



**UNIVERSITÀ
DEGLI STUDI
DI PADOVA**



DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA DELL'INFORMAZIONE

CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA BIOMEDICA

**“ANALISI DEI SEGNALE DA ELETTRODI ELETTROMIOGRAFICI
INDOSSABILI: STUDIO DELLE PRINCIPALI TECNICHE DI DENOISING”**

Relatore: Prof.ssa / Dott.ssa SARAH TONELLO

Laureando: LUCA ZAMPIERI

ANNO ACCADEMICO 2022 – 2023

Data di laurea 27/09/2023

ABSTRACT

L'integrazione di sensori in grado di monitorare l'attività muscolare in dispositivi indossabili rappresenta una prospettiva promettente e sempre più investigata da recenti studi. Tale attività può infatti essere semplicemente monitorata attraverso l'uso di elettrodi conduttivi che permettano l'acquisizione dei cosiddetti segnali elettromiografici (EMG). Questi elettrodi conduttivi possono essere di varia natura, in base all'applicazione desiderata. Nel caso specifico dei dispositivi indossabili il principale requisito risulta la possibilità di acquisire segnali per lunghi periodi di tempo, all'esterno di strutture specializzate e con la minima invasività per il paziente. Per questo motivo, a differenza degli elettrodi "wet" basati su gel elettrolitico interposto tra elettrodo e cute prevalentemente utilizzati e ben validati nella pratica clinica, per questa applicazione trovano un maggiore impiego elettrodi "dry" ovvero privi di tale gel. Se da un lato l'assenza di questo elemento risulta essere positiva per garantire una più semplice indossabilità, un'assenza di allergie e quindi un migliore comfort, dall'altro essa provoca delle problematiche relative all'integrità del segnale e quindi alle performance dell'acquisizione. Tali sfide sono principalmente legate all'aumento dell'impedenza di contatto e delle interferenze; tra le quali, le maggiori sono causate dagli artefatti da movimento e dall'interferenza di rete. Il disturbo dovuto alla rete, nato dall'accoppiamento della linea di alimentazione (50 o 60 Hz) con gli elettrodi, rappresenta una delle maggiori criticità, essendo situato, a differenza di altri disturbi (e.g. artefatti da movimento in basse frequenze), a frequenze utili del segnale EMG comprese per la maggior parte tra i 50 e i 200 Hz. Molto spesso è necessario, quindi, eseguire un filtraggio del segnale in grado di limitare il disturbo per permettere un migliore studio dei dati. A causa di questa sovrapposizione di frequenze tra disturbo e segnale utile, il più semplice approccio è l'applicazione di filtri notch (elimina banda) alla frequenza di rete e alle armoniche di interesse (multipli della frequenza della power line); tuttavia, questo può comportare perdita di informazione.

In questo contesto, gli obiettivi della tesi sono filtrare efficacemente i segnali elettromiografici disturbati e comparare le possibili alternative al denoising tradizionale, nel caso specifico degli elettrodi DRY-EMG, per stabilire se queste tecniche sono in grado di fornire una pulizia dai disturbi più efficiente, limitando allo stesso tempo la perdita di informazione.

Dopo aver fornito una panoramica sulle tecniche individuate nella letteratura utili per il filtraggio di EMG, l'elaborato riporta un esempio sperimentale in cui i vari metodi sono stati applicati a dei segnali derivanti dal prototipo di una ortosi integrata con una matrice di elettrodi ad otto canali per l'elettromiografia, in cui l'interferenza da power line, prima del filtraggio, rendeva l'EMG molto disturbato. Tali tecniche sono state confrontate sfruttando come parametri quantitativi il valore

RMS, la media dello spettro e il contenuto in frequenza del segnale filtrato, in modo da analizzare vantaggi e svantaggi dei vari metodi proposti. L'applicazione di questi metodi e la comparazione dei parametri estrapolati dai segnali filtrati con le tecniche scelte ha mostrato come, per questo caso specifico di dati, la scelta di metodi tradizionali per il filtraggio resti ancora preferibile alle nuove tecniche.

INDICE

1. INTRODUZIONE	5
2. FISILOGIA DELLA CONTRAZIONE E ORIGINE DEL SEGNALE EMG	6
2.1 Anatomia del muscolo	
2.2 Fisiologia della contrazione	
2.3 Generazione del segnale EMG	
2.4 Caratterizzazione del segnale EMG nel tempo e in frequenza	
3. ELETTRODI PER EMG: OPPORTUNITÀ E LIMITAZIONI	10
3.1 Elettrodi tradizionali per EMG: Elettrodi “wet”	
3.2 Elettrodi a secco per EMG: Elettrodi “dry”	
3.3 Tecnologie per realizzazione elettrodi “dry” e integrazione nei wearables	
3.4 Problemi e disturbi del segnale EMG	
4. TECNICHE DI ANALISI DEL SEGNALE EMG	14
4.1 Tecniche di denoising tradizionale e limitazioni	
4.2 Tecniche di filtraggio per sistemi multicanale	
4.2.1 Principal Component Analysis (PCA)	
4.2.2 Independent Component Analysis (ICA)	
4.2.3 Empirical Mode Decomposition	
4.3 Principali feature in tempo e in frequenza usate per l’analisi del segnale EMG	
5. DENOISING DI SEGNALI EMG DA MATRICE STAMPATA	24
5.1 Realizzazione della matrice e svolgimento delle prove di acquisizione	
5.2 Scelta dei parametri di confronto in tempo e in frequenza del segnale filtrato con le diverse tecniche di filtraggio	
5.3 Analisi dei risultati	
6. CONCLUSIONI	35
7. BIBLIOGRAFIA	36

CAPITOLO 1: INTRODUZIONE

I numerosi vantaggi derivanti dall'utilizzo di dispositivi indossabili in termini di costo, flessibilità di realizzazione, miniaturizzazione e vastità di applicazione stanno portando la ricerca ad individuare nuove tecniche per integrare efficacemente i sensori nei dispositivi, al fine di migliorare l'esperienza dell'utente finale.

Tra i molti tipi di sensori utilizzabili, quelli in grado di registrare i segnali EMG sono tra i più studiati e discussi; la valutazione del contenuto nel tempo ed in frequenza del segnale elettromiografico permette, infatti, di ottenere importanti dati relativi allo stato dei muscoli e al loro collegamento neuromuscolare. Queste informazioni consentono sia un monitoraggio della salute muscolare sia una maggiore possibilità di interfaccia uomo-macchina.

Tuttavia, l'integrazione dei sensori per la rilevazione di segnali EMG comporta varie sfide, in quanto un tipico elettrodo non sarebbe adatto a questa applicazione: esso non è a contatto diretto con la pelle, tra le due superfici viene posto un gel per migliorare la conduzione elettrica della cute e conseguentemente avere una maggiore ampiezza del segnale.

Nel caso di dispositivi indossabili questa non è un'opzione plausibile e l'acquisizione viene effettuata 'a secco', ovvero con elettrodi che non utilizzano alcun gel, ciò comporta maggiori disturbi e ampiezze minori; per risolvere queste complicazioni si interviene modificando il design dei sensori e adottando processi di denoising più adeguati.

L'obiettivo di questa tesi consiste nella rimozione del rumore dal segnale, utilizzando sia i metodi tradizionali sia tecniche di denoising alternative, che verranno valutate e comparate tra loro estrapolando dai dati vari parametri nel tempo e in frequenza, al fine di stabilire quali tra queste si prestino meglio alla pulizia di un segnale ottenuto tramite elettrodi 'dry'.

La tesi è strutturata come segue:

Capitolo 1: Introduzione

Capitolo 2: Fisiologia della contrazione e origine del segnale EMG

Capitolo 3: Elettrodi per EMG: opportunità e limitazioni

Capitolo 4: Tecniche di analisi del segnale EMG

Capitolo 5: Denoising di segnali EMG da matrice stampata

Capitolo 6: Conclusioni

CAPITOLO 2: Fisiologia della contrazione e origine del segnale EMG

Per poter comprendere al meglio un segnale elettromiografico, è necessario conoscere innanzitutto qual è la sua sorgente e come questa generi informazioni rilevanti per l'analisi e la ricerca.

2.1 Anatomia del muscolo

Il muscolo è alla base del movimento umano, la sua contrazione ed il suo conseguente rilassamento permettono di generare la forza necessaria a compiere tutte le azioni svolte da un individuo; tuttavia, i muscoli non sono tutti uguali e, per questo motivo, vengono divisi in più gruppi sulla base di caratteristiche comuni:

- Muscolo scheletrico: è formato da cellule multinucleate striate, controlla i movimenti volontari e risponde agli stimoli dei motoneuroni; compone circa il 40% della massa corporea.
- Muscolo cardiaco: è formato da cellule mononucleate striate, compone la maggior parte della massa muscolare cardiaca ed il 5% della massa corporea, è involontario.
- Muscolo liscio: è formato da cellule mononucleate lisce, riveste gli organi interni, viene controllato dal sistema nervoso autonomo e compone circa il 5% della massa corporea.

Per il segnale EMG, è utile approfondire la struttura del muscolo scheletrico, in quanto esso è la sorgente dell'informazione registrata dai sensori.

La fibra muscolare è la cellula che compone il muscolo scheletrico, essa può essere molto lunga (la sua lunghezza è compresa tra 1mm e 20 cm), si dispone parallelamente ad altre fibre muscolari ed appare striata. Le fibre sono composte a loro volta da miofibrille, ovvero più filamenti di diverso spessore alternati tra loro; questi sono costituiti da proteine con specifici ruoli: i filamenti sottili sono composti da actina, protagonista della contrazione, tropomiosina e troponina, adibite alla regolazione, mentre i filamenti spessi sono composti principalmente da miosina, anch'essa fondamentale nella contrazione.

Le miofibrille possono essere suddivise in più sezioni dette sarcomeri, delimitate dalle linee Z, ovvero i punti di ancoraggio dei filamenti di actina; il fascio di filamenti spessi miosinici si trova al centro del sarcomero e prende il nome di banda A (banda scura), mentre il fascio di filamenti sottili di actina è localizzato ai poli del sarcomero e compone le bande I (bande chiare), l'alternarsi delle bande A ed I nella miofibrilla è il motivo per il quale la fibra muscolare risulta striata. La zona H è mediana e si modifica durante la contrazione.

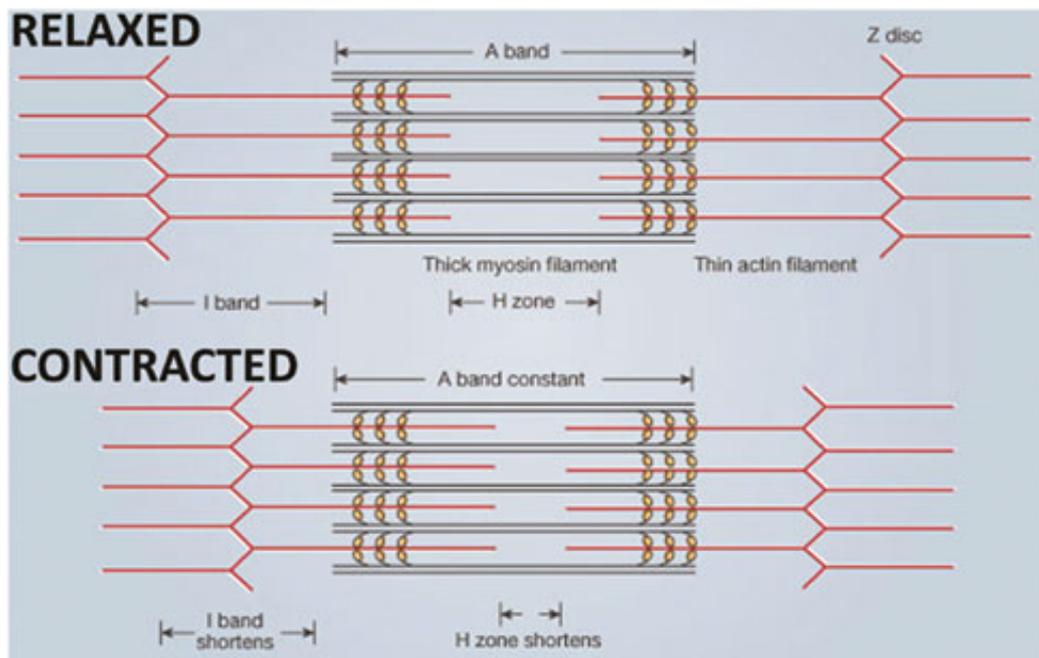


Figura 1

In figura 1 è rappresentato uno schema della struttura della miofibrilla e come varia durante la contrazione.

Infine, il motoneurone è il componente del sistema nervoso centrale incaricato di attivare i muscoli mediante il potenziale d'azione in seguito ad uno stimolo; le associazioni di fibre muscolari e motoneuroni vanno a costituire le unità motorie; ogni fibra muscolare può essere collegata ad un solo motoneurone, mentre un singolo motoneurone può innervarsi in più fibre muscolari. L'unità motoria è il più piccolo elemento funzionale del sistema neuromuscolare che può essere attivato volontariamente.

2.2 Fisiologia della contrazione

La contrazione muscolare è conseguenza dello scorrimento dell'actina sulla miosina, che porta ad un accorciamento del muscolo.

Il processo inizia a partire dal sistema nervoso che, tramite il terminale assonico del motoneurone, rilascia acetilcolina nelle fibre muscolari appartenenti all'unità motoria interessata, azionando le pompe sodio-potassio; tutto ciò porta alla depolarizzazione della cellula e conseguentemente alla generazione del potenziale d'azione, questo permette l'ingresso degli ioni Ca^{2+} nella fibra, che legandosi alla troponina, modificano a cascata la conformazione della tropomiosina facendola spostare e permettendo l'interazione tra miosina e actina. Una volta terminata la contrazione, quando il Ca^{2+} si ritira dalla tropomiosina, le teste della miosina si spostano verso l'interno del sarcomero generando un colpo di forza.

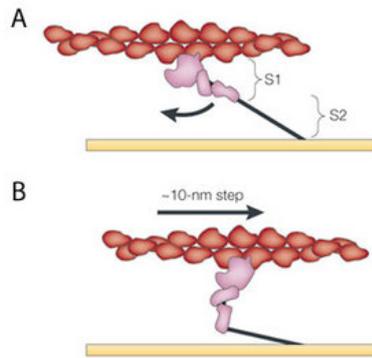


Figura 2

Nella figura 2 è raffigurato il momento in cui actina e miosina si legano durante la contrazione

2.3 Generazione del segnale EMG

Il segnale elettromiografico è la registrazione dei potenziali elettrici nati durante la contrazione muscolare, i potenziali originano dalla depolarizzazione delle fibre muscolari in seguito ad uno stimolo inviato dal motoneurone.

Quando si acquisisce un segnale EMG, tuttavia, non è possibile ricavare informazioni relative ad una singola unità motoria; si avrà, invece, la somma di più potenziali sommati tra loro, l'andamento del tracciato finale sarà dipendente dal reclutamento delle unità motorie durante la contrazione (la forza aumenta all'aumentare delle unità motorie coinvolte, di conseguenza anche l'ampiezza del segnale) e dalla loro frequenza di attivazione (è un parametro che varia in un funzione del compito da svolgere e, come per il reclutamento, una frequenza maggiore implica una maggiore forza). La combinazione di questi due parametri è diversa per ogni muscolo e varia con la velocità del movimento e l'affaticamento muscolare.

È importante specificare che l'elettromiografia non rispecchia le ampiezze e le frequenze originali ma ne è una rappresentazione; infatti, i tessuti causano attenuazione del segnale che verrà poi registrato.

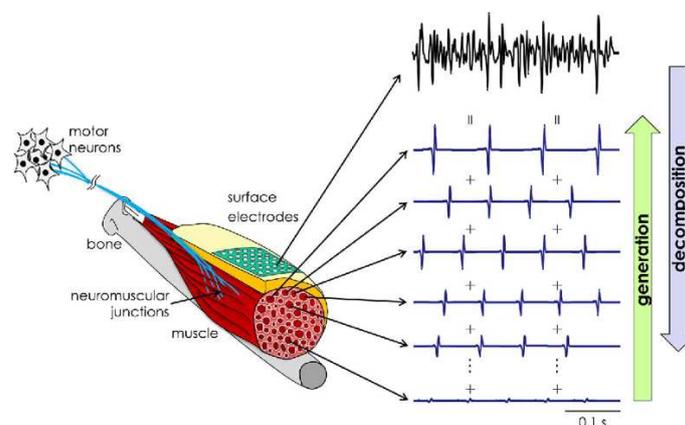


Figura 3

Figura 3: il segnale EMG come somma di potenziali

2.4 Caratterizzazione del segnale EMG nel tempo e in frequenza

Per poter interpretare i segnali ricevuti da un muscolo, è di fondamentale importanza stabilire quali elementi contenuti nell'informazione possano essere significativi e comuni a più acquisizioni.

Per estrapolare il maggior numero di dati, oltre all'analisi nel dominio del tempo, è necessario osservare anche la distribuzione delle energie di un segnale nello spettro delle frequenze; infatti, studiandole, si possono ricavare elementi aggiuntivi rispetto alla singola analisi temporale dell'elettromiografia.

L'andamento di un segnale EMG nel tempo è caratterizzato da grande variabilità e ampiezze massime comprese tra i 5 e i 20 mV (a seconda del tipo di acquisizione); di conseguenza, durante l'analisi delle caratteristiche temporali del segnale, è conveniente concentrarsi sulla distribuzione dei picchi, delle loro ampiezze e della loro forma; considerata l'elevata mutabilità del segnale, infatti, tentare di ottenere altri tipi di dati risulterebbe infruttuoso e porterebbe a risultati poco attendibili.

Passando all'analisi dello spettro, l'elettromiografia concentra la sua energia in un range di frequenze compreso tra i 5 e i 500 Hz con la densità maggiore situata in un intervallo che dipende dalla fascia muscolare; in questo caso quindi, lo studio del segnale si focalizza maggiormente sulla distribuzione dell'energia dell'EMG nelle varie frequenze e per fare questo vengono utilizzati degli indicatori, come ad esempio media e mediana.

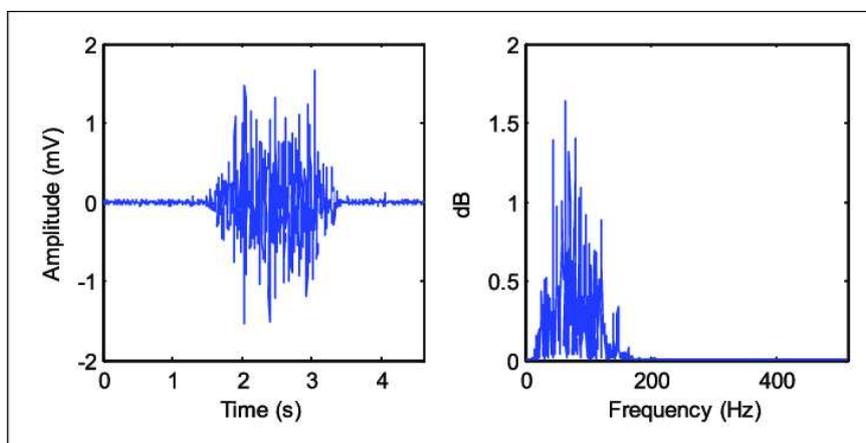


Figura 4

Figura 4: esempio di visualizzazione nel tempo e in frequenza di un tipico segnale EMG

CAPITOLO 3: Elettrodi per EMG, opportunità e limitazioni

Gli elettrodi ricoprono un ruolo cruciale, essi sono il primo elemento nella catena di acquisizione del segnale EMG. Ne esistono molti tipi, la principale distinzione viene fatta tra elettrodi invasivi (ad ago o a filo) e non invasivi, anche detti di superficie. Per le richieste di non invasività, semplicità di utilizzo al di fuori dell'ospedale e in assenza di personale medico, per i dispositivi indossabili l'utilizzo degli elettrodi invasivi è sconsigliato, viene pertanto preferito l'uso di elettrodi superficiali. Tali elettrodi, infatti, sebbene non possiedano un grado di selettività paragonabile a quelli invasivi, sono in grado di fornire segnali utili per distinguere momenti di attivazione e inattivazione del muscolo, oltre che per rilevare l'affaticamento e i diversi livelli di forza. Questo tipo di acquisizione non si focalizza sulla singola unità motoria, ma ottiene informazioni relative a più gruppi sia durante le fasi di riposo che durante quelle di sforzo muscolare.

A loro volta, gli elettrodi di superficie si dividono in due ulteriori categorie: gli elettrodi 'wet' e 'dry'; entrambi i tipi hanno caratteristiche specifiche, adatte a tipi di acquisizioni diverse.

3.1 Elettrodi tradizionali per EMG: elettrodi 'wet'

Gli elettrodi tradizionalmente usati per l'elettromiografia in ambito biomedico sono quelli di tipo *wet*; questo nome è dovuto all'utilizzo di un gel, posto tra la pelle e il sensore per migliorare l'impedenza della cute; riducendola, infatti, si ottiene un segnale meno disturbato e di ampiezza maggiore.

A causa della natura del segnale EMG, l'energia che giunge agli elettrodi è molto contenuta; per questo motivo è importante limitare le attenuazioni, in modo da avere dati più accurati e affidabili.

I sensori vengono realizzati con materiali che garantiscano una buona impedenza elettrodo-pelle e un comportamento stabile nel tempo; i più utilizzati sono argento, cloruro d'argento, argento combinato con cloruro d'argento e oro, che si prestano come ottimi conduttori. Il miglior conduttore metallico è l'argento, tuttavia viene facilmente coinvolto in reazioni di ossido riduzione, ed è comune, quindi, rivestirlo con il cloruro d'argento; esso, infatti, è in grado di mantenere le elevate capacità conduttive dell'argento proteggendolo allo stesso tempo da corrosione e ossidazione; un'alternativa all'argento-cloruro d'argento è l'oro, che pur non essendo tanto conduttivo quanto l'argento rimane comunque molto efficiente e in aggiunta è meno soggetto a reazione di ossido riduzione.

Il posizionamento di gel tra l'elettrodo e la cute, per quanto vantaggioso, è anche fonte di alcune limitazioni; la presenza di questa sostanza vincola l'acquisizione del segnale elettromiografico a contesti specifici quali laboratori di ricerca, ospedali o cliniche e per periodi di tempo limitati; il disseccamento del gel, infatti, è un fenomeno che può compromettere la raccolta dei dati.

Un altro limite è dovuto al paziente stesso, in quanto può sviluppare allergie o irritazioni cutanee una volta che il gel entra in contatto con la pelle.

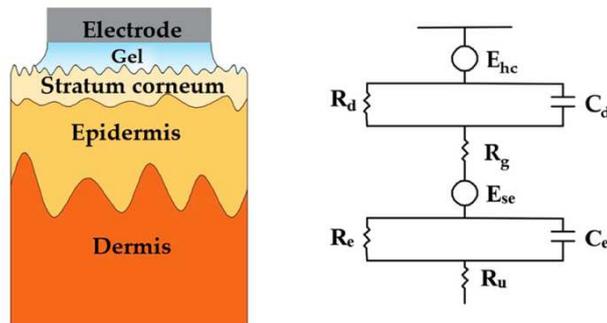


Figura 5

In figura 5, la rappresentazione come circuito elettrico del contatto tra elettrodo, gel e cute

3.2 Elettrodi a secco per EMG: elettrodi “dry”

Negli ultimi anni molte ricerche si sono concentrate nello sviluppo di elettrodi in grado di performare senza l’ausilio del gel come modo per migliorare l’impedenza tra sensore e cute. Il motivo che spinge gli studiosi a sviluppare questa tipologia di strumenti nasce dall’opportunità di rendere i sensori utilizzabili anche per periodi di tempo più ampi e conseguentemente ottenere una maggiore quantità di dati utili all’analisi e allo studio.

L’assenza di gel permette inoltre di integrare gli elettrodi all’interno di dispositivi indossabili, offrendo la possibilità di una più grande gamma di utilizzi, miniaturizzazione ed una superiore flessibilità di design.

Alcuni esempi di elettrodi EMG “a secco” sono: elettrodi capacitivi, elettrodi di micro-ago, elettrodi inseriti nella stoffa ed elettrodi composti di polimeri conduttivi.

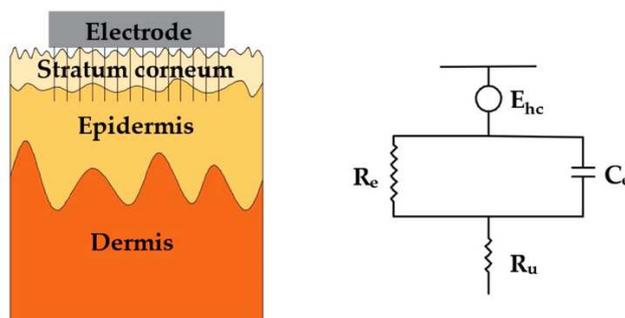


Figura 6

Figura 6: rappresentazione schematica come circuito elettrico di un elettrodo a micro-ago a contatto con la pelle

3.3 Tecnologie per realizzazione di elettrodi “dry” e integrazione nei wearables

Gli elettrodi a secco, operando senza gel, non possono essere fabbricati come i tipici sensori per EMG; inoltre, non è nemmeno possibile scegliere i normali materiali tipicamente impiegati; se venissero realizzati in argento-cloruro d'argento, ad esempio, le performance sarebbero ridotte a causa della mancanza di strumenti adibiti al miglioramento dell'impedenza da contatto con la cute. La scelta dei materiali dev'essere quindi orientata a composti in grado di fornire un'ampiezza di segnale comparabile a quella degli elettrodi “wet”, mantenendo allo stesso tempo dimensioni adeguate.

Sono state studiate diverse soluzioni per ottenere un segnale sufficientemente ampio; in alcuni casi si realizzano elettrodi di dimensioni comparabili a quelli tradizionali, ma composti da materiali conduttivi diversi, mentre in altri studi sono stati sviluppati elettrodi integrati in tessuti elastici e flessibili oppure stampati in 3D su tutori e protesi in modo da aumentare la superficie della pelle a diretto contatto con i sensori, per diminuire l'impedenza pelle-elettrodo.

Queste ultime opzioni di integrazione nei “wearables” hanno le potenzialità per permettere acquisizioni continue e in qualunque ambiente; per questo motivo, molte ricerche si sono concentrate nel loro sviluppo. La sfida di questo tipo di elettrodi consiste nell'essere in grado di realizzare sensori che siano sia integrabili nei dispositivi sia flessibili, per poter aderire al meglio alla pelle e ridurre gli artefatti da movimento.

Tra le varie possibilità di realizzazione, alcune opzioni per la creazione di elettrodi adatti allo scopo studiano l'uso di polimeri conduttivi o inchiostri contenenti metalli conduttivi.

3.4 Problemi e disturbi del segnale EMG

Come ogni altro segnale, anche quello relativo all'elettromiografia è affetto da disturbi, questi sono di vario tipo e a seconda della loro natura possono far insorgere problemi e complicazioni durante l'acquisizione dei dati.

Le principali fonti di disturbo in un segnale EMG sono:

- Impedenza nata dal contatto tra cute e sensore: come discusso nei precedenti paragrafi, è importante che l'ampiezza del segnale registrato non venga eccessivamente ridotta; l'impedenza che si genera tra la pelle e l'elettrodo è quindi critica, in quanto attenuante.
- Artefatti da movimento: possono essere di natura diversa, i principali tipi di artefatti nascono quando si ha un movimento relativo dell'elettrodo rispetto alla cute sottostante oppure quando la pelle a contatto con un sensore si deforma o anche quando i cavi collegati al sistema di acquisizione si muovono.
- Interferenza della rete di alimentazione: la corrente alternata che alimenta il sistema di acquisizione genera un campo elettromagnetico alla frequenza a cui sta lavorando (in

Europa è 50Hz) che va a sovrapporsi al segnale EMG registrato. Il disturbo può essere abbastanza grande da avere ampiezze molto maggiori rispetto al segnale elettromiografico.

- Interferenza elettrica da parte di altri gruppi muscolari: il cross-talk corrisponde al segnale rilevato da un gruppo muscolare vicino non attivo; questo segnale può sommarsi a quello relativo al muscolo di interesse, rischiando di causare inesattezza e dati compromessi.

Nel caso degli elettrodi “dry”, data la mancanza del gel, alcuni tipi di disturbi si intensificano: non essendo presente alcun elemento a ridurre l’impedenza di contatto, il segnale EMG subisce una maggiore attenuazione. Tuttavia, questa riduzione delle ampiezze ha un’ulteriore conseguenza: il disturbo dovuto alla rete di alimentazione influisce maggiormente nell’acquisizione dei dati; infatti, se già in una tipica acquisizione questo tipo di disturbo è molto più intenso dell’informazione bersaglio, nelle rilevazioni “a secco” la differenza tra le grandezze aumenta ulteriormente rendendo ancora più difficile le registrazioni e il conseguente filtraggio.

In aggiunta alla riduzione delle ampiezze, l’assenza del gel diminuisce anche la conduttività degli elettrodi, subendo quindi maggiori disturbi dagli artefatti da movimento.

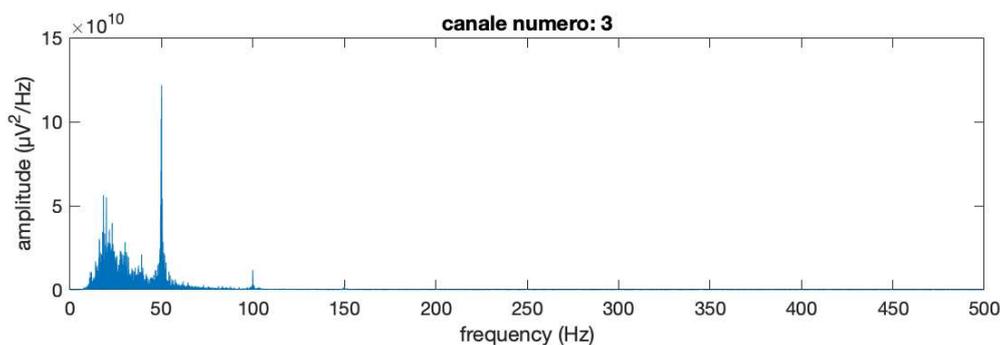


Figura 7

In figura 7 un esempio di disturbo dovuto alla rete di alimentazione a 50 Hz

CAPITOLO 4: Tecniche di denoising e analisi del segnale EMG

Una volta acquisito il segnale, il passaggio successivo è la sua analisi; tuttavia, per fare questo in maniera proficua è fondamentale rispettare alcuni passaggi, necessari al fine di ottenere dati validi per le ricerche.

Il primo di questi step è il filtraggio del segnale, ovvero la riduzione delle componenti di disturbo per ottenere un segnale più “pulito”. Il filtraggio può essere analogico oppure digitale, non sono rari i casi, comunque, in cui vengono utilizzati entrambi i metodi.

Per valutare quanto un segnale è affetto da disturbi e conseguentemente quanto è stato efficace il filtraggio, un metodo comune è la misura del rapporto segnale rumore o SNR (Signal to Noise Ratio); per i segnali elettromiografici, tale valore viene calcolato mediante il rapporto tra le radici quadratiche medie del segnale durante la fase di contrazione e la fase di rilassamento (questo valore è relativo a segnali elettrici non voluti, registrati quando il muscolo è a riposo, per questo motivo è considerabile come rumore di fondo)

Una volta completato il filtraggio, si passa alla scelta dei metodi per analizzare i dati ed eventualmente confrontarli con altri dello stesso tipo. Questa decisione viene fatta osservando quali sono le caratteristiche più distintive dei segnali ottenuti, in modo tale da effettuare valutazioni significative con un numero contenuto di parametri.

4.1 Tecniche di denoising basate su filtri digitali: caratteristiche e limitazioni

Per filtraggio, si intende l'operazione di attenuazione di componenti indesiderate, contenute in un range di frequenze all'interno del segnale.

Per ridurre le ampiezze dei dati in uno specifico range dello spettro è necessario quindi portare il segnale dal dominio del tempo a quello delle frequenze: la trasformata di Fourier è lo strumento che permette questo passaggio.

La trasformata di Fourier di un segnale è interpretabile come la somma di infinite sinusoidi, ciascuna con una specifica frequenza, la cui ampiezza dipende dall'energia che questa ha nel segnale originale; in questo modo, la trasformata diventa una rappresentazione della distribuzione delle energie del segnale alle varie frequenze, permettendo quindi lo studio di nuove caratteristiche diverse da quelle temporali. La trasformata di Fourier è simmetrica rispetto le frequenze di un segnale; per evitare ripetizioni, durante il suo calcolo viene considerata solo la prima metà dei suoi valori.

La trasformata può essere usata per visualizzare lo spettro di un segnale principalmente in due modi: nel caso di ampiezze contenute, visualizzando il valore assoluto della prima metà della trasformata moltiplicato per due; oppure calcolando il periodogramma, ricavato elevando al quadrato il modulo dello spettro, che visualizza come sono distribuite le potenze dello spettro.

Dopo aver ottenuto lo spettro in frequenza è possibile attuare il denoising, attraverso l'ausilio di filtri di vari tipi:

- filtro passa alto: attenua tutte le componenti al di sotto di una certa frequenza.
- filtro passa basso: attenua tutte le componenti al di sopra di una certa frequenza.
- filtro passa banda: attenua tutte le componenti che non si trovano in uno specifico range di frequenze.
- filtro elimina banda (notch): attenua tutte le componenti contenute in uno specifico range di frequenze.

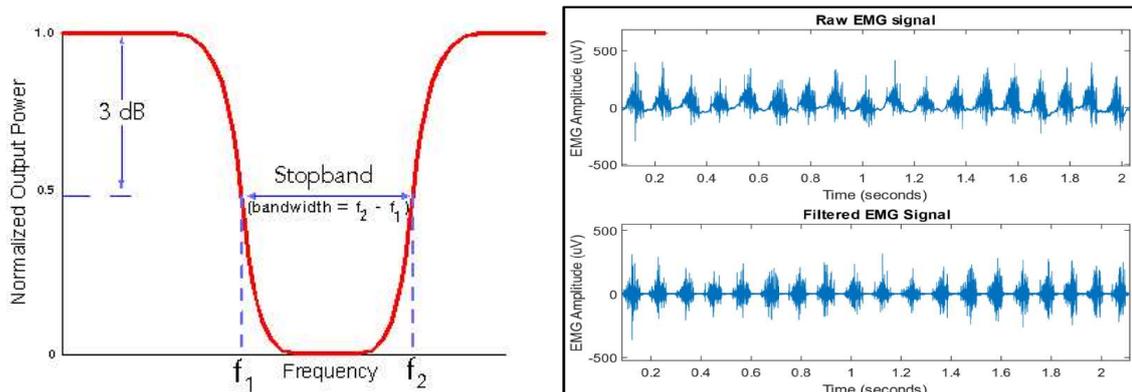


Figura 8

In figura 8a un esempio di filtro notch;

in figura 8b un esempio di applicazione di filtro passa banda in serie ad un filtro notch per il denoising di un segnale EMG

Come scritto in precedenza, i filtri possono essere sia analogici che digitali, la realizzazione e il funzionamento di essi dipende anche dalla loro natura; un filtro analogico, infatti, è una componente fisica del sistema di acquisizione con specifiche fisse e realizzato in un modo preciso, d'altra parte, invece, i filtri digitali fanno parte del processo di elaborazione del segnale e vengono utilizzati mediante software appositi, come ad esempio Matlab.

Rispetto al denoising analogico, quello digitale permette di modificare le caratteristiche del filtro in base a ciò che si sta cercando di ottenere dai dati.

Un filtro analogico è costruito mediante amplificatori, condensatori e resistori; questi elementi, disposti in un certo ordine, sono in grado di selezionare quali componenti in frequenza del segnale possano "passare" senza essere attenuate.

Per quanto riguarda lo sviluppo di filtri digitali, le possibilità sono molte; nei software è comune crearli appoggiandosi ad una serie di comandi interni ai programmi che, una volta inserite le specifiche desiderate, vanno a comporre il filtro. Gli algoritmi utilizzati da questi comandi si basano sui principali tipi di filtri digitali come, ad esempio, i filtri di Butterworth, di Chebyshev oppure

quelli ellittici. La scelta dei parametri è di vitale importanza, in quanto vanno a stabilire le frequenze a cui opererà il filtro.

Le principali feature di un filtro sono:

- banda passante: è il range di frequenze nelle quali il segnale non subisce attenuazione.
- banda di transizione: se il filtro fosse ideale ed attenuasse il segnale di netto non appena terminata la banda passante, questa banda non esisterebbe, in quanto corrisponde al range di frequenze nelle quali l'attenuazione deve ancora raggiungere il valore impostato.
- banda oscura: è il range di frequenze nelle quali il segnale risulta attenuato.
- ripple in banda passante: a causa della non idealità dei filtri, durante il denoising, anche la parte di segnale non attenuata subisce delle lievi alterazioni, il ripple indica l'attenuazione massima che può subire la banda passante.
- ripple in banda oscura: questo valore indica il valore minimo di attenuazione in banda oscura, sempre a causa delle non idealità l'attenuazione non è costante, a causa di ciò è necessario introdurre questo parametro.
- ordine del filtro: rappresenta la complessità di un filtro, più è alto più il filtro sarà complicato. È definito come il numero di poli presenti nella funzione di trasferimento (i poli sono i valori per i quali la funzione di trasferimento tende a infinito). L'ordine di un filtro è collegato alla scelta dei suoi parametri: più si imporranno condizioni restrittive più l'ordine salirà.

Per quanto riguarda un segnale elettromiografico, il processo di denoising viene eseguito tenendo in considerazione le caratteristiche proprie del segnale, in modo tale da filtrare i dati ottenuti riducendo al minimo le perdite di informazioni di interesse e migliorando il SNR.

Ricordando quali sono le caratteristiche tipiche di un segnale EMG e quali sono i suoi disturbi più frequenti, l'iter più seguito per il filtraggio prevede:

- Primo passaggio: la rimozione della media del segnale con il fine di ridurre l'errore di modo comune, che può essere causato da un offset dell'apparecchiatura ad esempio.
- Secondo passaggio: l'applicazione di un filtro passa alto con frequenza di cut-off (frequenza o frequenze limite della banda passante) posta in un range di frequenze compreso tra i 5 e i 20 Hz in base al tipo di gruppo muscolare sotto esame; infatti, al di sotto di quelle frequenze le informazioni sarebbero sicuramente non inerenti ai segnali elettrici del gruppo muscolare.
- Terzo passaggio: si utilizza un filtro passa basso con frequenza di cut-off compresa tra i 250 e i 500 Hz.
- Quarto passaggio: attraverso una serie di filtri elimina banda si attenua la frequenza in cui è presente il disturbo relativo alla power line, insieme a tutte le sue armoniche che, nel caso

della linea elettrica europea, è pari a 50 Hz (verranno attenuate quindi anche le sue frequenze multiple: 100Hz, 150Hz, 200Hz, ...).

Relativamente al filtro passa alto e al passa basso, sarebbe possibile applicare direttamente un filtro passa banda; tuttavia, molto spesso si sceglie di applicare i due filtri in serie, così è possibile imporre specifiche più stringenti senza ricorrere a filtri di ordine elevato ed evitando quindi un'eccessiva complessità computazionale.

Nonostante questo sia il processo di filtraggio più utilizzato per un segnale EMG, esso presenta alcune limitazioni: l'uso di filtri elimina banda comporta una perdita di informazione; infatti, la frequenza della rete di alimentazione e una parte delle sue armoniche rientrano nel range di frequenze in cui è concentrata l'informazione relativa all'elettromiografia e per questo motivo, quando si vanno ad attenuare quelle componenti, inevitabilmente anche parte dell'informazione di interesse verrà perduta, andando quindi a compromettere parzialmente il segnale in analisi (come evidenziato in letteratura da Ladrova et al, 2019).

4.2 Tecniche di filtraggio per sistemi multicanale

Negli ultimi anni, molti studi si sono concentrati nella ricerca di metodi alternativi al filtraggio tradizionale di un segnale. Queste tecniche, invece di agire direttamente sulla parte di segnale disturbata attenuandola, puntano alla riduzione del disturbo in modi indiretti, scomponendo il segnale in più componenti che potranno essere analizzate ed utilizzate per ricostruire i dati, riducendo il più possibile il disturbo. Nel caso dell'elettromiografia, questi metodi sono più facilmente applicabili nel caso di sistemi multicanale, ovvero registrazioni di più segnali EMG contemporanei; in questo modo, gli algoritmi hanno sufficienti dati per operare ed indentificare le varie componenti.

A differenza dei metodi di filtraggio più tradizionali basati su filtri digitali diretti, queste tecniche indirette si basano su algoritmi complessi, non ammettono quindi formulazioni analitiche. Non permettendo analisi teoriche e valutazioni di performance, per poter valutare la loro efficacia bisogna quindi confrontare le caratteristiche identificative del segnale EMG ricavato dai diversi tipi di filtraggio.

Gli algoritmi che verranno trattati in questa tesi possono essere associati a due maggiori gruppi di tecniche: la Blind Source Separation, di cui fanno parte PCA e ICA, e le Empirical Mode Decomposition, tecnica analizzata in questa tesi e dalla quale derivano numerose applicazioni in diversi ambiti.

La Blind Source Separation (BSS) è nata per poter separare segnali che mescolati tra loro risultano incomprensibili, ma presi individualmente possono invece essere facilmente analizzati.

Questa separazione si basa sulla presenza all'interno dei dati di sorgenti indipendenti tra loro, che combinate creano l'informazione registrata; misurando il grado di indipendenza che possiedono, si procede a de-correlare i dati e ridurre la ridondanza cercando di massimizzare l'indipendenza mediante delle proiezioni sugli assi di un nuovo spazio, creato a partire dai dati iniziali. È questo il motivo per cui la BSS ha assunto questo nome: gli assi sono creati a partire dai dati e non sono definiti in precedenza come per altre tecniche quali, ad esempio, quelle basate sulla trasformata di Fourier.

L'Empirical Mode Decomposition, invece, si fonda sulla scomposizione di un segnale in modo adattivo, attraverso delle Intrinsic Mode Function (IMF).

Le IMF devono soddisfare due condizioni, la prima richiede che la differenza tra il numero di estremi della funzione (intesi come numero di massimi e minimi) e il numero di volte in cui la funzione attraversa l'asse delle ascisse non deve essere superiore a uno, la seconda impone che la media tra l'involuppo della funzione calcolato sui massimi di essa e l'involuppo calcolato sui minimi di essa sia pari a 0. L'utilizzo di queste condizioni rende una IMF simmetrica rispetto l'asse delle ascisse.

Una volta ottenute le IMF, queste possono essere utilizzate in più modi per filtrare il segnale, a seconda del processo utilizzato le tecniche assumono nomi diversi.

Nei seguenti paragrafi le tecniche basate su BSS e EMD verranno descritte e approfondite nello specifico caso applicativo del segnale EMG.

4.2.1 *Principal Component Analysis (PCA)*

Tale tecnica, appartenente al macro-gruppo dei metodi di BSS, ha come obiettivo principale quello di trasformare un numero di variabili correlate, che compongono un segnale, in un numero minore di variabili scorrelate dette componenti principali. Per estrarre queste componenti, nel caso dei segnali EMG, è necessario calcolare la matrice di covarianza: essa misura la relazione lineare che esiste tra due variabili, ovvero quanto una variabile cambia come funzione dell'altra. Per l'elettromiografia, prima di calcolare la matrice è necessario applicare un filtro passa alto con frequenza di cut-off compresa tra i 10 e i 20 Hz; siccome in quel range di frequenze non sono presenti informazioni relative al segnale, la loro attenuazione riduce il rumore e rende le stime più affidabili. Una volta ottenute le componenti, solo una parte di esse comporrà i dati finali; la loro selezione viene fatta sulla base della varianza e sul principio che la maggior parte dell'informazione è contenuta nelle variabili con maggiore variabilità. Esistono principalmente 3 metodi per scegliere quante componenti usare per la ricostruzione del segnale: usufruire solo delle componenti che rappresentano l'80-90% della varianza totale, seguire la regola di Kaiser, ovvero prendere solo le componenti con varianza superiore a quella media e attraverso lo "screen plot", in cui si sceglie il

numero di componenti in base a dove si trova il punto di gomito di un grafico che ha come ascisse il numero delle componenti e come ordinate le varianze percentuali relative a ciascuna componente. Nella PCA, le componenti principali che presentano una bassa varianza sono associate al disturbo e quindi la loro esclusione nella fase di ricostruzione garantisce un segnale finale con un SNR migliore.

4.2.2 Independent Component Analysis (ICA)

La tecnica di denoising nota come ICA, anch'essa appartenente al gruppo di tecniche BSS, è una delle tecniche statistiche più utilizzate per la separazione delle fonti di un segnale al fine di permettere una migliore comprensione di ciascuna componente.

Il principio di questa tecnica è molto simile a quello della Principal Components Analysis, con la differenza che l'estrazione delle componenti dalla matrice di covarianza del segnale mediante una scomposizione semplice della PCA, è sostituita da un'ottimizzazione di curtosi e covarianza delle sorgenti del segnale.

Nel modello generale dell'ICA le sorgenti sono generate da una trasformazione lineare dove può essere presente anche rumore additivo.

Si assumano N segnali statisticamente indipendenti tra loro, ottenuti da M sensori; questi segnali sono il risultato delle combinazioni delle varie sorgenti dell'informazione, che non possono essere osservate direttamente.

Considerando queste assunzioni, i segnali registrati si possono interpretare come il risultato del prodotto tra le sorgenti del segnale ed una matrice A , definita come "matrice di mescolamento": $x(t) = As(t)$, dove $x(t)$ e $s(t)$ rappresentano rispettivamente i segnali osservati e le sorgenti dei segnali.

L'ICA fa parte delle tecniche di Blind Source Separation in quanto non si hanno informazioni sulla matrice A , per risalire a stime dei dati sulle sorgenti originali si punta ad ottenere, tramite vari algoritmi, la matrice W , inversa della matrice A , che moltiplicata per i segnali misurati permette di ottenere i dati desiderati. La bontà del risultato finale dipende da quanto la stima della matrice W sia stata accurata.

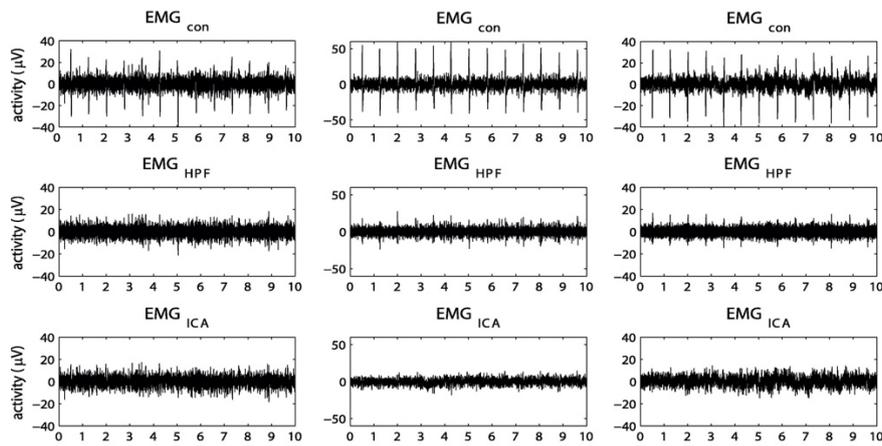


Figura 9

In figura 9 sono rappresentati 3 segnali: prima di essere filtrati, dopo l'applicazione di un filtro passa alto con cut-off a 30 Hz e dopo il filtraggio mediante ICA

4.2.3 Empirical Mode Decomposition (EMD)

Tale tecnica, utilizzata per l'analisi di segnali non stazionari e non lineari, si basa sull'estrazione sequenziale, secondo i criteri esposti nei paragrafi precedenti, delle energie associate a diverse scale temporali del segnale, partendo da quelle più fini, quindi ad alta frequenza, per arrivare poi a quelle più grossolane, ovvero a bassa frequenza. La somma di queste funzioni (IMFs, intrinsic mode functions) ricalca il segnale originale molto bene e garantisce completezza.

L'EMD può essere sfruttato per il denoising dei dati andando a lavorare sulle singole IMF, che presentano la stessa scala temporale del segnale originale, permettendo di analizzare i dati rimanendo nel dominio del tempo; inoltre, attraverso l'uso di soglie, di filtri o selezionando le funzioni è possibile isolare le componenti di disturbo ripulendo il segnale; la scelta del metodo da utilizzare dipende dalla natura del segnale e dal tipo di acquisizione effettuata.

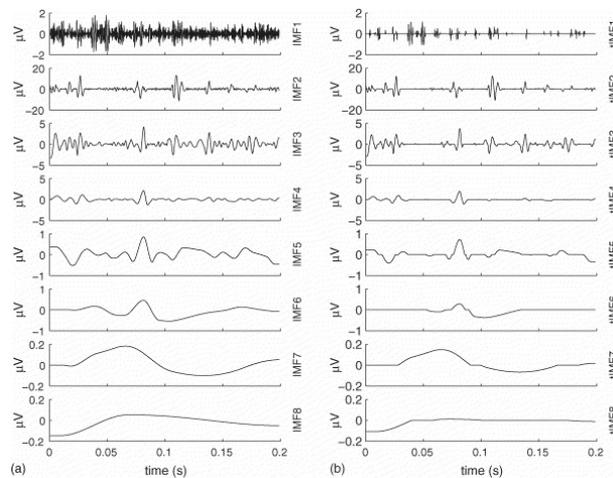


Figura 10

In figura 10: esempio di filtraggio di IMF ricavate da segnale EMG

4.3 Principali feature in tempo e frequenza usate per l'analisi del segnale EMG

A seguito di un opportuno filtraggio del segnale EMG, esso viene generalmente sottoposto ad un'ulteriore analisi per poter ricavare informazioni utili a confrontare tra loro dati relativi ad acquisizioni diverse. Ciò è necessario data la natura stocastica del segnale e l'assenza di forme d'onda ben definite, che invece sono presenti in altri segnali quali ECG o PPG. A partire dal segnale stocastico, eseguendo una segmentazione dello stesso in tratti di più breve durata, vengono quindi calcolati dei parametri (definiti anche come feature) propri del segnale, necessari per ottenere caratteristiche ricorrenti di un preciso tipo di acquisizione.

Tra la grande varietà di feature calcolabili, la scelta tiene conto della natura dei dati in esame, in modo tale da selezionare i parametri più utili e validi per la ricerca.

Nel caso dei segnali elettromiografici, le feature più comunemente utilizzate per studiare i dati nel tempo e in frequenza sono:

- Dominio del tempo:

- **Inviluppo:** in geometria, per una famiglia di curve corrisponde ad una curva tangente ad ogni membro in un punto. Permette di ricavare la forma e le ampiezze del segnale originale, sacrificando accuratezza e risoluzione.

Lo studio dell'inviluppo nell'elettromiografia permette di ricavare importanti informazioni riguardanti la forza, il reclutamento dei gruppi muscolari e la fatica muscolare senza l'utilizzo di metodi invasivi. Oltre ad essere un importante strumento di confronto per le diverse acquisizioni è in grado di fornire informazioni utili anche all'individuazione di pattern di attivazione muscolare.

- **RMS:** definito come la radice della media dei quadrati di un insieme di numeri, l'RMS è una misura statistica che fornisce informazioni sull'ampiezza media del segnale nel tempo.

Per quanto riguarda i segnali EMG, il Root Mean Square è in grado di quantificare l'attività e la forza muscolare, maggiore è l'attività maggiore sarà l'ampiezza del segnale misurato; esso permette quindi di fornire una stima dello sforzo o dell'attività muscolare durante un certo periodo di tempo.

- **MAV:** Mean Absolute Value, è definito come la media del valore assoluto totale di un segnale. Per un segnale EMG risulta utile come indicatore dell'ampiezza complessiva della contrazione durante un

intervallo di tempo. Un alto valore implica una maggiore attività elettrica durante il periodo di contrazione.

- Varianza: è una misura statistica che indica la dispersione dei dati attorno alla loro media, nel caso dell'elettromiografia i diversi valori che può assumere a seconda del tipo di contrazione e di reclutamento muscolare forniscono informazioni utili per valutare differenze nell'attività delle unità motorie a seconda del contesto.

- Dominio delle frequenze:

- Media: la sua stima, per le frequenze di un segnale EMG, fornisce un'indicazione chiara della distribuzione spettrale delle attività muscolari registrate durante un certo periodo di tempo e può essere un elemento fondamentale nell'interpretazione e nell'analisi dei dati EMG per diversi scopi applicativi.
- Mediana: è l'elemento in un insieme di dati la cui frequenza relativa corrisponde al 50% di tutti i valori presenti nell'insieme. Come per la media aritmetica, per i segnali elettromiografici, la mediana fornisce informazioni sulla distribuzione spettrale delle attività muscolari; tuttavia, è più resistente al rumore ed è in grado di fornire una prospettiva diversa. In più, è in grado di rilevare fini cambiamenti nella distribuzione delle frequenze, questa proprietà può essere molto utile per la valutazione di cambiamenti durante l'affaticamento muscolare.

Per questi motivi, la mediana è considerabile come un parametro complementare alla media nell'analisi spettrale in grado di fornire stabilità in presenza di rumore o in casi in cui anche i piccoli cambiamenti nelle distribuzioni delle frequenze sono rilevanti.

- Frequenza di picco: corrisponde alla frequenza dello spettro in cui si verifica il picco massimo di energia del segnale; ovvero, indica la frequenza in cui si concentra la maggior parte dell'energia.

Nei segnali EMG è associata alla frequenza dominante delle attività muscolari rilevate, può essere utile nel rilevare le frequenze principali in cui avvengono specifici tipi di compiti motori; inoltre, con l'affaticamento la frequenza di picco può variare, fornendo quindi informazioni sulla condizione muscolare.

Feature	Equation
MAV	$g(j) = \frac{1}{N} \sum_{i=j-\frac{1}{2}(N-1)}^{j+\frac{1}{2}(N-1)} s(i) $
RMS	$g(j) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=j-\frac{1}{2}(N-1)}^{j+\frac{1}{2}(N-1)} s(i)^2}$
WL	$g(j) = \sum_{i=j-\frac{1}{2}(N-1)}^{j+\frac{1}{2}(N-1)-1} s(i+1) - s(i) $
WAMP $s_{lim} = 10$ $s_{lim} = 20$	$g(j) = \sum_{i=j-\frac{1}{2}(N-1)}^{j+\frac{1}{2}(N-1)-1} [v(s(i+1) - s(i))]$ $v(s) = \begin{cases} 1, & \text{if } s \geq s_{lim} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$

Figura 11

Figura 10: esempio di tabella contenente feature scelte per uno studio di segnali EMG

CAPITOLO 5: Denoising di segnali EMG da matrice stampata

Per poter valutare e confrontare tra loro le varie tecniche di filtraggio precedentemente esposte, è necessario sottoporle ad un esame in un contesto sperimentale, nello specifico per dei dati ricavati da acquisizioni elettromiografiche da elettrodi “dry”.

Per questa tesi, i dati utilizzati sono stati ricavati da una matrice di elettrodi stampata, realizzata per lo studio e lo sviluppo di un’ortosi intelligente al cui interno è integrata una matrice di elettrodi multicanale, con lo scopo di ottenere acquisizioni continue e personalizzate durante il periodo di riabilitazione del paziente.

5.1 Realizzazione della matrice e svolgimento delle prove di acquisizione

La matrice è stata realizzata come sistema multi-canale, composta da 16 elettrodi accoppiati a formare gli 8 canali che andranno a registrare i segnali relativi alle contrazioni del muscolo gastrocnemio; le posizioni degli elementi nella matrice sono state calcolate usando come riferimento il posizionamento standard degli elettrodi commerciali Ag-AgCl “wet” sul muscolo in questione; essi sono stati inoltre collocati nella parte interna del prototipo, mentre i loro relativi circuiti, collegati agli elettrodi da un foro del diametro di 0.5 mm, sono stati stampati nella parte esterna del prototipo. Ciascun elettrodo ha un diametro di 6 millimetri ed il suo centro è distante verticalmente 12 millimetri ed orizzontalmente 8 millimetri dagli altri elettrodi appartenenti alla matrice.

Gli elettrodi e i loro circuiti sono stati realizzati utilizzando una stampante “aerosol jet”, mediante due tipi di inchiostro conduttivo: l’inchiostro d’argento e l’inchiostro di cloruro d’argento, con una proporzione di Ag/AgCl di 8/2. I circuiti sono stati stampati usando solamente l’inchiostro di argento.

La deposizione del primo strato di argento, è stata seguita da una fase di curing in un forno a 140°C, mentre quella dell’argento - cloruro d’argento è stata seguita da una fase di sinterizzazione di 30 minuti a 125°C.

Infine, i connettori sono stati incollati alla matrice in corrispondenza degli elettrodi con una resina epossidica di argento per poi ultimare il processo con un’ultima fase di curing a 70°C per 20 minuti.



Figura 12

Figura 12: elettrodi e connessioni stampate sull'ortosi; un tester che indossa il device insieme alla parte elettronica

Prima dello svolgimento delle prove di acquisizione, per valutare le performance degli elettrodi direttamente stampati sui device, l'impedenza di contatto è stata comparata con quella di elettrodi "wet" e "dry" commerciali, effettuando tre misurazioni di due elettrodi posti sul muscolo gastrocnemio di due soggetti sani; per gli elettrodi "dry" è stata fatta una registrazione aggiuntiva con la cute umida, per simulare il sudore.

I test hanno provato come gli elettrodi stampati mostrino una grande similarità con gli elettrodi "dry" commerciali, soprattutto nel caso di stimolazione da sudore con una differenza di ampiezza del 20%.

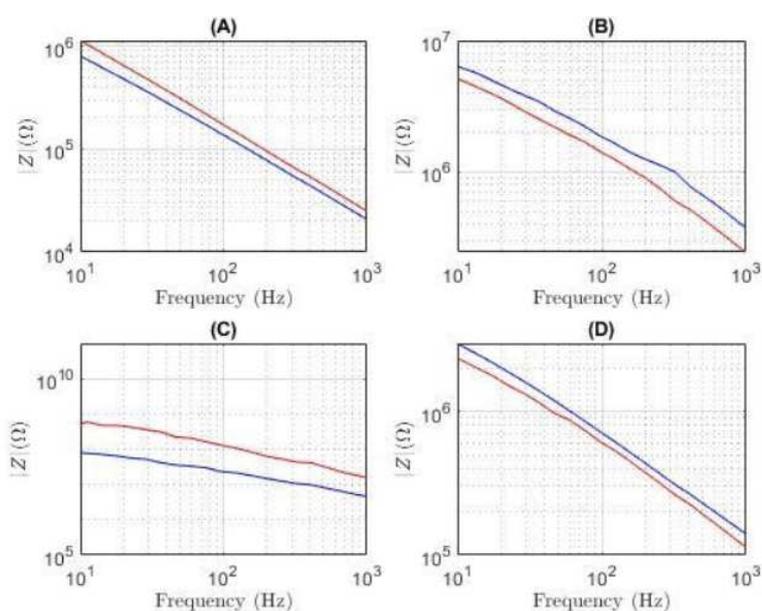


Figura 13

In figura 13 è rappresentato come variano le impedenze degli elettrodi al variare della frequenza, Elettrodi "wet" commerciali (A), elettrodi "dry" commerciali (B) senza stimolazione da sudore, elettrodi "dry" stampati senza e con la stimolazione da sudore (C) e (D)

Nella fase di progettazione dell'elettronica dei dispositivi è stata data priorità al comfort dell'utilizzatore finale e agli aspetti tecnici del sistema di acquisizione; tenendo in considerazione questi obiettivi, la matrice è stata realizzata in modo tale da avere otto canali integrati con un sistema di comunicazione in tempo reale Bluetooth Low Energy (BLE) utilizzando meno componenti possibili per ridurre l'assorbimento di potenza e l'invasività del device.

L'acquisizione è stata effettuata con un ADS1298 integrato per front-end per bio-potenziali, esso include un convertitore analogico digitale da 8 canali a 24 bit con un amplificatore programmabile già installato.

Per testare le matrici, sono stati misurati i segnali elettromiografici del muscolo gastrocnemio di tre soggetti sani durante lo svolgimento di attività specifiche, compatibili con l'ortosi e utili durante la riabilitazione. Il protocollo prevede i seguenti movimenti:

- Posizione seduta
- Alzarsi e sedersi
- Posizione eretta
- Contrazione isometrica del muscolo gastrocnemio
- Posizione eretta

L'acquisizione di ogni movimento è stata ripetuta tre volte per ogni soggetto.

5.2 Scelta dei parametri di confronto in tempo e in frequenza del segnale filtrato con le diverse tecniche di filtraggio

Dopo aver appreso da dove e come è stato ottenuto il segnale, quale sistema di acquisizione è stato utilizzato e quale tecniche sono state applicate per il denoising, è necessario stabilire quali parametri usare per confrontare i risultati dei filtri ottenuti con le diverse tecniche scelte.

Per quanto riguarda lo studio nel dominio del tempo, i parametri valutati adatti al confronto sono stati:

- Inviluppo: dovendo confrontare dati e grafici relativi a vettori derivanti dallo stesso segnale, l'inviluppo diventa uno strumento fondamentale, in quanto permette di evidenziare in modo efficace e diretto le differenze dei segnali ottenuti dai diversi filtri grazie alla forma e alle ampiezze; inserendo, infatti, gli inviluppi derivanti dalle tecniche di denoising in unico grafico, anche un'analisi empirica a livello visivo permette di valutare le performance ottenute dai differenti algoritmi.
- RMS: analogamente all'inviluppo, anche il valore quadratico medio è in grado di fornire informazioni rilevanti per comparare i dati ricavati da uno stesso segnale. Combinando le informazioni relative a come varia l'ampiezza media dei segnali nel tempo insieme ai loro

involuppi, è possibile quantificare lo sforzo muscolare nel periodo di tempo misurato e valutare se e quanto le tecniche di filtraggio hanno eliminato informazioni importanti per i dati.

Lo studio dello spettro in frequenza è stato perpetrato mediante i seguenti parametri:

- Media: come detto in precedenza, è in grado di fornire informazioni sulla distribuzione dello spettro in frequenza dell'attività muscolare; per questo motivo, la sua applicazione nel caso specifico di questa tesi ha permesso di osservare se il filtraggio compiuto è stato in grado di ridurre le principali componenti di disturbo derivanti dall'interferenza relativa alla rete di alimentazione.
- Mediana: ricordando che questa misura statistica permette di avere informazioni complementari alla media, il suo utilizzo è necessario per poter avanzare un confronto più fine tra le tecniche di denoising; infatti, essendo più sensibile alle variazioni nella distribuzione delle frequenze e resistente al rumore, rende lo studio dello spettro in frequenza più solido e affidabile.

5.3 Analisi dei risultati

Una volta scelti i parametri da estrarre per confrontare i segnali, si è proceduto con il processo di elaborazione dei dati; il filtraggio e l'estrapolazione delle caratteristiche dei segnali sono stati compiuti mediante l'utilizzo di Matlab, un software sviluppato per il calcolo numerico e l'analisi statistica; in totale, sono stati analizzati i dati relativi a 9 acquisizioni per un totale di 72 segnali.

Prima della loro elaborazione, i segnali apparivano molto disturbati e le fasi di attività e di riposo del muscolo erano difficilmente distinguibili; inoltre, osservando lo spettro risultava evidente come il disturbo da modo comune e l'interferenza a 50 Hz avessero un'energia molto maggiore del segnale stesso, celando quasi completamente le informazioni rilevanti.

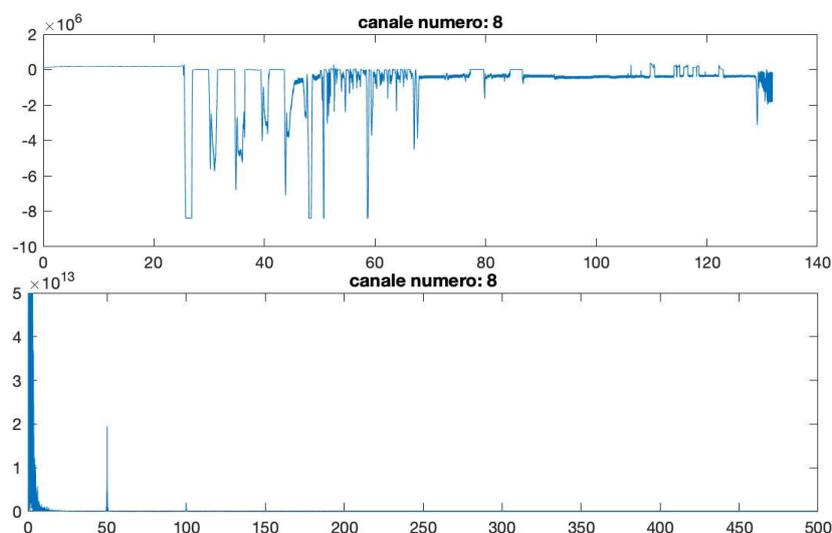


Figura 14

Figura 14: segnale e relativo spettro affetti da disturbo

Prima di utilizzare le tecniche di filtraggio scelte, a ciascun segnale è stata rimossa la media, per ridurre il modo comune, e gli ultimi secondi di acquisizione, in quanto molto disturbati e privi di informazioni rilevanti; successivamente, sono stati applicati un filtro passa alto a 20 Hz e un filtro passa basso a 200 Hz in quanto esternamente a questo range di frequenze i dati non riguardano il gruppo muscolare d'interesse per lo studio. Il filtro passa alto utilizzato è un Butterworth con banda passante superiore a 20 Hz, banda di transizione compresa tra i 20 e i 10 Hz, frequenza di cut-off a 10 Hz, ripple in banda passante pari a 3 dB e attenuazione in banda oscura pari a 20 dB; mentre il filtro passa basso ha banda passante minore di 200 Hz, banda di transizione compresa tra i 200 e 220 Hz, frequenza di cut-off a 220 Hz e ripple in banda passante e attenuazione in banda oscura analoghi al filtro passa alto.

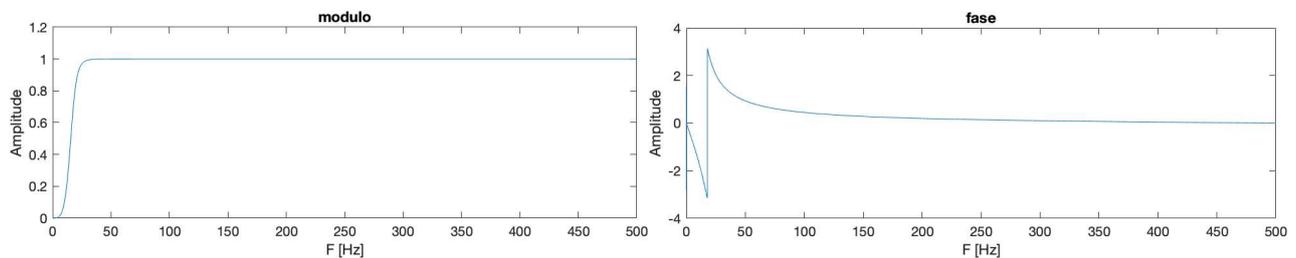


Figura 15

In figura 15 sono mostrati modulo e fase del filtro passa alto applicato ai segnali ottenuti dai sensori integrati nella matrice

- Filtraggio tramite pettine di filtri notch: lo spettro del segnale è stato filtrato attraverso dieci filtri notch in serie, sfruttando il comando *iircomb* che, una volta impostate le specifiche desiderate, realizza un filtro comb (pettine di filtri notch). L'ordine scelto del filtro è pari a 20 con una larghezza di banda pari a 0.0029 (la larghezza possibile è compresa in un range tra 0 e 1). Ciascun filtro del pettine è stato usato per attenuare le interferenze relative alla frequenza della rete di alimentazione (ovvero 50 Hz) ed alle sue armoniche.

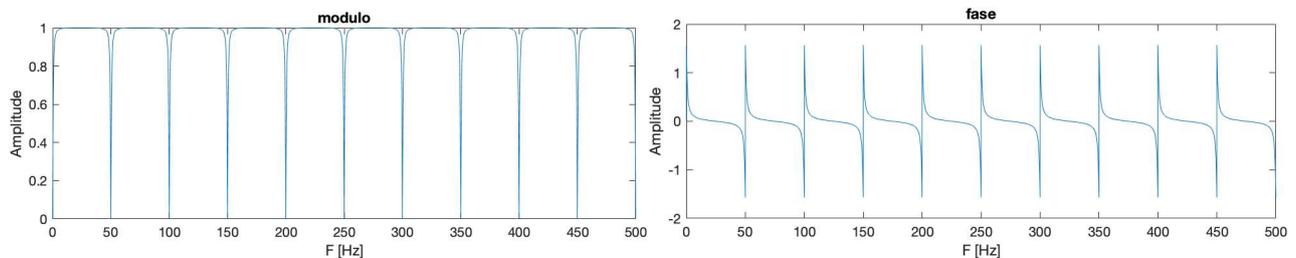


Figura 16

In figura 16 modulo e fase del filtro comb

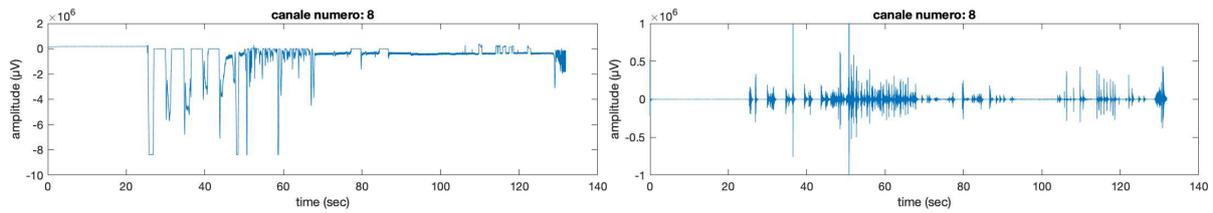


Figura 17

In figura 17 il segnale raw e dopo il filtraggio tradizionale

- Filtraggio mediante PCA: applicando l'algoritmo della Principal Component Analysis, implementato in Matlab come *pca*, per 4 canali alla volta, sono stati ricavati 4 coefficienti. Ad ognuno di questi è stato poi associato un valore percentuale relativo a quanta varianza essi spieghino; in base alle informazioni ottenute, sono state selezionate le componenti per la ricostruzione dei segnali applicando il metodo dello screen plot.

La *pca* è stata applicata due volte in quanto non tutti i canali erano disposti sopra la stessa fibra muscolare; infatti, i canali 1, 3, 6 e 8 hanno registrato informazioni relative ad una fibra diversa rispetto a quella dei canali 2, 4, 5 e 7. Quindi, prima di applicare l'algoritmo, la matrice contenente i segnali relativi agli 8 canali è stata divisa in due sottomatrici, ciascuna contenente solo le informazioni di una medesima fibra.

Terminata la scelta delle componenti principali per la ricostruzione delle due matrici, queste sono state unite per ottenere la matrice finale contenente tutti i segnali degli otto canali filtrati.

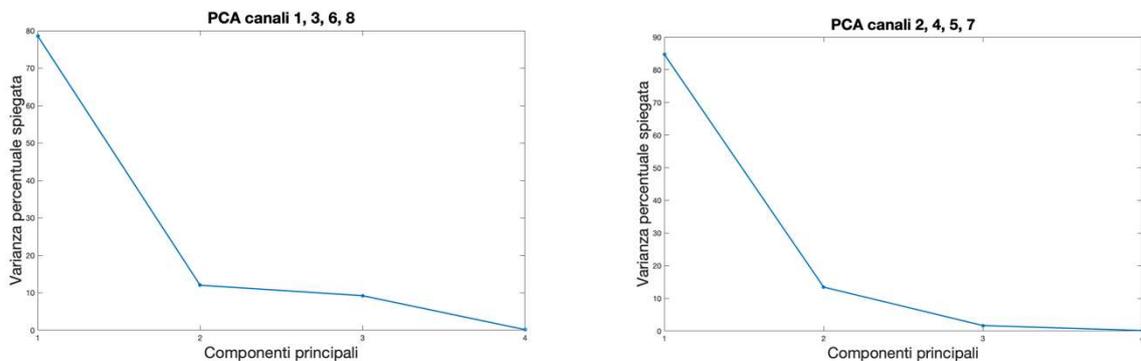


Figura 18

In figura 18 i grafici raffiguranti le distribuzioni della varianza spiegata, in percentuale

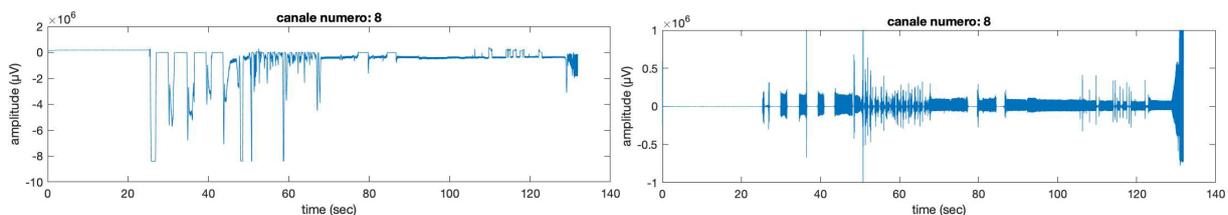


Figura 19

In figura 19 il segnale raw e dopo il filtraggio mediante PCA

- Filtraggio mediante ICA: per poter sfruttare l'Independent Component Analysis nell'ambiente di lavoro Matlab sono stati eseguiti due comandi: *rica* (Reconstruction Independent Component Analysis), che fornisce un modello contenente i parametri ricavati dall'applicazione dell' algoritmo e *transform*, che partendo dal modello precedentemente ottenuto, ricalcola il segnale sulla base dei parametri estrapolati e selezionati. Una volta ricostruiti i dati, sono stati normalizzati.

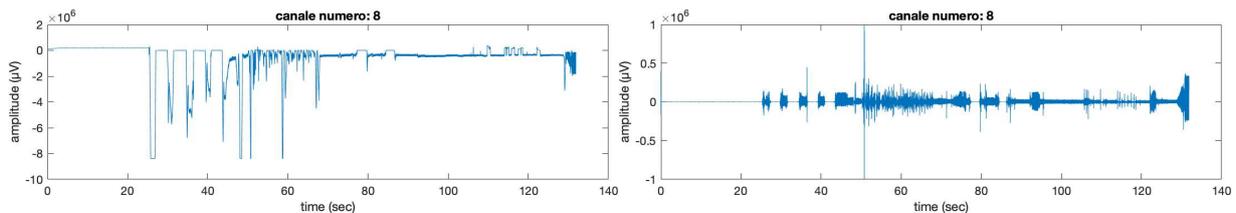


Figura 20

In figura 20 il segnale raw e dopo il filtraggio mediante ICA

- Filtraggio mediante EMD: l'Empirical Mode Decomposition è utilizzabile in Matlab grazie al comando *emd*: inserendo in input il segnale da filtrare, l'algoritmo fornisce in output le relative IMF; una volta ottenute, vengono poi filtrate usando il comando *medfilt*, che sostituisce ogni valore di un vettore con la mediana dei valori adiacenti ad esso. Le IMF sono in seguito state selezionate in base a quali di esse contenessero maggiori informazioni. Dopo aver filtrato e selezionato le IMF, queste vengono sommate tra loro per ottenere il segnale finale filtrato.

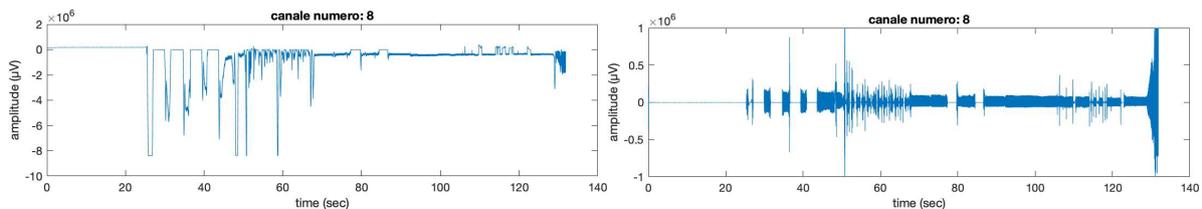


Figura 21

In figura 20 il segnale raw e dopo il filtraggio mediante ICA

Conclusa la fase di elaborazione del segnale mediante le varie tecniche di denoising sono stati estrapolati i parametri di confronto scelti.

Innanzitutto, gli involucri di tutte le tecniche alternative al filtraggio tradizionale sono stati paragonati con l'involucro di quest'ultimo, per avere una prima valutazione delle performance ottenute durante la fase di denoising.

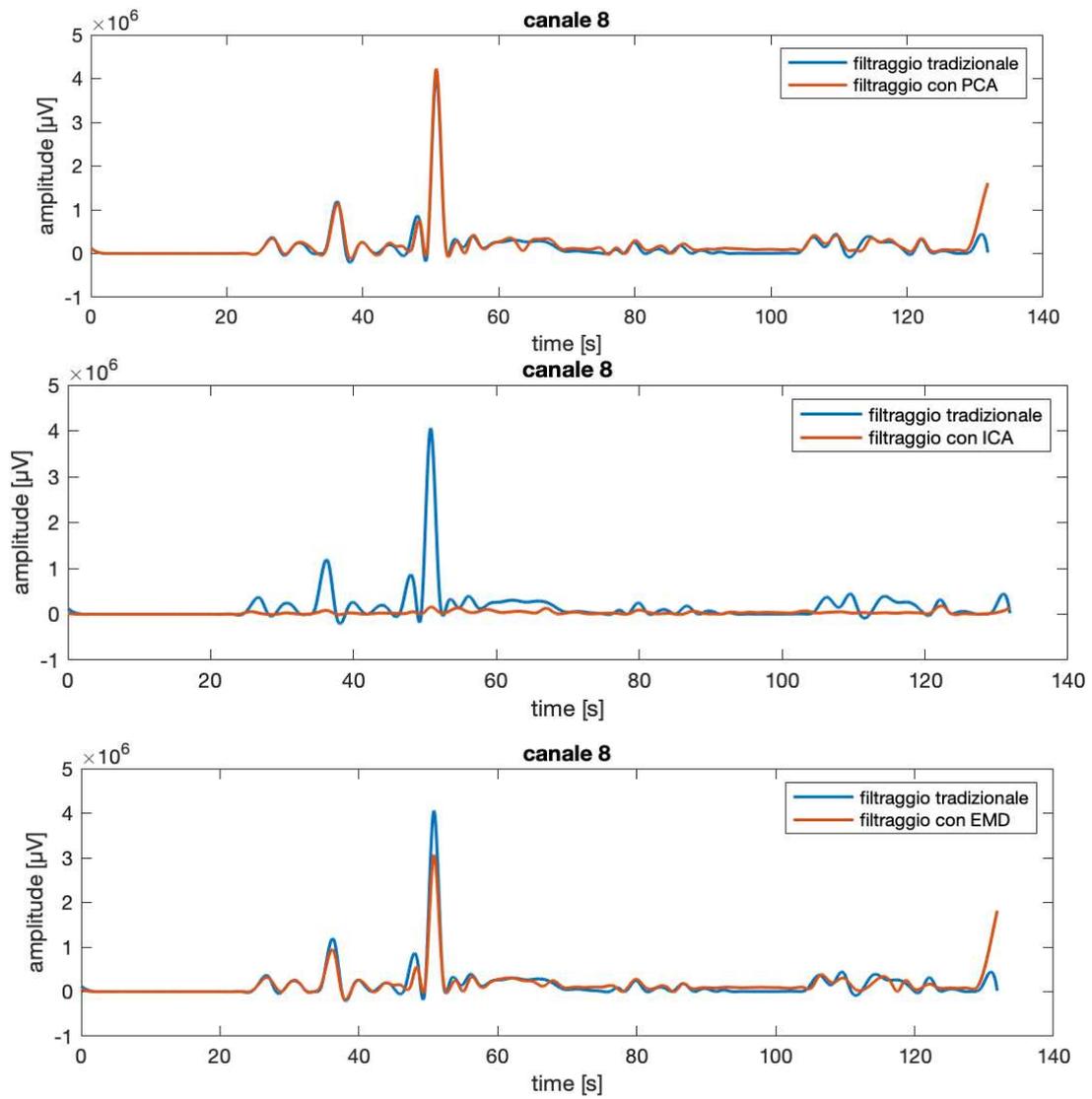


Figura 22

Figura 22:

- Esempio di confronto involuppi tra PCA e filtraggio tradizionale
- Esempio di confronto involuppi tra ICA e filtraggio tradizionale
- Esempio di confronto involuppi tra EMD e filtraggio tradizionale

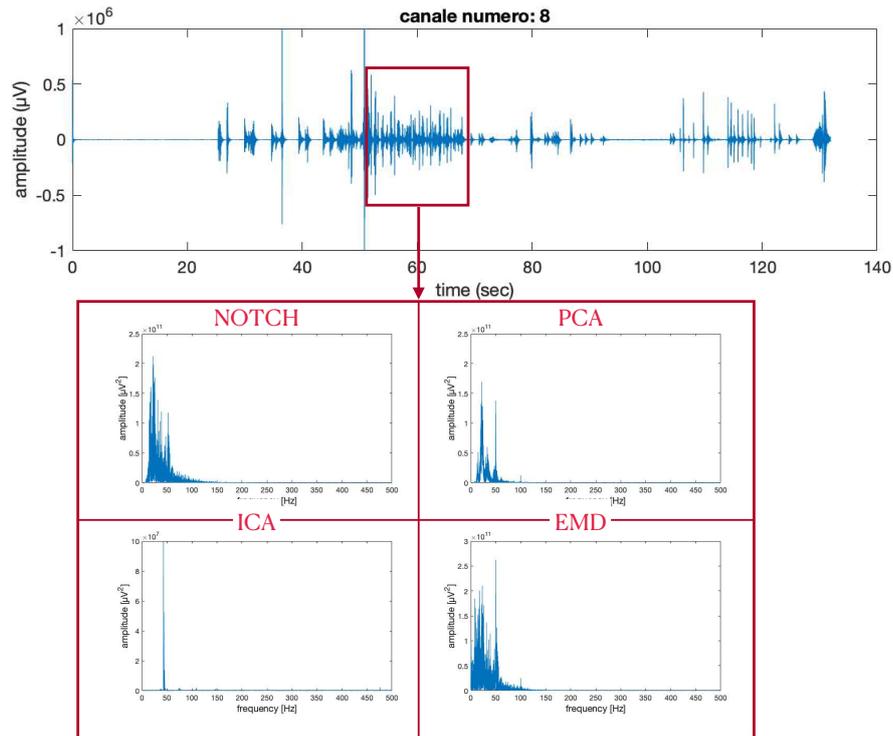


Figura 23

In figura 23 sono messi a confronto gli spettri ricavati dalle 4 tecniche di filtraggio, relativi alla contrazione evidenziata nel segnale

Osservando gli involucri di tutti i segnali filtrati delle varie acquisizioni è già possibile ricavare importanti dati relativi ai diversi tipi di filtraggio; la Principal Component Analysis e l'Empirical Mode Decomposition sono state in alcuni casi in grado di emulare le prestazioni del filtraggio tradizionale, tuttavia in altrettante situazioni le ampiezze ottenute da queste tecniche sono risultate sproporzionate rispetto al segnale di partenza; l'ICA, invece, nella maggior parte dei casi non ha fornito ampiezze adeguate; inoltre, ha molto spesso alterato la forma del segnale portando quindi ad una notevole perdita di informazioni.

Terminata l'ispezione degli involucri dei vari segnali, è tempo di analizzare i parametri numerici dei segnali; come precedentemente esposto, per questa tesi sono l'RMS per il dominio del tempo, la media e la mediana per lo spettro del segnale.

<i>RMS (μV)</i>	<i>Canale 1</i>	<i>Canale 2</i>	<i>Canale 3</i>	<i>Canale 4</i>	<i>Canale 5</i>	<i>Canale 6</i>	<i>Canale 7</i>	<i>Canale 8</i>
<i>Notch</i>	24681.3722	1270.2387	3321.1362	1231.4160	2293.6154	28148.5781	7150.7345	46332.6602
<i>PCA</i>	19423.0871	2622.7741	1388.5688	2633.8699	3384.9930	27877.4967	12400.8760	81898.3086
<i>ICA</i>	47968.1855	6681.4888	14779.1318	6475.9115	24492.5997	19477.9272	68595.4175	23981.2673
<i>EMD</i>	32221.2487	2823.3188	4186.1406	2806.5015	3753.3639	33173.9350	12945.4558	84758.7222

<i>Media (Hz)</i>	<i>Canale 1</i>	<i>Canale 2</i>	<i>Canale 3</i>	<i>Canale 4</i>	<i>Canale 5</i>	<i>Canale 6</i>	<i>Canale 7</i>	<i>Canale 8</i>
<i>Notch</i>	71.8926	91.9320	95.5398	77.9401	96.4335	29.3140	88.7612	60.7291
<i>PCA</i>	63.8194	38.3935	112.1435	37.3062	52.0802	121.2132	57.3756	111.1814
<i>ICA</i>	86.2457	101.2542	111.3761	106.0290	100.3998	126.4638	117.8508	68.5640
<i>EMD</i>	108.7100	28.4480	47.6396	26.9056	73.1206	95.9966	57.4075	110.0734
<i>Mediana (Hz)</i>	<i>Canale 1</i>	<i>Canale 2</i>	<i>Canale 3</i>	<i>Canale 4</i>	<i>Canale 5</i>	<i>Canale 6</i>	<i>Canale 7</i>	<i>Canale 8</i>
<i>Notch</i>	0.29478	0.45194	0.35748	0.66446	0.31661	0.18207	0.29159	0.30699
<i>PCA</i>	9.4175	3.1251	8.4938	3.0976	3.8707	8.4465	44.6687	10.0028
<i>ICA</i>	19.8768	9.8532	7.5188	15.7782	10.6937	9.7342	8.3484	29.3547
<i>EMD</i>	7.1404	2.8635	3.3366	2.8215	5.3048	6.5925	44.7111	9.8858

Figura 24

Figura 24: sono riportati i valori dei parametri di confronto in tempo e in frequenza

I valori individuati dalla Root Mean Square confermano le osservazioni fatte mediante lo studio degli involuppi. La frequenza media, invece, mostra come la distribuzione delle energie nello spettro dei segnali filtrati con tecniche alternative non riescano a seguire adeguatamente quella del filtraggio tradizionale; inoltre, analizzando le mediane delle frequenze è possibile intuire come PCA, ICA ed EMD non siano state in grado di ridurre l'interferenza a 50 Hz e conseguentemente impedire l'avvicinamento del valore della mediana alla frequenza della rete di alimentazione.

Osservando gli spettri delle contrazioni selezionate in figura 23 si può ulteriormente confermare come le interferenze di rete non siano state adeguatamente attenuate dagli algoritmi scelti.

Una volta terminata l'analisi dei dati risulta evidente come per questo specifico segnale elettromiografico le tecniche di denoising alternative, pur fornendo un filtraggio talvolta adeguato, non si siano dimostrate adatte nella maggior parte dei casi, ma per quale motivo?

- Difetti PCA: la Principal Component Analysis è una potente tecnica di estrazione delle caratteristiche ed eventualmente anche di filtraggio; tuttavia, esistono situazioni in cui il denoising attraverso la PCA non è conveniente. Essa, infatti, è sensibile al rumore e le componenti principali possono essere influenzate da esso; dopotutto, l'algoritmo si basa sull'analisi della variabilità spiegata dalle varie componenti, nei segnali EMG le fonti di rumore hanno una grande variabilità. Inoltre, i segnali derivanti dai muscoli sono il risultato di attività non lineari e complesse ed essendo la PCA una tecnica lineare, le informazioni riguardanti le relazioni non lineari possono essere perse.

- Difetti ICA: nonostante questo algoritmo sia una scelta valida per la separazione delle sorgenti, esso presenta dei limiti: l'analisi delle componenti indipendenti si basa sull'assunzione che le sorgenti siano statisticamente indipendenti; tuttavia, per un segnale EMG questi presupposti non sono garantiti a causa della non stazionarietà, essa infatti potrebbe non soddisfare l'indipendenza statistica.

In aggiunta a questo rischio, l'ICA non richiede un segnale di riferimento, nel caso dei segnali elettromiografici questo può diventare un problema siccome la conoscenza anatomica e fisiologica può essere necessaria per identificare le sorgenti.

- Difetti EMD: per quanto l'Empirical Mode Decomposition possa essere utilizzata per l'analisi di segnali complessi come l'EMG, non è sempre in grado di garantire buone performance; può produrre risultati diversi a seconda dei parametri scelti, questa variabilità può rendere difficile la ripetibilità dei risultati e la scelta dei parametri stessi.

Prima di giungere alle conclusioni, devono essere fatte alcune osservazioni riguardanti l'uso delle tecniche alternative di filtraggio: questi algoritmi sono multicanale, per avere dei buoni risultati finali una condizione fondamentale è che ogni canale riceva il segnale di contrazione nello stesso momento, in questo modo le tecniche possono performare al meglio delle loro possibilità. Tuttavia, in questo caso, la disposizione dei sensori nella matrice non ha consentito un'acquisizione dei dati contemporanea per ogni canale e per questo motivo ci sono stati dei ritardi nella rilevazione delle contrazioni tra i vari canali.

A causa di questa caratteristica, sommata al rumore di intensità maggiore dovuto all'utilizzo dei dry-EMG, i denoising mediante metodi alternativi al filtraggio tradizionale non sono stati in grado di raggiungere prestazioni accettabili; nonostante ciò, gli algoritmi hanno comunque dimostrato di poter filtrare, anche se non sempre in modo preciso, i segnali disturbati, permettendone lo studio.

CAPITOLO 6: conclusioni

Al termine dell'analisi dei risultati, si è stabilito che le tecniche alternative di filtraggio del segnale non sono state in grado di raggiungere le prestazioni dei metodi tradizionalmente usati per il denoising di segnali elettromiografici; è importante specificare che queste affermazioni sono valide solo nel contesto di questa specifica acquisizione e nelle condizioni operative descritte nei precedenti capitoli.

In letteratura, infatti, si possono trovare numerosi esempi di come queste tecniche, in contesti diversi, siano riuscite ad essere valide alternative; inoltre, sempre più ricerche si stanno concentrando sulla loro implementazione come tecniche di denoising.

Le caratteristiche dei metodi di BSS o EMD permettono a questi di essere alternative valide ai tradizionali filtri digitali; a differenza di quest'ultimi, infatti, il filtraggio non avviene attraverso parametri preimpostati e non attenua indistintamente le componenti di un segnale. Gli algoritmi estrapolano informazioni dal segnale stesso per individuare i giusti criteri per ripulire i dati dai disturbi, consentendo quindi una minore perdita di informazioni durante il denoising. La diversa dinamica con la quale operano queste tecniche permette maggiore elasticità durante l'elaborazione, garantendo una maggiore autonomia ad un possibile device che implementi questi algoritmi.

La maggiore flessibilità di questi nuovi metodi può dare tuttavia origine anche a filtri instabili, come è emerso dall'analisi dei risultati in questa tesi; tenendo in considerazione questo, se le ricerche riuscissero a sviluppare un modo per ridurre gli attuali problemi collegati a tecniche di BSS o EMD, esse avrebbero sicuramente le potenzialità per rimpiazzare il filtraggio tradizionale diventando i nuovi processi standard per l'elaborazione dei dati.

È molto probabile che in futuro, grazie agli studi su nuovi metodi di integrazione di sensori elettromiografici in dispositivi indossabili e all'approfondimento di nuovi modi di filtrare i segnali, sarà possibile rendere sempre più accessibili queste nuove tecnologie di monitoraggio e riabilitazione, consentendo a un numero sempre maggiore di persone una qualità delle cure avanzata.

BIBLIOGRAFIA

- A. -O. Boudraa and J. -C. Cexus, "EMD-Based Signal Filtering," in *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 56, no. 6, pp. 2196-2202, Dec. 2007, doi: 10.1109/TIM.2007.907967.
- Adriano O. Andrade, Slawomir Nasuto, Peter Kyberd, Catherine M. Sweeney-Reed, F.R. Van Kanijn, EMG signal filtering based on Empirical Mode Decomposition, *Biomedical Signal Processing and Control*, Volume 1, Issue 1, 2006, Pages 44-55, ISSN 1746-8094 (Figura 10)
- Assessment of Muscles Fatigue during 400-Meters Running Strategies Based on the Surface EMG Signals - Scientific Figure on ResearchGate. Available from: https://www.researchgate.net/figure/The-raw-and-filtered-EMG-signal-for-one-muscle-only-as-an-example_fig2_334630386
- BIO-ELECTRO-CHEMICAL CIRCUITS_A NEW RISE IN ELECTRONICS - Scientific Figure on ResearchGate. Available from: https://www.researchgate.net/figure/Frequency-response-of-Band-Reject-filter_fig33_272291179
- Clark, M. Milestone 3 (1954): Sliding filament model for muscle contraction. Muscle sliding filaments. *Nature Reviews Molecular Cell Biology* **9**, s6–s7 (2008) doi:10.1038/nrm2581.
- D'Alessio, T., and S. Conforto. "Extraction of the envelope from surface EMG signals." *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine* 20.6 (2001): 55-61.
- E. Cantù *et al.*, "Printed Multi-EMG Electrodes on the 3D Surface of an Orthosis for Rehabilitation: A Feasibility Study," in *IEEE Sensors Journal*, vol. 21, no. 13, pp. 14407-14417, 1 July 2021, doi: 10.1109/JSEN.2021.3059308 (Figura 11)
- E.A Clancy, E.L Morin, R Merletti, Sampling, noise-reduction and amplitude estimation issues in surface electromyography, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, Volume 12, Issue 1, 2002, Pages 1-16, ISSN 1050-6411, [https://doi.org/10.1016/S1050-6411\(01\)00033-5](https://doi.org/10.1016/S1050-6411(01)00033-5).
- Farina D, Merletti R, Indino B, Graven-Nielsen T. Surface EMG crosstalk evaluated from experimental recordings and simulated signals. Reflections on crosstalk interpretation, quantification and reduction. *Methods Inf Med.* 2004;43(1):30-5. PMID: 15026832.
- Farina, Dario and Aleš Holobar. "Characterization of Human Motor Units From Surface EMG Decomposition." *Proceedings of the IEEE* 104 (2016): 353-373. (Figura 3)
- Fu, Y.; Zhao, J.; Dong, Y.; Wang, X. Dry Electrodes for Human Bioelectrical Signal Monitoring. *Sensors* **2020**, *20*, 3651. <https://doi.org/10.3390/s20133651> (Figura 5)
- HUXLEY AF, NIEDERGERKE R. Structural changes in muscle during contraction; interference microscopy of living muscle fibres. *Nature.* 1954 May 22;173(4412):971-3. doi: 10.1038/173971a0. PMID: 13165697 (Figura 1)

- J. Kilby, K. Prasad and G. Mawston, "Multi-Channel Surface Electromyography Electrodes: A Review," in *IEEE Sensors Journal*, vol. 16, no. 14, pp. 5510-5519, July15, 2016, doi: 10.1109/JSEN.2016.2569072.
- Jung, J.M., Cha, D.Y., Kim, D.S. *et al.* Development of PDMS-based flexible dry type SEMG electrodes by micromachining technologies. *Appl. Phys. A* **116**, 1395–1401 (2014). <https://doi.org/10.1007/s00339-014-8244-3>
- Ladrova, M., Martinek, R., Nedoma, J., & Fajkus, M. (2019). Methods of Power Line Interference Elimination in EMG Signal. *Journal of Biomimetics, Biomaterials and Biomedical Engineering*, 40, 64–70. <https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/jbbbe.40.64>
- Mathias Gautel, Kristina Djinović-Carugo, Stan L. Lindstedt, Hans H. Hoppeler; The sarcomeric cytoskeleton: from molecules to motion. *J Exp Biol* 1 January 2016; 219 (2): 135–145. doi: <https://doi.org/10.1242/jeb.124941>.
- Naik, Ganesh R., and Dinesh K. Kumar. "An overview of independent component analysis and its applications." *Informatica* 35.1 (2011).
- Nienke W. Willigenburg, Andreas Daffertshofer, Idsart Kingma, Jaap H. van Dieën, Removing ECG contamination from EMG recordings: A comparison of ICA-based and other filtering procedures, *Journal of Electromyography and Kinesiology*, Volume 22, Issue 3, 2012, Pages 485-493, ISSN 1050-6411 (Figura 9)
- P. Laferriere, E. D. Lemaire and A. D. C. Chan, "Surface Electromyographic Signals Using Dry Electrodes," in *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, vol. 60, no. 10, pp. 3259-3268, Oct. 2011, doi: 10.1109/TIM.2011.2164279.
- R. Merletti, A. Botter, A. Troiano, E. Merlo and M. A. Minetto, "Technology and instrumentation for detection and conditioning of the surface electromyographic signal: State of the art", *Clin. Biomech.*, vol. 24, pp. 122-134, 2009.
- Rilling, Gabriel, Patrick Flandrin, and Paulo Goncalves. "On empirical mode decomposition and its algorithms." *IEEE-EURASIP workshop on nonlinear signal and image processing*. Vol. 3. No. 3. Grado: IEEE, 2003.
- S. E. Jero and S. Ramakrishnan, "Analysis of Muscle Fatigue Conditions in Surface EMG Signal with A Novel Hilbert Marginal Spectrum Entropy Method," *2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, Berlin, Germany, 2019, pp. 2675-2678, doi: 10.1109/EMBC.2019.8857077.
- Spudich, J. The myosin swinging cross-bridge model. *Nat Rev Mol Cell Biol* **2**, 387–392 (2001). <https://doi.org/10.1038/35073086> (Figura 2)

- Too, Jingwei, et al. "Classification of EMG signal based on time domain and frequency domain features." *International Journal of Human and Technology Interaction (IJHaTI)* 1.1 (2017): 25-30.
- Wu, Changcheng & Zeng, Hong & Song, Aiguo & Xu, Baoguo. (2017). Grip force and 3D push-pull force estimation based on semg and GRNN. *Frontiers in Neuroscience*. 11. 10.3389/fnins.2017.00343.
- Y. Kopsinis and S. McLaughlin, "Development of EMD-Based Denoising Methods Inspired by Wavelet Thresholding," in *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 57, no. 4, pp. 1351-1362, April 2009, doi: 10.1109/TSP.2009.2013885.