

CONVEGNO FABRE
PONTI, VIADOTTI, E GALLERIE ESISTENTI:
RICERCA, INNOVAZIONE E APPLICAZIONI
LUCCA, 2-4 FEBBRAIO 2022



Artificial Intelligence for predicting degradation and managing existing bridges

L'Intelligenza Artificiale per la previsione del degrado e la gestione dei ponti esistenti

Giuseppe MAURANTONIO^a, Rebecca ASSO^b, Giuseppe Carlo MARANO^b

^a MSc graduate at PoliTO

^b DISEG – PoliTO

Keywords: Visual inspections, Existing bridges, Artificial Intelligence, Space-State Models.

Parole chiave: Ispezioni visive, Ponti esistenti, Intelligenza Artificiale, Modelli spazio di stato.

ABSTRACT

A particularly delicate issue that, in recent years, has affected the management of infrastructures is the deterioration of existing bridges and viaducts. The recent collapses, in fact, have caused negative consequences both in terms of traffic and human lives and, therefore, it is urgent and necessary to program adequate monitoring plans for these structures in order to ensure their safety and efficiency.

The managing bodies use the tools of the Bridge Management System (BMS) to manage and schedule maintenance interventions on existing bridges. The information on which the BMS is based consists of the time series composed of the results of the visual inspections through which the inspectors periodically assess the state of the infrastructures. At the end of each inspection, a general assessment of the deterioration is expressed for each structural element: the set of assessments collected over time makes up the BMS dataset. The results of the visual inspections are processed by a stochastic model to predict the future state of deterioration of the elements of the bridge examined. A correct forecast over time of the state of health of the infrastructures is essential to accurately plan maintenance interventions. However, current degradation models have shown some limitations in correctly predicting deterioration given the peculiarity of the visual inspection results dataset. In fact, the available dataset consists of short time series, characterized by few recorded data, often temporally distant and inevitably contaminated by the intrinsic error connected to the subjectivity and experience of the inspector.

In this context, this article proposes an application of Artificial Intelligence techniques to the results of visual inspections for the definition of a degradation model that can be used in the context of the Bridge Management System, in order to overcome some of the disadvantages of the current widely used models. In commerce and in literature. In particular, in the following work a Gaussian linear state space model was implemented in order to obtain a degradation curve for each structural element of the inspected bridge. The outputs of the model were subsequently elaborated according to the recommendations of the Italian Guidelines on the management of existing bridges issued by the Ministry of Infrastructure and Sustainable Mobility in order to obtain a meaningful reading of the results.

SOMMARIO

Una tematica particolarmente delicata che, negli ultimi anni, ha interessato la gestione delle infrastrutture è il degrado dei ponti e dei viadotti esistenti. I recenti crolli, infatti, hanno provocato conseguenze negative sia in termini di

viabilità che di vite umane e, pertanto, risulta urgente e necessario programmare adeguati piani di monitoraggio di tali strutture così da garantirne la sicurezza e l'efficienza.

Gli Enti gestori utilizzano gli strumenti del Bridge Management System (BMS) per gestire e programmare gli interventi di manutenzione sui ponti esistenti. Le informazioni su cui si basa il BMS consistono nelle serie temporali composte dai risultati delle ispezioni visive attraverso le quali gli ispettori valutano periodicamente lo stato delle infrastrutture. Al termine di ciascuna ispezione è espressa una valutazione generale del degrado per ciascun elemento strutturale: l'insieme delle valutazioni raccolte nel tempo compone il dataset del BMS. I risultati delle ispezioni visive sono elaborati da un modello stocastico per prevedere il futuro stato di deterioramento degli elementi del ponte esaminato. Una corretta previsione nel tempo dello stato di salute delle infrastrutture è fondamentale per programmare accuratamente gli interventi di manutenzione.

Tuttavia, gli attuali modelli di degrado hanno mostrato alcune limitazioni nella corretta previsione del deterioramento data la peculiarità del dataset degli esiti delle ispezioni visive. Di fatto, il dataset a disposizione è costituito da serie temporali brevi, caratterizzate da pochi dati registrati, spesso temporalmente distanti ed inevitabilmente contaminati dall'intrinseco errore connesso alla soggettività e all'esperienza dell'ispettore.

In questo contesto, il presente articolo propone un'applicazione delle tecniche di Intelligenza Artificiale agli esiti delle ispezioni visive per la definizione di un modello di degrado usufruibile nell'ambito del Bridge Management System, in modo da superare alcuni degli svantaggi degli attuali modelli ampiamente diffusi in commercio e in letteratura. In particolare, nel seguente lavoro è stato implementato un modello spazio di stato lineare gaussiano al fine di ottenere una curva di degrado per ciascun elemento strutturale del ponte ispezionato. Gli output del modello sono stati successivamente elaborati secondo le raccomandazioni delle Linee Guida sulla gestione dei ponti esistenti emanate dal Ministero delle Infrastrutture e della mobilità sostenibili per trarre una lettura significativa dei risultati.

1 INTRODUZIONE

Il presente studio abbraccia due temi molto rilevanti e dibattuti: la gestione dei ponti e l'intelligenza artificiale. Da un lato, la gestione dei ponti è diventata negli ultimi anni una tematica molto delicata in quanto ha suscitato un forte interesse pubblico e politico, soprattutto dopo i recenti crolli. Il crollo di un ponte, infatti, genera danni diretti in termini di vite umane, ma anche danni economici indiretti dovuti alla chiusura di un'arteria fondamentale per la rete infrastrutturale. D'altra parte, l'Intelligenza Artificiale è ormai molto diffusa e utilizzata in numerosi campi e applicazioni.

1.1 Stato di fatto

Negli anni '60° partire dal 1960 l'Italia vantava una rete infrastrutturale nuova e all'avanguardia nel panorama internazionale. A partire dagli anni '60 in Italia è stata costruita una rete infrastrutturale nuova e all'avanguardia sul panorama internazionale dell'epoca. Allo stato attuale, però, le infrastrutture sono vecchie e degradate a causa di una manutenzione inadeguata. I recenti crolli di ponti e viadotti dovuti al degrado hanno fatto emergere l'urgenza di pianificare adeguatamente gli interventi di manutenzione delle reti infrastrutturali (Pipinato, 2008). Gli Enti gestori delle infrastrutture, infatti, dovrebbero sviluppare futuri programmi di intervento e mantenere un adeguato livello di performance delle strutture sotto la loro gestione.

Tuttavia, in Italia è presente un numero considerevole di ponti e viadotti a causa dell'orografia del territorio e di un sistema di trasporto basato sulla viabilità stradale. Di conseguenza, i proprietari—gestori delle infrastrutture non possono intervenire tempestivamente sull'intero insieme di ponti da mantenere, ma è necessario identificare le priorità di intervento (Pipinato, 2008). L'approccio comune al tema della manutenzione dei ponti è spesso basato sull'emergenza: gli interventi vengono eseguiti non appena il degrado strutturale è in uno stato avanzato.

In tale contesto, nel 2020 il Ministero delle Infrastrutture e della mobilità sostenibili ha emanato le "Linee guida per la classificazione e gestione dei rischi, la valutazione della sicurezza e il monitoraggio dei ponti esistenti" al fine di fornire un approccio per definire senza discrezionalità il sistema di monitoraggio e gestione delle infrastrutture stradali (MIMS, 2021).

In particolare, viene presentato un sistema di sorveglianza *risk-based*, ossia una pianificazione delle ispezioni e degli interventi basati sulla Classe di Attenzione che descrive il livello di sicurezza della struttura.

Lo strumento operativo sul quale si fonda la pianificazione della manutenzione dei ponti sono le ispezioni visive. Le linee guida, infatti, indicano all'Ente gestore l'adozione del *Bridge Management System* (BMS) ossia di un sistema di gestione dei ponti, frequentemente implementati in un software, che permettono:

Commentato [r2]: Quindi è necessario identificare la priorità di intervento

Commentato [r1]: In verità negli anni 60 si è iniziato a costruire.. Riformulerei la frase tenendo conto che nel 1960 c'era l'autostrada del sole, ma tante altre non erano state fatte ancora.

"L'Italia vedeva la progettazione e costruzione di una vasta ed articolata rete infrastrutturale...."

- l'archiviazione dei dati ricavati dalle ispezioni visive;
- la costruzione del modello di previsione del degrado del ponte;
- la stima dei costi di manutenzione
- l'ottimizzazione della scelta degli interventi attraverso un modello decisionale (Zanini, 2020).

Le linee guida propongono un indice per valutare il degrado di ciascun elemento del ponte basato sulla difettosità relativa D_R registrata in fase di ispezione visiva attraverso la compilazione delle schede di difettosità compilate dall'ispettore in situ (CIAS, 2018).

Quindi, attraverso l'andamento nel tempo delle valutazioni degli ispettori è possibile costruire il modello di previsione del degrado processato nei software BMS.

1.2 Obiettivo

Uno degli elementi imprescindibili per il sistema di gestione dei ponti (BMS) è il modello predittivo del degrado dell'opera basato sugli esiti delle ispezioni. Il modello di predizione è realizzato attraverso modelli meccanici, deterministici oppure stocastici, ma il più diffuso nei software BMS è quello stocastico. In letteratura e nelle applicazioni commerciali sono utilizzati modelli basati sul processo markoviano o sulle regressioni (Hamida, 2020).

Il processo markoviano descrive l'evoluzione nel tempo dei sistemi stocastici in cui lo stato futuro successivo dipende solamente dallo stato corrente. La probabilità di transizione da uno stato all'altro del sistema è descritta dalla matrice di probabilità di transizione. Le regressioni, invece, permettono di costruire modelli di predizione a partire dalla correlazione tra i dati monitorati e la condizione di degrado del ponte.

Tuttavia, sia le catene di Markov che i modelli basati sulle regressioni presentano delle limitazioni se applicati nel peculiare contesto della gestione dei ponti sulla base delle ispezioni visive. Gli svantaggi, infatti, sono dovuti all'aleatorietà delle valutazioni dell'ispettore e all'incertezza epistemica dei fenomeni di degrado (Hamida and Goulet, 2020).

In questo contesto, la proposta del presente studio è applicare l'Intelligenza Artificiale ai dati delle ispezioni visive per costruire un modello di previsione del degrado degli elementi del ponte che superi le limitazioni dei modelli attualmente

impiegati e che sia adattabile alle prescrizioni riportate nelle linee guida ministeriali.

2 APPLICAZIONE DEL MACHINE LEARNING ALLE ISPEZIONI VISIVE

2.1 Il modello spazio di stato

Le tecniche di Intelligenza Artificiale, in particolare nell'ambito del *Machine Learning*, possono essere impiegate per processare gli esiti delle ispezioni visive, condizionate dalla soggettività e dall'esperienza degli ispettori, in modo da prevedere il deterioramento degli elementi del ponte ispezionato (Goulet, 2020). Recenti studi in letteratura hanno mostrato che un modello che si presta adeguatamente a tale scopo è lo *Space State Model* ossia il modello spazio di stato (Hamida and Goulet, 2020), il quale nella teoria dei controlli è meglio noto come Filtro di Kalman (Kalman, 1960).

Il modello spazio di stato determina lo stato di un sistema dinamico nel tempo a partire da una serie temporale di osservazioni rumorose. Ad ogni istante di tempo t è descritto, pertanto, da due variabili: il vettore delle variabili di stato del sistema x_t , e le variabili osservazione y_t . Entrambe le variabili sono variabili casuali distribuite normalmente.

La costruzione del modello avviene in due fasi:

- fase di predizione;
- fase di aggiornamento.

Nella fase di predizione è stimato lo stato dell'istante successivo x_t a partire dalle informazioni dell'istante precedente x_{t-1} .

Ottenuta una nuova osservazione y_t , la stima ottenuta nella fase di predizione è aggiornata. In questo modo, il rumore associato all'osservazione è filtrato ottenendo così una conoscenza dello stato del sistema che migliora ogni qualvolta sono disponibili nuovi dati.

2.2 Il modello spazio di stato applicato alle ispezioni visive

Il modello spazio di stato, applicato nell'ambito della gestione dei ponti esistenti, processa la serie temporale degli esiti rumorosi delle ispezioni visive e fornisce un modello di previsione del deterioramento nel tempo per ciascun elemento del ponte ispezionato. È definito ad ogni istante di tempo t dal vettore delle variabili di stato del sistema x_t , ossia le successive condizioni di

Commentato [r3]: Spiega un po' meglio come funzionano regressioni e modelli di markov, oppure scrivi pro e contro (non solo contro)

degrado del ponte nel tempo, e dalle variabili osservazione y_t , ossia le valutazioni degli ispettori.

Il vettore di stato \mathbf{x}_t del modello descrive la condizione di degrado dell'elemento del ponte ispezionato (Hamida and Goulet, 2019):

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \\ \ddot{x} \end{bmatrix} \quad (1)$$

Il vettore è composto da tre elementi:

- x è la condizione di degrado dell'elemento considerato;
- \dot{x} è la velocità di cambiamento della condizione di degrado dell'elemento;
- \ddot{x} è l'accelerazione con cui cambia la condizione di degrado dell'elemento.

Il vettore di stato è chiamato, in inglese, *hidden state* poiché l'osservatore, nella fattispecie l'ispettore, non vi ha diretto accesso.

Durante l'ispezione visiva, infatti, il tecnico esprime una valutazione dei difetti presenti sull'elemento ispezionato, attribuendone un punteggio rumoroso influenzato dalla soggettività e dall'esperienza dell'operatore. Nel presente studio è stato fatto riferimento all'indice di difettosità relativa D_R ricavato dalle schede di difettosità dell'Allegato B delle linee guida ministeriali che sono compilate in sede di ispezione visiva. L'indice descrive il livello di difettosità dei singoli elementi del ponte ed è definito dalla seguente formula:

$$D_R = \sum G \times K_1 \times K_2 \quad (2)$$

dove G è il peso del difetto che varia da 1 a 5, K_1 e K_2 indicano rispettivamente l'estensione e l'intensità del difetto e variano da 0.2 a 1. La sommatoria è estesa all'elenco dei difetti di un singolo elemento riportato nell'Allegato B delle linee guida. È definita la difettosità relativa massima $D_{R,MAX}$ come il valore massimo che può essere assunto dalla difettosità relativa, nella fattispecie in cui $K_1 = 1$ e $K_2 = 1$:

$$D_{R,MAX} = \sum G \times 1 \times 1 \quad (3)$$

Per ottenere un indicatore del degrado di più chiara lettura, si definisce l'indicatore percentuale di performance dell'elemento come di seguito:

$$IP(\%) = \left(1 - \frac{D_R}{D_{R,MAX}}\right) \cdot 100 \quad (4)$$

Se l'elemento raggiunge la condizione di degrado massima, ossia $D_R \equiv D_{R,MAX}$, l'indice di performance assumerà un valore pari allo 0%. Viceversa, in condizioni di assenza di degrado $IP = 100\%$. L'indice di performance è descritto della variabile osservazione y_t del modello spazio di stato, ossia $y_t \equiv IP(\%)$. Il rumore associato agli esiti delle ispezioni visive è espresso attraverso il modello di osservazione che esprime la relazione tra l'osservazione y_t e la variabile di stato \mathbf{x}_t (An *et al.*, 2019; Hamida and Goulet, 2020):

$$y_t = \mathbf{C}\mathbf{x}_t + v_t \quad (5)$$

dove \mathbf{C} è la matrice di osservazione, $\mathbf{C} = [1 \ 0 \ 0]$, e v_t è l'errore di osservazione. In particolare, l'errore di osservazione v_t si distribuisce come la variabile aleatoria gaussiana V di media 0 e covarianza σ_v^2 :

$$v_t: V \sim N(v; 0, \sigma_v^2) \quad (6)$$

La relazione tra le condizioni dell'elemento tra due istanti successivi $t-1$ e t è espressa dal modello di transizione (An *et al.*, 2019; Hamida and Goulet, 2020):

$$\mathbf{x}_t = \mathbf{A}\mathbf{x}_{t-1} + \mathbf{w}_t \quad (7)$$

dove \mathbf{A} è la matrice di transizione, che definisce la transizione tra due stati consecutivi del sistema, e \mathbf{w}_t è l'errore del modello. Il comportamento del deterioramento dell'elemento è descritto da un modello cinematico definito come segue (Hamida and Goulet, 2019):

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t & \frac{\Delta t^2}{2} \\ 0 & 1 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (8)$$

L'errore \mathbf{w}_t , associato alla transizione tra due stati del sistema, si distribuisce come una variabile aleatoria normale multivariata di media nulla e matrice di varianza covarianza \mathbf{Q}_t :

$$\mathbf{w}_t : \mathbf{W} \sim N(\mathbf{w}; \mathbf{0}, \mathbf{Q}_t) \quad (9)$$

La matrice di covarianza dell'errore \mathbf{w}_t del modello è definita come segue (Bar-Shalom, Li and Kirubarajan, 2001; Hamida, 2020):

Commentato [r7]: Ti consiglio di mettere le equazioni in tabelle e poi di nasconderele, perché rischi che si incasini la formattazione.

Commentato [r4]: Ti consiglio di mettere le equazioni in tabelle e poi di nasconderele, perché rischi che si incasini la formattazione.

Commentato [r8]: Ti consiglio di mettere le equazioni in tabelle e poi di nasconderele, perché rischi che si incasini la formattazione.

Commentato [r9]: Ti consiglio di mettere le equazioni in tabelle e poi di nasconderele, perché rischi che si incasini la formattazione.

Commentato [r10]: Ti consiglio di mettere le equazioni in tabelle e poi di nasconderele, perché rischi che si incasini la formattazione.

Commentato [r5]: Ti consiglio di mettere le equazioni in tabelle e poi di nasconderele, perché rischi che si incasini la formattazione.

Commentato [r11]: Ti consiglio di mettere le equazioni in tabelle e poi di nasconderele, perché rischi che si incasini la formattazione.

Commentato [r6]: Ti consiglio di mettere le equazioni in tabelle e poi di nasconderele, perché rischi che si incasini la formattazione.

Commentato [r12]: Ti consiglio di mettere le equazioni in tabelle e poi di nasconderele, perché rischi che si incasini la formattazione.

$$Q_t = \sigma_W^2 \times \begin{bmatrix} \frac{dt^5}{20} & \frac{dt^4}{8} & \frac{dt^3}{6} \\ \frac{dt^4}{8} & \frac{dt^3}{3} & \frac{dt^2}{2} \\ \frac{dt^3}{6} & \frac{dt^2}{2} & dt \end{bmatrix} \quad (10)$$

dove σ_W^2 è la covarianza associata all'errore del modello.

La costruzione del modello avviene in due fasi: una prima fase di predizione e una successiva di aggiornamento. Nella fase di predizione, si propaga la conoscenza dello stato di degrado del sistema dall'istante $t-1$ all'istante di tempo successivo t ottenendo una stima della variabile di stato x_t all'istante t . In particolare, in questa fase si valuta la conoscenza a priori all'istante t a partire da quella a posteriori all'istante $t-1$ (Goulet, 2020):

$$f(x_t, y_t | y_{1:t-1}) = N([x_t \ y_t]^T; \mu, \Sigma) \quad (11)$$

Attraverso il modello di transizione e di osservazione si possono definire il vettore media μ e la matrice di covarianza Σ e, dunque, la probabilità congiunta al tempo t delle variabili x_t e y_t noto il valore y_{t-1} all'istante precedente $t-1$. Il vettore media μ e la matrice di covarianza Σ sono ottenuti applicando le proprietà delle variabili aleatorie gaussiane in quanto x_t e y_t sono variabili aleatorie distribuite normalmente per come sono state definite.

Segue la fase di aggiornamento, nella quale si aggiorna la stima ottenuta nella fase di predizione con l'osservazione all'istante t . Si ottiene la probabilità a posteriori di x_t data l'osservazione y_t applicando la formula di Bayes (Goulet, 2020):

$$f(x_t | y_{1:t}) = \frac{f(x_t, y_t | y_{1:t-1})}{f(y_t | y_{1:t})} = N(x_t; \mu_{t|t}, \Sigma_{t|t}) \quad (12)$$

In particolare, il rapporto tra la probabilità congiunta $f(x_t, y_t | y_{1:t-1})$ e la probabilità marginale $f(y_t | y_{1:t})$ è ottenuto come sopra, applicando le proprietà delle variabili casuali gaussiane. In questa fase, il modello filtra il rumore associato alle osservazioni imperfette dell'ispettore e fornisce una previsione della condizione di degrado dell'elemento nel tempo.

3 APPLICAZIONE DEL MODELLO SPAZIO DI STATO AD UN DATASET SINTETICO

Il modello è stato applicato ad un dataset sintetico costituito dagli esiti delle ispezioni visive in termini di indice di performance $IP(\%)$. È stato ricostruito un dataset sintetico di venti anni di osservazioni, dal 2020 al 2040, per un ponte generico costituito da dieci elementi descritti dalle schede di difettosità riportate nell'Allegato B delle linee guida ministeriali (MIMS, 2021). I dieci elementi considerati sono i seguenti: spalle, pile, giunti, piedritti, archi, travi longitudinali, traversi inferiori, travi secondarie, traversi superiori e soletta. La caratteristica principale del dataset sintetico è quella di rappresentare qualitativamente e quantitativamente gli esiti delle ispezioni reali. In particolare, il degrado dell'elemento, rappresentato dalla variabile di stato x_t , aumenterà negli anni e, di conseguenza, la performance dell'elemento diminuirà nel tempo. Pertanto, la condizione reale dello stato dell'elemento è rappresentata da una curva monotona decrescente. Di seguito si riportano i risultati relativi all'elemento trave longitudinale.

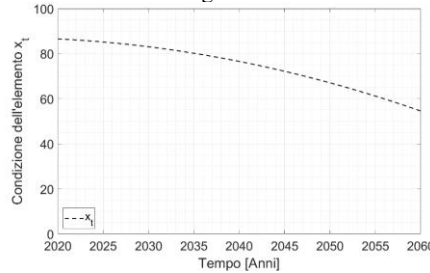


Figura 1. Curva della condizione reale dello stato di degrado dell'elemento nel tempo generata sinteticamente.

Si considera, realisticamente, che la valutazione di ciascun ispettore sia indipendente dalle altre e che ogni ispettore abbia un proprio intervallo di confidenza in quanto la valutazione conserva un margine di soggettività diverso per ciascun operatore. Sull'intervallo di confidenza di ciascun ispettore è campionato il valore dell'esito dell'ispezione in termini di indice di performance della struttura.

Commentato [r13]: Ti consiglio di mettere le equazioni in tabelle e poi di nasconderle, perché rischi che si incasini la formattazione.

Commentato [r16]: cancella

Commentato [r17]: Riformulerei questa frase... Hai preso un ponte generico formato da **** elementi, descritti all'allegato B. (così sembra che tu abbia preso tutti gli elementi dell'allegato B). Quale allegato B? ce n'è più d'uno

Commentato [r18]: citazione

Commentato [r14]: Ti consiglio di mettere le equazioni in tabelle e poi di nasconderle, perché rischi che si incasini la formattazione.

Commentato [r19]: sia

Commentato [r20]: abbia

Commentato [r15]: Ti consiglio di mettere le equazioni in tabelle e poi di nasconderle, perché rischi che si incasini la formattazione.

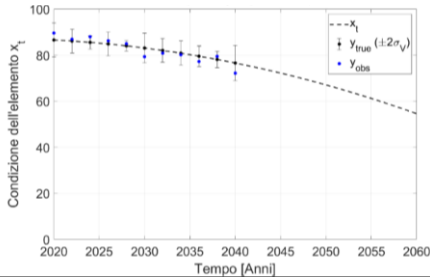


Figura 2. Osservazioni y_t degli ispettori generate sinteticamente.

La serie temporale dei dati degli esiti sintetici delle ispezioni è stata processata dal modello spazio di stato implementando su Matlab il codice open-source OpenBDLM sviluppato da I. Gaudot, L. Ha Nguyen, S. Khazaeli, e J.-A. Goulet.

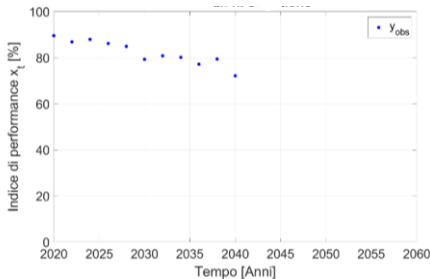


Figura 3. Serie temporale dei dati degli esiti sintetici delle ispezioni processata dal modello spazio di stato.

L'analisi è stata condotta su tre livelli:

- Livello elemento, nel quale è stata ottenuta la previsione del degrado di ciascun elemento del ponte;
- Livello opera, nel quale è stata ottenuta la previsione del degrado del ponte sulla base dei risultati ottenuti al livello elemento;
- Livello rete, nel quale è stata proposta la potenzialità di estendere l'analisi alla rete infrastrutturale.

4 DISCUSSIONE DEI RISULTATI OTTENUTI

4.1 Livello elemento

A livello elemento si applica il modello spazio di stato ai dati sintetici degli esiti delle ispezioni di ogni elemento del ponte riportato nell'Allegato B delle linee guida ministeriali: spalle, pile, giunti, piedritti, archi, travi longitudinali, traversi inferiori, travi secondarie, traversi superiori,

soletta. Il modello spazio di stato processa i dati sintetici degli esiti delle ispezioni fornendo il valore atteso della condizione di degrado dell'elemento per ciascun istante di tempo considerato.

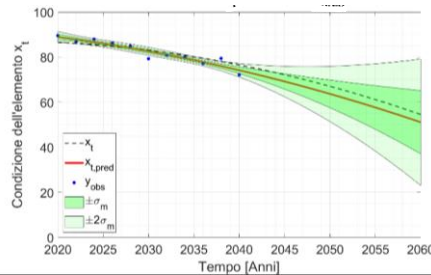


Figura 4. Output del modello: valore atteso (curva rossa), intervallo di confidenza (banda verde), condizione reale dello stato di degrado dell'elemento generata sinteticamente (curva tratteggiata in nero).

Come è possibile riscontrare dalla figura, il vantaggio di aver generato dei dati sintetici è conoscere la condizione reale del sistema nel tempo rappresentata dalla curva tratteggiata in nero. In questo modo è possibile confrontare la previsione del modello, rappresentata dalla curva rossa, con la curva reale generata sinteticamente. La capacità di previsione è buona in quanto i valori predetti dal modello non si discostano dai valori sintetici, come altresì mostrato nel grafico a dispersione seguente.

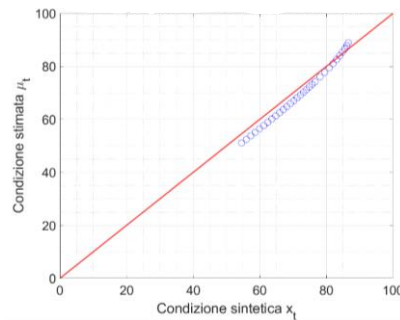


Figura 5. Grafico a dispersione dei valori sintetici e stimati dal modello.

I risultati ottenuti dal modello sono stati post-processati seguendo le indicazioni riportate nel §7.7 delle linee guida ministeriali. L'effettivo vantaggio della stima della condizione di degrado dell'elemento nel tempo si rivela evidente nella previsione della Classe di Attenzione dell'elemento. In particolare, è possibile ottenere la corrispondenza tra gli intervalli dei valori dello stato di condizione dell'elemento e le Classi di

Attenzione. In questo modo si ottiene una previsione del cambio di Classe di Attenzione dell'elemento.

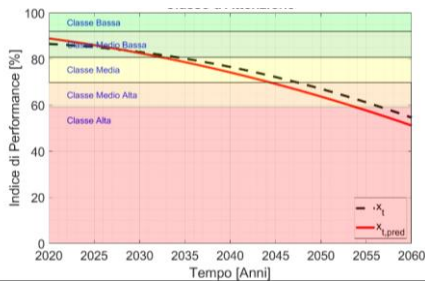


Figura 6. Previsione del cambio di Classe di Attenzione dell'elemento ottenuta correlando gli intervalli dei valori dello stato di condizione dell'elemento e le Classi di Attenzione.

4.2 Livello opera

Ripetendo l'analisi vista fin'ora per ogni elemento del ponte riportato nell'Allegato B delle linee guida ministeriali è stato possibile ottenere la previsione della Classe di Attenzione di ogni elemento per ciascun anno considerato. In questo modo, è nota la percentuale di elementi che ricadono in ciascuna Classe di Attenzione per ciascun anno. Si riportano i risultati ottenuti negli istogrammi seguenti.

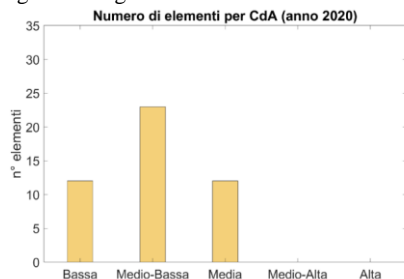


Figura 7. Previsione del numero di elementi che ricadono in ciascuna Classe di Attenzione nell'anno 2020.

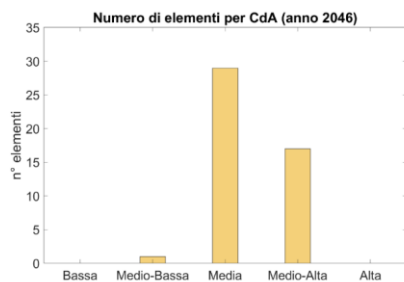


Figura 8. Previsione del numero di elementi che ricadono in ciascuna Classe di Attenzione nell'anno 2046.

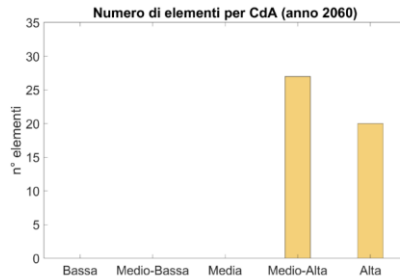


Figura 9. Previsione del numero di elementi che ricadono in ciascuna Classe di Attenzione nell'anno 2060.

Si può notare che, all'avanzare dello stato di degrado complessivo del ponte, gli elementi che ricadono nelle CdA più basse transitano nelle classi più alte. Nel 2020, ad esempio, tutti gli elementi ricadono nelle CdA più basse, mentre nel 2060 si prevede che tutti gli elementi ricadranno nelle CdA alta e medio – alta e nessuno in quelle più basse.

A partire dall'analisi riferita ai singoli elementi, si definisce un Indice di Performance IP_{opera} relativo all'opera complessiva applicando la Teoria dell'utilità attesa di von Neumann e Morgenstern, in modo da assegnare un peso maggiore agli elementi che non presentano un degrado avanzato e quindi che ricadono nelle classi di attenzione più basse (von Neumann and Morgenstern, 1947). La teoria è basata sul calcolo dell'utilità attesa con la seguente formula:

$$U(p) = \sum u(x_k)p_k \quad (13)$$

dove p_k è la probabilità di realizzazione del risultato x_k e la funzione $u(x_k)$ esprime l'utilità assegnata a ciascun risultato, ossia un peso associato alla realizzazione del risultato x_k . Nella fattispecie, si propongono i valori dell'utilità u_k corrispondenti a ciascuna percentuale di elementi in ogni CdA pari a $u_1 = 1, u_2 = 0.75, u_3 = 0.5, u_4 = 0.25$ e $u_5 = 0$. L'Indice di Performance dell'opera coincide con l'utilità attesa $U(p) \equiv IP_{opera}$ ed è calcolato come:

$$IP_{opera} = \sum u(x_k)p_k = 1 \cdot p_1 + 0.75 \cdot p_2 + 0.5 \cdot p_3 + 0.25 \cdot p_4 + 0 \cdot p_5 \quad (14)$$

dove p_k è la percentuale di elementi in ciascuna Classe di Attenzione definita nella tabella precedente.

In particolare, per definizione l'indice complessivo IP_{opera} varrà:

Commentato [r21]: citazione

Commentato [r22]: spiega meglio come hai usato questa teoria oppure non la citare..

Commentato [r23]: Ti consiglio di mettere le equazioni in tabelle e poi di nasconderle, perché rischi che si incasini la formattazione.

- 100% quando tutti gli elementi ricadono in CdA Bassa;
- 0% quando tutti gli elementi ricadono in CdA Alta.

La formula è valutata per ogni anno di ispezione al fine di ottenere un andamento nel tempo dell'IP dell'opera riportato in figura.

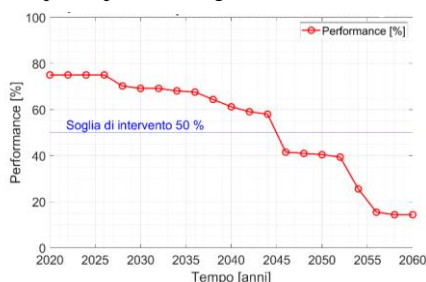


Figura 10. Previsione della performance del ponte nel tempo ottenuta con l'applicazione della Teoria dell'utilità attesa.

Nota la previsione della performance dell'opera nel tempo è possibile stabilire una soglia raggiunta la quale programmare gli interventi di manutenzione sul ponte. La soglia di intervento può essere definita prendendo in considerazione i parametri del Bridge Management System utilizzato dal gestore dell'opera ovvero considerando i costi di intervento, manutenzione e gestione del manufatto.

4.3 Livello rete

Si può estendere l'analisi all'intera rete infrastrutturale in cui è inquadrato il ponte ispezionato al fine di trarre delle considerazioni più ampie in merito alla gestione ottimizzata del sistema di viabilità complessivo. Infatti, definendo l'andamento della performance di ciascuna opera appartenente alla stessa rete, è possibile ottenere un quadro generale del deterioramento del parco infrastrutturale in gestione all'Ente preposto non solo al livello opera ma anche al livello rete.

5 CONCLUSIONI

Il principale vantaggio dell'applicazione dell'Intelligenza Artificiale, in particolare del modello spazio di stato, agli esiti delle ispezioni visive consiste in una buona capacità di previsione nonostante dataset [con un esiguo numero di elementi](#), caratterizzati da una discreta rumorosità e aleatorietà dovuta alla natura soggettiva della valutazione degli ispettori. Inoltre, il modello permette l'aggiornamento *online* della stima

predetta: ogni qualvolta è disponibile l'esito di una nuova ispezione visiva, [aumenta](#) la conoscenza della condizione del ponte [aumenta](#), e [dunque, diminuisce](#) l'incertezza legata alla previsione del modello [diminuisce](#). Pertanto, il modello spazio di stato si presta ad essere implementato nel *bridge management system* (BMS) e permette di applicare le prescrizioni riportate nelle linee guida ministeriali.

BIBLIOGRAFIA

An, Y. *et al.* (2019) "Recent progress and future trends on damage identification methods for bridge structures," *Structural Control and Health Monitoring*. John Wiley and Sons Ltd. doi:10.1002/stc.2416.

Bar-Shalom, Y., Li, X. and Kirubarajan, T. (2001) "Estimation with Applications to Tracking and Navigation: Theory, Algorithms and Software," in.

CIAS (2018) *Manuale per la valutazione dello stato dei ponti*.

Goulet, J. (2020) "Probabilistic Machine Learning for Civil Engineers," *The MIT press* [Preprint].

Hamida, Z. (2020) *Stochastic Modelling of Infrastructures Deterioration and Interventions based on Network-Scale Visual Inspections*.

Hamida, Z. and Goulet, J. (2019) *State-Space Models for Network-Scale Analysis of Bridge Inspection Data*.

Hamida, Z. and Goulet, J.A. (2020) "Modeling infrastructure degradation from visual inspections using network-scale state-space models," *Structural Control and Health Monitoring*, 27(9). doi:10.1002/stc.2582.

Kalman, R.E. (1960) *Contributions to the Theory of Optimal Control*.

MIMS (2021) *Linee Guida per la classificazione e gestione del rischio, la valutazione della sicurezza ed il monitoraggio dei ponti esistenti*.

von Neumann, J. and Morgenstern, O. (1947) *Theory of games and economic behavior*, 2nd rev. ed., *Theory of games and economic behavior*, 2nd rev. ed. Princeton, NJ, US: Princeton University Press.

Pipinato, A. (2008) "Nuovi approcci per il management, la manutenzione ed il controllo delle reti di ponti," *Rivista Strade e Autostrade* [Preprint].

Zanini, M.A. (2020) “Gestione di ponti e viadotti. L’utilizzo di Bridge Management System,” in.