



UNIVERSITA' POLITECNICA DELLE MARCHE
FACOLTA' DI INGEGNERIA

Corso di Laurea Triennale in Ingegneria Biomedica

**VALUTAZIONE DELL'ATTIVITA' MIOELETTTRICA DURANTE I COMPITI
DI ACTION OBSERVATION E MENTAL IMAGERY**

Assessment of myoelectric activity during Action Observation and Mental Imagery
tasks

Relatore:

Prof.ssa. Federica Verdini

Correlatori:

Prof. Alessandro Mengarelli

Dott. Andrea Tigrini

Tesi di Laurea di:

Edoardo Mosca

Anno Accademico 2023 / 2024

INDICE

ABSTRACT	I
1. INTRODUZIONE	1
2. REVISIONE DELLA LETTERATURA	2
2.1 L'IMPIEGO DI AO E MI NELLA RIABILITAZIONE E NEL POTENZIAMENTO MOTORIO	2
2.2 MENTAL IMAGERY	2
2.3 ACTION OBSERVATION.....	3
2.4 COMBINAZIONE AO E MI.....	3
3. SISTEMA MOTORIO	4
3.1 INTRODUZIONE AL SISTEMA MOTORIO	4
3.2 SISTEMA SPECCHIO	6
3.3 SEGNALE EMG	6
3.4 MUSCOLI MONITORATI	7
3.4.1 OPPONENTE DEL POLLICE	8
3.4.2 FLESSORE RADIALE DEL CARPO	9
3.4.3 BICIPITE BRACHIALE	10
4. MATERIALI E METODI	12
4.1 POPOLAZIONE E DESCRIZIONE DELL'ATTIVITA'	12
4.2 SET-UP SPERIMENTALE	13
4.3 PROCESSAMENTO DEI DATI	13
4.4 METODO DELLA MEDIA	17
4.5 ANALISI TEMPO-FREQUENZA	19
4.6 CONFRONTO CON IL REST	20
4.6.1 ANDAMENTO TEMPORALE	20
4.6.2 SPETTRI IN FREQUENZA	21
4.6.3 ANALISI STATISTICA	24
4.7 ESTRAZIONE DEI PARAMETRI	25
6. RISULTATI	30
6.1 AO-REST	30
6.2 MI-REST	31
6.3 CONFRONTO TERNARIO	32
7. CONCLUSIONI	III
8. BIBLIOGRAFIA	IV

*Alla mia famiglia, ai miei amici,
ai compagni di corso, Lorenzo in particolare,
un sincero ringraziamento di cuore a tutti.*

ABSTRACT

La seguente tesi mira ad esplorare l'attività mioelettrica durante compiti di Action Observation (AO) e Mental Imagery (MI), confrontandola con lo stato di riposo (REST). L'obiettivo è verificare se il coinvolgimento in attività mentali, come l'osservazione di un compito motorio o l'immaginazione di sé stessi nell'atto di compierlo, generi un'attività mioelettrica significativa e distinta rispetto a quella registrata durante il riposo. Sebbene la letteratura concordi nel suggerire che le aree cerebrali attive durante l'esecuzione effettiva del movimento siano coinvolte anche in questi due compiti senza che il movimento venga eseguito, non vi è consenso unanime riguardo alla risposta periferica. Tramite l'elettromiografia di superficie (EMG), è stata monitorata l'attività dei muscoli opponente del pollice, flessore radiale del carpo e bicipite brachiale in otto partecipanti sani.

Per evidenziare attività mioelettrica significativa durante le attività di AO e MI sono state svolte due tipologie di analisi: elaborazione dei segnali sia nel dominio del tempo, della frequenza e tramite lo scalogramma è stato possibile visualizzare l'occorrenza temporale delle frequenze e la loro evoluzione; successivamente sono stati estratti dieci parametri dagli stessi segnali, in finestre temporali di 200 ms con sovrapposizione del 75%, che hanno permesso la classificazione delle diverse attività tramite i seguenti algoritmi di classificazione, KNN, Tree e Narrow Neural Network. L'analisi dei dati ha incluso l'utilizzo del metodo della media, utilizzato principalmente nello studio del segnale EEG, il quale ha permesso di aggregare i segnali EMG dei tre muscoli in un unico segnale rappresentativo, preservando le informazioni dei segnali di partenza. Questo è confermato dalla mancanza di differenze significative nelle accuratèzze durante il testing dei classificatori KNN, Narrow Neural Network e Tree, valutati sulle feature estratte dai segnali filtrati dei tre muscoli e da quelle ottenute dal segnale derivato dal metodo della media.

I classificatori hanno mostrato accuratèzze elevate nel distinguere le due attività di AO e MI dalla condizione del REST, nello specifico 85% del Narrow Neural Network nel confronto MI-REST, 82% del Narrow Neural Network nel confronto AO-REST e 77% nel confronto ternario AO-MI-REST, confermando la presenza di attivazione muscolare durante le attività di osservazione e immaginazione. Questo lavoro evidenzia inoltre come l'integrazione di AO e MI, supportata da tecniche di elaborazione come il metodo della media, che permette di ridurre il peso computazionale senza perdita di informazioni, possa contribuire allo sviluppo di approcci riabilitativi non invasivi e migliorare le prestazioni motorie.

1. INTRODUZIONE

La valutazione dell'attività mioelettrica sta acquisendo una crescente importanza in ambito clinico e sportivo, specialmente per lo studio delle tecniche cognitive come l'Action Observation (AO) e la Motor Imagery (MI) [1]. Queste attività si fondano sull'idea che sia possibile attivare i circuiti neuronali coinvolti nel movimento anche in assenza di un'azione fisica effettiva, favorendo così sia l'apprendimento e sia un recupero motorio accelerato.

L'Action Observation si basa sull'osservazione di movimenti compiuti da altre persone. Durante questo processo, nel cervello si attivano le stesse aree coinvolte nell'esecuzione reale del movimento, grazie al sistema dei neuroni specchio. Diversi studi hanno dimostrato che l'AO può migliorare le capacità motorie e l'efficacia cerebrale, facilitando l'apprendimento motorio e la riabilitazione anche senza pratica fisica diretta [2].

Parallelamente, la Motor Imagery, o immaginazione motoria, consente ai soggetti di visualizzare mentalmente un'azione senza compierla fisicamente. Anche in questo caso, si osserva l'attivazione delle aree cerebrali preposte al movimento, che promuove la preparazione e il consolidamento delle capacità motorie. La MI è stata ampiamente utilizzata nel contesto della riabilitazione motoria, in particolare per i pazienti colpiti da ictus, dove si è dimostrata efficace nel potenziare la forza muscolare e migliorare la coordinazione motoria [3].

L'impiego combinato di AO e MI si è rivelato particolarmente utile in contesti di riabilitazione e allenamento motorio. Queste tecniche non solo attivano aree specifiche del cervello deputate al movimento, ma favoriscono anche la formazione di memorie motorie durature. Tali meccanismi rendono possibile l'ottimizzazione delle prestazioni motorie e il recupero funzionale attraverso un approccio non invasivo e complementare all'esercizio fisico [3].

L'obiettivo di questa tesi è analizzare l'attività mioelettrica durante l'esecuzione di compiti di Action Observation e Motor Imagery, confrontando i risultati ottenuti con lo stato di riposo (REST). In particolare, si valuterà come queste attività abbiano effetti sull'attivazione muscolare.

2. REVISIONE DELLA LETTERATURA

2.1 L'IMPIEGO DI AO E MI NELLA RIABILITAZIONE E NEL POTENZIAMENTO MOTORIO

Negli ultimi decenni, l'uso di tecniche cognitive, come l'Action Observation (AO) e la Motor Imagery (MI) hanno guadagnato popolarità sia nel campo della riabilitazione motoria che dell'allenamento. Queste tecniche, associate alla pratica fisica, forniscono un supporto aggiuntivo nella riabilitazione post-ictus e nel potenziamento delle abilità motorie in pazienti e atleti. L'AO e la MI attivano i neuroni deputati al movimento, promuovendo l'apprendimento motorio e il recupero funzionale in soggetti patologici e sani, nonostante l'assenza di un'attività motoria fisica.

2.2 MENTAL IMAGERY

La Motor Imagery (MI), o immaginazione motoria, consiste nell'immaginare mentalmente l'esecuzione di un movimento senza che questo venga effettivamente compiuto. Alcuni studi hanno evidenziato come la MI venga sempre più utilizzata come approccio di allenamento nel recupero motorio post-ictus, contribuendo a stimolare i processi di riorganizzazione cerebrale necessari per il recupero fisico. Inoltre, l'introduzione precoce della MI nel percorso di riabilitazione porta ad un miglioramento della preparazione motoria ed al potenziamento delle funzioni muscolari, accelerando così i tempi di recupero [3].

Oltre che nell'ambito della riabilitazione, la MI ha dimostrato la sua efficacia nel migliorare le prestazioni muscolari. Alcuni ricercatori hanno rilevato un aumento significativo della forza muscolare nei soggetti che hanno utilizzato tecniche di MI con un alto sforzo mentale, con un incremento del 20.5% rispetto a un modesto 2% riscontrato nei soggetti con bassa intensità di immaginazione. Inoltre, è stato dimostrato che l'immaginazione interna, mirata cioè ad immaginare se stessi nell'atto di effettuare il gesto, piuttosto che immaginare altri che eseguono il gesto, porta a miglioramenti più significativi in termini di capacità di sostenere per tempo prolungato sforzi significativi [4].

Questo risultato è supportato anche dall'attività elettromiografica (EMG) registrata durante la MI, che dimostra l'attivazione muscolare anche in assenza di movimento effettivo. In aggiunta, studi in letteratura hanno evidenziato attivazione sopra il valore basale dei muscoli, in particolare quando l'attività di immaginazione è focalizzata su movimenti che richiedono sviluppo di forza. I ricercatori hanno inoltre osservato che tale attivazione è accompagnata da una maggiore connessione cortico-muscolare, indicando il coinvolgimento dei circuiti neurali responsabili del controllo motorio, e che

soggetti con una maggiore abilità immaginativa tendono a mostrare una risposta EMG più marcata [5].

2.3 ACTION OBSERVATION

L'Action Observation (AO) si basa sull'osservazione di movimenti eseguiti da altre persone, senza richiedere un'attività mentale specifica, e si è dimostrata particolarmente utile per migliorare l'apprendimento motorio. Infatti, anche la sola osservazione, attiva le stesse aree cerebrali che vengono impiegate per l'esecuzione di un'azione. Molti studi hanno evidenziato che l'osservazione di movimenti può migliorare le performance motorie, anche senza la necessità di una pratica fisica diretta [2]. Ciò è dovuto alla stimolazione del cosiddetto "sistema specchio", una rete neuronale situata principalmente nella corteccia motoria e premotoria, che si attiva quando si osserva un'azione, in modo simile a quando si esegue realmente l'azione osservata.

La ricerca ha dimostrato che l'AO non solo facilita l'apprendimento di nuovi movimenti, ma può anche influenzare l'esecuzione di compiti motori semplici, migliorando le prestazioni anche in assenza di pratica fisica [6]. Questo processo stimola la plasticità corticospinale, modulando l'attività di controllo motorio e facilitando l'apprendimento del gesto attraverso meccanismi neurali simili a quelli attivati dall'esercizio fisico diretto. Inoltre, l'AO è stata associata alla formazione di memorie motorie durature, con un miglioramento delle performance motorie grazie alla pratica mentale e alla stimolazione ripetuta del sistema specchio [2]. Alcuni studi hanno dimostrato che l'apprendimento motorio avviene anche quando si osserva il movimento di un'altra persona, suggerendo che il semplice atto di osservare può costituire un potente strumento di apprendimento [7]. Tale capacità di apprendere osservando non solo amplia le opportunità di apprendimento motorio, ma sottolinea anche l'importanza della componente sociale nel processo di acquisizione delle competenze motorie.

2.4 COMBINAZIONE AO E MI

Studi recenti hanno dimostrato che l'utilizzo combinato di AO e MI produce risultati superiori rispetto all'impiego di una sola delle due tecniche. La loro combinazione permette di stimolare simultaneamente diverse aree cerebrali coinvolte nella pianificazione e nell'esecuzione motoria, massimizzando così i benefici dell'apprendimento motorio e della riabilitazione. La stimolazione del sistema specchio attraverso l'AO, combinata con l'attivazione mentale derivante dalla MI, può accelerare i processi di apprendimento e recupero motorio, rendendo questi due approcci complementari e particolarmente efficaci in ambito riabilitativo e sportivo [7].

3. SISTEMA MOTORIO

3.1 INTRODUZIONE AL SISTEMA MOTORIO

Il sistema motorio viene considerato come il principale esecutore centrale nella realizzazione del movimento, ed è composto da una rete di strutture e percorsi neurali che governano la contrazione muscolare, controllando la postura, i riflessi, l'attività ritmica e i movimenti volontari. Un'azione motoria può essere il risultato della combinazione di diversi componenti.

Il controllo dei movimenti dipende oltre che dall'azione del sistema nervoso centrale anche dai recettori di stiramento e dall'attività riflessa del midollo spinale. Le strutture cerebrali superiori, come il tronco encefalico, la corteccia cerebrale, il cervelletto e i gangli della base, inviano comandi che interagiscono con l'attività intrinseca del midollo spinale, come riportato nella Fig. 3.1. I movimenti volontari sono organizzati dalla corteccia cerebrale, in sinergia con l'attività dei vari sistemi di controllo corticali, i cui programmi motori si sviluppano in queste aree per consentire l'esecuzione coordinata di sequenze di contrazioni muscolari. Il cervelletto e i gangli della base svolgono un ruolo nella modulazione delle regioni motorie della corteccia cerebrale [8].

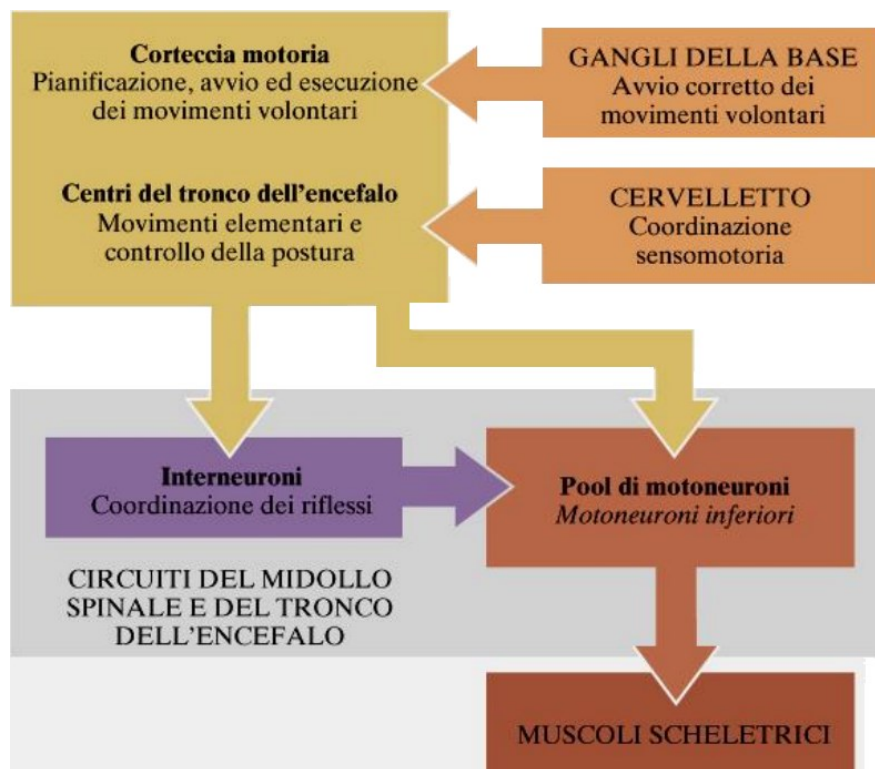


Figura 3.1 Schema del sistema motorio,[9]

L'informazione viene elaborata nella corteccia motoria, da cui le istruzioni per il movimento discendono lungo il tratto corticospinale fino al midollo spinale. Attraverso i motoneuroni inferiori, l'impulso nervoso viene inviato lungo i loro assoni fino al muscolo effettore ed il segnale arriva alle

giunzioni neuromuscolari, dove induce la contrazione muscolare, completando così il processo di controllo motorio. Le tre componenti, motoneurone, giunzione neuromuscolare e fibra muscolare costituiscono le unità motoria, riportata nella Fig. 3.2, in accordo con la definizione di Charles Scott Sherrington, secondo cui l'unità funzionale del movimento è l'associazione tra componente nervosa e muscolare costituisce l'unità motoria. Ogni fibra muscolare ad essa associata, ha una singola giunzione neuromuscolare tra il nervo e la fibra, la quale impedisce l'interazione diretta tra diverse unità motorie. Di conseguenza, poiché lo stimolo del motoneurone provoca la contrazione simultanea di tutte le fibre muscolari che innerva, si può affermare che l'unità motoria rappresenta la porzione più piccola di tessuto muscolare che può essere controllata dal sistema nervoso, costituendo così l'unità funzionale del movimento.

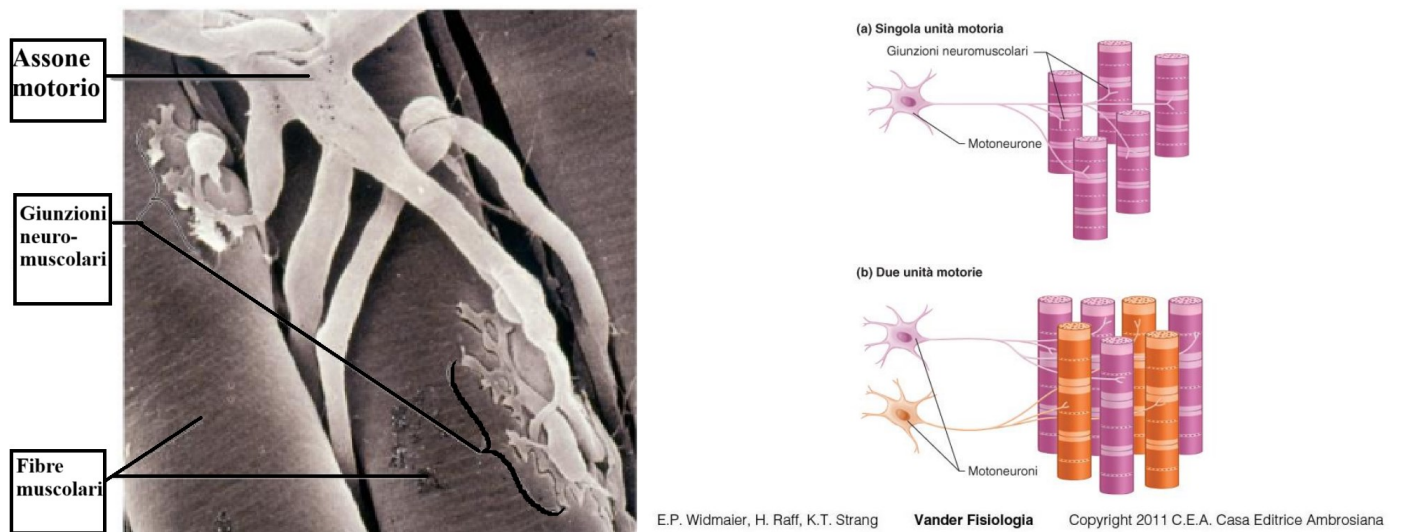


Figura 3.2, rappresentazione unità motorie [9].

Inoltre, il sistema motorio gioca un ruolo cruciale nell'Action Observation (AO) e nella Mental Imagery (MI). Sia durante la MI che durante l'AO vengono attivate le stesse regioni cerebrali del movimento reale, senza il coinvolgimento fisico dei muscoli. Questa capacità di rappresentare mentalmente le azioni è fondamentale per la preparazione e l'ottimizzazione delle prestazioni motorie.

3.2 SISTEMA SPECCHIO

I neuroni specchio sono una particolare classe di cellule visuo-motorie che si attivano sia quando un individuo esegue un'azione sia quando osserva la stessa azione compiuta da altri [10]. Tuttavia, non presentano differenze anatomiche dagli altri neuroni e ciò che li distingue è la specifica risposta agli stimoli. Il sistema dei neuroni specchio permette una immedesimazione nelle azioni altrui, facilitando una risposta immediata e una comprensione delle azioni osservate. Infatti, durante l'osservazione di un'azione, gli stessi processi che vengono attivati nell'esecuzione della stessa, rispondono allo stimolo in maniera analoga, senza successiva contrazione muscolare [12], come riportato nella Fig. 3.3.



Figura 3.3, attivazione degli stessi distretti cerebrali coinvolti nel movimento, durante l'AO [12].

La scoperta dei neuroni specchio è stata una delle più rilevanti nell'ambito delle neuroscienze degli ultimi dieci anni, soprattutto per via delle loro funzioni. Tra le principali: l'apprendimento, sia motorio che linguistico, per imitazione e la comprensione delle azioni ed emozioni altrui. Questo meccanismo è fondamentale per l'interazione sociale e la comunicazione non verbale, in quanto la capacità di comprendere le intenzioni di un altro individuo è essenziale per la sopravvivenza dell'essere umano, poiché consente di attribuire significato ai comportamenti osservati [14].

3.3 SEGNALE EMG

Il segnale elettromiografico (EMG) è la misura dell'attività elettrica dei muscoli scheletrici che riflette le variazioni del potenziale elettrico generate dalle cellule muscolari durante la contrazione e il rilassamento. L'EMG fornisce informazioni sulla funzionalità muscolare e può rivelare anomalie nell'attività elettrica, utilizzato in ambito diagnostico per rilevare disturbi neuromuscolari, lesioni nervose e malattie muscolari. Il tracciato EMG, riportato nella Fig. 3.4, visualizza il pattern

dell'attività elettrica generata dai muscoli consentendo di valutare lo stato di funzionalità e la coordinazione. Le tecniche di acquisizione del segnale EMG possono essere basate sull'applicazione di elettrodi sulla superficie della pelle, generalmente sopra il muscolo da esaminare, oppure su elettrodi intramuscolari. Nel secondo caso, si utilizzano elettrodi a ago, che vengono inseriti direttamente nel muscolo per misurare il potenziale d'azione delle singole unità motorie generate dalle fibre muscolari raggiunte dall'elettrodo. Queste tecniche forniscono informazioni dettagliate sull'attività elettrica dei muscoli. Sebbene questo metodo restituisca dei risultati qualitativamente superiori, sia in termini di rapporto segnale rumore che in specificità del segnale, il prelievo superficiale viene preferito quando si vuole conoscere il comportamento del muscolo complessivamente e non della singola fibra muscolare. Inoltre, l'elettromiografia è meno invasiva e di più facile applicabilità anche in contesti non clinici.

È considerato un segnale stocastico non stazionario a causa dell'irregolarità del firing, ossia la variabilità e l'imprevedibilità con cui i neuroni o le fibre muscolari generano potenziali d'azione nel tempo e delle diverse caratteristiche delle unità motorie attivate. Non hanno una forma d'onda né una precisa descrizione matematica, dunque, possono solo avere una caratterizzazione statistica in termini di probabilità di essere maggiore o minore di un dato valore in un certo istante [15].

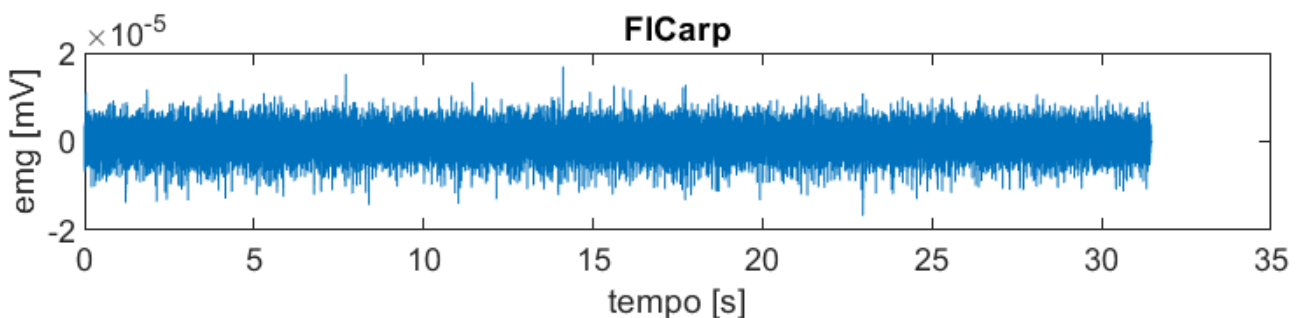


Figura 3.4, segnale EMG superficiale del Flessore Radiale del Carpo durante l'AO.

3.4 MUSCOLI MONITORATI

Nello studio, sia per l'AO che per la MI è stata performata la seguente sequenza di movimenti: supinazione dell'avambraccio e flessione del gomito, senza che lo stesso si sollevasse dal tavolo, Fig. 3.5. Di conseguenza sono stati selezionati i muscoli principalmente coinvolti nell'esecuzione e nella stabilizzazione delle articolazioni coinvolte, quali gomito e polso, ossia: Opponente del Pollice, Flessore Radiale del Carpo e Bicipite Femorale, Fig. 3.6.



Fig. 3.5, sequenza dei movimenti performata dall'esaminatore [16].

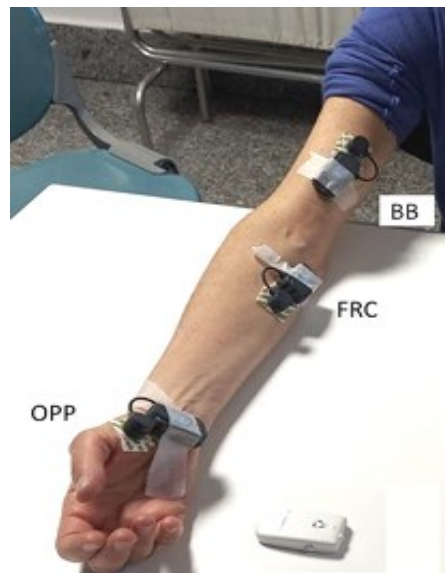


Fig. 3.6, posizionamento elettrodi per prelievo segnale EMG dai muscoli selezionati [16].

3.4.1 OPPONENTE DEL POLLICE

- **Anatomia:** L'oppositore del pollice è un muscolo situato nella regione palmare della mano, che origina dal tubercolo del trapezio e dal legamento trasverso del carpo e si inserisce lungo il margine laterale del primo metacarpo. È parte integrante del gruppo di muscoli del pollice, insieme all'abdotto breve e al flessore breve del pollice, formando l'eminenza tenar, apprezzabile nella Fig. 3.7.
- **Fisiologia:** La sua funzione principale è consentire l'opposizione del pollice, un movimento fondamentale che permette al pollice di muoversi verso le altre dita per afferrare e manipolare oggetti. Sebbene la supinazione dell'avambraccio e la flessione del gomito non coinvolgano direttamente questo muscolo, la sua attivazione è critica per stabilizzare la presa e supportare il movimento dell'avambraccio e della mano durante il sollevamento.

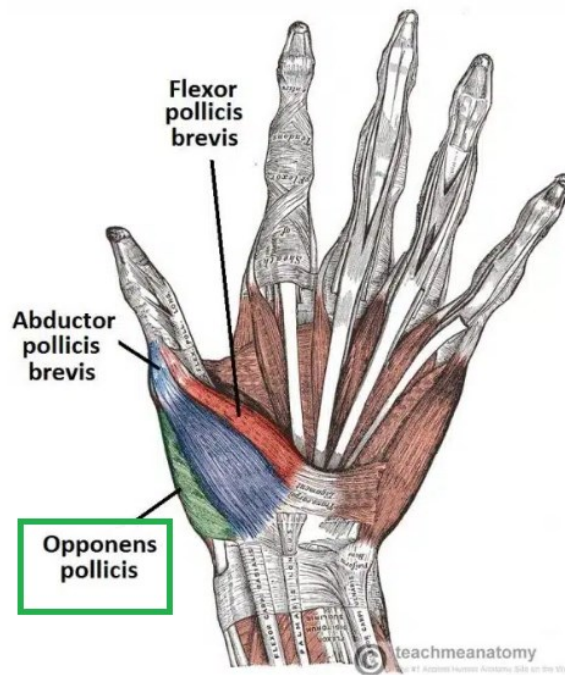


Figura 3.7, anatomia del muscolo opponente del pollice.

3.4.2 FLESSORE RADIALE DEL CARPO

- **Anatomia:** Il flessore radiale del carpo è un muscolo dell'avambraccio che origina dall'epicondilo mediale dell'omero e si inserisce alla base del secondo e terzo metacarpo. Passa attraverso il lato radiale del carpo e corre parallelamente al tendine del flessore ulnare del carpo, agendo in sinergia con altri muscoli dell'avambraccio, come rappresentato nella Fig. 3.8.
- **Fisiologia:** La sua funzione principale è la flessione e abduzione del polso. Durante i movimenti di supinazione dell'avambraccio e flessione del gomito, il flessore radiale del carpo gioca un ruolo nella stabilizzazione del polso e nel mantenimento di una presa stabile sull'oggetto da sollevare. Tale muscolo aiuta a mantenere il polso in posizione neutra o leggermente flessa durante l'esecuzione di movimenti di sollevamento, evitando movimenti eccessivi o non voluti del polso che potrebbero compromettere la coordinazione motoria.

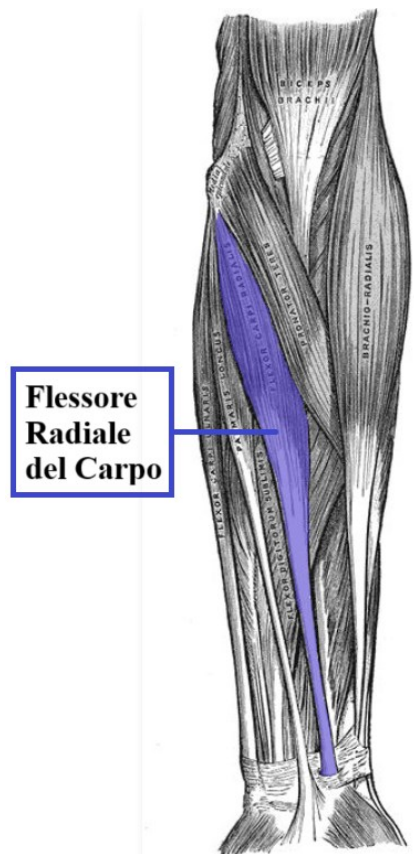


Figura 3.8, anatomia flessore radiale del carpo.

3.4.3 BICIPITE BRACHIALE

- **Anatomia:** Il bicipite brachiale è un muscolo bi-articolare situato sulla parte anteriore del braccio. Presenta due capi: il capo lungo, che origina dal tubercolo sovraglenoideo della scapola, e il capo corto, che origina dal processo coracoideo della scapola. Entrambi i capi si uniscono e si inseriscono sulla tuberosità del radio e sulla fascia dell'avambraccio tramite l'aponeurosi bicipitale, Fig. 3.9.
- **Fisiologia:** Il bicipite brachiale ha due funzioni principali: è il principale flessore del gomito e un potente supinatore dell'avambraccio. Durante il sollevamento di un oggetto, tale muscolo entra in azione per flettere il gomito, sollevando l'avambraccio e portando l'oggetto verso il corpo. La supinazione dell'avambraccio è altrettanto fondamentale per ruotare il palmo della mano verso l'alto durante il sollevamento di un oggetto. Oltre a queste funzioni principali, il bicipite brachiale svolge anche un ruolo nella stabilizzazione dell'articolazione del gomito, contribuendo al mantenimento dell'equilibrio e la precisione durante i movimenti, soprattutto in attività che richiedono forza e controllo.

4. MATERIALI E METODI

4.1 POPOLAZIONE E DESCRIZIONE DELL'ATTIVITA'

Otto partecipanti sani hanno preso parte allo studio (4 uomini e 4 donne, età media: $29,7 \pm 4,1$ anni; solo un partecipante era mancino). Nessuno dei soggetti presentava disturbi neuromuscolari né aveva subito di recente lesioni a muscoli o tendini. Prima di iniziare il test, l'obiettivo dello studio è stato chiaramente illustrato ai partecipanti, i quali hanno tutti fornito il consenso informato.

Durante la sessione sperimentale, i partecipanti si sono seduti comodamente davanti a un tavolo, con l'avambraccio dominante appoggiato sulla sua superficie. Nel compito di Imagery Motoria (MI), ai soggetti è stato chiesto di visualizzare mentalmente l'azione di afferrare un sensore inerziale (70x40x18 mm, peso 37 g) posta di fronte a loro con la mano dominante. Dopodiché, dovevano immaginare di portarla alla spalla dallo stesso lato del corpo, mantenendo il gomito a contatto con il tavolo, con un movimento che coinvolgesse sia una rotazione che una flessione dell'avambraccio sul braccio. Ai partecipanti è stato chiesto di immaginare di eseguire il gesto per cinque volte, lasciando un breve intervallo tra ogni ripetizione e segnalando quando avessero concluso il compito.

Nel compito di Action Observation (AO), i partecipanti osservavano un operatore, posto di fronte a loro, eseguire la stessa sequenza di movimenti, inoltre, è stato chiesto di astenersi dallo svolgere alcuna attività mentale. Dal sensore inerziale sono state ricavati i dati accelerometrici, necessari per determinare l'inizio dell'attività, per prelevare opportunamente il segnale EMG durante l'AO.

Ogni sequenza di cinque movimenti è stata ripetuta tre volte in entrambe le condizioni, sia MI che AO.

Per la condizione di riposo (REST), ogni partecipante ha effettuato tre prove di riposo della durata di 25 secondi ciascuna. Durante queste prove, i soggetti dovevano mantenere una postura rilassata e non concentrarsi intenzionalmente su alcun pensiero. L'ordine delle prove (MI, AO e REST) è stato assegnato casualmente, e ogni prova sperimentale è stata seguita da un intervallo di attesa di 20 secondi [16].

Due soggetti sono stati esclusi dallo studio per assenza sia dei dati accelerometrici per l'AO che degli indici relativi all'inizio delle prove di Mental Imagery (MI), mentre un terzo non è stato incluso nell'analisi dell'attività di MI per la mancanza di una serie.

4.2 SET-UP SPERIMENTALE

L'attività elettromiografica di superficie del muscolo Opponente del Pollice (OPP), del Flessore Radiale del Carpo (FCR) e del Bicipite Brachiale (BB) del braccio dominante (Fig. 2) è stata registrata tramite tre sensori EMG wireless (FREEEMG 1000, BTS Bioengineering, Srl, Milano). Tutti i partecipanti sono stati strumentati dallo stesso esperto per minimizzare la variabilità tra operatori, e i sensori EMG sono stati posizionati secondo le linee guida indicate in [18]. Questo set-up sperimentale essenziale ha permesso di monitorare i muscoli principali coinvolti nel controllo fine della mano e del braccio, qualora fossero stati effettuati movimenti reali. I segnali grezzi sono stati acquisiti a una frequenza di campionamento di 1 kHz e con una risoluzione di 16 bit per il convertitore A/D. [16].

4.3 PROCESSAMENTO DEI DATI

I dati grezzi sono stati inizialmente filtrati con un filtro elimina-banda a 50 Hz, per attenuare la componente legata al rumore di rete, e con un filtro passa-banda [20-430] Hz, per ridurre le componenti multiple della frequenza di rete ad alta frequenza, fino ad ottenere lo spettro rappresentato in rosso nella Fig. 5.1.

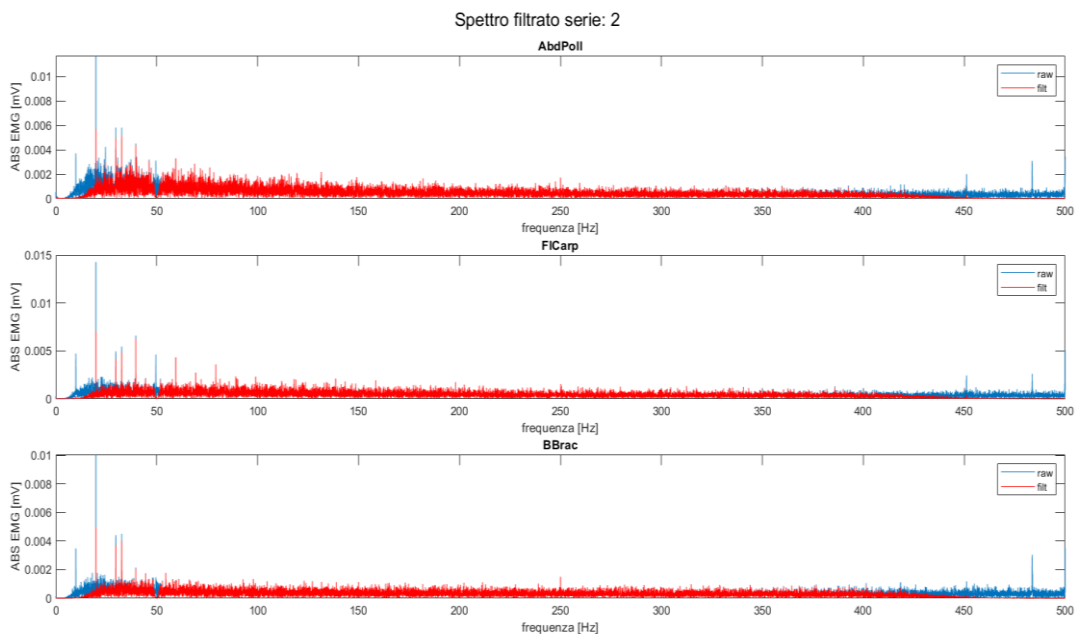


Figura 4.1, confronto tra spettro del segnale grezzo (in blu) e segnale filtrato (in rosso) del soggetto 77 durante AO.

Successivamente, si sono determinati gli indici di inizio e fine attività durante le prove di Action Observation (AO), per ogni serie, a partire dai dati accelerometrici. Si sono svolte le seguenti operazioni:

1. Calcolo del modulo del vettore accelerazione a partire dalle 3 componenti restituite del sensore inerziale.

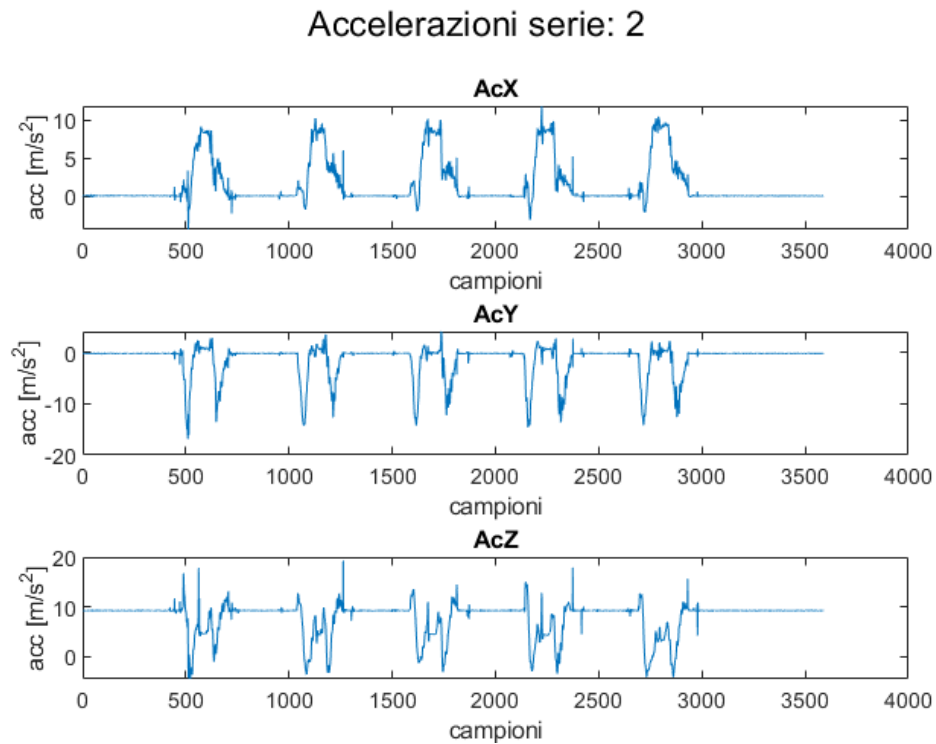


Fig. 4.2, soggetto 71 seconda serie, componenti spaziali del vettore accelerazione.

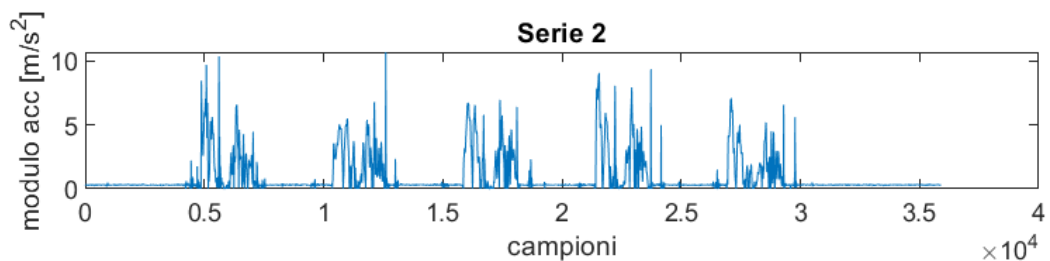


Fig. 4.3, soggetto 71 seconda serie, modulo del vettore accelerazione.

2. Definizione di una soglia empirica di 1.12 m/s^2 , selezionata perché risultava la più efficace nel distinguere le diverse ripetizioni, evitando di generare suddivisioni all'interno di ciascuna ripetizione durante la successiva operazione di raggruppamento. A tutti i campioni con un modulo superiore ad essa sono stati assegnati a un valore standard di 10 m/s^2 , mentre ai restanti è stato assegnato un valore pari a 0 m/s^2 , per ottenere una distinzione grafica netta. La soglia (treshold) viene rappresentata con una linea tratteggiata ed i campioni con modulo sopra soglia in verde nella Fig. 4.4.

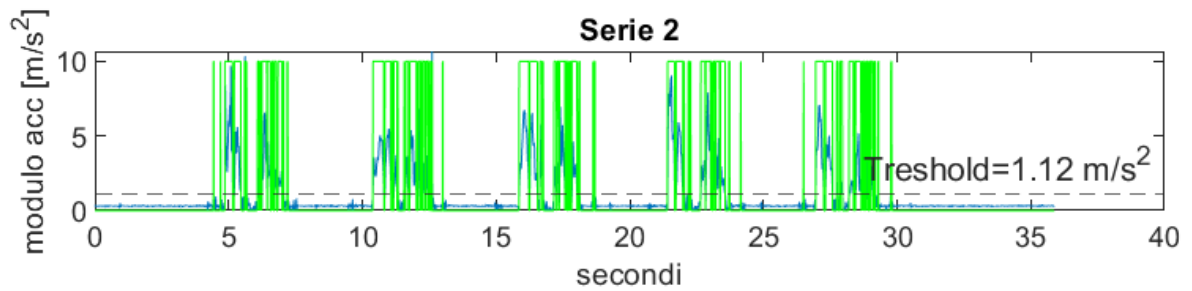


Fig. 4.4, soggetto 71, seconda serie, rappresentazione soglia, linea tratteggiata nera e campioni sopra soglia, rappresentati in verde.

3. Raggruppamento dei campioni appartenenti alla stessa ripetizione, definendo una distanza massima pari a mille campioni, corrispondenti ad un secondo, tra i gruppi con modulo superiore alla soglia. Riportato in nero nella Fig.4.5.

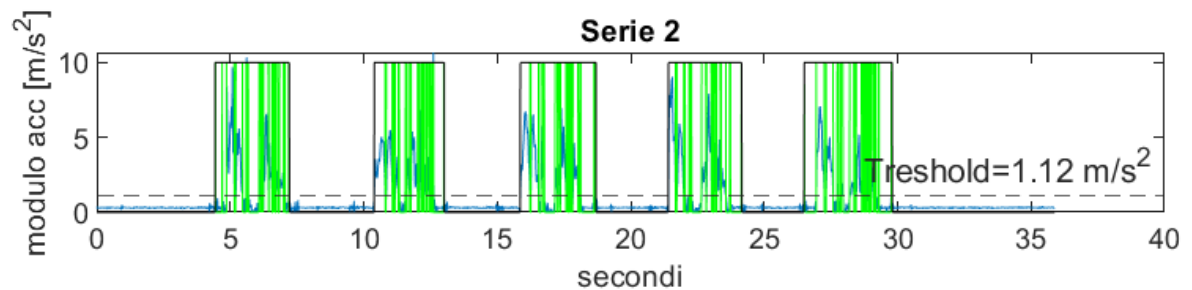


Fig. 4.5, soggetto 71, seconda serie, raggruppamento dei campioni della stessa ripetizione.

4. Eliminazione dei gruppi isolati, qualora questi distassero più della distanza massima dai raggruppamenti ad essi vicini, in entrambe le direzioni; riportati in nero come si può osservare nella Fig. 4.6.

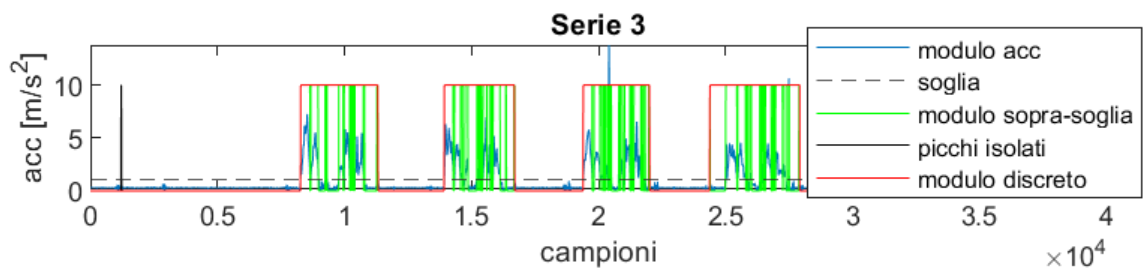


Fig. 4.6, soggetto 71, terza serie, eliminazione picco isolato.

5. Salvataggio degli indici, in questo ultimo passaggio, dopo aver ottenuto il segnale discretizzato con i passaggi sopra indicati, riportato in rosso nella Fig. 4.7, sono stati salvati gli indici corrispondenti all'inizio e alla fine di ogni ripetizione all'interno di una cella, contenente tre matrici, ognuna relativa ad una delle tre serie. Nelle prime colonne delle matrici sono stati inseriti gli indici di inizio della ripetizione corrispondenti al fronte di salita, ovvero

i punti in cui il segnale passa da 0 a 10. Nella seconda colonna sono stati inseriti gli indici di fine della ripetizione, ossia i punti in cui il segnale passa da 10 m/s² a 0 m/s², corrispondenti al fronte di discesa.

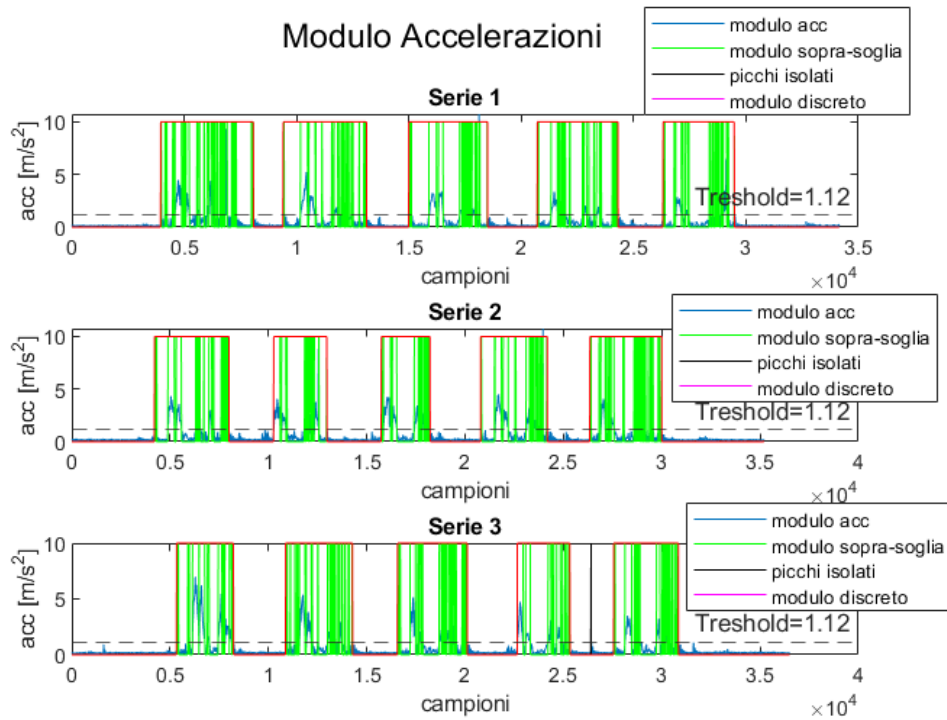


Figura 4.7, illustrazione passaggi per discretizzare i dati accelerometrici.

Grazie agli indici precedentemente calcolati, considerando la variabilità nella durata temporale dei segnali sia tra le diverse serie che tra i soggetti, è stato definito un intervallo standard di 25 secondi, che inizia due secondi prima del primo indice di inizio, è stato scelto per includere tutta, o gran parte, dell'attività di AO e MI. Per le medesime motivazioni, per il REST si sono considerati 15 secondi dall'inizio della registrazione.

4.4 METODO DELLA MEDIA

Il metodo della media prevede di sommare segnali rettificati dei 3 muscoli registrati, e successivamente sottratta la media del valore assoluto di ogni segnale ed infine si divide per il numero totale dei segnali sommati.

$$segnale_{AGG} = \frac{1}{3} \left(\sum_{i=1}^N (|x_i| + |y_i| + |z_i|) - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |x_j| - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |y_j| - \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |z_j| \right)$$

Dove:

- x_i rappresenta il segnale EMG dell'Oppositore del Pollice all'i-esimo campione.
- y_i rappresenta il segnale EMG del Flessore Radiale del Carpo all'i-esimo campione.
- z_i rappresenta il segnale EMG del Bicipite Brachiale all'i-esimo campione.
- $\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N |t_j|$ rappresenta la media del segnale rettificato.

Tale approccio si basa sul principio che, in presenza di attivazione neuromuscolare nei muscoli monitorati e considerando che il rumore ha media nulla, la differenza tra gli istanti di attività e inattività dovrebbe risultare più evidente rispetto ai tre differenti segnali muscolari che lo costituiscono. Questo metodo mira ad aggregare ed integrare tutte le informazioni provenienti dai segnali di partenza in un unico segnale, al fine di ottenere una rappresentazione complessiva che ne riassume le caratteristiche principali.

Questa procedura viene principalmente impiegata nell'analisi dei segnali elettroencefalografici (EEG) per valutare l'eventuale presenza di attività elettrica in risposta neurale ad uno stimolo esterno.

Nel proseguimento della tesi le prove sul segnale ottenuto con il metodo della media saranno indicate con la sigla **AGG**, mentre le altre prove relative al segnale dei tre muscoli sono identificate con l'acronimo **SIGN**.

Confronto tra i 3 segnali SIGN, e il segnale ottenuto con il metodo della media AGG:

emg serie: 1

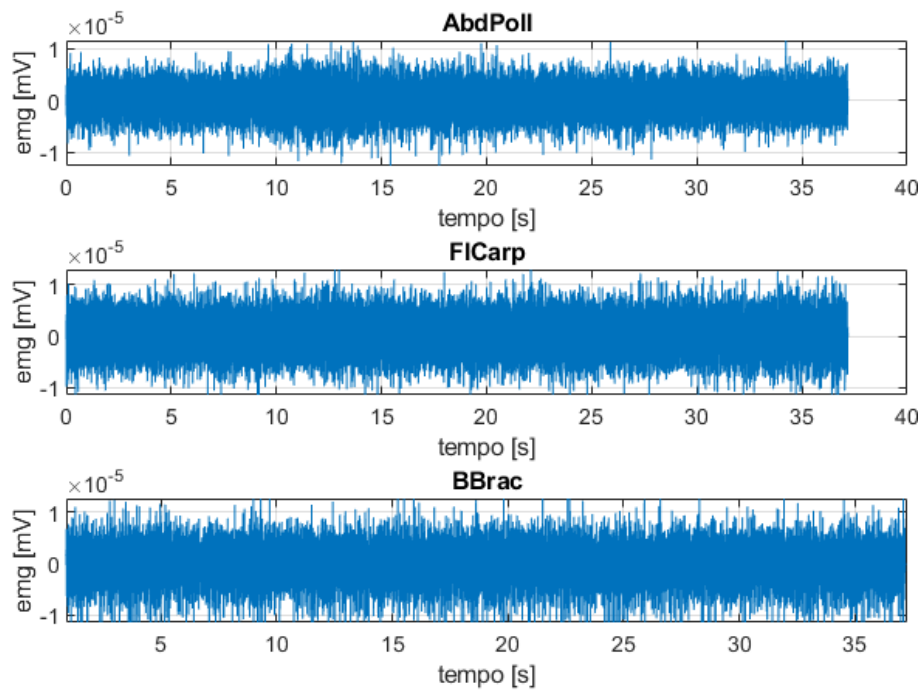


Fig. 4.8, soggetto 74 prova SIGN MI, serie 1

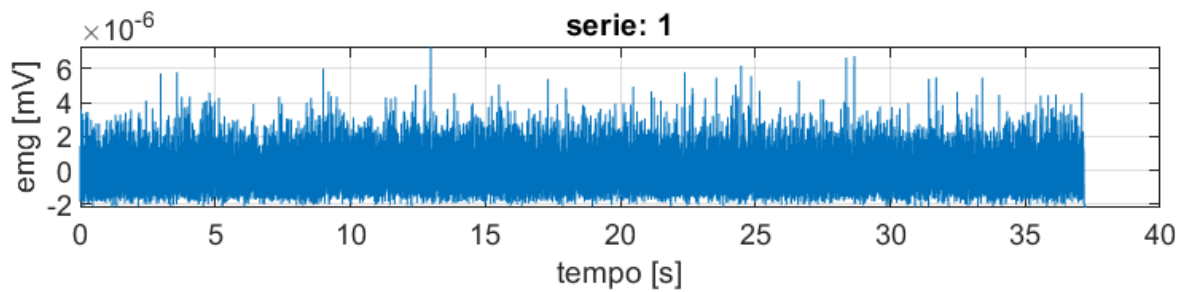


Fig. 4.9, soggetto 74, prova AGG MI, serie 1.

4.5 ANALISI TEMPO-FREQUENZA

L'analisi tempo-frequenza permette di individuare quali frequenze sono presenti in un segnale e contemporaneamente avere l'informazione degli eventi nel tempo a cui tali componenti risultano associate. Tale analisi è stata condotta per rilevare eventuali variazioni nello scalogramma nei momenti di esecuzione delle prove, numerati ed identificati dai segmenti arancioni nella Fig. 5.5, ipotizzando che, nonostante l'assenza di movimento, potesse esserci un'attivazione neuromuscolare. Si prevedeva che, durante l'attività, il grafico mostrasse differenze significative rispetto agli intervalli di inattività.

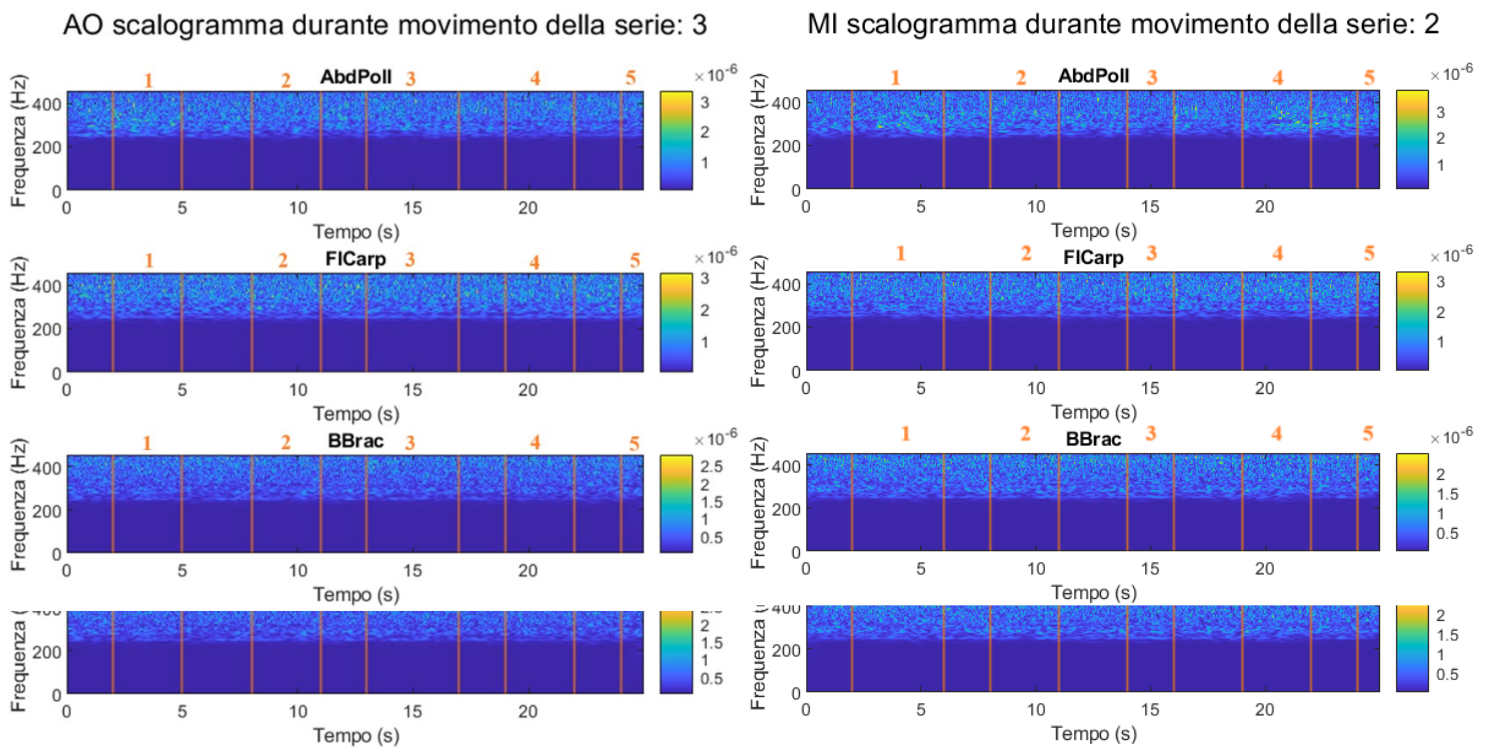


Figura 4.10, scalogrammi soggetto 0077 durante AO e MI.

Come si evince dalla Fig. 4.10 relativa all'analisi dei dati per un soggetto rappresentativo, non si riscontrano differenze evidenti tra gli istanti di movimento e quelli di inattività, né per l'AO né per la MI; considerazioni analoghe sono valide per tutti gli altri soggetti, sia per le prove SIGN che per le prove AGG. Per questo motivo, non è stato ritenuto necessario proseguire con ulteriori analisi tempo-frequenza ai fini della tesi, proseguire con ulteriori analisi tempo-frequenza.

4.6 CONFRONTO CON IL REST

Si è quindi proceduto al confronto dei segnali durante le attività di AO e MI con il REST, valutando sia l'andamento temporale che i rispettivi spettri in frequenza. Sono riportati i grafici del soggetto i cui andamenti fossero i più rappresentativi

4.6.1 ANDAMENTO TEMPORALE

Per analizzare in maniera qualitativa gli andamenti temporali dei segnali dei tre diversi segnali, sia per il metodo SIGN che per l'AGG, ottenuti durante le attività di AO, MI e REST, del soggetto più rappresentativo.

□ Prova SIGN

Durante queste prove non si sono apprezzati tratti caratteristici né durante le attività di MI né nelle AO, in grado di contraddistinguerli dalla condizione di riposo, come si può riscontrare nella Fig. 4.11.

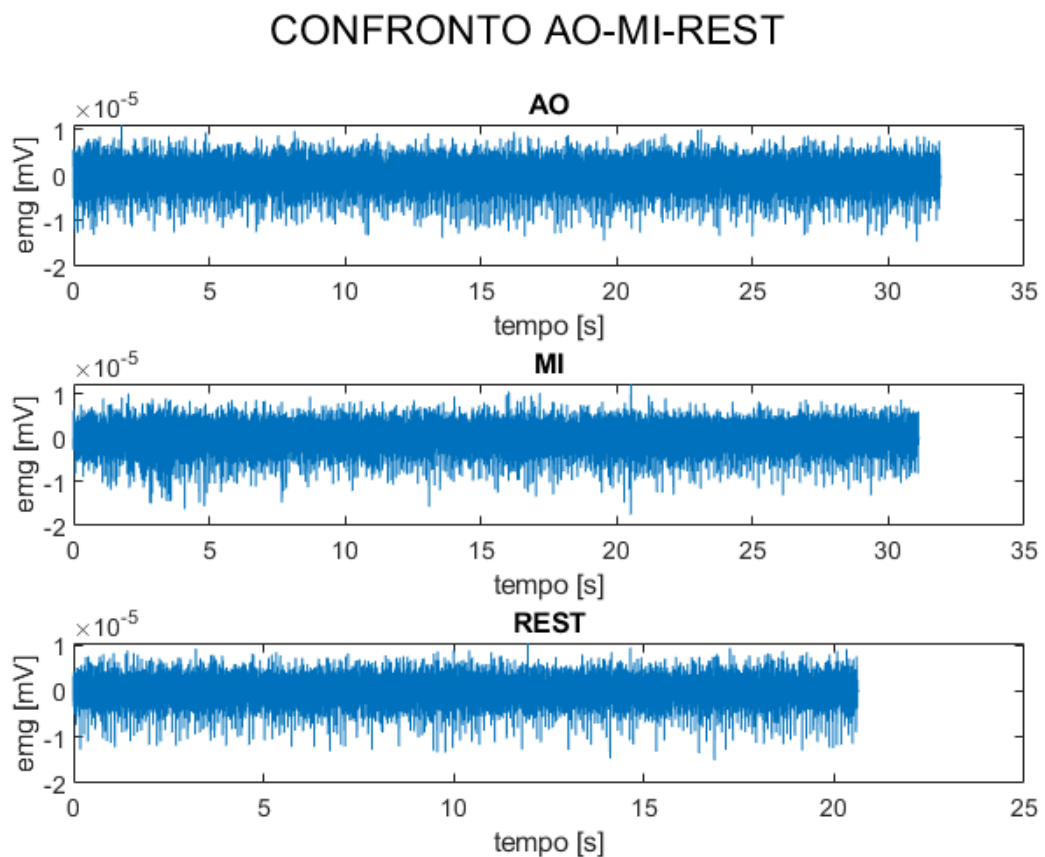


Fig. 4.11, soggetto 71, segnali emg durante AO, MI e REST dell'Oppositore del Pollice.

□ Prova AGG

Nemmeno sommando i tracciati dei diversi segnali con il metodo della media si sono riscontrate nette distinzioni tra i segnali emg inerenti alle attività di AO e MI rispetto a quello registrato durante la condizione di riposo, come si evince dalle Fig. 4.12.

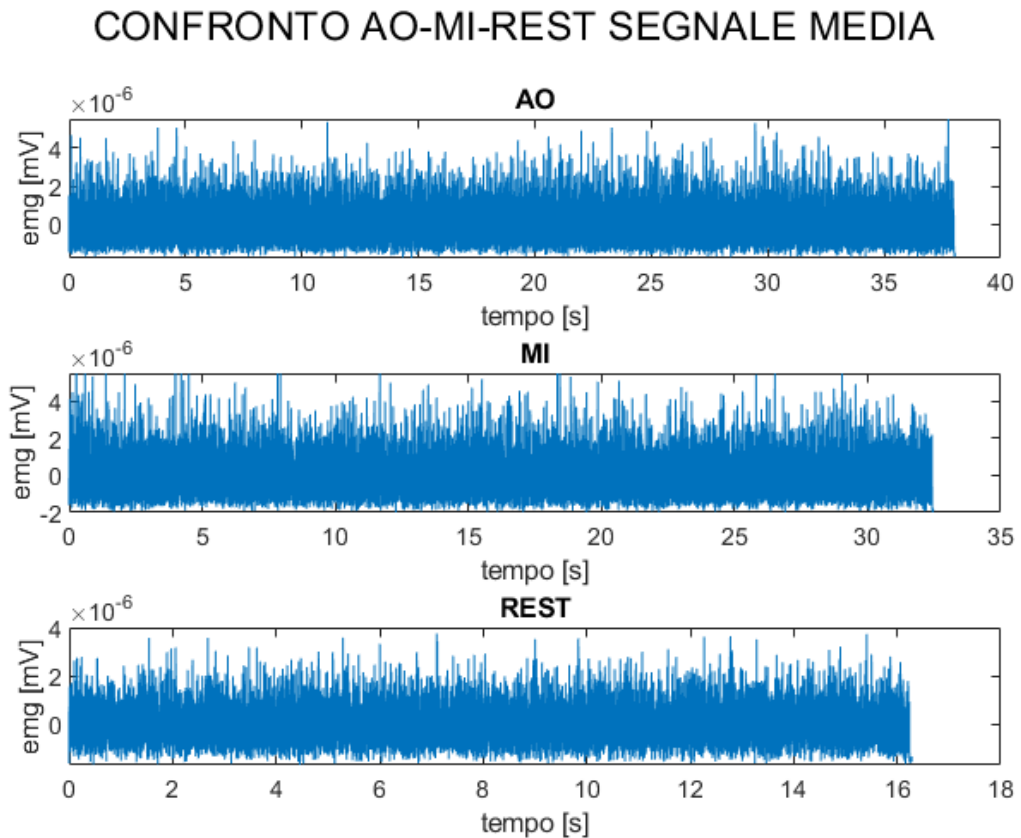


Fig. 4.12, soggetto 71, segnali emg ottenuto con il metodo della media durante AO, MI e REST.

4.6.2 SPETTRI IN FREQUENZA

In questo paragrafo si sono confrontati gli spettri in frequenza dei precedenti segnali per valutare la presenza di possibili dissimilarità tra le attività di AO e MI dal REST. In particolare:

□ Prove SIGN

Si riscontrano nei soggetti delle differenze tra la RMS delle ampiezze degli spettri dei diversi segnali, in particolare quelle relative ad MI, Fig. 4.13 e AO, Fig. 4.14, sembrano avere un valore superiore rispetto a quelle del REST. Tramite indagine statistica, si sono analizzate se queste differenze fossero statisticamente significative.

Spettro filtrato del REST serie: 1

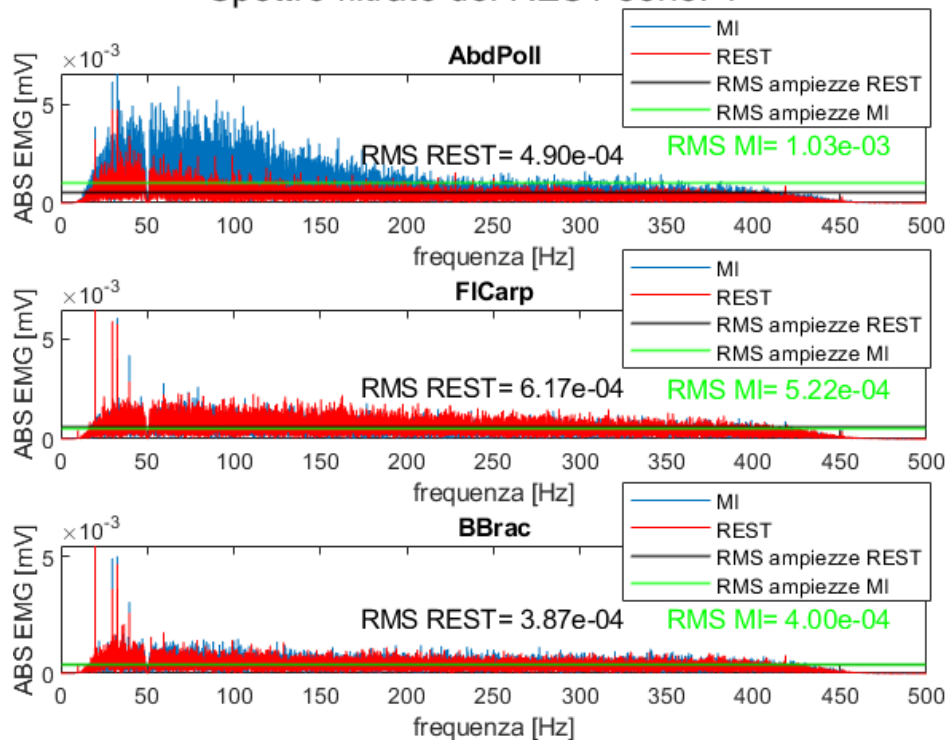


Fig. 4.13, soggetto 77 spettro terza serie prova MI

Spettro filtrato del REST serie: 3

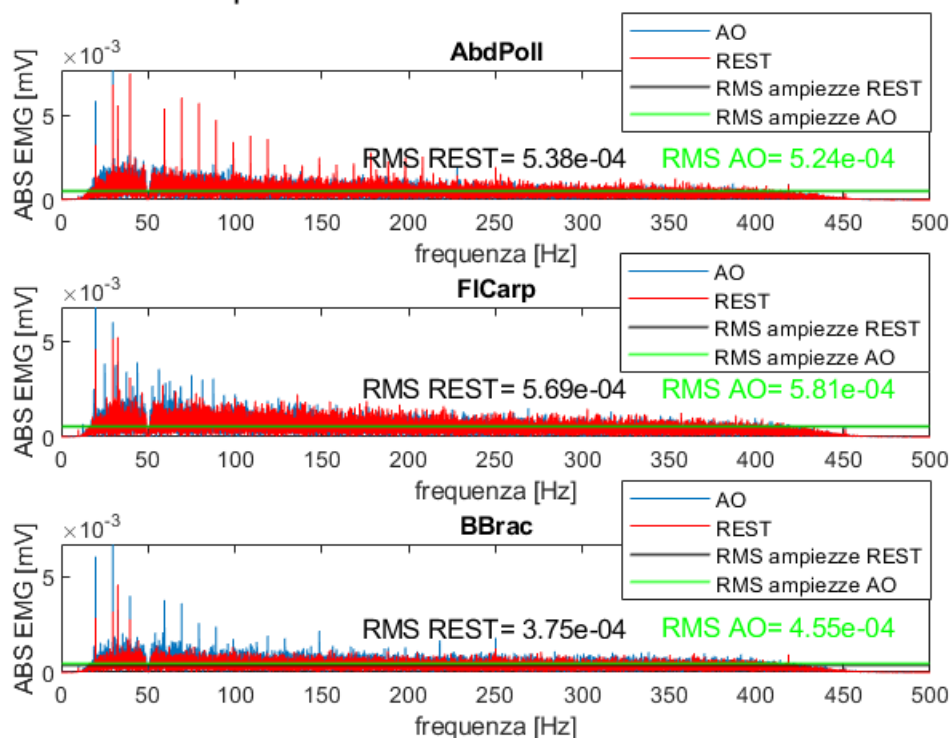


Fig. 4.14, soggetto 77 spettro terza serie prova AO.

□ Prova AGG

In questo caso, le RMS delle attività di AO e MI sembrano sovrapporsi a quelle del REST, senza evidenziare caratteristiche che distinguano le diverse attività dalla condizione di riposo.

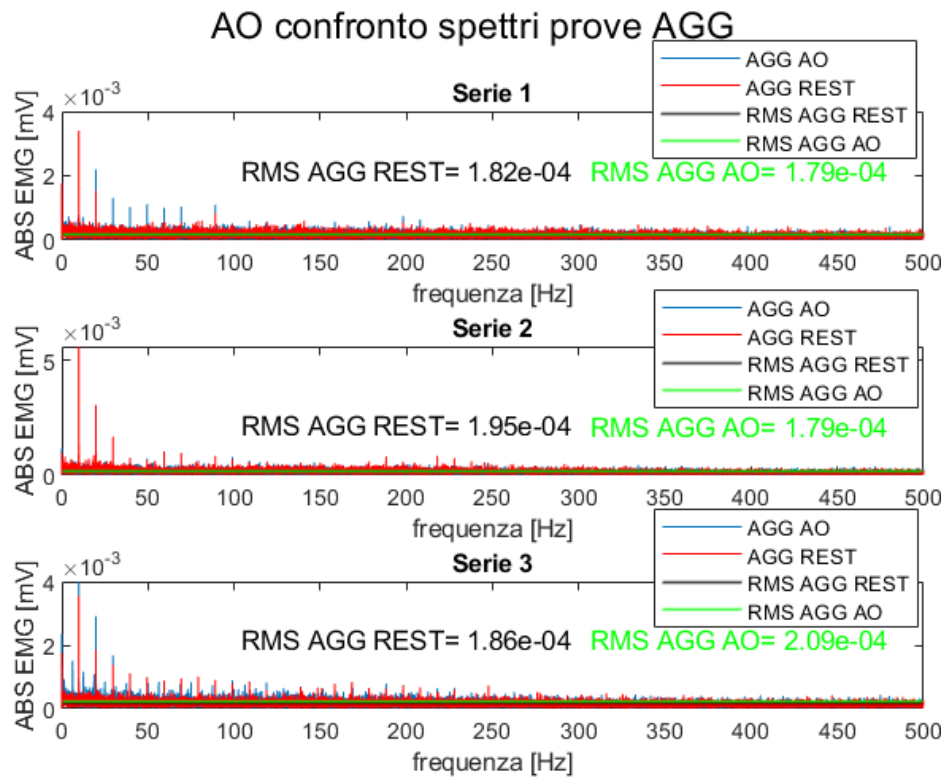


Fig. 4.15, soggetto 77 prova AGG AO

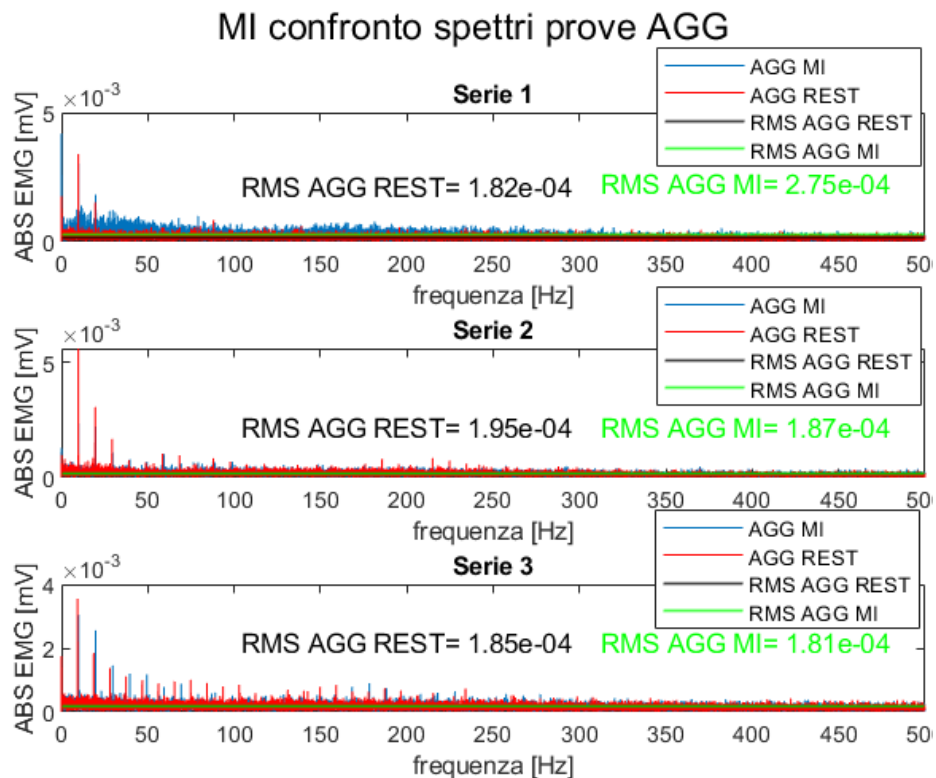


Fig. 4.16, soggetto 77 spettro prova AGG MI

4.6.3 ANALISI STATISTICA

Infine, è stato condotto il test non parametrico di Mann-Whitney su tutti i soggetti per valutare se le RMS delle ampiezze nel dominio della frequenza, sia sui segnali AO e MI, mostrassero differenze significative da quelle associate al REST, impostando a 5% il livello di significatività.

□ Prove SIGN

- Nelle prove di **MI**, nel 16,5% dei soggetti si è ottenuto un p-value inferiore al 5%.
 - Soggetto 71
- Nelle prove di **AO**, nel 16,5% dei casi si è ottenuto un p-value inferiore al 5%,
 - Soggetto 71, i cui valori sono riportati nella figura sottostante, Fig. 4.17.

AO	REST
$5,1 \cdot 10^{-4}$	$3,1 \cdot 10^{-4}$
$4,5 \cdot 10^{-4}$	$3,0 \cdot 10^{-4}$
$3,8 \cdot 10^{-4}$	$2,5 \cdot 10^{-4}$
$4,3 \cdot 10^{-4}$	$3,4 \cdot 10^{-4}$
$5,0 \cdot 10^{-4}$	$3,7 \cdot 10^{-4}$
$3,5 \cdot 10^{-4}$	$4,1 \cdot 10^{-4}$
$4,7 \cdot 10^{-4}$	$3,4 \cdot 10^{-4}$
$4,4 \cdot 10^{-4}$	$3,4 \cdot 10^{-4}$
$3,8 \cdot 10^{-4}$	$2,8 \cdot 10^{-4}$
MEDIA	MEDIA
$4,4 \cdot 10^{-4}$	$3,3 \cdot 10^{-4}$
SD	SD
$5,5 \cdot 10^{-4}$	$4,9 \cdot 10^{-4}$

Fig. 4.17, valori RMS soggetto 0071 prova AO.

□ Prove AGG

In nessun soggetto, la RMS delle ampiezze dello spettro nelle prove ABS, sia per la prova di AO che MI, non ha riscontrato nessuna differenza significativa con la RMS delle ampiezze relative al REST.

AGG MI	AGG REST
$2,7 \cdot 10^{-4}$	$1,8 \cdot 10^{-4}$
$1,9 \cdot 10^{-4}$	$2,0 \cdot 10^{-4}$
$1,8 \cdot 10^{-4}$	$1,9 \cdot 10^{-4}$
MEDIA	MEDIA
$2,1 \cdot 10^{-4}$	$1,9 \cdot 10^{-4}$
SD	SD
$5,3 \cdot 10^{-5}$	$6,5 \cdot 10^{-6}$

Fig. 4.18, soggetto 0077, valori RMS AGG MI e AGG REST.

4.7 ESTRAZIONE DEI PARAMETRI

Per la classificazione sono state selezionate 10 parametri, calcolati su finestre da 200 ms con sovrapposizione del 75%, per un intervallo di 25 secondi, ottenuto iniziando 2 secondi prima dal primo indice di inizio.

○ **ROOT MEAN SQUARE**

La RMS, Root Mean Square, o radice quadrata della media dei quadrati, è una misura statistica che serve a quantificare la grandezza complessiva di un segnale e rappresenta il valore efficace dell'ampiezza, indipendentemente dal segno positivo o negativo.

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$$

Dove:

- x_i rappresenta il valore del segnale del i -esimo campione,
- N è il numero totale di campioni considerati.

○ **MEAN ABSOLUTE VALUE**

La MAV, mean absolute value, rappresenta la media dei valori assoluti di un segnale su un determinato intervallo di tempo, ed è utilizzata per stimare l'intensità complessiva del segnale senza considerare i valori negativi.

$$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i|$$

Dove:

- x_i rappresenta il valore del segnale del i -esimo campione.
- N è il numero totale di campioni considerati.
- $|x_i|$ è il valore assoluto del segnale del i -esimo campione.

○ **COEFFICIENTI AUTOREGRESSIVI (AR)**

I coefficienti autoregressivi sono parametri utilizzati nei modelli autoregressivi (AR), ossia una classe di modelli statistici utilizzati per analizzare serie temporali, che descrivono la relazione tra un'osservazione corrente e un certo numero di osservazioni passate della stessa serie. Dunque, il valore attuale della serie è influenzato dai valori precedenti. Per lo studio sono stati selezionati i primi quattro coefficienti.

$$Y_t = \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i}$$

Dove:

- Y_t è il valore della serie temporale al tempo t .
- ϕ_i , con i va da 1 a p) sono i coefficienti autoregressivi, che indicano l'influenza dei valori passati della serie.
- Y_{t-i} sono i valori della serie temporale ai tempi precedenti $t-i$.

○ INTEGRAL ABSOLUTE VALUE

L'IAV, integral absolute value, è una misura per quantificare l'attività muscolare complessiva ed è particolarmente utile per stimare l'intensità dell'attivazione muscolare, poiché somma l'ampiezza del segnale, eliminando eventuali fluttuazioni di segno.

$$IAV = \sum_{i=1}^N |x_i|$$

Dove:

- x_i rappresenta il valore del segnale del i -esimo campione.
- N è il numero totale di campioni considerati.
- $|x_i|$ è il valore assoluto del segnale del i -esimo campione.

○ WAVE LENGTH

La WL, wave length, è una misura che rappresenta la somma delle differenze assolute tra campioni successivi del segnale ed è un parametro utile per quantificare la complessità o la variabilità di un segnale nel tempo.

$$WL = \sum_{i=2}^N |x_i - x_{i-1}|$$

Dove:

- x_i rappresenta il valore del segnale del i -esimo campione.
- N è il numero totale di campioni considerati.
- x_{i-1} rappresenta il valore del segnale del campione di indice $i-1$.

○ **ZERO CROSSING**

Lo ZC, zero crossing, è una metrica utilizzata per quantificare la frequenza con cui un segnale passa attraverso il valore zero. Il conteggio degli Zero Crossing fornisce informazioni sulla frequenza e variazione rapida di un segnale, ed è utile per valutare l'attività muscolare.

$$ZC = \sum_{i=1}^N \text{sign}(x_i \cdot x_{i-1} < 0)$$

Dove:

- x_i è il valore del segnale del i -esimo campione.
- sign è una funzione indicatrice che vale 1 se la condizione è vera e 0 altrimenti.

○ **SIGN SLOPE CHANGE**

La SSC, sign slope change, è un parametro che quantifica i cambiamenti nel segno della pendenza del segnale, inoltre, fornisce informazioni preziose sull'intensità dell'attività muscolare e sulla variabilità del segnale.

$$SSC = \sum_{i=3}^N \text{sign}[(x_i - x_{i-1}) \cdot (x_{i-1} - x_{i-2})]$$

Dove:

- x_i è il valore del segnale del i -esimo campione.
- sign è una funzione indicatrice che vale 1 se la condizione è vera e 0 altrimenti.

I classificatori impiegati nello studio sono:

- **K-Nearest Neighbors (KNN)**: Questo classificatore è stato utilizzato per la sua semplicità e robustezza nei problemi di classificazione. Il KNN funziona calcolando la distanza tra il campione di test e i campioni di training, assegnando l'etichetta di classe più comune tra i K vicini più prossimi. È stato scelto per la sua capacità di fornire buone prestazioni in presenza di dati non lineari.
- **Decision Tree (TREE)**: Il classificatore ad albero decisionale è stato impiegato per la sua interpretabilità. Gli alberi decisionali dividono il set di dati in sottoinsiemi basati su attributi rilevanti, rendendo facile capire quali caratteristiche sono più importanti per la classificazione.

È stato scelto perché può gestire dati con strutture complesse e offrire una visione chiara delle decisioni di classificazione.

- **Narrow Neural Network (NARROW):** Una rete neurale stretta è stata utilizzata per testare un modello più complesso in grado di catturare pattern non lineari più sofisticati. È stata scelta per la sua capacità di apprendere rappresentazioni complesse dai dati, pur mantenendo una struttura semplice che non richiedesse una quantità eccessiva di dati o risorse computazionali.

I classificatori sono stati addestrati e testati utilizzando tecniche di validazione incrociata. Il dataset è stato suddiviso in set di training e di testing in modo da garantire che i modelli non venissero addestrati e testati sugli stessi dati, riducendo il rischio di overfitting. In particolare, è stata utilizzata la 5-fold cross-validation, in cui i dati sono stati suddivisi in 5 sottogruppi, e in ogni iterazione uno di questi sottogruppi è stato utilizzato per il testing e gli altri 5-1 per l'addestramento.

Sulla porzione di segnale precedentemente selezionata, sia per il metodo SIGN che AGG in entrambe le attività, AO e MI, sono state calcolate le features e si sono concatenati verticalmente i vari record delle diverse serie.

Nelle prove SIGN si sono concatenate orizzontale i dieci parametri rispettivamente del: oppositore del pollice, flessore del carpo e bicipite brachiale, per un totale di 30 colonne più una aggiuntiva per le label, per distinguere nel confronto binario rispettivamente AO e MI dal REST, per le prove SIGN.

Mentre nelle prove AGG, avendo sommato i diversi segnali con il metodo della media, le matrici presentano 10 colonne contenenti i parametri calcolate sul segnale costruito, più la colonna delle label, per un totale di 11 colonne.

Per ogni soggetto, sono stati applicati i due metodi di analisi dei dati, SIGN e AGG. Per ciascuno di questi metodi, i dati sono stati suddivisi in tre serie. A rotazione, due di queste serie sono state utilizzate per l'addestramento (training) del modello, mentre la serie rimanente è stata impiegata per il testing. Questo processo è stato ripetuto in modo da ottenere tre diverse configurazioni di training e testing.

In ogni configurazione, le prove vengono nominate in base alle serie utilizzate per l'addestramento.

Ad esempio:

- Prova 1-2: le serie 1 e 2 sono impiegate per il training, e la serie 3 viene utilizzata per il testing.
- Prova 1-3: le serie 1 e 3 sono impiegate per il training, e la serie 2 viene utilizzata per il testing.

- Prova 2-3: le serie 2 e 3 sono impiegate per il training, e la serie 1 viene utilizzata per il testing.

Questa rotazione delle serie consente di valutare le performance del classificatore su tutte le serie di dati disponibili, garantendo che ogni serie venga utilizzata una volta per il testing e due volte per l'addestramento. In questo modo, per ciascuna configurazione si ottengono 3 matrici di train e 3 matrici di test, con le feature calcolate in base alle serie utilizzate.

Le matrici di test sono state poi normalizzate a partire dalla media e deviazione standard della matrice di train corrispondenti.

$$M_{norm\ test\ 1-2}(:, i) = \frac{M_{test\ 1-2}(:, i) - mean(M_{train\ 1-2}(:, i))}{sd(M_{train\ 1-2}(:, i))}$$

Dove:

- $M_{norm\ test\ 1-2}(:, i)$ rappresenta tutti gli elementi dell'i-esima colonna della matrice di test normalizzata della prova 1-2, ossia dove la prima e seconda serie sono impiegate per la sessione di training e la terza per la sessione di test.
- $M_{test\ 1-2}(:, i)$ rappresenta tutti gli elementi dell'i-esima colonna della matrice di test non normalizzata della prova 1-2.
- $M_{train\ 1-2}(:, i)$ rappresenta tutti gli elementi dell'i-esima colonna della matrice di train della prova 1-2.
- $mean(\cdot)$ rappresenta l'operatore media, il quale calcola la media dell'argomento al suo interno.
- $sd(\cdot)$ rappresenta l'operatore deviazione standard, il quale calcola la deviazione standard al dell'argomento al suo interno.

6. RISULTATI

In questo capitolo sono riportati tutti i risultati per ogni soggetto dei vari classificatori durante le varie prove, in termini di accuratezza percentuale.

6.1 AO-REST

Nella figura Fig. 6.1 riportate le accuratezze percentuali in testing per ogni soggetto e per ogni prova,

AO v REST	PROVA 1-2						PROVA 2-3						PROVA 1-3						
	SIGN			AGG			SIGN			AGG			SIGN			AGG			
	KNN	TREE	NARROW	KNN	TREE	NARROW	KNN	TREE	NARROW	KNN	TREE	NARROW	KNN	TREE	NARROW	KNN	TREE	NARROW	
SOGGETTI	77	55,80%	63,90%	66,80%	52,60%	79,00%	61,00%	60,70%	61,00%	74,60%	58,30%	75,20%	88,20%	68,90%	70,90%	74,30%	63,70%	78,80%	85,50%
	76	70,00%	76,10%	75,60%	81,90%	79,20%	91,60%	56,40%	85,10%	76,10%	85,00%	82,00%	88,90%	54,50%	47,90%	59,90%	44,80%	51,00%	74,90%
	75	62,20%	95,30%	79,60%	87,40%	84,80%	95,70%	78,60%	91,60%	94,20%	77,00%	84,60%	96,10%	75,40%	92,90%	84,60%	80,00%	98,40%	98,60%
	74	73,80%	94,80%	83,40%	77,50%	94,10%	84,50%	69,60%	74,60%	71,00%	88,70%	73,20%	95,80%	69,30%	75,90%	67,10%	55,70%	68,60%	77,00%
	73	45,20%	53,30%	70,90%	45,20%	54,40%	62,00%	50,00%	64,00%	71,20%	73,80%	72,80%	82,40%	79,80%	73,70%	94,80%	48,60%	52,30%	65,50%
	71	66,20%	80,20%	91,30%	62,30%	67,50%	84,90%	72,70%	79,30%	93,60%	64,50%	72,40%	85,00%	40,90%	74,20%	74,10%	63,30%	67,30%	66,50%

Fig. 6.1, accuratezze percentuali nel confronto AO-REST

di cui sono state calcolate le medie delle accuratezze dei singoli classificatori, distintamente nelle prove SIGN e AGG, durante le tre prove. Successivamente sono state calcolate le accuratezze medie tra i soggetti.

Tramite rappresentazione mediante istogramma a colonne raggruppate, sono riportate le accuratezze medie inter-soggetto dei singoli classificatori, per le prove SIGN e AGG, con le rispettive deviazioni standard, come riportato nella Fig. 6.2.

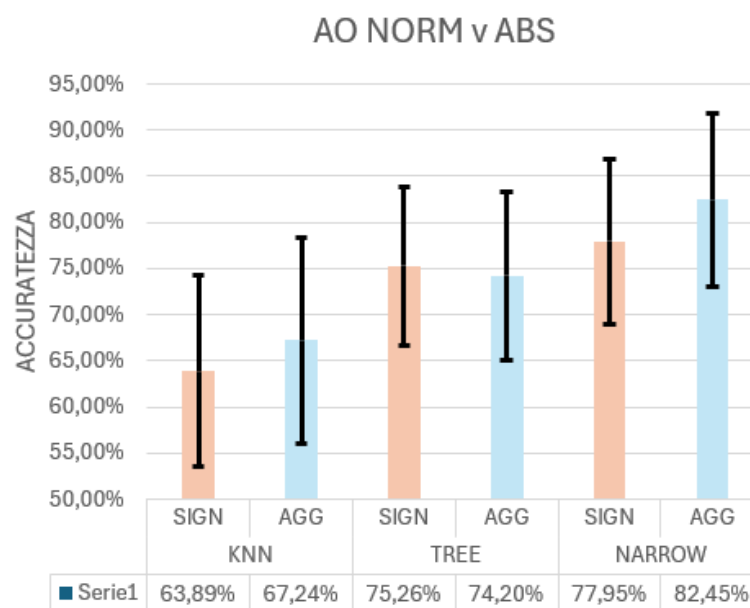


Fig. 6.2, istogramma a colonne raggruppate delle medie inter-soggetto, prova AO-REST.

Infine, attraverso il test statistico non parametrico di Mann-Whitney, sono state analizzate le differenze nelle accuratèzze medie intersoggettive tra i vari algoritmi di classificazione, il cui p-value è stato calcolato a partire dalle accuratèzze medie intra-soggetto dei singoli classificatori. I confronti sono stati eseguiti sia all'interno delle prove SIGN e AGG, sia valutando le accuratèzze dello stesso classificatore tra le due tipologie di prove.

Il test ha dimostrato che nelle sia con il metodo SIGN che con il metodo AGG, sono emerse differenze statisticamente significative solamente nel confronto tra i due classificatori KNN-NARROW, mentre per il confronto delle accuratèzze percentuali medie inter-soggetto dello stesso classificatore sui due metodi non sono emerse distinzioni a livello statistico.

6.2 MI-REST

Nella Fig. 6.3 sono riportate le accuratèzze percentuali relative al confronto MI-REST per ogni soggetto e per ogni prova

MI v REST	PROVA 1-2						PROVA 2-3						PROVA 1-3						
	SIGN			AGG			SIGN			AGG			SIGN			AGG			
	KNN	TREE	NARROW	KNN	TREE	NARROW	KNN	TREE	NARROW	KNN	TREE	NARROW	KNN	TREE	NARROW	KNN	TREE	NARROW	
SOGGETTI	77	70,20%	70,30%	74,80%	77,10%	82,40%	95,20%	25,20%	78,10%	58,10%	32,40%	98,10%	67,50%	58,40%	67,60%	77,60%	69,10%	67,50%	87,00%
	76	63,10%	67,30%	78,60%	68,00%	83,10%	85,60%	45,10%	61,30%	62,80%	70,30%	85,80%	84,40%	59,30%	69,50%	71,80%	55,30%	59,70%	72,00%
	75	63,90%	69,80%	90,40%	85,90%	66,40%	99,40%	57,20%	86,10%	82,40%	62,30%	79,30%	86,30%	68,40%	86,60%	92,10%	75,90%	86,50%	97,20%
	74	49,20%	47,90%	61,60%	53,10%	49,70%	62,20%	51,00%	61,80%	73,80%	51,60%	59,10%	72,40%	51,50%	68,60%	76,30%	60,30%	70,80%	89,80%
	73	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/	/
	71	71,20%	76,60%	84,60%	68,80%	77,70%	81,40%	78,80%	90,60%	91,80%	81,00%	88,30%	93,20%	50,90%	73,60%	92,80%	90,70%	75,70%	95,60%

Fig. 6.3, accuratèzze percentuali nel confronto MI-REST

di cui sono state calcolate le medie delle accuratèzze dei singoli classificatori, distintamente nelle prove SIGN e AGG, durante le tre prove. Successivamente sono state calcolate le accuratèzze medie tra i soggetti. Il soggetto 73 è stato escluso, come già menzionato, a causa dell'assenza di una serie, circostanza che ha reso i suoi risultati non confrontabili con quelli degli altri soggetti.

Tramite rappresentazione mediante istogramma a colonne raggruppate, sono riportate le accuratèzze medie inter-soggetto dei singoli classificatori, per le prove SIGN e AGG, con le rispettive deviazioni standard, come riportato nella Fig. 6.4.

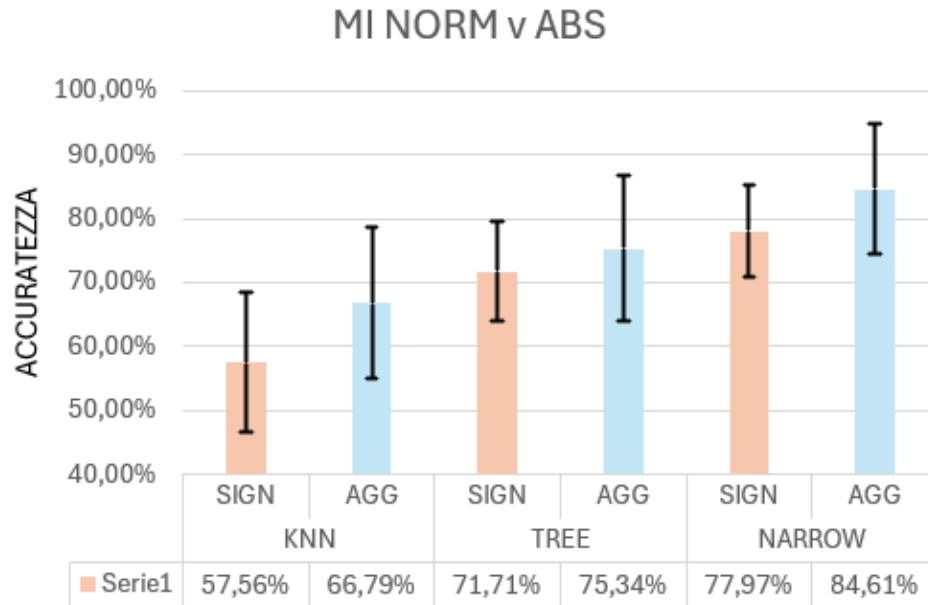


Fig. 6.4, istogramma a colonne raggruppate delle medie intersoggettive, prova MI-REST.

Infine, attraverso il test statistico non parametrico di Mann-Whitney, sono state analizzate le differenze nelle accuratèzze medie intersoggettive tra i vari algoritmi di classificazione, il cui p-value è stato calcolato a partire dalle accuratèzze medie intra-soggetto dei singoli classificatori. I confronti sono stati eseguiti sia all'interno delle prove SIGN e AGG, sia valutando le accuratèzze dello stesso classificatore tra i due metodi.

Anche per questo confronto sia il KNN ed il NARROW NEURAL NETWORK, presentano delle variazioni significative a livello statistico, sia il confronto tra le accuratèzze medie inter-soggetto dello stesso classificatore, ottenute per il metodo SIGN e AGG, non presenta delle differenze statisticamente significative.

6.3 CONFRONTO TERNARIO

Nella Fig. 6.9 sono riportate le accuratèzze percentuali relative al confronto MI-REST per ogni soggetto e per ogni prova

TERNARIO	PROVA 1-2						PROVA 2-3						PROVA 1-3						
	SIGN			AGG			SIGN			AGG			SIGN			AGG			
	KNN	TREE	NARROW	KNN	TREE	NARROW	KNN	TREE	NARROW	KNN	TREE	NARROW	KNN	TREE	NARROW	KNN	TREE	NARROW	
SOGGETTI	77	48,60%	56,30%	73,00%	54,90%	62,00%	70,40%	27,30%	53,80%	68,80%	34,90%	39,00%	69,20%	46,60%	57,60%	67,00%	50,50%	61,20%	70,90%
	76	52,40%	54,50%	67,90%	64,10%	61,80%	87,60%	29,70%	29,50%	84,00%	60,00%	54,70%	88,20%	41,60%	42,00%	64,40%	37,40%	51,70%	69,00%
	75	42,10%	69,60%	75,90%	52,00%	52,70%	60,90%	51,00%	81,10%	79,40%	61,00%	84,70%	89,00%	47,30%	71,70%	77,80%	53,50%	74,60%	88,70%
	74	54,60%	70,80%	64,80%	60,30%	72,00%	75,90%	48,60%	68,90%	77,40%	62,50%	60,30%	83,00%	45,90%	65,10%	71,70%	49,10%	50,00%	85,30%
	73	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\	\
71	54,70%	65,90%	87,90%	40,40%	46,80%	68,60%	63,60%	77,40%	88,80%	53,40%	73,60%	81,70%	44,30%	66,80%	78,90%	52,60%	58,90%	71,50%	

Fig. 6.9, accuratèzze percentuali nel confronto ternario

di cui sono state calcolate le medie delle accuratèzze dei singoli classificatori, distintamente nelle prove SIGN e AGG, durante le tre prove. Successivamente sono state calcolate le accuratèzze medie tra i soggetti, come riportato nella Fig. 6.10.

MEDIA PROVE TERN						
	SIGN			AGG		
	KNN	TREE	NARROW	KNN	TREE	NARROW
77	40,83%	55,90%	69,60%	46,77%	54,07%	70,17%
76	41,23%	42,00%	72,10%	53,83%	56,07%	81,60%
75	46,80%	74,13%	77,70%	55,50%	70,67%	79,53%
74	49,70%	68,27%	71,30%	57,30%	60,77%	81,40%
73 \	\	\	\	\	\	\
71	54,20%	70,03%	85,20%	48,80%	59,77%	73,93%
MEDIA	46,55%	62,07%	75,18%	52,44%	60,27%	77,33%

Fig. 6.10, accuratèzze medie intrasoggettive e intersoggettive in viola, nel confronto ternario.

Tramite rappresentazione mediante istogramma a colonne raggruppate, sono riportate le accuratèzze medie intersoggettive dei singoli classificatori, per le prove SIGN e AGG, con le rispettive deviazioni standard, come riportato nella Fig. 6.11.

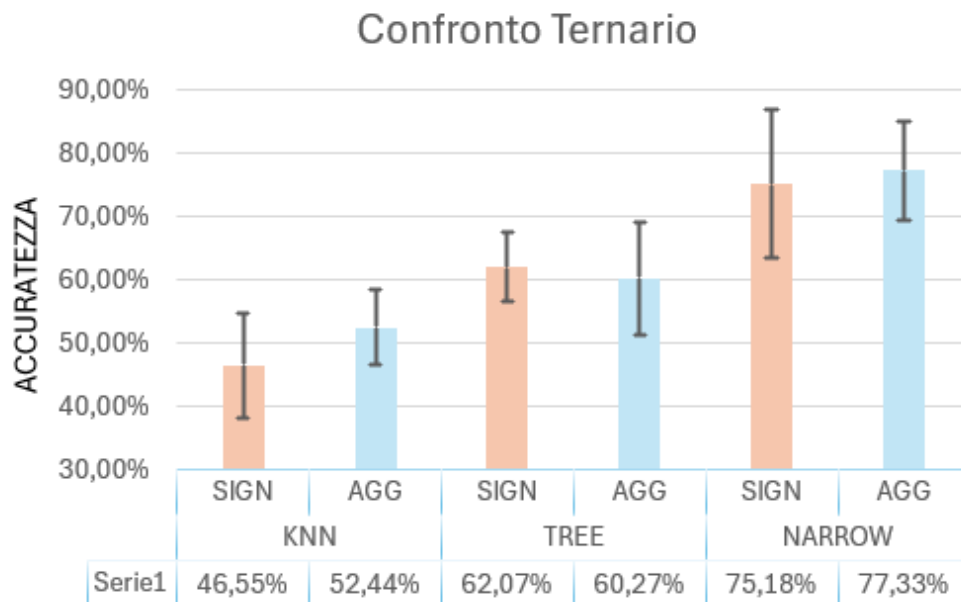


Fig. 6.11, istogramma a colonne raggruppate delle medie intersoggettive, confronto ternario.

Infine, anche per il confronto ternario, attraverso il test statistico non parametrico di Mann-Whitney, sono state analizzate le differenze nelle accuratezze medie intersoggettive tra i vari modelli di classificazione. I confronti sono stati eseguiti sia all'interno delle prove SIGN e AGG, sia valutando le accuratezze dello stesso classificatore tra le due tipologie di prove.

In questo caso, per le prove con il metodo SIGN si presentano differenze statisticamente significative solo nel confronto KNN-NARROW, come nei casi precedenti; mentre con il metodo della media, AGG, queste si presentano non solo come in precedenza per il confronto KNN-NARROW, ma anche per TREE-NARROW.

Infine, non emergono nel confronto ternario distinzioni rilevanti a livello statistico nei confronti SIGN-AGG dei medesimi modelli di classificazione.

7. CONCLUSIONI

In questo studio, si è cercato di indagare le differenze nell'attività mioelettrica registrata durante le attività di AO e MI dalla condizione REST, utilizzando gli strumenti e le tecniche precedentemente descritte.

L'analisi tempo-frequenza tramite scalogramma non ha rivelato alcun pattern distintivo nelle finestre di attività rispetto ai periodi di inattività tra le singole ripetizioni per nessun soggetto, né nelle prove SIGN sui tre muscoli, né nelle prove AGG con il segnale ottenuto tramite il metodo della media. Questo risultato suggerisce che la risposta neurale associata a questi compiti potrebbe non emergere chiaramente a livello delle componenti di frequenza analizzate.

Analogamente, l'analisi delle RMS delle ampiezze degli spettri non ha fornito risultati sufficientemente distintivi per discriminare né l'AO né l'MI rispetto al REST. Infatti, hanno mostrato variazioni statisticamente significative solamente per una ridotta percentuale di soggetti. Questo indica che la RMS delle ampiezze degli spettri per non è un buon identificatore per distinguere le attività di AO e MI dalla condizione di riposo.

A seguito delle analisi condotte sulle accuratezze percentuali intersoggettive dei tre classificatori per valutare quale famiglia dei modelli di classificazione fosse maggiormente adatta allo scopo, è emersa una distinzione statisticamente significativa nei confronti AO-REST e MI-REST, sia nelle prove SIGN che nelle AGG, tra i risultati del KNN e della NARROW. Tuttavia, solo nel confronto ternario, il TREE e la NARROQ hanno presentato distinzioni rilevanti a livello statistico. Infine, in nessuno dei confronti binari tra le accuratezze medie intersoggettive dello stesso classificatore ottenute rispettivamente dalle prove SIGN e dalle prove AGG, si sono riscontrate variazioni statisticamente significative, suggerendo che, nonostante il contenuto informativo delle matrici costruite nelle prove AGG sia un terzo rispetto a quello associato alle matrici costruite con i segnali dei tre muscoli, il segnale ottenuto con il metodo della media aggrega le informazioni dei segnali di partenza senza perdita. Ciò costituisce un vantaggio dal punto di vista computazionale, poiché consente di ridurre la complessità dell'analisi mantenendo al contempo la qualità informativa dei dati. Tuttavia, sono necessari ulteriori studi per valutare il potenziale per l'applicazione nel recupero motorio e nell'apprendimento di queste attività cognitive.

8. BIBLIOGRAFIA

- [1] Vogt, L., Di Rienzo, F., Collet, C., Collins, A., e Guillot, A. "Multiple roles of motor imagery during action observation"
- [2] Katja Stefan,^{1,3} Leonardo G. Cohen,¹ Julie Duque,¹ Riccardo Mazzocchio,¹ Pablo Celnik,¹ Lumy Sawaki,¹ Leslie Ungerleider,² and Joseph Classen³ "Formation of motor memory by Action Observation"
- [3] Braun SM, Beurskens AJ, Borm PJ, Schack T, Wade DT. "The effects of mental practice in stroke rehabilitation"
- [4] Ranganathan, V. K., Siemionow, V., Liu, J. Z., Sahgal, V., & Yue, G. H. (2004). "From mental power to muscle power-gaining strength by using the mind. *Neuropsychologia*"
- [5] A. Guillot, F. Lebon, D. Rouffet, S. Champely, J. Doyon, C. Collet "Contribution from neurophysiological and psychological methods to the study of motor imagery".
- [6] Brass M, Bekkering H, Prinz W (2001) "Movement observation affects movement execution in a simple response task."
- [7] A. Mattar & P. L. Gribble. "Motor learning by observing"
- [8] Principi di Fisiologia di Berne & Levy.
- [9] Mara F. "Corteccia Motoria" Presentazione Power Point, Università Politecnica delle Marche.
- [10] Rizzolatti & Craighero, 2004 "The mirror-neuron system"
- [11] Katherine R. Naisha,^{b,c,n}, Carmel Houston-Priced, Andrew J. Bremnere, Nicholas P. Holmes^{a,b} "Effects of action observation on corticospinal excitability: Muscle specificity, direction, and timing of the mirror response"
- [12] di Pellegrino et al., 1992 "Understanding motor events: a neurophysiological study"
- [13] Riello M. "Studio di TMS sull'eccitabilità corticospinale durante l'osservazione di azioni transitive e intransitive." Tesi di laurea magistrale, Università di Padova, 2022/2023.
- [14] Verdini F., Mengarelli A. "I segnali biomedici." Presentazione Power Point, Università Politecnica delle Marche, 2024.
- [15] Federica Verdini¹, Marianna Capecci², Andrea Tigrini¹, Member, IEEE, Mara Scattolini¹, Graduate Student Member, IEEE, Rami Mobarak¹, Graduate Student Member, IEEE, Laura Burattini¹, Member, IEEE, Sandro Fioretti¹ Member, IEEE, Maria Grazia Benedetti³, Maria Gabriella Ceravolo², and Alessandro Mengarelli¹, Member, IEEE "Unveiling Muscular Engagement: Evidence of Activity in Mental Imagery and Action Observation".
- [16] Henry Vandyke Carter - Henry Gray (1918) "Anatomy of the Human Body".
- [17] H. J. Hermens, B. Freriks, R. Merletti, D. Stegeman, J. Blok, G. Rau, C. Disselhorst-Klug, and G. Hagg, "European recommendations for " surface electromyography," *Roessingh research and development*, vol. 8, no. 2, pp. 13–54, 1999.