

Ingegneria del Sistema Neuromuscolare

Gruppo 03 - Marta Di Ridolfi (matr. 317226),
Valentina Forestiere (matr. 319719),
Giuseppe Russo (matr. 308451),
Davide Tkalez (matr. 318699)

A.A. 2023 - 2024

1 Introduzione

Il fine del seguente lavoro è quello di affrontare due aspetti dello studio del segnale elettromiografico di superficie (sEMG). In primo luogo, l'acquisizione e il suo processamento per la valutazione della fatica muscolare e del crosstalk; in seguito, l'implementazione di classificatori per il controllo miolettrico protesico. Viene riportato il lavoro condotto su due protocolli sperimentali.

tali differenti. Nel primo si processa il segnale sEMG ottenuto da prelievo monopolare tramite schiere di elettrodi posizionate longitudinalmente su bicipite e tricipite brachiale destro; nel secondo si acquisiscono segnali singoli differenziali prelevati radialmente dalla porzione prossimale dell'avambraccio destro. I due protocolli sono stati eseguiti su due soggetti differenti. Gli algoritmi implementati nel primo protocollo sono stati validati su dati simulati a nostra disposizione.

2 Simulazioni

2.1 Metodi

L'obiettivo della seguente sezione è analizzare segnali sEMG monopolari simulati durante una contrazione afaticante. Sono state simulate le contrazioni di due muscoli, M_1 e M_2 , ipotizzando che essi fossero posizionati all'interno di un volume conduttore cilindrico, caratterizzato da uno strato di tessuto adiposo di spessore pari a 3 mm (per maggiori dettagli si veda [1]). I dati sono stati sintetizzati a partire da una matrice di 11×5 elettrodi, con $IED = 5$ mm, avente colonne allineate alle fibre muscolari (tra la zona d'innervazione e un tendine) e righe in direzione trasversale. In particolare, per ogni riga, i primi 5 elettrodi sono posizionati sul muscolo M_1 , il sesto sulla linea di separazione dei due muscoli e gli ultimi 5 sul muscolo M_2 . I segnali simulati risultano essere campionati ad una frequenza di 2048 Hz. Sono state considerate simulazioni di contrazioni a livelli di forza pari al 20, 40 e 60% della Massima Contrazione Volontaria (MVC).

Analizzando l'ampiezza dei segnali sugli elettrodi di ciascuna colonna è stata preliminarmente selezionata, per ognuna delle contrazioni simulate dei due muscoli, la schiera 5×1 avente ampiezza maggiore. Così facendo si è considerata per M_1 la quinta colonna della matrice di elettrodi, e per M_2 la settima. Una rappresentazione dei segnali simulati durante la contrazione di M_1 è riportata in Fig.1. Tutti i task introdotti di seguito sono stati implementati a partire dai canali delle colonne selezionate.

Dai dati simulati è stato rimosso un periodo di transitorio iniziale pari a 2 s. I dati simulati sono successivamente stati **filtrati** mediante filtro *passa-alto* a 20

Hz [2] e filtro *passa-basso* a 350 Hz [3]. Successivamente sono state ottenute le stime dei singoli (SD) e dei doppi differenziali (DD). In particolare, i segnali SD sono stati ottenuti a partire da quelli monopolari sottraendo a ciascun canale il suo adiacente. Con un'analogia procedura sono stati ottenuti i segnali DD a partire dai segnali SD. Per ciascuna delle tre tipologie di segnale si è stimata la **Power Spectral Density** (PSD) mediante *metodo di Welch* per i diversi livelli di forza, analizzando gli effetti del filtro spaziale sugli spettri. Si sono inoltre calcolati i valori di Frequenza Mediana (MDF) per i tutti i canali per le diverse tipologie di filtro spaziale (monopolare, SD e DD) e per ogni carico. Successivamente, è stata effettuata una media della MDF tra i canali per ogni filtro spaziale e per ogni carico, al fine di valutare l'effetto in frequenza dell'applicazione dei filtri spaziali. Si è poi calcolata la **Velocità di Conduzione** (CV) mediante i metodi di *cross correlazione* (con scelta del canale migliore e con media dei canali), *spectral matching* (con scelta del canale migliore e con media dei canali) e *maximum likelihood*, confrontandone le stime in funzione dei diversi livelli di forza considerati. A partire dai segnali SD sono stati analizzati gli **indicatori** Average Rectified Value (ARV), Root Mean Square (RMS), MDF e Frequenza Media (MNF), normalizzati usando il valore dell'intercetta delle loro rispettive rette interpolanti. I compiti eseguiti e i relativi risultati verranno utilizzati per convalidare il codice implementato, permettendone l'applicazione per l'elaborazione dei dati sperimentali del "Protocollo 1", discussa nella sezione successiva.

Contrazione M1

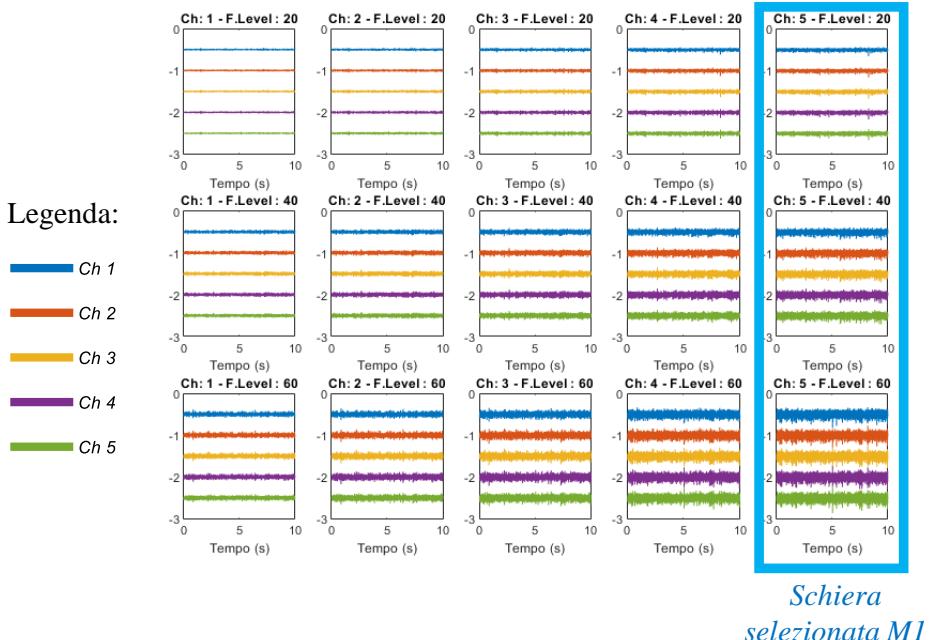


Figure 1: Segnali simulati mediante la schiera di elettrodi 5×5 posizionata su $M1$. Ogni riga corrisponde ad un valore di % di MVC : dall'alto verso il basso 20%, 40% e 60%. Sulle colonne sono rappresentate le acquisizioni relative ad una singola schiera, dalla prima (a sinistra) alla quinta (a destra). In azzurro è evidenziata la schiera selezionata per la contrazione simulata su $M1$.

PSD

La Power Spectral Density (PSD) è una misura che rappresenta la potenza di un segnale in funzione della frequenza, e fornisce informazioni su come la potenza del segnale è distribuita tra le varie frequenze. Nella presente analisi la PSD è stata stimata mediante **periodogramma di Welch**, utilizzando una finestra di Hamming di lunghezza 250 ms e un overlapping pari al 75% di tale lunghezza.

CV

La velocità di conduzione (CV) è una misura della rapidità con cui un impulso elettrico si propaga lungo una fibra nervosa o muscolare, e risulta un parametro cruciale nell'analisi della fatica muscolare. Esistono diversi metodi per la stima di tale indicatore. In particolare, nel presente lavoro sono stati utilizzati i seguenti tre metodi:

- **Cross Correlazione:** utilizza la somiglianza tra due segnali in funzione del ritardo temporale τ , necessario affinché l'impulso si propaghi da un elettrodo a quello adiacente. In particolare, la funzione di cross correlazione $R_{ij}(\tau)$ tra i segnali $x_i(t)$ e $x_j(t)$ è data da:

$$R_{ij}(\tau) = \int x_i(t) \cdot x_j(t + \tau) dt \quad (1)$$

e la CV tra l' i -esimo elettrodo e il j -esimo è

definita come:

$$CV_{ij} = \frac{d_{ij}}{\tau_{ij}} \quad (2)$$

dove d_{ij} è la distanza interelettrodica (IED), mentre

$$\tau_{ij} = \arg \max_{\tau} [R_{ij}(\tau)] \quad (3)$$

- **Spectral Matching:** sfrutta la correlazione tra le componenti spettrali dei segnali $x_i(t)$ e $x_j(t)$ a diverse frequenze f , definita come:

$$SM_{ij}(f) = \frac{|S_{ij}(f)|^2}{S_{ii}(f) + S_{jj}(f)} \quad (4)$$

con $S_{ij}(f)$ spettro incrociato dei segnali e $S_{ii}(f)$ e $S_{jj}(f)$ spettri di potenza dei due segnali. Per ogni frequenza f , si stima

$$\theta_{ij}(f) = \arg[SM_{ij}(f)] \quad (5)$$

corrispondente al ritardo di fase tra le componenti spettrali del segnale. La stima della CV è ottenuta come in (2) con τ_{ij} media di

$$T_{ij}(f) = \frac{\theta_{ij}(f)}{2\pi f} \quad (6)$$

su un intervallo di frequenze significative.

- **Maximum Likelihood:** sfrutta un modello di propagazione del segnale. Si supponga di avere $K = 2$ segnali traslati uno rispetto all'altro con

un ritardo θ . Tali segnali sono esprimibili come un processo stocastico

$$x_k(t) = s(t - (k-1)\theta) + w_k(t) \quad (7)$$

con $k \in \{1, 2\}$, $0 \leq t \leq T$ e $w_k(t)$ rumore Gaussiano. Definiamo la funzione di verosomiglianza come:

$$e_{MLE}^2 = \sum_{k=1}^K e_k^2 \quad (8)$$

con

$$\begin{aligned} e_k^2 &= \sum_{k=1}^K [x_k(n) - \frac{1}{K-1} * \\ &* \sum_{m=1, m \neq k}^K x_m(n + (m-k)\theta)]^2 \end{aligned} \quad (9)$$

Dalla sua minimizzazione rispetto a θ , otteniamo il ritardo τ_{12} tra il segnale $s_1(t)$ e $s_2(t)$ e la CV viene stimata come in (2) (si veda [4]).

I primi due metodi sono stati implementati in due modi distinti:

1. Selezionando il canale migliore: ad ogni canale è stato associato un punteggio di similarità pari alla media dei coefficienti di cross-correlazione calcolati tra il canale stesso e i canali restanti. Il canale migliore è stato selezionato come quello corrispondente al massimo coefficiente di similarità. Esso viene utilizzato per la stima della CV insieme al canale ad esso adiacente nella direzione di propagazione del segnale.
2. Facendo la media della CV sui canali di propagazione: è stato identificato il maggior numero di canali adiacenti lungo la stessa direzione di propagazione. Successivamente, è stata calcolata la CV usando ogni canale di propagazione identificato e quello ad esso adiacente lungo la direzione di propagazione. La CV risultante è la media delle CV precedentemente calcolate.

Per ognuno dei tre livelli di forza si è calcolata la deviazione standard della CV ottenuta tramite i cinque metodi descritti in precedenza. Per ognuno dei livelli di forza è stato identificato il metodo che avesse minore deviazione standard. Il metodo migliore è stato scelto come quello più ricorrente tra i tre livelli di forza.

Indicatori di ampiezza e di frequenza

Gli indicatori di ampiezza e frequenza sono parametri fondamentali nell'analisi dei segnali EMG, in quanto consentono di valutare l'attività muscolare e monitorare l'affaticamento. Possiamo distinguere questi parametri in due categorie principali: indicatori di ampiezza e indicatori di frequenza. Entrambi mostrano variazioni significative in risposta alla fatica muscolare.

Durante una contrazione affaticante, le unità motorie (MU) vengono reclutate progressivamente. Questo processo porta a un aumento dell'ampiezza del segnale

EMG nel tempo, poiché vengono attivate nuove MU per sostenere la contrazione. L'affaticamento muscolare comporta anche un rallentamento della velocità di conduzione nervosa, rendendo i potenziali d'azione delle unità motorie (MUAP) più lunghi, contribuendo ulteriormente all'incremento dell'ampiezza del segnale.

Parallelamente, la fatica muscolare provoca una riduzione delle frequenze alte nel segnale EMG, mentre le frequenze più basse tendono a diventare più pronunciate. Pertanto, ci si aspetta che gli indicatori di ampiezza aumentino e che quelli di frequenza diminuiscano con l'aumentare della fatica muscolare.

Gli *indicatori di ampiezza* calcolati nel presente lavoro sono:

1. **Average Rectified Value** (ARV): valuta l'intensità complessiva dell'attività muscolare durante un certo periodo di tempo T e, dato un segnale $x(t)$, è definito come:

$$ARV = \frac{1}{T} \int_0^T |x(t)| dt \quad (10)$$

Risulta, quindi, utile per valutare l'attività muscolare in termini di intensità media nel tempo, ed è meno influenzato dalle variazioni rapide nel segnale.

2. **Root Mean Square** (RMS): è definito come il valore efficace del segnale, ovvero:

$$RMS = \sqrt{\frac{1}{T} \int_0^T [x(t)]^2 dt} \quad (11)$$

e permette di quantificare la potenza del segnale, fornendo una stima della variabilità dell'attività muscolare nel tempo, inclusi i picchi di attività.

Gli *indicatori di frequenza* analizzati sono, invece:

1. **Mean Frequency** (MNF): è la frequenza media delle componenti spettrali di un segnale, pesati rispetto alla loro ampiezza, per cui fornisce una stima della frequenza dominante nel segnale. Indicando con $P(f)$ il vettore di potenza spettrale alla frequenza f calcolato mediante la trasformata di Fourier del segnale, la MNF è definita come:

$$MNF = \frac{\int (f \cdot P(f)) df}{\int P(f) df} \quad (12)$$

2. **Median Frequency** (MDF): rappresenta la frequenza mediana delle componenti spettrali di un segnale, ovvero la frequenza f_{50} tale per cui:

$$\int_0^{f_{50}} P(f) df \geq \frac{1}{2} \int P(f) df \quad (13)$$

Tutti gli indicatori sopra introdotti sono stati estratti utilizzando finestre temporali di 250 ms. Questa suddivisione in finestre è stata applicata anche nella stima della CV con tutti i metodi, ottenendo così delle serie temporali.

PSD – Effetto del filtro spaziale

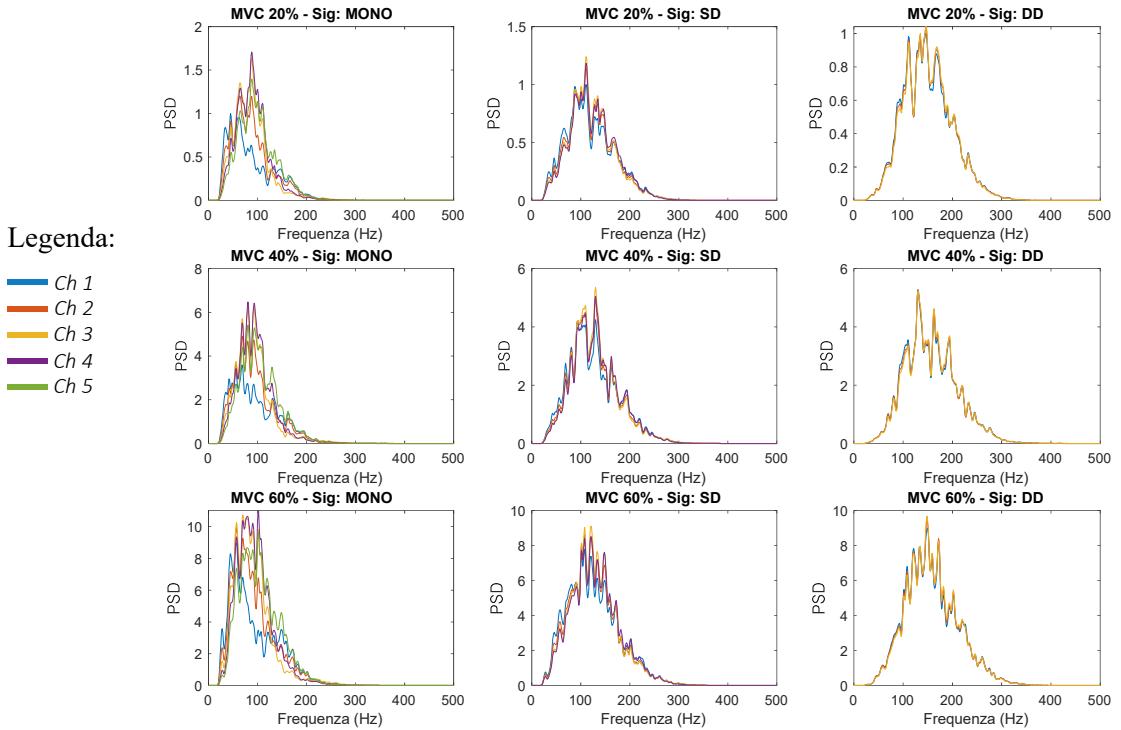


Figure 2: PSD dei segnali selezionati per la contrazione di $M1$. Tutti gli spettri riportati sono stati normalizzati rispetto al Ch.1 della contrazione relativa al 20% MVC .

Confronto metodi CV

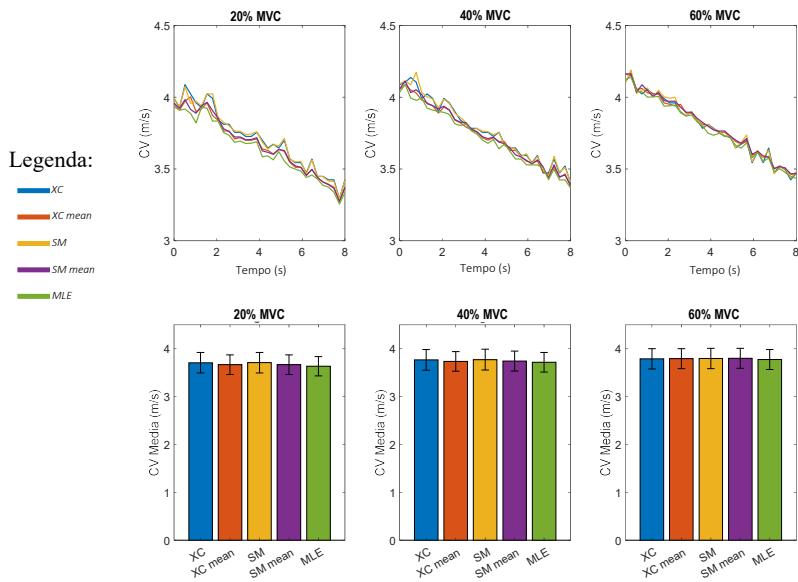


Figure 3: CV calcolata con i metodi: cross correlazione con scelta del canale migliore (XC), cross correlazione con CV mediata sui canali di propagazione (XC mean), spectral matching con scelta del canale migliore (SP), spectral matching con CV mediata sui canali di propagazione (SP mean), maximum likelihood (MLE). I risultati sono espressi come serie temporale nella prima riga, e come valore medio \pm deviazione standard nella seconda riga.

Fatigue Plot

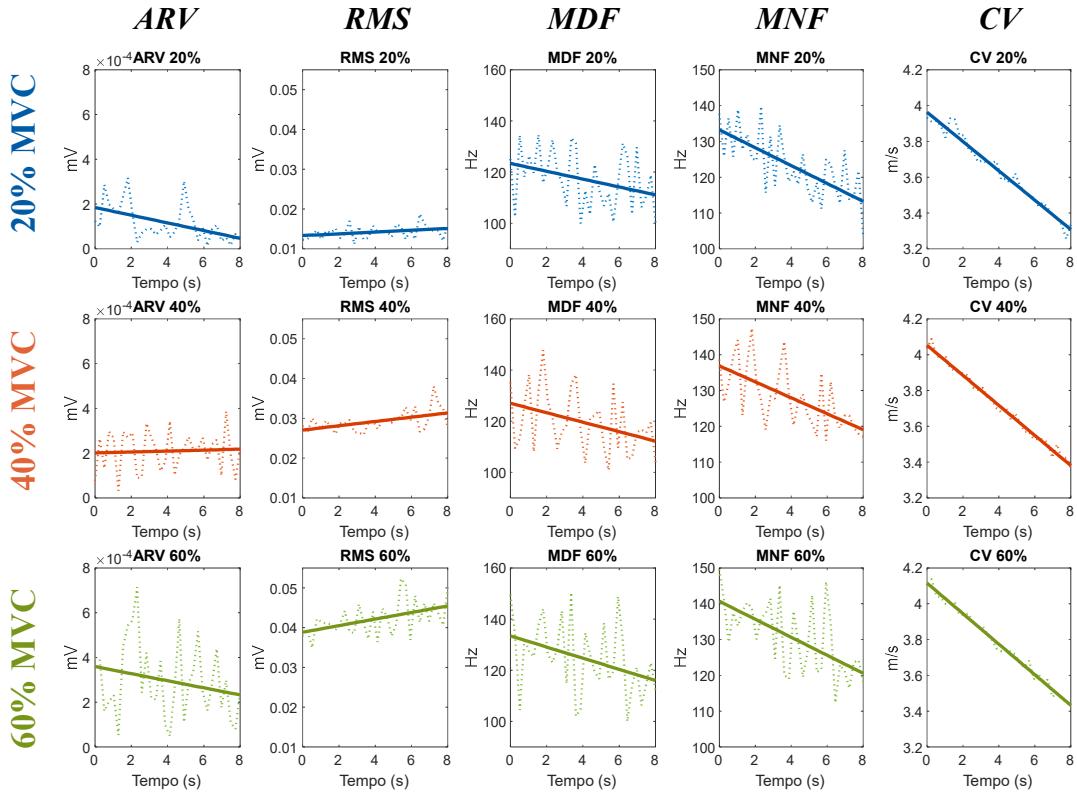


Figure 4: Fatigue plot con serie temporali degli indicatori di ARV, RMS, MDF, MNF, CV organizzate in cinque colonne, una per ciascun indicatore, e tre righe, una per ciascun livello di forza: 20%, 40% e 60% di MVC.

2.2 Risultati

In Fig.2 è raffigurata la PSD calcolata per ognuno dei filtri spaziali e per ognuno dei livelli di forza analizzati sul muscolo. In particolare, ogni colonna fa riferimento alla diversa tipologia di segnale considerato, ovvero monopolare, SD e DD, mentre in ciascuna riga viene riportato il diverso livello di forza, da 20% di MVC in alto a 60% di MVC in basso. La legenda dei canali fa riferimento ai sEMG monopolar. In Tab.1 sono riportati i valori di MDF al variare del filtro spaziale.

| MDF dati simulati su M1 | | | |
|-------------------------|-----------|---------|---------|
| Carico | MONO (Hz) | SD (Hz) | DD (Hz) |
| MVC 20% | 84.80 | 115.25 | 147 |
| MVC 40% | 90.60 | 122.75 | 152 |
| MVC 60% | 86.60 | 122.50 | 153 |

Table 1: Tabella con valori di MDF per i dati simulati durante la contrazione di $M1$ a vari livelli di forza, e varie tipologie di filtro spaziale.

Nella prima riga di Fig.3 è rappresentato l'andamento della CV ottenuta per ogni contrazione usando i metodi descritti in precedenza. I canali di propagazione identificati sono Ch.1, Ch.2, Ch.3, Ch.4 (SD). Il Ch.3 è stato inoltre identificato come il migliore per effettuare la stima della CV con i metodi di cross

correlazione e spectral matching. Nella seconda riga di Fig.3 sono graficati i valori medi e le standard deviation della CV per ognuno dei metodi di interesse. Il metodo di stima della CV selezionato dall'algoritmo descritto in precedenza nel caso dei segnali simulati è stato MLE. Quest'ultimo metodo è quello usato in Fig.4 per la rappresentazione della CV, raffigurata insieme alle serie temporali degli indicatori di ampiezza (ARV e RMS) e degli indicatori di frequenza (MDF e MNF) per i tre livelli di carico considerati (20%, 40% e 60% MVC) nei dati EMG simulati. Le serie temporali sono organizzate su tre righe, corrispondenti ai tre livelli di forza: 20%, 40% e 60% MVC.

2.3 Discussione

Dallo studio delle PSD riportate in Fig.2 e della Tab. 1 è emerso come l'applicazione del fitraggio spaziale atto ad estrarre i segnali SD e DD abbia l'effetto di una traslazione verso le alte frequenze della densità spettrale di potenza.

I metodi sviluppati per il calcolo della CV sui dati simulati restituiscono i valori attesi per l'indicatore. I dati sono stati infatti sintetizzati al fine di simulare una contrazione affaticante isometrica con una diminuzione della CV fino all' 80% del valore iniziale. Sui dati simulati i metodi proposti per il calcolo della CV risultano equivalenti tra di loro, come è mostrato in Fig.3.

In Fig.4, per ogni livello di carico, il grafico di RMS mostra un trend crescente, mentre quelli di MDF e MNF mostrano un trend decrescente. La velocità di conduzione (CV) mostra anch'essa un trend decrescente con il tempo. Ciò è coerente con i concetti teorici precedentemente discussi. A differenza degli altri indicatori, la

ARV mostra per le contrazioni del 20% di MVC e del 60% di MVC un comportamento decrescente non coerente con i concetti teorici. Questo potrebbe derivare dalla rimozione eccessiva del transitorio iniziale, che potrebbe portare ad un bias sul coefficiente angolare della retta interpolante.

3 Protocollo sperimentale 1

3.1 Metodi

L'obiettivo del primo protocollo sperimentale è acquisire e analizzare segnali EMG da bicipite e tricipite durante contrazioni isometriche a vari livelli di forza. Sono stati utilizzati: un amplificatore EMG con frequenza di campionamento di 2048 Hz, due array di 8 elettrodi con distanza interelettrodica di 5 mm, crema conduttriva, pasta sgrassante e abrasiva, un manubrio con carico regolabile, e un computer con Matlab per l'acquisizione e l'analisi dei dati. Prima dell'acquisizione, la pelle è stata preparata con una leggera abrasione e pulizia con pasta abrasiva. Successivamente sono stati posizionati degli elettrodi non adesivi sul muscolo target (prima il bicipite, poi il tricipite), per identificare la zona di innervazione, marcandone la posizione. Dopo aver applicato la crema conduttriva, gli elettrodi adesivi sono stati posizionati sulle aree identificate. Il protocollo prevede ac-

quisizioni multiple a diversi livelli di carico per bicipite e tricipite, con 3 contrazioni isometriche di 30 secondi ciascuna, intervallate da 2 minuti di riposo. Nella prima fase, il protocollo richiede una contrazione isometrica del bicipite con schiena e gomito appoggiati al muro, utilizzando pesi crescenti di 2, 4 e 6 kg. Nella seconda fase, il protocollo prevede una contrazione del tricipite con il gomito appoggiato al muro, utilizzando gli stessi pesi crescenti.

Durante un'analisi preliminare, prelevando il segnale con schiena e/o gomito appoggiati al muro, si è osservata la presenza di rumore nella registrazione. Pertanto, l'acquisizione dei segnali è stata attuata senza contatto con la parete. Prima di procedere con il filtraggio dei dati si è rimosso il transitorio tagliando i primi 3 s del segnale prelevato. Si sono, inoltre, mantenuti solo 27 s di contrazione, di modo da avere segnali tutti della stessa lunghezza.

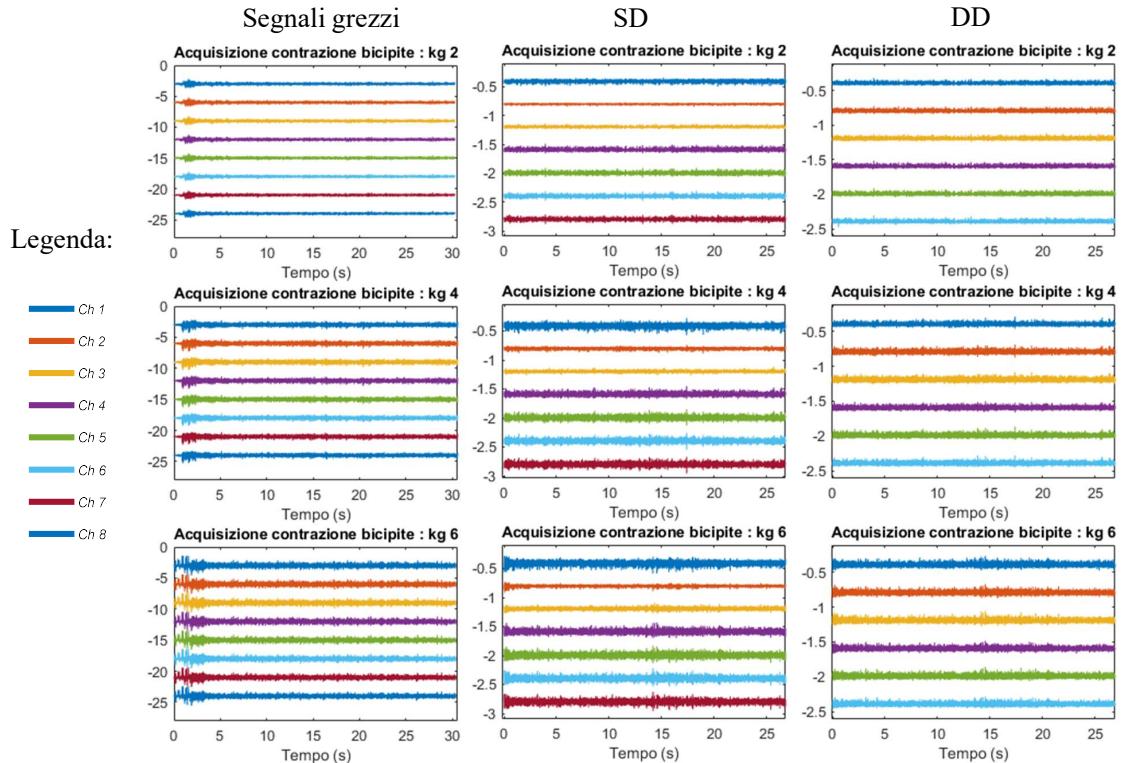


Figure 5: Segnali prelevati tramite la schiera di elettrodi posizionata sul bicipite. Ogni riga corrisponde ad un valore di carico: dall'alto verso il basso 2 kg, 4 kg e 6 kg. La prima colonna illustra i segnali monopolari grezzi, la seconda i segnali SD ottenuti dai segnali monopolari filtrati, mentre nella terza colonna sono riportati i segnali DD, ottenuti a partire da quelli SD.

I compiti e i metodi utilizzati per il processamento dei segnali sono analoghi a quelli impiegati nell’analisi dei dati simulati. Per le acquisizioni in cui l’analisi della PSD calcolata sui dati grezzi evidenziava la presenza di interferenza di rete a 50 Hz, questa e le sue armoniche a 100 e 150 Hz sono state rimosse tramite un filtro notch adattivo. In particolare, i filtri notch sono stati applicati alle acquisizioni monopolari eseguite sul bicipite con 2 kg e sul tricipite con 6 kg. Per tutte le altre acquisizioni, il filtraggio è stato eseguito a partire dal segnale singolo differenziale (SD), poiché l’intensità dell’interferenza non era rilevante nei segnali monopolari. In questi casi, si è preferito mantenere inalterato il contenuto frequenziale nella banda di interesse del monopolare.

Si è applicata la Principal Component Analysis (**PCA**) per risolvere il problema del **crosstalk** a partire da due miscele. La prima miscela è stata ottenuta sommando il segnale acquisito dalla schiera di elettrodi posta sul bicipite durante la sua contrazione con un peso P, con il segnale acquisito dalla stessa schiera di elettrodi durante la contrazione del tricipite con lo stesso peso P. Analogamente, per il secondo segnale, sono stati sommati i segnali registrati dalla schiera di elettrodi posizionata sul tricipite durante la sua contrazione con peso P, ai segnali registrati dagli stessi elettrodi durante la contrazione del bicipite con lo stesso peso P.

40

PCA

Il problema del crosstalk si verifica quando l’attività elettrica di un muscolo adiacente viene registrata dagli elettrodi posti sopra un muscolo target, contaminando le registrazioni. La risoluzione del problema consiste nel riuscire a distinguere i contributi forniti dai due muscoli al segnale contaminato. A tale scopo si è implementato il metodo della **Principal Component Analysis** (PCA), una tecnica di riduzione della dimensionalità e di estrazione delle caratteristiche che viene utilizzata per identificare le direzioni principali di variabilità in un set di dati. Organizzando i segnali in una matrice $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{N \times M}$, con N numero di campioni e M numero di canali, e centralizzandoli rispetto alla loro media $\bar{\mathbf{X}}$

$$\tilde{\mathbf{X}} = \mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}} \quad (14)$$

si calcola la *matrice di covarianza*

$$C = \frac{1}{N-1} \tilde{\mathbf{X}}^T \tilde{\mathbf{X}} = \mathbf{V} \Lambda \mathbf{V}^T \quad (15)$$

che viene decomposta mediante un opportuno prodotto della matrice degli autovettori \mathbf{V} e quella degli autovalori Λ di \mathbf{C} . I due segnali separati sono ottenuti mediante la proiezione delle loro miscele nello spazio generato dagli autovettori di \mathbf{C} .

Per quantificare l’errore di ricostruzione sono state calcolate due metriche tra il segnale originale x e quello ricostruito \hat{x} :

1. Mean Squared Error (MSE):

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2 \quad (16)$$

2. Root Mean Squared Error (RMSE):

$$RMSE = \sqrt{MSE} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2} \quad (17)$$

dove N è il numero totale dei campioni, x_i è il valore del segnale originale al campione i e \hat{x}_i è il valore del segnale ricostruito al campione i .

3.2 Risultati

In Fig.6 è raffigurata la PSD calcolata per ognuno dei filtri spaziali e per ognuno dei livelli di forza analizzati sul muscolo bicipite. In particolare, ogni colonna fa riferimento alla diversa tipologia di segnale considerato, ovvero monopolare, SD e DD, mentre in ciascuna riga viene riportato il diverso livello di forza, da 2 kg a 6 kg a intervallo di 2 kg. La legenda dei canali fa riferimento ai sEMG monopolari. In Fig.7 è raffigurata la PSD calcolata dopo aver simulato il crosstalk sommando ai segnali analizzati in precedenza quelli registrati dalla schiera posizionata sul bicipite ottenuti rispettivamente durante la contrazione del tricipite, per lo stesso valore di carico.

Nelle Tab.2 e Tab.3 sono riportate le frequenze mediane calcolate sui segnali monopolari, SD e DD rispettivamente sui segnali ottenuti sul bicipite prima e dopo la sovrapposizione del segnale del tricipite per simulare il crosstalk.

In Fig.8 è rappresentato l’andamento della CV ottenuta per ogni contrazione usando i metodi descritti in precedenza. I canali di propagazione identificati sono i canali dal Ch.3 al Ch.7 (SD). Il canale migliore per il calcolo della CV con i metodi di cross correlazione e spectral matching è stato identificato essere il Ch.5. Sono inoltre graficati i valori medi e le standard deviation della CV per ognuno dei metodi implementati. In Fig. 9 è rappresentato un grafico analogo a Fig.8 ma per la simulazione del crosstalk.

In Fig.10 è riportato il fatigue plot costruito con gli indicatori ARV, RMS, MDF, MNF e CV provenienti dalla contrazione del bicipite. Il metodo migliore di stima della CV, selezionato dall’algoritmo descritto in precedenza, in questo caso è risultato essere XC con scelta del canale migliore. Quest’ultimo metodo è quello usato in Fig. 10 per la rappresentazione della CV.

In Fig.11 è rappresentato un esempio di ricostruzione dei segnali originali a partire da due miscele. Gli errori di ricostruzione per ogni carico sono riportati rispettivamente nelle tabelle Tab.4 e Tab.5.

| MDF bicipite senza crosstalk | | | |
|------------------------------|-----------|---------|---------|
| Carico | MONO (Hz) | SD (Hz) | DD (Hz) |
| kg 2 | 66.50 | 98.42 | 136.33 |
| kg 4 | 63.75 | 97.42 | 128.66 |
| kg 6 | 63.25 | 95.42 | 128 |

Table 2: Valori di MDF sul bicipite. Si evince un aumento delle frequenze man mano che ci si sposta da monopolare a doppio differenziale per ogni carico.

| MDF bicipite con crosstalk | | | |
|----------------------------|-----------|---------|---------|
| Carico | MONO (Hz) | SD (Hz) | DD (Hz) |
| kg 2 | 90.37 | 111.71 | 123.50 |
| kg 4 | 99.62 | 99.71 | 115.66 |
| kg 6 | 108 | 94.57 | 97.50 |

Table 3: Valori di MDF sul bicipite con crosstalk. Si evince un aumento delle frequenze man mano che ci si sposta da monopolare a doppio differenziale per ogni carico.

| Errori bicipite | | |
|-----------------|-----------------------|------------|
| Carico | MSE (mV^2) | RMSE (mV) |
| 2 kg | 1.5602e-05 | 3.7724e-03 |
| 4 kg | 4.0126e-05 | 6.1192e-03 |
| 6 kg | 2.4575e-05 | 1.4849e-02 |

Table 4: Errori medi di ricostruzione per diversi carichi sul bicipite.

| Errori tricipite | | |
|------------------|-----------------------|------------|
| Carico | MSE (mV^2) | RMSE (mV) |
| 2 kg | 2.6987e-01 | 2.8206e-01 |
| 4 kg | 7.1464e-05 | 8.1901e-03 |
| 6 kg | 4.2389e-05 | 6.1998e-03 |

Table 5: Errori medi di ricostruzione per diversi carichi sul tricipite.

3.3 Discussione

Dallo studio delle PSD, riportate in Fig.6 è emerso come l'applicazione del filtraggio spaziale atto ad estrarre i

segnali SD e DD abbia l'effetto di una traslazione verso le alte frequenze della densità spettrale di potenza, in linea con i dati simulati, reso ancora più evidente dai dati dell'MDF riportati nella Tab.2 e Tab.3. In Fig.7 con segnali affetti da crosstalk si evidenzia come per alcuni canali, soprattutto nei DD, emerge un'elevata potenza da parte della componente sovrapposta al segnale del bicipite, probabilmente dovuta ad una elevata attivazione del tricipite. Per quanto riguarda il grafico in Fig.8, le linee di trend seguono un andamento fisiologico, e, sebbene i valori di CV siano concordi con i risultati attesi, potrebbero essere sovrastimati a causa dall'imperfetto allineamento della schiera di elettrodi rispetto alle fibre muscolari, con il rischio di sovrapposizione ad altre fibre. La sovrastima del valore di CV risulta evidente nei valori medi di misurazioni effettuate su canali differenti. Ciò si ripete anche nel caso di crosstalk, fatta eccezione per il carico da 6 kg, in cui si presume che l'attivazione del tricipite sia preponderante rispetto a quella del bicipite. Quanto appena discusso è osservabile in Fig.9.

In Fig.10 vengono riportati gli andamenti dei valori per identificare la fatica muscolare. Con il carico crescente (da 2 kg a 6 kg), si osserva una diminuzione più pronunciata nei valori di MDF, MNF e CV. Questo trend evidenzia un chiaro aumento dell'affaticamento muscolare con il carico. Gli indicatori di ampiezza presentano un andamento decrescente, in contrasto con le considerazioni teoriche. Ciò potrebbe essere dovuto ad un affaticamento del soggetto insufficiente a mostrarne l'effetto sugli indicatori di ampiezza.

Infine, la simulazione di un caso di crosstalk ai segnali dei diversi canali del bicipite, ha dimostrato l'efficacia della Principal Component Analysis (PCA) nel separare le miscele, evidenziando il buon funzionamento del metodo quando i segnali del tricipite sono stati combinati con quelli del bicipite. Ciò è raffigurato in Fig.11 e osservabile dai ridotti errori di ricostruzione presenti in Tab. 4 e 5. Tuttavia, è necessario considerare criticamente l'applicazione della PCA in contesti reali, dove il segnale acquisito è soggetto a un rumore più pronunciato e a crosstalk più significativo. È da discutere se la PCA possa effettivamente separare con successo le sorgenti del segnale in queste condizioni.

PSD – Effetto del filtro spaziale

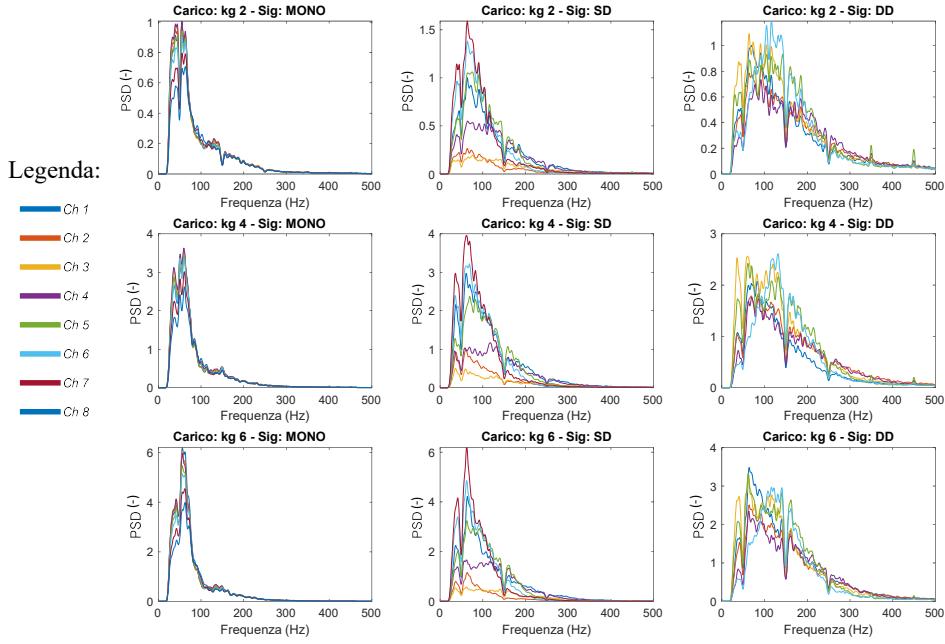


Figure 6: PSD dei segnali registrati dalla schiera del bicipite durante la sua contrazione. Tutti gli spettri riportati sono stati normalizzati rispetto al Ch.1 della contrazione relativa al bicipite con carico di 2 kg.

PSD – Effetto del filtro spaziale

con crosstalk

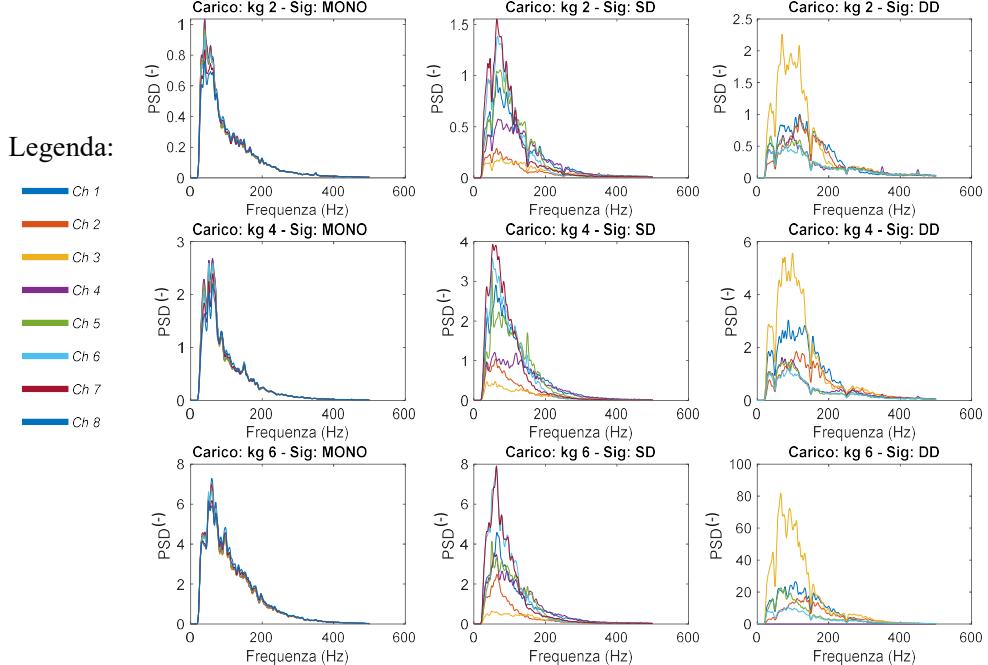


Figure 7: PSD dei segnali registrati dalla schiera del bicipite durante la sua contrazione sommati a quelli registrati dalla stessa schiera durante la contrazione del tricipite. Tutti gli spettri riportati sono stati normalizzati rispetto al Ch.1 della contrazione relativa al carico di 2 kg.

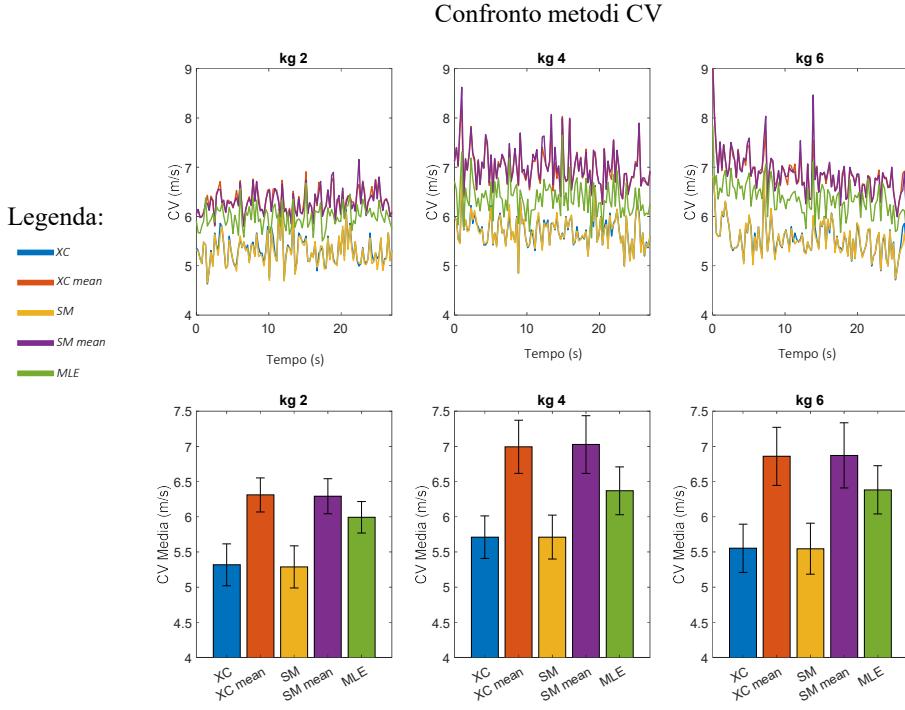


Figure 8: CV durante la contrazione del bicipite calcolata con i metodi: cross correlazione con scelta del canale migliore (XC), cross correlazione con CV mediata sui canali di propagazione (XC mean), spectral matching con scelta del canale migliore (SP), spectral matching con CV mediata sui canali di propagazione (SP mean), maximum likelihood (MLE). I risultati sono espressi come serie temporale nella prima riga, e come valore medio \pm deviazione standard nella seconda riga.

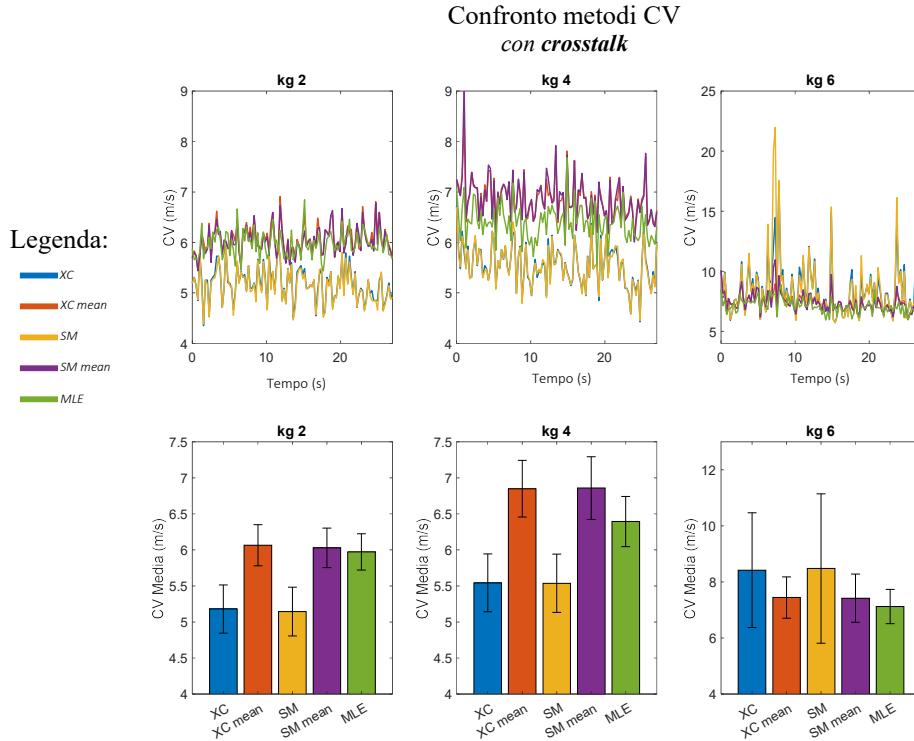


Figure 9: CV durante la contrazione del bicipite in presenza di crosstalk calcolata con i metodi: cross correlazione con scelta del canale migliore (XC), cross correlazione con CV mediata sui canali di propagazione (XC mean), spectral matching con scelta del canale migliore (SP), spectral matching con CV mediata sui canali di propagazione (SP mean), maximum likelihood (MLE). I risultati sono espressi come serie temporale nella prima riga, e come valore medio \pm deviazione standard nella seconda riga.

Fatigue Plot

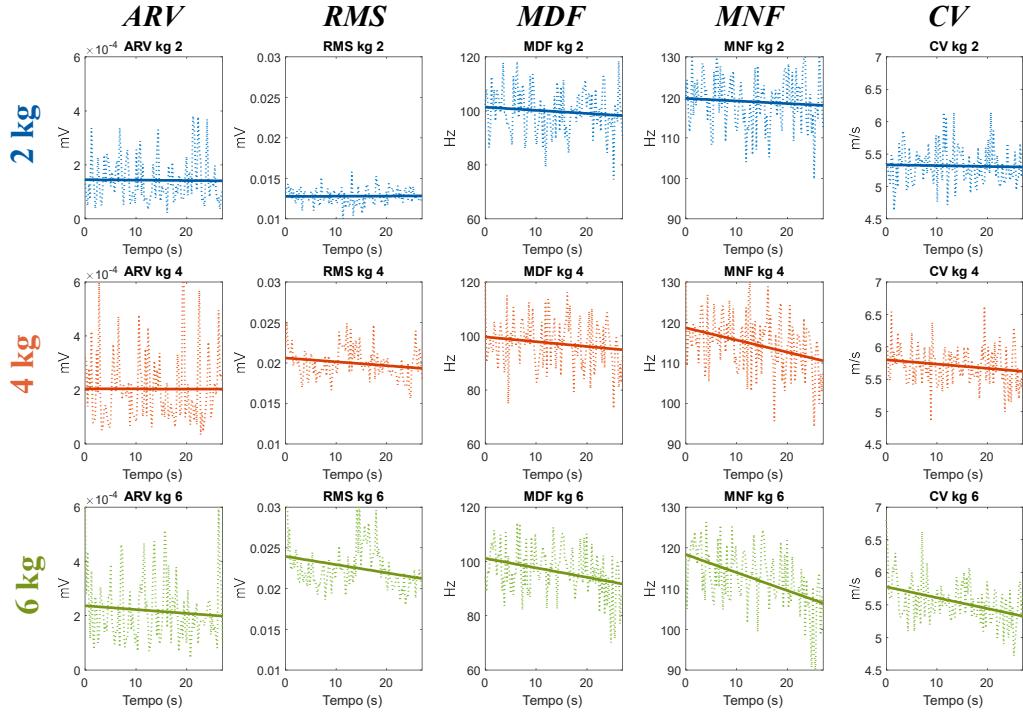


Figure 10: Fatigue plot con serie temporali degli indicatori di ARV, RMS, MDF, MNF, CV organizzate in cinque colonne, una per ciascun indicatore, e tre righe, una per ciascun carico: 2 kg, 4 kg e 6kg.

Principal Component Analysis - 2° canale, 2 kg

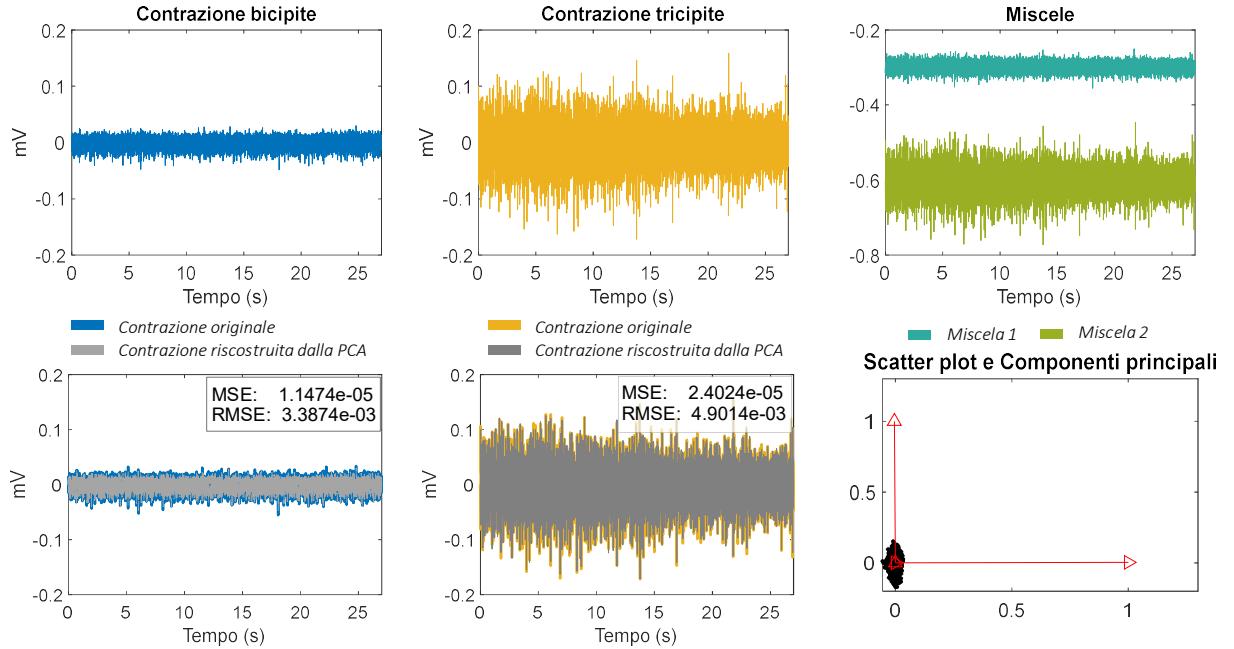


Figure 11: Nella prima riga sono riportati i segnali di riferimento per la PCA: i primi due grafici costituiscono i segnali da ricostruire, l'ultimo le miscele a cui si applica la PCA. Nella seconda riga sono illustrati i risultati della PCA: i primi due mostrano la sovrapposizione dei segnali ricostruiti (in grigio) con quelli originali; l'ultimo raffigura lo scatter plot delle componenti principali individuate dalla PCA. Sono riportati anche gli errori di ricostruzione MSE (mV^2) e RMSE (mV) per il canale e il carico considerato.

4 Protocollo sperimentale 2

4.1 Metodi

L'obiettivo del secondo protocollo sperimentale è stato quello di acquisire e analizzare SEMG dei muscoli dell'avambraccio al fine di realizzare un classificatore per il controllo mioelettrico. Il classificatore è progettato per il controllo di una protesi di arto superiore in grado riconoscere la volontà di apertura o chiusura della mano.

Le acquisizioni sono state effettuate utilizzando l'amplificatore per segnali singoli differenziali sEMG Cometa ad una frequenza di campionamento di 2 kHz, posizionando 10 elettrodi di forma circolare di diametro 40 mm. Gli elettrodi sono stati applicati dopo aver trattato la cute con crema abrasiva al fine di rimuovere lo strato corneo della cute per garantire omogeneità delle superfici. Gli elettrodi sono stati posizionati in posizione prossimale radiale sull'avambraccio destro appena sotto la giunzione articolare di gomito. In seguito al posizionamento del primo elettrodo ad una distanza di circa 2 cm dalla giunzione articolare sono stati posizionati i successivi proseguendo radialmente in direzione mediale fino a ricoprire la circonferenza dell'avambraccio.

Il soggetto esegue, in piedi con schiena e gomito appoggiati al muro, l'apertura e la chiusura della mano destra. In particolare, sono state effettuate cinque acquisizioni:

1. Un'apertura massimale della durata di 5 s;
2. Una chiusura massimale della durata di 5 s;
3. 20 aperture submassimali di 3 s ciascuna, interval-

late da 3 s di riposo;

4. 20 chiusure submassimali di 3 s ciascuna, intervallate da 3 s di riposo;
5. Una successione di 20 aperture e 20 chiusure submassimali alternate di 3 s ciascuna.
6. Una successione di 20 aperture e 20 chiusure alternate, di cui le prime due massimali e le restanti submassimali, di 3 s ciascuna.

Prima di procedere con il filtraggio dei dati è stata effettuata la **rimozione del transitorio** iniziale di 1 s dalle prime tre acquisizioni e 6 s dalla quinta. In questo modo gli onset di attivazione dell'attività muscolare sono stati allineati tra le varie acquisizioni al fine di consentire la corretta segmentazione delle contrazioni. Per ciascuna acquisizione si è infine preservato il massimo numero di epoche di 3 s, eliminando i campioni finali.

Dopo aver applicato un **filtro passa-alto** a 50 Hz [5] e un filtro **passa-basso** a 350 Hz in modo da isolare la banda di interesse del segnale EMG, i segnali sono stati segmentati ed organizzati in due matrici contenti rispettivamente la concatenazione di tutte le epoche di apertura e chiusura. La frequenza di taglio del filtro passa alto è giustificata dalla volontà di rendere l'acquisizione in tempo reale robusta all'artefatto da movimento. Le due matrici sono quindi state tra di loro concatenate per formare una **matrice** $m \times n$, con $n = 5$ numero di canali e m pari al numero di campioni. I segnali ottenuti sono riportati in Fig.12.

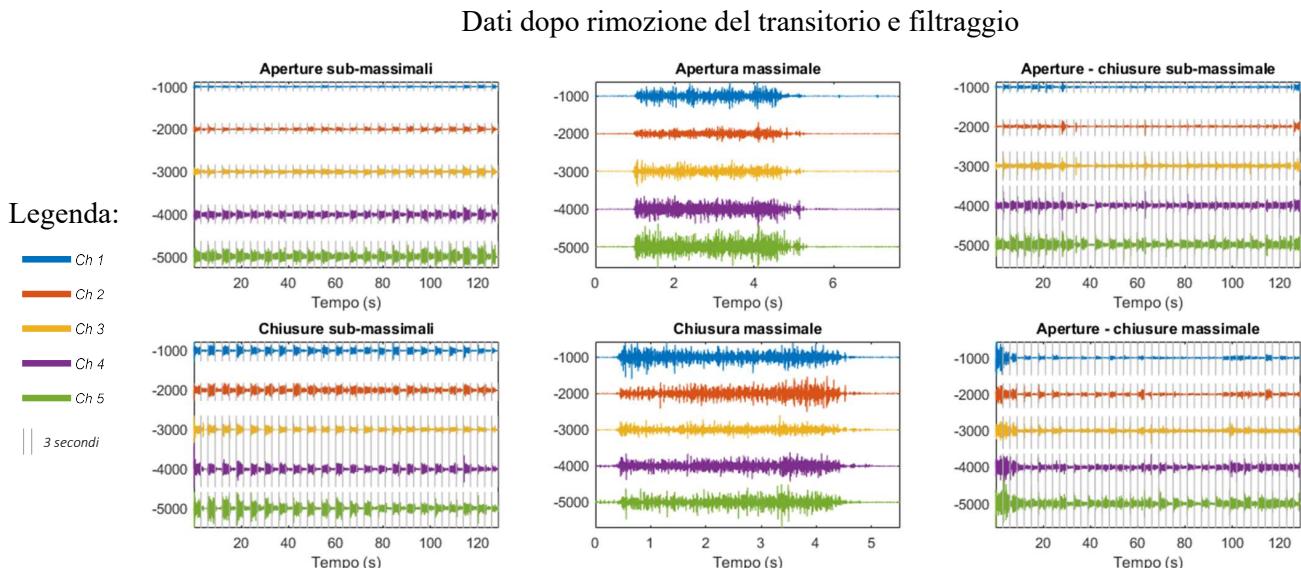


Figure 12: Segnali acquisiti a seguito delle operazioni di data cleaning. Le barre verticali indicano una suddivisione in epoche di 3 s.

Inoltre, si è creata una matrice $m \times n$ analoga a quella delle contrazioni precedentemente descritta, sostituendo i sEMG con i rispettivi **inviluppi**, ottenuti mediante raddrizzamento e filtraggio *passa-basso* a 10 Hz. Le due matrici sono state, successivamente, utilizzate per la creazione del training set e del test set impiegati rispettivamente per l'allenamento e la validazione dei classificatori implementati. Per caratterizzare le due tipologie di contrazioni sono state introdotte due classi: label 0 per l'apertura e label 1 per la chiusura. Si è, quindi, costruito un vettore di **labels** di dimensioni $\tilde{m} \times 1$, dove \tilde{m} corrisponde al numero di epoche segmentate pari a $m/(3 \cdot f_c)$, con f_c frequenza di campionamento. I primi elementi del vettore, pari al numero totale di aperture, sono posti uguali a 0 e i restanti elementi, pari al numero totale di chiusure, sono unitari. La **classificazione** dei dati è stata implementata mediante gli algoritmi di *Support Vector Machine* (SVM), *Linear Discriminant Analysis* (LDA) e *Cosine Similarity* (CS), analizzandone le performance attraverso l'analisi delle rispettive accuracy e precision. In particolare si è creato un training set costituito dal 70% casuale delle aperture e dal 70% casuale delle chiusure contenute nella matrice delle contrazioni, ottenendo un training set bilanciato tra le due classi. Il restante 30% delle contrazione è stato utizzato per la fase di testing.

A partire dai training e test set sono state estratte le seguenti feature che hanno quindi costituito l'input degli algoritmi di classificazione:

1. *ARV*, definito come in (10);
2. *Willinson amplitude* (WAM):

$$WAMP = \sum_{i=1}^N [f(|x_i - x_{i+1}|)] \quad (18)$$

dove

$$f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 50 \text{ [mV]} \\ 0 & x < 50 \text{ [mV]} \end{cases}$$

e x_i è l' i -esimo campione.

3. *Waveform length* (WL):

$$WL = \sum_{k=1}^{N-1} |x_{i+1} - x_i| \quad (19)$$

con x_i è l' i -esimo campione e N numero totale di campioni.

4. *Varianza* (VAR):

$$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N x_i^2 \quad (20)$$

con x_i è l' i -esimo campione e N numero totale di campioni.

Le feature estratte sono state selezionate a seguito di un'attenta revisione della letteratura (si veda [6] e [7]) e sono state estratte sia a partire dalla matrice delle epoche del segnale EMG sia a partire dagli inviluppi, ad eccezione del classificatore basato su cosine similarity che verrà descritto nel seguito.

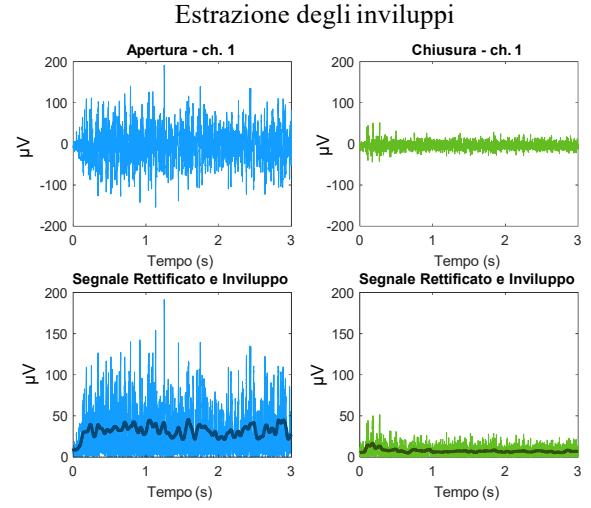


Figure 13: Esempio di inviluppo

Inviluppi

L'inviluppo del segnale EMG è una rappresentazione smussata dell'ampiezza del segnale elettromiografico, ottenuta tramite un processo di rettificazione e filtraggio. Questo inviluppo mette in evidenza le variazioni lente nel tempo dell'attività muscolare, facilitando l'analisi del livello di attivazione muscolare. La rettificazione consiste nel prendere il valore assoluto del segnale EMG, mentre il filtraggio viene eseguito con un filtro passa-basso per rimuovere le componenti ad alta frequenza e ottenere una curva più liscia che segue l'andamento generale dell'ampiezza del segnale originale. Per la scelta dell'ordine del filtro sono stati calcolati i coefficienti ARMA che permettono di ricostruire il segnale con il metodo di Burg separatamente per ogni epoca segmentata. L'ordine del filtro scelto per ogni canale è stato l'ordine maggiormente rappresentato. Tale metodo ha permesso di individuare l'ordine migliore per la creazione dei coefficienti del filtro di Butterworth. Un esempio di estrazione dell'inviluppo di un'epoca è mostrato in Fig.13.

SVM

La **Support Vector Machine** (SVM) è un potente algoritmo di apprendimento supervisionato utilizzato per la classificazione, e, se applicata ai sEMG, può essere impiegata per distinguere diverse contrazioni muscolari, quali apertura e chiusura di una mano. La SVM cerca di trovare l'iperpiano che meglio separa le classi nello spazio delle feature. In quest'ultimo, un generico iperpiano è esprimibile come:

$$\mathbf{w} \cdot \mathbf{x} + b = 0 \quad (21)$$

con \mathbf{x} vettore di feature, \mathbf{w} vettore normale all'iperpiano e b bias. Supponendo di avere un insieme di K samples (\mathbf{x}_k, y_k) , $1 \leq k \leq K$, con \mathbf{x}_k vettore delle feature e

rispettivo label $y_k \in \{0, 1\}$, le condizioni di separazione sono esprimibili come

$$\begin{cases} y_k(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_k + b) < 0 & \text{se } y_k = 0 \\ y_k(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}_k + b) \geq 0 & \text{se } y_k = 1 \end{cases} \quad (22)$$

A causa dell'arbitrarietà del bias b si hanno, in linea di principio, un'infinità di possibili scelte per l'iperpiano di separazione. Tra tutti viene scelto quello che massimizza il margine

$$M = \frac{|\mathbf{w} \cdot (\mathbf{x}_0 - \mathbf{x}_1)|}{\|\mathbf{w}\|} = \frac{2}{\|\mathbf{w}\|} \quad (23)$$

ovvero la distanza tra i support vectors \mathbf{x}_0 e \mathbf{x}_1 , che rappresentano i vettori di feature delle due classi più vicini all'iperpiano.

LDA

La **Linear Discriminant Analysis** (LDA) è una tecnica di apprendimento automatico e statistica utilizzata per la riduzione della dimensionalità e la classificazione. La LDA è stata applicata ai segnali sEMG, i quali possono essere complessi e ad alta dimensionalità, riducendo la dimensionalità dei dati mantenendo le caratteristiche più rilevanti per la discriminazione delle classi.

$$\hat{y} = \arg \min_{y=1, \dots, K} \sum_{k=1}^K \hat{P}(k|x) C(y|k) \quad (24)$$

dove , \hat{y} è la classificazione predetta, K è il numero di classi, $\hat{P}(k | x)$ è la probabilità a posteriori della classe

k per l'osservazione x e $C(y | k)$ è il costo di classificare un'osservazione come y quando la sua classe vera è k .

CS

La **Cosine Similarity** è una tecnica di classificazione che sfrutta la somiglianza tra due vettori mediante il calcolo del coseno dell'angolo tra essi compreso. Maggiore è il modulo di quest'ultimo e maggiore sarà la somiglianza dei due vettori. Dati due vettori \mathbf{Y}_0 e \mathbf{Y}_1 , prototipi delle due classi $\{0, 1\}$, e un vettore di feature \mathbf{X} che si desidera classificare si studiano

$$CS_i = \frac{\mathbf{X} \cdot \mathbf{Y}_i}{\|\mathbf{X}\| \|\mathbf{Y}_i\|} \quad i = 0, 1$$

e si associa a \mathbf{X} la classe con maggiore CS_i .

Per la classificazione mediante cosine similarity implementata nel presente lavoro, si è calcolato l'ARV per ognuno dei canali delle acquisizioni massimali considerando epoche di 250 ms e, mediandoli, si sono costruiti i due vettori prototipo \mathbf{Y}_0 e \mathbf{Y}_1 per apertura e chiusura, rispettivamente. Analogamente, per ogni epoca di segnale da classificare è stato calcolato il vettore ARV medio, ottenendo \mathbf{X} .

4.2 Risultati

Le performance degli algoritmi di classificazione implementati, in termini di accuratezza e precisione, sono riportati Fig.14.

Metriche

| Accuracy (%) | Training Set | Test Set |
|----------------------|--------------|----------|
| SVM | 50 | 50 |
| SVM + PCA | 62.22 | 60.53 |
| SVM inviluppi | 100 | 95.37 |
| LDA | 100 | 97.11 |
| LDA inviluppi | 100 | 97.13 |
| Cosine similarity | 53.67 | 63.89 |

| Precision (%) | Training Set | Test Set |
|----------------------|--------------|----------|
| SVM | - | - |
| SVM + PCA | 67.74 | 62.50 |
| SVM inviluppi | 100 | 90.23 |
| LDA | 100 | 95.09 |
| LDA inviluppi | 100 | 95.10 |
| Cosine similarity | 54.82 | 66.67 |

Figure 14: A sinistra è riportata la tabella dei valori di *accuracy*, mentre a sinistra quella dei valori di *precision* sia per il training e il test set. Le righe corrispondono ai classificatori utilizzati.

4.3 Discussion

Dall'analisi delle performance stimate, emerge che i classificatori basati su LDA (Linear Discriminant Analysis) mostrano prestazioni comparabili sia utilizzando le feature estratte direttamente dal segnale EMG che dagli inviluppi.

In particolare, le metriche di accuratezza e precisione sono molto simili per entrambi i casi. LDA raggiunge un'accuratezza del 97.11% e una precisione del 95.09% sul test set quando vengono utilizzate le feature estratte dal segnale EMG. Quando si utilizzano gli inviluppi, l'accuratezza è leggermente superiore (97.13%) e la precisione è praticamente identica (95.10%).

Per quanto riguarda gli altri classificatori, il Support Vector Machine (SVM) senza ulteriori elaborazioni mostra performance significativamente inferiori, con un'accuratezza del 50% e nessuna precisione riportata. Tuttavia, l'inclusione dell'Analisi delle Componenti Principali (PCA) per effettuare feature re-

duction migliora le performance del SVM, portando l'accuratezza al 60.53% e la precisione al 62.50% sul test set.

Il SVM con inviluppi raggiunge prestazioni molto elevate, con un'accuratezza del 95.37% e una precisione del 90.23%, dimostrando che l'utilizzo degli inviluppi può migliorare significativamente la classificazione rispetto al semplice SVM. Le elevate prestazioni potrebbero tuttavia indicare la presenza di overfitting, in quanto i dati utilizzati per il training ed il test dei classificatori sono stati prelevati su un unico soggetto.

La Similarità del Coseno mostra un'accuratezza del 63.89% e una precisione del 66.67%, evidenziando performance moderate ma comunque superiori rispetto al SVM senza ulteriori elaborazioni.

In sintesi, i risultati indicano che l'uso degli inviluppi del segnale EMG migliora le prestazioni di classificazione per i metodi SVM, mentre LDA offre prestazioni eccellenti indipendentemente dal tipo di feature utilizzate.

5 Conclusioni

L'implementazione degli algoritmi di estrazione dell'informazione contenuta nel segnale EMG sui dati simulati ha permesso di verificare la robustezza e la validità del codice generato.

Durante l'applicazione del protocollo 1, è emerso che i metodi implementati sono soggetti a bias dovuti alle difficoltà di acquisire dati in modo corretto. Ad esempio, un lieve disallineamento della schiera di elettrodi, che durante l'acquisizione sembrava ben allineata, ha portato a una sovrastima evidente della CV con vari metodi. Tuttavia, è stato osservato che l'uso di stimatori differenti nel calcolo della CV può aiutare a compensare tali problemi. Per quanto riguarda gli indicatori di ampiezza e frequenza, hanno mostrato in generale una

buona corrispondenza con i risultati attesi, sia dalle simulazioni che dalla letteratura per un soggetto sano. Infine, sul semplice caso di crosstalk simulato tra bicipite e tricipite, la tecnica di separazione delle sorgenti basata sulla PCA si è dimostrata efficace nel ricostruire i segnali originali. Tuttavia, si evidenzia come tale tecnica possa risultare inappropriata in casi reali, per i quali sarebbe necessario uno studio più accurato.

Nel protocollo 2 sono stati valutati diversi classificatori. È emerso che gli approcci basati sul machine learning (SVM e LDA) sono generalmente più performanti rispetto a metodi più semplici come quello basato sulla Cosine Similarity. Il classificatore che ha fornito le migliori prestazioni è stato LDA applicato agli inviluppi.

References

- [1] Luca Mesin. "Optimal spatio-temporal filter for the reduction of crosstalk in surface electromyogram". In: *Journal of neural engineering* 15.1 (2018), p. 016013.
- [2] Carlo J. De Luca et al. "Filtering the surface EMG signal: Movement artifact and baseline noise contamination". In: *Journal of Biomechanics* 43.8 (2010), pp. 1573–1579.
- [3] Marianne Boyer et al. "Reducing Noise, Artifacts and Interference in Single-Channel EMG Signals: A Review". In: *Sensors (Basel)* 23.6 (Mar. 2023). Evelyn Morin, Usha Kuruganti, and Adrian Chan, Academic Editors, p. 2927.
- [4] Farina et al. "Estimation of single motor unit conduction velocity from surface electromyogram signals detected with linear electrode arrays". In: *Medical and Biological Engineering and Computing* 39 (2001), pp. 225–236.
- [5] Guanglin Li. "Electromyography Pattern-Recognition-Based Control of Powered Multifunctional Upper-Limb Prostheses". In: *Key Lab of Health Informatics of Chinese Academy of Sciences (CAS) Shenzhen Institutes of Advanced Technology, CAS, P. R. China* (Aug. 2011). Submitted: 23 November 2010, Published: 29 August 2011. doi: 10.5772/22876.
- [6] Sachin Negi, Yatindra Kumar, and VM Mishra. "Feature extraction and classification for EMG signals using linear discriminant analysis". In: *2016 2nd International Conference on Advances in Computing, Communication, & Automation (ICACCA)(Fall)*. IEEE. 2016, pp. 1–6.
- [7] Xugang Xi et al. "Evaluation of feature extraction and recognition for activity monitoring and fall detection based on wearable sEMG sensors". In: *Sensors* 17.6 (2017), p. 1229.