



UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE
FACOLTÀ DI INGEGNERIA

Corso di Laurea triennale in Ingegneria Biomedica

**Ottimizzazione di un algoritmo per l'identificazione del
contenuto in frequenza dell'attività muscolare**

**Algorithm optimization for identifying the frequency range of
muscle activity**

Relatore:
Prof. Sandro Fioretti

Tesi di laurea di:
Ludovica Mariantonia Aghilar
matricola 1094671

Correlatore:
Dott. Francesco Di Nardo

Anno Accademico 2021/2022

Indice

Introduzione.....	2
Capitolo I - La contrazione muscolare.....	5
1.1 Il segnale contrattile.....	5
1.2 L'elettromiografia.....	8
1.3 L'analisi dell'elettromiografo.....	14
Capitolo II – Gait analysis.....	18
2.1 Suddivisione del ciclo del passo.....	19
2.2 Attivazioni muscolari durante il cammino.....	23
Capitolo III - Paralisi cerebrale infantile ed emiplegica.....	29
3.1 Emiplegia e classificazione Winters-Cage.....	31
3.2 Contatto piede-pavimento (soggetti patologici).....	32
Capitolo IV - Metodi.....	34
4.1 Trasformata wavelet.....	35
4.2 Wavelet madre.....	36
4.3 Algoritmo basato sulla CWT per l'identificazione del contenuto in frequenza dell'attività muscolare.....	39
4.4 Individuazione degli istanti onset e offset tramite l'algoritmo.....	40
4.5 Ottimizzazione dell'algoritmo proposto.....	44
4.5.1 Opzione 1: caricamento del segnale sEMG con associato il basografico.....	46
4.5.2 Opzione 2: caricamento manuale del campione di inizio e del campione di fine del passo....	54
Capitolo V - Risultati.....	56
Capitolo VI - Discussione e conclusioni.....	66
Bibliografia.....	69

Introduzione

L'attività elettrica dei muscoli sia in stato di riposo che durante compiti motori dinamici viene tipicamente misurata attraverso una tecnica non invasiva nota come elettromiografia di superficie (sEMG). L'analisi del segnale sEMG può essere utile in vari ambiti e per varie applicazioni, quali lo studio del sistema neuromuscolare, la diagnosi e la riabilitazione di patologie del sistema neuromotorio, lo sport agonistico, l'ergonomia e la robotica assistiva [1]. Tuttavia, la gran parte della letteratura scientifica che si interessa a queste tematiche è principalmente focalizzata sull'analisi dell'attività muscolare nel dominio del tempo. Questo significa che la maggioranza dei metodi attualmente sviluppati forniscono informazioni nel solo dominio del tempo e non permettono di valutare il contenuto in frequenza delle singole attivazioni muscolari.

Uno studio presente in letteratura eseguito sul segnale sEMG nel dominio del tempo è il [2] che ha proposto un nuovo metodo di estrazione di features per caratterizzare efficacemente i patterns del segnale sEMG associati alle differenti intenzioni di movimento dell'arto superiore e un metodo in grado di fornire intelligenti funzioni di controllo delle protesi di arto superiore.

Un altro studio [3] del segnale sEMG nel dominio del tempo mira a classificare i movimenti di pronazione e supinazione dell'avambraccio. Le features estratte dal segnale sEMG preprocessato vengono utilizzate come predittori per algoritmi di machine learning.

Solo un numero esiguo di studi si focalizzano sull'analisi dell'attività muscolare nel dominio della frequenza. Un esempio è lo studio [4], il cui scopo era quello di sviluppare uno strumento oggettivo e quantitativo per la diagnosi della distonia degli arti inferiori. L'analisi nel dominio della frequenza è stata eseguita su segnali elettromiografici di superficie raccolti dalla muscolatura degli arti inferiori di dieci pazienti con sospetta distonia durante l'esecuzione di prove di deambulazione a velocità arbitrarie. Per ciascun muscolo studiato sono state determinate la frequenza mediana della potenza (MdPF) e la percentuale della potenza totale contenuta nella gamma delle basse frequenze (%AUCTotale). È stato riscontrato che i muscoli che mostravano segni clinici di distonia hanno uno spostamento dell'MdPF a frequenze più basse e un aumento simultaneo della %AUCTotale.

Gli studi nel dominio della frequenza però sono spesso concentrati sul contenuto in frequenza di tutto il segnale sEMG e non forniscono informazioni specifiche sul contenuto di ognuna delle singole contrazioni muscolari individuate tipicamente durante il cammino umano.

Per fornire un nuovo contributo in questo ambito, uno studio condotto recentemente da un gruppo di ricerca del Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione dell'Università Politecnica delle

Marche ha proposto un algoritmo adattivo finalizzato a stimare le attivazioni muscolari simultaneamente nei domini di tempo e frequenza [5]. Questo nuovo approccio tempo-frequenza si basa sulla Trasformata Continua Wavelet, uno strumento matematico che in diversi studi pregressi si è rivelato essere un mezzo affidabile per caratterizzare il segnale elettromiografico simultaneamente nei due domini. Tra questi studi, si menzionano lo studio [6] per la classificazione del segnale sEMG utilizzando funzioni wavelet per determinare la contrazione muscolare, la trattazione [7] che, in accordo con i risultati ottenuti, ha dimostrato la maggiore efficacia della trasformata wavelet rispetto a tecniche come la STFT (Short Time Fourier Transform) nell'eliminare i problemi di risoluzione e nel fornire una risoluzione variabile durante l'analisi, ed infine il recente studio [8], il cui obiettivo era quello di testare quali differenze nei patterns di attivazione muscolare è possibile individuare tra pazienti sani e pazienti che sono stati sottoposti alla ricostruzione del legamento crociato anteriore 10/15 anni dopo l'intervento chirurgico, utilizzando la trasformata wavelet per analizzare l'attività muscolare e algoritmi di classificazione di machine learning.

Il valore aggiunto allo stato dell'arte attuale dall'algoritmo adattivo proposto [5] dal gruppo di ricerca è quello di fornire il contenuto in frequenza di ognuna delle attivazioni muscolari individuate nel dominio del tempo dall'algoritmo stesso. Le tecniche finora sviluppate, come per esempio la trasformata di Fourier, sono ampiamente adottate per valutare lo spettro di potenza dell'intero segnale sEMG. Come abbiamo anticipato, questo approccio consente però di individuare il contenuto in frequenza di tutto il segnale, includendo rumore e sia zone dove il muscolo è attivo che zone in cui il muscolo è silente. L'approccio tempo-frequenza proposto dall'algoritmo supera queste limitazioni, consentendo di fornire informazioni nel dominio della frequenza circa ogni singola attivazione individuata nel tempo.

Pur presentando affidabilità e adattabilità a diversi campi di applicazione, l'algoritmo proposto necessita di miglioramenti ed ottimizzazioni dal punto di vista tecnico, che lo rendano utilizzabile su qualsiasi tipologia di ingresso ed in grado di offrire un output agevolmente leggibile ed interpretabile in fase clinica. Il presente elaborato si pone quindi come obiettivo quello di ottimizzare l'algoritmo introdotto in [5], in modo da rendere "user friendly", duttile e robusta la procedura di input del dataset da elaborare, in modo da fornire un approccio funzionale al processo di esportazione dell'uscita e da rendere semplice e chiara la consultazione dei dati. In particolare, ci si è concentrati su un approccio che possa mettere a disposizione dell'utente diverse modalità di inserimento del dato e che possa fornire in uscita un output che, tramite un'esportazione in Excel e una serie di plot della rappresentazione tempo-frequenza delle attivazioni muscolari, sia

intuitivamente interpretabile e su cui sia semplice effettuare l'estrazione di features rilevanti per identificare e classificare le caratteristiche peculiari del cammino. In aggiunta a ciò, va sottolineato che l'algoritmo proposto è stato testato esclusivamente su soggetti non patologici e, dunque, necessita di essere validato anche su popolazioni patologiche e, in particolare, su popolazioni con disfunzioni neuromotorie sulle quali la misura e l'analisi del segnale sEMG sono rilevanti.

L'emiplegia è una patologia agglomerata nel gruppo delle paralisi cerebrali infantili (PCI). Fra queste l'emiplegia è quella più diffusa ed anche per questo più analizzata nei progetti di ricerca [9]. Questa patologia comporta la spasticità unilaterale, ovvero uno solo dei due arti inferiori è patologico mentre l'altro (detto controlaterale) conserva gran parte delle sue funzionalità. Secondo uno studio riportato alla fine degli anni 90 [10], l'emiplegia è presente nel 10% dei bambini con PCI nati gravemente pretermine (<28 settimane), nel 16% dei nati pretermine (tra le 28 e le 31 settimane), nel 34% dei nati moderatamente pretermine (32-36 settimane) e nel 44% dei nati a termine (37 settimane). Come detto, nel bambino emiplegico mentre un lato è affetto dal disturbo, il controlaterale mantiene le sue normali funzionalità. Questa asimmetria influisce sulle attività motorie quotidiane come il cammino. Il movimento prodotto durante il cammino è piuttosto complesso e richiede l'interazione di diversi muscoli e articolazioni al fine di permettere il mantenimento dell'equilibrio posturale, l'assorbimento degli urti dovuti all'impatto con il terreno e la conservazione dell'energia ad ogni passo per minimizzare lo sforzo muscolare. È stato dimostrato che sia il contatto piede-terreno che il segnale sEMG misurato durante il cammino emiplegico mostrano un'ampia variabilità dovuta alle strategie motorie adottate dal paziente [11]. L'analisi del cammino è già di per sé una procedura piuttosto complessa nei soggetti sani; è intuitivo comprendere quanto questa possa complicarsi ulteriormente nei soggetti patologici. Non è dunque ammissibile ritenere ovvia e lapalissiana la validità dell'algoritmo proposto su popolazioni patologiche. Di conseguenza, il presente lavoro ha come ulteriore obiettivo quello di ottimizzare l'algoritmo così da renderlo applicabile, con altrettanta efficacia ed affidabilità, a segnali elettromiografici acquisiti durante il cammino di bambini affetti da paralisi cerebrale infantile emiplegica.

Capitolo I

La contrazione muscolare

La **contrazione muscolare** è il risultato di una serie di modificazioni intracellulari coordinate che porta al movimento della fibra muscolare e, di conseguenza, del muscolo stesso. Durante la contrazione muscolare si ha la trasformazione di energia chimica in energia meccanica necessaria al movimento e in energia termica di cui il nostro corpo ha necessità per mantenere attive le sue funzioni. Le strutture deputate a tale scopo sono i *sarcomeri*, composti di molecole di actina e miosina, proteine filamentose interdigitali, cioè disposte parallelamente e leggermente sfalsate tra loro, collegate da 'ponti'. L'attivazione dei ponti comporta una trazione dei filamenti di actina verso il centro della cellula muscolare che tende così ad accorciarsi. L'accorciamento delle fibrocellule provoca l'accorciamento del muscolo, con conseguente movimento delle ossa, cui i muscoli sono agganciati mediante i tendini.

L'attività muscolare è tipicamente quantificata durante il movimento utilizzando *l'elettromiografia di superficie*, tecnica non invasiva di registrazione e analisi del segnale mioelettrico di cui discuteremo in questo capitolo.

La quantizzazione dell'attività muscolare a partire dai segnali registrati mediante elettromiografia di superficie è particolarmente rilevante nell'analisi clinica del cammino. Affinché la deambulazione sia caratterizzata dalla corretta sequenza di eventi è infatti necessario che i muscoli si contraggano in maniera ritmica, precisa e in accordo con alcuni schemi di attivazione standard che vedremo in seguito.

1.1 Il segnale contrattile

Il centro di controllo di un **motoneurone**, ovvero di un neurone che porta segnali dal sistema nervoso centrale (SNC) ai muscoli, è il corpo cellulare o soma. Il soma dà origine ad alcuni sottili processi che si ramificano in un gran numero di dendriti, che rappresentano il sito principale per la ricezione dei segnali da altri neuroni. Ad un polo del soma origina l'assone, specializzato nella conduzione rapida del segnale nervoso che genera la contrazione.

Qualsiasi punto dove una fibra nervosa incontra e stimola un'altra cellula è chiamato **sinapsi**.

Il fulcro del rapporto nervo-muscolo è la sinapsi formata da una cellula nervosa e da una fibra muscolare scheletrica.

I muscoli scheletrici sono innervati dai motoneuroni, i cui corpi cellulari si trovano nel tronco cerebrale e nel midollo spinale; i loro assoni, invece, chiamati fibre motorie somatiche, si portano ai muscoli scheletrici.

Quando una fibra nervosa si porta in prossimità di una fibra muscolare, forma delle diramazioni per stabilire diversi punti di contatto in una regione ovoidale chiamata **giunzione neuromuscolare**.

In ciascuna sinapsi, la fibra nervosa termina con una espansione a forma di bulbo, il terminale presinaptico, che non entra direttamente in contatto con la fibra muscolare ma ne è separato da uno spazio ristretto, chiamato fessura sinaptica.

Il terminale presinaptico contiene organuli sferoidali chiamati vescicole sinaptiche, dotate al loro interno di un mediatore chimico chiamato **acetilcolina (ACh)**. Quando un segnale nervoso arriva al terminale, alcune di queste vescicole, per esocitosi, rilasciano la loro ACh. L'ACh transita attraverso la fessura sinaptica e si lega ai recettori di ACh, proteine presenti sulla membrana della fibra muscolare. Questo apre i canali ionici nel sarcolemma (membrana connettivale che avvolge le fibre muscolari), determinando movimenti del sodio e del potassio attraverso la membrana che eccitano elettricamente la fibra muscolare.

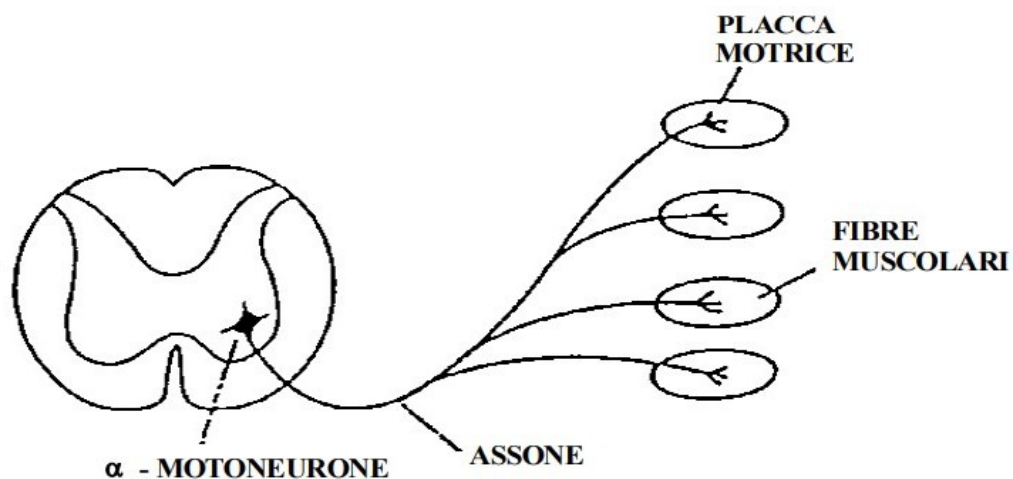


Figura 1- Singola unità motoria

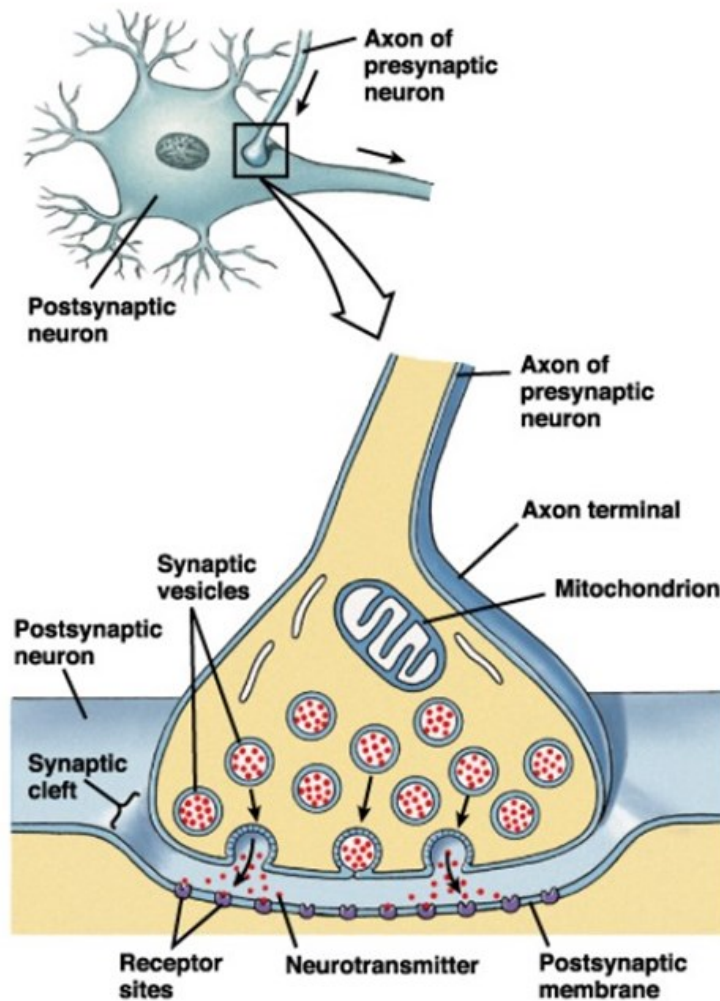


Figura 2- Singola giunzione muscolare

L'eccitabilità delle fibre muscolari attraverso il controllo neurale rappresenta un fattore importante nella fisiologia muscolare. Il modello utilizzato per spiegare questo fenomeno è il modello di membrana semi-permeabile.

L'equilibrio ionico mantenuto nelle fasi non attive fra interno ed esterno della cellula muscolare fa sì che la membrana si trovi, a riposo, ad un potenziale stabile, detto "**potenziale di riposo**". Questo potenziale viene perturbato se la cellula viene eccitata da uno stimolo sufficientemente intenso da portare la differenza di potenziale tra l'interno e l'esterno della cellula ad un valore di soglia (di circa -50 mV).

Raggiunta questa soglia si genera un **potenziale d'azione**, la cui forma tipica è la seguente:

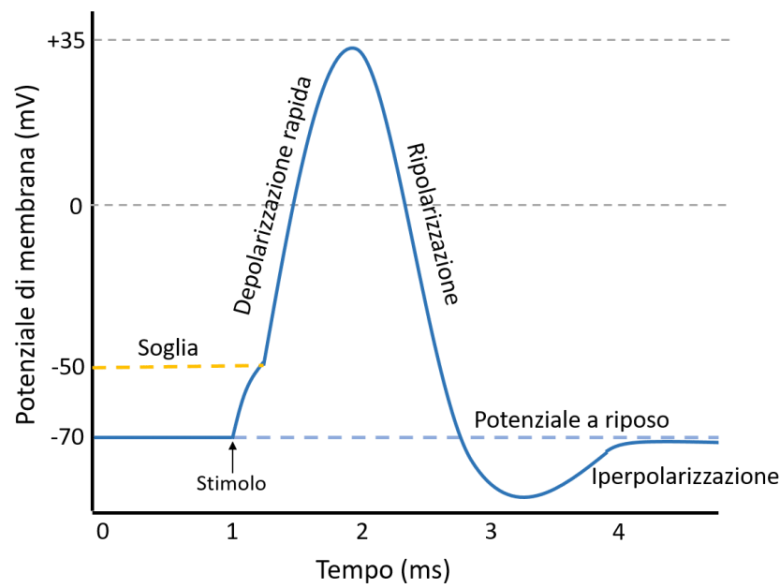


Figura 3- Potenziale d'azione

Le fibre muscolari si eccitano poiché i potenziali d'azione, trasmessi di neurone in neurone, dalla giunzione neuromuscolare si propagano nei muscoli e nelle loro fibre.

Il segnale risultante dalla somma dei singoli potenziali d'azione dovuti alla depolarizzazione e successiva ripolarizzazione della membrana esterna delle fibre muscolari è detto elettromiogramma (EMG). [12]

1.2 L'elettromiografia

Per *elettromiografia* (EMG) si intende una tecnica diagnostica, di registrazione e analisi del segnale mioelettrico, ovvero del biopotenziale elettrico che concerne l'attività muscolare durante la contrazione.

A seconda di come il segnale è registrato si parla di elettromiografia di superficie (**sEMG**) o elettromiografia "ad ago".

La sEMG è una tecnica non invasiva e prevede il prelievo del segnale tramite degli elettrodi posti sulla pelle (*skin electrodes*), mentre l'EMG ad ago prevede l'utilizzo di aghi sottocutanei posti in diretto contatto con il muscolo di interesse.



Figura 4- Elettrodo di superficie



Figura 5- Elettrodo ad ago

Con gli elettrodi superficiali si registra l'attività elettrica di un gruppo di unità motorie, mentre con gli elettrodi ad ago è possibile misurare il potenziale d'azione di una singola unità motoria. Dunque, a differenza degli elettrodi ad inserzione quelli di superficie ci danno informazioni globali sul comportamento muscolare e non sulla singola fibra.

L'**unità motoria** (UM) è l'unità funzionale del sistema neuromuscolare ed è composta da un singolo motoneurone e dalle fibre che va ad innervare. Come abbiamo in precedenza detto, ogni motoneurone, quando riceve un impulso dal SNC, produce un potenziale d'azione, che scorre fino alle fibre muscolari che innerva e viene trasmesso ad esse attraverso le giunzioni neuromuscolari. A partire da queste, il potenziale si propaga lungo la fibra nervosa. La propagazione del potenziale d'azione si basa sulla generazione di nuovi potenziali d'azione nei punti successivi della fibra muscolare. L'insorgenza di un potenziale d'azione in un punto crea una differenza di potenziale tra quel punto e le zone vicine che sono a riposo. Tra la zona attiva e quella inattiva, si crea una corrente locale che avvia la depolarizzazione della zona inattiva fino alla soglia per la nascita di un nuovo potenziale d'azione e così via.

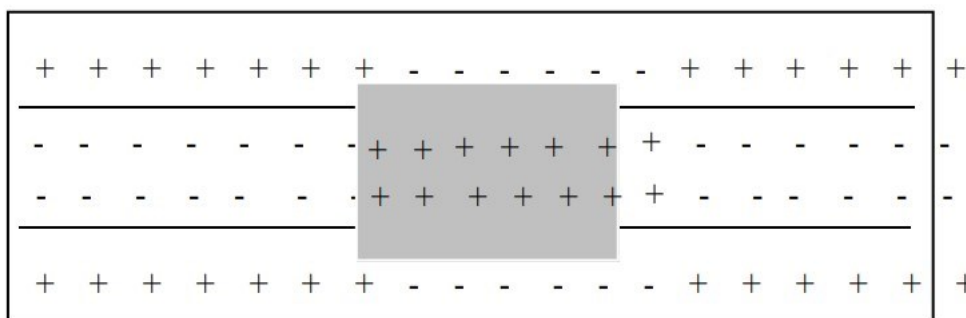


Figura 5 - Fibra nervosa: sequenza di depolarizzazione-ripolarizzazione in movimento

Siccome l'UM è formata da diverse fibre, un singolo stimolo dato dal SNC andrà a generare più potenziali. Il potenziale complessivo generato dalla somma di questi potenziali è detto MUAP (*Motor Unit Action Potential*, "potenziale d'azione dell'unità motoria").

La forma del potenziale, la sua durata e le relative fasi rappresentano le informazioni utili per uno studio a livello fisiologico che porti validi termini di paragone in situazioni patologiche.

Per semplicità consideriamo prima solo una fibra e una configurazione di elettrodi bipolari collegati ad un amplificatore differenziale.

La depolarizzazione delle fibre crea un campo di corrente che si irradia attraverso il volume del muscolo. Un elettrodo situato in questo campo rileverà un'onda bifasica. L'sEMG richiede due elettrodi in prossimità del muscolo, per poter misurare la differenza di potenziale tra i due.

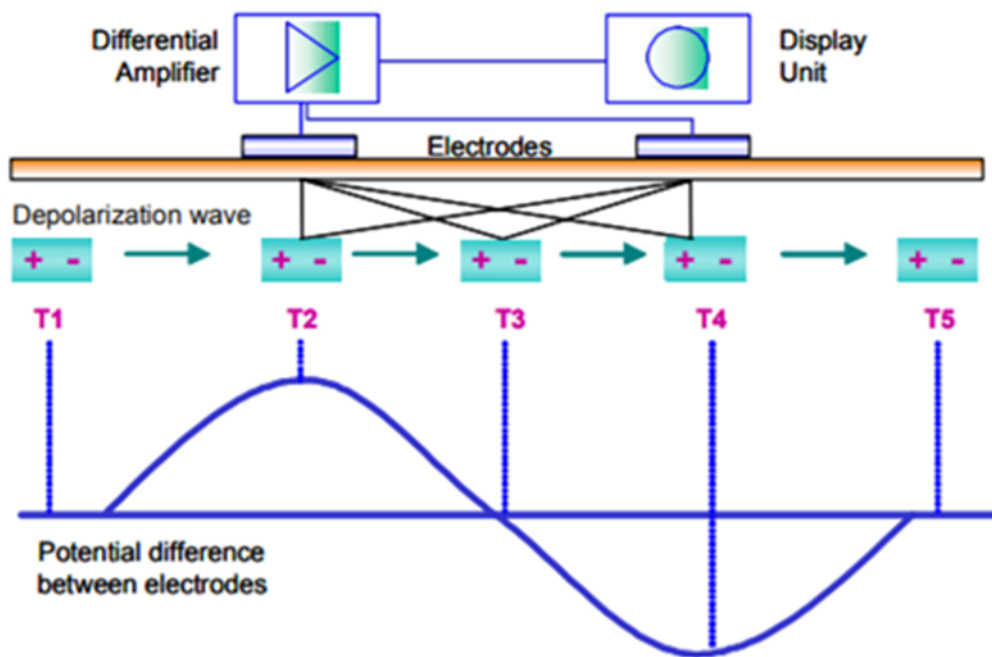


Figura 6- Registrazione del segnale sEMG mediante l'applicazione di due elettrodi di superficie

I cicli di depolarizzazione/ripolarizzazione formano un'onda di depolarizzazione che si muove sulla fibra (modellabile, in modo riduttivo, come un dipolo elettrico che avanza sulla fibra). In dipendenza della distanza tra dipolo ed elettrodi si forma una differenza di potenziale tra gli elettrodi stessi:

- T1: il potenziale viene generato e inizia a viaggiare sulla fibra
- T1-T2: il potenziale rilevato cresce man mano che diminuisce la distanza tra fronte di depolarizzazione ed elettrodo 1 (supposto collegato al + dell'amplificatore)
- T2: minima distanza dall'elettrodo 1 (massimo potenziale positivo rilevato)
- T2-T4: il potenziale decresce all'avvicinarsi del fronte di depolarizzazione all'elettrodo 2 (supposto collegato al - dell'amplificatore)

- T3: quando il dipolo è equidistante tra gli elettrodi il potenziale rilevato assume valore nullo
- T4: minima distanza tra dipolo ed elettrodo 2 (minimo potenziale rilevato)
- $>T4$: all'allontanarsi dal secondo elettrodo il potenziale cresce fino a diventare nullo

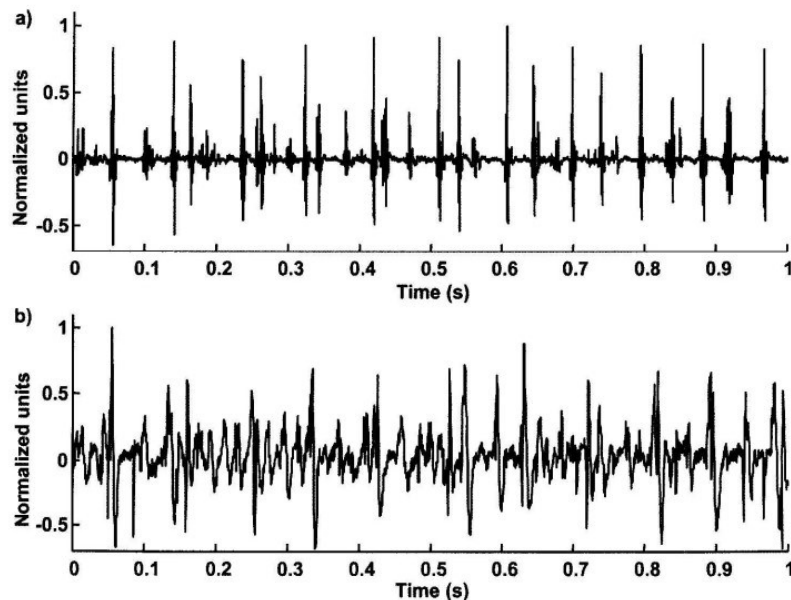
Estendiamo quanto visto alla singola unità motoria, ovvero il complesso formato da più fibre innervate dallo stesso assone.

La coppia di elettrodi rileva i potenziali generati da tutte le fibre della unità motoria. Il segnale risultante sarà la somma dei singoli contributi.

Inoltre, quando un muscolo si contrae, a seconda del livello di forza da sviluppare, si avrà un numero sempre maggiore di unità motorie reclutate dal SNC (e quindi di motoneuroni attivati).

Dunque, ciò che viene raccolto da un elettrodo posto sulla cute è un segnale generato dall'interazione spazio-temporale di tutti i MUAP provenienti da tutte le UM attive, localizzate nell'area di prelievo degli elettrodi; per cui il segnale sEMG risulta "sporcatto" e influenzato da tutti i tessuti interposti tra la sorgente (il muscolo di interesse) e l'elettrodo.

Le registrazioni con elettrodi superficiali producono, quindi, dei tipici "quadri di interferenza", abbastanza complessi, che necessitano di essere analizzati, caratterizzati ed elaborati.



*Figura 8- a) Segnale EMG registrato con elettrodi intramuscolari
b) Segnale EMG registrato con elettrodi di superficie [13]*

La qualità di una misurazione EMG dipende fortemente da una adeguata preparazione della cute e dal posizionamento dell'elettrodo.

Il contatto elettrodo-cute deve essere stabile e l'*impedenza di contatto* deve essere la più bassa possibile. La maggior parte dei moderni EMG utilizzano elettrodi progettati in modo tale che abbiano un'impedenza compresa tra 5 e 50 K Ω (fra coppie di elettrodi).

Oltre a mantenere bassi i valori di impedenza, è necessario eseguire una particolare preparazione della cute prima che gli elettrodi possano essere applicati. Non ci sono regole generali ed esistono diverse possibilità per raggiungere una buona condizione della pelle per la misura di EMG.

Le seguenti procedure possono essere considerate come misure per preparare la pelle all'applicazione degli elettrodi:

- ✓ Rimozione dei peli: ciò è necessario per migliorare l'adesione degli elettrodi, soprattutto in presenza di umidità o di sudorazione della pelle e/o in condizioni dinamiche;
- ✓ Pulizia della pelle con speciali paste abrasive e conduttive che rimuovono le cellule morte presenti nello strato epidermico della pelle (che producono alta impedenza) e puliscono la pelle da sporco e sudore;
- ✓ Pulizia della pelle con carta vetrata;
- ✓ Pulizia con alcol puro.

Un'altra considerazione importante è la condizione in cui il test viene eseguito. Se è statico o a ridotto movimento, una semplice pulizia con alcol può essere sufficiente. Se le condizioni sono molto dinamiche e a rischio di artefatti da movimento, una preparazione molto accurata è indispensabile.

1.3 Analisi dell'elettromiografo

Un possibile schema a blocchi riassuntivo di un elettromiografo può essere rappresentato come in Figura 9.

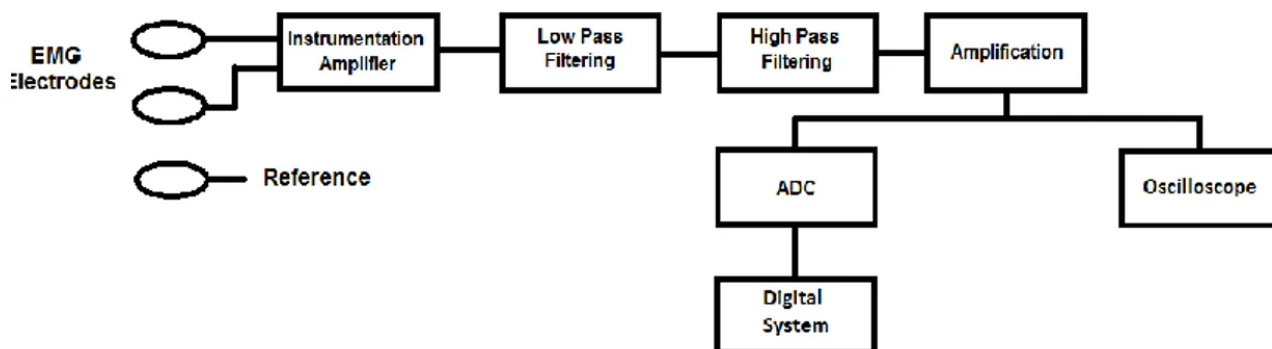


Figura 7- Schema a blocchi di un elettromiografo

Le componenti essenziali della catena di misura sono: il soggetto su cui vogliamo effettuare la misura, che rappresenta la sorgente del segnale, gli elettrodi, che sono i trasduttori delle correnti ioniche interne in equivalenti correnti elettroniche, il preamplificatore, i filtri, gli amplificatori e i sistemi di conversione A/D. Infine si hanno l'oscilloscopio e i sistemi digitali (PC, microcontrollore) che costituiscono il blocco di visualizzazione del segnale.

Gli elettrodi

Gli elettrodi di superficie più comunemente utilizzati sono quelli di tipo Ag-AgCl, ricoperti di gel conduttivo elettrolita, adesivi e usa e getta. Presentano tipicamente una forma circolare a singolo bottone ma possono anche essere duali, a seconda della distanza a cui si vogliono posizionare. L'area conduttiva è costituita dal disco argentato ricoperto di AgCl.



Figura 8- Elettrodo di tipo Ag-AgCl singolo (1) e duale (2)

Esistono principalmente tre tipologie di configurazione di acquisizione:

- **monopolare**, in cui si usa un singolo elettrodo di detezione del segnale ed uno di riferimento. Questo metodo è usato per la sua semplicità, ma ha lo svantaggio di rilevare tutti i segnali elettrici nelle vicinanze della superficie di detezione;

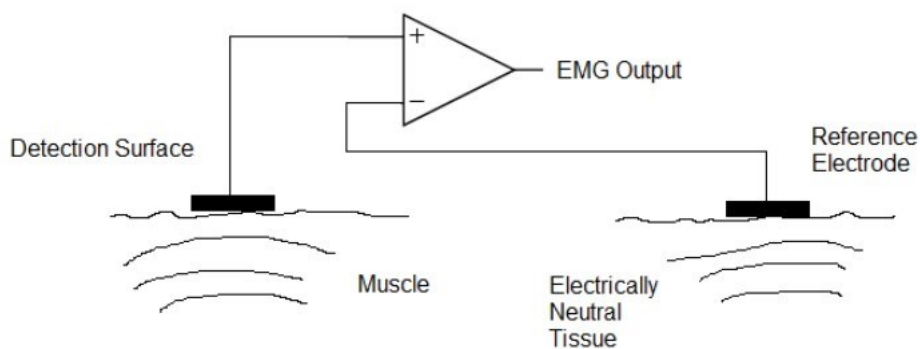


Figura 9- Configurazione di acquisizione monopolare

- **bipolare**, in cui si usano due elettrodi di detezione, sulla superficie di interesse, ed un terzo di riferimento, in un'area non attiva rispetto all'indagine. È la configurazione più frequente;

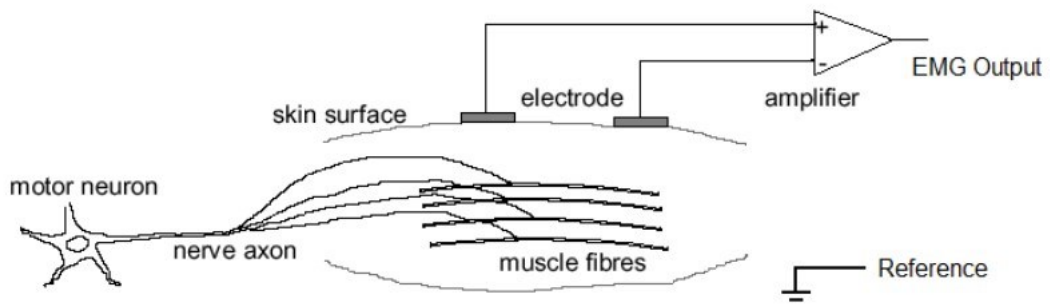


Figura 10- Configurazione di acquisizione bipolare

- **multipolare**, usa più elettrodi di detezione equidistanti più quello di terra. È utilizzata per ridurre il crosstalk tra il segnale e il rumore.

L'Amplificatore per Strumentazione

Il preamplificatore (o Amplificatore per Strumentazione) è costituito da tre amplificatori operazionali opportunamente collegati in una configurazione che offre contemporaneamente un'elevata impedenza di ingresso su entrambi gli ingressi, una bassa impedenza di uscita e un elevato CMRR (Common Mode Rejection Ratio) intrinseco, cioè un'elevata capacità di respingere il rumore di modo comune.

Questo componente consente, oltre al respingimento del rumore di modo comune, l'amplificazione delle differenze di potenziale prelevate dagli elettrodi, per cui consente di migliorare il rapporto segnale-rumore.

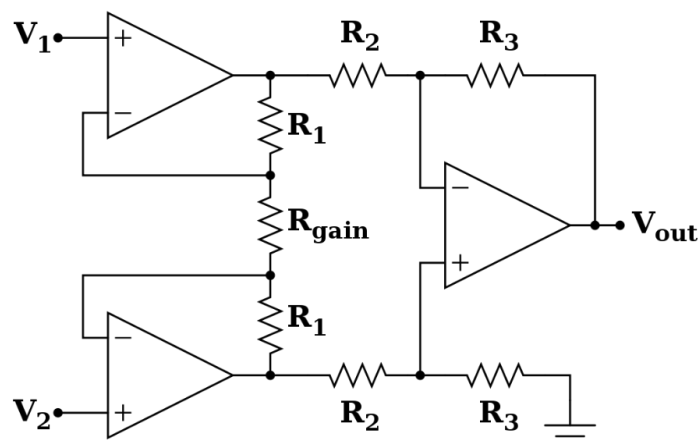


Figura 11- Schema tipico dell'Amplificatore per Strumentazione

Filtri

A valle dello stadio di amplificazione differenziale vengono inseriti dei filtri per eliminare il rumore non di modo comune (cioè il rumore che il preamplificatore non riesce a respingere), sia ad alta sia a bassa frequenza.

Un esempio tipico di disturbo del segnale utile è l'interferenza di linea a 50-60 Hz. Questo disturbo può essere filtrato utilizzando un filtro di *notch*, un filtro elimina banda che elimina le componenti nell'intorno di valori di frequenza di 50 Hz e lascia passare tutte le altre.

Un'altra tipologia di disturbo è il rumore a basse frequenze, che può essere causato dal DC offset dell'amplificatore e dai movimenti del sensore sulla pelle durante l'acquisizione. Poiché si tratta di disturbi a bassa frequenza, essi possono essere rimossi tramite un filtro passa alto.

Blocco di amplificazione e convertitore A/C

Con un amplificatore si aggiunge un guadagno ulteriore a quello ottenuto precedentemente. L'indagine elettromiografica moderna è effettuata tramite personal computer e l'hardware e software ad esso integrati, per questo il segnale EMG va convertito in formato digitale in modo tale da renderlo compatibile ai dispositivi digitali a cui si collega. [14]

Capitolo II

Gait Analysis

Quantificare l'attività muscolare a partire dai segnali sEMG è particolarmente rilevante nell'analisi clinica del **cammino** (*gait analysis*).

Lo studio delle attivazioni muscolari che occorrono durante la deambulazione ci consentono, di fatto, di effettuare valutazioni per quanto concerne, ad esempio:

- 1) L'istante di attivazione del muscolo
- 2) L'intensità con cui il muscolo sta lavorando
- 3) Quanto lo sforzo di un muscolo è confrontabile con quello degli altri
- 4) La qualità del controllo nervoso (che è ciò su cui il presente lavoro intende maggiormente focalizzarsi).

Il cammino avviene tramite la ripetizione di una sequenza di movimenti di ciascuno degli arti inferiori che consente simultaneamente di far avanzare il corpo e mantenerne la stabilità.

Mentre il corpo avanza, un arto funge da supporto mentre l'altro si sposta in avanti per raggiungere il suolo, in un nuovo sito di supporto. Poi gli arti invertono questi ruoli.

Una singola sequenza di queste funzioni effettuata da un singolo arto definisce il ciclo del passo, che essendo un ciclo non ha un inizio né una fine, anche se è consuetudine prendere per convenzione come inizio del ciclo del passo di un soggetto non patologico il momento in cui il tallone tocca il terreno.

Poiché ogni sequenza coinvolge molteplici interazioni tra gli arti inferiori e la massa totale del corpo, l'identificazione dei numerosi eventi che occorrono durante un ciclo del passo rende necessario poter visualizzare il cammino a partire da differenti aspetti dello stesso. Esistono tre approcci basilari. Il più semplice suddivide il ciclo del passo sulla base delle variazioni del contatto reciproco dei due piedi con il suolo. Il secondo approccio misura i tempi e la lunghezza del ciclo. Un ultimo approccio, invece, indaga sul significato funzionale delle fasi del cammino [15].

Di questi approcci discuteremo nel presente capitolo. Seguirà una sezione dedicata agli schemi di attivazione standard dei principali muscoli coinvolti nel gait cycle.

2.1 Suddivisione del ciclo del passo

Utilizzando il primo approccio, è possibile suddividere il ciclo del passo in due fasi:

1. fase di appoggio (**stance**): periodo in cui il piede tocca il terreno a partire dal momento di contatto iniziale (initial contact).
2. fase di oscillazione (**swing**): periodo in cui il piede è in aria per l'avanzamento dell'arto e che inizia nel momento in cui il piede viene sollevato da terra.

La fase di stance è a sua volta divisa in tre fasi a seconda che entrambi i piedi o soltanto uno dei due sia in contatto con il pavimento:

- 1) *doppio appoggio iniziale*, fase con cui inizia il gait cycle in cui entrambi i piedi sono a contatto col terreno;
- 2) *appoggio singolo*, in questa fase solo un piede è in contatto col suolo e tutto il peso del corpo è scaricato su un solo arto
- 3) *doppio appoggio terminale*, inizia quando il piede sollevato torna a terra. Anche in questo caso entrambi i piedi sono in contatto con il pavimento.

Per quanto riguarda la durata di queste fasi (secondo approccio), potremmo dire, approssimativamente, che:

- il **60 %** della durata del ciclo è occupato dalla **fase di appoggio** e, in particolare
 - il 10 % dal doppio appoggio iniziale
 - il 40% dall'appoggio singolo
 - il 10% dal doppio appoggio terminale
- il **40%** circa è occupato dalla **fase di oscillazione**.

Ovviamente la durata di stance e swing dipende dalla velocità di camminata.

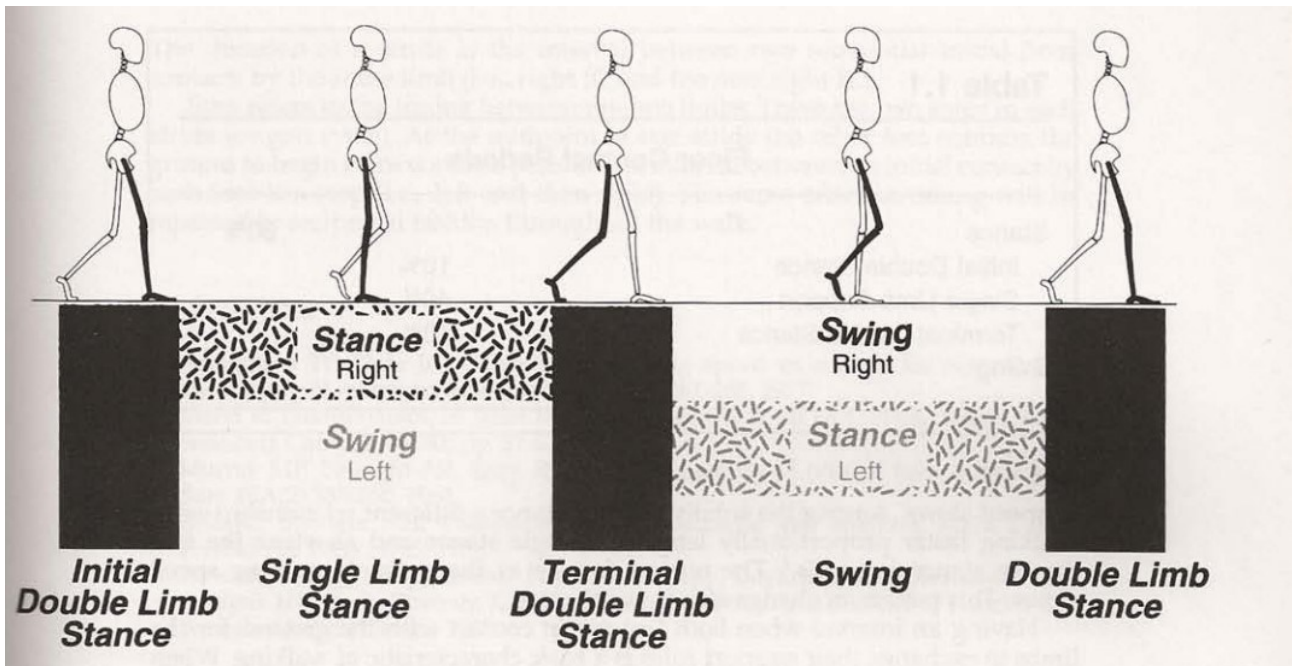


Figura 12- Le fasi del ciclo del passo

Ogni ciclo del passo contiene otto diversi **modelli funzionali** (*sottofasi*), grazie ai quali l'arto può svolgere tre diversi *task*:

- accettazione del peso
- supporto del singolo arto
- avanzamento dell'arto

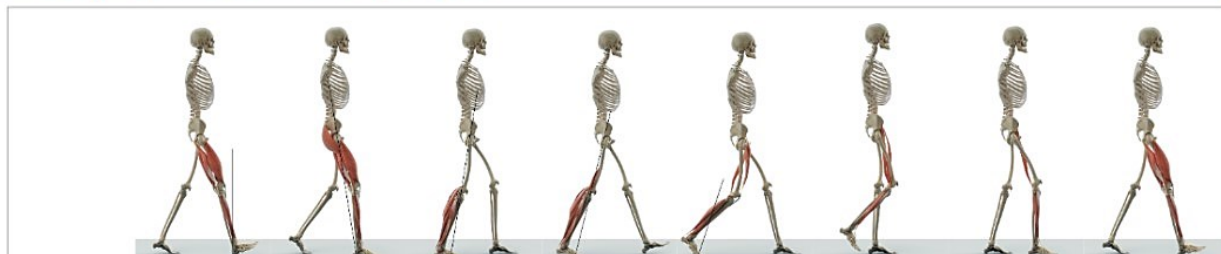
Tali sottofasi sono, in ordine, initial contact, loading response, mid stance, terminal stance, pre-swing, initial swing, mid swing e terminal swing. Ognuna di esse ha un obiettivo specifico e la loro combinazione sequenziale consente all'arto di eseguire i tre *task* cui si è accennato.

L'*accettazione del peso* è l'obiettivo più critico in un GC poiché si richiede di trasferire il peso del corpo su un arto che ha appena concluso la fase di swing e possiede un allineamento instabile. In questo compito due fasi sono coinvolte, initial contact e loading response.

Nel secondo *task*, il *supporto su un singolo arto*, un arto, da solo, ha la responsabilità di supportare tutto il peso corporeo mentre l'altro arto permette l'avanzamento. Due fasi sono coinvolte: mid stance e terminal stance.

Per finire, tre sottofasi intervengono per far fronte alla necessità di *avanzamento del corpo*: initial swing, mid swing e terminal swing [15].

The eight phases of human gait cycle



Gait phases	IC Initial Contact	LR Loading Response	MST Mid Stance	TST Terminal Stance	PSW Pre Swing	ISW Initial Swing	MSW Mid Swing	TSW Terminal Swing
Gait cycle	0 %	0 – 12 %	12 – 31 %	31 – 50 %	50 – 62 %	62 – 75 %	75 – 87 %	87 – 100 %
Hip	20° flexion	20° flexion	0° flexion	-20° hyperextension	-10° hyperextension	15° flexion	25° flexion	20° flexion
Knee	0° – 5° flexion	20° flexion	0° – 5° flexion	0° – 5° flexion	40° flexion	60° – 70° flexion	25° flexion	0° – 5° flexion
Ankle joint	0°	5° – 10° plantar flexion	5° dorsal flexion	10° dorsal flexion	15° plantar flexion	5° plantar flexion	0°	0°
Muscle activity	M. quadriceps femoris M. tibialis anterior M. gluteus medius M. gluteus maximus Ischiocrurale Muskulatur	M. quadriceps femoris M. tibialis anterior M. gluteus medius M. gluteus maximus M. adductor Magnus M. tensor fascia latae M. tibialis posterior M. peroneus longus	M. gastrocnemius M. soleus	M. soleus M. gastrocnemius M. flexor digitorum longus M. flexor hallucis longus M. tibialis posterior M. peroneus longus M. peroneus brevis	M. soleus M. gastrocnemius M. rectus femoris M. adductor longus	M. extensor hallucis longus M. flexor hallucis longus M. sartorius M. iliacus M. tibialis anterior	M. semimembranosus M. semitendinosus M. biceps femoris M. tibialis anterior	M. quadriceps femoris M. semitendinosus M. semimembranosus M. biceps femoris M. tibialis anterior
Functions	• heel contact to the ground	• shock absorption in knee and ankle joint • load transmission and stability in the hip • forward motion by heel rocker	• controlled forward motion of the tibia • shifting of the gravity centre to the front by ankle rocker	• controlled dorsal extension at the ankle joint with lifting the heel from the ground	• passive knee joint flexion of 40° • plantar flexion of the ankle joint	• min. 55° knee flexion for sufficient ground clearance	• increasing hip flexion to 25° • dorsal extension of the ankle joint to neutral-zero-position	• knee joint extension to neutral-flexion • preparation for stance phase

Figura 13- Le otto sottofasi funzionali del GC

Di seguito il dettaglio degli obiettivi e dell'intervallo di ciascuna sottofase:

Sottofase	Intervallo [% GC]	Obiettivo
IC	0-2%	Posizionare l'arto per iniziare la fase di appoggio
Loading Response	0-10%	Assorbire gli urti, mantenere la stabilità durante il carico del peso e permettere la progressione
Mid Stance	10-30%	Progredire sul piede fermo e stabilità di arto e tronco
Terminal Stance	30-50 %	Portare il corpo oltre il piede d'appoggio
Pre swing	50-60%	Preparare l'arto per lo swing
Initial Swing	60-73%	Sollevare il piede dal pavimento
Mid Swing	73-87%	Distanziare ulteriormente il piede dal pavimento
Terminal Swing	87-100%	Completare l'avanzamento e preparare l'arto per l'appoggio

Figura 16 – Tabella con il dettaglio degli obiettivi e degli intervalli relativi a ciascuna delle otto sottofasi funzionali del GC

2.2 Attivazioni muscolari durante il cammino

Per poter studiare soggetti patologici, è indispensabile avere come riferimento la deambulazione fisiologica e conoscere quando e con che intensità, in condizione fisiologiche, i muscoli degli arti inferiori si attivano durante la locomozione.

Il tempismo e l'ampiezza del movimento di ciascuna delle 11 articolazioni coinvolte nel sistema locomotore, composto dai due arti inferiori e dalle pelvi, sono controllati da 57 diversi muscoli che agiscono in maniera selettiva.

Le funzioni svolte dal sistema locomotore e dai muscoli che ne fanno parte sono quattro:

1. generazione della forza propulsiva
2. mantenimento della stabilità nonostante i cambiamenti della postura
3. assorbimento degli urti nell'impatto col pavimento
4. riduzione al minimo dell'energia richiesta ai muscoli per compiere i movimenti.

Perché la combinazione sequenziale di eventi durante il cammino sia quella espressa nel paragrafo precedente e sia dunque consentito all'arto di svolgere correttamente i suoi tre task (accettazione del peso, supporto del singolo arto, avanzamento dell'arto) i **timing** e l'**intensità** delle attivazioni muscolari non devono fuoriuscire dai range di "normalità" definiti da alcuni schemi standard, che sono stati ottenuti mediante analisi elettromiografiche eseguite su soggetti non patologici.

Nelle figure di seguito [15] è possibile apprezzare l'intensità, espressa in %MMT (*), e i timing di attivazione standard durante il GC dei muscoli gastrocnemio, tibiale anteriore, vasto mediale, retto femorale e, infine, dei muscoli ischiocrurali, i cinque muscoli di cui, in particolare, ci si è interessati ad individuare le attivazioni nel dominio tempo-frequenza. Tali schemi di attivazione standard risulteranno utili nel seguito, in ambito applicativo, come riferimento per poter confrontare le attivazioni muscolari individuate.

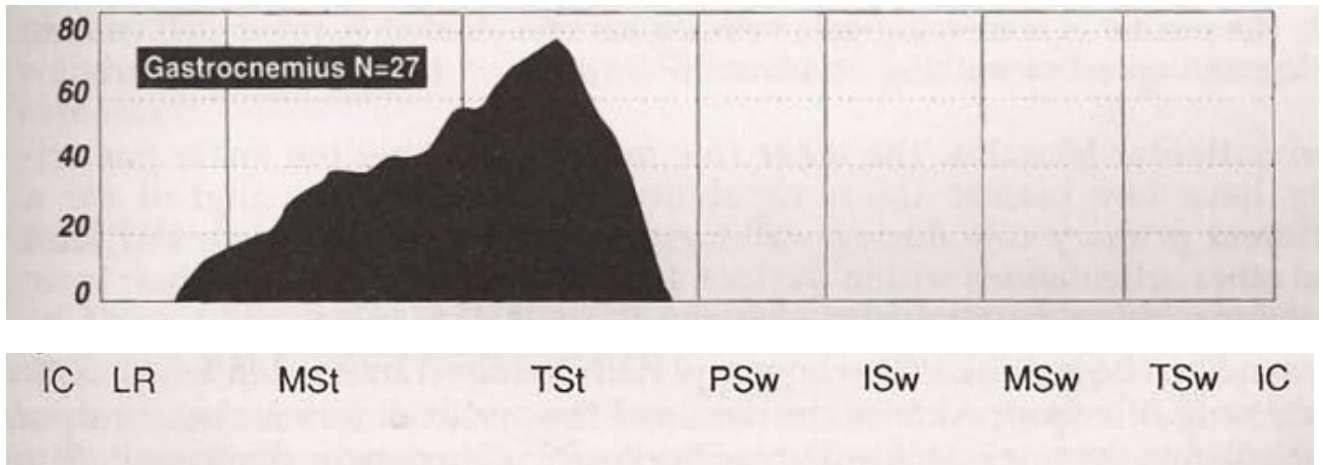


Figura 17- Intervalli di attivazione standard del gastrocnemio. Sulle ascisse sono indicate le sottofasi, sulle ordinate si ha l'intensità dell'attivazione espressa in % MMT. (*) L'intensità espressa in %MMT indica la percentuale rispetto al massimo valore del test muscolare manuale, una procedura per la valutazione della forza dei singoli muscoli o di gruppi muscolari che si basa sulla capacità di eseguire un movimento in rapporto all'intervento della forza di gravità e della resistenza manuale opposta al movimento.

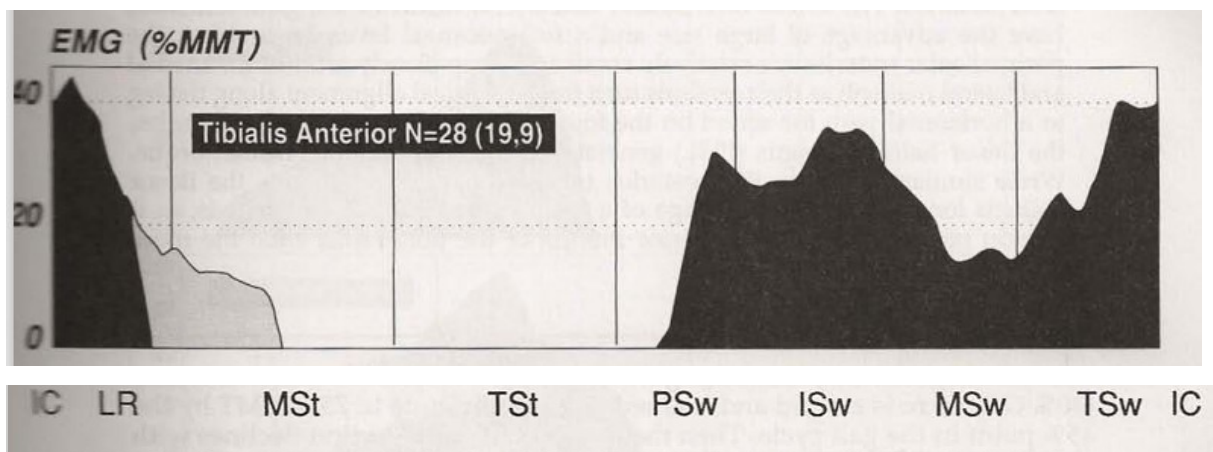


Figura 18- Intervalli di attivazione standard del tibiale anteriore. Le aree grigio scuro indicano le attivazioni della gran parte dei soggetti (quelle più frequenti). Le aree in grigio chiaro indicano le attivazioni meno frequenti. N indica il numero di campioni inclusi nei dati. I muscoli che hanno due patterns di attivazione possiedono un gruppo diverso di soggetti per ciascuno dei pattern. Il primo numero si riferisce ai dati relativi al pattern grigio scuro, il secondo identifica i dati relativi al pattern grigio chiaro.

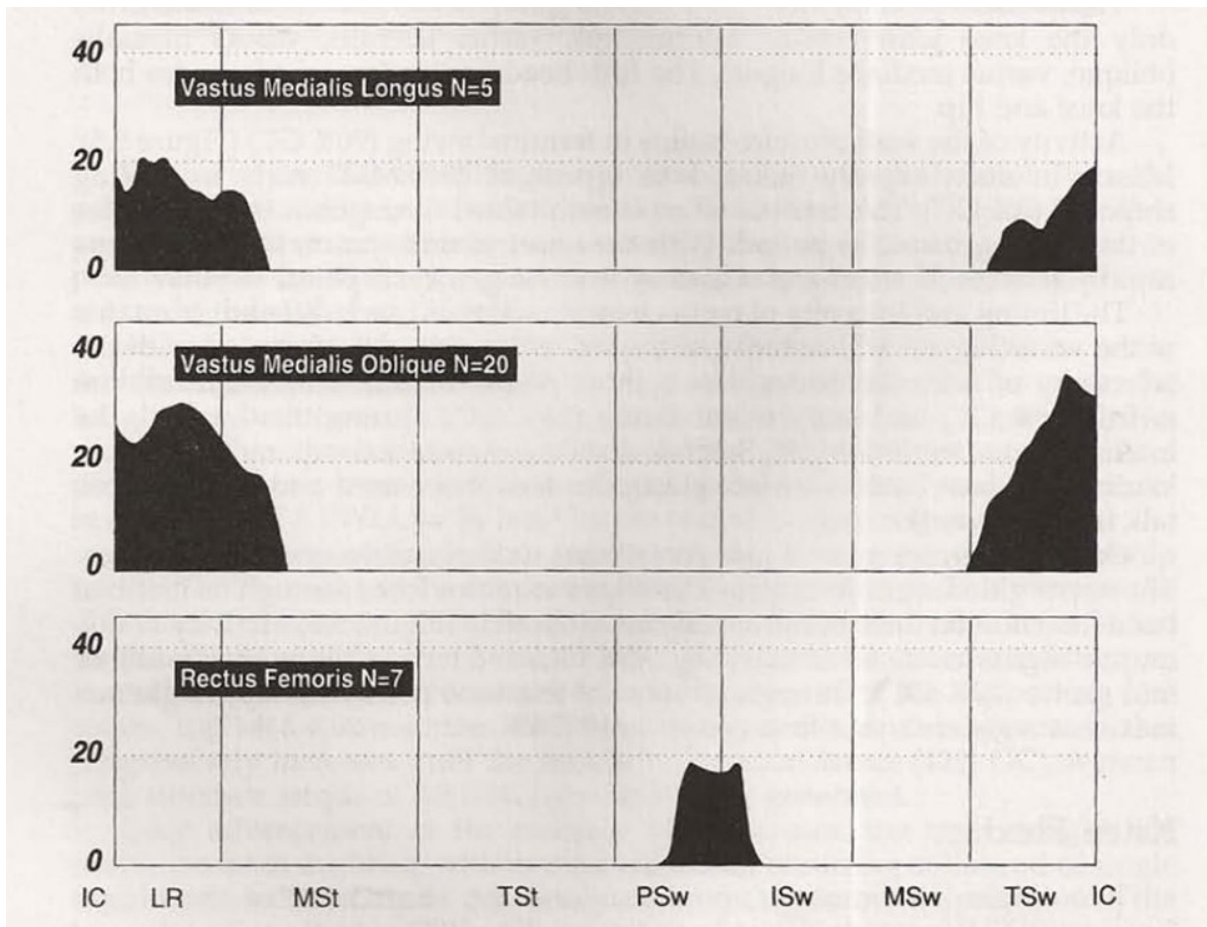


Figura 19- Intervalli di attivazione standard del vasto mediale e del retto femorale

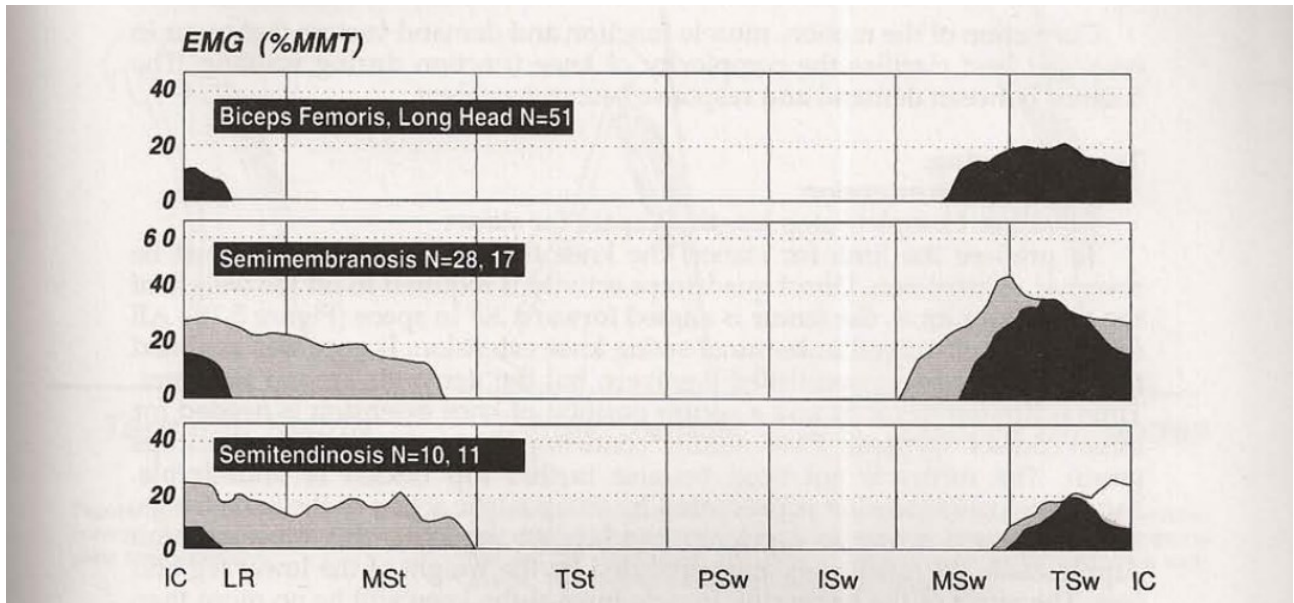


Figura 20- Intervalli di attivazione standard dei muscoli ischiocrurali

Inoltre, è importante sottolineare che, in condizioni fisiologiche, ciascun muscolo si attiva in un determinato intervallo per svolgere una funzione specifica nell'ambito del cammino.

Il gastrocnemio si attiva per rallentare la rapida dorsiflessione della caviglia. Gli schemi di attivazione standard prevedono che l'onset dell'attivazione del gastrocnemio si verifichi intorno al 12 % GC. L'incremento dell'intensità dell'attivazione avviene in maniera graduale durante la fase di mid stance. A partire dall'onset della fase di terminal stance si verifica un rapido aumento d'intensità fino a che non viene raggiunto un valore di picco (60 % MMT) al 40% del GC. Tale picco è seguito da un decremento ugualmente rapido. L'attivazione cessa poco dopo l'onset del pre-swing.

Il tibiale anteriore interviene per opporsi alla flessione plantare generata dalla gravità. L'onset del tibiale anteriore si ha nella fase di pre-swing. L'intensità della sua attività si incrementa rapidamente fino all'initial swing, raggiungendo il 35% MMT entro la fine di questa fase. Durante il mid swing l'attività del muscolo si riduce al minimo (10% MMT). Nel terminal swing l'intensità torna ad aumentare gradualmente permettendo il posizionamento del piede per iniziare la fase di stance. Nella fase di IC il tibiale anteriore, insieme agli altri muscoli pretibiali, è significativamente attivo. La sua intensità raggiunge rapidamente il 45% MMT. L'attività termina entro la fine della fase di loading response. Dunque, le fasi di initial swing e loading response sono gli intervalli in cui l'attività del tibiale anteriore raggiunge il picco di intensità.

Per quanto concerne invece il vasto mediale, che è uno dei quattro muscoli che compongono il

quadricipite femorale e che permette l'estensione del ginocchio, la sua attività inizia nella sottofase "terminal swing" (90% GC). L'intensità del muscolo si incrementa rapidamente fino a raggiungere un picco di 25% MMT nella fase di loading response. A partire dall'onset della mid stance il muscolo riduce la sua attività, che cessa intorno al 15% del GC.

I timing e l'intensità del retto femorale, altro muscolo che compone il quadricipite, sono molto differenti da quelli del vasto mediale, seppur siano entrambi muscoli estensori del ginocchio. La sua attività occupa un breve periodo tra pre-swing (56% GC) e initial swing (64% GC). Durante tale intervallo, l'intensità rimane sempre inferiore al 20% MMT.

I tre muscoli ischiocrurali (hamstring) sono noti come muscoli flessori del ginocchio. Questi muscoli svolgono la loro più intensa azione nell'intervallo mid swing – terminal swing (onset a circa 75% GC). L'attività continua, ad un livello meno intenso, fino alla fase di loading response (offset a circa 5% GC) [15].

Per avere la giusta sequenza di eventi nel GC è necessario che i muscoli si attivino nel momento giusto e che lavorino in modo ritmico e preciso. Ciò non avviene nei soggetti patologici e, in particolare, negli otto soggetti emiplegici reclutati nel presente studio.

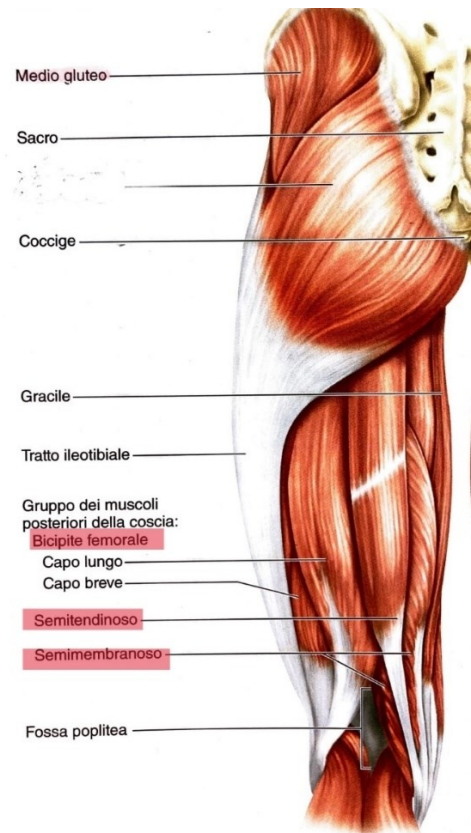
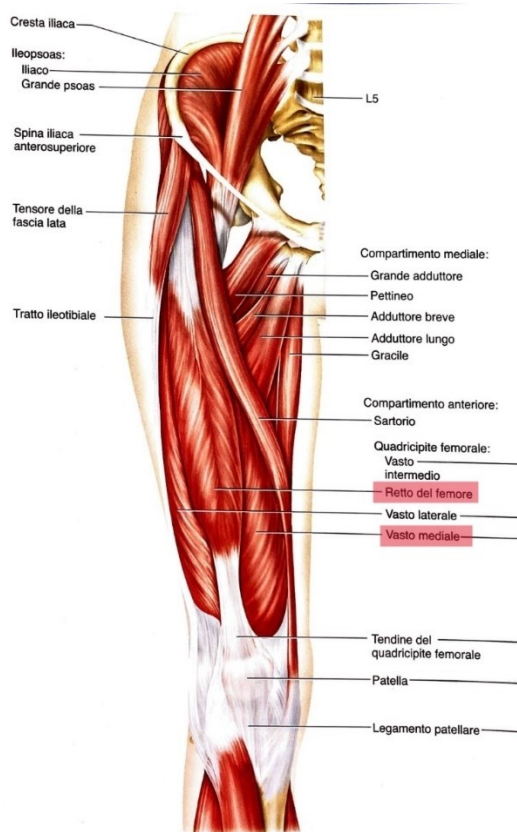
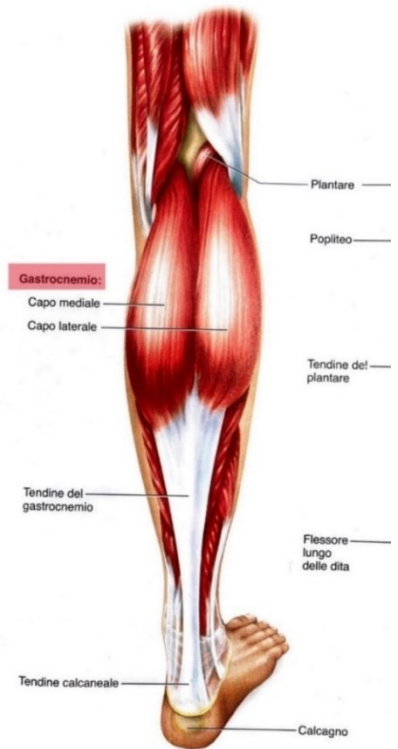


Figura 21 - Posizione anatomica dei cinque principali muscoli esaminati nell'applicazione dell'algorithm, TA, GL, VM, RF, hamstring. [12]

Capitolo III

Paralisi cerebrale infantile ed emiplegica

Per *Paralisi Cerebrale Infantile (PCI)* si intende un gruppo eterogeneo di quadri clinici *permanenti* ma *non immodificabili*, che si distinguono per causa eziologica ed espressioni sintomatiche e che hanno in comune i disordini della postura e del movimento e la *non progressività* della lesione. La PCI è dovuta ad alterazioni del sistema nervoso centrale per cause pre-, peri- e post- natali, prima che se ne completi la crescita e lo sviluppo.

L'aggettivo *permanente* indica che la PCI è uno stato permanente e non una malattia, una condizione stabile nel tempo e quindi non evolutiva. Ad esso viene affiancato l'aggettivo *non immutabile*, per sottolineare come tuttavia siano possibili dei cambiamenti migliorativi o peggiorativi.

Sostengono i miglioramenti la plasticità della struttura SNC, con le sue possibilità compensatorie, e soprattutto la capacità di apprendimento attraverso l'esperienza. Per i peggioramenti dobbiamo considerare che, anche se la lesione di per sé non evolve, divengono sempre più complesse nel tempo le richieste dell'ambiente al SNC, con conseguente aggravamento della disabilità per la mancata acquisizione di nuove funzioni dovuta al danno primitivo.

Alle alterazioni della postura, dell'azione e del controllo motorio (componenti sempre presenti nella PCI) possono essere associati altri disordini, quali deficit cognitivi e relazionali, sensitivi e sensoriali, distorsioni della rappresentazione mentale, difficoltà di apprendimento, epilessia, variabili per frequenza e gravità.

Grazie al contributo che viene costantemente fornito dalle varie branche delle neuroscienze nello studio del feto e del neonato, è oggi chiaro come il danno a carico del SNC sia il risultato di un insieme complesso di meccanismi fisiopatologici tra loro interagenti. Se è infatti possibile distinguere due fasi principali nella genesi del danno neurologico perinatale, ovvero l'evento del parto e l'ultima fase della vita intrauterina, queste risultano nella maggior parte dei casi entrambe coinvolte nella dinamica patogenetica.

La classificazione sintomatica per le PCI più recente e diffusa a livello internazionale è la seguente, che prevede la differenziazione dei molteplici quadri clinici delle PCI in tre raggruppamenti in base al sintomo prevalente:

- ✚ forme spastiche

- ✚ forme atassiche
- ✚ forme discinetiche

L'interesse principale, in questo lavoro, è rivolto ad una sola delle forme spastiche. Il criterio di gran lunga più utilizzato per classificarle è stato, ed è tuttora, quello della distribuzione **topografica** del danno motorio:

- ✓ Tetraplegia
- ✓ Diplezia
- ✓ Emiplegia

La letteratura considera tetraplegie le PCI caratterizzate da un “interessamento equivalente dei quattro arti”, mentre definisce diplezie le forme in cui gli arti inferiori risultano “maggiormente compromessi dei superiori”. Per emiplegia s'intende invece una paralisi di natura centrale “unilaterale”, che interessa cioè una sola metà del corpo. Le forme emiplegiche rappresentano circa il 30% di tutte le PCI [16].

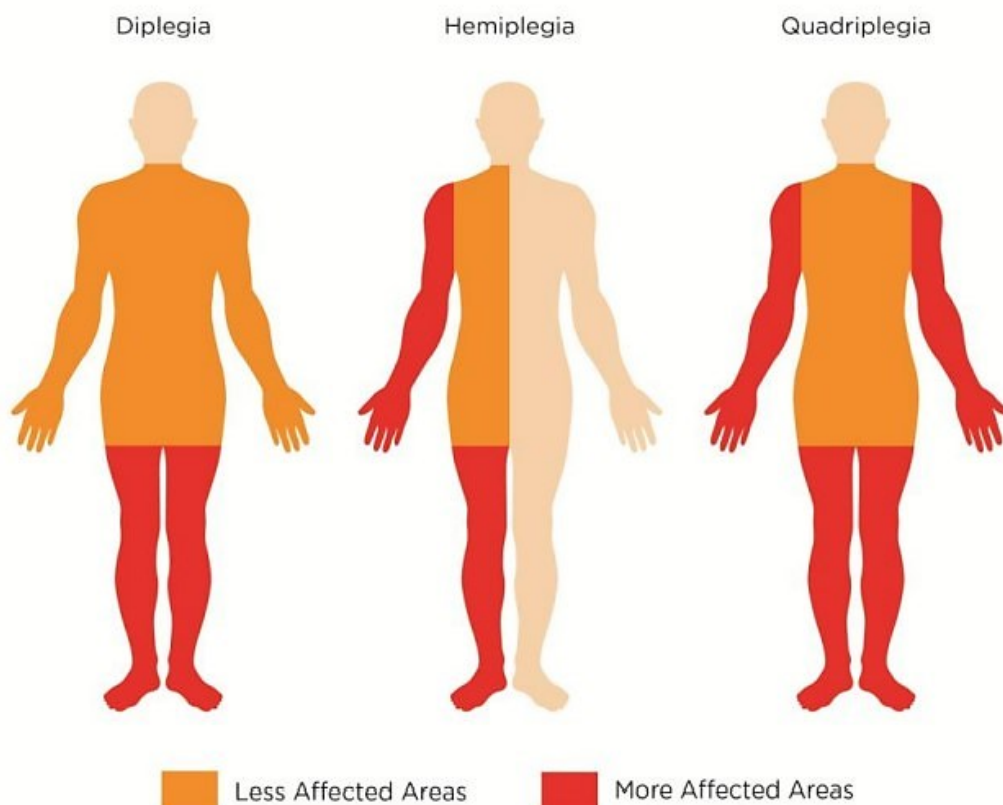


Figura 22- Classificazione topografica delle forme spastiche di PCI

3.1 Emiplegia e classificazione Winters-Cage

Il primo schema di classificazione del cammino emiplegico è quello proposto da *Winters e Cage*, che nel 1987 hanno proposto la prima classificazione cinematica del cammino spastico, limitata all'emiplegia.

Winters e Cage distinguono quattro tipi di emiplegia basandosi sulla cinematica articolare delle tre principali articolazioni dell'arto inferiore plegico, viste sul piano sagittale.

	Articolazione coinvolta	Caratteristiche
TIPO I	Caviglia	Individuato dal <i>drop foot</i> , cioè dalla mancata dorsiflessione della caviglia in fase di sospensione per deficit del tibiale anteriore e/o eccesso di attività fuori fase dei muscoli plantiflessori.
TIPO II	Caviglia	Presenta sia <i>drop foot</i> in sospensione che <i>ridotta dorsiflessione</i> durante la fase di supporto.
TIPO III	Caviglia e ginocchio	Presenta una <i>limitata escursione articolare</i> sia in flessione (in fase di sospensione) che in estensione (in fase di sospensione terminale e di supporto).
TIPO IV	Caviglia, ginocchio, anca	Emiplegia più grave, coinvolge anche l'anca, <i>limitata</i> soprattutto nella sua <i>estensione</i> in fase di supporto terminale, con conseguente aumento dell'antiversione di bacino.

Figura 23 – Classificazione Winters-Cage del cammino emiplegico

3.2 Contatto piede-pavimento (soggetti patologici)

Un gruppo di ricerca presso l'Università Politecnica delle Marche, in collaborazione con il Politecnico di Torino, ha registrato i segnali sEMG generati dal tibiale anteriore e dal gastrocnemio laterale e i dati generati dal contatto piede-pavimento durante la deambulazione su 16 bambini emiplegici classificati come W1 (tipo 1 della classificazione Winters-Cage) e su 100 bambini di controllo (soggetti non emiplegici).

In questo studio sono state individuate tre principali sequenze di contatto piede-pavimento:

- **HFPS**, la normale sequenza di contatto piede-pavimento nei soggetti non patologici. E' caratterizzata dalla seguente sequenza: heel contact, flat-foot contact, push-off, swing.
- **PFPS**, il contatto iniziale avviene con l'avampiede, poi anche il tallone tocca il pavimento, seguono poi le fasi di push-off e swing.
- **PS**, questa sequenza inizia con il contatto dell'avampiede, seguito immediatamente dalla fase di swing. Il tallone non tocca mai il pavimento.

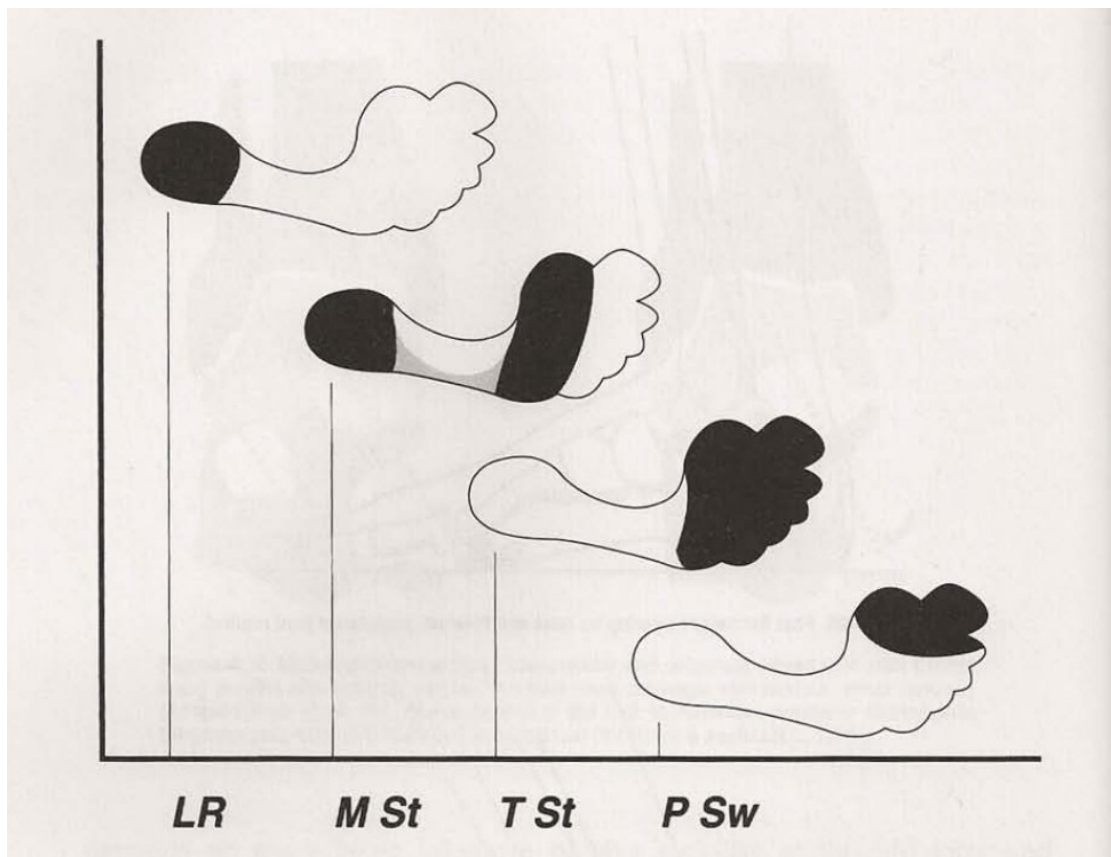


Figura 24- Zone di contatto piede-pavimento in funzione delle fasi del GC in un soggetto sano (sequenza HFPS)

I dati registrati sono stati analizzati e confrontati su tre gruppi principali:

- il gruppo **HS** (Hemiplegic-Side group). Questo gruppo è stato creato per caratterizzare il comportamento della gamba emiplegica di bambini emiplegici. Include i 16 bambini emiplegici reclutati. I dati basografici e mioelettrici sono prelevati dall'arto plegico;
- il gruppo **CS** (Contralateral-Side group). Questo gruppo è stato creato per caratterizzare il comportamento della gamba controlaterale (non emiplegica) di bambini emiplegici. Questo gruppo include gli stessi bambini del gruppo precedente, ma i dati basografici e mioelettrici sono prelevati dall'arto controlaterale;
- il gruppo **CON** (Control-children group). Include 100 bambini non emiplegici, "di controllo". In questo gruppo sono stati analizzati i dati basografici e mioelettrici di entrambi gli arti.

Confrontando la frequenza di occorrenza delle tre sequenze HFPS, PFPS e PS nei tre gruppi individuati, è emerso che:

- per la sequenza HFPS, la percentuale è significativamente ($p = 3.10 \times 10^{-7}$) inferiore nel gruppo HS ($35 \pm 9\%$) rispetto al gruppo CS ($79 \pm 3\%$) e al gruppo CON ($88 \pm 1\%$);
- per la sequenza PFPS, la percentuale è significativamente ($p = 2.23 \times 10^{-4}$) superiore nel gruppo HS ($44 \pm 8\%$) rispetto al gruppo CS ($8 \pm 1\%$) e al gruppo CON ($5 \pm 0.5\%$).
- per la sequenza PS non sono state individuate differenze significative tra i gruppi. Le percentuali sono: gruppo HS = $3.0 \pm 2.0\%$, gruppo CS = $1.0 \pm 0.3\%$, gruppo CON = $1.0 \pm 0.1\%$.

Questa analisi ha mostrato che nei soggetti non emiplegici la sequenza prevalente, con una percentuale dell'88%, è HFPS. Per i soggetti emiplegici, invece, l'analisi ha mostrato che il contatto iniziale dell'arto plegico con il pavimento avviene tramite il tallone nel 35% dei passi e tramite l'avampiede nel 58%. Il restante 7% dei passi è caratterizzato da contatti differenti, che non sono statisticamente significativi. [17]

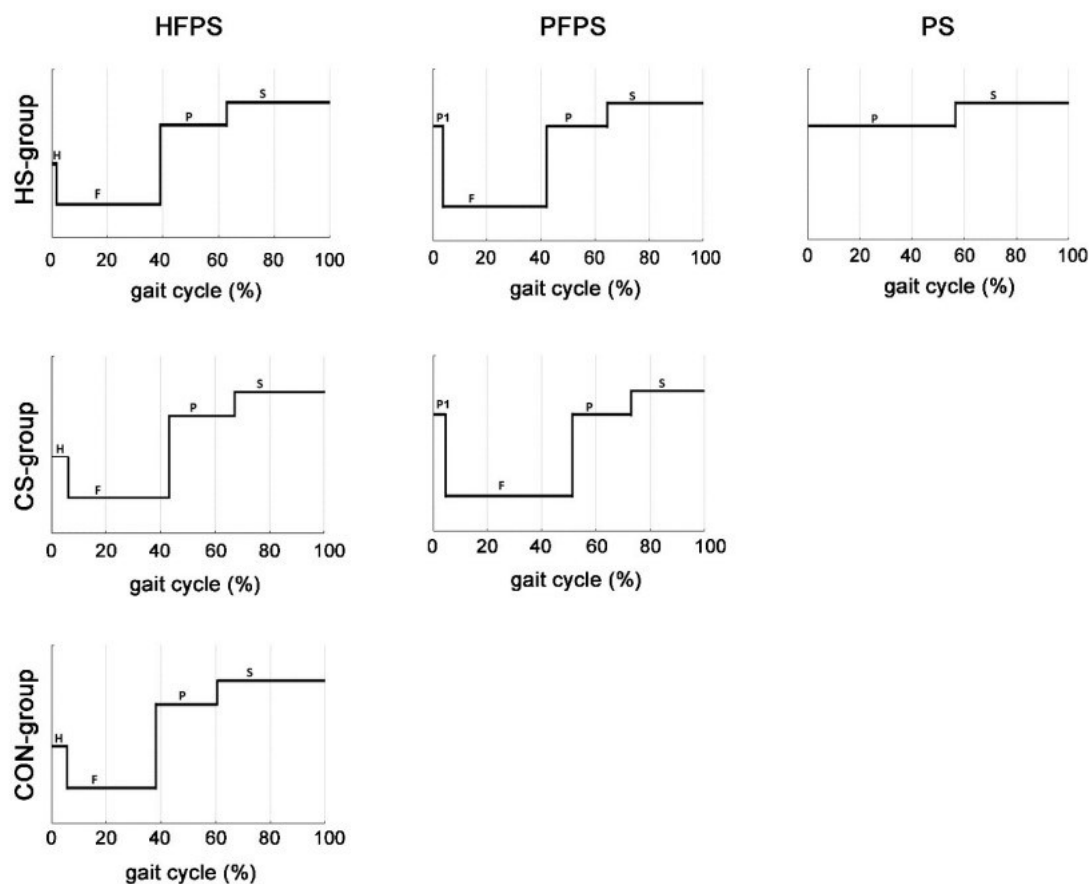


Figura 25- Tempi di contatto piede-pavimento per i tre gruppi HS, CS e CON

Capitolo IV

Metodi

Come abbiamo già discusso, l'attività muscolare è tipicamente quantificata durante il movimento utilizzando l'elettromiografia di superficie (sEMG), tecnica non invasiva che permette il conseguimento di molti task differenti, come per esempio valutare la funzione muscolare e l'affaticamento muscolare, identificare i patterns motori, spiegare le strategie del sistema neuromuscolare nel compiere task complessi.

Quantificare l'attività muscolare a partire dai segnali sEMG è particolarmente rilevante nell'analisi clinica del cammino (motivo per cui se ne è discusso nei capitoli precedenti), oltre che nell'ambito dei sistemi di robotica per interpretare le intenzioni di movimento dell'utilizzatore.

La letteratura in questo campo è principalmente incentrata sull'analisi dell'attività muscolare nel

dominio del tempo per estrarre gli istanti onset e offset di attivazione.

Questo approccio è ampiamente adottato in ambito clinico per caratterizzare quantitativamente differenti disturbi neuromotori e per ottimizzare le strategie di riabilitazione.

Mentre da una parte sono stati compiuti ingenti sforzi nello sviluppare tecniche per il processamento del segnale EMG nel dominio del tempo, dall'altra solo un numero esiguo di studi si focalizzano sull'analisi nel dominio della frequenza.

L'analisi in frequenza è principalmente performata per calcolare lo spettro di potenza del segnale sEMG tramite la trasformata di Fourier, per quantificare il contenuto in frequenza del segnale e per fornire informazioni sull'affaticamento muscolare.

È noto che fibre muscolari differenti sono caratterizzate da segnali sEMG con diverso contenuto in frequenza. Dunque, per una più profonda comprensione dei processi elettrofisiologici legati alle attivazioni muscolari, i segnali elettromiografici dovrebbero essere analizzati sia nel dominio del tempo sia nel dominio della frequenza.

La trasformata wavelet si è dimostrata uno strumento affidabile per la caratterizzazione simultanea dei dati EMG nei domini del tempo e della frequenza e un approccio adatto a identificare i patterns di reclutamento delle fibre muscolari [5].

4.1 Trasformata wavelet

L'analisi dei segnali in tempo-frequenza è spesso associata alla Trasformata di Fourier, sebbene essa abbia delle limitazioni.

In effetti, la *Trasformata di Fourier* fornisce un segnale che è localizzato solo nel dominio della frequenza e non ci permette di estrarre alcuna informazione su localizzazione e tempo.

Per questo motivo nell'analisi di segnali biomedici, come i segnali sEMG, che non sono stazionari e presentano caratteristiche transitorie, essa viene sostituita con la **trasformata wavelet** che è localizzata sia in tempo che in frequenza. Questo metodo quantifica le variazioni temporali del contenuto in frequenza di segnali non-stazionari senza perdere risoluzione in tempo né in frequenza. [18]

L'analisi Wavelet genera un segnale effettuando una somma ponderata di versioni traslate e scalate di una funzione caratteristica chiamata Wavelet madre. Le funzioni Wavelet sono spesso irregolari e asimmetriche e permettono una migliore rappresentazione di segnali caratterizzati da cambiamenti veloci [7]. Una delle caratteristiche principali della trasformata wavelet è la tecnica di "windowing", che utilizza dimensioni variabili delle finestre del segnale durante il confronto

con la wavelet madre. La dimensione delle finestre dipende da che tipo di informazione si vuole ottenere: per avere informazioni ad alte frequenze si utilizzano intervalli brevi, a basse frequenze si utilizzano invece intervalli lunghi.

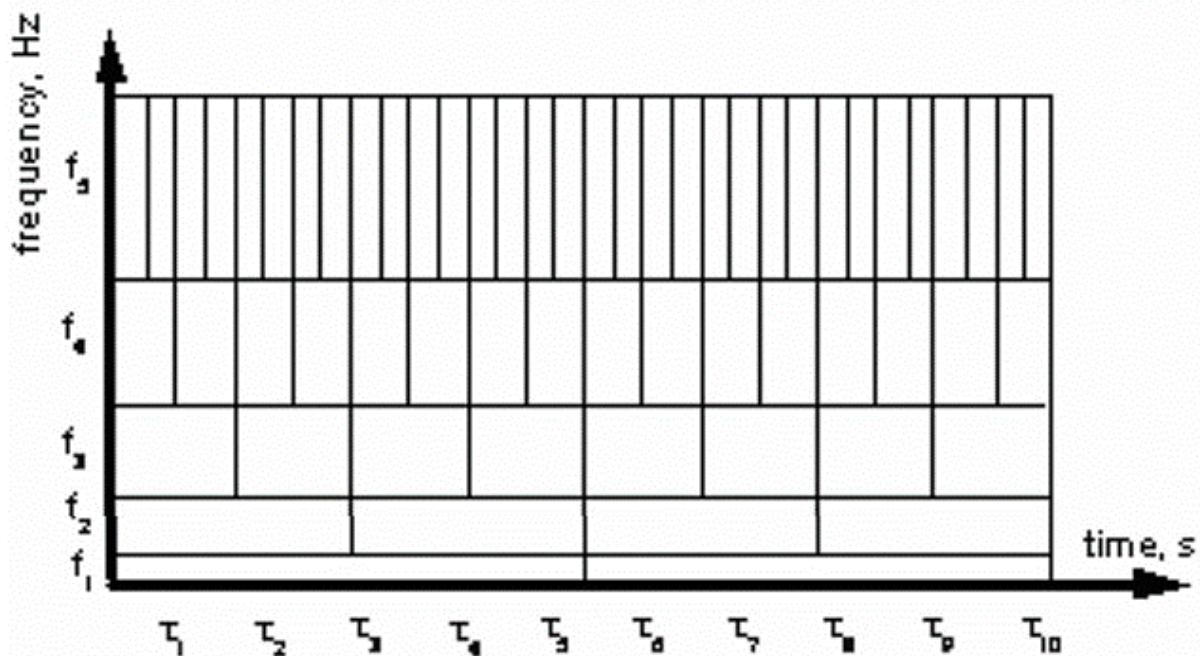


Figura 26- Finestratura della trasformata wavelet.

Intervalli brevi forniscono informazioni alle alte frequenze, intervalli ampi forniscono informazioni alle basse frequenze.

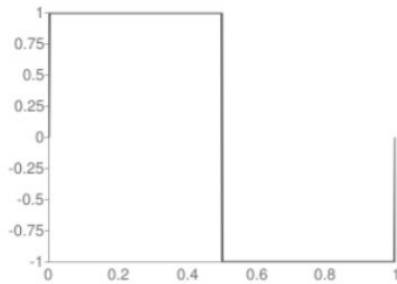
4.2 Wavelet madre

Una “Wavelet madre” è una forma d’onda oscillante di lunghezza finita o a decadimento rapido. Essa viene scalata e traslata per adattarsi al segnale da analizzare.

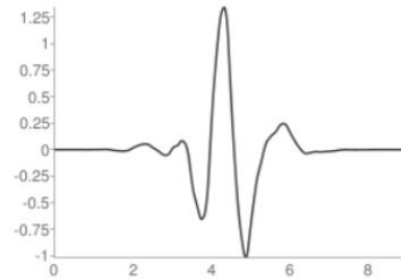
Esistono diversi tipi di Wavelet madre e per effettuare l’analisi si sceglie la forma d’onda che più somiglia al segnale in ingresso.

Alcuni esempi di famiglie di Wavelet madre sono mostrate in Figura 27.

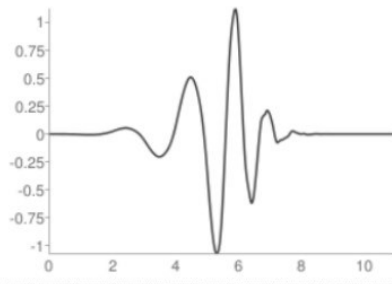
➤ Haar 'haar'



➤ Symlets 'sym'



➤ Daubechies 'db'



➤ Coiflets 'coif'

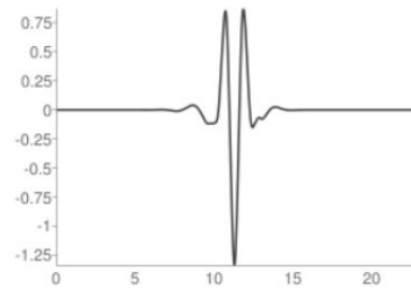


Figura 27- Alcune famiglie di Wavelet madre

A partire dalla Wavelet madre è possibile definire la **Trasformata Continua Wavelet (CWT)**, in accordo con la seguente equazione:

$$CWT_{SEMG}(a, b) = \int sEMG(t) \psi_{*a,b}(t) dt \quad a \neq 0 \quad (1)$$

- $\psi_{a,b}(t)$ è la Wavelet madre ed è definita nel modo seguente:

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2)$$

- a è il parametro di scala che permette di controllare l'ampiezza della finestra
- b è il parametro di traslazione che individua la posizione della finestra.

La CWT è definita come la somma integrale del segnale sEMG moltiplicato per una versione scalata e traslata della Wavelet madre.

Il risultato della CWT sono i *coefficienti wavelet*, che sono funzione di scala e posizione. Questi si ottengono mediante un procedimento che avviene in 4 step [18].

STEP 1: Confronto tra la Wavelet madre e una sezione (finestra) all'inizio del segnale originale.

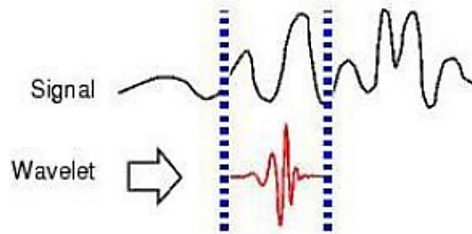


Figura 28- STEP 1 della CWT

STEP 2: Calcolo di un numero, C (coefficiente Wavelet), che rappresenta quanto strettamente correlata è la wavelet “madre” con questa sezione del segnale. Più alto è C , maggiore è la somiglianza.

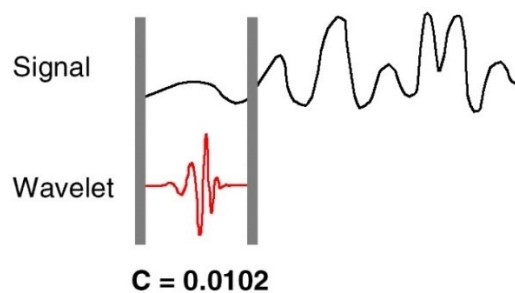


Figura 29- STEP 2 della CWT

STEP 3: Spostare la Wavelet madre verso destra e ripetere i passi 1 e 2 per l'intero segnale.

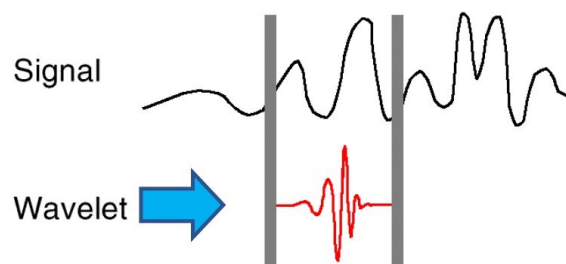


Figura 30- STEP 3 della CWT

STEP 4: Scalare (allungare/comprimere) la Wavelet madre e ripetere passi 1-3.

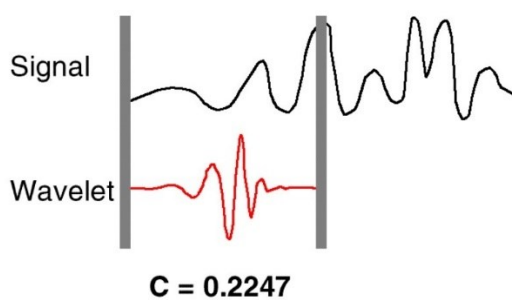


Figura 31- STEP 4 della CWT

4.3 Algoritmo basato sulla CWT per l'identificazione del contenuto in frequenza dell'attività muscolare

Un gruppo di ricerca presso l'Università Politecnica delle Marche ha proposto un algoritmo adattivo che permette di rilevare le attivazioni muscolari nel dominio tempo-frequenza e che si basa sulla **trasformata continua wavelet (CWT)** [5]. Precisamente, questo approccio tempo-frequenza permette di valutare il range di frequenza di ciascuna delle attivazioni muscolari rilevate nel dominio del tempo dall'algoritmo proposto. Questo approccio supera le tecniche già note, come per esempio la *trasformata di Fourier* che, invece, fornisce un singolo contenuto in frequenza per tutte le possibili differenti attivazioni.

Brevemente, l'algoritmo consiste nel:

- sezionare il segnale sEMG in brevi segmenti (dove il rapporto segnale-rumore è supposto rimanere costante)
- filtrare il segnale tramite la decomposizione CWT: l'approccio CWT effettua una decomposizione multiscala del segnale e applica una serie di filtri passo-basso e passa-alto
- stimare la densità di energia del segnale tramite la funzione *scalogramma*
- infine, individuare gli *onset* e gli *offset*, che corrispondono all'inizio e alla fine dell'intervallo dove lo scalogramma eccede l'1 % del valore di picco della densità di energia.

4.4 Individuazione degli istanti onset e offset tramite l'algoritmo

Il segnale sEMG viene innanzitutto filtrato tramite un filtro passa banda, il filtro Butterworth del secondo ordine, con frequenze di taglio di 20 Hz e 450 Hz.

In seguito, viene processato per calcolare lo **scalogramma** con il seguente procedimento.

La trasformata continua wavelet permette di identificare le variazioni nel tempo del contenuto in frequenza di un segnale non stazionario, mantenendo una buona risoluzione del processamento del segnale sia nel dominio del tempo sia in quello della frequenza.

La CWT del segnale sEMG, funzione del tempo, è definita dall'equazione (1), dove $\psi_{a,b}(t)$ è la wavelet madre, a è il parametro di scala, b è il parametro di traslazione.

La scala è inversamente proporzionale alle componenti spettrali. Un parametro di scala basso (i.e. alte frequenze) fornisce informazioni locali, un parametro di scala elevato (i.e. basse frequenze) fornisce informazioni globali sul segnale.

Nell'algoritmo proposto la Trasformata Wavelet è implementata adottando come Wavelet madre la forma d'onda Daubechis di ordine 4 con 8 livelli di decomposizione (db4). Questa scelta è stata fatta perché la Wavelet Daubechis è una forma d'onda adatta ad individuare le variazioni del segnale e perché la sua forma è simile a quella del MUAP.

Il denoising del segnale, cioè la rimozione del rumore dal segnale sEMG effettuata con la CWT, si basa su una iniziale decomposizione del segnale in coefficienti, una successiva modificazione di tali coefficienti tramite la funzione "*soft threshold*" e una finale ricostruzione del segnale tramite i nuovi coefficienti. La funzione soft threshold è così definita:

$$F_s(x) = \begin{cases} x - \lambda & \text{if } x \geq \lambda \\ 0 & \text{if } |x| < \lambda \\ x + \lambda & \text{if } x \leq -\lambda \end{cases} \quad (3)$$

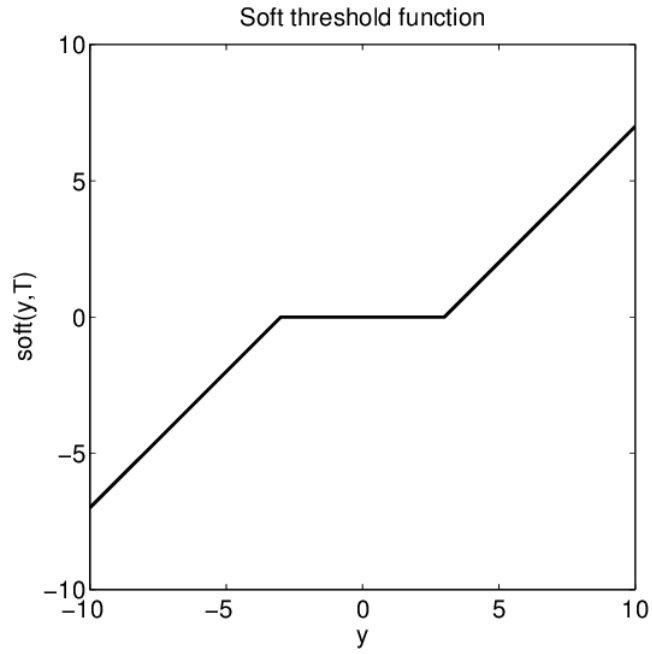


Figura 32- Funzione "soft threshold" utilizzata per effettuare il denoising del segnale EMG

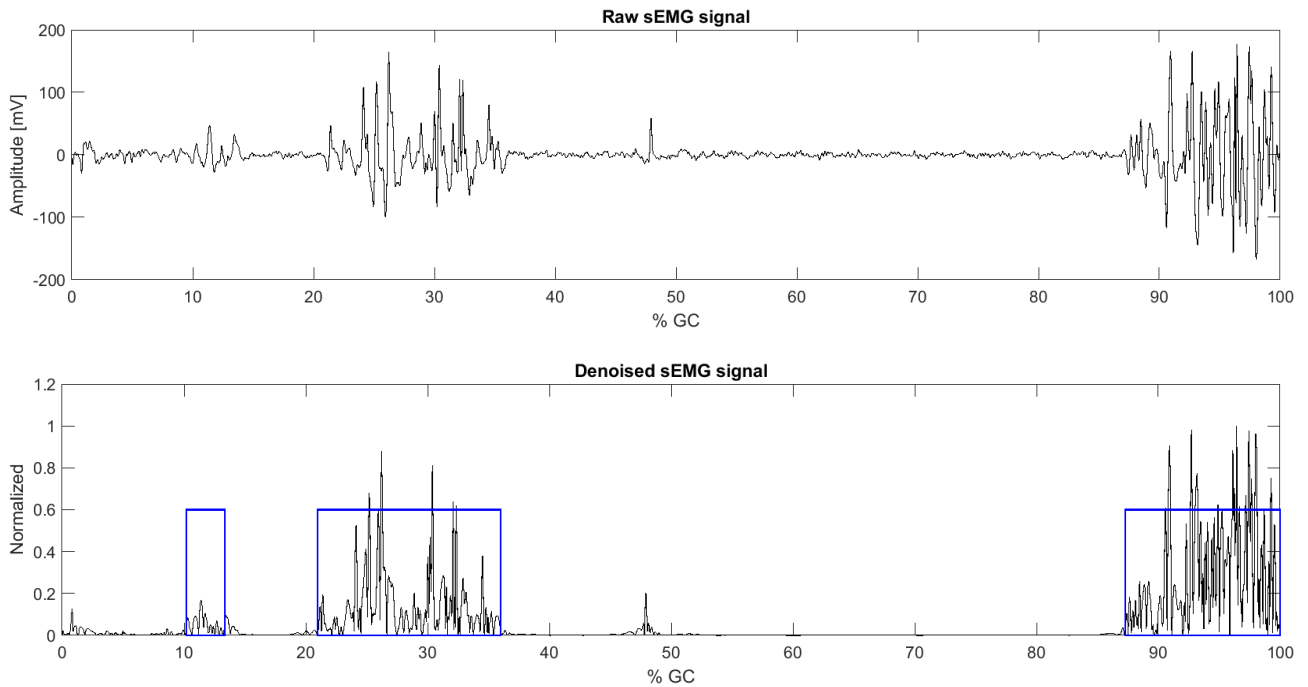


Figura 33- Segnale sEMG prima (pannello superiore) e dopo (pannello inferiore) il denoising

La densità di energia è stimata tramite la funzione scalogramma, P_{sEMG} , definita come il quadrato del valore assoluto dei coefficienti CWT, W_{sEMG} , come riportato nell'equazione seguente:

$$P_{sEMG}(a, b) = |W_{sEMG}(a, b)|^2 \quad (3)$$

Lo scalogramma del segnale sEMG sottoposto a denoising è calcolato su finestre di una porzione adeguata di segnale (numero adeguato di campioni).

Gli istanti di onset e offset sono individuati come l'intervallo dove lo scalogramma eccede l'1% del valore di picco della densità di energia in ogni specifica porzione del segnale sEMG.

È noto che un reclutamento muscolare che ha durata inferiore di 30 ms non ha alcun effetto nel controllare il movimento delle articolazioni. Dunque, intervalli di attivazione individuati dall'algorithm ma che sono costituiti da meno di 60 campioni vengono rimossi. Al contempo, intervalli di attivazione che hanno una distanza in campioni inferiore a 60 vengono integrati in un singolo intervallo di attivazione.

Una volta che un intervallo di attivazione è stato individuato nel dominio del tempo, il corrispondente intervallo di attivazione nel dominio della frequenza è calcolato come il range di frequenza associato, nella funzione scalogramma, a quello specifico intervallo temporale.

I valori di minimo e massimo in frequenza vengono quantificati per ciascuna delle attivazioni identificate nel dominio del tempo.

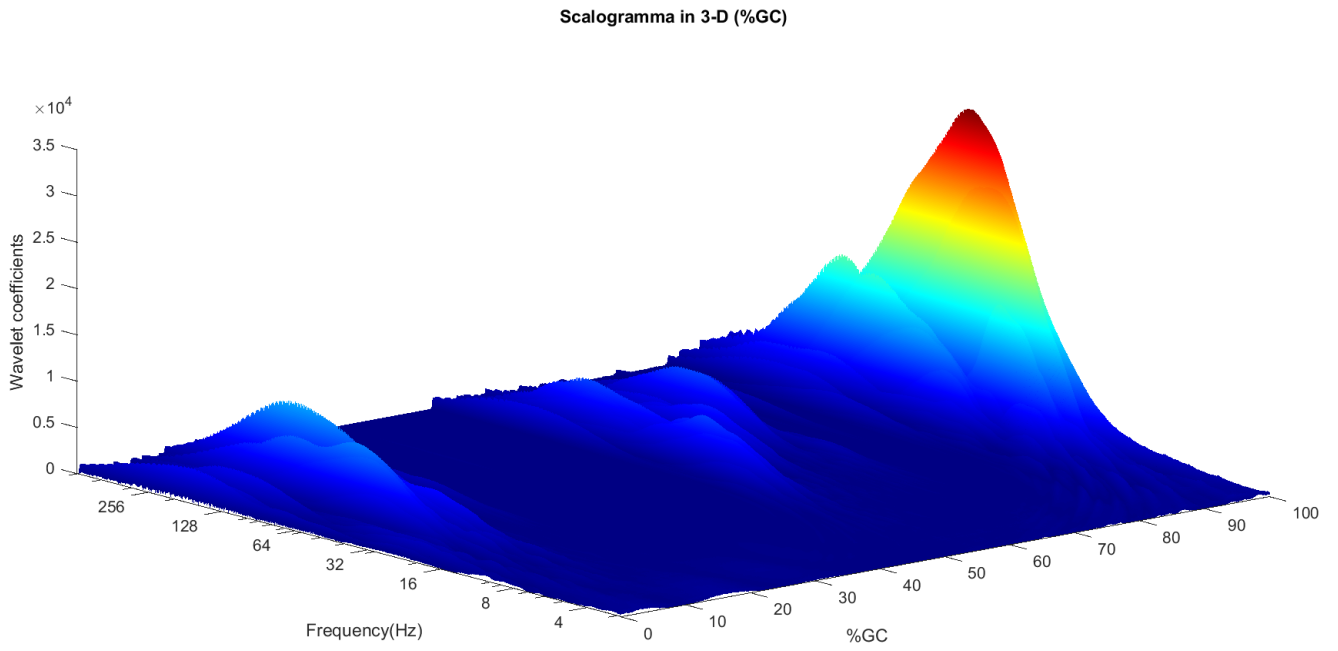


Figura 34- Rappresentazione tempo-frequenza, fornita dallo scalogramma CWT, delle attivazioni muscolari del muscolo TA in un passo rappresentativo di un soggetto sano

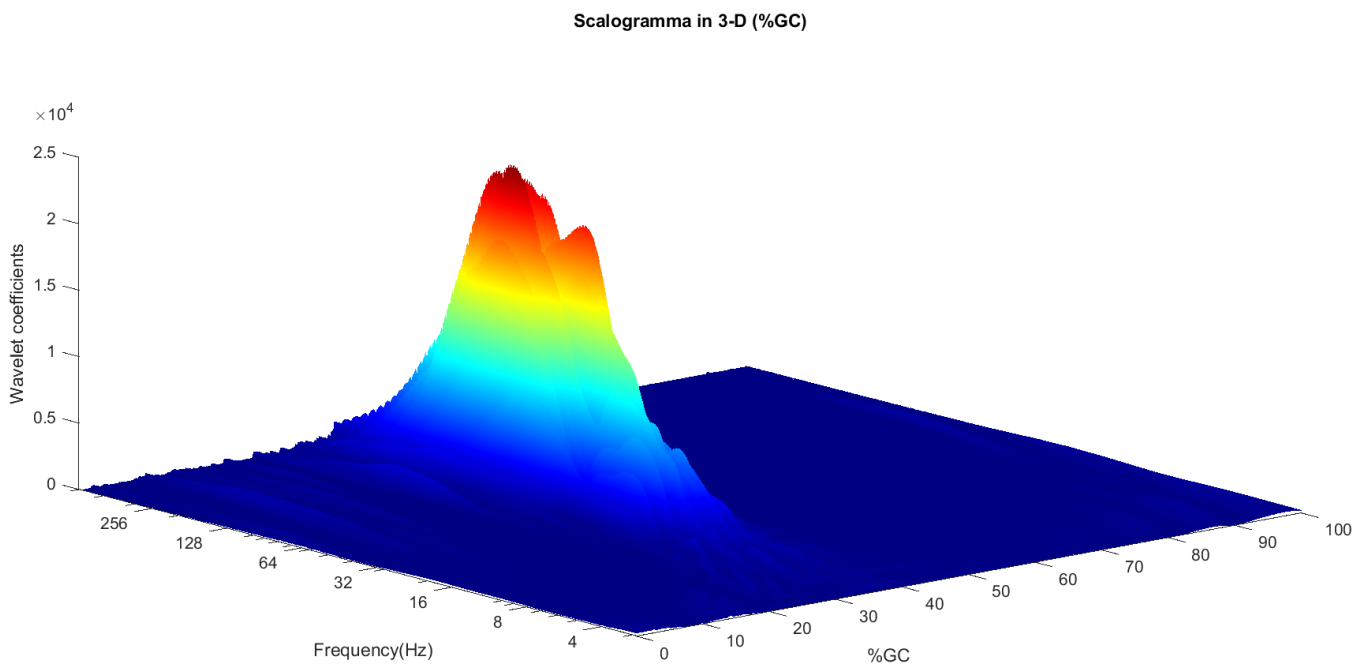


Figura 35- Rappresentazione tempo-frequenza, fornita dallo scalogramma CWT, delle attivazioni muscolari del muscolo GL in un passo rappresentativo di un soggetto sano

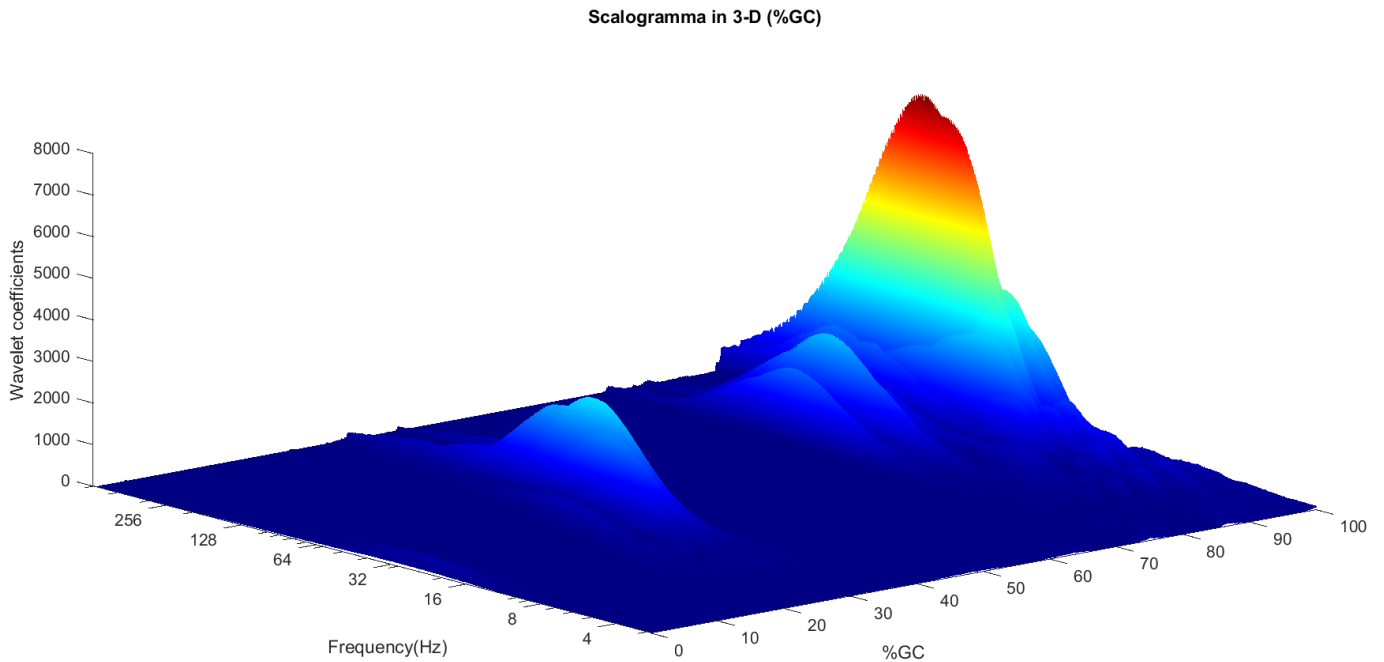


Figura 36- Rappresentazione tempo-frequenza, fornita dallo scalogramma CWT, delle attivazioni muscolari del muscolo VL in un passo rappresentativo di un soggetto sano

4.5 Ottimizzazione dell'algoritmo proposto

La capacità dell'algoritmo proposto di caratterizzare l'attività muscolare nel dominio tempo-frequenza è stata valutata su un dataset di dati sEMG raccolti su soggetti adulti e sani.

Il contributo del presente lavoro è stato quello di ottimizzare l'algoritmo in maniera tale che esso sia applicabile, con altrettanta efficacia e affidabilità, a segnali sEMG acquisiti durante il cammino di bambini affetti da paralisi cerebrale infantile emiplegica per stimare il contenuto contemporaneo nel dominio del tempo e nel dominio della frequenza delle attivazioni muscolari.

L'algoritmo ottimizzato si compone di due script diversi, in maniera tale che esso possa mettere a disposizione dell'utente **diverse modalità di inserimento del dato**.

Le opzioni sono due:

1. È possibile inserire il *file.mat* contenente i dati sEMG prelevati da muscoli differenti, il segnale basografico ed eventualmente il segnale elettrogoniometrico.

In tal caso, per poter sviluppare un'analisi del contenuto in frequenza delle attivazioni muscolari in maniera automatizzata tramite l'uso dell'algoritmo è necessario, innanzitutto, raccogliere il segnale sEMG e il segnale basografico.

Per l'acquisizione dei segnali sEMG e basografico può essere utilizzato il sistema di registrazione

multicanale, Step32 (Medical Technology, Italy, risoluzione: 12 bit, frequenza di campionamento: 2kHz). Ogni arto inferiore deve essere strumentato con un certo numero di sonde sEMG e tre sensori basografici applicati sotto il tallone e sotto la prima e la quinta testa metatarsale del piede, come mostrato in Figura 37.




Figura 37- Applicazione sensori basografici per l'acquisizione del segnale basografico

2. In alternativa, è possibile inserire *manualmente* il campione di inizio e il campione di fine del passo, misurati precedentemente utilizzando sistemi, per esempio, stereofotogrammetrici.

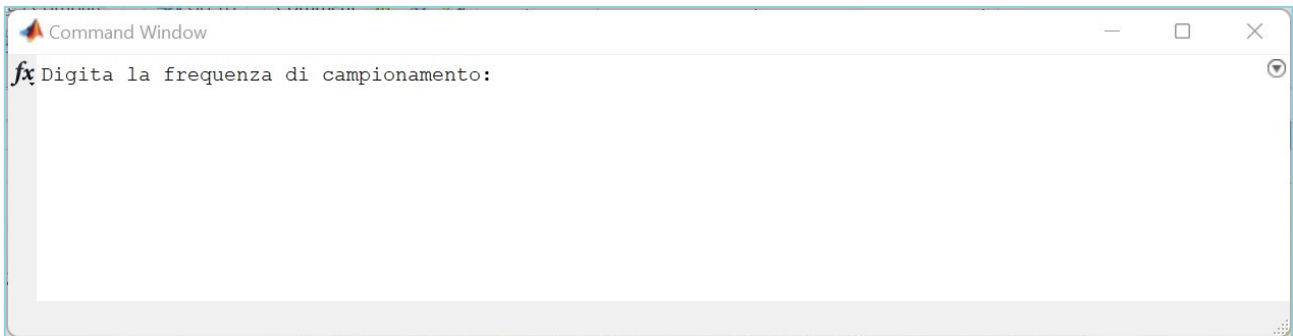
In entrambi gli script si dispone di una **semplice interfaccia** che guida l'utente, anche non esperto, nell'inserimento dei dati che occorrono per il processamento.

4.5.1 Opzione 1: caricamento del segnale sEMG con associato il basografico

L'utente sceglie la prima opzione di data entry ed esegue lo script dall'Editor con il pulsante **Run**, .

Passo 1: data entry

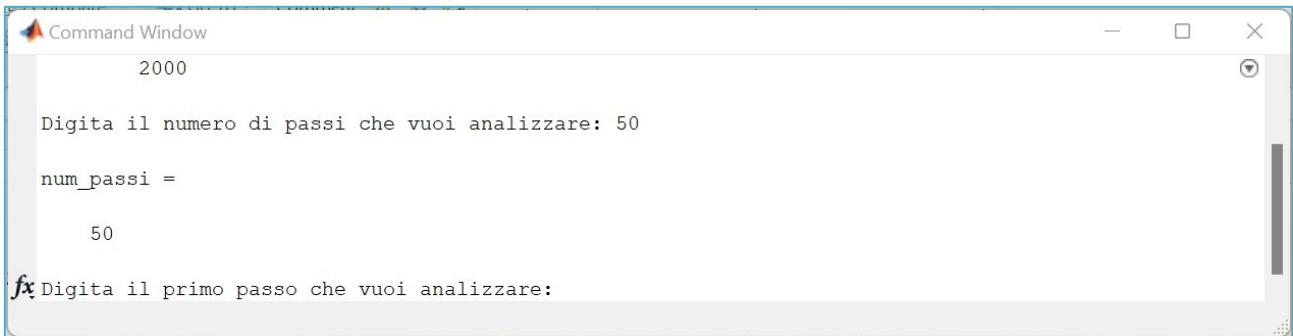
La prima richiesta che visualizza a schermo nella Command Window è quella di digitare la **frequenza di campionamento**, ad esempio 2000 Hz.



L'algoritmo consente di analizzare un **numero arbitrario di passi**, anche tutti quelli che sono stati registrati, se l'utente lo desidera, senza necessità di eseguire più volte lo script, come avviene invece nell'algoritmo non ottimizzato. Questo consente di effettuare in maniera rapida ed automatizzata un'analisi piuttosto complessa.

A tal fine, si chiede all'utente di digitare il numero di passi a cui è interessato e, in particolare, a partire da quale passo vuole effettuare l'analisi.





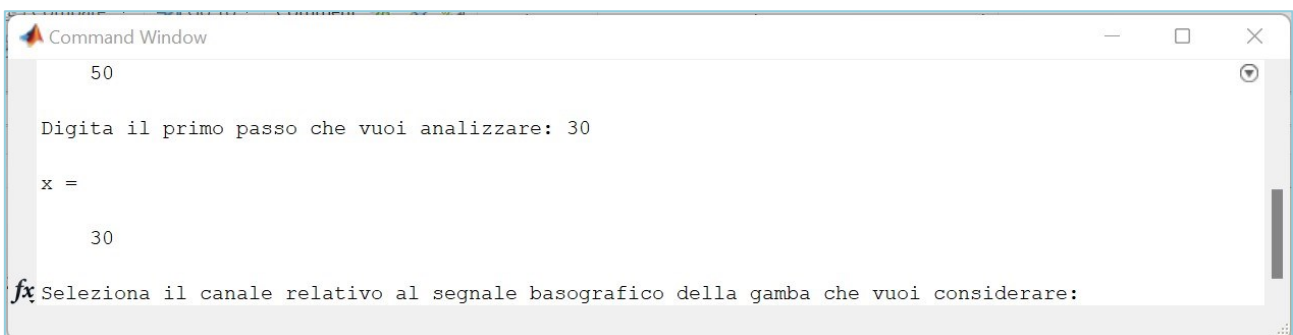
```
Command Window
2000
Digita il numero di passi che vuoi analizzare: 50
num_passi =
50
fx Digita il primo passo che vuoi analizzare:
```

L'ottimizzazione dell'algoritmo è anche legata alla sua **generalità**: è strutturato in modo tale che sia applicabile a dati provenienti da laboratori diversi e che dunque sia possibile effettuare l'analisi di canali diversi associati a qualsiasi tipo di protocollo. La generalità data all'algoritmo è il motivo per il quale le richieste successive sono quelle di selezionare il canale relativo al segnale basografico associato alla gamba che si vuole considerare e, successivamente, il canale relativo al muscolo del quale si è interessati ad individuare le attivazioni.

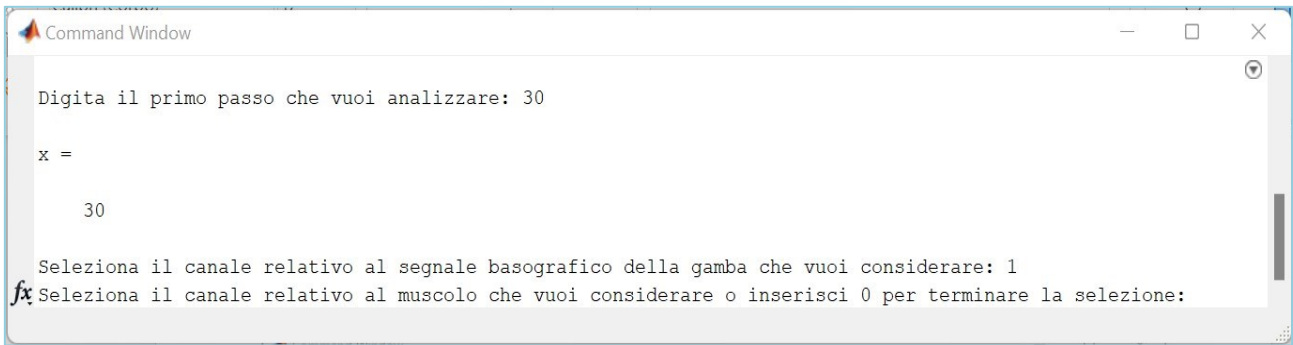
Questi comandi svincolano l'algoritmo dallo specifico protocollo utilizzato dal laboratorio e, dunque, i canali relativi ai segnali sEMG relativi ai vari muscoli, al segnale basografico di gamba destra e sinistra e l'elettrogoniometrico di gamba destra e sinistra possono avere un **ordinamento qualsiasi**.

All'utente basterà conoscere lo specifico protocollo, poiché l'algoritmo, tramite le risposte dell'utente, acquisirà conoscenza dell'ordinamento del protocollo utilizzato.

Se l'utente vuole terminare la selezione dei muscoli, si chiede che venga inserito "0".



```
Command Window
50
Digita il primo passo che vuoi analizzare: 30
x =
30
fx Seleziona il canale relativo al segnale basografico della gamba che vuoi considerare:
```

```
Command Window

Digita il primo passo che vuoi analizzare: 30

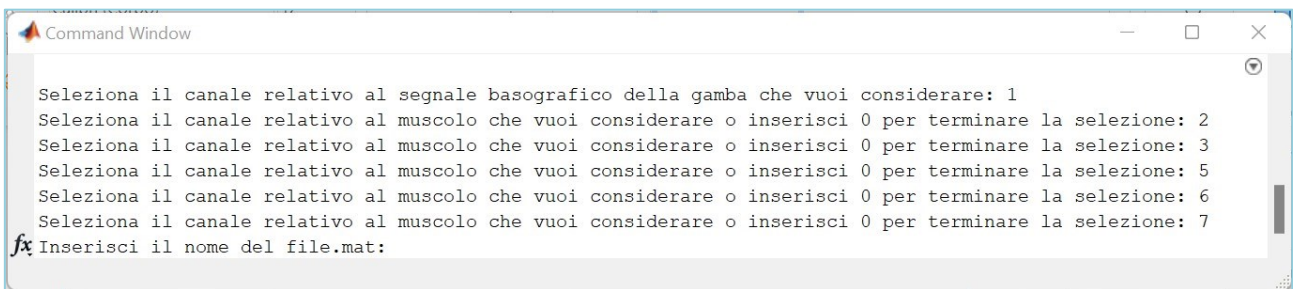
x =

    30

Seleziona il canale relativo al segnale basografico della gamba che vuoi considerare: 1
fx Seleziona il canale relativo al muscolo che vuoi considerare o inserisci 0 per terminare la selezione:
```

Nel passo seguente si chiede di inserire il file.mat (i.e. la matrice contenente i dati sEMG e quelli basografici da cui estrarre la segmentazione del passo).

Questo comando incrementa ulteriormente la generalità dell’algoritmo, poiché consente di inserire un file.mat di dimensioni qualsiasi, per cui caratterizzato da un numero arbitrario di canali (righe) e di passi (colonne).



```
Command Window

Seleziona il canale relativo al segnale basografico della gamba che vuoi considerare: 1
Seleziona il canale relativo al muscolo che vuoi considerare o inserisci 0 per terminare la selezione: 2
Seleziona il canale relativo al muscolo che vuoi considerare o inserisci 0 per terminare la selezione: 3
Seleziona il canale relativo al muscolo che vuoi considerare o inserisci 0 per terminare la selezione: 5
Seleziona il canale relativo al muscolo che vuoi considerare o inserisci 0 per terminare la selezione: 6
Seleziona il canale relativo al muscolo che vuoi considerare o inserisci 0 per terminare la selezione: 7
fx Inserisci il nome del file.mat:
```

Passo 2: processamento del segnale basografico

Una volta effettuato il data entry, l’algoritmo procede con il **processamento del segnale basografico** mediante due quantizzazioni successive: la prima divide il segnale in 8 livelli, la seconda in 4 livelli, ciascuno dei quali è associato ad una delle 4 fasi dell’appoggio piede-pavimento (HFPS). I 4 livelli della seconda quantizzazione sono di seguito riportati ed esplicitati.

Livello 1: rappresenta il contatto del tallone con il pavimento (H-heel contact), in questo livello solo l’interruttore che si trova sul tallone è schiacciato;

Livello 0: rappresenta il contatto di piede piatto sul pavimento (F-flat-foot contact), in questo livello sono schiacciati l’interruttore posizionato sotto al tallone e almeno uno dei due interruttori sotto l’avampiede;

Livello 2: rappresenta il contatto dell'avampiede con il pavimento (P-push-off), in cui l'interruttore sotto il tallone è libero, mentre almeno uno dei due interruttori posti sotto l'avampiede è schiacciato;

Livello 3: rappresenta la fase di swing (S), in cui il piede non tocca il pavimento e nessuno degli interruttori è schiacciato.

La quantizzazione del segnale basografico è necessaria per poter individuare i singoli passi registrati ed effettuare il conteggio.

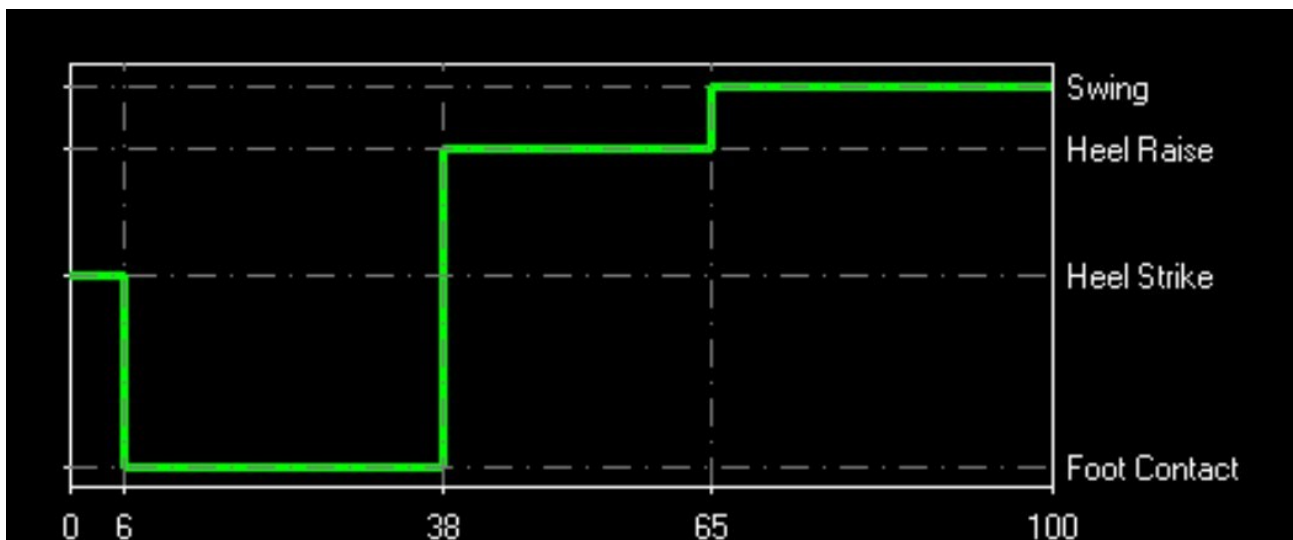


Figura 38- Segnale basografico quantizzato (4 livelli di quantizzazione)

Successivamente l'algoritmo ricerca nel segnale quantizzato i singoli cicli del passo e ne effettua il conteggio. Questo procedimento però richiede alcune accortezze: dal momento che lo scopo dell'ottimizzazione dell'algoritmo è quello di renderlo efficiente e affidabile per lo studio del contenuto in frequenza delle attivazioni muscolari nell'ambito del cammino di bambini emiplegici, occorre generalizzare l'identificazione dell'initial contact, che in soggetti patologici, come abbiamo visto, non corrisponde necessariamente al contatto tallone-pavimento.

Nel caso di soggetti non patologici si potrebbe procedere ricercando nel segnale i campioni che vanno dal primo campione di livello 1 (heel strike) preceduto da un campione di livello 3 (swing) al successivo. Questo procedimento non è applicabile ai soggetti patologici poiché, come sappiamo, raramente sono caratterizzati dal tradizionale heel strike e molto spesso hanno un IC di punta (livello 2) o di piede piatto (livello 0).

Per questo motivo l'algoritmo proposto identifica il contatto iniziale come l'ultimo campione di

livello 3 seguito da un numero finito di campioni (valore posto uguale a 150) che hanno valore diverso da 3, ma non specificato, in modo che possa essere uno qualsiasi dei livelli quantizzati. Si prende in considerazione un numero finito di campioni e non un solo campione per cercare di eliminare i possibili falsi positivi.

Passo 3: individuazione degli istanti di onset e offset e del corrispondente contenuto in frequenza

Prima di individuare i parametri di onset, offset, frequenza minima e frequenza massima, si effettua singolarmente il filtraggio del segnale raw sEMG relativo a ciascun passo (segnale “grezzo” non ancora sottoposto al processamento) applicando un filtro Butterworth con frequenze di cut off di 20 Hz e 450 Hz. Filtrato il segnale, esso va sottoposto al denoising, per rimuovere il rumore dal segnale utile.

Il passo successivo è l'individuazione degli istanti di onset e offset delle attivazioni muscolari e del corrispondente contenuto in frequenza. Come abbiamo precedentemente discusso, gli istanti di onset e offset sono individuati come l'intervallo dove lo scalogramma eccede l'1% del valore di picco della densità di energia in ogni specifica porzione del segnale sEMG e i corrispondenti intervalli di attivazione nel dominio della frequenza sono calcolati come il range di frequenza associato, nella funzione scalogramma, allo specifico intervallo temporale.

Si applicano due soglie:

1. la prima trova ed elimina tutte le attivazioni che hanno durata inferiore al 3% del ciclo del passo
2. la seconda ingloba in un'unica attivazione quelle attivazioni che sono molto vicine (cioè che hanno distanza inferiore al 3% di GC)

Si creano, per ciascun muscolo e ciascun passo, due vettori che danno informazioni sulle singole attivazioni muscolari: il primo racchiude gli **istanti on/off** delle attivazioni in percentuale di GC, il secondo invece specifica i **valori di massimo e minimo in frequenza** trovati per quelle attivazioni.

Prima dell'ottimizzazione, l'algoritmo consentiva esclusivamente di individuare le attivazioni di un singolo muscolo relativamente ad un singolo passo selezionato. In seguito all'ottimizzazione

proposta l'individuazione di questi parametri è possibile per tutti i muscoli e per ciascuno dei passi che l'utente ha selezionato precedentemente da tastiera.

A tal fine, si effettuano un *ciclo while* e un *ciclo for*. Il ciclo for viene eseguito iterativamente per ciascuno dei muscoli di interesse. Il ciclo while è eseguito iterativamente fino a che una variabile adibita allo scopo, inizialmente settata ad 1, assume il valore del numero di passi contati. Ogni ciclo while è relativo ad uno dei passi selezionati.

Un ulteriore contributo dato da questa tesi è stato quello di migliorare la risoluzione in frequenza. Nell'algoritmo di partenza si è data maggiormente attenzione all'avere una elevata risoluzione nel tempo, il che implica una bassa risoluzione in frequenza.

L'utilizzo come parametro "step" del vettore *scales* (input sulla base del quale avviene la costruzione del vettore delle frequenze, dei coefficienti wavelet e dei coefficienti dello scalogramma) di un valore piuttosto piccolo pari a 0.1 ci ha consentito, in questo lavoro, di ottenere un **miglioramento della risoluzione in frequenza**.

Passo 4: creazione matrice contenente i parametri ed export in Excel

Si inglobano in un'unica matrice tutti i vettori individuati nello step precedente, relativi a ciascun muscolo e relativi a tutti i passi selezionati.

La matrice relativa a ciascun muscolo avrà una struttura di questo tipo: l'intestazione delle colonne sarà data dai parametri on-off-minf-maxf di ciascuna attivazione, l'intestazione delle righe sarà invece data dal numero specifico dei passi selezionati.

Al termine dell'esecuzione dei cicli avremo tante matrici quanti sono i muscoli selezionati.

L'algoritmo prevede una sezione in cui viene effettuato l'**export** di queste matrici su **Excel**. Per semplicità, si riporta di seguito un esempio di matrice creata in Matlab e poi esportata in Excel.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	
1	MUSCOLO	PASSO n.	ON1[%GC]	OFF1[%GC]	MINF1[Hz]	MAXF1[Hz]	ON2[%GC]	OFF2[%GC]	MINF2[Hz]	MAXF2[Hz]	ON3[%GC]	OFF3[%GC]	MINF3[Hz]	MAXF3[Hz]	ON4[%GC]	OFF4[%GC]	MI
2	muscolo 1	30	57.003	63.559	18.2216	492.6108	69.1358	72.5841	18.2216	492.6108	84.7169	100	2.85771	492.6108			
3		31	0	3.30106	24.5038	492.6108	66.8134	78.125	13.7627	492.6108	93.0018	100	7.06864	492.6108			
4		32	0	3.4918	23.6911	492.6108	23.1805	33.74	23.6911	492.6108	57.6357	65.671	20.1207	492.6108	69.0366	73.7905	
5		33	0	3.44828	10.3445	492.6108	58.0385	73.0408	8.2481	492.6108	86.8786	100	2.85771	492.6108			
6		34	0	18.1435	2.85771	492.6108	54.6414	61.5612	2.85771	492.6108	81.0127	85.9072	2.85771	492.6108	90.2532	100	
7		35	0	12.3346	13.4391	492.6108	57.0636	73.6662	11.9947	492.6108	92.7017	98.8476	11.9947	492.6108			
8		36	43.8869	50.7368	19.1755	210.084	58.9008	74.0342	17.6367	492.6108	85.1852	100	2.85771	492.6108			
9		37	0	4.33231	13.2767	492.6108	69.6738	79.2559	13.2767	492.6108							
10		38	11.6946	15.4961	68.0272	255.102	30.8956	35.3737	22.1828	492.6108	39.1753	67.8802	19.4628	492.6108			
11		39	0.852273	24.2543	11.2575	492.6108	27.4858	37.8906	8.46812	492.6108	59.5881	70.7386	8.46812	492.6108	94.6378	99.7869	
12																	
13																	
14																	
15																	
16																	
17																	
18																	
19																	
20																	
21																	
22																	
23																	
24																	

Figura 39- Esempio di matrice esportata in Excel. Ciascuna sheet contiene informazioni relative ad un muscolo diverso, tibiale anteriore (sheet 1), gastrocnemio laterale (sheet 2), vasto mediale (sheet 3), retto femorale (sheet 4), hamstring (sheet 5).

L'output dell'algoritmo non ottimizzato è un file.mat difficile da utilizzare, su cui non è possibile effettuare delle valutazioni in maniera agevole e che non è facilmente modificabile. L'ottimizzazione dell'algoritmo mette invece a disposizione dell'utente l'output generato dall'algoritmo su un file Excel, il cui impiego porta numerosi vantaggi. In primis, l'adattabilità del foglio Excel si traduce in un suo **utilizzo semplificato** che non richiede un apprendimento esteso ma, al contrario, un impiego intuitivo. Inoltre, Excel permette di analizzare approfonditamente i dati raccolti attraverso l'impiego di formule specifiche, che consentono di estrarre features che sarebbero più difficilmente ricavabili a partire da un file.mat. Questa funzionalità ci ha consentito, nel presente lavoro, di estrarre molto facilmente e rapidamente features come, per esempio, le medie e le deviazioni standard degli istanti di onset e offset delle attivazioni individuate, oltre che la frequenza di occorrenza di ciascuna attivazione, e di effettuare valutazioni su di esse.

Passo 5: plot

L'ultima sezione dell'algoritmo è dedicata alla creazione di vari plot:

- rappresentazione dello scalogramma in 2D
- segnale sEMG prima e dopo il denoising

- rappresentazione dello scalogramma in 3D, che consente la sua rotazione nello spazio per una visualizzazione più intuitiva

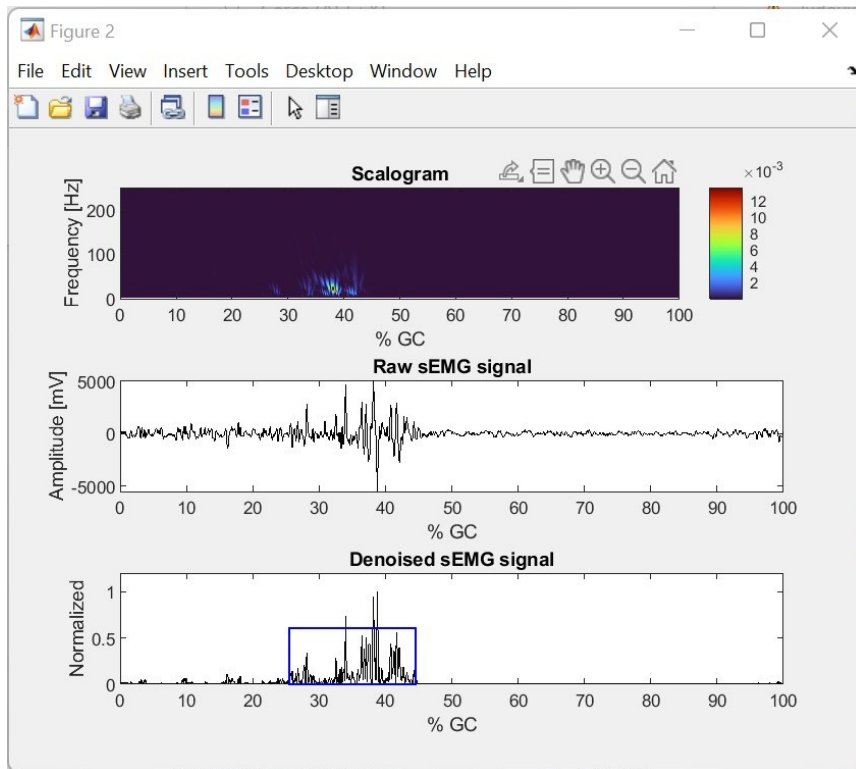


Figura 40- Plot dello scalogramma 2D (primo pannello) e del segnale sEMG prima (secondo pannello) e dopo (terzo pannello) il denoising. Il segnale è stato prelevato dal gastrocnemio laterale della gamba sinistra di un soggetto sano.

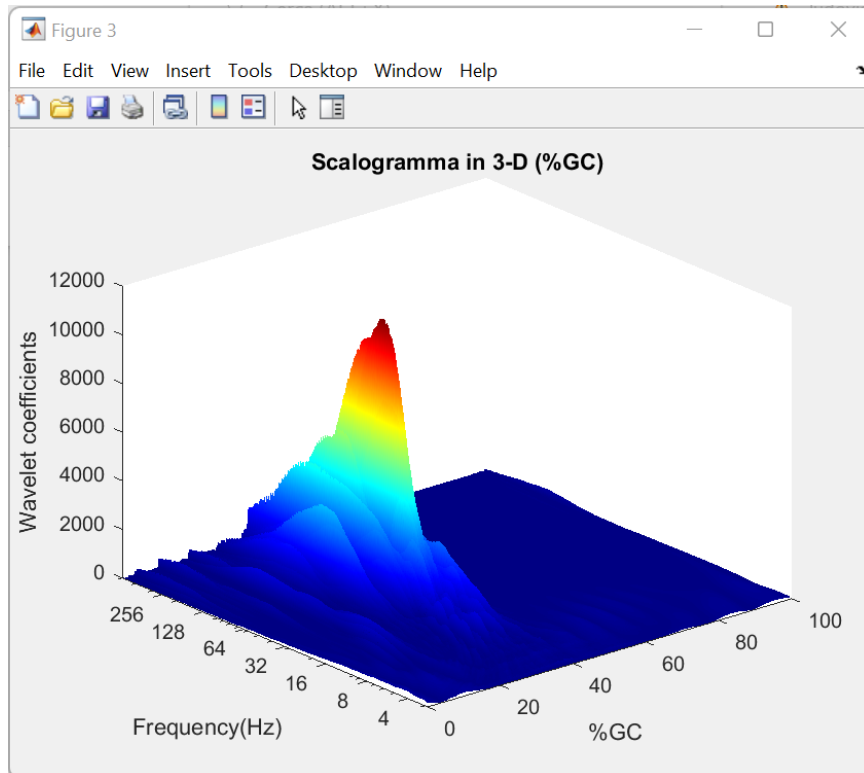


Figura 41- Plot dello scalogramma 3D del medesimo segnale rappresentato nella Figura 40

4.5.2 Opzione 2: caricamento manuale del campione di inizio e del campione di fine del passo

Passo 1: data entry

Se l'utente è interessato a caricare manualmente il campione di inizio e il campione di fine del passo, ottenuti, per esempio, con sistemi stereofotogrammetrici, ha la possibilità di selezionare il secondo script.

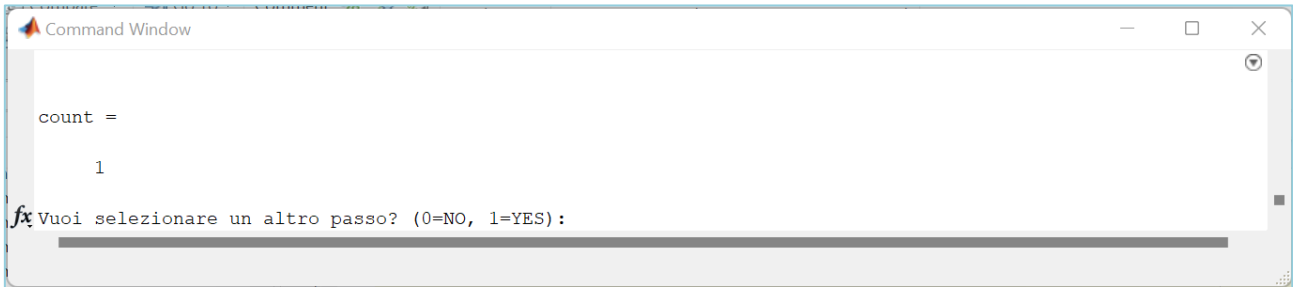
Analogamente al caso precedente, il data entry è **interattivo**. L'utente esegue lo script e nella Command Window si chiede di:

1. selezionare la frequenza di campionamento
2. di caricare il file.mat contenente i segnali sEMG
3. di selezionare il canale relativo al muscolo che vuole considerare
4. di inserire il campione di inizio e il campione di fine di un passo a scelta

I passi successivi sono analoghi ai passi 3, 4 e 5 dell'opzione numero 1, per cui si effettuano il filtraggio e il denoising del segnale, l'individuazione dei parametri on-off-minF-maxF relativi alle

attivazioni, l'export delle matrici in Excel e, infine, la creazione dei plot.

L'algoritmo ripete l'esecuzione di questi comandi per un numero arbitrario di passi, fino a che l'utente «sceglie» da tastiera di non voler selezionare ulteriori passi.



L'algoritmo è stato sviluppato in maniera tale che le informazioni relative a ciascun passo vengono allineate e poste le une sotto le altre in ordine cronologico, in modo che l'output abbia la stessa struttura di quello della prima opzione, struttura che, come abbiamo detto, risulta utile per effettuare elaborazioni successive.

Passo n.	ON1[%GC]	OFF1[%GC]	MINF1[Hz]	MAXF1[Hz]	ON2[%GC]	OFF2[%GC]	MINF2[Hz]	MAXF2[Hz]	ON3[%GC]	OFF: MINF3[Hz]	MAXF3[Hz]	ON4[%GC]	OFF4[%GC]
1	57.00297999	63.55896126	18.22157434	492.6108374	69.13580247	72.58407833	18.22157434	492.6108374	84.71690081	100	2.8577144	492.6108374	
2		0	3.301056338	24.50379809	492.6108374	66.81338028	78.125	13.76273053	492.6108374	93.00176056	100	7.06863646	492.6108374
3		0	3.491796382	23.69106847	492.6108374	23.1804796	33.74000841	23.69106847	492.6108374	57.63567522	66	20.1207243	492.6108374
6													
7													
8													
9													
10													
11													
12													
13													
14													
15													
16													
17													
18													
19													
20													
21													
22													
23													
24													

Figura 42- Esempio di matrice esportata in Excel che si ottiene scegliendo la seconda opzione. Questi risultati sono stati ottenuti selezionando il muscolo tibiale anteriore sinistro e tre passi (#30, #31, #32).

Capitolo V

Risultati

L'algoritmo era stato fino a questo momento testato e validato solo su soggetti sani che presentano il tradizionale contatto piede-pavimento HFPS: contatto iniziale al livello 1 (H- heel strike), appoggio al livello 0 (flat foot contact- F), stacco sull'avampiede al livello 2 (push off- P) e oscillazione al livello 3 (swing- S).

Questo lavoro si è focalizzato sull'obiettivo di dimostrare la validità dell'algoritmo su una casistica di soggetti affetti da emiplegia che raramente presentano il tradizionale appoggio piede-pavimento e la cui attività muscolare è caratterizzata da una maggiore **variabilità** rispetto a quella tipicamente individuata nei soggetti sani. Mai prima di questo momento era stata verificata l'applicabilità e la validità dell'algoritmo a segnali sEMG acquisiti su bambini emiplegici per stimare il contenuto in frequenza delle attivazioni muscolari.

Per dimostrare che l'algoritmo funziona in maniera efficace anche su questa casistica, l'algoritmo è stato applicato considerando i dati prelevati su 8 bambini affetti da emiplegia, di età compresa tra 5 e 13 anni. In questo capitolo verranno presentati i risultati ottenuti.

Tra i bambini presi in esame, si vogliono evidenziare, a scopo dimostrativo, i risultati ottenuti dal soggetto 176, bambino di 11 anni caratterizzato da gamba destra plegica.

Innanzitutto, l'algoritmo restituisce i campioni che individuano i singoli cicli del passo e il numero totale di passi effettuati durante la registrazione del segnale.

Crea poi due grafici che rappresentano rispettivamente la quantizzazione di tutti i passi registrati e di un singolo ciclo del passo (l'ultimo di quelli selezionati da Command Window).

L'osservazione di questi grafici ci consente di stabilire se la gamba presa in esame è quella sana o quella plegica. Infatti, come già più volte ribadito, nei soggetti emiplegici il piede dell'arto controlaterale mantiene per lo più un andamento normale del contatto piede-pavimento (HFPS). D'altra parte, nei soggetti patologici come quello preso in esame (# 176) si evidenziano modalità di contatto piede-pavimento diverse rispetto all'andamento tradizionale. Per dimostrarlo, osserviamo l'ingrandimento di due grafici che rappresentano il segnale quantizzato di tutti i passi del piede destro e sinistro del soggetto.

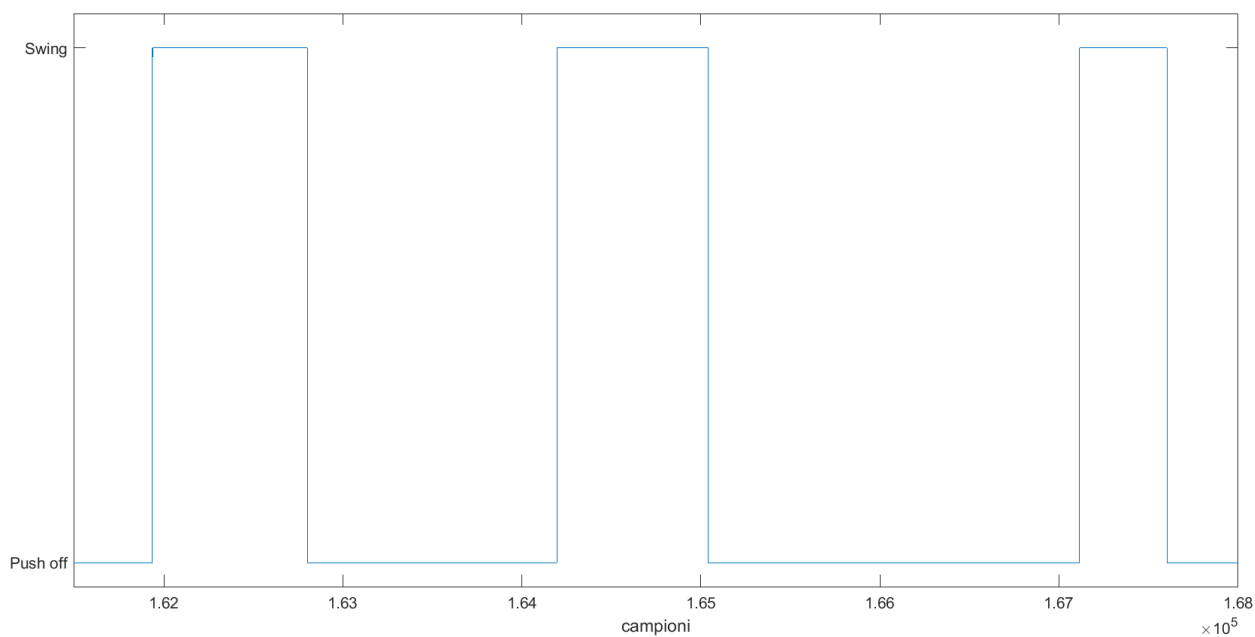


Figura 43- Ingrandimento segnale basografico quantizzato (gamba destra plegica del soggetto 176), contatto piede-pavimento del tipo PS

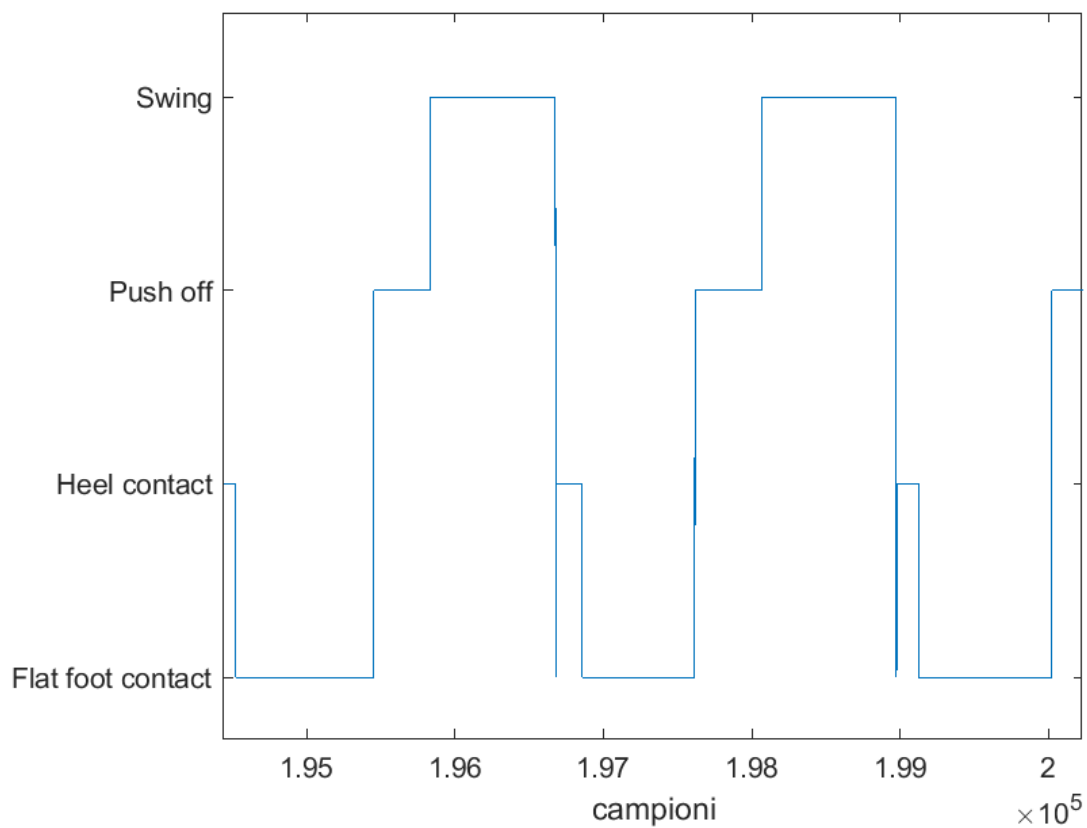


Figura 44- Ingrandimento segnale basografico quantizzato (gamba sinistra controlaterale del soggetto 176), contatto piede-pavimento tradizionale

Nell'arto destro, quello plegico, osserviamo che il contatto piede-pavimento, nella maggior parte dei casi, è del tipo PS: questa sequenza inizia con il contatto dell'avampiede, seguito immediatamente dalla fase di swing. Il tallone non tocca mai il pavimento.

Diversamente, nell'arto sinistro (controlaterale) sono presenti tutte le tradizionali fasi del contatto piede-pavimento.

Risultati ulteriori sono:

- le matrici esportate in Excel contenenti tutte le informazioni sulle attivazioni dei muscoli in esame nei passi selezionati, per cui gli istanti di onset e offset delle attivazioni, espressi in % di GC e i corrispondenti range di frequenza espressi in Hz;
- i plot: rappresentazione dello scalogramma in 2D, rappresentazione del segnale sEMG prima e dopo il denoising e rappresentazione dello scalogramma in 3D.

La rappresentazione dello scalogramma in 3D è una rappresentazione tempo-frequenza delle attivazioni muscolari che, a differenza dello scalogramma in 2D, consente la rotazione del grafico nelle tre dimensioni dello spazio.

Si riportano di seguito, a scopo esemplificativo, i risultati ottenuti prendendo in esame l'attività dei muscoli tibiale anteriore e gastrocnemio laterale della gamba plegica (destra) nei passi che vanno dal 10 al 29 (20 passi). I risultati a seguire sono tutti riferiti al soggetto in esame, il 176.

MUSCOLO	PASSO n.	ON1[%GC]	OFF1[%GC]	MINF1[Hz]	MAXF1[Hz]	ON2[%GC]	OFF2[%GC]	MINF2[Hz]	MAXF2[Hz]
muscolo 1	10	0	6.44341	2.85771	492.6108	10.089	25.5193	2.85771	492.6108
	11	55.806	84.3896	17.9695	492.6108	87.7924	99.1918	17.9695	492.6108
	12	57.7894	84.3777	37.8931	492.6108	89.6867	100	3.96936	492.6108
	13	25.7382	29.7047	78.064	492.6108	54.4293	63.1556	34.8432	492.6108
	14	0	5.07812	16.5536	492.6108	40.4948	60.026	16.5536	492.6108
	15	0.413467	4.25281	82.1018	492.6108	31.01	71.5889	20.008	492.6108
	16	6.65083	13.8559	62.6566	492.6108	56.9279	75.772	25.974	492.6108
	17	0	3.06588	39.032	492.6108	10.4371	35.9426	20.2922	492.6108
	18	0	99.2472	2.85771	492.6108				
	19	59.2879	86.4436	9.86582	492.6108	90.9481	96.997	9.86582	492.6108
	20	55.143	83.44	12.6871	492.6108	86.9825	99.7866	12.6871	492.6108
	21	2.95835	13.7018	18.6741	492.6108	22.0708	26.1191	18.6741	492.6108
	22	16.0153	33.2625	56.0224	492.6108	56.2022	77.6126	32.175	492.6108
	23	10.1832	19.5043	35.8038	492.6108	23.0603	39.1164	32.9924	492.6108
	24	0	10.4167	2.85829	492.6108	24.3056	52.4306	2.85771	492.6108
	25	26.5901	36.4399	16.1603	492.6108	53.7544	74.5141	16.1603	492.6108
	26	0	21.468	12.1477	492.6108	57.9126	99.6606	2.94308	492.6108
	27	54.1667	78.4512	12.2835	492.6108	91.2037	95.4545	12.2835	492.6108
	28	54.9431	83.6833	18.2216	492.6108	87.0516	100	7.18959	492.6108
	29	8.25875	21.074	32.6158	492.6108	57.9333	74.5728	23.4577	492.6108

MUSCOLO	PASSO n.	ON3[%GC]	OFF3[%GC]	MINF3[Hz]	MAXF3[Hz]	ON4[%GC]	OFF4[%GC]	MINF4[Hz]	MAXF4[Hz]
muscolo 1	10	49.9788	73.0818	2.85771	492.6108	77.66	100	2.85771	492.6108
	11								
	12								
	13	83.3848	100	2.85771	492.6108				
	14	79.9479	87.1094	16.5536	492.6108				
	15	81.8665	100	12.39	492.6108				
	16	85.194	99.9208	25.974	492.6108				
	17	89.7586	100	2.86058	492.6108				
	18								
	19								
	20								
	21	30.2842	44.7645	18.6741	492.6108	51.4208	82.0163	16.8464	492.6108
	22	81.2234	99.2353	2.85771	492.6108				
	23	70.2047	100	15.1012	492.6108				
	24	60.4167	100	2.85771	492.6108				
	25	78.0477	100	2.85771	492.6108				
	26								
	27								
	28								
	29	88.8934	99.3084	2.85771	492.6108				

Figura 45- Tabella delle attivazioni del muscolo tibiale anteriore (muscolo 1) della gamba plegica (destra) del soggetto 176 nei passi dal 10 al 29

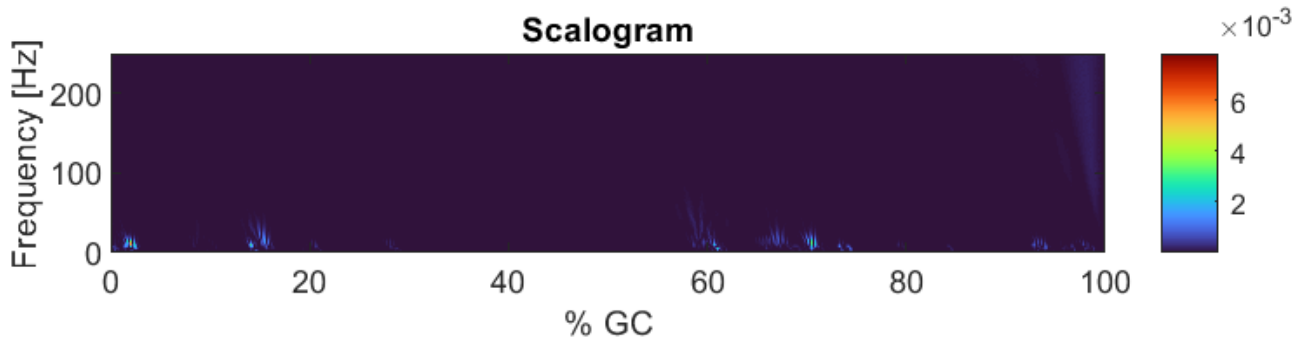


Figura 46- Soggetto 176: rappresentazione dello scalogramma in 2D relativo al segnale sEMG registrato sul muscolo tibiale anteriore della gamba plegica (destra) nel passo 29.

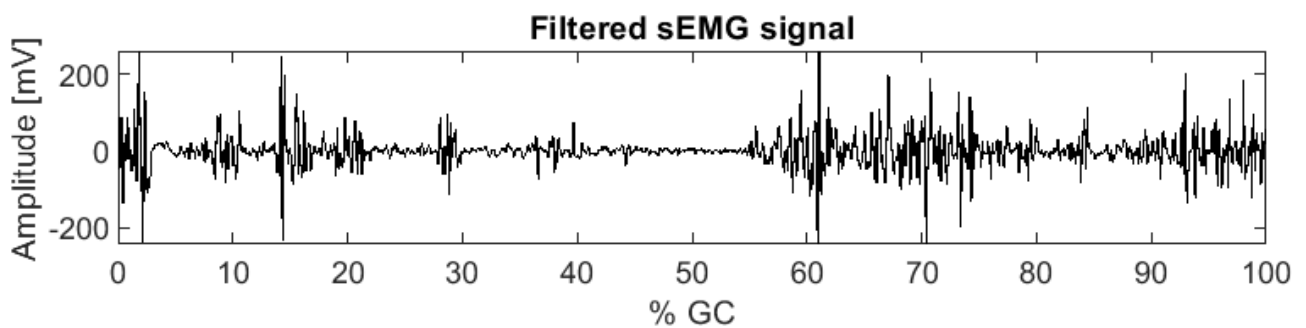


Figura 47- Soggetto 176: rappresentazione del segnale sEMG registrato sul muscolo tibiale anteriore della gamba plegica (destra) nel passo 29 prima del denoising.

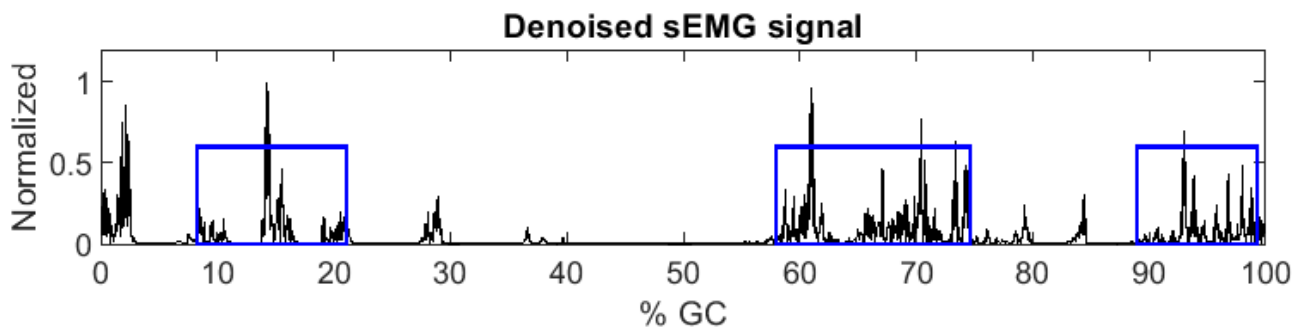


Figura 48- Soggetto 176: rappresentazione del segnale sEMG normalizzato registrato sul muscolo tibiale anteriore della gamba plegica (destra) nel passo 29 dopo il denoising. Si evidenziano con delle finestre rettangolari le attivazioni individuate.

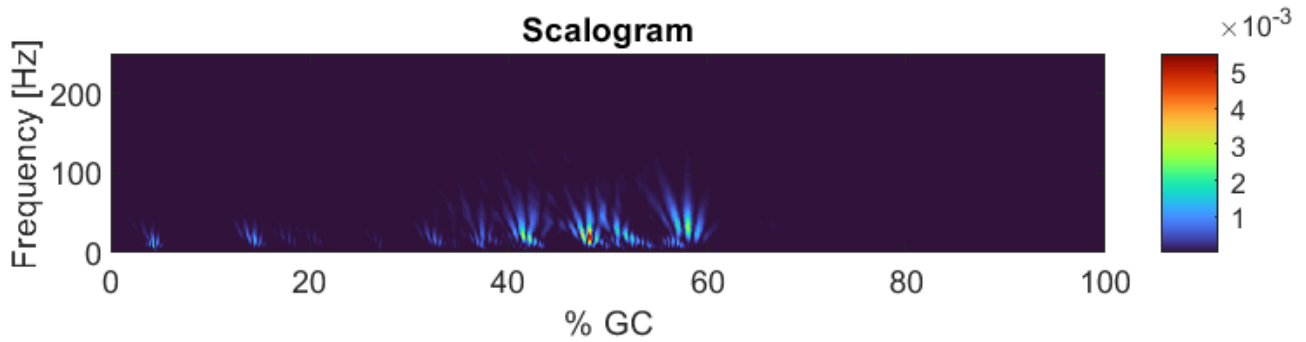


Figura 49- Soggetto 176: rappresentazione dello scalogramma in 2D relativo al segnale sEMG registrato sul muscolo gastrocnemio laterale della gamba plegica (destra) nel passo 23.

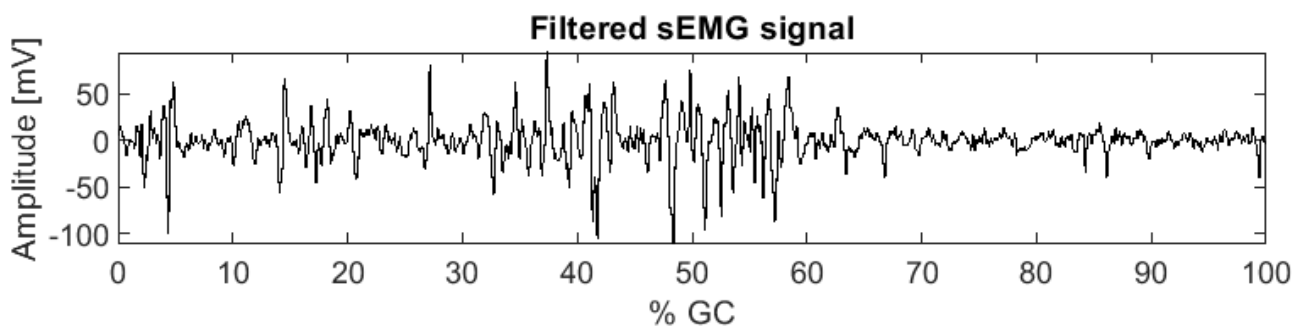


Figura 50- Soggetto 176: rappresentazione del segnale sEMG registrato sul muscolo gastrocnemio laterale della gamba plegica (destra) nel passo 23 prima del denoising.

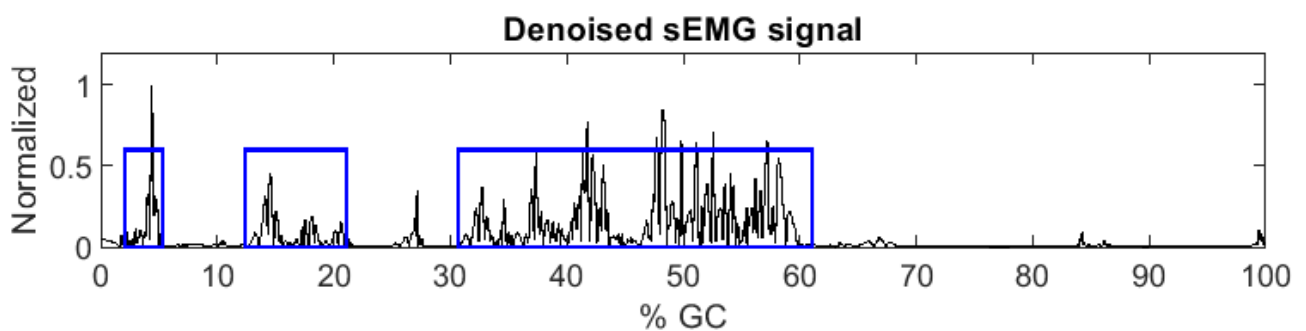


Figura 51- Soggetto 176: rappresentazione del segnale sEMG normalizzato registrato sul muscolo gastrocnemio laterale della gamba plegica (destra) nel passo 23 dopo il denoising. Si evidenziano con delle finestre rettangolari le attivazioni individuate.

L'algoritmo, dopo aver esportato in Excel la matrice riportata in Figura 45, restituisce un plot composto da tre pannelli contenenti le tre figure soprastanti, tutte espresse in funzione della percentuale di GC.

Scalogramma in 3-D (%GC)

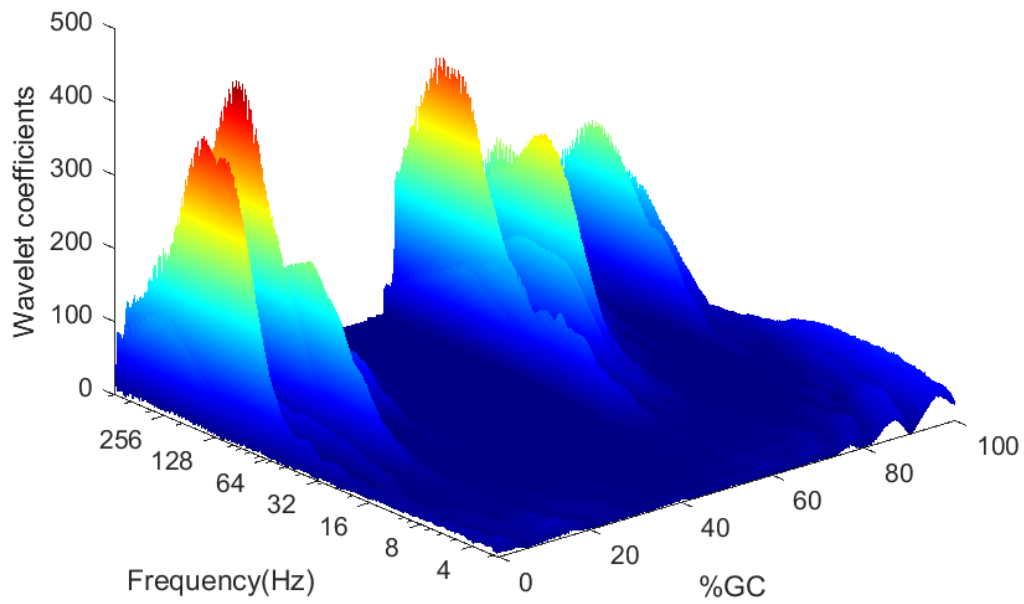


Figura 52- Soggetto 176: plot della rappresentazione dello scalogramma in 3D relativo al segnale sEMG prelevato dal muscolo tibiale anteriore della gamba destra nel passo 29

Scalogramma in 3-D (%GC)

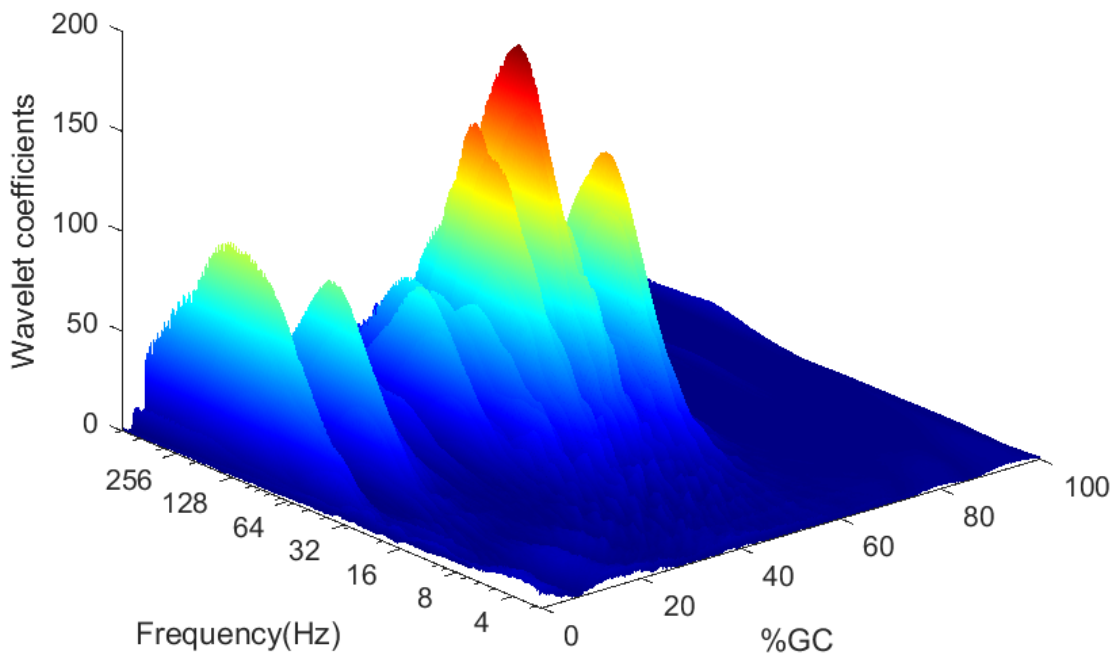


Figura 53- Soggetto 176: plot della rappresentazione dello scalogramma in 3D relativo al segnale sEMG prelevato dal muscolo gastrocnemio laterale della gamba destra nel passo 23

L'ultimo plot che l'algoritmo restituisce è la rappresentazione dello scalogramma in 3D, con asse delle frequenze in Hz, asse dei tempi in %GC e asse delle ampiezze espresso in coefficienti wavelet. Si tratta di una rappresentazione a colori dei coefficienti wavelet nel dominio tempo-frequenza. La scala di livello di colore è data dal logaritmo del quadrato del modulo dei coefficienti CWT. Il colore rosso è associato alla condizione di massima densità di energia del segnale sEMG, il blu scuro si ha quando la densità di energia è minima [19].

In accordo con gli schemi di attivazione standard riportati nel Capitolo II, per il TA la massima densità di energia nel tempo è individuata nella fase H del contatto piede-pavimento e nella fase di swing; per il GL la massima densità è localizzata nella transizione tra la fase F e la fase P, all'incirca tra il 30 e il 50 % del GC. Nonostante la localizzazione della massima densità di energia sia in accordo con gli schemi standard, osservando la rappresentazione dei due scalogrammi precedenti è molto intuitivo constatare la maggiore variabilità delle attività muscolari in un soggetto patologico rispetto a quelle di un soggetto sano.

Si mostrano ora i risultati ottenuti applicando l'algoritmo ottimizzato su un soggetto che ha una modalità di appoggio piede-pavimento diversa rispetto a quella del soggetto appena esaminato (176) e diversa dalle altre modalità definite nel Capitolo III. Si tratta del soggetto 254, con gamba destra plegica, caratterizzato da una sequenza totalmente discorde dalla sequenza tradizionale e da un contatto iniziale di piede piatto.

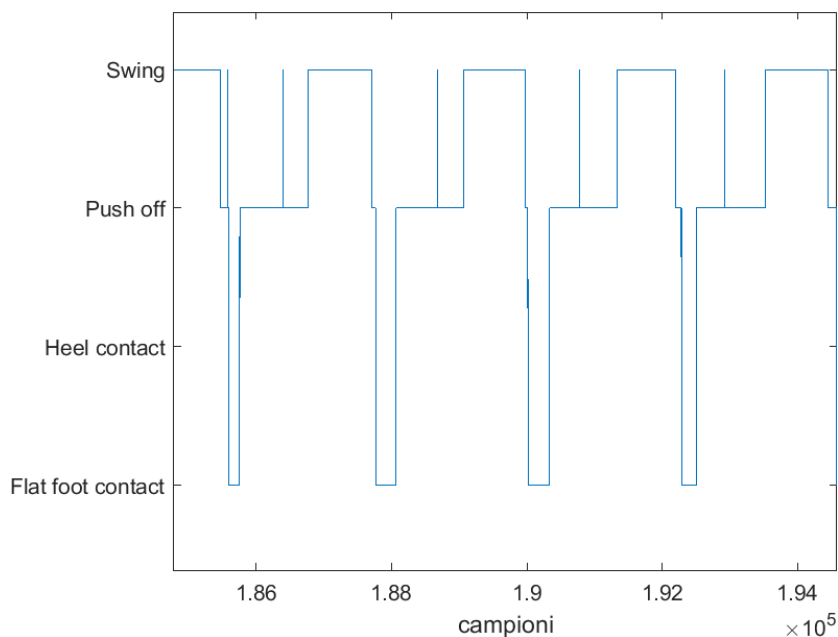


Figura 54- Ingrandimento segnale basografico quantizzato (gamba destra plegica del soggetto 254)

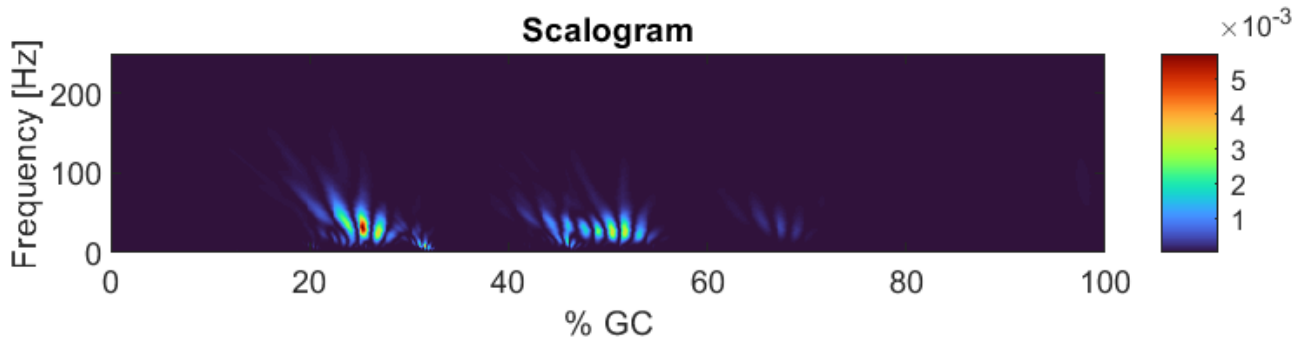


Figura 55- Soggetto 254: rappresentazione dello scalogramma in 2D relativo al segnale sEMG registrato sul muscolo tibiale anteriore della gamba plegica (destra) nel passo 45.

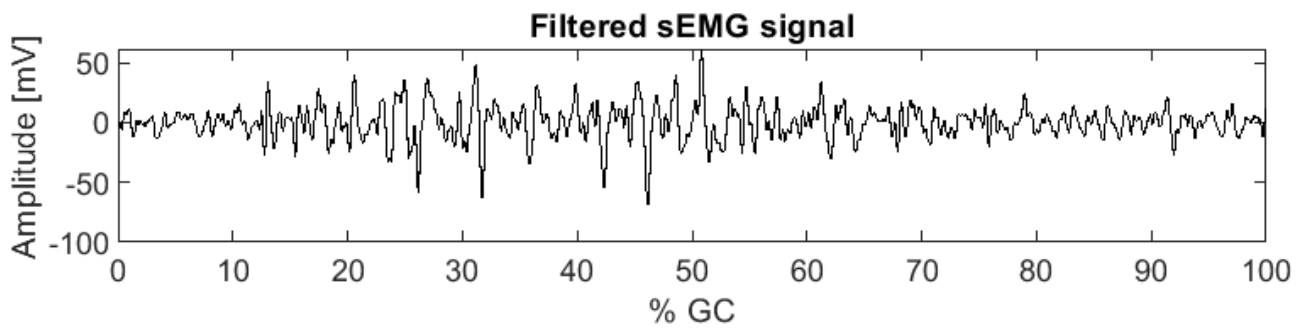


Figura 56- Soggetto 254: rappresentazione del segnale sEMG registrato sul muscolo tibiale anteriore della gamba plegica (destra) nel passo 45 prima del denoising.

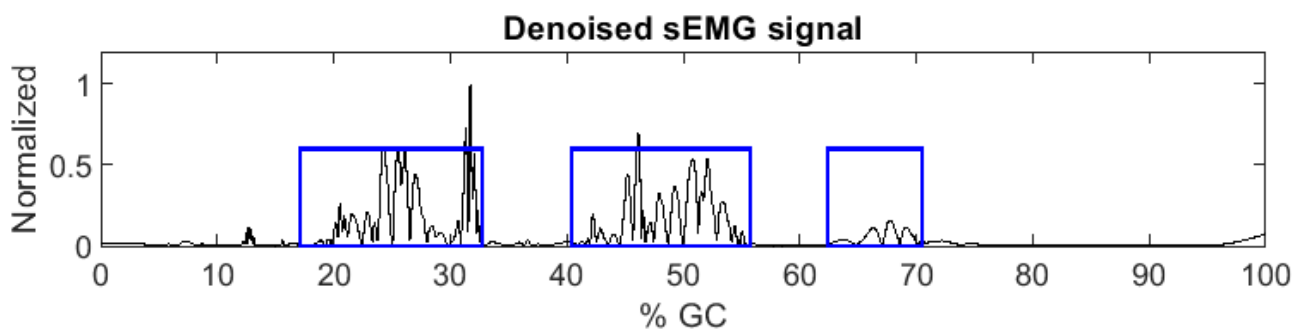
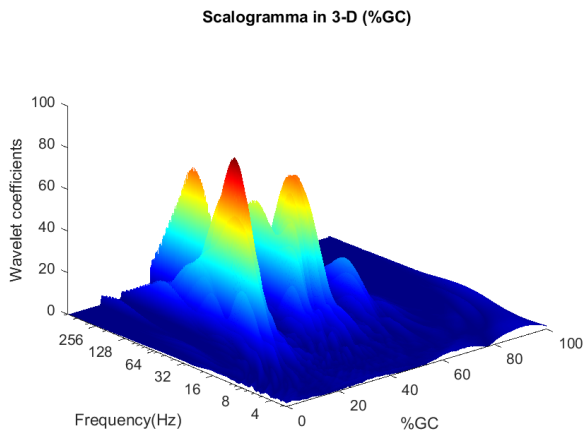
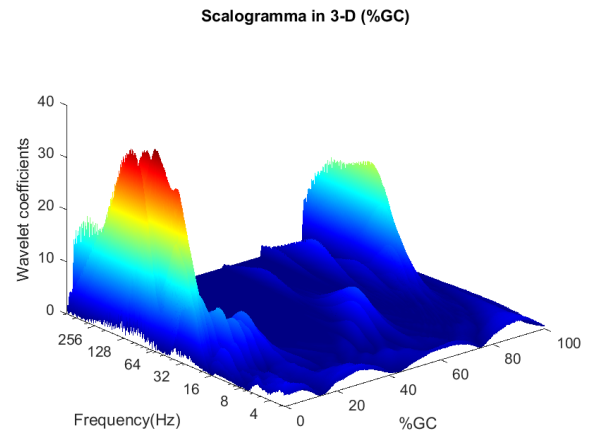


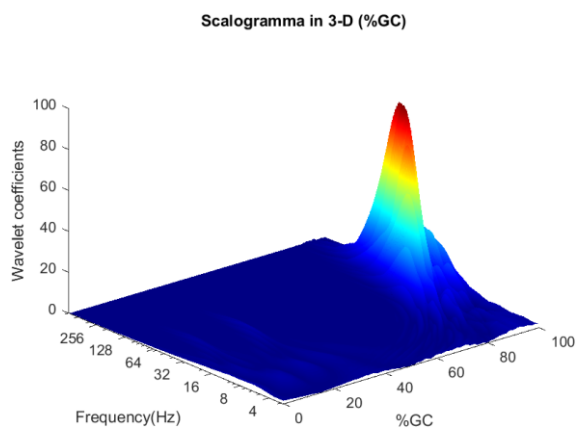
Figura 57- Soggetto 254: rappresentazione del segnale sEMG normalizzato registrato sul muscolo tibiale anteriore della gamba plegica (destra) nel passo 45 dopo il denoising.



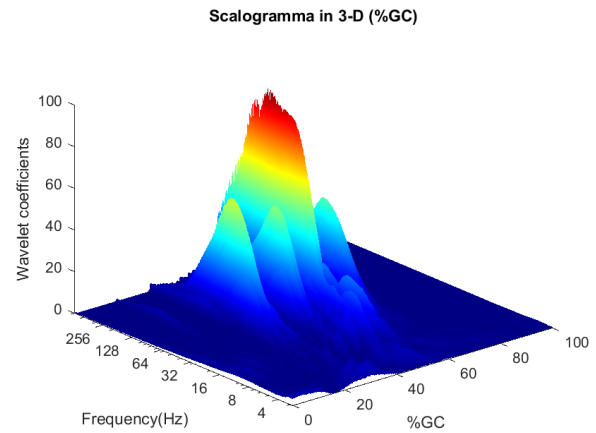
(1)



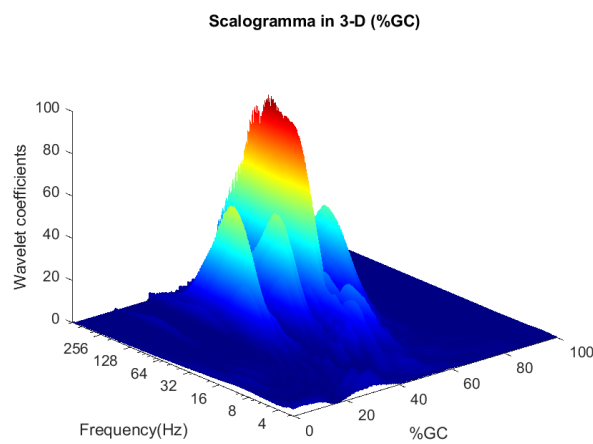
(2)



(3)



(4)



(5)

Figura 58- Soggetto 254: rappresentazione scalogramma in 3D relativi ai segnali sEMG prelevati dai cinque muscoli in esame: tibiale anteriore (1), gastrocnemio laterale (2), vasto mediale (3), retto femorale (4), hamstring (5) della gamba destra plegica (passo 45)

Capitolo VI

Discussione e conclusioni

Recentemente è stato presentato in letteratura un algoritmo per la stima delle attivazioni muscolari contemporaneamente nel dominio del tempo e nel dominio della frequenza [5]. L'idea di base dell'algoritmo consiste nell'annullare le componenti di basso contenuto di energia del segnale, tramite l'analisi quantitativa dello scalogramma ottenuto dall'analisi Wavelet, che fornisce una specifica rappresentazione tridimensionale del segnale in termini di tempo, frequenza e ampiezza. In particolare, sono state filtrate solamente le componenti dello scalogramma minori dell'1% rispetto al valore di picco dell'energia del segnale. L'algoritmo sviluppato, oltre a pulire il segnale, consente di individuare le attivazioni temporali di un dato muscolo all'interno del ciclo del passo, e contemporaneamente di fornire un'analisi tempo-frequenza del segnale. Dunque, uno dei valori aggiunti allo stato dell'arte attuale dall'algoritmo consiste nella possibilità di identificare gli intervalli di attivazione muscolare nel dominio del tempo e, concomitaneamente, di individuare i range di frequenza per ognuna di queste attivazioni e fornire dunque informazioni specifiche nel dominio della frequenza circa ogni singola attivazione temporale che occorre nel task analizzato. In particolare, è stato sfruttato l'approccio basato sull'analisi tempo-frequenza del segnale elettromiografico mediante l'utilizzo della trasformata Wavelet, che è risultata essere un metodo valido per la caratterizzazione nei domini di tempo e frequenza dei segnali sEMG registrati durante il cammino. La trasformata Wavelet ha infatti permesso la localizzazione contemporanea nel tempo e in frequenza delle attivazioni muscolari e di effettuare un'operazione di filtraggio dei segnali mediante un'opportuna funzione che effettua il denoising per eliminare il rumore sovrapposto al segnale, mantenendo il giusto compromesso tra la risoluzione nel tempo e nella frequenza.

Per quello che ci risulta, questo algoritmo è il primo studio che fornisce uno strumento affidabile per stimare il contenuto contemporaneo nel dominio del tempo e nel dominio della frequenza delle attivazioni muscolari.

Il presente lavoro di tesi si è concentrato sull'ottimizzazione di questo algoritmo al fine di apportare miglioramenti sia riguardo il data entry sia riguardo l'output generation. In accordo con l'obiettivo prefissato originariamente, l'algoritmo è stato strutturato in maniera tale che possa mettere a disposizione dell'utente diverse modalità di input e che possa estrarre specifiche informazioni circa ogni singola attivazione (istanti di onset e offset, minima frequenza e massima

frequenza) che possano essere agevolmente leggibili ed interpretabili, anche da un utente non esperto. L'algoritmo così ottimizzato può essere utilizzato in contesti più generali, come quello clinico e riabilitativo.

Inoltre, l'algoritmo era stato fino a questo momento testato e validato solo su soggetti sani che presentano il tradizionale contatto piede-pavimento che parte con l'appoggio del tallone, a cui seguono l'appoggio della pianta del piede, la fase di sollevamento del tallone e, per finire, la fase in cui il piede si stacca completamente dal terreno, denominata fase di oscillazione.

Questo lavoro si è posto l'obiettivo di dimostrare la validità dell'algoritmo su una casistica di soggetti affetti da paralisi cerebrale infantile emiplegica. L'algoritmo si è infatti dimostrato in grado di restituire risultati attendibili anche quando applicato ad una popolazione caratterizzata da un'ampia variabilità nella modalità del contatto piede-terreno e, conseguentemente, da una estesa variabilità dell'attività muscolare. Essendo un algoritmo di recente sviluppo, non era ancora stata verificata l'applicabilità e la validità dell'algoritmo su segnali sEMG acquisiti durante il cammino patologico e in particolare durante la deambulazione di bambini emiplegici. La robustezza dell'algoritmo e l'attendibilità dei suoi risultati sono legate al fatto che le attivazioni individuate nel tempo sono in linea con quanto riportato in letteratura e con gli schemi di attivazione standard. Da un'analisi per ispezione visiva dei risultati dell'applicazione dell'algoritmo riportati nel Capitolo V si può affermare che gli andamenti nel tempo delle attivazioni individuate nei soggetti patologici esaminati sono in linea con i valori riportati in letteratura [17].

Analizzando il soggetto 176 è stato rilevato che, tendenzialmente, l'andamento nel tempo delle attivazioni muscolari è in accordo con gli schemi di attivazione standard. Per esempio, per il tibiale anteriore si è visto infatti che: l'onset dell'attività muscolare si ha nella fase di pre-swing, l'intensità della sua attività si incrementa rapidamente fino all'initial swing, durante il mid swing l'attività del muscolo si riduce al minimo, nel terminal swing l'intensità torna ad aumentare gradualmente permettendo il posizionamento del piede per iniziare la fase di stance, l'attività termina entro la fine della fase di loading response. Dunque, risulta che anche in un soggetto emiplegico l'algoritmo individua correttamente le fasi di initial swing e loading response come gli intervalli in cui l'attività del tibiale anteriore raggiunge il picco di intensità.

Analogamente, si è visto che per il gastrocnemio laterale la massima densità di energia si ha per lo più nell'intervallo compreso tra la fase di loading response e la fase di pre-swing, in linea con quanto previsto dagli schemi standard proposti da Perry [15].

Le stesse osservazioni eseguite su altri sette soggetti affetti da emiplegia considerando i cinque muscoli gastrocnemio laterale, tibiale anteriore, vasto mediale, retto femorale e hamstring

consentono di concludere che l'algoritmo è in grado di restituire risultati attendibili non solo quando viene applicato su soggetti sani, ma anche quando lo si impiega per una casistica di bambini emiplegici caratterizzati da una maggiore variabilità del segnale sEMG misurato durante il cammino. Tuttavia, poiché in letteratura non sono riportati esempi di quantificazione in frequenza delle singole attivazioni per il bambino emiplegico (né per la gamba maggiormente affetta dalla patologia né per la controlaterale), non è possibile realizzare un confronto diretto con risultati precedenti. È comunque utile portare a supporto della qualità del lavoro svolto il fatto che l'andamento globale dell'attivazione muscolare nel dominio del tempo è coerente con quello riportato in letteratura nel bambino di controllo [20].

In generale, si può concludere che l'ottimizzazione apportata all'algoritmo originale permette di svolgere un'analisi automatizzata del segnale sEMG, sia nel soggetto sano che nel paziente emiplegico, che consenta l'utilizzo di diversi formati di dataset in ingresso e che fornisca un processo di esportazione dell'uscita finalizzato a una semplice e chiara consultazione dei risultati. Sviluppi futuri verteranno sulla validazione dell'algoritmo proposto su altre popolazioni caratterizzate da diversi tipi di disfunzioni neuromotorie come, per esempio, la malattia di Parkinson.

Bibliografia

- [1] Raez, M.B.I., Hussain, M.S., Mohd-Yasin, F.: *Techniques of EMG signal analysis: detection, processing, classification and applications*. Biological procedures online 8, 11-35 (2006). doi: 10.1251/bpo115
- [2] Sidharth Pancholi, Prateek Jain, Arathy Varghese, Amit M Joshi: *A Novel Time-Domain based Feature for EMG-PR Prosthetic and Rehabilitation Application*. Annu Int Conf IEEE Eng Med Biol Soc. 2018 Jul; 2018:3513-3516. doi: 10.1109/EMBC.2018.8513015.
- [3] Noble Jose, Retheep Raj, P K Adithya, K S Sivanadan: *Classification of forearm movements from sEMG time domain features using machine learning algorithms*. TENCON 2017 - 2017 IEEE Region 10 Conference. doi: 10.1109/TENCON.2017.8228118
- [4] Shanette A Go, Krista Coleman-Wood, Kenton R Kaufman: *Frequency analysis of lower extremity electromyography signals for the quantitative diagnosis of dystonia*. J Electromyogr Kinesiol. 2014 Feb; 24(1):31-6. doi: 10.1016/j.jelekin.2013.11.002. Epub 2013 Nov 14.
- [5] F. Di Nardo, T. Basili, S. Meletani and D. Scaradozzi, 'Wavelet-Based Assessment of the Muscle-Activation Frequency Range by EMG Analysis' in 'IEEE Access', 2022, vol. 10, pp. 9793-9805, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3141162.
- [6] Sharma T, Veer K: *EMG classification using wavelet functions to determine muscle contraction*. J Med Eng Technol. 2016;40(3):99-105. doi: 10.3109/03091902.2016.1139202.
- [7] Mehmet Rahmi Canal: *Comparison of wavelet and short time Fourier transform methods in the analysis of EMG signals*. J Med Syst. 2010 Feb;34(1):91-4. doi: 10.1007/s10916-008-9219-8.

[8] Payam Zandiyeh, Lauren R Parola, Braden C Fleming, Jillian E Beveridge: *Wavelet analysis reveals differential lower limb muscle activity patterns long after anterior cruciate ligament reconstruction*. J Biomech. 2022 Mar; 133:110957. doi: 10.1016/j.jbiomech.2022.110957. Epub 2022 Jan 20.

[9] Rosenbaum P, Paneth N, Leviton A, Goldstein M, Bax M, Damiano D, Dan B, Jacobsson B: *A report: the definition and classification of cerebral palsy April 2006*. Dev Med Child Neurol Suppl. 2007 Feb; 109:8-14. Erratum in: Dev Med Child Neurol. 2007 Jun;49(6):480. PMID: 17370477.

[10] Hagberg B, Hagberg G: *The changing panorama of cerebral palsy--bilateral spastic forms in particular*. Acta Paediatr Suppl. 1996 Oct; 416:48-52. doi: 10.1111/j.1651-2227.1996.tb14277.x. PMID: 8997448.

[11] F. Di Nardo, S. Spinsante, C. Pagliuca, A. Poli, A. Strazza, V. Agostini, M. Knaflitz, S. Fioretti: *Variability of Muscular Recruitment in Hemiplegic Walking Assessed by EMG Analysis*. Electronics, 2020. doi: 10.3390/electronics9101572.

[12] Kenneth S. Saladin: *Anatomia umana*, Padova, Italia, Piccin, 2017, Seconda edizione italiana sulla quinta americana a cura di Raffaele de Caro.

[13] L. Scalise: *L'origine dei biopotenziali e l'attività elettrica della cellula*. Slide Strumentazione Biomedica, A.A. 2021/2022.

[14] G. R. Naik: *Signal Acquisition Using Surface EMG and Circuit Design Considerations for Robotic Prosthesis*, in *Computational Intelligence in Electromyography Analysis. A Perspective on Current Applications and Future Challenges*. InTechOpen, 2012, Australia.

- [15] J. Perry: *Gait Analysis; Normal and Pathological Function*. NJ, USA, Slack Inc. Thorofare, 1992, pag. 1-129.
- [16] A. Ferrari, G. Cioni: *Le forme spastiche della paralisi cerebrale infantile. Guida all'esplorazione delle funzioni adattive*. Springer Verlag, Milano, Italia, 2005.
- [17] F. Di Nardo, A. Strazza, A. Mengarelli, S. Cardarelli, A. Tigrini, F. Verdini, A. Nascimbeni, V. Agostini, M. Knaflitz, S. Fioretti: *EMG-Based Characterization of Walking Asymmetry in Children with Mild Hemiplegic Cerebral Palsy* in *Biosensors*, 2019, pp. 1-11
- [18] A. Strazza: *Time-frequency analysis of biomedical signals*. Slide Master Degree in Biomedical Engineering.
- [19] A. Strazza, F. Verdini, L. Burattini, S. Fioretti, F. Di Nardo, 'Time-frequency analysis of surface EMG signals for maximum energy localization during walking' in *IFMBE Proceedings, EMBEC & NBC*, 2017, vol. 65, doi: 10.1007/978-981-10-5122-7_124
- [20] Agostini V, Nascimbeni A, Gaffuri A, Imazio P, Benedetti MG, Knaflitz M.: *Normative EMG activation patterns of school-age children during gait*. *Gait Posture*. 2010 Jul;32(3):285-9. doi: 10.1016/j.gaitpost.2010.06.024. Epub 2010 Aug 9. PMID: 20692162.