

REMTECH Esonda 16 Settembre 2026

*"La manutenzione delle infrastrutture idroelettriche:
esperienze e nuove frontiere tecnologiche"*

Machine Learning per il monitoraggio delle dighe

Caterina Nogara

Antonella Frigerio

Gabriella Bolzon

Ricerca sul Sistema Energetico RSE S.p.A.

Ricerca sul Sistema Energetico RSE S.p.A.

Politecnico di Milano

Contenuti

1. Introduzione

2. Serie temporali

Regressione per la stima della risposta strutturale

Rilevamento multivariato delle anomalie

3. Computer vision

4. Affidabilità dei modelli

5. Interpretazione e confronto con FEM

6. Conclusioni



Introduzione

Sorveglianza strutturale

Approcci alla sorveglianza

Ispezioni visive

- Osservazioni in sito
- Individuazione di segni visibili

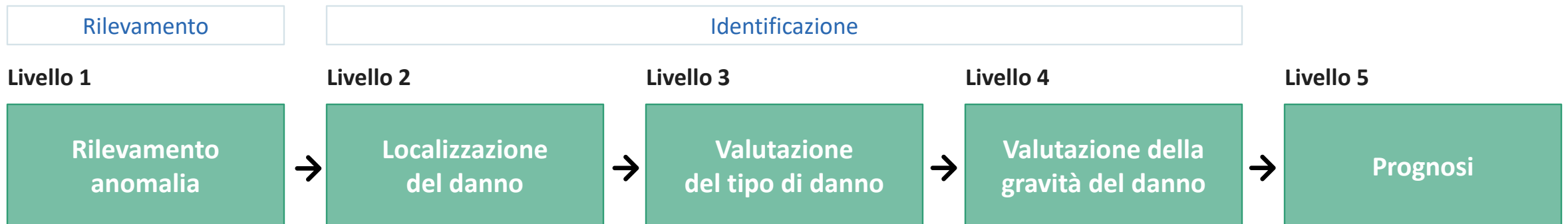
Prove sperimentali

- Distruttive
- Non distruttive

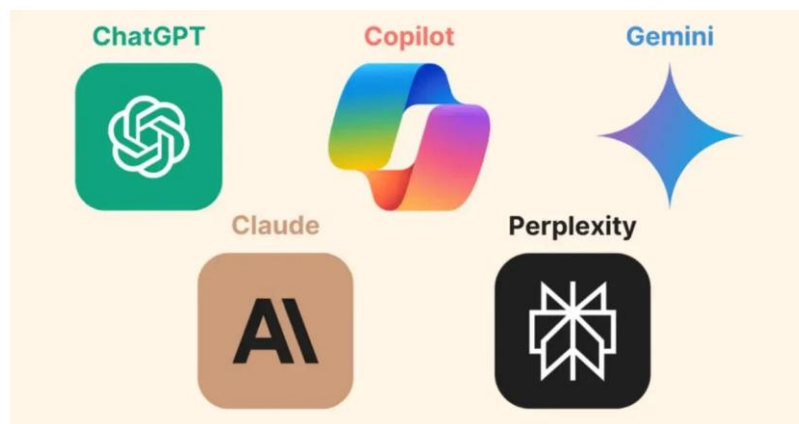
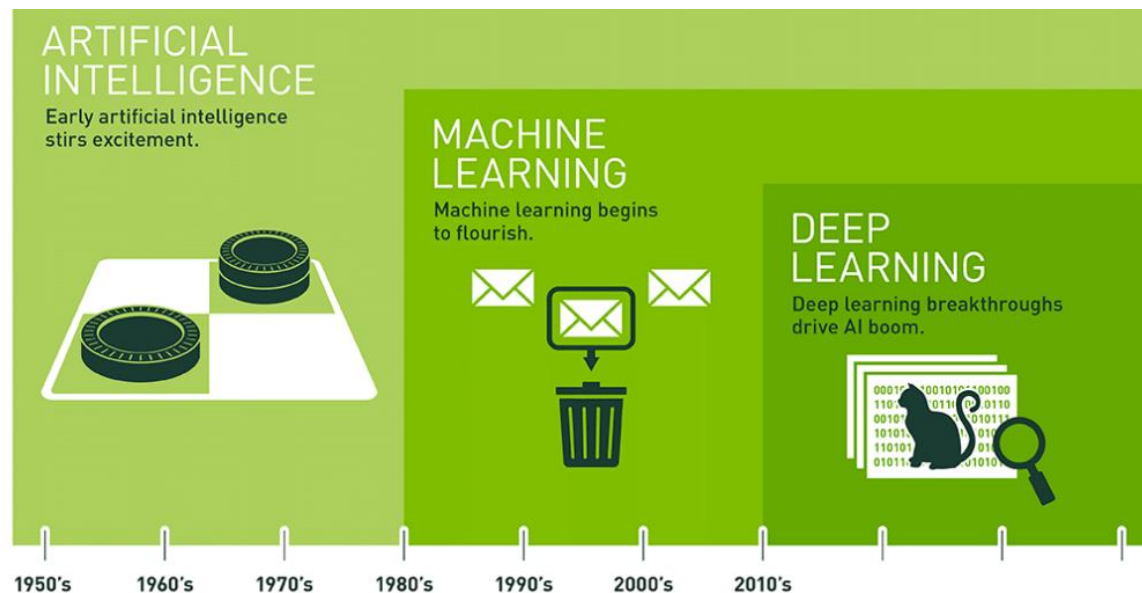
Monitoraggio strutturale (SHM)

- Statico o dinamico
- Periodico o continuo

Gerarchia di monitoraggio



- Approcci di sorveglianza: ICOLD (2000, B118); ICOLD (2012, B158)
- Gerarchia SHM: Rytter (1993); Farrar & Worden (2007); Figueiredo (2010)



Anni 50–80: Reti neurali

- Perceptron e reti multistrato (MLP)
- MLP: apprendimento di relazioni non lineari tra ingressi e uscite

1990–2010: Metodi kernel ed ensemble

- **Kernel (SVM/SVR):** uso della similarità tra dati per modellare relazioni anche non lineari
- **Ensemble (RF, GBRT):** combinazione delle previsioni di più modelli

Dal 2010: Diffusione del deep learning

- Apprendimento gerarchico delle caratteristiche direttamente dai dati
- Esempi: reti convoluzionali (CNN) e reti ricorrenti (RNN/LSTM)

Dal 2017: Transformer e LLM

- **Self-attention:** relazioni tra gli elementi della sequenza e rappresentazioni dipendenti dal contesto
- Architettura alla base di molti **grandi modelli linguistici (LLM)**

Introduzione

Machine learning e deep learning

Machine learning tradizionale

- Caratteristiche generalmente scelte o **costruite a priori**
- Il modello apprende la relazione tra caratteristiche e risultato

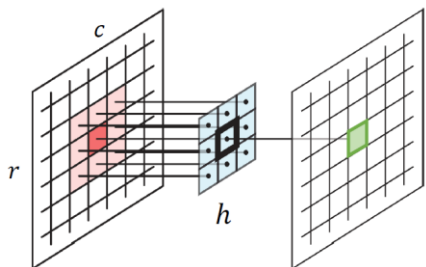
Deep learning

- Caratteristiche **apprese dai dati** su più livelli
- Rappresentazioni ottimizzate per il compito

L'esempio delle CNN

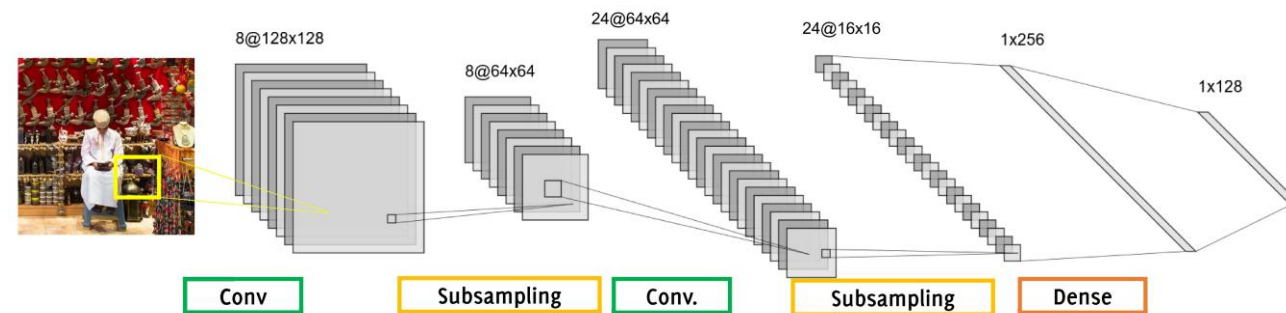
- Le convoluzioni estraggono caratteristiche locali
- Gli strati successivi le combinano in rappresentazioni più complesse

Dettaglio della convoluzione

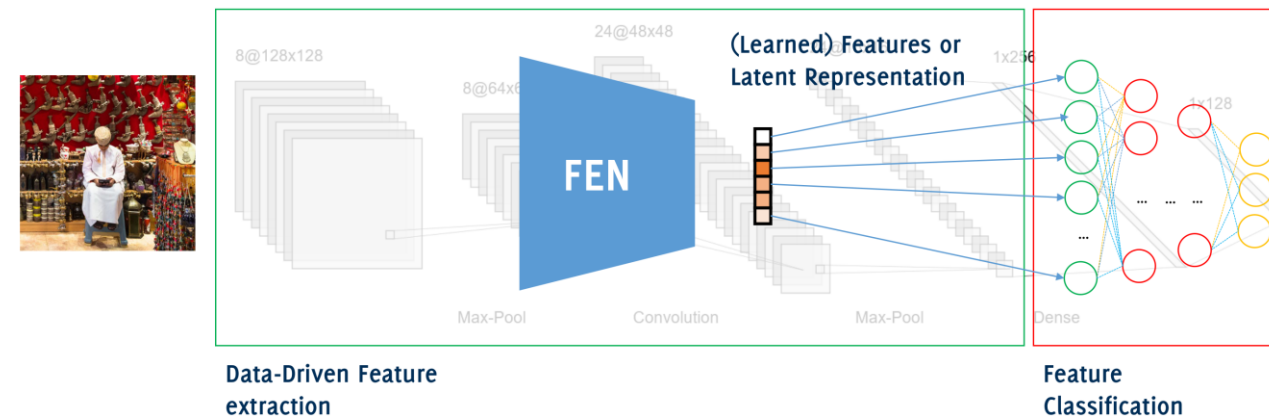


$$Y(i, j) = (I * K)(i, j) = \sum_m \sum_n K(m, n) I(i - m, j - n)$$

CNN: Architettura completa



CNN: Schema con FEN e classificatore



Misure, immagini e documenti richiedono analisi diverse e forniscono informazioni complementari



Misure nel tempo

Livello d'invaso, temperatura, spostamenti e altre risposte

Analisi delle serie temporali

Es. SVR, RF/GBRT, LSTM/GRU

Previsione della risposta
Rilevamento delle anomalie



Immagini e video

Superfici della diga e dettagli acquisiti durante le ispezioni

Computer vision

Es. ResNet, U-Net, YOLO

Classificazione, localizzazione
e segmentazione dei difetti



Documentazione tecnica

Rapporti di ispezione, verbali
e documenti sull'opera

Elaborazione del linguaggio

NLP, anche mediante LLM

Ricerca, estrazione e sintesi
con rimandi ai documenti

Valutazione integrata delle condizioni della diga

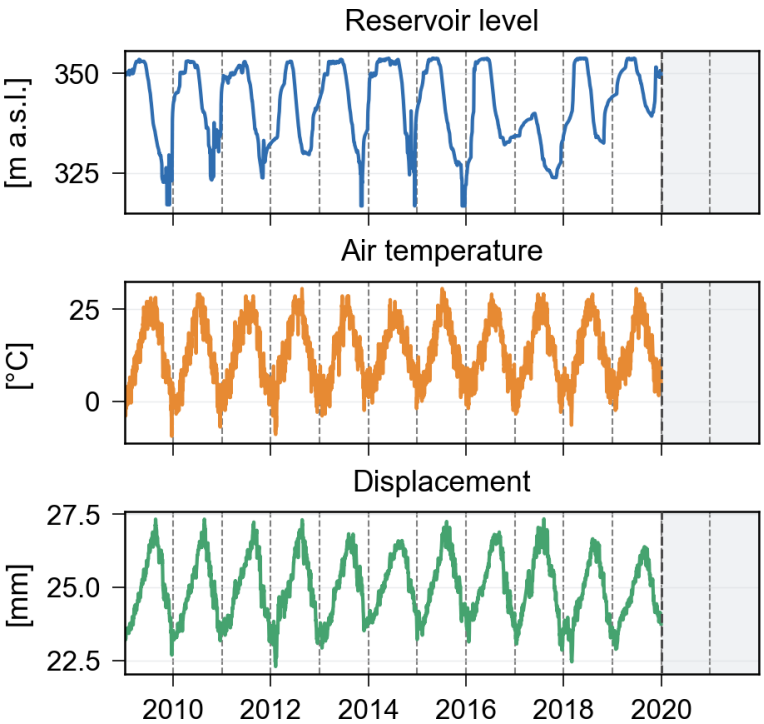
Serie temporali

Regressione per la stima della risposta strutturale

Obiettivo: stimare la risposta attesa della diga in funzione delle condizioni ambientali e del tempo

Dati storici di monitoraggio

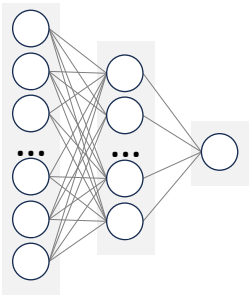
- Predittori: livello d'invaso, temp. e tempo $H(t), T(t), t$
- Risposta strutturale: $u(t)$



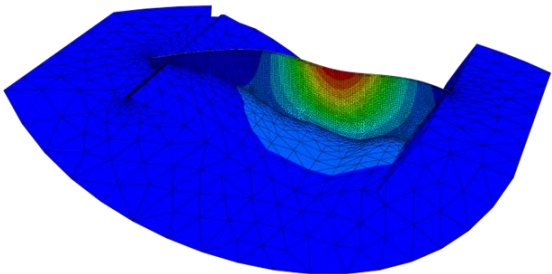
Modello ML di regressione

- $\hat{u}(t) = f[H(t), T(t), t]$
- Apprendimento della relazione tra predittori e risposta

ML: modello di regressione

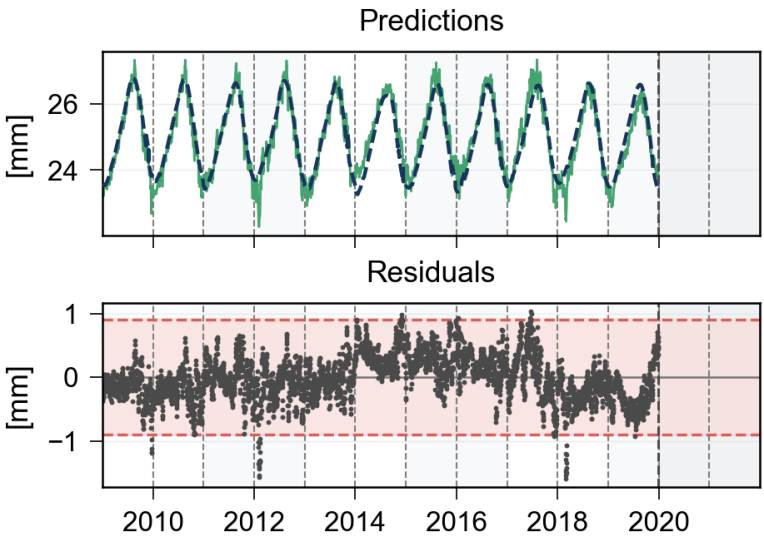


Modello numerico



Valutazione del modello

- Predizioni: $\hat{u}(t)$
- Residui: $r(t) = u(t) - \hat{u}(t)$
- Soglie di riferimento



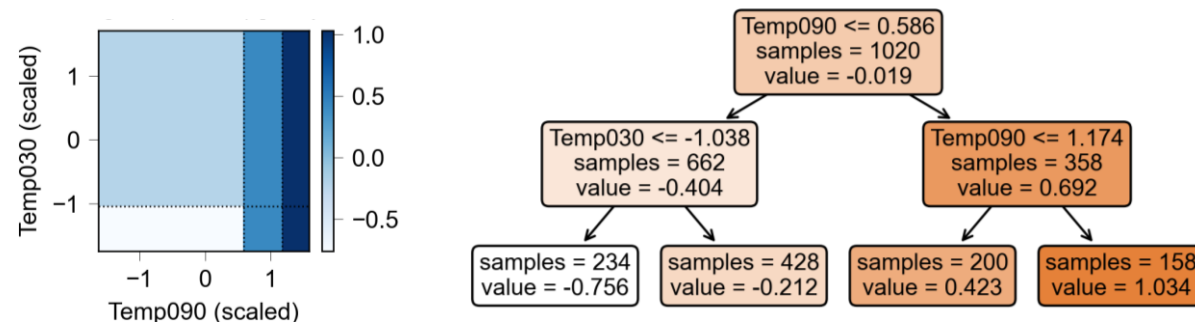
Regressione su vettori di caratteristiche

- **Input:** un vettore di predittori per istante.
Nel GBRT: livello d'invaso, temperatura, medie mobili e variabili temporali.
- **Output:** un singolo spostamento (*one-to-one*)
- **Modelli:** HST/HTT, SVR, RF/GBRT, MLP, GPR.

Regressione su sequenze temporali

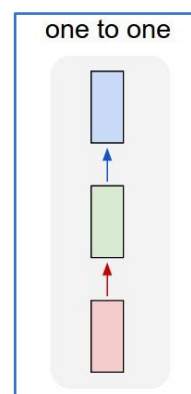
- **Input:** una sequenza di vettori degli stessi predittori, uno per ciascun istante di una **finestra temporale**.
Possono essere inclusi anche gli spostamenti passati.
- **Output:** un singolo spostamento (*many-to-one*) o una sequenza di spostamenti (*many-to-many*, ad esempio Seq2Seq).
- **Reti ricorrenti:** LSTM/GRU
- **Reti convoluzionali e ibride:** CNN 1D e CNN-LSTM

Esempio di albero di regressione

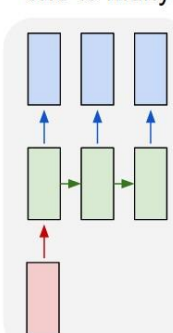


- Nel GBRT, più alberi contribuiscono alla previsione finale

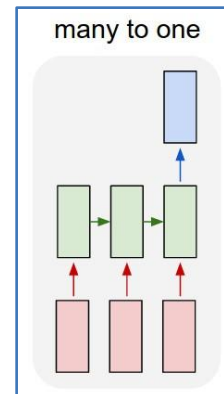
Un vettore di predittori →
uno spostamento



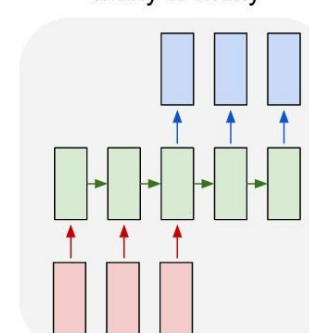
one to many



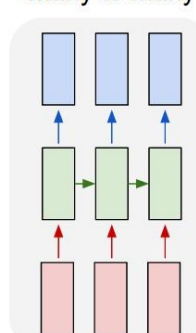
Una finestra di vettori →
uno spostamento



many to many



many to many



- Ogni blocco di ingresso rappresenta un vettore di predittori riferito a un istante

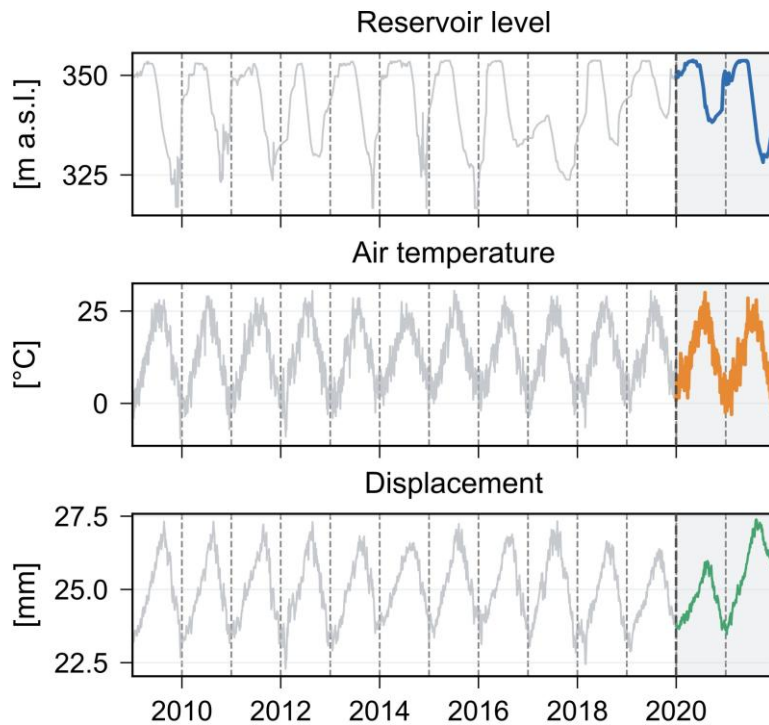


Serie temporali

Regressione per la stima della risposta strutturale

Acquisizione delle nuove misure

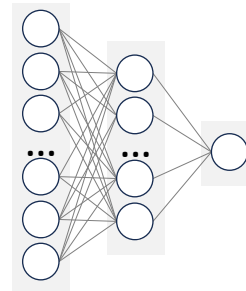
- Aggiornamento dei predittori ambientali e temporali
- Spostamento misurato da valutare



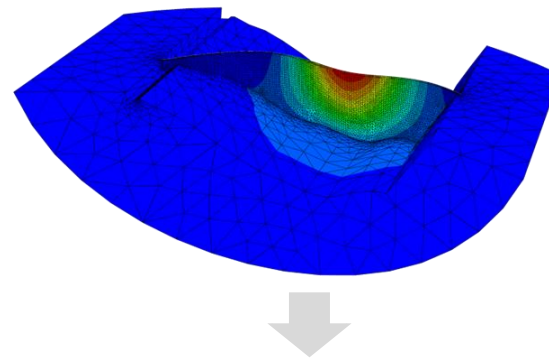
Stima della risposta attesa

Applicazione del modello di riferimento alle nuove condizioni

Modello ML

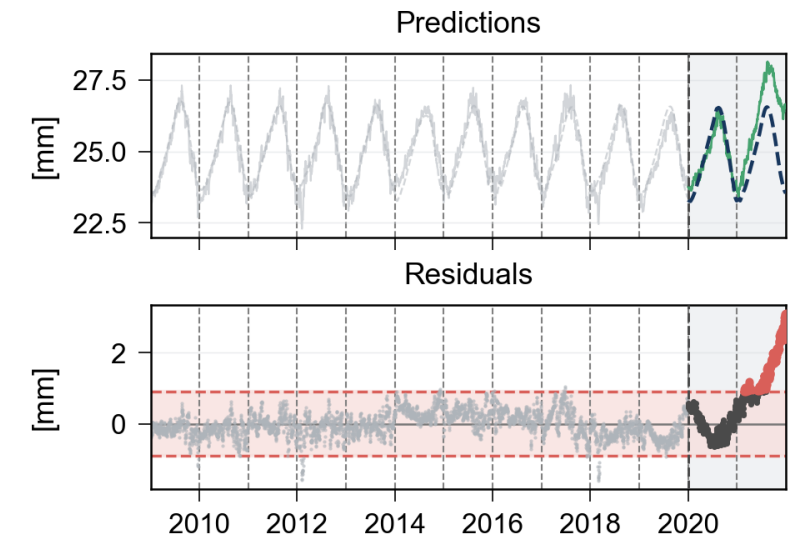


Modello numerico



Analisi dei residui

- Scostamento tra misura e stima
- Confronto con le soglie di riferimento



Scostamenti significativi: approfondimenti sul comportamento della diga

Dati di ingresso

Misure di più sensori o caratteristiche estratte dalle serie temporali, analizzate congiuntamente.

Classificazione (supervisionato)

- Apprende da **esempi etichettati** di condizioni normali e di danno
- Assegna le nuove osservazioni alle classi apprese

Modelli: RF, SVM, PCA + LDA

Limite: scarsa disponibilità di esempi reali di danno

Clustering (non supervisionato)

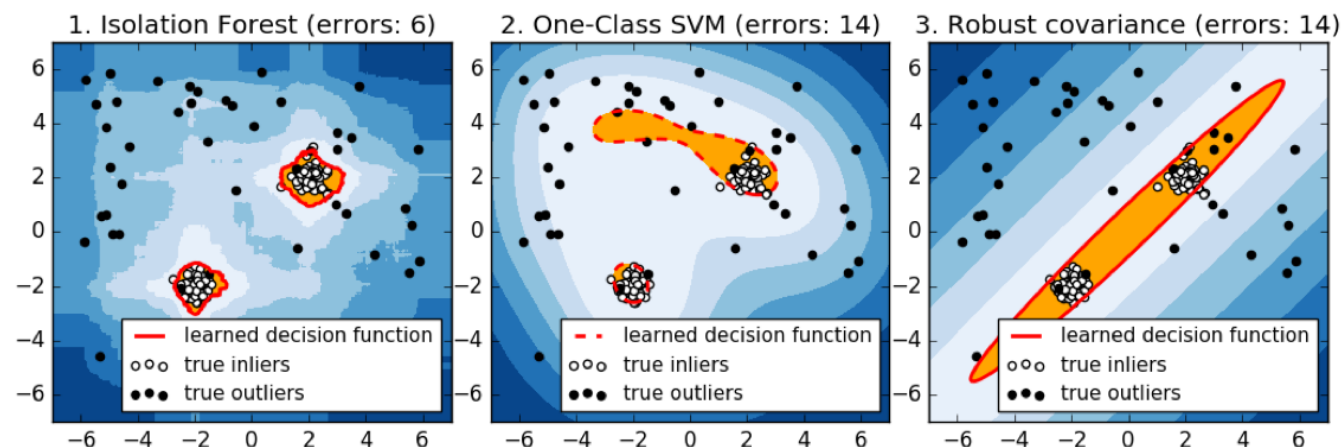
- Raggruppa osservazioni simili senza richiedere etichette
- Osservazioni **distanti dai gruppi o in regioni poco dense** possono essere segnalate come possibili **outlier**

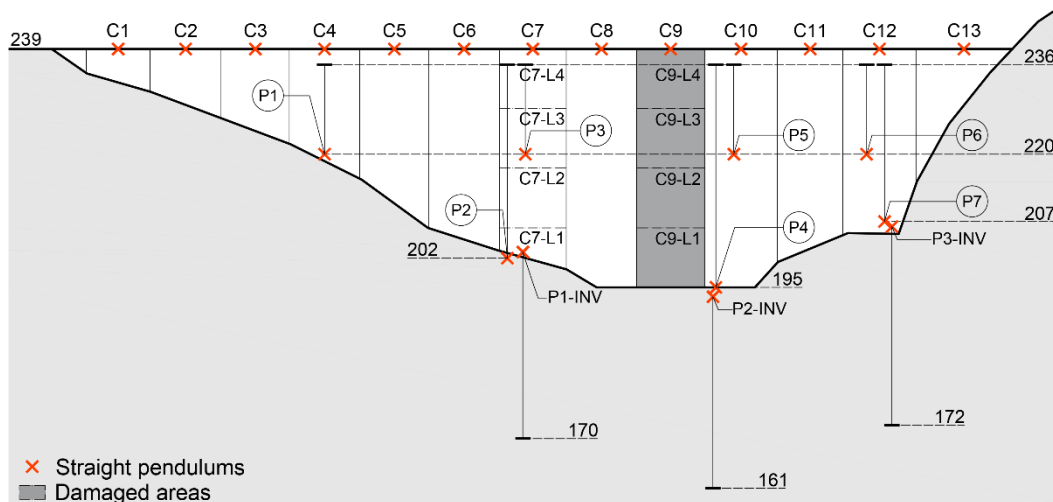
Metodi: k-means, DBSCAN

Rilevamento delle anomalie

- Individua osservazioni atipiche mediante un **indice di anomalia e una soglia**
- Metodi basati su isolamento, frontiere decisionali

Metodi: Isolation Forest, One-class SVM, Robust covariance

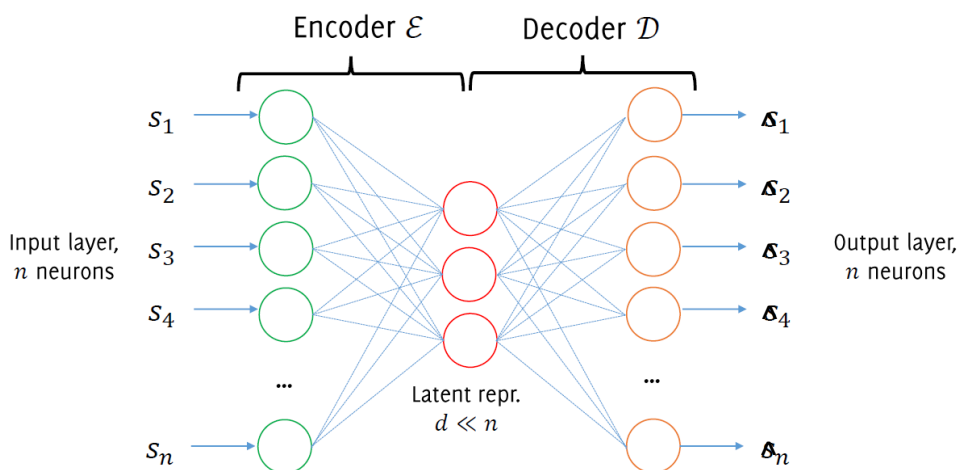




Applicazione: Autoencoder su caso studio BW2022

Caso di studio numerico

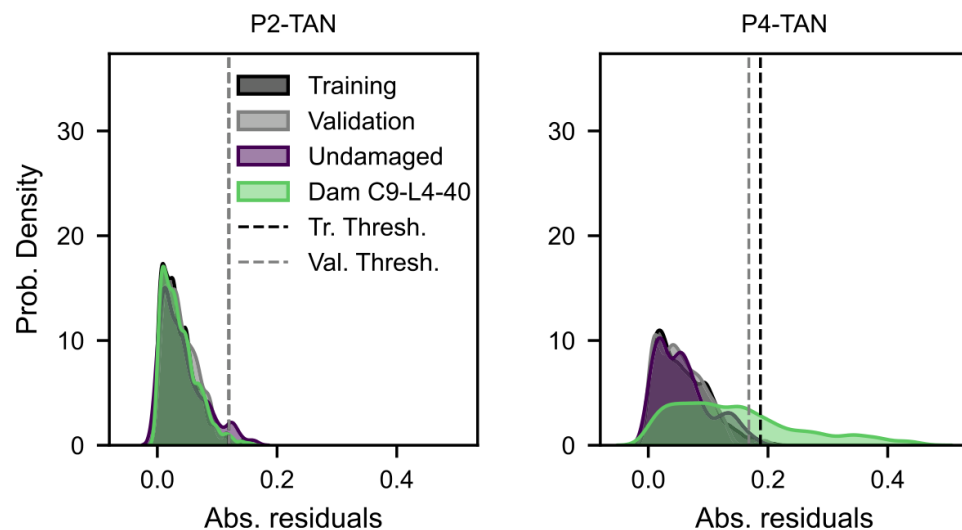
- Modello FEM: spostamenti radiali e tangenziali in **23 punti**
- Totale: **46 variabili**.
- Scenari di danno simulati mediante riduzioni locali del modulo elastico



Ricostruzione del comportamento integro

- **Input:** i 46 spostamenti riferiti allo stesso istante
- **Apprendimento:** dai soli dati integri, la rete apprende una rappresentazione compressa delle relazioni tra le misure
- **Output:** la ricostruzione degli stessi 46 spostamenti

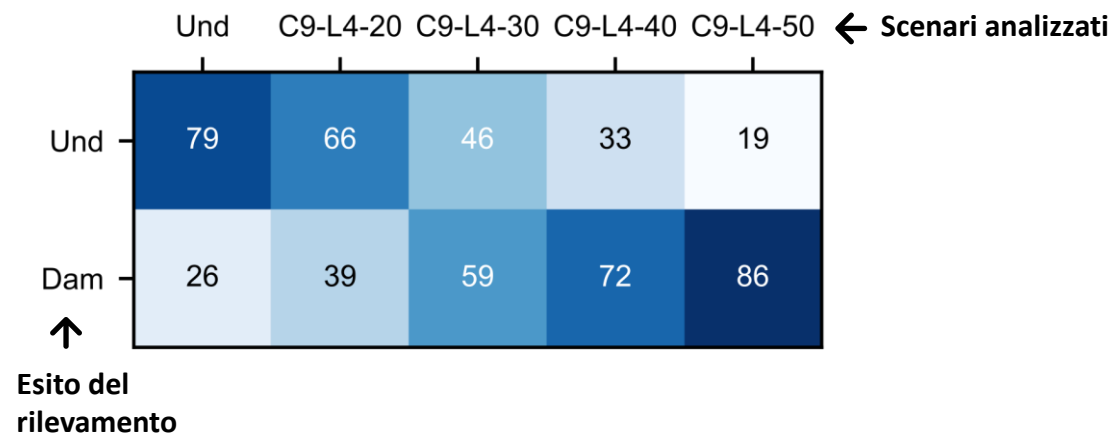
Il confronto tra ingresso e ricostruzione permette di valutare lo scostamento dalle relazioni apprese



Risultati

Residui nei singoli canali

- **Danno simulato:** riduzione del modulo elastico del **40% in C9-L4**.
- **P2-TAN:** residui simili nelle condizioni integre e danneggiate.
- **P4-TAN:** il danno produce **residui più elevati**, con maggiori superamenti delle soglie.



Rilevamento al variare del danno

- Un'osservazione è segnalata come anomala se **almeno una variabile supera la propria soglia**
- Il rilevamento aumenta con la riduzione di rigidezza: **59 osservazioni su 105 al 30%**, fino a **86 su 105 al 50%**



Computer vision

Classificazione, detection e segmentazione

La scelta del **modello** e il risultato dipendono dal **compito** e dalle **informazioni** che si vogliono ottenere dall'immagine

Classification



- Riconosce il contenuto dell'immagine
- **Output:** una o più etichette di classe

Esempi: ResNet, EfficientNet, DenseNet

Object detection



- Individua i singoli oggetti nell'immagine.
- **Output:** classe e riquadro di localizzazione per ogni oggetto

Esempi: YOLO, Faster R-CNN

Semantic segmentation



- Assegna una classe a ogni pixel
- **Output:** una maschera delle regioni appartenenti alle diverse classi

Esempi: U-Net, DeepLab

Computer vision

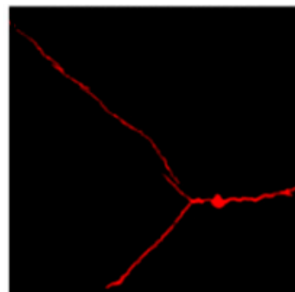
Difetti sulle superfici di diga

Segmentazione

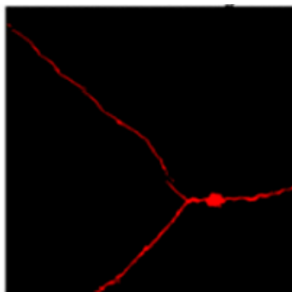
Fotografia



Annotazione

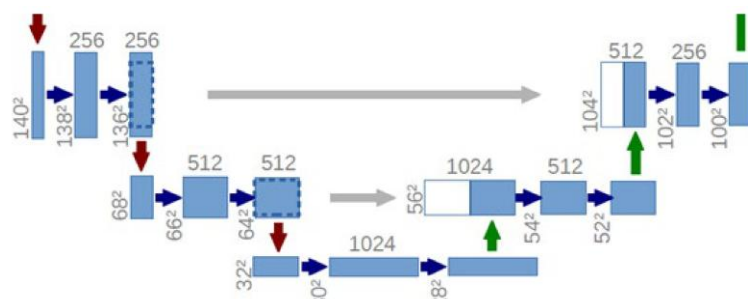


Predizione U-Net



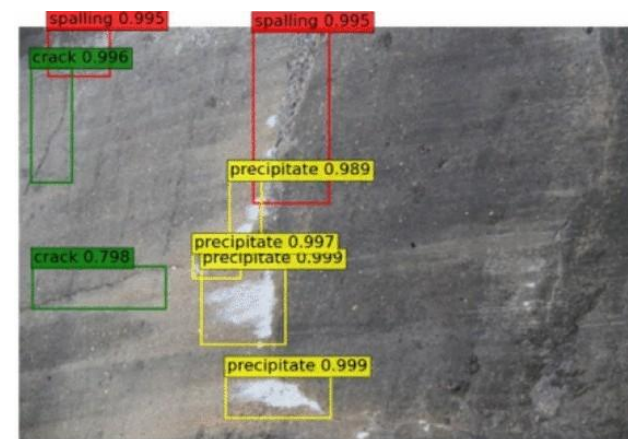
- Identificazione dei pixel appartenenti alla fessura

U-Net: encoder e decoder

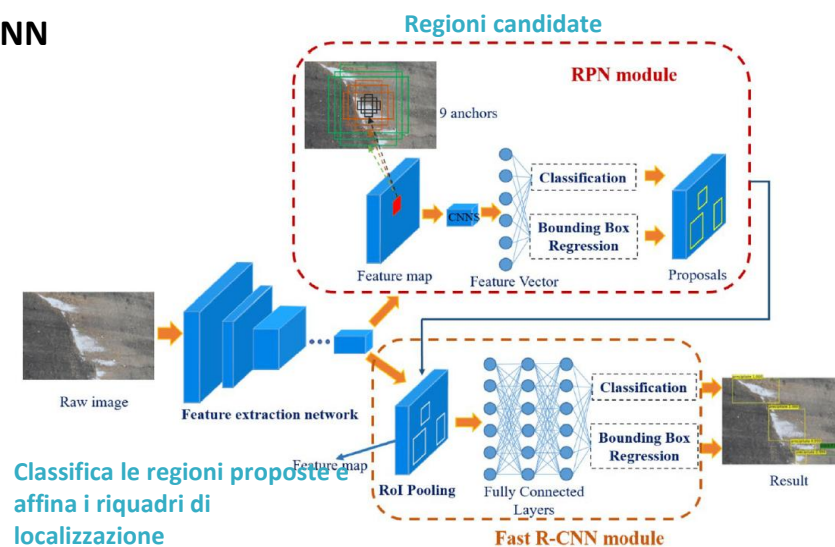


- L'encoder estrae caratteristiche a diverse scale
- Il decoder produce la maschera di segmentazione

Object detection



Faster R-CNN



Classifica le regioni proposte e affina i riquadri di localizzazione

Affidabilità dei modelli di ML

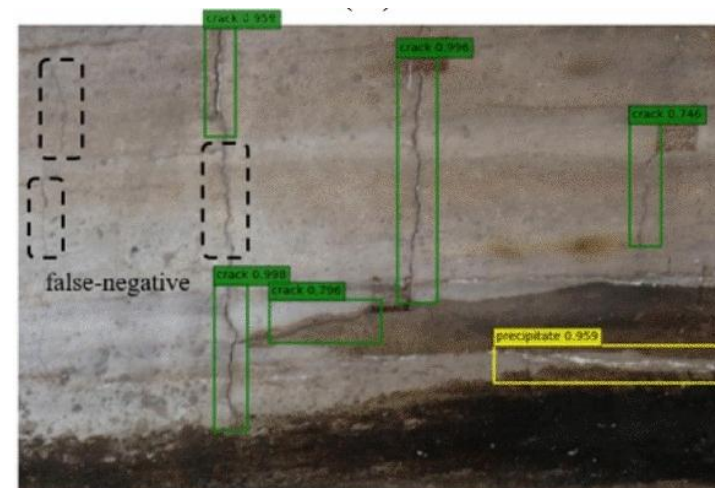
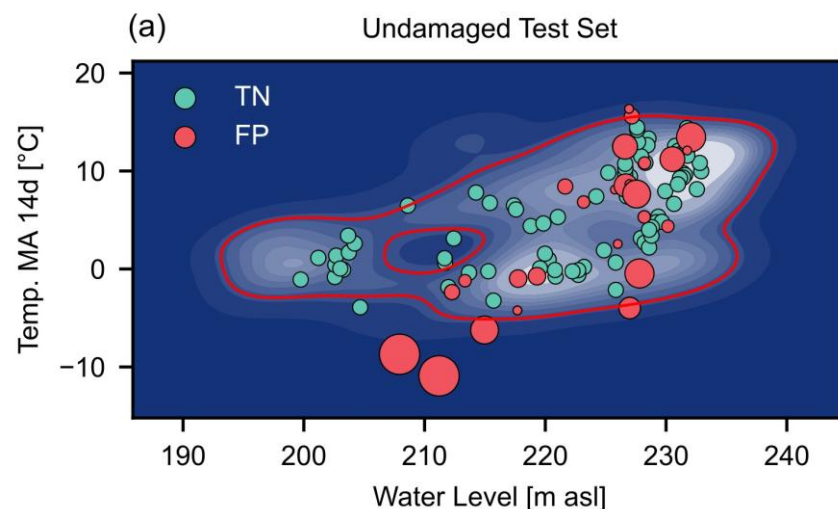
Implementazione e limiti di applicabilità

Scelta e calibrazione

Addestramento finale

Test indipendente

- Dati rappresentativi delle condizioni di utilizzo
- Possibile arricchimento mediante simulazioni FEM e immagini sintetiche



- Combinazioni di carico poco rappresentate nell'addestramento possono generare **falsi allarmi**
- Nell'esempio, anomalie **in condizioni strutturali integre**

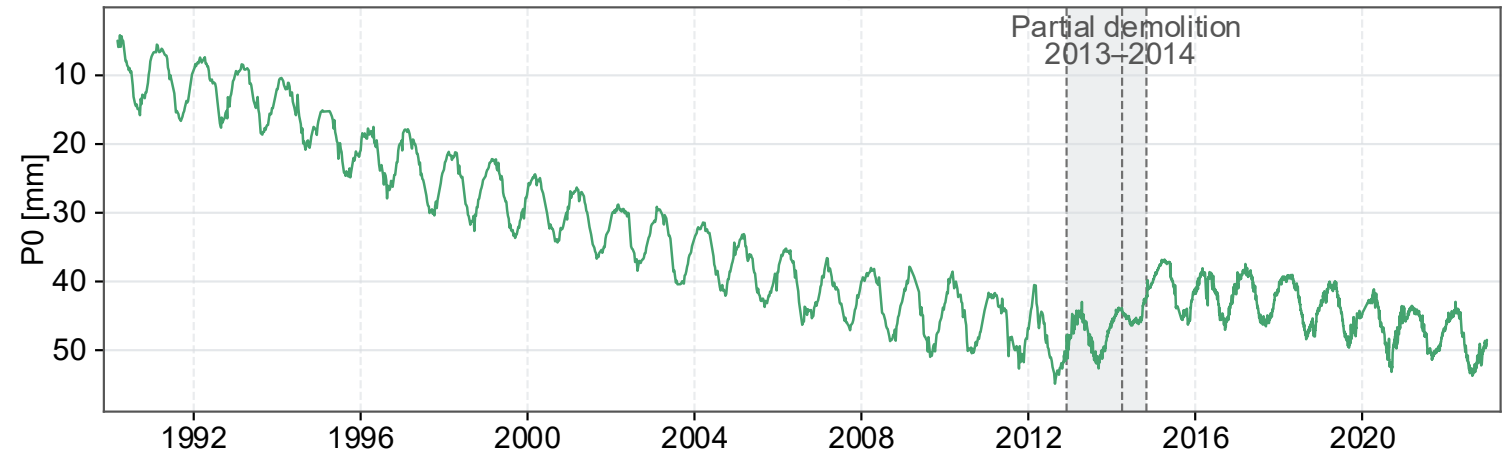
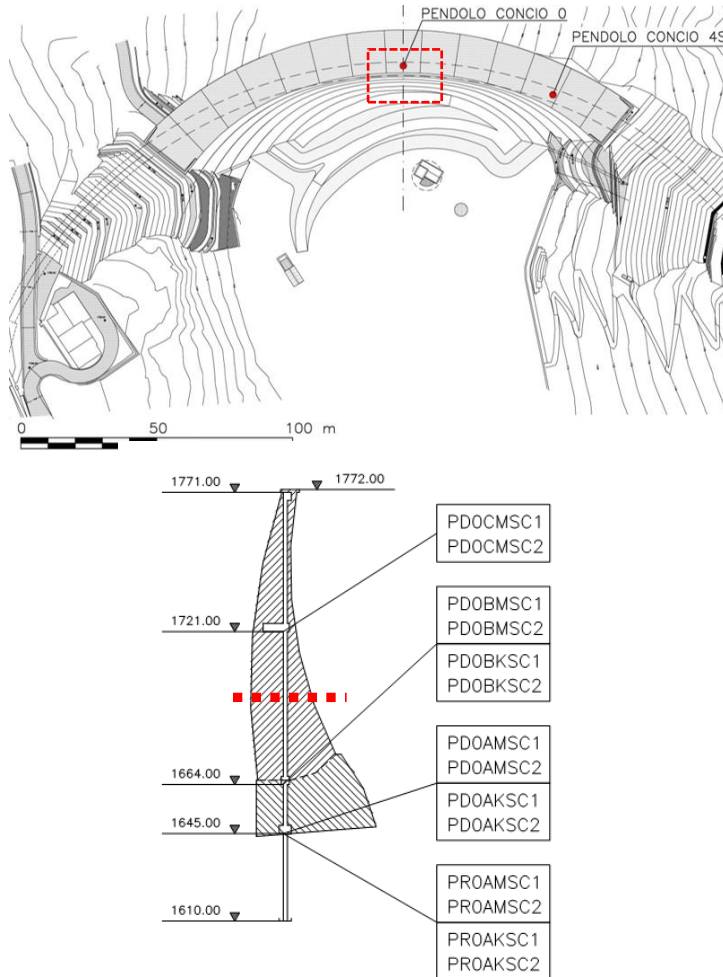
- Alcuni difetti non sono individuati: **falsi negativi**
- La verifica deve includere **nuove campagne e diverse condizioni di ripresa**

Interpretazione e confronto con FEM

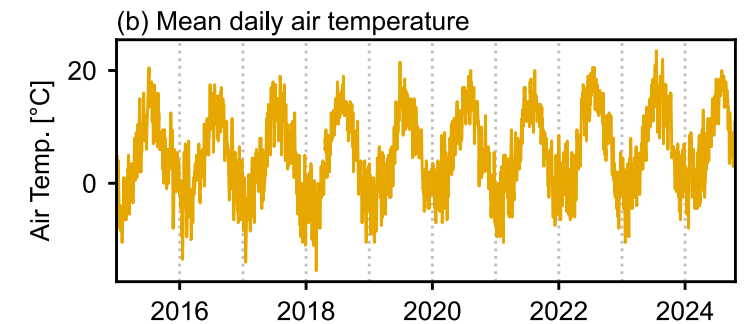
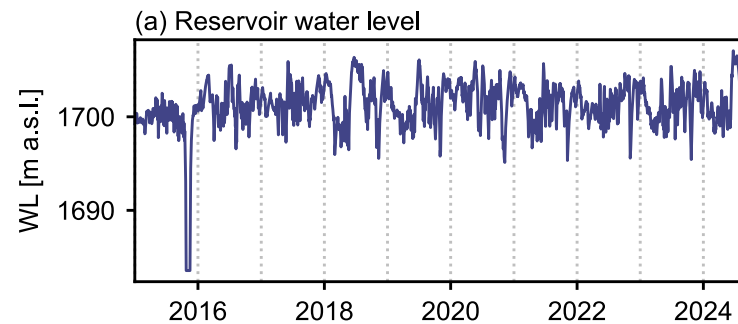
Caso studio

Obiettivo: interpretare i contributi alla risposta della diga

Spostamento P0: Periodo analizzato da gennaio 2015 a ottobre 2024



Variabili ambientali



- G. Bolzon, A. Frigerio, M. Hajjar, C. Nogara, and E. Zappa, "Structural health assessment of existing dams based on non-destructive testing, physics-based models and machine learning tools," *NDT & E International*, vol. 150, Art. no. 103271, 2025, doi: [10.1016/j.ndteint.2024.103271](https://doi.org/10.1016/j.ndteint.2024.103271).
- C. Nogara, A. Frigerio, and G. Bolzon, "Integration of interpretable AI and thermo-mechanical FE analyses for long-term structural monitoring," *Procedia Structural Integrity*, ECF25

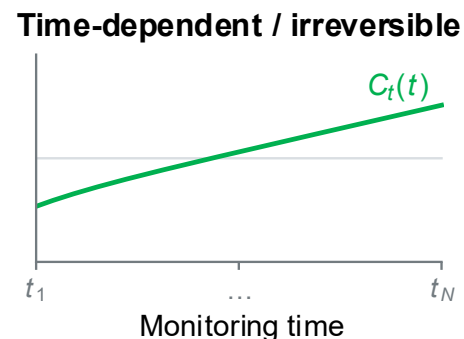
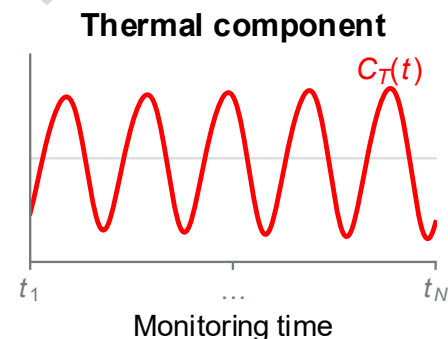
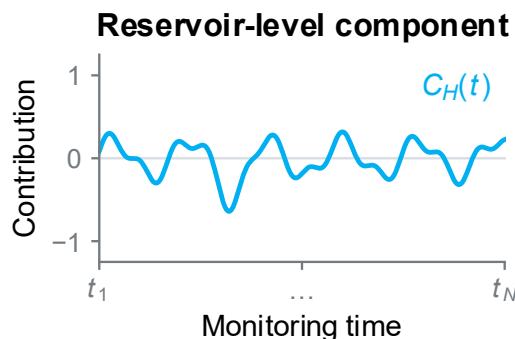
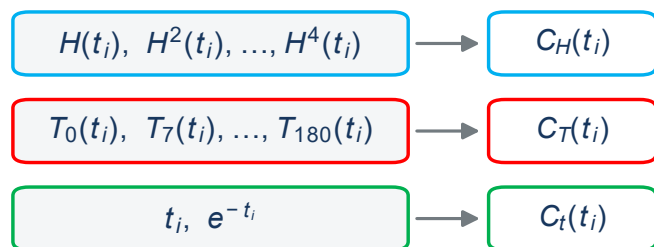
Interpretazione e confronto con FEM

Scomposizione della risposta

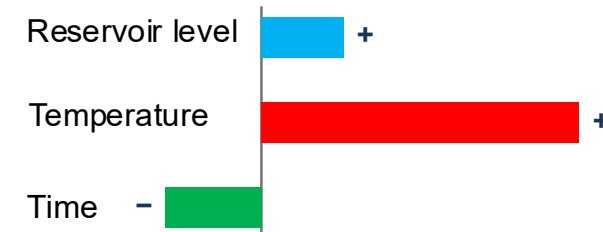
HTT: scomposizione definita dal modello

$$\widehat{P}_{0_{HTT}}(t) = \beta_0 + \underbrace{C_H(H)}_{\text{Idrostatico}} + \underbrace{C_T(T)}_{\text{Termico}} + \underbrace{C_t(t)}_{\text{Dipendente dal tempo}}$$

- Ogni contributo viene valutato a ciascuna data utilizzando i predittori corrispondenti



Contributi raggruppati per l'osservazione a t_i



GBRT and NN: interpretazione con SHAP

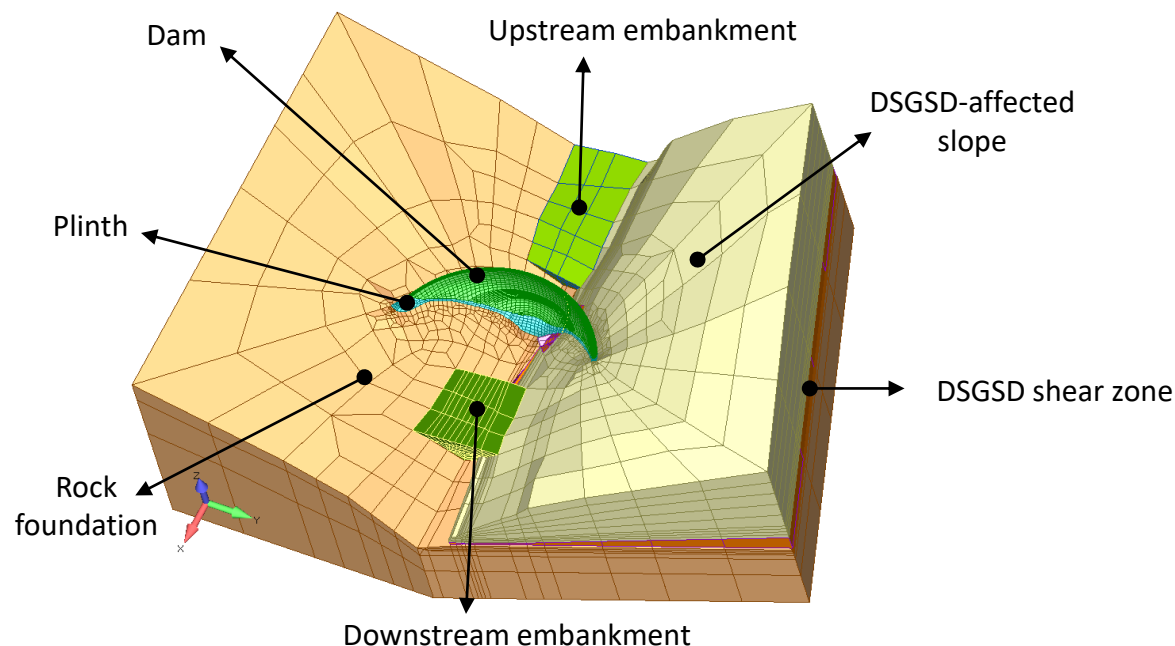
$$\widehat{P}_{0_i} = \phi_0 + \sum_j \phi_{ij}$$

Ad ogni data t_i :

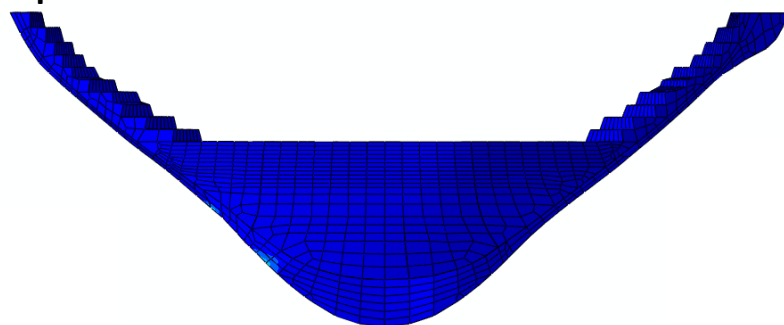
$$C_H(t_i) = \sum_{j \in H} \phi_{ij} \quad C_T(t_i) = \sum_{j \in T} \phi_{ij} \quad C_t(t_i) = \sum_{j \in t} \phi_{ij}$$

- SHAP quantifica il **contributo di ciascun predittore alla previsione**, rispetto a un valore di riferimento
- I contributi sono raggruppati per **livello d'invaso, temperatura e tempo**
- L'analisi a ogni istante permette di seguirne l'evoluzione temporale

Modello FE



Modello FE post-demolizione



Modello FE 3D non lineare

- Diga e pulvino: **Concrete Damage Plasticity**
- Roccia di fondazione: **elastico lineare**
- Zona DSGSD: **Mohr–Coulomb**
- Interfacce diga-roccia: **contatto con attrito**

Analisi meccanica: risposta indotta dal movimento del versante

- Spostamento imposto al versante: **0–100 mm**
- Possibili velocità: **2.5–6.0 mm/anno**
- Effetti termici esclusi
- **Risposta FEM ↔ componente dipendente dal tempo**

Analisi termo-mecc. accoppiata: risposta termica

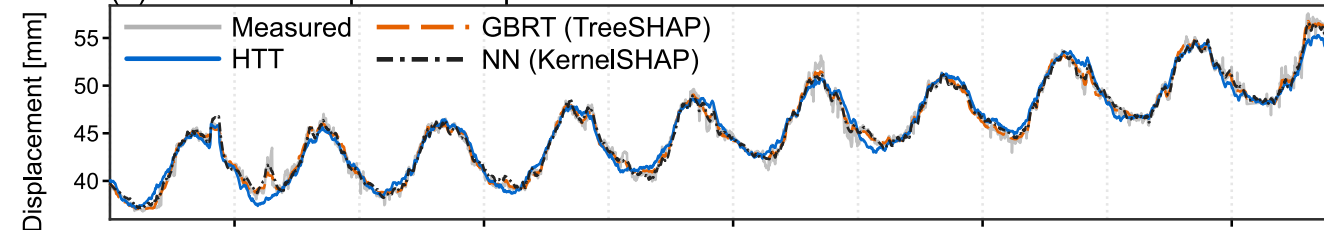
- Livello del bacino: **1702 m s.l.m.**
- Temp. aria misurate, temp. acqua ricostruite
- **Risposta FEM ↔ componente termica**



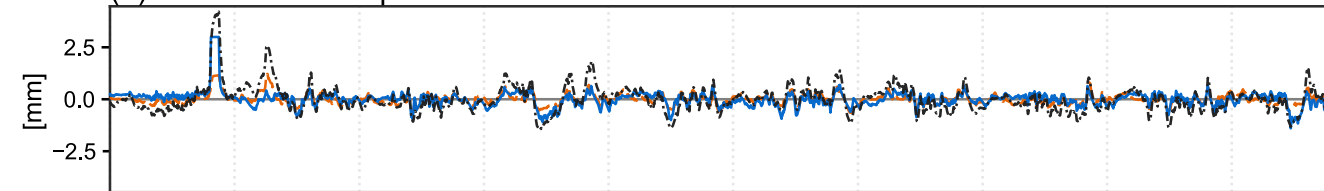
Interpretazione e confronto con FEM

Valutazione della componente legata al tempo

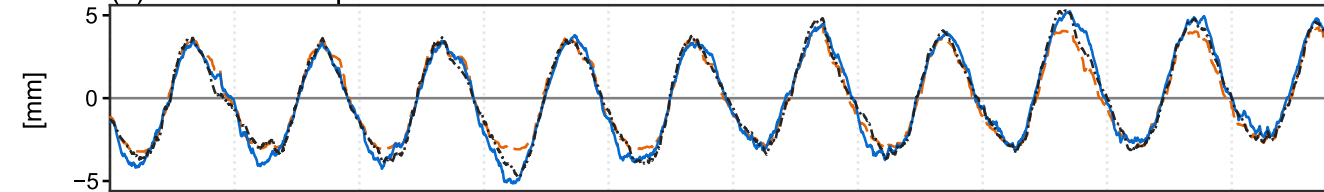
(a) Measured response and predictions



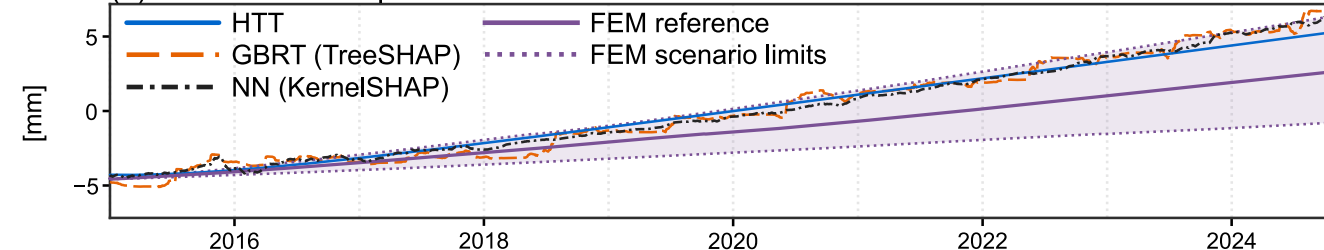
(b) Water-level component



(c) Thermal component



(d) Irreversible component



Ricostruzione sull'intero periodo

- HTT, GBRT e NN riproducono l'andamento misurato dello spostamento P_0

Componenti idrostatica e termica

- L'effetto legato al livello d'invaso è contenuto
- Le componenti termiche mostrano andamenti concordanti tra i modelli ML

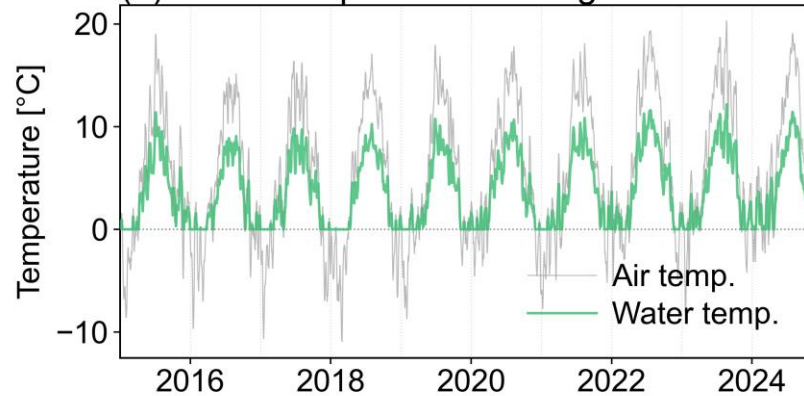
Confronto con scenari FEM

- I modelli restituiscono andamenti progressivi simili
- Le componenti si collocano vicino al **limite superiore degli scenari FEM** associati al movimento del versante

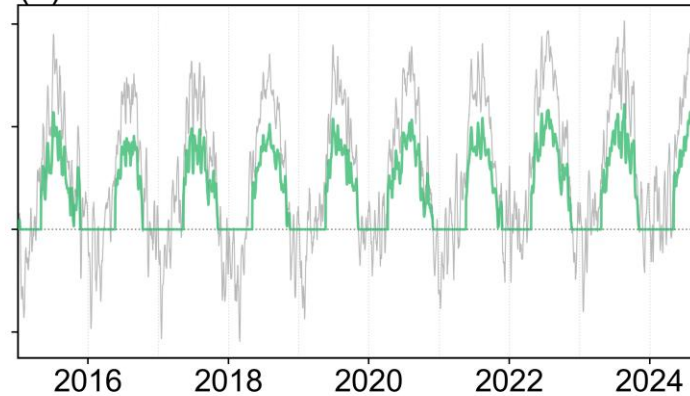
Interpretazione e confronto con FEM

Valutazione della componente termica

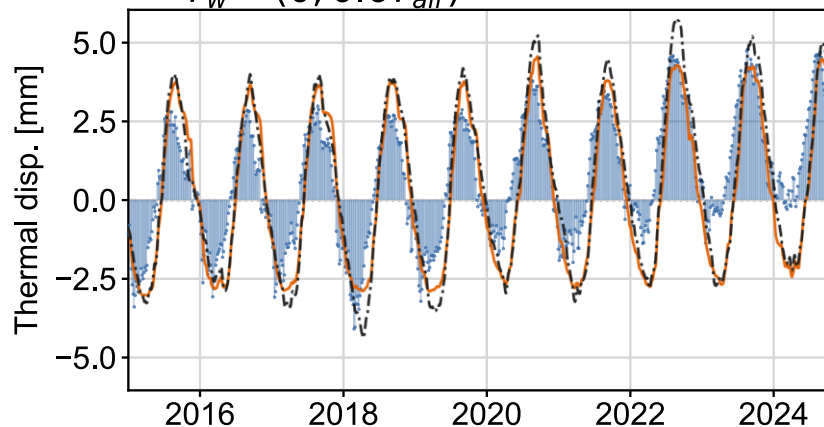
(a) Direct temperature scaling



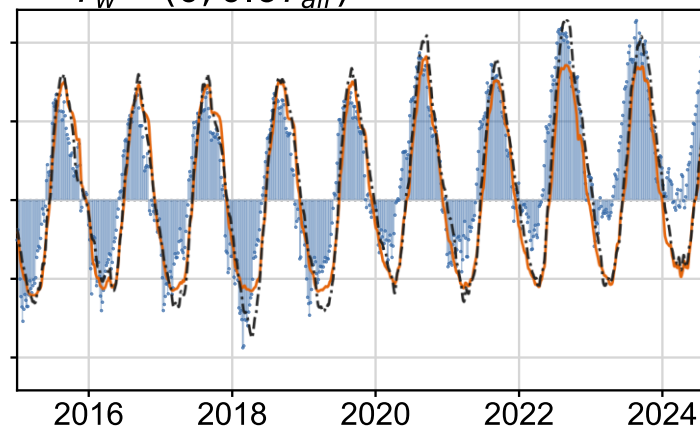
(b) Persistent winter correction



(c) $\alpha = 1.0 \times 10^{-5} \text{ } ^\circ\text{C}^{-1}$
 $T_w = (0, 0.6T_{air})$



(d) $\alpha = 1.2 \times 10^{-5} \text{ } ^\circ\text{C}^{-1}$
 $T_w = (0, 0.6T_{air})$



—●— Thermo-mechanical FEM — GBRT-TreeSHAP - - - NN-KernelSHAP

Ricostruzione della temperatura dell'acqua

- Temperatura dell'acqua stimata a partire da quella dell'aria
- Confronto tra diverse ipotesi sulle condizioni invernali

Confronto della risposta termica

- Il FEM riproduce il principale andamento stagionale delle componenti estratte
- Rimangono differenze nella risposta invernale degli anni più recenti

I confronti con il FEM sostengono la plausibilità fisica delle componenti termica e progressiva individuate dai modelli

Il contributo del ML al monitoraggio delle dighe

1

Metodi in funzione dei dati e dell'obiettivo

- **Serie temporali:** modelli di regressione per stimare la risposta attesa e metodi per il rilevamento delle anomalie
- **Immagini:** classificazione, rilevamento e segmentazione per riconoscere e descrivere i difetti
- **Linguaggio:** possibile supporto degli LLM alla consultazione e all'analisi della documentazione tecnica

2

Prestazioni e affidabilità dei modelli

- **Dati di qualità e rappresentativi delle condizioni di utilizzo** sono essenziali per costruire modelli affidabili
- **Test indipendenti** permettono di valutarne le prestazioni e i limiti

3

Dalla segnalazione alla valutazione

- Le anomalie individuate **orientano gli approfondimenti**
- Il loro significato strutturale richiede il confronto con misure, ispezioni, **modellazione numerica**

4

Interpretazione e confronto con il FEM

- I metodi di interpretazione aiutano a comprendere **come i modelli ML costruiscono le previsioni**
- Il confronto con simulazioni FEM aiuta a valutare la **plausibilità fisica dei risultati**

Grazie per l'attenzione

Contatto

Caterina Nogara

caterina.nogara@rse-web.it

Ringraziamenti

Gli autori ringraziano il gestore della diga per aver autorizzato la presentazione di questo caso di studio