



Sistema di monitoraggio INtelligente per la Sicurezza delle InfraStrutture urbane

Codice Progetto: ARS01_00913 (CUP E64E18000110005)

Durata del progetto: n. 42 mesi. Dal 01/05/2019 al 31/10/2022

DELIVERABLE

OR 3

Partners

- Università di Napoli Federico II (Soggetto Capofila)
- CNR ITC (socio di STRESS scarl)
- Consorzio Integra (socio di STRESS scarl)
- IOTSAFE
- MAPEI
- Politecnico di Torino
- STMicroelectronics
- STRESS scarl
- Tecno In (socio di STRESS scarl)
- Tecnosistem (socio di STRESS scarl)
- Università di Bergamo
- Università di Bologna
- Università di Palermo
- Università di Roma Tor Vergata



UNIONE EUROPEA
Fondo Sociale Europeo
Fondo Europeo di Sviluppo Regionale

Informazioni del Deliverable		
Numero documento	<i>D.3</i>	
Diffusione documento	<i>Privato</i>	
Titolo del documento	<i>Report delle attività</i>	
Obiettivo Realizzativo	<i>OR3</i>	
Coordinatore OR	<i>Università degli Studi di Napoli – Federico II</i>	
Stato del documento		
Verificato (Coordinatori OR)	<i>15/12/2022</i>	<i>Prof. Ing. Domenico Asprone Prof. Ing. Fulvio Parisi</i>
Approvato (Coordinatore Progetto)	<i>21/12/2022</i>	<i>Prof. Ing. Edoardo Cosenza</i>

PREMESSA

Il presente elaborato riporta i risultati delle attività di ricerca condotte nell'ambito dell'OR3 del progetto INSIST. La finalità di tale OR è stata la generazione e aggiornamento di modelli strutturali intelligenti e protocolli di monitoraggio.

Soggetti coinvolti:

- Università degli Studi di ROMA "Tor Vergata"
- Università degli Studi di BERGAMO
- Politecnico di TORINO
- Università degli Studi di PALERMO
- Università degli Studi di BOLOGNA
- Università degli Studi di Napoli Federico II

L'OR3 ha avuto come obiettivo lo sviluppo di modelli strutturali intelligenti in grado di elaborare i dati provenienti dal monitoraggio e valutare la sicurezza della struttura. Per ottenere tale risultato sono state analizzati due aspetti cruciali del processo metodologico ovvero la modellazione numerica delle opere soggette a monitoraggio e la costruzione di modelli di interpretazione dei dati per la costruzione di sistemi in grado di rilevare, localizzare e quantificare il danneggiamento strutturale.

Tutte le informazioni e le analisi contenute nel documento hanno finalità di ricerca e la loro citazione può essere ricondotta al Progetto INSIST - Sistema di monitoraggio INtelligente per la Sicurezza delle InfraStrutture urbane (ARS01_00913).

SOMMARIO

1	DESCRIZIONE DELL’OBIETTIVO REALIZZATIVO E DELLE ATTIVITÀ.....	5
2	Aggiornamento di modelli strutturali tramite tecniche di model updating.....	6
2.1	Descrizione attività: applicazione ad un modello di telaio in acciaio.....	7
2.2	Applicazione ad un viadotto ferroviario.....	9
2.3	Identificazione di variazioni di rigidezza tramite modelli autoregressivi.....	12
2.4	Caso studio e risultati attività.....	13
3	Modelli per la rilevazione del danneggiamento strutturale.....	14
3.1	Descrizione attività.....	14
3.2	Metodologia.....	14
3.2.1	Identificazione del sistema.....	16
3.2.2	Esistenza del danno.....	17
3.2.3	Localizzazione del danno.....	20
3.3	Descrizione del setup di prova.....	23
3.4	Validazione e risultati.....	25
3.4.1	Identificazione del sistema.....	25
3.4.2	Esistenza del danno.....	26
3.4.3	Localizzazione del danno.....	27
4	Approcci supervisionati per la damage detection di ponti.....	32
4.1	Descrizione attività.....	32
4.2	Damage Detection Decision Tree Ensemble.....	33
4.3	Layout-Aware Extreme learning Machine.....	37
4.4	Adaptive Large Neighborhood Search per la manutenzione ottimizzata.....	42
5	Modelli per impalcati a graticcio: dalla realizzazione al monitoraggio.....	49
5.1	Scrittura di un codice f.e.m. per la soluzione degli impalcati a graticcio.....	49
5.2	Descrizione Applicazione del codice PyNiteFEA alla modellazione di un ponte a graticcio	

5.3	Monitoraggio di un impalcato a graticcio con inclinometri e studio degli effetti della temperatura sulle misure	53
6	Modelli per prove: applicazione di sensori su un telaio in muratura	57
6.1	Descrizione attività.....	57
6.2	Applicazione dei sensori su una parete in muratura: dettagli del modello e modalità di prova	57
6.3	Simulazione numerica della prova	60
6.4	Risultati attività	61
7	Sviluppo di un modello strutturale per la simulazione delle condizioni reali di carico e la valutazione della sicurezza strutturale	63
7.1	Descrizione attività.....	63
7.2	Geometria degli elementi	63
7.3	Condizioni al contorno, caratteristiche dei materiali e legami di interfaccia.....	65
7.4	Condizioni di carico ed analisi	66
7.5	Punti di controllo	68
7.6	Risultati attività	69
8	Identificazione del danno strutturale dopo un evento sismico tramite indici di danno.....	78
8.1	Descrizione attività.....	78
8.2	Applicazione a caso studio di edificio in c.a. residenziale.....	78
8.3	Applicazione a caso studio di edificio in c.a. prefabbricato industriale. Indici di danno e stima delle perdite	82
8.4	Indice di danno sismico basato sulla trasformata di Hilbert-Huang	84
8.5	Risultati attività	85
9	IMPATTO ATTESO	86
10	CONCLUSIONI.....	87

1 DESCRIZIONE DELL’OBIETTIVO REALIZZATIVO E DELLE ATTIVITÀ

L’obiettivo realizzativo in oggetto ha avuto come finalità l’analisi e lo sviluppo di metodologie per modellazione numerica del comportamento strutturale e l’interpretazione dello stesso mediante tecniche di identificazione del danneggiamento strutturale.

I modelli strutturali rappresentano strumenti fondamentali per la comprensione e la simulazione del comportamento di strutture e infrastrutture. In particolare, nell’ingegneria civile sono molto diffusi modelli basati sul metodo degli elementi finiti che vengono impiegati per una pluralità di scopi. È evidente che l’attendibilità dei risultati forniti da un modello dipenda da quanto questo sia accurato. Le inevitabili incertezze sulla geometria degli elementi, le condizioni di vincolo, le caratteristiche meccaniche, le masse e le condizioni di carico indicano la necessità di adottare ipotesi semplificative e approssimazioni, che possono essere soggettive e quindi influire negativamente sui risultati. Questo ha determinato un approfondimento delle metodologie di modellazione strutturale per il caso d’uso del monitoraggio strutturale. Infatti, sebbene siano ampiamente diffusi approcci che a vantaggio di sicurezza sovrastimano carichi, deformazioni e stress negli elementi strutturali correntemente utilizzati per la verifica delle strutture, tali metodologie diventano deficitario nell’approccio del monitoraggio che richiede elevata aderenza tra realtà e modello.

Inoltre, nell’ambito delle attività progettuali, il focus delle attività di ricerca è stato lo studio di algoritmi di intelligenza artificiale per il monitoraggio strutturale e il supporto alle decisioni.

Il monitoraggio della salute strutturale (SHM) è una tecnologia utilizzata per valutare le condizioni di una struttura e identificare eventuali danni o difetti potenziali. In genere, ciò avviene installando sulla struttura sensori in grado di misurare vari parametri, quali deformazione, spostamento, temperatura e vibrazioni. I dati raccolti da questi sensori vengono poi analizzati per determinare lo stato attuale della struttura e i potenziali problemi da affrontare. Tutto ciò richiede modelli interpretativi complessi che consentano sia di valutare lo stato di salute ma anche suggerire quando e come intervenire secondo diverse logiche di ottimizzazione.

2 Aggiornamento di modelli strutturali tramite tecniche di model updating

Le tecniche di model updating hanno lo scopo di aumentare l'accuratezza dei modelli, attraverso una loro calibrazione a partire da risultati sperimentali. Tali tecniche si basano sulla definizione di problemi di ottimizzazione nei quali si cerca di minimizzare una funzione obiettivo che misura la discrepanza tra le osservazioni sperimentali e le previsioni dei modelli. Una delle aree dell'ingegneria civile nella quale le tecniche di model updating trovano maggiori applicazioni è quella dello structural health monitoring in relazione alla detezione de danno. L'idea di base è che i fenomeni di danneggiamento possano causare una riduzione di rigidità di alcune parti delle strutture e quindi una modifica delle proprietà dinamiche. Nell'ambito del model based damage detection in letteratura è stato mostrato che su strutture semplici è possibile identificare l'insorgere di alcune forme di danneggiamento, localizzarle e quantificarle; su strutture complesse non è ancora del tutto chiaro quali siano le possibilità di identificazione, localizzazione e quantificazione.

Gli approcci più classici per il model updating si basano sulla minimizzazione di una funzione costo basata sulla differenza tra le frequenze naturali sperimentali e numeriche:

$$e_F(\mathbf{x}) = \sum_{m=1}^M \left(\frac{f_{num,m}(\mathbf{x}) - f_{exp,m}}{f_{exp,m}} \right)^2$$

Dove \mathbf{x} rappresenta un vettore di parametri di modello da ottimizzare, M è il numero di modi di vibrare considerati e $f_{num,m}$ e $f_{exp,m}$ rappresentano rispettivamente la m -esima frequenza numerica e sperimentale. Sebbene una funzione di costo basata sulle sole frequenze possa consentire un'efficace calibrazione dei parametri in problemi semplici, è stato mostrato in letteratura che criteri basati sulle forme modali possano portare a risultati più accurati. È quindi possibile definire una funzione di costo basata sulla differenza tra le forme modali, ad esempio:

$$e_M(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^N \left(\frac{1 - \text{MAC}(\phi_{num,m}, \phi_{exp,m})}{\text{MAC}(\phi_{num,m}, \phi_{exp,m})} \right)^\gamma$$

dove $\phi_{exp,m}$ e $\phi_{num,m}$ rappresentano le m -forme modali sperimentali e numeriche, γ è un esponente che in letteratura assume valori compresi tra 0.5 e 2 e $\text{MAC}(.,.)$ indica il modal assurance criterion. È inoltre possibile combinare le due espressioni precedenti in un'unica funzione obiettivo, assegnando a ciascuna di esse un opportuno peso, ad esempio:

$$H(\mathbf{x}) = \alpha e_F(\mathbf{x}) + (1 - \alpha) e_M(\mathbf{x})$$

con α compreso tra 0 e 1.

Una volta definita un'opportuna funzione di costo questa deve essere minimizzata, facendo variare i parametri del modello, definendo quindi un problema di ottimizzazione. Le due principali famiglie di metodi di soluzione sono quelle basate sul gradiente e quelle non basate sul gradiente. Il secondo gruppo di metodi, che include algoritmi genetici, algoritmi evolutivi, etc., è certamente molto robusto e poco sensibile alla definizione del punto iniziale ma presenta lo svantaggio di richiedere un significativo onere computazionale, causato dall'alto numero di valutazioni della funzione di costo. Tale problematica può essere mitigata tramite l'impiego di metamodelli.

2.1 Descrizione attività: applicazione ad un modello di telaio in acciaio

Le tecniche di model updating descritte nella Sezione precedente sono state applicate ad un modello di telaio in acciaio (Figura 1). Su di esso sono stati installati 3 dei nodi sensore sviluppati dall'unità di Bologna nell'ambito del progetto, al fine di identificarne frequenze e forme modali. Il telaio è stato eccitato sfruttando vibrazioni ambientali.

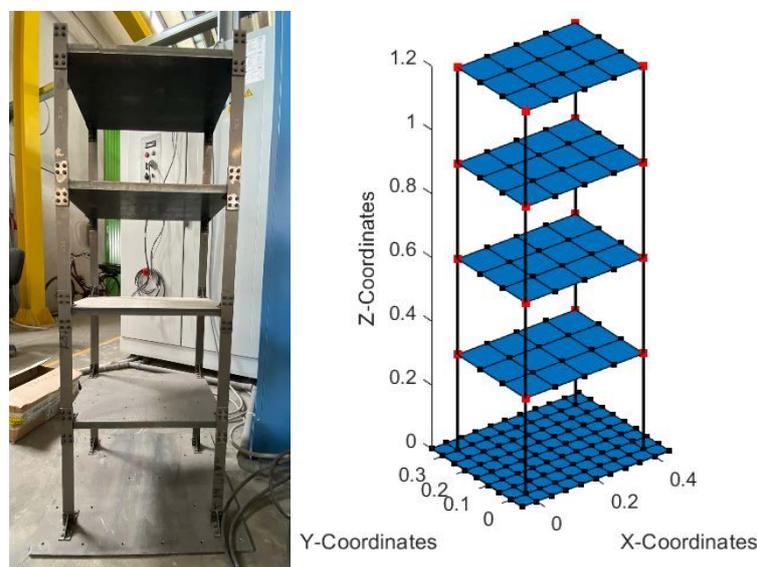


Figura 1. Struttura in acciaio oggetto di studio e relativo modello FEM.

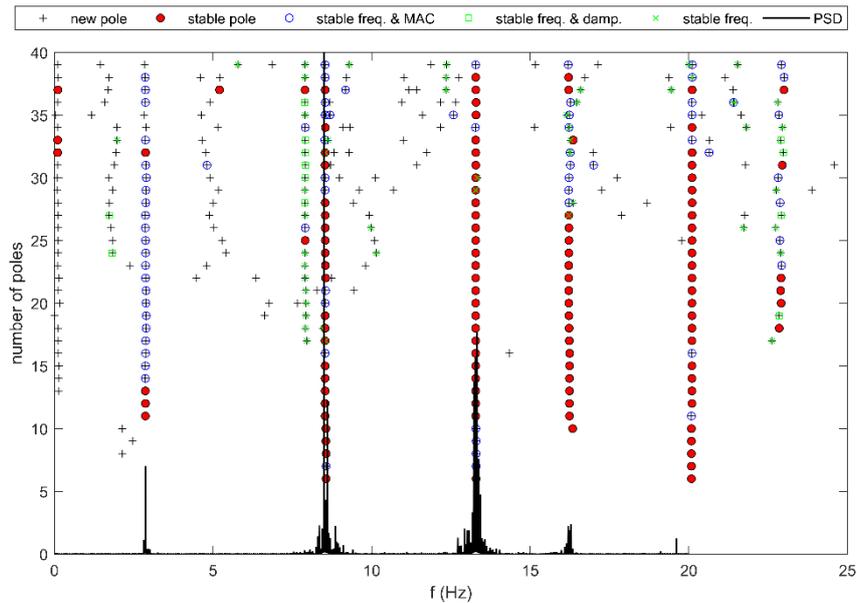


Figura 2, Diagramma di stabilizzazione per l'algoritmo COV-SSI.

Le registrazioni fornite dagli accelerometri MEMS installati sono state analizzate tramite l'algoritmo di identificazione strutturale nel dominio del tempo Covariance Driven Stochastic Subspace Identification, tramite il quale sono state stimate le frequenze e le forme modali della struttura (Figura 2).

È stato quindi realizzato un modello FEM tramite il software opensource Opensees. Sono stati quindi considerati come parametri da ottimizzare le rigidzze dei collegamenti tra i pilastri e gli orizzontamenti e la rigidzza del vincolo alla base. È stata definita una funzione di costo basata sia sulle frequenze che sulle forme modali. È stato implementato in ambiente Matlab un software che risolve automaticamente il problema di ottimizzazione, interfacciandoci con il software FEM, tramite un algoritmo del tipo pattern search. La Figura 3 mostra un confronto tra le forme modali numeriche e le controparti sperimentali, in generale è stata osservata una buona corrispondenza.

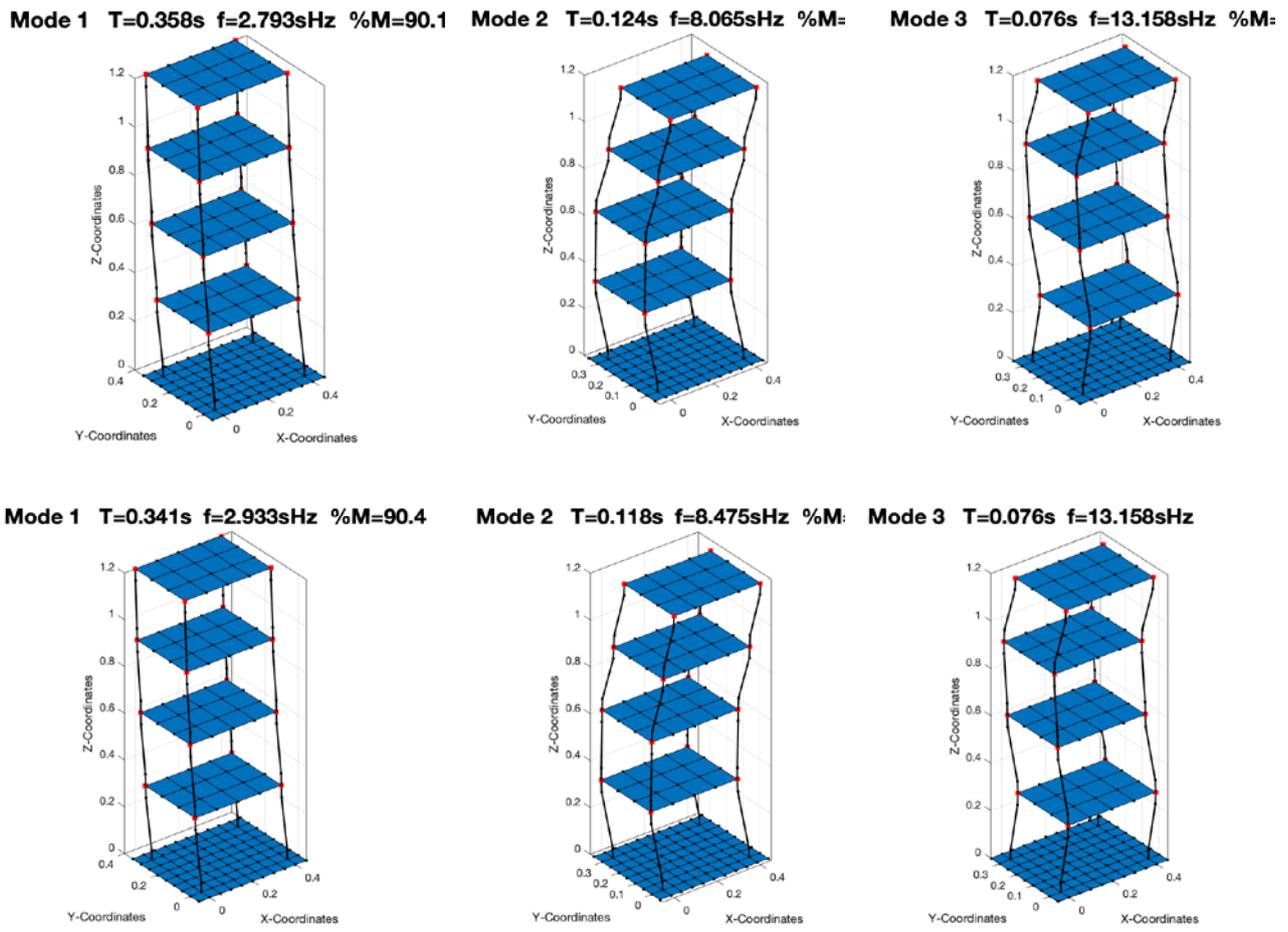


Figura 3, Confronto tra forme modali sperimentali e relative forme numeriche.

2.2 Applicazione ad un viadotto ferroviario

Una seconda applicazione delle tecniche di model updating sviluppate nell'ambito del progetto ha riguardato un viadotto per l'alta velocità ferroviaria con travi a cassone in CAP (Figura 4). Su di esso sono stati installati i nodi sensore MEMS sviluppati da UniBo nell'ambito del progetto, in particolare sono stati posizionati secondo lo schema riportato in Figura 5. Sono state quindi raccolte misure di vibrazioni prodotte dal passaggio di vari convogli ferroviari che sono state utilizzate per identificare le caratteristiche modali dell'opera.



Figura 4, Viadotto per l'AV ferroviaria utilizzato per l'applicazione delle tecniche di model updating sviluppate.

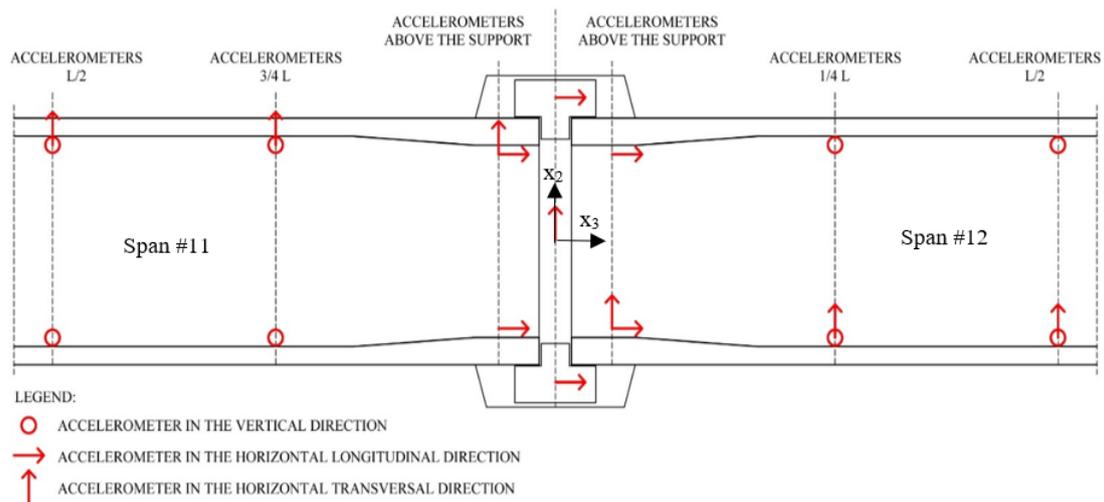


Figura 5. Posizionamento degli strumenti MEMS sul viadotto.

Parallelamente all'attività sperimentale è stato sviluppato un modello numerico tridimensionale del viadotto, basato su elementi monodimensionali. Allo scopo è stato utilizzato il software FEM OpenSees.

Poiché sperimentalmente sono stati osservati numerosi modi a causa dell'interazione tra le diverse campate, si è scelto di generare un modello dell'intero viadotto, includendo anche la deformabilità delle pile. Come mostrato in Figura 6 le travi a cassone sono state rappresentate da una serie di elementi tipo trave alla Timoshenko, di lunghezza pari all'interasse tra le traverse che sostengono i binari, quindi 60 cm in direzione longitudinale. Questi ultimi sono continui tra le diverse campate e rappresentati da elementi trave con deformabilità esclusivamente flessionale.

Poiché da modelli più complessi si è osservato che il ballast non fornisce alla struttura un contributo irrigidente significativo, si è scelto di modellarne solo la massa, che è stata concentrata in un nodo posizionato all'estradosso della trave a cassone, al centro della sezione.

Tuttavia, il ballast funge da elemento di ripartizione dei carichi e di collegamento tra le traverse e la trave; tale comportamento è stato riprodotto attraverso quattro link che connettono il nodo nel quale è concentrata la massa del ballast, con i quattro binari. Questi link sono posizionati in corrispondenza delle traverse, hanno rigidità finita in direzione longitudinale e sono rigidi nelle altre direzioni. Infine, un link rigido collega il nodo all'estradosso della trave con il baricentro della stessa.

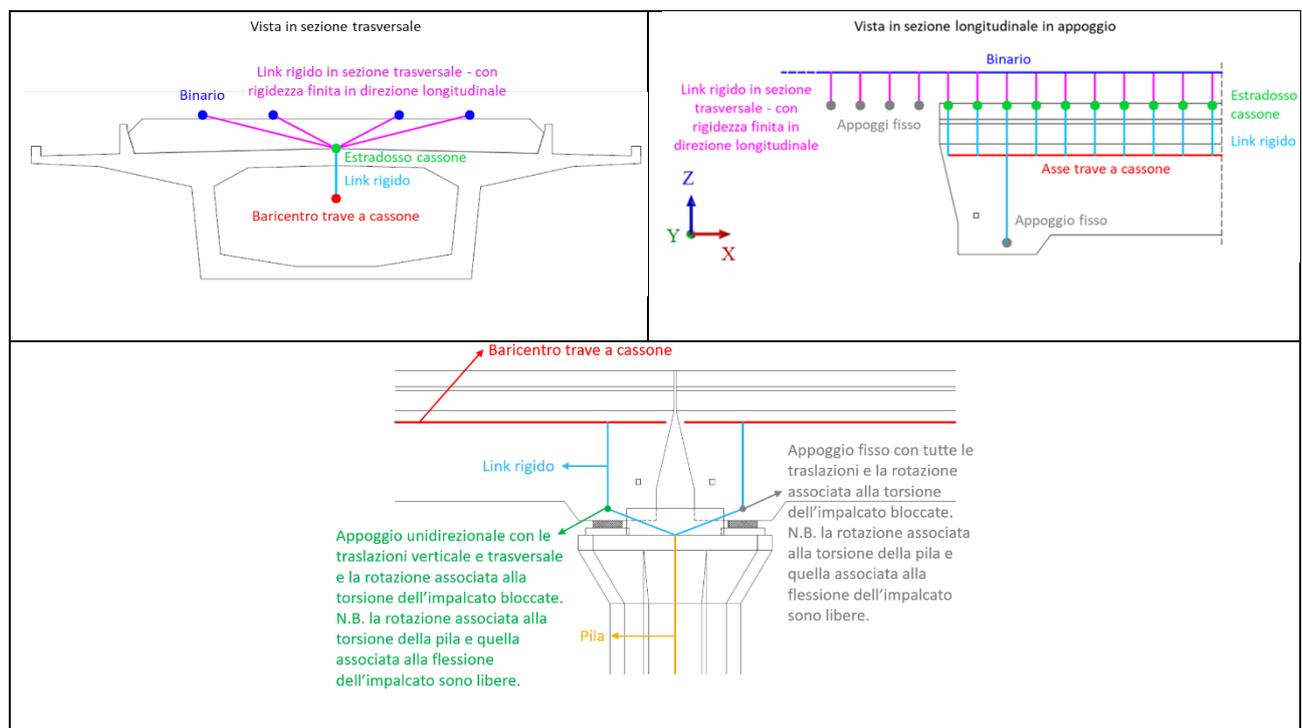


Figura 6. Rappresentazione degli assi degli elementi utilizzati per il modello numerico.

Le pile sono state rappresentate da elementi trave alla Timoshenko mentre il pulvino è schematizzato tramite link rigidi che collegano il nodo all'estremità superiore di una pila con un punto alla quota del centro di rotazione degli appoggi multidirezionali. In corrispondenza della sezione di appoggio della trave sono state considerate libere le rotazioni attorno all'asse verticale e all'asse orizzontale ortogonale all'asse baricentrico della trave. I moduli elastici degli elementi in calcestruzzo sono stati determinati sulla base di prove sperimentali e sono pari a 35 GPa per le travi e 26 GPa per le pile, per l'acciaio dei binari è stato invece assunto un modulo di 210 GPa.

Per condurre l'analisi modale del ponte sono state considerate le masse strutturali e degli eventuali elementi accessori, in questo caso costituiti dalle varie componenti dell'armamento ferroviario. Tutte le masse sono state concentrate ai nodi del modello FEM, con un approccio del tipo lumped mass. Le

masse delle travi a cassone e dell'impalcato sono quindi concentrate nei nodi degli elementi FEM che li rappresentano. Ad essi sono stati aggiunte le masse del ballast e dei relativi muretti para-ballast, concentrate nei nodi all'estradosso del cassone, e delle traverse, concentrate in corrispondenza dei binari.

Le tecniche di model updating descritti alla Sezione precedente sono state impiegate per determinare la rigidezza dei vincoli alla base delle pile (che rappresentano quindi la cedevolezza delle fondazioni) e la rigidezza torsionale della trave a cassone. Alcune delle forme modali identificate sono riportate in Figura 7. In generale è stata raggiunta una buona corrispondenza tra i risultati del modello numerico e quelli sperimentali.

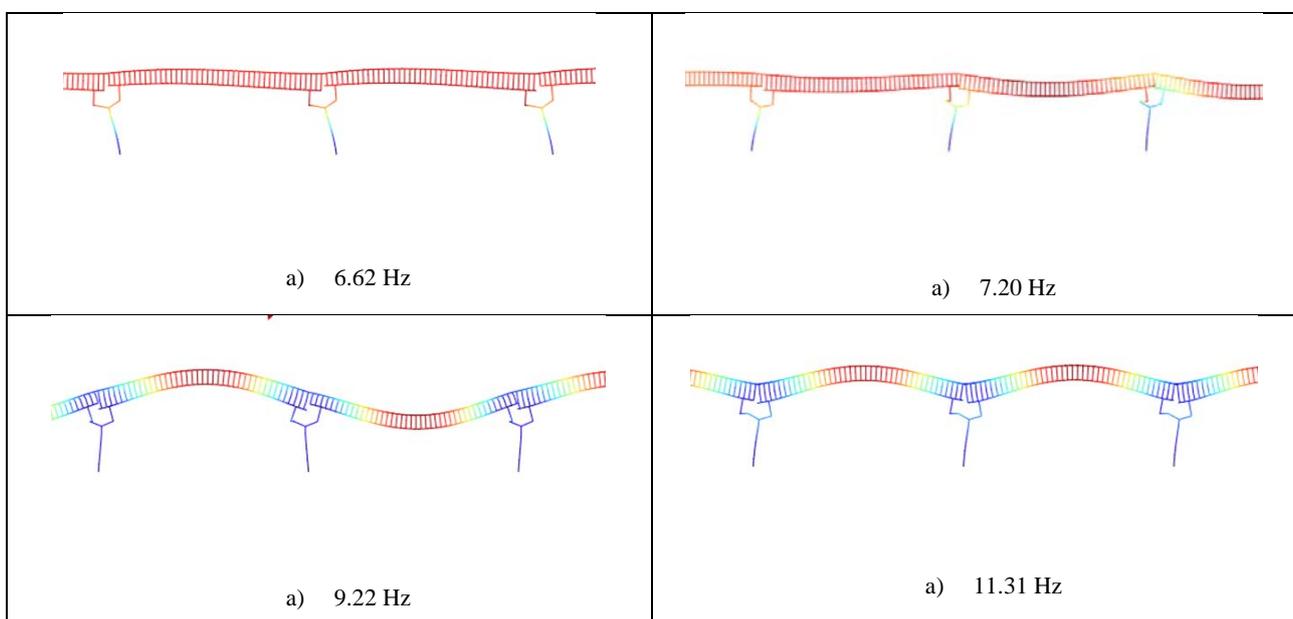


Figura 7. Forme modali ottenute dal modello numerico.

2.3 Identificazione di variazioni di rigidezza tramite modelli autoregressivi

I metodi convenzionali si concentrano sulla stima diretta dei parametri fisici della struttura come le proprietà modali, che spesso richiedono un modello numerico della struttura. Sebbene queste caratteristiche fisiche intrinseche di un sistema strutturale siano concetti facili da interpretare, la maggior parte di esse richiede un onere computazionale piuttosto elevato e in molti casi non riescono a identificare un danno locale significativo, ragion per cui sono stati messi a punto dei modelli matematici in grado di captare un danneggiamento strutturale a partire dai parametri matematici calibrati dai modelli stessi. In questo capitolo si presentano solamente i modelli ARMA utilizzati da diversi ricercatori circa l'SHM di strutture e infrastrutture civili e come i parametri calibrati da tali modelli sono stati utilizzati come indicatori del danno strutturale.

Un modello ARMA(p,q) può essere espresso come

$$y(t) = \alpha_1 y(t-1) + \dots + \alpha_p y(t-p) + w(t) + \theta_1 w(t-1) + \dots + \theta_q w(t-q)$$

dove $\alpha_1, \dots, \alpha_p$ sono i coefficienti AR della parte autoregressiva mentre $\theta_1, \dots, \theta_q$ sono i coefficienti MA della parte a media mobile.

2.4 Caso studio e risultati attività

Come caso studio è stato considerato il modello numerico sviluppato per il telaio in acciaio descritto in precedenza. Tramite tale modello è stato simulato il comportamento del telaio in condizioni di vibrazione ambientale, rappresentate da una accelerazione alla base con spettro tipo rumore bianco. Sono state quindi simulate delle storie temporali di accelerazione corrispondenti a possibili registrazioni che strumenti virtuali posti ai diversi piani del telaio produrrebbero.

Successivamente sono stati calibrati modelli ARMA(n, n-1) su ciascuna delle storie temporali di accelerazione simulate. La via più semplice per determinare un appropriato modello ARMA in grado di approssimare correttamente una serie temporale è quella di studiare il modello come ARMA(n,n-1), con $n = 1, 2, 3, \dots$, interrompendo il processo al valore di n oltre il quale non si ottengono miglioramenti significativi nell'approssimazione in termini di MSE, SSE, AIC e correlogramma dei residui. Per ultimo, ma non meno importante, questa strategia di modellazione permette di evitare di esaminare i diagrammi di autocorrelazione ACF e autocorrelazione parziale PACF che, non sempre sono di facile interpretazione. Pertanto, una volta determinato l'ordine del modello ARMA(n,n-1) sulla struttura in condizioni non danneggiate per la prima finestra temporale, sono stati determinati i coefficienti AR della parte autoregressiva e quelli della parte MA. Gli stessi modelli sono stati calibrati per diverse finestre temporali in modo da ottenere un insieme di stime dei parametri, che sono poi state adottate come riferimento per le valutazioni sulla capacità dei modelli ARMA di identificare il danno. In particolare, è stata analizzata la variazione dei coefficienti ricavati dal modello ARMA(n,n-1) in condizioni non danneggiate e quelli ottenuti dallo stesso modello in condizioni danneggiate, rappresentate da variazioni di rigidità dei pilastri. Per valutare l'entità della variazione dei parametri si è utilizzata la distanza di Mahalanobis. Giova osservare che la distanza di Mahalanobis, a differenza della distanza di Euclide, non è una distanza fisica poiché è una forma di distanza standardizzata, in cui si tiene conto non solo della diversa dispersione delle variabili, ma anche della loro correlazione. Mentre nella distanza euclidea i contorni di equidistanza di due dimensioni sono rappresentati da punti che giacciono lungo una circonferenza, nella distanza di Mahalanobis i contorni di equidistanza sono rappresentati da ellissi.

A titolo di esempio la Figura 8 mostra la variazione della distanza di Mahalanobis in funzione del progredire del danno valutata per una delle accelerazioni simulate. È interessante notare come emerga una buona correlazione tra la distanza in parola ed il progredire del danno, ciò indica che la distanza di Mahalanobis può essere considerata un buon indicatore per la rilevazione del danno. Correlazioni simili sono state osservate per tutte le accelerazioni simulate ai diversi piani, introducendo anche un rumore artificiale nelle registrazioni, per simulare il comportamento di strumenti reali.

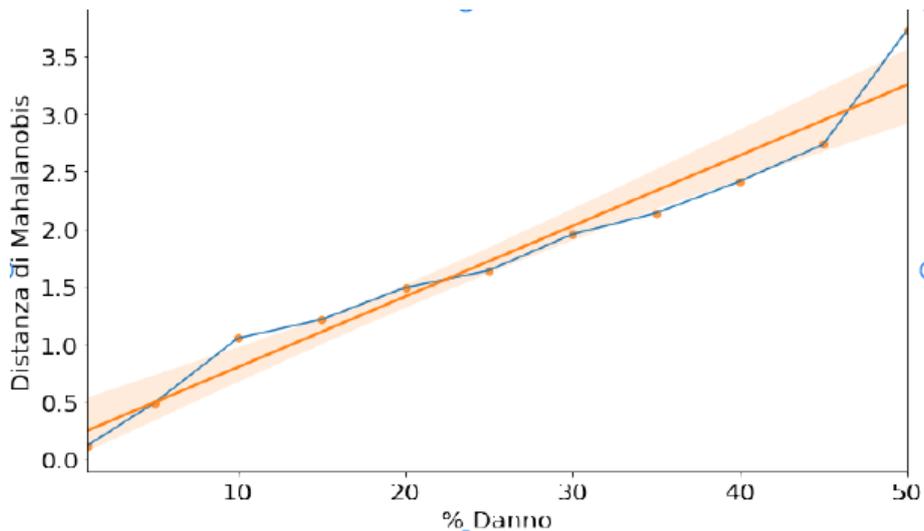


Figura 8. Forme modali ottenute dal modello numerico.

3 Modelli per la rilevazione del danneggiamento strutturale

3.1 Descrizione attività

L'attività svolta ha riguardato lo sviluppo di una strategia smart di Structural Health Monitoring (SHM) per infrastrutture urbane quali ponti e viadotti. L'obiettivo è valutare il grado di danneggiamento di un ponte, in termini di:

- Esistenza del danno,
- Localizzazione del danno,
- Valutazione dell'entità del danno

3.2 Metodologia

La metodologia prescelta parte dall'assunzione che la struttura da monitorare sia equipaggiata con n coppie di sensori, $\{u_i, y_i\}$ $i = 1, \dots, n$. La Figura 9 mostra un esempio di struttura da monitorare, ovvero un ponte.

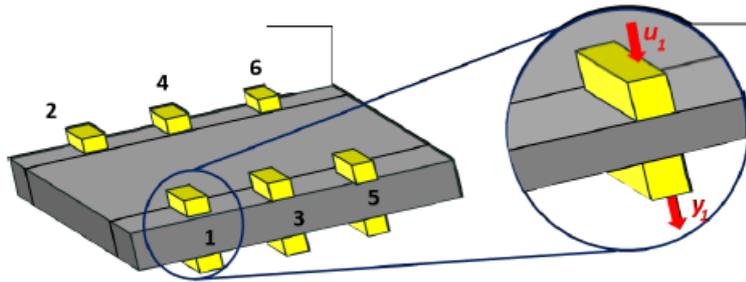


Figura 9. Insieme di $n=6$ coppie di sensori utilizzati per monitorare un ponte. Le caselle gialle rappresentano i sensori utilizzati.

In questa ipotesi si assume che la struttura possa essere vista come n sistemi dinamici lineari disaccoppiati, di tipo ARX,

$$A_i(z^{-1})y_i(k) = B_i(z^{-1})u_i(k) + w(k) \quad (1)$$

ciascuno che filtra il segnale di input u_i per ottenere l'output y_i , dove $A_i(z^{-1})$ e $B_i(z^{-1})$ sono due polinomi in z^{-1} di ordine n_a e n_b rispettivamente.

Con queste assunzioni, si può ipotizzare che un danno alla struttura si rifletta in una variazione di ciascuna delle n_i funzioni di trasferimento $G_i(z^{-1})$ associate a ciascun sistema dinamico.

$$G_i(z^{-1}) := \frac{B_i(z^{-1})}{A_i(z^{-1})} \quad (2)$$

Supponendo quindi che le ipotesi siano valide e che siano disponibili i dati acquisiti relativamente a ciascuna delle n coppie di sensori nella condizione di struttura integra, possiamo di seguito illustrare la metodologia di Health Monitoring proposta.

Questa si basa sull'identificazione di n sistemi dinamici del tipo (1) a partire dai dati acquisiti sulla struttura integra. Questi n modelli identificati possono quindi essere utilizzati *online* per predire gli output misurati $y_i(k)$ sulla base degli input misurati $u_i(k)$ per tutti gli $i = 1, \dots, n$. In questo modo l'errore di predizione di ciascun modello,

$$\epsilon_i(k) = y_i(k) - \hat{y}_i(k) \quad (3)$$

dove $\hat{y}_i(k)$ è la predizione dello i -esimo modello identificato, ci fornisce una feature che può essere utilizzata per inferire sulle condizioni di salute della struttura.

In Figura 10 è presentato uno schema generale della metodologia proposta per lo Structural Health Monitoring (SHM), in cui è evidenziato come tale metodologia combini sia approcci model-based che data-driven.

Di seguito illustreremo nel dettaglio sia la procedura per l'identificazione degli n modelli, sia gli strumenti di controllo della qualità e di apprendimento automatico che intendiamo sfruttare.

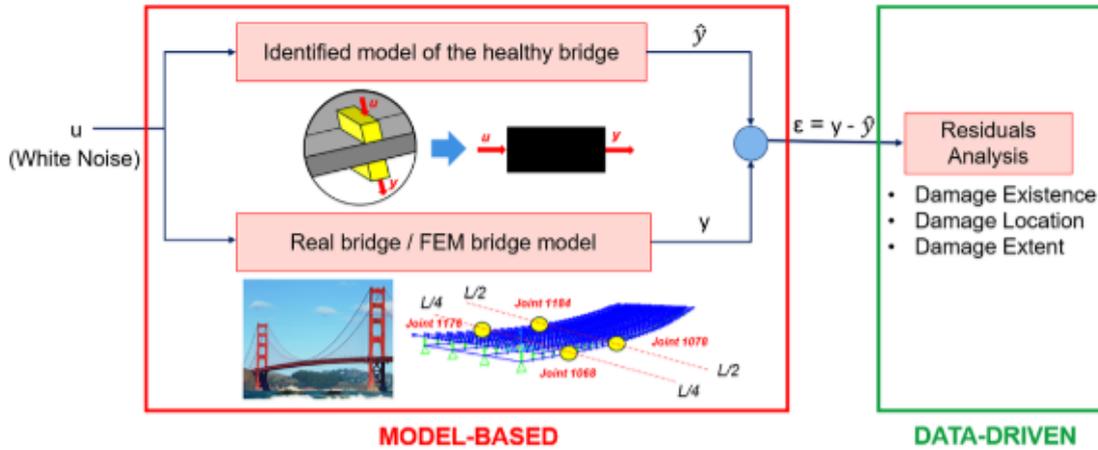


Figura 10 - Schema generale della strategia di Structural Health Monitoring proposta

3.2.1 Identificazione del sistema

La Figura 10 evidenzia come la strategia di SHM si basi sulla disponibilità di un modello matematico della struttura integra. Questo modello può essere ricavato, dai dati acquisiti per ciascuna coppia di sensori, mediante una stima a minimi quadrati degli n_a^i parametri del polinomio $A_i(z^{-1})$ e degli n_b^i parametri del polinomio $B_i(z^{-1})$ dell'equazione (1). Si avrà in questo modo:

$$\hat{\theta}_i = \Phi^+ y_i \quad (4)$$

dove $\hat{\theta}_i$ è il vettore con le stime degli $n_a^i + n_b^i$ parametri dei polinomi $A_i(z^{-1})$ e $B_i(z^{-1})$, y_i è la serie temporale di N misure consecutive di $y_i(k)$, e

$$\Phi := \begin{bmatrix} y_i(n_a^i) & \dots & y_i(1) & u_i(n_a^i) & \dots & u_i(n_a^i - n_b^i + 1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ y_i(N - 1) & \dots & y_i(N - n_a^i) & u_i(N - 1) & \dots & u_i(N - n_b^i) \end{bmatrix} \quad (5)$$

Dato che nella pratica anche l'ordine (numero di parametri) dei due polinomi costituisce un grado di libertà, anche questo deve essere stimato. La procedura di identificazione adottata si baserà quindi sui seguenti passi:

1. **Stima dell'ordine:** utilizzando un dataset “per la stima” $\{u_i^{es}, y_i^{es}\}$, si fissa una ipotesi iniziale per l'ordine del modello (la più bassa possibile, i.e., $n_a^i = n_b^i = 1$). Si identifica quindi il corrispondente modello ARX, e si calcola la varianza campionaria dei residui. Il processo viene iterato incrementando progressivamente l'ordine, n_a^i e n_b^i , finché la suddetta varianza smette di decrescere. Il passo di iterazione a cui il processo si arresta identifica l'ordine del modello;
2. **Stima dei parametri:** una volta determinato l'ordine del modello, i parametri del sistema sono stimati utilizzando i minimi quadrati sul set di dati usati al passo 1;
3. **Validazione:** la capacità del modello identificato di fittare un nuovo set di dati viene verificata servendosi di un set di dati diverso, il validation dataset, $\{u_i^{val}, y_i^{val}\}$.

In Figura 11 è riportato uno schema semplificato della procedura di identificazione.

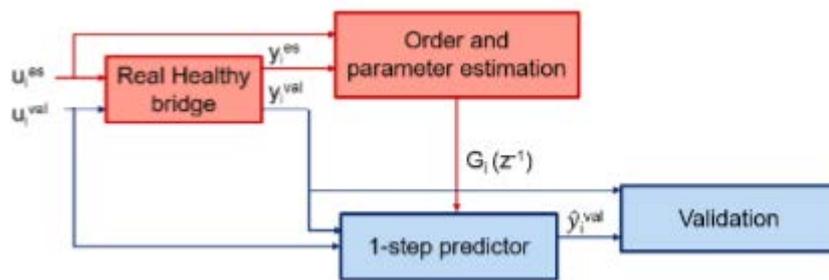


Figura 11 - Schema del processo di identificazione

3.2.2 Esistenza del danno

Nella metodologia proposta la presenza del danno è valutata analizzando le proprietà dei residui. In caso di ponte integro, i residui dovrebbero avere le proprietà di un rumore bianco (media nulla, varianza costante, e auto-correlazione nulla). Per dedurre la presenza di un danno, controlleremo se i residui del ponte monitorato continuano ad avere le stesse proprietà di rumore bianco del caso del ponte sano. In particolare, eseguiremo un test statistico online per verificare se la varianza dei residui rimane costante e assume lo stesso valore del caso del ponte sano. Ci concentriamo su questa proprietà perché riteniamo che quando il ponte monitorato è danneggiato il nostro modello perda capacità predittiva e quindi produca valori più elevati della varianza dei residui rispetto al caso del ponte sano. Per eseguire un test statistico online, abbiamo utilizzato uno strumento di controllo della qualità chiamato diagrammi di controllo di Shewhart.

I diagrammi di controllo di Shewhart sono uno strumento grafico che consente di monitorare le variazioni di un processo nel tempo. Questo strumento può essere utilizzato solo nell'ipotesi che il processo da monitorare sia normalmente distribuito. In questo caso, diciamo che il processo (la deviazione standard dei residui nella nostra applicazione) è sotto controllo se presenta solo la sua variazione intrinseca, nota come variazione di causa comune. In questo caso, il 99% dei dati del processo (le deviazioni standard del campione calcolate su finestre temporali consecutive) rientrano nell'intervallo di confidenza di 3σ dalla media del processo. Al contrario, se fattori esterni (danni) agiscono sul processo, questo diventa imprevedibile e presenta una variazione per cause speciali. In questo caso, si dice che il processo è fuori controllo e molti punti dati cadranno al di fuori del suddetto intervallo di confidenza.

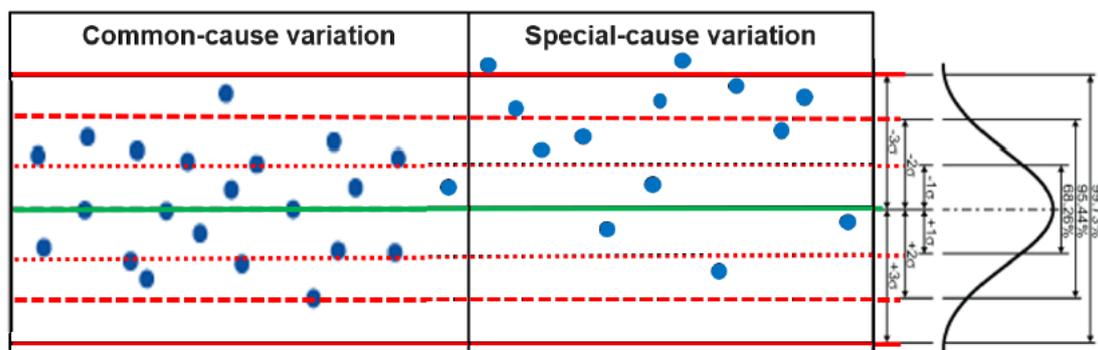


Figura 12 - Variazione per cause comuni e cause speciali di un processo normalmente distribuito

Per costruire la carta di controllo di un generico processo, dobbiamo prendere un campione di tale processo quando è sotto controllo, ogni certo periodo di tempo (T). Ogni campione sarà composto da N misurazioni, che verranno utilizzate per calcolare una statistica (la media, l'intervallo o la deviazione standard). Quindi, si tracciano i valori della statistica ottenuti nel tempo e si calcolano i Limiti di Controllo:

- Linea Centrale (CL): media della statistica,
- Linea di Controllo Superiore (UCL): $UCL = CL + 3\sigma$
- Linea di Controllo Inferiore (LCL): $LCL = CL - 3\sigma$

dove σ è la deviazione standard della statistica.

Per decidere se il processo è fuori controllo, possiamo utilizzare le regole Western Electric (Figura 13). Queste regole descrivono i patterns (dei data-point) che è molto probabile che si verifichino sulle carte di controllo se il processo ha una variazione per cause speciali.

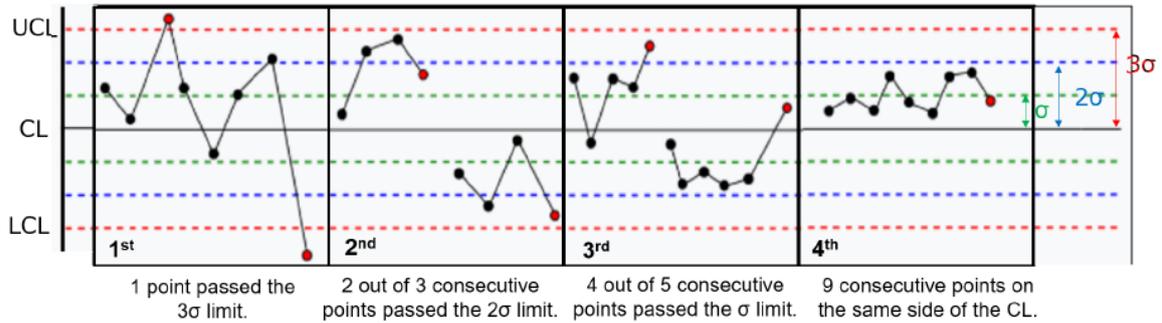


Figura 13 - Regole Western Electric

Per la nostra applicazione, la statistica scelta è stata la deviazione standard e consideriamo la carta-S. Poiché ci sono n coppie di sensori, otterremo n carte-S.

Per costruire le carte-S, abbiamo diviso le serie temporali dei residui in finestre temporali di T secondi e abbiamo calcolato la deviazione standard dei residui all'interno della stessa finestra. L'equazione (6) mostra come viene calcolato il punto j -th della carta S corrispondente al sensore i -th.

$$s_i(j) = \sqrt{\frac{\sum_{k=1+(j-1)N}^{jN} (\epsilon_i(k) - \bar{\epsilon}_i(j))^2}{N-1}} \quad i = 1, \dots, n \quad j = 1, \dots, L \quad (6)$$

dove $\epsilon_i(k)$ è il k -th residuo definito come in (3), mentre $\bar{\epsilon}_i(j)$ è la media nella finestra temporale, ed è calcolato come:

$$\bar{\epsilon}_i(j) = \frac{\sum_{k=1+(j-1)N}^{jN} \epsilon_i(k)}{N} \quad i = 1, \dots, n \quad j = 1, \dots, L \quad (7)$$

Nella (6) e nella (7) abbiamo $L = \lfloor L_s/T \rfloor$, dove L_s indica la lunghezza delle serie temporali dei residui (in s) e $N = T f_s$ è la dimensione dei campioni della finestra temporale, con f_s che è la frequenza a cui sono state campionate le serie temporali (in Hz).

Date le definizioni di $s_i(j)$ e di $\bar{\epsilon}_i(j)$, la CL della Carta-S per il sensore i può essere calcolata come:

$$CL_i = \bar{s}_i = \frac{\sum_{j=1}^L s_i(j)}{L} \quad i = 1, \dots, n \quad (8)$$

Inoltre, le linee di controllo superiore e inferiore vengono calcolate come mostrato nell'equazione (9)

$$UCL_i = CL_i + 3\hat{\sigma}_i\sqrt{1 - c_4^2} \quad LCL_i = CL_i - 3\hat{\sigma}_i\sqrt{1 - c_4^2} \quad i = 1, \dots, n \quad (9)$$

con:

$$\hat{\sigma} = \frac{\bar{S}_i}{c_4} \quad c_4 = \sqrt{\frac{2}{N-1} \frac{\Gamma(\frac{N}{2})}{\Gamma(\frac{N-1}{2})}} \quad (10)$$

dove, infine, $\Gamma(\cdot)$ la nota funzione gamma.

Sottolineiamo che per tarare la carta-S (calcolare CL_i , UCL_i e LCL_i) utilizziamo un set di dati di convalida $\{u_i^{val}, y_i^{val}\}$ mentre l'identificazione del modello deve essere eseguita su quello che chiamiamo set di stima $\{u_i^{es}, y_i^{es}\}$. La Figura 14 mostra uno schema della procedura di tuning.

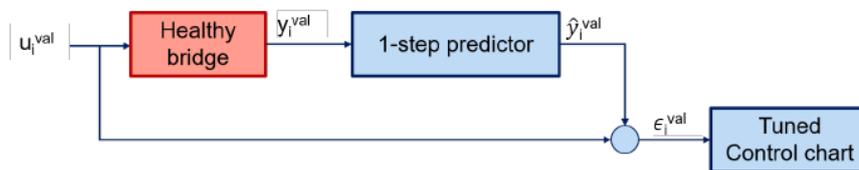


Figura 14 - Schema del processo di tuning delle carte di controllo

Una volta messe a punto le carte di controllo, il rilevamento dei danni può essere eseguito utilizzando i nuovi dati acquisiti sulla struttura monitorata $\{u_i^m, y_i^m\}$, il cui stato di danneggiamento è sconosciuto. In Figura 15 è presentato uno schema della strategia di detection online.

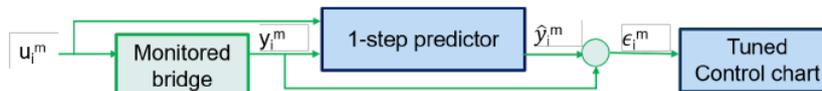


Figura 15 - Schema del metodo di "online damage detection"

3.2.3 Localizzazione del danno

Come sottoprodotto della nostra strategia di rilevazione dei danni, per ciascuna delle $j = 1, \dots, L$ finestre in cui abbiamo suddiviso le nostre serie temporali otteniamo n deviazioni standard dei residui $s_i(j)$ che, inserite in un vettore, definiscono un punto $s(j)$ in uno spazio di n dimensioni, che chiamiamo \mathcal{S} . Poiché ci aspettiamo che i sensori situati in un'area danneggiata producano valori più

elevati della deviazione standard dei residui, ci aspettiamo di osservare diversi modelli spaziali dei punti s_j $j = 1, \dots, L$ nello spazio \mathcal{S} a seconda della posizione del danno nella struttura.

Di conseguenza, per localizzare il danno è stata definita una strategia basata su classificatori Machine Learning che mira ad associare pattern spaziali diversi alle corrispondenti condizioni di danno. Per coglierne la logica, consideriamo come semplice esempio lo scenario mostrato in Figura 16 dove sono presenti campioni appartenenti a due diverse condizioni di danno (cerchi e croci) rappresentati in uno spazio di feature 2-D (x_1 e x_2). In questo scenario, possiamo utilizzare algoritmi di classificazione ML per separare i campioni appartenenti alle diverse condizioni di danno definendo i confini decisionali nello spazio delle feature 2-D. A seconda dell'algoritmo di classificazione utilizzato, i confini decisionali varieranno.

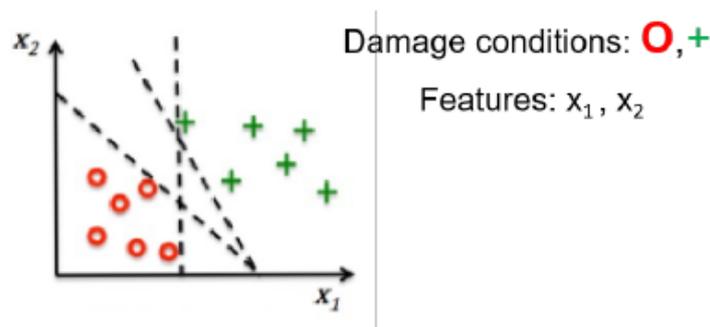


Figura 16 – Schema generale di un classificatore ML

Da qui in poi, ci concentriamo sul caso particolare del monitoraggio di un ponte con simmetria bilaterale. In questo caso particolare non avremo bisogno di occuparci di uno spazio delle feature n-dimensionale per eseguire la classificazione ML ma sarà sufficiente monitorare invece ogni sezione trasversale del ponte in modo indipendente. Per ogni sezione lavoreremo quindi con uno spazio delle feature 2-D dove su un asse abbiamo la deviazione standard dei residui per il sensore sinistro (Lx) e su sull'altro asse abbiamo la deviazione standard dei residui per il sensore destro (Rx).

La Figura 17 mostra i vari cluster previsti a seconda che la sezione trasversale monitorata sia: non danneggiata, danneggiata su entrambi i lati (danneggiata in modo uniforme) o danneggiata solo su un lato (sinistro o destro). Come possiamo vedere, i punti corrispondenti agli stati “non danneggiato” e “uniformemente danneggiato” dovrebbero trovarsi lungo la bisettrice dello spazio delle feature. In particolare, i dati corrispondenti al caso “uniformemente danneggiato” occuperanno presumibilmente la parte superiore della bisettrice in quanto i residui dovrebbero presentare una varianza maggiore rispetto al caso struttura integra. Inoltre, i dati corrispondenti alle condizioni danneggiate sinistra e danneggiata destra dovrebbero occupare rispettivamente le regioni sopra e sotto la bisettrice.

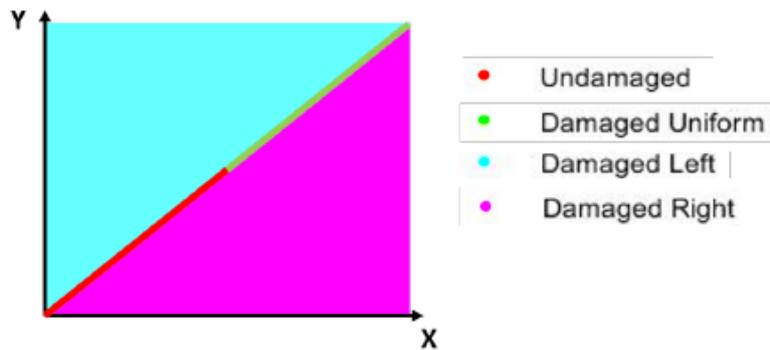


Figura 17 - Clustering atteso nello spazio delle feature 2-D scelto

Dopo aver scelto lo spazio delle feature, illustriamo di seguito l'architettura del nostro algoritmo. Come mostrato nella Figura 18, l'idea è di utilizzare un insieme di classificatori binari ramificati che funzionano in modo molto simile a un albero decisionale.

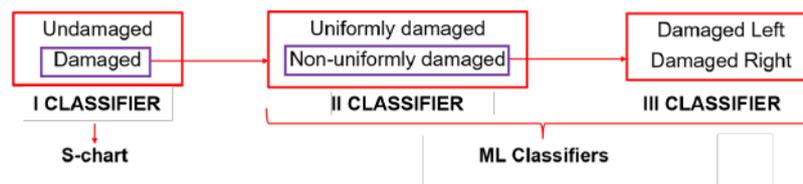


Figura 18 - Architettura dell'algoritmo di identificazione e localizzazione del danno

Il classificatore I corrisponde alle Carte di Shewhart che abbiamo presentato nella sezione precedente e ci consente di distinguere tra il caso “non danneggiato” e quello “danneggiato”. Se i residui misurati sono classificati come “danneggiato”, si passa al classificatore II, che permette di differenziare tra i casi “danneggiato in modo uniforme” e “danneggiato in modo non uniforme”. Quindi, se i residui misurati sono classificati come “danneggiato in modo non uniforme”, si passa al III classificatore, che ci permette di differenziare tra lo stato “danneggiato sinistro” e “danneggiato destro”.

Dopo aver definito l'architettura dell'algoritmo, è stato necessario scegliere quale tipo di classificatori utilizzare. Poiché in linea di principio la selezione del classificatore potrebbe essere effettuata in base alla struttura da monitorare, definiamo qui una metodologia per confrontare le prestazioni di diversi tipi di classificatori. Questa procedura prevede innanzitutto la ricerca del miglior tuning dei parametri di ciascun classificatore da confrontare. Quindi, eseguiamo il confronto sulla base del loro F-score (vedi Figura 19 e eq. (11) e (12) per una descrizione del suo calcolo), una metrica che può assumere valori compresi tra 0 e 1. Quanto migliore è il classificatore, tanto più il valore dell'F-score è vicino a 1.

		<i>Predicted class</i>	
		Negative	Positive
<i>Actual class</i>	Negative	TN (True Negative)	FP (False Positive)
	Positive	FN (False Negative)	TP (True Positive)

Figura 19 - Matrice di conferma

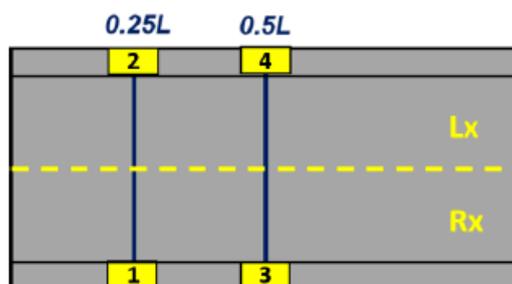
$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad Accuracy = \frac{TP}{TP + FN} \quad (11)$$

$$F - score = \frac{2 * Precision * Accuracy}{Precision + Accuracy} \quad (12)$$

Nei prossimi paragrafi illustreremo la scelta fatta per un setup di prova, sulla base dei risultati sperimentali ottenuti.

3.3 Descrizione del setup di prova

Per la parte sperimentale ci siamo serviti di dati prodotti da simulazioni eseguite su un modello FEM del ponte. Questo modello è stato realizzato dal Dipartimento di Strutture per l'ingegneria e rappresenta un ponte a simmetria bilaterale su cui sono installati 4 coppie di sensori localizzate come in Figura 20.



n	Sensor Location
1	0.25L-Rx
2	0.25L-Lx
3	0.5L-Rx
4	0.5L-Lx

Figura 20 - Localizzazione dei sensori nel modello di ponte considerato

Nelle simulazioni il ponte può essere in uno dei seguenti stati:

- Non danneggiato
- Danneggiato uniformemente
- Danneggiato sul lato destro
- Danneggiato sul lato sinistro

Questi ultimi due stati possono essere raggruppati in un unico stato: danneggiato in modo non uniforme. In tutte le condizioni di danneggiamento, il ponte presenta una riduzione della sua rigidità rispetto alla sua condizione nominale (stato non danneggiato). Possiamo quindi quantificare l'estensione del danno utilizzando la percentuale di riduzione della rigidità rispetto al valore nominale.

La figura seguente mostra uno schema dei 4 possibili stati del ponte. Come si può vedere in Figura 21, nel caso di danneggiamento uniforme c'è una riduzione della rigidità equivalente in ciascun punto del ponte, mentre nel caso non uniforme si ha una riduzione della rigidità solo da un lato del ponte.

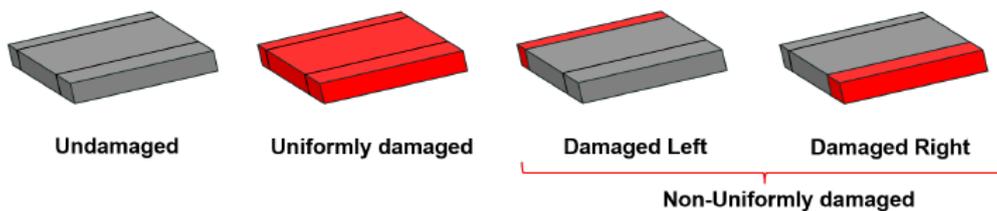


Figura 21 - Possibili stati di danneggiamento del ponte monitorato. Le regioni in rosso indicano presenza di danno, quelle in grigio, assenza di danno.

Per le simulazioni abbiamo avuto a disposizione dati relativi a tutti gli stati del ponte. Per gli stati di ponte danneggiato, abbiamo dati relativi ad una riduzione della rigidità del 5% e del 10%. Sono quindi 7 le possibili condizioni di prova (Undamaged, Uniformly damaged 5%, Uniformly damaged 10%, Damaged Left 5%, Damaged Left 10%, Damaged Right 5%, Damaged Right 10%). Ogni singola simulazione eseguita con il modello FEM ha una durata di 200s e i dati sono campionati a 100Hz. Per ogni condizione di prova, sono state eseguite 5 diverse simulazioni (con quindi, 5 diversi data set generati). Ogni singolo set di dati si compone di un segnale di input e 4 segnali di output y_i con $i = 1, \dots, 4$. I segnali di uscita sono stati ottenuti eccitando le quattro coppie di sensori con il segnale di ingresso u , come in Figura 22.

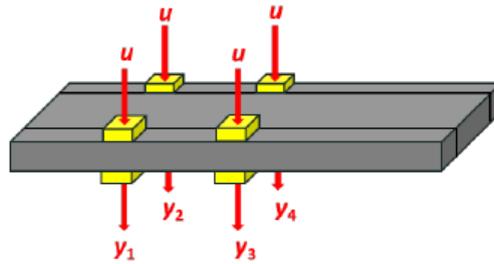


Figura 22 - Setting sperimentale per le misure di un singolo set di dati

In totale quindi sono disponibili 5 registrazioni di dati per ogni condizione di prova, per un totale di 35 simulazioni. La Tabella 1 illustra tutti i dataset generati con il modello FEM.

Undamaged	% BSR	Uniformly damaged	Damaged Left	Damaged Right
1-5	5	6-10	16-20	26-30
	10	11-15	21-25	31-35

Tabella 1 - Dataset disponibili per la parte sperimentale del progetto

3.4 Validazione e risultati

3.4.1 Identificazione del sistema

Per procedere con la fase di identificazione del sistema, abbiamo utilizzato le registrazioni T1-T5 che corrispondono allo stato di “ponte non danneggiato”. Abbiamo eseguito l’identificazione in modo indipendente con i dati di ciascuna registrazione e poi comparato tra loro i risultati per vedere se questi fossero consistenti.

I risultati ottenuti si sono rivelati equivalenti per tutti e 5 i set di dati considerati e per tutte e quattro le coppie di sensori. Come esempio rappresentativo la Figura 23 mostra i risultati della stima dell’ordine per il sensore 0.5L – dx, quando si utilizza il set di dati T3. Nel grafico è plottata la varianza dei residui calcolata per tutti i valori di n_a e n_b considerati. La varianza raggiunge un plateau per $n_a = 8$ e $n_b = 7$. Possiamo quindi asserire che questo sia l’ordine del sistema ARX da considerare. Poiché questi valori di n_a e n_b si confermano per tutti e 5 i set di dati considerati, possiamo affermare che l’ordine del sistema determinato è consistente.

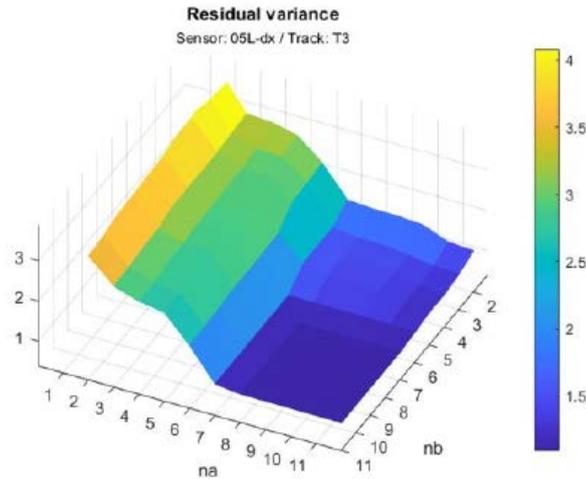


Figura 23 - Risultati della stima dell'ordine del sistema

3.4.2 Esistenza del danno

Per la parte sperimentale, abbiamo impostato il periodo di campionamento della Carta di Controllo a $T=5s$ (che ha prodotto una dimensione del campione di $N=500$ misurazioni). Inoltre, la statistica scelta è stata la deviazione standard. Pertanto, abbiamo costruito una S-chart.

Le carte di controllo ottenute per i casi “non danneggiato” sono molto simili a quella mostrata in figura 24, per tutti e quattro i sensori. Come si può notare, nessuna delle regole Western Electric viene infranta. Pertanto, possiamo affermare che esiste solo una varianza di causa comune, il che è coerente con il fatto che il ponte non è danneggiato.

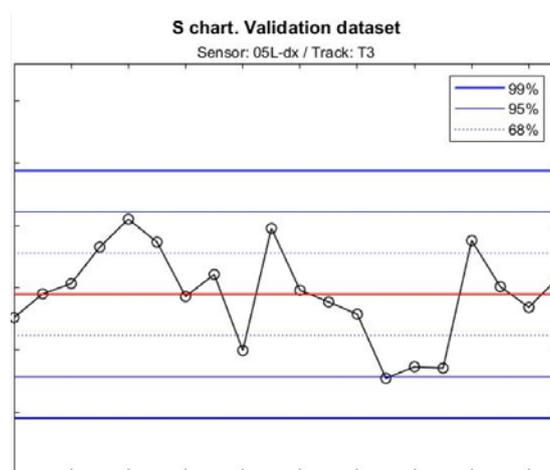


Figura 24 – Carta di controllo per il set di dati “non danneggiato”

Nei casi “danneggiato uniformemente”, le carte di controllo ottenute per tutti e quattro i sensori sono molto simili a quella mostrato nella Figura 25. Come si può notare, tutte le regole della Western Electric sono state infrante. Con ciò, possiamo affermare che la deviazione standard dei residui

presenta una varianza di causa speciale, che è coerente con il fatto che il ponte è uniformemente danneggiato.

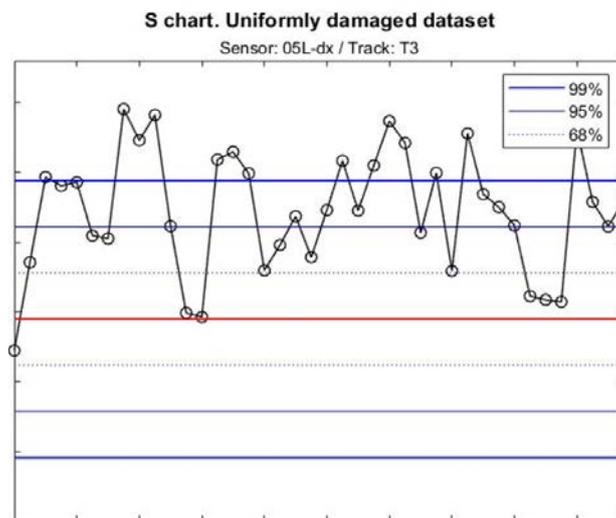


Figura 25 – Carta di controllo per il set di dati “danneggiato uniformemente”

3.4.3 Localizzazione del danno

Se visualizziamo i dati a disposizione nello spazio 2-D delle feature selezionate, ovvero la deviazione standard dei residui per i due sensori 0.5L-dx e 0.5L-sx, otteniamo un grafico simile a quello che vediamo in Figura 26. Come previsto, in questo spazio 2-D, i dati corrispondenti ai diversi stati di danneggiamento del ponte sono raggruppati in cluster separabili. Pertanto, questo spazio delle feature è particolarmente adatto per eseguire la classificazione ML.

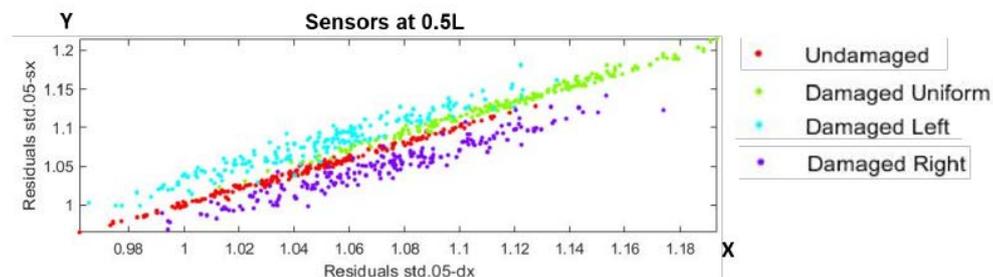


Figura 26 - Spazio delle feature selezionato per la scelta degli algoritmi di ML.

Dopo aver scelto lo spazio delle feature, abbiamo cercato il classificatore più adatto per la nostra applicazione, investigando all'interno del seguente pool:

- Support Vector Machine (SVM)
- Regressione logistica (LR)

- Analisi discriminante (DA)

A tal fine, abbiamo prima effettuato il tuning dei parametri di ciascuna delle tre alternative e successivamente calcolato, per ogni classificatore, il relativo F-score.

Come mostrato nella Figura 27, la migliore tecnica di classificazione si è rivelata la regressione logistica, che si basa sul presupposto che i dati analizzati seguano un modello log-it.

	CL1		CL2	
	0.5L	0.25L	0.5L	0.25L
LR	0.9561	0.9654	0.9884	0.9641
SVM	0.9403	0.9226	0.9913	0.9537
DA	0.9354	0.9597	0.9884	0.9471

Figura 27 - F-score massimo ottenuto per ciascuna tipologia di classificatore considerata.

Si noti (Figura 28) che il 1° classificatore presenta confini decisionali non lineari nello spazio delle feature mentre il 2° classificatore presenta confini decisionali lineari.

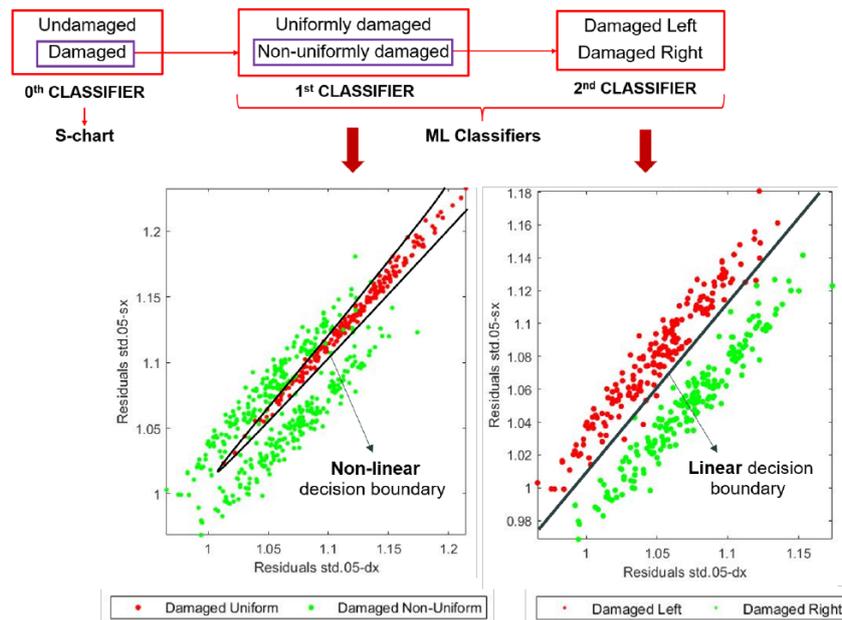


Figura 28 - Schema generale di un classificatore ML.

Di seguito diamo ulteriori dettagli sulla regressione logistica. Consideriamo una variabile binaria casuale (y) che dipende da n variabili indipendenti (x_1, x_2, \dots, x_n) e può assumere solo due valori ($y_1 = 0$ e $y_2 = 1$). Usando il modello log-it, la probabilità che y assuma uno dei suoi due valori possibili (ad esempio (y_1)) può essere modellata usando una funzione sigmoide, come mostrato in figura.

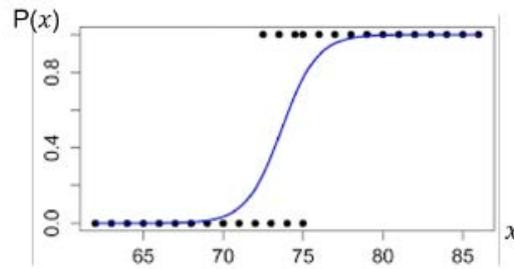


Figura 29 - Modello logistico

Usando la regressione logistica, dobbiamo innanzi tutto trovare i valori dei parametri (forma della sigmoide) che meglio “fittano” i dati. Successivamente, per "costruire" un classificatore basato sul modello logit, dobbiamo scegliere una soglia di probabilità e classificare le osservazioni in classe 0 o classe 1 a seconda che la probabilità sia maggiore o minore di questa soglia. Quindi il parametro di cui abbiamo bisogno per il tuning del classificatore LR è la soglia di probabilità.

Di seguito, mostreremo come è stata utilizzata la regressione logistica per costruire i classificatori ML illustrati nello schema architetturale di Figura 18.

1° CLASSIFICATORE

Come abbiamo detto prima, vogliamo che il 1° classificatore calcoli un confine decisionale non lineare per separare le classi “Damaged Uniform” e “Damaged Not-uniform”. Quindi, poiché i classificatori di regressione logistica sono progettati per costruire confini decisionali lineari, è stato necessario apportare alcune piccole modifiche al modello log-it sottostante.

Senza entrare nei dettagli matematici, in Figura 30 è mostrata la forma ottenuta per la funzione di probabilità $P(y = y_1 | \vec{X})$, e i confini decisionali per la sezione trasversale di 0,5L.

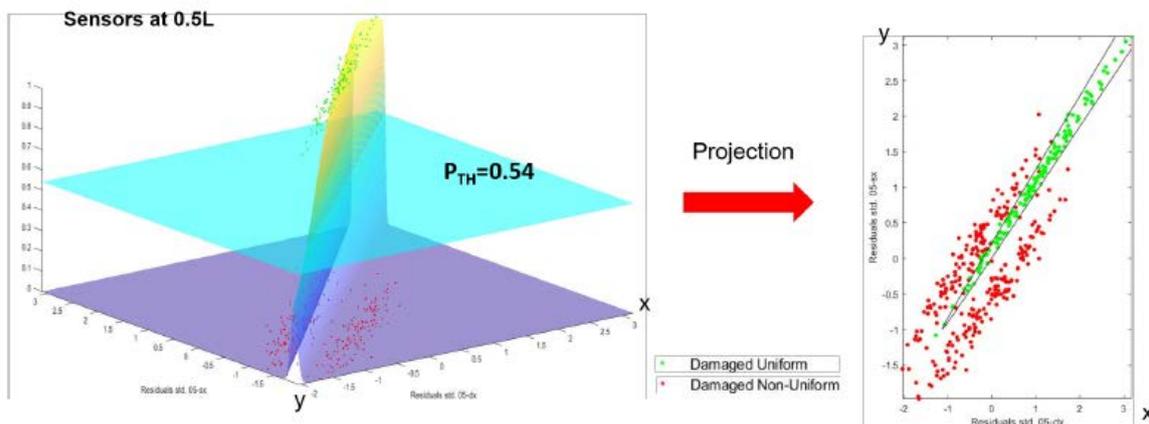


Figura 30 - Funzione di probabilità e confini decisionali per il 1° classificatore.

Come accennato in precedenza, per scegliere un valore adeguato della soglia di probabilità (P_{TH}), abbiamo provato un intervallo di valori (da 0 a 1) di questo parametro e abbiamo scelto il valore che ha prodotto il F-score massimo. Il risultato del processo di ottimizzazione dei parametri è mostrato nella Figura 31 per la sezione trasversale 0,5L.

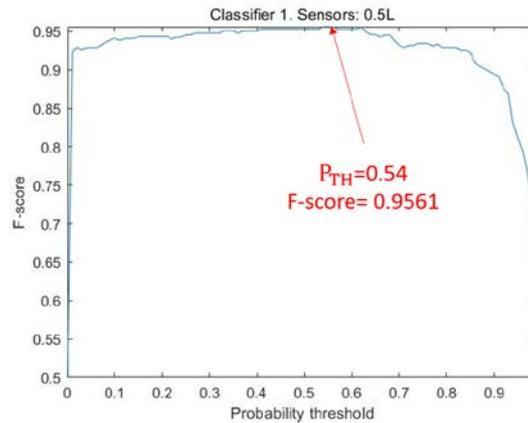


Figura 31 - Scelta della soglia di probabilità P_{TH}

2° CLASSIFICATORE

Il 2° classificatore deve calcolare un limite di decisione lineare per separare le classi Damaged Left e Damaged Right. Possiamo quindi, in questo caso, costruire un classificatore di regressione logistica nel modo convenzionale.

La Figura 32 mostra la forma ottenuta per la funzione di probabilità $P(y = y_1 | \vec{X})$, e i confini decisionali ottenuti per la sezione trasversale di 0,5L.

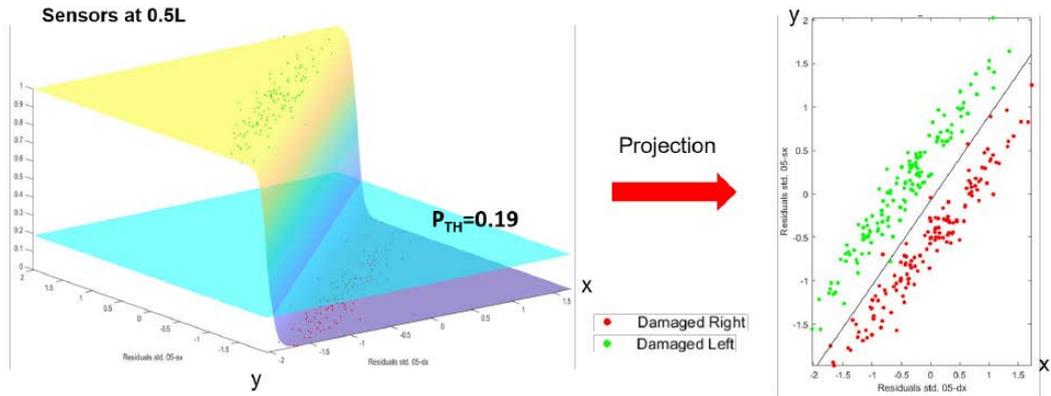


Figura 32 - Funzione di probabilità e confini decisionali per il 2° classificatore.

Come si può vedere, quindi, la strategia di localizzazione del danno illustrata precedentemente è stata correttamente implementata e validata sui dati a disposizione.

4 Approcci supervisionati per la damage detection di ponti

4.1 Descrizione attività

Una delle applicazioni principali dell'SHM è il monitoraggio dei ponti. I ponti sono infrastrutture critiche, essenziali per il movimento di persone e merci. Tuttavia, sono anche soggetti a un'ampia gamma di fattori ambientali, come i carichi del traffico, le variazioni di temperatura e la corrosione, che possono causare danni e degradare le loro prestazioni nel tempo.

L'SHM può aiutare a identificare i potenziali problemi dei ponti prima che diventino gravi. Installando dei sensori su un ponte, gli ingegneri possono monitorarne le condizioni in tempo reale e rilevare eventuali cambiamenti che potrebbero indicare la necessità di riparazioni o manutenzione. Questo può aiutare a prevenire incidenti o guasti che potrebbero causare danni significativi o la perdita di vite umane.

Oltre ad aiutare a prevenire i guasti, l'SHM può essere utilizzato anche per ottimizzare la progettazione e la manutenzione dei ponti. Monitorando le prestazioni di un ponte nel tempo, gli ingegneri possono identificare le aree in cui il progetto può essere debole o in cui è necessaria la manutenzione. Ciò può contribuire a migliorare le prestazioni complessive e l'affidabilità del ponte.

Una delle sfide legate all'utilizzo dell'SHM per il monitoraggio dei ponti è la grande quantità di dati generati dai sensori. Per analizzare efficacemente questi dati, gli ingegneri utilizzano spesso algoritmi di machine learning. Questi algoritmi possono aiutare a identificare modelli nei dati che possono indicare la presenza di danni o difetti.

Ad esempio, gli algoritmi di apprendimento automatico possono essere utilizzati per identificare il normale comportamento strutturale che un ponte presenta in diverse condizioni di carico. Confrontando gli schemi di comportamento attuali con questi schemi normali, l'algoritmo può rilevare eventuali anomalie che potrebbero indicare la presenza di danni o difetti.

Oltre a identificare la presenza di danni, i sistemi SHM che utilizzano algoritmi di apprendimento automatico o di deep learning possono essere utilizzati anche per localizzare e quantificare i danni. Ad esempio, l'algoritmo può essere in grado di determinare la posizione di una crepa su un ponte e di stimarne le dimensioni. Queste informazioni possono essere utilizzate dagli ingegneri per valutare la gravità del danno e determinare la linea d'azione appropriata, come la riparazione o l'implementazione di ulteriori misure di rinforzo.

In generale, l'uso di algoritmi di machine learning e di ottimizzazione nei sistemi SHM può contribuire a migliorare l'accuratezza e l'efficacia del monitoraggio e nella gestione dei ponti. A tal

fine le attività svolte nell'ambito dell'OR3, dettagliate qui di seguito, si dividono in 3 sub-task aventi le seguenti finalità

1. Attività 3.1: Implementazione e validazione del framework D2-DTE per l'identificazione e localizzazione del danno attraverso analisi di input vibrazionali.
2. Attività 3.2: Implementazione e validazione del framework LA-ELM per l'identificazione e localizzazione del danno da perdita di precompressione in travi da ponte in c.a.p.
3. Attività 3.3: Progettazione ed analisi di un algoritmo di ottimizzazione per la schedulazione efficiente degli interventi di manutenzione di un portfolio di ponti.

4.2 Damage Detection Decision Tree Ensemble

Le attività di ricerca nel primo sub-task hanno avuto l'obiettivo di consolidare la sperimentazione di tecniche algoritmiche di tipo ensemble per l'analisi di dati vibrazionali. Il fine di tale sviluppo consiste nella validazione di un sistema di identificazione e localizzazione di danneggiamenti strutturali rilevati precocemente (*early-warning*). In particolare, la validazione numerica è stata ottenuta attraverso l'analisi di un dataset di benchmark reso pubblico all'American Society of Civil Engineers (ASCE). In tale dataset sono stati simulati dati vibrazionali di strutture a telaio affette da diverse configurazioni di danneggiamento. Il core algoritmico considerato per il sistema di damage detection consiste in tecniche di tipo *ensemble*.

Tale scelta è stata effettuata a valle di un'analisi preliminare focalizzata su una comparazione di una vasta gamma di modelli di apprendimento automatico. In questa fase sono state considerate le tecniche più diffuse nello stato dell'arte. Gli algoritmi testati in questo primo set di esperimenti appartengono a tre famiglie: ensemble di alberi di decisione (DTE), macchine a vettori di supporto (SVM) e k-nearest neighbor (KNN). Tali tre famiglie sono state considerate per le loro differenti caratteristiche, che hanno permesso un campionamento estensivo dello spazio delle soluzioni disponibili.

In aggiunta, parallelamente alle tipologie algoritmiche investigate, al fine di gestire in modo ottimale dei dataset potenzialmente molto pesanti, le attività di ricerca hanno previsto una sperimentazione che includesse la comparazione statistica di ulteriori set-up basati sull'utilizzo di tecniche di pre-processing per la riduzione del dato di input, testando l'analisi a componenti principali (PCA) e la Uniform Manifold Approximation and Projection (UMAP).

In entrambi i casi tali tecniche sono basate sulla costruzione di un sistema di riferimento ausiliario sul quale proiettare il dato iniziale. Nel caso della PCA la trasformazione è lineare ortogonale e le variabili del nuovo sistema di riferimento sono tali che la prima sia quella di maggiore varianza e così via. L'UMAP, di contro, è una tecnica di riduzione non lineare. Tale approccio è simile allo Stochastic Neighbor Embedding, ma presuppone che i dati siano distribuiti uniformemente su una varietà Riemanniana localmente connessa e che la metrica sia localmente costante o approssimativamente localmente costante.

Il dataset utilizzato in questo testing, messo a disposizione dall'ASCE con finalità di benchmarking, consiste nella simulazione di un telaio in acciaio a quattro piani in scala quadrata (grado 300W), caratterizzato da un'altezza di 3,6 m e da una pianta quadrata di 2,5 m x 2,5 m. Le sezioni sono progettate specificamente per il modello in scala: le colonne sono sezioni B100x9 e le travi del pavimento sono sezioni S75x11. Il sistema di controventi è composto da due barre d'acciaio filettate di 12,7 mm di diametro poste in diagonale. I danni introdotti in questo benchmark sono stati ottenuti simulando sia la rimozione che la riduzione di sezione trasversale dei controventi diagonali presenti in ogni piano.

Il comportamento dinamico della struttura è simulato numericamente attraverso due diversi modelli FE. Più specificamente, il primo modello consiste in un telaio a 12 gradi di libertà (GDL) o e comprende il movimento fuori piano e le rotazioni nelle lastre del pavimento; i GDL risultanti sono 120. Vale la pena notare che la differenza in termini di GDL - e quindi la complessità del modello numerico - viene utilizzata per simulare il possibile disaccordo esistente tra un semplice modello numerico (12GDL) e la complessità di una struttura reale (120GDL). Questi modelli numerici simulano la presenza di accelerometri mono-assiali.

Le tipologie di danno introdotte fanno riferimento ad 8 distinte casistiche (pattern P1-P8) e raffigurati in figura 33

- **P1:** La sezione trasversale di uno dei controventi del primo piano è ridotta al 30%;
- **P2:** Rimozione di uno dei controventi del primo piano;
- **P3:** Rimozione di un controvento al primo piano ed un controvento al secondo piano;
- **P4:** Rimozione di due controventi al primo e secondo piano. Danno agli estremi di due travate di piano;
- **P5:** Rimozione di tutti i controventi del primo piano;
- **P6:** Rimozione di tutti i controventi di primo e terzo piano;
- **P7:** Rimozione di tutti i controventi della stessa facciata del primo e del secondo piano;

- **P8**: Rimozione di tutti i controventi di una facciata. Danno agli estremi di due travate di piano (primo e secondo piano).

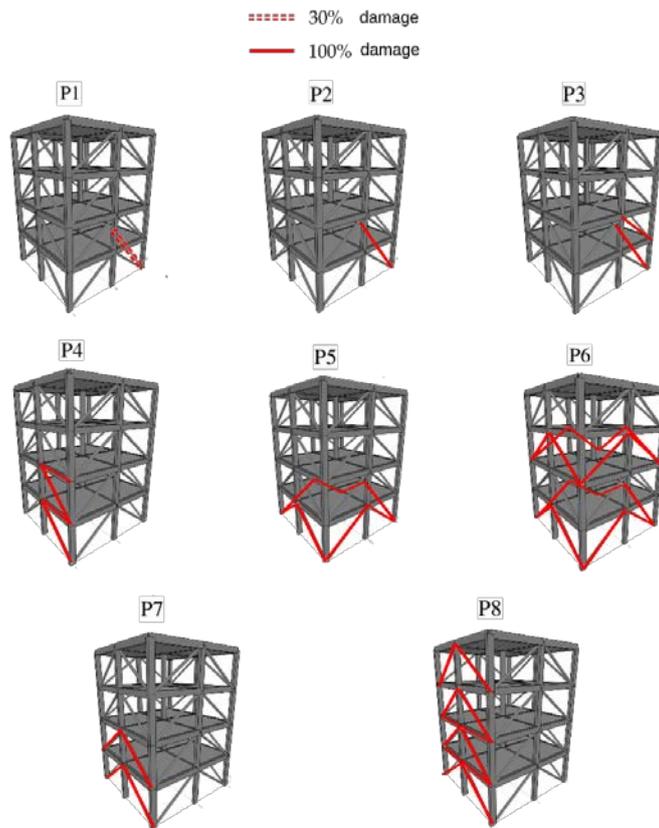


Figura 33. Pattern di danneggiamento considerati

A valle della prima fase sperimentale, gli ensemble di alberi di decisione – Figura 34 - si sono rivelati la metodologia caratterizzata dalle performance migliori tra quelle testate. Tale riscontro sperimentale si lega alle capacità del *bootstrap-aggregation* attraverso il quale vengono combinate le performance di classificatori o regressori semplici di modo da migliorarne le prestazioni, ridurre la varianza ed evitare l'overfitting.

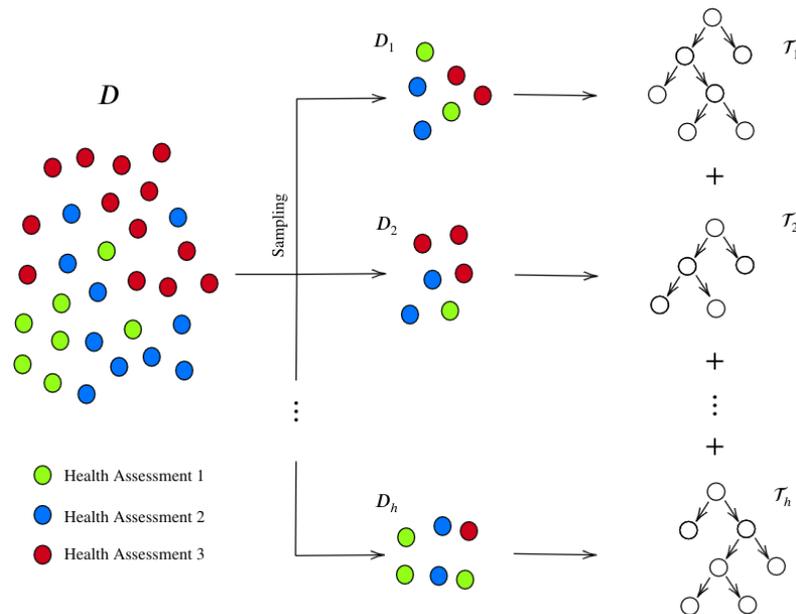


Figura 34. Ensemble di alberi di decisione (DTE)

A valle dei test, le tecniche di riduzione della dimensionalità -- PCA e UMAP – sono state confrontate attraverso un Mann–Whitney U test, un test statistico non-parametrico per verificare la significatività statistica delle differenze riscontrate tra l’utilizzo di tali funzioni di pre-processing e l’esecuzione diretta del DTE. Ad una prima analisi, utilizzando un valore di $\alpha=0.05$, il test Mann-Whitney non ha evidenziato differenze statisticamente significative a valle dell’uso delle tecniche di riduzione della dimensionalità, ma quest’osservazione potrebbe essere legata al dataset dell’ASCE che non sembra presentare una complessità tale da giustificare pre-processing di riduzione di dimensionalità. Indicazioni più determinate potranno essere riscontrate su dataset di taglia maggiore.

Per quanto riguarda le capacità di damage detection del sistema studiato, invece, la validazione si è ottenuta attraverso un’analisi comparativa delle performance del D2-DTE con due approcci presentati in letteratura, rispettivamente basati sull’analisi dell’input di sensori MEMS e di sensori *self-powered*. I risultati, riassunti in Tabella 2, hanno mostrato che il Decision Tree Ensemble ha ottenuto le performance migliori nell’identificazione di 7 degli 8 casi presenti nel dataset ASCE, e che l’accuratezza media ottenuta risulta migliore rispetto a quella dello stato dell’arte. In definitiva, quindi, i risultati ottenuti in fase di validazione suggeriscono che l’approccio studiato nel sub-task esibisce performance favorevoli che potrebbero essere ulteriormente investigate.

Case	Accuracy [%]		
	MEMS	Self-powered sensors	DTE
1	98.6%	99.8%	99.8%
2	99.9%	99.9%	100%
3	97.6%	100%	100%
4	100%	91.6%	99.8%
5	100%	94.4%	100%
6	100%	96.3%	100%
7	100%	100%	100%
8	96.5%	98.1%	100%

Tabella 2. Riassunto dei risultati ottenuti nell'analisi comparativa.

4.3 Layout-Aware Extreme learning Machine

L'effetto di danni che influiscono sull'inerzia degli elementi strutturali sulle proprietà dinamiche della struttura è ampiamente documentato in letteratura. Diversamente, per quanto riguarda i danni che colpiscono il sistema di precompressione non esiste un consenso scientifico riguardo alle interrelazioni tra la forza di precompressione e la dinamica strutturale.

In questo contesto, il presente lavoro propone un nuovo framework basato sul modello di Extreme Learning Machine (ELM), un approccio di ML recente che in molti studi ha raggiunto un'elevata accuratezza con tempi di addestramento ridotti in rispetto alle classiche tecniche di deep learning. L'obiettivo del presente sub-task, quindi, è quello di descrivere una metodologia algoritmica innovativa per individuare e quantificare con precisione i danni al sistema di precompressione di un ponte in c.a.p., utilizzando dati di sollecitazione locali. La metodologia proposta è caratterizzata da un modello di generazione dei pesi *layout-aware* (LA-ELM), che tiene conto del posizionamento dei sensori per guidare il modello di apprendimento verso una topologia di rete spazialmente coerente.

Secondo il paradigma dell'apprendimento supervisionato, l'approccio descritto costruisce un set di dati di addestramento che simula gli sforzi normali in diversi scenari di scenari di danneggiamento e addestra il LA-ELM a riconoscere con precisione i danni al sistema di precompressione.

I principali contributi della sub-task sono: (i) lo studio dell'efficienza e applicabilità dell'ELM nel contesto dell'SHM, (ii) l'implementazione di un sistema di assegnazione dei pesi consapevole del layout specifico del problema, per il di problemi per il riconoscimento di danni con precisioni elevate ed in tempi computazionali brevi.

L'obiettivo della metodologia proposta è, dunque, l'individuazione, la localizzazione e la quantificazione dei danni al sistema di precompressione di un ponte c.a.p. con n travi longitudinali. In questo contesto, l'algoritmo sviluppato permette di valutare n indici di danno, relativi al carico di precompressione di ciascuna trave, fornendo così l'identificazione, la localizzazione e la quantificazione del danno.

La metodologia proposta si basa sull'analisi degli sforzi normali misurati in diversi punti della struttura.

Il core algoritmico della tecnica implementata consiste in una Extreme Learning Machine.

L'Extreme Learning Machine (ELM) è stata proposta come un paradigma estremamente efficiente di rete neurale feedforward a singolo strato nascosto (SLFN). Secondo questo modello, gli unici parametri che vengono coinvolti nella fase di tuning sono i pesi β dei link che collegano lo strato nascosto e lo strato di uscita, mentre i nodi nascosti vengono inizializzati in modo casuale e poi fissati senza alcuna regolazione iterativa.

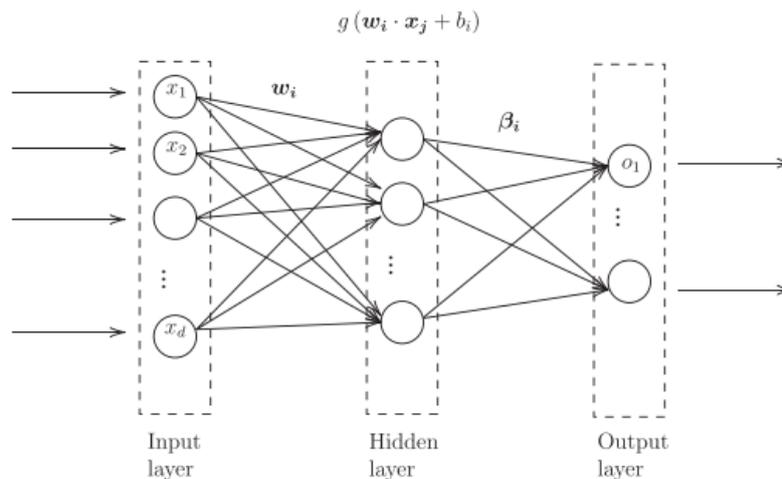


Figura 35. Rappresentazione di Extreme Learning Machine

Mentre l'implementazione standard dell'ELM si basa su una generazione completamente casuale dei pesi, recenti ricerche hanno esplorato l'uso di procedure di generazione dei pesi *problem-specific* per migliorare le prestazioni e la robustezza dell'ELM in caso di dati rumorosi o mancanti.

Come accennato in precedenza, la metodologia di rilevamento del danno descritta nel presente lavoro si basa su una serie di ELM paralleli, uno per ogni trave longitudinale del ponte. In questo contesto, dal momento che i dati di input sono relativi a una rete di sensori posizionati fisicamente sulla struttura o implementati nelle simulazioni numeriche, ogni ELM è dotato di una procedura di generazione dei

pesi che li assegna in base a distribuzioni statistiche che dipendono dalle distanze tra i sensori e la trave. La ELM risultante è stata quindi denominata *layout-aware* ELM (LA-ELM).

Sia B_h la trave la cui valutazione dello stato di salute deve essere prodotta dall'ELM. Sia w l'insieme dei pesi di ingresso che collegano lo strato di ingresso con lo strato nascosto dell'ELM. Per scalare i pesi di ingresso in funzione delle posizioni dei sensori rispetto all'asse centrale di B_h , w può essere ricavato come prodotto di Hadamard di due matrici, S e R :

$$w = S \odot R, \text{ o equivalentemente } w_{ij} = S_{ij} \cdot R_{ij},$$

dove w_{ij} indica il peso del link dell'ELM che collega l' i -esimo nodo di ingresso e il j -esimo nodo nascosto. Si noti come nel contesto di SHM l' i -esimo nodo di ingresso è legato alle misure di un sensore fisico (o simulato), situato sulla struttura. R è una matrice casuale gaussiana, mentre S_{ij} è una funzione della distanza che separa il sensore relativo all' i -esimo nodo di ingresso e l'asse centrale a di B_h . Sia d la distanza vettoriale che separa a e il sensore relativo al nodo di ingresso i -esimo (cfr. Fig. 36); d può essere suddiviso nelle sue due proiezioni sull'asse orizzontale e verticale, ovvero d_x e d_z . Quindi, S_{ij} si ottiene come

$$S_{ij} = \frac{\text{sign}(d_z)}{1 + d_x^2}.$$

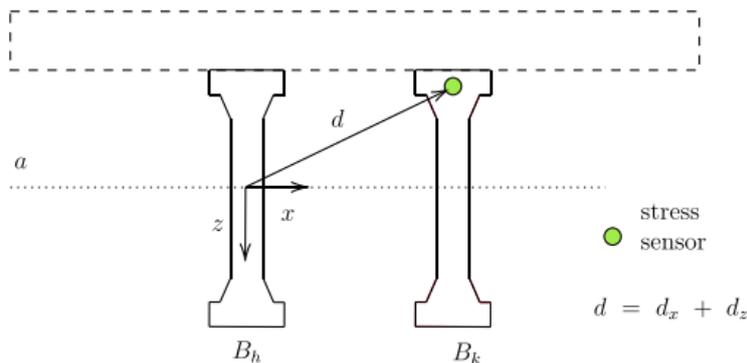


Figura 36. Tecnica di attribuzione pesi layout-aware

Questa formulazione tiene conto di due comportamenti specifici del problema che si possono osservare in un impalcato in c.a.p.: (i) i sensori possono essere posizionati in punti in cui gli effetti della precompressione sono diversi: in caso di danni nella zona compressa si verifica un aumento della compressione, mentre nella zona di zona di trazione si verifica una riduzione della trazione; (ii)

le perdite di tensione in un tendine di una trave generano una redistribuzione delle tensioni che si nota soprattutto nelle travi più vicine.

La ratio della metodologia presentata, quindi, è quella di adottare pesi il cui valore medio è proporzionale alla distanza della trave analizzata. In questo modo, si cerca di amplificare la sensibilità della redistribuzione delle sollecitazioni alla localizzazione del danno, mentre il segno al numeratore distingue tra sensori situati rispettivamente nella zona di trazione e di zona compressa, rispettivamente.

Le performance del LA-ELM sono state valutate attraverso l'analisi di un dataset numerico di tre impalcati da ponte, di luci rispettivamente pari a 20, 30 e 40 m. In aggiunta a ciò, negli scenari simulati sono stati incluse delle perturbazioni da rumore bianco sui dati in base a tre diverse intensità: 1%, 3%, e 5%.

Le accuratze ottenute, riportate in Tabella 3, sono analizzate in termini di root mean squared error (RMSE), R^2 , ed errore massimo riscontrato.

L [m]	Noise	RMSE	ELM - stress	
			R^2	MaxError
20	1%	0,033	1,00	0,06
	3%	0,046	0,99	0,08
	5%	0,064	0,96	0,14
30	1%	0,043	0,99	0,08
	3%	0,077	0,94	0,17
	5%	0,101	0,90	0,21
40	1%	0,052	0,98	0,11
	3%	0,100	0,90	0,23
	5%	0,100	0,82	0,33
Avg		0,068	0,94	0,16
std. dev.		0,027	0,05	0,08

Tabella 3. Riassunto delle performance di LA- ELM

Analizzando i dati riportati in figura è possibile osservare come la metodologia proposta riesce ad ottenere performance di identificazione e localizzazione soddisfacenti, che risultano robuste sia al variare della luce che del rumore Gaussiano.

Un ulteriore step di validazione ha avuto come obiettivo l'esplorazione del compromesso tra prestazioni e tempi di calcolo, comparando LA-ELM con altri modelli di apprendimento.

L'obiettivo di questi test è quello di evidenziare i possibili vantaggi dell'uso di un LA-ELM come discente di base per costruire un quadro di SHM continuo. Per valutare il compromesso tra le capacità di regressione degli apprendenti e i loro costi computazionali questo esperimento numerico

ha considerato 5 diversi modelli di apprendimento: LA-ELM, K-Nearest Neighbor (KNN), Neural Networks (NN), Regression Forest (RF) e Support Vector Machine (SVM), misurando sia i valori di RMSE ottenuti sia il tempo impiegato nella fase di addestramento.

La Fig. 37 mostra i box-plot delle distribuzioni di RMSE che caratterizzano ciascun modello di apprendimento considerato in questo studio. Osservando le distribuzioni è possibile distinguere due gruppi. Il primo gruppo è composto da modelli di apprendimento relativamente semplici, che presentano le prestazioni peggiori sul set di dati: KNN, SVM e RF. Questo comportamento suggerisce che gli apprendenti di questo gruppo non hanno prestazioni particolarmente buone sul set di dati di riferimento, e non riescono a generalizzare le informazioni raccolte durante l'addestramento. D'altro canto, il secondo gruppo è costituito dai due algoritmi di deep learning considerati in questo studio, LA-ELM e NN. I due algoritmi di deep learning sono apparentemente equivalenti in termini di di RMSE ottenuto - entrambi con valori medi $<0,05$ e RMSE massimo $\approx 0,12$ - e superano le metodologie del primo gruppo. Questa osservazione è attesa e può essere correlata alla loro complessità intrinseca, che può produrre una migliore capacità di generalizzazione.

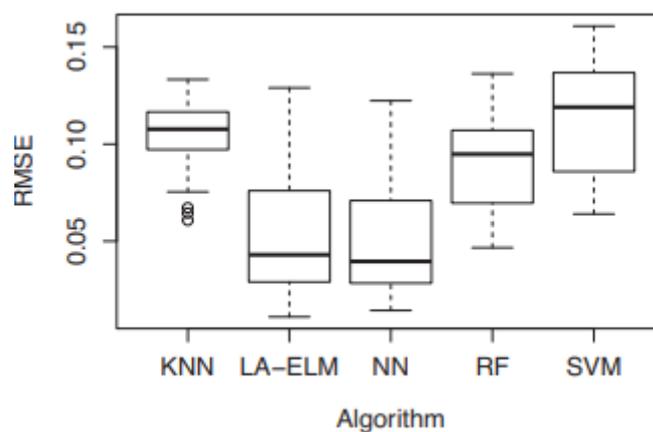


Figura 37. RMSE ottenuto dalle diverse metodologie.

Mentre la distribuzione dell'RMSE ha evidenziato come i due modelli di apprendimento profondo (LA-ELM e NN) hanno ottenuto risultati migliori rispetto agli altri tre algoritmi, uno studio del tempo

trascorso nelle fasi di fase di addestramento può fornire informazioni utili per valutare il trade-off benefici/costi dell'impiego di questi metodi in scenari operativi.

Per ogni modello di apprendimento diverso da LA-ELM, la Fig. 38 riporta i tempi di calcolo registrati, normalizzati rispetto al tempo medio di LA-ELM, indicato con la linea solida orizzontale $y=1$. Inoltre, per riferimento, sono riportate una linea tratteggiata e una tratteggiata, rispettivamente, i tempi massimi e minimi normalizzati di LA-ELM.

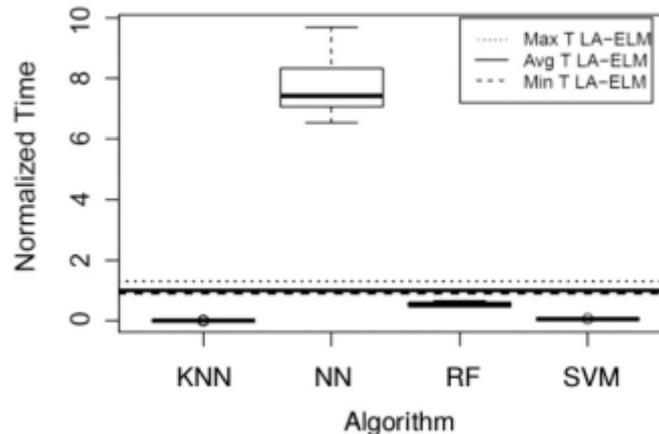


Figura 38. Tempo speso in fase di training dalle diverse metodologie.

Come previsto, osservando il posizionamento delle distribuzioni dei tempi in figura, è possibile notare che i metodi superficiali richiedono sempre meno tempo di tempo di addestramento rispetto a NN e LA-ELM, data la loro struttura più semplice. Questo fenomeno suggerisce che una diminuzione in termini di tempo di calcolo necessario viene a costare una prestazione di regressione meno accurata. D'altra parte, LA-ELM è più veloce di NN di quasi un ordine di grandezza.

I risultati dell'analisi dei tempi di addestramento suggeriscono che l'ELM sembra essere caratterizzato da buone prestazioni di generalizzazione e non implica un pesante onere computazionale. Queste caratteristiche rendono potenzialmente l'ELM un framework adatto ad affrontare molti problemi di monitoraggio della salute strutturale in cui l'efficienza e l'efficacia sono entrambi aspetti chiave dello scenario operativo.

4.4 Adaptive Large Neighborhood Search per la manutenzione ottimizzata

Il presente sub-task si propone di studiare un framework di ottimizzazione che minimizzi l'impronta di carbonio delle operazioni di manutenzione su un portafoglio di ponti in fase di invecchiamento, garantendo al contempo adeguati livelli di sicurezza e considerando la disponibilità di risorse

economiche e di forza lavoro. In questo contesto, le emissioni di CO₂ sono calcolate come combinazione delle emissioni dirette degli interventi di manutenzione e dell'inquinamento causato dalle deviazioni.

A tal fine, il cuore della metodologia è un processo di ottimizzazione basato sull'algoritmo Adaptive Large Neighborhood Search (ALNS) che esplora estensivamente lo spazio delle soluzioni e si interfaccia con un modulo di simulazione Monte Carlo. Il modulo di simulazione stocastica permette di considerare l'incertezza che caratterizza il processo di deterioramento strutturale, valutando efficacemente l'affidabilità delle soluzioni analizzate. Di conseguenza, il presente lavoro descrive formalmente questa nuova metodologia guidata dall'ottimizzazione e confronta le soluzioni di manutenzione di un insieme diversificato di infrastrutture con i paradigmi di manutenzione classici, analizzando le prestazioni della soluzione ottimizzata per le emissioni in termini di impronta di carbonio, costo delle operazioni, livelli di affidabilità e risorse lavorative richieste.

Lo scopo del problema studiato è quello di programmare un insieme di interventi di manutenzione sui ponti di un portfolio in modo tale da minimizzare l'emissione totale di CO₂ emessa. In questo contesto, l'emissione relativa a un intervento è calcolata come somma di due termini distinti, il primo rappresenta l'emissione direttamente implicata dall'uso dei macchinari e dal consumo energetico dell'intervento, mentre il secondo misura le emissioni che risulterebbero dalla deviazione causata dalla chiusura del ponte o da una limitazione del traffico.

Inoltre, ogni schedulazione di intervento deve soddisfare tre requisiti distinti:

- R1: in qualsiasi momento l'indice di affidabilità di ogni ponte deve essere sempre maggiore di una soglia definita dall'utente.
- R2: i costi totali degli interventi previsti sul portafoglio nell'orizzonte temporale non devono superare un budget massimo-,
e,
- R3: in qualsiasi momento l'utilizzo della forza lavoro implicito negli interventi pianificati in x non deve superare la massima disponibilità di forza lavoro.

In questo lavoro, l'affidabilità è modellata attraverso una combinazione di due parametri, un'affidabilità iniziale β_0 e un tasso di decadimento α . In qualsiasi momento, un intervento migliora l'affidabilità di una certa quantità γ e per un periodo limitato produce un fattore di decadimento migliore α' .

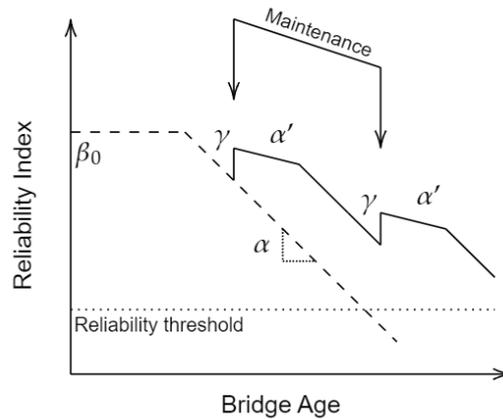


Figura 39. Modellazione adottata per l'affidabilità di un ponte

L'approccio descritto nel presente lavoro si basa su due moduli interagenti: un core di ottimizzazione basato su ALNS per ottenere il migliore scheduling di manutenzione possibile e un algoritmo di simulazione Monte Carlo per valutare accuratamente gli indici di affidabilità dei ponti da mantenere.

L'Adaptive Large Neighborhood Search (ALNS) è un algoritmo meta-euristico proposto per risolvere problemi di ottimizzazione complessi. L'ALNS implementa diversi operatori di distruzione e riparazione, raccolti negli insiemi D e R, per esplorare più ampiamente lo spazio delle soluzioni. In base alla sua strategia di ottimizzazione, a ogni iterazione l'ALNS seleziona casualmente due operatori da D e R per modificare la soluzione corrente x . Durante tutto il processo, la scelta randomizzata dell'euristica utilizza probabilità di selezione legate al successo passato di ciascun operatore.

I pool D e R delle euristiche implementate per il sub-task in esame sono come segue.

Operando su una schedulazione di manutenzione corrente x degli n ponti, D comprende tre operatori distinti, che utilizzano tutti un parametro percentuale di input $\%p$ che regola l'intensità della perturbazione:

- Rimozione casuale delle attività (RAR): un $\%p$ casuale delle attività di manutenzione programmate in x viene rimosso dalla soluzione.
- Rimozione casuale del programma dei ponti (RBR): viene selezionato un $\%p$ casuale dei ponti. RBR rimuove tutte le attività di manutenzione programmate su tali ponti.
- Rimozione casuale del tipo di attività (RTR): viene selezionato un $\%p$ casuale dei tipi di attività. RTR rimuove da x tutti gli interventi di manutenzione di tali tipi.

Rispettivamente, gli operatori implementati nell'insieme R sono:

- Primo miglioramento possibile (FPI): L'insieme B di ponti viene iterato in modo sequenziale. Su ogni ponte, FPI programma il primo intervento che migliora il valore della funzione obiettivo fino a quando tutti i ponti sono al di sopra della soglia di affidabilità per tutto l'orizzonte temporale.
- Miglior Intervento in Sequenza di Ponti (BBS): L'insieme B di ponti viene iterato in modo sequenziale. Su ogni ponte, il BBS pianifica il miglior intervento in termini di minori emissioni possibili fino a quando tutti i ponti non superano la soglia di affidabilità per tutto l'orizzonte temporale.

Classicamente, i problemi della letteratura sull'ottimizzazione sono stati descritti utilizzando formulazioni deterministiche, ma le loro applicazioni a scenari reali hanno costantemente affrontato le sfide imposte dall'incertezza. Di conseguenza, quando gli algoritmi di ottimizzazione non tengono conto della stocasticità, le soluzioni ottenute possono essere instabili o non realizzabili nelle applicazioni pratiche. Pertanto, un crescente flusso di ricerca ha combinato la potenza degli algoritmi meta-euristici con la valutazione fornita dalle simulazioni Monte Carlo. Questi approcci ibridi di simulazione-ottimizzazione consentono di valutare correttamente le soluzioni promettenti valutando le incertezze che caratterizzano il problema di interesse.

Nel contesto della pianificazione della manutenzione dei ponti, l'indice di affidabilità di ogni struttura è legato a informazioni incerte. Infatti, sia per le incertezze epistemiche delle ipotesi del modello, sia per il rumore e l'incompletezza dei dati, in ogni fase dell'orizzonte temporale il fattore di decadimento α dell'indice di affidabilità può essere visto come una variabile casuale.

A tal fine, a ogni stadio temporale t dell'orizzonte temporale, l'indice di affidabilità può essere ottenuto come il valore di affidabilità corrispondente all'istante temporale precedente, $t-1$, diminuito secondo un fattore stocastico α . Nel nostro framework, questa stocasticità è modellata come una variabile casuale di Weibull, con parametri di shape e scale rispettivamente pari a 0,05 e 2.

In conclusione, l'approccio proposto utilizza le simulazioni Monte Carlo per valutare accuratamente l'ammissibilità di ogni programma di manutenzione in diverse condizioni. A tal fine, ogni valutazione di una nuova schedulazione x prevede un numero definito dall'utente di campionamenti Monte Carlo delle variabili stocastiche lungo l'orizzonte temporale $[0, T]$ e verifica che le operazioni di manutenzione pianificate in x siano tali da soddisfare il requisito R1 per ogni scenario simulato.

L'approccio proposto è stato validato comparando le soluzioni ottenute con l'ALNS con quelle ottenute utilizzando le strategie di manutenzione *time-based* e *condition-based*.

Il dataset utilizzato per gli esperimenti numerici è estratto dai dati dei ponti forniti dalla Federal Highway Administration (FHWA) del Dipartimento dei Trasporti degli Stati Uniti. Il dataset completo, reperibile online, comprende oltre 600 mila strutture, con l'obiettivo di inventariare con precisione i ponti della nazione. Ogni ponte è catalogato utilizzando un'ampia gamma di informazioni, raccolte in un massimo di 117 voci, tra cui dati strutturali e storici, proprietà, posizione geografica e così via.

I ponti utilizzati negli esperimenti computazionali della presente sezione sono 15 ponti autostradali in c.a.p. del Distretto di Columbia. Le strutture sono state costruite tra il 1942 e il 2012 e presentano campate di lunghezza compresa tra 13,7 m e 23,2 m. Per ogni ponte, la Tabella 4 riporta le principali caratteristiche geometriche e un riepilogo del traffico giornaliero registrato.

ID	Year Built	L	W	Detour	Avg Daily Traffic	Avg Daily Truck Traffic
#	[y]	[m]	[m]	[Km]	#	%
1	1942	13.7	26.5	0	55700	4
2	1942	17.1	26.5	0	55700	4
3	1942	14.3	26.5	0	55700	4
4	1959	21.9	47.3	2	153700	5
5	1959	12.5	28.0	3	153700	5
6	1963	21.3	8.4	2	12500	5
7	1959	14.9	24.4	2	150600	4
8	1964	17.4	11.9	2	19700	1
9	1964	15.9	14.6	2	24500	1
10	1964	18.6	13.7	2	15800	1
11	1964	22.6	11.4	3	10400	1
12	1962	21.3	41.5	3	10700	1
13	1972	21.6	41.5	2	58000	5
14	2012	23.2	20.1	0	86500	4
15	2012	22.9	18.0	3	86500	4

Tabella 4. Summary of the bridges considered in the numerical experiments.

Successivamente, a partire dai ponti riassunti nella Tabella 4, il presente lavoro considera tre scenari, disposti in ordine decrescente di indice di affidabilità medio a $t = 0$. Tali scenari sono indicati come "Moderato", "Basso" e "Critico", e sono caratterizzati da valori di β_0 medio pari a 3,25, 3,5 e 4,2.

Infine, gli interventi di manutenzione considerati nell'algoritmo sono riassunti nella Tabella 5.

ID	Name	Traffic	Average Cost	Average Reliability improvment	Work Force
#	-	-	[Euro/mq]	[-]	[units/m2]
1	Surface Repair	Normal	469.00	0.375	0.016
2	Bearing replacment	Closure	7273.00	2.475	0.126
3	Crack injection	Limited	588.00	0.250	0.020
4	Silane treatment	Limited	882.00	0.000	0.031
5	Cathodic protection	Normal	987.00	0.000	0.034
6	Deck-thickening	Closure	699.30	0.000	0.012
7	Steel jacketing	Limited	1440.60	1.800	0.025
8	FRP jacketing	Limited	1254.40	0.975	0.022
9	Section enlarging	Closure	3857.00	1.060	0.067
10	Component replacment	Closure	2667.00	1.605	0.093
11	External prestression	Normal	1484.00	1.390	0.026

Tabella 5. Summary of the possible maintenance operations considered in the analyses. (Sun, Xiao-Yan, et al.,2015)

Le tabelle seguenti riportano i risultati di calcolo ottenuti negli esperimenti numerici. Per ogni scenario, e per ogni strategia di manutenzione, vengono confrontate le prestazioni della soluzione in termini di emissioni e costi. Analizzando i risultati, il primo comportamento che si può evidenziare è che, come previsto, la manutenzione basata sul tempo è la strategia caratterizzata dalle prestazioni meno competitive. Ciò è ampiamente previsto, come evidenziato anche nella letteratura scientifica, poiché una schedulazione a tempo fisso della manutenzione si traduce spesso in interventi di manutenzione frequenti e non necessari. Pertanto, questa proprietà si riflette sia nel costo economico che nelle emissioni relative a questo approccio, che sono maggiori di quelle ottenute dall'ALNS di un ordine di grandezza in tutti e tre gli scenari.

Moderate	Maintenance Strategy
-----------------	-----------------------------

	ALNS	Condition-Based	Time-Based
cost	2.19E+06	2.38E+06	2.10E+07
Emission [CO ₂ ton]	1.04E+04	3.09E+04	1.76E+05

Low	Maintenance Strategy		
	ALNS	Condition-Based	Time-Based
cost [€]	5.41E+06	1.69E+07	3.03E+07
Emission [CO ₂ ton]	4.46E+04	1.17E+05	1.78E+05

Critical	Maintenance Strategy		
	ALNS	Condition-Based	Time-Based
cost [€]	9.57E+06	2.78E+07	1.41E+07
Emission [CO ₂ ton]	7.92E+04	1.29E+05	1.35E+05

Al contrario, il programma di manutenzione ottenuto con l'approccio *condition-based* è più competitivo, sia in termini di costi che di emissioni, poiché le sue operazioni sono strettamente correlate agli indici di affidabilità delle strutture di interesse. Le prestazioni ottenute dall'ALNS nello scenario moderato sono paragonabili in termini di costi totali, mentre migliorano le emissioni del *condition-based* del 66%. Inoltre, al peggiorare dell'affidabilità globale del portafoglio - cioè per gli scenari Basso e Critico - i vantaggi dell'utilizzo dell'approccio proposto aumentano notevolmente, in quanto sia i costi che i valori di emissione si riducono sensibilmente. Questi risultati dimostrano come l'uso di un approccio di ottimizzazione sia una risorsa preziosa quando il numero medio di interventi da pianificare nell'orizzonte temporale è elevato.

5 Modelli per impalcati a graticcio: dalla realizzazione al monitoraggio

Si è modificato ed arricchito un codice di calcolo già esistente, chiamato PyNiteFEA, scritto in Python, che permette di effettuare analisi statiche elastiche lineari di telai 3D.

5.1 Scrittura di un codice f.e.m. per la soluzione degli impalcati a graticcio

PyNiteFEA, è un pacchetto open-source disponibile su PyPI (Python Package Index), la più grande e ufficiale repository di pacchetti Python. Inoltre, è in corso un continuo aggiornamento grazie alla collaborazione di diversi utenti attraverso la piattaforma di sviluppo software GitHub.

Il monitoraggio dei ponti può generare grandi quantità di dati, che creano problemi sia di trasferimento verso il cloud (richiesta di notevole traffico dati), sia di immagazzinamento su piattaforme di storage cloud.

La riduzione della quantità di dati trasferita in cloud è quindi una necessità per consentire la scalabilità delle installazioni di sistemi di monitoraggio.

Tale riduzione può avvenire usando tecniche di edge-computing. I dati campionati dai sensori possono essere processati da piccoli “single-board computers” (tipo Raspberry-PI) posizionati presso l’opera da monitorare e soltanto un numero di dati molto inferiore deve poi essere trasmesso in rete.

Una delle operazioni che può avvenire in edge è il confronto con valori di sollecitazione che possono essere calcolati direttamente usando il codice f.e.m. sviluppato e installato sul “single-board” computer. Il linguaggio di programmazione Python si presta molto bene a questo tipo di implementazione.

Si è arricchito il codice il cui schema è rappresentato in Figura 40 inserendo nuovi moduli per la gestione di casi di carico utili al monitoraggio dei ponti a graticcio, per l’inserimento di elementi orientati in modo qualsiasi nello spazio e per la gestione di spostamenti e rotazioni imposte che possono costituire gli input delle analisi ottenuti dai sensori (inclinometri o rilevatori di spostamento ottici o satellitari).

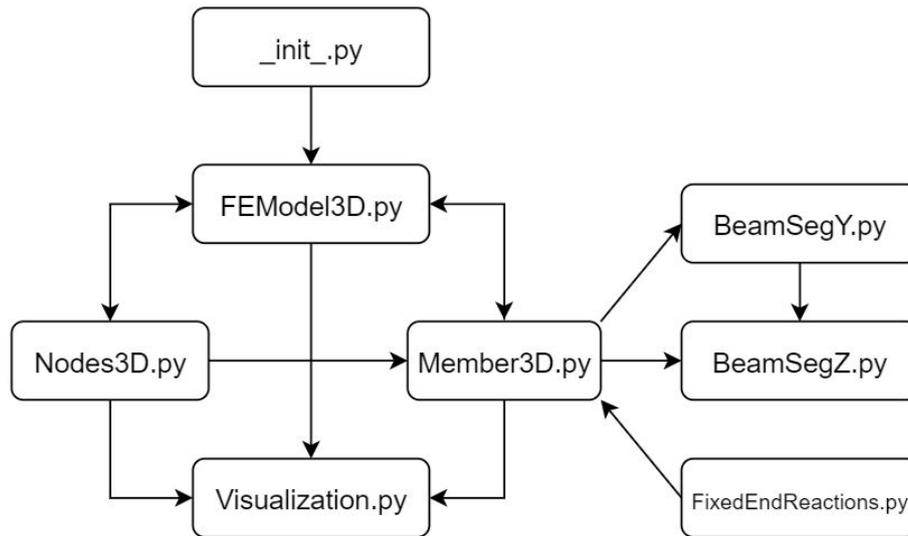


Figura 40. PyNiteFEA

5.2 Descrizione Applicazione del codice PyNiteFEA alla modellazione di un ponte a graticcio

Si è usato il codice PyNiteFEA per la modellazione di un impalcato a graticcio di un viadotto autostradale sul quale è stato installato un sistema di monitoraggio strutturale. L'obiettivo dell'attività è quello di elaborare un modello strutturale che sia rappresentativo del comportamento in esercizio degli impalcato a graticcio e renda risultati accurati, nonostante sia risolvibile in modo molto leggero da non richiedere strumenti computazionali avanzati o software commerciali.

L'impalcato è largo 19.10m, è realizzato con sei travi longitudinali in calcestruzzo armato precompresso con sezione a "I", solidarizzate da una soletta gettata in opera dello spessore di 20 cm e con quattro traversi (si veda Figura 41). Esso è in semplice appoggio sulle pile con una distanza longitudinale tra gli appoggi pari a 42 m.

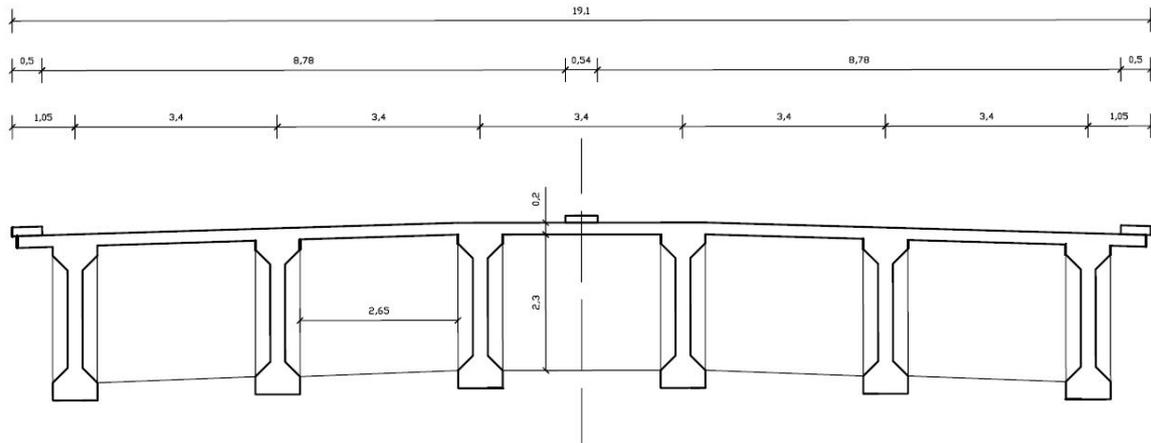


Figura 41. Sezione trasversale dell'impalcato

Si è calibrato un modello strutturale sulla base delle misurazioni fatte dai sensori durante una prova di carico di collaudo dell'impalcato. In particolare, si sono usate le rotazioni delle travi longitudinali misurate da inclinometri a barra.

Il primo modello, illustrato nella Figura 42 (a), è perfettamente piano e non tiene conto delle eccentricità verticali tra travi, soletta e appoggi. Questo tipo di modello è comunemente utilizzato per la progettazione di questo tipo di mazzi negli ultimi 20 anni in quanto è semplice e beneficia di tempi di input ridotti.

I risultati ottenuti da questo modello sovrastimano la deformabilità dell'impalcato di circa il 26% sulla trave strumentata maggiormente deformata.

Il secondo modello, raffigurato in Figura 42(b), differisce dal modello (a) solo per l'introduzione degli offset verticali tra i baricentri della trave longitudinale e trasversale e della soletta superiore. I risultati sono simili a quelli ottenuti con il modello (a), l'impalcato è solo un po' più rigido, ma registra una sovrastima della deformabilità del 24%.

Il terzo modello si basa sulla geometria con offset utilizzata nel secondo, ma le proprietà della sezione trasversale di travi e soletta sono calcolate tenendo conto dell'omogeneizzazione dovuta alle effettive barre di armatura e alla disposizione dei trefoli e dei cavi di precompressione. I risultati sono più rigidi di quelli ottenuti con il modello 2, riducendo la differenza rispetto ai dati del collaudo a circa il 16%. Il quarto modello è derivato dal terzo introducendo la pendenza trasversale a schiena d'asino Figura 42 (c). Non si apprezzano differenze significative tra i risultati ottenuti utilizzando il modello 3 e il modello 4. Il quinto modello introduce nel modello 4 gli offset verticali delle posizioni degli

appoggi come mostrato nella Figura 42 (d). Questa modifica aumenta leggermente la rigidità dell'impalcato, portando la sovrastima al 14%. Nel sesto modello il traverso d'appoggio viene diviso in due elementi paralleli per meglio simulare il vincolo trasversale che esso offre (Figura 42 (e)).

Nel settimo modello si è introdotto il comportamento attritivo dei vincoli scorrevoli (carrelli) inserendo un coefficiente di attrito pari al 5%, ovvero delle reazioni orizzontali longitudinali che potessero variare da 0 al 5% della forza verticale scaricata sugli appoggi (Figura 42 (f)). Questa modifica ha consentito di modellare la deformabilità dell'impalcato con un errore massimo del 4% rispetto alle misurazioni eseguite dal sistema di monitoraggio durante il collaudo.

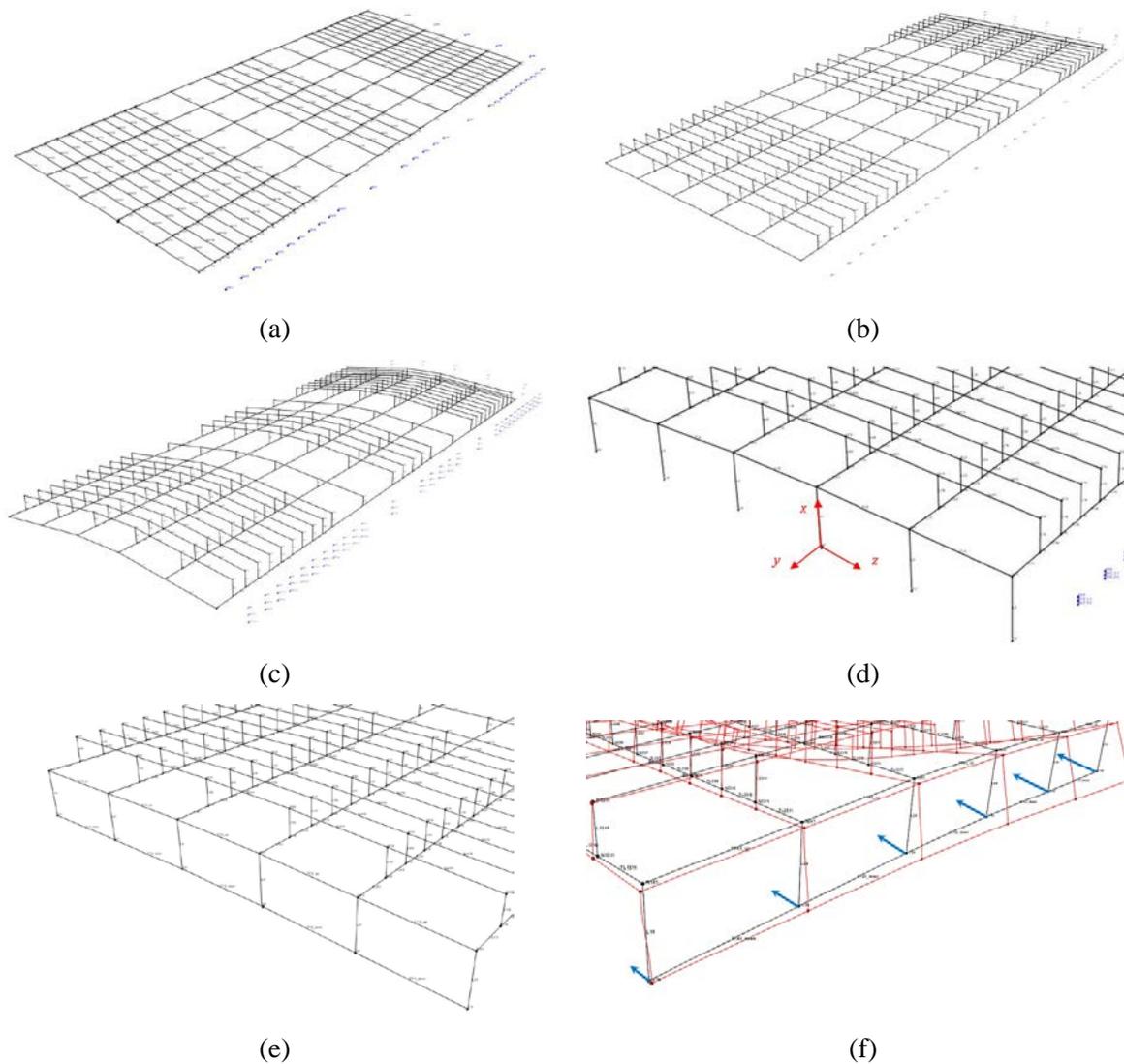


Figura 42. Differenti modelli realizzati

5.3 Monitoraggio di un impalcato a graticcio con inclinometri e studio degli effetti della temperatura sulle misure

L'impalcato descritto al punto precedente è stato monitorato per sei mesi con inclinometri mems a barra ad alta precisione. Cinque mesi sono stati acquisiti con campionamento costante e regolare e sono stati studiati.

I dati ottenuti dagli strumenti sono stati processati con operatori statistici quali il calcolo del valor medio della serie, lo scarto quadratico medio, la media mobile centrata calcolate su finestre temporali di 2 ore e 20 minuti, 3 ore e 3 ore e 40 minuti (considerando un tempo di campionamento di 20 minuti, queste sono rispettivamente relative a 7, 9 e 11 misure), la differenza tra il segnale originale e la media mobile su 180 minuti, e lo scarto quadratico medio di questa serie di differenze.

Sono stati calcolati i valori di correlazione tra le rotazioni grezze e le temperature istantanee. È stata calcolata la correlazione tra:

- rot: rotazioni istantanee;
- MR7: media mobile centrata su 7 letture di rotazione (2 ore e 20 minuti);
- MR9: media mobile centrata su 9 letture di rotazione (3 ore);
- MR11: media mobile centrata su 11 letture di rotazione (3 ore e 40 minuti).

Si è quindi calcolata la deriva termica istantanea della strumentazione e si è proceduto alla correzione delle serie di rotazioni grezze rispetto alle temperature istantanee. Le rotazioni corrette o compensate con la deriva istantanea non sono più correlate con le temperature istantanee.

Per questa nuova serie sono stati nuovamente calcolati il valor medio, lo scarto quadratico medio, le medie mobili, la differenza tra serie compensata e sua media mobile su 9 valori, usando le formule già riportate.

Si può osservare che le rotazioni compensate sono molto più centrate sul valore di zero rispetto a quelle grezze e le loro escursioni sono più ridotte; quindi, la compensazione istantanea in temperatura ha prodotto un segnale molto più stabile di quello grezzo.

Si osserva, inoltre, che le rotazioni istantanee hanno una correlazione con le temperature sempre minore di quella tra le loro medie mobili centrate e le stesse temperature, mentre le rotazioni mediate, hanno valori simili di correlazione con le temperature a prescindere dall'ampiezza dell'intervallo su cui avviene la media.

Nel grafico mostrato in Figura 44 si osserva l'andamento dell'indice di correlazione tra la media mobile centrata su 180 minuti delle rotazioni (9 valori) e la media su 120 minuti delle temperature (6 valori), al variare del ritardo con cui si calcola la media sulle temperature; l'asse delle ascisse rappresenta il ritardo che ha il valore centrale della media delle temperature rispetto all'istante considerato, mentre le ordinate rappresentano il relativo coefficiente di correlazione.

La forma della curva è simile per tutti i sensori, ed ha andamento sinusoidale, come è corretto aspettarsi da un fenomeno fisico che ha una periodicità di 24h. Il ritardo cui corrisponde il massimo della curva dei coefficienti di correlazione indica a quale serie di temperature la rotazione corretta è maggiormente correlata.

In pratica, se la temperatura dell'aria sale all'istante t , l'impalcato sembra inflettersi con un certo ritardo (6h, 0h o 4.5h), compatibilmente con la sua inerzia termica.

Quindi, si presume che il dato grezzo sia una misura affetta sia da una termica istantanea sul sensore che da una termica differita sull'impalcato.

Per ottenere il valore ottimale della deriva termica differita, si è minimizzato il valore di correlazione tra rotazioni doppiamente compensate (da deriva termica istantanea e differita), calcolate assumendo come $T(t)$ la serie di medie mobili delle temperature calcolata con il ritardo relativo al massimo dell'indice di correlazione, e media mobile della temperatura calcolata con il ritardo relativo al massimo dell'indice di correlazione.

Si è quindi proceduto a compensare i dati di inclinazione già depurati dalla deriva termica istantanea anche dalla deriva termica differita dovuta al movimento dell'impalcato.

Il tracciato inclinometrico grezzo di uno degli strumenti è mostrato in Figura 43.

Nonostante gli inclinometri siano venduti come “compensati in temperatura” la loro dipendenza dalle azioni termiche è molto evidente e segue le termiche istantanee dal momento che l'inerzia termica della strumentazione elettronica è quasi nulla (si veda **Errore. L'origine riferimento non è stata trovata.** 45).

Una volta eliminato l'effetto della termica istantanea sui sensori si può indagare l'effetto delle termiche sull'impalcato, che grazie alla sua grande inerzia termica sembra seguire la temperatura dell'aria con un ritardo medio di circa 6 ore, come visibile in Figura 45. L'effetto di questa seconda termica differita è di circa un ordine di grandezza inferiore rispetto alla termica istantanea sulla strumentazione; quindi, si può affermare che gran parte dell'effetto indesiderato della temperatura sulla misura sia dovuto alla strumentazione e non alla struttura.

La pulizia degli effetti termici è fondamentale per l'utilizzo degli inclinometri nel monitoraggio strutturale in quanto le variazioni termiche generano effetti sul segnale comparabili con quelli causati dal traffico veicolare. La possibilità di osservare la presenza o/o l'evoluzione di un eventuale danneggiamento della struttura richiede infatti di disporre di un segnale inclinometrico completamente depurato dagli effetti del traffico e dagli effetti termici.

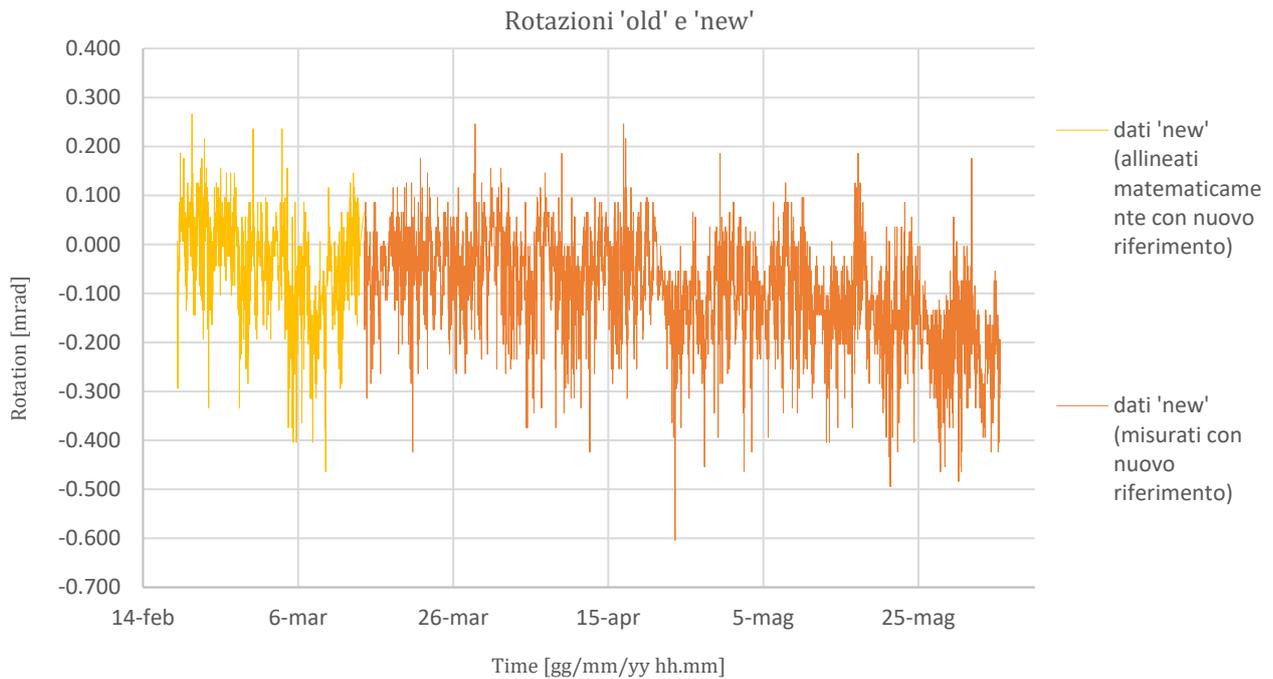


Figura 43. Tracciato inclinometrico grezzo di uno strumento

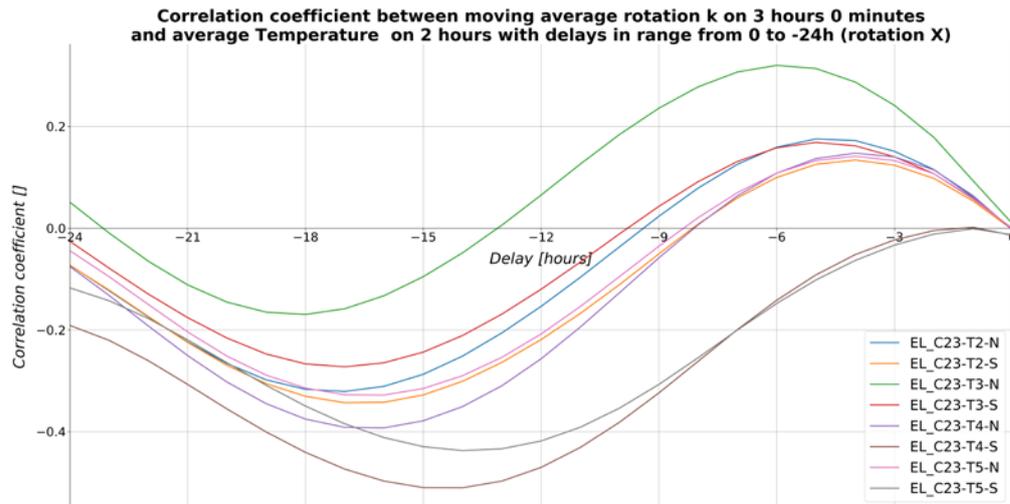


Figura 44. Coefficienti di correlazione tra rotazioni corrette da deriva istantanea e temperatura mediata con diversi ritardi (da 0h a -24h)

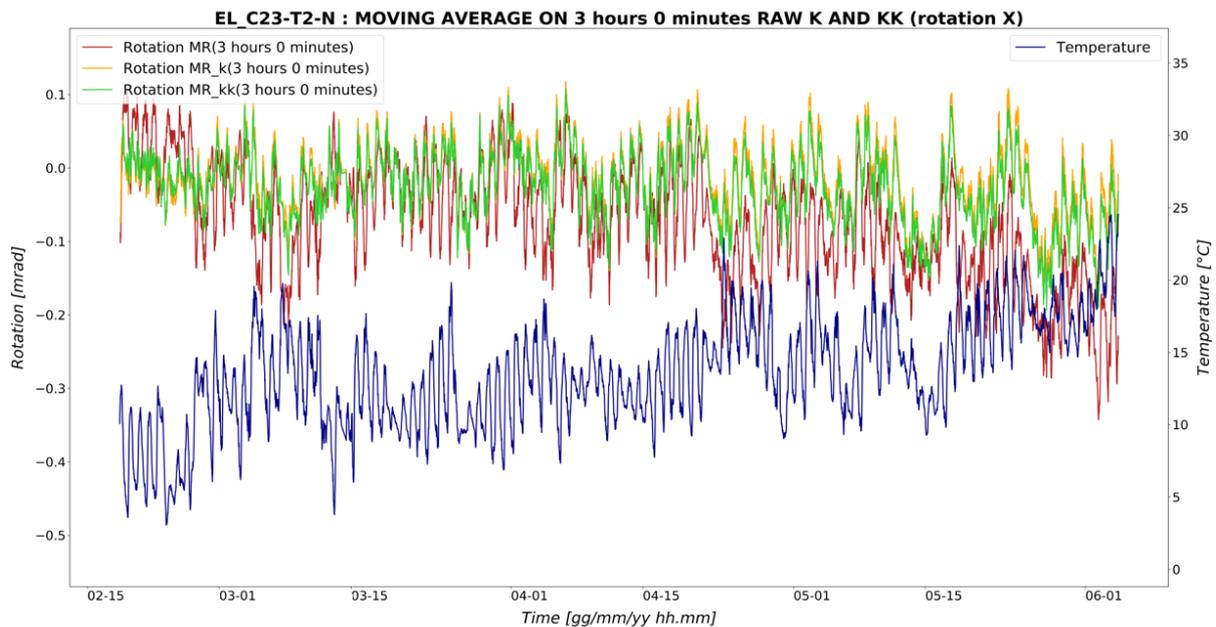


Figura 45. Valori di temperatura (curva blu), di rotazione grezzi (curva rossa), depurati dalla termica istantanea degli strumenti (curva gialla) e depurati dalla termica differita dell'impalcato (curva verde)

6 Modelli per prove: applicazione di sensori su un telaio in muratura

6.1 Descrizione attività

Sono stati applicati i due tipi di sensori di tensione, ceramici o piezoelettrici e capacitivi, a due pareti con tre maschi murari e una elevazione, di media scala, costituite dalle due diverse murature utilizzate già per la sperimentazione sui muretti nell'OR4 dall'Università di Palermo, una con mattoni in calcarenite e l'altra con mattoni in argilla. I tre maschi murari di tali pareti hanno le stesse dimensioni dei muretti. Alcuni dei sensori sono stati annegati nei giunti di malta delle due pareti in muratura e altri sono stati post-installati. Le prove sperimentali sono state effettuate applicando un carico di compressione verticale costante alla sommità di ciascun provino e simulando il danneggiamento con una progressiva riduzione della sezione trasversale di uno dei pannelli. Durante le prove, le distribuzioni delle sollecitazioni verticali (e le loro variazioni), sono state monitorate dai sensori. Le letture dei sensori sono state confrontate con quelle fornite numericamente da un accurato modello agli Elementi Finiti della prova eseguita in laboratorio. I risultati hanno mostrato che le variazioni delle sollecitazioni verticali nelle strutture in muratura possono essere effettivamente rilevate dai sensori adottati e potenzialmente utili per una previsione tempestiva del danno strutturale. La sperimentazione è presentata in dettaglio nel seguente articolo:

M. C. Oddo, G. Camarda, G. Minafò, M. F. Granata, G. Bertagnoli, F. Di Trapani, A. Pennisi, S. Barile. Monitoring of stress distribution in damaged small-scale masonry walls by using two innovative sensors. XIX ANIDIS Conference, Seismic Engineering in Italy Torino 2022.

6.2 Applicazione dei sensori su una parete in muratura: dettagli del modello e modalità di prova

Le prove sono state effettuate presso il Laboratorio di Strutture del Dipartimento di Ingegneria dell'Università di Palermo. I modelli sottoposti a prova erano costituiti da due telai in muratura a due campate e a media scala, uno in mattoni di argilla e uno in mattoni di calcarenite Figura 46.

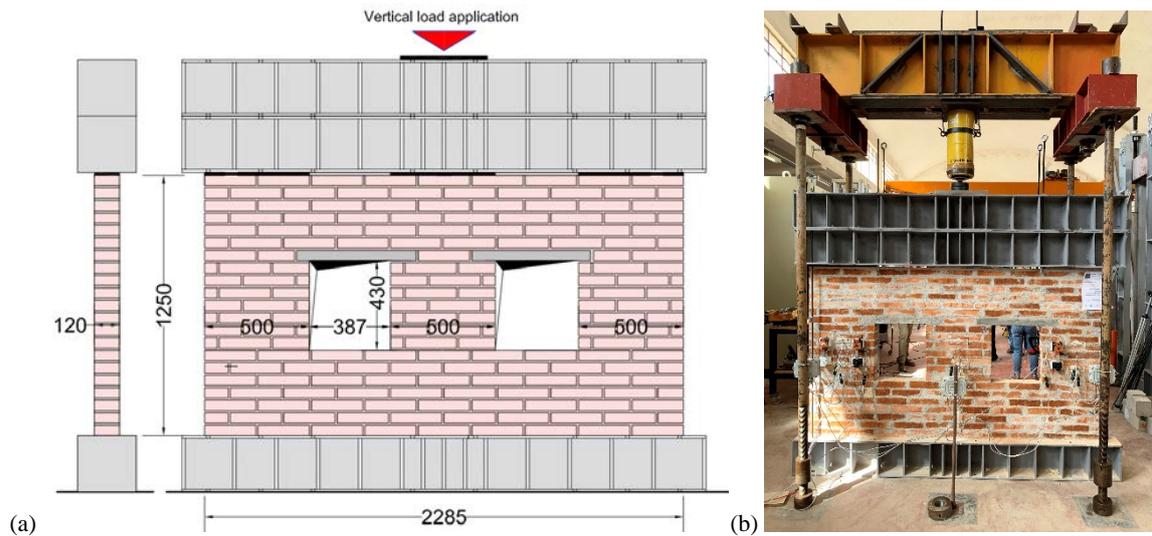


Figura 46. (a) Dettagli del modello (b) Test setup per il modello con mattini in argilla.

Le dimensioni complessive del campione sono 2285 x 1250 mm. Nella parete sono presenti due aperture di 387 x 430 mm, in modo da formare tre pannelli di 500 x 430 mm. I mattoni delle dimensioni di 250 x 120 x 50 mm e sono stati messi in opera con una malta M5 ($f_{mm}=8.36$ MPa). Le resistenze medie a compressione dei mattoni erano rispettivamente di 11.80 MPa e 23.39 MPa per i mattoni in calcarenite e in laterizio. Per quanto riguarda le murature, le resistenze medie a compressione erano rispettivamente di 7.36 MPa e 13.91 MPa per la calcarenite e l'argilla. La configurazione del test e la strumentazione sono mostrate in Fig.46 (b). La prova è consistita nell'applicazione di un carico di servizio di riferimento dalla sommità del provino mediante un martinetto idraulico. Il carico di servizio è stato di 500 kN per le pareti in laterizio e di 300 kN per le pareti in calcarenite. È stata utilizzata una trave rigida in acciaio per trasferire approssimativamente la stessa velocità di carico verticale ai tre pannelli di parete. La trave in acciaio era appoggiata su tre piastre in acciaio aventi le stesse dimensioni dei pannelli di parete. Ciò ha permesso di centrare il carico verticale agente su ciascun pannello di parete. Il test è stato eseguito in due fasi. Nella prima fase è stato applicato il carico verticale per simulare una condizione di carico di esercizio per una parete in muratura soggetta a carichi gravitazionali. Nella seconda fase è stato simulato il danneggiamento attraverso una progressiva riduzione della sezione trasversale del pannello centrale fino alla completa rimozione del pannello stesso. La riduzione della sezione trasversale è stata eseguita in tre fasi: da 50 a 40 cm (Figura 47 a), da 40 a 15 cm (Figura 47 b) e infine la completa rimozione del pannello centrale della parete (Figura 47 c).

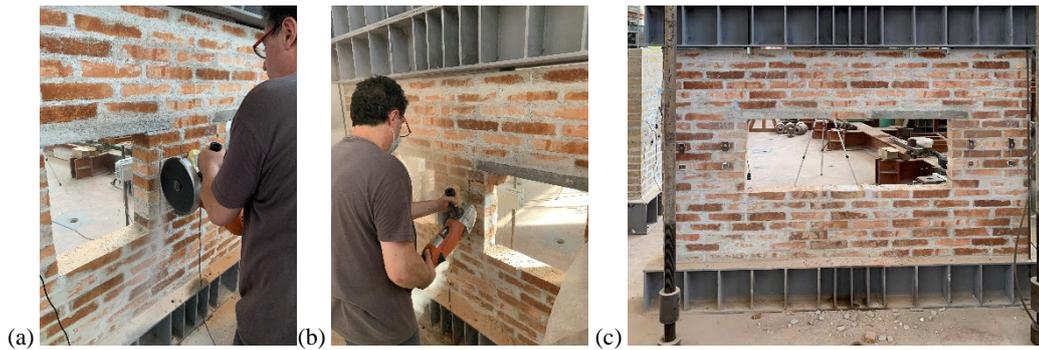


Figura 47. Simulazione del danneggiamento della parete centrale: (a) prima riduzione della sezione trasversale; (b) seconda riduzione della sezione trasversale; (c) rimozione della parete centrale.

Durante la progressiva riduzione della sezione trasversale, il carico verticale è stato mantenuto costante e la redistribuzione delle sollecitazioni verticali è stata registrata dai sensori incorporati nei tre pannelli di parete denominati M1, M2 e M3 (Fig. 48 a). Ogni set di sensori capacitivi o ceramici era composto da 7 sensori. Per il pannello centrale, un solo sensore per tipologia è posto in corrispondenza della sezione di mezz'altezza lungo l'allineamento centrale (Fig. 48 b). I sensori installati sul pannello M2 hanno fornito misure di sollecitazione fino alla fase di danneggiamento prima della completa rimozione del muro poiché sono stati rimossi nell'ultima fase. Per i pannelli esterni (M1 e M3), i sensori sono stati posizionati in corrispondenza dell'asse del pannello e in corrispondenza dei lati, interno ed esterno, della parete.

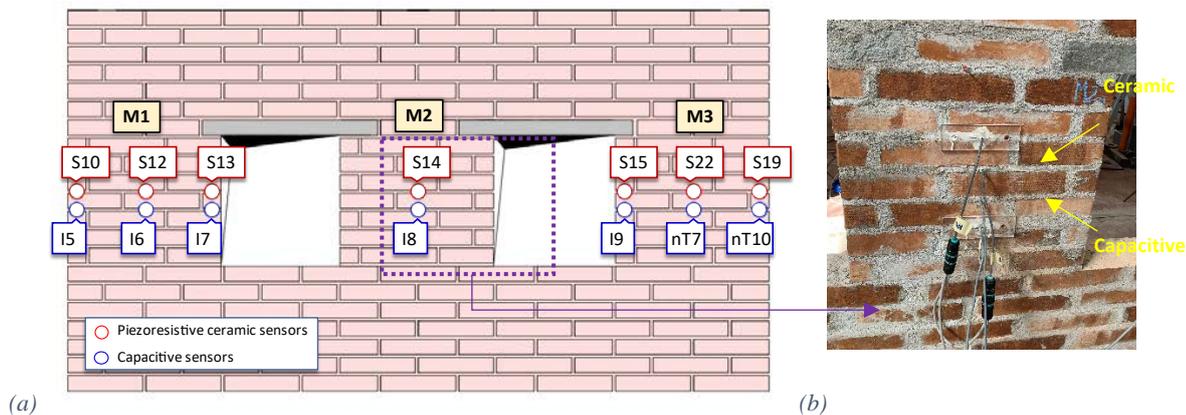


Figura 48. (a) disposizione dei sensori; (b) Vista del pannello in muratura con i sensori installati.

Questa configurazione dei sensori è stata scelta per misurare le tensioni normali in corrispondenza del baricentro della parete e in corrispondenza dei punti estremi di una sezione trasversale di un pannello di parete, in modo tale da rilevare l'incremento dovuto all'azione flessionale sui pannelli di parete esterna causato dalla redistribuzione delle sollecitazioni prodotta dal danno progressivamente indotto. I risultati dei sensori post-installati sono ancora in fase di elaborazione.

6.3 Simulazione numerica della prova

La simulazione numerica delle prove è stata fatta utilizzando un accurato modello numerico agli Elementi Finiti realizzato con il software ABAQUS. Il modello è stato definito con elementi solidi 3D per i mattoni, la malta e gli elementi in acciaio (Fig. 49 a). Per quanto riguarda i mattoni e le malte, è stato utilizzato il modello di danno e plasticità del calcestruzzo, mentre gli elementi in acciaio sono stati modellati come elastici. I modelli dei materiali sono stati definiti utilizzando i valori sperimentali medi per le resistenze dei materiali prima riportati. L'applicazione del carico al modello ha previsto prima l'applicazione del carico gravitazionale, quindi l'applicazione del carico esterno fino al valore di riferimento. Il carico viene poi mantenuto costante fino alla fine della prova (Fig.49 b). In questa fase, è stata simulata la riduzione della sezione trasversale rimuovendo le porzioni di elemento nello stesso modo in cui viene eseguita nella prova reale. Di seguito è mostrato qualche risultato per il campione di muratura in laterizio.

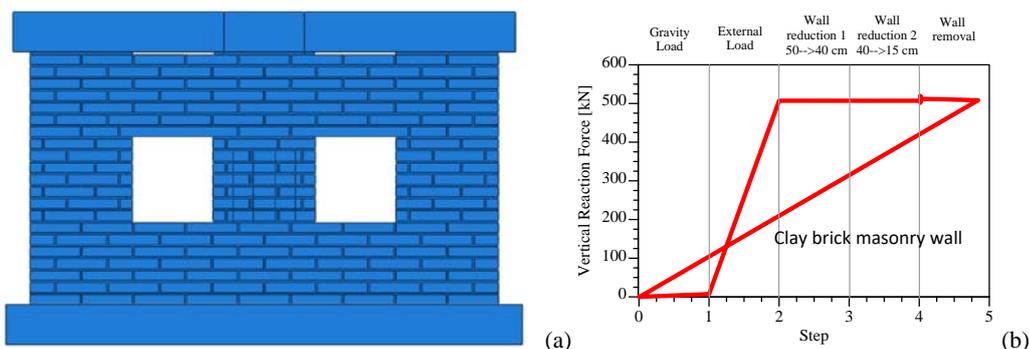


Figura 49. (a) View of the FE model; (b) Load pattern application to the model.

Nel modello sono stati posizionati 14 punti di misura in corrispondenza degli stessi punti in cui sono stati collocati i sensori di pressione. Una visione d'insieme della distribuzione delle sollecitazioni verticali e della loro variazione durante la simulazione FE è fornita in Fig. 50. Come si può osservare, le tensioni verticali al primo passaggio sono approssimativamente uniformemente distribuite sui tre pannelli di parete (Fig. 50a). La progressiva riduzione della sezione trasversale del pannello di parete centrale (M2) fornisce un aumento della sollecitazione di compressione su di esso. Un ulteriore aumento delle sollecitazioni di compressione si riscontra sui pannelli di parete laterale a causa del progressivo trasferimento dei carichi che si verifica.

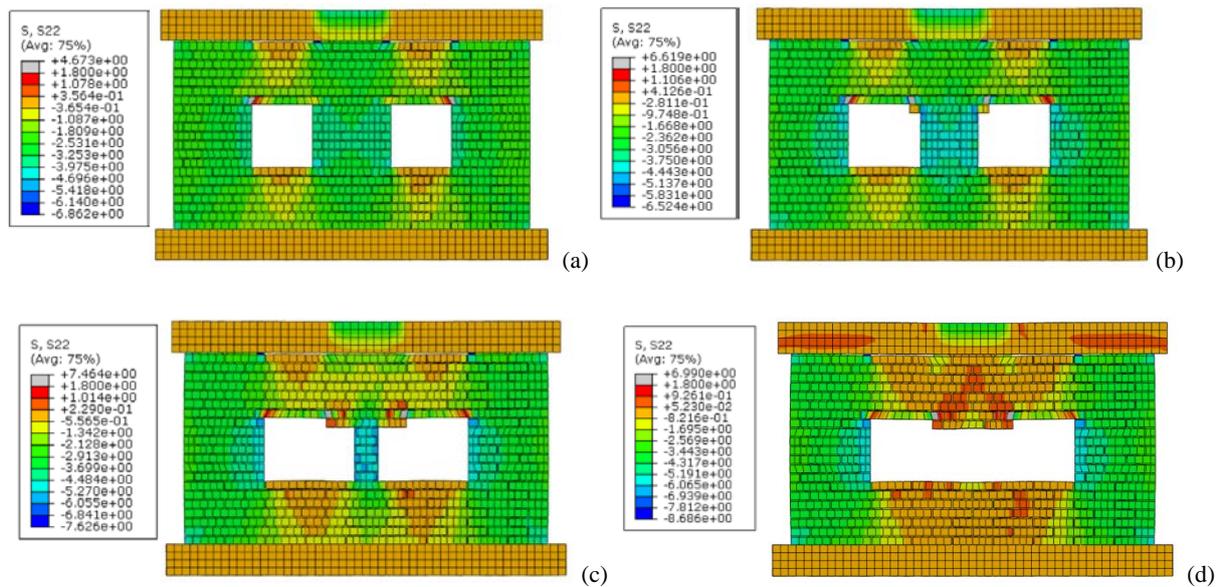


Figura 50. Mappa delle tensioni verticali durante I test: (a) applicazione del carico; (b) riduzione della sezione 1; (c) riduzione della sezione 22; (d) rimozione completa

6.4 Risultati attività

I percorsi di sollecitazione valutati per il modello FE sono stati utilizzati come riferimento per il confronto con le letture del sensore. Dato che i punti di misura dei sensori ceramici e dei rispettivi sensori capacitivi allineati verticalmente sono molto vicini, viene utilizzata come riferimento dal modello un'unica misura di tensione per ogni allineamento.

I risultati dei confronti tra le letture del sensore ceramico e le tensioni verticali di riferimento misurate con il modello FE sono mostrati in Fig. 51 per tutti i sensori. Si può osservare che l'andamento generale delle registrazioni dei sensori segue ragionevolmente i risultati ottenuti dal modello agli elementi finiti. I diagrammi mostrano un incremento iniziale della tensione verticale fino al valore associato al raggiungimento del carico di esercizio. I successivi incrementi delle sollecitazioni verticali si verificano a causa della riduzione della sezione centrale. Ogni taglio della sezione trasversale induce un incremento della pendenza del diagramma delle sollecitazioni verticali, che è generalmente ben catturato dai sensori.

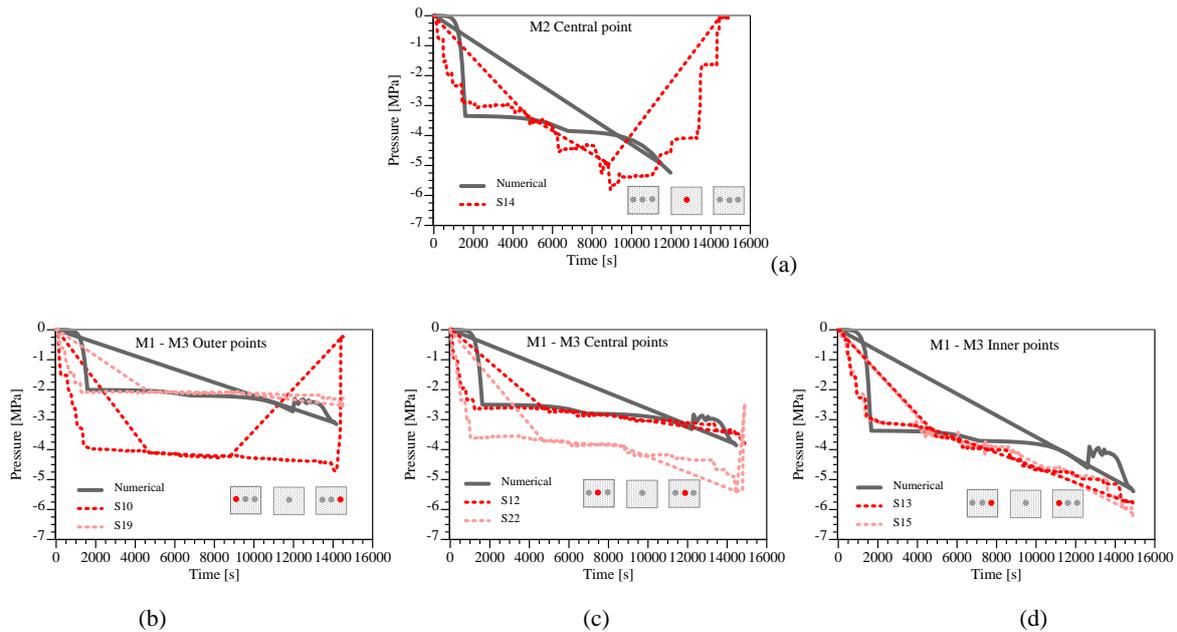


Figura 51. Confronto tra le tensioni verticali ottenute dal modello agli EF utilizzato e le tensioni verticali rilevate dai sensori: (a) M2 wall; (b) M1-M3 walls at outer points 1; (c) M1-M3 walls at central points; (d) M1-M3 walls at inner points.

I sensori capacitivi hanno fornito misure di capacità. Per eseguire un confronto qualitativo con le registrazioni delle tensioni del modello FE, le letture della capacità sono state normalizzate nello stesso modo in cui è stato fatto da La Mendola et al. 2021 (articolo citato in report dell'OR4).

La ricerca ha riguardato una campagna sperimentale condotta su due tipi di sensori di tensione, sensori ceramici e sensori capacitivi, inseriti all'interno dei giunti di malta di pareti in muratura. Le prestazioni dei sensori sono state testate su due pareti, costituite da due tipi di muratura, a media scala composte da tre pannelli. Le prove sono consistite nell'applicazione di un carico verticale costante alla sommità del provino e in una successiva progressiva riduzione della sezione trasversale del pannello centrale per simulare il danneggiamento. I valori di tensione registrati dai sensori posti nel provino sono stati poi confrontati con i risultati di un'analisi numerica condotta su un modello discretizzato con Elementi Finiti tridimensionali. Il confronto tra le letture dei sensori e i risultati del modello agli Elementi Finiti ha permesso di concludere che entrambi i sensori possono effettivamente rilevare l'andamento delle variazioni di tensione in caso di ridistribuzioni delle tensioni dovute a eventi imprevisti.

7 Sviluppo di un modello strutturale per la simulazione delle condizioni reali di carico e la valutazione della sicurezza strutturale

7.1 Descrizione attività

Con l'obiettivo di guidare le prove sperimentali progettate, realizzate e presentate nell'OR4 e successivamente utilizzate come "Dimostratore" per il raggiungimento dell'obiettivo dell'OR6, l'attività svolta da parte di UniRM2 all'interno di questo Obiettivo Realizzativo è stata quella di realizzare un modello strutturale tridimensionale agli elementi finiti (software DIANA 10.5, 2021).

In particolare, l'obiettivo è stato quello di sviluppare un modello strutturale in grado di simulare condizioni reali di carico i cui risultati, in termini di spostamenti, stati tensionali e di deformazione, potessero successivamente essere messi in relazione con i dati provenienti dal monitoraggio e valutare la sicurezza della struttura. Per ottenere tale risultato si è reso necessario definire un protocollo di monitoraggio capace di fornire le informazioni richieste ai modelli.

Per quanto riguarda le gallerie, l'azione sulla struttura (spinta del terreno) è in genere non nota a priori e soggetta a maggiore aleatorietà. Per questo il modello deve consentire di valutare lo stato di sollecitazione sul rivestimento della galleria. Tale scopo può essere raggiunto conoscendo sia l'azione membranale che quella flessionale associata. In questo ambito diventa pertanto essenziale abbinare le misure di sensori di pressione. Le informazioni raccolte permettono quindi di risalire alle azioni sul rivestimento e prevedere movimenti franosi, spostamenti di falda, rilasci tensionali.

Il modello sviluppato, attraverso un approccio semplificato caratterizzato dall'utilizzo di analisi elastiche lineari, ha permesso di ottenere una predizione degli spostamenti e delle deformazioni subiti dagli elementi strutturali (conci) che compongono una porzione base della galleria (anello), nonché una predizione dello stato tensionale interno ad essi in funzione di diverse configurazioni di carico. Nel successivo paragrafo, relativo ai risultati di tale attività, vengono quindi descritte le ipotesi assunte per il modello in termini di geometria, elementi, condizioni al contorno, proprietà dei materiali, configurazioni di carico, tipologia di analisi e risultati ottenuti.

7.2 Geometria degli elementi

Il modello dell'anello di galleria, rappresentato in Figura 52, è stato realizzato attraverso elementi isoparametrici "Regular Curved Shells" di tipo rettangolare a 8 nodi "CQ40S" (Figura 53.a) e triangolare a 6 nodi "CT30S" (Figura 53.b).

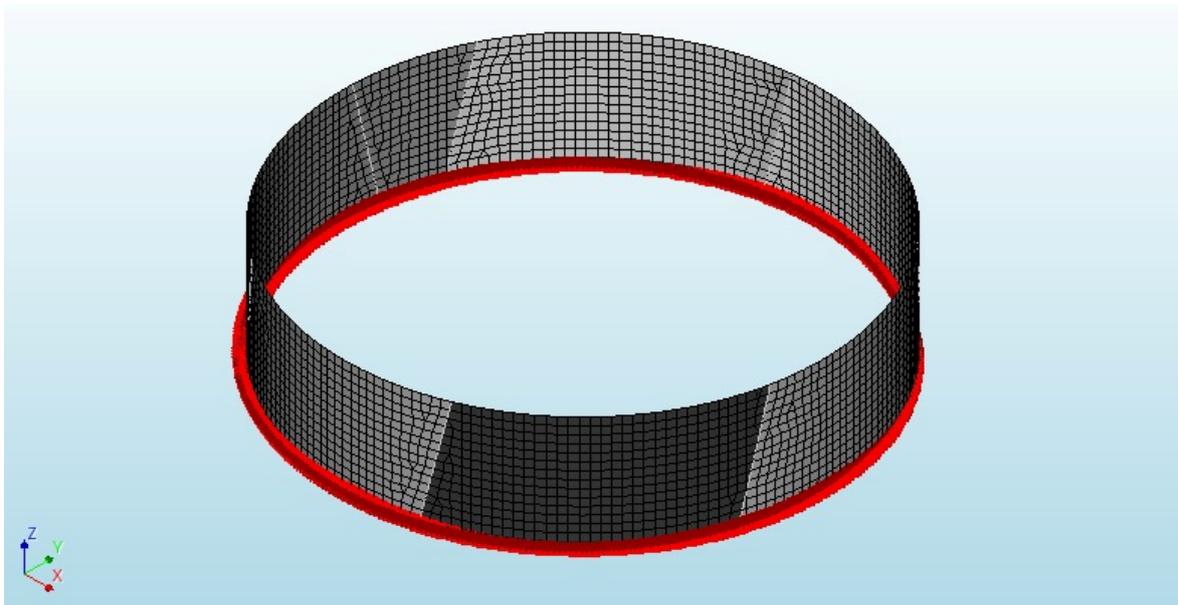


Figura 52. Modello FEM.

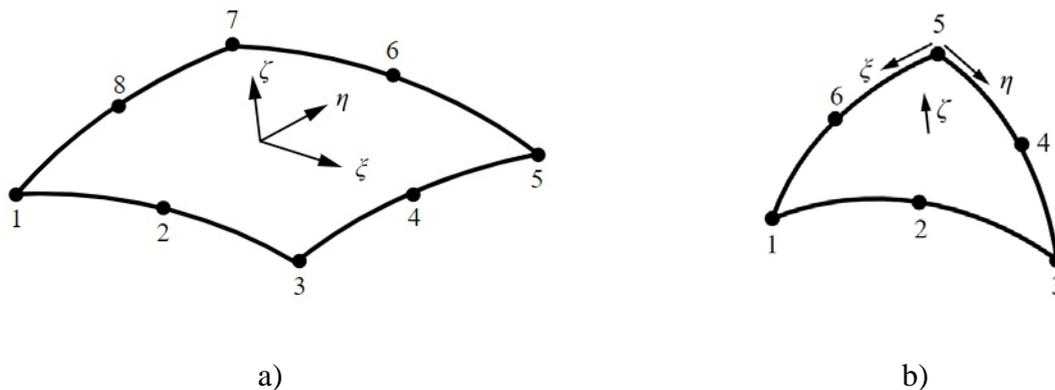


Figura 53. Elementi utilizzati nella modellazione dei conci. a) CQ40S; b) CT30S.

Particolare attenzione è stata riposta nella modellazione della geometria dei singoli conci, permettendo così di definire propriamente la geometria delle interfacce di contatto tra questi. Gli elementi finiti a 6 ed 8 nodi sono definiti attraverso un “Mesh Generator” in cui è stata specificata una dimensione caratteristica degli elementi pari a 100 mm. La loro posizione segue le generatrici di un cilindro che abbia come circonferenza il raggio medio dell’anello, pari a 3050 mm. Si pone attenzione sul fatto che, nella modellazione di elementi shell con definizione dello spessore, sono generati contestualmente punti di integrazione con un offset pari a metà dello spessore da entrambi i lati della piastra. In questo modo vengono implicitamente definiti tre layer per i quali possono indagarsi i risultati delle analisi numeriche. Avendo quindi assegnato agli elementi shell lo spessore dei conci dell’anello, i risultati in termini di spostamenti, tensioni e deformazioni verranno estrapolati in riferimento ai tre layers definiti in Tabella 6 dove viene riportato il raggio che li identifica nella loro posizione rispetto al centro dell’anello.

Layer	Raggio [mm]
Interno	2900
Mediano	3050
Esterno	3200

Tabella 6. Definizione layers del Modello 3D

7.3 Condizioni al contorno, caratteristiche dei materiali e legami di interfaccia

Il modello è caratterizzato da nodi vincolati nelle tre traslazioni dello spazio alla quota $Z=0\text{mm}$ corrispondente al piano di appoggio dell'anello. Tra questi ed i nodi dell'anello, lungo tutta la circonferenza di base, è stata modellata un'interfaccia di tipo "Structural 3D line interface" atta a simulare il comportamento di scivolamento tra i due strati di teflon interposti tra la superficie di base dell'anello ed il pavimento del laboratorio. A tale interfaccia è stato quindi assegnato un comportamento lineare caratterizzato da una rigidità di taglio trascurabile in direzione X e Y ed una rigidità normale rappresentativa del contatto rigido tra pavimentazione e conci (Tabella 7).

Tipo di interfaccia	Unità di misura	3D line Interface (2 shear, 1 normal)
Normal stiffness modulus	[N/mm ³]	1000
Shear stiffness modulus - X	[N/mm ³]	0.001
Shear stiffness modulus - Y	[N/mm ³]	0.001

Tabella 7. Parametri di modellazione dell'interfaccia Pavimento-Anello

I conci sono stati modellati attraverso un comportamento lineare elastico caratterizzato da un modulo elastico E pari a 36267.6 MPa ed un coefficiente di Poisson pari a 0.2.

Il comportamento tra le interfacce dei conci è stato modellato attraverso delle "Structural Shell Interfaces" alle quali è stato assegnato il comportamento di tipo "Jansen". Le caratteristiche dei parametri assegnati per il modello di Jansen sono riassunte in Tabella 8.

Proprietà dei materiali assegnati	Unità di misura	Valore assegnato
Normal stiffness modulus	[N/mm ³]	1000
Shear stiffness modulus	[N/mm ³]	1000
Coulomb friction	[-]	[-]
Cohesion	[MPa]	1
Friction Angle	[°]	22

Tabella 8. Parametri di modellazione dell'interfaccia concio-concio.

7.4 Condizioni di carico ed analisi

I carichi imposti dal sistema di martinetti idraulici (barre Dywidag) e traverse metalliche sono stati modellati come azioni distribuite uniformemente su tutte le superfici di contatto traversa-concio, considerando quindi, in maniera semplificata, un comportamento delle traverse metalliche infinitamente rigido. In Figura 54 si riporta un confronto tra il modello realizzato per le analisi eseguite attraverso il software di calcolo FEM Diana (Figura 54a) e il sistema di carico reale (Figura 54b) successivamente realizzato e descritto nel dettaglio nell'OR4.

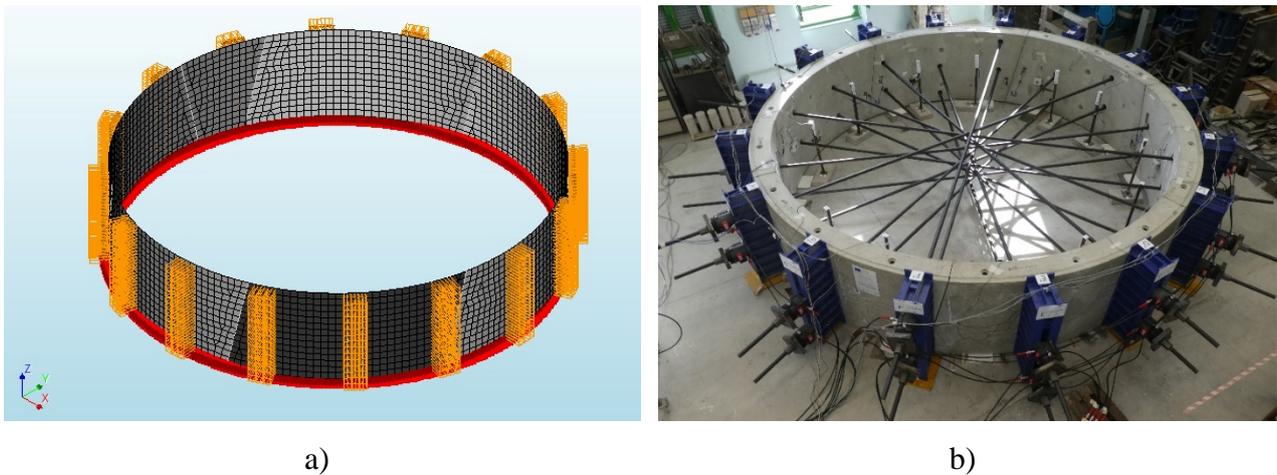


Figura 54. Condizioni di carico dell'anello: a) Carichi nel modello FEM; b) Schema di carico reale.

L'entità dei carichi su ogni area di impronta è funzione della condizione di carico adottata per ogni analisi, in Tabella 9 sono riassunte le condizioni di carico considerate, insieme ai corrispondenti valori di pressione uniforme, utilizzate per le analisi lineari al fine di indagare il comportamento del sistema anello in termini di spostamenti, tensioni e deformazioni.

Condizione di Carico	Gruppo	Azione su Gruppo	Azione su traversa	Tensione su traversa
[-]	[-]	[kN]	[kN]	[MPa]
Simmetrica 400kN	Gruppo 1	400	200	0.48
Simmetrica 400kN	Gruppo 2	400	200	0.48
Simmetrica 400kN	Gruppo 3	400	200	0.48
Simmetrica 400kN	Gruppo 4	400	200	0.48
Simmetrica 2000kN	Gruppo 1	2000	1000	2.38
Simmetrica 2000kN	Gruppo 2	2000	1000	2.38
Simmetrica 2000kN	Gruppo 3	2000	1000	2.38
Simmetrica 2000kN	Gruppo 4	2000	1000	2.38
Ovalizzazione 2.5%	Gruppo 1	1975	987.5	2.35

Ovalizzazione 2.5%	Gruppo 2	1950	975	2.32
Ovalizzazione 2.5%	Gruppo 3	2025	1012.5	2.41
Ovalizzazione 2.5%	Gruppo 4	2050	1025	2.44
Ovalizzazione 5.0%	Gruppo 1	1950	975	2.32
Ovalizzazione 5.0%	Gruppo 2	1900	950	2.26
Ovalizzazione 5.0%	Gruppo 3	2050	1025	2.44
Ovalizzazione 5.0%	Gruppo 4	2100	1050	2.50
Ovalizzazione 7.5%	Gruppo 1	1925	962.5	2.29
Ovalizzazione 7.5%	Gruppo 2	1850	925	2.20
Ovalizzazione 7.5%	Gruppo 3	2075	1037.5	2.47
Ovalizzazione 7.5%	Gruppo 4	2150	1075	2.56

Tabella 9 Riassunto delle condizioni di carico imposte nel modello FEM

Nota: i valori di carico si riferiscono al “Gruppo”, ovvero l’insieme di n.2 traverse.

Il carico per ciascuna traversa (linea di carico) è dato dal $\text{carico}_{\text{gruppo}}/2$. Es. Carico_Gruppo 1= 400 kN → Carico_Traversa= 200 kN

Ai fini di una maggior comprensione della Tabella 9, in Figura 55 si riporta la definizione dei gruppi di carico relative alle prove di Spinta membranale (compressione simmetrica – Figura 55a) e Ovalizzazione/Pressoflessione (Figura 55b). Per maggiori dettagli nei riguardi delle due diverse configurazioni di prova, si rimanda all’OR4, Attività Gallerie.

Per ognuna delle condizioni di carico descritte in Tabella 9 è stata eseguita un’analisi statica lineare, scegliendo come metodo di soluzione del sistema di equazioni risolvienti il “Parallel Direct Sparse method”.

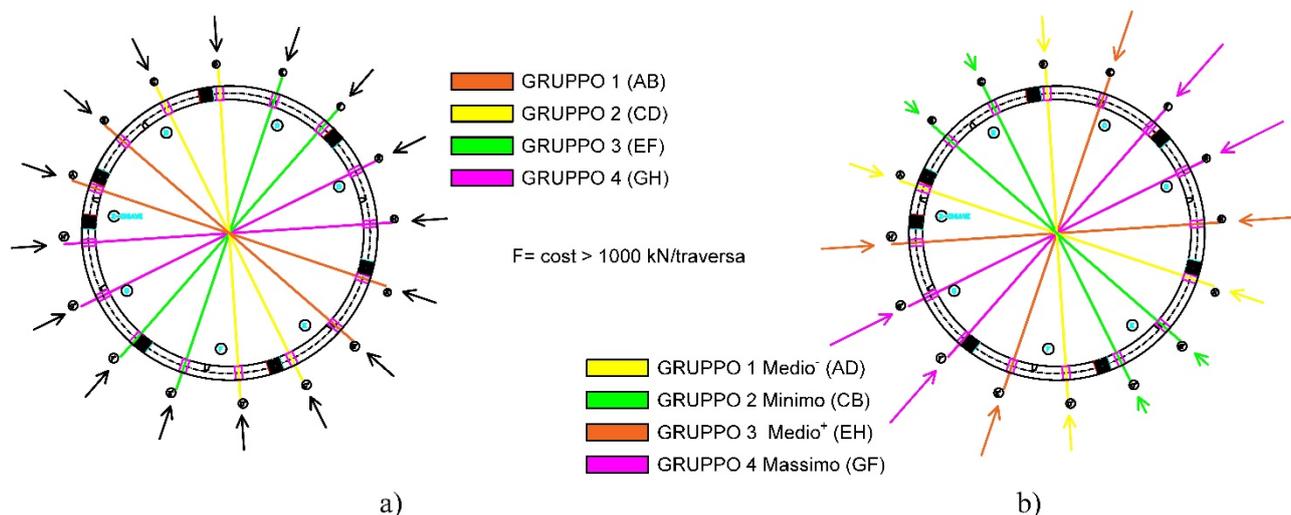
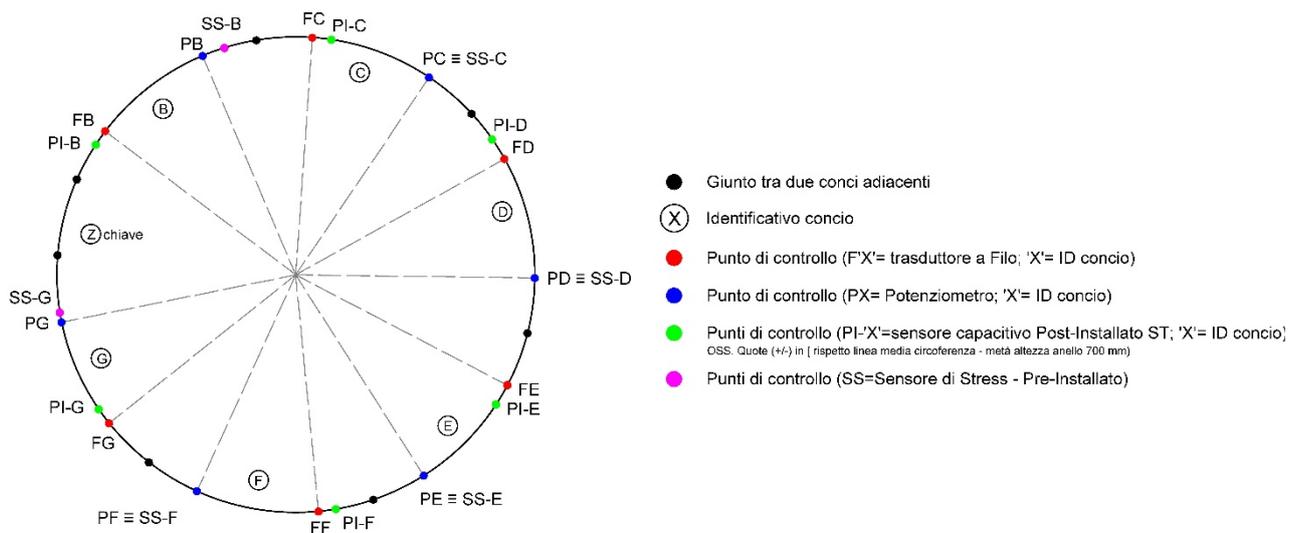


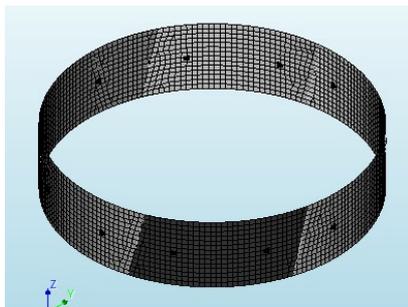
Figura 55. Schema scenari di carico e relativi gruppi: a) Compressione simmetrica; b) Ovalizzazione.

7.5 Punti di controllo

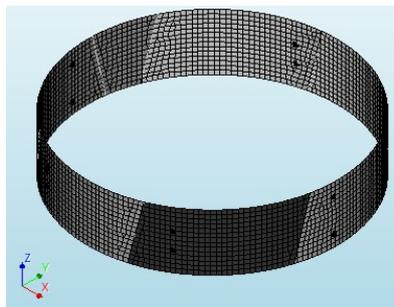
Al fine di eseguire un confronto delle predizioni/analisi numeriche con i risultati forniti dai sensori (le cui posizioni e funzionalità sono descritte in dettaglio all'interno dell'OR4 nella sezione dedicata all'attività svolta nell'ambito delle Gallerie) sono stati definiti gruppi di nodi nelle medesime posizioni delle diverse tipologie di sensori presenti sui conci dell'anello. In particolare modo, si sono distinti tre gruppi di nodi: il primo per il confronto con fili e potenziometri che forniscono le misure di spostamento, il secondo per il confronto con i sensori di stress pre-installati che forniscono misure tensionali ed il terzo per i sensori capacitivi post-installati, forniti da STMicroelectronics, per il confronto con le misure di deformazione. In Figura 56a viene riportato lo schema che identifica i punti di controllo relativi alla strumentazione precedentemente descritta e le medesime posizioni di tali punti sul modello numerico (Figura 56 b,c,d).



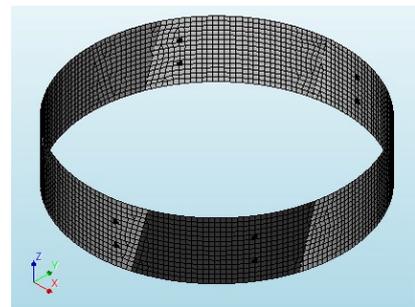
a)



b)



c)



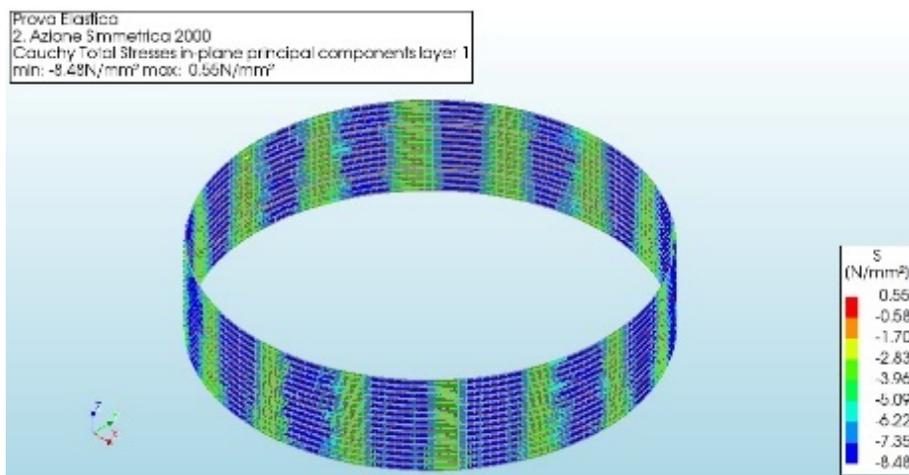
d)

Figura 56. Posizione punti di controllo: a) Schema ed identificazione; b) Spostamento; c) Tensioni; d) Deformazioni

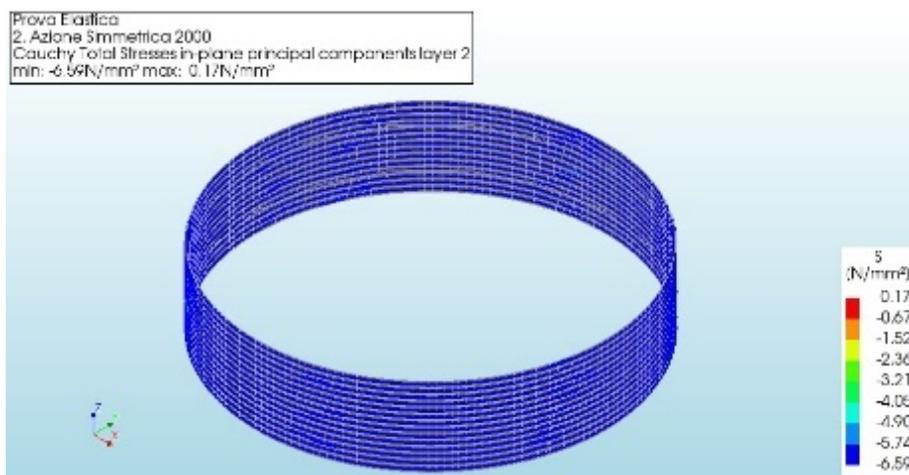
7.6 Risultati attività

Vengono di seguito riportati i risultati ottenuti attraverso il modello numerico per le analisi descritte precedentemente.

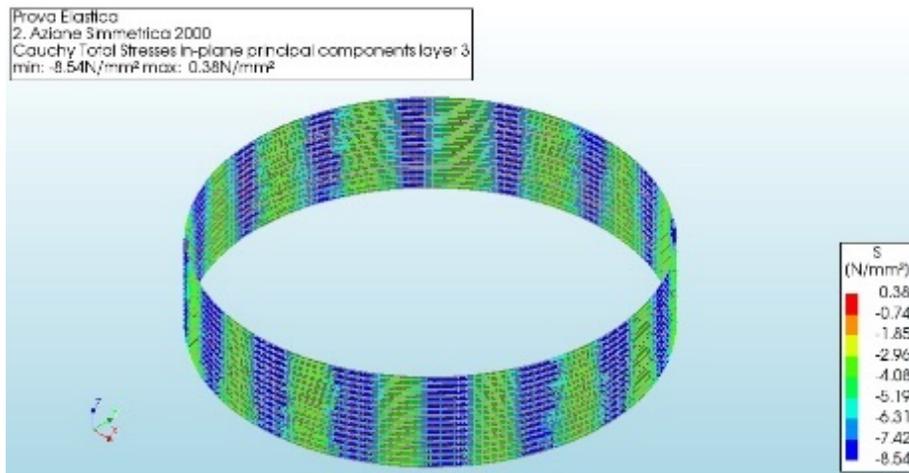
Si riportano di seguito i risultati in termini di tensioni principali di compressione e di trazione nel piano (tangenti ai) dei conci dell’anello, riportati graficamente tramite immagini catturate dal software di calcolo DIANA. Per brevità, si riportano solamente le immagini relative alle condizioni di carico “2. Simmetrica 2000kN” (Figura 57) e “3. Ovalizzazione 5%” (Figura 58), entrambi per ognuno dei layer del modello precedentemente descritti.



a)

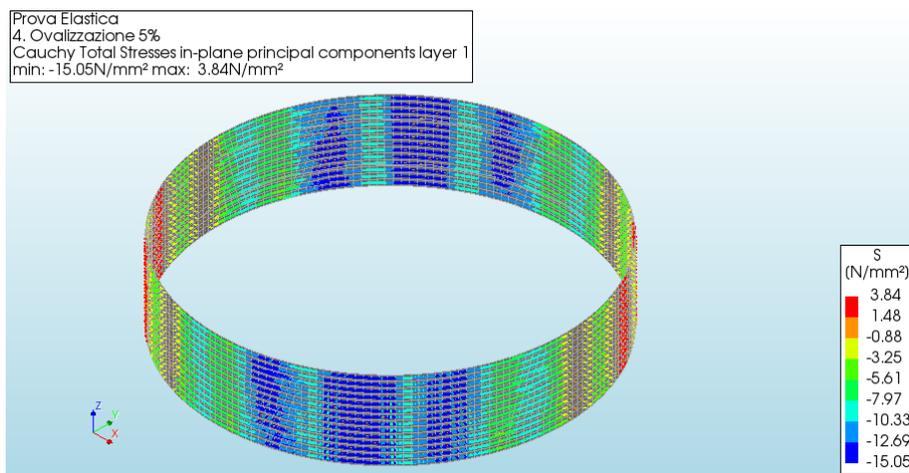


b)

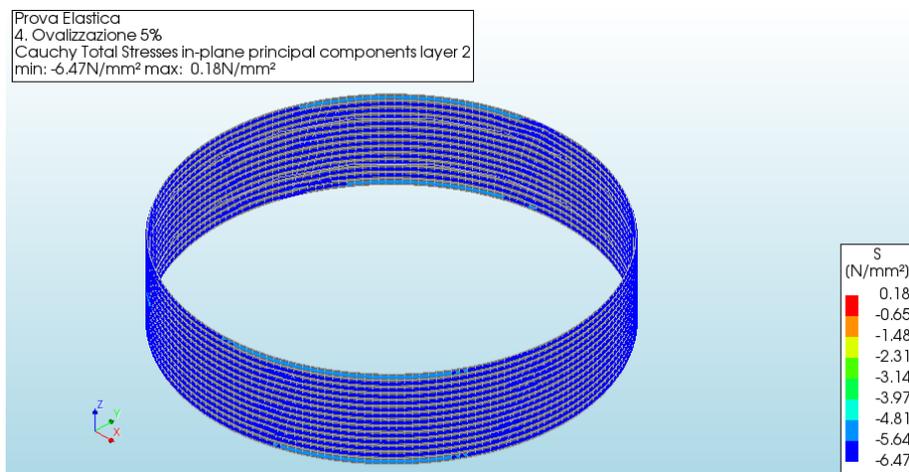


c)

Figura 57. Tensioni principali – Compressione simmetrica 2000 kN/Gruppo: a) Layer interno; b) Layer mediano; c) Layer esterno.



a)



b)

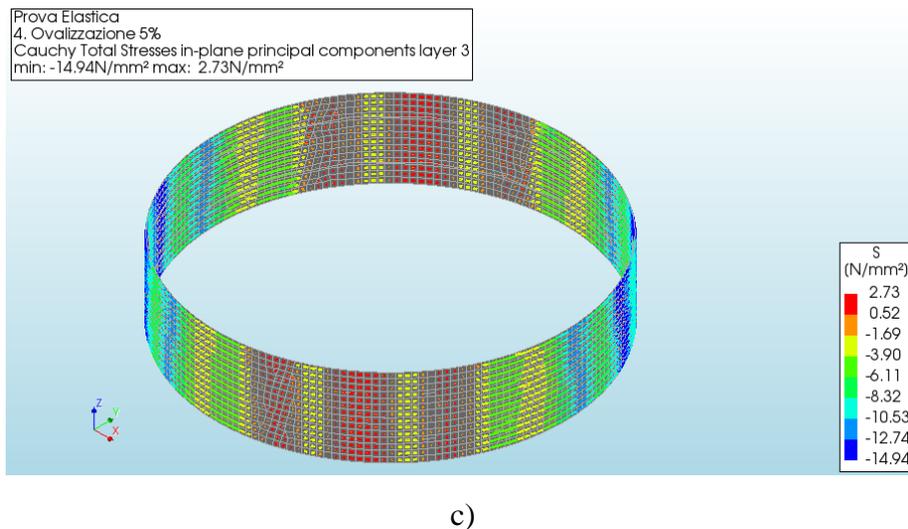


Figura 58. Tensioni principali – Ovalizzazione/Pressoflessione al 5%: a) Layer interno; b) Layer mediano; c) Layer esterno.

Si riportano quindi i risultati estrapolati per i gruppi di punti rappresentativi delle posizioni dei sensori. In Tabella 10 si riportano i valori di spostamento letti nei punti in corrispondenza del posizionamento dei potenziometri e sensori. I valori di spostamento sono riportati lungo le direttrici dei potenziometri e dei fili, che mirano tutti al centro dell'anello, si tratta quindi di spostamenti radiali per i quali si assume la convenzione positiva nel caso di allontanamento dal centro dell'anello. In Tabella 11 vengono riportati i risultati in termini di tensioni, lette nei punti di installazione dei sensori di stress pre-installati, per i quali si adotta come convenzione positiva le tensioni di trazione, mentre in Tabella 12 vengono riportati i risultati in termini di deformazioni, lette nei punti di installazione dei sensori capacitivi post-installati (forniti da STMicroelectronics), per i quali viene adottata come convenzione positiva le deformazioni di trazione.

Analisi	Sensore	Spostamento radiale
	ID	[mm]
1. Azione Simmetrica 400	FB	0.10
1. Azione Simmetrica 400	PB	0.10
1. Azione Simmetrica 400	FC	0.10
1. Azione Simmetrica 400	PC	-0.10
1. Azione Simmetrica 400	FD	-0.10
1. Azione Simmetrica 400	PD	-0.10
1. Azione Simmetrica 400	FE	-0.09

1. Azione Simmetrica 400	PE	-0.09
1. Azione Simmetrica 400	FF	-0.10
1. Azione Simmetrica 400	PF	0.10
1. Azione Simmetrica 400	FG	0.10
1. Azione Simmetrica 400	PG	0.10
<hr/>		
2. Azione Simmetrica 2000	FB	0.52
2. Azione Simmetrica 2000	PB	0.52
2. Azione Simmetrica 2000	FC	0.52
2. Azione Simmetrica 2000	PC	-0.49
2. Azione Simmetrica 2000	FD	-0.49
2. Azione Simmetrica 2000	PD	-0.48
2. Azione Simmetrica 2000	FE	-0.46
2. Azione Simmetrica 2000	PE	-0.47
2. Azione Simmetrica 2000	FF	-0.51
2. Azione Simmetrica 2000	PF	0.50
2. Azione Simmetrica 2000	FG	0.51
2. Azione Simmetrica 2000	PG	0.49
<hr/>		
3. Ovalizzazione 2.5%	FB	-1.18
3. Ovalizzazione 2.5%	PB	-1.17
3. Ovalizzazione 2.5%	FC	-0.89
3. Ovalizzazione 2.5%	PC	-2.14
3. Ovalizzazione 2.5%	FD	-2.31
3. Ovalizzazione 2.5%	PD	-1.28
3. Ovalizzazione 2.5%	FE	1.02
3. Ovalizzazione 2.5%	PE	1.37
3. Ovalizzazione 2.5%	FF	0.93
3. Ovalizzazione 2.5%	PF	1.77
3. Ovalizzazione 2.5%	FG	2.35
3. Ovalizzazione 2.5%	PG	1.17
<hr/>		
4. Ovalizzazione 5%	FB	-2.83
4. Ovalizzazione 5%	PB	-2.83
4. Ovalizzazione 5%	FC	-1.85
4. Ovalizzazione 5%	PC	-3.80
4. Ovalizzazione 5%	FD	-4.13

4. Ovalizzazione 5%	PD	-2.25
4. Ovalizzazione 5%	FE	2.39
4. Ovalizzazione 5%	PE	3.21
4. Ovalizzazione 5%	FF	2.06
4. Ovalizzazione 5%	PF	3.09
4. Ovalizzazione 5%	FG	4.20
4. Ovalizzazione 5%	PG	2.08
<hr/>		
5. Ovalizzazione 7.5%	FB	-4.49
5. Ovalizzazione 7.5%	PB	-4.49
5. Ovalizzazione 7.5%	FC	-2.86
5. Ovalizzazione 7.5%	PC	-5.47
5. Ovalizzazione 7.5%	FD	-5.95
5. Ovalizzazione 7.5%	PD	-3.23
5. Ovalizzazione 7.5%	FE	3.77
5. Ovalizzazione 7.5%	PE	5.05
5. Ovalizzazione 7.5%	FF	3.22
5. Ovalizzazione 7.5%	PF	4.41
5. Ovalizzazione 7.5%	FG	6.05
5. Ovalizzazione 7.5%	PG	3.02

Tabella 10 Risultati delle analisi numeriche: Spostamenti in corrispondenza di Fili e Potenzimetri

Analisi	Layer → Sensore ID	Interno	Mediano	Esterno
		(R=2900 mm)	(R=3050 mm)	(R=3200 mm)
		Stress		
		[MPa]	[MPa]	[MPa]
1. Azione Simmetrica 400	CS-B-1	-1.68456	-1.17092	-0.70574
1. Azione Simmetrica 400	CS-B-2	-1.6783	-1.17076	-0.71113
1. Azione Simmetrica 400	CS-C-1	-1.4391	-1.17875	-0.94341
1. Azione Simmetrica 400	CS-C-2	-1.43863	-1.17904	-0.9444
1. Azione Simmetrica 400	CS-D-1	-1.3123	-1.18205	-1.06436
1. Azione Simmetrica 400	CS-D-2	-1.30082	-1.18126	-1.07306
1. Azione Simmetrica 400	CS-E-1	-1.32211	-1.18362	-1.05832

1. Azione Simmetrica 400	CS-E-2	-1.32294	-1.18213	-1.05473
1. Azione Simmetrica 400	CS-F-1	-1.40233	-1.17874	-0.97654
1. Azione Simmetrica 400	CS-F-2	-1.44028	-1.17853	-0.94182
1. Azione Simmetrica 400	CS-G-1	-1.19721	-1.1873	-1.17852
1. Azione Simmetrica 400	CS-G-2	-1.1989	-1.18237	-1.16756
2. Azione Simmetrica 2000	CS-B-1	-8.35306	-5.80614	-3.49958
2. Azione Simmetrica 2000	CS-B-2	-8.32227	-5.80559	-3.52653
2. Azione Simmetrica 2000	CS-C-1	-7.13602	-5.84499	-4.67804
2. Azione Simmetrica 2000	CS-C-2	-7.1338	-5.84656	-4.68311
2. Azione Simmetrica 2000	CS-D-1	-6.50675	-5.86091	-5.27736
2. Azione Simmetrica 2000	CS-D-2	-6.45014	-5.85722	-5.32071
2. Azione Simmetrica 2000	CS-E-1	-6.55577	-5.86904	-5.24773
2. Azione Simmetrica 2000	CS-E-2	-6.56017	-5.86183	-5.23012
2. Azione Simmetrica 2000	CS-F-1	-6.95354	-5.84484	-4.84225
2. Azione Simmetrica 2000	CS-F-2	-7.14198	-5.84401	-4.67025
2. Azione Simmetrica 2000	CS-G-1	-5.93606	-5.88694	-5.84341
2. Azione Simmetrica 2000	CS-G-2	-5.94475	-5.8627	-5.78928
3. Ovalizzazione 2.5%	CS-B-1	-10.87126	-5.84025	-1.2888
3. Ovalizzazione 2.5%	CS-B-2	-10.78943	-5.84057	-1.36207
3. Ovalizzazione 2.5%	CS-C-1	-4.37595	-5.82413	-7.1409
3. Ovalizzazione 2.5%	CS-C-2	-4.40524	-5.80956	-7.08686
3. Ovalizzazione 2.5%	CS-D-1	-5.81442	-5.87832	-5.94176
3. Ovalizzazione 2.5%	CS-D-2	-5.78355	-5.88129	-5.97428
3. Ovalizzazione 2.5%	CS-E-1	-9.84809	-5.91802	-2.41349
3. Ovalizzazione 2.5%	CS-E-2	-9.89709	-5.91185	-2.35948
3. Ovalizzazione 2.5%	CS-F-1	-5.01095	-5.7988	-6.51255
3. Ovalizzazione 2.5%	CS-F-2	-5.13892	-5.80823	-6.41315
3. Ovalizzazione 2.5%	CS-G-1	-4.17018	-5.87447	-7.42935
3. Ovalizzazione 2.5%	CS-G-2	-4.15844	-5.84323	-7.37938
4. Ovalizzazione 5%	CS-B-1	-13.39104	-5.87598	-0.00333
4. Ovalizzazione 5%	CS-B-2	-13.25781	-5.87703	-0.00299
4. Ovalizzazione 5%	CS-C-1	-1.73877	-5.80491	-9.60807
4. Ovalizzazione 5%	CS-C-2	-1.79314	-5.77416	-9.49491
4. Ovalizzazione 5%	CS-D-1	-5.13842	-5.89897	-6.60719

4. Ovalizzazione 5%	CS-D-2	-5.13444	-5.90868	-6.62934
4. Ovalizzazione 5%	CS-E-1	-13.14955	-5.96699	-0.32325
4. Ovalizzazione 5%	CS-E-2	-13.24344	-5.96188	-0.29536
4. Ovalizzazione 5%	CS-F-1	-3.07818	-5.75429	-8.19314
4. Ovalizzazione 5%	CS-F-2	-3.14038	-5.77404	-8.16648
4. Ovalizzazione 5%	CS-G-1	-2.43311	-5.86377	-9.02657
4. Ovalizzazione 5%	CS-G-2	-2.39461	-5.82534	-8.98017
5. Ovalizzazione 7.5%	CS-B-1	-15.91164	-5.91331	-0.00583
5. Ovalizzazione 7.5%	CS-B-2	-15.72682	-5.91497	-0.00534
5. Ovalizzazione 7.5%	CS-C-1	-0.31564	-5.78735	-12.07693
5. Ovalizzazione 7.5%	CS-C-2	-0.32534	-5.74039	-11.90466
5. Ovalizzazione 7.5%	CS-D-1	-4.48525	-5.9228	-7.27336
5. Ovalizzazione 7.5%	CS-D-2	-4.50934	-5.9393	-7.28547
5. Ovalizzazione 7.5%	CS-E-1	-16.45467	-6.01597	-0.08631
5. Ovalizzazione 7.5%	CS-E-2	-16.59353	-6.01193	-0.0787
5. Ovalizzazione 7.5%	CS-F-1	-1.19913	-5.71133	-9.87881
5. Ovalizzazione 7.5%	CS-F-2	-1.16866	-5.7415	-9.92474
5. Ovalizzazione 7.5%	CS-G-1	-0.85941	-5.85485	-10.63004
5. Ovalizzazione 7.5%	CS-G-2	-0.77554	-5.80904	-10.58686

Tabella 11. Risultati delle analisi numeriche: Tensioni in corrispondenza dei sensori di stress pre-installati.

Analisi	Layer →	Interno	Mediano	Esterno
	Sensore	(R=2900 mm)	(R=3050 mm)	(R=3200 mm)
		Deformazioni		
ID		[-]	[-]	[-]
1. Azione Simmetrica 400	12	-0.00004	-0.00003	-0.00002
1. Azione Simmetrica 400	13	-0.00004	-0.00003	-0.00002
1. Azione Simmetrica 400	14	-0.00005	-0.00003	-0.00002
1. Azione Simmetrica 400	15	-0.00005	-0.00003	-0.00002
1. Azione Simmetrica 400	16	-0.00004	-0.00003	-0.00002
1. Azione Simmetrica 400	17	-0.00004	-0.00003	-0.00002
1. Azione Simmetrica 400	18-19	-0.00004	-0.00003	-0.00002

1. Azione Simmetrica 400	20-21	-0.00004	-0.00003	-0.00002
1. Azione Simmetrica 400	22-23	-0.00004	-0.00003	-0.00003
1. Azione Simmetrica 400	24-25	-0.00004	-0.00003	-0.00003
1. Azione Simmetrica 400	26-27	-0.00004	-0.00003	-0.00002
1. Azione Simmetrica 400	28-29	-0.00004	-0.00003	-0.00002
<hr/>				
2. Azione Simmetrica 2000	12	-0.00022	-0.00016	-0.00011
2. Azione Simmetrica 2000	13	-0.00022	-0.00016	-0.00011
2. Azione Simmetrica 2000	14	-0.00023	-0.00016	-0.0001
2. Azione Simmetrica 2000	15	-0.00023	-0.00016	-0.0001
2. Azione Simmetrica 2000	16	-0.00022	-0.00016	-0.00011
2. Azione Simmetrica 2000	17	-0.00022	-0.00016	-0.00011
2. Azione Simmetrica 2000	18-19	-0.00022	-0.00016	-0.00011
2. Azione Simmetrica 2000	20-21	-0.00022	-0.00016	-0.00011
2. Azione Simmetrica 2000	22-23	-0.00019	-0.00016	-0.00013
2. Azione Simmetrica 2000	24-25	-0.00019	-0.00016	-0.00013
2. Azione Simmetrica 2000	26-27	-0.00022	-0.00016	-0.00011
2. Azione Simmetrica 2000	28-29	-0.00022	-0.00016	-0.00011
<hr/>				
3. Ovalizzazione 2.5%	12	-0.00029	-0.00016	-0.00005
3. Ovalizzazione 2.5%	13	-0.00029	-0.00016	-0.00005
3. Ovalizzazione 2.5%	14	-0.00023	-0.00016	-0.0001
3. Ovalizzazione 2.5%	15	-0.00022	-0.00016	-0.0001
3. Ovalizzazione 2.5%	16	-0.00013	-0.00016	-0.00019
3. Ovalizzazione 2.5%	17	-0.00013	-0.00016	-0.00019
3. Ovalizzazione 2.5%	18-19	-0.00029	-0.00016	-0.00005
3. Ovalizzazione 2.5%	20-21	-0.00029	-0.00016	-0.00005
3. Ovalizzazione 2.5%	22-23	-0.00025	-0.00016	-0.00009
3. Ovalizzazione 2.5%	24-25	-0.00025	-0.00016	-0.00009
3. Ovalizzazione 2.5%	26-27	-0.00013	-0.00016	-0.00019
3. Ovalizzazione 2.5%	28-29	-0.00013	-0.00016	-0.00019
<hr/>				
4. Ovalizzazione 5%	12	-0.00036	-0.00016	-0.00001
4. Ovalizzazione 5%	13	-0.00036	-0.00016	-0.00001
4. Ovalizzazione 5%	14	-0.00022	-0.00016	-0.00011
4. Ovalizzazione 5%	15	-0.00022	-0.00016	-0.0001
4. Ovalizzazione 5%	16	-0.00004	-0.00016	-0.00027

4. Ovalizzazione 5%	17	-0.00003	-0.00016	-0.00028
4. Ovalizzazione 5%	18-19	-0.00036	-0.00016	-0.00001
4. Ovalizzazione 5%	20-21	-0.00036	-0.00016	-0.00001
4. Ovalizzazione 5%	22-23	-0.0003	-0.00016	-0.00004
4. Ovalizzazione 5%	24-25	-0.0003	-0.00016	-0.00005
4. Ovalizzazione 5%	26-27	-0.00004	-0.00016	-0.00027
4. Ovalizzazione 5%	28-29	-0.00004	-0.00016	-0.00027
5. Ovalizzazione 7.5%	12	-0.00043	-0.00016	-0.00001
5. Ovalizzazione 7.5%	13	-0.00044	-0.00016	-0.00001
5. Ovalizzazione 7.5%	14	-0.00022	-0.00016	-0.00011
5. Ovalizzazione 7.5%	15	-0.00022	-0.00016	-0.00011
5. Ovalizzazione 7.5%	16	-0.00001	-0.00016	-0.00035
5. Ovalizzazione 7.5%	17	-0.00001	-0.00016	-0.00036
5. Ovalizzazione 7.5%	18-19	-0.00043	-0.00016	-0.00001
5. Ovalizzazione 7.5%	20-21	-0.00043	-0.00016	-0.00001
5. Ovalizzazione 7.5%	22-23	-0.00036	-0.00017	-0.00002
5. Ovalizzazione 7.5%	24-25	-0.00036	-0.00017	-0.00002
5. Ovalizzazione 7.5%	26-27	-0.00001	-0.00016	-0.00035
5. Ovalizzazione 7.5%	28-29	-0.00001	-0.00016	-0.00035

Tabella 12. Risultati delle analisi numeriche: Deformazioni in corrispondenza dei sensori capacitivi post-installati.

8 Identificazione del danno strutturale dopo un evento sismico tramite indici di danno

8.1 Descrizione attività

L'interesse della ricerca nel monitoraggio della salute strutturale ha portato alla definizione di vari indici di danno che possono esprimere il danno strutturale e non strutturale di un elemento dopo un evento sismico tramite un semplice numero. Questi indici possono essere calcolati da quantità quali accelerazioni del suolo, rotazioni e momenti flettenti degli elementi strutturali. Questi indici calcolati localmente svolgono un ruolo chiave nella valutazione globale dei danni.

È importante chiarire che il confronto di diversi tipi di indici, ognuno dei quali ha una propria formula matematica basata su diversi parametri, è possibile solo se viene effettuata la normalizzazione che fissa l'intervallo da 0 (nessun danno) a 1 (elemento ridotto). È possibile definire un confronto chiaro e oggettivo degli indici e valutare l'indice più efficace nella valutazione delle condizioni di salute.

8.2 Applicazione a caso studio di edificio in c.a. residenziale

L'efficienza di ciascun indice viene valutata applicando la sua formulazione a un edificio esistente: un tipico edificio in c.a. italiano del secondo dopoguerra. L'edificio di 4 piani ha una pianta rettangolare (9,6m x 10m) e solai in travi e blocchi in c.a. sostenuti da travi di 40cm x 25cm (travi di bordo) e travi di 70cm x 25cm (trave di spina). Per quanto riguarda gli elementi verticali, la struttura è composta da 12 colonne disposte in una griglia regolare di 4m x 3m. Gli elementi strutturali sono realizzati in calcestruzzo C25/30 e barre in acciaio Feb44k ($f_y = 440\text{MPa}$) (Tabella 13). L'analisi è qui condotta su un telaio centrale dell'edificio (Fig. 59).

Elemento	Dimensione	Armature
Colonna	30cmx30cm	4 $\phi 14$ / 4 $\phi 14$
Trave di spina	70cmx25cm	4 $\phi 14$ +4 $\phi 18$ / 4 $\phi 14$ +3 $\phi 18$
Trave di bordo	40cmx25cm	4 $\phi 14$ / 4 $\phi 14$

Tabella 13. Dimensioni dell'elemento strutturale e delle armature.



Figura 59. (a) Struttura; (b) Telaio analizzato.

Il modello FE di telaio in c.a. selezionato è stato sviluppato in OpenSees, in cui travi e colonne modellate con elementi di tipo "elasticBeamColumn". Le non linearità sono introdotte da elementi di "zero length" alle estremità dell'elemento. È stato considerato e definito un modello di isteresi uniassiale basato sul carico assiale effettivo dei dettagli e delle parti in Tabella 13. Inoltre, è importante definire l'ipotesi per la modellazione del tamponamento: la configurazione scelta è di 12 cm (mattoni) 6 cm 12 cm (mattoni). Sono stati modellati utilizzando tramite elementi truss associati all'isteresi "uniaxialMaterial Concrete01". La definizione del legame si basa sul modello di Decanini e Sassoon. Sono state eseguite due serie di analisi storiche non lineari sul telaio con e senza tamponamenti. Sono stati considerati 8 moti del suolo presi dal database italiano ITACA (Tabella 14) con magnitudo e distanza epicentrali crescenti.

Sisma	M_w	Categoria suolo	Data	Distanza dall'epicentro		
				A (km)	B (km)	C (km)
Gubbio	3	B	08/01/2014	7.2	34.4	82.3
Fiordimonte (MC)	4	D	27/11/2016	5.8	29.9	61.1
Norcia	4	A	31/10/2016	5.2	31.6	81.4
Ponte San Pellegrino (MO)	5	C	20/05/2009	7.4	31.5	80.4
Norcia	5	E	18/01/2017	17.7	34.1	76.4
L'Aquila	5	B	18/01/2017	9.7	20.2	74.3
L'Aquila	6	B	06/04/2009	4.9	30.8	80.1
Capo del Colle (PG)	6	A	30/10/2016	11	26	91.1

Tabella 14. Scelta degli accelerogrammi.

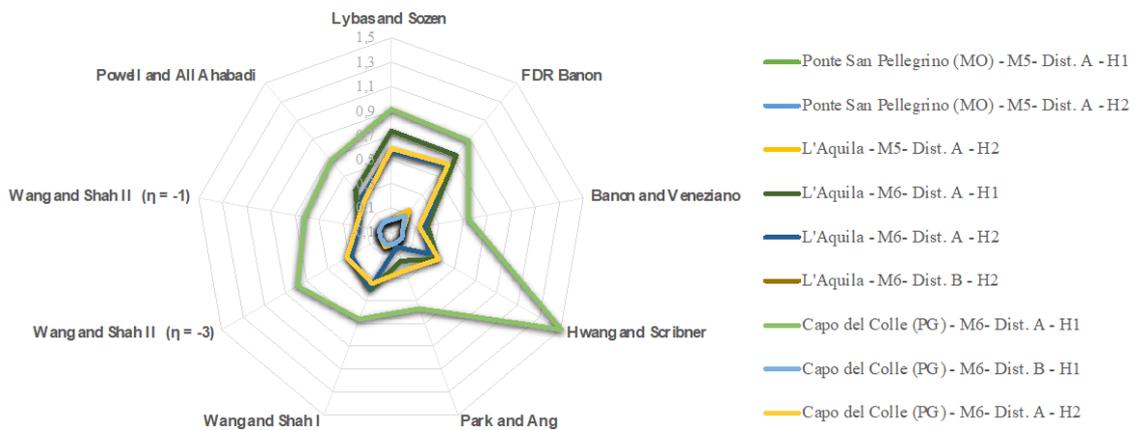
Nella prima serie di analisi, il tamponamento è considerato solo in termini di massa. L'indice di danno viene calcolato utilizzando i valori di flessione o di taglio di piano e il drift d'interpiano. In questo contesto, i valori di riferimento per ciascun piano sono stati calcolati mediante analisi statica non lineare (Tabella 15).

piano	F_y	d_y	F_u	d_u
	(kN)	(mm)	(kN)	(mm)
1	263	10.5	286	46.0
2	226	8.9	252	63.0
3	187	7.6	210	91.0
4	143	6.0	165	126.0

Tabella 15. Caratteristiche del telaio in termini di taglio di piano e drift d'interpiano

I risultati delle analisi mostrano che solo 9 terremoti hanno portato a comportamento non lineare, mentre solo 4 di essi hanno superato il taglio di piano ammesso (Fig. 60).

DAMAGE INDEXES (Mom-Rot)



DAMAGE INDEXES (Force-Displacement)



b.

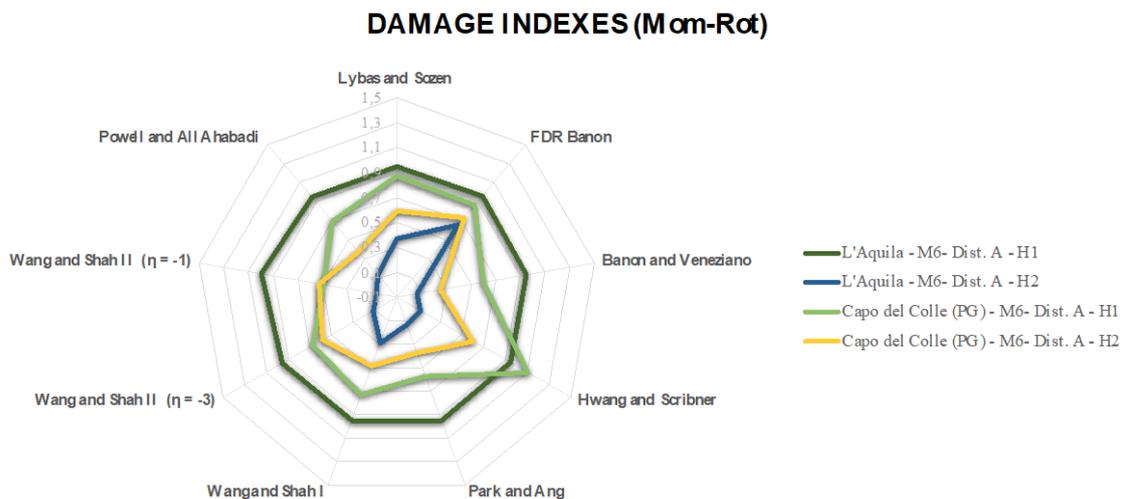
Figura 60. (a) Indici di danno basati su momento flettente e rotazione (b) Indici di danno basati sul taglio e sullo spostamento tra i piani.

Partendo dagli indici di danno calcolati dai valori di momento flettente e rotazione, si può chiaramente osservare che tutte le formulazioni sono in grado di rilevare i terremoti più rilevanti in termini di danno. Tuttavia, gli indici Lybas, Sozen e FDR-Banon sovrastimano il danno globale dei terremoti a basso danno e sono quindi inefficienti nel rappresentare i vari livelli di danno. Questo fatto evidenzia che questi indici di danno tendono a prestare più attenzione alla deformazione anelastica massima raggiunta da ciascun elemento che all'energia spesa. Gli indici di danno Banon e Veneziano e Park e Ang sottostimano leggermente i valori associati all'energia dissipata e mostrano risultati opposti. Gli indici di danno Wang e Shah (I formulazione) e Powell e Allahabadi danno i migliori risultati in termini di capacità di rappresentare il danno. Le formulazioni matematiche Hwang e Scribner e Wang e Shah dell'indice di danno (la II formulazione) possono produrre valori maggiori di 1, il che preclude il confronto con altri indici.

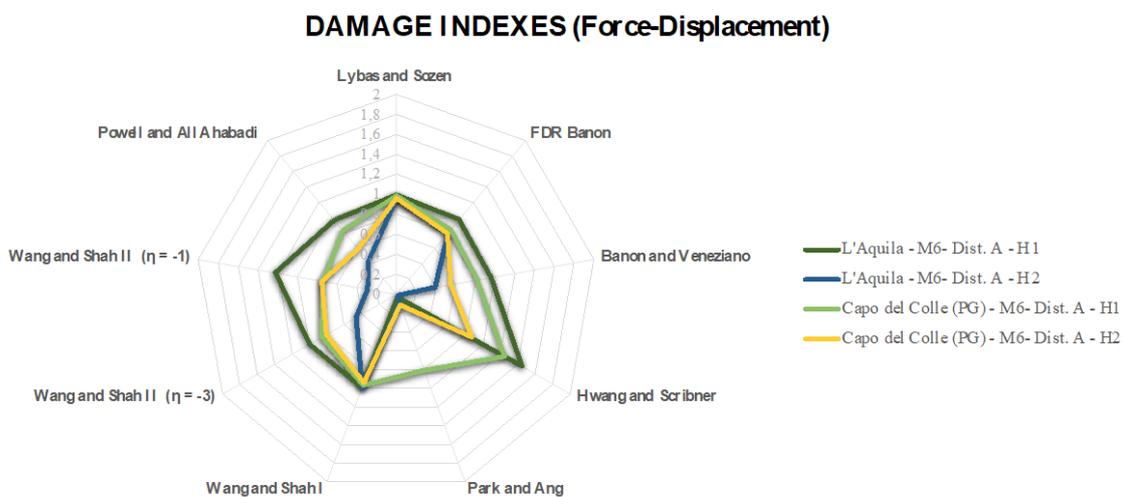
Per i risultati con la presenza di tamponamenti la nostra analisi mostra che solo quattro terremoti hanno indotto un comportamento non lineare delle cerniere plastiche e hanno superato il taglio di piano ammesso (Fig. 61).

Piano	F_y [kN]	d_y [mm]	F_u [kN]	d_u [mm]
1	703	10.9	454	45.5
2	644	11.3	213	64.8
3	625	11.0	173	92.7
4	589	10.9	141	125.9

Tabella 16. Caratteristiche del telaio in termini di taglio di piano e drift d'interpiano per il telaio tamponato



a.



b.

Figura 61. (a) Indici di danno basati su momento flettente e rotazione (b) Indici di danno basati sul taglio e sullo spostamento tra i piani.

8.3 Applicazione a caso studio di edificio in c.a. prefabbricato industriale. Indici di danno e stima delle perdite

Per validare la procedura proposta è stato realizzato un modello FE che tiene conto della configurazione tipica di un edificio industriale prefabbricato. L'edificio ha pianta rettangolare (20m x 2m) e la struttura portante è costituita da otto telai unidirezionali longitudinalmente equispaziati per un'altezza complessiva di 8,6m. La figura 62 mostra i dettagli delle parti strutturali più importanti. La sezione AA (50 cm x 40 cm) ha un'inerzia massima in direzione trasversale di 12 ϕ 14 barre longitudinali e ϕ 8 / 200 mm per le staffe. Il sistema di copertura è costituito da elementi in cemento armato precompresso a doppia falda sostenuti da travi doppie.

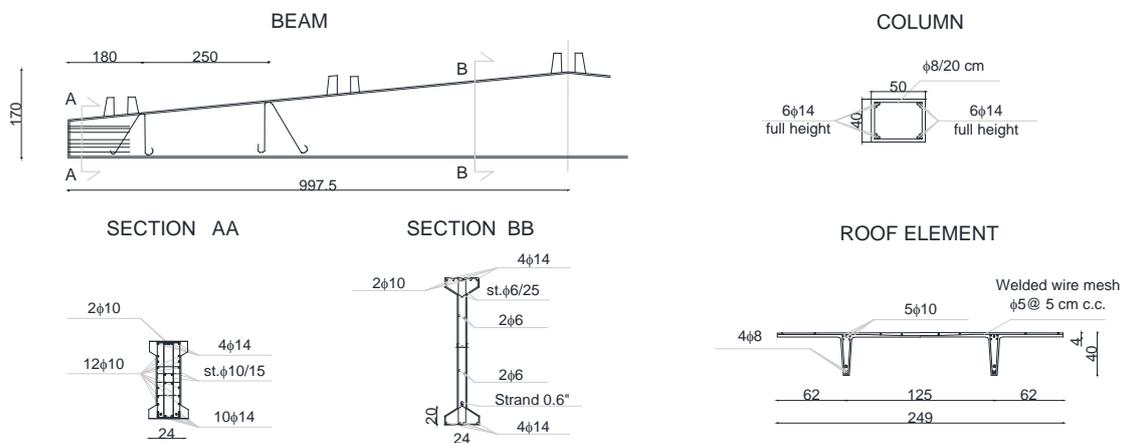


Figura 62. Dettagli costruttivi dei principali elementi strutturali.

Il modello FE è stato sviluppato con il software OpenSees. Nella definizione del modello FE, l'attenzione è stata posta su un'unica campata, oltre alle due colonne e alla trave principale; il modello comprende anche la parte relativa degli elementi di copertura. Il sistema di rivestimento è stato modellato come masse concentrate in corrispondenza delle connessioni agli elementi portanti. Le principali vulnerabilità sismiche sono state considerate nel modello FE in termini di cerniera plastica alla base del pilastro, isteresi del collegamento trave-pilastro, isteresi dei collegamenti trave-tegolo, collegamenti ad attrito per il collegamento trave-pilastro e trave -tegolo. Il Modified Ibarra-Medina-Krawinkler Deterioration Model with Peak-Oriented Hysteretic Response ("ModIMKPeakOriented" Material) è stato considerato per la cerniera plastica in termini di risposta momento-rotazione e in termini di risposta forza-spostamento per le connessioni tassellate. Per le connessioni meccaniche trave-tegolo è stato considerato un modello elasto-perfettamente plastico in parallelo con un comportamento di attrito: modello flatSliderBearing con coefficiente di attrito pari a 0,13 (i.e. superficie neoprene-calcestruzzo) e rigidità iniziale pari a 490 kN/m (cioè, rigidità trasversale del pad in neoprene). Gli altri principali parametri isteretici sono riportati in Tabella 17. I modelli FE

sono stati sottoposti ad analisi time history utilizzando un set di 52 accelerogrammi come nel capitolo precedente.

Elementi	K_0	K_1/K_0	M_y	θ_p	θ_{pc}	θ_u	M_{res}
Colonne	43100	0.07	262.7	0.0174	0.0432	0.2	0.2
Elementi	K_0	K_1/K_0	F_y	d_p	d_{pc}	d_u	F_{res}
Connessione trave-colonna	59600	0	54.23	0.0111	0.014	0.028	0
Connessione trave tegolo	520	-	10.4	0.02		0.05	0

Tabella 17. Parametri degli elementi strutturali.

Per la valutazione delle perdite sono stati considerati i seguenti elementi e gli stati di danno associati (DS): a) pilastri (DS: fessurazione, spalling del calcestruzzo e collasso); b) collegamenti trave-pilastro (DS: fessurazione, spalling del calcestruzzo e rottura del collegamento meccanico); c) collegamento trave-tegolo (DS: spostamento relativo, rottura del collegamento e caduta dell'elemento); d) sistema di rivestimento (DS: cedimento della connessione, rottura della connessione, caduta dell'elemento). In tabella 18 sono riportati i valori ottenuti a seguito della parametrizzazione (funzione logistica) effettuata secondo l'approccio proposto.

Elementi	Perdite normalizzate		
	Media	Dispersione	Errore massimo
Colonna	0.8555	0.362	±5%
Connessione trave-colonna	0.0302	0.200	±9%
Connessione trave-tegolo	0.8446	0.371	±1%
Pannello orizzontale	1.2504	0.530	±2%
Pannello verticale	1.3846	0.524	±3%

Tabella 18. Parametrizzazione della curva di perdita per le vulnerabilità sismiche considerate

La procedura studiata richiede le storie temporali di risposta strutturale. Per questo motivo si è supposto che l'edificio fosse dotato di accelerometri MEMS le cui registrazioni possono essere integrate due volte per ottenere gli spostamenti assoluti e relativi e di conseguenza i danni subiti dall'edificio stesso. Sono stati ipotizzati i seguenti sensori:

- 1 sensore posto in basso e 1 in alto alla colonna;
- 1 sensore posto su ogni lato della sbarra;
- un insieme di sensori posti lungo la trave in prossimità dei supporti degli elementi di copertura;
- un insieme di sensori posti lungo la colonna e lungo il rivestimento orizzontale;

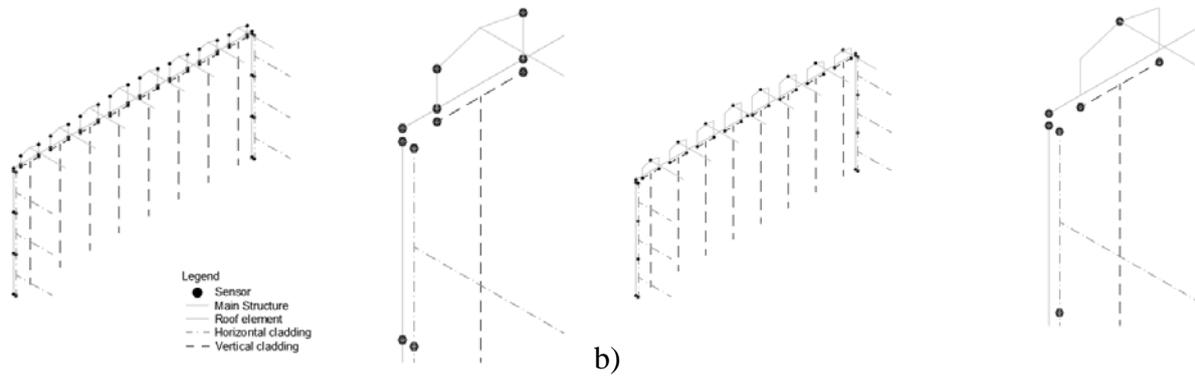


Figura 63. Posizione dei sensori nel modello FE: a) configurazione completa dei sensori; b) numero ridotto di sensori.

Per confrontare le perdite stimate dall'approccio proposto e quelle ottenute dal metodo PEER-PBEE, è stato effettuato un set di 10'000 simulazioni considerando varie realizzazioni della capacità degli elementi strutturali e delle connessioni (assunte normalmente distribuite con coefficiente di variazione del 20%). La Figura 64 mostra i risultati di tale confronto evidenziando come il DI di Wang e Shah sia meno affidabile in quanto porta ad una sottostima del danno; al contrario, il DI di Powell e Allahabadi è più vicino ai risultati PEER-PBEE.

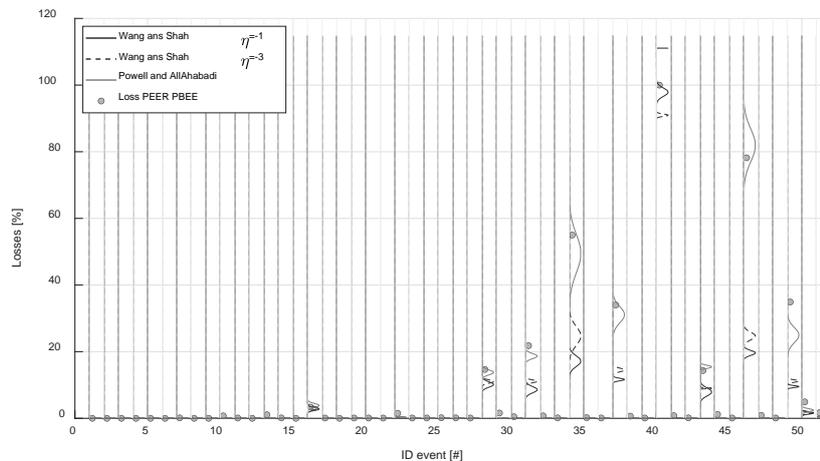


Figura 64. Confronto tra le perdite stimate con il metodo PEER-PBEE e l'approccio proposto: da dati FE.

8.4 Indice di danno sismico basato sulla trasformata di Hilbert-Huang

Il segnale sismico presenta, oltre al vantaggio in termini di rapporto segnale-rumore, anche caratteristiche “negative” dal punto di vista della facilità di processing. Innanzitutto, ha caratteristiche di segnale non stazionario e non ergodico ed inoltre può attivare nella struttura caratteristiche non lineari che lo trasformano in un segnale non lineare. Tali caratteristiche ci permettono di affermare come tutte le analisi basate sulla Trasformata di Fourier (FT) siano affette da imprecisioni dovute alle ipotesi stesse della Trasformata di Fourier.

Per cominciare a testare questo nuovo indice di danno si è deciso di applicarlo su un sistema semplice come una colonna in c.a.. La colonna, è alta 12m ed è stata discretizzata ogni 3m e per ogni nodo è stata inserita una massa nodale pari a 150 kN/g nelle due direzioni orizzontali. La non linearità è stata inserita tramite formulazione fenomenologica con cerniere plastiche concentrate di tipo Takeda alle estremità degli elementi beam le cui caratteristiche vengono calcolate sulla sezione trasversale (costante per tutta l'altezza) composta da una geometria quadrata di lato 30cm con armatura longitudinale composta da 8 ϕ 16 e staffe ϕ 8 2 bracci a passo 30 cm. Per complicare l'identificazione del danno, al primo livello non vengono inserite non linearità, si vuole indagare la capacità del nuovo indice di localizzare correttamente il danno (che si creerà al secondo livello) nonostante il primo livello venga investito da una quantità di energia maggiore.

8.5 Risultati attività

In questo progetto, abbiamo esplorato la stima della perdita sismica dai dati dei sensori (accelerometri) in edifici industriali prefabbricati.

L'approccio proposto è stato applicato ad un caso studio di riferimento costituito da un telaio prefabbricato simile al sistema strutturale dell'edificio industriale italiano. È stata eseguita una serie di analisi agli elementi finiti di serie temporali, considerando i moti del suolo di varie intensità e distanze focali, le capacità degli elementi strutturali e le incertezze di interconnessione. I risultati sono stati confrontati con le perdite stimate applicando il metodo PEER-PBEE e hanno potuto evidenziare la superiore performance degli indici di danno Powell e Allahabadi. È stata eseguita un'altra serie di simulazioni per valutare l'impatto dei dati dei sensori reali. A tal proposito, del rumore bianco gaussiano è stato aggiunto alle accelerazioni estratte dal modello FEM e lo spostamento è stato derivato dalla doppia integrazione. È stato considerato il rumore spettrale di intensità crescente. I risultati mostrano che l'aggiunta di rumore porta a una sovrastima delle perdite per i terremoti di alta intensità, mentre per la configurazione di misura completa non sono state registrati falsi positivi in termini di stima delle perdite, mentre sono stati registrati alcuni falsi positivi (per terremoti moderati) con un piccolo numero di sensori.

L'indice di danno sviluppato, basato su una formulazione energetica a partire dalla Trasformata di Hilbert-Huang (HHT), testato su un sistema semplice, ha permesso di localizzare correttamente il danno strutturale in un benchmark numerico di una colonna in calcestruzzo armato, sia a livello geometrico che temporale. Per il calcolo dell'energia richiesta dalla formulazione dell'indice viene utilizzata l'HHT in quanto è in grado di analizzare storie temporali di eventi sismici non stazionari e non lineari. La quantificazione del danno risulta ancora l'aspetto su cui è richiesta ulteriore ricerca in quanto stabilire delle soglie richiede opportune calibrazioni.

9 IMPATTO ATTESO

L'OR3 del progetto INSIST ha avuto come obiettivo lo sviluppo di modelli strutturali intelligenti che siano in grado di elaborare i dati provenienti dal monitoraggio e valutare la sicurezza della struttura.

La modellazione numerica delle opere soggette a monitoraggio è stata una delle principali sfide affrontate dall'OR3. Per far fronte a questa sfida, i partner hanno utilizzato tecniche avanzate di simulazione numerica per creare modelli che possano prevedere il comportamento delle strutture soggette a condizioni di operatività. Inoltre, utilizzando metodi e modelli del Machine Learning sono state implementate diverse metodologie per l'interpretazione dei dati di monitoraggio.

Tali metodologie consentiranno di automatizzare il monitoraggio delle strutture mediante sistemi smart sviluppati sulla base degli studi del progetto, incrementando la sicurezza degli utenti di strutture e infrastrutture. Inoltre, i sistemi di supporto alle decisioni miglioreranno la qualità degli investimenti individuando al meglio le priorità di intervento.

Inoltre, si ritiene che l'impatto possa essere diretto nel campo della ricerca, con il contributo significativo sul tema del monitoraggio strutturale mediante pubblicazioni scientifiche e partecipazione a conferenze anche dopo la fine del progetto.

Mentre per i partner, si è costruito il know-how necessario ad implementare tali metodologie in ulteriori casi studio o applicandoli in nuovi progetti di ricerca.

10 CONCLUSIONI

L'OR3 del progetto INSIST ha avuto come obiettivo lo sviluppo di modelli strutturali intelligenti in grado di elaborare i dati provenienti dal monitoraggio e valutare la sicurezza della struttura. Per raggiungere questo risultato, sono stati analizzati due aspetti cruciali del processo metodologico: la modellazione numerica delle opere soggette a monitoraggio e la costruzione di modelli di interpretazione dei dati.

Attraverso l'utilizzo di tecniche di modellazione numerica, è stato possibile ricostruire virtualmente la struttura in esame e simulare il comportamento delle diverse componenti soggette a sollecitazioni esterne. Inoltre, sono stati sviluppati modelli di interpretazione dei dati in grado di rilevare, localizzare e quantificare eventuali danneggiamenti strutturali.

Grazie a questi modelli si è fornita una valutazione affidabile della sicurezza della struttura in esame e identificando tempestivamente eventuali problemi, permettendo di intervenire in modo tempestivo per evitare danni maggiori. Inoltre, i modelli sviluppati durante il progetto possono essere facilmente adattati e utilizzati in altre situazioni simili, contribuendo a migliorare la sicurezza delle strutture in generale.