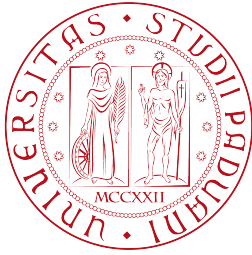


UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA



DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA DELL'INFORMAZIONE
CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN INGEGNERIA DELL'AUTOMAZIONE

Tesi di laurea

Implementazione di algoritmi di Motion Cueing
ad alte prestazioni basati su MPC con stima
del comportamento del pilota

Relatore:

Prof. Ing. Alessandro Beghi

Correlatore:

Ing. Mattia Bruschetta

Laureando:

Stefano Bizzo

Anno accademico 2014/2015

Ringraziamenti

Questo lavoro di tesi conclude un lungo percorso di studi. In questi anni universitari molte persone mi hanno sostenuto, dandomi la possibilità di continuare nonostante i momenti di difficoltà incontrati lungo il cammino.

Devo quindi un ringraziamento prima di tutto ai miei genitori, che mi hanno sempre sostenuto permettendomi di raggiungere questo traguardo importante, parte del sacrificio è anche loro.

Un grazie speciale va a mia sorella, che studentessa prima di me, ha sempre saputo consigliarmi e guidarmi lungo il percorso, capendo le gioie e i dolori dello studente universitario.

Ringrazio Elena che mi sostiene sempre e in questi anni mi ha spronato a dare il massimo, esame dopo esame, senza mai farmi mancare il suo incoraggiamento.

Un ringraziamento lo devo anche a Enrico, ai vecchi nuovi amici, che sono un appoggio certo e sempre presente, e agli amici della Brianza.

Ringrazio il prof. A. Beghi per la sua disponibilità e per l'opportunità di tesi in quest'ambito molto interessante.

Infine un ringraziamento sentito a Mattia Bruschetta. Grazie alla sua guida attenta e sempre disponibile, non solo ho potuto raggiungere questo risultato conclusivo, ma ho anche avuto l'opportunità di scoprire, nel mio piccolo, quale labirinto possa essere l'attività di ricerca: piena di percorsi ciechi ma anche traguardi ricchi di soddisfazioni.

Indice

Introduzione	7
1 Simulatori di veicolo	9
1.1 Strutture esapodali	9
1.2 Motion Cueing System	10
1.3 Piattaforma	12
2 Model Predictive Control	15
2.1 Il controllo predittivo	15
2.1.1 Le basi dell'MPC	16
2.2 Formulazione matematica dell'MPC	17
2.2.1 Soluzione del problema non vincolato	20
2.2.2 Formulazione dei vincoli in ingresso e uscita	21
2.3 Decimazione del riferimento	23
2.3.1 Analisi teorica	23
3 Modello per l'MPC	29
3.1 Il sistema serie meccanico-vestibolare	29
3.1.1 Modello del sistema meccanico	29
3.1.2 Modello del sistema percettivo	31
3.1.3 Matrici del sistema serie	35
3.2 Modello disaccoppiato	36
3.2.1 Accoppiamento traslazione-pitch	36
3.2.2 Sottosistema verticale	38
4 MCA senza predizione	41
4.1 MPC con riferimento costante	41
4.2 Pre-processing dei dati	42
4.2.1 Scalatura	42
4.2.2 Filtraggi	43
5 MCA con predizione	45
5.1 Strategia look ahead	45
5.2 Riferimento nell'orizzonte di predizione	46
5.2.1 Stima del comportamento del pilota	46
5.2.2 Calcolo del riferimento	47

6	Modifica del riferimento futuro	51
6.1	Analisi del problema	51
6.2	Gestione del riferimento futuro	52
6.2.1	Scalatura del riferimento	52
6.2.2	Modifica della funzione costo	53
6.2.3	Matching	54
7	Risultati simulativi	57
7.1	Metodo di analisi	57
7.1.1	Accelerazione impulsiva	57
7.1.2	Parametri considerati	58
7.2	Taratura di continuità	58
7.2.1	Validazione delle tarature	59
7.3	Analisi delle prestazioni	63
7.3.1	Asse verticale	64
7.3.2	Asse longitudinale	69
	Conclusioni e sviluppi futuri	73
	Bibliografia	77

Introduzione

Un simulatore dinamico di veicolo è un dispositivo che consta di una cabina di pilotaggio mobile il cui scopo è generare le sensazioni di guida al pilota nel modo più realistico possibile. I campi di applicazione dei simulatori dinamici sono vari, e comprendono la scuola di pilotaggio, soprattutto in ambito aerospaziale, indagini in ambito medico, e sviluppo di veicoli. Infatti la presenza umana in test di guida permette non solo un più rapido sviluppo di prototipi rispetto ai soli test su strada, ma anche un livello di sicurezza maggiore nei test, si pensi ad esempio allo sviluppo dei moderni sistemi anti-collisione.

Per tutte queste applicazioni è importante che il simulatore riproduca le forze che si svilupperebbero con la guida del veicolo reale in modo fedele, traducendo queste forze in termini di accelerazioni e rotazioni. Come può apparire ovvio, il simulatore, che ha a disposizione una possibilità di spostamento minima rispetto a un veicolo che per esempio compie dei giri in un autodromo, non potrà generare le medesime accelerazioni del caso reale. Per questo motivo, le strategie di controllo dovranno generare segnali che siano sia realistici, dal punto di vista della qualità delle sensazioni indotte al pilota, sia fisicamente realizzabili. Queste strategie sono conosciute come *Motion Cueing Algorithms* (MCAs).

Il problema fondamentale che viene a crearsi consiste dunque nel voler perseguire due obiettivi fra loro in contrasto: generare accelerazioni il più possibile ampie, e mantenere la piattaforma il più possibile nella posizione di riposo. La strategia tradizionale di MC per risolvere questo problema consiste nell'impiego di una combinazione di filtri passa-alto e passa-basso al fine di riprodurre essenzialmente le alte frequenze ed eventualmente demandare alla rotazione dell'abitacolo le basse frequenze (*tilt coordination*), come mostrato in sez. 1.2. Un'ulteriore filtraggio passa-alto eviterà quindi un effetto 'deriva' che porterebbe la piattaforma vicino ai propri limiti fisici. Il forte limite di questo approccio basato su filtri *washout*, è la scarsa capacità dell'algoritmo di sfruttare tutto lo spazio di lavoro disponibile e una difficile gestione della *tilt coordination*, che può causare sensazione di malessere al guidatore.

Un approccio basato su modelli in spazio di stato è invece più adatto agli scopi descritti, in quanto è possibile gestire in modo ottimo i limiti di piattaforma e i limiti fisiologici della persona alla guida attraverso l'utilizzo del *Model Predictive Control* (MPC): una tecnica metodologica basata su un'ottimizzazione vincolata che permette uno sfruttamento massimale della piattaforma, secondo un criterio di ottimalità, in relazione alla percezione di guida del pilota. La peculiarità del controllo predittivo consiste appunto nella possibilità di

sfruttare l'informazione futura in modo da poter anticipare il comportamento del pilota e conseguentemente agire nel modo migliore possibile (*look ahead*).

Uno dei problemi tuttora aperti per la realizzazione di algoritmi di MC consiste quindi nel trovare una strategia efficace per definire e gestire i dati relativi all'informazione futura. Tali dati saranno in generale diversi da pilota a pilota e in fasi simulative diverse, perciò si rende necessaria una tecnica per riprodurre le accelerazioni richieste dal pilota nell'istante attuale da una parte, e sfruttare al meglio i dati futuri a seconda della loro affidabilità dall'altra. Per questo motivo le implementazioni allo stato dell'arte di algoritmi di MC basati su MPC non fanno uso della tecnica *look ahead*.

I lavori di tesi precedenti a questo ([10],[2]) si collocano appunto in questo ambito, proponendo tecniche di generazione del riferimento futuro e verificandone l'efficacia. Viene mostrato in particolare come in presenza di un riferimento opportuno, le prestazioni dell'algoritmo di MC migliorino sensibilmente.

Questo lavoro di tesi, svolto a livello simulativo, si propone di avvicinare all'applicazione reale in piattaforma le tecniche sviluppate preliminarmente, proponendo alcuni nuovi metodi di gestione del riferimento futuro. In particolare questi ultimi si sono impiegati per rendere l'MPC con *look ahead* più affidabile in presenza di incongruenze fra i dati provenienti dal pilota e i dati utilizzati per il riferimento futuro. Questo obiettivo è stato perseguito attuando delle modifiche all'algoritmo precedentemente sviluppato in modo che, all'occorrenza, sia possibile ritornare alla configurazione di MPC *senza look ahead* evitando discontinuità nel comportamento dell'algoritmo e, quindi, i relativi effetti indesiderati in termini di *cueing*. Questo studio ha condotto infine a una metodologia di *tuning* che permette di impostare l'algoritmo per uno sfruttamento adeguato dell'informazione futura, in relazione all'affidabilità dell'informazione stessa, in stretto legame con la ripetibilità del pilota.

Capitolo 1

Simulatori di veicolo

1.1 Strutture esapodali

La tipologia di piattaforma maggiormente utilizzata per i primi simulatori di volo consiste di un meccanismo parallelo a sei gradi di libertà (chiamato esapode per la sua struttura a sei gambe), sviluppata da Gough e Stewart (fig. 1.1) a metà del 1900. Nella sua configurazione più semplice, tale meccanismo è composto da una piattaforma fissa inferiore e una base mobile superiore collegati tramite un sistema di attuazione parallelo, in cui gli attuatori lineari (le gambe della piattaforma) sono disposti in modo da avere a due a due un punto in comune alternativamente col telaio fisso e la base mobile, mediante giunti sferici. I sei arti sono disposti simmetricamente per formare tre quadrilateri con i due lati opposti fissi sulla base mobile e sulla piattaforma fissa, ed i restanti due costituiti da due coppie prismatiche. La meccanica parallela di questa struttura fornisce, a differenza della meccanica seriale, una maggiore capacità di carico di lavoro, un'ottima precisione nel posizionamento e la possibilità di ottenere elevate accelerazioni per la base mobile.

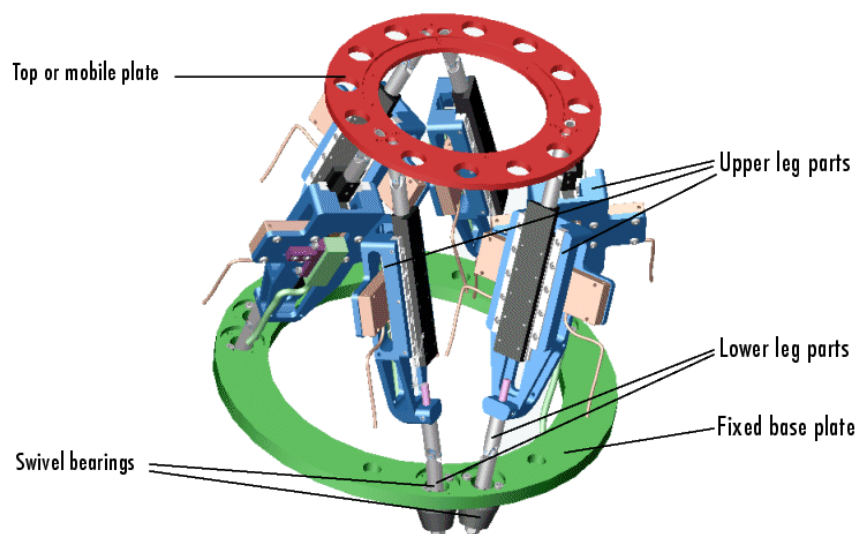


Figura 1.1: Struttura esapodale di Stewart

1.2 Motion Cueing System

A partire dalla metà degli anni '80 numerose case automobilistiche hanno iniziato ad usare l'esapode per i loro simulatori di guida. Naturalmente la difficoltà nel progettare tali piattaforme consiste nel fare percepire al pilota una sensazione di moto il più possibile vicina alla realtà e, allo stesso tempo, mantenere la piattaforma entro i propri limiti strutturali. Il metodo più efficace per soddisfare al meglio questi due obiettivi contrastanti è l'utilizzo del Motion Cueing System (MC o MCS), un sistema che trasforma i riferimenti di accelerazione in ingresso in segnali di comando agli attuatori. I primi a realizzare questo tipo di algoritmo furono Shmidt e Conrad nei primi anni '70. L'algoritmo, formato da filtri in frequenza consiste in (fig. 1.2):

- rimuovere le basse frequenze dalle accelerazioni longitudinali attraverso un filtro passa-alto, per poi integrare due volte il risultato in modo da avere in uscita il comando di posizione della piattaforma;
- estrarre le basse frequenze dalle accelerazioni attraverso un filtro passa-basso e calcolare l'angolo di tilt coordination per poi aggiungerlo al comando di uscita per le posizioni angolari;
- riportare la piattaforma alla sua posizione neutrale filtrando attraverso un passa-alto le risultanti dei comandi di posizionamento.

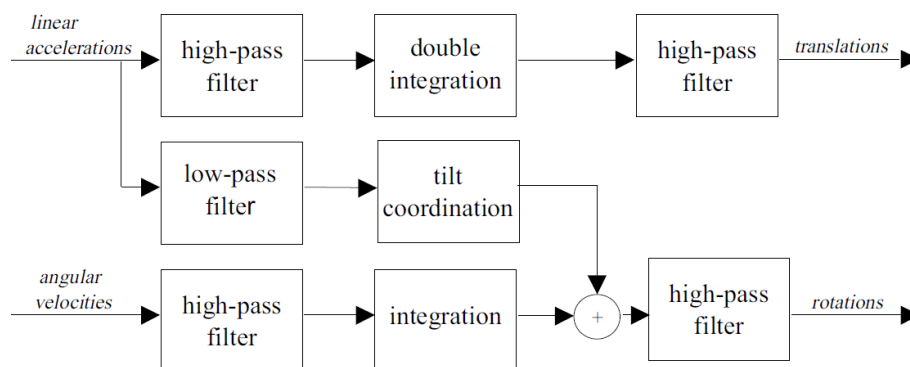


Figura 1.2: Struttura del Motion Cueing classico

Quest'ultimo filtraggio è detto anche motion washout e serve a evitare la saturazione degli attuatori che altrimenti farebbero percepire false dinamiche del veicolo al guidatore. Inoltre può essere aggiunto un ulteriore tipo di filtraggio detto anti-backlash filter, che riduce alcune risposte non ottimali in seguito al filtraggio passa alto. Poiché il cueing dovrà fare in modo che non si vada mai a saturare gli attuatori, i parametri dei filtri (guadagno e frequenza di taglio)

saranno impostati di sessione in sessione, in funzione del circuito e della guida del pilota. Infatti, se, per esempio, l'abitacolo fosse ai margini della piattaforma, l'algoritmo avrebbe come uniche alternative restare con la cabina immobile riproducendo solo le accelerazioni angolari per tornare quindi alla sua posizione d'origine sfruttando un'eventuale accelerazione in fase, oppure andare in controfase facendo percepire al pilota un'accelerazione in contrasto rispetto a quella ricevuta dal sistema visivo e provocandogli quindi una sensazione di malessere. Dato che entrambe le soluzioni non rispetterebbero l'obiettivo dell'algoritmo di cueing, si cercherà di tarare il filtro tenendo conto del caso peggiore, in modo che la massima accelerazione in ingresso possa restare entro i limiti degli attuatori della piattaforma. Una simulazione in cui prevalgano nettamente accelerazioni limitate entro le soglie della struttura implica però l'utilizzo di una piccola parte delle possibilità di moto del simulatore stesso. Fu per ovviare a questo problema che Parrish e Dieudonne (1975) proposero un metodo adaptive. Basato sul tradizionale MCS, il metodo prevedeva di considerare, oltre al dominio delle frequenze, anche il dominio del tempo: rimangono quindi i tipi di filtraggio dell'algoritmo tradizionale, ma i parametri, anziché essere costanti, vengono cambiati ad ogni passo. Ad ogni istante di campionamento il guadagno e la frequenza di taglio del classico filtro MCS sono derivati dalla minimizzazione di una funzione costo quadratica

$$V_k = (r_k - a_k)^2 + w_1 \cdot v_k^2 + w_2 \cdot p_k^2 \quad (1.1)$$

dove il primo addendo è l'errore quadratico tra l'accelerazione dal veicolo reale r_k e quella della piattaforma a_k . I restanti due termini sono relativi alla velocità v_k e alla posizione p_k della piattaforma. Rispetto alla versione precedente, questa strategia sfrutta maggiormente lo spazio di lavoro in condizioni di guida regolare, ossia con accelerazioni inferiori rispetto ai valori con cui vengono tarati i filtri. I pesi w_1 e w_2 definiscono un trade off tra la sensazione di moto che si vuole sviluppare e i limiti imposti dagli attuatori: un aumento dei pesi penalizzerà spostamenti e velocità elevate mentre una diminuzione degli stessi favorirà la minimizzazione dell'errore quadratico tra le accelerazioni. La taratura di questi valori andrà considerata volta per volta in relazione alla guida specifica del pilota e al tipo di circuito. Un'ulteriore evoluzione di MCS fu l'algoritmo ottimo sviluppato da Sivan e Ish Shalom nel 1982: oltre al filtraggio lineare passa-basso e passa-alto del classico MCS, questo algoritmo calcola i comandi da dare alla piattaforma minimizzando una funzione costo globale

$$V[u(t)] = \int_0^\infty [(\hat{r}(t) - \hat{a}(t))^2 + w_1 \cdot v(t)^2 + w_2 \cdot p(t)^2] dt \quad (1.2)$$

soggetta a

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \quad \text{con} \quad x = [p \quad v \quad a \quad \hat{a}] \quad (1.3)$$

dove il sistema (A, B) rappresenta il modello di percezione del moto, \hat{a} l'accelerazione percepita dal pilota e $u(t)$ l'ingresso di controllo. Per poter calcolare il minimo del funzionale (1.2) però, è necessario disporre del riferimento \hat{r} lun-

go un'intera sessione di guida. Schematicamente quindi la procedura di MC introdotta consta di tre passaggi, fig. 1.3:

- acquisizione del segnale d di accelerazione e velocità angolare scalate provenienti dalla piattaforma;
- filtraggio del segnale d attraverso il modello del sistema vestibolare, generando quindi il segnale r adatto per l'esecuzione dell'MPC;
- calcolo del segnale ottimo p di movimentazione della piattaforma.

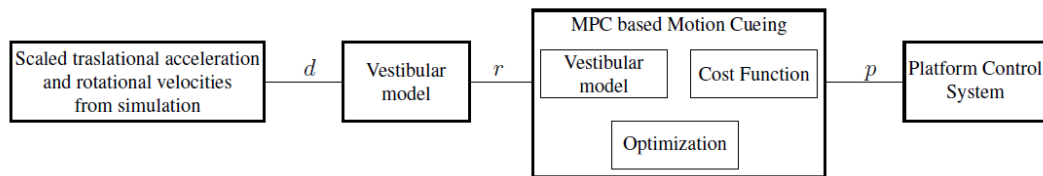


Figura 1.3: Schema di MC con strategia di ottimizzazione

Questa strategia tiene inoltre in considerazione la formulazione del modello di percezione del moto proposta da Zacharias (1978), includendo un modello del sistema vestibolare. Questo permette di migliorare l'azione della tilt coordination, in modo da produrre le accelerazioni, creando un'illusione nella percezione del pilota, non soltanto attraverso traslazioni ma anche mediante rotazioni.

Da tutte le osservazioni presenti in questa introduzione, si nota come il problema principale per la costruzione di un buon algoritmo di MC, si riconduca a un buon sfruttamento di *tutto* lo spazio di lavoro, senza però incorrere nella produzione di motion sickness al guidatore. Questo punto critico è stato parzialmente risolto al prezzo di limitare le frequenze dell'accelerazione richieste al simulatore, oppure limitare l'intensità dell'accelerazione. L'introduzione dell'MPC rappresenta in questo senso una vera e propria svolta, che però ripropone il punto nodale del problema nel riuscire a reperire e sfruttare un riferimento futuro.

1.3 Piattaforma

La piattaforma cui si fa riferimento in questo lavoro di tesi (fig. 1.4) è composta da due parti principali. La parte inferiore consiste in un tripode costituito da tre giunti cilindrici, che movimentano sul piano orizzontale la base della struttura superiore, sospesa su un cusciotto d'aria per ridurre al minimo l'attrito. La parte superiore invece è composta da una struttura ad esapode, che sostiene la cabina di guida.

La struttura complessiva risulta essere un sistema a 9 gradi di libertà (DOF), in quanto ai sei DOF dell'esapode si aggiungono i tre del tripode, che supportano il movimento traslazionale e di rotazione sull'asse z . In tabella 1.1 si riportano i limiti e le prestazioni considerati nell'implementazione già sviluppata e utilizzata nei lavori precedenti a questa tesi [10], [11], [2].



Figura 1.4: Piattaforma controllata

Tabella 1.1: Prestazioni piattaforma - tripode

<i>Tripode</i>	Escursione	Velocità	Accelerazione
X	$\pm 0.80 \text{ m}$	1.7 m/s	12 m/s^2
Y	$\pm 0.75 \text{ m}$	1.5 m/s	10 m/s^2
z (Yaw)	$\pm 25 \text{ deg}$	165 deg/s	900 deg/s^2
<i>Esapode</i>	Escursione	Velocità	Accelerazione
X	$\pm 0.28 \text{ m}$	2 m/s	25 m/s^2
Y	$\pm 0.25 \text{ m}$	1.7 m/s	25 m/s^2
Z	$\pm 0.22 \text{ m}$	1.6 m/s	35 m/s^2
x (Roll)	$\pm 20 \text{ deg}$	135 deg/s	2500 deg/s^2
y (Pitch)	$\pm 20 \text{ deg}$	130 deg/s	2000 deg/s^2
z (Yaw)	$\pm 20 \text{ deg}$	135 deg/s	3000 deg/s^2

Capitolo 2

Model Predictive Control

In questo capitolo si illustra il *Model Predictive Control* nelle sue caratteristiche fondamentali. La descrizione delle linee generali riportata è tratta da [14], dovè l'argomento è approfondito con rigore matematico ed esempi implementativi.

2.1 Il controllo predittivo

In generale l'obiettivo del *Model Predictive Control* è il calcolo della traiettoria di una variabile di ingresso a un sistema in modo da ottimizzare il comportamento futuro della variabile di uscita. Più in dettaglio, l'MPC calcola l'azione di controllo ottima, in una finestra temporale finita, attraverso la minimizzazione di un'opportuna funzione costo. Della sequenza di ingressi calcolata, viene applicato al sistema solo il primo elemento (tecnica del *receding orizon*) scartando la parte restante della traiettoria, quindi il procedimento viene ripetuto al passo successivo, dove sarà effettuata una nuova ottimizzazione basata sull'effetto dell'ingresso utilizzato.

Il Model Predictive Control è una tecnica di controllo avanzata utilizzata soprattutto in ambito industriale sin dagli anni '80. Tale tecnica negli anni è stata via via migliorata dall'iniziale formulazione attraverso filtri FIR (*Finite Impulse Response*), fino allo sviluppo della più recente descrizione attraverso modelli in spazio di stato [14]. I vantaggi nell'utilizzo dell'MPC ne giustificano l'ampio utilizzo in molteplici settori. Innanzitutto questa tecnica consente di gestire vincoli sulle variabili di uscita, di ingresso e sulle variazioni dell'ingresso. Questa caratteristica rende l'MPC uno strumento molto efficace in tutte le applicazioni in cui le grandezze in gioco sono limitate (quindi moltissimi problemi in ambito industriale, in cui hanno limiti fisici grandezze quali correnti, tensioni, temperature, limiti meccanici ecc.). In secondo luogo il controllo predittivo è facilmente adattabile a problemi MIMO senza un aumento di complessità formale, e può essere applicato anche a sistemi a fase non minima o instabili. Queste caratteristiche rendono l'MPC una tecnica molto versatile e relativamente intuitiva, anche grazie all'ottimizzazione attraverso una funzione costo: quest'ultima infatti può essere scelta in modo diretto a partire dagli scopi che definiscono il problema di ottimo.

I problemi derivanti dalla struttura dell'MPC invece non hanno criticità tali da rendere questa strategia sfavorevole, d'altra parte, poichè questa tecnica prevede la soluzione di un problema di ottimo vincolato in ogni istante di campionamento, un primo ostacolo all'utilizzo dell'MPC è la sua intrinseca onerosità computazionale (soprattutto con orizzonti temporali importanti). Anche se grazie al progresso tecnologico e alla conseguente sempre maggiore disponibilità di capacità di calcolo, il costo computazionale dell'MPC è sempre meno problematico, in molte applicazioni è dovuta la necessaria attenzione ai tempi di elaborazione di questo tipo di algoritmo. Più avanti sarà evidente come, anche in questo lavoro di tesi, si sia tenuto conto di questa criticità. Un altro aspetto problematico è dato dal difficile accertamento della stabilità del sistema. In presenza di vincoli e non linearità infatti, la stabilità è di difficile formalizzazione e non possono essere esclusi rigorosamente comportamenti indesiderati del sistema in presenza di brusche variazioni dei valori in gioco. Inoltre, poichè l'MPC si basa su un modello matematico dell'impianto, la previsione del controllore potrebbe differire dalla reale evoluzione del sistema, quando si utilizzino approssimazioni di impianti molto complessi o modelli insufficientemente accurati.

2.1.1 Le basi dell'MPC

Si scende ora in maggior dettaglio a definire i concetti introdotti in precedenza, per giungere poi alla formulazione matematica rigorosa e quindi implementativa utilizzata in questo lavoro di tesi.

Modello e predizione

Come accennato in precedenza, storicamente, il controllo predittivo era basato su filtri FIR. Questi modelli danno una descrizione trasparente del tempo di risposta del sistema e del guadagno, e per questo erano molto utilizzati fra anni '70 e '80. Essi però necessitano di descrizioni di ordine elevato e modellano solamente sistemi stabili. Per questo si sono preferiti modelli descritti da funzioni di trasferimento e, successivamente, modelli in spazio di stato, ideali per la gestione di sistemi multivariabili. Nel seguito quindi si farà uso di modelli in spazio di stato e a tempo discreto.

Specificando quanto esposto sulla finestra temporale per il calcolo dell'ottimo, si distinguono l'orizzonte di predizione N_p e l'orizzonte di controllo N_c . L'orizzonte di predizione è la finestra temporale in cui viene calcolata l'evoluzione del sistema: sono quindi valutate le uscite future $y(t+k|t)$ con $k = 1, \dots, N_p$; mentre l'orizzonte di controllo è la durata della stringa degli ingressi calcolata dall'algoritmo $u(t+k|t)$ con $k = 0, \dots, N_c - 1$ e utilizzata per il calcolo delle uscite future, cioè per la predizione.

Receding orizon

Una volta ottenuta la stringa di controllo ottima $\hat{u}(t+k|t)$ in base a una certa funzione costo e all'uscita predetta dall'algoritmo nell'orizzonte di predizione,

viene applicato al sistema solo il primo elemento $\hat{u}(t|t)$. Al passo successivo sarà eseguita una nuova predizione, sempre di N_p passi, una nuova ottimizzazione, e sarà calcolata una nuova sequenza di ingressi, della quale sarà applicato solo il primo elemento: $\hat{u}(t+1|t+1)$. L'algoritmo viene così ripetuto, sempre scartando tutti gli elementi della stringa di controllo eccetto il primo e traslando l'orizzonte di predizione in avanti di un passo a ogni istante iterativo. Tale tecnica prende il nome di receding horizon e ha la caratteristica di rendere il controllo più robusto. Infatti ad ogni passo, l'algoritmo può sfruttare l'informazione proveniente da nuove misure (i.e. la predizione) e correggere eventuali disturbi esogeni, imprecisioni del modello ecc..in modo da ottenere una nuova sequenza di ingressi in cui il primo elemento $\hat{u}(t+1|t+1)$ sarà in generale diverso dal secondo elemento della stringa calcolata al passo precedente $\hat{u}(t+1|t)$. Poiché si effettua l'ottimizzazione utilizzando la nuova uscita, si suppone che $y(t)$ dipenda unicamente dagli ingressi passati $u(t-1), u(t-2), ..$ e non dall'ingresso attuale $u(t)$, ovvero che il sistema sia strettamente proprio.

Funzionale di costo

La scelta del funzionale di costo, come accennato in precedenza, dipende dalle esigenze dell'applicazione. Per questo motivo il funzionale può essere scelto arbitrariamente, con la restrizione però che sia di tipo quadratico. In questo modo, in presenza di vincoli, la minimizzazione diventa un problema di programmazione quadratica (QP), e in assenza di vincoli l'ottimo è calcolabile direttamente per via analitica. Il funzionale di costo tipicamente è in relazione con l'errore di inseguimento e con il costo dell'attuazione, una funzione possibile è quindi la seguente:

$$J = \sum_{j=1}^{N_p} \delta(j) [\hat{y}(t+j|t) - r(t+j)]^2 + \sum_{j=1}^{N_p} \lambda(j) [\Delta u(t+j-1)]^2 \quad (2.1)$$

Si nota come minimizzare J significhi minimizzare l'errore $\hat{y}(t+j|t) - r(t+j)$ e la spesa in termini di variazione dell'azione di controllo $\Delta u(t+j-1)$ a seconda dei valori scelti dei pesi $\delta(j)$ e $\lambda(j)$. Una prassi consolidata per ottenere un'immediata riduzione della complessità computazionale è imporre $N_c < N_p$, ed assumere il segnale di ingresso costante dopo N_c passi.

2.2 Formulazione matematica dell'MPC

La formulazione descritta in questo lavoro di tesi fa riferimento a [14], [5] e [8]. Si considera quindi un sistema MIMO di dimensione n , discreto e strettamente proprio avente n_{in} ingressi e n_{out} uscite:

$$\begin{cases} x_m(k+1) = A_m x_m(k) + B_m u(k) \\ y(k) = C_m x_m(k) \end{cases} \quad (2.2)$$

Come fatto in [8] a fini implementativi, si riscrive il sistema (2.2) in modo da ottenere in ingresso la grandezza $\Delta u(k)$. Si considera quindi

$$\begin{aligned}\Delta x_m(k+1) &= x_m(k+1) - x_m(k) \\ &= A_m(x_m(k) - x_m(k-1)) + B_m(u(k) - u(k-1))\end{aligned}$$

e la variazione di ingresso

$$\Delta u(k) = u(k) - u(k-1) \quad (2.3)$$

ottenendo

$$\Delta x_m(k+1) = A_m \Delta x_m(k) + B_m \Delta u(k) \quad (2.4)$$

Analogamente per $y(\cdot)$ si ottiene

$$\begin{aligned}y(k+1) - y(k) &= C_m(x_m(k+1) - x_m(k)) = C_m \Delta x_m(k+1) \\ &= C_m A_m \Delta x_m(k) + C_m B_m \Delta u(k)\end{aligned}$$

A questo punto, definendo la nuova variabile di stato

$$x(k) = \begin{bmatrix} \Delta x_m(k) \\ y(k) \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

si perviene al modello aumentato (A, B, C)

$$\begin{aligned}\overbrace{\begin{bmatrix} \Delta x_m(k) \\ y(k) \end{bmatrix}}^{x(k+1)} &= \overbrace{\begin{bmatrix} A_m & 0_m^T \\ C_m A_m & I \end{bmatrix}}^A \overbrace{\begin{bmatrix} \Delta x_m(k) \\ y(k) \end{bmatrix}}^{x(k)} + \overbrace{\begin{bmatrix} B_m \\ C_m B_m \end{bmatrix}}^B \Delta u(k) \\ y(k) &= \overbrace{\begin{bmatrix} 0_m & I \end{bmatrix}}^C \begin{bmatrix} \Delta x_m(k) \\ y(k) \end{bmatrix}\end{aligned} \quad (2.6)$$

Come detto in precedenza, la predizione di N_p passi viene effettuata calcolando le uscite future in funzione della stringa di controllo $\Delta u(k), \Delta u(k+1), \dots, \Delta u(k+N_c-1)$, dove k rappresenta l'istante di campionamento, $N_c \leq N_p$ l'orizzonte di controllo ed N_p l'orizzonte di predizione. Si ottiene allora la seguente traiettoria del sistema (2.6)

$$\begin{aligned}x(k+1|k) &= Ax(k) + B\Delta u(k) \\ x(k+2|k) &= Ax(k+1|k) + B\Delta u(k+1) = \\ &= A^2x(k) + AB\Delta u(k) + B\Delta u(k+1) \\ &\vdots \\ x(k+N_p|k) &= A^{N_p}x(k) + A^{N_p-1}B\Delta u(k) + \dots + A^{N_p-N_c}B\Delta u(k+N_c-1)\end{aligned} \quad (2.7)$$

e la conseguente evoluzione dell'uscita

$$\begin{aligned}
y(k+1|k) &= CAx(k) + CB\Delta u(k) \\
y(k+2|k) &= CAx(k+1|k) + CB\Delta u(k+1) = \\
&= CA^2x(k) + CAB\Delta u(k) + CB\Delta u(k+1) \\
&\vdots \\
y(k+N_p|k) &= CA^{N_p}x(k) + CA^{N_p-1}B\Delta u(k) + \dots + CA^{N_p-N_c}B\Delta u(k+N_c-1)
\end{aligned} \tag{2.8}$$

Poichè le uscite future sono scritte in funzione dello stato attuale e degli ingressi futuri, si può riscrivere la (2.8) in forma compatta

$$Y = Fx(k) + \Phi\Delta U \tag{2.9}$$

definendo le matrici

$$F = \begin{bmatrix} CA \\ CA^2 \\ CA^3 \\ \vdots \\ CA^{N_p} \end{bmatrix}, \Phi = \begin{bmatrix} CB & 0 & 0 & \dots & 0 \\ CAB & CB & 0 & \dots & 0 \\ CA^2B & CAB & CB & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ CA^{N_p-1}B & CA^{N_p-2}B & CA^{N_p-3}B & \dots & CA^{N_p-N_c}B \end{bmatrix} \tag{2.10}$$

e i vettori

$$Y = \begin{bmatrix} y(k+1|k) \\ y(k+2|k) \\ \vdots \\ y(k+N_p|k) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{(N_p \cdot n_{out}) \times 1}, \Delta U = \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \vdots \\ \Delta u(k+N_c-1) \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^{(N_c \cdot n_{in}) \times 1} \tag{2.11}$$

Ottenuto il modello in spazio di stato, viene riscritto in forma matriciale anche un funzionale del tipo (2.1) in modo che sia dipendente dalle sequenze di ingressi e uscite definite in (2.11) e dal vettore U . Il funzionale adottato è

$$J(\Delta U) = (R_S - Y)^\top Q(R_S - Y) + \Delta U^\top R \Delta U + U^\top S U \tag{2.12}$$

I tre addendi sono associati rispettivamente all'errore fra le uscite predette e il riferimento, alla spesa per la variazione dell'azione di controllo e alla spesa per l'azione di controllo complessiva. I pesi di queste tre grandezze sono definiti nelle matrici Q , R e S che hanno dimensioni dipendenti dal numero di ingressi/uscite e dai passi di predizione/controllo. Più avanti si entrerà nel merito di come sono costruite queste matrici e come sono scelti i valori che le compongono.

L'elemento R_S contiene il riferimento e rappresenta quindi la sequenza di valori futuri che l'ottimizzazione ha l'obiettivo di fare assumere alla traiettoria d'uscita. Tale sequenza ha allora dimensioni pari a quelle di Y . Nel caso in cui non si disponga di informazioni future, il vettore R_S contiene solamente il valore attuale del riferimento $r(k)$, che viene supposto costante lungo tutta la durata di

predizione, se invece si dispone dei valori futuri del riferimento all'interno della finestra di predizione N_p , R_S conterrà la stringa $r(k+1), r(k+2), \dots, r(k+N_p)$ del riferimento futuro, In questo caso l'utilizzo della predizione prende il nome di *look-ahead*.

Affinchè l'impostazione sin qui adottata sia riconducibile a un problema di programmazione quadratica, è necessario riscrivere il funzionale (2.12) in modo che dipenda unicamente da ΔU . Poichè il vettore degli ingressi può essere riscritto nella forma seguente

$$\begin{bmatrix} u(k) \\ u(k+1) \\ u(k+2) \\ \vdots \\ u(k+N_c-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ I & I & 0 & \cdots & 0 \\ I & I & I & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ I & I & I & \cdots & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \Delta u(k+2) \\ \vdots \\ \Delta u(k+N_c-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u(k-1) \\ u(k-1) \\ u(k-1) \\ \vdots \\ u(k-1) \end{bmatrix} \quad (2.13)$$

e quindi in forma vettoriale

$$U = T\Delta U + U_i \quad (2.14)$$

sostituendo la (2.14) e la (2.9) nella (2.12) si ottiene il funzionale nella forma voluta

$$J = (R_S - Fx - \Phi\Delta U)^\top Q (R_S - Fx - \Phi\Delta U) + \Delta U^\top R \Delta U + (T\Delta U + U_i)^\top S (T\Delta U + U_i) \quad (2.15)$$

che diventa, trascurando i termini indipendenti da ΔU (i funzionali possono essere definiti a meno di una costante)

$$J = \Delta U^\top (\Phi^\top Q \Phi + R_S + T^\top S T) \Delta U + 2\Delta U^\top (\Phi^\top Q (R_S - Fx(k)) + T^\top S U_i) \quad (2.16)$$

Il funzionale così ottenuto è nella forma classica per un problema di programmazione quadratica

$$J = \frac{1}{2} \Delta U^\top H \Delta U + \Delta U^\top f \quad (2.17)$$

avendo definito

$$\begin{aligned} H &= 2(\Phi^\top Q \Phi + R_S + T^\top S T) \\ f &= 2(\Phi^\top Q (R_S - Fx(k)) + T^\top S U_i) \end{aligned} \quad (2.18)$$

2.2.1 Soluzione del problema non vincolato

Come accennato in precedenza, il problema privo di vincoli è risolubile direttamente in modo analitico e non è quindi necessario risolvere un problema di programmazione quadratica. Si procede derivando il funzionale (2.17) rispetto

a ΔU e ponendo la derivata pari a zero

$$\frac{\partial J}{\partial \Delta U} = 0 \Rightarrow \Delta U_{ott} = H^{-1}f \quad (2.19)$$

dove si assume implicitamente l'esistenza dell'inversa di H . La soluzione trovata in (2.19) contiene l'intera sequenza della legge di controllo ottima, quindi, per applicare la tecnica del receding horizon basta moltiplicare a sinistra il vettore ΔU_{ott} per una matrice avente l'identità $I_{n_{in}}$ in prima posizione e $0_{n_{in}}$ altrimenti

$$\Delta U_{ott}(k) = [I_{n_{in}} \quad 0_{n_{in}} \quad \cdots \quad 0_{n_{in}}] \quad (2.20)$$

2.2.2 Formulazione dei vincoli in ingresso e uscita

La presenza nel problema di vincoli in ingresso e uscita è il punto di forza del controllo predittivo ([6]), ma anche la situazione più complessa. In questo caso la soluzione è data dalla minimizzazione del funzionale (2.17) nel rispetto di un vincolo del tipo

$$A\Delta U \leq b \quad (2.21)$$

dove A e b sono matrici opportune tali da contenere tutta l'informazione sui vincoli ed esprimerla in funzione della variabile di ottimizzazione ΔU . Si procede ora nella costruzione di tali matrici.

Vincoli sulla variazione di ingresso

Si suppone in questo caso e nei seguenti, che il vincolo sia espresso in termini di una doppia disuguaglianza, cioè $\Delta u_{min} \leq \Delta u(\cdot) \leq \Delta u_{max}$. In questo caso la conversione alla forma (2.21) non presenta difficoltà in quanto il vincolo è già in funzione di ΔU . Si pone allora

$$\begin{bmatrix} I & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & I & \cdots & 0 \\ \vdots & & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & I \\ -I & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & -I & \cdots & 0 \\ \vdots & & & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & -I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \Delta u(k+2) \\ \vdots \\ \Delta u(k+N_c-1) \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} \Delta u_{max} \\ \Delta u_{max} \\ \vdots \\ \Delta u_{max} \\ -\Delta u_{min} \\ -\Delta u_{min} \\ \vdots \\ -\Delta u_{min} \end{bmatrix} \quad (2.22)$$

dove le matrici identità sono di dimensioni opportune. In forma matriciale la (2.22) si può riscrivere come $M_1\Delta U \leq N_1$, ritrovando appunto la forma (2.21).

Vincoli sull'ingresso

Procedendo in modo analogo al caso precedente, si traducono le diseguaglianze $L_1 \leq u(\cdot) \leq L_2$ nel vincolo $M_2 \Delta U \leq N_2$, con M_2 e N_2 date da

$$\begin{bmatrix} I & 0 & \cdots & 0 \\ I & I & \cdots & 0 \\ \vdots & & & \vdots \\ I & I & \cdots & I \\ -I & 0 & \cdots & 0 \\ -I & -I & \cdots & 0 \\ \vdots & & & \vdots \\ -I & -I & \cdots & -I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u(k) \\ \Delta u(k+1) \\ \Delta u(k+2) \\ \vdots \\ \Delta u(k+N_c-1) \end{bmatrix} \leq \begin{bmatrix} L_2 - u(k-1) \\ L_2 - u(k-1) \\ \vdots \\ L_2 - u(k-1) \\ -L_1 + u(k-1) \\ -L_1 + u(k-1) \\ \vdots \\ -L_1 + u(k-1) \end{bmatrix} \quad (2.23)$$

Si nota che, in questo caso, la matrice N_2 dipende dalla condizione iniziale $u(k-1)$, con k istante attuale di calcolo. Si ha allora che tale matrice deve essere calcolata *on-line* e quindi deve essere ridefinita ad ogni passo dell'algoritmo.

Vincoli sull'uscita

In questo caso si adotta una notazione diversa rispetto a quelle utilizzate in precedenza. Al posto di considerare il vettore $y(\cdot)$ è necessario, per sfruttare la (2.9), utilizzare l'intera sequenza Y definita in (2.11). Conseguentemente i limiti inferiore Y_{min} e superiore Y_{max} avranno la dimensione opportuna $(N_p \cdot n_{out}) \times 1$. Supponendo che valga $Y_{min} \leq Y \leq Y_{max}$ si ottiene

$$\begin{bmatrix} \Phi \\ -\Phi \end{bmatrix} \Delta U \leq \begin{bmatrix} Y_{max} - Fx(k) \\ -Y_{min} + Fx(k) \end{bmatrix} \quad (2.24)$$

dove le matrici vengono identificate come M_3 e N_3 . Poichè anche $x(k)$ evolve ad ogni iterazione, per N_3 valgono le considerazioni fatte nel caso precedente per N_2 sul calcolo *on-line* della matrice.

Programmazione quadratica

Si è trovata in questo modo la scrittura dei vincoli adatta ad un problema di programmazione quadratica. Come detto in precedenza, l'obiettivo è trovare l'ingresso ottimo che minimizza il funzionale

$$J = \frac{1}{2} \Delta U^\top H \Delta U + \Delta U^\top f$$

nel rispetto dei vincoli dati da

$$A \Delta U \leq b \quad , \quad A = \begin{bmatrix} M_1 \\ M_2 \\ M_3 \end{bmatrix} \quad , \quad b = \begin{bmatrix} N_1 \\ N_2 \\ N_3 \end{bmatrix} \quad (2.25)$$

Il problema QP viene risolto da un ottimizzatore che in modo autonomo calcola l'ottimo vincolato. Le tecniche adottate e i dettagli specifici, che non sono trattati in questa tesi, sono approfonditi in [8] e [5]. Per quanto riguarda la fase simulativa di questo lavoro di tesi, l'implementazione sviluppata impiega l'ottimizzatore qpOASES ([15]), che si distingue per la maggiore velocità di risoluzione del problema QP rispetto agli ottimizzatori disponibili in MATLAB.

2.3 Decimazione del riferimento

Come esposto all'inizio di questo capitolo, uno dei limiti principali dell'MPC è la sua onerosità computazionale. Il problema diventa critico per orizzonti di predizione importanti e per frequenze di lavoro particolarmente elevate. Nell'applicazione in esame tali valori sono fissati rispettivamente a $8s$ e $100Hz$, e poichè l'algoritmo dev'essere eseguito in real-time, si è resa necessaria una strategia per ridurre il tempo di calcolo [4].

2.3.1 Analisi teorica

L'idea di base, ampiamente esposta in [2], è basata sulla considerazione che utilizzando la tecnica del receding horizon, di tutta la sequenza di ingressi calcolati ad ogni passo di iterazione viene applicato solamente il primo, e dunque la resa dell'algoritmo in termini qualitativi non dovrebbe essere compromessa da una decimazione del riferimento a partire da un certo istante futuro. L'orizzonte di predizione è quindi diviso in N intervalli T_i , e in ciascuno di essi è fissato un certo passo di campionamento K_i :

$$T = [T_1, T_2, \dots, T_N], \quad K = [K_1, K_2, \dots, K_N], \quad T_N = T_{pred}. \quad (2.26)$$

Il passo di campionamento nel primo intervallo è fissato, ed è unitario ($K_1 = 1$), mentre per i successivi vale la catena di disuguaglianze: $K_1 \leq K_2 \leq \dots \leq K_N$. Il fatto che i passi di campionamento siano via via più grandi all'aumentare della distanza dall'istante attuale si giustifica col fatto che l'informazione apportata dal riferimento sarà via via meno significativa all'aumentare della distanza stessa.

Come si vede nella (2.10), il numero N_p di campioni che compongono il riferimento compare nelle matrici F e Φ , quindi il numero di campioni è in diretta relazione con la dimensione delle matrici con cui deve operare l'ottimizzatore, e quindi, con l'onere computazionale. Il tempo di calcolo infatti cresce non linearmente con N_p ed è stato constatato in [2] che per mantenere il funzionamento in real-time N_p deve essere nell'ordine di 40-50 campioni. L'algoritmo MPC classico genera un numero di campioni pari a

$$N_p = \frac{T_{pred}}{T_s} \quad (2.27)$$

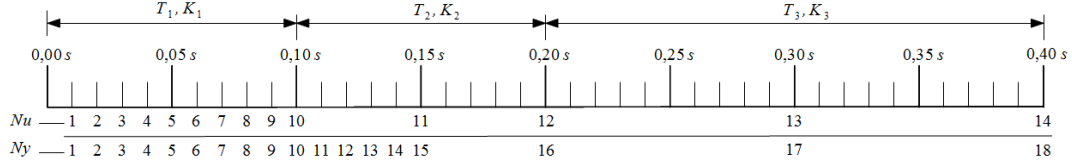


Figura 2.1: Schema della decimazione ottenuta utilizzando le (2.29)

quindi, se fosse $T_s = 0.01s$ e $T_{pred} = 0.4s$, si otterrebbero 40 campioni, mentre, applicando la decimazione secondo la (2.26), si ottiene

$$N_{p,eq} = \frac{T_1}{K_1 T_s} + \frac{T_2 - T_1}{K_2 T_s} + \dots + \frac{T_N - T_{N-1}}{K_N T_s} \quad (2.28)$$

che darebbe, con

$$\begin{aligned} T &= [0.1 \quad 0.2 \quad 0.4] \\ K &= [1 \quad 5 \quad 10] \end{aligned} \quad (2.29)$$

un numero di campioni $N_{p,eq} = 14$.

Poichè l'ottimizzatore crea un numero di campioni di ingresso Δu (e quindi u) pari al numero di campioni del riferimento, si ha $N_u = N_{p,eq}$ della (2.28), e il loro valore è mantenuto costante fra un passo di decimazione e il successivo. Le uscite invece vengono campionate in modo leggermente differente¹: il passo di campionamento è mantenuto unitario fino al primo elemento appartenente all'intervallo T_2 , per poi evolvere con la decimazione voluta, come esemplificato in fig. 2.1. Quindi, in generale, utilizzando il move blocking si ha $N_y \neq N_u$, con

$$N_y = N_1 + N_2 + (K_2 - 1) + N_3 + \dots + N_N \quad (2.30)$$

che dà, utilizzando l'esempio in (2.29), $N_y = 18$.

Adattamento delle matrici F e Φ

Vengono ora riportate le matrici F e Φ della (2.10) modificate considerando, come detto, Δu costante fra un passo di decimazione e il successivo. Per semplicità

¹Tale scelta è stata fatta e testata nell'implementazione sviluppata in lavori precedenti a questo progetto di tesi.

espositiva si riporta il caso $N = 3$.

$$F = \begin{bmatrix} CA^{K_1} \\ \vdots \\ CA^{N_1 K_1} \\ CA^{N_1 K_1 + 1} \\ \vdots \\ CA^{N_1 K_1 + K_2} \\ CA^{N_1 K_1 + 2K_2} \\ \vdots \\ CA^{N_1 K_1 + N_2 K_2} \\ CA^{N_1 K_1 + N_2 K_2 + K_3} \\ \vdots \\ CA^{N_1 K_1 + N_2 K_2 + N_3 K_3} \end{bmatrix} \quad (2.31)$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} \phi_{1,1} & \phi_{1,2} & \phi_{1,3} \\ \phi_{2,1} & \phi_{2,2} & \phi_{2,3} \\ \phi_{3,1} & \phi_{3,2} & \phi_{3,3} \end{bmatrix} \quad (2.32)$$

dove

$$\phi_{1,1} = \begin{bmatrix} CB & 0 & \dots & 0 \\ CAB & CB & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ CA^{N_1-1}B & CA^{N_1-2}B & \dots & CB \end{bmatrix} \quad \phi_{1,2} = [0_{N_1 \cdot 6 \times N_2 \cdot 2}] \quad \phi_{1,3} = [0_{N_1 \cdot 6 \times N_3 \cdot 2}]$$

$$\phi_{2,1} = \begin{bmatrix} CA^{N_1-1+K_2}B & CA^{N_1-2+K_2}B & \dots & CA^{K_2} \\ CA^{N_1-1+2K_2}B & CA^{N_1-2+2K_2}B & \dots & CA^{2K_2}B \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ CA^{N_1+N_2K_2-1}B & CA^{N_1+N_2K_2-2}B & \dots & CA^{N_2K_2}B \end{bmatrix}$$

$$\phi_{2,2} = \begin{bmatrix} CS_{A_2}B & 0 & \dots & 0 \\ CA^{K_2}S_{A_2}B & CS_{A_2}B & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ CA^{(N_2-1)K_2}S_{A_2}B & CA^{(N_2-2)K_2}S_{A_2}B & \dots & CS_{A_2}B \end{bmatrix} \quad \phi_{2,3} = [0_{N_2 \cdot 6 \times N_3 \cdot 2}]$$

$$\phi_{3,1} = \begin{bmatrix} CA^{N_1+N_2K_2-1+K_3}B & CA^{N_1+N_2K_2-2+K_3}B & \dots & CA^{N_2K_2+K_3} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ CA^{N_1+N_2K_2+N_3K_3-1}B & \dots & \dots & CA^{N_2K_2+N_3K_3} \end{bmatrix}$$

$$\phi_{3,2} = \begin{bmatrix} CA^{(N_2-1)K_2+K_3}S_{A_2}B & CA^{(N_2-2)K_2+K_3}S_{A_2}B & \dots & CA^{K_3}S_{A_2}B \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ CA^{(N_2-1)K_2+N_3K_3}S_{A_2}B & \dots & \dots & CA^{N_3K_3}S_{A_2}B \end{bmatrix}$$

$$\phi_{3,3} = \begin{bmatrix} CS_{A_3}B & \cdots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ CA^{(N_3-1)K_3}S_{A_3}B & \cdots & CS_{A_3}B \end{bmatrix}$$

con $S_{A_2} = (A^{K_2-1} + \cdots + A + I)$ e $S_{A_3} = (A^{K_3-1} + \cdots + A + I)$.

Costruzione delle matrici dei pesi

Con l'applicazione del move blocking nel controllo MPC, il numero di campioni relativi agli ingressi e alle uscite, negli intervalli di decimazione, è minore rispetto al caso non decimato. Perciò ciascun campione, contenendo anche l'informazione degli ingressi e delle uscite non campionate, dovrà pesare maggiormente, in relazione al tipo di campionamento eseguito. Per apportare questa correzione, è necessario modificare opportunamente le matrici dei pesi Q , R e S in modo da moltiplicare i pesi relativi ai campioni decimati per il rispettivo passo di decimazione (K_i).

Riprendendo per chiarezza espositiva l'esempio precedente (l'estensione al caso generale è immediata), si riportano le matrici diagonali a blocchi nel caso $N = 3$. Per quanto riguarda la matrice Q , ricordando che il passo di campionamento è mantenuto unitario fino al primo elemento con passo di decimazione K_2 , si ottiene, definendo

$$q_i = \text{diag}(p_{y_j}) \quad \text{con} \quad i = 1, \dots, N_y \quad \text{e} \quad j = 1, \dots, N_y$$

$$Q = \left[\begin{array}{c|c|c|c} \begin{array}{ccc} q_1 K_1 & & \\ & q_1 K_1 & \\ & & \ddots \\ & & & q_1 K_1 \end{array} & & & \\ \hline & \begin{array}{ccc} q_{10} K_1 & & \\ & \ddots & \\ & & q_{15} K_1 \end{array} & & \\ \hline & & q_{16} K_2 & & \\ \hline & & & q_{17} K_3 & \\ & & & & q_{18} K_3 \end{array} \right] \quad (2.33)$$

dove q_i sono i blocchi relativi a un passo di campionamento e p_{y_j} i pesi delle singole grandezze di uscita. Per la matrice relativa agli ingressi, analogamente, si definiscono

$$s_i = \text{diag}(p_{u_j}) \quad \text{con} \quad i = 1, \dots, N_u \quad \text{e} \quad j = 1, 2$$

ottenendo per S

$$S = \left[\begin{array}{ccc|cc|cc} s_1 K_1 & & & & & & \\ & s_2 K_1 & & & & & \\ & & \ddots & & & & \\ & & & s_{10} K_1 & & & \\ \hline & & & & s_{11} K_2 & & \\ & & & & & s_{12} K_2 & \\ \hline & & & & & & s_{13} K_3 \\ & & & & & & & s_{13} K_3 \end{array} \right] \quad (2.34)$$

Per la matrice dei pesi sulla variazione dell'ingreso, siano

$$r_i = \text{diag}(p_{\Delta u_j}) \quad \text{con} \quad i = 1, \dots, N_u \quad \text{e} \quad j = 1, 2$$

si ottiene la stessa struttura della matrice S

$$R = \left[\begin{array}{ccc|cc|cc} r_1 K_1 & & & & & & \\ & r_2 K_1 & & & & & \\ & & \ddots & & & & \\ & & & r_{10} K_1 & & & \\ \hline & & & & r_{11} K_2 & & \\ & & & & & r_{12} K_2 & \\ \hline & & & & & & r_{13} K_3 \\ & & & & & & & r_{13} K_3 \end{array} \right] \quad (2.35)$$

Capitolo 3

Realizzazione del modello per l'MPC

Un punto cruciale per l'implementazione del controllo predittivo è la modellizzazione del sistema su cui fare predizione. Nell'applicazione in questione si è utilizzato un modello del sistema meccanico rappresentato dalla piattaforma mobile e un modello del sistema percettivo della persona al posto di guida.

In questo capitolo vengono dunque introdotti il sistema meccanico scelto e il modello del sistema complessivo utilizzato, giustificando eventuali scelte e arrivando a un modello disaccoppiato che descriva il sistema in modo separato lungo i diversi piani (o assi) di moto, al fine di migliorare le prestazioni e facilitare il lavoro di analisi.

3.1 Il sistema serie meccanico-vestibolare

Il sistema complessivo cui applicare l'MPC è stato ottenuto mettendo in serie il modello del sistema meccanico e il modello del sistema vestibolare. L'ingresso esogeno di controllo della dinamica complessiva è dato dalle accelerazioni traslatorie e angolari (applicate alla piattaforma) poste in ingresso al sistema meccanico. Le uscite sono quindi poste in ingresso al sistema vestibolare, e rappresentano le accelerazioni e le velocità angolari che, dopo il 'filtraggio' meccanico, arrivano al pilota nell'abitacolo. Le uscite del sistema complessivo sono allora le accelerazioni traslatorie e le velocità angolari percepite dal pilota.

L'applicazione dell'MPC per il motion cueing consente di determinare gli ingressi esogeni che minimizzano l'errore fra le accelerazioni e le velocità percepite effettivamente e quelle ottenute filtrando il riferimento attraverso il sistema vestibolare.

3.1.1 Modello del sistema meccanico

Il problema di realizzare un modello che descriva il comportamento della piattaforma nei diversi gradi di libertà e nei relativi accoppiamenti è molto articolato e, in parte, ancora aperto. Inoltre un'eventuale descrizione minuziosa di un

sistema meccanico articolato come appunto la piattaforma in esame, aggiungerebbe complessità al sistema, rendendo difficoltose analisi relative al motion cueing che esulano dall'ambito della meccanica riguardando maggiormente strategie algoritmiche. Per questi motivi ci si è limitati a considerare il ritardo di attuazione del sistema meccanico attraverso il sistema continuo del secondo ordine, ottenendo una buona approssimazione dell'attuazione meccanica

$$\ddot{y} + 2\xi\omega_0\dot{y} + \omega_0^2 y = \omega_0^2 u \quad (3.1)$$

dove u rappresenta l'accelerazione (traslatoria o angolare) applicata alla piattaforma lungo uno dei suoi gradi di libertà, e y l'accelerazione riprodotta. Dalla (3.1) si ricava la funzione di trasferimento

$$W(s) = \frac{\omega_0^2}{s^2 + 2\xi\omega_0 s + \omega_0^2} \quad (3.2)$$

la cui realizzazione in forma canonica di controllo dà le matrici seguenti

$$A_{a,\omega_i} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\omega_0^2 & -2\xi\omega_0 \end{bmatrix}, \quad B_{a,\omega_i} = \begin{bmatrix} 0 \\ \omega_0^2 \end{bmatrix}, \quad C_{a,\omega_i} = [1 \quad 0], \quad D_{a,\omega_i} = 0 \quad (3.3)$$

Ognuno dei sei gradi di libertà ($a_x, a_y, a_z, \dot{\omega}_x, \dot{\omega}_y, \dot{\omega}_z$) viene filtrato col modello descritto, ma poichè per la dinamica angolare l'uscita desiderata è in velocità mentre l'ingresso è in accelerazione, il modello viene modificato come segue

$$A_{a,\omega_i} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ -\omega_0^2 & -2\xi\omega_0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B_{a,\omega_i} = \begin{bmatrix} 0 \\ \omega_0^2 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad C_{a,\omega_i} = [1 \quad 0 \quad 0], \quad D_{a,\omega_i} = 0 \quad (3.4)$$

Avendo a che fare con un problema di dimensioni notevoli e con molte variabili in gioco si è deciso di semplificare ulteriormente il modello escludendo la dinamica introdotta e modellizzando il sistema meccanico come un semplice ritardo (discreto) pari a un passo, eliminando la necessità di dover discretizzare i modelli precedentemente descritti. Le matrici utilizzate effettivamente sono allora

$$A_{a,\omega_i} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B_{a,\omega_i} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad C_{a,\omega_i} = [0 \quad 1], \quad D_{a,\omega_i} = 0 \quad (3.5)$$

Non venendo più apportate distinzioni per gli ingressi angolari, essi saranno dati in velocità e non più in accelerazione.

Il modello complessivo a sei gradi di libertà del sistema meccanico, visto come semplice ritardo, è quindi

$$\Sigma_m = (A_m, B_m, C_m, D_m) \quad (3.6)$$

dove

$$\begin{aligned}
A_m &= \begin{bmatrix} A_{a_x} & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} \\ 0_{2 \times 2} & A_{a_y} & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} \\ 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & A_{a_z} & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} \\ 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & A_{\omega_x} & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} \\ 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & A_{\omega_y} & 0_{2 \times 2} \\ 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & A_{\omega_z} \end{bmatrix}, \\
B_m &= \begin{bmatrix} B_{a_x} & 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} \\ 0_{2 \times 1} & B_{a_y} & 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} \\ 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} & B_{a_z} & 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} \\ 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} & B_{\omega_x} & 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} \\ 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} & B_{\omega_y} & 0_{2 \times 1} \\ 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} & B_{\omega_z} \end{bmatrix}, \\
C_{a,\omega_i} &= \begin{bmatrix} C_{a_x} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} \\ 0_{1 \times 2} & C_{a_y} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} \\ 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & C_{a_z} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} \\ 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & C_{\omega_x} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} \\ 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & C_{\omega_y} & 0_{1 \times 2} \\ 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & C_{\omega_z} \end{bmatrix}, \quad D_{a,\omega_i} = 0_{6 \times 6}
\end{aligned} \tag{3.7}$$

con $U_m^\top = [a_x, a_y, a_z, \dot{\omega}_x, \dot{\omega}_y, \dot{\omega}_z]$ e $Y_m^\top = [a_x, a_y, a_z, \dot{\omega}_x, \dot{\omega}_y, \dot{\omega}_z]$, dove con U_m si intendono gli ingressi esogeni in accelerazione e velocità angolare, mentre con Y_m le stesse grandezze filtrate dal sistema meccanico.

3.1.2 Modello del sistema percettivo

Con riferimento alla tesi di M. Pozzi [11], il modello del sistema vestibolare adottato è ripreso da [13]. Le funzioni di trasferimento per le velocità angolari e le accelerazioni longitudinali sono

$$W_{s,i}(s) = \frac{\hat{\omega}_i(s)}{\omega_i(s)} = \frac{s^2}{s^2 + s \left(\frac{1}{T_a} + \frac{1}{T_L} \right) + \frac{1}{T_a T_L}} \tag{3.8}$$

$$W_{o,i}(s) = \frac{\hat{f}_i(s)}{f_i(s)} = \frac{K \tau_a}{\tau_l \tau_s} \frac{s + \frac{1}{\tau_a}}{s^2 + s \left(\frac{1}{T_s} + \frac{1}{T_L} \right) + \frac{1}{T_s T_L}} \tag{3.9}$$

dove $\hat{\omega}_i$ e \hat{f}_i sono rispettivamente la velocità angolare e l'accelerazione traslatoria, percepite lungo l' i -esimo grado di libertà.

Poichè il modello del sistema vestibolare va inserito all'interno dell'algoritmo di MPC, è necessario passare a una realizzazione in spazio di stato. I due sistemi che si otterranno, corrispondenti ai canali semicirculari e alle macule, saranno successivamente accoppiati, una volta introdotta la tilt coordination.

Per i canali semicircolari la realizzazione dà le seguenti matrici

$$A_{s,i} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{T_a} - \frac{1}{T_L} & 1 \\ -\frac{1}{T_a T_L} & 0 \end{bmatrix}, \quad B_{s,i} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{T_a} - \frac{1}{T_L} \\ \frac{1}{T_a T_L} \end{bmatrix}, \quad C_{s,i} = [1 \ 0], \quad D_{s,i} = 1 \quad (3.10)$$

mentre per quanto riguarda le macule

$$A_{o,i} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{\tau_s} - \frac{1}{\tau_L} & 1 \\ -\frac{1}{\tau_a \tau_L} & 0 \end{bmatrix}, \quad B_{o,i} = \begin{bmatrix} -\frac{K\tau_a}{\tau_L \tau_s} \\ \frac{K}{\tau_L \tau_s} \end{bmatrix}, \quad C_{o,i} = [1 \ 0], \quad D_{o,i} = 0 \quad (3.11)$$

I modelli (3.10) e (3.11) si riferiscono a una sola delle tre dimensioni, quindi per la descrizione completa del sistema vestibolare nei tre assi si procede all'accoppiamento dei tre sottosistemi. Per i canali semicircolari si ha

$$\begin{aligned} A_s &= \begin{bmatrix} A_{s,x} & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} \\ 0_{2 \times 2} & A_{s,y} & 0_{2 \times 2} \\ 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & A_{s,z} \end{bmatrix}, \quad B_s = \begin{bmatrix} B_{s,x} & 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} \\ 0_{2 \times 1} & B_{s,y} & 0_{2 \times 1} \\ 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} & B_{s,z} \end{bmatrix}, \\ C_s &= \begin{bmatrix} C_{s,x} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} \\ 0_{1 \times 2} & C_{s,y} & 0_{1 \times 2} \\ 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & C_{s,z} \end{bmatrix}, \quad D_s = \begin{bmatrix} D_{s,x} & 0 & 0 \\ 0 & D_{s,y} & 0 \\ 0 & 0 & D_{s,z} \end{bmatrix}, \quad (3.12) \\ x_s &= \begin{bmatrix} x_{s,x} \\ x_{s,y} \\ x_{s,z} \end{bmatrix}, \quad y_s = \begin{bmatrix} \hat{\omega}_x \\ \hat{\omega}_y \\ \hat{\omega}_z \end{bmatrix}, \quad u_s = \begin{bmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{bmatrix} \end{aligned}$$

Seguendo l'approccio proposto in [1], sotto l'ipotesi di angoli piccoli, le velocità angolari ω_i possono essere approssimate con le velocità $\dot{\beta}_i$, dove i β_i sono gli angoli di Eulero che mappano la terna di riferimento solidale alla piattaforma rispetto alla terna assoluta inerziale (*roll*, *pitch* e *yaw* rispettivamente per x , y e z). Nel problema in questione, dove le variazioni angolari consentite alla piattaforma non superano i $\pm 25 \text{ deg}$ ($\pm 0.4363 \text{ rad}$), tale approssimazione risulta adeguata, e il modello complessivo per i canali semicircolari diventa

$$\begin{cases} x_s(t+1) = A_s x(t) + B_s \dot{\beta}(t) \\ \hat{\omega} = C_s x(t) + D_s \dot{\beta}(t) \end{cases} \quad (3.13)$$

Per le macule, analogamente, si ottengono le matrici

$$A_{of} = \begin{bmatrix} A_{o,x} & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} \\ 0_{2 \times 2} & A_{o,y} & 0_{2 \times 2} \\ 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & A_{o,z} \end{bmatrix}, \quad B_{of} = \begin{bmatrix} B_{o,x} & 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} \\ 0_{2 \times 1} & B_{o,y} & 0_{2 \times 1} \\ 0_{2 \times 1} & 0_{2 \times 1} & B_{o,z} \end{bmatrix}, \quad (3.14)$$

$$C_{of} = \begin{bmatrix} C_{o,x} & 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} \\ 0_{1 \times 2} & C_{o,y} & 0_{1 \times 2} \\ 0_{1 \times 2} & 0_{1 \times 2} & C_{o,z} \end{bmatrix}, \quad D_{of} = \begin{bmatrix} D_{o,x} & 0 & 0 \\ 0 & D_{o,y} & 0 \\ 0 & 0 & D_{o,z} \end{bmatrix}, \quad (3.15)$$

$$x_{of} = \begin{bmatrix} x_{o,x} \\ x_{o,y} \\ x_{o,z} \end{bmatrix}, \quad y_{of} = \begin{bmatrix} \hat{f}_x \\ \hat{f}_y \\ \hat{f}_z \end{bmatrix}, \quad u_s = \begin{bmatrix} f_x \\ f_y \\ f_z \end{bmatrix} \quad (3.16)$$

Anche in questo caso è necessaria una modifica dell'ingresso, in quanto le f_i sono accelerazioni risultanti percepite dal sistema vestibolare, quindi inclusive anche delle accelerazioni angolari, mentre le accelerazioni di cui si dispone (a_i) si riferiscono alle sole traslazioni. Prima di apportare le necessarie modifiche alle (3.16) si espone quindi il concetto di tilt coordination.

Tilt coordination

Come sperimentato in [5], la sola traslazione lungo gli assi x e y della piattaforma può riprodurre accelerazioni molto limitate. Tuttavia è possibile illudere il sistema percettivo inclinando la piattaforma di un angolo opportuno al fine di utilizzare la componente longitudinale dell'accelerazione di gravità per far percepire alle macule un'accelerazione complessiva maggiore. Tale tecnica è detta tilt coordination, ed è attuabile grazie al fatto che il corpo umano è incapace di distinguere, senza ulteriori informazioni sensoriali, le accelerazioni traslazionali da quelle gravitazionali. La tecnica della tilt coordination, oltre a permettere accelerazioni maggiori di quelle ottenibili con la sola traslazione, consente di dividere il problema in modo che le alte frequenze siano gestite dalla traslazione, mentre le basse frequenze dalle rotazioni.

Come riportato in fig. 3.1, inclinando la piattaforma di un angolo di pitch β , le forze longitudinali e gravitazionali si scompongono e la forza risultante, longitudinale, percepita F_x risulta essere la somma delle componenti F_{long_x} e mg_x . In formule, siano rispettivamente θ e ϕ le rotazioni sull'asse y (pitch) e x

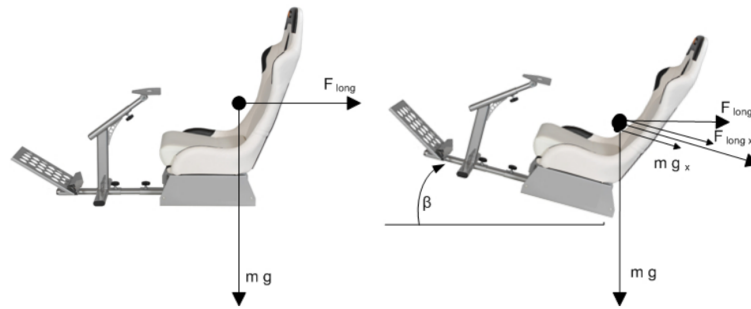


Figura 3.1

(roll), il vettore di accelerazione gravitazionale g , descritto nella terna solidale alla piattaforma, vale

$$g_s = R_x R_y g_i = R_x(\beta_x) R_y(\beta_y) \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ g \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -g \sin \theta \\ g \cos \theta \sin \phi \\ g \cos \theta \cos \phi \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

dove i pedici s e i indicano rispettivamente il riferimento alle terne del simulatore e inerziale. L'accelerazione risultante sarà quindi

$$f_s = \begin{bmatrix} f_x \\ f_y \\ f_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_x + g \sin \theta \\ a_y - g \cos \theta \sin \phi \\ a_z - g \cos \theta \cos \phi \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} a_x + g\theta \\ a_y - g\phi \\ a_z - g \end{bmatrix} \quad (3.18)$$

dove la linearizzazione fatta intorno allo 0 vale per angoli piccoli. Utilizzando la (3.18), si esprime l'accelerazione complessiva f_s in funzione delle accelerazioni longitudinali a_s e degli angoli β_s di rotazione rispetto al riferimento assoluto ne modo seguente

$$f_s = H \begin{bmatrix} a \\ \beta \end{bmatrix}, \quad H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & g & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -g & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.19)$$

Pichè gli ingressi che si vogliono utilizzare non sono $u = [a \ \beta]^\top$, ma $u = [a \ \dot{\beta}]^\top$, in quanto $\top\beta$ rappresenta l'ingresso per i canali semicircolari, è necessaria una ulteriore modifica delle matrici del sistema. Allo stato x_{of} si aggiungono ulteriori tre stati, dati dagli angoli di Eulero $u = [\beta_x \ \beta_y \ \beta_z]^\top$ e si pone

$$B_{o,\beta} = B_{of}H = [B_1 \ B_2] \quad (3.20)$$

A questo punto, per ottenere il modello delle macule che ha in ingresso anche le variazioni degli angoli di Eulero $\dot{\beta}$, è sufficiente includere B_2 nella nuova matrice A_o

$$A_o = \left[\begin{array}{ccc|c} A_{o,x} & 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & B_2 \\ 0_{2 \times 2} & A_{o,y} & 0_{2 \times 2} & \\ 0_{2 \times 2} & 0_{2 \times 2} & A_{o,z} & \\ \hline & 0_{3 \times 6} & & 0_{3 \times 3} \end{array} \right], \quad x_o = \begin{bmatrix} x_{o,x} \\ x_{o,y} \\ x_{o,z} \\ \beta_x \\ \beta_y \\ \beta_z \end{bmatrix}, \quad u_o = \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \\ \dot{\beta}_x \\ \dot{\beta}_y \\ \dot{\beta}_z \end{bmatrix},$$

$$B_o = \begin{bmatrix} B_1 & 0_{6 \times 3} \\ 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} \end{bmatrix}, \quad C_o = [C_{of} \ 0_{3 \times 3}], \quad D_o = [D_{of} \ 0_{3 \times 3}], \quad y_o = \begin{bmatrix} \hat{f}_x \\ \hat{f}_y \\ \hat{f}_z \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

Modello complessivo

Il modello complessivo del sistema vestibolare comprende i canali semicircolari (3.12) e le macule con tilt coordination (3.21). Nonostante teoricamente sia sufficiente la semplice inclusione in un unico modello delle matrici ricavate, si aggiungono altre sei variabili di stato (posizione e velocità del centro di massa della piattaforma lungo i tre assi) per poter aggiungere in seguito i vincoli

necessari all'MPC. Queste aggiunte sono identificate come 'stati integrali'

$$\begin{bmatrix} \dot{p}_x \\ \dot{v}_x \\ \dot{p}_y \\ \dot{v}_y \\ \dot{p}_z \\ \dot{v}_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_x \\ v_x \\ p_y \\ v_y \\ p_z \\ v_z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a_x \\ a_y \\ a_z \\ \dot{\beta}_x \\ \dot{\beta}_y \\ \dot{\beta}_z \end{bmatrix} = A_e x_I + B_e u \quad (3.22)$$

Unendo i tre sistemi, l'evoluzione di stato è dunque descritta da

$$\begin{cases} \dot{x}_{vest} = A_{vest} x_{vest} + B_{vest} u \\ y_{vest} = C_{vest} x_{vest} + D_{vest} u \end{cases} \quad (3.23)$$

dove

$$A_{vest} = \begin{bmatrix} A_s & 0_{6 \times 9} & 0_{6 \times 6} \\ 0_{9 \times 6} & A_o & 0_{9 \times 6} \\ 0_{6 \times 6} & 0_{6 \times 9} & A_e \end{bmatrix}, \quad B_{vest} = \begin{bmatrix} 0_{6 \times 3} & B_s \\ B_o \\ B_e \end{bmatrix},$$

$$C_{vest} = \begin{bmatrix} C_s & 0_{3 \times 9} & 0_{3 \times 6} \\ 0_{3 \times 9} & C_o & 0_{3 \times 6} \\ 0_{9 \times 9} & 0_{9 \times 6} & I_{9 \times 9} \\ & 0_{3 \times 24} & \end{bmatrix}, \quad D_{vest} = \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & D_s \\ D_o \\ 0_{9 \times 6} \\ 0_{3 \times 3} & I_{3 \times 3} \end{bmatrix}, \quad (3.24)$$

$$x_{vest} = [x_s \quad x_o \quad p_x \quad v_x \quad p_y \quad v_y \quad p_z \quad v_z]^\top, \quad u = [a \quad \dot{\beta}]^\top,$$

$$y_{vest} = [y_s \quad y_o \quad \beta_x \quad \beta_y \quad \beta_z \quad p_x \quad v_x \quad p_y \quad v_y \quad p_z \quad v_z \quad \dot{\beta}_x \quad \dot{\beta}_y \quad \dot{\beta}_z]^\top$$

Le variabili di ingresso u rappresentano i sei gradi di libertà di cui dispone il sistema, cioè le accelerazioni e le velocità lungo i tre assi.

3.1.3 Matrici del sistema serie

Si procede ora alla sintesi della serie del sistema meccanico (3.6) e del sistema vestibolare da discretizzare (3.23). Per semplicità nella notazione, non si farà distinzione fra le matrici dei sistemi continui o discreti. Si ottiene

$$A_{serie} = \begin{bmatrix} A_m & 0 \\ B_{vest} C_m & A_{vest} \end{bmatrix}, \quad B_{serie} = \begin{bmatrix} B_m \\ B_{vest} D_m \end{bmatrix}, \quad (3.25)$$

$$C_{serie} = [D_{vest} C_m \quad C_{vest}], \quad D_{serie} = D_{vest} D_m$$

Il modello finale su cui eseguire l'MPC sarà quindi

$$\Sigma_{serie} = (A_{serie}, B_{serie}, C_{serie}, D_{serie}) \quad (3.26)$$

In realtà esso sarà scomposto in quattro sottosistemi indipendenti prima di essere applicato per l'algoritmo di MPC, questa procedura è esposta nella prossima sezione.

3.2 Modello disaccoppiato

Osservando la struttura delle matrici relative ai sistemi meccanico e vestibolare è facile accorgersi che, essendo A_m diagonale, i sei gradi di libertà del sistema (3.6) sono completamente disaccoppiati. Il sistema (3.23) invece, può essere scomposto in quattro sottosistemi indipendenti:

1. Σ_1 relativo a ψ
2. Σ_2 relativo a a_z
3. Σ_3 relativo alla coppia (a_x, θ)
4. Σ_4 relativo alla coppia (a_y, ϕ)

in quanto la linearizzazione (3.18) introdotta nella tilt coordination, ha ridotto il sistema in due accoppiamenti indipendenti: accelerazione longitudinale-angolo di pitch e accelerazione trasversale-angolo di roll e separato la dinamica dell'accelerazione lungo l'asse z da quella dovuta alle rotazioni intorno agli altri due assi.

Questa scomposizione è di fondamentale importanza, in quanto il modello complessivo a sei gradi di libertà (3.26) è di dimensione notevole, e risulta molto pesante dal punto di vista computazionale. I quattro sistemi individuati, invece, possono essere messi ciascuno in serie al corrispondente sistema meccanico, producendo quattro differenti sistemi su cui eseguire l'MPC. In questo modo, implementando su uno specifico calcolatore ciascuno di essi, è possibile eseguire l'algoritmo in parallelo su quattro calcolatori diversi, rendendo efficiente lo svolgimento del problema, con immediato abbattimento dei tempi di calcolo.

Si espone ora la costruzione dei modelli Σ_3 e Σ_2 . Il primo è il più importante ai fini del motion cueing e la sua trattazione è del tutto analoga alla quella nel caso del sistema Σ_4 . Per quanto riguarda il sottosistema relativo all'accelerazione verticale, pur non essendo particolarmente sollecitato e fondamentale per il MC, se ne riportano brevemente i passaggi che portano alle matrici di Σ_2 , in quanto questo sistema è stato utilizzato in questo lavoro di tesi in fase simulativa.

3.2.1 Accoppiamento traslazione-pitch

Per trovare il sistema disaccoppiato si ripercorrono i passaggi che hanno condotto alla (3.25), quindi, preliminarmente, si realizza il sistema meccanico che rappresenta il passo unitario di ritardo di attuazione dei segnali di controllo nella piattaforma

$$\Sigma_{m_{xy}} = (A_{m_{xy}}, B_{m_{xy}}, C_{m_{xy}}, D_{m_{xy}}) \quad (3.27)$$

con

$$\begin{aligned} A_{m_{xy}} &= \begin{bmatrix} A_{a_x} & 0_{2 \times 2} \\ 0_{2 \times 2} & A_{\dot{\omega}_y} \end{bmatrix}, & B_{m_{xy}} &= \begin{bmatrix} B_{a_x} & 0_{2 \times 1} \\ 0_{2 \times 1} & B_{\dot{\omega}_y} \end{bmatrix}, \\ C_{m_{xy}} &= \begin{bmatrix} C_{a_x} & 0_{1 \times 2} \\ 0_{1 \times 2} & C_{\dot{\omega}_y} \end{bmatrix}, & D_{m_{xy}} &= 0_2 \end{aligned} \quad (3.28)$$

Per i canali semicircolari, dal momento che ci si riconduce ad un solo asse, si ha $y_{s_y} = \hat{\omega}_y$, $u_{s_y} = \omega_y = \dot{\theta}$, e dunque le matrici risultano essere

$$A_{s_y} = A_{s,y}, \quad B_{s_y} = B_{s,y}, \quad C_{s_y} = C_{s,y}, \quad D_{s_y} = D_{s,y} \quad (3.29)$$

Per quanto riguarda le macule, è necessario tenere conto dell'inserimento della tilt coordination, ottenendo

$$f_x = H \begin{bmatrix} \beta_y \\ a_x \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} g & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \theta \\ a_x \end{bmatrix} \quad (3.30)$$

Moltiplicando la matrice B_{of} per la matrice H e partizionando il prodotto ottenuto come nella (3.20) e includendo la tilt coordination nel modello ridotto della (3.16), si possono costruire le matrici del sistema delle macule nel caso disaccoppiato, che forniscono $y_{o_x} = \hat{f}_x$

$$\begin{aligned} A_{o_x} &= \begin{bmatrix} A_{o,x} & B_2 \\ 0_{1 \times 2} & 0 \end{bmatrix}, & B_{o_x} &= \begin{bmatrix} B_1 & 0_{2 \times 1} \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, & x_{o_x} &= \begin{bmatrix} x_x \\ \theta \end{bmatrix}, & u_{o_x} &= \begin{bmatrix} a_x \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} \\ C_{o_x} &= \begin{bmatrix} C_{o,x} & 0 \end{bmatrix}, & D_{o_x} &= \begin{bmatrix} D_{o,x} & 0 \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.31)$$

Procedendo alla costruzione del sistema vestibolare complessivo con l'introduzione degli stati integrali si ottiene

$$\Sigma_{vest_{xy}} = (A_{vest_{xy}}, B_{vest_{xy}}, C_{vest_{xy}}, D_{vest_{xy}}) \quad (3.32)$$

con

$$\begin{aligned}
 A_{vest_{xy}} &= \begin{bmatrix} A_{s_x} & 0_{2 \times 3} & 0_{2 \times 2} \\ 0_{3 \times 3} & A_{o_x} & 0_{3 \times 2} \\ 0_{2 \times 3} & 0_{2 \times 3} & A_{e_{xy}} \end{bmatrix}, & B_{vest_{xy}} &= \begin{bmatrix} 0_{2 \times 1} & B_{s_y} \\ B_{o_x} \\ B_{e_{xy}} \end{bmatrix}, \\
 C_{vest_{xy}} &= \begin{bmatrix} C_{s_y} & 0_{1 \times 3} & 0_{1 \times 2} \\ 0_{1 \times 2} & C_{o_x} & 0_{1 \times 2} \\ 0_{3 \times 2} & 0_{3 \times 2} & I_{3 \times 3} \\ & 0_{1 \times 7} & \end{bmatrix}, & D_{vest_{xy}} &= \begin{bmatrix} 0 & D_{s_y} \\ D_{o_x} \\ 0_{3 \times 2} \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \tag{3.33}
 \end{aligned}$$

$$x_{vest_{xy}} = \begin{bmatrix} x_{s_y} \\ x_{o_x} \\ p_x \\ v_x \end{bmatrix}, \quad u = \begin{bmatrix} a_x \\ \dot{\theta} \end{bmatrix}, \quad y_{vest_{xy}} = \begin{bmatrix} \hat{\omega}_y \\ \hat{f}_x \\ \theta \\ p_x \\ v_x \\ \dot{\theta} \end{bmatrix}$$

avendo utilizzato

$$A_{e_{xy}} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B_{e_{xy}} = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \tag{3.34}$$

Il sistema complessivo, relativo all'accoppiamento (a_x, θ) , si ottiene quindi mettendo in serie i due sistemi ridotti, meccanico e vestibolare

$$\Sigma_{serie_{xy}} = (A_{serie_{xy}}, B_{serie_{xy}}, C_{serie_{xy}}, D_{serie_{xy}}) \tag{3.35}$$

con

$$\begin{aligned}
 A_{serie_{xy}} &= \begin{bmatrix} A_{m_{xy}} & 0_4 \\ B_{vest_{xy}} C_{m_{xy}} & A_{vest_{xy}} \end{bmatrix}, & B_{serie_{xy}} &= \begin{bmatrix} B_{m_{xy}} \\ B_{vest_{xy}} D_{m_{xy}} \end{bmatrix}, \\
 C_{serie_{xy}} &= [D_{vest_{xy}} C_{m_{xy}} \quad C_{vest_{xy}}], & D_{serie_{xy}} &= D_{vest_{xy}} D_{m_{xy}}
 \end{aligned} \tag{3.36}$$

notando che il modello relativo al sistema vestibolare deve essere discretizzato per poter fare la serie. Il sistema (3.43) sarà quindi impiegato per eseguire l'MPC con grande vantaggio nei tempi di calcolo, grazie ai soli due gradi di libertà, a_x e $\dot{\omega}_y$, e dalle minori dimensioni del modello.

3.2.2 Sottosistema verticale

Poichè in fase simulativa i test preliminari sono stati svolti sul sistema zv si riporta di seguito, per completezza, il modello disaccoppiato del sistema verticale. Il procedimento, analogo al caso precedente, risulta semplificato dall'assenza della tilt coordination, che non influenza l'accelerazione lungo l'asse verticale. Per il sistema meccanico si ha

$$\Sigma_{m_{zv}} = (A_{m_{zv}}, B_{m_{zv}}, C_{m_{zv}}, D_{m_{zv}}) \tag{3.37}$$

con

$$A_{m_{zv}} = A_{a_z} \quad B_{m_{zv}} = B_{a_z} \quad C_{m_{zv}} = C_{a_z} \quad D_{m_{zv}} = 0 \quad (3.38)$$

I canali semicircolari in questo caso non sono coinvolti in quanto percepiscono le velocità angolari e, per l'asse, z si ottiene un modello disaccoppiato relativo all'angolo ψ (yaw). Per quanto riguarda le macule invece, la restrizione ad un solo asse pone $y_{o_z} = \hat{f}_z$ e si ottiene semplicemente

$$A_{o_z} = A_{o,z} \quad B_{o_z} = B_{o,z} \quad C_{o_z} = C_{o,z} \quad D_{o_z} = D_{o,z} \quad (3.39)$$

Combinando il sistema ottenuto con gli stati integrali, si ottiene direttamente il modello del sistema vestibolare complessivo

$$\Sigma_{vest_{zv}} = (A_{vest_{zv}}, B_{vest_{zv}}, C_{vest_{zv}}, D_{vest_{zv}}) \quad (3.40)$$

con

$$\begin{aligned} A_{vest_{zv}} &= \begin{bmatrix} A_{o_z} & 0_{2 \times 2} \\ 0_{2 \times 2} & A_{e_{zv}} \end{bmatrix}, & B_{vest_{zv}} &= \begin{bmatrix} B_{o_z} \\ B_{e_{zv}} \end{bmatrix}, \\ C_{vest_{zv}} &= \begin{bmatrix} C_{o_z} & 0_{1 \times 2} \\ 0_{2 \times 2} & I_{2 \times 2} \end{bmatrix}, & D_{vest_{zv}} &= 0_{3 \times 1} \\ x_{vest_{zv}} &= \begin{bmatrix} x_{o_z} \\ p_z \\ v_z \end{bmatrix}, & u &= a_z, & y_{vest_{zv}} &= \begin{bmatrix} \hat{f}_z \\ p_z \\ v_z \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (3.41)$$

avendo utilizzato

$$A_{e_{zv}} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B_{e_{xy}} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3.42)$$

La serie dei sistemi vestibolare e meccanico darà quindi il modello finale

$$\Sigma_{serie_{zv}} = (A_{serie_{zv}}, B_{serie_{zv}}, C_{serie_{zv}}, D_{serie_{zv}}) \quad (3.43)$$

con

$$\begin{aligned} A_{serie_{zv}} &= \begin{bmatrix} A_{m_{zz}} & 0_{2 \times 4} \\ B_{vest_{zv}} C_{m_{zv}} & A_{vest_{zv}} \end{bmatrix}, & B_{serie_{zv}} &= \begin{bmatrix} B_{m_{zv}} \\ B_{vest_{zv}} D_{m_{zv}} \end{bmatrix}, \\ C_{serie_{zv}} &= \begin{bmatrix} D_{vest_{zv}} C_{m_{zv}} & C_{vest_{zv}} \end{bmatrix}, & D_{serie_{zv}} &= D_{vest_{zv}} D_{m_{zv}} \end{aligned} \quad (3.44)$$

Si ottengono così, con le dovute discretizzazioni, le matrici che compongono il sottosistema verticale, caratterizzato da un solo grado di libertà, a_z , e da uno stato di dimensioni esigue. Questo modello quindi non grava particolarmente sul costo computazionale dell'MPC, e il suo utilizzo per la predizione non pone il problema del vincolo di real time del MC.

Capitolo 4

MCA basati su MPC senza stima del comportamento del pilota

In questo capitolo viene descritta la formulazione dell'MPC attualmente impiegata in piattaforma. La strategia senza predizione, come accennato in sez. 2.2, è molto semplice ma sufficientemente efficace, e perciò è stata utilizzata fin d'ora e ampiamente testata. Questo lavoro di tesi, insieme con i precedenti [10], [2], ha l'obiettivo di apportarne le modifiche necessarie al fine di introdurre l'utilizzo della predizione.

4.1 MPC con riferimento costante

Con riferimento al sottosistema xy , relativo all'accoppiamento tra spostamento longitudinale e angolo di pitch, il modello descritto nel capitolo precedente fornisce le seguenti uscite:

- $\hat{\omega}_y$, velocità di pitch percepita;
- \hat{f}_x , accelerazione longitudinale percepita;
- β_y , posizione angolare di pitch;
- p_x , posizione longitudinale della piattaforma;
- v_x , velocità longitudinale della piattaforma;
- $\dot{\beta}_y$, velocità angolare di pitch.

L'idea di base della strategia senza look ahead, considerando la (2.1) in sez. 2.1.1, consiste nel porre il riferimento costante in tutto l'orizzonte di predizione N_p . Il valore assegnato al riferimento proviene dai comandi di simulazione nell'istante di t di campionamento considerato.

$$\begin{aligned}\hat{\omega}_{y,ref}(t+i|t) &= \hat{\omega}_y(t) & i &= 1, \dots, N_p \\ \hat{f}_{x,ref}(t+i|t) &= \hat{f}_x(t) & i &= 1, \dots, N_p\end{aligned}\tag{4.1}$$

Le rimanenti quattro uscite: $\beta_y, p_x, v_x, \dot{\beta}_y$, vengono poste invece tutte identicamente uguali a zero. In questo modo si impostano i quattro vincoli sulle posizioni e velocità lineari e angolari, tali da mantenere la piattaforma nella posizione di equilibrio. Nel funzionale di costo, infatti, l'eventuale allontanamento dalla posizione centrale (angolare o longitudinale) della piattaforma, o l'eventuale velocità non nulla (angolare o longitudinale), assumeranno un costo positivo dato dai relativi pesi.

Questa strategia, esposta in [1], per la sua semplicità, è la più utilizzata in ambito industriale. Essa però presenta dei limiti per l'applicazione in esame. Se da una parte mantenere il riferimento costante, pari al valore attuale, per un certo intervallo di tempo T_{pred} , dà un inseguimento mediamente soddisfacente (grazie alla strategia receding horizon), dall'altra le variazioni importanti di accelerazione, quali le frenate, non essendo predette, vengono riprodotte in modo poco efficiente. Ne segue che la calibrazione di T_{pred} riveste un ruolo importante per un buon tuning di questa strategia. Un intervallo di predizione troppo breve darebbe un comportamento troppo conservativo dell'MPC, d'altra parte l'aumento di T_{pred} non darebbe un incremento delle prestazioni, non utilizzando l'informazione aggiuntiva del futuro, ma causerebbe un improduttivo aumento dei tempi di calcolo [2].

4.2 Pre-processing dei dati

Prima di fornire il riferimento all'MPC per l'esecuzione di un passo dell'algoritmo, viene effettuato un pre-processing dei dati. In particolare vengono eseguite una scalatura e una serie di filtri (inclusa l'applicazione della tilt coordination), in modo da ottenere segnali equiparabili a quelli percepiti dal pilota al posto di guida.

Tale condizionamento del segnale è necessario poiché l'ottimizzatore impegnato nell'esecuzione dell'algoritmo di MPC che effettua la ricerca del minimo della funzione costo, lavora sui segnali percepiti dal pilota e non direttamente sulle accelerazioni prodotte dalla piattaforma.

4.2.1 Scalatura

Dal momento che è impossibile riuscire a riprodurre, con una piattaforma fisicamente limitata, segnali di ampiezza troppo elevata, è necessario scalare il riferimento entro i limiti del sistema.

La scalatura impiegata in questo lavoro di tesi scala il segnale in modo lineare attraverso un fattore costante k . Il vantaggio nell'utilizzo di questo tipo di scalatura consiste nel fatto che non vengono introdotte distorsioni, come si avrebbe con una scalatura quadratica, e non sono causate discontinuità nella derivata del segnale scalato, come si avrebbe con una scalatura semilineare.

Il coefficiente k può essere scelto a priori, oppure dato dalla relazione

$$k = \max \left(\frac{\max_{rif}}{\max_{val}}, \frac{\min_{rif}}{\min_{val}} \right) \quad (4.2)$$

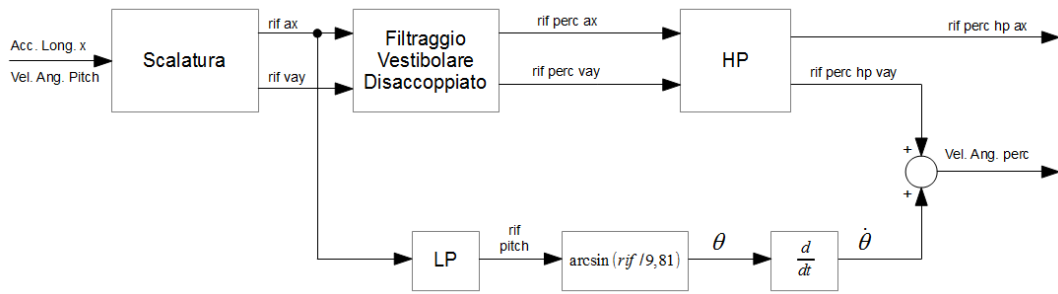


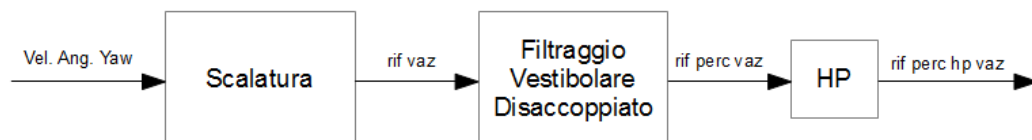
Figura 4.1: Schema di filtraggio del segnale di riferimento per il sistema xy

dove con max_{rif} e min_{rif} si intendono rispettivamente il valore massimo e minimo del riferimento nell'intervallo considerato, e con max_{val} e min_{val} si intendono il valore massimo e minimo della grandezza in esame che il sistema è in grado di riprodurre, cioè i limiti nominali della piattaforma. Il segnale scalato non supererà questi valori.

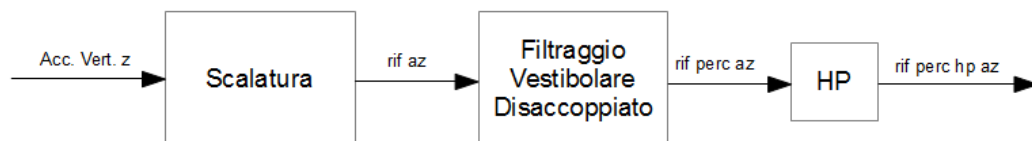
4.2.2 Filtraggi

Successivamente alla scalatura, i segnali di accelerazione e di velocità angolare subiscono un filtraggio iniziale attraverso il modello del sistema vestibolare. Si ottiene così il riferimento percepito dal pilota. Come riportato in fig. 4.1, segue un filtraggio passa-alto, che serve a dare un riferimento percepito delle alte frequenze, in quanto queste contengono le informazioni più importanti per dare maggiore sensazione di guida.

L'utilizzo della tilt coordination permette di gestire anche le informazioni a bassa frequenza dell'accelerazione longitudinale, per questo, prima del calcolo dell'angolo di pitch necessario, viene posto un filtro passa-basso. La successiva azione derivativa dà il riferimento di velocità angolare da sommare a quello in uscita dal filtro passa-alto relativo all'effettivo pitch percepito.



(a) Velocità angolare di Yaw



(b) Accelerazione verticale

Figura 4.2: Schemi di filtraggio per il sistema verticale

Lo schema relativo all'accelerazione laterale e angolo di roll è duale a quello di fig. 4.1, mentre risultano più semplici gli schemi relativi all'accelerazione verticale e alla rotazione sull'asse z di fig. 4.2. Le procedure di scalatura e filtraggio in questo caso devono essere distinte per i due sistemi, in quanto non c'è accoppiamento fra accelerazione verticale e yaw. Come per accelerazione longitudinale e velocità angolare di pitch, dopo la scalatura e il filtraggio vestibolare dei segnali, vengono prese solamente le componenti ad alta frequenza, a beneficio della sensazione di guida.

Capitolo 5

MCA basati su MPC con stima del comportamento del pilota

In questo capitolo viene descritta la strategia di utilizzo della predizione per l'MPC. Essa è il nodo centrale dello sviluppo delle tecniche di MC ad alte prestazioni e rappresenta l'ambito di ricerca non solo di questo lavoro di tesi ma anche dei precedenti [10], [2]. Nei paragrafi che seguiranno vengono dettagliate le tecniche proposte in questa tesi per la gestione del riferimento futuro e la stima del comportamento del pilota, considerando come base preliminare i risultati ricavati da F. Pancino in [10].

5.1 Strategia look ahead

Uno dei punti di forza del controllo predittivo è la possibilità di utilizzare un segnale di riferimento che, attraverso il funzionale di costo, porta all'algoritmo l'informazione sull'uscita nell'intervallo di predizione. Nel caso in esame di simulatore di guida, il riferimento fornisce informazioni su un giro campione. Tale giro benchmark può essere ottenuto da giri precedentemente eseguiti dal pilota, oppure da un driver virtuale.

Considerando il sottosistema xy , si riportano per chiarezza espositiva le uscite prodotte dal modello ricavato nel cap. 3:

- $\hat{\omega}_y$, velocità di *pitch* percepita;
- \hat{f}_x , accelerazione longitudinale percepita;
- β_y , posizione angolare di *pitch*;
- p_x , posizione longitudinale della piattaforma;
- v_x , velocità longitudinale della piattaforma;
- $\dot{\beta}_y$, velocità angolare di *pitch*.

Il riferimento futuro quindi darà informazioni sulle sei grandezze nell'orizzonte di predizione: \hat{f}_x sarà l'uscita che avrà maggior peso nel riferimento in quanto,

rappresentando l'accelerazione longitudinale percepita, è la sensazione più importante per il pilota, per una buona resa del cueing. La velocità di pitch percepita $\hat{\omega}_y$, invece, assumerà minore importanza, essendo impiegata soprattutto per la tilt coordination o eventuali movimenti di salita o discesa. Le rimanenti quattro uscite $\beta_y, p_x, v_x, \dot{\beta}_y$, nel riferimento futuro, vengono poste tutte identicamente uguali a zero, in modo analogo al caso senza predizione.

5.2 Riferimento nell'orizzonte di predizione

5.2.1 Stima del comportamento del pilota

In questo lavoro di tesi, così come in [10] e [2], le soluzioni proposte sono basate sull'osservazione secondo cui i giri percorsi da un pilota all'interno di un circuito sono tutti simili fra loro. Il grado di somiglianza fra un giro e l'altro dipende fortemente dalla ripetibilità del pilota, quindi la strategia look ahead sarà tanto più performante quanto più esperto e preciso sarà il pilota. Il giro di riferimento, come accennato in precedenza, può essere ottenuto attraverso un driver virtuale o da giri di prova del pilota. Nel primo caso i dati a priori di cui si può disporre, pur essendo molto lineari e privi di qualsiasi sbavatura, sono solamente indicativi, mancando di tutte le modulazioni e le varianti tipiche di un pilota che massimizza la propria prestazione. Nel caso in cui invece tali dati siano ottenuti da sessioni di guida del pilota in precedenti simulazioni, il riferimento, pur essendo ricco di informazione, può risultare di difficile impiego.

Uno dei punti fondamentali per la realizzazione di algoritmi di MC consiste appunto nel trovare una strategia per definire i dati di tale giro benchmark. In entrambi i casi descritti, tali dati saranno soggetti a un grado di variabilità rispetto a riferimento corrente, prodotto dal pilota nel corso della fase simulativa. Questo conduce a una complicazione importante nell'implementazione di un algoritmo performante e affidabile, e le proposte sviluppate in questo lavoro di tesi mirano a rendere possibile l'impiego di questa strategia.

Riferimento su base spaziale

L'algoritmo MPC viene eseguito, come detto, alla frequenza di campionamento di $100Hz$, quindi, come è ovvio, su base temporale. Nonostante ciò, è conveniente basare il riferimento di predizione su base spaziale. Questo è possibile perché il giro di riferimento contiene informazioni non solo su dati come accelerazioni, velocità, tempo di percorrenza, ecc., ma anche sulla posizione occupata dalla vettura in pista in ciascun istante (sempre alla frequenza di campionamento $f_s = 100Hz$). In questo modo, ad ogni passo dell'algoritmo, cui corrisponde una posizione attuale della vettura sulla pista, è possibile allineare il riferimento con l'attuale comportamento del pilota, andando a considerare, nel riferimento stesso, la medesima posizione della vettura in pista. Infatti tale posizione, in generale, può non essere raggiunta negli stessi istanti temporali in giri differenti, e quindi neanche fra giro attuale e giro di riferimento.

Il confronto su base spaziale quindi risulta essere più robusto rispetto alla strategia su base temporale, grazie al continuo allineamento del riferimento nella posizione attuale della vettura. Il vettore di predizione è quindi creato nel modo seguente:

$$\begin{aligned}\hat{\omega}_{y,ref}(l) &= \hat{\omega}_{y,benchmark}(l), & \forall l = length \\ \hat{f}_{y,ref}(l) &= \hat{f}_{y,benchmark}(l), & \forall l = length\end{aligned}\tag{5.1}$$

Pre-processing del riferimento

Come già esposto in sez. 4.2, l'algoritmo MPC lavora su segnali scalati e filtrati dal sistema vestibolare e da filtri passa-alto e passa-basso, come in fig. 4.1 e in fig. 4.2. Utilizzando la strategia look ahead si rende quindi necessaria la procedura di pre-processing anche per i dati del giro di riferimento, in modo da renderli omogenei ai segnali derivanti dalla guida del pilota.

Il pre processing del riferimento può essere effettuato, a seconda delle esigenze applicative e delle capacità computazionali disponibili, off-line, cioè al di fuori del ciclo di lavoro dell'MPC, oppure on-line, cioè ad ogni passo dell'algoritmo durante una sessione simulativa. Come è evidenziato in [10], la strategia di pre processing on-line è molto onerosa dal punto di vista computazionale e l'esigenza di un utilizzo real-time la rende inadeguata per l'applicazione in esame, nonostante i vantaggi che se ne trarrebbero in termini di tuning on-line.

In questo lavoro di tesi è stata considerata quindi la sola tecnica di pre-processing off-line, che permette un accesso istantaneo al vettore del riferimento già condizionato e salvato. Se però da una parte esso è disponibile istantaneamente ad ogni passo dell'algoritmo, dall'altra non può più essere modificato durante il ciclo di lavoro. Più avanti saranno approfondite le soluzioni trovate, metodologiche e implementative, inerenti alla modifica on-line del riferimento futuro, oggetto di questa tesi.

5.2.2 Calcolo del riferimento

Combinazione del riferimento con i segnali real-time

Dal lavoro di F. Pancino [10], emerge che la diversità fra traiettoria benchmark e segnale real-time, rende necessaria una combinazione dei due nella creazione del riferimento da inseguire. La mancanza di dati provenienti dal pilota, a meno di utilizzare un'informazione a priori esattamente in linea coi dati attuali (informazione non disponibile nella realtà), produrrebbe certamente un movimento inconsistente della piattaforma.

La combinazione delle due informazioni viene realizzata costruendo il riferimento nella finestra di predizione affiancando due segmenti: il primo è dato dal valore attuale di guida del pilota mantenuto costante per un certo intervallo di tempo T_{infoP} , mentre il secondo è composto dai dati del segnale utilizzato come riferimento in avanti. La durata del segmento costante è stata oggetto di tuning in [10] ed è emerso che il valore che meglio combina la duplice infor-

mazione presente/futuro è $0.1s$, mentre la durata complessiva della finestra di predizione è pari a $T_{pred} = 8s$.

Move blocking e filtraggio LP del riferimento

In questo paragrafo viene descritta dal punto di vista implementativo la tecnica di move blocking introdotta nella sez. 2.3, e riportato un ulteriore condizionamento del segnale di riferimento. In lavori che precedono lo sviluppo di questa tesi è stata appurata la necessità di decimare il riferimento futuro per riuscire a rispettare le specifiche di real time dell'applicazione.

La tecnica di move blocking implementata consente di utilizzare un riferimento futuro pari a $8s$ grazie alla suddivisione della finestra di predizione in due intervalli di decimazione. Per il primo, di durata $T_1 = 0.5s$ si utilizza un passo di campionamento unitario ($K_1 = 1$), mentre per il secondo, di durata $T_2 = 8s$, si è imposto $K_2 = 10$. Tale valore è stato validato in [10] considerando il degrado delle prestazioni dell'algoritmo e i relativi tempi di calcolo.

Poichè è stato riscontrato che la diminuzione della frequenza di campionamento dovuta alla decimazione può causare una perdita di informazione importante e un conseguente errore nella riproduzione del segnale campionato, è stato deciso di filtrare preventivamente il riferimento in avanti attraverso un filtro passa-basso di *Butterworth*. In [10] si è sperimentato che la frequenza di taglio del filtro che dà il compromesso migliore fra eliminazione degli effetti indesiderati dovuti alla decimazione e perdita di informazione alle alte frequenze, è $f_t = 4Hz$. Tuttavia, in questo lavoro di tesi, poichè si è deciso di utilizzare un segnale canonico (fig. 7.1b) in fase simulativa, si è sperimentata la possibilità di abbassare la frequenza di taglio del filtro a $2Hz$.

Soglia di pitch

Si descrive la tecnica di limitazione della velocità di pitch introdotta in [10] e ripresa in questo lavoro di tesi per lo svolgimento delle prove simulative. Tale tecnica prevede di limitare la velocità angolare rispetto al riferimento real time in una fascia di ampiezza inferiore alla soglia di percezione del sistema vestibolare, garantendo un movimento di rotazione non percepibile da parte del pilota. La soglia percettiva è stata impostata a $\pm 1.5deg/s$, pari a $\pm 0.02618rad/s$ in base agli studi effettuati in [7] e [12].

Il comportamento desiderato è stato ottenuto imponendo il limite sull'ingresso della velocità angolare pari al valore di soglia, cioè modificando la matrice b (2.25) dei vincoli sugli ingressi del problema di programmazione quadratica. Per ottenere una variazione dinamica della velocità angolare rispetto al riferimento real time, è necessario che i valori massimo e minimo dell'ingresso stesso siano tempo varianti, quindi, riprendendo la formulazione (2.23) si è posto:

$$\begin{aligned} u_{max_{V_a}}(t) &= u_{lim_{V_a}} - u_{V_a}(t-1) + rif_{V_a} \\ u_{min_{V_a}}(t) &= -u_{lim_{V_a}} + u_{V_a}(t-1) - rif_{V_a} \end{aligned} \quad (5.2)$$

La limitazione della velocità di pitch risulta essere una soluzione efficace se abbinata alla strategia di predizione look ahead. Infatti, conoscendo il riferimento in avanti, la piattaforma si può portare nella posizione di pitch voluta senza dare sensazioni errate al pilota. Al contrario, impiegando questo accorgimento con una strategia in cui i dati in avanti sono mantenuti costanti in tutta la finestra di predizione, esiste la possibilità che la piattaforma assuma posizioni errate, causando motion sickness al pilota.

Capitolo 6

Modifica del riferimento futuro

In questo capitolo vengono descritte le soluzioni proposte in questo lavoro di tesi per implementare le modifiche del MCA con strategia look ahead descritto nel precedente capitolo al fine di raggiungere gli obiettivi prefissati.

6.1 Analisi del problema

Il MC con look ahead descritto nel capitolo precedente garantisce prestazioni elevate. Tuttavia nello sviluppo di questa tecnica si è ricorso a segnali real time e traiettorie di benchmark fra loro uguali (caso teorico e ideale) oppure diversi ma privi di discordanze importanti (caso di pilota molto esperto). Ne viene che la strategia allo stato dell'arte manca della necessaria flessibilità per essere applicata in un contesto più generale, che comprende la possibilità di ritornare, in caso di necessità, all'algoritmo tradizionale senza look ahead. Questa eventualità si rende necessaria nel caso in cui la ripetibilità del pilota sia scarsa, e l'informazione futura impiegata nel look ahead non solo sia inefficace, ma addirittura controproducente ai fini del cueing.

Oltre alle integrazioni appena descritte, si rende necessario anche un ulteriore studio, a supplemento dei lavori precedenti [10],[2],[11]. Infatti, una volta apportate le modifiche all'algoritmo tali da renderlo utilizzabile in contesti più generali, è opportuno stimare i vantaggi del look ahead in condizioni realistiche, quindi approfondire lo studio riguardo alle prestazioni ottenibili al variare della difformità fra dati di guida e riferimento.

Questo lavoro di tesi quindi si inserisce nel contesto appena descritto introducendo nuovi metodi di gestione del riferimento futuro che consentono di rendere modulabile l'impiego dell'informazione futura nella strategia look ahead, permettendo di adattare la strategia a diverse capacità di guida del pilota. Conseguentemente si è reso necessario affrontare un ulteriore problema, che risiede nell'integrazione della soluzione proposta con quanto ad oggi utilizzato nella piattaforma. Quindi, utilizzando i metodi introdotti, si è dapprima verificata la possibilità di rendere affini i comportamenti dell'algoritmo con predizione (con riferimento nullo) e dell'algoritmo tradizionale. In seguito, sfruttando il riferimento futuro, si è verificato che tale passaggio dall'algoritmo originale a quello qui proposto per l'utente, vede un immediato incremento delle performance sen-

za richiedere una completa ritaratura del MCA, a tutto vantaggio dell'utilizzo del simulatore in contesti non racing.

A completamento di ciò è stata effettuata un'analisi con massimizzazione delle performance per contesti racing. In questo contesto la stima del comportamento del pilota e i metodi proposti sono alla base di uno studio volto a valutare la massima sfruttabilità della tecnica look ahead con una particolare attenzione alla possibilità di classificare i piloti in base alla loro ripetibilità.

La descrizione dettagliata dei risultati ottenuti sarà oggetto del prossimo capitolo, mentre vengono ora descritte le metodologie proposte.

6.2 Gestione del riferimento futuro

Come accennato nella sez. 7.1.1, un ritardo o un anticipo del pilota rispetto al riferimento possono inficiare lo sfruttamento della strategia look ahead. L'evento inaspettato della frenata nel caso di anticipo (o della mancata frenata nel caso di ritardo), rende l'informazione sul futuro poco affidabile. In questa tesi vengono quindi proposti differenti metodi per modulare l'attendibilità del riferimento futuro e, dove possibile, correggerlo.

6.2.1 Scalatura del riferimento

Come esposto nella sez. 5.2.2, il riferimento è formato da una parte costante, che rappresenta l'azione attuale del pilota, e da una parte proveniente dal segnale di benchmark, che rappresenta l'informazione futura. L'MPC, utilizzando tale riferimento, calcola nell'orizzonte di predizione, per esempio, gli errori di accelerazione e spostamento. Sulla base di questi errori può valutare conveniente, a seconda dei pesi, uno spostamento anticipato (prepositioning) della piattaforma per ottenere un tracking migliore in accelerazione. Tale azione d'anticipo inoltre, sarà considerata tanto più conveniente quanto più ampia sarà l'accelerazione futura da inseguire, e dunque l'effetto del prepositioning sarà altrettanto rilevante. Nel caso in cui però l'informazione futura sia errata, questa azione d'anticipo intrapresa dall'MPC potrebbe essere deleteria, sia dal punto di vista del rispetto dei limiti di piattaforma, sia, ovviamente, per quanto riguarda la qualità della percezione del guidatore.

Un metodo per rendere modulabile l'azione anticipatoria dell'algorithm può essere dato quindi dalla riduzione dell'ampiezza del riferimento. La soluzione proposta in questa tesi introduce appunto il coefficiente k_{future} che agisce scalando il segmento che rappresenta l'informazione futura nel riferimento costruito come nella sez. 5.2.2. In fig. 6.1 è mostrato un esempio dell'azione di k_{future} .

Una caratteristica importante della strategia proposta è data dal fatto che la modulazione può essere eseguita real time o comunque, più in generale, non richiede una reinizializzazione dell'MPC. Questo rende l'implementazione relativamente semplice e il comportamento risultante molto flessibile alle esigenze di un contesto reale.

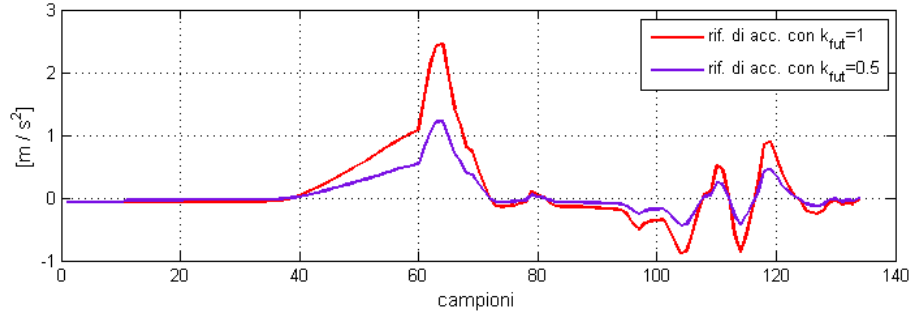


Figura 6.1: Raffronto fra riferimenti di accelerazione con diverse scalature

6.2.2 Modifica della funzione costo

Per le valutazioni riguardanti lo studio, i settaggi e la modifica del riferimento futuro, si è resa necessaria in questo lavoro di tesi l'introduzione di alcuni gradi di libertà nella funzione costo. In particolare, al fine di trovare una taratura il cui comportamento sia affine a quello dell'algorithm tradizionale, è stato necessario poter regolare i pesi in modo indipendente per le diverse grandezze che compongono l'uscita. Inoltre, il settaggio indipendente di tali pesi è stato indispensabile per bilanciare la rilevanza di informazione presente e futura, in modo da garantire robustezza rispetto a errori del pilota. Per l'implementazione della modifica descritta è stato necessario ritoccare la matrice dei pesi Q in corrispondenza dei campioni futuri, introducendo dei coefficienti moltiplicativi nei pesi relativi alle diverse grandezze dell'uscita. Dal momento che questa modifica coinvolge la matrice Q , creata nel procedimento di inizializzazione dell'MPC, la variazione di tali coefficienti non può avvenire on line, quindi questa strategia non è adatta, a differenza dello scalamento del riferimento futuro, a un utilizzo on line dell'algorithm.

Sottosistema xy

Applicando dei coefficienti indipendenti ai pesi delle grandezze di interesse dell'uscita, dalla matrice Q descritta nella sez. 2.2 si perviene alla seguente:

$$Q = \left[\begin{array}{ccc|ccc} q_1 K_1 & & & & & \\ & \ddots & & & & \\ & & q_1 K_1 & & & \\ \hline & & & q_i K_l & & \\ & & & & \ddots & \\ & & & & & q_i K_l \end{array} \right] \quad (6.1)$$

dove $i = 10, \dots, N_y$, $l = 1, \dots, 3$ e $j = 1, \dots, 6$, e

$$q_i = \begin{bmatrix} p_{y_1} k_{\hat{\omega}_y} & & & & & & \\ & p_{y_2} k_{\hat{f}_x} & & & & & \\ & & p_{y_3} & & & & \\ & & & p_{y_4} k_{p_x} & & & \\ & & & & p_{y_5} k_{v_x} & & \\ & & & & & & p_{y_6} \end{bmatrix} \quad (6.2)$$

Come si vede dalla struttura di q_i , a quattro dei sei pesi sul riferimento futuro sono moltiplicati quattro diversi coefficienti:

- $k_{\hat{\omega}_y}$ relativo alla velocità di *pitch*;
- $k_{\hat{f}_x}$ relativo all'accelerazione longitudinale percepita;
- k_{p_x} relativo alla posizione longitudinale;
- k_{v_x} relativo alla velocità longitudinale della piattaforma.

Sottosistema zv

Per quanto riguarda il sistema lungo l'asse verticale, la struttura della matrice Q è del tutto analoga a quella riportata in (6.1), si riporta quindi la sottomatrice q_i :

$$q_i = \begin{bmatrix} p_{y_2} k_{\hat{f}_x} & & \\ & p_{y_4} k_{p_x} & \\ & & p_{y_5} k_{v_x} \end{bmatrix} \quad (6.3)$$

dove il significato dei coefficienti k_i , ovviamente relativi alle sole accelerazione, posizione e velocità verticali, è il medesimo del caso xy .

Per entrambi i sottosistemi considerati, a seconda del particolare settaggio dei coefficienti introdotti, il comportamento predittivo dell'MPC avrà caratteristiche diverse. Per esempio, è intuitivo aspettarsi che un aumento di $k_{\hat{f}_x}$ rispetto agli altri k_i produca una maggiore propensione al prepositioning (e un conseguente aumento dello sfruttamento della piattaforma) e un cueing più accurato in presenza di un riferimento futuro affidabile. In generale però si è constatato che le dinamiche coinvolte globalmente permettono raramente una previsione del comportamento finale dell'algorithm in quanto, l'equilibrio fra i diversi pesi p_{y_j} , la mutua influenza fra i pesi nelle matrici q_1 e i pesi relativi al segmento futuro e altri fattori dipendenti dal particolare riferimento, rendono il sistema difficilmente interpretabile a priori.

6.2.3 Matching

Lo studio dell'applicabilità della strategia look ahead risulta più completo con l'introduzione della modifica on-line del riferimento. Si è dunque resa opportuna

l'introduzione di una strategia di *matching*. L'idea fondamentale, ripresa dal lavoro di M. Baseggio [2], consiste nel confrontare un segnale di riferimento ideale con l'attuale segnale proveniente dalla piattaforma e trovare le modifiche in termini di ampiezza, dilatazione e traslazione temporali che meglio descrivono l'attuale comportamento del pilota. Queste modifiche sono quindi utilizzate per costruire il segnale su cui fare predizione.

L'algoritmo qui considerato invece è stato semplificato considerando la sola possibilità di traslazione temporale. Viene ricercata quindi una somiglianza fra segnale attuale e riferimento in modo da stimare il valore Δp e modificare di conseguenza il riferimento tramite una semplice traslazione. Questa semplificazione ha permesso di non gravare in modo significativo sull'onere computazionale dell'algoritmo, mantenendo sempre rispettata la specifica di real time.

Capitolo 7

Risultati simulativi

In questo capitolo vengono illustrate le analisi condotte a livello simulativo del sistema descritto nei capitoli precedenti. In particolare si valuta in quale modo la scalatura del riferimento e la modifica della funzione costo introdotte in sez. 6.2, consentono di trarre vantaggio dalla strategia look ahead con una buona conoscenza dell'informazione futura, oppure, dualmente, limitare i danni causati da una scarsa conoscenza di tale informazione.

Le numerose simulazioni effettuate sono volte a testare i parametri introdotti nelle sez. 7.1.1 e 6.2.1 - 6.2.3, e le relative analisi costituiscono la parte conclusiva e più importante di questo lavoro di tesi.

7.1 Metodo di analisi

7.1.1 Accelerazione impulsiva

Come sarà evidenziato nei paragrafi seguenti, l'interpretazione degli effetti dati dall'utilizzo della tecnica look ahead risulta essere un'analisi complessa. Ciò è dovuto da diversi fattori che insieme concorrono a rendere difficoltoso il riconoscimento del legame causa-effetto fra l'introduzione del riferimento futuro e le scelte intraprese dall'ottimizzatore. Tali fattori possono essere immediatamente identificati fra i numerosi passaggi in cui consta la generazione del riferimento, descritti in sez. 5.2.2.

Per riuscire quindi a decifrare con maggior precisione il comportamento dell'ottimizzatore, interpretando sia differenti tarature che possibili variazioni fra segnali real time e benchmark, si è deciso di utilizzare un segnale ad hoc, che semplifichi notevolmente l'interpretazione degli spostamenti della piattaforma e delle relative prestazioni in accelerazione. Tale segnale è stato scelto molto simile a un impulso negativo di accelerazione, anche se la particolare asimmetria è data tipicamente da una brusca frenata. Il primo vantaggio nell'utilizzo di questo tipo di segnale è chiaramente dato dal fatto che esso consta di un solo evento isolato, quindi è molto semplificata l'interpretazione del ruolo della finestra di predizione. In secondo luogo, trattandosi di un solo impulso negativo, tale segnale risulta particolarmente complesso per l'algoritmo di MC, che deve generare un'uscita ampia senza dare falsi cues nè in fase di prepositioning

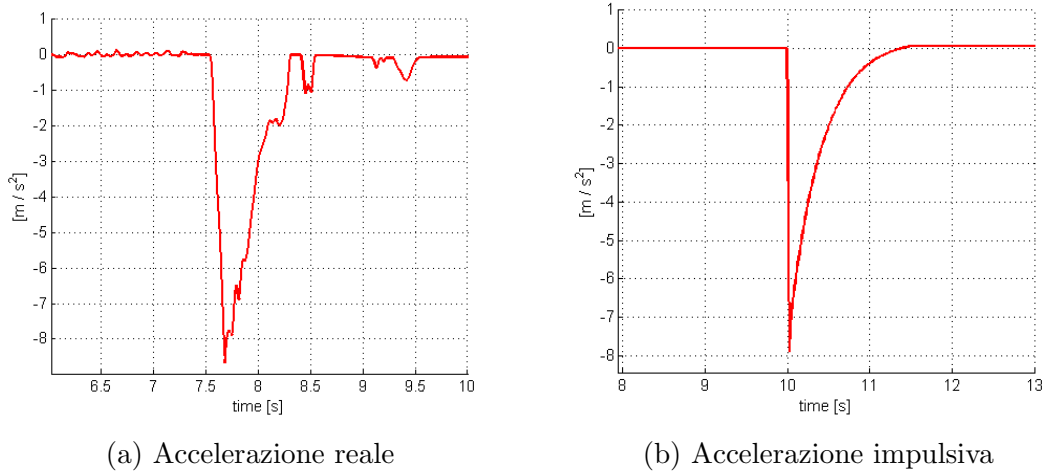


Figura 7.1: Confronto fra un segnale di accelerazione reale e il segnale canonico considerato in questo lavoro di tesi

nè in fase di rientro, questo permette di valutare in modo esplicito i reali limiti (teorici) dell'algoritmo. In tutte le fasi simulate si è dunque scelto di utilizzare questo tipo di segnale.

7.1.2 Parametri considerati

Il segnale ad hoc, oltre a facilitare l'interpretazione dei risultati, ha permesso di gestire direttamente i due parametri considerati nel corso dei test simulativi per modellare e controllare le discrepanze fra segnale real time e riferimento. Si è fatto uso quindi delle due grandezze seguenti:

- Δp , per rimpostare una traslazione temporale del segnale real time rispetto al segnale utilizzato come riferimento, vengono quindi modellati un ritardo o un anticipo del pilota rispetto alla traiettoria benchmark.
- G , guadagno che modella l'intensità della frenata variando l'ampiezza del segnale di accelerazione da riprodurre. In questo modo è possibile portare la piattaforma fino ai propri limiti, imponendo di generare accelerazioni più grandi e quindi un cueing più spinto.

I parametri Δp e G , alla luce delle osservazioni di par. 6.1, concorrono nella possibilità o impossibilità di sfruttare la strategia look ahead, e saranno quindi le due grandezze fondamentali per le analisi riportate in questo capitolo.

7.2 Taratura di continuità fra tecnica no look-ahead e scalatura nulla

Un primo risultato fondamentale che si è voluto ottenere in questo lavoro di tesi, è la possibilità di passare con continuità, in fase simulativa, dall'MPC

Tabella 7.1: Parametri di MPC tradizionale e MPC con look ahead a confronto

Parametri	MPC senza look ahead	MPC con look ahead
T_{pred}	0.3s	8.0s
T_{infoP}	0.3s	0.1s
Decimaz. K_1	1	1
T_1	0.3s	0.5s
Decimaz. K_2	-	10
T_2	-	8s
Filtro LP	-	2 – 4Hz
Soglia pitch	-	$\pm 1.5deg/s$

senza utilizzo dell'informazione futura all'MPC con strategia look ahead. Il problema principale nell'effettuare tale passaggio risiede nel fatto che l'MPC tradizionale, come esposto nel cap. 4, fa uso di parametri propri che lo rendono intrinsecamente diverso dall'MPC con look ahead. Senza scendere nei dettagli implementativi, le differenze sostanziali fra le due tecniche sono schematizzate nella tabella 7.1, che riassume i cap. 4 e 5.

Come si nota dalla tabella, è facile intuire come una modifica real time che portasse le due tecniche di MPC a coincidere, sarebbe troppo articolata e complessa, nonchè onerosa dal punto di vista computazionale. Inoltre sarebbe necessario ripristinare a ogni cambiamento di strategia, la relativa taratura, il che renderebbe la procedura inattuabile. Come anticipato in sez. 6.2.1, la soluzione adottata in questa tesi consiste in una scalatura opportuna della porzione di riferimento formata dai dati futuri. Si è scelto quindi di porre il parametro k_{future} pari a zero e di ricercare una taratura che, dati i parametri dell'ultima colonna della tabella 7.1, approssimi il comportamento dell'MPC tradizionale nel modo più fedele possibile.

Com'è intuitivo aspettarsi, l'imposizione $k_{future} = 0$ ha il significato di annullare l'informazione futura. In questo modo però non viene coinvolta la matrice Q dei pesi sulle uscite, che quindi continua ad assegnare i relativi pesi alla porzione di riferimento posta uguale a zero. Inoltre continuano a valere tutti i parametri relativi a T_{pred} , T_{infoP} , decimazione, ecc. di tab. 7.1. Per compensare queste differenze fra le due strategie di algoritmi, si è allora ricercata una configurazione di pesi che renda trasparente il passaggio fra l'una e l'altra. Nel prossimo paragrafo è descritta la procedura utilizzata per trovare tale configurazione.

7.2.1 Validazione delle tarature

Come esposto all'inizio di questa sezione, si è cercata una taratura tale da rendere il comportamento dell'MPC con riferimento annullato dall'imposizione $k_{future} = 0$ il più possibile simile al comportamento dell'MPC tradizionale. Questo vincolo di somiglianza però non è l'unico obiettivo che si è voluto rag-

giungere nella ricerca della taratura. Poichè lo scopo primario della tecnica look ahead è trarre il massimo vantaggio dall'informazione futura, si è cercato un set di pesi che tenesse conto anche di questa esigenza. In particolare, alla luce di quanto esposto nella sez. 6.2.2, quest'ultima finalità viene tradotta nel mantenere il più elevato possibile il coefficiente $k_{\hat{f}_x}$. In questo modo, quando viene imposto k_{future} pari a zero, il MC sarà simile al caso con MPC tradizionale, mentre quando si utilizza appieno l'informazione futura ($k_{future} = 1$) si potrà beneficiare della strategia look ahead.

Si è cercato quindi il compromesso migliore fra i due obiettivi descritti, e per valutarne la bontà si sono considerati $k_{\hat{f}_x}$ per quanto riguarda lo sfruttamento della strategia look ahead, e un confronto cfr_{norma} fra le posizioni generate dalle diverse strategie di MPC, ottenuto come segue:

$$cfr_{norma} = \|spost_{noLA} - spost_{LA}\|_2 \quad (7.1)$$

Asse verticale

Per quanto riguarda il sistema zv , i parametri manipolabili per trovare il compromesso migliore fra i due obiettivi sopra esposti sono descritti nella sez. 6.2.2. Se ne riporta qui l'elenco:

- p_{y_1} peso sull'accelerazione percepita;
- p_{y_2} peso sullo spostamento verticale della piattaforma;
- p_{y_3} peso sulla velocità della piattaforma;
- $k_{\hat{f}_x}$ relativo all'accelerazione verticale percepita;
- k_{p_x} relativo allo spostamento verticale ;
- k_{v_x} relativo alla velocità verticale della piattaforma.

Dato il numero relativamente basso di parametri, variando ciascuno di essi entro uno specifico intervallo di valori sufficientemente ampio, è stato possibile applicare una strategia *brute force* (fig. 7.2) in modo da calcolare tutti i possibili risultati in termini di cfr_{norma} . Lo scopo di questo procedimento è stato trovare una 'classe di equivalenza' fra sestuple cui corrispondesse un certo valore di cfr_{norma} e, all'interno di questa, scegliere le sestuple con un parametro $k_{\hat{f}_x}$ sufficientemente grande. Si sono ottenuti così un certo numero di configurazioni candidate, mentre la scelta della taratura definitiva ha anche tenuto conto della coerenza del comportamento risultante dell'MPC con un differente valore di G .

Le tarature candidate evidenziate in fig.7.2 sono state ottenute imponendo contemporaneamente le due condizioni $cfr_{norma} \leq 0.3$ e $k_{\hat{f}_x} \geq 0.6$, come riportato in tab. 7.2, per questo motivo, i punti fra la 40^a e la 70^a iterazione, che danno un ottimo risultato in termini di cfr_{norma} , sono stati scartati fin da subito. Per le considerazioni fatte in precedenza, la taratura scelta è quella data dall'iterazione n°193, che risulta dare il compromesso migliore. In figura 7.3 si

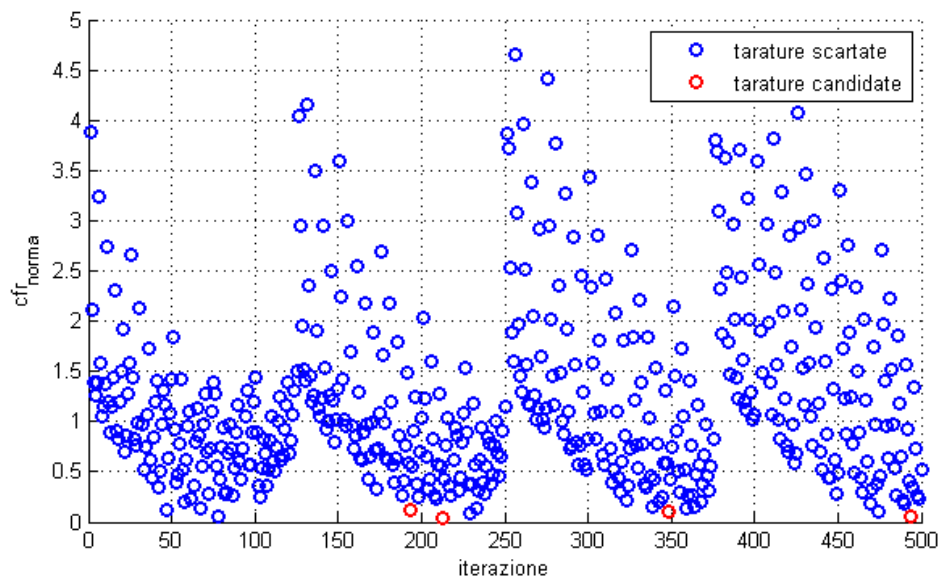


Figura 7.2: Mappa di cfr_{norma} in funzione delle iterazioni brute force

Tabella 7.2: Parametri tarature candidate

Iterazione	cfr_{norma} con G_1	cfr_{norma} con G_2	k_{f_x}
193	0.11	0.30	0.7
213	0.04	0.08	0.6
348	0.1	0.44	0.8
494	0.05	0.23	0.7

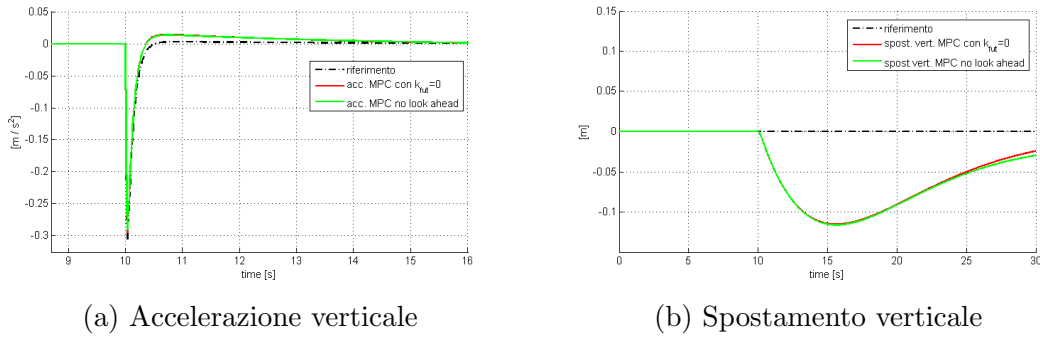


Figura 7.3: Confronto andamenti di accelerazione e spostamento per MPC con e senza look ahead

possono confrontare gli andamenti della posizione e dell'accelerazione percepita prodotte dall'MPC tradizionale e dall'MPC con taratura $n^{\circ}193$.

Asse longitudinale

Il sistema accoppiato xy presenta maggiori difficoltà nella ricerca di una taratura che abbia le caratteristiche esposte sopra. Ciò è dovuto in primo luogo all'azione combinata di pitch e spostamento longitudinale che rende difficile l'interpretazione del comportamento dell'MPC, in secondo luogo è dovuto al numero maggiore di parametri in gioco rispetto al caso precedente. Si deve infatti ricercare la taratura adeguata agendo sulle seguenti nove variabili:

- p_{y1} peso sulla velocità di pitch;
- p_{y2} peso sull'accelerazione longitudinale percepita;
- p_{y3} peso sulla posizione angolare;
- p_{y4} peso sullo spostamento longitudinale;
- p_{y5} peso sulla velocità longitudinale della piattaforma;
- $k_{\dot{\omega}_y}$ relativo alla velocità di *pitch*;
- $k_{\hat{f}_x}$ relativo all'accelerazione longitudinale percepita;
- k_{p_x} relativo alla posizione longitudinale;
- k_{v_x} relativo alla velocità longitudinale della piattaforma.

Il numero di parametri coinvolti ha reso proibitiva la strategia brute force utilizzata in precedenza. Nel tentativo effettuato infatti si è dovuto impostare a priori alcune variabili in quanto, considerando anche un intervallo di valori significativo per ciascuna, il numero di iterazioni sarebbe stato troppo elevato. Inoltre in questo caso è necessario tenere conto non solo di $k_{\hat{f}_x}$ e della similarità di comportamento per lo spostamento longitudinale, ma anche della conformità per posizione e velocità angolari. Si è quindi scelto di fissare un valore minimo

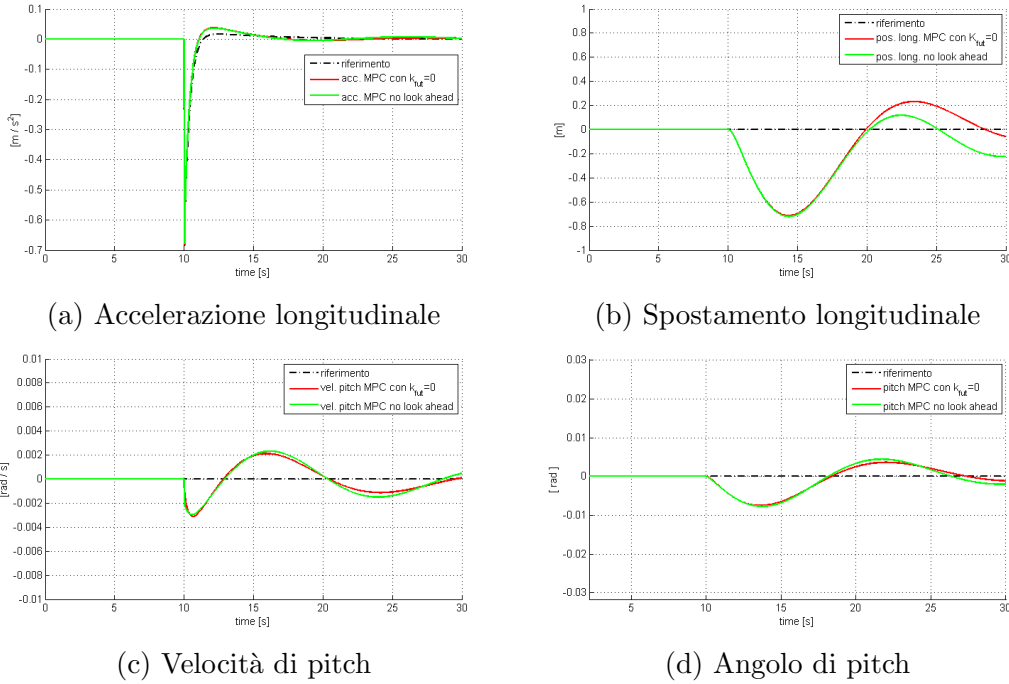


Figura 7.4: Confronto andamenti di accelerazione e spostamento per MPC con e senza look ahead

di $k_{\hat{f}_x}$ e procedere in modo euristico, dando priorità all'attinenza in accelerazione. L'omogeneità della taratura trovata con il comportamento dell'MPC tradizionale è riportata in fig. 7.4.

Come introdotto, la prosecuzione naturale della ricerca delle tarature di 'equivalenza' consiste nell'applicare l'utilizzo dell'informazione futura, e quindi valutare il vantaggio che deriva dalla strategia look ahead per tarature vincolate a replicare il comportamento dell'MPC tradizionale. Questa analisi è esposta nel prossimo paragrafo, in cui viene valutata la contemporanea variazione del comportamento del pilota.

7.3 Analisi delle prestazioni con stima del comportamento del pilota

Nel paragrafo precedente sono descritti i procedimenti seguiti per arrivare a una taratura completa dei sistemi xy e zv tale da rendere il comportamento dell'MPC con riferimento nullo, equiparabile al comportamento dell'MPC descritto nel cap. 4. Tale taratura sarà indicata nel seguito come *taratura equivalente*. Benchè tale setup di pesi (e dei relativi coefficienti) sia stato scelto in modo da ottimizzare l'impiego dell'informazione futura, è facile aspettarsi che esista un diverso tuning del sistema in grado di raggiungere prestazioni più elevate. Si valutano quindi nel seguito le performance delle due differenti tarature, evidenziandone i relativi pregi e difetti.

Le analisi che seguono quindi sono state condotte ricercando la massima prestazione ottenibile dalla taratura in esame. Si è allora variato il guadagno G in modo da aumentare l'ampiezza dell'accelerazione da riprodurre, fino al raggiungimento dei limiti di piattaforma. Talvolta, soprattutto per tarature caratterizzate da un utilizzo spinto del look ahead, si è verificata la necessità di valutare il limite di funzionamento del sistema, non attraverso i limiti fisici di spostamento della piattaforma, ma considerando una certa qualità nel tracking di accelerazione. Questo perchè si è constatato che utilizzando l'informazione futura, il sistema, pur non raggiungendo il limite massimo di piattaforma, insegue l'accelerazione con un progressivo degrado nel tracking. Tale degrado è stato considerato accettabile se l'accelerazione prodotta non supera una fascia di $\pm 0.05m/s^2$ intorno al riferimento, negli istanti immediatamente precedenti e successivi alla frenata.

In questa sede è stato introdotto anche lo studio relativo alla modifica del segnale real time rispetto al segnale di riferimento. La modifica considerata attraverso l'utilizzo del segnale canonico impulsivo (sez. 7.1.1) prende in considerazione la discrepanza fra dati benchmark e dati pilota che risulta essere maggiormente critica anche su dati telemetrici reali, cioè una traslazione temporale Δp in prossimità di una richiesta di cueing impegnativa per la piattaforma, come appunto una improvvisa frenata.

7.3.1 Asse verticale

Per quanto riguarda il sistema zv , si sottolinea ancora una volta che l'utilizzo del segnale impulsivo è da intendersi come mero strumento di analisi, in quanto risulta improbabile che lungo l'asse verticale venga richiesto un profilo di accelerazione che riproduce un segnale simile a una frenata. In questo senso le simulazioni effettuate, da una parte mettono alla prova il sistema valutando un caso critico, dall'altra riflettono il limite costruttivo della piattaforma, che lungo l'asse verticale non dispone nè dell'ausilio della tilt coordination nè di un'ampia escursione traslazionale. Per questo motivo le accelerazioni raggiunte saranno esigue rispetto alle analoghe generate lungo l'asse longitudinale.

Prestazioni delle tarature equivalente e ottima

Grazie al fatto di aver ricercato una taratura caratterizzata da un valore elevato di $k_{\hat{f}_x}$, le prestazioni che si ottengono utilizzando la strategia look ahead si possono considerare soddisfacenti. Infatti, nonostante il vincolo che caratterizza la taratura equivalente, l'aumento del coefficiente k_{future} sortisce l'effetto desiderato. Come si nota dalla fig. 7.5b, con $k_{future} = 1$ la piattaforma inizia il proprio movimento prima dei 10s, rendendo disponibile una escursione verticale quasi doppia rispetto a quanto si ha con $k_{future} = 0$. Conseguentemente risulta essere circa doppia anche l'accelerazione riproducibile.

Come anticipato, è possibile ricercare una taratura che, priva del vincolo di riprodurre il comportamento dell'MPC tradizionale, possa sfruttare al meglio la strategia look ahead. Dopo numerosi raffinamenti per impostare un tuning soddisfacente, si è giunti alla taratura ottimale, le cui prestazioni sono illustrate

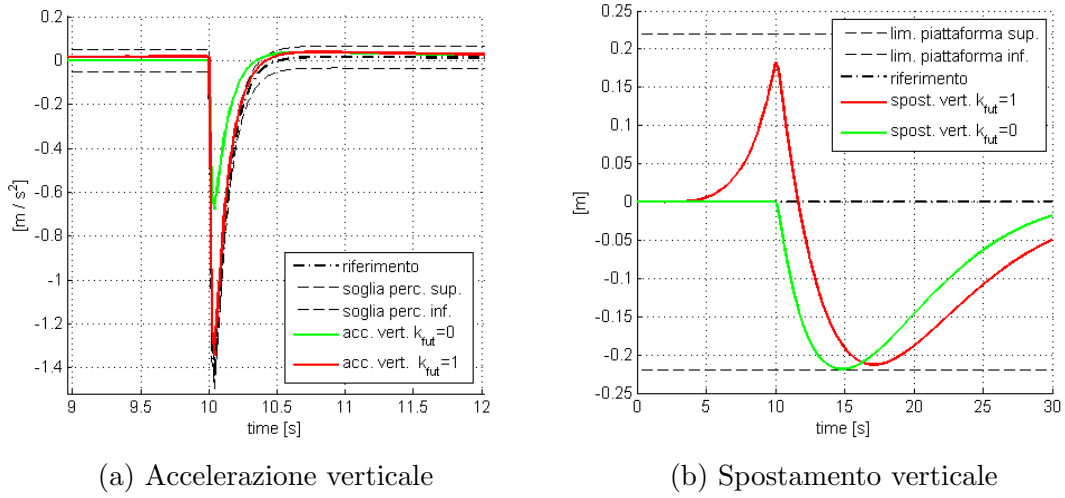


Figura 7.5: Prestazioni della taratura equivalente per valori diversi di k_{future}

in fig. 7.6. Si nota come, grazie ai nuovi pesi, l'MPC riesca a sfruttare maggiormente la velocità di spostamento attuando un iniziale abbassamento della piattaforma.

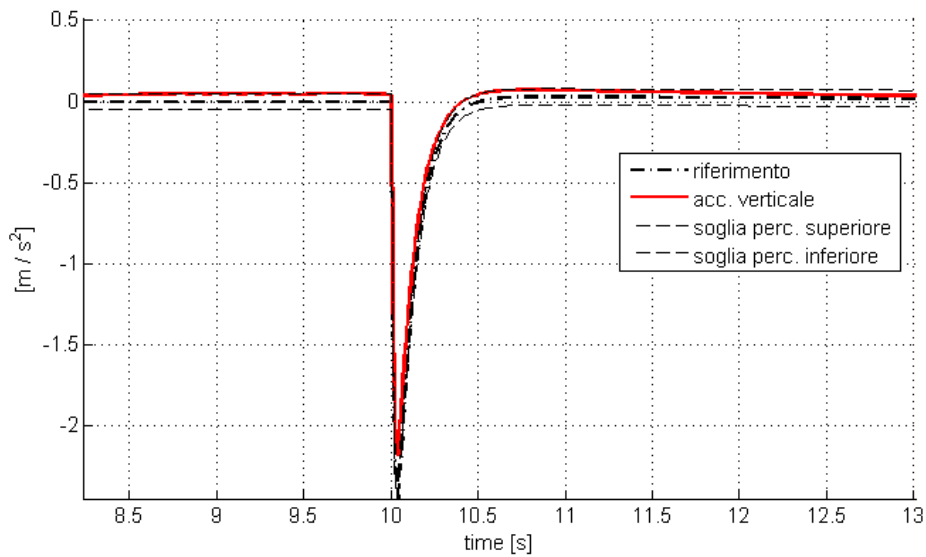
Variazione del segnale real time

L'idea che sta alla base dello studio perseguito in questo lavoro di tesi consiste nell'osservare che quanto più viene utilizzata l'informazione futura, tanto più il sistema sarà sensibile a una discrepanza fra l'informazione futura stessa e la realtà. Questa osservazione è stata approfondita su due fronti: introducendo il parametro Δp e valutando gli effetti di una sua variazione positiva o negativa; introducendo il coefficiente k_{future} per rendere modulabile l'impiego dei dati futuri.

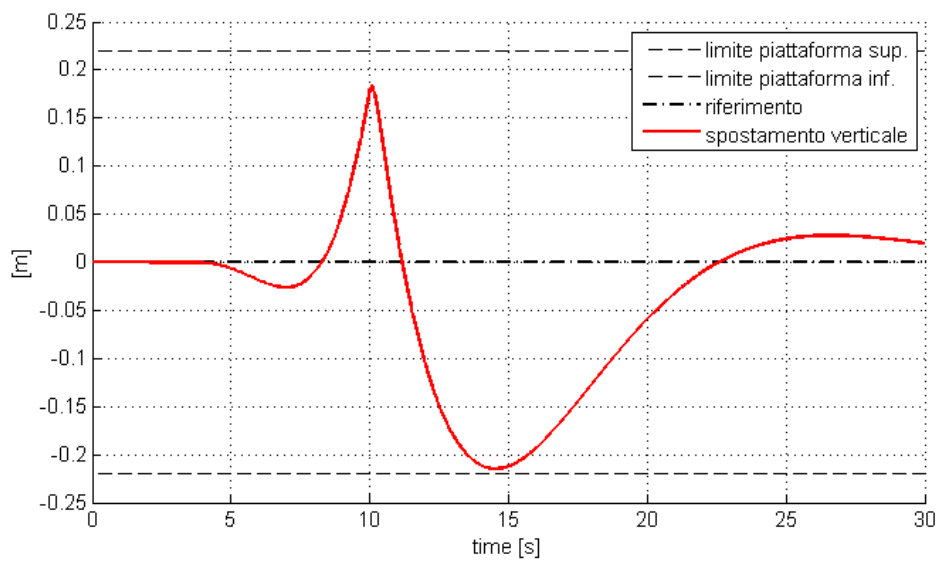
Alla luce delle considerazioni fatte in precedenza per le due tarature considerate, si è previsto che un eventuale ritardo o anticipo possano portare, in presenza di un importante prepositioning, ai limiti di piattaforma rispettivamente superiore e inferiore. In fig. 7.7 sono meglio descritti questi concetti.

Le osservazioni precedenti sono alla base di uno studio sistematico che prevede di valutare il massimo guadagno raggiungibile al variare dei parametri $\Delta p \in [-1, 1]$ e $k_{future} \in [0, 1]$, per entrambe le tarature descritte precedentemente¹. I risultati di tale classificazione sono rappresentati in fig. 7.8 per la taratura equivalente e in fig. 7.9, in cui sono riportati gli aumenti percentuali $G\%$ rispetto alla massima prestazione G_0 ottenibile con la taratura equivalente

¹Il parametro Δp varia in $[-1, 1]$ con passi di $0.05s$, mentre il coefficiente k_{future} varia in $[0, 1]$ con passi di 0.2 . Tuttavia per il caso illustrato in fig. 7.9 si è preferito utilizzare $k_{future} = 0.75$ al posto di 0.8 in quanto questa leggera modifica dà un risultato più significativo

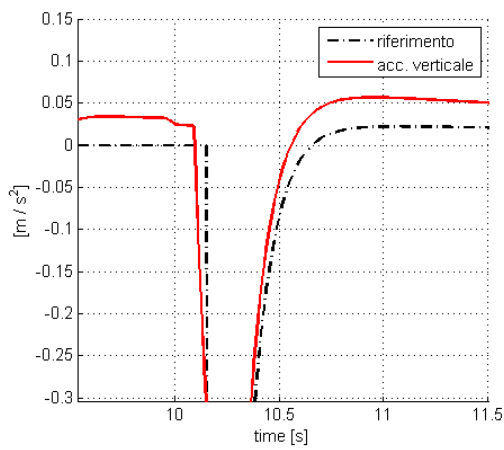


(a) Accelerazione verticale

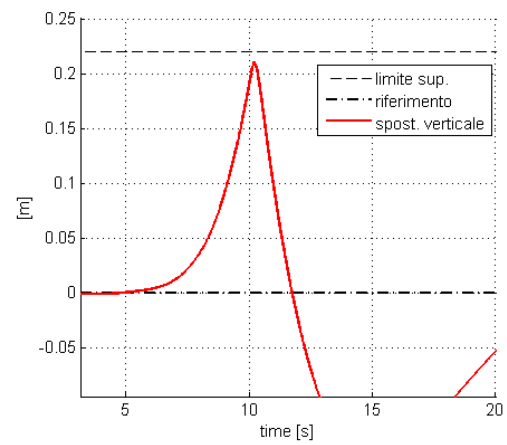


(b) Spostamento verticale

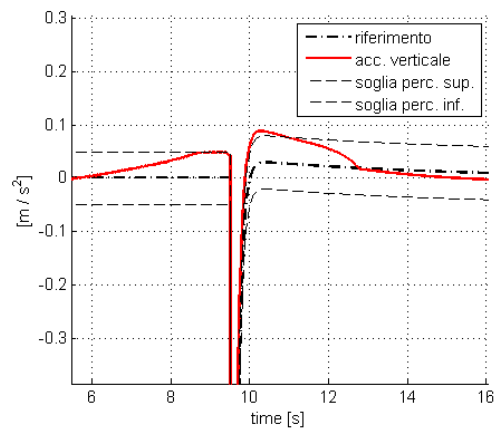
Figura 7.6: Prestazioni della taratura ottima



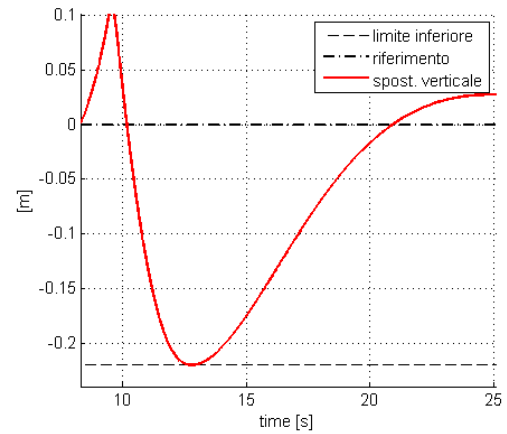
(a) Accelerazione verticale (ritardo)



(b) Spostamento verticale (ritardo)



(c) Accelerazione verticale (anticipo)



(d) Spostamento verticale (anticipo)

Figura 7.7: Dettagli degli effetti indesiderati dovuti a un ritardo o un anticipo del segnale real time rispetto al riferimento

ponendo $k_{future} = 0$, cioè:

$$G_{\%} = \frac{G - G_0}{G_0} \cdot 100 \quad (7.2)$$

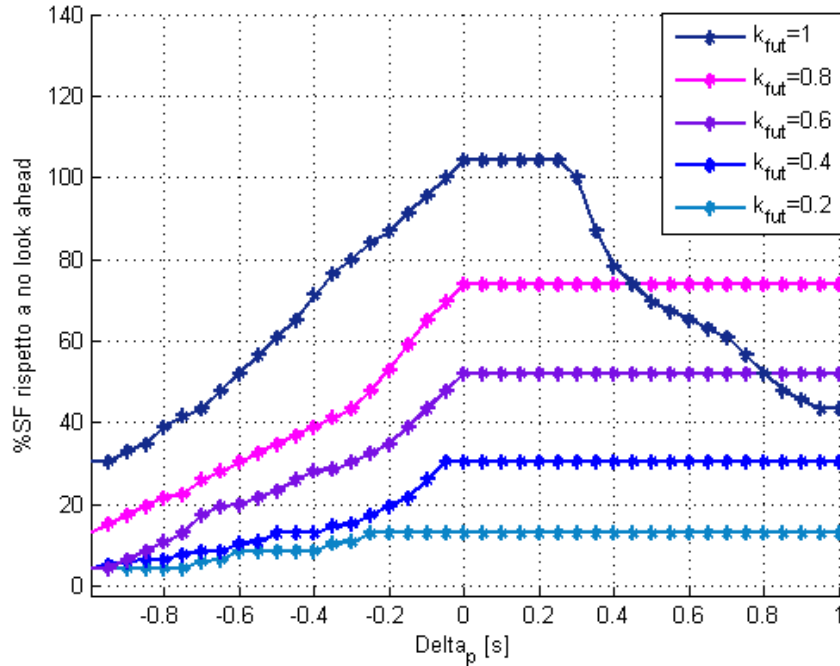


Figura 7.8: Prestazioni ottenibili con la taratura equivalente variare di Δp per diversi valori di k_{future}

Il quadro generale dato dalle fig. 7.8 e 7.9 permette di ricavare alcune osservazioni interessanti. In primo luogo, come accennato sopra, il progressivo aumento delle prestazioni all'aumentare di k_{future} e l'effettiva superiorità della taratura ad hoc, in secondo luogo la maggiore sensibilità delle tarature più performanti nei confronti delle variazioni di Δp , soprattutto per Δp positivi, cioè nel caso in cui il segnale del pilota sia in ritardo rispetto al riferimento. La particolare disposizione dei punti nel grafico inoltre riflette il comportamento del sistema in posizione: infatti si nota che la situazione di fig. 7.7b, in cui il sistema raggiunge il limite superiore, si ottiene molto più facilmente per sistemi spinti, come in fig. 7.6, in cui, appunto, il sistema utilizza molto l'informazione futura per anticipare il proprio spostamento e portare la piattaforma verso il limite superiore. Un'osservazione analoga vale anche nel caso dell'anticipo, dove però se da una parte lo sfruttamento maggiore dello spazio disponibile per tarature che utilizzano molto il look ahead, spinge verso i limiti di piattaforma, dall'altra il prepositioning solleva la piattaforma con molto anticipo, favorendo le tarature che ne fanno più utilizzo, ed evitando l'urto col limite inferiore come in fig. 7.7d. Per questo motivo non si notano cali drammatici di prestazione per Δp negativi.

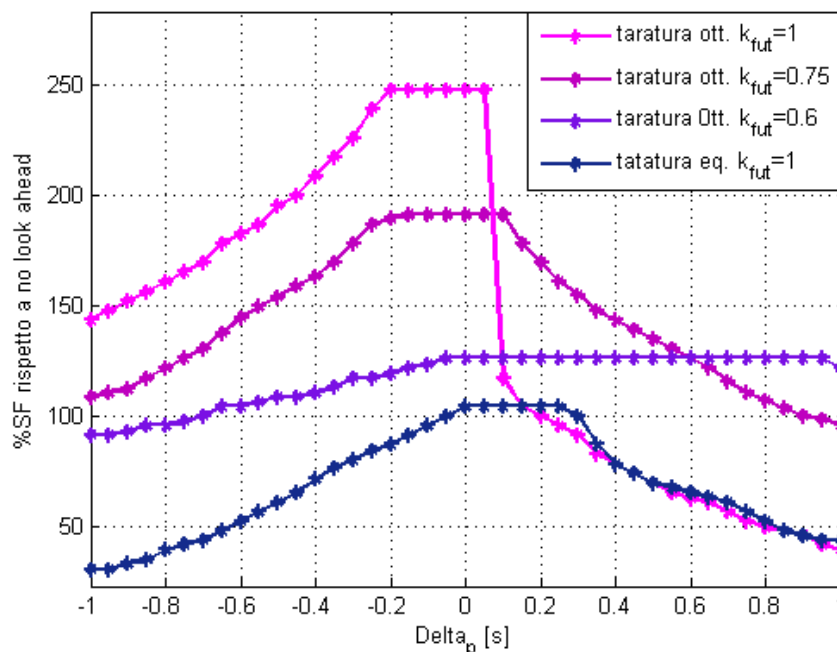


Figura 7.9: Prestazioni ottenibili con la taratura ottima al variare di Δp per tre valori di k_{future} , per paragone è riportato il luogo degli $G\%$ per la taratura equivalente con $k_{future} = 1$

Dalla sintesi delle simulazioni data dalla fig. 7.9 è possibile trarre anche un'importante conclusione, che può risultare utile soprattutto in fase di tuning del sistema. Si osserva che per alcuni valori di $\Delta p \geq 0$ i punti di $G\%$ relativi a $k_{future} = 0.8$ indicano una prestazione superiore ai corrispondenti relativi a $k_{future} = 1$; a loro volta i punti di $G\%$ relativi a $k_{future} = 0.6$ sono stabilmente sopra ai corrispondenti relativi a $k_{future} = 0.8$. Ne segue l'idea di suddividere in tre fasce distinte l'intervallo $\Delta p \in [0, 1]$, in modo da distinguere l'entità dei possibili ritardi del guidatore e, quindi, ottenere una classificazione del pilota in base alla precisione di guida. Questo procedimento è rappresentato in fig. 7.10 per quanto riguarda la taratura ottima, dove viene evidenziato che lo sfruttamento massimo dei dati futuri ($k_{future} = 1$) è attuabile senza il rischio di falsi cueing solo per piloti con una ripetibilità inferiore a $0.1s$. Per discrepanze riferimento-pilota superiori, l'utilizzo del riferimento diventa svantaggioso e risulta più conveniente porre $k_{future} = 0.8$, e così via.

7.3.2 Asse longitudinale

Per il sistema xy si è condotta un'analisi del tutto analoga alla precedente. La maggiore complessità del sistema tuttavia ha reso più difficoltosa la ricerca dei risultati finali, che comunque rispecchiano, nelle linee generali, quanto trovato per il sistema verticale.

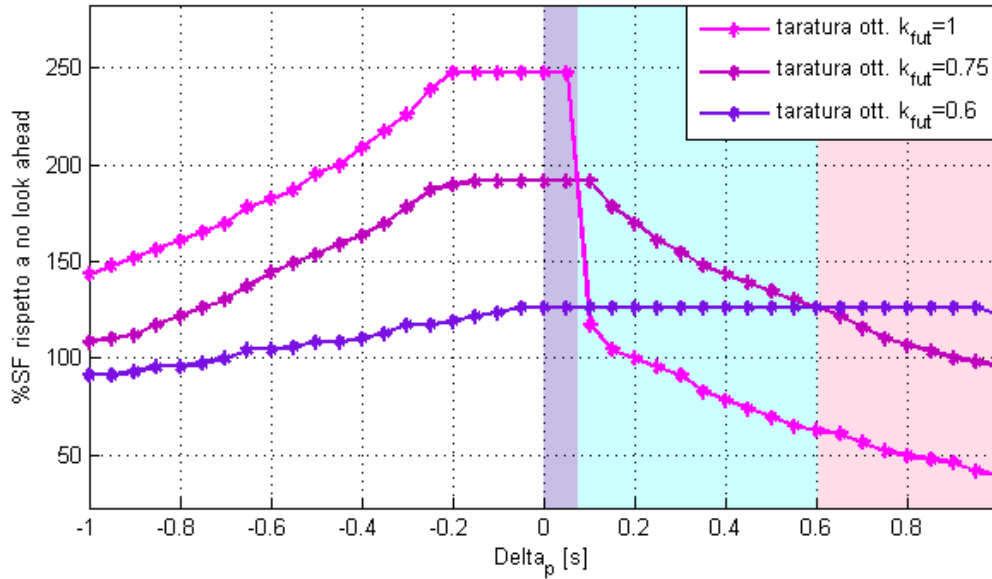


Figura 7.10: Esempio di classificazione delle tarature mediante l'entità del possibile ritardo del pilota

Prestazioni delle tarature equivalente e ottima

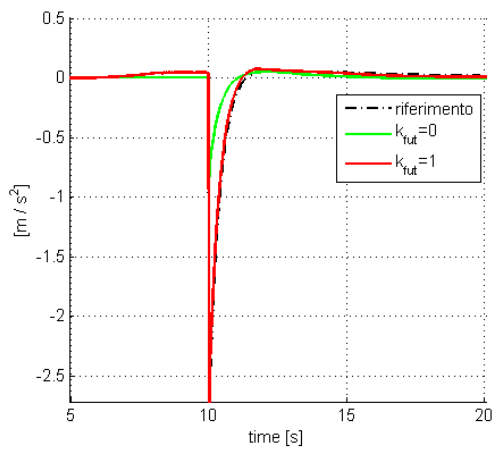
Anche in questo caso la taratura equivalente dà buoni risultati aumentando k_{future} , arrivando a riprodurre accelerazioni di entità più che doppia utilizzando i dati futuri. Dalla fig. 7.11 inoltre, è possibile notare che l'utilizzo dell'informazione futura incentiva l'impiego del pitch².

Anche in questo caso la taratura più prestazionale è stata ottenuta dopo numerosi raffinamenti. Le performance del diverso set di pesi sono riportate in fig. 7.12. Anche in questo caso l'MPC sfrutta maggiormente la velocità di spostamento attuando un iniziale arretramento della piattaforma.

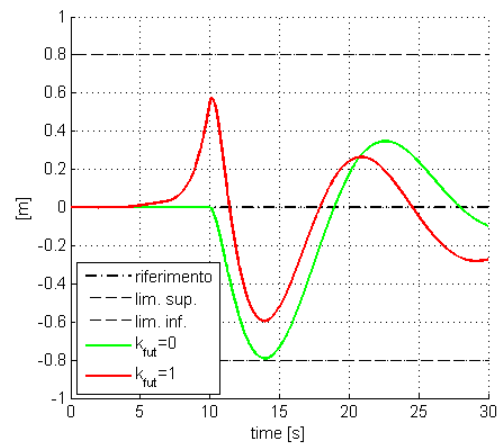
Variazione del segnale real time

Nel caso del sistema longitudinale, le considerazioni fatte in precedenza sugli effetti di un eventuale ritardo o anticipo dell'azione del pilota rispetto al riferimento (fig. 7.7), sono ancora validi, ma con la complicazione aggiuntiva dovuta all'azione della tilt coordination. Si è riscontrato in numerose simulazioni che l'MPC, all'avvicinarsi dei limiti di posizione della piattaforma, utilizza l'azione del pitch per correggere l'eventuale cueing errato, fino a quando non intervengono i limiti sulla velocità del pitch stesso. Quindi, introducendo il parametro Δp e il coefficiente k_{future} in modo analogo a quanto fatto nel caso del sistema zv , si ottengono risultati che, pur essendo in linea al caso più semplice, presentano una disposizione dei punti di $G\%$ leggermente diversa (fig. 7.13 e 7.14). Inoltre

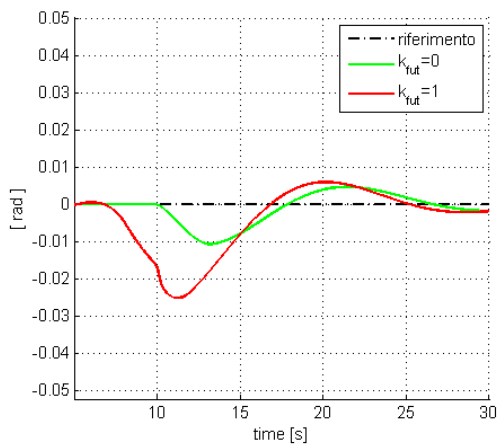
²L'incentivo del pitch dovuto all'utilizzo dell'informazione futura dipende non solo dall'equilibrio risultante fra pesi nel 'presente' e nel futuro, ma anche dagli stadi di filtraggio.



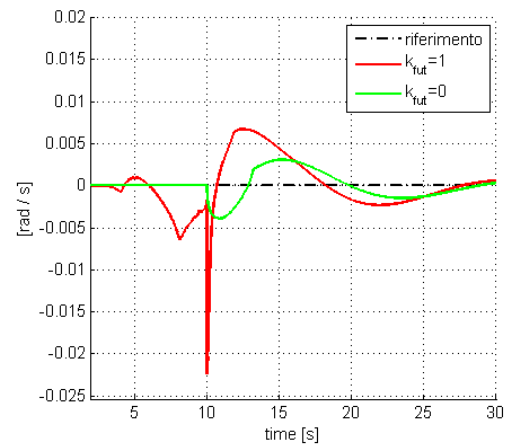
(a) Accelerazione longitudinale



(b) Spostamento verticale

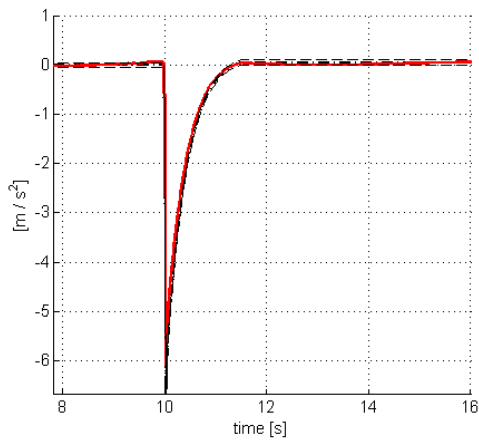


(c) Angolo di pitch

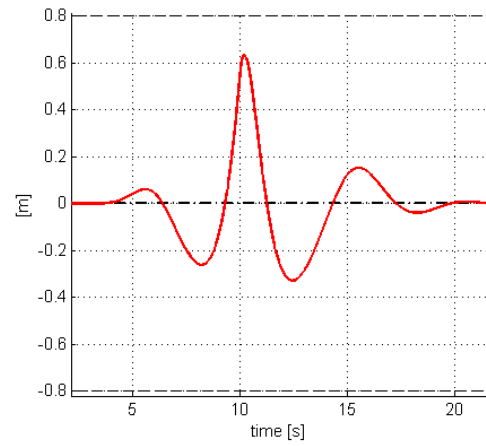


(d) Velocità di pitch

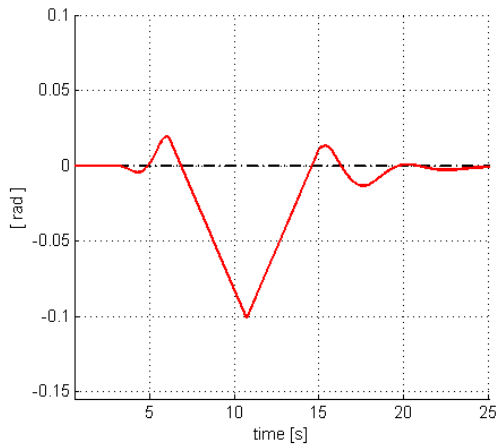
Figura 7.11: Prestazioni della taratura equivalente per valori diversi di k_{future}



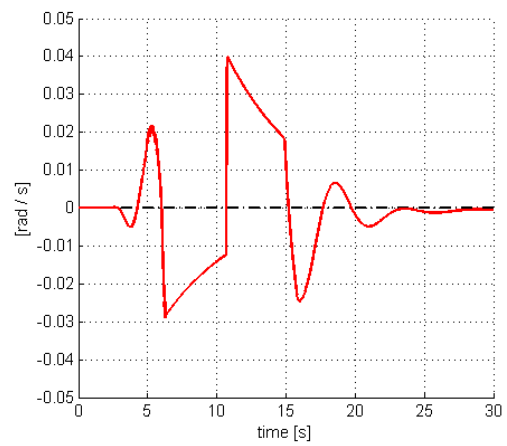
(a) Accelerazione longitudinale



(b) Spostamento verticale



(c) Angolo di pitch



(d) Velocità di pitch

Figura 7.12: Prestazioni della taratura ottima

non è più immediato in questo caso ricondurre il profilo dei luoghi dei punti ottenuti, con la capacità di spostamento residua, dopo il prepositioning.

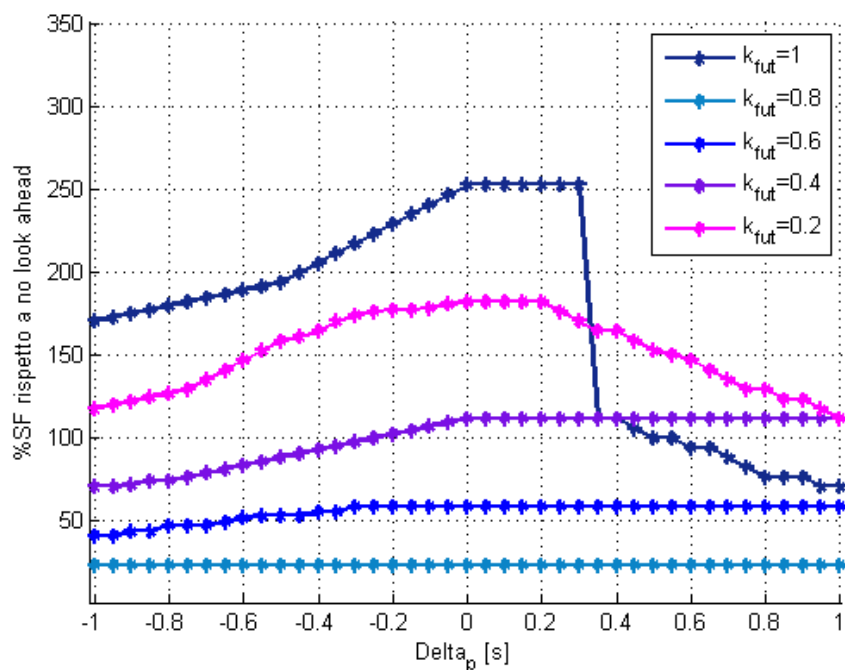


Figura 7.13: Prestazioni ottenibili con la taratura equivalente variare di Δp per diversi valori di k_{future}

In conclusione, l'analisi più importante di fig. 7.14 riguarda anche in questo caso la possibilità di suddividere in tre fasce distinte l'intervallo $\Delta p \in [0, 1]$ e ottenere una identificazione del pilota in base alla precisione di guida, come illustrato in fig. 7.15.

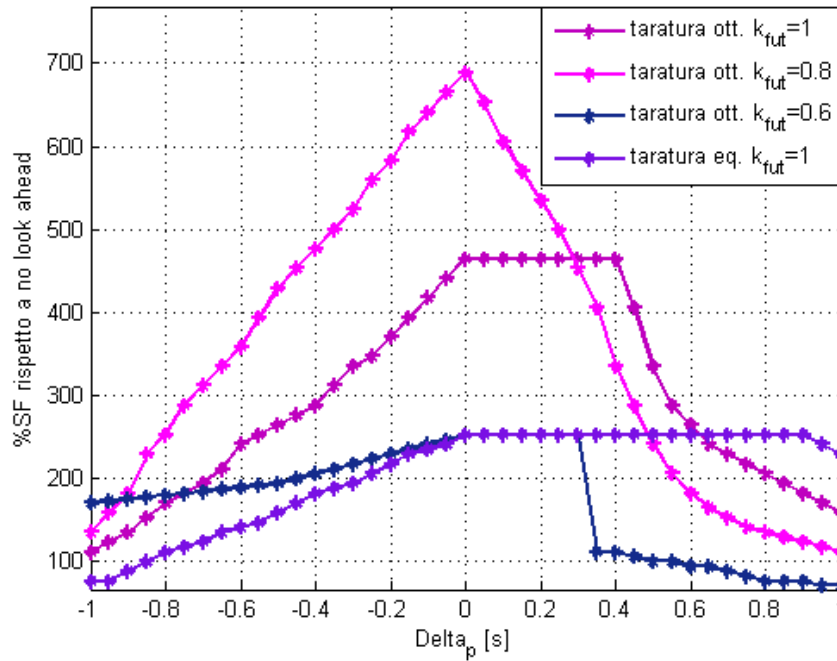


Figura 7.14: Prestazioni ottenibili con la taratura ottima al variare di Δp per tre valori di k_{future} , per paragone è riportato il luogo degli $G\%$ per la taratura equivalente con $k_{future} = 1$

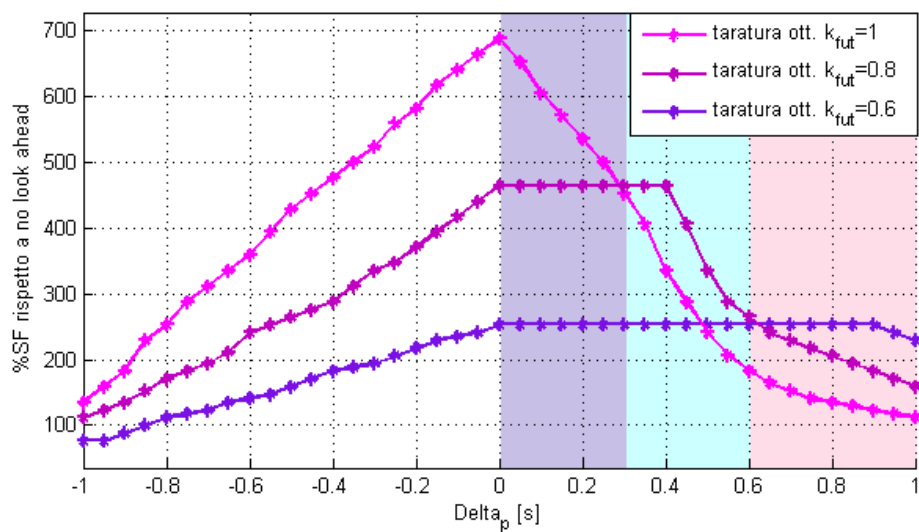


Figura 7.15: Esempio di classificazione delle tarature mediante l'entità del possibile ritardo del pilota

Conclusioni e sviluppi futuri

Questo lavoro di tesi affronta uno dei principali problemi ancora aperti che impediscono un utilizzo sistematico e affidabile dell'MPC con look ahead. Infatti la possibile discrepanza fra i dati provenienti dalla guida del pilota e i dati utilizzati come riferimento futuro, ha reso finora impraticabile questa strategia, che ha dimostrato di possedere le potenzialità per il raggiungimento di prestazioni eccellenti. Alle tecniche di generazione del riferimento futuro, realizzate precedentemente a questo lavoro di tesi, si sono quindi aggiunte alcune strategie per la gestione di tale riferimento. Questo è stato fatto allo scopo di poter ritornare alla configurazione di MPC senza look ahead, nel caso in cui il riferimento non sia più in accordo col comportamento attuale del pilota, e un suo impiego nella predizione sia addirittura controproducente.

Preliminarmente si è verificato che le modifiche apportate all'algoritmo esistente, consentono di trovare una taratura che renda trasparente al pilota il passaggio dall'MPC tradizionale al nuovo MPC senza look ahead. Successivamente lo studio sistematico che ha messo in relazione l'affidabilità del riferimento futuro alla sua usabilità, ha condotto a una metodologia di tuning che permette di impostare l'algoritmo per uno sfruttamento massimo dell'informazione futura evitando gli effetti negativi di una scarsa ripetibilità del pilota.

I risultati ottenuti a livello simulativo, sono solo un primo passo verso l'applicazione in piattaforma dell'algoritmo con predizione. Questo lavoro di tesi infatti presenta ancora ampi margini di miglioramento. In primo luogo per poter applicare in modo affidabile la strategia look ahead all'algoritmo, è necessario validare i risultati qui ottenuti attraverso un segnale di telemetria che comprenda una casistica di variazioni più ampia delle sole traslazioni temporali. In secondo luogo, per completare l'introduzione delle tecniche qui proposte, è necessario affinare la misura dell'affidabilità del riferimento in avanti, per implementare una strategia che esegua un eventuale cambiamento on line del coefficiente k_{future} qui introdotto, in modo da ripristinare il funzionamento del MC senza predizione durante una sessione simulativa, nel caso in cui accada un evento imprevisto.

In generale le difficoltà riscontrate riguardano soprattutto l'interpretazione delle scelte intraprese dall'MPC, poichè dipendono da numerosi fattori. Questi, per citarne solo alcuni, il receding orizon, il tratto costante del riferimento, il move blocking, i filtraggi ecc..., concorrono insieme a determinare (e influenzare) la soluzione ottima. Nel corso delle simulazioni effettuate, si è cercato il più possibile di comprendere le relazioni di causalità fra la modifica dei parametri e i risultati prodotti dall'algoritmo nel suo complesso. Per rintracciare gli effetti

di tali modifiche sull'esito, spesso imprevisto, delle prove simulative, si è agito scomponendo il problema per indagare sui singoli fattori, senza però entrare nel merito del funzionamento dell'ottimizzatore. Un requisito fondamentale quindi per l'impiego in piattaforma di queste nuove tecniche, è un'indagine accurata di tutti gli elementi che prendono parte alla determinazione del risultato finale, comprendendo anche il particolare profilo del segnale di riferimento, qui posto, per semplicità, pari ad un impulso.

In conclusione, il lavoro svolto getta delle basi importanti per il passaggio dal MC tradizionale basato su MPC, al MC con look ahead 'modulabile', introducendo non solo nuovi parametri essenziali per la gestione di tale modulabilità ma anche proponendo una nuova metodologia di tuning per impostare tale cambiamento di algoritmi.

Bibliografia

- [1] Augusto B. D. C. e Loureiro R. J. L. *Motion Cueing in the Chalmers Driving Simulator: A Model Predictive Control Approach*. Master of Science Thesis. Göteborg, Sweden: Chalmers University of Technology, 2009.
- [2] M. Baseggio *Generazione dei riferimenti per il Motion Cueing basato su MPC in simulatori dinamici di veicoli*. Tesi di Laurea Magistrale in Ingegneria dell'Automazione, Università degli Studi di Padova, 2011.
- [3] M. Bruschetta, A. Beghi, F. Maran. *A real-time implementation of an MPC-based Motion Cueing strategy with time-varying prediction*. In: "Systems, Man, and Cybernetics (SMC), IEEE International Conference on 2013".
- [4] R. Cagienard, P. Grieder, E.C. Kerrigan, M. Morari. *Move blocking strategies in receding horizon control*. In: *Journal of process control*, 2006.
- [5] D'Ambrosio D. *Algoritmi di motion cueing per simulatori di veicolo*. Tesi di Laurea Magistrale in Ingegneria dell'Automazione. Università degli Studi di Padova, 2010.
- [6] N.J.I. Garret, M.C. Best. *Model predictive driving simulator motion cueing algorithm with actuator-based constraints*. In: *Vehicle System Dynamics*, 2013.
- [7] Groen J.J., van Egmond A.A.J., Jongkees L.B.W. *The mechanics of the semicircular canal* in *Journal Physiology*, 1948.
- [8] Maciejowski J.M. *Predictive control with constraints*. Prentice Hall, 2002.
- [9] M.C. Newmann, B.D. Lawson, A.H. Rupert, B.J. McGrath. *The Role of Perceptual Modeling in the Understanding of Spatial Disorientation During Flight and Grounded-based Simulator Training*. In: "Modeling and Simulation Technologies Conference", 2012.
- [10] Pancino F. *Studio di algoritmi di motion cueing basati su tecniche di controllo predittivo con stima del comportamento del pilota*. Tesi di Laurea Magistrale in Ingegneria dell'Automazione, Università degli Studi di Padova, 2014.

- [11] Pozzi M. *Motion Cueing per simulatori dinamici di veicolo: algoritmi MPC basati su modelli percettivi* Tesi di Laurea Magistrale in Ingegneri dell'Automazione. Università degli Studi di Padova, 2011.
- [12] Stassen H.P.W., Rodenburg M., Maas A.J.J. *The Threshold of Perception of Angular Acceleration as a Function of Duration*. In *Biological Cybernetics*, 1981.
- [13] Telban R. J. e Cardullo F. M. *Motion Cueing Algorithm Development: Initial Investigation and Redesign of the Algorithms*. In: "Technical Report CR-2000-209863, Nasa, 2000.
- [14] Wang L. *Model predictive control system design and implementation using MATLAB*. Springer, 2009.
- [15] <https://projects.coin-or.org/qpOASES>