



## Monitoraggio Ponti: applicazione del machine learning per la programmazione degli interventi di gestione di opere esistenti

Francesco Siciliano<sup>a</sup>, Giuseppe Carlo Marano<sup>b</sup>, Rebecca Asso<sup>b</sup>, Davide Masera<sup>c</sup>

<sup>a</sup> MsC graduate at PoliTO

<sup>b</sup> DISEG – PoliTO

<sup>c</sup> Masera Engineering Group, S.r.l.

**Keywords:** Structural Health Monitoring, BDLM, Machine Learning, maintenance, prediction.

**Parole Chiave:** Monitoraggio Strutturale, BDLM, Machine Learning, manutenzione, previsione.

### ABSTRACT

Nowadays, our society is based on an extensive infrastructural network with a large number of structures that necessitate to be monitored and maintained. Currently, one of the main challenges in Civil Engineering field is related to the deterioration and the decay of existing structures. From the social point of view, bridges are considered as crucial elements to the development and sustainability of the life of the community and for this reason they must be periodically assessed and monitored: in fact, a possible solution to mitigate the risk associated with their aging involves the use of sensors to measure key features of the structure. In particular, the following work has focused on Structural Health Monitoring (SHM) of bridges, and specifically their bearings, exploiting Bayesian Dynamic Linear Models (BDLM) to isolate the basic response (or baseline) of the structure and so allowing to study its intrinsic behavior.

The present contribution shows an alternative method to identify the health condition of bridges using Machine Learning algorithms to forecast the future performance of the analyzed structural elements and, consequently, to schedule their maintenance interventions. Finally, it is proposed a case study concerning the data analysis coming from the bearings movements of an Orthotropic Steel Deck bridge (OSD), forecasting its behavior in the following 10 years, and identifying a potential substitution criterion of the bearing.

### SOMMARIO

Attualmente, uno dei principali problemi di ogni paese riguarda il deterioramento e la condizione delle infrastrutture. una possibile soluzione per mitigare il rischio connesso all'invecchiamento di queste ultime prevede l'utilizzo e l'impiego di sensori che possano monitorare in tempo reale la loro salute. L'argomento di base della seguente tesi è inserito nell'ambito dello Structural Health Monitoring (SHM). tale processo sfrutta i modelli dinamici lineari bayesiani (bayesian dynamic linear models) attraverso i quali è possibile isolare la risposta di base o baseline delle strutture, permettendo di interpretare il comportamento intrinseco delle infrastrutture civili e identificando le anomalie dovute agli effetti esterni. Fino ad oggi, infatti, la quantificazione dei danni strutturali e degli effetti connessi ai conseguenti interventi di manutenzione è sempre stata basata o sul giudizio di personale esperto, o sui valori limite di riferimento oppure sulle ispezioni visive. Tuttavia, queste ultime sono inevitabilmente contaminate dalla soggettività dei singoli

ispettori e, pertanto, non possono essere considerate valutazioni perfette, ovvero, prive di errore, in quanto contraddistinte da un'incertezza variabile. Il seguente lavoro, quindi, nasce dalla necessità di ricavare un metodo alternativo grazie al quale eseguire operazioni di monitoraggio più efficienti. Esso si fonda sugli SSM (State-Space Models), i modelli Spazio-Stato attraverso ai quali è possibile eseguire una modellazione del percorso di deterioramento più oggettiva che tiene conto sia delle incertezze correlate agli ispettori che di quelle riguardanti i singoli elementi costituenti l'opera. In particolare, l'elaborato presenta l'uso di un codice Matlab che consente l'applicazione di tali modelli ai dati derivanti dal monitoraggio strutturale nell'ottica di uno studio preventivo e programmato degli eventuali interventi di manutenzione eseguibili sulle attuali

## 1 INTRODUZIONE

La maggior parte delle infrastrutture di cui tutt'oggi usufruiamo, indipendentemente dal settore di appartenenza, sono state progettate e costruite a partire dalla seconda metà del 1900, in accordo con regolamentazioni diverse da quelle odierne ed in continuo mutamento. Il livello di conoscenza delle strutture e del loro comportamento sotto l'azione di carichi statici e dinamici era notevolmente più limitato se confrontato con quello raggiunto ad oggi. Inoltre, bisogna tenere presente che, col passare degli anni anche la società si è evoluta e, con essa, tutti quei fenomeni che, senza dubbio, influiscono sulle prestazioni delle infrastrutture stesse<sup>1</sup>. Ecco perché, oramai, il monitoraggio e la valutazione dell'esistente sta guadagnando sempre maggiori attenzioni nel panorama ingegneristico moderno. Il presente lavoro si inserisce, quindi, nel seguente contesto, applicato nel caso specifico dei trasporti e dei ponti. Durante le ultime decadi, il supporto tecnologico è incrementato enormemente, muovendo il focus della ricerca nella direzione dell'analisi dei dati piuttosto che della loro acquisizione. L'utilizzo crescente di sistemi di monitoraggio avanzati ha fornito e sta continuando a fornire benefici diretti nella gestione delle strutture, consentendo in tempo reale di poter valutare le condizioni di servizio e, conseguentemente, di operare azioni di riparazione che incrementino la sicurezza del manufatto.

### 1.1 OGGETTO DI STUDIO

Si è scelto di indagare sulla condizione degli appoggi per la grande rilevanza che essa ha nei riguardi della salute globale dell'opera. Gli appoggi sono elementi di transizione che legano fra loro la sovrastruttura e la sottostruttura del ponte. Essi consentono, dipendentemente dalla tipologia, un comportamento fisso o mobile del manufatto, in contrasto alle azioni esterne di degrado ambientale e, per questo motivo, sono suscettibili a fenomeni di variazione termica. Nel

caso in esame, si tratta la salute di un appoggio mobile e cioè, di un sistema di supporto semi-rigido che permette alla struttura di manifestare gli spostamenti di allungamento e accorciamento causati dalle variazioni termiche.

### 1.2 OBIETTIVO

Lo scopo del presente studio coinvolge il Monitoraggio Strutturale (Structural Health Monitoring, SHM), tramite l'individuazione di uno strumento attraverso il quale implementare, elaborare ed infine interpretare i dati provenienti dai sistemi di monitoraggio. Con tale elaborato, quindi, si propone l'applicazione di tale strumento ai dati provenienti dal monitoraggio di un appoggio mobile di un Ponte a Lastra ortotropa (Orthotropic Steel Deck, OSD)<sup>1</sup>, dal reperimento dei dati sino al loro effettivo impiego, e si prospetta la valutazione della rigidità dell'appoggio stesso, nell'ottica di una previsione del suo futuro andamento nel tempo e della conseguente stima di eventuali interventi di manutenzione. I dati analizzati sono stati ottenuti attraverso l'impiego di sensori di temperatura e fessurimetri, in modo tale da poter valutare la correlazione tra spostamento e variazione termica dell'appoggio per il tramite di un processo di regressione gaussiana (Gaussian Regression Process, GPR)<sup>2</sup>, ossia, la rigidità equivalente dell'appoggio stesso. I risultati ottenuti dalla regressione gaussiana, corrispondenti ad una serie temporale di rigidità, sono stati poi inseriti in un apposito codice Matlab noto come OpenBDLM<sup>3</sup>. Si tratta di un software open-source sviluppato appositamente per eseguire l'analisi delle serie temporali utilizzando i Modelli Dinamici Lineari Bayesiani (BDLM), attraverso il quale è possibile processare anche più di una sola serie temporale simultaneamente e, perciò, interpretare e predire dati nel tempo. In questo modo è stata eseguita una predizione dell'andamento futuro della rigidità equivalente dell'appoggio, con riferimento alla quale è stato possibile valutare e programmare i

successivi interventi di manutenzione dell'elemento.

## 2 PROCESSO DI REGRESSIONE GAUSSIANA

Nella teoria delle probabilità un processo gaussiano è un processo stocastico  $g(x)$  tale che prendendo un qualsiasi numero finito di variabili aleatorie, dalla collezione che forma il processo aleatorio stesso, esse hanno una distribuzione di probabilità congiunta gaussiana. Un processo gaussiano è specificato interamente dalla sua media  $\mu$  e dalla covarianza  $\Sigma$  e viene indicato nel modo seguente<sup>14</sup>:

$$g(x) : G(x) \sim N(g(x), \mu_G, \Sigma_G) \quad (1)$$

Dove  $\mu_G$  è il vettore media

$$[\mu_G]_i = \mu_G(x_i) \quad (2)$$

mentre  $\Sigma_G$  è la matrice covarianza

$$[\Sigma_G]_{ij} = \rho(x_i, x_j) \cdot \sigma_G(x_i) \cdot \sigma_G(x_j) \quad (3)$$

dove

$$\rho(x_i, x_j) = fct(x_i - x_j) \quad (4)$$

La matrice  $\Sigma_G$  definisce la covarianza tra l'insieme delle variabili randomiche gaussiane la cui correlazione è data dalla  $\rho(x_i, x_j)$  che dipende ed è funzione proprio della distanza tra le variabili indipendenti<sup>15</sup>. Nel seguente caso, la regressione è stata sviluppata utilizzando il "rational quadratic Kernel", la cui formula è riportata di sotto:

$$k(x_a, x_b) = \sigma^2 \left( 1 + \frac{\|x_a - x_b\|^2}{2al^2} \right)^{-\alpha} \quad (5)$$

Dove,

- $\sigma^2$  è la varianza complessiva (mentre  $\sigma$  è l'ampiezza o "amplitude")
- $l$  è la lunghezza di scala o "lengthscale"
- $\alpha$  è il parametro di scala ("scale-mixture")

Il Rational Quadratic Kernel può essere interpretato come l'infinita somma di differenti exponential-quadratic kernels con differenti lunghezze di scala ("lengthscale") dove, essenzialmente, il parametro  $\alpha$

determina il peso di ciascuna lunghezza di scala. Quindi, per  $\alpha \rightarrow \infty$  tale tipologia di kernel coincide con quella esponenzial-quadratica.

## 3 OPENBDLM

La maggior parte dei modelli che vengono adoperati nel contesto fin qui descritto è quella dei cosiddetti "modelli dinamici lineari bayesiani" (Bayesian Dynamic Linear Models) tramite i quali è possibile isolare la risposta di base, o baseline, delle singole strutture, così da poter elaborare ed interpretare il comportamento intrinseco delle infrastrutture stesse, identificando l'eventuale presenza di anomalie dovute ad effetti esterni. Di fatto, attualmente non esistono software standalone attraverso i quali applicare tali modelli per il monitoraggio strutturale e, pertanto, in sua mancanza, è stato adoperato un software opensource in Matlab noto come OpenBDLM sviluppato dal Politecnico di Montreal in Canada per il cui tramite è stato possibile considerare ed analizzare simultaneamente più serie temporali. Esso consente di valutare la dipendenza tra le varie serie. Il codice si sviluppa attraverso quattro step principali:

1. Pre-processamento dei dati
2. Costruzione del modello
3. Learning dei parametri del modello
4. Stima delle variabili di stato nascoste

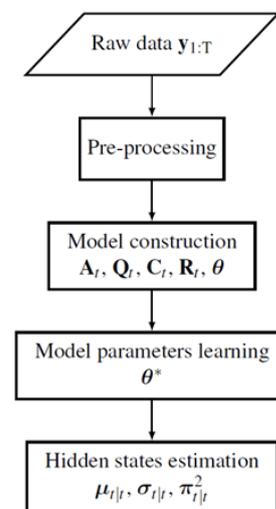


Figura1: OpenBDLM - fasi del processo di calcolo

La prima fase è quello consistente nella sincronizzazione delle serie temporali. Generalmente, accade che i dati delle serie temporali siano fra loro asincroni, probabilmente perché ottenuti con strumentazioni diverse, o

perché acquisiti in momenti diversi. Successivamente, nella fase di costruzione del modello, si definiscono le componenti del modello che si vuole associare a ciascuna delle serie temporali inserite. In tal modo, è possibile eseguire la decomposizione delle serie temporali in un insieme di variabili di stato nascoste, ovvero non direttamente misurate. Questa procedura è di fondamentale importanza in quanto consente di scomporre le serie temporali nelle baseline, che sono indipendenti dai vincoli ambientali esterni. Inoltre, così facendo, ad ogni componente è associato un corrispondente modello i cui parametri sono racchiusi in specifiche matrici che in seguito saranno poi assemblate tra loro per la costruzione del modello definitivo. La fase susseguente è quella del learning, ossia, quella in cui avviene l'effettivo apprendimento dei parametri del modello sin qui costruito. Tali parametri sono stimati a partire dai dati utilizzando il principio della massima verosimiglianza. Il codice adopera l'algoritmo di Newton-Raphson<sup>10</sup> per massimizzare la funzione verosimiglianza. A conclusione del processo, infine, si trova la fase di stima delle variabili di stato nascoste calcolate attraverso l'utilizzo del filtro di Kalman.

#### 4 MODELLI SPAZIO DI STATO

I modelli spazio di stato sono adatti ad analizzare le serie temporali di dati. Queste ultime sono modellabili anche attraverso i metodi di regressione e, in particolar modo, tali metodi vengono spesso adoperati per modellare quelle di tipo stazionario o trend-stazionario. A differenza dei metodi di regressione, i modelli spazio di stato analizzano le serie temporali secondo un modello dinamico. Le regressioni sono utilizzate in "supervised setup" nel senso che descrivono la dipendenza tra la risposta del sistema e le sue covarianti mentre i modelli spazio di stato sono definiti tali perché descrivono la dipendenza tra i vari stati nascosti del sistema stesso ma ad istanti temporali consecutivi (susseguenti). In generale, l'obiettivo che ci si pone è quello di imparare a prevedere le variabili nascoste  $x_{t+1}$  quando sono noti gli  $x_t$ . I modelli spazio di stato sono per tal motivo anche classificati come "unsupervised learning" perché permettono di costruire una densità di probabilità combinata per una serie temporale di variabili nascoste (per ciascun stato temporale, si parla di hidden-state variables)

nonostante la maggior parte di esse non possano essere tipicamente osservate<sup>11</sup>.

Nel campo dell'ingegneria civile questi modelli sono solitamente impiegati per valutare, ad esempio, lo stato di degrado delle infrastrutture nel tempo. Considerando la variabile di stato  $x$  per descrivere la condizione di una struttura e partendo quindi dalla condizione iniziale  $x_0$ , è possibile sviluppare un modello  $f(x_1|x_0)$  in modo tale da descrivere il processo cinematico dietro alla degradazione: ovviamente, siccome il nostro modello è un'approssimazione, inevitabilmente sarà necessario aggiornare ricorsivamente la nostra predizione attraverso l'uso delle osservazioni  $y_t$  man mano che esse diventano disponibili. Combinando probabilisticamente l'informazione contenuta nell'informazione conoscitiva di partenza (o a priori, "prior knowledge")  $f(x_{t-1})$ , il modello  $f(x_1|x_{t-1})$  e l'osservazione  $y_t$ , è possibile ricavare una stima a posteriori ("posterior estimate")  $f(x_t|y_1, y_2, \dots, y_t)$ . Questa procedura è eseguita ai vari istanti temporali susseguenti quindi da  $(t - 1)$  a  $t$ .

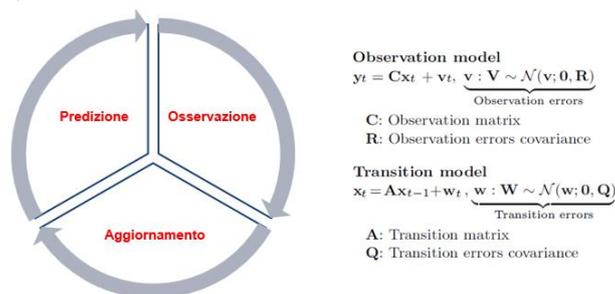


Figura2: fasi del processo di stima e aggiornamento

In definitiva, i modelli spazio di stato possono essere impiegati per il raggiungimento di vari obiettivi: ad esempio, è possibile rimuovere gli errori delle osservazioni (filtering), prevedere stati successivi ("future states"), stimare gli stati nascosti e incogniti che non sono direttamente osservabili (inference).

#### 5 CASO STUDIO

Il presente approfondimento considera il caso reale di un ponte in acciaio su cui è stato eseguito il monitoraggio degli spostamenti di un appoggio in funzione della variazione termica. Si riporta uno schema della struttura presa in esame:

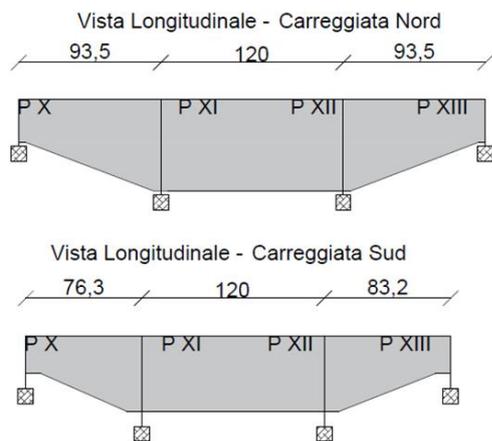


Figura3: schema statico del ponte analizzato

Si tratta di un *ponte in acciaio con schema statico continuo* costituito da due carreggiate indipendenti, entrambe supportate da 4 pile in calcestruzzo armato dell'altezza di 35 m. La carreggiata nord è lunga 307 m (93.5m+120m+93.5m) mentre quella sud è di 279.5 m (76.25m+120m+83.25m). L'impalcato è a Lastra Ortotropa (Orthotropic Steel Deck, OSD), una struttura a cassone in acciaio di altezza variabile, minima alle due estremità (3 m) e massima e costante nella parte centrale (5 m). Gli appoggi sono della tipologia PTFE,



Figura5: tipologia di appoggio considerato

multidirezionali, quindi consentono il movimento sia in direzione trasversale che longitudinale, e sono situati in ogni pila fatta eccezione per l'undicesima in cui è posizionato un appoggio fisso. Tutti i dispositivi mobili sono stati monitorati in direzione longitudinale con un totale di 16 sensori di spostamento. Sono stati poi installati due sensori di temperatura alle due estremità del ponte (rispettivamente pila 10 e pila 13 della carreggiata nord). Si riporta un sottoinsieme dei dati ottenuti dal monitoraggio:

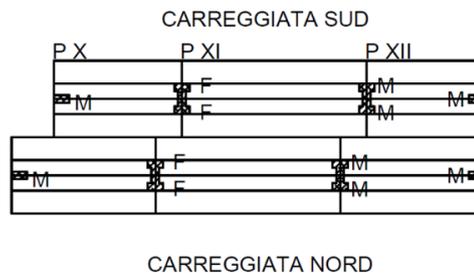


Figura4: schema delle carreggiate e degli appoggi

Siccome ciascun elemento strutturale influenza l'effettivo comportamento della struttura, è necessario tenere in considerazione le eventuali complicazioni che potrebbero subentrare a livello globale. In particolar modo, gli appoggi ricoprono un ruolo cruciale da questo punto di vista perché determinano il flusso di tensioni e deformazioni tra la sovrastruttura e la sottostruttura. È proprio in questi casi che i sensori di monitoraggio si rivelano particolarmente utili, garantendoci una misura, seppur indiretta, della condizione di danno degli elementi di interesse.

## 6 ANALISI DATI

Da un punto di vista temporale, il monitoraggio degli appoggi del ponte considerato è stato eseguito a partire dal 21 gennaio 2021 alle ore 19:00 fino al 28 luglio 2021 alle ore 16:30. Si sta parlando di circa 7 mesi di monitoraggio, durante i quali i sensori di temperatura e spostamento hanno potuto reperire dati ogni mezz'ora, il che significa che, da un punto di vista computazionale, sono state perciò eseguite due misurazioni ogni ora, 48 misurazioni ogni giorno, 1440 misurazioni al mese.

In termini prettamente numerici, il numero complessivo di misurazioni registrate costituenti il data-set totale di riferimento risulta perciò essere costituito da 9024 osservazioni (188 giorni intercorrenti tra le date di inizio e fine monitoraggio, moltiplicate per le 48 misurazioni giornaliere), sia per le temperature che per gli spostamenti di ciascun appoggio:

Tempo	Temperatura	FL-PXIII-A2	FL-PXIII-A1
Data e orario	gradi °C	mm	mm
21/01/2021 19:00	2.34	4.716	2.151
21/01/2021 19:30	2.33	4.933	2.227
21/01/2021 20:00	2.15	4.764	2.263
21/01/2021 20:30	2.12	4.82	2.25
21/01/2021 21:00	2.15	5.018	2.357
21/01/2021 21:30	2.2	4.826	2.315
21/01/2021 22:00	2.27	4.882	2.377
21/01/2021 22:30	2.22	4.883	2.376
21/01/2021 23:00	2.14	4.883	2.376
21/01/2021 23:30	2.14	4.884	2.377
22/01/2021 00:00	2.18	4.882	2.376
22/01/2021 00:30	2.31	4.881	2.377
22/01/2021 01:00	2.4	4.883	2.376
22/01/2021 01:30	2.57	4.882	2.377
22/01/2021 02:00	2.29	4.898	2.352
22/01/2021 02:30	2.66	4.842	2.352

Figura6: esempio di dati monitorati

L'analisi dei seguenti dati è stata sviluppata attraverso un metodo simile a quello della finestra oraria. Nel dettaglio, è stato considerato l'intero data-set a disposizione andando però ad eseguire i singoli processi di regressione gaussiana su intervalli campionari di monitoraggio diversi, crescenti di tre giorni in tre giorni. In altre parole, il database di partenza è stato suddiviso in una serie di sub-intervalli di dati: il primo di questi ultimi è quello a cui corrispondono le misurazioni registrate dai sensori nei primi tre giorni di monitoraggio. Al secondo, invece, sono associate le registrazioni ottenute nei primi sei giorni di monitoraggio, al terzo quelle dei primi nove giorni e così via discorrendo, sino all'ultimo intervallo che, di fatto, coincide con il database originario. Si riporta uno schema semplificato per una più chiara comprensione:

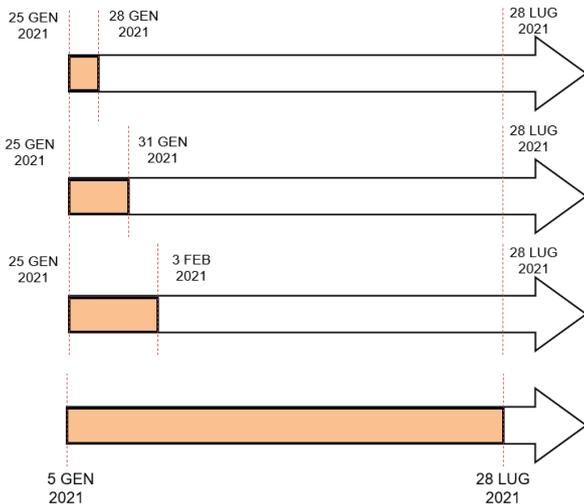


Figura7: metodologia di suddivisione del dataset globale di dati a disposizione

Per meglio comprendere la metodologia, le registrazioni considerate sono le coppie di punti spostamento longitudinale -f orza assiale termica, dove quest'ultima è stata calcolata in funzione della temperatura monitorata. Si riportano di

seguito i grafici corrispondenti agli andamenti della temperatura e dello spostamento su cui si è lavorato:

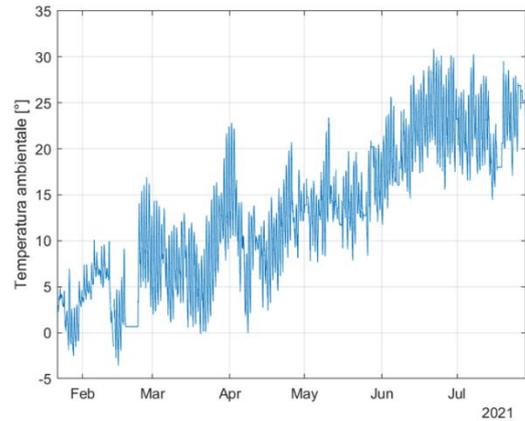


Figura8: andamento temperature monitorate

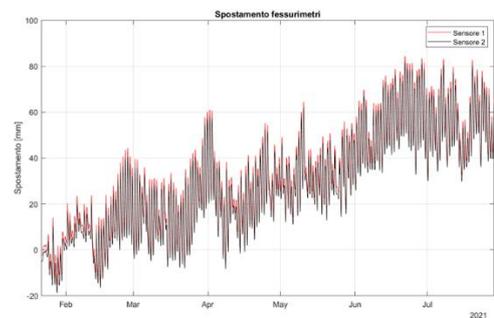


Figura9: andamento degli spostamenti longitudinali

Per l'esecuzione della regressione è stato necessario andare a valutare la forzante termica agente nell'impalcato del ponte. Quest'ultima dipende essenzialmente dalla variazione termica locale  $\Delta T$ . Considerando l'impalcato del ponte come una trave e l'appoggio mobile come un carrello con una propria rigidità orizzontale (molla K), è possibile calcolare la forzante termica come segue:

$$F = \alpha \Delta T A E \quad (6)$$

dove,

- $\alpha [^{\circ}\text{C}^{-1}]$  è il coefficiente di dilatazione termica del materiale dell'impalcato, ovvero  $12 \cdot 10^{-6}$ ;
- $\Delta T [^{\circ}\text{C}]$  è la variazione termica;
- $A [\text{mm}^2]$  è l'area della sezione trasversale del ponte, in tal caso  $4628.97 \text{ mm}^2$ ;

- $E \left[ \frac{kN}{mm^2} \right]$ , il modulo elastico dell'acciaio,  
 $210 \frac{kN}{mm^2}$ ;

Si riporta di seguito un'immagine dello schema statico considerato:

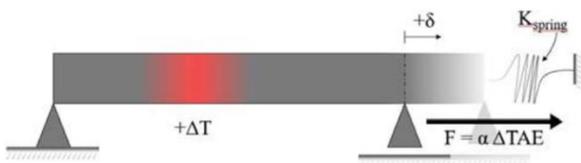


Figura10: schema rappresentativo del modello adottato<sup>4</sup>

Dovendo valutare una variazione termica si è optato per considerare la prima misurazione eseguita dal sensore (in data 21 gennaio 2021 ore 19:00) come temperatura di riferimento e, pertanto, le variazioni termiche sono state calcolate con un ciclo iterativo andando quindi a sottrarre tale temperatura di riferimento a tutte le successive temperature. Stessa cosa è stata poi eseguita, in maniera del tutto analoga, per gli spostamenti, considerando quindi la prima registrazione come quella di riferimento. Si riporta di sotto un esempio di regressione, ottenuto nel caso di un intervallo campionario di 250 misurazioni:

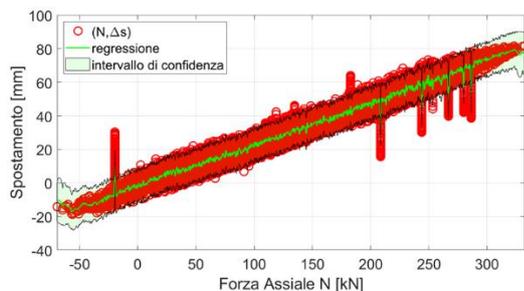


Figura11: esempio di regressione gaussiana, eseguito sull'intero dataset a disposizione

In rosso vediamo rappresentato l'insieme delle misurazioni considerate nell'intervallo di campionamento, perciò una macro insieme di punti dati dall'intersezione della forza termica con il corrispondente valore di variazione di spostamento. La linea verde rappresenta il modello di regressione ricercato. Si noti come sono visibili dei punti distaccati dal resto degli altri, in corrispondenza dei quali il modello di regressione presenta dei picchi. Essi sono degli outlier dovuti alla correzione delle temperature. Non sono

comunque tali da impedire la correttezza o la validità della regressione. In verde chiaro, quasi totalmente oscurato dalle osservazioni rosse, è possibile osservare l'intervallo di confidenza della regressione. Al termine di ciascun ciclo, il codice Matlab restituisce un grafico di questo tipo, corrispondente alla regressione eseguita sul corrispondente intervallo di monitoraggio. Da ciascun processo di regressione si ricava l'associato valore di rigidezza del dispositivo di appoggio. In generale, avendo scelto un intervallo campionario di misurazioni crescente di 3 giorni in 3 giorni, il database di partenza è stato suddiviso in 60 intervalli e, pertanto, sono stati ricavati altrettanti 60 valori di rigidezza assieme agli associati istanti temporali. Di conseguenza, è stata ricavata una serie temporale di rigidezze, o meglio, la curva di degrado dell'appoggio nei circa 7 mesi in cui è stato sottoposto a monitoraggio. Si riporta di seguito la serie temporale ricavata:

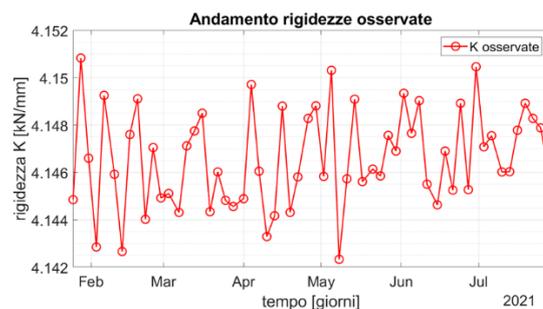


Figura12: serie temporale delle rigidezze ricavate

Ricavata la serie temporale delle rigidezze<sup>21</sup>, l'ultimo step è rappresentato dall'applicazione del filtro di Kalman. In questo senso entra in gioco il software opensource OpenBDLM. Si inseriscono i dati della serie temporale, si specificano quante e quali componenti devono costituire il modello di predizione ed, automaticamente, il programma restituisce in output l'andamento futuro della rigidezza. Si riporta di sotto il l'andamento delle rigidezze predette da OpenBDLM nell'arco dei successivi 10 anni dall'ultima misurazione registrata:



Figura 13: stima delle rigidezze dell'appoggio nei successivi 10 anni di esercizio

Si può notare come, essendo l'appoggio considerato un appoggio elastomerico, coerentemente con l'avanzamento del degrado esso si irrigidisce e, di fatto, l'andamento della rigidezza è un andamento crescente, che tende perciò ad aumentare nel tempo. Come si può notare dalla figura sovrastante, sono riportati i valori che la rigidezza dell'appoggio si prevede assumerà nei successivi dieci anni. Partendo da una rigidezza di  $4.146 \text{ kN/mm}$ , si può notare come, nel 2031, si registra un aumento del 20%.

## 7 DISCUSSIONE DEI RISULTATI

Alla luce di quanto detto, negli ultimi anni, l'impiego degli appoggi di tipo elastomerico è incrementato notevolmente proprio in virtù delle eccellenti proprietà meccaniche che esso è in grado di esplicitare. Tuttavia, è anche per tali caratteristiche che, la stessa normativa, non predispone specifici criteri di intervento o di sostituzione per i sopracitati dispositivi di supporto, bensì, delle regole generali da seguire che sono riportate nei Quaderni Tecnici ANAS<sup>7</sup>. Nel dettaglio, un aspetto di cui bisogna inevitabilmente tener conto è rappresentato dall'impatto che, l'eventuale intervento di manutenzione e/o sostituzione dell'appoggio può avere sul comportamento globale dell'infrastruttura. Ora, nel caso dei dispositivi di appoggio tale impatto risulta essere particolarmente elevato se si considera che essi sono predisposti al trasferimento delle azioni dalla sovrastruttura alla sottostruttura del ponte. Per questo motivo, come riportato nel Quaderno Tecnico n° 7, volume II<sup>7</sup>, relativamente alle operazioni di manutenzione degli appoggi elastomerici, affinché l'intervento di sostituzione non vada a condizionare il comportamento globale complessivo del ponte, è necessario che la differenza tra la rigidezza del dispositivo da cambiare e quella del nuovo dispositivo sia

inferiore al 10%. Si riporta di seguito il passo della normativa che si riferisce a tale considerazione:

“Noti il carico verticale massimo allo SLU, la rotazione massima, gli spostamenti non dovuti a carichi orizzontali (di natura termica o di altra natura) e le forze orizzontali massime previste in sede di progetto originario, si ricerca nelle tabelle fornite dalle case produttrici l'appoggio più idoneo. Individuato un possibile appoggio, la rigidezza orizzontale ( $K_o = F_h/h$ ) e verticale ( $K_v = F_{SLU}/v$ ) devono essere confrontate con le corrispondenti del dispositivo di appoggio preesistente. Anche questa informazione dovrebbe essere presente nella documentazione di progetto del ponte/viadotto. In ogni caso, tra la rigidezza del nuovo dispositivo e quella di progetto dell'appoggio preesistente deve intercorrere uno scarto massimo del 10%, affinché l'intervento di sostituzione possa essere riguardato come intervento locale.<sup>7</sup>”

Andando a riprendere l'andamento della rigidezza ricavato nel precedente paragrafo, ossia, la stima della rigidezza nei successivi 10 anni, si era concluso che, quest'ultima avrebbe manifestato un incremento del 20%. Di conseguenza, nell'ottica in cui volessimo evitare un intervento di sostituzione eccessivamente elaborato, che non coinvolga conseguenze inerenti allo stato globale dell'infrastruttura e al suo futuro comportamento in funzione del nuovo dispositivo e delle nuove sollecitazioni, si potrebbe pensare di individuare l'istante temporale in cui si registra un aumento di rigidezza del 10% e programmare la corrispondente azione di manutenzione. In questo senso, analizzando il caso in esame, considerando che l'ultimo valore di rigidezza ottenuto a partire dai dati monitorati è di  $4,146 \text{ kN/mm}$ , si ricava il valore corrispondente al suo aumento del 10%, ovvero  $4,606 \text{ kN/mm}$  ed il corrispondente istante temporale. Quest'ultimo rappresenta, di fatto, la soglia temporale ultima entro cui intervenire per evitare un'operazione di sostituzione ben più complessa. Si riporta il grafico corrispondente al precedente andamento con l'indicazione della soglia ultima, per meglio chiarire il ragionamento fin qui seguito, in Figura 14:

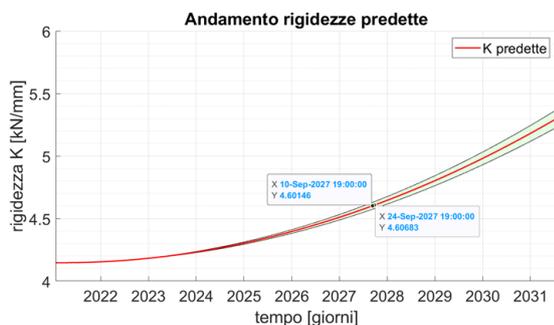


Figura14: schema delle carreggiate e degli appoggi

## 8 CONCLUSIONI

Uno dei principali argomenti di dibattito che contraddistingue l'attuale scenario dell'ingegneria civile è quello rappresentato dallo stato di salute delle infrastrutture che costituiscono il nostro Paese, un problema sempre più rilevante connesso al degrado e al deterioramento dei vari elementi strutturali. L'argomento del presente articolo è inserito proprio all'interno di questo contesto e riguarda, nel dettaglio, lo studio del deterioramento dei dispositivi di appoggio utilizzati nei ponti e viadotti. Nell'ultimo decennio, la valutazione della sicurezza di queste infrastrutture è sempre stata eseguita attraverso il metodo delle ispezioni periodiche. Generalmente, l'esito di queste ispezioni correlava la situazione di degrado complessiva dell'opera sotto esame ad un valore numerico, in riferimento al quale sarebbe stato possibile considerare lo stato di salute del ponte da un punto di vista globale. Tuttavia, tale metodologia è stata recentemente modificata attraverso l'introduzione di un nuovo parametro di valutazione più oggettivo, la difettosità relativa, in riferimento al quale è possibile classificare i singoli manufatti in classi di rischio. In questo modo, infatti, è possibile valutare lo stato di salute di ciascun ponte ma, soprattutto, si è in grado di programmare in anticipo i conseguenti interventi di manutenzione, agendo in modo prioritario sulle strutture particolarmente a rischio. L'argomento della seguente articolo si è inserito proprio all'interno di questo contesto, andando a considerare un caso reale specifico ed analizzando un metodo alternativo per la valutazione della sicurezza di un dispositivo di appoggio mobile. Attualmente, la maggior parte dei ponti su cui quotidianamente viaggiamo sfrutta la seguente tipologia di supporto e le motivazioni sono diverse. Se da un lato, essi hanno semplificato notevolmente il problema legato al trasferimento delle sollecitazioni nella struttura, dall'altro, essendo appoggi mobili,

risultano essere particolarmente suscettibili al problema del degrado. In altri termini, se da una parte hanno permesso di semplificare la fase di progetto, dall'altra parte hanno intensificato l'attenzione sul problema legato alla manutenzione degli elementi strutturali. In accordo con quanto specificato nei Quaderni tecnici ANAS, esistono vari criteri in riferimento ai quali è possibile misurare lo stato di salute del dispositivo. Si tratta principalmente di criteri prestazionali, che si riferiscono alle caratteristiche meccaniche dell'appoggio, quindi, alla capacità portante massima o allo spostamento massimo tollerato dallo stesso. Tuttavia, non ci sono dei veri e propri vincoli che attribuiscono al parametro della rigidezza una soglia limite, da non superare. I Quaderni Tecnici ANAS specificano dettagliatamente come tali dispositivi debbano dimostrarsi in grado di resistere almeno ad un aumento del 10% di rigidezza. In altri termini, per valori di rigidezza superiori o inferiori a tale percentuale, la normativa suggerisce di dover riconsiderare il comportamento dell'appoggio stesso e, conseguentemente, quello dell'intero sistema infrastrutturale. In definitiva, a seconda che si verifichi un cambiamento di rigidezza nell'appoggio o che si predisponga la sostituzione dello stesso, è fondamentale eseguire una valutazione della sua rigidezza poiché essa può condizionare il comportamento globale dell'opera. Disponendo dei dati di temperatura e di spostamento degli appoggi del ponte precedentemente citato, si è quindi provveduto ad elaborare un metodo tramite il quale ricavare una stima della rigidezza degli appoggi stessi. In altri termini, è stata individuata la curva di degrado del dispositivo in riferimento alla quale è stato individuato il periodo temporale entro cui programmare il suo intervento di sostituzione in modo tale da evitare il cambio di schema statico dell'intera infrastruttura.

Per quanto la stima dei risultati ottenuti sia conforme ai valori di rigidezza degli appoggi in commercio, è importante sottolineare come tale procedimento si fondi su metodi di calcolo numerici, con una propria incertezza intrinseca. In particolare, questi ultimi sono particolarmente condizionati sia dal quantitativo di dati a disposizione, sia dalla stima dei parametri che l'algoritmo di Newton-Raphson esegue per costruire il modello di predizione. Pertanto, per monitoraggi di breve durata, la stima dei risultati

potrebbe risultare poco attendibile. Per tali motivazioni, sarebbe opportuno approfondire l'argomento andando a ricercare delle metodologie più affidabili per il calcolo dei parametri con cui viene costruito il modello di predizione.

## BIBLIOGRAFIA

1. Rebecca Asso. *Half-Joint Assessment of Concrete Bridges: Strut and Tie Model Development and FEM Validation.*; 2020.
2. Ebden M. Gaussian Processes: A Quick Introduction. Published online May 12, 2015. <http://arxiv.org/abs/1505.02965>
3. Gaudot I, Ha Nguyen L, Goulet JA. *OpenBDLM V1.0 Reference Manual.*; 2019.
4. Asso R, Cucuzza R, Rosso MM, Masera D, Marano GC. BRIDGES MONITORING: AN APPLICATION OF AI WITH GAUSSIAN PROCESSES. In: ECCOMAS; 2021:245-261. doi:10.7712/140121.7964.18426
5. Miranda Mario. Durabilità di ponti e viadotti. 24/10/2019. Published October 24, 2019. Accessed November 26, 2021. <https://www.ingenio-web.it/25028-durabilita-di-ponti-e-viadotti-come-garantire-la-sicurezza-dei-ponti-esistenti>
6. Scafati F. Durabilità, degrado e malfunzionamento degli appoggi. 15/04/2021. Published April 15, 2021. Accessed November 26, 2021. <https://www.ingenio-web.it/30409-dispositivi-di-vincolo-e-antisismici-nei-ponti-le-tipologie-la-manutenzione-e-come-sostituirli>
7. ANAS. *I QUADERNI TECNICI Volume II per La Salvaguardia Delle Infrastrutture.*
8. AGOM INTERNATIONAL SRL. *APPOGGI ELASTOMERICI E-LINK.* [www.agom.it](http://www.agom.it)
9. Ekin Ozer MQF. *Bridge Monitoring A Novel Approach for Implement-Ing Structural Health Monitoring Systems for Aerospace Structures Introduction.*; 2020.
10. Bloisi DD. *Metodo Di Newton-Raphson.*
11. James-A. Goulet. *Probabilistic Machine Learning for Civil Engineers.*
12. Limin Sun. Review of Bridge Structural Health Monitoring Aided by Big Data and Artificial Intelligence: From Condition Assessment to Damage Detection. *Journal of Structural Engineering* . 2020;II.
13. B. Chiandotto. *INFERENZA STATISTICA, Cap. 6 - Inferenza Statistica Bayesiana.*; 2017.
14. Lecturer: Eric P. Xing, Scribes: Konstantin Genin YZ. *Probabilistic Graphical Models.*; 2015.
15. Archambeau C. *Lecture 1c: Gaussian Processes for Regression Advanced Topics in Machine Learning (MSc in Intelligent Systems).*; 2008.
16. Goulet J. Probabilistic Machine Learning for Civil Engineers. *The MIT press.* Published online 2020.
17. Chalouhi EK. *Structural Health Monitoring of Bridges Using Machine Learning The Influence of Temperature on the Health Prediction.*; 2016.
18. Ing. Luigi Biagiotti. *Stima Dello Stato in Presenza Di Disturbi: Il Filtro Di Kalman.* <http://www.dii.unimore.it/~lbiagiotti><http://www.dii.unimore.it/~lbiagiotti/TeoriaSistemiControllo.html>
19. Prof. Ing. Giulio Ventura. „Modalità di Monitoraggio. Accessed December 2, 2021. [https://www.arcos-engineering.it/download/Monitoraggio\\_Activo\\_Arcos.pdf](https://www.arcos-engineering.it/download/Monitoraggio_Activo_Arcos.pdf)
20. Gaussian Processes, exploring kernels. Accessed November 30, 2021. <https://peterroelants.github.io/posts/gaussian-process-kernels/>
21. Masarotto G. *Analisi Delle Serie Temporalì (Lucidi Delle Lezioni).* <http://sirio.stat.unipd.it/ts>
22. *DISPOSITIVI DI VINCOLO.* [www.promozioneacciaio.it](http://www.promozioneacciaio.it)