



UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE

Corso di Laurea in Ingegneria Biomedica

**APPROCCI RECENTI AL PROBLEMA DI STIMA
DELL'ATTIVAZIONE MUSCOLARE DURANTE IL
CAMMINO**

**Recent approaches to the problem of muscle-activation
assessment during walking**

Relatore:

Prof. Francesco Di Nardo

Correlatore:

Prof. Sandro Fioretti

Tesi di Laurea di

Lorenzo Pompei

Anno accademico 2019/2020

Sommario

La stima dell'attivazione muscolare è un passo importante nell'analisi dei segnali EMG non solo durante il cammino, ma nell'intero studio elettromiografico. Il segnale EMG rappresenta le differenze di potenziale misurate a cavallo tra gli elettrodi posti in prossimità del muscolo di interesse sulla superficie cutanea. Indubbiamente l'acquisizione del segnale coinvolgerà anche il rumore di fondo, causato ad esempio dal rumore di linea, ma anche il cross-talk con altri segnali, come i biopotenziali generati dalla contrazione di muscoli vicini. La presenza del rumore quindi aumenta le difficoltà nell'individuare con precisione l'attivazione muscolare. Dunque per affrontare questo problema sono stati individuati metodi con l'obiettivo di avvicinarsi sempre più all'onset reale del muscolo. In particolare sono stati individuati gli approcci più recenti che utilizzano algoritmi iterativi, strumenti aggiornati come le reti neurali e sistemi di deep learning. Queste tecniche innovative, analizzando i risultati dei confronti, hanno apportato in questo studio un livello maggiore di accuratezza rispetto alle tecniche più tradizionali.

Indice

1. Introduzione	2
2. Fisiologia del muscolo	4
2.1 <i>La contrazione muscolare</i>	6
2.2 <i>Elettromiografia</i>	8
3. Gait Analysis	11
3.1 <i>Le fasi del ciclo del passo</i>	13
3.2 <i>Attivazione muscolare durante il cammino</i>	17
4. Stato dell'arte	21
4.1 <i>Sequential Gaussian Mixture Model</i>	22
4.1.1 <i>Materiali e metodi</i>	23
4.1.2 <i>Risultati</i>	26
4.2 <i>Scree-Plot Elbow Detection & Profile-Likelihood</i>	28
4.2.1 <i>Materiali e metodi</i>	29
4.2.2 <i>Risultati</i>	34
4.3 <i>Neural Muscle Activation Detection</i>	37
4.3.1 <i>Materiali e metodi</i>	38
4.3.2 <i>Risultati</i>	41
4.4 <i>Adaptive Linear Energy Detector</i>	43
4.4.1 <i>Materiali e metodi</i>	43
4.4.2 <i>Risultati</i>	48
5. Discussione e conclusioni	51
6. Bibliografia	54

1. Introduzione

La stima dell'attivazione muscolare durante il cammino umano rappresenta uno degli aspetti principali dell'analisi dei segnali elettromiografici (EMG). Essa è caratterizzata dall'insorgenza di bio-potenziali generati dalle fibre muscolari. Questi segnali elettrici, dovuti appunto a una depolarizzazione delle cellule muscolari, sono captati dall'elettromiografo attraverso degli elettrodi, il quale li elabora e li rappresenta come un unico segnale, appunto il segnale EMG, andando a restituire quindi un loro pattern globale.

L'acquisizione tramite strumenti diagnostici dei segnali biologici generati dall'organismo è affetta dalla contemporanea acquisizione di rumore sovrapposta al segnale stesso [1]. Questo disturbo può essere dovuto a segnali esterni, a segnali biologici provenienti da altri distretti corporei, a movimenti degli elettrodi che creano artefatti e a rumori di linea. Per poter studiare un segnale EMG bisogna quindi tener conto della presenza di rumore, il quale aumenta le difficoltà dell'analisi, poiché esso porta ad avere incertezze. A maggior ragione nello studio dell'attivazione muscolare, dove è importante andare ad individuare con esattezza il punto in cui inizia il burst della contrazione muscolare, il rumore e anche il cross-talk (e cioè il segnale EMG indesiderato captato da muscoli attigui a quello in esame) influenzano notevolmente i risultati. Visto che frequentemente il rumore si sovrappone al segnale EMG sia nel dominio del tempo che in quello della frequenza, spesso non è possibile distinguere in maniera del tutto precisa, le fasi di riposo e le fasi di attività di uno specifico muscolo. Gli studi scientifici e l'analisi clinica basati sull'analisi del segnale EMG, però, necessitano di buoni livelli di accuratezza, in modo da poter garantire un livello elevato di affidabilità nelle tecniche preventive o di cura. Per questo motivo si è cercato e si cerca di stabilire sempre con maggiore precisione il timing dell'attività muscolare, ovvero quelli che sono gli istanti di attivazione e di disattivazione della contrazione muscolare. Questo è ancora più essenziale per un compito motorio complesso e strutturato come quello del cammino umano [2].

I primi approcci riportati in letteratura per l'individuazione degli istanti di attivazione e disattivazione muscolare durante il cammino sono basati sull'analisi dell'ampiezza del segnale EMG e in particolare sull'introduzione di una soglia di attivazione, calcolata sulla

base del rumore e della sua deviazione standard. In questo modo, proprio come De Luca ha chiarificato attraverso il primo approccio [3], i burst che superano questa soglia vengono classificati come attività muscolare. Tuttavia questo approccio può generare un errore legato alla corretta individuazione della soglia che può influire in modo importante sui risultati. Come si possono notare, oltre che nell'approccio De Luca, anche nel metodo di Bonato [4], nel quale viene aggiunta una seconda soglia basata sul tempo di attività, o nel più recente studio di Severini in [5].

Nonostante che una grande quantità di studi su questo argomento sia riportata in letteratura, ancora non è stato identificato un gold standard che possa essere utilizzato con continuità sia in ambito clinico che di ricerca. Quindi l'obiettivo della presente tesi è analizzare la letteratura molto recente (sviluppatasi approssimativamente negli ultimi cinque anni) alla ricerca di metodi avanzati per la stima quantitativa dell'attività muscolare durante il cammino, che superino le performance degli approcci più classici e si candidino come studi di riferimento per il futuro.

2. Fisiologia del muscolo

Il muscolo è un organo composto da tessuto muscolare che produce una contrazione, la quale cambia sia la lunghezza che la forma della cellula. Nel nostro organismo sono presenti tre tipi di tessuto muscolare [6]:

- muscolo scheletrico (muscolo volontario), il quale è ancorato all'osso attraverso i tendini e viene utilizzato per compiere i movimenti scheletrici come la locomozione e il mantenimento della postura;
- muscolo liscio (muscolo involontario), il quale non è sotto il controllo cosciente e si trova all'interno delle pareti degli organi;
- muscolo cardiaco (miocardio), il quale è un muscolo involontario ma ha la stessa struttura del muscolo scheletrico.

Tutti i muscoli scheletrici presenti nel nostro corpo sono composti da numerose fibre muscolari, le quali sono formate da strutture cilindriche dette miofibrille, che consistono in tante catene molecolari composte da mecano-proteine (actina e miosina) [7]. L'actina e la miosina sono aggregate a formare delle unità definite sarcomeri. In particolare ogni sarcomero è delimitato dalle linee Z, che hanno lo scopo di unire meccanicamente i capi terminali dei sarcomeri contigui. Le fibre muscolari sono avvolte da una membrana, il sarcolemma, la quale agisce come una barriera tra i compartimenti extracellulari e intracellulari, separando la fibra muscolare dall'ambiente circostante. Ad ogni estremità delle fibre questa membrana si fonde con una fibra tendinea che, a sua volta unendosi con altre fibre, si raccoglie in fasci per formare i tendini muscolari che aderiscono alle ossa,

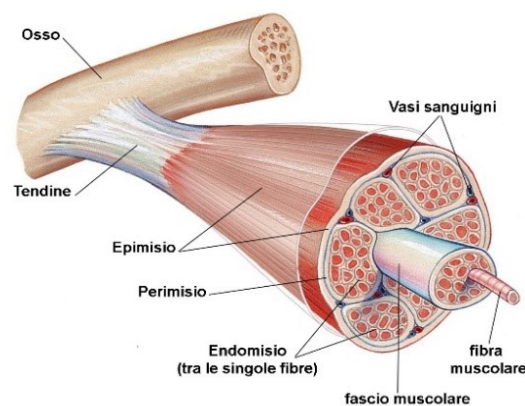


Figura 1. Fisiologia muscolo scheletrico.

collegando muscolo e scheletro. Le proteine principali per la contrazione muscolare sono quindi l'actina e la miosina, le quali sono organizzate rispettivamente in filamenti sottili e filamenti spessi. In particolare i filamenti sottili sono legati alle linee Z (o disco Z) e sono costituiti oltre che dall'actina, anche dalla troponina e tropomiosina, proteine accessorie coinvolte anch'esse nella contrazione e nel rilassamento muscolare. Mentre per quanto riguarda i filamenti spessi, essi sono costituiti da molecole di miosina. Più chiaramente i filamenti spessi sono formati dall'aggregazione delle code di miosina, mentre le teste si proiettano lateralmente verso i filamenti sottili. All'interno del sarcomero si possono riconoscere alcune microstrutture, costituite come detto da actina e miosina, e lo si può suddividere in diverse zone:

- la banda I, in cui è presente solo i filamenti sottili;
- la zona H, regione in cui troviamo solo filamenti spessi;
- la banda A, dove troviamo entrambi i filamenti;

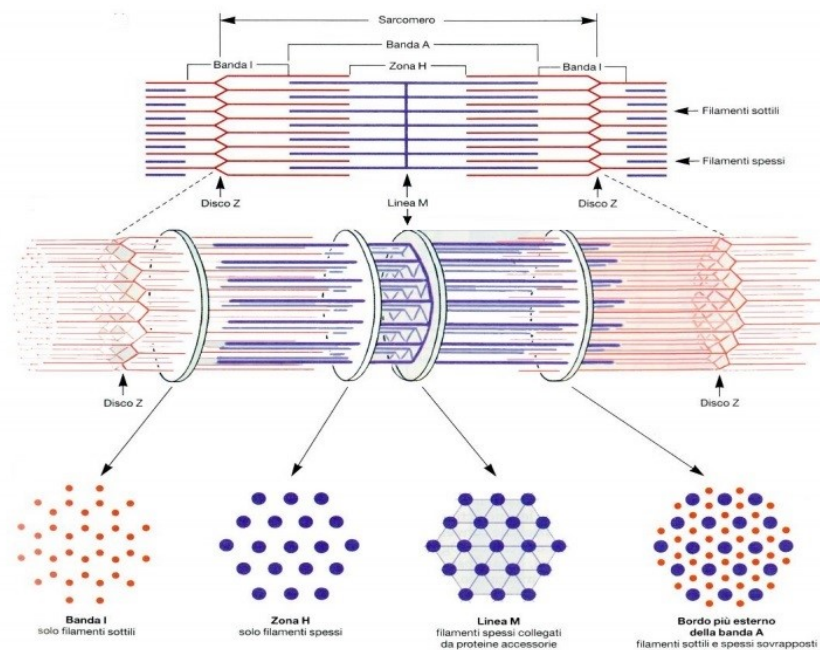


Figura 2. *Struttura sarcomero.*

Tutti i muscoli, sia che siano muscoli involontari che volontari, sono controllati dal sistema nervoso centrale. Nei muscoli scheletrici, le unità funzionali di base della contrazione sono costituite dalle fibre innervate dai terminali assonali di un singolo

motoneurone. Questa unità di base è definita unità motoria (UM). Gruppi di unità motorie lavorano spesso insieme per coordinare le contrazioni di un singolo muscolo.

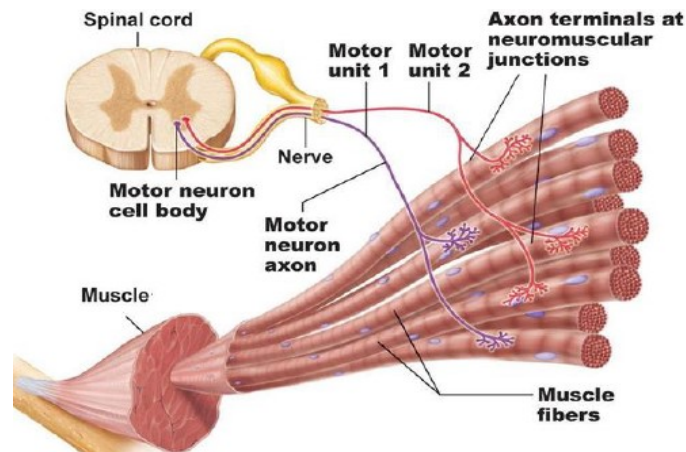


Figura 3. Fisiologia del controllo nervoso sul muscolo.

2.1 La contrazione muscolare

Il meccanismo di contrazione muscolare coinvolge le proteine costituenti il sarcomero. In particolare le interazioni tra le teste miosiniche e i filamenti sottili di actina determinano l'avvicinamento delle linee Z e il conseguente accorciamento del sarcomero secondo un processo chiamato meccanismo di scorrimento, il quale è un processo ciclico. Quindi partendo da una fase di rilassamento muscolare, nella quale i complessi troponina-tropomiosina bloccano i siti di legame dell'actina e alle teste della miosina sono attaccate ciascuna una molecola di ATP, la contrazione avviene con l'arrivo dello stimolo nervoso attraverso il motoneurone. Dunque quando il segnale elettrico giunge alle sinapsi (giunzioni comunicanti tra la parte terminale del motoneurone e le fibre muscolari), vengono liberate molecole di acetilcolina. Queste agiscono sui recettori della placca neuromuscolare determinando il potenziale d'azione che si propaga all'interno della fibra muscolare. In questo modo viene indotta la liberazione di ioni Ca^{2+} dal reticolo

sarcoplasmatico, il quale è proprio il contenitore e il controllore degli ioni calcio presenti nelle miofibrille. Gli ioni Ca^{2+} liberati si legano ai siti della troponina, che cambia la conformazione della tropomiosina esponendo così i siti di legame dell'actina. Nello stesso istante avviene l'idrolisi dell'ATP in ADP + fosfato con la liberazione dell'energia necessaria per la contrazione. In questo modo la testa della miosina si posiziona in una conformazione tale da garantire il legame con il sito sull'actina.

Quando i gruppi fosfato si staccano dalle teste di miosina, queste si legano ai siti dell'actina. Dopodiché si staccano anche le molecole di ADP e le teste di miosina si piegano e ruotano sviluppando colpi di frusta che spingono i filamenti spessi e sottili a sovrapporsi, provocando l'accorciamento della fibra muscolare. Terminato l'impulso meccanico, la concentrazione di Ca^{2+} e quindi si stacca dal sito della troponina meccanico andando a riportare in posizione originale la tropomiosina, inoltre una nuova molecola di

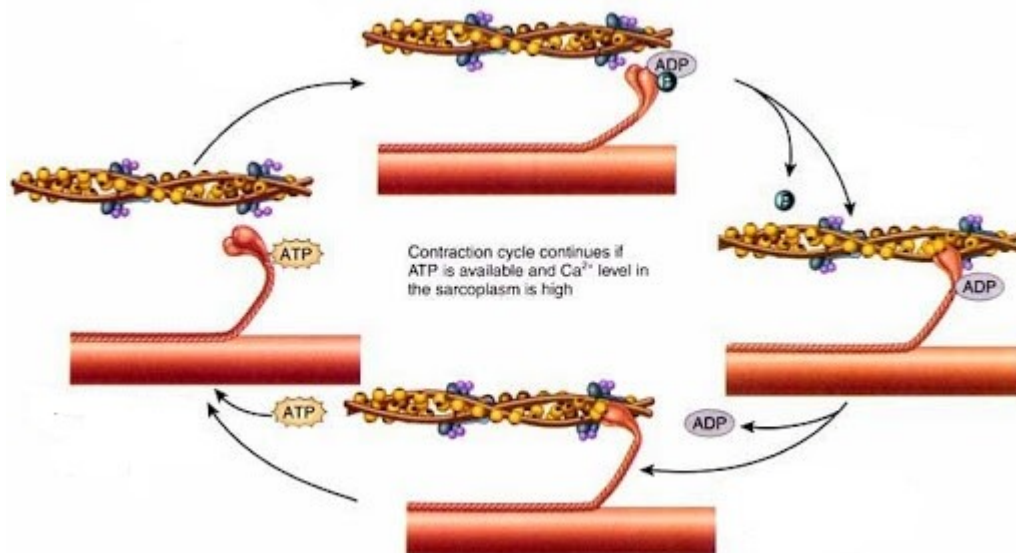


Figura 4. Ciclo della contrazione muscolare.

ATP si lega alla testa della miosina e questa si stacca dal suo legame rendendo possibile l'inizio di un nuovo ciclo di contrazione. Questi eventi permettono il rilassamento del muscolo e quindi il ritorno alla posizione di partenza dei filamenti, dunque delle fibre muscolari coinvolte.

2.2 Elettromiografia

L'elettromiografia (EMG) è un esame strumentale che va a valutare i potenziali elettrici generati da un muscolo durante la sua contrazione [8]. Questi potenziali sono causati dalla depolarizzazione delle fibre muscolari come risposta all'impulso elettrico che giunge alla sinapsi neuromuscolare. Ogni fibra muscolare, ovvero ogni cellula muscolare, ha un potenziale di riposo dovuto a una diversa concentrazione ionica tra l'ambiente intracellulare ed extracellulare. Questa differenza è data dallo scambio ionico che si genera attraverso la membrana, in più con l'attività della pompa sodio-potassio si arriva ad avere quindi il potenziale di riposo di circa -70 mV. L'arrivo dello stimolo neuronale alla giunzione muscolare, fa espellere le molecole di acetilcolina dalla terminazione nervosa, la quale, oltre ad andare a produrre una scarica di ioni calcio dal

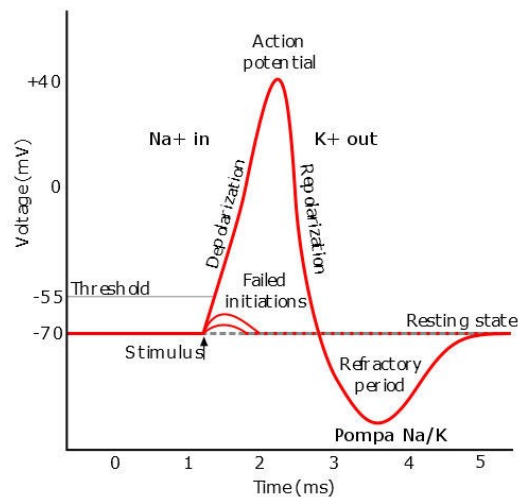


Figura 5. Potenziale d'azione nella fibra muscolare.

sarcoplasma, va a modificare la conformazione dei canali ionici. In questo modo viene permesso il passaggio attraverso la cellula di ioni positivi, come sodio (Na^+), potassio (K^+), e calcio (Ca^{2+}). Dunque con l'apertura dei canali sodio, i quali entrano all'interno della fibra muscolare, si genera una variazione del potenziale locale. Questo perché l'interno della membrana è negativo, dunque con l'ingresso di ioni positivi si crea questa depolarizzazione. Questo potenziale d'azione quindi arriva fino ad un picco di circa +40 mV provocando così la contrazione muscolare. Questa variazione di potenziale avviene nell'arco di pochi millisecondi, dopo i quali i canali del sodio si inattivano e

hanno la maggior permeabilità quelli del potassio. In questo modo gli ioni K^+ che sono all'interno della cellula escono e si ripristina il potenziale di riposo della cellula e questa fase è chiamata ripolarizzazione.

Il segnale EMG, acquisito tramite l'elettromiografo, rappresenta quindi la tensione rilevata con due o più elettrodi in prossimità dei muscoli in analisi. A seconda del tipo di elettrodo utilizzato vi sono due tipi di elettromiografia:

- elettromiografia ad ago, la quale è invasiva poiché si inserisce nel muscolo un elettrodo ad ago appunto che va a ricevere l'informazione localizzata della singola unità motoria.
- elettromiografia di superficie (sEMG), in cui i sensori sono posti sulla superficie cutanea e acquisisce la sovrapposizione dei segnali di tutte le unità motorie al di sotto dell'elettrodo.

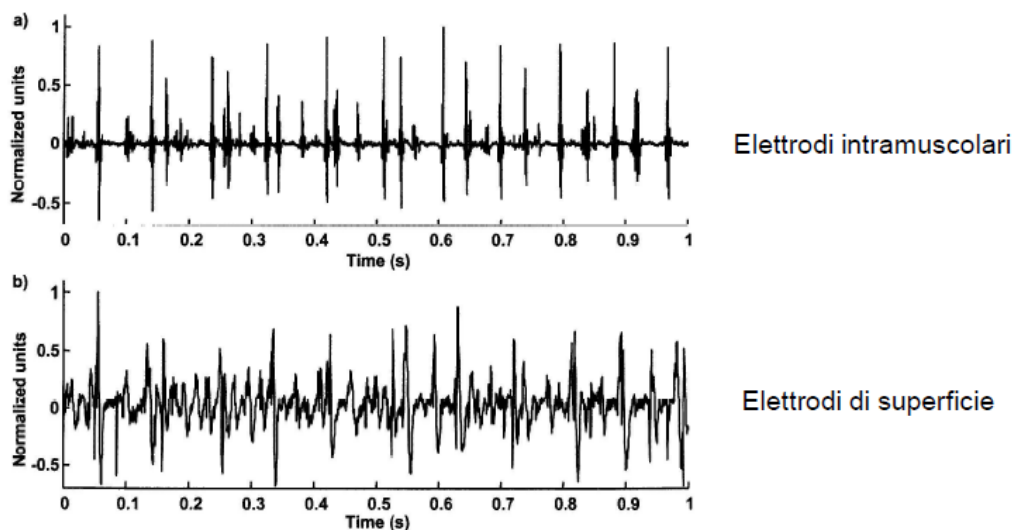


Figura 6. Confronto tra elettromiografia ad ago (a) ed elettromiografia si superficie (b).

Nel nostro studio, essendo una valutazione di attivazione muscolare durante il cammino e quindi un'analisi dinamica, si è utilizzata la tecnica sEMG poiché è più economica, meno invasiva, non condiziona i movimenti seppur è soggetta a maggiori disturbi. Lo scopo della nostra analisi, infatti, è proprio di ricercare le tecniche di analisi del segnale sEMG che, nonostante la presenza di rumori, riescano ad individuare con precisione i tempi di attivazione e disattivazione muscolare. L'utilizzo dell'elettromiografia di superficie permette di andare ad osservare quindi l'attività di interi gruppi muscolari attraverso il pattern e l'intensità del segnale. Questa tecnica si

basa sull'acquisizione differenziale per avere una migliore visualizzazione del segnale di interesse: ovvero vengono posti due elettrodi a distanza di pochi millimetri lungo la direzione longitudinale del muscolo. In questa maniera infatti i disturbi presenti in entrambi gli elettrodi vengono eliminati nella sottrazione.

Il segnale EMG, come detto precedentemente, è corrotto da componenti di rumore indesiderate di diversa origine e di cui bisogna tenere conto attentamente. Infatti esso presenta il cross-talk, ovvero un disturbo generato dai muscoli adiacenti al muscolo, dato che appunto con l'elettromiografia si riceve il segnale non della singola unità motoria ma della zona sottostante l'elettrodo. Un'altra fonte di rumore, o meglio di degradazione dell'acquisizione del segnale è la pelle stessa, la quale presenta zone ad alta impedenza come lo strato corneo. Per questo motivo prima di applicare gli elettrodi è necessario abrasare la superficie e interporre tra il sensore e la pelle un apposito gel conduttivo, in modo da avere una resistenza cutanea minore di 100 kOhm. Un ulteriore accorgimento per ridurre il rumore è quello di evitare ambienti elettronicamente molto rumorosi, cioè in cui sono presenti molti dispositivi elettronici che generano interferenze. Dunque per analizzare con precisione il segnale EMG però è necessario elaborarlo. In particolare l'elettromiografo applica un filtro passa-banda eliminando le frequenze al di sotto dei 5 Hz e maggiori dei 200Hz in modo da eliminare altri rumori. A questo punto un amplificatore differenziale amplifica l'ampiezza così da poter analizzare meglio il segnale, considerando che i muscoli generano segnali di ampiezza tra 0.1 microvolt e 5 microvolt.

3. Gait Analysis

La Gait Analysis è un'analisi del movimento degli arti inferiori che va a valutare le caratteristiche della postura e appunto del movimento durante il cammino. Questa è un'applicazione importante in clinica poiché evidenzia le variazioni rispetto ad un comportamento normale, dove normale indica un movimento fisiologico degli arti, e individuando così le patologie presenti. L'analisi del cammino è un approccio molto utile poiché utilizza la spettrofotogrammetria, la quale viene, però, affiancata dall'utilizzo di valutazioni quantitative tridimensionali, relative alla cinematica, alla dinamica ed all'attivazione muscolare. Infatti un sostegno fondamentale è garantito dall'analisi della dinamica, la quale determina le forze scambiate tra piede (elemento di contatto) e terreno attraverso piattaforme di forza, e dall'elettromiografia, che come si è visto va ad analizzare l'attività muscolare.

Il cammino è il movimento determinato da una serie di attività motorie cicliche degli arti inferiori che permette il movimento del corpo in avanti mantenendo contemporaneamente la stabilità della posizione [9]. Perciò queste skills permettono di trasferire il peso corporeo sull'arto di supporto e quindi di avanzare l'arto controlaterale [2]. In particolar modo, durante l'avanzamento del corpo, un arto funge da supporto mobile mentre l'altro compie un'oscillazione per raggiungere un nuovo sito di supporto. Dunque in questa fase di doppio appoggio c'è il trasferimento del peso da uno all'altro, in modo che si possa procedere nel movimento invertendo i ruoli dei due arti.

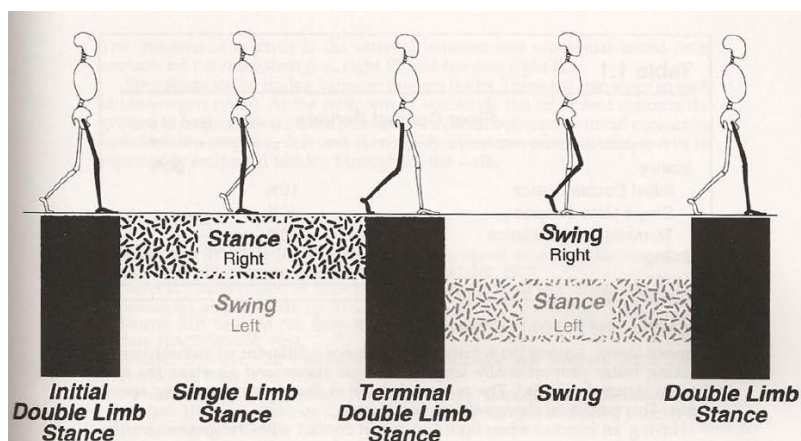


Figura 7. Ruoli degli arti inferiori durante il cammino.

Nella Figura 7, se si va ad osservare solamente un singolo arto (vedi arto destro), si può notare come esso compia un ciclo: ovvero partendo da una posizione di appoggio iniziale, passando per la fase di supporto, proseguendo con quella di volo dopo un passaggio in doppio appoggio, ritorna alla condizione iniziale di appoggio, ovviamente in una posizione differente rispetto a quella di inizio. Questa evoluzione compiuta è denominata gait cycle (ciclo del passo), la quale è costituita da due fasi, o meglio da due periodi: stance e swing. Stance (appoggio) è il termine utilizzato per identificare l'intero periodo durante il quale il piede è appunto appoggiato a terra. Mentre la fase di swing inizia con lo stacco della parte terminale del piede e si conclude con il contatto del tallone (per i soggetti sani) con il terreno, quindi include la fase di oscillazione dell'arto.

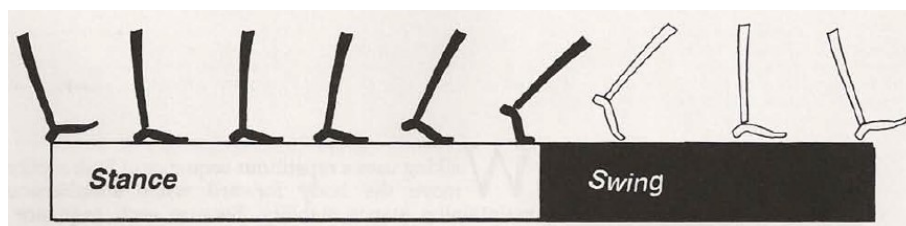


Figura 8. *i due periodi del gait cycle di un singolo arto: stance e swing.*

La distribuzione dei due periodi del ciclo del passo durante il cammino è del 60% per la fase di stance e del 40% per lo swing. Il tempo per le fasi di appoggio è del 10% per ogni intervallo di appoggio doppio e del 40% per il supporto di un arto singolo. Si noti che il supporto di un solo arto equivale all'oscillazione dell'altro, poiché si verificano nello stesso momento (Figura 7). La durata precisa di questi intervalli del ciclo del passo varia con la velocità di deambulazione della persona. Infatti al diminuire della velocità la fase di doppio appoggio e i tempi di oscillazione aumentano. Mentre camminare più velocemente allunga proporzionalmente la fase di singolo appoggio e accorcia gli intervalli di doppio appoggio.

Il ciclo del passo viene identificato dal termine descrittivo strider. Infatti stride è l'equivalente di un ciclo del passo, ovvero risulta essere l'intervallo spazio-temporale tra il contatto iniziale (IC, vedi sotto-capitolo successivo) di un piede e l'appoggio sequenziale dello stesso piede. Questo periodo può anche essere chiamato gait oppure falcata. Lo step, invece, si riferisce invece alla distanza spazio-temporale tra l'appoggio di un piede (IC), che per soggetti sani è il tallone, e l'appoggio della stessa parte dell'altro piede. In particolare vediamo che in ogni falcata o ciclo del passo, ci sono due semipassi:

ovvero a metà di un gait, l'altro piede tocca il suolo per iniziare il suo periodo d'appoggio. La distinzione tra step e gait è importante poiché il gait essendo l'equivalente del ciclo del passo, rappresenta l'unità funzionale di riferimento nella gait analysis.



Figura 9. Differenza tra gait e step.

3.1 Le fasi del ciclo del passo

Il ciclo del passo, come abbiamo appena visto, viene suddiviso nei due periodi principali: stance e swing. Da questa suddivisione, J. Perry in "The Gait cycle, Gait Analysis Normal and pathological Function" [2], ha distinto l'intero Gait cycle in otto sotto intervalli funzionali, chiamati fasi. L'involuppo del passo attraverso il compimento sequenziale di queste fasi permette all'arto inferiore di portare a termine tre compiti base del cammino: l'accettazione del carico (weight acceptance), l'appoggio su un singolo arto (single limb support), l'avanzamento dell'arto (limb advancement).

Nella Figura 10 possiamo vedere, infatti, come J. Perry ha evidenziato, attraverso una rappresentazione piramidale, le varie fasi del ciclo legandole ciascuna alla sua specifica task e al relativo periodo spazio-temporale.

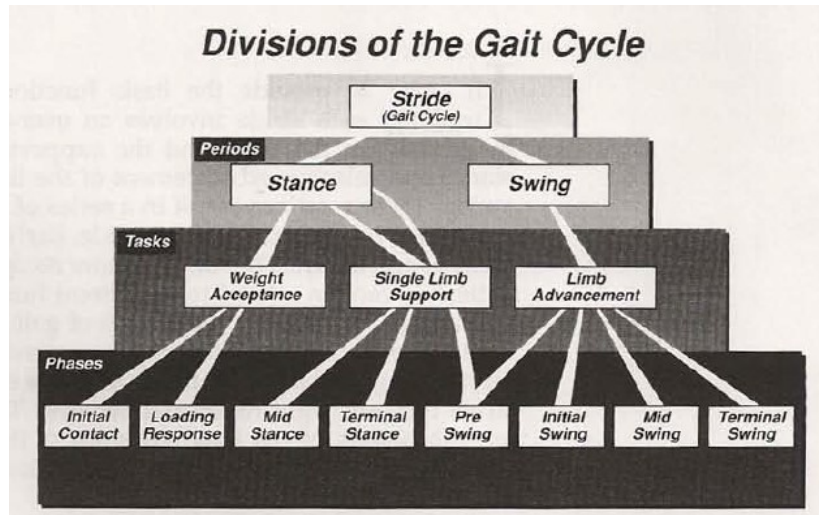


Figura 10. *Suddivisione del Gait cycle.*

Dunque da questa suddivisione possiamo notare come il periodo di appoggio (stance) comprende due dei tre compiti di base, ovvero l'accettazione del carico e il supporto del singolo arto. Mentre il periodo di oscillazione (swing) considera la sola task di avanzamento dell'arto. L'ulteriore scissione nelle otto fasi del passo evidenzia come ciascuna di esse sono coinvolte nel raggiungimento del preciso obiettivo funzionale.

Andiamo ora ad analizzare le fasi del ciclo del passo relative alle singole task [10].

Task 1: Accettazione del carico

L'accettazione del carico caratterizza l'inizio del periodo di appoggio e considera le prime due fasi del gait (Figura 11):

- *Fase 1: Initial Contact (IC, contatto iniziale)*

Questa fase include il momento in cui il piede tocca il terreno e questo primo contatto avviene attraverso il tallone, il quale sarà utile come base per il rocker del piede nelle fasi successive. L'intervallo d'azione del contatto iniziale è 0-2% del Gait Cycle (GC).

- *Fase 2: Loading Response (Risposta al carico)*

Questa fase inizia con il contatto iniziale con il terreno e continua finché l'altro piede non viene sollevato per oscillare. Essa è evidente nell'intervallo 0-10% GC. L'obiettivo della risposta al carico è quello di assorbire gli urti derivanti dal contatto iniziale con il terreno e di conservare la progressione stabilizzando il soggetto.

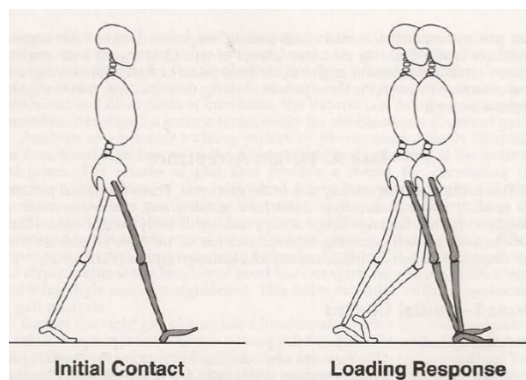


Figura 11. Le prime due fasi del ciclo del passo.

Task 2: Appoggio del singolo arto

L'appoggio del singolo arto a contatto con il pavimento è determinata dal distacco del piede controlaterale (il piede opposto) per l'oscillazione e continua finché il piede controlaterale non giunge nuovamente al suo contatto iniziale con il suolo. Le fasi che compendono questa task sono raffigurate in Figura 12:

- *Fase 3: Mid Stance (Appoggio intermedio)*

L'appoggio intermedio è considerato nell'intervallo 10-30% GC, dunque inizia quando il piede controlaterale viene sollevato e continua fino a quando il peso corporeo non è spostato sull'avampiede.

- *Fase 4: Terminal Stance (Appoggio terminale)*

Questa fase è la parte terminale del singolo appoggio, dunque il peso corporeo si sposta oltre all'avampiede e l'arto si prepara alla fase di swing. Infatti dopo questa fase, avremo la fase di pre-swing. L'appoggio terminale è nel 30-50% del GC.

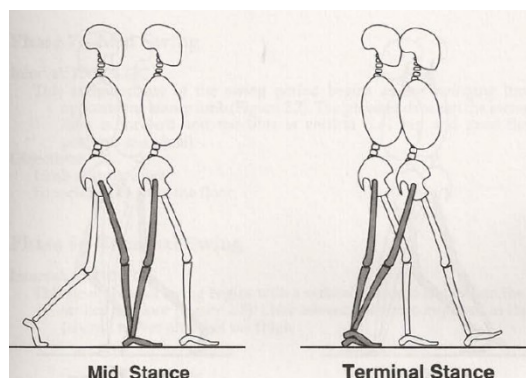


Figura 12. Fasi dell'appoggio del singolo arto.

Task 3: Avanzamento dell'arto

L'avanzamento dell'arto (Figura 13) inizia nella fase finale dell'appoggio (pre-swing) e una volta che l'arto si solleva dal terreno avviene il vero movimento di oscillazione attraverso le tre fasi:

- *Fase 5: Pre-Swing (Preoscillazione)*

La preoscillazione è considerata nella task 3 seppur è nella fase finale dell'appoggio, o meglio è nel secondo periodo di doppio appoggio nel ciclo del passo. Dunque questa inizia con il contatto iniziale dell'arto controlaterale e termina con lo stacco omolaterale del piede scarico che ha compiuto il periodo di stance. Riguarda il 50-60% del GC.

- *Fase 6: Initial Swing (Oscillazione iniziale)*

L'oscillazione iniziale avviene al 60-73% di GC ed è approssimativamente un terzo dell'intero periodo di swing. Questa fase inizia con il sollevamento del piede da terra.

- *Fase 7: Mid Swing (Oscillazione intermedia)*

Questa seconda fase di oscillazione, che avviene al 73-87% del GC, inizia quando l'arto oscillante si trova in posizione opposta all'altro arto e termina quando la tibia dell'arto oscillante è in posizione verticale, ovvero quando anche e ginocchio hanno la stessa flessione.

- *Fase 8: Terminal Swing (Oscillazione terminale)*

Questa fase termina l'avanzamento dell'arto, dunque avviene nella fase finale del ciclo del passo (87-100% GC) e si conclude quindi con il contatto del piede con il terreno.

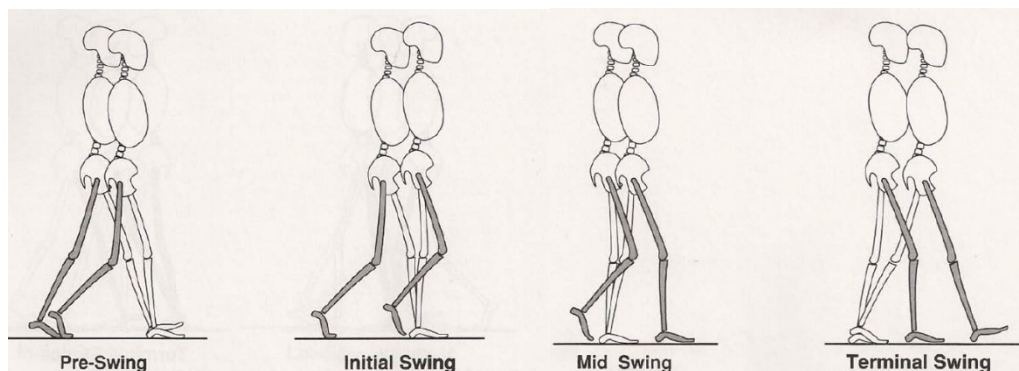


Figura 13. Fasi dell'avanzamento dell'arto.

3.2 Attivazione muscolare durante il cammino

Durante il cammino è possibile suddividere funzionalmente il corpo in due unità: passeggero e locomotore. Fondamentalmente, l'unità passeggero è responsabile solamente della propria integrità posturale, mentre all'unità locomotora adempie a quella che è la deambulazione. Il locomotore comprende gli arti inferiori e dunque anche i loro muscoli scheletrici, i quali sono i generatori e i controllori del ciclo del passo nel nostro corpo. Sono proprio denominati scheletrici perché sono legati allo scheletro e permettono il movimento di questo apparato, attraverso le articolazioni, per effettuare skills e spostamenti. Le articolazioni coinvolte nell'apparato locomotore, dunque, sono l'articolazione dell'anca, quella del ginocchio e quella, più articolata dal punto di vista anatomico, della caviglia.

Nel cammino, perciò, l'unità locomotora è quella che ha un ruolo fondamentale, poiché deve trasportare il corpo nella posizione desiderata. Per questo motivo ciascun arto che sostiene il peso svolge quattro funzioni distinte durante la deambulazione:

1. Genera una forza propulsiva.
2. Mantiene la stabilità verticale considerando il cambiamento continuo della postura.
3. Riduce al minimo lo shock dell'impatto con il terreno in ogni contatto iniziale del passo.
4. Conserva l'energia in modo da ridurre la quantità di sforzo muscolare richiesto per l'esecuzione delle funzioni precedenti.

La forza propulsiva è necessaria proprio per far sì che il corpo riesca a compiere il giusto movimento o spostamento, ma il corpo necessita appunto di una stabilità poiché ad esso manca una stabilità passiva durante l'appoggio. Infatti durante la veglia, il corpo si muove da dietro a davanti al piede che lo sostiene e allo stesso tempo l'area di appoggio cambia dal tallone, al piede piatto e quindi all'avampiede. Solo nel punto medio del periodo di appoggio l'allineamento del corpo si avvicina a quello di una posizione stabile e tranquilla in piedi. Tuttavia questa stabilizzazione è estremamente necessaria quando si è in una postura di quiete in piedi, mentre durante la deambulazione la stabilizzazione muscolare risulterà minore proprio perché in corpo è in movimento. L'azione di maggior

stabilizzazione che i muscoli compiono durante il cammino è al livello dell'anca. Infatti quando viene sollevato un arto per il periodo di swing viene rimosso il supporto in que lato del corpo. Questo gesto genera instabilità al corpo che però viene evitata da uno spostamento del vettore del corpo verso l'arto in appoggio e da una forte contrazione degli abduttori dell'anca. Dunque ad ogni step abbiamo lo spostamento del baricentro corporeo sopra il piede di appoggio e la contrazione degli abduttori dell'anca per mantenere in posizione eretta il bacino e il tronco.

I muscoli degli arti inferiori, come abbiamo detto, oltre a gestire la stabilità dell'apparato locomotore stesso, sono gli attori del cammino.

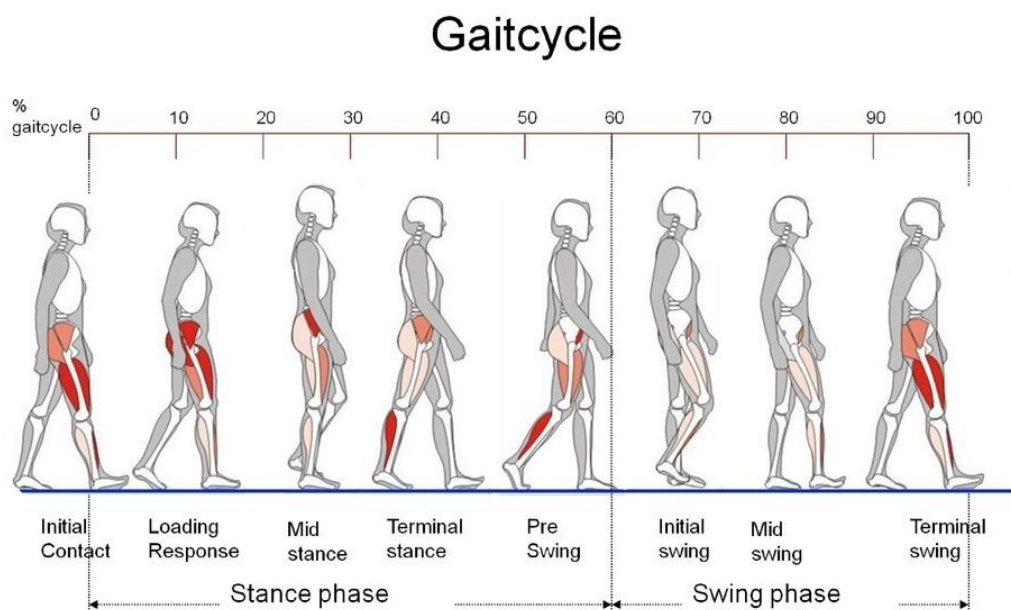


Figura 14. Attività dei principali gruppi muscolari durante il gait cycle.

Durante la fase di appoggio i muscoli sono dedicati a fornire la stabilità, come detto, ma anche ad assorbire l'impatto del contatto iniziale e a gestire la progressione sul piede d'appoggio. Vediamo meglio le attivazioni dei muscoli nelle varie fasi del passo.

Oscillazione terminale e contatto iniziale

Nell'oscillazione terminale i tre ischiocrurali continuano prima l'attivazione dell'oscillazione intermedia con un picco di intensità per assorbire parzialmente l'impatto con il terreno e nella parte finale riducono la loro intensità per non flettere il ginocchio. La flessione viene comunque contrastata dall'attivazione dei vasti per far sì che ci sia la completa estensione del ginocchio necessaria per il contatto iniziale. L'azione di rallentamento della gamba per favorire l'appoggio è sostenuta sia dagli ischiocrurali, ma

anche degli estensori dell'anca. Inoltre si attivano anche i pretibiali per garantire il giusto posizionamento del piede.

Risposta al carico

In questa fase è fondamentale riuscire ad accettare il carico, ovvero minimizzare lo shock che genera l'impatto con il terreno che avviene attraverso il tallone. Proprio per questo si ha un picco di intensità da parte dei vasti per limitare la flessione del ginocchio che avviene a causa del rocker sul tallone. Tuttavia dopo che c'è stato questo controllo, i quattro vasti si rilasciano rapidamente.

Appoggio intermedio e appoggio terminale

Nell'appoggio intermedio la progressione sul piede in appoggio viene assicurata dai flessori plantari della caviglia. In particolare modo si attiva il soleo, il quale fornisce una forza di flessione plantare per ridurre la velocità della tibia. Però il picco dell'attivazione del soleo si ha nella fase dell'appoggio terminale, quando il soleo deve contrastare il momento dorsi-flessorio generato dal vettore del corpo e deve generare un elevato momento plantar-flessorio per sostenere il peso del corpo. Appena l'arto controlaterale tocca il terreno l'azione del soleo cessa. In aiuto al soleo si contrae il gastrocnemio, il quale ha un'attivazione analoga a quella del muscolo visto in queste fasi.

La fase di pre-oscillazione è la transizione dall'appoggio all'oscillazione dell'arto. Per poter passare alla fase di oscillazione iniziale è necessario che un'azione sinergica dei muscoli flessori sollevi l'arto.

Pre-oscillazione

Nella pre-oscillazione il muscolo adduttore lungo si attiva per contrastare il movimento abduzionale dell'anca, creato per stabilizzare la postura. Successivamente avviene l'attivazione del retto femorale, il cui ruolo è quello di favorire lo stacco e l'avanzamento dell'arto attraverso la flessione dell'anca.

Oscillazione iniziale

In questa fase si ha l'attivazione simultanea del gracile e del sartorio e dell'iliaco, che determinano la rotazione anteriore della coscia, a cui si aggiunge l'azione del capo breve del bicipite femorale per aumentare la componente flessoria del ginocchio.

Oscillazione intermedia

In questa fase di piena oscillazione si nota una riduzione dell'attività dei flessori dorsali della caviglia, infatti l'unico muscolo che rimane attivo è il gracile. Nell'oscillazione intermedia i muscoli sono silenti e questo perché il momento generato dalla vigorosa azione muscolare nell'oscillazione iniziale è sufficiente per concludere la sospensione dell'arto.

Analizzando queste fasi del passo e individuando le attivazioni muscolari durante il cammino, si nota facilmente come il corpo necessita di una precisa collaborazione tra tutti i muscoli presenti negli arti inferiori. Per questo motivo riuscire ad individuare con precisione gli istanti di attivazione/disattivazione, non solo permette di poter definire con certezza quali muscoli sono coinvolti in uno specifico passaggio, ma permette anche di poter studiare le problematiche cliniche.

4. Stato dell'arte

La fisiologia del muscolo ci ha condotto ad osservare che la contrazione muscolare è generata dai Motor Unit Action Potential (MUAP), ovvero dai potenziali d'azione stimolati dai motoneuroni. I MUAP generati dalla stessa unità motoria in maniera ripetitiva, vengono detti treni, o meglio vengono definiti MUAPT.

Il segnale mioelettrico è formato da una somma spazio-temporale di MUAPT. In particolare per andare a studiare il segnale mioelettrico si è notato inizialmente, come ha ben evidenziato De Luca in [3], che durante la contrazione muscolare il firing rate del muscolo aumenta in maniera netta. Questo firing rate è definito come il numero medio di MUAP al secondo in un MUAPT. De Luca, infatti ha sfruttato questa caratteristica del segnale proprio per andare ad individuare quella che è l'attività muscolare nel segnale mioelettrico.

Il miglioramento nell'analisi sei segnali elettromiografici è avvenuto però con l'approccio ideato da Bonato, il quale ha presentato in [4] un originale rivelatore a doppia soglia dell'attivazione muscolare, sviluppato specificatamente per l'analisi del cammino. Questo rilevatore funziona sul segnale mioelettrico grezzo e, quindi, non richiede alcun rilevamento di involuppo. In particolare le sue prestazioni sono fissate dai valori di tre parametri, ovvero probabilità di falsi allarmi (Pfa), probabilità di rilevamento e risoluzione temporale. La caratterizzazione del rivelatore a doppia soglia proposto da Bonato ha dimostrato che, nella maggior parte delle situazioni pratiche, il bias delle stime delle transizioni on-off è inferiore a 10 ms, la deviazione standard può essere mantenuta inferiore a 15 ms. Dove il bias indica la differenza tra valore medio individuato e valore reale degli istanti on/off. Questi risultati mostrano che questo approccio di rilevamento è soddisfacente nella ricerca, così come nella pratica clinica.

L'algoritmo a doppia soglia per il rilevamento di inizio-offset sEMG presentato da Bonato è stato perfezionato da Severini in [5] con lo sviluppo di una formulazione migliorata. Per la precisione la formulazione originale (quella di Bonato), che mantiene fissa la soglia, soffre di degrado delle prestazioni ogni volta che l'SNR cambia durante l'analisi. Il nuovo approccio (Severini) è stato progettato per adattarsi ai cambiamenti SNR dei segnali sEMG registrati in condizioni statiche e dinamiche. I parametri di rilevamento, come la probabilità di rilevamento e di falso allarme, vengono aggiornati

sulla base di una stima dell'SNR. La formulazione proposta è stata valutata su dati sEMG simulati e reali: per SNR costante sono confermate le prestazioni della formulazione originale (per $SNR > 8$ dB, bias e deviazione standard inferiori a 10 e 15 ms, rispettivamente), mentre la nuova implementazione funziona meglio con SNR variabile nel tempo (per SNR che varia nell'intervallo 10–25 dB la percentuale di rilevamento di avvicinamento standard diminuisce del 50%).

Dunque, come già accennato nel metodo Severini, è importante che un approccio sia insensibile alle variazioni di rumore. Considerando che in un ambiente clinico non ci sia una costanza del SNR durante le analisi è fondamentale che ci sia accuratezza anche nei casi dinamici di rumore, dove cambia appunto il livello di rumore.

Vista la continua e rapida evoluzione delle tecnologie a disposizione, molte nuove metodologie sono state messe a punto per la stima degli intervalli di attivazione muscolare durante il cammino. In questo capitolo saranno analizzati quattro studi che ne riportano le espressioni più significative.

4.1 Sequential Gaussian Mixture Model [11]

Il rilevamento accurato del on-set dell'attività muscolare, cioè distinguere il verificarsi dell'attività muscolare dall'attività basale, è uno dei compiti fondamentali in molte applicazioni dell'EMG di superficie. Sono state proposte varie tecniche per la determinazione dell'inizio dell'attività muscolare, in cui la maggior parte dei parametri utilizzati è associata all'ampiezza del segnale EMG, al valore medio rettificato e al valore quadratico medio della radice dei segnali EMG. Una limitazione dei parametri basati sull'ampiezza è che sono molto sensibili ai cambiamenti del livello del rumore di fondo. Infatti in un ambiente dinamico l'SNR potrebbe non rimanere costante, il che impone una difficoltà nel mantenere buone prestazioni di rilevamento del on-set dell'attività muscolare. Solitamente, le caratteristiche del rumore possono essere stimate dalle registrazioni dell'attività di base e queste informazioni vengono utilizzate per aiutare a

differenziare l'attività EMG dal rumore di base. Il processo utilizzato per la stima della determinazione della soglia può essere visto come un processo di supervised learning. In questo studio, invece, si propone una nuova tecnica di rilevamento del on-set muscolare basata su un framework di unsupervised EMG learning, che può essere adatto a un ambiente dinamico e applicabile anche al rilevamento in tempo reale. Il framework di unsupervised learning è stato sviluppato sulla base di un Sequential Gaussian Mixture Model (SGMM).

4.1.1 Materiali e metodi

Le tecniche basate sul machine learning hanno dimostrato la loro superiorità nel discriminare il segnale vocale dal rumore di fondo per il rilevamento dell'attività vocale, dunque si è pensato di utilizzare lo stesso metodo per identificare l'attivazione muscolare dal rumore di base. In questo studio, l'unsupervised learning basato su un GMM sequenziale è stato applicato ai segnali EMG di superficie, al fine di valutare le sue prestazioni per il rilevamento del on-set dell'attività muscolare. Il GMM utilizza la distribuzione di energia del segnale EMG in bande di frequenza come parametro caratteristico. Il metodo di rilevamento dell'on-set dell'attività muscolare sviluppato in questo studio consiste nel modellare l'energia logaritmica della sotto-banda del segnale EMG utilizzando il framework di unsupervised learning basato su GMM. Ovvero, per ciascuna sotto-banda del segnale, viene calcolato il valore logaritmico della somma dell'ampiezza assoluta e questa energia logaritmica è stata livellata per formare un

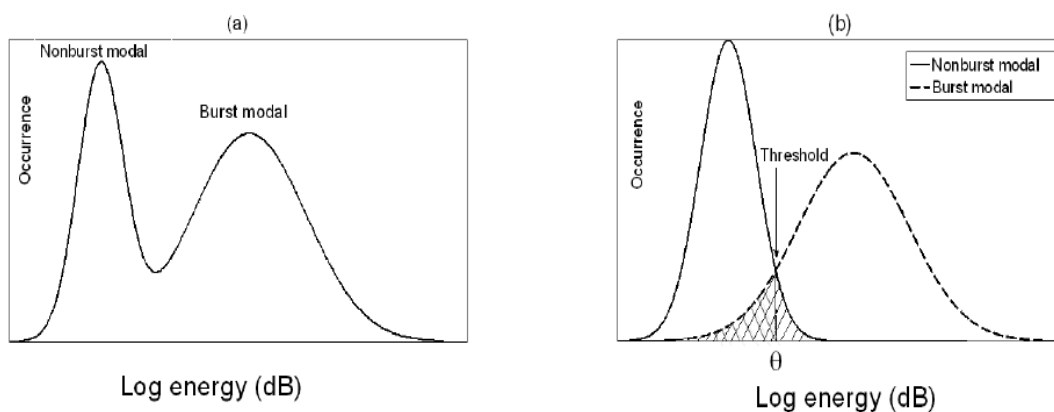


Figura 15. Distribuzioni di energia logaritmica.

involuppo per la classificazione. Queste distribuzioni dell'energia logaritmica per EMG burst e non burst sono caratterizzate da due modelli gaussiani, come possiamo vedere in Figura 15.

L'approccio unsupervised è utilizzato per andare a stimare i parametri del GMM a due componenti, i quali sono λ_ℓ e x_ℓ . Dove λ_ℓ è il set di parametri di GMM stimato dalla sequenza della potenza logaritmica x_ℓ . Il set di parametri del GMM da stimare è $\lambda_\ell = \{w_{i,\ell}, \mu_{i,\ell}, \kappa_{i,\ell}\}$, dove $w_{i,\ell}$ sono i coefficienti di peso, $\mu_{i,\ell}$ e $\kappa_{i,\ell}$ sono la media e la varianza, rispettivamente, della distribuzione Gaussiana per l'ipotesi di $s_\ell = i$, con $i = 0$ o 1 . Considerando che $s_\ell = 0$ e $s_\ell = 1$ rappresentano, rispettivamente, le due ipotesi di assenza e presenza del burst nel segnale EMG nel ℓ -esimo frame. Dalle due distribuzioni Gaussianhe, non-burst e burst, si può ottenere una soglia ottimale θ_ℓ , come si può vedere in Figura 1.b, la quale soddisfa l'equazione 1 per minimizzare l'errore di classificazione.

$$\text{Equazione 1: } p(\theta_\ell | s_\ell = 1, \lambda_\ell) * p(s_\ell = 1 | \lambda_\ell) = p(\theta_\ell | s_\ell = 0, \lambda_\ell) * p(s_\ell = 0 | \lambda_\ell),$$

dove $p(s_\ell = 1 | \lambda_\ell)$ e $p(s_\ell = 0 | \lambda_\ell)$ sono rispettivamente le probabilità a priori di burst/non-burst, che sono equivalenti ai coefficienti di peso w_ℓ . In questo modo abbiamo una soglia di determinazione, infatti i campioni con energia logaritmica inferiore a θ_ℓ sono determinati come rumore di fondo (non burst), mentre quelli con energia logaritmica maggiore di θ_ℓ sono determinati come burst EMG.

L'algoritmo di elaborazione per la stima dei parametri GMM è l'algoritmo di expectation-maximization (EM). La ricostruzione di GMM in ogni periodo, in questo modo, risulta essere un carico computazionale molto pesante, dunque per migliorare l'efficienza di calcolo, è possibile utilizzare un metodo sequenziale per ricavare i parametri GMM.

Il GMM a due componenti funziona bene quando in una banda sono presenti sia burst EMG che non-burst. Considerando che il non-burst rappresenta il rumore di fondo mentre il burst EMG rappresenta la sovrapposizione di rumore e segnali di burst EMG puliti, la media non-burst $\mu_{0,\ell}$ è minore della media di burst EMG $\mu_{1,\ell}$. La differenza tra $\mu_{0,\ell}$ e $\mu_{1,\ell}$ rappresenta il SNR trovato a posteriori. I due vincoli $\mu_{1,\ell} = \max\{\mu_{1,\ell}, \mu_{0,\ell} + \delta\}$, dove $\delta > 0$, e $\kappa_{1,\ell} = \max\{\kappa_{0,\ell}, \kappa_{1,\ell}\}$ impongono che la media del burst sia almeno δ dB maggiore della media non-burst, dunque la capacità di discriminazione può essere mantenuta in assenza di burst EMG.

Il metodo proposto, quindi si basa su un algoritmo dove viene eseguito il GMM sequenziale su ciascuna sotto-banda in parallelo. In particolare, il segnale EMG è stato

prima suddiviso in una serie di frame utilizzando una finestra di Hanning (lunghezza della finestra: 32 ms, passo di sovrapposizione: 14 ms). A questo punto il segnale di ogni frame è trasformato nel dominio della frequenza dalla trasformata di Fourier (FFT) e raggruppato in otto sotto-bande. Dunque si applica il GMM e la combinazione di tutti i risultati delle sotto-bande viene elaborata mediante una procedura di voto. Il numero di voti, che varia da 0 a 8, indica la quantità di bande di frequenza con potenza logaritmica maggiore della soglia.

L'algorithmo per eseguire questo metodo è implementato in MATLAB e segue i seguenti passi:

```

For i primi M frames do
  For ogni sotto-banda Mel do
    Estrarre l'involuppo dell'energia logaritmica;
    Stabilire il GMM da EM con i vincoli;
    Determinare la soglia dal GMM dall'Eq. 1;
    Classificare gli M frames come EMG burst/non-burst;
  End;
Sommare tutte le classificazioni delle sotto-bande tramite il voto;
End;
For ogni nuovo frame nel tempo do
  Eseguire la FFT ed estrarre l'energia logaritmica;
  For in ogni sotto-banda di frequenza do
    Calcolare la densità di probabilità;
    Aggiornare i coefficienti di peso;
    Vincolare i coefficienti di peso;
    Aggiornare le medie;
    Vincolare le medie;
    Aggiornare le varianze;
    Vincolare le varianze;
    Determinare la soglia dal GMM usando l'Eq. 1;
    Determinare come EMG burst/non-burst;
  End;
Sommare tutti i risultati delle sotto-bande tramite il processo di voto;
End;

```

} Inizializzazione

} Aggiornamento

4.1.2 Risultati

Questo elaborato mostra che il GMM sequenziale può identificare raffiche di EMG di superficie ed è robusto per SNR bassi e mutevoli. Inoltre, l'algoritmo ha un potenziale per il rilevamento in tempo reale e non richiede l'assunzione di burst non EMG nella fase iniziale. Queste sono caratteristiche importanti per la sua applicazione pratica. Il metodo GMM sequenziale è in grado di adattarsi ai diversi SNR del segnale EMG di superficie per un rilevamento affidabile dell'on-set dell'attività muscolare. Oltre a rilevare i frame con attività muscolare, il metodo GMM sequenziale può stimare la probabilità di presenza del burst EMG nel dominio tempo-frequenza. Infatti come possiamo vedere nella Figura 16 la transizione dal bianco al nero corrisponde alla probabilità che cambia da 0 a 1, ovvero da non-burst a burst muscolare, rispettivamente. Si noti che rispetto allo scalogramma dell'EMG, la probabilità di presenza del burst EMG dimostra un modello coerente e discriminante per rilevare la presenza del burst EMG dal rumore di fondo.

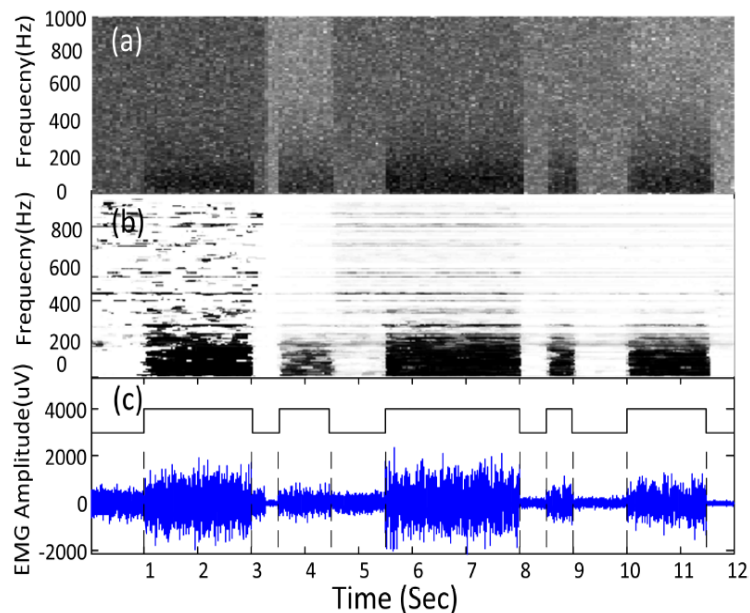


Figura 16. Confronto tra scalogramma (a) e SGMM (b)

La conferma delle buone prestazioni del metodo non supervisionato GMM è possibile vederla attraverso il confronto con altri tre metodi, come mostra la figura 3. Il primo metodo utilizzato, il meno accurato, è il metodo basato su AMP, ovvero si basa sulla soglia di ampiezza dei segnali sEMG rettificati per determinare l'on-set dell'attività

muscolare. Questa soglia è fissata a tre deviazioni standard del rumore di fondo del segnale sEMG, come suggerito nello studio [12].

Un altro metodo di confronto è il Teager-Kaiser Energy Operator TKEO: basato sul condizionamento del funzionamento TKE. Questo operatore permette di analizzare il segnale non solo dal punto di vista della sua ampiezza, ma anche a seconda della sua energia andando ad effettuare un'analisi in frequenza. In questo approccio la soglia è stata impostata per essere sei volte la deviazione standard della baseline del dominio TKE come suggerito da [13].

Il terzo approccio di raffronto è il metodo Bonato. Questo algoritmo sviluppato proprio da Bonato in [4], si basa sull'utilizzo di una doppia soglia per la determinazione dell'on-set dell'attività muscolare. In particolare, come detto precedentemente, utilizza una prima soglia riguardante l'ampiezza del segnale e in aggiunta viene usato un secondo limite, che riguarda la durata dell'attività muscolare, per la determinazione dell'on-set. Per essere più precisi: se il segnale si mantiene al di sopra della soglia per un certo range (usualmente di 30 ms), viene identificata l'attività muscolare, altrimenti è classificato come rumore.

Dunque nella Figura 17 possiamo osservare le prestazioni di rilevamento dell'inizio dell'attività muscolare dei quattro diversi metodi. Si noti che l'EMG simulato con un solo burst EMG è stato utilizzato per il confronto dei diversi metodi di rilevamento dell'on-set. Il tempo di inizio preciso per tutti i segnali di test è noto a 1 s per l'intero periodo di registrazione di 4 s. È stato osservato che quando l'SNR del segnale scende da 20 a 2 dB, la latenza del rilevamento dell'inizio per tutti i metodi tende ad aumentare. Per ciascuna condizione del segnale, è stata osservata una differenza significativa tra i diversi metodi. Tra tutti i metodi, il framework di apprendimento non supervisionato basato sul GMM sequenziale ha ottenuto le migliori prestazioni a livelli di SNR relativamente bassi (per SNR inferiori a 8 dB). Inoltre, ha dimostrato le prestazioni più robuste con diversi livelli di SNR.

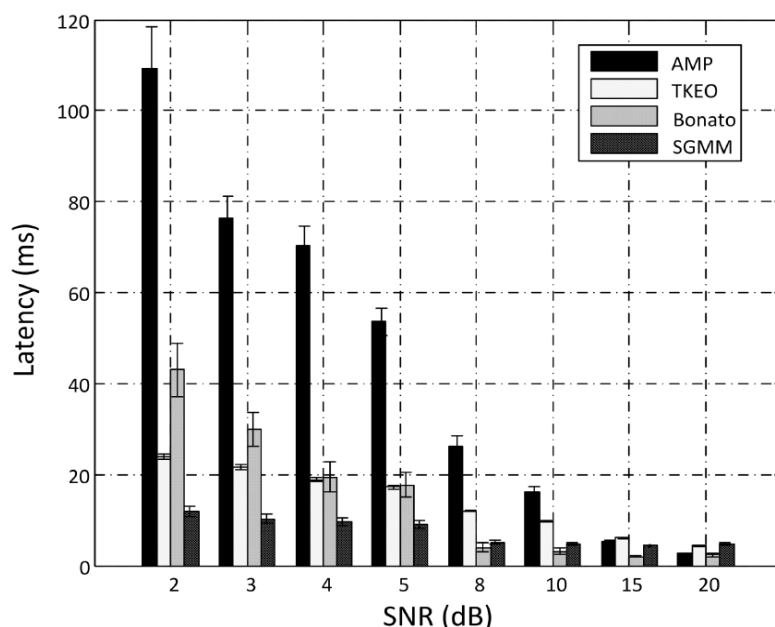


Figura 17. Confronto tra i metodi AMP, TKEO Bonato e SGMM, dove le colonne indicano la media della latenza con relativa deviazione standard.

4.2 Scree-Plot Elbow Detection & Profile-Likelihood [14]

L'obiettivo è quello di presentare due nuovi metodi per il rilevamento dell'on-set dell'attività muscolare (MAOs) e confrontarli al fine di individuare il procedimento migliore per la stima di questo parametro. I due algoritmi sono lo Scree-Plot Elbow detection (SPE), il quale è costruito attorno al diagramma di scree-plot e fa uso di una soglia per designare tutte le ampiezze dei punti dati. Questi vengono presi in considerazione per rappresentare le istanze di attivazione muscolare. Lo scree-plot dunque rappresenta graficamente la somma cumulativa di tutti questi eventi.

Il secondo metodo è il Profile Likelihood (PLM), che si basa sulla stima della probabilità del profilo. In questa maniera è necessaria una sintonizzazione manuale dei

parametri, superando così la limitazione intrinseca di un algoritmo basato su una soglia di attivazione muscolare.

4.2.1 Materiali e metodi

Gli algoritmi proposti si basano sullo studio dei segnali sEMG, dunque per poter applicare questi metodi e valutarne le potenzialità si è selezionato un set di dati sEMG simulati. La procedura per la creazione dei dati sEMG simulati per la convalida di questi algoritmi di stima del MAO è data in [15], con il quale si sono generati 103 segnali con insorgenze artificiali e dunque note con precisione. In primo luogo, viene estratta una lunghezza fissa di dati prima della contrazione muscolare quando il muscolo è in fase di riposo e a questi dati della baseline vengono fusi i dati di sEMG attivo. Tuttavia prima di fornire i dati, che contengono sia il rumore di fondo che l'attivazione muscolare, a un algoritmo di rilevamento MAO, questi sono elaborati attraverso il Teager-Kaiser energy operator (TKEO). Il TKEO è un procedimento che sfrutta non solo l'ampiezza del segnale, ma anche la sua energia andando a valutare le componenti in frequenza, dunque il TKEO può essere molto efficace se usato insieme a uno schema di rilevamento dell'inizio EMG. Per questo si utilizza questa tecnica per il condizionamento del segnale prima di fornire i dati EMG al nostro algoritmo di rilevamento del MAO. Quindi si applica questo operatore: $Y(y[n]) = y[n]^2 - y[n+1]y[n-1]$ e si ottiene così un segnale che è modulato in ampiezza. Dove $y[n]$ sono i campioni pertinenti alle attivazioni muscolari o alla tensione di base di un segnale sEMG. L'utilizzo di questo operatore si può conoscere meglio andando ad analizzare [16].

Metodo 1: *Scree-Plot-based MAO detection*

Il primo approccio elaborato è lo schema scree-plot elbow detection (SPE), il quale fa uso di una soglia per identificare tutti i punti di attivazione muscolare. Data la media μ_{baseline} e la deviazione standard (SD) σ_{baseline} dell'ampiezza dei dati che costituiscono la baseline del segnale sEMG condizionato da TKEO, la soglia Γ è calcolata come:

$$\Gamma = \mu_{\text{baseline}} + h \sigma_{\text{baseline}} \text{ (Equazione 1).}$$

A differenza dei metodi basati sulla soglia che necessitano del valore espresso dalla media e la deviazione standard per poter stimare l'attivazione muscolare, il primo algoritmo sfrutta questo limite solamente per quantificare il livello dell'attività muscolare. Quindi il segnale filtrato con un filtro passa basso con frequenza di cut-off a 60 Hz, condizionato dal TKEO e rettificato è rappresentato con un grafico a stelo (Figura 18 (a)), dove appunto sono evidenziati i picchi di attività muscolare e il marcatore grigio sta ad indicare il punto di gomito individuato nel segnale. Questo plot è definito “ghiaione” proprio perché vi è una copiosa quantità di punti che risultano indistinguibili. Da un punto di vista statistico, una differenza netta nel “ghiaione” suggerisce che i dati sui lati opposti del punto di gomito seguono distribuzioni differenti. Questo vuol dire che in senso fisiologico, il punto di gomito riflette un cambiamento nell'attività muscolare,

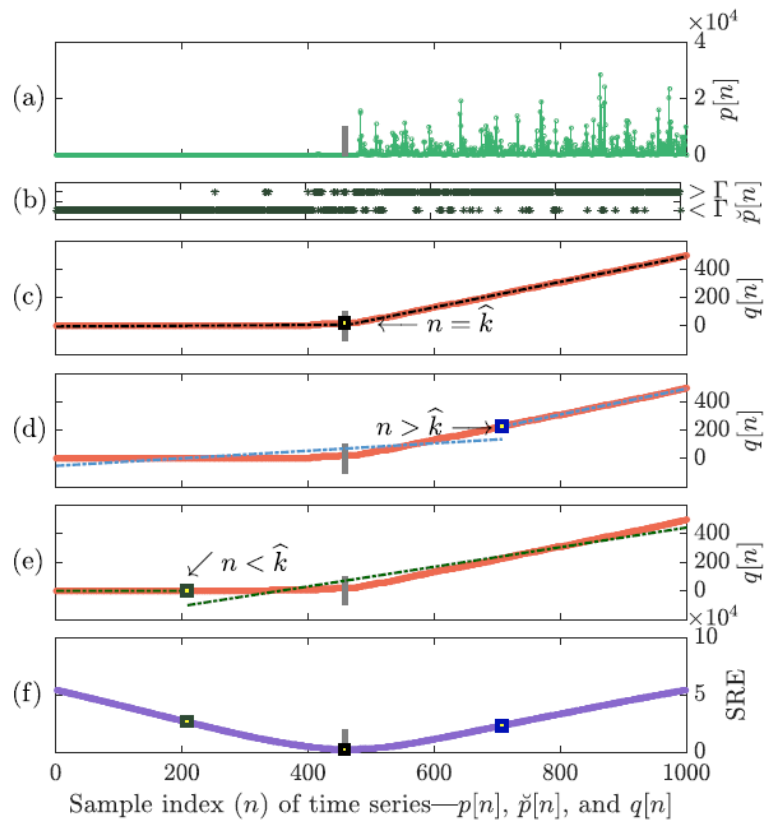


Figura 18. Scree-plot elbow e determinazione del minimo del SRE.

cioè un aumento della frequenza o un reclutamento aggiuntivo dell'unità motoria. Di conseguenza, la rilevazione MAO risulta essere equivalente alla stima della posizione del punto di gomito nello scree-plot. A tal fine, si utilizza un approccio intuitivo basato sulla regressione segmentata, le cui sottigliezze di implementazione sono presentate nell'Algoritmo 1.

In particolar modo andando ad analizzare la curva di somma cumulativa dei superamenti della soglia $q[n]$ (Figura 18 (c)), si scorre lungo la curva e si seleziona un punto di bisezione alla volta per eseguire due regressioni lineari, o meglio due segmenti di regressione lineare. Il primo segmento di linea è costruito con l'intento di fornire il miglior adattamento per la serie di punti a sinistra del punto di bisezione; allo stesso modo, la seconda tiene conto dei punti a destra (vedi Figura 18 (c) - (e)). Come illustrato nella Figura 18 (f), il punto di bisezione che minimizza la somma degli errori per i due accoppiamenti lineari, rappresentando così l'adattamento migliore, cadrebbe al gomito del “ghiaione” e quindi è considerato come il punto pertinente al MAO.

Algoritmo 1 SPE-MAO

input: un segmento di dati sEMG, $y[n]$, $n = 0, 1, \dots, N + 1$, che descrive l'attività di base e muscolare;

output: l'indice del punto k pertinente al MAO dei dati sEMG;

- 1: eseguire il filtraggio LP, pre-condizionare l'uscita del filtro con TKEO e rettificare i dati risultanti per produrre $p[n]$ con $n = 1, 2, \dots, N$;
- 2: Dedurre la soglia con $h = 4$ dall'Equazione 1;
- 3: Costruire la serie temporale dei dati con l'utilizzo della soglia $\check{p}[n]$ con $n = 1, 2, \dots, N$;
- 4: Calcolare la somma cumulativa dei dati in base alla soglia e ottenere $q[n]$, con $n = 1, 2, \dots, N$;
- 5: Eseguire il ciclo for:
for $k = 1, 2, \dots, N$ do ;
- 6: selezionare k come punto di bisezione dello scree-plot;
- 7: stimare l'errore di regressione segmentato (SRE) per k
$$\text{SRE} = \sum_{t=1}^k [bt - (\beta_0 + \beta_1\alpha t)]^2 + \sum_{t=k+1}^N [bt - (\gamma_0 + \gamma_1\alpha t)]^2;$$
- 8: fine ciclo for;
- 9: Scegli il valore di k che minimizza l'SRE determinato;
- 10: Risultato: indice del punto k pertinente al MAO dei dati sEMG;

Al fine di ottimizzare l'indice del punto k riferito al MAO, restituito dall'algoritmo 1, sono state implementate alcune varianti dell'algoritmo SPE-MAO, che utilizzano criteri differenti pur sempre basandosi sul metodo SPE. Queste varianti sono:

SPE-Multi Threshold Elbow, il quale si differenzia dal metodo base nel passo due, in cui non è scelto un valore fisso di h , ma lo si associa a valori diversi nell'intervallo $\{3, 3.5, \dots, 5\}$ per ogni esecuzione. In questo caso il valore di k si otterrà andando a fare la media arrotondata degli indici MAO stimati nei vari procedimenti.

SPE-Refine Elbow, il quale risolve un errore del metodo base, ovvero che il valore stimato dall'Algoritmo 1 tende a diminuire di pochi millisecondi una volta che c'è l'attivazione muscolare. Dunque questo metodo va a valutare sequenzialmente i punti appartenenti all'insieme $\{p[\hat{k} - \tau], p[\hat{k} - \tau + 1], \dots, p[\hat{k} - 1]\}$ con $\tau \in \mathbb{N}^+$, dove \hat{k} è il valore stimato, andando ad osservare se l'ampiezza supera il valore di soglia e lo esegue finché non trova un punto che ha una tale ampiezza.

SPE-Poly Smooth Elbow, in cui viene affinata la stima dell'indice k dell'Algoritmo 1 andando semplicemente a "linearizzare" i punti che sono nello scree-plot, cioè questi punti vengono considerati giacenti su una curva più lineare rispetto al "ghiaione". In questo modo la flessione che si nota nello scree-plot è più evidente e quindi si ottiene una stima più accurata con l'algoritmo descritto sopra.

Metodo 2: Profile-Likelihood-Based MAO Detection

Il secondo approccio proposto è il Profile-Likelihood, il quale si basa su un'evidenza vista nel metodo precedente: i punti dei dati sEMG pre-condizionati dal TKEO sui lati opposti del punto di gomito, nello scree-plot, possono essere considerati come campioni tratti da due distribuzioni diverse, che rappresentano diversi livelli di attività muscolare. Quindi è possibile stimare l'indice k in modo tale che l'insieme di punti dei dati, $S1 = \{\tilde{p} [1], \tilde{p} [2], \dots, \tilde{p} [k]\}$, rappresenta la baseline con il rumore, mentre l'insieme di punti contenente i dati rimanenti, $S2 = \{\tilde{p} [k + 1], \tilde{p} [k + 2], \dots, \tilde{p} [N]\}$, implica l'attivazione muscolare. $S1$ e $S2$ possono essere interpretati come campioni indipendenti tratti dalla distribuzione $f(\tilde{p}; \psi_1)$ e $f(\tilde{p}; \psi_2)$, rispettivamente. Per questo motivo, l'obiettivo dell'algoritmo Profile-Likelihood (PLM) si riduce a stimare il valore di k massimizzando la funzione di probabilità: $L(k, \psi_1, \psi_2)$. In questo modo l'algoritmo indica il verificarsi di un esordio muscolare, ovvero l'on-set dell'attività muscolare (MAO), come il massimo della funzione di probabilità. In particolare il procedimento si basa su due passi da ripetere per ogni k scelto: il primo, in cui la funzione di probabilità, cioè $L_k(\psi)$, viene rappresentata per un k fisso come una curva; mentre il secondo passo

è la valutazione del massimo di $L_k(\psi)$. In questo modo, scegliendo k che fornisce il massimo su tutte queste curve, si ottiene una stima di k .

Come detto prima, dalla Figura 19 è possibile vedere la corrispondenza che si ha tra il massimo della curva di probabilità (MLE), segmento grigio nel grafico (b) e il punto di gomito, o meglio il punto di attivazione muscolare (segmento grigio nel plot (a)). Anche per questo metodo quindi è possibile seguire un algoritmo che utilizza la distribuzione di Laplace, la quale è considerata adatta alla stima il valore del MAO.

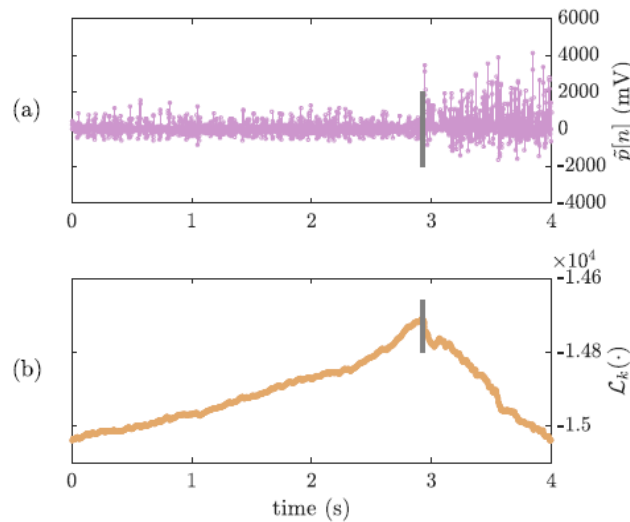


Figura 19. Scree-plot e determinazione del massimo della distribuzione di Laplace

Algoritmo 2 PLM-MAO

input: un segmento di dati sEMG, $y[n]$, $n = 0, 1, \dots, N+1$, comprendente le attività di base e l'attivazione muscolare;

output: l'indice del punto k pertinente al MAO dei dati sEMG;

- 1: Filtrare $y[n]$ con il filtro passa-basso di secondo ordine con $f_{\text{cut}} = 60$ Hz;
- 2: Condizionare il segnale filtrato con il TKEO per ottenere $\tilde{p}[n]$, $n = 1, 2, \dots, N$ definito in (Figura 2.a);
- 3: Eseguire il ciclo for
for $t = 1, 2, \dots, N$ do
- 4: Ottieni i MLE, μ_1, μ_2, σ_1 e σ_2 , dove μ è la posizione della mediana di S e σ è il parametro di scala o diversità;
- 5: Valuta il profilo della probabilità $L_k(t)$;
- 6: Fine ciclo for;
- 7: Stimare il valore di k secondo l'equazione: $\hat{k} := \arg \max_{t=1,2,\dots,N} L_k(t)$.

8: Risultato: indice del punto k pertinente al MAO dei dati sEMG.

Anche in questo metodo, come nell'approccio precedente, sono state sviluppate delle varianti, ovvero delle diverse soluzioni che sfruttano differenti distribuzioni per ottenere il valore del MAO:

PLM-Gaussian, nel quale viene implementata la distribuzione Gaussiana, diversa dalla distribuzione di Laplace, e quindi vengono anche stimati differientemente i parametri calcolati nel ciclo for dell'Algoritmo 2.

PLM-LogNormal, in cui è utilizzata la distribuzione log-normale. Tuttavia, questa distribuzione richiede che i dati siano TKEO rettificati come input per l'algoritmo.

4.2.2 Risultati

La capacità di un algoritmo di rilevare una variazione dell'attività dipende quindi dall'ampiezza della variazione oltre il livello di rumore e dalla velocità con cui si verifica la variazione. Considerando che, l'approccio basato su scree-plot potrebbe risolvere il problema della variabilità dei segnali sEMG monitorando solo i cambiamenti nell'attività che superano una certa soglia, questo metodo quindi è più resistente alle variazioni dell'attività sEMG. Tuttavia, le sue prestazioni peggiorano quando la variazione è lenta e nei casi in cui lo scree-plot non riesce ad essere approssimato da linee rette attorno al MAO. Per superare questa lacuna, sono state tentate diverse varianti che hanno prodotto vari livelli di successo.

Al contrario, le varianti PLM non richiedono alcuna ipotesi a priori sul tipo di modifica di sEMG né richiedono l'ottimizzazione dei parametri. Come possiamo vedere dalla Tabella 1, la quale riporta gli errori commessi da ciascuno degli algoritmi esaminati in millisecondi, il PLM-Lap (Profile-Likelihood-Laplace) ha ottenuto i risultati di rilevamento MAO più accurati rispetto al resto degli approcci. Si noti che PLM-Log è riuscito a produrre risultati comparabili e leggermente migliori nelle simulazioni.

Nella Tabella 1 sono messi a confronto i metodi SPE, le procedure PLM e le tecniche presenti in letteratura come il Wavelet Change Detection (WCD), Only Threshold (OT), e tre varianti del Bayesian methodology (BCD), andando ad analizzare l'errore assoluto compiuto nella determinazione del MAO tramite la media, la deviazione standard, la

mediana e l'intervallo interquartile (IQR). Quest'ultimi due parametri servono anch'essi per determinare gli errori di rilevamento, infatti la mediana rappresenta la tendenza centrale, mentre l'IQR rappresenta la diffusione, ovvero è una misura di quanto i valori si allontanano da un valore centrale.

Il WCD è un metodo di determinazione dell'on-set dell'attività muscolare che si basa sull'analisi del segnale sEMG in un altro dominio, ovvero trasformandolo attraverso la trasformata di Wavelet. Nel WCD, la massima sovrapposizione della trasformata di Wavelet discreta è calcolata attraverso la Wavelet di fase estrema di Daubechies con due momenti di fuga. Per conoscere meglio questo metodo WCD si può consultare l'articolo [17].

Il metodo Only Threshold (OT) è una tecnica più tradizionale basata sull'individuazione del punto di attivazione muscolare tramite una soglia ed è stato preso in considerazione come metodo di paragone perché è un approccio sofisticato per determinare il parametro h nell'Equazione 1. Ulteriori dettagli su questo metodo sono approfonditi in [12].

Il terzo metodo preso in considerazione, e presente in letteratura in [18], è il Bayesian methodology (BCD). Il BCD si basa sui modelli Markov Chain Monte Carlo (MCMC) per stimare la distribuzione a posteriori, perché, nella maggior parte dei casi, è impossibile valutare analiticamente la distribuzione a posteriori. In questo articolo si sono considerate 3 varianti di questo approccio per il confronto (BAY60, BAY75, BAY95).

Si può notare dall'analisi effettuata che il PLM-Gau (Profile-Likelihood-Gaussian) è inadatto per questa applicazione perché la funzione dei dati che rappresentano attività muscolari o di base non è conforme a una distribuzione gaussiana. Inoltre si osserva che nonostante gli sforzi per sistemare il punto di gomito, i miglioramenti, offerti dalle varianti SPE rispetto al SPE di base, non sono commisurati ai costi generali di calcolo, tranne nel caso di SPE-RE (Scree-Plot-Elbow Refine Elbow).

Tabella 1. Mostra gli approcci proposti con le loro varianti, messi a confronto con il metodo *WaveletChangeDetection (WCD)*, *OnlyThreshold (OT)*, e tre varianti del *Bayesian methodology (BCD, metodo per valutare a posteriori la distribuzione)*: *BAY60*, *BAY75*, *BAY95*.

MEAN, SD, MEDIAN, AND IQR OF MAO DETECTION ABSOLUTE ERROR IN MILLISECONDS FOR THE INVESTIGATED ALGORITHMS. BOLDFACED VALUES INDICATE THE MOST ACCURATE DETECTION AMONG THE TESTED APPROACHES

MAO detection algorithms	Absolute error due to MAO estimation in ms							
	sEMG with simulated MAO				sEMG dataset			
	Mean	SD	Median	IQR	Mean	SD	Median	IQR
SPE	66	94	29	[12; 80]	83	98	44	[13; 104]
SPE-RE	59	91	23	[6; 78]	77	96	42	[11; 94]
SPE-MTE	66	93	32	[12; 73]	83	98	42	[13; 104]
SPE-PSE	69	90	39	[13; 88]	90	94	65	[22; 124]
PLM-Lap	28	64	9	[2; 23]	46	81	21	[4; 46]
PLM-Gau	216	279	96	[30; 272]	273	325	161	[53; 329]
PLM-Log	26	60	7	[1; 23]	59	77	34	[6; 87]
WCD	179	181	109	[16; 375]	235	182	209	[70; 354]
OT	46	40	37	[13; 66]	204	138	178	[100; 272]
BAY60	39	59	19	[4; 56]	138	255	38	[8; 120]
BAY75	45	55	27	[8; 63]	115	203	39	[9; 119]
BAY95	61	66	41	[13; 86]	111	164	47	[10; 138]

Un'ulteriore conferma dei risultati ottenuti si può vedere tramite l'utilizzo del grafico jitter-box (Figura 20), che è la sovrapposizione del grafico del box-and-whisker che illustra il bias (errore medio) e la diffusione dell'errore con la mediana e IQR (in ms), rispettivamente. In Figura 20 (a) abbiamo l'errore con segno e in Figura 20 (b) abbiamo l'errore assoluto nel rilevamento degli on-set degli algoritmi in studio, in 103 segnali simulati. In questo plot quindi possiamo osservare come il PLM-Lap, insieme al PLM-Log, siano i metodi più accurati in assoluto nella stima del MAO in questo confronto. Mentre per quanto riguarda l'approccio SPE, la variante SPE-RE risulta avere un bias minore rispetto alla relativa classe e quindi è il migliore.

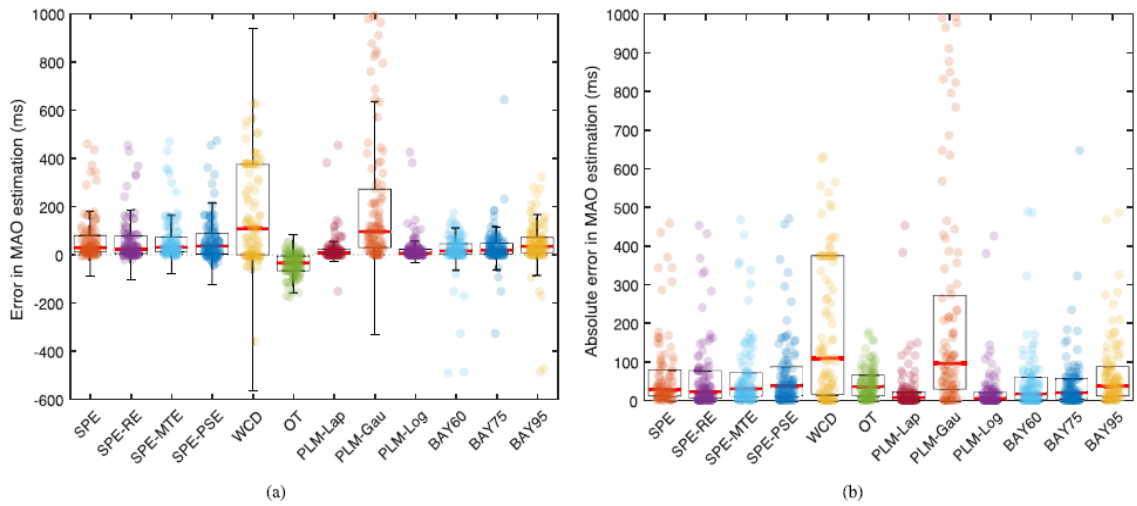


Figura 20. Jitter-box dei metodi analizzati per confrontare l'errore con segno (a) e l'errore assoluto (b) nella stima del MAO.

4.3 Neural Muscle Activation Detection [19]

Le tecniche esistenti in letteratura soffrono di un principale svantaggio: la stima del punto di attivazione muscolare si basa su una metrica che non è necessariamente una metrica sufficiente. Infatti le tecniche basate sulla determinazione dell'on-set tramite la soglia, sfruttano una sola caratteristica del segnale: l'ampiezza dei segnali sEMG.

In questo articolo, si affronta la stima dell'attivazione muscolare tramite una tecnica di deep learning. Dunque l'idea principale è quella di fare affidamento su alcune caratteristiche euristiche del segnale sEMG e proprio per questo si utilizza una rete neurale artificiale, la quale può essere addestrata per trovare con esattezza i tempi di attivazione muscolare.

4.3.1 Materiali e metodi

In letteratura ci sono metodi che si basano sull'analisi del segnale in altri domini usando la trasformata Wavelet oppure la trasformata di Fourier e quindi elaborare il segnale in questi domini. Una rete neurale può includere molte di queste tecniche, dunque le prestazioni di questa possono essere buone almeno quanto il migliore di questi metodi, se addestrata adeguatamente.

Per poter addestrare una rete neurale, si deve avere un segnale EMG di cui dovrebbe essere noto, in maniera corretta e precisa, il tempo dell'attivazione muscolare. A tal fine, utilizziamo un segnale EMG simulato la cui attivazione è perfettamente a conoscenza. Dunque è necessario simulare il segnale sEMG e questo è possibile farlo attraverso vari modelli. Uno dei primi modelli utilizza un rumore gaussiano, ma in questo articolo è utilizzato il segnale sEMG simulato più accurato: tramite un modello, utilizzato in [20], che simula i potenziali d'azione generati dalle unità motorie sintetiche. In particolare i segnali simulati sono rilevati da un unico sistema di rilevamento differenziale, con distanza interelettrodo di 20 mm ed elettrodi circolari con raggio 5 mm. La sonda di rilevamento viene situata al centro, tra la zona di innervazione e la regione del tendine di un numero di MU (Muscolar Unit) aventi una semi-lunghezza media (in entrambe le direzioni) di 65 mm. L'input alla rete neurale gioca un ruolo importante nelle prestazioni della rete: in questo approccio viene usato lo scalogramma del segnale sEMG come segnale in ingresso poiché esso fornisce la densità dello spettro di potenza ad ogni dato intervallo attraverso la trasformata di Wavelet. Lo scalogramma del segnale sEMG simulato con un SNR pari a 5 dB, Figura 21, mostra chiaramente una potenza maggiore specialmente nella gamma di frequenza [10, 150] Hz durante l'intervallo di tempo [0.85, 1.05] s. Tuttavia, la determinazione dell'on-set da parte della rete neurale non riguarda soltanto il livello di potenza raggiunto, poiché è possibile osservare un'elevata potenza anche intorno al tempo 0,7 s, la quale è dovuta al rumore o al cross-talk.

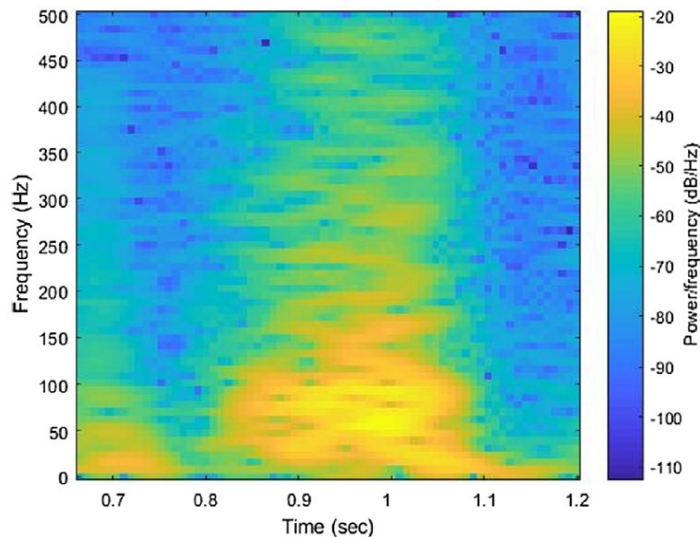


Figura 21. Scalogramma del segnale sEMG simulato con SNR di 5dB.

Al fine di aumentare la precisione ed evitare gli errori con rumore e cross-talk, vengono utilizzate le reti neurali ricorrenti (RNN). Queste hanno collegamenti a feedback che consentono l'apprendimento basato sul corrente e sul precedente input alla rete e quindi, consentono alla rete di migliorare sulla base di un'osservazione più lunga. In questo modo la rete ha una sorta di memoria e quindi ha la capacità di elaborare sequenze temporali.

Le reti neurali sono costituite da più hidden layer e dal output layer, il quale mi restituisce il risultato. In Figura 22 possiamo vedere una RNN costituita da un solo hidden layer. Ad ogni strato si calcola prima l'input totale z per ogni unità presente nello strato corrente, che è una somma ponderata degli output delle unità nello strato sottostante. A questo punto viene applicata una funzione non lineare $f(\cdot)$ a z per ottenere l'output dell'unità. In questo articolo viene utilizzata la funzione Rectified Linear Unit (ReLU): $f(z) = \max(0, z)$ per l'hidden layer, mentre per l'output layer è utilizzata la funzione logistica: $f(z) = 1 / (1 + \exp(-z))$.

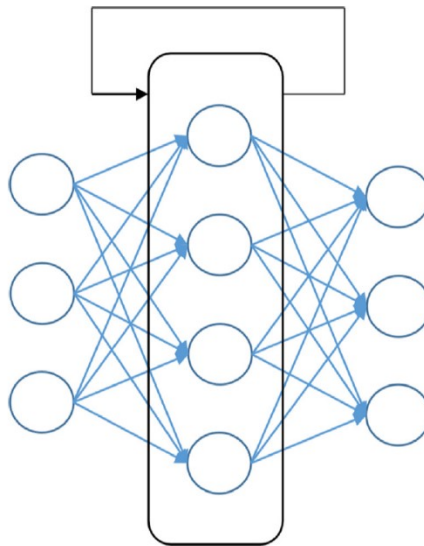


Figura 22. Rete neurale: i tre cerchi a sinistra rappresentano le unità dell'input layer, la colonna centrale è costituita dalle unità dell'hidden layer e a destra abbiamo le unità del output

Il range della funzione logistica è $[0,1]$, quindi applichiamo un hard limiter che arrotonda l'uscita ai limiti del range. In questo modo abbiamo una decisione sull'attivazione, dove 1 significa che il muscolo è attivo e 0 significa che il muscolo non è attivo.

L'idea principale, come accennato prima, è quella di lasciare che la rete apprenda le funzionalità necessarie per determinare il timing di attivazione muscolare. Dunque i dati di addestramento per la rete vengono raccolti simulando diversi segnali EMG con diverse durate di attivazione. Questa durata può essere diversa per muscoli differenti, quindi l'addestramento può essere eseguito tramite le caratteristiche di uno specifico muscolo e in questo caso la rete neurale sarebbe più adatta a quel muscolo di interesse, ovviamente. Per questo motivo la rete neurale viene aggiornata con un lotto di 100 segnali sEMG simulati, in modo da avere un ampio range di lavoro.

La rete non solo ha bisogno di apprendere le caratteristiche del segnale sEMG, ma deve anche imparare come appare la struttura del rumore presente nel segnale, dunque il livello di rumore ha un ruolo importante nel rilevamento con precisione. Infatti un valore di SNR (Signal to Noise Ratio) molto basso o molto alto, non lascerebbe apprendere rispettivamente la struttura del segnale o l'effetto del rumore.

L'uscita della rete neurale è 1 quando il muscolo è attivo ed è 0 quando il muscolo non è attivo. Questo può essere utilizzato per determinare l'on-set dell'attività muscolare, che è il momento in cui cambia l'output da 0 a 1. La durata dell'attivazione muscolare e l'off-set vengono rilevati allo stesso modo, ovvero andando a vedere l'uscita della rete neurale.

4.3.2 Risultati

Il metodo proposto viene confrontato con tecniche diverse, tra le quali vi sono i metodi a singola soglia e a doppia soglia, che utilizzano gli stessi segnali sEMG simulati. In particolar modo vengono scelti due metodi di confronto presenti in letteratura: il metodo Teager-Kaiser Energy Operator (TKEO) e il Generalized Likelihood Ratio (GLR).

Il primo approccio fornisce un'indicazione dell'energia del segnale, non solo in base all'ampiezza del segnale ma anche in base alle componenti di frequenza. Il TKEO, quindi, enfatizza entrambe le proprietà, ampiezza e frequenza, dei potenziali d'azione delle unità motorie per cui l'SNR ne risulta migliorato e il rilevamento dell'insorgenza, teoricamente, diventa più accurato [13].

Il secondo, invece, è un metodo che si basa sul rapporto di probabilità generalizzata, o meglio un approccio che, dopo aver determinato una soglia, va a valutare il segnale studiando proprio il superamento di questo limite o meno. Quindi questo procedimento risulta essere meno accurato a causa della presenza di rumore.

I risultati del confronto sono presentati in termini di errore nel rilevamento del tempo di inizio dell'attività muscolare. L'on-set rilevato può essere precedente, uguale o successivo al momento di inizio effettivo. Pertanto, la differenza assoluta tra l'on-set rilevato e l'on-set effettivo è una metrica di errore ragionevole per valutare le prestazioni dei diversi metodi di rilevamento. Come mostrato in Figura 23, l'accuratezza del rilevamento dell'attività muscolare della rete neurale è molto superiore rispetto agli altri approcci, infatti notiamo che l'errore associato alla rete neurale è al di sotto dei 4 ms. Mentre per quanto riguarda gli altri due approcci abbiamo una variazione dell'errore, a seconda del rapporto tra segnale e rumore, che è nell'intervallo di [12, 46] ms per il GLR

e nell'intervallo di [19, 29] ms per il TKO (Teager-Kaiser Operator). Inoltre le cifre mostrano anche che le prestazioni della rete neurale non sono vulnerabili al livello di rumore, poiché presentano una leggera variazione di 2 ms al massimo in base al valore di SNR.

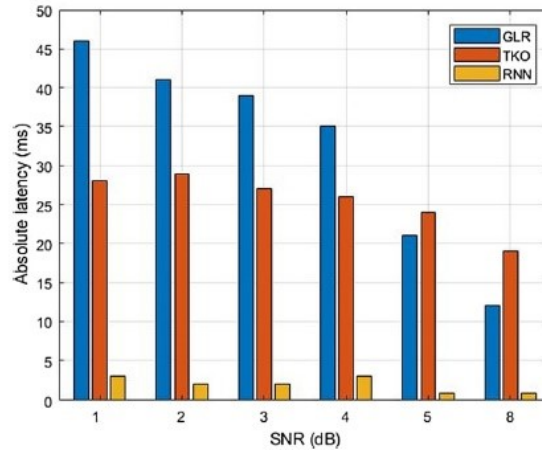


Figura 23. Confronto tra GLR, TKO e RNN rispetto alla latenza assoluta.

Un'altra conferma delle prestazioni notevoli della rete neurale è possibile averla andando a vedere la Figura 24, dove il punto di attivazione individuato dalla rete neurale coincide quasi perfettamente con il punto di attivazione reale. Pertanto, questo documento ha introdotto un approccio di precisione: il Neural Muscle Activation Detection (NMAD) basato su deep neural networks. Come detto, l'idea principale alla base dell'utilizzo di reti neurali è di consentire alla rete di apprendere le funzionalità appropriate che possono essere utilizzate nel processo di rilevamento, invece di fare affidamento su alcune metriche che possono essere statisticamente insufficienti. L'approccio presentato fornisce un'accuratezza di rilevamento dell'attivazione muscolare significativamente più elevata rispetto alle tecniche basate sulla soglia, sotto diversi valori di SNR e di cross-talk.

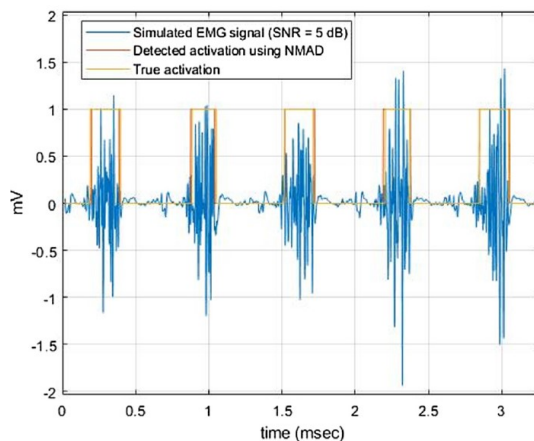


Figura 24. Attivazione individuata dal NMAD.

4.4 Adaptive Linear Energy Detector [21]

L'obiettivo principale di questo lavoro è migliorare la qualità del rilevamento del burst EMG soprattutto in contesti non controllati e difficili in cui la baseline del segnale non è disponibile o la qualità dell'acquisizione del segnale è scarsa o influenzata dal rumore degli artefatti.

La logica del metodo presentato è utilizzare un primo approccio basato sul rilevamento di energia in modo adattivo (ALED), che viene modificato per migliorarne le prestazioni, per eseguire una rilevazione dell'attività EMG a livello di frame. In secondo luogo, si va a perfezionare il rilevamento basato su ALED utilizzando l'approccio CFAR che procede alla stima del tempo di transizione (quindi l'on-set o off-set) basandosi sul singolo campione.

4.4.1 Materiali e metodi

La soluzione basata su un rivelatore di energia adattivo è molto utile quando i dati non sono stazionari e il loro modello statistico è complesso e non è ben noto. Tale metodo ALED è stato utilizzato nel rilevamento dell'attività vocale per identificare i segmenti vocali e non vocali in un segnale audio. Quindi in questo elaborato si adatta l'Adaptive Linear Energy Detector (ALED appunto), per andare a stimare l'istante di on-set o off-set dell'attività muscolare. Il metodo ALED proposto si basa sul livello di energia del segnale e si applica seguendo i seguenti passi:

Si suddivide in frame il segnale $x(n)$ con una lunghezza uniforme del frame pari a L campioni e quindi il j -esimo frame sarà:

$$\text{Frame}_j = \{x((j-1)L+1), x((j-1)L+2), \dots, x(jL)\}.$$

A questo punto si stima la potenza E_j del segnale del j -esimo frame, andando a eseguire la media $E_j = \sum_{i=(j-1)L+1}^{jL} x^2(i)$.

Dunque utilizzando un numero v di frame di analisi, si calcola la varianza del rumore. Infatti utilizzando i primi v frame, che solitamente sono considerati di solo rumore, possiamo determinare la baseline del segnale: $Th = \frac{1}{v} \sum_{j=1}^v E_j$.

In questo modo, per ogni nuovo frame di analisi possiamo applicare ALED e determinare la presenza o meno dell'attività EMG nel frame considerato, poiché abbiamo una soglia di determinazione:

$$\begin{cases} \text{If } E_j > \lambda Th, \text{ con } \lambda > 1 & \text{Il frame presenta un'attività EMG} \\ \text{Else} & \text{Il frame non presenta un'attività EMG} \end{cases}$$

Questa soglia permette quindi di decidere se è presente l'attività muscolare. Se non viene presa nessuna decisione, si aggiorna il valore di Th tramite un processo adattivo $Th_{New} = (1 - P) Th_{Previous} + PTh_{Current}$, dove P è l'indice di passo del processo di adattamento. Se invece nel frame corrente è presente attività muscolare, la stima della varianza del rumore è mantenuta invariata e è utilizzata per testare il frame successivo. Questo metodo proposto è stato però migliorato andando innanzitutto a condizionare il segnale EMG utilizzando l'operatore Teager-Kaiser Energy (TKEO) al fine di ridurre l'effetto del rumore e quindi migliorare quello che è il rapporto tra il segnale e il rumore (SNR).

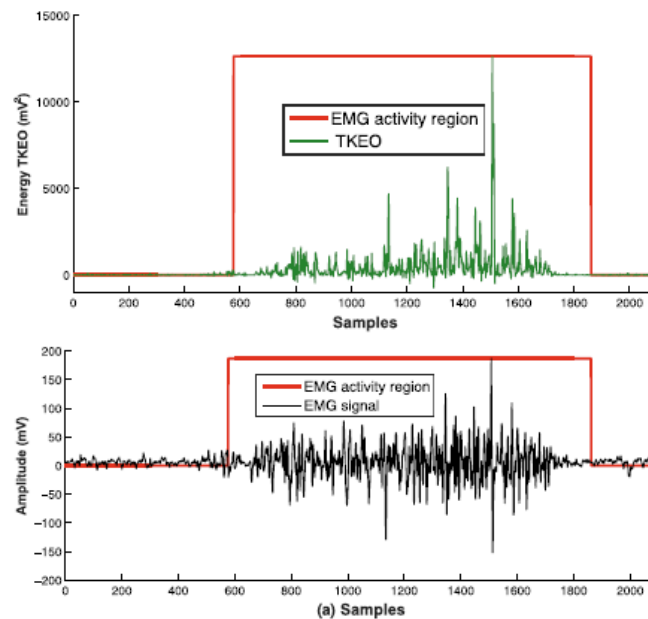


Figura 25. Differenza tra segnale EMG condizionato dal TKEO (sopra) e segnale EMG (sotto).

Il TKEO è un operatore che mi va a condizionare il segnale, o meglio sfrutta la sua energia per evidenziare in modo più netto la differenza tra il rumore e l'attività muscolare, come possiamo vedere in Figura 25. Dunque esso non sfrutta solo l'ampiezza del segnale ma anche la sua energia. Maggiori dettagli di questa tecnica si possono osservare in [22]. Dopodiché è stato migliorato andando ad utilizzare le statistiche dell'ordine, per gestire meglio i valori anormali e rafforzare quella che è la rilevazione di questo metodo. In particolar modo il processo che utilizza il primo miglioramento è chiamato Modified Adaptive Linear Energy Detector (M-ALED), che poi viene ritoccato applicando le statistiche dell'ordine e quindi chiamato OM-ALED.

I metodi ALED e M-ALED valutano la baseline del segnale utilizzando un buffer iniziale di ν frame di analisi e in genere questi primi ν frame sono considerati frame di solo rumore. Tuttavia, in un contesto di monitoraggio non controllato, tale ipotesi non è necessariamente valida e i frame iniziali ν potrebbero sovrapporsi con una regione di attività del segnale. Dunque per ottenere in modo adeguato la varianza del rumore, come abbiamo detto precedentemente, si utilizza le statistiche dell'ordine: si ordinano i campioni di segnale in base a un ordine crescente delle loro grandezze e si stima così la varianza del rumore iniziale. In questo modo quindi abbiamo un miglioramento del metodo M-ALED, ma dato che questo approccio si basa sul frame del segnale EMG, l'accuratezza della stima temporale dell'on-set, ma anche dell'off-set, dipende dalle dimensioni del frame. Infatti si nota che il primo frame che presenta attività, molto spesso è un frame misto che contiene campioni di segnale e di rumore. Questo lo possiamo notare in Figura 26, dove appunto vediamo come il primo frame (cioè la banda segnalata dal "no EMG activity region using M-ALED") sia costituita effettivamente da rumore ("Reference no EMG activity") e dall'attività muscolare (prima parte del "Reference EMG activity").

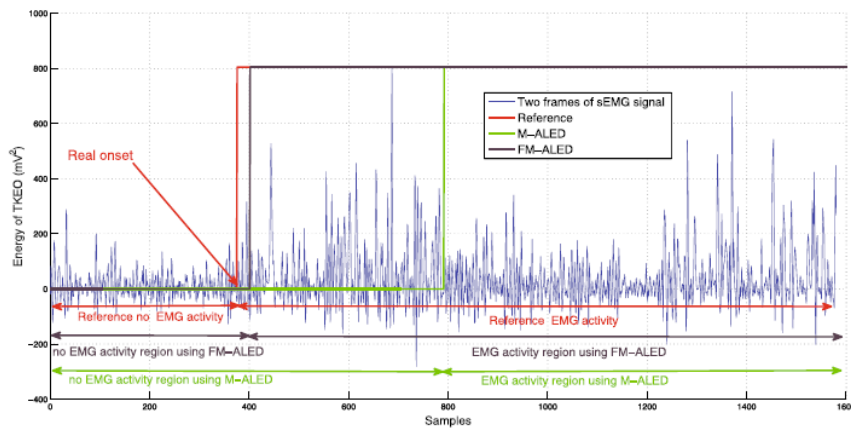


Figura 26. *Suddivisione del segnale EMG.*

Dunque per affinare la stima dell'on-set e dell'off-set, poiché lo stesso problema del frame risulta essere presente anche per quanto riguarda l'off-set, è stato proposto di guardare all'interno del frame di transizione da rumore ad attività e dei frame immediatamente vicini utilizzando l'approccio CFAR.

Il Constant False Alarm Rate (CFAR) è una tecnica che si basa sul singolo campione, il che significa che la decisione viene presa a livello di campione e questo aiuta a migliorare la risoluzione del metodo. Per questo motivo viene implementato il metodo FM-ALED, che è costituito dal procedimento M-ALED, seguito appunto dalla tecnica CFAR.

La tecnica CFAR è stata ampiamente utilizzata nei radar e nelle telecomunicazioni. In questo lavoro, si adatta quindi l'approccio CFAR per affinare, come detto, le stime di on-set o off-set ottenute con il metodo ALED. In particolare si utilizza una finestra locale di campioni di dimensione M per andare a stimare la potenza del rumore. In CFAR si fa riferimento ai campioni all'interno della finestra locale come celle di riferimento e al campione (istante di tempo) a cui viene applicato il rilevamento come cella in esame (CUI) e si considera che ogni cella di riferimento è composta da un singolo campione. Dunque, come possiamo vedere dalla Figura 27, tramite questa tecnica si va a stimare la potenza del rumore delle M celle, escludendo le celle di guardia, ovvero le celle che sono immediatamente a sinistra dalla cella CUI, per evitare un effetto di spillover. Questa stima U della potenza del rumore viene utilizzata per determinare la presenza o meno dell'attività muscolare, insieme a un valore di soglia ottenuto dalla probabilità di falso allarme P_{fa} .

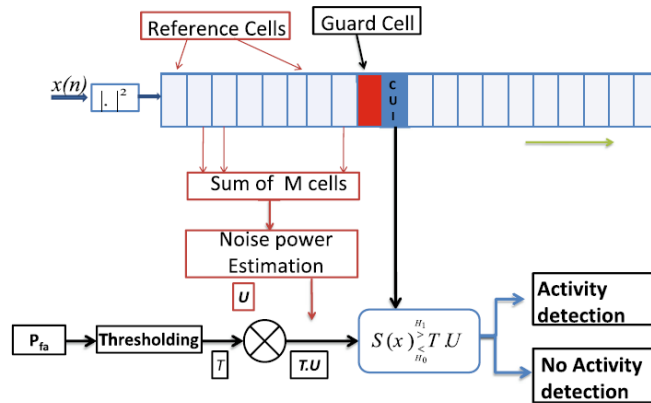


Figura 27. Schema della tecnica CFAR.

Alla fine quindi un primo stage di M-ALED o OM-ALED con conseguente CFAR, porta ad avere un algoritmo, denominato Fine M-ALED (FM-ALED o eventualmente FOM-ALED se si considera il Fine OM-ALED), che è stato dimostrato essere un perfezionamento riguardo le prestazioni di stima degli istanti di tempo di on-set e off-set. Questo algoritmo lo possiamo vedere in modo esplicito in Figura 28, dove sono esplicitati i vari passaggi.

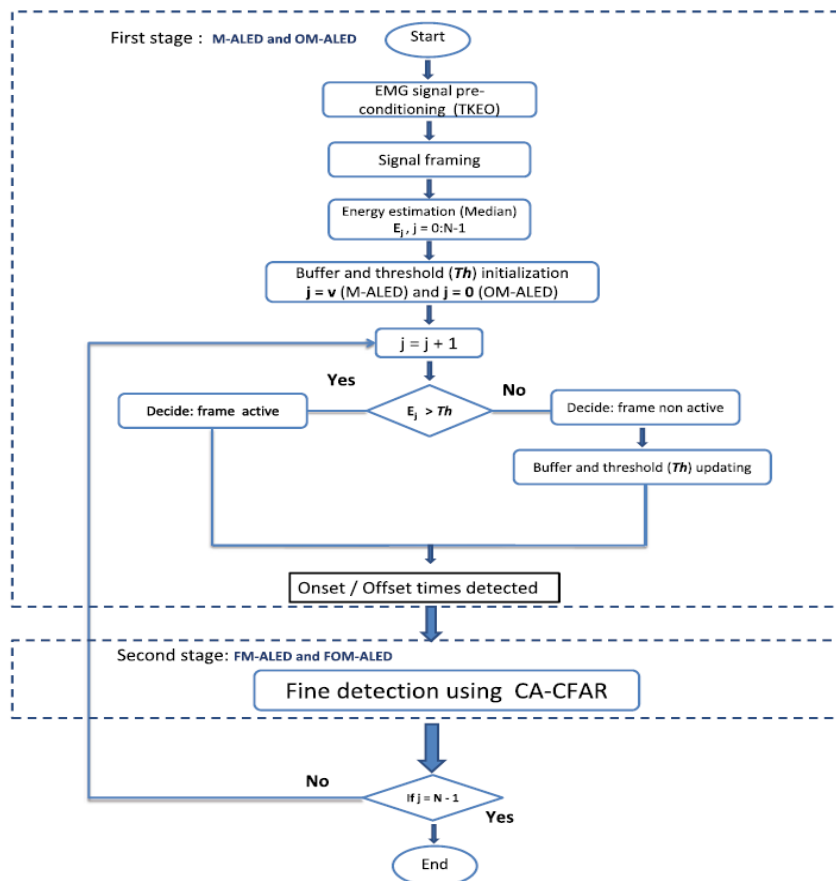


Figura 28. Algoritmo del metodo FM-ALED (o FOM-ALED).

4.4.2 Risultati

In questo articolo si è analizzato un vantaggio dell'utilizzo di questo metodo. L'utilizzo dell'ALED è vantaggioso poiché se si parte con una stima di base del segnale errata, il metodo è in grado di correggerla e migliorarla durante il suo processo di miglioramento iterativo. Inoltre apportando una modifica al metodo base e quindi utilizzando le statistiche dell'ordine attraverso il metodo OM-ALED, si è visto che si ottiene una stima della varianza del rumore iniziale migliore rispetto all'approccio standard.

Per poter studiare le prestazioni dei metodi proposti, considerando le due variazioni FM-ALED e FOM-ALED come due approcci differenti, si sono utilizzati come paragone le tecniche presenti in letteratura. Dunque sono stati confrontati con il Double Threshold, il Wavelet method, il metodo TKEO, il Sample Entropy (SamplEn) e l'RMS.

Il Double Threshold è un metodo che calcola un valore di soglia assumendo che la varianza del rumore sia nota. A questa prima soglia viene aggiunto un altro limite per determinare l'attività muscolare: la durata dell'attivazione. Infatti si è osservato che un'attivazione muscolare inferiore a 30 ms non ha alcun effetto nel controllo del movimento articolare durante l'andatura, dunque i burst di durata inferiore a 30 ms sono considerati rumore, mentre quelli con durata maggiore sono i segnali di attività muscolare. Questo metodo è noto in letteratura come metodo Bonato ed è esplicito in [4].

Il metodo basato su Wavelet assimila l'attività muscolare alla presenza del segnale del potenziale d'azione dell'unità motoria (MUAP). Per rilevare quest'ultimo, viene utilizzata una trasformata Wavelet continua (CWT). L'ampiezza del segnale nel dominio della trasformata Wavelet viene confrontata con una soglia che rappresenta il livello di rumore moltiplicato per un parametro costante γ che è regolato per controllare il tasso di falso allarme. Dunque in questa maniera, come possiamo vedere in [20], si determina la presenza di attività muscolare evitando i falsi allarmi.

Il metodo TKEO [13], come detto precedentemente, sfrutta oltre all'ampiezza del segnale anche la sua energia. In particolare la determinazione dell'attività muscolare viene presa quando l'uscita di TKEO, $\psi(x(n))$, supera una soglia appropriata E_{th} calcolata da una regione che non presenta attività e assumendo una distribuzione del rumore gaussiana.

Il TKEO ψ e E_{th} sono definiti come segue:

- $\psi(x(n)) = x^2(n) - x(n+1)x(n-1)$
- $E_{th} = \mu_{Noise} + J \sigma_{Noise}$

dove μ_{Noise} e σ_{Noise} sono, rispettivamente, la media e la deviazione standard dell'uscita TKEO del rumore quando non c'è attività muscolare. Il parametro J viene scelto maggiore di 3 e qui introdotto per controllare il tasso di falsi allarmi.

Un altro metodo usato per il confronto è il metodo basato sull'entropia del campione (Sample Entropy), il quale la utilizza come misura della complessità dei sistemi dinamici, descrivendo la velocità di creazione di informazioni relative all'attività del segnale. In questo approccio il segnale EMG originale è segmentato in una serie di frame di analisi sovrapposti, come meglio spiega l'articolo [23]. Il tempo di inizio dell'attività muscolare viene determinato quando l'entropia del campione del segnale supera una soglia preimpostata.

Un ultimo metodo utilizzato come confronto è il metodo basato sul Root Mean Square (RMS), il quale è stato introdotto in [24], per il rilevamento dell'attività muscolare in base al livello di energia del segnale locale. Innanzitutto, il segnale EMG viene segmentato in frame di analisi con una lunghezza di frame di 15 campioni al fine di approssimare i dati grezzi con campioni ridotti corrispondenti al valore medio di ciascun frame. Quindi, il valore assoluto del segnale sotto-campionato viene calcolato per avere una stima dell'RMS locale. Viene dichiarata l'attività muscolare quando il segnale supera un livello di soglia scelto dal 25% al 45% del valore RMS medio.

Come è possibile notare dalla Tabella 1, dove vengono esplicitati i valori della probabilità di errore in 9 soggetti, della media (mean) e della deviazione standard (STD) della rilevazione del burst di attività EMG per il soleo destro di pazienti sani, i metodi ALED risultano avere prestazioni che superano quelle dei metodi comparati. In particolare, le due versioni del metodo ALED: vale a dire FM-ALED e FOMALED sono le più accurate. Per essere precisi il primo è consigliato nel caso in cui sia disponibile una prima stima affidabile del livello di rumore. In caso contrario, sarebbe consigliato l'uso di FOMALED.

Un'altra evidenza che risulta da questo articolo è che il principio di base di ALED e CFAR si incentra sul fatto che l'attività del segnale è caratterizzata da un alto livello di energia rispetto al segnale di solo rumore. Tuttavia, si è osservato che per alcune

registrazioni tale differenza di energia è relativamente bassa, il che influisce sulle prestazioni complessive di rilevamento.

Tabella 2. Confronto tra i metodi analizzati rispetto la probabilità di errore.

Subject (S)	DoubleTh	Wavelet	TKEO	RMS	SampEn	ALED	M-ALED	FM-ALED	FOM-ALED
S_1	0.1211	0.1555	0.1485	0.1957	0.1409	0.1118	0.1148	0.1047	0.0915
S_2	0.1958	0.2321	0.1411	0.1380	0.0905	0.0488	0.0698	0.0441	0.0663
S_3	0.2056	0.1756	0.1321	0.2608	0.1122	0.1438	0.0840	0.0699	0.1253
S_4	0.1873	0.2052	0.1423	0.1919	0.1199	0.1426	0.0865	0.0776	0.1453
S_5	0.3401	0.3412	0.3165	0.3034	0.2062	0.1059	0.0762	0.0760	0.0960
S_6	0.2296	0.1442	0.1081	0.0803	0.0753	0.053	0.055	0.0438	0.0680
S_7	0.1804	0.1777	0.1227	0.1114	0.0883	0.0697	0.0569	0.0507	0.0766
S_8	0.1974	0.2043	0.1576	0.1527	0.2346	0.1299	0.0827	0.0762	0.0670
S_9	0.2201	0.2275	0.1547	0.1892	0.0955	0.0929	0.0767	0.0760	0.0837
Mean	0.2086	0.2070	0.1582	0.1811	0.1292	0.0999	0.0781	0.0688	0.0911
STD	0.05816	0.0586	0.0614	0.0703	0.0556	0.0364	0.0178	0.0196	0.0278

5. Discussione e conclusioni

Nel presente studio sono stati analizzati alcuni dei più significativi metodi recenti, ovvero pensati e sviluppati negli ultimi 5 anni, che hanno portato un miglioramento alla determinazione, o meglio alla stima dell'attivazione muscolare.

L'approccio SGMM [11], il meno recente tra i nuovi metodi visti, sviluppa un quadro statistico basato sull'unsupervised learning per modellare le distribuzioni EMG burst e non burst nel dominio della frequenza per il rilevamento dell'on-set dell'attività muscolare. È stato utilizzato un GMM sequenziale per discriminare tra distribuzioni burst e non burst a ciascuna banda di frequenza Mel, utilizzando la distribuzione di energia come parametro caratteristico. Le potenzialità di questo metodo si trova nel fatto che esso non solo funziona bene con SNR bassi, ma è anche adattabile al cambiamento degli SNR, essendo così in grado di rilevare in modo robusto l'inizio dell'attività muscolare in un ambiente dinamico. Inoltre l'algoritmo proposto è in grado di funzionare in modalità online, quindi il rilevamento dell'insorgenza dell'attività muscolare può essere applicato a sistemi in tempo reale. Questa caratteristica è importante a livello clinico perché permette di ottenere i dati immediatamente e quindi ne riduce le tempistiche di analisi. Tuttavia, questo metodo è stato testato solo utilizzando i dati sEMG di un piccolo numero di soggetti quindi non si ha ancora la convalida per poter utilizzare questo metodo proposto in clinica per la determinazione dell'on-set muscolare.

Mentre per quanto riguardano i due approcci presentati in [14], ovvero lo Scree-Plot Elbow detection e il Profile-Likelihood, si è visto come il secondo sia migliore rispetto al primo dal punto di vista dell'errore calcolato nella determinazione dell'attivazione muscolare. Vediamo come il primo metodo (SPE), nonostante il requisito per la determinazione della soglia, gode dei seguenti pregi:

- è semplice da implementare, infatti si vede come nei passaggi dell'Algoritmo 1 si svolgono operazioni semplici;
- il principio sottostante è abbastanza intuitivo.

Inoltre una delle sue varianti, vale a dire lo SPE-RefineElbow (SPE-RE), ha prodotto risultati comparabili con PLM-Laplacian negli esperimenti, con quest'ultimo che è risultato essere l'approccio migliore.

Il secondo approccio (PLM), che si basa sulla stima della funzione di probabilità, ovvia alla necessità di sintonizzazione manuale dei parametri, superando così la limitazione intrinseca di un algoritmo basato su l'utilizzo di una soglia di attivazione muscolare. Dunque questi due algoritmi presentati, in particolar modo il metodo del Profile-Likelihood, sono risultati essere due procedimenti molto accurati, superando appunto quelli basati sulla soglia per la determinazione del MAO.

Gli ultimi due metodi, i più recenti, sono caratterizzati da due innovazioni, ovvero l'utilizzo delle reti neurali [19] e l'adattamento del metodo ALED [21] alla stima dell'attività muscolare.

Analizzando i dati ottenuti dal confronto con i due metodi TKEO e GLR, si può notare che l'approccio basato sulle reti neurali ricorrenti garantisce un errore assoluto minore di 4 ms nei diversi livelli di SNR fino ad 8 dB. La differenza, quindi, con gli altri due procedimenti di rilevamento è di almeno 10 ms fino a 40 ms nella stima dell'on-set. Dunque l'utilizzo delle reti neurali nella stima dell'attivazione/disattivazione dei muscoli è un metodo che ha un livello di precisione nettamente superiore agli altri approcci. Tuttavia si sono ottenuti questi ottimi risultati poiché l'analisi si è basata sui segnali che la rete neurale aveva già potuto osservare. Quindi la rete conosceva già le caratteristiche del segnale, mentre per dei segnali nuovi probabilmente ci sarà una difficoltà in più nel riconoscere con una così alta accuratezza il timing. Anche se non è stato possibile vedere queste differenze, possiamo però dire che le prestazioni di questo metodo risultano migliori poiché attraverso l'addestramento della rete neurale, con segnali EMG noti, con intervalli on/off determinati a priori e con un livello di rumore ben definito, si può addestrare la rete sempre più a riconoscere ed identificare con esattezza il timing del segnale. Questo permette di avere sicuramente una migliore valutazione clinica poiché non c'è bisogno di avere un compromesso che mi genera un errore rispetto all'attivazione reale, dunque fornisce ai ricercatori tempi di attivazione precisi, i quali possono aiutare il futuro clinico negli interventi e strategie preventive. La difficoltà di questo metodo dunque è quella di educare in maniera opportuna le reti neurali, le quali poi autonomamente andranno a identificare, conoscere e memorizzare tutte le caratteristiche dei segnali sEMG. Infatti è necessario che queste apprendano più nozioni possibili rispetto all'EMG in modo da avere un ampio range di lavoro e quindi ottimizzare quelli che sono i tempi e i risultati ottenuti. Per questo motivo è necessario fornire in ingresso alle reti dei segnali EMG variegati, anche con rumore. La presenza del rumore nei segnali

di addestramento per la rete è fondamentale, poiché questa deve acquisire nozioni anche sui segnali di disturbo. Tuttavia questo non dovrà essere troppo elevato, altrimenti verrà limitata la comprensione delle peculiarità del segnale sEMG. I risultati di formazione delle reti di questo approccio, infatti, mostrano che l'apprendimento sotto un SNR di 3 dB offre le migliori prestazioni.

L'ultimo approccio visto (FM-ALED o FOM-ALED), adattato dall'analisi dei segnali vocali a questo tipo di analisi, può essere visto come un ampio miglioramento del problema di rilevamento di on-set e off-set, che si ottiene grazie all'appropriata combinazione di diverse tecniche di elaborazione del segnale. In effetti, le tecniche FM-ALED e FOM-ALED sono le più precise a confronto con i metodi più classici, basati anche sulla soglia, come ad esempio il Double Threshold. Questi approcci dunque sono delle soluzioni efficienti di monitoraggio automatico che possono essere utilizzate in futuro come un autentico supporto per la diagnosi medica. L'unica limitatezza di questi è nel fatto che utilizzano due procedimenti quindi necessita di un elevato numero di passi da eseguire. Inoltre il secondo, che è il CFAR, va ad analizzare ogni singolo campione, dunque risulta essere pesante dal punto di vista computazionale. Nonostante questo minimo ingombro, sono i metodi che hanno l'errore minimo nella rilevazione del on-set o off-set muscolare.

Questi approcci recenti che sono stati analizzati sono delle soluzioni che hanno migliorato di gran lunga la stima dell'attivazione muscolare individuata dai primi metodi, ovvero quelli che sono stati ideati da De Luca [3], ma anche da Bonato [4]. Il vantaggio appunto è che non si basano sull'utilizzo di una soglia, o meglio se la utilizzano, come nel caso di SPE, non è per la stima finale dei tempi di attivazione. Dunque i metodi studiati risultano essere delle buone scelte negli studi scientifici ma soprattutto nell'analisi e nella diagnosi clinica, dove servono elevati valori di accuratezza. Tuttavia questi dovranno essere approfonditi in maniera più critica dal punto di vista dei test per quanto riguarda il metodo SGMM, ma anche quello avvalente delle reti neurali poiché quest'ultimo in particolare è stato utilizzato solo per segnali simulati. Mentre gli altri approcci sono considerati come metodi validi anche in situazioni dinamiche dal punto di vista del rumore, ovvero in casi in cui ci sono variazioni di rumore durante l'analisi, quindi posso svolgere un aiuto importante nella clinica.

6. Bibliografia

1. L Landini: “*Fondamenti di analisi dei segnali biomedici*”, Edizioni Plus, Pisa University Press, 2005.
2. J Perry, “*The Gait cycle, Gait Analysis Normal and pathological Function*”, SLACK Inc., 1992, pp. 3-47.
3. C De Luca: “*Physiology and mathematics of myoelectric signals*”, IEEE Trans. Biomed. Eng., 1979, vol. 26, pp. 313-325.
4. P Bonato, T D'Alessio, M Knaflitz: “*A statistical method for the measurement of muscle activation intervals from surface myoelectric signal during gait*”, IEEE Trans. Biomed. Eng., 1998, vol. 45, pp. 287–299.
5. G Severini, S Conforto, M Schmid, T D'Alessio: “*Novel formulation of a double threshold algorithm for the estimation of muscle activation intervals designed for variable SNR environments*”, J. Electromyogr. Kinesiol., 2012, vol. 22(6), pp. 878-885.
6. S Fioretti, Dispense del corso di Biomedical Engineering, Università Politecnica delle Marche: “*Bioengineering of Motor Rehabilitation*”, a.a. 2017-2018.
7. G Ambrosi, P Castano, R F Donato: “*Anatomia dell'uomo*”, Edi Ermes, 2006, pp. 68-72.
8. L Scalise, Dispense del corso di Ingegneria Biomedica, Università Politecnica delle Marche: “*Misure Meccaniche e Strumentazione Biomedica*”, a.a. 2018-2019.
9. G Legnani, G Palmieri: “*Fondamenti di Meccanica e Biomeccanica del Movimento*”, CittàStudi Edizioni, 2016, pp. 493-509.
10. N F Tonello, A N Natali, A Forestiero: “*Analisi sperimentale del passo riguardo alle forze di interazione del piede e all'azione muscolare*”, 2010.
11. J Liu, D Ying, W Z Rymer, P Zhou: “*Robust muscle activity on-set detection using an unsupervised electromyogram learning framework*”, PLoS ONE, 2015, vol. 10(6).
12. P W Hodges, B H Bui: “*A comparison of computer-based methods for the determination of onset of muscle contraction using electromyography*”, Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol., 1996, vol. 101(6), pp. 511–519.

13. X Li, P Zhou, A S Aruin: “*Teager-Kaiser energy operation of surface EMG improves muscle activity onset detection*”, *Ann. Biomed. Eng.*, 2007, vol. 35, pp. 1532–1538.
14. S E Selvan, D Allexandre, U Amato, G H Yue: “*Unsupervised Stochastic Strategies for Robust Detection of Muscle Activation Onsets in Surface Electromyogram*”, *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2018, vol. 26(6).
15. M S Tenan, A J Tweedell, C A Haynes: “*Analysis of statistical and standard algorithms for detecting muscle onset with surface electromyography*,” *PLoS ONE*, 2017, vol. 12(5).
16. J F Kaiser: “*On a simple algorithm to calculate the ‘energy’ of a signal*”, *Proc. Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Process.*, 1990, pp. 381–384.
17. V Alarcon-Aquino, J A Barria: “*Change detection in time series using the maximal overlap discrete wavelet transform*”, *Latin Amer.. Appl. Res.*, 2009, vol. 39(2), pp. 145–152.
18. M S Tenan, A J Tweedell, C A Haynes: “*Iterative assessment of statistically-oriented and standard algorithms for determining muscle onset with intramuscular electromyography*”, *J. Appl. Biomech.*, 2017, vol. 33(6), pp. 464–468.
19. I A Khowailed, A Abotabl: “*Neural muscle activation detection: A deep learning approach using surface electromyography*”, *Journal of Biomechanics*, 2019, vol. 95, Article 109322.
20. A Merlo, D Farina, R Merletti: “*A fast and reliable technique for muscle activity detection from surface EMG signals*”, *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, 2003, vol. 50(3), pp. 316–323.
21. H Bengacemi, K Abed-Meraim, O Buttelli, A Ouldali, A Mesloub: “*A new detection method for EMG activity monitoring*”, *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2020, vol. 58, pp. 319-334.
22. S Solnik, P DeVita, P Rider, B Long, T Hortobágyi: “*Teager–Kaiser operator improves the accuracy of EMG onset detection independent of signal-to-noise ratio*”, *Acta. Bioeng. Biomech./Wroclaw Univ. Technol.*, 2008, vol. 10(2), pp. 65.

23. X Zhang, P Zhou: “*Sample entropy analysis of surface EMG for improved muscle activity onset detection against spurious background spikes*”, J. Electromyogr. Kinesiol., 2012, vol. 22(6), pp. 901–907.
24. K Özgünen, U Çelik, S S Kurdak: “*Determination of an optimal threshold value for muscle activity detection in EMG analysis*”, J. Sports Sci Med., 2010, vol. 9(4), pp. 620.