

UNIVERSITÀ DEGLI STUDI DI PADOVA
FACOLTÀ DI INGEGNERIA

—
DIPARTIMENTO DI INNOVAZIONE MECCANICA E GESTIONALE
—

TESI DI LAUREA TRIENNALE IN INGEGNERIA BIOMEDICA

RUOLO DEL FEEDFORWARD
NELL'APPRENDIMENTO DI TASK
MOTORI

RELATORE: CH.MO PROF. ING. GIULIO ROSATI

LAUREANDO: DANIEL CALLEGARO

ANNO ACCADEMICO 2010-2011

Indice

Sommario	V
Introduzione	VII
1 Risultati dei test precedenti	1
1.1 Descrizione dei test precedenti	1
1.1.1 Tablet Test	1
1.1.2 Joystick Test	2
1.2 Tipi di errore calcolati	5
1.3 Dati e risultati ottenuti	8
1.3.1 Risultati del Tablet Test	8
1.3.2 Risultati del Joystick Test	18
1.3.3 Confronto dati Joystick-Tablet	28
1.4 Considerazioni	31
2 Modelli di controllo motorio	33
2.1 Modello di una rete neuronale (1987)	34
2.2 Potenziale uso dei modelli in avanti (1996)	39
2.2.1 Cancellazione della refferenza sensoriale	41
2.2.2 Apprendimento tramite supervisione distale	43
2.2.3 Stima dello stato	44
2.2.4 Feedback interni per ovviare al ritardo	46
2.2.5 Predizione dello stato	49
2.3 Modelli di Wang (2000-2001)	51
2.3.1 Modello iniziale	51

2.3.2	Modello utilizzatore	55
2.4	Learning Rule di Reinkensmeyer (2007)	57
2.5	Modello neuroanatomico computazionale (2008)	61
2.6	Condivisione di modelli interni (2008)	68
2.6.1	Feedforward control tramite un modello inverso (1999)	72
2.7	Formulazione di uno spazio operativo (2010)	74
2.7.1	Integrazione sensomotoria	81
2.8	Errori di predizione sensoriali e di reward (2011)	85
3	Modelli di controllo proposti	93
3.1	Controllo basato sulla pianificazione del moto	94
3.1.1	Coordinate cartesiane	96
3.1.2	Coordinate relative ai giunti	97
3.2	Controllo basato sulla stima dell'accelerazione	97
3.2.1	Risultati dei test precedenti	102
3.2.2	Influenza dei task sul modello	105
3.2.3	Possibile utilizzo di una learning rule	106
	Conclusioni	109
	Bibliografia	111

Sommario

In seguito ad un ictus, frequentemente nei pazienti si denota una perdita della funzionalità motoria e della capacità di controllo del movimento stesso. Questa situazione, in sede di riabilitazione, viene evidenziata ad esempio con la misura di opportuni parametri cinematici nell'esecuzione dei movimenti. Il feedback ed il feedforward sono dei componenti essenziali della riabilitazione, in particolare il feedforward su parametri cinematici potrebbe risultare uno strumento molto utile per un migliore e più pronto recupero della capacità motoria.

Lo scopo di questo studio è quello di investigare gli effetti che il feedforward potrebbe portare nell'esecuzione di alcuni movimenti riabilitativi da parte dei pazienti, si è cercato inoltre di fare chiarezza riguardo le specifiche dei modelli di controllo, presentando alcune varianti e alcuni schemi che potrebbero aiutare a capire in maniera migliore come funziona l'apprendimento motorio. Dopo aver analizzato i modelli più importanti presenti in letteratura, ne sono stati ideati alcuni prendendo spunto dalla ricerca bibliografica eseguita. Questi si sono basati soprattutto sui dati sperimentali precedenti che hanno fornito un ottimo punto di partenza per questa tesi.

Introduzione

Ridurre l'incidenza dell'ictus sull'indipendenza dei pazienti anziani durante la vita quotidiana sta diventando uno degli obiettivi primari della società nei paesi sviluppati, a causa dell'invecchiamento della popolazione e per l'incidenza di ictus nelle persone anziane [1]. La riabilitazione ha un ruolo fondamentale nel ridurre le disabilità dei pazienti colpiti da ictus, sia durante il ricovero (fase acuta/subacuta, riabilitazione ospedaliera) sia dopo la dimissione (fase cronica, riabilitazione ambulatoriale/in casa). Dal 1995, quando fu presentato il primo pionieristico sistema robotizzato per la riabilitazione, è stato studiato l'uso della robotica nella riabilitazione post-ictus in modo approfondito, ottenendo dei risultati clinici positivi anche se non troppo soddisfacenti. Questo articolo presenta i più recenti sviluppi in questo campo di ricerca innovativo, delineando l'andamento degli studi e il ruolo futuro della robotica nella riabilitazione post-ictus.

L'uso di sistemi robotici e mecatronici nella riabilitazione post-ictus è un nuovo approccio terapeutico che, di recente, ha attirato l'attenzione di una crescente comunità di gruppi di ricerca sia di medicina che di ingegneria [2, 3]. Finora sono stati proposti molti protocolli terapeutici e soluzioni tecniche, questi si differenziano in diversi modi, nel tipo di robot e di cinematica, nel livello di interazione robot-paziente (feedback), nel tipo di esercizio, nella durata della pratica e in base alle caratteristiche del paziente [3]. Non tutti i sistemi proposti sono stati sottoposti a rigorosi test clinici, alcuni di loro sembrano essere stati progettati da un punto di vista solo ingegneristico piuttosto che per un fine terapeutico. Tuttavia, lo sforzo dedicato a questo settore da parte di molte istituzioni e società indica che il potenziale della robotica nella riabilitazione post-ictus è ancora poco sfruttato [3, 4].

Tuttavia, la conoscenza su come operi il motor learning durante la neuro-riabilitazione non è ancora sufficiente per imporre il design del dispositivo di terapia robotica [5], sebbene siano state proposte recentemente alcune indicazioni in questa direzione [6].

Questa tesi si propone di investigare gli effetti che il feedback, e soprattutto il feedforward, potrebbero portare nell'esecuzione di alcuni movimenti riabilitativi da parte dei pazienti, si è cercato inoltre di fare chiarezza riguardo le specifiche dei modelli di controllo, i quali numerosi vengono proposti in molti studi per cercare di comprendere come avviene l'apprendimento motorio.

Nel primo capitolo vengono presentati i risultati di precedenti studi dove lo scopo è stato quello di investigare gli effetti che possono portare tipi differenti di feedback, nell'esecuzione di alcuni movimenti riabilitativi da parte dei pazienti. Nel secondo capitolo si propone una revisione degli articoli presenti in letteratura che comprendono al loro interno un modello per il controllo motorio. Nel terzo capitolo si fa luce su alcuni punti del motor control e del motor learning, ipotizzando alcuni modelli che possano migliorare la comprensione del loro funzionamento.

In questo contesto, l'obiettivo è quello di capire il funzionamento dei modelli per il controllo motorio, proponendone alcune varianti che possano fare chiarezza sulle dinamiche dei loro meccanismi.

Capitolo 1

Risultati dei test precedenti

Il punto di partenza di questo lavoro sono state le tesi [7, 8], dove vari tipi di feedback audio e video sono stati sviluppati e forniti online durante l'esecuzione di diversi esercizi di target tracking.

Lo scopo dei precedenti studi è stato quello di investigare gli effetti che possono portare tipi differenti di feedback, nell'esecuzione di alcuni movimenti riabilitativi da parte dei pazienti. Una volta ricapitolato il lavoro svolto e riassunti i punti fondamentali si potrà avere un'idea chiara su come utilizzare i dati a disposizione in modelli che integrino l'uso ulteriore del feedforward.

1.1 Descrizione dei test precedenti

Lavori precedenti hanno ideato varie tipologie di esercizi di target tracking, confrontando poi gli effetti indotti dalla modalità video con quella audio. I test sono stati svolti secondo due fondamentali tipologie, l'una realizzata con l'apporto di un tablet, l'altra costruita per operare tramite un joystick.

1.1.1 Tablet Test

Questi test sono stati effettuati su una tavoletta grafica (Figura 1.1) appoggiata sul piano orizzontale di una scrivania; i soggetti impugnavano un puntatore a forma di stilo con il quale tracciavano i loro inseguimenti. Essi avevano inoltre la

possibilità di fissare in tempo reale l'andamento su uno schermo posizionato al centro della scrivania.

Durante l'esecuzione di 6 esercizi di target tracking, sono stati forniti online 3 tipi di feedback audio: (1) assenza di audio, (2) feedback audio legato alla velocità del target (task related) e (3) feedback audio legato all'errore di posizione del soggetto rispetto al target (position error related). Ogni feedback è stato testato in una prova a lunghezza fissa e in una dove la lunghezza della traiettoria percorsa dal target veniva variata. I 6 task citati erano: (A) lunghezza fissa - no audio, (B) lunghezza casuale - no audio, (C) lunghezza fissa - audio task related, (D) lunghezza casuale - audio task related, (E) lunghezza fissa - error related, (F) lunghezza casuale - error related. L'obiettivo principale è stato quello di verificare se fornire continuamente feedback audio task-related potesse dare risultati migliori, in termini di prestazioni, rispetto a un feedback error-related durante l'esecuzione di un task di tracking.



Figura 1.1: Tavoleta grafica utilizzata come device nel Tablet's Test

1.1.2 Joystick Test

I test in causa riguardano sperimentazioni eseguite con un joystick a due gradi di libertà (Figura 1.2), controllato da un software implementato in Matlab e Simulink. Tramite il joystick, ogni soggetto doveva seguire un target che faceva movimenti orizzontali su uno schermo posto davanti all'individuo. Sono state date

in dotazione delle cuffie in entrambe le modalità di test per far fruire il feedback uditivo. La sperimentazione per questo tipo di test è stata suddivisa in due blocchi.

Nel primo, tre tipi di feedback audio e video sono stati forniti online durante l'esecuzione di sette esercizi di target tracking. I 7 task citati sono:

1. Task A (NF): no feedback;
2. Task B (CPER - color position error related): feedback visivo legato all'errore di posizione del paziente rispetto al target;
3. Task C (CVER - color velocity error related): feedback visivo legato all'errore di velocità del paziente rispetto al target;
4. Task D (CTR - color task related): feedback visivo legato alla velocità del target;
5. Task E (APER - audio position task related): feedback uditivo spazializzato legato all'errore di posizione del paziente rispetto al target;
6. Task F (AVER - audio velocity task related): feedback uditivo spazializzato legato all'errore di velocità del paziente rispetto al target;
7. Task G (ATR - audio task related): feedback uditivo spazializzato legato alla velocità del target.

Nel secondo blocco di sperimentazioni invece sono state sviluppate 4 diverse tipologie di feedback audio ed altrettanti sono stati i gruppi nei quali 47 soggetti si sono suddivisi per sostenere il test. Ogni soggetto è stato sottoposto al medesimo esercizio di target tracking, perciò ciascun gruppo si è diversificato dall'altro non per differenziazione di esercizio svolto, ma per la tipologia di feedback audio al quale i soggetti appartenenti a uno specifico gruppo sono stati sottoposti. Ogni test è stato poi diviso in 3 fasi distinte: (1) Pre-Test con una serie di 50 cicli ad ampiezza video costante e massima, (2) Post-Test con 40 cicli ad ampiezza video costante e massima, (3) Test Variabile con una serie di 30 cicli ad ampiezza video variabile. L'appartenenza a gruppi distinti come detto, è in funzione del tipo di feedback audio a cui i soggetti sono stati sottoposti, ecco perchè i gruppi sono stati numerati:

1. NF (No Feedback): al soggetto non è stato fornito alcun effetto sonoro durante tutto il task, quindi l'esecuzione si baserà solamente sull'utilizzo del feedback visivo dei pallini in movimento.
2. APER (Audio Position Error Related): in questo caso il soggetto ha utilizzato un feedback audio relativo all'errore di posizione, cioè un effetto sonoro che indica l'errore di posizione del suo target rispetto al target stesso che deve inseguire.
3. ATRV (Audio Task Related Video): il feedback audio utilizzato in questo caso è stato quello relativo alla velocità del target da inseguire. La velocità che è stata presa in considerazione è stata quella relativa al movimento del pallino visualizzato a video.
4. ATRJ (Audio Task Related Joystick): anche in questo gruppo l'audio utilizzato è stato del tipo task related, cioè l'effetto sonoro era legato alla velocità del target. La velocità che è stata presa in considerazione è quella relativa al movimento effettuato dal target da seguire, però a differenza del gruppo ATRV essa è stata riportata alla scala del joystick.



Figura 1.2: Soggetto durante gli esperimenti tramite Joystick.

1.2 Tipi di errore calcolati

Per valutare la qualità dell'inseguimento di ogni task si è calcolato il valore che assume un certo parametro di errore. Di seguito vengono brevemente descritti e definiti i parametri che sono stati poi considerati nell'analisi statistica dei test. Molti di questi errori sono stati normalizzati sulla dimensione del raggio del target in modo che il risultato sia di più facile interpretazione.

Distanza media (distm)

Si intende la media delle distanze, in ogni istante di campionamento, tra l'indicatore del target e quello proprio del soggetto. In formule, con N indicante il numero di campioni considerati e R un fattore di normalizzazione uguale al raggio del target si ha che:

$$\varepsilon = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{\sqrt{(x_s(t) - x_t(t))^2 + (y_s(t) - y_t(t))^2}}{R}$$

L'interpretazione di questo errore è immediata e non si deve dimenticare che rappresentando il modulo di un vettore (vettore differenza di posizione), il risultato che dà questo parametro non sarà mai negativo e sarà allo stesso tempo indipendente dal segno delle differenze di posizione lungo gli assi x e y . In sostanza tratta allo stesso modo uguali condizioni di ritardo o anticipo del soggetto rispetto al target.

Integrale del modulo della velocità relativa (dtt)

Questo tipo di errore valuta, per ogni ciclo, l'integrale dato dai campioni del modulo della velocità relativa fra soggetto e target. L'idea è quella di valutare la quantità:

$$\int_{t_1}^{t_2} |v_s - v_t| dt$$

dove t_1 e t_2 indicano l'istante di inizio e fine ciclo. La valutazione dell'integrale avviene in maniera approssimata sommando i contributi relativi ad ogni campione pesato con l'intervallo di campionamento (0,01s). Il calcolo di questo parametro

di errore consiste nell'implementazione del metodo dei rettangoli per il calcolo numerico dell'integrale:

$$\varepsilon = \sum_{k=1}^N \frac{\sqrt{(v_{x,s}(t) - v_{x,t}(t))^2 + (v_{y,s}(t) - v_{y,t}(t))^2} dt}{|x_t(N) - x_t(1)|}$$

dove N rappresenta il numero di campioni del ciclo, mentre il fattore di normalizzazione presente al denominatore rappresenta la lunghezza del tratto percorso nel ciclo considerato. Tale parametro misura lo spazio percorso dal soggetto avente modulo del vettore velocità pari a $v_s - v_t$ e pertanto dà un'indicazione sullo spazio percorso inutilmente in ogni ciclo, indipendentemente dall'accuratezza con cui l'esercizio è stato eseguito.

Ritardo medio (emx)

L'errore di posizione lungo l'asse x di ogni singolo campione è definito come:

$$err_x(t) = (x_s(t) - x_t(t))sign(v_{x_t}(t))(-1)^{c(t)}$$

dove la differenza delle posizioni lungo l'asse x fra soggetto e target ($x_s(t) - x_t(t)$) è pesata con la direzione del movimento del target, ovvero con il segno della velocità di quest'ultimo. Tale errore in tutti i task e per tutti i soggetti è risultato essere negativo, mettendo in luce il fatto che nell'inseguimento da parte di un soggetto sono più comuni le situazioni di ritardo rispetto a quelle di anticipo, come del resto è lecito attendersi. L'errore, tuttavia, si è rivelato inconsistente nel momento in cui avviene il cambio di direzione da parte del target, cioè quando avviene un cambio nel segno della sua velocità. In generale il soggetto tende ad essere in ritardo rispetto al target da seguire, pertanto quando quest'ultimo ha già completato il proprio ciclo, il soggetto deve ancora portarlo a termine. Se trascurassimo l'ultimo fattore dell'equazione che esplicita $err_x(t)$, si vede come verrebbe preso in considerazione solo il segno della velocità del target, e nel momento in cui avviene il cambio del ciclo, il soggetto, che sarebbe in ritardo rispetto al target, verrebbe ora considerato in anticipo. Tale situazione si protrae finché i segni delle velocità dei 2 indicatori rimangono discordi. Per ovviare a

questo inconveniente è stato quindi introdotto l'ultimo fattore correttivo che si vede nell'equazione su scritta per applicarlo poi nella prima metà di ogni ciclo:

$$c(t) = (v_{x_s}(t) - v_{x_t}(t)) \text{sign}(x_s(t) - x_t(t)) < 0$$

con:

$$v_{x_s}(t) \neq v_{x_t}(t)$$

$$|v_{x_t}(t) - v_{x_t}(t - t_c)| > 0$$

nel dettaglio:

- $(v_{x_s}(t) - v_{x_t}(t)) \text{sign}(x_s(t) - x_t(t)) < 0$: stabilisce se il soggetto è in ritardo rispetto al target nell'istante in cui quest'ultimo cambia ciclo;
- $v_{x_s}(t) \neq v_{x_t}(t)$: verifica, in base ai segni discordi delle velocità, che i due indicatori abbiano direzioni opposte;
- $|v_{x_t}(t) - v_{x_t}(t - t_c)| > 0$: stabilisce se il modulo della velocità del target è crescente; in tal modo viene considerata solo la prima metà del ciclo (t_c corrisponde al tempo di campionamento).

L'operazione di elevamento a potenza restituisce -1 quando tutte le condizioni sono verificate simultaneamente, restituendo un lag error quando si tratta effettivamente di un ritardo. L'errore di posizione medio è dato dunque dalla formula:

$$\varepsilon = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{\text{err}_x(t)}{R}$$

dove N indica il numero di campioni considerati e R il fattore di normalizzazione pari alla dimensione del raggio dell'indicatore del target.

Lead error

Si definisce lead error la media fra i soli contributi positivi dell'errore di posizione medio, in formule risulta:

$$\varepsilon = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{(err_x(t))(sign(err_x(t)) > 0)}{R}$$

dove err_x indica la quantità rappresentante il ritardo medio. Tale parametro d'errore indica qual è mediamente l'errore di posizione lungo l'asse x nei soli istanti di tempo in cui il soggetto anticipa il target nel movimento.

Lag error

Il lag error è il complementare del lead error rispetto all'errore di posizione. Infatti, si definisce lag error la media fra i soli contributi negativi dell'errore di posizione medio. In formule risulta:

$$\varepsilon = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \frac{(err_x(t))(sign(err_x(t)) < 0)}{R}$$

Questo parametro indica qual è mediamente l'errore di posizione nei soli istanti di tempo in cui il soggetto posticipa il target nel movimento.

1.3 Dati e risultati ottenuti

1.3.1 Risultati del Tablet Test

Per quanto riguarda le sperimentazioni sulla tavoletta grafica, sono riportati di seguito i risultati emersi, analizzati secondo i parametri più significativi appena spiegati.

Distanza media

Riguardo il parametro inerente la distanza media si sono ottenuti i seguenti risultati, ricordando che, la tabella in figura, rappresenta in giallo le differenze di segno negativo, mentre in verde quelle di segno positivo.

Si può affermare che per ognuna delle tre modalità audio testate, l'esercizio con traiettoria a tratti di lunghezza fissa risulta sempre più facile del corrispondente esercizio con traiettoria a tratti di lunghezza variabile, questo in termini di distanza media del target durante l'inseguimento. Logicamente, quando la traiettoria è

differenze	significatività	valore di p
A-B	si	0.0031
C-D	si	0.0383
E-F	si	0.0003
A-C	no	0.7937
B-D	no	0.0967
A-E	no	0.7022
B-F	no	0.9256
C-E	no	0.7795
D-F	no	0.0826
A-D	si	0.0313

Figura 1.3: Tabella riassuntiva del parametro distanza.

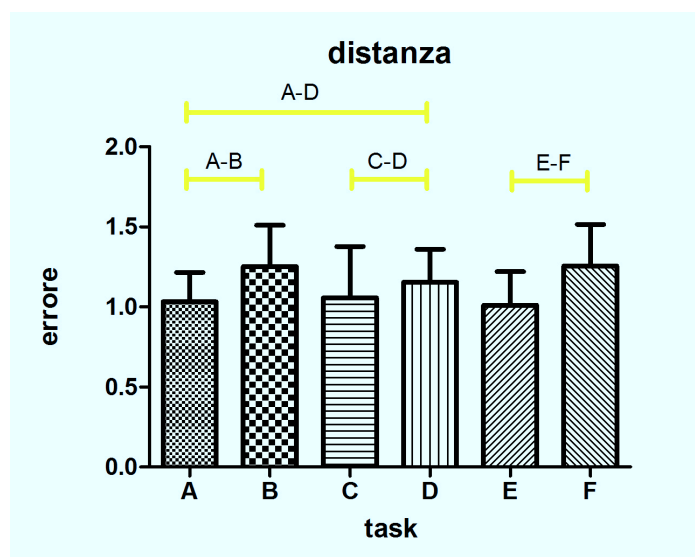


Figura 1.4: Grafici dell'analisi relativa alla distanza.

differenze	significatività	valore di p
A-B	si	0.0002
C-D	si	<0.0001
E-F	si	0.0001
A-C	no	0.5328
B-D	no	0.4666
A-E	no	0.9839
B-F	no	0.3803
C-E	no	0.9533
D-F	no	0.0500
A-D	si	0.0005

Figura 1.5: Tabella riassuntiva dell'analisi sul modulo della velocità relativa medio.

difficilmente prevedibile il soggetto porta a termine l'inseguimento compiendo dei movimenti attorno al target di ampiezza maggiore, indipendentemente dal tipo di feedback audio fornito. Al contrario, non vi sono variazioni significative quando, nella stessa modalità di esercizio, si cambia la tipologia di feedback uditivo.

Media del modulo della velocità relativa

Di seguito sono riportati i risultati relativi all'analisi del parametro modulo della velocità relativa medio. Si ricordi che in giallo sono riportate le differenze di segno negativo, in verde quelle di segno positivo.

I risultati che fornisce il modulo medio della velocità relativa sono simili a quelli forniti dal parametro d'errore distanza media, con la differenza che, confrontando i valori assunti dal parametro P, si nota come esse permettano un'analisi ancor più significativa dati i bassissimi valori di P. In sostanza, il feedback audio mantiene l'esercizio con tratti a lunghezza variabile più difficoltoso di quello con tratti a lunghezza fissa, non introducendo significative variazioni all'interno della stessa tipologia di esercizio.

Integrale del modulo della velocità relativa

Di seguito sono riportati i risultati relativi all'analisi del parametro integrale del modulo della velocità relativa che fornisce informazioni connesse allo spazio

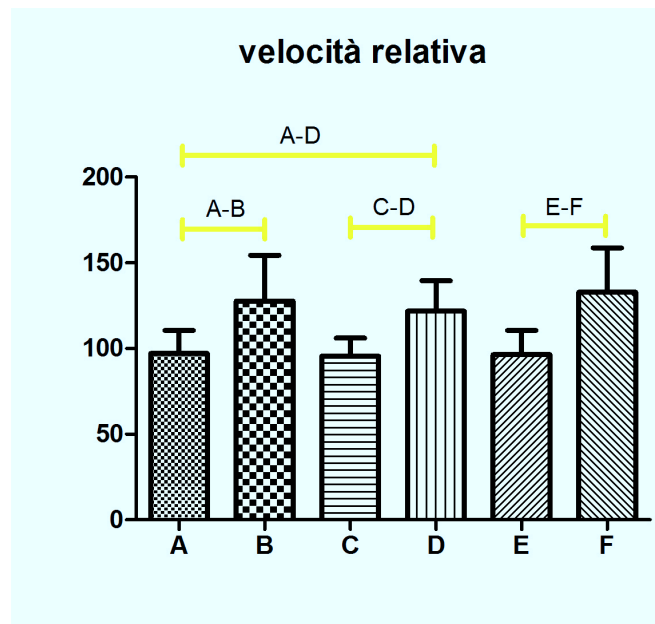


Figura 1.6: Grafico dell'analisi rappresentante il modulo della velocità relativa medio.

percorso inutilmente. Si ricordi che in giallo sono riportate le differenze di segno negativo, in verde quelle di segno positivo.

Le considerazioni sono analoghe a quelle fatte per i due precedenti parametri di errore. In questo caso però, si è intravisto un primo effetto imputabile alla presenza del feedback uditivo durante l'esecuzione di un esercizio. Effettivamente, la grande variabilità di prestazione tra i soggetti nell'esecuzione del task B (mostrata dalla elevata lunghezza del trattino soprastante la corrispondente colonna), viene notevolmente ridotta negli equivalenti task dotati di feedback audio, ossia i task D e F. Questo significa che, per tale parametro di analisi, l'influenza del feedback audio è quella di ricompattare la popolazione (in termini di similarità delle prestazioni) nell'esecuzione di task complicati.

Errore di posizione medio

Di seguito sono riportati i risultati relativi all'analisi del parametro errore di posizione medio. Si ricordi che in giallo sono riportate le differenze di segno negativo, in verde quelle di segno positivo.

differenze	significatività	valore di p
A-B	si	0.0001
C-D	si	>0.0001
E-F	si	>0.0001
A-C	no	0.6435
B-D	no	0.9851
A-E	no	0.9839
B-F	no	0.2708
C-E	no	0.8666
D-F	no	0.0967
A-D	si	0.0002

Figura 1.7: Tabella riassuntiva dell'analisi sull'integrale del modulo della velocità relativa.

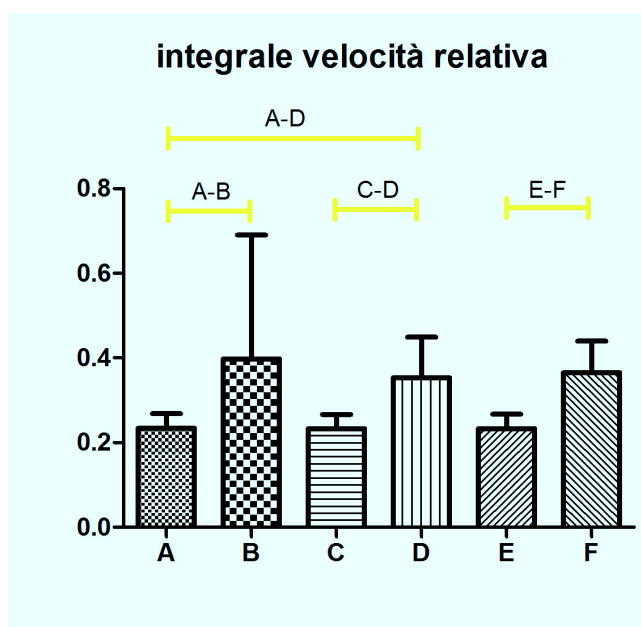


Figura 1.8: Grafico dell'analisi rappresentante l'integrale del modulo della velocità relativa.

differenze	significatività	valore di p
A-B	no	0.8248
C-D	no	0.2549
E-F	no	0.7150
A-C	si	0.0016
B-D	si	0.0196
A-E	no	0.4566
B-F	no	0.8666
C-E	si	0.0012
D-F	si	0.016
A-D	si	0.0230

Figura 1.9: Tabella riassuntiva dell'analisi sull'errore di posizione medio.

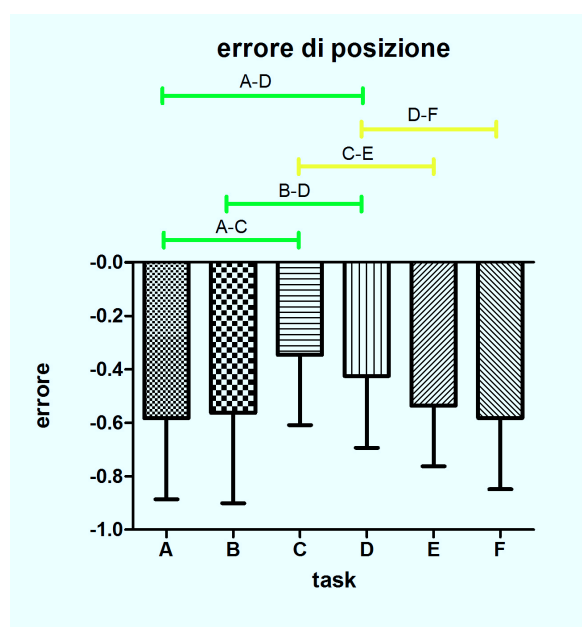


Figura 1.10: Grafico dell'analisi relativa all'errore di posizione medio.

Per questo parametro d'errore, si osserva che all'interno della stessa modalità di audio (A-B, C-D, E-F) non si ha significatività nel confronto fra la traiettoria a tratti costanti e la traiettoria a tratti variabile. Questo indica che la differenza tra il ritardo medio che caratterizza l'esercizio facile e quella che caratterizza l'esercizio difficile non è statisticamente differente. Analizzando come evolve l'errore a seconda del feedback utilizzato nei task a traiettoria costante si ottiene che:

- la presenza nell'esercizio del feedback legato alla velocità del target riduce, con significatività, il ritardo medio: questo a dispetto del ritardo medio relativo all'esercizio eseguito in assenza di audio;
- a presenza nell'esercizio del feedback legato alla velocità del target riduce, con significatività, il ritardo medio dell'esercizio rispetto a quello effettuato con feedback legato all'errore di posizione;
- a presenza nell'esercizio del feedback legato all'errore di posizione non dà significative differenze nel ritardo medio rispetto all'esercizio eseguito in assenza di feedback audio.

Si giunge quindi alla conclusione che, l'aggiunta del feedback audio sulla velocità del target diminuisce il ritardo medio nell'esecuzione di uno stesso task.

Lead error

Di seguito sono riportati i risultati relativi all'analisi del parametro lead error. Si ricordi che in giallo sono riportate le differenze di segno negativo, in verde quelle di segno positivo.

Per quanto riguarda l'evoluzione del lead error in esercizi con la stessa modalità di audio, si denota un aumento (statisticamente significativo) negli esercizi con traiettoria con tratti di lunghezza variabile. Ciò può essere spiegato considerando l'imprevedibilità dei cambi di direzione che determinano improvvisi ribaltamenti da situazioni di ritardo a situazioni di anticipo, e che, probabilmente spingono il soggetto ad anticipare il target per non essere colto di sorpresa dal cambio di direzione. Il medesimo effetto è provocato dalla presenza del feedback audio legato alla velocità del target nei task a lunghezza dei tratti costante, rispetto ai relativi

differenze	significatività	valore di p
A-B	sì	0.0006
C-D	sì	0.0318
E-F	sì	0.0006
A-C	sì	0.0040
B-D	no	0.6677
A-E	no	0.0872
B-F	no	0.7795
C-E	sì	0.0217
D-F	no	0.7510
A-D	sì	0.0008

Figura 1.11: Tabella riassuntiva dell'analisi relativa al lead error.

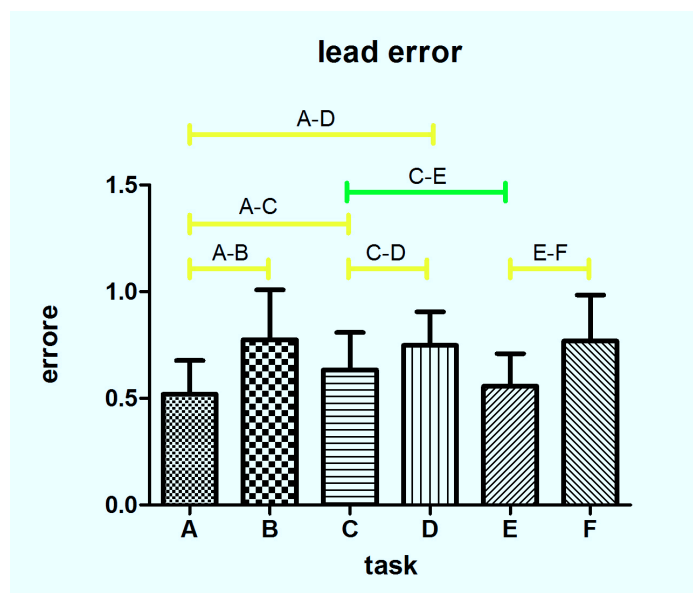


Figura 1.12: Grafico dell'analisi relativa al lead error.

differenze	significatività	valore di p
A-B	si	0.0084
C-D	si	0.0178
E-F	si	0.0006
A-C	si	0.0283
B-D	si	0.0085
A-E	no	0.5596
B-F	no	0.9851
C-E	no	0.3046
D-F	si	0.0239
A-D	no	0.4094

Figura 1.13: Tabella riassuntiva dell'analisi relativa al lag error.

task privi di audio o con audio legato all'errore di posizione. La conoscenza, per via uditiva (oltre che visiva), della velocità del target, facilita la previsione del punto dove il target invertirà il senso di marcia, e stimola il soggetto ad anticipare questo evento. Le considerazioni appena fatte, giustificano come risultati significativo, il confronto del lead error tra i task D e A, con un anticipo mediamente superiore nel task D.

Lag error

Di seguito sono riportati i risultati relativi all'analisi del parametro lag error. Si ricordi che in giallo sono riportate le differenze di segno negativo, in verde quelle di segno positivo.

Per quanto riguarda l'evoluzione del lead error in esercizi con la stessa modalità di audio, si denota un aumento, statisticamente significativo, negli esercizi con traiettoria con tratti di lunghezza variabile. L'aumento del peso delle componenti di ritardo è dovuto essenzialmente alla maggiore complessità dell'esercizio. Si è visto durante gli esercizi, che il lag ha subito una diminuzione significativa, quando si passava da un esercizio privo di audio ad un esercizio con audio legato alla velocità del target, indipendentemente dal tipo di traiettoria proposta. Questo è un risultato molto importante a favore dell'ipotesi inerente l'utilità di un appropriato feedback uditivo nell'esecuzione di task motori. Un'ulteriore considerazione sui risultati forniti da questo tipo di errore, è relativa al confronto tra il task A (di facile esecuzione ma privo di audio) e il task D (difficile ma con il sup-

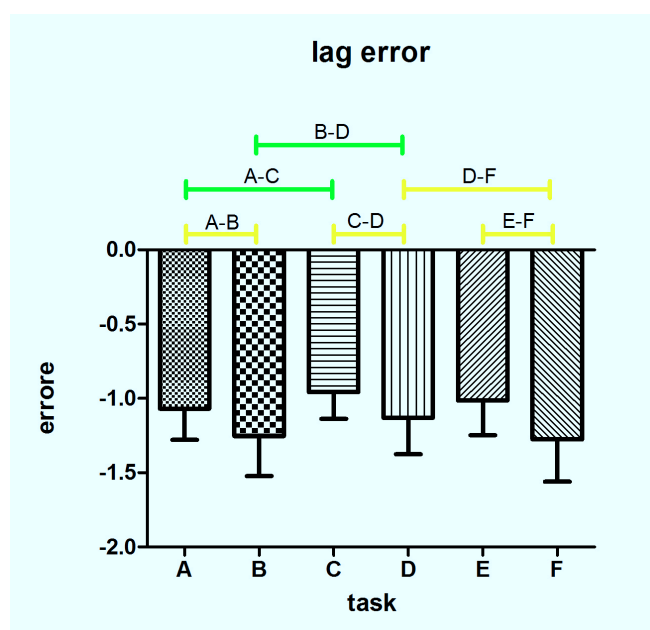


Figura 1.14: Grafico dell'analisi relativa al lag error.

porto dell'audio). Si nota infatti, che il task B risulta mediamente più complicato nell'inseguimento rispetto al task A. L'aggiunta del feedback sulla velocità del target contribuisce ad abbassare il livello di difficoltà dell'esercizio a traiettoria variabile, risultando per l'appunto significativo il confronto B-D, con D inferiore rispetto a B. Inoltre, l'aggiunta del feedback appropriato rende l'esercizio con traiettoria difficile (task D) non significativamente differente dal task A (molto più semplice), come a dimostrare la capacità che può avere un buon feedback audio a controbilanciare l'incremento di difficoltà introdotto dalla variazione di traiettoria.

In sintesi

Riassumendo, qualunque feedback venga usato nell'esercizio, il task con traiettoria a tratti variabili comporta minore accuratezza rispetto al task con traiettoria a tratti fissi. Si constata inoltre maggiore ampiezza dei movimenti correttivi, i quali avvengono in maniera brusca con enormi differenze di velocità, e un ritardo medio invariato (essendo aumentate le componenti di lead e lag error). L'audio legato alla velocità del target, rispetto alla sua assenza, ha ridotto il ritardo medio a causa della relativa riduzione di lead e lag error. Il fatto che non si sia

verificata una riduzione delle ampiezze dei movimenti correttivi attorno al target (l'osservazione dei grafici del task a lunghezza variabile ha suggerito il contrario, ma l'impressione visiva non è stata confermata dall'analisi statistica), ha portato alla conclusione che il feedback uditivo riferito alla velocità del target, ha come principale effetto quello di traslare, nella direzione di anticipo, il range di variabilità dei movimenti di correzione del soggetto sulla posizione del target durante l'inseguimento. L'audio legato all'errore di posizione non ha dato significativi risultati rispetto alle performance in condizioni di sua assenza. Come ultima cosa è importante considerare che l'audio sulla velocità del target rispetto a quello relativo l'errore di posizione, ha nelle performance gli stessi effetti riscontrati nel confronto con audio nullo: la riduzione cioè, del ritardo medio dovuto alla traslazione del range di variabilità dei movimenti correttivi. Inoltre, seppur non sia abbastanza marcato da risultare significativo dal punto di vista statistico, si è messo in luce il fatto di come la sensibile riduzione del lag comporti una riduzione nell'ampiezza riferita al range di variabilità degli errori nel task a traiettoria variabile.

1.3.2 Risultati del Joystick Test

I risultati prodotti dai test in cui si è utilizzato il Joystick sono discussi di seguito. Innanzitutto per quanto concerne il primo blocco di sperimentazioni sono state confrontate le seguenti coppie di task:

- modalità no feedback con gli altri 6 task: A-B, A-C, A-D, A-E, A-F, A-G
- feedback video e audio: B-E, C-F, D-G
- feedback video: B-C, C-D, B-D
- feedback audio: E-F, F-G, E-G

Si è poi limitata la descrizione dei risultati solo all'interpretazione di alcuni parametri ritenuti più significativi: dtt, distm, emx (Figura 1.15).

Dai dati è emerso che l'utilizzo del colore di sfondo non ha per niente aiutato lo svolgimento del task; in particolare i confronti diretti tra B-E, C-F e D-G

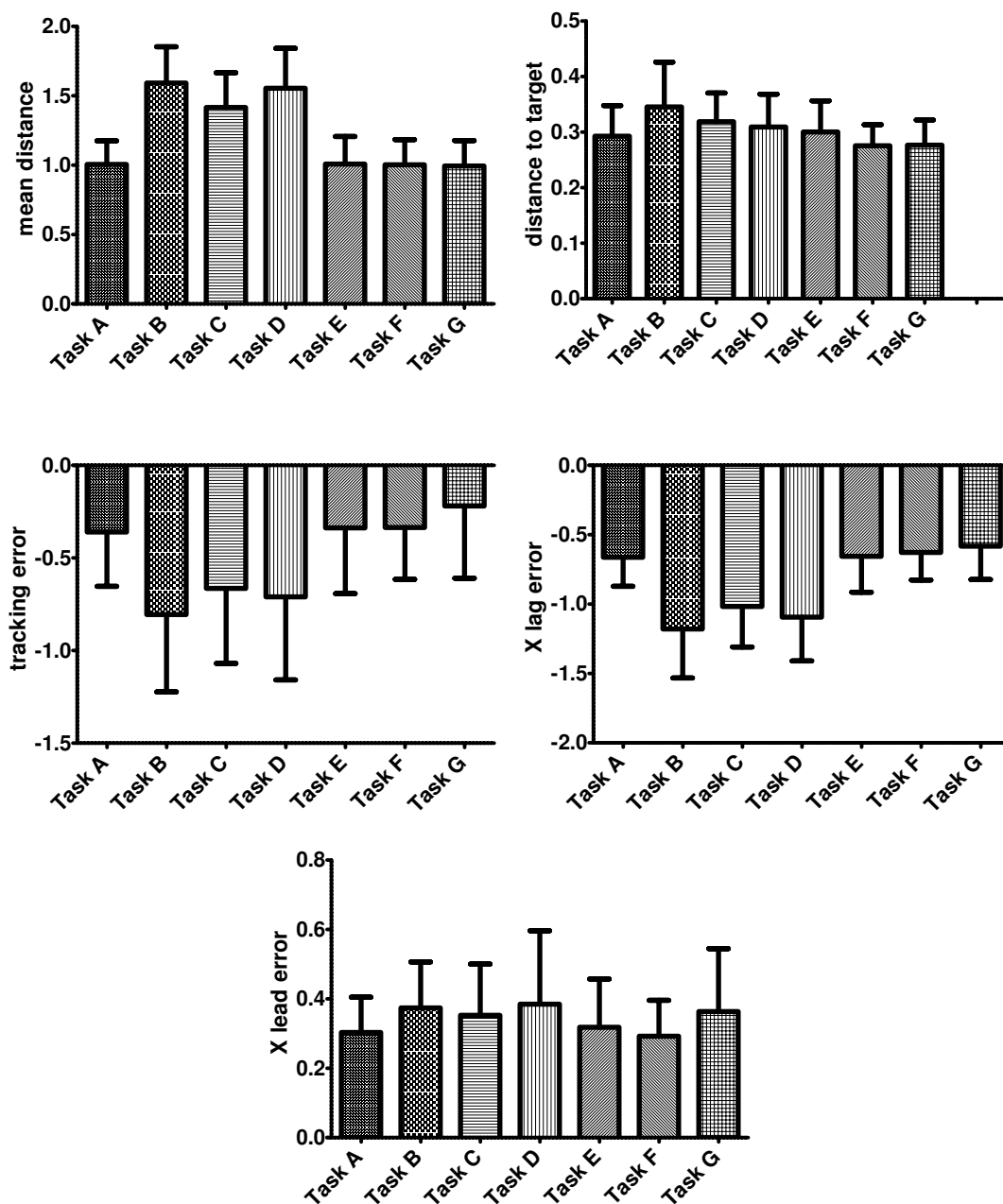


Figura 1.15: Grafici relativi ai parametri considerati nell'elaborazione: mean distance (dism), distance to target (dtt), tracking error (emx), X lag error (lag), X lead error (lead). Tutte le grandezze sono normalizzate rispetto al raggio del target tranne il dtt, normalizzato rispetto alla lunghezza del tratto percorso.

P-VALUE color (Paired t-test)															
	A-B	A-C	A-D	A-E	A-F	A-G	B-C	C-D	B-D	E-F	F-G	E-G	B-E	C-F	D-G
distm	< 0.0001	< 0.0001	< 0.0001	0.6641	0.1532	0.6911	0.0094	0.0841	0.3163	0.1693	0.4207	0.4835	< 0.0001	< 0.0001	< 0.0001
dtm	0.0070	0.0676	0.1649	0.4461	0.1643	0.2088	0.1109	0.4631	0.0664	0.0510	0.9138	0.0623	0.0020	0.0032	0.0224
emx	< 0.0001	< 0.0001	< 0.0001	0.6380	0.5418	0.0298	0.1373	0.3745	0.3701	0.9744	0.0638	0.1341	< 0.0001	< 0.0001	< 0.0001
emy	0.0445	0.0967	0.6824	0.2687	0.8159	0.6537	0.4063	0.0414	0.0279	0.2293	0.6037	0.4021	0.1155	0.1216	0.4737
eqmx	< 0.0001	< 0.0001	< 0.0001	0.9422	0.0767	0.4612	0.0119	0.1138	0.3072	0.1985	0.4384	0.5462	< 0.0001	< 0.0001	< 0.0001
eqmy	0.0008	0.0126	0.0040	0.0279	0.4592	0.2167	0.2826	0.4426	0.0280	0.2869	0.6365	0.3927	0.0058	0.0848	0.1180
lag	< 0.0001	< 0.0001	< 0.0001	0.8230	0.0725	0.0108	0.0242	0.0238	0.2820	0.3865	0.1420	0.1238	< 0.0001	< 0.0001	< 0.0001
lead	0.0311	0.1314	0.0865	0.5423	0.6999	0.1434	0.6223	0.4562	0.8479	0.4514	0.0665	0.2790	0.0939	0.0839	0.6892

P-VALUE color (Wilcoxon)															
	A-B	A-C	A-D	A-E	A-F	A-G	B-C	C-D	B-D	E-F	F-G	E-G	B-E	C-F	D-G
var-distm	0.0002	0.0002	0.0002	0.8276	0.1507	0.7939	0.0166	0.0894	0.3380	0.2066	0.5713	0.7605	0.0002	0.0002	0.0002
var-dtm	0.0131	0.0674	0.2227	0.5136	0.2397	0.4080	0.2575	0.4080	0.0815	0.0451	0.8961	0.1071	0.0090	0.0090	0.0264
var-emx	0.0003	0.0003	0.0004	0.6632	0.6951	0.0235	0.0235	0.2959	0.3838	0.8276	0.0742	0.1507	0.0002	0.0003	0.0003
var-emy	0.0553	0.1274	0.9306	0.2575	0.8617	0.6319	0.4859	0.0407	0.0264	0.2227	0.5136	0.4591	0.0742	0.1387	0.5136
var-eqmx	0.0002	0.0002	0.0002	0.8276	0.1071	0.6632	0.0147	0.1274	0.4080	0.2575	0.5421	0.8617	0.0002	0.0002	0.0002
var-eqmy	0.0003	0.0061	0.0079	0.0329	0.5421	0.1634	0.1770	0.6319	0.0166	0.2959	0.3165	0.4591	0.0041	0.0979	0.2066
var-lag	0.0002	0.0002	0.0002	0.4080	0.0611	0.0115	0.0147	0.0329	0.3838	0.6013	0.1507	0.1507	0.0002	0.0002	0.0002
var-lead	0.0366	0.1507	0.1169	0.7275	0.4331	0.2959	0.7605	0.8961	0.5713	0.5713	0.1071	0.4859	0.0742	0.0979	0.4859

Figura 1.16: Tabella dei p-value: in azzurro i confronti significativi ($< 0,05$), in rosa invece i confronti che risultano essere quasi significativi.

godono della significatività in tutti e tre i parametri di valutazione, dove la differenza sta ad indicare che la modalità audio è nettamente migliore. Addirittura, le performance nei task B, C, D risultano peggiori rispetto a quelle non assistite da alcun feedback, soprattutto per quanto riguarda i parametri *distm* e *emx*. Ciò potrebbe essere interpretato con il fatto che la modalità visiva viene sovraccaricata in quanto l'informazione relativa al colore di sfondo si sovrappone alla visione degli indicatori.

Riguardo al secondo blocco di sperimentazioni si sono dovuti analizzare i risultati nelle tre fasi in cui è stata eseguita ogni prova.

Pre-Test

I dati del Pre-Test hanno evidenziato come nel primo approccio con il task, il gruppo ATRV ha presentato performance migliori rispetto quelli del gruppo APER. Scendendo nel dettaglio, è stato utile analizzare i dati corrispondenti a ad un ulteriore fase del Pre-Test, chiamata Pre-Direct. In quest'ultima si visualizzava l'effetto diretto di una variazione avvenuta durante il task, prendendo in considerazione il rapporto tra il comportamento tenuto dal soggetto nel ciclo di variazione della scala (25° ciclo) rispetto l'andamento medio nei cicli precedenti (range di cicli che va dal 10° al 24°). Da qui è emerso che analizzando *distm*, si nota come l'effetto diretto sia visibile per tutti i soggetti sottoposti al test. Si verifica quindi, una perdita di accuratezza nell'esecuzione del task, significativamente inferiore per il gruppo APER, indicando che il feedback legato all'errore è stato in qualche modo utile ai fini dell'esecuzione dell'esercizio. I risultati avvallano quelli precedenti riferiti all'esercizio svolto tramite la tavoletta grafica. Di seguito sono riportati i grafici relativi alla fase Pre-Direct (Figura 1.17).

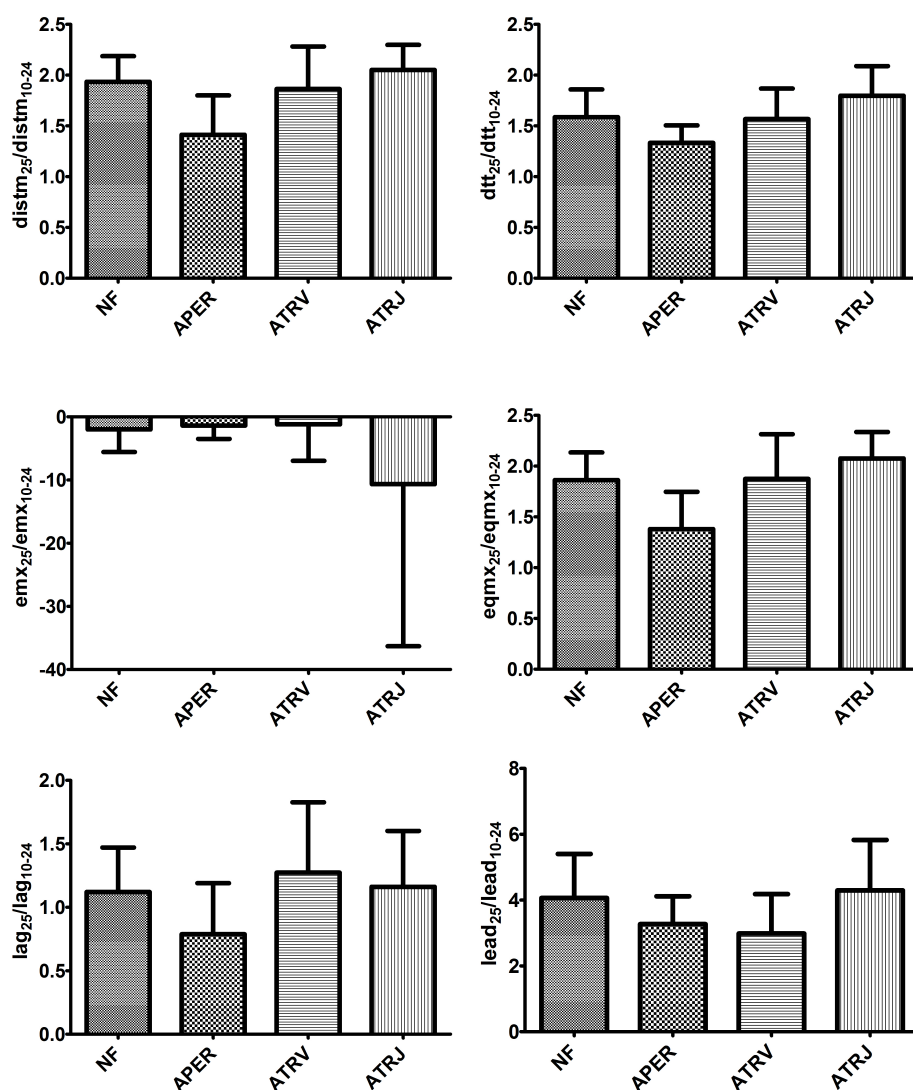


Figura 1.17: Grafici relativi all'analisi Pre-Direct del Pre-Test. Si sono considerati i parametri distr , dtt , emx , eqmx , lag , lead . Tutte le grandezze sono state normalizzate rispetto al raggio del target tranne il dtt , normalizzato rispetto alla lunghezza del tratto percorso.

P-VALUE pre-direct (Unpaired t-test with Welch's)						
	NF-APER	NF-ATRV	NF-ATRJ	APER-ATRV	APER-ATRJ	ATRV-ATRJ
distm	0.0068	0.6532	0.3102	0.0315	0.0021	0.2487
dtm	0.0259	0.8860	0.1168	0.0576	0.0014	0.1105
emx	0.6489	0.7147	0.3439	0.9284	0.3112	0.3107
eqmx	0.0084	0.9460	0.0916	0.0203	0.0008	0.2379
lag	0.0829	0.4701	0.8247	0.0484	0.0887	0.6330
lead	0.1332	0.0664	0.7281	0.5621	0.1091	0.0570
rox	0.3136	0.0151	0.2414	0.0030	0.0491	0.2414

Figura 1.18: Tabella dei p-value relativa all'analisi per il Pre-Direct del Pre-Test.

Nel Pre-Test sono stati considerati anche due modalità di analisi che hanno fornito buone indicazioni riguardo l'utilizzo del feedback audio: la fase Pre-Deltap e la fase Pre-Tau. La prima ha avuto lo scopo principale di visualizzare la relazione tra le fasi del Pre-Test che precedono e seguono la variazione di scala rispetto alla prima fase del test stesso; essa ha preso in considerazione il rapporto dato dalla differenza del comportamento tenuto dal soggetto nell'ultima fase del test (ossia dal 35° al 49° ciclo) con la prima fase (dal 10° fino al 24° ciclo) rispetto a quest'ultima. È emerso che in termini di performance (*emx*) non si sono riscontrate differenze significative tra i diversi gruppi e neppure in termini di accuratezza (*distm*) si sono viste differenze sostanziali tra i gruppi, tranne il confronto APER-ATRJ che nei test parametrici ha dato significatività a favore di APER. Per quanto riguarda l'analisi del test Pre-Tau si è voluto valutare il tempo di adattamento del soggetto alla nuova situazione dopo un cambiamento di scala, ossia il suo tempo di ritorno ad un valore di performance stabile. Dai test è emerso che l'adattamento a detta variazione di scala è stato più rapido per il gruppo NF rispetto agli altri tre, parlando ovviamente in termini di accuratezza. Il fatto che il tempo di adattamento sia aumentato in presenza del feedback potrebbe essere spiegato considerando che, in questo caso, il soggetto abbia dovuto aggiornare il suo modello interno relativo al feedback. Questo perchè la variazione di scala determina un'alterazione del feedback (APER e ATRV) o una discrepanza tra feedback e movimento visualizzato (ATRJ).

Post-Test

Relativamente al Post-Test si è voluto far riferimento ad un'analisi denominata Post-After che ha lo scopo di visualizzare l'after effect di una variazione avvenuta durante il task. Essa prende in considerazione il rapporto tra il comportamento tenuto dal soggetto nel ciclo di variazione della scala (21° ciclo) rispetto all'andamento medio nei cicli precedenti (dal 5° fino al 20° ciclo). Le analisi hanno concluso che il ripristino della scala iniziale ha determinato variazioni di accuratezza e performance comparabili tra i quattro gruppi. Viene quindi meno l'apparente vantaggio derivante dall'uso di APER, riscontrato nel Direct Effect. Per interpretare la differenza appena citata tra Direct Effect e After Effect, si può considerare che tutti i soggetti abbiano effettuato un esercizio maggiore, o che abbiano già subito gli effetti di una prima variazione di scala: APER risulta utile nelle situazioni inaspettate o nelle quali il soggetto non ha ancora appreso l'utilizzo dello strumento o il significato del feedback. Viceversa, i soggetti che hanno appreso l'uso dello strumento (NF), sono stati in grado di affrontare la seconda variazione con effetti simili a quelli dell'APER.

P-VALUE post-after (Unpaired t-test with Welch's)						
	NF-APER	NF-ATRV	NF-ATRJ	APER-ATRV	APER-ATRJ	ATRV-ATRJ
distm	0.9880	0.6942	0.9945	0.6906	0.9948	0.7252
dtm	0.0241	0.3464	0.0817	0.0726	0.4907	0.2530
emx	0.7510	0.7787	0.4134	0.8831	0.8990	0.6560
eqmx	0.7214	0.4636	0.7277	0.6498	0.9520	0.7537
lag	0.3380	0.4288	0.4903	0.1558	0.1830	0.9297
lead	0.2951	0.5319	0.5289	0.7611	0.1617	0.3269

Figura 1.20: Tabella dei p-value relativa all'analisi per il Post-After del Post-Test.

Variabile

Per ultimi, sono stati considerati i dati relativi alla Fase Variabile, confrontando i parametri di errore definiti tra le seguenti coppie di task: NF-APER, NF-ATRV, NF-ATRJ, APER-ATRV, APER-ATRJ, ATRV-ATRJ. In base ai risultati otte-

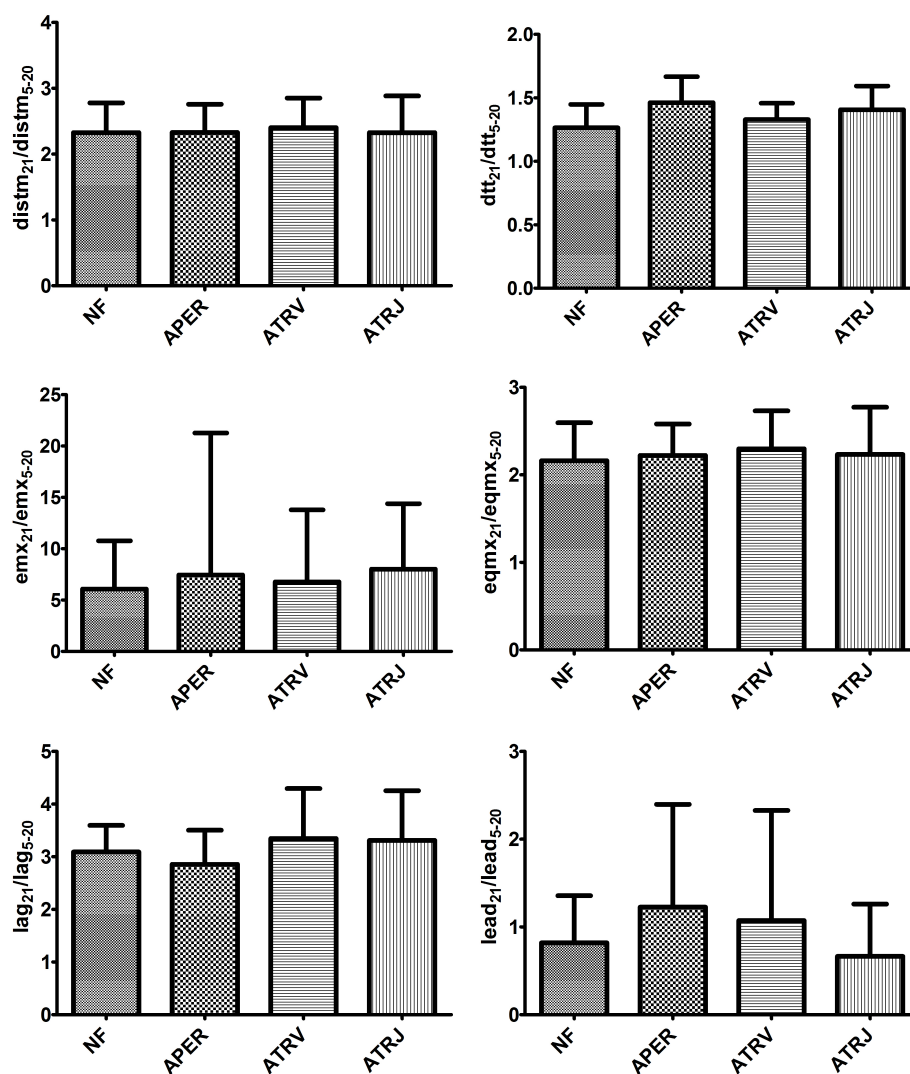


Figura 1.19: Grafici relativi all'analisi Post-After del Post-Test. Si sono considerati i parametri dism , dtt , emx , eqmx , lag , lead . Tutte le grandezze sono state normalizzate rispetto al raggio del target tranne il dtt , normalizzato rispetto alla lunghezza del tratto percorso.

nuti è possibile esprimere le conclusioni relative a questa fase riassumendole in alcuni punti:

- L'esercizio di target tracking proposto è risultato complesso da eseguire per ogni gruppo preso in considerazione. I valori legati alla distanza del target inoltre sono stati elevati.
- I soggetti appartenenti al gruppo APER presentano, in termini di accuratezza (*distm*), esiti meno soddisfacenti rispetto a quelli appartenenti al gruppo NF.
- Dal punto di vista dell'accuratezza (*distm*), l'insieme formato dal feedback audio legato alla velocità del target con scalatura a video (ATRV) e dal feedback audio legato alla velocità del target rispetto al joystick (ATRJ), risulta aiutare maggiormente i soggetti rispetto all'audio legato all'errore di posizione.
- Il fatto che ATRV, a differenza di ATRJ, risulti significativamente migliore di NF in termini di performance (*emx*), suggerisce che il soggetto preferisce ricevere un feedback legato al task visualizzato piuttosto che legato al task motorio da eseguire.

Di seguito vengono riportati i grafici relativi (Figura 1.21) e la tabella riferita all'analisi (Figura 1.22).

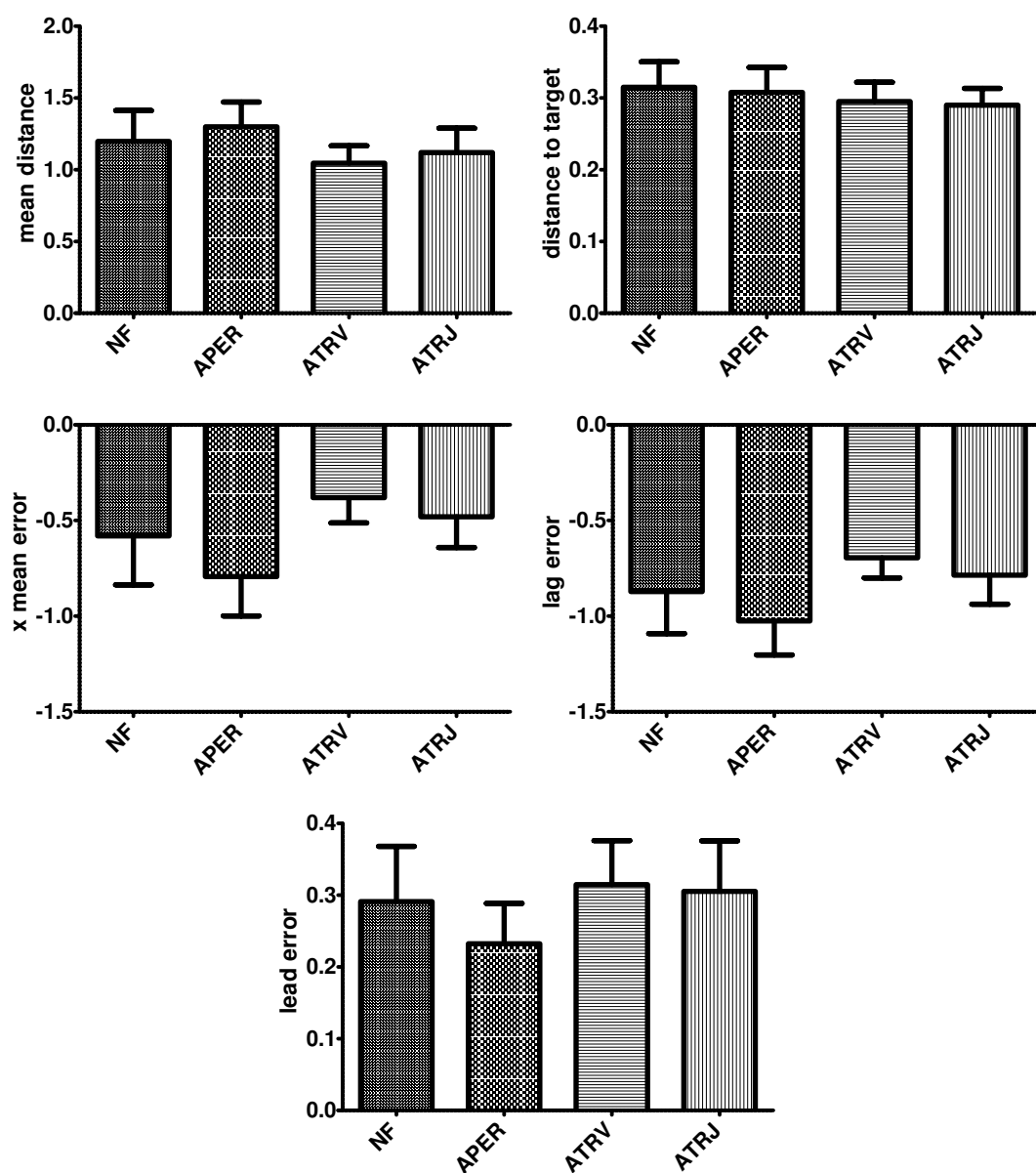


Figura 1.21: Grafici relativi ai parametri più importanti considerati nell'elaborazione della fase Variabile: distm, dtt, emx, lag, lead. Tutte le grandezze sono state normalizzate rispetto al raggio del target tranne dtt, normalizzata rispetto alla lunghezza del tratto percorso.

P-VALUE var (Unpaired t-test with Welch's)						
	NF-APER	NF-ATRV	NF-ATRJ	APER-ATRV	APER-ATRJ	ATRV-ATRJ
var-distm	0.2289	0.0656	0.3710	0.0009	0.0242	0.2868
var-dtt	0.6348	0.1734	0.0730	0.3542	0.1688	0.6718
var-emx	0.0417	0.0399	0.2955	< 0.0001	0.0008	0.1557
var-emy	0.7873	0.3540	0.9462	0.5232	0.6867	0.1488
var-eqmx	0.3036	0.0496	0.3086	0.0007	0.0275	0.3069
var-eqmy	0.6758	0.8109	0.2273	0.5744	0.2786	0.4465
var-lag	0.0814	0.0339	0.3106	< 0.0001	0.0029	0.1457
var-lead	0.0531	0.4535	0.6623	0.0061	0.0170	0.7587

Figura 1.22: Tabella dei p-value relativa all'analisi per il test Variabile.

1.3.3 Confronto dati Joystick-Tablet

Dopo questa serie di elaborazioni, si è voluto confrontare la parte dei risultati raggiunti inerenti il primo blocco di sperimentazioni, con quelli ottenuti nei test tramite tavoletta grafica. Per effettuare il paragone, dato che nel test con il tablet venivano presi in considerazione soltanto NF, ATR e APER, si è fatto riferimento, tra quelli citati, solo ai task corrispondenti effettuati per mezzo del joystick. Questa operazione di confronto (avvenuta paragonando due a due le modalità) dovrebbe confermare alcuni risultati: i tipi di feedback sviluppati sono infatti legati agli stessi parametri, per questo motivo dovrebbero influenzare le performance allo stesso modo; d'altro canto, dovrebbero però emergere alcune differenze dovute sostanzialmente ai diversi sistemi utilizzati. Dal momento che le sperimentazioni sono state affrontate da due popolazioni diverse, è stato necessario ricorrere a test statistici che fossero in grado di confrontare due gruppi indipendenti. A tale scopo quindi, sono stati chiamati in causa l'Unpaired test e il Mann-Whitney test: il primo confronta le medie di due gruppi indipendenti assumendo che i campioni seguano una distribuzione normale e che le due popolazioni presentino la stessa varianza (o la medesima deviazione standard), il secondo invece è l'analogo test non parametrico, in quanto confronta le mediane di due gruppi indipendenti, assumendo che questi non si distribuiscano normalmente. Sono stati valutati solamente due parametri: la distanza percorsa per seguire il target (*dtt*) e l'errore relativo all'inseguimento (*emx*). Si è scelto di considerare solamente questi ultimi perchè i risultati più significativi sono emersi proprio dall'osservazione di queste

due misure, sia nei test che richiedevano l'uso della tavoletta grafica, sia nei test affrontati con l'utilizzo del joystick. Di seguito, sono riportati i grafici riferiti al confronto effettuato (Figura 1.23) e le corrispondenti tabelle dei p-value (Figura 1.24).

Dal paragone è emerso che:

- il segno delle differenze è mantenuto in entrambi i grafici: questo sta ad indicare che, indipendentemente dall'utilizzo della tavoletta grafica o del joystick, i diversi tipi di feedback forniti hanno influenzato allo stesso modo la performance. In modo particolare, il ritardo medio è risultato essere minore nel caso in cui viene fornito un feedback legato alla velocità del target (Task C del tablet e Task G del joystick) rispetto le altre due modalità;
- come indicato dal grafico relativo all'integrale del modulo della velocità (Figura 1.23 a sinistra), le colonne che si riferiscono al test condotto utilizzando il joystick sono più alte delle corrispondenti colonne rappresentanti il test eseguito per mezzo della tavoletta grafica: l'utilizzo del primo in sostituzione della seconda ha comportato un aumento della distanza percorsa inutilmente da parte del soggetto per inseguire il target. Il joystick infatti, è molto più sensibile rispetto al tablet, in quanto il range di movimento risulta più limitato. È per questo che le piccole correzioni vengono ampliate a video, a causa dell'estensione reale di ogni singola azione che non è effettivamente corrispondente a quella dei movimenti rappresentati sullo schermo;
- l'errore di inseguimento è risultato essere più ridotto dall'uso del joystick: nel grafico di figura 1.23 a destra, le colonne dispari sono infatti più alte (con relativo segno negativo) delle corrispondenti colonne pari. Questo risultato può essere spiegato con il fatto che l'utilizzo del tablet comporta il controllo di tutto l'arto, per cui la tavoletta grafica risulta meno precisa e più difficile da guidare rispetto al joystick, il quale invece necessita di minor controllo muscolare. Il fatto che la differenza C-G non sia significativa può essere spiegato dai migliori risultati che il feedback ATR apporta alla performance: questo, per l'appunto, riduce l'altezza delle colonne rendendo più difficoltoso notare la significatività.

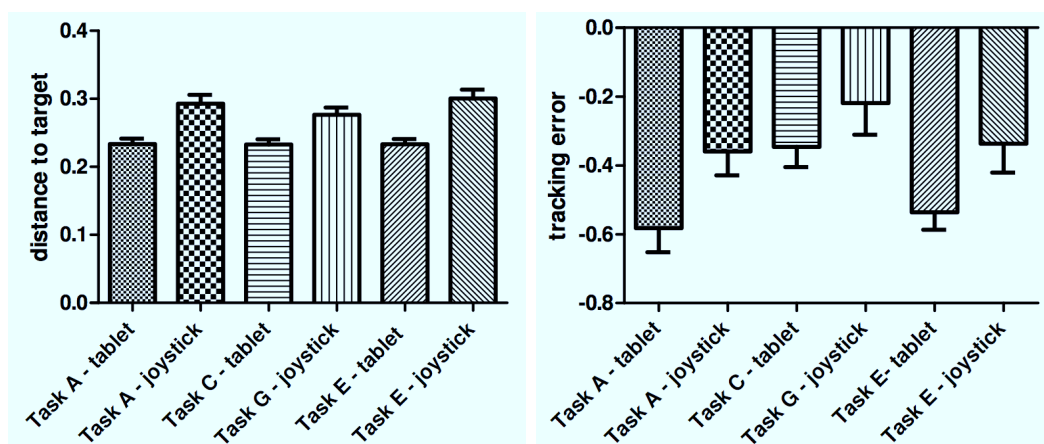


Figura 1.23: Grafici rappresentanti rispettivamente la distanza dal target e il ritardo medio relativi al confronto dei test effettuati con il Tablet (Task A=NF, Task C=ATR, Task E=APER) e con il Joystick (Task A=NF, Task G=ATR, Task E=APER).

	Mann-Whitney test				Unpaired t test		
	A-A	C-G	E-E		A-A	C-G	E-E
emx	0,0403	0,1562	0,0172	emx	0,0297	0,2421	0,045
dt	0,0004	0,0075	0,0001	dt	0,0004	0,0017	0,0001

Figura 1.24: Tabelle dei p-value relative ai test statistici Mann-Whitney test (a sinistra) e Unpaired test (a destra). In azzurro sono evidenziati i valori significativi (p-value < 0,5).

1.4 Considerazioni

Dopo questo breve riepilogo dei risultati, i punti di partenza, per cercare di inserire un feedforward adatto in modelli di controllo già presenti in letteratura, sono i seguenti. Sembra infatti che:

- L'effetto sia quello di un'azione in avanti, resta da vedere se separata (tramite appunto un feedforward), o come variazione di un guadagno nel controllo centrale.
- L'overshoot rimanga comunque simile tra il controllo in presenza e assenza di forze field (dato osservato tramite il lead error), e si riduca invece solamente il ritardo (lag error).
- Il parametro da considerare che è risultato più significativo sia il ritardo medio indicato da *emx*.
- Vi sia un riferimento aggiuntivo riguardante la velocità nello spazio del feedback visivo. Il plant quindi potrebbe essere dato da: arto, joystick e video.

Capitolo 2

Modelli di controllo motorio

In questo capitolo si propone una revisione degli articoli presenti in letteratura che comprendono al loro interno un modello per il controllo motorio. Si vogliono presentare quei modelli che potrebbero essere modificati, tramite l'aggiunta di un feedforward, ai fini di migliorare l'apprendimento motorio che ne consegue. Essi derivano dai risultati della ricerca bibliografica eseguita: come motori di ricerca sono stati usati *PubMed*, *Engineering Village*, *ISI Web of Knowledge* e *Google*. La ricerca spazia attraverso articoli degli ultimi dieci anni ed è stata in seguito ampliata con studi di anni precedenti grazie ai riferimenti bibliografici presenti. Sono state utilizzate le seguenti parole chiave:

- motor learning
- motor control
- feedback (audio/video)
- feedforward
- force field

Alla fine del capitolo verrà presentata una tabella che riassume il contenuto della revisione fatta in letteratura.

2.1 Modello di una rete neuronale (1987)

Questo articolo, scritto da M. Kawato [9], propone un modello per il controllo motorio e l'apprendimento di movimenti volontari. In questo modello, l'ipotesi fondamentale risiede nel fatto che la corteccia associativa fornisce la corteccia motoria della traiettoria desiderata in coordinate relative ai giunti, e il comando motorio viene poi calcolato tramite l'utilizzo di feedback sensoriali. Il modello, presentato in figura 2.1, è composto principalmente dalle seguenti 3 parti:

1. La parte principale che contiene il percorso e il nodo transcorticale.
2. Il sistema composto dal cervelletto spinale e dal nucleo rosso magnicellulare che rappresenta il modello neurale interno e dinamico diretto del sistema muscolo-scheletrico.
3. Il sistema composto dal cerebro-cervelletto e dal nucleo rosso parvicellulare che rappresenta il modello neurale interno e dinamico inverso del sistema muscolo-scheletrico.

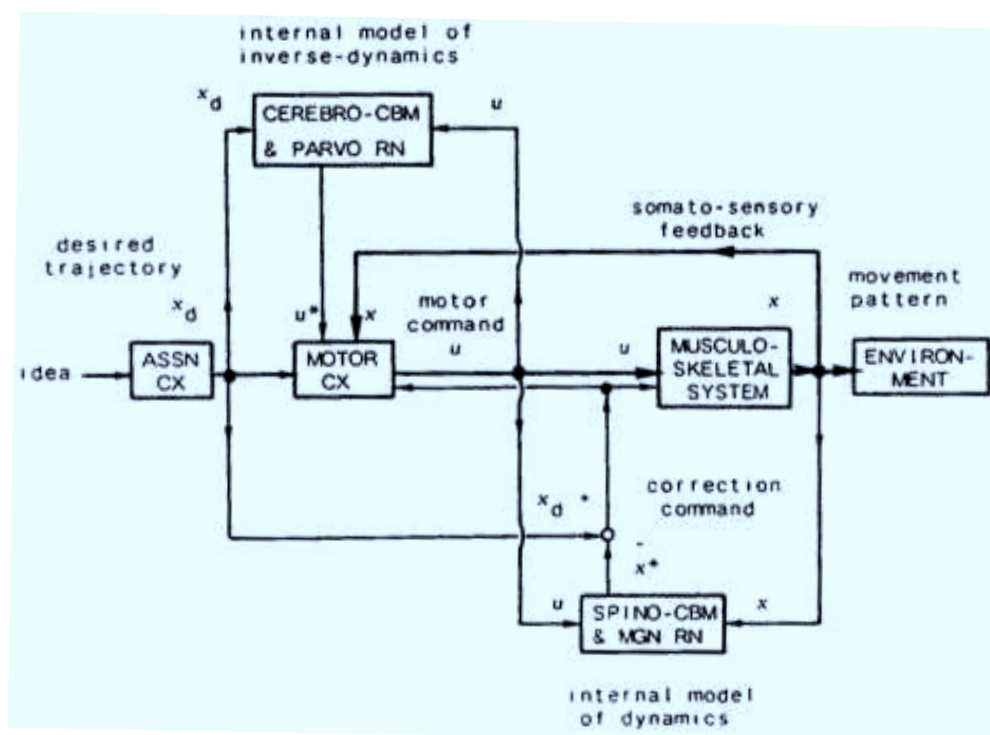


Figura 2.1: Modello gerarchico di una rete neurale.

La corteccia associativa invia il comando motorio desiderato, che ha traiettoria x_d espressa in coordinate del corpo, alla corteccia motoria; qui vengono calcolati i comandi motori u che successivamente sono trasmessi ai muscoli tramite i motoneuroni spinali. Il sistema muscolo-scheletrico interagisce con l'ambiente e realizza il movimento effettivo x . In generale esso non coincide con x_d . La traiettoria effettiva è misurata dalla propriocezione e inviata in un secondo momento alla corteccia motoria, passando tramite il nodo transcorticale. Successivamente il feedback control può entrare in azione utilizzando l'errore nella traiettoria del movimento ($x_d - x$). Tuttavia, non bisogna dimenticare che vi sono sempre diverse limitazioni che sono imposte dai sistemi biologici, una di queste è sicuramente il sostanziale ritardo provocato dal feedback. Il modello dinamico diretto riceve informazioni circa i risultati del movimento, mentre all'interno del modello dinamico inverso viene acquisito un modello neurale interno del sistema muscolo-scheletrico. Una volta che nel modello interno vi è il motor learning, esso può fornire una predizione approssimativa x^* del movimento reale x nel momento in cui riceve il comando motorio u . Una predizione dell'errore del possibile movimento ($x_d - x^*$) è trasmessa alla corteccia motoria e ai muscoli attraverso il tratto rubrospinale. Poiché il tempo della comunicazione tramite il cerebro-cervelletto è di 10-20ms (Eccles 1979), corto rispetto al tempo che si impiega usando il tratto supraspinale, le performance del feedforward control con il modello interno ed il feedback sono migliori rispetto al ciclo più lungo del feedback sensoriale. Il sistema composto dal cerebro-cervelletto e dal nucleo rosso parvicellulare, che ha sviluppo estensivo nei primati (soprattutto nell'uomo), riceve gli input dalla vasta area della corteccia cerebrale non potendo usufruire di quelli sensoriali periferici. Detto questo, esso monitora le traiettorie desiderate x_d e i comandi motori u , ma non riceve informazioni circa l'effettivo movimento x . All'interno del sistema appena citato è acquisito un modello interno neurale che fa riferimento alla dinamica inversa del sistema muscolo-scheletrico (definita come un sistema dinamico dove input e output sono invertiti, x è l'ingresso e u è l'uscita), ciò avviene in sostanza grazie all'utilizzo della plasticità sinaptica. Il sistema composto dal cervelletto spinale e dal nucleo rosso magnicellulare fornisce invece un modello dinamico diretto del sistema muscolo-scheletrico (x è l'uscita e u è l'ingresso).

Quest'ultimo non rappresenta un modello dell'ambiente esterno, bensì un modello di informazioni elaborate in altre regioni del cervello, come potrebbero essere la corteccia motoria o il cervelletto spinale, che calcola i comandi motori dalla traiettoria desiderata. Una volta che il modello dinamico inverso è stato acquisito tramite l'apprendimento motorio, può calcolare un buon comando motorio u^* direttamente dalla traiettoria desiderata x_d , per poi essere trasmesso alla corteccia motoria tramite il nucleo ventrolaterale del talamo. Si potrebbe affermare, considerando veritiere le ipotesi portate avanti fino ad ora, che il sistema composto dal cerebro-cervelletto e dal nucleo rosso parvicellulare sia sostitutivo di certe regioni del cervello, per quanto riguarda la complessa elaborazione di comandi motori.

Un articolo più recente di M. Kawato [10], basato sul suddetto modello, ha ipotizzato come movimenti veloci e coordinati, ad esempio di un braccio, non possano essere eseguiti solamente sotto il controllo di determinati feedback; i cicli dei vari feedback biologici sono infatti lenti e presentano un guadagno molto basso (Figura 2.2).

Così, le ipotesi inerenti al modello interno (Figura 2.3), affermano che il cervello ha bisogno di acquisire un modello dinamico inverso (riferito all'oggetto da controllare) attraverso il motor learning, per poi eseguire il controllo motorio puramente con l'utilizzo di un feedforward.

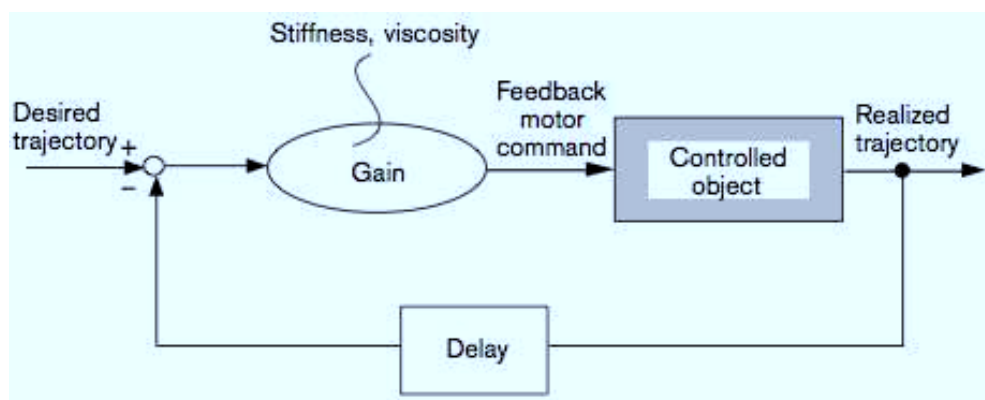


Figura 2.2: Feedback Control. La traiettoria realizzata viene confrontata con quella desiderata e se ne calcola così l'errore.

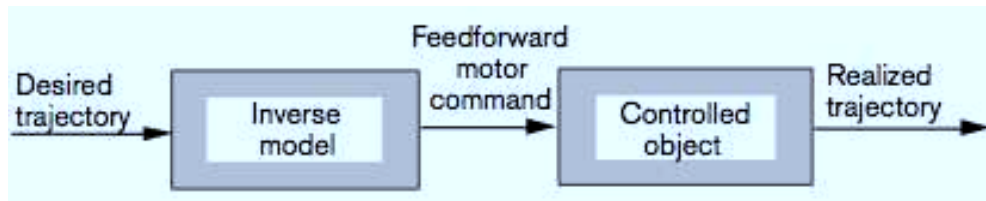


Figura 2.3: Feedforward Control che utilizza un modello inverso di un oggetto ad controllare. Se il modello dinamico inverso è connesso in serie all'oggetto da controllare, il sistema seriale dà una funzione matematica identica dove l'uscita (nell'esempio la traiettoria realizzata) è uguale all'ingresso (traiettoria desiderata). Il modello inverso quindi, se esiste e può essere appreso diventa un controller di feedforward ideale.

Si ipotizza successivamente che il cervello possa essere organizzato in vari framework tramite la scelta dei quali il soggetto può realizzare al meglio il movimento che desidera effettuare. Ogni framework (Figura 2.4) è composto da un modello in avanti e da un modello inverso, ed è basato essenzialmente sull'accoppiamento forza di grip - forza di carico. Queste sono le due forze principali che sono necessarie per controllare un oggetto dato che il loro equilibrio ne previene lo slittamento.

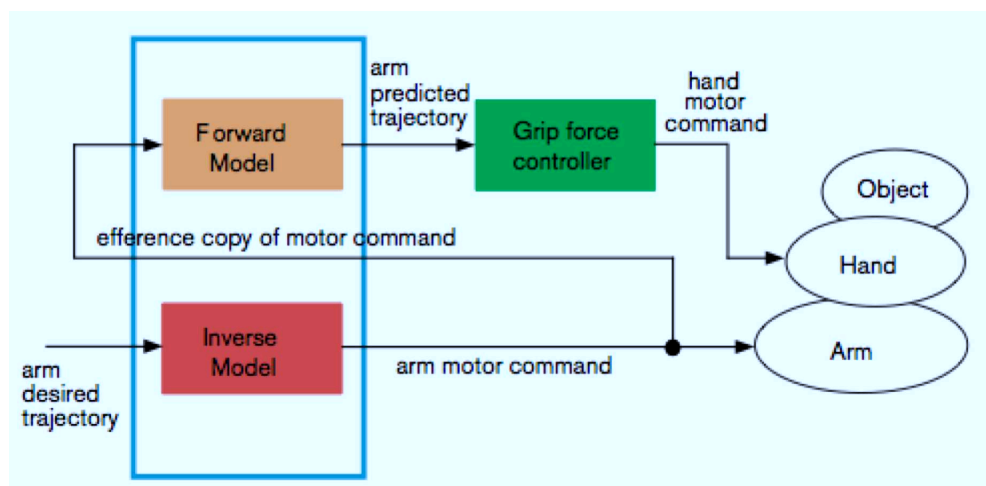


Figura 2.4: Framework basato sull'accoppiamento forza di grip - forza di carico.

L'idea è quella che il cervello si serva di framework multipli per avere la possibilità di trattare un largo numero di oggetti con differenti proprietà cinematiche

e dinamiche, più framework si hanno a disposizione e una più vasta gamma di oggetti si riesce a controllare più facilmente. Supponiamo ad esempio che un individuo abbia bisogno di manipolare uno tra alcuni differenti oggetti che ha davanti a se, basandosi sulle informazioni visive, potrebbe essere prelezionato un appropriato framework tra quelli a disposizione. Per quanto riguarda la manipolazione effettiva, il modello in avanti per il framework dell'oggetto prevede un effetto sensoriale dalla copia efferente dei comandi motori emessi; se la predizione è buona quel framework continuerà ad essere utilizzato, altrimenti se l'informazione visiva è risultata errata e l'oggetto realmente afferrato è un altro, si mette da parte quel determinato framework per iniziare ad utilizzarne un altro subito dopo l'attuale esecuzione del movimento.

Da notare che il potenziale di questo modello è stato dimostrato da molte simulazioni eseguite a computer che hanno evidenziato come si siano raggiunti i risultati preposti. Tuttavia, esso manca di una vera e propria validazione.

Considerazioni

Analizzando il modello principale si possono fare una serie di considerazioni e ipotesi che potrebbero aiutare nel suo apprendimento o, meglio ancora, in un suo miglioramento:

- In questo modello manca l'aspetto relativo alla memorizzazione del movimento, ovvero si nota come sia assente l'apprendimento di un certo movimento dovuto a ripetizioni in assenza di feedback di qualità. Con quest'ultimo termine, citato da Shadmehr [11], si intende un tipo di feedback che possa causare una generalizzazione estesa su un individuo.
- Il modello interno dinamico inverso, si aggiorna in base al comando motorio rilevato.
- Il modello interno dinamico diretto, come visto, predice la posizione dell'arto e consente di correggere il comando motorio. Questo può avvenire ad esempio nella fase finale di un movimento di reaching quando un soggetto potrebbe correggere sempre più la traiettoria che sta compiendo nel raggiungimento di uno specifico obiettivo prefissato.

- Si nota infine che un audio legato alla propria velocità, non aiuta probabilmente in nessun senso perchè il controllo della corteccia motoria non contiene alcun guadagno derivativo.

2.2 Potenziale uso dei modelli in avanti (1996)

R. C. Miall e D. M. Wolpert, ipotizzarono in un loro articolo, che il sistema nervoso centrale (CNS) simuli internamente il comportamento del sistema motorio per quanto riguarda la pianificazione, il controllo e l'apprendimento. Viene inoltre suggerita l'idea che un modello interno in avanti (forward model), sia la rappresentazione del sistema motorio che utilizza lo stato corrente del sistema motorio stesso e i comandi motori, per predire lo stato successivo. Il concetto di modello interno come sistema che simula il comportamento di un naturale processo, è emerso come concetto teorico molto importante ai fini del controllo motorio [9], e i modelli interni stessi possono essere classificati in tre gruppi distinti.

1. Il primo gruppo riguarda una rappresentazione causale dell'apparato motorio, anche conosciuto come forward model [12], ossia modello in avanti. Esso vuole permettere l'imitazione e la rappresentazione del normale comportamento del sistema motorio in risposta ai comandi motori uscenti. Per esempio, un modello in avanti dinamico di un arto che può essere il braccio, può avere come ingresso lo stato corrente (sottoforma di angoli dei giunti e velocità) e i comandi motori emessi tramite il controller, per produrre successivamente in uscita una stima del nuovo stato. Questo modello, coglie pertanto il comportamento del braccio nella transizione di uno stato in risposta al deflusso motorio. Con il termine "stato", si vuole fare riferimento alla posizione e alla velocità corrente dell'apparato motorio, o in termini generici, al set di parametri del sistema. Nel momento in cui si conoscono i valori di detti parametri e gli ingressi dinamici del sistema è possibile, in base alle ipotesi, determinare il comportamento futuro dello stato. Tuttavia, lo stato può, e allo stesso tempo non può, essere conosciuto in maniera accurata dal controller (o dal modello interno), ecco perchè vi è la necessità di separare le variabili di stato dalle variabili sensoriali. Queste possono

differire molto nei sistemi fisiologici: la posizione e la velocità del braccio umano sono percepite principalmente dai fusi muscolari, dove il segnale cambia molto più nella lunghezza di muscoli che negli angoli dei giunti. Si potrebbe quindi proporre un modello in avanti inerente le risposte sensoriali del braccio, che predice i segnali sensoriali (dalle terminazioni dei muscoli, dei giunti e della pelle) che dovrebbero essere conseguenze di un particolare stato. Così, un modello di output sensoriali vorrebbe avere in ingresso lo stato corrente e in uscita il feedback sensoriale predetto. Ponendo in cascata un “Forward Dynamics Model” ed un “Forward Sensory Output Model”, potrebbe essere realizzata la stima di un effetto sensoriale relativo ad un comando motorio (Figura 2.5). Nel dominio cinematico, il modello in avanti viene preso come una mappatura tra le coordinate dei giunti e le coordinate dell’end-point di una mano. Come modelli in avanti, essi sono causali, al loro interno sono ben definite sia le funzioni che le mappature, e possono essere del tipo uno a uno oppure uno a molti. Così, sebbene il medesimo end-point della mano possa essere raggiunto con differenti configurazioni del braccio (a causa dei gradi di libertà ridondanti), non c’è alcuna ambiguità riguardo la locazione della mano che viene data con qualsiasi configurazione particolare del braccio stesso.

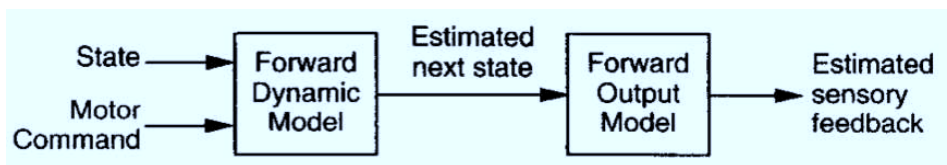


Figura 2.5: “Forward Dynamics Model” e “Forward Sensory Output Model” posti in cascata.

2. Il secondo gruppo di modelli interni è concettualmente simile ai modelli in avanti per il sistema motorio, anche se possiede in più la funzionalità di modellare il comportamento dell’ambiente esterno. Come un modello cognitivo, vorrebbe incapsulare la conoscenza delle proprietà fisiche dell’ambiente, per predire successivamente il comportamento del mondo esterno. Se cogliamo ad esempio il normale ritratto del mondo fisico, possiamo predire (stando

a queste ipotesi), in maniera molto accurata la traiettoria di una palla che cerchiamo di prendere; siamo invece scossi quando il mondo fisico spezza i normali pattern comportamentali. Questo fatto è basato sul modello in avanti che abbiamo relativo a causa ed effetto.

3. Il terzo gruppo di modelli è conosciuto come modelli inversi [13], che inverte il flusso causale del sistema motorio. Questi modelli oltre a comprendere la conoscenza del comportamento del sistema motorio, generano, dagli ingressi dello stato e dalle transizioni dello stato stesso, un'uscita rappresentante gli eventi causali prodotti. Gli ingressi possono essere gli stati del braccio corrente e desiderato; le uscite invece potrebbero essere rappresentate dai comandi motori che dovrebbero provocare lo spostamento dello stato del braccio da quello attuale a quello desiderato. Un modello inverso inerente le uscite sensoriali può predire i cambiamenti dello stato che corrispondono alla modificazione del afflusso sensoriale. Nel dominio cinematico, il modello cinematico inverso "inverte" il modello cinematico in avanti per produrre un set di angoli relativi i giunti i quali realizzano una particolare posizione della mano.

Questi modelli sono stati proposti da ingegneri, e sono stati dimostrati per essere altamente vantaggiosi nel range di situazioni di controllo motorio [14, 15]. L'articolo di Miall e Wolpert, partendo da questi presupposti, ipotizza vari modi per impiegare dei modelli in avanti.

2.2.1 Cancellazione della refferenza sensoriale

Un modello in avanti è un elemento chiave in un sistema che utilizza un deflusso motorio (chiamato anche copia efferente [16, 17, 18]) per anticipare e cancellare gli effetti sensoriali del movimento. I segnali sensoriali sono dovuti principalmente a due cause: come risultato di influssi ambientali del corpo, o come risultato di movimenti generati da un individuo stesso. I primi sono chiamati afferenti, mentre il secondo tipo di segnale è conosciuto come refferente, che sono gli effetti sensoriali veri e propri del movimento (Figura 2.6). Sebbene i segnali afferenti e refferenti abbiano distinte cause, essi sono provocati dallo stesso canale senso-

riale. Da un punto di vista comportamentale, può essere necessario distinguere i segnali, specialmente per monitorare i cambiamenti nel mondo esterno da quelli che risultano dal movimento realizzato da un soggetto stesso. Come esempio, si consideri il problema relativo al movimento che compie la mano su un oggetto al di sopra di un tavolo, stimando successivamente, senza l'aiuto della vista, se l'oggetto si sta spostando. La velocità di slittamento (quella che fa riferimento all'oggetto attraverso il palmo della mano) è la somma della velocità della mano e della velocità dell'oggetto nel mondo. Per decidere quindi se l'oggetto è in movimento, si deve rimuovere la componente della velocità di slittamento provocata dal movimento del braccio. Tuttavia, una copia efferente non si dota di queste informazioni.

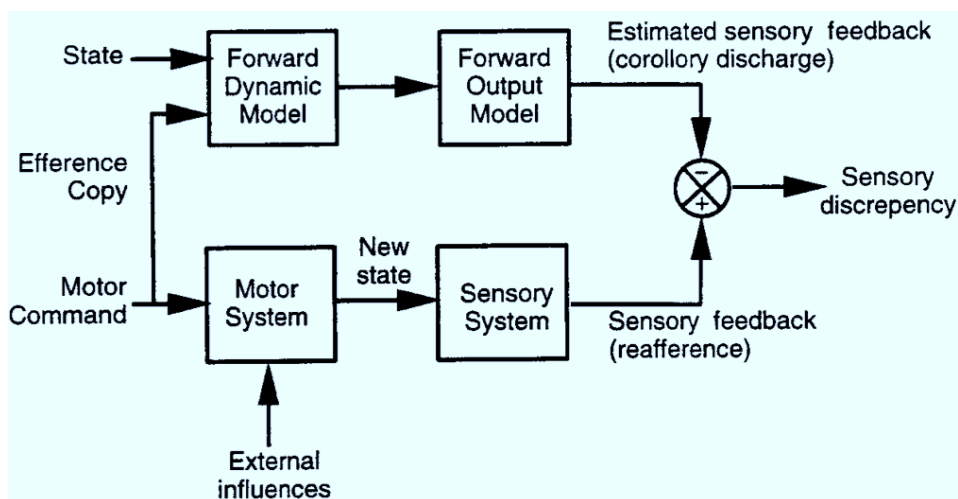


Figura 2.6: Modello in avanti necessario a cancellare gli ingressi refferenti. Il modello in avanti dinamico e i modelli delle uscite (riga superiore) generano una stima della refferenza; la differenza tra la stima e il segnale d'ingresso indicante la refferenza reale (riga inferiore) può informare il CNS circa gli eventi esterni. Il segnale di discrepanza sensoriale è anche usato per modelli di training.

Generando una stima degli effetti sensoriali relativi ad un comando motorio, un modello interno in avanti può essere usato per eliminare il segnale sensoriale refferente, permettendo così di recuperare i segnali relativi all'ambiente esterno. È stato proposto da Robinson [19], proprio un tale modello per un sistema motorio che fa riferimento all'occhio, permettendo la generazione di un segnale di velocità

che guidasse in maniera regolare l'inseguimento del movimento da parte degli occhi. Il segnale sensoriale interno necessario a rimuovere la refferenza è stato etichettato come "Corollary Discharge" [16].

2.2.2 Apprendimento tramite supervisione distale

Un problema fondamentale affrontato dal sistema nervoso centrale, nel contesto del controllo, risiede nel fatto che l'obiettivo e l'esito di un movimento sono spesso definiti tramite le coordinate di un task related. Per esempio, quando cerchiamo di raggiungere un target visivo, l'obiettivo è specificato inizialmente in un framework visuale. Durante il movimento, degli errori nei comandi motori causano errori visivi. Un secondo esempio (Jordan e Rumelhart, 1992 [12]), è il controllo relativo al linguaggio, dove il nostro training è basato sull'ascolto di parole pronunciate e parlate, e dove gli errori disponibili sono segnali di tipo audio; il controller invece si attiva per modificare e aggiustare i comandi motori dell'apparato vocale. Un problema di base inoltre, sta nel tradurre gli obiettivi dei task-related (visivi o audio) e gli errori in appropriati segnali intrinseci (comandi ed errori motori) che sono richiesti per aggiornare il controller. La relazione in avanti tra il segnale motorio ed il segnale sensoriale, può essere colta tramite un modello di forward (Figura 2.7). Jordan e Rumelhart (1992 [12]), hanno mostrato come può essere usato un modello in avanti per stimare gli errori motori durante la performance, cioè tramite la retropropagazione degli errori sensoriali attraverso il modello stesso. Questo approccio è chiamato "Distal Supervised Learning" perchè la supervisione relativa ad un task assume un comportamento distale rispetto la vera investigazione sugli errori del segnale motorio.

Si è dimostrato che un modello in avanti può essere utilizzato per trasformare gli errori (presenti tra il risultato sensoriale reale e quello desiderato) di un movimento nei corrispondenti errori nei comandi motori. Si fornisce così un appropriato segnale per l'apprendimento motorio.

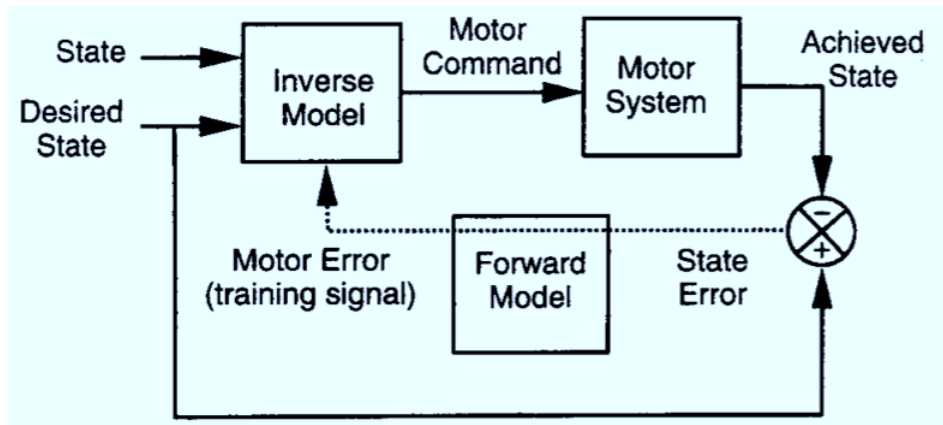


Figura 2.7: Forward/Inverse Learning. Un modello in avanti può essere usato per tradurre gli errori misurati dello stato del sistema motorio in errori dei comandi motori, necessari per formare il modello inverso.

2.2.3 Stima dello stato

Durante un movimento di reaching, le informazioni circa la locazione della mano sono essenziali per l'accuratezza; i soggetti privati di stimoli cutanei e propriocettivi sono fortemente disabili ([20, 21, 22, 23, 24]), e anche nei soggetti normali, è stato necessario dare delle informazioni sensoriali, derivanti dalla mano, per permetterne un accurata esecuzione del movimento. Qui ci si focalizza sui calcoli che integrano le informazioni sensoriali e motorie per fornire in un secondo momento una stima riguardante lo stato del braccio (sottoforma di posizione e velocità). I cosiddetti "Observer Models" (Figura 2.8) formalizzano le sorgenti di informazioni che possono essere utilizzate dal CNS, per costruire una stima dello stato del braccio durante il movimento [25]. Questo framework consiste in un processo di stima dello stato, l'osservatore, che monitora i comandi motori inviati al braccio (copia efferente) e il feedback sensoriale di ritorno. Come menzionato in precedenza, i segnali sensoriali disponibili (visione e propriocezione) possono anche non fornire un'adeguata stima dello stato. Tuttavia, basato su queste fonti motorie e sensoriali, l'osservatore stima lo stato del braccio, integrando sorgenti multiple di informazioni per ridurre l'incertezza che potrebbe venire a crearsi [26].

L'observer model utilizza generalmente una formulazione di aggiornamento ricorsiva per stimare lo stato del braccio e la sua evoluzione nel tempo.

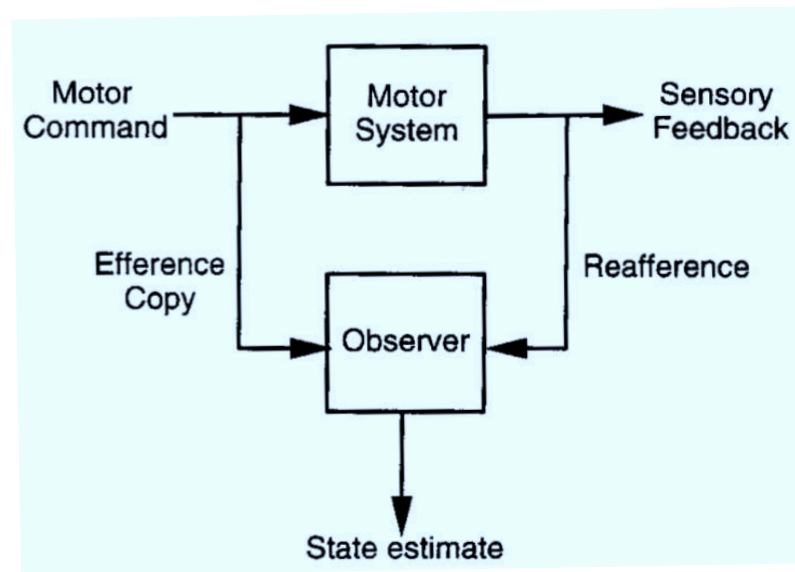


Figura 2.8: Un "Observer Model".

Una componente centrale del detto modello è spesso un modello interno dinamico in avanti del braccio, il quale fornisce una stima dello stato successivo del braccio dato lo stato corrente. Così un processo di valutazione della stima può essere utilizzato per mantenere una stima ottimale dello stato inerente la mano durante il movimento. Il filtro di Kalman [27], è un esempio di un modello osservatore.

Esso fornisce un metodo per ottenere la stima dello stato combinando due processi, (1) il primo basato sulla simulazione interna del sistema motorio mentre (2) il secondo basato sull'utilizzo dei feedback sensoriali per correggere la simulazione interna di cui si è parlato. Il contributo apportato alla stima finale dalla simulazione interna e dal processo di feedback, è modulato attraverso il tempo, fornendo una stima ottimale riguardante lo stato. Così, Kleinman e altri (1971) [28], furono abili ad usare il filtro di Kalman e i modelli interni per far quadrare, da osservazioni in fase di training, i dati di un tracking manuale, in questo modo la stima dello stato può essere usata nella coordinazione motoria. Consideriamo ora un problema di coordinazione del movimento inerente due parti del corpo, le quali potrebbero essere benissimo le mani. Quando si usano queste ultime, il controllo di una deve dipendere logicamente dallo stato corrente (locazione e velocità) dell'altra. In task di reach vi è uno stretto legame tra l'apertura della

mano e il trasporto di essa verso il target in questione. Haggard e Wing (1995) [29], hanno suggerito un modello di feedback per questa coordinazione, il quale può rappresentare risposte dell'observer per perturbazioni accorse al braccio.

2.2.4 Feedback interni per ovviare al ritardo

Il controllo fisiologico può essere diviso in strategie di controllo di feedback e strategie di controllo di feedforward. Quest'ultimo abbraccia tutte le tecniche per il controllo degli apparati motori (organi effettori come ad esempio i muscoli) senza far riferimento ad una o più variabili controllate (come lunghezza del muscolo o angoli dei giunti interessati) descrittive dello stato corrente del sistema motorio. Al contrario, il controllo di feedback utilizza alcune conoscenze sulle variabili per determinare i comandi motori uscenti. Per esempio, il controller può valutare la differenza tra lo stato percepito dell'apparato motorio (ad esempio i cambiamenti percepiti nella lunghezza del muscolo come segnalato dai fusi muscolari) e il valore di riferimento per questa variabile. Il controller potrebbe poi cercare di minimizzare la differenza tramite un feedback negativo. Il controllo di feedback negativo risulta così robusto, come il controller non deve essere necessariamente corrispondente all'apparato motorio; qualunque errore nelle uscite motorie sarà percepito e corretto. Il suo principale svantaggio sta nel fatto che il controllo di feedback è sensibile a ritardi intrinseci nel loop sensomotorio. Un sistema di controllo utilizzando il feedback, che sia ben progettato, funziona con il massimo guadagno ad anello aperto possibile. Tuttavia, alla frequenza nella quale il ritardo di feedback introduce un ritardo di fase di 180° , il guadagno ad anello aperto deve essere mantenuto al di sotto dell'unità al fine di evitare l'insorgere di una instabilità. Pertanto, i controller di feedback sono estremamente sensibili ai ritardi, e devono essere progettati per evitare alti guadagni alle alte frequenze. Questo riduce la velocità delle loro risposte, infatti, un controller di feedback stabile non può reagire ad una velocità che risulta essere alta rispetto al ritardo di feedback complessivo. Nei controllo motorio, i ritardi insorgono nelle trasduzioni sensoriali, nei processi centrali e nelle uscite motorie. Le latenze riguardanti le trasduzioni sensoriali sono più evidenti nel sistema visivo, all'interno del quale la retina introduce un ritardo di $30 \div 60ms$, ma i ritardi inerenti la conduzione invece possono anche essere

apprezzabili. I ritardi centrali presenti sono dovuti ad eventi male definiti quali possono essere il calcolo neuronale, il processo decisionale oltre che gli ostacoli nell'elaborazione dei comandi. I ritardi nelle uscite motorie risultano da altri ritardi provenienti dalla conduzione nell'assone da parte dei motoneuroni, risultano da ritardi provenienti dalla contrazione-eccitazione del muscolo, e risultano infine da ritardi di fase dovuti all'inerzia del sistema. Questi ritardi si combinano per dare un inevitabile ritardo di feedback (situato all'interno del ciclo del feedback di controllo a retroazione negativa), che può essere compreso tra $30ms$ per quanto riguarda il riflesso spinale, fino a $200 \div 300ms$ per quanto riguarda la risposta visiva. Siccome un movimento veloce di un braccio può durare meno di $200ms$, i controller di feedforward devono essere usati per l'emissione di comandi motori basati su ingressi di tipo sensoriale, ma non vi deve essere l'utilizzo del feedback riferito alle variabili da controllare interessate. Un altro esempio di tipo fisiologico potrebbe essere il controllo dei movimenti saccadici dell'occhio; nonostante i muscoli extra-oculari siano dotati di fusi muscolari, essi non hanno dimostrato un riflesso riferito alla distensione, e oltretutto sembra che i fusi non vengano chiamati in causa nel controllo di feedback inerente al movimento dell'occhio. Perciò, questo movimento estremamente veloce degli occhi è sotto il controllo del feedforward control. Il principale svantaggio del controllo utilizzatore del feedforward, sta nel fatto di emettere appropriati e accurati comandi motori per effetto della traiettoria desiderata. Anche se questo è possibile per strutture, come può essere quella dell'occhio, relativamente semplici, è improbabile che possa essere il caso di un braccio composto da molti giunti. Da qui, un altro utilizzo proposto per i modelli interni in avanti è quello di assistere il controllo di feedforward fornendo una stima degli esiti di un comando motorio, che a sua volta può essere usata per il controllo negativo di feedback. In altre parole, includendo il modello in avanti all'interno del ciclo del feedback a retroazione negativa, esso fornisce un segnale di feedback interno che è disponibile molto più rapidamente del segnale di feedback reale risultante dal movimento. Si propone una forma particolare di questa strategia di controllo, conosciuta come "Smith predictor". Esso include un modello in avanti (Figura 2.9), assistendo un rapido ciclo di feedback interno ad alto guadagno, la cui uscita può guidare il braccio verso lo stato desiderato.

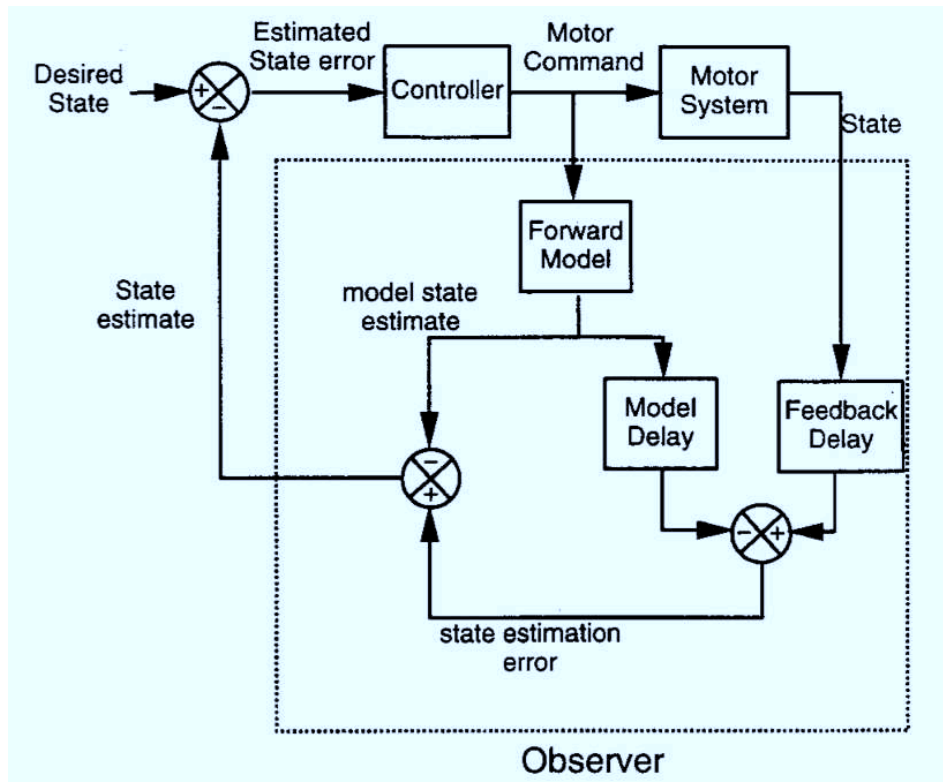


Figura 2.9: Modello di predizione di Smith. Un modello in avanti e un modello inerente al tempo di ritardo, sono usati per generare una stima dello stato. Esso è progettato per il controllo di sistemi con ritardi di feedback significativi.

Il controller di feedback, confronta inoltre il valore di riferimento della variabile controllata con la stima dello stato del sistema motorio (questo tramite il modello in avanti), e corregge la stima del segnale d'errore. Così il modello in avanti elimina i ritardi di feedback nei reali apparati motori, questo ciclo interno di feedback può avere un guadagno ad anello aperto molto alto, e una funzione quasi ottimale come il feedforward controller. Da notare che sebbene il modello in avanti non possa eliminare qualche ritardo intrinseco dovuto all'elaborazione neuronale e al tempo di conduzione (si assume che sia probabilmente $50ms$ in totale), sarebbe stato facile sviluppare un modello in avanti che predica le uscite del sistema motorio $50ms$ in avanti nel futuro, cancellando effettivamente questi ritardi intrinseci. Rimanendo nei limiti, un controllo di feedback a retroazione negativa senza alcun ritardo, può avere un guadagno ad anello aperto vicino all'infinito, e le sue uscite sarebbero equivalenti dal punto di vista funzionale a quelle di un modello inverso.

Il modello di predizione di Smith include un meccanismo di ritardo esplicito che ritarda la copia della stima sensoriale per permettere temporaneamente ed in maniera sincronizzata che essa venga confrontata con il reale effetto sensoriale del movimento. Questo è molto importante per permettere agli errori di essere localizzati e successivamente corretti. Assicurando il sincronismo tra le uscite in ritardo del modello in avanti e il feedback reale, il modello di Smith isola effettivamente i ritardi del feedback stesso dal ciclo di controllo. Senza questo ritardo, il controller che utilizza il forward model avente all'interno un ciclo di feedback, deve operare in pura modalità di feedforward (senza il feedback reale derivante dal movimento) o in modalità feedback purchè il guadagno sia molto basso al fine di evitare problemi di instabilità. In sostanza quindi, il modello di Smith combina i vantaggi del controllo di feedforward con quelli del controllo tramite feedback.

2.2.5 Predizione dello stato

In maniera molto simile alla stima dello stato corrente dell'apparato motorio, un modello in avanti può essere usato per valutare la stima del proprio stato in un qualche tempo nel futuro. La predizione, può essere usata nei due contesti di seguito elencati.

Controllo del modello predittivo

Possiamo prendere l'idea di base di un ciclo di feedback, per cercare di introdurla nel comportamento futuro del plant. Se il valore di riferimento che il controller sta cercando di raggiungere è conosciuto in anticipo (sia un valore costante del target o un segnale che si può predire), è possibile grazie a questo anticipo confrontare prima la stima dello stato della futura performance del sistema, per correggere così gli errori predetti prima che avvengano. Questa teoria è stata sviluppata come controllo di un modello predittivo [30], e concettualmente sposta la strategia di controllo dal feedback a retroazione negativa per la correzione degli errori verso un controllo basato sull'anticipazione degli eventi futuri. In sostanza essa nega completamente i ritardi nel percorso motorio, a differenza del modello di Smith

che li sposta al di fuori del ciclo di controllo. I soggetti possono realizzare, con un ritardo pari a zero, un task di tracking nel quale il target si può predire [31], e mentre questo è dovuto semplicemente all'anticipo, deve essere impiegato anche il controllo del modello predittivo.

Pianificazione e pratica mentale

La pratica mentale può essere pensata come una serie di movimenti di prova senza però l'effettivo movimento da parte di un soggetto. È risaputo, che la pratica mentale può portare ad un miglioramento delle performance, ed è suggerito che queste idee che ci facciamo nella mente del movimento da eseguire, permettono alla performance stessa di essere monitorata e permettono inoltre all'apprendimento motorio di prendere piede nonostante non vi sia una vera e propria azione reale [32, 33]. Durante questa pratica, il modello in avanti può essere usato per predire gli esiti di una o di una serie di azioni: una stima dello stato futuro (che è generata dal modello in avanti detto) e gli appropriati comandi motori, potrebbero essere indirizzati al modello e bloccati ancor prima di raggiungere gli apparati motori. Da qui, un utilizzo ricorsivo o iterativo del modello in avanti potrebbe permettere la pratica mentale e l'immaginazione di stati motori arbitrariamente distanti. Basato sulle relazioni che intercorrono tra il movimento desiderato e la sua riuscita predetta (data dal modello), un controller avrebbe la possibilità di selezionare tra una serie di possibili azioni o semplicemente di adattarsi. Un modello in avanti quindi, potrebbe essere considerato anche nel campo della pianificazione motoria. Per esempio, al fine di prendere una tazza, la pianificazione deve sviluppare una sorta di programma motorio con l'obiettivo di migliorare e perfezionare il movimento della mano e del braccio. Tuttavia, se la tazza risulta essere molto distante dal corpo, la pianificazione deve includere anche il movimento in avanti del tronco. Tramite test interni riguardanti lo sviluppo del piano desiderato (tramite il modello in avanti), sarebbe possibile valutarne l'utilità. La pianificazione può testare inizialmente il piano "estendere il braccio", ma nel momento in cui il modello in avanti predice che la mano possa andare in una posizione sbagliata non riuscendo a prendere la tazza, c'è anche la possibilità che il piano creato venga rifiutato per ripianificare subito una nuova traiettoria.

2.3 Modelli di Wang (2000-2001)

2.3.1 Modello iniziale

Il modello presentato in questa sezione, che fa riferimento alla tesi di T. Wang [34], rappresenta un modello di controllo per il movimento motorio e utilizza per il suo funzionamento sia un feedback control sia un feedforward control. In questo caso, come si può vedere dalla figura 2.10, l'oggetto che deve essere controllato è costituito dal plant formato dal blocco "Muscle" e dal blocco "Inertial Dynamics".

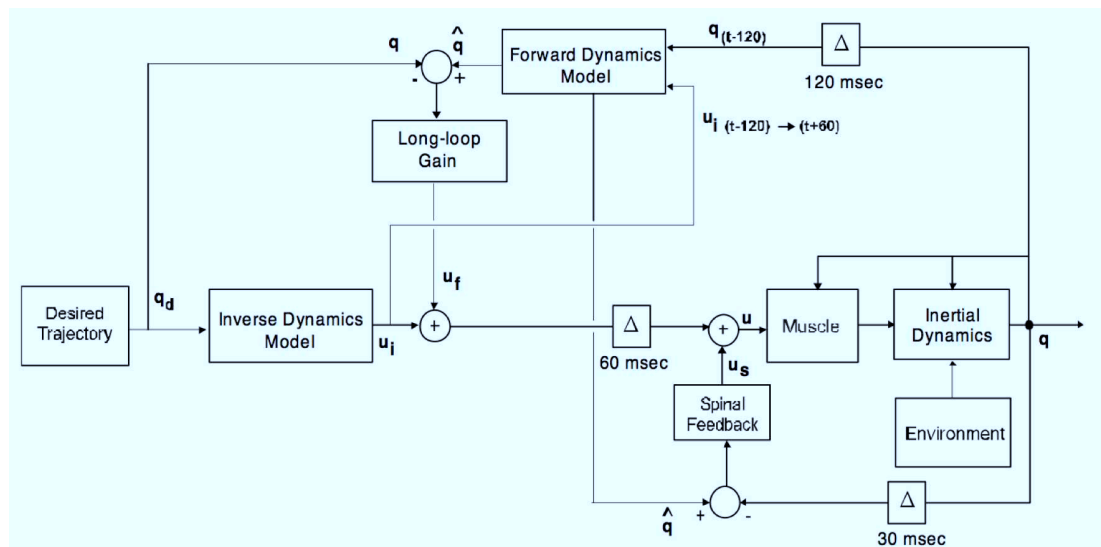


Figura 2.10: Modello per il controllo motorio utilizzando feedback control e feedforward control.

Il plant ha il compito di trasformare il comando motorio neurale nella traiettoria del braccio umano composta dai campi posizione e velocità. Per quanto riguarda i segnali di feedforward e di feedback, il primo rispettivamente controlla il sistema mentre l'altro corregge un eventuale disturbo che può accorrere al sistema stesso. Questo può essere un grande vantaggio perchè con il metodo presente si ha l'integrazione delle tecniche di feedback e feedforward. Le proprietà fondamentali di questo modello si possono riassumere come segue:

1. Vi è l'utilizzo di un modello inverso per generare il segnale di feedforward e l'uso del modello in avanti per generare la stima del feedback control.

2. Vi è il raggiungimento esatto della traiettoria desiderata.
3. Il controllo del braccio è stabile anche in presenza di forze esterne perturbative.
4. Vi è l'adattamento alle dinamiche alterate dell'ambiente circostante attraverso la modifica del modello inverso e del modello in avanti.

La variabile $q(t)$ esprime un punto nello spazio che fa riferimento alla traiettoria del giunto in questione. $\dot{q}(t)$ e $\ddot{q}(t)$ rappresentano rispettivamente la derivata prima (vettore velocità) e la derivata seconda (vettore accelerazione) rispetto al tempo. $q(t)$ è inoltre scomponibile in:

$$q(t) = \begin{bmatrix} q_1(t) \\ q_2(t) \end{bmatrix}$$

dove $q_1(t)$ e $q_2(t)$ indicano gli angoli della spalla e del gomito. Il blocco “Inverse Dynamics Model” è un controller adattivo in modalità feedforward e l'adattamento alle nuove dinamiche esterne avviene tramite il learning di un nuovo modello inverso inerente all'alterazione dell'ambiente circostante. Quando il modello inverso è un esatto inverso del plant dinamico del modello in avanti, dato un task di reaching consistente nel raggiungimento di un punto partendo da un altro pre-stabilito, il braccio può tracciare la traiettoria desiderata q_d che è anche l'ingresso del modello inverso. Si assume che la traiettoria desiderata sia una minimum jerk trajectory della mano al target avente un periodo necessario al movimento pari a 0.5s. La parte del comando neurale che rappresenta anche l'uscita del modello inverso μ_i è rappresentata come:

$$\mu_i = \hat{f}_p^{-1}(q_d, \dot{q}_d, \ddot{q}_d)$$

con la funzione \hat{f}_p^{-1} che sta ad indicare la stima inversa del plant dinamico del modello in avanti. Questa mappa la posizione desiderata q_d , la velocità \dot{q}_d e l'accelerazione \ddot{q}_d dell'angolo del giunto nei comandi neurali discendenti μ_i . Quando un perfetto modello inverso plasma le dinamiche del braccio e si arriva ad avere $\hat{f}_p^{-1}f_p = 1$, si ha un esatto tracciato della traiettoria desiderata. Tuttavia, nel caso

in cui il modello inverso non sia abbastanza accurato, non vengono generati dei valori corretti delle torsioni dei giunti provocando così una traiettoria distorta da quella desiderata. Il blocco “Spinal Feedback” corregge gli errori che si presentano tra lo stato desiderato del muscolo e lo stato attuale q , e lo fa producendo un attivazione neurale correttiva μ_s basata su un controller di feedback lineare che comprende K_s e B_s . Supponendo che il guadagno di feedback sia infinito avendo ritardo pari a zero, si può facilmente vedere che l’uscita di un sistema a due giunti è equivalente ad un insieme di punti in ogni istante t considerato. Ciononostante, il guadagno del riflesso spinale è limitato da un ritardo pari a $\Delta = 30ms$ più un ritardo aggiuntivo nel ciclo di feedback; l’equazione che riassume queste variabili è:

$$\mu_s = K_s(\hat{q} - q(t - \Delta)) + B_s(\dot{\hat{q}} - \dot{q}(t - \Delta))$$

Il “Forward Dynamics Model” fornisce un feedback control a questa architettura di controllo e il segnale di feedback corregge i disturbi che possono aver fatto la loro comparsa nel sistema (soprattutto perchè i ritardi causano molta instabilità). Il modello in avanti valuta lo stato del braccio nel tempo corrente a partire da un ritardo $t - \Delta$, e dalla storia dei comandi motori discendenti $\mu_i(t)$ da $t - \Delta$ fino all’istante corrente t . Le formule che si riferiscono al modello in avanti sono le seguenti:

$$\sum : \ddot{\hat{q}} = \hat{f}_p [\mu_i(t), \check{q}(t), \dot{\check{q}}(t)]$$

$$\dot{\check{q}}(t - \Delta + it_0) = \dot{\check{q}}(t - \Delta + (i - 1)t_0) + \int_{t=\Delta+(i-1)t_0}^{t=\Delta+it_0} \ddot{\check{q}}(t) dt$$

$$\check{q}(t - \Delta + it_0) = \check{q}(t - \Delta + (i - 1)t_0) + \int_{t=\Delta+(i-1)t_0}^{t=\Delta+it_0} \dot{\check{q}}(t) dt$$

con:

$$i = 1 \dots \frac{\Delta}{t_0}$$

$$\hat{q}(t) = \check{q}(t)$$

$$\dot{\hat{q}}(t) = \dot{\check{q}}(t)$$

dove \hat{q} e $\dot{\hat{q}}$ rappresentano le uscite del modello in avanti, mentre \check{q} e $\dot{\check{q}}$ sono le variabili intermedie utilizzate dal modello in avanti stesso. Le equazioni sopra riportate rappresentano la soluzione interattiva dell'equazione differenziale non lineare \hat{f}_p al tempo t . Questa viene calcolata partendo dallo stato iniziale del sistema $q(t - \Delta)$ e $\dot{q}(t - \Delta)$, e dall'ingresso μ_i durante l'intervallo di tempo che intercorre tra $t - \Delta$ e t . t_0 invece è di tipo discreto e indica l'intervallo di tempo necessario all'interazione, esso dovrebbe essere infinitamente piccolo. Si rappresentano i comandi neurali, che vengono dal feedback del modello in avanti, tramite μ_f :

$$\mu_f = K_f(\hat{q} - q_d) + B_f(\dot{\hat{q}} - \dot{q}_d)$$

dove \hat{q} è la valutazione della stima dello stato corrente mentre K_f e B_f fanno riferimento al blocco "Long Loop Gain". Questo controller richiede di calcolare lo stato del muscolo attraverso il modello in avanti, per poi usare un controller lineare al fine di variare l'attivazione neurale basata sull'errore. L'attivazione completa μ , che va nel plant muscolare, è la somma delle attivazioni $\mu_i + \mu_f$ provenienti dal cervello, e di μ_s proveniente dal riflesso spinale.

$$\mu = \mu_i(t - \tau) + \mu_f(t - \tau) + \mu_s$$

μ_i e μ_f sono limitati da un ritardo corrispondente a $\tau = 60s$. Il comando motorio μ , inviato dal sistema nervoso centrale supraspinale, attiva i muscoli e si affida come detto sia al modello in avanti che al modello inverso.

Validazione

Per validare il modello descritto si sono misurati 264 movimenti imperturbati di ogni singolo soggetto e si sono considerati i movimenti partendo da quello in cui la mano raggiungeva una velocità maggiore o uguale di un certo valore. Si sono registrati i dati da 0, 1s prima che il soggetto iniziasse i movimenti e si sono poi indicizzati rispetto al tempo da -0, 1s a 0s. Le informazioni del movimento da -0, 1s a 0, 1s sono state usate per predire le informazioni successive. È stata fatta

una divisione dei 264 movimenti registrati in 3 parti: A (132 movimenti), B (64 movimenti), e C (64 movimenti). Il blocco A è stato usato per le informazioni di base per la predizione, il principale componente dei modelli di analisi è stato formato basandosi su B ed è stato poi usato per la predizione dei movimenti in C per la validazione del modello.

2.3.2 Modello utilizzatore

Il modello su esposto è stato in seguito utilizzato in un articolo [35], dove si ipotizza che l'adattamento dinamico apporta una modifica nei metodi usati dal CNS per rispondere ai feedback sensoriali. Nell'articolo si testa quanto appena detto, attraverso sperimentazioni (esercizi di reaching in presenza di un campo nullo e in presenza di un campo di forze) che quantifichino come i sistemi motori rispondono agli errori durante i movimenti volontari, essendo questi ultimi stati modificati in quanto adattati alle dinamiche di un campo di forza prestabilito. Si sono ipotizzate due possibili rappresentazioni di sistemi di controllo motorio per la performance riguardante un movimento di reaching (rappresentate in figura 2.11 e in figura 2.12). Mentre entrambi i sistemi si affidano a modelli interni per generare comandi motori discendenti, il sistema di figura 2.12 si basa anche su un modello interno per monitorare i feedback afferenti e per rispondere attivamente a eventuali errori nella fase di movimento. Nella figura 2.11, l'adattamento avviene attraverso i cambiamenti del modello interno che rappresentano l'inverso delle dinamiche dell'arto in questione. Questo modello ha però delle evidenti limitazioni, in quanto prevede un percorso di risposta alle perturbazioni che dipende solamente dal sistema spinale e dalle proprietà di lunghezza e tensione dei muscoli intrinseci. Non vi sono peraltro meccanismi di lunga latenza in risposta ad una perturbazione che si basano sul percorso transcorticale, si ha quindi un lungo ritardo sensoriale che può essere compensato passando alla 2.12. Questo secondo modello, comprendente di un forward model (modello in avanti), riceve una copia dei comandi discendenti (copia efferente) oltre al feedback sensoriale ritardato. Il modello in avanti poi simula le dinamiche dell'arto, partendo da uno stato specificato dal segnale sensoriale in ritardo, con determinati comandi guidati dalla copia efferente.

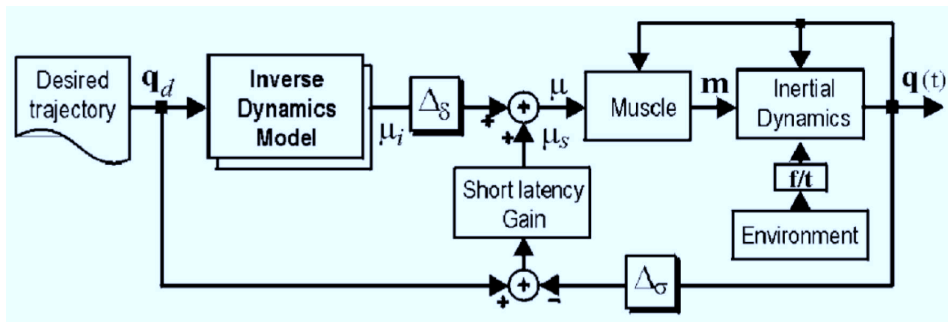


Figura 2.11: Controller basato su un modello inverso adattivo.

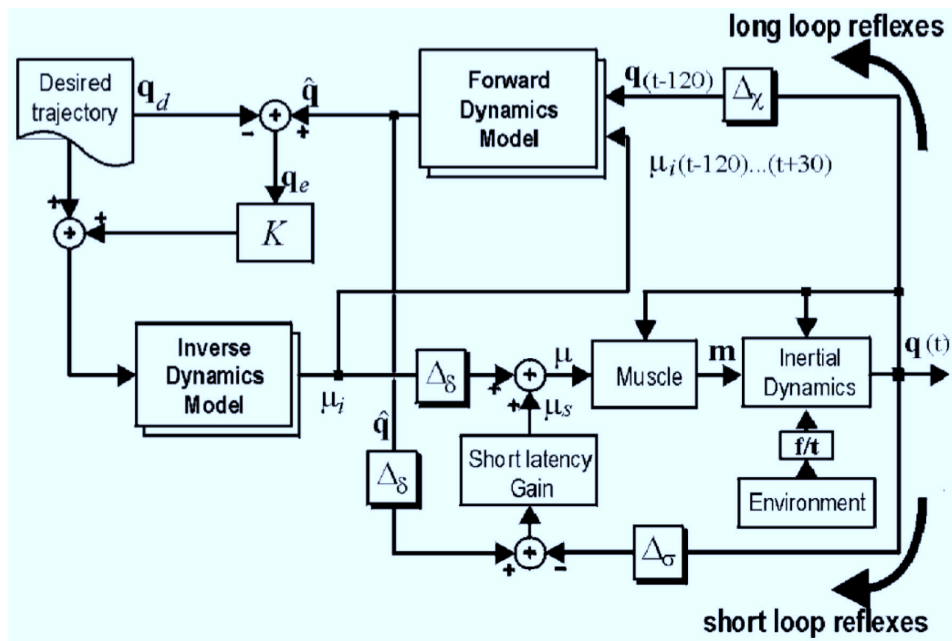


Figura 2.12: Controller che valuta il ritardo del feedback sensoriale dai movimenti dell'arto. Ciò avviene tramite il modello dinamico in avanti del sistema.

Il risultato è una predizione vera e propria dello stato che hanno assunto i comandi discendenti ed è la migliore stima che si possa avere dell'arto. La stima è confrontata con dove si desidera che l'arto vada, e i comandi motori discendenti sono generati, tramite il modello inverso, per guidare l'arto verso l'obiettivo. Inoltre, il modello in avanti fornisce una continua valutazione degli effetti sensoriali dei comandi discendenti basati sull'ultimo feedback sensoriale.

Validazione

Per validare questo modello è stata confrontata la stima dei parametri inerziali, riguardante i tre soggetti che sono stati sottoposti a esercitazioni di reaching, con dei risultati fatti precedentemente risultando di fatto molto accurata. Uno dei tre soggetti sottoposti a test, oltre a sperimentare l'esercizio con gli altri, è tornato il giorno successivo per ripetere la prova. Sono state eseguite nuove perturbazioni, con conseguenti nuove stime della risposta data dalla forza (misurata in campo nullo). È risultato che le perturbazioni hanno registrato direzioni e grandezze diverse rispetto al giorno precedente, quantificando infine l'accuratezza nel predire le risposte perturbative a precedenti perturbazioni.

2.4 Learning Rule di Reinkensmeyer (2007)

L'adattamento motorio, secondo Emken e Reinkensmeyer [36], può essere generalmente modellato come un processo nel quale il sistema motorio minimizza una funzione di costo che risulta essere la somma pesata di errori cinematici e sforzo. L'apprendimento dinamico predetto, attraverso questo processo di minimizzazione, è rappresentato come un'equazione lineare auto-regressiva definita come:

$$e_{i+1} = a_1 e_i + b_1 F_i + b_0 F_{i+1}$$

nella quale e_i è una misura scalare dell'errore della traiettoria, i denota il movimento i -esimo, F_i è la misura scalare del campo di forza esterno durante il movimento i -esimo, e a_1 , b_1 , b_0 sono costanti parametriche.

Queste dinamiche sono coerenti alla formazione di un modello interno, inerente un campo di forze applicate esternamente, che avviene tramite un controller di apprendimento basato sul calcolo dell'errore. Inizialmente, data una traiettoria desiderata x_d , il controller (complessivo del feedback della learning rule) determina la forza muscolare successiva, e lo fa tramite l'utilizzo degli errori accorsi nell'esecuzione della performance e della forza muscolare presente nell'ultimo step (Figura 2.13).

Il controller contiene:

- un modello inverso dinamico dell'arto che considera l'attivazione muscolare in condizioni di campo nullo;
- una regola di apprendimento (Learning Rule) che guida l'apprendimento nel momento in cui cambiano le dinamiche esterne.

La learning rule può essere vista come la composizione di una stima inerente la forza successiva, e di un controller di ottimizzazione che minimizza la funzione di costo in ogni trial. La forza muscolare specificata tramite la learning rule è applicata alla dinamica dell'arto, e a sua volta può essere perturbata tramite l'aggiunta di determinate forze esterne. Infine, il ciclo si chiude alimentando la learning rule con la copia efferente dei comandi muscolari, e con le informazioni riguardanti la propriocezione a partire dalla posizione dell'arto.

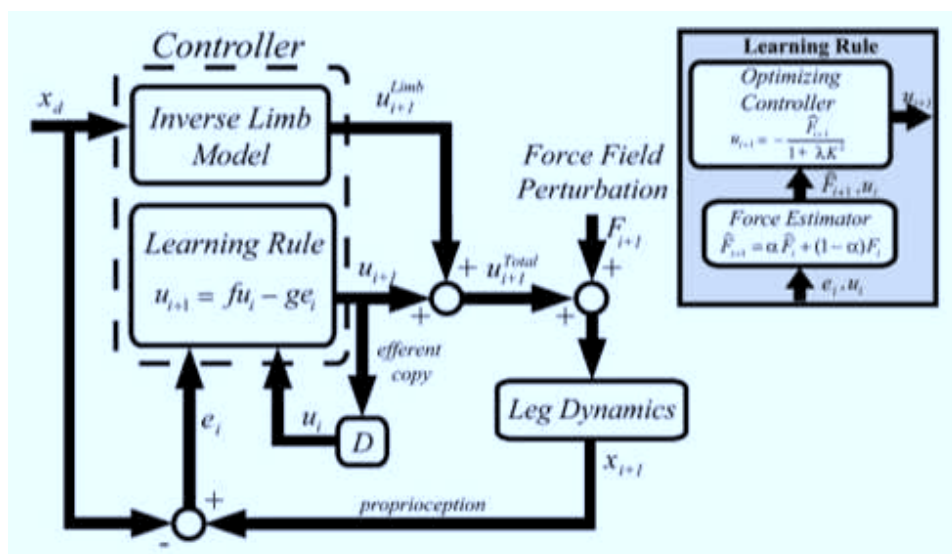


Figura 2.13: Framework di ottimizzazione con Learning Rule.

Si consideri una funzione di costo che tiene conto delle misure scalari di errori cinematici correnti e_{i+1} e dell'attivazione muscolare corrente u_{i+1} (i è uguale allo step i -esimo). Per una data traiettoria di movimento si ha:

$$J = \frac{1}{2}e_{i+1}^2 + \frac{\lambda}{2}u_{i+1}^2$$

dove $\lambda > 0$ pesa il costo dell'errore cinematico rispetto allo sforzo. Per questa derivazione si assume che i comandi motori e le forze muscolari siano quantità proporzionali (Cheney e Fetz 1980) e vengono rappresentate quindi come una singola variabile u espressa in Newton. Volendo esprimere l'equazione dinamica dell'arto, con K che indica la rigidezza, in risposta ai campi di forza perturbativi F_i e senza cambiamenti nei comandi motori u_i , si ha:

$$Ke_i = F_i + u_i$$

Il controller che minimizza la funzione di costo, durante l'adattamento in presenza di campi di forza perturbativi, si trova determinando u_{i+1} , in modo che $dJ/du_{i+1} = 0$, e notando che nell'equazione precedente e_{i+1} dipende da u_{i+1} . Questo controller è dato da:

$$u_{i+1} = -\frac{F_{i+1}}{1 + \lambda K^2}$$

e da quest'ultima equazione è chiaro che, per applicare la legge di controllo, è richiesta la valutazione della stima della forza successiva F_{i+1} . Il campo di forza esterno è presentato nella forma:

$$F_i = F_0 + v_i$$

dove F_0 è una costante sconosciuta che indica l'intensità del campo di forza, mentre v_i è un rumore indipendente e identicamente distribuito avente media zero e varianza σ^2 che considera gli errori nella percezione della forza. Ci si aspetta che il sistema sensomotorio cerchi di apprendere F_0 per compensarsi attraverso il comando motorio u . Definiamo ora un filtro passa-basso a tempo invariante come stimatore della forza successiva:

$$\hat{F}_{i+1} = \alpha \hat{F}_i + (1 - \alpha)F_i$$

in cui α pesa l'importanza delle forze stimata (\hat{F}_i) e percepita (F_i) in precedenza nel calcolo ricorsivo della stima della forza successiva. La stima fornita dall'ultima equazione è asintoticamente imparziale, quindi l'errore quadratico medio di F_0 è uguale alla varianza asintotica e può essere descritto da:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1 - \alpha}{1 + \alpha} \sigma^2$$

In tal modo, lo stimatore riduce la varianza e il valore dell'errore quadratico medio associato alla percezione della forza, tutto ciò quando $0 < \alpha < 1$. Inoltre α controlla sia la relazione che intercorre tra l'accuratezza e la stima, sia la velocità impiegata nell'effettuare la stima stessa. Assumendo che la stima del campo di forza \hat{F}_{i+1} è usata per F_{i+1} nella legge di controllo, ed è utilizzata anche per l'equazione dinamica dell'arto, la learning rule è ottenuta da:

$$u_{i+1} = fu_i - ge_i$$

dove $f = (1 + \alpha\lambda K^2)/(1 + \lambda K^2)$ e $g = K(1 - \alpha)/(1 + \lambda K^2)$ sono definite rispettivamente "forgetting factor" e "learning gain". Il controller definito da u_{i+1} può essere visto come la determinazione del comando motorio necessario ad anticipare il campo di forza, in quanto incrementa il comando motorio stesso in proporzione all'errore precedente, nella direzione che riduce l'errore stesso. Il controller, tuttavia, cerca di ridurre i comandi motori quando l'errore è piccolo e ciò è dovuto al fatto che $0 < f < 1$, esso rappresenta così un controller basato sull'errore con il forgetting factor. Questo processo di apprendimento può anche essere visto come una guida alla graduale formazione di un modello interno inverso di campi di forza esterni; si può quindi predire l'evoluzione temporale degli errori di traiettoria applicando la learning rule all'equazione dinamica dell'arto al fine di ottenere:

$$e_{i+1} = \left(f - \frac{g}{K}\right) e_i - \frac{f}{K} F_i + \frac{1}{K} F_{i+1}$$

che riprende l'equazione dinamica auto-regressiva. Essa come detto in precedenza descrive l'evoluzione dell'errore durante l'adattamento in un campo di forze con $a_1 = (f - g/K) = \alpha$, $b_1 = -f/K$, e $b_0 = 1/K$. Il fatto che $\alpha = a_1$ fornisce un'interpretazione di a_1 : essa controlla cioè il rapporto tra la velocità e la precisione con la quale avviene la stima del campo di forza.

Validazione

Un presupposto fondamentale per la derivazione del modello autoregressivo dalla minimizzazione della funzione di costo, sta nel fatto che la gamba (arto utilizzato nelle sperimentazioni) assume il comportamento di una molla lineare in risposta al campo di forza. I dati raccolti hanno evidenziato che l'errore riscontrato nel passo del soggetto, mostrato quando il campo di forza veniva applicato inaspettatamente, è una funzione lineare della resistenza del campo di forza, verificando l'ipotesi iniziale.

Considerazioni

Nel modello presentato da Emken e Reinkensmeyer, riguardante l'ottimizzazione dello sforzo e dell'errore, si può notare come il modello cinematico inverso sia assente così come non vi è traccia dei modelli interni diretti.

2.5 Modello neuroanatomico computazionale (2008)

Lo scopo di questo articolo, steso da R. Shadmehr e J. W. Krakauer [37], è stato quello di sostenere l'ipotesi secondo cui vi è un reciproco scambio di informazioni tra una lesione (che può avvenire nel tratto corticospinale, nel cervelletto, nella corteccia parietale, nei gangli della base o nel lobo temporale mediale) e il controllo motorio. In particolare si possono identificare differenti processi di controllo motorio, partendo da modelli computazionali, per poi mapparli su deficit specifici dei pazienti che soffrono di dette lesioni. Si è voluta dare la spiegazione di questi disturbi in termini di idee computazionali come possono essere ad esempio la stima dello stato, l'ottimizzazione di una funzione, la previsione, il guadagno o il reward. Inoltre si è ipotizzato che :

- il cervelletto abbia la funzione di indentificare il sistema adatto, per poi costruire modelli interni che prevedano gli effetti sensoriali dei comandi motori e siano in grado di generare i comandi stessi in maniera corretta attraverso l'utilizzo di un feedback interno;

- la funzione della corteccia parietale sia quella di valutare una stima dello stato, per integrare gli effetti predetti propriocettivi e visivi con il feedback sensoriale al fine di formare una previsione su come i comandi interessino gli stati del corpo e dell'ambiente;
- i gangli della base abbiano una funzione relativa al controllo ottimale comprendente costi di apprendimento e reward associati agli stati sensoriali;
- la funzione delle cortecce premotoria e primaria sia legata all'attuazione della politica di controllo ottimale trasformando il parere che si ha riguardo gli stati di propriocezione e visivo, in veri e propri comandi motori.

Il framework, presentato in questo scritto, è riassunto in figura 2.14. La teoria spiega che per fare un movimento, il nostro cervello ha bisogno di risolvere tre tipi di problemi: (1) deve essere abile a predire gli effetti sensoriali dei comandi motori (identificazione di sistema), (2) deve combinare queste predizioni in un feedback sensoriale per dar vita ad un “parere” circa lo stato del nostro corpo nell'ambiente circostante (stima dello stato), (3) deve infine ridimensionare il guadagno del feedback motosensoriale per massimizzare poi le misure delle performance (controllo ottimale).

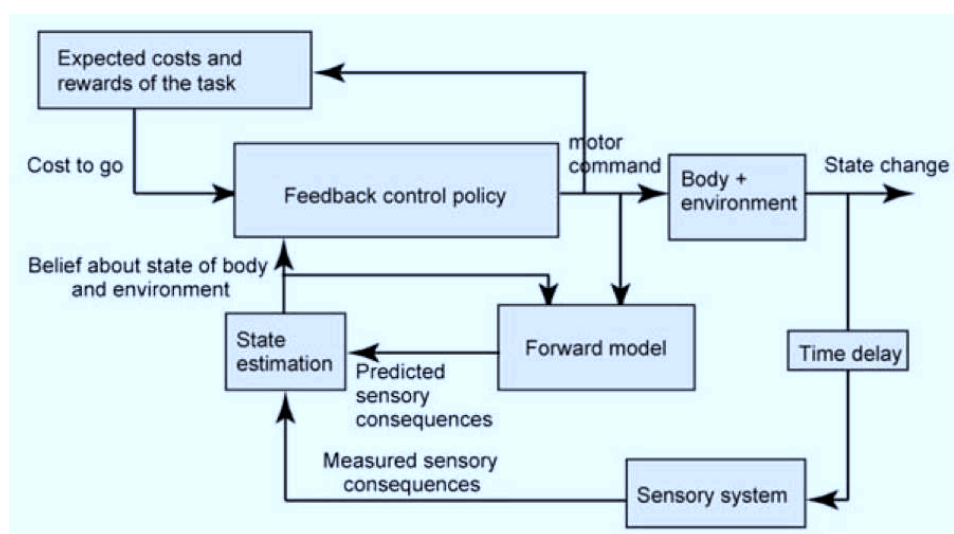


Figura 2.14: Framework matematico comprendente di reward, rumori, feedback sensoriali e modelli interni.

L'idea di base di questo approccio sta nel fatto che si compie un movimento al fine di raggiungere e ottenere uno stato di reward. La velocità con la quale ci muoviamo è determinata dalla traiettoria che scegliamo di eseguire, dai reward stessi che ci aspettiamo di ottenere e dal modo in cui risponde il feedback sensoriale. Si utilizza il framework per esaminare il numero di disturbi che compare nel controllo di un movimento e viene utilizzata uno specifico modello di neuroanatomia computazionale dei sistemi motori (Figura 2.15). In questo modello, i gangli della base danno un enorme contributo alla formazione dei costi che ci si aspetta di avere e dei reward previsti riguardo gli stati sensoriali predetti; il cervelletto invece gioca il ruolo principale nella predizione degli effetti sensoriali dei comandi motori, come possono essere i cambiamenti nei feedback propriocettivi e visivi. La corteccia parietale combina i feedback sensoriali attesi con i feedback sensoriali reali, calcolando un parere circa gli stati correnti visivi e della propriocezione. Infine dati i costi e i reward attesi inerenti gli stati sensoriali, le cortecce premotoria e primaria assegnano un guadagno di feedback, rispettivamente agli stati visivi e propriocettivi, con conseguente mappatura sensomotora che trasforma la convinzione interna sugli stati in comandi motori.

Il modello neuroanatomico di figura 2.15 è stato utilizzato in task di reaching dove si chiedeva ad un soggetto di tenere l'impugnatura di un manipolatore per spostare poi il manipolatore stesso, fino a quando il cursore visualizzato a monitor non arrivava al target. Se questo viene realizzato in un certo periodo di tempo, viene fornito un reward sottoforma di un'esplosione a video o semplicemente tramite un commento di incoraggiamento da parte dello sperimentatore.

Possiamo sopra distinguere: la posizione del cursore y_v , il target r visualizzato a video, la posizione del braccio tramite la propriocezione y_p . Ciò che si vuole ottenere attraverso gli esercizi di reaching è la minimizzazione della quantità:

$$(y_v^{(t)} - r)^T (y_v^{(t)} - r)$$

al tempo $t = N$ dopo l'inizio del task (che indica il tempo dove il cursore è nell'area del target).

Per denotare il fatto che il costo è zero, eccetto per il tempo N , la scrittura diventa:

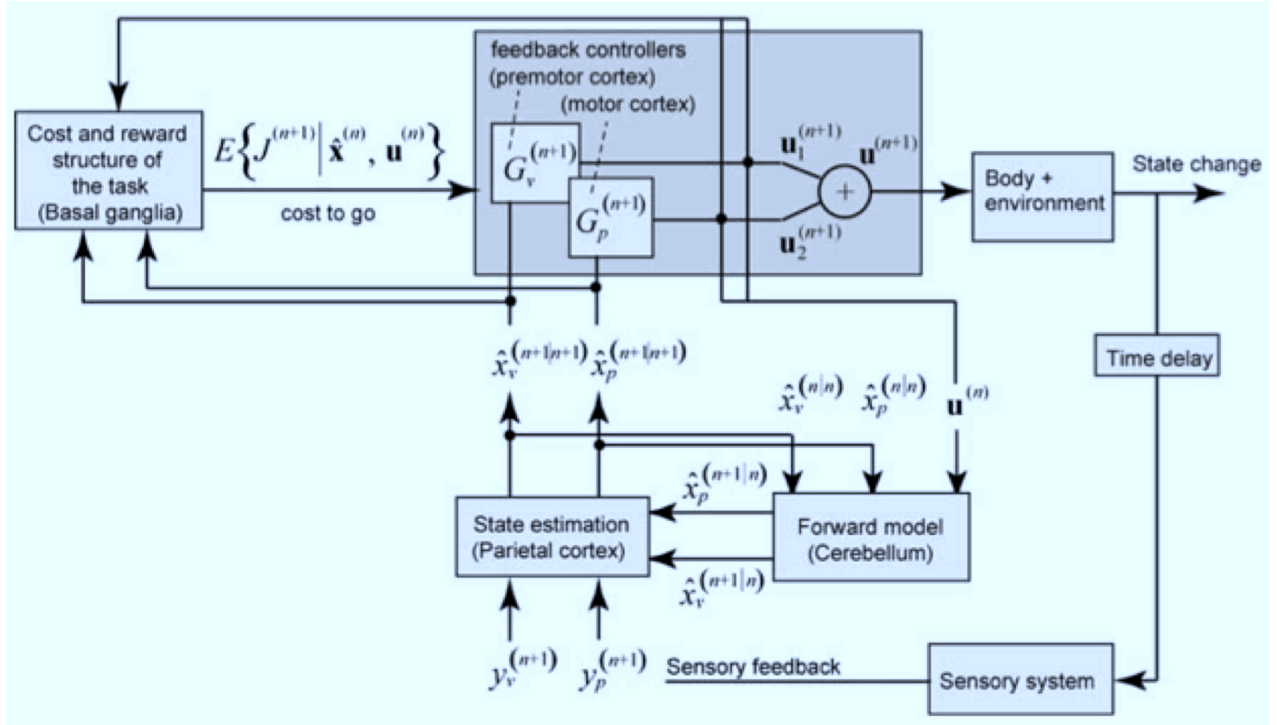


Figura 2.15: Modello neuroanatomico computazionale di un sistema motorio.

$$\sum_{t=1}^N (y_v^{(t)} - r)^T Q^{(t)} (y_v^{(t)} - r)$$

con la matrice Q che indica la misura dei costi per ogni t (che vale zero tranne che al tempo N) e specifica quanto può essere importante per il singolo soggetto il raggiungimento del target da parte del cursore. Vi è inoltre un costo associato ai comandi motori u (assunta come una funzione quadratica crescente) che riflette il desiderio di essere il più parsimonioso possibile con la spesa energetica richiesta e riflette inoltre su come la maggioranza dei comandi motori e del rumore sia prodotta tramite i muscoli, ottenendo così una conseguente variabilità. Quest'ultima incrementa di fatto la difficoltà nel controllo dei movimenti. Come risultato si vuole produrre la quantità minima possibile di comandi motori, il costo totale è dato ora da:

$$J = \sum_{t=1}^N (y_v^{(t)} - r)^T Q^{(t)} (y_v^{(t)} - r) + u^{(t)T} L u^{(t)}$$

dove la matrice L è la misura dei costi associati ai comandi motori. Il peso relativo di Q e L è una misura interna del valore atteso nella realizzazione dell'obiettivo rispetto i costi motori attesi. Per ottenere il successo nell'esercizio proposto (coerentemente con l'arrivo del cursore nella zona del target nel tempo previsto), si ha bisogno di ricercare i comandi motori, che da un lato siano il più piccoli possibile, e dall'altro siano abbastanza grandi per fare in modo che il cursore sia sul target; per fare questo, si relazionano i comandi motori con i loro risultati tramite un modello interno. Attraverso l'osservazione, si impara che muovendo l'impugnatura del manipolatore si muove il cursore che compare a video, in particolare i comandi motori $u^{(t)}$ sono previsti per produrre i feedback visivi e propriocettivi $\hat{y}^{(t)} = [\hat{y}_v^{(t)}, \hat{y}_p^{(t)}]$. Questi rappresentano le conseguenze sensoriali previste dell'azione di un soggetto. Semplificando il problema, si indica un modello interno dinamico come una funzione lineare di comandi motori:

$$\hat{x}^{(t+1|t)} = \hat{A}\hat{x}^{(t|t)} + \hat{B}u^{(t)}$$

$$\hat{y}^{(t)} = \hat{H}\hat{x}^{(t)}$$

in cui $\hat{x}^{(t|t)}$ rappresenta lo stato predetto (del corpo e del mondo esterno) al tempo t dato un feedback sensoriale fino a quel momento, H è la trasformazione di questi stati nei feedback sensoriali attesi $\hat{y}^{(t)}$ (ad esempio propriocezione e visione), e $\hat{x}^{(t+1|t)}$ è lo stato predetto al tempo $t + 1$ dato lo stato e il comando motorio al tempo t . Queste equazioni descrivono un modello interno di un sistema dinamico, e le dinamiche reali del sistema stesso potrebbero essere molto complicate. Per esempio, i comandi motori potrebbero trasportare un rumore dipendente dal segnale e per risolvere questo problema di ottimizzazione, è conveniente rappresentare la variabile stocastica (rappresentante il rumore nel comando motorio $\varepsilon_u^{(t)}$) come una combinazione lineare di variabili stocastiche di rumore Gaussiano $\phi_i \sim N(0, 1)$ con media zero e varianza uno (Todorov 2005 [38]):

$$\varepsilon_u^{(t)} \equiv \begin{bmatrix} c_1 u_1^{(t)} \phi_1^{(t)} & 0 & 0 \\ 0 & c_2 u_2^{(t)} \phi_2^{(t)} & 0 \\ 0 & 0 & \ddots \end{bmatrix}$$

$$C_1 \equiv \begin{bmatrix} c_1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots \end{bmatrix}$$

$$C_2 \equiv \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & c_2 & 0 \\ 0 & 0 & \ddots \end{bmatrix}$$

$$\varepsilon_u^{(k)} = \sum_i C_i u \phi_i^{(k)}$$

e si osserva che la deviazione standard del rumore cresce linearmente con i comandi motori con una pendenza in c ; pertanto la varianza cresce con il quadrato dei comandi motori:

$$\text{var} [\varepsilon_u^{(t)}] = \sum_i C_i u^{(t)} \text{var} [\phi_i^{(t)}] u^{(t)T} C_i^T = \sum_i C_i u^{(t)} u^{(t)T} C_i^T$$

In generale, ci possono essere rumori dipendenti dal segnale che risultano simili nel sistema sensoriale, così come rumori di tipo Gaussiano su sistemi motori e sensoriali. In sostanza, una rappresentazione ragionevole del sistema stocastico può essere la seguente:

$$x^{(t+1)} = Ax^{(t)} + B \left(u^{(t)} + \sum_i C_i u^{(t)} \phi_i^{(t)} \right) + \varepsilon_x^{(t)}$$

$$y^{(t)} = H \left(x^{(t)} + \sum_i D_i x^{(t)} \mu_i^{(t)} \right) + \varepsilon_y^{(t)}$$

con $\mu_i, \phi_i \sim N(0, 1)$, $\varepsilon_x \sim N(0, Q_x)$, $\varepsilon_y \sim N(0, Q_y)$. Come sono generati i comandi motori, si riceve una serie continua di feedback sensoriali y . Combinando il feedback sensoriale predetto con le quantità osservate si ottiene la forma per il “belief state”:

$$\hat{x}^{(t+1|t+1)} = \hat{x}^{(t+1|t)} + K^{(t+1)} (y^{(t+1)} - \hat{y}^{(t+1)})$$

dove $\hat{x}^{(t+1|t+1)}$ è il stato creduto al tempo $t + 1$, dato che si sono acquisite le informazioni sensoriali in quel momento. K è il guadagno di Kalman che determina quanto dovremmo modificare la nostra convinzione in base alla differenza

tra ciò che avevamo previsto e ciò che abbiamo osservato. Quindi $\hat{x}^{(t+1|t)}$ descrive come siamo in grado di fare le previsioni circa i nostri feedback sensoriali, mentre $\hat{x}^{(t+1|t+1)}$ descrive il modo in cui si combinano reali osservazioni sensoriali con predizioni per aggiornare la convinzione riguardo lo stato. Il task in questione fa riferimento alla performance di un movimento nella via che massimizza le chance di reward. Se $\hat{x}^{(t+1|t)}$ è un modello accurato di come i comandi motori producano cambiamenti nello stato, esso si può utilizzare come un'insieme di vincoli con i quali minimizzare J . A causa della presenza di rumore nel nostro sistema, il costo di J è rappresentato da una variabile stocastica. Facendo riferimento ad ogni punto del movimento, per ogni istante t , la miglior cosa da fare è minimizzare il valore atteso di questo costo, dato lo stato in cui si crede di essere, e i comandi motori prodotti $E \{ J^{(t)} | \hat{x}^{(t-1)}, u^{(t-1)} \}$. Il termine $E \{ J^{(t)} \}$ riflette il valore atteso del “cost to go”, come può essere ad esempio il costo totale rimasto in un trial corrente. Tecnicamente, il costo è ridotto al minimo a partire dal momento in cui il movimento si suppone finire in N per poi andare a ritroso nel tempo fino al tempo corrente t . Il risultato è una legge sul controllo di feedback che specifica i comandi motori che dovremmo produrre in funzione della nostra convinzione sugli stati propriocettivi e visivi:

$$u^{(t)} = -G^{(t)} \hat{x}^{(t|t-1)} = -G_p^{(t)} \hat{x}_p^{(t|t-1)} - G_v^{(t)} \hat{x}_v^{(t|t-1)}$$

La nuova variabile G è una matrice che cambia con il passare del tempo durante i movimenti. Essa ci dice come (al tempo t) si trasforma la convinzione nello stato sensoriale (in termini di propriocezione e visione) in comandi motori, così da massimizzare la performance nel rimanente tempo del task. La matrice G è composta dai guadagni di feedback che vengono calcolati dalle nostre conoscenze circa i costi e i reward del task (cost to go) e dalle conoscenze riguardanti le dinamiche del task (modello interno). La sequenza-tempo dei guadagni di feedback G , è chiamata “control policy”. Per completezza, di seguito vengono fornite le equazioni ricorsive che calcolano questi guadagni:

$$W_x^{(N)} = Q^{(N)}$$

$$W_e^{(N)} = 0$$

$$W_x^{(t)} = Q^{(t)} + A^T W_x^{(t+1)} A - A^T W_x^{(t+1)} B G^{(t)} + \sum_i D_i^T H^T K^{(t)T} A^T W_e^{(t+1)} A K^{(t)} H D_i$$

$$W_e^{(t)} = A^T W_x^{(t+1)} B G^{(t)} + (A - A K^{(t)} H)^T W_e^{(t+1)} \times (A - A K^{(t)} H)$$

$$G^{(t)} = \left(L^{(t)} + \sum_i C_i^T B^T W_x^{(t+1)} B C_i + \sum_i C_i^T B^T W_e^{(t+1)} B C_i + B^T W_x^{(t+1)} B \right)^{-1} B^T W_x^{(t+1)} A$$

La matrice W contiene le variabili intermedie che sono utilizzate per definire il guadagno del feedback G . Il punto sul quale soffermarsi è che tutti i rumori, così come i parametri del modello in avanti e il filtro di Kalman, influenzano il guadagno del feedback. Pertanto la soluzione è fortemente dipendente dal plant specifico usato.

Essendo questo articolo una review, esso ha presentato un modello che è mancato di simulazioni o esercizi, e conseguentemente ha tralasciato le validazioni che potevano essere fatte.

2.6 Condivisione di modelli interni (2008)

M. J. Wagner e J. A. Smith hanno proposto l'idea che vi possa essere una condivisione dei modelli interni tra feedforward control e feedback control [39]. Si vuole fornire la prova diretta che, dopo un nuovo adattamento motorio tramite feedforward, le risposte dei vari feedback per ovviare a errori imprevisi diventano appropriate ad uno specifico task, anche quando gli errori stessi non comparivano nella fase di training. In generale, durante una fase di training riguardante un nuovo task motorio da eseguire, il nostro apprendimento è più robusto se si aggiorna passo dopo passo a regole di correzione dell'errore in modo da poter usufruire di questo ulteriore apprendimento e raggiungere l'obiettivo prefissato dal task. Nel

task proposto, i soggetti hanno imparato nuove dinamiche dipendenti dalla velocità anche se, tuttavia, perturbazioni sottoforma di impulsi di forza occasionali hanno prodotto cambiamenti inaspettati inerenti la velocità stessa. Quindi, dopo l'adattamento, le risposte agli impulsi imprevidi in un task appropriato, dovrebbero compensare le modifiche corrispondenti alle dinamiche che dipendono dalla velocità. Si è scoperto che dopo l'adattamento, l'impulso risponde compensando esattamente questi cambiamenti, anche se un soggetto non era mai stato allenato ad eseguire un certo tipo di azione. Per avallare questa ipotesi, i processi neurali sottostanti il feedback control, devono (1) essere in grado di effettuare una accurata predizione dello stato in tempo reale (riguardo la velocità), e devono inoltre (2) avere accesso alle modifiche di apprendimento recenti in modelli interni dinamici dell'arto. In questo scritto fanno la loro comparsa due modelli di controllo motorio basati rispettivamente su strategie di controllo utilizzando il "Feedback-Rotation Model" e il modello in avanti predicente il feedback control (rappresentati in figura 2.16 ed in figura 2.17).

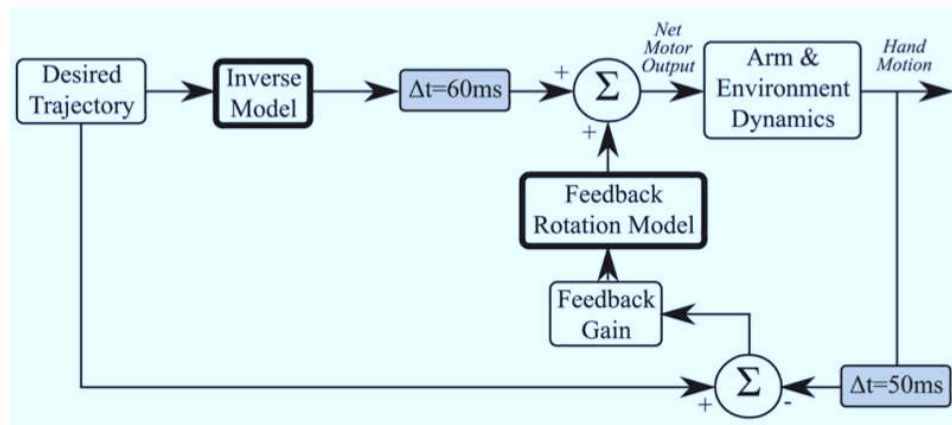


Figura 2.16: Muscle-Rotation Model

Il primo modello è un esempio di modificazioni, per quanto riguarda l'adattamento alle risposte dei feedback, che non include la predizione dello stato, mentre il secondo adotta un meccanismo che ingloba sia la predizione che l'adattamento.

Nel primo modello, la compensazione dovuta ai campi di forza è appresa attraverso la rotazione di alcune direzioni di attivazione preferenziali facenti riferimento ai muscoli interessati, oppure attraverso una rotazione quasi equivalente

di un momento. In questo modello, suggerito originariamente da Thoroughman e Shadmehr (1999) [40] e rappresentato in figura 2.16, il sistema motorio non è a conoscenza delle precise dinamiche del campo di forza. Il modello prende come input la traiettoria desiderata e il modello inverso dinamico dell'arto converte la traiettoria desiderata in un pattern di pianificazione di momenti dei giunti. In presenza di campo nullo, il modello inverso considera semplicemente le dinamiche fisiche passive relativamente al sistema soggetto-braccio robotico. Qui, il modello inverso impara a compensare il campo di forze viscosse eseguendo una rotazione muscolare nella direzione preferita dei muscoli interessati: bicipiti, tricipiti e deltoide anteriore e posteriore. Dopo questa rotazione, le attivazioni muscolari vengono ricombinate in coppie riguardanti i giunti, e questo avviene per ogni modello che include il momento del braccio. Per semplicità, è stato approssimato il percorso del feedback come una risposta lineare a guadagni concentrati sulla posizione e la velocità dell'errore (rigidezza lineare e viscosità) con un singolo ritardo. La risposta del feedback ha la forma generale:

$$F_{FB} = K \cdot x_{err}(t - t_d) + B \cdot v_{err}(t - t_d)$$

dove F_{FB} è la forza di feedback, K è la rigidezza, B è la viscosità, x_{err} è la differenza tra la posizione desiderata e quella reale, v_{err} invece è la differenza tra la velocità desiderata e quella reale, t_d è il tempo di ritardo. In primo luogo si è calcolata la risposta del feedback di base a determinati impulsi (resistivi o assistivi), e si è fornita poi la traiettoria desiderata. Si è confrontata infine una risposta di feedback (senza alcuna rotazione) con una risposta equivalente dotata di rotazioni muscolari nella direzione preferita dei muscoli; ciò è stato fatto per valutare i cambiamenti indotti dall'apprendimento nelle risposte degli impulsi previste tramite questo modello.

Nel secondo modello, che ha preso ispirazione da quello di Bhushan e Shadmehr (1999) [41] e rappresentato in figura 2.17, il percorso del feedforward è consistente nella generazione della traiettoria desiderata e del calcolo di un modello inverso relativo agli output motori (coppia di giunti). Questo percorso ha in più il fatto che il modello inverso apprende le esatte dinamiche del campo di forza, anziché avere l'approssimazione rotazionale. Vi è inoltre un tempo di ritardo più

basso, vi è l'approssimazione del feedback spinale e quella di rigidità e viscosità meccanica intrinseca, oltre che un feedback controller basato su un modello in avanti.

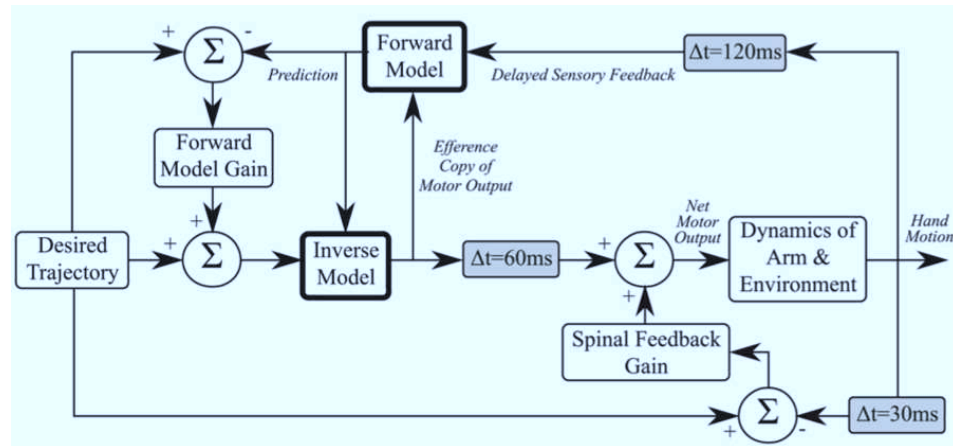


Figura 2.17: Forward Model Based Controller

Questo modello in avanti prende come input sia un'informazione sensoriale in uno stato di ritardo, sia una copia efferente degli output motori per predire successivamente il futuro valore delle variabili di stato in ambito cinematico (posizione e velocità). Tale predizione è poi confrontata con la traiettoria desiderata per stimare i futuri errori e stimare le problematiche del controller relative alla correzione dell'accelerazione per ridurre gli errori in tempo reale. I valori dei guadagni di feedback per quanto riguarda la latenza breve sono stati settati a valori usati nel modello di Bhushan e Shadmehr, e ciò è stato fatto per ottenere risposte a impulsi in campo nullo con profili chiusi di velocità. Inoltre, perchè le correzioni siano mediate dal centro sopraspinale, il feedback controller ha libero accesso ai cambiamenti del modello interno dinamico dell'arto in questione. Le accelerazioni correttive accennate in precedenza, possono essere convertite ad output motori attraverso il modello inverso dinamico dell'arto e la predizione del modello in avanti, circa lo stato futuro, è disponibile al modello inverso stesso. Questa è una caratteristica essenziale del modello: in generale, un modello inverso può essere altamente dipendente dallo stato. Se non vi sono cambiamenti imprevisi o errori durante il movimento, la predizione può anche non essere necessaria; nel momento in cui fanno la loro comparsa degli errori, il momento che il modello

inverso produce in un dato tempo durante il movimento, sarà significativamente più appropriato se sono disponibili le previsioni dello stato aggiornato piuttosto che sia disponibile solo la traiettoria desiderata.

2.6.1 Feedforward control tramite un modello inverso (1999)

L'articolo presentato da Wagner e Smith ha proposto uno schema di controllo, all'interno del quale compariva un modello in avanti. Questa rappresentazione è stata ispirata da Bhushan e Shadmehr (1999) ed è interessante analizzare il modello di controllo motorio che hanno utilizzato nel loro scritto.

Inizialmente è stato considerato un semplice approccio dove giungevano gli incarichi delle attivazioni neurali, tramite il modello muscolare inverso, in modo che alla posizione e velocità desiderate, la coppia risultante che agisce su ogni giunto sia zero. In effetti, gli incarichi alle attivazioni neuronali sono dati in modo che la posizione di equilibrio del sistema si muova lungo la traiettoria desiderata. Quest'ultima, rappresentata in coordinate rispetto alla mano è stata trasformata in spazio muscolare, assegnandole inoltre il set point per il sistema di feedback spinale. Lo schema di questo sistema è mostrato in figura 2.18.

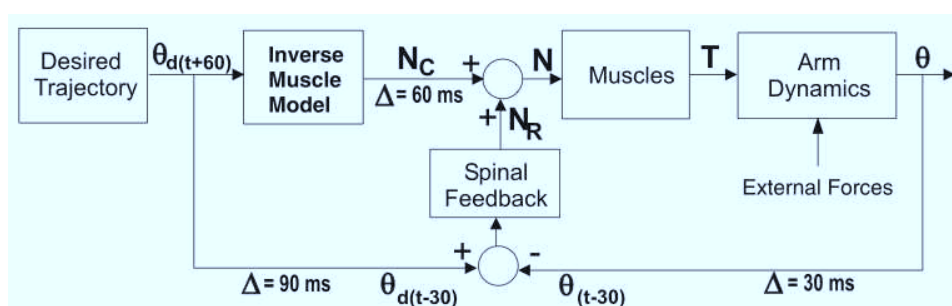


Figura 2.18: Diagramma a blocchi che illustra il feedforward controller che utilizza un modello muscolare inverso per l'assegnazione delle attivazioni neurali ai muscoli, senza prendere in considerazione le dinamiche dell'arto.

Finchè il sistema è stabile e raggiunge l'obiettivo desiderato, le sue performance approssimano il comportamento desiderato anche perchè il controller non tenta di compensare il campo in questione o le dinamiche dell'arto. Le prestazioni abbastanza buone del sistema quando non è accoppiato ad un campo di forza,

dimostrano che il sistema nervoso centrale può fare molto bene controllando il braccio in situazioni di non carico senza esplicite compensazioni relativamente le dinamiche inerziali dell'arto. È chiaro tuttavia, che un preciso tracking della traiettoria desiderata richiede una compensazione circa le dinamiche dell'arto e qualche carico che può essere assegnato ad esso. La performance dell'approccio che utilizza il feedforward, può essere migliorata se, in aggiunta ad un modello muscolare inverso, è reso disponibile un modello che compensi le dinamiche inerziali dell'arto. In figura 2.19 è presentato lo schema che soddisfa queste condizioni.

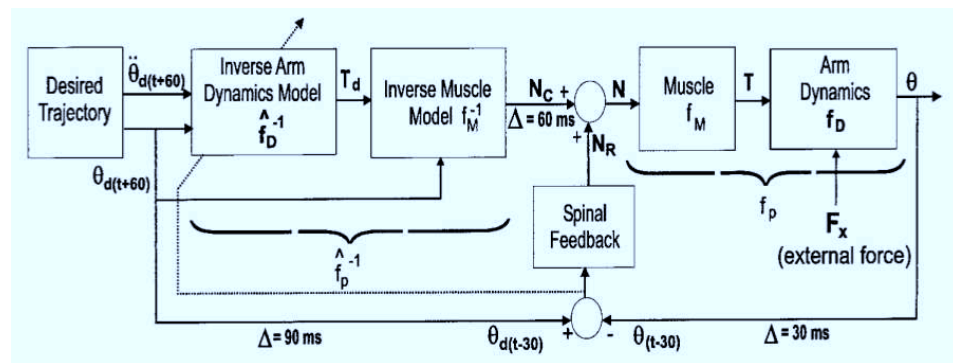


Figura 2.19: Diagramma a blocchi che illustra un modello dinamico inverso delle proprietà inerziali dell'arto.

In questo approccio, il modello inverso relativo alle dinamiche inerziali dell'arto, trasforma la traiettoria desiderata (x_{m_d}, \dot{x}_{m_d}) nella coppia di giunti desiderata T_d successivamente e nuovamente convertita nella forza desiderata F_{t_d} . Usando il modello muscolare inverso, vengono forniti i comandi motori N :

$$N = \hat{f}_M^{-1}(F_{t_d}, x_{m_d}, \dot{x}_{m_d})$$

Tramite la compensazione, la mano segue quasi precisamente la traiettoria desiderata in campo nullo. La ragione di questo piccolo errore è che, le dinamiche associate al filtro di attivazione neurale h_i (per ogni muscolo) non possono essere invertite.

2.7 Formulazione di uno spazio operativo (2010)

La formulazione dello spazio operativo, è presentata nell'articolo di E. Burdet [42], come un comodo framework di un modello di controllo motorio basato sull'approccio EPH (Equilibrium Point Hypothesis) che sostiene che la presenza del movimento sia dovuta alle caratteristiche del muscolo. La strategia di controllo prevista si basa su una continua iterazione al fine di simulare l'adattamento motorio su differenti task, essa inoltre coinvolge l'uso di un modello di equilibrio che rappresenta la risposta motoria ideale per un dato esercizio.

L'idea presentata è che la pianificazione motoria e l'esecuzione del movimento avvengano quindi o grazie all'utilizzo dell'EPH, o tramite la strategia di controllo EMG-Force Control Hypothesis che difende l'uso di modelli dinamici inversi e modelli dinamici in avanti. L'idea comune di entrambe le ipotesi riguarda il sistema nervoso centrale, il quale pianifica una traiettoria per un dato task e trasforma la traiettoria stessa in un set di comandi motori che generano a loro volta un appropriato movimento durante l'esecuzione motoria. La differenza sostanziale sta nei metodi con i quali vengono pianificate le traiettorie e nei meccanismi nei quali i comandi motori sono generati tramite il CNS quando un movimento viene eseguito. Lo schema del modello che usa l'EMG-Force Control Hypothesis per la pianificazione motoria e l'esecuzione stessa è mostrata nella figura 2.20. Una traiettoria pre-pianificata è determinata, in primo luogo, nello spazio dell'end-effector, di solito attraverso l'ottimizzazione di modelli tentando di ridurre al minimo il jerk o la coppia. La traiettoria è poi convertita in una forza relativa al muscolo desiderato, ciò avviene attraverso l'uso di modelli dinamici inversi e modelli cinematici inversi che coinvolgono entrambi tecniche di ottimizzazione dovute alla ridondanza presente nel corpo umano.

Le forze del muscolo desiderato sono successivamente usate tramite algoritmi di controllo, come possono essere ad esempio quelli di compensazioni di feedback e feedforward, al fine di determinare il comando motorio successivo appropriato. Recentemente, i framework inerenti il controllo ottimale di tipo stocastico, sono stati usati per simulare il controllo motorio umano. In contrasto agli schemi tradizionali, quelli che si stanno descrivendo pianificano la traiettoria durante l'ese-

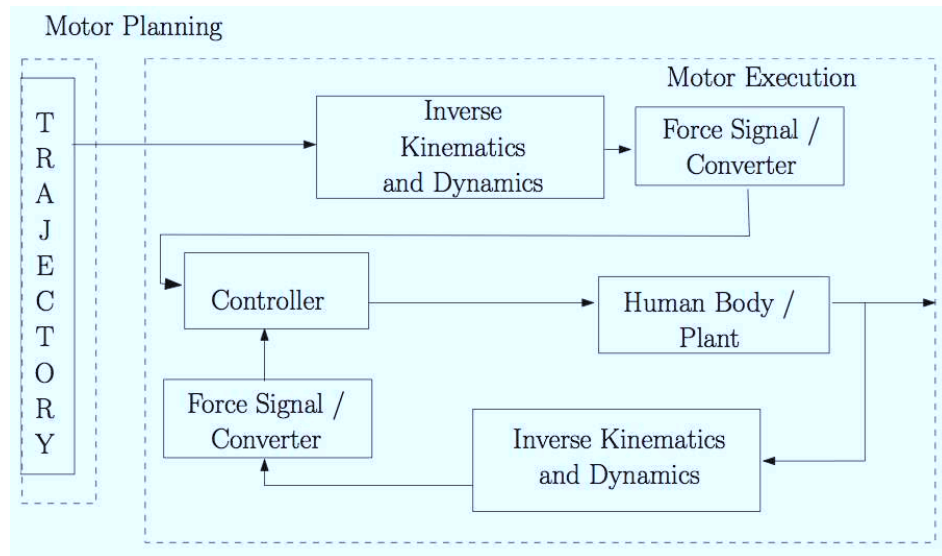


Figura 2.20: Schema di controllo dell'EMG Force Control

cuzione motoria e lo fanno utilizzando i feedback dello stato come forze muscolari per minimizzare o massimizzare l'indice di performance del soggetto.

Lo schema generale dell'Equilibrium Point Hypothesis è mostrato invece in figura 2.21, assunto che, per un dato task, il CNS sposti gli "Equilibrium Points" del corpo e usi le proprietà di una molla non lineare per controllare i movimenti e garantire stabilità circa la traiettoria in equilibrio. L'utilizzo delle proprietà muscolari, indica che il sistema nervoso centrale non richiede l'uso di modelli cinematici e dinamici inversi per determinare il comando motorio appropriato. Tuttavia, il CNS è ancora chiamato in causa per risolvere i problemi di ridondanza cinematica a proposito dei gradi di libertà nello spazio muscolare per determinare la giusta forza muscolare di cui si necessita. Questo problema di ridondanza viene risolto dal CNS stesso che partiziona i gradi di libertà ridondanti nel sistema muscolo-scheletrico in componenti controllabili e non.

Nonostante le differenze nelle due strategie di controllo, si può osservare analizzando gli schemi che entrambi supportano l'idea che un soggetto utilizzi l'impedance control durante l'adattamento all'ambiente esterno.

Riguardo lo spazio operativo, esso è tradizionalmente un framework computazionale robotico che permette il controllo di un manipolatore tramite la regolazione di forze generalizzate applicate al robot come si può notare dalla fine

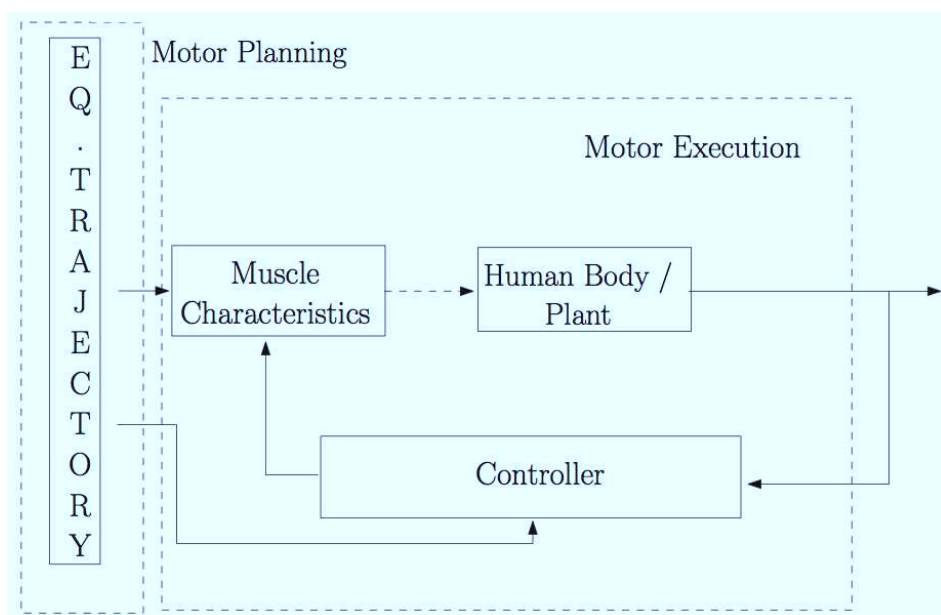


Figura 2.21: Schema di controllo dell'Equilibrium Point Hypothesis

dell'end-effector. Questo richiede le dinamiche del robot per essere rappresentato nello spazio operazionale. Il termine spazio operazionale o spazio del task si riferisce allo spazio in cui opera l'end-effector, in contrapposizione allo spazio dei giunti del robot. Dalla formulazione dello spazio operazionale per il controllo motorio di un end-effector robotico (figura 2.22), si può osservare che il movimento di riferimento e il controller, operano interamente nello spazio del task.

La legge di controllo è funzione degli errori nello spazio del task, e confronta il movimento desiderato, eseguito dall'end-effector, con quello reale. L'equazione di movimento è espressa nello spazio del task, come:

$$\Lambda(x)\ddot{x} + \mu(x, \dot{x}) + p(x) = F$$

dove $\Lambda(x)$ è la matrice inerziale dello spazio operazionale, $\mu(x, \dot{x})$ rappresenta le forze di Coriolis e le forze centrifughe, $p(x)$ la forza di gravità e F indica le forze presenti nell'end-effector. I comandi di forza (F) sono trasformati in comandi γ rispetto alle coordinate dei giunti, questo tramite la trasposta della matrice Jacobiana J , espressa per la maggior parte dei manipolatori non ridondanti come:

$$\gamma = J^T F$$

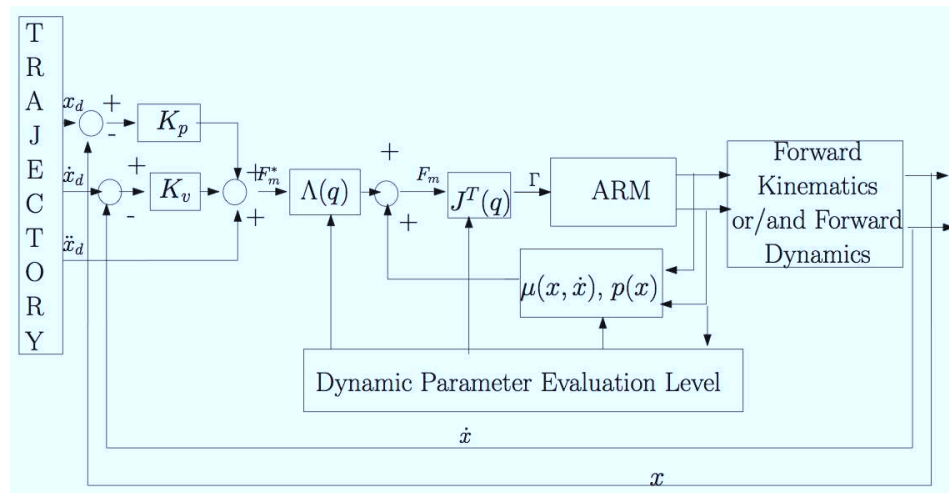


Figura 2.22: Formulazione dello spazio operativo per un task relativo al controllo motorio

Dalla figura 2.22 si può osservare che non viene eseguita alcuna operazione di cinematica inversa nello spazio operativo. Questo è visto come un grande vantaggio, in quanto il movimento si adatta in modo naturale con l'idea che gli esseri umani pensano in termini di spazio del task.

In questo scritto, l'adattamento motorio è basato sulle caratteristiche del muscolo, dove il movimento dipende da un modello chiamato "Modello di Equilibrio", rappresentante il comportamento dinamico ideale del corpo in assenza di disturbi da parte dell'ambiente esterno. Il corpo dovrebbe essere soggetto al disturbo nei confronti di una direzione indesiderata, con conseguente differenza tra dinamica ideale e attuale del corpo. In accordo con le proprietà dei muscoli, la differenza si tradurrà in meccanismi neuromuscolari, sottoforma di riflessi posturali, generando delle forze allo scopo di resistere al disturbo e ripristinare la dinamica ideale del corpo rappresentata dal modello di equilibrio. Per indirizzare la teoria del controllo motorio e dell'adattamento usando il detto modello, è stata proposta ed utilizzata una struttura chiamata IMRAC (Iterative Model Reference Adaptive Control). Per il suo utilizzo, questa struttura considera un modello di riferimento, un modello per il plant ed un controller che regola i parametri in modo iterativo per assicurare prestazioni e stabilità al sistema. Il modello di riferimento è assunto come un modello di equilibrio che rappresenta la dinamica ideale del corpo

in assenza di disturbo, esso è inoltre usato nell'architettura IMRAC per pianificare la traiettoria desiderata in forma di traiettoria in equilibrio z_d . Seguendo l'idea presentata dall'EPH, la traiettoria in equilibrio viene generata tramite la pianificazione di una traiettoria ideale r lungo la quale i punti di equilibrio del corpo sono spostati e incorporati nel sistema dinamico attraverso il modello di equilibrio. Quest'ultimo, è descritto da un sistema lineare la cui rappresentazione è data da:

$$\dot{z}_d = A_m z_d + B_m r$$

con z_d che rappresenta la traiettoria in equilibrio nello spazio del task e r che indica la traiettoria ideale nella quale traslare i punti di equilibrio. Il plant rappresenta invece il processo di esecuzione motoria durante il movimento e si ricava tramite la formulazione dello spazio operazionale, dove il processo stesso di esecuzione motoria è approssimato da un sistema lineare attraverso le caratteristiche di linearizzazione del feedback. La rappresentazione del plant è la seguente:

$$\dot{z} = Az + Bu$$

con z indicante l'attuale movimento nello spazio del task, e u che rappresenta il movimento desiderato del task governato tramite l'accelerazione \ddot{z}_d . Riguardo l'algoritmo di controllo si ha che l'adattamento di impedenza che utilizza è modellato in maniera computazionale come un ridimensionamento dei guadagni con gli stati rilevanti all'interno del sistema. Questi guadagni possono essere considerati come dei parametri riferiti alla dinamica del corpo. Gli stati del sistema invece sono scelti come (1) traiettoria ideale r lungo la quale i punti di equilibrio del corpo hanno subito uno spostamento, (2) posizione reale z e (3) velocità \dot{z} dell'end-effector del corpo. La legge di controllo è definita come:

$$u = -K^T \phi$$

dove $K = (-k_1 \ -k_2 \ -k_3)^T$ e $\phi = (z \ \dot{z} \ r)^T$ sono vettori contenenti rispettivamente i parametri e gli stati del sistema relativo al corpo. Oltre all'algoritmo di

controllo è presente un algoritmo di adattamento, esso rappresenta il meccanismo tramite il quale si aggiorna l'impedenza e può essere definito come:

$$\dot{K}_0 = -H\phi_0 e_0 \operatorname{sgn}(l)$$

$$K_k = K_{k-1} - H\phi_k e_k \operatorname{sgn}(l)$$

dove:

- H è la matrice simmetrica definita positiva rappresentante l'aggiornamento del rapporto relativo ai parametri del vettore K
- $l = k_p/k_m$
- $e_k = z_k - z_{d,k}$ è una funzione del tempo
- $K = (-k_1 \ -k_2 \ -k_3)^T$
- $\phi = (z \ \dot{z} \ r)^T$

Passiamo ora a descrivere meglio l'architettura del modello globale dell'articolo. Le parti principali coinvolte nella sua costruzione risultano essere:

1. Il modello di Riferimento/di Equilibrio. Si suppone in questo articolo che non esiste un accoppiamento tra il movimento degli end-effector nelle direzioni x e y . Nonostante questo è presupposta l'esistenza del modello di equilibrio stesso per entrambe le direzioni:

$$\frac{x_d}{r_x} = \frac{y_d}{r_y} = G_m$$

dove r_x e r_y sono le traiettorie ideali rispettivamente per le direzioni x e y .

2. La traiettoria ideale. Dato un task di reaching, la traiettoria ideale lungo la quale subiscono uno spostamento i punti di equilibrio (segnali r_x e r_y), si presume essere descritta da una risposta al gradino di ordine uno, relativamente alla posizione desiderata della mano in direzione y , ad esempio cioè nella direzione del movimento di reaching. Questa ipotesi indica anche

che lo spostamento ideale verso il punto di equilibrio non ha alcun overshoot. Le dinamiche per produrre la traiettoria ideale sono descritte tramite il rapporto:

$$\frac{r_{x,y}}{u_{x,y}} = G_r$$

dove $u_{x,y}$ è l'input dipendente dal task. Quando detta traiettoria è combinata con le dinamiche ideali date dal modello di equilibrio, produce una traiettoria di equilibrio descritta come x_d e y_d .

3. L'Overall Model. Il modello complessivo è ottenuto combinando il modello di traiettoria ideale e il modello di equilibrio con il controller e il modello del plant. Quest'ultimo, rappresentante il processo di esecuzione motoria, è costruito modellando il braccio umano come un manipolatore a due gradi di libertà sotto la formulazione dello spazio operativo. Il plant G_p è rappresentato da un sistema lineare che dà in uscita la traiettoria reale descritta da x e y . Il controller invece, fa le veci del CNS e si adatta all'ambiente in base alla strategia di controllo adattiva e iterativa usata nel controllo d'impedenza del modello adattivo, nel quale $z = (x, y)^T$ e $z_d = (x_d, y_d)^T$. Il modello complessivo è mostrato in figura 2.23.

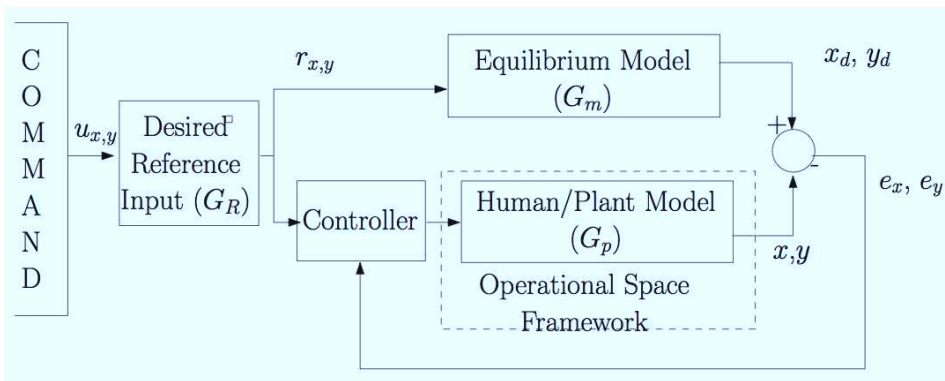


Figura 2.23: Sistema di controllo complessivo.

Validazione

In questi modelli, una validazione è stata ottenuta confrontando i dati trovati, durante simulazioni a computer, con dati raccolti in precedenza da esercitazioni

di reaching effettuate da alcuni soggetti. Il parametro utilizzato per il confronto è, come nella maggior parte dei casi, l'errore di posizione.

2.7.1 Integrazione sensomotoria

Lo studio di Burdet è stato ispirato da un articolo di Wolpert, Jordan e Ghahramani [43], il quale propone che un sistema di integrazione sensomotoria possa essere visto come un osservatore che tenta di stimare il suo stato e quello dell'ambiente circostante, tutto questo integrando varie sorgenti di informazioni. Viene descritto quindi un framework computazionale contenente queste nozioni e qualche specifico modello di integrazione e adattamento che risulta da esso. Alcuni risultati psicofisici provenienti da due sistemi sensomotori, sottendono l'integrazione e l'adattamento di mappe uditive-visive, mentre la stima dello stato della mano durante un movimento del braccio è presentata e analizzata all'interno di questo framework. Questi risultati suggeriscono che:

1. l'informazione spaziale dai sistemi uditivi viene integrata in modo da ridurre la varianza nella localizzazione;
2. gli effetti del remapping nella relazione tra lo spazio visivo e lo spazio uditivo possono essere predetti da una semplice learning rule;
3. la propagazione temporale degli errori nella stima dello stato della mano viene acquisita tramite un observer dinamico lineare, provando in modo evidente l'esistenza di modelli interni che simulano le dinamiche comportamentali del braccio.

Tutti gli organismi viventi, dotati di intelligenza superiore, sono abili a integrare informazioni provenienti da più modalità sensoriali, utilizzandole in seguito per selezionare, e soprattutto guidare, il movimento. L'informazione arriva ai nostri sensi codificando i molti aspetti diversi dell'ambiente che ci circonda: il senso uditivo modifica la pressione presente nel timpano, la vista percepisce le immagini sulla retina, il senso dell'olfatto invece riconosce le molecole odorose tramite il bulbo olfattivo. Il sistema nervoso centrale ha il compito di estrarre le informazioni in comune dai vari sensi, unificandole in una percezione unificata. Da

qui risulta che l'integrazione delle informazioni, non solo sta alla base della percezione, ma svolge un ruolo fondamentale nella produzione del movimento. Un singolo movimento di reaching, per esempio, può richiedere una convergenza di informazioni tra visione, propiocezione e sistema motorio.

Quando muoviamo il nostro braccio in assenza di feedback visivi, l'idea è che vi sono tre metodi di base tramite cui il sistema di controllo motorio può ottenere una stima dello stato corrente della mano (ad esempio sottoforma di posizione e velocità). (1) Il sistema può ricorrere all'utilizzo dell'afflusso sensoriale (reafferenzza), (2) può usare il deflusso motorio integrato, o (3) può infine combinare queste due sorgenti di informazioni. Al fine di combinare le risorse motorie e sensoriali, i problemi che possono sussistere, relativi alla trasformazione delle coordinate e all'integrazione, vengono risolti dal sistema nervoso centrale: utilizzando il filtro di Kalman infatti, entrambi questi problemi vengono indirizzati nel contesto di sistemi di controllo lineari e dinamici. Per il sistema sensomotorio, un aspetto chiave relativo al problema della trasformazione delle coordinate, è quello che i segnali sensoriali possono far riferimento direttamente alla posizione della mano, mentre la copia efferente generalmente non lo fa. Conoscendo la sequenza delle coppie applicate al braccio, per esempio, non si determina la sua configurazione finale; allo scopo di convertire il deflusso motorio in una stima dello stato del braccio, il sistema deve far uso di un modello interno inerente le dinamiche del braccio stesso. Nello specifico, si pensa ci possano essere due tipi di modelli interni:

- i “modelli in avanti” che rappresentano il flusso causale di un processo tramite la predizione del suo stato successivo, dato lo stato corrente ed un comando motorio;
- i “modelli inversi” che sono anti-causali, e rappresentano il comando motorio che provoca una particolare transizione dello stato.

Il filtro di Kalman, già citato in precedenza, può essere utile al modello in avanti, per predire lo stato del braccio.

Per esaminare la possibilità che un modello interno sia necessario per utilizzare l'integrazione sensomotoria, si è utilizzato un esperimento nel quale i soggetti

effettuavano movimenti del braccio al buio. Sono state studiate tre diverse condizioni, che coinvolgono l'uso di un campo di forza nullo, resistivo e di assistenza verso il soggetto. I soggetti dovevano impugnare un manipolatore planare a due gradi di libertà guidato da una coppia motoria, mentre veniva fornito un feedback visivo virtuale proiettato nel piano del movimento. Si è ricorso all'utilizzo del manipolatore per misurare in modo accurato la posizione della mano del soggetto, e usando la coppia motoria si applicavano forze alla detta mano. Quest'ultima era costretta a muoversi lungo una linea dritta passante trasversalmente davanti al soggetto. Ogni trial partiva con il soggetto che posizionava la mano sul riquadro rappresentante il target proiettato in modo random sulla linea di movimento. Il braccio veniva illuminato per due secondi, permettendo al soggetto di visualizzarne e percepirne la configurazione iniziale. Una volta spenta la luce, al soggetto è stato detto di muovere il proprio braccio a destra o a sinistra, a seconda di come veniva indicato da una freccia, e questo in assenza di feedback visivi. La stima inerziale del soggetto relativa alla posizione della mano, è stata valutata chiedendo ai soggetti di determinare la locazione della loro mano al termine del movimento. La discrepanza tra la stima attuale e visualizzata è stata registrata come misura dell'errore accorso alla stima. I risultati ottenuti sono stati considerati utilizzando un filtro di Kalman che integrasse la parte efferente con quella sensoriale refferente. Il sistema dinamico della mano è stato approssimato smorzando (con coefficiente β) il punto di massa m , mosso in una dimensione attuando su di esso una forza u , e combinando sia i comandi motori interni che le forze esterne. Rappresentando lo stato della mano al tempo t come $x(t)$ (indicato da un vettore 2x1 avente posizione e velocità), le equazioni del sistema dinamico possono essere scritte, in generale, nella forma:

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + w(t)$$

dove $A = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & -\beta/m \end{bmatrix}$, $B = \begin{bmatrix} 0 \\ 1/m \end{bmatrix}$ e il vettore $w(t)$ rappresenta il rumore bianco. Il sistema possiede un'uscita osservabile, $y(t)$, rappresentante il segnale propriocettivo (ad esempio dai fusi muscolari ai recettori dei giunti), la quale è collegata all'attuale stato $x(t)$ da:

$$y(t) = Cx(t) + v(t)$$

dove il vettore $v(t)$ indica l'uscita del rumore. Si assume che questo sistema sia pienamente osservabile e si sceglie C come matrice identica. Al tempo $t = 0$ al soggetto viene fornita la completa visione del suo braccio, partendo quindi con una stima uguale a $\hat{x}(0) = x(0)$, avente deviazione e varianza uguali a zero. A questo punto, la luce viene tolta nuovamente e il soggetto ha dovuto fare affidamento solamente sugli input e sugli output per stimare lo stato del sistema. Il filtro di Kalman, usando un modello del sistema \hat{A} , \hat{B} e \hat{C} , fornisce uno stimatore lineare e ottimale dello stato dato, tramite:

$$\dot{\hat{x}}(t) = \hat{A}\hat{x}(t) + \hat{B}u(t) + K(t) \left[y(t) - \hat{C}\hat{x}(t) \right]$$

in cui $\hat{A}\hat{x}(t) + \hat{B}u(t)$ indica il modello in avanti, $K(t) \left[y(t) - \hat{C}\hat{x}(t) \right]$ indica la correzione sensoriale con $K(t)$ rappresentante la matrice del guadagno di Kalman inerente l'aggiornamento ricorsivo (Figura 2.24).

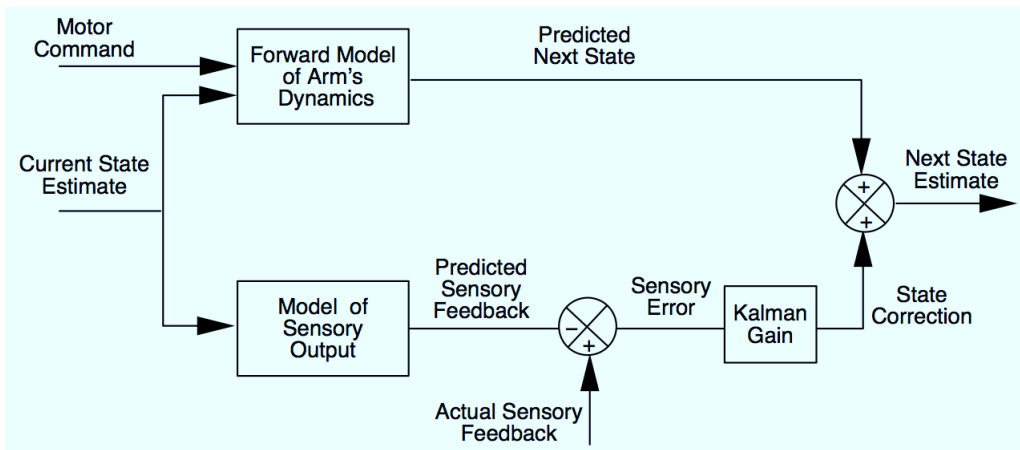


Figura 2.24: Il modello con il filtro di Kalman comprende due processi. Il primo (parte superiore) simula le dinamiche del braccio utilizzando i comandi motori e la stima dello stato corrente per predire la stima dello stato successivo. Il secondo processo (parte inferiore) usa la differenza tra il feedback sensoriale atteso e quello attuale per correggere la stima dello stato relativa al modello in avanti. Il peso dei due processi è mediato attraverso il guadagno del filtro di Kalman.

Questa valutazione della stima riferita allo stato, combina la stima del modello inerziale del sistema dinamico con le correzioni di tipo sensoriali. Il relativo contributo a simulazioni interne e a processi di correzioni sensoriali per effettuare una stima finale, è modulato attraverso la matrice contenente il guadagno di Kalman, in modo da fornire la minima varianza riguardante la stima dello stato. Si usa questo stato aggiornando l'equazione al fine di modellare sia la propagazione della deviazione e della varianza che gli effetti delle forze esterne. I parametri nelle simulazioni, β , m e u sono stati scelti in base alla massa del braccio e alle relazioni osservate tra tempo e distanza percorsa. Facendo scelte opportune per i parametri del filtro di Kalman, si può simulare il deflusso motorio, la stima basata sull'afflusso sensoriale e l'integrazione relativa al modello in avanti. Inoltre, per adattare l'osservazione sulla distanza del movimento del loro braccio (che i soggetti generalmente tendono a sovrastimare), si sono impostati gli stati ad un valore grande rispetto a quello veritiero. Tutti gli altri componenti del modello interno sono stati impostati al loro valore vero.

2.8 Errori di predizione sensoriali e di reward (2011)

In un recente articolo [11], Shadmehr e Izawa hanno ipotizzato che i nostri comandi motori possano produrre generalmente due tipi di effetti:

- effetti sensoriali, in termini di attività degli organi sensoriali primari quali, ad esempio, la vista e la proprioccezione;
- effetti di reward, in termini di formazione di una misura soggettiva, che possa essere utile o vantaggiosa relativamente alle nostre sensazioni (ad esempio con rilascio di dopamina).

Ad esempio, mentre una persona sta danzando, i comandi motori che muovono il nostro corpo producono un feedback propriocettivo, mentre la valutazione interna di detto feedback indica un'esperienza piacevole. Questi due effetti relativi ai comandi motori, pongono le basi per distinguere due tipi di predizione di errore:

- errori di predizione sensoriali;

- errori di predizione di reward.

In sostanza, l'ipotesi in questione afferma che l'apprendimento dagli errori sensoriali dovrebbe alterare un modello interno che predice gli effetti sensoriali dei comandi motori, ad esempio un modello in avanti [44, 45]. Al contrario, l'apprendimento dovuto agli errori di reward modificherebbe la valutazione di uno stato sensoriale rappresentante una conseguenza riferita ai comandi motori, ad esempio una funzione valore. Gli studi relativi all'adattamento motorio, si focalizzano spesso sull'apprendimento dagli errori di predizione sensoriali [44, 45, 46, 47, 48, 49, 50], nonostante il fatto che le persone vengano anche munite di reward per ogni movimento. In modo analogo, gli studi che si focalizzano sull'apprendimento dagli errori di predizione di reward, spesso non considerano l'uso potenziale degli errori sensoriali predetti [51, 52, 53]. Sembra dunque razionale che un maggiore apprendimento si abbia utilizzando l'aiuto di entrambi i tipi di errore. Nell'articolo presentato, ci si focalizza su un semplice task di adattamento motorio, considerando un framework matematico nel quale, sia gli errori di predizione sensoriali che quelli di reward, possono contribuire ai cambiamenti che avvengono in ogni trial durante un comando motorio. L'idea è che mentre i comandi motori possono cambiare a causa degli errori di predizione, solamente nel primo caso si avrebbe anche un cambiamento nella mappa che predice gli effetti sensoriali dei comandi motori (ci sarebbe un remapping). Vi sono una serie molto numerosa di modelli di adattamento motorio [48, 47, 54, 10, 55, 56], ma secondo Shadmehr tutti assumono che il processo di adattamento stesso sia guidato dagli errori sensoriali predetti; l'obiettivo preposto è stato quindi quello di verificare che durante un movimento, il learning causato da questi ultimi errori sia diverso da quello scaturito nel caso di quelli del tipo reward. I task con i quali si sono validate queste ipotesi consistevano in un esercizio di reaching dove ogni soggetto doveva portare la mano da una posizione (indicata a video da un cursore) ad un'altra (indicata a video dal target). L'arto del soggetto è stato però coperto da uno schermo (e quindi non visibile dall'individuo) e si è richiesto al soggetto stesso di localizzare la posizione della sua mano nello schermo una volta terminata la fase di reaching.

Viene posto il problema dell'adattamento in un modello (Figura 2.25), nel quale il cervello predice gli effetti sensoriali e di reward dei comandi motori, ed

apprende poi dagli errori di predizione di entrambe le modalità suddette.

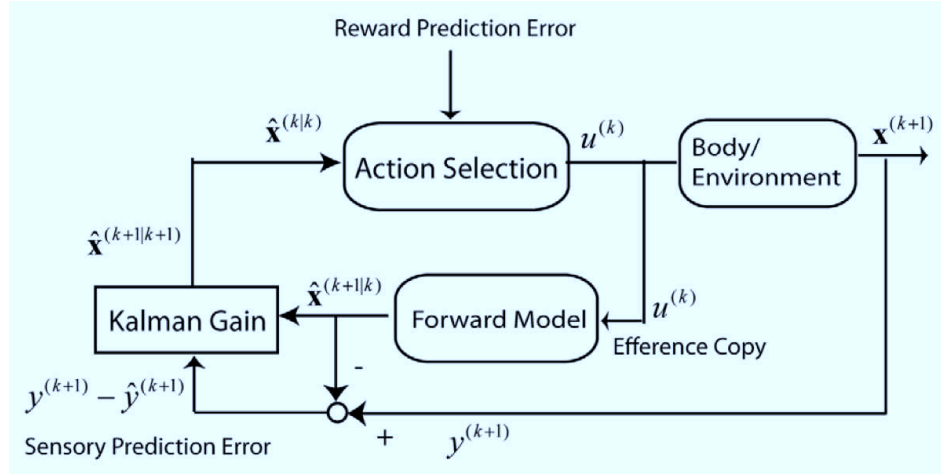


Figura 2.25: Modello comprendente errori di predizione sensoriali e di reward.

Si suppone che il cervello generi un comando motorio u , risultante da un cambiamento dello stato della mano h , e oltretutto dipendente anche dalla perturbazione p . Il sistema nervoso centrale, percepisce il movimento risultante dell'arto y e se il movimento stesso ha avuto un reward r . Nel modello si fa riferimento ad ogni trial k e gli errori di predizione sensoriali sono indicati con $y^{(k)} - \hat{y}^{(k)}$, mentre gli errori di predizione inerenti il reward sono indicati con δ_k .

La posizione della mano h dipende dai comandi motori $u^{(k)} \in R$ ed è influenzata dal rumore $n_h \sim N(0, \sigma_h^2)$:

$$h^{(k+1)} = u^{(k)} + n_h^{(k)}$$

Da ricordare che le unità di misura per tutte le variabili in questione sono i gradi. La posizione della mano controlla la posizione del cursore $c^{(k)}$, mentre la perturbazione $p^{(k)}$ è imposta durante il trial:

$$c^{(k)} = h^{(k)} + p^{(k)}$$

Su ogni trial k , il soggetto osserva la posizione della sua mano tramite un cursore visivo a $y^{(k)} \in R$ ma non osserva direttamente la perturbazione:

$$y^{(k)} = c^{(k)} + n_y^{(k)}$$

in cui $n_y^{(k)} \sim N(0, \sigma_y^2)$ rappresenta la percentuale di rumore. Poichè il soggetto osserva la posizione della mano indirettamente, si suppone che esso predica la posizione della mano usando la copia efferente dei comandi motori:

$$\hat{h}^{(k+1)} = \hat{p}^{(k)} + u^{(k)}$$

dove $\hat{p}^{(k)}$ è la stima della perturbazione. Dato che un soggetto è ripetutamente esposto ad una perturbazione, esso costruisce a priori una sua conoscenza delle caratteristiche della perturbazione, le quali sono correlate da trial a trial, oltre ad essere affette dal rumore $n_p \sim N(0, \sigma_p^2)$:

$$\hat{p}^{(k+1)} = a\hat{p}^{(k)} + n_p^{(k)}$$

Viene impostato lo stato esteso del sistema come $x^{(k)} = [p^{(k)} \ h^{(k)}]^T$. Si ha poi un'equazione aggiornata dello stato che relaziona i comandi motori con i cambiamenti nello stato stesso:

$$x^{(k+1)} = Ax^{(k)} + bu^{(k)} + n_x^{(k)}$$

con $A = \begin{bmatrix} a & 0 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$, $b = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}$, $n_x \sim N(0, \Omega_x)$, $\Omega_x = \text{diag}(\sigma_h^2, \sigma_p^2)$, e l'equazione osservata risulta così essere:

$$y^{(k)} = Cx^{(k)} + n_y^{(k)}$$

con $C = \begin{bmatrix} 0 & 1 \end{bmatrix}$. In sostanza, le ultime due equazioni descritte rappresentano il legame tra i comandi motori e i loro effetti sensoriali. Si assume che l'obiettivo per il soggetto che deve apprendere, sia di massimizzare il reward e minimizzare i costi. Sotto queste considerazioni, per un sistema lineare e dinamico, una teoria di controllo ottimale utilizzando i feedback suggerisce di usare l'interazione tra due meccanismi: (1) uno stimatore ottimale ed uno denominato "optimal policy". Lo stimatore ottimale è composto da un modello in avanti e da un filtro di Kalman:

$$\hat{x}^{(k|k)} = \hat{x}^{(k|k-1)} + K^{(k)} (y^{(k)} - C\hat{x}^{(k|k-1)})$$

dove $K^{(k)}$ è il guadagno di Kalman e $y^{(k)} - C\hat{x}^{(k|k-1)} = y^{(k)} - \hat{y}^{(k)}$ è l'errore di predizione sensoriale. Il guadagno di Kalman è una funzione relativa all'incertezza dello stato stimato e alla misurazione del rumore:

$$K^{(k)} = P^{(k|k-1)}C^T (CP^{(k|k-1)}C^T + \sigma_y^2)^{-1}$$

$$P^{(k|k)} = (I - K^{(k)}C) P^{(k|k-1)}$$

con P che rappresenta l'incertezza della stima dello stato e σ_y^2 è la varianza del rumore osservato. Il meccanismo "optimal policy" produce comandi motori come funzioni della stima dello stato. Nella teoria del controllo ottimale, la tattica in questione è calcolata a partire dalla fine del periodo di learning andando a ritroso. Tuttavia, in un problema di apprendimento, il soggetto aggiorna questa tattica in ogni trial e il calcolo a ritroso non è consentito. Si usa quindi un architettura di tipo Actor-Critic che permette di trovare le condizioni ottimali senza lavorare all'indietro. Si rappresenta questo piano d'azione come segue:

$$u^{(k)} = -\hat{p}^{(k)} + w_r^{(k)} + n_u^{(k)}$$

dove n_u rappresenta la ricerca attiva del rumore per esplorare i comandi motori e w_r indica i cambiamenti nei comandi motori stessi per massimizzare il reward. Supponiamo che la funzione attesa cost-to-go sia della forma:

$$V_k = E [r_k + \gamma r_{k+1} + \gamma^2 r_{k+2} + \gamma^3 r_{k+3} + \dots + \gamma^{N-k} r_N]$$

per una generale funzione r_k riferita al reward con un discount rate γ . Si è utilizzato un algoritmo di apprendimento che fosse standard e temporale, questo per risolvere il problema legato all'ottimizzazione. In questo algoritmo però, il piano è aggiornato per minimizzare gli errori di predizione di reward:

$$\delta_k = r_k + \gamma \hat{V}_{k+1} - \hat{V}_k$$

dove $\hat{V}_k = w_v$. È stato usato l'algoritmo di apprendimento basato sulla differenza temporale (TD) per aggiornare policy e valore.

$$w_v^{(k+1)} = w_v^{(k)} + \alpha_v \delta_k$$

$$w_r^{(k+1)} = w_r^{(k)} + \alpha_r \delta_k n_u$$

Per le simulazioni fatte, per validare le ipotesi, si è usata la seguente definizione di reward r_k :

$$\begin{cases} r_k = 1 - \beta u^2 & c^{(k+1)} \in \text{goal area} \\ r_k = -\beta u^2 & c^{(k+1)} \notin \text{goal area} \end{cases}$$

con β indicante il parametro di scala inerente il costo motorio. In sintesi, il soggetto sottoposto ad un apprendimento possiede due tipi di errori relativi alla predizione: quelli sensoriali e quelli di reward. I primi aggiornano la stima dello stato prodotto tramite i comandi motori (conseguenze sensoriali di un'azione). I secondi aggiornano la stima del valore dello stato, e la tattica usata (chiamata policy) descrive il migliore comando motorio per massimizzare il reward.

Validazione

Per validare il modello, esso lo si è utilizzato, per stimare quante variazioni nei comandi motori osservati nei soggetti, fossero dovute ad ognuno dei due tipi di errore. Si è così notato, come in diversi paradigmi di sperimentazioni testate, ogni test ha presentato una diversa quantità di cambiamenti nei comandi motori, dovuti essenzialmente alla presenza o meno degli errori di predizione sensoriali e di reward.

TABELLA DEI MODELLI PER IL CONTROLLO MOTORIO

	Data Ultima Mod.	Autore Ultimo Utilizzatore	Data Principale	Autore Mod.	n° Citazioni	Tipo di Modello	Applicazione	Tipo di riferimento di posizione	Simulazione	Validazione	Planning	Tipo di feedback	
A learning feedback and feedforward neuromuscular control model for two degrees of freedom human arm movements	1997	S.Stroeve	1985	J.M.Winters, L.Stark	129	Feedforward	Esperimenti per descrivere i movimenti di un braccio nel piano orizzontale	Angolo desiderato, velocità angolare, accelerazione angolare	14 ore di simulazione su un Indigo II Silicon Graphics Computer	Buona corrispondenza tra risultati della simulazione e risultati sperimentali in letteratura	Gradino	Non specificato	
Internal models for motor control and trajectory planning	1999	M.Kawato	1987	M.Kawato, K.Furawaka, R.Suzuki	446	Forward model, Inverse model	Studio dei modelli interni nel cervelletto	Posizione, velocità e accelerazione della traiettoria desiderata	-	-	Traiettorie	Visivo	
Control force change due to adaptation of forward model in human motor control	2000	T.Wang	1996	R.C.Miall, D.M.Wolpert	377	Forward model, Inverse model	Esperimenti sull'adattamento motorio durante reaching	Posizione nello spazio, velocità e accelerazione	Esperimenti tramite manipolatore con 3 soggetti, reaching in NF e FF (forze viscoso)	Sono state confrontate le informazioni delle simulazioni cinematiche con il comportamento vero e proprio dei soggetti.	Traiettorie	Visivo	
Motor Learning and Control based on the Internal Model	2001	K.Ito, J.Izawa, T.Kondo	-	-	4	Forward dynamic model, Reward, Impedance Planning	Tramite l'impedance planning si cerca di rafforzare il learning durante reaching	Si parla di una stima dello stato e della valutazione di una funzione di stato (sistema Actor-Critic)	Simulazioni tramite computer	-	-	Vi è una pianificazione di contrazione e rilassamento	Non specificato
Dual Arm Movement Control by a Neurobotics Model	2001	S.Khemaisia	1998	S.Khemaisia, A.Morris	5	Neural Network, Feedback Controller	Può essere utilizzato per spostare un oggetto da un punto iniziale ad un altro finale	Posizione nello spazio, velocità e accelerazione	-	-	Traiettorie	Non specificato	
Learning the dynamics of reaching movements results in the modification of arm impedance and long-latency perturbation responses	2001	T.Wang, R.Shadmehr	2000	T.Wang	38	Inverse and Forward Dynamics Model	Movimenti di reaching con un manipolatore	Posizione nello spazio, velocità e accelerazione	Esperimenti tramite manipolatore con 3 soggetti, reaching in NF e FF	La stima dei parametri inerziali dei tre soggetti è stata confrontata con i risultati precedenti risultando molto accurata	Traiettorie	Visivo	
Motor Learning Model using Reinforcement Learning with Neural Internal Model	2003	K.Ito, J.Izawa, T.Kondo	2001	K.Ito, J.Izawa, T.Kondo	4	Neural internal model	Rinforzo del learning con un Internal Forward Model durante reaching	Si parla di una stima dello stato e della valutazione di una funzione di stato (sistema Actor-Critic)	Simulazioni tramite computer	Tramite le simulazioni è stata dimostrata l'efficacia e la plausibilità biologica del modello, ma nella vita reale non è possibile avere il delay in avanti fornito a priori	Traiettorie	Non specificato	
Motor Adaptation as a Greedy Optimization of Error and Effort	2007	J.L.Emken, D.J.Reinkensmeyer	-	-	35	Inverse Limb Model, Learning Rule	Camminata di un soggetto accompagnata da campi di forza attivi e nulli	Traiettorie desiderate (posizione)	Sperimentazioni su 6 soggetti, si è studiato il passo in due prove con iterazioni N-F-N	Dinamiche regressive già proposte in letteratura sono matematicamente identiche a funzione contenente errori cinematici e sforzo	Gradino	Visivo	
A computational neuroanatomy for motor control	2008	R.Shadmehr, J.W.Krakauer	-	-	100	Forward Model, Kalman Gain	Task consistente nel raggiungimento di un punto partendo da un altro.	Posizione nello spazio	-	-	Traiettorie	Visivo	
Shared Internal Models for Feedforward and Feedback Control	2008	M.J.Wagner, J.A.Smith	1999	R.Shadmehr, N.Bhushan	144	Feedback Rotation Model, Forward Model	Task di reaching con un manipolatore	Posizione nello spazio	Esperimenti tramite manipolatore con 11 soggetti, esercizio di reaching da un punto ad un altro, 2 blocchi da 100 movimenti	I risultati prodotti dalle simulazioni hanno prodotto ciò che ci si aspettava	Traiettorie	Visivo	
A model of motor learning in closed-loop brain-machine interfaces: predicting neural tuning changes	2009	R.Hellot, J.M.Carmena	1998	D.M.Wolpert, R.Miall, M.Kawato	395	Feedback controller, Inverse Model	Simulazioni per popolazioni neuronali	Posizione nello spazio	Simulazioni tramite computer	Risultati non sorprendenti ma si ha un'aspettativa che possa essere utile per lavori futuri	Traiettorie	Non specificato	
An Adaptive Automated Robotic Task-Practice System for Rehabilitation of Arm Functions After Stroke	2009	Y.Choi, J.Gordon, D.Kim, N.Schweighofer	-	-	1	Feedback and Feedforward controller, Kamppog Model	Semplici task come aprire e chiudere un barattolo	Performance del soggetto (posizione, momento)	Esperimenti con soggetti, vi erano 4 task con 3 diversi strumenti da utilizzare (campanello, barattolo, pomello)	Gli esperimenti preliminari non hanno validato la teoria ma qualche risultato si è visto. In futuro si vuole testare il lavoro su pazienti after-stroke	Traiettorie	Audio e Visivo	
Integration of Predictive Feedforward and Sensory Feedback Signals for Online Control of Visually Guided Movement	2009	V.Gritsenko, S.Yakovenko, J.F.Kalaska	-	-	0	Forward dynamic model, Inverse dynamics model	Task di reaching su tablet digitalizzato	Momento	8 soggetti hanno eseguito 5 blocchi da 64 movimenti, uso di un tablet e di un monitor. Esercizio di reaching da un punto ad un altro.	Risultati ottenuti in accordo con recenti studi	Traiettorie	Visivo	
Combined Mechanisms of Internal Model Control and Impedance Control under Force Fields	2009	N.Tomi, M.Gouko, K.Ito	-	-	1	Feedforward Controller, Musculoskeletal system	Task di reaching con un manipolatore senza vedere la propria mano	Stato desiderato	Esperimenti di reaching con un manipolatore sotto Null Field e sotto Force Field senza osservare il proprio movimento. N° soggetti non specificato	I risultati hanno dimostrato che l'Optimal Regulator può generare movimenti del braccio simili a quelli fatti dall'uomo	Traiettorie	Visivo	
Modelling of Human Motor Control in an Unstable Task through Operational Space Formulation	2010	E.Burdet, S.H.Zhou, D.Oetomo, I.Mareels	1997	Z.Ghahramani, D.M.Wolpert, M.Jordan	701	Forward Kinematics and/or Forward Dynamics	Studio del percorso della mano durante reaching in presenza o assenza di campi di forza	Posizione nello spazio, velocità e accelerazione	Modello computazionale costruito da un framework usato per simulare le performance dei soggetti in un task di reaching con manipolatore	I dati trovati sono stati confrontati con i dati raccolti dalle simulazioni di reaching effettuate da alcuni soggetti	Traiettorie	Non specificato	
Biomimetic motor behavior for simultaneous adaptation of force, impedance and trajectory in interaction tasks	2010	G.Ganesh, A.Albu-Schaffer, M.Naraino, M.Kawato, E.Burdet	-	-	2	Feedforward	Esperimenti con un sistema ad un grado di libertà	Traiettorie desiderate (posizione)	-	-	Gradino	Non specificato	
A Computational Model of Limb Impedance Control Based on Principles of Internal Model Uncertainty	2010	D.Mitrovic, S.Klanke, R.Osu, M.Kawato, S.Vijayakumar	-	-	0	Stochastic Optimal feedback control law	Esperimenti di reaching per vedere l'adattamento dinamico del soggetto	Traiettorie desiderate (posizione)	Simulazioni tramite computer	-	Gradino	Non specificato	
On theory of motor synergies	2010	P.D.Neilson, M.D.Neilson	-	-	0	Feedforward and Feedback adaptive synergistic controller	Studio del rapporto flessibilità/stabilità	Performance desiderata (angolo del giunto)	Simulazioni tramite computer	-	Traiettorie	Non specificato	
Muscular Viscoelasticity Design and Evaluation in Feedforward Position Control of Robot Arm based on Animal Musculoskeletal Model	2010	K.Yoshida, S.Oh, Y.Hori	-	-	0	Animal musculoskeletal model	Descrive il ruolo della viscoelasticità muscolare	Angolo desiderato	Simulazioni tramite computer	Le simulazioni e i risultati sperimentali verificano la performance e la robustezza del controller proposto	Traiettorie	Non specificato	
Learning from Sensory and Reward Prediction Errors during Motor Adaptation	2011	R.Shadmehr, J.Izawa	-	-	0	Forward Model, Kalman Gain	Task di reaching e localizzazione del target	Posizione	Sono stati fatti esperimenti di reaching e localizzazione con un certo numero di soggetti divisi in tre gruppi	Si valida l'ipotesi che possano esistere due tipi di errore (sensory e reward prediction error) con i risultati ottenuti dagli esperimenti	Traiettorie	Visivo	

Figura 2.26: Tabella completa della ricerca bibliografica effettuata.

Capitolo 3

Modelli di controllo proposti

Spesso, in letteratura, vengono presentati dei modelli relativi al controllo motorio che non sempre chiariscono le specifiche e i parametri utilizzati. Questo capitolo si offre di far luce su alcuni punti del motor control e del motor learning, ipotizzando alcuni modelli che possano migliorare la comprensione del loro funzionamento. Infatti, molti modelli proposti in letteratura, presentano come input iniziale una generica “idea” di una traiettoria che un soggetto si pone di realizzare; questo termine è molto superficiale in quanto si potrebbe pensare che faccia riferimento ad una visualizzazione del task: in un task di reaching potrebbe essere la traiettoria immaginata dal soggetto, in un target tracking il movimento stesso del target (a meno che il soggetto non sia molto lontano dal target e quindi non debba pianificare una traiettoria di raccordo), inoltre non si esclude che possa rappresentare persino una pianificazione immaginaria di posizione (essendo poco probabile che venga pianificato un profilo di velocità).

Una distinzione fondamentale la si è voluta fare riguardo le modalità, tramite cui un soggetto, esegue un movimento, sia esso un esercizio di target tracking, un moto di reaching o una semplice azione quotidiana (ADL). Si è ipotizzato che probabilmente, detto movimento, avvenga sulla base di un modello di controllo motorio che può operare secondo due ben distinti meccanismi. Il controllo che lo contraddistingue potrebbe, per l'appunto, essere relativo ad una pianificazione della traiettoria che il soggetto si pone di realizzare, ad esempio, da un punto iniziale ad un altro finale, oppure essere la somma di continue spinte ed accelerazioni

calcolate tramite un solo obiettivo prefissato che risulterebbe essere un punto.

In ogni caso, prendendo in considerazione entrambe le modalità, è opportuno, fare come prima cosa una netta differenziazione tra il dispositivo (che può essere ad esempio un joystick od un manipolatore come visto nel capitolo 1) e l'arto, in modo da avere una visione più chiara di ciò che avviene in un modello di controllo. Per l'appunto sarebbe utile che il device sarebbe il meno invasivo possibile, dato che deve solo aiutare il paziente a riprendere la normale attività fisica e la normale plasticità mentale. Bisogna ricordare infatti che nella vita reale non vi è l'utilizzo di alcun dispositivo che permetta di realizzare un semplice movimento di reaching: a riguardo si propone di utilizzare detti device solo se indispensabile, ossia in caso di patologie gravi. Un buon metodo per cercare di essere il meno invasivi possibile consiste nell'aiutare il braccio, ad esempio, con tre cavi attaccati al soffitto, in questo modo il device non disturba in alcun modo il soggetto aiutandolo di conseguenza allo svolgimento dell'esercizio in condizioni ottimali.

Come secondo passo, potrebbe essere d'aiuto per apprendere al meglio la meccanica del modello, una specificazione riferita alle coordinate usate, definire cioè se si lavora in coordinate cartesiane oppure in coordinate relative ai giunti. Fatto questo, si dovrebbe avere già in partenza, una buona delucidazione riguardo i modi in cui agisce il controllo motorio.

3.1 Controllo basato sulla pianificazione del moto

Questo tipo di controllo sulla pianificazione è quello più utilizzato negli articoli dove viene presentato un modello per il controllo motorio. In sintesi, l'idea proposta si basa sul fatto che la traiettoria che un individuo desidera effettuare tramite il movimento di un arto, viene calcolata rispetto ad una stima della posizione finale in cui vogliamo che si trovi l'arto alla fine del movimento stesso (Figura 3.1). Per esempio, se abbiamo di fronte un oggetto che viene lanciato verso una particolare direzione e con una specifica velocità, nel momento in cui ci proponiamo di prenderlo, stimiamo dove si troverà quando, secondo noi, sarà raggiunto dalla nostra mano. Questa pianificazione è corredata da continue correzioni (relative al feedback visivo ricevuto) che ci permettono, al termine del movimento,

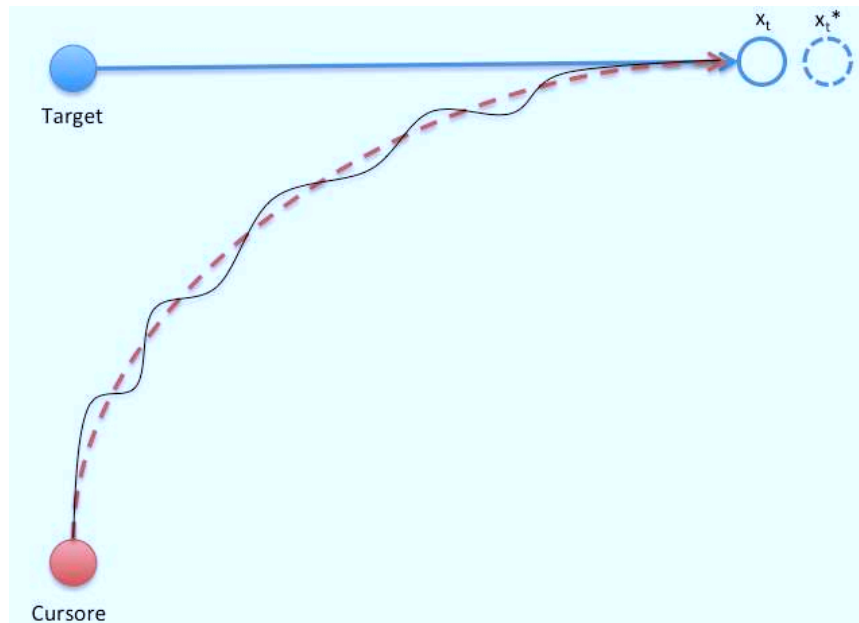


Figura 3.1: Rappresentazione dell'inseguimento del target tramite pianificazione della traiettoria.

di raggiungere l'obiettivo preposto. Ragioniamo ora in termini di target tracking ed immaginiamo che la nostra mano (utilizzante ad esempio un joystick o un manipolatore) sia rappresentata a video da un cursore, e che con esso vi sia un target che traccia la traiettoria effettiva da inseguire. Dobbiamo ora capire cosa può avvenire nel modello di controllo motorio quando il target inizia a muoversi, e per farlo cercheremo di relazionare al meglio le tre componenti principali in questione: (1) arto, (2) dispositivo e (3) video. Tutto ciò non dimenticando il feedback di tipo audio legato alla velocità del target, che nei test riassunti nel capitolo 1 si è dimostrato essere un valido aiuto per la maggior parte dei soggetti.

L'ipotesi suggerita, facendo riferimento alle figure 3.2 e 3.3, è quella che in principio, vi sia un blocco adibito alla stima del moto del target. Questo può avvenire grazie ad un predittore che riceve in ingresso i parametri della traiettoria citata (sottoforma di posizione x_{tv} e velocità \dot{x}_t^* in coordinate cartesiane) restituendo in uscita una stima della posizione del target x_t^* . In altre parole, dal momento che il soggetto inizia ad inseguire il target, le sole cose che possono essergli d'aiuto per l'inseguimento, sono la posizione del target stesso visualizzata a video e la velocità che lo contraddistingue (attribuita tramite il feedback

audio). È stato ritenuto opportuno inserire anche un blocco adibito alla stima della velocità \dot{x}_t^* : esso spiega, come vedendo muoversi il target e sentendone la velocità sottoforma di feedback audio \dot{x}_{ta} , sia possibile eseguire una stima della velocità stessa. Dopodichè, si sono distinti due casi, a seconda che il controllo di feedback avvenga a valle del modello o a monte (caso incluso nell'eventualità che il controllo sia relativo ad una stima dell'accelerazione).

Nel caso in cui il controllo di feedback avviene a valle, ossia nella parte del modello interessata dalle dinamiche dell'arto (in questo caso rappresentato dal braccio), dopo aver stimato la posizione del target, ha luogo un calcolo relativo alla posizione x_v^d in cui si desidera portare il cursore. Ciò avviene basandosi sulla posizione stimata del target x_t^* , su un errore di posizione e_a dato da $x_{tv} - x_{bv}$ (si ha il suono cioè proporzionale alla differenza), e sulla posizione corrente x_{bv} mostrata a video del cursore stesso. A questo punto, entra in gioco il modello cinematico inverso del dispositivo: si deve in sostanza convertire lo spostamento che si vuole vedere a video tramite il cursore, in uno spostamento da realizzare con il braccio. Questa parte del modello si occupa, facendo riferimento all'esercizio proposto dalla tesi [8], di rimediare per esempio ad un cambio di scala improvviso; se spostando di molto il joystick vedo che il cursore subisce uno spostamento inferiore a quello che mi aspetto, adatto il movimento successivo ad uno spostamento maggiore dell'arto. Dal modello cinematico inverso esce, come detto, la posizione desiderata del braccio dopo lo spostamento, rappresentata dalla variabile x_b^d . Vi è ora un'ulteriore e possibile differenziazione da fare, e questa allude al tipo di coordinate entranti nella parte del modello che richiama l'arto, esse possono essere infatti:

- coordinate cartesiane;
- coordinate relative ai giunti.

3.1.1 Coordinate cartesiane

In questo caso, come rappresentato in figura 3.2, la posizione desiderata x_b^d per lo spostamento del proprio braccio è già espressa in coordinate cartesiane ed entra così nel modello dinamico inverso. Tramite il segnale feedforward vi è la formu-

lazione del comando motorio u , esso ha il compito di attivare i muscoli affinché producano una forza F necessaria al movimento vero e proprio dell'arto. Questa forza, sommata eventualmente ad una seconda forza perturbativa F_e derivante dall'ambiente esterno, mediante il modello dinamico diretto, dà origine alla posizione concreta dell'arto x_b . È qui che agisce il controllo relativo al feedback: esso infatti sulla base della propriocezione che stima una sua x_b^* percepita, e sulla base della posizione desiderata x_b^d inerente l'arto (uscite dal modello cinematico inverso del dispositivo), opera un controllo che influenza il comando motorio u . Una volta eseguito il controllo, la posizione dell'arto x_b , entra nel modello cinematico diretto del dispositivo e quest'ultimo la trasforma nella posizione reale del joystick. Tale posizione, aggiorna la variabile x_{bv} ed è quella che il soggetto visualizza a video, rappresentata dal cursore che sta muovendo.

3.1.2 Coordinate relative ai giunti

Nel caso si voglia operare in coordinate relative ai giunti (Figura 3.3), dopo che il modello cinematico inverso del dispositivo ha calcolato la posizione desiderata nella quale si vuole portare il braccio, viene inserito, tra il modello cinematico e il modello dinamico sopra citati, un modello cinematico inverso dell'arto. Esso converte x_b^d nel vettore q^d (contenente l'insieme delle variabili di giunto) relativo allo spazio dei giunti, sancendo di fatto una trasformazione di coordinate. Questo risulterebbe però svantaggioso nel caso in cui si voglia immaginare un movimento: in linea teorica infatti, un soggetto riesce ad immaginare meglio un'azione in forma cartesiana, anziché nello spazio dei giunti. Basti pensare al fatto che l'errore che vediamo si basa sulla posizione, una volta che giunge al cervello, la nostra volontà si pone di compensarlo ragionando in termini cartesiani.

3.2 Controllo basato sulla stima dell'accelerazione

In questa sezione, si ipotizza che il controllo caratterizzante un movimento, possa essere interpretato come la somma di continue spinte ed accelerazioni, calcolate tramite un obiettivo finale costituito da un punto (Figura 3.4). Il punto nodale di questo meccanismo starebbe nel fatto che l'inseguimento che desideriamo effet-

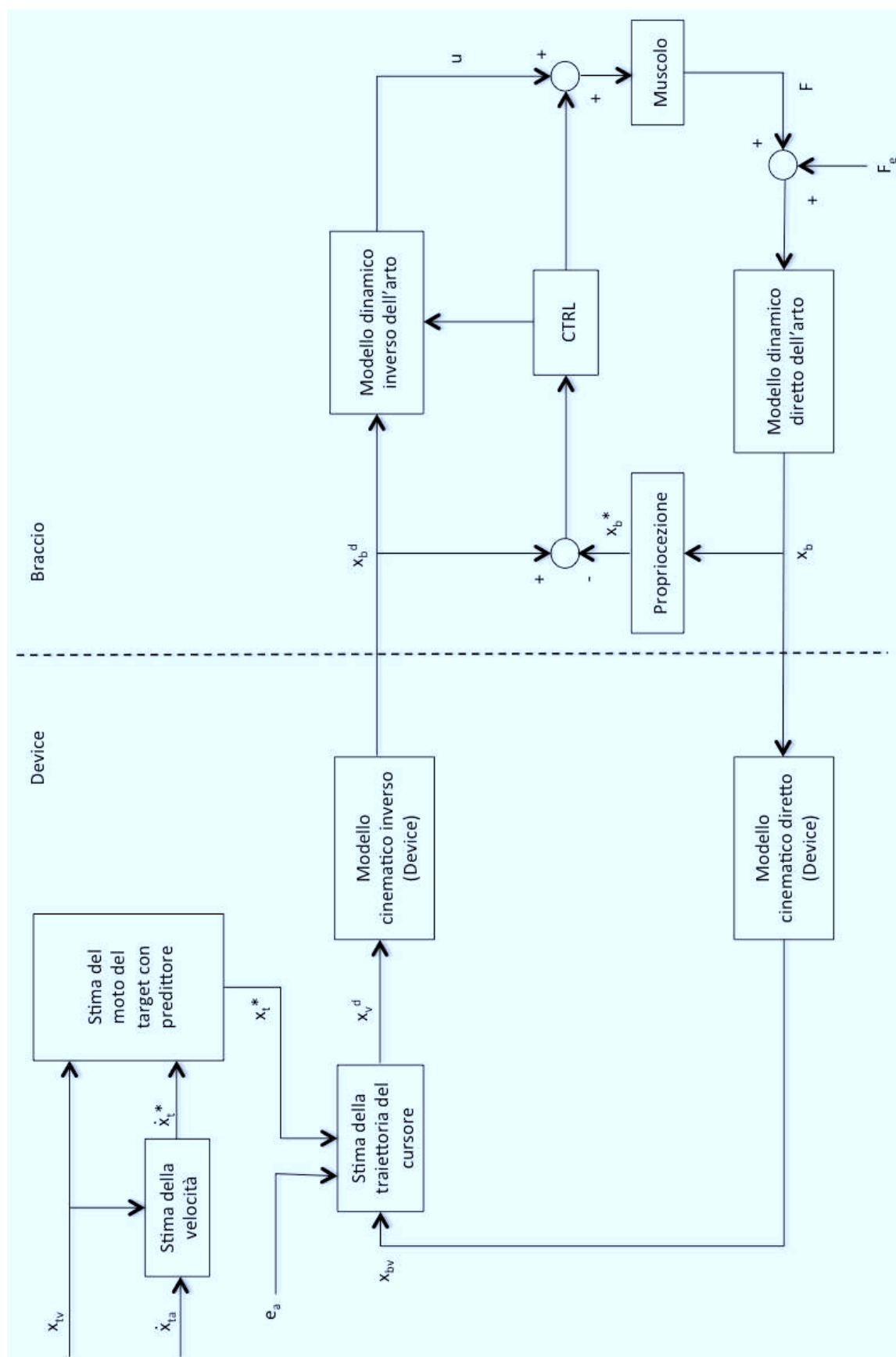


Figura 3.2: Modello di controllo proposto in coordinate cartesiane.

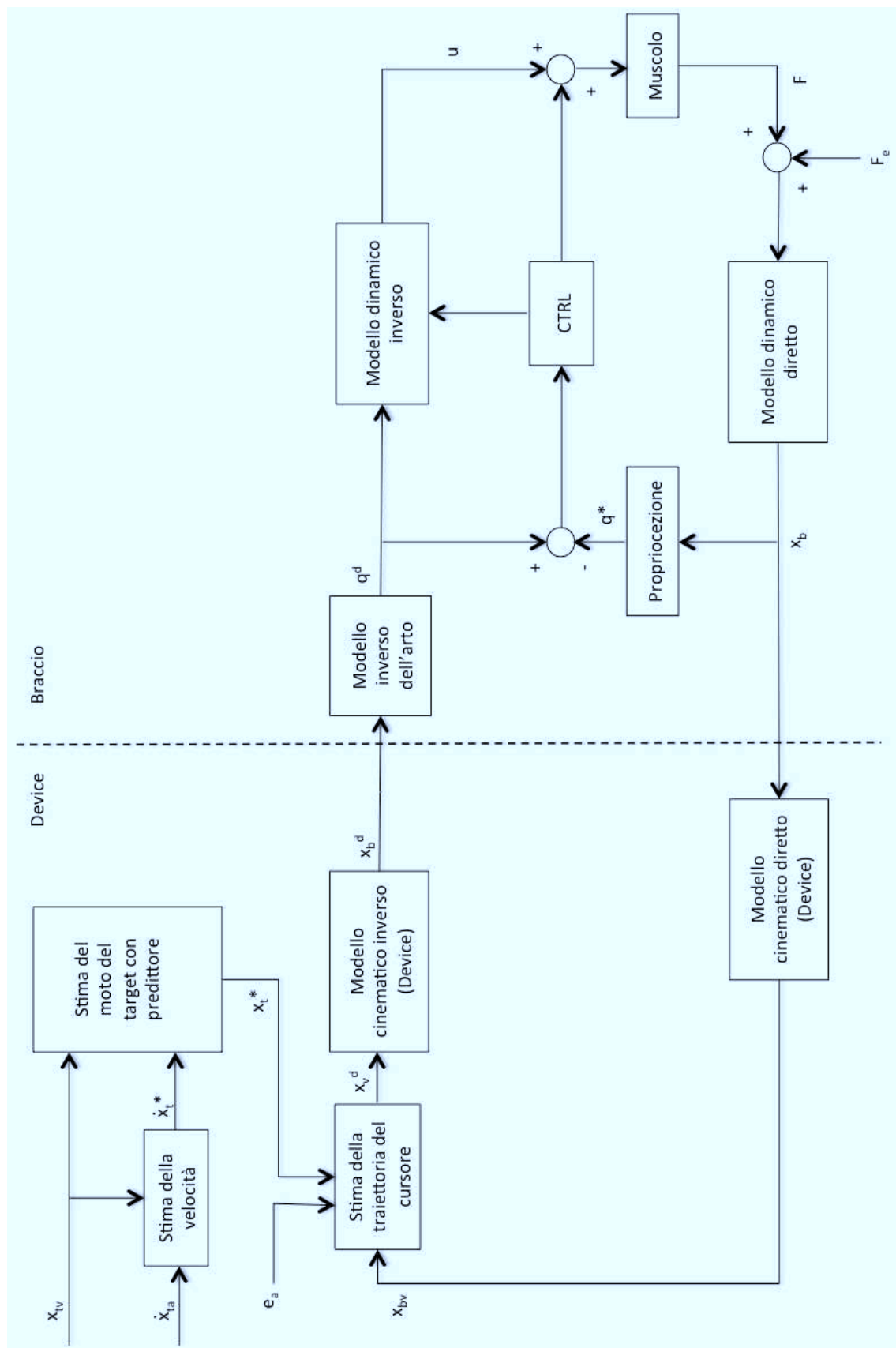


Figura 3.3: Modello di controllo proposto relativo allo spazio dei giunti.

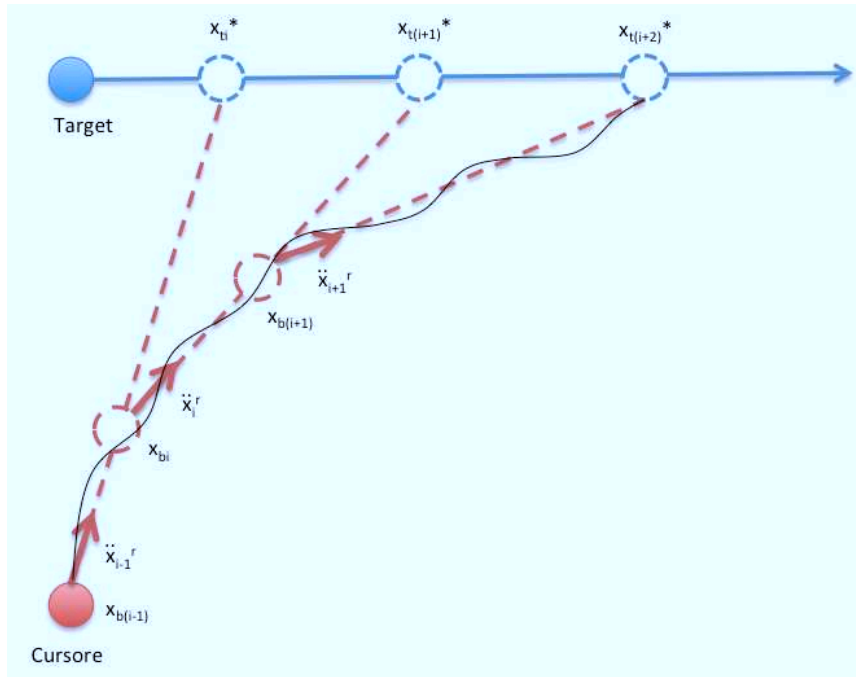


Figura 3.4: Rappresentazione dell'inseguimento del target tramite il controllo sulla stima dell'accelerazione.

tuare per portare il nostro cursore il più vicino possibile al target, riguardi esclusivamente il target stesso. Questo, a differenza del movimento prodotto tramite il controllo relativo alla traiettoria, interessa come detto il target e l'accelerazione, mettendo tra virgolette da parte la posizione.

Per la realizzazione di questo modello, si propone di considerare un algoritmo utilizzato in robotica, nel quale si pianifica sempre una traiettoria nello spazio dei giunti, descritta da:

$$\ddot{q}^r = \ddot{q}^d + K_P (q^d - q) + K_D (\dot{q}^d - \dot{q})$$

nella quale \ddot{q}^r indica l'accelerazione reale del robot, mentre K_P e K_D rappresentano delle costanti di proporzionalità. $K_P (q^d - q) + K_D (\dot{q}^d - \dot{q})$ indica la parte proporzionale derivativa (PD). L'idea di base è quella di presentare una pianificazione della traiettoria simile a quella robotica, inserendola nel modello e proponendola in coordinate cartesiane. Come visto nei modelli di figura 3.2 e figura 3.3, vi è inizialmente una stima del moto del target x_t^* , \dot{x}_t^* , \ddot{x}_t^* tramite un predittore. Diversamente da quanto accadeva in precedenza, questi parame-

tri entra in un blocco nel quale si calcola l'accelerazione di riferimento con un proporzionale derivativo, richiamando di fatto l'equazione vista per i robot, adattandola all'uomo (Figura 3.5). Ricevendo in ingresso la stima del moto del target x_t^* , \dot{x}_t^* , \ddot{x}_t^* , l'errore audio di posizione e_a dato da $x_{tv} - x_{bv}$ e la posizione corrente x_{bv} mostrata a video del cursore (assieme alla velocità stimata del cursore \dot{x}_{bv}), il blocco denominato "Calcolo dell'accelerazione di riferimento" calcola:

$$\ddot{x}_v^r = \ddot{x}_t^* + K_P (x_t^* - x_{bv}) + K_D (\dot{x}_t^* - \dot{x}_{bv})$$

dove \ddot{x}_v^r indica l'accelerazione di riferimento a video, rappresentata dall'accelerazione stimata sommata ad un certo errore. Quest'ultimo dipende dai parametri di posizione e velocità, componenti l'azione proporzionale derivativa, data dalla retroazione visiva. In questo contesto, si nota in maniera maggiore che, stando alle ipotesi del controllo sulla stima della spinta, non si ha mai in mente la traiettoria del target, bensì solamente gli errori e l'accelerazione. Stando a quanto detto, si spiega anche il fatto dell'importanza relativa all'errore di posizione (emx) nei test precedenti, esso si è dimostrato un feedback valido soprattutto nei casi in cui vi è stata un'alterazione della scala da parte del dispositivo. Da qui, si arriva alla conclusione secondo cui le informazioni relative all'errore di posizione e all'errore di velocità, fanno in modo che il soggetto sia aiutato a rimanere vicino al target, migliorando l'inseguimento dello stesso nelle varie tipologie di sperimentazioni.

Una volta calcolata la spinta \ddot{x}_v^r , attraverso il modello dinamico inverso del device, si ottiene una accelerazione \ddot{x}_b^r riferita a quella che il soggetto vorrebbe compiere con il proprio arto. Nel modello dinamico inverso avviene il learning: quando si ha un cambiamento di scala o una trasformazione del device detto modello viene aggiornato grazie alla posizione corrente del cursore x_{bv} e a quella stimata dalla propiocezione x_b^* . Questa è una differenza sostanziale dai modelli presenti in letteratura poichè essi propongono che il learning possa avvenire solamente nel modello dinamico inverso. Ottenuta poi \ddot{x}_b^r , essa entra all'interno del modello dinamico inverso dell'arto, e da questa accelerazione, con l'apporto dei segnali di feedback e feedforward viene generato il comando motorio u . L'uscita rappresenta la "traiettoria desiderata" sottoforma di accelerazione, ossia

è la spinta che devono generare i muscoli per muoversi in direzione del punto desiderato.

Un discorso a parte, bisogna fare per quanto riguarda la forza esterna F_e , essa potrebbe indicare una spinta che aiuta in certi casi l'accelerazione data su comando motorio a raggiungere meglio il target. Si può pensare che F_e , rappresentante un disturbo, o qualsivoglia dire, una perturbazione, possa avere un ruolo di sostegno per il soggetto che sta tracciando l'inseguimento del target (in contrasto con l'articolo di Reinkensmeyer [36], il quale non presupponeva una collaborazione tra arto e device). La forza esterna, può dunque essere distinta in due campi:

- F_e a favore: con il compito di suggerire la direzione dell'accelerazione e il comando motorio.
- F_e antagonista: con il compito di produrre un'amplificazione di u .

Con una forza esterna F_e a favore, il raggiungimento del target potrebbe essere facilitato, indicando di volta in volta al soggetto, la giusta accelerazione da dare al giunto per inseguire al meglio il target stesso. Se queste ipotesi fossero vere, si potrebbe supporre che il feedback audio \dot{x}_{ta} , presente nei test precedenti, abbia migliorato considerevolmente \ddot{x}_v^r , da qui si spiegherebbero infatti le migliori performance ottenute dai soggetti durante le sperimentazioni sui task di target tracking.

Tornando al modello, dopo che viene generata la forza F con l'attivazione muscolare, essa diviene l'input del modello dinamico diretto dell'arto, producendo l'accelerazione concreta \ddot{x}_b dell'arto. In questo punto agisce il controllo relativo al feedback: sulla base della propriocezione che stima una sua spinta \ddot{x}_b^* percepita, e sulla base dell'accelerazione \ddot{x}_b^r riferita a quella che il soggetto vorrebbe compiere (uscendo dal modello cinematico inverso del dispositivo), opera un'azione correttiva che si ripercuote sul comando motorio u .

3.2.1 Risultati dei test precedenti

Nei risultati ottenuti dai test relativi all'utilizzo della tavoletta grafica [7], si sono notati due aspetti:

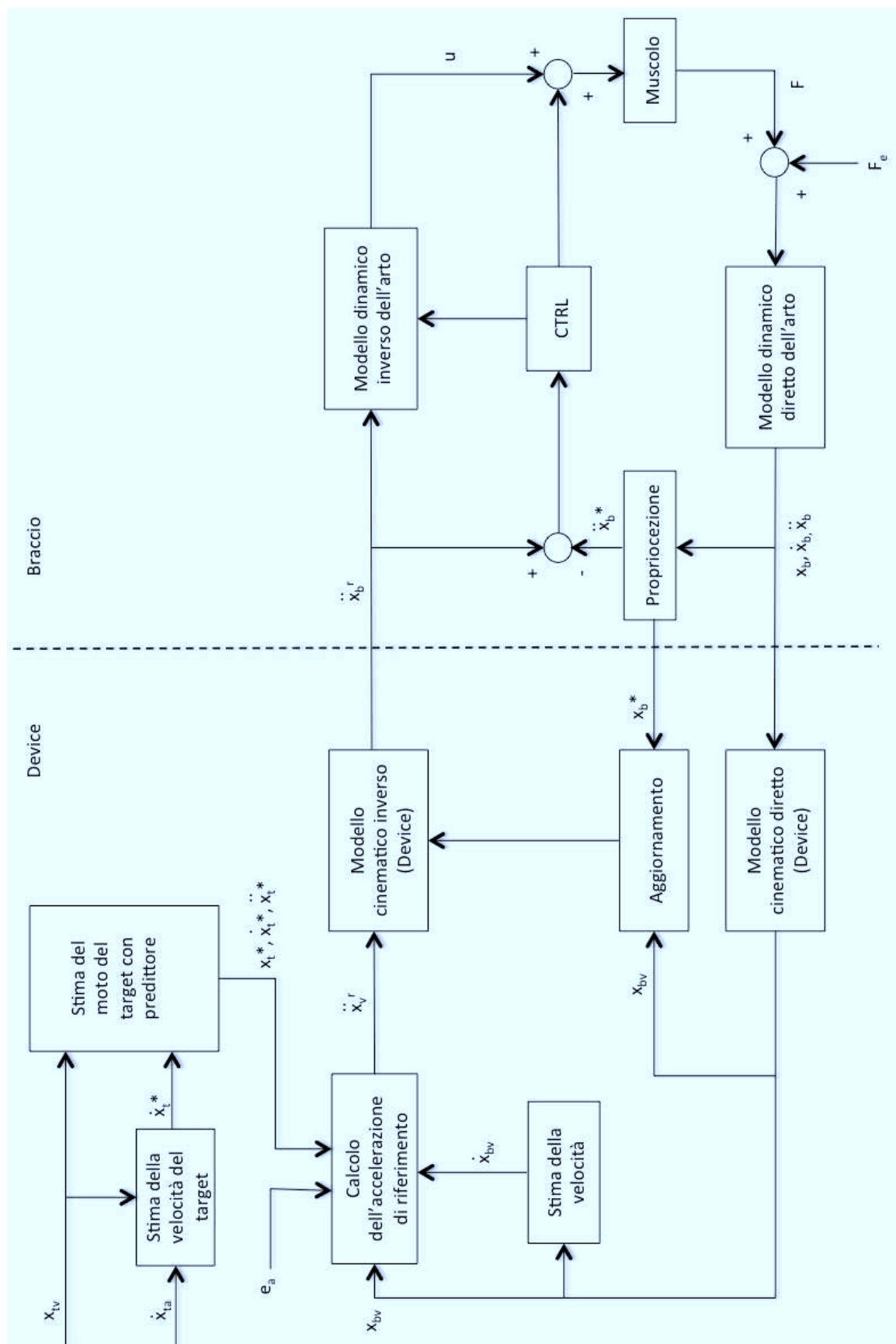


Figura 3.5: Modello di controllo proposto relativo al controllo sulla stima delle spinte.

- il primo, relativo al task-related feedback (ossia al feedback audio legato alla velocità del target), il quale ha aiutato in maniera significativa la riuscita dell'esercizio;
- il secondo, riferito al fatto che l'audio legato all'errore di posizione non ha prodotto alcun effetto, quindi o il soggetto non ne ha usufruito, oppure il detto errore ha avuto un'efficacia poco rilevante.

Avendo a disposizione un feedback di tipo audio che aiuta nell'esecuzione del task, nel modello sopra proposto, si potrebbe avere di conseguenza una migliore stima di \ddot{x}_t^* (componente di feedforward) che porterebbe a un netto miglioramento nell'inseguimento del target.

Nei risultati dei test tramite il joystick [8], si è registrato un adattamento che riguarda il modello cinematico del device. Facendo riferimento ai grafici della Fase Variabile (si ricorda che si sono confrontati NF-APER, NF-ATRV, NF-ATRJ, APER-ATRV, APER-ATRJ, ATRV-ATRJ) presentati in figura 1.21, si può effettivamente osservare dal grafico di emx , che il controllo viene fatto a monte del modello interno creato dai soggetti, operando dunque in coordinate cartesiane. Ricordando che in questa modalità era presente un alterazione visuomotoria (non presente nei test con la tavoletta grafica), si è visto che il gruppo ATRV, avente a disposizione il feedback audio relativo alla velocità del target da inseguire, ha avuto risultati migliori degli altri confermando quanto dedotto in precedenza. Si deduce inoltre, che il task-related dovrebbe essere relativo a quello che si vede (target e stima del suo moto) e non a quello che si fa (movimento del braccio utilizzante il device). Anche in questo caso, l'informazione relativa all'errore di posizione in presenza di un alterazione visuomotoria, non ha fatto altro che peggiorare le prestazioni. Le cause di tale peggioramento possono essere dovute al fatto che in questo esperimento, la componente proporzionale del controllo venga amplificata dal modello cinematico interno del device; una seconda ipotesi potrebbe riguardare invece l'informazione fornita, la quale interferirebbe con il processo di apprendimento relativo il modello cinematico inverso.

Dai grafici si è visto infatti che il gruppo APER, in termini di performance (emx), ha prodotto risultati negativi: l'ipotesi per cui possa essere successo, par-

lando relativamente al modello di figura 3.5, è che vi siano state delle correzioni maggiori nel calcolo di $(x_t^* - x_{bv})$, così che, una volta entrate in un modello cinematico approssimativo, hanno prodotto un'errore di movimento maggiore che ha influenzato non poco l'inseguimento del target. Il gruppo ATRV, dovrebbe quindi avere avuto minore correzione, aiutando di fatto il soggetto a rimanere vicino al target molto di più. Questo fatto si spiegherebbe tramite una miglior stima fatta per l'accelerazione \ddot{x}_t^* , la quale si pensa essere la componente più rilevante e preponderante della formula relativa a \ddot{x}_v^r . La componente di feedforward quindi, gioca un ruolo chiave nel calcolo di \ddot{x}_v^r . Per approfondire questa ipotesi sarebbe interessante, studiare la direzione dell'errore osservando i tracciati riguardanti gli esperimenti precedenti, in questo modo si potrebbero capire eventuali situazioni di anticipo o di ritardo legate al cambiamento della scala.

3.2.2 Influenza dei task sul modello

In letteratura vengono presentati diversi tipi di task, al fine di proporre degli esercizi utili che possano aiutare un paziente, durante la fase riabilitativa. A seconda dei differenti task che un soggetto può eseguire, si capisce come le dinamiche che li caratterizzano, influiscono nel modello presentato.

La maggior parte dei modelli utilizza dei campi di forza per introdurre alcune perturbazioni. Esse, sottoforma di una forza esterna F_e , possono stimolare il paziente a reagire durante una performance, e da come si nota in figura 3.5, il blocco principale che viene ad essere chiamato in causa è il blocco di controllo (CTRL). Quest'ultimo si attiva e lavora per aggiornare e modificare il modello dinamico inverso dell'arto tramite cui avviene una parte dell'apprendimento.

Altro tipo di test, sono quelli che usano una variazione di scala come quella menzionata nel Joystick Test. Nel modello di controllo interno, il blocco che potrebbe essere adibito a tali modificazioni è quello relativo al modello cinematico diretto del device. Qui infatti, si ha un aggiornamento di tale modello cinematico che rende possibile il learning riferito al modello cinematico inverso del device.

Un tipo di test frequente riscontrato in diverse pubblicazioni, ha riguardato l'utilizzo del feedback visivo, il quale molte volte è venuto a mancare. Sono stati diversi i test nei quali si effettuava l'esercizio al buio, chiedendo ai soggetti di

localizzare la propria mano in un task di reaching. In questi casi, durante il calcolo dell'accelerazione \ddot{x}_v^r , la componente relativa al feedback (composta da errore di posizione e di velocità) viene meno. Il calcolo di tale accelerazione avviene quindi con il solo apporto della stima fatta per l'accelerazione del target \ddot{x}_t^* .

In assenza di gravi patologie, un paziente potrebbe sostenere una fase riabilitativa che non necessiti dell'uso del device. In questa casistica, il modello relativo al controllo basato sulla stima dell'accelerazione, comporterebbe l'eliminazione della parte inerente il dispositivo. Logicamente il soggetto avrebbe quindi a disposizione la sola parte comprendente i modelli dinamici dell'arto.

Come ultimo punto di riflessione, si pone l'attenzione sull'errore relativo alla posizione, che si è visto essere poco d'aiuto nelle sperimentazioni citate. Quando si fornisce tale errore, si pensa che esso operi nella parte del modello iniziale, ipotizzando che entri direttamente nel blocco dove avviene il calcolo dell'accelerazioni di riferimento.

3.2.3 Possibile utilizzo di una learning rule

Durante lo sviluppo degli schemi di controllo sopra esposti, ci si è chiesti più volte se fosse possibile inserire una learning rule [36], basata sul fatto che l'apprendimento possa essere generalmente modellato come un processo nel quale il sistema motorio minimizza una funzione di costo. Quest'ultima risulta essere uguale alla somma pesata di errori cinematici e sforzo. L'apprendimento dinamico quindi, attraverso questo processo di minimizzazione, viene ad essere rappresentato come un'equazione lineare auto-regressiva. Nel nostro caso si è ipotizzato che, detta learning rule possa essere inserita con meccanismi diversi nei modelli proposti.

Quello che è sembrato più immediato, è stato l'inserimento di una learning rule, simile a quella utilizzata da Emken e Reinkensmeyer, nel punto indicato in figura 3.6. Il blocco denominato "Learning Rule" ha come ingressi l'errore e la copia efferente del comando motorio, mentre l'uscita va a sommarsi al comando neuromotorio tramite una giunzione sommanente. Operando in maniera del tutto simile a come spiegato nel capitolo 2, essa suggerisce che il controller può essere visto come la formulazione di un comando motorio necessario ad anticipare il campo di forza, in quanto incrementa il comando motorio stesso in proporzione

all'errore precedente, nella direzione che riduce l'errore stesso. Il controller, tuttavia, cerca di ridurre i comandi motori quando l'errore è piccolo e ciò è dovuto al fatto che per il fattore f vale $0 < f < 1$, esso rappresenta così un controller basato sull'errore tramite forgetting factor. Nel nostro caso, se l'accelerazione è dovuta al robot che spinge, un paziente dovrebbe dare solamente la spinta necessaria in eccesso o in difetto. Quando $f = 1$ la learning rule fa passare tutta la forza, mentre basandosi sulla memoria di cui dispone, nel momento in cui f cala, la forza data decresce ad ogni passo. In questo meccanismo, vi sono una serie di cicli di controllo realizzati con $e = 0$ nei quali il soggetto tende a ridurre lo sforzo, pensando infatti all'esecuzione di un esercizio di target tracking o di reaching, se ci si trova in traiettoria si tende a "mollare" la presa e ad adagiarsi per qualche istante. Nell'attimo in cui, e diventa maggiore di 0, si dovrebbe avere un ripristino del fattore tramite la formula di learning. Per constatarne l'efficacia, si propone come lavoro futuro, di sperimentare qualche esercizio che possa avvallare l'idea menzionata.

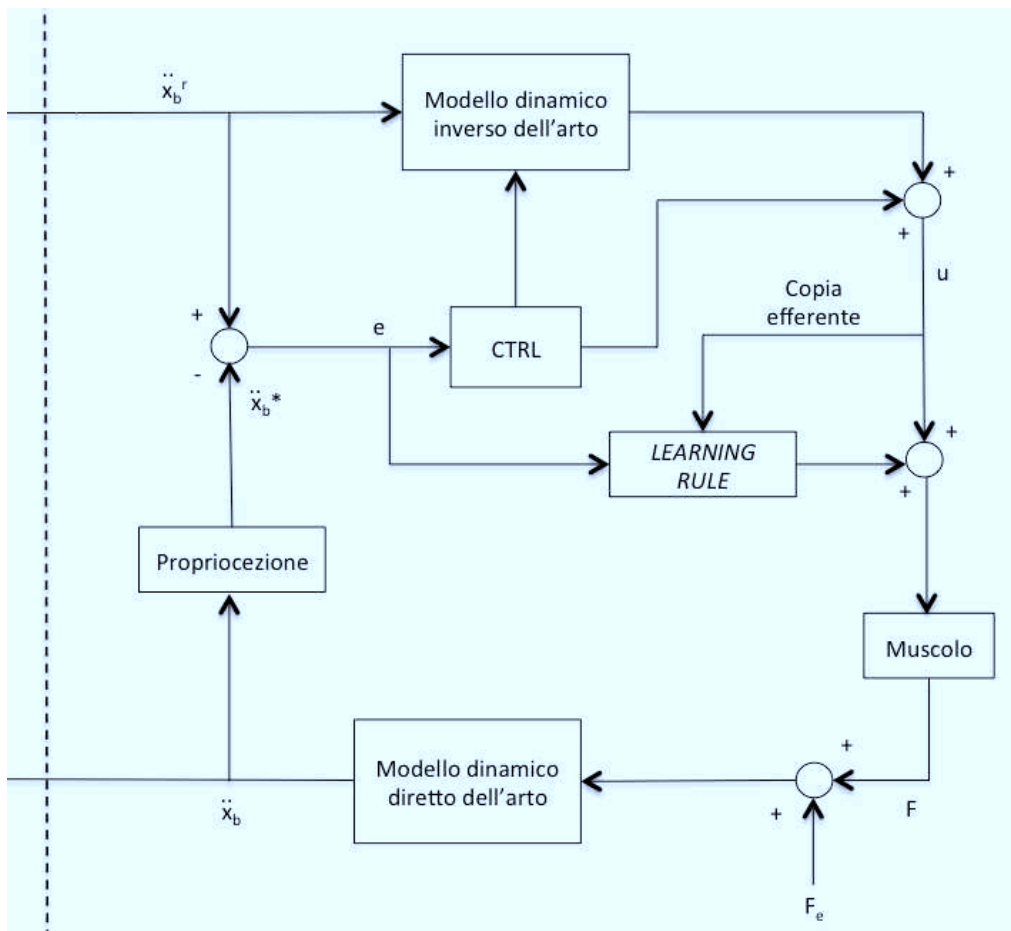


Figura 3.6: Possibile utilizzo di una Learning Rule all'interno del modello proposto.

Conclusioni

I risultati ottenuti dai test precedenti sono stati ben interpretati relativamente ai modelli di controllo che sono stati proposti. Essi hanno fornito una spiegazione plausibile del perchè, il feedback audio relativo alla velocità del target che rappresenta un'informazione non valutabile precisamente attraverso il solo canale visivo, sia stato d'aiuto durante l'esecuzione dei task.

Lo studio ha fatto chiarezza riguardo le specifiche dei modelli di controllo, presentando alcune varianti e alcuni schemi che hanno aiutato a capire in maniera migliore come funziona il meccanismo di apprendimento motorio. Si è inoltre investigato sugli effetti che il feedforward potrebbe portare nell'esecuzione di alcuni movimenti riabilitativi da parte dei pazienti, osservando come possa giocare un ruolo determinante qualora il controllo avvenisse sulla base di un'accelerazione stimata.

Per i progetti futuri, sarebbe interessante sviluppare nuovi task che permettano di verificare tali modelli di controllo, continuando ad utilizzare il feedback video che si è visto essere un ottimo strumento in sede di riabilitazione; si potrebbe inoltre ideare una learning rule inserendola nel contesto del controllo come suggerito. Estendendo i test a soggetti malati, si potrebbe capire se i feedback dei quali si è parlato, e i modelli introdotti, siano davvero idee efficaci sulle quali intervenire per un migliore e più pronto recupero della capacità motoria.

Bibliografia

- [1] G. Rosati, “The place of robotics in post-stroke rehabilitation,” *Expert Review of Medical Devices*, vol. 7, no. 6, pp. 753–758, 2010.
- [2] W. S. Harwin, J. L. Patton, and V. R. Edgerton, “Challenges and opportunities for robot-mediated neurorehabilitation,” *Proceedings of the IEEE, Special issue on medical robotics*, vol. 94, no. 9, pp. 1717–1726, 2006.
- [3] A. A. Timmermans, H. A. M. Seelen, R. D. Willmann, and H. Kingma, “Technology-assisted training of arm-hand skills in stroke: concepts on reacquisition of motor control and therapist guidelines for rehabilitation technology design,” *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 6, no. 1, 2009.
- [4] S. Masiero, E. Carraro, C. Ferraro, P. Gallina, A. Rossi, and G. Rosati, “Upper limb rehabilitation robotics after stroke: a perspective from the University of Padua, Italy,” *Journal of Rehabilitation Medicine*, vol. 41, no. 12, pp. 981–985, 2009.
- [5] D. J. Reinkensmeyer, J. A. Galvez, L. Marchal, E. T. Wolbrecht, and J. E. Bobrow, “Some key problems for robot-assisted movement therapy research: a perspective from the University of California,” in *Proceedings of the IEEE 10th Int. Conf. on Rehabilitation Robotics ICORR2007*, Noordwijk, The Netherlands, June 2007, pp. 1009–1015.
- [6] H. I. Krebs, B. Volpe, and N. Hogan, “A working model of stroke recovery from rehabilitation robotics practitioners,” *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation*, vol. 6, no. 6, 2009.

-
- [7] M. Battiston, “Studio dell’utilizzo del feedback uditivo nell’esecuzione di task motori,” Master’s thesis, 2010.
- [8] A. Marcato, “Studio del ruolo del feedback sonoro nel controllo motorio e nell’apprendimento di task motori,” Master’s thesis, 2011.
- [9] M. Kawato, K. Furuwaka, and R. Suzuki, “Hierarchical neural-network model,” *Biological Cybernetics*, 1987.
- [10] M. Kawato, “Internal models for motor control and trajectory planning,” 1999.
- [11] R. Shadmehr and J. Izawa, “Learning from sensory and reward prediction errors during motor adaptation,” *PLOS Computational Biology*, 2011.
- [12] M. I. Jordan and D. E. Rumelhart, “Forward models: Supervised learning with a distal teacher,” *Cognitive Science*, vol. 16, pp. 307–354, 1992.
- [13] C. G. Atkeson, “Learning arm kinematics and dynamics,” *Annual Review of Neuroscience*, vol. 12, pp. 157–183, 1989.
- [14] J. J. Craig, “Introduction to robotics,” 1986.
- [15] F. Lacquaniti, N. A. Borghese, and M. Carozzo, “Internal models of limb geometry in the control of hand compliance,” *Journal of Neuroscience*, vol. 12, pp. 1750–1762, 1992.
- [16] R. W. Sperry, “Neural basis of the spontaneous optokinetic response produced by visual invasion,” *Journal of Comparative Physiology and Psychology*, vol. 43, pp. 482–489, 1950.
- [17] L. Festinger and L. K. Cannon, “Information about spatial location based on knowledge about efference,” *Physiological Review*, vol. 72, pp. 705–384, 1965.
- [18] J. A. S. Kelso, “Planning and efferent components in the coding movement,” *Journal of Motor Behaviour*, vol. 77, pp. 155–158, 1977.

- [19] D. A. Robinson, J. L. Gordon, and S. E. Gordon, "A model of the smooth pursuit eye movement system," *Biological Cybernetics*, vol. 55, no. 43-57, 1986.
- [20] J. Rothwell, M. M. Traub, B. L. Day, J. A. Obeso, P. K. Thomas, and C. D. Marsden, "Manual motor performance in a deafferented man," *Brain*, no. 105, pp. 515–542, 1982.
- [21] F. W. J. Cody, M. P. Schwartz, and G. P. Smith, "Proprioceptive guidance of human voluntary wrist movements studied using muscle vibration," *Journal of Physiology*, no. 427, pp. 455–470, 1990.
- [22] C. Ghez, J. L. Gordon, and M. F. Ghilardi, "Impairments of reaching movements in patients without proprioception," *J Neurophysiol*, 1995.
- [23] R. C. Miall, P. N. Haggard, and J. D. Cole, "Evidence of a limited visuomotor memory used in programming wrist movements," *Exp Brain Res*, no. 107, pp. 267–280, 1996.
- [24] R. L. Sainsburg, M. F. Ghilardi, H. Poizner, and C. Ghez, "Control of limb dynamics in normal subjects and patients without proprioception," *J Neurophysiol*, no. 73, pp. 820–835, 1995.
- [25] G. C. Goodwin and K. S. Sin, "Adaptive filtering prediction and control," 1984.
- [26] M. A. Abidi and R. C. Gonzalez, "Data fusion in robotics and machine intelligence." San Diego: Academic Press, 1992.
- [27] R. E. Kalman and R. S. Bucy, "New results in linear filtering prediction," *Journal of basic engineering (ASME)*, 1961.
- [28] D. L. Kleinman, D. Baron, and W. H. Levinson, "A control theoretic approach to manned-vehicle systems analysis," *IEEE Transactions Automatic Control*, pp. 824–832, 1971.
- [29] P. N. Haggard and A. Wing, "Coordinate responses following mechanical perturbation of the arm during prehension," *Exp Brain Res*, 1995.

-
- [30] C. E. Garcia, D. M. Preit, and M. Morari, "Model predictive control," *Automatica*, no. 25, pp. 335–348, 1989.
- [31] D. J. Weir, R. C. Miall, and J. F. Stein, "Cues and control strategies in a visuo-motor tracking task," *Journal of Motor Behaviour*, no. 21, pp. 185–204, 1989.
- [32] C. Hall, E. Buckolz, and G. J. Fishbourne, "Imagery and the acquisition of motor skills," *Canadian Journal of Sports Science*, vol. 17, pp. 19–27.
- [33] G. Yue and K. J. Cole, "Strength increases from the motor program: comparison of training with maximal voluntary and imagined muscle contractions," *J Neurophysiol*, vol. 67, pp. 1114–1123, 1992.
- [34] T. Wang, "Control force change due to adaptation of forward model in human motor control," 2000.
- [35] T. Wang and R. Shadmehr, "Learning the dynamics of reaching movements results in the modification of arm impedance and long-latency perturbation responses," *Biological Cybernetics*, 2001.
- [36] J. L. Emken, R. Benitez, A. Sideris, J. E. Bobrow, and D. J. Reinkensmeyer, "Motor adaptation as a greedy optimization of error and effort," *J Neurophysiol*, 2007.
- [37] R. Shadmehr and J. W. Krakauer, "A computational neuroanatomy for motor control," *Exp Brain Res*, no. 21, pp. 360–381, 2008.
- [38] E. Todorov, "Stochastic optimal control and estimation methods adapted to the noise characteristics of the sensorimotor system," *Neural Computation*, vol. 17, no. 5, pp. 1084–1108, 2005.
- [39] M. J. Wagner and M. A. Smith, "Shared internal models for feedforward and feedback control," *The Journal of Neuroscience*, vol. 28, no. 42, pp. 10 663–10 673, October 2008.

-
- [40] K. A. Thoroughman and R. Shadmehr, “Electromyographic correlates of learning an internal model of reaching movements,” *The Journal of Neuroscience*, vol. 19, no. 19, pp. 8573–8588, 1999.
- [41] N. Bhushan and R. Shadmehr, “Computational nature of human adaptive control during learning of reaching movements in force fields,” *Biological Cybernetics*, vol. 81, pp. 39–60, January 1999.
- [42] E. Burdet, S. H. Zhou, D. Oetomo, and I. Mareels, “Modelling of human motor control in an unstable task through operational space formulation,” in *Int. Conf. Control, Automation, Robotics and Vision*, Singapore, December 2010.
- [43] Z. Ghahramani, D. M. Wolpert, and M. I. Jordan, “Computational models of sensorymotor integration,” *Self-Organization, Computational Maps and Motor Control*, pp. 117–147, 1997.
- [44] N. Synofzik, P. Thier, and A. Linder, “Internalizing agency of self-action: perception of one’s own hand movements depends on an adaptable prediction about the sensory action outcome,” *J Neurophysiol*, no. 96, pp. 1592–1601, 2006.
- [45] M. Synofzik, P. Thier, and A. Linder, “The cerebellum updates predictions about the visual consequences of one’s behavior,” *Curr Biol*, vol. 18, pp. 814–818.
- [46] R. J. Baddeley, H. A. Ingram, and R. C. Miall, “System identification applied to a visuomotor task: near-optimal human performance in a noisy changing task.” *Journal of Neuroscience*, no. 23, pp. 3066–3075, 2003.
- [47] K. Kording, R. Shadmehr, and J. B. Tenenbaum, “The dynamics of memory as a consequence of optimal adaptation to a changing body,” *Nat Neurosci*, no. 10, pp. 779–786, 2007.
- [48] M. Berniker and K. Kording, “Estimating the sources of motor errors for adaptation and generalization,” *Nat Neurosci*, vol. 11, pp. 1454–1461.

- [49] G. C. Sing, W. M. Joiner, T. Nanayakkara, J. B. Brayanov, and M. A. Smith, “Primitives for motor adaptation reflect correlated neural tuning to position and velocity,” *Neuron*, vol. 64, pp. 575–589, 2009.
- [50] R. J. van Beers, “Motor learning is optimally tuned to properties of motor noise,” *Neuron*, vol. 63, pp. 406–417, 2009.
- [51] J. Trommershauser, L. T. Maloney, and M. S. Landy, “Decision making, movement planning and statistical decision theory,” *Trends Cogn Sci*, no. 12, pp. 291–297, 2008.
- [52] M. J. Frank, B. B. Doll, J. Oas-Terpstra, and F. Moreno, “Prefrontal and striatal dopaminergic genes predict individual differences in exploration and exploitation,” *Nat Neurosci*, no. 12, pp. 1062–1068, 2009.
- [53] T. Schonberg, N. D. Daw, D. Joel, and J. P. O’Doherty, “Reinforcement learning signals in the human striatum distinguish learners from nonlearners during reward-based decision making,” *Journal of Neuroscience*, no. 27, pp. 12 860–12 867, 2007.
- [54] M. Kawato and H. Gomi, “A computational model of four regions of the cerebellum based on feedback-error learning,” *Biological Cybernetics*, no. 68, pp. 95–103, 1992.
- [55] K. A. Thoroughman and R. Shadmehr, “Learning of action through adaptive combination of motor primitives,” *Nature*, no. 407, pp. 742–747, 2000.
- [56] M. A. Smith, R. Shadmehr, and A. Ghazizadeh, “Interacting adaptive processes with different timescales underlie short-term motor learning,” *PLOS Computational Biology*, 2006.