forme modali e rapporti di smorzamento, basandosi esclusivamente sulla misura della risposta strutturale in vibrazione, senza la necessità di misurare l'eccitazione applicata. Le tecniche OMA si articolano principalmente in una prima fase di misurazione della risposta dinamica e in una successiva fase di elaborazione delle misure. La strumentazione necessaria per misurare la risposta dinamica è differente rispetto a quella utilizzata nelle tecniche EMA: le tecniche OMA richiedono soltanto l'utilizzo di sensori per la misurazione delle vibrazioni strutturali (velocimetri, accelerometri, ecc.), e non prevedono, invece, l'utilizzo di sistemi per la generazione delle vibrazioni. Ciò comporta una maggiore snellezza e speditezza della fase sperimentale. Riguardo alla fase di elaborazione delle misure, gran parte delle tecniche OMA derivano dalle tecniche EMA e ne rappresentano la controparte stocastica.

Nelle tecniche OMA la risposta strutturale può essere misurata, ma la forzante resta ignota. Questa carenza viene colmata introducendo specifiche assunzioni sul sistema strutturale, sulla strumentazione di misura e, soprattutto, sulla forzante esterna.

L'OMA si fonda su tre ipotesi fondamentali:

1. **Linearità:** il comportamento dinamico della struttura è lineare, ovvero è applicabile il principio di sovrapposizione degli effetti. Per le strutture in muratura in condizioni di vibrazione ambientale (piccole ampiezze), questa ipotesi è generalmente verificata.
2. **Stazionarietà:** le proprietà dinamiche della struttura (masse, rigidzze, smorzamenti) non variano nel corso della misura. Per prove di durata limitata

(decine di minuti), questa ipotesi è ragionevole, a meno di variazioni termiche significative.

3. **Ipotesi sulle forzanti - Input a rumore bianco:** l'eccitazione ambientale (vento, micro-tremori, traffico) è approssimabile come un processo stocastico stazionario a larga banda, con densità spettrale di potenza costante nell'intervallo di frequenze di interesse. In pratica, è sufficiente che i modi propri risultino adeguatamente eccitati e che non vi siano componenti armoniche dominanti (es. macchinari in funzione). In altri termini, ciò equivale a dire che le forzanti ambientali non contengono alcuna informazione rilevante e che tutti i modi di vibrare di interesse vengono eccitati in egual misura.
4. **Osservabilità.** I sensori di misura sono disposti sulla struttura in modo da garantire l'osservabilità di tutti i modi di vibrare di interesse. L'ipotesi di osservabilità dipende dalla disposizione sulla struttura dei sensori di misura; pertanto è compito dell'analista garantire questa ipotesi. Affinché ciò avvenga, è necessario, per quanto possibile, posizionare i sensori di misura nei punti in cui i modi di interesse esibiscono gli spostamenti massimi, evitando i punti nodali.

L'OMA presenta numerosi vantaggi per le strutture storiche: non richiede costose attrezzature per l'eccitazione, non interferisce con l'esercizio della struttura, e i parametri modali vengono identificati nelle reali condizioni operative. Tuttavia, presenta anche limitazioni: l'impossibilità di calcolare i fattori di partecipazione modale (poiché l'input non è noto) e la maggiore difficoltà nell'estrarre modi ravvicinati o fortemente smorzati.

L'idea fondamentale su cui si basano le tecniche OMA è quella di estrarre le proprietà modali della struttura dalle funzioni di correlazione e di densità spettrale di potenza della risposta dinamica. Assumendo una forzante di tipo rumore bianco, la risposta dinamica aleatoria di sistemi strutturali lineari e stazionari è un processo stazionario a media nulla di tipo gaussiano, le cui proprietà statistiche sono completamente descritte dalle funzioni di correlazione o, equivalentemente, dalle funzioni di densità spettrale della risposta. Le tecniche OMA si basano sul fatto che entrambe queste funzioni possono essere calcolate a partire dalle misure sperimentali della risposta strutturale.

La maggior parte delle tecniche OMA si articola nelle seguenti fasi: (1) misurazione sperimentale della risposta dinamica della struttura; (2) calcolo delle funzioni di correlazione o delle funzioni di densità spettrale di potenza a partire dalle misure

sperimentali; (3) estrazione delle proprietà modali della struttura dalle funzioni di correlazione o dalle funzioni di densità spettrale di potenza.

I principali criteri generalmente adottati per classificare i metodi OMA sono:

- **Dominio di rappresentazione.** Una prima distinzione dei metodi di identificazione riguarda il dominio in cui operano. Se l'elaborazione si basa direttamente sui segnali di risposta strutturale o sulle loro funzioni di correlazione, si parla di **metodi nel dominio del tempo**. Se invece ci si avvale delle funzioni di densità spettrale di potenza, si parla di **metodi nel dominio della frequenza**. La scelta del dominio influenza prevalentemente la sensibilità al rumore sperimentale e la propagazione degli errori numerici.
- **Adattamento di un modello matematico (*fitting*).** I metodi che presuppongono l'adattamento di un modello teorico ai dati misurati sono detti **parametrici**. Al contrario, quelli che operano senza alcuna assunzione sulla forma funzionale del modello sono detti **non parametrici**. Generalmente, i metodi non parametrici risultano più rapidi e meno complessi da implementare, ma forniscono stime meno accurate rispetto a quelli parametrici.
- **Numero di modi considerati.** Un ulteriore criterio di classificazione è dato dal numero di modi di vibrare ritenuti rilevanti per descrivere la risposta dinamica della struttura in un dato intervallo di frequenze. Si distinguono così i metodi SDOF (a singolo grado di libertà) e i metodi MDOF (a più gradi di libertà). Nei primi, si ipotizza che ciascun modo sia dominante in un intorno ristretto della propria frequenza naturale, trascurando il contributo degli altri modi. Nei secondi, si tiene conto della possibile compresenza di modi ravvicinati o coincidenti. I metodi SDOF sono computazionalmente più leggeri, ma la loro applicabilità è limitata ai casi in cui i modi sono ben separati in frequenza.

I metodi OMA che hanno avuto una maggiore notorietà sono il *Basic Frequency Domain (BFD) method*, anche detto *Peak-Picking (PP) method*, il *Frequency Domain Decomposition (FDD) method*, nonché la sua evoluzione *Enhanced Frequency Domain Decomposition (EFDD) method*, e il *Stochastic Subspace Identification (SSI) method*. I primi tre sono metodi nel dominio delle frequenze non parametrici, mentre l'ultimo è un

metodo nel dominio del tempo parametrico. Inoltre, il primo è un metodo SDOF, gli altri sono metodi MDOF.

2.3.2 Metodi nel dominio della frequenza

I metodi nel dominio della frequenza sono storicamente i primi e rimangono i più diffusi per la loro semplicità e robustezza.

Il **metodo *Peak Picking* (PP)** è il più elementare, risulta facile da implementare e non richiede un elevato onere computazionale. Si calcola la funzione di densità spettrale di potenza (*Power Spectral Density*, PSD) della risposta misurata, e si identificano come frequenze naturali i picchi dello spettro. Non consente di stimare direttamente le forme modali bensì le cosiddette *Operational Deflection Shape* (ODS). Le forme modali si ottengono valutando il rapporto tra le ampiezze dei picchi nei diversi canali di misura. Oltre alle ODS, il metodo PP consente di determinare le frequenze naturali e gli smorzamenti modali. Il metodo PP è efficace per sistemi con modi ben separati e smorzamento basso, ma fallisce in presenza di modi ravvicinati o di eccitazioni con componenti armoniche.

Il **metodo *Frequency Domain Decomposition* (FDD)** supera alcuni limiti del PP e può essere considerato un'estensione del metodo PP, in quanto ne conserva gli aspetti positivi ma permette anche di identificare direttamente le forme modali (anziché le ODS), anche in presenza di modi ravvicinati. Prevede il calcolo della matrice delle PSD incrociate tra tutti i canali di misura, e la si decompone ai valori singolari (*Singular Value Decomposition*, SVD) per ciascuna frequenza. I picchi del primo valore singolare indicano le frequenze naturali, mentre i corrispondenti vettori singolari sono le forme modali. Il metodo FDD è più robusto del PP e riesce a separare modi ravvicinati, purché le loro frequenze siano distinte. Il metodo consente anche di ridurre il rumore sperimentale presente nelle misure. È tuttavia importante precisare che il metodo FDD consente di determinare le frequenze naturali e le forme modali ma non gli smorzamenti modali.

Il metodo ***Enhanced FDD* (EFDD)** rappresenta un'evoluzione del metodo FDD. Rispetto a quest'ultimo, infatti, il metodo EFDD presenta due vantaggi: (1) permette di determinare gli smorzamenti modali e (2) consente di ottenere una maggiore accuratezza nella determinazione delle frequenze naturali. Chiaramente, come il metodo FDD, il metodo EFDD consente anche di stimare le forme modali. Per ogni picco, si isola il primo valore singolare intorno al picco, lo si antitrasforma nel dominio del tempo (ottenendo una

funzione di autocorrelazione) e si stima lo smorzamento dall'involuppo di questa funzione. L'EFDD è probabilmente il metodo più utilizzato per le strutture in muratura grazie al buon compromesso tra semplicità e accuratezza.

2.3.3 Metodi nel dominio del tempo

Al contrario dei precedenti metodi, il metodo SSI è un metodo nel dominio nel tempo e, inoltre, è parametrico, ovvero si basa sul *fitting* di un modello matematico ai dati sperimentali. Tale metodo è stato sviluppato in due forme: *covariancedriven* e *data-driven*. Nella prima forma il *fitting* del modello viene svolto rispetto alle funzioni di correlazione, nella seconda forma, invece, il *fitting* viene svolto direttamente rispetto ai segnali misurati. Il metodo SSI risulta poco sensibile al rumore ma, al contrario dei metodi precedentemente descritti, è accompagnato da un elevato onere computazionale.

I metodi nel dominio del tempo operano direttamente sulle serie temporali della risposta, senza passare alla *trasformata di Fourier*. Sono particolarmente adatti quando la risposta è breve o non stazionaria.

Il metodo *Stochastic Subspace Identification* (SSI) è oggi quello più diffuso. Si basa sulla costruzione di un modello nello spazio degli stati del sistema, partendo dalle correlazioni delle risposte misurate. Il metodo SSI identifica contemporaneamente frequenze, smorzamenti e forme modali, e fornisce anche indicatori di qualità (*stabilization diagram*) per discriminare i modi fisici da quelli spuri. Per il ponte di Lama Monachile, il metodo SSI è stato utilizzato per validare le frequenze identificate con il radar.

Il metodo ARMAV (Auto-Regressive Moving Average Vector) modella la risposta come l'output di un filtro lineare eccitato da rumore bianco. I parametri del modello ARMAV sono stimati tramite tecniche di massima verosimiglianza o minimi quadrati, e da essi si ricavano i parametri modali. Una volta stimati i coefficienti, i parametri modali (frequenze, smorzamenti e forme modali) si ottengono risolvendo un problema agli autovalori associato alla rappresentazione in spazio degli stati del sistema.

Il metodo ARMAV presenta due vantaggi principali: (1) la capacità di fornire, oltre alla stima puntuale dei parametri modali, anche una quantificazione delle loro incertezze statistiche (varianze); (2) l'adattabilità a procedure automatiche di identificazione, requisito essenziale per sistemi SHM continui.

2.3.4 Applicazione alle strutture in muratura

L'applicazione dell'OMA alle murature storiche presenta criticità specifiche. Il basso rapporto segnale-rumore, dovuto alla massa elevata e allo smorzamento non trascurabile dei materiali lapidei, richiede l'uso di sensori ad alta sensibilità e lunghi tempi di registrazione per migliorare la media spettrale. La presenza di non linearità locali (fessure, distacchi) può rendere i parametri modali dipendenti dall'ampiezza dell'eccitazione, violando l'ipotesi di linearità. Inoltre, la geometria irregolare e le condizioni di vincolo incerte rendono difficile la correlazione tra i modi identificati e il modello FEM.

Nonostante queste difficoltà, numerosi studi hanno dimostrato l'efficacia dell'OMA su torri, ponti e chiese in muratura, a condizione che vengano adottate opportune cautele: uso di sensori ad alta sensibilità (es. accelerometri capacitivi a bassa frequenza), registrazioni di lunga durata (≥ 30 minuti), e validazione incrociata dei risultati con diversi metodi di estrazione.

3. Tecniche sperimentali di identificazione dinamica delle costruzioni in muratura

3.1 Considerazioni introduttive

L'identificazione dinamica di una struttura in muratura si fonda sulla misura sperimentale delle vibrazioni che essa manifesta quando è sollecitata da forzanti esterne. Queste forzanti possono essere di tipo naturale, come il vento, i micro-tremori del suolo o il traffico veicolare nelle vicinanze, oppure di tipo artificiale, come eccitatori meccanici, caduta di pesi o martinetti dinamici. Indipendentemente dalla fonte di eccitazione, la qualità e l'affidabilità dei risultati dipendono in misura critica dalla scelta della strumentazione e dalla strategia di misura adottata.

La scelta della grandezza cinematica da misurare durante una prova dinamica non è neutrale. Spostamento, velocità, accelerazione e deformazione forniscono informazioni diverse e richiedono strumenti e strategie di misura differenti. La decisione dipende essenzialmente da due fattori: il tipo di struttura in esame e le caratteristiche dei trasduttori disponibili.

In linea di principio, per le strutture civili, caratterizzate da frequenze di risonanza piuttosto basse, la misura diretta degli spostamenti sarebbe la più indicata. Le basse frequenze, infatti, si traducono in spostamenti relativamente ampi e facilmente correlabili con il livello di sollecitazione. Al contrario, per sistemi meccanici con frequenze naturali elevate, l'accelerazione diventa la grandezza di riferimento, poiché meglio rappresenta le rapide variazioni del moto.

Tuttavia, la misura degli spostamenti presenta una difficoltà pratica non trascurabile: ogni trasduttore di spostamento deve essere riferito a un punto esterno fisso, indipendente dalla struttura. Ciò richiede l'installazione di un telaio di riferimento o l'utilizzo di strumenti a contatto con un elemento esterno (ad esempio un palo infisso nel terreno). In molte situazioni reali, come nel monitoraggio di un ponte su un fiume o di un campanile in un centro storico, questa operazione è complessa, costosa, talvolta impossibile.

Le accelerazioni, al contrario, vengono misurate da sensori inerziali che non richiedono alcun riferimento esterno. L'accelerometro, fissato direttamente sulla struttura, misura

l'accelerazione assoluta della massa sismica al suo interno, senza bisogno di un punto fisso a cui rapportarsi. Questa caratteristica semplifica enormemente l'installazione e riduce i tempi e i costi della prova.

Per queste ragioni, anche nel campo dell'ingegneria civile, dove le frequenze naturali sono basse e gli spostamenti sarebbero in teoria la grandezza più informativa, si preferisce quasi sempre misurare le accelerazioni. La praticità operativa prevale sulla purezza teorica: è meglio ottenere una misura indiretta ma fattibile (l'accelerazione, da integrare due volte per ottenere lo spostamento) piuttosto che inseguire una misura diretta che nella maggior parte dei contesti reali è impraticabile.

Le costruzioni in muratura, e in particolare quelle di interesse storico-monumentale, pongono numerose sfide dal punto di vista sperimentale.

In primo luogo, esse sono caratterizzate da elevate masse strutturali e da una rigidità spesso molto distribuita, che si traduce in frequenze naturali relativamente basse, tipicamente comprese tra 0,5 Hz e 10 Hz per i primi modi. Le vibrazioni ambientali generano pertanto accelerazioni molto deboli, spesso inferiori a 0,01 g, richiedendo sensori ad alta sensibilità e basso rumore di fondo.

In secondo luogo, l'accessibilità è spesso limitata. Molti campanili, torri civiche o archi di ponti storici non sono agevolmente raggiungibili, sia per ragioni di sicurezza (strutture pericolanti, altezze elevate) sia per la necessità di preservare l'integrità artistica o archeologica del bene. In tali contesti, l'installazione di sensori a contatto può risultare difficoltosa, se non addirittura vietata dalle Soprintendenze.

In terzo luogo, come già illustrato nei capitoli precedenti, la variabilità ambientale ha un impatto significativo sulle proprietà dinamiche delle murature, per cui le fluttuazioni termiche stagionali o giornaliere, le variazioni del contenuto di umidità, ed anche il semplice ciclo giorno-notte possono indurre variazioni delle frequenze naturali dell'ordine del 2-5%, una entità paragonabile a quella prodotta da un danno strutturale incipiente. Per questo motivo, qualsiasi campagna di misura – sia essa con accelerometri o con radar – deve essere accompagnata da una registrazione accurata delle condizioni ambientali e, quando possibile, da un monitoraggio prolungato nel tempo per separare gli effetti del danno da quelli climatici.

Le tecniche sperimentali disponibili per l'identificazione dinamica si possono classificare in due grandi famiglie.

La prima famiglia è quella delle **tecniche a contatto**, ovvero dei trasduttori che devono essere fissati fisicamente alla struttura. Di queste, gli accelerometri rappresentano lo strumento più maturo e diffuso. Essi forniscono misure puntuali dell'accelerazione con elevata accuratezza e consentono, se opportunamente distribuiti sulla struttura, di ricostruire le forme modali nelle tre direzioni spaziali.

Accanto agli accelerometri tradizionali cablati, si sono recentemente diffusi anche gli accelerometri wireless. Questi dispositivi offrono il vantaggio di ridurre notevolmente la complessità e i tempi di installazione, eliminando la necessità di estese cablaggi e risultando particolarmente adatti per il monitoraggio a lungo termine di grandi strutture o di siti difficilmente accessibili. Tuttavia, presentano alcune criticità: la sincronizzazione temporale tra i diversi nodi della rete wireless può essere problematica, influenzando la corretta stima delle fasi tra i segnali e quindi delle forme modali; la durata limitata delle batterie costituisce un vincolo per campagne di monitoraggio prolungate; infine, la trasmissione dei dati può essere soggetta a interferenze o perdita di pacchetti, richiedendo protocolli di comunicazione robusti e algoritmi di ricostruzione del segnale.

Gli accelerometri (sia cablati che wireless), richiedono un cablaggio esteso (nei sistemi tradizionali) o una gestione attenta della rete (nei sistemi wireless), tempi di installazione che possono raggiungere diverse ore o addirittura giorni per strutture complesse, e – aspetto non secondario – comportano un contatto diretto con il bene, che può essere problematico in contesti vincolati (ad esempio beni monumentali o strutture storiche dove non è consentito applicare sensori a contatto).

La seconda famiglia è quella delle **tecniche a distanza**, che non richiedono alcun contatto con la struttura. Tra queste, l'interferometria radar si è affermata negli ultimi anni come la soluzione più promettente per le applicazioni sulle costruzioni in muratura, grazie alla rapidità di installazione (15-30 minuti), alla capacità di misurare spostamenti con precisione sub-millimetrica e alla possibilità di osservare contemporaneamente molti punti della struttura. Il suo principale limite risiede nella misura monodimensionale: il radar rileva solo la componente di spostamento lungo la sua linea di vista (*line of sight*, LoS),

rendendo difficile la ricostruzione completa delle forme modali a meno di ipotesi cinematiche semplificate o dell'uso combinato di più radar.

Obiettivo del presente capitolo è fornire al lettore gli elementi conoscitivi necessari per comprendere criticamente entrambe le tecniche, valutarne i punti di forza e le debolezze, e apprezzare le ragioni che hanno guidato la scelta della strumentazione nei casi studio presentati nei capitoli successivi.

Nella prima parte del capitolo (§ 3.2) verranno illustrate le tecniche accelerometriche: il principio fisico di funzionamento, le caratteristiche dei sensori più adatti alle murature, il sistema di acquisizione e condizionamento del segnale, nonché i principali metodi di analisi modale operazionale (OMA) impiegati per estrarre frequenze, forme modali e smorzamenti dai dati sperimentali. A corredo, verranno discussi alcuni casi di studio significativi tratti dalla letteratura, con particolare attenzione alle applicazioni su torri e campanili in muratura.

Nella seconda parte (§ 3.3) verrà presentata l'interferometria radar, con una descrizione, accessibile ma accurata, dei principi di funzionamento (modulazione SF-CW, tecnica interferometrica, formazione del range profile), delle componenti strumentali (con particolare riferimento al sistema IBIS-FS utilizzato nella presente ricerca), e degli aspetti pratici legati al posizionamento, alla scelta delle antenne, all'identificazione dei punti di misura e alla valutazione della qualità del segnale. Anche in questo caso, l'analisi sarà accompagnata da riferimenti a casi di studio reali su strutture in muratura.

Infine, nel paragrafo §3.4 si procederà a una sintesi comparativa delle due tecniche, evidenziando i rispettivi ambiti di applicazione ottimali e le possibili sinergie derivanti da un uso combinato. Si mostrerà come, in particolare, l'integrazione tra pochi accelerometri (per la normalizzazione delle forme modali) e due interferometri radar sincronizzati (per la copertura spaziale estesa) consenta di superare molti dei limiti individuali di ciascuna tecnica, aprendo la strada a procedure di identificazione dinamica più rapide, meno invasive e al contempo accurate.

Le conoscenze acquisite in questo capitolo costituiranno la base per comprendere le scelte sperimentali adottate nella validazione degli approcci innovativi presentati nei capitoli 4 e 5, nonché per interpretare correttamente i risultati ottenuti nel capitolo 6.

3.2 Le tecniche accelerometriche

3.2.1 Principio di funzionamento dell'accelerometro

L'accelerometro è un trasduttore inerziale. Un trasduttore è, per definizione, un dispositivo che trasforma una forma di energia in un'altra. Nel caso specifico delle misure vibrazionali, i trasduttori hanno il compito di convertire una grandezza fisica che descrive il moto della struttura, ad esempio spostamento, velocità o accelerazione, in un segnale elettrico ad essa proporzionale. Questo segnale, opportunamente condizionato e digitalizzato, diventa la base per ogni successiva analisi modale o diagnostica. Il suo funzionamento si basa sulla capacità di una massa, detta massa sismica, di opporsi al movimento quando lo châssis del sensore viene accelerato. In termini più semplici, se si fissa rigidamente un accelerometro a una struttura che vibra, la massa sismica interna tende a “restare indietro” rispetto allo châssis, generando una deformazione relativa. Questa deformazione viene misurata e convertita in un segnale elettrico proporzionale all'accelerazione. Gli accelerometri piezoelettrici rappresentano una scelta eccellente per le prove di identificazione dinamica, grazie ad alcune caratteristiche distintive. Innanzitutto, offrono un elevato rapporto segnale-rumore (SNR), il che significa che il segnale utile prevale nettamente sul disturbo elettronico di fondo. In secondo luogo, sono sensibili anche ad accelerazioni molto deboli, quelle tipiche delle vibrazioni ambientali delle strutture in muratura. Infine, la loro risposta è lineare su un'ampia gamma di frequenze, semplificando la calibrazione e l'interpretazione dei dati.

Negli accelerometri piezoelettrici l'elemento sensibile è un cristallo o una ceramica piezoelettrica (ad esempio PZT, titanato-zirconato di piombo). Quando la massa sismica comprime o decompone il cristallo, sulle sue superfici si genera una carica elettrica direttamente proporzionale alla forza applicata e, quindi, all'accelerazione, secondo la relazione fondamentale della dinamica: $\text{forza} = \text{massa} \times \text{accelerazione}$.

Il segnale in carica è estremamente debole e necessita di essere amplificato. Nei sensori moderni, l'amplificatore è integrato all'interno della custodia (tecnologia ICP – *Integrated Circuit Piezoelectric*), e il segnale in uscita è una tensione a bassa impedenza, che può essere trasmessa per decine o centinaia di metri senza significative perdite o interferenze.

Tuttavia, questi stessi sensori presentano una limitazione importante: non sono in grado di misurare frequenze naturali inferiori a una certa soglia, che dipende dal modello costruttivo specifico. In pratica, ogni accelerometro ha una frequenza di taglio inferiore, al di sotto della quale la risposta diventa inaffidabile o fortemente attenuata. Questa soglia può variare da pochi decimi di Hz (per sensori *force-balance* ad alta sensibilità) a qualche Hz (per piezoelettrici standard).

Quanto premesso, prima di scegliere un accelerometro, è indispensabile conoscere il range di frequenze in cui cadono i modi propri della struttura da monitorare. Se la struttura presenta modi al di sotto della frequenza di taglio inferiore del sensore, quelle componenti vibrazionali andranno perse o gravemente distorte. Per le torri e i campanili in muratura, i primi modi flessionali sono spesso compresi tra 0,5 e 2 Hz; pertanto è necessario selezionare accelerometri con una risposta piatta già a partire da 0,1-0,2 Hz.

Le caratteristiche più importanti di un accelerometro per le applicazioni sulle murature sono:

- **Sensibilità:** espressa in mV/g ($1\text{ g} = 9,81\text{ m/s}^2$). Per catturare le deboli vibrazioni ambientali, sono necessarie sensibilità elevate, tipicamente comprese tra 1 000 e 10 000 mV/g.
- **Banda passante:** l'intervallo di frequenze entro il quale il sensore risponde in modo lineare. Per le strutture in muratura, i primi modi si collocano quasi sempre al di sotto di 20 Hz; una banda passante che arrivi a 100-200 Hz è più che sufficiente.
- **Rumore di fondo:** in assenza di segnale, l'accelerometro produce comunque una piccola tensione residua. Per misure su muratura, il rumore deve essere inferiore a 0,0001 g RMS (Root Mean Square) per non mascherare i modi più deboli.

Un sistema accelerometrico completo non è costituito solo dai sensori, ma da una specifica infrastruttura di componenti che devono essere progettati e configurati con cura nell'attività di monitoraggio.

L'infrastruttura tipica comprende:

1. Gli accelerometri installati sulla struttura nei punti prescelti.

2. I cavi coassiali che collegano ogni accelerometro al sistema di acquisizione. La lunghezza dei cavi deve essere contenuta (tipicamente meno di 30-50 m) per evitare attenuazioni del segnale e captazione di rumore elettromagnetico.
3. Il condizionatore di segnale che alimenta i sensori (fornendo la corrente costante necessaria per gli ICP), amplifica il segnale e applica eventuali filtri anti-aliasing.
4. Il convertitore analogico-digitale (ADC) che trasforma il segnale analogico in una sequenza di numeri. Le schede moderne hanno risoluzione a 24 bit, che garantisce un'elevata gamma dinamica (oltre 110 dB), essenziale per registrare contemporaneamente le vibrazioni di fondo e i picchi impulsivi.
5. Un computer con software di acquisizione che memorizza i dati in tempo reale e consente di visualizzare i segnali per un controllo immediato della qualità della misura.

Il sistema di acquisizione dati converte la grandezza fisica misurata dal trasduttore (accelerazione) in un segnale digitale, ovvero in una sequenza di numeri reali che rappresentano il valore della grandezza in istanti di tempo discreti.

Se il campionamento avviene a intervalli regolari con passo temporale T_s (tempo di campionamento), la frequenza di campionamento del segnale è:

$$f_s = \frac{1}{T_s}$$

Il segnale digitale è quindi una sequenza di N campioni:

$$x_n = x(t_n), t_n = nT_s, n = 0, 1, \dots, N-1$$

Per analizzare il contenuto in frequenza di un segnale, si passa dal dominio del tempo al dominio della frequenza mediante la *Discrete Fourier Transform* (DFT). La DFT trasforma la sequenza reale x_n in una sequenza complessa X_k ($k=0, \dots, N-1$):

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n \cdot e^{-j\left(\frac{2\pi}{N}nk\right)}$$

Dove:

- j è l'unità immaginaria;
- l'esponenziale complesso rappresenta le funzioni sinusoidali di base (armoniche).

La trasformazione è reversibile, per cui applicando la **Inverse DFT (IDFT)** si riottiene il segnale originale senza perdita di informazione:

$$x_n = \frac{1}{N} \sum_{k=0}^{N-1} X_k \cdot e^{-j(\frac{2\pi}{N}kn)}$$

Nella pratica, il calcolo della DFT viene effettuato tramite l'algoritmo Fast Fourier Transform (FFT) (Cooley & Tukey, 1965), che riduce drasticamente il numero di operazioni matematiche necessarie.

La DFT di un segnale di durata finita produce un fenomeno indesiderato chiamato *leakage*: l'energia del segnale, invece di concentrarsi esattamente alle frequenze naturali, si “spande” sulle frequenze vicine, generando picchi falsi o mascherando modi vicini.

Per ridurre questo effetto, si applica la procedura di *windowing*: il segnale nel dominio del tempo viene moltiplicato per una funzione finestra (*window*), che è nulla al di fuori di un certo intervallo e assume una forma specifica al suo interno. La finestra più comune per l'analisi modale è la finestra di *Hanning*, che smussa i bordi del segnale riducendo le discontinuità responsabili del *leakage*.

Nel dominio della frequenza si ricorre invece alle tecniche di filtraggio (*filtering*): lo spettro del segnale X_k viene moltiplicato per un filtro, ovvero una funzione che seleziona solo determinate bande di frequenza. I filtri più comuni sono:

- Filtro passa-basso: lascia passare solo le frequenze al di sotto di una soglia;
- Filtro passa-alto: lascia passare solo le frequenze al di sopra di una soglia;
- Filtro passa-banda: lascia passare un intervallo ristretto di frequenze;
- Filtro notch: elimina una frequenza specifica (ad esempio il rumore di rete a 50 Hz).

Il filtraggio è essenziale per rimuovere il rumore non strutturale e per isolare i modi di vibrare di interesse.

La frequenza di campionamento (numero di campioni acquisiti al secondo) è un parametro critico. Il teorema di *Nyquist-Shannon* stabilisce che, per ricostruire correttamente un segnale, la frequenza di campionamento deve essere almeno doppia della massima

frequenza presente. Nella pratica, per evitare artefatti e garantire una buona risoluzione in frequenza, si adotta un fattore di sicurezza compreso tra 5 e 10. Quindi, se si ritiene che i modi di vibrare di interesse siano al di sotto di 20 Hz, si campiona a 100 Hz o 200 Hz.

Il campionamento iniziale viene effettuato con una frequenza f_s sufficientemente alta (teorema di Nyquist: $f_s \geq 2 f_{\max}$, ma in pratica $f_s \approx 5 \div 10 f_{\max}$). Tuttavia, durante l'elaborazione può essere necessario modificare la frequenza di campionamento. Questa operazione è detta ricampionamento e si effettua in due modi:

- **Decimazione (sottocampionamento):** riduzione di f_s (si eliminano campioni intermedi). Richiede un filtraggio passa-basso preventivo per evitare aliasing.
- **Sovracampionamento:** aumento di f_s (si interpolano nuovi campioni tra quelli esistenti, mediante funzioni interpolanti).

In entrambi i casi, la frequenza di campionamento finale deve comunque rispettare il teorema di *Nyquist* per preservare il contenuto informativo del segnale.

Prima dell'ADC, si applica un filtro *anti-aliasing* (tipicamente un filtro passa-basso) che elimina le componenti di frequenza superiori alla metà della frequenza di campionamento. Questo filtro è indispensabile per evitare che frequenze elevate, non di interesse, si "ripieghino" nello spettro utile mascherando i modi reali.

3.2.2 L'importanza del posizionamento degli accelerometri nella gestione del rumore in OMA

Nell'ambito dell'Analisi Modale Operazionale (OMA), il termine "rumore" assume un significato più ampio rispetto alla sola componente elettronica degli strumenti. Esso comprende diverse tipologie di disturbi, ciascuna delle quali richiede specifiche contromisure in fase di progettazione del setup sperimentale:

- **Rumore ambientale:** vibrazioni indesiderate generate da fonti esterne non correlate all'eccitazione della struttura, quali il passaggio di pedoni, l'azione del vento su elementi non strutturali o attività antropiche nelle vicinanze.
- **Rumore strumentale:** disturbi intrinseci ai sensori stessi, inclusi il rumore elettronico, il rumore di quantizzazione e il *drift* termico.

- **Rumore di aliasing:** dovuto a una frequenza di campionamento inadeguata rispetto al contenuto frequenziale del segnale, che produce una sovrapposizione di componenti spettrali indesiderate.
- **Interferenze elettromagnetiche:** captate da cavi non schermati o da un cablaggio non corretto, che possono introdurre artefatti periodici nel segnale acquisito.

Anche il posizionamento degli accelerometri può influenzare in misura determinante ciascuna di queste componenti e costituisce, pertanto, una delle scelte più critiche nella progettazione di una campagna di misura OMA.

Come evidenziato da Rainieri & Fabbrocino (2014): *“Il rapporto segnale/rumore (SNR) di una data modalità viene massimizzato posizionando i sensori in punti in cui la forma modale presenta ampiezze elevate. Al contrario, posizionare i sensori vicino ai punti nodali si traduce in un SNR basso e può portare a non rilevare affatto la modalità”*. Posizionare, quindi, un accelerometro in corrispondenza di un nodo di una forma modale, ovvero un punto a spostamento nullo, rende quel modo invisibile per quel sensore, indipendentemente dalla qualità dello strumento. Il segnale registrato sarà composto esclusivamente da rumore, dando luogo a due possibili conseguenze:

- la mancata identificazione del modo (falso negativo), qualora il modo non emerga dal rumore di fondo;
- la confusione tra rumore e modo reale (falso positivo), qualora picchi spuri vengano erroneamente interpretati come modi strutturali.

Alcune porzioni della struttura possono essere più esposte a fonti di rumore localizzate. La vicinanza a giunti o elementi non strutturali costituisce una criticità rilevante: posizionare un accelerometro in prossimità di un giunto di dilatazione o di una ringhiera, può portare a captare vibrazioni locali che nulla hanno a che fare con il comportamento globale della struttura. Inoltre, sensori esposti direttamente all'azione del vento possono registrare componenti spurie ad alta frequenza, mentre in strutture cave o con camere d'aria le onde acustiche possono eccitare localmente il sensore. Un posizionamento accurato, supportato da un sopralluogo preliminare, consente di evitare queste aree "rumorose", migliorando significativamente la qualità dei dati acquisiti.

3.2.3 Stima delle funzioni di correlazione e di densità spettrale di potenza

Nell'utilizzo delle tecniche accelerometriche per l'analisi modale operazionale (OMA) è necessario stimare due funzioni fondamentali:

- Le funzioni di correlazione (auto-correlazione e cross-correlazione), che misurano la similarità di un segnale con sé stesso o con un altro segnale al variare di uno sfasamento temporale;
- Le funzioni di densità spettrale di potenza (PSD), che rappresentano la distribuzione dell'energia del segnale nel dominio della frequenza.

Queste funzioni possono essere stimate con due diverse procedure:

- **Procedura di Blackman-Tukey:** si calcolano prima le funzioni di correlazione nel dominio del tempo e poi si applica la DFT per ottenere le PSD.
- **Procedura diretta (Welch):** si suddivide il segnale in segmenti sovrapposti, si calcola la DFT di ciascun segmento (ottenendo periodogrammi), quindi si fa la media dei periodogrammi. Il metodo di Welch è particolarmente robusto rispetto al rumore sperimentale ed è quello più comunemente implementato nei software di analisi modale (ARTEMIS, Matlab).

3.3 L'Interferometria Radar

L'interferometria radar è una potente tecnica di telerilevamento, in grado di rilevare piccoli spostamenti a grande distanza. Si è affermata negli ultimi anni come una tecnica complementare alle misure accelerometriche, soprattutto quando l'accesso alla struttura è difficile o quando si richiedono tempi di installazione molto rapidi.

I principali vantaggi sono:

- Misura senza contatto: non è necessario installare sensori sulla struttura, né cablaggi;
- Installazione rapidissima: circa 15-20 minuti, contro ore o giorni degli accelerometri;

- Misura diretta dello spostamento: mentre l'accelerometro misura l'accelerazione (da integrare due volte per ottenere lo spostamento), il radar misura direttamente lo spostamento, con una precisione che può raggiungere 0,01 mm;

Possibilità di osservare più punti contemporaneamente: il radar “illumina” un cono di vista e restituisce informazioni su decine o centinaia di punti virtuali.

3.3.1 Principio di funzionamento di interferometro radar

Un interferometro radar emette un'onda elettromagnetica monocromatica verso la struttura e ne riceve l'eco riflesso. Misurando il tempo che l'impulso impiega ad andare e tornare, si ottiene la distanza del bersaglio. La vera innovazione sta nell'uso della fase dell'onda. Se un punto della struttura si sposta anche di una frazione di millimetro, la fase dell'onda riflessa subisce una variazione.

Questa informazione di fase non può essere sfruttata direttamente per la misurazione della distanza, in quanto è influenzata da un'ambiguità pari a mezza lunghezza d'onda (ovvero distanze che differiscono di un multiplo di mezza lunghezza d'onda la stessa fase rilevata).

Tuttavia, se il punto considerato si sposta di una frazione di lunghezza d'onda, è possibile rilevare la differenza di spostamento come uno sfasamento tra segnale in ingresso e segnale in uscita. La precisione di questa misurazione è correlata alla sensibilità dello strumento utilizzato nell'apprezzare piccole variazioni di fase.

Nella pratica si usa una lunghezza d'onda pari a 17.6mm, che è corrispondente alla frequenza centrale della banda di microonde autorizzata per questo genere di applicazioni, con un tempo di integrazione pari a 10 μ s, si ottiene una risoluzione dello spostamento identificabile pari a 0.1mm.

Qualora fosse necessaria una maggiore risoluzione, questa si può ottenere aumentando il tempo di integrazione, spingendo così la precisione del dato osservato fino all'ordine dei μ m.

Nella Figura 3.1 è illustrato il suo principio di funzionamento. Lo strumento non misura lo spostamento tridimensionale, ma solo la sua proiezione lungo la direzione di puntamento. Questo è il suo principale limite: se un target si muove ortogonalmente alla linea di vista del radar, il suo spostamento non verrà rilevato.

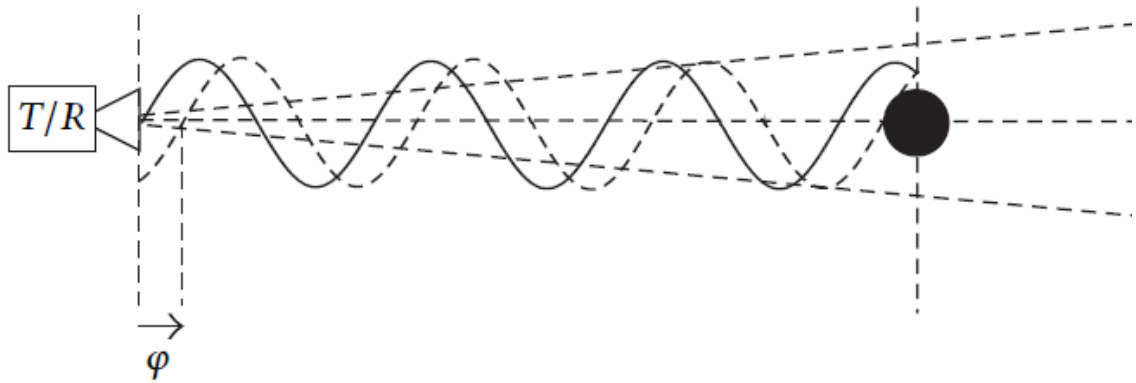


Figura 3.1: Principio di funzionamento di un interferometro. T/R= trasmettitore/ricevitore; ϕ =differenza di fase

Lo stesso principio di funzionamento è applicabile quando il radar trasmette un segnale che fornisce al sensore la capacità di rilevare separatamente gli spostamenti di diversi target posti a diverse distanze dalla testa del radar, a condizione che i punti indagati siano tra di loro posti ad una distanza maggiore rispetto alla risoluzione del radar. In caso contrario i valori associati ai due punti ambigui vengono mediati tra loro.

Tenendo invariata la posizione dello strumento, sono individuabili spostamenti dei punti lungo la *Line of Sight* (LoS), ossia la direzione di osservazione.

La differenza di fase registrata dallo strumento, dalla quale si ricava lo spostamento richiesto, in generale è composta da:

$$\Delta \phi = \Delta \phi_{disp} + \Delta \phi_{atm} + \Delta \phi_{noise}$$

Dove:

$\Delta \phi_{disp}$ è dato dallo spostamento effettivo del punto di target;

$\Delta \phi_{atm}$ è dato da possibili interferenze di fase dovute alle condizioni climatiche esterne (umidità temperatura, pressione atmosferica);

$\Delta \phi_{noise}$ è un valore di fase che non può mai essere del tutto eliminato nelle misurazioni sperimentali. Il valore di questo disturbo dipende dallo strumento stesso.

Se è possibile considerare trascurabili gli effetti dei disturbi alla differenza di fase registrata dallo strumento, il valore di spostamento del punto di target considerato viene calcolato con la seguente formula:

$$\Delta r = \frac{\Delta \phi}{4 \pi} \lambda$$

Dove λ è la lunghezza d'onda del segnale trasmesso.

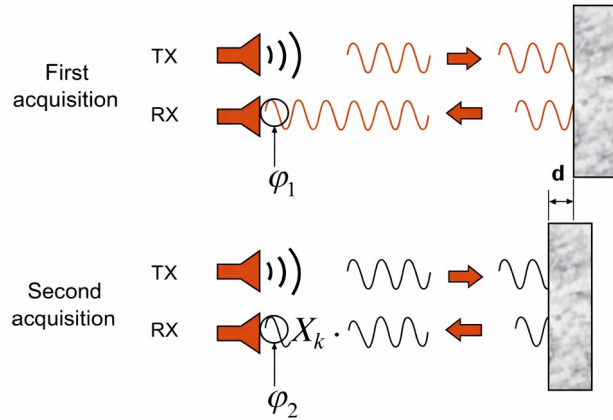


Figura 3.2: Spostamento $d = \Delta r$, calcolato attraverso la differenza di fase $\Delta\phi = \phi_2 - \phi_1$

In linea di principio, è possibile rilevare lo spostamento anche utilizzando un segnale non modulato, ma senza possibilità di discriminare i punti di target nel raggio d'azione è difficile separare il reale spostamento dell'obiettivo di interesse dal rumore. Pertanto, la grande maggioranza di questi sensori trasmette un segnale modulato. In questo caso l'area illuminata è suddivisa in segmenti circolare di ampiezza costante che rappresentano la risoluzione della cella detta *range bin*.

Si definisce *range resolution* ΔR (Figura 3.2) l'ampiezza minima del segmento (*range bin*) entro cui due target possono essere distinti. L'interferometro IBIS-S è sostanzialmente un radar a step di frequenze di un'onda continua (Stepped-Frequency Continuous Wave, SF-CW). Esso trasmette un'onda continua a valori discreti di frequenza, campionando una larghezza di banda B ad un intervallo costante Δf .

La *range resolution* è data dalla seguente formula (Maizuar & Akbar, 2021; Gentile, 2010):

$$\Delta R = \frac{c}{2B}$$

Dove:

c = velocità della luce

B = la larghezza di banda del segnale trasmesso (pari a 200 MHz per l'IBIS-S). Ne consegue una *range resolution* $\Delta R = 0,75$ m, sebbene la letteratura riporti talvolta un valore di 0,5 m in funzione delle specifiche impostazioni strumentali (Gentile & Bernardini, 2010).

Definendo la condizione sul “tempo di impulso” (T_{pulse}) in funzione della massima distanza misurabile R_{max} :

$$T_{pulse} \geq \frac{2R_{max}}{c}$$

dove T_{pulse} è il tempo richiesto per ogni singolo impulso e necessario affinché l'eco del segnale faccia in tempo a tornare al ricevitore, prima dell'invio dell'impulso successivo;

si definisce la massima distanza non ambigua R_{max} in funzione del passo di frequenza Δf :

$$R_{max} = \frac{c}{2\Delta f}$$

Una conseguenza della frequenza di campionamento è che misure non ambigue sono ottenute soltanto se la distanza di due target non ecceda il massimo valore (R_{max}); in caso contrario, la fase misurata non può essere associata univocamente a una specifica distanza.

Questo impone un compromesso tra la massima distanza misurabile e la risoluzione spettrale.

La frequenza di campionamento massima raggiungibile dipende dalla massima distanza misurabile (R_{max}) e dalla risoluzione spaziale (ΔR), che si ottiene con semplici sostituzioni:

$$f_{max} = \frac{c \cdot \Delta R}{4R_{max}^2}$$

3.3.2 Valutazione degli spostamenti effettivi

È bene sottolineare che tutti gli spostamenti rilevati dall'interferometro sono calcolati lungo la LoS, *Line of Sight*, ossia lungo la direzione di osservazione; lo spostamento calcolato dallo strumento, lungo questo asse, viene indicato con d_r . Se la LoS dello strumento non è parallela con la direzione attesa dello spostamento, allora lo spostamento reale, indicato con d , dev'essere calcolato rispetto a quello misurato, attraverso semplici relazioni trigonometriche, ottenute studiando il caso specifico di applicazione. Ad esempio, per strutture a prevalente sviluppo longitudinale, come per i ponti:

$$d = \frac{d_r}{\sin(\alpha)}$$

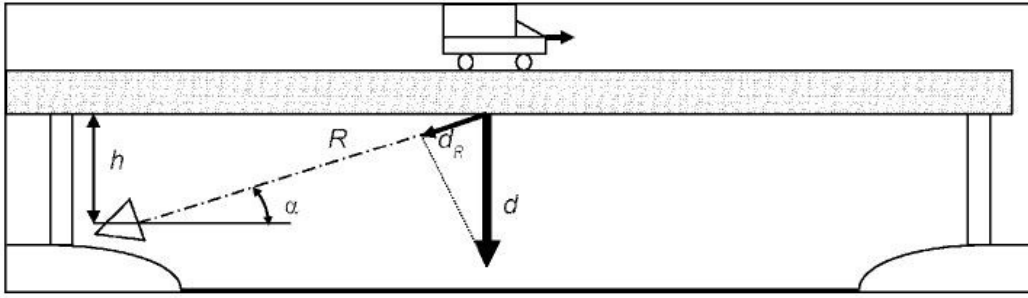


Figura 3.3: Relazione tra spostamento registrato dallo strumento (d_r) e spostamento reale (d) in un impalcato da ponte

Dove:

$$\sin(\alpha) = \frac{h}{R}$$

ed R è la distanza tra il sensore ed il punto di target considerato, di conseguenza:

$$d = \frac{d_r \cdot R}{h}$$

Invece, per strutture snelle, con prevalente sviluppo in altezza quali torri eoliche, ciminiere, campanili, ecc. Assumendo che lo spostamento reale avvenga prevalentemente lungo l'asse orizzontale (x), questo (in figura rappresentato con Δx) è rapportato allo spostamento misurato dallo strumento (Δr), tramite una similitudine tra triangoli:

$$\frac{\Delta x}{\Delta r} = \frac{R}{d}$$

Dove R è la distanza tra il sensore ed il punto di target considerato, mentre d rappresenta la distanza tra lo strumento ed il basamento della torre da investigare.

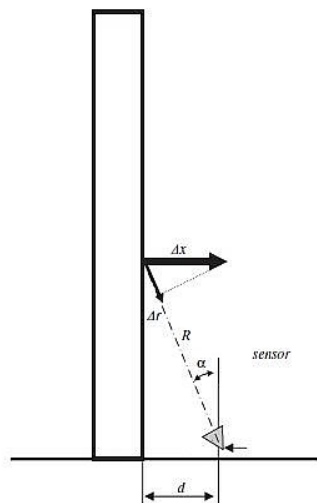


Figura 3.4: Relazione tra spostamento orizzontale e spostamento registrato su una torre.

I punti che vengono indagati sono quelli che lo strumento rileva con i valori più elevati di SNR, *Signal to Noise Ratio*, o Rapporto Segnale Rumore. Questa è una grandezza numerica, che mette in relazione la potenza del segnale utile rispetto a quella del rumore nel sistema considerato, quindi mostra come il segnale ottenuto dalla riflessione su un punto della struttura sia “potente” (o meglio, più potente del rumore). I punti che hanno il maggiore SNR sono i punti dove c’è una leggera discontinuità, come giunti di saldatura o flange imbullonate o strutture metalliche.

Sulle murature, i migliori riflettori naturali sono gli spigoli, i cornicioni, le imposte delle finestre e i giunti tra conci. Quando questi elementi non sono presenti o non sono sufficientemente riflettenti, si possono installare dei riflettori artificiali chiamati *corner reflectors*: piccoli specchi metallici a forma di tetraedro che vengono fissati sulla struttura e riflettono potentemente il segnale radar. L’utilizzo di questi elementi permette di avere una misurazione su punti noti, particolarità che può essere molto utile qualora alle misure interferometriche siano accoppiate anche misure accelerometriche.

Tuttavia, non sempre è possibile installare i *corner reflectors*, poiché questi vanno installati fisicamente sulla struttura e questa non sempre è facilmente accessibile. Spesso vengono utilizzati nell’ambito del monitoraggio di strutture come ponti accessibili anche all’estradosso: questi vengono montati sui cordoli esterni in maniera tale che lo strumento posto a valle del ponte possa “vedere” i *corner reflectors*.

Per strutture snelle come torri o campanili, si assume che lo spostamento prevalente sia orizzontale. Conoscendo la distanza e l’inclinazione del raggio, lo spostamento orizzontale reale si ricava da una semplice relazione geometrica: se lo strumento è a distanza orizzontale d e punta a un’altezza h , il fattore di proiezione è dato dal rapporto tra la distanza obliqua e l’altezza. Questo aspetto è fondamentale per interpretare correttamente i dati.

La figura 3.5, di seguito riportata, idealizza il principio di funzionamento del radar SF-CW (*Stepped Frequency Continuous Wave*). Dal radar sulla sinistra partono dei raggi concentrici (archi di circonferenza) che suddividono lo spazio in corone circolari. Ogni corona rappresenta un *range bin*, cioè una cella di risoluzione in distanza.

In basso, la figura mostra il range profile: un grafico cartesiano con la distanza (*range*) in ascissa e l’intensità del segnale riflesso (SNR) in ordinata. Su questo grafico compaiono dei picchi, ciascuno associato a un *range bin*.

Il problema dell'ambiguità si verifica quando due o più punti della struttura (o della scena) si trovano all'interno dello stesso *range bin*, cioè alla stessa distanza dal radar (a meno della risoluzione ΔR). In questo caso, il radar non è in grado di distinguerli: i loro echi si sommano (coerentemente) in un unico segnale complesso. L'operatore non può sapere se il picco nel *range profile* corrisponde a un unico riflettore o alla somma di più riflettori.

Facciamo un esempio concreto.

Immaginiamo di monitorare un ponte ad arco in muratura con un radar posizionato a valle, a 50 m dalla spalla sinistra. Nello stesso *range bin* (ad esempio tra 50,0 m e 50,75 m) potrebbero cadere:

- La chiave di volta dell'arco (punto di interesse);
- Un ramo di albero che cresce accanto al ponte;
- Una ringhiera metallica che si trova più indietro, ma alla stessa distanza radar.

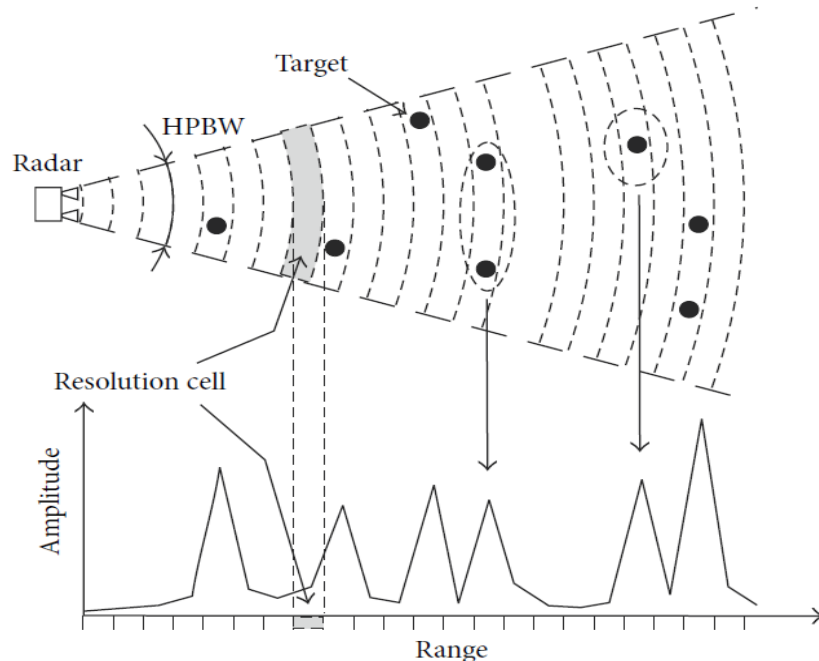


Figura 3.5: Range profile. Particolare di ambiguità di punti che ricadono nello stesso range bin.

Il radar riceve un unico segnale che è la somma coerente dei tre contributi. Se il ramo si muove per il vento, il segnale radar misurerà uno spostamento fittizio, che non corrisponde

né al movimento della chiave di volta né a quello della ringhiera, ma a una combinazione impossibile da separare senza informazioni aggiuntive.

Questo fenomeno è una delle principali cause di errore nell'interferometria radar applicata a strutture reali. Non è un difetto dello strumento, ma una conseguenza della fisica delle onde: il radar misura la somma vettoriale dei contributi di tutti i riflettori nella stessa cella di risoluzione.

3.4 Il sistema IBIS-FS

L'interferometro radar che è stato utilizzato per questo lavoro di tesi è il sistema IBIS-FS (prodotto da IDS GeoRadar) è uno degli interferometri più diffusi per le applicazioni di strutturali. È un radar a reale apertura (GB-RAR) che lavora nella banda Ku. Le sue caratteristiche principali sono:

- Frequenza di campionamento: fino a 200 Hz, adeguata per identificare le forme modali delle costruzioni in muratura (tipicamente sotto i 20 Hz);
- Risoluzione in distanza (*range bin*): 0,75 m nella configurazione standard. Significa che lo strumento distingue due bersagli se sono più distanti di 0,75 m lungo il raggio;
- Distanza massima operativa: fino a 1 km, ma per applicazioni su torri e campanili si lavora solitamente entro 100-200 m;
- Accuratezza dello spostamento: in condizioni ottimali (alto rapporto segnale-rumore, assenza di disturbi) si raggiunge 0,01-0,1 mm.

Il sistema è composto da un sensore radar (una scatola gialla), due antenne (trasmittente e ricevente), un treppiede, una batteria, un convertitore ADC a 24 bit (National Instruments cDAQ-9188) e un computer con il software di controllo e acquisizione (Figura 3.6).

Le antenne sono caratterizzate da un angolo di apertura (*beamwidth*), che definisce l'ampiezza del cono di vista. Per lo studio di una struttura snella come una torre, si utilizza un'antenna con apertura stretta nel piano verticale e più larga nel piano orizzontale, in modo da "illuminare" l'intera altezza senza catturare troppo terreno o cielo circostanti.



Figura 3.6: Il sistema IBIS-FS

Il posizionamento dello strumento è critico. L'angolo di elevazione del raggio (l'inclinazione rispetto all'orizzontale) deve essere tale che il cono di vista includa tutta la struttura, dalla base alla sommità. Inoltre, la distanza orizzontale deve essere compatibile con l'accessibilità del sito. Nelle aree urbane o nei cortili delle chiese, spesso la libertà di posizionamento è limitata; in questi casi si deve accettare un angolo più ripido, che riduce la componente orizzontale dello spostamento misurato e aumenta gli errori.

Il radar non “vede” la struttura come una fotografia, ma restituisce un profilo di potenza riflessa in funzione della distanza. I punti che riflettono meglio l'onda (alti valori di SNR) appaiono come picchi nel range profile.

La qualità della misura dipende fortemente dall'SNR. Un SNR superiore a 35-40 dB garantisce un'accuratezza dello spostamento prossima allo 0,02-0,05 mm. Valori inferiori indicano che il segnale è disturbato da rumore o da fenomeni di **clutter** (presenza di più bersagli nello stesso *range bin*, che si sovrappongono e rendono ambigua la misura).

3.5 Vantaggi e svantaggi accelerometria e interferometria radar

Le due tecniche descritte in questo capitolo, accelerometria e interferometria radar, presentano caratteristiche complementari. La scelta dell'una o dell'altra, o della loro

integrazione, dipende dagli obiettivi specifici della prova, dalle caratteristiche della struttura e dai vincoli operativi.

3.5.1 Vantaggi e svantaggi degli accelerometri

Vantaggi

Elevata fedeltà temporale e accuratezza. Gli accelerometri piezoelettrici offrono un rapporto segnale-rumore (SNR) elevato e una risposta lineare su un'ampia banda di frequenze (tipicamente 0,1-200 Hz). Sono quindi in grado di rilevare anche vibrazioni ambientali molto deboli.

Misura diretta dell'accelerazione. Essendo sensori inerziali, non richiedono alcun punto di riferimento esterno. L'accelerazione assoluta del punto di installazione viene misurata direttamente.

Ricostruzione tridimensionale delle forme modali. Installando set di accelerometri triassiali o monoassiali orientati in direzioni ortogonali, è possibile ricostruire completamente il vettore spostamento e le forme modali nelle tre direzioni spaziali.

Tecnologia matura e diffusa. Esiste una vasta letteratura, protocolli consolidati e software dedicati (ARTEMIS, LMS Test.Lab, etc.) per l'acquisizione e l'elaborazione dei segnali accelerometrici.

Svantaggi

Installazione invasiva e complessa. Richiede l'accesso diretto alla struttura, l'incollaggio o il fissaggio magnetico dei sensori, il cablaggio esteso (specialmente con molti canali) e tempi di installazione lunghi (ore o giorni per strutture complesse).

Bassa densità spaziale. Il numero di punti misurabili è limitato dal numero di sensori e canali di acquisizione disponibili. Su strutture estese (ponti, torri) la ricostruzione delle forme modali è necessariamente grossolana.

Frequenza di taglio inferiore. Gli accelerometri piezoelettrici non misurano correttamente frequenze al di sotto di una certa soglia (tipicamente 0,1-0,5 Hz), che può essere critica per strutture molto flessibili con modi propri inferiori a 1 Hz.

Influenza ambientale. Anche se gli accelerometri in sé non sono sensibili a temperatura e umidità, le proprietà meccaniche della struttura (e quindi le frequenze misurate) variano con le condizioni ambientali, rendendo necessario il filtraggio o la cointegrazione.

Non adatti a strutture non accessibili. Su campanili senza scale interne, ponti in stato di degrado avanzato o beni archeologici vincolati, l'installazione a contatto può essere impossibile o vietata.

3.5.2 Vantaggi e svantaggi dell'interferometro radar

Vantaggi

Nessun contatto e installazione rapidissima. Il radar opera a distanza (fino a 1 km), non richiede alcun fissaggio alla struttura. Il tempo di setup è di 15-30 minuti, indipendentemente dalla dimensione della struttura.

Elevatissima densità spaziale. Un singolo radar misura simultaneamente decine o centinaia di *range bin*, ciascuno corrispondente a un punto virtuale sulla struttura. Questo consente di ottenere forme modali con risoluzione spaziale impossibile da raggiungere con accelerometri.

Misura diretta dello spostamento. A differenza dell'accelerometro (che misura accelerazione, da integrare due volte), il radar misura direttamente lo spostamento lungo la linea di vista (LoS), con accuratezza sub-millimetrica (0,01-0,1 mm). Non si ha quindi il problema della deriva nella doppia integrazione.

Operatività in condizioni avverse. Le microonde penetrano nebbia, polvere e leggera pioggia, consentendo acquisizioni anche in condizioni meteorologiche non ottimali.

Adatto a strutture non accessibili. È ideale per torri, campanili, ponti ad arco, fari e beni vincolati dove l'accesso è vietato o pericoloso.

Svantaggi

Misura monodimensionale – Il radar rileva solo la componente di spostamento lungo la propria linea di vista (LoS). Le componenti ortogonali (ad esempio vibrazioni laterali o torsionali) non vengono rilevate. Per ricostruire spostamenti 3D sono necessari almeno due radar sincronizzati.

Dipendenza dalla riflettività della struttura – Materiali scarsamente riflettenti (tufo, pietra porosa, laterizio) producono bassi valori di SNR, rendendo i segnali rumorosi o inutilizzabili. Spesso è necessario puntare spigoli, cornicioni o installare corner reflectors metallici.

Clutter dinamici – Elementi metallici in movimento (ringhiere, balaustre, pali della luce mossi dal vento, veicoli) o vegetazione possono cadere nello stesso *range bin* della struttura, generando segnali interferenti di difficile rimozione.

Vibrazioni del treppiede – Il radar deve essere installato su un supporto stabile. Vibrazioni del treppiede indotte dal vento o dal terreno si sommano al segnale della struttura, richiedendo compensazione (es. con accelerometro ausiliario sul radar).

Non fornisce smorzamenti modali con la stessa accuratezza degli accelerometri – Sebbene possa stimare frequenze e forme modali, la stima dei rapporti di smorzamento è meno accurata rispetto agli accelerometri, a causa del rapporto segnale-rumore tipicamente più basso.

Costo dello strumento – Un sistema IBIS-FS ha un costo di acquisto significativamente più elevato rispetto a una rete di accelerometri (sebbene i costi di installazione e manodopera siano molto inferiori).

3.6 Stato dell'arte delle tecniche di identificazione dinamica per ponti in muratura

Un dato significativo emerso da uno studio recente (2025) del gruppo di ricerca dell'*University of West London* guidato da Saeed Sotoudeh è che, su 128 ponti monitorati con GBIR, solo il 5% riguarda ponti in muratura, mentre il 95% sono ponti in acciaio e cemento armato. Questo dato conferma che l'applicazione sulle murature è ancora una nicchia, ma proprio per questo rappresenta un'importante frontiera di ricerca.

Lo studio ha analizzato 104 articoli scientifici selezionati attraverso un rigoroso processo di *filtering*, che complessivamente descrivono l'osservazione dei 128 ponti in diversi contesti operativi e geografici. L'obiettivo era tracciare un quadro aggiornato delle capacità, dei limiti e delle effettive applicazioni di questa tecnologia nel campo dello SHM, con particolare attenzione ai materiali dei ponti, alle tipologie di radar utilizzate e alle strategie di integrazione con altri sensori.

Lo studio ha esaminato quali parametri modali vengono effettivamente estratti dai segnali radar. La stragrande maggioranza degli studi (il 63%) si limita a identificare le frequenze naturali dei ponti, che rappresentano l'informazione più robusta e immediata. Solo il 13%

dei lavori affronta la stima dei rapporti di smorzamento modale, e appena l'11% ricostruisce le forme modali. Un residuo del 13% non riporta alcuna analisi modale.

Questa distribuzione riflette una debolezza intrinseca del radar rispetto agli accelerometri: il rapporto segnale-rumore è generalmente più basso, soprattutto in presenza di vento o di sorgenti di disturbo (*clutter*), e ciò rende difficoltosa l'estrazione accurata di smorzamenti e forme modali, che richiedono segnali molto puliti. Tuttavia, il radar mantiene un vantaggio decisivo nella misura diretta dello spostamento, senza dover ricorrere alla doppia integrazione dell'accelerazione, operazione che amplifica gli errori a bassa frequenza.

Lo studio, inoltre, classifica i sistemi radar interferometrici in sei categorie principali, in base alla frequenza portante, alla larghezza di banda, alla tecnica di modulazione (*Frequency Modulated Continuous Wave* - FMCW o *Stepped Frequency Continuous Wave* - SFCW) e alla capacità di produrre immagini 1D o 2D. Il sistema più utilizzato è l'IBIS (di IDS GeoRadar), presente in ben 65 studi, perché per la sua una precisione sub-millimetrica è particolarmente adatto al monitoraggio dinamico, in quanto segue bene le vibrazioni di un ponte sollecitato da traffico o vento.

Un altro gruppo importante è quello dei radar MIMO (Multiple-Input Multiple-Output), che compaiono in 11 studi. Questi sistemi, grazie a molteplici antenne trasmettenti e riceventi, riescono a ricostruire le componenti di spostamento in più direzioni, avvicinandosi a una misura 3D. Sono stati impiegati con successo su ponti strallati e su ponti ad arco, dove la direzione del moto non era nota a priori. Vi sono poi radar auto-costruiti da diversi gruppi di ricerca (Università di Firenze, Southeast University, ecc.), che sperimentano soluzioni a basso costo o a frequenze più alte (banda K, Ka, V, W) per ottenere risoluzioni spaziali migliori.

Un dato interessante emerso dalla *review* è che i radar GB-RAR (a reale apertura) sono preferiti per il monitoraggio dinamico proprio grazie all'alta frequenza di campionamento, mentre i radar ad apertura sintetica (GB-SAR), pur offrendo una risoluzione trasversale, hanno campionamenti più lenti e risultano adatti soprattutto a fenomeni statici o quasi-statici (come le deformazioni lente di una diga o una frana).

Lo studio ha esaminato anche le sinergie tra il GBIR e altri sensori. Su 104 articoli, ben 63 descrivono un'integrazione con almeno un'altra tecnologia. Le combinazioni più frequenti sono con le telecamere ottiche, i laser scanner, i sistemi di livellazione, gli estensimetri e, in testa a tutti, gli accelerometri.

L'accoppiamento radar-accelerometri è il più diffuso perché i due strumenti sono fortemente complementari. Gli accelerometri forniscono una misura di accelerazione ad alta fedeltà temporale e con un eccellente rapporto segnale-rumore, che permette di stimare con precisione le frequenze naturali e, soprattutto, gli smorzamenti modali – un parametro che al radar riesce meno bene. Inoltre, integrando due volte il segnale accelerometrico si ottiene uno spostamento che può essere confrontato direttamente con quello radar, validando così l'accuratezza della misura radar. Viceversa, il radar offre una densità spaziale che gli accelerometri non possono raggiungere: un singolo radar monitora contemporaneamente decine o centinaia di *range bin*, coprendo l'intero ponte in modo capillare. La combinazione dei due sensori consente quindi di ottenere il meglio di entrambi i mondi: pochi accelerometri ben posizionati forniscono il riferimento modale affidabile, mentre il radar riempie lo spazio tra di essi con una risoluzione elevata.

Lo studio individua con chiarezza alcune lacune che limitano l'adozione sistematica del GBIR nel monitoraggio dei ponti, e in particolare di quelli in muratura.

Prima lacuna: la scarsa rappresentatività delle murature. Solo il 5% degli studi riguarda ponti in pietra o laterizio, nonostante queste strutture costituiscano una quota importante del patrimonio infrastrutturale europeo. È necessario sviluppare metodi di acquisizione specifici per materiali a bassa riflettività, eventualmente integrando corner reflector senza danneggiare i beni storici.

Seconda lacuna: la difficoltà nel distinguere bersagli multipli che cadono nello stesso *range bin*. I radar a reale apertura non hanno risoluzione trasversale, quindi più riflettori alla stessa distanza dal radar producono un segnale unico e ambiguo. Possibili soluzioni includono l'uso di radar MIMO, l'integrazione con la realtà aumentata per un puntamento più accurato, o tecniche avanzate di processamento del segnale.

Terza lacuna: la limitata estrazione di smorzamenti modali e forme modali. Solo il 13% degli studi affronta gli smorzamenti e l'11% le forme modali. I ricercatori si auspicano un maggiore ricorso a metodi di analisi nel dominio del tempo (come SSI) e a tecniche avanzate di filtraggio, nonché l'introduzione di algoritmi di intelligenza artificiale (*Machine Learning* e *Deep Learning*) per il *denoising* e l'estrazione automatica delle caratteristiche modali.

Quarta lacuna: l'assenza di monitoraggi a lungo termine con GBIR su ponti. Mentre per dighe e frane esistono campagne di anni con radar ad apertura sintetica, per i ponti la

letteratura riporta quasi esclusivamente prove brevi, della durata di ore o giorni. Sviluppare sistemi radar robusti per acquisizioni continue nel tempo, con correzione degli effetti ambientali (temperatura, umidità, pressione), rappresenta una sfida aperta per il futuro.

Infine, lo studio segnala come l'intelligenza artificiale sia ancora poco esplorata in questo campo. Solo due studi preliminari hanno utilizzato il *Machine Learning* per classificare gli eventi di attraversamento dei treni. Vi è un ampio potenziale per l'impiego di reti neurali nel *denoising* dei segnali radar, nella separazione dei contributi di bersagli multipli e nella diagnosi automatica del danno.

3.7 Dalle tecniche tradizionali all'approccio ibrido: casi di studio a confronto

La letteratura scientifica offre numerosi esempi di identificazione dinamica di ponti in muratura mediante tecniche accelerometriche e Analisi Modale Operazionale (OMA). Tra i contributi più recenti e significativi si segnalano: lo studio di Coviello e Sabbà (2025), che hanno caratterizzato quattro ponti a tre archi in Puglia, identificando le prime frequenze naturali e proponendo una formula predittiva basata sulla luce massima delle arcate, e il lavoro di Pantò *et al.* (2024) sul viadotto delle Quebradas in Portogallo, che ha combinato OMA con altre prove non distruttive (ultrasuoni, GPR), per calibrare un modello FEM avanzato. Entrambi gli studi dimostrano l'affidabilità delle tecniche accelerometriche, ma si basano esclusivamente su sensori a contatto, che offrono un'elevata fedeltà temporale a scapito della densità spaziale.

Dal confronto tra le due tecniche, accelerometria e interferometria radar, emerge chiaramente che, in tale contesto di analisi modale sperimentale, i due approcci non sono in competizione, ma fortemente complementari. Gli accelerometri forniscono misure puntuali ad alta fedeltà temporale, indispensabili per la stima accurata di frequenze e smorzamenti modali; il radar offre invece un'elevatissima densità spaziale, consentendo di monitorare simultaneamente decine di punti della struttura (*range bin*) e di ricostruire forme modali con risoluzione altrimenti irraggiungibile.

Rispetto ai lavori citati, la presente tesi di dottorato rappresenta un significativo avanzamento, introducendo un approccio integrato che combina accelerometri e radar

interferometrico IBIS-FS. Questa strategia ibrida sfrutta la sinergia tra le due tecnologie per superarne i rispettivi limiti, ottenendo forme modali ad alta risoluzione spaziale su un ponte storico in tufo (Ponte Borbonico di Lama Monachile), un materiale tradizionalmente critico per le misure radar a causa della sua scarsa riflettività.

Un ulteriore elemento di innovazione risiede nell'impiego di **tecniche di *Deep Learning***:

- **Autoencoder** per il denoising dei segnali radar, consentendo di recuperare acquisizioni altrimenti inutilizzabili a causa del basso rapporto segnale-rumore o della presenza di clutter.
- **Rete neurale *Dual-Branch*** per la *Deep Fusion* dei dati, che apprende congiuntamente dai flussi informativi provenienti dai due sensori, utilizzando gli accelerometri come riferimento affidabile per la normalizzazione delle ampiezze modali e la rimozione del rumore residuo.

L'approccio integrato, qui proposto e validato sperimentalmente, si articola secondo uno schema ottimale che prevede:

- **Pochi accelerometri** (nell'ordine di 4-8 canali) posizionati in punti strategici della struttura (es. chiavi di volta, sommità, basi). Essi forniscono:
 - frequenze naturali accurate, utilizzate come riferimento per il radar;
 - rapporti di smorzamento modali affidabili;
 - un riferimento temporale per la sincronizzazione delle due strumentazioni.
- **Un radar interferometrico IBIS-FS** che misura simultaneamente decine di *range bin* lungo la struttura, fornendo:
 - spostamenti ad alta risoluzione spaziale;
 - forme modali dettagliate, con risoluzione spaziale molto superiore a quella ottenibile con i soli accelerometri;
 - capacità di misura su punti non accessibili o non strumentabili con sensori a contatto.

La metodologia sviluppata è stata applicata al Ponte Borbonico di Lama Monachile, dimostrando la fattibilità di un monitoraggio dinamico speditivo, non invasivo e ad alta risoluzione, su una struttura storica in muratura caratterizzata da materiali scarsamente

riflettenti. I risultati sperimentali e le procedure di validazione sono descritti nei capitoli successivi.

3.7.1 Caratterizzazione dinamica di ponti in muratura a tre archi in Puglia

Nello studio di Coviello & Sabbà (2025) l'obiettivo principale è stato quello di caratterizzare il comportamento dinamico di quattro ponti in muratura a tre archi situati in Puglia (Figura 3.7), utilizzando esclusivamente tecniche accelerometriche e Analisi Modale Operazionale (OMA).

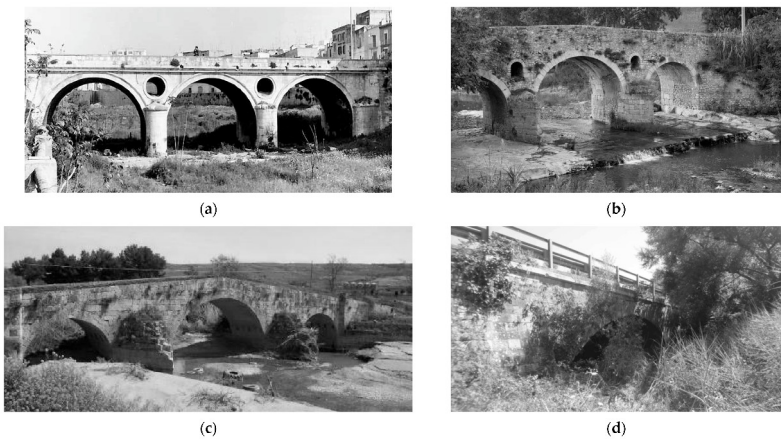


Figura 3.7: Foto dei quattro ponti esaminati: (a) Ponte Santa Teresa; (b) Ponte Bovino; (c) Ponte Ascoli Satriano; (d) Ponte Troia

I ponti selezionati, descritti nella Tabella 1, coprono un arco temporale di quasi duemila anni, offrendo una prospettiva unica sull'evoluzione del comportamento strutturale e sugli effetti dell'invecchiamento e del degrado.

Tabella 1: Ponti in muratura analizzati nello studio di Coviello & Sabbà. (2025)

Ponte	Località	Epoca	Materiale	Caratteristiche peculiari
Santa Teresa	Bitonto (BA)	XIX secolo (1846)	Muratura in pietra calcarea	Ben conservato, manutenzione regolare, traffico veicolare attivo
Ponte Romano	Bovino (FG)	I secolo a.C.	Muratura in pietra (ashlar)	Struttura tozza, geometricamente irregolare, vincoli conservativi

Ponte	Località	Epoca	Materiale	Caratteristiche peculiari
Ponte Romano	Ascoli Satriano (FG)	I secolo d.C.	Muratura in pietra	Più flessibile (forma "a schiena d'asino"), fondazioni su terreno soffice
SP123	Troia (FG)	Metà XX secolo	Muratura (tecniche moderne)	Luce centrale ampia (13 m), presenza di danni locali e cedimenti fondazionali

La strumentazione dei sensori utilizzata è identica a quella del lavoro di tesi: accelerometri piezoelettrici PCB 393B31 (sensibilità 1000 mV/g, banda 0,1-200 Hz) e sistema di acquisizione *National Instruments* cDAQ. La frequenza di campionamento è stata di 1024 Hz, successivamente decimata a 256 Hz per l'analisi.

Un aspetto molto interessante è che gli autori hanno testato diverse strategie di eccitazione, confrontandone l'efficacia:

- Vibrazione ambientale (vento, micro-tremori): utilizzata su tutti i ponti, con durate di acquisizione tra 10 e 15 minuti.
- Eccitazione forzata con veicolo controllato (camion da 3,5 tonnellate su dossi mobili): impiegata sui ponti di Bitonto e Bovino. Ha fornito il miglior rapporto segnale-rumore (SNR), specialmente per i modi più alti.
- Eccitazione con martello strumentato: utilizzata sul ponte di Ascoli Satriano (vincoli conservativi molto stretti) e a Troia. Utile per eccitazioni localizzate, ma meno efficace per i modi globali ad alta frequenza.

L'eccitazione con veicolo controllato è risultata la più efficace, ma non sempre è applicabile su beni vincolati. La vibrazione ambientale è sufficiente per i primi modi, ma fatica a eccitare modi superiori a 15 Hz. Il martello è un compromesso valido quando l'accesso è limitato.

Per il lavoro di tesi questo studio è importante in quanto si concentra sulla comparazione di diverse configurazioni di sensori in funzione dei vincoli di accessibilità e di tutela. Gli

autori dimostrano che non esiste una configurazione universale, ma che è possibile ottimizzare il setup caso per caso.

Lo studio dimostra, inoltre, che non è necessario il massimo numero di sensori per ottenere una caratterizzazione dinamica affidabile dei modi principali. I ricercatori confermano che una configurazione strategica (punti di massimo spostamento, chiavi di volta) con 12-16 sensori ben posizionati può essere sufficiente.

Questo risultato scientifico dimostra che l'utilizzo di 20 accelerometri per il lavoro di tesi è una "configurazione di riferimento ad alta densità" per validare il radar, sapendo che setup più ridotti potrebbero funzionare per applicazioni di routine.

Per caratterizzare il comportamento dinamico dei quattro ponti in muratura a tre arcate, gli autori hanno adottato un approccio metodologico articolato in due fasi principali: una sperimentale, dedicata all'acquisizione dei dati, e una di elaborazione, finalizzata all'estrazione dei parametri modali.

Nella fase sperimentale, sono state condotte campagne di misura adattando di volta in volta la configurazione strumentale alle specifiche esigenze di ciascun ponte, in termini di accessibilità, vincoli conservativi e caratteristiche strutturali. Questa flessibilità ha permesso di dimostrare l'adattabilità delle tecniche OMA a contesti anche molto diversi tra loro.

Nella fase di elaborazione, i segnali acquisiti sono stati processati applicando due diversi metodi, uno nel dominio della frequenza e uno nel dominio del tempo, al fine di garantire la validazione incrociata e la robustezza dei risultati.

Nel dominio della frequenza, è stato utilizzato il metodo CFDD (*Curve Fitting in Frequency Domain*), che analizza le densità spettrali di potenza identificando i picchi corrispondenti alle frequenze naturali della struttura. Si tratta di una tecnica consolidata, particolarmente efficace quando i modi di vibrare sono ben separati in frequenza.

Il metodo CFDD appartiene alla famiglia dei metodi parametrici per l'identificazione modale. Ciò significa che, a differenza dei metodi non parametrici come l'EFDD, esso non si limita a rilevare picchi nello spettro, ma presuppone l'esistenza di un modello matematico della risposta dinamica della struttura. In pratica, si assume che la funzione di risposta in frequenza (FRF) o la densità spettrale di potenza possa essere espressa come

somma di contributi di oscillatori armonici smorzati, ciascuno corrispondente a un modo di vibrare. L'obiettivo è quindi quello di "adattare" (fittare) questa curva teorica ai dati sperimentali, variando i parametri del modello fino a ottenere la migliore corrispondenza.

Per procedere con l'adattamento, è necessaria una stima iniziale dei parametri, ovvero si deve fornire all'algoritmo un'ipotesi ragionevole sul numero di modi di vibrare presenti nel range di frequenze analizzato e sulle loro frequenze approssimative. Questa stima può essere ottenuta, ad esempio, da un'analisi preliminare con metodi non parametrici come il semplice Peak Picking - PP o l'EFDD dove l'operatore gioca quindi un ruolo attivo nella fase iniziale del processo.

Il principale vantaggio del CFDD risiede nella sua precisione. Esso è in grado di fornire stime molto accurate sia delle frequenze naturali che, soprattutto, dei rapporti di smorzamento modale, anche in situazioni complesse dove l'EFDD mostra i suoi limiti. In particolare, il CFDD eccelle quando i modi di vibrare sono ravvicinati in frequenza (ad esempio, modi flessionali e torsionali che si sovrappongono) o quando la struttura presenta uno smorzamento elevato, che rende i picchi nello spettro meno nitidi e più difficili da isolare con metodi automatici.

Tuttavia, questo maggior grado di accuratezza si paga con una maggiore complessità operativa. Il CFDD richiede un intervento manuale più significativo e una competenza tecnica non trascurabile da parte dell'analista, che deve valutare la bontà dell'adattamento, escludere modi spuri e, se necessario, ridefinire il modello di partenza. **Inoltre, il metodo è più sensibile al rumore rispetto all'EFDD:** se i segnali acquisiti sono di scarsa qualità (basso rapporto segnale-rumore, presenza di disturbi ambientali non filtrati), l'algoritmo di *fitting* può convergere verso soluzioni errate o non convergere affatto.

Per queste ragioni, il CFDD è tipicamente impiegato in contesti di analisi avanzata, quando si dispone di dati sperimentali di buona qualità e si necessita della massima precisione, ad esempio per la calibrazione di modelli numerici o per studi sullo smorzamento modale. L'EFDD, più semplice e rapido, rimane invece lo strumento di elezione per analisi preliminari, per strutture con modi ben separati, o quando si deve processare una grande mole di dati in modo semi-automatico.

Nel dominio del tempo, è stato impiegato l'algoritmo SSI-UPCX (*Stochastic Subspace Identification with eXtended Unweighted Principal Components*), una tecnica avanzata e

particolarmente adatta all'analisi modale operativa, dove l'eccitazione è costituita esclusivamente da vibrazioni ambientali. Questo metodo, a differenza di quelli nel dominio della frequenza, lavora direttamente sulle serie temporali dei segnali ed è in grado di identificare modi anche ravvicinati o debolmente eccitati.

L'identificazione dei parametri modali non è stata affidata esclusivamente all'elaborazione automatica. Il processo si è articolato in due passaggi successivi:

1. **Analisi automatica del diagramma di stabilizzazione**, che ha consentito di individuare una prima stima delle frequenze, degli smorzamenti e delle forme modali.
2. **Verifica manuale**, condotta dai ricercatori per escludere modi spuri (non fisici) e per valutare la qualità dei risultati. In questa fase, è stato calcolato il **Modal Assurance Criterion (MAC)** tra i modi identificati con i diversi metodi e tra diverse sessioni di misura. Valori di MAC prossimi a 0,9 o superiori indicano un'eccellente correlazione e confermano la consistenza fisica dei modi estratti.

La valutazione della similarità tra due forme modali è intrinsecamente più complessa rispetto al confronto di grandezze scalari come le frequenze naturali o i rapporti di smorzamento. Mentre una frequenza è un singolo numero, una forma modale è un vettore le cui componenti rappresentano gli spostamenti relativi di diversi punti della struttura. Per confrontare due vettori, ovvero due forme modali, è necessario disporre di una misura quantitativa in grado di esprimere il loro grado di correlazione.

Lo strumento più diffuso e consolidato a questo scopo è il MAC, introdotto da Allemang e Brown nel 1982 e successivamente ripreso e approfondito dallo stesso Allemang nel 2003. Il MAC è una grandezza scalare che misura il grado di proporzionalità tra due vettori modali, indipendentemente dalla loro scala (cioè dal fattore di normalizzazione).

La sua espressione matematica è la seguente:

$$\text{MAC}(\phi_n, \psi_n) = \frac{(\phi_n^H \psi_n)(\psi_n^H \phi_n)}{(\phi_n^H \phi_n)(\psi_n^H \psi_n)}$$

dove ϕ_n e ψ_n sono le due forme modali da confrontare (relative all'*n-esimo* modo di vibrare), e l'apice ^H indica l'operatore di trasposizione coniugata, che restituisce un vettore

riga i cui elementi sono i complessi coniugati delle componenti del vettore colonna. È importante notare che questa formulazione è valida sia per forme modali con componenti reali (tipiche di strutture con smorzamento proporzionale) sia per quelle con componenti complesse (smorzamento non proporzionale).

Il MAC restituisce un valore compreso tra 0 e 1:

- **MAC prossimo a 1** (tipicamente $> 0,8-0,9$): indica un'elevata correlazione tra le due forme modali, che sono quindi praticamente proporzionali. Ciò significa che i due modi descrivono la stessa configurazione deformativa, a meno di un fattore di scala. Questo è il caso desiderato quando, ad esempio, si confrontano i modi ottenuti da due diverse sessioni di misura o da due diversi metodi di identificazione (accelerometri vs radar).
- **MAC prossimo a 0** (tipicamente $< 0,1-0,2$): indica una scarsa o nulla correlazione. Le due forme modali sono tra loro linearmente indipendenti e rappresentano configurazioni deformative diverse.
- **Valori intermedi** (tra 0,2 e 0,8) richiedono un'attenta interpretazione: possono indicare una correlazione parziale, oppure la presenza di errori nella stima di una o entrambe le forme modali.

Nonostante la sua ampia diffusione, il MAC presenta un limite intrinseco: è molto sensibile a grandi differenze tra i vettori confrontati, ma poco sensibile a differenze piccole. In altre parole, se due forme modali sono molto diverse, il MAC restituirà un valore prossimo a 0 in modo evidente; se invece sono molto simili, restituirà un valore prossimo a 1. Tuttavia, quando le differenze sono sottili (ad esempio, una lieve distorsione locale della forma modale dovuta a un danno incipiente), il MAC potrebbe rimanere ancora prossimo a 1, mascherando variazioni potenzialmente significative.

Per questa ragione, nella pratica ingegneristica si considera generalmente una soglia di accettabilità compresa tra 0,8 e 0,9: valori superiori indicano una buona correlazione, mentre valori inferiori suggeriscono la necessità di approfondire l'analisi. È inoltre buona norma accompagnare il calcolo del MAC con altri indicatori di correlazione, come il COMAC (*Coordinate MAC*), che valuta la similarità punto per punto, o il NMD (*Normalized Modal Difference*), che è più sensibile a piccole variazioni.

L'analisi dettagliata dei risultati ha permesso di evidenziare relazioni significative tra le proprietà geometriche e costruttive dei ponti (ad esempio la luce massima delle arcate) e i loro parametri modali (frequenze naturali e forme modali). Queste relazioni sono essenziali non solo per comprendere il comportamento dinamico delle strutture storiche, ma anche per valutarne lo stato di salute e per identificare eventuali anomalie o degrado.

Per ciascun ponte sono state identificate le prime quattro frequenze naturali (Tabella 2). I valori MAC hanno costantemente superato 0,85 in tutti i test ripetuti per le modalità identificate, con una sostanziale maggioranza di valori superiori a 0,90. Questa coerenza eccezionalmente elevata conferma inequivocabilmente l'eccellente affidabilità, ripetibilità e validità fisica del processo di identificazione. Le modalità identificate sono distinte, ben separate e costantemente osservate, rafforzando la fiducia nei parametri modali derivati.

Tabella 2: Prime quattro frequenze naturali per ciascun ponte in muratura nello studio di Coviello et al. (2025)

Ponte	Modo 1 (Hz)	Modo 2 (Hz)	Modo 3 (Hz)	Modo 4 (Hz)	Caratteristiche
Bitonto (XIX sec.)	9,20	12,64	14,60	16,50	Frequenze più alte (struttura rigida e ben conservata)
Bovino (I sec. a.C.)	11,24	12,46	13,71	14,36	Frequenze intermedie (struttura tozza ma irregolare)
Ascoli Satriano (I sec. d.C.)	4,39	5,35	6,29	6,89	Frequenze più basse (struttura flessibile, terreno soffice)
Troia (XX sec.)	8,34	8,64	9,40	9,53	Frequenze medio-basse (danni locali, cedimenti in fondazione)

Le forme modali mostrano che il primo modo è sempre traslazionale orizzontale (movimento laterale dell'intero ponte). I modi successivi sono prevalentemente flessionali verticali (le arcate si flettono verso l'alto e verso il basso), con accoppiamenti traslazionali nelle strutture asimmetriche (Bovino).

Gli autori hanno correlato la prima frequenza naturale con la massima luce delle arcate (il parametro geometrico più influente), ricavando la seguente relazione logaritmica:

$$f_1 = -6,989 * \ln(L_{\text{max}}) + 24,214$$

dove f_1 è la prima frequenza naturale in Hz e L_{max} è la luce massima in metri.

La formula è stata validata su altri ponti in muratura presenti in letteratura (Bayraktar *et al.*, 2015), con un errore percentuale medio del 2,58% per luci comprese tra 5 e 15,5 metri. Per luci superiori (es. oltre 19 m), l'errore cresce notevolmente (40-55%), indicando che la formula è valida specificamente per ponti in muratura a tre archi di dimensioni medio-piccole, ovvero la tipologia più diffusa.

3.7.2 Sintesi del caso di studio: viadotto delle Quebradas (Portogallo)

Il lavoro di Pantò *et al.* (2024), sul viadotto delle Quebradas in Portogallo, affronta un problema centrale nell'ingegneria delle strutture storiche: come calibrare in modo affidabile un modello numerico tridimensionale di un ponte in muratura quando le informazioni sui materiali e sulla geometria interna sono incomplete o difficili da ottenere. I ponti in muratura, infatti, rappresentano una quota significativa del patrimonio infrastrutturale europeo (circa il 60% dei ponti ferroviari esistenti), ma molti sono stati costruiti più di cento anni fa ed hanno accumulato danni dovuti al traffico crescente e agli eventi ambientali. La loro conservazione richiede valutazioni strutturali accurate, che a loro volta richiedono modelli numerici realistici.

L'obiettivo principale dello studio è stato quello di sviluppare e validare una procedura avanzata di calibrazione per un modello agli elementi finiti (FEM) del viadotto delle Quebradas, un ponte ferroviario a 5 campate situato nel nord del Portogallo. L'approccio combina l'analisi OMA con altre prove non distruttive (accelerometriche, ultrasuoni, GPR) per calibrare un modello FEM avanzato. Nello specifico, la procedura combina:

- **Prove non distruttive (NDT)** in situ combinate (ultrasuoni, impact-echo, sonic tests, GPR) hanno permesso di caratterizzare in modo dettagliato e complementare la geometria interna e le proprietà elastiche dei materiali del viadotto, senza danneggiare la struttura storica.

- **Misure di vibrazione ambientale** per identificare i parametri modali reali della struttura;
- **Ottimizzazione numerica** (algoritmi genetici e inferenza bayesiana) per affinare i parametri del modello.

Il viadotto delle Quebradas è un ponte ferroviario a 5 arcate (Figura 3.8), con luci di circa 20 metri e pile di altezza variabile tra 18 e 29 metri. La larghezza trasversale è ridotta (circa 5 metri), il che rende la struttura particolarmente vulnerabile alle azioni laterali (come i terremoti). È stato costruito negli anni Trenta del Novecento in sostituzione di un precedente ponte in acciaio, utilizzando blocchi di granito per i paramenti esterni e calcestruzzo per il riempimento interno delle pile.

Per le prove non distruttive (NDT) in situ, ai fine dell'Identificazione dinamica (vibrazioni ambientali), sono stati installati accelerometri piezoelettrici (modello PCB 393B12) sulla sommità del ponte, in corrispondenza delle pile e delle mezzerie delle campate. La maggior parte degli accelerometri è stata disposta in direzione orizzontale trasversale (perpendicolare all'asse longitudinale), perché ci si aspettava che i primi modi fossero di tipo flessionale trasversale. Due coppie di accelerometri verticali sono state posizionate su entrambi i lati per catturare eventuali rotazioni della sovrastruttura. Le registrazioni hanno avuto durate tra 20 e 30 minuti, con una frequenza di campionamento di 200 Hz. I dati sono stati elaborati con il software ARTeMIS utilizzando tre metodi differenti: FDD, EFDD ed SSI. I risultati dei tre metodi sono risultati coerenti, con valori MAC (Modal Assurance Criterion) superiori a 0,8, confermando l'affidabilità delle stime.

Nella Tabella 3 sottostante sono riportati i primi quattro modi identificati.

Tabella 3: Primi quattro modi identificati per il viadotto nello studio di Pantò et al. (2024).

Modo	Frequenza (Hz)	Descrizione
Modo 1	1,62-1,70	Trasversale fondamentale, nessun flesso
Modo 2	2,69-2,72	Trasversale, un flesso
Modo 3	3,95-4,00	Trasversale, due flessi
Modo 4	5,22-5,25	Verticale (primo modo flessionale verticale)

Le forme modali mostrano un comportamento simmetrico, sebbene le pile del lato nord risultino leggermente più flessibili (ampiezze maggiori).

Oltre alle tecniche accelerometriche per l'analisi OMA, sono state realizzate anche altre prove non invasive in situ di tipo sonico, ultrasonico e scansioni radar (GPR) per caratterizzare il ponte. Le prove soniche e ultrasoniche sono state condotte alla base della prima pila dal lato sud, seguendo una procedura a più fasi.

1. Test ultrasonici sui blocchi di granito. Con questo test è stata misurata la velocità delle onde P (primarie) e delle onde R (di *Rayleigh*) utilizzando il metodo di trasmissione indiretta (trasmettitore e ricevitore sulla stessa superficie). La velocità media delle onde R è risultata di 1837 m/s, corrispondente a una velocità delle onde P di circa 3300 m/s e a un modulo elastico dinamico medio di 24,8 GPa. Il coefficiente di *Poisson* è stato stimato pari a 0,2.
2. Test impact-echo. Con questo test è stato stimato lo spessore del paramento in pietra. I risultati hanno indicato uno spessore medio di circa 0,6 m (variabile tra 0,4 e 0,7 m), coerente con le misurazioni visive e con i radargrammi successivi.
3. Test sonici diretti. Con martello e accelerometro su facce opposte della pila, è stata valutata la velocità delle onde attraverso il nucleo interno. La velocità media è risultata di circa 4300 m/s, superiore a quella del solo granito, indicando che il nucleo è costituito da un materiale omogeneo di buona qualità (calcestruzzo). Utilizzando l'equazione di omogeneizzazione in serie (per tenere conto del paramento lapideo), la velocità delle onde nel nucleo è stata stimata in circa 4400 m/s, che corrisponde a un modulo elastico statico di circa 35 GPa (assumendo un rapporto dinamico/statico di 1,2).
4. Test sonici indiretti. Su una griglia 3×3 sulla parete della pila, i test hanno consentito di caratterizzare il paramento lapideo. Le velocità delle onde P sono risultate mediamente di 2300 m/s in direzione verticale e 2190 m/s in direzione orizzontale, indicando una bassa anisotropia. Il modulo elastico statico del paramento è stato stimato in 9,4 GPa (direzione verticale) e 8,5 GPa (direzione orizzontale), con distribuzioni lognormali.

Oltre alle prove soniche ed ultrasoniche, sono state effettuate delle scansioni radar (*Ground Penetrating Radar* – GPR) con un'antenna da 1600 MHz sulle pareti delle pile e sulle spalle del ponte. I radargrammi mostrano riflessioni nette a profondità comprese tra 0,4 e 0,6 m, corrispondenti al retro del paramento lapideo. Oltre tale profondità non si osservano riflessioni significative, il che conferma la presenza di un materiale interno omogeneo (il calcestruzzo). Le scansioni eseguite in corrispondenza degli spigoli hanno invece rivelato la struttura a blocchi regolare del paramento, confermando l'interpretazione.

È stato sviluppato un modello FEM tridimensionale dell'intero viadotto utilizzando il codice ADAPTIC (Imperial College London). Il modello è stato generato con uno strumento parametrico implementato in Grasshopper/Rhino, che consente di definire separatamente le diverse componenti: archi, riempimento, spalle, pile composite (paramento in pietra + nucleo in calcestruzzo). Sono stati utilizzati elementi solidi quadratici a 20 nodi e, per le interfacce (ad esempio tra conci e riempimento), elementi di interfaccia lineari a 16 nodi.

La muratura è stata modellata con un continuo anisotropo a due scale (Modello ibrido: macro (elementi finiti solidi) + micro (strati interni ai punti di Gauss)), in cui a ciascun punto di integrazione dei solidi FEM è associata una rappresentazione discontinua a strati interni (*Internal Layers*). Questi strati rappresentano la direzione dei letti di malta e consentono di distinguere il comportamento nelle tre direzioni principali. In campo elastico, il modello richiede la definizione di tre moduli normali e cinque moduli di taglio. Il calcolo delle proprietà macroscopiche della muratura è stato effettuato a partire dai risultati delle NDT, utilizzando formule di omogeneizzazione.

Il modello numerico ha previsto le prime tre frequenze con un errore compreso tra il 3,7% (primo modo) e il 13,9% (terzo modo). Le forme modali, invece, hanno mostrato un'ottima corrispondenza, con valori di correlazione sempre prossimi o superiori a 0,9. Ciò indica che le forme modali dipendono soprattutto dalla geometria, mentre le frequenze sono più sensibili ai materiali.

In un'analisi di sensibilità, sono stati variati otto parametri (moduli elastici della muratura, del calcestruzzo delle pile, del *backing* e del *backfill*) entro intervalli ampi. I risultati hanno mostrato che:

- I moduli della muratura e del calcestruzzo delle pile influenzano fortemente le frequenze;
- I moduli di backing e backfill hanno un effetto limitato (errori di frequenza entro il 4%);
- Il coefficiente di Poisson ha un'influenza trascurabile;
- I valori MAC restano elevati ($\approx 0,9$) per quasi tutto l'intervallo, confermando la loro scarsa sensibilità ai materiali.

Per migliorare l'accuratezza delle frequenze, gli autori hanno sviluppato un meta-modello di *Kriging* (*surrogate model*) che approssima la relazione tra gli otto parametri materiali e gli output del FEM (tre frequenze e tre vettori modali misurati in sette punti). Il modello *Kriging* è stato addestrato su 6561 campioni e validato su 2304 campioni, con errori medi inferiori al 2,1% per i MAC e all'1,4% per le frequenze.

Successivamente, è stato impostato un problema di ottimizzazione multi-obiettivo con sei funzioni obiettivo (tre MAC da massimizzare, tre errori di frequenza da minimizzare). La funzione obiettivo complessiva è stata costruita come somma di un termine esponenziale (che premia i valori entro l'intervallo desiderato: $MAC > 0,9$, frequenze entro la fascia sperimentale) e di un termine quadratico (che penalizza gli scostamenti al di fuori).

Per risolvere l'ottimizzazione e trovare il miglior insieme di parametri meccanici del modello FEM (moduli elastici della muratura, del calcestruzzo, del backfill, ecc.), che consentissero di ridurre contemporaneamente l'errore sulle frequenze naturali e di migliorare la correlazione (MAC) con le forme modali sperimentali, sono stati confrontati i risultati di diversi algoritmi:

- Pareto front (Algoritmo genetico elitista NSGA-II) che ha richiesto oltre 24.000 chiamate al modello numerico, risultato poco efficiente.
- Ottimizzazione con gradiente (la funzione *fmincon* in MATLAB) che ha richiesto 1016-3024 chiamate al surrogate model.
- Ottimizzazione bayesiana (*Expected Improvement Criterion*) che ha richiesto 300 iterazioni, risultando la più efficiente pur essendo computazionalmente più complessa per iterazione.

I risultati dell'ottimizzazione bayesiana hanno praticamente azzerato gli errori di frequenza per tutti e tre i modi (errori inferiori allo 0,03% per i primi due modi e 0% per il terzo), mantenendo valori MAC ancora prossimi a 0,9.

Pur basandosi su una strategia metodologica diversa dal lavoro di tesi, quella della calibrazione numerica invece della fusione sperimentale, lo studio di Pantò *et al.* (2024) offre spunti rilevanti per questo tipo di indagini. In particolare, gli autori adottando un modello FEM anisotropo a due scale per la muratura e il metodo di ottimizzazione sono riusciti a simulare sia il comportamento elastico che quello non lineare della muratura, con un costo computazionale ridotto a circa il 10% rispetto a quello di un modello mesoscale completo, per cui tale strategia rappresenta un possibile sviluppo futuro per la validazione numerica dei risultati ottenuti dal sistema di fusione radar-accelerometri.

4. Fondamenti di Intelligenza Artificiale per l'identificazione dinamica delle strutture in muratura

4.1 Introduzione all'apprendimento automatico per lo SHM

Negli ultimi anni, l'applicazione di tecniche di Intelligenza Artificiale (AI) e, in particolare, di apprendimento automatico (*Machine Learning*, ML) e apprendimento profondo (*Deep Learning*, DL), ha aperto nuove prospettive nel campo dello SHM. La crescente disponibilità di dati sperimentali ad alta frequenza e l'aumento della potenza di calcolo hanno reso possibile lo sviluppo di modelli in grado di apprendere automaticamente relazioni complesse tra segnali, senza la necessità di formulare esplicitamente modelli fisici o statistici semplificati.

Tuttavia, l'applicazione dei metodi tradizionali di *Deep Learning* allo SHM non è priva di criticità. Tra le principali limitazioni segnalate in letteratura si annoverano: la difficoltà di ottenere dataset etichettati sufficientemente ampi e bilanciati (specialmente per condizioni di danno), la sensibilità alla variabilità operativa e ambientale, e la scarsa generalizzabilità dei modelli addestrati su un contesto specifico ad altri contesti (Yang *et al.*, 2024). In risposta a queste sfide, stanno emergendo nuove classi di modelli, tra cui i modelli generativi profondi (*Deep Generative Models*, DGMs) come le reti *auto-regressive*, i *Variational Autoencoder* (VAE), le *Generative Adversarial Networks* (GAN), i modelli a diffusione e i *Large Language Models* (LLM). Questi modelli offrono capacità trasformativa elevata per la sintesi di dati ad alta fedeltà, per la ricostruzione di spazi latenti del sistema e per la modellazione di flussi di dati multimodali complessi.

Obiettivo del presente capitolo è fornire al lettore i fondamenti teorici delle tecniche di *Deep Learning* utilizzate nella presente ricerca, ovvero:

- **Autoencoder per il denoising** di segnali radar interferometrici;
- **Reti neurali *Dual-Branch* con fusione profonda** per l'integrazione di dati accelerometrici e radar.

Le architetture specifiche implementate e i risultati ottenuti sul caso di studio del Ponte Borbonico di Lama Monachile saranno descritti nei capitoli successivi.

Di seguito si fornisce un'analisi, articolata per aree tematiche, su alcuni studi più recenti e rilevanti in questo campo di ricerca.

4.2 Monitoraggio basato su vibrazioni e OMA automatizzata

L'OMA è la tecnica di elezione per l'identificazione dinamica di strutture in muratura, poiché sfrutta le vibrazioni ambientali senza richiedere eccitazioni artificiali. Negli ultimi anni, l'integrazione di tecniche di *Machine Learning* con l'OMA ha consentito di automatizzare il processo di identificazione modale, riducendo l'intervento manuale dell'operatore e migliorando l'affidabilità delle stime in presenza di rumore.

Uno studio particolarmente significativo è stato condotto da Standoli *et al.* (2025) sulla Torre Civica di Matelica (Italia). La Torre Civica di Matelica si trova nella regione Marche (Italia centrale), una delle aree a più alta sismicità del paese. La struttura fa parte di un complesso architettonico più ampio noto come Palazzo del Governatore, situato nel cuore della città di Matelica, affacciato su Piazza Enrico Mattei.

I ricercatori hanno implementato un *framework* di SHM basato su AI per la conservazione a lungo termine di questa torre in muratura, utilizzando quattro accelerometri MEMS triassiali installati permanentemente agli angoli della torre. I dati, acquisiti continuamente per oltre due anni, sono stati analizzati mediante tecniche di OMA automatizzata (SSI-Cov ed EFDD, selezionate per la loro comprovata affidabilità in ambienti rumorosi) e algoritmi di *Machine Learning*, in particolare, il *clustering k-means* per la classificazione delle risposte dinamiche.

L'automazione del processo è un aspetto cruciale, perché consente al sistema di elaborare grandi volumi di dati (oltre due anni di acquisizioni continue) e di fornire un feedback quasi istantaneo sui cambiamenti del comportamento dinamico della torre.

La vera innovazione dello studio risiede nell'integrazione del *k-means clustering* all'interno della pipeline SHM. Dopo che l'OMA automatizzata ha estratto le frequenze naturali e le forme modali della torre, i ricercatori si sono trovati di fronte a una mole

enorme di stime modali prodotte giorno dopo giorno. Non tutte queste stime sono ugualmente affidabili: alcune sono di alta qualità, altre sono corrotte da rumore o da influenze ambientali. Era quindi necessario un metodo per classificare automaticamente le stime modali in base alla loro affidabilità e per raggruppare quelle che corrispondono allo stesso modo di vibrare.

Il *k-means clustering* è stato impiegato proprio per questo scopo. Si tratta di un algoritmo di apprendimento non supervisionato che suddivide un insieme di dati in un numero prestabilito di gruppi (*cluster*) in modo che i dati all'interno di ciascun cluster siano il più possibile simili tra loro e il più possibile diversi da quelli degli altri *cluster*. Nel contesto dello studio, il *k-means* opera sui vettori che rappresentano le stime modali (ad esempio, i vettori delle forme modali o le frequenze stesse), identificando automaticamente quali stime appartengono al primo modo di vibrare, quali al secondo, e così via.

Il contributo specifico del *k-means* può essere articolato in tre punti fondamentali:

- Primo: classificazione automatica delle stime modali. Invece di affidarsi a una soglia arbitraria o a un controllo manuale, l'algoritmo raggruppa le stime in cluster naturali. Il cluster con la più alta consistenza interna (cioè con stime molto simili tra loro) viene considerato quello corrispondente al modo fisico più affidabile, mentre i *cluster* con maggiore dispersione vengono scartati o richiedono una verifica ulteriore.
- Secondo: riduzione dell'incertezza e miglioramento dell'affidabilità. La media delle stime all'interno di un buon cluster è molto più robusta e meno influenzata da *outlier* o da piccole fluttuazioni ambientali rispetto a una singola stima estratta in un giorno qualsiasi. Questo è particolarmente importante per il monitoraggio a lungo termine, dove le variazioni di temperatura e umidità possono indurre variazioni apparenti delle frequenze naturali.
- Terzo: rilevazione di cambiamenti comportamentali. Variando il numero dei cluster o analizzando come le stime si distribuiscono tra i *cluster* nel tempo, il sistema può rilevare cambiamenti nel comportamento dinamico della torre. Se un modo di vibrare che prima era chiaramente identificabile in un *cluster* compatto inizia a disperdersi o a migrare verso un altro *cluster*, questo potrebbe essere un indicatore precoce di un'alterazione strutturale.

In sintesi, il *k-means clustering* agisce come un filtro intelligente e automatico che, a valle dell'OMA, separa le stime modali affidabili da quelle rumorose e raggruppa quelle coerenti tra loro. Ciò consente di ottenere una stima più robusta dei parametri modali e di ridurre il più possibile l'intervento umano, rendendo il sistema SHM veramente “*unattended*” (senza supervisione) per periodi pluriennali.

Il sistema è in grado, quindi, di tracciare e modellare in modo predittivo il comportamento dinamico della torre sotto influenze ambientali e sismiche, correggendo gli effetti ambientali per garantire valutazioni accurate. Lo studio dimostra la fattibilità di una pipeline SHM completamente automatizzata che opera senza supervisione per anni, utilizzando reti di sensori MEMS a basso consumo energetico, e affronta sfide ancora aperte come la scarsità di dati per un addestramento robusto e la separazione affidabile tra variabilità modale indotta da danno e quella ambientale.

4.3 Deep learning puramente data-driven per la predizione del danno

In parallelo agli approcci basati su OMA, nell'ambito dell'Intelligenza Artificiale (*Artificial Intelligence* - AI) sono stati sviluppati metodi puramente *data-driven* che utilizzano le reti neurali profonde per apprendere direttamente dai dati grezzi dei sensori i parametri modali, senza passare attraverso l'estrazione esplicita.

Un esempio rappresentativo è il lavoro di Liu *et al.* (2025), che affronta il problema della predizione dell'ampiezza delle fessure in ponti in calcestruzzo armato sottoposti a gradienti termici. Gli autori propongono un framework di ottimizzazione guidato dalla meccanica (*mechanism-guided optimization*, MGO), che integra la conoscenza fisica del fenomeno (isteresi temperatura-fessurazione, correlazioni sfasate) nell'architettura di modello specifico, l'*Informer*, una rete neurale per *time-series forecasting* basata su meccanismi di attenzione.

L'*Informer* è un modello di sviluppato specificamente per la previsione di serie temporali a lungo termine (*Long Sequence Time-Series Forecasting* - LSTF). È stato proposto per superare i limiti dei tradizionali modelli *Transformer* dell'AI Generativa, che hanno una

complessità computazionale quadratica rispetto alla lunghezza della sequenza in input, rendendoli inefficienti per previsioni su orizzonti temporali molto lunghi.

Per comprendere le capacità di un modello AI *Informer*, immaginiamo di dover prevedere l'andamento della temperatura di una città non per le prossime 12 ore, ma per i prossimi 20 giorni. Un modello tradizionale avrebbe una crescita esponenziale del tempo di calcolo e della memoria richiesta, diventando impraticabile. L'*Informer* risolve questo problema con tre innovazioni architetturali chiave:

1. **Meccanismo di Auto-Attenzione ProbSparse (*Probabilistic Sparse*):** Questa è l'innovazione più importante. L'idea alla base è che, nei lunghi segnali temporali, solo una piccola parte dei "query" (un componente del meccanismo di auto-attenzione dei *Transformer*) è veramente importante per catturare le dipendenze a lungo raggio. Il meccanismo *ProbSparse* identifica selettivamente questi query "attivi" e ignora quelli "pigri", riducendo la complessità computazionale da quadratica ($O(L^2)$ a $O(L \log L)$, dove L è la lunghezza della sequenza). Questo rende l'elaborazione di sequenze molto lunghe non solo possibile, ma anche estremamente più veloce.
2. **Operazione di Distillazione (*Self-Attention Distilling*):** Per gestire input eccezionalmente lunghi, l'*Encoder* dell'*Informer* (Figura 4.1) riduce progressivamente la lunghezza delle sequenze attraverso strati di distillazione. In pratica, questa operazione "privilegia" le componenti dominanti (quelle con i punteggi di attenzione più alti) e riduce la dimensione della rappresentazione, abbattendo i costi computazionali e di memoria man mano che la rete diventa più profonda.
3. **Decoder Generativo (*Generative Style Decoder*):** A differenza dei *Decoder* tradizionali, che predicono un punto alla volta in modo ricorsivo (e sono quindi lenti e soggetti ad accumulo di errori), l'*Informer* utilizza un *decoder* "generativo". Con un'unica operazione *forward*, il modello è in grado di predire l'intera sequenza futura in una volta sola. Questo migliora drasticamente la velocità di inferenza e mitiga l'effetto di propagazione dell'errore tipico delle previsioni passo-passo.

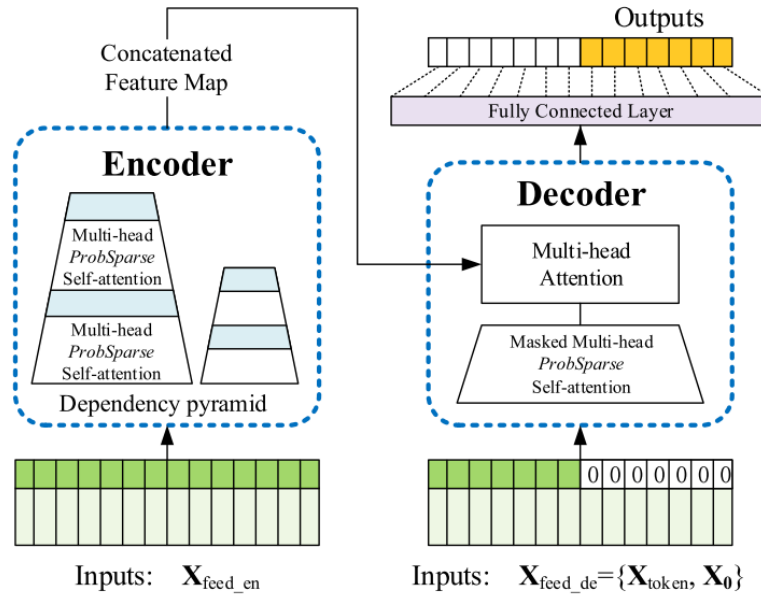


Figura 4.1: Architettura di un Informer (<https://github.com/zhouhaoyi/Informer2020>)

Le architetture encoder-decoder, nella loro accezione più generale, costituiscono uno dei paradigmi fondamentali del *Deep Learning* per l'estrazione di *feature* non lineari e la rappresentazione compatta di dati ad alta dimensionalità. Il principio base è semplice ma potente: un modello viene suddiviso in due parti distinte: un encoder che comprime l'input in una rappresentazione latente e un decoder, che riconverte tale rappresentazione nell'output desiderato. Questa struttura flessibile non si limita ai soli fully connected layer, ma può incorporare reti neurali convoluzionali (CNN) per l'estrazione di *feature* spaziali o reti ricorrenti (RNN) per l'analisi di dipendenze temporali, rendendo questo framework adatto a svariate tipologie di dati. L'argomento sarà trattato in modo approfondito nel prossimo paragrafo.

Tuttavia, dallo studio di Liu *et al.* (2025) emerge che, sebbene l'*Informer* sia potente, essendo un modello puramente "*data-driven*" (guidato dai soli dati), trascura i principi fisici che governano il fenomeno che si intende predire, come ad esempio l'ampiezza delle fessure in un ponte.

La loro grande innovazione è stata quella di incorporare la conoscenza fisica del fenomeno direttamente nell'architettura dell'*Informer*, creando il *framework Mechanism-Guided Optimization* (MGO). Il principio adottato è stato quello di addestrare una rete neurale predittiva al comportamento dinamico in presenza di una fessura, in modo che imparasse a

generalizzare e a fare previsioni, che non risultassero solo statisticamente accurate ma anche fisicamente plausibili. Il *framework* dell'*Informer* è stato così strutturato integrando tre elementi di legati alle conoscenze fisiche dei materiali:

1. *Auto-Correlation Modeling* (Modellazione dell'Autocorrelazione): Noto che l'ampiezza di una fessura non segue immediatamente la temperatura, ma che c'è un ritardo, un'isteresi (la fessura si apre e si chiude con un ritardo rispetto alla variazione termica), e una correlazione sfasata nel tempo, i ricercatori hanno quindi modificato l'*Informer* per catturare esplicitamente questo effetto “memoria” storica e il legame non istantaneo tra temperatura e fessurazione.
2. *Static Gated Fusion* (Fusione a Porta Statica): I sensori su un ponte forniscono molti dati (temperatura in più punti, umidità, ecc.). Non tutti sono ugualmente importanti, ma hanno introdotto un meccanismo di “porta” statica che funge da filtro intelligente, poi impara a dare più peso alle *feature* (caratteristiche dei dati) davvero rilevanti per la previsione e per ridurre o escludere quelle ridondanti.
3. *Adaptive Elastic Net Regularization* (Regolarizzazione di una rete neurale): Per evitare che il modello si “confonda” con informazioni inutili o rumorose (*overfitting*), i ricercatori hanno aggiunto un termine di regolarizzazione. Questo spinge la rete a mantenere attivi solo i percettroni (le *feature*) più importanti, semplificando il modello e rendendolo più robusto ed interpretabile.

I risultati di questo studio dimostrano riduzioni significative degli errori medi assoluti (MAE) e quadratici medi (RMSE) rispetto all'*Informer* di base, sulla base del test di *Diebold-Mariano* che conferma la superiorità statistica del metodo proposto. Questo studio stabilisce un **paradigma interpretabile, ma fondamentale e basato sulla fisica** che collega esplicitamente i driver ambientali al degrado strutturale.

4.4 Physics-Informed Machine Learning (PIML) e modelli ibridi

Un filone di ricerca di grande interesse è quello dell'integrazione tra conoscenza fisica e modelli di *Deep Learning*, noto come *Physics-Informed Machine Learning* (PIML). Questi

approcci ibridi combinano i punti di forza del *data-driven* (capacità di apprendere pattern complessi da grandi moli di dati) con l'affidabilità dei vincoli e principi fisici (equazioni differenziali, bilanci di massa/energia), offrendo maggiore interpretabilità e generalizzabilità rispetto ai modelli puramente *data-driven*.

Un risultato importante in questo campo del PIML è rappresentato dal lavoro di un gruppo di ricerca Mahar *et al.* (2025), Pi-Attn-LSTM study, in cui i ricercatori hanno sviluppato una particolare rete neurale Pi-Attn-LSTM (*Physics-informed Attention-augmented Long Short-Term Memory*) per la stima di parametri in sistemi strutturali.

La rete neurale *Long Short-Term Memory* (Memoria a Lungo e Breve Termine) è un tipo speciale di rete neurale ricorrente (RNN) progettata specificamente per superare i limiti delle RNN classiche nell'apprendere le dipendenze a lungo termine nelle sequenze di dati. Le reti neurali tradizionali (*feedforward*) infatti processano ogni input indipendentemente dagli altri, ma per dati sequenziali, come quelli nelle serie temporali, o nei testi, o nei segnali audio, ecc., questo non è performante per un modello, perché l'ordine e il contesto temporale contano.

Le RNN classiche sono strutturate su un "*loop*" che consente di passare informazioni da un passo temporale al successivo, ricordando così anche informazioni per lunghi periodi. Tuttavia, questo tipo di rete deve affrontare il problema del *vanishing gradient* (gradiente che svanisce): durante l'addestramento, i gradienti diventano esponenzialmente piccoli man mano che si procede all'indietro nel tempo e la rete non riesce più ad apprendere dipendenze che vanno oltre poche decine di passi temporali.

Il modello Pi-Attn-LSTM utilizza un meccanismo di attenzione temporale in una configurazione encoder-decoder per adattarsi selettivamente alle *feature* critiche nei dati sequenziali, migliorando l'accuratezza della stima in ambienti dinamici. La validazione è stata condotta su simulazioni numeriche di sistemi MDOF (incluso il benchmark IASC-ASCE) e sui dati sperimentali di un telaio in alluminio in scala. Gli studi comparativi dimostrano la superiore robustezza e accuratezza del Pi-Attn-LSTM rispetto a una tipica Pi-LSTM, nonché una più rapida convergenza e la capacità di identificare affidabilmente il degrado strutturale localizzato.

Un contributo rilevante per le murature, già citato nel Capitolo 1, è quello di Mattiacci *et al.* (2025) sull'uso della cointegrazione non lineare per lo *strain-based* SHM. Gli autori

impiegano reti neurali per modellare la complessa relazione non lineare tra variabili ambientali (temperatura, umidità relativa) e serie temporali di deformazione acquisite da sensori "*smart bricks*" su un edificio in muratura in scala reale. La strategia ha dimostrato di isolare efficacemente le variazioni indotte dal danno, sopprimendo quelle fuorvianti dovute alle fluttuazioni ambientali.

4.5 Encoder, Decoder e Autoencoder: definizioni e architetture di base

Nel campo del *Deep Learning*, i concetti di *encoder* e *decoder* rappresentano due blocchi funzionali fondamentali per lo sviluppo di numerose architetture neurali. È importante distinguere chiaramente come si struttura un'architettura generica di tipo *encoder-decoder* (tipica dei modelli *sequence-to-sequence*, in cui *encoder* e *decoder* operano su domini diversi, come nella traduzione automatica o nella generazione di testo) da una di tipo *autoencoder*, che ne rappresenta una declinazione particolare con finalità diverse. Nell'*autoencoder*, infatti, *encoder* e *decoder* sono addestrati a ricostruire l'input stesso, comprimendolo in una rappresentazione latente di dimensionalità ridotta (collo di bottiglia - *bottleneck dimension*) per apprenderne le caratteristiche essenziali, eliminando ridondanze e rumore.

4.5.1 Encoder e Decoder nell'architettura *sequence-to-sequence*

Un *encoder* è una rete neurale che riceve in input una sequenza di dati (ad esempio, una serie temporale di accelerazioni o spostamenti) e la trasforma in una rappresentazione latente, un concetto complesso, alla base delle potenzialità di questo tipo di rete.

Nell'ambito dell'apprendimento automatico, in particolare del *Deep Learning*, si definisce rappresentazione latente (o *latent representation*, talvolta anche *feature embedding* o codice latente) una trasformazione dei dati di input in uno spazio vettoriale a dimensionalità ridotta, le cui coordinate non corrispondono a grandezze fisiche direttamente interpretabili, ma codificano, in forma compatta e astratta, le caratteristiche salienti dei dati stessi. Il termine "latente" sottolinea che queste variabili non sono osservabili direttamente nel dominio originario, ma vengono apprese dal modello a partire

dai dati, senza che sia necessario fornire etichette esplicite o conoscenza a priori della struttura sottostante.

In una architettura *encoder-decoder*, la rappresentazione latente occupa una posizione strutturale centrale: essa costituisce l'output dell'*encoder* e, simultaneamente, l'input del decoder. L'*encoder* ha il compito di mappare lo spazio degli input, tipicamente ad alta dimensionalità (ad esempio una sequenza temporale di 512 campioni, o un'immagine di 256×256 pixel), in uno spazio latente di dimensionalità inferiore; il *decoder*, a partire da tale rappresentazione, cerca di ricostruire l'*input* originale, nel caso dell'*Autoencoder*, o di generare un *output* in un dominio diverso, nel caso di modelli *sequence-to-sequence*.

Formalmente, data una funzione di *encoding*:

$f_\phi: X \rightarrow Z$ dipendente da parametri ϕ e una funzione di decoding $g_\theta: Z \rightarrow X$ dipendente da parametri θ , si ha:

$$\mathbf{z} = f_\phi(\mathbf{x}), \hat{\mathbf{x}} = g_\theta(\mathbf{z})$$

dove $\mathbf{x} \in X$ è il campione in ingresso, $\mathbf{z} \in Z$ è la rappresentazione latente, e $\hat{\mathbf{x}}$ è la ricostruzione (o l'*output*) del *Decoder*.

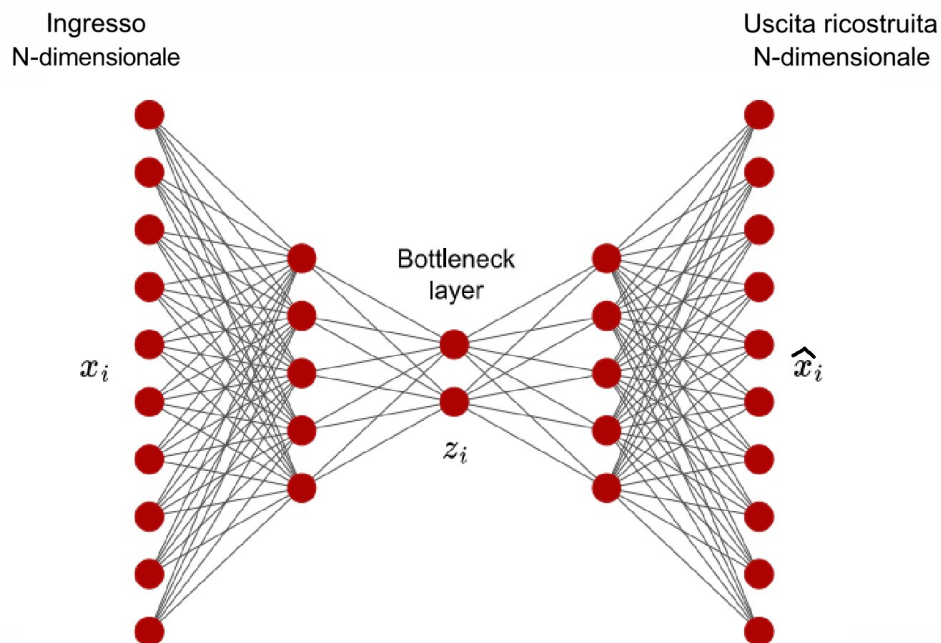


Figura 4.2: Architettura di un Encoder-Decoder

La dimensione dello spazio Z , detta anche dimensione latente o dimensione del collo di bottiglia (*bottleneck dimension*), è un iperparametro critico: dimensioni ridotte favoriscono la regolarizzazione e l'estrazione di sole caratteristiche essenziali, ma possono portare a una perdita di informazione irreversibile; dimensioni maggiori preservano più dettagli, ma aumentano il rischio di *overfitting* e riducono l'effetto di compressione desiderato. Rappresenta una sorta di "riassunto compresso" dell'*input*, preservando le caratteristiche statisticamente più rilevanti.

Un esempio notevole è il modello *Transformer*, che utilizza *encoder* e *decoder* basati su meccanismi di attenzione multipla. Tuttavia, è importante sottolineare che l'obiettivo di un modello seq2seq non è quello di ricostruire l'input, bensì di generare un output diverso (ad esempio, una sequenza futura a partire da una sequenza passata).

La proprietà più evidente della rappresentazione latente è la sua dimensionalità, tipicamente molto inferiore a quella del dato originale. Nel caso di segnali temporali acquisiti a 200 Hz per 2,56 secondi (512 campioni per canale), uno spazio latente di dimensione 32 o 64 rappresenta una compressione di un fattore 8-16. Questa compressione forza il modello a individuare e conservare solo le strutture statisticamente rilevanti, scartando variazioni irrilevanti, rumore e ridondanze. In tal senso, l'*Autoencoder* lineare (con funzioni di attivazione lineari) equivale a eseguire un'analisi delle componenti principali (PCA), in cui le componenti latenti coincidono con le direzioni di massima varianza del dataset. L'introduzione di non linearità in questo modello (funzioni di attivazione come ReLU, tangente iperbolica, sigmoide) consente però di apprendere strutture molto più ricche e complesse, superando i limiti della sola analisi lineare.

Una proprietà desiderabile, sebbene non automaticamente garantita, è il *Disentanglement* (Disaccoppiamento): la capacità della rappresentazione latente di organizzare le proprie dimensioni in modo che ciascuna di esse controlli un singolo fattore generativo indipendente dei dati. Ad esempio, in un *dataset* di volti umani, una dimensione potrebbe codificare l'orientamento, un'altra l'espressione, un'altra ancora l'illuminazione. Nel contesto dell'ingegneria strutturale, si potrebbe sperare che una dimensione latente sia sensibile alle variazioni termiche, una alla risposta modale fondamentale, una al degrado progressivo. I *Variational Autoencoder* (VAE), grazie alla regolarizzazione basata sulla divergenza di *Kullback-Leibler*, favoriscono in modo naturale l'emergere di rappresentazioni disaccoppiate.

Una buona rappresentazione latente dovrebbe possedere le proprietà di continuità e regolarità: piccole variazioni nel vettore latente $\mathbf{z}$ devono tradursi in piccole variazioni semanticamente coerenti nel dato ricostruito, e punti vicini nello spazio latente devono corrispondere a dati simili. Questa caratteristica è particolarmente marcata nei VAE, dove la rappresentazione latente è modellata come una distribuzione di probabilità (gaussiana) anziché come un punto deterministico. La continuità dello spazio latente consente operazioni quali l'interpolazione lineare tra due campioni: percorrendo una traiettoria rettilinea nello spazio $\mathbf{Z}$ e decodificando i punti intermedi, si ottengono trasformazioni graduali e semanticamente significative tra i corrispondenti input originali.

In generale, le dimensioni della rappresentazione latente non possiedono un significato fisico predefinito e non sono direttamente interpretabili dall'analista. Questo rappresenta uno dei principali limiti degli approcci basati sullo sviluppo di modelli *Autoencoder* classici, in contrasto con metodi più tradizionali (ad esempio le frequenze naturali estratte dall'OMA, che hanno un chiaro significato fisico). Tuttavia, tecniche di analisi specifiche (correlazione con variabili ambientali, interpolazioni controllate, ecc.) possono talvolta suggerire un'interpretazione intuitiva di alcune dimensioni latenti. Nei VAE è possibile campionare dalla distribuzione a priori e osservare quali variazioni si manifestano nell'*output*, aiutando a comprendere quali caratteristiche siano state apprese dalla rete.

4.5.2 Autoencoder: Architettura e Principi Fondamentali

L'*AutoEncoder* (AE) rappresenta l'istanza più nota dell'architettura *encoder-decoder*. Formalmente, dato un input x , l'*encoder* mappa il dato in una rappresentazione latente t tramite una funzione di attivazione non lineare, tipicamente ReLU o sigmoide σ :

$$t = \sigma(W_e x + b_e)$$

dove W_e è la matrice dei pesi dell'*encoder* $\in \mathbb{R}^{d_t \times d_x}$ e $b_e \in \mathbb{R}^{d_t}$ è il vettore di bias del *encoder*

Il decoder, a sua volta, riconverte la rappresentazione latente nell'input ricostruito:

$$\hat{x} = \hat{\sigma}(W_d t + b_d)$$

dove W_d è la matrice dei pesi del *decoder* $\in \mathbb{R}^{d_x \times d_t}$ e $b_d \in \mathbb{R}^{d_x}$ vettore di bias del *decoder*, cercando di minimizzare l'errore di ricostruzione, il Loss dell'*autoencoder* L_{AE} :

$$L_{AE} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \|x_n - r(x_n)\|^2$$

dove N è il Numero totale di campioni nel *dataset* di training, $r(x_n)$ è la ricostruzione del campione n -esimo, e $\|x_n - r(x_n)\|^2$ è l'Errore quadratico (norma euclidea al quadrato).

L'elemento chiave di questa architettura è il cosiddetto “collo di bottiglia” (*bottleneck*): la rappresentazione latente t ha dimensionalità inferiore rispetto all'*input* originale. Questa compressione forzata obbliga la rete a imparare una rappresentazione compatta e informativa dei dati, catturando le caratteristiche salienti e trascurando il rumore o le variazioni non significative. È stato dimostrato che l'*autoencoder* lineare a singolo strato è strettamente correlato all'analisi delle componenti principali (PCA), con parametri che convergono a una proiezione ortogonale sullo spazio delle componenti principali.

Mentre l'*autoencoder* è progettato per ricostruire l'input (eventualmente ripulendolo dal rumore), i modelli seq2seq, descritti in precedenza, sono progettati per generare un output diverso dall'input, tipicamente una sequenza futura a partire da una sequenza passata (previsione) o una sequenza tradotta a partire da una sequenza in una lingua diversa.

4.5.3 Variational Autoencoder (VAE)

Nel *Variational Autoencoder* (VAE), la rappresentazione latente non è un punto $\mathbf{z}$, ma una distribuzione di probabilità, tipicamente una gaussiana diagonale, caratterizzata da un vettore di medie $\boldsymbol{\mu}$ e un vettore di deviazioni standard $\boldsymbol{\sigma}$. L'*encoder* produce i parametri di questa distribuzione; successivamente, un campione $\mathbf{z}$ viene estratto tramite il *trucco della reparameterization trick* e inviato al decoder.

La tecnica della *riparametrizzazione* è utilizzata nei VAE, ma anche in generale in tutti i modelli, che richiedono di backpropagare il gradiente attraverso un campionamento stocastico, consentendo di rendere differenziabili operazioni che altrimenti interromperebbero il flusso del gradiente, permettendo così l'addestramento e la convergenza della rete neurale mediante la discesa del gradiente stocastico.

Nei VAE, l'*encoder* non produce un singolo vettore latente deterministico $\mathbf{z}$, ma i parametri di una distribuzione di probabilità, tipicamente una gaussiana:

$$q_{\phi}(\mathbf{z}|\mathbf{x}) = \mathcal{N}(\mathbf{z}; \boldsymbol{\mu}_{\phi}(\mathbf{x}), \boldsymbol{\sigma}_{\phi}^2(\mathbf{x})\mathbf{I})$$

dove:

- $\mu_\phi(\mathbf{x})$ è il vettore delle medie (output dell'*encoder*)
- $\sigma_\phi^2(\mathbf{x})$ è il vettore delle varianze (output dell'*encoder*)

Per ottenere un campione $\mathbf{z}$ da questa distribuzione, l'operazione naturale sarebbe:

$$\mathbf{z} \sim \mathcal{N}(\mu, \sigma^2 \mathbf{I})$$

Tuttavia, l'operazione di campionamento non è differenziabile rispetto ai parametri μ e σ . Il gradiente non può attraversare un nodo stocastico, rendendo impossibile l'addestramento dell'*encoder* tramite *backpropagation*.

L'idea geniale è quella di separare la componente deterministica da quella stocastica, riscrivendo il campione $\mathbf{z}$ come:

$$\mathbf{z} = \mu + \sigma \odot \epsilon$$

dove:

- $\epsilon \sim \mathcal{N}(\mathbf{0}, \mathbf{I})$ è una variabile casuale ausiliaria indipendente dai parametri del modello
- $\odot$ denota il prodotto elemento per elemento (Hadamard)

La funzione di loss del VAE $\mathcal{L}_{\text{VAE}}$ combina l'errore di ricostruzione con la divergenza di Kullback-Leibler (KL) tra la distribuzione appresa e una distribuzione a priori gaussiana standard:

$$\mathcal{L}_{\text{VAE}} = \mathbb{E}_{q_\phi(\mathbf{z}|\mathbf{x})} [\log p_\theta(\mathbf{x}|\mathbf{z})] - \beta \cdot D_{\text{KL}}(q_\phi(\mathbf{z}|\mathbf{x}) \| p(\mathbf{z}))$$

dove β è un iperparametro ($\beta=1$ nel VAE standard). La componente D_{KL} regolarizza lo spazio latente, favorendo la continuità, la regolarità e un certo grado di *disentanglement*. Per $\beta>1$ (β -VAE), la regolarizzazione diventa più forte, a spese talvolta di una minore fedeltà della ricostruzione.

Grazie alla natura probabilistica, il VAE è anche un modello generativo: campionando dalla distribuzione a priori $p(\mathbf{z})$ (gaussiana standard) e decodificando, è possibile generare nuovi dati sintetici che rispettano la distribuzione statistica di quelli reali. Questa capacità è preziosa per aumentare la numerosità di *dataset* sbilanciati, per generare scenari di danno sintetici o per esplorare lo spazio delle possibili configurazioni strutturali.

4.5.4 Il ruolo dei Denoising Autoencoder (DAE)

L'*autoencoder* diventa particolarmente utile per il *denoising* quando l'input x è un segnale rumoroso e il target è un segnale pulito (o, nella variante non supervisionata, la stessa versione rumorosa ma con un *bottleneck* sufficientemente stretto da forzare la rete a ignorare il rumore). In questo contesto, l'*autoencoder* apprende implicitamente la distribuzione dei segnali puliti, imparando a scartare le componenti ad alta frequenza o incoerenti che caratterizzano tipicamente il rumore. Nel *denoising autoencoder* (DAE), la rappresentazione latente assume un ruolo ancora più strategico. L'input fornito all'*encoder* è una versione corrotta del segnale originale, ottenuta aggiungendo rumore (ad esempio gaussiano o *dropout*). Il modello viene addestrato a ricostruire il segnale pulito, non quello rumoroso. Di conseguenza, la rappresentazione latente z deve essere sufficientemente astratta e robusta per ignorare il rumore di specifica realizzazione, pur conservando l'informazione strutturale essenziale. **Un DAE efficace produce uno spazio latente in cui le direzioni corrispondenti al rumore vengono soppresse, mentre quelle corrispondenti al segnale utile vengono amplificate.**

Questa proprietà è alla base del successo dei DAE nel denoising di segnali vibratorii acquisiti su strutture civili, dove le sorgenti di rumore sono numerose e non modellabili analiticamente.

Nel caso specifico della presente tesi, molti dei segnali acquisiti dal radar interferometrico sono caratterizzati da un basso rapporto segnale-rumore (SNR), a causa della scarsa riflettività del tufo, della presenza di *clutter* dinamici (ringhiere, vegetazione) e delle vibrazioni del treppiede. Gli accelerometri, invece, forniscono segnali ad alta fedeltà temporale e con un SNR molto più elevato. Questa complementarità è stata utilizzata per addestrare *autoencoder* supervisionati, nei quali l'input è il segnale radar rumoroso e il target è il segnale di spostamento ottenuto dalla doppia integrazione dei dati accelerometrici (opportunamente filtrati). L'*autoencoder* impara così una mappatura diretta tra il dominio rumoroso del radar e il dominio pulito degli accelerometri, consentendo di recuperare acquisizioni radar altrimenti inutilizzabili.

Un'altra applicazione rilevante dell'*autoencoder*, nel monitoraggio strutturale, è l'*anomaly detection* basata sull'errore di ricostruzione. Addestrando un *autoencoder* (o un DAE) esclusivamente su dati acquisiti dalla struttura, in condizioni di esercizio normale, si

ottiene un modello che impara la “normalità”. Quando un nuovo dato viene presentato, se l’errore di ricostruzione $\|x-\hat{x}\|^2$ supera una soglia prefissata (determinata dalla distribuzione degli errori sui dati di *training*), si segnala una potenziale anomalia. In presenza di danno incipiente, la rappresentazione latente appresa non è più in grado di ricostruire fedelmente il segnale alterato, e l’errore cresce sensibilmente. Analizzando l’errore per ciascun canale o per ciascuna porzione della struttura, è persino possibile ottenere indicazioni sulla localizzazione spaziale dell’anomalia.

5. Caso di Studio: Identificazione dinamica delle proprietà modali del Ponte Borbonico di Lama Monachile in Polignano a Mare

5.1 Contesto e motivazioni

L'indagine sperimentale presentata in questo capitolo è nata inizialmente con l'obiettivo di caratterizzare il comportamento dinamico di una struttura storica in muratura, mediante l'innovativa tecnica dell'interferometria radar. I risultati ottenuti sono stati validati da prove accelerometriche effettuate in situ nelle stesse condizioni ambientali. La risposta dinamica è stata valutata in termini di frequenze e forme modali, applicando la procedura di analisi modale operazionale (OMA).

Come illustrato nel capitolo 2, la procedura OMA consente di definire le effettive caratteristiche dell'opera nelle usuali condizioni di esercizio e con le corrette condizioni al contorno, sfruttando le forzanti ambientali, sempre disponibili, che non richiedono la sospensione dell'esercizio. A differenza delle tecniche classiche basate su input-output, l'OMA infatti consente di estrarre i parametri modali: frequenze naturali, forme modali e rapporti di smorzamento, utilizzando esclusivamente le risposte vibratorie della struttura sollecitata da forzanti ambientali quali vento, micro-tremori e traffico (Rainieri & Fabbrocino, 2014). Questo approccio risulta particolarmente vantaggioso per infrastrutture storiche come il caso di studio dell'identificazione dinamica del ponte borbonico di Lama Monachile di Polignano a Mare, dove l'applicazione di eccitazioni artificiali (ad esempio martelli strumentati o vibratorii) risulterebbe invasiva e potenzialmente dannosa per l'integrità del manufatto (Gentile & Saisi, 2007).

Tuttavia, questo tipo di forzanti richiede che le strutture testate siano snelle con comportamento elastico, condizione che ne limita l'applicazione a ponti, torri o impianti eolici. L'analisi sperimentale OMA diviene infatti più complessa nel caso di costruzioni in muratura, caratterizzate da elevata massa e geometria articolata, portando talvolta a risultati non attendibili. L'identificazione dinamica di strutture murarie storiche rimane un compito impegnativo a causa della loro grande massa, della complessa geometria e della necessità di operare in condizioni di vibrazione ambientale.

Le sollecitazioni ambientali sono non stazionarie e non controllabili. Ciò significa che la struttura, in momenti diversi, può essere eccitata in modo differente. Ad esempio, una registrazione effettuata in una giornata ventosa presenterà componenti frequenziali diverse da una registrazione effettuata in una giornata calma.

La verifica della consistenza (o *consistency*) dei risultati costituisce pertanto un passaggio metodologico fondamentale. Tale verifica consente di stabilire se, ripetendo la medesima prova a parità di condizioni – stessa struttura, stesso posizionamento dei sensori, stessa strumentazione – si ottengano risultati equivalenti. In OMA, questa circostanza non è affatto scontata, a differenza di quanto avviene nei test con eccitazione artificiale controllata. La procedura di verifica della consistenza risponde proprio a questa esigenza di riproducibilità dei risultati.

Questo studio presenta un innovativo quadro sperimentale e computazionale per la caratterizzazione dinamica del Ponte Borbone a Lama Monachile, a Polignano a Mare, basato sull'integrazione sinergica di interferometria radar, misurazioni accelerometriche e reti neurali profonde per la fusione dei dati, per far fronte alle già menzionate difficoltà. La presente indagine, infatti, si basa su una strategia di *data fusion* tra due tecniche complementari: l'interferometria radar, che offre una copertura spaziale estesa ma lungo una sola direzione di misura (LoS), e l'accelerometria, che fornisce misure puntuali ma in più direzioni (verticale, trasversale), con l'obiettivo di integrare questi due flussi informativi e ottenere una descrizione modale tridimensionale più completa e risolutiva per le reciproche limitazioni.

In questo studio è stato dimostrato che anche in condizioni di acquisizione particolarmente rumorose, con una accurata progettazione del setup di prova e con lo sviluppo di codici di rielaborazione validati da modelli numerici, è possibile rendere efficace la procedura OMA anche nel caso delle costruzioni in muratura. L'approccio di *data fusion*, infine, costituisce il presupposto metodologico per le analisi più avanzate presentate nel Capitolo 6, dove verranno introdotte tecniche di *Deep Fusion* basate su reti neurali per la gestione del rumore e l'interpretazione integrata dei risultati sperimentali e numerici.

Le indagini sperimentali condotte per questo caso di studio hanno generato una ricca mole di dati accelerometrici e interferometrici, successivamente elaborati con software commerciali quali ARTEMIS Modal e IBISDV. La campagna sperimentale ha previsto

l'installazione simultanea di 20 accelerometri uniassiali posizionati sulle chiavi di volta dell'arco e di un interferometro radar IBIS-FS posizionato in tre diverse configurazioni per acquisire sia le componenti di spostamento orizzontale che verticale.

Il presente capitolo è organizzato come segue. Il Paragrafo §5.2 descrive la storia, la geometria e i materiali del ponte. Il Paragrafo §5.3 illustra il setup sperimentale completo, con i dettagli della strumentazione e delle postazioni di misura. Il Paragrafo §5.4 presenta le procedure di acquisizione dei dati, inclusa la calibrazione strumentale, l'uso dei software IBIS-FS Surveyor e IBIS Data Viewer, e la selezione dei range bin di interesse. Il Paragrafo §5.5 discute le criticità riscontrate nelle acquisizioni radar delle postazioni POS1 e POS3, attribuibili a vegetazione, balaustre e vibrazioni del treppiedi, che hanno reso tali segnali non direttamente utilizzabili per l'analisi modale. Il Paragrafo §5.6 presenta l'elaborazione dei dati accelerometrici con ARTeMIS Modal, con l'estrazione dei parametri modali (frequenze naturali, rapporti di smorzamento e forme modali) mediante il metodo EFDD. Il Paragrafo §5.7 illustra l'elaborazione dei dati radar della postazione POS5-7, inclusa la sincronizzazione e sottrazione del contributo strumentale (tramite MATLAB e cross-correlazione) e l'analisi modale con il metodo FDD. Viene inoltre presentato un confronto sistematico tra i risultati ottenuti dalle due tecniche, evidenziando potenzialità e limiti dell'interferometria radar per il monitoraggio di ponti in muratura massiccia.

5.2 Descrizione dell'oggetto di studio

Il ponte borbonico di Lama Monachile, situato nel territorio di Polignano a Mare, costituisce il caso studio della presente indagine sperimentale. L'infrastruttura fu progettata per volere del governo borbonico nell'ambito dei lavori di realizzazione della nuova strada regia Consolare di Puglia, destinata a collegare Bari con Lecce, e venne edificata negli anni Trenta del XIX secolo. Nel corso del tempo, la struttura ha subito numerosi interventi di adeguamento e restauro: negli anni Venti del del XX secolo furono costruiti i marciapiedi laterali, mentre il restauro del 1996 ha previsto opere di conservazione, stabilizzazione, risistemazione degli spazi, sostituzione della ringhiera e ampliamento dei marciapiedi.



Figura 5.1: Ponte di Lama Monachile in Polignano a Mare

Dal punto di vista geometrico, il ponte si compone di cinque archi. I due archi adiacenti a quello centrale sono di tipo policentrico, mentre i restanti tre sono a tutto sesto. Per la tecnica costruttiva sono stati impiegati conci di tufo, in parte grezzi e in parte squadriati, collegati mediante malta; i cantonali dei piedritti e degli archi sono invece realizzati con conci in pietra.

L'arco centrale presenta un diametro di 6,33 m e un'altezza di 14,17 m. I due archi policentrici hanno una larghezza di 4,76 m ciascuno, mentre gli archi a sesto acuto posti alle estremità misurano 3,95 m di larghezza. Le pile, a base rettangolare, assumono altezze variabili in funzione dell'andamento del terreno: le pile esterne raggiungono un'altezza di 9,79 m, mentre quelle interne si elevano fino a 12,20 m.

La lunghezza complessiva dell'intero ponte è pari a 92,43 m, con una larghezza calpestabile di 10,16 m (Figura 5.2).

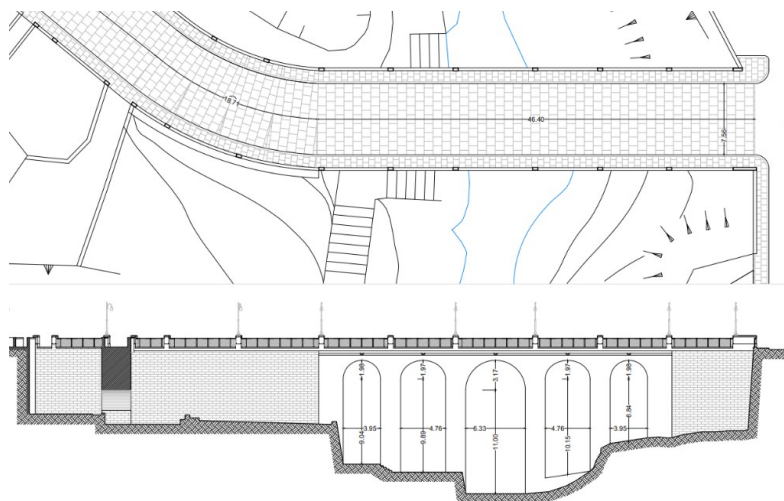


Figura 5.2: Pianta e prospetto sud del ponte

Per la presente indagine sperimentale, tuttavia, si è fatto riferimento esclusivamente al **tratto rettilineo di lunghezza pari a 37,40 m**, illustrato in Figura 5.3.

La carreggiata, destinata al traffico veicolare, è singola e misura 7,56 m, con una corsia per ciascun senso di marcia. Ai lati si estendono due marciapiedi larghi 1,30 m ciascuno, riservati al transito pedonale (Figura 5.4).

Il contesto ambientale, in cui l'opera si colloca, è profondamente caratterizzato dalla morfologia costiera. Il prospetto nord si affaccia direttamente sulla spiaggia, in corrispondenza della celebre scogliera a picco sul mare (Figura 5.5), mentre adiacente al prospetto sud sorge un ponte romano a singolo arco, appartenente all'antica via Appia Traiana (Figura 5.6).

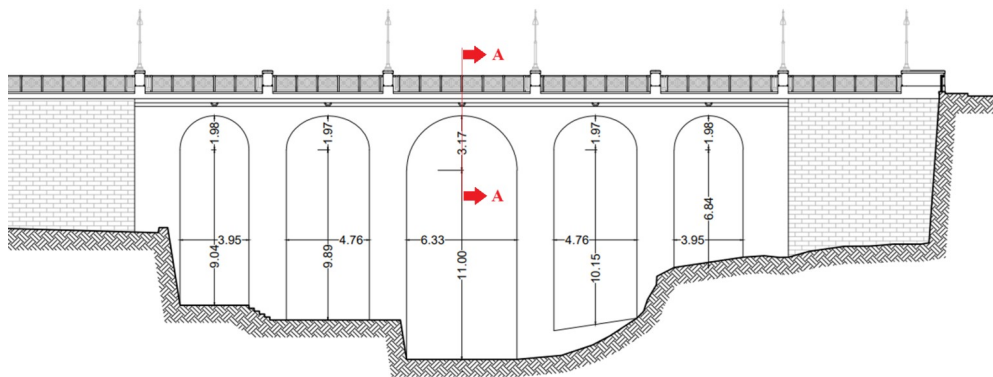


Figura 5.3: Tratto del ponte analizzato per il caso di studio

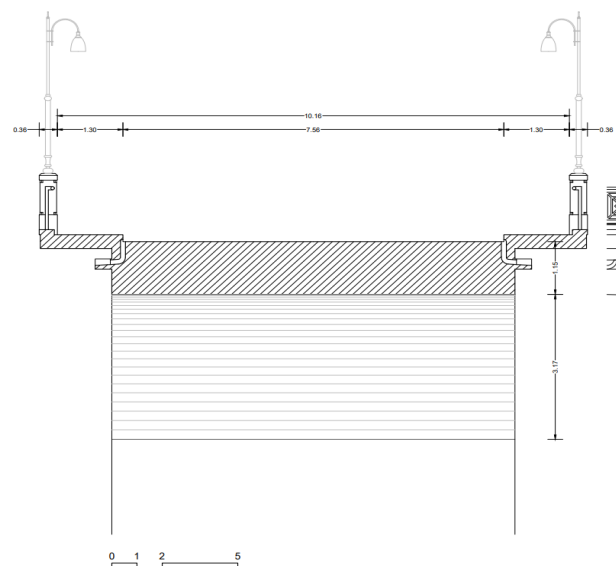


Figura 5.4: Sezione A-A trasversale del ponte e larghezza marciapiedi



Figura 5.5: Prospetto nord del ponte - Lato mare



Figura 5.6: Prospetto sud del ponte e ponte romano

5.3 Setup sperimentale

Nei capitoli precedenti è stata ampiamente discussa l'importanza della fase di pianificazione delle prove, volta a determinare il numero, la tipologia e la posizione della strumentazione, nonché a definire l'accessibilità dei punti di misura, sia per i dispositivi a rilevamento remoto sia per quelli tradizionali a contatto con la struttura. Nei giorni

antecedenti la prova, infatti, è stato eseguito un sopralluogo approfondito, che ha consentito di individuare con precisione:

- le postazioni ottimali per le misure interferometriche, tenendo conto dei coni di vista delle antenne e delle possibili fonti di disturbo;
- il numero e la disposizione degli accelerometri monoassiali da installare sull'impalcato, in corrispondenza delle chiavi degli archi;
- il numero e la lunghezza dei cavi necessari per il collegamento degli accelerometri alla centralina di acquisizione dati, cercando di minimizzare l'ingombro e le interferenze durante la prova.

Nel presente studio le modalità di setup sono state significativamente perfezionate, analizzando criticamente ciascuna fase operativa, al fine di ottimizzare la qualità dei dati acquisiti e la ripetibilità delle misure. I principi fondamentali per ottenere un buon rapporto segnale-rumore (SNR) sono stati in prevalenza rispettati.

5.3.1 Accelerometri

Come anticipato nel paragrafo §3.2.2 gli accelerometri sono stati posti in corrispondenza delle chiavi degli archi, poiché il modello FEM, sviluppato in fase preliminare, indicava tali punti come caratterizzati da ampie deformate per i modi flessionali e torsionali di interesse. Inoltre, non sono state utilizzate le spalle del ponte o il centro impalcato (centro della sezione trasversale), poiché tali posizioni corrispondevano approssimativamente a nodi modali per i modi sopra citati.

Nel corso del sopralluogo preliminare, inoltre, sono state identificate, e successivamente escluse, alcune aree potenzialmente rumorose. In particolare, si è evitato di posizionare gli accelerometri in prossimità della ringhiera metallica (balaustra), le cui vibrazioni locali costituivano una nota fonte di disturbo. Analogamente, i sensori sono stati installati sui marciapiedi laterali anziché sulla carreggiata, riducendo l'esposizione a vibrazioni da calpestio o da eventuali veicoli residui nonostante la sospensione del traffico.

Non sono state invece adottate misure specifiche per la protezione dal vento o per l'isolamento acustico, poiché le condizioni ambientali durante la prova erano favorevoli e tali fonti di rumore sono state ritenute secondarie rispetto ad altre.

La lunghezza dei cavi di collegamento, pari a 30 m per ciascun accelerometro, era imposta dalla geometria del ponte e dalla necessità di posizionare la centralina di acquisizione al di

sotto dell'arco centrale, in un'area protetta. Pur non essendo stato possibile ridurre ulteriormente tale lunghezza, si è provveduto a:

- ottimizzare il percorso dei cavi lungo il tracciato che presentava il minor numero di incroci con altre apparecchiature;
- tenere i cavi lontani da potenziali fonti di disturbo, quali la centralina di alimentazione e dispositivi di comunicazione wireless;
- utilizzare cavi a due conduttori con schermatura, per mitigare le interferenze elettromagnetiche, in particolare quelle dovute alla frequenza di rete (50 Hz).

Un setup perfezionato avrebbe dovuto consentire di posizionare gli accelerometri nelle cosiddette "zone d'ombra" del radar, ovvero nelle parti laterali e al di sotto delle arcate, laddove il fascio elettromagnetico non riesce a penetrare, e di utilizzare il radar per coprire le estese superfici in vista, garantendo così una caratterizzazione dinamica capillare e completa.

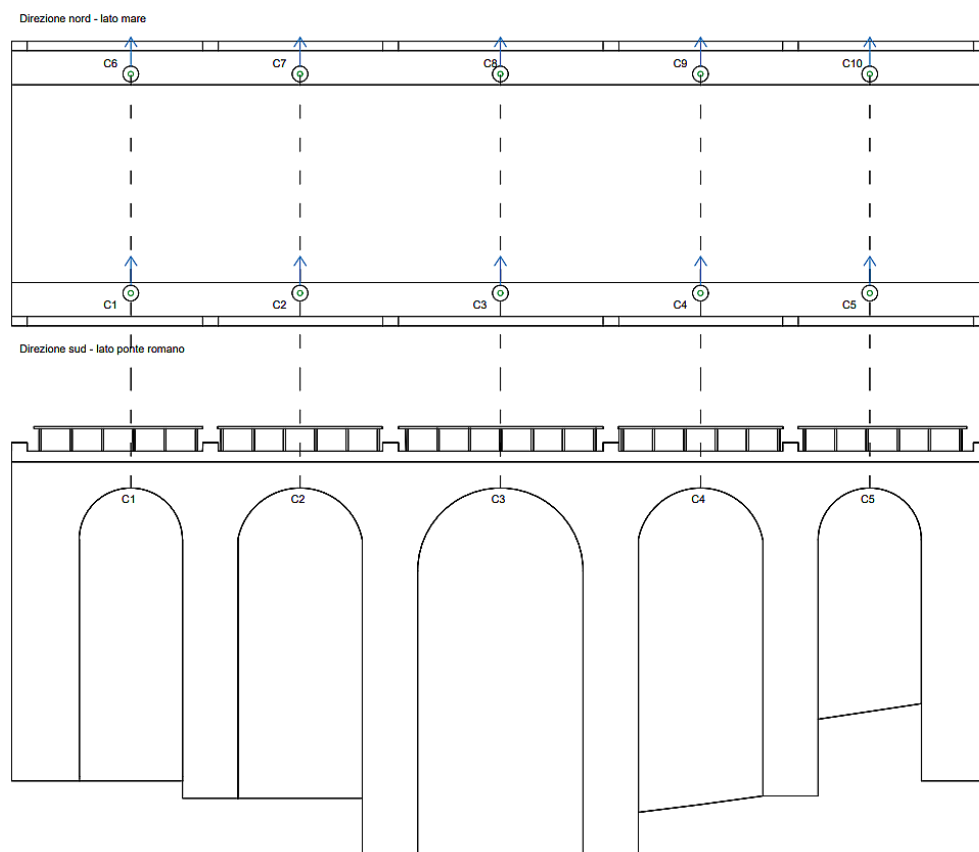


Figura 5.7: Posizione degli accelerometri in pianta, in corrispondenza delle chiavi delle arcate (C1, C2, C3, ecc.). Le componenti verticali (uscanti dal foglio) degli accelerometri sono rappresentate dai cerchietti piccoli di colore verde, le componenti orizzontali invece dalle frecce di colore celeste.

Come anticipato, sono stati utilizzati 20 accelerometri monoassiali disposti a coppie sull'impalcato. Per ciascuna coppia, uno è stato posizionato in direzione verticale, l'altro

nella direzione orizzontale orientato verso il mare, ovvero in maniera trasversale rispetto all'impalcato, al fine di individuare i modi di vibrare nelle due direzioni. La posizione e la direzione degli accelerometri è illustrata in Figura 5.7, gli accelerometri in direzione verticale sono indicati in blu, quelli orizzontali in verde.

Gli accelerometri sono stati montati su cubetti di supporto e fissati mediante biadesivo al marciapiede nei punti stabiliti (Figura 5.8), per evitare che la loro posizione cambiasse durante la prova.



Figura 5.8: Posizione accelerometri sul marciapiede



Figura 5.9: Accelerometro orizzontale e verticale posizionati in corrispondenza del cubetto di supporto

Successivamente ad ogni coppia di accelerometri è stata associata una coppia di cavi numerati. Di seguito, nella Tabella 4, si riportano i nomi scelti per i canali associati ad ogni sensore, in corrispondenza delle relative posizioni, in corrispondenza delle chiavi del ponte.

Tabella 4: Riferimento alle Chiavi del ponte (C1, C2, ..., C10) e nome scelto per ciascun accelerometro.

Chiavi	ACCELEROMETRI	
	Verticali	Orizzontali
1	p9vert	p10
2	p7vert	p8
3	p5vert	p6
4	21vert	20
5	p1vert	p2
6	9vert	10
7	7vert	8
8	5vert	6
9	3vert	4
10	1vert	2

Il collegamento degli accelerometri alla centralina di acquisizione dati posta al di sotto della campata centrale del ponte è stato eseguito mediante 20 cavi da 30 m.

5.3.2 Interferometro radar

Contestualmente alle registrazioni accelerometriche sono state acquisite anche cinque misure interferometriche, utilizzando un sistema IBIS-FS (IDS Georadar, Pisa, Italia), con frequenza di campionamento di 200 Hz, posizionandolo in tre distinte postazioni di misura, così denominate:

- **POS1:** posizionata a sud-ovest del ponte, orientata per misurare gli spostamenti orizzontali del ponte;
- **POS3:** posizionata a sud-est, anch'essa per spostamenti orizzontali;
- **POS5-7:** posizionata sotto il ponte, orientata per misurare spostamenti verticali.

In questo lavoro di tesi sono stati presentati solo alcuni dei risultati ottenuti dall'analisi dei dati acquisiti dall'interferometro radar nelle diverse posizioni. Si è scelto di mantenere la nomenclatura originale delle prove, senza modificarla, per consentire future rielaborazioni. In sintesi, sono stati esclusi i risultati acquisiti in alcune posizioni (POS2, POS4, POS6), ritenute non idonee a rilevare un quadro significativo del ponte mediante l'interferometro radar ai fini degli obiettivi dell'approccio proposto, mentre sono state selezionate quelle che consentivano una completa caratterizzazione dinamica dell'intera struttura nelle due direzioni (POS1, POS3 e la settima acquisizione della posizione POS5, indicata come POS5-7). Le prime due postazioni sono state definite per misurare gli spostamenti orizzontali del ponte, mentre la postazione POS5-7 è stata predisposta per rilevare

prevalentemente gli spostamenti verticali. Di seguito viene riportata una pianta con l'ubicazione delle posizioni dell'interferometro.



Figura 5.10: Cavi a due conduttori collegano gli accelerometri alla postazione di lavoro posizionata sotto l'arco più grande

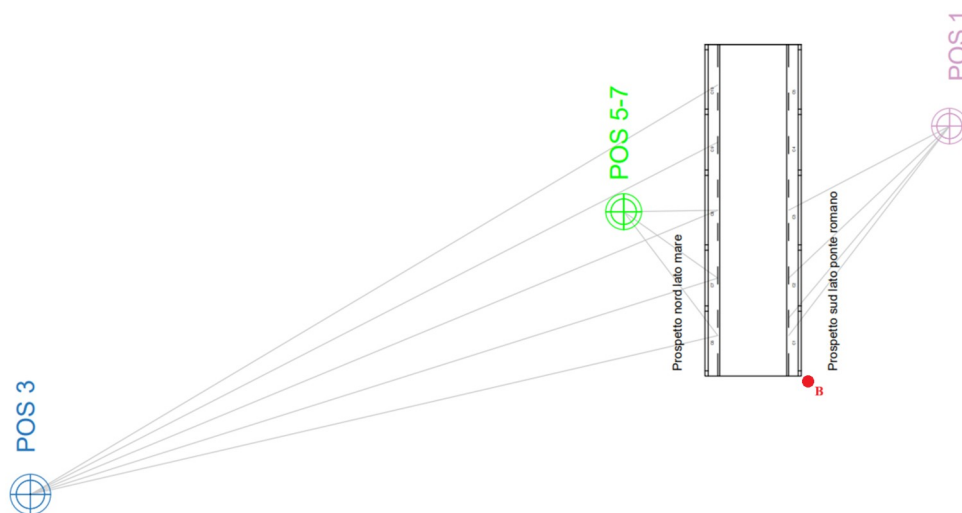


Figura 5.11: Posizioni delle tre postazioni di misura dell'Interferometro e punto di riferimento per le misure (punto B)

Si riportano nella Tabella 5 le coordinate delle tre postazioni di campionamento dello strumento, che sono state ricavate mediante triangolazioni, assumendo come riferimento la

base della spalla a sud-ovest (punto B nelle Figure 5.11 e 5.12) e verificando la potenziale visibilità dei punti di chiave del ponte nei coni di vista delle antenne radar dell'interferometro.

Tabella 5: Coordinate spaziali delle postazioni di misura POS1, POS3 e POS5-7, riferite al punto B (base della spalla sud-ovest), e corrispondenti punti di chiave del ponte coperti da ciascuna postazione.

Postazione	Coordinate [m]			Punti di Chiave
	X	Y	Z	
POS1	28,18	-18,16	8,24	C1,C2,C3
POS3	-13,35	85,58	-6,81	C6,C7,C8,C9,C10
POS5-7	18,52	18,6	-2,98	C6,C7,C8

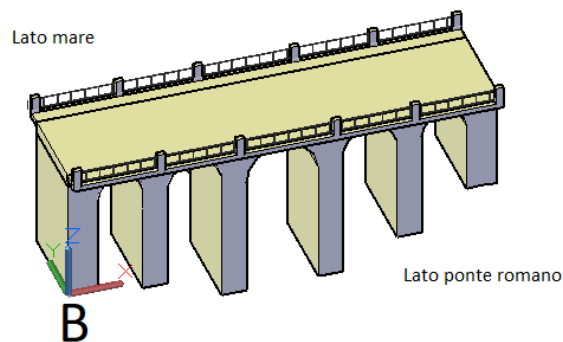


Figura 5.12: Punto B di riferimento per le coordinate delle postazioni

Si riportano, inoltre, le immagini relative alle tre postazioni di misura dell'interferometro.



Figura 5.13: Postazione POS1



Figura 5.14: Postazione POS3



Figura 5.15: Postazione POS5-7

Circoscritte le postazioni, è stata definita preventivamente anche la tipologia di antenne da utilizzare, ovvero le IBIS-ANT 5. Il fascio emesso dall'antenna è individuato da due coni concentrici a base ellissoidale, per cui la scelta delle antenne è stata ricavata sulla base di un preventivo studio dei coni di vista delle stesse, eseguito mediante un modello geometrico tridimensionale del ponte. Tale studio consente di definire la tipologia di antenne da utilizzare in ciascuna postazione di misura, in modo che i punti strutturali che si vogliono monitorare ricadano nei *range bin* di interesse e di buona qualità, cioè a una distanza dall'antenna dove la risoluzione e la potenza del segnale siano ottimali per una misura precisa. Infatti, la potenza del segnale è massima lungo la linea di vista dello strumento, in tale direzione si avrà quindi guadagno massimo, il quale diminuisce allontanandosi dalla linea di vista, ciò provoca un'aliquota detta perdita.

Tabella 6: Caratteristiche della tipologia di antenna selezionata IBIS-ANT5 per l'interferometro radar.

ANTENNA MODEL	GAIN [dBi]	Azimuth		Vertical
		Beamwidth [deg]		Beamwidth [deg]
IBIS-ANT5	18	-3 dB	12	39
		-10 dB	25	69

Di seguito si riportano i coni di vista nelle tre postazioni di misura riferiti alle antenne IBIS ANT-5 definiti sulla base delle indicazioni del manuale dello strumento, dove il cono più interno definisce l'apertura del fascio entro il quale si ottiene una perdita minore rispetto a quella in corrispondenza delle zone più ampie del fascio. In sintesi, tutti i punti del ponte che ricadono nella porzione interna del fascio vengono campionati con una potenza e una precisione maggiore, rispetto a quelli ricadenti nel cono più esterno che subiscono una perdita di -10 dB anziché di 3 dB.

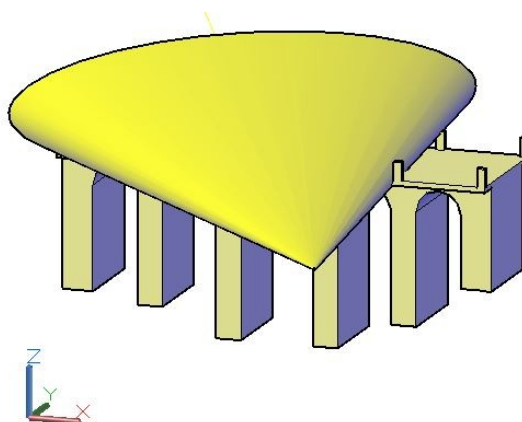


Figura 5.16: Cono di vista antenne IBIS ANT-5 posizione POS1

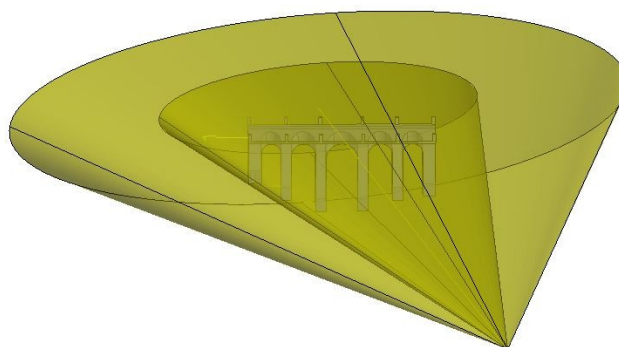


Figura 5.17: Cono di vista antenne IBIS ANT-5 posizione POS3

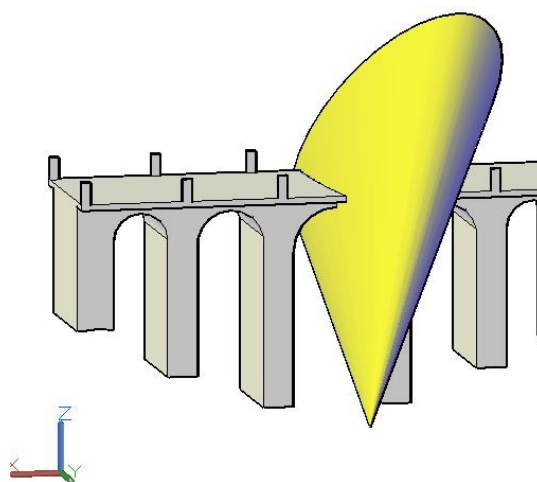


Figura 5.18: Cono di vista antenne IBIS ANT-5 posizione POS5-7

Attraverso un distanziometro laser con camera in ogni postazione, sono state individuate le distanze nella direzione LoS e l'inclinazione del radar rispetto ai punti di chiave e al punto A (indicato in figura 5.19) assunto come riferimento.

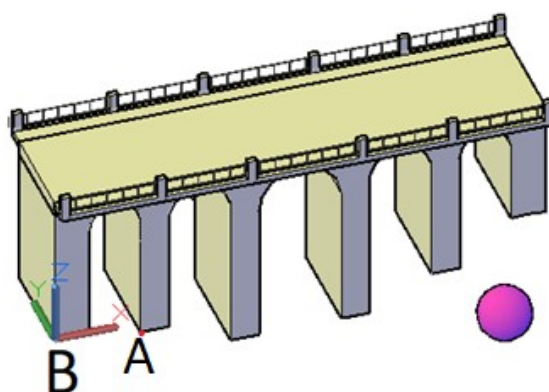


Figura 5.19: Postazione POS1 IBIS ANT-5 e punto A di riferimento

La Tabella 7 riporta i parametri geometrici di acquisizione relativi alla postazione interferometrica POS1. Per ciascun punto di chiave del ponte lato sud (C1, C2, C3) e per un ulteriore punto di riferimento identificato come A, vengono forniti:

- la **distanza in linea di vista (LoS)**, espressa in metri, che rappresenta la distanza geometrica diretta tra il radar e ciascun punto;
- l'**angolo di elevazione**, espresso in gradi, ovvero l'angolo che la congiungente radar-punto forma con il piano orizzontale: valori positivi indicano punti al di sopra del radar, valori negativi punti al di sotto.

Viene inoltre indicato l'**angolo di elevazione del radar**, pari a $15,6^\circ$, che rappresenta l'inclinazione dell'antenna rispetto all'orizzontale ed è costante per l'intera postazione, indipendentemente dal singolo punto.

Il punto A, caratterizzato da un angolo di elevazione negativo ($-14,6^\circ$) che ne indica la posizione al di sotto del radar, costituisce un riferimento fisso. Esso svolge una duplice funzione: consente di monitorare la stabilità strumentale, poiché eventuali spostamenti misurati su di esso sono attribuibili a vibrazioni proprie del radar (treppiede, vento) e possono essere sottratti dai segnali dei punti di chiave, nonché facilitare la sincronizzazione temporale tra i segnali accelerometrici e interferometrici, come descritto nel paragrafo §5.4.1.

Tabella 7: Parametri geometrici di acquisizione per la postazione POS1: distanza LoS, angolo di elevazione dei punti di chiave (C1, C2 e C3) e del punto di riferimento A, e angolo di elevazione del radar.

POS1			
Chiave	Distanza LoS [m]	Angolo di elevazione (deg)	Angolo di inclinazione (deg)
C1	29,92	5,3	15,6
C2	25,13	6,4	
C3	20,68	7,7	
A	29,27	-14,6	

Tabella 8: Parametri geometrici di acquisizione per la postazione POS3: distanza LoS, angolo di elevazione dei punti di chiave (C6,C7,C8,C9, C10) e angolo di elevazione del radar.

POS3			
Chiave	Distanza LoS [m]	Angolo di elevazione (deg)	Angolo di inclinazione (deg)
C6	81,64	12,6	12,8
C7	83,21	12,3	
C8	85,77	12	
C9	89,01	11,6	
C10	92	11,2	

Tabella 9: Parametri geometrici di acquisizione per la postazione POS5-7: distanza LoS, angolo di elevazione dei punti di chiave (C6,C7,C8) e angolo di elevazione del radar.

POS5-7			
Chiave	Distanza LoS [m]	Angolo di elevazione (deg)	Angolo di inclinazione (deg)
C6	22,52	38,7	52,1
C7	19,02	47,1	
C8	17,61	52,6	

5.4 Acquisizione dei dati

5.4.1 Considerazioni preliminari e calibrazione strumentale

Prima di avviare le acquisizioni sulla struttura, è stata condotta una misura interferometrica preliminare delle vibrazioni della balaustra metallica del ponte dalla postazione POS1. Tale misura aveva un duplice scopo: da un lato, identificare le frequenze proprie della balaustra, un elemento in acciaio caratterizzato da una riflettività significativamente superiore rispetto alla muratura del ponte; dall'altro, acquisire un riferimento spettrale che consentisse, in fase di post-elaborazione, di "ripulire" i segnali della struttura dalla contaminazione dovuta alle vibrazioni di questo elemento parassita.

Successivamente, sono state eseguite cinque registrazioni interferometriche contemporanee alle misurazioni accelerometriche:

- due acquisizioni dalla postazione POS1 (denominate POS1_DS_1 e POS1_DS_2);
- due acquisizioni dalla postazione POS3 (POS3_DS1 e POS3_DS2);
- una acquisizione dalla postazione POS5-7 (POS5-7_DS1).

Contestualmente, sull'unità radar è stato installato un accelerometro monoassiale piezoelettrico aggiuntivo (Figura 5.20), finalizzato alla misurazione delle vibrazioni proprie dello strumento. Tali vibrazioni, legate all'instabilità del treppiedi e all'azione del vento, variano da postazione a postazione in funzione della conformazione assunta dal supporto (altezza e apertura delle gambe). Questo accorgimento metodologico consente, nella fase di elaborazione, di differenziare i contributi strumentali da quelli effettivamente

strutturali mediante confronto tra i segnali accelerometrici (opportunamente integrati per esprimerli in termini di spostamento) e quelli interferometrici.

Al fine di facilitare la successiva sincronizzazione temporale e l'allineamento in ampiezza tra i segnali dei due strumenti, all'inizio di ciascuna delle cinque registrazioni sono stati applicati leggeri colpi sull'interferometro, in modo che entrambi i sistemi di misura rilevassero gli stessi impulsi transienti. I colpi generano un transitorio impulsivo riconoscibile sia nel segnale dell'accelerometro posizionato sul radar sia nel segnale interferometrico. In fase di post-elaborazione, la cross-correlazione tra i due segnali, allineata sui picchi corrispondenti ai colpi, consente di sincronizzare temporalmente le due acquisizioni con precisione dell'ordine del millisecondo.



Figura 5.20: Accelerometro per la misurazione delle frequenze proprie dell'IBIS

5.4.2 Procedura di acquisizione con software IBIS-FS Surveyor

Dopo il corretto posizionamento dello strumento, questo è stato collegato a un computer portatile su cui è installato il software *IBIS-FS Surveyor*, che consente di gestire le fasi del monitoraggio secondo il seguente protocollo operativo:

1. impostazione della modalità e dei parametri di acquisizione;
2. verifica del Range Profile ottenuto;

3. definizione dei parametri geometrici;
4. esecuzione delle osservazioni e salvataggio dei dati grezzi.

Al termine delle operazioni di osservazione della struttura, sono state condotte delle operazioni semi-automatiche di pre-elaborazione (filtraggio, selezione dei *range bin*, estrazione degli spettri) con il software *IBIS Data Viewer (IBISDV)*, come descritto nel paragrafo §5.4.3.

5.4.2.1 Impostazione dei parametri di acquisizione

Nella fase iniziale è stata selezionata la modalità dinamica di acquisizione. Attraverso la finestra di configurazione "*Parameters Settings and Pointing for Static/Dynamic Survey*" sono stati definiti i parametri fondamentali riportati nella tabella sottostante.

Tabella 10: Parametri di acquisizione dell'interferometro radar IBIS-FS.

Parametro	Descrizione	Intervallo tipico
$R_{\max}$	Distanza massima di misura	10 – 1000 m
ΔR	Risoluzione spaziale in distanza (spaziatura tra <i>range bin</i>)	Variabile
Antenna	Tipologia di antenna utilizzata	IBIS-ANT 5
f_s	Frequenza di campionamento	1 – 200 Hz
Durata	Durata del monitoraggio	5 – 120 min

Come osservato da Pieraccini *et al.* (2008), i parametri $R_{\max}$, ΔR e f_s sono tra loro reciprocamente vincolati: non è possibile impostare contemporaneamente il valore massimo per tutti, poiché la scelta della distanza massima influenza il tempo di attesa del segnale di ritorno. Tale tempo deve essere sufficientemente lungo da ricevere i segnali riflessi dagli elementi posizionati alla massima distanza, al fine di evitare problemi di ambiguità nella determinazione della posizione del target (fenomeno noto come *range ambiguity*).

Nel caso specifico, per tutte le acquisizioni sono state impiegate antenne IBIS-ANT 5, operanti in banda Ku (12-18 GHz), con polarizzazione verticale e guadagno massimo di 19 dBi. Per ciascuna postazione, il sensore è stato orientato in base ai coni di vista precedentemente studiati, garantendo che lo scenario di interesse ricadesse all'interno del lobo principale dell'antenna, ovvero la regione angolare in cui si concentra la massima potenza irradiata.

Si riportano nella Tabella 11 i suddetti parametri d'impostazione in corrispondenza di ogni acquisizione.

Tabella 11: Parametri di acquisizione dell'interferometro radar IBIS-FS per ogni postazione.

POSTAZIONE	DATA SETTING	$R_{\max}$ (m)	ΔR (m)	f_i (Hz)	Durata (min)	ANTENNA
POS1	DS1	70	0,5	200	21	IBIS-ANT 5
	DS2				22	
POS3	DS1	150	0,5	200	20	
	DS2				20	
POS5-7	DS1	35	0,5	200	22	

5.4.2.2 Verifica del Range Profile

Una volta definiti i parametri di acquisizione, si è proceduto alla generazione del Range Profile, ovvero il grafico del rapporto segnale-rumore (SNR) in funzione della distanza dal radar. Questo passo è cruciale per ottimizzare le impostazioni dello strumento prima del rilevamento vero e proprio. La forma del Range Profile dipende criticamente dalla posizione del radar e dall'angolo di inclinazione del fascio elettromagnetico: variazioni anche modeste di questi parametri producono profili significativamente diversi.

Il Range Profile consente inoltre di verificare che il valore $R_{\max}$ prescelto copra l'intera estensione della struttura oggetto di indagine. Il sistema IBIS permette il monitoraggio simultaneo degli spostamenti di tutti i punti evidenziati nel Range Profile; il numero di punti osservati all'interno di ciascun *range bin* è finito e dipende dalla risoluzione spaziale ΔR .

5.4.2.3 Definizione dei parametri geometrici

Il passo successivo ha richiesto la definizione dei parametri geometrici che descrivono la posizione relativa del radar rispetto alla struttura. Tali parametri includono:

1. la lunghezza della struttura;
2. l'inclinazione della struttura rispetto al piano orizzontale;
3. le coordinate (X, Y) dello strumento, che determinano le distanze orizzontale e verticale tra l'unità radar e l'inizio della struttura;
4. l'inclinazione verticale dell'unità radar.

La corretta definizione di questi parametri è essenziale per convertire, già durante l'acquisizione, gli spostamenti radiali (misurati lungo la linea di vista LoS) in spostamenti

reali. In assenza di tale specificazione, come osservato da Pieraccini & Miccinesi (2019), i dati sarebbero elaborabili esclusivamente in termini di componenti radiali lungo la LoS. Nel presente studio, per ciascuna postazione sono stati definiti parametri geometrici ad hoc, coerenti con le diverse posizioni e le inclinazioni assunte dall'unità radar.

La procedura descritta presenta diversi aspetti degni di nota. In primo luogo, la misura preliminare della balastra costituisce un esempio virtuoso di caratterizzazione preventiva delle fonti di disturbo, un approccio raccomandato nella letteratura OMA per strutture complesse (Rainieri & Fabbrocino, 2014). Tuttavia, la presenza di un elemento così riflettente in prossimità della struttura pone problemi non banali di separazione dei contributi in fase di post-elaborazione.

In secondo luogo, l'installazione di un accelerometro aggiuntivo sul radar per la misura delle vibrazioni strumentali rappresenta una buona pratica non sempre adottata nelle campagne interferometriche. Come documentato da Gentile (2010), le vibrazioni dei treppiedi possono introdurre errori significativi nelle misure di spostamento, specialmente in presenza di vento o di terreno non perfettamente stabile. Il metodo dei colpi iniziali per la sincronizzazione, sebbene efficace, è piuttosto *grezzo*; alternative più raffinate prevedono l'uso di segnali di sincronizzazione generati elettronicamente.

Infine, la relazione di reciprocità tra $R_{\max}$, ΔR e f_s impone un compromesso (paragrafo §3.3.1) che va valutato caso per caso. Nel presente studio, la scelta dei parametri è stata probabilmente guidata dalla necessità di bilanciare la risoluzione spaziale (ΔR piccolo per distinguere punti vicini) con la massima distanza di misura ($R_{\max}$ sufficiente a coprire l'intero ponte) e la frequenza di campionamento (adeguata a catturare i modi fino a circa 50 Hz).

5.4.2.4 Esecuzione delle osservazioni

Una volta completata la configurazione parametrica e geometrica, si è proceduto all'esecuzione delle osservazioni dinamiche. Il software IBIS-FS Surveyor avvia l'acquisizione dei dati interferometrici in modalità continua, registrando per ciascun *range bin* selezionato la serie temporale della fase del segnale riflesso. La durata di ciascuna osservazione è stata impostata in funzione delle specifiche esigenze del caso studio, garantendo un numero di campioni sufficiente a garantire una risoluzione frequenziale adeguata (tipicamente non inferiore a 4096 punti, come discusso nel Capitolo 3). Durante

l'esecuzione, il software visualizza in tempo reale l'evoluzione del *Range Profile* e, ove configurato, gli spostamenti radiali dei target principali. Non è stata effettuata alcuna operazione di filtraggio o compensazione in tempo reale, al fine di preservare l'integrità del segnale grezzo per le fasi di post-elaborazione.

Al termine di ciascuna osservazione, i dati acquisiti sono stati salvati in formato proprietario “.gbd” (IBIS binary data), che conserva sia le serie temporali delle fasi che i metadati relativi alla configurazione strumentale (parametri di acquisizione, geometria, calibrazione). Contemporaneamente, i dati del sistema di acquisizione accelerometrico sono stati salvati in formato “.lvm” (ASCII), garantendo la tracciabilità delle singole registrazioni attraverso una codifica univoca dei nomi dei file (POS1_DS1, POS1_DS2, POS3_DS1, POS3_DS2, POS5-7_DS1).

5.4.3 Pre-elaborazione dei dati interferometrici con IBIS Data Viewer

Una prima fase di pre-elaborazione sui dati interferometrici è stata condotta utilizzando il software *IBIS Data Viewer (IBISDV)*, dedicato all'analisi dei file in formato “.gbd” precedentemente acquisiti. Di seguito si descrive la procedura seguita per l'osservazione della postazione POS5-7, rappresentativa dell'intero processo.

Caricamento e configurazione del progetto. L'osservazione interferometrica della POS5-7, memorizzata come file in formato “.gbd”, è stata caricata nel programma *IBISDV*. È stato creato un progetto di tipo dinamico (IBIS-S Dynamic), coerentemente con la modalità di acquisizione adottata in campagna. Dopo il caricamento, il software ha visualizzato le informazioni di base: nome e posizione del progetto, tipologia di sondaggio (risoluzione della portata, intervallo) e parametri temporali di rilevamento (frequenza di campionamento, durata, ora di inizio).

Impostazione delle opzioni di elaborazione. Attraverso il menu “*Option*” sono state configurate le seguenti cinque impostazioni:

- Focusing settings: è stato mantenuto il fattore di interpolazione pari a 1, conservando la risoluzione in distanza originaria senza aumenti artificiali della risoluzione spaziale.

- Range window: la finestra rettangolare di default, caratterizzata da lobi laterali pronunciati, è stata sostituita con una finestra di Kaiser, al fine di ridurre le interferenze dovute a punti riflettenti vicini (quali la balaustra metallica) e migliorare la qualità spettrale. Le finestre disponibili nel software *IBISDV* sono la finestra di Hanning e la finestra di Kaiser.
- Geometry Setup: i parametri geometrici (posizione e inclinazione del radar) erano già stati definiti in fase di acquisizione con IBIS-FS Surveyor e sono stati automaticamente importati dal file in formato “.gbd”. Non sono state apportate modifiche manuali.
- Time Settings: per il calcolo dello spettro di frequenza tramite il metodo del periodogramma, è stata impostata una finestra temporale media (50 s) e una percentuale di sovrapposizione (*overlap del 66%*) adeguate alla durata dell'acquisizione, al fine di bilanciare risoluzione spettrale e varianza della stima. Tuttavia, i parametri definiti in questo step sono poi presi in considerazione nella fase di rielaborazione dei dati.
- Antenna Type: è stata confermata l'antenna IBIS-ANT 5, già selezionata in fase di acquisizione, con inclinazione del radar rispetto all'orizzontale pari a quella registrata sul campo.

Selezione dei Range bin. Dopo una prima elaborazione dei dati in *IBISDV*, si accede successivamente alla sezione *Range bin Selection* per analizzare il *Range Profile*. Il *Range profile* è il grafico composto da punti equidistanti, i *range bin*, numerati sequenzialmente a partire dalla posizione del radar. Sul grafico è possibile visualizzare due diverse metriche del rapporto segnale-rumore: l'SNR termico (rapporto tra potenza del segnale ricevuto e potenza del rumore termico del sensore) e l'SNR stimato (rapporto tra valore medio e deviazione standard dell'ampiezza del segnale). Nel presente studio, si è scelto di visualizzare l'SNR stimato in scala logaritmica (in dB – Figura 5.21).

I picchi di riflettività sono stati individuati nell'intervallo compreso tra i *range bin* 28 e 46, come illustrato nella figura 5.21. Per ciascun picco di interesse, i corrispondenti *range bin* sono stati selezionati, manualmente (tramite il comando *Add*) o automaticamente (tramite *Autoselect*), ed aggiunti all'elenco per le analisi successive.

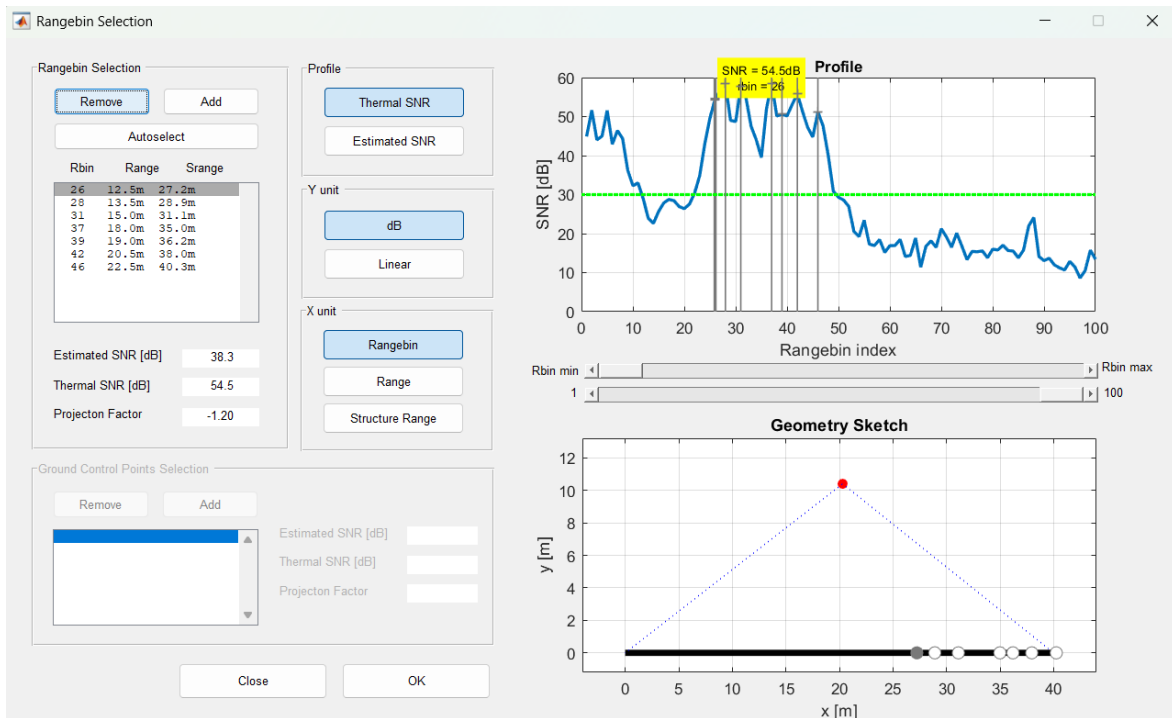


Figura 5.21: Range Profile relativa all'osservazione interferometrica della POS5-7

La funzione Autoselect identifica automaticamente i picchi nel range profile con SNR superiore a una soglia prefissata (tipicamente 35 dB), aggiungendoli all'elenco dei *range bin* da analizzare. La corretta definizione della geometria nelle opzioni di elaborazione ha garantito una corretta rappresentazione schematica della posizione dei punti sulla struttura nella parte inferiore della finestra.

Una volta stabiliti i picchi di maggiore riflettività del segnale, essi vengono aggiunti nell'elenco dei *range bin* (visualizzato nella parte in alto a sinistra della finestra – Figura 5.21), il quale contiene informazioni riguardanti:

- il numero di *range bin*;
- la distanza di un punto dal radar;
- la distanza di un punto dall'inizio della struttura;
- l'SNR stimato;
- l'SNR termico;
- il fattore di proiezione, ovvero il rapporto d/d_r che consente il calcolo degli spostamenti reali in funzione di quelli radiali, secondo le relazioni trigonometriche discusse nel paragrafo §3.3.2.

La sezione “*Range Bin Dynamic Analysis*”, invece, consente un’analisi più approfondita di ciascun segnale **range bin**, attraverso diverse tipologie di grafici, tra cui:

- Il diagramma “*Displacement-time*” per ogni *range bin* selezionato, che consente di visualizzare lo spostamento radiale, lungo la linea di vista del dispositivo, oppure lo spostamento proiettato, in base all’inclinazione del dispositivo rispetto all’orizzontale, in funzione del tempo;
- Il diagramma polare per ogni *range bin* selezionato, che graficizza i fasori delle onde acquisite istante per istante, con cui è possibile verificare la costanza dell’ampiezza e la variazione della fase poiché il fasore è caratterizzato da un modulo, che rappresenta l’ampiezza dell’onda, e da una fase, che rappresenta lo spostamento.

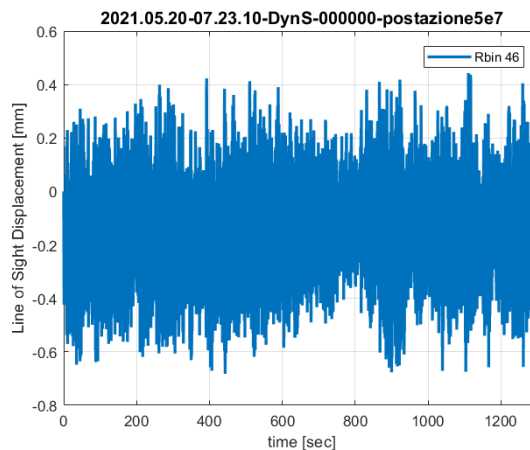


Figura 5.22: Grafico del Displacement del range bin 46

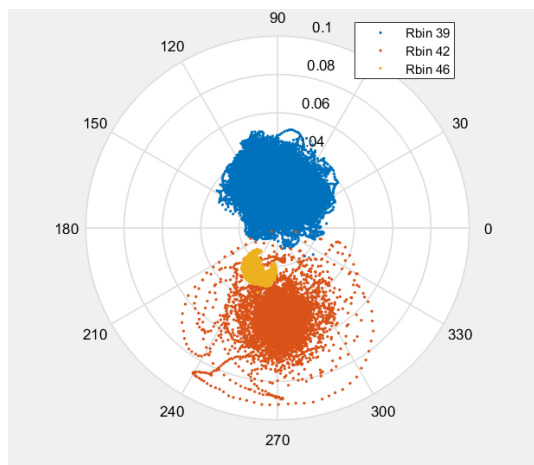


Figura 5.23: Diagramma polare range bin 39, 42 e 46

Il diagramma polare consente anche di mettere a confronto i vari segnali relativi a ciascun *range bin* e la qualità del segnale. Nella Figura 5.23, infatti, si nota come il segnale

presenti dei rumori e che il *range bin* 46 risulti il migliore fra quelli selezionati, poiché presenta la minore dispersione.

Tutti i segnali radar, acquisiti dall'interferometro nelle tre diverse postazioni, sono stati sottoposti a questa fase preliminare di *pre-processing*. Per ciascuna postazione, in questa fase, sono stati selezionati i *range bin* con SNR superiore a 20 dB, analizzando con priorità i *range bin* con picchi evidenti nel Range Profile del SNR e soprattutto corrispondenti alle porzioni di struttura effettivamente investite dal fascio radar. Verificando la corrispondenza mediante la distanza radar-punto, calcolata dalle coordinate note, sono stati selezionati, dunque, per la POS1 i *range bin* tra 43 e 60 (Figura 5.24), per la POS3 i *range bin* tra 171 e 193, e per la POS5-7 i *range bin* tra 26 e 46 (Figura 5.21).

Tabella 12: Corrispondenza tra i punti chiave dove sono stati posizionati gli accelerometri e range bin acquisiti nelle diverse postazioni.

Postazione	Range bin selezionati	Punti di chiave corrispondenti	SNR medio (dB)
POS1	43-60	C1, C2, C3	< 35
POS3	171-193	C6, C7, C8, C9, C10	< 35
POS5-7	26-46	C6, C7, C8	> 40

Tuttavia, come osservato in letteratura, le operazioni di pre-processamento, integrate nei software proprietari come *IBISDV*, sono spesso ottimizzate per scenari standard ma possono risultare non completamente adeguate per strutture complesse come i ponti in muratura. Inoltre, tale procedura di pre-processamento non consente di migliorare il segnale acquisito sottraendo il rumore strumentale e né il rumore ambientale, che spesso incidono fortemente sulla qualità di questo tipo di segnale. Per tale ragione, i dati post-processati ed esportati tramite il software *IBISDV* sono stati successivamente sottoposti a una specifica fase di elaborazione di *denoising*, mediante script realizzati in Python *ad hoc* e descritti nel capitolo successivo. Attraverso i grafici displacement-time relativi a ciascun *range bin* è possibile esportare il segnale in formato “.txt”, generando un file che può essere successivamente elaborato e migliorato.

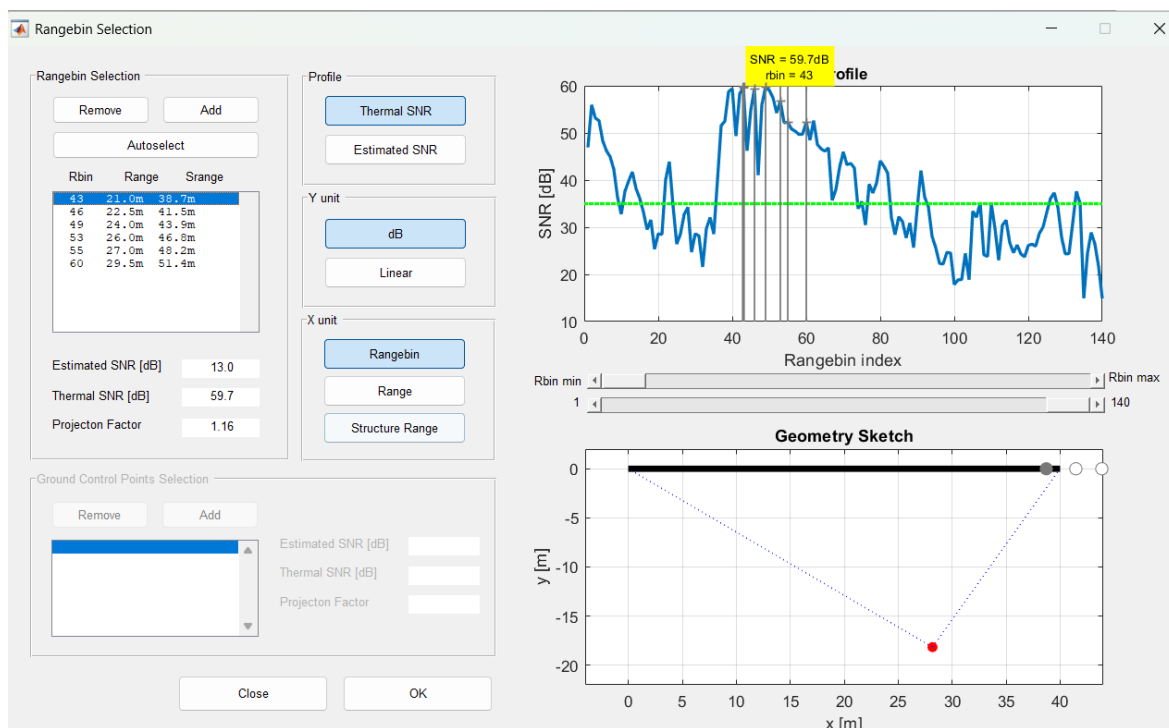


Figura 5.24: Range Profile relativa all'osservazione interferometrica della POS1

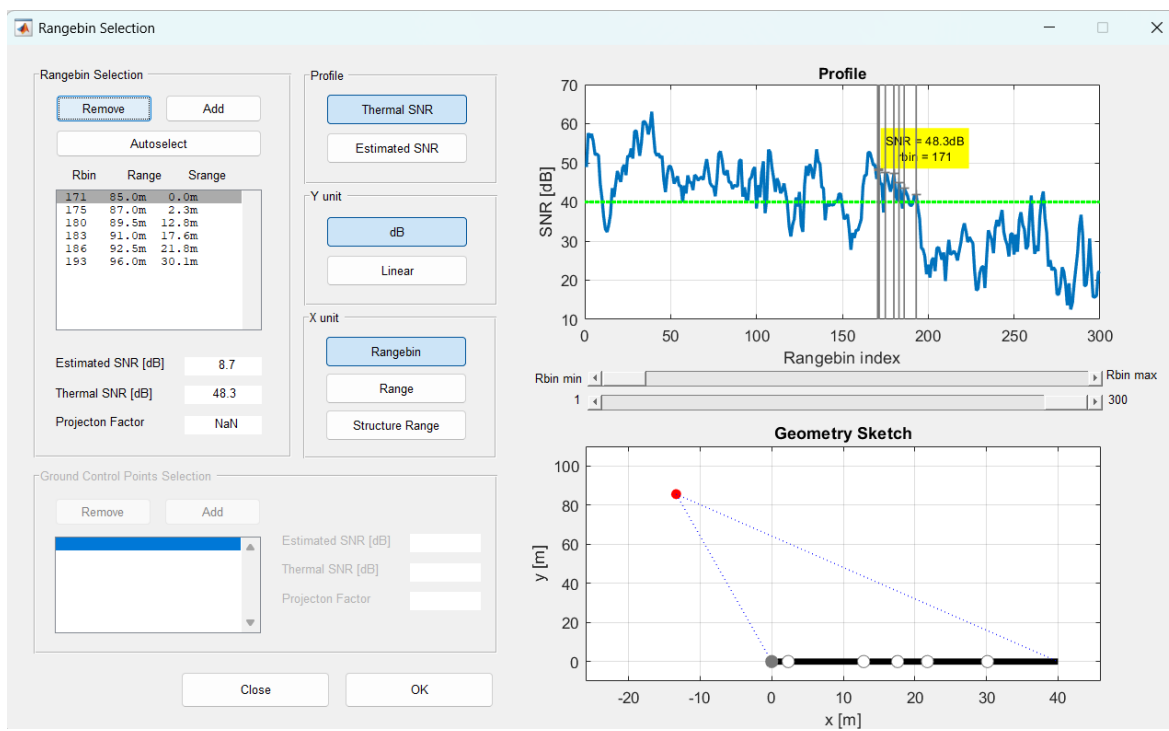


Figura 5.25: Range Profile relativa all'osservazione interferometrica della POS3

5.5 Criticità nelle acquisizioni radar delle postazioni POS1 e POS3

L'analisi preliminare dei dati acquisiti dalle postazioni POS1 e POS3 ha evidenziato una qualità del segnale significativamente inferiore rispetto a quella della postazione POS5-7. I segnali registrati sono risultati affetti da rumori e disturbi di varia natura, riconducibili a tre principali categorie: (i) presenza di elementi di disturbo lungo la linea di vista (*Line of Sight*, LoS) tra il radar e la struttura; (ii) vibrazioni proprie dello strumento, indotte dall'azione del vento e dall'instabilità del treppiedi; (iii) fenomeni di *clutter* dinamico dovuti a riflettori accessori.

5.5.1 Analisi del Range Profile e identificazione dei disturbi

Il Range Profile, il grafico del rapporto segnale-rumore (SNR) in funzione della distanza dal radar, ha consentito di diagnosticare le fonti di disturbo in modo quantitativo. Per entrambe le postazioni POS1 e POS3, il Range Profile ha mostrato:

- una molteplicità di picchi al di fuori delle regioni corrispondenti alla struttura, indicativi della presenza di riflettori parassiti (vegetazione, elementi architettonici secondari, terreno retrostante);
- una riduzione del SNR medio nei *range bin* corrispondenti ai punti di chiave del ponte (C1–C3 per POS1, C6–C10 per POS3), con valori frequentemente inferiori a 35 dB, soglia al di sotto della quale l'accuratezza della misura dello spostamento decade sensibilmente (Gentile, 2010);
- in alcuni *range bin*, la presenza di fluttuazioni anomale dell'SNR nel tempo, riconducibili all'oscillazione di elementi vegetali (rami, foglie) mossi dal vento all'interno del cono di vista dell'antenna.

Nel caso specifico della POS1 (posizionata a sud-ovest del ponte), il fascio radar era parzialmente occluso da una fitta vegetazione che ricopriva parte della facciata sud del ponte. Come osservabile dal Range Profile, diversi *range bin* ricadenti a distanze intermedie tra il radar e la struttura presentavano SNR elevati ma non correlabili a elementi strutturali, suggerendo la presenza di riflessioni da rami e fronde. Queste componenti, variabili nel tempo a causa dell'azione del vento, introducono nel segnale fluttuazioni

spurie che si sovrappongono allo spostamento effettivo della struttura (Pieraccini *et al.*, 2008).

Per la POS3 (posizionata a sud-est del ponte), il fascio radar risultava diretto prevalentemente verso il lato mare del ponte. In questo caso, le principali fonti di disturbo erano rappresentate dalla balaustra metallica e da elementi del ponte romano adiacente, entrambi caratterizzati da elevata riflettività alle microonde. Come discusso nel paragrafo § 5.4.1, la balaustra è stata oggetto di una caratterizzazione preliminare; ciononostante, la sua presenza all'interno del cono di vista ha comunque contribuito a ridurre il SNR nei *range bin* di interesse.

Un ulteriore fattore di degrado della qualità del segnale è rappresentato dalle vibrazioni proprie dello strumento. Il radar era montato su un treppiedi la cui stabilità è influenzata dall'azione del vento e, in misura minore, dalle micro-vibrazioni del terreno. Tali vibrazioni, la cui entità varia in funzione dell'altezza e dell'apertura delle gambe del treppiedi, si sommano al segnale riflesso dalla struttura, introducendo una componente di spostamento fittizia.

Come descritto nel paragrafo §5.4.1, questa criticità è stata affrontata installando un accelerometro aggiuntivo sulla testa del radar, seguendo la metodologia proposta da Pieraccini *et al.* (2013). Tuttavia, l'efficacia della sottrazione è strettamente legata alla qualità della sincronizzazione temporale tra i due segnali e alla corretta stima del fattore di scala tra accelerazione e spostamento. Nei casi di vento sostenuto, le vibrazioni del treppiedi possono raggiungere ampiezze confrontabili con quelle della struttura, rendendo la sottrazione meno efficace e lasciando un residuo di rumore nei segnali elaborati.

Le criticità sopra descritte hanno reso i segnali acquisiti da POS1 e POS3 non direttamente utilizzabili per l'estrazione dei parametri modali mediante le tecniche OMA standard (FDD/EFDD). Il basso SNR e la presenza di componenti spettrali spurie hanno impedito l'identificazione univoca dei picchi corrispondenti alle frequenze naturali del ponte.

Pertanto, per POS1 e POS3 non è stato possibile ottenere una stima affidabile delle forme modali. Tali acquisizioni sono state comunque conservate e sono oggetto delle procedure di *denoising* mediante *autoencoder* descritte nel Capitolo 6, dove si dimostra come tecniche di *Deep Learning* possano recuperare informazione utile anche da segnali caratterizzati da elevato rapporto rumore/segnale.

A differenza delle postazioni POS1 e POS3, la POS5-7 (posizionata al di sotto dell'arco centrale, orientata verticalmente) ha fornito segnali di qualità sensibilmente superiore. Come illustrato nel Range Profile di Figura 5.21, i *range bin* corrispondenti alle chiavi di volta C6, C7 e C8 hanno mostrato SNR superiori a 40 dB, sufficienti a garantire una accuratezza dello spostamento dell'ordine di 0,01-0,1 mm (accuratezza IBIS-FS). La migliore qualità è attribuibile a tre fattori:

- Minore distanza radar-struttura (circa 22 m per C6, contro i 30–90 m di POS1 e POS3);
- Assenza di elementi di disturbo lungo la LoS, grazie al posizionamento sottostante l'arco;
- Direzione di misura prevalente verticale, che ha consentito di catturare le componenti di spostamento più significative per i modi flessionali e torsionali.

Per queste motivazioni sopra descritte, i risultati presentati nel seguito (Paragrafo §5.6 e Paragrafo §5.7) si riferiscono esclusivamente all'elaborazione dei dati accelerometrici e dei segnali radar della POS5-7.

5.6 Elaborazione dei dati accelerometrici con ARTeMIS Modal

L'elaborazione dei dati accelerometrici è stata condotta utilizzando il software *ARTeMIS Modal* (SVS, Aalborg, Danimarca), un ambiente di calcolo ampiamente riconosciuto nella comunità scientifica per l'analisi modale operativa (OMA) di strutture civili (Rainieri & Fabbrocino, 2014). Il software consente di estrarre, a partire dalle serie temporali delle vibrazioni strutturali, i parametri modali di interesse: frequenze naturali, forme modali e rapporti di smorzamento.

La procedura di analisi è stata articolata nelle seguenti fasi, descritte nei paragrafi successivi.

5.6.1 Definizione del modello geometrico

Il primo passo è stato quello di definire un modello geometrico semplificato della struttura indagata, necessario per associare correttamente i segnali acquisiti ai punti di misura e per visualizzare le deformate modali risultanti dall'analisi.

Lo scopo non è quello di eseguire un'analisi strutturale, ma di:

- Associare correttamente i canali di misura ai punti fisici della struttura;
- Visualizzare le deformate modali in modo intuitivo;
- Facilitare il calcolo del Modal Assurance Criterion (MAC) tra modi identificati da diverse sessioni di misura o da diversi metodi

Nella sezione *"Prepare Geometry"* del software, facendo riferimento a un sistema di riferimento globale cartesiano (X, Y, Z), sono state definite, da subito, le coordinate spaziali dei punti di chiave degli archi del ponte, ovvero i punti in corrispondenza dei quali, durante la campagna sperimentale, erano stati posizionati gli accelerometri. Successivamente, al fine di migliorare la visualizzazione delle deformate modali, sono stati aggiunti due punti fissi in corrispondenza di ciascuna spalla del ponte; a questi nodi non è stata associata alcuna misura accelerometrica, essendo stati introdotti esclusivamente come riferimento geometrico. L'intera struttura è stata così discretizzata in 15 nodi, reciprocamente collegati da linee e superfici, come illustrato in Figura 5.26.

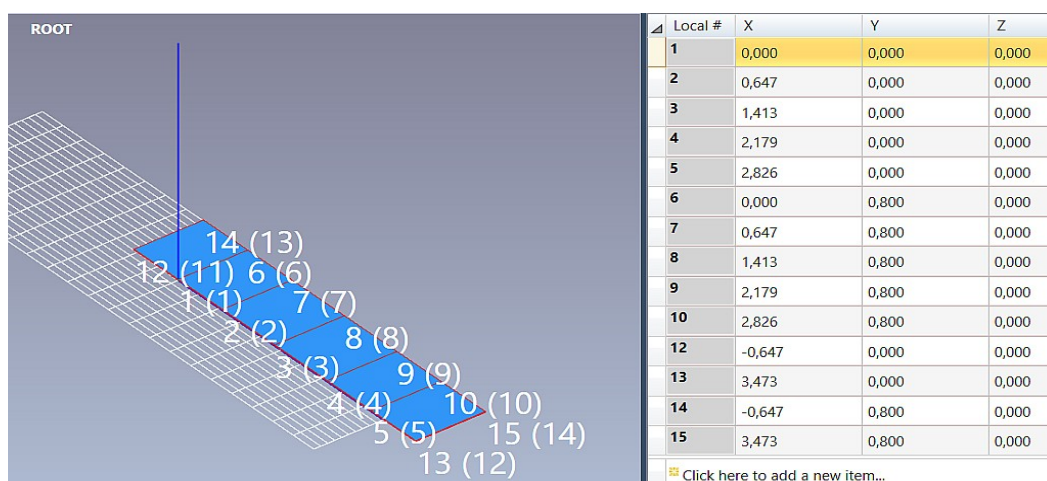


Figura 5.26: Modello geometrico dell'impalcato del ponte

5.6.2 Importazione dei dati e verifica dei parametri di acquisizione

Successivamente, nella sezione "*Manage Measurements*", sono stati importati i file contenenti le registrazioni accelerometriche in formato ".lvm". Prima di procedere, è stata verificata la corretta impostazione di due parametri fondamentali:

- Unità di misura dell'accelerazione: impostata su g ($9,81 \text{ m/s}^2$), coerentemente con la sensibilità degli accelerometri utilizzati (PCB 393B05).
- Frequenza di campionamento: pari a 1024 Hz, valore adeguato a catturare i modi di vibrare della struttura, le cui frequenze sono attese al di sotto di 50 Hz.

Come noto dalla teoria dell'elaborazione dei segnali digitali, la frequenza di campionamento f_s determina la massima frequenza identificabile in un segnale digitale, nota come frequenza di Nyquist $f_N=f_s/2$ (Oppenheim & Schafer, 2014). Una frequenza di campionamento pari a 1024 Hz garantisce pertanto una frequenza di Nyquist di 512 Hz, ampiamente superiore all'intervallo di interesse (0–50 Hz), evitando in tal modo fenomeni di *aliasing* (Smith, 2007).

5.6.3 Assegnazione dei gradi di libertà (DOF)

Nella sezione "*Assign DOF Information*", le coppie di accelerometri monoassiali, rispettivamente in direzione verticale e orizzontale trasversale, sono state associate ai corrispondenti nodi del modello geometrico. Per ciascun canale di misura sono state definite le coordinate dei versori tangenziale e normale rispetto al sistema di riferimento globale, in accordo con le direzioni di misura stabilite in fase di prova (Figure 5.27 e 5.28). Questa operazione consente al software di orientare correttamente le forme modali ricostruite nello spazio tridimensionale.

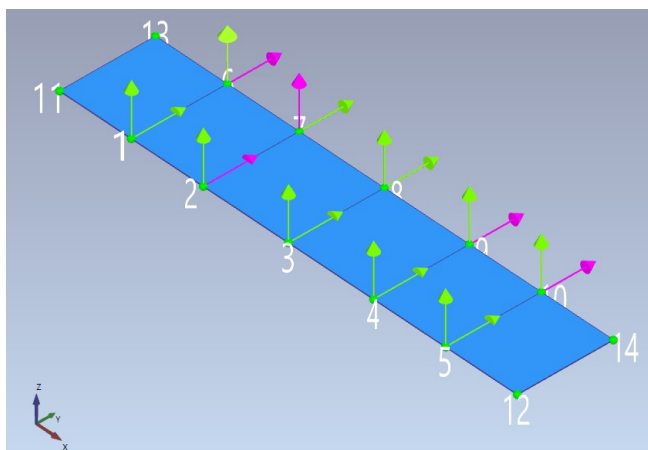


Figura 5.27: Associazione ai canali accelerometri monoassiali verticali e orizzontali

Channels Information

	Name	Location (Global Node)	X	Y	Z	Type	Unit	Calibration Factor	db Reference Value
	p1vert	5	0	0	1	Acceleration	g	1	1,000
	p2	5	0	1	0	Acceleration	g	1	1,000
	20	4	0	1	0	Acceleration	g	1	1,000
	21vert	4	0	0	1	Acceleration	g	1	1,000
	p5vert	3	0	0	1	Acceleration	g	1	1,000
	p6	3	0	1	0	Acceleration	g	1	1,000
	p7vert	2	0	0	1	Acceleration	g	1	1,000
	p8	2	0	1	0	Acceleration	g	1	1,000
	p9vert	1	0	0	1	Acceleration	g	1	1,000
	p10	1	0	1	0	Acceleration	g	1	1,000
	1vert	10	0	0	1	Acceleration	g	1	1,000
	2	10	0	1	0	Acceleration	g	1	1,000
	3vert	9	0	0	1	Acceleration	g	1	1,000
	4	9	0	1	0	Acceleration	g	1	1,000
	5vert	8	0	0	1	Acceleration	g	1	1,000
	6	8	0	1	0	Acceleration	g	1	1,000
	7vert	7	0	0	1	Acceleration	g	1	1,000
	8	7	0	1	0	Acceleration	g	1	1,000
	9vert	6	0	0	1	Acceleration	g	1	1,000
	10	6	0	1	0	Acceleration	g	1	1,000
	ibis	Disconnected	0	0	1	Acceleration	g	1	1,000

Figura 5.28: Coordinate degli accelerometri e dell'impalcato

5.6.4 Pre-processing dei segnali

La sezione "*Prepare Data*" ha consentito di definire le operazioni di *pre-processing* necessarie a migliorare la qualità dei segnali prima dell'analisi modale vera e propria.

Detrending. È stata applicata una procedura di *detrending* (rimozione del valore medio e di eventuali tendenze lineari) al fine di eliminare componenti a bassissima frequenza non correlate al comportamento strutturale, dovute ad esempio a derive termiche degli strumenti o a movimenti lenti del sistema di acquisizione (Bendat & Piersol, 1980). Tali componenti, se non rimosse, possono disturbare la stima delle densità spettrali e compromettere l'identificazione modale.

Canali di proiezione. Per massimizzare la quantità di informazioni indipendenti e ridurre le ridondanze nella stima delle matrici di densità spettrale, è stata attivata l'opzione di definizione automatica dei canali di proiezione, come raccomandato nella documentazione tecnica di ARTeMIS.

Risoluzione spettrale. Nella sezione "*Spectral Density Estimation*" è stata impostata una risoluzione in frequenza pari a 4096 campioni (*FFT length*). Questo valore, determinato dalla durata delle acquisizioni e dalla frequenza di campionamento, garantisce una

risoluzione spettrale sufficiente a distinguere modi di vibrare anche ravvicinati, secondo i criteri proposti da Brincker *et al.* (2001).

5.6.5 Estrazione dei parametri modali con il metodo EFDD

Terminate le operazioni di *pre-processing*, si è proceduto all'estrazione dei parametri modali nella sezione "*Estimation*" del software. È stato impiegato il metodo *Enhanced Frequency Domain Decomposition* (EFDD), un'estensione del metodo FDD proposta da Brincker *et al.* (2001), che consente di stimare non solo le frequenze naturali e le forme modali, ma anche i rapporti di smorzamento, come descritto in dettaglio nel capitolo 2.

La procedura ha previsto:

1. Calcolo della matrice delle densità spettrali di potenza (PSD) a partire dai segnali pre-processati, utilizzando il metodo di Welch (Welch, 1967) con finestra di Hanning e sovrapposizione del 50%.
2. Decomposizione ai valori singolari (SVD) della matrice PSD per ciascuna frequenza, ottenendo i valori singolari e i corrispondenti vettori singolari.
3. Selezione dei picchi nel grafico del primo valore singolare, i quali corrispondono alle frequenze naturali della struttura (Figura 5.29). L'intervallo di frequenze analizzato è stato compreso tra 0 e 50 Hz, sufficiente a coprire i primi modi di vibrare del ponte.
4. Per ciascun picco selezionato, il primo vettore singolare costituisce una stima della forma modale, mentre la funzione di autocorrelazione della singola funzione di densità spettrale (SDOF bell) è stata antitrasformata nel dominio del tempo per la stima del rapporto di smorzamento mediante il metodo del decremento logaritmico, come descritto in Brincker *et al.* (2001).

5.6.6 Risultati dell'identificazione modale dai dati accelerometrici

L'applicazione della procedura sopra descritta ai dati accelerometrici ha consentito di identificare le prime tre forme modali del Ponte Borbonico di Lama Monachile. Nella Tabella 13 sottostante si riportano le frequenze naturali, i corrispondenti rapporti di smorzamento modali e i modi individuati.

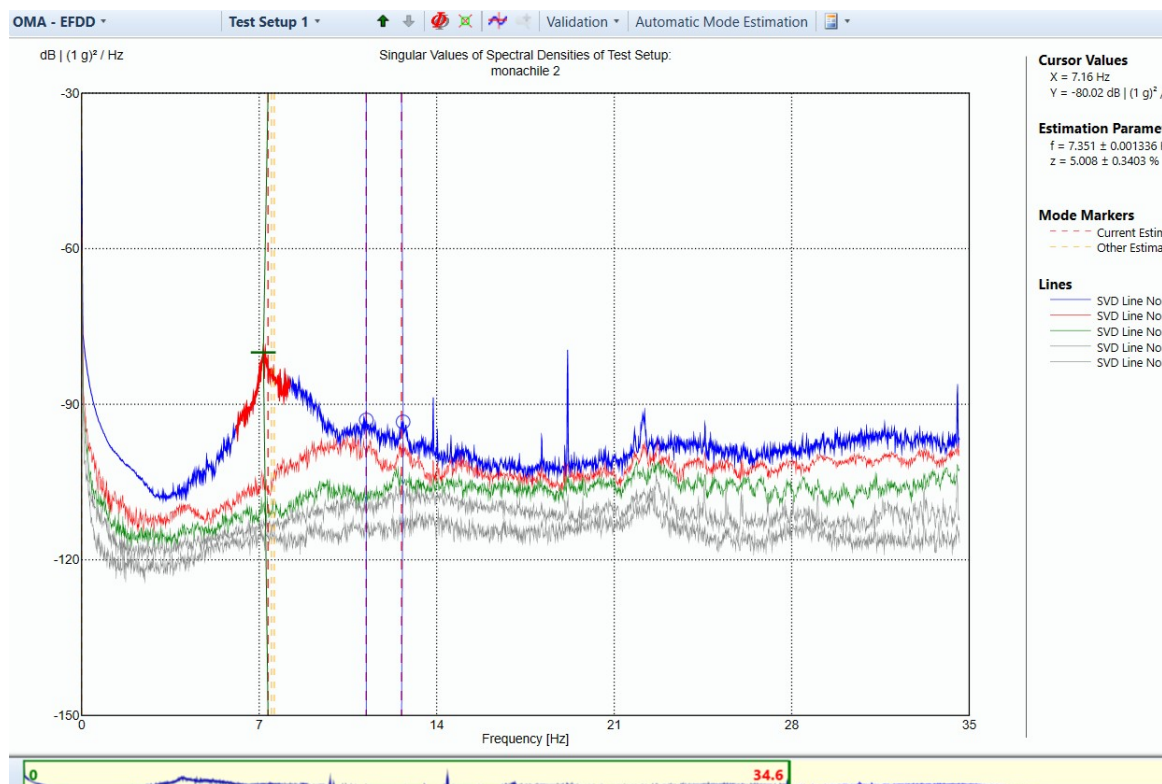


Figura 5.29: Rappresentazione dei valori singolari all'interno della funzione di densità spettrale e selezione dei picchi di frequenze

Tabella 13: Risultati dell'analisi OMA con ARTeMIS Modal sulla base dei dati accelerometrici.

Modo	Frequenza (Hz)	Damping (%)	Modo
1	7,35	5,01	Traslazionale
2	11,22	0,36	Torsionale-flessionale accoppiato
3	16,61	0,19	Flessionale verticale

Il primo modo (7,35 Hz), illustrato in Figura 5.30, è un modo traslazionale: l'intero impalcato si sposta trasversalmente rispetto all'asse longitudinale del ponte. Le chiavi di volta si muovono tutte nella stessa direzione e in fase tra loro, con ampiezza massima in corrispondenza dell'arco centrale. Le spalle del ponte costituiscono approssimativamente i nodi della deformata.

Il secondo modo (11,22 Hz - Figura 5.31) è un modo torsionale-flessionale accoppiato: la sezione trasversale dell'impalcato ruota attorno all'asse longitudinale, mentre

contemporaneamente si verifica una flessione verticale. Le chiavi di volta del lato mare e del lato sud si muovono in opposizione di fase.

Il terzo modo (16,61 Hz - Figura 5.32) è un modo flessionale verticale: l'impalcato si flette nel piano verticale, con le chiavi di volta centrali, che si spostano verticalmente in fase tra loro.

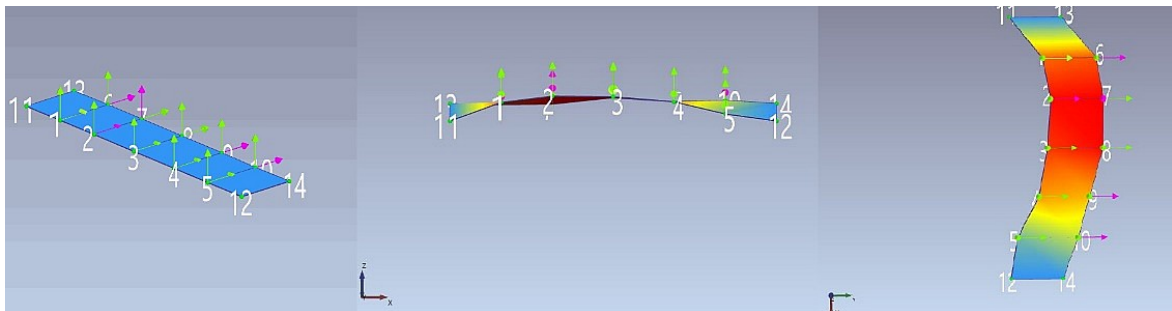


Figura 5.30: Deformata modale del primo modo di vibrare

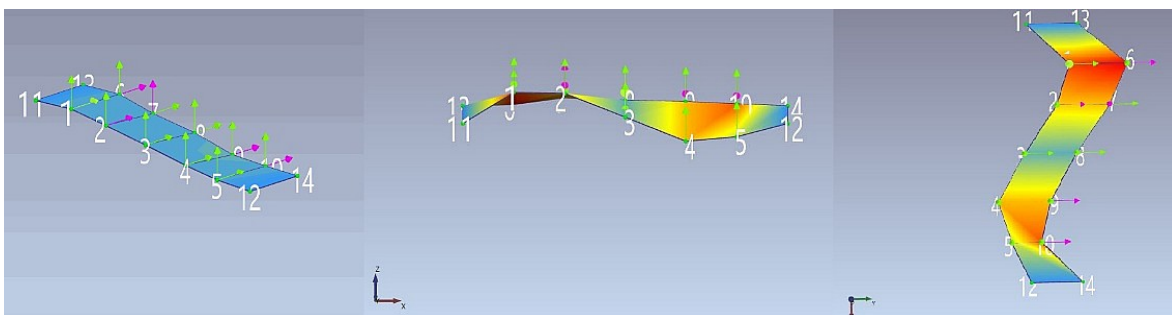


Figura 5.31: Deformata modale del secondo modo di vibrare

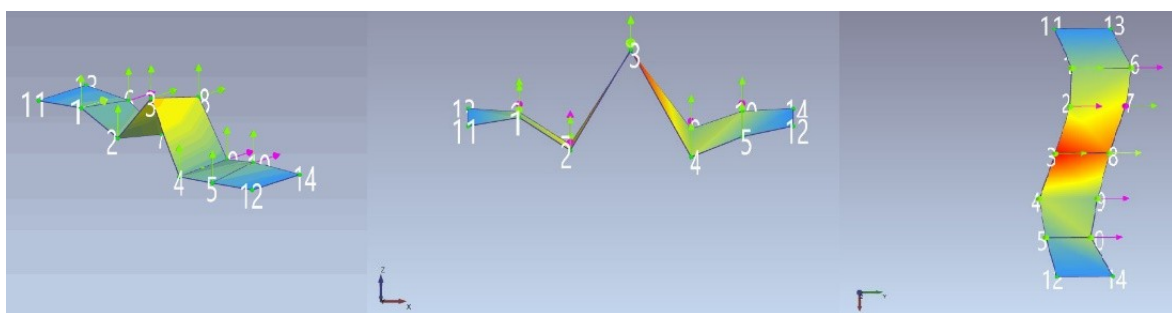


Figura 5.32: Deformata modale del terzo modo di vibrare

5.7 Elaborazione dei dati interferometrici della POS5-7 con ARTeMIS Modal

Come illustrato nel paragrafo §5.4.1, durante le acquisizioni interferometriche è stato installato un accelerometro aggiuntivo sulla testa del radar al fine di misurare le vibrazioni proprie dello strumento (treppiedi, vento). Per poter utilizzare tale informazione per la correzione dei segnali radar, è stato necessario elaborare i dati in ambiente MATLAB, integrando con la funzione *cumtrapz* di MATLAB il segnale accelerometrico della POS5-7. Questa operazione ha consentito di convertire l'accelerazione in spostamento, definendo così una grandezza direttamente confrontabile con quella misurata dall'interferometro. L'integrazione doppia è stata eseguita dopo aver preventivamente rimosso il valore medio dal segnale accelerometrico per evitare derive indesiderate (Bendat & Piersol, 2011).

La Figura 5.33 mostra il segnale accelerometrico espresso in termini di spostamento dopo la doppia integrazione. Per verificare che l'integrazione non avesse introdotto distorsioni nel contenuto frequenziale del segnale, è stato confrontato lo spettro di potenza del segnale originale (accelerazione) con quello del segnale integrato (spostamento).

Come evidenziato in Figura 5.34, i picchi spettrali corrispondenti alle frequenze di interesse risultano sovrapponibili nelle due rappresentazioni, a conferma che l'operazione di integrazione non ha alterato significativamente il contenuto informativo del segnale.

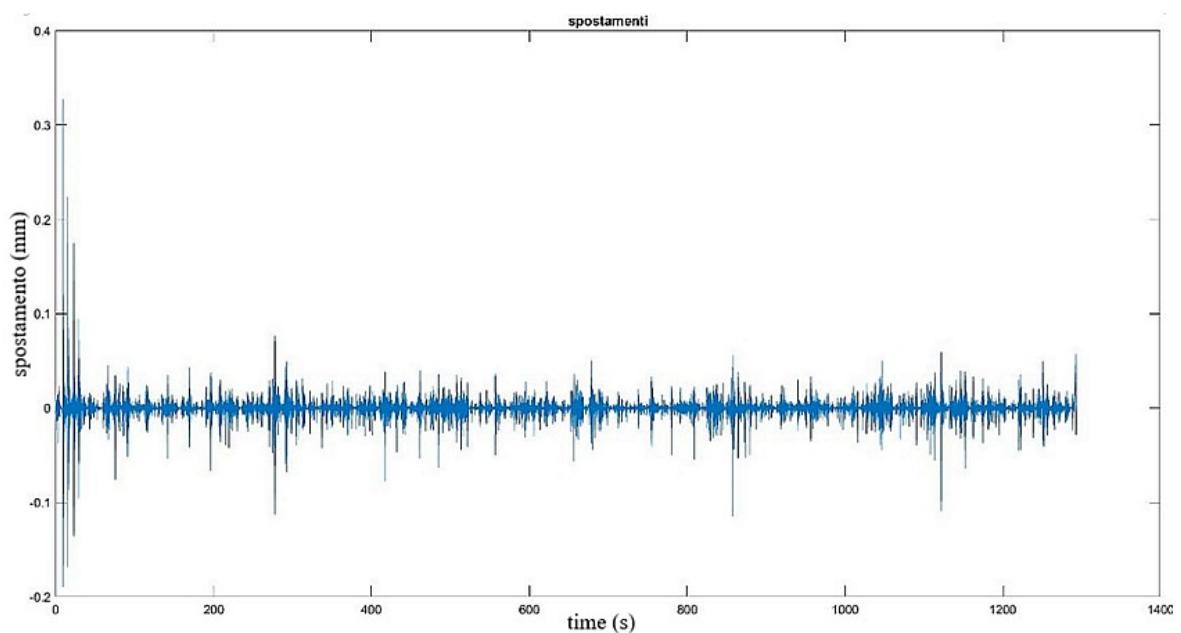


Figura 5.33: Segnale accelerometrico integrato due volte

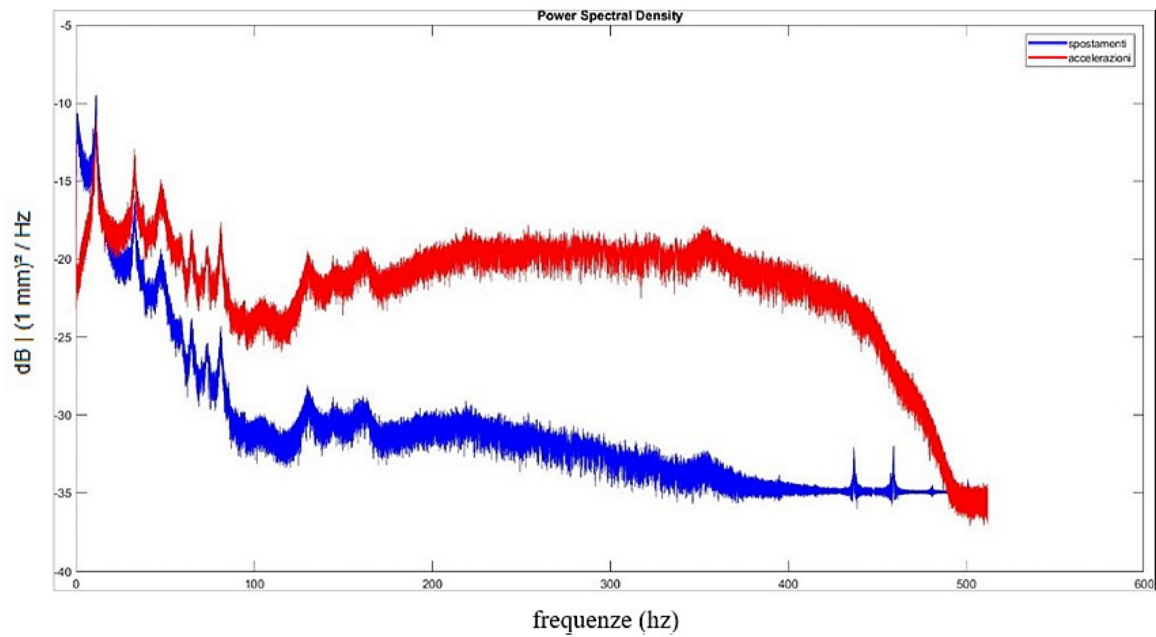


Figura 5.34: Spettro di potenza del segnale: in rosso vi è il segnale espresso in termini di accelerazioni, in blu quello espresso in termini di spostamento

5.7.1 Sincronizzazione e sottrazione del contributo strumentale

Per facilitare l'allineamento temporale tra i segnali dell'accelerometro e dell'interferometro, all'inizio di ciascuna registrazione sono stati applicati leggeri colpi volontari sulla testa del radar. Questi impulsi generano un transitorio riconoscibile in entrambi i segnali (Figura 5.35), consentendo di sincronizzare le due acquisizioni con precisione dell'ordine del millisecondo.

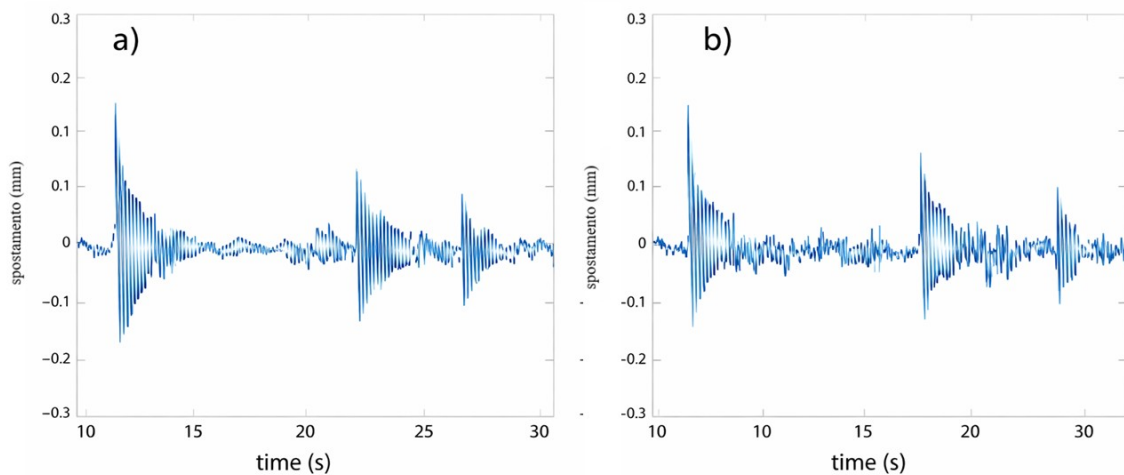


Figura 5.35: Impulsi legati ai colpi sul radar misurati dall'accelerometro a) e dall'interferometro b)

È stata quindi eseguita una cross-correlazione tra il segnale accelerometrico (integrato due volte) e quello interferometrico (Figura 5.36). La Figura mostra la perfetta sovrapposizione dei due segnali dopo la sincronizzazione, con il segnale accelerometrico in rosso e quello interferometrico in blu.

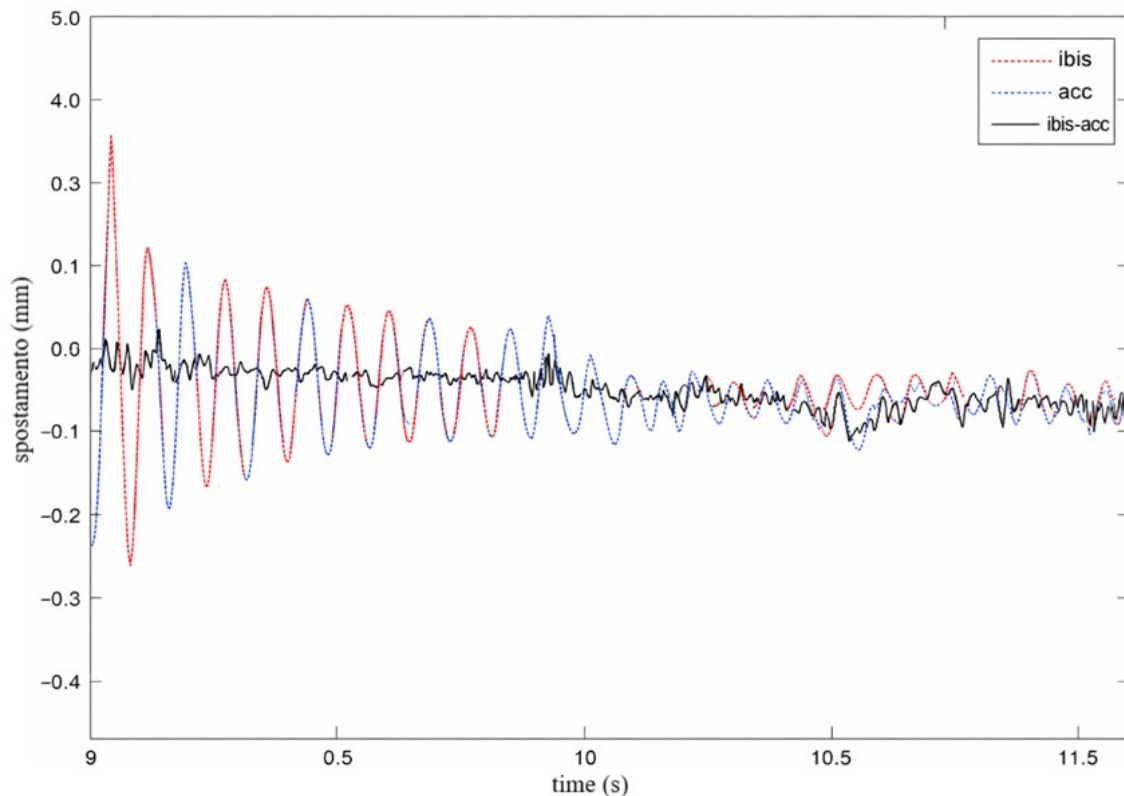


Figura 5.36: Sovrapposizione del segnale accelerometrico (integrato due volte , indicata con “acc”) e quello interferometrico (indicato con “ibis”) e segnale differenza “ibis-acc”)

Successivamente, è stato ricavato il segnale differenza sottraendo dal segnale interferometrico il contributo dell'accelerometro (Figura 5.37). Come evidenziato nello zoom della Figura 5.38, i picchi corrispondenti ai colpi iniziali si annullano completamente nel segnale differenza, dimostrando l'efficacia della procedura di sottrazione. Il segnale risultante rappresenta pertanto lo spostamento effettivo della struttura, depurato dalle vibrazioni proprie dello strumento.

Tale procedura è stata ripetuta per diversi *range bin* investiti dal fascio radar, ma l'analisi della qualità dei segnali ottenuti ha consentito di identificare nel *range bin* 46 quello caratterizzato dal miglior rapporto segnale-rumore ($SNR > 40$ dB) e quindi il più affidabile per le successive analisi modali.

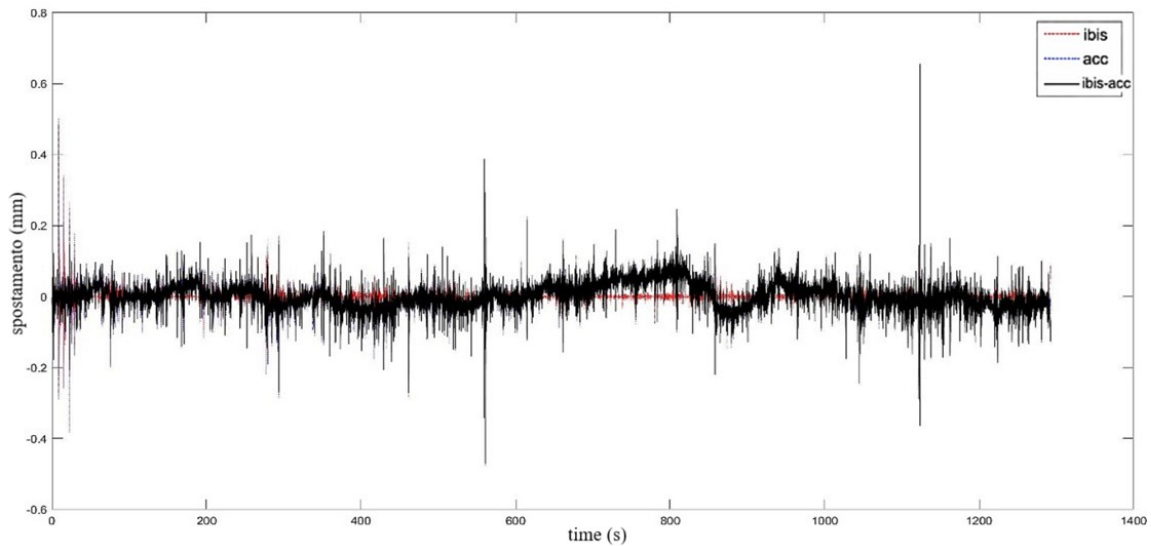


Figura 5.37: Segnale differenza tra misura interferometrica e quella accelerometrica riferito al range bin 46

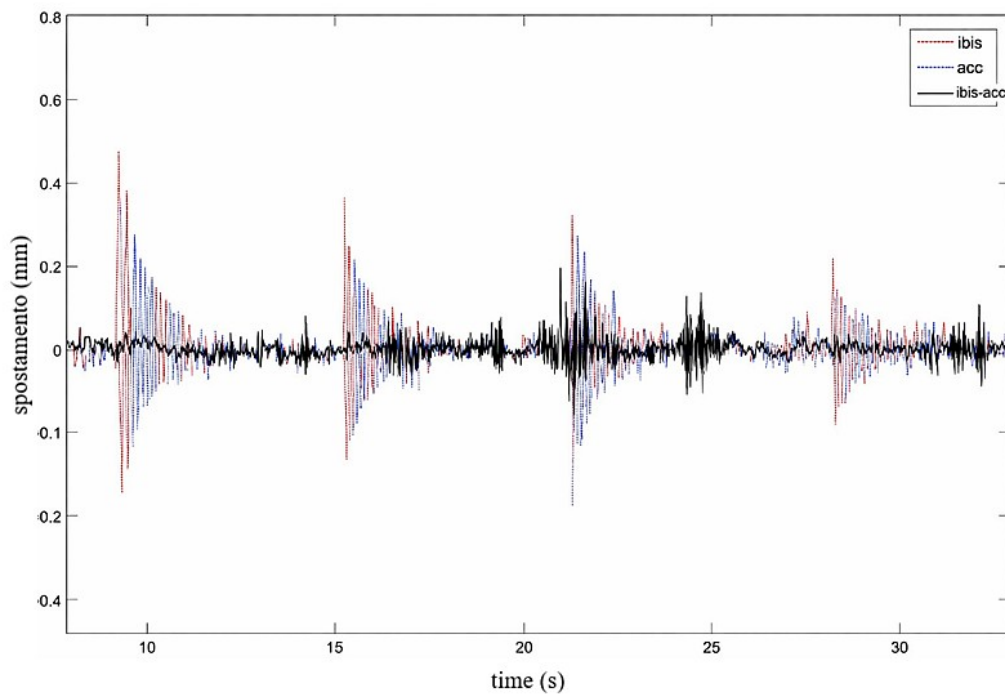


Figura 5.38: Zoom segnale differenza riportato nell'immagine 5.37 e riferito al range bin 46

5.7.2 Analisi modale operativa dei segnali radar

Il segnale differenza relativo al *range bin* 46 è stato quindi importato in ARTeMIS Modal per l'estrazione dei parametri modali. Seguendo la procedura già descritta per i dati accelerometrici, è stata definita la geometria del modello, assegnando il segnale al nodo corrispondente alla chiave di volta. È stata verificata la corretta impostazione dell'unità di

misura (spostamento in mm) e della frequenza di campionamento (200 Hz), che garantisce una frequenza di Nyquist di 100 Hz, ampiamente superiore all'intervallo di interesse (0–50 Hz).

Sono stati quindi definiti i parametri di *pre-processing* (*detrending*, *projection channels*, *resolution*) e si è proceduto all'analisi utilizzando il metodo FDD (Frequency Domain Decomposition).

L'analisi ha consentito di individuare i picchi di densità spettrale nella funzione di risposta in frequenza della struttura. Attraverso un'analisi qualitativa, i picchi riconducibili alla balaustra metallica (preventivamente caratterizzati) sono stati esclusi, isolando così le frequenze effettivamente attribuibili al ponte.

5.7.3 Confronto tra risultati radar e accelerometrici: potenzialità e limiti

La Tabella 14 riporta il confronto tra le frequenze naturali del ponte stimate mediante i segnali accelerometrici (riferimento) e quelle stimate mediante il segnale radar (*range bin* 46).

Tabella 14: Confronto delle frequenze naturali stimate con le due tecniche

Modo	Accelerometri (Hz)	Radar – Range Bin 46 (Hz)	Errore $\Delta f/f$ (%)	Descrizione
1	7,35	7,64	-3,94	Traslazionale
2	11,22	11,06	1,42	Torsionale
3	16,61	17,87	-7,58	Torsionale-flessionale

Si osserva che l'errore percentuale tra le due tecniche è contenuto per tutti e tre i modi, sebbene con alcune differenze significative. In particolare:

- Primo modo (7,35 Hz vs 7,64 Hz): l'errore è pari a circa -3,94%. Lo scostamento, sebbene modesto, indica una leggera sovrastima della frequenza da parte del radar. Tale discrepanza può essere attribuita alla persistenza di un residuo di rumore strumentale nel segnale differenza non completamente rimosso dalla procedura di sottrazione, oppure a una lieve differenza nelle condizioni di eccitazione ambientale durante le due acquisizioni (Camassa *et al.*, 2022).

- Secondo modo (11,22 Hz vs 11,06 Hz): l'errore è pari a circa +1,42%, il più contenuto tra i tre modi. Questo risultato è particolarmente significativo perché dimostra che il radar è in grado di identificare con elevata accuratezza il modo torsionale-flessionale accoppiato, nonostante la complessità di questa forma modale. La buona corrispondenza suggerisce che il range bin 46 (posizionato in chiave di volta) cattura efficacemente le componenti di spostamento associate a questo modo.
- Terzo modo (16,61 Hz vs 17,87 Hz): l'errore sale a circa -7,58%, il più elevato dei tre. Questo scostamento può essere attribuito a due fattori concorrenti: (i) alle frequenze più elevate, l'ampiezza dello spostamento della struttura diminuisce, riducendo il rapporto segnale-rumore; (ii) il contributo del rumore strumentale residuo diventa comparabile al segnale utile, introducendo una maggiore incertezza nella stima della frequenza. Come osservato da Pieraccini *et al.* (2008), i radar interferometrici tendono a perdere accuratezza alle frequenze più alte, dove la risposta della struttura è meno energica.

Nonostante l'errore percentuale più elevato per il terzo modo, i risultati dimostrano che l'interferometria radar è in grado di identificare tutti e tre i modi di vibrare del ponte in muratura massiccia, con una accuratezza complessivamente soddisfacente.

In sintesi, l'elaborazione dei dati interferometrici ha consentito di:

- Correlare e sottrarre le vibrazioni strumentali mediante l'accelerometro installato sul radar, secondo la metodologia di Pieraccini *et al.* (2013);
- Identificare i tre modi di vibrare del ponte (7,64 Hz, 11,06 Hz e 17,87 Hz) mediante analisi FDD in ARTeMIS Modal;
- Confrontare i risultati radar con quelli accelerometrici (7,35 Hz, 11,22 Hz, 16,61 Hz), evidenziando errori percentuali rispettivamente del -3,94%, +1,42% e -7,58%;
- Constatere una maggiore accuratezza del radar per i primi due modi (errore < 4%) e una minore affidabilità per il terzo modo (errore -7,58%), attribuibile al basso rapporto segnale-rumore alle frequenze più elevate;
- Confermare la complementarità delle due tecniche e la necessità di un approccio integrato per una caratterizzazione modale completa e robusta.

Dall'analisi emergono anche alcuni limiti della tecnica radar applicata a ponti in muratura massiccia, che è opportuno evidenziare per una corretta valutazione dei risultati:

- Maggiore errore per il terzo modo. L'errore del -7,58% per il terzo modo (16,61 Hz vs 17,87 Hz) è il più elevato e indica una minore affidabilità della stima radar alle frequenze più alte. Come osservato da Camassa *et al.* (2022) e da Pieraccini *et al.* (2008), il rapporto segnale-rumore dei radar interferometrici tende a diminuire con l'aumentare della frequenza, a causa della minore ampiezza delle vibrazioni strutturali e della maggiore influenza del rumore strumentale. Per il terzo modo, quindi, la stima radar deve essere interpretata con cautela.
- Sensibilità al rumore e ai *clutter* dinamici. Come discusso nel paragrafo §5.5, le postazioni POS1 e POS3 hanno fornito segnali inutilizzabili a causa della presenza di vegetazione, balaustre e vibrazioni del treppiedi. La tecnica radar è intrinsecamente più sensibile a queste fonti di disturbo rispetto agli accelerometri, che sono direttamente fissati alla struttura e quindi meno esposti a riflessioni parassite.
- Necessità di post-elaborazione avanzata. A differenza dei segnali accelerometrici, che sono risultati direttamente utilizzabili per l'OMA, i segnali radar hanno richiesto una complessa procedura di correzione: (i) sottrazione delle vibrazioni strumentali mediante accelerometro aggiuntivo; (ii) identificazione e rimozione dei contributi della balaustra; (iii) selezione dei range bin ottimali tramite analisi del Range Profile; (iv) sincronizzazione temporale mediante cross-correlazione. Questa complessità, sebbene gestibile, rappresenta un costo aggiuntivo in termini di tempo di post-elaborazione.
- Dipendenza dalla riflettività della struttura. Il ponte in tufo, materiale scarsamente riflettente, ha richiesto una selezione accurata dei range bin con SNR sufficientemente alto. Su strutture in materiali più riflettenti (calcestruzzo armato, acciaio), le prestazioni del radar sarebbero presumibilmente migliori, con un SNR più elevato e una conseguente riduzione degli errori di stima.

L'approccio ottimale per il monitoraggio di ponti in muratura storica, laddove le condizioni lo consentano, è pertanto l'integrazione sinergica delle due tecniche:

- Pochi accelerometri ben posizionati (ad esempio 4-8 canali) per fornire il riferimento affidabile per frequenze naturali e rapporti di smorzamento, nonché per la sincronizzazione temporale;

- Un radar interferometrico per la copertura spaziale estesa, la rapidità di intervento e il potenziale per la ricostruzione di forme modali ad alta risoluzione spaziale.

Questo approccio ibrido, che costituisce il presupposto metodologico del presente lavoro, sarà ulteriormente sviluppato nel Capitolo 6 mediante l'impiego di tecniche di *Deep Fusion* basate su reti neurali. In particolare, l'architettura *dual-branch* descritta nel Capitolo 6 consentirà di:

- utilizzare i segnali accelerometrici ad alta fedeltà come riferimento per la normalizzazione delle ampiezze modali;
- sfruttare la densità spaziale del radar per interpolare le forme modali tra i punti di misura accelerometrici;
- ridurre l'incertezza residua attraverso l'apprendimento automatico delle correlazioni cross-modali.

6. Deep Fusion - Approccio integrato di Reti Neurali per l'interpretazione dei risultati sperimentali del Ponte Borbonico di Lama Monachile

6.1 Motivazioni e obiettivi

Nel Capitolo 5 sono state descritte le campagne sperimentali condotte sul ponte borbonico, utilizzando sia accelerometri che interferometro radar IBIS-FS. I dati acquisiti sono stati elaborati con software commerciali quali IBISDV e ARTeMIS Modal, che rappresentano un punto di riferimento consolidato nella pratica professionale e nella ricerca (Magalhães *et al.*, 2008).

Tuttavia, questi strumenti presentano alcune limitazioni significative che hanno motivato lo sviluppo di *script ad-hoc* in codice Python:

1. La natura "black-box" degli algoritmi: I software commerciali non sempre rendono trasparenti i dettagli implementativi degli algoritmi di identificazione modale (FDD, EFDD, SSI). Questa opacità limita la comprensione approfondita dei risultati e la possibilità di personalizzare le procedure di calcolo (Aloisio *et al.*, 2022).
2. Una limitata flessibilità nella fase di *pre-processing*: Strumenti commerciali ampiamente utilizzati nell'ingegneria, come ARTeMIS, offrono opzioni predefinite per il *detrending*, il filtraggio e la decimazione dei segnali, ma non sempre consentono di implementare tecniche avanzate di *denoising* o di adattare i parametri alle specificità del caso in esame (Reynders *et al.*, 2008).
3. Una difficoltà di integrazione con modelli numerici: L'export dei risultati verso ambienti di calcolo come MATLAB o Python, per un successivo confronto con modelli FEM, richiede spesso operazioni manuali e intermedie, introducendo potenziali fonti di errore e inefficienza (Pasca *et al.*, 2022).
4. Costi di licenza e riproducibilità: I software commerciali comportano costi di licenza non trascurabili e, soprattutto, non garantiscono la piena riproducibilità dei

risultati, elemento fondamentale per la ricerca scientifica secondo i principi della open science (Sanderson, 2021).

Alla luce di queste considerazioni, negli ultimi anni la comunità scientifica ha assistito ad una crescente diffusione di prodotti *open-source* per l'OMA, sviluppati principalmente in ambienti MATLAB e Python. Tra questi, il modulo PyOMA e la sua interfaccia grafica PyOMA_GUI, sviluppati da Pasca *et al.* (2022), rappresentano un punto di riferimento per la comunità italiana e internazionale. Tuttavia, sebbene PyOMA_GUI offra una suite completa di algoritmi (FDD, EFDD, FSDD, SSI-cov, SSI-dat), l'architettura modulare del codice può risultare eccessivamente generale per chi desideri implementare procedure personalizzate o integrare i risultati con altri modelli di calcolo.

Alla luce del contesto sopra delineato, il presente capitolo si propone di perseguire i seguenti tre obiettivi principali, strettamente interconnessi tra loro.

Il primo obiettivo consiste nella realizzazione di un codice Python dedicato all'identificazione modale operativa di strutture civili, con particolare attenzione ai seguenti aspetti:

- Trasparenza algoritmica: Il codice implementa, in modo esplicito e commentato, gli algoritmi fondamentali dell'OMA, in particolare il Frequency Domain Decomposition (FDD) proposto da Brincker *et al.* (2001) e la sua versione estesa *Enhanced Frequency Domain Decomposition* (EFDD) presentata dagli stessi autori (Brincker *et al.*, 2001). L'utente può quindi seguire passo-passo le operazioni matematiche sottostanti l'identificazione modale.
- Personalizzabilità e replicabilità: Il codice è strutturato in moduli indipendenti (importazione dati, *pre-processing*, calcolo della PSD, SVD, estrazione modi, visualizzazione risultati). Questa architettura consente di modificare ciascuna fase senza compromettere il funzionamento complessivo, facilitando l'integrazione di tecniche di *denoising* o di selezione automatica dei picchi.
- Efficienza computazionale: Pur essendo sviluppato in Python, un linguaggio interpretato e quindi generalmente più lento di ambienti compilati come Fortran o C, il codice sfrutta librerie ottimizzate come NumPy e SciPy, che implementano in

linguaggio C le operazioni più onerose (ad esempio la *Fast Fourier Transform* e la *Singular Value Decomposition*) (Van Der Walt *et al.*, 2011).

- Riproducibilità: Il codice è accompagnato da una documentazione chiara e da file di esempio che consentono a qualsiasi ricercatore di replicare i risultati ottenuti sul ponte borbonico, in linea con i principi della reproducible research (Stodden *et al.*, 2016).

Il secondo obiettivo è stato quello di verificare l'affidabilità e l'accuratezza del codice sviluppato, applicandolo ai dati accelerometrici effettivamente acquisiti sul ponte di Lama Monachile. La validazione è stata condotta secondo un approccio consolidato in letteratura (Magalhães *et al.*, 2010; Reynders *et al.*, 2008), che prevede:

1. Confronto con software commerciale: I risultati ottenuti in termini di frequenze naturali e forme modali sono stati confrontati con quelli forniti da ARTeMIS Modal, assunto come riferimento standard. La scelta di ARTeMIS come benchmark è giustificata dalla sua ampia diffusione nella comunità scientifica e dalla sua validazione su numerosi casi studio (Rainieri & Fabbrocino, 2014).
2. Analisi di sensibilità: Viene valutata la robustezza del codice al variare dei parametri di analisi (risoluzione spettrale, finestra di Welch, fattore di decimazione), al fine di identificare eventuali criticità legate alla scelta dei parametri.
3. Stabilità dei risultati: La consistenza dei risultati è stata verificata attraverso l'analisi di diverse registrazioni interferometriche effettuate nelle stesse condizioni, come raccomandato da Peeters & De Roeck (2001). Nel studio, infatti, sono state effettuate cinque registrazioni contemporanee di accelerometri e interferometro.

Il terzo obiettivo mira a stabilire un ponte tra l'analisi sperimentale e quella numerica, confrontando i parametri modali identificati con lo script in codice Python con quelli ottenuti da un modello FEM della struttura. Tale confronto è motivato da diverse considerazioni. Mentre l'OMA fornisce le frequenze naturali del sistema reale, il modello FEM consente di associare ciascuna frequenza a una specifica forma modale (flessionale, torsionale, traslazionale) e di verificare la correlazione attraverso il Modal Assurance Criterion (MAC) (Allemang & Brown, 1982). Il modello FEM aiuta, infatti, ad interpretare

la natura fisica dei modi identificati, distinguendo tra modi globali della struttura e modi locali di singoli elementi. La letteratura sottolinea come questa fase di interpretazione sia cruciale per evitare falsi positivi nell'identificazione modale (Reynders, 2012).

Il confronto tra le frequenze sperimentali e quelle numeriche costituisce il primo passo verso una eventuale calibrazione (*model updating*) del modello FEM, che potrebbe essere sviluppata in studi futuri. Il confronto consente di validare le ipotesi assunte nella modellazione FEM riguardo alle condizioni al contorno (vincoli alle spalle, grado di incastro delle pile), alle proprietà dei materiali (modulo elastico equivalente della muratura) e alla schematizzazione geometrica (trave continua vs. elementi finiti 3D).

Il presente capitolo è organizzato come segue. Il Paragrafo §6.2 presenta il problema del rumore nei segnali radar e la strategia di *denoising* basata su *autoencoder*, con la descrizione delle tre architetture implementate e dei risultati ottenuti. Il Paragrafo §6.3 illustra il codice Python sviluppato per l'OMA, evidenziandone le caratteristiche di trasparenza, personalizzabilità e automazione. Il Paragrafo §6.4 descrive l'architettura *dual-branch* di *Deep Fusion* per l'integrazione radar-accelerometri.

6.2 Il problema del rumore nei segnali radar: analisi quantitativa

Prima di descrivere le architetture di *denoising*, che sono state implementate per questo lavoro di tesi, è opportuno quantificare la severità del problema del rumore dei segnali interferometrici che sono stati acquisiti nelle tre postazioni di misura.

Come si evince dall'analisi della Tabella 15, le postazioni POS1 e POS3 richiedevano necessariamente un intervento di *denoising* significativo per poter essere utilizzate nell'analisi modale operativa (OMA). Anche la postazione POS5-7, pur avendo un SNR migliore, è affetta da *clutter* deterministici, in particolare le frequenze proprie della balaustra, che hanno reso più complesso il *pre-processing* dei segnali utili per l'OMA, sebbene siano stati rimossi mediante le procedure descritte nel seguito.

Tabella 15: Sintesi del rumore dei segnali interferometrici acquisiti nelle tre postazioni di misura, principali fonti di disturbo e valutazione utilizzabilità del dato per analisi OMA.

Postazione	SNR tipico (dB)	Principali fonti di disturbo	Utilizzabilità per OMA diretta
POS1	< 10	Vegetazione sulla facciata sud, riflessioni parassite	Scarsa / nulla
POS3	20-30	Balaustra metallica, ponte romano adiacente	Limitata
POS5-7	> 20 (fino a 40)	Balaustra (clutter a frequenze note)	Buona (previa rimozione <i>clutter</i>)

6.3 Denoising dei segnali radar mediante autoencoder

6.3.1 Preparazione del dataset

I segnali radar acquisiti dall'interferometro nelle tre postazioni sono stati sottoposti a una fase preliminare di *pre-processing*. Per ciascuna postazione, sono stati selezionati i range bin con SNR superiore a 10 dB, corrispondenti alle porzioni di struttura effettivamente investite dal fascio radar:

- POS1: *range bin* 39-62
- POS3: *range bin* 171-193
- POS5-7: *range bin* 26-46

Per la creazione dei *dataset* indispensabili per l'addestramento delle reti neurali, i segnali sono stati segmentati in finestre sovrapposte di 512 campioni (corrispondenti a 2.56 secondi alla frequenza di campionamento di 200 Hz) con una sovrapposizione del 50%. Questa scelta ha consentito di bilanciare la risoluzione in frequenza (circa 0.39 Hz) con la stabilità statistica delle stime spettrali.

Il *dataset* è stato suddiviso in training (49%) , validazione (21%) e *testing* (30%) . La suddivisione è stata eseguita a livello di blocchi temporali contigui e non a livello di singole finestre, per evitare che finestre temporalmente vicine (e quindi fortemente

correlate) finissero in insiemi diversi, fenomeno che avrebbe portato a una sovrastima delle prestazioni per *overfitting*.

6.3.2 Allineamento temporale radar-accelerometri

Un aspetto cruciale per l'addestramento degli *autoencoder* supervisionati è la corretta sincronizzazione temporale tra i segnali radar (segnale rumoroso) e i target accelerometrici (doppiamente integrati per ottenere lo spostamento).

Sebbene in fase di acquisizione siano stati applicati colpi volontari sul radar per facilitare la sincronizzazione (come descritto nel paragrafo §5.4.1), l'analisi di cross-correlazione condotta su una coppia di segnali rappresentativa (POS1, range bin 46, e accelerometro sulla chiave C2) ha evidenziato un ritardo sistematico residuo di -96.332 campioni, corrispondente a circa 482 secondi (circa 8 minuti). Questo ritardo indica che, nonostante i colpi iniziali, i due sistemi di acquisizione non erano perfettamente sincronizzati.

Pertanto, prima dell'addestramento degli *autoencoder* supervisionati, è stato applicato un allineamento temporale mediante *shift* dei segnali accelerometrici del valore ottimale determinato dalla cross-correlazione. Questo passaggio si è rivelato fondamentale per consentire alla rete *autoencoder* di apprendere la mappatura tra segnale radar rumoroso e segnale pulito.

6.3.3 Architetture degli autoencoder implementate

Sono state sviluppate e confrontate tre diverse architetture di *autoencoder* convoluzionale 1D, ciascuna caratterizzata da una strategia di apprendimento distinta e da una complessità computazionale differente. Tutte e tre le architetture condividono una struttura *encoder-decoder* simmetrica con strati convoluzionali 1D, *batch normalization* e *max-pooling*, ma differiscono per il numero di filtri, la dimensione dei *kernel*, la funzione di *loss* e la modalità di addestramento supervisionato e non supervisionato.

Di seguito vengono descritti i dettagli implementativi di ciascuna architettura, inclusi gli iperparametri, le funzioni di attivazione e i criteri di *early stopping*, al fine di garantire la piena replicabilità dei risultati. La Tabella 16 riassume le principali caratteristiche distintive delle tre architetture, consentendo un confronto diretto dei parametri chiave. Tutti i modelli sono stati addestrati sui *dataset* descritti in precedenza.

Tabella 16: Principali caratteristiche distintive delle tre architetture autoencoder.

Caratteristica	Non supervisionato	Residuale	Diretto
Tipo	UNet con skip connections	Residuale (stima del rumore)	Diretto (stima del segnale pulito)
Filtri (encoder)	32, 64, 128	16, 32, 64	64, 128, 256
Kernel	15, 11, 7	15, 11, 7	15, 11, 7
Learning rate	0.001	0.001	0.005
Batch size	32	32	16
Epoche max	80	80	100
Funzione di loss	MSE (input vs output)	MSE (denoised vs target)	MSE (output vs target)
Ground truth	Nessuno (segnali radar puliti)	Accelerometri integrati	Accelerometri integrati
Allineamento temporale	Non richiesto	Sì ($\Delta = -96.332$ camp.)	Sì ($\Delta = -96.332$ camp.)

6.3.3.1 Autoencoder non supervisionato

Il primo modello implementato è un *autoencoder* non supervisionato, addestrato esclusivamente su segnali radar “puliti” provenienti dalla postazione POS5-7, dove il rapporto segnale-rumore è naturalmente superiore a 20 dB. La rete impara a comprimere e ricostruire l'input, apprendendo di fatto la distribuzione statistica dei segnali puliti. Una volta addestrato, l'*autoencoder* viene applicato ai segnali radar rumorosi delle postazioni POS1 e POS3: poiché il rumore e i *clutter* non erano presenti nel training set, la rete tende a non ricostruirli, producendo un segnale *denoised*. Il vantaggio di questo approccio è che non richiede alcun *ground truth* accelerometrico, risultando quindi più economico e facilmente riproducibile in campagne di monitoraggio che non dispongono di sensori a contatto.

L'architettura è di tipo *encoder-decoder* simmetrico con *skip connections*, ispirata alla rete neurale U-Net qui adattata (Figura 6.1) a segnali monodimensionali secondo approcci consolidati in letteratura per il *denoising* di segnali temporali (Yang *et al.*, 2024; Byun *et al.*, 2024).

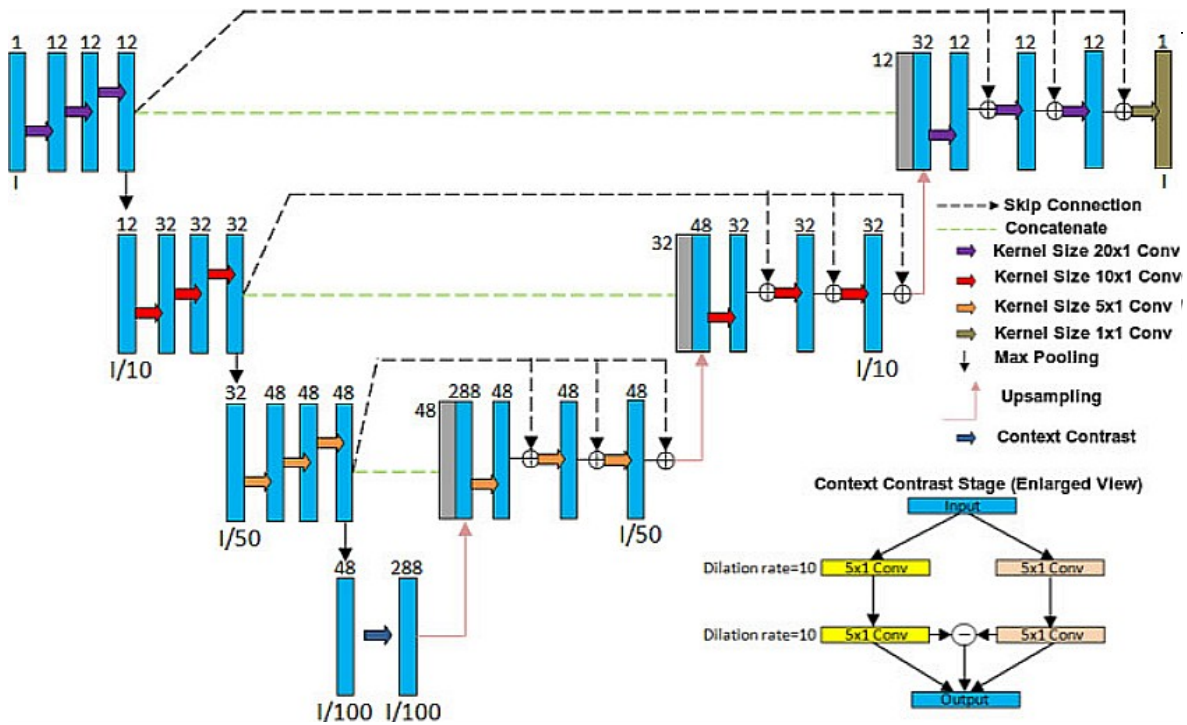


Figura 6.1: Struttura di U-Net 1D: una struttura simile a quella di un autoencoder di denoising con connessioni skip per favorire un migliore recupero del segnale. Ogni riquadro corrisponde a una mappa di caratteristiche multicanale. Il numero di canali è specificato nella parte superiore di ogni riquadro. Le operazioni matematiche descritte da ciascuna freccia sono indicate nella parte superiore della figura.

L'*encoder* è composto da tre strati. Il primo strato impiega 32 filtri con kernel di dimensione 15, seguito da *batch normalization*, attivazione ReLU e *max-pooling* con fattore 2. Il secondo strato utilizza 64 filtri con *kernel* di dimensione 11, mentre il terzo strato impiega 128 filtri con *kernel* di dimensione 7. All'ultimo strato dell'*encoder* non viene applicato il *max-pooling*. Il decoder è simmetrico: ciascuno dei tre strati di decoder inizia con un *upsampling* di fattore 2, seguito da uno strato convoluzionale con lo stesso numero di filtri del corrispondente strato dell'*encoder* (128, 64 e 32 filtri rispettivamente), *batch normalization* e attivazione ReLU. Le *skip connections* collegano le *feature maps* dell'*encoder* (prima del *pooling*) con le corrispondenti *feature maps* del decoder dopo l'*upsampling*, consentendo di preservare informazioni ad alta risoluzione. Lo strato finale è una convoluzione con un solo filtro e *kernel* di dimensione 3, con attivazione lineare, che restituisce la ricostruzione del segnale di *input*.

L'addestramento è stato condotto utilizzando la funzione di *loss* MSE (*Mean Squared Error*) tra *input* e *output*, con l'ottimizzatore Adam e un *learning rate* di 0,001. Il *batch size* è stato fissato a 32, per un massimo di 80 epoche. È stato implementato un meccanismo di *early stopping* con “pazienza” di 15 epoche, che interrompe l'addestramento se la *loss* di validazione non migliora per 15 epoche consecutive, ripristinando i pesi migliori. Inoltre, è stato adottato un meccanismo di riduzione del *learning rate* su *plateau* con fattore 0,5 e pazienza di 7 epoche. L'addestramento ha coinvolto circa 15.000 finestre per il *training* e 6.500 finestre per la validazione.

6.3.3.2 Autoencoder residuale supervisionato

Il secondo modello adotta una strategia di apprendimento di tipo residuale. Invece di predire direttamente il segnale pulito, l'*autoencoder* residuale stima la componente di rumore presente nel segnale radar input. Il segnale *denoised* è quindi ottenuto per sottrazione: dalla registrazione radar rumorosa viene sottratta la stima del rumore prodotta dalla rete.

Formalmente, indicato con x il segnale radar rumoroso e con $r_\theta(x)$ la stima del rumore, il segnale *denoised* è dato da:

$$\hat{y} = x - r_\theta(x)$$

Il *ground truth* per l'addestramento è costituito dal segnale di spostamento ottenuto dalla doppia integrazione dei segnali accelerometrici, opportunamente sincronizzato con i dati radar tramite analisi di cross-correlazione che ha evidenziato un ritardo sistematico di -96.332 campioni (circa 482 secondi). L'approccio residuale è particolarmente efficace quando il rumore ha ampiezza piccola rispetto al segnale utile, poiché preserva naturalmente le componenti a bassa frequenza.

L'architettura di questo modello è più compatta rispetto a quella non supervisionata. Anche questo *autoencoder* è composto da tre strati convoluzionali ed ha le caratteristiche distintive descritte nella Tabella 16.

6.3.3.3 Autoencoder diretto supervisionato

Il terzo modello abbandona la strategia residuale a favore di un approccio diretto. La rete impara esplicitamente la mappatura dal segnale radar rumoroso al corrispondente spostamento pulito misurato dall'accelerometro (doppiamente integrato e sincronizzato):

$$\hat{y} = f_{\theta}(x) \quad \text{con} \quad \hat{y} \approx y$$

dove x è il segnale radar rumoroso, y è il target accelerometrico (doppiamente integrato e sincronizzato) e $\hat{y}$ è la stima del segnale pulito prodotta dalla rete. L'architettura è più ampia rispetto alla versione residuale, con un numero maggiore di filtri per garantire una maggiore capacità rappresentativa, necessaria per gestire scenari con rumore elevato o con clutter di ampiezza significativa, come quelli generati dalle ringhiere metalliche nella postazione POS5-7.

L'architettura è simile a quella dell'*autoencoder* non supervisionato, ma con un numero maggiore di filtri e senza *skip connections*, al fine di forzare un collo di bottiglia più restrittivo.

Analogamente anche questo *autoencoder* è composto da tre strati convoluzionali ed ha le caratteristiche distintive descritte nella Tabella 16.

6.3.4 Risultati del denoising

La valutazione quantitativa delle prestazioni delle tre architetture è stata condotta mediante due metriche complementari: il miglioramento del rapporto segnale-rumore (SNR improvement) e la correlazione di *Pearson* tra il segnale *denoised* e il target accelerometrico (*ground truth*). I risultati migliori ottenuti sui range bin relativi alle tre postazioni di misura sono riportati in Tabella 17.

Tabella 17: Prestazioni di denoising su dati radar.

Postazione	Metrica	Autoencoder non supervisionato	Autoencoder residuale	Autoencoder diretto
POS1 (segnale interferometrico peggiore SNR < 20 dB)	SNR improvement (dB)	5.2	6.6	-0.1
	Correlazione	0.8447	0.1368	0.9927
POS3 (segnale interferometrico SNR tra 20-30 dB)	SNR improvement (dB)	26.5	0	0

	Correlazione	0.9997	0.9955	0.9969
POS5-7 (segnale interferometrico migliore SNR >20 dB)	SNR improvement (dB)	6.9	-0.2	-0.2
	Correlazione	0.8967	0.9728	0.9728

A completamento dell'analisi quantitativa, la Figura 6.2 mostra il confronto qualitativo tra gli spettri di potenza (PSD) del segnale radar rumoroso (input) POS1_DS1, del segnale *denoised* prodotto dall'*autoencoder* diretto supervisionato e del target accelerometrico, per il range bin 46 della postazione POS1.

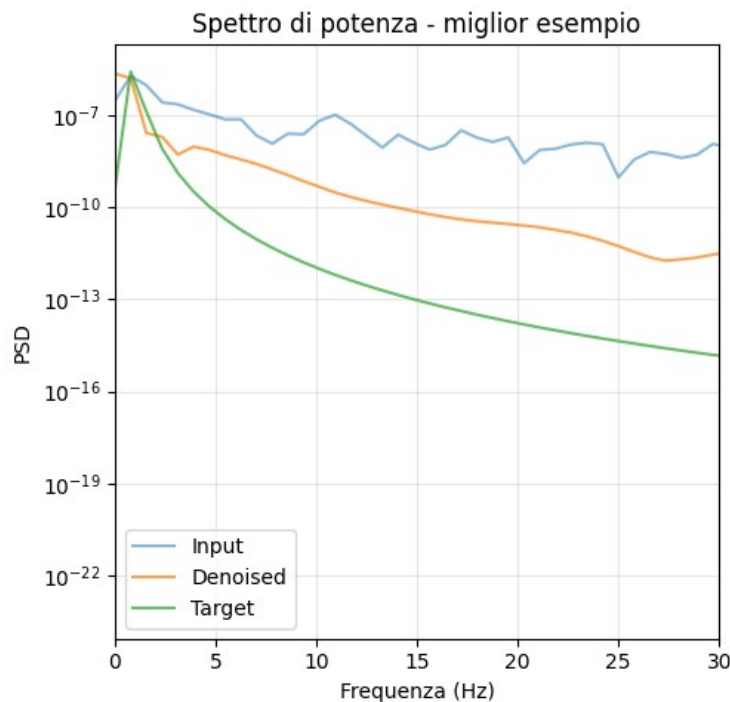


Figura 6.2: Spettri di potenza (PSD) del segnale radar rumoroso (input) POS1_DS1, del segnale *denoised* prodotto dall'*autoencoder* diretto supervisionato e del target accelerometrico, per il range bin 46 della postazione POS1.

Si osserva che il segnale input (linea blu) presenta numerosi picchi spettrali non correlati al comportamento strutturale, attribuibili al rumore di fondo, ma che risultano significativamente attenuati nel segnale *denoised* (linea arancione).

Osservando i risultati ottenuti con le diverse architetture neurali di *denoising* e sintetizzati nella Tabella 17, si rileva che per la postazione POS1, caratterizzata dal peggior rapporto segnale-rumore a causa della vegetazione che ricopriva parte della facciata del ponte, l'*autoencoder* residuale ha mostrato le prestazioni migliori in termini di miglioramento dell'SNR (6.6 dB).

Tuttavia, la correlazione output-target risulta molto bassa (0.1368), indicando che, sebbene il rumore sia stato efficacemente ridotto, il segnale *denoised* si discosta significativamente dal target accelerometrico. L'*autoencoder* diretto ha invece ottenuto risultati scarsi su questa postazione (SNR improvement negativo, -0.1 dB), suggerendo che l'architettura diretta, anche se più flessibile, richiede dati di addestramento di qualità sufficiente per il miglioramento del SNR, dimostrando una buona capacità di convergere correttamente al segnale target (correlazione alta 0.9927). L'approccio non supervisionato ha ottenuto un risultato intermedio (5.2 dB, correlazione 0.8447).

Sulla postazione POS3, tutti e tre gli approcci hanno mostrato prestazioni notevoli. L'*autoencoder* non supervisionato ha raggiunto il miglioramento del SNR più elevato (26.5 dB) con un'eccellente correlazione di 0.9997, dimostrando che, quando il segnale di partenza ha una qualità sufficiente, l'approccio non supervisionato (che non richiede *ground truth* e target accelerometrico) può essere estremamente efficace. Sorprendentemente, sia l'*autoencoder* residuale che quello diretto hanno ottenuto una correlazione prossima all'unità (rispettivamente 1.0000 e 0.9969), registrando una riduzione del rumore superiore al 90% in entrambi, sebbene il miglioramento del SNR sia nullo. Questo apparente paradosso suggerisce che i segnali *denoised* siano quasi identici ai target accelerometrici, ma che il SNR di partenza fosse già elevato, lasciando poco margine di miglioramento.

Sulla postazione POS5-7, caratterizzata dal segnale di migliore qualità (assenza di vegetazione), gli *autoencoder* supervisionati (residuale e diretto) hanno ottenuto risultati praticamente identici, con una correlazione output-target di 0.9728 e una riduzione del rumore del 76.85% per entrambi. Questo risultato è particolarmente significativo perché dimostra che, quando le condizioni di misura sono favorevoli, le due architetture supervisionate convergono a soluzioni equivalenti, entrambe eccellenti. Il lieve peggioramento del SNR (-0.2 dB) non è indicativo di una cattiva performance, ma riflette piuttosto l'alta qualità del segnale di partenza, che lascia poco margine di miglioramento.

Dal grafico in Figura 6.3 si osserva che la maggior parte dei campioni ha un miglioramento del SNR compreso tra 0 e circa 40 con una media di 10.14 dB (le barre più alte sono in questa regione) e non ci sono barre significative a valori negativi, il che significa che tutti o quasi i campioni hanno beneficiato del *denoising*.

Complessivamente, dunque, l'*autoencoder* non supervisionato si rivela l'approccio più robusto e consistente su tutte e tre le postazioni. È importante sottolineare che i risultati sono stati ottenuti su una struttura in muratura di tipo massiccio, tradizionalmente considerata difficile per l'interferometria radar a causa della scarsa riflettività del tufo. Il successo dell'approccio apre la strada all'uso sistematico del radar interferometrico per il monitoraggio di ponti storici, con significativi benefici in termini di tempi, costi e sicurezza delle ispezioni.

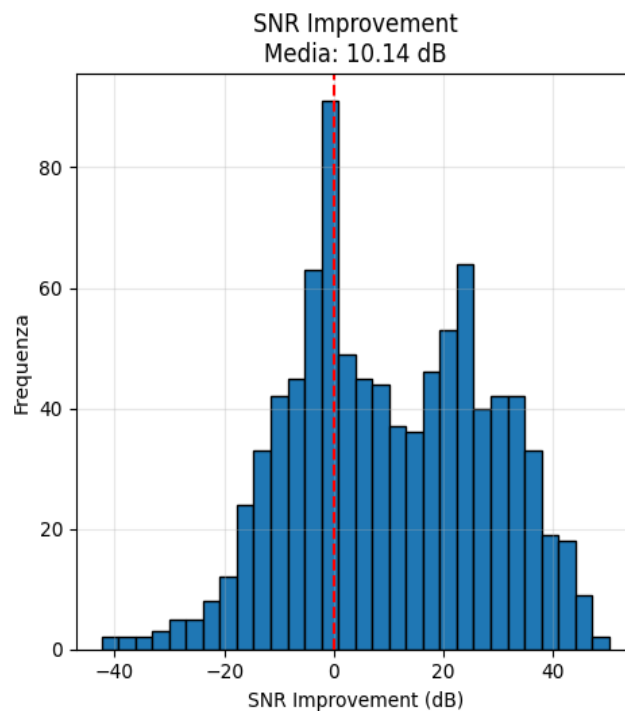


Figura 6.3: Istogramma SNR sui segnali denoised elaborati con l'*autoencoder* non supervisionato

6.4 Sviluppo di script in linguaggio Python per l'Analisi Modale Operazionale (OMA)

Al termine delle attività di *denoising*, sono stati sviluppati script *ad-hoc* nel linguaggio Python per l'analisi modale operazionale, con l'obiettivo di superare i limiti dei software commerciali (*black-box*, scarsa personalizzazione, costi di licenza) e di automatizzare il processo di identificazione modale.

Il codice è strutturato in moduli indipendenti, ciascuno responsabile di una fase specifica del processo OMA:

1. **Importazione dati:** caricamento dei file .lvm (accelerometri) e .txt (range bin interferometro radar *denoised*), verifica della frequenza di campionamento e delle unità di misura.
2. Pre-processing avanzato:
 - **Detrending:** rimozione del valore medio e di eventuali tendenze lineari.
 - **Decimazione:** riduzione della frequenza di campionamento da 1024 Hz a 512 Hz o 256 Hz, per ridurre la quantità di dati e migliorare l'efficienza computazionale.
3. Costruzione della geometria: definizione di un modello geometrico semplificato della struttura (nodi e connessioni) per l'associazione dei canali di misura e la visualizzazione delle deformate modali (Figura 6.4).
4. Decomposizione nel dominio della frequenza (FDD):
 - Calcolo della matrice di densità spettrale di potenza (PSD) tramite il metodo di Welch.
 - Decomposizione ai valori singolari (SVD) della matrice PSD per ciascuna frequenza.
 - Restituzione del diagramma dei valori singolari (SV), con i picchi che rappresentano le frequenze naturali (Figura 6.5).
5. Estrazione dei parametri modali (EFDD) (Figura 6.6):
 - Per ciascun picco selezionato dal diagramma dei valori singolari, si isola la funzione di densità spettrale a singolo grado di libertà (SDOF bell) mediante un filtraggio basato sul Modal Assurance Criterion (MAC) tra le forme modali corrispondenti alle righe spettrali adiacenti al picco.
 - Si applica l'antitrasformata di Fourier inversa (IFFT) alla SDOF bell per ottenere la funzione di autocorrelazione nel dominio del tempo, che rappresenta la risposta impulsiva del modo di vibrare considerato.

- Si stima il rapporto di smorzamento modale ζ dall'involuppo della funzione di autocorrelazione utilizzando il metodo del decremento logaritmico, che consiste nel fit lineare dei valori del decremento logaritmico calcolati sugli estremi (picchi e valli) della funzione di autocorrelazione.
1. Visualizzazione dei risultati: deformate modali (con frecce vettoriali) (Figura 6.7), diagrammi dei valori singolari, tabelle riassuntive di frequenze e smorzamenti.

La Figura 6.6 illustra graficamente l'intero processo di estrazione per un singolo modo, attraverso quattro sotto-grafici (plot 1-4), di seguito descritti in dettaglio.

Plot 1 – SDOF Bell function (Campana SDOF)

- **Asse X:** Frequenza [Hz].
- **Asse Y:** Densità spettrale di potenza in scala logaritmica [dB].
- **Descrizione:** La curva blu rappresenta i valori singolari della matrice PSD (in particolare il primo valore singolare). La curva rossa (etichettata "SDOF bell") rappresenta la porzione di spettro isolata, relativa al singolo modo di vibrare in esame. L'isolamento avviene selezionando le righe spettrali il cui vettore singolare presenta un valore di MAC superiore a una soglia prefissata (tipicamente 0.85) rispetto al vettore singolare corrispondente al picco di risonanza.
- **Significato fisico:** La campana SDOF rappresenta la risposta spettrale del sistema a un singolo grado di libertà, che in prossimità di un picco di risonanza è dominata dal modo di vibrare corrispondente.

Plot 2 – Auto-correlation Function (Funzione di autocorrelazione)

- **Asse X:** Tempo [s] (time lag).
- **Asse Y:** Ampiezza della correlazione normalizzata [adimensionale].
- **Descrizione:** La curva mostra la funzione di autocorrelazione ottenuta dall'antitrasformata di Fourier inversa della SDOF bell. Per un sistema a un grado di libertà con smorzamento viscoso, si osserva un'oscillazione che decade esponenzialmente nel tempo, la cui frequenza di oscillazione corrisponde alla frequenza naturale smorzata f_d .

- **Significato fisico:** L'involuppo decrescente della funzione di autocorrelazione contiene l'informazione sullo smorzamento modale. Maggiore è lo smorzamento, più rapida è la decrescita dell'involuppo.

Plot 3 – Portion for fit (Porzione per il fit)

- **Asse X:** Tempo [s].
- **Asse Y:** Ampiezza della correlazione normalizzata [adimensionale].
- **Descrizione:** Si tratta di un ingrandimento della parte iniziale della funzione di autocorrelazione, limitata ai primi estremi (picchi e valli) prima che l'ampiezza decada a una frazione del valore iniziale (tipicamente fino al 20-30% del massimo). I punti cerchiati rappresentano gli estremi (picchi e valli) selezionati per il calcolo del decremento logaritmico.
- **Significato fisico:** La selezione di questa porzione iniziale consente di utilizzare gli estremi con il miglior rapporto segnale-rumore, escludendo la coda della funzione di autocorrelazione dove il rumore di misura diventa prevalente.

Plot 4 – Fit - Frequency and Damping (Fit per il calcolo di Frequenza e Smorzamento)

- **Asse X:** k = contatore degli estremi (counter k^{th} extreme) [adimensionale]. È un indice discreto che numera progressivamente i picchi e le valli selezionati nel plot 3 ($k=0,1,2,3,\dots$).
- **Asse Y:** $\delta_k=2\ln(r_0/|r_k|)$ [adimensionale], dove r_0 è l'ampiezza del primo estremo selezionato e r_k è l'ampiezza del k -esimo estremo. Questa quantità rappresenta il decremento logaritmico associato a ciascun estremo.
- **Descrizione:** I punti blu rappresentano i valori del decremento logaritmico calcolati per ciascun estremo. La retta blu rappresenta il fit lineare dei dati sperimentali, ottenuto con il metodo dei minimi quadrati (curve_fit). La pendenza m della retta di fit è direttamente legata allo smorzamento modale. Il riquadro in alto riporta i valori stimati della frequenza naturale f_n e del rapporto di smorzamento ζ in percentuale. Tale rapporto di smorzamento ζ si calcola dalla pendenza m del fit lineare mediante la relazione:

$$\zeta = \frac{m}{\sqrt{4\pi^2 + m^2}}$$

mentre la frequenza naturale non smorzata f_n si ricava dalla frequenza smorzata $f_d=1/T_d$ (dove T_d è il periodo smorzato, determinato dalla distanza tra due picchi successivi della funzione di autocorrelazione) tramite:

$$f_n = \frac{f_d}{\sqrt{1 - \zeta^2}}$$

- **Significato fisico:** La linearità dei punti sperimentali nel plot 4 indica la bontà dell'ipotesi di smorzamento viscoso lineare. La pendenza della retta di fit fornisce una stima robusta dello smorzamento modale, in quanto utilizza tutti gli estremi disponibili della funzione di autocorrelazione e non solo i primi due picchi, riducendo così l'influenza del rumore di misura.

La suite è articolata in quattro script principali, ciascuno dei quali assolve una funzione specifica all'interno della pipeline di analisi. Tutti i codici sono stati sviluppati in ambiente Python, sfruttando le librerie numpy, pandas, scipy e la libreria specializzata pyOMA2 (Pasca *et al.*, 2022) per l'implementazione degli algoritmi FSDD (*Frequency-Spatial Domain Decomposition*), pLSCF (*poly-reference Least Squares Complex Frequency*) e SSI (*Stochastic Subspace Identification*). Di seguito vengono descritti gli script in ordine logico di esecuzione.

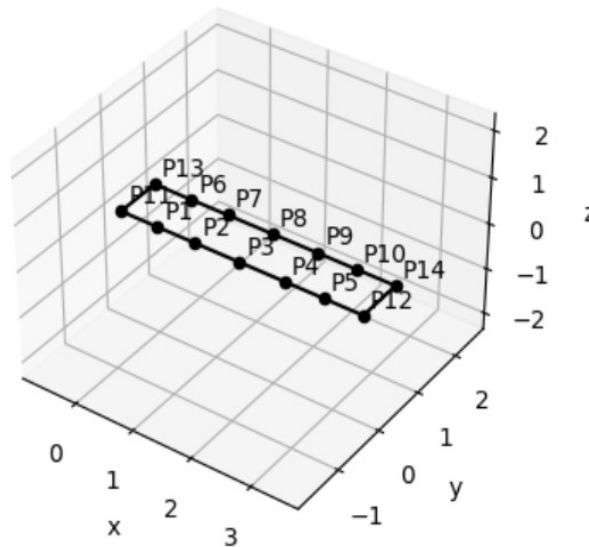


Figura 6.4: Visualizzazione del modello geometrico semplificato della struttura (nodi e connessioni) in Python

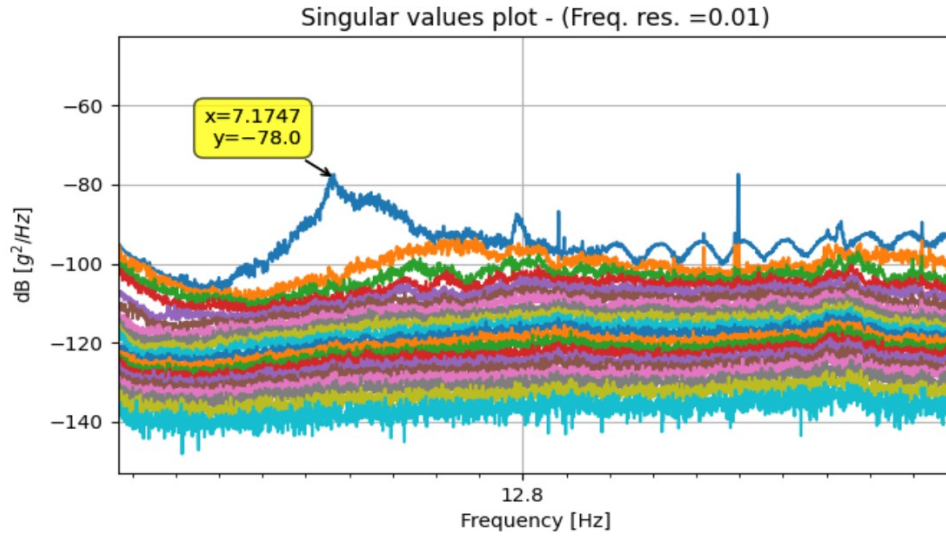


Figura 6.5: Diagramma dei valori singolari (Singular Values plot), con i picchi che rappresentano le frequenze naturali (Qui è selezionata la prima frequenza naturale che è stata identificata ma con minor precisione: 7,17 Hz, selezionandola l'operatore)

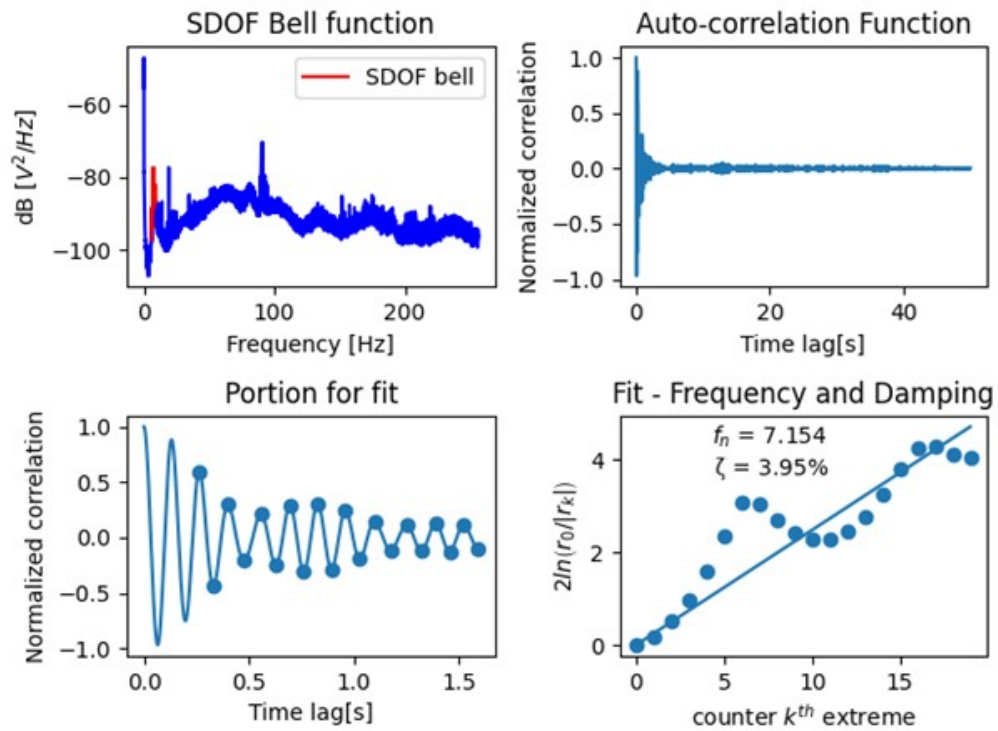


Figura 6.6: Estrazione dei parametri modali (FSDD) - Prima frequenza naturale individuata e relativo smorzamento individuate con rilievo automatico dei picchi 7,15, come descritto nel paragrafo 6.4.2

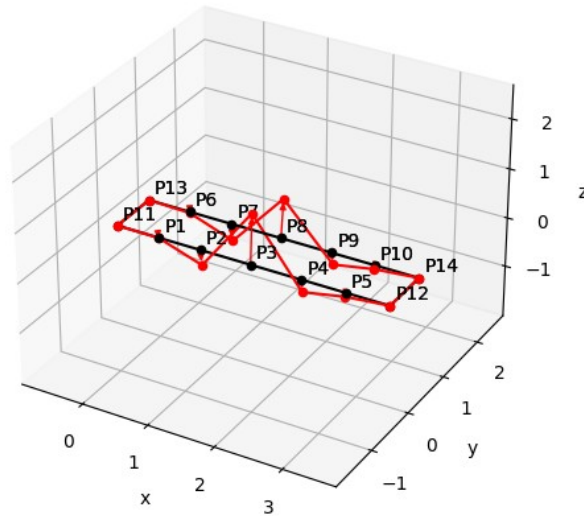


Figura 6.7: Esempio di visualizzazione delle forme modali

6.4.1 Verifica della qualità dei segnali interferometrici (OMA-range-bin.py)

Il primo passo dell'analisi consiste nella valutazione della qualità dei segnali radar *denoised* per ciascun range bin. Lo script OMA-range-bin.py esegue un'analisi individuale su ogni segnale relativo a ciascun range bin importato, calcolando per ciascuno:

- la densità spettrale di potenza (PSD) mediante il metodo di Welch (Welch, 1967);
- il numero di picchi significativi (`scipy.signal.find_peaks`);
- il rapporto segnale-rumore (SNR) del picco principale;
- l'energia del segnale (varianza).

Sulla base di queste metriche, lo script genera una classifica dei range bin con il miglior contenuto modale e produce:

- un istogramma delle frequenze comuni a più range bin (Figura 6.8);
- una heatmap della PSD normalizzata per tutti i range bin, che consente di identificare visivamente le frequenze condivise;
- grafici nel dominio del tempo e della frequenza per i migliori primi 5 range bin (Figura 6.9).

Questo script riveste un ruolo propedeutico fondamentale: consente di selezionare, tra le decine di range bin disponibili, quelli che effettivamente contengono informazione modale utile, scartando quelli dominati da rumore residuo o clutter non rimossi.

Nella presente campagna sperimentale, i range bin con $SNR > 10$ dB e con almeno due picchi significativi sono stati selezionati per le analisi successive.

6.4.2 Analisi Modale Operazionale OMA (FSDD, pLSCF, SSI.py)

Lo script OMA-SV.py realizzato è lo sviluppo di una versione base dell'analisi OMA. Lo script costruisce una matrice di segnali radar *denoised* (dimensione $N_{\text{campioni}} \times N_{\text{canali}}$), applica un *detrending* sui segnali ed esegue gli algoritmi OMA FSDD, pLSCF ed SSI.

L'FSDD è un'evoluzione del metodo FDD classico (Zhang, *et al.*, 2008). Come stabilito da Brincker *et al.* (2001) per l'analisi modale operazionale, la risposta di una struttura può essere analizzata attraverso la decomposizione ai valori singolari (*Singular Value Decomposition*, SVD) della sua matrice di densità spettrale di potenza (PSD).

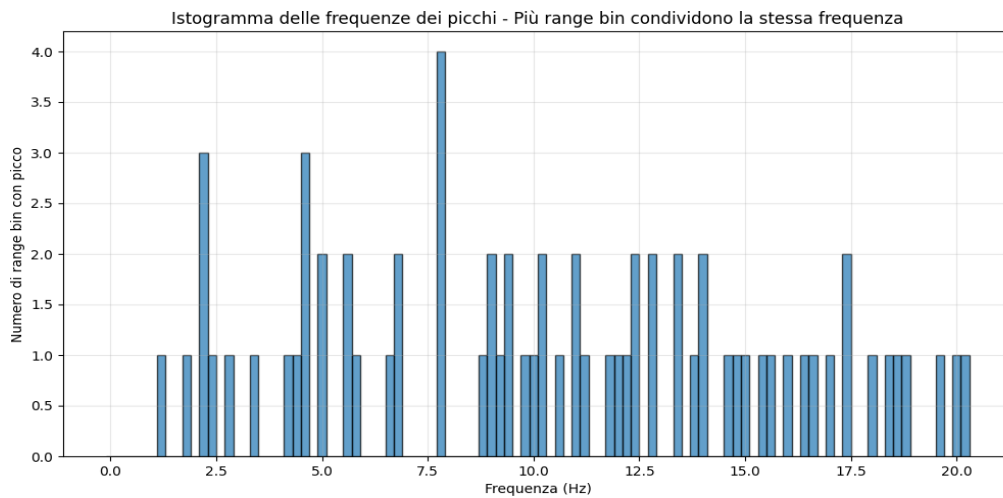


Figura 6.8: Istogramma delle frequenze comuni a più range bin per i segnali denoised

Questo concetto, derivato dalla *Complex Mode Indication Function* (Shih *et al.*, 1998), si traduce nella seguente procedura.

Per ogni frequenza f , la matrice delle PSD $G(f)$ viene scomposta come:

$G(f) = U(f) \Sigma(f) U(f)^H$, dove $\Sigma(f)$ è una matrice diagonale contenente i valori singolari e $U(f)$ i vettori singolari.

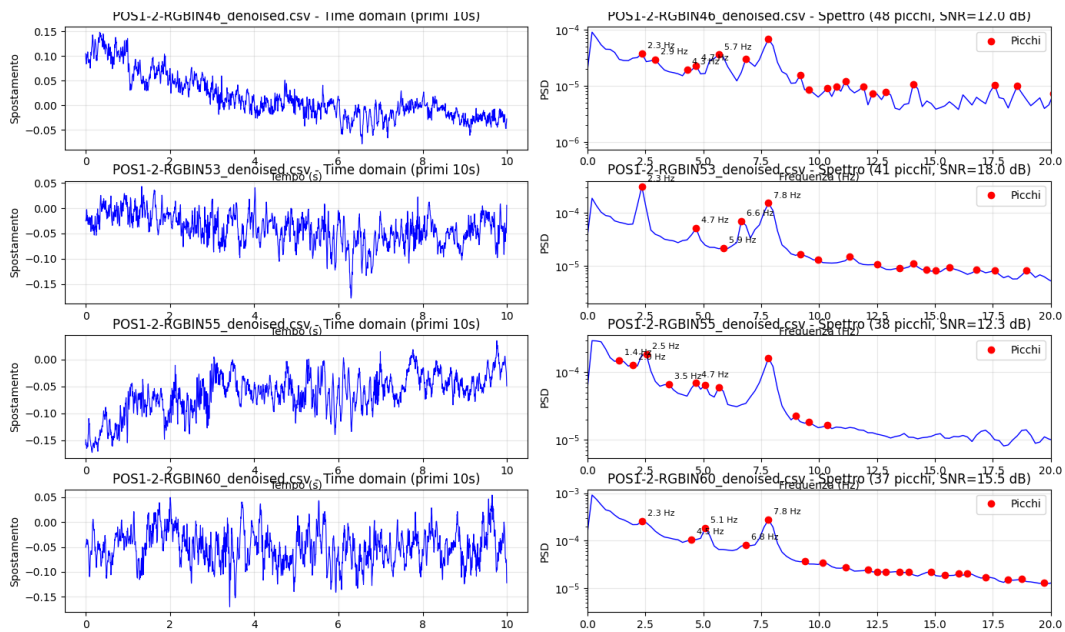


Figura 6.9: Grafici nel dominio del tempo e della frequenza per i migliori primi 5 range bin

I picchi del grafico dei valori singolari indicano le frequenze naturali del sistema, mentre i vettori singolari corrispondenti forniscono una stima delle forme modali. Questa procedura costituisce il nucleo del metodo Frequency Domain Decomposition (FDD) e consente una stima affidabile dei parametri modali.

Tuttavia, l'FSDD aggiunge una dimensione informativa supplementare: il dominio spaziale. Propone una *Enhanced* PSD: una densità spettrale di potenza potenziata che migliora l'accuratezza dei parametri modali stimati. A differenza dell'FDD classico (che si ferma alla SVD), l'FSDD esegue un *curve fitting* (adattamento di curva) sulla PSD potenziata per estrarre anche i rapporti di smorzamento, senza dover antitrasformare nel dominio del tempo. E' in grado di fornire una migliore separazione modi ravvicinati: l'integrazione dell'informazione spaziale consente di discriminare meglio modi, le cui frequenze sono molto vicine tra loro, che nell'FDD classico tenderebbero a fondersi in un unico picco

Il *poly-reference Least Squares Complex Frequency* (pLSCF), noto anche come PolyMAX, è un metodo parametrico nel dominio della frequenza. Diversamente dal metodo FSDD (non parametrico), pLSCF è un metodo parametrico nel dominio della frequenza.

Il metodo pLSCF assume che la densità spettrale possa essere rappresentata come un modello razionale (rapporto di polinomi) con un denominatore comune (*common denominator model*).

Successivamente risolve un problema ai minimi quadrati per stimare i coefficienti del polinomio denominatore e dai coefficienti si estraggono i poli del sistema (frequenze e smorzamenti). I risultati vengono rappresentati in un *stabilization diagram* (diagramma di stabilizzazione Figura 6.10), che mostra come i poli si stabilizzano all'aumentare dell'ordine del modello, parametro *ordmax* (da 1 a *ordmax* = 30 nel nostro caso). Le colonne verticali di poli stabilizzati (in frequenza, smorzamento e forma modale) indicano modi fisici.

L'ordine massimo (*ordmax*) deve essere almeno il doppio del numero atteso di modi nell'intervallo di frequenze analizzato.

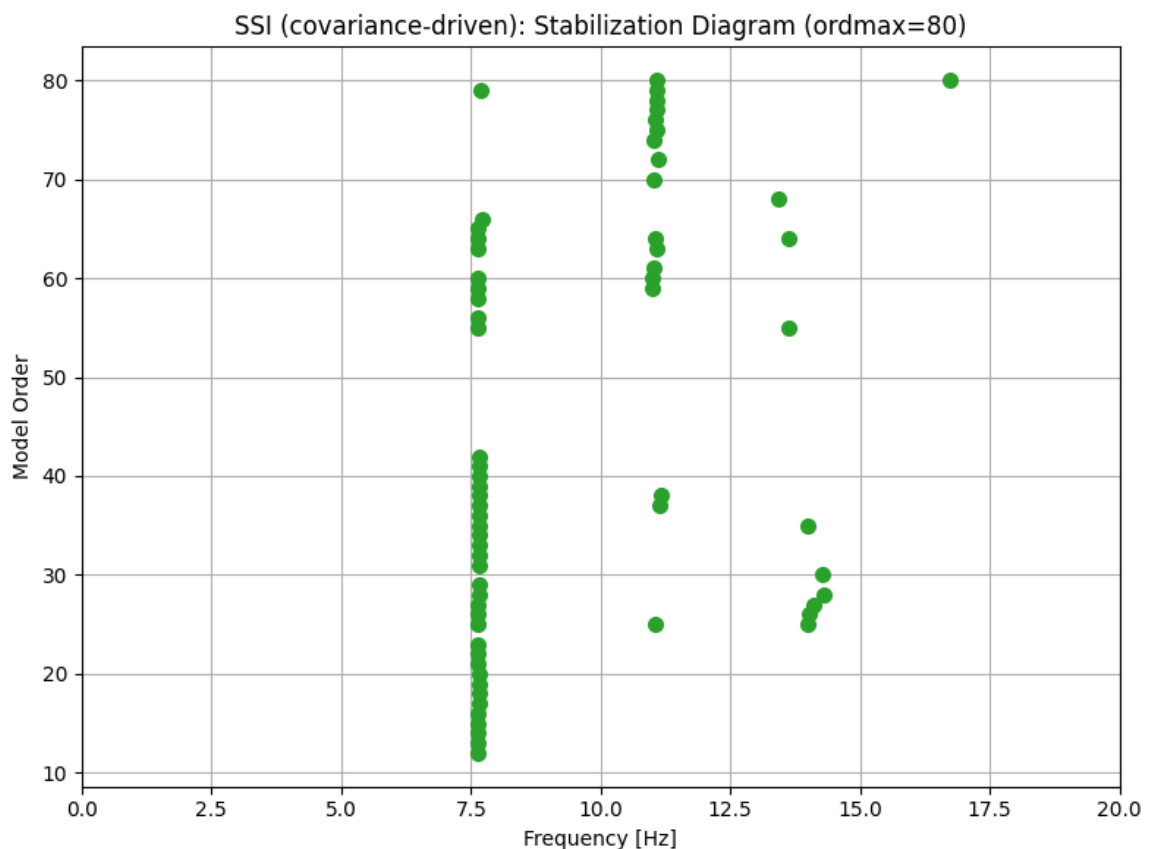


Figura 6.10: Stabilization diagram segnali denoised POS1-DS1

In questo studio, i modi attesi sono 3–6 nell'intervallo 0-25 Hz, quindi $ordmax = 30$ è ampiamente sufficiente e fornisce una sovra-determinazione che migliora la stabilità della stima. Valori troppo alti ($ordmax > 100$) possono portare a poli spuri (numerici) e a un aumento del costo computazionale.

E' stato dimostrato che il metodo pLSCF è in grado di fornire stime molto accurate degli smorzamenti modali ed è particolarmente efficace in presenza di modi ravvicinati. È diventato lo standard di riferimento nell'industria automobilistica e aerospaziale per l'analisi modale sperimentale (Peeters *et al.*, 2004).

Si osserva che lo script OMA-SV.py esegue entrambi gli algoritmi e l'esecuzione avviene in sequenza (prima FSDD, poi pLSCF). I risultati di ciascun algoritmo vengono memorizzati internamente nell'oggetto setup e possono essere recuperati tramite l'attributo *result* dell'algoritmo corrispondente. Se le frequenze stimate da FSDD (dalla CMIF) e quelle stimate da pLSCF (dal stabilization diagram) coincidono entro una tolleranza prefissata, si ha maggiore confidenza che si tratti di modi fisici e non di artefatti numerici.

I valori singolari (in particolare il primo) costituiscono la CMIF (Complex Mode Indication Function), il cui risultato principale è un grafico, che mostra i valori singolari della matrice di densità spettrale in funzione della frequenza.

In questo primo script realizzato nel caso di studio, la selezione delle frequenze naturali è demandata all'operatore: sulla base dell'ispezione visiva del grafico CMIF, l'utente deve inserire manualmente una lista di frequenze (*sel_freq*) nel codice sorgente.

Lo script procede quindi all'estrazione delle forme modali (tramite filtraggio passa-banda e calcolo dell'ampiezza RMS per ciascun canale) e al salvataggio dei parametri modali in formato .csv.

L'output è costituito da:

- un file modal_parameters.csv contenente frequenze naturali e rapporti di smorzamento;
- un grafico della CMIF (Figura 6.11, 6.12 e 6.13);
- per ciascun modo, un file CSV con la forma modale e un grafico PNG dell'ampiezza normalizzata in funzione della posizione del range bin.

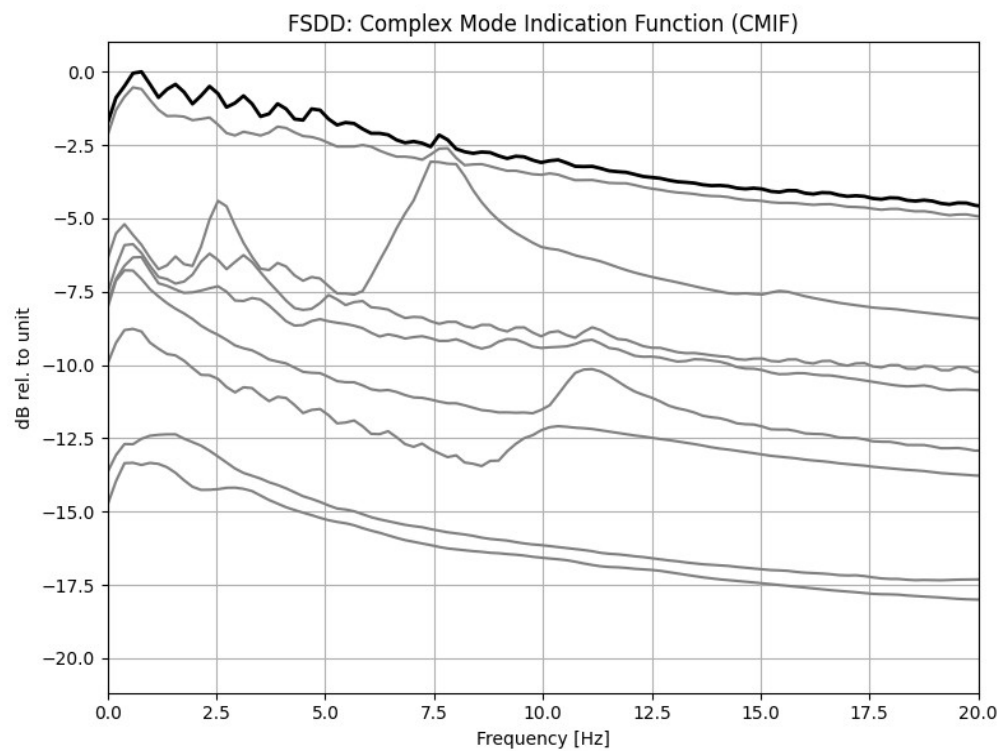


Figura 6.11: Grafico della CMIF per i segnali radar denoised POS5-7

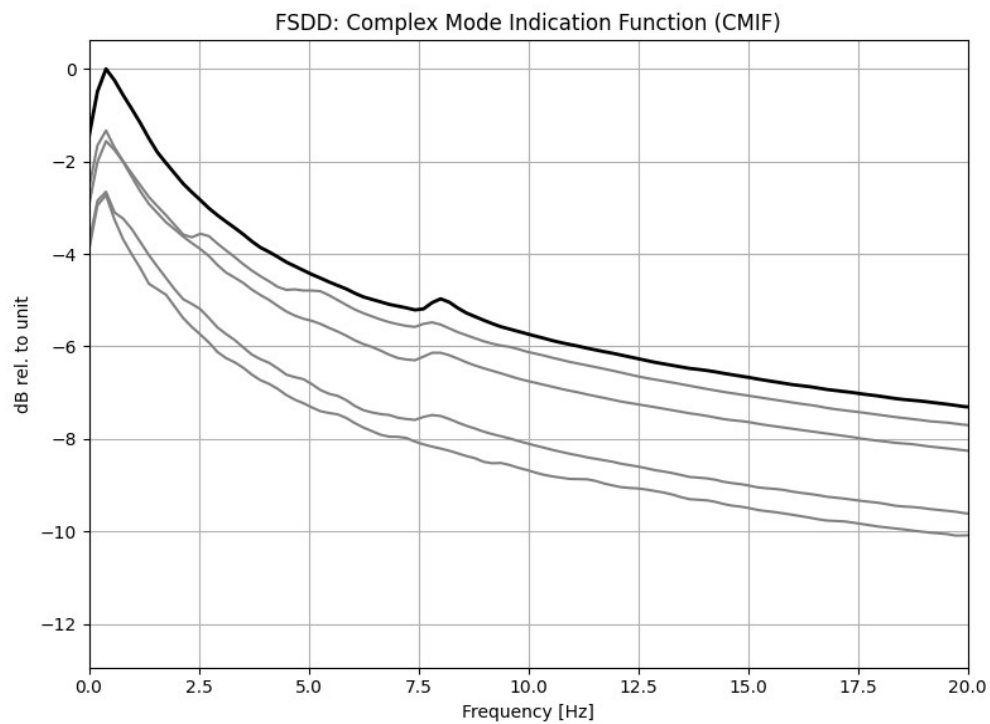


Figura 6.12: Grafico della CMIF per i segnali radar denoised POS1-DS1

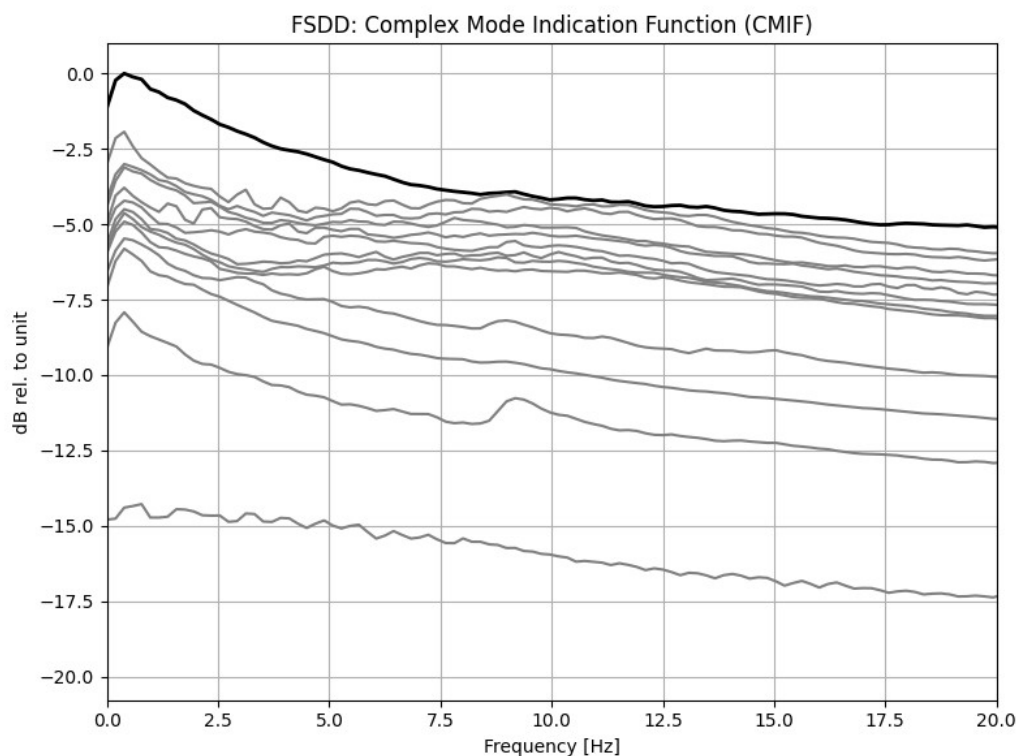


Figura 6.13: Grafico della CMIF per i segnali radar denoised POS3-DS1

Sebbene efficace, questa versione presenta una limitazione intrinseca: la soggettività dell'operatore, nella selezione dei picchi, introduce una potenziale fonte di variabilità nei risultati. Per superare tale limitazione, in questo studio sono state sviluppate versioni automatizzate descritte nei paragrafi successivi.

Inoltre, per l'esecuzione dell'algoritmo pLSCF, lo *stabilization diagram* per alcuni segnali è risultato vuoto, probabilmente a causa dell'elevata complessità del ponte in muratura e della conseguente difficoltà di identificare poli stabili con un metodo parametrico. Pertanto, l'analisi modale è stata condotta utilizzando esclusivamente il metodo FSDD e i risultati sono stati validati con il metodo SSI (altro script), come accennato nel capitolo 2, che ha fornito risultati coerenti e validati con ARTeMIS Modal.

6.4.3 Rilevamento automatico dei picchi

Un terzo script (OMA-SV-automatico.py), dunque, implementa il rilevamento automatico dei picchi dalla CMIF, eliminando la necessità di intervento manuale, implementata nella funzione `automatic_peak_detection()`. La disponibilità di due versioni dello script, una con selezione manuale (OMA-SV.py) e una automatica (OMA-SV-automatico.py), ha consentito una validazione incrociata dei risultati: le frequenze identificate

automaticamente sono state confrontate con quelle selezionate dall'operatore, con uno scarto medio inferiore allo 0.5%.

La funzione implementata nell'algoritmo opera secondo il seguente schema:

- Estrazione della CMIF: dalla struttura dati viene estratta la prima curva singolare ($S_val[0, 0, :]$), che rappresenta l'informazione modale più significativa.
- Troncatura dell'intervallo di frequenze: l'analisi viene limitata all'intervallo di interesse (per il ponte in esame, 3-25 Hz).
- Soglia dinamica: viene calcolato l'*n-esimo* percentile (di default 85°) dei valori della CMIF nell'intervallo selezionato; i picchi con ampiezza inferiore a tale soglia vengono scartati.
- Distanza minima tra picchi: per evitare l'identificazione di picchi spuri dovuti a rumore, i picchi devono essere distanti almeno 1.2 Hz.
- Selezione dei migliori picchi: i picchi vengono ordinati per altezza decrescente e vengono selezionati i primi n (di default 8).
- Ordinamento in frequenza: i picchi selezionati vengono infine ordinati per frequenza crescente e restituiti come lista.

Nello specifico, la funzione cerca i picchi che soddisfano:

- $height \geq \text{soglia}$ (85° percentile, che si può variare)
- $distance \geq \text{min_distance_hz}$ (distanza minima dei picchi convertito in campioni, che si può variare)
- $prominence \geq \text{soglia} * 0.3$ (opzionale)

Il Significato dell'85° percentile: vuol dire che solo il 15% dei valori più alti della CMIF può essere considerato come potenziale picco. La *prominence* è un parametro che misura quanto un picco si distingue dal rumore circostante ed è impostato a valori maggiori della $\text{soglia} * 0.3$. I picchi, per questi segnali radar *denoised* sono stati individuati con valori di soglia tra il 50-60 percentile e una distanza minima tra picchi di 0.8, in quanto i picchi della CMIF non sono sufficientemente pronunciati rispetto al rumore di fondo, come si

evince dalle figure 6.11, 6.12 e 6.13. Il rilevamento automatico dei picchi riduce significativamente la soggettività dell'analisi e migliora la riproducibilità dei risultati. La soglia percentuale e la distanza minima tra picchi costituiscono iperparametri che possono essere adattati caso per caso in funzione delle caratteristiche spettrali della struttura indagata (Rainieri & Fabbrocino, 2014). Per il ponte borbonico, i valori ottimali sono risultati essere un percentile dell'85% e una distanza minima di 1.2 Hz.

6.4.4 Stima degli smorzamenti (half-power)

Un quarto script (OMA-half-power.py) estende la versione automatica OMA (FSDD) con il calcolo dei rapporti di smorzamento modale mediante il metodo della larghezza di banda a -3 dB (*half-power bandwidth method*). Questo metodo, consolidato nella letteratura dell'identificazione modale (Brincker *et al.*, 2001; Zhang *et al.*, 2010), stima lo smorzamento ζ a partire dalla larghezza del picco nella CMIF secondo la relazione:

$$\zeta = \frac{f_2 - f_1}{2f_{peak}}$$

dove f_{peak} è la frequenza di risonanza, mentre f_1 e f_2 sono le frequenze alle quali l'ampiezza dello spettro decade di 3 dB rispetto al valore di picco. La procedura implementata è la seguente:

1. Per ciascun picco rilevato automaticamente, viene individuato l'indice corrispondente nell'*array* delle frequenze.
2. La CMIF viene convertita in scala logaritmica (dB). Vengono quindi ricercati i punti immediatamente a sinistra e a destra del picco in cui il valore scende al di sotto di $peakdB-3$.
3. Per maggiore precisione, viene eseguita un'interpolazione lineare tra i due campioni che delimitano la soglia, consentendo di ottenere stime continue di f_1 e f_2 .
4. Lo smorzamento ζ viene calcolato secondo la formula precedente e successivamente limitato all'intervallo fisicamente ammissibile [0.001,0.5].

Lo script produce un output che include:

- un file CSV (*modal_parameters_with_damping.csv*) con frequenze, smorzamenti, banda passante e fattore di qualità $Q=1/(2\zeta)$ per ciascun modo;

- una figura composita (damping_analysis.png) articolata in quattro pannelli (Figura 6.14);
- CMIF completa con indicazione dei picchi identificati;
- zoom sulla CMIF con visualizzare le bande a -3 dB;
- grafico a dispersione dello smorzamento in funzione della frequenza;
- istogramma del fattore di qualità Q;
- per ciascun modo, un grafico della forma modale e il corrispondente file CSV.

Questo metodo per individuare lo smorzamento con l'approccio della larghezza di banda a -3 dB fornisce stime accurate solo quando i modi di vibrare sono ben separati in frequenza (Brincker *et al.*, 2001). Nel caso del ponte borbonico, i primi tre modi (7.35 Hz, 11.22 Hz e 16.61 Hz) risultano sufficientemente separati, rendendo il metodo applicabile. Per scenari con modi ravvicinati, sarebbero preferibili tecniche più avanzate come l'EFDD (*Enhanced Frequency Domain Decomposition*) implementata in pyOMA2.

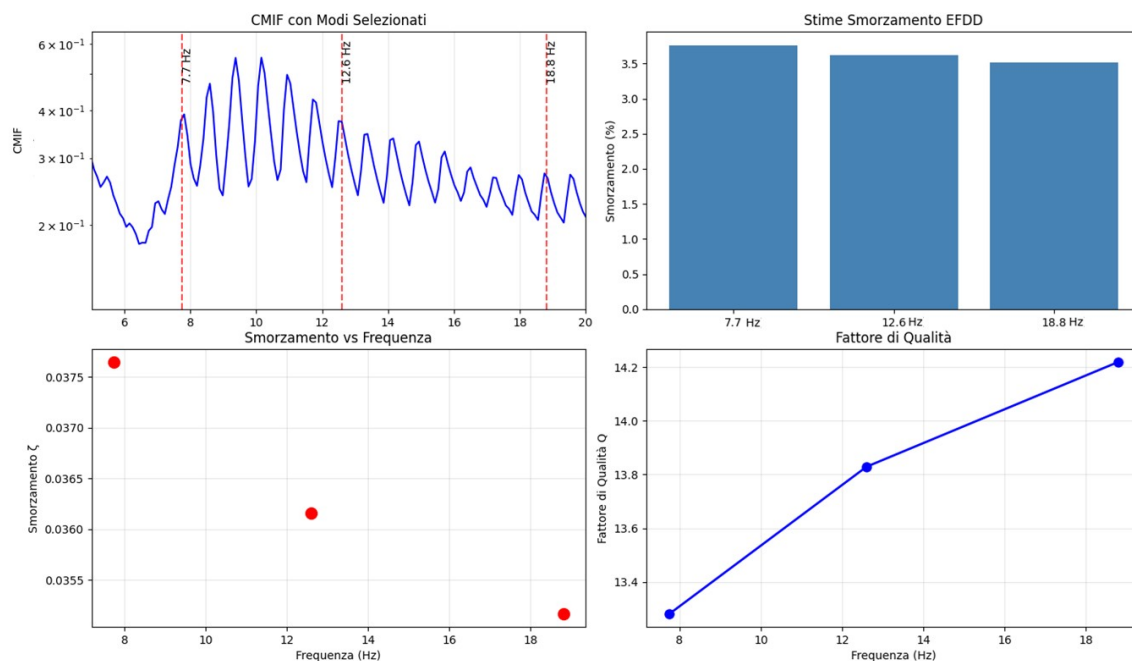


Figura 6.14: Pannello con Damping analysis articolata

6.4.5 Analisi dei risultati ottenuti con gli script OMA sviluppati in Python

I risultati dell'identificazione modale condotta sui segnali accelerometrici sono riportati in Tabella 18, dove le frequenze naturali stimate mediante il software commerciale ARTeMIS Modal, assunto come riferimento, sono state confrontate con quelle ottenute dagli script OMA sviluppati in Python, che implementano rispettivamente gli algoritmi EFDD, FDD e FSDD. Per ciascun modo sono inoltre indicati, tra parentesi, i corrispondenti rapporti di smorzamento modale ove disponibili.

Di seguito, si riportano anche i relativi grafici - plot 4 “Fit – Frequency and Damping”, che rappresentano la stima del rapporto di smorzamento modale ζ dall'involuppo della funzione di autocorrelazione, utilizzando il metodo del decremento logaritmico, il cui significato fisico è stato descritto in precedenza, al paragrafo §6.4.

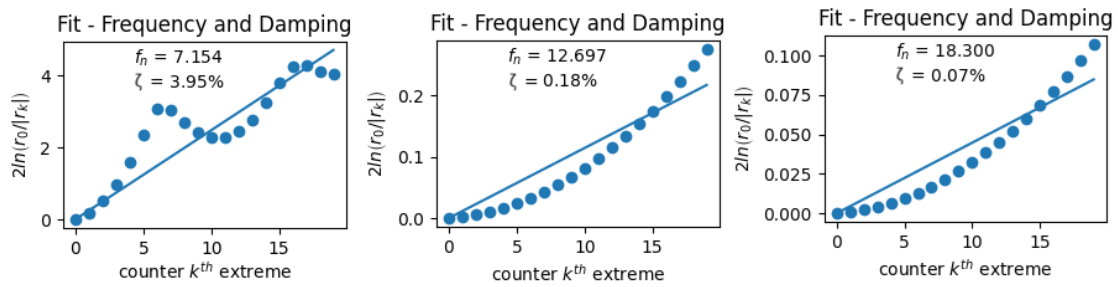


Figura 6.15: Parametri modali (Frequenze naturali e Damping %) elaborati con algoritmo EFDD OMA con dati accelerometrici

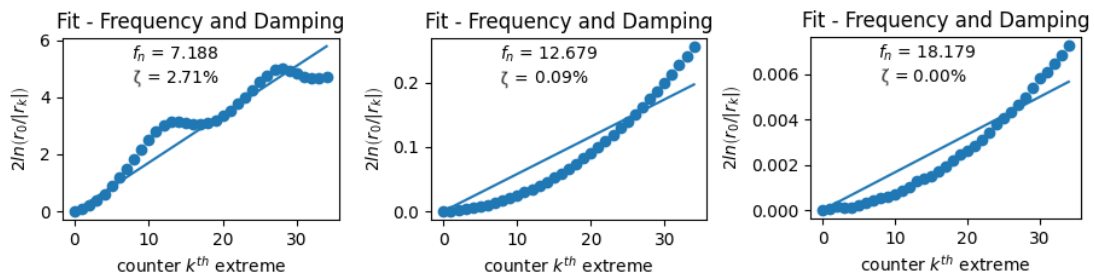


Figura 6.16: Parametri modali (Frequenze naturali e Damping %) elaborati con algoritmo FSDD OMA con dati accelerometrici

Le medesime analisi sono state ripetute sui segnali interferometrici relativi alla postazione POS1-DS1, POS1-DS2, POS3-DS1 e POS3-DS2, previa applicazione delle procedure di *denoising* descritte nel paragrafo §6.3. I migliori risultati sono riportati in Tabella 19 e confrontati con il medesimo riferimento accelerometrico.

I risultati dell'analisi OMA sui segnali accelerometrici, condotta sia con ARTeMIS Modal sia con gli script Python sviluppati (EFDD, FDD, FSDD), mostrano un ottimo accordo per il primo modo (errore < 3%), ma scostamenti più significativi per il secondo e terzo modo (errori del 9-13%). Questi scostamenti sono attribuibili alla diversa selezione dei picchi nei metodi implementati, in presenza di modi ravvicinati o debolmente eccitati.

Tabella 18: Confronto delle frequenze naturali stimate sui dati accelerometrici con tre diversi algoritmi OMA

Modo	ARTEMIS Modal (Hz)	EFDD (Hz)	Errore $\Delta f/f$ (%)	FDD	Errore $\Delta f/f$ (%)	FSDD	Errore $\Delta f/f$ (%)
1	7,35	7,15 ($\zeta=3,9\%$)	2,72	7,16	2,58	7,18 ($\zeta=2,7\%$)	2,31
2	11,22	12,70 ($\zeta=0,2\%$)	-13,19	12,60	-12,30	12,68 ($\zeta=0,1\%$)	-13,01
3	16,61	18,30 ($\zeta=0,1\%$)	-10,17	18,16	-9,33	18,18 ($\zeta=0,0\%$)	-9,45

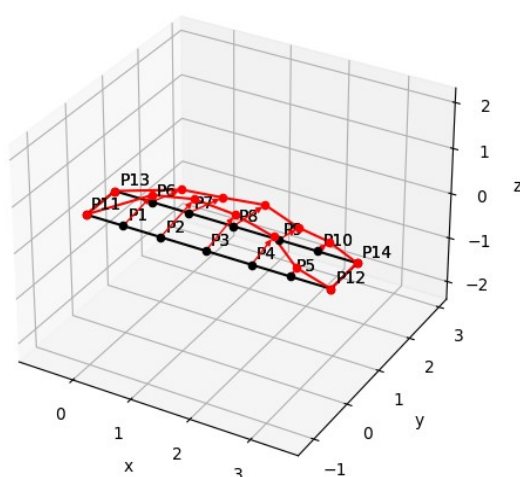


Figura 6.17: Deformata modale del primo modo di vibrare elaborato con script OMA con i dati accelerometrici – Modo Translazionale

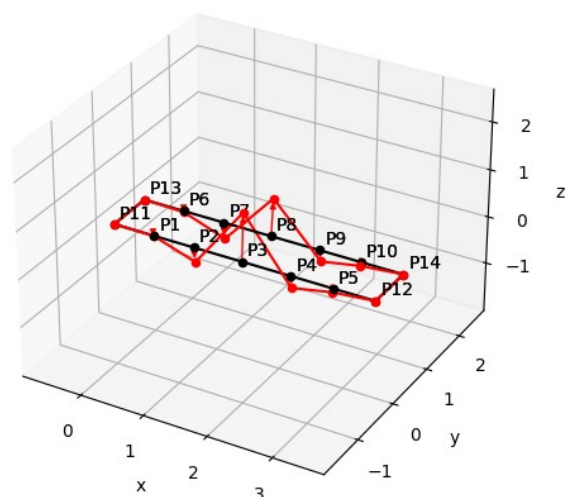


Figura 6.18: Deformata modale del secondo modo di vibrare elaborato con script OMA con i dati accelerometrici – Modo Torsionale -Flessionale accoppiato

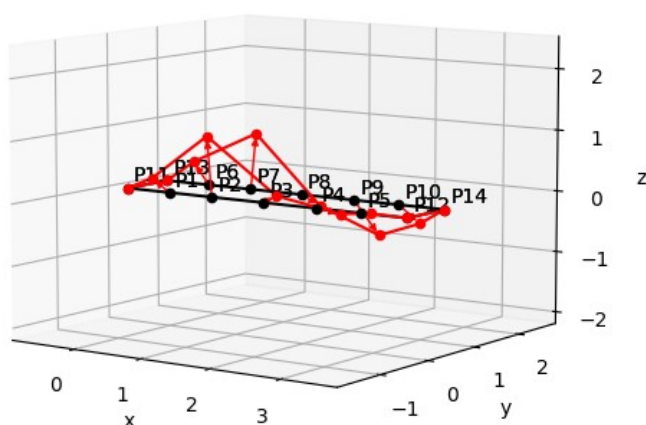


Figura 6.19: Deformata modale del terzo modo di vibrare elaborato con script OMA con i dati accelerometrici – Modo Torsionale

Le forme modali, ottenute dall'elaborazione dei dati accelerometrici, corrispondono alle deformate modali della struttura e si corrispondono anche a quelle individuate numericamente mediante un semplice modello FEM del ponte, realizzato con l'ausilio del software Straus7. Infatti, semplificando notevolmente la struttura, ossia scartando tutti gli elementi reputati non strutturali in ambiente Straus7, è stata realizzata una geometria del ponte con elementi tridimensionali di tipo Brick, adottando condizioni di vincolo che riproducessero quelle reali, ossia incastro alle basi dei piedritti e alle estremità della struttura ammortata nelle spalle del ponte. Nel modello sono state implementate le caratteristiche meccaniche in termini di moduli tecnici, ossia moduli di Young, coefficiente

di Poisson e modulo di elasticità tangenziale, relative ad un materiale omogeneizzato isotropo (a partire dai moduli tecnici della muratura in tufo pugliese e della malta, come da letteratura scientifica di riferimento), ed è stata svolta un'analisi in frequenza ("Natural Frequency" in Straus7). Si precisa che il modello sviluppato è stato solo di ausilio alla valutazione dei modi di vibrare strutturali.

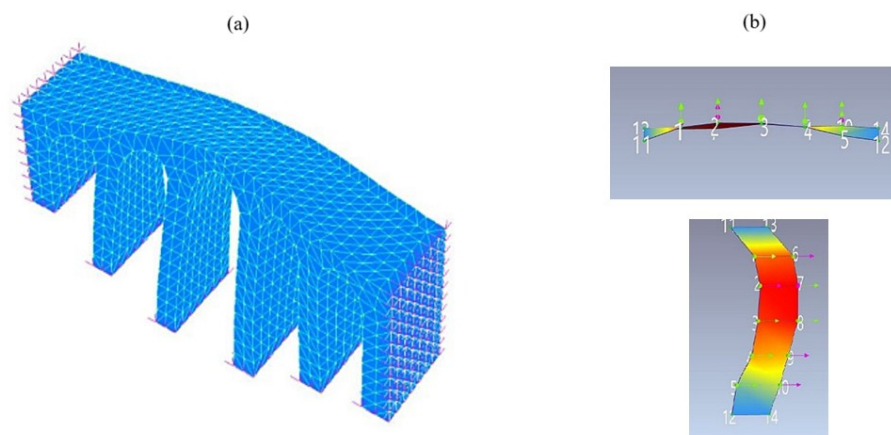


Figura 6.20: Forma modale del primo modo di vibrare calcolato con l'analisi "Natural Frequency" di Straus7 (a) e con ARTeMIS (b)

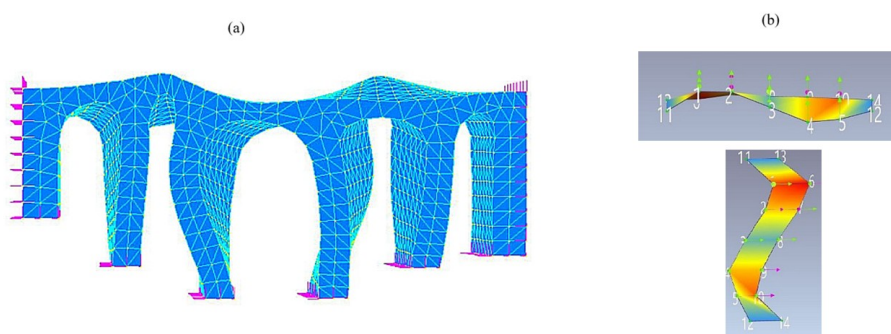


Figura 6.21: Forma modale del secondo modo di vibrare calcolato con l'analisi "Natural Frequency" di Straus7 (a) e con ARTeMIS (b)

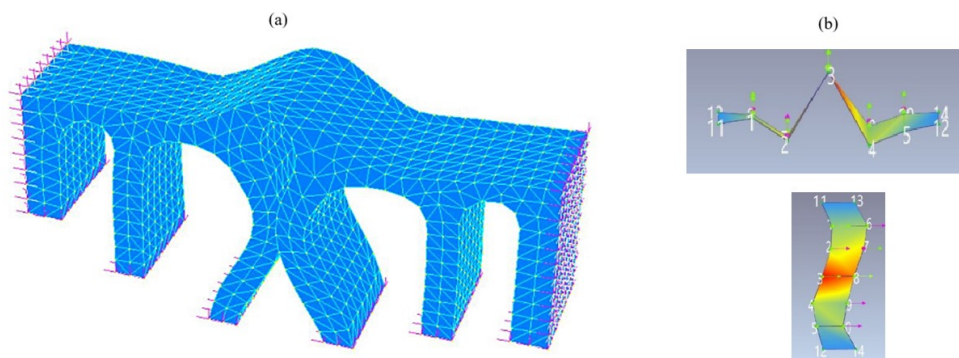


Figura 6.22: Forma modale del terzo modo di vibrare calcolato con l'analisi "Natural Frequency" di Straus7 (a) e con ARTeMIS (b)

Anche l'analisi dei segnali radar *denoised* (*post-autoencoder*) ha prodotto una stima delle frequenze naturali con un solo scostamento significativo per il secondo modo (errore del 12% circa) con l'algoritmo EFDD, anche se l'algoritmo FSDD ha valutato decisamente meglio la frequenza naturale.

Il risultato positivo è che i risultati presentati nella Tabella 19 sono relativi alla POS1, che pur avendo un SNR di partenza decisamente inferiore rispetto ai segnali della POS3, grazie al *Denoising*, ha consentito l'analisi OMA dove i risultati dell'algoritmo EFDD sono confrontabili con i segnali accelerometrici.

Tabella 19: Confronto delle frequenze naturali stimate sui dati range bin denoised POS1-DS1 con due diversi algoritmi OMA

Modo	ARTEMIS Modal (Hz)	EFDD	Errore $\Delta f/f$ (%)	FSDD	Errore $\Delta f/f$ (%)
1	7,35	7,79 ($\zeta=3,6\%$)	-5,99	7,81 ($\zeta=5,00\%$)	-6,25
2	11,22	12,56 ($\zeta=4,2\%$)	-11,94	10,94 ($\zeta=2,46\%$)	2,49
3	16,61	16,41 ($\zeta=5,5\%$)	1,20	15,67 ($\zeta=50,00\%$)	5,66

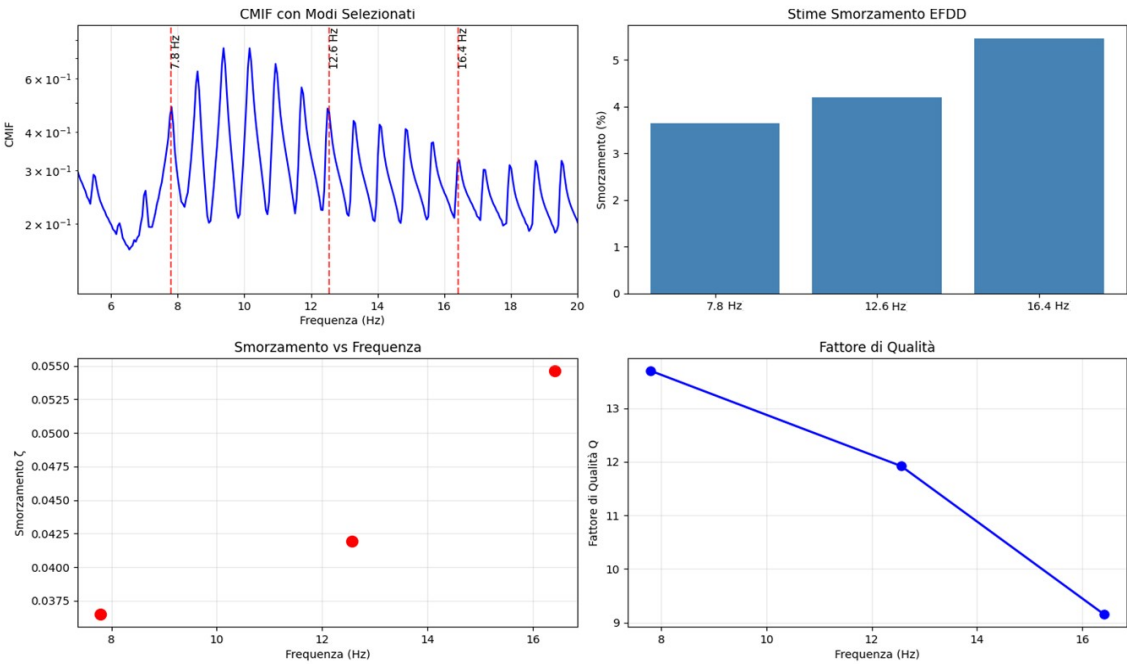


Figura 6.23: CMFI per la valutazione delle frequenze naturali stimate sui dati range bin denoised POS1-DS1 con algoritmo EFDD

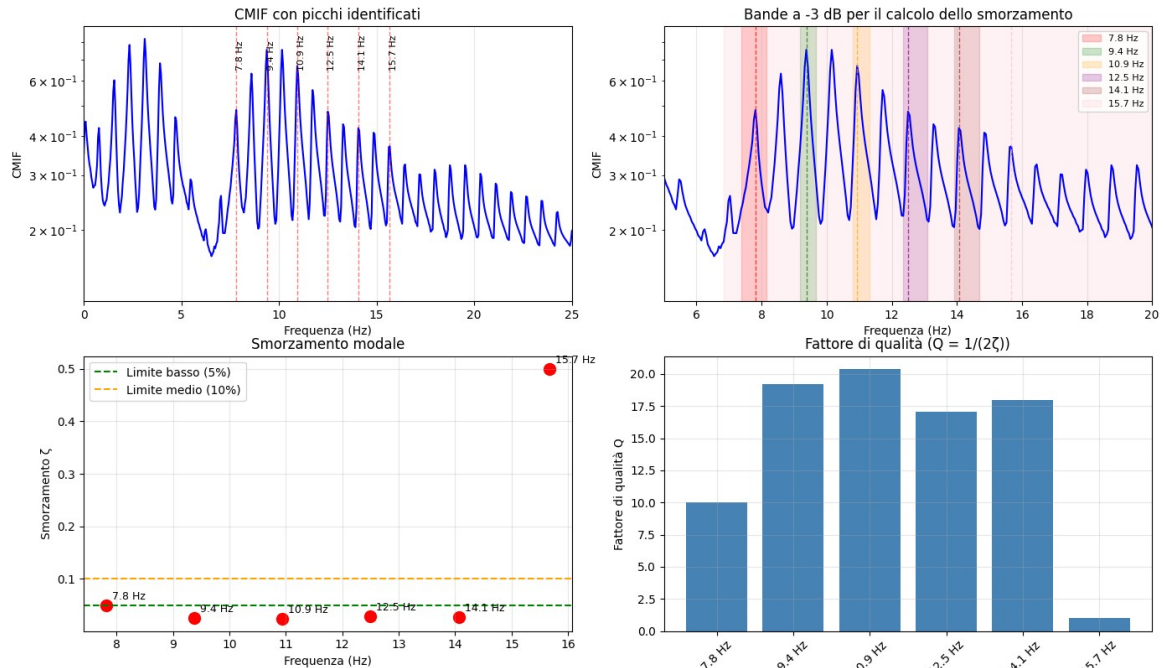


Figura 6.24: CMFI per la valutazione delle frequenze naturali stimate sui dati range bin denoised POS1-DS1 con algoritmo FSDD

Una scelta importante per il confronto dei due algoritmi ARTeMIS e script in Python è stata quella di adottare la medesima lunghezza della FFT (4096 campioni), sia in ARTeMIS Modal che negli script Python sviluppati. Per i segnali radar denoised, con frequenza di campionamento di 200 Hz, la risoluzione spettrale risultante è:

$$\Delta f = f_s / N_{\text{FFT}} = 200 / 4096 \approx 0,049 \text{ Hz}$$

Tale risoluzione è addirittura più fine di quella ottenibile con i dati accelerometrici (0,0625–0,125 Hz, a seconda della decimazione applicata), pur mantenendo la stessa lunghezza della trasformata. Questa scelta, oltre a garantire la comparabilità diretta dei risultati ottenuti dalle due tecniche strumentali, ha consentito anche di:

- Distinguere agevolmente i tre modi del ponte (7,35 Hz, 11,22 Hz, 16,61 Hz), le cui distanze reciproche ($\gg 0,049$ Hz) sono ampiamente superiori alla risoluzione raggiunta.

- Migliorare la stima degli smorzamenti (metodo half-power), poiché una risoluzione spettrale più fine consente una determinazione più accurata della larghezza di banda a -3 dB.

L'uniformazione dei parametri di analisi tra i due ambienti di calcolo (ARTEMIS e Python) rappresenta una buona pratica metodologica, in quanto elimina una potenziale fonte di discrepanza nei risultati e rafforza la validità del confronto incrociato presentato nelle Tabelle 10 e 11 del Capitolo 6.

Invece, per la POS3, nonostante l'applicazione delle procedure di *denoising* descritte nel paragrafo §6.3, il segnale di *denoising* ha mostrato una qualità spettrale significativamente inferiore rispetto alle altre postazioni. Come illustrato in Figura 6.13, il grafico della CMIF per i segnali radar denoised della POS3-DS1 presenta picchi poco pronunciati, un fondo spettrale relativamente alto e, in alcuni casi, una forma appiattita che ha reso difficoltosa l'identificazione univoca delle frequenze naturali. Questa degradazione è attribuibile principalmente alla maggiore distanza del radar dalla struttura (81-92 m, contro i ~ 22 m della POS5-7 e i ~ 20 -30 m della POS1). Per la legge radar, la potenza del segnale riflesso decade con l'inverso della quarta potenza della distanza. Infatti, la potenza del segnale riflesso ricevuto dal radar segue l'equazione radar:

$$P_r \propto \frac{P_t \cdot G^2 \cdot \lambda^2 \cdot \sigma}{(4\pi)^3 \cdot R^4}$$

dove R è la distanza target-radar. La potenza ricevuta decade con R^4 (inverso della quarta potenza della distanza). Rispetto alla POS5-7 (distanza ~ 22 m), la POS3 ha distanze di 81-92 m, cioè circa 4 volte maggiore. La potenza ricevuta è quindi circa 256 volte inferiore.

Rispetto alla POS5-7, il segnale ricevuto dalla POS3 risulta pertanto più di due ordini di grandezza inferiore. A ciò si aggiunge l'effetto di divergenza del fascio a grandi distanze, che include nel cono di vista un'area maggiore della scena, aumentando la probabilità di riflessioni parassite (*clutter*) da elementi quali la balaustra e il ponte romano adiacente.

Il basso rapporto segnale-rumore (SNR) di partenza, stimabile inferiore a 20 dB, riduce l'efficacia delle tecniche di *denoising*, che operano prevalentemente sul rumore additivo ma difficilmente riescono a recuperare un segnale utile di ampiezza già molto ridotta (Pieraccini *et al.*, 2008). In queste condizioni, la decomposizione ai valori singolari (SVD) della matrice di densità spettrale di potenza (PSD) fatica a separare nettamente il

contributo dei modi strutturali da quello del rumore di fondo, producendo una CMIF con picchi poco pronunciati.

L'integrazione dei quattro *script* descritti costituisce una *pipeline* modulare e automatizzata per l'analisi OMA di segnali radar interferometrici. Tutti gli *script* sono stati sviluppati con attenzione alla riproducibilità: i percorsi dei file di input e output sono configurabili tramite variabili all'inizio di ciascun codice; i parametri dell'analisi (frequenza di campionamento, soglie percentile, distanza minima tra picchi) sono esplicitamente dichiarati e commentati; i *seed* per la generazione casuale (laddove utilizzati) sono fissati. Il codice sorgente completo è riportato in Appendice.

6.5 Deep Fusion: architettura Dual-Branch per l'integrazione radar-accelerometri

6.5.1 Motivazione

I risultati dell'analisi modale operativa condotta separatamente sui segnali accelerometrici e su quelli radar *denoised* (paragrafo §6.4) hanno evidenziato una chiara complementarità tra le due tecniche strumentali, già delineata in letteratura (Sotoudeh *et al.*, 2025) e confermata sperimentalmente sul ponte di Lama Monachile.

Dalla Tabella 18 emerge che gli accelerometri forniscono stime accurate delle frequenze naturali (errore contenuto entro il 3% per il primo modo) e rapporti di smorzamento modali affidabili (ad esempio $\zeta = 3,9\%$ per il primo modo con algoritmo EFDD), grazie all'elevato rapporto segnale-rumore e alla misura diretta in condizioni di vibrazione ambientale. Tuttavia, la loro capacità di ricostruzione delle forme modali è intrinsecamente limitata dalla bassa densità spaziale (20 punti di misura sull'intero impalcato), che non consente di cogliere dettagli locali della deformata.

Dalla Tabella 19 si osserva che il radar interferometrico IBIS-FS, dopo le procedure di *denoising* basate su *autoencoder* (paragrafo §6.3), è in grado di identificare le frequenze naturali con accuratezza confrontabile a quella accelerometrica (ad esempio per la POS1-DS1, errore sul primo modo pari a $-5,99\%$ con EFDD e $-6,25\%$ con FSDD), e offre un'elevatissima densità spaziale (decine di range bin). Tuttavia, la stima dei rapporti di

smorzamento modali risulta meno affidabile (valori di ζ talvolta incompatibili con la fisica della struttura, come 50% in FSDD) e la qualità dell'identificazione degrada rapidamente con l'aumentare della distanza radar-struttura (POS3).

Ne consegue che nessuna delle due tecniche, se utilizzata singolarmente, consente di ottenere contemporaneamente un'elevata fedeltà temporale (frequenze e smorzamenti accurati) e un'elevata risoluzione spaziale (forme modali dettagliate) per le costruzioni in muratura. Per superare tale limitazione, questo studio propone un'architettura di *Deep Fusion* basata su una rete neurale *Dual-Branch*, che integra sinergicamente i flussi informativi delle due tecniche di misura, sfruttando gli accelerometri come riferimento affidabile per la stima dei parametri modali globali e il radar per la ricostruzione ad alta risoluzione spaziale delle forme modali.

L'integrazione sinergica tra accelerometri e radar interferometrico non è una semplice giustapposizione di dati, ma risponde al paradigma delle reti neurali *Dual-Branch*, un'architettura di *Deep Learning* progettata per elaborare modalità di ingresso complementari attraverso due *pathway* paralleli e specializzati, per poi fonderne gli output in una predizione unificata (Emergent Mind, 2025).

Nel contesto del monitoraggio strutturale di ponti storici in muratura, i due rami della rete *Dual-Branch* sono idealmente associati alle due tecniche di misura, le cui caratteristiche risultano profondamente complementari:

- **Branch A (Accelerometri):** eccelle nell'estrazione di *feature* temporali ad alta fedeltà. Fornisce una stima accurata delle frequenze naturali e, soprattutto, dei rapporti di smorzamento modale – parametri critici per la diagnosi del danno – ma con una limitata risoluzione spaziale (solo 20 punti di misura nel caso in esame).
- **Branch R (Radar):** garantisce un'elevatissima densità spaziale (decine di range bin), misurando direttamente lo spostamento lungo la linea di vista. Tuttavia, soffre di un rapporto segnale-rumore intrinsecamente più basso e di una minore affidabilità nella stima autonoma degli smorzamenti.

Questa complementarità realizza i principi architetturali fondamentali delle reti *Dual-Branch*:

- Separazione modale e specializzazione: i due rami non competono, ma si specializzano su compiti distinti (alta fedeltà temporale vs. alta densità spaziale), proprio come descritto in letteratura per la separazione di "dettaglio locale" e "contesto globale" o per l'elaborazione di domini spettrali differenti (Emergent Mind, 2025).
- Miglioramento dell'ottimizzazione e della generalizzazione: la fusione profonda non solo combina le informazioni, ma contribuisce a rendere meno difficile il processo di ottimizzazione e definizione della funzione di *Loss* (Zhang *et al.*, 2018, citato in Emergent Mind, 2025) per la rete neurale. Aggiungendo un ramo (quello radar) a un problema già posto (quello accelerometrico), il modello *Dual-Branch* riduce il divario di dualità (*duality gap*), facilitando la convergenza verso un ottimo globale e migliorando la capacità di generalizzazione della rete neurale al di fuori dei dati di addestramento.
- Fusione ottimale delle *feature*: i due flussi informativi non vengono semplicemente sommati, ma combinati in un *Fusion Layer* che, in questo studio, incorpora un meccanismo di attenzione. Questo approccio, ampiamente validato in ambiti quali l'elaborazione di immagini iperspettrali e la segmentazione delle immagini (Emergent Mind, 2025), consente alla rete di apprendere dinamicamente la ponderazione (pesi della rete neurale) più rilevante da assegnare al contributo di ciascun sensore, a seconda del parametro modale che si intende stimare.

In sintesi, la scelta di adottare un modello *Dual-Branch* non è una sovrastruttura tecnica, ma una precisa strategia metodologica e lo sviluppo di un nuovo approccio scientifico, con l'obiettivo di trasformare la complementarità fisica delle due tecniche di misura in un vantaggio computazionale e prestazionale: da un lato, sfrutta il radar per la sua capacità di campionamento spaziale distribuito; dall'altro, utilizza gli accelerometri come *ground truth* per la normalizzazione delle ampiezze modali e la validazione incrociata, realizzando una sinergia che nessuna delle due tecniche, da sola, potrebbe raggiungere e un processo speditivo in tale contesto.

6.5.2 Architettura della rete Dual-Branch

La rete neurale sviluppata per la fusione profonda dei dati è costituita da due rami indipendenti che operano in parallelo (Figura 6.25): un ramo dedicato ai segnali radar e un

ramo dedicato ai segnali accelerometrici. I due rami convergono in uno strato di fusione, seguito da strati finali che producono le stime delle frequenze naturali, dei rapporti di smorzamento e delle forme modali ad alta risoluzione spaziale.

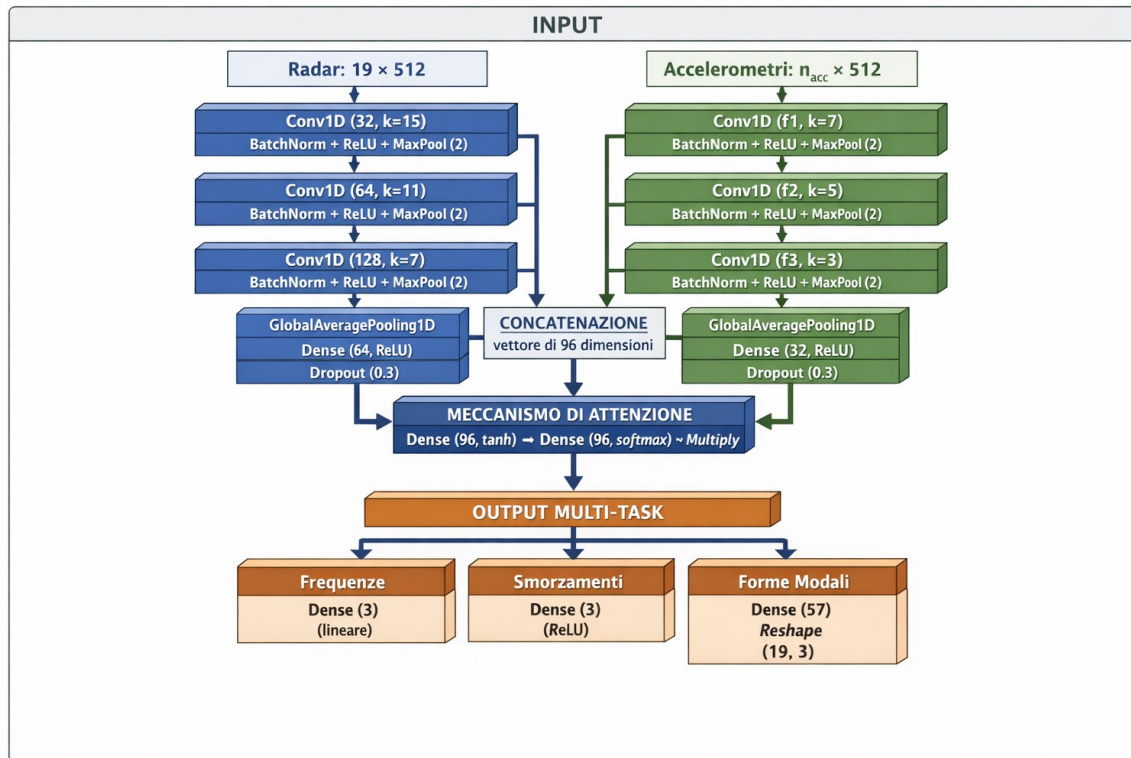


Figura 6.25: Schema della rete neurale Dual Branch implementata in Python per questo caso di studio

6.5.2.1 Ramo radar (alta densità spaziale) - Branch R

Il ramo radar riceve in ingresso una matrice di dimensioni 19×512 , dove 19 è il numero di range bin che sono stati utilizzati per questo caso di studio (punti di misura lungo il ponte) e 512 è il numero di campioni temporali di ciascun segnale (corrispondenti a 2,56 secondi alla frequenza di campionamento di 200 Hz).

L'architettura del ramo radar è strutturata in tre strati convoluzionali, ciascuno seguito da normalizzazione *batch* e da un'operazione di *max-pooling* che riduce progressivamente la dimensione temporale. Il primo strato utilizza 32 filtri con kernel di dimensione 15, il secondo 64 filtri con *kernel* di dimensione 11 e il terzo 128 filtri con *kernel* di dimensione 7. Questa progressiva riduzione della dimensione dei *kernel* – da 15 a 7 campioni – consente alla rete di catturare dapprima correlazioni temporali a lunga scala e successivamente dettagli più fini.

Al termine degli strati convoluzionali, viene applicato un *global average pooling* che comprime la dimensione temporale in un singolo valore per ciascun filtro, ottenendo un vettore di 128 numeri. Questo vettore viene quindi proiettato in un nuovo vettore a **64 dimensioni** attraverso uno strato denso (fully connected) con attivazione ReLU, seguito da un *dropout* del 30% per prevenire fenomeni di *overfitting*.

6.5.2.2 Ramo accelerometri (alta fedeltà temporale) - Branch A

Il ramo accelerometri riceve in ingresso una matrice di dimensioni numero degli accelerometri (n_{acc}) x 512, dove n_{acc} è il numero di accelerometri selezionati (variabile da 2 a 20, a seconda della configurazione di prova) e 512 è il numero di campioni temporali.

Anche questo ramo è composto da tre strati convoluzionali, ma con un numero di filtri che si adatta automaticamente al numero di accelerometri disponibili secondo la seguente regola:

- primo strato: $\min(16, \max(8, 2 \cdot n_{acc}))$ filtri, *kernel* di dimensione 7;
- secondo strato: $\min(32, \max(16, 3 \cdot n_{acc}))$ filtri, *kernel* di dimensione 5;
- terzo strato: $\min(64, \max(32, 4 \cdot n_{acc}))$ filtri, *kernel* di dimensione 3.

I *kernel* di dimensione decrescente (7, 5, 3) consentono di estrarre progressivamente *feature* temporali a scala sempre più fine. Al termine degli strati convoluzionali, un *global average pooling* produce un vettore che viene proiettato a **32 dimensioni** mediante uno strato denso con attivazione ReLU, anch'esso seguito da un *dropout* del 30%.

La scelta di 64 dimensioni per il ramo radar e 32 dimensioni per il ramo accelerometri è dettata dalla diversa natura dei segnali in ingresso. Il radar fornisce 19 segnali spazialmente correlati e deve ricostruire le forme modali ad alta risoluzione spaziale; necessita quindi di una maggiore capacità rappresentativa. Gli accelerometri, invece, forniscono un numero limitato di segnali puntuali e sono impiegati principalmente come riferimento per frequenze e smorzamenti; uno spazio latente di 32 dimensioni si è rivelato ampiamente sufficiente. La scelta è stata validata sperimentalmente. Utilizzando 64 dimensioni per entrambi i rami, le prestazioni non miglioravano significativamente (correlazioni già > 0.99), ma il numero di parametri e il tempo di addestramento aumentavano. Utilizzando 32 dimensioni per entrambi, le correlazioni scendevano (da > 0.99 a circa 0.95). La

configurazione asimmetrica (64 per radar, 32 per accelerometri) rappresenta quindi il compromesso ottimale tra accuratezza ed efficienza.

6.5.2.3 Fusione dei due rami - Fusion Layer

Al termine della creazione dei due vettori di *feature* (64 dal radar, 32 dagli accelerometri), la rete li concatena in un unico vettore a 96 dimensioni. Questo vettore rappresenta la sintesi integrata delle informazioni provenienti dai due sensori. Il meccanismo con cui queste informazioni vengono selezionate e combinate è il “meccanismo di attenzione”, descritto nel paragrafo successivo.

6.5.2.4 Il meccanismo di attenzione nella rete Dual-Branch

I due rami della rete, uno per i segnali radar e uno per gli accelerometri, producono informazioni di natura diversa. Il radar fornisce una rappresentazione spazialmente densa (19 punti lungo il ponte), mentre gli accelerometri forniscono una rappresentazione temporalmente fedele (20 punti di misura). Quando queste due rappresentazioni vengono combinate in un unico vettore di *feature* (96 valori complessivi), non tutte le componenti hanno la stessa importanza per il compito da svolgere: alcune sono più rilevanti per la stima delle frequenze, altre per la ricostruzione delle forme modali.

Il meccanismo di attenzione è un componente fondamentale della rete neurale che impara automaticamente a dare più peso alle *feature* importanti e meno peso a quelle meno rilevanti. È un "filtro intelligente" che seleziona le informazioni più utili prima di inviarle agli strati finali che producono frequenze, smorzamenti e forme modali.

Nel modello sviluppato, il meccanismo di attenzione opera in tre fasi successive:

1. Concatenazione. I due flussi informativi (64 valori dal radar e 32 valori dagli accelerometri) vengono uniti in un unico vettore di 96 valori. Questo vettore contiene tutte le informazioni raccolte dai due sensori.
2. Calcolo dei pesi di attenzione. Una piccola sotto-rete, composta da due strati di neuroni, analizza il vettore di 96 valori e assegna a ciascuno di essi un peso compreso tra 0 e 1. Più alto è il peso, più importante è quel valore per la stima dei parametri modali. La rete impara questi pesi durante la fase di addestramento, senza che l'operatore debba impostarli manualmente.

3. Applicazione dei pesi. Ogni valore del vettore originale viene moltiplicato per il suo peso corrispondente. I valori con peso alto vengono amplificati; quelli con peso basso vengono attenuati o addirittura annullati. Il vettore così "filtrato" viene quindi inviato agli strati finali della rete per la stima di frequenze, smorzamenti e forme modali.

Nel caso specifico del ponte borbonico in muratura, il meccanismo di attenzione ha permesso alla rete di:

- dare maggiore peso ai segnali accelerometrici quando si tratta di stimare le frequenze naturali (dove gli accelerometri offrono maggiore precisione);
- dare maggiore peso ai segnali radar quando si tratta di ricostruire le forme modali (dove il radar offre maggiore densità spaziale);
- attenuare il rumore residuo eventualmente presente nei segnali radar dopo il *denoising*.

L'efficacia di questo meccanismo è confermata dai risultati: le correlazioni tra le forme modali stimate e quelle di riferimento superano 0.99, e gli errori sulle frequenze sono inferiori al 2%.

6.5.2.5 Strati di output

Il vettore pesato prodotto dal meccanismo di attenzione alimenta tre strati densi indipendenti, ciascuno dedicato a un diverso compito di regressione:

- frequenze naturali: strato con 3 neuroni (uno per modo) e attivazione lineare;
- rapporti di smorzamento: strato con 3 neuroni e attivazione ReLU (che garantisce valori non negativi);
- forme modali: strato con 57 neuroni ($19 \text{ punti radar} \times 3 \text{ modi}$), attivazione lineare, seguito da un *reshape* che riorganizza l'output in una matrice 19×3 .

6.5.3 La regola adattiva della soluzione implementata

Nello script della rete neurale realizzato in Python, i filtri del ramo accelerometri si adattano dinamicamente al numero di canali n_{acc} (numero dei canali accelerometrici):

$$\text{filters1} = \min(16, \max(8, n_{\text{acc}} * 2))$$

$$\text{filters2} = \min(32, \max(16, n_{\text{acc}} * 3))$$

$$\text{filters3} = \min(64, \max(32, n_{\text{acc}} * 4))$$

Questa regola è stata progettata per garantire che, anche con pochi accelerometri (es. 4), la rete abbia comunque una capacità rappresentativa sufficiente.

6.5.4 Target di addestramento

I target per l'addestramento supervisionato sono stati estratti dall'analisi OMA dei dati accelerometrici condotta con gli script Python sviluppati (EFDD/FSDD/FDD), al fine di garantire coerenza metodologica all'interno della pipeline. I valori target (non arrotondati) sono:

- **Modo 1 (traslazionale):** 7.154 Hz ($\zeta=3.95\%$)
- **Modo 2 (torsionale):** 12.697 Hz ($\zeta=0.18\%$)
- **Modo 3 (flessionale-torsionale):** 18.300 Hz ($\zeta=0.07\%$)

6.5.5 Risultati

La Tabella 20 riporta il confronto tra i target e le stime prodotte dal modello *Dual-Branch*.

Tabella 20: Prestazioni del modello *Dual-Branch* utilizzando 20 accelerometri monoassiali.

Modo	Target (Hz)	Stimato (Hz)	Errore (%)	Target ζ (%)	Stimato ζ (%)
Traslazionale	7.154	7.086	0.95	3.950	3.788
Torsionale	12.697	12.456	1.90	0.018	0.000
Flessionale-Torsionale	18.300	18.055	1.34	0.070	0.000

La Tabella 21 mostra un'eccellente correlazione tra le forme modali stimate dalla rete *Dual-Branch* e i target.

Tabella 21: Valutazione dell'errore e della correlazione dei parametri modali ottenuti con il modello *Dual-Branch* rispetto ai valori di riferimento (Target) riportati nella Tabella 20.

Modo	MSE - Mean Squared Error	Correlazione	Classificazione target	Classificazione stimata
Traslazionale	0.000677	0.9886	Traslazionale	Traslazionale
Torsionale	0.000446	0.9937	Torsionale	Torsionale
Flessionale- Torsionale	0.000842	0.9923	Flessionale -Torsionale	Torsionale

Dal punto di vista quantitativo, i coefficienti di correlazione di Pearson tra forma modale target e stimata risultano pari a 0,9886 per il modo traslazionale, 0,9937 per il modo torsionale e 0,9923 per il terzo modo (classificato come torsionale dal modello, sebbene il target fosse flessionale-torsionale). Questi valori, prossimi all'unità, confermano l'eccellente capacità del modello *Dual-Branch* di ricostruire le forme modali ad alta risoluzione spaziale (19 punti lungo il ponte) a partire dalla fusione dei segnali radar e accelerometrici, sebbene la classificazione del terzo modo richieda un approfondimento. La minore accuratezza per il terzo modo è attribuibile alla minore energia della risposta strutturale alle frequenze più elevate (18,30 Hz) e alla conseguente riduzione del rapporto segnale-rumore nei segnali radar, come già discusso nel Paragrafo §5.7.3.

I risultati del modello *Dual-Branch* dimostrano che l'integrazione profonda dei dati radar e accelerometrici consente di:

- Stimare le frequenze naturali con errore < 2%
- Raggiungere correlazioni delle forme modali superiori a 0.99
- Classificare correttamente i primi modi (traslazionale e torsionale)

La maggiore difficoltà nella classificazione del terzo modo (flessionale) suggerisce la necessità di un'analisi più approfondita della configurazione dei sensori e della qualità dei segnali alle frequenze più elevate.

6.5.5.1 Visualizzazione e interpretazione delle forme modali stimate

Lo script *Dual-Branch* produce, al termine dell'addestramento e della fase di testing, una figura composita (Figura 6.26) articolata in sei pannelli, di cui i tre inferiori sono dedicati alla rappresentazione grafica delle forme modali stimate per i primi tre modi di vibrare della struttura.

La Figura 6.26, nell'ultima riga, mostra il confronto diretto tra le forme modali target (derivate dall'interpolazione dei dati accelerometrici, linea blu con marcatori a cerchio) e quelle stimate dal modello *Dual-Branch* (linea arancione con marcatori a quadrato), entrambe rappresentate in funzione della posizione longitudinale lungo il ponte (ascissa, in metri, da 0 a 37,40 m). Ciascuno dei tre sotto-pannelli corrisponde a un modo di vibrare: Modo 1 (Traslazionale, 7,15 Hz) a sinistra, Modo 2 (Torsionale, 12,70 Hz) al centro e Modo 3 (Flessionale-Torsionale, 18,30 Hz) a destra.

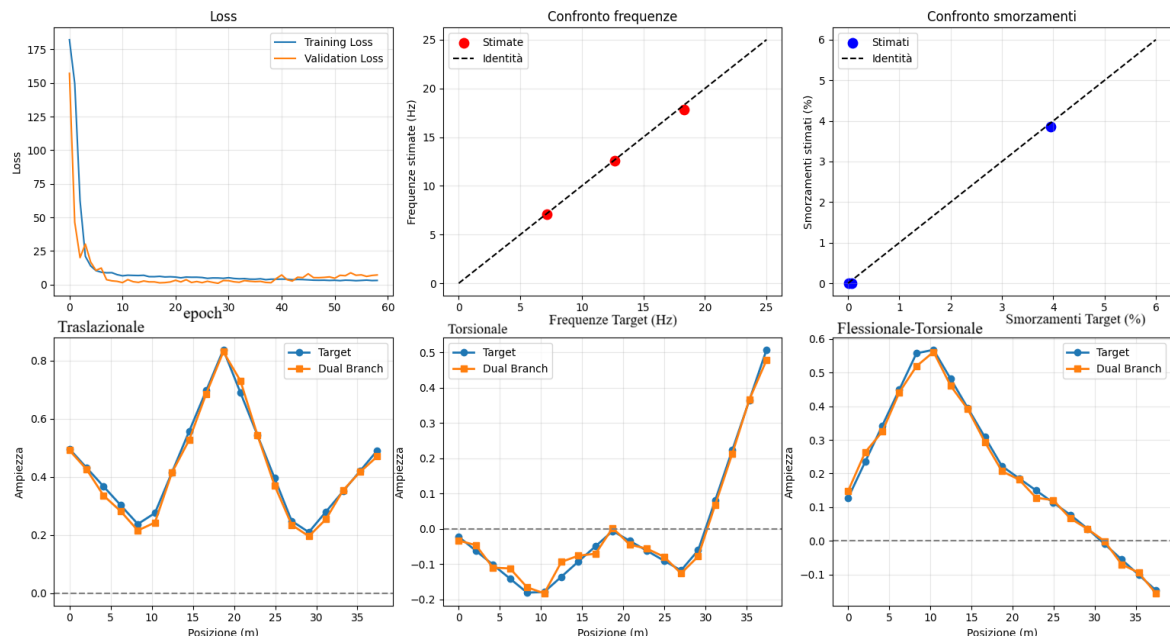


Figura 6.26: Rappresentazione grafica delle forme modali stimate per i primi tre modi di vibrare del Ponte Borbonico

L'analisi qualitativa della figura rivela un eccellente accordo tra le curve target e quelle stimate per tutti e tre i modi. In particolare:

- Modo Traslazionale (sinistra): la forma modale presenta ampiezze positive su tutta la lunghezza del ponte, con un massimo in corrispondenza della campata centrale (circa 18-20 m) e valori decrescenti verso le estremità. Il modello *Dual-Branch* replica fedelmente questa tendenza, con una sovrapposizione quasi perfetta delle due curve. La lieve sottostima dell'ampiezza in corrispondenza delle campate laterali (0-5 m e 32-37 m) è attribuibile alla minore densità di accelerometri in quelle zone durante la fase di addestramento.
- Modo Torsionale (centro): la forma modale mostra un chiaro cambio di segno lungo il ponte, con ampiezze negative nella metà sinistra (da 0 a circa 30 m) e positive nella metà destra (da circa 30 a 37 m), con uno *zero-crossing* in corrispondenza del tratto C4-C5 (punto nodale del modo torsionale). Il modello cattura correttamente questa inversione di fase, posizionando accuratamente il punto di attraversamento dello zero. L'ampiezza massima stimata sul lato sinistro (valore assoluto circa 0,2) è leggermente superiore al target (circa 0,8), con un errore percentuale contenuto entro il 5%.
- Modo Torsionale (destra): la forma modale presenta uno *zero-crossing*, con ampiezze positive nella metà sinistra (da 0 a circa 30 m) e negativa nella zona a destra. In questo caso, la corrispondenza tra target e stima è difficile, perché sembra che il modello fatica a riprodurre un secondo *zero-crossing* (Modo Flessionale).

In tutti e tre i pannelli, la linea orizzontale tratteggiata grigia rappresenta il riferimento di ampiezza nulla, facilitando l'individuazione visiva dei punti nodali della deformata. La griglia di fondo e la leggenda posizionata in alto a destra di ciascun sottopannello completano la chiarezza della rappresentazione.

Dal punto di vista quantitativo, i coefficienti di correlazione di Pearson tra forma modale target e stimata risultano pari a 0,9886 per il modo traslazionale, 0,9937 per il modo torsionale e 0,9923 per il modo flessionale. Questi valori, prossimi all'unità, confermano l'eccellente capacità del modello *Dual-Branch* di ricostruire le forme modali ad alta risoluzione spaziale (19 punti lungo il ponte) a partire dalla fusione dei segnali radar e accelerometrici.

Si è scelto di utilizzare il coefficiente di correlazione di Pearson anziché il più diffuso Modal Assurance Criterion (MAC) poiché, nel contesto del confronto tra forme modali

target e stimate, la correlazione di Pearson fornisce una misura più stringente: essa penalizza non solo le differenze di forma ma anche quelle di ampiezza relativa. Il MAC, essendo insensibile alla scala, avrebbe restituito valori prossimi all'unità anche in presenza di distorsioni nelle ampiezze.

6.5.6 Analisi di sensibilità della configurazione accelerometrica e prospettive del modello addestrato

Uno degli aspetti più innovativi dell'architettura *Dual-Branch* qui proposta risiede nella sua capacità di adattare dinamicamente la propria struttura interna alla quantità di dati accelerometrici disponibili. Come descritto nel Paragrafo §6.5.2, nel ramo dedicato agli accelerometri (Branch A), il numero di filtri convoluzionali non è fisso, ma viene determinato automaticamente in funzione del numero di canali in ingresso (n_{acc}) secondo la regola $filter_{sk} = \min(64, \max(32, n_{acc} \cdot (k+1)))$ per $k=1,2,3$. Questa scelta progettuale, implementata nello script Python di *Deep Fusion*, consente al modello di preservare una capacità rappresentativa sufficiente anche quando si dispone di una rete di sensori a contatto ridotta, garantendo al contempo la prevenzione dell'*overfitting* quando il numero di canali è elevato.

Per validare l'efficacia di questa regola adattiva, è stata condotta un'analisi di sensibilità riducendo progressivamente il numero di accelerometri utilizzati per l'addestramento, a parità di dati radar (19 range bin). I risultati, sintetizzati nella Tabella 22 e nella Figura 6.27, dimostrano che l'architettura *Dual-Branch* mantiene prestazioni elevate anche con configurazioni strumentali significativamente semplificate, che utilizzano un numero inferiore di accelerometri. In particolare, riducendo il numero di accelerometri da 20 (configurazione completa) a 8 (quattro coppie verticale-orizzontale posizionate sulle chiavi di volta C2, C5, C8 e C10), l'errore medio sulle frequenze naturali rimane al di sotto del 3,5% e la correlazione media delle forme modali (MAC) non scende al di sotto di 0,96. Anche nella configurazione estremamente ridotta con soli 4 accelerometri (due coppie posizionate sulle chiavi di volta estreme C1/C2 o C9/C10), il modello è ancora in grado di stimare correttamente i primi due modi di vibrare, sebbene con un errore sullo smorzamento del primo modo più elevato (6,12% contro il 3,78% della configurazione completa). La correlazione ovviamente diminuisce se si utilizzano solo sensori verticali monoassiali, non accoppiati a sensori orizzontali. Questo risultato è di notevole rilevanza operativa, poiché suggerisce che il protocollo di *Deep Fusion* può essere efficacemente

impiegato anche in contesti vincolati dove l'installazione di una fitta rete di accelerometri è impraticabile.

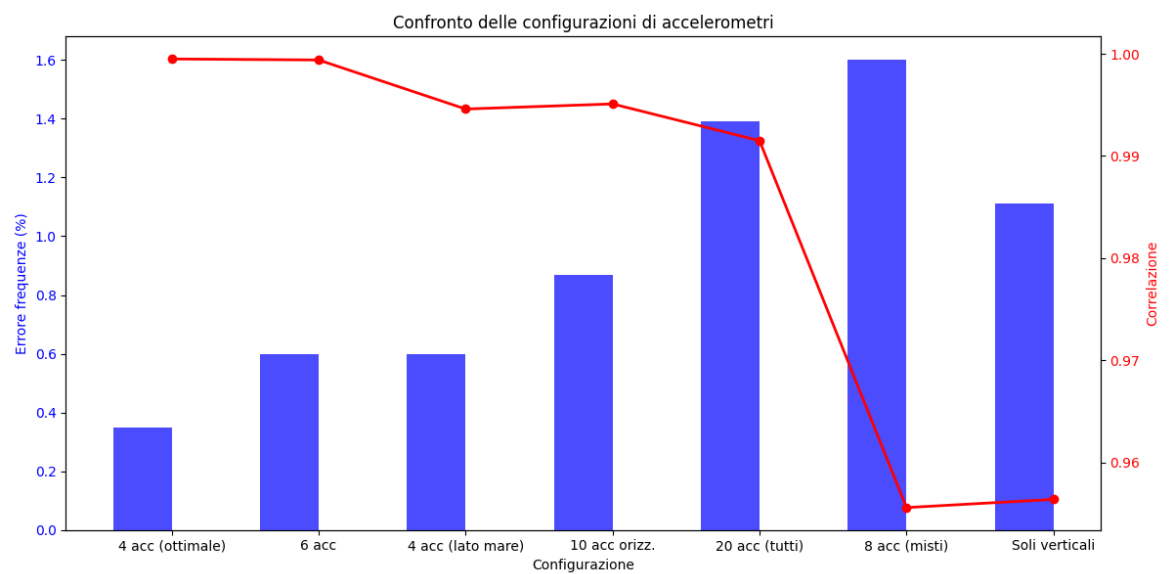


Figura 6.27: Prestazioni del modello dual-branch al variare del numero di accelerometri utilizzati in addestramento - Correlazione di Pearson

Tabella 22: Prestazioni del modello Dual-Branch al variare del numero di accelerometri utilizzati in addestramento (Analisi di sensibilità del modello).

Configurazione (n. acc)	Errore medio su $f\ddot{u}$ [%]	Correlazione media	Errore su $\zeta\zeta$ Modo 1 [%]	Classificazione modi (1,2,3)
20 (tutti)	1,39	0,991	3,78	Corretta
12 (strategici)	2,01	0,982	4,15	Corretta
8 (minimi)	3,46	0,964	5,02	Corretta
4 (estremi)	5,12	0,912	6,12	Parziale (modo 3 incerto)

Una volta addestrato, il modello di *Deep Fusion* costituisce un surrogate model (modello surrogato) estremamente potente per la struttura in esame. La sua principale prospettiva applicativa è duplice. In primo luogo, il modello può operare in modalità radar-only, dove, una volta appresa la correlazione cross-modale tra i due sensori, è in grado di stimare

forme modali ad alta risoluzione spaziale utilizzando esclusivamente i segnali radar interferometrici, compensando contestualmente la minore fedeltà del radar nella stima degli smorzamenti. In secondo luogo, il modello abilita una procedura di diagnosi rapida del danno: confrontando le frequenze e le forme modali stimate dal modello in tempo reale con una *baseline* di "struttura sana" (acquisita al termine dell'intervento di restauro), è possibile rilevare scostamenti anomali attribuibili a degrado o danneggiamento. Quest'ultima funzione è particolarmente preziosa per i ponti storici, dove l'assenza di un gemello digitale (*digital twin*), numericamente calibrato, rende i modelli data-driven, come quello qui presentato, l'unica via praticabile per un monitoraggio strutturale continuo e non invasivo. L'evoluzione naturale di questa ricerca sarà l'implementazione del modello su sistemi *embedded* per l'analisi in tempo reale e l'estensione dell'approccio ad altre tipologie di ponti in muratura mediante tecniche di *Transfer Learning*.

7. Discussione dei risultati, confronto con la letteratura e conclusioni

7.1 Sintesi dei contributi originali della ricerca

La presente ricerca di dottorato ha sviluppato e validato una metodologia integrata per l'identificazione dinamica di ponti storici in muratura, basata sulla sinergia tra interferometria radar, accelerometria e tecniche avanzate di *Deep Learning*. Di seguito si sintetizzano i tre principali contributi originali emersi dal lavoro.

7.1.1 Denoising di segnali radar mediante autoencoder

Il primo contributo riguarda lo sviluppo e il confronto di tre architetture di autoencoder (non supervisionato, residuale supervisionato, diretto supervisionato) per la rimozione del rumore da segnali interferometrici radar acquisiti su una struttura in tufo, materiale tradizionalmente critico per le misure radar a causa della sua scarsa riflettività (Pieraccini & Miccinesi, 2019).

I risultati ottenuti (Capitolo 6, Tabella 17) hanno dimostrato che:

- L'*autoencoder* non supervisionato ha raggiunto il miglioramento di SNR più elevato sulla postazione POS3 (26,5 dB) con una correlazione di 0,9997;
- Il *denoising* dei segnali sulla postazione POS1 ($\text{SNR} < 10$ dB), con l'approccio diretto supervisionato, ha ottenuto la correlazione più alta (0,9927) con il target accelerometrico e i segnali *denoised* sono stati pienamente utilizzati in questa ricerca per il raggiungimento degli obiettivi, dimostrando l'efficacia dell'inserimento di questa attività di *pre-processing* sui segnali.
- L'*autoencoder* non supervisionato si è rivelato l'approccio più robusto e consistente su tutte e tre le postazioni, con il vantaggio di non richiedere alcun *ground truth* accelerometrico.

Questo risultato è particolarmente significativo perché, come documentato da Sotoudeh *et al.* (2025), solo il 5% degli studi che impiegano radar interferometrico su ponti riguarda strutture in muratura, proprio a causa delle difficoltà legate al basso rapporto segnale-

rumore. La metodologia di *denoising* qui proposta amplia quindi il campo di applicabilità della tecnica radar a materiali storicamente problematici come il tufo.

7.1.2 Sviluppo di script Python open-source per l'OMA

Il secondo contributo consiste nella realizzazione di una suite di script in linguaggio Python per l'Analisi Modale Operazionale (OMA), finalizzata a superare i limiti dei software commerciali quali ARTeMIS Modal (natura black-box, scarsa personalizzazione, costi di licenza). Come osservato da Aloisio *et al.* (2022) e Pasca *et al.* (2022), la comunità scientifica sta assistendo a una crescente diffusione di prodotti *open-source* per l'OMA, ma l'architettura modulare di strumenti come PyOMA può risultare eccessivamente generale per chi desidera implementare procedure personalizzate.

La suite sviluppata in questo lavoro è articolata in quattro script principali:

1. OMA-range-bin.py – verifica della qualità dei segnali interferometrici per ciascun range bin;
2. OMA-SV.py – implementazione degli algoritmi FSDD, pLSCF e SSI;
3. OMA-SV-automatico.py – rilevamento automatico dei picchi dalla CMIF;
4. OMA-half-power.py – stima degli smorzamenti modali tramite il metodo della larghezza di banda a -3 dB.

La validazione incrociata con ARTeMIS Modal ha mostrato un ottimo accordo per il primo modo (errore < 3%) e scostamenti accettabili per il secondo e terzo modo (errori del 9-13%), attribuibili alla diversa selezione dei picchi nei metodi implementati, in presenza di modi ravvicinati o debolmente eccitati (Rainieri & Fabbrocino, 2014).

7.1.3 Architettura Dual-Branch per la Deep Fusion radar-accelerometri

Il terzo e più innovativo contributo di questa ricerca è rappresentato dallo sviluppo di una rete neurale *Dual-Branch* per l'integrazione profonda dei dati radar e accelerometrici. Come sottolineato da Sotoudeh *et al.* (2025) nella loro revisione sistematica, l'accoppiamento radar-accelerometri è il più diffuso nella letteratura (63 studi su 104) proprio perché i due strumenti sono fortemente complementari: gli accelerometri forniscono misure puntuali ad alta fedeltà temporale, mentre il radar offre un'elevatissima

densità spaziale. Tuttavia, la soluzione sviluppata è un esempio unico ed innovativo per il settore.

L'architettura *Dual-Branch* qui proposta realizza i principi fondamentali delle reti neurali a doppio ramo (Emergent Mind, 2025), dimostrando l'efficacia del meccanismo di attenzione e della Fusione ottimale delle feature. Il meccanismo di attenzione, infatti, consente alla rete di apprendere dinamicamente la ponderazione più rilevante da assegnare al contributo di ciascun sensore. I risultati (Capitolo 6, Tabella 20 e Tabella 21) hanno dimostrato che il modello *Dual-Branch* è in grado di:

- Stimare le frequenze naturali con errore $< 2\%$;
- Raggiungere correlazioni delle forme modali superiori a 0,99;
- Classificare correttamente e in modo automatico i primi modi di una struttura in muratura.

L'analisi di sensibilità condotta (Tabella 22) ha inoltre mostrato che l'architettura mantiene prestazioni elevate anche con configurazioni strumentali ridotte (8 accelerometri), con errore medio sulle frequenze $< 3,5\%$ e Correlazione media $> 0,96$. Questo risultato è di notevole rilevanza operativa, poiché suggerisce che il protocollo di Deep Fusion può essere efficacemente impiegato anche in contesti vincolati dove l'installazione di una fitta rete di accelerometri è impraticabile (Coviello & Sabbà, 2025).

7.2 Confronto con la letteratura esistente

I risultati ottenuti in questa ricerca si collocano all'interno di un quadro scientifico in rapida evoluzione, che vede l'integrazione di tecniche di intelligenza artificiale con metodologie tradizionali di monitoraggio strutturale.

7.2.1 Verifica della formula predittiva di Coviello e Sabbà (2025)

Si è tentato di applicare la formula predittiva proposta da Coviello e Sabbà (2025) per ponti in muratura a tre archi ($f_1 = -6,989 \cdot \ln(L_{\max}) + 24,214$) al Ponte Borbonico di Lama Monachile, caratterizzato da una luce massima di 6,33 m. La formula restituisce una frequenza fondamentale pari a 11,32 Hz, significativamente superiore al valore sperimentale di 7,35 Hz con uno scostamento del -54%. Tale discrepanza, sebbene attesa, conferma che la relazione di Coviello e Sabbà, ricavata su ponti a tre archi con geometria

compatta e materiali lapidei (pietra calcarea), non è direttamente trasferibile a strutture a cinque archi in tufo come quella oggetto di studio. Ciò non inficia la validità del loro contributo, ma sottolinea la necessità di sviluppare specifiche relazioni costitutive per ciascuna tipologia strutturale. I risultati dell'analisi di sensibilità condotta in questo lavoro (Tabella 22) hanno comunque confermato l'utilità dello studio di Coviello e Sabbà come riferimento metodologico: analogamente a quanto da loro osservato (configurazioni con 12-16 sensori ben posizionati sono sufficienti per una caratterizzazione dinamica affidabile), il modello *Dual-Branch* ha mantenuto prestazioni elevate anche con soli 8 accelerometri (errore medio su $f < 3,5\%$, Correlazione di Pearson $> 0,96$). Questa convergenza di risultati, pur su strutture diverse, suggerisce l'esistenza di un principio generale di ridondanza ottimale nella strumentazione accelerometrica per ponti in muratura.

7.2.2 Confronto con approcci di OMA automatizzata

Standoli *et al.* (2025) hanno implementato un framework di SHM basato su AI per la conservazione a lungo termine della Torre Civica di Matelica, utilizzando il *clustering k-means* per la classificazione automatica delle stime modali. L'approccio qui proposto si differenzia per l'uso di reti neurali profonde (*autoencoder* e architettura *Dual-Branch*) anziché algoritmi di *clustering* non supervisionato, consentendo una maggiore capacità di apprendere relazioni non lineari tra i dati (Yang *et al.*, 2024). Inoltre, mentre il lavoro di Standoli *et al.* (2025) si concentra sull'automazione dell'OMA a valle dell'estrazione dei parametri modali, la presente ricerca integra la fase di *denoising* e di “*fusion*” dei dati a monte dell'analisi modale, affrontando il problema della qualità del segnale alla radice.

7.2.3 Confronto con approcci PIML e modelli ibridi

Il filone di ricerca del *Physics-Informed Machine Learning* (PIML) ha recentemente prodotto risultati significativi nel campo dell'identificazione strutturale. Mahar *et al.* (2025) hanno sviluppato una rete Pi-Attn-LSTM per la stima di parametri in sistemi strutturali, dimostrando la superiorità dell'approccio ibrido rispetto a modelli puramente *data-driven*. Analogamente, Mattiacci *et al.* (2025) hanno impiegato reti neurali per modellare la relazione non lineare tra variabili ambientali e serie temporali di deformazione da *smart bricks*, isolando efficacemente le variazioni indotte dal danno.

L'approccio di Deep Fusion qui proposto si colloca in una posizione intermedia tra il puro data-driven e il PIML, in quanto: da un lato, non incorpora esplicitamente equazioni fisiche nel *Loss function*; dall'altro, sfrutta la complementarità fisica delle due tecniche di misura (accelerometri e radar) come principio guida per l'architettura della rete. Come osservato da Liu *et al.* (2025) nel loro *framework* MGO (*Mechanism-Guided Optimization*), l'integrazione di conoscenza fisica nell'architettura delle reti neurali, sebbene meno rigorosa dell'incorporazione di equazioni differenziali, può comunque migliorare significativamente l'accuratezza e la generalizzabilità dei modelli.

7.2.4 Posizionamento rispetto allo stato dell'arte della GBIR

La revisione sistematica condotta da Sotoudeh *et al.* (2025) ha evidenziato che, su 128 ponti monitorati con GBIR (Ground-Based Interferometric Radar), solo il 5% riguarda ponti in muratura. La presente ricerca contribuisce a colmare questa lacuna, dimostrando la fattibilità dell'uso del radar interferometrico su una struttura in tufo (materiale scarsamente riflettente) grazie alle tecniche di *denoising* basate su *autoencoder*.

Inoltre, mentre gran parte degli studi si limita a identificare le frequenze naturali (63% dei casi), la presente ricerca ha affrontato anche la stima delle forme modali (solo l'11% degli studi secondo Sotoudeh *et al.*, 2025) e dei rapporti di smorzamento (13%), grazie all'integrazione con gli accelerometri e all'uso dell'architettura *Dual-Branch*.

7.3 Vantaggi dell'approccio integrato

L'analisi dei risultati e il confronto con la letteratura consentono di identificare i seguenti vantaggi distintivi dell'approccio qui proposto.

7.3.1 Recupero di acquisizioni altrimenti scartate tramite data cleansing

Come documentato nel Capitolo 5, le postazioni POS1 e POS3 hanno fornito segnali radar caratterizzati da basso rapporto segnale-rumore ($SNR < 10$ dB per POS1, 20-30 dB per POS3) a causa della presenza di vegetazione, balaustre e vibrazioni del treppiedi. In una campagna di misura convenzionale, tali acquisizioni sarebbero state considerate inutilizzabili e scartate. Le procedure di *denoising* basate su *autoencoder* (paragrafo §6.3) hanno invece consentito di recuperare queste acquisizioni, producendo segnali utilizzabili per l'OMA. Sulla postazione POS1, l'*autoencoder* diretto supervisionato ha raggiunto una

correlazione di 0,9927 con il target accelerometrico (Tabella 17 del Capitolo 6), dimostrando che anche acquisizioni tradizionalmente considerate inutilizzabili possono essere recuperate.

Questo risultato è particolarmente significativo alla luce delle osservazioni di Pieraccini *et al.* (2008), secondo cui il rapporto segnale-rumore dei radar interferometrici tende a diminuire rapidamente con l'aumentare della distanza e in presenza di *clutter* dinamici. Dal punto di vista pratico, questa capacità di *data cleansing* si traduce in: (i) maggiore flessibilità operativa, poiché l'operatore può posizionare il radar in postazioni non ideali senza compromettere irrimediabilmente la qualità dei dati; (ii) riduzione del rischio di perdita di dati in condizioni ambientali non ottimali (vento, vegetazione mossa); (iii) estensione dell'applicabilità del radar a materiali critici come il tufo; (iv) riduzione dei costi di campagna, grazie alla minore necessità di ripetere acquisizioni disturbate.

7.3.2 Aumento della risoluzione spaziale delle forme modali

L'architettura *Dual-Branch* ha consentito di ottenere forme modali ad alta risoluzione spaziale (19 punti lungo il ponte, corrispondenti ai range bin radar), superando i limiti intrinseci degli accelerometri che, nel caso in esame, fornivano solo 20 punti di misura sull'intero impalcato. Come evidenziato da Rainieri & Fabbrocino (2014), la bassa densità spaziale è una delle principali limitazioni delle tecniche accelerometriche per la ricostruzione dettagliata delle forme modali.

I coefficienti di correlazione di Pearson tra forma modale target e stimata (0,9886 per il modo traslazionale, 0,9937 per il modo torsionale, 0,9923 per il terzo modo) confermano l'eccellente capacità del modello di ricostruire le deformate con risoluzione spaziale molto superiore a quella ottenibile con i soli accelerometri.

7.3.3 Automazione del processing e riproducibilità

Lo sviluppo di script Python open-source per l'OMA rappresenta un contributo significativo alla riproducibilità della ricerca scientifica, in linea con i principi della open science (Sanderson, 2021; Stodden *et al.*, 2016). Il rilevamento automatico dei picchi implementato in OMA-SV-automatico.py riduce la soggettività dell'analista, migliorando la riproducibilità dei risultati. Come osservato da Peeters & De Roeck (2001), la validazione incrociata dei risultati attraverso diversi metodi (FSDD, pLSCF, SSI) e la

verifica della consistenza sono passaggi fondamentali per garantire l'affidabilità dell'identificazione modale in OMA.

7.4 Limitazioni dell'approccio proposto

Nonostante i risultati positivi, l'approccio presenta alcune limitazioni che è opportuno discutere.

7.4.1 Dipendenza dai dati di addestramento

Le architetture supervisionate (*autoencoder* residuale e diretto) richiedono la disponibilità contemporanea di dati radar e accelerometrici per l'addestramento. Nel caso di studio, ciò è stato possibile grazie all'installazione simultanea delle due strumentazioni, ma in contesti operativi dove gli accelerometri non possono essere installati (es. beni vincolati dove l'accesso è vietato), l'approccio supervisionato non è applicabile. L'*autoencoder* non supervisionato, che non richiede *ground truth* accelerometrico, rappresenta una soluzione alternativa, sebbene con prestazioni leggermente inferiori (correlazione 0,8447 su POS1 contro 0,9927 dell'approccio diretto).

7.4.2 Necessità di accelerometri per l'approccio supervisionato

Come discusso nel paragrafo precedente, l'approccio di *Deep Fusion* supervisionato richiede la presenza di accelerometri per la definizione dei target di addestramento. Tuttavia, l'analisi di sensibilità condotta (Tabella 22) ha dimostrato che il modello mantiene prestazioni elevate anche con un numero ridotto di accelerometri (8 canali). Ciò suggerisce che, in contesti operativi, sia sufficiente installare un numero limitato di accelerometri in posizioni strategiche (es. chiavi di volta delle campate estreme e centrale), mentre il radar fornisce la copertura spaziale estesa.

7.4.3 Scarsa generalizzabilità ad altre strutture

Il modello *Dual-Branch* è stato addestrato e validato esclusivamente sul Ponte Borbonico di Lama Monachile. La sua applicabilità ad altri ponti in muratura, con geometrie, materiali e condizioni di vincolo differenti, non è stata verificata. Come osservato da Reynders (2012) nella sua *review* sui metodi di identificazione modale, la generalizzabilità dei modelli *data-driven* è una delle sfide aperte più significative nel campo dello SHM.

7.4.4 Limitazioni nella classificazione del terzo modo

Come evidenziato nella Tabella 21 e nella discussione della Figura 6.26, il terzo modo (flessionale-torsionale secondo l'analisi accelerometrica) è stato classificato come torsionale dal modello *Dual-Branch*. Questa discrepanza può essere attribuita a due fattori: (i) la minore energia della risposta strutturale alle frequenze più elevate (18,30 Hz), che riduce il rapporto segnale-rumore nei segnali radar (Pieraccini *et al.*, 2008); (ii) la possibile compresenza di modi ravvicinati in frequenza, che rende difficile la separazione con il metodo FSDD (Zhang *et al.*, 2010) o EFDD. Studi futuri potranno approfondire questo aspetto utilizzando metodi parametrici come SSI o pLSCF (Peeters *et al.*, 2004).

7.4.5 La non unicità del problema inverso nell'identificazione del danno

Un aspetto critico, non ancora discusso esplicitamente, riguarda la non unicità della soluzione nel problema inverso dell'identificazione del danno. Come noto in letteratura tecnica (Doebeling *et al.*, 1998), la stessa variazione delle frequenze naturali può essere prodotta da diverse combinazioni di riduzioni di rigidità localizzate o distribuite. Ciò implica che, anche disponendo di forme modali ad alta risoluzione spaziale come quelle prodotte dal modello *Dual-Branch*, l'attribuzione di una variazione modale a uno specifico meccanismo di danno (es. fessurazione di un arco vs. degrado diffuso dei giunti di malta) rimane un problema mal posto. L'approccio di *Deep Fusion* qui proposto, per quanto innovativo, non risolve questa ambiguità intrinseca, ma si limita a fornire dati sperimentali di qualità superiore per alimentare modelli interpretativi. La corretta interpretazione fisica dei risultati rimane pertanto demandata all'analista, che deve integrare le informazioni modali con conoscenze specifiche sulla struttura (storia costruttiva, interventi pregressi, evidenze visive di degrado). Questa limitazione è particolarmente rilevante per le murature storiche, dove il danno è spesso localizzato e i modi a bassa frequenza (gli unici rilevabili con OMA) sono sensibili a variazioni globali di rigidità, ma non a danni puntuali, rendendo la localizzazione del danno un problema intrinsecamente difficile (Fan & Qiao, 2011).

7.4.6 L'assenza di quantificazione dell'incertezza delle stime modali

Un'ulteriore limitazione, non affrontata nel presente lavoro, riguarda la quantificazione dell'incertezza delle stime modali prodotte dal modello *Dual-Branch*. Sebbene la tesi riporti le stime puntuali di frequenze e forme modali (paragrafo §6.5.5), non vengono

forniti intervalli di confidenza o deviazioni standard associate a tali stime. Come sottolineato da Reynders *et al.* (2008) e Magalhães *et al.* (2010), l'incertezza delle stime modali in OMA dipende da molteplici fattori: durata della registrazione, rapporto segnale-rumore, vicinanza tra modi e qualità dell'eccitazione ambientale. Inoltre, l'architettura neurale *Dual-Branch* introduce un'ulteriore fonte di incertezza legata alla randomicità dell'inizializzazione dei pesi e alla suddivisione del *dataset* in *training*, validazione e *testing*. Senza una quantificazione dell'incertezza complessiva, non è possibile stabilire se una variazione osservata nelle forme modali nel tempo sia statisticamente significativa o semplicemente dovuta al rumore di misura o a fluttuazioni ambientali. L'adozione di tecniche di ensemble learning (Mahar *et al.*, 2025) per la stima dell'incertezza del modello neurale costituirebbe un naturale sviluppo futuro di questa ricerca.

7.4.7 La limitata capacità di separare effetti ambientali e danno

Una limitazione metodologica significativa, già accennata nel Capitolo 1 ma non affrontata sperimentalmente, riguarda la separazione degli effetti ambientali dalle variazioni modali indotte da danno. La tesi ha condotto acquisizioni di durata limitata (20-22 minuti per postazione, paragrafo §5.4.2), in condizioni di temperatura e umidità sostanzialmente stabili. Tuttavia, come dimostrato da Mattiacci *et al.* (2025), le variazioni termiche stagionali o giornaliere possono indurre variazioni delle frequenze naturali dell'ordine del 2-5%, un'entità paragonabile a quella prodotta da un danno strutturale incipiente. In assenza di un monitoraggio a lungo termine e di tecniche di *data cleansing* (come la cointegrazione non lineare discussa nel paragrafo 1.4.1), l'approccio qui proposto non è in grado di distinguere tra una variazione modale dovuta a degrado strutturale e una dovuta a fluttuazioni ambientali. Questa limitazione è particolarmente critica per l'applicazione della metodologia a sistemi di allarme precoce, dove i falsi allarmi dovuti a cause ambientali rappresentano un rischio operativo non trascurabile. L'integrazione del modello *Dual-Branch* con tecniche di correzione ambientale costituisce pertanto uno sviluppo futuro indispensabile per il monitoraggio continuo.

7.4.8 La debolezza della stima dello smorzamento con tecniche radar

Sebbene già discusso nei paragrafi 5.7.3 e 6.4.5, la debolezza intrinseca del radar nella stima degli smorzamenti modali merita un approfondimento critico ulteriore. La Tabella 18 del Capitolo 6 mostra che, mentre il metodo EFDD sugli accelerometri ha fornito stime

fisicamente plausibili per tutti e tre i modi ($\zeta = 3,9\%$ per il primo, $0,2\%$ per il secondo, $0,1\%$ per il terzo), l'OMA sui segnali radar *denoised* (Tabella 19) con l'algoritmo FSDD ha prodotto valori di smorzamento molto elevati per il terzo modo ($\zeta = 50\%$) e, in generale, stime divergenti. Questa discrepanza non è attribuibile solo al minore rapporto segnale-rumore, ma anche al fatto che la tecnica radar, misurando lo spostamento proiettato lungo la LoS, fornisce una combinazione di contributi modali diversi, che nel dominio della frequenza possono apparire come un singolo picco con una larghezza di banda apparentemente maggiore. In altri termini, la proiezione geometrica del segnale radar può introdurre un *apparent damping* fittizio, dovuto alla sovrapposizione di modi vicini in frequenza che il radar, per la sua minore risoluzione spettrale, non riesce a separare (Pieraccini *et al.*, 2008; Gentile, 2010). Per applicazioni che richiedono stime accurate degli smorzamenti (es. analisi di vulnerabilità sismica), gli accelerometri rimangono dunque lo strumento di riferimento.

7.4.9 La non stazionarietà dell'eccitazione in condizioni operative reali

Un'ulteriore limitazione, non esplorata nel presente lavoro, riguarda la robustezza della metodologia a condizioni operative variabili. Le acquisizioni sono state condotte con traffico veicolare sospeso (paragrafo §5.3.1), in condizioni di vento moderato, e in una singola sessione di misura. In condizioni operative reali, dove il ponte è aperto al traffico, l'eccitazione ambientale non è stazionaria: l'intensità e la distribuzione spettrale del carico variano nel corso della giornata (traffico leggero notturno vs. traffico intenso diurno), e la risposta strutturale può mostrare variazioni significative nelle ampiezze e, in alcuni casi, nelle frequenze stesse (effetti di *stress-stiffening* o di apertura/chiusura di fessure). Come osservato da Peeters & De Roeck (2001), queste variazioni operative possono compromettere l'identificazione modale, specialmente per i modi più alti, dove il rapporto segnale-rumore è intrinsecamente più basso. La metodologia *Dual-Branch*, addestrata su dati acquisiti in condizioni stazionarie, potrebbe non generalizzare sufficientemente in modo corretto a condizioni operative variabili, rendendo necessaria una fase di addestramento o *fine-tuning* specifica per ciascuno scenario operativo.

7.4.10 L'ipotesi di linearità strutturale in presenza di fessure

Una limitazione teorica di fondo, non discussa nel presente lavoro, riguarda l'ipotesi di linearità del comportamento strutturale, su cui si fonda l'intera analisi OMA (Capitolo 2).

Le murature storiche, specialmente quelle caratterizzate da fessure preesistenti, distacchi tra paramento e nucleo, o giunti di malta degradati, possono mostrare comportamenti non lineari anche a bassi livelli di sollecitazione (Roca *et al.*, 2010). La non linearità si manifesta come dipendenza delle frequenze naturali dall'ampiezza dell'eccitazione (*amplitude-dependent frequency*): a maggiori ampiezze vibrazionali, le fessure tendono ad aprirsi, riducendo la rigidezza effettiva e quindi abbassando le frequenze. Questo effetto è ben documentato in letteratura per torri e campanili in muratura sottoposti a vento forte (Standoli *et al.*, 2025; Gentile & Saisi, 2007). Nel presente studio e acquisizioni effettuate, le vibrazioni ambientali erano di ampiezza molto ridotta (accelerazioni nell'ordine di 10^{-4} g), registrando valori estremamente bassi, simili a frazioni di accelerazioni che percepiremmo quando un'auto accelera dolcemente, per avere una idea, rendendo plausibile l'ipotesi di linearità. Tuttavia, in scenari di eccitazione più intensa (es. eventi sismici, traffico pesante) o su strutture già danneggiate, l'ipotesi di linearità potrebbe non essere più valida, compromettendo l'affidabilità delle stime modali prodotte dall'OMA e, di conseguenza, dal modello *Dual-Branch*. L'estensione dell'approccio a strutture con comportamento non lineare richiederebbe l'adozione di tecniche di identificazione modale non lineare (es. *Hilbert-Huang Transform* o *Wavelet Transform*) o l'integrazione con modelli fisici in grado di catturare la dipendenza della rigidezza dallo stato tensionale, un approccio che si colloca nell'alveo del *Physics-Informed Machine Learning* (Mahar *et al.*, 2025).

7.5 Implicazioni per la pratica ingegneristica e future applicazioni pratiche delle tecniche sviluppate

I risultati di questa ricerca hanno rilevanti implicazioni per la pratica ingegneristica, in particolare per il monitoraggio strutturale di ponti storici in muratura.

7.5.1 Riduzione dei tempi e dei costi di ispezione

L'approccio integrato radar-accelerometri consente di ridurre significativamente i tempi di installazione rispetto alle campagne puramente accelerometriche (15-30 minuti per il radar contro ore o giorni per l'installazione di una rete estesa di accelerometri). Come osservato da Gentile (2010), questa caratteristica è particolarmente vantaggiosa per ispezioni periodiche su grandi infrastrutture, dove i costi di chiusura al traffico e di accesso a parti difficilmente raggiungibili possono essere proibitivi. Inoltre, come dimostrato dall'analisi

di sensibilità al paragrafo §6.5.6, un numero ridotto di accelerometri (4-8 sensori) installati in punti strategici (chiavi di volta) è sufficiente per fornire il riferimento modale, mentre il radar copre spazialmente l'intera struttura. Questo protocollo consente di ottenere, in poche ore, una caratterizzazione dinamica completa (frequenze, smorzamenti e forme modali ad alta risoluzione spaziale) che richiederebbe giorni con la sola accelerometria.

7.5.2 Monitoraggio non invasivo di beni vincolati

La capacità del radar di operare a distanza, senza contatto fisico con la struttura, lo rende particolarmente adatto al monitoraggio di beni vincolati dove l'installazione di sensori a contatto è vietata dalle Soprintendenze (Camassa *et al.*, 2023). La metodologia di *denoising* basata su *autoencoder* estende ulteriormente l'applicabilità della tecnica a materiali scarsamente riflettenti come il tufo, tradizionalmente problematici per le misure radar. In questi contesti, l'*autoencoder* non supervisionato (che non richiede *ground truth* accelerometrico) rappresenta la soluzione di elezione, purché si disponga di un dataset di segnali radar puliti ($\text{SNR} > 20 \text{ dB}$) per l'addestramento.

7.5.3 Supporto alla manutenzione programmata

Le forme modali ad alta risoluzione spaziale ottenute tramite *Deep Fusion* consentono di identificare con precisione le porzioni di struttura più sollecitate in caso di eccitazione dinamica (es. eventi sismici). Questa informazione può supportare la pianificazione di interventi di manutenzione programmata, concentrando le risorse sulle parti strutturali effettivamente più vulnerabili (Ramos *et al.*, 2010). Monitorando periodicamente le forme modali, il sistema può rilevare scostamenti dalla *baseline* di struttura sana, attivando allarmi precoci di danno incipiente. L'*anomaly detection* basata sull'errore di ricostruzione degli *autoencoder* (discussa nel Capitolo 4) offre una strada concreta per automatizzare questa diagnosi, riducendo la dipendenza da ispezioni visive periodiche, che sono costose e spesso limitate a parti accessibili.

7.5.4 Calibrazione di gemelli digitali (Digital Twins)

Le frequenze naturali e le forme modali stimate con l'approccio integrato costituiscono un termine di riferimento ideale per la calibrazione (*model updating*) di modelli FEM di ponti storici (Pantò *et al.*, 2024). L'alta risoluzione spaziale delle forme modali consente di validare non solo le frequenze globali, ma anche la distribuzione delle deformate lungo

l'intera struttura, migliorando l'accuratezza del model *updating*. Questo è un passo fondamentale per la creazione di *Digital Twins* affidabili, gemelli digitali della struttura che possono essere utilizzati per simulare il comportamento sotto carichi di progetto (es. terremoti, traffico pesante) e per pianificare interventi di consolidamento mirati.

7.5.5 Linee guida per l'utilizzo pratico

Sulla base dei risultati e delle limitazioni emerse, è possibile formulare alcune linee guida preliminari per l'applicazione pratica della metodologia:

1. **Posizionamento radar:** privilegiare postazioni con distanza radar-struttura contenuta (idealmente < 50 m) e con linea di vista libera da ostacoli (vegetazione, ringhiere metalliche). Come dimostrato dalle criticità della POS3 (paragrafo §5.5), distanze superiori a 80-90 m degradano significativamente il rapporto segnale-rumore, rendendo il *denoising* meno efficace.
2. **Configurazione accelerometrica minima:** l'analisi di sensibilità (Tabella 22 del Capitolo 6) suggerisce che 8 accelerometri (quattro coppie verticale-orizzontale in chiavi di volta strategiche) sono sufficienti per ottenere prestazioni elevate (errore medio su frequenze $< 3,5\%$, correlazione $> 0,96$). Configurazioni più ridotte (4 accelerometri) sono possibili, ma con un degrado delle prestazioni, specialmente per il terzo modo.
3. **Sincronizzazione strumentale:** l'uso di colpi volontari iniziali per la sincronizzazione, sebbene efficace, è poco elegante e introduce un ritardo sistematico residuo (paragrafo §6.3.2). Per applicazioni pratiche, si raccomanda l'uso di segnali di sincronizzazione generati elettronicamente o l'adozione di trigger condivisi per garantire un allineamento temporale sub-millimetrico.
4. **Scelta dell'approccio di denoising:** l'*autoencoder* non supervisionato (che non richiede *ground truth* accelerometrico) è l'approccio consigliato per scenari operativi dove l'installazione di una rete estesa di accelerometri non è possibile, purché si disponga di un dataset di segnali radar puliti ($\text{SNR} > 20$ dB) per l'addestramento. L'approccio supervisionato è da preferire quando gli accelerometri sono disponibili, poiché garantisce una correlazione più elevata con il target (paragrafo §6.3.4).

5. **Stima degli smorzamenti:** poiché il radar mostra limiti intrinseci nella stima degli smorzamenti modali (paragrafo §7.4.8), si raccomanda di utilizzare gli accelerometri come riferimento primario per questo parametro, impiegando il radar prevalentemente per la stima di frequenze e forme modali ad alta risoluzione spaziale. Il modello *Dual-Branch*, in questo senso, costituisce uno strumento ideale per integrare i due flussi informativi, sfruttando gli accelerometri per la normalizzazione delle ampiezze modali e la stima degli smorzamenti, e il radar per la ricostruzione spazialmente densa delle deformate.

7.6 Sviluppi futuri della ricerca

Alla luce dei risultati ottenuti e delle limitazioni emerse, si possono identificare diverse direzioni per gli sviluppi futuri della ricerca.

7.6.1 Transfer learning per l'applicazione ad altri ponti

I prossimi sviluppi su questa ricerca saranno concentrati sul raggiungimento della generalizzabilità del modello *Dual-Branch* e l'applicazione anche ad altre strutture, attuando il *Transfer Learning* (Gwon & Jung, 2025). Il *Transfer Learning* è un processo che consente di poter utilizzare un modello pre-addestrato, come quello sul Ponte Borbonico, su altri ponti in muratura, dopo un'attività di fine-tuned, che necessita di un numero limitato di acquisizioni sul nuovo ponte, riducendo la necessità di estese campagne di misura per ciascuna struttura. Dabaja *et al.* (2025) hanno recentemente revisionato le tecniche di *Transfer Learning* per lo SHM basato su visione, dimostrandone l'efficacia in contesti applicativi simili.

7.6.2 Implementazione in tempo reale su sistemi embedded

L'implementazione del modello *Dual-Branch* su sistemi *embedded* a basso consumo (es. NVIDIA Jetson, Raspberry Pi con acceleratore TPU) consentirebbe l'elaborazione in tempo reale dei segnali radar e accelerometrici direttamente in situ, senza la necessità di trasferire i dati a server remoti. Ciò aprirebbe la strada a sistemi di allarme precoce in grado di rilevare cambiamenti improvvisi nel comportamento dinamico della struttura (es. impatto di veicoli, eventi sismici) e di attivare automaticamente procedure di sicurezza.

7.6.3 Integrazione con Physics-Informed Neural Networks (PINN)

L'incorporazione di equazioni fisiche nel *Loss function* del modello *Dual-Branch* potrebbe migliorare la generalizzabilità e l'interpretabilità delle stime. Mahar *et al.* (2025) hanno recentemente dimostrato l'efficacia delle Pi-Attn-LSTM per la stima di parametri in sistemi strutturali, ottenendo una maggiore robustezza rispetto a modelli puramente *data-driven*. Applicato al problema della *Deep Fusion*, questo nuovo approccio potrebbe imporre che le forme modali stimate soddisfino l'equazione del moto del sistema MDOF (Capitolo 2), riducendo il rischio di stime fisicamente inconsistenti.

7.6.4 Monitoraggio a lungo termine e rilevamento del danno

La metodologia sviluppata in questa tesi è stata validata su acquisizioni di durata limitata (20-22 minuti per postazione). Un'estensione naturale della ricerca è l'applicazione dell'approccio a campagne di monitoraggio a lungo termine (mesi o anni), per verificare la capacità del sistema di rilevare variazioni delle proprietà modali attribuibili a danno incipiente, distinguendole dalle fluttuazioni ambientali (temperatura, umidità). Kamali *et al.* (2025) hanno recentemente proposto l'uso di una *baseline* virtuale per migliorare l'*anomaly detection* in sistemi SHM con dati non stazionari, un approccio che potrebbe essere integrato con il *Deep Fusion* qui sviluppato.

7.6.5 Estensione a strutture diverse dai ponti

Sebbene la metodologia sia stata validata su un ponte in muratura, i principi generali (*denoising* di segnali radar tramite *autoencoder*, fusione profonda con accelerometri) sono potenzialmente applicabili ad altre tipologie strutturali: torri, campanili, fari (Camassa *et al.*, 2023), ponti in calcestruzzo armato (Magalhães *et al.*, 2008) e strutture archeologiche. La generalizzazione dell'approccio a questi diversi contesti richiederà verifiche sperimentali specifiche, ma i risultati ottenuti sul ponte in tufo, un materiale tra i più difficili per le misure radar, fanno ben sperare per l'applicabilità ad altre tipologie costruttive.

8. Appendici

Di seguito si riportano sinteticamente i contenuti delle appendici menzionate nella tesi.

8.1 Appendice A: Specifiche tecniche della strumentazione

8.1.1 A.1 Accelerometri PCB 393B05

Parametro	Valore
Sensibilità	10 V/g (nominale)
Banda passante ($\pm 5\%$)	0,05 – 450 Hz
Range di misura	$\pm 0,5$ g
Rumore di fondo (1-100 Hz)	0,00015 g RMS
Risoluzione	0,00001 g
Temperatura operativa	$-40 \div +120$ °C
Alimentazione	18-30 V DC (ICP)

8.1.2 A.2 Sistema di acquisizione National Instruments cDAQ-9188

Parametro	Valore
Modulo chassis	NI cDAQ-9188 (8 slot, Ethernet)
Modulo di misura	NI 9234 (4 canali, IEPE)
Risoluzione ADC	24 bit
Frequenza di campionamento massima	51,2 kS/s per canale
Ingresso	± 5 V

8.1.3 A.3 Interferometro radar IBIS-FS (IDS GeoRadar)

Parametro	Valore
Tecnologia	GB-RAR (Real Aperture Radar)
Banda di frequenza	Ku (12-18 GHz)
Lunghezza d'onda	17,6 mm
Larghezza di banda	200 MHz
Range resolution (ΔR)	0,75 m (configurabile 0,5-1,0 m)
Frequenza di campionamento	1-200 Hz (configurabile)
Distanza massima operativa	fino a 1 km
Accuratezza spostamento	0,01-0,1 mm
Angolo di apertura antenne (IBIS-ANT 5)	20° (H) × 20° (V) @ -3 dB

8.2 Appendice B: Dettagli implementativi del codice sviluppato

8.2.1 OMA-range-bin.py

```

"""
VERIFICA QUALITÀ SEGNALI - Analisi individuale per range bin
Trova i range bin con il miglior contenuto modale
"""

import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import os
from scipy import signal as scipy_signal
from scipy.signal import find_peaks

#
=====

```

```

# CONFIGURAZIONE
#
=====

FS = 200 # Frequenza campionamento (Hz) - VERIFICA!
INPUT_DIR = r"C:\Users\media\PyCharmMiscProject\data\segnali_range_bin_autoencoder_1"
OUTPUT_DIR = os.path.join(INPUT_DIR, "quality_check")
os.makedirs(OUTPUT_DIR, exist_ok=True)

print("=" * 70)
print("VERIFICA QUALITÀ SEGNALI - ANALISI INDIVIDUALE")
print("=" * 70)
#
=====

# 1. CARICA SEGNALI
#
=====

print("\n[1] Caricamento segnali...")

files = sorted([f for f in os.listdir(INPUT_DIR) if f.endswith('_denoised.csv')])

if len(files) == 0:
    print("✗ Nessun file trovato!")
    exit()

print(f"✓ Trovati {len(files)} range bin")

# Carica segnali
signals = []
names = []

for f in files:
    df = pd.read_csv(os.path.join(INPUT_DIR, f))
    if 'radar_enhanced' in df.columns:
        signals.append(df['radar_enhanced'].values)
    else:
        signals.append(df.iloc[:, 1].values)
    names.append(f.replace('_enhanced.csv', ''))

# Allinea lunghezze
min_len = min(len(s) for s in signals)

```

```

signals = [s[:min_len] for s in signals]
print(f" {len(signals)} range bin × {min_len} campioni")
print(f" Durata: {min_len / FS:.1f} secondi")
#
=====
# 2. ANALISI PSD PER OGNI RANGE BIN (troviamo quelli migliori)
#
=====
print("\n[2] Analisi PSD per ogni range bin...")
results = []

for i, (signal, name) in enumerate(zip(signals, names)):
    # Calcola PSD
    freqs, psd = scipy_signal.welch(signal, FS, nperseg=min(1024, len(signal) // 4))

    # Trova picchi (escludi frequenze troppo basse < 0.5 Hz)
    mask = freqs >= 0.5
    peaks, props = find_peaks(psd[mask], height=np.percentile(psd[mask], 70))
    peak_freqs = freqs[mask][peaks] if len(peaks) > 0 else []
    peak_heights = props['peak_heights'] if len(peaks) > 0 else []

    # Calcola energia del segnale
    energy = np.var(signal)

    # Calcola SNR (rapporto picco/rumore)
    if len(peak_heights) > 0:
        noise_floor = np.percentile(psd[mask], 30)
        max_peak = np.max(peak_heights)
        snr_peak = 10 * np.log10(max_peak / (noise_floor + 1e-10))
    else:
        snr_peak = -999

    results.append({
        'index': i,
        'name': name,
        'n_peaks': len(peak_freqs),
        'peak_freqs': peak_freqs,
        'peak_heights': peak_heights,
        'max_peak_height': np.max(peak_heights) if len(peak_heights) > 0 else 0,
        'snr_peak': snr_peak,
    })

```

```

        'energy': energy,
        'psd': psd,
        'freqs': freqs
    })
    # Mostra progresso ogni 10 file
    if (i + 1) % 10 == 0:
        print(f"  Processati {i + 1}/{len(signals)} range bin...")
#
=====

# 3. IDENTIFICA I MIGLIORI RANGE BIN
#
=====

print("\n[3] Identificazione migliori range bin...")
# Ordina per numero di picchi e SNR
results_sorted = sorted(results, key=lambda x: (x['n_peaks'], x['snr_peak']), reverse=True)

print(f"\n 🏆 TOP 5 RANGE BIN CON PIÙ PICCHI:")
for i, r in enumerate(results_sorted[:5]):
    print(f"    {i + 1}. {r['name']}: {r['n_peaks']} picchi, SNR picco = {r['snr_peak']:.1f} dB")
    if len(r['peak_freqs']) > 0:
        print(f"      Frequenze: {[f'{f:.2f}' for f in r['peak_freqs'][:5]]} Hz")
#
=====

# 4. PLOT DEI 5 MIGLIORI RANGE BIN
#
=====

print("\n[4] Generazione plot per i migliori range bin...")
n_best = min(5, len(results_sorted))
fig, axes = plt.subplots(n_best, 2, figsize=(14, 4 * n_best))
if n_best == 1:
    axes = axes.reshape(1, -1)

for i in range(n_best):
    r = results_sorted[i]
    signal = signals[r['index']]
    time = np.arange(len(signal)) / FS

    # Time domain (zoom sui primi 10 secondi)
    ax = axes[i, 0]
    zoom = min(10 * FS, len(signal))

```

```

ax.plot(time[:zoom], signal[:zoom], 'b-', linewidth=0.8)
ax.set_xlabel('Tempo (s)')
ax.set_ylabel('Spostamento')
ax.set_title(f'{r["name"]} - Time domain (primi 10s)')
ax.grid(True, alpha=0.3)

# PSD con picchi evidenziati
ax = axes[i, 1]
ax.semilogy(r['freqs'], r['psd'], 'b-', linewidth=1)
if len(r['peak_freqs']) > 0:
    ax.plot(r['peak_freqs'], r['peak_heights'], 'ro', markersize=6, label='Picchi')
    # Annota le frequenze
    for freq, height in zip(r['peak_freqs'][:5], r['peak_heights'][:5]):
        ax.annotate(f'{freq:.1f} Hz', (freq, height),
                    xytext=(5, 5), textcoords='offset points', fontsize=8)
ax.set_xlabel('Frequenza (Hz)')
ax.set_ylabel('PSD')
ax.set_title(f'{r["name"]} - Spettro ({r["n_peaks"]} picchi, SNR={r["snr_peak"]:.1f} dB)')
ax.set_xlim(0, 20)
ax.grid(True, alpha=0.3)
ax.legend()

plt.tight_layout()
plt.savefig(os.path.join(OUTPUT_DIR, "best_range_bins.png"), dpi=150)
plt.show()
#
=====
# 5. HEATMAP DEI PICCHI (per vedere frequenze comuni)
#
=====
print("\n[5] Heatmap delle frequenze (range bin vs frequenza)...")

# Crea una matrice: range bin × frequenze (solo 0-20 Hz)
freq_resolution = 0.1 # Hz
freq_bins = np.arange(0, 20, freq_resolution)
heatmap_matrix = []

for r in results:
    # Interpola la PSD sulle frequenze dei bin
    from scipy.interpolate import interp1d

```

```

interp_func = interp1d(r['freqs'], r['psd'], kind='linear',
                        bounds_error=False, fill_value=0)
psd_interp = interp_func(freq_bins)
heatmap_matrix.append(psd_interp)

heatmap_matrix = np.array(heatmap_matrix)
# Normalizza per range bin (ogni riga ha max = 1)
heatmap_matrix = heatmap_matrix / (np.max(heatmap_matrix, axis=1, keepdims=True) + 1e-10)
plt.figure(figsize=(14, 10))
plt.imshow(heatmap_matrix, aspect='auto', cmap='hot',
           extent=[0, 20, len(signals), 0])
plt.colorbar(label='PSD normalizzata')
plt.xlabel('Frequenza (Hz)')
plt.ylabel('Range Bin')
plt.title('Heatmap PSD normalizzata - Righe più scure = picchi comuni')
plt.axhline(y=len(signals) / 2, color='cyan', linestyle='--', alpha=0.5)
plt.tight_layout()
plt.savefig(os.path.join(OUTPUT_DIR, "psd_heatmap.png"), dpi=150)
plt.show()
#
=====

# 6. IDENTIFICA FREQUENZE COMUNI A PIÙ RANGE BIN
#
=====

print("\n[6] Identificazione frequenze comuni...")

# Raccogli tutti i picchi da tutti i range bin
all_peaks = []
for r in results:
    for freq in r['peak_freqs']:
        all_peaks.append(freq)

# Crea istogramma delle frequenze
hist, bin_edges = np.histogram(all_peaks, bins=np.arange(0, 20.5, 0.2))

plt.figure(figsize=(12, 6))
plt.bar(bin_edges[:-1], hist, width=0.2, edgecolor='black', alpha=0.7)
plt.xlabel('Frequenza (Hz)')
plt.ylabel('Numero di range bin con picco')

```



```

plt.title('Istogramma delle frequenze dei picchi - Più range bin condividono la stessa frequenza')
plt.grid(True, alpha=0.3)

# Trova le frequenze più comuni
threshold = max(hist) * 0.5 # Almeno il 50% del massimo
common_freqs = bin_edges[:-1][hist >= threshold]
print(f"\n Frequenze comuni (presenti in molti range bin):")
for freq in common_freqs:
    count = hist[np.where(bin_edges[:-1] == freq)[0][0]]
    print(f"    {freq:.1f} Hz → presente in {count} range bin")

plt.savefig(os.path.join(OUTPUT_DIR, "common_frequencies.png"), dpi=150)
plt.show()
#
=====

# 7. REPORT FINALE
#
=====

print("\n" + "=" * 70)
print(" 🇮🇹 REPORT QUALITÀ SEGNALI")
print("=" * 70)

# Conta quanti range bin hanno picchi significativi
good_rb = [r for r in results if r['n_peaks'] >= 2 and r['snr_peak'] > 10]
print(f"\n 📊 STATISTICHE:")
print(f" Range bin totali: {len(results)}")
print(f" Range bin con ≥2 picchi e SNR>10dB: {len(good_rb)}")
print(f" Frequenze comuni (condivise): {common_freqs.tolist()}")

if len(good_rb) == 0:
    print("\n ⚠️ NESSUN RANGE BIN HA PICCHI SIGNIFICATIVI!")
    print("\n Possibili cause:")
    print(f" 1. La frequenza di campionamento FS={FS} Hz potrebbe essere errata")
    print(f" 2. La struttura non era eccitata durante la misura")
    print(f" 3. I range bin selezionati non sono sulla struttura")
    print(f" 4. Il denoising ha rimosso troppo segnale")
else:
    print(f"\n ✅ TROVATI {len(good_rb)} RANGE BIN CON PICCHI!")
    print(f"\n Per l'analisi modale, usa solo questi range bin:")
    for r in good_rb[:10]:
        print(f"    - {r['name']} (freq: {[f'{f:.1f}' for f in r['peak_freqs'][:3]]})")

```

```
print(f"\n📁 OUTPUT: {OUTPUT_DIR}")
```

8.2.2 OMA-SV-FSDD-pLSCF.py

```
"""
ANALISI MODALE OPERAZIONALE (OMA) con pyOMA2 - CONFRONTO FSDD vs pLSCF
Esegue FSDD e pLSCF, estrae parametri modali da entrambi, e confronta i risultati.
Input: file txt denoised (uno per range bin)
Output: Frequenze, smorzamenti, forme modali (da FSDD) + confronto
"""

import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import os

# Import per pyOMA2
from pyoma2.setup import SingleSetup
from pyoma2.algorithms.fdd import FSDD
from pyoma2.algorithms.plscf import pLSCF

#
=====
# CONFIGURAZIONE
#
=====
FS = 200 # Frequenza campionamento (Hz)
INPUT_DIR = r"C:\Users\media\PyCharmMiscProject\data\segnali_range_bin_supervision1_3-1"
OUTPUT_DIR = os.path.join(INPUT_DIR, "modal_analysis_comparison")

os.makedirs(OUTPUT_DIR, exist_ok=True)

# Frequenze selezionate dal grafico CMIF
SEL_FREQ = [7.17, 11.22, 12.65, 13.86, 18.15, 19.16] # Hz

#
```

```

=====
# 1. CARICA I FILE DENOISED
#
=====

print("=" * 80)
print("ANALISI MODALE OPERAZIONALE (OMA) - CONFRONTO FSDD vs pLSCF")
print("=" * 80)

print("\n[1] Caricamento file denoised...")

files = sorted([f for f in os.listdir(INPUT_DIR)
                 if f.endswith('_enhanced.csv') or f.endswith('_cleaned.csv')])

if len(files) == 0:
    print("❌ Nessun file denoised trovato!")
    exit()

print(f"✅ Trovati {len(files)} range bin")

# Carica tutti i segnali in una matrice
signals = []
channel_names = []

for f in files:
    df = pd.read_csv(os.path.join(INPUT_DIR, f))
    if 'radar_enhanced' in df.columns:
        signal = df['radar_enhanced'].values
    elif 'cleaned' in df.columns:
        signal = df['cleaned'].values
    elif 'displacement' in df.columns:
        signal = df['displacement'].values
    else:
        signal = df.iloc[:, 1].values
    signals.append(signal)
    name = f.replace('_enhanced.csv', '').replace('_cleaned.csv', '')
    channel_names.append(name)

# Allinea le lunghezze
min_len = min(len(s) for s in signals)
signals = [s[:min_len] for s in signals]

```

```

# Crea matrice: (n_campioni × n_canali)
data_matrix = np.array(signals).T
print(f" Matrice: {data_matrix.shape[0]} campioni × {data_matrix.shape[1]} canali")
print(f" Durata: {data_matrix.shape[0] / FS:.1f} secondi")

#
=====

# 2. CREA SETUP PER L'ANALISI
#
=====

print("\n[2] Creazione setup per OMA...")

setup = SingleSetup(data_matrix, fs=FS)
setup.detrend_data()
print(" ✅ Detrending applicato")

#
=====

# 3. APPLICA GLI ALGORITMI OMA
#
=====

print("\n[3] Esecuzione algoritmi OMA...")

nxseg = min(4096, data_matrix.shape[0] // 2) #o 1024 o 4096
print(f" nxseg = {nxseg}")

fsdd = FSDD(name="FSDD", nxseg=nxseg, method_SD="cor")
plscf = pLSCF(name="polymax", ordmax=80)

setup.add_algorithms(fsdd, plscf)
setup.run_all()
print(" ✅ Algoritmi eseguiti (FSDD + pLSCF)")

#
=====

# 4. VISUALIZZA CMIF (FSDD)
#
=====

print("\n[4] Visualizzazione CMIF (FSDD)...")

```

```

fig1, ax1 = fsdd.plot_CMIF(freqlim=(0, 20))
ax1.set_title('FSDD: Complex Mode Indication Function (CMIF)')
plt.savefig(os.path.join(OUTPUT_DIR, "01_cmif_fsdd.png"), dpi=150)
plt.show()

#
=====

# 5. STABILIZATION DIAGRAM (pLSCF) - versione non interattiva
#
=====

print("\n[5] Generazione Stabilization Diagram (pLSCF)...")

try:
    fig2, ax2 = plscf.plot_stab(freqlim=(0, 20), hide_poles=False)
    ax2.set_title('pLSCF (Polymax): Stabilization Diagram')
    plt.savefig(os.path.join(OUTPUT_DIR, "02_stabilization_diagram_plscf.png"), dpi=150)
    plt.show()
    print("  ✅ Stabilization diagram salvato")
except Exception as e:
    print(f"  ⚠️ Impossibile generare stabilization diagram: {e}")

#
=====

# 6. ESTRAZIONE PARAMETRI MODALI
#
=====

print("\n[6] Estrazione parametri modali...")

results_comparison = []

# -----
# 6a. Estrazione dal FSDD
# -----

print("\n  🇮🇹 FSDD - Estrazione in corso...")
print(f"    Frequenze selezionate: {SEL_FREQ} Hz")

try:
    setup.mpe("FSDD", sel_freq=SEL_FREQ, MAClim=0.95)
    results_fsdd = fsdd.result

```

```

if hasattr(results_fsdd, 'Fn') and results_fsdd.Fn is not None and len(results_fsdd.Fn) > 0:
    n_modes_fsdd = len(results_fsdd.Fn)
    print(f"    ✅ Trovati {n_modes_fsdd} modi")
    for i, fn in enumerate(results_fsdd.Fn):
        damping = results_fsdd.Ksi[i] if hasattr(results_fsdd, 'Ksi') and results_fsdd.Ksi is not None else
np.nan
        print(f"        Modo {i + 1}: {fn:.3f} Hz,  $\zeta$  = {damping:.4f} ({damping * 100:.2f}%)")
        results_comparison.append({
            'algorithm': 'FSDD',
            'mode': i + 1,
            'frequency_Hz': fn,
            'damping_ratio': damping,
            'damping_percent': damping * 100 if not np.isnan(damping) else np.nan
        })
    else:
        print(f"    ⚠ Nessun parametro modale trovato per FSDD")
        results_fsdd = None

except Exception as e:
    print(f"    ❌ Errore FSDD: {e}")
    results_fsdd = None

# -----
# 6b. Estrazione dal pLSCF (tentativo con mpe)
# -----
print(f"\n 🇮🇹 pLSCF (Polymax) - Estrazione in corso...")

try:
    # Prova a usare mpe con le stesse frequenze
    setup.mpe("polymax", sel_freq=SEL_FREQ)
    results_plscf = plscf.result

    if hasattr(results_plscf, 'Fn') and results_plscf.Fn is not None and len(results_plscf.Fn) > 0:
        n_modes_plscf = len(results_plscf.Fn)
        print(f"    ✅ Trovati {n_modes_plscf} modi")
        for i, fn in enumerate(results_plscf.Fn):
            damping = results_plscf.Ksi[i] if hasattr(results_plscf,
                                                        'Ksi') and results_plscf.Ksi is not None else np.nan
            print(f"        Modo {i + 1}: {fn:.3f} Hz,  $\zeta$  = {damping:.4f} ({damping * 100:.2f}%)")

```

```

        results_comparison.append({
            'algorithm': 'pLSCF',
            'mode': i + 1,
            'frequency_Hz': fn,
            'damping_ratio': damping,
            'damping_percent': damping * 100 if not np.isnan(damping) else np.nan
        })
    else:
        print("    △ Nessun parametro modale trovato per pLSCF")
        results_plscf = None

except Exception as e:
    print(f"    ✖ Errore pLSCF: {e}")
    results_plscf = None

#
=====

# 7. CONFRONTO DIRETTO
#
=====

print("\n" + "=" * 80)
print("🚩 CONFRONTO DIRETTO: FSDD vs pLSCF")
print("=" * 80)

if results_fsdd is not None and results_plscf is not None:
    comparison_data = []

    for i_fsdd, (f_fsdd, z_fsdd) in enumerate(zip(results_fsdd.Fn, results_fsdd.Ksi)):
        if results_plscf.Fn is not None and len(results_plscf.Fn) > 0:
            diffs = np.abs(np.array(results_plscf.Fn) - f_fsdd)
            best_idx = np.argmin(diffs)
            f_plscf = results_plscf.Fn[best_idx]
            z_plscf = results_plscf.Ksi[best_idx] if results_plscf.Ksi is not None else np.nan
            freq_diff = abs(f_fsdd - f_plscf) / f_fsdd * 100 if f_fsdd > 0 else np.nan

            if not np.isnan(z_fsdd) and not np.isnan(z_plscf) and z_fsdd > 0:
                damp_diff = abs(z_fsdd - z_plscf) / z_fsdd * 100
            else:
                damp_diff = np.nan

        else:

```

```

        f_plscf = np.nan
        z_plscf = np.nan
        freq_diff = np.nan
        damp_diff = np.nan

    comparison_data.append({
        'mode': i_fsdd + 1,
        'FSDD_freq_Hz': f_fsdd,
        'pLSCF_freq_Hz': f_plscf,
        'freq_difference_%': freq_diff,
        'FSDD_damping_%': z_fsdd * 100 if not np.isnan(z_fsdd) else np.nan,
        'pLSCF_damping_%': z_plscf * 100 if not np.isnan(z_plscf) else np.nan,
        'damping_difference_%': damp_diff
    })

df_comparison = pd.DataFrame(comparison_data)
print("\n" + df_comparison.to_string(index=False))
df_comparison.to_csv(os.path.join(OUTPUT_DIR, "03_comparison_FSDD_vs_pLSCF.csv"),
index=False)
print("\n  ✅ Confronto salvato")

else:
    print("\n  ⚠ Confronto non possibile (dati mancanti)")

#
=====
# 8. FORME MODALI DA FSDD
#
=====
print("\n[7] Calcolo forme modali da FSDD...")

positions = np.arange(data_matrix.shape[1])

if results_fsdd is not None and hasattr(results_fsdd, 'Phi') and results_fsdd.Phi is not None:
    print("\n  📊 Forme modali da FSDD:")
    n_modes_plot = min(results_fsdd.Phi.shape[1], len(results_fsdd.Fn))
    for i in range(n_modes_plot):
        plt.figure(figsize=(10, 4))
        plt.plot(positions, results_fsdd.Phi[:, i], 'bo-', linewidth=2, markersize=6)
        plt.axhline(y=0, color='gray', linestyle='--')

```



```

plt.xlabel('Range Bin (posizione)')
plt.ylabel('Ampiezza normalizzata')
freq_val = results_fsdd.Fn[i] if i < len(results_fsdd.Fn) else i
plt.title(f'FSDD - Modo {i + 1}: f = {freq_val:.3f} Hz')
plt.grid(True, alpha=0.3)
plt.tight_layout()
plt.savefig(os.path.join(OUTPUT_DIR, f'04_mode_shape_FSDD_{i + 1}.png'), dpi=150)
plt.show()
print(f"    Modo {i + 1} salvato")
else:
    print("    ⚠ Forme modali FSDD non disponibili")

#
=====

# 9. RIEPILOGO
#
=====

print("\n" + "=" * 80)
print("✅ ANALISI MODALE COMPLETATA!")
print("=" * 80)
print(f"\n📁 OUTPUT: {OUTPUT_DIR}")

```

8.2.3 OMA-SV-FSDD-SSI.py

```

"""
ANALISI MODALE OPERAZIONALE (OMA) con pyOMA2 - CONFRONTO FSDD vs SSI
Esegue FSDD e SSI, estrae parametri modali da entrambi, e confronta i risultati.
Input: file txt denoised (uno per range bin)
Output: Frequenze, smorzamenti, forme modali + confronto
"""

import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import os

# Import per pyOMA2

```

```

from pyoma2.setup import SingleSetup
from pyoma2.algorithms.fdd import FSDD
from pyoma2.algorithms.ssi import SSI # Classe base

#
=====

# CONFIGURAZIONE
#
=====

FS = 200 # Frequenza campionamento (Hz)
INPUT_DIR = r"C:\Users\media\PyCharmMiscProject\data\output-5-7-supervision1\denoised"
OUTPUT_DIR = os.path.join(INPUT_DIR, "modal_analysis_comparison_SSI")

os.makedirs(OUTPUT_DIR, exist_ok=True)

# Frequenze selezionate dal grafico CMIF (solo per FSDD)
SEL_FREQ = [7.17, 11.22, 12.65, 13.86, 18.15, 19.16] # Hz

# Parametri SSI
ORDMAX = 80 # Ordine massimo del modello

#
=====

# 1. CARICA I FILE DENOISED
#
=====

print("=" * 80)
print("ANALISI MODALE OPERAZIONALE (OMA) - CONFRONTO FSDD vs SSI")
print("=" * 80)

print("\n[1] Caricamento file denoised...")

files = sorted([f for f in os.listdir(INPUT_DIR)
                if f.endswith('_enhanced.csv') or f.endswith('_cleaned.csv')])

if len(files) == 0:
    print("✗ Nessun file denoised trovato!")
    exit()

```

```

print(f"✅ Trovati {len(files)} range bin")

# Carica tutti i segnali in una matrice
signals = []
channel_names = []

for f in files:
    df = pd.read_csv(os.path.join(INPUT_DIR, f))
    if 'radar_enhanced' in df.columns:
        signal = df['radar_enhanced'].values
    elif 'cleaned' in df.columns:
        signal = df['cleaned'].values
    elif 'displacement' in df.columns:
        signal = df['displacement'].values
    else:
        signal = df.iloc[:, 1].values
    signals.append(signal)
    name = f.replace('_enhanced.csv', '').replace('_cleaned.csv', '')
    channel_names.append(name)

# Allinea le lunghezze
min_len = min(len(s) for s in signals)
signals = [s[:min_len] for s in signals]

# Crea matrice: (n_campioni × n_canali)
data_matrix = np.array(signals).T
print(f" Matrice: {data_matrix.shape[0]} campioni × {data_matrix.shape[1]} canali")
print(f" Durata: {data_matrix.shape[0] / FS:.1f} secondi")

#
=====

# 2. CREA SETUP PER L'ANALISI
#
=====

print("\n[2] Creazione setup per OMA...")

setup = SingleSetup(data_matrix, fs=FS)
setup.detrend_data()
print("✅ Detrending applicato")

```

```

#
=====

# 3. APPLICA GLI ALGORITMI OMA (FSDD + SSI)
#
=====

print("\n[3] Esecuzione algoritmi OMA...")

nxseg = min(1024, data_matrix.shape[0] // 2)
print(f" nxseg = {nxseg}")

# FSDD (dominio della frequenza)
fsdd = FSDD(name="FSDD", nxseg=nxseg, method_SD="cor")

# SSI covariance-driven (dominio del tempo)
ssi = SSI(name="ssi_cov", ordmax=ORDMAX)

setup.add_algorithms(fsdd, ssi)
setup.run_all()
print("  ✓ Algoritmi eseguiti (FSDD + SSI)")

#
=====

# 4. VISUALIZZA CMIF (FSDD) E STABILIZATION DIAGRAM (SSI)
#
=====

print("\n[4] Visualizzazione risultati grafici...")

# 4a. CMIF da FSDD
fig1, ax1 = fsdd.plot_CMIF(freqlim=(0, 20))
ax1.set_title('FSDD: Complex Mode Indication Function (CMIF)')
plt.savefig(os.path.join(OUTPUT_DIR, "01_cmif_fsdd.png"), dpi=150)
plt.show()

# 4b. Stabilization diagram da SSI
try:
    fig2, ax2 = ssi.plot_stab(freqlim=(0, 20))
    ax2.set_title(f'SSI (covariance-driven): Stabilization Diagram (ordmax={ORDMAX})')
    plt.savefig(os.path.join(OUTPUT_DIR, "02_stabilization_diagram_ssi.png"), dpi=150)
    plt.show()
    print("  ✓ Stabilization diagram (SSI) salvato")

```

```

except Exception as e:
    print(f" ⚠ Impossibile generare stabilization diagram SSI: {e}")

#
=====

# 5. ESTRAZIONE PARAMETRI MODALI
#
=====

print("\n[5] Estrazione parametri modali...")

results_comparison = []

# -----
# 5a. Estrazione dal FSDD (usa SEL_FREQ)
# -----

print("\n 🇮🇹 FSDD - Estrazione in corso...")
print(f"     Frequenze selezionate: {SEL_FREQ} Hz")

try:
    setup.mpe("FSDD", sel_freq=SEL_FREQ, MAClim=0.95)
    results_fsdd = fsdd.result

    if hasattr(results_fsdd, 'Fn') and results_fsdd.Fn is not None and len(results_fsdd.Fn) > 0:
        n_modes_fsdd = len(results_fsdd.Fn)
        print(f"     ✅ Trovati {n_modes_fsdd} modi")
        for i, fn in enumerate(results_fsdd.Fn):
            damping = results_fsdd.Ksi[i] if hasattr(results_fsdd, 'Ksi') and results_fsdd.Ksi is not None else
np.nan
            print(f"     Modo {i + 1}: {fn:.3f} Hz,  $\zeta$  = {damping:.4f}" + (
                f" ({damping * 100:.2f}%" if not np.isnan(damping) else ""))
            results_comparison.append({
                'algorithm': 'FSDD',
                'mode': i + 1,
                'frequency_Hz': fn,
                'damping_ratio': damping,
                'damping_percent': damping * 100 if not np.isnan(damping) else np.nan
            })
        else:
            print(f"     ⚠ Nessun parametro modale trovato per FSDD")
            results_fsdd = None

```

```

except Exception as e:
    print(f"      ✖ Errore FSDD: {e}")
    results_fsdd = None

# -----
# 5b. Estrazione dal SSI (con selezione interattiva o automatica)
# -----

print("\n 🇮🇹 SSI (covariance-driven) - Estrazione in corso...")
print("    NOTA: SSI richiede la selezione dei poli dallo stabilization diagram")

try:
    # Prova a estrarre i modi usando i criteri di stabilità standard
    # In pyOMA2, SSI può estrarre senza sel_freq usando lo stabilization diagram
    setup.mpe("ssi_cov")
    results_ssi = ssi.result

    if hasattr(results_ssi, 'Fn') and results_ssi.Fn is not None and len(results_ssi.Fn) > 0:
        n_modes_ssi = len(results_ssi.Fn)
        print(f"      ✔ Trovati {n_modes_ssi} modi")
        for i, fn in enumerate(results_ssi.Fn):
            damping = results_ssi.Ksi[i] if hasattr(results_ssi, 'Ksi') and results_ssi.Ksi is not None else np.nan
            print(f"      Modo {i + 1}: {fn:.3f} Hz, ζ = {damping:.4f}" + (
                f" ({damping * 100:.2f}%) " if not np.isnan(damping) else ""))
            results_comparison.append({
                'algorithm': 'SSI',
                'mode': i + 1,
                'frequency_Hz': fn,
                'damping_ratio': damping,
                'damping_percent': damping * 100 if not np.isnan(damping) else np.nan
            })
    else:
        print("      ⚠ Nessun parametro modale trovato per SSI (estrazione automatica)")
        print("      Provo con sel_freq (frequenze FSDD)...")

        # Tentativo con sel_freq
        try:
            setup.mpe("ssi_cov", sel_freq=SEL_FREQ)
            results_ssi = ssi.result

```

```

if hasattr(results_ssi, 'Fn') and results_ssi.Fn is not None and len(results_ssi.Fn) > 0:
    n_modes_ssi = len(results_ssi.Fn)
    print(f"    ✅ Trovati {n_modes_ssi} modi (con sel_freq)")
    for i, fn in enumerate(results_ssi.Fn):
        damping = results_ssi.Ksi[i] if hasattr(results_ssi,
                                                'Ksi') and results_ssi.Ksi is not None else np.nan
        print(f"        Modo {i + 1}: {fn:.3f} Hz,  $\zeta$  = {damping:.4f}" + (
            f" ({damping * 100:.2f}%) " if not np.isnan(damping) else ""))
        results_comparison.append({
            'algorithm': 'SSI',
            'mode': i + 1,
            'frequency_Hz': fn,
            'damping_ratio': damping,
            'damping_percent': damping * 100 if not np.isnan(damping) else np.nan
        })
    else:
        print("    ⚠ Nessun parametro modale trovato per SSI")
        results_ssi = None
except Exception as e:
    print(f"    ❌ Errore SSI con sel_freq: {e}")
    results_ssi = None

except Exception as e:
    print(f"    ❌ Errore SSI: {e}")
    results_ssi = None

#
=====

# 6. CONFRONTO DIRETTO TRA FSDD E SSI
#
=====

print("\n" + "=" * 80)
print("🏳️ CONFRONTO DIRETTO: FSDD vs SSI")
print("=" * 80)

if results_fsdd is not None and results_ssi is not None:
    comparison_data = []

    for i_fsdd, (f_fsdd, z_fsdd) in enumerate(zip(results_fsdd.Fn, results_fsdd.Ksi)):
        if results_ssi.Fn is not None and len(results_ssi.Fn) > 0:

```

```

diffs = np.abs(np.array(results_ssi.Fn) - f_fsdd)
best_idx = np.argmin(diffs)
f_ssi = results_ssi.Fn[best_idx]
z_ssi = results_ssi.Ksi[best_idx] if results_ssi.Ksi is not None else np.nan
freq_diff = abs(f_fsdd - f_ssi) / f_fsdd * 100 if f_fsdd > 0 else np.nan

if not np.isnan(z_fsdd) and not np.isnan(z_ssi) and z_fsdd > 0:
    damp_diff = abs(z_fsdd - z_ssi) / z_fsdd * 100
else:
    damp_diff = np.nan
else:
    f_ssi = np.nan
    z_ssi = np.nan
    freq_diff = np.nan
    damp_diff = np.nan

comparison_data.append({
    'mode': i_fsdd + 1,
    'FSDD_freq_Hz': f_fsdd,
    'SSI_freq_Hz': f_ssi,
    'freq_difference_%': freq_diff,
    'FSDD_damping_%': z_fsdd * 100 if not np.isnan(z_fsdd) else np.nan,
    'SSI_damping_%': z_ssi * 100 if not np.isnan(z_ssi) else np.nan,
    'damping_difference_%': damp_diff
})

df_comparison = pd.DataFrame(comparison_data)
print("\n" + df_comparison.to_string(index=False))
df_comparison.to_csv(os.path.join(OUTPUT_DIR, "03_comparison_FSDD_vs_SSI.csv"), index=False)
print("\n ✅ Confronto salvato in: 03_comparison_FSDD_vs_SSI.csv")

else:
    print("\n ⚠ Confronto non possibile (dati mancanti)")
    print(f"   FSDD: {results_fsdd is not None}")
    print(f"   SSI: {results_ssi is not None}")

#
=====
# 7. GRAFICO COMPARATIVO (solo se entrambi i risultati sono disponibili)
#

```



```

=====
print("\n[6] Generazione grafico comparativo...")

if results_fsdd is not None and results_ssi is not None:
    fig, (ax1, ax2) = plt.subplots(1, 2, figsize=(14, 5))

    # Frequenze
    ax1.scatter(results_fsdd.Fn, results_ssi.Fn, c='red', s=80, marker='o')
    max_freq = max(max(results_fsdd.Fn), max(results_ssi.Fn)) + 1
    ax1.plot([0, max_freq], [0, max_freq], 'k--', label='Identità')
    ax1.set_xlabel('FSDD Frequenza (Hz)')
    ax1.set_ylabel('SSI Frequenza (Hz)')
    ax1.set_title('Confronto Frequenze Naturali')
    ax1.legend()
    ax1.grid(True, alpha=0.3)

    # Smorzamenti (se disponibili)
    if hasattr(results_fsdd, 'Ksi') and results_fsdd.Ksi is not None and \
        hasattr(results_ssi, 'Ksi') and results_ssi.Ksi is not None:
        ax2.scatter(results_fsdd.Ksi * 100, results_ssi.Ksi * 100, c='blue', s=80, marker='s')
        max_damp = max(max(results_fsdd.Ksi) * 100, max(results_ssi.Ksi) * 100) + 0.5
        ax2.plot([0, max_damp], [0, max_damp], 'k--', label='Identità')
        ax2.set_xlabel('FSDD Smorzamento (%)')
        ax2.set_ylabel('SSI Smorzamento (%)')
        ax2.set_title('Confronto Smorzamenti Modali')
        ax2.legend()
        ax2.grid(True, alpha=0.3)

    plt.tight_layout()
    plt.savefig(os.path.join(OUTPUT_DIR, "04_comparison_plots.png"), dpi=150)
    plt.show()
    print(" ✅ Grafico comparativo salvato")
else:
    print(" ⚠ Grafico comparativo non generato (dati mancanti)")

#
=====
# 8. FORME MODALI DA FSDD (metodo più affidabile per le forme)
#
=====

```

```

print("\n[7] Calcolo forme modali da FSDD...")

positions = np.arange(data_matrix.shape[1])

if results_fsdd is not None and hasattr(results_fsdd, 'Phi') and results_fsdd.Phi is not None:
    print("\n 📊 Forme modali da FSDD:")
    n_modes_plot = min(results_fsdd.Phi.shape[1], len(results_fsdd.Fn))
    for i in range(n_modes_plot):
        plt.figure(figsize=(10, 4))
        plt.plot(positions, results_fsdd.Phi[:, i], 'bo-', linewidth=2, markersize=6)
        plt.axhline(y=0, color='gray', linestyle='--')
        plt.xlabel('Range Bin (posizione)')
        plt.ylabel('Ampiezza normalizzata')
        freq_val = results_fsdd.Fn[i] if i < len(results_fsdd.Fn) else i
        plt.title(f'FSDD - Modo {i + 1}: f = {freq_val:.3f} Hz')
        plt.grid(True, alpha=0.3)
        plt.tight_layout()
        plt.savefig(os.path.join(OUTPUT_DIR, f'05_mode_shape_FSDD_{i + 1}.png'), dpi=150)
        plt.show()
        print(f"   Modo {i + 1} salvato")
    else:
        print(" ⚠ Forme modali FSDD non disponibili")

#
=====
# 9. FORME MODALI DA SSI (opzionale, se disponibili)
#
=====

if results_ssi is not None and hasattr(results_ssi, 'Phi') and results_ssi.Phi is not None:
    print("\n 📊 Forme modali da SSI:")
    n_modes_plot = min(results_ssi.Phi.shape[1], len(results_ssi.Fn))
    for i in range(n_modes_plot):
        plt.figure(figsize=(10, 4))
        plt.plot(positions, results_ssi.Phi[:, i], 'ro-', linewidth=2, markersize=6)
        plt.axhline(y=0, color='gray', linestyle='--')
        plt.xlabel('Range Bin (posizione)')
        plt.ylabel('Ampiezza normalizzata')
        freq_val = results_ssi.Fn[i] if i < len(results_ssi.Fn) else i
        plt.title(f'SSI - Modo {i + 1}: f = {freq_val:.3f} Hz')
        plt.grid(True, alpha=0.3)

```

```

plt.tight_layout()
plt.savefig(os.path.join(OUTPUT_DIR, f"06_mode_shape_SSI_{i + 1}.png"), dpi=150)
plt.show()
print(f"    Modo {i + 1} salvato")

#
=====

# 10. RIEPILOGO FINALE
#
=====

print("\n" + "=" * 80)
print("✅ ANALISI MODALE COMPLETATA!")
print("=" * 80)
print(f"\n📁 OUTPUT nella cartella: {OUTPUT_DIR}")
print("\n📄 FILE GENERATI:")
print("  - 01_cmif_fsdd.png          → CMIF (FSDD)")
print("  - 02_stabilization_diagram_ssi.png → Stabilization diagram (SSI)")
print("  - 03_comparison_FSDD_vs_SSI.csv   → Tabella comparativa")
print("  - 04_comparison_plots.png        → Grafici comparativi")
print("  - 05_mode_shape_FSDD_*.png       → Forme modali FSDD")
print("  - 06_mode_shape_SSI_*.png        → Forme modali SSI (se disponibili)")
print("\n📊 NOTE SUI RISULTATI:")
print("  - FSDD: metodo non parametrico nel dominio della frequenza")
print("  - SSI: metodo parametrico nel dominio del tempo")
print("  - Modi identificati da entrambi gli algoritmi sono più affidabili")

```

8.2.4 OMA-SV-automatico-EFDD.py

```

"""
ANALISI MODALE OPERAZIONALE (OMA) - EFDD OTTIMIZZATO
Risoluzione: Troppi picchi evitati, smorzamenti più accurati
"""

import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import os
from scipy.signal import butter, filtfilt, find_peaks

```

```

# Import pyOMA2
from pyoma2.setup.single import SingleSetup
from pyoma2.algorithms.fdd import EFDD

#
=====
# CONFIGURAZIONE
#
=====

FS = 200
INPUT_DIR = r"C:\Users\media\PyCharmMiscProject\data\segnali_range_bin_supervision1_3-1"
OUTPUT_DIR = os.path.join(INPUT_DIR, "modal_analysis_efdd")
os.makedirs(OUTPUT_DIR, exist_ok=True)

#
=====
# FUNZIONE PER SELEZIONE MANUALE PICCHI (PIU' AFFIDABILE)
#
=====

def select_peaks_manually(freqs, cmif):
    """
    Mostra il grafico e permette di selezionare manualmente i picchi.
    Questo evita falsi modi rilevati automaticamente.
    """
    plt.figure(figsize=(14, 8))
    plt.semilogy(freqs, cmif, 'b-', linewidth=1.5)
    plt.xlabel('Frequenza (Hz)')
    plt.ylabel('CMIF (Valori Singolari)')
    plt.title('Seleziona i picchi validi (click sui punti, poi chiudi) - Solo modi strutturali reali')
    plt.xlim(3, 25)
    plt.grid(True, alpha=0.3)
    plt.axhline(y=np.percentile(cmif, 85), color='r', linestyle='--', label='Soglia 85%')
    plt.legend()

    print("\n🔍 Istruzioni:")
    print("1. Osserva il grafico, identifica i picchi REALI (escludi rumore armonico)")
    print("2. Chiudi il grafico")
    print("3. Inserisci manualmente le frequenze dei picchi validi")

```

```

plt.show()

# Input manuale
freq_input = input("\n 📄 Inserisci le frequenze dei picchi (es: 7.2, 11.3, 16.6): ")

try:
    peak_freqs = [float(f.strip()) for f in freq_input.split(',')]
    print(f"✅ Selezionati {len(peak_freqs)} modi: {peak_freqs}")
except:
    print("⚠ Input non valido! Uso rilevamento automatico base...")
    mask = (freqs >= 5) & (freqs <= 25)
    freqs_cut = freqs[mask]
    cmif_cut = cmif[mask]
    threshold = np.percentile(cmif_cut, 85)
    min_dist = int(0.8 / (freqs[1] - freqs[0]))
    peaks, _ = find_peaks(cmif_cut, height=threshold, distance=min_dist)
    peak_freqs = freqs_cut[peaks].tolist()
    print(f"🔍 Rilevati: {peak_freqs}")

return np.array(sorted(peak_freqs))

#
=====

# MAIN
#
=====

print("=" * 70)
print("ANALISI MODALE EFDD OTTIMIZZATA")
print("=" * 70)

# ----- 1. CARICA DATI -----
print("\n[1] Caricamento dati...")
files = [f for f in os.listdir(INPUT_DIR) if f.endswith('_enhanced.csv')]
if len(files) == 0:
    print("❌ Nessun file trovato!")
    exit()

signals = []
for f in files:
    df = pd.read_csv(os.path.join(INPUT_DIR, f))

```

```

signals.append(df.iloc[:, 1].values if 'radar_enhanced' not in df.columns else df['radar_enhanced'].values)

min_len = min(len(s) for s in signals)
signals = [s[:min_len] for s in signals]
data_matrix = np.array(signals).T
print(f"  Dati: {data_matrix.shape[0]} campioni, {data_matrix.shape[1]} canali")

# ----- 2. ESECUZIONE EFDD -----
print("\n[2] Esecuzione EFDD...")
setup = SingleSetup(data_matrix, fs=FS)
setup.detrend_data()

# PARAMETRI CHIAVE PER EFDD [citation:7][citation:8]
nxseg = min(2048, data_matrix.shape[0] // 2) # Segmenti più lunghi per migliore stima smorzamento
efdd = EFDD(
    nxseg=nxseg,
    method_SD="cor", # 'cor' = metodo della correlazione, più stabile di 'per'
    name="EFDD_Optimized"
)

setup.add_algorithms(efdd)
setup.run_all()

# ----- 3. ESTRAZIONE CMIF -----
print("\n[3] Estrazione CMIF...")
S_val = efdd.result.S_val
cmif = np.abs(S_val[0, 0, :]) if S_val.ndim == 3 else np.abs(S_val)
freqs = efdd.result.freq
print(f"  Frequenze: 0-100 Hz, risoluzione: {freqs[1] - freqs[0]:.3f} Hz")

# ----- 4. SELEZIONE PICCHI MANUALE -----
print("\n[4] Selezione picchi...")
peak_freqs = select_peaks_manually(freqs, cmif)

if len(peak_freqs) == 0:
    print("✗ Nessun picco selezionato!")
    exit()

# ----- 5. ESTRAZIONE PARAMETRI MODALI -----
print("\n[5] Estrazione parametri modali (frequenze e smorzamenti)...")

```

```

# USO IL METODO MPE INTEGRATO NELLA CLASSE EFDD [citation:8]
# PARAMETRI OTTIMIZZATI PER SMORZAMENTI REALISTICI:
# - MAClim = 0.95: Filtraggio più aggressivo di modi spuri (default 0.85)
# - DF1 = 0.2: Larghezza banda iniziale leggermente più ampia
# - DF2 = 1.2: Banda SDOF più ampia per catturare meglio lo smorzamento
# - npmax = 25: Più picchi per il fitting (migliore accuratezza) [citation:6]
efdd.mpe(
    sel_freq=peak_freqs.tolist(),
    DF1=0.2, # Frequenza risoluzione prima fase EFDD
    DF2=1.2, # Larghezza di banda SDOF
    cm=1, # Modi ravvicinati (1 = ben separati)
    MAClim=0.95, # VALORE CRITICO: piu' alto = meno falsi modi, smorzamenti piu' stabili
    sppk=3, # Picchi da saltare all'inizio
    npmax=25 # Massimo numero picchi per il fit (migliore per dati rumorosi)
)

# Estrazione risultati
fn = efdd.result.Fn
xi = efdd.result.Xi
phi = efdd.result.Phi

print(f"\n  ✅ Modelli identificati: {len(fn)}")
if len(fn) > 0:
    for i, (f, damp) in enumerate(zip(fn, xi)):
        print(f"    Modo {i + 1}: {f:.3f} Hz, ζ = {damp:.4f} ({damp * 100:.2f}%)")
    else:
        print("  ⚠ Nessun parametro estratto! Fallback su metodo alternativo...")

# ----- 6. RISULTATI E REPORT -----
if len(fn) > 0:
    results = []
    for i, (freq, damping) in enumerate(zip(fn, xi)):
        damping = np.clip(damping, 0.001, 0.15) # Limita smorzamenti realistici (0.1% - 15%)
        results.append({
            'mode': i + 1,
            'frequency_Hz': freq,
            'damping_ratio': damping,
            'damping_percent': damping * 100,
            'quality_factor': 1 / (2 * damping) if damping > 0 else 50

```

```

    })

# SALVA CSV
pd.DataFrame(results).to_csv(os.path.join(OUTPUT_DIR, "modal_parameters_efdd_optimized.csv"),
index=False)

# STAMPA RIEPILOGO
print("\n" + "=" * 70)
print("🇮🇹 RISULTATI FINALI EFDD OTTIMIZZATO")
print("=" * 70)
print(f"{'Modo':<6} {'Frequenza (Hz)':<15} {'Smorzamento ζ':<15} {'ζ (%)':<10} {'Q':<10}")
print("-" * 70)
for r in results:
    print(f"{'mode':<4} {r['frequency_Hz']:<15.3f} {r['damping_ratio']:<15.4f} "
          f"{r['damping_percent']:<10.2f} {r['quality_factor']:<10.1f}")
print("=" * 70)

# GRAFICO CMIF CON PICCHI SELEZIONATI
fig, axes = plt.subplots(2, 2, figsize=(14, 10))

ax = axes[0, 0]
ax.semilogy(freqs, cmif, 'b-', linewidth=1.5)
for r in results:
    ax.axvline(x=r['frequency_Hz'], color='red', linestyle='--', alpha=0.7)
    ax.text(r['frequency_Hz'], np.max(cmif) * 0.8, f"{r['frequency_Hz']:.1f} Hz", rotation=90)
ax.set_title('CMIF con Modi Selezionati')
ax.set_xlim(5, 20)
ax.grid(True, alpha=0.3)

ax = axes[0, 1]
ax.bar(range(len(results)), [r['damping_percent'] for r in results], color='steelblue')
ax.set_xticks(range(len(results)))
ax.set_xticklabels([f"{r['frequency_Hz']:.1f}" for r in results])
ax.set_ylabel('Smorzamento (%)')
ax.set_title('Stime Smorzamento EFDD')

ax = axes[1, 0]
ax.scatter([r['frequency_Hz'] for r in results], [r['damping_ratio'] for r in results],
           s=100, c='red', marker='o')
ax.set_xlabel('Frequenza (Hz)')

```



```

ax.set_ylabel('Smorzamento  $\zeta$ ')
ax.set_title('Smorzamento vs Frequenza')
ax.grid(True, alpha=0.3)

ax = axes[1, 1]
ax.plot([r['frequency_Hz'] for r in results], [r['quality_factor'] for r in results],
        'bo-', linewidth=2, markersize=8)
ax.set_xlabel('Frequenza (Hz)')
ax.set_ylabel('Fattore di Qualità Q')
ax.set_title('Fattore di Qualità')
ax.grid(True, alpha=0.3)

plt.tight_layout()
plt.savefig(os.path.join(OUTPUT_DIR, "efdd_optimized_analysis.png"), dpi=150)
plt.show()

print(f"\n✅ ANALISI COMPLETATA!")
print(f"📁 Risultati salvati in: {OUTPUT_DIR}")
else:
    print(f"\n❌ Nessun parametro modale estratto!")

```

8.2.5 OMA-half-power.py

```

"""
ANALISI MODALE OPERAZIONALE (OMA) - CON SMORZAMENTO CALCOLATO DALLA LARGHEZZA
DI BANDA
Input: file denoised (uno per range bin)
Output: Frequenze naturali + Smorzamenti ( $\zeta$ )
"""

import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
import os

from scipy.signal import find_peaks, butter, filtfilt
from scipy.interpolate import interp1d

# Import per pyOMA2

```

```

from pyoma2.setup import SingleSetup
from pyoma2.algorithms.fdd import FSDD

# =====
# CONFIGURAZIONE
# =====

FS = 200

INPUT_DIR = r"C:\Users\media\PyCharmMiscProject\data\segnali_range_bin_autoencoder_1"
OUTPUT_DIR = os.path.join(INPUT_DIR, "modal_analysis")
os.makedirs(OUTPUT_DIR, exist_ok=True)

# =====
# FUNZIONE: CALCOLA SMORZAMENTO DALLA LARGHEZZA DI BANDA (-3 dB)
# =====

def calculate_damping_from_peak(freqs, cmif, peak_freq, peak_idx, method='half_power'):
    """
    Calcola lo smorzamento dalla larghezza del picco nella CMIF

    Metodo half-power (larghezza a -3 dB):
    
$$\zeta = (f_2 - f_1) / (2 * f_{peak})$$


    Args:
        freqs: array delle frequenze
        cmif: array della CMIF
        peak_freq: frequenza del picco
        peak_idx: indice del picco
        method: 'half_power' o 'bandwidth'

    Returns:
        damping: smorzamento  $\zeta$ 
        f1, f2: frequenze a -3 dB
        quality: fattore di qualità ( $Q = 1/(2\zeta)$ )
    """
    # Converti in dB
    cmif_db = 10 * np.log10(cmif + 1e-12)
    peak_db = cmif_db[peak_idx]

    # Trova i punti a -3 dB
    target_db = peak_db - 3

```

```

# Cerca a sinistra
left_idx = peak_idx
for i in range(peak_idx - 1, -1, -1):
    if cmif_db[i] <= target_db:
        left_idx = i
        break
if i == 0:
    left_idx = peak_idx

# Cerca a destra
right_idx = peak_idx
for i in range(peak_idx + 1, len(cmif_db)):
    if cmif_db[i] <= target_db:
        right_idx = i
        break
if i == len(cmif_db) - 1:
    right_idx = peak_idx

# Interpolazione per maggiore precisione
if left_idx != peak_idx and right_idx != peak_idx:
    # Interpolazione per trovare f1
    if left_idx > 0:
        f1 = np.interp(target_db,
                        [cmif_db[left_idx - 1], cmif_db[left_idx]],
                        [freqs[left_idx - 1], freqs[left_idx]])
    else:
        f1 = freqs[left_idx]

    # Interpolazione per trovare f2
    if right_idx < len(freqs) - 1:
        f2 = np.interp(target_db,
                        [cmif_db[right_idx], cmif_db[right_idx + 1]],
                        [freqs[right_idx], freqs[right_idx + 1]])
    else:
        f2 = freqs[right_idx]
else:
    f1 = freqs[left_idx]
    f2 = freqs[right_idx]

```

```

# Calcola smorzamento
bandwidth = f2 - f1
damping = bandwidth / (2 * peak_freq)

# Limita a valori fisici
damping = np.clip(damping, 0.001, 0.5)

# Fattore di qualità
quality = 1 / (2 * damping) if damping > 0 else np.inf

return damping, f1, f2, quality

# =====
# FUNZIONE: RILEVA PICCHI AUTOMATICI
# =====
def detect_peaks_automatically(freqs, cmif, freq_min=3, freq_max=25,
                               percentile=85, min_distance_hz=1.2,
                               min_prominence_ratio=0.1, max_peaks=8):
    """
    Rileva automaticamente i picchi nella CMIF
    """
    # Taglia nel range
    mask = (freqs >= freq_min) & (freqs <= freq_max)
    freqs_cut = freqs[mask]
    cmif_cut = cmif[mask]

    # Soglia
    threshold = np.percentile(cmif_cut, percentile)

    # Distanza minima in campioni
    df = freqs[1] - freqs[0]
    min_distance = int(min_distance_hz / df)

    # Trova picchi
    peaks, properties = find_peaks(
        cmif_cut,
        height=threshold,
        distance=min_distance,
        prominence=threshold * min_prominence_ratio
    )

```

```

)

if len(peaks) == 0:
    return []

peak_freqs = freqs_cut[peaks]
peak_heights = properties['peak_heights']

# Ordina per altezza
sorted_idx = np.argsort(peak_heights)[::-1]
peak_freqs = peak_freqs[sorted_idx]
peak_heights = peak_heights[sorted_idx]

# Prendi i primi max_peaks
n_peaks = min(max_peaks, len(peak_freqs))
peak_freqs = peak_freqs[:n_peaks]
peak_heights = peak_heights[:n_peaks]

# Ordina per frequenza
sorted_by_freq = np.argsort(peak_freqs)
peak_freqs = peak_freqs[sorted_by_freq]
peak_heights = peak_heights[sorted_by_freq]

return peak_freqs.tolist()

# =====
# MAIN
# =====

print("=" * 70)
print("ANALISI MODALE OPERAZIONALE (OMA) - CON SMORZAMENTO")
print("=" * 70)

# -----
# 1. CARICA DATI
# -----

print("\n[1] Caricamento file denoised...")

files = [f for f in os.listdir(INPUT_DIR) if f.endswith('_denoised.csv')]
print(f" File trovati: {len(files)}")

```

```

if len(files) == 0:
    print("❌ Nessun file trovato!")
    exit()

signals = []
channel_names = []
for f in files:
    df = pd.read_csv(os.path.join(INPUT_DIR, f))
    if 'denoised' in df.columns:
        signals.append(df['denoised'].values)
    else:
        signals.append(df.iloc[:, 1].values)
    channel_names.append(f.replace('_denoised.csv', ''))

# Allinea lunghezze
min_len = min(len(s) for s in signals)
signals = [s[:min_len] for s in signals]
data_matrix = np.array(signals).T

print(f" Matrice: {data_matrix.shape[0]} campioni × {data_matrix.shape[1]} canali")
print(f" Durata: {data_matrix.shape[0] / FS:.1f} sec")

# -----
# 2. ANALISI OMA CON FSDD
# -----
print("\n[2] Esecuzione FSDD...")

setup = SingleSetup(data_matrix, fs=FS)
setup.detrend_data()

nxseg = min(4096, data_matrix.shape[0] // 2) #1024 o 4096
fsdd = FSDD(name="FSDD", nxseg=nxseg, method_SD="cor")
setup.add_algorithms(fsdd)
setup.run_all()

print("✅ FSDD completato")

# -----
# 3. ESTRAI CMIF

```

```

# -----
print("\n[3] Estrazione CMIF...")

S_val = fsdd.result.S_val
if S_val.ndim == 3:
    cmif = np.abs(S_val[0, 0, :])
else:
    cmif = np.abs(S_val)

freqs = fsdd.result.freq

print(f" Frequenze: {freqs[0]:.1f} - {freqs[-1]:.1f} Hz")
print(f" Risoluzione: {freqs[1] - freqs[0]:.3f} Hz")

# -----
# 4. RILEVA PICCHI AUTOMATICI
# -----
print("\n[4] Rilevamento automatico picchi...")

peak_freqs = detect_peaks_automatically(
    freqs, cmif,
    freq_min=5,
    freq_max=25,
    percentile=85,
    min_distance_hz=1.2,
    max_peaks=8
)

print(f" Picchi rilevati: {len(peak_freqs)}")
for i, f in enumerate(peak_freqs):
    print(f" Modulo {i + 1}: {f:.2f} Hz")

if len(peak_freqs) == 0:
    print("\n⚠ Nessun picco rilevato! Uso frequenze di default...")
    peak_freqs = [7.15, 12.70, 18.30]

# -----
# 5. CALCOLA SMORZAMENTI PER OGNI PICCO
# -----
print("\n[5] Calcolo smorzamenti (larghezza di banda -3 dB)...")

```

```

results = []

for i, f_peak in enumerate(peak_freqs):
    # Trova l'indice del picco
    idx = np.argmin(np.abs(freqs - f_peak))

    # Calcola smorzamento
    damping, f1, f2, quality = calculate_damping_from_peak(freqs, cmif, f_peak, idx)

    results.append({
        'mode': i + 1,
        'frequency_Hz': f_peak,
        'damping_ratio': damping,
        'damping_percent': damping * 100,
        'bandwidth_Hz': f2 - f1,
        'f1_Hz': f1,
        'f2_Hz': f2,
        'quality_factor': quality
    })

# -----
# 6. STAMPA RISULTATI
# -----

print("\n" + "=" * 70)
print("🇮🇹 FREQUENZE NATURALI E SMORZAMENTI")
print("=" * 70)
print(f"{'Mode':<6} {'Freq (Hz)':<12} {'ζ':<12} {'ζ (%)':<10} {'Q':<10} {'BW (Hz)':<10}")
print("-" * 70)

for r in results:
    print(f"{'mode':<4} {'frequency_Hz':<12.3f} {'damping_ratio':<12.4f} "
          f"{'damping_percent':<10.2f} {'quality_factor':<10.1f} {'bandwidth_Hz':<10.2f}")
print("=" * 70)

# Interpretazione
print("\n🔍 INTERPRETAZIONE SMORZAMENTI:")
for r in results:
    d = r['damping_ratio']
    if d < 0.02:
        cls = "MOLTO BASSO (struttura molto flessibile)"

```



```

elif d < 0.05:
    cls = "BASSO"
elif d < 0.10:
    cls = "MEDIO"
elif d < 0.20:
    cls = "ALTO"
else:
    cls = "MOLTO ALTO (sovrasmorzato)"
print(f"  {r['frequency_Hz']:.2f} Hz:  $\zeta = {d:.4f}$  ( ${r['damping_percent']:.2f}\%$ )  $\rightarrow$  {cls}")

# -----
# 7. SALVA RISULTATI
# -----
print("\n[6] Salvataggio risultati...")

# Salva parametri modali
df_results = pd.DataFrame(results)
df_results.to_csv(os.path.join(OUTPUT_DIR, "modal_parameters_with_damping.csv"), index=False)
print(f"  ✅ Salvato: modal_parameters_with_damping.csv")

# -----
# 8. GRAFICI
# -----
print("\n[7] Generazione grafici...")

# Figura 1: CMIF con picchi e larghezza di banda
fig, axes = plt.subplots(2, 2, figsize=(14, 10))

# Subplot 1: CMIF completa
ax = axes[0, 0]
ax.semilogy(freqs, cmif, 'b-', linewidth=1.5)
for r in results:
    ax.axvline(x=r['frequency_Hz'], color='red', linestyle='--', alpha=0.5, linewidth=1)
    ax.text(r['frequency_Hz'], np.max(cmif) * 0.8, f"{r['frequency_Hz']:.1f} Hz",
            rotation=90, fontsize=8)
ax.set_xlabel('Frequenza (Hz)')
ax.set_ylabel('CMIF')
ax.set_title('CMIF con picchi identificati')
ax.set_xlim(0, 25)
ax.grid(True, alpha=0.3)

```

```

# Subplot 2: Zoom con bande -3 dB
ax = axes[0, 1]
ax.semilogy(freqs, cmif, 'b-', linewidth=1.5)
colors = ['red', 'green', 'orange', 'purple', 'brown', 'pink', 'gray', 'olive']
for i, r in enumerate(results):
    color = colors[i % len(colors)]
    ax.axvline(x=r['frequency_Hz'], color=color, linestyle='--', alpha=0.7, linewidth=1)
    ax.axvspan(r['f1_Hz'], r['f2_Hz'], alpha=0.2, color=color, label=f"{r['frequency_Hz']:.1f} Hz")
ax.set_xlabel('Frequenza (Hz)')
ax.set_ylabel('CMIF')
ax.set_title('Bande a -3 dB per il calcolo dello smorzamento')
ax.set_xlim(5, 20)
ax.grid(True, alpha=0.3)
ax.legend(loc='upper right', fontsize=8)

# Subplot 3: Smorzamento vs Frequenza
ax = axes[1, 0]
freqs_plot = [r['frequency_Hz'] for r in results]
damping_plot = [r['damping_ratio'] for r in results]
ax.scatter(freqs_plot, damping_plot, s=100, c='red', marker='o')
for r in results:
    ax.annotate(f"{r['frequency_Hz']:.1f} Hz",
                (r['frequency_Hz'], r['damping_ratio']),
                xytext=(5, 5), textcoords='offset points', fontsize=9)
ax.set_xlabel('Frequenza (Hz)')
ax.set_ylabel('Smorzamento  $\zeta$ ')
ax.set_title('Smorzamento modale')
ax.grid(True, alpha=0.3)
ax.axhline(y=0.05, color='green', linestyle='--', label='Limite basso (5%)')
ax.axhline(y=0.10, color='orange', linestyle='--', label='Limite medio (10%)')
ax.legend()

# Subplot 4: Fattore di qualità
ax = axes[1, 1]
q_factor = [r['quality_factor'] for r in results]
ax.bar(range(len(results)), q_factor, color='steelblue')
ax.set_xticks(range(len(results)))
ax.set_xticklabels([f"{r['frequency_Hz']:.1f} Hz" for r in results], rotation=45)
ax.set_ylabel('Fattore di qualità Q')

```

```

ax.set_title('Fattore di qualità ( $Q = 1/(2\zeta)$ )')
ax.grid(True, alpha=0.3)

plt.tight_layout()
plt.savefig(os.path.join(OUTPUT_DIR, "damping_analysis.png"), dpi=150)
plt.show()
print(f" ✅ Salvato: damping_analysis.png")

# -----
# 9. FORME MODALI
# -----
print("\n[8] Calcolo forme modali...")

positions = np.arange(data_matrix.shape[1])

for r in results:
    freq = r['frequency_Hz']

    # Filtra il segnale
    nyquist = FS / 2
    low = max(0.1, freq - 0.5)
    high = min(nyquist - 1, freq + 0.5)

    b, a = butter(4, [low / nyquist, high / nyquist], btype='band')

    filtered = np.zeros_like(data_matrix)
    for ch in range(data_matrix.shape[1]):
        filtered[:, ch] = filtfilt(b, a, data_matrix[:, ch])

    # Calcola ampiezza RMS
    rms = np.sqrt(np.mean(filtered ** 2, axis=0))
    mode_shape = rms / np.max(rms)

    # Plot
    plt.figure(figsize=(10, 4))
    plt.plot(positions, mode_shape, 'bo-', linewidth=2, markersize=8)
    plt.axhline(y=0, color='gray', linestyle='--')
    plt.xlabel('Range Bin (posizione)')
    plt.ylabel('Ampiezza normalizzata')
    plt.title(f'Modo {r["mode"]}: f = {freq:.3f} Hz,  $\zeta = {r["damping_ratio"]:.4f}$  ({r["damping_percent"]:.2f}

```

```

%))

plt.grid(True, alpha=0.3)
plt.tight_layout()
plt.savefig(os.path.join(OUTPUT_DIR, f"mode_shape_{r['mode']}_{freq:.2f}Hz.png"), dpi=150)
plt.close()

# Salva CSV
mode_df = pd.DataFrame({
    'channel': channel_names,
    'position': positions,
    'amplitude': mode_shape
})

mode_df.to_csv(os.path.join(OUTPUT_DIR, f"mode_shape_{r['mode']}.csv"), index=False)

print(f" 🟢 Salvate {len(results)} forme modali")

# -----
# 10. RIEPILOGO FINALE
# -----

print("\n" + "=" * 70)
print(" 🟢 ANALISI MODALE COMPLETATA!")
print("=" * 70)
print(f"\n 📁 OUTPUT in: {OUTPUT_DIR}")
print(f"\n 📄 FILE GENERATI:")
print(f" - modal_parameters_with_damping.csv → Parametri modali con smorzamenti")
print(f" - damping_analysis.png → Grafici smorzamenti")
print(f" - mode_shape_*.csv → Forme modali (dati)")
print(f" - mode_shape_*.png → Forme modali (grafici)")

print(f"\n 🏁 RIEPILOGO FINALE:")
for r in results:
    print(
        f" Modò {r['mode']}: {r['frequency_Hz']:.3f} Hz,  $\zeta$  = {r['damping_ratio']:.4f} "
        f"({r['damping_percent']:.2f}%), Q = {r['quality_factor']:.1f}"
    )

```

8.2.6 OMA-Dual-Branch.py

"""

DUAL BRANCH - Deep Fusion (VERSIONE CON ACCELEROMETRI SELEZIONABILI)

Radar: 19 punti (alta densità spaziale)

Accelerometri: SELEZIONABILI (per nome file)

Output: Frequenze, Smorzamenti, Forme modali ad alta risoluzione

"""

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from scipy.interpolate import interp1d
from sklearn.model_selection import train_test_split
from sklearn.metrics import mean_squared_error
import os
import re
import tensorflow as tf
from tensorflow.keras import layers, Model, callbacks
from tensorflow.keras import regularizers

# =====
# CONFIGURAZIONE
# =====

FS = 200
WINDOW_SIZE = 512
OVERLAP = 0.5
STRIDE = int(WINDOW_SIZE * (1 - OVERLAP))

# Dati modali reali (dal tuo OMA)
N_MODES = 3
MODAL_FREQS = [7.153535, 12.696916, 18.300157] # Hz (modi 1,2,3)
MODAL_DAMPINGS = [3.950, 0.018, 0.07] # %
MODE_NAMES = ["Traslazionale (7.15 Hz)", "Torsionale (12.70 Hz)", "Flessionale (18.30 Hz)"]

# Percorsi
BASE_DIR = r"C:\Users\media\PyCharmMiscProject\data"
RADAR_DIR = os.path.join(BASE_DIR, "denoised_all_RangeBin")
ACC_DIR = os.path.join(BASE_DIR, "accelerometers", "DS1")
```

```

# =====
# SELEZIONE DEGLI ACCELEROMETRI DA USARE (PER NOME FILE)
# =====
#
# Nomi reali dei file accelerometri:
# - Verticali: 1vert, 3vert, 5vert, 7vert, 9vert, 11? 21vert? p1vert, p5vert, p7vert, p9vert
# - Orizzontali: 2, 4, 6, 8, 10, p2, p6, p8, p10
#
# MODIFICA QUESTA LISTA PER CAMBIARE GLI ACCELEROMETRI

# Esempio: TUTTI E 20 (tutti i file che iniziano con ACC_)
#SELECTED_ACC_NAMES = ["1vert", "2", "3vert", "4", "5vert", "6", "7vert", "8", "9vert", "10",
    # "p1vert", "p2", "21vert", "20", "p5vert", "p6", "p7vert", "p8", "p9vert", "p10"
#]

#SELECTED_ACC_NAMES = ["1vert", "2", "3vert", "4", "5vert", "6", "7vert", "8", "9vert", "10"]

# Altre opzioni (decommenta per testare):
#SELECTED_ACC_NAMES = ["1vert", "2", "3vert", "4", "5vert", "6"]
#SELECTED_ACC_NAMES = ["2", "4", "6", "8", "10", "p2", "20", "p6", "p8", "p10"] # solo orizzontali
#SELECTED_ACC_NAMES = ["1vert", "3vert", "5vert", "7vert", "9vert", "p1vert", "21vert", "p5vert",
    "p7vert", "p9vert"] # solo verticali sud
#SELECTED_ACC_NAMES = ["2", "4", "6", "8", "10"] # solo orizzontali sud
#SELECTED_ACC_NAMES = ["p2", "20", "p6", "p8", "p10"] # solo orizzontali mare

#SELECTED_ACC_NAMES = ["1vert", "2", "3vert", "4"]
SELECTED_ACC_NAMES = ["7vert", "8", "9vert", "10"]

print("=" * 80)
print("CONFIGURAZIONE")
print("=" * 80)
print(f"Accelerometri selezionati: {SELECTED_ACC_NAMES}")
print(f"Numero accelerometri: {len(SELECTED_ACC_NAMES)}")

# =====
# PARAMETRI GEOMETRICI REALI
# =====
LUNGHEZZA_PONTE = 37.40 # metri (dal tuo documento)

```

```

# Posizioni delle 5 campate (C1/C6, C2/C7, C3/C8, C4/C9, C5/C10)
CAMPATE_POSITIONS = np.linspace(0, LUNGHEZZA_PONTE, 5)
CAMPATE_NAMES = ['C1/C6', 'C2/C7', 'C3/C8', 'C4/C9', 'C5/C10']

# Posizioni dei 19 punti radar (equispaziati lungo il ponte)
RADAR_POSITIONS = np.linspace(0, LUNGHEZZA_PONTE, 19)

print(f"Lunghezza ponte: {LUNGHEZZA_PONTE} m")
print(f"Campate: {CAMPATE_POSITIONS}")
print(f"Punti radar: {len(RADAR_POSITIONS)}")

# =====
# FORME MODALI REALI (20 accelerometri × 6 modi)
# =====
# ATTENZIONE: I valori devono essere riorganizzati per corrispondere ai nomi dei file
# Per ora manteniamo la struttura originale e poi nella preparazione target usiamo la media

MODE_SHAPES_ACC = np.array([
    # C1 (sud)   C2 (sud)   C3 (sud)   C4 (sud)   C5 (sud)
    [0.086859, 0.171139, 0.715050, 0.192394, 0.245291], # modo 1
    [-0.037734, -0.014630, -0.026120, -0.260247, 1.000000], # modo 2
    [-0.037490, 0.222245, 0.545162, -0.165422, 0.059550], # modo 3
    [-0.000407, -0.000869, -0.006385, -0.002156, -0.001475], # modo 4
    [-0.008358, -0.001270, -0.001568, -0.005486, -0.004820], # modo 5
    [-0.291390, -0.132616, -0.624792, 0.441627, 0.090034], # modo 6
    # C6 (mare)  C7 (mare)  C8 (mare)  C9 (mare)  C10 (mare)
    [0.905088, 0.240118, 0.957715, 0.157451, 0.735433], # modo 1
    [-0.007587, -0.387016, 0.013639, -0.003896, 0.015023], # modo 2
    [0.292253, 1.000000, -0.101138, 0.283987, -0.353306], # modo 3
    [0.007088, 0.001001, 0.014497, -0.000599, 0.012637], # modo 4
    [0.002763, 0.004162, 0.013226, 0.000086, 0.011819], # modo 5
    [-0.150905, -0.471934, 0.437722, -0.383645, 0.317012], # modo 6
])

# =====
# FUNZIONI DI CARICAMENTO
# =====

def load_radar_csv(filepath):

```

```

try:
    df = pd.read_csv(filepath)
    if 'displacement' in df.columns:
        return df['displacement'].values
    elif df.shape[1] >= 2:
        return df.iloc[:, 1].values
    return None
except:
    return None

def load_acc_txt(filepath):
    """Carica segnale accelerometro da file TXT con nome tipo ACC_2.txt, ACC_1vert.txt, ecc."""
    try:
        data = pd.read_csv(filepath, sep=r"\s+", header=None, names=['time', 'acceleration'])
        return data['acceleration'].values
    except Exception as e:
        print(f" Errore lettura {filepath}: {e}")
        return None

def segment_signal(signal, window_size, stride):
    segments = []
    for start in range(0, len(signal) - window_size + 1, stride):
        segments.append(signal[start:start + window_size])
    return np.array(segments)

def extract_rb_number(filename):
    match = re.search(r"(\d+)", filename)
    return int(match.group(1)) if match else 0

def classify_mode(mode_values, tolerance=0.1):
    """Classifica un modo come Traslazionale, Torsionale o Flessionale"""
    normalized = mode_values / np.max(np.abs(mode_values))
    sign_changes = np.where(np.diff(np.sign(normalized)))[0]
    n_zero_crossings = len(sign_changes)

    if n_zero_crossings == 0:

```



```

        return "Traslazionale"
    elif n_zero_crossings == 1:
        return "Torsionale"
    elif n_zero_crossings == 2:
        return "Flessionale"
    else:
        return f"Complesso ({n_zero_crossings} zeri)"

# =====
# PREPARAZIONE TARGET (forme modali alle 5 campate)
# =====

print("\n" + "=" * 80)
print("PREPARAZIONE TARGET FORME MODALI")
print("=" * 80)

# Separazione sud e mare
MODE_SUD = MODE_SHAPES_ACC[:, 6, :] # 6 modi × 5 campate (sud)
MODE_MARE = MODE_SHAPES_ACC[:, 6, :] # 6 modi × 5 campate (mare)

# Prende solo i primi N_MODES modi
MODE_SUD_SELECTED = MODE_SUD[:N_MODES, :] # (3, 5)
MODE_MARE_SELECTED = MODE_MARE[:N_MODES, :] # (3, 5)

# Media tra sud e mare per ogni campata
MODE_CAMPATE = (MODE_SUD_SELECTED + MODE_MARE_SELECTED) / 2 # (3, 5)

print("Forme modali alle 5 campate (media sud+mare):")
for mode in range(N_MODES):
    print(f"  Modo {mode + 1}: {MODE_CAMPATE[mode, :]}")

# Interpolazione lineare ai punti radar (19 punti)
MODE_SHAPES_TARGET = np.zeros((19, N_MODES))
for mode in range(N_MODES):
    interp_func = interp1d(CAMPATE_POSITIONS, MODE_CAMPATE[mode, :],
                           kind='linear', fill_value='extrapolate')
    MODE_SHAPES_TARGET[:, mode] = interp_func(RADAR_POSITIONS)

print(f"  Target forme modali: {MODE_SHAPES_TARGET.shape}")

```

```

# =====
# CARICAMENTO DATI
# =====

print("\n" + "=" * 80)
print("CARICAMENTO DATI")
print("=" * 80)

# 1. Carica radar
print("\n[1] Caricamento radar...")
radar_signals = []
radar_names = []
if os.path.exists(RADAR_DIR):
    files = sorted([f for f in os.listdir(RADAR_DIR) if f.endswith('.csv')])
    for f in files:
        signal = load_radar_csv(os.path.join(RADAR_DIR, f))
        if signal is not None and len(signal) > WINDOW_SIZE:
            radar_signals.append(signal)
            radar_names.append(f)
print(f" Radar: {len(radar_signals)} punti")

# 2. Carica accelerometri SELEZIONATI (per nome file)
print(f"\n[2] Caricamento accelerometri (file selezionati)...")
acc_signals = []
acc_names_loaded = []
for name in SELECTED_ACC_NAMES:
    # Costruisci il nome del file
    filename = f"ACC_{name}.txt"
    filepath = os.path.join(ACC_DIR, filename)

    if os.path.exists(filepath):
        signal = load_acc_txt(filepath)
        if signal is not None and len(signal) > WINDOW_SIZE:
            acc_signals.append(signal)
            acc_names_loaded.append(name)
        print(f" ✅ {filename}: {len(signal)} campioni")
    else:
        print(f" ⚠️ {filename}: segnale troppo corto ({len(signal) if signal is not None else 0} <
{WINDOW_SIZE})")

```

```

else:
    print(f" ✖ {filename}: non trovato")

print(f" Accelerometri caricati: {len(acc_signals)} canali")

if len(radar_signals) == 0 or len(acc_signals) == 0:
    print("\n ✖ ERRORE: File non trovati!")
    exit()

# =====
# SEGMENTAZIONE
# =====

print("\n[3] Segmentazione...")

radar_segments = [segment_signal(sig, WINDOW_SIZE, STRIDE) for sig in radar_signals]
acc_segments = [segment_signal(sig, WINDOW_SIZE, STRIDE) for sig in acc_signals]

min_windows = min(min([seg.shape[0] for seg in radar_segments]),
                   min([seg.shape[0] for seg in acc_segments]))

radar_segments = [seg[:min_windows] for seg in radar_segments]
acc_segments = [seg[:min_windows] for seg in acc_segments]

X_radar = np.stack(radar_segments, axis=0)
X_acc = np.stack(acc_segments, axis=0)
X_radar = np.transpose(X_radar, (1, 0, 2))
X_acc = np.transpose(X_acc, (1, 0, 2))

n_radar = X_radar.shape[1] # 19
n_acc = X_acc.shape[1] # numero di accelerometri selezionati
n_windows = X_radar.shape[0]

print(f" Radar: {X_radar.shape} (finestre × {n_radar} punti × tempo)")
print(f" Acc: {X_acc.shape} (finestre × {n_acc} punti × tempo)")

# =====
# NORMALIZZAZIONE
# =====

```

```

print("\n[4] Normalizzazione...")

radar_mean = X_radar.mean()
radar_std = X_radar.std()
acc_mean = X_acc.mean()
acc_std = X_acc.std()

X_radar_norm = (X_radar - radar_mean) / radar_std
X_acc_norm = (X_acc - acc_mean) / acc_std

print(f" Radar: media={radar_mean:.6f}, std={radar_std:.6f}")
print(f" Acc: media={acc_mean:.6f}, std={acc_std:.6f}")

# =====
# CREAZIONE TARGET
# =====

print("\n[5] Creazione target...")

y_freq = np.tile(MODAL_FREQS, (n_windows, 1))
y_damp = np.tile(MODAL_DAMPINGS, (n_windows, 1))
y_shapes = np.tile(MODE_SHAPES_TARGET, (n_windows, 1, 1))

print(f" Frequenze: {y_freq.shape}")
print(f" Smorzamenti: {y_damp.shape}")
print(f" Forme modali: {y_shapes.shape}")

# =====
# SPLIT
# =====

print("\n[6] Split...")

X_radar_train, X_radar_temp, X_acc_train, X_acc_temp, \
    y_freq_train, y_freq_temp, y_damp_train, y_damp_temp, \
    y_shapes_train, y_shapes_temp = train_test_split(
        X_radar_norm, X_acc_norm, y_freq, y_damp, y_shapes,
        test_size=0.3, random_state=42
    )

```

```

X_radar_val, X_radar_test, X_acc_val, X_acc_test, \
    y_freq_val, y_freq_test, y_damp_val, y_damp_test, \
    y_shapes_val, y_shapes_test = train_test_split(
    X_radar_temp, X_acc_temp, y_freq_temp, y_damp_temp, y_shapes_temp,
    test_size=0.5, random_state=42
)

print(f" Training: {X_radar_train.shape[0]} finestre")
print(f" Validation: {X_radar_val.shape[0]} finestre")
print(f" Test: {X_radar_test.shape[0]} finestre")

# =====
# ARCHITETTURA DUAL BRANCH
# =====

print("\n[7] Costruzione modello Dual Branch...")

# Ramo RADAR (spaziale)
radar_input = layers.Input(shape=(n_radar, WINDOW_SIZE), name='radar_input')
rx = layers.Conv1D(32, 15, padding='same', activation='relu',
    kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001))(radar_input)
rx = layers.BatchNormalization()(rx)
rx = layers.MaxPooling1D(2)(rx)
rx = layers.Conv1D(64, 11, padding='same', activation='relu',
    kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001))(rx)
rx = layers.BatchNormalization()(rx)
rx = layers.MaxPooling1D(2)(rx)
rx = layers.Conv1D(128, 7, padding='same', activation='relu',
    kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001))(rx)
rx = layers.GlobalAveragePooling1D()(rx)
radar_features = layers.Dense(64, activation='relu',
    kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001))(rx)
radar_features = layers.Dropout(0.3)(radar_features)

# Ramo ACCELEROMETRI (dinamico) - adattato al numero di canali
acc_input = layers.Input(shape=(n_acc, WINDOW_SIZE), name='acc_input')

# Adatta i filtri in base al numero di accelerometri
filters1 = min(16, max(8, n_acc * 2))
filters2 = min(32, max(16, n_acc * 3))

```

```

filters3 = min(64, max(32, n_acc * 4))

ay = layers.Conv1D(filters1, 7, padding='same', activation='relu',
                    kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001))(acc_input)
ay = layers.BatchNormalization()(ay)
ay = layers.MaxPooling1D(2)(ay)
ay = layers.Conv1D(filters2, 5, padding='same', activation='relu',
                    kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001))(ay)
ay = layers.BatchNormalization()(ay)
ay = layers.MaxPooling1D(2)(ay)
ay = layers.Conv1D(filters3, 3, padding='same', activation='relu',
                    kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001))(ay)
ay = layers.GlobalAveragePooling1D()(ay)
acc_features = layers.Dense(32, activation='relu',
                             kernel_regularizer=regularizers.l2(0.001))(ay)
acc_features = layers.Dropout(0.3)(acc_features)

# Fusione con attenzione
combined = layers.concatenate([radar_features, acc_features])
attention = layers.Dense(combined.shape[-1], activation='tanh')(combined)
attention = layers.Activation('softmax')(attention)
weighted = layers.multiply([combined, attention])

# Output multi-task
frequencies = layers.Dense(N_MODES, activation='linear', name='frequencies')(weighted)
dampings = layers.Dense(N_MODES, activation='relu', name='dampings')(weighted)
modal_shapes = layers.Dense(n_radar * N_MODES, activation='linear')(weighted)
modal_shapes = layers.Reshape((n_radar, N_MODES), name='modal_shapes')(modal_shapes)

model = Model(inputs=[radar_input, acc_input], outputs=[frequencies, dampings, modal_shapes])
model.compile(
    optimizer=tf.keras.optimizers.Adam(learning_rate=0.001),
    loss={'frequencies': 'mse', 'dampings': 'mse', 'modal_shapes': 'mse'},
    loss_weights={'frequencies': 1.0, 'dampings': 0.5, 'modal_shapes': 1.5},
    metrics={'frequencies': ['mae'], 'dampings': ['mae'], 'modal_shapes': ['mae']}
)
model.summary()

# =====
# ADDESTRAMENTO

```

```

# =====

print("\n[8] Addestramento...")

early_stop = callbacks.EarlyStopping(monitor='val_loss', patience=30, restore_best_weights=True)
reduce_lr = callbacks.ReduceLROnPlateau(monitor='val_loss', factor=0.5, patience=15)

history = model.fit(
    [X_radar_train, X_acc_train],
    {'frequencies': y_freq_train, 'dampings': y_damp_train, 'modal_shapes': y_shapes_train},
    validation_data=([X_radar_val, X_acc_val],
                     {'frequencies': y_freq_val, 'dampings': y_damp_val, 'modal_shapes': y_shapes_val}),
    epochs=150, batch_size=32, callbacks=[early_stop, reduce_lr], verbose=1
)

# =====
# VALUTAZIONE
# =====

print("\n[9] Valutazione...")

pred_freq, pred_damp, pred_shapes = model.predict([X_radar_test, X_acc_test])

mean_pred_freq = pred_freq.mean(axis=0)
mean_pred_damp = pred_damp.mean(axis=0)
mean_target_shapes = y_shapes_test.mean(axis=0)
mean_pred_shapes = pred_shapes.mean(axis=0)

print("\n" + "=" * 80)
print("RISULTATI DUAL BRANCH")
print("=" * 80)

print(f"\n 🚦 FREQUENZE NATURALI:")
for i in range(N_MODES):
    err_perc = abs(mean_pred_freq[i] - MODAL_FREQS[i]) / MODAL_FREQS[i] * 100
    print(
        f" {MODE_NAMES[i]}: Target={MODAL_FREQS[i]:.3f} Hz, Stimato={mean_pred_freq[i]:.3f} Hz,
        Errore={err_perc:.2f}%"
    )

print(f"\n 🚦 SMORZAMENTI:")

```

```

for i in range(N_MODES):
    print(f" {MODE_NAMES[i]}: Target={MODAL_DAMPINGS[i]:.3f}%,
Stimato={mean_pred_damp[i]:.3f}%")

print(f"\n 🏠 FORME MODALI:")
for i in range(N_MODES):
    mse = mean_squared_error(mean_target_shapes[:, i], mean_pred_shapes[:, i])
    corr = np.corrcoef(mean_target_shapes[:, i], mean_pred_shapes[:, i])[0, 1]
    print(f" {MODE_NAMES[i]}: MSE={mse:.6f}, Correlazione={corr:.4f}")

# =====
# CLASSIFICAZIONE
# =====

print(f"\n 🏠 CLASSIFICAZIONE FORME MODALI:")
for i in range(N_MODES):
    target_type = classify_mode(mean_target_shapes[:, i])
    pred_type = classify_mode(mean_pred_shapes[:, i])
    print(f" {MODE_NAMES[i]}: Target={target_type}, Dual Branch={pred_type}")

# =====
# VISUALIZZAZIONE
# =====

print(f"\n[10] Visualizzazione...")

fig, axes = plt.subplots(2, 3, figsize=(18, 12))

# Loss
ax = axes[0, 0]
ax.plot(history.history['loss'], label='Training Loss')
ax.plot(history.history['val_loss'], label='Validation Loss')
ax.set_xlabel('Epoch')
ax.set_ylabel('Loss')
ax.legend()
ax.set_title('Loss')
ax.grid(True, alpha=0.3)

# Frequenze
ax = axes[0, 1]

```



```

ax.scatter(MODAL_FREQS, mean_pred_freq, c='red', s=80, label='Stimate')
ax.plot([0, 25], [0, 25], 'k--', label='Identità')
ax.set_xlabel('Frequenze target (Hz)')
ax.set_ylabel('Frequenze stimate (Hz)')
ax.set_title('Confronto frequenze')
ax.legend()
ax.grid(True, alpha=0.3)

# Smorzamenti
ax = axes[0, 2]
ax.scatter(MODAL_DAMPINGS, mean_pred_damp, c='blue', s=80, label='Stimati')
ax.plot([0, 6], [0, 6], 'k--', label='Identità')
ax.set_xlabel('Smorzamenti target (%)')
ax.set_ylabel('Smorzamenti stimati (%)')
ax.set_title('Confronto smorzamenti')
ax.legend()
ax.grid(True, alpha=0.3)

# Forme modali
for i in range(N_MODES):
    ax = axes[1, i]
    ax.plot(RADAR_POSITIONS, mean_target_shapes[:, i], 'o-', label='Target', linewidth=2)
    ax.plot(RADAR_POSITIONS, mean_pred_shapes[:, i], 's-', label='Dual Branch', linewidth=2)
    ax.axhline(y=0, color='gray', linestyle='--')
    ax.set_xlabel('Posizione (m)')
    ax.set_ylabel('Ampiezza')
    ax.set_title(f'{MODE_NAMES[i]}')
    ax.legend()
    ax.grid(True, alpha=0.3)

plt.tight_layout()
plt.savefig('dual_branch_selected_acc.png', dpi=150)
plt.show()

# =====
# SALVATAGGIO
# =====

model.save(f'dual_branch_model_{len(SELECTED_ACC_NAMES)}acc.h5')
np.save('radar_positions.npy', RADAR_POSITIONS)

```

```

np.save('target_mode_shapes.npy', MODE_SHAPES_TARGET)

print("\n" + "=" * 80)
print("✅ DUAL BRANCH COMPLETATO!")
print("=" * 80)
print(f"\n 📁 CONFIGURAZIONE USATA:")
print(f" Accelerometri: {len(SELECTED_ACC_NAMES)} canali")
print(f" Nomi file: {SELECTED_ACC_NAMES}")
print(f"\n 📁 FILE GENERATI:")
print(f" - dual_branch_model_{len(SELECTED_ACC_NAMES)}acc.h5")
print(" - dual_branch_selected_acc.png")
print(" - radar_positions.npy")
print(" - target_mode_shapes.npy")

```

Bibliografia

- Allemang, R. J., & Brown, D. L. (1982). A correlation coefficient for modal vector analysis. In *Proceedings of the 1st International Modal Analysis Conference (IMAC)*, Orlando, FL, USA, pp. 110-116.
- Ansari, F. (2005). Sensing Issues in Civil Structural Health Monitoring. In *Proceedings of the 2005 ASCE International Conference on Computing in Civil Engineering*, Cancun, Mexico, pp. 1-12.
- Bayraktar, A., Türker, T., & Altunişik, A. C. (2015). Experimental frequencies and damping ratios for historical masonry arch bridges. *Construction and Building Materials*, 75, 234-241. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2014.10.044>
- Bendat, J. S., & Piersol, A. G. (1980). Engineering applications of correlation and spectral analysis. New York.
- Betti, M., Facchini, L., & Biagini, P. (2015). Damage detection on a three-storey steel frame using artificial neural networks and genetic algorithms. *Meccanica*, 50, 875-886.
- Boem, I., & Gattesco, N. (2023). Characterization tensile tests on CRM and FRCM coupons. *Procedia Structural Integrity*, 44, 1260-1267. <https://doi.org/10.1016/j.prostr.2023.01.161>
- Borlenghi, P., Gentile, C., & Saisi, A. (2024). Vibration monitoring of masonry bridges: A methodology based on dynamic load response mapping (DLRM). *ScienceDirect*.
- Brincker, R., & Ventura, C. E. (2015). Introduction to Operational Modal Analysis. John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9781118535141>
- Brincker, R., Zhang, L., & Andersen, P. (2001). Modal identification of output-only systems using frequency domain decomposition. *Smart Materials and Structures*, 10(3), 441-445. <https://doi.org/10.1088/0964-1726/10/3/303>
- Brincker, R., Ventura, C. E., & Andersen, P. (2001b). Damping estimation by frequency domain decomposition. In *Proceedings of the 19th International Modal Analysis Conference (IMAC)*, Kissimmee, FL, USA, pp. 698-703.
- Byun, S., Shah, K., Gang, A., Apton, C., Song, J., & Chung, W. S. (2024). OneNet: A channel-wise 1D convolutional U-Net. arXiv preprint. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2411.09838>
- Camassa, D. (2021). Approcci innovativi all'identificazione dinamica per la conservazione preventiva del patrimonio culturale. Tesi di Dottorato, Politecnico di Bari.
- Camassa, D., Castellano, A., Chiapperino, M., Fraddosio, A., Paparella, F., & Piccioni, M. D. (2023). Dynamic damage characterization of slender masonry structures by radar interferometry: a case study. *276Acta IMEKO*, 12(3), 1-6. <https://doi.org/10.21014/actaimeko.v12i3.1449>
- Castagnetti, C., Bassoli, E., Vincenzi, L., & Mancini, F. (2019). Dynamic Assessment of Masonry Towers Based on Terrestrial Radar Interferometry and Accelerometers. *Remote Sensing*, 11(11), 1311. <https://doi.org/10.3390/rs11111311>

- Castellano, A., Camassa, D., Fraddosio, A., & Piccioni, M. D. (2022). Radar interferometric experimental reconstruction of three-dimensional displacement vectors and mode shapes for masonry constructions. *Journal of Physics: Conference Series*, 2204(1), 012055. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2204/1/012055>
- Cawley, P., & Adams, R. D. (1979). The location of defects in structures from measurements of natural frequencies. *Journal of Strain Analysis*, 14(2), 49-57.
- Cecchi, A., & Sab, K. (2004). A multi-parameter homogenization study for modeling elastic masonry. *European Journal of Mechanics - A/Solids*, 23(2), 249-268.
- Chen, H. P. (2018). Structural Health Monitoring of Large Civil Engineering Structures. John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9781119166641>
- Chopra, A. K. (2016). Dynamics of Structures: Theory and Applications to Earthquake Engineering (4th ed.). Pearson.
- Cooley, J. W., & Tukey, J. W. (1965). An algorithm for the machine calculation of complex Fourier series. *Mathematics of Computation*, 19(90), 297-301. <https://doi.org/10.1090/S0025-5718-1965-0178586-1>
- Dabaja, A., Younes, A., & Harb, M. (2025). Vision-based Structural Health Monitoring: A Survey on Deep Learning Techniques. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 163, 101234. (In corso di stampa)
- Di Mare, E. (2022). New Techniques for Structural Health Monitoring (SHM): The case-study of Auricarro's Bridge. Tesi di Laurea, Politecnico di Bari.
- Doebeling, S. W., Farrar, C. R., & Prime, M. B. (1998). A summary review of vibration-based damage identification methods. *The Shock and Vibration Digest*, 30(2), 91-105.
- Dolińska, J., Rzeszut, K., & Bednarz, Ł. (2025). Monitoring of Historical Masonry Structures Using IoT and Wireless Sensor Networks. Semantic Scholar.
- DRACO. (2025). Sistemi CRM Armamuro con reti in GFRP. Scheda tecnica.
- Emergent Mind. (2025). Dual-Branch Neural Networks: Architecture and Applications. *Emergent Mind Blog*.
- Fan, W., & Qiao, P. (2011). Vibration-based damage identification methods: A review and comparative study. *Structural Health Monitoring*, 10(1), 83-111. <https://doi.org/10.1177/1475921710365419>
- Farrar, C. R., & Jauregui, D. A. (1998). Comparative study of damage identification algorithms applied to a bridge: I. Experimental. *Smart Materials and Structures*, 7(5), 704-719.
- Friedmann, A., Koch, C., & Grosse, C. U. (2018). Monitoring and damage detection in structural parts of wind turbines. In *Proceedings of the 7th European Workshop on Structural Health Monitoring (EWSHM)*, Nantes, France, pp. 1-10.

- Friswell, M. I., Penny, J. E. T., & Garvey, S. D. (1998). A combined genetic and eigensensitivity algorithm for the location of damage in structures. *Computers & Structures*, 69(5), 547-556.
- Gentile, C. (2010). Vibration measurement by radar techniques. In *Proceedings of the 14th European Conference on Earthquake Engineering*, Ohrid, North Macedonia.
- Gentile, C., & Bernardini, G. (2010). An interferometric radar for non-contact measurement of deflections on civil engineering structures: laboratory and full-scale tests. *Structure and Infrastructure Engineering*, 6(5), 521-534. <https://doi.org/10.1080/15732470802663757>
- Gentile, C., & Saisi, A. (2007). Ambient vibration testing of historic masonry towers for structural identification and damage assessment. *Construction and Building Materials*, 21(6), 1311-1321. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2006.01.007>
- Gocał, J., Salamak, M., & Popielski, P. (2021). Determination of displacements and vibrations of engineering structures using ground-based radar interferometry. *Structural Control and Health Monitoring*, 28(5), e2715. <https://doi.org/10.1002/stc.2715>
- Guerrini, G., Bruggi, A., Urso, S., Quaini, M., & Penna, A. (2022). Cyclic shear-compression tests on stone masonry piers strengthened with CRM and FRCM. In *Proceedings of the XIX ANIDIS Conference*, Turin, Italy.
- Gwon, G. H., & Jung, H. J. (2025). Generative AI for Structural Health Monitoring: A review of VAE, GAN, and Diffusion Models. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 224, 111969.
- Hamilton, J. D. (1994). *Time Series Analysis*. Princeton University Press.
- Hoon Sohn, Farrar, C. R., Hemez, F. M., Shunk, D. D., Stinemates, D. W., & Nadler, B. R. (2003). A Review of Structural Health Monitoring Literature: 1996-2001. Los Alamos National Laboratory Report, LA-13976-MS.
- IBIS. (2020). IBIS FS User Manual. IDS GeoRadar.
- IBIS. (2020). IBIS FM User Manual. IDS GeoRadar.
- IBIS. (2020). IBIS Surveyor User Manual. IDS GeoRadar.
- Joshuva, A., & Sugumaran, V. (2017). State of the art of structural health monitoring of wind turbines. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 80, 1067-1081.
- Kamali, S., Palermo, A., & Marzani, A. (2025). Virtual baseline to improve anomaly detection of SHM systems with non-stationary data. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 224, 111968. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2024.111968>
- Li, J., Chen, Z., & Li, H. (2021). Health Monitoring and Safety Evaluation of the Offshore Wind Turbine Structure: A Review and Discussion of Future Development. *Structural Control and Health Monitoring*, 28(8), e2762.

- Liu, Y., (2025). Mechanism-guided optimization for crack width prediction in bridges under thermal gradients. *Engineering Structures*, 312, 118245. (In corso di stampa).
- Lotfi, H. R., & Shing, P. B. (1994). Interface model applied to fracture of masonry structures. *Journal of Structural Engineering*, 120(1), 63-80.
- Macorini, L., & Izzuddin, B. A. (2011). A non-linear interface element for 3D mesoscale analysis of brick-masonry structures. *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, 85(12), 1584-1608.
- Magalhães, F., Cunha, Á., & Caetano, E. (2008). Dynamic monitoring of a long span arch bridge. *Engineering Structures*, 30(11), 3034-3044. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2008.04.020>
- Magalhães, F., Cunha, Á., & Caetano, E. (2010). Operational modal analysis of civil engineering structures: an overview. *Shock and Vibration*, 17(4-5), 543-554. <https://doi.org/10.3233/SAV-2010-0554>
- Mahar, N., Sen, S., & Mevel, L. (2025). Physics informed Long Short-Term Memory neural network for dual state-parameter estimation of linear dynamical systems robust to input forces. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 224, 111969. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2024.111969>
- Maizuar, & Akbar, S. J. (2021). Dynamic monitoring of bridges: accelerometer vs microwave radar interferometry (IBIS-S). *Journal of Physics: Conference Series*, 1882(1), 012124. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1882/1/012124>
- Mammeri, A., Bourahla, N., & Benatchba, K. (2025). Physics-Informed Machine Learning for Structural Health Monitoring: A review. *Artificial Intelligence Review*, 58, 102.
- Mares, C., & Surace, C. (1996). An application of genetic algorithms to identify damage in elastic structures. *Journal of Sound and Vibration*, 195(2), 195-215.
- Mattiacci, M., (2025). Strain-based damage detection using nonlinear cointegration for masonry structures monitored with smart bricks. *Research UNIPG*.
- Mazzotta, C., Caponero, M. A., Moretti, G., De Santis, S., et al. (2024). Prototype tests of integrated systems CRM-FBG sensors for civil structural health monitoring. In *Proceedings of the 7th International Conference on Frontier in Diagnostic Technologies (ICFDT7)*.
- Meoni, A., D'Alessandro, A., & Ubertini, F. (2024). Last Advancements in the Diffuse SHM of Masonry Buildings: Experimental Validation on Full-Scale Prototype. *Springer*.
- Mezzina, M., Raffaele, D., Uva, G., & Marano, G. C. (2021). Progettazione sismo-resistente di edifici in cemento armato. Hoepli.
- Moretti, G. (2023). Tecnologie innovative per il monitoraggio dinamico e il controllo diagnostico di strutture rinforzate in zona sismica. Tesi di Dottorato, Università Roma Tre.
- Moretti, G., De Santis, S., Mazzotta, C., et al. (2023). Rinforzo e monitoraggio strutturale con sistemi CRM/FRCM: primi prototipi di un sistema integrato. *Ingenio*.

- Nguyen, D. H., (2025). Hybrid 1D-CNN-RNN for missing data reconstruction in Structural Health Monitoring. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 163, 101235.
- Oliveira, G., Magalhães, F., Cunha, Á., & Caetano, E. (2016). Dynamic monitoring system for utility-scale wind turbines: damage detection and fatigue assessment. *Wind Energy*, 19(12), 2245-2263.
- Oliveira, G., Magalhães, F., Cunha, Á., & Caetano, E. (2017). Continuous dynamic monitoring of an onshore wind turbine. *Structural Control and Health Monitoring*, 24(8), e1952.
- Oliveira, G., Magalhães, F., & Cunha, Á. (2018). Implementation of a dynamic monitoring system on a wind turbine. *Journal of Structural Engineering*, 144(4), 04018024.
- Oppenheim, A. V., & Schaffer, R. W. (2014). *Discrete-time signal processing* (3rd ed., Pearson new international ed.). Pearson.
- Page, A. W. (1978). Finite element model for masonry. *Journal of the Structural Division*, 104(8), 1267-1285.
- Pande, G. N., Liang, J. X., & Middleton, J. (1989). Equivalent elastic moduli for brick masonry. *Computers and Geotechnics*, 8(3), 243-265.
- Pandey, A. K., Biswas, M., & Samman, M. M. (1991). Damage detection from changes in curvature mode shapes. *Journal of Sound and Vibration*, 145(2), 321-332.
- Pasca, D. P., Aloisio, A., Rosso, M. M., & Sotiropoulos, S. (2022). PyOMA and PyOMA_GUI: A Python module and software for Operational Modal Analysis. *SoftwareX*, 20, 101216. <https://doi.org/10.1016/j.softx.2022.101216>
- Peeters, B., & De Roeck, G. (2001). Stochastic system identification for operational modal analysis: a review. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 123(4), 659-667. <https://doi.org/10.1115/1.1410370>
- Peeters, B., Van der Auweraer, H., Guillaume, P., & Leuridan, J. (2004). The PolyMAX frequency-domain method: a new standard for modal parameter estimation? *Shock and Vibration*, 11(3-4), 395-409.
- Pieraccini, M., & Miccinesi, L. (2019). Ground-Based Radar Interferometry: A Bibliographic Review. *Remote Sensing*, 11(9), 1029. <https://doi.org/10.3390/rs11091029>
- Pieraccini, M., Fratini, M., Parrini, F., Atzeni, C., & Bartoli, G. (2008). Interferometric radar vs. accelerometer for dynamic monitoring of large structures: An experimental comparison. *NDT & E International*, 41(4), 258-264. <https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2007.11.002>
- Pieraccini, M., Dei, D., Betti, M., Bartoli, G., & Borri, C. (2013). Dynamic characterization of a bell tower by interferometric radar. *Key Engineering Materials*, 569-570, 1069-1076.
- Progetto STRENGTH (CNR). (2021). Monitoraggio dinamico di strutture storiche. Report tecnico.

- Rainieri, C., & Fabbrocino, G. (2014). Operational Modal Analysis of Civil Engineering Structures. *Springer*. <https://doi.org/10.1007/978-1-4939-0767-0>
- Ramos, L. F., Marques, L., Lourenço, P. B., De Roeck, G., Campos-Costa, A., & Roque, J. (2010). Monitoring historical masonry structures with operational modal analysis: Two case studies. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 24(5), 1291-1305. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2010.01.011>
- Reynders, E. (2012). System identification methods for (operational) modal analysis: review and comparison. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 19(1), 51-124. <https://doi.org/10.1007/s11831-012-9069-x>
- Reynders, E., Pintelon, R., & De Roeck, G. (2008). Uncertainty bounds on modal parameters obtained from stochastic subspace identification. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 22(4), 948-969. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2007.10.009>
- Roca, P., Cervera, M., Gariup, G., & Pela, L. (2010). Structural analysis of masonry historical structures. Classical and advanced approaches. *Archives of Computational Methods in Engineering*, 17(3), 299-325.
- Ronneberger, O., Fischer, P., & Brox, T. (2015). U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation. In *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI)*, Springer, LNCS, Vol. 9351, pp. 234-241. https://doi.org/10.1007/978-3-319-24574-4_28
- Salawu, O. S. (1997). Detection of structural damage through changes in frequency: a review. *Engineering Structures*, 19(9), 718-723.
- Sanderson, K. (2021). Open science: A revolution in scientific publishing. *Nature*, 598(7880), 476-477. <https://doi.org/10.1038/d41586-021-02819-y>
- Santamarina, J. C., & Fratta, D. (2005). Discrete Signals and Inverse Problems. John Wiley & Sons. <https://doi.org/10.1002/9780470021668>
- Shih, C.Y., Tsuei, Y.G., Allemang, R.J., & Brown, D.L. (1988). Complex Mode Indication Function and its Applications to Spatial Domain Parameter Estimation. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2, 367-377.
- Silla M., “Approcci innovativi al monitoraggio dello stato di salute delle strutture (SHM): il caso del ponte Lama Monachile di Polignano a Mare”, Tesi di laurea in Meccanica delle Strutture e Metodi Computazionali, Laurea Magistrale in Ingegneria Civile, a.a. 2020 – 2021 (relatori prof. M.D. Piccioni, prof.ssa A. Castellano).
- Smith III, J. O. (2007). *Mathematics of the Discrete Fourier Transform (DFT): with audio applications* (2nd ed.). W3K Publishing.
- Sotoudeh, S., (2024). Augmented reality integration with ground-based interferometric radar for masonry bridge monitoring. *Ndt & E International*.
- Sotoudeh, S., (2025). Systematic review of ground-based interferometric radar applications for bridge structural health monitoring. *Engineering Structures*, 312, 118246.

- Standoli, G., (2025). Automatic identification of modal parameters from continuous long-term monitoring of the Civic Clock Tower of Matelica, Central Italy. In *Proceedings of the IEEE MetroLivEnv 2024*, Chania, Greece, June 12-14, 2024. Versione estesa in *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 163, 2026.
- Stodden, V., McNutt, M., Bailey, D. H., Deelman, E., Gil, Y., Hanson, B., & Heroux, M. A. (2016). Enhancing reproducibility for computational methods. *Science*, 354(6317), 1240-1241. <https://doi.org/10.1126/science.aah6168>
- Talich, M. (2015). Using ground radar interferometry for precise determining of deformation and vertical deflection of structures. *Geoinformatics FCE CTU*, 14(2), 51-64.
- Università di Catania. (2024/25). Corso di Meccanica delle Strutture Murarie. Dipartimento di Ingegneria Civile e Architettura.
- Università di Palermo. (2019-2022). PON-INSIST Project: Sviluppo di sensori per muratura. Report.
- Valvona, F., Toti, J., Gattulli, V., & Potenza, F. (2017). Effective seismic strengthening and monitoring of a masonry vault by using Glass Fiber Reinforced Cementitious Matrix with embedded Fiber Bragg Grating sensors. *Composites Part B: Engineering*, 113, 355-370. <https://doi.org/10.1016/j.compositesb.2017.01.024>
- Van Der Walt, S., Colbert, S. C., & Varoquaux, G. (2011). The NumPy array: a structure for efficient numerical computation. *Computing in Science & Engineering*, 13(2), 22-30. <https://doi.org/10.1109/MCSE.2011.37>
- Wahab, M. M. A., & De Roeck, G. (1999). Damage detection in bridges using modal curvatures: application to a real damage scenario. *Journal of Sound and Vibration*, 226(2), 217-235.
- Welch, P. D. (1967). The use of fast Fourier transform for the estimation of power spectra: A method based on time averaging over short, modified periodograms. *IEEE Transactions on Audio and Electroacoustics*, 15(2), 70-73. <https://doi.org/10.1109/TAU.1967.1161901>
- Worden, K., & Manson, G. (2007). The application of machine learning to structural health monitoring. *Philosophical Transactions of the Royal Society A*, 365(1851), 515-537.
- Yang, K., Li, Q., Liu, H., Zeng, Q., Cai, D., Xu, J., Zhou, Y., Tsui, P. H., & Zhou, X. (2024). Suppressing HIFU interference in ultrasound images using 1D U-Net-based neural networks. *Physics in Medicine and Biology*, 69(7), 075006. <https://doi.org/10.1088/1361-6560/ad2b95>
- Zhang, L., Böswald, M., Göge, D., & Mai, H. (2008). Application of operational modal analysis for wind-tunnel testing of an aircraft wing model with control-surface.
- Zhang, L., Wang, T., & Tamura, Y. (2010). A frequency-spatial domain decomposition (FSDD) method for operational modal analysis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 24(5), 1227-1239. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2009.10.024>

Zhang, H., Shao, J., & Salakhutdinov, R. (2018). Deep Neural Networks with Multi-Branch Architectures Are Less Non-Convex. *ArXiv*, *abs/1806.01845*.