POLITECNICO DI TORINO
Repository ISTITUZIONALE

Modelli predittivi per il patrimonio architettonico: Assimilazione dei dati di monitoraggio e transfer learning

Original
Modelli predittivi per il patrimonio architettonico: Assimilazione dei dati di monitoraggio e transfer learning / Ceravolo, R., Cavanni, V., Coccimiglio, S., Crocetti, A., Miraglia, G. - In: H-BI(M)ON. Heritage - Building Information Modelling/MONitoring / Ottoni F. , Bruno N.. - STAMPA. - [s.l] : Edizioni Quasar, 2026. - ISBN 9788854917378. - pp. 335-356 [10.48235/1281]

Availability:
This version is available at: 11583/3012309 since: 2026-06-21T21:05:37Z

Publisher:
Edizioni Quasar

Published
DOI:10.48235/1281

Terms of use:

This article is made available under terms and conditions as specified in the corresponding bibliographic description in the repository

Publisher copyright

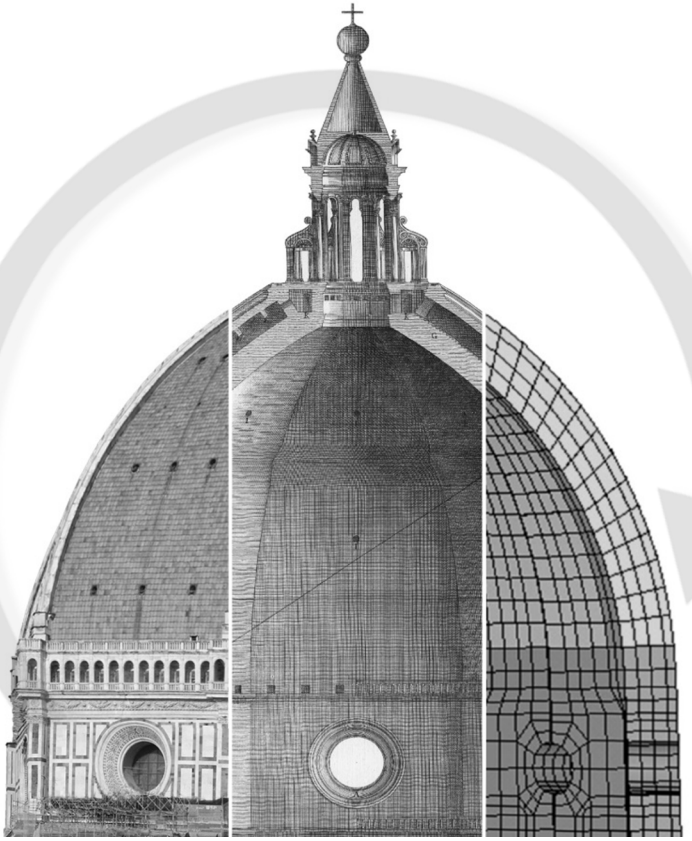
(Article begins on next page)

20 November 2026

H-BI(M)ON

Heritage - Building Information Modelling/MONitoring

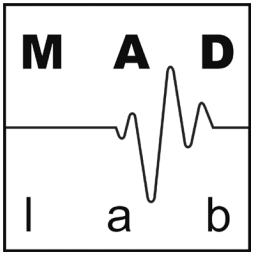
Dalla realtà al modello e ritorno



a cura di
Federica Ottoni e Nazarena Bruno

MADlab
Monitoraggio Analisi e Diagnosi del costruito

EDIZIONI
QUASAR



MADlab

Monitoraggio Analisi e Diagnosi del costruito

13

Direttore

Federica Ottoni
Università di Parma

Comitato scientifico

Gianni Bartoli
Università di Firenze

Carla Bartolomucci
Università dell'Aquila

Patrizia Bernardi
Università di Parma

Michele Betti
Università di Firenze

Carlo Blasi
già Università di Parma

Oronzo Brunetti
Università di Napoli Federico II

Jean-François Cabestan
Université Paris 1 - Panthéon-Sorbonne

Rosario Ceravolo
Politecnico di Torino

Eva Coïsson
Università di Parma

Adalgisa Donatelli
Sapienza – Università di Roma

Daniele Ferretti
Università di Parma

Francesco Freddi
Università di Parma

Barbara Gherri
Università di Parma

Paolo Giandebiaggi
Università di Parma

Felice Giuliani
Università di Parma

Carlo Mambriani
Università di Parma

Maria Evelina Melley
Università di Parma

Elena Michelini
Università di Parma

Silvia Monchetti
Università di Firenze

Andrea Pane
Università di Napoli Federico II

Marco Pretelli
Alma Mater Studiorum – Università di Bologna

Mario Santana-Quintero
Carleton University

Andrea Segalini
Università di Parma

Emanuela Sorbo
Università IUAV Venezia

Andrea Spagnoli
Università di Parma

Cecilia Surace
Politecnico di Torino

Grazia Tucci
Università di Firenze

Chiara Vernizzi
Università di Parma

Andrea Zerbi
Università di Parma

Comitato di redazione

Sofia Celli
Politecnico di Milano

Lia Ferrari
Università di Parma

Sandra Mikolajewska
Università di Parma

Maria Parente
Università di Parma

Elena Zanazzi
Università di Parma

MADlab
Monitoraggio Analisi e Diagnosi del costruito

La collana raccoglie e diffonde i risultati di ricerche ottenuti attraverso metodi d'indagine empirico-sperimentali; metodi che, combinati a un corretto percorso di conoscenza e controllo degli edifici, garantiscono la conservazione del vasto patrimonio storico presente in Italia, in linea con la normativa per i beni culturali (DPCM 2011), allargandosi più in generale al costruito su scala architettonica.
L'approccio empirico-sperimentale per la conoscenza, il controllo e il consolidamento delle strutture storiche è basato sul contatto diretto e approfondito con la realtà fisica dell'oggetto di studio; esso, unito all'esperienza derivante dalla secolare osservazione di edifici storici simili per tecniche costruttive e manifestazioni di danno e dissesto e al moderno monitoraggio strutturale, permette di definire in modo esaustivo l'attuale livello di sicurezza del monumento e di individuare interventi di consolidamento adeguati. A fronte di un vastissimo e ricchissimo patrimonio storico-architettonico, quale è quello italiano, per lo più in precario stato di conservazione, recentemente è stata approvata la normativa sismica che chiarisce l'importanza di una "conservazione consapevole" che trova la sua massima espressione nei "limiti degli interventi di stabilità sui monumenti, in rapporto ai problemi di tutela".

H-BI(M)ON

Heritage - Building Information Modelling/MONitoring

Dalla realtà al modello e ritorno

a cura di

Federica Ottoni e Nazarena Bruno

Il presente volume raccoglie gli esiti delle Giornate di Studio "H-BI(M)ON - Heritage Building Information Modelling / Monitoring. Dalla realtà al modello, e ritorno", svoltesi il 30 e 31 gennaio 2025 presso l'Università di Parma e organizzate dal MADLab (DIA, UniPr), con il Patrocinio di SIRA, CIPA e UID, e con la partecipazione di ingenio e degli Ordini professionali degli Architetti e degli Ingegneri della Provincia di Parma.

Comitato Scientifico:
Marcello Balzani, Gianni Bartoli, Michele Betti, Nazarena Bruno, Donatella Fiorani, Federica Ottoni, Renata Picone, Fulvio Rinaudo, Riccardo Roncella, Grazia Tucci, Chiara Vernizzi
Comitato Organizzativo:
Federica Ottoni, Nazarena Bruno e Maria Parente (coordinamento)
Rafaela Borsato Belo, Massimo Cotti, Francesca De Cola, Virginia Droghetti, Lia Ferrari, Yuxin Lei, Luca Leoni, Sandra Mikolajewska, Elena Zanazzi

Progetto grafico/editor: Maria Parente

ISBN 978-88-5491-737-8

Roma 2026
Edizioni Quasar di S. Tognon srl
via Ajaccio 41-43, I-00198 Roma
www.edizioniquasar.it

INDICE

PREMESSA

Federica Ottoni, Nazarena Bruno 13
Dalla realtà al modello, e ritorno.
Una introduzione (e una spiegazione)

INTRODUZIONE

Fulvio Rinaudo 17
La documentazione del patrimonio culturale

SEZIONE I | QUESTIONI SEMANTICHE E OPEN BIM

Nazarena Bruno 31
Dalla realtà al modello. Il disegno ragionato della complessità

CONTRIBUTI

Donatella Fiorani, Silvia Cutarelli, Marta Acierno 37
Dalla modellazione BIM alla formalizzazione del CPM

Antonella di Luggo, Simona Scandurra, Emanuela Lanzara
Open BIM per la documentazione e la valorizzazione del patrimonio culturale 55

Filippo Diara
HBIM *open source* e OpenAI: Revisioni e nuove analisi sull'integrazione dei *Large Language Models* (LLMs) 75

SEZIONE II | GESTIONE DELLE INFORMAZIONI PER LA CONSERVAZIONE PROGRAMMATA

Chiara Vernizzi
Modellazione informata e conservazione programmata. Nuovi approcci nella gestione integrata del progetto di salvaguardia del costruito 97

CONTRIBUTI

Andrea Adami, Barbara Scala
L'Arco di Augusto ad Aosta. Dal progetto HBIM al cantiere 103

Andrea Adami, Luigi Fregonese, Olga Rosignoli, Daniele Treccani 119
Modellazione e gestione integrata dei dati per la conservazione.
Il modello HBIM federato e *multilayer* per il pavimento
della Basilica del Santo Sepolcro

Federica Maietti 139
Documentazione integrata e gestione informativa del patrimonio.
Scenari di innovazione per un H-BIM adattivo

Francesco Fassi, Cristiana Achille 159
Il Duomo di Milano: dal rilievo alla gestione innovativa
dei dati e delle informazioni

Rita Vecchiattini, Margherita Valentini 179
Sviluppo di un metodo per la stima e la valutazione
dei fenomeni di degrado attraverso l'utilizzo dell'HBIM

Giovanni Bruschi, Francesco Coschino, Antonio Fornaciari 199
Il modello informativo per la documentazione digitale
delle attività di scavo archeologico.
Applicazioni sul sito della Pieve di San Cassino in Gallicano

SEZIONE III | QUESTIONI STRUTTURALI E MONITORAGGIO

Federica Ottoni 223
L'elefante e la sua proboscide, o anche dei gemelli (diversi) digitali.
Sulla modellazione strutturale, l'astrazione e la 'somiglianza' alla realtà

CONTRIBUTI

Luca Sbrogiò, Maria Rosa Valluzzi 229
Un approccio HBIM basato su IFC per la valutazione della
vulnerabilità sismica degli edifici storici

Grazia Tucci, Lidia Fiorini, Alessandro Conti, Michele Betti, 247
Silvia Monchetti
Modellazione e gestione integrata dei dati per la conservazione

Giovanni Castellazzi, Antonio Maria D'Altri, Stefano de Miranda, 261
Francesco Ubertini
Dalla nuvola alla struttura:
modelli FE e BIM per la conservazione degli edifici storici

Maria Parente, Nazarena Bruno, Federica Ottoni 273
Della realtà e del suo doppio, attraverso il monitoraggio:
per un possibile 'gemello digitale' della cupola di Santa Maria del Fiore

Luigi Barazzetti, Mattia Previtali, Fabio Roncoroni 301
Visualizzazione ed elaborazione dei dati di monitoraggio strutturale mediante *space-time cube*

Carlo Biagini 315
Approcci BIM-*based* per la gestione informativa dei ponti storici

Rosario Ceravolo, Valeria Cavanni, Stefania Coccimiglio, 335
Alessio Crocetti, Gaetano Miraglia
Modelli predittivi per il patrimonio architettonico.
Assimilazione dei dati di monitoraggio e *transfer learning*

CONCLUSIONI

Donatella Fiorani 359
Digitalizzazione e conoscenza per il restauro.
Per una rivoluzione nella continuità

MODELLI PREDITTIVI PER IL PATRIMONIO ARCHITETTONICO
Assimilazione dei dati di monitoraggio e *transfer learning*

Rosario Ceravolo[1,2], Valeria Cavanni[1], Stefania Coccimiglio[1], Alessio Crocetti[1,2], Gaetano Miraglia[1,2]

[1] *Politecnico di Torino, Dipartimento di Ingegneria Strutturale, Edile e Geotecnica*

[2] *Politecnico di Torino, Responsible Risk Resilience Interdepartmental Centre*

Quando si parla di monitoraggio strutturale si indica la valutazione continua o periodica delle condizioni di salute di una struttura, o di un insieme di strutture, sulla base di informazioni provenienti da sistemi di sensori, integrati o autonomi, o di altri dati comunque correlati alla conservazione dell'integrità strutturale. Si tratta di un campo ampio e multidisciplinare, i cui progressi derivano da contributi provenienti dalla fisica, dalla chimica, dalla scienza dei materiali, dalla biologia e, in particolare, da varie branche dell'ingegneria (aerospaziale, civile, elettronica, meccanica etc.).

L'accezione più moderna, spesso associata al *Structural Health Monitoring* (SHM), si riferisce a una serie di tecniche intelligenti (*smart*), nel senso che, oltre a essere non distruttive, siano in grado di scandagliare la struttura in modo globale e ammettano l'acquisizione e l'elaborazione di informazioni in tempo reale. In tal senso, le prime applicazioni dei metodi di SHM appaiono a cavallo tra gli anni Sessanta e Settanta con l'impiego dei metodi vibrazionali nel controllo dell'integrità di elementi strutturali remoti, come pali di fondazione e parti sommerse di piattaforme *off-shore*.

Oggi questo tipo di monitoraggio è impiegato correntemente su aeromobili, veicoli spaziali, navi, elicotteri, automobili, ponti, edifici, infrastrutture civili, centrali energetiche, oleodotti, impianti industriali e persino sistemi biologici. In particolare, i metodi di SHM, grazie anche alla loro non invasività, sono sempre più diffusi nell'ambito del monitoraggio del patrimonio architettonico. Questa memoria analizza i fondamenti teorici e applicativi del monitoraggio strutturale e sismico, con particolare attenzione ai metodi basati sulle vibrazioni naturali e al loro impiego nella diagnosi e nella previsione della risposta strutturale di edifici monumentali.

Introduzione

Negli ultimi trent'anni l'interesse per la diagnosi strutturale ha conosciuto una crescita senza precedenti in numerosi ambiti dell'ingegneria[1]. Infatti, si è diffusa sempre di più la consapevolezza di quanto sia importante salvaguardare e proteggere il patrimonio del costruito che ci circonda e in questo contesto il monitoraggio strutturale rappresenta uno strumento fondamentale per la conoscenza dello stato di salute in cui una struttura si trova. Un sistema di monitoraggio è generalmente concepito per registrare le variazioni di parametri fondamentali per la struttura, in particolare per capire se ci sia o meno un danno. Per poter tenere sotto controllo lo stato di salute di una struttura risulta molto importante l'osservazione dell'evoluzione nel tempo di quantità che forniscono informazioni sulla struttura.

I metodi tradizionali di valutazione diagnostica presentano numerosi limiti tecnici. Le ispezioni visive, in particolare, non vengono eseguite con sufficiente frequenza, compromettendo la loro efficacia predittiva; inoltre, non sono esaustive, poiché non consentono di individuare difetti nascosti o effetti non visibili di processi di degrado in corso, né sono oggettive, dipendendo dal giudizio soggettivo di un operatore esperto, suscettibile di errore. Tecniche di valutazione più oggettive sono spesso di tipo distruttivo e pertanto non applicabili in molti contesti, come quello del patrimonio culturale. Le tecniche di valutazione non distruttiva (*Non-Destructive Evaluation,* NDE) comprendono invece diversi metodi consolidati, quali radiografia, prove ultrasoniche, emissione acustica, analisi vibrazionale, metodi ottici, termografia, prove elettromagnetiche e ispezioni con particelle magnetiche. All'interno di questa categoria, il termine *Non-Destructive Testing* (NDT) si riferisce spesso a tecniche eseguite off-line, ovvero solo dopo che il danno è stato localizzato[2]. Ciò comporta che, nel frattempo, il livello di deterioramento possa essere già eccessivo. Inoltre, tali valutazioni diagnostiche vengono condotte in modo localizzato, fornendo quindi informazioni limitate a porzioni ristrette della struttura. In questo contesto le tecniche di NDE, che comprendono anche i sistemi di SHM, mirano a superare tali limiti offrendo una rappresentazione globale e continua dello stato di salute strutturale e così facilitando la pianificazione di interventi di manutenzione e riparazione.

L'espressione *Structural Health Monitoring* comparve verso la fine degli anni Ottanta[3] e sebbene si basi su misure, analisi, algoritmi e tecniche di comunicazione innovativi, lo SHM condivide gli stessi obiettivi degli approcci tradizionali. Le sue caratteristiche distintive risiedono principalmente in

1 Boller *et al.* 2009; Doebling *et al.* 1996.
2 Shull 2002.
3 Boller *et al.* 2009.

almeno tre aspetti: (i) non recano danni all'oggetto monitorato; (ii) a differenza dell'NDT, vengono monitorate grandezze globali, secondo il principio del monitoraggio non locale (o remoto); non a caso le prime applicazioni hanno riguardato pali di fondazione, parti sommerse di strutture off-shore e altri elementi strutturali inaccessibili; (iii) è possibile, almeno in linea teorica, una implementazione online. Charles Farrar e Keith Worden[4] definiscono lo SHM come un processo che prevede il monitoraggio periodico di una struttura attraverso misurazioni, l'estrazione di parametri sintomatici dei fenomeni indagati e la loro analisi statistica al fine di determinare lo stato effettivo del sistema. Nella pratica, un sistema SHM deriva dall'integrazione di diversi sensori, dispositivi e strumenti ausiliari, quali: sistema di misura, sistema di acquisizione, sistema di elaborazione dei dati, sistema di comunicazione o allerta, sistema di identificazione e modellazione, e sistema decisionale. Dunque, pur basandosi su tecniche innovative, lo SHM può essere considerato un'estensione delle pratiche di indagine consolidate, poiché integra tali tecnologie in un sistema intelligente unico. In particolare, le tecniche di SHM basate sulle vibrazioni sono impiegate da tempo per l'identificazione dei danni nelle strutture esistenti[5] e del patrimonio architettonico[6]. Tuttavia, numerosi aspetti richiedono ancora approfondimenti e rappresentano sfide aperte. È necessario, soprattutto, adottare una nuova filosofia progettuale, fondata su un progetto razionale del sistema di monitoraggio. Questo deve integrare una rete di sensori in grado di effettuare una sorveglianza continua o periodica e fornire analisi affidabili basate su fonti informative multiple, considerando anche la variabilità delle condizioni ambientali e operative. La conoscenza continua e globale dello stato strutturale, insieme alle informazioni diffuse e precise sulle prestazioni e sull'integrità delle strutture, consente infatti di attuare strategie di conservazione preventiva e di pianificare interventi mirati e tempestivi, riducendo costi, invasività e il rischio di danni irreversibili.

Differenti approcci per il monitoraggio strutturale

Qualunque sia l'approccio o la tecnica di monitoraggio adottata, nella progettazione di un sistema SHM è necessario condurre preventivamente un'analisi accurata del comportamento strutturale, al fine di monitorare i parametri più rappresentativi e sensibili. Gli approcci alla definizione di una procedura SHM possono essere suddivisi in due principali categorie: metodi basati sui modelli (*model-driven*)[7] e metodi basati sui dati (*data-driven)*[8]. I metodi *data-driven* si fondano sui dati di monitoraggio e impiegano tecniche

4 Farrar, Worden 2012.
5 Briard 1970; Loland 1978.
6 Ceravolo, De Stefano 1996; Coccimiglio *et al.* 2025.
7 Ceravolo *et al.* 2020.
8 Ceravolo *et al.* 2021.

di *Pattern Recognition* (PR), *Machine Learning* (ML) o altri approcci euristici, per costruire una rappresentazione statistica del sistema[9]. Tali approcci richiedono in genere una grande quantità di informazioni provenienti da sistemi di monitoraggio permanenti o da simulazioni, nel caso in cui il comportamento dinamico della struttura può essere agevolmente identificato e riprodotto[10]. In questi casi, i modelli statistici del sistema risultano di facile definizione, mentre i livelli di rumore e le variazioni ambientali si stabiliscono naturalmente nel processo.

I metodi *model-driven*, invece, applicano un approccio inverso a un modello basato su leggi fisiche, facendo spesso riferimento all'aggiornamento di un modello agli elementi finiti (*Finite Element model*, FE)[11]. Tale processo prevede la calibrazione di alcuni parametri del modello per ridurre l'errore residuo tra le misure sperimentali e le previsioni del modello; successivamente, simulazioni e prove sul modello aggiornato consentono di dedurre la presenza di danni nella struttura. Gli approcci basati su modelli ad alta fedeltà possono operare anche in assenza di un modello di danno validato, ma risulta complesso includere gli effetti del rumore e delle condizioni ambientali.

Tuttavia, i modelli sono spesso caratterizzati da un elevato numero di parametri, la cui definizione richiede una valutazione accurata e una profonda comprensione della fisica sottostante. È necessario, ad esempio, verificare che i valori dei parametri corrispondenti a una struttura integra mantengano sempre un significato fisico coerente, così come quelli impiegati per simulare il danno, la cui validazione è particolarmente complessa. Un'ulteriore criticità deriva dalla presenza inevitabile di errori, poiché il modello, per definizione, costituisce una semplificazione della realtà. Va inoltre considerato che anche il modello più accurato può non rappresentare pienamente la realtà, in quanto quest'ultima può variare rispetto alle condizioni considerate nella calibrazione, ad esempio per effetto di influenze ambientali.

Tali problematiche risultano ancora più accentuate nel caso di strutture storiche, dove le incertezze relative ai materiali e alle loro proprietà, la geometria irregolare, la scarsa conoscenza delle connessioni, degli interventi pregressi e del quadro fessurativo rendono complessa la definizione di leggi di comportamento generalizzabili. In questo contesto, le tecniche e gli algoritmi di identificazione sono infatti indispensabili per ottenere un modello realistico della struttura, soprattutto in presenza di proprietà dei materiali incerte e schemi strutturali poco definiti. Proprio nel contesto di edifici storici, un modello numerico può essere aggiornato sulla base dei parametri identificati, al fine di simulare il comportamento reale della struttura e ridurre

9 Worden, Manson 2007.
10 Cavanni, Ceravolo, Miraglia 2024b.
11 Friswell 2007.

le incertezze. Introducendo all'interno del modello i dati sperimentali ottenuti da sistemi di monitoraggio si può avere un modello calibrato in grado di fornire informazioni attendibili sulla struttura e non solo. Un modello che integra diversi tipi di informazioni e che rappresenta fedelmente la realtà non solo è in grado di riprodurre il comportamento della struttura nel mondo reale, ma può anche prevederlo. In questo senso, si può parlare di *Digital Twin (DT)*, un modello affidabile e ricco di informazioni che è in grado di prevedere come una struttura dovrebbe comportarsi in determinate condizioni.

Il ruolo del monitoraggio strutturale per la conservazione del patrimonio architettonico

Le strutture storiche costituiscono un patrimonio di inestimabile valore, caratterizzato da una notevole eterogeneità in termini di tecniche costruttive, principi compositivi, materiali impiegati e regole d'arte, strettamente dipendenti dal periodo storico e dal contesto geografico di appartenenza. Questo fa sì che ogni opera monumentale e architettonica sia un esempio unico. La loro conservazione richiede l'impiego di procedure di ispezione e diagnosi, che rappresentano strumenti imprescindibili per la valutazione delle condizioni di sicurezza e di conservazione del patrimonio culturale costruito. Le linee guida internazionali, come quelle elaborate dall'International *Council on Monuments and Sites*[12], assimilano il processo di riabilitazione delle strutture storiche a quello medico di trattamento di una patologia, articolandolo in fasi successive di anamnesi, diagnosi, terapia e monitoraggio.

Tale analogia riflette la necessità di un approccio metodologico integrato e multidisciplinare, in cui la conoscenza storica, l'analisi strutturale e la competenza diagnostica convergano a supporto di interventi compatibili, reversibili e scientificamente fondati.

Una struttura storica richiede un articolato percorso conoscitivo che comprenda l'inquadramento nel contesto ambientale, il rilievo geometrico e strutturale, la caratterizzazione dei materiali e del loro stato di conservazione, l'analisi documentale e storica, lo studio meccanico dei materiali, l'indagine geotecnica e delle fondazioni, nonché la pianificazione del monitoraggio[13]. Tale processo, volto a documentare difetti costruttivi, fenomeni di degrado, irregolarità e danni pregressi, appunto elementi che rendono ogni manufatto un unicum interpretativo, è integrato dalle ispezioni periodiche, indicate dalle linee guida ICOMOS come strumento fondamentale per la conservazione preventiva. Tuttavia, quando si ha a che fare con strutture storiche le ispezioni

12 ICOMOS-ISCARSAH, 2003
13 Scussolini *et al*. 2023.

di tipo invasivo sono raramente consentite, dunque si adottano per lo più tecniche non invasive come endoscopia, termografia, ecc... che sono in grado di fornirci informazioni di tipo locali relative alla zona interessata dall'indagine. In questo contesto, risultano molto utili le tecniche di SHM in quanto sono in grado di fornire in maniera del tutto non invasiva informazioni sullo stato di salute globale della struttura. Tuttavia, dal momento che ogni struttura è unica ogni sistema di monitoraggio deve essere attentamente progettato e specifico per un determinata struttura. Inoltre, l'affidabile interpretazione dei danni rimane una sfida aperta in quanto anche le strutture non danneggiate possono mostrare variazioni significative delle proprie caratteristiche dinamiche a causa di fenomeni non lineari o di condizioni ambientali variabili. Riguardo quest'ultimo aspetto le caratteristiche diagnostiche delle strutture risultano, infatti, influenzate da variazioni ambientali e operative indicate come *Environmental and Operational Variations (EOVs)* che possono generare fluttuazioni confondibili con un danno o addirittura mascherarlo. Infatti, le strutture civili risultano profondamente influenzate dall'ambiente in cui si trovano e dal terreno sottostante.

Riguardo l'influenza di tali variazioni esterne sono molti gli studi che hanno indagato questi effetti su edifici storici e ponti[14]. Ai fini dell'interpretazione di questi comportamenti è molto importante avere a disposizione tanti dati di diverso tipo; infatti, l'analisi delle serie temporali mediante strumenti matematici e statistici consente di interpretare il comportamento strutturale in funzione dei fattori che influenzano le misurazioni e risulta pertanto essenziale nel monitoraggio a lungo termine. In particolare, negli approcci *data-driven* l'inclusione di variazioni esterne relative all'ambiente e al terreno può aiutare a distinguere comportamenti fisiologici da comportamenti patologici che indicano l'insorgenza di danno.

In questo contesto, le strutture sono concepite come sistemi empirici descritti da relazioni *input-output* e le tecniche di ML permettono di individuare relazioni fra parametri diagnostici e condizioni strutturali, automatizzando i processi di diagnosi e riducendo l'intervento dell'operatore umano. Nell'ambito del ML, il *Transfer Learning* (TL) rappresenta un'evoluzione utile in contesti dove i dati etichettati relativi a condizioni di danno sono scarsi o difficili da ottenere: il TL consente di trasferire conoscenze da un dominio sorgente a uno di destinazione, migliorando l'apprendimento su strutture reali e riducendo i costi di acquisizione dei dati[15]. Nel complesso, ML e TL ampliano le potenzialità dello SHM applicato ai beni culturali, consentendo l'elaborazione di grandi quantità di dati, integrando dati ambientali e satellitari,

14 Masciotta, Ramos, Lourenço 2017; Peeters, De Roeck 2001; Ramos *et al.* 2010; Saisi, Gentile, Ruccolo 2018.

15 Cavanni, Ceravolo, Miraglia 2024a.

e promuovendo una valutazione più tempestiva, affidabile e automatizzata dello stato di conservazione del patrimonio costruito.

Quanto esposto finora consente di comprendere le principali criticità associate al monitoraggio di strutture, in particolare alla progettazione di un sistema di monitoraggio adeguato ed efficiente. A tali difficoltà si aggiungono i costi, spesso elevati, legati all'installazione e alla manutenzione delle strumentazioni. Di conseguenza, solo un numero limitato di strutture risulta attualmente equipaggiato con sistemi di monitoraggio adeguati[16], in grado di fornire una quantità di dati sufficiente per la valutazione dello stato di salute strutturale. Per affrontare tali limitazioni, negli ultimi anni l'attenzione si è progressivamente orientata verso tecnologie di monitoraggio capaci di fornire serie temporali storiche senza la necessità di installare sensori direttamente sulle strutture. In questo contesto, recenti studi hanno evidenziato le potenzialità dell'impiego di dati satellitari per il controllo di variabili strettamente connesse al comportamento strutturale, quali gli spostamenti rilevati tramite interferometria radar (sensori SAR, *Synthetic Aperture Radar*)[17] o parametri ambientali come temperatura e umidità del suolo[18]. Tali tecnologie consentono di acquisire informazioni su ampie aree geografiche, integrando efficacemente il monitoraggio locale con misure globali relative al sistema terreno–struttura e al contesto ambientale circostante. La disponibilità continua e su larga scala dei dati satellitari rappresenta dunque una risorsa strategica per l'analisi delle interazioni tra suolo, ambiente e risposta strutturale, favorendo supportando strategie preventive di conservazione.

Il caso studio del Santuario di Vicoforte

La costruzione del Santuario di Vicoforte ebbe inizio alla fine del XVI secolo su progetto di Ascanio Vitozzi. Per diversi decenni i lavori si interruppero all'altezza dell'imposta della cupola. Solo agli inizi del XVIII secolo il progetto fu ripreso dall'architetto e ingegnere Francesco Gallo, al quale si deve l'erezione dell'alto tamburo e della maestosa cupola, la più grande cupola in muratura di forma ovale al mondo, con assi interni di 37.15 e 24.80 metri. Fu inoltre realizzato un sistema di cerchiature metalliche composto da tre anelli di barre, con una sezione complessiva di circa 140 cm, destinato ad assorbire una parte delle spinte orizzontali.

La cupola fu disarmata nel 1732[19]. A seguito dei dettagliati rilievi e delle relazioni redatte dall'ingegnere Martino Garro (1962), le criticità strutturali

16 Ceravolo *et al.* 2017; Gentile, Ruccolo, Canali 2019; Lorenzoni *et al.* 2013; Pecorelli, Ceravolo, Epicoco 2020.
17 Coccimiglio *et al.* 2022b, 2024.
18 Coccimiglio *et al.* 2022a.
19 Cozzo, De Lucia, Longhi 2017.



Figura 1
Santuario di Vicoforte. Da sinistra a destra: vista dall'esterno, vista interna della cupola, vista interna tamburo e cupola.

dell'edificio portarono alla decisione di intraprendere indagini e studi più approfonditi. Tuttavia, solo alla fine degli anni Settanta la comunità scientifica iniziò a esaminare in modo sistematico lo stato di salute strutturale del Santuario. All'inizio degli anni Ottanta fu installato un sistema di cerchiature per contrastare l'ampliamento del quadro fessurativo, localizzato principalmente nel sistema cupola–tamburo. Tale sistema è costituito da quattro barre in acciaio ad alta resistenza disposte lungo ciascuna delle 14 direzioni tangenziali. Telai metallici di contrasto collegano le estremità delle barre appartenenti a due tratti adiacenti. I tiranti, precaricati a circa 50 kN mediante martinetti, furono nuovamente messi in tensione nel 1997 per compensare le fisiologiche perdite di carico[20].

Le indagini geologiche e geofisiche, condotte tra il 1976 e il 2008, hanno confermato la presenza di materiali eterogenei nel sottosuolo del Santuario[21]. È stato infatti rilevato uno strato di marna inclinato da nord-est verso sud-ovest, mentre sotto il resto dell'edificio è presente uno strato argilloso che ha determinato significativi fenomeni fessurativi.

L'attività di monitoraggio sul Santuario di Vicoforte ebbe inizio nel 1983, con l'installazione di strumenti destinati all'osservazione dell'evoluzione del quadro fessurativo. Da allora, il sistema di monitoraggio è stato oggetto di diversi aggiornamenti: nel 2004 è stato installato il sistema di monitoraggio di tipo statico a cui nel 2015 si è aggiunto quello di tipo dinamico. Infine, a

20 Chiorino *et al.* 2008.
21 Scandella *et al.* 2011.

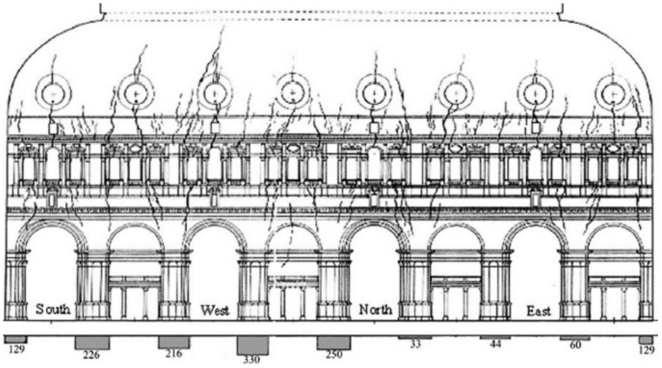


Figura 2
Quadro fessurativo e cedimenti di fondazione del Santuario di Vicoforte (Garro, 1962).

partire dal 2022 il sistema ha subito un restauro che ha previsto l'inserimento di nuovi sensori e la sostituzione dei vecchi sensori ormai danneggiati. Il sistema di monitoraggio è attualmente composto da più di 130 strumenti suddivisi in 3 diverse categorie (Tab. 1).

Il Santuario di Vicoforte dispone inoltre di un modello agli elementi finiti (FE) ad alta fedeltà che, grazie ai dati sperimentali raccolti dal sistema di monitoraggio, può essere validato e calibrato, permettendo così la riproduzione con maggiore accuratezza del comportamento reale della struttura[22]. In Fig. 3 viene presentato il modello FE del Santuario di Vicoforte.

Un'analisi sistematica dei dati di monitoraggio statico e dinamico, integrata con uno studio di correlazione tra le diverse misure, consente di individuare le relazioni tra le variabili registrate dai sensori. I risultati dell'analisi di correlazione tra i dati della struttura e i dati ambientali[23] confermano che sia

Tabella 1
Sensori del sistema di monitoraggio del Santuario di Vicoforte.

Sistema a bassa frequenza di acquisizione (statico e ambientale):	Sistema ad alta frequenza di acquisizione (dinamico):	Sistema di monitoraggio del campanile nord-occidentale (bassa e alta frequenza):
1 barometro; 56 celle di carico; 2 distanziometri laser; 2 distanziometri; 12 fessurimetri; 28 termometri; 1 piranometro; 5 termo-igrometri; 3 piezometri;	12 accelerometri	12 accelerometri; 2 accelerometri triassiali MEMS; 2 inclinometri combinati con distanziometri laser (biassiali); 6 termometri; 4 estensimetri.

22 Ceravolo *et al.* 2020.
23 Ceravolo *et al.* 2021.

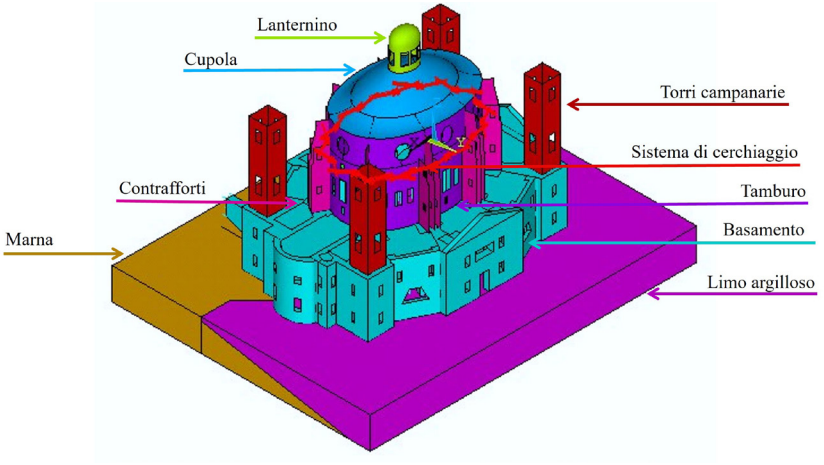


Figura 3
Modello FE del Santuario di Vicoforte.

il comportamento statico sia quello dinamico del Santuario sono fortemente influenzati dalle variazioni termiche ambientali, mentre non emergono correlazioni significative con altri parametri ambientali, quali umidità e precipitazioni. In Fig. 4 vengono presentate le correlazioni tra i dati delle celle di carico e degli accelerometri con la temperatura. L'aumento della temperatura esterna determina un corrispondente incremento della temperatura interna della muratura con un ritardo temporale compreso tra 10 e 30 giorni, variabile in funzione della posizione del sensore e attribuibile all'inerzia termica del materiale. Come mostrato nella parte bassa della Fig. 4, le prime tre frequenze modali tendono ad aumentare con la temperatura esterna, fatta eccezione per valori prossimi allo zero, dove si osserva una inversione di pendenza, fenomeno già rilevato in altri casi studio[24]. Un'interpretazione plausibile riguarda l'effetto del ghiaccio, che comporta un incremento della rigidezza strutturale[25]. Dal confronto tra i dati statici e dinamici si osserva che l'aumento delle frequenze di vibrazione alle alte temperature coincide con la diminuzione del carico nei tiranti post-tesi. Alle correlazioni tra i dati misurati in situ, sono state aggiunte anche delle correlazioni tra i dati dinamici della struttura e i dati di temperatura e umidità ottenuti tramite dati satellitari (Figg. 5-6).

Con l'ultimo aggiornamento del sistema di monitoraggio, avvenuto tra il 2022 e il 2024, è stato possibile effettuare degli studi anche tra i dati di correlazione del terreno e della struttura. In particolare, inserendo i dati satellitari è stato possibile riuscire a ricostruire i dati del terreno[26] di cui non

24 Gentile, Ruccolo, Canali 2019; Kasimzade *et al.* 2019; Peeters, De Roeck 2001.
25 Peeters, De Roeck 2001.
26 Coccimiglio 2025.

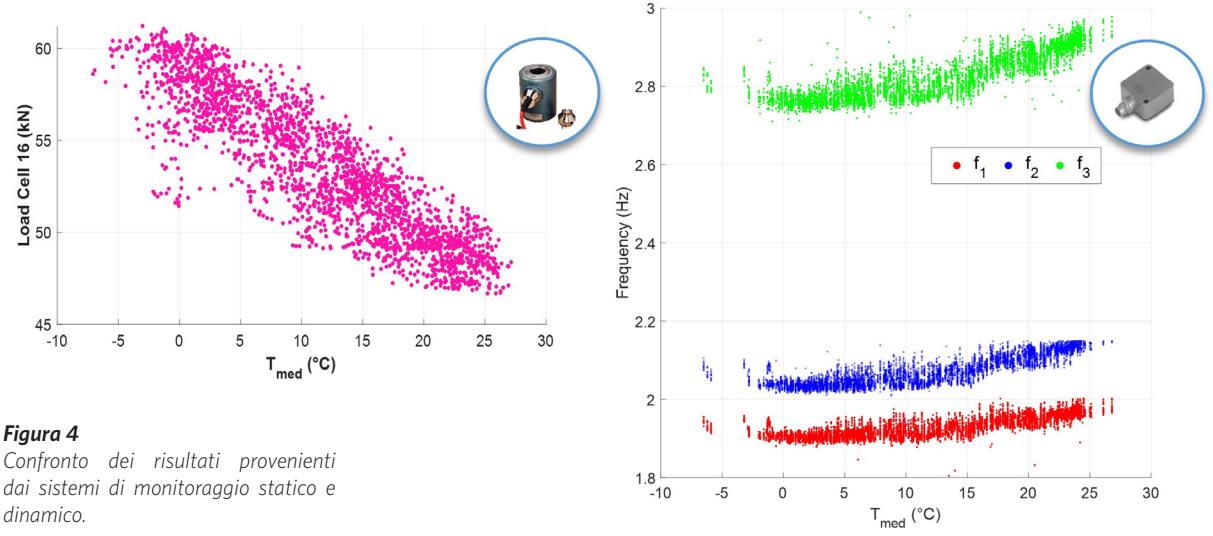


Figura 4
Confronto dei risultati provenienti dai sistemi di monitoraggio statico e dinamico.

si disponeva per il passato e così poi correlarli con i dati strutturali. Come accennato, il monitoraggio strutturale degli edifici è fortemente influenzato dalle condizioni ambientali, in particolare dalla temperatura.
Per evitare falsi allarmi di danneggiamento, sia positivi che negativi, esistono diversi tipi di algoritmi di ML che possono essere utilizzati, come ad esempio i metodi di cointegrazione lineare[27] hanno proposto un approccio di apprendimento automatico ML basato sul concetto di cointegrazione lineare oppure ne esistono altri basati sulla cointegrazione non lineare come

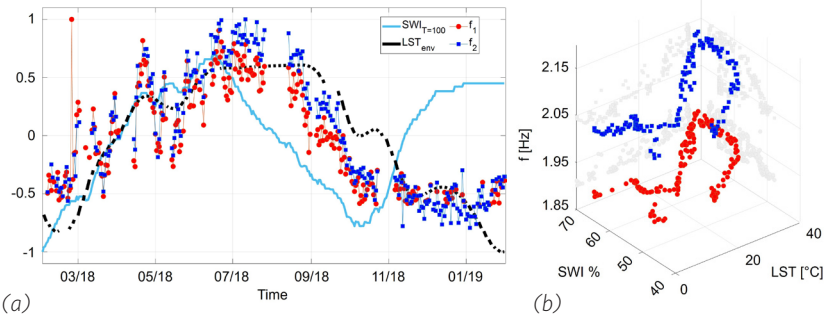


Figura 5
*(a) Serie temporali sovrapposte dei dati satellitari e delle frequenze naturali della struttura; (b) grafico tridimensionale (3D) dei dati satellitari (Temperatura del suolo, LST e Umidità del suolo, SWI) e delle frequenze naturali della struttura (*Coccimiglio *2025).*

27 Cross 2012.

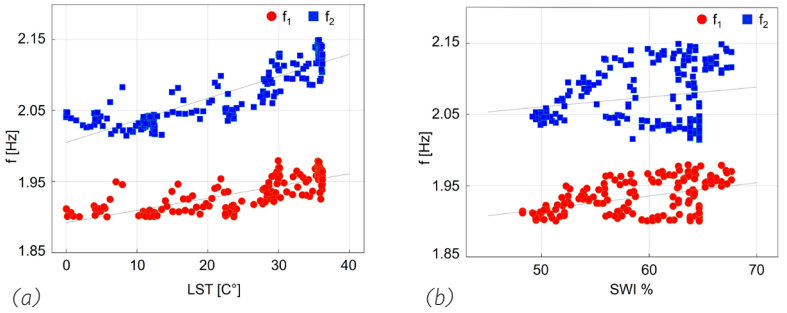


Figura 6
*Plot 2D dati satellitari e frequenze naturali: (a) grafico bidimensionale (2D) della LST e delle frequenze naturali, e (b) grafico bidimensionale (2D) della SWI e delle frequenze naturali (*Coccimiglio *2025).*

gli algoritmi di *Support Vector Machines* (SVM) e le *Relevance Vector Machines* (RVM), che presentano il vantaggio di operare efficacemente anche con insiemi di dati sparsi.

Per validare l'efficacia del metodo di rilevamento del danno su dati etichettati, sono stati simulati diversi scenari di danno utilizzando il modello FE calibrato del Santuario, derivante dall'approccio *model-driven*. Come già osservato, la mancanza di dati etichettati relativi a condizioni di danno strutturale rappresenta una problematica rilevante nel campo dello SHM. In tale contesto, è stata recentemente sperimentata la prima applicazione di algoritmi di TL ai dati del Santuario. Il TL appartiene alle tecniche di ML, e affronta proprio il problema della limitatezza dei dati etichettati. In questo caso i dati utilizzati per l'addestramento e il test dei modelli di ML possono appartenere a "domini" diversi e non avere le stesse distribuzioni o gli stessi obiettivi (*task*)[28].

28 Dai *et al.* 2007; Weiss, Khoshgoftaar, Wang 2016.

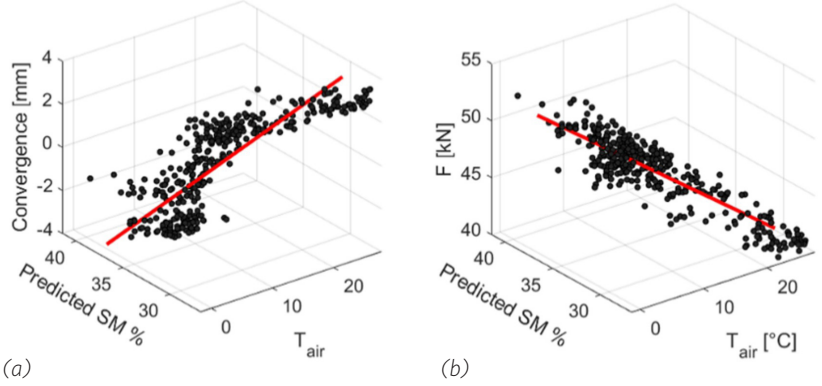


Figura 7
Studio di correlazione tra temperatura, umidità del suolo predetta tramite dati satellitari e dati strutturali: (a) Convergenza, umidità del suolo predetta e temperatura ambientale, e (b) Forza delle celle di carico, umidità del suolo predetta e temperatura ambientale.

L'uso del TL nello SHM è motivato principalmente dalla mancanza di dati etichettati appartenenti a condizioni di danneggiamento o a particolari condizioni operative di quella struttura, che potrebbero non essere presenti nel dataset di addestramento del modello. Nel TL, vengono definiti due domini: un dominio *source* e un dominio *target*. Attraverso il *Domain Adaptation* (DA)[29], una tecnica di TL che si concentra sull'adattamento dei domini *source* e *target* senza richiedere un processo di *fine-tuning*, spesso necessario quando si utilizzano reti neurali, è possibile trasferire la conoscenza acquisita dal sistema *source,* avente quindi più dati a disposizione, a un sistema *target* che invece ha dati spesso insufficienti per addestrare un modello. Nell'ambito dello SHM, un'analogia di sistema source è rappresentata da una struttura cui molti dati di monitoraggio sono disponibili, mentre un sistema *target* può essere rappresentato ad esempio da una struttura, simile alla precedente[30], che ha a disposizione pochi dati di monitoraggio per addestrare un modello che è in grado di poter determinare la salute strutturale dello stesso. Nell'ambito dello SHM, è possibile applicare algoritmi di DA[31] in diversi modi, in funzione della natura dei dati convolti, che possono essere dati sperimentali (provenienti da sensori) o dati simulati (provenienti da modelli numerici, come il FEM). Da queste due tipologie di dataset, è possibile identificare tre possibili combinazioni di domini *source-target* (Fig. 8):

a) Da dataset sperimentali a dataset simulati: il DA può essere utilizzato per calibrare modelli numerici, creando DT in grado di riprodurre il comportamento strutturale reale.
b) Da dataset simulati a dataset sperimentali: quando è disponibile un modello accurato e calibrato sperimentalmente, è possibile generale dati simulati per integrare misurazioni sperimentali limitate. Attraverso il DA, quindi, è possibile ridurre il divario che esiste tra le due distribuzioni di dati.
c) Da dataset sperimentali a dataset sperimentali: i dati provenienti da strutture ben strumentate possono essere trasferiti a strutture simili ma insufficientemente monitorate, migliorando l'accuratezza dei modelli.

Gli algoritmi DA, inoltre, possono essere classificati in base alle dimensioni dello spazio delle caratteristiche (*features*) e/o delle etichette (*labels*) considerato nei domini *source* e *target*[32]: se sono uguali, ci si riferisce ad algoritmi *omogenei*, mentre se la dimensione è diversa, si definiscono *eterogenei*.

Proprio nel caso del Santuario di Vicoforte, un algoritmo *omogeneo* di DA è stato usato per un'applicazione da dati simulati a dati sperimentali dinamici[33],

29 Pan, Yang 2010.
30 Crocetti, Miraglia, Ceravolo 2025.
31 Gardner *et al.* 2020.
32 Farahani *et al.* 2020.
33 Coletta *et al.* 2021.

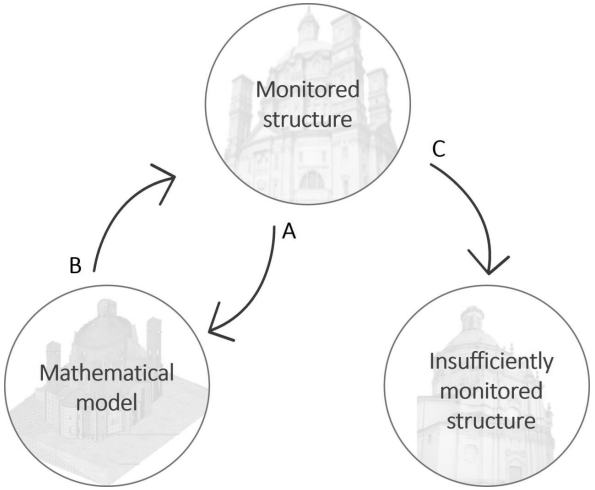


Figura 8
*Diverse combinazioni source-target per l'applicazione del DA allo SHM. (A) DA a partire da dataset dati sperimentali di una struttura monitorata a quelli simulati; (B) DA a partire da dataset simulati di una struttura monitorata a quelli sperimentali; (C) DA a partire da dataset di dati sperimentali di una struttura monitorata a dataset sperimentali di una struttura poco monitorata (*Cavanni, Ceravolo, Miraglia *2024a).*

sfruttando la correlazione tra effetti legati alle variazioni della temperatura e alcune variazioni di parametri strutturali del Santuario. Il dominio *source* è stato generato utilizzando il modello FE della struttura: il modello FE è stato utilizzato per modellare l'influenza delle variazioni di temperatura sul modulo di Young della muratura, alterando così la dinamica strutturale. Dal modello, sono poi state estratte numerose frequenze naturali (rappresentanti le *features*) corrispondenti a classi di temperatura di 10°C e 3°C. Il dominio *target*, invece, è stato costruito sulla base di dati di monitoraggio sperimentali acquisiti e analizzati a partire dai sensori dinamici installati sul Santuario. Questi dati sono stati selezionati e ricavati da due serie storiche di registrazioni sperimentali relative al periodo Dicembre 2016 – Marzo 2017 e relative all'intero anno 2018. Sia per il dominio *source* che per quello *target*, le *features* utilizzate per la classificazione fanno riferimento alle prime tre frequenze naturali della struttura. Questi modi vibrazionali corrispondono ai primi due flessionali (rispettivamente all'asse maggiore e minore) e al primo torsionale. Per garantire che il classificatore potesse apprendere efficacemente dai dati simulati (*source*) e trasferire tale conoscenza al sistema *target* riferente ai dati sperimentali, è stato applicato un algoritmo di DA *omogeneo* chiamato *Transfer Component Analysis* (TCA)[34]. L'algoritmo TCA è stato utilizzato per ridurre la distanza tra le distribuzioni di probabilità marginali delle *features* numeriche e sperimentali, dunque proiettandole in uno spazio latente dove un modello di classificazione può performare in modo migliore (Fig. 9). A

34 Pan *et al.* 2011.

seguito della trasformazione delle *features* tramite TCA in uno spazio latente bidimensionale, è stato utilizzato un classificatore RVM. Quest'ultimo è stato addestrato su tutti i dati *source* e su un piccolo dataset etichettato del dominio *target*, grazie al quale è stato possibile applicare una validazione al modello per ottimizzare la classificazione.

L'efficacia dell'approccio DA è stata dimostrata dal miglioramento dell'accuratezza della classificazione dei dati sperimentali, che è passata dal 62.8% (RVM senza DA) al 79.1% con l'utilizzo di TCA-RVM. Questo miglioramento dell'accuratezza nella classificazione dei dati sperimentali del Santuario corrispondenti alle due diverse classi di temperatura dimostra la capacità del DA di colmare la limitazione dei dati sperimentali a disposizione trasferendo conoscenza tra dati simulati e dati sperimentali[35].

In un altro studio[36], è stato utilizzato un algoritmo DA *eterogeneo* tra dataset sperimentali. In dettaglio, questi dataset sperimentali fanno riferimento a due chiese barocche in muratura presenti sul territorio italiano: il Santuario

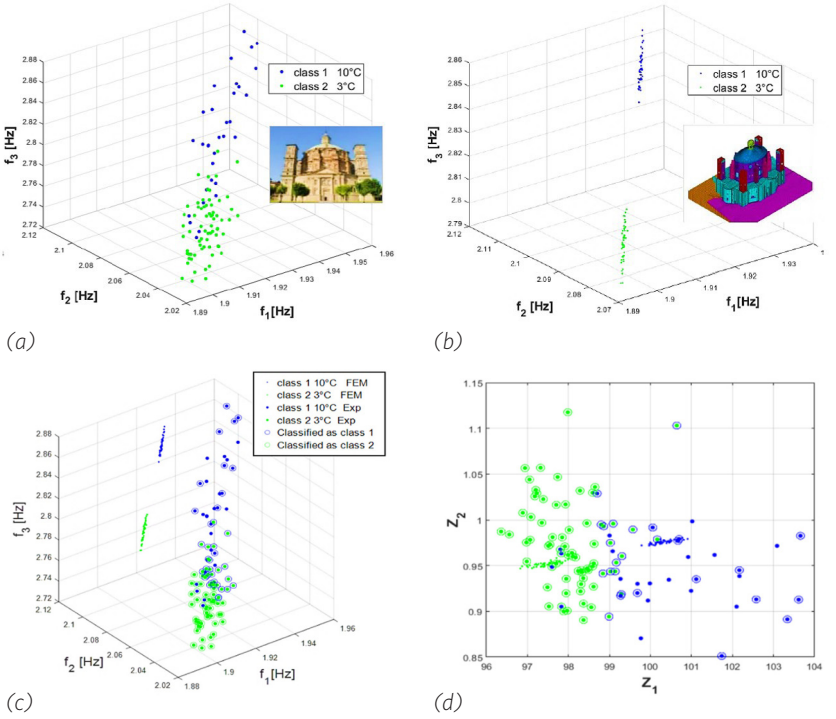


Figura 9
*(a) Dominio target; (b) Dominio source; (c) Modello RVM senza DA, addestrato sui dati non cerchiati e testato su quelli cerchiati — il colore dei cerchi rappresenta la previsione effettuata dall'algoritmo; (d) Modello RVM inferito nello spazio latente bidimensionale (z_1 , z_2) ottenuto tramite TCA, addestrato sui dati non cerchiati e testato sui rimanenti — il colore dei cerchi indica la previsione del modello (*Coletta *et al. 2021).*

35 Crocetti *et al.* 2025.
36 Cavanni, Ceravolo, Miraglia 2024a.

di Vicoforte avente installato, come riportato in precedenza, un importante sistema di monitoraggio (struttura *source*), e la Chiesa di Santa Caterina a Casale Monferrato, che invece dispone di pochi dati di monitoraggio (struttura *target*).

L'obiettivo è quello di prevedere gli stati di temperatura della struttura *target* della Chiesa di Santa Caterina, classificando i dati in tre intervalli di temperatura (Classe 1: [1.5 °C, 3.5 °C]; Classe 2: [8.5 °C, 9.5 °C]; Classe 3: [15 °C, 18 °C]) a partire da *features* diverse. Le *features* utilizzate per il dominio *target* sono le quattro frequenze naturali associate ai modi vibrazionali 5, 7, 8 e 9. Il dataset di addestramento consiste nelle prime due frequenze naturali corrispondenti ai primi modi flessionali del Santuario di Vicoforte. In questo caso, solo poche osservazioni per classe della struttura *target* sono state utilizzate al fine di addestrare il modello. La selezione di un numero inferiore di features corrispondenti al sistema del Santuario (due, contro le quattro della struttura *target*) è stata volontaria, in quanto i modi vibrazionali omessi sono stati considerati inutili o poco rappresentativi nella risposta della Chiesa di Santa Caterina. Anche per questo motivo, è stato utilizzato un algoritmo di DA eterogeneo chiamato *Kernelized Bayesian Transfer Learning* (KBTL)[37].

L'algoritmo KBTL è adatto in questo scenario in quanto ammette una differenza nelle dimensioni delle *features*, che in questo caso sono le frequenze naturali associati ai modi selezionati. In questo caso, l'algoritmo KBTL è stato addestrato utilizzando tutti i dati *source* e il piccolo sottoinsieme di dati *target* etichettati. Le prestazioni sono state poi confrontate con un classificatore SVM, addestrato sugli stessi dati. Anche qua, l'utilizzo di algoritmi di DA migliora l'accuratezza della classificazione sulla struttura *target* poco monitorata (Fig. 10), raggiungendo nella fase di test un'accuratezza di 80.6%, rispetto al risultato ottenuto dal classificatore SVM senza l'utilizzo di DA, che si ferma nella stessa fase di test a 69.6%.

Come avvenuto in precedenza, il trasferimento di conoscenza tramite l'algoritmo KBTL ha portato a un incremento delle performance del modello di classificazione. In questo caso, questa metodologia fornisce una procedura per migliorare la determinazione dello stato di salute strutturale su beni culturali in cui i dati di monitoraggio sono limitati o incompleti. In questa prospettiva, gli algoritmi di transfer learning si dimostrano strumenti efficaci per il trasferimento di conoscenza da insiemi di dati già analizzati, in cui lo stato di salute della struttura è noto, verso nuovi insiemi caratterizzati da informazioni meno specifiche.

37 Gönen, Margolin 2014.

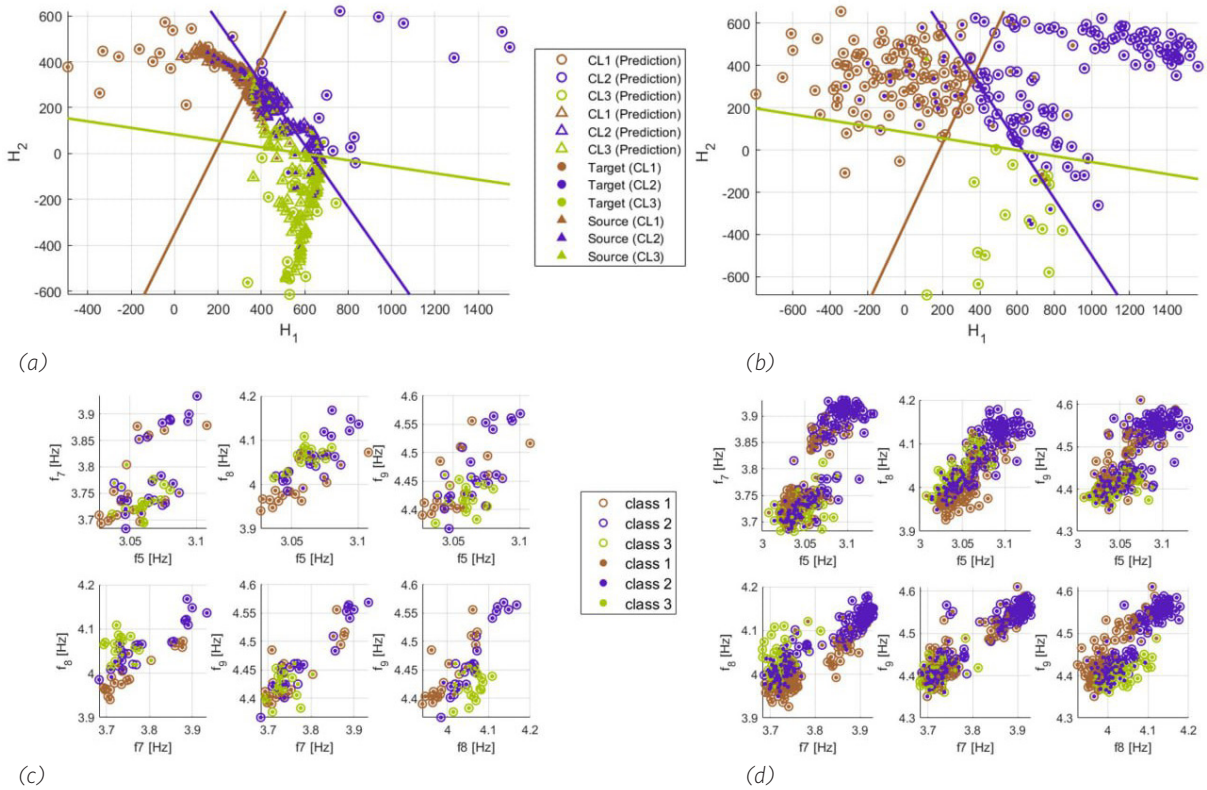


Figura 10
Modello SVM ottenuto fornendo un dataset di addestramento composto da sole 54 osservazioni sperimentali per la Chiesa di Santa Caterina; (b) Test del modello SVM; (c) Fase di addestramento del modello KBTL, addestrato su 54 osservazioni della Chiesa di Santa Caterina (cerchio) e su 300 osservazioni del Santuario di Vicoforte (triangolo); e (d) Test del modello KBTL (Cavanni, Ceravolo, Miraglia 2024a).

Conclusioni

Lo SHM costituisce oggi un elemento cardine per la valutazione e la conservazione del patrimonio costruito, in particolare di quello storico-monumentale. L'integrazione tra approcci *model-driven* e *data-driven* consente di ottenere una conoscenza più completa del comportamento strutturale, superando i limiti delle tecniche tradizionali e favorendo l'elaborazione di modelli predittivi affidabili.

Il caso studio del Santuario di Vicoforte evidenzia l'efficacia di un sistema di monitoraggio completo e integrato, in grado di correlare le risposte strutturali con le variabili ambientali e di supportare la calibrazione di modelli numerici ad alta fedeltà. La disponibilità di serie temporali estese e di dati eterogenei consente di sviluppare modelli digitali sempre più accurati, fino alla definizione

di veri e propri DT, capaci di riprodurre e prevedere il comportamento reale della struttura. In tale contesto, l'applicazione di algoritmi di ML, e in particolare di TL e DM, permette di trasferire conoscenze tra domini o strutture differenti, migliorando le prestazioni diagnostiche anche in presenza di dataset limitati e aprendo la strada a una gestione predittiva del patrimonio costruito.
In questa prospettiva, l'evoluzione dello SHM verso sistemi intelligenti, basati su modelli ibridi, analisi automatizzate e tecniche non invasive, rappresenta un utilissimo strumento per garantire la salvaguardia e la protezione delle nostre strutture.

Riferimenti bibliografici

Boller *et al.* 2009: C. Boller, F. Chang, Y. Fujino (a cura di), *Encyclopedia of Structural Health Monitoring*, Wiley, 2009.

Briard 1970: M. Briard, *Contrôle des pieux par la méthode des vibrations*, in «Annales de l'Institut Technique du Bâtiment et des Travaux Publics», 23, 1970, pp. 105–107.

Cavanni, Ceravolo, Miraglia 2024a: V. Cavanni, R. Ceravolo, G. Miraglia, *A domain adaptation methodology for enhancing the classification of structural condition states in continuously monitored historical domes*, in «Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering», 39, 2024, pp. 3721–3740.

Cavanni, Ceravolo, Miraglia 2024b: V. Cavanni, R. Ceravolo, G. Miraglia, *Knowledge Transfer between Oscillators and Real Vibrating Structures to Enrich Dynamic Monitoring Datasets*, in «Research and Review Journal of Nondestructive Testing», 2(2), 2024.

Ceravolo, De Stefano 1996: R. Ceravolo, A. De Stefano, *Techniques for the mechanical characterisation of civil structures*, in «Materials and Structures», 29, 1996, pp. 562–570.

Ceravolo *et al.* 2017: R. Ceravolo, A. De Marinis, M. L. Pecorelli, L. Zanotti Fragonara, *Monitoring of masonry historical constructions: 10 years of static monitoring of the world's largest oval dome*, in «Structural Control and Health Monitoring», 24 (10), 2017, 1988.

Ceravolo *et al.* 2020: R. Ceravolo, G. De Lucia, G. Miraglia, M. L. Pecorelli, *Thermoelastic finite element model updating with application to monumental*

buildings, in «Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering», 35 (6), 2020, pp. 628–642.

Ceravolo *et al.* 2021: R. Ceravolo, G. Coletta, G. Miraglia, F. Palma, *Statistical correlation between environmental time series and data from long-term monitoring of buildings*, in «Mechanical Systems and Signal Processing», 152, 2021, 107460.

Chiorino *et al.* 2008: M. A. Chiorino, C. Calderini, A. Spadafora, R. Spadavecchia, *Structural assessment, testing, rehabilitation and monitoring strategies for the world's largest elliptical dome and sanctuary at Vicoforte*, RILEM Symposium on On Site Assessment of Concrete, Masonry and Timber Structures-SACoMaTiS 2008, pp. 529–538.

Coccimiglio *et al.* 2022a: S. Coccimiglio, G. Coletta, E. Lenticchia, G. Miraglia, R. Ceravolo, *Combining satellite geophysical data with continuous on-site measurements for monitoring the dynamic parameters of civil structures*, in «Scientific Reports», 12, 2022, 2275.

Coccimiglio *et al.* 2022b: S. Coccimiglio, G. Coletta, E. Lenticchia, G. Miraglia, R. Ceravolo, *Integrated use of space-born data for SHM of an ancient infrastructure*, in *Proceedings of the European Workshop on Structural Health Monitoring*, 2022, pp. 369–376.

Coccimiglio *et al.* 2024: S. Coccimiglio, L. Scussolini, I. Matteini, R. Ceravolo, G. A. Ferro, *Interferometric satellite data for the structural health monitoring of infrastructures*, in «Procedia Structural Integrity», 62, 2024, pp. 840–847.

Coccimiglio 2025: S. Coccimiglio, *Integration of Satellite Data into Health Monitoring Protocols for Full-Scale Structures*, Tesi di dottorato, Politecnico di Torino, 2025.

Coccimiglio *et al.* 2025: S. Coccimiglio, G. Miraglia, V. Cavanni, A. Crocetti, R. Ceravolo, *Automated mode tracking via supervised classification and adaptive parameter calibration for seismic monitoring with sparse sensors*, in «Bulletin of Earthquake Engineering», 23(10), pp. 4091–4117.

Coletta *et al.* 2021: G. Coletta, G. Miraglia, P. Gardner, R. Ceravolo, C. Surace, K. Worden, *A Transfer Learning Application to FEM and Monitoring Data for Supporting the Classification of Structural Condition States*, in P. Rizzo, A. Milazzo (a cura di), *European Workshop on Structural Health Monitoring*, Springer, 2021, pp. 947–957.

Cozzo, De Lucia, Longhi 2017: P. Cozzo, G. De Lucia, A. Longhi, *Un prodigio "sfortunato"? Valori e ambizioni di un luogo "miracolato": Il Santuario di Vicoforte (Mondovì)*, in O. Niglio, C. Visenti (a cura di), *Conoscere, conservare e valorizzare il patrimonio religioso culturale*, *2. Arte, architettura, paesaggio,* Aracne Editrice, Canterano (RM), 2017, pp. 63–70.

Crocetti *et al.* 2025: A. Crocetti, R. Ceravolo, G. Miraglia, L. Scussolini, M. Taliano, *Knowledge Transfer Between Dynamically Monitored Masonry Bell Towers*, in Á. Cunha, E. Caetano (a cura di), *Experimental Vibration Analysis for Civil Engineering Structures*, Springer, 2025, vol. 676, pp. 63–73.

Crocetti, Miraglia, Ceravolo 2025: A. Crocetti, G. Miraglia, R. Ceravolo, *Using Similarity Distance Measures for Multiclass Damage Detection in Dynamically Monitored Structures*, in «Structural Control and Health Monitoring», 2025, 9593577.

Cross 2012: E. Cross, *On Structural Health Monitoring in Changing Environmental and Operational Conditions*, PhD Thesis, University of Sheffield, 2012.

Dai *et al.* 2007: W. Dai, Q. Yang, G.-R. Xue, Y. Yu, *Boosting for transfer learning*, in «Proceedings of the International Conference on Machine Learning», 2007, pp. 193–200.

Doebling *et al.* 1996: S. W. Doebling, C. R. Farrar, M. B. Prime, D. W. Shevitz, *Damage identification and health monitoring of structural and mechanical systems from changes in their vibration characteristics: A literature review*, Los Alamos National Laboratories, LA-13070-MS, 1996.

Farahani *et al.* 2020: A. Farahani, B. Pourshojae, K. Rasheed, H. R. Arabnia, *A concise review of transfer learning*, in «International Conference on Computational Science and Computational Intelligence», 2020, pp. 344–351.

Farrar, Worden 2012: C. R. Farrar, K. Worden, *Structural Health Monitoring: A Machine Learning Perspective*, John Wiley & Sons, 2012

Friswell 2007: M. I. Friswell, *Damage identification using inverse methods*, in «Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences», 365(1851), 2007, pp. 393–410.

Gardner *et al.* 2020: P. Gardner, X. Liu, K. Worden, *On the application of domain adaptation in structural health monitoring*, in «Mechanical Systems and Signal Processing», 138, 2020, 106550.

Gentile, Ruccolo, Canali 2019: C. Gentile, A. Ruccolo, F. Canali, *Continuous monitoring of the Milan Cathedral*, in «Journal of Civil Structural Health Monitoring», 9, 2019, pp. 671–688.

Gönen, Margolin 2014: M. Gönen, A. Margolin, *Kernelized Bayesian Transfer Learning*, in Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 28(1), 2014.

ICOMOS-ISCARSAH, 2003: International scientific Committee for Analysis and restoration of structures of Architectural Heritage, *Guidelines for the analysis, conservation and structural restoration of architectural heritage*, 2003.

Kasimzade *et al.* 2019: A. A. Kasimzade, E. Şafak, C. E. Ventura, F. Naeim, Y. Mukai (a cura di), *Seismic Isolation, Structural Health Monitoring, and Performance Based Seismic Design in Earthquake Engineering: Recent Developments*, Springer International Publishing, 2019.

Loland 1978: O. Loland, *Integrity monitoring of fixed steel offshore oil platforms,* PhD Thesis, University of Glagow, 1978.

Lorenzoni *et al.* 2013: F. Lorenzoni, F. Casarin, C. Modena, M. Caldon, K. Islami, F. da Porto, *Structural health monitoring of the Roman Arena of Verona*, in «Journal of Civil Structural Health Monitoring», 3, 2013, pp. 227–246.

Masciotta, Ramos, Lourenço 2017: M. G. Masciotta, L. F. Ramos, P. B. Lourenço, *The importance of structural monitoring as a diagnosis and control tool in the restoration process of heritage structures: A case study in Portugal*, in «Journal of Cultural Heritage», 27, 2017, pp. 36–47.

Pan, Yang 2010: S. J. Pan, Q. Yang, *A survey on transfer learning*, in «IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering», 22, 2010, pp. 1345–1359.

Pan *et al.* 2011: S. J. Pan, I. Tsang, J. Kwok, Q. Yang, *Domain Adaptation via Transfer Component Analysis*, in «IEEE Transactions on Neural Networks», 22, 2011, pp. 199–210.

Pecorelli, Ceravolo, Epicoco 2020: M.L. Pecorelli, R. Ceravolo, R. Epicoco, *An automatic modal identification procedure for the permanent dynamic monitoring of the Sanctuary of Vicoforte*, in «International Journal of Architectural Heritage», 14 (40), pp. 630-644.

Peeters, De Roeck 2001: B. Peeters, G. De Roeck, *One-year monitoring of the Z24-Bridge*, in «Earthquake Engineering and Structural Dynamics», 30, 2001, pp. 149–171.

Ramos *et al.* 2010: L. F. Ramos, L. Marques, P. B. Lourenço, G. De Roeck, A. Campos-Costa, J. Roque, *Monitoring historical masonry structures with operational modal analysis: Two case studies*, in «Mechanical Systems and Signal Processing», 24, 2010, pp. 1291–1305.

Saisi, Gentile, Ruccolo 2018: A. Saisi, C. Gentile, A. Ruccolo, *Continuous monitoring of a challenging heritage tower in Monza*, in «Journal of Civil Structural Health Monitoring», 8, 2018, pp. 77–90.

Scandella *et al.* 2011: L. Scandella, C. G. Lai, D. Spallarossa, M. Corigliano, *Ground shaking scenarios at the town of Vicoforte*, in «Soil Dynamics and Earthquake Engineering», 31, 2011, pp. 757–772.

Scussolini *et al.* 2023: L. Scussolini, V. Foti, M. Civera, R. Ceravolo, G. Pistone, *Redesign of Strengthening Interventions on Historical Buildings. The Case Study of an Earthquake-Damaged Bell Tower*, in M. P. Limongelli et al. (a cura di), Experimental Vibration Analysis for Civil Engineering Structures, Springer, 2023, pp. 708–717.

Shull 2002: P. J. Shull, *Nondestructive Evaluation: Theory, Techniques, and Applications*, CRC Press, 2002.

Weiss, Khoshgoftaar, Wang 2016: K. Weiss, T. M. Khoshgoftaar, D. Wang, *A survey of transfer learning*, in «Journal of Big Data», 3, 2016, 9.

Worden, Manson 2007: K. Worden, G. Manson, *The application of machine learning to structural health monitoring*, in «Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences», 365(1851), 2007, pp. 515–537.

H-BI(M)ON

Heritage - Building Information Modelling/MONitoring

Dalla realtà al modello e ritorno

MADlab

UNIVERSITÀ DI PARMA

Il volume, a carattere collettaneo, riporta gli esiti delle Giornate di studio H-BI(M)ON, organizzate a Parma nel gennaio 2025, che hanno visto i tanti studiosi coinvolti confrontarsi sul difficile tema della modellazione degli edifici storici, mirata alla loro conoscenza, documentazione e interpretazione. Unendo i linguaggi.

Il volume raccoglie i contributi di:
Cristiana Achille, Marta Acierno, Andrea Adami, Luigi Barazzetti, Michele Betti, Carlo Biagini, Nazarena Bruno, Giovanni Bruschi, Giovanni Castellazzi, Valeria Cavanni, Rosario Ceravolo, Stefania Coccimiglio, Alessandro Conti, Francesco Coschino, Alessio Crocetti, Silvia Cutarelli, Antonio Maria D'Altri, Stefano de Miranda, Filippo Diara, Antonella di Luggo, Francesco Fassi, Donatella Fiorani, Lidia Fiorini, Antonio Fornaciari, Luigi Fregonese, Emanuela Lanzara, Federica Maietti, Gaetano Miraglia, Silvia Monchetti, Federica Ottoni, Maria Parente, Mattia Previtali, Fulvio Rinaudo, Fabio Roncoroni, Olga Rosignoli, Luca Sbrogiò, Barbara Scala, Simona Scandurra, Daniele Treccani, Grazia Tucci, Francesco Ubertini, Margherita Valentini, Maria Rosa Valluzzi, Rita Vecchiattini, Chiara Vernizzi.

Federica Ottoni, Professore Associato di Restauro (Università di Parma), Responsabile Scientifico MADLab (DIA). Il suo principale interesse di ricerca è lo studio dei dissesti degli edifici storici, in relazione ai principi dimensionali, e il monitoraggio statico strutturale.

Nazarena Bruno, Ricercatrice in Tenure Track (RTT) in Geomatica (Università di Parma), membro del MADLab (DIA). Tra le principali tematiche di ricerca figurano l'Historic Building Information Modelling (HBIM), con particolare attenzione alla gestione informativa, e le tecniche avanzate di rilievo applicate al patrimonio culturale.

38,00 euro

ISBN 978-88-5491-737-8