

UNIVERSITA' POLITECNICA DELLE MARCHE

FACOLTA' DI INGEGNERIA

Corso di Laurea triennale in Ingegneria Biomedica

Applicazione di trasformate wavelet per la riduzione del rumore nel segnale mioelettrico

EMG-signal noise reduction using wavelet transform

Relatore:

Prof. Francesco Di Nardo

Correlatore:

Prof. Sandro Fioretti

A.A. 2019 / 2020

Tesi di Laurea di:

Sara Meletani

Indice

CAPITOLO 1- Introduzione	4
CAPITOLO 2- La contrazione muscolare	6
2.1- Muscolo striato scheletrico	6
2.2- Giunzione neuromuscolare	8
2.3- Meccanica della contrazione	9
2.4- Tipologie di fibre muscolari	10
2.5- Unità motoria	11
2.6- Elettromiografia di superficie	12
2.7- Schema a blocchi di un elettromiografo	13
2.8- Fattori di influenza del tracciato EMG	16
2.9- Parametri principali per il processamento del segnale EMG	17
CAPITOLO 3- Gait analysis	18
3.1- Il ciclo del passo	18
3.2- Attivazione del muscolo tibiale anteriore durante il ciclo del passo	22
3.3- Attivazione del muscolo gastrocnemio laterale durante il ciclo del passo	23
3.4- Attivazione del muscolo quadricipite femorale durante il ciclo del passo	25
3.4- Attivazione dei muscoli ischiocrurali durante il ciclo del passo	26
CAPITOLO 4- Materiali e metodi	28
4.1 Casistica	28
4.2 Utilizzo della trasformata di wavelet per l'analisi tempo-frequenza del segnale	28
4.2.1 La trasformata continua di Fourier e la trasformata di Fourier localizzata	28
4.2.2- La trasformata continua e la trasformata discreta di wavelet	31
4.2.3 Banco dei filtri	33
4.3 Acquisizione dei segnali	34
4.4 Algoritmo in MATLAB	35
4.4.1 Caricamento del segnale	35
4.4.2 Processamento del segnale basografico	35
4.4.3 Processamento del segnale EMG	37
4.4.4 Denoising del segnale con utilizzo della wavelet	37
4.4.5 Calcolo della trasformata continua di wavelet e dello scalogramma	
4.4.6 Filtraggio dei coefficienti wavelet	
4.4.7 Confronto con l'algoritmo di Bonato	39
CAPITOLO 5- Risultati	42

5.1 Soggetto 1	42
5.2 Soggetto 2	46
5.3 Soggetto 3	50
5.4 Soggetto 4	54
5.5 Soggetto 5	58
5.6 Riepilogo risultati	62
CAPITOLO 6- Discussione e conclusioni	63
CAPITOLO 7- Bibliografia	66

CAPITOLO 1- Introduzione

L'elettromiografia di superficie è un tipo di indagine non invasiva utile per valutare l'attività muscolare soprattutto in condizioni dinamiche. Il suo utilizzo ha sempre più applicazioni nel campo biomedico, come per esempio nella diagnosi di malattie del sistema neuromotorio, il quale controlla costantemente l'attività muscolare, oppure in ambito riabilitativo e protesico, o addirittura nella Human Computer Interaction (HCI) [1]. Quando viene acquisito un segnale elettromiografico, ci sono molti fattori che possono introdurre rumore ed impedire così una precisa valutazione del tracciato, più in particolare quando si tratta di valutare gli intervalli di reclutamento dei muscoli durante uno specifico task motorio si hanno: rumore dovuto agli elettrodi e alla loro aderenza allo strato epidermico, al cablaggio, agli amplificatori e più in generale all'hardware del sistema di acquisizione, ma anche all'impedenza della pelle e all'attività indesiderata di muscoli adiacenti (crosstalk) [2, 3]. Sebbene si possano eseguire diverse accortezze durante l'acquisizione e sebbene durante il processamento del segnale si possano ridurre alcune componenti rumorose, è molto difficile rimuovere in maniera selettiva il rumore, sia nel domino del tempo che nel dominio della frequenza. Tipicamente il rumore che può essere agevolmente filtrato con un approccio in frequenza è quello causato dagli artefatti di movimento a basse frequenze (minori di 20 Hz) e il rumore ad alta frequenza al di fuori del range fisiologico del segnale EMG (maggiori di 500 Hz). Quindi un filtro passa banda è una delle soluzioni proposte a tal fine. Diverse indicazioni di standardizzazione per la rimozione del rumore sono riportate in letteratura, come per esempio dal Units, Terms and Standards in the Reporting of EMG Research [4] che suggerisce una frequenza di taglio per il filtro passa alto in grado di eliminare rumore dovuto ad artefatti di movimento di 20 Hz, dall'articolo Standards for reporting EMG data [5] che propone delle frequenze di taglio per il filtro passa banda di 10 Hz (passa alto) e 400 Hz (passa basso), e dal Surface EMG for Non Invasive Assessment of Muscles (SENIAM) [6], che suggerisce una frequenze di taglio di tra 10 -20 Hz (passa alto) e di circa 500 Hz (passa basso).

Il limite di questi approcci in frequenza è che tendono a filtrare oltre al rumore sovrapposto al segnale EMG, anche parte del contenuto informativo del segnale stesso. Per cercare di gestire questo limite, recentemente sono state introdotte nuove tecniche in tempo-frequenza, come ad esempio la trasformata di wavelet [7,8].

L'obiettivo del presente lavoro di tesi è quello di proporre una tecnica di filtraggio in tempofrequenza basata sulla trasformata wavelet di segnali elettromiografici di superficie e di testare gli

4

effetti di questo approccio sulla stima degli intervalli di reclutamento muscolare durante il cammino. Per la verifica della bontà del metodo proposto, i risultati sono stati comparati direttamente con quanto ottenuto dall'applicazione agli stessi dati di un noto e robusto algoritmo per la stima degli istanti di attivazione muscolare durante il cammino [9].

CAPITOLO 2- La contrazione muscolare

La principale caratteristica del tessuto muscolare è quella di contrarsi, tramite dispendio energetico, in modo da avvicinare i segmenti ossei a cui è ancorato. Oltre alla capacità di contrazione, le cellule muscolari sono in grado di estendersi oltre le dimensioni che hanno a riposo e di ritornare alla loro configurazione iniziale dopo l'estensione, grazie alla loro elasticità. In ultimo queste cellule possono essere eccitate e rispondere agli stimoli che arrivano dal sistema nervoso: infatti il tessuto muscolare è un tessuto innervato, oltre che vascolarizzato. Nell'uomo si distinguono tre tipi di tessuto muscolare:

- Tessuto muscolare striato scheletrico: costituisce i muscoli dell'apparato locomotore. Questo tessuto ha un tipo di controllo volontario e le sue fibre si contraggono rapidamente [10].
- Tessuto muscolare striato cardiaco: rappresenta la muscolatura del cuore e si contrae involontariamente senza il controllo del sistema nervoso. La frequenza di contrazione però è regolata dal sistema nervoso autonomo [10].
- Tessuto muscolare liscio: forma la muscolatura dei visceri e dei vasi sanguigni. La sua contrazione è involontaria e lenta, infatti può protrarsi per ore [10].

Di nostro interesse è approfondire la struttura del muscolo striato scheletrico e le sue modalità di contrazione.

2.1- Muscolo striato scheletrico

Il muscolo striato scheletrico è formato dall'unione delle fibre muscolari, ovvero delle cellule di forma cilindrica che hanno una lunghezza che va da 1 mm a 20 cm. Le fibre muscolari si uniscono tra di loro per formare dei fascetti muscolari; a loro volta più fascetti muscolari vanno a determinare il muscolo. Nel muscolo striato scheletrico possiamo riconoscere tre tipi di tessuto connettivo: le singole fibre muscolari sono ricoperte da uno strato di tessuto connettivo lasso detto endomisio, i fascetti muscolari sono avvolti dal perimisio, e infine tutto il muscolo è ricoperto da una lamina connettivale detta epimisio.

Le fibre che compongono il muscolo striato scheletrico, se osservate al microscopio elettronico, appaiono attraversate da striature, da cui appunto il termine striato. Esse sono dei sincizi, ovvero

derivano dalla fusione di molteplici elementi cellulari durante le fasi dello sviluppo embrionale e fetale. Per questo il muscolo scheletrico è caratterizzato da molti nuclei che sono localizzati nella periferia delle fibre al di sotto della membrana che lo riveste, cioè la membrana sarcoplasmatica o sarcolemma. Il sarcolemma da origine a delle estensioni chiamate tubuli a T. Le fibre hanno un abbondante reticolo sarcoplasmatico il quale possiede un'elevata concentrazione di ioni Ca²⁺, e infatti è dotato di proteine con un'alta affinità di legame per questi ioni. In particolare le zone del reticolo in cui viene immagazzinato calcio sono chiamate cisterne terminali. Una tripletta di tubuli adiacenti che include una cisterna terminale del reticolo, un tubulo a T del sarcolemma e ancora un'altra cisterna terminale, forma una particolare struttura denominata triade. Nel citoplasma della fibra muscolare, chiamato sarcoplasma, si ha la presenza di mitocondri, cioè la sede energetica della fibra in cui viene prodotto ATP, e di proteine contrattili organizzate in miofilamenti che a loro volta danno origine a fasci di miofibrille, i quali sono orientati lungo l'asse longitudinale delle fibre. Le miofibrille sono formate da due tipologie di filamenti, uno spesso e uno sottile. Il filamento spesso è composto dalle molecole di miosina mentre il filamento sottile è composto prevalentemente da molecole di actina e in minor numero da tropomiosina e troponina [10].



Figura 2.1. Struttura del filamento spesso [11]



Figura 2.2. Struttura del filamento sottile [11]

Se osserviamo una sezione longitudinale delle miofibrille con un microscopio elettronico possiamo notare un'alternanza di bande chiare e di bande scure. Al centro di ogni banda chiara (banda I) abbiamo una linea scura (linea Z), mentre al centro di ogni banda scura (banda A) c'è una banda chiara più stretta (banda H) la quale contiene una linea scura (linea M). La banda chiara I corrisponde a dove ci sono i filamenti sottili con l'actina, mentre a livello della banda scura A troviamo sia filamenti sottili che spessi. La banda H, che si trova sempre entro la banda A, è più chiara perché comprende solamente i filamenti spessi. Il bandeggio si ripete lungo tutta la lunghezza della fibra muscolare e ci consente di individuare l'unità funzionale della fibra muscolare, il sarcomero, che è delimitato da due linee Z [10].



Figura 2.3. Struttura e immagine al microscopio elettronico del sarcomero [12]

2.2- Giunzione neuromuscolare

In precedenza è stato detto che il tessuto muscolare è eccitabile, quindi le fibre muscolari, nel momento in cui sono interessate da uno stimolo nervoso, rispondono contraendosi. Il passaggio dell'impulso nervoso avviene tramite le sinapsi, che in questo contesto sono chimiche e vengono chiamate giunzioni neuromuscolari (o placche motrici).

La giunzione neuromuscolare interessa la fibra muscolare e dei particolari tipi di motoneuroni, i neuroni alpha. I neuroni alpha originano dalla sostanza grigia del midollo spinale e i loro assoni, in prossimità delle fibre muscolari, si ramificano e contraggono sinapsi con la fibra [10]. Le ramificazioni degli assoni formano le così dette membrane presinaptiche mentre la fibra muscolare è la membrana postsinaptica. Le due non sono in diretto contatto tra di loro ma sono divise da un piccolo spazio di pochi nanometri chiamato intervallo o fessura sinaptica. Le terminazioni sinaptiche dell'assone, anche dette bottoni sinaptici, contengono oltre ai vari organuli cellulari delle vescicole in cui è contenuto il neurotrasmettitore, cioè un mediatore chimico responsabile del passaggio del potenziale d'azione dalla cellula nervosa alla fibra muscolare. Nel caso della giunzione neuromuscolare, il neurotrasmettitore in questione è l'acetilcolina.

Quando l'impulso nervoso giunge nel bottone sinaptico, si aprono dei canali voltaggio dipendenti per gli ioni Ca²⁺ che consentono a questi ioni, la cui concentrazione è maggiore all'esterno della membrana presinaptica, di entrare all'interno. Gli ioni Ca²⁺ attivano la fusione per esocitosi delle vescicole con la membrana presinaptica, che riversano il loro contenuto, cioè il neurotrasmettitore, nella fessura. La membrana postsinaptica contiene delle particolari proteine di membrana , i recettori, che riconoscono e si legano con l'acetilcolina determinando l'apertura dei canali ionici per il sodio e il potassio. Il flusso di ioni che ne consegue modifica la conduttanza e il potenziale della membrana postsinaptica: si crea così un potenziale locale chiamato potenziale di placca. Questo potenziale locale, raggiungendo un valore soglia, permette poi l'instaurarsi di un vero e proprio potenziale d'azione che si propaga su tutta la fibra muscolare causando la contrazione.

Al termine del processo, è fondamentale che la fessura sinaptica sia liberata dal neurotrasmettitore, altrimenti la membrana postsinaptica rimarrebbe sempre depolarizzata e non risponderebbe ad altri stimoli provenienti dal motoneurone. Lo smaltimento dell'acetilcolina avviene tramite uno specifico enzima chiamato acetilcolinesterasi [13].

2.3- Meccanica della contrazione

Il potenziale d'azione continua a propagarsi sul sarcoplasma della fibra muscolare raggiungendo quindi anche i tubuli a T. La depolarizzazione dei tubuli a T consente l'apertura di canali ionici per il calcio situati sulle membrane delle cisterne terminali. In condizioni di riposo gli ioni Ca²⁺ vengono trasportati attivamente all'interno delle cisterne terminali del reticolo sarcoplasmatico, invece in seguito a stimolazione il calcio fuoriesce dalle cisterne verso il sarcoplasma, dove la sua concentrazione è minima.

Gli ioni Ca²⁺ fuoriusciti si legano alle subunità della troponina, cambiandone configurazione e permettendo quindi l'esposizione dei siti di legame dell'actina, che si legherà con le teste della miosina. Contemporaneamente infatti sulla testa della miosina abbiamo l'idrolisi dell'ATP, a partire da ADP e da fosfato inorganico, in seguito al quale si crea un legame tra il filamento sottile con l'actina e quello spesso con la miosina chiamato ponte trasversale. Nella fase successiva abbiamo lo scorrimento del filamento sottile su quello spesso con conseguente avvicinamento

9

delle linee Z e accorciamento della lunghezza del sarcomero; questi eventi avvengono contemporaneamente su tutti i sarcomeri adiacenti e quindi abbiamo che tutta la fibra muscolare si accorcia andando in contro alla contrazione.

Come si può vedere dalla figura 2.4, durante la contrazione la lunghezza della banda A è l'unica a rimanere inalterata, mentre la banda I, che comprende solo il filamento sottile, si accorcia, e la banda H scompare in quanto i filamenti spessi sono tutti sovrapposti a quelli sottili [10].



Figura 2.4. Struttura del sarcomero durante la contrazione [11]

2.4- Tipologie di fibre muscolari

Le fibre del muscolo scheletrico sono distinte in tre tipologie che differiscono tra loro sia per aspetti funzionali che strutturali. Abbiamo infatti:

- Fibre lente, definite anche come fibre di tipo I, fibre SO (slow-oxidation) o fibre rosse per la presenza di mioglobina. Queste fibre hanno tempi di contrazione lunghi, a volte superiori ai 60 ms, ma grazie al possesso di un elevato numero di mitocondri e di una bassa velocità di utilizzazione dell'ATP sono notevolmente resistenti a fatica.
- Fibre veloci di tipo II b, anche dette fibre bianche o fibre FTG (fast-twitch-glicolytic). Questa tipologia di fibre ha dei tempi di contrazione più brevi, che oscillano tra i 25 e i 40 ms, ma sono suscettibili a fatica poiché immagazzinano una notevole quantità di ossigeno.
- Fibre veloci di tipo II a o fibre FTO (fast-twitch-oxydative). In questo caso le fibre hanno proprietà intermedie rispetto a quelle descritte sopra: la loro velocità di contrazione è di

poco superiore alle fibre di tipo II b, resistono all'affaticamento quasi come quelle lente e sviluppano forze pari a circa il doppio di quelle sviluppate da queste ultime.

Un muscolo generalmente contiene tutte e tre le tipologie di fibre descritte, ovviamente in diversa proporzione [10].

2.5- Unità motoria

Nel muscolo scheletrico ogni fibra muscolare è innervata da un solo motoneurone mentre un motoneurone, dal momento che prima di contribuire alla giunzione neuromuscolare si ramifica, innerva più fibre muscolari. La più piccola unità funzionale di ciascun muscolo è l'unità motoria ed è definita come l'insieme costituito da un motoneurone e da tutte le fibre da esso innervate. Molto importante per stimare l'entità della forza sviluppata dal muscolo è il rapporto di d'innervazione, cioè il numero delle fibre innervate da un solo motoneurone. Più è piccolo questo parametro, maggiore è la finezza del movimento che si può eseguire dato che si ha la possibilità di controllare in maniera diversificata componenti molto ridotte del muscolo. Inoltre il rapporto d'innervazione è proporzionale al volume del muscolo, quindi possiamo dire che i muscoli più piccoli consentono di effettuare dei movimento più precisi mentre quelli più grandi sviluppano una forza maggiore [10]. Altro aspetto da considerare è che non tutte le unità motorie vengono necessariamente eccitate contemporaneamente, ma il nostro sistema nervoso può modulare la forza generabile attraverso due meccanismi ovvero il dosaggio della frequenza di attivazione e la variazione del numero e del tipo delle unità motorie [14].

Le unità motorie infatti possono essere distinte sulla base delle fibre che le vanno a costituire, quindi avremo unità motorie rapide e suscettibili alla fatica, formate da fibre FTG, unità motorie rapide resistenti a fatica composte da fibre FTO e infine unità motorie lenti resistenti alla fatica formate da fibre SO.

In tutte le unità motorie esiste una relazione tra le proprietà del motoneurone e quelle della fibra muscolare. Per esempio le unità motorie rapide suscettibili a fatica, che sono costituite da fibre di grandi dimensioni, sono innervate da motoneuroni il cui corpo cellulare e il cui assone sono più grandi di quelli che innervano le fibre lente. Inoltre, dato che la velocità di conduzione dell'impulso nell'assone è direttamente proporzionale al suo diametro, risulta che velocità di conduzione e velocità di contrazione sono strettamente correlate [10].

11

L'attivazione delle unità motorie in relazione alla tipologia di lavoro che il muscolo deve svolgere avviene secondo il principio della dimensione. In particolare vengono reclutate prima le unità motorie i cui motoneuroni hanno il corpo cellulare più piccolo, quindi le unità lente. Successivamente sono reclutate le unità rapide non suscettibili a fatica e in ultimo, quando il lavoro da svolgere è massimale, quelle rapide suscettibili a fatica [10].

2.6- Elettromiografia di superficie

Quando la membrana della fibra muscolare si depolarizza, tale depolarizzazione si propaga e genera un campo elettrico che interessa tutto il volume del muscolo. Se andiamo a posizionare un elettrodo nella zona di interesse di questo campo elettrico, saremo in grado di misurare il potenziale d'azione della fibra muscolare. Il potenziale che viene rilevato dipende dalla distanza tra l'elettrodo e la sorgente del potenziale. Ad esempio studiamo cosa succede se applichiamo due elettrodi a una stessa fibra muscolare considerando la figura 2.5.



Figura 2.5. Propagazione dell'onda di depolarizzazione nella fibra muscolare [15]

All'istante T1 viene generato un potenziale d'azione e inizia a propagarsi lungo la fibra. Il potenziale rilevato aumenta a mano a mano che l'onda di depolarizzazione si avvicina al primo elettrodo, fino a raggiungere il valore massimo all'istante T2. Successivamente con l'avvicinamento della sorgente all'elettrodo due, il potenziale d'azione inizia a diminuire, fino a raggiungere la situazione in T4. Nel tratto intermedio, all'istante T3 abbiamo che il potenziale rilevato è nullo poiché la sorgente del potenziale è equidistante tra i due elettrodi. Questo modello quindi ci fa

capire che l'onda di depolarizzazione della fibra, qualora si usino due elettrodi, si presenta come un segnale bipolare [15].

La somma spazio-temporale dei potenziali d'azione delle fibre appartenenti ad una stessa unità motoria è chiamata MUAP (Motor Unit Action Potential). La sua forma d'onda e ampiezza dipendono da come orientiamo la posizione degli elettrodi in relazione alle fibre, anche se la prima generalmente è trifasica. Quando invece vengono rilevati più potenziali d'azione di una stessa unità motoria in un certo intervallo di tempo parliamo di MUAPT (Motor Unit Action Potential Train, ovvero treno di potenziali d'azione della unità motoria). La sovrapposizione delle MUAPT delle varie unità motorie che vanno a formare il muscolo rappresenta il segnale elettromiografico superficiale, anche detto tracciato di interferenza, e si presenta come un segnale bipolare a media nulla.

Il segnale elettromiografico ha una natura casuale in quanto ad ogni contrazione di un determinato muscolo non si attivano le stesse unità motorie e la sovrapposizione delle varie MUAPT avviene arbitrariamente. Questo vuol dire che il segnale EMG non è riproducibile.

Per un segnale elettromiografico superficiale, tipicamente l'ampiezza è compresa tra i 20 e i 2000 μ V (microVolt) mentre il contenuto in frequenza generalmente si trova in un intervallo che va dai 5-10 Hz (Hertz) fino ai 500 Hz. Quando il muscolo è rilassato e quindi non abbiamo la propagazione del potenziale d'azione, il segnale EMG si mostra come una "baseline" di ampiezza compresa tra i 2 e i 5 μ V. Valutare l'ampiezza della baseline è importante per verificare che le procedure per l'acquisizione siano state eseguite correttamente [15].

2.7- Schema a blocchi di un elettromiografo

In questo paragrafo verranno analizzate le principali componenti analogiche di un elettromiografo, che permette appunto l'acquisizione del segnale elettromiografico.



Figura 2.6. Componenti principali di un elettromiografo analogico

Il primo blocco dello strumento di misura è costituito dagli elettrodi, che sono una parte molto importante e delicata in quanto rappresentano il collegamento tra il soggetto e il resto della strumentazione e hanno il compito di trasdurre le correnti ioniche che affiorano sulla superficie corporea in correnti elettriche. In generale la misurazione svolta dagli elettrodi può essere di due tipi: monopolare, nel caso in cui si utilizza un elettrodo come riferimento e si calcoli la differenza di potenziale tra questo elettrodo e un altro detto esplorante, oppure bipolare che prevede il calcolo della differenza di potenziale tra due elettrodi qualsiasi posti sul soggetto.

Gli elettrodi utilizzati per l'elettromiografia di superficie sono gli elettrodi di superficie che nella maggior parte dei casi sono bipolari. Questi elettrodi sono costituiti da materiale metallico, generalmente i più utilizzati sono quelli in Ag/Ag-Cl, e l'accoppiamento con la pelle del soggetto avviene tramite un gel elettrolitico. In commercio si trovano elettrodi usa e getta già dotati di gel. Gli elettrodi di superficie possono essere distinti in attivi o passivi: la principale differenza è che quelli attivi sono dotati di amplificatori miniaturizzati e hanno elevate impedenze, cosi da non far dipendere la misura da variazioni di resistenza della pelle. Per gli elettrodi passivi invece è fondamentale una adeguata preparazione della pelle prima della loro applicazione, in particolare per ridurre la loro impedenza occorre assottigliare lo strato corneo dell'epidermide, che contiene cellule morte, e questo viene fatto con sostanze abrasive o alcool. Ovviamente è necessario depilare la zona di applicazione per ridurre il più possibile artefatti da movimenti. [16]

Anche la posizione e l'orientamento sono importanti: infatti l'elettrodo deve essere posizionato in modo che il suo asse longitudinale e quello della fibra siano paralleli, e non deve trovarsi in corrispondenza dei margini del muscolo perché potrebbe sentire i potenziali d'azione delle fibre di un altro muscolo e causare la così detta interferenza di crosstalk. [6]

Per confrontare tracciati diversi di stesse persone ma anche tracciati di diverse persone, occorre standardizzare il posizionamento degli elettrodi, quindi avere come riferimento dei punti anatomici ben specifici in cui posizionare gli elettrodi [6].

Un'altra tipologia di elettrodi utilizzati per l'elettromiografia sono gli elettrodi ad inserzione: in questo caso ovviamente non parliamo più di EMG di superficie. Gli elettrodi ad inserzione prevedono una procedura di applicazione molto più invasiva ma sono più selettivi. Questi elettrodi sono adatti per il detecting di muscoli di piccolo volume che si trovano in zone del corpo più profonde.

Il secondo importante blocco dell'elettromiografo è l'amplificatore per strumentazione, o blocco di pramplificazione, il quale è costituito da tre amplificatori operazionali che hanno il compito di

14

adattare l'impedenza di ingresso del segnale e di minimizzare eventuali disturbi. Questa parte dello strumento è fondamentale in vista del successivo blocco di amplificazione vero e proprio, in quanto impedisce che vengano amplificati i disturbi oltre al segnale utile. In particolare questo blocco deve fare in modo che l'impedenza in ingresso sia molto maggiore dell'impedenza di contatto della pelle, che in genere è dell'ordine di K Ω (KiloOhm). Dunque parametri tipici dell'amplificatore per strumentazione dovrebbero essere un'impedenza che oscilla intorno ai 1-10 M Ω (MegaOhm) e un range in frequenza che si adatta a quello del segnale, quindi in genere compreso tra i 10 e 500 Hz.

Tipici disturbi sono i così detti disturbi di modo comune, i quali hanno la peculiarità di arrivare in fase alle varie zone di rilevazione del segnale. Per avere una buona preamplificazione e minimizzare quindi tali disturbi, occorre fare in modo che uno specifico parametro, chiamato reiezione al disturbo di modo comune (CMRR) sia il più alto possibile. Il CMRR infatti è definito come

• CMRR = 20Log10(Ad/Ac) (1)

dove Ad è il guadagno dell'amplificatore e Ac il guadagno di modo comune, ed è un parametro espresso in Decibel. [17]

Successivamente al blocco di preamplificazione, come già detto, abbiamo l'amplificatore principale, che ha la capacità appunto di amplificare il segnale in ingresso di un certo numero di unità il quale dipende dal guadagno. Generalmente per cercare di minimizzare gli artefatti, la strumentazione prevede un blocco di filtraggio dove vengono applicati due filtri, uno passa alto ad una frequenza di taglio di circa 20-25 Hz, e uno passa basso ad una frequenza di taglio di circa 400-450 Hz.



Figura 2.7. Esempi di amplificatori per EMG con cavi per l'attacco di elettrodi di superficie [15].

Per leggere ed elaborare il segnale, abbiamo bisogno che questo venga convertito da analogico a digitale, e tale compito viene svolto dal convertitore A/D. Uno dei passaggi fondamentali per la digitalizzazione è il campionamento che consiste nel discretizzare la componente temporale del segnale. Per effettuare un campionamento che non porti alla perdita di componenti utili del segnale e quindi incorrere nell'aliasing, occorre scegliere un'adeguata frequenza di campionamento. Il teorema di Nyquist-Shannon stabilisce che per evitare aliasing la frequenza di campionamento deve essere almeno pari al doppio della componente massima della banda del segnale. Dato che quindi il contenuto in frequenza del segnale EMG può arrivare a 500 Hz, la frequenza di campionamento deve essere di almeno 1000 Hz. [15]

L'altra operazione fondamentale per ottenere un segnale digitale è la quantizzazione che consente di trasformare i valori di tensione del potenziale d'azione in "livelli". Il convertitore infatti divide il range dei valori di tensione per un numero discreto di livelli, pari a 2^n-1, dove n è un parametro chiamato risoluzione e rappresenta il numero di bits del convertitore che generalmente è 12. Successivamente poi ad ogni livello viene associata una codifica binaria [17].

2.8- Fattori di influenza del tracciato EMG

Ci sono molti fattori che possono influenzare negativamente la rilevazione del segnale elettromiografico. Per quanto riguarda gli elettrodi, abbiamo già descritto come il loro orientamento rispetto alla fibra muscolare e la loro impedenza siano molto importanti.

Un tipo di disturbo molto comune poi è il così detto rumore di linea, che ha un contenuto in frequenza compreso tra 50 e 60 Hz. Esso è causato da sorgenti elettromagnetiche esterne che possono essere captate dal corpo del soggetto di cui si sta misurando il segnale. Dei modi pratici per cercare di minimizzare questo disturbo, oltre al corretto utilizzo di elettrodi preferibilmente bipolari, sono l'allontanamento del paziente da queste sorgenti e l'utilizzo di cavi per elettrodi schermati che siano il più corti possibile. [16]

Un'altra già accennata problematica è quella del crosstalk: esso dipende dal fatto che durante l'acquisizione del segnale di un dato muscolo, l'elettrodo può sentire anche i potenziali d'azione di muscoli adiacenti. Anche in questo caso per prevenire il problema è fondamentale posizionare l'elettrodo nella zona corretta. [15]

16

Infine ulteriori fattori che possono influenzare il segnale EMG sono artefatti da movimento e interferenze dovute al segnale cardiaco, soprattutto se si sta effettuando la rilevazione di un muscolo della zona toracica.

2.9- Parametri principali per il processamento del segnale EMG

Il processamento del segnale elettromiografico è volto principalmente a minimizzare le componenti non riproducibili del segnale. Nel dominio del tempo tipicamente la prima operazione che si svolge è la rettifica del segnale, la quale consiste nel rendere positive tutte le componenti negative del segnale. La rettifica ci è utile ad esempio per poter calcolare il valor medio del segnale, e per il calcolo di due parametri che ci consentono di fare considerazioni sull'ampiezza del segnale. Questi due parametri sono :

• ARV (Average Rectified Value): è definito come

$$ARV = 1/T \sqrt{\int_0^T |x(t)|} dt \quad (2)$$

dove T è la finestra presa in esame e x(t) è il segnale rettificato.

 RMSV(Root Mean Square Value) : rappresenta la potenza media del segnale su una finestra pari a T e si calcola facendo

$$RMSV = 1/T \int_0^T |x(t)|^2 dt$$
 (3)

dove x(t) è sempre il segnale rettificato.

La rettifica del segnale ci serve anche per calcolare l'inviluppo lineare del segnale, cioè il contorno del segnale, il quale si ottiene filtrando il segnale con un filtro passa basso ad una frequenza di taglio di circa 5 Hz.

Per quanto riguarda l'analisi in frequenza del segnale EMG, che avremo modo di approfondire nel capitolo 4, generalmente si utilizza la trasformata continua di Fourier che ci consente di conoscere lo spettro del segnale. A partire dalla trasformata di Fourier, i principali parametri che possiamo calcolare sono la frequenza media e la frequenza mediana. [15]

CAPITOLO 3- Gait analysis

La gait analysis ,o analisi del movimento, è un metodo che ci consente di fare considerazioni quantitative sul pattern motorio di un dato individuo, ed è quindi ampiamente usata in ambito clinico per individuare eventuali situazioni patologiche. In particolare l'applicazione delle tecniche della gait analysis ci permette di ottenere dati di tipo cinematico, come gli angoli tra i vari segmenti corporei, dinamico, cioè i momenti e le forze sviluppati durante il movimento, e infine elettromiografico, che ci danno informazioni sull'attivazione e sulla disattivazione muscolare. Le strumentazioni per rilevare tutti questi dati sono diverse: abbiamo bisogno di sistemi optoelettronici, marcatori, piattaforme di forza, strumentazione per elettromiografia e software che ci permettano di raccogliere ed elaborare i dati.

3.1- Il ciclo del passo

Nello studio dell'analisi del cammino, occorre distinguere le sue diverse fasi che insieme vanno a comporre il gait cicle o ciclo del passo.

Innanzitutto il ciclo del passo è definito come la sequenza di azioni svolta da uno dei due arti inferiori durante il periodo che intercorre tra due appoggi consecutivi dello stesso arto al suolo. L'istante di inizio del passo quindi convenzionalmente corrisponde al momento in cui il piede tocca il terreno e per un soggetto sano la prima parte anatomica che tocca terra è il tallone. Di conseguenza l'istante iniziale viene definito heel strike.

Durante il ciclo del passo si distinguono due fasi: una di appoggio (stance), in cui il piede rimane attaccato al suolo, e una di oscillazione (swing), durante la quale il piede si stacca dal pavimento permettendo l'avanzamento.



Figura 3.1. Divisione del ciclo del passo. La banda chiara rappresenta il periodo di appoggio (stance) mentre quella scura il periodo di oscillazione (swing) [18].

La fase di appoggio ricopre circa il 60% del ciclo del passo (o %GC) e comprende tre intervalli:

- Doppio appoggio iniziale: è il momento che segue l'istante iniziale, in cui i piedi sono entrambi in contatto con il pavimento (10%GC).
- Singolo appoggio: quando un piede poggia a terra mentre l'altro è in fase di swing (40%GC).
- Doppio appoggio finale: è l'intervallo in cui i piedi toccano nuovamente entrambi terra e che precede la fase di swing (10%GC).

La fase di oscillazione invece comprende circa il 40% del ciclo del passo.

La durata in percentuale di queste fasi dipende, oltre che dalla persona che prendiamo in esame, dalla velocità con cui il soggetto cammina. In particolare i tempi di durata delle fasi si accorciano con l'aumentare della velocità [18].

I periodi di stance e swing vengono ciascuno suddivisi in sotto-fasi sulla base di aspetti funzionali. Di seguito sono elencate tutte le sotto-fasi con una breve descrizione di quello che succede alle tre principali articolazioni dell'arto inferiore, cioè l'anca, il ginocchio e la caviglia.

Per la fase di stance abbiamo:

- 1. *Initial contact (0-2% GC):* comprende il momento in cui il piede tocca il suolo (heel strike) e coincide con l'inizio del doppio appoggio iniziale. In questa fase l'anca è in flessione, la caviglia in flessione dorsale mentre il ginocchio si trova in estensione.
- Loading response (2-10%GC): durante questa fase il peso corporeo viene trasferito su una gamba e l'altro arto si prepara alla fase di oscillazione. Il ginocchio inizia a flettersi mentre l'anca ad estendersi. La caviglia inizia la sua flessione plantare fino a raggiungere la situazione di piede piatto (flat foot contact).



Figura 3.2 Posizione dell'arto inferiore durante le fasi di initial contact e loading response [18].

- 3. *Mid stance (10-30%GC):* con questa fase inizia il singolo appoggio. L'altro arto perciò si trova in fase di swing favorendo l'avanzamento del corpo. Mentre l'anca continua ad estendersi, anche il ginocchio inizia la sua estensione. La caviglia invece si flette dorsalmente.
- 4. Terminal stance (30-50%GC): con questa fase invece termina il singolo appoggio e contemporaneamente l'altro arto si trova in fase di terminal swing. La caviglia continua la flessione dorsale e abbiamo l'innalzamento del tallone (push-off). Ginocchio e anca continuano ad estendersi.



Figura 3.3. Posizione dell'arto inferiore durante le fasi di mid stance e terminal stance [18].

5. Pre-swing (50-60%GC): l'arto si prepara ad entrare in fase di swing. La caviglia inizia a flettersi plantarmente e il ginocchio si flette.

Mentre per quella di swing:

6. *Initial swing(60-73%GC):* il piede si solleva dal pavimento(toe-off) mentre l'altro arto si trova nella fase di mid stance. Durante questa fase il ginocchio e l'anca si trovano in flessione.



Figura 3.4. Posizione dell'arto inferiore durante le fasi di pre-swing e initial swing [18].

- 7. *Mid swing*(73-87%GC): l'avanzamento dell'arto continua grazie alla flessione dell'anca e all' estensione passiva del ginocchio. La caviglia si trova in flessione dorsale.
- 8. Terminal swing(87-100%GC): con questa fase si conclude l'avanzamento dell'arto, mentre l'altra gamba si trova in terminal stance. Il ginocchio completa la sua estensione mentre l'anca e la caviglia rimangono rispettivamente in flessione e in flessione dorsale.



Figura 3.5 Posizione dell'arto inferiore durante le fasi di mid swing e terminal swing [18].

In totale ci sono quindi otto sotto-fasi che insieme contribuiscono a soddisfare le tre principali richieste che si hanno durante il cammino:

- Accettazione del carico: è il compito più impegnativo e coinvolge la initial contact e la loading response. Esso comprende l'assorbimento dello shock dovuto all'impatto con il terreno e il mantenimento della stabilità [18].
- 2. Sostegno su un solo arto : riguarda le fasi di mid stance e terminal stance [18].
- 3. Avanzamento dell'arto: compito adempiuto durante le fasi di pre swing, initial swing, mid swing e terminal swing [18].

3.2- Attivazione del muscolo tibiale anteriore durante il ciclo del passo

Il tibiale anteriore è uno dei muscoli anteriori della gamba e origina dal condilo laterale e dalla faccia laterale della tibia. Questo muscolo flette dorsalmente, adduce e ruota medialmente il piede realizzando un complesso movimento chiamato intratorsione del piede. Insieme all'estensore lungo delle dita e all'estensore lungo dell'alluce, è quindi il muscolo da cui dipende la flessione dorsale della caviglia [10].

Durante la fase di initial contact, il tibiale anteriore è attivo e raggiunge un picco. L'azione di questo muscolo si inibisce verso il termine della loading response. Successivamente poi, in pre swing, data la richiesta per questo muscolo, il tibiale anteriore si attiva di nuovo: durante l'initial swing la sua intensità è abbastanza elevata, in quanto in questa fase abbiamo lo stacco della punta del piede dal suolo (toe-off), azione compiuta proprio dal tibiale anteriore. Durante la mid swing invece l'azione di questo muscolo diminuisce per poi tornare come prima nella fase di terminal swing, in cui ci si prepara alla successiva fase di stance con il contatto tra suolo e tallone. Indicativamente quindi possiamo dire che il muscolo tibiale anteriore sia attivo durante le prime fasi del passo, fino a 15/30% GC, e poi ancora dal 50/60% GC fino alla fine [18].

La figura 3.6 riporta le aree di attivazione dei muscoli che flettono dorsalmente la caviglia. L'altezza dell'area grigia indica l'intensità media durante il ciclo del passo, indicata come una percentuale normalizzata rispetto al valore massimo ottenuto dal manual muscle test (%MMT). Il numero N indica in numero di campioni preso in esame. Sull'asse orizzontale ci sono le fasi del ciclo del passo: initial contact (IC), loading response (LR), mid stance (MSt), terminal stance (TSt), pre-swing (PSw), initial swing (ISw), mid swing (MSw) e terminal swing (TSw).

22



Figura 3.6. Muscoli che flettono dorsalmente la caviglia: tibiale anteriore, estensore lungo delle dita, estensore lungo dell'alluce [18].

3.3- Attivazione del muscolo gastrocnemio laterale durante il ciclo del passo

Il gastrocnemio, insieme al soleo, forma il muscolo tricipite dello sura, ovvero uno dei muscoli posteriori della gamba. Il muscolo gastrocnemio si trova più in superficie rispetto al soleo e si compone di due capi: uno laterale, che origina dall'epicondilo laterale del femore, e uno mediale, che invece parte dall'epicondilo mediale del femore. Il soleo e il gastrocnemio si uniscono nello stesso tendine di inserzione, ovvero il tendine di Achille, anche detto tendine calcaneale [10]. La principale azione del tricipite dello sura, e quindi del gastrocnemio, è quella di attuare la flessione plantare del piede e di cooperare alla flessione del ginocchio. Il gastrocnemio laterale e il tibiale anteriore sono quindi dei muscoli antagonisti.

Il gastrocnemio si attiva durante la fase di loading response, in corrispondenza di circa il 12% GC, appena dopo l'attivazione del soleo che invece si ha intorno al 8%GC. La sua attivazione si protrae lungo la fase di mid stance e raggiunge un picco durante la terminal stance, quando si ha il sollevamento del tallone (push-off). Dopo di che si ha un rapido declino dell'attivazione di questo

muscolo, che cessa quindi di agire intorno al 40/50 % GC. Comunemente in alcuni soggetti si individua una breve attivazione anche durante la fase di mid swing, ma le ragioni non sono ancora del tutto chiare [18].

La figura 3.7 riporta le aree di attivazione dei muscoli che effettuano la flessione plantare della caviglia. L'altezza dell'area grigia indica l'intensità media durante il ciclo del passo, indicata come una percentuale normalizzata rispetto al valore massimo ottenuto dal manual muscle test (%MMT). Il numero N indica in numero di campioni preso in esame. Sull'asse orizzontale ci sono le fasi del ciclo del passo: initial contact (IC), loading response (LR), mid stance (MSt), terminal stance (TSt), pre-swing (PSw), initial swing (ISw), mid swing (MSw), terminal swing (TSw).



Figura 3.7. Muscoli che flettono plantarmente la caviglia: soleo, gastrocnemio, tibiale posteriore, flessore lungo delle dita, flessore lungo dell'alluce, peroneo lungo, peroneo breve [18].

3.4- Attivazione del muscolo quadricipite femorale durante il ciclo del passo

Il muscolo quadricipite femorale è il più voluminoso del corpo e comprende quattro capi: il retto del femore, il vasto mediale, il vasto laterale e il vasto intermedio. A livello del ginocchio questi muscoli si riuniscono in un tendine unico, formato da tre lamine tendinee sovrapposte: una superficiale, dipendente dal retto del femore, una intermedia, appartenente ai vasti mediale e laterale, e una profonda, pertinente al vasto intermedio. Questo tendine si inserisce sulla rotula (o patella) e sulla tuberosità della tibia [10].

Quando il quadricipite femorale si contrae, estende la gamba e flette la coscia. I periodi di attivazione dei vasti sono diversi da quelli del retto femorale. L'attività dei vasti inizia durante la terminal swing, per completare l'estensione della gamba, e la sua intensità raggiunge un picco nella loading response. Con l'inizio della fase di mid stance però la loro attivazione decresce rapidamente. L'attivazione del retto femorale invece, rilevabile soprattutto tramite elettrodi intramuscolari, è breve e poco intensa e si colloca tra la fine della fase di pre-swing e l'inizio di initial swing, quando occorre limitare la flessione della gamba e preparare l'arto alla fase di swing [18].

La figura 3.8 riporta le aree di attivazione dei muscoli che estendono la gamba. L'altezza dell'area grigia indica l'intensità media durante il ciclo del passo, indicata come una percentuale normalizzata rispetto al valore massimo ottenuto dal manual muscle test (%MMT). Il numero N indica in numero di campioni preso in esame. Sull'asse orizzontale ci sono le fasi del ciclo del passo: initial contact (IC), loading response (LR), mid stance (MSt), terminal stance (TSt), pre-swing (PSw), initial swing (ISw), mid swing (MSw), terminal swing (TSw).



Figura 3.8. Muscoli che estendono la gamba: vasto intermedio, vasto laterale, vasto mediale lungo, vasto obliquo, retto femorale [18].

3.4- Attivazione dei muscoli ischiocrurali durante il ciclo del passo

I muscoli ischiocrurali si trovano nella parte posteriore della coscia e sono tre: il bicipite femorale, il semitendinoso e il semimembranoso. Il bicipite femorale, come dice il suo nome, ha due capi di origine : il capo lungo origina dalla tuberosità ischiatica mentre quello breve dal terzo medio del labbro laterale della linea aspra. Il suo tendine di inserzione si ancora sulla testa del perone e sulla tibia. Il semitendinoso origina dalla tuberosità ischiatica e con il suo lungo tendine si inserisce sul condilo mediale della tibia. Infine il semimembranoso origina anche lui dalla tuberosità ischiatica e si porta fino al ginocchio dove il suo tendine si divide in tre parti, le quali vanno ad attaccarsi sia alla tibia che al femore [10].

I muscoli ischiocrurali hanno il compito di flettere la gamba ed estendere la coscia. La loro attivazione inizia durante l'ultima fase di mid swing e durante terminal swing raggiungono un picco, dato che si ha la cessazione della flessione della coscia. Restano attivi fino alla loading response, dopo di che la loro intensità decresce rapidamente e rimangono inattivi per il resto del ciclo del passo [18].

La figura 3.9 riporta le aree di attivazione dei muscoli che estendono l'anca, e quindi la coscia. L'altezza dell'area grigia indica l'intensità media durante il ciclo del passo, indicata come una percentuale normalizzata rispetto al valore massimo ottenuto dal manual muscle test (%MMT). Il numero N indica in numero di campioni preso in esame. Sull'asse orizzontale ci sono le fasi del ciclo del passo: initial contact (IC), loading response (LR), mid stance (MSt), terminal stance (TSt), pre-swing (PSw), initial swing (ISw), mid swing (MSw), terminal swing (TSw).



Figura 3.9. Muscoli che estendono la coscia: bicipite femorale, semimembranoso, semitendinoso, grande adduttore, grande gluteo [18].

CAPITOLO 4- Materiali e metodi

4.1 Casistica

Per ottenere i dati che verranno presentati in seguito, sono stati analizzati i tracciati elettromiografici di superficie di cinque diverse persone. Di ogni persona si sono considerati i segnali sEMG dei muscoli tibiale anteriore e gastrocnemio laterale, e per ciascun muscolo sono stati presi in esame 15 passi. Il totale delle attivazioni muscolari studiate sono 202 per il tibiale anteriore e 83 per il gastrocnemio laterale.

Di seguito sono riportate le medie e le deviazioni standard dei dati antropometrici dei 5 soggetti reclutati:

	ETÀ[anni]	ALTEZZA [cm]	PESO [Kg]	BODY MASS INDEX [Kg/m^2]
MEDIA E DEVIAZIONE STANDARD	22.8 ± 1.9	171 ± 8	63.1 ± 14.0	21.0 ± 1.9

4.2 Utilizzo della trasformata di wavelet per l'analisi tempo-frequenza del segnale

Per l'analisi tempo-frequenza del segnale, è stata utilizzata la trasformata di wavelet, la quale risulta essere uno strumento molto efficace per l'analisi di segnali non stazionari come i segnali biologici. Nei prossimi paragrafi verranno illustrate le caratteristiche e le problematiche dei tradizionali metodi per l'analisi in frequenza del segnale, come la trasformata continua di Fourier e la trasformata localizzata di Fourier, e in seguito verrà descritta la trasformata di wavelet e i suoi vantaggi.

4.2.1 La trasformata continua di Fourier e la trasformata di Fourier localizzata

Quando si vogliono analizzare le caratteristiche di un segnale definito nel tempo molto spesso è utile ricorrere ad una sua rappresentazione equivalente, ovvero una qualsiasi modalità di descrizione del segnale che sia biunivoca e che quindi ci consenta di ritornare sempre all'andamento temporale del segnale. Una rappresentazione equivalente può sia lasciare inalterato il dominio di definizione che modificarlo.

Uno dei metodi più utilizzati per l'analisi dei segnali è la Trasformata di Fourier (FT). Consiste in una rappresentazione che descrive il segnale nel dominio della frequenza e che decompone il

28

segnale in una infinità di armoniche del tipo *e^{iwt}*. Le formule di analisi e sintesi della trasformata continua di Fourier (CFT) sono le seguenti:

• Formula analisi:
$$X(w) = F[x(t)] = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-iwt} dt$$
 (4)

• Formula sintesi:
$$x(t) = F^{-1}[X(w)] = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} X(w) e^{iwt} dw$$
 (5)

dove x(t) è il segnale da analizzare mentre X(w) è la sua trasformata.

La trasformata di Fourier fornisce precise informazioni sul contenuto in frequenza del segnale, ma ha dei limiti: innanzi tutto non è applicabile a segnali non stazionari, perché prevede appunto la sovrapposizioni di funzioni sinusoidali che sono stazionarie, mentre moltissimi segnale di interesse come l'EMG nel nostro caso sono non stazionari, inoltre non permette la localizzazione temporale di una data frequenza [19].

Il primo a tentare un approccio per ottenere una trasformazione in grado di fornire contemporaneamente informazioni sul contenuto in tempo e in frequenza del segnale fu Gabor nel 1946, il quale pensò di estrarre una porzione del segnale originale moltiplicandolo per una finestra localizzata in un preciso istante temporale e applicare a questa porzione la trasformata continua di Fourier. Questa è l'idea che sta alla base di quella che viene chiamata trasformata di Fourier localizzata o Short Time Fourier Transform (STFT) [20]. Se indichiamo con w(t) la finestra che scegliamo, la STFT è definita come:

•
$$X(a,w)_{STF} = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)w(t-a)e^{iwt}dt$$
 (6)

dove x(t) è il segnale da analizzare.

Logicamente la finestra viene ogni volta traslata di una certa quantità, indicata da a nella formula, in modo tale da ottenere la trasformata continua di Fourier di tutto il segnale ma soprattutto una localizzazione sia in tempo sia in frequenza del segnale. Dal punto di vista grafico possiamo visualizzare come varia l'andamento in frequenza del nostro segnale in funzione della sua durata tramite lo spettrogramma. Lo spettrogramma ha quindi un asse dei tempi, uno delle frequenze e uno che riporta l'ampiezza dello spettro del segnale [19].

Nella STFT generalmente la finestra è scelta come un quadrato, e spesso coincide con una funzione gaussiana. La larghezza della finestra determina sia la risoluzione spettrale che temporale della STFT. La risoluzione temporale e la risoluzione spettrale definiscono rispettivamente il più piccolo intervallo temporale e il più piccolo intervallo di frequenze al di sotto del quale due eventi non vengono distinti nello spettrogramma. Il limite della STFT consiste

proprio nel fatto che, essendo l'area della finestra elementare uguale per tutte le componenti del segnale, non si possono soddisfare contemporaneamente risoluzione temporale e spettrale. In particolar modo se l'ampiezza della finestra tende ad infinito, la STFT si avvicina alla CTF e quindi avremo una buona risoluzione spettrale ma una pessima risoluzione temporale; d'altra parte diminuendo la larghezza della finestra aumenteremo la risoluzione temporale a discapito di quella spettrale [19].



Figura 4.1. Piano tempo-frequenza per la STFT. L'immagine a sinistra indica il caso in cui si ha una buona risoluzione temporale, mentre quella a destra quando si ha una buona risoluzione spettrale [19].

La STFT quindi non si adatta alla descrizione tempo-frequenza di segnali che presentano sia fenomeni che evolvono rapidamente sia fenomeni che evolvono lentamente. In particolare alcuni tipi di segnali, come appunto quello mioelettrico o le immagini, presentano eventi di breve durata in alte frequenze e eventi di lunga durata in basse frequenze: è chiaro che dalla STFT non possiamo ottenere contemporaneamente adeguate risoluzioni temporali e spettrali tali da descrivere in maniera soddisfacente rispettivamente eventi del primo tipo e eventi del secondo tipo [20]. Una soluzione a questa problematica quindi sarebbe quella di trovare una rappresentazione che preveda l'utilizzo di finestre le cui ampiezze variano nel piano tempo-frequenza, così da avere sia una buona risoluzione temporale che spettrale. Una rappresentazione che permette ciò è la trasformata di wavelet.

4.2.2- La trasformata continua e la trasformata discreta di wavelet

La trasformata continua di wavelet permette di descrivere segnali non stazionari e le sue componenti elementari sono delle particolari funzioni chiamate mother wavelet (wavelet madri). La formula matematica di analisi della CWT è:

•
$$CWT = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi(\frac{t-\tau}{a}) dt$$
 (7)

dove ψ (t) rappresenta la mother wavelet, τ è il fattore di traslazione della mother wavelet che determina la sua posizione, mentre a è un coefficiente chiamato fattore di scala che permette di controllare l'ampiezza della finestra. Più nel dettaglio, quando si hanno piccoli valori di a (a<1) la finestra considerata è stretta e si ottiene una buona risoluzione temporale, viceversa all'aumentare di a (a>1) anche la finestra si allarga e di conseguenza migliora la risoluzione spettrale, ovviamente a discapito di quella temporale. Quindi da questo particolare capiamo che la differenza sostanziale con la STFT consiste proprio nel fatto che nella CWT l'ampiezza della finestra non è uguale per tutte le frequenze [20].

Nell'immediato in realtà la CWT fornisce una descrizione tempo-scala, che può essere però convertita in una descrizione tempo-frequenza considerando la relazione tra scala e frequenza. Se viene scelto un basso valore di a, come detto sopra, avremo una finestra molto stretta che contiene componenti in alta frequenza : di conseguenza scala e frequenza sono inversamente proporzionali e sono legate dalla seguente formula:

•
$$F = \frac{Fm}{a}$$
 (8)

Dove F rappresenta la frequenza corrispondente al particolare valore del fattore scala a, mentre Fm è la frequenza centrale della mother wavelet scelta [20].

Per quanto riguarda la mother wavelet, per essere definita tale essa deve soddisfare la condizione di ammissibilità, ovvero:

•
$$\int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\psi(f)|}{f} df < \infty$$
(9)

dove $\psi(\mathbf{f})$ è la trasformata continua di Fourier della mother wavelet. Delle conseguenze di questa condizione sono che innanzi tutto $\psi(\mathbf{f}) = \mathbf{0}$ per f $\rightarrow \infty$, quindi la trasformata di Fourier della mother wavelet deve essere limitata in banda, inoltre, essendo $\psi(\mathbf{0}) = \mathbf{0}$, la mother wavelet è a media nulla [14]. Diversamente da quanto succede nella CFT e nella STFT, per la CWT la scelta delle funzioni elementari, e quindi delle mother wavelet, è molto vasta. Le mother wavelet, le più usate delle quali sono Mexican hat, Daubechies, Coiflets, Symlets, Morlet, e Meyern, possono essere sia funzioni reali che complesse e in base a quale si sceglie di utilizzare si ottengono delle trasformate CWT diverse. Ci sono delle linee guida su quale mother wavelet optare per un dato segnale: per segnali complessi dovremmo scegliere mother wavelet complesse, e inoltre la sua forma deve somigliare il più possibile a quella del segnale [21].

La trasformata continua di wavelet non risulta essere di facile applicazione perché i valori della scala e del coefficiente di traslazione possono essere anche non interi, rendendo operosa la computazione della CWT. Spesso quindi si è interessati nella sua versione discreta, la trasformata discreta di Wavelet (DWT), che prevede appunto una discretizzazione dei parametri di scalamento e di traslazione, i quali assumono valori interi. Nello specifico si ha:

•
$$a = a_0^{-m}$$
 (10)
• $\tau = n\tau_0 a_0^{-m}$ (11)

Dove a_0 , τ_0 , m e n sono dei numeri interi e in particolare $a_0 > 1$ e $\tau_0 > 0$. Se come per i parametri di scala e di traslazione scegliamo $a_0 = 2$ e $\tau_0 = 1$, nel piano tempo-frequenza otteniamo quella che viene chiamata griglia diadica [22].



Figura 4.2. Copertura del piano tempo-frequenza per la wavelet [22].

4.2.3 Banco dei filtri

Per ottenere la trasformata discreta di Fourier, come per la STFT, è possibile utilizzare un banco dei filtri che ci permette di calcolare con un algoritmo veloce i coefficienti di wavelet. I coefficienti vengono ricavati tramite una decomposizione del segnale ottenuta con l'applicazione ripetuta di una serie di filtraggi, e ad ogni livello di filtraggio vengono applicati due filtri, uno passa basso e uno passa alto. In seguito viene applicato anche un sottocampionamento di fattore pari a 2, che però non porta alla perdita di informazioni del segnale in quanto non viene usato il segnale di partenza. Quindi ad ogni livello di filtraggio vengono ottenuti due coefficienti, uno che deriva dal filtraggio passa basso e che quindi contiene informazioni sulle componenti a bassa frequenza del segnale, l'altro invece che riguarda il blocco del filtro passa alto e descrive le componenti ad alta frequenza del segnale: i coefficienti del primo tipo vengono chiamati approssimazioni mentre gli altri dettagli. Il numero di livello fermarsi potrebbe essere quello di continuare ad iterare fino a che viene identificata la massima frequenza nota del segnale di interesse [21].



Figura 4.3. Esempio di decomposizione fino al secondo livello. g(n) e h(n) sono rispettivamente i filtri passaalto e passa-basso, d1c e d2c sono i dettagli al primo e al secondo livello, mentre a1c e a2c le approssimazioni al primo e al secondo livello [21].

Se tutti i coefficienti ottenuti tramite questo algoritmo non vengono modificati e vengono usati per ricostruire il segnale, allora il segnale ricostruito sarà uguale a quello di partenza. Il vantaggio di questo tipo di approccio però è proprio quello di poter effettuare delle modifiche al segnale, come operazioni di denoising o di compressione (se si tratta di immagini), andando a modificare i coefficienti wavelet ottenuti. In particolare, per il denoising di un segnale, si utilizzano due tipi di metodi: l'hard tresholding e il soft tresholding. Entrambi questi metodi prevedono che tutti i coefficienti minori di un certo valore soglia siano portati a zero, ma la differenza sta nel

trattamento dei coefficienti maggiori del valore soglia: infatti mentre nell'hard tresholding vengono mantenuti invariati, nel soft si sottrae a tali coefficienti il valore della soglia. Successivamente il segnale denoised si ottiene effettuando la ricostruzione utilizzando i coefficienti a cui è stato applicato il tresholding.

4.3 Acquisizione dei segnali

I segnali presi in esame, ovvero i segnali elettromiografici di superficie e i segnali basografici, sono stati acquisiti dal Laboratorio di Analisi del Movimento del Dipartimento di Ingegneria dell'Informazione dell'Università Politecnica delle Marche. I segnali sono stati acquisiti con una frequenza di campionamento pari a 2 Khz e processati dal sistema di registrazione multicanale Step 32, DemItalia, Italia. Per i segnali basografici, che sono serviti per l'individuazione dell'istante di inizio e di fine di ogni passo, sono stati usati tre interruttori (dimensioni:11 mm × 11 mm × 0.5 mm;

forza di attivazione:3 N) posti sulla pianta del piede del soggetto, più precisamente in corrispondenza del tallone e della prima e quinta testa metatarsale. Per l'acquisizione dei segnali sEMG sono state utilizzate sonde differenziali costituite da dischi di Ag/Ag-Cl sia a geometria fissata (azienda: DemItalia, dimensioni :7 mm × 27 mm × 19 mm; diametro elettrodi :4 mm; distanza tra elettrodi :8 mm, guadagno:1000, filtro passa-alto :10 Hz, impedenza d'ingresso >1.5 G, CMRR > 126 dB, rumore in ingresso \leq 1 Vrms), sia a geomeria variabile (azienda: DemItalia, distanza minima tra elettrodi :12 mm, guadagno:1000, filtro passa-alto:10 Hz, impedenza d'ingresso >1.5 G, d'ingresso>1.5 G, CMRR > 126 dB, rumore in ingresso \leq 200 nVrms). I segnali sEMG sono stati ulteriormente amplificati e filtrati passa- basso (450 Hz) dal sistema di registrazione.

Prima dell'applicazione degli elettrodi, la parte anatomica di interesse è stata depilata, trattata con pasta abrasiva e successivamente inumidita con un panno. Gli elettrodi sono provvisti di un gel altamente conduttivo per assicurare un corretto contatto tra elettrodo e pelle. Le sonde a geometria fissata sono state applicate sui muscoli tibiale anteriore, gastrocnemio laterale e bicipite femorale, mentre quelli a geometria variabile sui muscoli vasto laterale e retto femorale, seguendo le raccomandazioni SENIAM per il posizionamento degli elettrodi rispetto alla direzione della fibra e alla posizione dei tendini [6].

Ai soggetti è stato chiesto di camminare a piedi nudi sul pavimento per circa 5 minuti con andamento naturale, seguendo il percorso riportato nella figura 4.4.

34



Figura 4.4. Rappresentazione schematica del cammino seguito dai soggetti reclutati durante l'esperimento [23].

4.4 Algoritmo in MATLAB

In questo paragrafo verranno riportati e spiegati i passaggi che sono stati eseguiti per la stesura dell'algoritmo in MATLAB.

4.4.1 Caricamento del segnale

I segnali acquisiti sono stati caricati tramite la funzione "load". Per ogni soggetto il segnale si presenta come una matrice con 14 righe e tante colonne quante sono il numero di campioni totali. Dalla prima alla settima riga si hanno i segnali dell'arto sinistro, e in ordine sono: segnale basografico, segnale goniometrico, EMG del tibiale anteriore, EMG del gastrocnemio laterale, EMG del retto femorale, EMG degli ischiocrurali e infine EMG del vasto laterale. Dalla ottava alla quattordicesima riga la struttura è la medesima, solamente che i segnali riguardano l'arto destro. Il segnale caricato viene successivamente diviso per 16.

4.4.2 Processamento del segnale basografico

Prima di lavorare sul segnale mioelettrico, è stato necessario processare il segnale basografico per individuare i campioni, e quindi gli istanti temporali, di inizio e fine passo. Per fare ciò è stata effettuata una sorta di quantizzazione del segnale basografico, infatti prima di tutto è stato suddiviso il range i valori da esso assunto in otto parti. Così facendo sono stati ottenuti otto intervalli, ciascuno corrispondente ad una specifica fase del passo, e a tutti i campioni di un determinato intervallo è stato attribuito lo stesso valore. Per semplificare l'individuazione del passo, successivamente questi otto intervalli sono stati portati a quattro: questa procedura non è

stata eseguita dividendo ulteriormente il segnale basografico, ma semplicemente raggruppando gli otto intervalli in base al contatto dei sensori basografici al suolo. Le quattro fasi ottenute sono:

- Heel strike: raggruppa le fasi in cui si trovano in contatto con il suolo contemporaneamente gli interruttori posti sul tallone, sulla prima e la quinta testa metatarsale, e fasi in cui invece toccano a terra solo o la prima o la quinta testa metatarsale e il tallone.
- Flat foot contact: rappresenta la fase in cui solo l'interruttore posto sul tallone tocca il suolo.
- 3. Push-off : comprende le fasi in cui toccano terreno o la prima e la quinta testa metatarsale contemporaneamente, oppure singolarmente.
- 4. Swing : in questa fase nessuno dei tre interruttori tocca terra.

Analogamente a quanto fatto prima, anche in questo caso si associa ad ogni intervallo uno stesso valore. Come detto nel capitolo 3, si considera come istante di inizio del ciclo del passo il momento in cui il tallone tocca al suolo, quindi il primo campione che ad ogni passo assume il valore attribuito a heel strike corrisponde all'istante di inizio passo e contemporaneamente al termine del passo precedente.



Figura 4.5. Esempio del segnale basografico dopo la quantizzazione a 4 livelli.

4.4.3 Processamento del segnale EMG

Dopo aver selezionato e moltiplicato il segnale EMG per il bit meno significativo, esso viene diviso per il guadagno dell'amplificatore per strumentazione, che nel nostro caso è pari a 1000. Dopo di che alla luce del processamento del segnale basografico, si considera un solo passo del segnale elettromiografico selezionando solo le colonne comprese tra il campione di inizio e fine passo. Successivamente il segnale viene filtrato con un filtro passa-banda Butterworth del quarto ordine con frequenze di taglio di 25 Hz (passa-alto) e 450 Hz (passa-basso). Ciò è stato fatto tramite le funzioni "butter" e "filtfilt". Per plottare il segnale nell'asse temporale, occorre creare un vettore che abbia la stessa lunghezza del numero di campioni del passo (quindi che va da 1 con passo 1 fino al numero che esprime la lunghezza del passo) e moltiplicarlo per il tempo di campionamento. Se invece si vuole visualizzare il segnale secondo la percentuale del ciclo del passo, bisogna dividere per 100 la lunghezza del passo, e dividere il vettore con il numero di campioni del passo per tale valore.

4.4.4 Denoising del segnale con utilizzo della wavelet

Ai segnali mioelettrici viene effettuato un denoising utilizzando le proprietà della wavelet. Prima del denoising però, viene applicato un breve algoritmo che permette di ottenere una soglia di compressione per avere la migliore approssimazione possibile del segnale elettromiografico originale. Viene infatti effettuata una decomposizione del segnale utilizzando la funzione "wavedec", fino al sesto livello e utilizzando come mother wavelet la Daubechies 4 (db4) : così in uscita si ottengono due vettori, uno contenente la decomposizione del segnale e uno contenente il numero di coefficienti per ogni livello. La soglia di compressione viene calcolata considerando il valore massimo dei coefficienti estratti al livello 5 e 6, ottenuti tramite la funzione "wrcoef", e moltiplicando questo valore per un fattore. Il fattore consiste in un vettore di una riga e sei colonne, tante quante il numero di livelli, e in questo caso assume valori compresi tra 1.2 e 1.7 con un passo pari a 0.1. Dopo di che la soglia di compressione viene usata nella funzione "cmddenoise" in modo da ottenere un primo denoising del segnale il più vicino possibile all'andamento originale. Al segnale ottenuto dopo l'applicazione di questo primo algoritmo viene poi applicata la funzione "wdenoise", utilizzando 8 livelli di decomposizione e come mother wavelet la db4. Il filtraggio del segnale avviene tramite il metodo 'Empirical Bayes', usando un soft tresholding e imponendo che la stima del rumore dipenda da ogni livello.

37

4.4.5 Calcolo della trasformata continua di Wavelet e dello scalogramma

Dopo aver effettuato il denoising, si procede al calcolo della trasformata continua di wavelet tramite la funzione "cwt". Tale funzione fornisce in uscita i coefficienti wavelet a partire, nel nostro caso, dalla mother wavelet db4, dal tempo di campionamento pari a 1/2000, e infine da un vettore scala con dei valori compresi tra 3 e 84, con passo pari a 1. Per visualizzare il piano tempo-frequenza, si procede con il plot dello scalogramma, che rappresenta l'energia del segnale e più precisamente il quadrato del valore assoluto dei coefficienti wavelet. Quindi per prima cosa si costruisce il vettore delle frequenze a partire dal vettore delle scale scelte, tramite la funzione "scal2frq", a cui in ingresso sono stati attribuiti appunto il vettore della scala, la mother wavelet db4 e il tempo di campionamento. Dopo di che, avendo a disposizione il vettore delle frequenze, il vettore dei tempi e il quadrato del valore assoluto dei coefficienti wavelet, viene fatto il plot dello scalogramma tramite la funzione "surf".

4.4.6 Filtraggio dei coefficienti wavelet

A partire dalla matrice contenente il quadrato del valore assoluto dei coefficienti wavelet, si effettua un "filtraggio" per ridurre il rumore del segnale. In particolare vengono resi nulli tutti i coefficienti minori rispetto all'1% del valore massimo della matrice in questione. Al fine di individuare le aree di attivazioni di un dato muscolo, dopo che la matrice dello scalogramma è stata modificata, si effettua la ricostruzione del segnale utilizzando la funzione "icwt". La matrice uscente da questa funzione rappresenta la ricostruzione del segnale a cui è stato tolto rumore, e avrà valori diversi da zero nelle zone in cui ci sono attivazioni. A questo punto viene dato lo stesso valore a tutti gli elementi diversi da zero, così da discriminare le aree di attivazione.

A questo algoritmo viene poi applicato un post-processing per l'ottimizzazione, in quanto potrebbe riconoscere delle attivazioni o delle disattivazioni che hanno una durata inferiore ai 30 ms (che nel nostro caso equivalgono a 60 campioni), e che quindi non possono essere considerate tali . In particolare:

 per eliminare le false attivazioni, vengono portati a zero tutti i campioni compresi tra il campione d'inizio dell'attivazione e il campione di fine, se la distanza tra questi due è minore di 60 campioni. per l'eliminazione delle false disattivazioni si considera che se la distanza tra un campione che individua la fine di una attivazione e il campione che individua l'inizio di un'altra è minore di 60 campioni, allora tutti i campioni nel mezzo vengono considerati come una attivazione e il loro valore viene imposto diverso da zero.

4.4.7 Confronto con l'algoritmo di Bonato

L'algoritmo sviluppato, che consente sia di pulire il segnale da rumore che di individuare le aree di attivazione, è stato confrontato con un altro algoritmo computato sulla base dell'articolo proposto da Bonato et al. nel 1998, "A Statistical Method for the Measurement of Muscle Activation Intervals from Surface Myoelectric Signal During Gait"[9]. Nell'articolo viene presentato un approccio di tipo statistico per l'individuazione delle attivazioni muscolari, il quale si basa sull'utilizzo di una doppia soglia. Nell'articolo viene indicato di applicare l'algoritmo al segnale EMG grezzo, ma in questo caso ai fini del confronto, è stato applicato sul segnale denoised. I parametri necessari da fissare per l'applicazione di tale algoritmo sono i seguenti:

- Probabilità di falso allarme, che indica la probabilità che componenti rumorose del segnale vengano interpretate come segnale. Nel nostro caso è stata fissata all'1%.
- Signal Noise Ratio, abbreviato con SNR, che rappresenta il rapporto segnale e rumore. Tale parametro è espresso in decibel, e per calcolarlo è necessario prima determinare la varianza sul rumore (sn) e la varianza sul segnale (ss). Per il calcolo del primo è stata presa come riferimento la parte del segnale compresa tra i campioni 1 e 9000, in quanto durante l'acquisizione per i primi 5 secondi circa i soggetti sono rimasti fermi, così da registrare solo rumore. Il calcolo della varianza sul segnale invece è stato fatto per ogni passo, considerando appunto la parte di segnale compresa tra i campioni di inizio e fine passo. Una volta stimati tali valori, l'SNR è stato determinato tramite la relazione

$$SNR = 10 \log \frac{ss}{sn} \quad (12)$$

dove ss e sn sono la varianza sul segnale e sul rumore.

- Time Resolution, indicata tramite un parametro (m) che rappresenta il numero di campioni che devono superare la seconda soglia affinché venga individuata un'attivazione. In questo caso m è stato posto pari a 10 campioni.
- Probabilità di detection, determinata da un parametro (r0) che rappresenta il numero di campioni che devono superare la prima soglia: più tale parametro risulta piccolo, più è alta la probabilità di detection. Il parametro r0 indica quindi la seconda soglia ed è contenuto all'interno della finestra m: in questo caso è stato scelto pari ad 1 campione.
- Numero di campioni minimo per considerare un'attivazione o una disattivazione per il post-processamento, che come sopra è imposto a 60 (30 ms).

Tale algoritmo quindi restituisce gli istanti di attivazione e di disattivazione. Per il confronto con l'algoritmo sviluppato tramite l'approccio wavelet, sono stati considerati passi confrontabili, ovvero passi in cui entrambi gli algoritmi individuano lo stesso numero di attivazioni situate, più o meno, nelle stesse zone. Sostanzialmente sono stati esclusi quindi i passi in cui i due algoritmi non individuano le stesse attivazioni. A partire da ciò, per ogni passo, sono stati effettuati i seguenti passaggi:

- Creazione di un vettore contenente i campioni di inizio attivazioni individuate dall'algoritmo con l'approccio wavelet. Per ottenere tale vettore si scorre il vettore uscente dal post processing della matrice contenente la ricostruzione del segnale, e ogni volta che viene rilevato un campione diverso da zero preceduto da un campione uguale a zero, questo viene salvato.
- Creazione di un vettore contenente i campioni di inizio disattivazioni individuate dall'algoritmo con l'approccio wavelet. Per ottenere tale vettore si scorre il vettore uscente dal post processing della matrice contenente la ricostruzione del segnale, e ogni volta che viene rilevato un campione uguale da zero preceduto da un campione diverso da zero, questo viene salvato.
- Creazione di un vettore contenente i campioni di inizio attivazioni individuate dall'algoritmo costruito secondo l'approccio di Bonato et al. Per ottenere tale vettore si scorre il vettore uscente dal post processing della matrice contenente le attivazioni riconosciute dall'algoritmo Bonato, e ogni volta che viene rilevato un campione diverso da zero preceduto da un campione uguale a zero, questo viene salvato.

40

 Creazione di un vettore contenente i campioni di inizio disattivazioni individuate dall'algoritmo costruito secondo l'approccio di Bonato et al. Per ottenere tale vettore si scorre il vettore uscente dal post processing della matrice contenente le attivazioni riconosciute dall'algoritmo Bonato, e ogni volta che viene rilevato un campione uguale a zero preceduto da un campione diverso da zero, questo viene salvato.

Successivamente poi si confrontano i vettori ottenuti facendo la differenza tra i due vettori contenenti gli inizi delle attivazioni e i due vettori contenenti gli inizi delle disattivazioni per quel determinato passo.

CAPITOLO 5- Risultati

In questo capitolo verranno riportati i risultati ottenuti, e in particolare le differenze di individuazione delle attivazioni tra l'algoritmo wavelet presentato in questa tesi e l'algoritmo sviluppato secondo l'approccio di Bonato et al. Per ogni soggetto quindi verranno riportate delle tabelle contenenti le medie e le deviazioni standard di tali differenze, calcolate su 15 passi a soggetto, sia per il tibiale anteriore che per il gastrocnemio laterale. Inoltre per ogni soggetto è stato scelto in maniera arbitraria un passo, lo stesso per i due muscoli, e vengono mostrati i principali plot di tali passi. La trattazione sarà suddivisa per soggetti.

5.1 Soggetto 1

La figura 5.1 mostra un esempio dei diversi plot di un passo relativi al tibiale anteriore: dall'alto, la prima figura rappresenta il segnale raw, o grezzo, senza nessun tipo di filtraggio, la seconda figura mostra il segnale dopo il filtraggio passa-banda e il denoising descritto sopra, e infine l'ultima figura rappresenta lo scalogramma dopo il filtraggio dei coefficienti wavelet.



Figura 5.1 Plot del segnale raw, denoised e dello scalogramma per il tibiale anteriore.

La figura 5.2 mostra dei diversi plot di un passo relativi al tibiale anteriore: dall'alto, la prima figura rappresenta il segnale denoised con le attivazioni individuate secondo l'algoritmo di wavelet presentato in questa tesi, la seconda figura mostra il segnale denoised con le attivazioni individuate secondo l'algoritmo di Bonato et al., e infine l'ultima figura rappresenta il confronto tra le attivazioni.



Figura 5.2 Plot del segnale denoised e delle attivazioni individuate dai due algoritmi per il tibiale anteriore.

La tabella 1 mostra le medie e le deviazioni standard, calcolate su 15 passi e per il tibiale anteriore, relative alle differenze di individuazione dell'inizio delle attivazioni e l'inizio delle disattivazioni tra l'algoritmo sviluppato precedentemente e l'algoritmo secondo Bonato et al.

	MEDIA [ms]	DEVIAZIONE STANDARD [ms]
INIZIO ATTIVAZIONI	3.58	3.32
INIZIO DISATTIVAZIONI	9.10	17.1

Tabella 1.

La figura 5.3 mostra un esempio dei diversi plot di un passo relativi al gastrocnemio laterale: dall'alto, la prima figura rappresenta il segnale raw, o grezzo, senza nessun tipo di filtraggio, la seconda figura mostra il segnale dopo il filtraggio passa-banda e il denoising descritto sopra, e infine l'ultima figura rappresenta lo scalogramma dopo il filtraggio dei coefficienti wavelet.



Figura 5.3. Plot del segnale raw ,denoised e dello scalogramma per il gastrocnemio laterale.

La figura 5.4 mostra dei diversi plot di un passo relativi al gastrocnemio laterale: dall'alto, la prima figura rappresenta il segnale denoised con le attivazioni individuate secondo l'algoritmo di wavelet presentato in questa tesi, la seconda figura mostra il segnale denoised con le attivazioni individuate secondo l'algoritmo di Bonato et al., e infine l'ultima figura rappresenta il confronto tra le attivazioni.



Figura 5.4. Plot del segnale denoised e delle attivazioni individuate dai due algoritmi per il gastrocnemio laterale.

La tabella 2 mostra le medie e le deviazioni standard, calcolate su 15 passi e per il gastrocnemio laterale, relative alle differenze di individuazione dell'inizio delle attivazioni e l'inizio delle disattivazioni tra l'algoritmo sviluppato precedentemente e l'algoritmo secondo Bonato et al.

	MEDIA [ms]	DEVIAZIONE STANDARD [ms]
INIZIO ATTIVAZIONI	9.40	7.37
INIZIO DISATTIVAZIONI	2.57	4.86
	2.57	4.00

Tabella 2.

5.2 Soggetto 2

La figura 5.5 mostra un esempio dei diversi plot di un passo relativi al tibiale anteriore: dall'alto, la prima figura rappresenta il segnale raw, o grezzo, senza nessun tipo di filtraggio, la seconda figura mostra il segnale dopo il filtraggio passa-banda e il denoising descritto sopra, e infine l'ultima figura rappresenta lo scalogramma dopo il filtraggio dei coefficienti wavelet.



Figura 5.5. Plot del segnale raw ,denoised e dello scalogramma per il tibiale anteriore.

La figura 5.6 mostra dei diversi plot di un passo relativi al tibiale anteriore: dall'alto, la prima figura rappresenta il segnale denoised con le attivazioni individuate secondo l'algoritmo di wavelet presentato in questa tesi, la seconda figura mostra il segnale denoised con le attivazioni individuate secondo l'algoritmo di Bonato et al., e infine l'ultima figura rappresenta il confronto tra le attivazioni.



Figura 5.6. Plot del segnale denoised e delle attivazioni individuate dai due algoritmi per il tibiale anteriore.

La tabella 3 mostra le medie e le deviazioni standard, calcolate su 15 passi e per il tibiale anteriore, relative alle differenze di individuazione dell'inizio delle attivazioni e l'inizio delle disattivazioni tra l'algoritmo sviluppato precedentemente e l'algoritmo secondo Bonato et al.

	MEDIA [ms]	DEVIAZIONE STANDARD [ms]
INIZIO ATTIVAZIONI	5.10	9.53
INIZIO DISATTIVAZIONI	10.8	16.7

Tabella 3.

La figura 5.7 mostra un esempio dei diversi plot di un passo relativi al gastrocnemio laterale: dall'alto, la prima figura rappresenta il segnale raw, o grezzo, senza nessun tipo di filtraggio, la seconda figura mostra il segnale dopo il filtraggio passa-banda e il denoising descritto sopra, e infine l'ultima figura rappresenta lo scalogramma dopo il filtraggio dei coefficienti wavelet.



Figura 5.7. Plot del segnale raw , denoised e dello scalogramma per il gastrocnemio laterale.

La figura 5.8 mostra dei diversi plot di un passo relativi al gastrocnemio laterale: dall'alto, la prima figura rappresenta il segnale denoised con le attivazioni individuate secondo l'algoritmo di wavelet presentato in questa tesi, la seconda figura mostra il segnale denoised con le attivazioni individuate secondo l'algoritmo di Bonato et al., e infine l'ultima figura rappresenta il confronto tra le attivazioni.



Figura 5.8. Plot del segnale denoised e delle attivazioni individuate dai due algoritmi per il gastrocnemio laterale.

La tabella 4 mostra le medie e le deviazioni standard, calcolate su 15 passi e per il gastrocnemio laterale, relative alle differenze di individuazione dell'inizio delle attivazioni e l'inizio delle disattivazioni tra l'algoritmo sviluppato precedentemente e l'algoritmo secondo Bonato et al.

	MEDIA [ms]	DEVIAZIONE STANDARD [ms]
INIZIO ATTIVAZIONI	9.26	6.81
INIZIO DISATTIVAZIONI	2.3	3.94

Tabella 4.

5.3 Soggetto 3

La figura 5.9 mostra un esempio dei diversi plot di un passo relativi al tibiale anteriore: dall'alto, la prima figura rappresenta il segnale raw, o grezzo, senza nessun tipo di filtraggio, la seconda figura mostra il segnale dopo il filtraggio passa-banda e il denoising descritto sopra, e infine l'ultima figura rappresenta lo scalogramma dopo il filtraggio dei coefficienti wavelet.



Figura 5.9. Plot del segnale raw, denoised e dello scalogramma per il tibiale anteriore.

La figura 5.10 mostra dei diversi plot di un passo relativi al tibiale anteriore: dall'alto, la prima figura rappresenta il segnale denoised con le attivazioni individuate secondo l'algoritmo di wavelet presentato in questa tesi, la seconda figura mostra il segnale denoised con le attivazioni individuate secondo l'algoritmo di Bonato et al., e infine l'ultima figura rappresenta il confronto tra le attivazioni.



Figura 5.10. Plot del segnale denoised e delle attivazioni individuate dai due algoritmi per il tibiale anteriore.

La tabella 5 mostra le medie e le deviazioni standard, calcolate su 15 passi e per il tibiale anteriore, relative alle differenze di individuazione dell'inizio delle attivazioni e l'inizio delle disattivazioni tra l'algoritmo sviluppato precedentemente e l'algoritmo secondo Bonato et al.

	MEDIA [ms]	DEVIAZIONE STANDARD [ms]
INIZIO ATTIVAZIONI	4.96	5.54
INIZIO DISATTIVAZIONI	5.42	7.75

Tabella 5.

La figura 5.11 mostra un esempio dei diversi plot di un passo relativi al gastrocnemio laterale: dall'alto, la prima figura rappresenta il segnale raw, o grezzo, senza nessun tipo di filtraggio, la seconda figura mostra il segnale dopo il filtraggio passa-banda e il denoising descritto sopra, e infine l'ultima figura rappresenta lo scalogramma dopo il filtraggio dei coefficienti wavelet.



Figura 5.11. Plot del segnale raw, denoised e dello scalogramma per il gastrocnemio laterale.

La figura 5.12 mostra dei diversi plot di un passo relativi al gastrocnemio laterale: dall'alto, la prima figura rappresenta il segnale denoised con le attivazioni individuate secondo l'algoritmo di wavelet presentato in questa tesi, la seconda figura mostra il segnale denoised con le attivazioni individuate secondo l'algoritmo di Bonato et al., e infine l'ultima figura rappresenta il confronto tra le attivazioni.



Figura 5.12. Plot del segnale denoised e delle attivazioni individuate dai due algoritmi per il gastrocnemio laterale.

La tabella 6 mostra le medie e le deviazioni standard, calcolate su 15 passi e per il gastrocnemio laterale, relative alle differenze di individuazione dell'inizio delle attivazioni e l'inizio delle disattivazioni tra l'algoritmo sviluppato precedentemente e l'algoritmo secondo Bonato et al.

	MEDIA [ms]	DEVIAZIONE STANDARD [ms]
INIZIO ATTIVAZIONI	7.18	5.66
INIZIO DISATTIVAZIONI	2.10	2.62

Tabella 6.

5.4 Soggetto 4

La figura 5.13 mostra un esempio dei diversi plot di un passo relativi al tibiale anteriore: dall'alto, la prima figura rappresenta il segnale raw, o grezzo, senza nessun tipo di filtraggio, la seconda figura mostra il segnale dopo il filtraggio passa-banda e il denoising descritto sopra, e infine l'ultima figura rappresenta lo scalogramma dopo il filtraggio dei coefficienti wavelet.



Figura 5.13. Plot del segnale raw, denoised e dello scalogramma per il tibiale anteriore.

La figura 5.14 mostra dei diversi plot di un passo relativi al tibiale anteriore: dall'alto, la prima figura rappresenta il segnale denoised con le attivazioni individuate secondo l'algoritmo di wavelet presentato in questa tesi, la seconda figura mostra il segnale denoised con le attivazioni individuate secondo l'algoritmo di Bonato et al., e infine l'ultima figura rappresenta il confronto tra le attivazioni.



Figura 5.14. Plot del segnale denoised e delle attivazioni individuate dai due algoritmi per il tibiale anteriore.

La tabella 7 mostra le medie e le deviazioni standard, calcolate su 15 passi e per il tibiale anteriore, relative alle differenze di individuazione dell'inizio delle attivazioni e l'inizio delle disattivazioni tra l'algoritmo sviluppato precedentemente e l'algoritmo secondo Bonato et al.

	MEDIA [ms]	DEVIAZIONE STANDARD [ms]
INIZIO ATTIVAZIONI	6.92	14.2
INIZIO DISATTIVAZIONI	8.61	13.4

Tabella 7.

La figura 5.15 mostra un esempio dei diversi plot di un passo relativi al gastrocnemio laterale: dall'alto, la prima figura rappresenta il segnale raw, o grezzo, senza nessun tipo di filtraggio, la seconda figura mostra il segnale dopo il filtraggio passa-banda e il denoising descritto sopra, e infine l'ultima figura rappresenta lo scalogramma dopo il filtraggio dei coefficienti wavelet.



Figura 5.15. Plot del segnale raw , denoised e dello scalogramma per il gastrocnemio laterale.

La figura 5.16 mostra dei diversi plot di un passo relativi al gastrocnemio laterale: dall'alto, la prima figura rappresenta il segnale denoised con le attivazioni individuate secondo l'algoritmo di wavelet presentato in questa tesi, la seconda figura mostra il segnale denoised con le attivazioni individuate secondo l'algoritmo di Bonato et al., e infine l'ultima figura rappresenta il confronto tra le attivazioni.



Figura 5.16. Plot del segnale denoised e delle attivazioni individuate dai due algoritmi per il gastrocnemio laterale.

La tabella 8 mostra le medie e le deviazioni standard, calcolate su 15 passi e per il gastrocnemio laterale, relative alle differenze di individuazione dell'inizio delle attivazioni e l'inizio delle disattivazioni tra l'algoritmo sviluppato precedentemente e l'algoritmo secondo Bonato et al.

	MEDIA [ms]	DEVIAZIONE STANDARD [ms]
INIZIO ATTIVAZIONI	10.6	14.5
INIZIO DISATTIVAZIONI	2.25	3.40

Tabella 8.

5.5 Soggetto 5

La figura 5.17 mostra un esempio dei diversi plot di un passo relativi al tibiale anteriore: dall'alto, la prima figura rappresenta il segnale raw, o grezzo, senza nessun tipo di filtraggio, la seconda figura mostra il segnale dopo il filtraggio passa-banda e il denoising descritto sopra, e infine l'ultima figura rappresenta lo scalogramma dopo il filtraggio dei coefficienti wavelet.



Figura 5.17. Plot del segnale raw, denoised e dello scalogramma per il tibiale anteriore.

La figura 5.18 mostra dei diversi plot di un passo relativi al tibiale anteriore: dall'alto, la prima figura rappresenta il segnale denoised con le attivazioni individuate secondo l'algoritmo di wavelet presentato in questa tesi, la seconda figura mostra il segnale denoised con le attivazioni individuate secondo l'algoritmo di Bonato et al., e infine l'ultima figura rappresenta il confronto tra le attivazioni.



Figura 5.18. Plot del segnale denoised e delle attivazioni individuate dai due algoritmi per il tibiale anteriore.

La tabella 9 mostra le medie e le deviazioni standard, calcolate su 15 passi e per il tibiale anteriore, relative alle differenze di individuazione dell'inizio delle attivazioni e l'inizio delle disattivazioni tra l'algoritmo sviluppato precedentemente e l'algoritmo secondo Bonato et al.

	MEDIA [ms]	DEVIAZIONE STANDARD [ms]
INIZIO ATTIVAZIONI	12.6	23.1
INIZIO DISATTIVAZIONI	17.4	20.3

Tabella 9.

La figura 5.19 mostra un esempio dei diversi plot di un passo relativi al gastrocnemio laterale: dall'alto, la prima figura rappresenta il segnale raw, o grezzo, senza nessun tipo di filtraggio, la seconda figura mostra il segnale dopo il filtraggio passa-banda e il denoising descritto sopra, e infine l'ultima figura rappresenta lo scalogramma dopo il filtraggio dei coefficienti wavelet.



Figura 5.19. Plot del segnale raw , denoised e dello scalogramma per il gastrocnemio laterale.

La figura 5.20 mostra dei diversi plot di un passo relativi al tibiale anteriore: dall'alto, la prima figura rappresenta il segnale denoised con le attivazioni individuate secondo l'algoritmo di wavelet presentato in questa tesi, la seconda figura mostra il segnale denoised con le attivazioni individuate secondo l'algoritmo di Bonato et al., e infine l'ultima figura rappresenta il confronto tra le attivazioni.



Figura 5.20. Plot del segnale denoised e delle attivazioni individuate dai due algoritmi per il gastrocnemio laterale.

La tabella 10 mostra le medie e le deviazioni standard, calcolate su 15 passi e per il gastrocnemio laterale, relative alle differenze di individuazione dell'inizio delle attivazioni e l'inizio delle disattivazioni tra l'algoritmo sviluppato precedentemente e l'algoritmo secondo Bonato et al.

	MEDIA [ms]	DEVIAZIONE STANDARD [ms]
INIZIO ATTIVAZIONI	7.43	5.72
INIZIO DISATTIVAZIONI	1.76	2.55

Tabella 10.

5.6 Riepilogo risultati

La tabella 11 riporta i dati dei cinque soggetti relativi al tibiale anteriore, quindi medie e deviazioni standard di inizio attivazioni e di inizio disattivazioni. La tabella mostra inoltre i valori medi dei risultati ottenuti, ovvero delle medie e delle deviazioni standard.

	INIZIO ATTIVAZIONI		INIZIO DISATTIVAZIONI	
	MEDIA [ms]	DEVIAZIONE STANDARD [ms]	MEDIA [ms]	DEVIAZIONE STANDARD [ms]
Soggetto 1				
	3.58	3.32	9.10	17.1
Soggetto 2				
	5.10	9.53	10.8	16.7
Soggetto 3				
	4.96	5.54	5.42	7.75
Soggetto 4				
	6.92	14.2	8.61	13.4
Soggetto 5				
	12.6	23.1	17.4	20.3
MEDIE RISULTATI				
	6.63	11.1	10.3	15.1

Tabella 11. Tabella riassuntiva tibiale anteriore.

La tabella 12 riporta i dati dei cinque soggetti relativi al gastrocnemio laterale, quindi medie e deviazioni standard di inizio attivazioni e di inizio disattivazioni. La tabella mostra inoltre i valori medi dei risultati ottenuti, ovvero delle medie e delle deviazioni standard.

	INIZIO ATTIVAZIONI		INIZIO DISATTIVAZIONI	
	MEDIA [ms]	DEVIAZIONE STANDARD [ms]	MEDIA [ms]	DEVIAZIONE STANDARD [ms]
Soggetto 1				
	9.40	7.37	2.57	4.86
Soggetto 2				
	9.26	6.81	2.30	3.94
Soggetto 3				
	7.18	5.66	2.10	2.62
Soggetto 4				
	10.6	14.5	2.25	3.40
Soggetto 5				
	7.43	5.72	1.76	2.55
MEDIE RISULTATI				
	8.77	8.10	2.19	3.47

Tabella 12. Tabella riassuntiva gastrocnemio laterale.

CAPITOLO 6- Discussione e conclusioni

L'obiettivo principale del lavoro presentato è stato quello di proporre una tecnica di filtraggio che utilizzi la trasformata di wavelet per restituire una caratterizzazione in tempo-frequenza di segnali elettromiografici di superficie, che possa essere in grado di fornire una stima affidabile degli intervalli di reclutamento muscolare durante il cammino, al fine di creare le giuste condizioni per una corretta interpretazione del tracciato dal punto di vista clinico. L'idea di base è stata quella di annullare le componenti di basso contenuto di energia del segnale, tramite l'analisi quantitativa dello scalogramma. In particolare, sono state filtrate solamente le componenti dello scalogramma minori dell'1% rispetto al valore massimo 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. Il passo successivo è stato quindi quello di confrontare tale algoritmo con un altro algoritmo efficace e validato in letteratura, il quale si basa appunto sul citato articolo di Bonato et al [9]. Si discuteranno in seguito i risultati ottenuti per ciascuno dei soggetti.

Innanzitutto, anche se si è scelto di utilizzare un approccio di soft tresholding per il filtro di denoising applicato, l'effetto del filtraggio è stato rilevante, come evidenziato nelle figure 5.1, 5.3, 5.5, 5.7, 5.9, 5.11, 5.13, 5.15, 5.17, 5.19. Dalle stesse figure è anche evidente come il filtro applicato tramite denoising non distorce le principali componenti informative del segnale.

Per quanto riguarda invece le differenze tra l'individuazione delle attivazioni tra i due algoritmi, si nota chiaramente come l'approccio presentato nel presente lavoro fornisca delle stime degli istanti di attivazione che sono in linea con quanto individuato dall'algoritmo di Bonato et al. applicato agli stessi dati. Tutte le tabelle riportate, infatti, evidenziano come la distanza tra le predizioni dei due algoritmi sia molto contenuta e cioè dell'ordine dei millisecondi. Analizzando i singoli soggetti nel dettaglio, si possono fare le seguenti considerazioni:

1. Per il soggetto 1, osservando la tabella 1, si può evincere che le differenze tra i due algoritmi per il tibiale anteriore sono più significative nel momento in cui vengono individuati gli istanti di attivazione piuttosto che quelli di disattivazione. Dalla tabella 2 invece si può notare che per il gastrocnemio laterale accade il contrario. Infine, in entrambi i muscoli, le deviazioni standard per gli istanti di inizio disattivazioni sono più alti delle rispettive medie: questo vuol dire che su alcuni passi le differenze sono molto basse mentre su altri sono più significative, e quindi abbiamo delle situazioni eterogenee tra i passi.

- 2. Per il soggetto 2, per il tibiale anteriore, dai dati riportati nella tabella 3, si può dire che le differenze tra l'inizio delle attivazioni sono più basse rispetto a quelle di inizio disattivazioni, ma in entrambi i casi le deviazioni standard sono maggiori della media. Per il gastrocnemio laterale invece sono più piccole le differenze di inizio disattivazioni, e in questo caso, come mostrato dalla tabella 4, la deviazione standard per l'inizio attivazioni è più bassa rispetto alla rispettiva media.
- 3. Per il soggetto 3, nel caso del tibiale anteriore le differenze di inizio attivazione sono leggermente più basse di quelle di inizio disattivazione, e in entrambi i casi le deviazioni standard sono più elevate delle medie. Osservando la tabella 6 per il gastrocnemio laterale si nota invece che le differenze di inizio disattivazione sono più basse.
- 4. Per il soggetto 4, dalla tabella 7 che mostra i risultati ottenuti per il tibiale anteriore, si nota che è più alta la media che esprime la differenza di inizio disattivazioni. Inoltre tra i vari passi abbiamo situazioni molto eterogenee in quanto le deviazioni standard sono più alte delle medie, e nel caso di inizio attivazioni supera addirittura di più doppio il valore della media. Per il gastrocnemio laterale, come si può notare dalla tabella 8, la media per inizio disattivazioni è più bassa rispetto a quella di inizio attivazioni, mentre le deviazioni standard sono più alte delle medie in entrambi i casi.
- Per il soggetto 5, dalla tabella 9 si nota che nel tibiale anteriore la media delle differenze di inizio disattivazioni è più elevata e le deviazioni standard sono maggiori delle medie in entrambi i casi. Per il gastrocnemio laterale invece la media delle differenze di inizio disattivazioni è più bassa rispetto a quella di inizio attivazioni, come mostrato dalla tabella 10.

Più in generale, si può dire quindi che i due algoritmi funzionano in maniera simile: per quanto riguarda la media, la più piccola trovata è del soggetto 5 per la differenza di inizio disattivazioni del gastrocnemio laterale ed è pari a 1.76 ms, mentre la più elevata riguarda sempre il soggetto 5, in particolare nella differenza di inizio disattivazioni del gastrocnemio laterale, ed è pari a 17.4 ms. Anche osservando le tabelle 11 e 12 si possono fare le stesse considerazioni: infatti la media delle medie più alta riportata è quella relativa all'inizio disattivazioni del gastrocnemio laterale ed è pari a 10.3 ms, mentre la media delle deviazioni standard più alta è di 15.1 ms, ed entrambi questi valori sono contenuti. Inoltre, per tutti i soggetti, dall'analisi-tempo frequenza è stato osservato in

maniera qualitativa che in un passo non tutte le attivazioni coprono pienamente il range di frequenza ottenuto dalla scelta della scala, quindi diverse attivazioni hanno range in frequenza diversi, seppur di poco.

Per concludere, si è quindi dimostrato che la tecnica di filtraggio basata sulla trasformata di wavelet introdotta nel presenta studio è in grado di fornire una stima affidabile degli intervalli di reclutamento muscolare durante il cammino, in linea con gli algoritmi più utilizzati in letteratura. Valore aggiunto della presente tesi consiste nel fatto che l'algoritmo sviluppato è in grado di fornire una caratterizzazione in frequenza delle singole attivazioni muscolari durante il cammino. Un futuro passo da compiere è sicuramente quello di testare l'algoritmo su una casistica più ampia e di valutare le performance dello stesso algoritmo su un segnale sintetico, dove si conoscano precisamente le zone in cui si ha rumore e quelle in cui si ha segnale.

CAPITOLO 7- Bibliografia

[1] Chowdury R. H., Reaz M. B. I., Bin Mohd Ali M. A., Bakar A. A. A., Chellappan K., Chang T. G. (2013). *Surface Electromiography Signal Processing and Classification Techniques*. Sensors 13(9), 12431-12466.

[2] De Luca C.J., Gilmore L. D., Kuznetsov M., Roy S. H. (2010). *Filtering the surface EMG signal: Movement artifact and baseline noise contamination.* Journal of Biomechanics 43(8), 1573-1579.

[3] Amrutha, N., Arul, V.H. (2017). *A Review on Noises in EMG Signal and its Removal.* International Journal of Scientific and Research Publications 7(5), 23-27.

[4] Winter D. A., Rau G., Kadefors R., Broman H., de Luca C. J. (1980). *Units, Terms and Standards in the Reporting of EMG Research*. A Report by the *Ad Hoc* Committee of the International Society of Electrophysiology and Kinesiology (I.S.E.K.), Department of Medical Research, Rehabilitation Institute of Montreal, Montreal (Canada).

[5] Merletti R. (1999). *Standards for reporting EMG data*. International Society of Electrophysiology and Kinesiology (I.S.E.K.) 9(1), III-IV.

[6] Stegeman D. F., Hermens H.J. (2007). *Standards for suface electromyography: The European project Surface EMG for non-invasive assessment of muscles (SENIAM)* 1, 108-112.

[7] Sobahi, N. M. (2011). *Denoising of EMG Signals Based on Wavelet Transform.* Asian Transactions on Engineering 1(5), 2221-4267.

[8] Bhoi, A. K., Tamang, J. S., Mishra, P. (2012). *Wavelet packet based Denoising of EMG Signal*. International Journal of Engineering Research and Development 4(2), 78-83

[9] Bonato P., D'Alessio T., Knaflitz M. (1998). *A statistical method for the measurement of muscle activation intervals from surface myoelectric signal during gait*. IEEE Trans Biomed Eng 45(3), 287-299.

[10] Ambrosi G., Castano P., Donato R. F. (2006). *Anatomia dell'uomo*. Edi. Ermes s.r.l. Milano (Italia). Capitoli 3, 5, 14.

[11] Tortora G.J., Derrickson B. (2020) . *Conosciamo il corpo umano*. Zanichelli editore S.p.A.Bologna (Italia). Capitolo 4.

[12] Sadava D., Hillis D. H., Heller H. C., Hacker S. (2020). La nuova biologia.blu. Zanichelli editoreS.p.A. Bologna (Italia). Capitolo CC1.

[13] Sadava D., Hillis D. H., Heller H. C., Hacker S., Purves W.K. (2012). *Biologia.blu plus.* Zanichelli editore S.p.A. Bologna (Italia). Capitolo C9.

[14] Legnani G., Palmieri G. (2016). *Fondamenti di meccanica e Biomeccanica del movimento*. De Agostini S.p.A. Novara (Italia). Capitoli 2,12,13.

[15] Kondrad P.(2006). *The abc of EMG*. Noraxon Inc. Scottsdale (Arizona).

[16] Turker K.S.(1993) . *Electromiography: Some methodological problems and issues*. Journal of the American Physical Therapy Association 73(10), 698-710.

[17] Merletti R., Parker P. (2004). *Electromiography: Physiology, Engineering and Noninvasive Applications*. John Wiley & Sons Inc. Hoboken (New Jersey). Capitoli 2,3,4,5.

[18] Perry J. (1992). Gait Analysis: Normal and Pathological Function. SLACK Inc. Thorofare (USA). Capitoli 1,2,3,4,5,6.

[19] Shoeb.A, Clifford.G. (2005-2006). *Biomedical Signal and Image Processing*. Capitolo 16 – Wavelets; Multiscale Activity in Physiological Signals. Course materials for HST582J/6.555J/16.456J. MIT OpenCourseWare, Massachuttes Institute of Technology.

[20] Teich M.C., Heneghan C., Khanna S.M., Akay.M (1997). *Time frequency and wavelets in biomedical signal processing*. IEEE Press Series Editor . Capitolo 9.

[21] Nayarian K., Splinter R. (2012). *Biomedical Signal and Image Processing.* Taylor & Francis Group. Boca Raton (Florida). Capitolo 5.

[22] Verdoliva, L. (A.A. 2017/2018). Appunti di elaborazione di segnali multimediali: "La Trasformata Wavelet".

[23] Di Nardo F., Mengarelli A., Maranesi E., Burattini L., Fioretti S. (2015). *Gender differences in the myoelectric activity of lower limb muscles in young healthy subjects during walking*. Biomedical signal processing and control 19, 14-22.

67