



**UNIVERSITÀ
DI TRENTO**

**Dipartimento di
Ingegneria Industriale**

CORSO DI LAUREA TRIENNALE IN INGEGNERIA INDUSTRIALE

***ANALISI DI PRESTAZIONI DI COMFORT DI DIVERSE
STRATEGIE DI CONTROLLO DI SOSPENSIONE SEMI-ATTIVA***

Relatore
Prof. Giulio Panzani

Studente
Elia Bontempelli 201467

Co-relatore
Prof. Giulia Giordano

ANNO ACCADEMICO 2020/2021

1. Introduzione

TIPI DI SOSPENSIONI

► Sospensioni passive:

- caratteristiche sono determinate in fase di progettazione
- movimento è determinato interamente dal profilo stradale

► Sospensioni attive:

- costituite da un attuatore separato che esercita una forza indipendente sulle sospensioni
- elevati costi di produzione, necessitano una frequente manutenzione che può risultare problematica

► Sospensioni semi-attive:

- costituite da ammortizzatori a smorzamento variabile
- non è somministrata ulteriore energia meccanica al sistema
- più economiche delle sospensioni attive

1. Introduzione

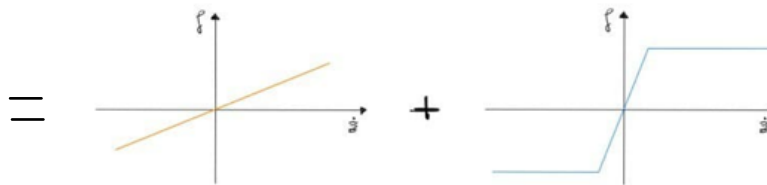
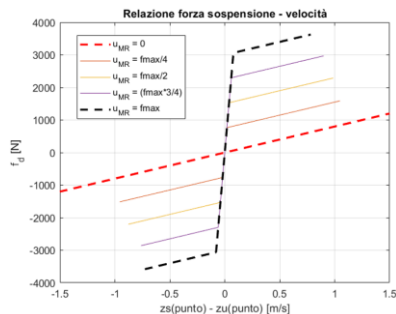
SOSPENSIONI SEMI-ATTIVE MAGNETOREOLOGICHE

- ▶ Sfruttano effetti magnetoreologici di alcuni fluidi (olio) → possono variare la propria viscosità in base all'azione di campi magnetici esterni
- ▶ Intensità del campo magnetico è controllata da un circuito elettromagnetico
- ▶ Vantaggi sospensioni MR:
 - ▶ Esercitano forze elevate anche a velocità basse
 - ▶ La variabile di controllo incide direttamente sulla forza

1. Introduzione

VANTAGGI SOSPENSIONI MR

► MR:



- Cambiando la variabile di controllo \rightarrow cambia direttamente la forza della sospensione (la caratteristica rimane uguale)

1. Introduzione

CONTROLLO SOSPENSIONI SEMI-ATTIVE MR

- ▶ Controllo più immediato e meno complesso → si possono implementare leggi di controllo standard

- ▶ Configurazione passiva

$$u_{MR} = cost$$

- ▶ Legge lineare

$$u_{MR} = \frac{\tilde{f}_{max}}{2} + sgn(\dot{\tilde{z}})sat_{\frac{\tilde{f}_{max}}{2}}(\tilde{k}x),$$

- ▶ Legge quadratica

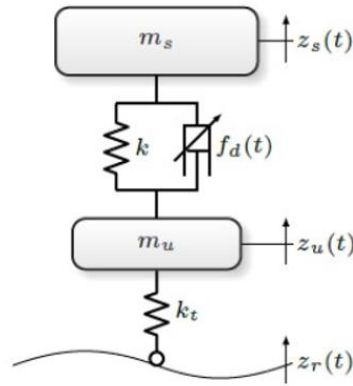
$$u_{MR} = \frac{\tilde{f}_{max}}{2} + sgn(\dot{\tilde{z}})sat_{\frac{\tilde{f}_{max}}{2}}(xP_x x^T),$$

- ▶ Combinazione tra le due

$$u_{MR} = \frac{\tilde{f}_{max}}{2} + sgn(\dot{\tilde{z}})sat_{\frac{\tilde{f}_{max}}{2}}(\tilde{k}x + xP_x x^T).$$

1. Introduzione

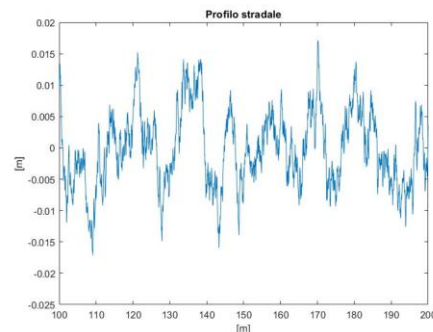
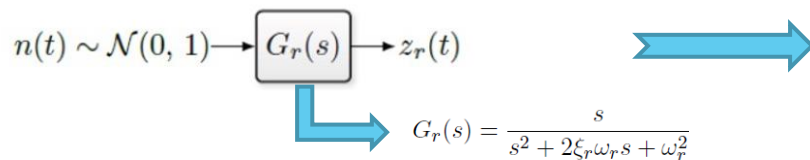
MODELLO QUARTER CAR



$$\begin{cases} m_s \ddot{z}_s = -k\tilde{z} - f_d(\dot{\tilde{z}}) \\ m_u \ddot{z}_u = -k_t(z_u - z_r) + k\tilde{z} + f_d(\dot{\tilde{z}}), \end{cases}$$

1. Introduzione

IMPLEMENTAZIONE DEL MODELLO IN SIMULINK



► Sistema dinamico:

- Input: z_r
- Vettore delle variabili di stato: $[\dot{z}_s \ z_s \ \dot{z} \ \tilde{z}]^T$
- Output: \dot{z}_s

► Forza dello smorzatore MR: $f_d = c_{min} * (\dot{z}_s - \dot{z}_u) + sat_{u_{MR}}(k_0(\dot{z}_s - \dot{z}_u)).$

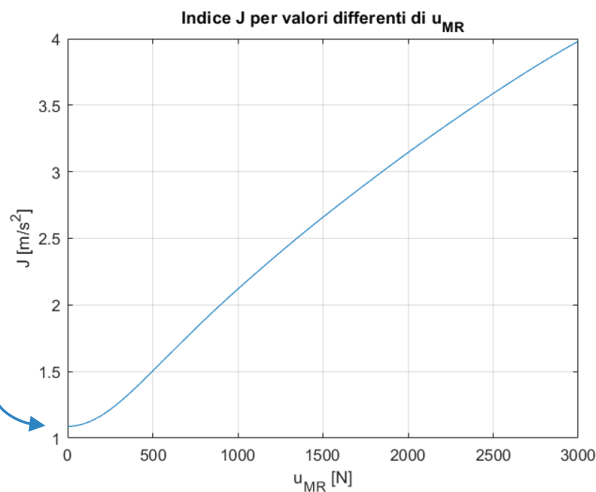
1. Introduzione

INDICE DI PERFORMANCE J

$$J(\ddot{z}_s) = \left(\frac{1}{T} \int_0^T |\ddot{z}_s(\tau)|^2 d\tau \right)^{\frac{1}{2}}$$

Configurazione passiva,
 $u_{MR} = 0$

$$J \approx 1.1 \text{ m/s}^2$$



→ J deve essere minimo per avere prestazioni migliori

2. Taratura dei parametri

COME OTTIMIZZARE I PARAMETRI DELLE LEGGI DI CONTROLLO

$$u_{MR} = \frac{\tilde{f}_{max}}{2} + \text{sgn}(\dot{z}) \text{sat}_{\frac{\tilde{f}_{max}}{2}}(\tilde{k}x + xP_x x^T).$$

$$\tilde{k} = [k_1 \ k_2 \ k_3 \ k_4]^T$$

$$P_x = \begin{bmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & p_{1,3} & p_{1,4} \\ p_{2,1} & p_{2,2} & p_{2,3} & p_{2,4} \\ p_{3,1} & p_{3,2} & p_{3,3} & p_{3,4} \\ p_{4,1} & p_{4,2} & p_{4,3} & p_{4,4} \end{bmatrix}$$

- Obiettivo: esplorare le potenzialità massime delle leggi di controllo → tecniche di ottimizzazione model-free:
 - *Ottimizzazione bayesiana* → evoluzione della *random search* → trova l'ottimo del sistema con un numero minimo di iterazioni

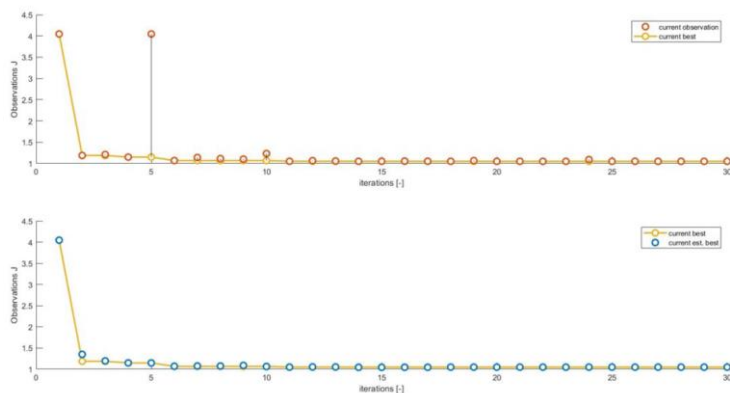
2. Taratura dei parametri

OTTIMIZZAZIONE BAYESIANA

- ▶ Progettata per ottimizzare modelli a scatola nera
- ▶ Tramite simulazioni è possibile raccogliere un insieme di misure:

$$J(\theta_1), J(\theta_2), \dots, J(\theta_N)$$

- ▶ Funzione obiettivo è aggiornata dopo ogni iterazione sulla base delle osservazioni fatte



2. Taratura dei parametri

bayesopt

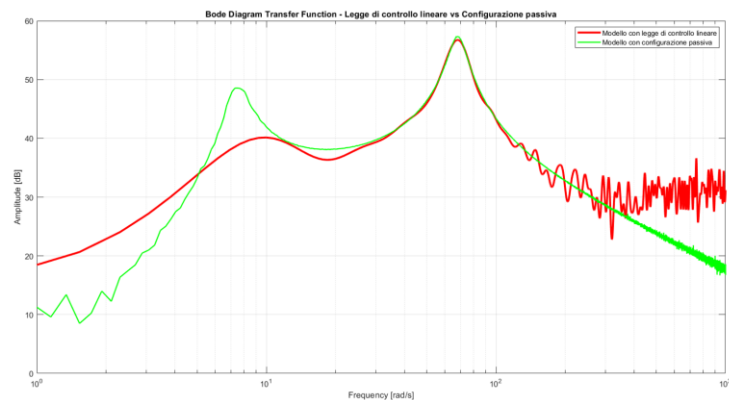
► Implementazione in MATLAB

```
bo_lin = bayesopt(@fun_lin, [k1,k2,k3,k4], ...  
    'MaxObjectiveEvaluations', I_max, ...  
    'AcquisitionFunctionName', 'expected-improvement', ...  
    'explorationratio', 0.5, ...  
    'NumSeedPoints', 4, ...  
    'PlotFcn', []);
```

2. Taratura dei parametri

LEGGE DI CONTROLLO LINEARE

#iterazioni	k_1	k_2	k_3	k_4	$J_{ottim} [\frac{m}{s^2}]$	$J_{u_{MR}=0} [\frac{m}{s^2}]$
100	4994.7	1256.1	-48964.9	-57686.1	1.0410	1.0854
100	4891.1	916	-42489	-52825	1.0600	1.1372
100	4882.6	-1068.2	-45049.1	-57644.7	1.0519	1.1044
100	4832.6	-1626.5	-37832.2	-52204.1	1.1003	1.1770
100	5112.3	-184.7	-46131.6	-56255.9	1.0662	1.1053
100	4836.7	1862.5	-39944.8	-51648.3	1.0578	1.1528
100	4778.6	1070.9	-48280.1	-55971.2	1.0671	1.1114
100	4965.8	416.8	-66707.4	-58684.9	1.0560	1.0860
100	4863.3	-1386.5	-43122.3	-56622.4	1.0697	1.1130
100	5027.5	-1568.5	-44443	-55609.9	1.0613	1.1144

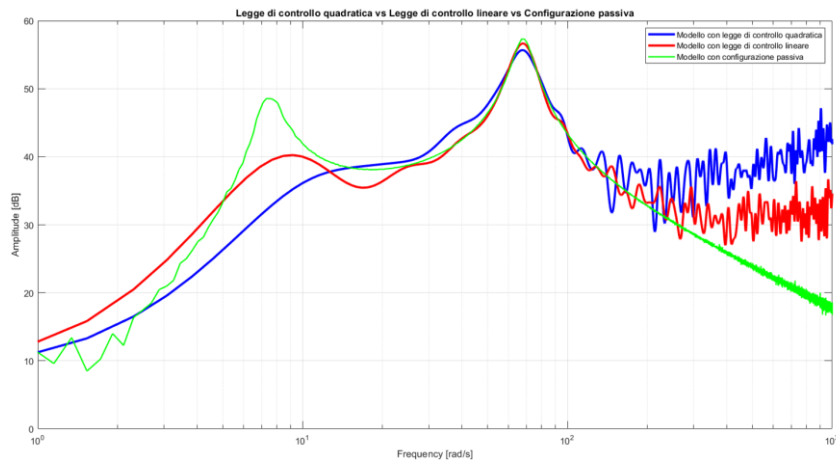


- Parametro $k_2 \rightarrow$ non fondamentale per la legge di controllo

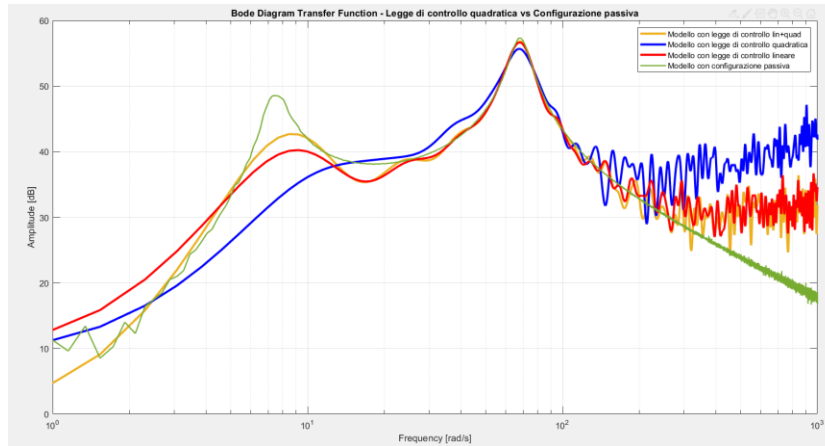
2. Taratura dei parametri

LEGGE DI CONTROLLO QUADRATICA

- ▶ Risultati non ottimi per quanto riguarda l'indice di performance $\rightarrow J \approx 2.4 \text{ m/s}^2$
- ▶ Sono stati aumentati i valori dei «bound» dei parametri
 - \rightarrow Valore della cifra di costo migliora: $J \approx 1.3 \text{ m/s}^2$, ma è stato verificato che questo non accada all'aumentare indefinito dei guadagni K e P



3. Osservazioni finali



- ▶ $J \approx 1.03 \text{ m/s}^2$
- ▶ Combinando legge lineare e quadratica non si ottengono miglioramenti importanti

- ▶ Legge lineare → migliore considerando l'intero campo di validità
- ▶ Legge quadratica → buona soluzione per basse frequenze
- ▶ E' stato utilizzato l'algoritmo di ottimizzazione bayesiana, ciò non esclude però che possano esserci delle tecniche migliori dell'ottimizzatore

VI RINGRAZIO PER L'ATTENZIONE!