

POLITECNICO DI MILANO

Facoltà di Ingegneria dei Sistemi

Corso di Laurea Specialistica in Ingegneria Biomedica



**CONFRONTO METODOLOGICO PER L'ESTRAZIONE DI
INDICI DA TRACCIATI ELETTROENCEFALOGRAFICI PER LA
VALUTAZIONE DELL'ADATTAMENTO MOTORIO**

Relatore: Prof.ssa Anna Maria Bianchi

Correlatore: Ing. Erika Molteni

Tesi di Laurea di:

Massimo Ferrari

Matricola:

735164

Anno Accademico 2009/2010

INDICE

SOMMARIO	6
SUMMARY	9
ADATTAMENTO MOTORIO	12
1.1- DEFINIZIONE	12
1.2 - ELETTROENCEFALOGRAFIA DELL'ADATTAMENTO MOTORIO	17
1.2.1- INTRODUZIONE	17
1.2.2- EVIDENZE MOTORIE NEL TRACCIATO EEG	17
1.2.2.1- INFORMAZIONI SPAZIO-TEMPORALI	17
1.2.2.2- SEQUENZE DELL' APPRENDIMENTO MOTORIO	21
1.2.2.3- ANALISI DEL TRACCIATO EEG PER LO STUDIO DEL'APPRENDIMENTO MOTORIO	24
1.3 - CINEMATICA DELL'ADATTAMENTO MOTORIO	25
1.3.1- MOVIMENTO DI POINTING	26
1.4 – ANALISI DELLE PERFORMANCE MOTORIE	27
MODELLIZZAZIONE DELL'ADATTAMENTO MOTORIO	29
2.1-INTRODUZIONE	29
2.2-PARAMETRI DELL'ADATTAMENTO	30
2.3 - MODELLI DINAMICI	31
2.3.1-MODELLI A SINGOLO STATO	32
2.3.2- MODELLI A DOPPIO STATO	40
2.3.3 - CONFRONTO DELLE PERFORMANCE	42
2.4 - MODELLI BAYESIANI	50
2.4.1- STATISTICA BAYESIANA	50
2.4.1.1 - DESCRIZIONE MATEMATICA	52
2.4.2 - TEORIA DECISIONALE	59
2.4.3 – MODELLI	60
2.5 – CONCLUSIONE	62
DESCRIZIONE METODOLOGICA	64
3.1 – PROPRIETA' DEL PROTOCOLLO	64
3.2 – TRATTAZIONI MATEMATICHE	65
3.2.1 – TRASFORMATTA DI HILBERT-HUANG	65
3.2.1.1- ANALISI SPETTRALE DI HILBERT	66
3.2.1.2 – EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION (EMD)	67
3.2.1.3- OSSERVAZIONI SUL METODO	72
3.2.2- TRATTAZIONE MATEMATICA DELL'ANALISI DELLE COMPONENTI INDIPENDENTI (ICA)	74
3.2.3 –MAPPE TEMPO-FREQUENZA	76
MATERIALI E METODI	77
4.1-PROTOCOLLO	77
4.2- MONTAGGIO EEG/EMG	81
4.3- POSIZIONAMENTO DEI MARKER	84
4.3.1- LOCALIZZAZIONE ANATOMICA DEI MARKER	85

4.3.2 – MISURE ANTROPOMETRICHE	87
4.3.3- CALIBRAZIONE DEL SISTEMA OPTOELETTRONICO	88
4.4- IMPLEMENTAZIONE DEGLI ALGORITMI DI ELABORAZIONE	89
4.4.1- PRE-ELABORAZIONE DEL SEGNALE	89
4.4.2– ESTRAZIONE DELLE EPOCHE	91
4.4.3- ALGORITMO DELL'ERD/ERS	92
4.4.4 –ALGORITMO BASATO SULLA TRASFORMATA DI HILBERT-HUANG	93
4.5 – PRESENTAZIONE INDICI	97
4.5.1 – INDICI NEURONALI	98
4.5.2 – INDICI CINEMATICI	99
4.5.3 – INDICI MOTORI	101
4.6- RECLUTAMENTO SOGGETTI	102
RISULTATI	103
5.1- INTRODUZIONE	103
5.2- PIANIFICAZIONE MOTORIA	104
5.2.1- SCELTA DELLA FREQUENZA CENTRALE	106
5.2.2 – CONFRONTO TRA METODI	107
5.3 - ESECUZIONE DEL MOVIMENTO	113
5.3.1 –CONFRONTO TRA METODI	116
5.4- INDICI NEURO-MOTORI	124
5.4.1- VALORI DEGLI INDICI	124
5.4.1.1- INDICI NEURONALI	124
5.4.1.2 – INDICI CINEMATICI	141
5.4.1.3- INDICI MOTORI	146
5.5 – CORRELAZIONI	148
5.5.1 – CORRELAZIONE ERD/ERS – HILBERT-HUANG	149
5.5.2- CORRELAZIONE INDICI NEURONALI/MOTORI/CINEMATICI	149
5.5.2.1 – CORRELAZIONE CON INDICI NEURONALI ERD/ERS	150
5.5.2.2- CORRELAZIONE CON INDICI NEURONALI HHT	151
DISCUSSIONE DEI RISULTATI	153
6.1 – INTRODUZIONE	153
6.2- DISCUSSIONE	153
6.2.1 – ATTIVITA' NEURONALE DURANTE L'ADATTAMENTO MOTORIO	154
6.2.2 – CONFRONTO TRA METODI	158
6.2.3 – INTEGRAZIONE INDICI NEURO – MOTORI	161
CONCLUSIONI	164
7.1- SVILUPPI FUTURI	165
BIBLIOGRAFIA	167
APPENDICE A	174
RISULTATI DEL PRE-STUDIO	174
PIANIFICAZIONE MOTORIA	174
ESECUZIONE DEL MOVIMENTO	177

INDICI NEURO-MOTORI	179
ALLEGATO 1	183
ALLEGATO 2	188
ALLEGATO 3	192

SOMMARIO

Scopo di questo studio risulta essere l'implementazione di un protocollo per la valutazione multifattoriale dei diversi processi coinvolti durante l'apprendimento motorio (pianificazione motoria, esecuzione del movimento, correzione, ...). L'attenzione viene posta sul problema dell'adattamento motorio, fenomeno che si instaura quando viene richiesto l'apprendimento parziale (ma non completo) di una nuova strategia motoria. L'adattamento motorio viene infatti definito come una modalità di apprendimento nella quale i comandi motori si alterano per compensare i disturbi presenti nell'ambiente esterno. Il protocollo che si intende implementare, per essere considerato un protocollo di adattamento motorio, deve quindi soddisfare le caratteristiche appena descritte per il fenomeno studiato. Poiché risulta evidente come l'esecuzione di un gesto motorio volontario è il risultato di complessi processi che coinvolgono, contemporaneamente o separatamente, l'intero sistema neuro-muscolo-scheletrico, in questo studio vengono sfruttate le potenzialità dell'analisi combinata delle tecniche elettroencefalografiche e dell'analisi del movimento per la ricerca di possibili relazioni tra l'attività del sistema nervoso centrale e di quello muscolo-scheletrico. I cambiamenti dell'attività oscillatoria cerebrale e della cinematica motoria legati all'adattamento vengono rilevati durante una sequenza di compiti di pointing, eseguiti utilizzando l'arto superiore, guidata dalla comparsa di stimoli visivi e dal segnale di feedback inviato al termine di ogni ripetizione del movimento. L'esercizio di pointing viene scelto poiché si tratta di un gesto motorio estremamente semplice da eseguire, studiato approfonditamente in letteratura e di cui si conosce in maniera estremamente dettagliata la cinematica. Per quanto detto finora il protocollo implementato non può ancora essere considerato un protocollo di adattamento motorio, esso infatti non prevede la perturbazione dell'ambiente esterno. Tale caratteristica, fondamentale per l'instaurarsi dell'adattamento, viene soddisfatta attraverso l'aggiunta di bande elastiche aventi proprietà visco-elastiche differenti tra loro. Si viene perciò a creare un campo di forza, avente ampiezza dipendente dalla banda elastica utilizzata che, opponendosi al movimento, modifica le condizioni al contorno nel quale il soggetto sottoposto al test deve eseguire il movimento. In questo lavoro viene analizzata principalmente l'attività della popolazione neuronale ed i suoi cambiamenti

dipendenti dall'adattamento attraverso l'analisi del tracciato elettroencefalografico. I ritmi indagati in questa analisi sono il ritmo alfa e il ritmo beta. Sfruttando le caratteristiche del protocollo di studio, il processo di pianificazione motoria e quello di esecuzione del movimento sono facilmente indagabili separatamente. Per analizzare i cambiamenti dell'attività neuronale adattamento-dipendenti vengono quindi implementati due differenti metodi di elaborazione del segnale: il metodo dell'ERD/ERS, ad oggi considerato come standard, ed un metodo sperimentale basato sulla trasformata di Hilbert-Huang. Il metodo dell'ERD/ERS, molto noto in letteratura ed applicato in diversi studi, viene utilizzato come test per accertare la rilevazione delle evidenze attese, ovvero per assicurare l'effettivo instaurarsi dell'adattamento motorio. Il secondo metodo viene invece proposto allo scopo di rilevare le medesime evidenze evidenziate dal metodo dell'ERD/ERS e di introdurre conoscenza aggiuntiva. Il metodo dell'ERD/ERS analizza le modificazioni dell'attività della popolazione neurale attraverso lo studio dei cambiamenti della potenza del segnale elaborato, ed è quindi classificato quale metodo mono-parametrico. Il secondo metodo, si basa sulle proprietà della trasformata di Hilbert-Huang e, attraverso i suoi valori d'uscita, vale a dire ampiezza istantanea e frequenza istantanea, analizza i cambiamenti di potenza e di frequenza del segnale elaborato, ed è quindi classificabile come metodo bi-parametrico. Lo scopo del lavoro consiste quindi nel confrontare quantitativamente i risultati estrapolati da entrambi i metodi di elaborazione, e attraverso un'analisi critica degli stessi, valutare la bontà e l'effettiva utilità del nuovo algoritmo proposto, nel descrivere il fenomeno dell'adattamento motorio. L'analisi dei risultati indica una corrispondenza di entrambi i metodi nella descrizione macroscopica degli eventi rilevati ed i relativi cambiamenti adattamento-dipendenti. Gli eventi macroscopici rilevati durante l'elaborazione dei diversi processi dell'adattamento sono stati: desincronizzazione in banda alfa (ERD_{alfa}) durante la fase di pianificazione, desincronizzazione in banda beta (ERD) durante la fase di esecuzione del movimento e sincronizzazione in banda beta (ERS_{beta}) terminato il movimento. L'introduzione dell'informazione della variazione di frequenza del segnale analizzato, legata ai valori della frequenza istantanea calcolati durante l'elaborazione, permette di introdurre la conoscenza dei cambiamenti di frequenza, associati all'evento che si intende studiare, nel

tempo. Diventa perciò possibile studiare le variazioni di frequenza al procedere dell'adattamento. Prima dell'applicazione della trasformata di Hilbert-Huang a segnali elettroencefalografici, tale informazione poteva essere ricavata solo qualitativamente dalla mappe tempo-frequenza, senza però riuscire ad indagare le variazioni instauratesi al procedere dell'adattamento. Nonostante non siano ancora state delucidate approfonditamente le basi biologiche sottostanti tali variazioni di frequenza, l'introduzione di questa nuova conoscenza porta un'aggiunta informativa talmente importante da farci propendere nell'indicare il metodo basato sulla trasformata di Hilbert-Huang quale metodo di riferimento per indagini di adattamento motorio, a discapito del metodo dell'ERD/ERS, nonostante l'incremento non trascurabile degli oneri computazionali richiesti durante l'elaborazione.

Tornando ad analizzare il fenomeno dell'adattamento motorio quale fenomeno multifattoriale, sono stati individuati parametri neuronali, cinematici e motori, in grado di descrivere con sufficiente accuratezza i cambiamenti rilevati durante lo studio. Tutte le classi individuate sono composte da indici mono-dimensionali, i quali certamente non hanno la capacità descrittiva utile per analizzare un fenomeno così complesso. Nello studio viene perciò identificato un gruppo di possibili indici neuro-motori, e quindi bi-dimensionali, che vengono proposti come possibili indicatori di adattamento. Vengono inoltre studiate le variazioni di tali parametri al procedere dell'adattamento, rilevando una relazione di tipo logaritmico per la maggior parte di essi.

I risultati ottenuti suggeriscono che il protocollo implementato in questo lavoro che ha la finalità di studiare e descrivere l'adattamento motorio:

- Sia in grado di rilevare i cambiamenti dell'attività cerebrale in banda alfa e in banda beta. Tali cambiamenti vengono descritti attraverso due parametri: potenza e frequenza.
- È sensibile alle alterazioni cinematiche.
- Permette una valutazione quantitativa delle performance espresse sia per il risultato finale del movimento che per i pattern motori attivati durante l'esecuzione del gesto.

SUMMARY

The aim of this work is to design a protocol for the multi-factorial assessment of the different sub-functions Motor Learning (ML) involves (e.g. planning, execution, correction, ...). Attention is focused onto the issue of Motor Adaptation (MA), which occurs when a partial (but not complete) learning of a new motor strategy is needed. Indeed, motor adaptation is defined as the type of learning in which motor commands are altered to compensate for disturbances in the external environment. We want to design a protocol able to study adaptation-related changes, so it has to satisfy all the characteristics of motor adaptation introduced before. The execution of a voluntary motor movement is a complex integration of processes that involve the neuro-musculo-skeletal system. We exploit the potentialities of the combined use of electroencephalographic and motion analysis techniques to find possible relation between the activity of the central nervous system and the musculo-skeletal one. The adaptation-related changes in oscillatory brain activity and movement kinematics are monitored during a visually-guided, feedback controlled, sequence of pointing task executed using the upper limb. The pointing task is selected because it is a simple task, easily to perform, well-learned in literature and its kinematic characteristics are known. The protocol's characteristics introduced above are not enough for an adaptation protocol. To be a protocol able to describe changes related to the adaptation, environmental conditions have to be altered. This goal is achieved using an elastic band that change the force field into which movements are executed. Bands with different visco-elasticity coefficients are employed in order to reiterate the adaptation request. The main part of this study consist into the analysis of neural population's activity and its adaptation-related changes using electroencephalographic analysis techniques. Alpha and beta bands are investigated. We exploit protocol's characteristics for studying processes of planning and execution separately. In order to investigate adaptation-related changes in neural activity we have designed two different signal-processing methods: ERD/ERS method, and Hilbert-Huang method. The first one is considered as a standard, it's well known in literature and it is applied in many studies, while the second one is an experimental method based on the properties of the Hilbert-Huang transform. The

ERD/ERS method is implemented for checking the presence of expected evidences related to adaptation, while the second method is designed for checking the same evidences checked with ERD/ERS method, and for introducing new information. ERD/ERS method analyzes neuronal activity changes through the study of signal's power, and so we can classify it as a mono-parametric method. The second method is based on the properties of Hilbert-Huang transform and, using its output values like instantaneous amplitude and instantaneous frequency, it analyzes power and frequency changes of the processed signal, so we can classify it as a bi-parametric method. The aim of this part of work is to compare, not only qualitatively but also numerically, results taken out from both the processing methods presented. Using a critical analysis we also want to evaluate both of them describing adaptation phenomena. In conclusion we want to know if the new method is good enough to achieve our goal or not and if the information it has added is really physically meaningful. Output analysis disclose a correspondence between the two methods describing mean events that are detected and their adaptation-related changes. These events, detected by processing the different processes involve in motor adaptation, are: (i) desynchronization in alpha band (ERD α) during planning phase, (ii) desynchronization in beta band (ERD β) during execution phase and (iii) synchronization in beta band during post-movement phase. The new information added by Hilbert-Huang method, that is related with values of the instantaneous frequency, permit us to introduce knowledge about event-related frequency changes of the analyzed signal over the time. With this news introduced above become possible studying frequency changes proceeding with the adaptation protocol. Before the application of Hilbert-Huang transform to analyze electroencephalographic signals, this information had been arisen just observing time-frequency maps, but no information about adaptation-related changes can be found. However biological bases of this frequency changes aren't well elucidated, this information improve our knowledge about processes motor adaptation involves, so we suggest to use the method based on the Hilbert-Huang transform as the standard one for motor adaptation studies despite the increase of computational work required during processing phase.

Coming back to the analysis of motor adaptation as a multi-factorial phenomena, we have identified many possible neuronal, motor and kinematic biomarkers that can describe with great precision the changes detected during the work. All the tree classes of biomarkers are composed by mono-dimensional indexes that cannot describe a complex phenomena like adaptation. In this work we identify a bunch of possible neuro-motor biomarkers which we propose as possible indicators of adaptation. These new indicators are bi-dimensional indexes and they can describe better than a mono-dimensional one the main characteristics of motor adaptation. Studying adaptation-related changes of these parameters we have detected a logarithmic relation between mostly of them. Our results suggest that the proposed protocol, that is designed for motor adaptation studies:

- Can discern modifications of brain activity in the alpha and beta frequency band. These changes can be described using two parameters: the power and the frequency of the processed signal.
- Is sensible to kinematic alterations.
- Allows a quantitative evaluation of performance in terms of both final result and motor patterns activated during movement execution.

CAPITOLO 1

ADATTAMENTO MOTORIO

In questo primo capitolo verrà introdotta la definizione dell'adattamento motorio e delle sue caratteristiche temporali. Come risulterà evidente procedendo nella lettura, l'adattamento non può essere considerato un fenomeno omogeneo, ma anzi in questo studio verrà proposta una visione eterogenea dei processi osservabili durante lo sviluppo di questo complesso fenomeno. Trattandosi di uno studio multi-fattoriale verranno richiamate conoscenze ricavate dall'analisi cinematica dell'arto superiore, dall'analisi delle performance motorie, nonché dall'analisi dell'attività neuronale. Verranno trattate le basi biologiche ad oggi note, ed il loro sviluppo nel tempo, sottostanti i cambiamenti associabili all'instaurarsi del fenomeno dell'adattamento motorio, con particolare attenzione rispetto alle strutture cerebrali attive nelle diverse fasi individuabili durante lo sviluppo di tale fenomeno, e le loro relative funzioni. Questo lavoro sarà focalizzato sull'estrazione di informazione dal tracciato elettroencefalografico, del quale verranno descritte nei primi paragrafi, le principali caratteristiche, e le informazioni biologiche che possono essere individuate in tale segnale.

1.1- DEFINIZIONE

Le capacità motorie dell'essere umano, come facilmente osservabile, non sono rigide ed invarianti, ma si modificano e generalmente migliorano e si evolvono avendo un triplice obiettivo (Schmidt et al.), ovvero quello di generare un movimento avente:

1. Massima probabilità di raggiungere l'obiettivo programmato
2. Minimo costo energetico
3. Minor tempo di esecuzione

Un processo che si evolve verso il raggiungimento di tutti e tre questi obiettivi è definito apprendimento motorio. Per apprendimento motorio si intende infatti l'acquisizione quasi-permanente di nuove abilità attraverso la pratica e l'esperienza (Schmidt et al. 2001), ovvero la capacità di adeguare il comportamento a seconda delle interazioni con l'ambiente circostante. L'apprendimento motorio non è presente in tutte le specie

viventi, ma risulta necessario nelle specie in cui l'ambiente, le caratteristiche anatomiche e gli obiettivi della popolazione stessa cambiano. Questo accade quindi in specie per cui è necessaria la presenza di un sistema di controllo flessibile del movimento. Infatti le capacità acquisite durante il processo di apprendimento risultano adattabili e flessibili, pronte quindi al cambiamento (ma non acquisite unicamente per il cambiamento). Tuttavia la durata di un processo di apprendimento motorio risulta essere variabile: esso infatti può completarsi dopo diverse sessioni di allenamento, oppure avvenire a distanza di settimane, mesi o anni (fino a 10 anni per atti motori altamente complessi) (Newell et al 2009).

La flessibilità delle capacità acquisite durante l'apprendimento motorio risulta essere la soluzione migliore per riuscire ad adeguarsi ai cambiamenti continui sia del corpo umano stesso (sistema non stazionario) sia dell'ambiente con cui interagiamo (anch'esso non stazionario).

La nomenclatura tradizionale distingue due differenti forme di apprendimento motorio: l'apprendimento motorio esplicito e l'apprendimento motorio implicito. L'apprendimento esplicito implica il ricordo cosciente delle precedenti esperienze, mentre l'apprendimento implicito viene definito come forma di apprendimento non-intenzionale, inconscia, caratterizzata da miglioramento comportamentale. (Halsband et al 2006).

Halsband et al. (2006) hanno per primi proposto una classificazione, in base alla quale è possibile individuare differenti livelli di apprendimento motorio (Halsband et al 2006):

- INIZIALE: caratterizzato da basse performance, traiettoria del movimento irregolare, tempo di sviluppo del movimento variabile
- INTERMEDIO: con incremento della velocità di esecuzione del movimento
- AVANZATO: quando è raggiunta isocronia dei movimenti

Va comunque precisato che l'apprendimento motorio non può essere studiato (verificato) direttamente (Schmidt et al 2001); non bisogna difatti confondere tale processo con la performance motoria, intesa come il tentativo osservabile di una persona di produrre un movimento volontario. Il livello di performance di una persona è suscettibile di fluttuazioni temporanee dovute alla variazione di diversi fattori quali la motivazione, l'eccitazione, la fatica, la noia e la condizione fisica. Per apprendimento

motorio si intendono invece i cambiamenti di fattori interni ed esterni che determinano la capacità di una persona di produrre un compito motorio. Il livello di apprendimento motorio aumenta con la pratica ed è spesso dedotto osservando livelli di performance relativamente stabili. L'obiettivo ultimo del processo di apprendimento è comunque il miglioramento della performance del movimento.

La capacità di apprendimento risulta ovviamente necessaria all'essere umano per svolgere movimenti molto complessi, ma ha un ruolo fondamentale anche nella calibrazione di semplici movimenti (finanche i riflessi).

Lo studio del movimento, o meglio della capacità di un soggetto di produrre azioni motorie già conosciute, al fine di studiarne l'apprendimento, non può limitarsi alla mera analisi dell'output motorio (Schmidt et al 2005), né accontentarsi di modellizzare l'essere umano attraverso un semplice approccio 'black box', ovvero come un sistema del tutto sconosciuto di cui interessa conoscere soltanto la trasformazione di input ambientali in output motori. Un'eccessiva semplificazione porterebbe ad un'analisi semplicistica del processo di generazione del movimento che, come noto, è il risultato dell'integrazione di processi estremamente complessi:

- La capacità del sistema nervoso centrale di pianificazione del movimento e di coordinamento del sistema neuro-muscolo-scheletrico
- Il trasferimento del programma motorio agli attuatori periferici (muscoli)
- La rilevazione delle informazioni sensoriali di feedback
- Le modificazioni dovute a cambiamenti delle condizioni ambientali

E' quindi chiaro come il processo di apprendimento motorio sia il risultato di un co-adattamento della struttura anatomica e della componente neurale (cerebrale) di un soggetto.

L'apprendimento motorio può quindi essere concepito come la creazione di uno o più modelli interni che rappresentano la corrispondenza esatta tra le informazioni sensoriali percepite e le informazioni motorie (Halsband et al 2006). E' importante specificare come, specialmente per l'esecuzione dei movimenti più complessi o mai effettuati prima, il modello che lega gli ingressi con le uscite sia il risultato della somma pesata di più blocchi elementari (modelli per movimenti semplici e ben appresi) indipendenti tra loro

(Wolpert et al 2000). Scopo dell'adattamento motorio è di modificare tali modelli interni, a seguito di modificazioni esterne (dell'ambiente) o interne al corpo stesso, così da poter meglio rispondere all'obiettivo programmato (Donchin et al. 2003).

Come già accennato precedentemente, oltre a comportare l'acquisizione di nuove abilità, l'apprendimento motorio è un processo che si protrae per periodi di tempo anche molto lunghi. E' possibile tuttavia individuare una differente scala temporale, a più breve termine, durante la quale, attraverso la ripetizione di movimenti già conosciuti, è possibile osservare un processo avente caratteristiche che possono essere generalizzate anche all'apprendimento motorio, detto adattamento motorio (Newell et al 2009). Per adattamento motorio si intende dunque un processo basato sulla riduzione dell'errore durante la ripetizione sequenziale dello stesso atto motorio in un intervallo temporale breve, e possibilmente continuativo (Fig. 1.1).

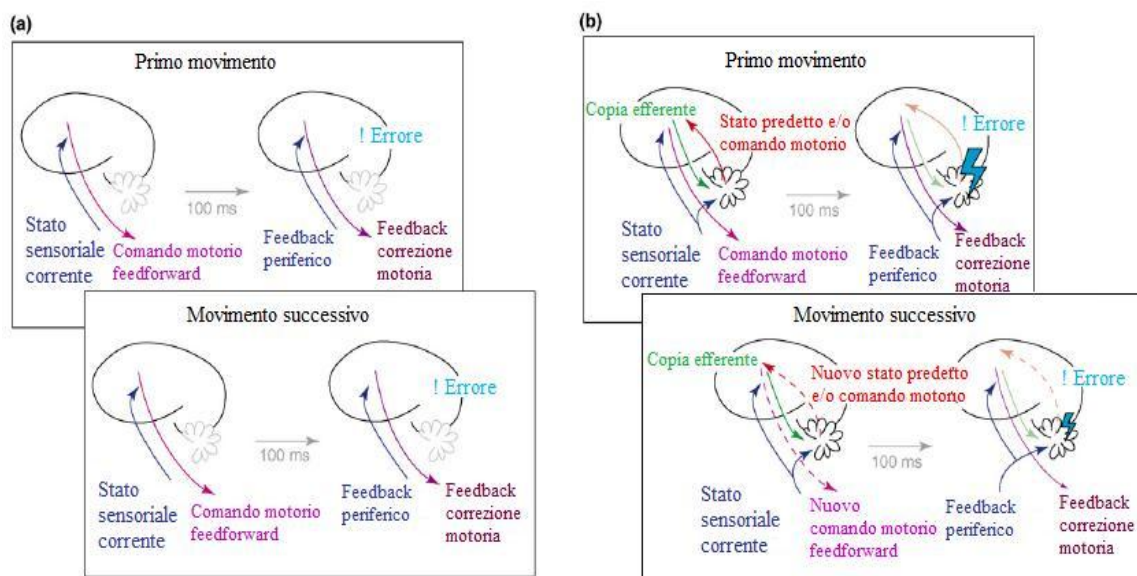


Fig. 1.1- Il cervelletto impara la predizione del controllo del movimento. (a) può avvenire una correzione reattiva in seguito a comandi motori feedforward errati senza l'intervento del cervelletto. Comunque non si rileva alcun fenomeno di adattamento per questa politica di controllo motorio (feedforward). (b) L'intervento del cervelletto è richiesto per la predizione del controllo del movimento basato sul meccanismo di apprendimento errore-dipendente. Questa politica riduce gli errori nel comando feedforward durante i movimenti successivi, e per questo si ha bisogno di una correzione basata sulle informazioni di feedback. Le linee tratteggiate indicano nuovi/modificati comandi. Non è ad oggi chiaro se il cervelletto svolga il ruolo di correttore del comando di feedforward e/o aggiorni lo stato sensoriale (copia afferente). (Bastian, 2006).

A differenza dell'apprendimento motorio, l'adattamento non richiede l'apprendimento di nuovi pattern di attivazione muscolare, ma piuttosto una nuova mappatura tra il movimento effettuato e l'obiettivo spaziale programmato. L'adattamento motorio viene studiato attraverso le modificazioni rilevate all'interno di una singola sessione di allenamento, e non richiede che tali cambiamenti restino in memoria all'inizio di una nuova sessione.

A causa dell'elevato periodo di allenamento richiesto e della difficoltà ad implementare protocolli che riescano a indurre nel soggetto una modificazione sostanziale del programma motorio, molti degli studi scientifici effettuati in passato e proposti come protocolli di apprendimento motorio risultano piuttosto, concordemente alla definizione data in precedenza, studi di adattamento motorio; ciò nonostante, i risultati ottenuti possono essere correttamente generalizzati anche per l'apprendimento, in quanto l'adattamento può essere considerato come la prima fase dell'apprendimento (Newell et al 2009), in cui è possibile osservare un rapido miglioramento delle abilità motorie; ciò si riflette in un considerevole incremento delle performance, visibile anche all'interno di una singola sessione di allenamento (Slobounov et al 2007).

Gli esperimenti volti allo studio dell'adattamento motorio prevedono l'esecuzione di movimenti semplici e facilmente ripetibili, in regime controllato. I movimenti maggiormente indagati risultano essere i movimenti degli arti superiori, e specificatamente azioni di catching (Tombini et al 2009), pointing (Thoroughman et al 2000)(Körding et al 2003) e grasping (Kranczoch et al 2008), oltre ai movimenti delle dita della mano (Slobounov et al 2007). Per regime controllato si intende la costruzione di vincoli, nella quasi totalità degli studi vincoli meccanici, che identifichino le condizioni esterne in cui l'azione deve essere svolta. Alcuni vincoli vengono posti per semplificare lo studio svolto (es. fissaggio della traiettoria di movimento), mentre altri vengono posti per rendere più difficoltosa l'esecuzione del compito previsto (es. forza elastica opposta alla direzione di evoluzione del movimento), esacerbando il processo di adattamento.

1.2 - ELETTROENCEFALOGRAFIA DELL'ADATTAMENTO MOTORIO

1.2.1- INTRODUZIONE

Molti studi sull'adattamento motorio descrivono variazioni di attivazione (elettrica, emodinamica o metabolica) nelle aree motorie e sensoriali della corteccia legate all'apprendimento; alcuni di essi hanno suggerito come questi cambiamenti mostrino alta selettività rispetto agli stimoli, o ai movimenti, a cui si è soggetti durante la sessione di allenamento (Paz et al 2004). E' dimostrato come, al termine del periodo di allenamento, i neuroni della corteccia primaria conducano maggiore informazione circa la direzione di esecuzione del movimento, in relazione alla loro sensitività direzionale, rispetto all'attività registrata all'inizio di tale periodo. E' stato inoltre dimostrato come l'incremento di informazione post-apprendimento permetta una ricostruzione più accurata della direzione del movimento attraverso l'attività della popolazione neuronale (Paz et al 2004).

Studi recenti indicano come il sistema sensori-motorio abbia un'organizzazione modulare. Da un punto di vista modellistico, ogni modulo esegue una specifica funzione, la quale si adatta alla anatomia e alla biomeccanica del corpo umano. L'adattamento si basa su meccanismi di apprendimento che utilizzano segnali di feedback sensoriali generati dall'attività spontanea endogena di singoli moduli (Schouenborg et al 2004). Nell'adulto, il feedback sensoriale di modificazione dei moduli da parte del cervello potrebbe avere un ruolo simile durante l'apprendimento a lungo termine, aggiornando così i pesi sinaptici che regolano la connessione tra i vari moduli. E' stato infatti dimostrato che la maggior parte dei circuiti neuronali mostra fenomeni di plasticità guidati dall'esperienza, e ciò avviene anche in età adulta (Schouenborg et al 2004).

1.2.2- EVIDENZE MOTORIE NEL TRACCIATO EEG

1.2.2.1- INFORMAZIONI SPAZIO-TEMPORALI

Studiare le modificazioni neuronali dovute all'adattamento motorio risulta estremamente utile a descrivere tale fenomeno più approfonditamente considerando la complessa integrazione neuro-muscolare sottostante i fenomeni ad esso legati. Abbiamo ad oggi

diverse tecnologie che permettono lo studio dell'apprendimento a livello neuronale, tra le quali la risonanza magnetica cerebrale. Per effettuare studi dinamici, nonché studi in ambienti che siano il più vicino possibile alle abitudini del soggetto in esame, la registrazione del tracciato elettroencefalografico (EEG) risulta essere la tecnica di indagine ad oggi maggiormente utilizzata.

Sebbene la risoluzione spaziale del tracciato elettroencefalografico risulti certamente inferiore rispetto a quella ottenuta con l'utilizzo di tecniche di imaging, l'impiego combinato di queste tecnologie ha permesso la conoscenza delle aree cerebrali coinvolte nel processo di apprendimento motorio e il livello di apprendimento nel quale la loro attivazione risulta essere maggiore o maggiormente influente (Halsband et al 2006).

1. Aree motorie terziarie

1.1. Corteccia prefrontale

L'attivazione delle aree prefrontali si registra nelle fasi iniziali dell'apprendimento motorio esplicito, in accordo con l'incremento dell'attività della corteccia prefrontale in movimenti di selezione e in processi attentivi. Viene ipotizzato che la corteccia prefrontale abbia il ruolo di memoria temporanea delle associazioni sensori motorie che dovranno essere riutilizzate a breve termine. (Eliassen et al 2000)

1.2. Corteccia cingolata

L'attivazione della corteccia cingolata avviene frequentemente in contemporanea con l'attivazione prefrontale. Il ruolo della corteccia cingolata nell'apprendimento motorio è differente rispetto a quello svolto dalla corteccia prefrontale, recenti studi evidenziano come essa sia coinvolta nella selezione della risposta basata sui risultati attesi di un'azione.

1.3. Area motoria pre-supplementare (pre-SMA)

L'area pre-SMA è coinvolta nella prima fase dell'apprendimento, ma non nelle fasi conclusive del processo. Svolge un ruolo importante nella fase di preparazione del movimento, in risposta ad un comando di inizio movimento. (Sakai et al 1999)

2. Aree motorie secondarie e aree sensoriali associate

2.1. Area motoria supplementare (SMA)

L'attivazione di quest'area aumenta con la pratica; l'SMA immagazzina informazioni circa lo sviluppo di movimenti sequenziali che richiedono un preciso sviluppo temporale.

2.2. Corteccia premotoria (PMC)

L'attivazione della PMC si ha nelle prime fasi dell'apprendimento e riflette elaborazioni spaziali presenti nelle prime fasi di acquisizione di abilità. La memorizzazione di capacità motorie nella PMC non riflette la rappresentazione di meri comandi motori, ma bensì l'associazione di informazioni sensoriali e comandi motori.

2.3. Corteccia frontale inferiore

La corteccia frontale inferiore, conosciuta come area di Brocca, è coinvolta nell'acquisizione di nuove abilità, quali la codifica del conteggio e l'integrazione dei numeri. Ci sono evidenze circa l'attivazione di tale area anche nelle fasi conclusive dell'apprendimento.

3. Corteccia parietale

3.1. Corteccia parietale inferiore

Attivazione nelle fasi iniziali dell'apprendimento, ha la funzione di integrazione delle informazioni sensoriali e dell'elaborazione del segnale di feedback sia visivi che uditivi.

3.2. Corteccia parietale superiore-posteriore

Coinvolta nelle fasi finali del processo di apprendimento ha il compito della codifica delle nuove correlazioni tra informazioni spaziali e motorie.

4. Cervelletto

Forte attivazione in tutte le aree cerebellari viene registrata nelle fasi iniziali dell'apprendimento motorio. Lavori inerenti lo studio del controllo motorio hanno dimostrato il ruolo fondamentale del cervelletto nell'elaborazione dei segnali di feedback motorio. Il cervelletto controlla i movimenti effettivamente svolti (le informazioni circa i movimenti eseguiti). L'elaborazione del feedback motorio attraverso l'uso di informazioni propriocettive e visive nonché l'individuazione e la

correzione degli errori sono perciò la fase del controllo motorio codificata dal cervelletto. Un'elevata attivazione nelle fasi iniziali riflette l'alta dipendenza dall'elaborazione del segnale di feedback. L'incremento di prove corrette, generato da un decremento degli errori dovuto alla pratica, si riflette in un generale decremento dell'attivazione, poiché il controllo attraverso segnali di feedback diventa meno importante nella generazione del movimento. Alcuni studi rilevano un'attivazione delle aree cerebellari dovuta all'immagazzinamento delle attività acquisite. Le osservazioni confermano l'assunto che le strutture cerebellari sono coinvolte sia nell'immagazzinamento di abilità sia nel controllo della velocità di esecuzione del movimento. (Doyon et al. 1998)(Bastia et al. 2006).

5. Aree motorie primarie

5.1. Corteccia motoria primaria

L'incremento dell'attivazione è apprendimento-dipendente (Karni et al 1998). È probabile che i cambiamenti legati all'apprendimento siano guidati da effetti dipendenti dalla velocità di esecuzione dei movimenti (Jenkins et al 1994)(Toni et al 1999). Quando la velocità di esecuzione resta costante, anche l'attività della corteccia motoria primaria resta costante o eventualmente decresce.

5.2. Gangli della base

Durante le fasi iniziali di acquisizione di abilità si registra un incremento dell'attività del nucleo caudale anteriore. Tale attivazione riflette il rinforzo delle associazioni sensori motorie che si ha in corteccia prefrontale, la quale è strettamente interconnessa con i gangli della base. Durante le fasi finali i gangli della base probabilmente sono coinvolti nella memorizzazione delle sequenze apprese. (Doyon et al 1998)

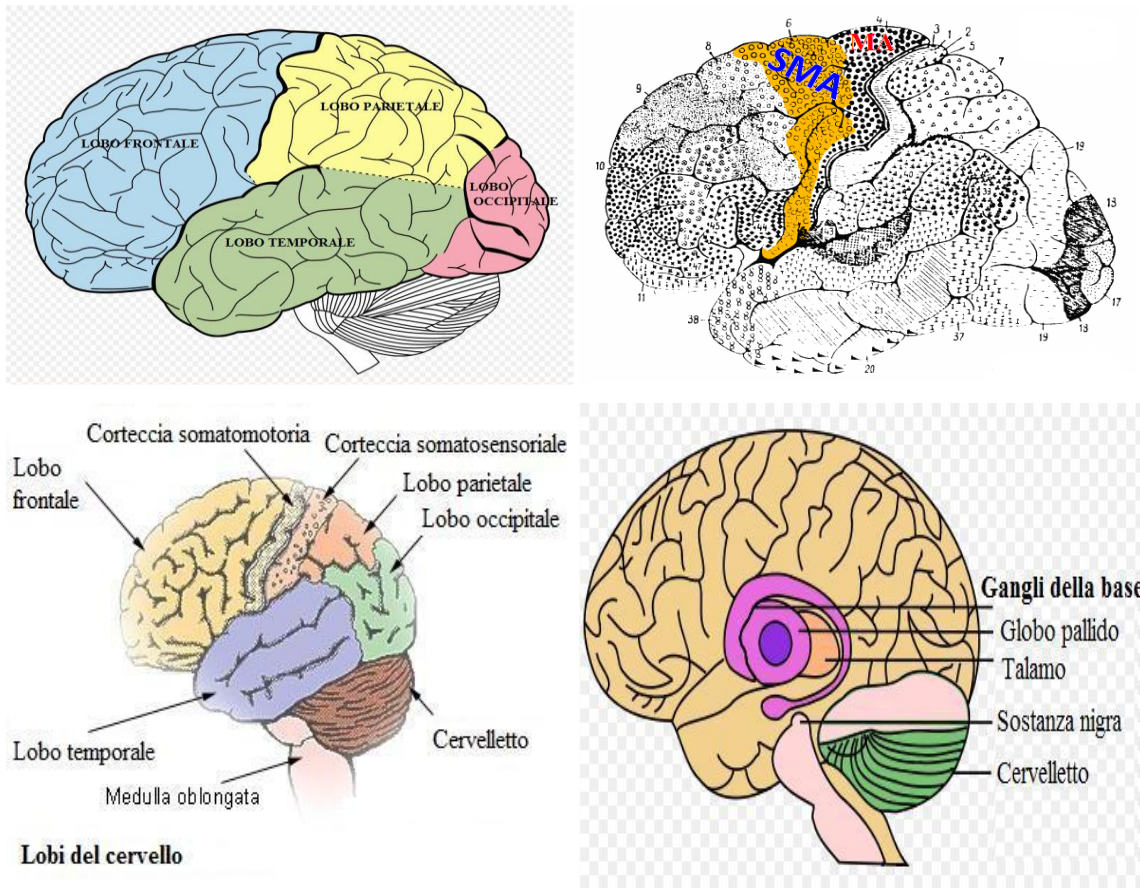


Fig. 1.2- rappresentazioni delle aree cerebrali studiate (coinvolte nell'apprendimento motorio). Partendo dalla figura in alto a sinistra e procedendo in senso orario sono illustrati: i lobi cerebrale, area motoria (MA) e area motoria supplementare (SMA), i gangli della base e la localizzazione del cervelletto.

1.2.2.2- SEQUENZE DELL' APPRENDIMENTO MOTORIO

Le sequenze dell'apprendimento motorio costituiscono una parte critica nelle attività quotidiane, e si riferiscono al processo per cui una serie di movimenti semplici o complessi viene eseguita senza difficoltà a seguito di un periodo di allenamento. L'acquisizione di tali abilità avviene attraverso differenti fasi (apprendimento veloce, apprendimento lento, consolidamento, automatizzazione, mantenimento) e dipende dalla plasticità cerebrale (capacità del tessuto cerebrale di modificare le connessioni tra le varie aree in seguito ad uno stimolo).

Gli studi di neuroimaging non ci hanno aiutato soltanto nell'identificazione delle regioni cerebrali che giocano un ruolo centrale nell'apprendimento motorio, ma ci hanno fornito anche informazioni circa i cambiamenti funzionali dinamici che avvengono all'interno

delle strutture stesse durante le varie fasi dell'apprendimento motorio. Nel tentativo di combinare tali nuove informazioni con altri risultati derivati dall'analisi di bioimmagini allo scopo di implementare un plausibile modello biologico, Doyon (2008) propone una visione integrata della plasticità funzionale dipendente dal tipo di processo (ad esempio adattamento sequenziale, cinematico, cinetico ecc..) e dalla fase di apprendimento (Fig. 1.3).

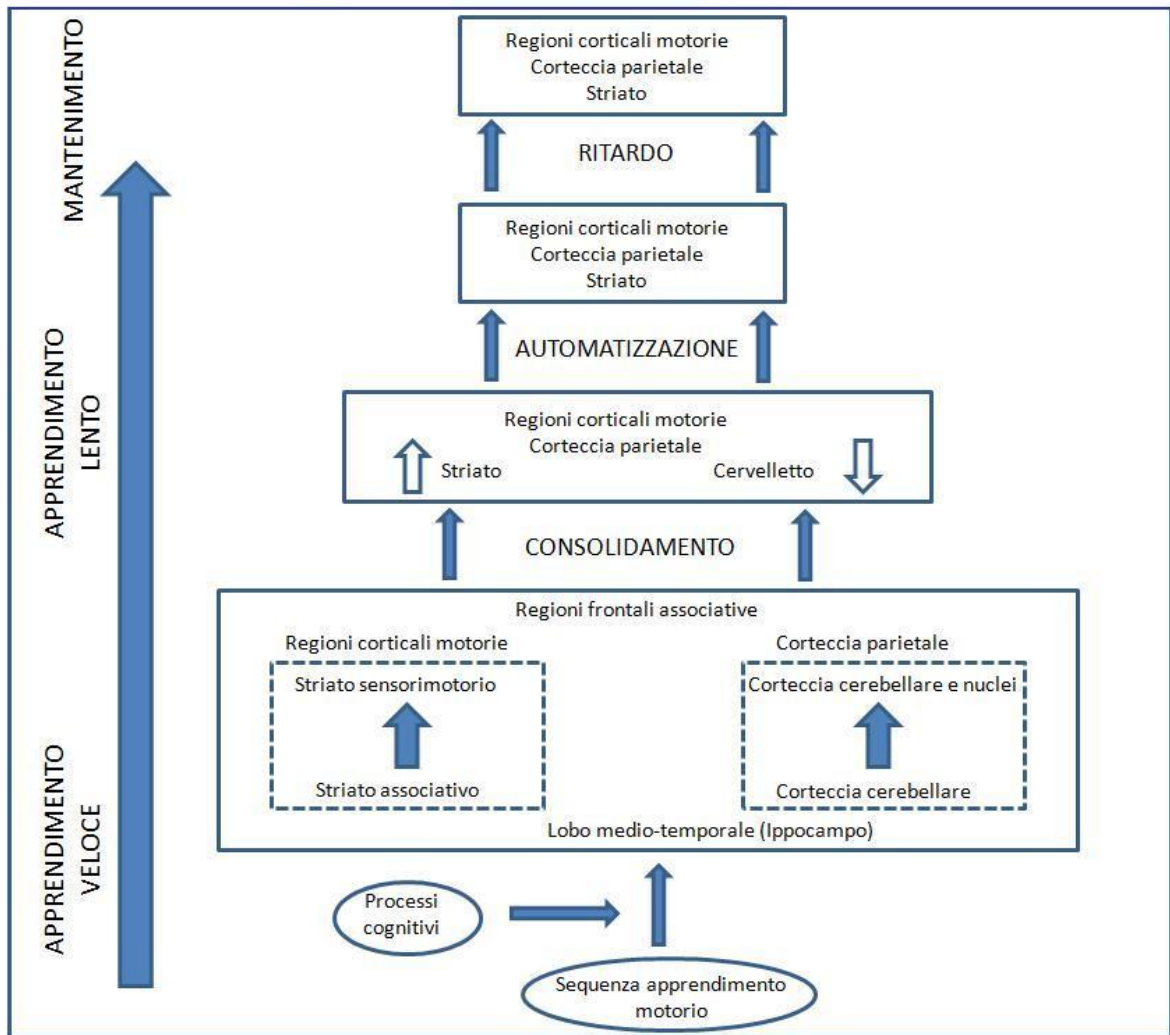


Fig. 1.3- il diagramma illustra i cambiamenti cerebrali dinamici all'interno del sistema corticostriale che avvengono durante le fasi di apprendimento veloce/lento, consolidamento, automatizzazione e mantenimento, proposto da Doyon (2008). Nelle primissime fasi dell'apprendimento (detto veloce) si rileva l'attivazione del sistema corticostriale e di quello corticocerebellare. Procedendo nell'apprendimento il ruolo del cervelletto diventa sempre più secondario fino ad annullarsi durante la fase di automatizzazione del movimento. Nella fase di mantenimento si ha l'attivazione delle regioni corticali motorie e dello striato. In tale fase si osservano cambiamenti a lungo termine nelle rappresentazioni neuronali.

Il modello suggerisce come sia il sistema corticostriale che il sistema corticocerebellare giochino un ruolo molto importante nella primissima fase dell'apprendimento motorio, quella dell'apprendimento veloce. Durante questa fase le interazioni dinamiche tra i due sistemi sono necessarie per istituire le routine motorie necessarie per imparare le nuove sequenze dei movimenti. Quando il compito viene ben appreso, ovvero quando le performance di esecuzione di tale gesto hanno raggiunto la fase asintotica durante il periodo di automatizzazione, la rappresentazione neuronale della sequenza viene distribuita in una rete di strutture che coinvolgono unicamente i circuiti corticostriali. A questo livello, il modello propone che il cervelletto non rivesta più un ruolo essenziale, e che il mantenimento nel tempo delle abilità apprese comporti modificazioni neuronali nello striato e nelle regioni corticomotorie associate ad esso. Il consolidamento motorio fa riferimento a processi di plasticità cerebrale generanti cambiamenti nelle rappresentazioni neuronali a lungo termine. Nel caso dell'apprendimento motorio, il consolidamento viene definito operativamente come il processo intermedio tra la fase di apprendimento iniziale (veloce) e la fase di apprendimento tardiva (lenta), dove, ultimata la fase di allenamento (fase di post-allenamento), è osservabile l'emergere dell'incremento nelle performance o di una diminuita sensibilità alle interferenze. Infine, sono sempre più numerose le evidenze a favore del fatto che il sonno abbia un ruolo importante in questo processo di memorizzazione, e più specificatamente nel processo di consolidamento delle tracce di memoria per sequenze di movimento appena apprese.

Dopo aver descritto quali sono le aree cerebrali coinvolte nel processo di apprendimento motorio, e quali le loro funzioni, risulta utile accennare alle nozioni pertinenti lo sviluppo di tale processo nel tempo, ovvero movimento dopo movimento. In passato, numerosi studi si sono concentrati sull'approfondimento delle modificazioni evento-relate dei tracciati EEG. Per evento si intende il segnale che individua l'inizio dell'esecuzione del movimento/comportamento previsto nel protocollo dello studio.

1.2.2.3- ANALISI DEL TRACCIATO EEG PER LO STUDIO DELL'APPRENDIMENTO MOTORIO

Lo studio delle modificazioni dell'attività neuronale in risposta alla comparsa di stimoli (acustici, somatosensoriali o, come in questo studio, visivi ecc.) può avvenire attraverso l'analisi della risposta elettrica delle aree corticali coinvolte nei processi di riconoscimento attentivi e decisionali. Tali risposte risultano avere caratteristiche temporali riproducibili, quali un intervallo di latenza caratteristico, cioè l'intervallo tra la presentazione dello stimolo e la comparsa della risposta, oltre ad uno sviluppo temporale della risposta anch'esso deterministico. I cambiamenti evento-relati dell'attività neuronale vengono chiamati potenziali evento-relati (ERP). L'attività evocata può quindi essere considerata come segnale di interesse, mentre il tracciato EEG basale può essere considerato come rumore additivo. Comunque, questo semplice e diffusissimo modello è un'approssimazione della situazione reale. È noto infatti che i potenziali evocati possono essere considerati il risultato di una riorganizzazione delle fasi del segnale EEG (Pfurtscheller et al 1999). Alcuni eventi possono bloccare/desincronizzare lo sviluppo dell'attività neuronale. Ciò implica che questi cambiamenti sono ancora temporalmente sincroni, ma non si verificano necessariamente allo stesso modo nelle diverse frequenze. Questo significa che i cambiamenti dell'attività EEG consistono primariamente in cambiamenti di potenza in bande di frequenza specifiche. Ciò equivale ad intendere l'aumento/decremento di potenza del segnale nella banda considerata, come il risultato di un aumento/decremento della sincronia della popolazione neuronale. Nel primo caso si parla di sincronizzazione evento-relata (ERS), mentre nel secondo caso di desincronizzazione evento-relata (ERD). A differenza dei tradizionali potenziali evento-relati (ERP), i quali possono essere considerati una serie di transienti post-sinaptici sviluppati dai neuroni piramidali in risposta ad uno stimolo, il fenomeno dell'ERD/ERS può essere inteso come generato da cambiamenti di uno o più parametri che controllano le oscillazioni nelle reti neuronali. Tre fattori determinano le proprietà delle oscillazioni del tracciato EEG: (Pfurtscheller et al 1999)

1. Le proprietà intrinseche di membrana dei neuroni e la dinamica dei processi sinaptici.

2. La forza e l'entità delle interconnessioni tra gli elementi della rete, spesso composta da anelli di feedback.
3. La modulazione di tali interconnessioni influenzata dal sistema neurotrasmettitore.

L'ERD/ERS riflette i cambiamenti nelle interazioni locali tra i neuroni e gli interneuroni che controllano le componenti in frequenza del tracciato EEG. In generale, la frequenza delle oscillazioni cerebrali è correlata negativamente con la loro ampiezza, ovvero l'ampiezza delle fluttuazioni decresce all'aumentare della frequenza. Poiché l'ampiezza delle oscillazioni è proporzionale al numero di elementi neuronali sincroni attivi, la popolazione di cellule oscillanti più lentamente comprende un numero di neuroni maggiore rispetto alle cellule aventi frequenza di oscillazione maggiore.

L'analisi dei cambiamenti nell'attività neuronale in termini di oscillazioni è un metodo adottato ampiamente per lo studio elettroencefalografico dell'apprendimento motorio (Pfurtscheller et al 1999)(Tombini et al 2009)(Kranczioch et al 2008)(Slobounov et al 2007). I cambiamenti maggiormente descritti e verificati da questi lavori sono stati osservati nella banda beta ed in quella alfa (Pfurtscheller et al 1999) (Tombini et al 2009) (Slobounov et al 2007) , risultati parziali sono stati prodotti anche per la banda gamma (Tombini et al 2009)(Kranczioch et al 2008). Tali cambiamenti sono il risultato di fenomeni end-effector dipendenti (Pfurtscheller et al 1999) (Slobounov et al 2007) , variano cioè a seconda degli effettori con cui viene svolto il movimento, oltre ad essere movimento-dipendenti (Tombini et al 2009), variando cioè a seconda del movimento eseguito. E' possibile quindi concludere che il fenomeno di plasticità osservato nella corteccia cerebrale durante l'apprendimento motorio un fenomeno è anch'esso effettore e movimento dipendente (Slobounov et al 2007).

1.3 - CINEMATICA DELL'ADATTAMENTO MOTORIO

Le modifiche cinematiche nell'esecuzione del gesto motorio al procedere dell'adattamento sono qualitativamente intuitive, mentre risulta ancora molto faticoso riuscire a descriverle da un punto di vista quantitativo, ovvero attraverso dei parametri che descrivano nella sua totalità il gesto eseguito. Nonostante i molti studi dedicati alla

cinematica corporea, non si è ad oggi in grado di individuare uno, o più realisticamente una serie di parametri che descrivano interamente il movimento, e di conseguenza di poterne valutare le variazioni durante il processo di adattamento.

1.3.1- MOVIMENTO DI POINTING

Il movimento di pointing è uno dei compiti più utilizzati in letteratura, essendo un movimento semplice da eseguire, di breve durata, standardizzato e facilmente ripetibile.

Durante lo sviluppo del movimento possono essere distinte differenti fasi:

- Fase di andata (*going phase*): la fase balistica del movimento per portare la mano in prossimità della posizione finale; secondo quanto riportato generalmente in letteratura, l'inizio del movimento viene fatto coincidere con l'istante in cui la velocità del dito indice supera la soglia dei 50 mm/s.
- Fase di aggiustamento (*adjusting phase*): si ha quando la punta del dito arriva in prossimità del bersaglio. Corrisponde a quella parte del gesto in cui subentra il controllo fine dei movimenti allo scopo di andare a toccare con precisione il target. Per la misurazione degli eventi temporali che caratterizzano tale fase si fa riferimento ad una soglia di distanza. L'inizio e la fine della fase di aggiustamento sono infatti identificati rispetto alla distanza con il target (obiettivo del movimento), ovvero quando tale distanza scende (inizio) o supera (fine) un determinato valore soglia.
- fase di ritorno (*returning phase*): si ha quando, dopo aver eseguito il tocco del target, il soggetto riporta la mano in posizione di riposo; ha inizio nell'istante temporale in cui termina la fase di aggiustamento e termina nell'istante in cui la velocità del dito indice scende nuovamente sotto i 50 mm/s. (Fig. 1.4)

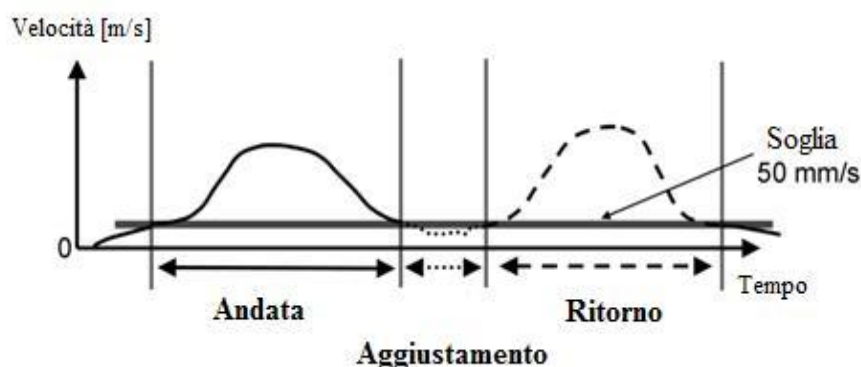


Fig. 1.4- rappresentazione delle fasi del movimento di pointing

Tutti gli studi di letteratura dedicati all'analisi cinematica concordano nel ritenere l'evoluzione dell'adattamento motorio legata alla diminuzione del tempo di esecuzione del movimento, all'incremento della velocità dello stesso, e per lo studio dell'arto superiore si è in grado di identificare anche la traiettoria ottimale da seguire. Tale traiettoria deve minimizzare le accelerazioni dell'arto e ha sviluppo lineare tra il punto di partenza e quello di arrivo. Queste caratteristiche tendono a decadere quando vengono modificate, come avviene durante gli studi di adattamento motorio, le condizioni ambientali in cui deve essere eseguito il gesto. Diventa perciò estremamente complicato individuare i parametri capaci di descrivere tutte le caratteristiche cinematiche i cui cambiamenti sono legati all'instaurarsi del fenomeno dell'adattamento. Il tentativo di individuare parametri nuovi, e di combinare gli stessi in indici descrittivi sono le novità introdotte in questo studio.

1.4 – ANALISI DELLE PERFORMANCE MOTORIE

Mantenendo valide le assunzioni circa la differenza concettuale tra apprendimento e performance motorie, è comunque corretto evidenziare come ad un incremento del livello di apprendimento possa essere legato un incremento delle performance. Risulta quindi estremamente utile analizzare la precisione del gesto motorio in relazione all'obiettivo dello stesso durante lo svolgimento del test. Per il nostro protocollo di studio è corretto indicare quale obiettivo del movimento di pointing quello di raggiungere il centro dello stimolo visivo proposto eseguendo il gesto nel minor tempo possibile. Al fine di valutare correttamente la bontà del movimento svolto è necessario indicare uno o più

parametri in grado di inferire circa il risultato ottenuto rispetto all'obiettivo iniziale. I parametri introdotti nella letteratura vengono tutti derivati dall'errore commesso durante l'esecuzione del movimento, valutato come scostamento tra l'obiettivo prefisso e il reale risultato ottenuto. La stima dell'errore, seppur valutata ed elaborata in modalità differenti, e le sue variazioni al procedere della sessione di allenamento vengono selezionate come indice standard per lo studio delle performance motorie durante movimenti di pointing eseguiti con l'arto inferiore. Per quanto detto nei paragrafi introduttivi, durante questa tipologia di analisi è corretto considerare la performance della singola ripetizione del movimento influenzata non solo dal livello di adattamento del soggetto in esame, ma anche da molteplici fattori psico-fisici quali l'attenzione, l'ansia, la paura, la motivazione e la fatica muscolare. Per minimizzare i fattori estranei e dannosi rispetto al nostro studio è necessario progettare con estrema attenzione sia le caratteristiche del test che i metodi di elaborazione necessari per estrarre le informazioni utili dal segnale grezzo rilevato durante lo svolgimento del test.

CAPITOLO 2

MODELLIZZAZIONE DELL'ADATTAMENTO MOTORIO

2.1-INTRODUZIONE

La descrizione e l'analisi dell'adattamento motorio presentata finora unicamente in termini fisiologici non può considerarsi completa né tantomeno esaustiva per il nostro studio. Le informazioni presentate nel precedente capitolo non permettono infatti uno studio rigoroso circa lo sviluppo temporale del fenomeno di adattamento e delle differenti fasi in cui quest'ultimo si compone. In questo capitolo ci proponiamo invece di investigare lo sviluppo del processo in esame non attraverso la mera analisi delle aree motorie attivate, bensì attraverso una descrizione fisico-matematica capace di cogliere più a fondo le caratteristiche sottostanti il fenomeno studiato.

Scopo del presente capitolo risulta essere la presentazione di modelli matematici presenti in letteratura, i quali, attraverso formulazioni matematico-statistiche, riescono a descrivere con accuratezza le evidenze comportamentali dell'adattamento motorio. I gruppi di ricerca che da tempo si occupano di adattamento motorio non hanno potuto trascurare infatti l'implementazione di modelli capaci di riprodurre il comportamento osservato in laboratorio. L'implementazione di tali sistemi di controllo, prescindendo dalle modalità e dalla teoria sottostante l'implementazione degli stessi, ha lo scopo ultimo di integrare le conoscenze biologiche dedotte in precedenza, così da introdurre nuova conoscenza rispetto alle modalità di gestione del sistema nervoso centrale durante lo sviluppo dell'adattamento. Ad oggi non è ancora univocamente provato quali siano i parametri biologici (le variabili) che nel sistema nervoso centrale concorrono ad attivare tutti i processi che compongono il fenomeno dell'adattamento motorio, e sarà nell'integrazione tra conoscenze matematico-ingegneristiche e conoscenze biologiche che si potrà giungere ad una migliore comprensione di tale fenomeno.

Di seguito verranno presentati due differenti approcci di modellizzazione: quello bayesiano, basato sulla teoria di Bayes e su conoscenze statistiche, e quello dinamico, basato su modelli matematici che utilizzano sistemi lineari e non. Per ognuno dei due

approcci verrà presentata la teoria di base e verranno analizzate le performance ottenute nella simulazione dei protocolli di studio.

2.2-PARAMETRI DELL'ADATTAMENTO

Prima di presentare i modelli matematici e al fine di uno studio comparativo risulta utile introdurre al lettore i processi biologici noti che compongono le varie fasi temporali dell'adattamento, definendo così dei parametri che possano permettere un raffronto tra i modelli che verranno proposti.

L'**adattamento motorio** può essere classificato come un tipo di apprendimento durante il quale i comandi motori sono alterati per compensare disturbi dovuti all'ambiente esterno o al sistema motorio stesso (Smith et al. 2006). Partendo da questa definizione di adattamento motorio, uno studio condotto da Kojima et al. (2004) illustra diverse proprietà di salvataggio durante l'adattamento motorio. Il **salvataggio** è una proprietà fondamentale della memoria. Esso si riferisce alla capacità di diminuire il tempo di apprendimento per un'azione già imparata in precedenza (ri-apprendimento) rispetto al tempo impiegato per apprendere lo stesso compito per la prima volta. Un tipico esperimento volto a dimostrare la presenza di salvataggio si compone di tre parti. Primo, la risposta ad un nuovo stimolo viene gradualmente imparata procedendo tramite la ripetizione dell'azione nel tempo. Successivamente la relazione stimolo-risposta viene disimparata così che lo stimolo non evochi più la risposta appresa precedentemente. Per ultimo la relazione stimolo-risposta viene riappresa mantenendo inalterate le condizioni di apprendimento originali. Se il salvataggio è presente, allora la fase di riapprendimento sarà più veloce rispetto alla fase di apprendimento iniziale. Lo studio di Kojima et al. mostra come il fenomeno di salvataggio avvenga durante lo svolgimento di compiti di adattamento motorio, e come possa influenzare anche in maniera importante ed improvvisa le performance durante l'esecuzione di un gesto motorio, in dipendenza dei compiti previsti tra la fase di primo apprendimento e quella di riapprendimento. In aggiunta al salvataggio, diverse altre osservazioni sperimentali suggeriscono la modifica della costante di tempo dell'adattamento, la quale può aumentare o diminuire a seconda

dello specifico regime di allenamento. Un altro concetto ben conosciuto durante l'apprendimento motorio è quello della **generalizzazione**; vale a dire la capacità di applicare, o di trasferire, ciò che si è appreso da un contesto ad un altro. Quando la generalizzazione è benefica si parla di *trasferimento*, mentre quando questa è dannosa è detta *interferenza anterograda*. Il pattern di generalizzazione, sia esso trasferimento o interferenza, non è invariante, bensì è dipendente dalla storia di apprendimento precedente (Krakauer et al. 2006)(Braun et al. 2009). L'effetto di interferenza anterograda si riferisce all'evidenza che un precedente adattamento motorio riduce non solo le performance iniziali ma anche la costante di tempo dell'adattamento successivo quando questo è opposto al precedente. Altre due importanti osservazioni risultano essere il rapido dis-apprendimento e il rapido decremento delle performance, dove il processo di dis-apprendimento, sia esso totale o parziale, può essere più veloce rispetto all'apprendimento iniziale (Davidson et al. 2004). L'ultimo fenomeno osservato è quello del **recupero spontaneo**, vale a dire il recupero dell'output motorio appreso durante la fase di apprendimento a seguito di una fase di riapprendimento a condizioni esterne non perturbate (disturbo nullo).

Tutte queste osservazioni sono state ricavate attraverso studi che prevedono l'instaurarsi dell'adattamento motorio attraverso l'implementazione di protocolli in cui il compito motorio studiato viene ripetuto, variando o meno le condizioni ambientali, diverse volte nel tempo. I modelli che verranno presentati sono stati tutti dedotti attraverso il confronto con dati sperimentali ottenuti in studi strutturati come appena indicato, pertanto dati nei quali i fenomeni sopraccitati sono da considerarsi presenti.

2.3 - MODELLI DINAMICI

La progettazione di modelli dinamici, capaci di descrivere l'adattamento motorio si basa sulle osservazioni e informazioni dinamiche ricavate durante lo svolgimento del compito motorio richiesto. Il protocollo di studio certamente influenza i risultati ottenuti, e quindi influenza direttamente anche la modellizzazione proposta. Per questo i protocolli impiegati e riportati in letteratura sono tutti a carattere fortemente controllato.

2.3.1-MODELLI A SINGOLO STATO

Alcuni studi si sono proposti l'analisi della risposta motoria e dell'adattamento a seguito della presentazione di disturbi, generalmente modificazioni del campo di forza nel quale eseguire il movimento ottenute tramite l'utilizzo di robot. Tali modificazioni sono ignote al soggetto in esame e vengono proposte ad istanti temporali casuali (Shadmehr et al. 1994)(Scheidt et al. 2001)(Baddeley et al. 2003). Partendo dall'analisi degli errori commessi durante le varie ripetizioni, calcolati come la distanza tra il target designato e il punto di tocco effettivo in movimenti di reaching, Scheidt et al. hanno per primi proposto per tale serie temporale il fitting tramite una funzione esponenziale (Fig. 2.1):

$$E_i = Ae^{\left(-\frac{i}{\lambda}\right)} + C \quad (2.3.1)$$

Dove E_i rappresenta l'errore commesso all' i -esima ripetizione (inteso come distanza dal target), mentre A (guadagno), λ (costante di tempo) e C (offset) rappresentano i tre parametri liberi del sistema.

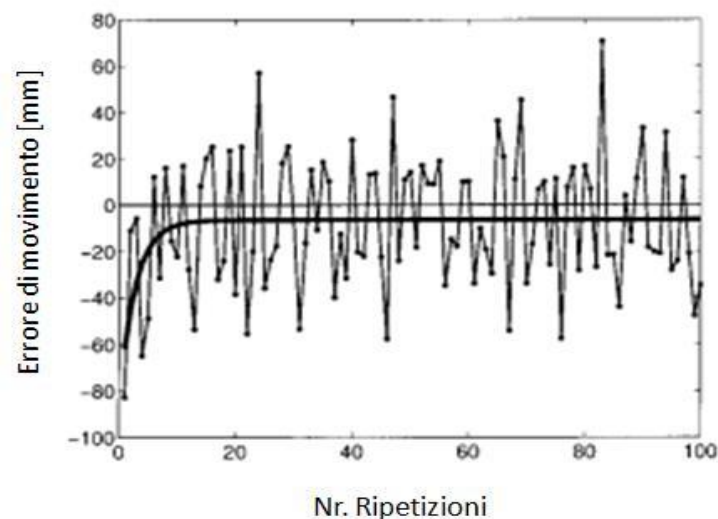


Fig. 2.1- la figura rappresenta gli errori di movimenti commessi dal soggetto durante lo svolgimento del protocollo di allenamento rispetto al numero di ripetizione del movimento. La linea spessa rappresenta la funzione esponenziale (espressa dall'eq. 2.3.1) che meglio interpola i dati sperimentali (Scheidt et al. 2001).

La relazione appena presentata deve essere considerata come la funzione costo del sistema, quindi obiettivo ultimo del processo di adattamento sarà la minimizzazione

dell'errore ($E_i \rightarrow 0$). Tale descrizione risulta certamente di immediata comprensione, ma anche troppo semplicistica e poco adeguata per descrivere l'adattamento. Attraverso l'analisi di correlazione con l'ampiezza dei disturbi si è in grado di identificare l'ampiezza del disturbo ottima per cui il soggetto commette un errore nullo. Questo risultato non può soddisfarci in quanto tale rappresentazione non riesce a cogliere la modalità con cui il soggetto si adatta a tale campo di forza. Il soggetto potrebbe adattarsi direttamente alla particolare ampiezza del disturbo ad ogni ripetizione, oppure potrebbe impiegare una strategia di evoluzione continua che utilizzi informazioni circa l'ampiezza delle perturbazioni e gli errori di un numero limitato di ripetizioni precedenti. Per ovviare a tali limiti, è stato successivamente proposto un differente modello di adattamento motorio in cui gli errori di movimento di ogni ripetizione vengono modellizzati come combinazione lineare di errori commessi nelle precedenti ripetizioni e di ampiezze delle perturbazioni sia quella corrente che quelle passate. Il risultato è un modello parametrico lineare negli ingressi:

$$\epsilon_i = \sum_{j=1}^{i-L} a_j \epsilon_{i-j} + \sum_{k=0}^{i-M} b_k B_{i-k} \quad (2.3.2)$$

dove a_j e b_k sono i coefficienti che pesano l'importanza relativa degli errori precedenti (ϵ_{i-j}) e l'ampiezza delle perturbazioni precedenti (B_{i-k}) rispetto agli errori successivi, mentre i e k sono gli indici delle sommatorie e L e M rappresentano il numero di ripetizioni precedenti ritenute significative. Questo modello rappresenta un processo auto-regressivo con ingressi esogeni (modello ARX). I termini con coefficienti a_j diversi da zero sono detti termini auto-regressivi poiché definiscono la dipendenza dell'errore di movimento corrente rispetto agli errori precedenti. I termini aventi coefficienti b_k diversi da zero sono detti termini a media mobile degli ingressi esterni, perché definiscono la dipendenza dell'errore di movimento corrente pesato rispetto l'ampiezza della perturbazione corrente e di quelle precedenti. Poiché l'equazione 2.3.2 definisce un'equazione alle differenze, la stabilità e la stazionarietà del modello devono essere analizzate attraverso l'utilizzo della trasformata z . L'analisi dei dati sperimentali suggerisce che le performance, quantificate tramite l'errore di movimento, esibite per ogni singola ripetizione i , possono essere predette attraverso la conoscenza della sola ampiezza del campo di forza per la ripetizione corrente (B_i), del campo di forza e

dell'errore esibiti nella ripetizione precedente (B_{i-1} e ε_{i-1} rispettivamente). L'equazione 2.3.2 può quindi essere riscritta nei seguenti termini:

$$\varepsilon_i = a_1 \varepsilon_{i-1} + b_0 B_i + b_1 B_{i-1} \quad (2.3.3)$$

la cui trasformata z risulta essere:

$$E(z) = a_1 z^{-1} E(z) + b_0 B(z) + b_1 z^{-1} B(z) \quad (2.3.4)$$

Di conseguenza, la funzione di trasferimento del modello $H(z)$ è:

$$H(z) = \frac{E(z)}{B(z)} = \frac{(b_0 + b_1 z^{-1})}{(1 - a_1 z^{-1})} \quad (2.3.5)$$

Avente uno zero per $z = -b_1/b_0$ ed un unico polo per $z = a_1$. Come noto per la stabilità del sistema tutti i poli della funzione di trasferimento devono giacere all'interno del cerchio di raggio unitario definito nel piano complesso z , quindi deve essere soddisfatta la condizione $|a_1| < 1$.

Il modello ARX proposto (equazione 2.3.3) necessita di una correzione per produrre un'espressione in cui sia esplicitato il modello della perturbazione ambientale a fronte della quale il soggetto deve svolgere l'atto motorio richiesto. Specificamente l'errore di movimento generato alla ripetizione i -esima può essere espresso come una funzione di discrepanza tra l'attuale perturbazione (B_i) e l'ampiezza della perturbazione predetta (attesa) per la stessa ripetizione (B_{adapt}). Questa relazione può essere descritta dalla seguente funzione lineare:

$$\varepsilon_i = k(B_i - B_{adapt}) \quad (2.3.6)$$

l'equazione 2.3 può quindi essere riscritta come:

$$\varepsilon_i = b_0 \left(B_i + \frac{a_1}{b_0} \varepsilon_{i-1} + \frac{b_1}{b_0} B_{i-1} \right) = b_0 (B_i - B_{adapt}) \quad (2.3.7)$$

dove

$$B_{adapt} = - (a_1/b_0) \varepsilon_{i-1} - (b_1/b_0) B_{i-1} \quad (2.3.8)$$

Di conseguenza, l'equazione 2.3.8 propone una semplice rappresentazione della predizione dell'ampiezza della perturbazione per la ripetizione i -esima basata unicamente su informazioni esplicite circa l'errore e l'ampiezza della perturbazione della ripetizione precedente. (Fig. 2.2)(Fig. 2.3)

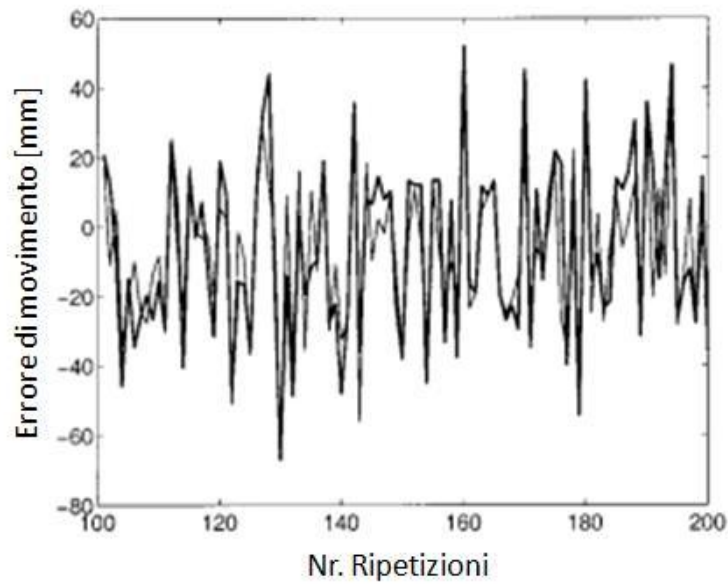


Fig. 2.2 – comparazione tra l'errore predetto dal modello ARX proposto da Scheidt et al. (2001)(Eq.2.3.3) e i dati dell'errore di movimento rilevati durante lo svolgimento del protocollo di allenamento. La linea spessa rappresenta le performance del soggetto studiato mentre la linea sottile i risultati ottenuti dalla simulazione.

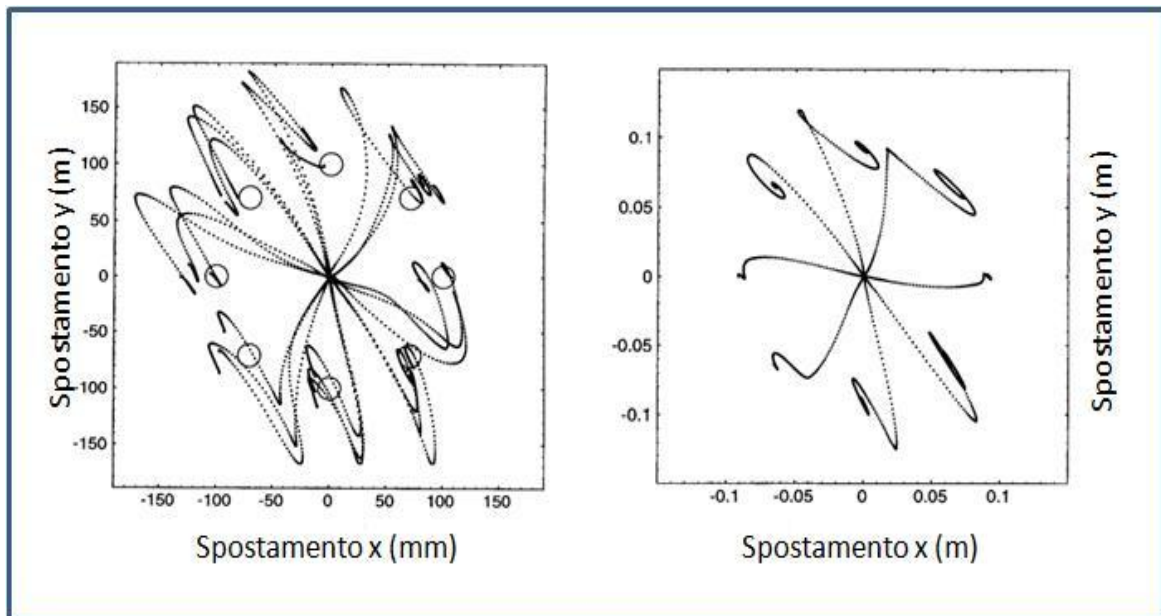


Fig. 2.3- nell'immagine a sinistra sono rappresentate le traiettorie seguite dal soggetto durante movimenti di reaching in un campo di forza che si oppone al movimento. I movimenti incominciano tutti dal centro per terminare in una delle otto posizioni che il target può assumere. A destra viene rappresentato il risultato ottenuto dalla simulazione del comportamento di un modello dinamico durante movimenti di reaching aventi la stessa localizzazione dei target, in un ambiente sottoposto alle medesime perturbazioni a cui è stato sottoposto il soggetto in esame (Shadmehr et al. 1994)

Altri gruppi di ricerca hanno invece affrontato lo studio dell'adattamento motorio attraverso l'utilizzo di protocolli che prevedessero un ambiente di lavoro in cui le perturbazioni delle condizioni dell'ambiente e la loro ampiezza fossero prevedibili, ma intervallate da periodiche ripetizioni in cui la perturbazione viene inaspettatamente rimossa (tali ripetizioni prendono il nome di "catch trials"). L'errore di movimento generato nell'ambiente perturbato a seguito di una ripetizione catch trial risulta maggiore rispetto all'errore commesso nello stesso ambiente perturbato prima della generazione della ripetizione a perturbazione nulla. Questo incremento dell'errore viene attribuito ad un dis-apprendimento del modello dell'ambiente creatosi durante le ripetizioni in cui si ha la presenza delle perturbazioni. Tale incremento di errore decade nelle ripetizioni successive fino a non essere più osservabile alla terza ripetizione successiva al catch trial (Thorougham et al. 2000) (Donchin et al. 2003).

Thorougham et al. (2000) introdussero l'idea che un modello dinamico potesse essere utilizzato per la modellizzazione delle sequenze di errori che i soggetti commettono durante le ripetizioni. Nel loro modello dinamico una combinazione di perturbazioni (intese come forze che si contrappongono al movimento) attuali (f) e attese (f^*) genera l'errore misurato (y) per ogni movimento (n). La forza attesa per il movimento successivo è quindi una combinazione lineare delle forze attese per i movimenti precedenti e la forza attuale rilevata. Il modello può quindi essere espresso come:

$$\begin{cases} f^{*(n+1)} = af^{*(n)} + bf^{(n)} \\ y^{(n)} = f^{*(n)} + df^{(n)} \end{cases} \quad (2.3.9)$$

Dove i tre parametri a, b, d sono i parametri liberi del sistema.

Proseguendo il lavoro di Thorougham et al. (2000), e quindi considerando come base di partenza il sistema di equazioni 2.3.9, Donchin et al. (2003) decisero di modificare il modello proposto in precedenza tentando di derivare una rigorosa connessione tra la teoria dell'adattamento (modificazione dei modelli interni) e i sistemi dinamici.

Il nuovo modello proposto stima la forza agente durante l'esecuzione del movimento tramite l'equazione

$$F^*(\dot{x}) = Wg(\dot{x}) \quad (2.3.10)$$

Dove F^* rappresenta la forza stimata, W il vettore dei pesi (variabili libere del sistema), mentre \dot{x} rappresenta la velocità del movimento che viene utilizzata come parametro cinematico di confronto tra i diversi movimenti. La modifica del vettore dei pesi avviene attraverso l'utilizzo del metodo della discesa del gradiente:

$$w_i^{(n+1)} = w_i^{(n)} - \eta \frac{\delta(F - F^*)}{\delta w_i} \quad (2. 3.11)$$

I pesi vengono aggiornati dopo ogni movimento proporzionalmente all'errore commesso, inteso come differenza tra forza stimata e forza realmente esercitata dal robot, compiuto per il determinato movimento. Con η si descrive il passo di apprendimento, va quindi inteso come un fattore moltiplicativo, costante per tutta la durata dell'allenamento, che incrementa/deprime l'ampiezza della modifica dovuta al fattore illustrato precedentemente. Per presentare il modello più in dettaglio occorre introdurre alcune considerazioni aggiuntive. Durante ogni movimento n il soggetto compie un errore $y^{(n)}$ inteso come uno scostamento tra la traiettoria desiderata e quella invece compiuta; attraverso una matrice di similarità D , è possibile riferire tale scostamento alla differenza tra la forza applicata F e quella stimata F^* , ipotizzando un movimento nella direzione k si ha:

$$y^{(n)} = D(F^{(n)} - F_k^{*(n)}) \quad (2. 3.12)$$

La matrice di similarità D , ricavata sperimentalmente da Donchin et al. (2002), è in grado di descrivere accuratamente gli errori generati dal modello durante le simulazioni. La dimensione di D è $[m/N]$.

Risulta maggiormente conveniente rappresentare il modello interno in unità di posizione piuttosto che di forza, si effettua quindi un cambiamento di variabile

$$z_l^{(n)} \equiv DF_l^{*(n)}$$

con il pedice l si indica una direzione di movimento qualsiasi. La quantità di cui ciascuna di queste variabili viene aggiornata dipende non solo dall'errore $y^{(n)}$, ma anche da una funzione di generalizzazione che riferisca la direzione dell'errore rispetto alla direzione di movimento. Viene chiamata funzione di generalizzazione $(B_{l,k})$ la funzione il cui valore riferisce l'effetto dell'errore in direzione k sulla previsione del movimento in direzione l . Il valore della funzione di generalizzazione si modifica a seconda della direzione di movimento considerata, incrementando le performance per le direzioni vicine (distanza

angolare tra le due direzioni di movimento esigua), mentre per movimenti aventi distanze angolari elevate rispetto alla direzione di movimento analizzata si osserva un decremento di tale indice, vale a dire un diminuzione del processo di adattamento per quella direzione (Thorougham et al. 2000). Con queste informazioni è quindi possibile formulare il seguente sistema dinamico:

$$\begin{cases} y^{(n)} = DF^{(n)} - z_k^{(n)} \\ z_l^{(n+1)} = z_l^{(n)} + B_{l,k(n)} y^{(n)} \quad l = 1, \dots, j \end{cases} \quad (2.3.13)$$

Con j pari al numero di direzioni di movimento previste nello studio; se non fossero previste limitazioni il valore di j tenderebbe all'infinito, rendendo vano il tentativo di modellizzazione proposto (Fig. 2.4). La funzione di generalizzazione $B_{l,k}$ è da intendersi adimensionale, e può essere espressa in forma matriciale attraverso una matrice di dimensioni $[j \times j]$. $B_{l,k}$ può essere espressa attraverso la conoscenza della velocità massima durante il movimento (\dot{x}), e il versore indicante la direzione di movimento (u):

$$B_{l,k} \approx \int_{x'=0}^{x'=\|\dot{x}_k\|} [g(x' u_k)^T g(\dot{x}_l)] x' dx'$$

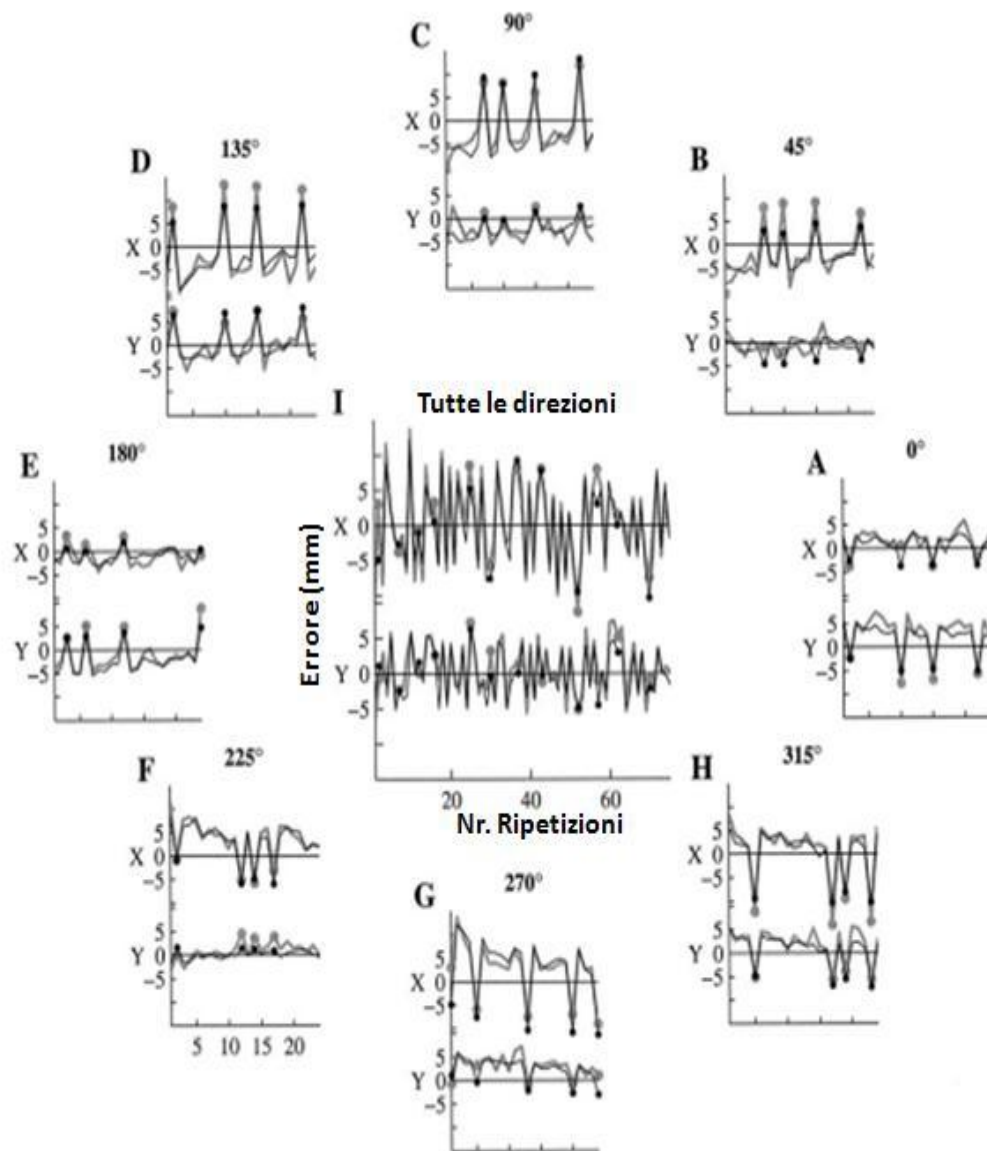


Fig. 2.4- comparazione tra le performance dei soggetti sottoposti ad un protocollo di allenamento e i dati ottenuti attraverso la simulazione del comportamento del modello presentato da Donchin et al. (2003) (governato dal sistema di eq.2.3.13). Le linee grigie rappresentano i risultati ottenuti dai soggetti, mentre i risultati ottenuti dal modello sono interpolati dalla linea nera. I risultati vengono presentati nelle otto differenti posizioni studiate (A-H), e come media di tutte le posizioni (grafico nel centro).

Seppur partendo da considerazioni differenti tra loro i modelli fin qui descritti riescono a simulare con sufficiente accuratezza il fenomeno dell'adattamento a singola costante di tempo, mentre falliscono nella predizione di processi che comportano la variazione della costante di tempo durante l'adattamento, quali salvataggio, interferenza retrograda,

recupero spontaneo e rapido dis-apprendimento. Tutti i modelli sono concordi nel ritenere che l'adattamento sia guidato dall'errore commesso nel solo movimento precedente alla ripetizione analizzata.

2.3.2- MODELLI A DOPPIO STATO

L'utilizzo dei modelli dinamici a singolo stato, descritto nel precedente parametro, possiede intrinsecamente forti limitazioni che non possono essere superate semplicemente attraverso una più attenta implementazione. Emerge il bisogno di una classe di modelli differente che possa descrivere al meglio i processi che presentano una variabile di tempo differente a seconda della storia di apprendimento del soggetto.

Partendo dai suoi studi sul salvataggio, Kojima et al. (2004) osservarono il fenomeno dell'adattamento saccadico nei primati. Dalle loro osservazioni estrassero informazioni circa un intervallo di tempo variabile necessario per l'adattamento, e dipendente dall'intensità con cui vengono stimolati i movimenti oculari studiati. Modificando il guadagno della stimolazione attraverso differenti pattern luminosi, almeno nella prima parte del protocollo, essi hanno una differente scala temporale nel processo di adattamento. A seguito di queste loro osservazioni Kojima et al. proposero un nuovo modello a doppio stato nel quale due distinti meccanismi sono specializzati nell'aumentare e diminuire il guadagno del sistema. Tale modello prende il nome di **modello dinamico a doppio stato guadagno-dipendente**.

Partendo da queste considerazioni, e attraverso un'attenta analisi dei processi sottostanti l'adattamento Smith et al. (2006) proposero un nuovo modello dinamico a doppio stato migliorativo in cui le variazioni della componente temporale dell'adattamento, contrariamente a quanto previsto da Kojima et al., risulta essere indipendente dal guadagno del sistema nel suo complesso. Il nuovo modello proposto è modello multi-velocità appartenente alla classe di modelli lineari multi-stato, singolo ingresso, singola uscita. Un'importante caratteristica di questa classe di modelli è la possibilità di realizzazioni multiple dello stesso comportamento ingresso-uscita (configurazione dei sistemi interni non univoca). Dalle osservazioni sperimentali viene dedotta la presenza di due moduli di apprendimento aventi velocità di adattamento differenti. Il processo

dell'adattamento nel suo complesso risulta essere la composizione dell'attività di entrambi i moduli. E' possibile classificare i due moduli in veloce e lento a seconda della loro costante di tempo. A seguito della proprietà descritta poc'anzi è possibile rappresentare, come illustrato in fig. 2.5, il modello adottando due differenti architetture del sistema tra loro equivalenti.

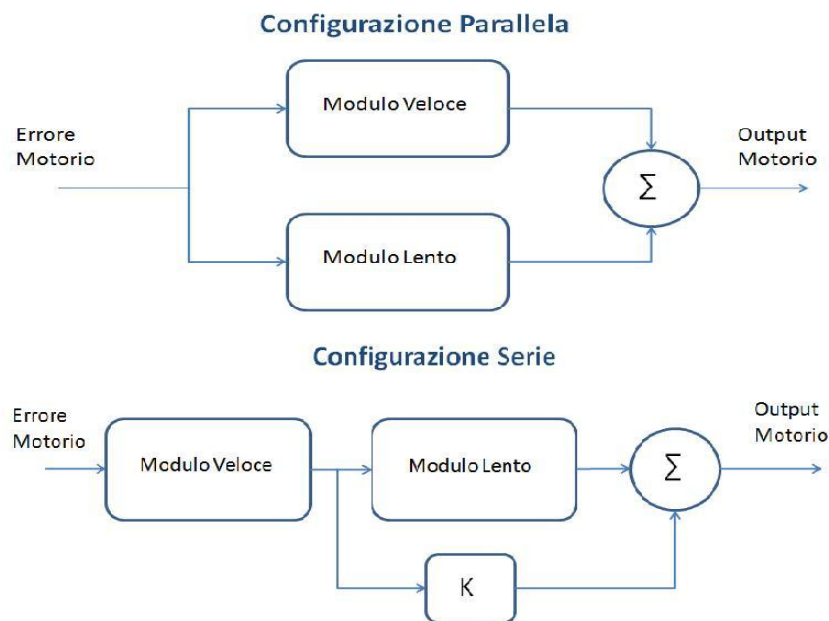


Fig. 2.5- vengono rappresentate le due possibili realizzazioni di un modello lineare, doppio stato, multi-velocità (Smith et al. 2006). Nella rappresentazione in alto il modulo veloce e quello lento sono connessi in parallelo, mentre nella rappresentazione in basso sono connessi in serie. Nella prima configurazione i due moduli adattano rispetto all'errore motorio indipendentemente l'uno dall'altro, ed entrambi i cambiamenti contribuiscono all'uscita del sistema. Nella seconda configurazione il modulo veloce si adatta direttamente dall'errore motorio, mentre quello lento lo fa attraverso l'uscita del modulo veloce.

Nella prima rappresentazione i due moduli di apprendimento adattano indipendentemente rispetto all'errore motorio e le loro uscite si combinano per produrre cambiamenti nell'uscita del sistema (output motorio); nella seconda rappresentazione invece, i due moduli sono connessi tra loro in cascata, così che il modello veloce si adatta direttamente dall'errore motorio, mentre il modulo lento si adatta indirettamente attraverso l'uscita di quello veloce. Poiché queste rappresentazioni possono avere lo stesso comportamento ingresso-uscita, esperimenti comportamentali svolti su animali o

persone senza patologie che compromettano l'apprendimento motorio non sono in grado di distinguerle.

2.3.3 - CONFRONTO DELLE PERFORMANCE

Dopo la presentazione dei diversi modelli dinamici, proposti allo scopo di descrivere matematicamente l'adattamento motorio, risulta di fondamentale importanza riuscire a confrontare in maniera ripetibile le performance delle varie classi di modelli. Ciò è possibile attraverso l'utilizzo di dati sperimentali, indispensabili per la simulazione del comportamento di ogni modello, univoci per tutti i modelli proposti. I modelli fin qui descritti possono essere raggruppati in tre classi differenti:

1. Modelli a singolo stato (Shadmehr et al. 1994)(Scheidt et al. 2001)(Baddeley et al. 2003) Thorougham et al. 2000) (Donchin et al. 2003)
2. Modelli a doppi stato, guadagno dipendenti (Kojima et al. 2004)
3. Modelli a doppio stato, guadagno indipendenti, multi-velocità (Smith et al. 2006)

Le regole di apprendimento per queste classi di modelli possono essere formulate come:

$$(1) \quad x(n+1) = A x(n) + B e(n) \quad (2.3.1)$$

$$(2) \quad x_1(n+1) = \min(0, [A x_1(n) + B e(n)]) \quad (2.3.2)$$

$$x_2(n+1) = \max(0, [A x_2(n) + B e(n)])$$

$$x = x_1 + x_2$$

$$(3) \quad x_1(n+1) = A_f x_1(n) + B_f e(n) \quad (2.3.3)$$

$$x_2(n+1) = A_s x_2(n) + B_s e(n)$$

$$B_f > B_s, A_s > A_f$$

$$X = x_1 + x_2$$

Dove:

$x(n)$ – output del sistema alla n-esima ripetizione (output motorio)

x_1, x_2 – stati interni che contribuiscono all'uscita del sistema

$e(n)$ – errore motorio alla ripetizione n

B – velocità di apprendimento
A – fattore di memorizzazione
f – riferito al modulo veloce
s – riferito al modulo lento

In tutti i modelli l'errore motorio deriva dalla differenza tra l'output motorio $x(n)$ e lo stato dell'ambiente $f(n)$ così che $e(n) = f(n) - x(n)$.

L'uscita del sistema a singolo stato (2.3.1) viene influenzata unicamente dal valore dell'uscita stessa e dall'errore motorio, entrambi riferiti alla ripetizione precedente. Il sistema 2.3.2, propone una modellizzazione a doppio stato (x_1 e x_2), in cui l'uscita dello stesso risulta essere la combinazione dei valori di entrambi gli stati interni. Il valore degli stessi viene influenzato oltre che dall'errore motorio anche dal valore assunto dallo stato stesso alla ripetizione precedente. Per come vengono definiti, x_1 rappresenta il meccanismo di diminuzione dell'adattamento (diminuzione del guadagno del sistema), mentre x_2 identifica il meccanismo di incremento dell'adattamento (incremento del guadagno del sistema). L'uscita del modello sarà quindi dipendente dalle variazioni del guadagno del sistema imposte dai due stati interni, che, essendo i parametri del sistema uguali per entrambi gli stati, risultano essere dipendenti tra loro. La modellizzazione della terza classe di sistemi (2.3.3) rende indipendenti tra loro i due stati interni, rendendo indipendenti i guadagni dei due moduli (schematizzati con x_1 e x_2). I vincoli espressi per i parametri A e B descrivono le caratteristiche che i due moduli rappresentano. E' intuitivo ipotizzare che il modulo veloce (x_1) abbia una velocità di apprendimento maggiore rispetto al modulo lento (x_2), mentre il modulo lento abbia un fattore di memorizzazione maggiore rispetto a quello del modulo veloce.

Le performance dei modelli vengono di norma analizzate attraverso la creazione di differenti protocolli di allenamento in grado di enfatizzare tutti i processi attesi durante lo sviluppo dell'adattamento.

Osservando la fig. 2.6 è immediato notare come, mentre il sistema a singolo stato non riesce a riprodurre il pattern motorio d'uscita che mostri la presenza del processo di

salvataggio, sia il modello guadagno-dipendente che il modello multi-velocità riescono a riprodurre tale processo (fig. 2.6_A e 2.6_B). Per di più, entrambi i modelli sono in grado di predire il decadimento del salvataggio qualora vengano inserite ripetizioni a perturbazione nulla prima del blocco di ri-apprendimento (fig. 2.6_C e 2.6_D). La spiegazione dell'incremento della velocità di ri-apprendimento è dovuta per entrambi i modelli a doppio stato allo stato dei moduli interni, i quali non si trovano in condizione nulla nonostante l'uscita del sistema sia vicina allo zero all'inizio della fase di ri-apprendimento. Poiché gli stati interni sono differenti, tra le due classi di modelli si avrà una risposta differente allo stimolo di apprendimento. Il ri-apprendimento è più veloce rispetto all'apprendimento iniziale nel modello guadagno-dipendente poiché entrambi gli stati (incremento e decremento del guadagno) possono contribuire al ri-apprendimento, mentre soltanto lo stato di incremento del guadagno contribuisce all'apprendimento iniziale. Nel caso del modello multi-velocità il ri-apprendimento è più veloce poiché, quando quest'ultimo processo inizia, lo stato lento è già sbilanciato verso il ri-apprendimento, rendendo tale fase maggiormente dipendente dallo stato veloce rispetto a quanto si verifica durante la fase di apprendimento.

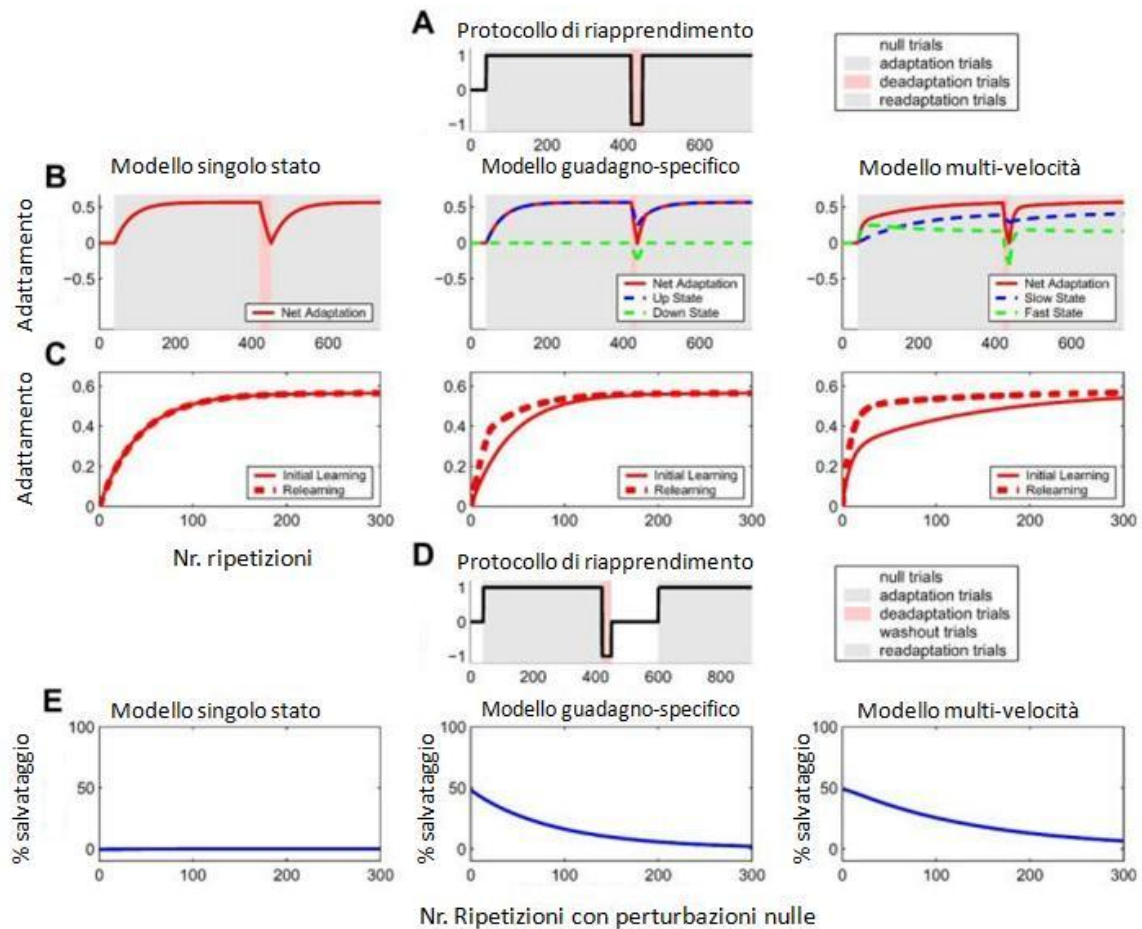


Fig. 2.6- Simulazione dell'esperimento di adattamento motorio per lo studio del processo di salvataggio

- (A) Il protocollo consiste di quattro blocchi: periodo di riposo, apprendimento iniziale, dis-apprendimento e ri-apprendimento. Notare come lo stimolo di adattamento per la fase di dis-apprendimento è l'opposto rispetto a quello utilizzato durante il blocco di apprendimento.
- (B) Raffigura i risultati ottenuti dai vari modelli analizzati al procedere del protocollo.
- (C) Rappresenta un confronto diretto tra le performance simulate nel periodo di apprendimento ed in quello di ri-apprendimento.
- (D) Protocollo in cui rispetto al protocollo (A) viene aggiunta una fase a perturbazione nulla successivamente al blocco di dis-apprendimento.
- (E) Raffigura la quantità di salvataggio trovata nei risultati delle simulazioni, misurata come la percentuale di incremento delle performance nelle prime trenta ripetizioni del blocco di ri-apprendimento rispetto alle performance ottenute nelle prime trenta ripetizioni della fase di apprendimento iniziale; nel modello a singolo stato non si ha alcun fenomeno di salvataggio. (Smith et al. 2006).

Nonostante i modelli guadagno-dipendenti e multi-velocità predicano pattern di comportamento simili, i loro stati interni evolvono in maniera piuttosto differente; questo suggerisce che questi modelli potranno esprimere differenti predizioni per altri protocolli di allenamento. Smith et al. (2006) dimostrano come, inserendo una fase di perturbazioni nulle al posto del blocco di ri-apprendimento (nuovo protocollo apprendimento/dis-apprendimento/perturbazione nulla), i due modelli si comportano in maniera differente. Il modello proposto da Kojima et al. predice come, successivamente alla fase di dis-apprendimento, l'uscita del sistema rimanga a zero, contrariamente al modello di Smith et al. che predice un effetto di rimbalzo, o recupero spontaneo, durante lo stesso periodo (fig. 2.7_B), ovvero l'output del sistema segue lo sviluppo dell'output osservato durante la fase di apprendimento. L'analisi degli stati interni del sistema dinamico multi-velocità rivelano che questo fenomeno si verifica perché il modulo di apprendimento veloce decade rapidamente a zero durante la fase a perturbazione nulla, mentre il modulo di apprendimento lento decade più gradualmente. Il rimbalzo accade quando il modulo veloce decade mentre quello lento è ancora nello stato in cui si trovava alla fine del blocco di dis-apprendimento, e questo rimbalzo si affievolisce progressivamente con il decadimento del modulo lento (fig. 2.7)(fig. 2.8).

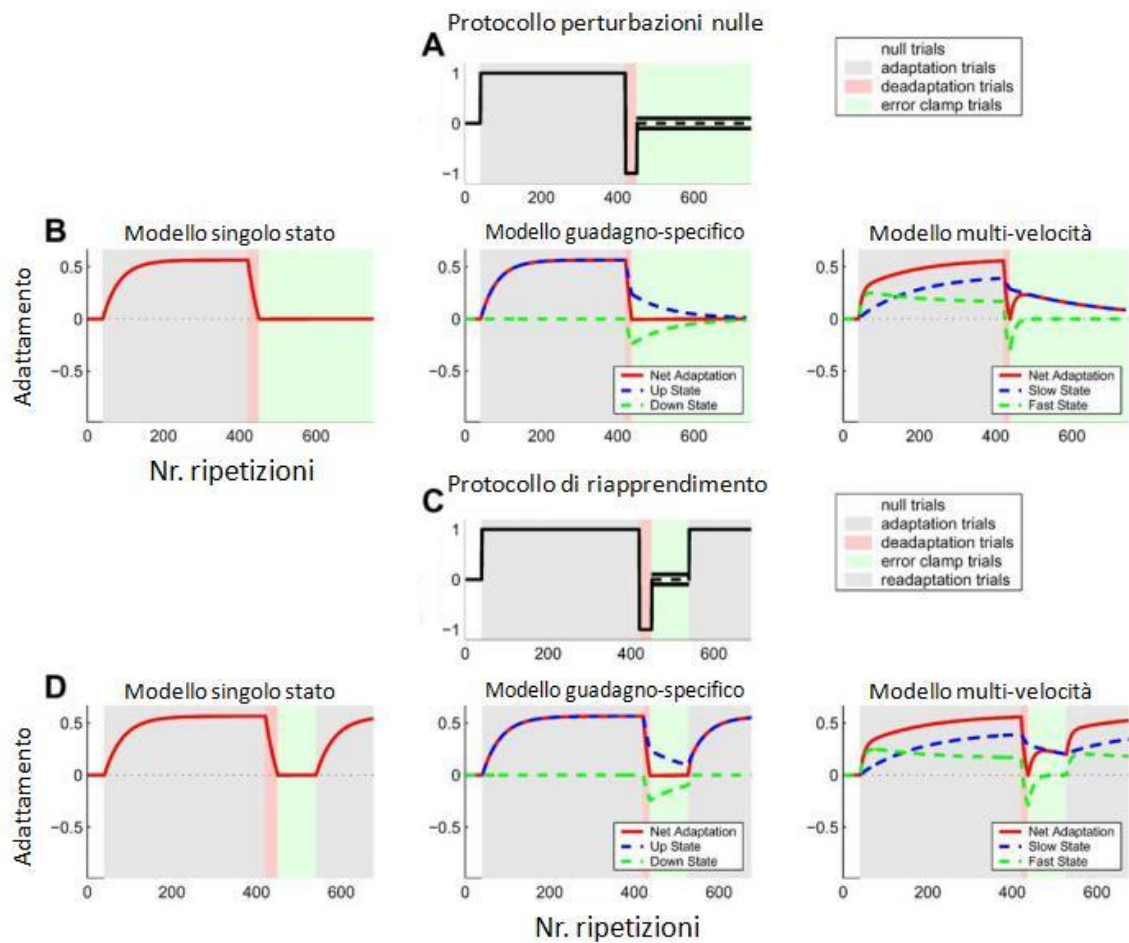


Fig. 2.7-

- (A) e (C) rappresentano i due protocolli utilizzati durante l'esecuzione del test. In (A) dopo la prima fase di adattamento si ha una fase, molto rapida (solo poche ripetizioni) di dis-adattamento, seguita dalla fase finale a disturbo nullo. In (C) si mantengono le medesime durate dei periodi da adattamento e dis-adattamento di (A), mentre la fase a disturbo nullo viene ridotta di oltre la metà ed è seguita da una seconda fase di apprendimento.
- (B) Rappresentazione dei risultati per i tre modelli analizzati. Mentre il modello a singolo stato e quello guadagno-dipendente presentano un'uscita nulla durante il periodo a perturbazione nulla, il modello multi-velocità predice un rimbalzo nella direzione dell'output motorio osservato nella fase di apprendimento iniziale. Tale processo è detto recupero spontaneo. In (D) viene rappresentato il risultato della simulazione dei tre modelli sotto il protocollo di lavoro (C); da notare che unicamente il modello multi-velocità prevede un output non nullo durante la fase in cui le perturbazioni ambientali vengono annullate. (Smith et al. 2006).

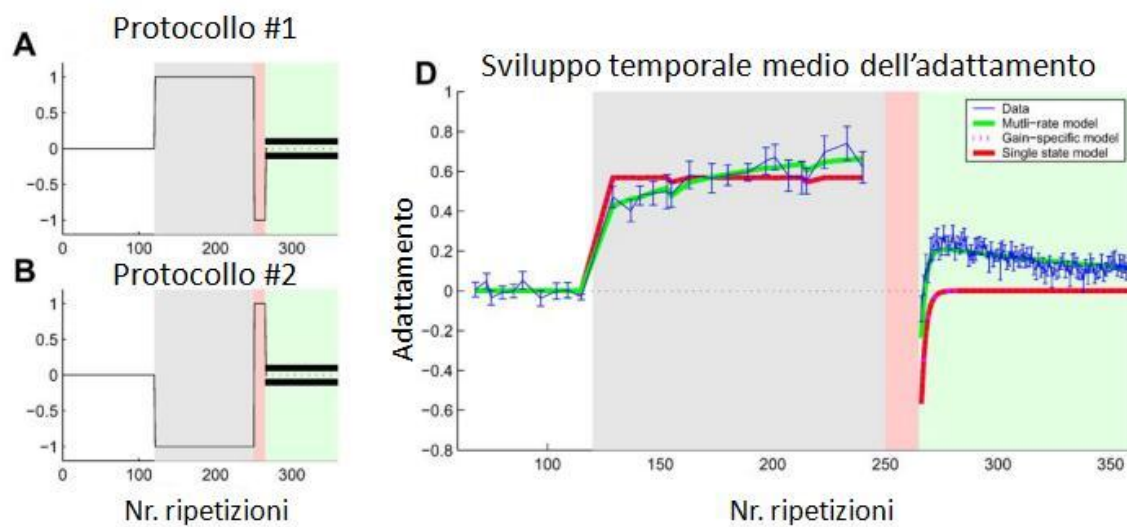


Fig. 2.8- Il grafico (D) rappresenta l'adattamento ottenuto da n soggetti, i quali, suddivisi in due gruppi (A) e (B) hanno eseguito il test lavorando su protocolli differenti. Come è possibile notare analizzando il grafico (D) il modello che fitta meglio i dati sperimentali (linea blu) risulta essere quello a doppio stato multi-velocità (linea verde) (Smith et al. 2006).

Il modello multi-velocità predice correttamente altri fenomeni che sono stati osservati durante l'adattamento motorio, quali l'interferenza anterograda (fig. 2.9_A-C), che il modello a singolo stato e quello a guadagno-dipendente non sono in grado di spiegare. Il modello a singolo stato non predice alcun effetto di interferenza, mentre quello a proposto da Kojima et al. predice che la costante di tempo per il secondo adattamento sarà più veloce rispetto all'adattamento iniziale. Il modello proposto da Smith et al., invece, correttamente prevede un apprendimento più lento durante il secondo adattamento; ciò è dovuto al modulo di adattamento lento che all'inizio del secondo adattamento si trova sbilanciato nella fase contraria all'apprendimento. Diversi studi hanno dimostrato che, a seguito di una doppia fase adattamento/perturbazioni nulle la velocità di dis-adattamento è maggiore rispetto alla velocità con cui si è instaurato l'adattamento iniziale (Davidson et al. 2004). Il modello multi-velocità non solo esplicita questo processo (come è in grado di predire anche il modello guadagno-dipendente), ma è in grado di spiegare come l'ampiezza di questo processo può variare sostanzialmente al variare dei protocolli di allenamento (rispetto al numero di ripetizioni previste durante la fase di dis-adattamento) (fig. 2.9_D-F). I risultati ottenuti dal modello illustrano come il massimo decremento della costante di tempo di dis-adattamento si ha per periodi di

adattamento piuttosto brevi, mentre tale decremento declina se la durata del blocco di adattamento aumenta. Davidson et al. (2004) riportano inoltre che la costante di tempo per la fase di secondo adattamento in un campo di forza avente intensità minore rispetto al campo di forza proposto durante la fase di adattamento iniziale sarà sempre più veloce rispetto alla costante di tempo del primo adattamento. Questo effetto, detto *rapido disadattamento*, può essere osservato utilizzando il modello multi-velocità, ma non mediante modelli a singolo stato o a doppio stato guadagno-dipendente.

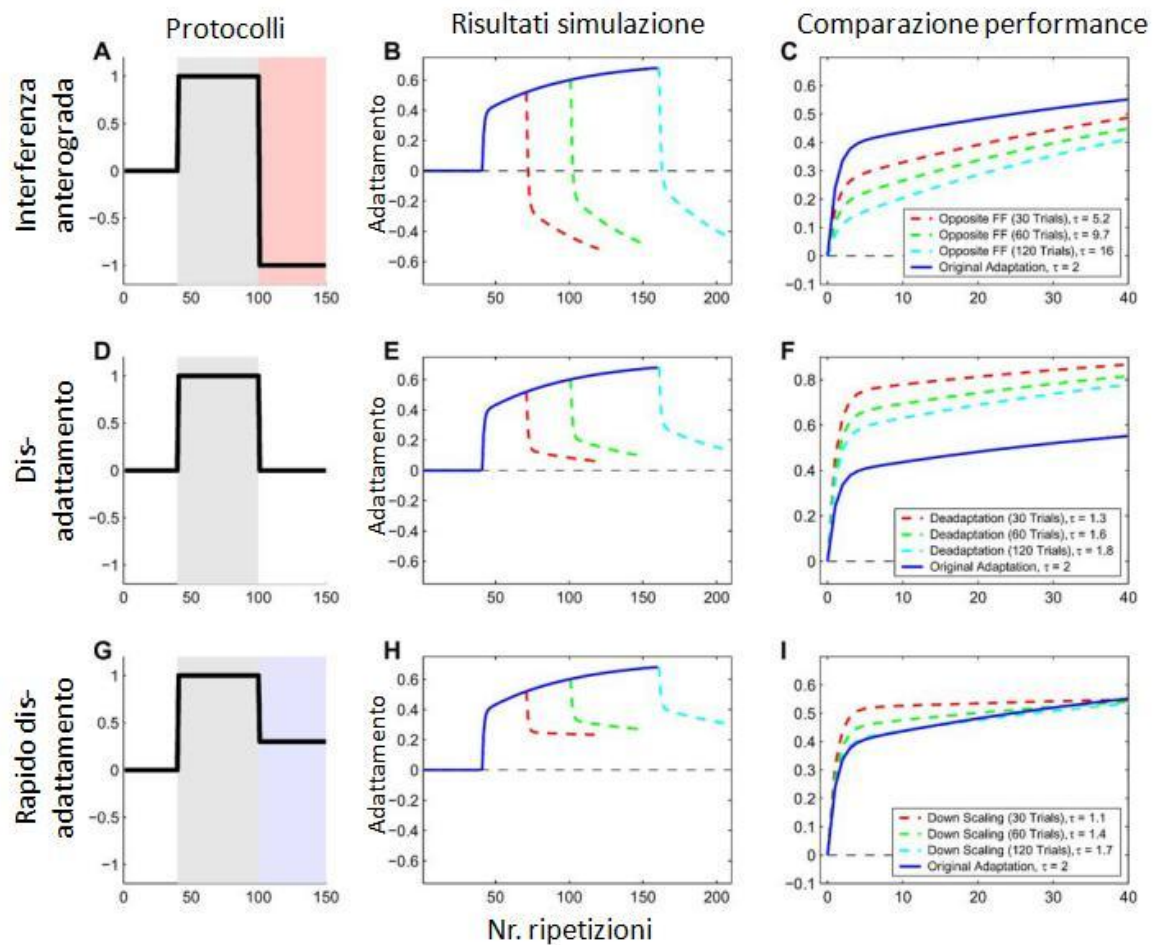


Fig. 2.9- Simulazioni di adattamento motorio utilizzando il modello multi-velocità. Lavorando con tre diversi protocolli (A,D,G) si è in grado di esaltare alcuni processi biologici dell'adattamento. (B-C) interferenza anterograda, (E-F) dis-adattamento, (H-I) rapido dis-adattamento. La linea blu rappresenta l'adattamento iniziale, mentre le linee rosse, verdi e azzurre il secondo adattamento dopo 30,60 o 120 ripetizioni rispettivamente.

2.4 - MODELLI BAYESIANI

I modelli basati sulla teoria bayesiana, derivanti quindi da un approccio statistico, nascono con lo scopo di permettere una visione dell'adattamento motorio sensibilmente differente rispetto a quella presentata per i modelli dinamici analizzati in precedenza. Come visto fin qui, i modelli dinamici presentati prendono in considerazione l'errore motorio e il feedback sensoriale riguardante l'istante temporale precedente per la predizione dell'output motorio all'istante successivo, considerando però tali dati come segnali deterministici. Tali modelli falliscono quindi nella descrizione delle condizioni di incertezza dell'ambiente di lavoro, e quindi dei relativi cambiamenti nella predizione dei parametri del sistema dovuti a tale caratteristica. Due sorgenti di incertezza devono essere considerate: l'incertezza associata al feedback sensoriale e l'incertezza relativa ai possibili cambiamenti dell'ambiente esterno (condizioni al contorno)(Korenberg et al. 2002)(Wolpert 2005). Queste differenti forme di incertezza devono essere modellizzate attraverso la costruzione di vincoli che possano integrare nel tempo informazioni sensoriali ed informazioni ambientali (contesto), allo scopo di ottimizzare le performance del sistema di controllo adattativo utilizzato per la simulazione dell'adattamento motorio. La teoria bayesiana provvede a fornire una struttura nella quale alcune sorgenti di incertezza delle informazioni possono essere integrate in maniera ottimale nel sistema proposto. La teoria bayesiana consta di due componenti. La prima, detta "statistica bayesiana", è il processo che produce inferenze basate su informazioni di incertezza; all'interno di questa struttura le probabilità vengono utilizzate per rappresentare il grado di fiducia per le differenti proposizioni. La seconda parte, detta teoria decisionale, mira alla selezione dell'azione ottimale basando la propria scelta sulle inferenze prodotte in precedenza (Wolpert 2005).

2.4.1- STATISTICA BAYESIANA

Nella statistica bayesiana possono essere individuate due importanti quantità, i parametri non noti (θ) e i dati osservati e quindi noti (s). Il cervello umano non ha mai accesso diretto ai valori reali dei parametri, ma ha solamente accesso ai dati dai quali poi può

produrre inferenze. La domanda naturale alla quale la proposta di modellizzazione deve rispondere è: come i parametri e i dati osservati sono legati tra loro? L'idea chiave rimane sempre la stessa già riscontrata durante l'analisi dei sistemi dinamici, ovvero gli ultimi dipendono dai primi, ed infatti è possibile implementare modelli che ci permettono di generare dati artificiali fissati i valori dei parametri. Caratteristica importante, che deve essere sempre ricordata, è quella che stiamo trattando una classe di modelli probabilistici, i quali potranno generare soltanto dati stocastici. Per approfondire i modelli generativi (probabilistici), e per meglio comprenderne la capacità di descrizione del fenomeno studiato, risulta estremamente utile introdurre alcuni concetti di probabilità:

1. Stima di massima verosimiglianza: è possibile calcolare la probabilità di generare l'intero insieme di dati osservato attraverso una particolare configurazione dei parametri. Ciò è dato da $P(s|\theta)$, che esprime la probabilità di generare i dati s , dati la configurazione θ dei parametri; questa espressione è detta verosimiglianza. Dato tale modello siamo in grado di scegliere la configurazione dei parametri che approssima al meglio i dati osservati (stima di massima verosimiglianza). Diversi studi hanno dimostrato come la configurazione ottimale dei parametri possa essere il risultato della combinazione di due sorgenti di informazione differenti; quali, per esempio la combinazione di informazioni visive e uditive nella stima della localizzazione di uno stimolo (Alais et al. 2004), oppure la combinazione di informazioni propriocettive circa la localizzazione degli arti e l'informazione visiva degli arti stessi (Van Beers et al. 1999). Questi risultati suggeriscono la presenza di conoscenza rispetto alla variabilità che affligge le diverse modalità di acquisizione di informazioni sensoriali, ed è quindi possibile combinare queste diverse modalità in una unia statisticamente ottimale (Wolpert 2007).
2. Lo scopo della stima di massima verosimiglianza è quello di incrementare la probabilità di generare i dati osservati dati i valori dei parametri. Noi d'altra parte, siamo invece maggiormente interessati a conoscere i valori dei parametri θ dati i valori di s , ovvero vogliamo conoscere la configurazione più probabile dei parametri noti i dati. Ciò è possibile sfruttando la relazione di Bayes (Fig. 2.10):

$$\underbrace{P(\theta | s)}_{\text{Posteriore}} = \frac{\overbrace{P(s | \theta)}^{\text{Verosimiglianza}} \overbrace{P(\theta)}^{\text{A priori}}}{P(s)}$$

Fig. 2.10- rappresentazione della formula di Bayes per il calcolo della probabilità a posteriori note che siano la probabilità a priori e quella di verosimiglianza.

Questa è detta probabilità a posteriori, ed è proporzionale al prodotto tra la verosimiglianza e la probabilità a priori. La conoscenza a priori riflette la probabilità delle differenti configurazioni dei parametri indipendentemente dai dati osservati. Il denominatore è semplicemente un fattore di normalizzazione, e non modifica le probabilità relative delle configurazioni dei parametri. Il valore massimo di probabilità, detta massima stima a posteriori, può essere utilizzato per la ricerca della configurazione dei parametri maggiormente probabile. Tale soluzione permette di ridurre la variabilità dell'output motorio.

2.4.1.1 - DESCRIZIONE MATEMATICA

Utilizzando le conoscenze presentate finora è possibile descrivere l'approccio bayesiano nell'identificazione di modelli capaci di descrivere l'adattamento motorio (Korenberg et al. 2002)(Krakauer et al. 2006). Astrattamente, il compito del sistema motorio è quello di produrre comandi motori che permettano di raggiungere l'obiettivo programmato. E' perciò possibile descrivere il sistema motorio attraverso una funzione, o modello interno, F che mappi il feedback s ad un output o (comando motorio):

$$o_t = F(w, s_t) \quad (2.4.1)$$

in cui il pedice t sta ad indicare la dipendenza dei parametri dal tempo, mentre w sta ad indicare il vettore dei parametri. Per applicare l'idea di adattamento motorio fin qui descritta, si assuma di modellizzare l'ambiente esterno attraverso un sistema adattativo al fine di identificare lo stato w che descriva il comportamento desiderato. Il processo di adattamento o può quindi essere considerato come la stima dei parametri w che

permettano di ottenere mediamente il risultato desiderato. Ricordandosi di quanto detto in precedenza, vale a dire la presenza di rumore (assunto essere gaussiano) che corrompe il segnale di controllo, il modello proposto risulta essere:

$$o_t^* = w_t s_t + \delta_t \quad \text{con } \delta_t \sim N(0, \sigma_o^2) \quad (2.4.2)$$

dove $\delta_t \sim N(0, \sigma_o^2)$ indica che il rumore viene modellizzato attraverso una distribuzione Gaussiana avente media nulla e varianza σ_o^2 . E' possibile riscrivere l'equazione 2.4.2. in una forma ancor più generale, definendo $y = o_t^*/s_t$:

$$y_t = w_t + \delta_t \quad \text{con } \delta_t \sim N(0, \sigma_o^2) \quad (2.4.3)$$

in questa forma y è da considerarsi semplicemente un'osservazione dello stato dell'ambiente corrotta da rumore Gaussiano. L'equazione 2.4.3. è un'osservazione generale del modello, che cattura il fatto che il sistema motorio riceve informazioni rumorose circa lo stato dell'ambiente. Dacché siamo interessati ad analizzare il caso ancor più generale di un ambiente variabile nel tempo, dobbiamo conoscere come lo stato dell'ambiente w evolve nel tempo. Ipotizzando che l'ambiente modifichi il proprio stato in maniera casuale, possiamo descrivere tali cambiamenti come:

$$w_{t+1} = w_t + \chi_t \quad \text{con } \chi_t \sim N(0, \sigma_w^2) \quad (2.4.4)$$

dove σ_w^2 descrive quanto velocemente avvengono i cambiamenti di stato. Un valore piccolo di σ_w^2 significa che i cambiamenti sono piuttosto lenti, mentre un valore di varianza elevato indica un ambiente in cui i cambiamenti si evolvono molto rapidamente nel tempo. Se le osservazioni sensoriali fossero prive di rumore, la deduzione dei parametri w diventerebbe banale, $w = y$. In presenza di rumore, diventa necessario invece mediare il feedback sensoriale y al fine di ottenere stime di w ripetibili e robuste. Questo può essere ottenuto non appena disponibili le informazioni sensoriali:

$$w_t^* = w_{t-1}^* + K (y_t - w_{t-1}^*) \quad (2.4.5)$$

dove K è un parametro adimensionale che descrive la velocità dell'apprendimento, attraverso la definizione del numero di osservazioni utilizzate per la media. Fissare il valore di K significa risolvere un trade-off tra la quantità di rumore considerato nella stima e l'abilità del modello a seguire i cambiamenti dell'ambiente. Fissando un valore basso di K si ottiene una buona reiezione del rumore, ma poiché ogni singola osservazione ha un effetto limitato sulla stima, occorrono molte osservazioni per 'convincer' lo stimatore che

sono in atto importanti cambiamenti ambientali, in altre parole il periodo temporale molto lungo necessario per l'operazione di media previene lo stimatore dal seguire i cambiamenti rapidi che occorrono nell'ambiente. Contrariamente, scegliendo un valore grande di K , si avrà come risultato uno stimatore abile a rispondere ai cambiamenti rapidi, ma estremamente variabile. La scelta ottima del valore di K corrisponde alla creazione di uno stimatore in grado di descrivere i cambiamenti di stato, ed allo stesso tempo di evitare di catturare più rumore possibile. (Fig. 2.11)

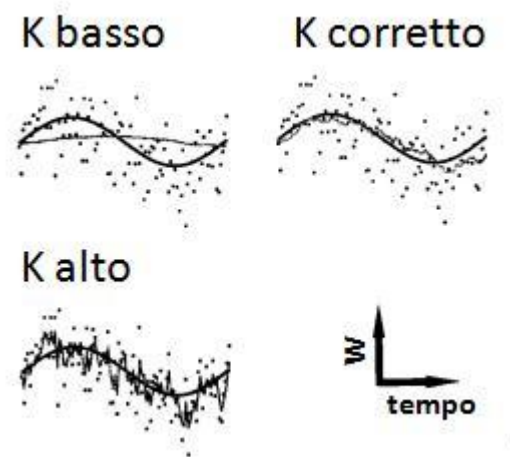


Fig. 2.11- trade-off tra reiezione del rumore e reattività dello stimatore. Quando si inferisce un parametro (w) da osservazioni rumorose (puntini neri) utilizzando un'operazione di media temporale (eq. 2.4.5) un valore del passo di apprendimento basso (riquadro in alto a sinistra) si incorre in una stima (linea sottile) con poco rumore ma che non segue il reale sviluppo temporale di w (linea spessa). Di contro, se il valore di K è troppo elevato (riquadro in basso a sinistra) la stima risulta molto rumorosa. Esiste una scelta ottimale del valore di k (riquadro in alto a destra) che minimizza l'errore di stima con una discreta reiezione del rumore ed una buona risposta temporale.

Il comportamento delle equazioni 2.4.3 e 2.4.4 può essere riassunto nel modello grafico di fig. 2.12. L'obiettivo del sistema è quello di calcolare la migliore stima dei parametri w_t dati tutti i feedback sensoriali precedenti, a partire dall'istante temporale $\tau=t$ fino all'istante di partenza $\tau=0$ ($y_{t...0}$). Per trovare la stima ottima, il sistema deve elaborare la distribuzione della probabilità a posteriori dello stato, noti tutti i feedback sensoriali, $P(w_t | y_{t...0})$, che possono essere calcolati attraverso la conoscenza dello stato stimato dati i feedback sensoriali precedenti $P(w_t | y_{t-1...0})$, e la distribuzione del feedback sensoriale corrente $P(y_t | w_t)$, utilizzando la formula di Bayes sopra esplicitata:

$$P(w_t | y_{t...0}) \propto P(y_t | w_t) P(w_t | y_{t-1...0}) \quad (2.4.6)$$

La predizione della distribuzione dei parametri w basata sulla conoscenza dei feedback sensoriali precedenti può essere calcolata anche attraverso l'operazione di media rispetto a tutti i possibili valori dei parametri all'istante temporale precedente (w_{t-1}), pesati rispetto alle loro probabilità a posteriori:

$$P(w_t | y_{t...0}) = \int P(w_t | w_{t-1}) P(w_{t-1} | y_{t-1...0}) dw_{t-1} \quad (2.4.7)$$

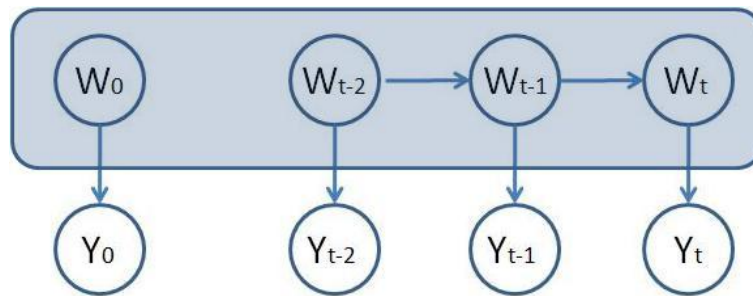


Fig. 2.12- Questo grafico rappresenta il modello interno del sistema motorio costruito attraverso l'interazione con l'ambiente. L'ambiente o gli oggetti con i quali il sistema motorio interagisce sono rappresentati tramite i parametri nascosti w . Lo stato all'istante di tempo t , w_t , si assume variabile nel tempo, come rappresentato dalle linee orizzontali che collegano gli stati ad istanti di tempo successivi. Le osservazioni sensoriali y_t si assume dipendano dallo stato, come indicato dalle linee verticali.

Le equazioni 2.4.6 e 2.4.7 si traducono in formule ricorsive per l'aggiornamento della probabilità a priori $P(w_t | y_{t...0})$ per calcolare il valore di quella a posteriori $P(w_t | y_{t...0})$ ad ogni istante temporale. Tale formula ricorsiva è detta filtro di Kalman.

Il filtro di Kalman aggiorna la stima e la varianza in accordo all'evoluzione dell'ambiente data la dinamica delle variazioni dei parametri w . Nel modello proposto solamente il valore della varianza viene aggiornato, poiché si era assunto che l'ambiente (modellizzato attraverso i valori dei parametri w) seguisse un cammino casuale, e quindi non si hanno informazioni sulla modalità di sviluppo di w in assenza del feedback sensoriale:

$$w_{t-\epsilon}^* = w_{t-1}^* \quad (2.4.8)$$

$$\sigma_{t-\epsilon}^{*2} = \sigma_{t-1}^{*2} + \sigma_w^{*2} \quad (2.4.9)$$

dove $w_{t-\epsilon}^*$ è la stima a priori, prima che il nuovo input sensoriale sia disponibile, e $\sigma_{t-\epsilon}^{*2}$ è l'incertezza associata. La stima e l'incertezza associata vengono aggiornate così da tener conto del nuovo feedback sensoriale:

$$w_t^* = w_{t-\varepsilon}^* + K_t (y_t - w_{t-\varepsilon}^*) \quad (2.4.10)$$

$$\sigma_t^{*2} = \sigma_{t-\varepsilon}^{*2} (1 - K_t) \quad (2.4.11)$$

dove K_t , detto guadagno di Kalman, individua quanto una singola istanza del feedback sensoriale influenza la stima di w :

$$K_t \equiv \frac{\sigma_{t-\varepsilon}^2}{\sigma_y^2 + \sigma_{t-\varepsilon}^2} \quad (2.4.12)$$

Queste equazioni hanno una spiegazione intuitiva; Il passo di aggiornamento 2.4.9 incrementa sempre l'incertezza della stima, ciò è corretto in quanto w evolve in maniera casuale, non correlata rispetto l'osservazione precedente. All'opposto, osservando molti dati sensoriali (anche aventi estrema varianza) si ha sempre una riduzione della varianza della stima e, al contrario, la varianza della stima non può mai essere maggiore rispetto alla varianza del feedback sensoriale. Il guadagno di Kalman determina di quanto il feedback osservato ad un dato istante temporale influenza la stima, e definisce di conseguenza la scala temporale sopra la quale gli input sensoriali verranno mediati. Se il feedback sensoriale è estremamente rumoroso rispetto all'incertezza della stima, il filtro di Kalman media su molti istanti temporali, così da ridurre la componente di rumore. All'inverso, se il feedback è relativamente ripetibile, allora ad ogni istante temporale si avranno grandi cambiamenti della stima, così che quest'ultima abbia una risposta rapida rispetto ai cambiamenti ambientali. Se il feedback sensoriale non fosse disponibile ($\sigma_y^2 \rightarrow \infty$) il guadagno di Kalman diventa pari a zero, e l'unico effetto sortito dal filtro è quello di aumentare l'incertezza della stima dovuta alla deriva nello stato dell'ambiente.

La trattazione fin qui proposta si rifà all'analisi dell'adattamento motorio guidato da cambiamenti casuali e non prevedibili delle condizioni ambientali. L'esperienza quotidiana ci insegna che nella determinazione delle nostre azioni motorie non è sufficiente integrare solamente le informazioni ricavate da esperienze passate, bensì, per riuscire ad interagire con oggetti e ambienti differenti, dobbiamo usare efficacemente le informazioni contestuali (del contesto) oltre che i dati sensoriali di feedback relativi alle nostre azioni (Krakauer et al 2006). Il sistema proposto per la derivazione del filtro di Kalman può essere facilmente esteso così da includere il contesto come una fonte di informazioni addizionale. In precedenza la regola di Bayes veniva utilizzata per dedurre la stima di uno stato dell'ambiente dalle informazioni contenute nell'intera storia del

feedback sensoriale. Ora assumiamo invece di possedere le informazioni riguardanti il contesto, C , che ci danno informazioni direttamente sui parametri nascosti w . Sfruttando la conoscenza che per il modello fin qui descritto il feedback sensoriale y_t dipende unicamente dallo stato nascosto corrente w_t , e che quest'ultimo dipende dal feedback precedente e dal contesto (Fig 2.13), si ha:

$$\begin{aligned}
 P(w_t | y_{t...0}, C_{t...0}) &\propto P(y_t | w_t, y_{t-1...0}, C_{t...0}) P(w_{t-1} | y_{t-1...0}, C_{t...0}) = \\
 &= P(y_t | w_t) P(w_t | y_{t-1...0}, C_{t...0}) \quad (2.4.13)
 \end{aligned}$$

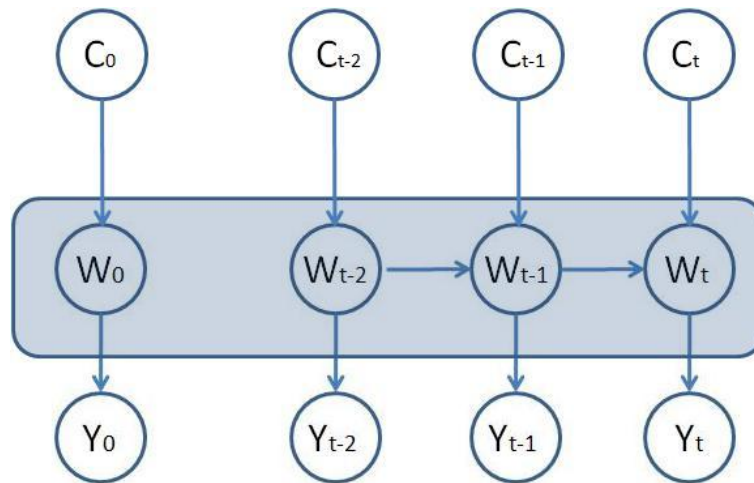


Fig. 2.13- un'estensione dello schema di figura 2.12, dove il contesto influenza lo stato ad ogni istante di tempo.

Poiché il contesto e le esperienze passate possono essere assunte tra loro indipendenti, l'equazione 2.4.13 diventa:

$$P(w_t | y_{t-1...0}, C_{t...0}) \propto P(w_t | C_t) P(w_t | y_{t-1...0}, C_{t-1...0})$$

E' possibile quindi esprimere la probabilità a posteriori sfruttando la conoscenza di tre fattori:

$$\begin{aligned}
 P(w_t | y_{t...0}, C_{t...0}) &\propto \underbrace{[P(w_t | C_t)]}_{\text{Contesto}} \underbrace{[P(y_t | w_t)]}_{\text{Feedback}} \underbrace{[P(w_t | y_{t-1...0}, C_{t-1...0})]}_{\text{Esperienza}} \quad (2.4.14) \\
 &\qquad\qquad\qquad \text{corrente} \qquad\qquad\qquad \text{sensoriale} \qquad\qquad\qquad \text{passata} \\
 &\qquad\qquad\qquad \qquad\qquad\qquad \text{corrente}
 \end{aligned}$$

Questa espressione per il calcolo della probabilità a posteriori di w_t può essere interpretata come un conflitto tra l'informazione contestuale corrente e l'informazione

integrata delle esperienze passate per imporre la propria prevalenza rispetto al feedback sensoriale che è stato appena ricevuto. Se, per semplicità, assumiamo che la distribuzione P sia a singolo-picco (come una Gaussiana), allora se il contesto è maggiormente informativo rispetto alla configurazione di w , la distribuzione di w data dal contesto (il primo fattore nell'equazione 2.4.14) sarà più stretta rispetto alla distribuzione data dall'esperienza passata (l'ultimo fattore dell'equazione 2.4.14). Quando la distribuzione del feedback sensoriale corrente viene moltiplicata per altri due fattori, la localizzazione del suo picco sarà fortemente modificata nella direzione del picco più alto e stretto. (Fig. 2.14)

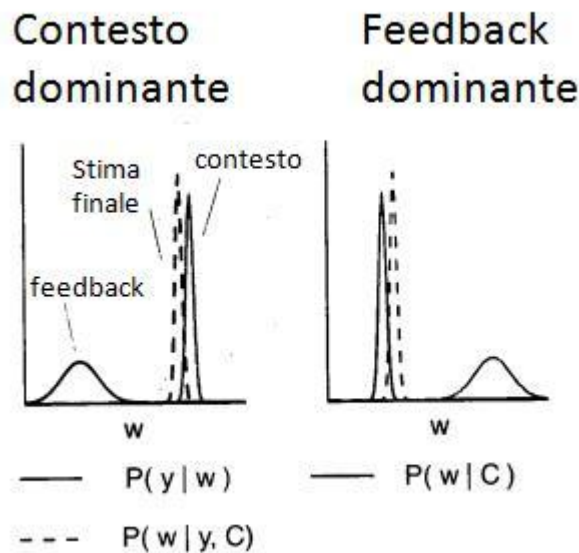


Fig. 2.14- un esempio di come il feedback sensoriale e le informazioni provenienti dal contesto vengono combinate. Se l'incertezza associata al feedback sensoriale è maggiore rispetto a quella inerente l'informazione contestuale allora la stima finale è dominata da quest'ultima (riquadro di sinistra), e viceversa (riquadro di destra). Il grafico dimostra inoltre che la distribuzione della stima finale è sempre più stretta rispetto al singolo contributo dato dalle sorgenti di informazione; ovvero, l'aggiunta di informazioni, anche se incerte, riduce l'incertezza complessiva.

Questa trattazione della possibile combinazione tra diverse sorgenti di informazione può spiegare perché alcune forme di informazioni contestuali possono essere estremamente considerate, mentre altre sono ignorate: se il sistema motorio non possiede il modello informativo $P(w_t | C_t)$ di come il contesto influenza i parametri rilevanti, allora tale contesto non avrà, o avrà solo in parte limitata, influenza sulla stima finale di w .

2.4.2 - TEORIA DECISIONALE

In generale, l'output dato dalla statistica Bayesiana è rappresentato dalla probabilità a posteriori, ovvero la probabilità di tutti i possibili stati (parametri) dato un ingresso sensoriale (dati osservati). Questo non è ovviamente sufficiente per determinare l'uscita (comando motorio) del sistema. E' necessario quindi definire una funzione che rappresenti il processo decisionale in base al quale vengono premiate/penalizzate le scelte, a seconda dell'errore che esse generano. L'essenza di tale funzione, che chiameremo **funzione di perdita**, è quella di minimizzare la perdita attesa (o massimizzare il guadagno), date le conoscenze in possesso al momento della scelta. Tale funzione di perdita quantifica il valore per ogni azione intrapresa in tutti i possibili stati (θ), $L(\theta)$. Per la scelta dell'azione migliore bisogna semplicemente calcolare la perdita attesa per una data azione, vale a dire la perdita media rispetto a tutti i possibili stati pesata per il grado di fiducia dello stato:

$$\sum_{\theta} L(action, \theta)P(\theta)$$

Verrà ovviamente scelta l'azione che avrà la perdita inferiore.

Uno studio recente di Körding et al. (2004) confronta le performance di differenti funzioni di perdita per la scelta della migliore azione da compiere. Lo studio mostra come per piccoli errori la funzione quadratica approssima molto bene la funzione di perdita ricavata dai dati osservati, mentre punisce eccessivamente gli errori rilevanti. (Fig. 2.15)

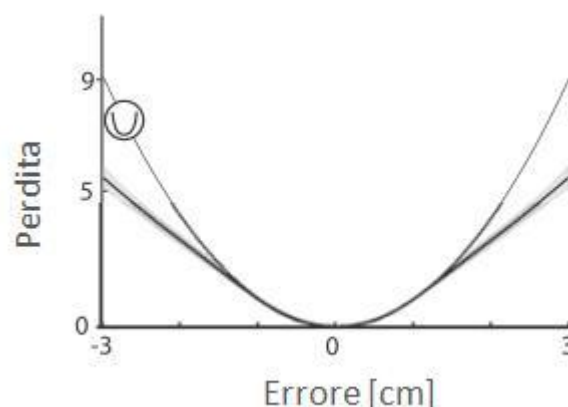


Fig. 2.15- confronto tra la funzione di perdita osservata dai dati sperimentali e quella quadratica proposta da Körding et al. (2004)

Queste osservazioni suggeriscono che i modelli di controllo sensori-motorio e di adattamento motorio aventi come funzione di perdita la minimizzazione dell'errore quadratico sono delle buone approssimazioni della realtà.

2.4.3 – MODELLI

L'applicazione della classe di modelli descritta nei precedenti paragrafi risulta la soluzione adottata da diversi gruppi di studio. I lavori considerati nel presente lavoro sono limitati agli studi in cui l'informazione riguardante il contesto viene considerata fattore integrante nell'implementazione del modello. Per quanto presentato finora è difatti impensabile non considerare quest'ultima sorgente di informazione, in quanto considerata necessaria per un'analisi completa del fenomeno dell'adattamento motorio (Krakauer et al. 2006)(Körding et al. 2004)(Miyazaki et al. 2005). Come già descritto in precedenza trattando i modelli dinamici, le osservazioni catturate durante un protocollo di adattamento motorio esibiscono pattern di comportamento estremamente complessi. L'analisi attraverso graduali modificazioni basate unicamente sugli errori precedenti si dimostra inadeguata per la spiegazione della generalizzazione, mentre un sistema non-lineare, basato sul contesto è suggerito per tale analisi (Krakauer et al. 2006). Il modello di Krakauer et al. è altresì in grado di riprodurre le differenti costanti di tempo osservate durante l'intero fenomeno dell'adattamento motorio; il modello è estremamente sensibile all'errore durante le prime ripetizioni, diventandolo sempre meno all'aumentare del numero delle ripetizioni. Ciò è dovuto al decremento dell'incertezza associato all'avanzamento dell'allenamento. Altri punti di forza del modello sono la capacità di descrivere il trasferimento asimmetrico osservato durante l'esperimento (ovvero differenti costanti di tempo rispetto al segmento corporeo con il quale viene svolto l'allenamento), l'interferenza anterograda e la generalizzazione dipendente dalla storia di apprendimento. Un'importante debolezza del sistema risulta essere una sovra-stima del fenomeno di interferenza rispetto a quanto osservato dai dati sperimentali. (Fig. 2.16)(Fig. 2.17)

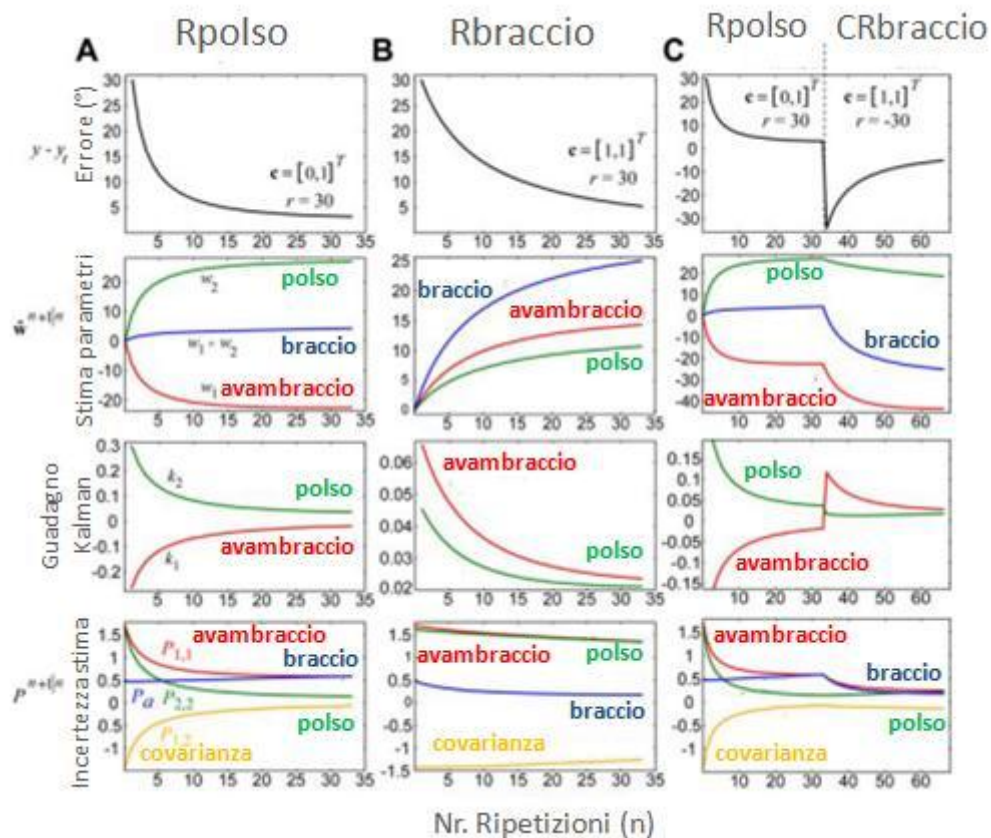


Fig. 2.16- Risultati della simulazione. La prima riga mostra l'errore di movimento, la seconda le componenti (polso e avambraccio) della stima dei parametri e la loro combinazione lineare (braccio), il guadagno del filtro di Kalman, e le componenti di incertezza dei parametri. La colonna A si riferisce all'allenamento del polso, la B all'allenamento con il polso, mentre la colonna C si rifà ad un protocollo di allenamento misto polso-braccio. (A) Data la sola presenza di informazione inerente al movimento del polso, la stima dei parametri dell'avambraccio diventa negativa. (B) L'errore produce cambiamenti sia nella stima dei parametri avambraccio che del polso, dimostrando quindi l'instaurarsi del processo di trasferimento. Nonostante le stesse condizioni iniziali del caso A l'apprendimento a seguito dell'allenamento con il braccio risulta più lento rispetto all'allenamento svolto attraverso l'utilizzo del polso. (C) il processo di trasferimento osservato nella colonna B è bloccato dalla prima fase di allenamento; il processo di trasferimento è quindi guidato dalla storia dell'allenamento. Ciò è dovuto all'ampiezza del guadagno del filtro di Kalman all'inizio della seconda fase di allenamento. (Krakauer et al. 2006).

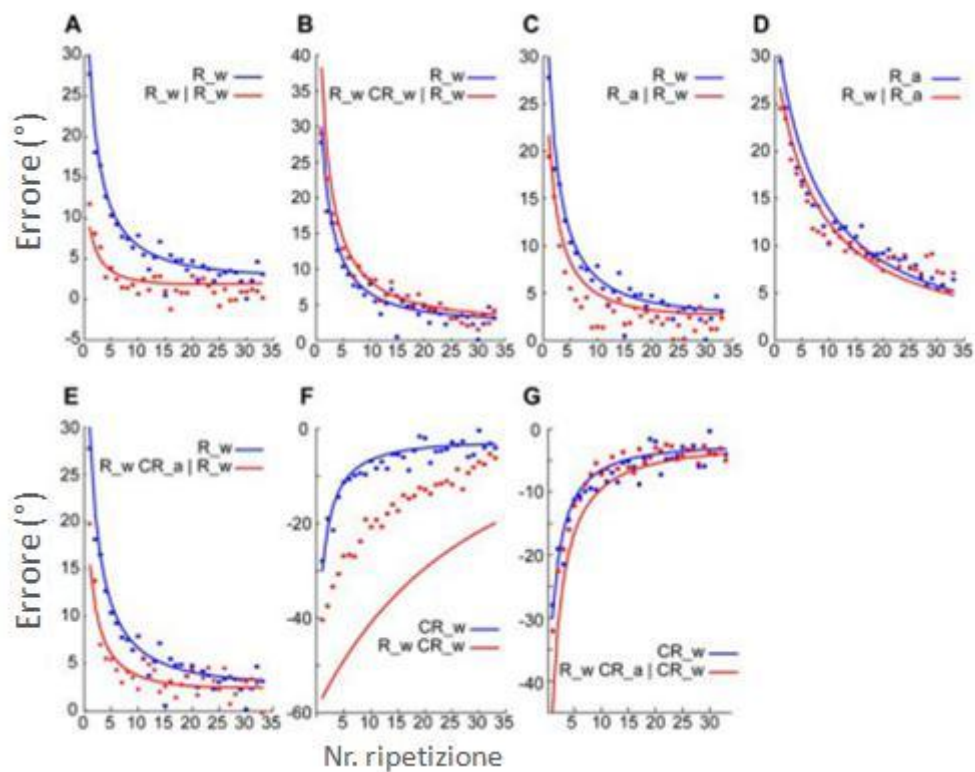


Fig. 2.17- risultati della simulazione (linee) rispetto ai dati sperimentali osservati durante gli esperimenti (punti) Körding et al. (2004). Con w si indica l'allenamento svolto con il polso, mentre con a quello svolto con l'intero braccio. La linea blu indica il primo apprendimento, mentre la linea rossa il ri-apprendimento. Nei riquadri sono rappresentati i seguenti processi: (A) salvataggio, (B) interferenza, (C) trasferimento, (D) velocità di apprendimento dipendente dalla storia di allenamento, (E) (F) interferenza guidata dalla storia di allenamento, (G) trasferimento guidato dalla storia di allenamento.

Dall'analisi forza/debolezza proposta per tale classe di modelli risulta evidente come una descrizione Bayesiana dell'adattamento motorio sia una modalità efficace per la simulazione e lo studio di tali fenomeni, purché essa comprenda al proprio interno non solo la storia passata degli errori motori commessi, ma anche informazioni circa il contesto, tra cui un ruolo di estrema importanza sembra svolgerlo la conoscenza delle azioni e dell'allenamento svolto in precedenza (Krakauer et al. 2006)(Körding et al. 2004).

2.5 – CONCLUSIONE

I modelli proposti in questo capitolo, e le conoscenze circa le caratteristiche dell'adattamento motorio estrapolate attraverso la loro analisi, non hanno solamente lo

scopo di introdurre il lettore rispetto alla complessità del fenomeno ed alla difficoltà di una descrizione completa dello stesso, bensì risultano estremamente utili nell'implementazione del protocollo di studio (che verrà descritto nel capitolo 3), il quale è stato pensato alla luce delle conoscenze qui introdotte.

CAPITOLO 3

DESCRIZIONE METODOLOGICA

Scopo del presente capitolo è quello di introdurre il lettore alle caratteristiche e alle proprietà che si vogliono applicare al protocollo di studi che si intende implementare, dal quale dipenderanno le informazioni che verranno acquisite. È difatti noto che le proprietà del protocollo di studio influenzano le informazioni che vengono acquisite, e di conseguenza le informazioni che saremo in grado di rilevare a seguito delle elaborazioni previste. Verranno inoltre introdotte le conoscenze matematiche e statistiche che saranno utili per lo sviluppo degli algoritmi di elaborazione che verranno descritti nel prossimo capitolo.

3.1 – PROPRIETA' DEL PROTOCOLLO

Sono molti, specialmente negli anni recenti, i lavori scientifici aventi come obiettivo lo studio dell'adattamento motorio; pochi tra questi hanno analizzato tale processo attraverso un approccio multifattoriale, ovvero attraverso un'analisi integrata delle variazioni rilevabili durante il processo di adattamento. La maggior parte di essi si è infatti limitata ad un'analisi mono-fattoriale, vale a dire lo studio singolo della cinematica, delle performance o dell'elettroencefalografia dell'adattamento motorio. Il nostro lavoro, coerentemente con quanto affermato finora, si propone lo studio dell'adattamento motorio nell'uomo adulto sano attraverso un approccio multifattoriale, che prevede l'acquisizione di informazioni dell'attività elettrica cerebrale, informazioni circa la cinematica del movimento ed informazioni circa l'errore commesso durante ogni ripetizione del movimento, a cui è legata l'informazione di valutazione della bontà della ripetizione considerata (performance). La seconda proprietà che vuol essere conferita al nostro studio riguarda la possibilità di indagare separatamente la fase di pianificazione motoria e la fase di esecuzione del movimento durante il processo di adattamento. Il protocollo verrà così implementato non per provare l'indipendenza tra le due fasi del controllo motorio, bensì per esaltarne l'importanza che entrambe assumono durante lo

sviluppo di azioni motorie che permettano di raggiungere l'obiettivo richiesto, oltre che durante il processo di adattamento motorio.

3.2 – TRATTAZIONI MATEMATICHE

Vengono ora introdotte le trattazioni matematiche inerenti i metodi di pre-elaborazione del segnale elettroencefalografico e di implementazione degli algoritmi di elaborazione che verranno descritti nel prossimo capitolo.

3.2.1 – TRASFORMATA DI HILBERT-HUANG

La trasformata di Hilbert-Huang (HHT) è un metodo empirico di analisi dei dati. La sua base di espansione è adattativa, così da poter riprodurre rappresentazioni fisicamente significative di dati provenienti da processi non lineari e non stazionari. Con adattativo si intende che la definizione della base deve essere basata e derivata dai dati (Huang et al. 2008), ovvero definita a posteriori (Huang et al. 1998). Sfortunatamente la maggior parte delle tecniche di decomposizione dei dati ad oggi disponibili si basano sulla formulazione di basi a priori (come le funzioni trigonometriche nell'analisi di Fourier), e quindi non sono adattativi. La trasformata di Hilbert-Huang consta di due parti: la modalità di decomposizione empirica (EMD) e l'analisi spettrale di Hilbert (HSA). Questo metodo è attuabile per l'analisi di dati non lineari e non stazionari, specialmente per rappresentazioni tempo-frequenza-energia. In tutti i casi studiati l'analisi attraverso la trasformata di Hilbert-Huang ottiene risultati più nitidi rispetto ad ogni altro metodo di analisi tradizionale nelle rappresentazioni tempo-frequenza-energia (Huang et al. 2008). Può essere dimostrato che attraverso l'analisi spettrale di Hilbert (HSA) si può giungere ad una apparente descrizione tempo-frequenza-energia di una serie temporale di partenza; comunque tale descrizione non restituisce una rappresentazione fisica significativa dell'evento studiato. La decomposizione empirica EMD, partendo da una serie temporale, genera delle componenti che attraverso la successiva trasformata di Hilbert portano ad una descrizione fisicamente significativa della serie temporale analizzata.

3.2.1.1- ANALISI SPETTRALE DI HILBERT

I segnali EEG che devono essere analizzati possono certamente essere classificati come processi non lineari e non stazionari. Una soluzione per esprimere la proprietà di non stazionarietà è quella di calcolare l'ampiezza e la frequenza istantanea del segnale studiato. Questa è la ragione dell'utilizzo dell'analisi spettrale di Hilbert (HSA) nella trasformata di Hilbert-Huang.

Per ogni funzione $x(t)$ di classe L^p , la trasformata di Hilbert $y(t)$ vale:

$$y(t) = \frac{1}{\pi} P \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau \quad (3.2.1)$$

dove P è il valore principale di Cauchy dell'integrale singolare. Attraverso la trasformata di Hilbert $y(t)$ della funzione $x(t)$ si ottiene la seguente funzione analitica:

$$z(t) = x(t) + iy(t) = a(t)e^{i\theta(t)} \quad (3.2.2)$$

$$a(t) = (x^2 + y^2)^{1/2}, \quad \theta(t) = \tan^{-1} \frac{y}{x} \quad (3.2.3)$$

Qui a rappresenta l'ampiezza istantanea, e θ la fase istantanea della funzione. La frequenza istantanea è data semplicemente dalla relazione:

$$\omega = \frac{d\theta}{dt} \quad (3.2.4)$$

Poiché sia l'ampiezza istantanea che la frequenza istantanea sono espresse come funzioni del tempo, possiamo esprimere l'ampiezza (o energia, intesa come quadrato dell'ampiezza) in funzione del tempo e della frequenza, $H(\omega, t)$. Si definisce spettro marginale $h(\omega)$ come:

$$h(\omega) = \int_0^T H(\omega, t) dt \quad (3.2.5)$$

dove l'intervallo $[0, T]$ è il dominio temporale nel quale la funzione è definita. Lo spettro marginale rappresenta l'ampiezza accumulata (energia) in senso probabilistico sull'intero arco dei dati, e offre altresì una misura del contributo dell'ampiezza totale (o energia) dato da ogni valore di energia. Comunque, per un qualsiasi segnale di partenza $x(t)$, la frequenza istantanea ottenuta attraverso il metodo sopra descritto non ha un significato fisico. La ricerca di espressioni in grado di descrivere il segnale $x(t)$, attraverso la somma di un numero ridotto di funzioni oscillatorie, attraverso le quali le frequenze istantanee calcolate con la trasformata di Hilbert assumono il significato fisico corretto, è la motivazione per lo sviluppo della decomposizione empirica (EMD).

3.2.1.2 – EMPIRICAL MODE DECOMPOSITION (EMD)

L'empirical mode decomposition (EMD) lavora direttamente nello spazio temporale, è un metodo di decomposizione intuitivo, diretto e adattativo, con una base derivata dai dati (a posteriori). La decomposizione ha un semplice ed intuitivo assunto, ovvero ad ogni istante temporale nel segnale analizzato possono coesistere differenti modalità oscillatorie aventi frequenza anche significativamente diversa. Ogni componente viene definita attraverso una funzione di modalità intrinseca (IMF), la quale deve soddisfare le seguenti condizioni:

1. Nell'intero segnale il numero di estremi e il numero di volte in cui la funzione si annulla deve coincidere, o al massimo differire di uno
2. Per ogni punto il valor medio tra la funzione di inviluppo definita dai massimi locali, e la funzione di inviluppo definita dai minimi locali, deve essere zero.
(Huang et al 2008.)

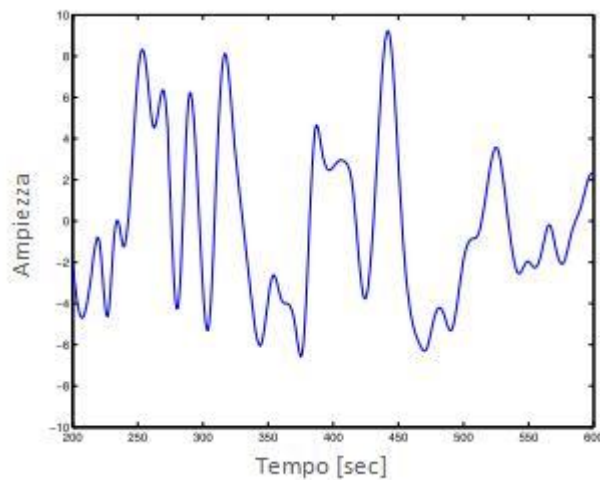


Fig. 3.1 – esempio di un possibile segnale di partenza $x(t)$

Ricordandoci della definizione di IMF appena introdotta, si procede nella descrizione dell'algoritmo di decomposizione attraverso il processo detto di "sifting" (Fig. 3.5). Dato un segnale di partenza $x(t)$ (Fig. 3.1) l'algoritmo ha inizio tramite l'identificazione di tutti gli estremi locali e la successiva connessione di tutti i massimi/minimi attraverso una spline cubica così da formare l'involuppo superiore/inferiore. L'involuppo superiore e quello inferiore solitamente comprendono tra essi tutti i dati (Fig. 3.2); la loro media m viene calcolata come (Rilling et al. 2003):

$$m = (e_{\min}(t) + e_{\max}(t))/2 \quad (3.2.6)$$

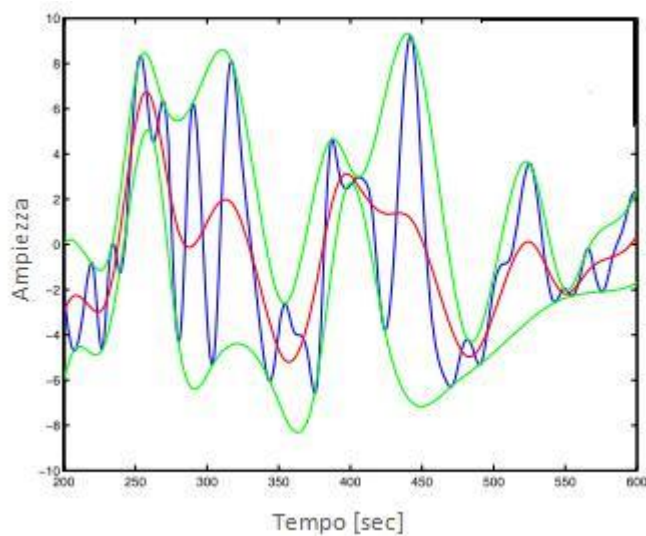


Fig. 3.2- in blu è rappresentato il segnale di partenza, mentre in verde le due funzioni di inviluppo superiore e inferiore definite rispettivamente dai massimi e minimi locali. Il valor medio dell'inviluppo superiore e di quello inferiore è disegnato in rosso.

la differenza tra il segnale d'ingresso e m è il primo proto-IMF, identificato con h_1 (Fig. 3.3):

$$h_1 = x(t) - m \quad (3.2.7)$$

Idealmente, per le modalità di costruzione appena descritte, h_1 dovrebbe soddisfare la definizione di IMF; tuttavia allo scopo di rendere maggiormente affidabile il metodo e di rendere maggiormente simmetrico il profilo delle onde calcolate (h_i), il processo appena descritto deve essere ripetuto tante volte quante necessarie per rendere il segnale estratto h_1 soddisfacente la definizione di IMF. Nell'iterazione successiva h_1 viene trattato come dato, ovvero:

$$h_{11} = h_1 - m_{11} \quad (3.2.8)$$

continuando a ripetere tale algoritmo k volte si avrà:

$$h_{1k} = h_{1(k-1)} - m_{1k} \quad (3.2.9)$$

che può essere designato come:

$$c_1 = h_{1k} \quad (3.2.10)$$

la prima componente IMF del segnale di partenza $x(t)$.

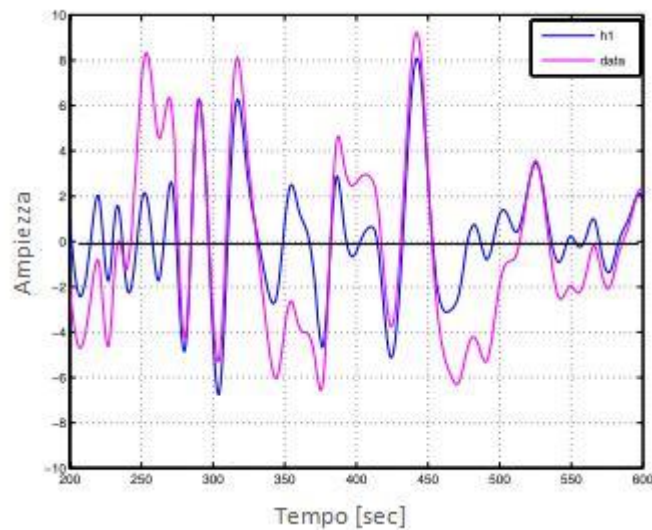


Fig. 3.3- Confronto tra il segnale originale (rosso) e il proto-IMF h_1 (blu). In figura è immediato notare, osservando il segnale blu, come le caratteristiche che un segnale deve soddisfare per essere considerato un IMF non siano soddisfatte. Nel tracciato blu infatti è presente un minimo non negativo (intorno ai 550 ms), ed inoltre tale segnale non risulta essere perfettamente simmetrico rispetto all'assa delle ascisse.

Nonostante venga selezionata come prima componente IMF del segnale di partenza, c_1 dovrebbe contenere la componente del segnale avente periodo più breve; ne segue che c_1 può essere separata dal resto dei dati tramite:

$$r_1 = x(t) - c_1 \quad (3.2.11)$$

Poiché il residuo (r_1) contiene ancora le componenti del segnale aventi periodo più lungo, può essere considerato come un nuovo segnale di partenza ed essere fornito in ingresso all'algoritmo di decomposizione descritto in precedenza (Fig. 3.4). Questa procedura può essere ripetuta per tutti i residui r_j successivi. Il processo di sifting si conclude quando il residuo r_n diventa una funzione monotona dalla quale non possono essere estratte altre componenti IMF.

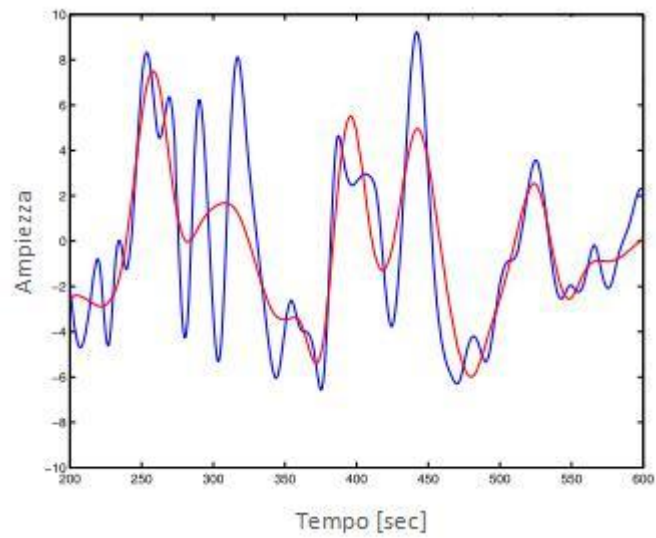


Fig. 3.4- Confronto tra il segnale originale (blu) ed il residuo r_1 (rosso). Come si può osservare nel residuo sono ancora presenti le componenti di bassa frequenza del segnale originale.

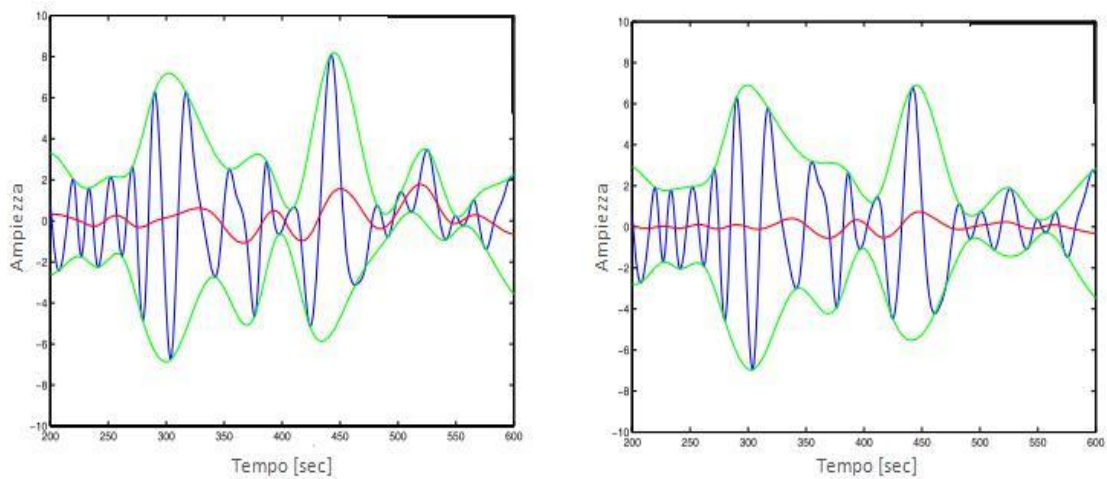


Fig. 3.5- vengono mostrati due passi dell'algorithm di setacciamento. A sinistra, il segnale di partenza (blu) è rappresentato da h_1 e la media (rossa) da m_2 . A destra invece, il segnale di partenza (blu) è rappresentato da h_2 e la media (rossa) da m_3 .

Il risultato finale può essere espresso come (Vatchev et al. 2008):

$$x(t) = \sum_{j=1}^n c_j + r_n \quad (3.2.12)$$

ovvero il segnale di partenza $x(t)$ può essere espresso tramite la sommatoria delle n componenti in cui viene decomposto a cui deve essere aggiunto il segnale residuo calcolato all' n -passo dell'algoritmo di "setacciamento".

3.2.1.3- OSSERVAZIONI SUL METODO

Fondendo le conoscenze ricavate sia dall'analisi spettrale che dalla decomposizione empirica, calcolate tutte le funzioni IMF, e supponendo quindi note l'ampiezza istantanea a , la frequenza istantanea ω , il segnale di partenza $x(t)$, supposto di lunghezza pari a N , può essere riscritto come:

$$x(t) = \text{Re}\left[\sum_{j=1}^N a_j(t)e^{i\omega_j(t)t}\right] \quad (3.2.13)$$

dove con Re si intende la parte reale dei termini tra parentesi. L'ampiezza istantanea introdotta nell'equazione precedente ha ora un significato fisico, e dipende dalla funzione di fase $\omega(t)$, la quale è in grado non solo di descrivere i cambiamenti di frequenza tra le diverse onde dovuti alla non-stazionarietà del segnale, ma anche la modulazione di frequenza intra-onda dovuta alla non-linearità.

Le performance ottenute empiricamente dalla combinazione della decomposizione empirica e dell'analisi spettrale di Hilbert dimostrano che la trasformata di Hilbert-Huang è un valido strumento per l'analisi tempo-frequenza di dati non-lineari e non-stazionari (Tab. 3.1). Essa si basa sull'adattatività della base, e la frequenza è definita attraverso la trasformata di Hilbert. Di conseguenza non necessita dell'introduzione di armoniche spurie per rappresentare forme d'onda non-lineari, come invece avviene nei metodi in cui la base è nota a priori.

	FOURIER	WAVELET	HILBERT
BASE	a priori	a priori	adattativa
FREQUENZA	Convoluzione: globale, incertezza	Convoluzione: regionale, incertezza	Differenziazione: locale, certezza
PRESENTAZIONE	Energia-frequenza	Energia-tempo- frequenza	Energia-tempo- frequenza
NON-LINEARITA'	No	No	Si
NON-STAZIONARIETA'	No	Si	Si
BASE TEORICA	Teoria completa	Teoria Completa	Empirica

Tab. 3.1- confronto tra le proprietà della trasformata di Fourier, Wavelet e di Hilbert.

Questa tabella mostra come la trasformata di Hilbert-Huang sia il metodo più potente per analizzare dati provenienti da processi non-lineari e non-stazionari; si basa sull'adattatività della base ai dati, la frequenza viene derivata attraverso differenziazione piuttosto che attraverso convoluzione, così da non incorrere nelle limitazioni dovute dal principio di incertezza.

Le proprietà innovative introdotte dall'analisi dei dati attraverso il metodo della trasformata di Hilbert-Huang hanno trovato estesa applicazione negli studi di geofisica e meteorologia, mentre non sono ancora molte le analisi applicate ai segnali biomedici. Il segnale elettroencefalografico gode infatti di proprietà quali la non-linearità e la non-

stabilità che, se per metodi di analisi tradizionali rappresentano limitazioni importanti, esaltano le innovazioni matematiche introdotte dalla trasformata di Hilbert-Huang. Risulta per ciò abbastanza intuitivo studiare il segnale ottenuto tramite l'esecuzione del protocollo di adattamento motorio, descritto nei precedenti paragrafi, attraverso tale metodo di analisi dei dati, al fine di ottenere una descrizione delle variazioni di attivazione neuronale maggiormente inerente ai fenomeni aventi reale sviluppo durante il procedere dell'adattamento motorio.

3.2.2- TRATTAZIONE MATEMATICA DELL'ANALISI DELLE COMPONENTI

INDIPENDENTI (ICA)

Rappresentando con x il vettore dei segnali rilevati $x = (x_1, \dots, x_m)$ e le componenti indipendenti con il vettore $s = (s_1, \dots, s_n)$ l'obiettivo finale dell'analisi ICA è quello di trasformare i segnali acquisiti x , attraverso una trasformazione lineare W :

$$s = Wx \quad (3.2.14)$$

così da massimizzare le componenti indipendenti s misurate attraverso una funzione di indipendenza $F(s_1, \dots, s_n)$.

Le componenti x_i del segnale acquisito x , sono generate come la somma delle componenti indipendenti s_k con $k = 1, \dots, n$:

$$x_i = a_{i,1} s_1 + \dots + a_{i,k} s_k + \dots + a_{i,n} s_n \quad (3.2.15)$$

dove con a vengono indicati i pesi di mescolamento, ovvero ogni componente viene pesata a seconda di quanto incide nel segnale finale. Lo stesso modello può essere espresso in forma vettoriale:

$$x = \sum_{k=1}^{k=n} s_k a_k \quad (3.2.16)$$

ed in forma matriciale:

$$x = As \quad (3.2.17)$$

dove $A = (a_{1,k}, \dots, a_{m,k})^T$ e $s = (s_1, \dots, s_n)^T$.

Dato il segnale di partenza x , si devono stimare le componenti di entrambe le matrici A ed s . Questo risultato è ottenuto calcolando iterativamente i vettori w , e attraverso la verifica di una funzione di costo definita allo scopo di massimizzare la non-gaussianità delle componenti s_k calcolate come:

$$s_k = (w^T * x) \quad (3.2.18)$$

Le sorgenti originali s possono essere ottenute moltiplicando il segnale originario x con l'inversa della matrice di mescolamento $W = A^{-1}$, detta anche matrice di anti-mescolamento (Hyvärinen et al 2000). (Fig. 3.6).

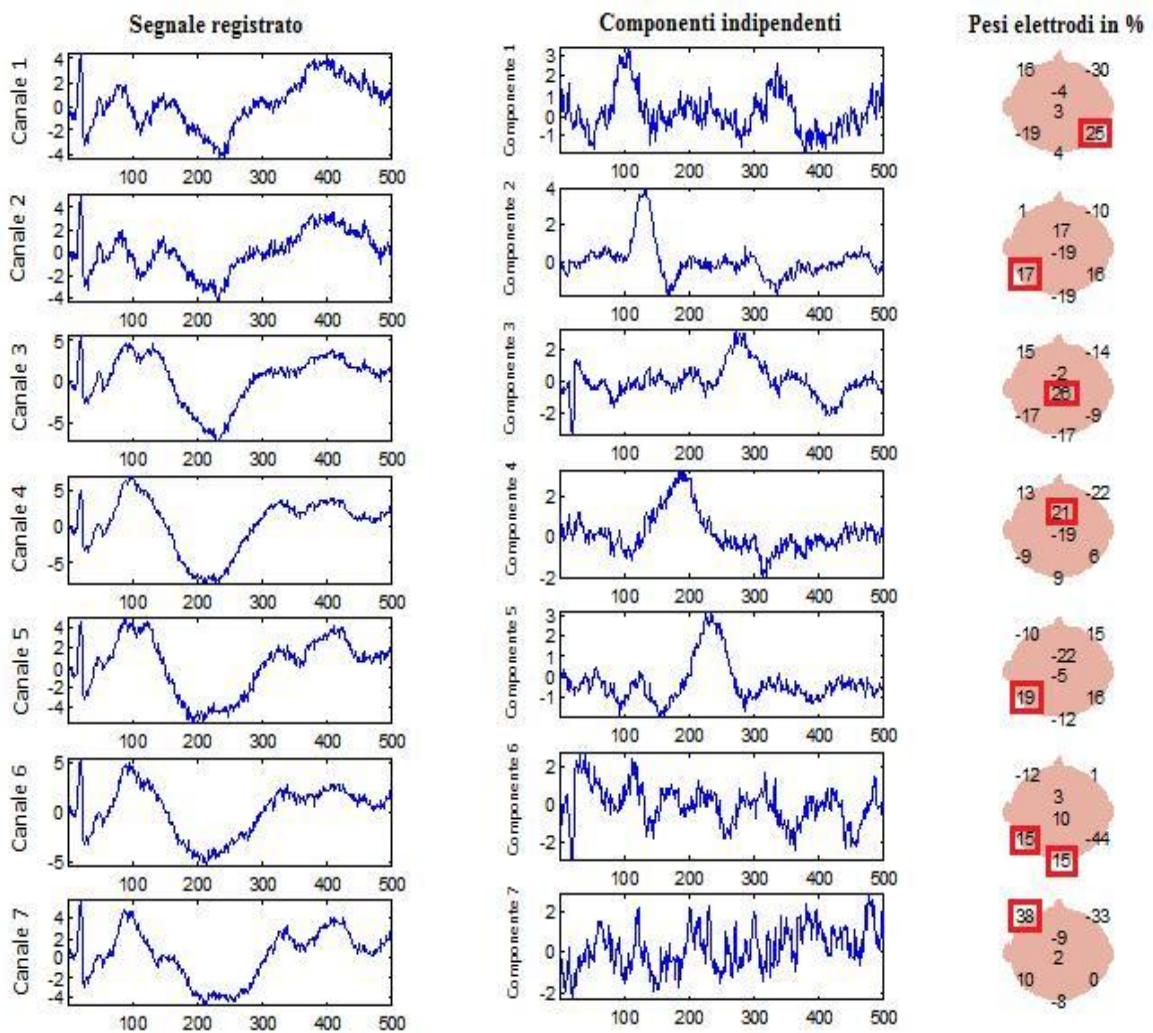
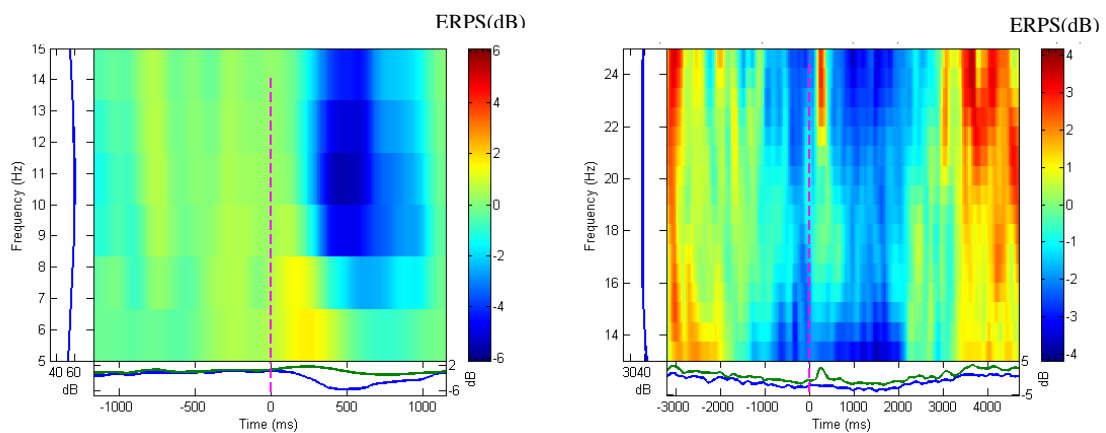


Fig. 3.6- rappresentazione della scomposizione di un segnale EEG in componenti indipendenti. Come si nota dalla rappresentazione a destra è possibile localizzare l'area cerebrale in cui è localizzata la sorgente della componente.

3.2.3 –MAPPE TEMPO-FREQUENZA

L'analisi tempo/frequenza caratterizza cambiamenti o perturbazioni nel contenuto spettrale dei dati, i quali vengono considerati come la somma di funzioni sinusoidali finestrate (es. wavelets/onde sinusoidali). Esistono molti metodi matematici sviluppati per il calcolo della decomposizione tempo/frequenza. Il metodo da noi utilizzato è stato implementato da Makeig nel 1993 e si basa sull'individuazione di transienti di perturbazione spettrale evento-relati (ERPS, Event-Related Shift in the Power spectrum). Il segnale ERD/ERS evento-relato è stato quindi decomposto e ricostruito attraverso l'utilizzo delle onde di Marlet. Il numero di onde di Marlet utilizzato nella ricostruzione è pari a 3 (alla frequenza fissata come limite inferiore durante l'analisi), incrementato di una unità ogni 10Hz di aumento della frequenza indagata (passo di mutazione del numero di onde di Marlet pari a 0,1). Tali parametri sono stati scelti in quanto aventi ottenuto il miglior risultato in termini di ricostruzione del tracciato originale. Le bande analizzate sono state la banda alfa ($5 \leq \text{freq} \leq 15 \text{ Hz}$) e la banda beta ($10 \leq \text{freq} \leq 25 \text{ Hz}$). (Fig. 3.7)



3.7 – Rappresentazione delle mappe tempo-frequenza utilizzate per dedurre la frequenza centrale da imporre nell'operazione di filtraggio. A sinistra è rappresentata una mappa in cui la banda di frequenza analizzata corrisponde al ritmo alfa, mentre a destra le frequenze analizzate corrispondono alla banda di frequenza beta.

CAPITOLO 4

MATERIALI E METODI

Gli obiettivi di questo capitolo sono molteplici e possono essere riassunti come la presentazione della fase operativa dello studio. La prima parte sarà dedicata alla presentazione del protocollo implementato; verranno quindi presentate le operazioni svolte durante la fase di implementazione e sviluppo dello protocollo di studio proposto. La seconda fase verrà invece dedicata alla descrizione puntuale e matematicamente rigorosa degli algoritmi utilizzati nello studio. Verranno proposti due differenti metodi di elaborazione in grado di descrivere le caratteristiche dei cambiamenti, rilevabili attraverso l'analisi di un tracciato elettroencefalografico, imputabili all'instaurarsi del fenomeno dell'adattamento motorio. L'ultima parte del capitolo verrà dedicata alla presentazione di parametri aventi lo scopo di descrivere quantitativamente i segnali risultanti dalle diverse modalità di elaborazione proposte.

4.1-PROTOCOLLO

L'esperimento consiste nella ripetizione di 180 movimenti di pointing al variare delle condizioni esterne. Durante ogni ripetizione, al soggetto, seduto davanti ad un monitor touch-screen , viene presentata una sequenza di stimoli visivi. La sequenza di stimoli si ripete ad ogni prova. Il primo stimolo visivo è un mirino (CUE), alla comparsa del quale al soggetto viene richiesto di pensare al movimento di pointing da eseguire (fase di pianificazione del movimento)(Fig. 4.1). Durante questa fase il soggetto non deve compiere alcun movimento. Solamente alla comparsa del secondo stimolo visivo, un cerchio pieno (TARGET) nella stessa posizione spaziale del cue, il soggetto deve eseguire il movimento, andando a toccare il centro di tale cerchio, e ritornare nella posizione di partenza (fase di esecuzione del movimento). Il movimento deve essere eseguito alla massima velocità possibile. Il tocco nel centro del target non deve però avvenire con il dito del soggetto, bensì con una bacchetta posizionata lungo il dito indice del soggetto stesso, avente lunghezza maggiore di quest'ultimo. Al soggetto inoltre viene bloccata

l'articolazione del polso, attraverso l'applicazione di un tutore rigido (ortesi), che ne impedisce ogni movimento. Al termine della fase di esecuzione del movimento, al soggetto è mostrato un segnale video di feedback indicante la performance del suo gesto motorio (ovvero sullo schermo compare un punto rosso indicante il punto di tocco sullo schermo, oltre ad un messaggio di successo/insuccesso espresso in percentuale basato sulla distanza tra il centro del target e il punto di tocco del soggetto). Inviare un segnale di feedback al termine della prova incrementa la motivazione del soggetto sottoposto al test incentivandolo a migliorare la propria performance nelle ripetizioni successive (Wei et al. 2008).

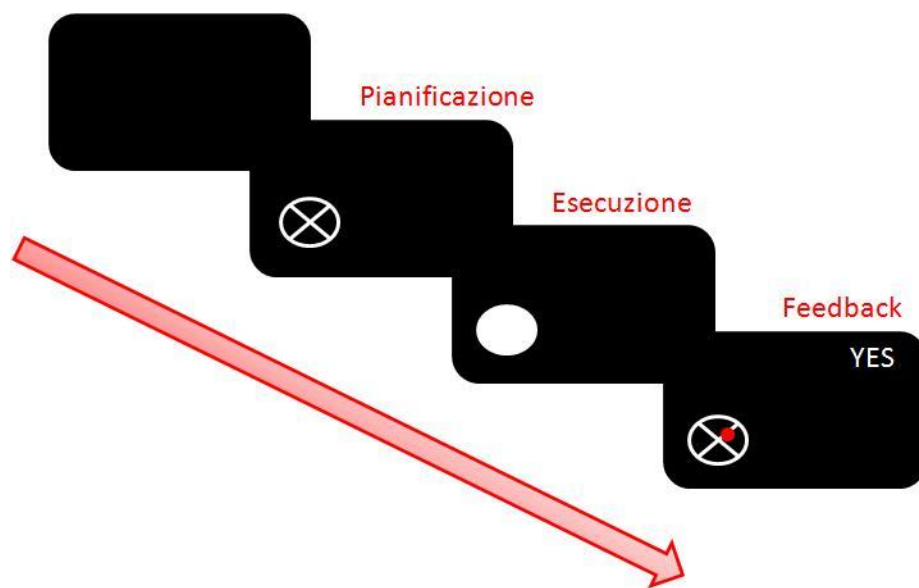


Fig. 4.1- Sequenza di sviluppo del protocollo (da sinistra verso destra). Durante il test tale sequenza verrà ripetuta 153 volte.

Alla conclusione dei passaggi appena descritti ha inizio una nuova prova, costituita dalla stessa sequenza di stimoli visivi. La posizione di comparsa sullo schermo del cue, e di conseguenza anche del target, non si mantiene fissa per tutta la durata del test, ma varia casualmente, potendo assumere cinque differenti posizioni spaziali. (Fig. 4.2)

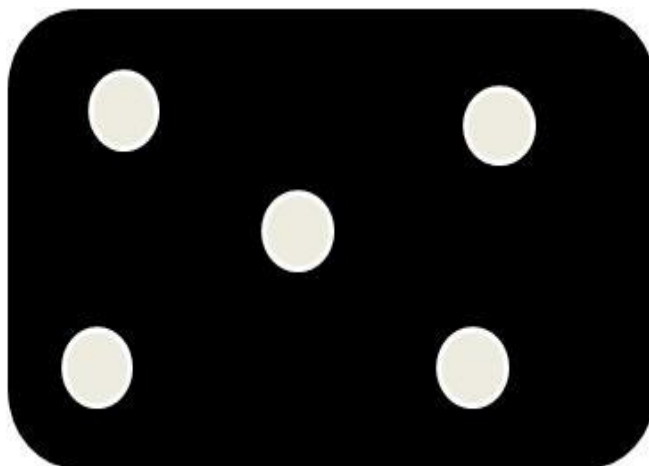


Fig. 4.2- il rettangolo nero rappresenta lo schermo, mentre i cerchi rappresentano le 5 posizioni spaziali di apparizione del cue e del target. La sequenza delle posizioni di comparsa è casuale.

Per evitare fenomeni di anticipazione e predizione durante lo svolgimento del test, l'istante di comparsa del cue può variare casualmente tra 1000ms e 2000ms dall'inizio della prova, mentre l'intervallo temporale tra la comparsa del cue e la comparsa del target varia anch'esso casualmente tra 1500ms e 2000ms. Il target rimane visualizzato sullo schermo per 2000ms. Entro questo intervallo di tempo il soggetto deve eseguire il movimento e di conseguenza toccare lo schermo, pena l'insuccesso della prova. La durata totale di ogni prova è di 8000ms. (Fig. 4.3)

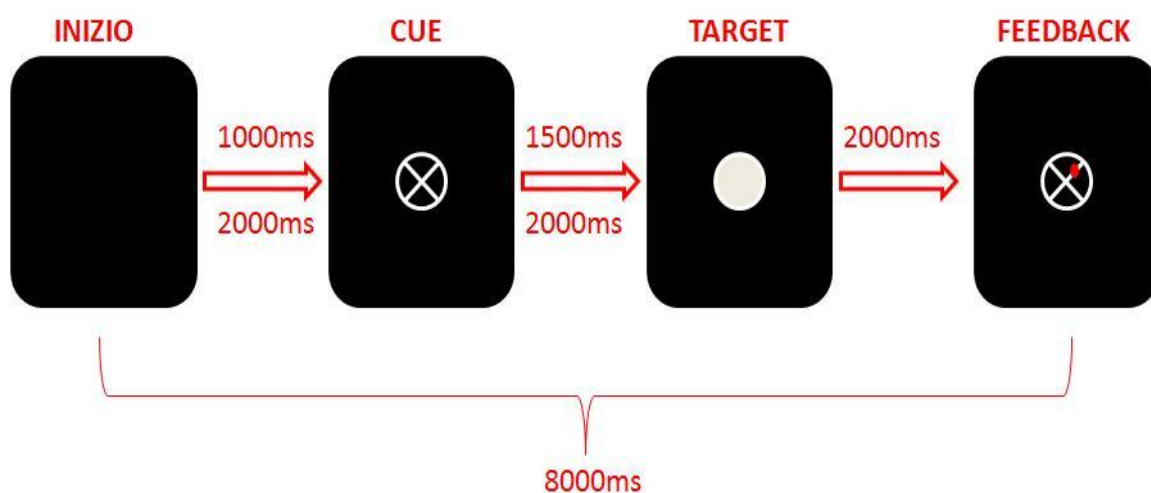


Fig. 4.3- vengono raffigurati gli istanti temporali di comparsa degli stimoli visivi.

L'intervallo tra due eventi consecutivi è un parametro estremamente importante per ottenere la rilevazione di misure accurate. E' noto infatti come i cambiamenti legati ad un

evento (in questo studio rispetto a stimoli visivi) rilevabili analizzando il tracciato elettroencefalografico necessitano di tempo sia per svilupparsi che per terminare, specialmente quando i ritmi in banda alfa sono coinvolti in tali modificazioni. E' quindi raccomandabile implementare protocolli aventi intervalli tra gli eventi adeguati allo studio previsto; per studi di movimento volontario degli arti è raccomandabile un intervallo di circa 7s tra due eventi consecutivi.

Il software di stimolazione appena descritto è sincronizzato con il poligrafo, che rileverà i tracciati dell'attività elettrica cerebrale e muscolare, al fine di inviare contestualmente informazioni temporali (trigger) circa l'istante di comparsa del cue e del target.

L'esperimento viene diviso in tre sessioni di 60 movimenti ciascuna, separate tra loro da momenti di riposo. Ciò permette lo studio di eventuali fenomeni di adattamento a brevissimo termine, oltre a permetterci di modificare le condizioni esterne sotto le quali il soggetto deve eseguire il movimento. La prima sessione prevede l'esecuzione libera del gesto motorio, vale a dire nessuna forza si oppone al movimento. Le ultime due sessioni vengono eseguite ancorando il polso ad un supporto fisso tramite bande elastiche al fine di reiterare il processo di adattamento, essendo richiesto un diverso atto motorio, tale da vincere la forza di richiamo elastico esercitata dalla banda elastica che si oppone al movimento. Per queste ultime sessioni vengono utilizzate due differenti bande elastiche aventi caratteristiche visco-elastiche tra loro differenti, dove la banda elastica utilizzata per l'ultima sessione di allenamento genera una forza di opposizione al movimento maggiore rispetto alla forza generata dalla banda elastica applicata nella seconda sessione d'allenamento. In seguito le tre sessioni verranno denominate **attrezzi**, intendendo come primo attrezzo il movimento libero e come secondo e terzo attrezzo il movimento con l'applicazione della banda elastica. Come già descritto ogni attrezzo è la ripetizione di 60 movimenti eseguiti rispetto alla stessa condizione esterna. Per ogni attrezzo è possibile individuare una prima fase di apprendimento iniziale, seguita da una fase di apprendimento intermedio ed un'ultima di apprendimento tardivo (mantenimento). La fase di adattamento iniziale coincide con le prime 20 ripetizioni, la fase di adattamento intermedio con le seconde 20, e la fase di adattamento tardivo con le ultime 20. (Fig. 4.4).

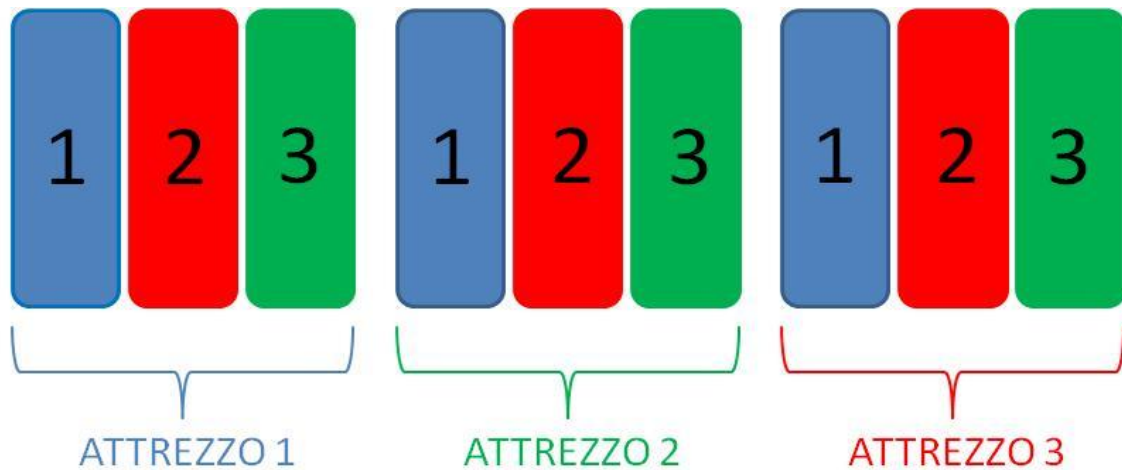


Fig. 4.4- Rappresentazione grafica della suddivisione in differenti sessioni del protocollo di studio. I riquadri indicano i periodi (iniziale (blu) /intermedio (rosso) /tardivo (verde)) in cui è suddiviso ogni attrezzo (60 ripetizioni per ogni attrezzo).

Come già specificato, l'obiettivo del test è quello di verificare l'instaurarsi del processo di adattamento motorio a seguito di una sessione di allenamento consistente in esercizi di pointing. E' quindi di fondamentale importanza obbligare il soggetto a svolgere tale compito attraverso l'attivazione dei soli muscoli dell'arto superiore, riducendo il naturale aiuto fornito dai movimenti di flessione-estensione del tronco. Per raggiungere tale obiettivo si è ancorato il soggetto allo schienale della sedia attraverso l'applicazione di una fascia rigida tra il petto del soggetto e lo schienale della sedia. La posizione relativa tra la seduta e lo schermo è proporzionale alla lunghezza del braccio destro del soggetto (pari al 95% della distanza tra acromion e dito indice).

La durata totale dell'esperimento è di circa 30 minuti.

Durante l'esperimento vengono acquisiti i seguenti canali: EEG multi-canale, EMG multi-canale, cinematica del movimento.

4.2- MONTAGGIO EEG/EMG

Il segnale elettroencefalografico (EEG) viene rilevato attraverso l'apposizione di 19 elettrodi monopolari sullo scalpo, posizionati in accordo con il sistema internazionale

standard 10/20 (Jasper 1958) (Fp1, Fp2, F7, F3, Fz, F4, F8, T3, C3, Cz, C4, T4, T5, P3, Pz, P4, T6, O1, O2) (Fig. 4.5)(Fig. 4.6).

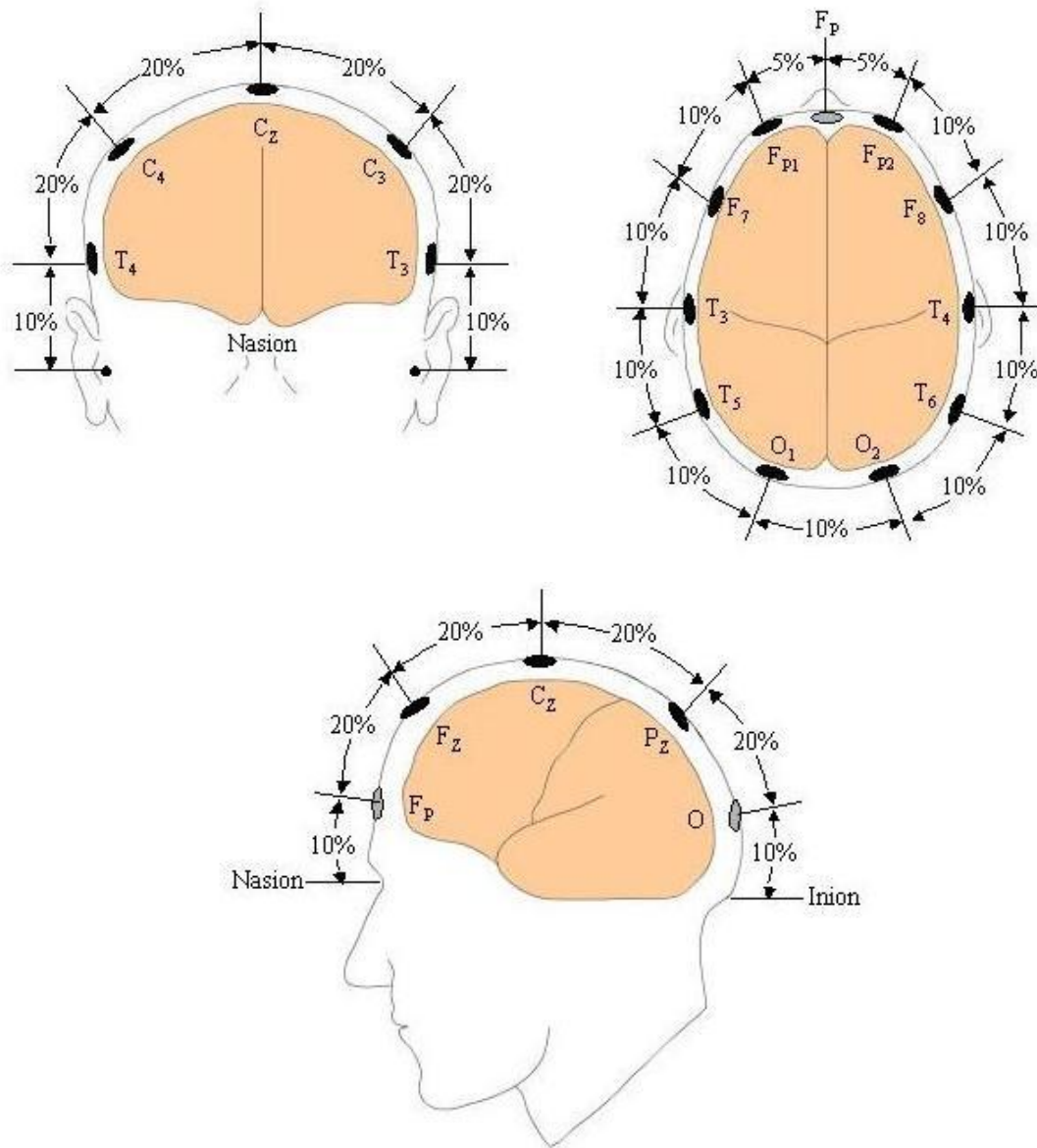


Fig. 4.5- rappresentazione del sistema di posizionamento degli elettrodi standard 10-20 per la rilevazione dell'attività elettrica cerebrale. I valori percentuali sono da riferirsi alle misure craniometriche della distanza nasion-inion e della distanza biauricolare.

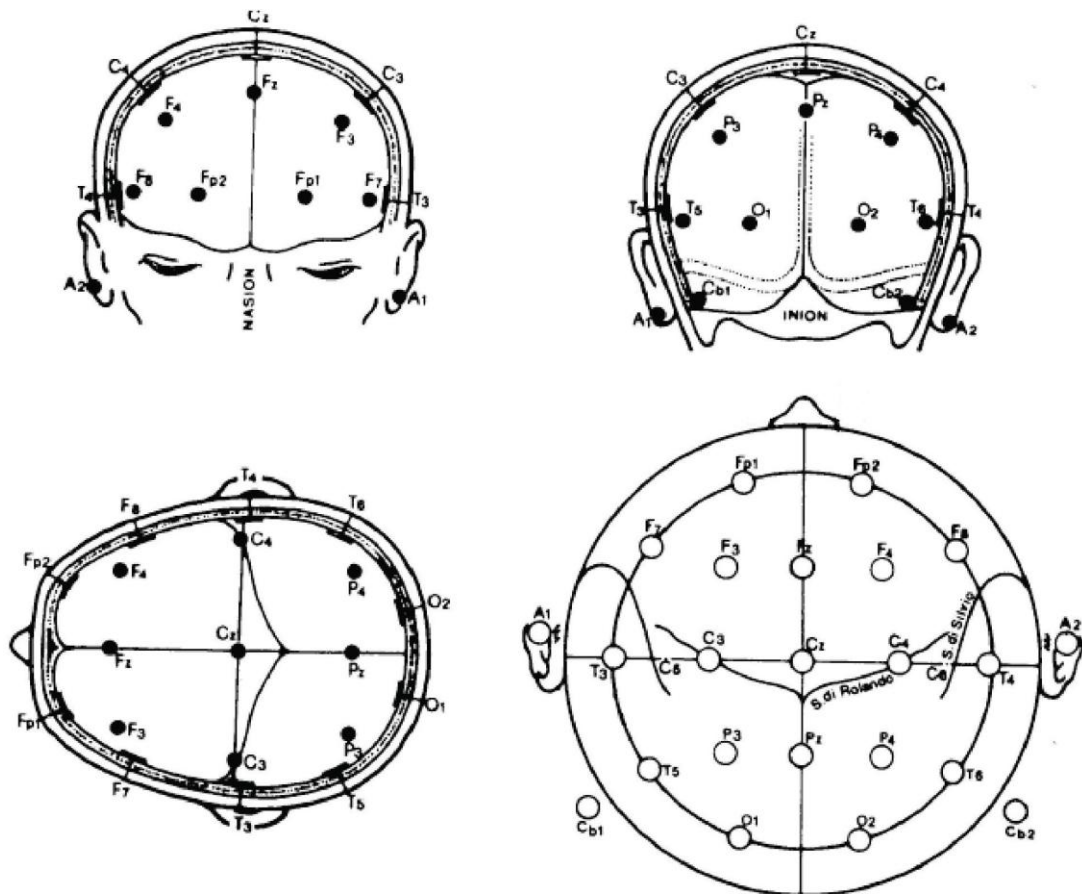


Fig. 4.6- rappresentazione del sistema di posizionamento degli elettrodi standard 10-20 per la rilevazione dell'attività elettrica cerebrale.

Vengono aggiunti due elettrodi monopolari per la registrazione dell'attività cerebellare (Cb1 e Cb2). Tale variazione, rispetto al sistema standard, viene resa necessaria dal ruolo centrale giocato dal cervelletto durante il processo di adattamento motorio. Risulta pertanto necessaria la rilevazione dell'attività elettrica cerebellare attraverso due elettrodi appositi, uno per ognuno dei due lobi del cervelletto. Gli elettrodi auricolari (A1 e A2) vengono utilizzati come riferimento, mentre l'elettrodo di terra viene posizionato al centro della fronte. Per ogni elettrodo l'impedenza di contatto elettrodo-cute viene mantenuta inferiore ai 5KOhm. Il poligrafo utilizzato per la registrazione di tali segnali è il Sam32 (MICROMED).

Lo stesso poligrafo acquisisce anche i tracciati dell'attività oculare (EOG) e dell'attività elettrica cardiaca (ECG), attraverso una derivazione bipolare per ognuno dei due tracciati. L'attività elettrica muscolare (EMG) dell'arto superiore destro viene studiata registrando

l'attività elettrica dei muscoli bicipite, tricipite e deltoide. La registrazione di tali tracciati viene effettuata tramite l'utilizzo di elettrodi d'argento, che risultano essere la tipologia di elettrodi avente miglior trade-off tra la qualità dell'informazione rilevata durante il movimento (minimizzazione della rilevazione di interferenze, cross-talk) e il costo degli elettrodi stessi, in configurazione bipolare.

I canali registrati, pertanto, sono in totale 28.

Data l'eterogeneità dei tracciati acquisiti contemporaneamente, aventi caratteristiche estremamente discordanti tra loro, risulta di fondamentale importanza la scelta della frequenza di campionamento con cui viene eseguita la conversione analogico/digitale. I tracciati rilevati sono segnali analogici continui nel tempo, che per essere resi disponibili per le elaborazioni devono essere campionati nel tempo. Il segnale EMG risulta essere quello avente componenti in frequenza più elevate rispetto agli altri segnali acquisiti (intorno ai 400 Hz).

Rispettando il teorema di Nyquist-Shannon è quindi possibile campionare il segnale utilizzando una frequenza che sia superiore agli 800 Hz. E' stato deciso di campionare alla frequenza di 1024 Hz, risultata un buon compromesso tra il dettaglio delle informazioni rilevate e l'onere di memorizzazione dei dati richiesto, che risulta comunque facilmente gestibile. Il vincolo all'elevata frequenza di campionamento scelta, come già accennato, è posto dalla volontà di acquisire correttamente il segnale elettromiografico. Per analisi inerenti il solo segnale elettroencefalografico i dati sono stati sottocampionati a 100Hz.

4.3- POSIZIONAMENTO DEI MARKER

L'analisi dei movimenti degli arti superiori viene condotta attraverso l'utilizzo di un sistema per l'analisi del movimento optoelettronico a 6 camere (SMART-E, BTS, Milano) con una frequenza di acquisizione pari a 50Hz. L'analisi viene condotta attraverso l'utilizzo di marker passivi apposti sul soggetto.

Il posizionamento dei marker sul corpo del soggetto caratterizza le informazioni che possono essere misurate circa il movimento eseguito. La scelta del protocollo di

markerizzazione riveste quindi un ruolo primario nell'analisi motoria. Non esiste in letteratura un protocollo ottimo, bensì esistono protocolli che risultano essere maggiormente adeguati in relazione all'approfondimento di aspetti specifici della realizzazione motoria. Per il nostro studio è stato concordato di utilizzare il protocollo di Rab (Rab et al 2002) per l'analisi della cinematica degli arti superiori. Tale protocollo risulta essere uno dei più utilizzati per lo studio del movimento degli arti superiori, ma richiede alcune modifiche per meglio adattarsi al nostro protocollo d'adattamento.

4.3.1- LOCALIZZAZIONE ANATOMICA DEI MARKER

Sul corpo del soggetto vengono posizionati 9 marker ed in aggiunta viene posizionato un marker sulla punta della bacchetta che viene utilizzata come puntatore per il tocco sullo schermo, per un totale di 10 marker.

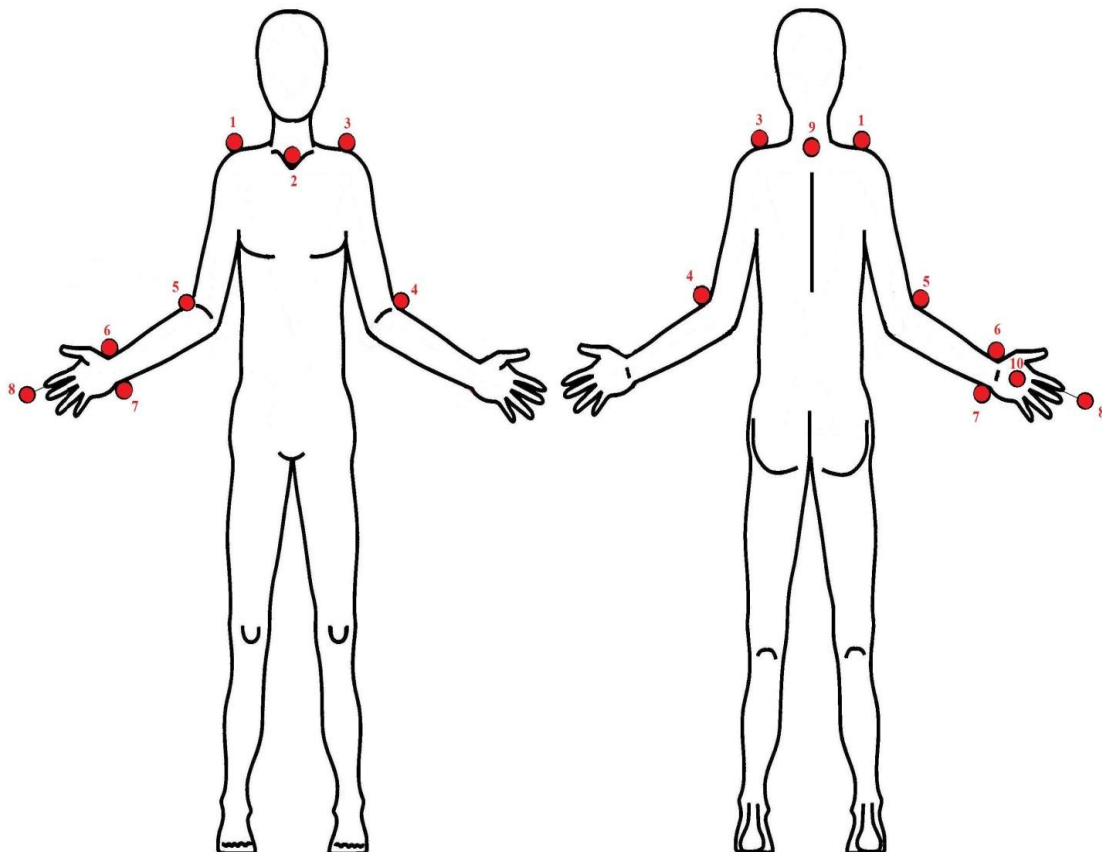


Fig. 4.7- rappresentazione del protocollo di markerizzazione utilizzato.

I marker sono posizionati nei seguenti punti di reperi anatomico (Fig. 4.7):

1. Testa omerale destra
2. Sterno
3. Testa omerale sinistra
4. Oleocrano sinistro
5. Oleocrano destro
6. Stiloide radiale
7. Stiloide ulnare
8. Bacchetta
9. Processo spinoso della settima vertebra cervicale (C7)
10. Testa del secondo osso metacarpale

La definizione dei punti di apposizione dei marker non è sufficiente per l'ottenimento delle informazioni ricercate. A tale scopo è invece necessario definire un modello biomeccanico per la quantificazione dei movimenti degli arti superiori (Fig. 4.8). Gli arti superiori vengono modellizzati come una catena formata da segmenti rigidi (segmenti corporei) connessi tra loro. Solo a seguito della definizione del modello biomeccanico, e dopo avere personalizzato il modello alle caratteristiche anatomiche del soggetto analizzato (attraverso misure antropometriche) è possibile ottenere le informazioni quantitative ricercate.

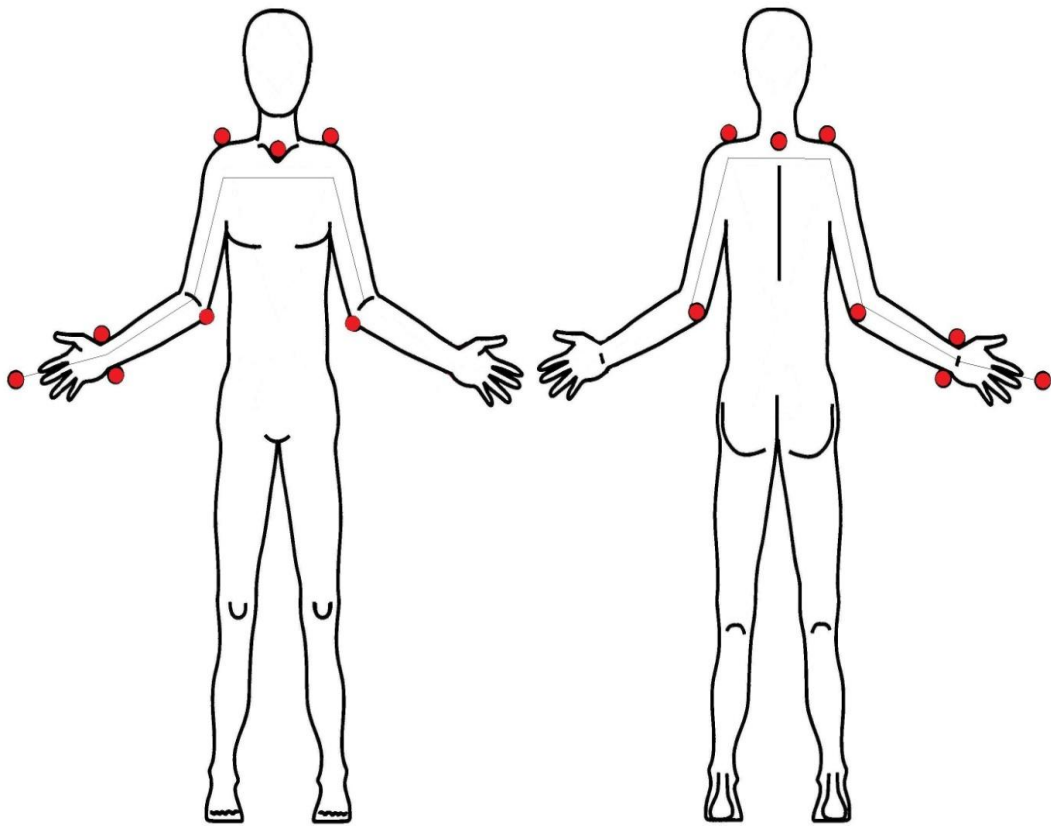


Fig. 4.8- rappresentazione del modello biomeccanico utilizzato. Il marker esterno al corpo del soggetto rappresenta il marker posizionato all'estremità della bacchetta.

4.3.2 – MISURE ANTROPOMETRICHE

Le misure antropometriche rilevate prima dell'inizio dell'esperimento sono: lunghezza arto superiore (distanza tra acromion e punta del dito indice), diametro del gomito (distanza tra i due epicondili omerali), diametro del polso (distanza tra lo stiloide radiale e lo stiloide ulnare), spessore della mano (spessore del secondo osso metacarpale), spessore della spalla (distanza verticale tra acromion e sterno). Tali misure si riferiscono unicamente al braccio destro poiché risulta essere l'unico arto coinvolto nel movimento (o quantomeno l'unico arto di cui ci interessa il movimento). (Fig. 4.9)

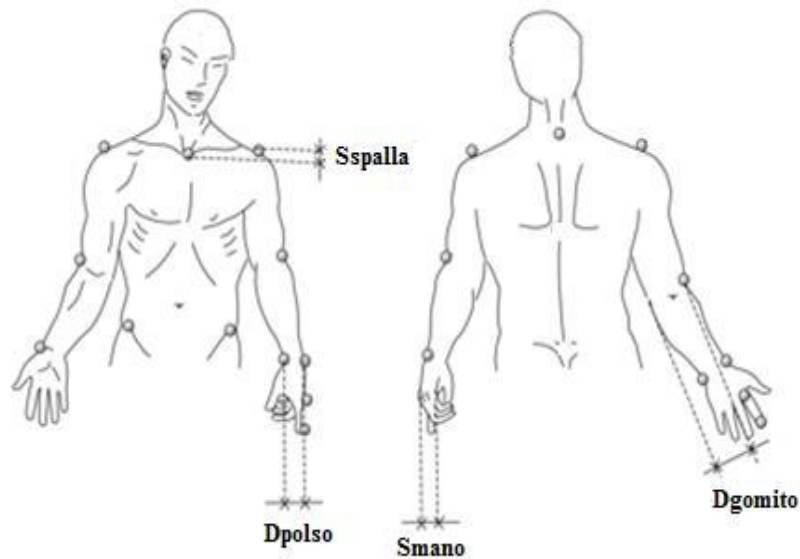


Fig. 4.9- rappresentazione delle misure antropometriche rilevate. Per la misurazione del diametro del polso, del diametro del gomito nonché dello spessore della mano è stato utilizzato un calibro a compasso.

Per poter effettuare lo studio di analisi del movimento è indispensabile che il sistema di acquisizione ci fornisca informazioni circa la posizione del monitor, il quale risulta essere l'oggetto verso il quale è diretto il movimento. Per rendere ciò possibile sono apposti 3 marker sullo schermo così da identificare univocamente il piano su cui giace lo schermo stesso.

4.3.3- CALIBRAZIONE DEL SISTEMA OPTOELETTRONICO

Prima di procedere con le acquisizioni del movimento bisogna effettuare la calibrazione del sistema di acquisizione, al fine di garantire l'accuratezza delle misure rilevate. La calibrazione del sistema SMART è stata effettuata secondo la procedura di riferimento, con circa 10 secondi di calibrazione dinamica con terna di assi di riferimento e circa 70 secondi di "spazzolamento" con wand.

A seguire è stata effettuata un'acquisizione statica del solo monitor della durata di circa 5 secondi; sul monitor sono stati aggiunti 5 marcatori nelle 5 posizioni predefinite dove il bersaglio compare sullo schermo. Tale acquisizione ha lo scopo di registrare le posizioni relative dei bersagli rispetto al monitor, in modo da poterle poi utilizzare durante la fase di elaborazione dei dati delle prove dinamiche.

4.4- IMPLEMENTAZIONE DEGLI ALGORITMI DI ELABORAZIONE

Scopo del seguente paragrafo è quello di descrivere le procedure di analisi del segnale elettroencefalografico implementate per questo lavoro. Ad una descrizione delle procedure di pre-elaborazione del segnale in uscita dal poligrafo seguirà la descrizione dei due metodi implementati. Verranno inoltre introdotti gli indici utilizzati per la quantificazione dei risultati ottenuti.

4.4.1- PRE-ELABORAZIONE DEL SEGNALE

Il seguente elenco di operazioni di elaborazione del segnale è da intendersi valido per entrambi i metodi laddove non specificato.

Sul segnale grezzo in uscita dal poligrafo sono state necessarie diverse pre-elaborazioni che permettano di ottenere un segnale adatto per essere elaborato da entrambi i metodi. Entrambi i metodi, infatti, richiedono in ingresso un segnale definito in una banda di frequenza ed evento-relato. Tali operazioni sono state eseguite mediante il pacchetto software EEGLab, un toolbox open-source in ambiente Matlab sviluppato da Delorme e Makeig (2004).

Il segnale elettroencefalografico è stato innanzitutto filtrato tra 0,5 Hz e 45 Hz, così da eliminare la componente in continua del segnale e le componenti in alta frequenza di origine artefattuale. Dal segnale così ottenuto sono estratte le componenti indipendenti (ICA). L'ICA è un metodo statistico di elaborazione computazionale avente come scopo la separazione di un segnale multivariante nelle sue sotto-componenti additive, assumendo che esista una mutua indipendenza statistica tra le sorgenti dei segnali. L'ICA identifica le componenti indipendenti massimizzando l'indipendenza statistica delle componenti stimate. Attraverso l'analisi ICA vengono identificate le sorgenti dei segnali rilevati, ma, in generale, tale metodo non è in grado di identificare il numero corretto di sorgenti attive in un dato istante temporale, né di ordinare univocamente tali sorgenti (nemmeno in ordine di ampiezza del segnale). (Hyvärinen e Oja 2000).

Le componenti così identificate vengono analizzate, selezionando solamente quelle aventi sorgente localizzata a livello cerebrale. Si è quindi in grado di rimuovere le componenti di segnale relative ad artefatti muscolari (compresi artefatti cardiaci e di movimento) e quelle relative ad artefatti oculari (Fig. 4.10).

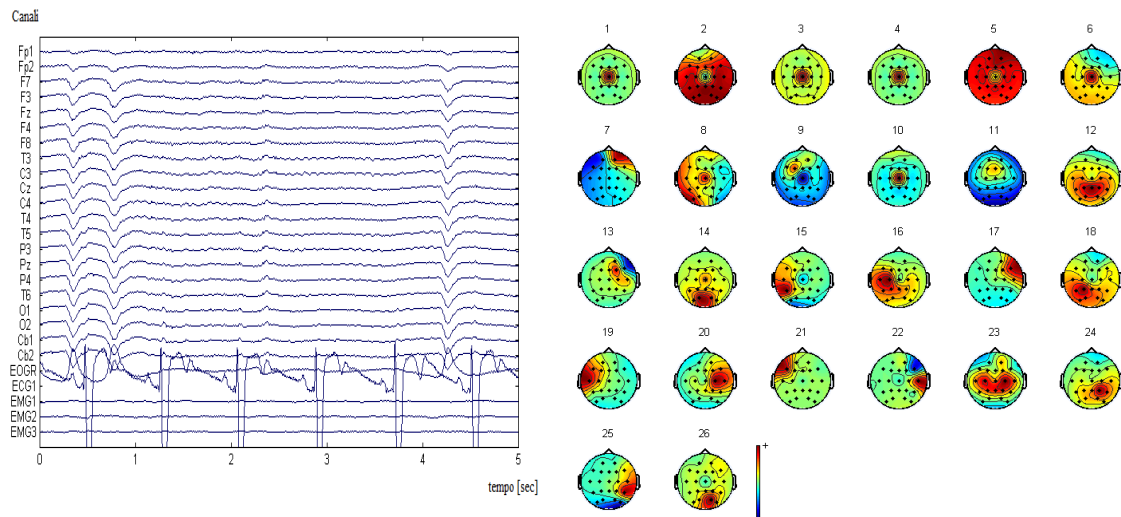


Fig. 4.10- a sinistra viene raffigurato il segnale di partenza (registrato), a destra vengono rappresentate le mappe, con la localizzazione spaziale delle sorgenti individuate. Le componenti non aventi localizzazione cerebrale (aree con colorazione uniforme) vengono eliminate durante la fase di elaborazione del segnale.

Si è quindi proceduto al filtraggio selettivo in banda, che avviene identificando, nello studio della pianificazione come in quello dell'esecuzione motoria, la frequenza centrale dell'evento biologico studiato. La selezione della frequenza centrale di partenza per entrambi i metodi viene dedotta dall'analisi qualitativa delle mappe tempo-frequenza elaborate attraverso il software EEGLAB, in cui viene selezionata la frequenza per cui l'evento analizzato raggiunge la sua massima ampiezza.

L'implementazione del filtro in esame, per quanto riguarda il metodo dell'ERD/ERS, consiste nell'applicazione di un filtro FIR + filtro FFT, mentre per l'algoritmo basato sulla trasformata di Hilbert-Huang si ha l'implementazione on-line del filtro adattativo. Le frequenze di taglio dei filtri sono le stesse per entrambi i metodi, i quali avranno una banda passante ampia 6Hz centrata sulla frequenza centrale (f_c), ovvero $f_c + 3$ Hz e $f_c - 3$ Hz.

Il segnale viene quindi suddiviso in epoche, vale a dire vengono selezionati gli eventi che si intende studiare, eliminando le fasi di riposo, creando così un segnale definito treno di eventi, ovvero una successione continua degli eventi selezionati. L'ultimo passaggio, prima di ottenere il segnale finale, consiste nell'eliminazione dal tracciato degli ultimi artefatti rimasti, ovvero vengono rimossi gli eventi in cui sono presenti degli artefatti in grado di distorcere pesantemente il segnale. Tale passaggio viene svolto manualmente, e può essere considerato un processo di eliminazione degli outliers. Il segnale solamente dopo tale procedura di elaborazione è adatto ad essere indagato attraverso i metodi di elaborazione la cui implementazione verrà descritta nei prossimi paragrafi.

4.4.2– ESTRAZIONE DELLE EPOCHE

Per analizzare la risposta dell'attività cerebrale ad uno stimolo di natura qualsiasi, è utile riferire l'informazione rilevata a seguito di tale stimolo rispetto all'informazione rilevata durante uno stato di quiete, o comunque durante un periodo scelto come riferimento. La nostra scelta è stata quella di selezionare come periodo di riferimento (baseline) un periodo precedente la comparsa di entrambi gli eventi che si vogliono indagare, cue e target; l'ipotesi è chiaramente che, prima di una nuova ripetizione dell'esercizio (pianificazione + esecuzione motoria), il soggetto si trovi in una fase di riposo. La baseline è stata quindi fissata 1500ms precedenti la comparsa del cue e corrispondentemente 3500 ms prima rispetto alla comparsa del target. Questo ha consentito di selezionare come riferimento un periodo di riposo. Entrambe le baseline hanno la durata di 1 secondo. La definizione della baseline riveste un ruolo estremamente importante: un'identificazione errata infatti può inficiare i risultati ottenuti. È stato verificato come la definizione della baseline alcuni secondi prima dell'avvio dell'evento studiato sia una scelta che possa garantire la validità del risultato ottenuto (Pfurtscheller et al 1999)(Tombini et al 2009). Il segnale utile è stato invece definito tra 500ms precedenti e 1500ms successivi alla comparsa del cue ($-500\text{ms} \leq \text{CUE} \leq 1500\text{ms}$) per lo studio della pianificazione motoria, e 2500ms precedenti e 5000ms successivi l'apparizione del target ($-2500\text{ms} \leq \text{TARGET} \leq 5000\text{ms}$) per lo studio dell'esecuzione del movimento. Lo studio degli istanti temporali precedenti la comparsa del cue non viene eseguito allo scopo di

rilevare fenomeni correlati con la pianificazione del movimento, ne tantomeno con l'esecuzione motoria, bensì per la verifica dell'assenza di fenomeni significativi (intervallo di controllo). Ciò a rimarcare l'ipotesi per cui il soggetto, in assenza di stimoli visivi, sia in fase di quiete. Ciò consente di escludere qualsiasi fenomeno di anticipazione (in tal caso avremmo la rilevazione di importanti fenomeni di de/ri-sincronizzazione).

4.4.3- ALGORITMO DELL'ERD/ERS

Scopo di questo paragrafo è la descrizione di questo metodo di analisi, che nel nostro caso è stato sviluppato in ambiente Matlab.

In relazione a quanto presentato finora, e in assonanza con il metodo sviluppato da Pfurtscheller et al (1999). i passaggi fondamentali per il calcolo dei valori di desincronizzazione e sincronizzazione (ERD/ERS) sono:

1. Filtraggio passa banda per tutte le azioni evento-relate nelle bande di interesse, alfa [8-13 Hz] e beta [13-25 Hz], del segnale elettroencefalografico
2. Quadratura dell'ampiezza del segnale così da ottenere campioni di potenza
3. Media dei campioni di potenza rispetto a tutti gli eventi
4. Media mobile nel tempo per ridurre la variabilità dei dati

Per ottenere i valori percentuali dell'ERD/ERS, la potenza calcolata, nella banda in frequenza di interesse, nel periodo successivo all'evento, viene indicata come A, mentre quella calcolata nel periodo di riferimento viene indicata come R.

$$ERD\% = \frac{A-R}{R} * 100 \quad (4.4.1)$$

Poiché ERD è definito come decremento in potenza e ERS come incremento in potenza, valori negativi saranno ottenuti per la desincronizzazione (ERD), mentre i valori positivi saranno l'espressione di una sincronizzazione (ERS).

Successivamente al calcolo dei valori di ERD/ERS si è resa necessaria l'implementazione di un filtro a media mobile a 50 campioni (frequenza di campionamento pari a 100 Hz) allo scopo di esaltare le basse frequenze, circa 2 Hz, presenti nel segnale di potenza finale, utili per la rappresentazione grafica dei risultati ottenuti.

4.4.4 –ALGORITMO BASATO SULLA TRASFORMATA DI HILBERT-HUANG

Per la presente applicazione il metodo EMD è stato applicato come proposto da Lipping et al. (2008) nel loro studio. L'algoritmo implementato in questo studio si compone di tre passi:

1. Filtraggio lineare passa-banda nelle bande di interesse, alfa [8-13 Hz] e beta [13-25 Hz], del segnale elettroencefalografico
2. Calcolo delle funzioni di modo intrinseco (IMF)
3. Stima della frequenza e dell'ampiezza istantanea tramite la trasformata di Hilbert

Il filtraggio lineare, ottenuto tramite l'implementazione di un filtro FIR lineare di Parks-McClellan, viene applicato su una finestra di dati, la cui lunghezza dipende dalla frequenza di campionamento del segnale oltreché dalla natura del ritmo che si intende mappare. Il filtro passa-banda applicato al segnale è un filtro lineare con risposta all'impulso simmetrica (risposta in fase lineare). La frequenza centrale del filtro (f_c) viene adattata ad ogni passo temporale in accordo con il valore di frequenza istantanea calcolato dall'algoritmo. Le frequenze di taglio del filtro sono impostate rispettivamente a f_c-2 Hz (passa-alto) e f_c+2 Hz (passa-basso), mentre il valore di f_c può variare nel range di frequenze f_c-3 Hz $< f_c < f_c+3$ Hz. Il passo successivo dell'algoritmo prevede la decomposizione del segnale filtrato nelle componenti IMF. In accordo con il metodo proposto da Lipping et al. (2008) viene analizzato solamente il primo IMF trovato, mentre le altre componenti vengono scartate. Tale decisione è stata presa dopo un attento studio delle alternative proposte in letteratura. Poco adatta al nostro scopo, ovvero al fine di selezionare un preciso ritmo neuronale, e di conseguenza di un preciso intervallo di frequenze, risulta essere la soluzione di sommare le prime nove componenti IMF trovate dalla decomposizione del segnale non filtrato (Lin et al. 2008), in quanto ciò comporterebbe l'inclusione nel segnale utile anche di frequenze indesiderate nello studio. Un'altra soluzione proposta in alcuni studi (Sharabaty et al. 2006)(Wang et al. 2008) è quella di considerare come segnale utile la somma delle componenti IMF in cui sono presenti le frequenze che si vogliono studiare, considerando come segnale di

partenza il segnale non filtrato in banda. Da un'attenta valutazione tale metodo è risultato essere poco attendibile, poiché la componente IMF del segnale filtrato in banda da noi considerata non risulta essere la mera somma delle componenti IMF selezionate dopo la decomposizione EMD del segnale non filtrato, ma una combinazione lineare di queste, i cui coefficienti non sono però a noi noti. Quanto all'algoritmo creato per questo studio, al primo IMF calcolato dal segnale filtrato in banda viene applicata la trasformata di Hilbert, così da ottenere i valori di frequenza istantanea (H_F) ed ampiezza istantanea (H_A). Una volta noti questi parametri, l'algoritmo passa all'analisi di un altro tratto di segnale spostando la finestra di studio al campione di segnale successivo. La frequenza centrale del filtro è adattata rispetto al valore medio della frequenza istantanea calcolato sulla metà centrale della finestra di studio (Fig. 4.11). La frequenza centrale viene modificata, adattata, seguendo tale regola:

$$\text{If} \left(\frac{1}{2}L \sum_{i=\frac{1}{4}L}^{\frac{3}{4}L} H_F[i] > f_c(n) + 0.5 \right) \& (f_c(n) < f_h) \rightarrow f_c(n+1) := f_c(n) + 0.5 \quad (4.4.2)$$

$$\text{If} \left(\frac{1}{2}L \sum_{i=\frac{1}{4}L}^{\frac{3}{4}L} H_F[i] < f_c(n) - 0.5 \right) \& (f_c(n) > f_l) \rightarrow f_c(n+1) := f_c(n) - 0.5 \quad (4.4.3)$$

Dove con $f_c(n)$ si intende la frequenza centrale del filtro all'istante corrente n , per f_h e f_l le frequenze massime e minime ottenibili dalla frequenza centrale, mentre con L si indica la lunghezza della finestra di studio.

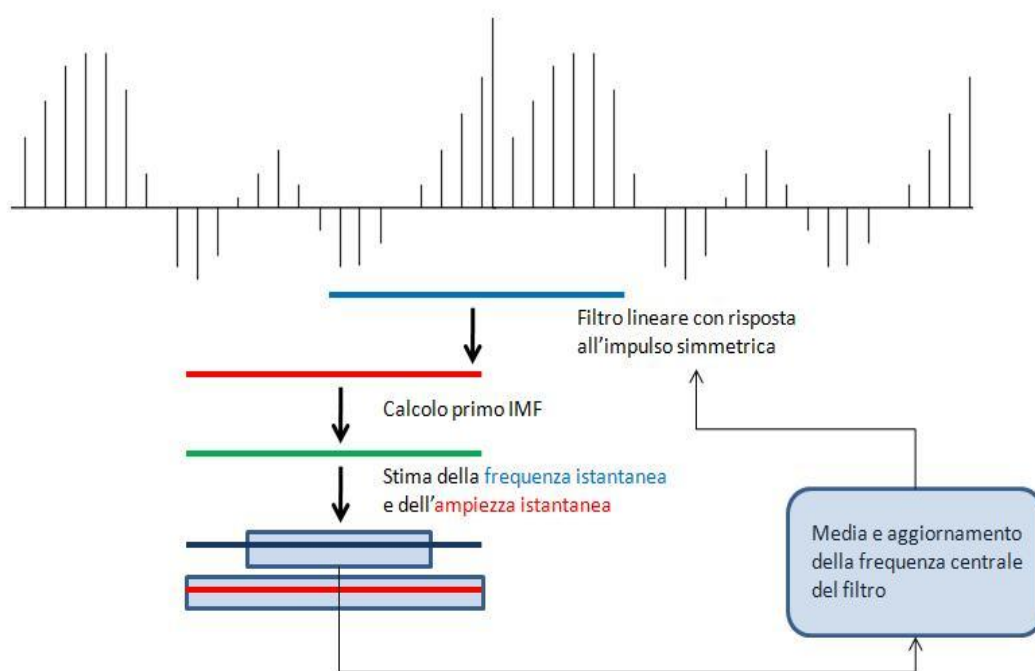


Fig. 4.11- rappresentazione schematica dell'algoritmo proposto, basato sulla trasformata di Hilbert-Huang. Il primo passo, una volta selezionati i campioni del segnale da elaborare attraverso una finestra avente lunghezza pari ad n campioni (dove n varia a seconda della banda di frequenza analizzata), consiste nell'implementazione di un filtro adattativo passa-banda. Il segnale filtrato viene successivamente decomposto, attraverso il metodo EMD, così da poter estrarne il primo IMF, al quale viene applicata la trasformata di Hilbert. I risultati della trasformata sono l'ampiezza istantanea, utile per il calcolo del tracciato di potenza, e la frequenza istantanea, la quale, valutata nella metà centrale della finestra di selezione, può aggiornare o meno il filtro adattativo modificandone la frequenza centrale. Al passo successivo dell'algoritmo la finestra di selezione del segnale da elaborare si sposta di un campione.

Al fine di inizializzare correttamente l'algoritmo, devono essere presi in considerazione e correttamente impostati i seguenti parametri:

- Ordine del filtro FIR: se l'ordine è troppo elevato il tempo necessario all'adattamento della frequenza centrale è anch'esso elevato, così da ridurre la capacità del filtro a seguire le frequenze del ritmo studiato.
- Lunghezza della finestra di studio (L): la finestra dovrebbe contenere una coppia dei periodi del ritmo analizzato. Una finestra troppo lunga causa un incremento del tempo di adattamento della frequenza centrale del filtro. Per cui per

analizzare il ritmo alfa (supposto tra 7Hz e 13Hz) con una frequenza di campionamento pari a 100Hz, considerando il periodo più lungo occorrono almeno 29 campioni; si è deciso quindi, accettando l'ipotesi di Lipping et al. di utilizzare una finestra lunga 32 campioni. Per l'analisi del ritmo beta (supposto tra 13Hz e 25 Hz), occorre una finestra che sia lunga almeno 16 campioni; in mancanza di informazioni ricavabili dalla letteratura sono state analizzate finestre aventi lunghezze differenti, la scelta è ricaduta sulla finestra di lunghezza pari a 20 campioni che è risultata essere quella in grado di descrivere al meglio i fenomeni indagati.

- Range di adattamento ($f_l \dots f_h$) della frequenza centrale: questo parametro definisce la specificità del detettore nella separazione del ritmo analizzato dal segnale iniziale.

Il tracciato di ampiezza istantanea calcolato viene elevato al quadrato così da ottenere un tracciato di potenza, del tutto paragonabile (almeno nel senso fisico) al tracciato di potenza ottenuto tramite il metodo dell'ERD/ERS. Si procederà quindi alla creazione di un nuovo indice percentuale:

$$Var_Pot\% = \frac{A-R}{R} * 100 \quad (4.4.4)$$

Con A viene indicata la potenza relativa al periodo successivo all'evento analizzato, mentre con R quella calcolata nel periodo di riferimento. Valori positivi di tale indice sono da intendersi come un incremento di potenza, mentre valori negativo come un decremento della stessa.

Lo schema riassuntivo delle operazioni svolte per l'implementazione dei due metodi viene proposto in fig. 4.12.

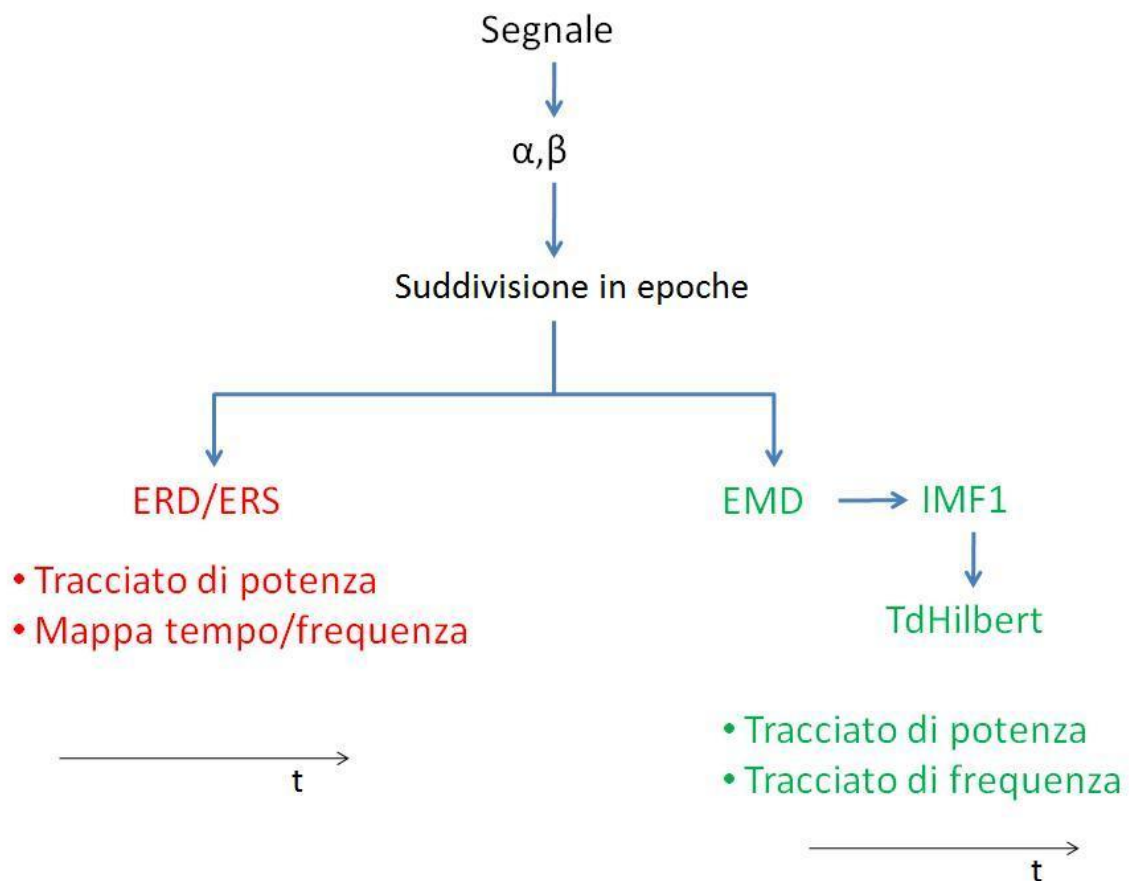


Fig. 4.12- rappresentazione schematica delle procedure di analisi implementate in questo studio. Il segnale di partenza (pre-filtrato tra 0,5Hz e 45 Hz) viene filtrato selettivamente in banda alfa e in banda beta. Successivamente viene epocato, ovvero viene selezionato unicamente il segnale utile che si intende elaborare (suddivisione in epoche), che viene identificato nel periodo successivo la comparsa del CUE (pianificazione motoria) ed in quello successivo al target (esecuzione motoria). I segnali vengono quindi elaborati sia attraverso il metodo dell'ERD/ERS sia tramite trasformata di Hilbert-Huang. La freccia posizionata sotto i risultati dei metodi (indicati con l'elenco puntato) sta ad intendere la dipendenza degli stessi dalla variabile tempo.

4.5 – PRESENTAZIONE INDICI

Gli indici scelti per descrivere sinteticamente le informazioni introdotte dalle diverse analisi effettuate possono essere suddivisi nelle categorie già citate:

- MOTORI: IQR, Performance

- NEURONALI: ERSbeta, ERDbeta, ERSalfa, ERDalfa, ERSbeta-ERDbeta, ERSalfa-ERDalfa
- CINEMATICI: Picco di velocità (PV), Indice di curvatura (IC), Jerk medio (AJ), Durata della fase di andata del movimento (GMD)

4.5.1 – INDICI NEURONALI

Per i parametri neuronali sono stati scelti i valori ritenuti maggiormente significativi e maggiormente utilizzati in letteratura. Tutti i valori sono riferiti all'area motoria contro laterale C3 e corrispondono ai valori di massima sincronizzazione (ERS) e massima desincronizzazione (ERD), calcolati in banda alfa ed in banda beta. Gli indici ERSbeta-ERDbeta ed ERSalfa-ERDalfa vengono calcolati come la differenza tra il valore di massima sincronizzazione e quello di massima desincronizzazione (Fig. 4.13). I valori calcolati in banda beta fanno riferimento alla risposta successiva alla comparsa del target (esecuzione del movimento), mentre i valori calcolati in banda alfa fanno riferimento alla risposta successiva alla comparsa del cue (pianificazione del movimento). Lo studio proposto descrive separatamente la pianificazione motoria rispetto alla fase di esecuzione del movimento; ciò non deve però indurre il lettore a considerare tali fasi tra loro indipendenti, bensì, tali fasi dovranno considerarsi mutuamente dipendenti tra loro. Per quanto appena affermato risulta quindi estremamente importante legare le variazioni dell'attività neurale durante la pianificazione motoria con gli indici cinematici/motori ricavati durante l'esecuzione del movimento. Gli indici neurali vengono valutati sia per i tracciati risultanti dall'elaborazione ERD/ERS sia per quelli in uscita dal metodo di Hilbert-Huang.

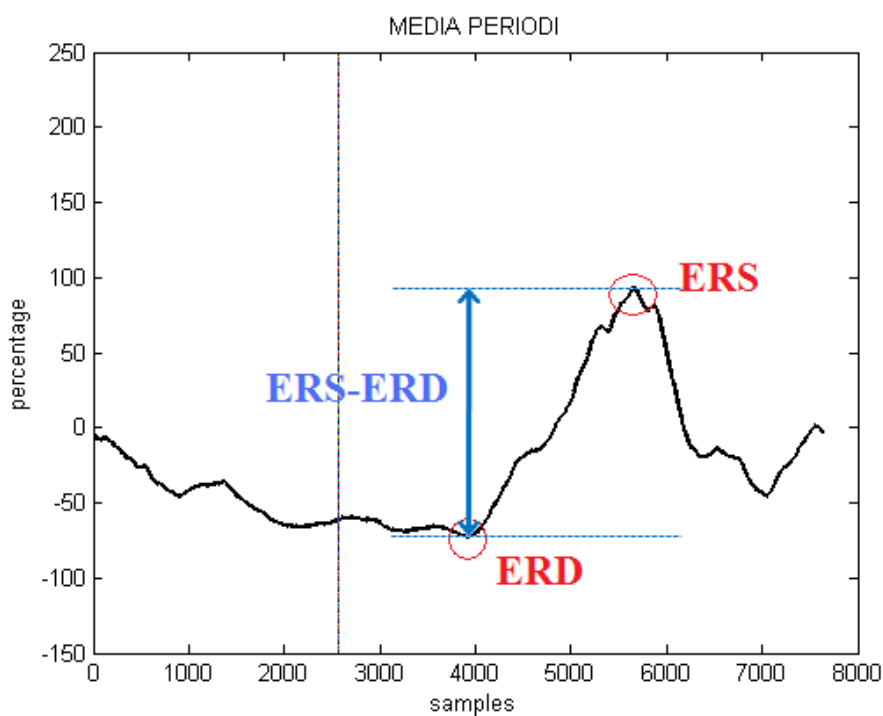


Fig. 4.13- Rappresentazione dei parametri neurali di interesse da un segnale di potenza ERD/ERS

4.5.2 – INDICI CINEMATICI

Pur non riuscendo a descrivere nella sua interezza il gesto motorio, il calcolo di alcuni indici cinematici risulta estremamente utile per analizzare quantitativamente singole caratteristiche del gesto motorio, e per poterne studiare le modificazioni nel tempo. A tale scopo vengono definiti i seguenti indici:

- Indici temporali: (vedi Fig. 4.14)
 - Durata della fase di andata (GMD): intervallo temporale tra inizio ciclo e inizio aggiustamento.
 - Durata della fase di aggiustamento: intervallo temporale tra inizio e fine aggiustamento.
 - Durata della fase di ritorno: intervallo temporale tra fine aggiustamento e fine ciclo.
 - Tempo necessario per raggiungere la velocità massima: viene calcolato l'istante di raggiungimento del picco di velocità (vedi

indici di velocità, sotto) e calcolato l'intervallo di tempo tra questo e l'inizio ciclo.

- Rapporto tra durata andata e durata ritorno: anche se si tratta di un valore adimensionale, viene comunque inserito tra gli indici che descrivono il gesto temporalmente.

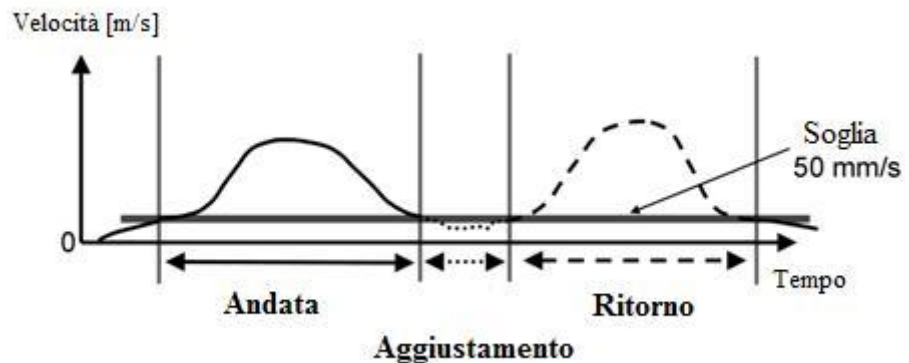


Fig. 4.14- Rappresentazione delle diverse fasi del movimento individuabili analizzando un movimento di pointing.

- Indici di velocità
 - *Velocità media*: è la velocità media durante il movimento [m/s].
 - *Picco di velocità*: la massima velocità registrata durante la fase di andata per ogni gesto, ovvero tra gli istanti di inizio ciclo e inizio aggiustamento [m/s].
- Indici di fluidità: tali indici sono utili al fine di poter valutare il gesto motorio indipendentemente dalla velocità con cui viene eseguito il gesto. Risultano molto utili per valutare la traiettoria del gesto motorio per raggiungere l'obiettivo, nonché per comprendere le difficoltà incontrate durante l'esecuzione del movimento e le strategie motorie adottate per superarle.
 - *Indice di curvatura*: definito come il rapporto tra la lunghezza della traiettoria tridimensionale tra il punto di partenza e l'obiettivo (target) e la lunghezza del segmento di retta che unisce i due punti (Fig. 4.14). Al crescere dell'indice di curvatura diminuisce la linearità della traiettoria.

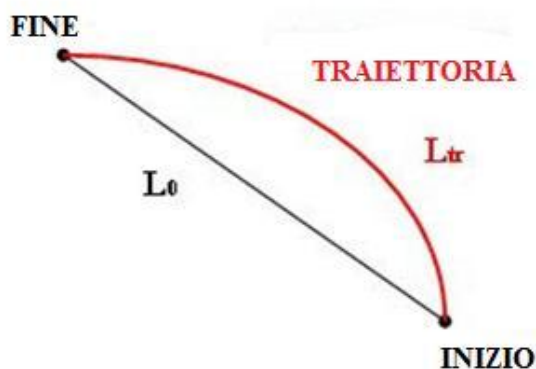


Fig. 4.15- in rosso viene rappresentata la traiettoria percorsa durante l'esecuzione del movimento, mentre in nero viene rappresentato il segmento di retta che congiunge i punti di inizio e fine del movimento. L'indice di curvatura rappresenta la differenza tra le due spezzate.

- Jerk medio: è proporzionale alla derivata terza della traiettoria. E' un indice rappresentativo della fluidità del movimento: maggiore è il suo valore e meno fluido sarà il movimento.

L'espressione matematica per il calcolo di tale indice è la seguente:

$$AJ = \frac{1}{T} \int_0^T \left[\left(\frac{d^3x}{dt^3} \right)^2 + \left(\frac{d^3y}{dt^3} \right)^2 + \left(\frac{d^3z}{dt^3} \right)^2 \right]^{1/2} dt$$

Gli indici selezionati per lo studio (PV,IC,AJ,GMD) sono quelli maggiormente indagati in letteratura e ritenuti maggiormente descrittivi dell'adattamento motorio.

4.5.3 – INDICI MOTORI

Gli indici motori hanno lo scopo di descrivere la performance ottenuta durante ogni ripetizione dell'atto motorio di pointing, devono ovvero fornire un'indicazione quantitativa circa il grado di soddisfacimento dell'obiettivo previsto. A tale scopo l'indice Performance assegna un valore espresso in una scala da 0 a 100, in cui il valore massimo si ottiene a seguito di un tocco esattamente al centro del target, mentre tale valore diminuirà con l'allontanarsi del punto di tocco dal centro del target. L'indice IQR (range

interquartile) stima invece la dispersione statistica dell'errore (misurato come distanza tra il punto di tocco e il centro del target, espresso in pixel), attraverso la differenza tra il terzo e il primo quartile della stessa.

4.6- RECLUTAMENTO SOGGETTI

Allo studio hanno preso volontariamente parte 16 soggetti sani (13 maschi e 3 femmine), aventi età media 24 anni (SD 3.20; intervallo: 19-30 anni). Nessun compenso economico è stato assegnato ai partecipanti al test. I partecipanti hanno dichiarato di non avere alcun deficit sensoriale (visiva, muscolare), né di soffrire di alcun disagio neurologico o neuropsichiatrico. Nessuno di essi ha mai subito trauma cranico. Essi si dichiarano non tossicodipendenti e non dipendenti da alcool. Nessuno di essi ha parenti di primo grado affetti da patologie psichiatriche. Tutti i partecipanti sono fortemente destrimani, come dimostrato dai risultati ottenuti dal test di mancinismo effettuato (Oldfield, 1971), che per tutti è risultato negativo. Ad ognuno di essi sono state effettuate misure antropometriche e craniometriche. Prima dell'inizio del test ad ogni soggetto è stato fatto visionare un tutorial standardizzato in cui vengono spiegate dettagliatamente le procedure previste durante l'esecuzione del test e le risposte attese alla comparsa di uno specifico stimolo visivo. Un modulo di consenso informato è stato fatto firmare ad ognuno dei partecipanti prima dell'avvio del test.

Le elaborazioni ed i relativi risultati che verranno esposti nei prossimi capitoli sono relativi ai primi 9 partecipanti allo studio.

Allo studio preliminare, i cui risultati sono presentati nell'appendice A, hanno partecipato 3 soggetti (2 donne e 1 uomo) che hanno soddisfatto le medesime condizioni richieste ai partecipanti dello studio appena descritto.

CAPITOLO 5

RISULTATI

5.1- INTRODUZIONE

Scopo del presente capitolo è l'analisi dei risultati ottenuti attraverso i metodi di elaborazione proposti in precedenza. Innanzitutto verranno proposti i risultati ottenuti singolarmente da ciascun metodo implementato, poi si esplicherà il confronto dei risultati ottenuti mediante applicazione dei due diversi metodi. Verranno quindi descritte congruenze ed eventuali differenze ottenute nell'indagine del fenomeno dell'adattamento motorio, proponendo, fedelmente a quanto detto finora, una visione multi-fattoriale di tale fenomeno. Verranno analizzate le informazioni ricavate attraverso la fusione di parametri/indici/informazioni provenienti oltre che dal campo neurofisiologico anche dallo studio della cinematica corporea e delle performance evidenziate durante l'esecuzione del protocollo previsto.

L'elaborazione dei segnali, delle informazioni, rilevate durante lo svolgimento del test non può prescindere dalle modalità di esecuzione del test stesso, e quindi da come il protocollo è stato implementato. La nostra indagine ha come scopo ultimo lo studio dell'adattamento motorio, attraverso l'analisi dei cambiamenti nel tempo delle informazioni acquisite. Sfruttando uno degli aspetti maggiormente innovativi del protocollo di test, è stato possibile indagare separatamente il periodo dell'esecuzione motoria, e la fase di pianificazione del movimento, ipotizzando quindi variazioni del comando motorio legate all'apprendimento.

I risultati verranno presentati indipendentemente per la pianificazione e per l'esecuzione motoria, mettendo in risalto perciò l'innovazione introdotta dal nostro studio.

I risultati che verranno illustrati in seguito saranno così rappresentati: per il confronto tra i risultati dei diversi attrezzi il tracciato di colore blu identifica il primo attrezzo, il colore rosso il secondo attrezzo e il colore verde il terzo attrezzo. Confrontando i risultati dei diversi periodi dell'adattamento il tracciato blu identifica la fase iniziale, il rosso il periodo

di adattamento intermedio mentre quello verde la fase tardiva (mantenimento). Tali indicazioni restano valide per tutto il presente capitolo e per ogni processo studiato.

5.2- PIANIFICAZIONE MOTORIA

L'analisi si è qui concentrata sullo studio del tracciato EEG nel periodo compreso tra 500ms precedenti la visualizzazione del CUE (inizio della pianificazione del movimento) e 1500ms successivi tale comparsa (Fig. 5.1). I risultati che verranno presentati sono espressi in valori percentuali (%) rispetto ai valori di riferimento (baseline) rilevati durante la fase di riposo tra ogni ripetizione (in questo caso tra 1500ms e 500ms prima della comparsa del CUE). Durante tale periodo è esclusa l'esecuzione del movimento, che inizierà solamente dopo la comparsa del TARGET (segnale di inizio del movimento), attraverso l'analisi dei segnali elettromiografici acquisiti. La nostra indagine si è concentrata sullo studio dell'area motoria contro laterale (essendo tutti i soggetti destrimani, corrisponde all'area sottostante l'elettrodo C3) nella banda di frequenza alfa ($8 \leq f \leq 13$ Hz). La scelta di analizzare unicamente la banda alfa, escludendo le altre bande di frequenza, è da ascrivere ai risultati ottenuti tramite un confronto effettuato tra i risultati ottenuti indagando la fase di pianificazione del movimento sia in banda alfa che in banda beta. L'esempio proposto in fig. 5.2 è rappresentativo dell'intera popolazione e, come anche evidenziato dai risultati osservati in uno studio precedente (riportato in appendice A), dimostra come le informazioni rilevabili studiando la pianificazione motoria in banda beta, non producono informazioni differenti, e risultano meno sensibili e ripetibili per alcuni fenomeni rispetto alle informazioni estratte in banda alfa. Dalla fig.5.2 è facilmente osservabile, sia dalle mappe riportate nella prima riga sia dai tracciati di potenza riportati nella seconda riga, come l'ampiezza della desincronizzazione rilevata in banda beta è minore rispetto a quella calcolata in banda alfa. Lo studio in banda beta non è inoltre in grado di rilevare la sincronizzazione immediatamente successiva alla comparsa dello stimolo visivo, la quale viene invece rilevata durante l'analisi delle basse frequenze (banda alfa). Tali conclusioni risultano essere concordi con le conoscenze riportate in letteratura.

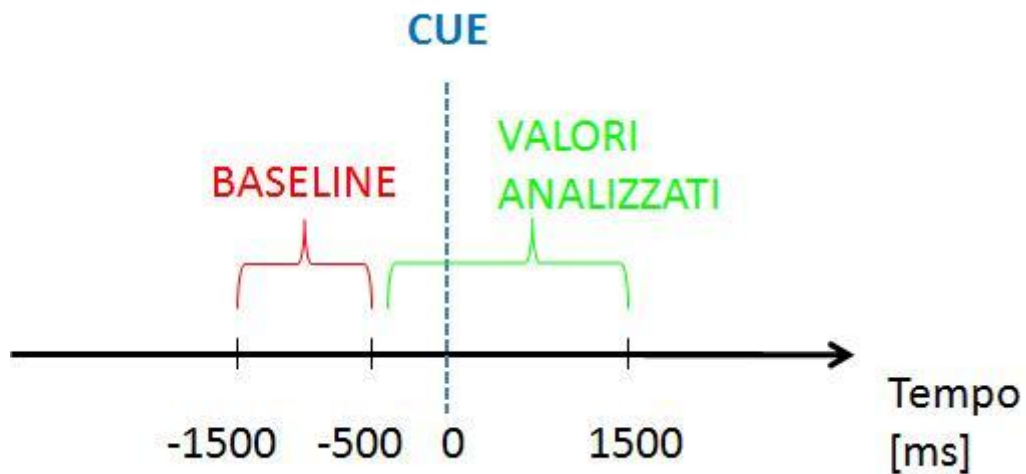


Fig. 5.1- rappresentazione temporale della durata della baseline, dell'apparizione del cue e del range temporale dei dati studiati nel calcolo dell'ERD/ERS durante la fase di pianificazione del movimento.

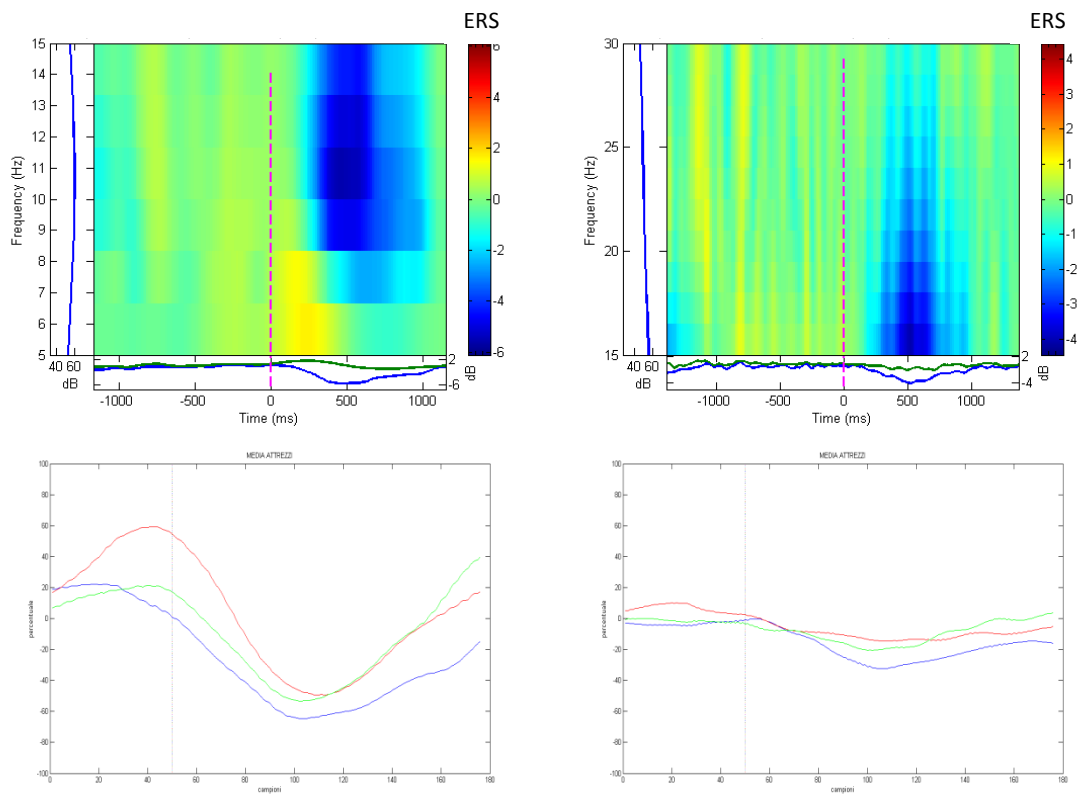


Fig. 5.2- vengono qui confrontati i risultati ottenuti studiando il processo della pianificazione motoria in banda alfa (colonna di sinistra) ed in banda beta (colonna di destra). Per le figure della seconda riga il tracciato blu identifica il primo attrezzo, quello rosso il secondo e quello verde il terzo.

5.2.1- SCELTA DELLA FREQUENZA CENTRALE

Come introdotto nel capitolo precedente la scelta della banda di frequenza in cui analizzare il tracciato elettroencefalografico non si è limitata alla semplice definizione della banda alfa, ma si è invece optato per una scelta estremamente più rigorosa, in grado di massimizzare il fenomeno studiato, minimizzando altresì il contributo dato dal restante segnale. Attraverso l'analisi delle mappe tempo/frequenza è possibile ottenere informazioni circa le frequenze predominanti nello sviluppo dell'evento atteso, che per lo studio della pianificazione motoria risulta essere la fase di desincronizzazione, in seguito alla comparsa dello stimolo visivo. Le mappe tempo/frequenza analizzate sono relative al segnale successivo alla comparsa dello stimolo CUE preventivamente filtrate nella banda di interesse alfa ($5 < f < 15$ Hz). Tramite l'analisi di tali mappe viene selezionata la frequenza centrale del filtro passa banda che delimiterà in frequenza il segnale studiato (Fig. 5.3). La frequenza scelta come frequenza centrale è la frequenza alla quale il fenomeno di desincronizzazione ha ampiezza maggiore (Tab. 5.1).

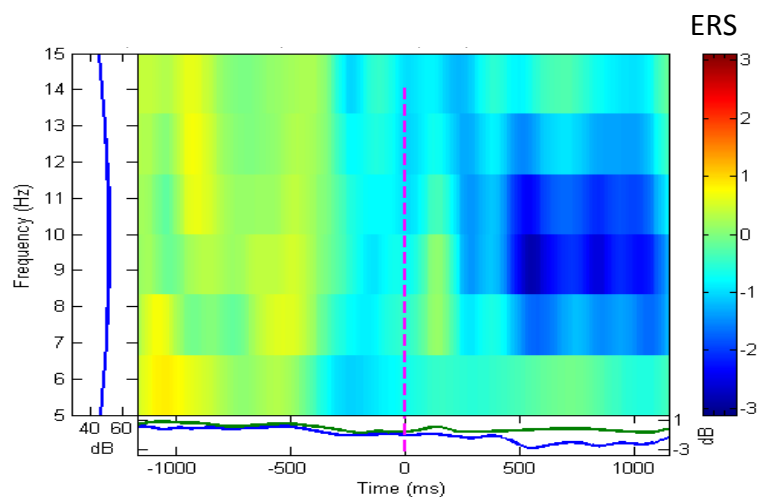


Fig. 5.3- Rappresentazione della mappa tempo-frequenza del soggetto 006. La desincronizzazione raggiunge la sua ampiezza maggiore ad una frequenza pari a 9Hz.

SOGGETTO	FREQUENZA CENTRALE [Hz]
S01	9
S02	9
S03	11
S04	11
S05	9
S06	9
S07	7
S08	11
S09	12

Tab. 5.1- tabella riportante la frequenza centrale del filtro selezionata per ogni soggetto, a seguito di un'analisi qualitativa delle mappe tempo-frequenza.

5.2.2 – CONFRONTO TRA METODI

I segnali di partenza per l'elaborazione prevista attraverso il metodo dell'ERD/ERS e del metodo basato sulla trasformata di Hilbert-Huang sono quindi definiti in una banda di frequenze di ampiezza 6 Hz, la cui frequenza centrale non è fissa.

Sfruttando le caratteristiche del protocollo del test, lo studio non si limita ad un'analisi continua nel tempo dell'adattamento motorio, bensì indaga quali sono le evoluzioni delle diverse fasi dell'adattamento motorio, e come si differenziano tra loro. Il primo confronto si ha suddividendo le 180 ripetizioni previste in 3 sessioni, detti attrezzi. Ognuno di questi attrezzi si differenzia per le condizioni al contorno in cui viene eseguito il movimento, il primo prevede l'esecuzione del movimento senza alcuna forza che ne contrasti l'esecuzione stessa, mentre i successivi 2 prevedono la presenza di una forza elastica opposta al movimento stesso. Il modulo di tale forza sarà minore nel secondo attrezzo, mentre incrementa nell'ultimo. Il secondo confronto riguarda i livelli di apprendimento (iniziale/intermedio/tardivo) relativi ad ogni attrezzo. I risultati che mi appresto a descrivere saranno presentati attraverso queste due modalità di confronto.

Il confronto qualitativo tra i due metodi evidenzia caratteristiche comuni nella maggior parte dei soggetti (se pur con ampiezze differenti); ciò appare confermato mediando tali risultati attraverso le due tipologie di confronto sopra descritte: sia l'analisi ERD/ERS tradizionale che l'elaborazione basata sul metodo di Hilbert-Huang evidenziano un incremento di potenza (sincronizzazione) immediatamente successivo alla comparsa del CUE, seguito da un rapido decremento (desincronizzazione) che termina circa 1 secondo dopo la comparsa dello stimolo, seguito da un lento processo di ri-sincronizzazione negli istanti finali dello studio. L'instaurarsi del fenomeno dell'adattamento motorio si riscontra in un incremento della sincronizzazione iniziale e di quella tardiva al procedere temporale dell'esecuzione del test. Nessun riscontro è presente invece circa una modificazione degli istanti temporali in cui si sviluppano i tre fenomeni descritti. I due metodi differiscono, almeno analizzando il tracciato frutto dell'operazione di media fra soggetti, per l'ampiezza di massima desincronizzazione, che tramite il metodo dell'ERD/ERS diminuisce al progredire dell'apprendimento, mentre il tracciato ottenuto tramite il metodo della trasformata di Hilbert evidenzia anch'esso un decremento, limitato però alla fase di apprendimento intermedio, destinato ad essere annullato nella fase di mantenimento dell'apprendimento (Fig.5.4).

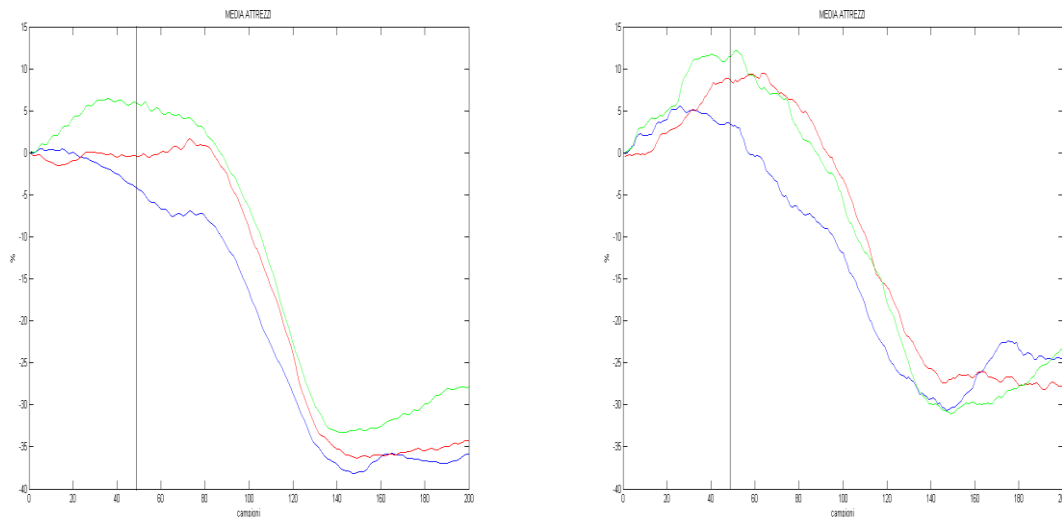


Fig. 5.4- I due tracciati di potenza divisi per attrezzo. Il tracciato blu indica le prime 60 ripetizioni, il rosso le seconde e il verde le ultime. A sinistra è rappresentato il risultato medio (su 9 soggetti) mediante elaborazione ERD/ERS, mentre a destra lo stesso risultato ottenuto attraverso elaborazione Hilbert-Huang.

Vengono inoltre riportati i valori di deviazione standard medi calcolati per entrambi i metodi: SD_erd_ers (a1=18,53;a2=16,66;a3=17,32); SD_hilbert (a1=21,12;a2=22,05;a3=17,69).

Confrontando le fasi dell'apprendimento (iniziale/intermedia/tardiva) osservabili in tutte e tre le sessioni individuate (attrezzi) i due metodi di elaborazione proposti evidenziano un comportamento univoco. Entrambi prevedono infatti una marcata differenza tra il periodo iniziale e quello intermedio dell'adattamento motorio, risultante in un incremento della sincronizzazione iniziale e in una diminuzione della massima desincronizzazione. Tali cambiamenti si riducono, ed in taluni casi si annullano durante la fase dell'apprendimento tardivo (Fig. 5.5).

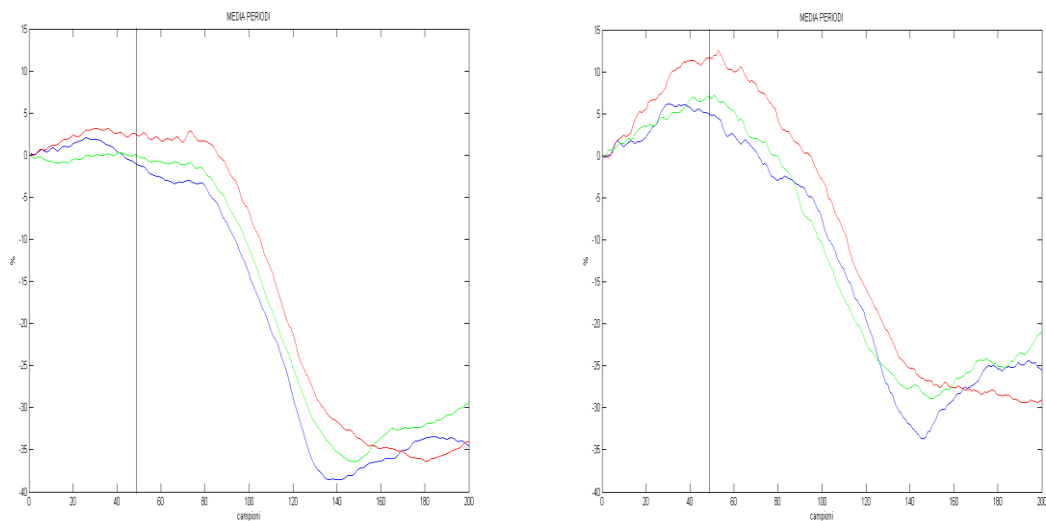
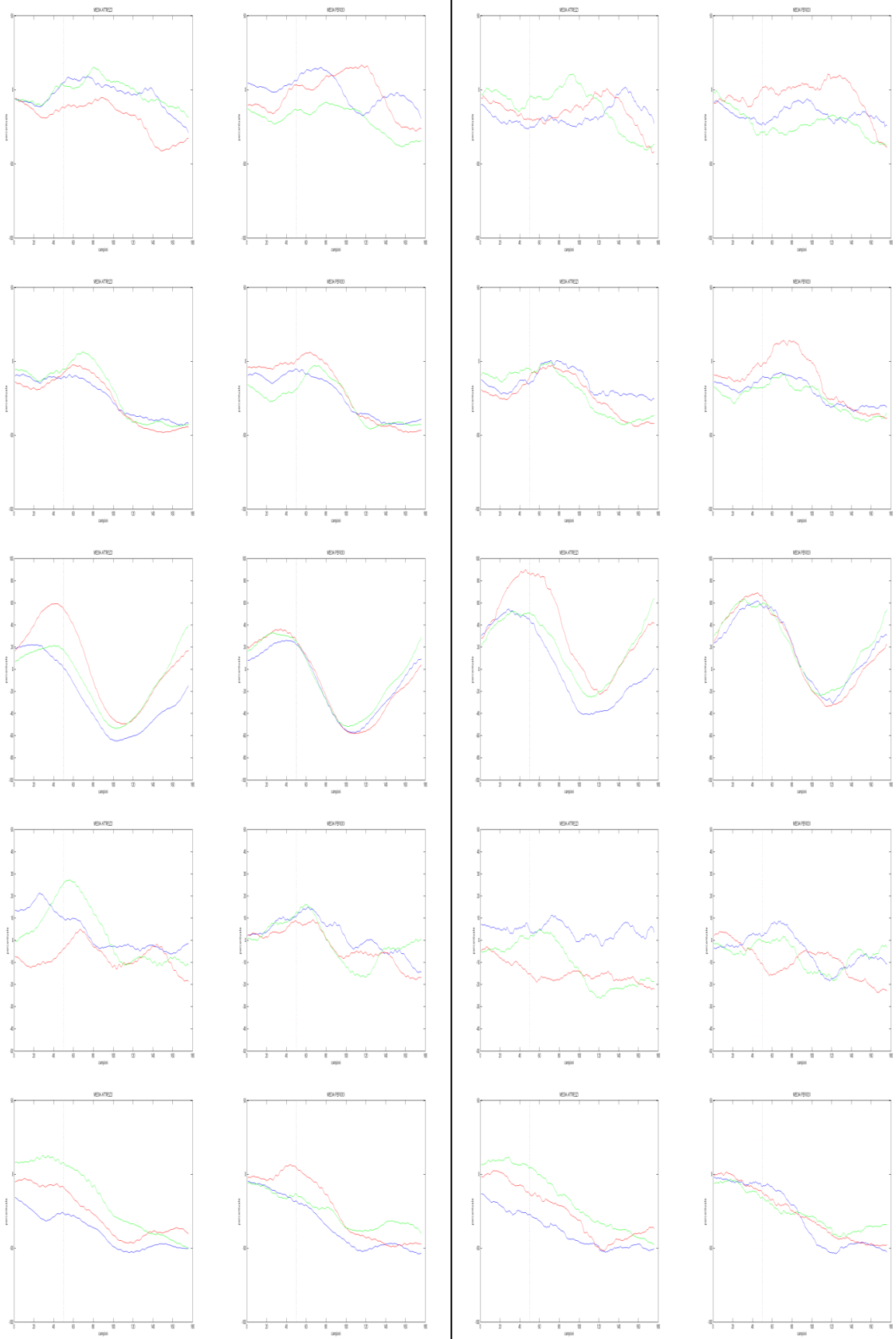


Fig. 5.5- I due tracciati di potenza divisi per periodo. Il tracciato blu indica la fase di apprendimento in iniziale, il rosso la fase intermedia e il verde quella tardiva. A sinistra è rappresentato il risultato medio (su 9 soggetti) mediante elaborazione ERD/ERS, mentre a destra lo stesso risultato ottenuto attraverso elaborazione Hilbert-Huang. Vengono inoltre riportati i valori di deviazione standard medi calcolati per entrambi i metodi: SD_erd_ers (p1=16,59;p2=15,84;p3=14,93); SD_hilbert (p1=18,85;p2=19,17;p3=18,19).

Analizzando attentamente i tracciati dei singoli soggetti si possono osservare non solo le caratteristiche appena descritte durante lo studio del tracciato medio, ma anche la differente sensibilità dei due metodi per la descrizione del medesimo fenomeno (Fig. 5.6). Tale differenza è apprezzabile in modo più o meno evidente in molte elaborazioni.



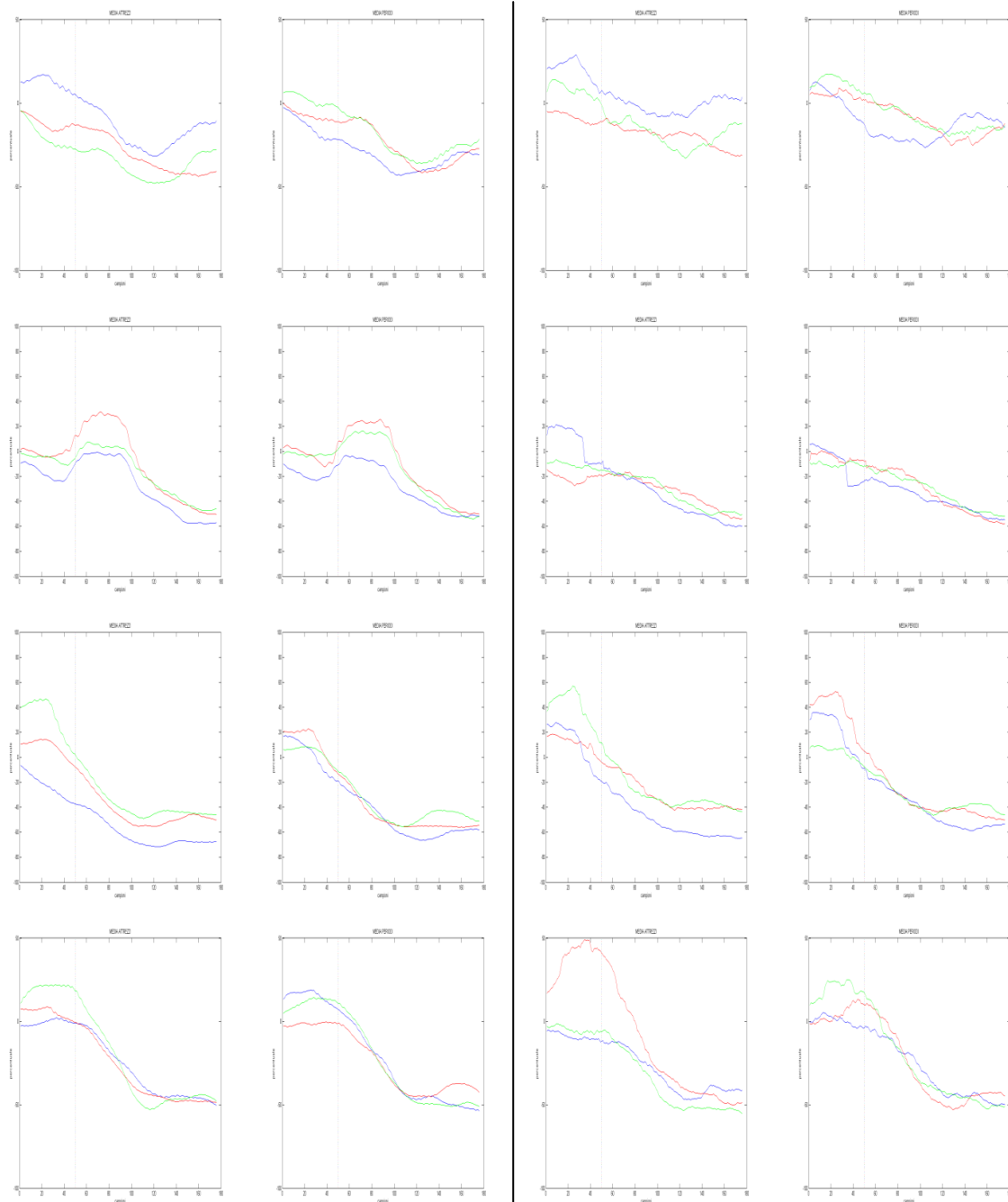


Fig. 5.6- vengono qui riportati i tracciati di potenza di tutti i soggetti analizzati. Ad ogni riga corrisponde un soggetto. Le prime due colonne rappresentano i risultati ottenuti attraverso il metodo dell'ERD/ERS, la prima come media per attrezzi, la seconda come media per periodi. Le ultime due colonne, di conseguenza, rappresentano i risultati ottenuti attraverso l'elaborazione di Hilbert-Huang, la terza colonna come media per attrezzi e la quarta come media per periodi.

L'elaborazione dei segnali tramite il metodo basato sulla trasformata di Hilbert-Huang permette di ottenere un'informazione aggiuntiva rispetto a quelle estrapolabili tramite il

metodo dell'ERD/ERS, ovvero la variazione temporale della frequenza centrale del ritmo EEG selezionato. Tale informazione, impossibile da ricavare con il metodo dell'ERD/ERS, rappresenta la variazione della frequenza di picco della attività neuronale nella banda di frequenze di interesse, che, come già descritto, varia in relazione al valore della frequenza istantanea del segnale analizzato (o più precisamente del suo primo IMF). L'indagine riguarda dunque le frequenze (i ritmi) sottostanti lo studio della pianificazione motoria nel tempo e la modalità in cui queste evolvono al progredire dell'adattamento motorio. La comparazione tra soggetti diversi risulta complicata, viste le differenti frequenze centrali scelte. Osservando tuttavia i segnali dei soggetti analizzati (Fig. 5.7) è possibile evidenziare due fenomeni ripetibili per la maggior parte dei soggetti ovvero: la tendenza nell'ultima fase del test (attrezzo 3) ad una minor variabilità delle frequenze centrali rintracciate, e l'introduzione di un ritardo temporale nel tracciato di frequenza al progredire dell'apprendimento.

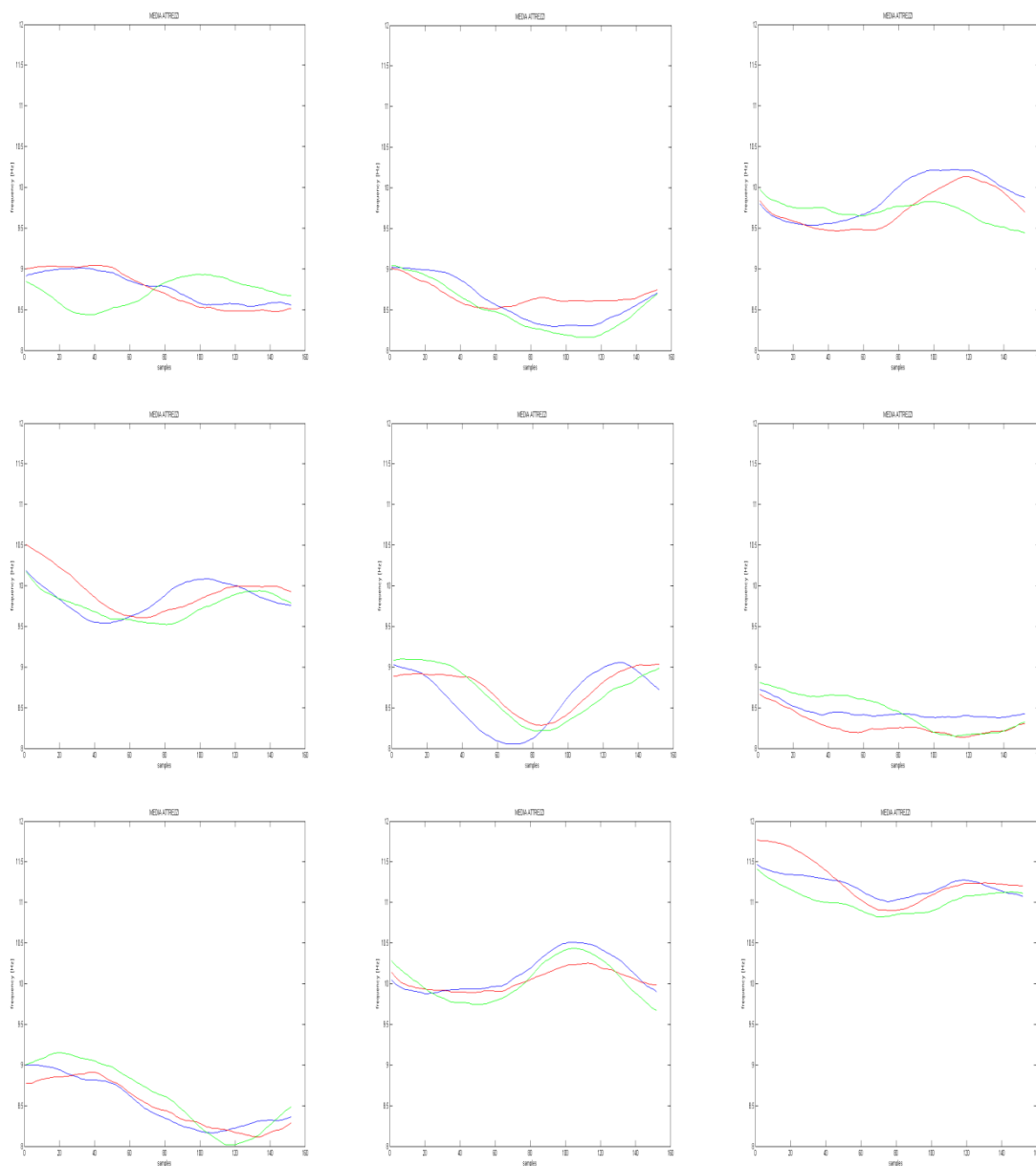


Fig. 5.7- Rappresentazione dei tracciati di frequenza dei soggetti studiati. Procedendo da sinistra a destra e dall'alto verso il basso vengono rappresentati tutti i soggetti dal 1 al 9. Vengono rappresentati i cambiamenti della frequenza centrale del filtro adattativo implementato nel metodo di Hilbert-Huang mediati per attrezzo. Il range di frequenze rappresentate nel grafico è fisso: [8, 12] Hz.

5.3 - ESECUZIONE DEL MOVIMENTO

Lo studio dell'attività della popolazione neuronale durante l'esecuzione del movimento di pointing viene ottenuto analizzando l'informazione acquisita dall'elettrodo C3 (area motoria contro laterale) unicamente nella finestra temporale tra 2500ms precedenti il

segnale di inizio del movimento (TARGET) e 5000ms successivi alla comparsa del target. I risultati che verranno presentati sono espressi in valori percentuali (%) rispetto a dei valori di riferimento (baseline) rilevati durante la fase di riposo tra ogni ripetizione (in questo caso tra 3500ms e 2500ms prima della comparsa del TARGET) (Fig. 5.8). Per la scelta della banda di frequenza da indagare durante l'elaborazione si è proceduto confrontando i risultati ottenuti studiando la fase di esecuzione del movimento sia in banda alfa che in banda beta. L'esempio riportato in Fig. 5.9, è rappresentativo dell'intera popolazione, e, confermando i risultati ottenuti nello studio preliminare (presentati nell'appendice A), porta a scegliere la banda beta quale banda di frequenze ottimale, anche se certamente non l'unica, per lo studio dell'attività neuronale durante l'esecuzione del movimento al procedere dell'adattamento motorio. Osservando le mappe tempo-frequenza, riportate nella prima riga della Fig. 5.9, si può notare un'ampiezza maggiore per il fenomeno di sincronizzazione rilevato in banda beta. I tracciati di potenza, riportati nella seconda riga, mostrano una sensibilità simile rispetto agli eventi rilevati. Per quanto ad oggi noto dalla letteratura si è quindi preferito procedere indagando il ritmo beta.

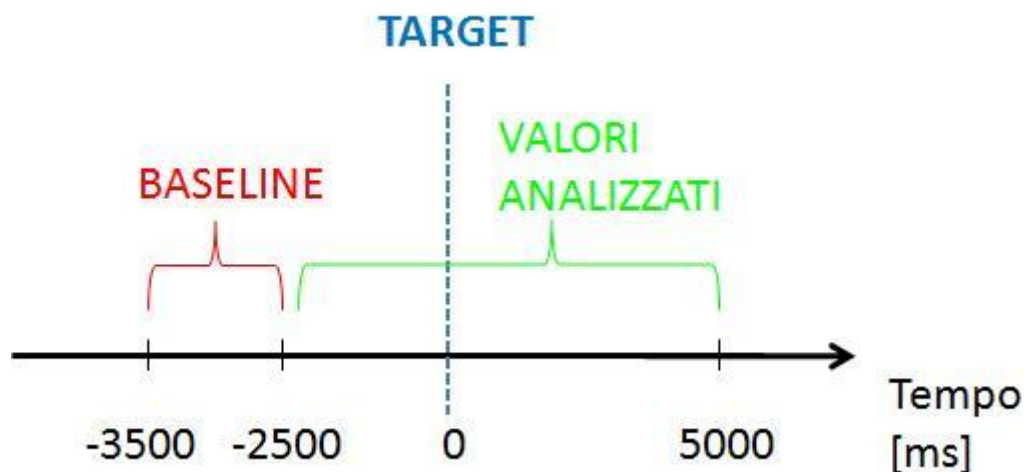


Fig. 5.8- rappresentazione temporale della durata della baseline, dell'apparizione del target e del range temporale dei dati studiati nel calcolo dell'ERD/ERS durante la fase di esecuzione del movimento.

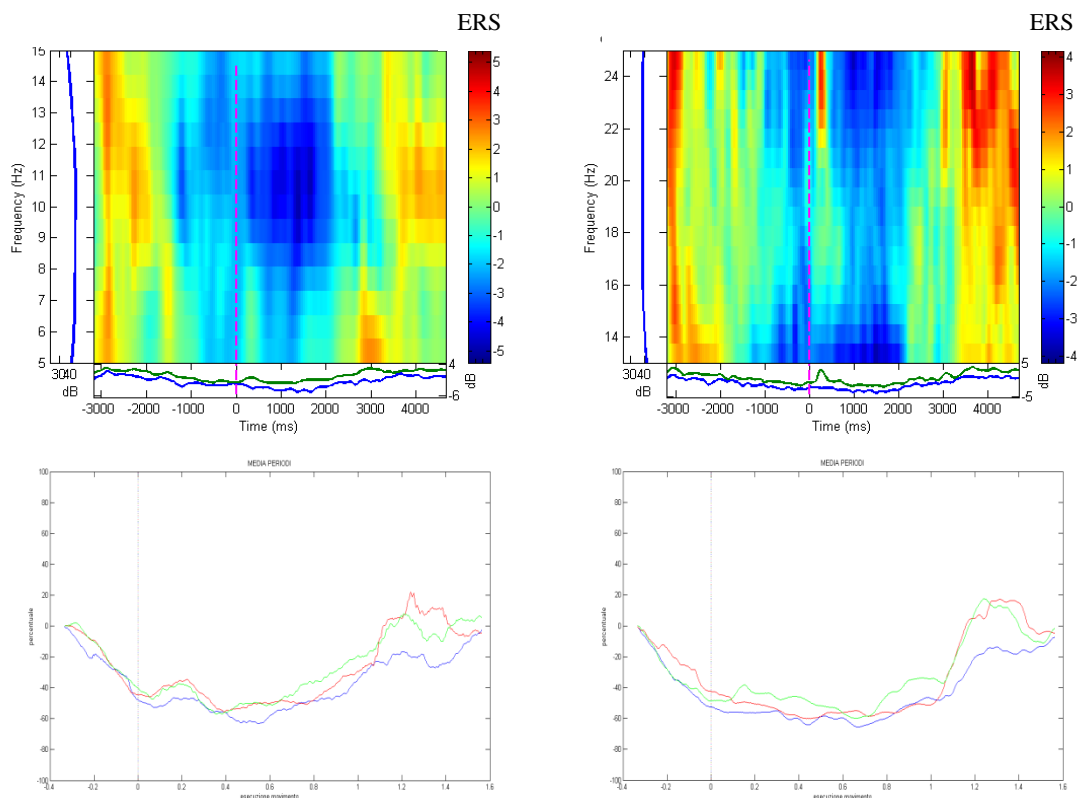


Fig. 5.9- vengono qui confrontati i risultati ottenuti studiando il processo dell'esecuzione motoria in banda alfa (colonna di sinistra) ed in banda beta (colonna di destra). Per le figure della seconda riga il tracciato blu identifica il primo periodo dell'adattamento, quello rosso il secondo e quello verde il terzo.

Anche per lo studio dell'esecuzione del movimento, così come previsto per lo studio della pianificazione motoria, la banda passante del filtro selettivo non è fissa, ma viene scelta selezionando la banda di frequenza in cui si sviluppa l'evento atteso (in questo caso una sincronizzazione), ciò è possibile analizzando qualitativamente le mappe tempo-frequenza (Tab. 5.2). Le mappe tempo-frequenza sono state indagate allo scopo di individuare la frequenza per la quale l'evento di sincronizzazione raggiunge la sua ampiezza massima (Fig. 5.10). Il range in cui vengono studiate le mappe va dai 15 Hz ai 30Hz. Tale scelta si rifà alle informazioni note dalla letteratura e dallo studio preliminare (appendice A), in cui tale intervallo di frequenze si rivela corretto per la detezione dell'evento atteso.

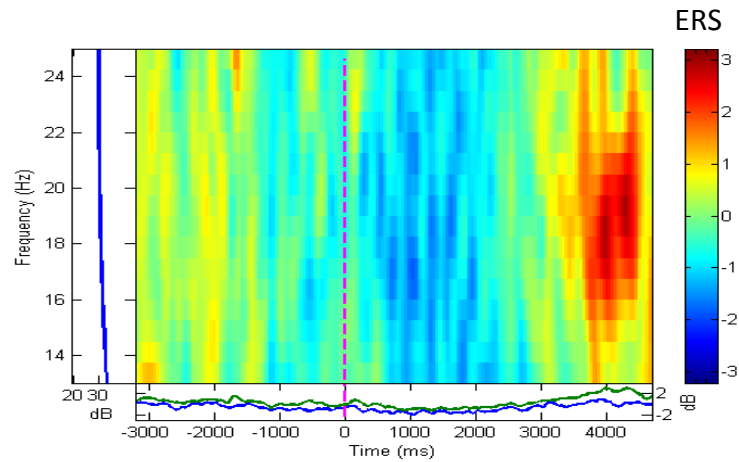


Fig. 5.10- Rappresentazione della mappa tempo-frequenza del soggetto 002. La sincronizzazione raggiunge la sua ampiezza maggiore ad una frequenza pari a 19Hz.

SOGGETTO	FREQUENZA
	CENTRALE [Hz]
s001	18
s002	19
s003	20
s004	20
s005	20
s006	20
s007	19
s008	21
s009	20

Tab. 5.2- tabella riportante la frequenza centrale del filtro selezionata per ogni soggetto, a seguito di un'analisi qualitativa delle mappe tempo-frequenza.

5.3.1 –CONFRONTO TRA METODI

Analizzando qualitativamente i tracciati relativi all'andamento medio del segnale di potenza ricavato attraverso entrambi i metodi, è certamente possibile affermare l'instaurarsi di una risposta ripetibile successiva alla comparsa dello stimolo visivo. Negli

istanti successivi la comparsa del target si instaura un deciso decremento del tracciato di potenza, che come già detto significa desincronizzazione dell'attività neurale, che si protrae per quasi tutta la durata del movimento, seguito da un'impetuosa fase di sincronizzazione che si protrae ben oltre la conclusione del movimento (Fig. 5.11). Il progredire dell'adattamento si riflette, concordemente per entrambi i metodi e per entrambe le tipologie di confronto, in un incremento dell'ampiezza massima della sincronizzazione e in un'anticipazione dello stesso (Fig. 5.12). Il metodo di Hilbert-Huang pare essere maggiormente sensibile a tale fenomeno rispetto al metodo dell'ERD/ERS. I metodi presentati sono concordi nel riportare una diminuzione dell'ampiezza della desincronizzazione nell'istante in cui si instaura la fase di sincronizzazione al progredire dell'allenamento. Per lo studio dell'esecuzione motoria, al fine di rendere maggiormente ripetibile e significativo il confronto tra i risultati ottenuti, l'asse delle ascisse è normalizzato per la durata del movimento, dove con 1 si indica la conclusione del movimento. Sia per il confronto tra le ripetizioni di uno stesso soggetto, e ancor più per il confronto tra soggetti diversi è necessario riferire lo studio alla ripetizione avente durata del movimento maggiore. Con questo accorgimento siamo sicuri di confrontare istante per istante informazioni appartenenti alla medesima fase del movimento indagato seppur provenienti da ripetizioni e/o soggetti diversi.

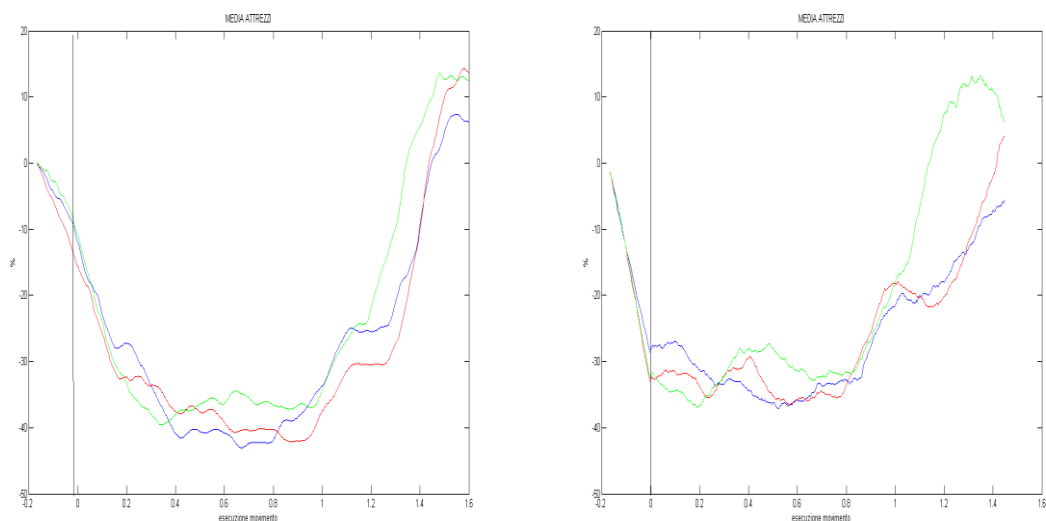


Fig. 5.11- I due tracciati di potenza divisi per attrezzo. Il tracciato blu indica le prime 60 ripetizioni, il rosso le seconde e il verde le ultime. A sinistra è rappresentato il risultato medio (su 9 soggetti) mediante elaborazione ERD/ERS, mentre a destra lo stesso risultato ottenuto attraverso elaborazione Hilbert-Huang.

Vengono inoltre riportati i valori di deviazione standard medi calcolati per entrambi i metodi: SD_erd_ers (a1=23,71;a2=21,74;a3=22,15); SD_hilbert (a1=28,95;a2=24,44;a3=26,9).

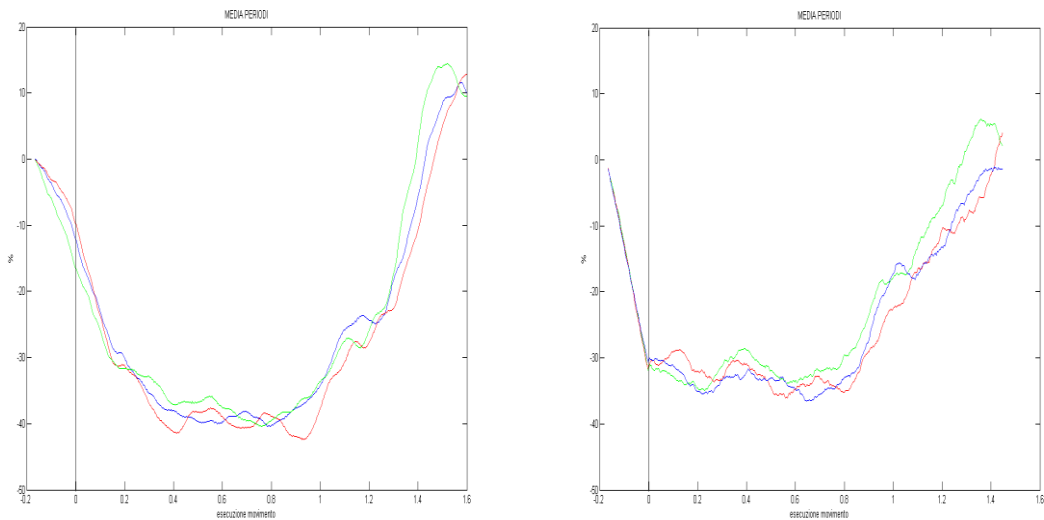


Fig. 5.12- I due tracciati di potenza divisi per periodo. Il tracciato blu indica la fase di apprendimento in iniziale, il rosso la fase intermedia e il verde quella tardiva. A sinistra è rappresentato il risultato medio (su 9 soggetti) mediante elaborazione ERD/ERS, mentre a destra lo stesso risultato ottenuto attraverso elaborazione Hilbert-Huang. Vengono inoltre riportati i valori di deviazione standard medi calcolati per entrambi i metodi: SD_erd_ers (p1=22,29;p2=22,04;p3=23,38); SD_hilbert (p1=27,96;p2=25,24;p3=26,3).

I fenomeni di anticipazione dell'istante di massima sincronizzazione e di incremento dell'ampiezza massima della stessa, pur essendo presenti contemporaneamente nel tracciato medio, possono non presentarsi in modo sistematico nei soggetti studiati (Fig. 5.13). Data la casistica ridotta del nostro studio non è possibile formulare ulteriori ipotesi circa la presenza di differenti strategie legate all'esecuzione motoria. Entrambi i metodi concordano nella descrizione di questi fenomeni.

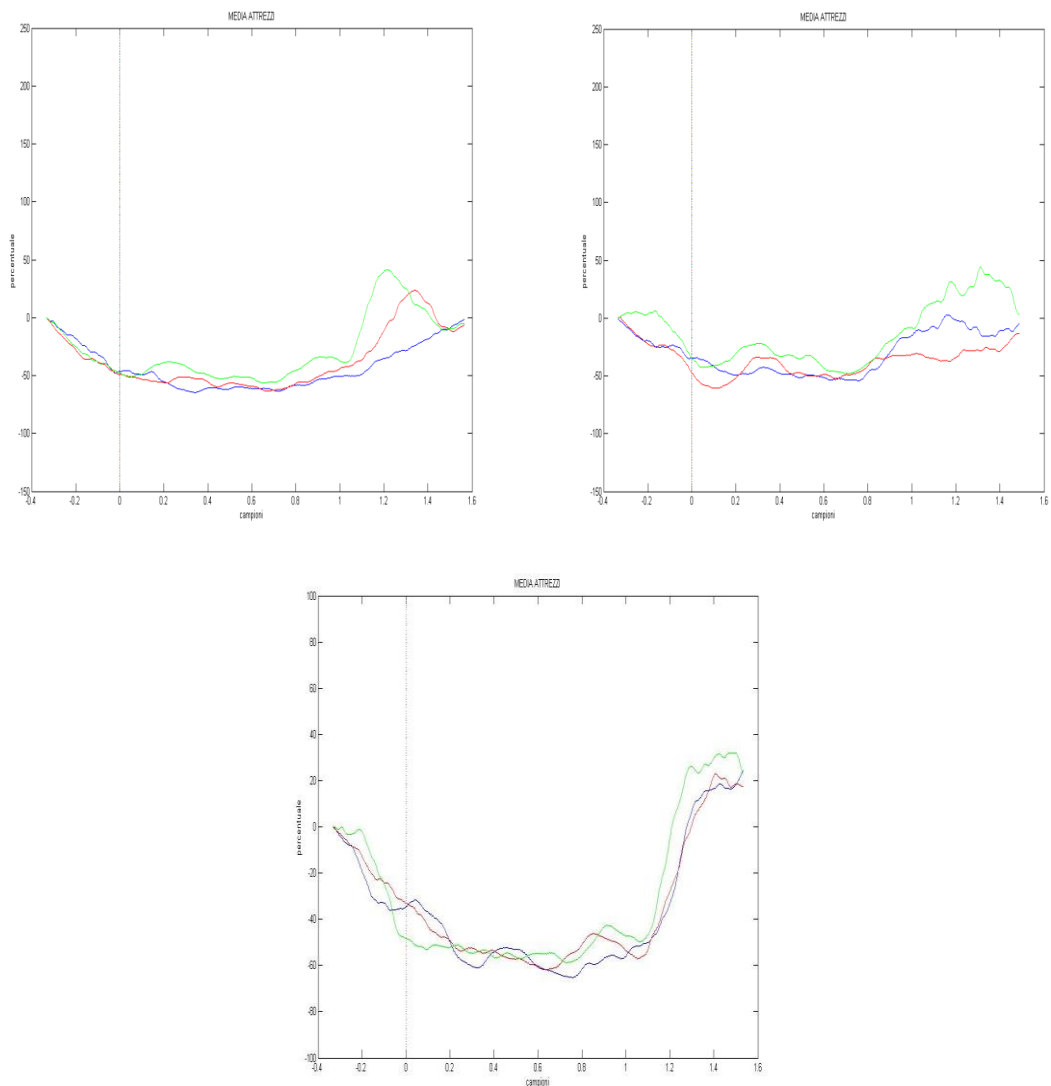
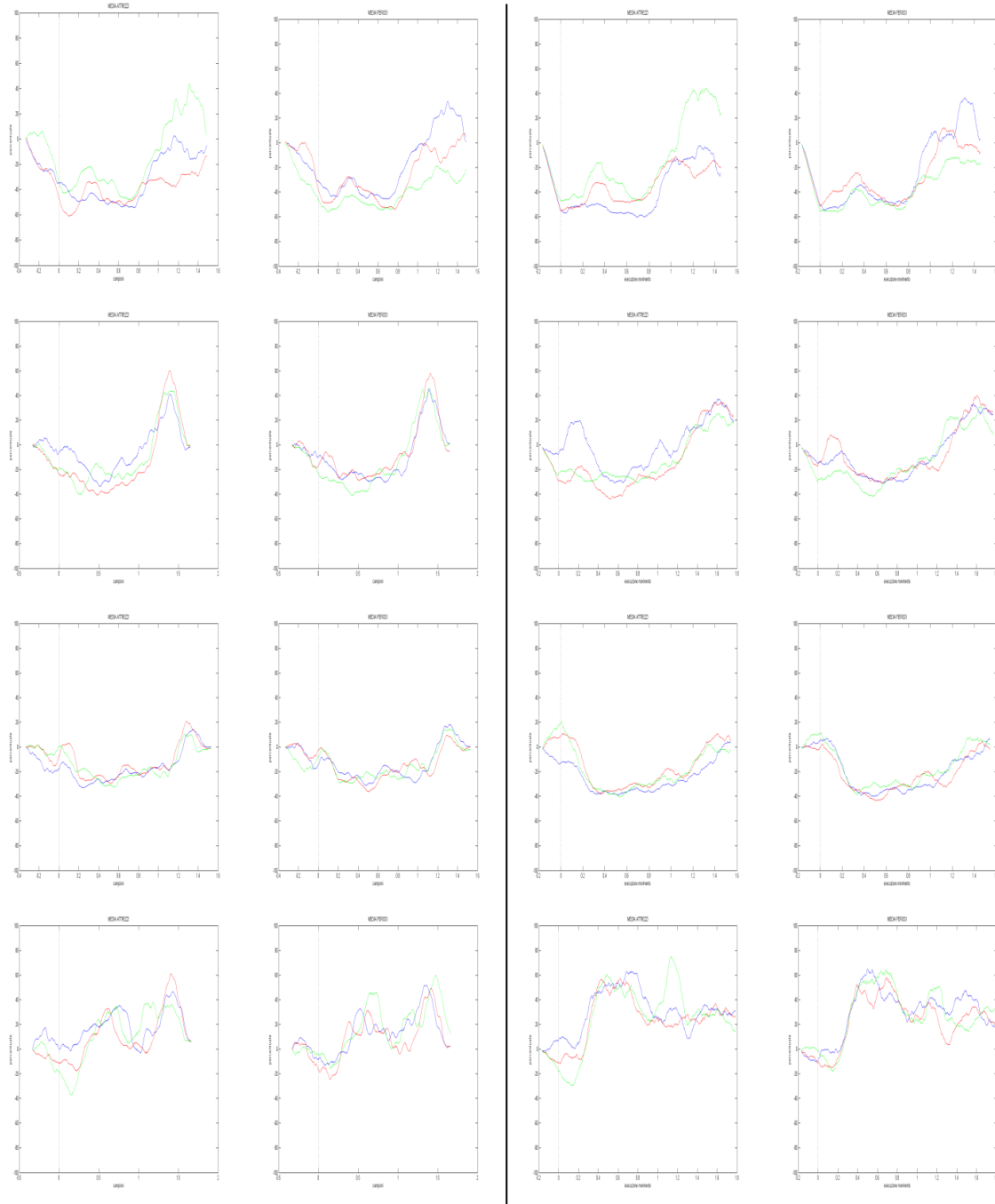


Fig. 5.13 – Rappresentazione dei tracciati di potenza in cui sono presenti le caratteristiche dell’adattamento motorio durante il periodo dell’esecuzione del movimento. Partendo dal riquadro in alto a sinistra e procedendo in senso orario vengono rappresentati: anticipazione + incremento potenza, incremento potenza + anticipazione.

Osservando i risultati dei singoli soggetti (Fig. 5.14), oltre a notare rare discrepanze tra i risultati proposti dai due metodi di elaborazione, è possibile individuare, seppur solo in due soggetti, nei primi istanti successivi alla comparsa del target una sincronizzazione seguita da una rapida desincronizzazione. Tale variazione di potenza non è ascrivibile all’attività neuronale, bensì è associabile ad un residuo di attività muscolare ancora presente nel segnale. Nonostante l’attenta eliminazione delle sorgenti esterne all’attività cerebrale, in alcuni casi, laddove il segnale è estremamente rumoroso, diventa

impossibile eliminare completamente il rumore mantenendo un rapporto segnale-rumore adeguato per la nostra analisi. La scelta procedurale intrapresa risulta essere un compromesso tra la necessaria soppressione dei disturbi e l'altrettanto fondamentale presenza del segnale utile (informazioni neuronali).



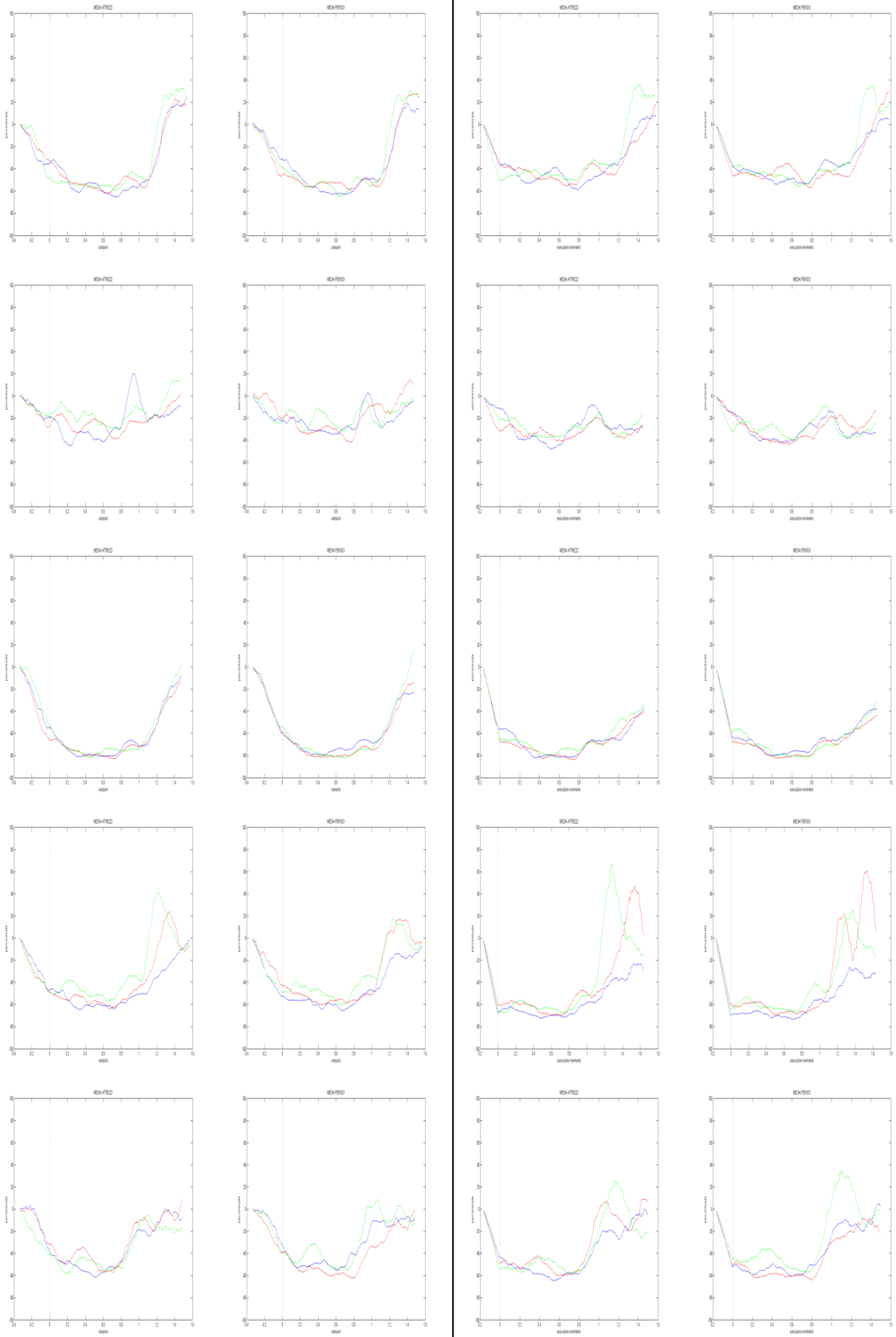


Fig. 5.14- vengono qui riportati i tracciati di potenza di tutti i soggetti analizzati. Ad ogni riga corrisponde un soggetto. Le prime due colonne rappresentano i risultati ottenuti attraverso il metodo dell'ERD/ERS, la prima come media per attrezzi, la seconda come media per periodi. Le ultime due colonne, di conseguenza, rappresentano i risultati ottenuti attraverso l'elaborazione di Hilbert-Huang, la terza colonna come media per attrezzi e la quarta come media per periodi.

L'elaborazione del segnale tramite trasformata di Hilbert-Huang introduce, come sopra descritto, la conoscenza delle variazioni nel tempo dell'intervallo di frequenze sottostanti i cambiamenti appena descritti durante l'esecuzione del gesto motorio. Anche per questa analisi bisogna considerare la variabilità del range di frequenze di ritmo beta tra i diversi soggetti oltre alla variabilità della durata del movimento, introdotta discutendo l'analisi dell'esecuzione motoria. Analizzando i tracciati (Fig. 5.15) dei soggetti studiati, è immediato osservare una variabilità del range di frequenze selezionate estremamente maggiore rispetto a quanto emerso nello studio della pianificazione motoria. Nella maggior parte dei soggetti analizzati l'evoluzione dell'adattamento motorio viene rilevata attraverso un incremento della variabilità delle frequenze allenamento-dipendente. Si ha ovvero un incremento del range di frequenze individuate quali frequenze centrali del filtro adattativo, al procedere del test.

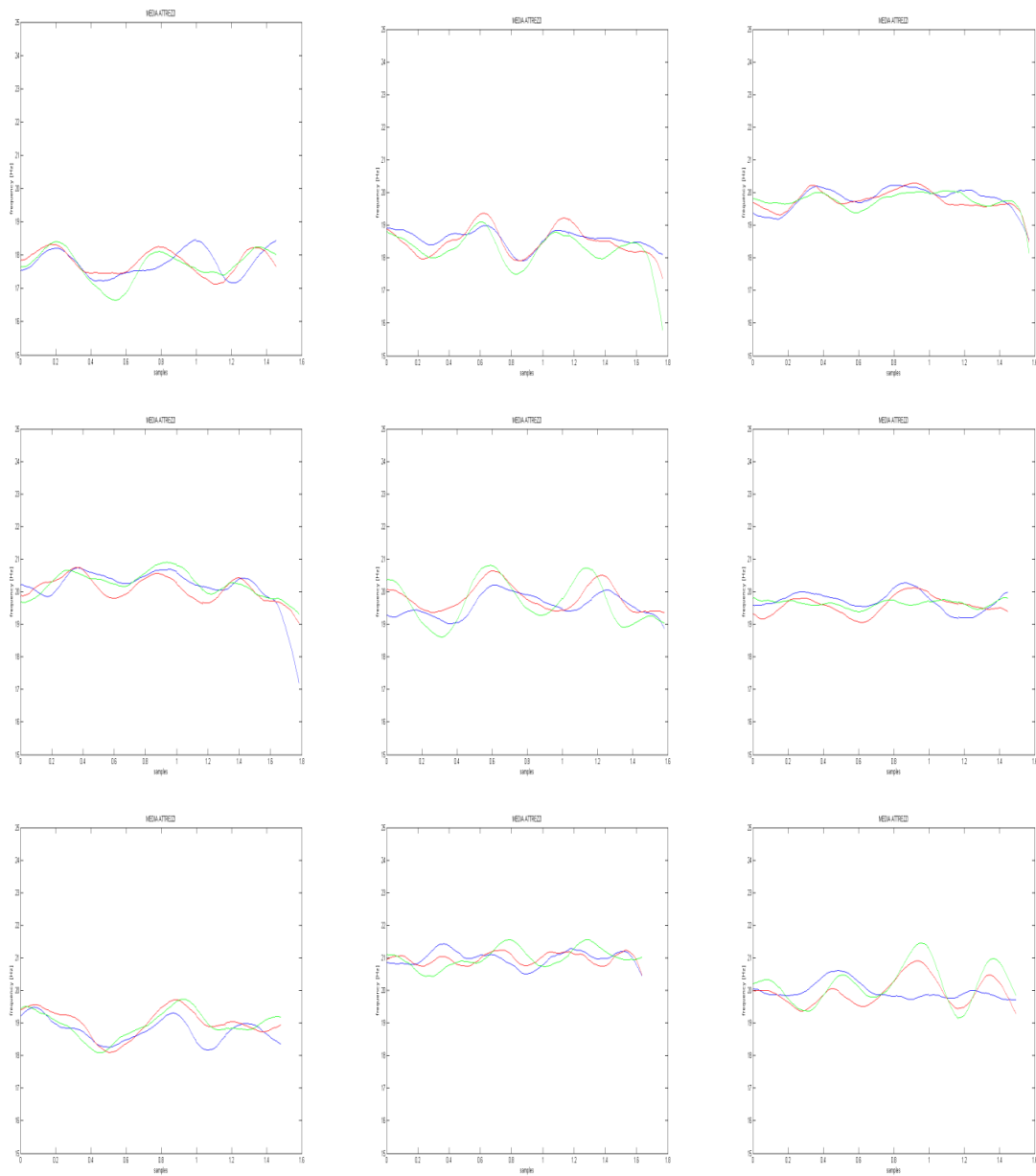


Fig. 5.15- Rappresentazione dei tracciati di frequenza dei soggetti studiati. Procedendo da sinistra a destra e dall'alto verso il basso vengono rappresentati tutti i soggetti dal 1 al 9. Vengono rappresentati i cambiamenti della frequenza centrale del filtro adattativo implementato nel metodo di Hilbert-Huang mediati per attrezzo. Il range di frequenze rappresentate nel grafico è fisso: [15, 25] Hz.

5.4- INDICI NEURO-MOTORI

I risultati fin qui illustrati si riferiscono alle modificazioni dell'attività della popolazione neuronale durante il processo di adattamento motorio. E' essenziale tuttavia riuscire a correlare le informazioni neuronali con la cinematica e le performance, così da ottenere delle relazioni che leghino informazioni motorie con informazioni neuronali. Tali indici avranno lo scopo di descrivere quantitativamente l'andamento delle variabili scelte, ed, in un futuro, di fungere da predittore rispetto al comportamento atteso e, in una fase ad oggi ancora lontana dall'essere compiuta, a discriminare tra comportamenti patologici e non, analizzando quindi il diverso sviluppo dell'adattamento motorio in presenza di patologie, sia motorie che neuronali.

5.4.1- VALORI DEGLI INDICI

I valori degli indici sopra descritti sono stati valutati nelle tre fasi dell'adattamento per ogni posizione di comparsa del target e del cue. Di seguito verrà proposta un'analisi a tali risultati per tutti gli indici. Le tabelle riportanti i valori assunti da tali indici sono riportate in Appendice B.

5.4.1.1- INDICI NEURONALI

I primi indici ad essere riportati sono quelli relativi al metodo dell'ERD/ERS

- **ERSbeta TARGET:** si nota l'estrema variabilità dei valori di massima sincronizzazione post-movimento. Diversi soggetti raggiungono aumenti di sincronizzazione estremamente elevati, nei quali la potenza del segnale si incrementa di oltre il 60% rispetto al valore di riferimento (s002, s004). In altri soggetti, il fenomeno di sincronizzazione, comunque presente, non recupera completamente l'effetto della desincronizzazione sviluppatasi durante l'esecuzione del movimento (s007, s009). (vedi Tab. 5.3).

	ATTREZZO 1			ATTREZZO 2			ATTREZZO 3		
	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	64,19	-18,17	-34,81	1,98	-20,45	-19,56	56,72	71,40	21,42
s002	37,27	53,47	34,14	62,00	62,08	63,24	45,54	61,90	61,94
s003	18,72	19,51	6,23	13,06	14,64	35,79	24,84	-0,45	11,00
s004	49,65	60,10	70,57	39,60	79,37	74,54	75,39	44,02	52,69
s005	5,35	29,04	29,87	35,02	22,71	18,40	26,60	45,09	46,80
s006	-12,86	-1,77	-6,53	3,16	7,91	-3,99	1,15	37,81	10,44
s007	-27,69	-21,59	28,74	-5,34	-22,36	0,14	-26,17	9,62	20,61
s008	-4,52	-1,11	0,82	-4,96	62,2	30,12	6,08	73,6	69,56
s009	16,07	6,91	-5,81	-15,98	-5,91	52,29	18,54	-24,42	-0,17
MEDIA	16,24	14,04	13,69	14,28	22,24	27,89	25,41	35,40	32,70
SD	29,98	29,09	30,63	25,73	37,61	32,05	30,73	33,84	25,33

Tab. 5.3- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali durante le tre fasi di esecuzione del test per ogni soggetto. Metodo ERD/ERS. I valori assunti dall'indice vengono rilevati in 9 istanti temporali differenti. È possibile quindi identificare 9 colonne, dove le prime tre si riferiscono alle prime 60 ripetizioni del movimento eseguite senza alcuna perturbazione (attrezzo 1), le seconde tre si riferiscono alle seconde 60 ripetizioni (attrezzo 2), mentre le ultime tre colonne si riferiscono alle ultime 60 ripetizioni (attrezzo 3) in cui l'ampiezza delle perturbazioni è maggiore. Per ogni attrezzo vengono rilevati 3 periodi corrispondenti alle tre fasi dell'adattamento motorio. Il primo periodo si riferisce alle prime 20 ripetizioni (iniziale), il secondo periodo alle seconde 20 ripetizioni (intermedio) e il terzo periodo alle ultime 20 ripetizioni (tardivo).

- **ERDbeta TARGET:** la variabilità dell'ampiezza della desincronizzazione durante l'esecuzione motoria è leggermente ridotta rispetto a quanto detto analizzando l'indice di sincronizzazione post-movimento (ERSbeta TARGET). I valori delle ampiezze massime, dimostrano la rilevanza di tale fenomeno. Da notare che, per come è stato definito, l'indice ERD non può essere inferiore a -100%. (vedi Tab. 5.4).

	ATTREZZO 1			ATTREZZO 2			ATTREZZO 3		
	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	-46,57	-56,29	-68,04	-46,75	-55,35	-62,18	-49,78	-57,85	-40,20
s002	-31,60	-37,70	-43,37	-39,35	-28,22	-35,72	-35,52	-10,52	-31,50
s003	-33,75	-28,01	-27,42	-26,16	-21,97	-29,84	-28,33	-24,00	-30,69
s004	5,64	-22,57	5,41	-8,01	-28,00	-9,36	-2,05	8,41	-1,29
s005	-62,67	-58,14	-54,13	-53,06	-65,10	-54,67	-49,75	-47,53	-62,31
s006	-30,31	-18,80	-36,08	-50,57	-48,92	-31,25	-30,36	-23,95	-23,44
s007	-68,73	-72,69	-75,71	-69,50	-77,58	-83,75	-76,44	-78,35	-73,99
s008	-64,5	-64,38	-67,71	-66,78	-66,17	-58,33	-48,1	-47,34	-27,53
s009	-54,83	-69,8	-64,19	-63,74	-65,64	-47,51	-61,72	-59,26	-71,44
MEDIA	-43,04	-47,60	-47,92	-47,10	-50,77	-45,85	-42,45	-37,82	-40,27
SD	23,47	21,00	25,73	20,13	20,20	21,92	21,48	27,28	24,31

Tab. 5.4- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali durante le tre fasi di esecuzione del test per ogni soggetto. Metodo ERD/ERS.

- **ERSbeta-ERDbeta TARGET:** tale indice rappresenta in maniera completa l'entità del fenomeno di sincronizzazione post-movimento. E' difatti corretto considerare come sincronizzazione l'intero fenomeno di annullamento della desincronizzazione precedente, ciò significa che il valore di massima sincronizzazione raggiunto dipende certamente anche dall'ampiezza della desincronizzazione rilevata durante l'esecuzione del movimento. (vedi Tab. 5.5).

	ATTREZZO 1			ATTREZZO 2			ATTREZZO 3		
	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	110,76	38,12	33,23	48,73	34,90	42,62	106,50	129,25	61,62
s002	68,87	91,17	77,51	101,35	90,30	98,96	81,06	72,42	93,44
s003	52,47	47,52	33,65	39,22	36,61	65,63	53,17	23,55	41,69
s004	44,01	82,67	65,16	47,61	107,37	83,90	77,44	35,61	53,98
s005	68,02	87,18	84,00	88,08	87,81	73,07	76,35	92,62	109,11
s006	17,45	17,03	29,55	53,73	56,83	27,26	31,51	61,76	33,88
s007	41,04	51,10	104,45	64,16	55,22	83,89	50,27	87,97	94,60
s008	59,98	63,27	68,53	61,82	128,37	88,45	54,18	120,94	97,09
s009	70,90	76,71	58,38	47,76	59,73	99,80	80,26	34,84	71,27
MEDIA	59,28	61,64	61,61	61,38	73,02	73,73	67,86	73,22	72,96
SD	25,78	25,12	25,68	20,63	32,20	24,83	22,41	37,91	26,86

Tab. 5.5- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali durante le tre fasi di esecuzione del test per ogni soggetto. Metodo ERD/ERS.

- **ERSalfa CUE:** i valori riportati per questo indice, pur rappresentando fenomeni biologici differenti, rispecchiano i risultati illustrati per la sincronizzazione

massima studiata in banda beta. E' difatti possibile individuare ampiezze estremamente differenti tra un soggetto e l'altro (ad esempio confrontando i valori del soggetto 005 con quelli del soggetto s003). (vedi Tab. 5.6).

	ATTREZZO 1			ATTREZZO 2			ATTREZZO 3		
	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	43,28	24,59	-18,97	26,86	-11,99	-20,44	15,73	49,16	22,84
s002	-4,79	-0,24	-7,93	-1,98	8,34	-9,76	-5,60	21,25	11,04
s003	-18,18	9,19	11,63	63,65	64,12	35,79	21,48	2,28	27,94
s004	19,68	-2,13	25,60	3,82	4,56	7,72	34,95	32,46	23,07
s005	-21,74	-19,05	-35,85	-6,61	-1,93	-17,87	-25,18	34,96	14,37
s006	2,52	5,28	14,73	-17,98	-8,89	-4,29	-45,10	-16,06	-14,71
s007	12,86	-5,93	0,65	4,83	57,65	37,11	-17,85	37,30	19,61
s008	-38,05	-42,29	-31,83	-39,11	20,29	-5,18	20,57	-18,08	2,47
s009	-13,14	-7,46	25,63	-3,02	-1,05	5,78	38,94	13,04	4,58
MEDIA	-1,95	-4,23	-1,82	3,38	14,57	3,21	4,22	17,37	12,36
SD	24,61	18,72	23,34	28,76	27,96	21,02	29,00	23,93	13,31

Tab. 5.6- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali durante le tre fasi di esecuzione del test per ogni soggetto. Metodo ERD/ERS

- **ERDalfa CUE:** anche l'analisi di tale indice rispecchia quanto detto in precedenza circa la desincronizzazione rilevata durante l'esecuzione del movimento. Anche nella fase di pianificazione motoria si ha l'instaurarsi di una fase piuttosto ripetibile di desincronizzazione, che alla sua ampiezza massima porta questo indice ad assumere valori assoluti estremamente elevati. Il segno negativo indica la diminuzione di potenza rispetto al segnale di riferimento su cui viene calcolato l'indice. (vedi Tab. 5.7).

	ATTREZZO 1			ATTREZZO 2			ATTREZZO 3		
	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	-8,91	-37,64	-37,84	-35,07	-28,92	-60,24	-40,01	-31,58	-16,79
s002	-44,19	-44,84	-45,67	-48,99	-51,50	-51,28	-48,08	-48,02	-48,24
s003	-66,27	-74,90	-54,41	-53,50	-52,44	-46,35	-54,80	-55,39	-54,10
s004	-17,57	-21,22	-14,47	-5,69	-17,65	-21,54	-14,33	0,95	-33,21
s005	-58,18	-51,49	-53,97	-54,64	-57,12	-41,59	-45,90	-27,89	-37,39
s006	-40,22	-30,88	-35,00	-38,63	-55,08	-44,38	-61,60	-53,96	-39,21
s007	-60,47	-60,30	-54,50	-44,36	-50,93	-56,08	-55,47	-29,55	-51,29
s008	-76,8	-78,19	-71,16	-67,12	-51,92	-50,53	-56,65	-48,26	-46,04
s009	-35,71	-48,04	-56,98	-58,03	-49,03	-42,08	-51,48	-54,21	-54
MEDIA	-45,37	-49,72	-47,11	-45,11	-46,07	-46,01	-47,59	-38,66	-42,25
SD	22,47	19,04	16,32	17,77	13,42	11,12	14,03	18,55	12,11

Tab. 5.7- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali durante le tre fasi di esecuzione del test per ogni soggetto. Metodo ERD/ERS.

- **ERSalfa-ERDalfa CUE:** i valori assunti da questo parametro, che, come già descritto, viene calcolato come differenza tra la massima sincronizzazione e la massima desincronizzazione, risultano abbastanza ripetibili confrontando i risultati dei diversi soggetti. Sono comunque presenti soggetti in cui, per alcune sessioni del test, la differenza tra sincronizzazione e desincronizzazione è estremamente elevata (s003, s007). (vedi Tab. 5.8).

	ATTREZZO 1			ATTREZZO 2			ATTREZZO 3		
	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	52,19	62,23	18,87	61,93	16,93	39,80	55,74	80,74	39,63
s002	39,40	44,60	37,74	47,01	59,84	41,52	42,48	69,27	59,28
s003	48,09	84,09	66,04	117,15	116,56	82,14	76,28	57,67	82,04
s004	37,25	19,09	40,07	9,51	22,21	29,26	49,28	31,51	56,28
s005	36,44	32,44	18,12	48,03	55,19	23,72	20,72	62,85	51,76
s006	42,74	36,16	49,73	20,65	46,19	40,09	16,50	37,90	24,50
s007	73,33	54,37	55,15	49,19	108,58	93,19	37,62	66,85	70,90
s008	38,75	35,90	39,33	28,01	72,21	45,35	77,22	30,18	48,51
s009	22,57	40,58	82,61	55,01	47,98	47,86	90,42	67,25	58,58
MEDIA	43,42	45,50	45,30	48,50	60,63	49,21	51,81	56,02	54,61
SD	13,93	19,11	20,91	30,93	34,18	23,22	25,64	18,29	16,71

Tab. 5.8- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali durante le tre fasi di esecuzione del test per ogni soggetto. Metodo ERD/ERS.

- **ERSbeta MEDIO:** questo indice riporta i valori di massima sincronizzazione post-movimento valutati mediando i risultati riportati da ogni soggetto durante la singola ripetizione sia per attrezzi che per periodi di adattamento. Le variazioni di tali valori non sono univoche, si può osservare un incremento della sincronizzazione sia al progredire dell'esecuzione del test (media per attrezzi) sia passando da un periodo all'altro (s005), così come una variazione non più lineare tra le diverse sessioni in cui l'esperimento viene suddiviso (s001). I risultati medi indicano comunque un incremento sia al procedere dell'esecuzione del test (attrezzi) sia al procedere delle fasi di adattamento (periodi) (vedi Tab. 5.9).

	ATTR 1	ATTR 2	ATTR 3	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	2,44	-13,75	43,76	33,60	-0,50	-18,73
s002	40,89	59,88	43,76	45,40	57,80	44,98
s003	13,81	20,64	10,35	18,21	9,47	14,07
s004	46,57	61,07	38,11	51,44	49,16	59,55
s005	18,54	22,88	31,52	19,44	26,66	27,44
s006	-8,92	0,40	13,92	-4,02	14,61	-2,35
s007	-7,97	-12,38	0,48	-22,23	-14,13	16,50
s008	-1,73	23,58	41,1	-7,35	17,01	17,38
s009	-0,05	-0,9	-5,4	-10,18	-11,24	8,6
MEDIA	11,51	17,94	24,18	13,81	16,54	18,60
SD	20,42	27,99	19,47	26,21	24,81	23,48

Tab. 5.9- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neurali mediati per attrezzi e per periodi in cui è possibile suddividere il test per ogni soggetto. Metodo ERD/ERS.

- **ERDbeta MEDIO:** Confrontando i valori di massima desincronizzazione mediati per attrezzi e periodi, si osserva un comportamento opposto analizzando le variazioni dell'indice mediate per attrezzi rispetto alle variazioni calcolate mediando rispetto ai periodi. Ovvero, se, analizzando i valori dell'indice nei diversi attrezzi, rilevo un incremento dello stesso al procedere dell'esecuzione del test, allora analizzando i valori del medesimo indice rilevo un decremento dello stesso al procedere dei periodi di apprendimento, e viceversa. Per esempio analizzando il soggetto 005 si nota un decremento dell'ampiezza massima al progredire dell'esecuzione del protocollo (media ATTREZZI), mentre si rileva un incremento della stessa al progredire delle fasi di adattamento (iniziale/intermedio/tardivo). (vedi Tab. 5.10).

	ATTR 1	ATTR 2	ATTR 3	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	-53,80	-52,26	-47,87	-45,86	-53,88	-54,00
s002	-33,48	-40,52	-40,24	-25,22	-9,16	-23,83
s003	-19,03	-18,70	-23,91	-28,88	-23,42	-20,05
s004	-3,15	-3,75	4,67	19,09	-3,83	17,93
s005	-64,94	-57,14	-49,74	-51,56	-55,96	-55,75
s006	-23,11	-24,45	-21,41	-28,63	-41,90	-27,96
s007	-71,11	-71,99	-74,98	-68,83	-74,87	-74,34
s008	-50,4	-42,46	-38,74	-48,19	-51,3	-37,21
s009	-61,52	-55,71	-53,08	-55,27	-61,93	-54,8
MEDIA	-42,28	-40,78	-38,37	-37,04	-41,81	-36,67
SD	23,53	21,58	22,72	25,45	24,44	27,18

Tab. 5.10- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali mediati per attrezzi e per periodi in cui è possibile suddividere il test per ogni soggetto. Metodo ERD/ERS.

- **ERSalfa MEDIO:** seppur a fronte di valori inferiori rispetto a quelli rilevati durante la sincronizzazione in banda beta è difficile individuare, anche in questo caso, una tendenza ripetibile per tutti i soggetti al progredire dell'apprendimento, in entrambe le modalità di confronto tramite le quali esso venga studiato (attrezzi e periodi). (vedi Tab. 5.11).

	ATTR 1	ATTR 2	ATTR 3	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	1,18	-5,05	15,20	14,97	16,59	-8,34
s002	-9,62	-2,46	6,42	-5,11	6,13	-2,99
s003	0,88	54,52	17,23	22,32	25,20	25,12
s004	9,77	4,91	27,20	14,85	9,27	16,17
s005	-26,27	-8,85	7,91	-18,23	4,28	-13,26
s006	5,32	-12,96	-27,00	-21,74	-8,43	-2,64
s007	-1,91	31,60	7,47	-3,37	25,32	16,39
s008	-37,51	-8,15	1,65	-18,96	-13,36	-11,69
s009	-0,97	-0,61	18,34	7,08	-1,14	10,81
MEDIA	-6,57	5,88	8,27	-0,91	7,10	3,29
SD	15,54	22,44	15,33	16,54	13,65	14,05

Tab. 5.11- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali mediati per attrezzi e per periodi in cui è possibile suddividere il test per ogni soggetto. Metodo ERD/ERS.

- **ERDalfa MEDIO:** il confronto tra i risultati rilevati dividendo il protocollo del test per attrezzi piuttosto che per periodi restituisce trend non sempre ripetibile tra i diversi soggetti. Per il soggetto 005 si nota una diminuzione della massima

desincronizzazione al progredire dell'apprendimento per entrambe le modalità di confronto, mentre l'analisi dei risultati rilevati per il soggetto 006 propone un incremento del fenomeno analizzato per entrambe le modalità di studio. (vedi Tab. 5.12).

	ATTR 1	ATTR 2	ATTR 3	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	-11,23	-41,01	-8,15	-17,38	-25,40	-38,40
s002	-39,68	-47,61	-42,90	-35,93	-44,02	-45,67
s003	-64,54	-49,53	-53,20	-57,04	-58,12	-51,50
s004	-3,74	-12,97	-11,17	-3,94	-8,22	-16,67
s005	-52,95	-46,46	-40,84	-52,13	-49,02	-38,72
s006	-31,66	-42,42	-47,86	-43,08	-41,57	-35,95
s007	-57,40	-50,00	-47,03	-52,20	-49,80	-53,99
s008	-71,53	-54,84	-49,01	-66,42	-55,5	-55,67
s009	-45,75	-44,84	-52,89	-47,04	-45,21	-49,68
MEDIA	-42,05	-43,30	-39,23	-41,68	-41,87	-42,92
SD	23,11	12,11	17,26	19,83	15,75	12,18

Tab. 5.12- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali mediati per attrezzi e per periodi in cui è possibile suddividere il test per ogni soggetto. Metodo ERD/ERS.

- **ERSbeta-ERDbeta MEDIO:** il dato maggiormente significativo estrapolabile dall'osservazione dei valori di tale indice è la differenza massima tra i valori assunti da soggetti diversi nella stessa sessione temporale. Prendendo come riferimento il soggetto 002 e il soggetto 006, che parrebbero essere rispettivamente il soggetto con la fase di sincronizzazione maggiore e quello in cui quest'ultima è minore, si può notare come la differenza tra i valori assunti dai due nel confronto tra attrezzi sia maggiore della stessa differenza presente quando il confronto è tra i periodi di adattamento. (vedi Tab. 5.13).

	ATTR 1	ATTR 2	ATTR 3	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	56,24	38,51	91,63	79,46	53,38	35,27
s002	74,37	100,40	84,00	70,62	66,96	68,81
s003	32,84	39,34	34,26	47,09	32,89	34,12
s004	49,72	64,82	33,44	32,35	52,99	41,62
s005	83,48	80,02	81,26	71,00	82,62	83,19
s006	14,19	24,85	35,33	24,61	56,51	25,61
s007	63,14	59,61	75,46	46,60	60,74	90,84
s008	48,67	66,04	79,84	40,84	68,31	54,59
s009	61,47	54,81	47,68	45,09	50,69	63,40
MEDIA	53,79	58,71	62,54	50,85	58,34	55,27
SD	20,94	22,99	24,32	18,75	13,84	22,93

Tab. 5.13- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali mediati per attrezzi e per periodi in cui è possibile suddividere il test per ogni soggetto. Metodo ERD/ERS.

- **ERSalfa-ERDalfa MEDIO:** per questo indice si osserva una maggior ripetibilità nelle tendenze individuate confrontando le due metodologie di confronto. I cambiamenti rilevabili al progredire dell'esecuzione del test (attrezzi) sono infatti rilevabili anche nel passaggio tra le diverse fasi dell'adattamento (periodi). Tali cambiamenti non sono però ripetibili confrontando soggetti diversi. (vedi Tab. 5.14).

	ATTR 1	ATTR 2	ATTR 3	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	12,41	35,96	23,35	32,35	41,99	30,06
s002	30,06	45,15	49,32	30,82	50,15	42,68
s003	65,42	104,05	70,43	79,36	83,32	76,62
s004	13,51	17,88	38,37	18,79	17,49	32,84
s005	26,68	37,61	48,75	33,90	53,30	25,46
s006	36,98	29,46	20,86	21,34	33,14	33,31
s007	55,49	81,60	54,50	48,83	75,12	70,38
s008	34,02	46,69	50,66	47,46	42,14	43,98
s009	44,78	44,23	71,23	54,12	44,07	60,49
MEDIA	35,48	49,18	47,50	40,77	48,97	46,20
SD	17,71	26,89	17,78	18,89	20,14	18,60

Tab. 5.14- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali mediati per attrezzi e per periodi in cui è possibile suddividere il test per ogni soggetto. Metodo ERD/ERS.

Vengono ora riportati i valori dei medesimi indici calcolati dai tracciati risultanti dall'elaborazione tramite trasformata di Hilbert-Huang. Per facilitare al lettore il

confronto tra i risultati ottenuti, il nome degli indici qui riportati è il medesimo di quello utilizzato per la descrizione degli indici calcolati mediante elaborazione ERD/ERS.

- **ERSbeta TARGET:** analizzando i risultati proposti da tale indice si possono evincere l'estrema variabilità dei valori assunti tra diversi soggetti, oltre ad una grande variazione dei valori confrontando diversi istanti temporali. L'ultima caratteristica pare suggerire un'elevata sensibilità del metodo nella descrizione dei cambiamenti introdotti durante l'esecuzione del test. (vedi Tab. 5.15).

	ATTREZZO 1			ATTREZZO 2			ATTREZZO 3		
	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	64,19	-18,17	-34,81	1,98	-35,85	-32,00	56,72	71,01	21,42
s002	60,57	38,70	19,85	37,41	48,77	53,88	13,69	39,58	29,79
s003	-8,14	6,53	4,58	0,38	13,54	23,36	1,76	6,79	7,75
s004	46,81	50,95	53,17	39,75	46,49	39,02	77,73	83,44	73,24
s005	-5,25	-5,67	30,09	2,76	-9,55	1,27	6,84	44,83	83,47
s006	-1,92	-12,64	-5,16	-15,89	-4,95	-23,39	-16,96	-18,31	9,59
s007	-47,78	-49,51	-44,07	-22,34	-54,41	-56,68	-51,71	-38,27	-28,10
s008	-27,73	-19,59	-27,66	-20,54	49,83	25,44	-10,22	143	99,68
s009	-3,77	19,27	-14,5	-20,61	-12,12	68,28	8,87	-15,67	86,21
MEDIA	8,55	1,10	-2,06	0,32	4,64	11,02	9,64	35,16	42,56
SD	39,51	31,33	32,14	23,95	37,95	41,79	38,41	58,09	44,28

Tab. 5.15- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali durante le tre fasi di esecuzione del test per ogni soggetto. Metodo di Hilbert-Huang.

- **ERDbeta TARGET:** il risultato immediatamente evincibile dall'analisi dei risultati è la presenza di un soggetto (il numero 004) in cui il fenomeno della desincronizzazione è presente, in quanto si ha una forte riduzione rispetto al valore di massima sincronizzazione, anche se non sufficiente a rilevare un valore di potenza inferiore al valore medio rilevato durante il periodo di riferimento. Per tale soggetto, a differenza di tutti gli altri soggetti, i valori non assumono valori negativi (considerando il valore assunto durante l'attrezzo 2 nella fase di adattamento intermedio pari ad un annullamento della potenza del segnale). (vedi Tab. 5.16). Questo fenomeno può essere osservato anche nell'indice risultante

dall'elaborazione ERD/ERS seppur con una minor ripetibilità nei diversi istanti temporali in cui il valore dell'indice viene analizzato.

	ATTREZZO 1			ATTREZZO 2			ATTREZZO 3		
	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	-46,57	-57,72	-68,05	-47,04	-52,47	-63,79	-49,49	-57,54	-40,30
s002	-27,07	-24,53	-42,70	-37,83	-33,08	-22,08	-37,82	-19,55	-23,86
s003	-40,49	-44,94	-28,86	-34,88	-31,01	-26,92	-37,12	-32,44	-30,03
s004	5,75	7,13	14,11	7,22	-0,17	9,64	12,22	13,71	33,96
s005	-64,52	-49,25	-36,35	-39,20	-55,50	-46,01	-39,76	-42,08	-48,56
s006	-45,07	-47,20	-47,01	-38,38	-40,14	-46,71	-38,16	-46,30	-45,05
s007	-80,95	-84,78	-82,30	-82,27	-83,69	-85,23	-74,66	-72,46	-72,02
s008	-73,73	-70,75	-71,37	-73,59	-67,01	-67,45	-73,37	-66,88	-61,72
s009	-53,26	-68,15	-57,53	-62,58	-68,91	-50,4	-61,83	-57,61	-70,32
MEDIA	-47,32	-48,91	-46,67	-45,39	-48,00	-44,33	-44,44	-42,35	-39,77
SD	26,07	27,31	28,70	26,16	25,02	28,16	26,09	26,81	32,30

Tab. 5.16- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali durante le tre fasi di esecuzione del test per ogni soggetto. Metodo di Hilbert-Huang.

- ERSbeta-ERDbeta TARGET:** due conclusioni sono possibili osservando i valori assunti dall'indice. La prima è la conferma della presenza del fenomeno di desincronizzazione e sincronizzazione per il soggetto 004, poiché la differenza tra le ampiezze massime di tali fenomeni è confrontabile con i risultati rilevati dall'analisi sugli altri partecipanti. La seconda osservazione riguarda la presenza di valori estremamente elevati in diversi soggetti (quali s001 e s008), tali picchi del valore dell'indice non sono però ripetuti per tutti gli istanti temporali in cui il fenomeno viene rilevato. (vedi Tab. 5.17).

	ATTREZZO 1			ATTREZZO 2			ATTREZZO 3		
	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	110,76	39,55	33,24	49,02	16,62	31,79	106,21	128,55	61,72
s002	87,64	63,23	62,55	75,24	81,85	75,96	51,51	59,13	53,65
s003	32,35	51,47	33,44	35,26	44,55	50,28	38,88	39,23	37,78
s004	41,06	43,82	39,06	32,53	46,66	29,38	65,51	69,73	39,28
s005	59,27	43,58	66,44	41,96	45,95	47,28	46,60	86,91	132,03
s006	43,15	34,56	41,85	22,49	35,19	23,32	21,20	27,99	54,64
s007	33,17	35,27	38,23	59,93	29,28	28,55	22,95	34,19	43,92
s008	46,00	51,16	43,71	53,05	116,84	92,89	63,15	209,88	161,40
s009	49,49	87,42	43,03	41,97	56,79	118,68	70,70	41,94	156,53
MEDIA	55,88	50,01	44,62	45,72	52,64	55,35	54,08	77,51	82,33
SD	26,51	16,67	11,91	15,77	30,18	33,37	26,34	58,81	51,91

Tab. 5.17- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali durante le tre fasi di esecuzione del test per ogni soggetto. Metodo di Hilbert-Huang.

- **ERSalfa CUE:** l'informazione ricavabile è l'estrema variabilità del fenomeno studiato con valori di ampiezza tra i soggetti superiori al 130%. Per alcuni soggetti l'evento di sincronizzazione ha permesso al tracciato di potenza di assumere valori positivi (s003,s004,s005,s008), mentre per altri il tracciato è rimasto comunque negativo. (vedi Tab. 5.18).

	ATTREZZO 1			ATTREZZO 2			ATTREZZO 3		
	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	-8,05	-6,94	21,43	18,66	35,67	-38,48	-12,42	50,55	-5,14
s002	-7,03	42,74	-18,74	10,00	-1,44	-8,28	-10,10	10,69	13,79
s003	15,53	75,54	46,62	111,90	91,46	64,73	50,86	29,93	76,69
s004	20,33	0,96	25,44	-6,82	-4,84	-8,00	24,63	1,05	-4,71
s005	-10,01	-31,10	-42,56	4,64	-13,37	-14,12	0,08	10,76	8,90
s006	3,17	0,66	28,44	4,80	-0,87	-3,37	-8,72	11,18	6,73
s007	-12,15	9,39	-14,96	-16,36	-2,20	-11,38	-18,17	-11,26	-10,20
s008	-30,93	0,94	-23,2	-32,08	21,7	2,88	43,55	-6,63	-2,12
s009	5,39	-21,92	-5,76	-10,22	87,07	51,06	0,89	-21,06	7,27
MEDIA	-2,64	7,81	1,86	9,39	23,69	3,89	7,84	8,36	10,13
SD	15,61	32,73	29,61	41,33	40,08	32,83	25,49	21,77	26,18

Tab. 5.18- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali durante le tre fasi di esecuzione del test per ogni soggetto. Metodo di Hilbert-Huang.

- **ERDalfa CUE:** anche i valori di tale indice calcolati tramite il metodo della trasformata di Hilbert-Huang mostrano una variabilità dell'ampiezza di desincronizzazione piuttosto ridotta ed un elevato decremento della potenza del segnale. (vedi Tab. 5.19).

	ATTREZZO 1			ATTREZZO 2			ATTREZZO 3		
	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	-32,66	-30,05	-35,82	-28,47	-10,84	-46,84	-40,74	20,64	-23,26
s002	-35,72	-17,55	-33,56	-36,72	-48,17	-48,48	-38,43	-46,52	-49,03
s003	-48,05	-52,79	-28,80	-27,34	-24,06	-24,33	-31,05	-26,64	-24,87
s004	0,86	-15,43	-8,97	-30,81	-29,76	-21,50	-33,46	-19,90	-35,54
s005	-60,49	-41,27	-55,66	-49,45	-57,45	-52,15	-52,40	-47,39	-32,80
s006	-17,20	-17,23	-8,51	-22,11	-44,71	-37,87	-45,91	-37,60	-20,71
s007	-66,31	-64,94	-51,38	-47,01	-62,01	-54,90	-59,30	-45,69	-49,32
s008	-65,74	-58,14	-64,72	-59,86	-30,24	-40,41	-51,45	-47,65	-36,37
s009	-36,39	-58,8	-54,86	-47,69	-56,96	-37,94	-54,16	-56,03	-65,18
MEDIA	-40,19	-39,58	-38,03	-38,83	-40,47	-40,49	-45,21	-34,09	-37,45
SD	22,68	19,98	20,34	12,69	17,56	11,63	9,84	23,44	14,62

Tab. 5.19- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali durante le tre fasi di esecuzione del test per ogni soggetto. Metodo di Hilbert-Huang.

- **ERSalfa-ERDalfa CUE:** i risultati dei diversi partecipanti indicano una cospicua differenza tra i valori rilevati nell'istante di massima sincronizzazione e quelli rilevati durante il massimo del fenomeno di de sincronizzazione. All'interno della popolazione di valori analizzata possono individuarsi alcuni soggetti per cui i valori assunto risultati piuttosto bassi (s001,s004) ed un soggetto in cui i valori rilevati sono estremamente elevati (s002), in molti degli istanti temporali studiati la differenza tra sincronizzazione e desincronizzazione è maggiore del 100%. (vedi Tab. 5.20).

	ATTREZZO 1			ATTREZZO 2			ATTREZZO 3		
	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	24,61	23,11	57,25	47,13	46,51	8,36	28,32	29,91	18,12
s002	28,69	60,29	14,82	46,72	46,73	40,20	28,33	57,21	62,82
s003	63,58	128,33	75,42	139,24	115,52	89,06	81,91	56,57	101,56
s004	19,47	16,39	34,41	23,99	24,92	13,50	58,09	20,95	30,83
s005	50,48	10,17	13,10	54,09	44,08	38,03	52,48	58,15	41,70
s006	20,37	17,89	36,95	26,91	43,84	34,50	37,19	48,78	27,44
s007	54,16	74,33	36,42	30,65	59,81	43,52	41,13	34,43	39,12
s008	34,81	59,08	41,52	27,78	51,94	43,29	95,00	41,02	34,25
s009	41,78	36,88	49,10	37,47	144,03	89,00	55,05	34,97	72,45
MEDIA	37,55	47,39	39,89	48,22	64,15	44,38	53,06	42,44	47,59
SD	15,87	37,91	19,52	35,72	38,98	28,27	23,02	13,44	26,46

Tab. 5.20- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali durante le tre fasi di esecuzione del test per ogni soggetto. Metodo di Hilbert-Huang.

- **ERSbeta MEDIO:** osservando i risultati non si è in grado di identificare una tendenza univoca al progredire dell'adattamento né confrontando i risultati dei diversi soggetti divisi per i tre attrezzi in cui è stato diviso il protocollo del test, né tramite il confronto dei tre periodi dall'adattamento motorio. È invece rilevabile una tendenza univoca tra le due modalità di confronto analizzando i valori mediati su tutti i soggetti assunti dall'indice. Si può osservare un incremento della potenza del segnale al progredire dell'apprendimento. Si rileva inoltre un'elevata variabilità dei risultati ottenuti. (vedi Tab. 5.).

	ATTR 1	ATTR 2	ATTR 3	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	2,44	-13,65	43,78	36,11	12,42	-12,07
s002	36,92	34,83	25,20	32,53	39,80	30,46
s003	-0,96	11,67	2,35	-2,55	3,93	7,94
s004	43,04	56,54	60,36	65,05	52,64	63,93
s005	5,83	-4,67	36,08	-0,24	9,86	34,96
s006	-7,75	-19,41	-14,90	-13,20	-16,85	-8,52
s007	-47,12	-45,18	-41,95	-40,94	-49,73	-43,57
s008	-23,94	45,88	66,57	-26,21	21,78	25,29
s009	-4,66	7,63	24,95	-9,26	-7,93	34,72
MEDIA	0,42	8,18	22,49	4,59	7,32	14,79
SD	27,68	33,04	35,33	33,60	30,48	32,20

Tab. 5.21- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali mediati per attrezzi e per periodi in cui è possibile suddividere il test per ogni soggetto. Metodo di Hilbert-Huang.

- **ERDbeta MEDIO:** nella maggioranza dei soggetti è possibile osservare una variazione concorde tra quanto rilevato nello studio per attrezzi e in quello per periodi. Si nota infatti un incremento passando dal primo al terzo attrezzo, che si riflette in un aumento del valore di tale indice nel periodo di adattamento tardivo (mantenimento) rispetto al valore rilevato nella fase iniziale. La stessa osservazione può essere fatta anche in caso di diminuzione del valore dell'indice. (vedi Tab. 5.22).

	ATTR 1	ATTR 2	ATTR 3	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	-54,32	-52,38	-48,23	-49,21	-51,70	-53,64
s002	-30,40	-43,96	-30,70	-27,96	-21,11	-41,54
s003	-31,50	-25,91	-28,97	-32,75	-32,45	-23,74
s004	0,69	-8,63	-29,44	-3,04	-15,09	-18,04
s005	-36,90	-45,85	-38,25	-38,64	-47,19	-42,17
s006	-48,08	-40,52	-37,14	-28,66	-38,43	-39,88
s007	-80,93	-83,38	-76,00	-76,74	-80,77	-81,50
s008	-57,87	-53,63	-51,84	-57,74	-60,23	-49,02
s009	-58,79	-58,59	-59,03	-50,99	-64,14	-56,38
MEDIA	-44,23	-45,87	-44,40	-40,64	-45,68	-45,10
SD	23,15	20,88	15,90	21,10	21,18	18,63

Tab. 5.22- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali mediati per attrezzi e per periodi in cui è possibile suddividere il test per ogni soggetto. Metodo di Hilbert-Huang.

- **ERSalfa MEDIO:** in tutti i soggetti si osserva un'assoluta discrepanza tra la tendenza rilevata attraverso lo studio dell'adattamento per attrezzi rispetto a quella ottenuta mediando i risultati per periodi. Non è individuabile alcuna tendenza univoca per entrambe le modalità di confronto proposte. (vedi Tab. 5.23).

	ATTR 1	ATTR 2	ATTR 3	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	1,66	0,94	10,70	-6,02	10,57	-17,03
s002	0,37	-2,64	-0,38	-7,47	14,21	-8,82
s003	44,70	86,80	50,91	57,14	65,65	59,48
s004	11,23	-13,70	4,79	8,83	-4,42	1,74
s005	-27,13	-12,34	4,65	-6,61	-12,84	-15,54
s006	6,73	-8,80	-1,03	-6,10	2,33	6,35
s007	-7,76	-16,20	-14,80	-20,69	-7,88	-11,40
s008	-19,21	-3,84	11,6	-8,62	4,66	-7,48
s009	-11,41	41,26	-5,13	-2,71	10,93	17,15
MEDIA	-0,09	7,94	6,81	0,86	9,25	2,72
SD	20,82	34,23	18,42	22,41	23,04	23,99

Tab. 5.23- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali mediati per attrezzi e per periodi in cui è possibile suddividere il test per ogni soggetto. Metodo di Hilbert-Huang.

- **ERDalfa MEDIO:** interessante caratteristica esaltata da questo indice è la differenza dei valore massimi rilevati per tutti i soggetti. Attraverso l'analisi per attrezzi la differenza tra il soggetto in cui la desincronizzazione è maggiore (s007) e quello in cui è minore (s004) è elevata, intorno al 55% per il primo attrezzo, mentre diminuisce confrontando i risultati degli altri attrezzi. Valori simili vengono rilevati anche per l'analisi dei periodi di adattamento. (vedi Tab. 5.24).

	ATTR 1	ATTR 2	ATTR 3	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	-25,20	-23,20	-6,33	-23,55	-3,94	-30,06
s002	-23,42	-44,13	-42,94	-34,00	-37,20	-40,73
s003	-40,94	-23,00	-24,81	-30,75	-33,41	-23,66
s004	-2,55	-19,01	-26,36	-18,56	-16,06	-15,44
s005	-52,72	-51,74	-37,67	-53,62	-44,11	-42,34
s006	-8,54	-16,44	-32,82	-26,45	-25,19	-19,88
s007	-60,47	-54,26	-51,16	-54,64	-57,75	-51,89
s008	-63,54	-42,05	-40,08	-58,71	-43,85	-46,51
s009	-46,97	-44,14	-53,41	-45,67	-52,69	-52,52
MEDIA	-36,04	-35,33	-35,06	-38,44	-34,91	-35,89
SD	22,16	14,79	14,58	14,98	17,39	14,00

Tab. 5.24- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali mediati per attrezzi e per periodi in cui è possibile suddividere il test per ogni soggetto. Metodo di Hilbert-Huang.

- **ERSbeta-ERDbeta MEDIO:** anche per questo indice non si è in grado di estrapolare una strategia di adattamento unica per tutti i partecipanti, sia valutando

l'evoluzione dei periodo di adattamento che l'evoluzione dell'esecuzione del protocollo proposto. È invece possibile, confrontando i valori assunti dall'indice mediando i risultati di tutti i soggetti, concludere come l'incremento di tale parametro coincida con il progredire dell'apprendimento (vedi Tab. 5.25).

	ATTR 1	ATTR 2	ATTR 3	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	56,76	38,73	92,01	85,32	64,12	41,57
s002	67,32	78,79	55,90	60,49	60,91	72,00
s003	30,54	37,58	31,32	30,20	36,38	31,68
s004	42,35	65,17	89,80	68,09	67,73	81,97
s005	42,73	41,18	74,33	38,40	57,05	77,13
s006	40,33	21,11	22,24	15,46	21,58	31,36
s007	33,81	38,20	34,05	35,80	31,04	37,93
s008	33,93	99,51	118,41	31,53	82,01	74,31
s009	54,13	66,22	83,98	41,73	56,21	91,10
MEDIA	44,66	54,05	66,89	45,22	53,00	59,89
SD	12,30	24,90	32,82	21,82	19,42	23,82

Tab. 5.25- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali mediati per attrezzi e per periodi in cui è possibile suddividere il test per ogni soggetto. Metodo di Hilbert-Huang.

- **ERSalfa-ERDalfa MEDIO:** anche questo indice conferma la variabilità delle ampiezze rilevate per i diversi partecipanti, oltre alla variabilità delle stesse al progredire dell'adattamento motorio, sia che questo venga studiato mediando i risultati ottenuti per attrezzi sia che venga analizzato confrontando le sue diverse fasi selezionabili. (vedi Tab. 5.26).

	ATTR 1	ATTR 2	ATTR 3	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	26,86	24,14	17,03	17,53	14,51	13,03
s002	23,79	41,49	42,56	26,53	51,41	31,91
s003	85,64	109,80	75,72	87,89	99,06	83,14
s004	13,78	5,31	31,15	27,39	11,64	17,18
s005	25,59	39,40	42,32	47,01	31,27	26,80
s006	15,27	7,64	31,79	20,35	27,52	26,23
s007	52,71	38,06	36,36	33,95	49,87	40,49
s008	44,33	38,21	51,68	50,09	48,51	39,03
s009	35,56	85,40	48,28	42,96	63,62	69,67
MEDIA	35,95	43,27	41,88	39,30	44,16	38,61
SD	22,58	34,18	16,38	21,55	27,10	23,46

Tab. 5.26- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali mediati per attrezzi e per periodi in cui è possibile suddividere il test per ogni soggetto. Metodo di Hilbert-Huang.

Per valutare la variabilità degli indici neuronali, sia quelli calcolati tramite il metodo dell'ERD/ERS sia quelli calcolati tramite trasformata di Hilbert-Huang, dipendente dall'instaurarsi dell'adattamento motorio, è stata eseguita l'analisi della varianza ANOVA (Tab. 5.27).

ERD/ERS	ATTREZZI	PERIODI	HHT	ATTREZZI	PERIODI
ERDalfa	0,8875	0,9851	ERDalfa	0,9926	0,8841
ERDbeta	0,9339	0,8948	ERDbeta	0,9822	0,8483
ERS-ERDalfa	0,3448	0,6597	ERS-ERDalfa	0,8122	0,8691
ERS-ERDbeta	0,7196	0,7025	ERS-ERDbeta	0,1836	0,3745
ERSbeta	0,1953	0,5266	ERSbeta	0,7712	0,7253
ERDbeta	0,5133	0,9196	ERDbeta	0,3524	0,7858

Tab. 5.27 – Vengono riportati i valori p-value calcolati per tutti gli indici neuronali indagati. L'analisi è stata effettuata studiando i cambiamenti sia tra i differenti attrezzi che tra tre differenti periodi dell'adattamento. Il valore soglia tale da implicare una variazione statisticamente significativa viene scelto minore di 0,05.

5.4.1.2 – INDICI CINEMATICI

Vengono di seguito riportati i valori degli indici cinematici, descritti in precedenza, durante le fasi di avanzamento del test, per ogni soggetto.

- **Picco di velocità (PV):** il risultato più sorprendente delle variazioni dei valori di questo indice risulta essere una divergenza rispetto a quanto probabilmente immaginato dal lettore alla luce di quanto detto nei capitoli scorsi. E' infatti noto in letteratura l'aumento della velocità di esecuzione del movimento all'aumentare della pratica rispetto a tale compito. Ci si potrebbe quindi aspettare un aumento dei valori di tale indice al progredire dell'esecuzione del test. Questa relazione non può essere dedotta dall'analisi dei risultati, anche in relazione alla modifica delle condizioni al contorno in cui viene eseguito il movimento. (vedi Tab. 5.28).

	ATTREZZO 1			ATTREZZO 2			ATTREZZO 3		
	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	1,03645	0,94485	0,96515	1,04533	1,09445	1,00355	0,90195	0,97280	0,87745
s002	0,76880	0,85235	0,86541	0,84780	0,82545	0,83045	0,75855	0,97280	0,87745
s003	0,82870	0,81895	0,80300	0,90470	0,87180	0,78225	0,93530	0,78915	0,76760
s004	0,85525	0,88940	0,87165	0,94655	0,87250	0,88145	0,75145	0,74725	0,78075
s005	0,88300	0,93490	0,94975	0,86170	0,86270	0,88830	0,77505	0,88775	0,90215
s006	0,77460	0,74365	0,73070	0,64050	0,63905	0,62400	0,64320	0,65265	0,58295
s007	0,88235	0,90315	0,88890	0,95284	0,91615	0,94110	0,88160	0,91280	0,89490
s008	0,87960	1,01430	1,00985	0,79155	0,79710	0,75405	0,79480	0,78870	0,85635
s009	0,99995	0,93885	0,95030	0,95285	0,90680	0,88605	0,85885	0,83220	0,84090
MEDIA	0,87874	0,89338	0,89275	0,88265	0,86511	0,84347	0,81119	0,83957	0,82006
SD	0,09054	0,07970	0,08735	0,11698	0,11955	0,11208	0,09152	0,10714	0,10075

Tab. 5.28- Vengono riportati i valori assunti dai parametri cinematici durante le tre fasi di esecuzione del test per ogni soggetto.

- Indice di curvatura (IC):** si osserva un'elevata ripetibilità dei valori ottenuti, segno di una traiettoria di esecuzione del movimento poco variabile durante le ripetizioni. Per alcuni soggetti si ha un incremento significativo dei valori durante l'esecuzione delle ultime 60 ripetizioni (attrezzo 3)(s003, s006, s009), mentre per altri partecipanti si ha una variazione della traiettoria piuttosto importante durante le seconde 60 ripetizioni (attrezzo 2)(s007, s008, s009). I cambiamenti appena descritti parrebbero essere dovuti alla modifica delle condizioni al contorno, tuttavia per il soggetto 004 le stesse variazioni possono essere rilevate durante le ripetizioni senza alcun disturbo esterno al movimento. (vedi Tab. 5.29),

	ATTREZZO 1			ATTREZZO 2			ATTREZZO 3		
	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	1,01635	1,01445	1,01505	1,72412	1,05520	1,03450	1,06675	1,04160	1,05085
s002	1,02290	1,04465	1,06000	1,04435	1,03700	1,03160	1,02575	1,03160	1,03480
s003	1,14755	1,08700	1,05460	1,11930	1,12550	1,11735	1,43955	1,33130	1,22440
s004	1,58965	1,73835	1,03180	1,03075	1,02670	1,01875	1,03815	1,05815	1,04235
s005	1,01695	1,01690	1,01540	1,05375	1,02095	1,01545	1,11535	1,18485	1,24270
s006	1,04680	1,04755	1,03895	1,08220	1,04560	1,02550	1,36645	1,26440	1,14980
s007	1,10079	1,07889	1,07105	1,10779	1,51755	1,41550	1,13785	1,16265	1,15285
s008	1,07933	1,05330	1,03495	1,07415	1,11230	1,42745	1,04590	1,07225	1,06505
s009	1,02750	1,58794	1,04710	1,11472	1,11430	1,60626	1,19395	1,18106	1,53467
MEDIA	1,11642	1,18545	1,04099	1,15013	1,11723	1,18804	1,15886	1,14754	1,16639
SD	0,18301	0,27448	0,01917	0,21754	0,15542	0,22964	0,14957	0,10517	0,15874

Tab. 5.29- Vengono riportati i valori assunti dai parametri cinematici durante le tre fasi di esecuzione del test per ogni soggetto.

- **Jerk medio (AJ):** come noto dal precedente capitolo, l'indice qui analizzato rappresenta la fluidità del movimento. Sono rilevabili, anche se non per tutti i soggetti analizzati, variazioni anche importanti confrontando i valori assunti durante gli istanti temporali rilevati. In due soggetti (s006 e s009) il valore dell'indice calcolato durante le ultime 20 ripetizioni (attrezzo 3 tardivo) è addirittura inferiore ai valori rilevati durante le prime 60 ripetizioni (attrezzo 1), ovvero il movimento risulta più fluido nella fase conclusiva del test rispetto alla fase iniziale nonostante la forza opposta all'esecuzione del movimento e la fatica derivante dall'esecuzione in precedenza di 160 ripetizioni . (vedi Tab. 5.30).

	ATTREZZO 1			ATTREZZO 2			ATTREZZO 3		
	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	26,04311	30,83480	31,21790	34,91500	35,05365	33,30605	31,71735	32,95100	30,66595
s002	27,42910	29,34590	29,57959	29,67930	28,17050	29,91060	27,40185	28,38130	30,66595
s003	28,38580	29,36930	27,43095	31,38100	30,34095	28,05575	32,94335	30,38100	30,80810
s004	27,90975	28,58430	28,27910	31,47065	29,01690	28,52905	27,94135	28,05420	28,25680
s005	28,94795	29,61100	30,03890	29,03400	29,31335	28,68410	28,20820	30,10625	31,15585
s006	27,24580	27,45040	26,86170	26,57155	26,16235	26,18620	28,28010	27,69145	26,80915
s007	30,74390	30,78985	30,08220	33,10316	30,65285	31,08325	31,19345	31,24120	31,61820
s008	27,85985	30,16170	30,01855	29,27920	28,63705	28,52460	28,91485	28,90860	30,84455
s009	32,93420	29,58980	30,80810	32,23765	30,92660	31,19245	32,21960	31,92445	30,58830
MEDIA	28,61105	29,52634	29,36855	30,85239	29,80824	29,49689	29,86890	29,95994	30,15698
SD	2,07106	1,05934	1,50597	2,49085	2,44897	2,11106	2,12554	1,83784	1,56335

Tab. 5.30- Vengono riportati i valori assunti dai parametri cinematici durante le tre fasi di esecuzione del test per ogni soggetto.

- **Durata della fase di andata del movimento (GMD):** condizione ripetibile estrapolata dal confronto dei risultati ottenuti è la diminuzione della durata della fase di andata del movimento inter-attrezzo. Ovvero per ogni attrezzo si può notare una diminuzione dell'indice al progredire delle fasi di adattamento. Una grossa variazione viene rilevata tra i risultati delle ultime ripetizioni di un attrezzo e le prime ripetizioni di un altro. (vedi Tab. 5.31).

	ATTREZZO 1			ATTREZZO 2			ATTREZZO 3		
	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO
s001	0,80700	0,74100	0,72000	0,91444	0,84100	0,76200	0,83300	0,85500	0,95800
s002	0,88300	0,84400	0,87882	0,92300	0,89300	0,81000	0,85000	0,81300	0,95800
s003	0,96900	0,92500	0,93300	0,89800	0,90200	0,94300	0,99300	0,93900	0,90600
s004	1,06800	0,95400	1,13000	0,93400	1,02800	0,93400	1,01100	1,07500	1,01900
s005	0,87300	0,87000	0,82800	0,93700	0,84300	0,83700	1,03500	0,96600	0,96500
s006	1,00200	1,03400	1,02200	1,24700	1,13000	1,07800	1,24300	1,10000	1,12400
s007	1,03600	0,90400	0,90700	0,93579	0,99700	1,00100	1,02200	1,03500	1,05200
s008	1,01100	0,90000	0,90100	1,00400	1,07100	1,05600	0,90900	0,87700	0,85100
s009	0,80500	0,95800	0,90900	0,84100	0,87800	0,87700	0,91400	0,92800	0,91500
MEDIA	0,93933	0,90333	0,91431	0,95936	0,95367	0,92200	0,97889	0,95422	0,97200
SD	0,09936	0,08223	0,11467	0,11594	0,10564	0,10984	0,12399	0,09948	0,08246

Tab. 5.31- Vengono riportati i valori assunti dai parametri cinematici durante le tre fasi di esecuzione del test per ogni soggetto.

- **Picco di velocità (PV) MEDIO:** confrontando i risultati mediati sia per attrezzi che per periodi è difficile individuare una tendenza dei cambiamenti legata all'adattamento univoca per i diversi partecipanti al test. La tesi proposta durante l'analisi di altri parametri circa la fatica sofferta dai partecipanti nelle ultime 60 ripetizioni, dovute ad una forza opposta al movimento avente modulo elevato, non si verifica per tutti i soggetti, poiché per alcuni di essi il valore medio ottenuto nella sessione attrezzo 3 è maggiore di quello rilevato nel primo attrezzo (s002, s003, s007). (vedi Tab. 5.32).

	ATTR 1	ATTR 2	ATTR 3	INIZIALE	INT	TARDIVO
S001	0,98215	1,04778	0,91740	0,99458	1,00403	0,94872
S002	0,82885	0,83457	0,86960	0,79172	0,88353	0,85777
S003	0,81688	0,85292	0,83068	0,88957	0,82663	0,78428
S004	0,87210	0,90017	0,75982	0,85108	0,83638	0,84462
S005	0,92255	0,87090	0,85498	0,83992	0,89512	0,91340
S006	0,74965	0,63452	0,62627	0,68610	0,67845	0,64588
S007	0,89147	0,93670	0,89643	0,90560	0,91070	0,90830
S008	0,96792	0,78090	0,81328	0,82198	0,86670	0,87342
S009	0,96303	0,91523	0,84398	0,93722	0,89262	0,89242
MEDIA	0,88829	0,86374	0,82361	0,85753	0,86602	0,85209
SD	0,07908	0,11380	0,08717	0,08931	0,08698	0,09051

Tab. 5.32- Vengono riportati i valori assunti dai parametri cinematici mediati per attrezzi e per periodi in cui è possibile suddividere il test per ogni soggetto.

- **Indice di curvatura (IC) MEDIO:** si confermano le osservazioni riportate per l'analisi dell'indice IC, ovvero la buona ripetibilità dei valori rilevati sia intra- che inter-soggetto, e la presenza di valori piuttosto elevati registrati durante i due attrezzi in cui le condizioni ambientali sono alterate (s001, s003). Tale incremento dei valori non è rilevabile studiando i valori per periodi di adattamento. (vedi Tab. 5.33).

	ATTR 1	ATTR 2	ATTR 3	INIZIALE	INT	TARDIVO
S001	1,01528	1,27127	1,05307	1,26907	1,03708	1,03347
S002	1,04252	1,03765	1,03072	1,03100	1,03775	1,04213
S003	1,09638	1,12072	1,33175	1,23547	1,18127	1,13212
S004	1,45327	1,02540	1,04622	1,21952	1,27440	1,03097
S005	1,01642	1,03005	1,18097	1,06202	1,07423	1,09118
S006	1,04443	1,05110	1,26022	1,16515	1,11918	1,07142
S007	1,08358	1,34695	1,15112	1,11548	1,25303	1,21313
S008	1,05586	1,20463	1,06107	1,06646	1,07928	1,17582
S009	1,22085	1,27843	1,30323	1,11206	1,29443	1,39601
MEDIA	1,11429	1,15180	1,15759	1,14180	1,15007	1,13180
SD	0,14158	0,12556	0,11801	0,08474	0,10306	0,11807

Tab. 5.33- Vengono riportati i valori assunti dai parametri cinematici mediati per attrezzi e per periodi in cui è possibile suddividere il test per ogni soggetto.

- **Jerk medio (AJ) MEDIA:** Viene rilevato infatti per tutti i soggetti, seppur con ampiezze differenti, un incremento piuttosto elevato tra i primi due attrezzi, mentre si assiste ad un mantenimento (leggera diminuzione) nell'ultimo attrezzo. Tale variazione non viene invece rilevata confrontando i risultati ottenuti per le diverse fasi dell'adattamento. (vedi Tab. 5.34)

	ATTR 1	ATTR 2	ATTR 3	INIZIALE	INT	TARDIVO
S001	29,36527	34,42490	31,77810	30,89182	32,94648	31,72997
S002	28,78486	29,25347	28,81637	28,17008	28,63257	30,05205
S003	28,39535	29,92590	31,37748	30,90338	30,03042	28,76493
S004	28,25772	29,67220	28,08412	29,10725	28,55180	28,35498
S005	29,53262	29,01048	29,82343	28,73005	29,67687	29,95962
S006	27,18597	26,30670	27,59357	27,36582	27,10140	26,61902
S007	30,53865	31,61309	31,35095	31,68017	30,89463	30,92788
S008	29,34670	28,81362	29,55600	28,68463	29,23578	29,79590
S009	31,11070	31,45223	31,57745	32,46382	30,81362	30,86295
MEDIA	29,16865	30,05251	29,99527	29,77745	29,76484	29,67414
SD	1,19150	2,26283	1,59934	1,74952	1,68467	1,55529

Tab. 5.34- Vengono riportati i valori assunti dai parametri cinematici mediati per attrezzi e per periodi in cui è possibile suddividere il test per ogni soggetto.

- **Durata della fase di andata del movimento (GMD) MEDIA:** per questo indice si riscontrano due differenti tendenze di modifica dei valori al progredire dell'adattamento, e a seconda delle modalità di confronto indagate. Confrontando i risultati secondo i valori riportati per i 3 attrezzi analizzati si osserva, almeno nella maggior parte dei partecipanti, un incremento della durata della fase di andata del movimento. Al contrario, confrontando i risultati ottenuti per i tre periodi dell'adattamento, si rileva una diminuzione del valore di tale parametro, ciò non è vero per tutti i soggetti analizzati. Queste osservazioni vengono confermate analizzando i valori medi riportati in fondo alla tabella. (vedi Tab. 5.35).

	ATTR 1	ATTR 2	ATTR 3	INIZIALE	INT	TARDIVO
S001	0,75600	0,83915	0,88200	0,85148	0,81233	0,81333
S002	0,86861	0,87533	0,87367	0,88533	0,85000	0,88227
S003	0,94233	0,91433	0,94600	0,95333	0,92200	0,92733
S004	1,05067	0,96533	1,03500	1,00433	1,01900	1,02767
S005	0,85700	0,87233	0,98867	0,94833	0,89300	0,87667
S006	1,01933	1,15167	1,15567	1,16400	1,08800	1,07467
S007	0,94900	0,97793	1,03633	0,99793	0,97867	0,98667
S008	0,93733	1,04367	0,87900	0,97467	0,94933	0,93600
S009	0,89067	0,86533	0,91900	0,85333	0,92133	0,90033
MEDIA	0,91899	0,94501	0,96837	0,95919	0,93707	0,93610
SD	0,08870	0,10159	0,09480	0,09627	0,08436	0,08139

Tab. 5.35- Vengono riportati i valori assunti dai parametri cinematici mediati per attrezzi e per periodi in cui è possibile suddividere il test per ogni soggetto.

5.4.1.3- INDICI MOTORI

Anche per gli indici motori vengono riportati i valori assunti dagli stessi nelle diverse fasi di esecuzione del test, per ognuno dei soggetti partecipanti allo studio.

- **Intervallo interquartile (IQR):** il dato maggiormente rilevante che emerge dall'osservazione dei valori rilevati è l'estrema variabilità intra-soggetto. Le variazioni dei valori di tale indice, rilevate passando da un istante temporale a quello successivo, hanno ampiezza elevata, senza distinzioni rispetto alla quantità di ripetizioni eseguite, alle condizioni al contorno ed agli intervalli temporali selezionati. (vedi Tab. 5.36).

	ATTREZZO 1			ATTREZZO 2			ATTREZZO 3		
	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO	INIZIALE	INT	TARDIVO
S001	5,4543	4,9461	5,9385	5,5789	5,5352	5,8392	5,7908	3,8839	5,8043
S002	7,3362	10,6453	4,9801	3,0519	3,7987	7,5609	8,4262	5,7124	8,8994
S003	5,4886	3,0168	4,1063	5,7841	4,9733	3,1683	2,8976	5,3323	6,937
S004	4,7498	9,0303	4,6326	5,4486	5,141	7,2968	5,8649	7,1905	9,7034
S005	6,6838	6,5787	3,4532	6,7356	5,4714	6,026	11,0703	7,3384	7,3864
S006	7,6855	4,1907	5,3495	10,7016	4,306	9,1548	10,6687	8,3726	9,6844
S007	7,8387	8,067	4,7521	7,461	5,8089	9,7289	6,5383	6,18856	6,0754
S008	6,4856	7,9969	5,9871	7,6659	5,311	10,4986	8,1939	5,357	5,2194
S009	5,0374	9,0215	5,3338	6,5947	4,0997	5,776	4,0999	7,2614	5,529
MEDIA	6,3067	7,0548	4,9481	6,5580	4,9384	7,2277	7,0612	6,2930	7,2487
SD	1,1680	2,5435	0,8256	2,0714	0,7055	2,3115	2,7762	1,3744	1,7797

Tab. 5.36- Vengono riportati i valori assunti dai parametri motori durante le tre fasi di esecuzione del test per ogni soggetto.

- **Performance MEDIA:** La tab. 34B fornisce un'immediata visione delle performance ottenute dai soggetti, su una scala in centesimi, durante l'esecuzione del test. Confrontando i risultati dei diversi attrezzi non si ha alcun incremento delle performance, ma anzi si osserva un peggioramento delle stesse nell'ultima fase del protocollo. Ciò è dovuto presumibilmente all'incremento della forza elastica opposta al movimento, che può dar luogo a fatica muscolare. Un incremento delle performance è invece osservabile analizzando il valor medio per le fasi di apprendimento. Per i dati completi vedi Tab. 5.37.

	ATTR 1	ATTR 2	ATTR 3	INIZIALE	INT	TARDIVO
S001	83,5	81,98	82,83	79,48	86,17	82,58
S002	71,55	74,25	77,58	72,67	75	75,75
S003	92,54	88,53	80,6	87,45	87,81	87,46
S004	85,09	84,74	80,26	86,7	81,12	82,18
S005	72,41	70,61	74,66	68,49	73,25	75,59
S006	81,19	86,2	73,11	76,13	81,05	82,41
S007	78,07	80,08	76,81	79,36	77	78,73
S008	86,7	85,7	82,17	82,92	84,07	87,63
S009	78,86	80,81	76,67	76,25	77,65	82,33
MEDIA	81,101	81,433	78,299	78,828	80,347	81,629
SD	6,753	5,847	3,358	6,250	5,025	4,355

Tab. 5.37- Vengono riportati i valori assunti dai parametri motori mediati per attrezzi e per periodi in cui è possibile suddividere il test per ogni soggetto.

5.5 – CORRELAZIONI

L'elenco dei valori assunti dai parametri durante le diverse fasi di esecuzione del test non può certamente considerarsi esaustivo, per quanto capace di descrivere sinteticamente i parametri dello studio. La scelta e la valutazione dei parametri proposti deve invece mirare non solo alla descrizione quantitativa dei cambiamenti adattamento-dipendenti, ma anche, all'analisi multifattoriale dell'adattamento motorio, descrivendo la correlazione esistente tra indici ricavati da informazioni di natura diversa tra loro. Un secondo obiettivo, di carattere metodologico, è il confronto dei valori degli indici ricavati mediante ciascuno dei due metodi utilizzati per l'elaborazione del segnale elettroencefalografico, così da confrontarne la capacità di descrizione dei fenomeni rilevati durante lo studio.

Con questo obiettivo sono stati incrociati tutti gli indici presentati. La correlazione tra gli stessi viene studiata attraverso il metodo di Pearson, ed è ritenuta statisticamente significativa per valori del p-value inferiori a 0,05.

5.5.1 – CORRELAZIONE ERD/ERS – HILBERT-HUANG

	rho	p-value
ERSbeta	0,8076	8,42E-20
ERDbeta	0,887	3,13E-28
ERSalfa	0,4876	3,91E-06
ERDalfa	0,6403	1,23E-10
ERS-ERDbeta	0,629	3,21E-10
ERS-ERDalfa	0,5819	1,22E-08

	rho	p-value
m_a_ERSbeta	0,8113	2,83E-07
m_a_ERDbeta	0,8323	7,36E-08
m_a_ERSalfa	0,5641	0,0022
m_a_ERDalfa	0,741	9,83E-06
m_a_ERS-ERDbeta	0,4775	0,0118
m_a_ERS-ERDalfa	0,7685	2,84E-06
m_p_ERSbeta	0,8198	1,67E-07
m_p_ERDbeta	0,9165	1,92E-11
m_p_ERSalfa	0,5782	0,0016
m_p_ERDalfa	0,7239	1,97E-05
m_p_ERS-ERDbeta	0,4384	0,0222
m_p_ERS-ERDalfa	0,8176	1,92E-07

Tab. 5.38- vengono qui riportati i valori delle correlazioni tra gli indici neuronali ricavati tramite i due metodi di elaborazione implementate. In grassetto vengono sottolineate le correlazioni aventi p-value<0,05. Con il prefisso m_p si intende media periodi, ovvero i valori dell'indice sono il risultato dell'operazione di media rispetto ai periodi di adattamento (iniziale/intermedio/tardivo). Con il prefisso m_a si intende invece media attrezzi, ovvero i valori dell'indice sono il risultato dell'operazione di media rispetto al progredire dell'esecuzione del test (attrezzo1/attrezzo2/attrezzo3).

Confrontando i valori degli indici neuronali valutati per entrambi i metodi si dimostra la correlazione esistente per tutti gli indici indagati (Tab. 5.38).

5.5.2- CORRELAZIONE INDICI NEURONALI/MOTORI/CINEMATICI

Vengono di seguito riportati i risultati delle correlazioni tra i diversi indici neuronali, cinematici e motori. L'analisi sarà come al solito divisa tra gli indici neuronali ricavati dall'elaborazione ERD/ERS (Tab. 5.39) (Tab. 5.40) (Tab. 5.41) e gli stessi calcolati tramite trasformata di Hilbert-Huang (Tab. 5.42) (Tab. 5.43) (Tab. 5.44).

5.5.2.1 – CORRELAZIONE CON INDICI NEURONALI ERD/ERS

	ERSb		ERDb		ERSa		ERDa		ERSb-ERDb		ERSa-ERDa	
	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value
PV	-0,0831	0,4607	-0,3792	0,0004	0,1348	0,2304	0,0286	0,8000	0,2215	0,0468	0,1207	0,2831
AJ	-0,2623	0,0180	-0,4206	0,0009	0,1714	0,1261	-0,0937	0,4054	0,0518	0,6458	0,2441	0,0281
IC	-0,0727	0,5187	-0,0594	0,5982	0,1510	0,1785	0,0108	0,9237	-0,0334	0,7674	0,1500	0,1814
GMD	-0,0147	0,8963	0,2254	0,0430	-0,0273	0,8090	0,0994	0,3773	-0,2048	0,0666	-0,0977	0,3856
IQR	-0,1005	0,3718	-0,0573	0,6116	-0,2792	0,0116	-0,0379	0,7372	-0,0669	0,5531	-0,2650	0,0168

Tab. 5.39- vengono qui riportati i valori delle correlazioni tra gli indici neuronali ricavati tramite il metodo dell'ERD/ERS e gli indici motori e cinematici. In verde vengono evidenziate le correlazioni aventi p-value<0,05.

	ERSb		ERDb		ERSa		ERDa		ERSb-ERDb		ERSa-ERDa	
	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value
PV	-0,1705	0,3952	-0,5348	0,004	0,0622	0,7581	0,0454	0,8221	0,3511	0,0726	0,017	0,9328
AJ	-0,3089	0,117	-0,5509	0,0029	0,256	0,1974	-0,1063	0,5976	0,2256	0,2579	0,31	0,1155
IC	-0,2997	0,1289	-0,0235	0,9075	0,2385	0,2309	-0,0413	0,838	-0,2829	0,1527	0,2416	0,2247
GMD	-0,0533	0,7918	0,4037	0,0368	-0,0479	0,8123	0,0014	0,9944	-0,4508	0,0183	-0,0429	0,8316
Perf	-0,0985	0,6248	0,3915	0,0435	0,2432	0,2215	0,0682	0,7355	-0,485	0,0103	0,1562	0,4365

Tab. 5.40- vengono qui riportati i valori delle correlazioni tra gli indici neuronali ricavati tramite il metodo dell'ERD/ERS mediati per gli attrezzi e gli indici motori e cinematici. In verde vengono evidenziate le correlazioni aventi p-value<0,05.

	ERSb		ERDb		ERSa		ERDa		ERSb-ERDb		ERSa-ERDa	
	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value
PV	-0,0451	0,8231	-0,3712	0,0566	0,3242	0,0989	0,0653	0,7463	0,4419	0,021	0,1978	0,3226
AJ	-0,3919	0,0432	-0,5308	0,0044	0,3554	0,0688	-0,1155	0,566	0,2055	0,3039	0,3722	0,0559
IC	-0,1135	0,5729	-0,1295	0,5196	0,3929	0,0426	0,0674	0,7382	0,0269	0,8941	0,2494	0,2096
GMD	-0,0509	0,801	0,2475	0,2133	-0,1987	0,3205	0,0575	0,7757	-0,4001	0,0387	-0,2022	0,3119
Perf	-0,1095	0,5866	0,283	0,1527	0,3962	0,0408	0,0533	0,7916	-0,5243	0,005	0,2636	0,1839

Tab. 5.41- vengono qui riportati i valori delle correlazioni tra gli indici neuronali ricavati tramite il metodo dell'ERD/ERS mediati per i periodi e gli indici motori e cinematici. In verde vengono evidenziate le correlazioni aventi p-value<0,05.

5.5.2.2- CORRELAZIONE CON INDICI NEURONALI HHT

	ERSb		ERDb		ERSa		ERDa		ERSb-ERDb		ERSa-ERDa	
	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value
PV	-0,1197	0,2872	-0,2335	0,0359	-0,072	0,523	-0,1333	0,2354	0,0371	0,7424	0,0042	0,9704
AJ	-0,2012	0,0717	-0,3451	0,0016	0,0838	0,4569	-0,1044	0,3536	0,0262	0,8166	0,1543	0,1689
IC	0,0368	0,7441	-0,0538	0,6332	0,1204	0,2843	0,0203	0,8573	0,0843	0,4541	0,1173	0,2971
GMD	-0,0957	0,3954	0,176	0,1161	-0,0304	0,7877	0,1245	0,2682	-0,2466	0,0264	-0,1091	0,3324
IQR	-0,1203	0,2848	-0,0024	0,9829	-0,2505	0,0241	-0,123	0,2738	-0,1397	0,2136	-0,1944	0,082

Tab. 5.42- vengono qui riportati i valori delle correlazioni tra gli indici neuronali ricavati tramite il metodo HHT e gli indici motori e cinematici. In verde vengono evidenziate le correlazioni aventi p-value<0,05.

	ERSb		ERDb		ERSa		ERDa		ERSb-ERDb		ERSa-ERDa	
	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value
PV	-0,1497	0,456	-0,2791	0,1587	-0,1184	0,5563	-0,2555	0,1984	0,0229	0,9096	0,0558	0,7822
AJ	-0,1867	0,351	-0,4351	0,0233	0,0607	0,7637	-0,2329	0,2425	0,0947	0,6384	0,2197	0,2708
IC	-0,1454	0,4693	-0,0331	0,8699	0,2002	0,3167	0,044	0,8276	-0,1584	0,4302	0,1705	0,3952
GMD	-0,1311	0,5145	0,1385	0,4908	-0,0942	0,6403	0,1951	0,3294	-0,2706	0,1722	-0,2255	0,2537
Perf	0,0481	0,8118	0,1718	0,3915	0,4527	0,0177	0,3143	0,1104	-0,0698	0,7294	0,2388	0,2303

Tab. 5.43- vengono qui riportati i valori delle correlazioni tra gli indici neuronali ricavati tramite il metodo HHT mediati per gli attrezzi e gli indici motori e cinematici. In verde vengono evidenziate le correlazioni aventi p-value<0,05.

	ERSb		ERDb		ERSa		ERDa		ERSb-ERDb		ERSa-ERDa	
	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value	rho	p-value
PV	0,0792	0,6945	-0,3961	0,0408	-0,1508	0,4527	-0,1911	0,3396	0,4711	0,0131	-0,023	0,9094
AJ	-0,22	0,2702	-0,5504	0,0029	-0,0309	0,8783	-0,2291	0,2503	0,1823	0,3627	0,1173	0,5601
IC	-0,0148	0,9414	-0,1609	0,4226	0,2434	0,2211	-0,166	0,4081	0,1241	0,5374	0,3418	0,081
GMD	-0,2103	0,2924	0,1644	0,4125	-0,037	0,8544	0,1091	0,5881	-0,4494	0,0187	-0,1059	0,5992
Perf	0,1106	0,583	0,1363	0,4977	0,5713	0,0019	0,4006	0,0384	0,0351	0,8621	0,2947	0,1357

Tab. 5.44- vengono qui riportati i valori delle correlazioni tra gli indici neuronali ricavati tramite il metodo HHT mediati per i periodi e gli indici motori e cinematici. In verde vengono evidenziate le correlazioni aventi p-value<0,05.

Come già osservato nella discussione sui tracciati di potenza risultanti, i metodi dell'ERD/ERS e della trasformata di Hilbert-Huang, generano informazioni tra loro concordi se si analizzano i dati macroscopici. E' difatti evidente come per entrambi i metodi gli indici neuronali ERDbeta ed ERS_ERDbeta siano i parametri che hanno maggior ripetibilità nella correlazione con gli indici di movimento. E' altresì vero che, analizzando più nel dettaglio le correlazioni significative proposte, c'è qualche leggera differenza tra i risultati dei due metodi, pur trattandosi di correlazioni non ripetibili nelle diverse modalità di confronto (Fig. 5.16). Significativo come le correlazioni tra gli indici varino a seconda delle modalità di confronto, ovvero, analizzando gli indici ottenuti attraverso il comportamento medio nelle diverse condizioni ambientali (attrezzi) si hanno correlazioni differenti rispetto a quelle calcolate tramite il confronto di indici ottenuti attraverso il comportamento medio nei diversi periodi di adattamento (iniziale, intermedio, tardivo).

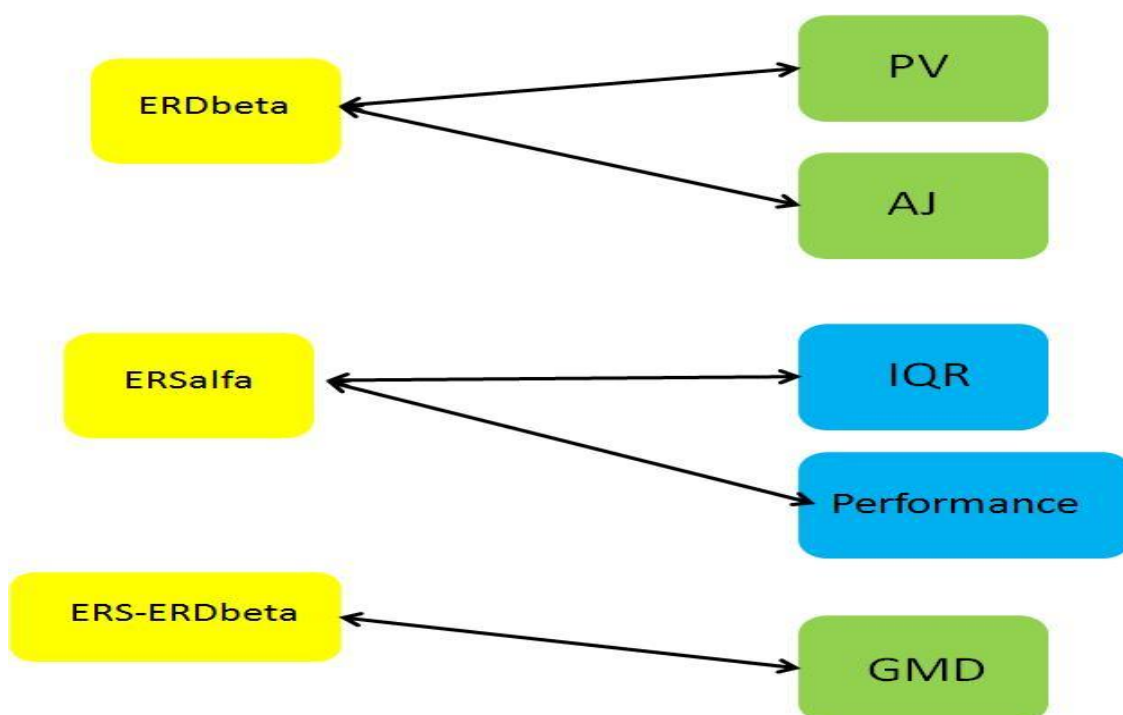


Fig. 5.16- lo schema rappresenta le correlazioni statisticamente significative rilevate tra gli indici neuronali (riquadri gialli), quelli motori (riquadri blu) e quelli cinematici (riquadri verdi).

CAPITOLO 6

DISCUSSIONE DEI RISULTATI

6.1 – INTRODUZIONE

Nel precedente capitolo sono stati presentati i risultati ottenuti dallo studio effettuato. Essi come noto sono il prodotto finale di due componenti estremamente importanti, e già ampiamente discusse in precedenza: il protocollo e i metodi di elaborazione delle informazioni. Tali risultati, indipendentemente dallo studio effettuato, possono esprimere relazioni più o meno rigorose, novità impreviste o semplicemente conferme di teorie già note. Scopo di ogni studio scientifico risulta essere l'incremento di conoscenza applicata al settore di ricerca analizzato. Il passaggio dalle relazioni matematico-statistiche all'applicazione delle stesse è possibile unicamente dopo un'attenta analisi e discussione dei risultati, che non può prescindere ovviamente dalla conoscenza precedentemente nota in letteratura. Nel nostro studio i risultati, finora presentati indipendentemente uno dall'altro, per poter creare nuova conoscenza, necessitano di una visione univoca e complementare rispetto agli studi precedenti al nostro. Scopo di questo capitolo è fornire al lettore un'immagine completa dei dati ottenuti alla luce di quanto già noto, e una spiegazione convincente e scientificamente valida circa il raggiungimento degli obiettivi postici all'inizio del nostro studio.

6.2- DISCUSSIONE

Le conoscenze scientifiche su cui si è basato il nostro lavoro fondano sulla teoria della plasticità della popolazione neuronale associata all'apprendimento. A supporto di questa osservazione molti studi basati sull'analisi del tracciato elettroencefalografico dimostrano un'alterazione dell'attività elettrica del cervello a seguito di un allenamento prolungato nel tempo (Slobounov et al 2007)(Kranczioch et al. 2008)(Tombini et al. 2009). Tali studi hanno dimostrato inoltre come i cambiamenti plastici della popolazione neuronale siano dipendenti dalla modalità di allenamento e dall'effettore del movimento. La presenza di

vincoli anatomici, quali ad esempio i vincoli esistenti tra muscoli e tendini, può essere un fattore che contribuisce alle caratteristiche di plasticità sopra descritte (Slobounov et al. 2007). In considerazione di ciò si ritiene utile confrontare il nostro lavoro unicamente con studi inerenti lo studio del gesto motorio eseguito con gli arti superiori, escludendo perciò quelli in cui è previsto il movimento degli arti inferiori. La conferma dell'avvenuto apprendimento è da ascrivere all'incremento dell'accuratezza dell'output motorio tra la fase iniziale e quella finale del test (Kranczoch et al. 2008). Analizzando le performance della fase di apprendimento iniziale e di quella tardiva (mantenimento) rilevate nel nostro studio, la condizione introdotta da Kranczoch et al. viene soddisfatta. Si può quindi affermare che il protocollo da noi implementato possa essere considerato un protocollo di adattamento motorio. Qualche perplessità sulla reale efficacia del protocollo qui proposto potrebbe sorgere al lettore osservando un decremento delle performance passando dal primo attrezzo (prime 60 ripetizioni) al terzo attrezzo (ultime 60 ripetizioni). Tale osservazione, seppur corretta nella forma, risulta mal posta in quanto le condizioni ambientali in cui si svolgono le ultime ripetizioni sono estremamente sfavorevoli e faticose per il soggetto sottoposto al test, che in taluni casi potrebbe essere soggetto a fatica muscolare. È invece confortante l'analisi delle performance ottenute nei tre periodi di adattamento dove, a parità di condizioni al contorno, le performance migliorano nel periodo di apprendimento tardivo rispetto a quelle ottenute nella fase di apprendimento iniziale.

6.2.1 – ATTIVITA' NEURONALE DURANTE L'ADATTAMENTO MOTORIO

Il nostro studio si è focalizzato su una misura dell'attività oscillatoria del cervello: la potenza. I cambiamenti di potenza dell'attività cerebrale sono assunti quali riflesso di alterazioni nell'attività di interazione locale tra neuroni ed interneuroni (Pfurtscheller et al. 1999). Le variazioni di potenza rilevate nel nostro studio possono essere studiate suddividendole in tre fasi temporali distinte: pianificazione del movimento, esecuzione del movimento e post-movimento.

Per lo studio della fase di pianificazione motoria sono state indagate le variazioni dell'attività cerebrale in banda alfa. Tale scelta è concorde con diversi studi precedenti nei

quali si dimostra la capacità di tale ritmo di rilevare variazioni dell'attività cerebrale in compiti percettivi, di memoria e di movimento volontario. Pfurtscheller et al. (1999) rilevano una forte desincronizzazione nella banda mu (10-12 Hz), che ha inizio 2 secondi prima dell'avvio del movimento. Anche Kranczioch et al. (2008) e Labyt et al. (2003) rilevano un decremento della potenza in banda mu prima dell'esecuzione di un movimento volontario, mentre Slobounov et al. (2007) rilevano la medesima desincronizzazione includendo nel loro studio anche frequenze più basse (8-12 Hz). Tale desincronizzazione è stata ipotizzata essere collegata alla preparazione inconscia di movimenti volontari (Labyt et al. 2003). Questa preparazione corrisponde ad una pre-attivazione aspecifica dei neuroni delle aree motorie (Pfurtscheller et al. 1999)(Gomez et al. 2004). Il nostro studio non solo conferma la presenza di una rilevante desincronizzazione durante la pianificazione motoria, ma indica inoltre che quest'ultima ha termine circa 1 secondo dopo l'inizio di tale fase. L'ampiezza dell'evento di desincronizzazione non è univoca per i diversi studi, in quanto un incremento della complessità del compito motorio o dell'attenzione richiesta al soggetto provocano un incremento nell'ampiezza della desincronizzazione. Da ricordare inoltre che l'ampiezza della desincronizzazione è misurata come percentuale di variazione della potenza rispetto all'intervallo di riferimento, e quindi dipende dall'attività neuronale in tale intervallo. Kranczioch et al. (2008) nel loro studio osservano un incremento della desincronizzazione in banda alfa al procedere dell'allenamento. Tale risultato viene ipotizzato possa coincidere con un incremento delle reti neurali attivate al procedere dell'apprendimento oppure ad un'amplificazione dell'attività delle reti neurali già esistenti dovute all'incremento delle performance. Questi risultati suggeriscono quindi che la ripetizione di compiti motori influenzi la fase di preparazione degli stessi attraverso il duplice processo di incremento della pre-attivazione dell'area motoria e di diminuzione dell'attivazione congiunta delle aree cerebrali. Le nostre rilevazioni contrastano tale ipotesi, dimostrando altresì una diminuzione della desincronizzazione nella fase conclusiva del test. I nostri risultati confortano l'ipotesi proposta da Pfurtscheller et al. (1999) di un incremento della desincronizzazione durante la fase di adattamento, che si riduce notevolmente nel momento in cui la sequenza dei movimenti viene appresa, e il

movimento viene eseguito in maniera più “automatica”. Questi ultimi risultati suggeriscono che l’attività delle aree sensori-motorie primarie aumenta in associazione all’apprendimento di un nuovo compito motorio e diminuisce dopo che il compito viene appreso (Zhuang et al. 1997).

Studiando la fase di esecuzione motoria abbiamo riscontrato un’importante desincronizzazione in banda beta che si protrae dall’avvio fino a poco prima della conclusione del movimento. Tale risultato viene riscontrato anche negli studi di Pfurtscheller et al. (1999) e Kranczoch et al. (2008). Quest’ultimo rileva inoltre, in accordo con i risultati da noi trovati, un’attenuazione della desincronizzazione all’aumentare dell’apprendimento nella fase finale dell’esecuzione del movimento. La riduzione della desincronizzazione potrebbe dipendere da una esecuzione del gesto che diviene meno faticosa e richiede uno sforzo attentivo minore al procedere dell’allenamento.

Un’interessante oscillazione del segnale cerebrale, avente un buon rapporto segnale-rumore nel tracciato EEG, è la sincronizzazione in banda beta successiva alla fine del movimento. La sincronizzazione post-movimento mostra le seguenti caratteristiche (Pfurtscheller et al. 1996):

- La sincronizzazione in banda beta ha un’organizzazione somatotopica
- La sincronizzazione in banda beta è significativamente più rilevante all’aumentare della massa corporea in movimento durante l’esecuzione del gesto motorio
- La sincronizzazione beta è presente non solo dopo l’esecuzione di un movimento ma anche dopo un compito di immaginazione del movimento (motor imagery)
- Il massimo della sincronizzazione coincide con la riduzione dell’eccitabilità dei neuroni della corteccia motoria.

La sincronizzazione post-movimento è un fenomeno relativamente robusto, e raggiunge la sua ampiezza massima circa 1000ms dopo la fine del movimento (Pfurtscheller et al. 1999). Essa viene rilevata nelle aree motorie contro laterali, e viene considerata quale indicatore di una de-attivazione della corteccia motoria quale risultato di un controllo inibitorio delle aree corticali durante l’esecuzione del movimento. Un’altra interpretazione funzionale a tale fenomeno è quella di riflettere l’elaborazione sensoriale

di input propriocettivi ri-afferenti (Labyt et al. 2003). Una terza interpretazione suggerisce come la sincronizzazione post-movimento possa essere associata ad una valutazione della performance ottenuta allo scopo di incrementare le performance successive. L'intervallo di frequenze in cui nel nostro studio abbiamo individuato tale fenomeno è tra i 18Hz e i 21Hz. L'ampiezza di tale intervallo, risulta in accordo con lo studio di Pfurtscheller et al. (1999)(Fig. 6.1), i quali individuano il fenomeno della sincronizzazione post-movimento, durante movimenti dell'arto superiore, nel range di frequenze tra 18 Hz e 23 Hz. Studiando l'adattamento motorio abbiamo osservato due differenti cambiamenti del fenomeno di sincronizzazione post-movimento: anticipazione ed incremento di potenza. Per anticipazione si intende la riduzione dell'intervallo di tempo tra la fine del movimento e il picco di massima ampiezza della sincronizzazione, rilevata al procedere dell'apprendimento. Con incremento di potenza si vuol descrivere l'aumento della sincronizzazione (della sua ampiezza massima) procedendo con l'esecuzione del test. Tali fenomeni risultano entrambi presenti nel tracciato di potenza medio, tuttavia analizzando il tracciato dei singoli soggetti si osserva come tali fenomeni possono presentarsi anche indipendentemente uno dall'altro. Questi risultati confermano quanto già osservato nella fase di pre-studio (Appendice A), e potrebbero essere spiegati attraverso la presenza di due differenti strategie di adattamento motorio. La scarsità dei soggetti presi in esame e la mancanza di informazioni a riguardo presenti in letteratura non permettono di trarre ulteriori conclusioni.

L'analisi di indagine statistica ANOVA non ha rilevato cambiamenti statisticamente significativi dei parametri studiati dipendenti dall'adattamento. Tale risultato è dovuto all'esigua popolazione indagata nel presente studio (9 soggetti), tuttavia si ritiene che risultati statisticamente significativi potranno essere rilevati completando l'elaborazione di tutta la popolazione acquisita (16 soggetti).

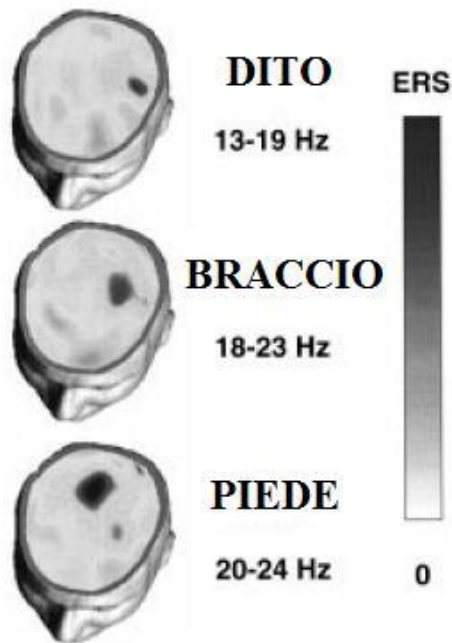


Fig. 6.1 – La localizzazione della sincronizzazione in banda beta è dipendente dal movimento eseguito, a seconda che questo venga svolto con il dito, con la mano o con il piede. Da notare la differente banda in frequenza in cui si sviluppa la sincronizzazione, bassa per i movimenti eseguiti con il dito e maggiore per quelli eseguiti con il piede. L'area nera disegnata sulle mappe rappresenta la localizzazione cerebrale in cui si è rilevata la sincronizzazione massima. (Pfurtscheller et I. 1999).

6.2.2 – CONFRONTO TRA METODI

Lo studio dell'adattamento motorio attraverso il metodo di elaborazione dell'ERD/ERS ha lo scopo di accertare l'effettiva presenza delle evidenze attese all'instaurarsi dell'adattamento stesso. L'analisi attraverso tale metodo è riportata in diversi studi, ed è quindi indubbia la sua capacità di estrapolare le informazioni circa le variazioni di potenza del segnale EEG. Si tratta quindi di un'indagine mono-dimensionale in cui l'unica informazione estratta riguarda i cambiamenti di potenza del segnale nel tempo. I nostri risultati così ricavati, sono consistenti con le informazioni note dalla letteratura, ed è possibile estrarre i medesimi parametri macroscopici, utili per la caratterizzazione della risposta durante lo svolgimento di un protocollo di adattamento motorio, utilizzati dai maggiori gruppi di ricerca. Come già descritto precedentemente i parametri selezionati sono: massima desincronizzazione in banda alfa durante la fase di pianificazione motoria, massima desincronizzazione in banda beta durante l'esecuzione del movimento e

massima sincronizzazione in banda beta negli istanti successivi al termine del gesto motorio. L'algoritmo sperimentale implementato sfruttando le proprietà della trasformata di Hilbert-Huang viene invece testato circa la capacità di descrizione del medesimo fenomeno indagato precedentemente con il metodo dell'ERD/ERS, ovvero le variazioni della potenza del segnale dovute al fenomeno dell'adattamento motorio. I risultati ottenuti da questo nuovo metodo sono estremamente soddisfacenti poiché globalmente in grado di descrivere, attraverso gli indici macroscopici prima introdotti, il medesimo comportamento descritto dagli indici ricavati mediante elaborazione con il metodo dell'ERD/ERS. Tale affermazione non è il frutto di una mera analisi qualitativa, che pur introduce la bontà del metodo implementato, bensì è confortata dai risultati di un'analisi statistica quantitativa, in cui tutti gli indici calcolati tramite elaborazione di Hilbert-Huang risultano avere una correlazione statisticamente significativa con tutti gli indici estratti tramite il metodo dell'ERD/ERS. Possiamo quindi concludere che, per l'indagine delle variazioni di potenza dell'attività della popolazione neuronale legate all'apprendimento motorio, il potere descrittivo del metodo di Hilbert-Huang è paragonabile a quello del metodo dell'ERD/ERS. Tale assunzione non vuole certamente negare la presenza di alcuni comportamenti differenti tra i due metodi, ma intende invece esaltare la capacità del metodo di Hilbert-Huang di individuare le caratteristiche ripetibili del fenomeno indagato.

La capacità del metodo di Hilbert-Huang di descrizione dei cambiamenti di potenza del segnale elettroencefalografico durante il fenomeno di adattamento motorio non può certamente essere un motivo sufficientemente valido per preferirlo al metodo ad oggi utilizzato come standard dell'ERD/ERS. In questo studio si vuole integrare anche la conoscenza della frequenza di tali oscillazioni, le quali si rifanno, come descritto nei capitoli precedenti, a cambiamenti dell'attività della popolazione neuronale. Il metodo di elaborazione da noi implementato, sfruttando le proprietà della trasformata di Hilbert-Huang, è in grado, a differenza del metodo dell'ERD/ERS capace di valutare unicamente le variazioni di potenza del segnale analizzato, di introdurre l'informazione della variazione di frequenza di picco del segnale analizzato e di conoscere tale informazione in modalità continua nel tempo (Fig. 6.2). Tale algoritmo permette quindi di conoscere istante per

istante il valore di frequenza centrale del segnale studiato. Attraverso la combinazione delle proprietà della decomposizione empirica e dell'analisi spettrale di Hilbert è possibile conoscere il valore della frequenza istantanea del segnale analizzato. Come già discusso nei capitoli precedenti, i valori di frequenza istantanea della porzione di segnale studiato sono legati alla variazione della banda passante del filtro adattativo implementato in tale metodo. Possiamo perciò dedurre informazioni sulla frequenza del segnale ad un dato istante temporale attraverso il valore della frequenza centrale di tale filtro, definita come la frequenza centrale della banda passante del filtro stesso.

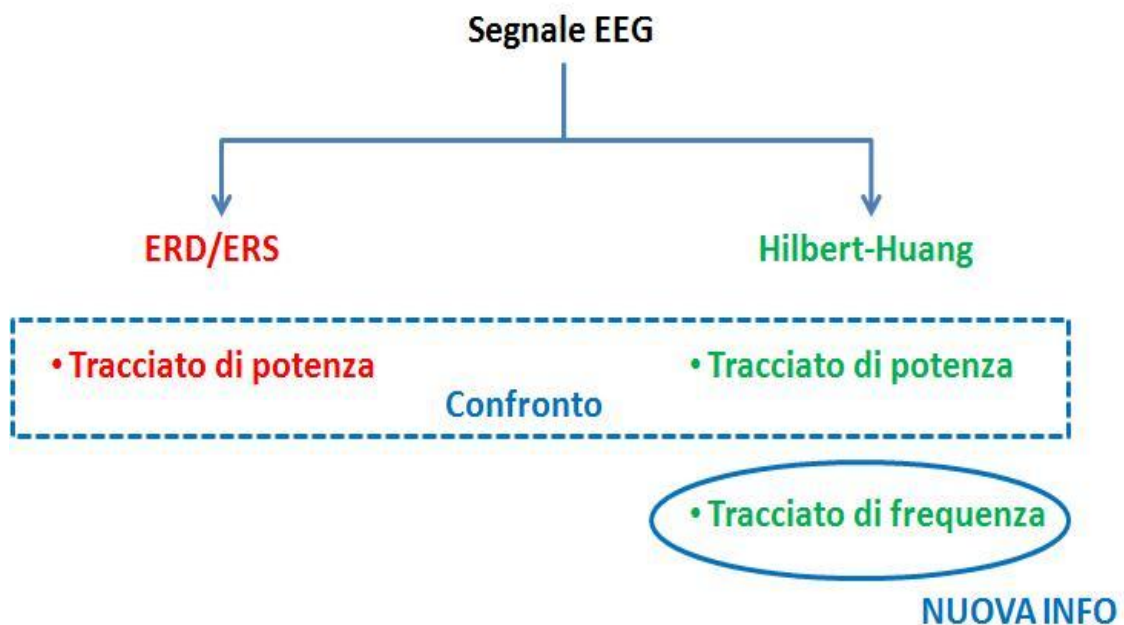


Fig. 6.2- In questa figura viene rappresentato il confronto tra i risultati ottenuti dall'elaborazione tramite i due metodi presentati. Il metodo dell'ERD/ERS, mono-dimensionale, fornisce informazioni unicamente circa la potenza dei cambiamenti dell'attività della popolazione neuronale studiata, mentre il metodo di Hilbert-Huang, bi-dimensionale, oltre alla conoscenza del tracciato di potenza, introduce l'informazione circa la frequenza di tali cambiamenti.

Analizzando quindi i tracciati di frequenza ricavati a seguito dell'elaborazione Hilbert-Huang, possono essere dedotte informazioni non ricavabili attraverso l'utilizzo di metodi di elaborazione standard. Anche in questa discussione i risultati verranno presentati separando le fasi di pianificazione motoria, esecuzione del movimento e post-movimento.

Durante la fase di pianificazione, studiata come risposta allo stimolo visivo CUE, si osserva un graduale decremento della frequenza che si conclude nel primo secondo successivo la comparsa dello stimolo, seguito da un lento incremento della frequenza negli istanti conclusivi dell'indagine. Caratteristica univoca di tutti i soggetti analizzati risulta essere una variabilità del tracciato piuttosto ridotta. L'intervallo di escursione della frequenza rispetto alla frequenza centrale del filtro selezionata all'inizio dell'elaborazione non è mai superiore ad 1 Hertz. Studiando le variazioni associate all'instaurarsi del fenomeno dell'adattamento motorio si può osservare un'ulteriore diminuzione dell'ampiezza del range di valori in cui varia la frequenza del segnale. Si osserva quindi una riduzione della variabilità della frequenza dell'attività della popolazione neuronale. Dividendo il test in tre attrezzi e confrontando tra loro i tracciati risultanti si osserva l'instaurarsi di un ritardo di fase al procedere dell'esecuzione del test.

I risultati ottenuti nella fase di esecuzione del movimento e post-movimento mostrano le medesime caratteristiche, verranno quindi discussi simultaneamente, fermo restando la possibilità di studiare tali fasi separatamente quando ritenuto opportuno. Immediatamente dopo la comparsa dello stimolo visivo TARGET, si osserva l'instaurarsi dell'alternanza di rapide fasi di aumento e diminuzione della frequenza ripetute per tutto il periodo dell'esecuzione del movimento e anche durante la fase di post-movimento, terminata l'esecuzione motoria. La variabilità della frequenza è maggiore rispetto a quanto osservato nella fase di pianificazione motoria, e l'escursione tra frequenza massima e minima è intorno ai 2 Hertz.

6.2.3 – INTEGRAZIONE INDICI NEURO – MOTORI

Studi precedenti hanno dimostrato la relazione intercorrente tra i neuroni della corteccia motoria primaria e la cinematica del movimento in studi su primati durante esercizi di reaching eseguiti utilizzando l'arto superiore. La rappresentazione dei parametri cinematici è stata rilevata nelle registrazioni dell'attività neuronale tramite l'utilizzo di elettrodi invasivi impiantati. Tali registrazioni hanno permesso la dimostrazione che

l'attività neuronale accompagna la codifica della direzione, la velocità ed altre informazioni riguardanti il movimento (Heldman et al. 2006). In quegli anni, tramite l'analisi del segnale elettroencefalografico rilevato dalla superficie dello scalpo, si era in grado di riconoscere il segmento corporeo utilizzato durante l'esecuzione mentale di un gesto motorio, in studi sull'uomo, senza aggiungere però alcuna informazione cinematica. Alcuni gruppi sono riusciti a decodificare la direzione di movimento durante un movimento di reaching (Bradberry et al. 2009a) (Bradberry et al. 2009b), mentre Yuan et al. (2010) hanno dimostrato la possibilità di decodificare in maniera continua nel tempo la velocità di movimento per compiti di allenamento mentale attraverso lo studio del tracciato EEG. Nonostante sia noto come i cambiamenti di potenza nei tracciati elettroencefalografici riflettano l'alterazione nelle interazioni locali tra neuroni ed interneuroni durante il movimento, la relazione tra questi cambiamenti e l'adattamento motorio è ancora lontana dall'essere compresa. L'implicazione di vincoli anatomici durante il movimento potrebbe essere infatti uno dei maggiori fattori che contribuiscono all'enorme complessità del processo di adattamento motorio. In questo studio metodologico andiamo alla ricerca delle relazioni esistenti tra le informazioni cinematiche del movimento previsto e l'attività neuronale rilevata tramite l'acquisizione dei tracciati EEG, studiando separatamente tra loro le risposte rilevate durante la fase di pianificazione motoria e di esecuzione del movimento. La perturbazione delle condizioni ambientali viene introdotta al fine di dar luogo ad un incremento del fenomeno dell'adattamento. Gli errori di esecuzione motoria da noi indotti, molto probabilmente derivano da una discrepanza tra i modelli interni consolidati nel tempo e la perturbazione ambientale, hanno la finalità di preparare una ri-calibrazione degli stessi modelli interni (sia dinamici che cinematici). Tali cambiamenti a loro volta si manifestano tramite cambiamenti dei comandi motori, e quindi dell'adattamento. Desmurget et al. (2000) sottolineano come i segnali di errore giochino un ruolo importante nell'aiutare il sistema motorio nella correzione dei movimenti durante l'adattamento. Correlando tra loro le informazioni in nostro possesso, sono state individuate relazioni tra due parametri cinematici quali il picco di velocità (PV) e il jerk medio (AJ) e l'indice di massima desincronizzazione durante la fase di esecuzione del movimento (ERDbeta). I risultati

suggeriscono anche una correlazione tra la durata della fase di andata del movimento (GMD) e l'indice che calcola l'ampiezza totale del fenomeno di sincronizzazione post-movimento (ERSbeta-ERDbeta). Nella fase di pianificazione motoria si individuano relazioni tra i due parametri motori che codificano le performance ottenute durante l'esecuzione del movimento (IQR e Performance) e l'indice di massima sincronizzazione (ERSalfa). Gli indici bi-dimensionali appena introdotti hanno ottenuto una correlazione statisticamente significativa sia per gli indici neuronali calcolati con il metodo di elaborazione ERD/ERS sia per quelli calcolati con il metodo basato sulla trasformata di Hilbert-Huang.

E' interessante notare come una delle evidenze macroscopiche dell'apprendimento motorio sia l'incremento di fluidità del movimento. Come ben noto dalla letteratura l'evidenza dell'incremento di fluidità è data da una drastica modificazione dei parametri cinematici che descrivono l'indice di curvatura (IC) e il jerk medio (AJ), che vengono infatti comunemente considerati una misura della fluidità del movimento. In aggiunta, studi precedenti hanno dato evidenza che la ripetizione di complessi compiti motori è solitamente associata ad una diminuzione della variabilità cinematica; tale informazione viene descritta attraverso l'indice motorio IQR (intervallo interquartile) (Newell et al. 2006). Appare quindi ragionevole considerare queste due sfaccettature della realizzazione del gesto motorio, come quelle maggiormente coinvolte nei processi di feedback, o in eventi in cui vengono rivalutati gli schemi motori.

I risultati qui presentati suggeriscono alcune conclusioni:

1. La popolazione neuronale attivata durante la pianificazione e l'esecuzione motoria è parzialmente differente tra le due fasi.
2. L'esito cinematico può essere alternativamente considerato come il risultato o il responsabile di differenti processi neuronali.
3. L'identificazione e l'isolamento dei parametri neuronali e cinematici che maggiormente rispecchiano le performance motorie umane durante l'adattamento sembrerebbe essere realizzabile.

CAPITOLO 7

CONCLUSIONI

In questo studio è stato implementato un protocollo di adattamento motorio allo scopo di analizzare, attraverso informazioni di natura diversa fra loro, quali siano i cambiamenti introdotti dall'instaurarsi di tale fenomeno, e quali siano i loro sviluppi nel tempo. Per far ciò sono state indagate informazioni relative alla cinematica dell'atto motorio eseguito durante il test, informazioni circa le performance motorie ottenute ad ogni ripetizione del movimento ed informazioni circa l'attività neuronale, rilevata tramite analisi del tracciato elettroencefalografico, legata alla pianificazione e all'esecuzione motoria quali risposte a stimoli visivi programmati.

Il lavoro esposto nei precedenti capitoli ha avuto come obiettivo principale l'implementazione di un metodo di elaborazione sperimentale e il confronto delle capacità descrittive tra quest'ultimo e il metodo standard utilizzato nella maggior parte degli studi inerenti l'adattamento motorio e che presenta pesanti limitazioni. Il metodo qui implementato sfrutta le proprietà della trasformata di Hilbert-Huang al fine di indagare le variazioni di potenza del segnale associate all'adattamento. Seppur di recente applicazione nel campo dei bio-segnali, la trasformata di Hilbert-Huang, dimostra un'ottima capacità descrittiva dei fenomeni macroscopici adattamento-dipendenti ed il confronto tra i parametri così ottenuti ed i risultati estrapolati a seguito dell'elaborazione tramite metodo dell'ERD/ERS (metodo standard) conferma la bontà del nuovo metodo. Si può perciò concludere che per lo studio delle variazioni di potenza rilevabili analizzando il segnale EEG la capacità descrittiva di tali metodi è statisticamente comparabile. L'informazione innovativa introdotta dal metodo di Hilbert-Huang è relativa alla variazione nel tempo della frequenza fondamentale dei tracciati di potenza evento-relati. Tale informazione ha permesso la rilevazione di ritardi di fase adattamento-dipendenti durante la pianificazione motoria oltre all'incremento della variabilità delle frequenze del segnale indagato coinvolte durante l'esecuzione motoria al progredire dell'adattamento. Le novità introdotte dall'implementazione di tale metodo incoraggiano l'utilizzo dello

stesso per studi di adattamento motorio che vogliono indagare il fenomeno in maniera dettagliata, rigorosa e completa. Le informazioni circa le variazioni di frequenza introdotte dall'elaborazione tramite metodo di Hilbert-Huang, seppur non ancora indagate approfonditamente, portano un'aggiunta informativa talmente importante da farci propendere nell'indicare tale metodo quale metodo di riferimento per studi di adattamento motorio, a scapito del metodo dell'ERD/ERS, nonostante l'incremento non trascurabile degli oneri computazionali richiesti durante l'elaborazione.

Questo studio è inoltre finalizzato alla costituzione di un gruppo di bio-indicatori potenzialmente capaci di descrivere i cambiamenti degli stati dinamici cognitivo-motori dei soggetti che devono imparare l'interazione con un ambiente anch'esso dinamico. L'introduzione di indicatori bidimensionali permette un miglioramento nella descrizione del fenomeno analizzato rispetto a quanto ottenuto tramite l'analisi di indici monodimensionali, senza però fornire né relazioni ripetibili né descrizioni complete del complesso fenomeno dell'adattamento motorio. L'uso di questi indicatori potrebbe aiutare nel monitoraggio delle performance dei partecipanti al test e/o il loro livello di adattamento, ma potrebbe anche contribuire a decifrare le potenziali cause sottostanti lo scarso apprendimento o il fallimento del processo di adattamento sensori-motorio. Da ultimo, gli indici proposti in questo studio potrebbero inoltre rivelare le origini delle alterazioni nelle performance comportamentali, che non possono essere rivelate dai soli parametri cinematici. Le scarse performance e/o lo scarso apprendimento, comunque, potrebbero essere dovuti ad altri fattori quali stress e fatica.

Nei allegati 1, 2 e 3 vengono presentati i contributi, relativi al lavoro qui discusso, inviati a tre congressi nazionali ed internazionali di bioingegneria.

7.1- SVILUPPI FUTURI

I risultati incoraggianti ottenuti in questo studio inducono a proseguire e migliorare quanto fin qui sviluppato. I miglioramenti che potranno essere implementati riguardano sia la fase di progettazione del protocollo sia la parte di indagine metodologica. Di seguito vengono introdotti i più significativi:

- Elaborazione dei segnali dell'intera popolazione, pari a 16 soggetti.
- Sostituzione degli elastici con un robot (quale il MITmanus, NEURarm ecc.) che riproduca un campo di forze nel quale eseguire il movimento. Ciò permetterebbe, oltre ad una modellizzazione più accurata delle caratteristiche ambientali, la possibilità di modificare l'ampiezza del disturbo ad ogni ripetizione.
- Analisi degli aspetti biologici sottostanti i risultati descritti dalla trasformata di Hilbert-Huang. La recente applicazione di questa nel campo dei bio-segnali non permette una valutazione dei fenomeni fisiologici esaltati da tale metodo, che probabilmente si discostano da quelli ormai noti per l'elaborazione ERD/ERS, e specialmente di quelli influenti nei tracciati di frequenza, a causa della scarsa letteratura a riguardo.
- I nuovi indici bidimensionali proposti nello studio non sono ancora in grado di descrivere adeguatamente il fenomeno studiato. La costituzione di indici tridimensionali (neuro-moto-cinematici) potrebbe permettere un ulteriore miglioramento in tal senso.
- I risultati ottenuti nello studio preliminare (Appendice A) sembrerebbero indicare una differente correlazione tra indici motori e indici neuronali al variare della coordinata motoria considerata. Ulteriori analisi sono tuttavia necessarie al fine di rafforzare/smentire tale ipotesi.

CAPITOLO 8

BIBLIOGRAFIA

- Alais D., Burr D. "The ventriloquist effect results from near-optimal bimodal integration" *Current Biology* 2004; 14:257-262
- Baddeley R.J., Ingram H.A., Miall R-C. "System identification applied to a visuomotor task: near-optimal human performance in a noisy changing task" *The Journal of Neuroscience*, April 1, 2003, 23(7):3066-3075
- Bastian A.J. "Learning to predict the future: the cerebellum adapts feedforward movement control" *Current Opinion in Neurobiology* 2006, 16: 645-649
- Bradberry T.J., Gentili R.J., Contreras-Vidal J.L. "Decoding three-dimensional hand kinematics from electroencephalographic signal" *Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc.* 2009(a): 5010-5013
- Bradberry T.J., Rong F., Contreras-Vidal J.L., "Decoding center-out hand velocity from MEG signals during visuomotor adaptation" *Neuroimage* 2009(b) Oct 1; 47(4):1691-1700
- Braun A.D., Aertsen A., Wolpert D.M., Mehring C. "Motor task variation induces structural learning" *Current Biology* 19, 352-357, February 24, 2009
- Davidson P.R., Wolpert D.M. "Scaling down motor memories: de-adaptation after motor learning" *Neuroscience Letters* Vol.370, Issues 2-3, November 2004, 102-107
- Delorme A., Makeig S. "EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis" *Journal of Neuroscience Methods* 134 (2004) 9-21
- Desmurget M., Grafton S. "Forward modeling allows feedback control for fast reaching movements" *Trends Cognitive Science* 2000 (4): 423-431
- Donchin O., Francis J.T., Shadmehr R. "Quantifying generalization from trial-by-trial behavior of adaptive systems that learn with basis functions: theory and

experiments in human motor control" *The Journal of Neuroscience*, October 8, 2003, 23(27):9032-9045

- Donchin O., Shadmehr R. "Linking motor learning to function approximation: learning in an unlearnable force field" in "Advances in neural information processing systems" (Diettrich T.G., Becker S., Ghahramani Z. eds) 2002, 197-203. Cambridge, MA: MIT
- Doyon J. "Motor sequence learning and movement disorders" *Current Opinion in Neurology* 2008, 21: 478-483
- Doyon J., Laforce R. Jr, Bouchard G., Gaudreau D., Roy J., Poirier M., Bedard P.J., Bouchard J.P. "Role of the striatum, cerebellum and frontal lobes in the automatization of a repeated visuomotor sequence of movements" *Neuropsychologia* 1998 Vol.36, 625-641
- Eliassen J.C., Baynes K., Gazzaniga M.S. "Anterior and posterior collosal contributions to simultaneous bimanual movements of the hands and fingers" *Brain* (2000), 123, 2501-2511
- Gentili R.J., Bradberry T.J., Hatfield B.D., Contreras-Vidal J.L. "Brain biomarkers of motor adaptation using phase synchronization" *Conf. Proc. IEEE Eng Med Biol Soc.* 2009: 5930-5933
- Gomez C.M., Vaquero E., Lopez-Mendoza D., Gonzales-Rosa J., Vazquez-Marrufo M. "Reduction of EEG power during expectancy periods in humans" *Acta Neurobiol Exp (Wars)* 2004; 64(2): 143-151
- Halsband U., Lange R.K. "Motor learning in man: a review of functional and clinical studies" *Journal of physiology – Paris* 99 (2006) 414-424
- Heldman D.A., Wang W., Chan S.S., Moran D.W. "Local field potential spectral tuning in motor cortex during reaching" *IEEE Neural Syst Rehabil Eng.* 2006 Jun; 14(2): 180-183
- Huang N.E., Shen Z., Long S.R., Wu M.C., Shih H.H., Zheng Q., Yen N.C., Tung C.C., Liu H.H. "The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non linear and non-stationary time series analysis" *Proc. R. Soc. Lond. A* (1998) 454, 903-995

- Huang N.E., Shen Z. “Hilbert-Huang transform and its applications” Chapter 1 “Introduction to the Hilbert Huang transform and its related mathematical problems” *World Scientific*
- Huang N.E., Wu Z. “A review on Hilbert-Huang transform: method and its applications to geophysical studies” *Reviews of Geophysics*, 46 (2008)
- Hyvärinen A., Oja E. “Independent component analysis: algorithms and applications” *Neural Networks*, 13 (4-5): 411-430, 2000
- Jasper H.H. “The ten-twenty electrode system of the International Federation” *Electroenceph. Clin. Neurophysiol.* 1 (1958) 371-375
- Jenkins I.H., Brooks D.J., Nixon P.D., Frackowiak R.S.J., Passingham R.E. “Motor sequence learning: A study with positron emission tomography” *The Journal of Neuroscience*, June 1994, 14 (6): 3775-3790
- Karni A., Meyer G., Rey-Hipolito C., Jezzard P., Adams M.M., Turner R., Ungerleider L.G. “The acquisition of skilled motor performance: Fast and slow experience-driven changes in primary motor cortex” *Proc. Natl. Acad. Sci. USA* Vol. 95, pp.861-868, February 1998
- Kojima Y., Iwamoto Y., Yoshida K. “Memory of learning facilitates saccadic adaptation in the monkey” *The Journal of Neuroscience*, August 25, 2004, 24(34):7531-7539
- Körding K.P., Ku S., Wolpert D.M. “Bayesian integration in force estimation” *Journal of Neurophysiology* 92:3161-3165, 2004
- Körding K.P., Wolpert D.M. “The loss function of sensorimotor learning” *PNAS*, June 2004, Vol. 11, 26: 9839-9842
- Korenberg A.T., Ghahramani Z. “A Bayesian view of motor adaptation” *Current Psychology of Cognition* 2002, 21(4-5), 537-564
- Krakauer J.W., Mazzoni P., Ghazizadeh A., Ravindran R., Shadmehr R. “Generalization of motor learning depends on the history of prior action” *PLoS Biology* 4(10):1798-1808

- Kranczioch C., Athanassiou S., Shen S., Gao G., Sterr A. "Short-term learning of a visually guided power-grip task is associated with dynamic changes in EEG oscillatory activity" *Clinical Neurophysiology* 119 (2008) 1419-1430
- Labyt E., Szurhaj W., Bourriez J.L., Cassim F., Lefebvre L., Destee A. "Changes in oscillatory cortical activity related to a visuomotor task in young and elderly healthy subjects" *Clinical Neurophysiology* 2003; 114(6): 1153-1166
- Lin C.F., Yeh S.W., Chien Y.Y., Peng T.I., Wang J.H., Chang S.H. "A HHT-based time frequency analysis scheme in clinical alcoholic EEG signals" *WSEAS TRANSACTIONS on BIOLOGY and BIOMEDICINE Issue 10, Volume 5, October 2008, 249-260*
- Lipping T., Anier A., Rätsep I., Kleemann P., Toome V., Jäntti V. "Tracking rhythm in long-term EEG recordings using empirical mode calculation" *Conf. Proc. IEEE Eng Med Biol Soc. 2008: 3604-3607*
- Miyazaki M., Nozaki D., Nakajima Y. "Testing Bayesian models of human coincidence timing" *Journal of Neurophysiology* 94:395-399, 2005
- Newell K.M., Deutsch K.M., Sosnoff J.J., Mayer-Kress G. "Variability in motor output as noise: a default and erroneous proposition?" In Davids K., Bennett S., Newell K.M (eds.), "Movement system variability" (pp 3-23). *Champaign: Human Kinetics 2006*
- Newell K.M., Ranganathan R. "Some contemporary issues in motor learning" In progresses in motor control. *D. Sternard (ed) 2009; 395-404 Springer*
- Oldfield R.C. "The assessment and analysis of handedness: The Edinburgh inventory" *Neuropsychologia* 1971, Vol.9, Issue 1, 97-113
- Paz R., Vaadia E. "Learning-induced improvement in encoding and decoding of specific movement directions by neurons in the primary motor cortex" *PLoS Biology* 2004, vol.2 Issue2 , 264-274
- Pfurtscheller G., Stancàk Jr A., Neuper C. "Event-related synchronization: a correlate of an idling motor area?" *Electroenceph clin Neurophysiol* 1996; 98: 281-293

- Pfurtscheller G., Lopes da Silva F.H. "Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles" *Clinical Neurophysiology* 110 (1999) 1842-1857
- Rab G., Petuskey K., Bagley A. "A method for determination of upper extremity kinematics" *Gait and Posture* 15 (2002) 113-119
- Rilling G., Flandrin P., Gonçalvès P. "On empirical mode decomposition and its algorithms" *IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing NSIP*, 2003.
- Sakai K., Hikosaka O., Miyauchi S., Sasaki Y., Fujimaki N., Pütz B. "Presupplementary motor area activation during sequence learning reflects visuo-motor association" *The Journal of Neuroscience*, 1999, Vol.19 RC1 (1-6)
- Scheidt R.A., Dingwell J.B., Mussa-Ivaldi F.A. "Learning to move amid uncertainty" *Journal of Neurophysiology* 86:971-985, 2001
- Schmidt R.A., Lee T.D. "Motor control and learning: a behavioural emphasis - 4th edition" *Human Kinetics* 2005
- Schmidt R.A., Wrisberg C.A. "Motor learning and performance -3rd edition" *Human Kinetics* 2001
- Schouenborg J. "Learning in sensorimotor circuits" *Current Opinion in Neurobiology* 2004, 14:693,697
- Shadmehr R., Krakauer J.W. "A computational neuroanatomy for motor control" *Exp Brain Res* 2008 March; 185(3): 359-381
- Shadmehr R., Mussa-Ivaldi F.A. "Adaptive representation of dynamics during learning of a motor task" *The Journal of Neuroscience*, May 1994, 14(5):3208-3224
- Sharabaty H., Martin J., Jammes B., Esteve D. "Alpha and theta wave localization using Hilbert-Huang transform: empirical study of the accuracy" *IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing NSIP*, 2003.
- Slobounov S., Ray W., Cao C., Chiang H. "Modulation of cortical activity as a result of task-specific practice" *Neuroscience Letters* 421 (2007) 126-131

- Smith M.A., Ghazizadeh A., Shadmehr R. "Interacting adaptive processes with different timescales underlie short-term motor learning" *PLoS Biology* June 2006, Vol. 4, Issue 6, 1035-1043
- Thoroughman K.A., Shadmehr R. "Learning of action through adaptive combination of motor primitives" *Nature* 2000, 407(6805): 742-747
- Tombini M., Zappasodi F., Zollo L., Pellegrino G., Cavallo G., Tecchio F., Guglielmelli E., Rossini P.M. "Brain activity preceding a 2D manual catching task" *NeuroImage* 47 (2009) 1735-1746
- Toni I., Schluter N.D., Josephs O., Friston K., Passingham R.E. "Signal-, Set-, and Movement-related activity in the human brain: an event-related fMRI study" *Cerebral Cortex* Jan/Feb 1999, 9: 35-49
- Van Beers R.J., Sittig C., Gon J.J. "Integration of proprioceptive and visual position-information: an experimentally supported model" *Journal of Neurophysiology* 1999; 81:1355-1364
- Vatchev V., Sharpley R. "Decomposition of functions into pairs of intrinsic mode functions" *Proc. R. Soc. A* 2008, 464, 2265-2280
- Wang L., Xu G., Wang J., Yang S., Yan W. "Application of Hilbert-Huang transform for the study of motor imagery tasks" *Conf. Proc. IEEE Eng Med Biol Soc.* 2008: 3848-3851
- Wei K., Körding K. "Relevance of error: What drives motor adaptation?" *Journal of Neurophysiology* 101: 655-664, 2009
- Wolpert D.M. "Probabilistic models in human sensorimotor control" *Hum Mov Sci.* 2007 August; 26(4): 511-524
- Wolpert D.M., Ghahramani Z. "Computational principles of movement neuroscience" *Nature America* 2000 vol. 3
- Yuan H., Perdoni C., He B. "Relationship between speed and EEG activity during imagined and executed hand movements" *Journal of Neural Engineering* 7 (2010) 026001 (10pp)
- Zhuang P., Toro C., Grafman J., Manganotti P., Leocani L., Hallett M. "Event-related desynchronization (ERD) in the alpha frequency during development of

implicit and explicit learning" *Electroenceph clin Neurophysiol* 1997; 102: 374-381

APPENDICE A

RISULTATI DEL PRE-STUDIO

Vengono di seguito riportati i risultati ottenuti nella fase di studio preliminare effettuata attraverso l'acquisizione e successiva elaborazione delle informazioni di tre partecipanti al test. Le caratteristiche principali del protocollo sono rimaste identiche, qualche leggera modifica è stata apportata unicamente nella fase di visualizzazione delle performance. I risultati verranno qui descritti in maniera concorde a quanto fatto finora, ovvero distinguendo la fase di pianificazione motoria e quella di esecuzione del movimento. Alcuni dei risultati ottenuti in questo studio sono stati utilizzati come basse di partenza per lo studio finale, mentre altre informazioni verranno utilizzate come ulteriore conferma o meno dei risultati descritti nel capitolo 4.

PIANIFICAZIONE MOTORIA

L'analisi si è qui concentrata sullo studio del tracciato EEG nel periodo che va da 500ms precedenti la visualizzazione del CUE (inizio della pianificazione del movimento) a 1500ms successivi tale comparsa (Fig. 1A). I risultati che verranno presentati sono espressi in valori percentuali (%) rispetto a dei valori di riferimento (baseline) rilevati durante la fase di riposo tra ogni ripetizione (in questo caso tra 1500ms e 500ms prima della comparsa del CUE). Durante tale periodo è esclusa l'esecuzione del movimento, che inizierà solamente dopo la comparsa del TARGET (segnale di inizio del movimento), attraverso l'analisi dei segnali elettromiografici acquisiti. La nostra indagine si è concentrata sullo studio dell'area motoria contro laterale (essendo tutti i soggetti destrimani sarà corrispondente al segnale rilevato dall'elettrodo C3), studiando il segnale elettroencefalografico sia in banda alfa che in banda beta.

Risultati maggiormente significativi e ripetibili circa lo studio dell'adattamento parrebbero provenire dalle elaborazioni in banda alfa, anche se i risultati che verranno in seguito analizzati sono stati riscontrati anche nell'analisi in banda beta. L'analisi dei soggetti acquisiti non ha portato ad un'univoca strategia di pianificazione motoria legata all'apprendimento, bensì sono stati registrati due differenti comportamenti che ad oggi, visto il ridotto numero di soggetti analizzati, non siamo in grado di generalizzare come due strategie differenti ed indipendenti tra loro. Il primo comportamento osservato riguarda un incremento della de sincronizzazione all'avanzare dell'apprendimento, ed in corrispondenza un decremento del fenomeno di sincronizzazione successiva.

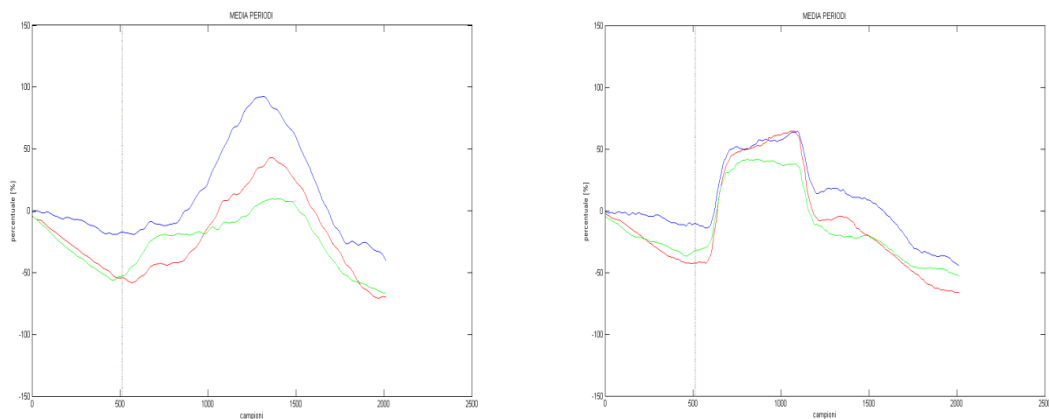


Fig. 1A- vengono rappresentati i tracciati relativi al calcolo dell'ERD/ERS durante la pianificazione del movimento. La linea verticale indica la comparsa del cue, mentre i tre segnali indicano le tre fasi dell'apprendimento (calcolate come la media delle 51 ripetizioni per ogni attrezzo). Il blu corrisponde alla prima fase dell'apprendimento (ATTREZZO 1, movimento libero senza elastico), il rosso alla fase intermedia (ATTREZZO 2, primo elastico), il verde alla fase finale (ATTREZZO 3, secondo elastico). Il grafico a sinistra è riferito ai risultati calcolati in banda alfa, mentre a destra vengono riportati i risultati in banda beta.

Il secondo comportamento si osserva non più come una variazione di ampiezza dei segnali risultanti, ma come un'anticipazione del fenomeno di sincronizzazione che aumenta con la pratica. Non sono state rilevate invece variazioni significative circa l'istante temporale in cui si raggiunge la de sincronizzazione massima (Fig. 2A).

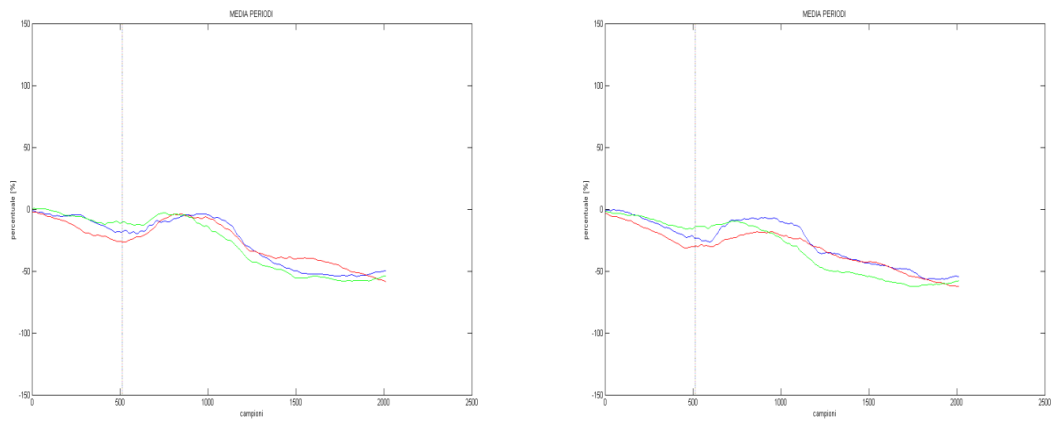


Fig. 2A- vengono rappresentati i tracciati relativi al calcolo dell'ERD/ERS durante la pianificazione del movimento. La linea verticale indica la comparsa del cue, mentre i tre segnali indicano le tre fasi dell'apprendimento (calcolate come la media delle 51 ripetizioni per ogni attrezzo). Il blu corrisponde alla prima fase dell'apprendimento (ATTREZZO 1, movimento libero senza elastico), il rosso alla fase intermedia (ATTREZZO 2, primo elastico), il verde alla fase finale (ATTREZZO 3, secondo elastico). Il grafico a sinistra è riferito ai risultati calcolati in banda alfa, mentre a destra vengono riportati i risultati in banda beta.

Tali comportamenti sono rilevabili anche attraverso il confronto dei segnali divisi a seconda degli attrezzi utilizzati nello svolgimento del test, dimostrando un processo di adattamento motorio a brevissimo termine, anche intra-attrezzo (composto da 3 fasi di 17 azioni ciascuna) (Fig. 3A).

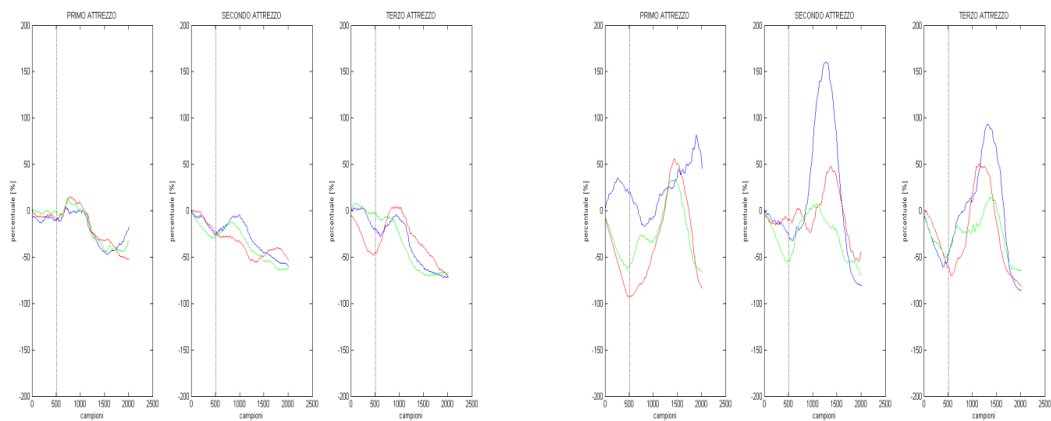


Fig. 3A- vengono riportati i risultati ottenuti in banda alfa. A sinistra si osserva il fenomeno di anticipazione, mentre a destra quello di riduzione di ampiezza della sincronizzazione. Ciò a riprova di un fenomeno di adattamento estremamente rapido. Ogni grafico è composto da 3 blocchi che identificano gli attrezzi utilizzati durante il test (51 ripetizioni per ogni attrezzo) ordinati rispetto all'esecuzione del test da sinistra a

destra. Il segnale blu rappresenta il primo periodo (prime 17 ripetizioni di ogni attrezzo), il segnale rosso il secondo periodo (seconde 17 ripetizioni), quello verde il terzo periodo (ultime 17 ripetizioni).

ESECUZIONE DEL MOVIMENTO

Lo studio dell'attività della popolazione neuronale durante l'esecuzione del movimento di reaching è stata studiata selezionando l'informazione acquisita dall'elettrodo C3 (area motoria contro laterale) selezionando temporalmente il segnale, ovvero studiando unicamente la finestra temporale tra 2500ms precedenti il segnale di inizio del movimento (TARGET) e 5000ms successivi alla comparsa del target. I risultati che verranno presentati sono espressi in valori percentuali (%) rispetto a dei valori di riferimento (baseline) rilevati durante la fase di riposo tra ogni ripetizione (in questo caso tra 3500ms e 2500ms prima della comparsa del TARGET). Anche per lo studio dell'attività neuronale durante l'esecuzione del movimento, così come fatto per lo studio della pianificazione motoria, sono state indagate la banda alfa e la banda beta.

Il segnale risultante presenta caratteristiche comuni a tutti i tracciati analizzati, presentando nelle fasi successive la comparsa del target una fase di sincronizzazione che si mantiene per più di 1000ms; tale fase è seguita da una rapida sincronizzazione che può essere osservata 2500ms dopo la comparsa del TARGET, vale a dire a movimento già concluso. E' quindi ipotizzabile assumere una fase di sincronizzazione durante l'esecuzione del movimento seguita da una rapida sincronizzazione a movimento concluso. Studiando le modificazioni adattamento-dipendenti è possibile osservare, concordemente con quanto descritto per lo studio della pianificazione motoria, due differenti comportamenti: anticipazione temporale della massima sincronizzazione (Fig. 4A) oppure decremento dell'ampiezza di massima sincronizzazione (Fig. 5A).

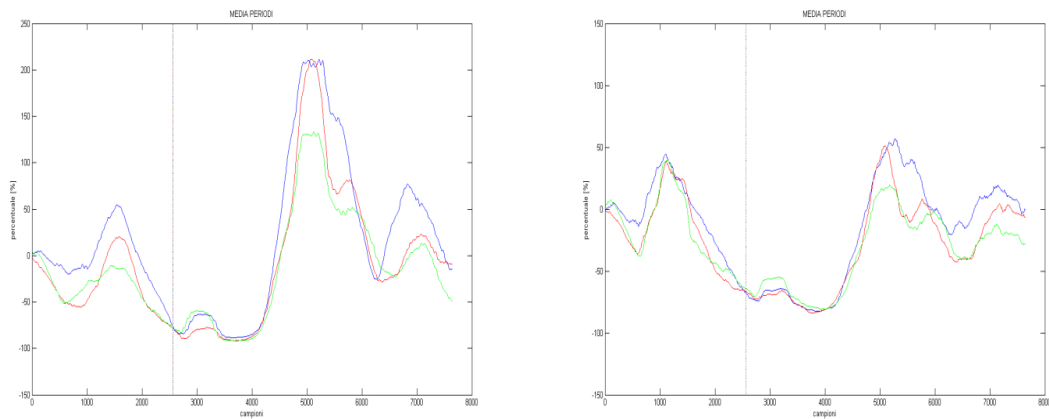


Fig. 4A- Viene rappresentato il fenomeno di riduzione di ampiezza della fase di sincronizzazione durante l'esecuzione del movimento. A sinistra viene presentato il risultati in banda alfa, mentre a destra il risultato in banda beta. La linea verticale indica la comparsa del target, mentre i tre segnali indicano le tre fasi dell'apprendimento (calcolate come la media delle 51 ripetizioni per ogni attrezzo): Blu iniziale, rosso intermedio, verde finale.

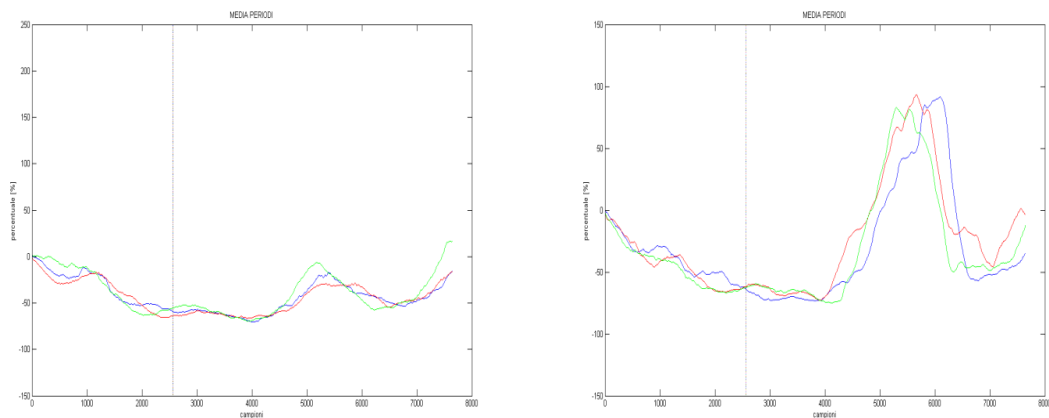


Fig. 5A- Viene rappresentato il fenomeno di anticipazione della fase di sincronizzazione durante l'esecuzione del movimento. A sinistra viene presentato il risultati in banda alfa, mentre a destra il risultato in banda beta. La linea verticale indica la comparsa del target, mentre i tre segnali indicano le tre fasi dell'apprendimento (calcolate come la media delle 51 ripetizioni per ogni attrezzo): Blu iniziale, rosso intermedio, verde finale.

Da notare la corrispondenza tra tali comportamenti e i fenomeni descritti durante la pianificazione; è difatti emerso come per un soggetto in cui sia stato riscontrato il fenomeno di anticipazione durante la fase di pianificazione viene registrato il fenomeno di anticipazione altresì durante la fase di esecuzione del movimento. Lo stesso si può dire per il comportamento di modificazione delle ampiezze dei fenomeni di

sincronizzazione/de sincronizzazione. Ciò parrebbe irrobustire l'ipotesi prima accennata circa la presenza di differenti strategie utilizzate da un soggetto per affrontare un compito motorio.

Interessante analizzare anche le modifiche circa la massima de sincronizzazione rilevata durante l'evoluzione del test. Nessuna modifica in termini di ampiezza dipendente dall'adattamento è stata registrata, bensì, laddove è presente il fenomeno di anticipazione della sincronizzazione, è stato registrato un sensibile incremento della durata della de sincronizzazione; tale comportamento non è stato registrato invece per i soggetti in cui si registra la modulazione dell'ampiezza della fase di sincronizzazione. Quest'ultimo comportamento è stato registrato unicamente in banda beta.

Tali fenomeni di adattamento motorio sono visibili analizzando le fasi di sincronizzazione/de sincronizzazione riferite ai singoli attrezzi (51 ripetizioni), a conferma di un fenomeno di rapidissimo adattamento attrezzo-dipendente. (Fig. 6A)

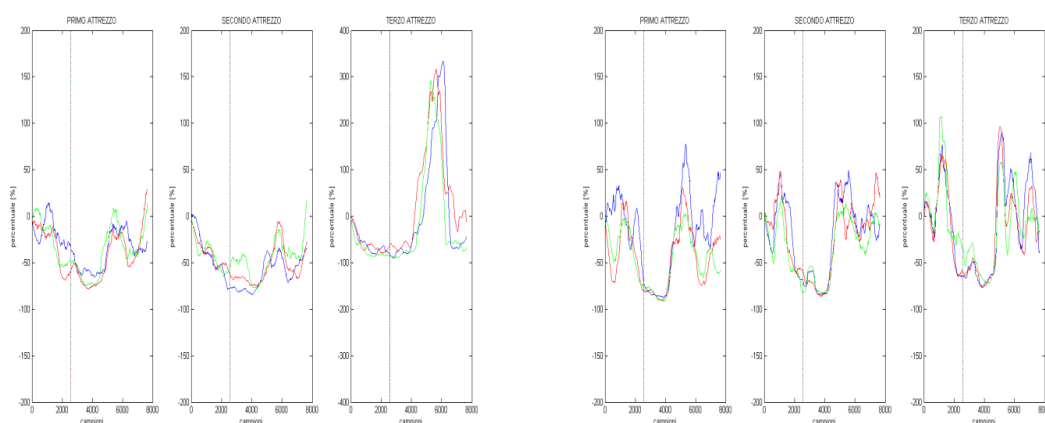


Fig. 6A- vengono riportati i risultati ottenuti in banda beta. A sinistra si osserva il fenomeno di anticipazione, mentre a destra quello di riduzione di ampiezza della sincronizzazione. Ciò a riprova di un fenomeno di adattamento estremamente rapido. Ogni grafico è composto da 3 blocchi che identificano gli attrezzi utilizzati durante il test (51 ripetizioni per ogni attrezzo) ordinati rispetto all'esecuzione del test da sinistra a destra. Il segnale blu rappresenta il primo periodo (prime 17 ripetizioni di ogni attrezzo), il segnale rosso il secondo periodo (seconde 17 ripetizioni), quello verde il terzo periodo (ultime 17 ripetizioni).

INDICI NEURO-MOTORI

I risultati fin qui illustrati si riferiscono alle modificazioni dell'attività della popolazione neuronale durante il processo di adattamento motorio. E' doveroso invece sfruttare tutte

le informazioni in nostro possesso, al fine ultimo di analizzare tutti gli aspetti dell'adattamento motorio, dalla cinematica allo studio delle performance. E' quindi essenziale riuscire a correlare tali informazioni, così da ottenere un trend che leghi informazioni motorie con informazioni neuronali. Tale trend avrà lo scopo di descrivere l'andamento delle variabili scelte, di fungere quindi da predittore rispetto al comportamento atteso e alle variazioni attese nonché in una fase ad oggi ancora lontana dall'essere compiuta, a discriminare tra comportamenti patologici e non, analizzando quindi il diverso sviluppo dell'adattamento motorio in presenza di patologie, sia motorie che neuronali.

Gli indici scelti per analizzare tali correlazioni possono essere suddivisi nelle due categorie già citate:

- MOTORI: IQR_X, IQR_Y, IQR_Z
- NEURONALI: ERSbeta, ERDbeta, ERDalfa, ERSbeta-ERDbeta

Per i parametri neuronali sono stati scelti i valori ritenuti maggiormente significativi, come già discusso nei paragrafi precedenti, dove la priorità è stata posta per indici calcolati in banda di frequenza beta, in quanto maggiormente legata all'esecuzione del gesto motorio. Tutti i valori sono riferiti all'area motoria contro laterale e corrispondono ai valori di massima sincronizzazione (ERS) e massimo de sincronizzazione (ERD). L'indice ERSbeta-ERDbeta viene calcolato come la differenza tra il valore di massima sincronizzazione e quello di massima de sincronizzazione. I valori calcolati in banda beta fanno riferimento alla risposta successiva alla comparsa del target (esecuzione del movimento), mentre i valori calcolati in banda alfa fanno riferimento alla risposta successiva alla comparsa del cue (pianificazione del movimento).

I valori di questi indici sono stati valutati nelle tre fasi dell'adattamento per ogni posizione di comparsa del target. (Tab. 1A) (Tab. 2A) (Tab. 3A) (Tab. 4A) (Tab. 5A) (Tab. 6A).

ERSbeta	ATTREZZO 1					ATTREZZO 2					ATTREZZO 3				
	P1	P2	P3	P4	P5	P1	P2	P3	P4	P5	P1	P2	P3	P4	P5
Sogg1	20,4	102	6	65,2	211,13	50	55,6	72,4	14	113,13	89,2	10	242	39,6	495,8
Sogg2	-10	-12,4	14,8	19,6	-21,2	-12,4	-14	-15,6	-29,2	-19,6	-56,4	-30	-37,2	-23,6	-52,4
Sogg3	28,4	28,4	58	74,8	30	3,6	26,8	28,4	46,8	45,2	81,2	65,2	30	12,4	30

Tab. 1A- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali durante le tre fasi di esecuzione del test, per ogni posizione di comparsa del target

ERDbeta	ATTREZZO 1					ATTREZZO 2					ATTREZZO 3				
	P1	P2	P3	P4	P5	P1	P2	P3	P4	P5	P1	P2	P3	P4	P5
Sogg1	-92,4	-88,4	-91,6	-90,8	-95,9	-81,2	-85,2	-83,6	-92,4	-90,3	-69,2	-85,2	-72,4	-82	-86,6
Sogg2	-78,8	-79,6	-67,6	-75,6	-79,6	-85,2	-74	-81,2	-88,4	-80,4	-87,6	-78	-86	-78,8	-83,6
Sogg3	-81,2	-88,4	-81,2	-81,2	-83,6	-76,4	-82	-85,2	-80,4	-83,6	-70	-72,4	-76,4	-83,6	-63,6

Tab. 2A- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali durante le tre fasi di esecuzione del test, per ogni posizione di comparsa del target

ERDalfa	ATTREZZO 1					ATTREZZO 2					ATTREZZO 3				
	P1	P2	P3	P4	P5	P1	P2	P3	P4	P5	P1	P2	P3	P4	P5
Sogg1	-62,2	-63,6	-63,6	-63,6	-40,4	-18,4	-34,8	-57,2	-88	-30,8	-79,8	-80,4	-80,4	-48,4	-20,4
Sogg2	-49,2	-50	-58	-70	-46,8	-66	-66	-54,8	-73,2	-56,4	-53,2	-64,4	-31,6	-36,4	-86,8
Sogg3	-4,4	-50	-39,6	-57,2	-65,2	-16,4	-67,6	-53,2	-60,4	-54,8	-2,8	-60,4	-110	-42,8	-68,4

Tab. 3A- Vengono riportati i valori assunti dai parametri neuronali durante le tre fasi di esecuzione del test, per ogni posizione di comparsa del target

IRQ X	ATTREZZO 1					ATTREZZO 2					ATTREZZO 3				
	P1	P2	P3	P4	P5	P1	P2	P3	P4	P5	P1	P2	P3	P4	P5
Sogg1	0,028	0,053	0,048	0,038	0,053	0,035	0,038	0,052	0,036	0,042	0,046	0,028	0,047	0,039	0,046
Sogg2	0,019	0,038	0,038	0,031	0,023	0,030	0,030	0,035	0,022	0,031	0,031	0,029	0,026	0,035	0,044
Sogg3	0,039	0,081	0,053	0,043	0,046	0,047	0,038	0,045	0,052	0,048	0,043	0,046	0,053	0,034	0,041

Tab. 4A- Vengono riportati i valori assunti dai parametri motori durante le tre fasi di esecuzione del test, per ogni posizione di comparsa del target

IRQ Y	ATTREZZO 1					ATTREZZO 2					ATTREZZO 3				
	P1	P2	P3	P4	P5	P1	P2	P3	P4	P5	P1	P2	P3	P4	P5
Sogg1	0,068	0,064	0,054	0,078	0,134	0,101	0,051	0,046	0,069	0,115	0,123	0,038	0,044	0,063	0,115
Sogg2	0,071	0,076	0,062	0,067	0,070	0,068	0,067	0,069	0,058	0,097	0,119	0,074	0,047	0,091	0,120
Sogg3	0,055	0,067	0,031	0,055	0,069	0,063	0,037	0,038	0,061	0,056	0,059	0,038	0,052	0,040	0,048

Tab. 5A- Vengono riportati i valori assunti dai parametri motori durante le tre fasi di esecuzione del test, per ogni posizione di comparsa del target

IRQ Z	ATTREZZO 1					ATTREZZO 2					ATTREZZO 3				
	P1	P2	P3	P4	P5	P1	P2	P3	P4	P5	P1	P2	P3	P4	P5
Sogg1	0,047	0,068	0,131	0,078	0,124	0,073	0,060	0,137	0,071	0,117	0,088	0,039	0,129	0,075	0,118
Sogg2	0,046	0,063	0,138	0,060	0,061	0,049	0,048	0,101	0,047	0,085	0,072	0,056	0,085	0,078	0,104
Sogg3	0,037	0,051	0,083	0,050	0,062	0,041	0,032	0,060	0,045	0,057	0,044	0,031	0,081	0,037	0,046

Tab. 6A- Vengono riportati i valori assunti dai parametri motori durante le tre fasi di esecuzione del test, per ogni posizione di comparsa del target

ALLEGATO 1

Contributo inviato per la partecipazione al congresso Isabel 2010.

Proposal of a combined optoelectronic and electroencephalographic method for the study of kinematic and neural correlates of Motor Adaptation.

Erika Molteni, Ezio Preatoni, Veronica Cimolin, Anna M. Bianchi, Renato Rodano, Manuela Galli and Sergio Cerutti

Abstract—The aim of this work was to design a protocol for the multifactorial assessment of the different sub-functions Motor Learning involves (e.g. planning, execution, correction, ...). Attention was focused onto the issue of Motor Adaptation (MA), which occurs when a partial (but not complete) learning of a new motor strategy is needed. Indeed, motor learning is defined as the type of learning in which motor commands are altered to compensate for disturbances in the external environment. We hereby present a report about the methodological set-up which has been developed and tested for the investigation of motor adaptation during repetitive pointing tasks. We exploited the potentialities of the combined use of electroencephalographic and motion analysis techniques to find possible relation between the activity of the central nervous system and the neuro-musculo-skeletal one. The adaptation-related changes in oscillatory brain activity and movement kinematics were monitored during a visually-guided, feedback-controlled, sequence of pointing tasks. Our preliminary results suggest that the proposed protocol: (i) can discern modifications of brain activity in the alpha and beta frequency bands; (ii) is sensible to kinematic alterations; and, (iii), allows a quantitative evaluation of performance in terms of both final result and motor patterns. In this work we identified a bunch of possible neuro-motor biomarkers, which we propose as possible indicators of adaptation.

I. INTRODUCTION

MOTOR ADAPTATION (MA) takes place while learning of a partially (but not completely) new motor strategy is needed, and is realised through the mapping of new patterns between previously known movements and actual goals [1]. MA consists in improving and consolidating the motor output so that it matches the desired goal. This fact likely results from changes in both central (e.g. planning and feedback evaluation) and peripheral (e.g. execution and sensory) processes [2]. Despite many authors have addressed

the issue of MA by facing the decoding of the brain activity and/or the behaviour of the neuromuscular system, much of the physiological strategies by which these two elements integrate information, interact, modulate and even cross talk during learning/adapting needs to be disclosed. Hence, important indication may derive from the contemporary study of (i) the activity of the central nervous system, and (ii) of the executed movement.

The electroencephalography (EEG) is a technique suitable for the detection of electrical activity from the brain. It has been successfully employed to draw out differences in brain-states which ingenerate with motor repetitions aiming at learning effective strategies and developing skills in visuomotor and/or sensorimotor tasks [3-4]. Previous literature has revealed that, with increasing task practice, larger neuronal networks are activated in the alpha band in preparation for the task. This is probably due to the amplification of the activity within existing networks to subserve improved performance. A progressive power decrease in the beta band has also been found during the execution stage of movement [3]. Little, though, is known about whether short-term adaptation also affects the neural networks associated with motor preparation and post-movement processes. Scanty and contradictory literature exists about the modulation of beta re-increase (beta rebound) during the post-movement interval.

The study of body kinematics and of the motor performance may be useful to understand in which way and how proficiently the planned motor program is realized. Synthetic indexes condensing the features of movement (duration, trajectory, velocity, etc...) can be regarded as measurable and quantifiable descriptors of the link between the internal models and motor realization: indeed they rely upon both the "consolidated" motor schemes and the "exploring" sensory feedback. Moreover, the analysis of movement variability (MV) throughout subsequent repetitions of the same motor task may give indication about the reliability of the execution, and may provide information about the functional changes connected to the system health status, to its evolutions, and to its flexibility and adaptability to variable external conditions [5].

Therefore, a thorough assessment of motor adaptation would benefit from the concurrent study of biomechanic and electroencephalographic evidences, besides the traditional indexes of performance. Researchers' present challenge is the integration of these multifaceted information, and their

Manuscript submitted July 15, 2010.

The research was partially supported by the Dipartimento di Bioingegneria at Politecnico di Milano through the "Giovani Bioingegneri 2009" project.

E. Molteni, and A. M. Bianchi are with the IIT Unit, Dipartimento di Bioingegneria, Politecnico di Milano, Italy. (e-mail: erika.molteni@polimi.it; annamaria.bianchi@polimi.it).

E. Preatoni is with the Dipartimento di Industrial Design, Arti, Comunicazione e Moda (INDACO), Politecnico di Milano, Italy. (e-mail: ezio.preatoni@polimi.it).

V. Cimolin, M. Galli and R. Rodano are with the Dipartimento di Bioingegneria, Politecnico di Milano, Italy.

(e-mail: veronica.cimolin@biomed.polimi.it; manuela.galli@polimi.it; renato.rodano@polimi.it).

batching into physiologically and clinically relevant biomarkers.

We hereby present a report about the methodological set up which has been developed and tested for the investigation of motor adaptation during a repetitive pointing task. The protocol specifically aims at clarifying how short-term MA affects both kinematics and brain activity during the preparation, execution, and post-movement stage of a visuomotor task.

II. MATERIALS AND METHODS

A. Protocol

The test was performed in a dimly lit and quiet room. The subjects were seated on a comfortable chair. A 17" touch-screen monitor was placed at a distance between the target plane and the acromion that corresponded to the 95% of the arm length. The experiment consisted in 150 repetitions of pointing tasks (Fig. 1). During each trial, the subject had to stare at a round cross-shaped cue sign first. This sign was meant to give advanced warn of the reaching point (*planning* stage). The subject was instructed not to move at this stage, and to wait till a full circle (target) appeared in the same position. The subject had to touch the centre of the target with the tip of a wand whose dimension and positioning had been designed to substitute the right forefinger (*execution*). The interval between cue and target signs was randomized between 1.5 and 2.0 s in order to avoid movement anticipation. After movement execution, feedback information about performance was given in the form of a red point indicating the point touched together with a success/failure message based on the closeness of the planned and executed touches. At the end of this step, the new trial begun. The task was made up of 3 sessions (*adaptation*) of 50 trials each (10 repetitions for each of the 5 possible targets, randomly repeated).

The possible degrees of freedom of the upper body during the pointing task were limited by using a rigid brace to lock the wrist and velcro straps to fix the trunk and the head to the chair. Furthermore, the right wrist motion was altered by



Fig. 1. The subsequent trial stages of motor adaptation.

an elastic band fixed to an external support. Bands with different elasticity coefficients were employed in the three sessions, in order to reiterate the adaptation request. Mechanical characterization of the bands can be found in [6]. The stick had the purpose to reduce sensory feedback, to alter the nimbleness of the pointing gesture and to further complicate the task. Standardized instructions were administered by showing a PowerPoint® (Microsoft) presentation.

B. EEG and optoelectronic recordings

A 19-channel continuous EEG was recorded with Sam32 (MICROMED, Mogliano Veneto, Italy) amplifier. Ag/AgCl electrodes were placed according to the Standard International 10/20 system. Two additional monopolar electrodes were placed over Cb1 and Cb2. A1 and A2 were used as reference with a midforehead placement of the ground electrode. Bipolar electrodes were used for the collection of eye movements (EOG) at the outer canthi and below the right eye. Each electrode impedance was below 5kOhm. The A/D sampling rate was 1024 Hz.

Upper limb movement analysis was conducted using a 6-camera optoelectronic system with passive markers (SMART-E, BTS, Milan, Italy) working at a sampling rate of 50 Hz. Markers were placed on specific body landmarks according to the following marker set [7-8]: on C7, on the sternum, acromion, elbow, ulnar and radial styloid processes, second metacarpal head and on the end of the stick that replaced the forefinger (fingertip). Additional markers were placed on the screen and on the target for the initial calibration.

C. Data analysis

EEG data were cleaned up from ocular artefacts by means of the Independent Component Analysis (ICA) algorithm [9], and digitally filtered with a band pass filter in two different frequency bands (alpha 8-13 Hz and beta 13-21 Hz). Filtered EEG data were exported in MATLAB environment, epoched into non-overlapping segments of 2.0 s duration (-0.5 to 1.5 s) relative to cue presentation and into periods of 7.5 s duration (-2.5 to 5.0 s) relative to target presentation. The baseline period was taken before the beginning of each trial (-3.5 to -2.5 s before the target onset). Then, the rhythm synchronization (ERS) and desynchronization (ERD) were evaluated, in order to highlight variations in the EEG frequency content with respect to the baseline period. This was done according to the following expression:

$$\Delta P_j(i) = \frac{P_j(i) - P_{Rj}}{P_{Rj}} \times 100 \quad (1)$$

where $P_j(i)$ is the current power value in the j band, and P_{Rj} is the average power in the same band, calculated during the rest condition [10]. In order to study effects of task repetition and thus learning, epochs were averaged separately for the first (early adaptation), central (intermediate adaptation) and last trials (late adaptation) of each session.

Using a multi-purpose biomechanical software (SMART Analyzer, BTS spa, Milan, Italy) 3D marker coordinates and velocity of the fingertip marker were computed. 3D marker coordinates were filtered by means of a low-pass filter with a cutoff frequency of 10 Hz [8]. Each movement was then divided into three main phases: going phase (i.e. the phase of movement toward the target); adjusting phase (i.e. the phase of movement dedicated to precisely locating the target); and returning phase (i.e. the phase of phase toward the rest position).

Selected kinematic parameters were identified and calculated in each subject, trial and session:

- GMD index (Going Movement Duration): it was calculated as the time required for the transport phase toward the target;
- PV index (Peak of velocity): it was computed during the going phase and it represents the maximum value of the fingernail marker velocity;
- IC index (Index of Curvature): it was calculated as the ratio of the 3D fingertip trajectory to the linear distance between the initial and the final pointing position and it is representative of the movement smoothness during the ongoing phase

$$IC = \frac{L_{tr}}{L_0} \quad (2)$$

where L_{tr} is the length of the actual trajectory and L_0 is the minimum distance between the start and end points of the real trajectory [11];

- AJ index (Average Jerk): it is the mean value of the 1st derivative of the acceleration (i.e. Jerk), according to the following equation (3):

$$AJ = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\left(\frac{d^3x}{dt^3} \right)_i^2 + \left(\frac{d^3y}{dt^3} \right)_i^2 + \left(\frac{d^3z}{dt^3} \right)_i^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (3)$$

where $x(t)$, $y(t)$ and $z(t)$ are the x , y and z coordinates of the fingertip position at time i , with $i = 1, \dots, N$. It has been shown that AJ index decreases with increased smoothness of movement and that AJ is often used as a measure of the quality of selective motor control [12-13].

- IQR index (Average Inter-Quartile Range): is a measure of the average spread along a specified axis concerning the bunch of trajectories that the fingertip draws during subsequent repetition of the task

$$\overline{IQR}_a = \sum_{i=1}^N \frac{IQR_{i,a}}{N} \quad \text{with } a=x,y,z \quad (4)$$

The other markers' trajectories, and some kinematic measures derived thereof (e.g. articular angles), were also acquired, but they were not included in the present analysis.

D. Subjects

Three healthy subjects (1 male and 2 females) volunteered to take part in the study. Their mean age was 22 years (SD 1.73, range: 20-23). The Edinburgh Handedness Inventory [14] assessed right-handedness for all of them. Anthropometric and craniometric measures were taken. The participants had neither sensitive impairments (visual, muscular), nor any neurological disease. None of them had ever suffered a brain injury. None of them had parents suffering from psychiatric illnesses. The study was approved

by the local Institutional Review Board. Written informed consent was obtained from each subject.

III. RESULTS

The sudden introduction of the elasticity perturbation caused distorted movement trajectories and slower progression towards the targets during the early exposure phase whereas, as the subject adapted, these trajectories became straighter and smoother, revealing that the subjects were learning the internal model of the novel visuomotor perturbation. Learning was evident by an improvement of performance over time, that is, the sum of error amplitude was higher in the early adaptation as compared to the intermediate and late adaptations.

A. Behavioral results

Three kinds of error were observed during the execution of the administered task. Whenever the subject did not execute any movement after the presentation of a target sign an *omission* error was recorded; if movement started between the appearance of cue and target signs, an *anticipation* error was noted; trials in which the subjects touched the screen later than the deadline time were considered *postponement*. No other type of error was observed.

In the first session, subject 1 committed one omission. Instead, no performance errors were observed during sessions two and three. Subject 2 committed one anticipation error and one omission during the first session. One anticipation was observed during the second session and one omission during the third session. Subject 3 committed seven postponement errors (during the first five trials and in two later trials) during the first session, while he made one anticipation and one postponement during the second session and one postponement plus one omission during the third session. Overall, 11 errors were committed by the three subjects during the early trials of all sessions; 4 errors occurred during the intermediate trials and only 1 error was committed during the late trials.

B. Electrophysiological results

In the alpha band, a power decrease was observed during the movement preparation period, after the presentation of the cue sign (alphaERD), which was maximal over left centro-parietal electrode sites. It was followed by a recovery towards the baseline values (alphaERD). In the beta frequency range, a power decrease (betaERD) was always sustained during movement execution, until after task offset, and then followed by a rebound (betaERS) over the same scalp locations. The difference between maximum betaERS value and minimum betaERD was also considered for further analysis. Statistics performed for the described neural measures could provide no significant difference through the three different adaptation periods (early, intermediate and late), probably due to the scantiness of available data.

C. Kinematics results

During the targeting phase, a significant difference between the duration of the movements (GMD index) was found in the first and the second sessions ($p < 0.05$). IC and

AJ index were different for session 1 in comparison with session 2 and 3; in particular their values in the session 1 were 22% (for IC index) and 12% (for AJ index) lower than in session 2 and 3.

D. Biomarkers identification

A correlation study was carried out in order to disclose possible interplays between kinematic and neural parameters (Table 1). A correlation was found between alphaERD and the PV ($r=0.645$ with $p<0.05$); moreover, the GMD was found to be correlated with alphaERS. IC revealed a correlation with both betaERD and betaERS, while AJ showed a positive correlation with alphaERD and a negative one with alphaERS.

TABLE I
CORRELATIONS BETWEEN PARAMETERS FROM UPPER LIMB KINEMATICS/
INTER-QUARTILE RANGES AND ELECTROENCEPHALOGRAPHIC MEASURES

	rho	p-value
GMD vs. betaERS	0.136	0.518
GMD vs. alphaERS (*)	0.534	0.006
GMD vs. betaERD	0.040	0.848
GMD vs. alphaERD	-0.167	0.425
PV vs. betaERS	-0.196	0.347
PV vs. alphaERS	0.176	0.513
PV vs. betaERD	0.259	0.211
PV vs. alphaERD (*)	0.645	0.001
IC vs. betaERS (*)	0.417	0.004
IC vs. alphaERS	-0.002	0.991
IC vs. betaERD (*)	0.496	0.012
IC vs. alphaERD	-0.003	0.985
AJ vs. betaERS	-0.159	0.447
AJ vs. alphaERS (*)	-0.478	0.016
AJ vs. betaERD	0.379	0.062
AJ vs. alphaERD (*)	0.528	0.007
IQRx vs. betaERS (*)	0.376	0.011
IQRy vs. betaERS	0.225	0.138
IQRz vs. betaERS (*)	0.392	0.008
IQRx vs. betaERS-betaERD (*)	0.376	0.011
IQRy vs. betaERS-betaERD	0.239	0.114
IQRz vs. betaERS-betaERD (*)	0.399	0.007
IQRx vs. alphaERD	0.004	0.979
IQRy vs. alphaERD	0.109	0.476
IQRz vs. alphaERD	-0.067	0.663
IQRx vs. betaERD	-0.054	0.726
IQRy vs. betaERD	-0.216	0.154
IQRz vs. betaERD	-0.110	0.361

(*) indicates values which were considered statistically significant

Measures of electroencephalographic power and IQRs were then matched, in order to find possible correlations. The vertical dimension (z) was the one which provided the maximal correlation with neural measures, and specifically with ERS in the beta range ($p<0.05$). The horizontal dimension (x) provided significant results with the same measures as well. The depth dimension (y), on the contrary, could not provide any significant evidence.

IV. DISCUSSION

The relationship between primary motor cortex and movement kinematics has been shown in nonhuman primate studies of hand reaching or drawing tasks. Recordings

obtained from invasively implanted electrodes have demonstrated that the neural activities accompanying or immediately preceding the movement encode the direction, speed and other information [15]. Meanwhile, noninvasive EEG signals recorded from the surface of the scalp were able to recover the body part of imagined movements in human subjects, but without any kinematic information [10]. Some groups have decoded the direction of actual reaching movement in center-out hand tasks [16], while Yuan et al. [17] have found that the speed information of imagined hand movement can be continuously decoded from the EEG signals. Although it is known that EEG power changes reflect alterations in the local interactions between neurons and interneurons during motion, the relationship between such changes in EEG rhythm and movement adaptation is far from being disentangled. The amount of anatomical constraints involved in motion, indeed, may be a major factor contributing the enormous complexity of adaptation processes which occur during task-specific practice.

In this methodological study, we searched for relationships between the kinematics of hand movement and the EEG activity in human subjects, by studying responses to the cued preparation to move and to the movement itself separately. A perturbation of the environment conditions was introduced in order to give rise to motor adaptation. Execution errors were committed prevalently during the early trials of all sessions, being nearly absent in the late trials. The execution errors we induced, most probably arisen by the mismatch between the consolidated internal models and the environmental perturbation, were intended to prime a re-calibration of the internal models themselves (of both dynamics and kinematics), on their turn resulting in changes in motor commands and, thus, adaptation. Desmurget and Grafton [18] pointed out that error signals play an important role to help the motor system smoothly correct movements in motor adaptation.

Relationships between the Going Movement Duration (GMV) and alphaERS during the phase of movement planning have been found. In regard to speed encoding, similar correlations were observed between the peak velocity (PV) and pre-movement alphaERD, and between average jerk (AV) and alpha ERD/ERS during the planning step of movement realization. Whether this unconscious preparation of voluntary movement corresponds to a relatively unspecific pre-activation/priming of neurons in motor areas [10] or rather reflects the development of task-specific cognitive strategies [3] is still matter of debate. Results, however, suggest that the three kinematic measures listed above mirror the activity of those neural resources mainly involved in the retrieving of previously encoded motor schemes, and then chiefly depend on the pre-movement neural planning.

On the other hand, the Index of Curvature (IC) and the Inter Quartile Range (IQR) seem to be sensibly mirrored by post-movement neural processing (betaERS rebound). Interestingly, one of the major macroscopic evidences of motor learning is the increase of movement fluidity. Well-established literature provides evidence that fluidity comes

along with drastic modifications of the IC and AJ, which is, indeed, commonly considered a measure of movement smoothness. Moreover, previous findings give evidence that repeated performance of a complex motor task is usually associated with a decrease in kinematic variance, detected by IQR index [5]. Then, it seems reasonable that these two facets of motor realization can be those mostly involved in feedback process, or even motor schemes reconsidering.

Results presented herein suggest that (1) partially different populations of motor neurons were activated during the preparation and execution of motor realization [10,19], (2) kinematic outcome alternatively *results from or accounts for* distinct neural processes, and (3) the identification and isolation of those neural and kinematic parameters that mostly mirror human motor performance throughout adaptation seems feasible.

One limitation of this study resides in the fact that the motor protocol, though pseudo-randomly generated, has been administered to the three volunteers with no adjustments for the stimulation sequence. This choice has allowed the exact comparison between subjects' motor realizations, but will bar the chance to study the Bayesian content of adaptation. Much worse, a deterministic repetition among subjects of such a Bayesian contribution could have somehow biased the measurements. This fact implies that a different motor sequence could theoretically originate different values of the extracted indexes [20]. Nevertheless, being Bayesian contribution of neural origin, we deem that this limitation has no chance to condition the correlations presented above.

In the near future, the enrollment of a larger group of volunteers will allow the extensive study of the parameters presented herein.

V. CONCLUSION

This study aimed to set up a group of biomarkers potentially reflecting the dynamic cognitive-motor states of subjects who had to learn how to interact with a changing environment. The use of such biomarkers could help in tracking the subjects' performance and/or their learning stage, but could also contribute in deciphering potential causes of poor learning performance or failure of sensorimotor adaptation. Last, neuro-motor indexes could also reveal the sources of alterations in behavioral performance, which cannot be disclosed by kinematic parameters alone. Poor learning/adaptation performance, indeed, could be due to other factors such as stress or fatigue.

ACKNOWLEDGMENT

The authors are grateful to the students who attended the lab and enthusiastically took part in research activity: Massimo Ferrari, Thomas Mellace, Mauro Pietribiasi, Chiara Sagredini and Luca Viola.

REFERENCES

- [1] Newell K.M. and Ranganathan R. Some contemporary issues in motor Learning. In *Progresses in motorcontrol*. D. Sternard (ed.), 2009; 395-404. Springer
- [2] Schmidt R.A., Lee T.D. *Motor control and learning: a behavioural emphasis - 4th ed.* 2005. Champaign (IL): Human Kinetics.
- [3] Kranczoch C, Athanassiou S, Shen S, Gao G, Sterr A. Short-term learning of a visually guided power-grip task is associated with dynamic changes in EEG oscillatory activity. *ClinNeurophysiol*. 2008 Jun;119(6):1419-30. Epub 2008 Apr 1.
- [4] Slobounov S, Ray W, Cao C, Chiang H. Modulation of cortical activity as a result of task-specific practice. *NeurosciLett* 2007;421(2):126-31.
- [5] Newell, K.M., Deutsch, K.M., Sosnoff, J.J., & Mayer-Kress, G. (2006). Variability in motor output as noise: a default and erroneous proposition?. In K. Davids, S. Bennett and K.M. Newell (eds.), *Movement system variability* (pp 3-23). Champaign: Human Kinetics
- [6] Hughes C.J., Hurd K., Jones A., Sprigle S. Resistance Properties of Thera-Band® Tubing During Shoulder Abduction Exercise. 1999;29(7):413-420.
- [7] Rab G, Petuskey K, Bagley A. A method for determination of upper extremity kinematics. *Gait Posture* 2002; 15: 113-119.
- [8] Menegoni F, Milano E, Trotti C, Galli M, Bigoni M, Baudo S., Mauro A. Quantitative evaluation of functional limitation of upper limb movements in subjects affected by ataxia. *European Journal of Neurology* 2009; 16: 232-239
- [9] Makeig, S., A. J. Bell, T. P. Jung, and T. J. Sejnowski. Independent component analysis of electroencephalographic data. *Adv. Neural Inf. Process. Syst.* 8:145-151,1996.
- [10] Pfurtscheller G., Lopes da Silva F.H., Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles. *ClinicalNeurophysiology* 110 (1999) 1842-1857.
- [11] Archambault P, Pigeon P, Feldman AG, Levin MF Recruitment and sequencing of different degrees of freedom during pointing movements involving the trunk in healthy and hemiparetic subjects. *Exp Brain Res* .1999 May;126(1):55-67
- [12] Caimmi M, Carda S, Giovanzana C, Maini ES, Sabatini AM, Smania N, Molteni F. Using kinematic analysis to evaluate constraint-induced movement therapy in chronic stroke patients. *Neurorehabilitation and neural Repair* 2008; 22: 31-39
- [13] Feng CJ, Mak AF. Three-dimensional motion analysis of the voluntary elbow movement in subjects with spasticity. *IEEE Trans Rehab Eng* 1997; 5 (3): 253-262
- [14] Oldfield, R. C. The assessment and analysis of handedness: The Edinburgh inventory. *Neuropsychologia*, 1971, 9, 97-113.
- [15] Heldman DA, Wang W, Chan SS, Moran DW. Local field potential spectral tuning in motor cortex during reaching. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*. 2006 Jun;14(2):180-3.
- [16] Bradberry TJ, Rong F, Contreras-Vidal JL. Decoding center-out hand velocity from MEG signals during visuomotor adaptation. *Neuroimage*. 2009 Oct 1;47(4):1691-700.
- [17] Yuan H, Perdoni C, He B. Relationship between speed and EEG activity during imagined and executed hand movements. *J Neural Eng*. 2010 Apr;7(2):26001.
- [18] Desmurget M., Grafton S. (2000) Forward modeling allows feedback control for fast reaching movements. *Trends Cogn Sci* 4:423- 431.
- [19] Smith M. A., Ghazizadeh A., Shadmehr R. (2006). Interacting Adaptive Processes with Different Timescales Underlie Short-Term Motor Learning. *PLoS Biol* 4(6):e179
- [20] Krakauer J.W., Mazzoni P., Ghazizadeh A., Ravindran R., Shadmehr R. (2006). Generalization of Motor Learning Depends on the History of Prior Action. *PLoS Biol* 4(10):e316

ALLEGATO 2

Contributo inviato per la partecipazione al Congresso EMBS 2010

A Methodological Study for the Multifactorial Assessment of Motor Adaptation: Integration of Kinematic and Neural Factors

Erika Molteni, Ezio Preatoni, Veronica Cimolin, Anna M. Bianchi, Manuela Galli and Renato Rodano

Abstract—The aim of this work was to design a multimodal approach for the investigation of the different factors Motor Learning involves (e.g. planning, execution, correction, ...). Attention was focused onto the issue of Motor Adaptation (MA), which takes place when learning of a partially (but not completely) new motor strategy is needed. We hereby present a report about the methodological set-up which has been developed and tested for the investigation of motor adaptation during repetitive pointing tasks. We exploited the potentialities of the combined use of electroencephalographic and motion analysis techniques to find possible relation between the activity of the central nervous system and the neuro-musculo-skeletal one. The adaptation-related changes in oscillatory brain activity and movement kinematics were monitored during a visually-guided, feedback-controlled, sequence of pointing tasks. Our preliminary results suggest that the proposed protocol: (i) can discern modifications of brain activity in the alpha and beta frequency bands; (ii) is sensible to kinematic alterations; and, (iii), allows a quantitative evaluation of performance in terms of both final result and motor patterns. In this work we identified a bunch of possible neuro-motor biomarkers, which we propose as possible indicators of adaptation.

I. INTRODUCTION

MOTOR ADAPTATION (MA) takes place while learning of a partially (but not completely) new motor strategy is needed, and is realised through the mapping of new patterns between previously known movements and actual goals [1]. MA consists in improving and consolidating the motor output so that it matches the desired goal. This fact likely results from changes in both central (e.g. planning and feedback evaluation) and peripheral (e.g. execution and sensory) processes. Despite many authors have addressed the issue of MA by studying the behaviour of the brain and/or the neuromuscular system, there is still lack of knowledge about the way these two elements integrate information, interact, modulate and even cross talk during

Manuscript submitted April 22, 2010.

The research was partially supported by the Dipartimento di Bioingegneria at Politecnico di Milano through the "Giovani Bioingegneri 2009" project.

E. Molteni, and A. M. Bianchi are with the IIT Unit, Dipartimento di Bioingegneria, Politecnico di Milano, Italy. (e-mail: erika.molteni@polimi.it; annamaria.bianchi@polimi.it).

E. Preatoni is with the Dipartimento di Industrial Design, Arti, Comunicazione e Moda (INDACO), Politecnico di Milano, Italy. (e-mail: ezio.preatoni@polimi.it).

V. Cimolin, M. Galli and R. Rodano are with the Dipartimento di Bioingegneria, Politecnico di Milano, Italy.

(e-mail: veronica.cimolin@biomed.polimi.it; manuela.galli@polimi.it; renato.rodano@polimi.it).

learning/adapting. Hence, important indication may derive from the contemporary study of (i) the activity of the central nervous system, and (ii) of the executed movement.

The electroencephalography (EEG) is well suited to draw out differences in brain-state which go along with repetitive motor execution aiming at learning effective strategies and developing skills in visuomotor and/or sensorimotor tasks [2-3]. Previous literature has revealed that, with increasing task practice, larger neuronal networks are activated in the alpha band in preparation for the task. This is probably due to the amplification of the activity within existing networks to subserve improved performance. A progressive power decrease in the beta band has also been found during the execution stage of movement [2]. Little, though, is known about whether short-term adaptation also affects the neural networks associated with motor preparation and post-movement processes.

The study of body kinematics and of the motor performance may be useful to understand in which way and how proficiently the planned motor program is realized. Moreover, the analysis of movement variability (MV) throughout subsequent repetitions of the same motor task may give indication about the reliability of the execution, and may provide information about the functional changes connected to the system health status, to its evolutions, and to its flexibility and adaptability to variable external conditions [4].

Therefore, a thorough assessment of motor adaptation would benefit from the concurrent study of biomechanic and electroencephalographic evidences, besides the traditional indexes of performance. Researchers' present challenge is the integration of these multifaceted information, and their batching into physiologically and clinically relevant biomarkers.

We hereby present a report about the methodological set up which has been developed and tested for the investigation of motor adaptation during a repetitive pointing task. The protocol specifically aims at clarifying how short-term MA affects both kinematics and brain activity during the preparation, execution, and post-movement stage of a visuomotor task.

II. MATERIALS AND METHODS

A. Protocol

The test was performed in a dimly lit and quiet room. The subjects were seated on a comfortable chair. A 17" touch-screen monitor was placed at a distance between the target plane and the acromion that corresponded to the 95% of the

arm length. The experiment consisted in 150 repetitions of pointing tasks (Fig. 1). During each trial, the subject had to stare at a round cross-shaped cue sign first. This sign was meant to give advanced warn of the reaching point (*planning* stage). The subject was instructed not to move at this stage, and to wait till a full circle (target) appeared in the same position. The subject had to touch the centre of the target with the tip of a wand whose dimension and positioning had been designed to substitute the right forefinger (*execution*). The interval between cue and target signs was randomized between 1.5 and 2.0 s in order to avoid movement anticipation. After movement execution, feedback information about performance was given in the form of a red point indicating the point touched together with a success/failure message based on the closeness of the planned and executed touches. At the end of this step, the new trial begun. The task was made up of 3 sessions (*adaptation*) of 50 trials each (10 reps for each of the 5 possible targets, randomly repeated).

The possible degrees of freedom of the upper body during the pointing task were limited by using a rigid brace to lock the wrist and velcro straps to fix the trunk and the head to the chair. Furthermore, the right wrist motion was altered by an elastic band fixed to an external support. Bands with different elasticity coefficients were employed in the three sessions, in order to reiterate the adaptation request. The stick reduced sensory feedback and further complicated the task. Standardized instructions were administered.

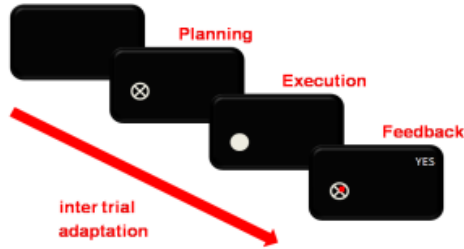


Fig. 1. The subsequent trial stages (left to right).

B. EEG and optoelectronic recordings

A 19-channel continuous EEG was recorded with Sam32 (MICROMED) amplifier. Ag/AgCl electrodes were placed according to the Standard International 10/20 system. Two additional monopolar electrodes were placed over Cb1 and Cb2. A1 and A2 were used as reference with a midforehead placement of the ground electrode. Bipolar electrodes were used for the collection of eye movements (EOG) at the outer canthi and below the right eye. Each electrode impedance was below 5kOhm. The A/D sampling rate was 1024 Hz.

Upper limb movement analysis was conducted using a 6-camera optoelectronic system with passive markers (SMART-E, BTS, Milan, Italy) working at a sampling rate of 50 Hz. Markers were placed on specific body landmarks according to the following marker set [5-6]: on C7, on the sternum, acromion, elbow, ulnar and radial styloid processes, second metacarpal head and on the end of the stick that replaced the forefinger (fingertip). Additional

markers were placed on the screen and on the target for the initial calibration.

C. Data analysis

EEG data were cleaned up from ocular artefacts by means of the Independent Component Analysis (ICA) algorithm, and digitally filtered with a band pass filter in two different frequency bands (alpha 8-13 Hz and beta 13-21 Hz). Filtered EEG data were epoched into non-overlapping segments of 2.0 s duration (-0.5 to 1.5 s) relative to cue presentation and into periods of 7.5 s duration (-2.5 to 5.0 s) relative to target presentation. The baseline period was taken before the beginning of each trial (-3.5 to -2.5 s before the target onset). Then, the rhythm synchronization and desynchronization (ERS/ERD) were evaluated, in order to put into evidence variations in the EEG frequency content with respect to the baseline period, according to the following expression:

$$\Delta P_j(i) = \frac{P_j(i) - P_{Rj}}{P_{Rj}} \times 100 \quad (1)$$

where $P_j(i)$ is the current power value in the j band, and P_{Rj} is the average power in the same band, calculated during the rest condition [7]. In order to study effects of task repetition and thus learning, epochs were averaged separately for the first (early adaptation), central (intermediate adaptation) and last trials (late adaptation) of each session.

Using a multi-purpose biomechanical software (SMART Analyzer, BTS spa, Milan, Italy) 3D marker coordinates and velocity of the fingertip marker were computed. 3D marker coordinates were filtered by means of a low-pass filter with a cutoff frequency of 10 Hz [6]. Each movement was then divided into three main phases: going phase (i.e. the phase of movement toward the target); adjusting phase (i.e. the phase of movement dedicated to precisely locating the target); and returning phase (i.e. the phase of phase toward the rest position).

Selected kinematic parameters were identified and calculated in each subject, trial and session:

- Going Movement Duration (GMD index): it was calculated as the time required for the transport phase toward the target;
- Peak of velocity (PV index): it was computed during the going phase and it represents the maximum value of the fingernail marker velocity;
- Index of Curvature (IC): it was calculated as the ratio of the 3D fingertip trajectory to the linear distance between the initial and the final pointing position and it is representative of the movement smoothness during the ongoing phase;
- Average Jerk (AJ): it is the mean value of the 1st derivative of the acceleration (i.e. Jerk), according to the following equation (2):

$$AJ = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[\left(\frac{d^2x}{dt^2} \right)_i^2 + \left(\frac{d^2y}{dt^2} \right)_i^2 + \left(\frac{d^2z}{dt^2} \right)_i^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (2)$$

where $x(t)$, $y(t)$ and $z(t)$ are the x , y and z coordinates of the fingertip position at time i , with $i=1, \dots, N$. It has been shown that AJ index decreases with increased

smoothness of movement and that AJ is often used as a measure of the quality of selective motor control [8-9].

- Average Inter-Quartile Range: is a measure of the average spread along a specified axis concerning the bunch of trajectories that the fingertip draws during subsequent repetition of the task

$$IQR_a = \frac{\sum_{i=1}^n |IQR_{i,a}|}{n} \quad \text{with } a=x,y,z \quad (3)$$

The other markers' trajectories, and some kinematic measures derived thereof (e.g. articular angles), were also acquired, but they were not included in the present analysis.

D. Subjects

Three right-handed healthy subjects (1 male and 2 females) volunteered to take part in the study. Their mean age was 22 years (SD 1.73, range: 20-23). The participants had neither sensitive impairments (visual, muscular), nor any neurological disease. None of them had ever suffered a brain injury. None of them had parents suffering from psychiatric illnesses. The study was approved by the local Institutional Review Board. Written informed consent was obtained from each subject.

III. RESULTS

The sudden introduction of the elasticity perturbation caused distorted movement trajectories and slower progression towards the targets during the early exposure phase whereas, as the subject adapted, these trajectories became straighter and smoother, revealing that the subjects were learning the internal model of the novel visuomotor perturbation. Learning was evident by an improvement of performance over time, that is, the sum of error amplitude was higher in the early adaptation as compared to the intermediate and late adaptations.

A. Electrophysiological results

In the alpha band, a power decrease was observed during the movement preparation period, after the presentation of the cue sign (alphaERD), which was maximal over left centro-parietal electrode sites. It was followed by a recovery towards the baseline values (alphaERD). In the beta frequency range, a power decrease (betaERD) was always sustained during movement execution, until after task offset, and then followed by a rebound (betaERS) over the same scalp locations. The difference between maximum betaERS value and minimum betaERD was also considered for further analysis. Statistics performed for the described neural measures could provide no significant difference through the three different adaptation periods (early, intermediate and late), probably due to the scantiness of available data.

B. Kinematics results

During the targeting phase, a significant difference between the duration of the movements (GMD index) was found in the first and the second sessions ($p < 0.05$). IC and AJ index were different for session 1 in comparison with session 2 and 3; in particular their values in the session 1 were 22% (for IC index) and 12% (for AJ index) lower than in session 2 and 3.

C. Biomarkers identification

A correlation study was carried out in order to disclose possible interplays between kinematic and neural parameters (Table 1). A correlation was found between alphaERD and the PV ($r=0.645$ with $p < 0.05$); moreover, the GMD was found to be correlated with alphaERS. IC revealed a correlation with both betaERD and betaERS, while AJ showed a positive correlation with alphaERD and a negative one with alphaERS.

TABLE I
CORRELATIONS BETWEEN PARAMETERS FROM UPPER LIMB KINEMATICS AND ELECTROENCEPHALOGRAPHIC MEASURES

	rho	p-value
GMD vs. betaERS	0.136	0.518
GMD vs. alphaERS (*)	0.534	0.006
GMD vs. betaERD	0.040	0.848
GMD vs. alphaERD	-0.167	0.425
PV vs. betaERS	-0.196	0.347
PV vs. alphaERS	0.176	0.513
PV vs. betaERD	0.259	0.211
PV vs. alphaERD (*)	0.645	0.001
IC vs. betaERS (*)	0.417	0.004
IC vs. alphaERS	-0.002	0.991
IC vs. betaERD (*)	0.496	0.012
IC vs. alphaERD	-0.003	0.985
AJ vs. betaERS	-0.159	0.447
AJ vs. alphaERS (*)	-0.478	0.016
AJ vs. betaERD	0.379	0.062
AJ vs. alphaERD (*)	0.528	0.007

(*) indicates values which were considered statistically significant

Measures of electroencephalographic power and IQRs were then matched, in order to find possible correlations (Table 2). The vertical dimension (z) was the one which provided the maximal correlation with neural measures, and specifically with ERS in the beta range ($p < 0.05$). The horizontal dimension (x) provided significant results with the same measures as well. The depth dimension (y), on the contrary, could not provide any significant evidence.

TABLE II
CORRELATIONS BETWEEN INTER-QUARTILE RANGES AND ELECTROENCEPHALOGRAPHIC MEASURES

	rho	p-value
IQRx vs. betaERS (*)	0.376	0.011
IQRy vs. betaERS	0.225	0.138
IQRz vs. betaERS (*)	0.392	0.008
IQRx vs. betaERS-betaERD (*)	0.376	0.011
IQRy vs. betaERS-betaERD	0.239	0.114
IQRz vs. betaERS-betaERD (*)	0.399	0.007
IQRx vs. alphaERD	0.004	0.979
IQRy vs. alphaERD	0.109	0.476
IQRz vs. alphaERD	-0.067	0.663
IQRx vs. betaERD	-0.054	0.726
IQRy vs. betaERD	-0.216	0.154
IQRz vs. betaERD	-0.110	0.361

(*) indicates values which were considered statistically significant

IV. DISCUSSION

The relationship between primary motor cortex and movement kinematics has been shown in nonhuman primate studies of hand reaching or drawing tasks. Recordings obtained from invasively implanted electrodes have

demonstrated that the neural activities accompanying or immediately preceding the movement encode the direction, speed and other information [10]. Meanwhile, noninvasive EEG signals recorded from the surface of the scalp were able to recover the body part of imagined movements in human subjects, but without any kinematic information [7]. Some groups have decoded the direction of actual reaching movement in center-out hand tasks [11], while Yuan et al. [12] have found that the speed information of imagined hand movement can be continuously decoded from the EEG signals. Although it is known that EEG power changes reflect alterations in the local interactions between neurons and interneurons during motion, the relationship between such changes in EEG rhythm and movement adaptation is far from being disentangled. The amount of anatomical constraints involved in motion, indeed, may be a major factor contributing the enormous complexity of adaptation processes which occur during task-specific practice.

In this methodological study, we searched for relationships between the kinematics of hand movement and the EEG activity in human subjects, by studying responses to the cued preparation to move and to the movement itself separately.

Relationships between the Going Movement Duration (GMV) and alphaERS during the phase of movement planning have been found. In regard to speed encoding, similar correlations were observed between the peak velocity (PV) and pre-movement alphaERD, and between average jerk (AV) and alpha ERD/ERS during the planning step of movement realization. Whether this unconscious preparation of voluntary movement corresponds to a relatively unspecific pre-activation/priming of neurons in motor areas [7] or rather reflects the development of task-specific neurocognitive strategies [2] is still matter of debate. Results, however, suggest that the three kinematic measures listed above mirror the activity of those neural resources mainly involved in the retrieving of previously encoded motor schemes, and then chiefly depend on the pre-movement neural planning.

On the other hand, the Index of Curvature (IC) and the Inter Quartile Range (IQR) seem to be sensibly mirrored by post-movement neural processing (betaERS rebound). Interestingly, one of the major macroscopic evidences of motor learning is the increase of movement fluidity. Well-established literature provides evidence that fluidity comes along with drastic modifications of the IC and AJ, which is, indeed, commonly considered a measure of movement smoothness. Moreover, previous findings give evidence that repeated performance of a complex motor task is usually associated with a decrease in kinematic variance, mirrored inside IQR index [4]. Then, it seems reasonable that these two facets of motor realization can be those mostly involved in feedback process, or event motor schemes reconsidering. Results presented herein suggests that (1) partially different populations of motor neurons were activated during the preparation and execution of motor realization [7] and (2) kinematic outcome alternatively *results from or accounts for* distinct neural processes, and (3) the identification and isolation of those neural and kinematic parameters that

mostly mirror human motor performance throughout adaptation seems feasible. In the near future, the enrollment of a larger group of volunteers will allow the extensive study of the parameters presented herein.

V. CONCLUSION

This study aimed to set up a group of biomarkers potentially reflecting the dynamic cognitive-motor states of subjects who had to learn how to interact with a changing environment. The use of such biomarkers could help in tracking the subjects' performance and/or their learning stage, but could also contribute in deciphering potential causes of poor learning performance or failure of sensorimotor adaptation. Last, neuro-motor indexes could also reveal the sources of alterations in behavioral performance, which cannot be disclosed by kinematic parameters alone. Poor learning/adaptation performance, indeed, could be due to other factors such as stress or fatigue.

ACKNOWLEDGMENT

The authors are grateful to the students who attended the lab during recordings: Massimo Ferrari, Thomas Mellace, Mauro Pietribiasi, Chiara Sagredini and Luca Viola.

REFERENCES

- [1] Newell K.M. and Ranganathan R. Some contemporary issues in motor Learning. In *Progresses in motorcontrol*. D. Sternard (ed.). 2009; 395-404. Springer
- [2] Kranczioch C, Athanassiou S, Shen S, Gao G, Sterr A. Short-term learning of a visually guided power-grip task is associated with dynamic changes in EEG oscillatory activity. *ClinNeurophysiol*. 2008 Jun;119(6):1419-30. Epub 2008 Apr 1.
- [3] Slobounov S, Ray W, Cao C, Chiang H. Modulation of cortical activity as a result of task-specific practice. *NeurosciLett* 2007;421(2):126-31.
- [4] Newell, K.M., Deutsch, K.M., Sosnoff, J.J., & Mayer-Kress, G. (2006). Variability in motor output as noise: a default and erroneous proposition?. In K. Davids, S. Bennett and K.M. Newell (eds.), *Movement system variability* (pp 3-23). Champaign: Human Kinetics
- [5] Rab G, Petuskey K, Bagley A. A method for determination of upper extremity kinematics. *Gait Posture* 2002; 15: 113-119.
- [6] Menegoni F, Milano E, Trotti C, Galli M, Bigoni M, Baudo S., Mauro A. Quantitative evaluation of functional limitation of upper limb movements in subjects affected by ataxia. *European Journal of Neurology* 2009; 16: 232-239
- [7] Pfurtscheller G., Lopes da Silva F.H., Event-related EEG/MEG synchronization and desynchronization: basic principles. *ClinicalNeurophysiology* 110 (1999) 1842-1857.
- [8] Caimmi M, Carda S, Giovanzana C, Maini ES, Sabatini AM, Smania N, Molteni F. Using kinematic analysis to evaluate constraint-induced movement therapy in chronic stroke patients. *Neurorehabilitation and neural Repair* 2008; 22: 31-39
- [9] Feng CJ, Mak AF. Three-dimensional motion analysis of the voluntary elbow movement in subjects with spasticity. *IEEE Trans Rehab Eng* 1997; 5 (3): 253-262
- [10] Heldman DA, Wang W, Chan SS, Moran DW. Local field potential spectral tuning in motor cortex during reaching. *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng*. 2006 Jun;14(2):180-3.
- [11] Bradberry TJ, Rong F, Contreras-Vidal JL. Decoding center-out hand velocity from MEG signals during visuomotor adaptation. *Neuroimage*. 2009 Oct 1;47(4):1691-700.
- [12] Yuan H, Perdoni C, He B. Relationship between speed and EEG activity during imagined and executed hand movements. *J Neural Eng*. 2010 Apr;7(2):26001.

ALLEGATO 3

Contributo inviato per la partecipazione al Congresso GNB 2010

PROPOSAL OF A MULTIMODAL APPROACH TO MOTOR ADAPTATION

E. Molteni¹, E. Preatoni², V. Cimolin³, M. Galli³, R. Rodano³, A. Bianchi¹

¹IIT Unit, Dipartimento di Bioingegneria, Politecnico di Milano, Italy

²Dipartimento di Industrial Design, Arti, Comunicazione e Moda (INDACO), Politecnico di Milano, Italy

³Dipartimento di Bioingegneria, Politecnico di Milano, Italy

INTRODUCTION

Motor learning (ML) is defined as the process of acquiring (permanent) mastery in a new skill through practice or experience [1,2]. The capability of producing skilled actions is the outcome of many complex internal and external factors: the way the central nervous plans the movement and coordinates neuro-musculo-skeletal system; the way this program is transferred to peripheral actuators and controlled through feedback information; the influence of changeable environmental condition. ML cannot be directly observed. Rather, it must be studied on the basis of the permanent changes in motor behaviour it involves [1]. Many authors have addressed the issue of ML from different perspectives (neural, chemical, genetic, biomechanical, ...). However few studies have tried to set up a multifactorial approach to the learning process, and to assess not only the final performance, but also the neural and kinematic patterns cooperating in producing such a result.

The aim of this work was to design a multimodal approach that may help in getting more insight into the different factors ML involves (e.g. planning, execution, correction, ...). Attention was focused onto the issue of motor adaptation, which takes place when learning of a partially (but not completely) new motor strategy is needed, and is realized through the mapping of new patterns between previously known movements and actual goals [2]. We hereby present a preliminary report about the methodological set up which has been developed and tested for the investigation of motor adaptation during repetitive pointing tasks at neural and kinematic level.

METHODS

Participants: One right-handed healthy male was the subject of this feasibility study.

Experimental Protocol: The experiment consisted in 150 repetitions of a pointing task. During each trial, the subject sat in front of a touch screen monitor, where a sequence of visual stimuli was presented (Fig. 1). He had to stare at a round cross-shaped cue sign first. This sign was meant to give advanced warn of the reaching point (*planning* stage).

The subject was instructed not to move at this stage. Then, a full circle appeared in the same position and the subject was instructed to reach the designated point on the touch screen with a pointing-stick bond to the right wrist in place of the forefinger (*execution*). After the movement execution, feedback information about performance was given in the form of a red point indicating the touched screen point and a success/failure message based on the distance between the planned and executed touch. The movement sequence was made up of 3 sessions (*adaptation*) of 50 trials each. Possible positions appearing on the screen were five, randomly repeated. The right wrist was anchored to a support by means of an elastic band during the sessions. Bands with different elasticity coefficients were employed in the three sessions, in order to reiterate the adaptation request.

Acquisition: A 19-channel continuous EEG was recorded by means of Sam32 amplifier (MICROMED) according to the Standard International 10/20 system. Two additional monopolar electrodes were placed over Cb1 and Cb2. A1 and A2 were used as reference with a midforehead placement of the ground electrode. A bipolar derivation collected eye movements (EOG) and three bipolar derivations were used for the recording of muscular activity of the biceps and triceps brachii and of the deltoid (EMG). The A/D sampling rate was 1024 Hz. Each electrode impedance was below 5kOhm. Upper limb and trunk kinematics was analysed using a 6-cameras optoelectronic system with passive markers (SMART-E, BTS, Milan, Italy) working at a sampling rate of 50 Hz. A biomechanical model was defined and used for the quantification of the upper extremity movement[3].

Data processing: EEG track underwent artefact removal and then was filtered for isolating the alpha (5-15 Hz) and beta (12-28 Hz) bands. Alpha and beta tracks were cut into epochs with respect to the



Fig. 1: The subsequent protocol stages (left to right).

cue and target events separately. Signal from C3 electrode was processed to extract event-related synchronization/de-synchronization (ERS/ERD) information [4]. Selected kinematic parameters were identified and calculated from the markers' trajectories in order to quantify the upper limb strategy in the pointing movement. In particular the duration and velocity of movement execution, the index of curvature [5], the average jerk [6], the adjusting sway, the end point error [5] were computed.

RESULTS AND DISCUSSION

The neuromotor system shows strong trial-by-trial adaptation in response to random execution errors [7]. Such adaptation may emerge: (a) at the neural level, through the modification of brain activity; (b) at the kinematic level, through the modification and/or refinement of motor trajectories; and (c) at a behavioral level, through the identification of new strategies and the improvement of performance. Only a few previous works have addressed the combined analysis and interpretation of behavioral indexes, kinematic evidences and neural correlates of motor adaptation [8]. Our preliminary results suggested that the proposed protocol can discern modifications of brain activity in the beta band (12-28 Hz) contralaterally to the movement. Fig. 2 shows beta de-synchronization connected with motor execution, and the re-synchronization which follows the movement. The different stages of adaptation are plotted separately, and the reduction in the peak value of percentage power increase with practice is displayed (Fig. 2) [9]. Sensitivity of the protocol to perturbed conditions was confirmed by the planar representation of the pointer trajectories, that highlighted different median patterns during

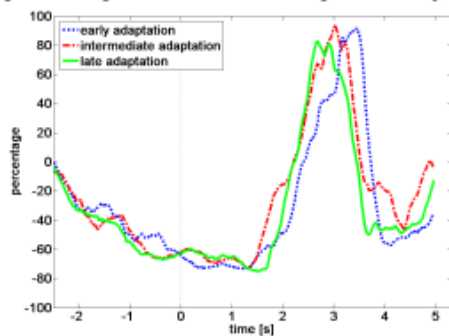


Fig. 2: ERD/ERS in the beta band. Advanced stages of adaptation show reduction of peak value of the beta power re-increase in C3.

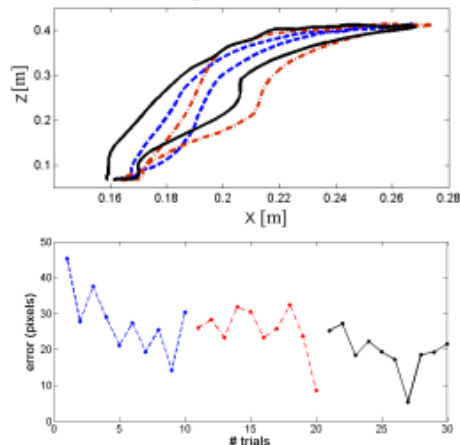


Fig. 3: Planar median trajectories of the forefinger for target position n°3 (top) and errors in pointing execution (bottom). Dashed lines refer to the first condition (free-to-move arm), dash-dot and solid lines to altered conditions (soft and hard elastic band).

altered conditions (elastic band resistance) with respect to the baseline condition (upper limb free to move) (Fig. 3 – top). Finally, a quantitative evaluation of performance was obtained by plotting the absolute differences between the central pixel of the target and the point touched by the subject (Fig. 3 – bottom). Error mapping evidenced a trend of reduction for the examined subject.

The protocol will be tested on a group of healthy volunteers, and the preliminary results here presented will undergo further confirmation.

ACKNOWLEDGMENTS

The research was partially supported by the Dipartimento di Bioingegneria at Politecnico di Milano through the “Giovani Bioingegneri 2009” project. The authors are grateful to the students who attended the lab and took part in research activity: Massimo Ferrari, Thomas Mellace, Mauro Pietribiasi, Chiara Sagredini and Luca Viola.

REFERENCES

- [1] Schmidt R.A., Lee T.D. Motor control and learning: a behavioural emphasis – 4th ed. 2005. Champaign (IL): Human Kinetics.
- [2] Newell K.M. and Ranganathan R. Some contemporary issues in motor Learning. In Progresses in motor control. D. Sternard (ed.). 2009; 395–404. Springer
- [3] Rab G et al. Gait Posture. 2002 Apr;15(2):113-9.
- [4] Pfurtscheller G. and Lopes da Silva FH. Clin Neurophysiol. 1999 Nov;110(11):1842-57. Review.
- [5] Menegoni F. et al. European Journal of Neurology 2009; 16: 232-239
- [6] Feng CJ, Mak AF. IEEE Trans Rehab Eng 1997; 5 (3): 253-262
- [7] Thoroughman KA et al. Prog Brain Res. 2007;165:373-82. Review.
- [8] Bradberry TJ. et al. J Neurosci. 2010 Mar 3;30(9):3432-7.
- [9] Krancioch C. et al. Clin Neurophysiol. 2008 Jun;119(6):1419-30.