

Sviluppo di un'unità di intelligenza artificiale per la rilevazione di guasti su un veicolo ferroviario

Relatore: Prof. Valerio Scordamaglia

Candidata : Alessia Ferraro

Università degli Studi "Mediterranea" di Reggio Calabria

Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione, delle Infrastrutture e dell'Energia Sostenibile

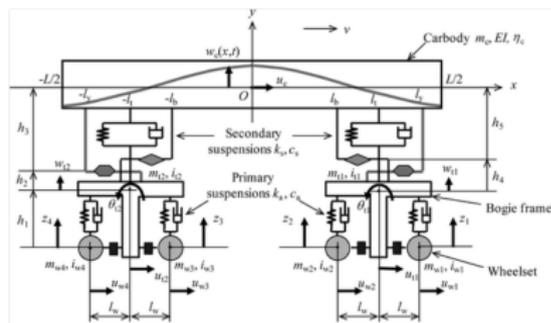
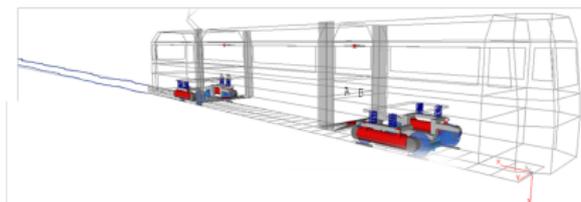


- In questo lavoro di tesi viene proposto lo sviluppo di un'unità di intelligenza artificiale per la rilevazione dei guasti (FDI) su un veicolo ferroviario ad alta velocità.
- E' stato sviluppato un modello dinamico di dettaglio di un veicolo ferroviario ad alta velocità per un treno dotato di wheelset ad asse pieno convenzionale.
- Per rilevare ed isolare possibili guasti sullo smorzatore anti-imbardata e su quello laterale sono state messe a punto due unità di intelligenza artificiale istruite tramite la tecnica di Reinforcement Learning.
- Per dimostrare l'efficacia della soluzione proposta è stata condotta una campagna di prove numeriche che ha dimostrato la capacità dello schema di gestire le diverse ipotesi di malfunzionamento come blocco, usura e rottura degli smorzatori.

Modello matematico di un veicolo ferroviario

E' stata schematizzata la struttura del veicolo ferroviario al fine di ricavarne un modello matematico identificandone diversi elementi:

- Il corpo del veicolo dedicato al trasporto dei passeggeri.
- Due carrelli con una coppia di wheelset per carrello.
- Il sistema di sospensione primario.
- Il sistema di sospensione secondario.



I sistemi di sospensione vengono modellati con particolare attenzione ai movimenti verticali, orizzontali e rotazionali. Ogni elemento che compone il sistema possiede sei gradi di libertà: lineare, orizzontale, verticale, beccheggio, imbardata e rollio.

- Definendo lo scostamento laterale tra wheelset anteriore e binario $d_1 = y_{w1} - y_{t1}$ e wheelset posteriore e binario $d_2 = y_{w2} - y_{t2}$ il sistema di equazioni che descrive la dinamica di un veicolo ferroviario ad alta velocità assume la seguente forma:

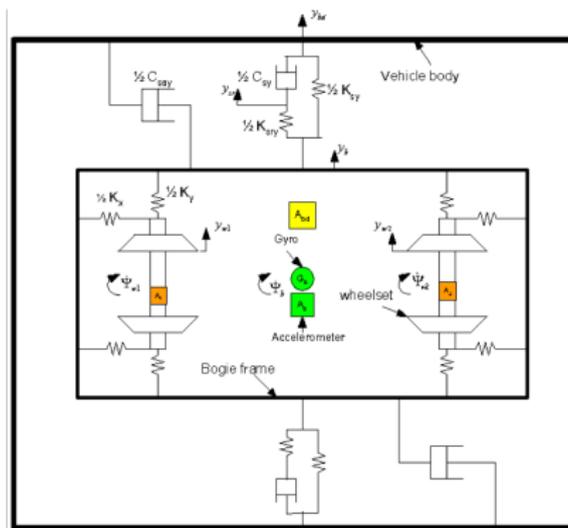
$$\left\{ \begin{array}{l} \ddot{y}_{w1} = -\frac{2f_{22}}{vm_{w1}} \dot{y}_{w1} - \frac{K_y}{m_{w1}} (y_{w1} - y_b) + \frac{2f_{22}}{m_{w1}} \Psi_{w1} + \frac{K_y a}{m_{w1}} \Psi_b \\ \ddot{\Psi}_{w1} = -\frac{2f_{11} l^2}{l_{w1} v} \dot{\Psi}_{w1} - \frac{K_x l^2}{l_{w1}} (\Psi_{w1} - \Psi_b) - \frac{2f_{11} l \lambda}{r_0 l_{w1}} d_1 \\ \ddot{y}_{w2} = \frac{2f_{22}}{vm_{w2}} \dot{y}_{w2} - \frac{K_y}{m_{w2}} (y_{w2} - y_b) + \frac{2f_{22}}{m_{w2}} \Psi_{w2} - \frac{K_y a}{m_{w2}} \Psi_b \\ \ddot{\Psi}_{w2} = -\frac{2f_{11} l^2}{vl_{w2}} \dot{\Psi}_{w2} - \frac{K_x l^2}{l_{w2}} (\Psi_{w2} - \Psi_b) - \frac{2f_{11} l \lambda}{r_0 l_{w2}} d_2 \\ \ddot{y}_b = \frac{K_y}{m_b} y_{w1} + \frac{K_y}{m_b} y_{w2} - \frac{2K_y + K_{sy} + K_{sry}}{m_b} y_b + \frac{K_{sry}}{m_b} y_{bd} + \frac{K_{sry}}{m_b} y_{sr} \\ \ddot{\Psi}_b = \frac{aK_y}{l_b} y_{w1} - \frac{aK_y}{l_b} y_{w2} + \frac{K_x l^2}{l_b} \Psi_{w1} + \frac{K_x l^2}{l_b} \Psi_{w2} - \frac{C_{say} l_{bw}^2}{l_b} \dot{\Psi}_b - \frac{(2K_y a^2 + 2K_x l^2)}{l_b} \Psi_b \\ \ddot{y}_{bd} = \frac{K_{sy} + K_{sry}}{m_{bd}} y_b - \frac{K_{sy}}{m_{bd}} y_{bd} - \frac{K_{sry}}{m_{bd}} y_{sr} \\ \dot{y}_{sr} = \dot{y}_{bd} + \frac{K_{sry}}{C_{sy}} y_b - \frac{K_{sry}}{C_{sy}} y_{sr} \\ \dot{d}_1 = \dot{y}_{w1} - \dot{y}_{t1} \\ \dot{d}_2 = \dot{y}_{w2} - \dot{y}_{t2} \end{array} \right.$$

- Il vettore delle variabili di stato contiene le grandezze:

$$x = [\dot{y}_{w1} \ y_{w1} \ \dot{\Psi}_{w1} \ \Psi_{w1} \ \dot{y}_{w2} \ y_{w2} \ \dot{\Psi}_{w2} \ \Psi_{w2} \ \dot{y}_b \ y_b \ \dot{\Psi}_b \ \Psi_b \ \dot{y}_{bd} \ y_{bd} \ y_{sr} \ d_1 \ d_2]^T$$

Uscita del sistema dinamico

Il veicolo è equipaggiato con un set di sensori: un giroscopio e quattro accelerometri, utilizzato per misurare le accelerazioni laterali dei wheelset, l'accelerazione e la velocità angolare del carrello e l'accelerazione del vagone.

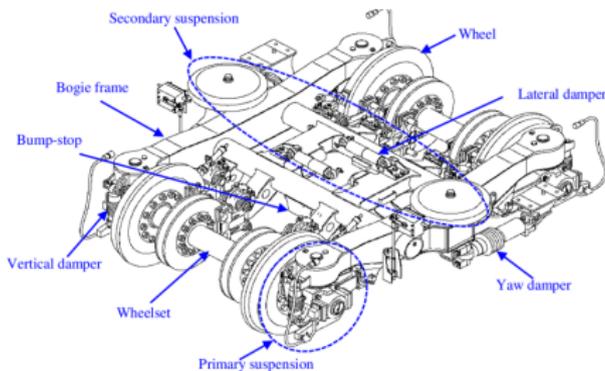


Queste misure rappresentano l'uscita del sistema:

$$y = [\ddot{y}_{w1} \quad \ddot{y}_{w2} \quad \ddot{y}_b \quad \dot{\psi}_b \quad \ddot{y}_{bd}]^T \quad (1)$$

Il sistema di sospensioni

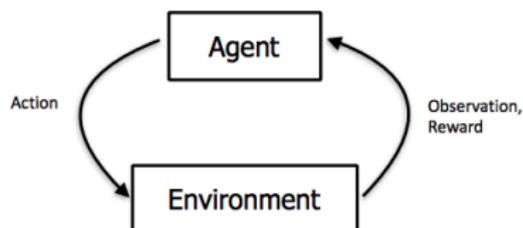
Dagli studi effettuati dai costruttori di veicoli ferroviari ad alta velocità attraverso la FMECA (Failure Mode, Effects, and Criticality Analysis) è emerso che gli ammortizzatori laterali, insieme quelli anti-imbardata del sistema di sospensione secondario presentano un grado di affidabilità inferiore rispetto alla maggior parte degli altri elementi di sospensione ¹



¹Li, H. and Goodall, R. M. (1999). Linear and non-linear skyhook damping control laws for active railway suspensions. Control Engineering Practice.

Reinforcement Learning

- Il **Reinforcement Learning** (RL) è una tipologia di *machine-learning* in cui l'unità di intelligenza artificiale, identificata con il nome di *agente*, impara analizzando le conseguenze delle sue azioni all'interno dell'*Environment* di apprendimento.
- La validità delle azioni compiute dall'agente viene misurata attraverso un segnale scalare detto *reward* che viene generato dall'*Environment*.



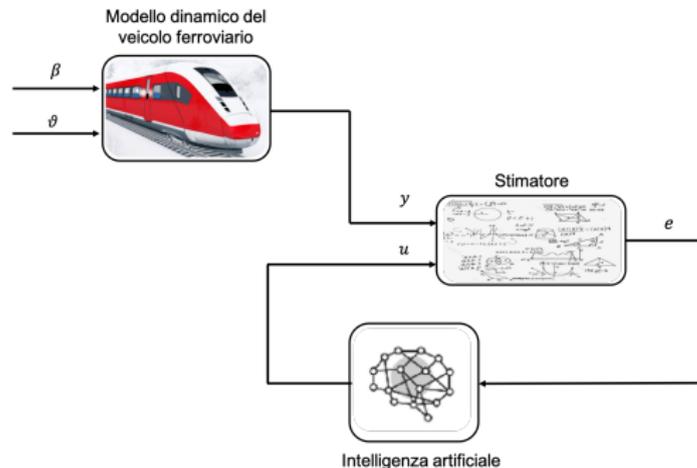
Unità di intelligenza artificiale per la stima dei coefficienti di smorzamento

- Per costruire uno schema per la rilevazione dei guasti efficace sono state implementate due unità di intelligenza artificiale, istruite tramite la tecnica di Reinforcement Learning.

Stima dei coefficienti di smorzamento

Lo schema di FDI utilizzato si compone di tre elementi:

- Il blocco che simula la dinamica del veicolo ferroviario sollecitato da un rumore (β) che modella le vibrazioni indotte dai binari.
- Il blocco che genera un segnale residuo funzione dell'errore fra la stima dei parametri e il loro valore reale, fornendo le informazioni per addestrare e utilizzare la rete neurale.
- Il blocco che rappresenta la rete neurale, detto anche agente, che genera il segnale in retroazione necessario per far convergere la stima dei parametri da identificare.



Blocco Stimatore

- A partire dalle misure rumorose provenienti dal modello lo stimatore si occupa di stimare i coefficienti di smorzamento di interesse.
- Affinchè la stima converga, è implementato uno schema in retroazione con una rete neurale.

Stima del coefficiente C_{say}

Sotto ipotesi di un campionamento uniforme delle variabili di uscita, la stima del coefficiente dello smorzatore anti-imbardata C_{say} all'istante precedente viene eseguita sfruttando la seguente relazione:

$$\begin{aligned} \ddot{\psi}_{b,k-1} = & \frac{aK_y}{l_b} y_{w1,k-1} - \frac{aK_y}{l_b} y_{w2,k-1} + \frac{K_x l^2}{l_b} \psi_{w1,k-1} + \\ & + \frac{K_x l^2}{l_b} \psi_{w2,k-2} - \frac{\hat{C}_{say} l_{bw}^2}{l_b} \dot{\psi}_{b,k-1} - \frac{(2K_y a^2 + 2K_x l^2)}{l_b} \psi_{b,k-1} \end{aligned} \quad (2)$$

Dove \hat{C}_{say} è il risultato dell'integrale:

$$\int u_1 = \hat{C}_{say} \quad (3)$$

Stima del coefficiente C_{sy}

Analogo discorso viene fatto per stimare il coefficiente di smorzamento dello smorzatore laterale. Viene eseguita sfruttando la seguente relazione:

$$\dot{y}_{sr,k-1} = \dot{y}_{bd,k-1} + \frac{K_{sry}}{\hat{C}_{sy}} y_{b,k-1} - \frac{K_{sry}}{\hat{C}_{sy}} y_{sr,k-1} \quad (4)$$

dove \hat{C}_{sy} è il risultato dell'integrale:

$$\int u_2 = \hat{C}_{sy} \quad (5)$$

Funzione di reward

La funzione di reward utilizzata per l'addestramento delle reti neurali è una funzione proporzionale al valore dell'errore fra il coefficiente reale e il valore del coefficiente stimato dalla rete.

$$reward_1 = -k_1 \cdot |\hat{C}_{say} - C_{say}| \quad (6)$$

$$reward_2 = -k_2 \cdot |\hat{C}_{sy} - C_{sy}| \quad (7)$$

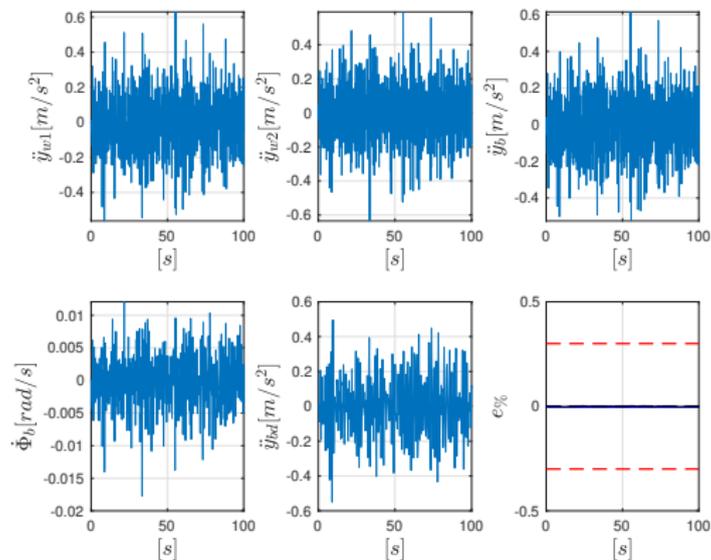
con $k_1, k_2 \geq 0$

- Per dimostrare l'efficacia dell'algoritmo di stima dei parametri è stata condotta una campagna di simulazioni numeriche.
- Le specifiche utilizzate sono quelle di un treno che viaggia ² a 45.3 [m/s].
- L'analisi è stata effettuata sugli smorzatori montati all'interno del sistema di sospensione secondario, che assorbendo grandi forze durante la marcia del veicolo tendono a usurarsi più velocemente, comportando nei casi peggiori problemi per la sicurezza.
- Sono stati considerati tre scenari principali:
 - **Scenario 1** - Assenza di guasto
 - **Scenario 2** - Blocco progressivo degli smorzatori
 - **Scenario 3** - Rottura progressiva degli smorzatori

Politica di rilevazione del guasto

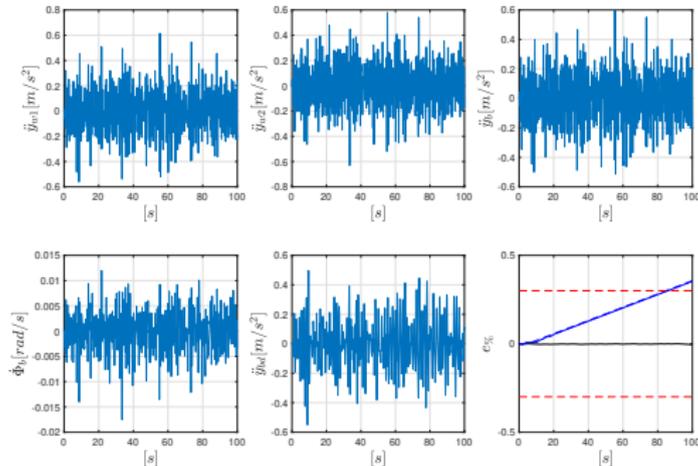
- Per la rilevazione del guasto (FDI) sono stati considerati ammissibili valori nell'intorno del 30 % dei valori nominali dei due coefficienti di smorzamento.

Scenario #1 - Stima dei parametri no fault



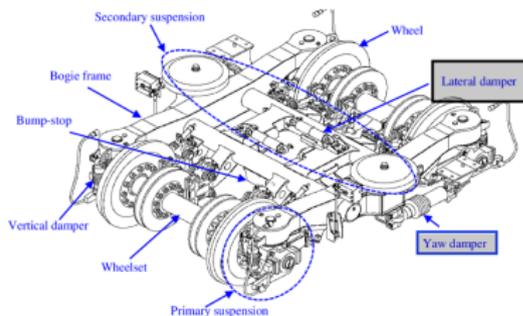
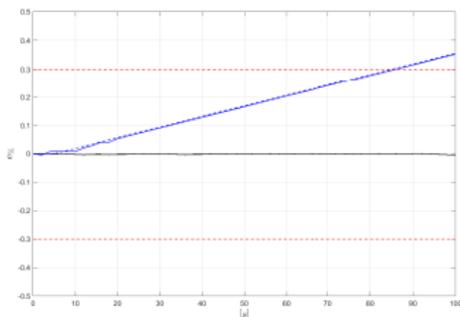
- Sono rappresentate le cinque misure provenienti dal modello utilizzate dalla rete neurale per effettuare la stima.

Scenario #2 - Blocco dello smorzatore anti-imbardata



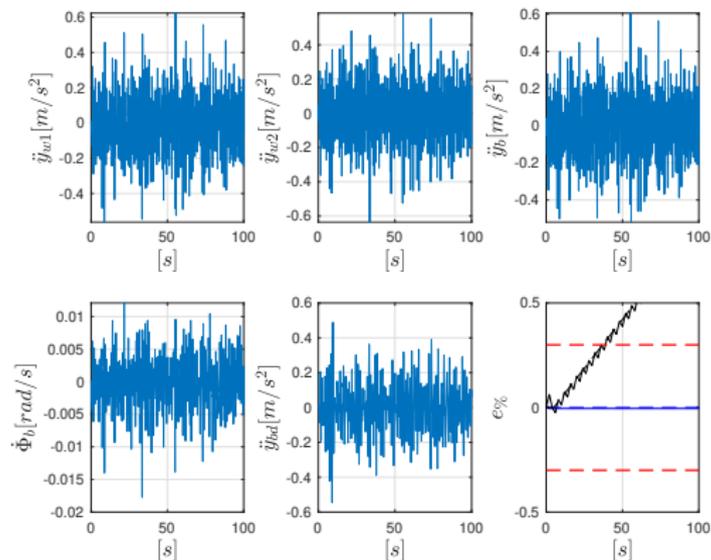
- Sono riportate le cinque misure provenienti dal modello utilizzate dalla rete neurale per effettuare la stima.

Scenario #2- Errore percentuale riferito a C_{say}



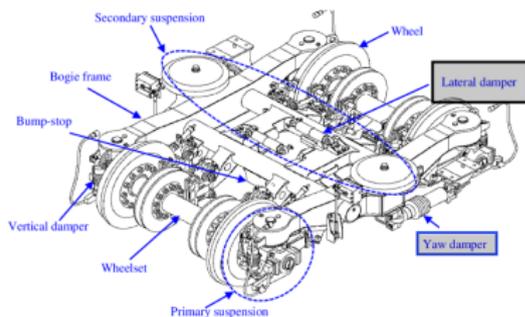
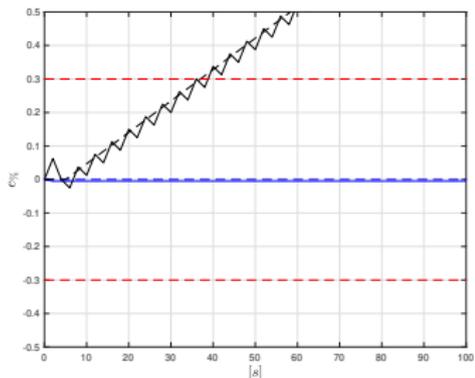
- Coefficiente di smorzamento anti-imbardata C_{say} : la linea blu continua rappresenta l'errore percentuale del coefficiente **stimato**, quella tratteggiata l'errore percentuale del coefficiente **reale**.
- Coefficiente di smorzamento laterale C_{sy} : la linea nera continua rappresenta l'errore percentuale del coefficiente **stimato**, quella tratteggiata l'errore percentuale del coefficiente **reale**.

Scenario #2 - Blocco dello smorzatore laterale



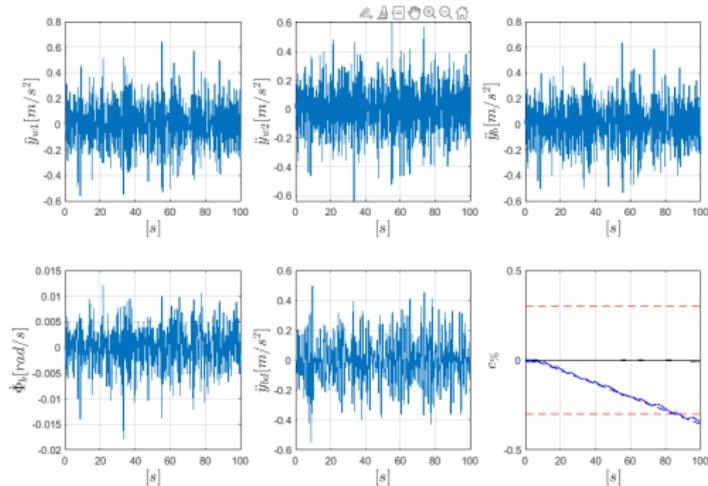
- Sono riportate le cinque misure provenienti dal modello utilizzate dalla rete neurale per effettuare la stima.

Scenario #2- Errore percentuale riferito a C_{sy}



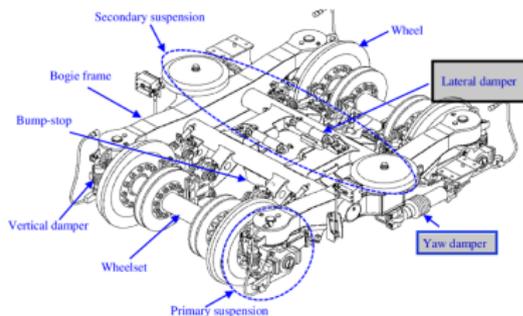
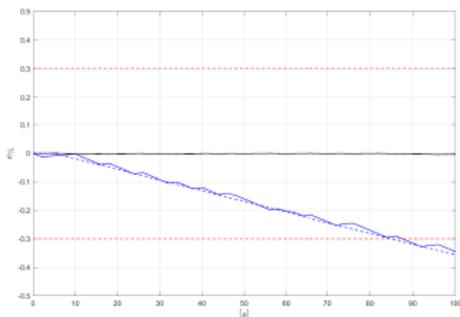
- Coefficiente di smorzamento anti-imbardata C_{say} : la linea blu continua rappresenta l'errore percentuale del coefficiente **stimato**, quella tratteggiata l'errore percentuale del coefficiente **reale**.
- Coefficiente di smorzamento laterale C_{sy} : la linea nera continua rappresenta l'errore percentuale del coefficiente **stimato**, quella tratteggiata l'errore percentuale del coefficiente **reale**.

Scenario #3 - Rottura dello smorzatore anti-imbardata



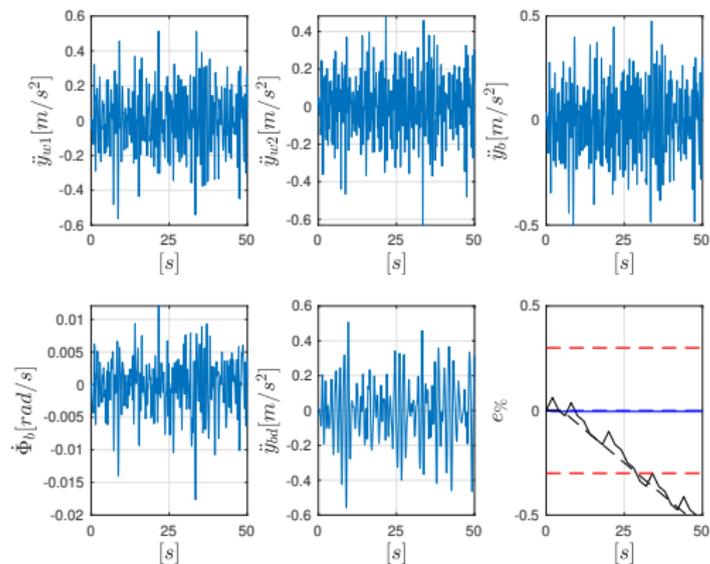
- Vengono rappresentate le cinque misure provenienti dal modello utilizzate dalla rete neurale per effettuare la stima.

Scenario #3- Errore percentuale riferito a C_{say}



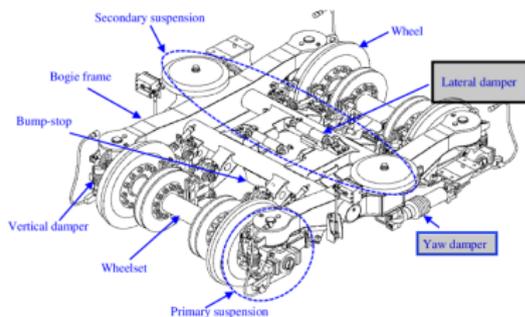
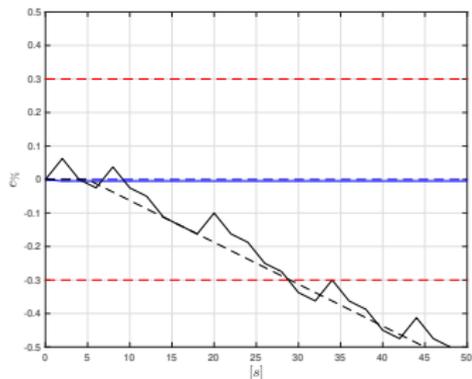
- Coefficiente di smorzamento anti-imbardata C_{say} : la linea blu continua rappresenta l'errore percentuale del coefficiente **stimato**, quella tratteggiata l'errore percentuale del coefficiente **reale**.
- Coefficiente di smorzamento laterale C_{sy} : la linea nera continua rappresenta l'errore percentuale del coefficiente **stimato**, quella tratteggiata l'errore percentuale del coefficiente **reale**.

Scenario #3 - Rottura dello smorzatore laterale



- Sono rappresentate le cinque misure provenienti dal modello utilizzate dalla rete neurale per effettuare la stima.

Scenario #3- Errore percentuale riferito a C_{Sy}



- Coefficiente di smorzamento anti-imbardata C_{say} : la linea blu continua rappresenta l'errore percentuale del coefficiente **stimato**, quella tratteggiata l'errore percentuale del coefficiente **reale**.
- Coefficiente di smorzamento laterale C_{sy} : la linea nera continua rappresenta l'errore percentuale del coefficiente **stimato**, quella tratteggiata l'errore percentuale del coefficiente **reale**.

Conclusioni

- In questo lavoro di tesi è stato proposto lo sviluppo di un'unità di intelligenza artificiale per la rilevazione dei guasti su un veicolo ferroviario ad alta velocità.
- La rilevazione delle anomalie di funzionamento è stata effettuata sullo smorzatore laterale e su quello anti-imbardata, entrambi montati all'interno del sistema di sospensione secondario.
- Per implementare lo schema per la rilevazione dei guasti sono state utilizzate due reti neurali, addestrate tramite la tecnica del Reinforcement Learning.
- Per dimostrare l'efficacia della soluzione sono state condotte numerose simulazioni numeriche che hanno dimostrato la capacità dello schema proposto di gestire efficacemente diverse ipotesi di malfunzionamento come blocco, usura e rottura degli smorzatori.

Sviluppo di un'unità di intelligenza artificiale per la rilevazione di guasti su un veicolo ferroviario

Relatore: Prof. Valerio Scordamaglia

Candidata : Alessia Ferraro

Università degli Studi "Mediterranea" di Reggio Calabria

Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione, delle Infrastrutture e dell'Energia Sostenibile



Il veicolo ferroviario viene sollecitato da due ingressi distinti:

- Gli ingressi deterministici legati alle caratteristiche di progettazione del binario.
- Gli ingressi non deterministici legati alle imprecisioni nella posa del binario e alla mancanza di linearità della rotaia.

Ingressi non deterministici

- Tali effetti possono essere approssimati come un processo casuale caratterizzato da una densità spettrale di potenza:

$$S_{y_t}(f_s, x) = \frac{A_r}{f_s^3} [m^2/cycle \cdot m^{-1}] \quad (8)$$

dove $f_s [cycle/m]$ è la frequenza, A_r rappresenta il fattore di rugosità della pista e x è la posizione lungo la pista. Tipicamente $A_r = 0.33 \cdot 10^{-8}$ per rappresentare le irregolarità del binario per una moderna linea ferroviaria ad alta velocità. L'equazione può essere convertita in forma temporale utilizzando $v \cdot f_s = f_t$:

$$S_{y_t}(f_t, x) = \frac{A_r \cdot v^3}{f_t^3} [m^2/cycle \cdot m^{-1}] \quad (9)$$

dove $f_t [Hz]$ rappresenta la frequenza e v la velocità di avanzamento del veicolo.

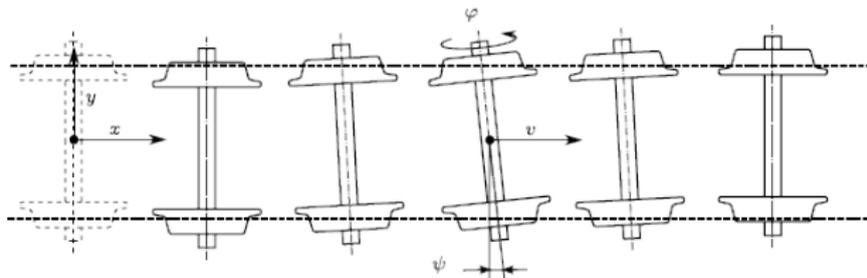
Input casuali

La densità spettrale di potenza $S_{y_t}(f_t, x)$ fornisce una descrizione del profilo della rotaia, da cui è possibile ricavare la densità spettrale di deformazione $S'_{y_t}(f_t, t)$ per ogni particolare velocità del veicolo:

$$S'_{y_t}(f_t, t) = \frac{S_{y_t}(f_t, x)}{v} [m^2/Hz] \quad (10)$$

Sostituendo la divisione mostrata nell'equazione 10 nell'equazione 9, uno spettro temporale basato sulla frequenza è dato nell'equazione:

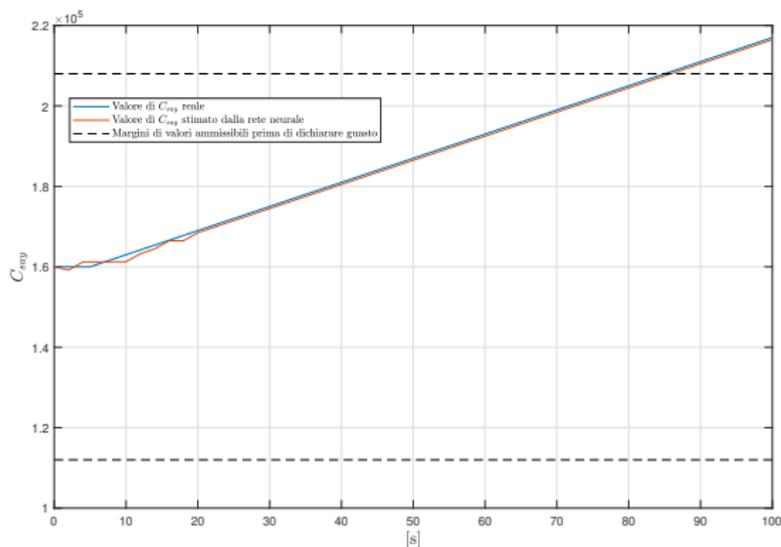
$$S'_{y_t}(f_t, t) = \frac{A_r \cdot v^2}{f_t^3} [m^2/Hz] \quad (11)$$



Specifiche del veicolo ferroviario ad altà velocit 

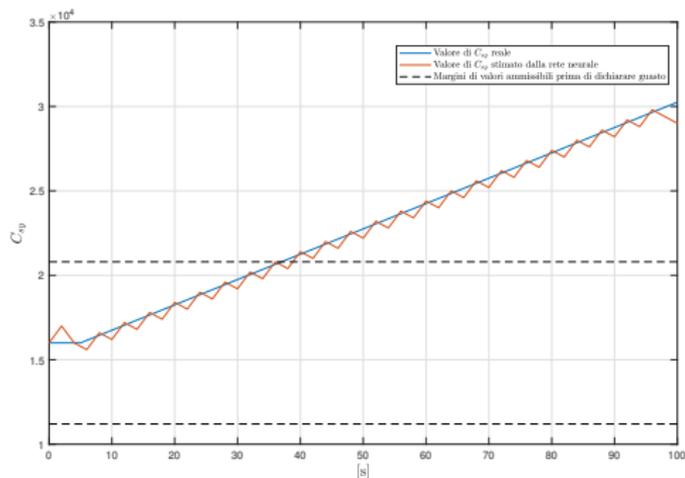
Parametro	Simbolo	Valore
Raggio del wheelset	r_0	0.455m
Conicit�	λ	0.02
Distanza fra le ruote	a	1.3m
Velocit� di marcia del veicolo	v	45.3m/s
Semi-scartamento ferroviario	l	0.717m
Semi-larghezza del carrello	l_{bw}	1.3m
Componente elastica laterale primaria	K_y	5000kN/m
Componente elastica longitudinale primaria	K_x	9726kN/m
Componente elastica laterale secondaria	K_{sy}	242kN/m
Componente elastica laterale del carrello	K_{sry}	2420kN/m
Smorzatore secondario laterale per il carrello	C_{sy}	16kNs/m
Smorzatore secondario anti-imbardata per il carrello	C_{say}	160kNs/m
Massa del wheelset	m_w	1250Kg
Inerzia del wheelset	I_w	700Kgm ²
Massa del carrello	m_b	2580Kg
Inerzia del carrello	I_b	2160Kgm ²
Massa del vagone	m_{bd}	13000Kg
Coefficiente di creep longitudinale	f_{11}	10MN
Coefficiente di creep laterale	f_{22}	10MN

Scenario #2- Usura dello smorzatore anti-imbardata



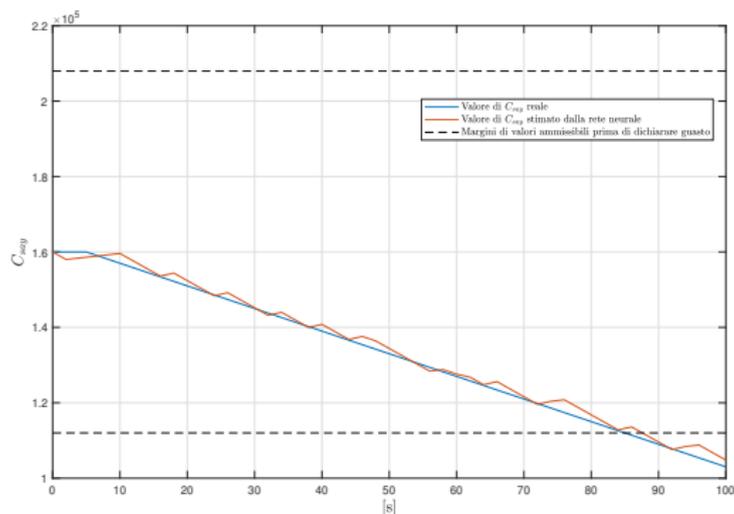
- La linea blu rappresenta il valore reale del coefficiente di smorzamento dello smorzatore. In questo caso abbiamo supposto cresca con una pendenza positiva del 23[%/min] del suo valore nominale.
- La linea rossa rappresenta il valore del coefficiente C_{say} stimato dalla rete neurale
- In nero le soglie oltre le quali viene dichiarata la presenza di un'anomalia.

Scenario #2- Blocco dello smorzatore laterale



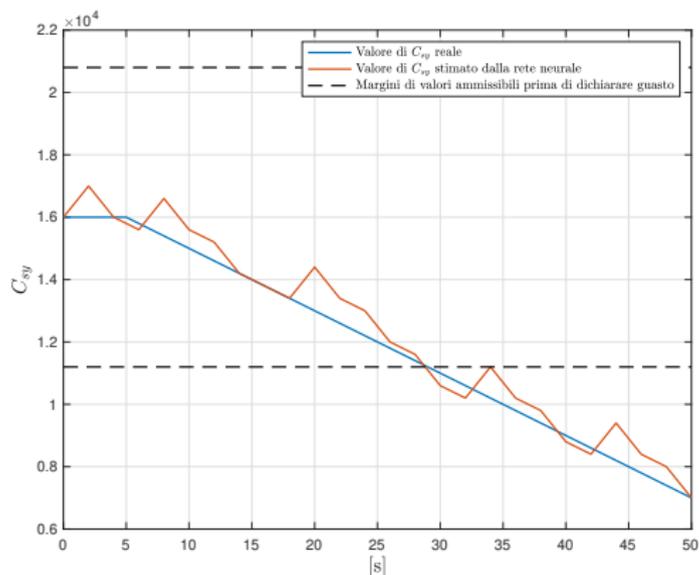
- La linea blu rappresenta il valore del coefficiente reale, In questo caso abbiamo supposto cresca con una pendenza positiva del 75[%/min]del suo valore nominale.
- La linea rossa rappresenta il valore del coefficiente C_{sy} stimato dalla rete neurale
- In nero le soglie oltre le quali viene dichiarata la presenza di un'anomalia.

Scenario #3- Usura dello smorzatore anti-imbardata



- La linea blu rappresenta il valore del coefficiente reale, In questo caso abbiamo supposto decresca con una pendenza negativa del 23[%/min] del suo valore nominale.
- La linea rossa rappresenta il valore del coefficiente C_{say} stimato dalla rete neurale
- In nero le soglie oltre le quali viene dichiarata la presenza di un'anomalia.

Simulation Scenario #3- Rottura dello smorzatore laterale



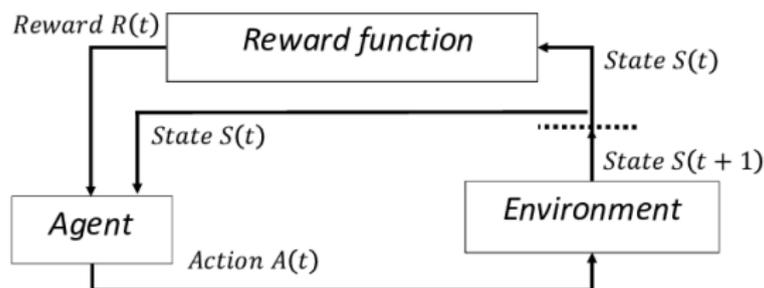
- La linea blu rappresenta il valore del coefficiente reale, In questo caso abbiamo supposto decresca con una pendenza negativa del 75[%/min]del suo valore nominale al minuto.
- La linea rossa rappresenta il valore del coefficiente C_{sy} stimato dalla rete neurale
- In nero le soglie oltre le quali viene dichiarata la presenza di un'anomalia.

Funzione di reward

La funzione di costo o reward è quella che genererà un numero scalare che rappresenta l'efficacia delle azioni compiute dall'agente in relazione allo stato in cui si trova:

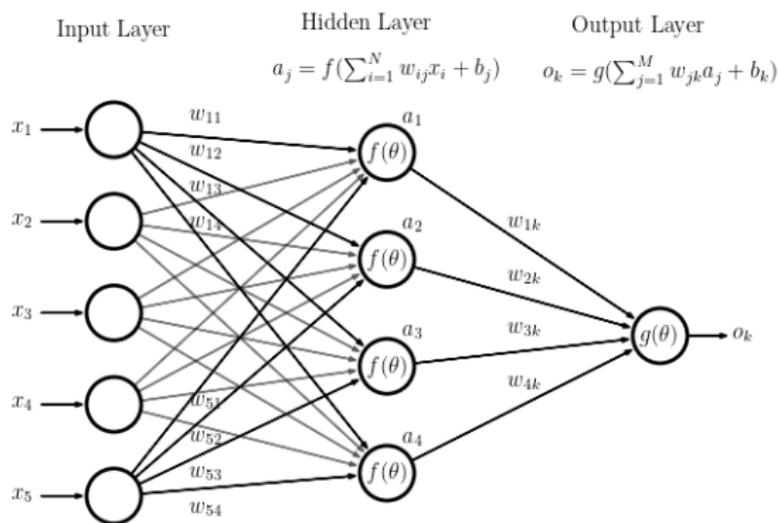
$$\text{reward} = \text{function}(\text{state}, \text{action})$$

- E' possibile fornire all'agente ricompense dilazionate nel tempo, o con una cadenza temporale ben precisa, fino a ricompense fornite solo dopo un lungo periodo di tempo.
- I premi possono essere calcolati tramite una funzione non lineare in funzione delle necessità che si presentato per addestrare efficacemente l'agente.



Struttura di una rete neurale

La struttura di una rete neurale presenta a sinistra i *nodì di input*, uno per ogni input della funzione, e a destra i *nodì di output*. Fra questi due estremi sono presenti gli *hidden layers* ossia i nodi nascosti.



Sviluppo di un'unità di intelligenza artificiale per la rilevazione dei guasti su un veicolo ad alta velocità

Neural Networks e AI

- L'utilizzo di unità di intelligenza artificiale ha assunto negli ultimi anni un ruolo chiave in diversi ambiti applicativi.
- Sembrerebbe che lo sviluppo e l'addestramento di reti neurali per la risoluzione dei diversi problemi rappresenti soluzione più semplice ed efficace.
- Nello studio presentato lo sviluppo di unità di intelligenza artificiale per la rilevazione dei guasti si è rivelato uno strumento molto potente e versatile, ma ha comportato allo stesso tempo uno sforzo progettuale non indifferente.

Problematiche implementative

- La progettazione di un ambiente di addestramento che consentisse di istruire correttamente gli agenti in un tempo ragionevolmente limitato, e la costruzione di funzioni di costo che permettessero alle reti neurali di identificare la "politica" più adatta al raggiungimento dell'obiettivo hanno rappresentato nello sviluppo di questo lavoro di tesi la difficoltà principale.