

Ingegneria del Sistema Neuromuscolare

Gruppo 5

A.A. 2023-2024

1 Creazione di un classificatore per controllo protesico

1.1 Materiali e Metodi

1.1.1 Protocollo Sperimentale

L'obiettivo di questo studio è la creazione di un classificatore mioelettrico per il controllo di protesi, basato sull'acquisizione e l'analisi dei segnali elettromiografici (EMG) dei muscoli dell'avambraccio durante specifici movimenti della mano. Più specificamente, l'obiettivo del progetto è la costruzione, attraverso l'utilizzo degli algoritmi, quali Support Vector Machine (SVM), Linear Discriminant Analysis (LDA) e cosine similarity, di classificatori che investighino l'azione di muscoli flessori ed estensori per il riconoscimento dei movimenti di apertura e chiusura della mano.

Per lo studio, è stato selezionato un volontario sano, privo di patologie muscolari o neurologiche.

L'acquisizione dei segnali EMG è stata effettuata utilizzando un amplificatore per segnali EMG Cometa, operante ad una frequenza di campionamento di 2 kHz.

Gli elettrodi utilizzati, di forma circolare con un diametro di circa 40 mm, sono stati posizionati sull'avambraccio del partecipante, con il primo elettrodo situato a circa 2 cm dall'attaccatura

del muscolo bicipite, e gli altri disposti radialmente lungo la circonferenza del segmento corporeo. I segnali acquisiti sono di tipo singolo differenziale.

È stata mantenuta una distanza interelettroica (IED) costante per assicurare una distribuzione omogenea della rilevazione dei segnali EMG. Prima della loro applicazione, la pelle nell'area dell'avambraccio è stata preparata mediante un processo di abrasione delicata del primo strato dell'epidermide, seguito da una pulizia accurata con pasta abrasiva, per rimuovere eventuali residui e migliorare la qualità del contatto tra la pelle e gli elettrodi. L'acquisizione dei dati è avvenuta con la schiena del partecipante appoggiata al muro, per garantire una posizione stabile e ridurre al minimo i movimenti non voluti che potessero interferire con i segnali EMG. È stato chiesto di eseguire una serie di movimenti specifici della mano per raccogliere i dati necessari per la classificazione.

Inizialmente, è stato richiesto di effettuare una chiusura e un'apertura della mano al massimo della propria forza per ottenere un riferimento di attività muscolare massimale. Successivamente, è stata eseguita una serie di

20 aperture e 20 chiusure della mano, ciascuna della durata di 3 secondi, seguite da 3 secondi di riposo. Infine, è stato condotto un test comprensivo di 17 contrazioni in cui si è chiesto al soggetto di effettuare delle aperture e chiusure, sempre della durata di 3 secondi e seguiti dallo stesso tempo di riposo, in ordine randomico. Questi movimenti sono stati eseguiti con intensità sub-massimale, ovvero ad un livello confortevole per il partecipante. È stata annotata la tipologia di ogni movimento per la fase di test dei classificatori.

1.1.2 Analisi ed elaborazione dei segnali

I dati raccolti sono stati analizzati utilizzando il software MATLAB 2023b®. I segnali acquisiti sono stati filtrati per rimuovere artefatti e rumori indesiderati, utilizzando due filtri di Chebyshev di tipo II applicati in cascata e in doppia passata per eliminare la distorsione di fase. Il processo di filtraggio si è svolto in due fasi: un filtro passa-alto di 3° ordine, con una frequenza di taglio di 4 Hz, è stato impiegato per eliminare gli artefatti da movimento a bassa frequenza, seguito da un filtro passa-basso di 10° ordine, con una frequenza di taglio di 350 Hz, per ridurre il rumore ad alta frequenza. Successivamente, i segnali sono stati rettificati e filtrati utilizzando un filtro passa-basso di 4° ordine di Butterworth con una frequenza di taglio di 10 Hz, per ottenerne gli inviluppi. Poiché l'obiettivo dello studio è stata la creazione di due classificatori binari, capaci di distinguere il movimento di apertura (classe 0) da quello di chiusura (classe 1) della mano, le parti del segnale relative al riposo sono state rimosse attraverso soglie scelte sperimentalmente.

I segnali relativi ad apertura e chiusura sono stati poi ricampionati per uniformarne la lunghezza, e concatenati lungo due matrici (una relativa ai dati grezzi e una agli inviluppi), come mostrato in Figura 1. Successivamente, sono stati creati due classificatori binari: uno utilizzando i dati grezzi e l'altro gli inviluppi dei segnali. Il training set ha costituito il 70% del dataset totale (20 aperture e 20 chiusure), mentre il restante 30% (17 contrazioni) ha costituito il test set.

Per la classificazione, sono stati impiegati SVM, LDA e cosine similarity.

L'SVM è un algoritmo che trova un iperpiano per separare chiaramente i dati in due classi nello spazio ad alta dimensionalità. Si concentra sul massimizzare il margine tra le classi, rendendo il modello robusto anche con dati complessi o rumorosi. È utile per dataset con molte caratteristiche, in quanto anche un piccolo numero di campioni può fornire una separazione chiara.

L'LDA cerca una combinazione lineare di caratteristiche che massimizza la separabilità, e quindi la varianza tra le classi, minimizzandola invece al loro interno. È efficace nel ridurre le dimensioni del dataset mantenendo una buona separabilità tra le classi, migliorando la performance del classificatore e riducendo il rischio di overfitting.

Il terzo metodo implementato è stato la cosine similarity, applicata utilizzando finestre di 250 ms per confrontare i valori ARV (Average Rectified Value) delle contrazioni massimali acquisite con i valori ARV delle contrazioni di test. Essa quantifica la similarità tra due vettori, calcolando il coseno dell'angolo tra di essi e seleziona la classe corrispondente alla massima similarità.

1.2 Risultati

I risultati ottenuti in Figura 2 con i diversi classificatori evidenziano le differenze in termini di accuratezza tra dati grezzi e involuppi.

Per quanto riguarda l’LDA, l’accuratezza sui dati di test è risultata pari a 0,8514 per gli involuppi e 0,6641 per i dati grezzi. Il modello è stato ottimizzato tramite hyperparameter tuning per garantire delle migliori prestazioni.

L’allenamento dei classificatori basati su SVM, ha invece richiesto un costo computazionale notevolmente superiore, non permettendo di effettuare parameter tuning su tutti i parametri. Perciò, sono state effettuate diverse prove utilizzando varie funzioni kernel (rbf, linear e polynomial), standardizzando i dati e testando diversi valori limite per le iterazioni (1000, 5000, 10000). Il processo di ottimizzazione si è concentrato su box constraints, kernel scale e Polynomial order, portando ad un’accuratezza massima di 0,6376 per i dati grezzi e 0,8512 per gli involuppi sui dati di test.

L’ottimizzazione dei parametri per entrambi i modelli, LDA e SVM, è avvenuta attraverso una logica di ottimizzazione bayesiana, in cui la loss è stata calcolata con una cross-validation con 5 folds.

Per quanto riguarda la cosine similarity, per il soggetto analizzato si è ottenuto un valore di accuratezza pari a 0,9416. Tuttavia, ritenendo questo valore eccessivamente elevato, forse a causa di un’errata acquisizione dei dati di apertura e chiusura massimale, si è proseguito con l’analisi di un secondo soggetto. Per quest’ultimo, il valore di accuratezza è risultato essere 0,7716, un risultato più concorde con il metodo

utilizzato.

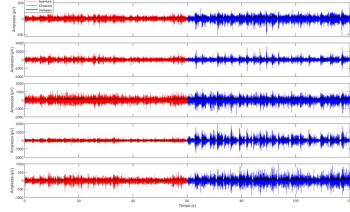


Figure 1: *Segnali grezzi dei cinque canali durante i movimenti di apertura (in rosso) e chiusura (in blu) della mano. Gli involuppi dei segnali sono sovrapposti (in nero) per ciascun canale. Questi segnali sono stati utilizzati come input per i classificatori mioelettrici.*

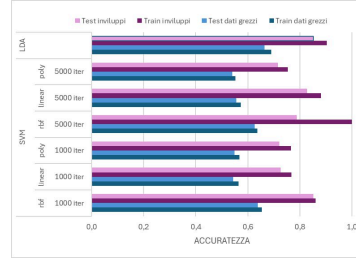


Figure 2: *Diagramma a barre che rappresenta l’accuratezza dei classificatori SVM e LDA con diverse funzioni kernel e numero di iterazioni. Le barre indicano l’accuratezza del training set e del test set sia per i dati grezzi che per gli involuppi dei segnali.*

1.3 Discussioni

Come si evince dalla Figura 2 sopra riportata, l’LDA ha ottenuto prestazioni leggermente migliori rispetto all’SVM. In particolare, nell’SVM, un numero di iterazioni compreso tra 1000 e 5000 è risultato essere adeguato, poiché l’utilizzo di 10000 iterazioni ha causato

un notevole overfitting. La cosine similarity, seppur fosse il metodo più semplice rispetto agli due algoritmi testati, ha mostrato dei risultati soddisfacenti nell'ambito del nostro studio.

I risultati ottenuti evidenziano che gli involuppi dei segnali forniscono valori di accuratezza migliori rispetto ai dati grezzi, grazie alla riduzione del rumore ad alta frequenza e all'estrazione delle componenti più rilevanti del segnale EMG, facilitando la classificazione.

In conclusione, lo studio dimostra che l'utilizzo degli involuppi dei segnali, combinato con algoritmi di classificazione come LDA e SVM, migliora significativamente la capacità di discriminare i movimenti di apertura e chiusura della mano, rendendo il sistema di controllo mioelettrico per protesi più preciso ed efficace, con un'accuratezza della classificazione che si aggira attorno all'85%.

2 Analisi della fatica muscolare e del crosstalk tramite tecniche di separazione delle sorgenti

2.1 Metodi

2.1.1 Protocollo sperimentale

L'obiettivo di questa ricerca è lo studio della fatica muscolare attraverso l'acquisizione e l'analisi dei segnali elettromiografici (EMG) del bicipite e del tricipite durante contrazioni isometriche, con diversi pesi. I parametri analizzati includono la frequenza media, la frequenza mediana, il valore assoluto medio (ARV), il valore quadratico medio (RMS) e la velocità di conduzione (CV). Lo studio include l'implementazione di tecniche di separazione delle sorgenti come Independent Component Analysis (ICA) e Principal Component Analysis (PCA) per valutare l'effetto del crosstalk.

Per lo studio, è stato selezionato un volontario sano, privo di patologie muscolari o neurologiche.

L'acquisizione dei segnali EMG è stata effettuata utilizzando un amplificatore per segnali EMG (EMG16), operante ad una frequenza di campionamento di 2048 Hz. Gli elettrodi usati risultavano suddivisi in due schiere da 8 elettrodi ciascuna con una distanza interelettrodica (IED) di 5 mm. Prima dell'acquisizione dei segnali, la pelle nella zona interessata è stata preparata mediante un delicato processo di abrasione del primo strato dell'epidermide, seguito da una scrupolosa pulizia con pasta abrasiva.

Per il posizionamento degli elettrodi, è stata inizialmente utilizzata una schiera di elettrodi secchi per identificare le zone di innervazione e i tendini sul ventre del muscolo target. Dopo aver identificato e segnato con

una penna le posizioni ottimali, sono state applicate le schiere adesive. La crema conduttiva è stata applicata per migliorare la qualità del segnale raccolto. Il protocollo sperimentale ha previsto acquisizioni multiple a differenti livelli di forza per il bicipite e il tricipite. La prima fase del protocollo ha coinvolto il bicipite, mentre la seconda il tricipite. Per entrambi i muscoli target sono state svolte 4 contrazioni isometriche intervallate da un periodo di 2 minuti di recupero. La durata della contrazione isometrica è stata di 30 secondi. Le acquisizioni sono state caratterizzate da un peso crescente: 2, 4, 6, 8 kg.

2.1.2 Dati simulati

Oltre ai dati sperimentali acquisiti direttamente, sono stati utilizzati anche dati simulati relativi a due muscoli, denominati M1 e M2. La configurazione della simulazione ha previsto una matrice di elettrodi di dimensioni 11x5, con una IED di 5 mm. Le colonne della matrice, ciascuna composta da 5 elettrodi, erano allineate lungo le fibre muscolari, tra la zona di innervazione e un tendine. Le righe della matrice, composte da 11 elettrodi, erano disposte in direzione trasversale, con il sesto elettrodo posizionato sopra la linea che separa i due muscoli.

I segnali EMG monopolari sono stati acquisiti da entrambi i muscoli, con 5 colonne di elettrodi su M1 e altre 5 su M2. La frequenza di campionamento utilizzata per i dati simulati è stata pari a 2048 Hz. I segnali simulati hanno compreso di-

verse condizioni, rappresentate da `InterferenceSignal.Fatigue.h3.M1`, `InterferenceSignal.Fatigue.h3.M2`, `InterferenceSignal.Fatigue.h7.M1`, e `InterferenceSignal.Fatigue.h7.M2`, dove h3 e h7 indicano la simulazione di diversi volumi conduttori, maggiore per h7, con uno strato di grasso ed epidermide maggiore. Ogni segnale conteneva dati per diverse intensità di forza: 20N, 40N, 60N, 80N.

2.1.3 Analisi ed elaborazione dei segnali

I dati raccolti sono stati analizzati utilizzando il software MATLAB 2023b [®].

I primi 2 secondi di ogni contrazione sono stati eliminati poiché considerati come fase di transitorio. Successivamente, i segnali sono stati filtrati attraverso un filtro passabanda del quarto ordine di Butterworth, con una banda passante di 10-350 Hz, applicato in doppia passata per evitare distorsioni di fase. Esso è stato utilizzato per eliminare il rumore e gli artefatti di bassa e alta frequenza, preservando la dinamica del segnale EMG.

Sono stati poi stimati separatamente i segnali di singolo (SD) e doppio differenziale (DD) per ogni contrazione, relativi al bicipite e al tricipite per i segnali acquisiti, e ai muscolo M1 ed M2 nei dati simulati. Per ciascuna di esse è stata calcolata la densità spettrale di potenza (PSD) per tre tipologie di segnale: monopolare, singolo differenziale e doppio differenziale. La PSD è stata calcolata utilizzando il periodogramma di Welch, applicando finestre di Bartlett della durata di 250 ms.

Successivamente, sono stati stimati i parametri di fatica del bicipite e del muscolo M1 durante le diverse con-

trazioni, utilizzando i segnali SD. Nei segnali sperimentali è stata osservata un'inversione di fase nei canali SD 5-6-7, suggerendo la presenza di una zona di innervazione in quella specifica area del muscolo, come mostrato in Figura 3. Di conseguenza, per le analisi successive, si è optato per l'utilizzo dei primi tre canali, evitando possibili distorsioni nei dati causate da tale fenomeno. Per l'analisi dell'ARV, RMS, frequenza media, mediana e velocità di conduzione, sono state utilizzate finestre di una durata pari a 250 ms.

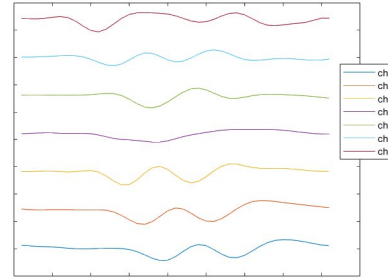


Figure 3: *Segnali SD relativi al bicipite (dati sperimentali) per la contrazione a 6kg. L'inversione di fase osservata nei canali 5, 6 e 7 indica una possibile zona di innervazione.*

Per analizzare le tecniche di riduzione del crosstalk, nei dati sperimentali è stato simulato il crosstalk sommando il segnale del bicipite durante una contrazione con 6 kg al segnale acquisito sui canali del bicipite, ma relativo alla contrazione del tricipite sempre con 6 kg. Nei dati simulati, abbiamo sommato il segnale della schiera 5 (riferita al muscolo M1) durante una contrazione con 60N al segnale ac-

quisito sulla stessa schiera, ma relativo alla contrazione del muscolo M2 con 60N. Con questi segnali affetti da crosstalk, la velocità di conduzione è stata ricalcolata.

Per ridurre l'effetto del crosstalk, sono state applicate tecniche di separazione delle sorgenti, nello specifico ICA e PCA.

La PCA si basa sull'assunzione che le sorgenti siano scorrelate e identifica le direzioni lungo le quali i dati variano maggiormente. Questo permette di ridurre la dimensionalità del segnale mantenendo la maggior parte dell'energia. Per applicare la PCA:

1. Per i dati sperimentali, sono stati utilizzati i segnali monopolari acquisiti da 4 canali del bicipite, evitando quelli con zone di innervazione, mentre per i dati simulati è stata usata tutta la schiera 5 (con 5 canali monopolari).
2. Sono state estratte un numero di componenti principali pari al numero di canali dati in input all'algoritmo.
3. Tra queste, nella ricostruzione dei segnali, è stata esclusa la componente con la minor varianza, assumendo che il crosstalk contribuisca meno alla varianza complessiva del segnale.

L'ICA si basa sull'assunzione che le sorgenti siano statisticamente indipendenti e non gaussiane. Questa tecnica massimizza l'informazione presente nei segnali mescolati. Tuttavia, poiché i segnali EMG non sono completamente indipendenti né scorrelati, l'efficacia dell'ICA può essere limitata. Per applicare l'algoritmo:

1. Per i dati sperimentali, sono stati usati i segnali monopolari acquisiti da 4 canali del bicipite, evitando quelli con zone di innervazione, mentre per i dati simulati si è optato per tutta la schiera 5.
2. Sono state estratte un numero di componenti indipendenti pari al numero di canali dati in input all'algoritmo.
3. Nella ricostruzione dei segnali, è stata esclusa la componente con la maggiore cosine similarity rispetto ad un canale del tricipite con crosstalk, ipotizzando che questa componente rappresenti proprio il contributo del crosstalk.

Entrambe le tecniche, si basano su un modello di segnale lineare, che non tiene conto dei ritardi temporali. Per risolvere questa limitazione, è stata sfruttata l'informazione contenuta nella velocità di conduzione.

- La correlazione tra la CV calcolata prima e dopo la simulazione del crosstalk è stata valutata per garantire la validità del calcolo della CV in presenza di crosstalk.
- L'informazione fornita dalla CV è stata utilizzata per correggere lo shift temporale tra i segnali per ogni epoca di 250 ms.
- Una volta applicate ICA e PCA, è stato reintrodotta lo shift temporale nei segnali ricostruiti.
- Le sorgenti separate ottenute sono state valutate calcolando la cosine similarity con i segnali del bicipite privi di crosstalk, per misurare l'efficacia della separazione.

2.2 Risultati

Nelle sezione seguente sono presentate dapprima le figure che illustrano i risul-

tati ottenuti dai segnali sperimentali, seguite dalle rappresentazioni grafiche relative ai dati simulati.

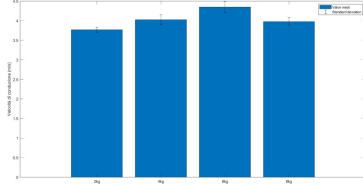


Figure 4: *Velocità di conduzione media (m/s) con deviazione standard, delle prime 10 epoche per diverse contrazioni isometriche del bicipite con pesi di 2 kg, 4 kg, 6 kg e 8 kg (dati sperimentali).*

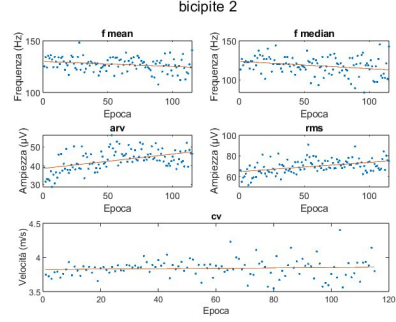


Figure 5: *Parametri di fatica relativi alla contrazione del bicipite con 2 kg (dati sperimentali). I punti blu rappresentano i valori per ciascuna epoca, mentre la linea rossa rappresenta la retta interpolante.*

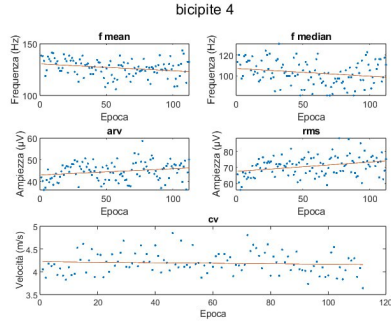


Figure 6: *Parametri di fatica relativi alla contrazione del bicipite con 4 kg (dati sperimentali). I punti blu rappresentano i valori per ciascuna epoca, mentre la linea rossa rappresenta la retta interpolante.*

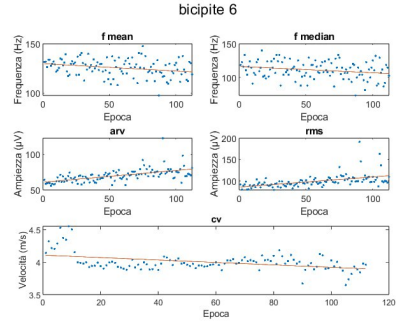


Figure 7: *Parametri di fatica relativi alla contrazione del bicipite con 6 kg (dati sperimentali). I punti blu rappresentano i valori per ciascuna epoca, mentre la linea rossa rappresenta la retta interpolante.*

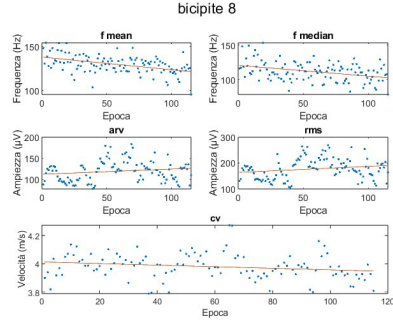


Figure 8: Parametri di fatica relativi alla contrazione del bicipite con 8 kg (dati sperimentali). I punti blu rappresentano i valori per ciascuna epoca, mentre la linea rossa rappresenta la retta interpolante.

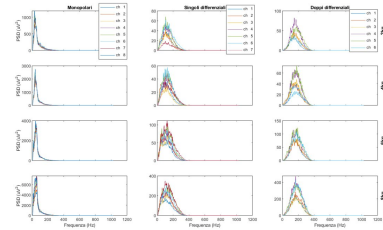


Figure 10: PSD dei segnali del bicipite acquisiti durante quattro contrazioni isometriche con pesi di 2 kg, 4 kg, 6 kg e 8 kg (dati sperimentali). I grafici mostrano la PSD per i segnali monopolar (colonna sinistra), SD (colonna centrale) e DD (colonna destra), considerando epoche di 250 ms.

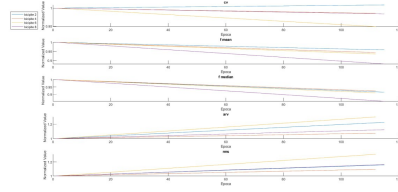


Figure 9: Comportamento dei parametri di fatica nelle diverse contrazioni del bicipite con carichi di 2 kg, 4 kg, 6 kg e 8 kg (dati sperimentali). La figura mostra le rette interpolanti per ARV, RMS, MDF, MNF e CV.

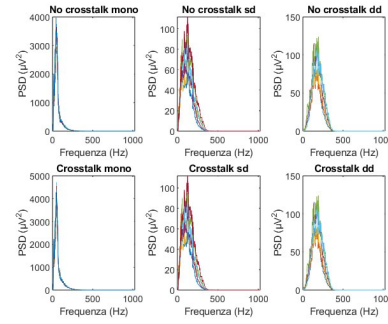


Figure 11: Confronto della PSD dei segnali monopolari, SD e DD, relativi alla contrazione del bicipite con 6 kg (dati sperimentali). I grafici nella riga superiore mostrano la PSD dei segnali originali senza crosstalk, mentre i grafici nella riga inferiore mostrano la PSD dei segnali ottenuti con la simulazione del crosstalk.

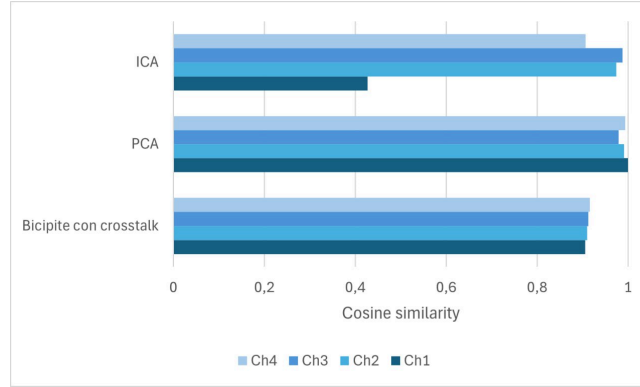


Figure 12: *Diagramma a barre che indica la cosine similarity delle componenti ricostruite utilizzando le tecniche ICA e PCA rispetto al segnale originale senza crosstalk (dati sperimentali).*

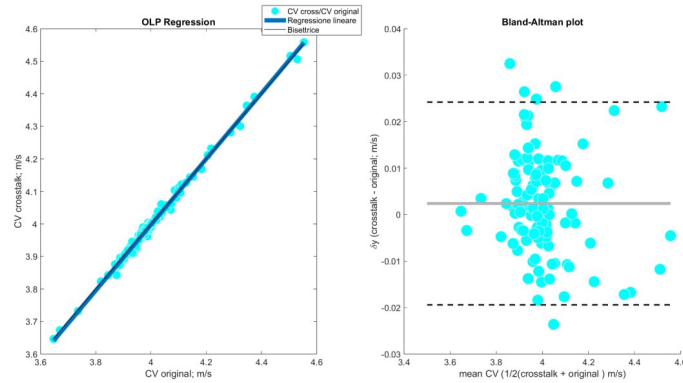


Figure 13: *Grafici di validazione, per il calcolo della velocità di conduzione in presenza di crosstalk (dati sperimentali). A sinistra, il grafico di regressione mostra il confronto tra il calcolo della CV tramite segnale originale (ascisse) e attraverso il segnale con crosstalk simulato (ordinate). La forte correlazione è rappresentata dalla somiglianza con la bisettrice. A destra, il Bland-Altman plot indica la differenza tra i due metodi. L'asse x rappresenta la media tra due valori corrispondenti (originale e crosstalk), mentre l'asse y mostra la differenza tra i due valori. La linea grigia indica la media delle differenze e le linee tratteggiate rappresentano i "Limits of Agreement" (LOA), definiti come la media ± 2 deviazioni standard delle differenze. La maggior parte delle differenze si trova all'interno di questi limiti, indicando che l'errore tra i due metodi è generalmente piccolo.*

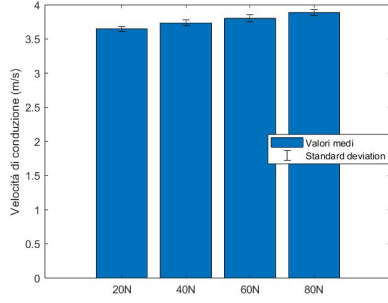


Figure 14: Velocità di conduzione media (m/s) con deviazione standard, relativa alla durata totale delle contrazioni con diversi livelli di forza: 20N, 40N, 60N e 80N (dati simulati).

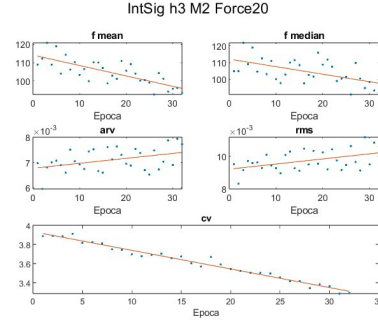


Figure 15: Parametri di fatica relativi con contrazione alla forza di 20N (dati simulati). I punti blu rappresentano i valori per ciascuna epoca, mentre la linea rossa rappresenta la retta interpolante.

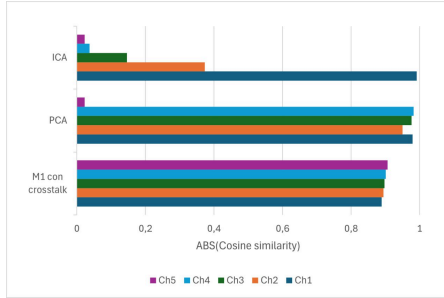


Figure 16: Diagramma a barre che indica la cosine similarity delle componenti ricostruite utilizzando le tecniche ICA e PCA rispetto al segnale originale senza crosstalk (dati simulati).

2.3 Discussioni

2.3.1 Valutazione fatigue parameters

I risultati ottenuti forniscono una visione approfondita dell'attività muscolare durante le contrazioni a vari carichi.

Per i dati acquisiti, durante l'analisi della velocità di conduzione, illustrata nella Figura 4, l'attenzione è

stata posta sulle prime 10 epoche di ogni contrazione per esaminare le dinamiche iniziali di attivazione delle unità motorie. In linea con il principio di Henneman, che descrive l'attivazione graduale delle unità motorie di dimensioni maggiori (le quali hanno una maggiore velocità di conduzione) all'aumentare del carico, ci si sarebbe aspettati un incremento nella velocità di conduzione. I risultati confermano questa ipotesi, mostrando un incremento statisticamente significativo della cv al crescere del carico da 2 a 6 kg ($p < 0.05$). Tuttavia, durante la contrazione con il carico di 8 kg, si evince una diminuzione della velocità di conduzione, indicativa di una possibile acquisizione non ottimale, come ulteriormente supportato dall'analisi atipica dei parametri di affaticamento. Questa diminuzione suggerisce che nonostante l'incremento previsto nel reclutamento delle unità motorie di dimensioni maggiori, fattori tecnici o fisiologici possono avere influenzato negativamente la qualità dei

dati raccolti.

Le Figure 5, 6, 7 e 8 che illustrano i parametri di affaticamento, confermano ulteriormente le precedenti osservazioni. La velocità di conduzione si riduce principalmente a causa della diminuzione dell'efficienza nel sistema di pompaggio degli ioni e dell'accumulo di metaboliti come il lattato, che insieme rallentano la trasmissione del potenziale d'azione lungo le fibre nervose. Analogamente, le frequenze media e mediana del segnale EMG diminuiscono a seguito della riduzione delle risorse energetiche come l'ATP. Questi cambiamenti sono particolarmente evidenti nelle contrazioni a 4 e 6 kg, che mostrano un affaticamento superiore rispetto alla contrazione a 8 kg. Al contrario, l'ARV e il RMS mostrano un incremento durante l'affaticamento, perché i segnali diventano più irregolari e più ampi a causa dell'incremento della variabilità nell'attivazione delle unità motorie e della possibile sincronizzazione della loro attività. Dalla Figura 5 si evince come la contrazione relativa ai 2kg sia non affaticante, e che quindi la velocità di conduzione, la frequenza media e mediana non diminuiscono e l'ARV e l'RMS non aumentino. Nella Figura 9, si osserva come ad un incremento del carico corrisponda un incremento del grado di affaticamento, evidenziando variazioni percentuali maggiori nei parametri studiati con carichi maggiori.

La Figura 10 evidenzia gli effetti del filtro spaziale sulle PSD. Esso migliora la qualità del segnale attraverso la riduzione del rumore e delle interferenze. Questo è ottenuto attraverso la combinazione delle misurazioni da più elettrodi, che aiuta a isolare l'attività muscolare del muscolo target, rimuovendo le componenti ru-

more. Questo permette di osservare picchi più definiti e precisi nelle potenze calcolate dei segnali singolo e doppio differenziale, che rappresentano l'attività muscolare reale, mentre i segnali monopolari contengono anche alcune parti rumorose. Le PSD dei segnali trattati con filtri spaziali mostrano meno variazione casuale e più informazioni specifiche sulle frequenze legate all'attività muscolare.

I dati simulati forniscono ulteriori approfondimenti sulle dinamiche dell'attività muscolare sotto carichi diversi. In questi dati, tutte le contrazioni risultano affaticanti, offrendo una visione coerente e prevedibile delle risposte fisiologiche al carico crescente. La simulazione, priva di variabili tecniche e fisiologiche che possono influenzare negativamente i dati sperimentali, mostra chiaramente un trend crescente della CV che aumenta in modo lineare e senza inversioni di tendenza ($p < 0.05$), come invece osservato nei dati sperimentali con il carico di 8 kg. Inoltre, le simulazioni evidenziano come i parametri di affaticamento, quali la riduzione delle frequenze media e mediana del segnale EMG e l'incremento di ARV e RMS, seguano una progressione prevedibile e costante. Questo rinforza l'interpretazione che la variabilità osservata nei dati sperimentali possa essere attribuita a fattori di acquisizione non ottimali o a specifiche risposte fisiologiche del soggetto studiato.

2.3.2 Valutazione crosstalk

Nel confronto delle densità spettrali di potenza dei segnali EMG con e senza crosstalk in Figura 11, si osserva un aumento della potenza spettrale nei segnali monopolari con crosstalk. Questo incremento è attribuibile al crosstalk

stesso, che introduce segnali addizionali non correlati all'attività muscolare primaria del muscolo studiato. Tuttavia, nei segnali singoli e doppi differenziali, l'effetto del crosstalk è notevolmente ridotto. Questo avviene perché il crosstalk, derivante da muscoli adiacenti come il tricipite che influenzano i canali del bicipite, tende a manifestarsi in modo coerente tra i canali. Di conseguenza, i segnali differenziali possono cancellare efficacemente questi segnali coerenti di crosstalk, dato che non rappresentano un'attività elettrica che si propaga nel muscolo target. Pertanto, le PSD dei segnali SD e DD mostrano spettri molto simili sia con che senza crosstalk, dimostrando la loro efficacia nel mitigare l'impatto del crosstalk rispetto ai segnali monopolari, dove le differenze sono più marcate.

Nel corso di questo studio, si è tentato di separare le sorgenti dei segnali EMG utilizzando tecniche come PCA e ICA, con l'obiettivo di isolare e rimuovere il crosstalk dai dati simulati e acquisiti. La non linearità dei segnali, dettata dalla propagazione dei potenziali di azione lungo le fibre muscolari, ha presentato un problema significativo nell'applicabilità di queste due tecniche. Come mostrato in Figura 13, il calcolo della velocità di conduzione con i segnali SD in presenza di crosstalk risulta totalmente confrontabile con il calcolo fatto in assenza di esso, con un intervallo di confidenza del 95%. Questo dato ha permesso una correzione dello shift temporale senza troppi bias. Dai risultati mostrati in Figura 12 e a 16, si può notare come la rimozione del crosstalk tramite PCA risulti efficace per i segnali sperimentali, con valori di similarità maggiori del 97%, mentre per i segnali simu-

lati, un canale non venga ricostruito in maniera adeguata. L'ICA mostra un degrado delle prestazioni nel caso di condizioni con crosstalk, probabilmente a causa dell'ipotesi di base della tecnica che presuppone la non gaussianità delle sorgenti. Tuttavia, i segnali elettromiografici tendono a essere gaussiani, il che potrebbe spiegare il deterioramento osservato quando si applica l'ICA in questo contesto.

2.4 Conclusioni

Dallo studio emerge che l'analisi dei parametri di affaticamento ha confermato che l'aumento del carico provoca un incremento della velocità di conduzione, in linea con il principio di Henneman. Tuttavia, anomalie osservate con un carico di 8 kg suggeriscono possibili problemi tecnici o fisiologici, evidenziando la necessità di ulteriori controlli sull'acquisizione dei dati.

I dati simulati hanno mostrato un aumento lineare della CV con il carico, senza inversioni di tendenza. Questo suggerisce che la variabilità nei dati sperimentali è probabilmente dovuta a fattori di acquisizione non ottimali o a risposte fisiologiche specifiche. Inoltre, i parametri di affaticamento nei dati simulati seguono una progressione costante e prevedibile, supportando l'interpretazione che le variazioni osservate nei dati sperimentali possano essere influenzate da variabili esterne.

L'analisi delle densità spettrali di potenza ha evidenziato che i segnali EMG monopolari sono più suscettibili al crosstalk, mentre i segnali singoli e doppi differenziali riducono efficacemente questo effetto, migliorando la qualità dei dati acquisiti. Le tecniche di separazione delle sorgenti,

come PCA, si sono dimostrate efficaci nella rimozione del crosstalk nei dati sperimentali, con una similarità superiore al 97%. Tuttavia, nei dati simulati, un canale non è stato ricostruito adeguatamente, indicando che l'efficacia della PCA può variare in base alla natura dei dati.

L'ICA ha mostrato limitazioni significative, peggiorando le performance rispetto alla condizione con crosstalk. Questo potrebbe essere dovuto all'ipotesi di non gaussianità delle sorgenti, che non si adatta ai segnali EMG. Nonostante queste limitazioni, il calcolo della CV con segnali singoli differenziali in presenza di crosstalk è risultato confrontabile con

quello senza crosstalk, permettendo correzioni dello shift temporale senza introdurre bias significativi.

In sintesi, le tecniche di separazione delle sorgenti come PCA possono migliorare la qualità dei segnali EMG riducendo il crosstalk, ma la loro efficacia può variare a seconda delle condizioni di acquisizione e delle caratteristiche specifiche dei segnali. Le osservazioni raccolte offrono indicazioni preziose per il miglioramento delle metodologie di analisi dei segnali EMG, sottolineando la necessità di ulteriori studi per perfezionare queste tecniche, comprendere meglio le loro limitazioni e massimizzare le loro potenzialità.