



UNIVERSITA' POLITECNICA DELLE MARCHE

FACOLTA' DI INGEGNERIA

Corso di Laurea triennale in Ingegneria Biomedica

**VALUTAZIONE DELLA ROBUSTEZZA DI MODELLI DI
CLASSIFICAZIONE PER HAND GESTURE RECOGNITION IN PRESENZA
DI CONTRAZIONI PROLUNGATE**

Robustness assessment of classification models for hand gesture recognition in case
of prolonged contractions

Relatore:

Prof. Alessandro Mengarelli

Correlatori:

Prof.ssa. Federica Verdini

Dott. Andrea Tigrini

Tesi di Laurea di:

Lorenzo Marinelli

Anno Accademico 2023 / 2024

Non est ad astra mollis e terris via

INDICE

ABSTRACT	I
1. INTRODUZIONE	III
2. FISILOGIA DELLA CONTRAZIONE MUSCOLARE	1
2.1 Muscolatura dell'avambraccio	1
2.2 Tessuto muscolare scheletrico e potenziale d'azione	3
2.3 Segnale elettromiografico.....	7
2.4 Fatica muscolare	8
3. MATERIALI E METODI.....	11
3.1 Dataset	11
3.2 Valutazione della fatica muscolare attraverso l'analisi dei segnali grezzi.....	12
3.3 Valutazione della fatica muscolare attraverso l'analisi dei segnali filtrati.....	30
3.4 Algoritmi di classificazione	44
3.5 Procedura di classificazione.....	46
4. RISULTATI	51
4.1 Training con il primo intervallo di cinque secondi	51
4.2 Training con l'ultimo intervallo di cinque secondi	56
4.3 Training con il penultimo intervallo di cinque secondi	61
4.4 Training con ciascuna feature.....	67
5. DISCUSSIONE	71
6. CONCLUSIONI	VI
7. BIBLIOGRAFIA E SITOGRAFIA	VIII
8. RINGRAZIAMENTI	X

ABSTRACT

Nell'ambito della ricerca moderna, il segnale elettromiografico (EMG) rappresenta uno degli strumenti più importanti nel settore diagnostico e riabilitativo grazie ai suoi numerosi vantaggi, assumendo un ruolo altamente significativo nel controllo delle protesi mioelettriche per soggetti con arti amputati. Tali dispositivi permettono di eseguire una serie di movimenti grazie a determinati algoritmi di classificazione, addestrati in fase di sviluppo con un insieme di *features* estratte dai segnali EMG.

La presente tesi illustra come l'accuratezza, ottenuta dalla classificazione di quindici gesti inerenti a semplici movimenti delle dita della mano, possa variare quando i modelli di classificazione vengono addestrati, e successivamente testati, utilizzando porzioni differenti di segnale elettromiografico durante le quali la contrazione è stata mantenuta continuamente. Il monitoraggio di tali porzioni di segnale nella condizione di contrazione sostenuta aveva come obiettivo la valutazione dell'insorgenza della fatica muscolare. L'ipotesi del presente lavoro è stata quella di verificare se addestrando i modelli di classificazione con porzioni iniziali del segnale EMG, non caratterizzate da possibile insorgenza di fatica, si potessero raggiungere, testando i suddetti modelli in epoche differenti, prestazioni elevate in termini di accuratezza nel riconoscimento del gesto svolto o se, possibili componenti fatica-correlate fossero presenti nella fasi finali della contrazioni così da limitare le prestazioni dei modelli stessi.

Lo studio è stato condotto utilizzando i segnali elettromiografici acquisiti su 8 soggetti durante l'esecuzione di un totale di 15 esercizi, ripetuti 3 volte da ciascun individuo, dove ogni gesto è stato mantenuto per l'intero periodo di acquisizione. Inizialmente, è stata effettuata un'analisi per poter valutare il possibile insorgere dell'affaticamento muscolare, attuando tale studio prima con i dati grezzi e poi filtrando i segnali. Quindi si è proceduto con la definizione e successiva valutazione di modelli *machine learning* per la classificazione effettuando un totale di quattro sessioni. I segnali sono stati suddivisi in quattro intervalli, distinguendo in questo modo quattro fasi differenti durante il mantenimento della contrazione e nelle prime tre sessioni i classificatori sono stati addestrati utilizzando i dati relativi ad una delle quattro finestre, per poi effettuare la fase di prova sui quattro periodi temporali ottenuti. Nell'ultima sessione, invece, i modelli sono stati addestrati con una sola *feature* del set proposto alla volta, utilizzando i dati ad inizio contrazione ed eseguendo, in seguito, il *test* con i segnali relativi al primo e l'ultimo intervallo.

I valori di accuratezza ottenuti mostrano che, nonostante gli indicatori calcolati sembrino non rivelare univocamente la presenza di fatica muscolare, le contrazioni prolungate hanno un

effetto significativo sulla classificazione, specialmente quando l'addestramento viene effettuato con il segnale relativo ad inizio movimento. Inoltre, alcune *feature* si sono dimostrate più robuste in termini di accuratezza ottenuta, mentre altre hanno registrato risultati altamente scarsi e inadeguati.

1. INTRODUZIONE

Negli ultimi anni, l'elettromiografia di superficie (sEMG) è diventata strumento fondamentale per la ricerca grazie ai suoi molteplici vantaggi, quali la facilità di acquisizione, i bassi costi, l'assenza di effetti collaterali e la varietà nell'applicazione. In particolare, un settore dove il segnale elettromiografico ha un ruolo rilevante è quello delle protesi bioniche che costituiscono l'avanguardia per le tecnologie assistive, in quanto dovrebbero migliorare la qualità di vita dei soggetti amputati e sostituire quanto più possibile l'autonomia [1]. Per il controllo di tali protesi vengono applicati algoritmi di classificazione che si basano su *machine learning*, addestrati con determinati set di *features* calcolate dal segnale elettromiografico, il quale viene prelevato con elettrodi in punti anatomici specifici e generalmente localizzati in corrispondenza di muscoli funzionalmente coinvolti nell'esecuzione di diversi *task* motori. Come mostrato in [1], utilizzando dati in condizioni di non affaticamento per addestrare e testare tali algoritmi, l'accuratezza generale ottenuta con i diversi metodi, quali *K-Nearest Neighbor* (K-NN), *Support Vector Machine* (SVM), *Decision Tree* (DT) e *Deep Convolutional Neural Network* (CNN) sono state rispettivamente del 96.7%, 89.0%, 87.3% e 97.5%, dimostrando eccellenti risultati. È opportuno specificare che in tale studio sono stati considerati sette gesti della mano ed hanno preso parte un totale di otto soggetti sani, senza precedenti patologie neuromuscolari.

Tuttavia, quando si considerano situazioni non ideali e più vicine alle applicazioni di vita quotidiana, come per esempio l'insorgere della fatica muscolare a causa di contrazione prolungate, l'accuratezza di questi metodi di classificazione si riduce, provocando di conseguenza il deterioramento dei sistemi di controllo delle protesi mioelettriche. Infatti, si può vedere in [2] come l'insorgere dell'affaticamento muscolare influenza la decodifica di una serie di movimenti, con una diminuzione dell'accuratezza media del 7%. Ciò nonostante, l'accuratezza di validazione è risultata essere superiore al 88%, dimostrando che l'impatto della fatica muscolare non è stato così significativo. In tale lavoro sono state considerate due classi di esercizi: una dove veniva chiesto di mantenere ognuno degli 11 gesti della mano per un periodo di 5 secondi con un intervallo tra le ripetizioni di 10 secondi, l'altra prevedeva un mantenimento dell'atto di 15 secondi senza una fase di riposo tra un'esecuzione e la successiva, in modo tale da indurre fatica muscolare. I classificatori impiegati sono stati *Linear Discriminant Analysis* (LDA) e *Probabilistic Neural Network* (PNN), addestrati con le seguenti *features*: *Root Mean Square* (RMS), *Waveform Length* (WL), *Zero Crossing* (ZC) e *Slope Sign Change* (SSC). Anche in [3] si può osservare una riduzione significativa dell'accuratezza media, tra la sessione in assenza di fatica e quelle con affaticamento muscolare indotto,

utilizzando il metodo *Extreme Learning Machine* (ELM) per il riconoscimento di sette gesti della mano. In questo caso l'affaticamento è stato ottenuto eseguendo cinque ripetizioni di esercizi di estensione e flessione del polso con l'uso di pesi prima dell'esecuzione dei gesti prevista dall'esperimento.

Ad oggi, la ricerca scientifica in questo ambito cerca di sviluppare metodi alternativi che possano garantire la corretta funzionalità dei dispositivi anche in tali situazioni e sono state proposte numerose tecniche per poter ovviare a tali problematiche. Come illustrato in [1], l'impiego di una variante delle *Generative Adversarial Networks* (GAN) fa sì che i modelli di classificazione, addestrati con un set di *features* estratte dai segnali sEMG in stato di non affaticamento, riconosca efficientemente le azioni gestuali quando vengono testati con dati in stato di fatica, ottenendo notevoli risultati con un aumento dell'accuratezza di oltre il 20%. In tale studio, la fatica muscolare è stata indotta chiedendo a ciascun soggetto di mantenere la presa su un sensore di forza pari al 70% della massima forza di presa, fino a quando non riuscisse più a mantenere tale livello. In altri casi possono essere utilizzati anche metodi adattivi di classificazione che prevedono l'addestramento continuativo degli algoritmi con nuovi dati a disposizione. Nello studio [4], per esempio, si indaga su come un set di *features*, estratte dal segnale prelevato con l'elettromiografia ad alta densità (HDsEMG) e integrate con metodi di apprendimento adattivo, permettano di ottenere un miglioramento delle prestazioni. Tale lavoro è stato svolto al fine di proporre un metodo che riducesse gli effetti del deterioramento delle *performance* dei sistemi di controllo mioelettrici, dovuto alle proprietà non stazionarie del segnale EMG causate da cambiamenti fisiologici, come la fatica muscolare, o non fisiologici, come l'impedenza elettrodo-cutanea. I risultati dello studio mostrano che vi è stato un incremento dell'accuratezza per l'addestramento adattivo (sISVM) rispetto quello non adattivo (NSVM). Nello specifico, i miglioramenti sono stati del 5.64%, 4.4% e 7.8% con l'impiego rispettivamente delle *Average Intensity Features* (AI), delle *HOG Average Intensity Features* (AIH) e delle *Time Domain Features* (TD).

In sintesi, il riconoscimento dei gesti motori mediante il segnale elettromiografico e algoritmi di *machine learning* è ancora oggetto di numerosi studi che hanno come obiettivo poter rendere ancora più robusti tali classificatori in condizioni non ottimali, ottenendo così accuratèzze più elevate.

Lo scopo di questa tesi è di analizzare quanto l'accuratezza dei classificatori possa variare quando questi vengono addestrati utilizzando intervalli differenti estratti da un segnale originario, dove la contrazione è stata mantenuta per tutto il periodo di registrazione, e

successivamente testati su tutte le finestre temporali. La prima parte del lavoro consiste nell'analisi dei segnali elettromiografici, al fine di verificare il possibile insorgere della fatica muscolare durante il mantenimento dei vari esercizi con indicatori che vengono riportati in letteratura come utili descrittori dell'insorgenza di fatica muscolare. Successivamente, è stata attuata la procedura di estrazione delle *features* e classificazione, effettuando un totale di quattro condizioni. Nelle prime tre, i classificatori sono stati addestrati con un set di *features*, utilizzando ogni volta dati relativi a diverse finestre temporali nella quale è stato suddiviso il segnale, al fine di analizzare i cambiamenti dell'accuratezza ottenuta nei vari intervalli durante la fase di *test*. Infine, nella quarta condizione, il *training* è stato effettuato singolarmente con ogni *feature*, con lo scopo di determinare se tra il set di *features* considerate ci fossero alcune particolarmente abili a garantire la massima accuratezza e la minima variazione tra l'inizio e la fine della contrazione.

2. FISILOGIA DELLA CONTRAZIONE MUSCOLARE

Il sistema muscolare umano è un complesso di vari elementi, tra cui tessuti e nervi, responsabile del movimento di determinate componenti anatomiche e della funzionalità di alcuni organi attraverso la contrazione muscolare. Nel seguente capitolo verrà descritta l'anatomia dell'avambraccio, oltre che i processi fisiologici alla base della contrazione dei muscoli scheletrici. In aggiunta, sarà approfondita la fatica muscolare da un punto di vista fisiologico e verranno citati alcuni dei principali metodi per l'analisi di tale condizione.

2.1 Muscolatura dell'avambraccio

L'avambraccio è la struttura anatomica degli arti superiori compresa tra l'articolazione del gomito e del polso, costituito da due ossa lunghe e da una serie di muscoli responsabili del movimento della mano, delle dita e del polso. Le due ossa che formano lo scheletro dell'avambraccio sono l'ulna e il radio, i quali decorrono parallelamente l'uno all'altro, ed entrambi presentano una porzione centrale detta diafisi e due estremità voluminose dette epifisi. Per entrambe le ossa, la porzione distale è situata in prossimità dell'articolazione del polso e quella prossimale vicino all'articolazione del gomito. I muscoli che compongono l'avambraccio sono suddivisi in due compartimenti, anteriore e posteriore, e questa suddivisione è possibile grazie alla presenza della membrana interossea che unisce radio e ulna. Inoltre, sono presenti anche dei muscoli laterali sull'avambraccio [5].

Muscolatura anteriore

I muscoli anteriori dell'avambraccio sono situati nel comparto anteriore dell'arto e svolgono prevalentemente movimenti flessori. Questi muscoli sono otto e sono organizzati su quattro piani di profondità: superficiale, intermedio, profondo e un ultimo strato rappresentato unicamente dal muscolo pronatore quadrato. I muscoli del piano superficiale sono in totale quattro e sono rappresentati dal flessore ulnare del carpo, dal flessore radiale del carpo, dal palmare lungo e dal pronatore rotondo. Essi hanno comune origine dall'epicondilo mediale dell'omero e permettono di eseguire una serie di movimenti, tra cui pronazione dell'avambraccio, flessione ed adduzione della mano. Nel piano intermedio, invece, è presente come unico muscolo il flessore superficiale delle dita, il quale svolge fundamentalmente il compito di flessione delle falangi medie dell'indice, del medio, dell'anulare e del mignolo. Nel piano profondo si trovano il flessore profondo delle dita e il flessore lungo del pollice, i quali

rispettivamente svolgono il ruolo di flessione della falange distale del secondo, terzo, quarto e quinto dito e di flessione della falange distale del pollice. Infine, il quarto strato è formato unicamente dal pronatore quadrato, il quale è coinvolto nel movimento di pronazione, permettendo la rotazione interna dell'avambraccio [5]. La disposizione di tale muscolatura viene rappresentata in **Figura 1.1.1**.

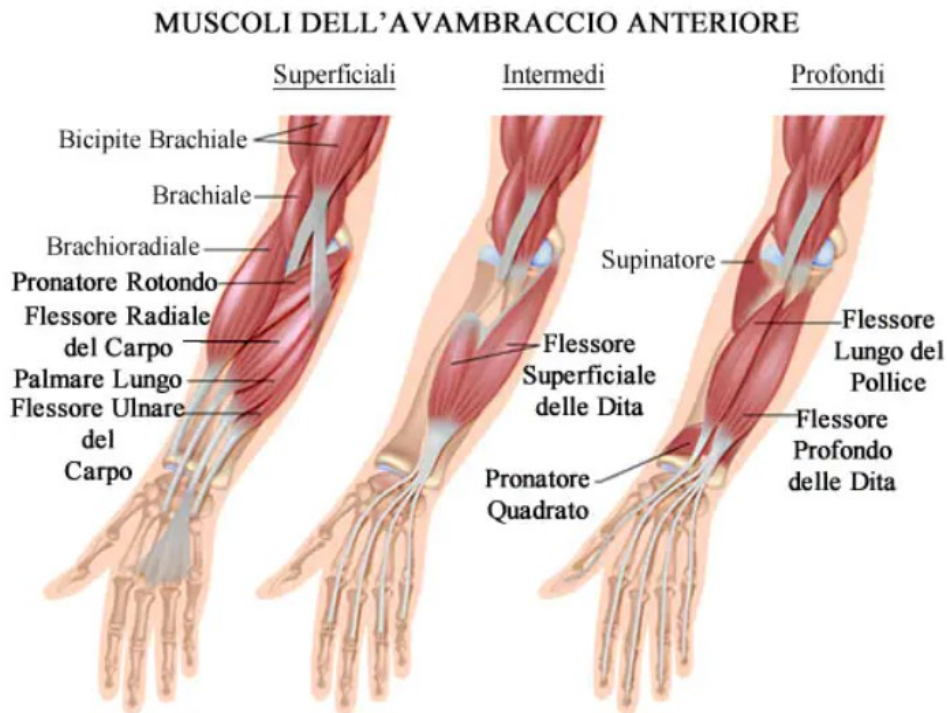


Figura 1.1.1: Muscolatura dell'avambraccio anteriore.

Muscolatura posteriore

La muscolatura dell'avambraccio posteriore si trova nella porzione dorsale, ossia la parte diametralmente opposta rispetto a quella anteriore, ed è composta da un totale di otto muscoli disposti in due piani di profondità: superficiale e profondo. Essi hanno comune origine dall'epicondilo laterale dell'omero e gestiscono diversi movimenti, principalmente legati all'azione di estensione. I muscoli appartenenti al piano superficiale sono tre: l'estensore delle dita, l'estensore del dito mignolo e l'estensore ulnare del carpo. Questi svolgono diversi ruoli importanti, principalmente legati all'estensione delle dita, estensione e adduzione della mano. I muscoli del piano profondo compiono mansioni molto simili a quelli del piano superficiale, anche se specializzati per l'abduzione ed estensione del pollice. Sono in totale cinque: estensore breve del pollice, estensore lungo del pollice, estensore lungo dell'indice, supinatore e abduuttore

lungo del pollice. Inoltre, la presenza del muscolo supinatore contribuisce nel movimento di supinazione dell'avambraccio [5]. Tali muscoli sono raffigurati in **Figura 1.1.2**.

Muscolatura laterale

Per concludere, i muscoli laterali dell'avambraccio sono situati lungo la zona anterolaterale e sono formati dal brachioradiale, dall'estensore radiale lungo e breve del carpo. Il loro ruolo principale è: flessione dell'avambraccio sul braccio, posizionamento neutro dell'avambraccio tra pronazione e supinazione, estensione ed abduzione della mano [5]. Questi tre muscoli sono illustrati in **Figura 1.1.2**.

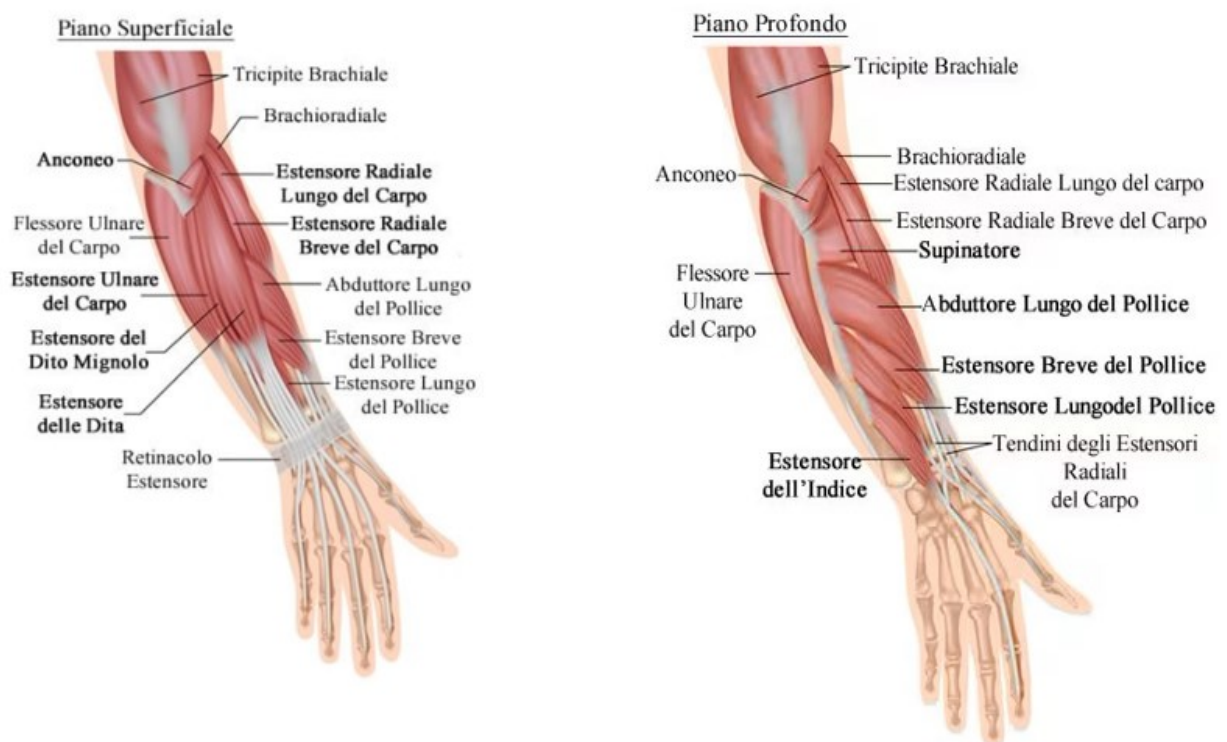


Figura 1.1.2: Muscolatura dell'avambraccio posteriore e laterale.

2.2 Tessuto muscolare scheletrico e potenziale d'azione

I muscoli scheletrici stirati sono muscoli volontari, cioè presentano un'alternanza di bande chiare e scure chiamate striature e si contraggono intenzionalmente sotto l'effetto di impulsi provenienti dal sistema nervoso centrale. Questi sono fissati alle ossa attraverso delle parti tendinee di colore bianco, consentendo il movimento dello scheletro. Il tessuto muscolare scheletrico è formato da numerosi fascicoli al cui interno si identificano specifiche cellule chiamate fibre muscolari, ovvero dei piccoli cilindri di lunghezza compresa tra 1 mm e 20 cm con un diametro di 10-100 μm . Le fibre a loro volta contengono miofibrille dove è presente

un'alternanza di regioni chiare e scure con una sottile linea che separa ciascuna banda chiara chiamata linea Z. Tali bande chiare sono formate da filamenti di actina, mentre le bande scure da filamenti di miosina e nelle miofibrille sono presenti in successione lineare delle unità contrattili chiamate sarcomeri, situati tra le linee Z. Un ruolo fondamentale nella contrazione muscolare è giocato dal reticolo sarcoplasmatico (RS), ovvero una rete di membrane intracellulari che circondano le miofibrille, il quale è coinvolto nella regolazione intracellulare di calcio (Ca^{++}). In aggiunta, la fibra muscolare è avvolta da una membrana plasmatica chiamata sarcolemma, dove sono presenti delle infossature, denominate tuboli T, e questa conformazione è essenziale nel rilascio degli ioni calcio dal RS [5][6]. La struttura appena descritta del muscolo scheletrico viene rappresentata in **Figura 2.2.1**.

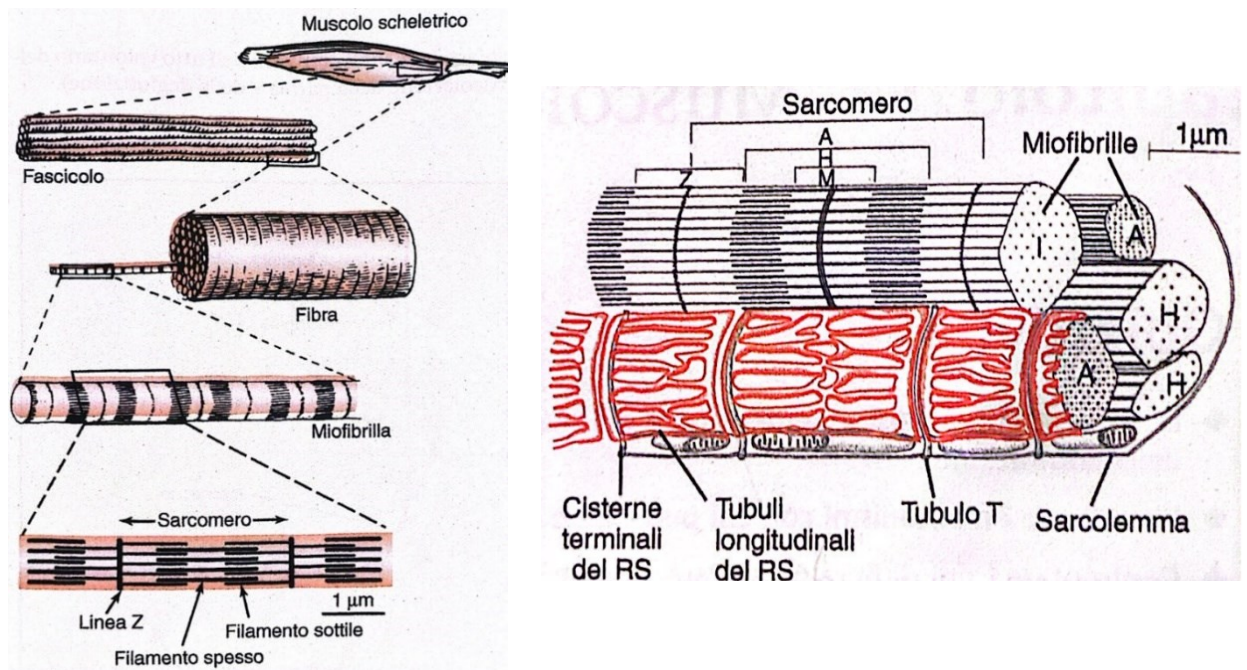


Figura 2.2.1: Struttura del muscolo scheletrico [6].

Stimolazione e contrazione del muscolo scheletrico

La stimolazione avviene grazie ai motoneuroni α , uscenti dal midollo spinale, che vanno ad innervare le fibre muscolari, in particolare ciascun motoneurone può innervare più fibre dando luogo ad un'unità motoria (UM), mentre ogni fibra può essere innervata da un solo motoneurone (**Figura 2.2.2**). L'impulso elettrico che arriva alla fibra muscolare viene trasmesso grazie alla giunzione neuromuscolare, ovvero la sinapsi che rilascia il neurotrasmettitore (nello specifico acetilcolina) il quale viene captato dai recettori della superficie postsinaptica [6].

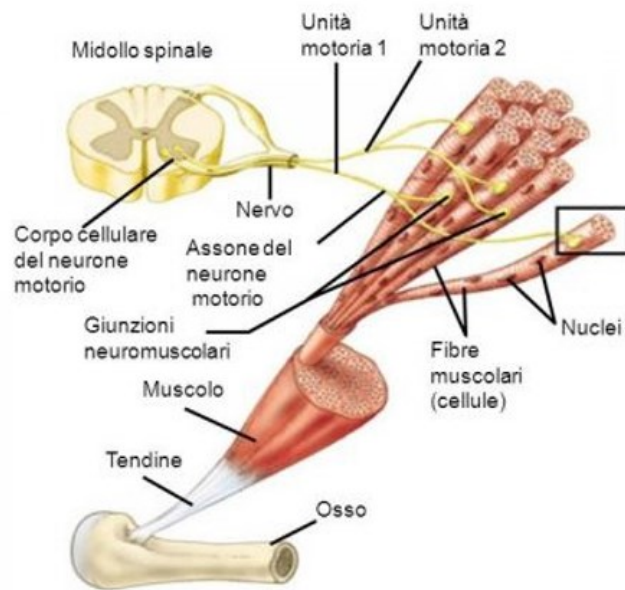


Figura 2.2.2: Legame tra le fibre muscolari e motoneuroni α .

In questo modo la membrana cellulare aumenta la sua permeabilità agli ioni sodio Na^+ e potassio K^+ , incrementando la concentrazione di tali ioni all'interno della cellula e dando origine al potenziale d'azione (PA), il quale si diffonde velocemente lungo la fibra, permettendo la contrazione muscolare. Questo perché tale potenziale, quando si propaga lungo i tuboli T, provoca una variazione conformazionale del recettore per la diidropiridina (un canale voltaggio-dipendente), consentendo l'apertura dei canali limitrofi per il rilascio degli ioni calcio dal RS. In questo modo, il Ca^{++} si diffonderà all'interno del citosol, aumentando la sua concentrazione da $0.1 \mu\text{M}$ a $1.0 \mu\text{M}$. Quando si verifica tale incremento, il Ca^{++} si lega al complesso troponina, provocando un movimento della tropomiosina e scoprendo in questo modo i siti di legame per la miosina. Quest'ultima si legherà all'actina attraverso dei ponti trasversali e spingerà il filamento di actina verso il centro del sarcomero, consentendo la contrazione muscolare. Inoltre, se la concentrazione intracellulare di ioni calcio resta elevata, ovvero al di sopra degli $0.2 \mu\text{M}$, la miosina può riattaccarsi all'actina, permettendo nuove fasi di ponti trasversali e di conseguenza ulteriori contrazioni muscolari [6]. Successivamente, il rilassamento della fibra muscolare si ha quando la troponina rilascia gli ioni calcio e la tropomiosina blocca nuovamente il sito di legame della miosina. L'enzima Ca^{++} ATPasi permette, poi, la rimozione degli ioni calcio dal citoplasma per essere recuperati all'interno del RS [7].

Potenziale d'azione

Come citato precedentemente, lo stimolo che arriva alle fibre muscolari, attraverso il motoneurone α , porta ad un aumento degli ioni positivi all'interno della cellula, aumentando il potenziale di membrana fino ad un valore soglia che farà scattare il potenziale d'azione. Nello specifico, in condizioni di riposo è presente una differente concentrazione intra ed extracellulare degli ioni Na^+ , K^+ e Cl^- , originando così un potenziale elettrico di membrana a riposo compreso tra circa -70 mV e -90 mV . In tale condizione, la membrana non è molto permeabile al sodio, ma lo è fortemente per gli ioni potassio e cloro, per questo motivo la concentrazione di Na^+ all'esterno risulta essere maggiore rispetto all'interno. Una volta che la cellula viene eccitata elettricamente da uno stimolo, si verifica un aumento della permeabilità della membrana al sodio, permettendo l'ingresso di quest'ultimo nella cellula. L'effetto che si ottiene è uno sbilanciamento della concentrazione tra interno ed esterno, con conseguente innalzamento del potenziale di membrana. Tale fenomeno viene chiamato depolarizzazione e se si raggiunge un determinato valore di soglia del potenziale di membrana, si ha l'apertura completa dei canali Na^+ , facendo scattare il potenziale d'azione e aumentando ulteriormente il potenziale fino a valori positivi. Successivamente al raggiungimento del picco, quello che si verifica è la ripolarizzazione cellulare, ovvero un graduale ritorno verso potenziali più bassi grazie all'apertura dei canali che permettono la fuoriuscita degli ioni K^+ . Alla chiusura dei canali per il sodio, il potenziale raggiunge valori anche più bassi della condizione di riposo (iperpolarizzazione), per poi aumentare progressivamente fino al ristabilimento del potenziale di riposo [8]. Inoltre, è possibile definire in questa fase un periodo di refrattarietà assoluta nel quale la cellula non può essere nuovamente stimolata, indipendentemente dall'intensità dell'impulso, e un periodo di refrattarietà relativa dove la cellula può eccitarsi nuovamente grazie ad uno stimolo di opportuna ampiezza. La curva del PA è rappresentata in **Figura 2.2.3**.

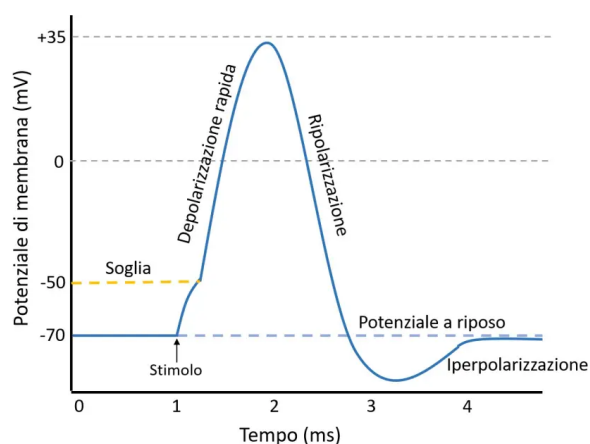


Figura 2.2.3: Grafico del potenziale d'azione.

2.3 Segnale elettromiografico

Il segnale elettromiografico (EMG) è l'espressione dell'attività elettrica delle cellule muscolari, nello specifico, rappresenta la somma spazio-temporale dei vari potenziali d'azione di unità motoria (MUAP) che compongono i muscoli. Ogni MUAP riflette la somma dei potenziali d'azione individuali, a seguito delle depolarizzazioni, delle fibre muscolari che compongono tale unità motoria. Quando il PA si propaga lungo il motoneurone e trasmette successivamente l'impulso alle varie fibre che compongono l'UM, queste si attivano permettendo al potenziale di propagarsi nelle due direzioni e, quindi, alla fibra di contrarsi. Questo processo di depolarizzazione, associato ad uno spostamento degli ioni, genera attorno alla fibra muscolare un campo magnetico e posizionando un elettrodo in prossimità di tale campo sarà possibile misurare un potenziale [9]. L'ampiezza e la densità del segnale dipendono dal numero di unità motorie attivate e dalla frequenza con cui vengono stimulate [8].

Il segnale EMG viene utilizzato nell'ambito riabilitativo e per la diagnosi di eventuali patologie del sistema nervoso periferico e dell'apparato muscolare, oppure per applicazioni biomedicali per il controllo di protesi mioelettriche ed esoscheletri. Un esempio di tale segnale viene riportato in **Figura 2.3.1**.

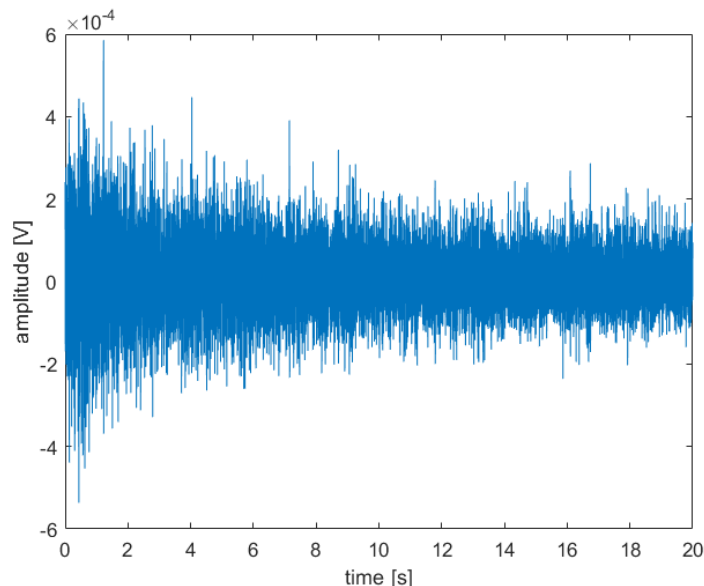


Figura 2.3.1: Esempio di un segnale elettromiografico.

Per la registrazione possono essere usate diverse tecniche a seconda dell'applicazione prevista e ognuna presenterà i suoi vantaggi e svantaggi, ma in generale vengono utilizzate due metodologie per il prelievo del segnale: quella superficiale e quella ad ago.

L'elettromiografia superficiale (sEMG) prevede l'utilizzo di elettrodi metallici che vengono posizionati sulla cute, sopra i muscoli di interesse, e che permettono di effettuare misurazioni bipolari o monopolari. Con la configurazione bipolare, due elettrodi vengono posizionati, in genere, lungo la linea dei muscoli, mentre per la monopolare un elettrodo viene posizionato sopra la muscolatura e l'altro in una parte non elettricamente attiva del corpo, utilizzando quest'ultimo come riferimento. Questo metodo comporta diversi vantaggi, tra cui la facilità di applicazione, la non invasività e la possibilità di rilevare l'attività di muscoli superficiali o gruppi muscolari grandi. Nonostante ciò, risulta essere più sensibile ad artefatti da movimento e meno adatto per la misurazione dei muscoli profondi. Inoltre, al fine di migliorare l'accoppiamento elettrodo-cute e, di conseguenza, la qualità del segnale prelevato, sarebbe opportuno pulire la superficie della cute con una soluzione alcolica oppure applicare un gel elettrolitico. Nell'elettromiografia ad ago si utilizza un elettrodo molto sottile, il quale viene inserito sottopelle e posto a diretto contatto con il muscolo d'interesse, permettendo di ottenere dati dettagliati sulle specifiche unità motorie e di raggiungere gruppi muscolari profondi. Anche in questo caso possono essere utilizzati elettrodi bipolari o monopolari. Tuttavia, essendo un metodo invasivo, comporta dei rischi e può risultare poco confortevole per l'individuo [8].

Normalmente il segnale elettromiografico varia in ampiezza in un range tra 0 mV e 10 mV prima di essere amplificato, ma esistono diversi fattori che possono interferire nella registrazione. Le principali sorgenti di rumore sono: i dispositivi elettronici, le interferenze elettromagnetiche e gli artefatti da movimento [10].

2.4 Fatica muscolare

Fattori che influenzano la contrazione muscolare

La fatica muscolare può essere definita come la diminuzione nella capacità di esercitare forza, o potenza, in seguito a un'attività fisica intensa o prolungata. L'insorgere della fatica muscolare può essere dovuto da molteplici fattori che sono coinvolti nella formazione dei ponti trasversali durante la contrazione, tra cui il sistema nervoso, il sistema vascolare, elementi di natura ionica e aspetti energetici [11].

Il sistema nervoso centrale riesce a mandare dei segnali eccitatori ed inibitori ai motoneuroni spinali grazie ad un neurotrasmettitore centrale, in modo tale da attivare le unità motorie e permettere così la contrazione muscolare. Tali UM controllano la quantità di tessuto muscolare attivato e vengono reclutate e disattivate in maniera ordinata, in base alla grandezza del

motoneurone. Ci sono numerosi fattori che possono portare ad una riduzione della frequenza di attivazione dei motoneuroni come: il loro continuo reclutamento che può portare ad un decremento della loro eccitabilità, la riduzione della spinta eccitatoria proveniente dalla corteccia motoria o da un'altra zona sopra spinale e la diminuzione dell'attivazione dei fusi muscolari che si traduce in un aumento dell'inibizione presinaptica con successiva riduzione nel reclutamento dei motoneuroni [11].

Un altro aspetto importante che influenza l'affaticamento del muscolo è l'alterazione nel rilascio di ioni Ca^{++} dal reticolo sarcoplasmatico, il quale può dipendere da molti aspetti. La stimolazione ad alta frequenza delle cellule muscolari, ad esempio, potrebbe causare un aumento della concentrazione extracellulare di K^+ , limitando l'attivazione dei sensori di tensione e l'ampiezza del potenziale d'azione. In altri casi, l'esposizione del calcio al fosfato mioplasmatico (o fosfato inorganico) nel RS, potrebbe far precipitare il Ca^{++} con conseguente diminuzione della concentrazione disponibile per il rilascio. Un'altra causa potrebbe essere legata alle molecole di adenosina trifosfato (ATP) all'interno della fibra muscolare durante lo stato di rilassamento. Infatti, queste, in genere, sono legate allo ione magnesio Mg^{++} e una riduzione di ATP intracellulare, a causa di affaticamento, può aumentare la concentrazione di Mg^{++} libero, rendendo meno efficace l'apertura dei canali per il calcio [11].

Un ulteriore elemento da considerare è l'aumento della pressione arteriosa media a seguito delle contrazioni muscolari volontarie, la quale diminuisce il flusso di sangue netto diretto verso il muscolo. Il flusso sanguigno svolge un ruolo chiave nel trasporto di glucosio e ossigeno alle cellule e nel recupero dell'anidride carbonica, per essere successivamente espulsa grazie ai polmoni, contribuendo in modo essenziale nell'esercitazione della forza muscolare. Tuttavia, la diminuzione del flusso non risulta essere così significativa nell'insorgere dell'affaticamento [11].

Anche i fattori energetici possono incidere notevolmente sulla fatica, in particolare sembra che quest'ultima non derivi dalla riduzione delle riserve di energia, ma quanto più dai prodotti del metabolismo. Infatti, quando si ha un decremento del rapporto forza/tensione durante il tetano muscolare, si può notare come il pool di ATP non sia significativamente ridotto. Per tali motivazioni, l'insorgere della fatica risulta essere associata ad altri fattori del metabolismo energetico che non risultano essere ancora chiari. Una possibile spiegazione potrebbe essere il decremento del pH all'interno della cellula a causa del lattato, derivato dall'acido lattico. Un'altra plausibile interpretazione, già citata precedentemente, potrebbe essere la presenza del

fosfato inorganico che inibisce il rilascio di calcio dal reticolo sarcoplasmatico, con conseguente riduzione dell'interazione tra actina e miosina [6].

Tecniche per lo studio della fatica muscolare

Quando un muscolo va incontro a fatica, quello che si verifica è un aumento dei reclutamenti delle fibre muscolari, risultando in una crescita dei potenziali d'azione. Questo accade perché l'organismo cerca di compensare la perdita di efficienza delle fibre che sono già state attivate. Quando si sta monitorando l'attività elettrica di un muscolo, l'elettromiografia può essere utilizzata per poter verificare l'insorgere della fatica localizzata, dovuta a contrazioni sostenute e con elevata intensità, andando ad analizzare eventuali variazioni nel segnale EMG [12]. Questi cambiamenti possono essere studiati sia nel dominio del tempo che della frequenza. In [2], viene spiegato come le *features* utilizzate per monitorare l'insorgere della fatica muscolare siano la *Root Mean Square* (RMS), la quale dovrebbe seguire un progressivo incremento in caso di affaticamento, e la *Mean Frequency* (MNF), che dovrebbe, invece, mostrare un andamento decrescente [2]. Per quanto riguarda il dominio della frequenza, inoltre, in [12] viene citato un altro parametro adoperato, ovvero la *Median Power Frequency* (MPF). Anche per quest'ultima, un decremento all'avanzare del mantenimento della contrazione può riflettere la condizione di affaticamento. Questi spostamenti verso frequenze più basse sono accompagnati da cambiamenti morfologici dello spettro di potenza come: un aumento dell'intensità alle basse frequenze, una diminuzione relativa dell'ampiezza alle alte frequenze, una riduzione della pendenza dello spettro a bassa frequenza o un incremento della pendenza alle frequenze più elevate [12].

Ad oggi, insieme all'elettromiografia, vengono utilizzati altri metodi per valutare l'affaticamento muscolare, come: la sono-miografia (SMG), la spettroscopia nel vicino infrarosso (NIRS) e il segnale meccanografico (MMG) [12]. Tuttavia, i metodi di acquisizione EMG e MMG sono tra i più utilizzati per analizzare questo fenomeno fisiologico, mentre le altre tipologie citate precedentemente hanno una funzione più marginale e vengono usate per ottenere informazioni aggiuntive ai due segnali precedenti.

3. MATERIALI E METODI

Nel seguente capitolo verrà descritto il *dataset* utilizzato nello studio e i vari procedimenti di elaborazione. Nella prima parte del lavoro, i segnali sono stati processati in modo tale da poter verificare l'insorgere della fatica muscolare durante le contrazioni prolungate. Successivamente, si è proceduto nell'attuare la classificazione per valutare i diversi livelli di accuratezza raggiunti, impiegando porzioni differenti dei segnali per l'addestramento.

3.1 Dataset

I dati utilizzati in questo studio sono stati acquisiti nel lavoro [13]. Il *dataset* contiene i segnali sEMG relativi ad otto soggetti, sei maschi e due femmine, di età compresa tra i 20 e i 35 anni raccolti durante l'esecuzione di una serie di movimenti delle dita della mano. I soggetti sono stati fatti sedere su una sedia, con il braccio sostenuto e fisso in una posizione, e i segnali sono stati registrati utilizzando otto elettrodi di superficie posizionati attorno all'avambraccio in prossimità della giunzione del gomito, con un elettrodo di riferimento posizionato sul polso. La frequenza di campionamento impiegata è stata di 4000 Hz. Durante l'esperimento sono state selezionate quindici classi di movimenti, mostrati in **Figura 3.1.1**, i quali prevedevano la flessione di una o di più dita, oltre che la chiusura completa della mano. È opportuno specificare che i soggetti erano tutti normodotati e senza disturbi neurologici o muscolari [13].

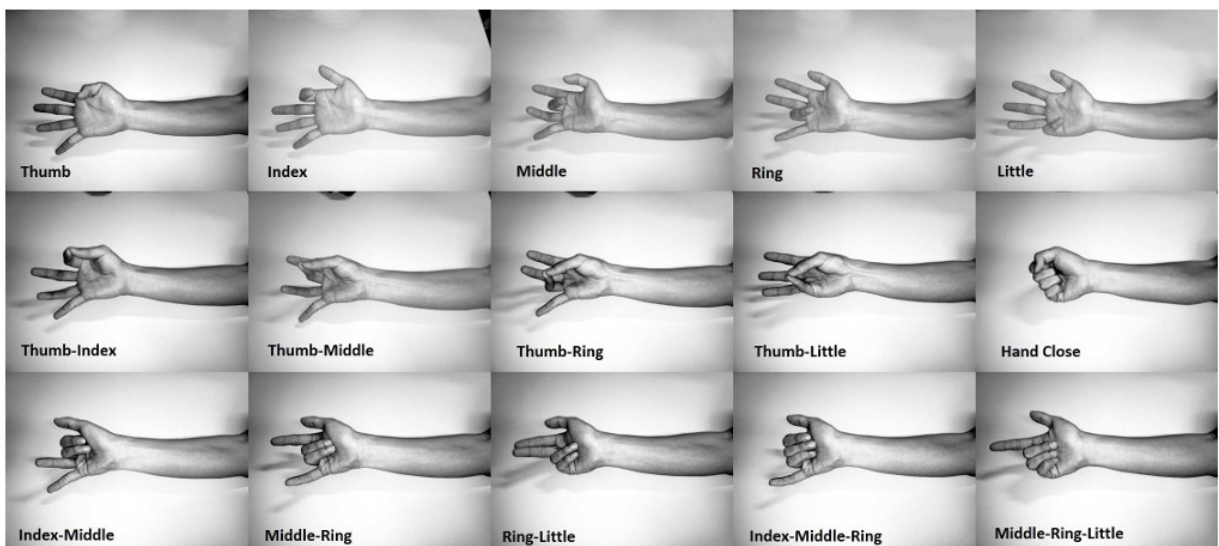


Figura 3.1.1: Movimenti delle dita della mano considerati durante lo studio [13].

Ai soggetti è stato chiesto di eseguire e mantenere ciascuno dei 15 movimenti per un periodo di 20 secondi in ogni ripetizione, per un totale di tre prove per esercizio. In questo modo, sono state ottenute 45 acquisizioni per ciascun individuo [13].

Gli elettrodi sono stati collocati come mostrato in **Figura 3.1.2**, dove i numeri 3-4-5 sono stati posizionati nella porzione anteriore dell'avambraccio in prossimità dei muscoli flessori delle dita, flessori del carpo, pronatore rotondo e brachioradiale. Gli elettrodi 1-8-7, invece, sono stati posti nella parte posteriore a ridosso dei muscoli estensori delle dita, degli estensori del carpo, del flessore ulnare del carpo, dell'abduktore del pollice e del supinatore. Infine, gli elettrodi 2 e 6 sono stati posizionati ai margini esterni dell'arto in vicinanza, rispettivamente, del muscolo brachioradiale e palmare lungo.

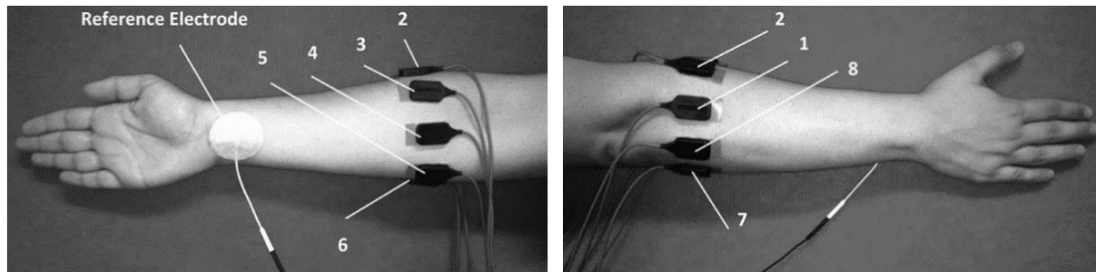


Figura 3.1.2: Posizionamento degli elettrodi di superficie [13].

3.2 Valutazione della fatica muscolare attraverso l'analisi dei segnali grezzi

La prima analisi è stata effettuata sui dati non filtrati per poter verificare le ipotesi relative agli andamenti delle *features* nel dominio del tempo e della frequenza, all'insorgere della fatica muscolare. Le elaborazioni sono state attuate mediante l'ausilio del programma Matlab.

Parametri calcolati per lo studio della fatica muscolare

Le *features* che sono state selezionate per lo studio della fatica muscolare sono:

- *Root Mean Square* (RMS): rappresenta la radice della media dei valori al quadrato di un segnale di N campioni, la formula è la seguente:

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

dove x_i rappresenta il campione i -esimo e N è il numero totale di campioni.

- *Median Power Frequency* (MPF): rappresenta la frequenza che divide lo spettro di potenza del segnale in due regioni, in modo tale che la potenza sotto tale frequenza sia uguale alla potenza al di sopra di essa.
- *Mean Frequency* (MNF)= rappresenta la frequenza media dello spettro di potenza del segnale, calcolata come la somma dei prodotti tra la frequenza j-esima (f_j) e l'intensità dello spettro a tale frequenza (P_j) diviso per la somma totale dell'intensità dello spettro, matematicamente:

$$MNF = \frac{\sum_{j=1}^M f_j P_j}{\sum_{j=1}^M P_j} \quad (2)$$

dove M indica il numero totale di intervalli di frequenza utilizzati nell'analisi dello spettro di potenza del segnale.

[14]

Come già accennato nel capitolo precedente, quello che si dovrebbe osservare in caso di fatica muscolare è un progressivo aumento della RMS e un calo per le due *features* nel dominio della frequenza.

Analisi dell'esercizio "Hand Close" per il soggetto 1

Per prima cosa, è stata considerato unicamente il segnale relativo alla prima ripetizione dell'esercizio *Hand Close* (HC), ovvero la mano chiusa, per il soggetto 1, in modo da effettuare uno studio più approfondito. Il segnale registrato in ognuno degli otto canali è stato suddiviso in intervalli temporali della durata di cinque secondi senza sovrapposizione, ottenendo un totale di quattro finestre. Per ognuno dei quattro periodi temporali, sono state calcolate la *Root Mean Square* e la *Median Power Frequency*, adoperando rispettivamente le funzioni "rms" e "medfreq" di Matlab, per poi normalizzare i dati ottenuti rispetto al valore del primo intervallo per ciascuna *feature*. In seguito, con l'ausilio della funzione "polyfit", si è proceduto con il calcolo dei coefficienti per costruire le rette di regressione che approssimassero le rispettive distribuzioni di quattro valori, ottenute in ciascun canale per entrambe le *features*, in modo da visualizzare in maniera agevole l'eventuale andamento crescente o decrescente. Sono stati successivamente graficati i vari valori ottenuti, come si può vedere in **Figura 3.2.1** per il primo canale. Si nota facilmente come in questo caso la RMS assuma un andamento decrescente, in disaccordo con la tendenza idealmente crescente che si dovrebbe ottenere in caso di insorgere della fatica muscolare. Al contrario, per la MPF si riscontra una graduale diminuzione al progredire della contrazione, in linea con quanto affermato in letteratura.

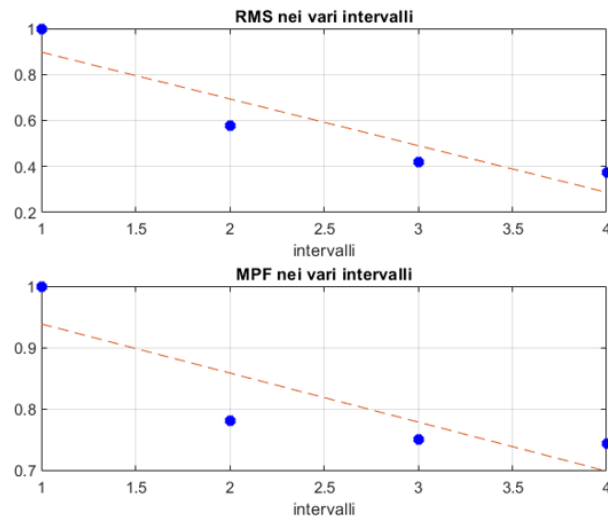


Figura 3.2.1: Andamento della RMS e MPF nella prima ripetizione dell'esercizio "HC" per il soggetto 1, (elettrodo 1).

Questo comportamento si verifica in tutti i successivi elettrodi ad eccezione dei numeri 4 ed 8. Come mostrato chiaramente in **Figura 3.2.2**, dove sono rappresentati i valori relativi al canale 4, si rileva un andamento decrescente sempre per la RMS ma più variabile per la MPF, dove i valori per i quattro intervalli variano molto poco rispetto a quello iniziale. Tale condizione è stata ritenuta particolarmente insolita in quanto tale elettrodo è stato posizionato in prossimità dei muscoli flessori delle dita, notevolmente coinvolti nel tipo di *task* richiesto e maggiormente propensi ad entrare in uno stato di affaticamento. In aggiunta, per il canale 8 la MPF registra un graduale incremento al progredire degli intervalli (**Figura 3.2.3**).

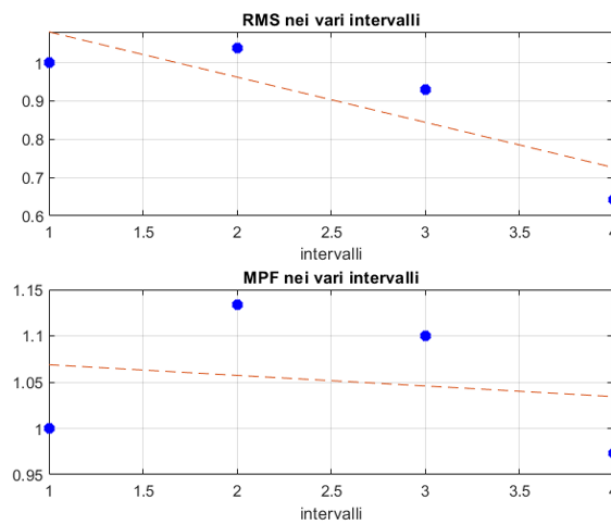


Figura 3.2.2: Andamento della RMS e MPF nella prima ripetizione dell'esercizio "HC" per il soggetto 1, (elettrodo 4).

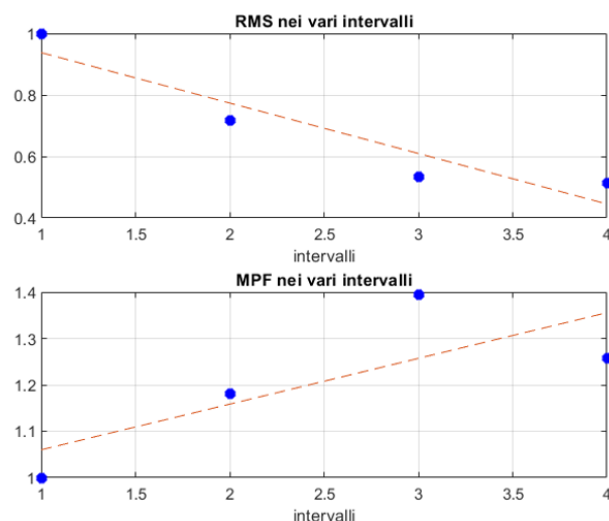


Figura 3.2.3: Andamento della RMS e MPF nella prima ripetizione dell'esercizio "HC" per il soggetto 1, (elettrodo 8).

Dato che non è stato riscontrato l'andamento previsto per la *Root Mean Square* in nessuno degli otto canali, si è deciso di utilizzare delle finestre di 250 ms con una sovrapposizione tra di esse del 50%, nel tentativo di ottenere risultati più significativi. Tuttavia, anche in questo caso l'andamento ricavato è stato simile ad un esponenziale decrescente, come mostrato in **Figura 3.2.4** per il primo canale, per quasi tutti gli elettrodi ad eccezione del numero 4 (**Figura 3.2.5**). In tale elettrodo, infatti, si osserva un lieve aumento, seguito da un ulteriore calo con, inoltre, una maggior dispersione dei valori.

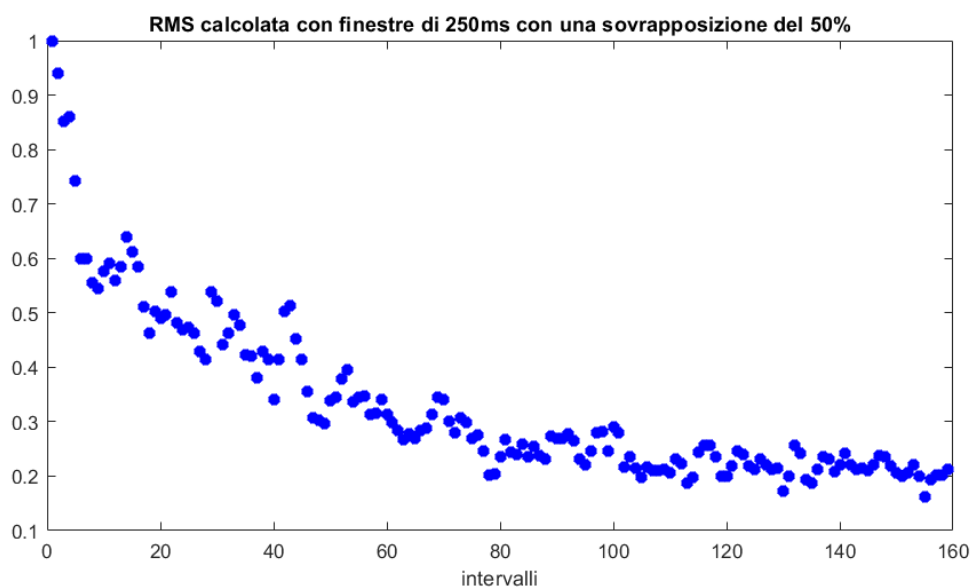


Figura 3.2.4: Andamento della RMS con finestre di 250 ms e uno scorrimento di 125 ms nella prima ripetizione dell'esercizio "HC" per il soggetto 1, (elettrodo 1).

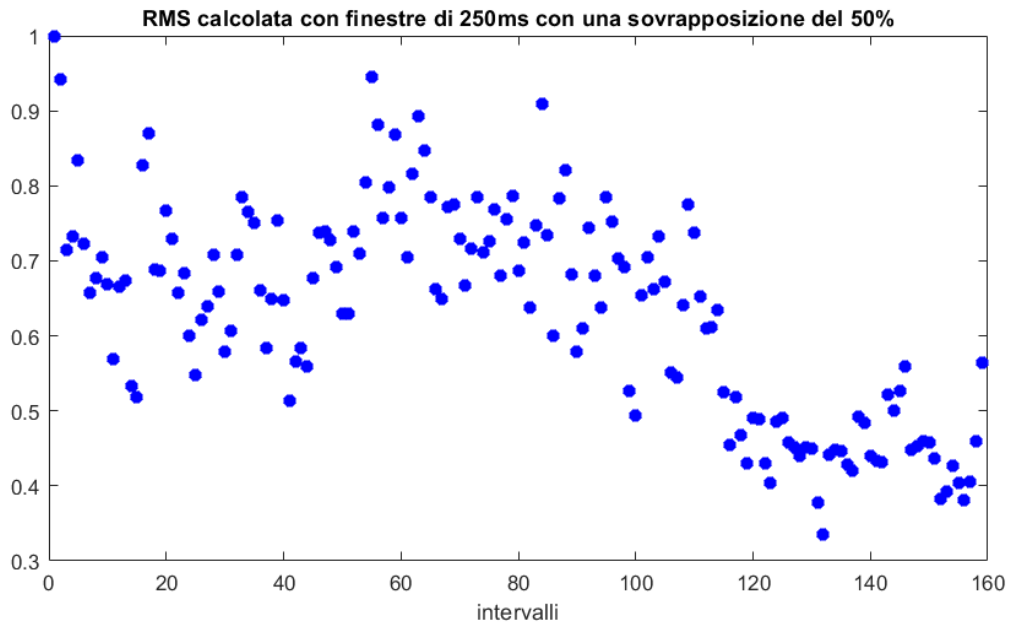


Figura 3.2.5: Andamento della RMS con finestre di 250 ms e uno scorrimento di 125 ms nella prima ripetizione dell'esercizio "HC" per il soggetto 1, (elettrodo 4).

In seguito a ciò, si è passato al confronto dello spettro di potenza del primo e dell'ultimo intervallo, ricavati dalla funzione "periodogram", al fine di analizzare eventuali cambiamenti morfologici. Quello che si è potuto notare è che in tutti gli elettrodi è presente una notevole riduzione delle ampiezze e un decremento della pendenza dello spettro per le basse frequenze, accompagnati da un calo dell'intensità verso le frequenze più alte. Tali osservazioni risultano parzialmente in accordo con quanto citato nel paragrafo relativo allo studio della fatica muscolare, ad eccezione fatta per il decremento dell'ampiezza alle basse frequenze. Come esempio, viene riportato il confronto per il primo canale dove sono state graficate anche le relative MPF, mostrando così lo spostamento verso valori più bassi (**Figura 3.2.6**).

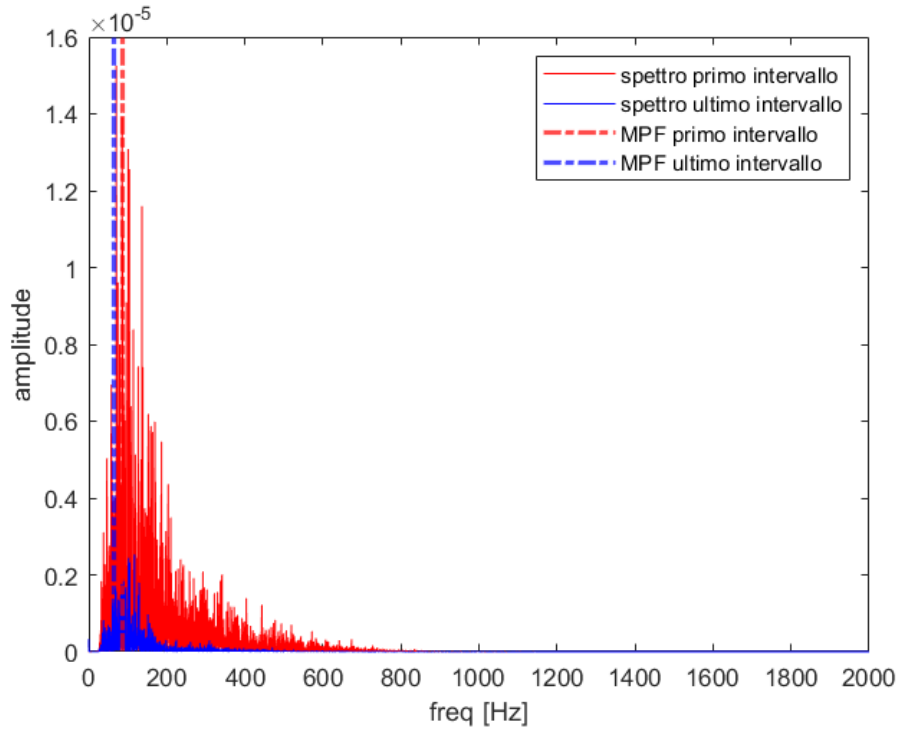


Figura 3.2.6: Confronto dello spettro di potenza tra il primo intervallo (rosso) e l'ultimo (blu) nella prima ripetizione dell'esercizio "HC" per il soggetto 1, (elettrodo 1).

Infine, per aver un quadro generale riguardante tutte le ripetizioni dell'esercizio *Hand Close* per il soggetto 1, sono stati rappresentati per ogni elettrodo l'andamento della RMS e della MPF nelle tre esecuzioni. Come si può vedere dai grafici riportati, la RMS tende sempre ad assumere valori minori nei successivi intervalli rispetto al primo, anche se nella maggior parte degli elettrodi per la seconda ripetizione si nota un aumento del parametro dopo il secondo intervallo, come accade nell'elettrodo 2 (**Figura 3.2.8**), 3 (**Figura 3.2.9**), 6 (**Figura 3.2.12**), 7 (**Figura 3.2.13**) e 8 (**Figura 3.2.14**). Tale comportamento si verifica anche negli elettrodi 1 (**Figura 3.2.7**), 4 (**Figura 3.2.10**) e 5 (**Figura 3.2.11**) nella terza ripetizione. Per quanto riguarda la MPF, in linea generale sono stati ottenuti andamenti decrescenti, ad eccezione di alcuni casi. Difatti, si osserva un graduale aumento nella seconda ripetizione del canale 1, 2 e nelle tre esecuzioni del numero 8, mentre per alcuni grafici negli elettrodi 3, 4, 5 e 7 l'andamento è risultato disomogeneo.

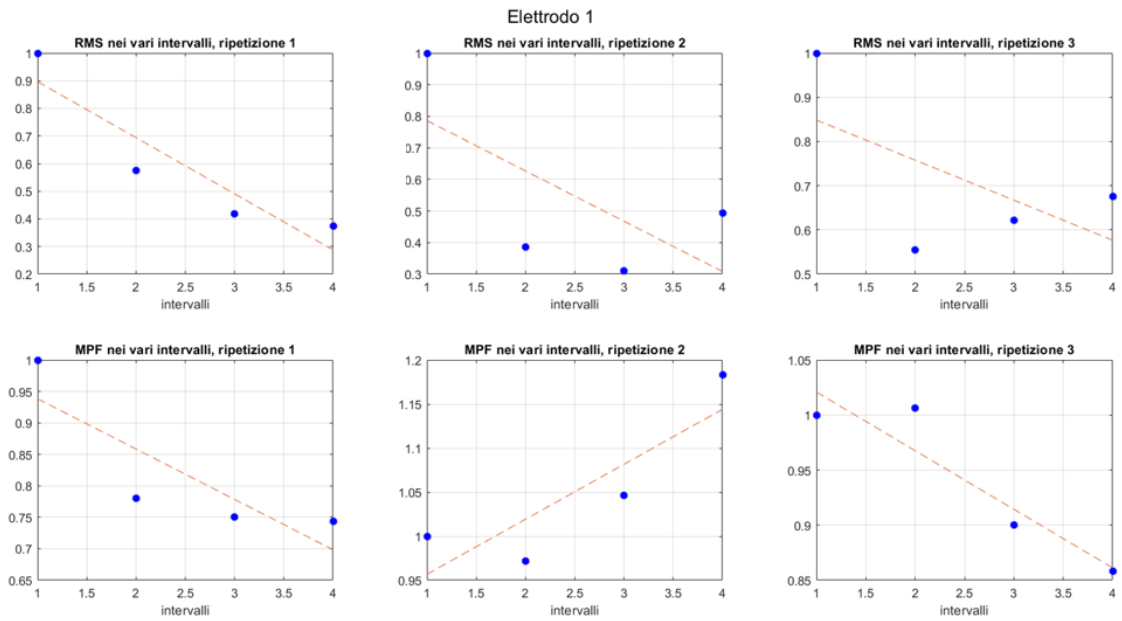


Figura 3.2.7: Andamento della RMS e MPF nelle tre ripetizioni dell'esercizio "HC" per il soggetto 1, (elettrodo 1).

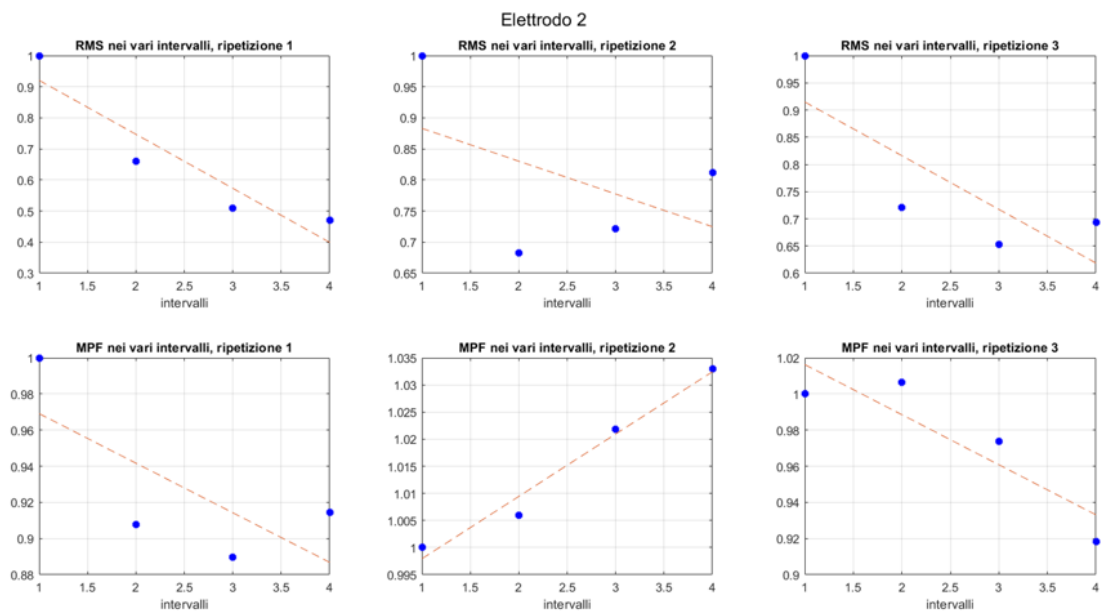


Figura 3.2.8: Andamento della RMS e MPF nelle tre ripetizioni dell'esercizio "HC" per il soggetto 1, (elettrodo 2).

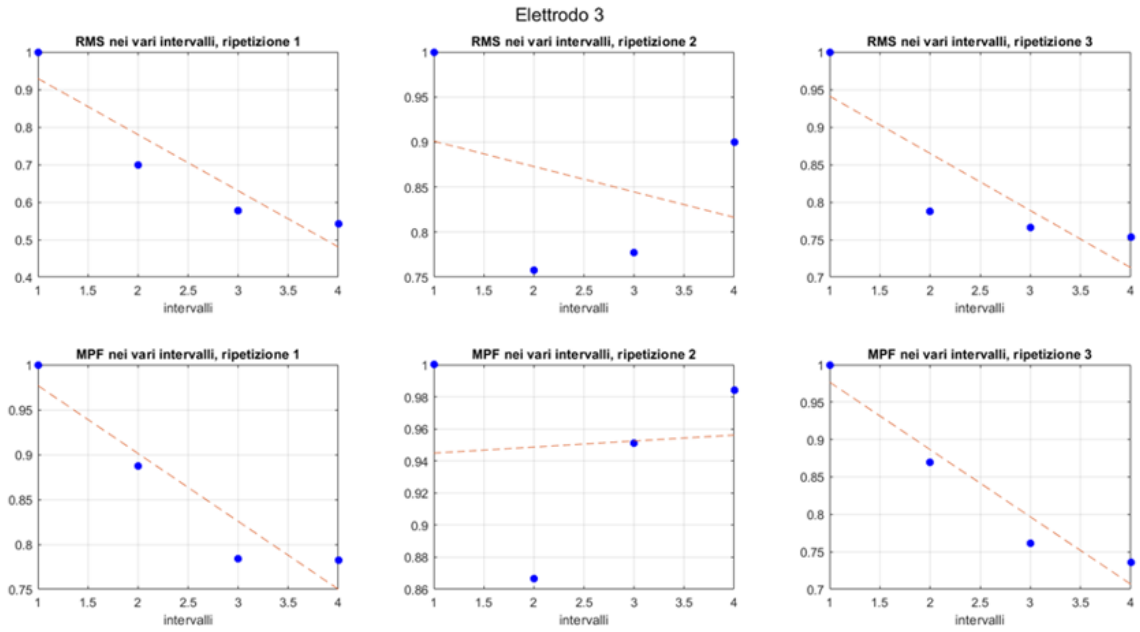


Figura 3.2.9: Andamento della RMS e MPF nelle tre ripetizioni dell'esercizio "HC" per il soggetto 1, (elettrodo 3).

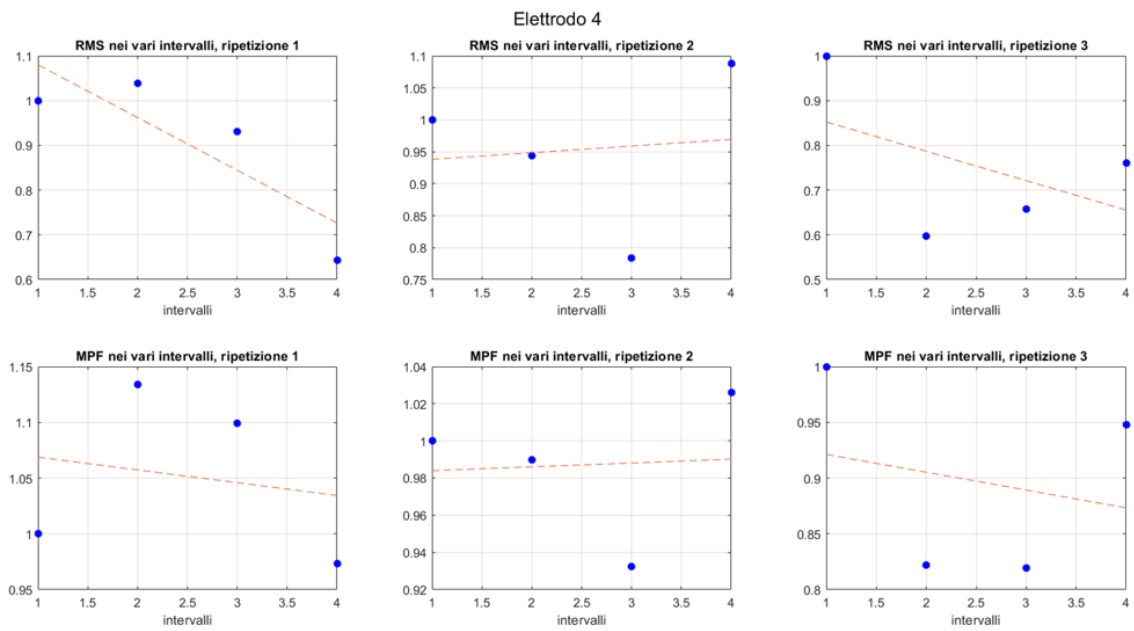


Figura 3.2.10: Andamento della RMS e MPF nelle tre ripetizioni dell'esercizio "HC" per il soggetto 1, (elettrodo 4).

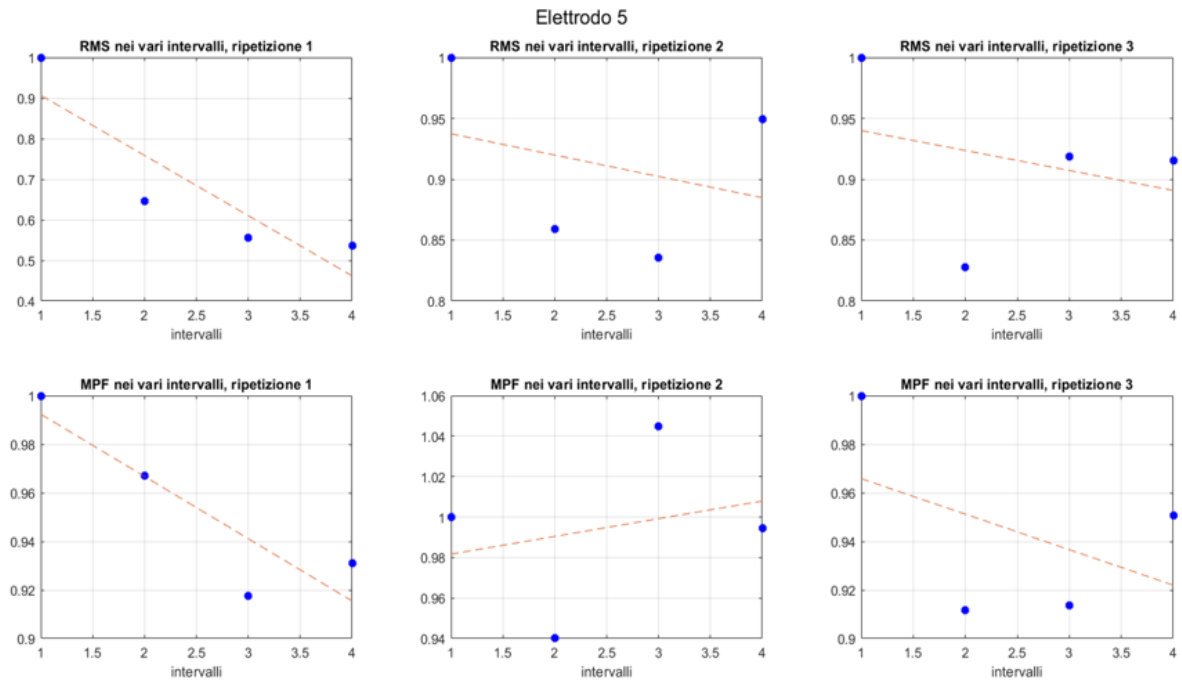


Figura 3.2.11: Andamento della RMS e MPF nelle tre ripetizioni dell'esercizio "HC" per il soggetto 1, (elettrodo 5).

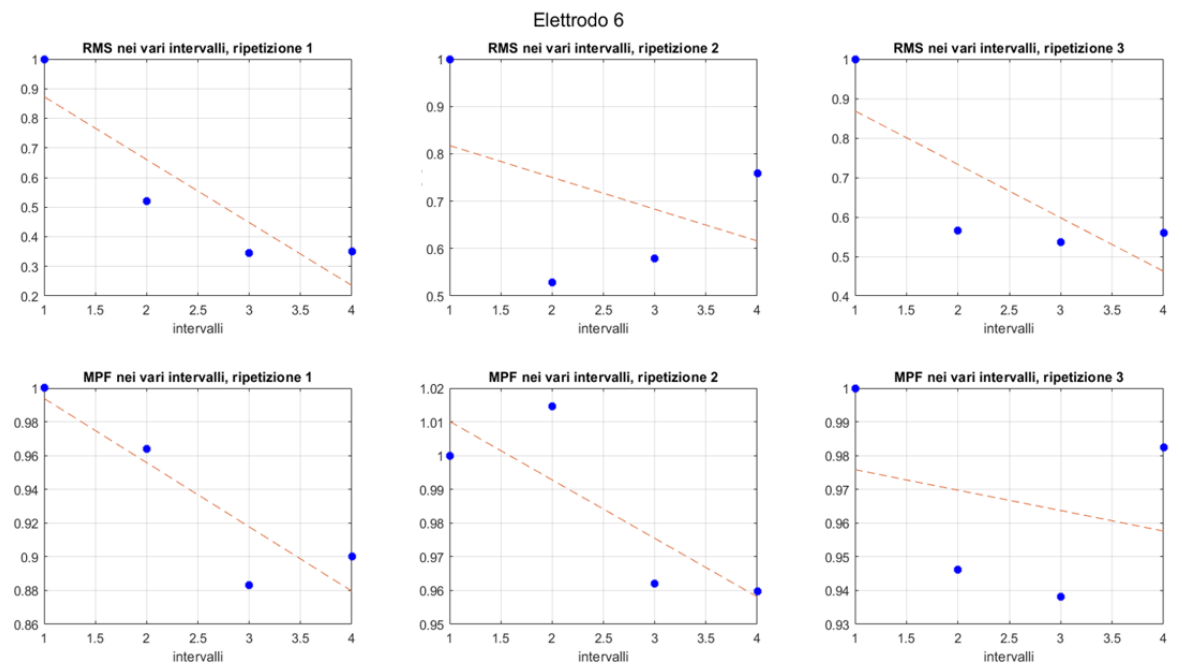


Figura 3.2.12: Andamento della RMS e MPF nelle tre ripetizioni dell'esercizio "HC" per il soggetto 1, (elettrodo 6).

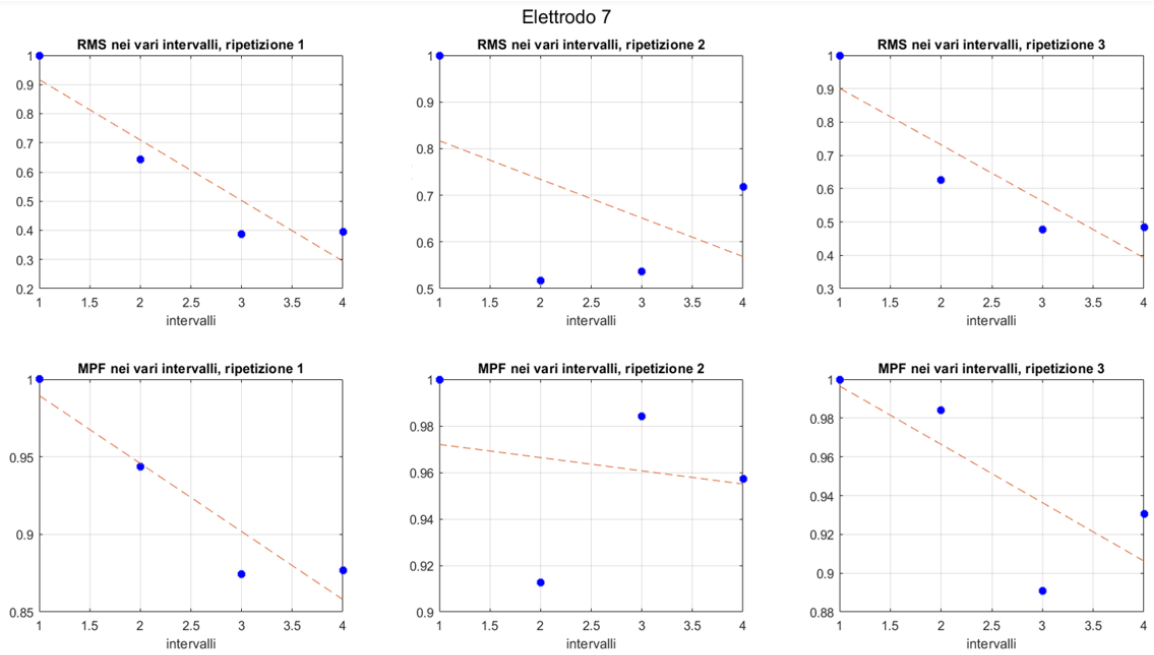


Figura 3.2.13: Andamento della RMS e MPF nelle tre ripetizioni dell'esercizio "HC" per il soggetto 1, (elettrodo 7).

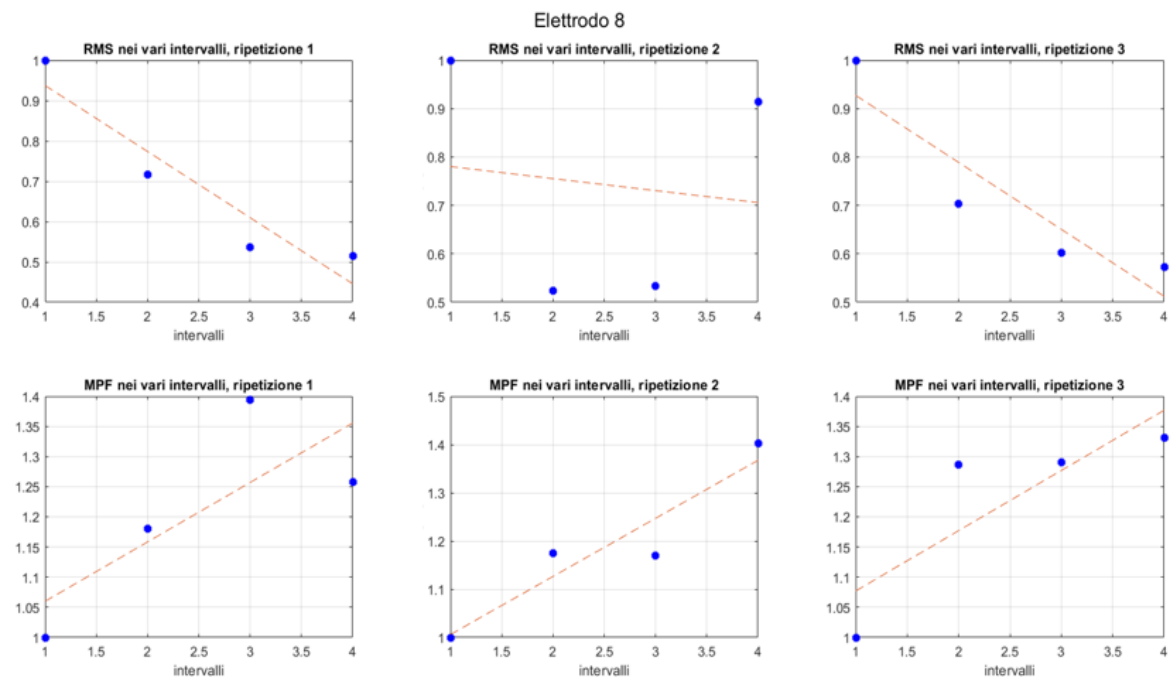


Figura 3.2.14: Andamento della RMS e MPF nelle tre ripetizioni dell'esercizio "HC" per il soggetto 1, (elettrodo 8).

Confronto tra i soggetti per ogni esercizio

In seguito, si è proceduto nell'effettuare un'analisi degli andamenti delle *features* per ciascuna ripetizione di ogni esercizio in ogni elettrodo, considerando tutti i soggetti coinvolti. Si è deciso di procedere in questa maniera per poter avere una visualizzazione globale dell'evoluzione dei parametri RMS e MPF nel corso delle esecuzioni, includendo anche la MNF, calcolata tramite la funzione "meanfreq" di Matlab. Come per la frequenza mediana, quello che ci si dovrebbe aspettare è una graduale diminuzione della *Mean Frequency* col sopraggiungere della fatica muscolare. In questo caso, sono state scelte per lo studio degli intervalli temporali di 4 secondi senza sovrapposizione tra le finestre e le *features* sono state nuovamente normalizzate rispetto al valore iniziale. I valori per ogni soggetto, a parità di esercizio, ripetizione ed elettrodo, sono stati rappresentati sullo stesso grafico al fine di ottenere una visione complessiva per ciascuna situazione. Diversamente dall'analisi precedente, in questa circostanza si è deciso di riportare, come esempio, i diagrammi relativi alla singola flessione dell'indice (*Index "I"*).

Come si può osservare nelle seguenti immagini, la *Root Mean Square* tende in tutti gli elettrodi principalmente a decrescere o a mantenersi stabile attorno al valore iniziale. Solo in alcuni casi si riscontra un andamento crescente come si può vedere in **Figura 3.2.18** per il soggetto 5 nella terza ripetizione, in **Figura 3.2.19** e **Figura 3.2.20** per il soggetto 1 nelle tre ripetizioni. Per quanto riguarda la *Median Power Frequency*, spicca un comportamento decrescente o sostanzialmente stabile rispetto al valore iniziale tra i vari soggetti, principalmente nei primi quattro elettrodi (**Figura 3.2.15**, **Figura 3.2.16**, **Figura 3.2.17** e **Figura 3.2.18**). Al contrario, nei restanti canali (**Figura 3.2.19**, **Figura 3.2.20**, **Figura 3.2.21** e **Figura 3.2.22**) si può notare uno sviluppo più variabile tra i vari soggetti dove non è possibile riconoscere una tendenza ripetibile e ben definita, ad eccezione dell'ultima esecuzione nell'elettrodo 8. Analogamente a quanto accaduto per la MPF, la MNF ha mostrato una tendenza essenzialmente decrescente nei primi quattro elettrodi e nell'ultima ripetizione dell'ottavo canale, mentre per i restanti casi non è stato possibile osservare un andamento preciso.

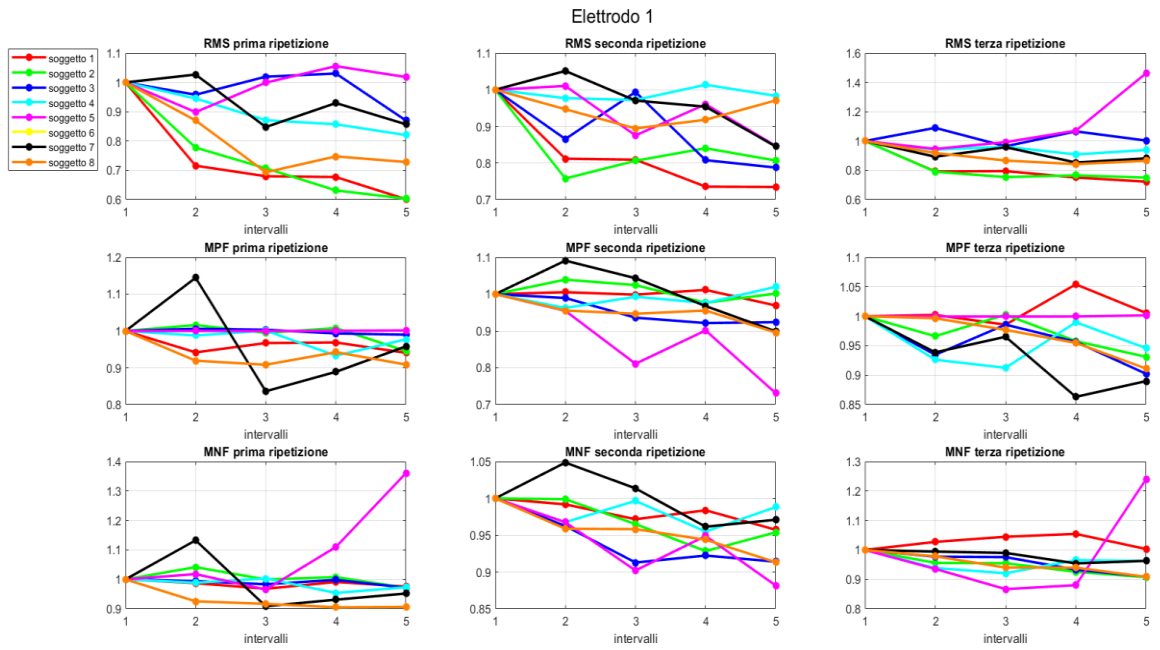


Figura 3.2.15: Andamento delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" per tutti i soggetti, (elettrodo 1).

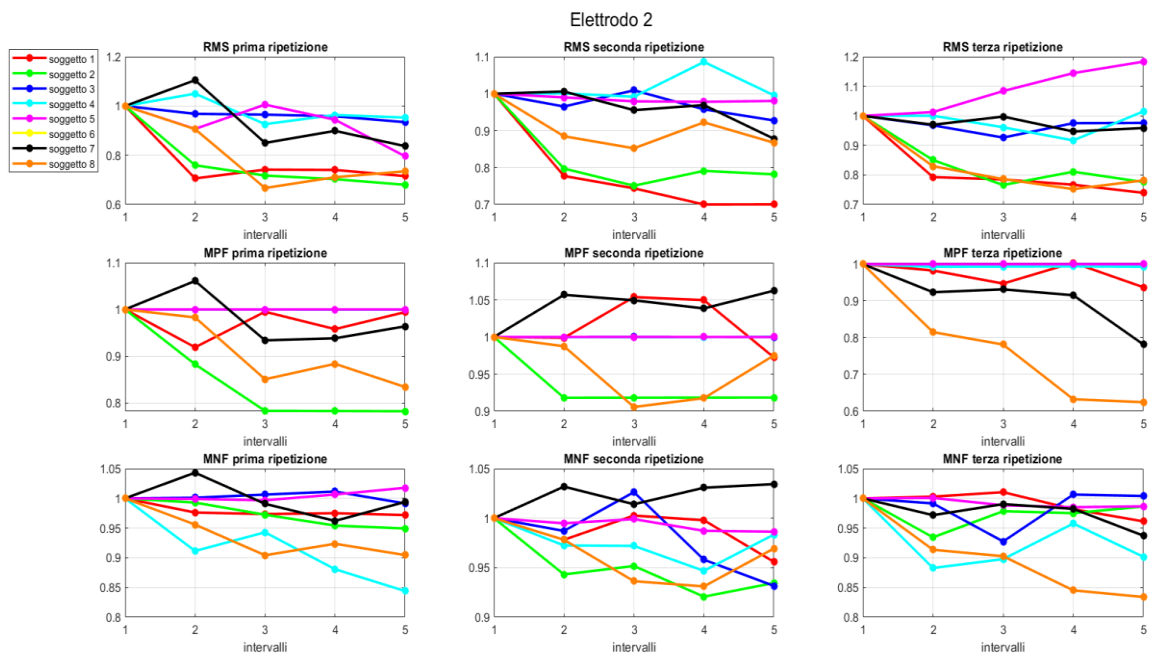


Figura 3.2.16: Andamento delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" per tutti i soggetti, (elettrodo 2).

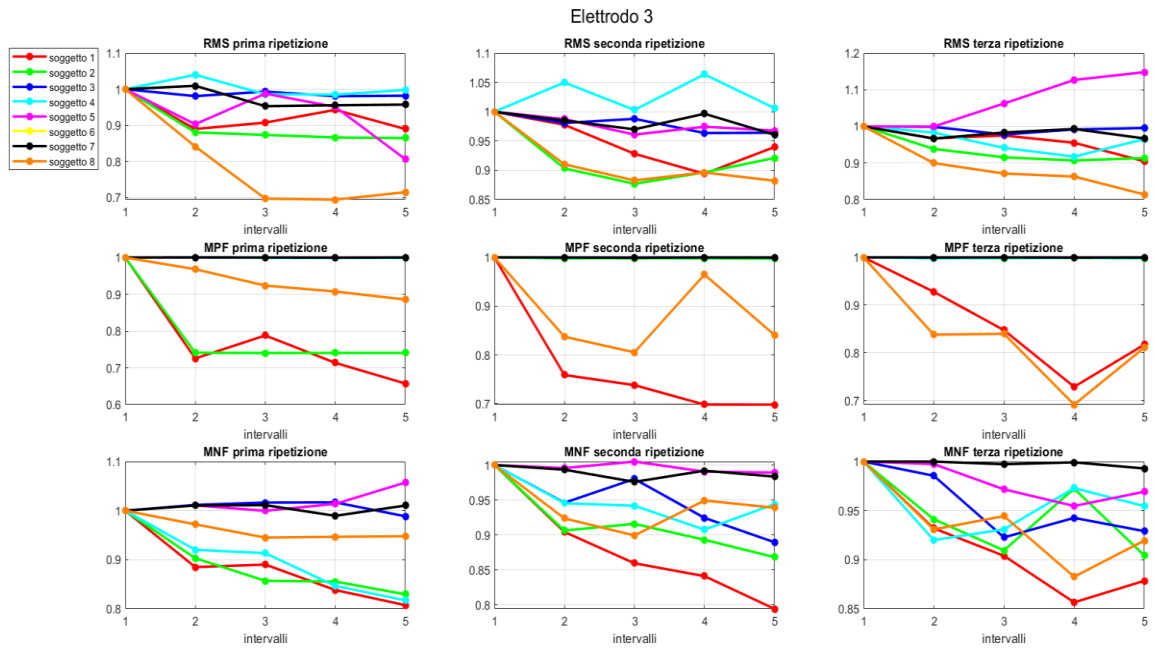


Figura 3.2.17: Andamento delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" per tutti i soggetti, (elettrodo 3).

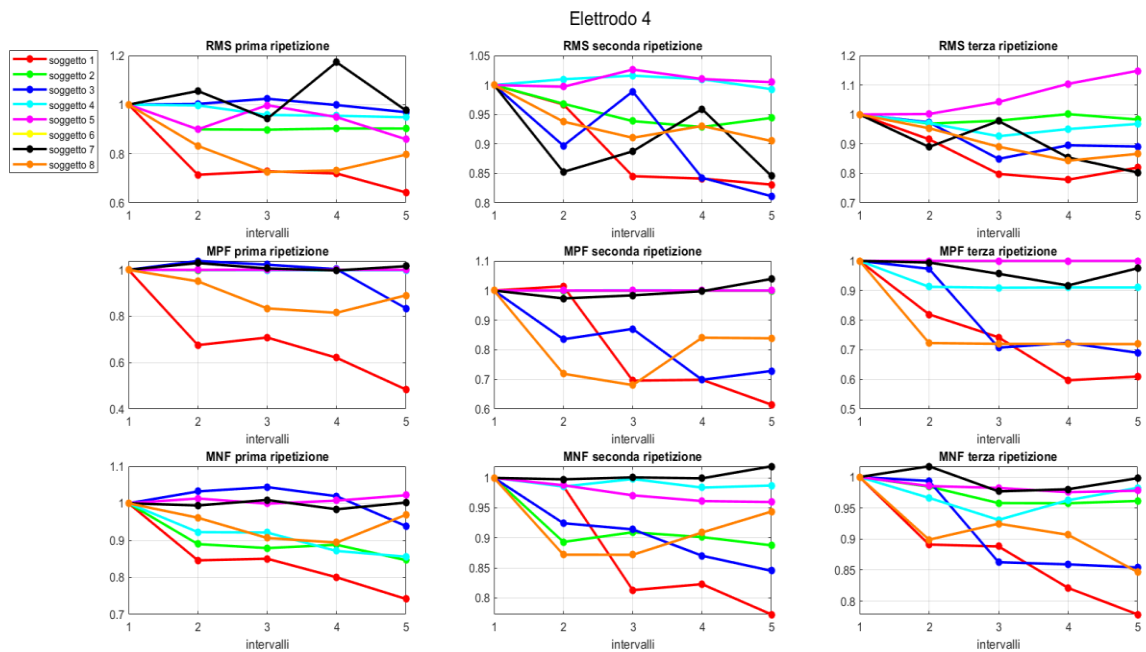


Figura 3.2.18: Andamento delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" per tutti i soggetti, (elettrodo 4).

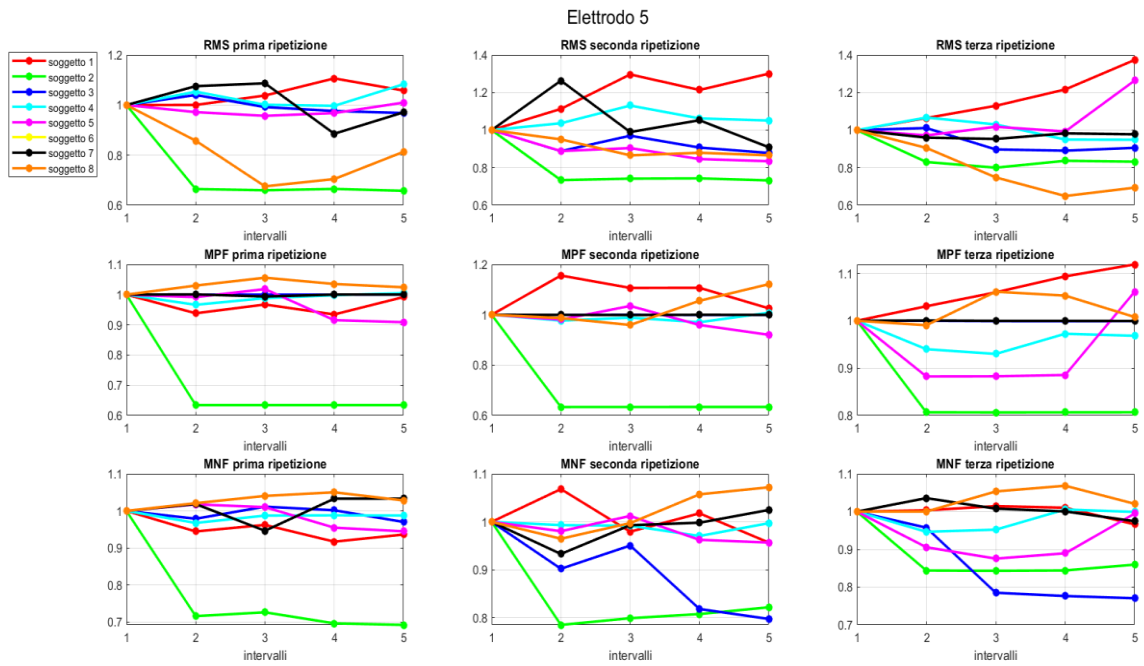


Figura 3.2.19: Andamento delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" per tutti i soggetti, (elettrodo 5).

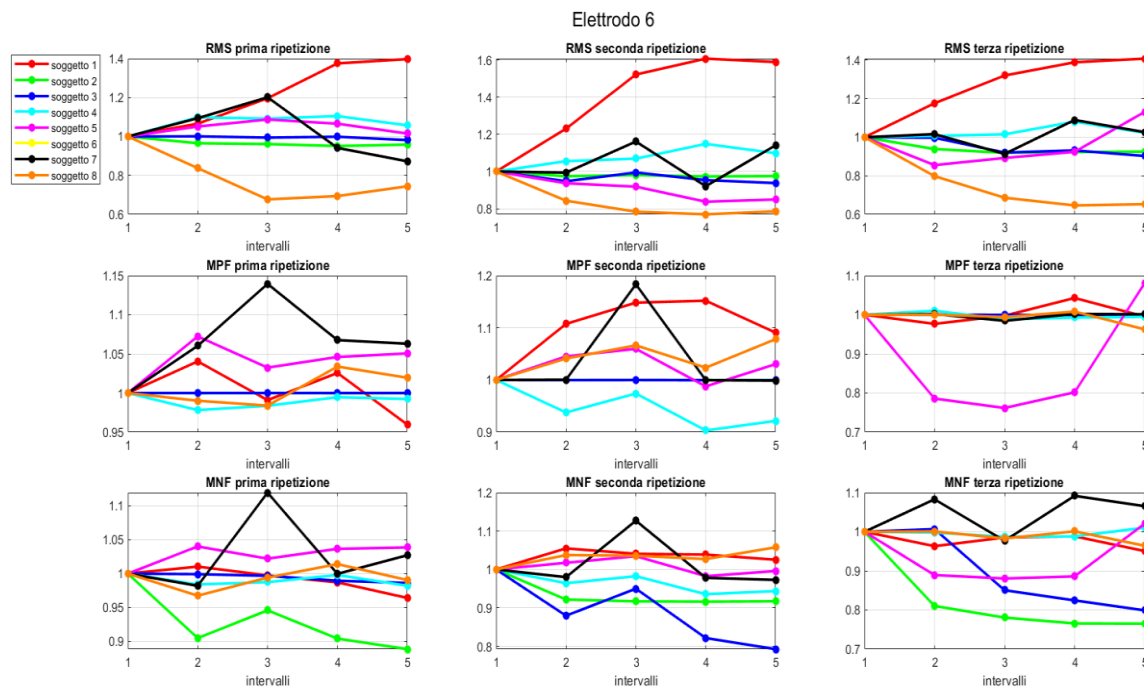


Figura 3.2.20: Andamento delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" per tutti i soggetti, (elettrodo 6).

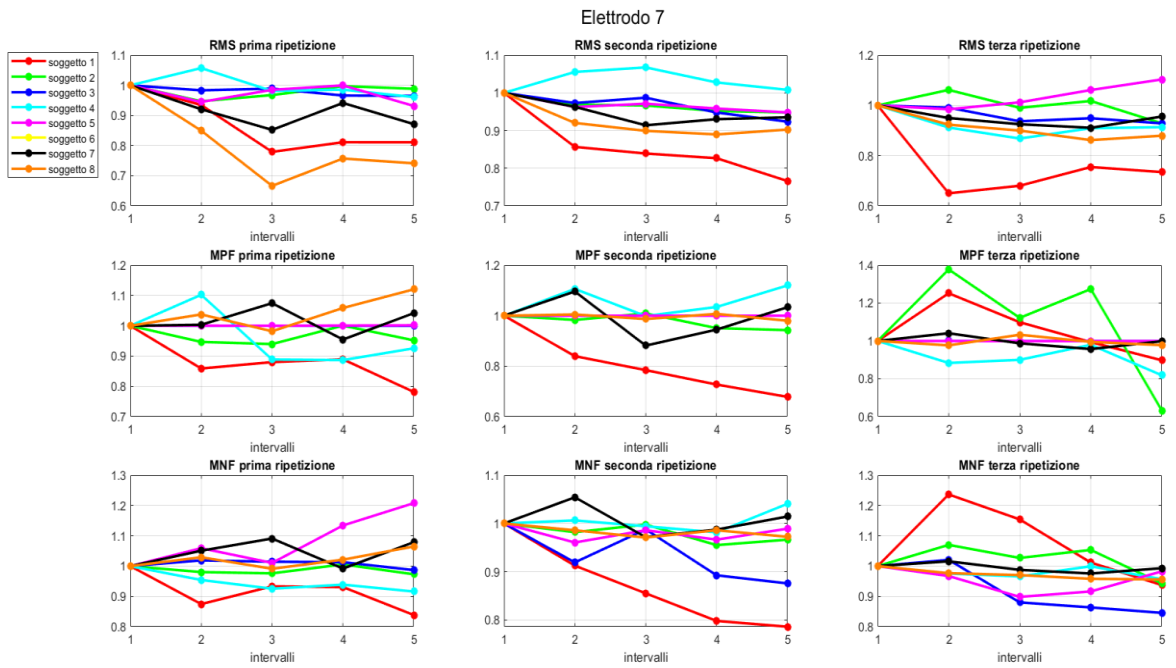


Figura 3.2.21: Andamento delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" per tutti i soggetti, (elettrodo 7).

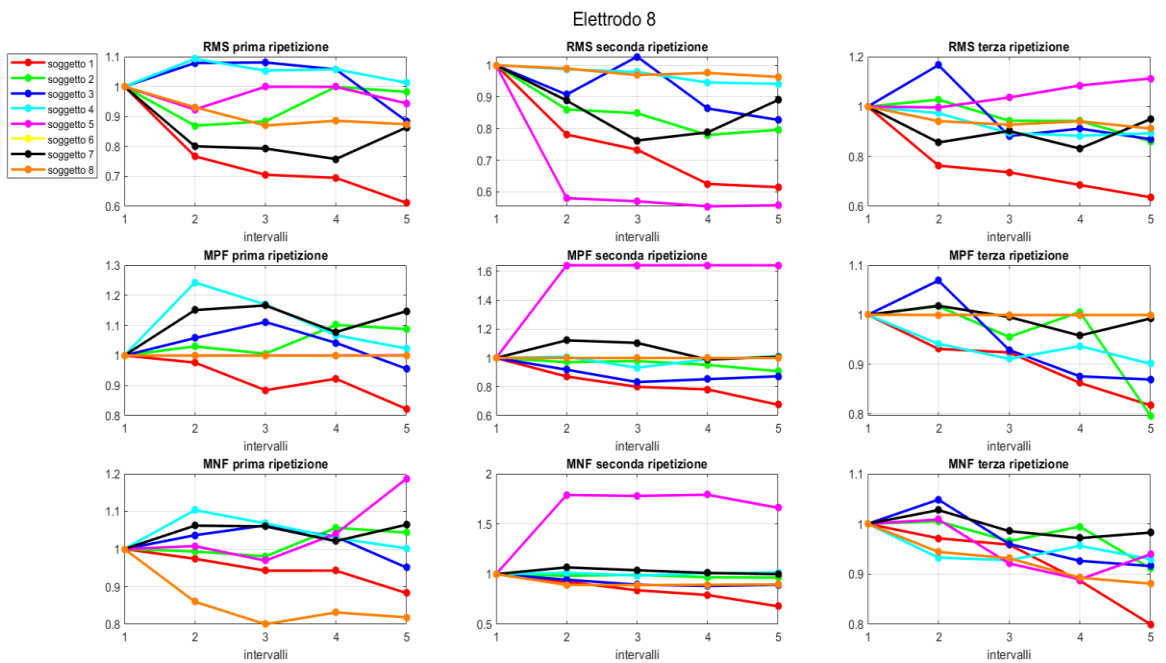


Figura 3.2.22: Andamento delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" per tutti i soggetti, (elettrodo 8).

Dallo studio dei restanti 14 movimenti, i risultati emersi sono stati molto simili a quelli osservati per l'esercizio *Index*. A seguito di questa analisi globale, la RMS non ha evidenziato il comportamento previsto, mentre per le due *features* nel dominio della frequenza, una tendenza decrescente è stata osservata principalmente nei primi quattro elettrodi, posizionati in prossimità dei muscoli flessori delle dita, del brachioradiale e del supinatore. Tali muscoli, sono rispettivamente coinvolti nel movimento di flessione delle dita e di stabilizzazione della mano nella posizione neutra e, quindi, risultano essere i muscoli prevalentemente coinvolti nell'esecuzione degli esercizi.

Confronto degli andamenti con l'uso di finestre rettangolari e Hamming

Al fine di verificare se l'utilizzo delle finestre rettangolari per il calcolo dello spettro (di default nelle funzioni Matlab, che sono state utilizzate per il calcolo della *Mean* e *Median Power Frequency*), potesse influire nel calcolo di tali parametri in ogni intervallo, si è deciso di effettuare un'ulteriore elaborazione dei dati utilizzando delle finestre "Hamming" (**Figura 3.2.23**). È stata scelta questa tipologia di finestra in modo tale da limitare l'effetto di distorsione dello spettro del segnale causato dal troncamento netto usando delle finestre rettangolari. In questo modo si è cercato di ottenere una rappresentazione più accurata dello spettro di frequenza, per poter analizzare possibili variazioni negli andamenti delle *features*.

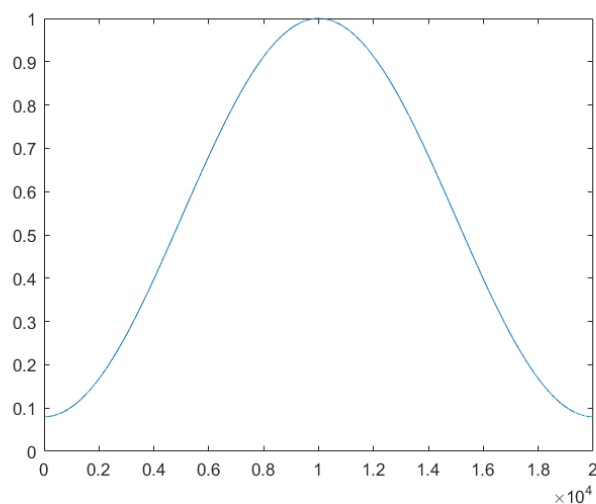


Figura 3.2.23: Esempio finestra Hamming.

Di seguito vengono riportati i risultati ottenuti mediante l'utilizzo delle due tipologie di finestre per ciascuno dei tre parametri nelle tre ripetizioni dell'esercizio *Index* per l'elettrodo 1, al fine

di effettuare un confronto. Come si può vedere in **Figura 3.2.24**, non si sono registrati mutamenti significativi nell'andamento della RMS nelle tre ripetizioni.

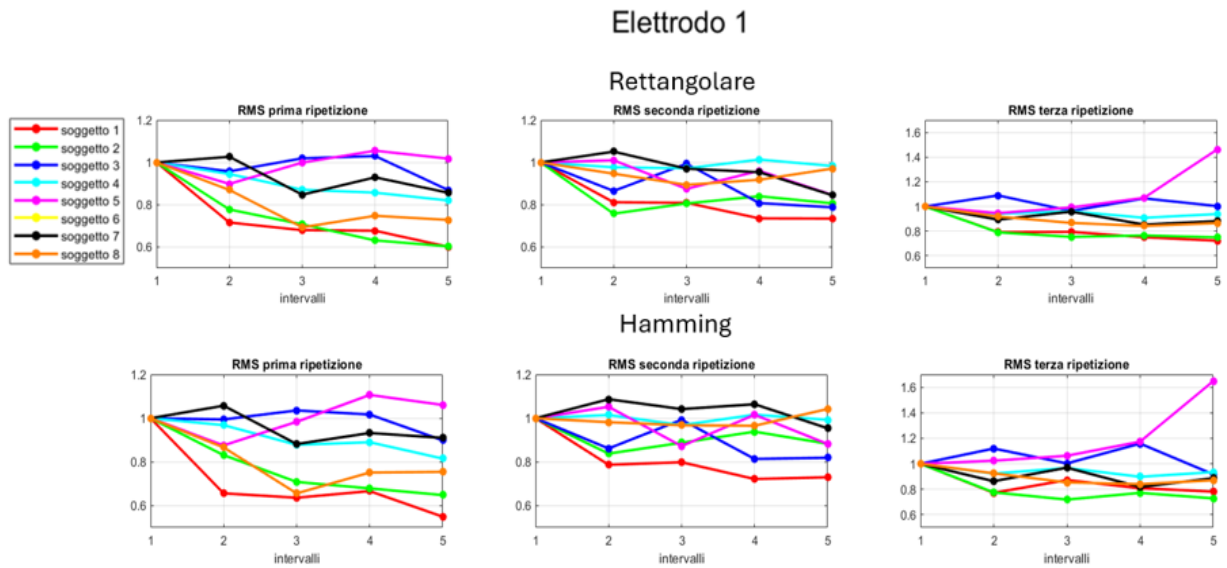


Figura 3.2.24: Confronto dell'andamento della RMS nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" per il primo elettrodo utilizzando la finestra rettangolare e la finestra Hamming.

Per quanto riguarda la MPF e la MNF, anche qui sono state osservate alcune lievi variazioni degli andamenti per alcuni soggetti, come si può notare nella seconda ripetizione per il soggetto 7 in **Figura 3.2.25** oppure nella terza ripetizione per il soggetto 5 in **Figura 3.2.26**.

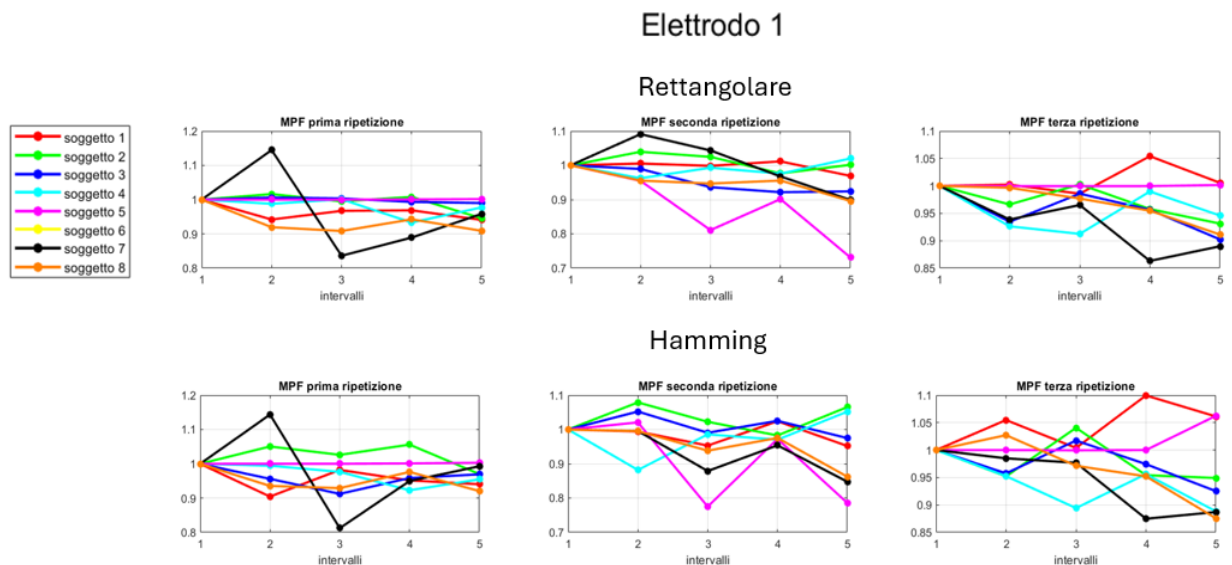


Figura 3.2.25: Confronto dell'andamento della MPF nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" per il primo elettrodo utilizzando la finestra rettangolare e la finestra Hamming.

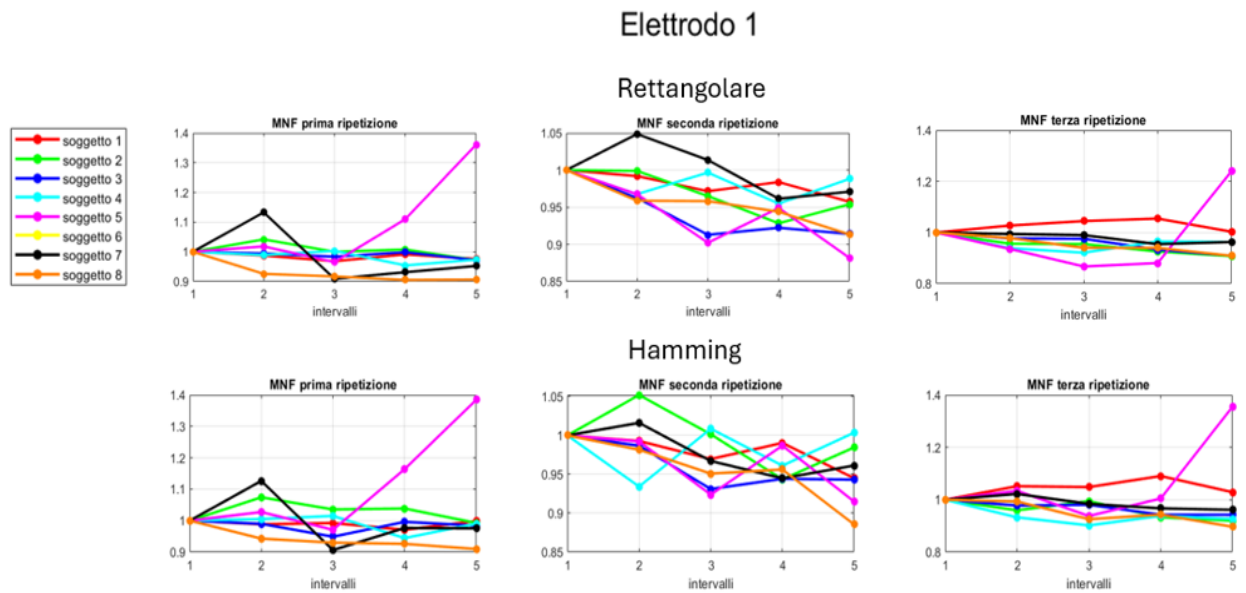


Figura 3.2.26: Confronto dell'andamento della MNF nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" per il primo elettrodo utilizzando la finestra rettangolare e la finestra Hamming.

Tuttavia, gli andamenti generali si sono mantenuti nelle varie ripetizioni e questo comportamento è stato osservato anche nei restanti elettrodi, dimostrando come la scelta della tipologia di finestra non influenza l'evoluzione delle tre *features* tra i vari intervalli. Per tali motivazioni, si è deciso di proseguire utilizzando unicamente finestre rettangolari.

Discussione dei risultati dall'analisi dei dati grezzi

Globalmente, quello che si è osservato per l'esercizio di flessione dell'indice si è manifestato in maniera simile nei restanti 14 esercizi, denotando quindi un comportamento della RMS non conforme con quello che si dovrebbe ottenere in caso di affaticamento muscolare. Parallelamente, la MNF e la MPF hanno registrato una tendenza prevalentemente decrescente nei primi quattro elettrodi, mentre nei successivi l'andamento è risultato essere più disomogeneo tra i vari soggetti. Inoltre, l'impiego di due finestre differenti non ha evidenziato cambiamenti significativi nelle evoluzioni dei tre parametri tra i vari intervalli.

In conclusione, a seguito di questa prima analisi con i dati grezzi non si sono verificate le ipotesi relative all'andamento crescente della *Root Mean Square*, ad eccezion fatta per un numero ridotto di individui. Per quanto riguarda la *Median Power Frequency* e la *Mean Frequency*, in linea di massima si è osservata una tendenza decrescente tra i vari soggetti principalmente nei primi quattro elettrodi e in alcuni casi anche in qualche ripetizione negli ultimi due. Dopo questa analisi iniziale, si può dunque concludere che la condizione di fatica sembra manifestarsi e

risulta maggiormente evidente prendendo in considerazione gli elettrodi 1, 2, 3 e 4, se si utilizzano come indicatori le due *features* nel dominio della frequenza.

3.3 Valutazione della fatica muscolare attraverso l'analisi dei segnali filtrati

Dopo aver effettuato un'analisi preliminare dove sono stati ottenuti dei risultati non perfettamente conformi con le ipotesi iniziali riguardo la fatica muscolare, soprattutto nel caso della RMS, si è passato ad un'ulteriore analisi con l'impiego dei dati filtrati. I segnali sono stati filtrati con un filtro passa-banda tra 20 Hz e 450 Hz e un filtro "notch" a 50 Hz per eliminare il rumore di linea.

Per il filtro passa-banda è stato utilizzato un filtro "Butterworth" del 3° ordine, ricavando i coefficienti relativi al filtro grazie alla funzione "butter", per poi filtrare ogni segnale relativo ad ogni soggetto e per ogni elettrodo con la funzione "filtfilt". Quest'ultima esegue un doppio filtraggio per eliminare il problema della distorsione della fase, di conseguenza il filtro usato è stato del 6° ordine.

Per il filtro "notch" è stata adoperata la funzione "iirnotch", con fattore Q di 20, al fine di ottenere i coefficienti di un filtro elimina-banda a 50 Hz ed anche in questo caso è stata utilizzata la funzione "filtfilt". Questo procedimento è stato ripetuto anche per le frequenze multiple di 50 Hz, ovvero le armoniche significative (100 Hz, 150 Hz, 200 Hz, 250 Hz, 300 Hz, 350 Hz, 400 Hz) per ridurre al minimo l'interferenza del rumore di rete. Le differenze, prima e dopo il filtraggio, tra lo spettro del segnale registrato dal primo elettrodo nella seconda ripetizione dell'esercizio "*Index*" per il soggetto 5 nei primi 4 secondi, si possono osservare in **Figura 3.3.1** e **Figura 3.3.2**.

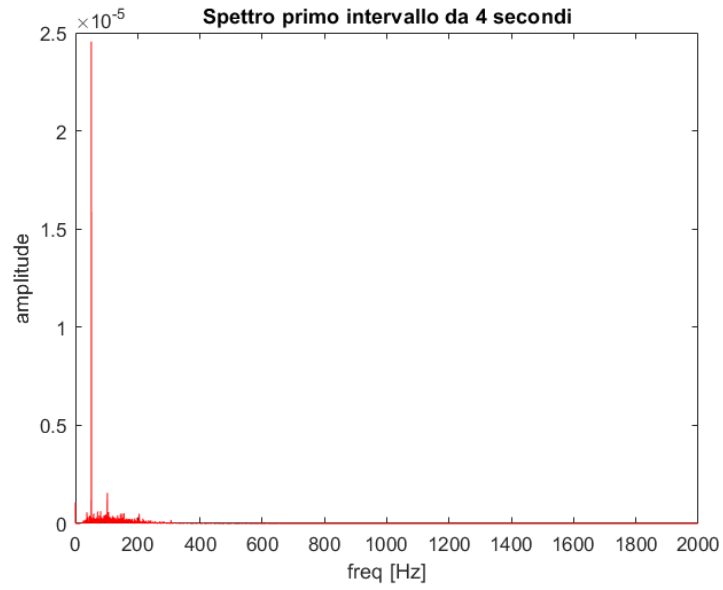


Figura 3.3.1: Spettro del segnale prima del filtraggio nel primo intervallo da 4 secondi nella seconda ripetizione dell'esercizio "I" per il soggetto 5, (elettrodo 1).

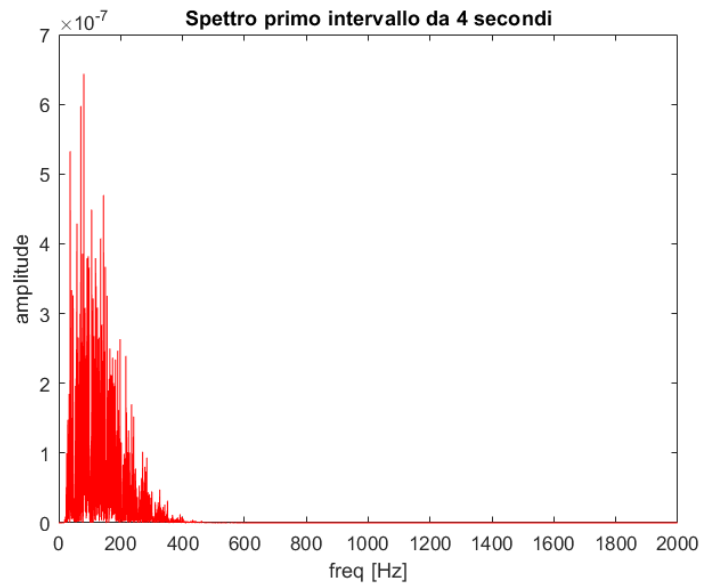


Figura 3.3.2: Spettro del segnale dopo il filtraggio nel primo intervallo da 4 secondi nella seconda ripetizione dell'esercizio "I" per il soggetto 5, (elettrodo 1).

Confronto tra i soggetti per ogni esercizio

Successivamente, si è proceduto nel rappresentare per i cinque intervalli la RMS, la MPF e la MNF per tutti i soggetti, come nell'analisi precedente, al fine di evidenziare eventuali differenze nell'evoluzione dei parametri. Anche in questo caso, vengono riportati gli andamenti ottenuti per tutti e otto gli elettrodi nelle tre ripetizioni dell'esercizio *Index*.

Relativamente alla MPF, si può notare come gli andamenti costanti e decrescenti, osservati dal primo al quarto elettrodo prima del filtraggio, siano stati persi a favore di un comportamento più variabile tra i vari soggetti, non denotando una tendenza generale. Ciò si può apprezzare particolarmente negli elettrodi 1 (Figura 3.3.3) e 2 (Figura 3.3.4). Tuttavia, l'andamento decrescente si è mantenuto nelle ultime due ripetizioni nell'elettrodo 3 (Figura 3.3.5) e 4 (Figura 3.3.6). Per il canale 5 (Figura 3.3.7), 6 (Figura 3.3.8), 7 (Figura 3.3.9) e 8 (Figura 3.3.10) l'evoluzione della *Median Power Frequency* è risultata essere disomogenea tra i soggetti nelle varie ripetizioni, come nello studio precedente. Allo stesso modo, anche la MNF ha registrato una generale variazione nell'andamento della *feature* per primi quattro canali, osservando comunque un calo complessivo del parametro nella seconda ripetizione del canale 3 e nelle ultime due ripetizioni del canale 4. Tali cambiamenti sono stati osservati in maniera analoga per i restanti esercizi.

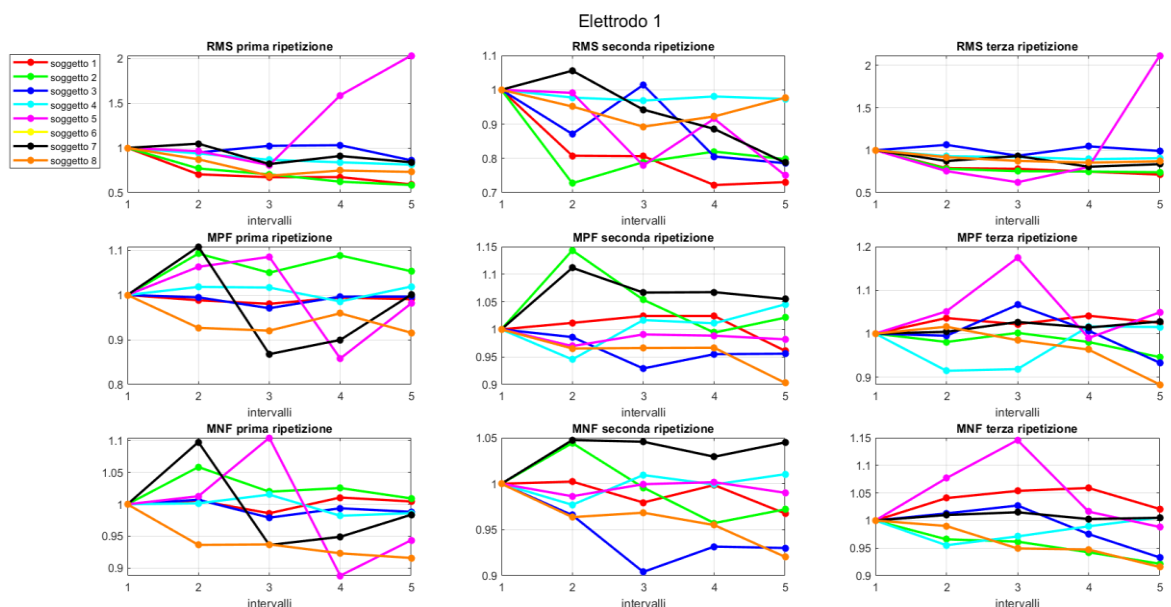


Figura 3.3.3: Andamento delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" per tutti i soggetti dopo il filtraggio, (elettrodo 1).

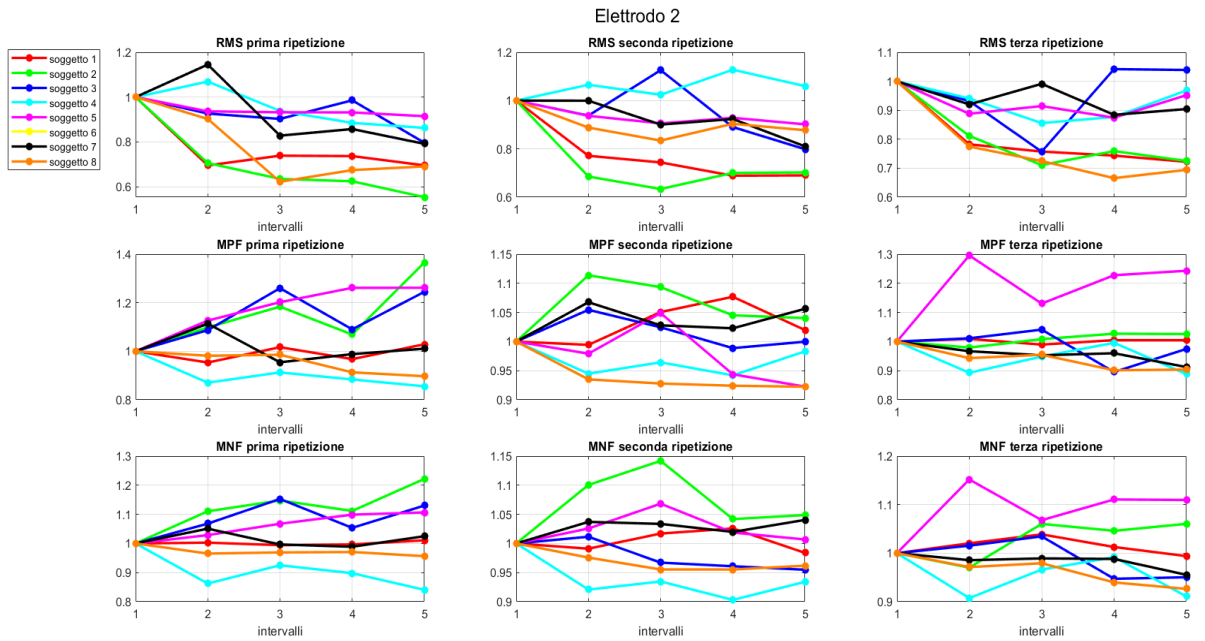


Figura 3.3.4: Andamento delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" per tutti i soggetti dopo il filtraggio, (elettrodo 2).

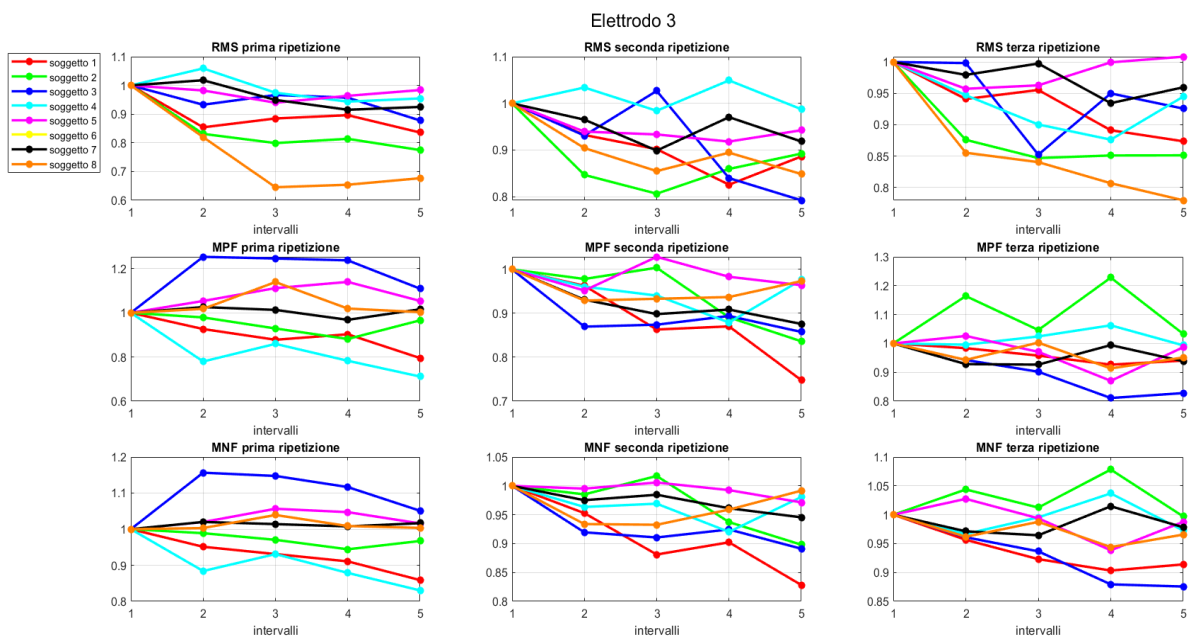


Figura 3.3.5: Andamento delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" per tutti i soggetti dopo il filtraggio, (elettrodo 3).

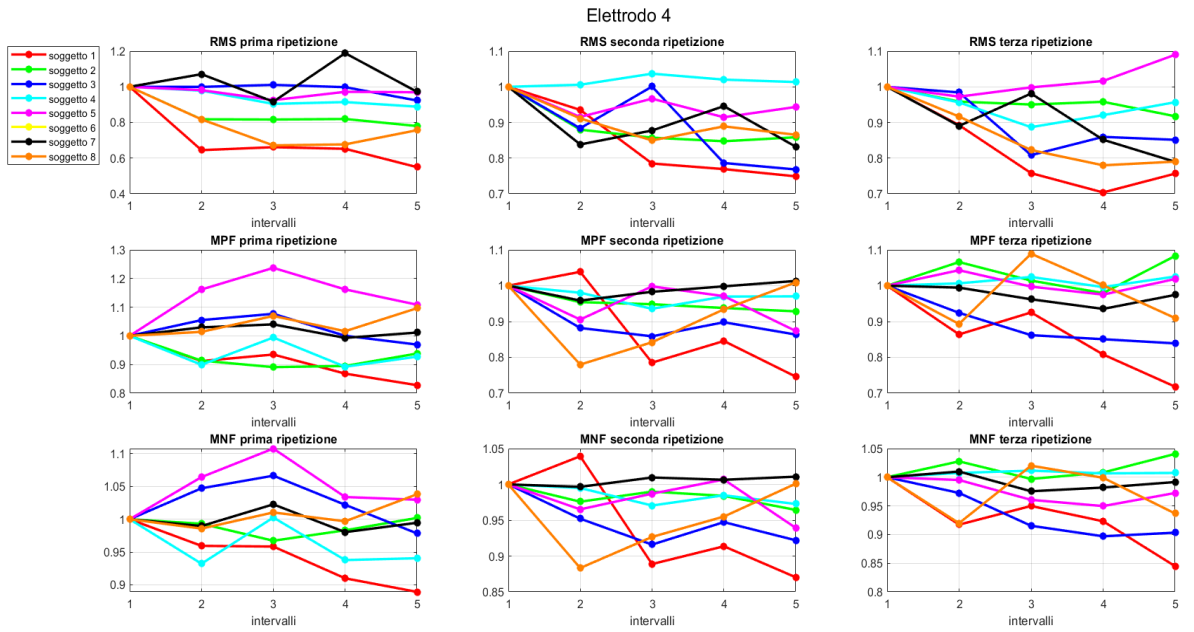


Figura 3.3.6: Andamento delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" per tutti i soggetti dopo il filtraggio, (elettrodo 4).

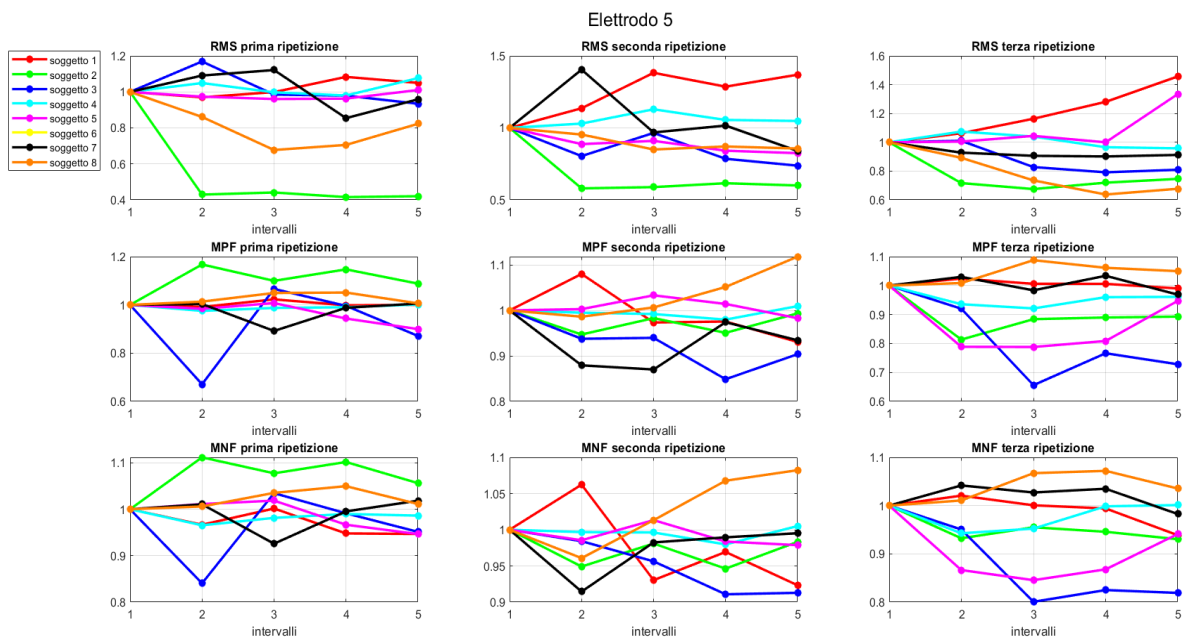


Figura 3.3.7: Andamento delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" per tutti i soggetti dopo il filtraggio, (elettrodo 5).

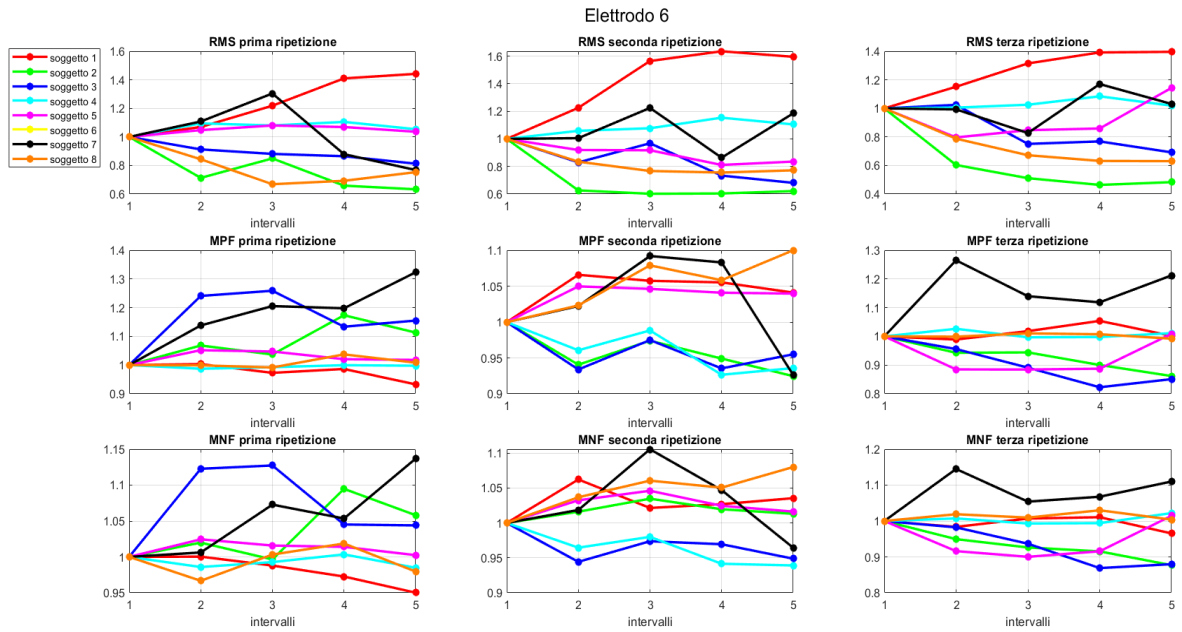


Figura 3.3.8: Andamento delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" per tutti i soggetti dopo il filtraggio, (elettrodo 6).

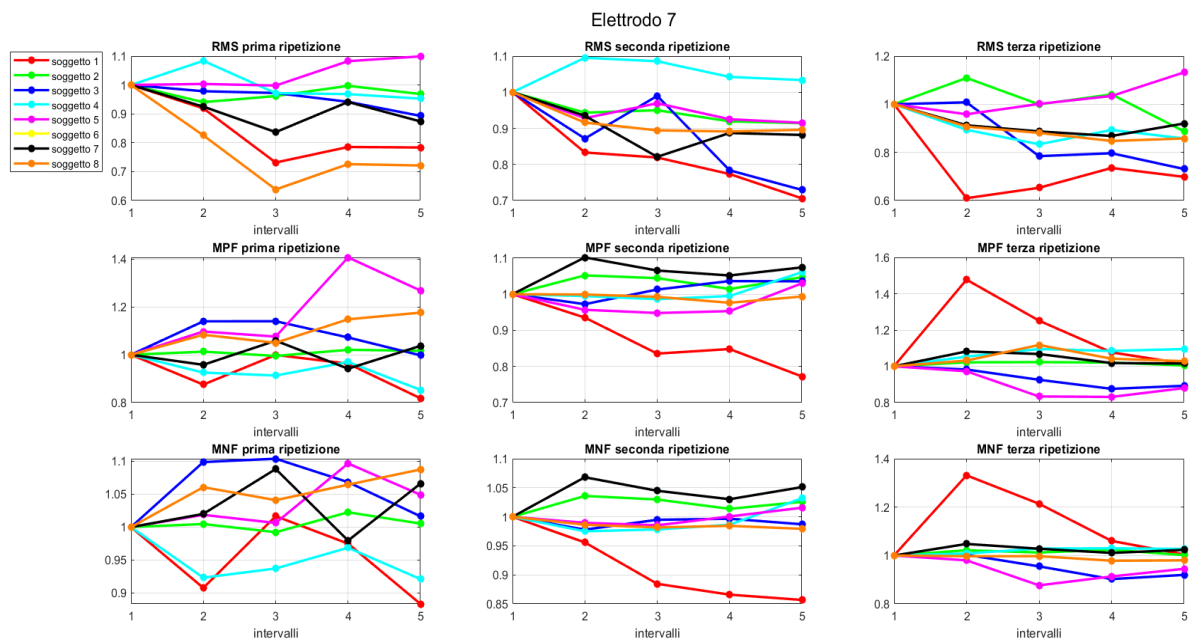


Figura 3.3.9: Andamento delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" per tutti i soggetti dopo il filtraggio, (elettrodo 7).

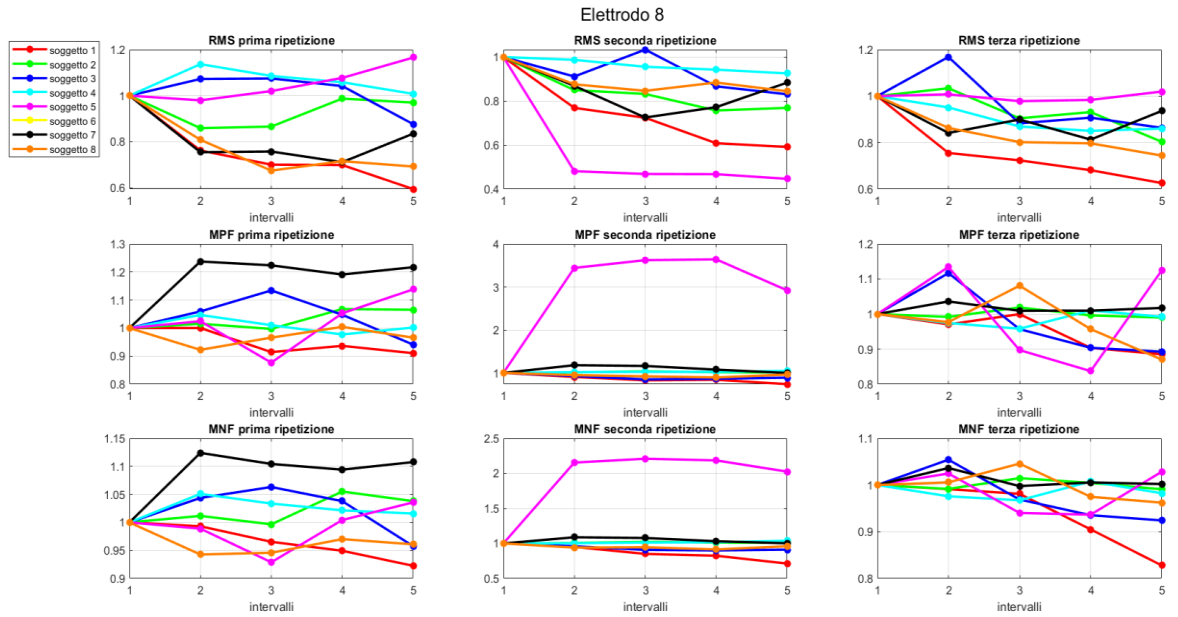


Figura 3.3.10: Andamento delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" per tutti i soggetti dopo il filtraggio, (elettrodo 8).

In aggiunta, è stato scelto di calcolare per ogni ripetizione di ciascun elettrodo, il valore medio dei tre parametri in ciascuno dei cinque intervalli, per poter analizzare con maggiore semplicità tendenze crescenti e decrescenti (da **Figura 3.3.11** a **Figura 3.3.18**). Si può osservare come la RMS tenda in generale a diminuire ad eccezione della seconda ripetizione dell'elettrodo 6, dove invece si nota un andamento più variabile (**Figura 3.3.16**). Per le restanti due features, non è stato ottenuto un netto andamento decrescente ad eccezione degli elettrodi 3 (**Figura 3.3.13**), 4 (**Figura 3.3.14**) e 5 (**Figura 3.3.15**) nelle ultime due ripetizioni. Tuttavia, tali decrementi sono stati inferiori o all'incirca pari al 10%, non registrando escursioni particolarmente ampie della MPF e MNF. In sostanza, dall'analisi degli andamenti medi, viene rimarcata ancora la tendenza decrescente della *Root Mean Square*, insieme a una maggiore variabilità per la *Median Power Frequency* e la *Mean Frequency* tra i soggetti.

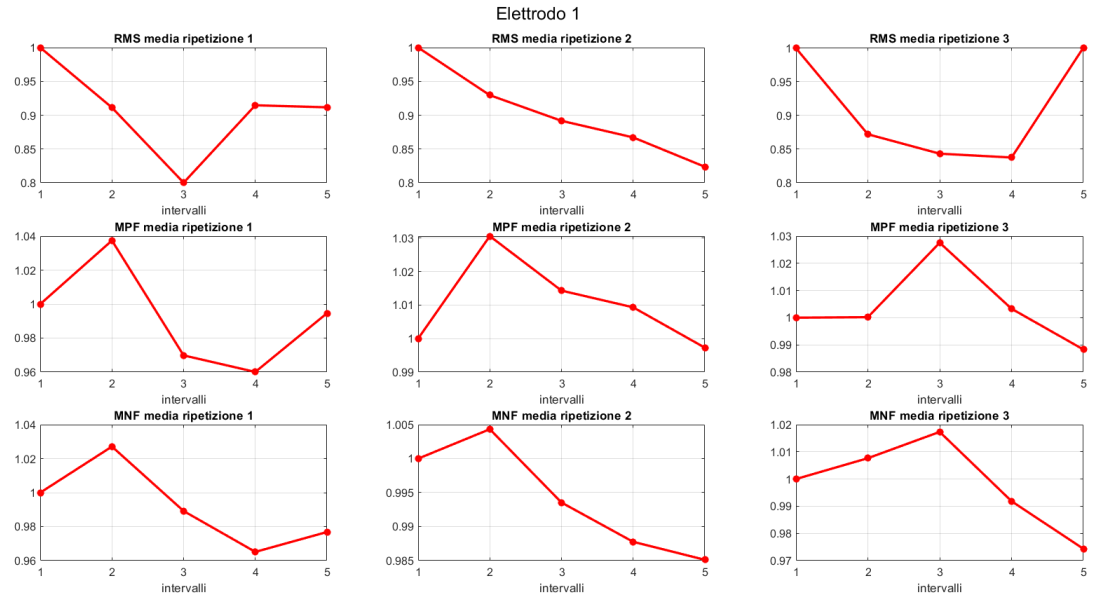


Figura 3.3.11: Andamento medio delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" dopo il filtraggio, (elettrodo 1).

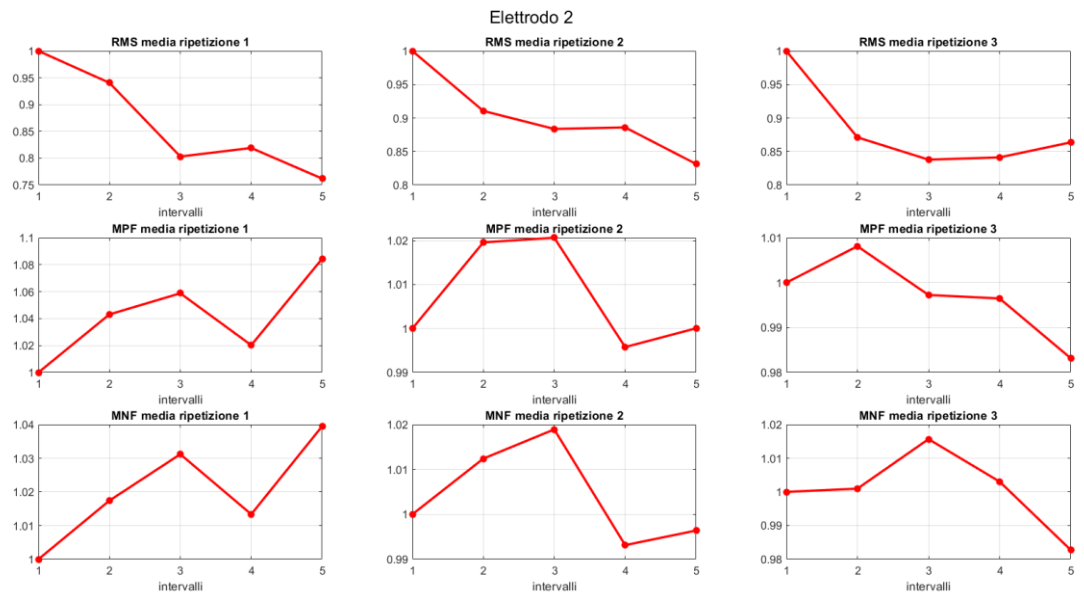


Figura 3.3.12: Andamento medio delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" dopo il filtraggio, (elettrodo 2).

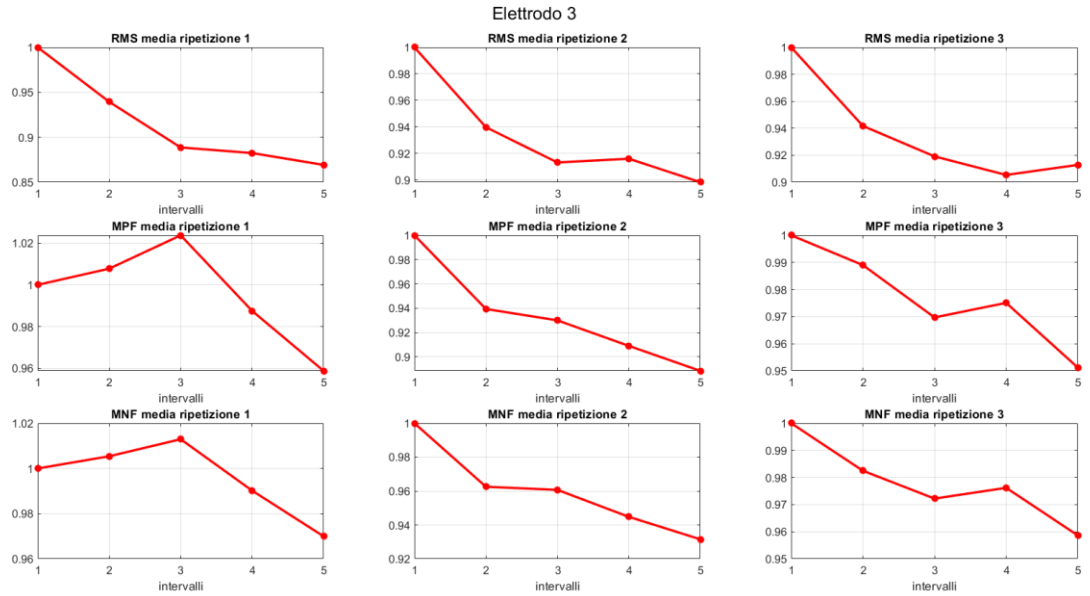


Figura 3.3.13: Andamento medio delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" dopo il filtraggio, (elettrodo 3).

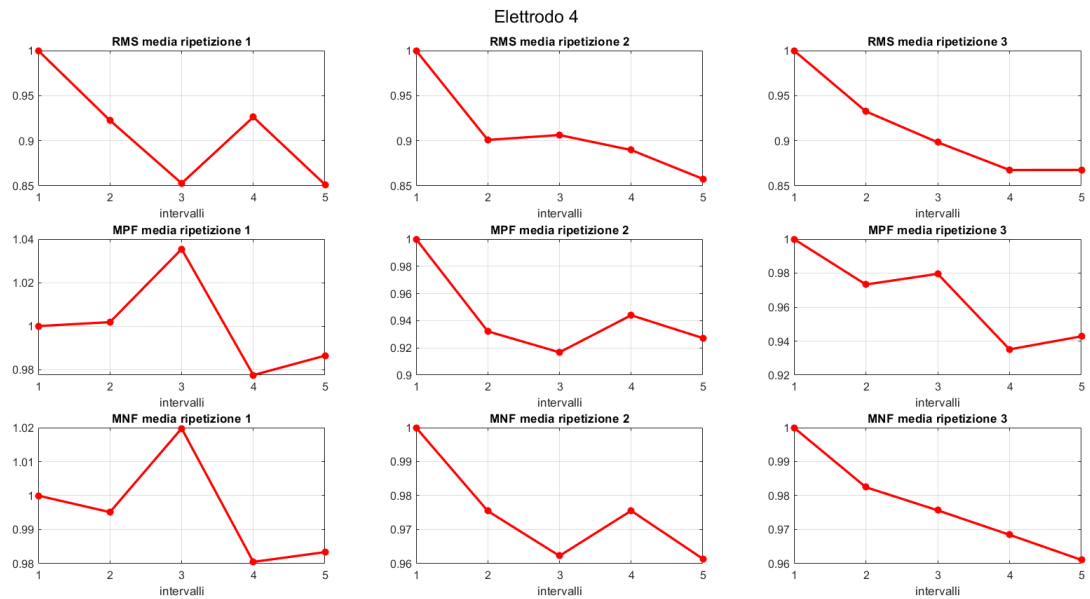


Figura 3.3.14: Andamento medio delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" dopo il filtraggio, (elettrodo 4).

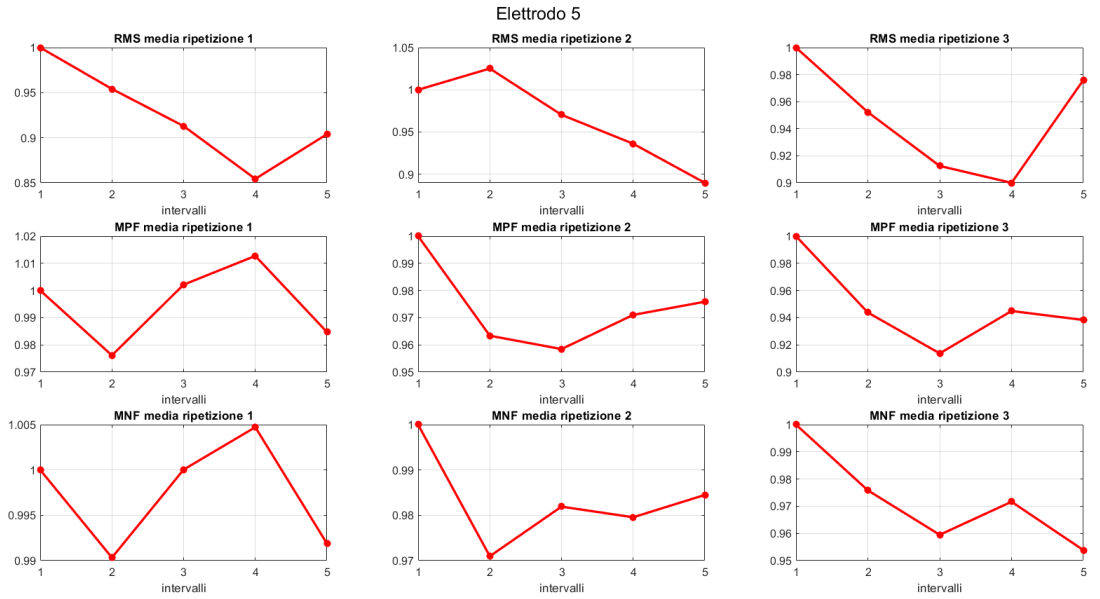


Figura 3.3.15: Andamento medio delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" dopo il filtraggio, (elettrodo 5).

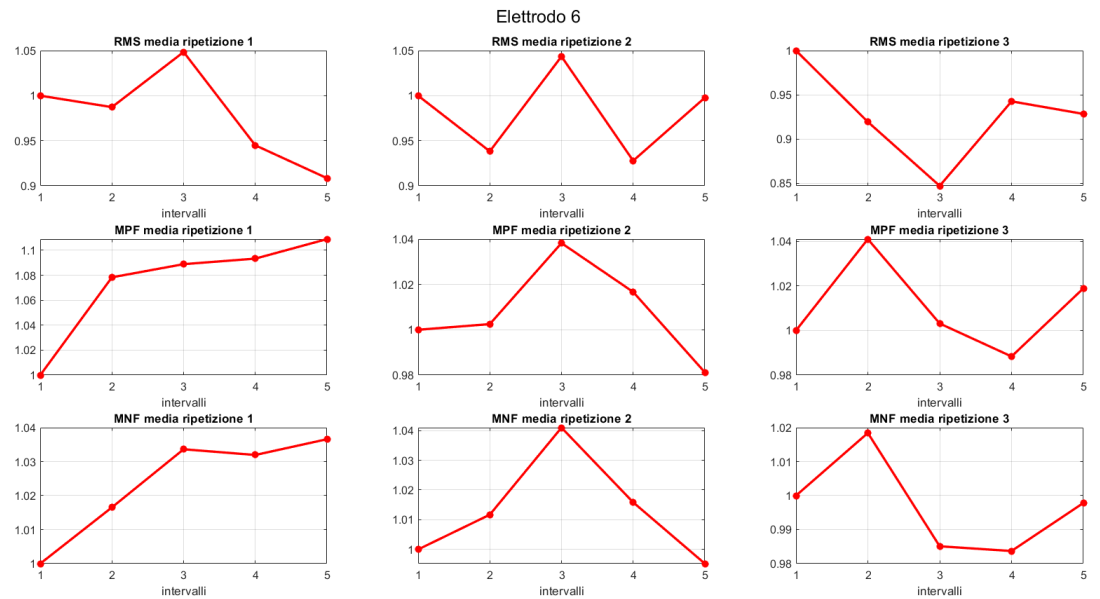


Figura 3.3.16: Andamento medio delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" dopo il filtraggio, (elettrodo 6).

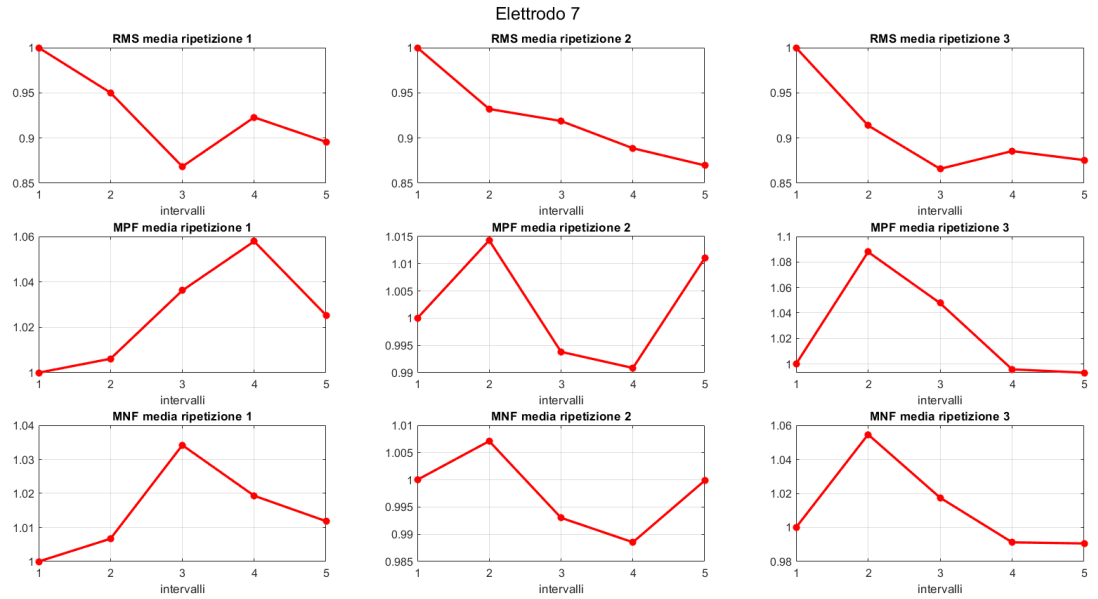


Figura 3.3.17: Andamento medio delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" dopo il filtraggio, (elettrodo 7).

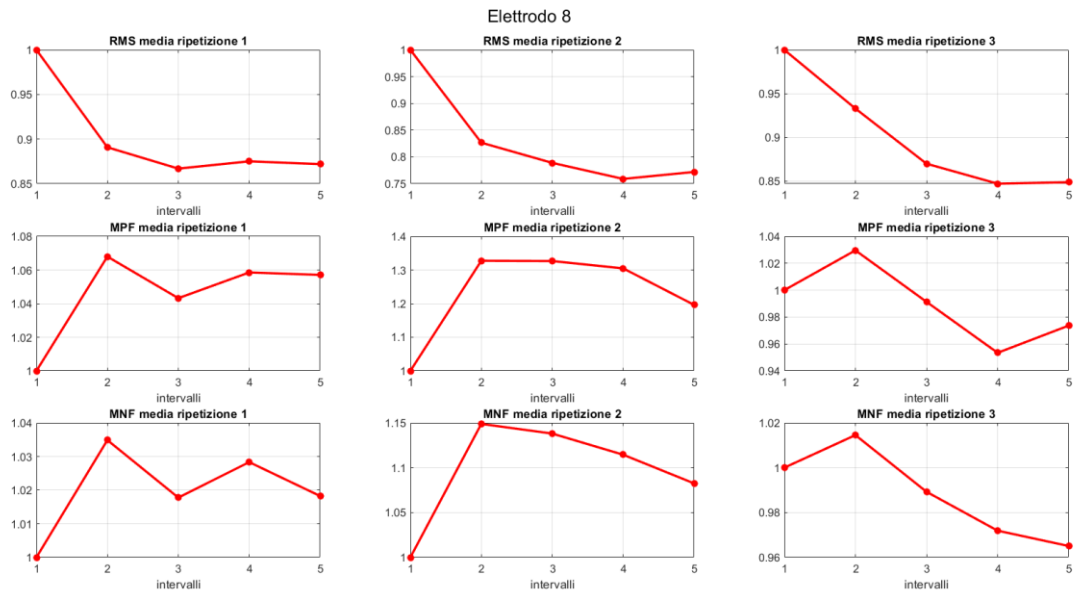


Figura 3.3.18: Andamento medio delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" dopo il filtraggio, (elettrodo 8).

Dall'analisi complessiva di tutti i gesti è emerso un generale cambiamento degli andamenti per le due *features* nel dominio della frequenza. Infatti, da come si è potuto osservare per l'esercizio *Index* per i primi quattro elettrodi, l'evoluzione dei parametri è risultata essere differenziata tra i vari soggetti. Queste caratteristiche, inoltre, si sono riaffermate nello studio dei valori medi.

Anche a seguito del filtraggio dei segnali non è stato ottenuto il comportamento generale previsto per le varie *features* che rispecchiasse l'insorgere della fatica muscolare, soprattutto per la *Root Mean Square*. Oltre a ciò, le tendenze prevalentemente decrescenti osservate prima del filtraggio dei segnali nei primi quattro canali per le due *features* nel dominio della frequenza, sono state sostituite da andamenti più variabili tra i soggetti, escludendo in questo modo l'ipotesi che l'affaticamento muscolare potesse presentarsi nei muscoli in prossimità di tali elettrodi.

Suddivisione in intervalli da 250 ms con sovrapposizione del 50%

Come ultima analisi, per tutte e tre le *features* è stato scelto di studiare l'andamento utilizzando delle finestre temporali di 250 ms con una sovrapposizione del 50%. Per un opportuno paragone, l'esercizio *Index* è stato selezionato anche in questo caso e i soggetti presi in considerazione sono stati l'1, 3, 7 e 8 (il criterio di scelta è stato puramente casuale). Per tutti e quattro, sono stati graficati gli andamenti delle tre *features* nelle tre esecuzioni dell'esercizio e sono stati effettuati dei confronti tra i risultati ottenuti a parità di elettrodo e ripetizione. Gli elettrodi scelti sono stati i primi quattro dove, comunque, in alcune ripetizioni per i soggetti selezionati per quest'ultima analisi, è stato registrato un andamento decrescente per la MPF e la MNF durante l'analisi precedente.

Nuovamente, la RMS ha mostrato un andamento generalmente calante tra i vari soggetti e i quattro canali, con qualche picco di ricrescita in alcuni casi, come si può osservare in **Figura 3.3.19** per il primo elettrodo del soggetto 3.

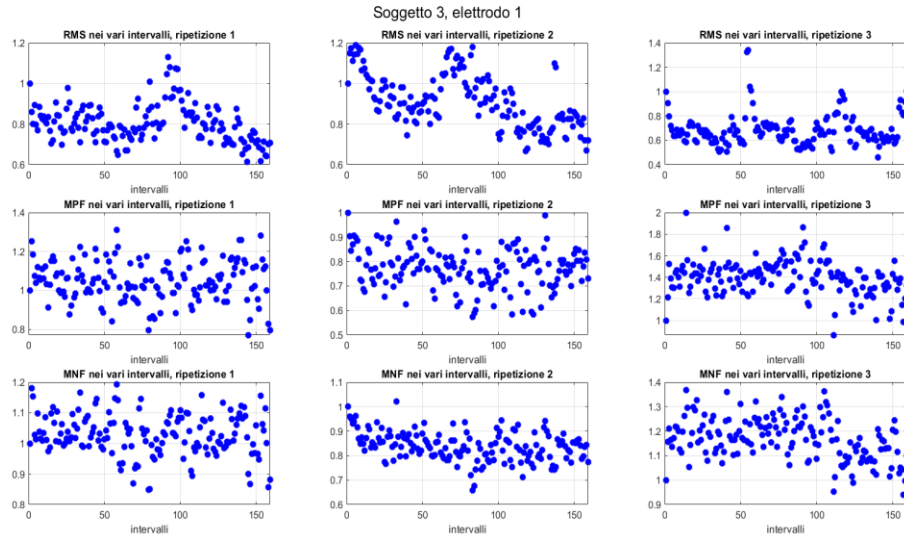


Figura 3.3.19 Andamento delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" con delle finestre di 250 ms e una sovrapposizione del 50% per il soggetto 3, (elettrodo 1).

Per quanto riguarda la MPF e la MNF, si è osservato come i dati risultino essere molto più dispersi rispetto alla RMS e non è stato evidenziato un generale andamento decrescente o crescente tranne in rari casi. Ad esempio, come viene mostrato in **Figura 3.3.20** nel quarto canale del soggetto 1 per la prima e l'ultima ripetizione, in **Figura 3.3.21** nel quarto canale del soggetto 3 per l'ultima esecuzione e in **Figura 3.3.19** nella seconda ripetizione.

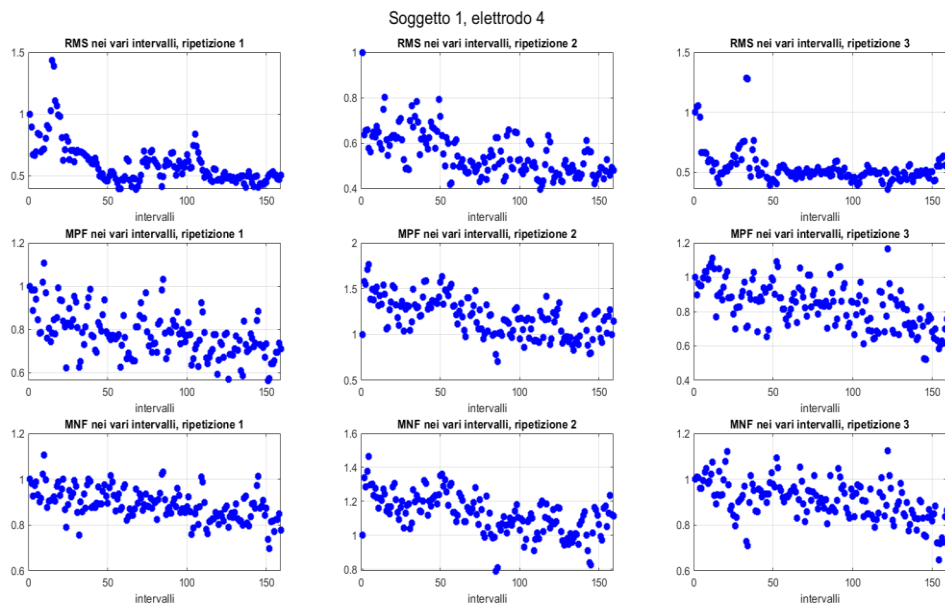


Figura 3.3.20: Andamento delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" con delle finestre di 250 ms e una sovrapposizione del 50% per il soggetto 1, (elettrodo 4).

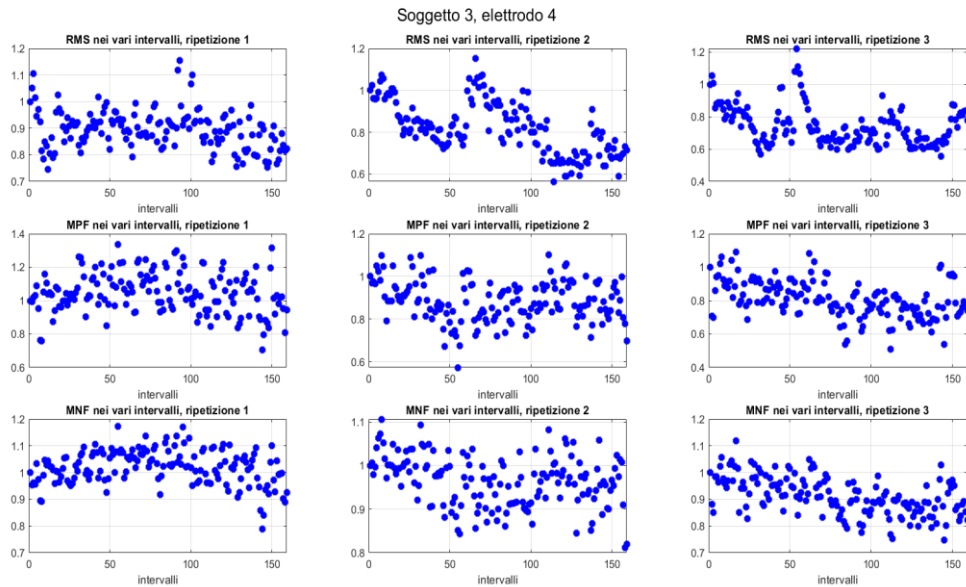


Figura 3.3.21: Andamento delle tre features nelle tre ripetizioni dell'esercizio "I" con delle finestre di 250 ms e una sovrapposizione del 50% per il soggetto 3, (elettrodo 4).

Tale analisi è stata poi condotta sugli esercizi *Hand Close*, *Index-Middle* e *Index-Middle-Ring* prendendo in esame altri soggetti rispetto al caso precedente, ma i risultati ottenuti sono stati pressoché simili. In sintesi, anche questo ultimo studio ha riportato esiti non conformi con quelli previsti in caso di insorgenza di fatica muscolare.

Discussione dei risultati dall'analisi dei dati filtrati

Riassumendo, dall'osservazione dei risultati ottenuti, la RMS tende ad avere quasi sempre un andamento prevalentemente decrescente per le varie ripetizioni e per i vari esercizi. Tuttavia, questo non si può dire per la MPF e la MNF dove, invece, non si riscontra quasi mai una tendenza strettamente decrescente. Al contrario, tali parametri sembrerebbero seguire una evoluzione più variabile tra i vari soggetti. Infatti, per alcuni di essi si registra una leggera diminuzione, mentre per altri si ha uno sviluppo più irregolare e altri ancora evidenziano un aumento delle due *features* al progredire degli intervalli. Anche utilizzando finestre temporali di 250 ms, con uno scorrimento di 125 ms, non è stato rilevato un andamento decrescente della MPF e della MNF, ma molto più variabile e con dati più dispersi.

Di conseguenza, è possibile supporre che, probabilmente a causa della semplicità dei gesti svolti o dal limitato periodo di mantenimento della contrazione, la fatica muscolare non si manifesti

in maniera chiara per nessuno degli otto soggetti durante l'esecuzione dei vari esercizi, oppure che tale condizione si verifichi unicamente in un numero ridotto di soggetti.

3.4 Algoritmi di classificazione

Dopo l'analisi condotta per lo studio della fatica muscolare dal segnale sEMG dei vari soggetti, si è proceduto con l'attuare la classificazione dei vari gesti. Gli algoritmi di classificazione che sono stati utilizzati sono due: *Support Vector Machine* (SVM) e *Linear Discriminant Analysis* (LDA).

Support Vector Machine (SVM)

L'algoritmo di *machine learning* SVM rappresenta essenzialmente un metodo di apprendimento supervisionato per effettuare classificazioni, per le quali vengono utilizzate trasformazioni di dati ottimali che definiscono i confini tra i punti in base a classi, etichette o *output* predefiniti. L'obiettivo principale dell'algoritmo SVM consiste nell'individuare un iperpiano che separi in modo distinguibile i dati appartenenti a classi differenti. Di conseguenza, tale iperpiano è posizionato in modo tale da garantire un margine, tra le classi in esame, il più ampio possibile [15], come rappresentato in **Figura 3.4.1**.

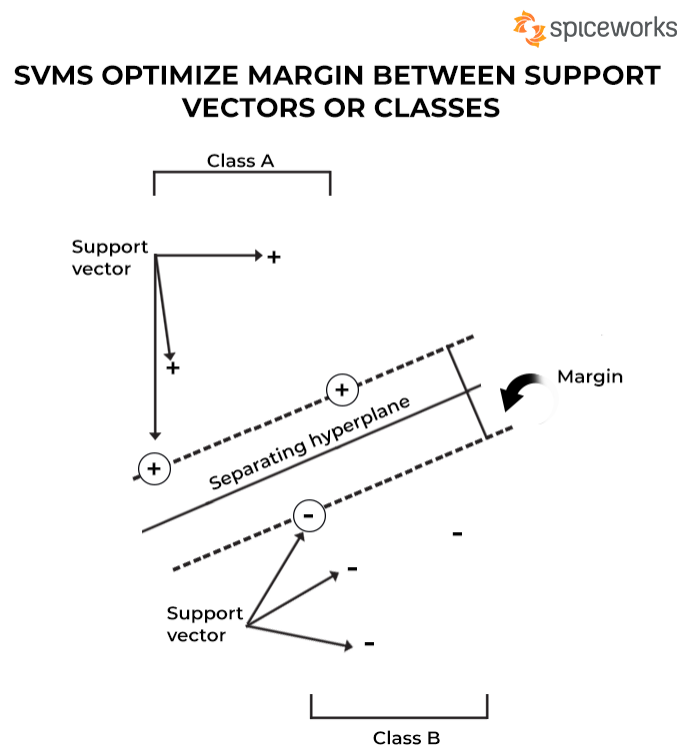


Figura 3.4.1: Esempio grafico del funzionamento del classificatore SVMs [15].

I modelli SVM sono generalmente classificati in due tipologie: SVM semplice (o lineare) e SVM “kernel” (o non lineare) [15]. In questo lavoro è stata utilizzata la tipologia lineare di SVM, nella quale si cerca di separare i dati utilizzando come iperpiano una linea retta in uno spazio a due dimensioni.

Linear Discriminant Analysis (LDA)

Il modello LDA è un classico algoritmo di apprendimento lineare e il suo funzionamento si basa su un set di dati in ingresso per addestrare il classificatore, che poi vengono proiettati in uno spazio a bassa dimensione rendendo i punti di proiezione degli stessi dati il più vicini possibile, mentre quelli di dati diversi il più lontano possibile. Una rappresentazione grafica di quanto spiegato viene fornita in **Figura 3.4.2**. I dati per la fase di *test*, poi, vengono proiettati nello stesso spazio dimensionale e quindi classificati in base alla posizione dei punti di proiezione [2].

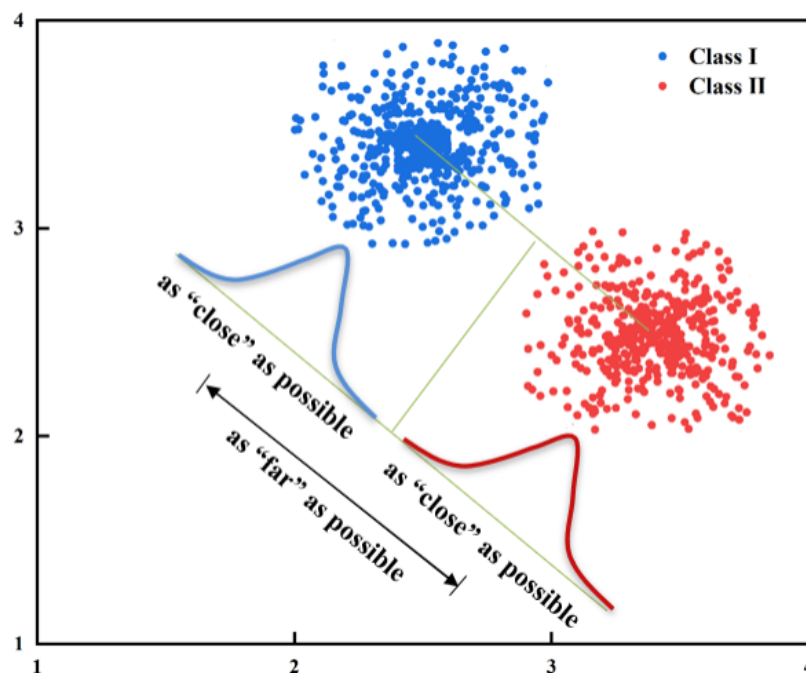


Figura 3.4.2: Esempio grafico del funzionamento del classificatore LDA [2].

Inoltre, per garantire che i punti di proiezione dei dati siano ravvicinati, la loro covarianza dovrebbe essere minimizzata, mentre le distanze tra i centri di diversi tipi di classi devono essere lontane in modo da avere una maggiore separazione delle proiezioni [2].

- *Slope Sign Changes* (SSC): rappresenta il numero di volte in cui la pendenza del segnale cambia segno in una finestra temporale di N campioni, la formula per il calcolo di tale *feature* è mostrata nell'**Eq. 5**:

$$SSC = \sum_{i=2}^{N-1} [f[(x_i - x_{i-1}) \times (x_i - x_{i+1})]] \quad (5)$$

$$\text{dove } f(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x > \text{soglia} \\ 0, & \text{altrimenti} \end{cases}$$

- *Waveform Length* (WL): rappresenta la somma delle derivate numeriche in una finestra di N campioni e fornisce informazioni riguardo la complessità del segnale, può essere calcolata come:

$$WL = \sum_{i=1}^N |x_i - x_{i-1}| \quad (6)$$

- *Autoregressive Model* (AR): il modello AR fa parte di un gruppo di metodi di previsione lineare, il cui scopo è quello di prevedere un valore y_n di una serie temporale di dati sulla base dei valori precedenti (y_{n-1}, y_{n-2}, \dots). Affinché sia possibile stimare tale valore è necessario determinare i coefficienti (a_1, a_2, \dots, a_p) che compaiono nell'**Eq. 7**:

$$\hat{y}_n = \sum_{i=1}^p a_i y_{n-i} \quad (7)$$

dove \hat{y}_n è il valore stimato del segnale al tempo n, a_i è il coefficiente i-esimo e p è l'ordine del modello AR.

- *Integrated Absolute Value* (IAV): rappresenta la somma dei valori assoluti del segnale in una finestra temporale di N campioni, matematicamente:

$$IAV = \sum_{i=1}^N |x_i| \quad (8)$$

[16][17]

Il valore di soglia 0 è stato settato per la *Slope Sign Changes* e lo *Zero Crossing*, mentre per l'*Autoregressive Model* è stato scelto come ordine il quarto, ottenendo un totale di quattro coefficienti da ogni finestra temporale. Inoltre, è stato effettuato anche un controllo per quanto riguarda la SSC e la ZC, per verificare che l'utilizzo del valore 0 come soglia non avesse comportato alcun tipo di problematica e non risultassero valori "NaN" (*Not a Number*)

all'interno dei vettori. Tale problema non è stato riscontrato. Dopo aver calcolato tali *features* per tutte le finestre da 200 ms di ciascuna ripetizione per tutti gli esercizi e per gli otto canali, sono state realizzate le matrici per il *training* e il *test* dei classificatori. Per il *training* si è deciso di considerare i segnali registrati nelle prime due ripetizioni, mentre i dati relativi alla terza prova sono stati utilizzati per testare i classificatori. Per tali motivi, i dati utilizzati in queste due fasi sono stati differenti, cioè non provenienti dalla stessa acquisizione. Inizialmente, per il primo intervallo temporale della prima ripetizione di uno dei quindici esercizi, sono state concatenate orizzontalmente le colonne contenenti le *features* estratte da tale periodo, relativamente al primo elettrodo. Questa struttura è stata ripetuta per i restanti sette canali e le matrici ottenute sono state concatenate orizzontalmente. Procedimento analogo è stato svolto con i valori ottenuti dal primo intervallo della seconda ripetizione del medesimo esercizio, concatenando, poi, verticalmente le matrici ricavate, come si può vedere in **Figura 3.5.2**. Successivamente, tale procedimento è stato ripetuto per ciascuno dei restanti quattordici esercizi e tutte le matrici sono state concatenate verticalmente, aggiungendo una colonna finale per assegnare una *label* a ogni gesto. In questo modo, è stata sviluppata la matrice di *training* relativa al primo intervallo per il soggetto 1.

		canale 1							canale 8							label	
		RMS	MAV	ZC	WL	AR(1,2,3,4)	SSC	IAV		RMS	MAV	ZC	WL	AR(1,2,3,4)	SSC	IAV		
p r i m o e s e r c i z i o	r i p e t i z i o n e 1																
		r i p e t i z i o n e 2															

Figura 3.5.2: Rappresentazione della struttura ottenuta con solo un esercizio durante la realizzazione della matrice per il training.

Questo procedimento è stato applicato in maniera analoga anche per gli altri tre periodi temporali, nella quale è stato suddiviso il segnale originario, ottenendo un totale di quattro matrici per l'addestramento dei classificatori.

Conseguentemente, le stesse operazioni sono state svolte per i quattro intervalli estratti dalla terza ripetizione, ottenendo così le quattro matrici per la fase di *test*.

Tale elaborazione dei dati è stata replicata per i successivi sette soggetti e la classificazione che è stata svolta in seguito è stata di tipo intrapersonale, ossia utilizzando individualmente per l'addestramento e la fase di prova i dati di ogni singolo soggetto, senza considerare insieme dati provenienti da diversi individui.

In aggiunta, prima di procedere con la classificazione, ogni colonna della matrice per il *training* è stata standardizzata, ovvero è stato calcolato il valore medio e la deviazione standard di ogni colonna per poi sottrarre ad ognuna di essa la relativa media e dividendo tutto per la sua deviazione standard, come mostrato nell' **Eq. 9**:

$$x' = \frac{x - \mu}{\sigma} \quad (9)$$

dove x è la colonna relativa ad una delle *features*, μ è la media dei valori di tale colonna, σ la sua deviazione standard e x' è la colonna standardizzata.

I valori medi e le deviazioni standard per ogni colonna sono stati salvati ed utilizzati anche per poter standardizzare le rispettive colonne della matrice di *test*, come comunemente effettuato in applicazioni in tempo reale.

Si è quindi proceduto a validare e testare i 2 modelli *machine learning* precedentemente citati in differenti configurazioni. Nelle prime tre sessioni i classificatori sono stati addestrati utilizzando il primo, l'ultimo e il penultimo intervallo temporale per poi effettuate il *test* su tutte e quattro le finestre, questo per ciascun soggetto. Nell'ultima sessione è stato scelto di testare i classificatori impiegando ciascuna delle sette *features* separatamente, utilizzando per l'addestramento i primi 5 secondi di segnale per poi svolgere il *testing* sul primo e ultimo periodo di tempo. Lo scopo di questo ultimo *test* era di verificare con quale *feature* si ottenesse la massima accuratezza e simultaneamente la minima variazione tra i due intervalli, dimostrando maggior robustezza.

Al fine di quantificare l'efficacia della classificazione dei due modelli utilizzati, la metrica adoperata è stata l'accuratezza, definita come il rapporto tra il numero di classi correttamente

predette e il numero totale di previsioni possibili. La formula che esprime tale misura è la seguente:

$$\text{Accuratezza} = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \quad (10)$$

dove TP rappresenta il numero di campioni positivi correttamente classificati come positivi e TN rappresenta il numero di campioni che sono stati correttamente classificati come negativi, mentre FP e FN indicano rispettivamente il numero di campioni negativi classificati come positivi e il numero di campioni positivi classificati come negativi. In particolar modo, questi ultimi due valori indicano, quindi, il numero delle classi che sono state predette in maniera errata. Date queste definizioni, $TP + TN$ rappresenterà il numero totale di campioni classificati in maniera corretta e $TP + TN + FP + FN$ il numero di campioni in totale.

Per ciascuna sessione, vengono riportati gli andamenti medi di accuratezza calcolati dai valori ottenuti dagli otto soggetti e i livelli medi raggiunti in ciascun intervallo da entrambi i classificatori. Inoltre, sono indicate con dei grafici a colonne, le variazioni di accuratezza tra intervalli per tutti i soggetti. I valori, derivanti dalle procedure di classificazione, sono stati espressi in percentuale.

4. RISULTATI

Nel seguente capitolo verranno riportati i risultati ottenuti dalla classificazione dei vari gesti durante le quattro sessioni di classificazione.

4.1 Training con il primo intervallo di cinque secondi

Per il primo studio, i classificatori sono stati addestrati con le *features* estratte dai primi 5 secondi di segnale delle prime due esecuzioni di ogni esercizio, per poi testarli con tutti e quattro gli intervalli di 5 secondi della terza ripetizione di tutti i gesti.

Come si può osservare dai grafici raffiguranti gli andamenti medi delle accuratze ottenute, si riscontra un andamento progressivamente decrescente da una finestra alla successiva, sia con SVM (**Figura 4.1.1**) che con LDA (**Figura 4.1.2**). Inoltre, oltre alla riduzione della media, si nota come la deviazione standard tenda ad aumentare, indicando una maggiore dispersione dei dati intorno al valore medio.

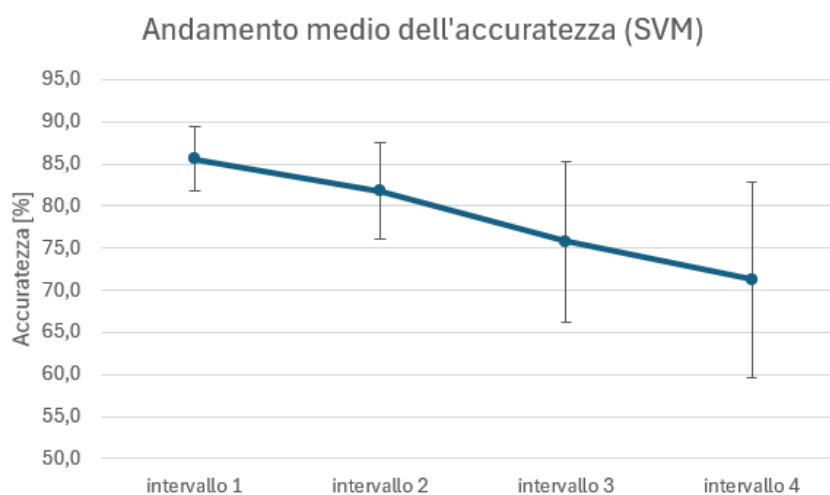


Figura 4.1.1: Andamento dell'accuratezza media per il classificatore SVM con training effettuato con i primi 5 secondi.

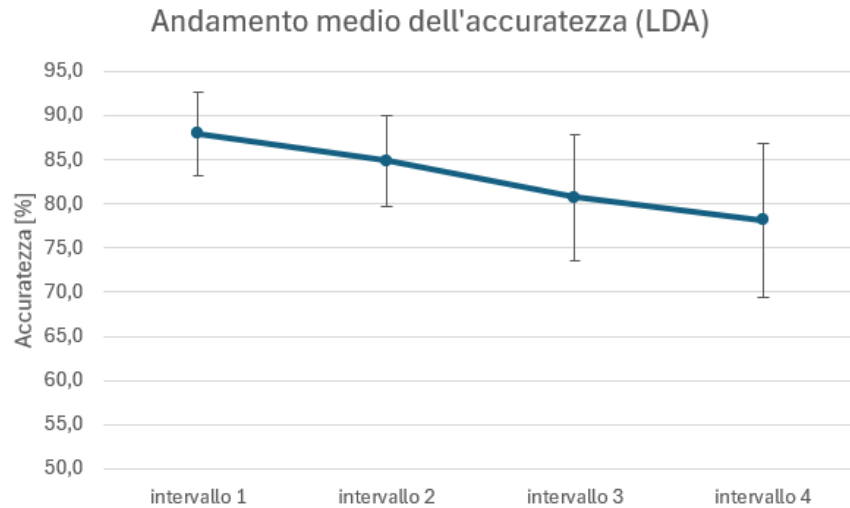


Figura 4.1.2: Andamento dell'accuratezza media per il classificatore LDA con training effettuato con i primi 5 secondi.

Questo andamento si è riscontrato nella maggior parte dei soggetti esaminati ad eccezione del 5, 6 e 7. Infatti, come si può osservare in **Figura 4.1.3**, per il soggetto 5 l'andamento dell'accuratezza è risultato essere quasi costante con un range di variazione di circa l'1% e per il soggetto 6 tale comportamento è stato osservato solo per il classificatore LDA, come si può vedere in **Figura 4.1.4**.

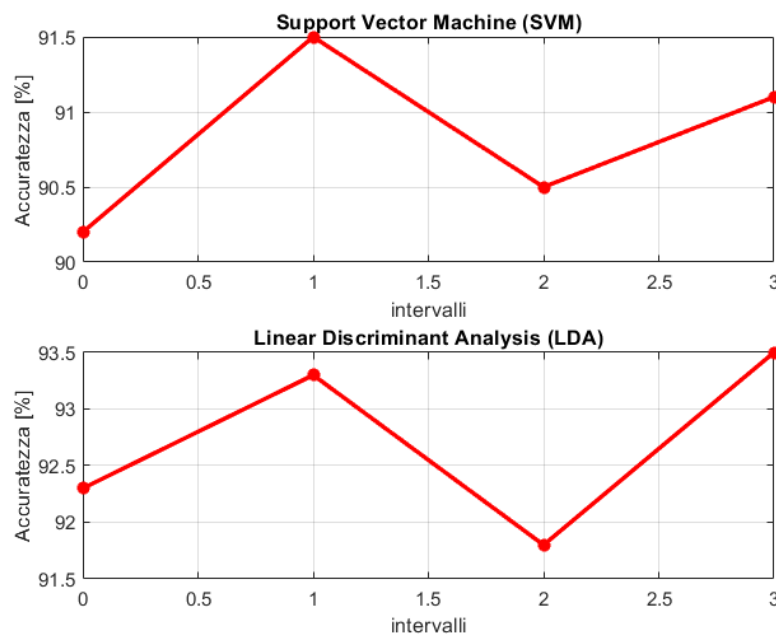


Figura 4.1.3: Andamento dell'accuratezza dei due classificatori per il soggetto 5 con training effettuato con i primi 5 secondi.

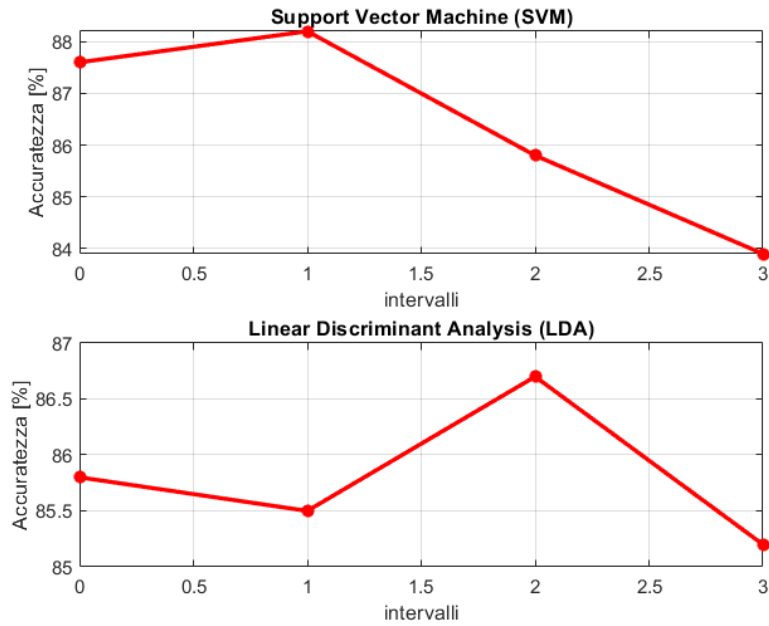


Figura 4.1.4: Andamento dell'accuratezza dei due classificatori per il soggetto 6 con training effettuato con i primi 5 secondi.

Al contrario, con SVM per il soggetto 6 dopo un iniziale incremento si è registrato un calo, analogo a quanto accaduto con entrambi i modelli per il soggetto 7 (Figura 4.1.5).

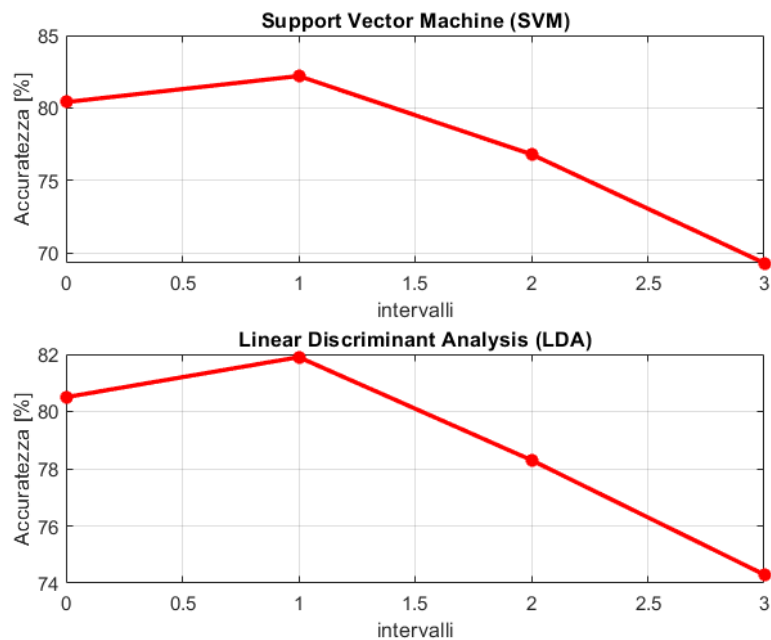


Figura 4.1.5: Andamento dell'accuratezza dei due classificatori per il soggetto 7 con training effettuato con i primi 5 secondi.

Nel grafico a colonne in **Figura 4.1.6** vengono riportati i valori medi di accuratezza raggiunti dai due classificatori in ciascun intervallo. Si evidenzia come la *Linear Discriminant Analysis* si sia mostrata più efficace rispetto alla *Support Vector Machine* in tutti e quattro gli intervalli temporali, ottenendo valori più elevati.

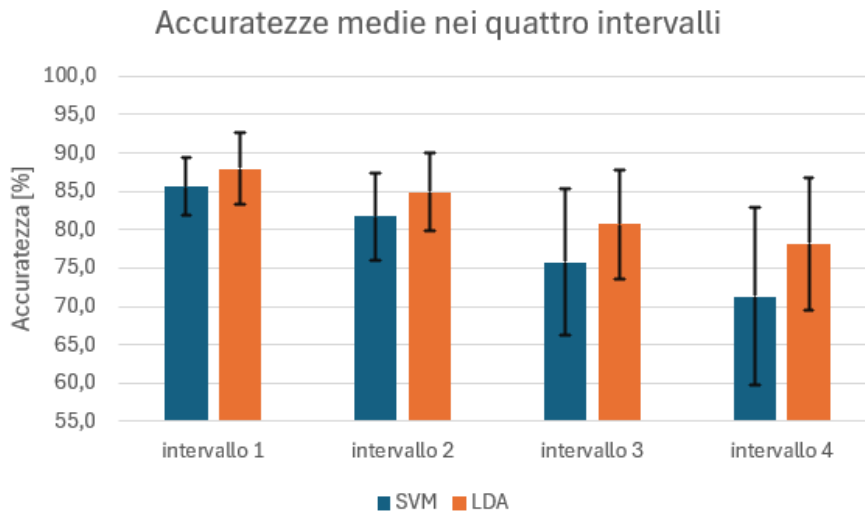


Figura 4.1.6: Accuratezze medie ottenute nei vari intervalli dai due classificatori con training effettuato con i primi 5 secondi.

Per avere un'idea generale riguardo le variazioni di accuratezze ottenute tra il primo e l'ultimo intervallo, in **Figura 4.1.7** vengono riportate le differenze in accuratezza ottenute per tutti i soggetti con entrambi i classificatori. Si nota come le variazioni più ampie siano state registrate per i soggetti 1, 3, 4 e 8, mentre per il soggetto 5 è stato rilevato un lieve aumento dell'accuratezza tra il primo e il quarto intervallo. In media, le variazioni sono state pari al 14.3% con SVM e al 9.8% con LDA.

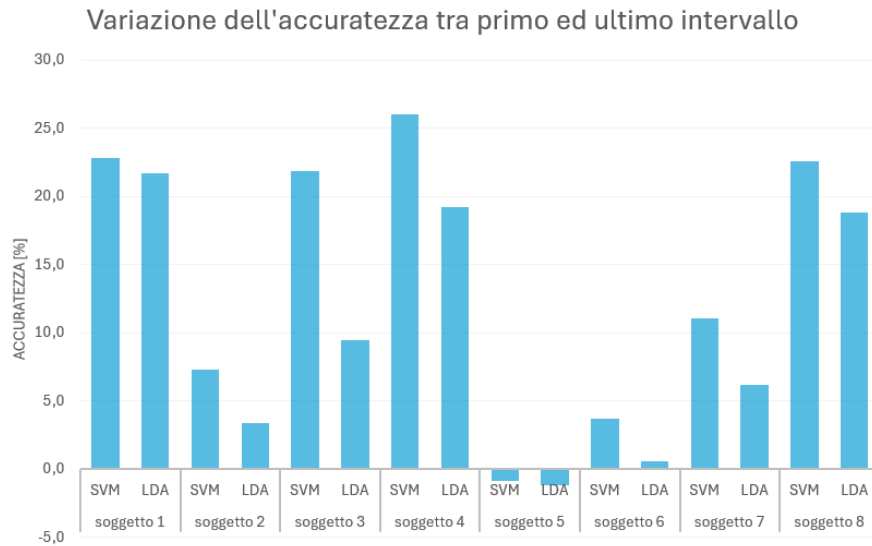


Figura 4.1.7: Variazioni dell'accuratezza tra il primo e l'ultimo intervallo per tutti i soggetti con i classificatori SVM e LDA con training effettuato con i primi 5 secondi.

Risultati ottenuti in tutti gli intervalli per tutti i soggetti

Nelle seguenti tabelle vengono riportati tutti i valori di accuratezza, espressi in percentuale, ottenuti dalla classificazione per tutti i soggetti nei diversi intervalli per il classificatore SVM e LDA.

	SOGGETTO 1		SOGGETTO 2		SOGGETTO 3		SOGGETTO 4	
	SVM	LDA	SVM	LDA	SVM	LDA	SVM	LDA
INTERVALLO 1	91.0	94.1	83.0	83.4	84.9	91.5	85.1	86.6
INTERVALLO 2	82.8	83.8	80.0	83.2	76.3	87.3	75.8	75.9
INTERVALLO 3	76.5	76.1	77.0	82.1	72.9	84.7	62.3	68.8
INTERVALLO 4	68.2	72.4	75.7	80.0	63.0	82.0	59.1	67.4

Tabella 4.1.1: Accuratezze ottenute nei quattro intervalli con LDA e SVM per i soggetti 1, 2, 3 e 4 con training effettuato con i primi 5 secondi.

	SOGGETTO 5		SOGGETTO 6		SOGGETTO 7		SOGGETTO 8	
	SVM	LDA	SVM	LDA	SVM	LDA	SVM	LDA
INTERVALLO 1	90.2	92.3	87.6	85.8	80.4	80.5	82.3	89.2
INTERVALLO 2	91.5	93.3	88.2	85.5	82.2	81.9	77.1	87.9
INTERVALLO 3	90.5	91.8	85.8	86.7	76.8	78.3	64.2	77.3
INTERVALLO 4	91.1	93.5	83.9	85.2	69.3	74.3	59.7	70.4

Tabella 4.1.2: Accuratezze ottenute nei quattro intervalli con LDA e SVM per i soggetti 5, 6, 7 e 8 con training effettuato con i primi 5 secondi.

4.2 Training con l'ultimo intervallo di cinque secondi

Come seconda analisi, è stato scelto di addestrare i modelli di classificazione con gli ultimi cinque secondi delle prime due ripetizioni di ciascun gesto.

Dai risultati medi ottenuti in ciascun intervallo, si osserva come si abbia un netto aumento tra il primo e secondo intervallo e poi una graduale decrescita, molto più marcata per il classificatore SVM (Figura 4.2.1) che per LDA (Figura 4.2.2). Tale andamento è stato ritenuto anomalo, poiché ci si aspettava un aumento progressivo dell'accuratezza dal primo al quarto intervallo.

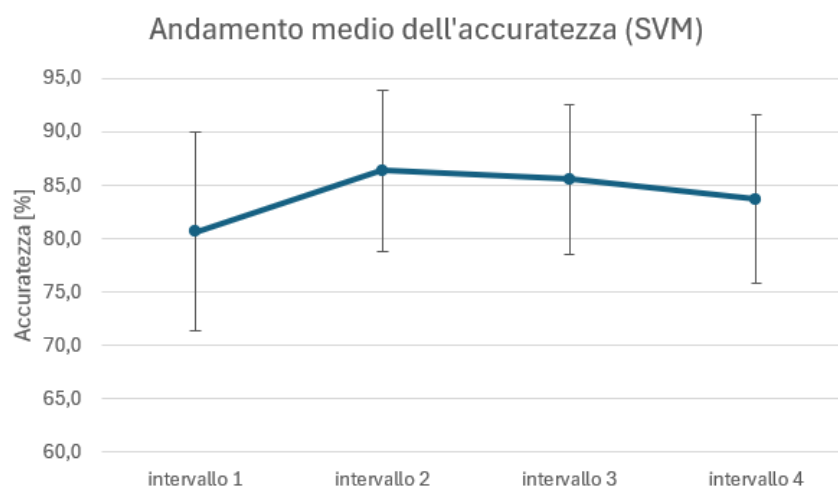


Figura 4.2.1: Andamento dell'accuratezza media per il classificatore SVM con training effettuato con gli ultimi 5 secondi.

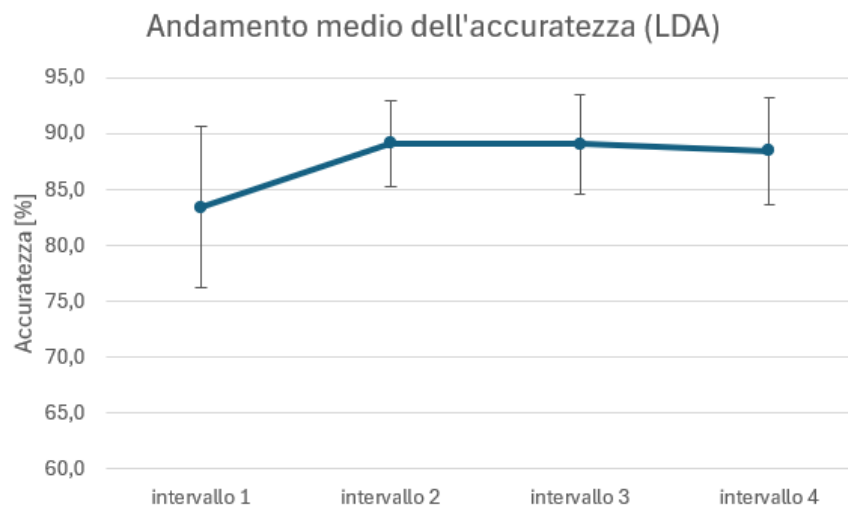


Figura 4.2.2: Andamento dell'accuratezza media per il classificatore LDA con training effettuato con gli ultimi 5 secondi.

Questa tendenza è stata osservata nei soggetti 1, 2, 6 (con SVM) e 7, mentre nei restati sono stati rilevati degli sviluppi differenti. Ad esempio, come è visibile in **Figura 4.2.3** e **4.2.4**, rispettivamente per il soggetto 3 e 5, si è registrato un andamento crescente conforme con quello che ci si aspettava di ottenere.

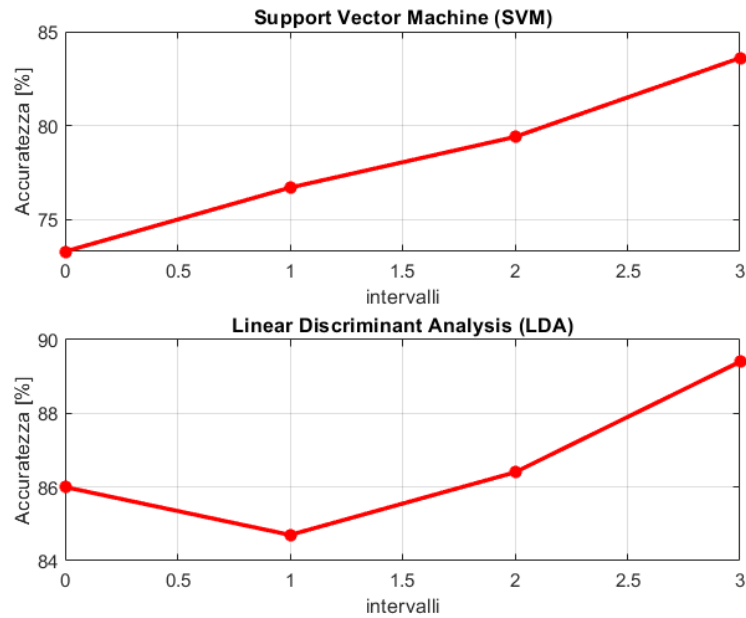


Figura 4.2.3: Andamento dell'accuratezza dei due classificatori per il soggetto 3 con training effettuato con gli ultimi 5 secondi.

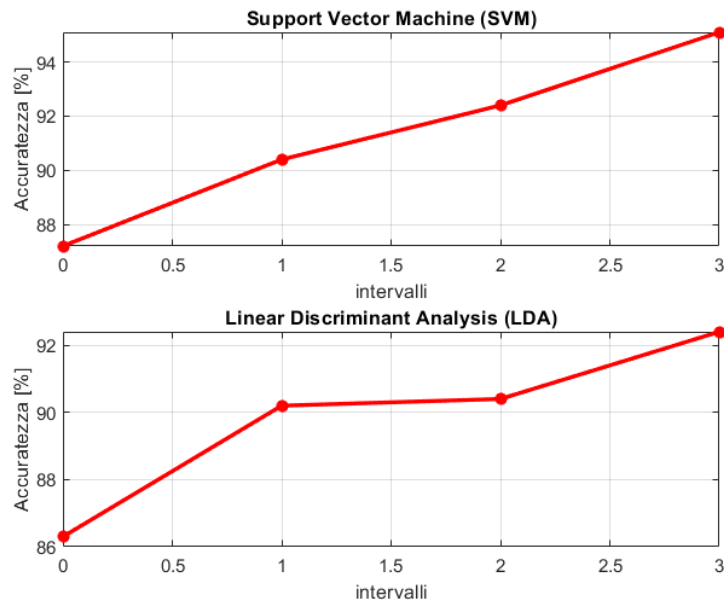


Figura 4.2.4: Andamento dell'accuratezza dei due classificatori per il soggetto 5 con training effettuato con gli ultimi 5 secondi.

Nel caso del soggetto 4, al contrario, si è verificato un calo dell'accuratezza al progredire degli intervalli, come rappresentato in **Figura 4.2.5**.

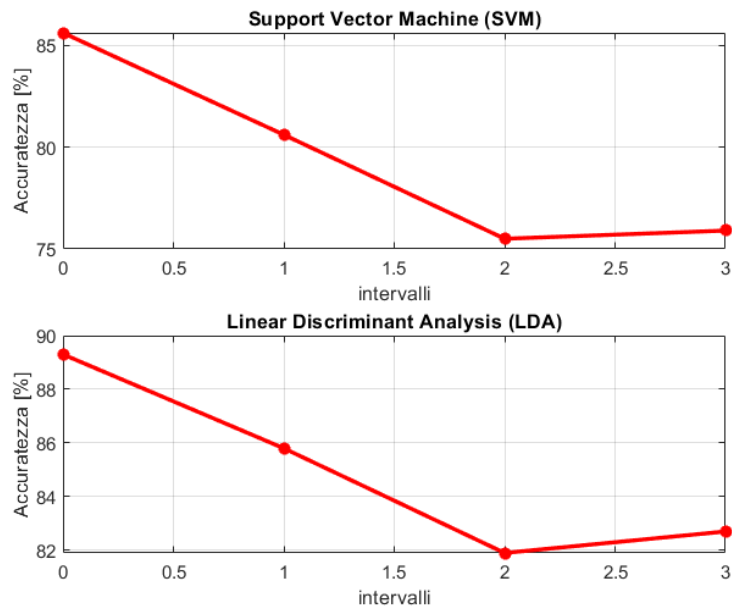


Figura 4.2.5: Andamento dell'accuratezza dei due classificatori per il soggetto 4 con training effettuato con gli ultimi 5 secondi.

Infine, la massima accuratezza è stata ottenuta nel terzo intervallo con LDA per il soggetto 6 (**Figura 4.2.6**) e in tutti e due i classificatori per il soggetto 8 (**Figura 4.2.7**).

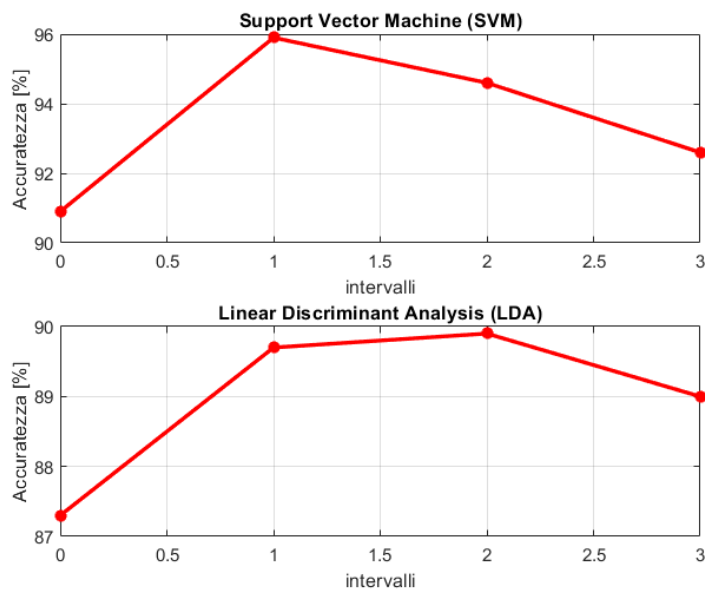


Figura 4.2.6: Andamento dell'accuratezza dei due classificatori per il soggetto 6 con training effettuato con gli ultimi 5 secondi.

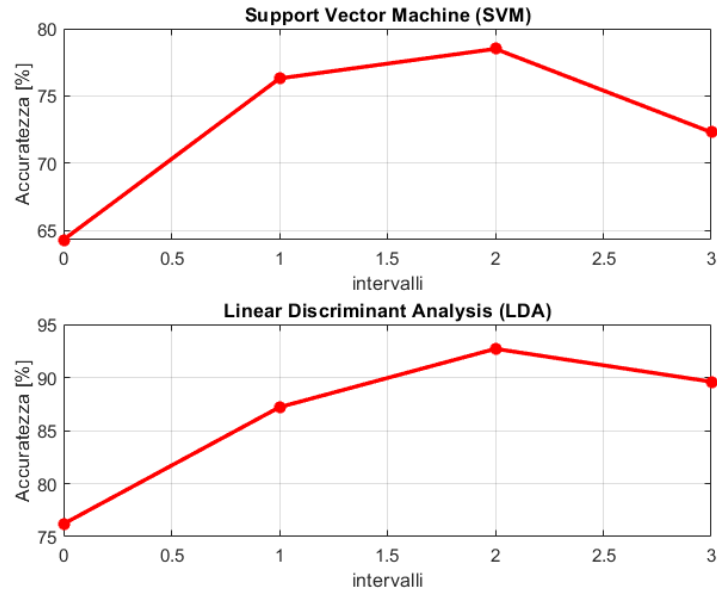


Figura 4.2.7: Andamento dell'accuratezza dei due classificatori per il soggetto 8 con training effettuato con gli ultimi 5 secondi.

Il modello LDA si è dimostrato superiore anche in questo secondo studio, registrando livelli più elevati di accuratezza in tutti e quattro gli intervalli temporali, come raffigurato in **Figura 4.2.8**.

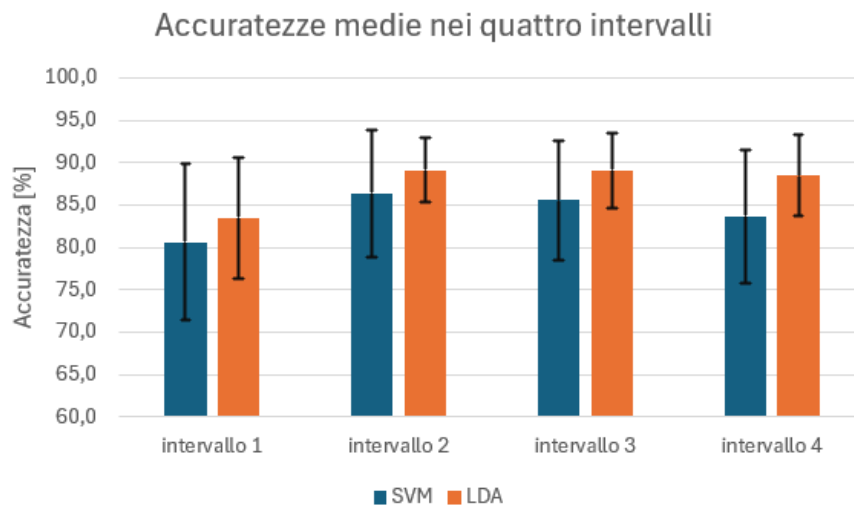


Figura 4.2.8: Accuratezze medie ottenute nei vari intervalli dai due classificatori con training effettuato con gli ultimi 5 secondi.

Anche in questo caso, vengono riportate in **Figura 4.2.9** le variazioni di accuratezza per ciascun soggetto, questa volta ottenute dalla differenza tra i valori dell'ultimo e del primo intervallo. Variazioni negative, in questa occasione, sono state osservate per il soggetto 4 con entrambi i

classificatori e per il soggetto 2 con SVM. Le variazioni medie sono state pari al 3.1% per la *Support Vector Machine* e al 5.0% per la *Linear Discriminant Analysis*.

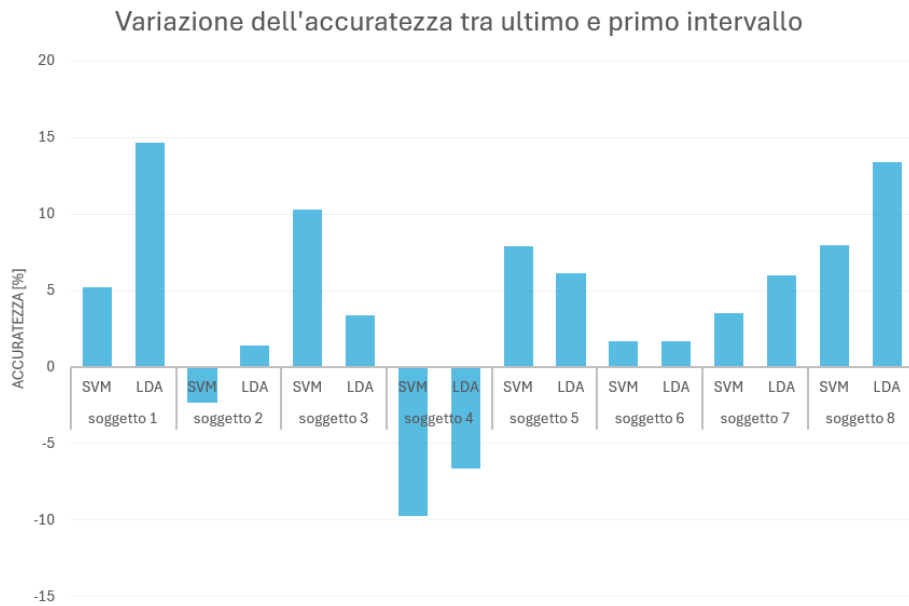


Figura 4.2.9: Variazioni dell'accuratezza tra l'ultimo e il primo intervallo per tutti i soggetti con i classificatori SVM e LDA con training effettuato con gli ultimi 5 secondi.

Risultati ottenuti in tutti gli intervalli per tutti i soggetti

Nelle tabelle sottostanti sono presentati tutti i valori di accuratezza ottenuti dalla classificazione nei vari intervalli per ciascun soggetto con i classificatori SVM e LDA, espressi in percentuale.

	SOGGETTO 1		SOGGETTO 2		SOGGETTO 3		SOGGETTO 4	
	SVM	LDA	SVM	LDA	SVM	LDA	SVM	LDA
INTERVALLO 1	78.1	75.5	89.7	93.0	73.3	86.0	85.6	89.3
INTERVALLO 2	90.0	91.5	93.1	96.8	76.7	84.7	80.6	85.8
INTERVALLO 3	86.3	91.1	91.0	95.5	79.4	86.4	75.5	81.9
INTERVALLO 4	83.3	90.2	87.4	94.4	83.6	89.4	75.9	82.7

Tabella 4.2.1: Accuratezze ottenute nei quattro intervalli con LDA e SVM per i soggetti 1, 2, 3 e 4 con training effettuato con gli ultimi 5 secondi.

	SOGGETTO 5		SOGGETTO 6		SOGGETTO 7		SOGGETTO 8	
	SVM	LDA	SVM	LDA	SVM	LDA	SVM	LDA
INTERVALLO 1	87.2	86.3	90.9	87.3	76.0	74.0	64.3	76.2
INTERVALLO 2	90.4	90.2	95.9	89.7	88.1	87.1	76.3	87.2
INTERVALLO 3	92.4	90.4	94.6	89.9	86.7	84.5	78.5	92.7
INTERVALLO 4	95.1	92.4	92.6	89.0	79.5	80.0	72.3	89.6

Tabella 4.2.2: Accuratezze ottenute nei quattro intervalli con LDA e SVM per i soggetti 5, 6, 7 e 8 con training effettuato con gli ultimi 5 secondi.

4.3 Training con il penultimo intervallo di cinque secondi

Nella penultima sessione di classificazione, i modelli SVM e LDA sono stati addestrati utilizzando il terzo intervallo da cinque secondi. Quello che ci si aspettava di osservare è che la massima accuratezza fosse ottenuta nel terzo periodo temporale, per poi osservare un graduale calo del valore negli intervalli precedenti e successivi.

Come si può vedere dai valori medi nelle quattro finestre in **Figura 4.3.1** per SVM e **Figura 4.3.2** per LDA, il picco massimo è stato raggiunto nel secondo intervallo, per poi registrare un calo negli intervalli adiacenti. Per questo, anche in questo caso, non si è ottenuto l'andamento previsto.

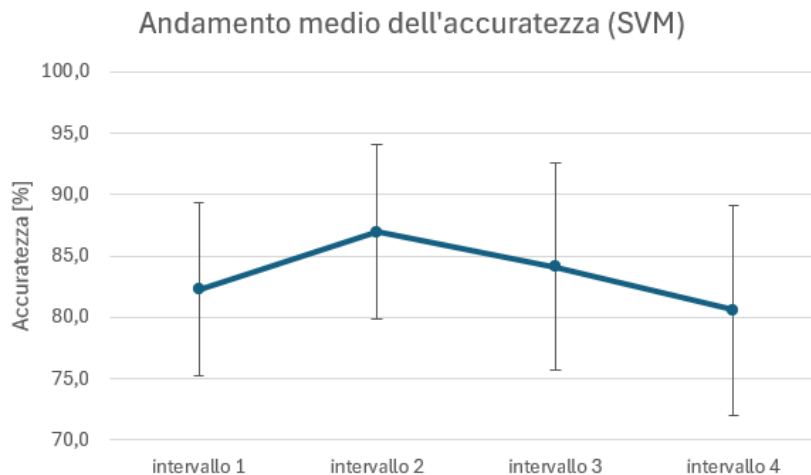


Figura 4.3.1: Andamento dell'accuratezza media per il classificatore SVM con training effettuato con i penultimi 5 secondi.

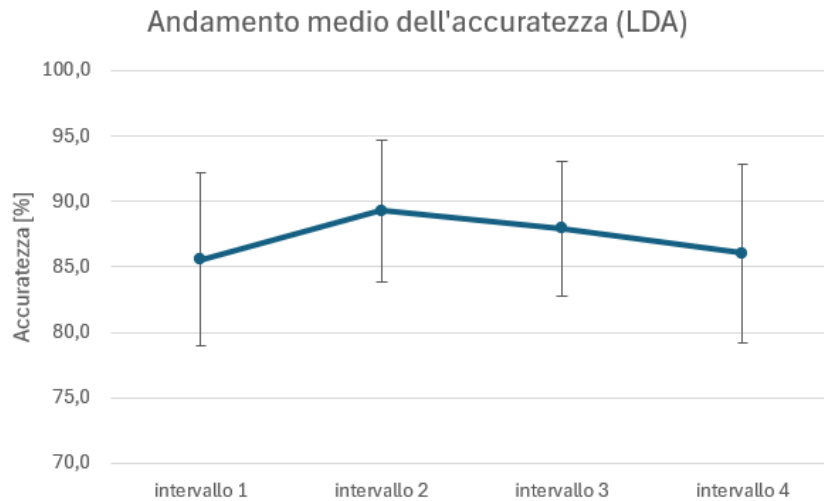


Figura 4.3.2: Andamento dell'accuratezza media per il classificatore LDA con training effettuato con *i* penultimi 5 secondi.

Anche in questa circostanza, alcuni soggetti hanno mostrato andamenti variabili rispetto a quelli medi. Ad esempio, per i soggetti 3 (**Figura 4.3.3**) e 4 (**Figura 4.3.4**), si può notare un graduale calo dell'accuratezza tra il primo e quarto intervallo con entrambi i modelli.

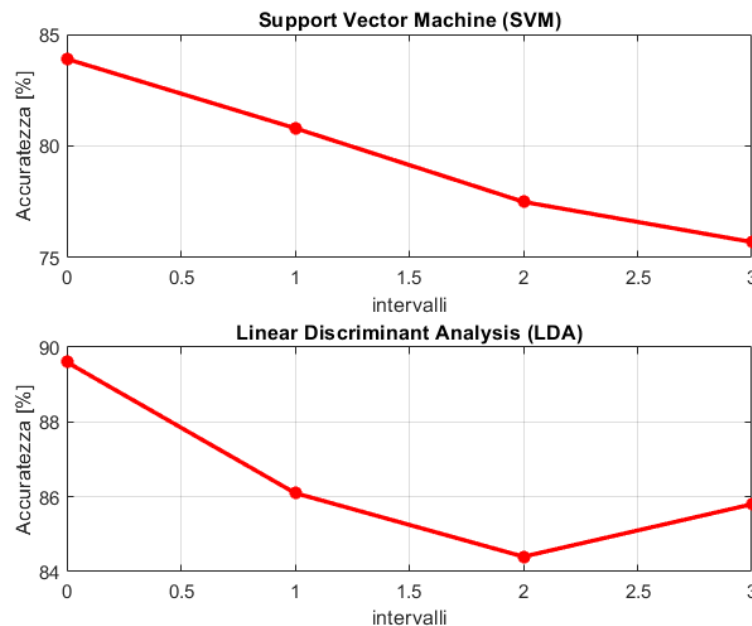


Figura 4.3.3: Andamento dell'accuratezza dei due classificatori per il soggetto 3 con training effettuato con *i* penultimi 5 secondi.

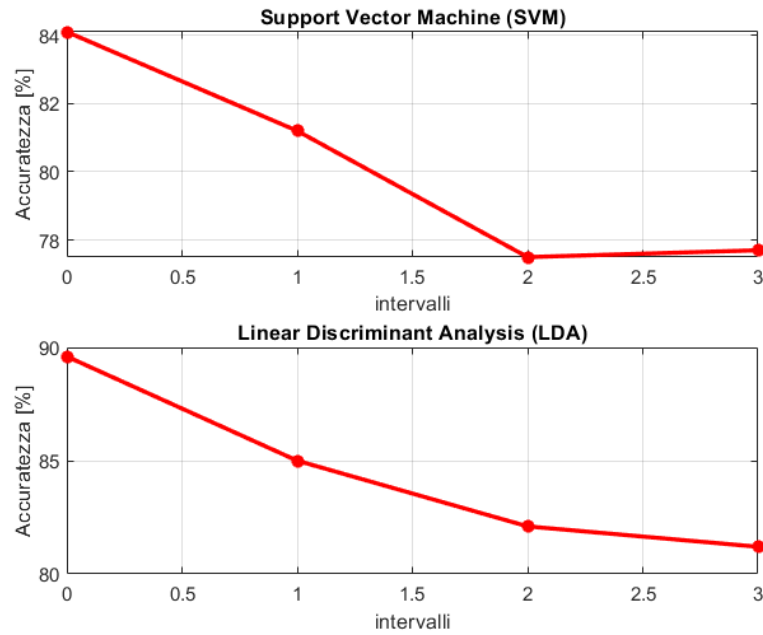


Figura 4.3.4: Andamento dell'accuratezza dei due classificatori per il soggetto 4 con training effettuato con i penultimi 5 secondi.

Per il soggetto 5, invece, si è osservato un incremento dell'accuratezza al progredire degli intervalli in entrambi i classificatori, anche se con il classificatore LDA l'andamento è risultato essere più lineare rispetto ad SVM, come si può vedere in **Figura 4.3.5**.

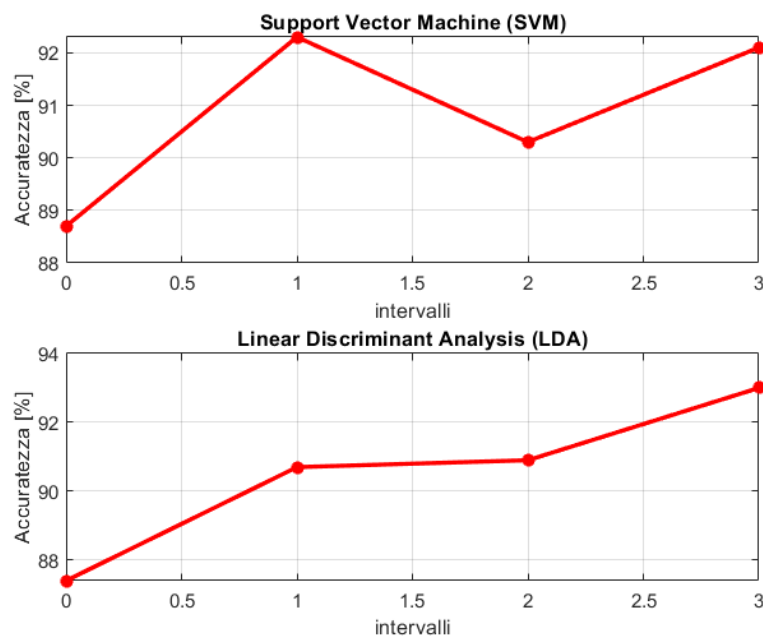


Figura 4.3.5: Andamento dell'accuratezza dei due classificatori per il soggetto 5 con training effettuato con i penultimi 5 secondi.

Per i soggetti 2 e 8, con l'impiego della *Linear Discriminant Analysis* si è osservato un comportamento conforme con quanto ipotizzato, mentre con la *Support Vector Machine* l'accuratezza massima è stata ottenuta nel secondo periodo temporale. I grafici raffiguranti quanto spiegato sono mostrati in **Figura 4.3.6** e **Figura 4.3.7** rispettivamente per il soggetto 2 e 8.

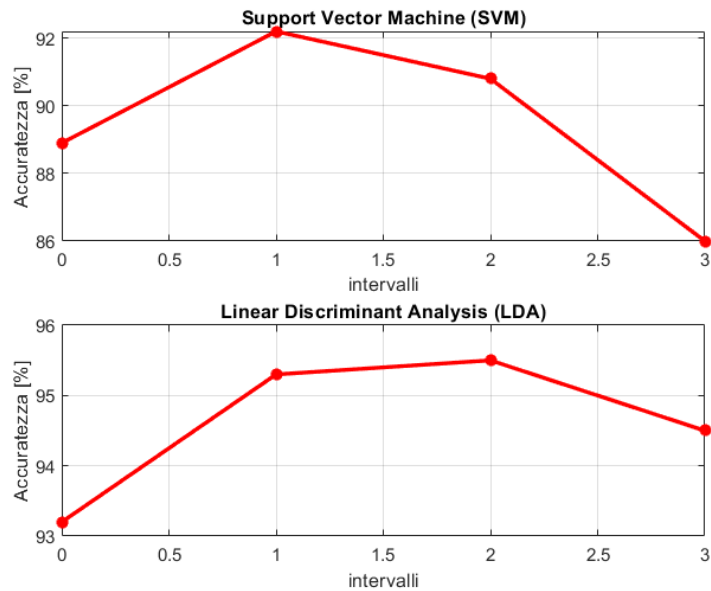


Figura 4.3.6: Andamento dell'accuratezza dei due classificatori per il soggetto 2 con training effettuato con i penultimi 5 secondi.

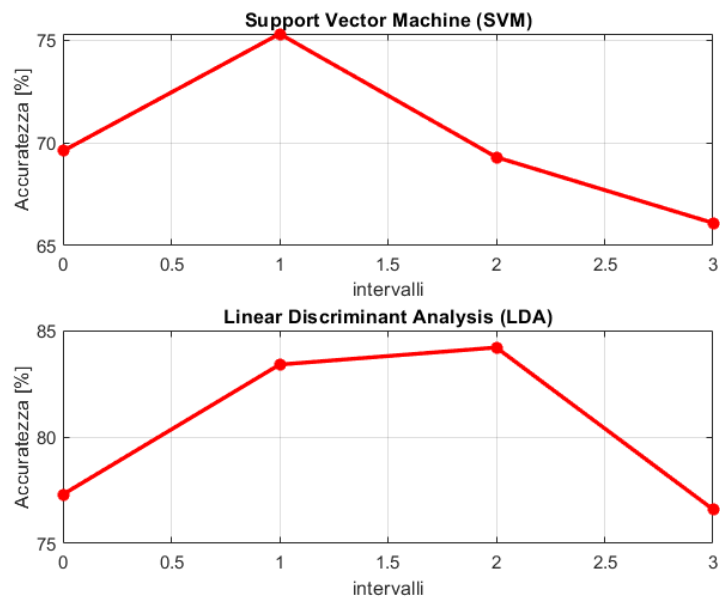


Figura 4.3.7: Andamento dell'accuratezza dei due classificatori per il soggetto 8 con training effettuato con i penultimi 5 secondi.

In **Figura 4.3.8**, vengono rappresentate le accuratze ottenute coi due classificatori nei quattro intervalli. Nuovamente, il modello LDA ha prevalso rispetto ad SVM in termini di accuratezza.

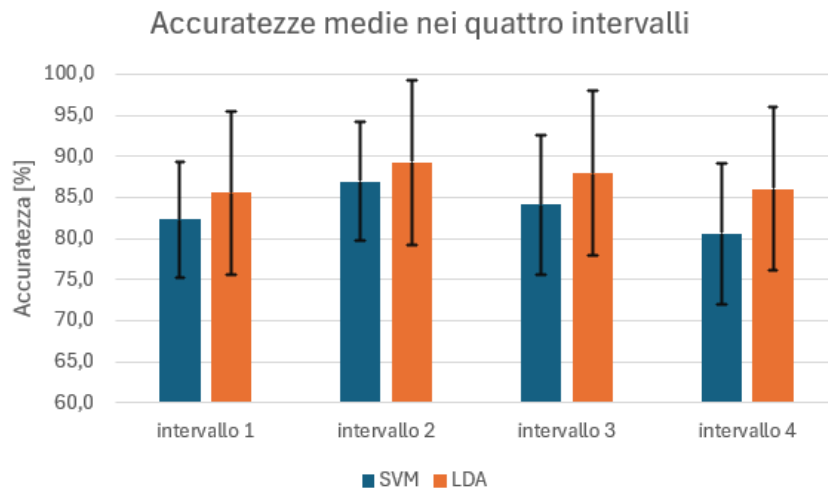


Figura 4.3.8: Accuratezze medie ottenute nei vari intervalli dai due classificatori con training effettuato con i penultimi 5 secondi.

Nei successivi grafici, vengono riportate le variazioni di accuratezza ottenute per ciascun soggetto tra il terzo e il primo intervallo (**Figura 4.3.9**) e tra il terzo e quarto intervallo (**Figura 4.3.10**), con entrambi i classificatori. Come già verificatosi nelle sessioni precedenti, sono presenti dei soggetti che hanno registrato un aumento dell'accuratezza. Le variazioni medie tra terzo e primo intervallo sono state del 1.8% con SVM e del 2.4% con LDA, mentre tra quarto e terzo sono state rispettivamente del 3.5% e 1.9%.

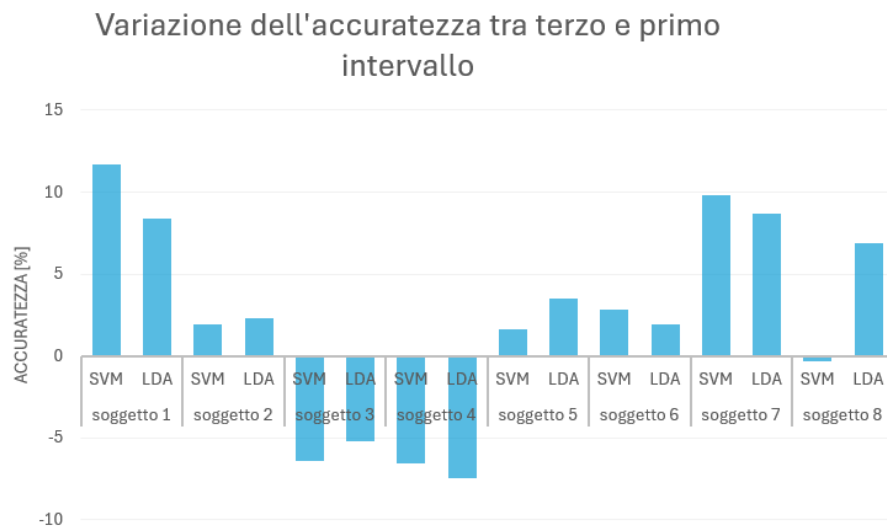


Figura 4.3.9: Variazioni dell'accuratezza tra il terzo e il primo intervallo per tutti i soggetti con i classificatori SVM e LDA con training effettuato con i penultimi 5 secondi.

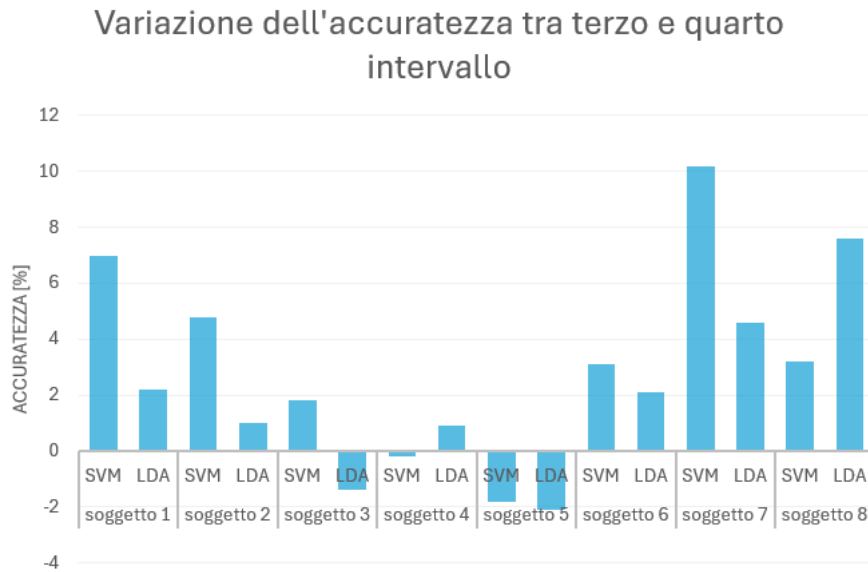


Figura 4.3.10: Variazioni dell'accuratezza tra il terzo e l'ultimo intervallo per tutti i soggetti con i classificatori SVM e LDA con training effettuato con i penultimi 5 secondi.

Risultati ottenuti in tutti gli intervalli per tutti i soggetti

Nelle tabelle seguenti, sono riportati tutti i valori di accuratezza, espressi in percentuale, ottenuti dalla classificazione di ogni soggetto per ciascun intervallo con i classificatori LDA e SVM.

	SOGGETTO 1		SOGGETTO 2		SOGGETTO 3		SOGGETTO 4	
	SVM	LDA	SVM	LDA	SVM	LDA	SVM	LDA
INTERVALLO 1	80.3	84.7	88.9	93.2	83.9	89.6	84.1	89.6
INTERVALLO 2	93.8	97.3	92.2	95.3	80.8	86.1	81.2	85.0
INTERVALLO 3	92.0	93.1	90.8	95.5	77.5	84.4	77.5	82.1
INTERVALLO 4	85.0	90.9	86.0	94.5	75.7	85.8	77.7	81.2

Tabella 4.3.1: Accuratezze ottenute nei quattro intervalli con LDA e SVM per i soggetti 1, 2, 3 e 4 con training effettuato con i penultimi 5 secondi.

	SOGGETTO 5		SOGGETTO 6		SOGGETTO 7		SOGGETTO 8	
	SVM	LDA	SVM	LDA	SVM	LDA	SVM	LDA
INTERVALLO 1	88.7	87.4	88.1	88.5	74.8	74.0	69.6	77.3
INTERVALLO 2	92.3	90.7	93.8	92.5	86.3	83.9	75.3	83.4
INTERVALLO 3	90.3	90.9	90.9	90.4	84.6	82.7	69.3	84.2
INTERVALLO 4	92.1	93.0	87.8	88.3	74.4	78.1	66.1	76.6

Tabella 4.3.2: Accuratezze ottenute nei quattro intervalli con LDA e SVM per i soggetti 5, 6, 7 e 8 con training effettuato con i penultimi 5 secondi.

4.4 Training con ciascuna feature

Come ultimo studio, si è deciso di addestrare i classificatori LDA e SVM con i primi 5 secondi di esecuzione dei vari gesti, per poi testarli sul primo e sull'ultimo intervallo, utilizzando una sola *feature* del set proposto alla volta. Lo scopo di questa indagine era di verificare quale dei sette parametri potesse ottenere i risultati più alti in termini di accuratezza nella classificazione e registrasse al contempo la minor variazione tra i due periodi con la quale è stato effettuato il *test*.

Accuratezze e variazioni medie ottenute per le sette features

Nella **Tabella 4.4.1** vengono riportati i valori medi di accuratezza per i due intervalli e le variazioni medie ottenute, con le relative deviazioni standard, per entrambi i classificatori; evidenziando in rosso i valori massimi registrati per ciascuna colonna.

feature	Accuratezza media 1° intervallo (SVM)	Accuratezza media 1° intervallo (LDA)	Accuratezza media 4° intervallo (SVM)	Accuratezza media 4° intervallo (LDA)	Variazione media tra 1°/4° intervallo (SVM)	Variazione media tra 1°/4° intervallo (LDA)
RMS	85,0 ± 3,5 [%]	78,3 ± 5,8 [%]	70,5 ± 10,9 [%]	64,9 ± 12,7 [%]	14,5 ± 9,5 [%]	13,4 ± 12,1 [%]
MAV	84,6 ± 4,1 [%]	78,6 ± 5,7 [%]	69,9 ± 11,1 [%]	64,5 ± 12,9 [%]	14,7 ± 8,9 [%]	14,0 ± 12,2 [%]
ZC	48,7 ± 7,2 [%]	48,5 ± 8,0 [%]	42,6 ± 9,6 [%]	42,9 ± 8,7 [%]	6,1 ± 6,4 [%]	5,6 ± 7,1 [%]
WL	81,4 ± 6,7 [%]	74,8 ± 8,7 [%]	63,1 ± 12,9 [%]	57,3 ± 13,4 [%]	18,3 ± 8,4 [%]	17,5 ± 11,1 [%]
AR	18,4 ± 3,0 [%]	66,3 ± 8,3 [%]	16,6 ± 3,0 [%]	58,2 ± 10,9 [%]	1,8 ± 3,1 [%]	8,1 ± 7,5 [%]
SSC	52,7 ± 6,8 [%]	52,8 ± 7,2 [%]	47,9 ± 10,3 [%]	47,9 ± 9,6 [%]	4,8 ± 6,6 [%]	4,9 ± 6,3 [%]
IAV	84,8 ± 4,0 [%]	78,6 ± 5,7 [%]	70,0 ± 11,2 [%]	64,5 ± 12,9 [%]	14,8 ± 9,1 [%]	14,0 ± 12,2 [%]

Tabella 4.4.1: Valori medi di accuratezza ottenuti da ciascuna feature nel primo e nell'ultimo intervallo e variazione media tra i due periodi temporali con SVM e LDA.

Al fine di avere una rappresentazione più chiara dei valori riportati nella precedente tabella, vengono forniti i grafici a colonna relativi all'accuratezza media raggiunta nei due periodi temporali (**Figura 4.4.1**) e le variazioni medie verificatosi (**Figura 4.4.2**). In media, i valori più elevati di accuratezza sono stati ottenuti mediante la RMS, MAV, WL e IAV; tuttavia, sono le stesse che hanno subito le variazioni più ampie tra il primo e il quarto intervallo. Le riduzioni minori sono state ottenute con l'impegno dello ZC, dell'AR e dello SSC, dove sono stati raggiunti livelli di accuratezza molto inferiori rispetto ai quattro parametri precedenti. In aggiunta a ciò, il classificatore SVM ha raggiunto livelli di accuratezza superiori rispetto

all’LDA, ad eccezione nel caso dell’AR dove la *Support Vector Machine* si è dimostrata altamente inefficace con valori in media inferiori al 20%.

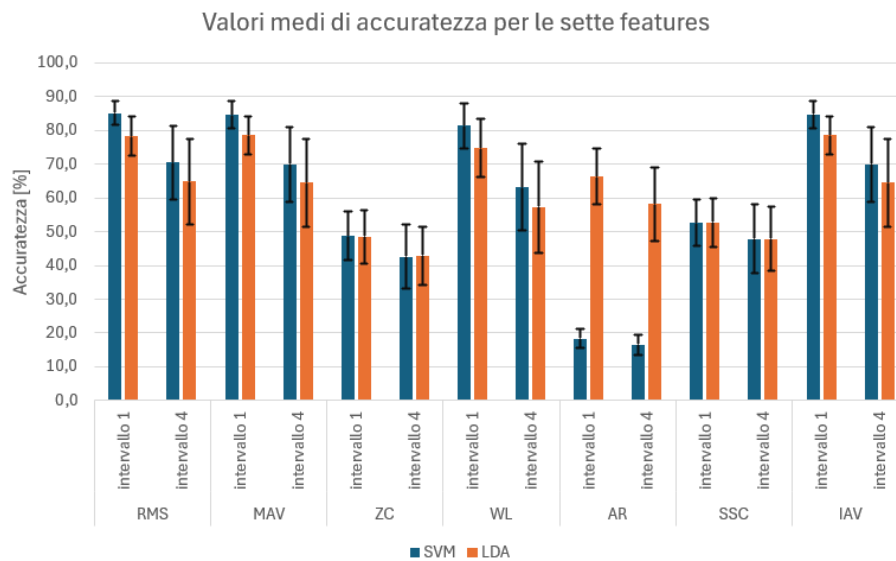


Figura 4.4.1: Valori medi di accuratezza nel primo e nell’ultimo intervallo per tutte e sette le features con training effettuato con una feature alla volta.

Nonostante la SVM abbia generalmente ottenuto risultati migliori in termini di prestazioni, si può notare in **Figura 4.4.2** come tale modello abbia anche registrato una variazione di accuratezza più ampia tra il primo e il quarto intervallo rispetto al classificatore *Linear Discriminant Analysis*, ad eccezione dell’*Autoregressive Model* e della *Slope Sign Changes*. Inoltre, si può osservare come per alcune *features* (ZC, AR, SSC) le barre della deviazione standard si estendano al di sotto dello zero, indicando che tale parametro è risultato essere maggiore rispetto al relativo valore medio.

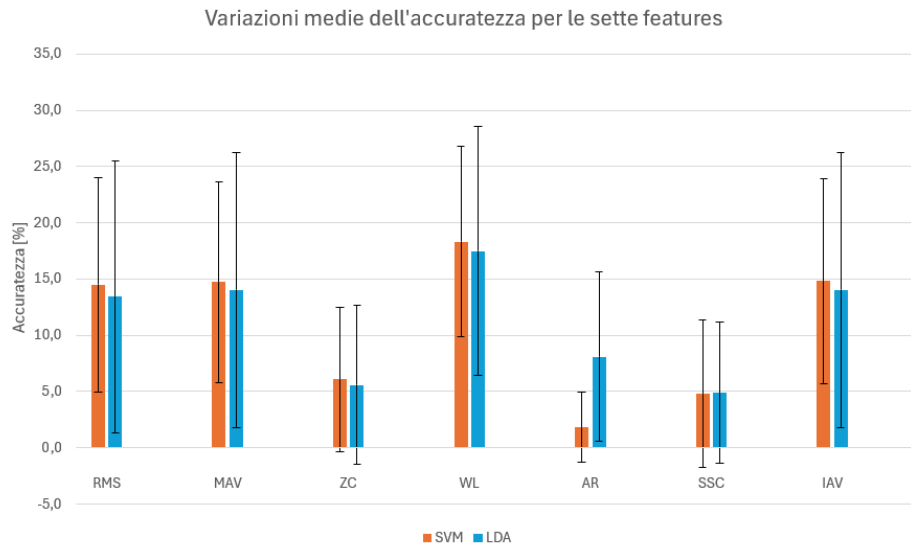


Figura 4.4.2: Variazioni medie dell'accuratezza per tutte e sette le features con training effettuato con una feature alla volta.

Risultati ottenuti con le sette features nei due intervalli per tutti i soggetti

Nelle seguenti tabelle vengono riportati i valori di accuratezza ottenuti durante l'ultimo studio.

FEATURE	INTERVALLI	SOGGETTO 1		SOGGETTO 2		SOGGETTO 3		SOGGETTO 4	
		SVM	LDA	SVM	LDA	SVM	LDA	SVM	LDA
RMS	intervallo 1	89.2	80.8	80.8	71.6	83.2	80.7	81.3	70.4
	intervallo 4	63.1	54.2	67.6	62.3	66.8	66.2	63.6	65.6
MAV	intervallo 1	87.6	81.2	77.4	69.6	83.6	80.2	81.2	72.9
	intervallo 4	62.3	52.6	63.5	62.1	66.9	65.1	61.8	63.5
ZC	intervallo 1	46.0	47.6	53.5	51.4	49.9	50.8	47.0	46.8
	intervallo 4	32.1	32.4	55.7	53.1	36.6	39.0	39.6	40.8
WL	intervallo 1	87.4	82.3	76.4	67.8	82.0	80.3	69.9	58.1
	intervallo 4	60.3	48.7	58.1	46.8	56.1	56.9	49.2	48.2
AR	intervallo 1	19.2	71.6	18.6	68.7	19.5	65.9	21.6	63.8
	intervallo 4	14.4	50.4	17.2	66.6	14.6	51.8	15.3	50.7
SSC	intervallo 1	58.7	58.6	58.8	59.0	46.5	45.0	52.3	54.0
	intervallo 4	46.0	44.9	60.4	61.0	37.0	37.0	39.3	40.4
IAV	intervallo 1	87.6	81.2	77.5	69.6	83.5	80.2	81.9	72.9
	intervallo 4	62.0	52.6	63.5	62.1	67.2	65.1	61.9	63.5

Tabella 4.4.2: Accuratezze ottenute nei due intervalli con LDA e SVM per i soggetti 1, 2, 3 e 4 con training effettuato con una feature alla volta.

FEATURE	INTERVALLI	SOGGETTO 5		SOGGETTO 6		SOGGETTO 7		SOGGETTO 8	
		SVM	LDA	SVM	LDA	SVM	LDA	SVM	LDA
RMS	intervallo 1	87.6	77.3	90.0	88.9	83.8	78.1	84.4	78.7
	intervallo 4	88.4	74.6	85.2	84.0	71.9	70.0	57.7	42.1
MAV	intervallo 1	88.2	78.3	90.2	88.7	84.7	78.6	84.0	79.1
	intervallo 4	87.6	77.1	85.2	83.8	73.3	69.3	58.5	42.8
ZC	intervallo 1	62.4	64.7	49.9	47.2	39.9	37.5	40.7	41.9
	intervallo 4	53.8	54.3	50.7	50.8	40.4	39.0	31.8	33.8
WL	intervallo 1	89.7	80.6	84.9	83.1	84.9	74.4	76.2	71.6
	intervallo 4	87.4	77.7	72.2	74.2	70.8	64.1	50.7	41.6
AR	intervallo 1	20.2	81.0	19.2	63.1	11.8	51.5	17.0	64.9
	intervallo 4	21.6	79.6	20.2	63.0	13.1	47.7	16.2	55.9
SSC	intervallo 1	61.2	62.3	52.5	52.3	50.3	49.6	41.0	41.5
	intervallo 4	59.6	59.9	56.8	54.0	49.2	48.2	34.7	37.7
IAV	intervallo 1	88.4	78.3	90.2	88.7	84.7	78.6	84.5	79.1
	intervallo 4	87.8	77.1	85.4	83.8	73.2	69.3	58.6	42.8

Tabella 4.4.3: Accuratezze ottenute nei due intervalli con LDA e SVM per i soggetti 5, 6, 7 e 8 con training effettuato con una feature alla volta.

5. DISCUSSIONE

Il segnale EMG rappresenta una delle sorgenti di informazione più ricche e comunemente utilizzate per l'analisi della fisiologia muscolare, ampiamente studiato in ricerca per diversi settori, dal mondo sportivo fino al controllo delle protesi mioelettriche per soggetti che hanno subito amputazioni. In particolare, nel campo delle protesi esistono ancora ampi margini di miglioramento nell'impiego di tali tecnologie, considerando tutte le possibili condizioni che un soggetto potrebbe dover affrontare durante un utilizzo quotidiano e le potenziali problematiche che ne possono derivare.

Lo scopo di questo lavoro era analizzare quanto l'accuratezza nella classificazione di 15 classi di esercizi, effettuati da otto soggetti normodotati, potesse variare quando i modelli vengono addestrati su sequenze temporali differenti estratte su un periodo di 20 secondi, dove la contrazione è stata mantenuta per l'intera acquisizione. In aggiunta a ciò, come ultima indagine i modelli sono stati addestrati impiegando una sola *feature* dal set proposto alla volta, col fine di analizzare i livelli di accuratezza raggiunti.

1° Sessione: Training con il primo intervallo di cinque secondi

Effettuando il *training* con i primi cinque secondi di contrazione e testando i classificatori con tutti e quattro i periodi temporali, si può osservare un graduale decremento dell'accuratezza media durante il mantenimento del gesto, come ci si aspettava di ottenere. Nonostante ciò, per alcuni soggetti l'andamento non è stato conforme con quello medio, per esempio nel caso dei soggetti 5 e 6 (per quest'ultimo con LDA).

Inoltre, dall'analisi delle variazioni ottenute tra il primo e il quarto intervallo è emerso che i soggetti 1, 3, 4 e 8 sono quelli dove è stata riscontrata la variazione di accuratezza più ampia (per il soggetto 3 in particolar modo con il classificatore SVM), mentre per i soggetti 2, 6 e 7 tale differenza è stata meno marcata. Discorso diverso vale per il soggetto 5 per il quale, al contrario, si è ottenuto un lieve aumento dell'accuratezza.

In generale, LDA si è dimostrato più efficiente rispetto ad SVM, ottenendo mediamente risultati maggiori e registrando una minore variazione di accuratezza tra il primo e il quarto intervallo.

2° Sessione: Training con l'ultimo intervallo di cinque secondi

In questo caso, ci si aspettava di ottenere la minima accuratezza nel primo intervallo, per poi osservare un graduale aumento fino a raggiungere la massima accuratezza negli ultimi cinque secondi. Tuttavia, questo comportamento si è manifestato unicamente nel soggetto 5 con

entrambi i classificatori e nel soggetto 3 solo con SVM, mentre per la maggior parte degli individui si è riscontrato un comportamento che segue l'andamento medio osservato per entrambi i classificatori. Infatti, si può notare un incremento tra il primo e il secondo intervallo per poi registrare un calo dopo quest'ultimo. Fenomeno simile si osserva per il soggetto 8 dove, però, il decremento si è verificato dopo i penultimi cinque secondi. Solamente per il soggetto 4 è stato ottenuto un andamento decrescente tra il primo e l'ultimo intervallo, ritenuto alquanto anormale.

Per questo studio, la variazione è stata calcolata tra l'accuratezza ottenuta nell'ultimo intervallo e quella ottenuta nel primo. Le riduzioni più ampie, in questo caso, sono avvenute per i soggetti 1 e 8, in particolar modo con il modello LDA, mentre ci sono stati casi in cui è stata ottenuta una variazione negativa, registrando un aumento dell'accuratezza tra ultimo e primo intervallo. Per questa sessione, le variazioni sono risultate meno ampie rispetto a quelle ottenute nella precedente.

Anche in questo caso il classificatore SVM si è dimostrato mediamente inferiore rispetto a LDA, in tutti e quattro i periodi temporali.

3° Sessione: Training con il penultimo intervallo di cinque secondi

L'andamento medio in questo caso è stato molto simile a quello dell'analisi precedente, evidenziando la massima accuratezza nel secondo intervallo. Si prevedeva in realtà che i modelli garantissero prestazioni migliori in termini di accuratezza andando a testarli con i dati del terzo periodo, poiché il *training* è stato effettuato con i dati estratti in tale finestra temporale. Tuttavia, per i soggetti 3 e 4 si è osservato un andamento decrescente tra il primo e il quarto intervallo, mentre solamente per il soggetto 5 la tendenza si è dimostrata crescente.

Dal calcolo delle variazioni di accuratezza tra il terzo e i due intervalli agli estremi, i risultati ottenuti sono stati generalmente positivi, ad eccezione fatta per alcuni soggetti. Infatti, è stato registrato un aumento tra il terzo e il primo intervallo per i soggetti 3, 4 e 8 (per quest'ultimo solo con SVM). Per quanto riguarda il terzo e quarto intervallo, invece, l'incremento si è osservato nei soggetti 3 con LDA, 4 con SVM e 5 con entrambi i modelli. Oltre ciò, come nello studio antecedente, le ampiezze delle variazioni ottenute sono risultate essere minori rispetto a quelle della prima sessione. Questo potrebbe indicare, che i classificatori addestrati con dati registrati a contrazione già mantenuta, permettono di ottenere risultati migliori.

Anche in questo caso il modello LDA ha ottenuto livelli medi di accuratezza più rilevanti.

4° Sessione: Training con ciascuna feature

Da quest'ultima analisi, è emerso che le *features* dove sono stati raggiunti mediamente i valori più elevati in termini di accuratezza sono la RMS, la MAV, la WL e la IAV. In particolar modo, la *Root Mean Square* ha ottenuto valori medi più elevati nel primo intervallo con il classificatore SVM e in entrambi gli intervalli con il classificatore LDA. La *Mean Absolute Value* e la *Integrated Absolute Value* hanno ottenuto il valore più alto nel primo intervallo con LDA. Tuttavia, questi quattro parametri, allo stesso tempo, hanno registrato il più ampio calo di accuratezza tra il primo e il quarto intervallo, con la massima variazione media ottenuta con la WL, pari al 18.3% con SVM e 17.5% con LDA.

Risultati inferiori, invece, sono stati ricavati con lo ZC, lo SSC e l'AR, in particolar modo quest'ultima ha registrato mediamente valori al di sotto del 20% con la SVM. Ciò nonostante, per quest'ultime le variazioni medie tra i primi e gli ultimi cinque secondi sono state minori rispetto alle precedenti *features*, plausibile col fatto che queste risentono meno della condizione di contrazione mantenuta in quanto la classificazione è altamente inefficiente anche per l'inizio dell'esecuzione dei gesti.

Infine, il modello *Support Vector Machine* si è dimostrato superiore in termini di accuratezza raggiunta nel primo e nell'ultimo intervallo con le varie *features*, ad eccezione dell'*Autoregressive Model* come già detto precedentemente. In ogni caso, sempre con tale classificatore sono state registrate variazioni lievemente più ampie rispetto a quelle ottenute con la *Linear Discriminant Analysis*.

6. CONCLUSIONI

Lo scopo della tesi era di valutare la robustezza di modelli di classificazione per *hand gesture recognition* in presenza di contrazioni prolungate, analizzando le escursioni di accuratezza ottenute quando tali classificatori vengono addestrati utilizzando porzioni di segnale differenti, durante il mantenimento di una serie di gesti. In particolar modo, per esaminare come il possibile manifestarsi dell'affaticamento muscolare potesse influire nella classificazione.

Dall'analisi degli andamenti della RMS, MPF e MNF per i vari soggetti nelle diverse esecuzioni dei 15 esercizi, non sono stati osservati i comportamenti previsti in caso di insorgenza di affaticamento muscolare; anche se, per la *Median Power Frequency* e la *Mean Frequency* è stato osservato una evoluzione decrescente per un numero limitato di soggetti nelle diverse ripetizioni dei gesti. Da tali osservazioni si può ipotizzare che la fatica muscolare non si sia manifestata a causa probabilmente della semplicità dei gesti e dal ridotto tempo di mantenimento della contrazione.

Nonostante ciò, quando i classificatori sono stati addestrati con i dati relativi ad inizio contrazione, l'accuratezza media ottenuta in entrambi i classificatori ha registrato un graduale calo tra il primo e il quarto intervallo, con una variazione media tra i primi 5 e gli ultimi 5 secondi, pari al 14.3% per SVM e 9.8% per LDA. Tali risultati dimostrano che il mantenimento della contrazione influisce significativamente nell'accuratezza della classificazione dei gesti. Inoltre, le variazioni di accuratezza ottenute nella seconda e terza sessione di classificazione sono state meno ampie rispetto a quelle ottenute nella prima. Questo potrebbe indicare che i classificatori, dove il *training* è stato effettuato con segnali a contrazione già iniziata, permettono di ottenere risultati migliori rispetto a quando l'addestramento viene effettuato con dati raccolti ad inizio esecuzione dei gesti.

Quando la classificazione è stata effettuata considerando una sola *feature* alla volta, la RMS, la MAV, la IAV e la WL sono stati i parametri che hanno ottenuto le accuratezze più elevate, ma anche le variazioni più ampie tra primo e quarto intervallo. Diversamente, per la SSC, lo ZC e l'AR, i livelli di accuratezza raggiunti sono stati mediocri, non dimostrandosi idonee per un utilizzo singolo per addestramento e fase di prova.

Per concludere, il classificatore LDA ha dimostrato maggior efficienza rispetto ad SVM nelle prime tre sessioni di classificazione, mentre il caso opposto si è verificato nell'ultima, dove la

Support Vector Machine ha registrato accuratezze medie lievemente superiori. Ciò nonostante, sempre in tale sessione, le variazioni più ampie sono state ottenute con tale classificatore.

Alla luce di tali osservazioni, si può affermare che le contrazioni prolungate influiscono notevolmente quando vengono adoperati tali algoritmi di *machine learning*. Per tali motivazioni, sono necessari ulteriori studi al fine di migliorare le capacità discriminative dei modelli per *hand gesture recognition*, migliorandone la robustezza quando impiegati in condizioni diverse da quelle nelle quali è stato effettuato il *training*.

7. BIBLIOGRAFIA E SITOGRAFIA

- [1] Ao, J., Liang, S., Yan, T., Hou, R., Zheng, Z., & Ryu, J. (2024). Overcoming the effect of muscle fatigue on gesture recognition based on sEMG via generative adversarial networks. *Expert Systems With Applications*, 238, 122304. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122304>
- [2] Qing, Z., Lu, Z., Cai, Y., & Wang, J. (2021). Elements influencing SEMG-Based gesture decoding: muscle fatigue, forearm angle and acquisition time. *Sensors*, 21(22), 7713. <https://doi.org/10.3390/s21227713>
- [3] C. D. Guerrero-Méndez, C. F. Blanco-Díaz, A. Lopez-Delis, T. Bastos-Filho and R. M. Andrade, "Decoding sEMG Under Non-Ideal Conditions Toward Robust Muscle-Machine Interface Control," 2023 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Detroit, MI, USA, 2023, pp. 4115-4120, doi:10.1109/IROS55552.2023.10341503
- [4] Jaber, H. A., Rashid, M. T., Mahmood, H., & Fortuna, L. (2022). Incremental adaptive gesture classifier for upper limb prostheses. *IEEE Sensors Journal*, 22(14), 14273–14283. <https://doi.org/10.1109/jsen.2022.3179472>
- [5] Anastasi, G., Capitani, S., Carnazza, M. L., Cinti, S., De Caro, R., Donato, R. F., Ferrario, V. F., Fonzi, L., Franzi, A. T., Gaudio, E., Geremia, R., Lanza, G. G., Grossi, C. E., Gulisano, M., Manzoli, F. A., Mazzotti, G., Michetti, F., Miscia, S., Mitolo, V., Montella, A., Orlandini, G., Paparelli, A., Renda, T., Ribatti, D., Ruggeri, A., Sirigu, P., Soscia, A., Tredici, G., Vitale, M., Zaccheo, D., Zauli, G., & Zecchi, S. (2006). *Trattato di Anatomia Umana* (4a ed., Vols. 1). Edi. Ermes
- [6] Levy, M., Koeppen, B., Stanton, B. *Principi di fisiologia* di Berne & Levy. Edra S.p.A. 2007, Quarta Edizione
- [7] Iannuzzi C. Muscolo scheletrico e contrazione muscolare in: *Fisiologia e Biofisica* (A.A. 2016-2017) Corso di Laurea Magistrale in “Medicina e Chirurgia” Seconda Università degli Studi di Napoli da: <https://www.dbbpg.unicampania.it/attachments/category/71/Muscolo%20scheletricoliscio%20e%20contrazione%20muscolare.pdf> (accesso il 31/07/2024)
- [8] Presentazione PowerPoint “I segnali biomedici”, professoressa Federica Verdini

- [9] Bracale M. Elettromiografia in: Appunti del corso di Elettronica Biomedica (Napoli,2002) da: http://www.ingbiomedica.unina.it/studenti/ing_bio/mat_did/PB_SB/Elettromiografia.pdf (accesso il 23/07/2024)
- [10] Reaz, M. B. I., Hussain, M. S., & Mohd-Yasin, F. (2006). Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications. *Biological Procedures Online*, 8(1), 11–35. <https://doi.org/10.1251/bpo115>
- [11] Wan, J. J., Qin, Z., Wang, P. Y., Sun, Y., & Liu, X. (2017). Muscle fatigue: general understanding and treatment. *Experimental & molecular medicine*, 49(10), e384. <https://doi.org/10.1038/emm.2017.194>
- [12] Al-Mulla, M. R., Sepulveda, F., & Colley, M. (2011). A review of non-invasive techniques to detect and predict localised muscle fatigue. *Sensors (Basel, Switzerland)*, 11(4), 3545–3594. <https://doi.org/10.3390/s110403545>
- [13] R. N. Khushaba and S. Kodagoda, "Electromyogram (EMG) feature reduction using Mutual Components Analysis for multifunction prosthetic fingers control," 2012 12th International Conference on Control Automation Robotics & Vision (ICARCV), Guangzhou, China, 2012, pp. 1534-1539, doi: 10.1109/ICARCV.2012.6485374
- [14] Angkoon Phinyomark, Pornchai Phukpattaranont, Chusak Limsakul, Feature reduction and selection for EMG signal classification, *Expert Systems with Applications*, Volume 39, Issue 8, 2012, Pages 7420-7431, ISSN 0957-4174, <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2012.01.102>.
- [15] Vijay A. Kanade, *What Is a Support Vector Machine? Working, Types, and Examples* in: Spiceworks.com (02.09.2022) da: <https://www.spiceworks.com/tech/big-data/articles/what-is-support-vector-machine/> (accesso il 21/08/2024)
- [16] Abbaspour, S., Lindén, M., Gholamhosseini, H., Naber, A., & Ortiz-Catalan, M. (2020). Evaluation of surface EMG-based recognition algorithms for decoding hand movements. *Medical & biological engineering & computing*, 58(1), 83–100. <https://doi.org/10.1007/s11517-019-02073-z>
- [17] Kurzynski, M., & Wolczowski, A. (2010). *Neural Networks with AR Model Coefficients Applied to the EMG Signal Classification*. In *Proceedings of the 6th International Workshop on Artificial Neural Networks and Intelligent Information Processing* (pp. 81-86). SciTePress.

8. RINGRAZIAMENTI

Giunto alla fine di questo percorso, non posso non dedicare un capitolo della mia tesi a tutti coloro che mi hanno accompagnato e sostenuto durante questi tre anni.

Vorrei innanzitutto ringraziare il Prof. Mengarelli, la Prof.ssa Verdini e il Dott. Andrea Tigrini per avermi dato la possibilità di svolgere l'attività di tirocinio su un argomento per me particolarmente appassionante.

Ringrazio con tutto me stesso Sara, la persona che più mi è stata accanto in questi anni, con la quale ho condiviso gioie e difficoltà. Voglio dedicare a lei questa tesi, perché sa cosa significa per me e tutti i sacrifici che ho dovuto fare per arrivare fino a questo momento. Sarò sempre immensamente grato per tutto il supporto che mi hai dato e che continuerai a darmi.

Ringrazio la mia famiglia per avermi sempre incoraggiato nei momenti di incertezza, non dubitando mai di me. Dedico tutto il mio duro lavoro anche a chi oggi non c'è più, ma sono sicuro che avrebbe voluto esserci più di ogni altra cosa.

Ringrazio i miei amici per esserci sempre sostenuti a vicenda e sui quali ho sempre potuto fare affidamento. Grazie per essermi stati accanto in tutti questi anni, senza di voi non sarei la persona che sono oggi.

Ringrazio i miei compagni di corso per tutti i momenti trascorsi insieme in questi tre anni, sia quelli belli che quelli meno. In particolare, ci tengo a ringraziare Edoardo per tutti i viaggi in macchina, i pomeriggi passati a studiare e le gioie che abbiamo condiviso.