

Ingegneria del Sistema Neuromuscolare

Gruppo 02 -

Ciribilli Giulia, Debellis Angela, Lionetti Irene,
Tarditi Valerio, Turchiarulo Luana, Vitulano Manuela

A.A. 2024-2025

1 Protocollo sperimentale 1

1.1 Metodi

L'obiettivo del protocollo sperimentale 1 è stato quello di acquisire segnali elettromiografici (EMG) di superficie dal bicipite e dal tricipite brachiale durante contrazioni isometriche a diversi livelli di forza, al fine di applicare tecniche di elaborazione e analisi del segnale EMG e, in particolare, con lo scopo di stimare parametri neuromuscolari rilevanti. È stata inoltre valutata l'influenza del crosstalk e l'efficacia di tecniche di separazione delle sorgenti per migliorare l'analisi del segnale in condizioni di co-attivazione muscolare.

1.1.1 Set-up sperimentale



Figure 1: Set up sperimentale per l'acquisizione dei segnali EMG dal bicipite e dal tricipite.

I segnali EMG sono stati acquisiti dai muscoli bicipite e tricipite brachiale di un soggetto maschile di 23 anni mediante un sistema EMG16, con una frequenza di campionamento pari a 2048 Hz. Ciascun muscolo è stato monitorato tramite una schiera di 8 elettrodi posizionati sul ventre muscolare con una distanza inter-elettrodo (IED) di 5 mm. Per individuare la direzione delle fibre e la zona di innervazione, è stata inizialmente utilizzata una matrice a secco applicata su entrambi i muscoli. Dopo aver utilizzato una pasta abrasiva per rimuovere le cellule morte della pelle, al fine di ridurre l'impedenza e migliorare la qualità del segnale, sono state posizionate le matrici a secco per osservare la propagazione del potenziale

d'azione in modalità differenziale. Successivamente, con una penna, sono stati individuati la direzione delle fibre e il punto di innervazione, in modo da consentire un corretto posizionamento delle matrici gellate, accuratamente preparate con crema conduttiva. Sono state registrate quattro contrazioni isometriche per ciascun muscolo, con carichi crescenti pari a 2, 4, 6 e 8 kg, ciascuna della durata di 30 secondi, con pause di 2 minuti tra una prova e l'altra.

1.1.2 Preprocessing

Il preprocessing e l'analisi dei dati EMG acquisiti è stato eseguito tramite MATLAB. Al fine di eliminare l'eventuale presenza di transitorio iniziale, i primi 2 secondi di ciascun segnale sono stati rimossi. I segnali, relativi sia a bicipite che a tricipite, sono stati primariamente sottoposti a una pipeline di filtraggio articolata in tre fasi:

1. **Rimozione dell'interferenza di rete:** Filtri notch adattivi progettati con la funzione `rco` al fine di attenuare i disturbi presenti a 50 Hz e alle armoniche 150 Hz, 250 Hz e 350 Hz.
2. **Filtro passa-alto:** Filtro Butterworth del secondo ordine con frequenza di taglio a 10 Hz, applicato per rimuovere artefatti da movimento.
3. **Filtro passa-basso:** Filtro Butterworth del secondo ordine con frequenza di taglio a 350 Hz, utile a eliminare il rumore ad alta frequenza.

Tutti i filtri sono stati implementati in modalità zero-phase mediante la funzione `filtfilt`, in modo da evitare distorsioni di fase. L'efficacia del filtraggio è stata verificata mediante analisi della densità spettrale di potenza.

Sono state analizzate tre tipologie di segnali:

- **Monopolari:** segnali grezzi acquisiti direttamente da ciascun elettrodo;
- **Singolo differenziale (SD):** ottenuto come differenza prima tra canali adiacenti della stessa schiera;
- **Doppio differenziale (DD):** ottenuto derivando ulteriormente i segnali SD.

I canali sono stati suddivisi considerando i primi 8 riferiti al tricipite e gli ultimi 8 al bicipite e tutte le analisi descritte sono state eseguite per ciascun muscolo.

1.1.3 Analisi della fatica muscolare

Successivamente, è stata stimata la densità spettrale di potenza (PSD) per ciascun muscolo e ciascun tipo di segnale (monopolare, SD, DD) mediante il metodo di Welch. I segnali sono stati suddivisi in epoche da 250 ms (512 campioni) e analizzati con finestra di Hamming, senza alcuna sovrapposizione. Per ogni condizione (2, 4, 6, 8 kg), è stato selezionato un canale rappresentativo: il secondo.

A seguire, è stato possibile stimare la velocità di conduzione (CV), mediante due approcci diversi:

- **Metodo spettrale a due canali (Spectral Matching):** Applicando la trasformata di Fourier ai segnali DD adiacenti, è stato calcolato il ritardo temporale τ e ricavata la CV come segue (1):

$$CV = \frac{IED}{\tau} \quad (1)$$

- **Metodo della stima della massima verosimiglianza (MLE):** E' stato utilizzato l'algoritmo `mle_CV_est.m`, che esegue una stima sui segnali SD, sfruttando l'intera schiera per ottenere una valutazione più robusta della CV.

L'analisi dell'affaticamento muscolare è stata effettuata su segnali SD mediante la stima dei seguenti descrittori:

- Valore Quadratico Medio (RMS)

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

- Valor Medio Rettificato (ARV)

$$ARV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (3)$$

- Frequenza Media (MNF)

$$MNF = \frac{\sum_{i=1}^M f_i \cdot P(f_i)}{\sum_{i=1}^M P(f_i)} \quad (4)$$

- Frequenza Mediana (MDF)

$$\sum_{i=1}^{N_{MDF}} P(f_i) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^M P(f_i) \quad (5)$$

Dove N è il numero di epoche, x_i è l'epoca corrente del segnale, $P(f_i)$ è il valore della densità spettrale di potenza alla i -esima componente di frequenza, M è l'indice massimo delle componenti di frequenza considerate e N_{MDF} è l'indice della frequenza mediana, tale che la somma cumulativa della PSD fino alla frequenza mediana sia uguale alla metà della somma totale della PSD stessa. I parametri sono stati calcolati su epoche di 250 ms e normalizzati rispetto al valore iniziale, generando i corrispondenti fatigue plot.

1.1.4 Simulazione e analisi del crosstalk

Nella fase successiva, per simulare una condizione di co-attivazione muscolare e valutare l'effetto del crosstalk tra muscoli antagonisti, sono stati sommati, canale per canale, i segnali EMG monopolari registrati dagli elettrodi posizionati sul bicipite durante una contrazione del tricipite a 2 kg, in cui il bicipite risultava passivo.

Il segnale di co-contrazione simulato è stato analizzato seguendo lo stesso flusso di elaborazione applicato ai segnali originari: calcolo del singolo e doppio differenziale, stima della densità spettrale di potenza, stima della velocità di conduzione sia con Spectral Matching che multi-canale, ed elaborazione dei fatigue plot.

Per cercare di separare le sorgenti in presenza di crosstalk, oltre alla miscela precedentemente descritta, è stata creata un'altra miscela: sono stati sommati, canale per canale, i segnali EMG monopolari registrati dagli elettrodi posizionati sul tricipite durante una contrazione del bicipite a 2 kg, in cui il tricipite risultava passivo.

Al fine di tentare la separazione delle sorgenti sottostanti, è stata quindi applicata la Principal Component Analysis (PCA), una tecnica di riduzione dimensionale che consente di identificare le direzioni principali (componenti principali) lungo le quali si concentra la massima varianza del segnale. Le componenti principali estratte rappresentano combinazioni lineari dei segnali registrati e, idealmente, dovrebbero evidenziare le attività muscolari non correlate, contribuendo a ridurre l'effetto del crosstalk. Le componenti stimate sono state confrontate con i segnali sorgente originali, valutando la qualità della ricostruzione tramite:

- Errore quadratico medio (MSE)

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - \hat{x}_n)^2 \quad (6)$$

dove N è il numero di campioni, x_n e \hat{x}_n sono rispettivamente i valori del segnale originale e stimato (ricostruito) al campione n .

- Coefficiente di determinazione

$$R^2 = 1 - \frac{MSE}{Varianza} \quad (7)$$

Dove:

$$Varianza = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2$$

dove x_i è il valore del segnale al tempo i , \bar{x} è la media del segnale, e N è il numero di campioni.

1.2 Risultati

In Fig. 2 è mostrata la stima della densità spettrale di potenza (PSD) del bicipite per le quattro contrazioni isometriche, analizzata nelle tre configurazioni spaziali sul canale scelto.

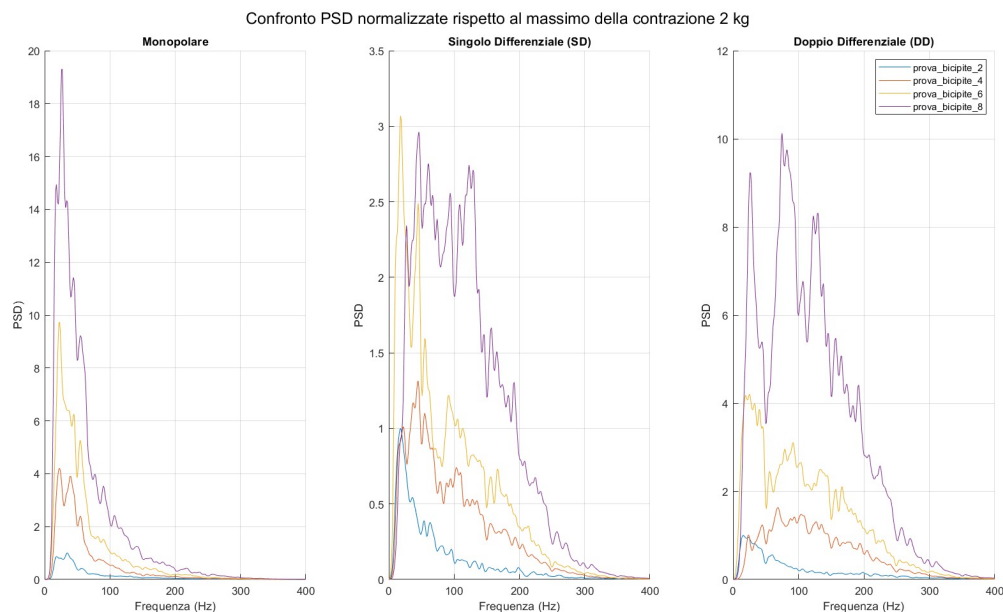


Figure 2: PSD normalizzate per le quattro contrazioni isometriche del bicipite, in configurazione monopolare, SD e DD riferita al canale 2. Le curve sono normalizzate rispetto al massimo della contrazione a 2 kg.

Successivamente, è stata stimata la velocità di conduzione a partire dai segnali in configurazione doppio differenziale, secondo i due metodi presentati. I risultati ottenuti con il metodo a due canali sono riportati in Fig. 3 e confrontati con quelli derivanti dal metodo multicanale.

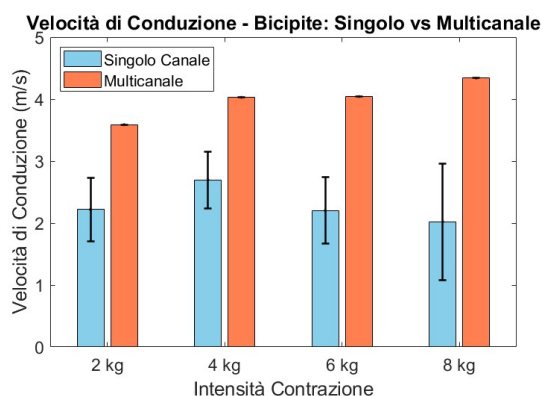


Figure 3: CV media del bicipite per ciascun livello di carico con deviazione standard ottenuta con il metodo a due canali (in blu) e CV multicanale (in arancione).

L'andamento dei principali parametri neuromuscolari nel tempo è stato valutato attraverso i fatigue plot, costruiti a partire dai segnali SD per ciascuna intensità di contrazione. La Fig. 4 riporta l'andamento dei parametri normalizzati ARV, RMS, CV, MDF e MNF per la contrazione del bicipite a 6 kg.

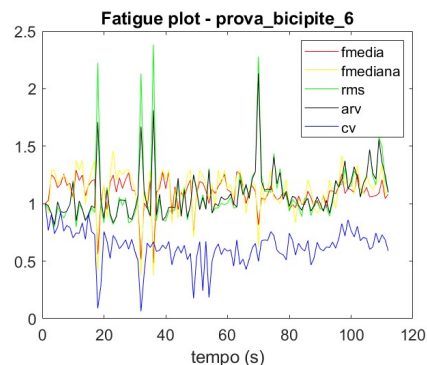


Figure 4: Andamento nel tempo dei parametri neuromuscolari stimati dal segnale SD del bicipite durante la contrazione a 6 kg.

Di seguito, una sintesi comparativa per le quattro condizioni di carico del bicipite è mostrata in Fig. 5, in cui sono riportati i valori medi dei parametri, normalizzati rispetto all'epoca iniziale.

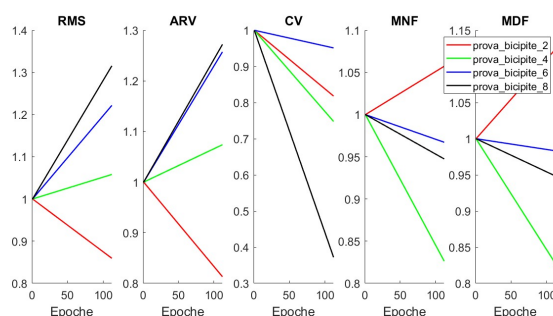


Figure 5: Confronto dell'andamento normalizzato dei parametri neuromuscolari al variare del carico, basato sui segnali SD del bicipite.

Infine, le Fig. 6 e 7 riportano i risultati ottenuti dalla simulazione del crosstalk e dall'applicazione della PCA.

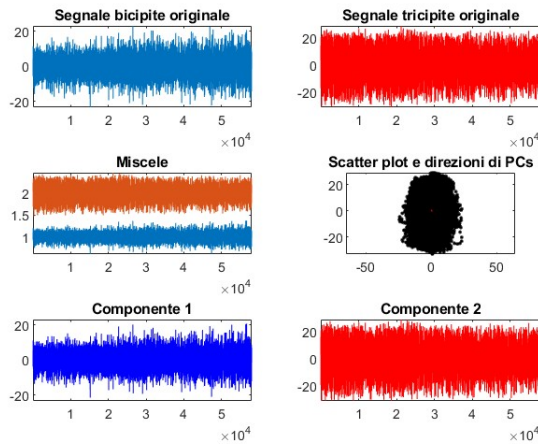


Figure 6: Segnali originali del bicipite e tricipite, miscele sommate canale per canale, componenti estratte tramite PCA e rappresentazione bidimensionale nello spazio delle componenti principali.

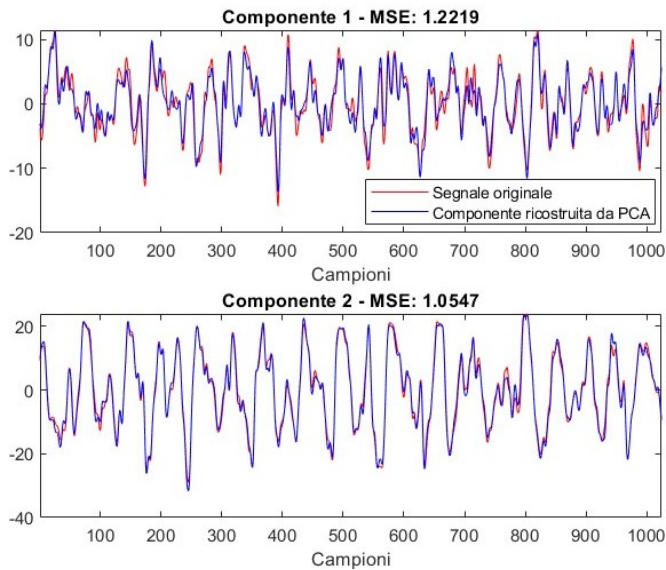


Figure 7: Confronto tra i segnali originali e le ricostruzioni ottenute dalla PCA per due canali rappresentativi.

In particolare, la Fig. 6 riporta le diverse fasi del metodo: a partire dai segnali originali di bicipite e tricipite, vengono mostrate le miscele ottenute, le componenti principali estratte e la distribuzione bidimensionale delle proiezioni lungo le direzioni principali della varianza. Mentre, in Fig. 7 è riportato il confronto tra ciascun segnale originale e la componente PCA corrispondente, con il relativo valore dell'errore quadratico medio (MSE). Quest'ultimo è calcolato sull'intero segnale filtrato, dopo un troncamento iniziale per uniformare la lunghezza tra sorgenti e miscele. Il grafico mostra solo una porzione del segnale per facilitare la lettura. I valori di R^2 ottenuti dopo la PCA pari a 0.9668 e 0.9913, indicando una buona

ricostruzione. Lo stesso parametro, calcolato prima della PCA, confrontando ciascun segnale originale con la relativa miscela contenente crosstalk, risulta leggermente inferiore, con valori rispettivamente pari a 0.9604 e 0.9911. Questo indica che le miscele erano già fortemente simili alle sorgenti, ma che l'applicazione della PCA ha comunque permesso un lieve miglioramento nella qualità della separazione.

1.3 Discussione

Di seguito, si riporta una proposta di discussione relativa ai risultati ottenuti basandosi sui dati sperimentali acquisiti ed elaborati.

1.3.1 Effetti della fatica muscolare

L'analisi della PSD nelle diverse configurazioni spaziali, riportata in Fig. 2, conferma l'effetto dei filtri spaziali nel modificare il contenuto frequenziale del segnale EMG. In particolare, passando dalla configurazione monopolare alla SD e infine alla DD, si osserva un progressivo spostamento dell'energia verso frequenze più alte. Questo comportamento è coerente con la teoria secondo cui la differenziazione spaziale agisce come un filtro passa-alto. Ad esempio, nel caso della contrazione del bicipite con carico da 6 kg, la MNF aumenta progressivamente passando da 52 Hz per il segnale monopolare, a 85 Hz per il singolo differenziale, fino a 93 Hz per il doppio differenziale. Lo stesso andamento è stato osservato anche nelle altre contrazioni analizzate, a conferma dell'effetto sistematico della differenziazione spaziale sulla distribuzione spettrale del segnale EMG. Inoltre, i risultati ottenuti mostrano che la transizione da derivazione monopolare a SD e poi a DD comporta una riduzione progressiva del volume di prelievo, che determina un'attenuazione delle componenti provenienti dalle fibre più profonde, associate tipicamente a unità motorie di grandi dimensioni e caratterizzate da frequenze più basse. Al contrario, nelle configurazioni SD e ancor più in DD, il segnale risulta dominato dal contributo delle UM più superficiali e di dimensioni minori, che mostrano potenziali d'azione con contenuto a frequenze più elevate. Questo spiega lo spostamento della PSD verso l'alto nelle configurazioni con maggiore selettività spaziale.

Per quanto riguarda la CV, i risultati ottenuti mediante il metodo a due canali (Fig. 3) mostrano un andamento non perfettamente monotono rispetto all'incremento del carico, con valori compresi tra circa 2.0 e 2.7 m/s. Si osserva un aumento della CV passando dalla contrazione a 2 kg a quella a 4 kg, in linea con le aspettative fisiologiche: contrazioni più intense comportano infatti il reclutamento di unità motorie con fibre muscolari a maggiore velocità di conduzione. Tuttavia, a partire dai 4 kg, la CV tende a ridursi lievemente, raggiungendo il valore minimo alla contrazione massima di 8 kg. La stima della CV ottenuta tramite il metodo multicanale mostra, invece, un andamento coerente con quanto atteso dalla teoria [1], con valori mediamente più elevati e crescenti all'aumentare del carico: da 3.58 m/s a 4.34 m/s. L'integrazione spaziale di più canali consente, pur assumendo una maggiore complessità

computazionale, di ottenere risultati più stabili e fisiologicamente plausibili, confermando la sua maggiore affidabilità in condizioni sperimentali realistiche. L'analisi del fatigue plot relativo alla contrazione a 6 kg evidenzia un'evoluzione temporale dei parametri EMG coerente con i fenomeni noti dell'affaticamento muscolare. I valori di ARV e RMS mostrano un progressivo incremento, in accordo con quanto atteso dalla teoria. Al contrario, la CV tende a diminuire, comportamento riconducibile a modifiche periferiche nel muscolo, come alterazioni ioniche e metaboliche che rallentano la propagazione del potenziale d'azione. Tuttavia, la stima della CV risulta instabile, con fluttuazioni marcate. Anche i parametri frequenziali (e.g., MNF e MDF), che mostrano una lieve decrescita nel tempo, risultano essere coerenti con quanto atteso [2]. Nel complesso, l'andamento dei parametri rispecchia il modello classico di affaticamento neuromuscolare [3, 4]. Il confronto tra le diverse prove condotte con carichi crescenti (2, 4, 6 e 8 kg) evidenzia una chiara dipendenza dei parametri EMG dall'intensità dello sforzo (Fig. 5). I carichi maggiori (6 e 8 kg) mostrano un incremento marcato di ARV e RMS, indicativo di un maggiore reclutamento muscolare e di un'attivazione neuromotoria più sostenuta, mentre la CV si riduce progressivamente, coerentemente con un crescente affaticamento periferico. Al contrario, nelle condizioni a carico ridotto (2 e 4 kg), l'incremento dei parametri di ampiezza risulta meno evidente, e in alcuni casi – come nella prova a 2 kg – si osserva addirittura

un andamento decrescente. Tale comportamento anomalo può essere attribuito a una bassa attivazione muscolare o, verosimilmente, a una scarsa qualità del segnale. Nel complesso, le prove a carichi più elevati risultano più coerenti con la fisiologia dell'affaticamento, mentre le condizioni a basso carico pongono limiti interpretativi.

1.3.2 Effetti del crosstalk

Nei risultati rappresentati in Fig. 6, l'applicazione della PCA ha permesso di ottenere un primo livello di separazione tra le sorgenti elettromiografiche miscelate. Le due componenti estratte risultano visivamente ben differenziate e presentano una struttura coerente con l'andamento dei segnali originali. Lo scatter plot centrale mostra una nuvola di punti distribuita lungo due assi principali, corrispondenti alle direzioni delle componenti principali, segno che la PCA ha individuato due assi di massima varianza nei dati miscelati. La validità di questa ricostruzione è ulteriormente analizzata nella Fig. 7. Il confronto visivo evidenzia una buona sovrapposizione tra segnale originale (in rosso) e segnale ricostruito (in blu), con un MSE rispettivamente pari a 1.2219 per la prima componente e 1.0547 per la seconda. Questi valori suggeriscono che la ricostruzione è qualitativamente accettabile, seppur non perfetta. Le discrepanze osservabili possono essere attribuite a vari fattori, tra i quali la linearità del mixing e l'indipendenza ortogonale delle sorgenti.

2 Protocollo sperimentale 2

2.1 Metodi

2.1.1 Set-up sperimentale

Il protocollo sperimentale 2 è stato progettato per analizzare la capacità di discriminare due movimenti principali (apertura e chiusura della mano) a partire dagli EMG raccolti dai muscoli dell'avambraccio con l'obiettivo di realizzare un classificatore.

I segnali EMG sono stati acquisiti utilizzando un sistema Cometa, con una frequenza di campionamento pari a 2 kHz ed elettrodi circolari con diametro di circa 24 mm, posizionati sull'avambraccio di un soggetto femminile di 24 anni, ad una distanza di circa 2 cm dall'attaccatura del bicipite e tra gli elettrodi. Ogni coppia è stata orientata lungo la direzione delle fibre muscolari, ottenendo una configurazione a raggiera (Fig.8). Prima di posizionare gli elettrodi, è stata eseguita la preparazione cutanea mediante abrasione del primo strato dell'epidermide, seguito da una scrupolosa pulizia con pasta abrasiva.

I segnali sono stati registrati facendo effettuare al soggetto:

- Una apertura e una chiusura della mano massimale.
- 20 aperture e 20 chiusure sub-massimali della mano, ciascuna della durata di 3 s.
- Aperture e chiusure alternate della mano, per una durata totale di 30 s.



Figure 8: Disposizione degli elettrodi durante l'acquisizione dei segnali.

2.1.2 Pre-processing

Dai dati grezzi relativi alla serie di 20 chiusure e 20 aperture consecutive, contenenti l'attività di più canali EMG, sono stati selezionati i cinque canali di interesse (2, 5, 6, 7 e 9), scelti in base alla loro rilevanza per la discriminazione delle contrazioni muscolari. Sono stati effettuati sui segnali i passaggi riportati di seguito:

1. Uniformazione in lunghezza, limitando il numero di campioni alla durata più breve tra le due registrazioni, seguito da un resampling lineare dei segnali con il comando `interp1`.
2. Concatenazione verticale, inserendo prima le aperture e poi le chiusure, al fine di ottenere una singola matrice di dimensioni $m \times n$ (campioni \times canali).
3. Applicazione di un filtro Chebyshev passa-alto di sesto ordine, con frequenza di taglio a 5 Hz, per rimuovere la componente continua.
4. Estrazione dell'involuppo del segnale EMG (riportato in Fig.9) tramite rettificazione seguita da un filtro Butterworth passa-basso di sesto ordine, con frequenza di taglio pari a 10 Hz.
5. Costruzione di un vettore di etichette binarie (0-1) di lunghezza m , in cui il valore 0 corrisponde alle contrazioni di chiusura e il valore 1 a quelle di apertura.

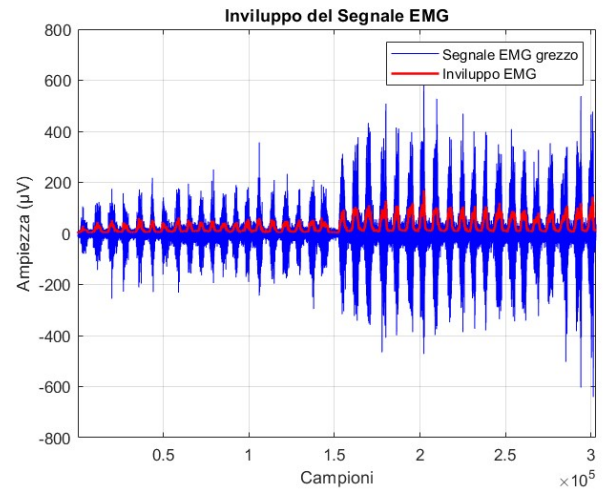


Figure 9: Segnale filtrato con sovrapposto l'involuppo visto dal canale 2.

2.1.3 Classificatori

- **Support Vector Machine (SVM) e Linear Discriminant Analysis (LDA):** È stato implementato un algoritmo di SVM con kernel lineare, allenato sia su segnali grezzi (filtrati) che su segnali involuppati, con e senza l'applicazione di feature extraction (FE). Per la FE, i segnali EMG sono stati segmentati in finestre temporali di 250 ms, dalle quali sono state estratte le seguenti features [5]: Mean Absolute Value (MAV), Root Mean Square (RMS), Slope Sign Changes (SSC), Waveform Length (WL), definiti rispettivamente come segue:

$$\text{MAV} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |x[n]| \quad (8)$$

$$\text{RMS} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x[n]^2} \quad (9)$$

$$\text{SSC} = \sum_{n=2}^{N-1} \delta(\text{sign}(x[n] - x[n-1]) - \text{sign}(x[n+1] - x[n])) \quad (10)$$

dove $\text{sign}(\cdot)$ è la funzione segno, e $\delta(z)$ è la *funzione indicatrice* definita come:

$$\delta(z) = \begin{cases} 1 & \text{se } z \neq 0 \\ 0 & \text{se } z = 0 \end{cases} \quad (11)$$

La funzione indicatrice $\delta(z)$ restituisce 1 quando la condizione specificata è vera (in questo caso, un cambiamento di segno tra due derivate successive), e 0 altrimenti. In questo modo, l'operazione di somma conta il numero totale di cambi di direzione del segnale.

$$\text{WL} = \sum_{n=1}^{N-1} |x[n+1] - x[n]| \quad (12)$$

Per applicare il classificatore, il dataset è stato diviso in training (70%) e test set (30%). Stesso procedimento è stato effettuato per l'implementazione della LDA. Infine, per valutare le performance dei classificatori, sono state ricavate accuratezza e precisione dalle confusion-matrix, definite come:

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (13)$$

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (14)$$

Dove:

- **TP (True Positives):** veri positivi, ovvero campioni positivi classificati correttamente come tali.
 - **TN (True Negatives):** veri negativi, ovvero campioni negativi classificati correttamente come tali.
 - **FP (False Positives):** falsi positivi, ovvero campioni negativi classificati erroneamente come positivi.
 - **FN (False Negatives):** falsi negativi, ovvero campioni positivi classificati erroneamente come negativi.
- **Classificatore basato su Cosine-Similarity:** Per la classificazione basata sulla similarità, sono stati costruiti due prototipi, uno per l'apertura e uno per la chiusura della mano, utilizzando i segnali EMG che simulavano contrazioni massimali. I segnali sono stati suddivisi in finestre di 250 ms con overlap del 50 %, e per ciascuna finestra è stato calcolato l'ARV su ogni canale. Il prototipo di ciascun movimento è

stato ottenuto come media dei vettori ARV di tutte le finestre corrispondenti. Anche i segnali di test, precedentemente ottenuti concatenando aperture e chiusure, sono stati segmentati con lo stesso schema. Per ogni finestra di test è stato calcolato il vettore ARV, e l'etichetta di riferimento (0 per chiusura, 1 per apertura) è stata assegnata tramite la moda delle etichette contenute nella finestra. La classificazione è avvenuta confrontando il vettore ARV di ciascuna finestra con i due prototipi tramite cosine-similarity, definita come:

$$\text{CS} = \frac{X \cdot Y_p}{\|X\| \|Y_p\|} \quad (15)$$

dove X corrisponde al vettore ARV di ciascuna finestra e Y_p al prototipo di una contrazione specifica. Il classificatore selezionerà la classe corrispondente al valore massimo di cosine-similarity. Le performance del classificatore sono state valutate mediante accuracy.

2.2 Risultati

Nelle seguenti tabelle sono riportate le performance dei classificatori SVM e LDA in termini di accuracy e precision.

Classificatore	Accuracy	Precision
SVM raw	50.24%	50.06%
SVM env	65.09%	98.63%
LDA raw	52.27%	51.43%
LDA env	80.55%	73.76%

Table 1: Performance dei classificatori senza feature extraction.

Classificatore	Accuracy	Precision
SVM raw	96.05%	93.68%
SVM env	97.79%	92.47%
LDA raw	96.05%	94.62%
LDA env	93.22%	89.00%

Table 2: Performance dei classificatori con feature extraction.

Per quanto riguarda il classificatore che sfrutta la cosine-similarity, è stata ricavata una accuracy del 78.15 % e un numero totale di finestre classificate come chiusura pari a 344 e di apertura pari a 837.

2.3 Discussione

2.3.1 SVM e LDA

I risultati ottenuti mostrano che, in assenza di feature extraction, l'utilizzo dell'involuppo del segnale EMG porta a prestazioni superiori sia in termini di accuratezza che di precisione, rispetto all'impiego del segnale grezzo (Tab.1). Questo risultato è stato osservato per entrambi i classificatori testati: SVM e LDA, che hanno riportato rispettivamente un'accuratezza del 65,09 % e dell'80,55 %, e una precisione del 98,63 % e del 73,76 % (Tab.1). Il miglioramento può essere attribuito al fatto che l'involuppo fornisce una rappresentazione semplificata ma informativa

dell'attività muscolare, riducendo la variabilità non rilevante del segnale e mettendo in risalto le dinamiche temporali globali, rendendo così il compito di classificazione più agevole per i modelli supervisionati. Al contrario sui dati grezzi, l'SVM raggiunge solo un'accuratezza del 50,24 % e una precisione del 50,06 %, mentre l'LDA mostra un'accuratezza del 52,27 % e una precisione del 51,43 % (Tab.1). Questi valori indicano che il modello si comporta in modo simile a un classificatore casuale, senza mostrare una capacità discriminativa significativa tra apertura e chiusura, a causa della complessità e instabilità del segnale grezzo. Quando si applica la feature extraction, si osserva un netto miglioramento delle prestazioni per entrambi i classificatori, in particolare quando le feature vengono estratte direttamente dal segnale grezzo. In questa configurazione, l'SVM raggiunge un'accuracy del 96,05 % e una precision del 93,68 %, mentre l'LDA si attesta rispettivamente al 93,22 % e all'89,00 % (Tab. 2). A differenza del caso senza feature extraction, in cui il segnale involupato offriva risultati migliori, qui è il segnale grezzo a fornire le

performance più elevate. Questo risultato è coerente con le aspettative: l'involuppo rappresenta già una versione semplificata e compressa del segnale EMG, e l'estrazione di ulteriori descrittori statistici da una rappresentazione già ridotta può portare a una perdita eccessiva di informazione discriminativa, riducendo la variabilità utile per la classificazione.

Un ulteriore beneficio dell'impiego della feature extraction è la significativa riduzione dei tempi di addestramento, resa possibile dalla ridotta dimensionalità dei dati in ingresso ai classificatori.

2.3.2 Cosine Similarity

Il metodo di classificazione che ha previsto l'utilizzo della cosine-similarity, ha mostrato un valore di accuracy pari al 78.15 %, confrontabile con i risultati ottenuti da SVM e LDA su involuppo e senza feature extraction, ma inferiori ai classificatori in cui, invece, la feature extraction è stata fatta.

3 Simulazioni

3.1 Metodi

Per testare la validità degli algoritmi applicati ai dati sperimentali, sono state condotte analisi preliminari su segnali EMG simulati. In particolare, è stato utilizzato un modello che simula l'attività di due muscoli distinti, denominati M1 e M2. L'attività elettrica è stata acquisita tramite una matrice rettangolare di 11×5 elettrodi, con distanza interelettrodo (IED) di 5 mm. Le colonne della matrice (5 elettrodi) sono state allineate parallelamente alle fibre muscolari, mentre le righe (11 elettrodi) sono state disposte in direzione trasversale, includendo 5 elettrodi posizionati sopra il muscolo M1, 5 sopra il muscolo M2, e un elettrodo centrale allineato sulla linea di separazione tra i due muscoli. Le contrazioni simulate considerate sono di tipo affaticante. Per ciascun livello di forza simulato è stato analizzato il segnale proveniente dal muscolo M1.

A partire dai segnali monopolari, sono stati ottenuti i segnali singolo e doppio differenziale, che sono stati successivamente utilizzati per il calcolo degli indici di affaticamento descritti nel Protocollo 1. Infine, per valutare l'efficacia della PCA come tecnica di separazione delle sorgenti, sono state generate due miscele. Nella prima sono stati utilizzati segnali acquisiti dallo stesso elettrodo posto su M1 in due condizioni differenti: muscolo attivo e muscolo a riposo. Lo stesso procedimento è stato ripetuto per la seconda miscela con M2.

3.2 Risultati

Sui dati simulati per il muscolo M1 è stata calcolata la CV media per ciascuna contrazione. Sono inoltre state costruite le rette interpolanti per i diversi livelli di forza muscolare e per ciascun indice considerato: RMS, ARV, CV, MNF e MDF. I risultati sono riportati in Fig. 10 e Fig. 11.

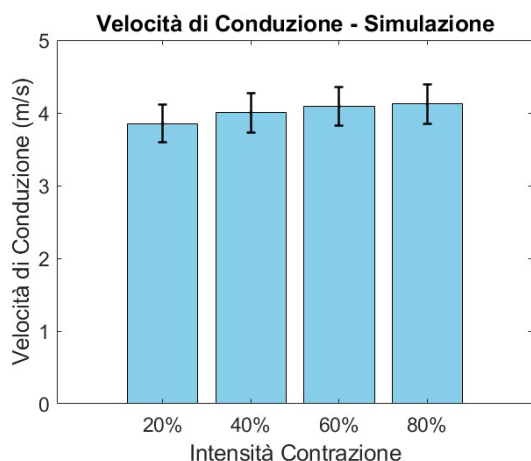


Figure 10: CV media del muscolo M1 per ciascun livello di forza, stimata con il metodo a due canali. Le barre di errore rappresentano la deviazione standard.

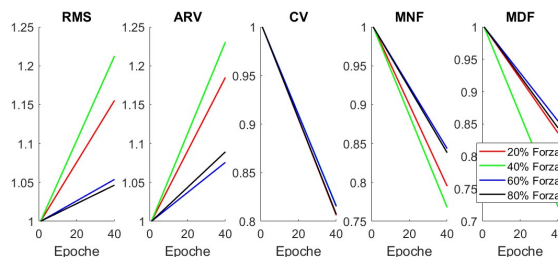


Figure 11: Andamento degli indici RMS, ARV, CV, MNF e MDF durante contrazioni affaticanti di diversa intensità per il muscolo M1.

Vengono inoltre riportati i risultati dell'analisi con PCA in Fig. 12 e Fig. 13

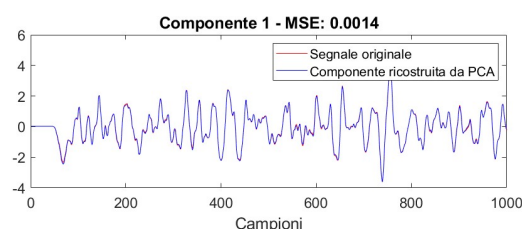


Figure 12: Confronto tra il segnale proveniente dal muscolo M1 e la ricostruzione ottenuta dalla PCA.

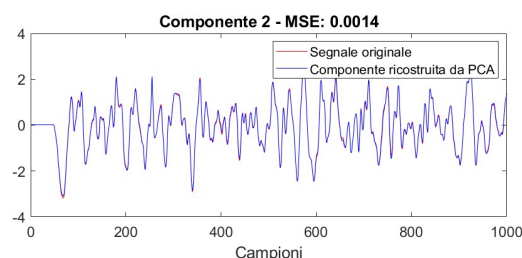


Figure 13: Confronto tra il segnale proveniente dal muscolo M2 e la ricostruzione ottenuta dalla PCA.

3.3 Discussione

Dall'analisi dei dati simulati emerge che la CV si aggira intorno ai 4 m/s, un valore coerente con quanto atteso fisiologicamente. Inoltre, si osserva un incremento della CV all'aumentare dell'intensità della contrazione (Fig. 10). Questo comportamento è attribuibile al reclutamento progressivo di unità motorie più grandi e veloci, che avviene con l'aumento del carico muscolare.

Le rette interpolanti costruite per i diversi indici mostrano il comportamento tipico delle contrazioni affaticanti: RMS e ARV aumentano con il livello di forza, mentre MNF, MDF e CV tendono a diminuire nel tempo. Queste dinamiche sono pienamente in linea con quanto riportato in letteratura (Fig. 11).

Tali risultati, ottenuti sui dati simulati, dunque in condizioni ideali e prive di rumore, permettono di confermare la validità degli algoritmi utilizzati e forniscono un utile termine di confronto rispetto ai dati sperimentali, nei quali

tali tendenze possono essere mascherate da variabilità biologica e rumore di misura.

Infine, l'analisi tramite PCA ha mostrato una ricostruzione con un MSE di 0.0014, dimostrando la capacità della tecnica di catturare efficacemente le componenti principali dell'attività muscolare. (Fig. 12 e Fig. 13).

4 Conclusioni

4.1 Protocollo 1

Il confronto tra risultati sperimentali e simulazioni ha permesso di valutare la coerenza tra i comportamenti attesi e quelli effettivamente osservati nei segnali EMG registrati da bicipite e tricipite durante contrazioni isometriche. Alcuni risultati si sono rivelati in linea con le simulazioni, mentre altri hanno evidenziato discrepanze, legate sia alla variabilità fisiologica che ai limiti dei metodi di stima applicati.

Per quanto riguarda la stima della CV in funzione dell'intensità della contrazione, i risultati sperimentali non mostrano l'incremento atteso osservato nei dati simulati. Questo disallineamento può essere attribuito all'utilizzo del metodo di Spectral Matching, che si dimostra robusto in condizioni ideali ma meno affidabile su segnali sperimentali affetti da rumore e variabilità fisiologica. Al contrario, il metodo multicanale ha evidenziato un andamento crescente della CV con l'aumentare dell'intensità, in accordo con le simulazioni, suggerendo una maggiore robustezza di questo approccio in ambito sperimentale.

L'analisi della fatica muscolare nel caso della contrazione del bicipite con carico da 2 kg non ha evidenziato l'andamento mostrato nei dati simulati: presenta un aumento di MNF e MDF e una diminuzione di ARV e RMS nel tempo. Questo potrebbe essere spiegato dal fatto che la contrazione non sia stata sufficientemente affaticante, rendendo meno evidenti i fenomeni di affaticamento neuromuscolare normalmente osservabili.

L'analisi del crosstalk ha indicato una buona separazione tra i muscoli coinvolti nei canali analizzati, coerente con la natura distinta di bicipite e tricipite. Tuttavia, si è osservato che la qualità della stima può variare sensibilmente a seconda della scelta dei canali o delle contrazioni analizzate. Questo è dovuto al fatto che le ipotesi alla base del metodo PCA, non sono pienamente soddisfatte nei segnali reali. Inoltre, la somma di attività provenienti da muscoli ben separati anatomicamente, come bicipite e tricipite, rappresenta un caso meno comune rispetto a quanto avviene nel crosstalk tra muscoli adiacenti, rendendo più complessa la valutazione e il confronto con i dati simulati.

In prospettiva, il protocollo potrebbe essere perfezionato ampliando il numero di soggetti coinvolti, il numero di ripetizioni e i livelli di intensità considerati. Inoltre, il task motorio potrebbe essere reso più controllato mediante l'uso di strumenti che garantiscano una reale contrazione isometrica e che facilitino l'attivazione selettiva di bicipite e tricipite. Per il processing potrebbero essere impiegati metodi di stima della CV più robusti in presenza di rumore, e metodi più avanzati per lo studio del crosstalk.

4.2 Protocollo 2

Questo studio ha analizzato diverse tecniche di classificazione per distinguere apertura e chiusura della mano a partire da segnali EMG. In assenza di feature extraction, l'involuppo si è dimostrato più efficace del segnale grezzo, grazie alla sua capacità di semplificare il segnale mantenendo le componenti informative principali.

L'introduzione della feature extraction ha portato a un netto miglioramento delle prestazioni, soprattutto sul segnale grezzo, con incrementi significativi in accuratezza e precisione. Inoltre, la riduzione della dimensionalità ha permesso una diminuzione dei tempi di training, rendendo questo approccio particolarmente adatto all'integrazione in sistemi real-time, come protesi attive o dispositivi per la riabilitazione.

Il metodo basato su Cosine Similarity ha ottenuto risultati discreti, ma inferiori rispetto ai classificatori con feature extraction.

Tuttavia, una limitazione importante è che i modelli sono stati addestrati e testati su un solo soggetto. Per garantirne l'affidabilità e la generalizzabilità, sarà necessario validare le soluzioni proposte su un campione più ampio e diversificato, includendo soggetti con deficit motori.

Sviluppi futuri potranno includere l'ampliamento del dataset, l'utilizzo di tecniche di feature selection più avanzate e l'impiego di modelli di deep learning, al fine di aumentare ulteriormente la precisione e la robustezza del sistema in contesti reali.

References

- [1] Nima Hedayatpour, Lars Arendt-Nielsen, and Dario Farina. Motor unit conduction velocity during sustained contraction of the vastus medialis muscle. *Experimental Brain Research*, 180(3):509–516, 2007.
- [2] D. Farina, D. Zennaro, M. Pozzo, and R. Merletti. Single motor unit and spectral surface emg analysis during low-force, sustained contractions of the upper trapezius muscle. *Eur J Appl Physiol*, 96:157–164, 2006.
- [3] J. F. Sarmiento, F. J. Martinez, J. L. Perez-Orive, M. A. Gonzalez, A. Garcia, and M. A. Salichs. Comparative muscle study fatigue with semg signals during the isotonic and isometric tasks for diagnostics purposes. In *2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, pages 1363–1366, 2011.
- [4] N.A. Dimitrova and G.V. Dimitrov. Interpretation of emg changes with fatigue: facts, pitfalls, and fallacies. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 13(1):13–36, 2003.
- [5] Angkoon Phinyomark et al. Feature extraction of the first difference of emg time series for emg pattern recognition. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 116(1):1–11, 2014.