



UNIVERSITÀ
DEGLI STUDI
DI PADOVA



DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA DELL'INFORMAZIONE

CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA BIOMEDICA

**“IL SEGNALE ELETTROMIOGRAFICO:
PANORAMICA SU ELABORAZIONE E ACQUISIZIONE DEL SEGNALE E
METODI DI RILEVAZIONE DELL'ISTANTE DI ATTIVAZIONE
MUSCOLARE”**

Relatore: Prof. Erseghe Tomaso

Laureando: Grespan Alberto

ANNO ACCADEMICO 2022 – 2023

Data di laurea 21/11/2023

Abstract

Il segnale elettromiografico o elettromiogramma (EMG) è un segnale originato dall'attività muscolare che rappresenta un utile strumento in alcuni campi della diagnosi medica, nella ricerca in tema di movimento umano e nell'applicazione di sistemi di controllo biomedico, quali protesi bioniche. Questo elaborato si pone l'obiettivo di creare una panoramica generale sull'EMG, cercando di evidenziare le tipologie di informazioni che si possono trarre dalla sua estrazione e successiva elaborazione.

Ci si soffermerà inizialmente sull'origine fisiologica del segnale miografico e sulle sue caratteristiche principali, evidenziando la natura sommatoria dei vari contributi dei potenziali d'azione delle unità motorie (MUAP) e la frequenza di sparo della singola unità motoria. Verranno presentate le più comuni tipologie di estrazione del segnale e i vari elettrodi impiegati nel campo, concentrandosi principalmente su ciò che concerne l'elettromiografia di superficie; a ciò, seguiranno alcune delle elaborazioni possibili del segnale (rettificazione, integrazione, ecc.) ed esempi dei filtri più notoriamente applicati ai disturbi presenti nell'elettromiogramma grezzo. In chiusura, verranno elencati alcuni metodi presenti in letteratura scientifica per la valutazione dell'istante di attivazione muscolare.

Indice

Introduzione	1
Origine del segnale elettromiografico	1
1.1 <i>Anatomia dell'unità motoria</i>	1
1.1.1 Il muscolo e le fibre muscolari	1
1.1.2 Il motoneurone.....	3
1.2 <i>L'eccitazione elettrica dell'unità motoria</i>	4
1.2.1 Dall'assone alla sinapsi.....	4
1.2.2 Dalla sinapsi al muscolo	5
1.2.3 Il potenziale d'azione dell'unità motoria	6
1.3 <i>Reclutamento e frequenza di sparo</i>	6
Il segnale elettromiografico	9
2.1 <i>Caratteristiche del segnale.....</i>	9
2.1.1 Natura stocastica del segnale	10
2.1.2 Parametri descrittivi: morfologia, ampiezza, SNR e autocorrelazione.....	12
2.1.3 La frequenza e lo spettro di potenza	13
2.1.4 L'analisi in frequenza: trasformata STFT e Wavelet	15
2.2 <i>Gli elettrodi utilizzati.....</i>	19
2.2.1 Elettrodi superficiali	19
2.2.2 Elettrodi interni.....	20
2.3 <i>Prelievo del segnale</i>	21
Elaborazione e filtraggio del segnale elettromiografico	23
3.1 <i>Artefatti e disturbi</i>	23
3.1.1 Disturbo di alimentazione.....	23
3.1.2 Baseline noise	25
3.1.3 Disturbo da ECG.....	25
3.1.4 Artefatto da movimento	26
3.1.5 Crosstalk	26
3.2 <i>Esempi di filtraggi e rimozione di artefatti</i>	27
3.2.1 L'utilizzo del filtro Laguerre per PLI	27
3.2.2 Rimozione dell'artefatto da ECG con tecnica di sottrazione.....	30
3.2.3 Applicazione di un filtro Butterworth.....	31
3.3 <i>Altre elaborazioni comuni</i>	34

Metodi di onset detection	35
4.1 <i>Metodi basati su soglia</i>	37
4.1.1 Hodges e Bui.....	37
4.1.2 Bonato et al.	38
4.1.3 Lidieth	39
4.1.4 Abbink et al.	39
4.2 <i>Rivelatori basati su decisione statisticamente ottimale</i>	40
4.2.1 Stimatore ottimale.....	40
4.2.2 Stimatore AGLR a gradino e a rampa.....	41
4.3 <i>Metodi messi a confronto</i>	43
4.3.1 Teager-Kaiser migliora l'onset detection.....	46
Conclusione	49
Bibliografia	51

Introduzione

All'interno del corpo umano (o dei mammiferi, in generale) sono presenti tre tipologie generali di muscolo: scheletrico, liscio e cardiaco. Gli esami diagnostici di elettromiografia mirano, di norma, a registrare esclusivamente l'attività di un solo muscolo scheletrico o liscio: pertanto, i potenziali dovuti al muscolo cardiaco sono sempre considerati un disturbo, così come i contributi di altri muscoli (il *crosstalk*). Tuttavia, per semplicità di esposizione si considererà per tutto l'elaborato il termine *muscolo* come indicativo di un solo muscolo scheletrico e, per tale motivo, la descrizione anatomica si concentrerà esclusivamente su esso. Inoltre, nella descrizione del segnale ci si soffermerà solo sulle caratteristiche dell'elettromiogramma di superficie, evidenziando esclusivamente la differente acquisizione dell'elettromiogramma ad ago. Questa scelta si basa sul fatto che le applicazioni più recenti tendono a voler impiegare gli elettrodi superficiali (a scapito di quelli ad ago) per una maggiore comodità del paziente o utente, a cui viene effettuata la registrazione del segnale. Purtroppo, questo comporta spesso un'esposizione maggiore a problemi nell'estrarre informazione da un segnale che, per sua natura, è già di meno immediata comprensione. Infatti, come si vedrà, l'elettromiogramma è un segnale che ha bisogno di una discreta attenzione nella tipologia di elaborazione del segnale in base a ciò che si vuole estrarre: per esempio, in una situazione clinica può interessare capire se il muscolo sta agendo e faticando nella maniera corretta, portando l'analisi ad essere effettuata in frequenza grazie alla visualizzazione di un fenomeno, detto affaticamento muscolare, in cui la potenza spettrale del segnale è un buon indicatore. Un'altra tipologia di casistica clinica, ma anche progettuale (per protesi bioniche o altro), è l'identificazione dell'istante di attivazione muscolare, più brevemente chiamata con l'anglicismo *onset detection*. Per istante di attivazione muscolare si intende un momento in un periodo di tempo in cui il muscolo passa da uno stato di riposo a uno stato di sforzo fisico per compiere un movimento o sostenere un peso. Nel Capitolo 4 del presente elaborato, ci si soffermerà nella descrizione di alcuni metodi presenti in letteratura scientifica, mostrando alcune differenze (notate sempre in letteratura scientifica) nei risultati che essi possono aggiungere. È scopo, dunque, di questa elaborato dare una sufficiente panoramica sul segnale elettromiografico (di superficie) e sulla sua analisi, soffermandosi sulla trattazione teorica dell'*onset detection*.

Capitolo 1

Origine del segnale elettromiografico

Prima di procedere con la presentazione effettiva dell'argomento centrale dell'elaborato, è necessario introdurre l'anatomia e la fisiologia che portano l'elettromiogramma ad essere un segnale rilevabile. Dunque, verranno introdotte inizialmente alcune delle nozioni di base utili per comprendere il funzionamento del muscolo al suo interno e, successivamente si illustrerà l'attività elettrica. Si procederà con la sola descrizione anatomica di un muscolo scheletrico, in quanto è la tipologia maggiormente presente nel corpo umano.

1.1 Anatomia dell'unità motoria

L'unità motoria è l'unità base funzionale del sistema neuromuscolare, che viene analizzato in elettromiografia, ed essa si compone di un motoneurone e delle fibre muscolari che esso innerva, il cui numero e grandezza può variare ampiamente.

Spesso l'unità motoria viene indicata con l'acronimo MU dall'inglese *motor unit*.

1.1.1 Il muscolo e le fibre muscolari

I muscoli scheletri sono la tipologia di muscolo maggiormente presente all'interno del corpo umano e possono esser presenti in percentuali che si aggirano intorno al 40% del peso corporeo totale. Dal loro nome si può comprendere come siano i responsabili della postura e del movimento dello scheletro, grazie al fatto che essi sono collegati alle ossa per mezzo dei tendini oppure direttamente alla superficie ossea. Se due ossa sono in contatto attraverso una articolazione comune, un muscolo si dice flessore, quando i centri delle ossa vengono avvicinati

a seguito della contrazione, mentre si dice estensore, quando questi si allontanano. Generalmente un'articolazione ha sempre un muscolo estensore e uno flessore e ci si riferisce a questa coppia di muscoli come gruppi muscolari antagonisti.

I muscoli sono costituiti da un insieme di cellule muscolari (o fibre muscolari), ciascuna delle quali ha una forma allungata con centinaia di nuclei disposti vicino alla superficie cellulare. Ciò rende le fibre muscolari le più grandi cellule dell'organismo umano e derivano dalla fusione di molte cellule muscolari embrionali. All'interno del muscolo le fibre sono disposte con i loro assi longitudinali in parallelo e ciascuna fibra è avvolta da tessuto connettivo, l'endomysio, il quale raggruppa varie cellule adiacenti formando i fascicoli muscolari (o fasci di fibre). A loro volta, i fascicoli muscolari sono a contatto con tessuto connettivo, il perimisio, e, inoltre, sono irrorati da vasi sanguigni e sono connessi a nervi. In tal modo si vanno a formare i muscoli nella loro interezza come mostrato in Figura 1.1.

Oltre ai nuclei, le cellule muscolari sono composte da:

- una membrana cellulare, definita sarcolemma;
- il citoplasma, definito sarcoplasma (contiene il citosol);
- i mitocondri;
- il reticolo endoplasmatico, detto sarcoplasmatico, costituito da regioni chiamate cisterne terminali;

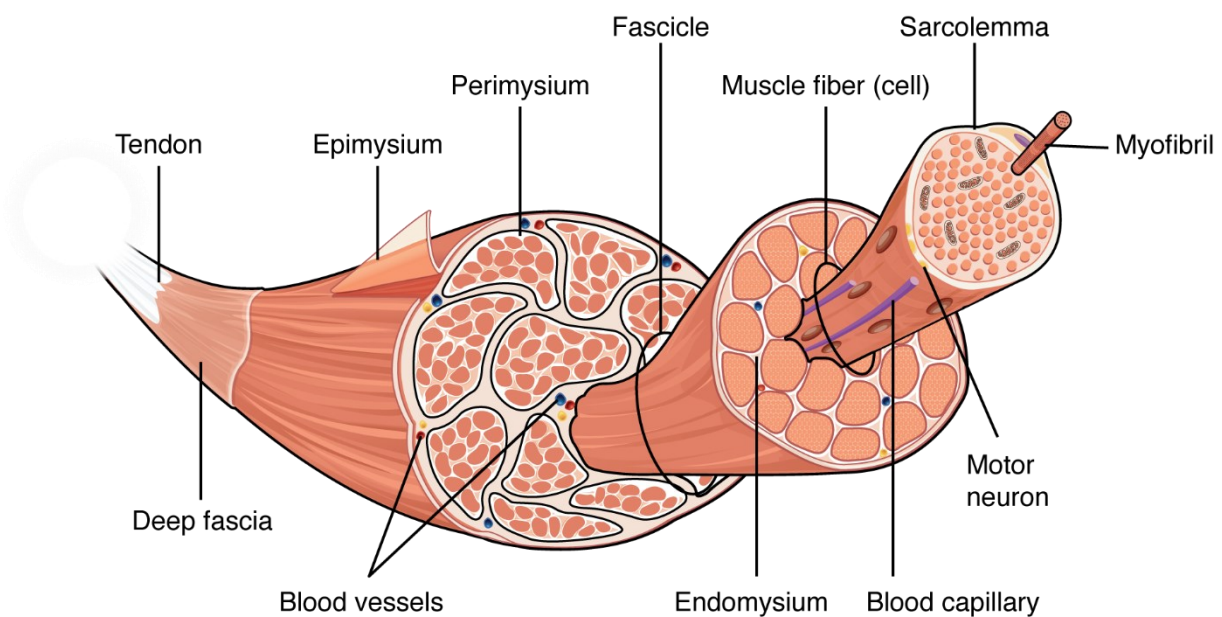


Figura 1.1 (fonte: Oregon State University) In questa figura è rappresentata l'anatomia generale del muscolo: fascicolo (fascicle), fibre muscolari (muscle fiber), miofibrille (myofibril) e i motoneuroni (motor neuron) che innervano le fibre muscolari

- i tubuli T, i quali sono una rete di tubuli strettamente associata alle cisterne terminali e sono estremamente importanti per una trasmissione più agevole del potenziale d'azione dall'esterno all'interno della cellula e del rilascio del Ca^{2+} ;
- le miofibrille, la principale struttura intracellulare composta da proteine, come miosina e actina, responsabili della contrazione effettiva.

Nonostante la composizione interna simile, i muscoli possono variare tra loro; possono essere diversi in base a come sono collegati all'apparato scheletrico (fusiformi o pennati), in base al movimento e alla resistenza alla fatica. Le fibre si distinguono in tipo I (lente in contrazione e molto resistenti alla fatica), tipo IIB (rapide in contrazione e poco resistenti alla fatica), tipo IIA (rapide in contrazione e leggermente resistenti alla fatica).

1.1.2 Il motoneurone

Il muscolo, come quasi qualunque altro apparato o organo, riceve informazioni dal sistema nervoso centrale attraverso i nervi: in particolare, esso viene controllato attraverso le vie motorie somatiche. Sono strutturate con un unico neurone localizzato nel sistema nervoso centrale che proietta il suo assone verso il muscolo scheletrico di riferimento.

Le cellule dei neuroni motori (o motoneuroni) si possono trovare o nel corpo anteriore del midollo spinale o nell'encefalo, e proiettano con un unico lungo assone al muscolo bersaglio. Questi assoni mielinizzati possono essere molto lunghi, anche dell'ordine di lunghezza del metro, come quelli che innervano il piede. I motoneuroni si ramificano nelle vicinanze dei muscoli e ogni singola ramificazione si divide in gruppi di terminali assonici che raggiungono il sarcolemma di varie fibre muscolari (come si può notare in Figura 1.1): questa struttura ramificata permette a un singolo motoneurone di controllare più di una sola cellula muscolare e a più motoneuroni di interagire con un singolo muscolo.

La sinapsi di un motoneurone su una fibra viene chiamata giunzione neuromuscolare, mentre nella parte corrispondente alla post-sinapsi si va a formare una struttura denominata placca motrice. A livello della sinapsi, i motoneuroni hanno quattro tipi di recettori e canali ionici che producono risposte in base alla variazione del potenziale di membrana:

- canali del potassio K^+ , responsabili per il mantenimento del potenziale di membrana (di circa -70 mV nei neuroni);
- canali ionici e cationici voltaggio-dipendenti;
- recettori ionotropici, o canali ionici ad apertura ligando-dipendente;

- recettori neuromodulatori.

Questi canali fungono un'importante funzione nel rilascio dell'acetilcolina, il neurotrasmettitore che regola la funzionalità muscolare e che si trova all'interno di vescicole presenti nella giunzione neuromuscolare.

1.2 L'eccitazione elettrica dell'unità motoria

Ora che si è fornita una descrizione sufficiente¹ dell'anatomia neuromuscolare, si può introdurre il concetto di unità motoria.

Solitamente, quando si parla di eccitazione elettrica dell'unità motoria, si intendono gli inneschi dei potenziali di azione (visibili in Figura 1.2) e di membrana presenti in tutta l'unità motoria che portano alla contrazione muscolare e alla successiva fase di rilasciamento. Possiamo immaginare due fasi dell'eccitazione.

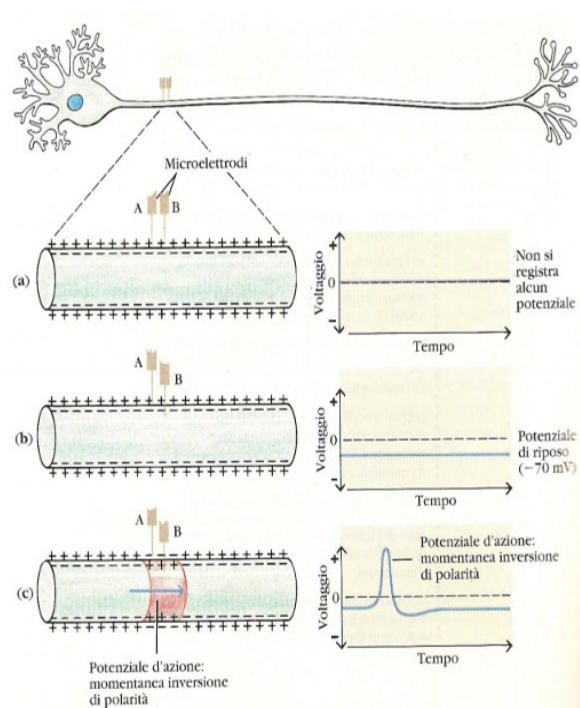


Figura 1.2 (fonte: diapositive del corso Human Movement Bioengineering) In base alla polarità presente sui due lati della membrana si registrano potenziali differenti

1.2.1 Dall'assone alla sinapsi

La prima fase dell'eccitazione corrisponde al potenziale d'azione che scorre lungo l'assone del motoneurone.

In assenza di un flusso di ioni tra interno ed esterno, il potenziale rimane costante tra i due lati della membrana cellulare ad un valore di -70 mV, come detto in precedenza.

In presenza di un flusso di ioni, invece, si ha una momentanea inversione di polarità che si propaga lungo la membrana dell'assone. Se si utilizzano dei microelettrodi al passaggio

¹ La descrizione anatomica e funzionale fornita può esser ampliata, andando nel dettaglio. In caso di necessità di approfondimento, si consiglia di consultare i riferimenti bibliografici forniti.

dell'inversione di polarità si può notare una variazione di tensione, la quale viene definita potenziale d'azione.

Tale potenziale, una volta raggiunta la giunzione neuromuscolare, porta all'apertura di un canale Ca^{2+} voltaggio-dipendente. L'ingresso dello ione Ca^{2+} nella membrana causa la fusione della vescicola sinaptica con la membrana stessa e il rilascio conseguente dell'acetilcolina nella fessura sinaptica tra motoneurone e fibra muscolare.

1.2.2 Dalla sinapsi al muscolo

La seconda fase coincide con l'accoppiamento eccitazione-contrazione e ha inizio con l'acetilcolina che, legandosi ai canali recettori presenti sulla fibra muscolare, permette il passaggio di ioni. Questo passaggio induce un potenziale d'azione² che si propaga sia lungo la membrana delle fibre in entrambe le direzioni sia attraverso i tubuli T all'interno delle cellule. La propagazione del potenziale nel muscolo è molto più lenta rispetto a quella nervosa e si attesta con velocità tra i 3-5 metri al secondo in base alle proprietà della fibra (temperatura, diametro, tipologia, ecc.).

Il potenziale d'azione stimola il reticolo sarcoplasmatico a rilasciare gli ioni Ca^{2+} , aumentando la concentrazione nel citoplasma di circa cento volte rispetto al valore a riposo. Il rilascio degli ioni porta successivamente alla contrazione delle proteine specializzate, le quali rimangono contratte fintanto che nel citosol è presente lo ione calcio. Infatti, in assenza dello ione calcio, la contrazione termina e questo può essere dovuto alla cessazione del segnale nervoso (e quindi, alla mancanza di acetilcolina) o a un'alterazione della cinetica di Ca^{2+} . Questa tipologia di processo con vari passaggi spiega il periodo di latenza, che si può osservare sperimentalmente, tra eccitazione ed effettiva creazione della tensione muscolare.

² Si ricorda che ogni tipologia di cellula possiede un potenziale d'azione differente; quindi, il potenziale che si crea in una cellula muscolare non ha forma simile a quello di un motoneurone.

1.2.3 Il potenziale d'azione dell'unità motoria

Il potenziale muscolare viene tradizionalmente definito potenziale d'azione dell'unità motoria (con acronimo MUAP dall'inglese *motor unit action potential*) ed è un segnale monofasico, bifasico o trifasico. Una cellula muscolare, durante la contrazione, manifesta molteplici attivazioni di fila ad intervalli regolari con una certa frequenza caratteristica: si parla di un treno di MUAP o in alternativa di MUAPT (come in Figura 1.3).

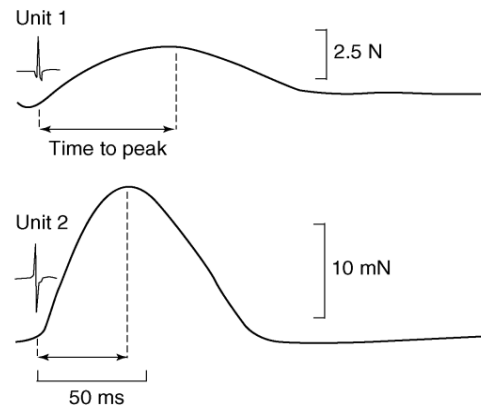


Figura 1.3 (fonte: Merletti, Farina) Esempio di due MUAP con ampiezza e forma d'onda differenti

È bene notare che il MUAP varia enormemente in ampiezza, tempo di raggiungimento del picco massimo, frequenza e durata: non è quindi un segnale con una forma fissa, la quale dipende dallo strumento con cui si registra il potenziale e dalle condizioni patologiche della fibra. Un'altra proprietà da sottolineare è la capacità algebrica dei vari potenziali: l'elettromiogramma finale è la risultante della somma dei vari segnali dovuti ai vari MUAPT.

1.3 Reclutamento e frequenza di sparo

Per reclutamento si intende il numero di unità motorie che vengono attivate dal muscolo per sostenere un determinato sforzo. Per frequenza di sparo (o di scarica) si intende la frequenza con cui le singole unità motorie scaricano i potenziali d'azione (in altre parole, la frequenza di MUAPT). La combinazione di questi due fenomeni porta al segnale registrato, come mostrato in Figura 1.4.

Entrambe queste variabili influiscono sulla forza esercitabile dalla contrazione, anche se in maniera diversa: il reclutamento domina a forze minori, mentre la frequenza di sparo è più significativo a forze maggiori e durante contrazioni veloci.

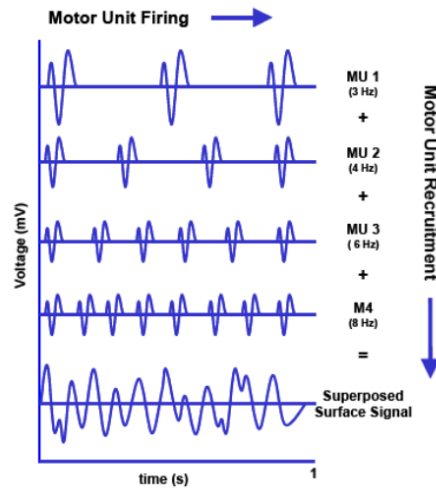


Figura 1.4 (fonte: diapositive del corso Tecnologia e Strumentazione Biomedica)
Rappresentazione dell'influenza di reclutamento e frequenza di sparo sul segnale

Durante le contrazioni volontarie, le unità motorie tendono a esser reclutate in un ordine relativamente determinato: l'ordine in cui vengono reclutate dipende dalle grandezze dei motoneuroni (sia del corpo che dei dendriti), in quanto si può mostrare empiricamente che motoneuroni più piccoli hanno bisogno di una minore tensione per raggiungere la soglia di eccitabilità. Tale fenomeno è visibile anche attraverso la relazione tra la forza di contrazione esercitata e la soglia minima di reclutamento. Tuttavia, possono sussistere condizioni in cui l'ordine può cambiare: un esempio è il passaggio da uno sforzo di flessione a uno di abduzione (o viceversa).

È interessante notare che l'ordine di attivazione delle unità motorie è casuale quando il muscolo viene attivato artificialmente con brevi impulsi di stimolazione elettrica. Infatti, applicando gli elettrodi con i quali viene applicata la corrente sulla regione di maggiore eccitabilità del muscolo, lo stimolo evoca potenziali d'azione in tutti gli assoni vicino alla zona di collocamento degli elettrodi, i quali poi innescano il successivo procedimento di contrazione visto in precedenza. In questa maniera, le unità motorie attivate dipendono da una combinazione di fattori, tra cui anche la posizione degli assoni rispetto agli elettrodi, portando a una contrazione che non si basa più su un ordine di attivazione basato sulla grandezza delle unità motorie.

Come si può vedere in Figura 1.5 da un esempio di relazione forza-frequenza, la forza esercitata da un'unità motoria per compiere un'azione dipende anche dalla frequenza con cui il motoneurone scarica il potenziale d'azione. Infatti, essa ha un ruolo nel raggiungere la contrazione continua massima raggiungibile dal muscolo, detta contrazione tetanizzante. Il tetano muscolare avviene quando la singola fibra muscolare viene stimolata ripetutamente a brevi intervalli di tempo fino a raggiungere il punto in cui avviene una fusione delle scosse. Questa tensione di tetano può esser mantenuta a un livello costante fintanto che la fibra riceve la stimolazione o si affatica. Di norma, le fibre lente necessitano di circa 20 stimolazione al

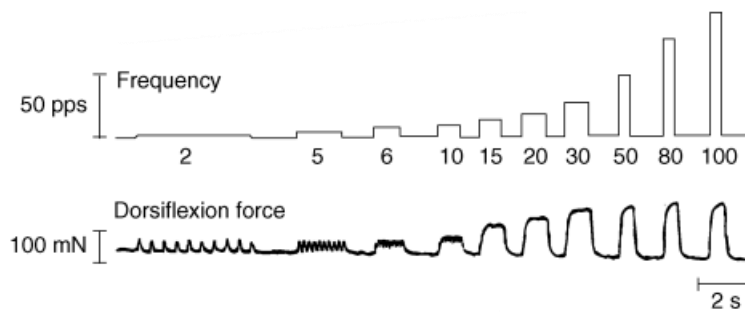


Figura 1.5 (fonte: Merletti, Farina)

Relazione tra forza e frequenza di sparo di una singola unità motoria nel caso di dorsiflessione del muscolo che flette la caviglia ed estende il tallone

secondo, mentre quelle rapide di anche 100 stimolazioni al secondo. Come si può probabilmente intuire, la frequenza di sparo permette un grado di adattabilità in più rispetto al solo numero di fibre reclutate.

Per comprendere questa adattabilità, bisogna ricordare che le fibre muscolari all'interno di un muscolo reagiscono alle situazioni di esercizio con varie velocità di contrazione, ricordando che anche il motoneurone e le sue proprietà inficiano su questo aspetto. I motoneuroni con una bassa frequenza di generazione di potenziali controllano fibre a contrazione lenta, mentre quelli con un'alta frequenza fibre a contrazione rapida. In generale, la frequenza di scarica ottimale del motoneurone è quella minima utile perchè le singole scosse muscolari si fondano a formare una contrazione tetanica. Per le UM lente la frequenza di sparo che raggiunge la contrazione tetanizzante è intorno ai 20 Hz, mentre per le UM più veloci si superano anche i 50 Hz.

Durante attività motorie normali, i motoneuroni a più bassa soglia di attivazione presentano una bassa frequenza di scarica per lunghi periodi di tempo, mentre i motoneuroni a più alta soglia, innervanti fibre di tipo II, vengono attivati occasionalmente in brevi periodi con alte frequenze. In caso di esercizi di resistenza, quindi di lunga durata e a intensità massimale, tutti i motoneuroni hanno una frequenza di sparo moderata, ma, non appena lo sforzo non è più al massimo, i motoneuroni a soglia di attivazione elevata, smettono di scaricare. Invece, in esercizi di forza ad impegno massimo e di breve durata, tutti i motoneuroni hanno un'alta frequenza per lunghe sequenze. Una tipologia di scarica sincrona di diverse UM produce una tensione muscolare al suo picco, mentre una scarica asincrona è associata ad un prolungamento massimo della contrazione.

Capitolo 2

Il segnale elettromiografico

In questo Capitolo si descriveranno le caratteristiche del segnale EMG e la sua analisi nel dominio della frequenza. Infatti, l'analisi nel dominio del tempo si rivela quasi sempre poco utile, data la natura non deterministica del segnale per estrarre informazioni concrete dal segnale. In ambito medico e riabilitativo, si fa largo uso delle tecniche di visione dell'affaticamento muscolare, fenomeno il quale si può osservare e stabilire solamente con analisi in frequenza del segnale. Tuttavia, questa tipologia di analisi comporta l'utilizzo di strumenti matematici differenti, dovendo considerare, inoltre, la non stazionarietà del segnale.

2.1 Caratteristiche del segnale

Il segnale elettromiografico rappresenta l'andamento totale dell'attività elettrica spontanea³ dei muscoli, fornendo importanti informazioni diagnostiche sull'attivazione muscolare. Dunque, l'EMG comprende al suo interno i contributi di ogni singolo MUAP che si attiva in un determinato periodo nell'area di rilevazione dell'elettrodo usato (si tratta di una somma spazio-temporale), come si è potuto affermare nel Capitolo 1.

³ In medicina e come esame diagnostico è comune trovare l'elettroencefalogramma (una variazione dell'elettromiogramma, per certi versi), che registra la velocità di conduzione o di risposta di un nervo sensoriale o motorio. Questo segnale viene evocato attraverso l'uso di elettrodi che trasmettono una piccola scarica, a differenza dell'EMG in cui ciò non avviene.

Prima di ogni sua elaborazione o amplificazione, il segnale si presenta nella sua forma grezza: questa forma viene solitamente denominata tracciato di interferenza, nel caso si stia trattando un EMG superficiale (come si vede in Figura 2.1) . Il tracciato di interferenza si presenta con periodi di riposo e contrazione non sempre facilmente identificabili all'occhio umano.

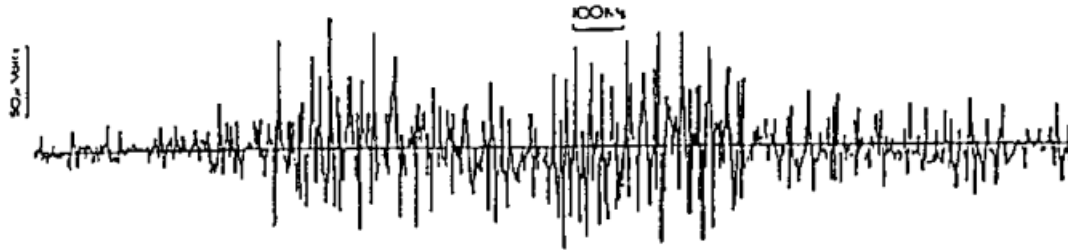


Figura 2.1 (fonte: Bracale) Esempio di un tracciato di interferenza

In un segnale grezzo con periodi di riposo ben identificabili, si può notare la cosiddetta *baseline* del segnale, la quale indica che il segnale è “nullo” e le fibre muscolari non sono in un processo di contrazione muscolare. Si può vedere un esempio in Figura 2.2.

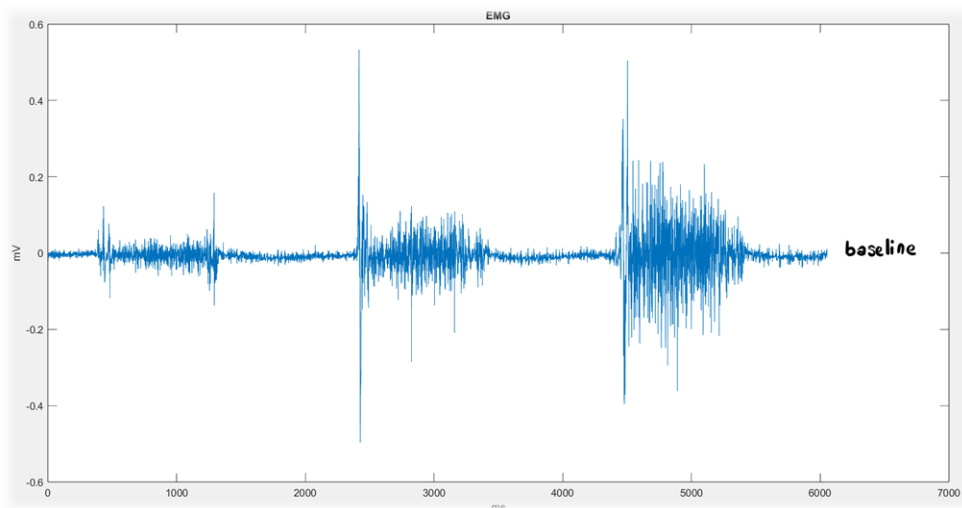


Figura 2.2 Esempio di EMG con tre contrazioni in cui la linea di base è visibile

2.1.1 Natura stocastica del segnale

A causa dell'imprevedibilità del processo biologico che stimola i vari MUAP e della variabilità di questi tra i vari muscoli e all'interno di uno stesso muscolo per lunghezza, resistenza alla fatica e altre proprietà, l'EMG viene solitamente classificato come un segnale stocastico⁴ non stazionario.

⁴ Nel caso di contrazioni indotte elettricamente, tutte le UM reclutate (anche se casualmente come descritto nel Capitolo 1) sono attivate alla stessa frequenza degli stimoli elettrici e i contributi al segnale sono sincronizzati: si ha quindi un segnale deterministico.

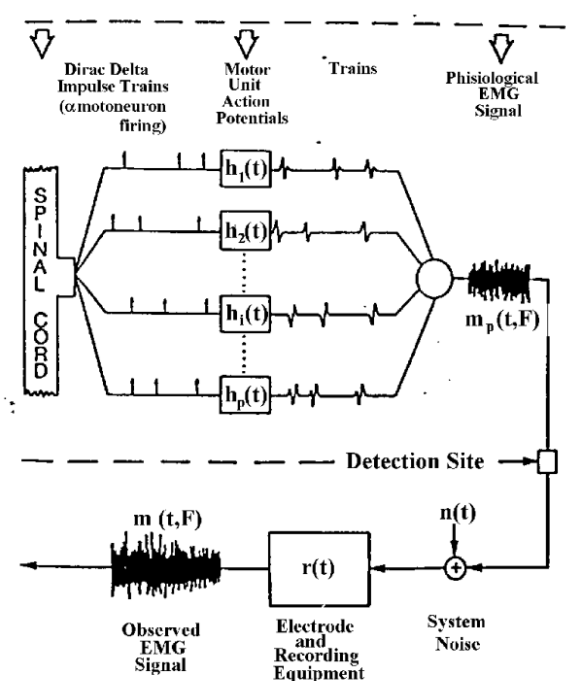


Figura 2.3 (fonte: Bracale)
Rappresentazione a blocchi del segnale EMG

Infatti, possiamo pensare al seguente schema di rappresentazione del segnale, rappresentato graficamente in Figura 2.3:

- gli N sistemi lineari tempo-invarianti, caratterizzati da risposte impulsive in ingresso, hanno in uscita un certo numero P di MUAPT;
- i MUAPT hanno tutti un proprio peso, per simulare il fenomeno di distanza dall'elettrodo e il fenomeno del reclutamento;
- il numero P di MUAPT che contribuiscono al segnale miografico è funzione del tempo e del livello F di contrazione muscolare: nasce da qui la natura non deterministica del segnale elettromiografico;
- al segnale osservato vanno aggiunti i disturbi dovuti al sistema di misura e alla registrazione di potenziali indesiderati.

Nonostante nella sua interezza il segnale sia non stazionario, si può arrivare a una condizione di stazionarietà a tratti. In letteratura scientifica, quando si tratta di segnali stocastici come l'EMG, è comune identificare finestre di interesse sia per l'elaborazione sia per l'analisi del segnale: anche per tale motivo, si usano parametri statistici come la media, la varianza, l'autocorrelazione, la frequenza media e la frequenza mediana dello spettro per la descrizione del segnale.

2.1.2 Parametri descrittivi: morfologia, ampiezza, SNR e autocorrelazione

I parametri del segnale elettromiografico non sono predeterminati, data la sua natura statistica: può capitare che due EMG diversi abbiano caratteristiche non comuni come l'ampiezza, la frequenza o la forma. Questo rappresenta nella sua elaborazione sia una sfida sia un'opportunità: è tipico in soggetti patologici avere un tracciato elettromiografico estremamente alterato. Si può vedere in Figura 2.4 in cui sono messi a confronto un soggetto sano e uno affetto da sofferenza cronica del nervo periferico.

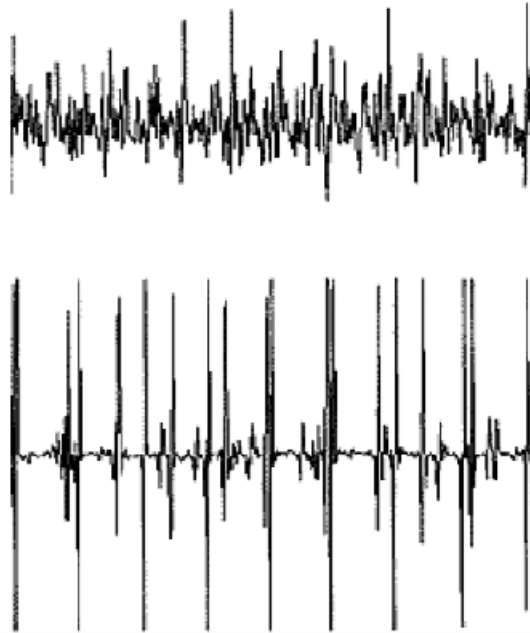


Figura 2.4 (fonte: corso *Elaborazione di Segnali Biomedici*)
In alto, si ha un EMG di soggetto sano con potenziali di pochi mV sovrapposti. In basso, si ha un EMG di soggetto malato con ampiezza variabile e potenziali isolati

Da ciò è chiaro che uno dei primi parametri da tener conto è la morfologia del segnale: questo aspetto qualitativo del segnale può esser individuato solamente da un tecnico esperto e quindi non ci sono valori tipici: in generale, esso si presenta come un segnale che varia ampiezza e frequenza nei punti in cui è attivo. Per stabilire se il segnale è attivo o meno, si utilizzano varie tecniche; alcune di queste verranno trattate più avanti nel Capitolo 4.

Come è stato possibile intuire dalle considerazioni dei precedenti paragrafi e capitoli, un altro parametro importante è l'ampiezza, la quale rappresenta l'intensità dell'elettromiogramma. L'ampiezza del segnale EMG non ha un valore determinato di massimo o di minimo: a seconda del numero di fibre del muscolo e delle proprietà di reclutamento e frequenza di sparo, si può passare dai pochi μV ad alcuni mV. Solitamente si ritiene come valore minimo di tensione riconducibile a un'unità motoria i $10 \mu\text{V}$, sotto il quale si presuppone che si tratti solo di un artefatto dovuto alla cute. In generale, il suo valore dipende da:

- caratteristiche soggettive (lunghezze e spessori delle fibre, impedenza della cute e del grasso sottocutaneo, velocità del gesto, numero di unità motorie interessate, ecc.)
- caratteristiche degli strumenti di misura (tipologia di elettrodi, posizione degli elettrodi, tipologia di filtri analogici utilizzati, rumore di fondo, ecc.)

Solitamente quando si ha che fare con un segnale con possibili artefatti è utile avere una stima di quanto un segnale è pulito. Ciò è possibile con il *Signal to Noise Ratio* (SNR). Esso viene definito come il rapporto tra la potenza del segnale $s(n)$ di interesse e la potenza del rumore $r(n)$:

$$SNR = \frac{\sum_{n=0}^{D-1} s(n)^2}{\sum_{n=0}^{D-1} r(n)^2}. \quad (2.1)$$

Gli eventuali filtraggi o elaborazione dell'EMG mirano ad aumentare il valore del rapporto espresso nell'equazione 2.1, in maniera tale da avere un segnale più pulito su cui lavorare.

Un altro parametro utilizzato è l'autocorrelazione del segnale. L'autocorrelazione deriva dalla normale cross-correlazione: nel caso dell'EMG, si usa l'autocorrelazione per identificare dei pattern patologici all'interno del segnale, applicato un certo ritardo. Essa viene definita come

$$R_{xx}(m) = \begin{cases} \sum_{n=0}^{N-m-1} x_{n+m} x_n^* & \text{per } m \geq 0 \\ R_{xx}^*(-m) & \text{per } m < 0 \end{cases}, \quad (2.2)$$

dove $x(n)$ è un segnale discreto di N campioni e m ritardo.

2.1.3 La frequenza e lo spettro di potenza

Il parametro più importante per l'EMG dopo l'ampiezza è la frequenza, perché nella sua analisi è più conveniente utilizzare il dominio della frequenza. Le frequenze caratteristiche sono fortemente correlate alle frequenze di sparo dei vari MUAPT: maggiori sono le frequenze di attivazione dei MUAP, maggiori sono le frequenze caratteristiche del segnale registrato. L'intervallo di valori delle frequenze caratteristiche è tendenzialmente compreso tra 5 Hz e 500 Hz nella maggior parte dei casi dei segnali acquisiti digitalmente. La frequenza di campionamento del segnale digitale è solitamente superiore a 1000 Hz in maniera tale sia da

avere una risoluzione sufficiente sia per rispettare il teorema di Shannon-Nyquist per la ricostruzione del segnale.

All'interno dello spettro di una finestra del segnale si possono individuare due fasce di frequenze particolari:

- una creata dalla frequenza di scarica delle UM più grandi reclutate per ultime, le quali contribuiscono ai picchi nella parte inferiore dello spettro, con frequenze medie di scarica delle unità motorie intorno ai 10 - 40 Hz;
- una dovuta alla forma dei MUAP, che si presenta tipicamente tra i 50 e 100 Hz in funzione di vari fattori, quali la forma e la disposizione degli elettrodi, la distanza delle fibre, la fatica muscolare, ecc.

Inoltre, di norma lo spettro della potenza presenta un picco tra i 50 – 80 Hz, per poi tendere a decrescere e annullarsi intorno ai 250 Hz, come mostrato in Figura 2.5.

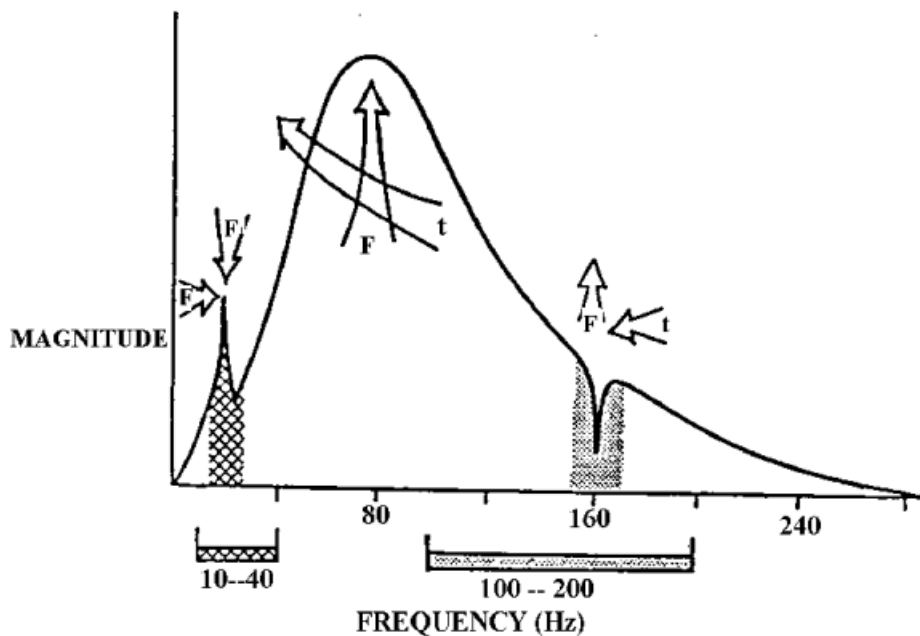


Figura 2.5 (fonte: Bracale)

Lo spettro di potenza del segnale è variabile a seconda della forza F e della durata t della contrazione

Due valori importanti di cui tener conto sono la frequenza mediana e la frequenza media, che si possono trarre dallo spettro di potenza del segnale. La frequenza media f_m dello spettro è definita come la frequenza baricentrale dello spettro $S(f)$:

$$f_m = \frac{\int S(f) f df}{\int S(f) df} \quad (2.3)$$

La frequenza mediana f_{med} è definita come la frequenza che divide a metà lo spettro di potenza di un segnale; quindi, è quella frequenza tale per cui vale:

$$\frac{1}{2} \int S(f) df = \int_{f_1}^{f_{med}} S(f) df = \int_{f_{med}}^{f_2} S(f) df, \quad (2.4)$$

dove f_1 è la frequenza iniziale dello spettro e f_2 è la frequenza finale.

2.1.4 L'analisi in frequenza: trasformata STFT e Wavelet

Come si è potuto già far notare, il segnale EMG è non stazionario ed è un segnale con caratteristiche complesse da analizzare (in particolare nel dominio del tempo). Di conseguenza, in una buona parte della letteratura scientifica a riguardo, si tende a non utilizzare per l'analisi dei segnali EMG i classici metodi come la normale trasformata di Fourier o i modelli ARMA. Per tale motivo, si preferiscono la *Short Time Fourier Transform* (STFT) e la *Wavelet Transform* (WT). Nonostante la STFT possa essere usata per segnali non stazionari, dividendo il segnale in tratti stazionari, soffre del fatto che per garantire una buona prestazione ha bisogno di una lunghezza appropriata del segmento scelto del segnale. Invece, la WT è ampiamente usata nell'analisi, date le sue buone caratteristiche di adattabilità.

La trasformata STFT permette di calcolare lo spettrogramma del segnale EMG e nel continuo viene definita come:

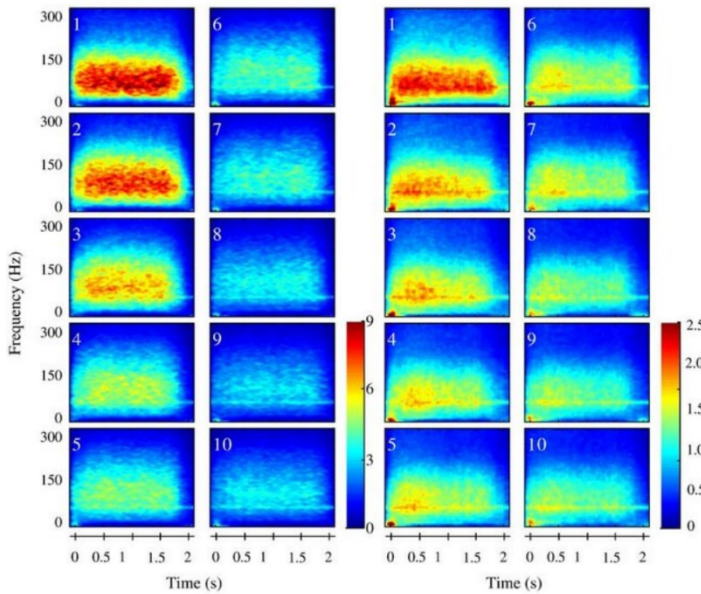
$$STFT\{x(t)\}(\tau, \omega) \equiv X(\tau, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t)w(t - \tau)e^{-j\omega t} dt, \quad (2.5)$$

dove $w(\tau)$ è la funzione rappresentativa della finestra⁵ temporale di interesse e $x(t)$ il segnale di interesse (quindi l'EMG). $X(\tau, \omega)$ è quindi la trasformata di Fourier di una funzione complessa $x(t)w(t - \tau)$.

Si può definire anche in tempo discreto con una simile notazione:

$$STFT\{x(n)\}(m, \omega) \equiv X(m, \omega) = \sum_{-\infty}^{+\infty} x(n)w(n - m)e^{-j\omega n}. \quad (2.6)$$

⁵ La STFT utilizza brevi finestre ad alte frequenze e lunghe finestre a basse frequenze.



In tale formula, m è un valore discreto e ω è un valore continuo e reale, ma, dato che la tipica applicazione di questa formula è effettuata su elaboratore con algoritmi di FFT⁶, solitamente si reputano entrambi i valori sempre discreti e quantizzati.

Figura 2.6 (fonte: Jing Z. Liu et al.)
Esempio di spettrogramma utilizzato per evidenziare la fatica muscolare di due muscoli antagonisti durante il processo ripetuto della chiusura della mano.

Lo spettrogramma della densità spettrale di un segnale è identificabile attraverso il quadrato del modulo della STFT:

$$S\{x(t)\}(\tau, \omega) \equiv |X(\tau, \omega)|^2, \quad (2.7)$$

Attraverso ciò, lo spettrogramma può essere costruito come mostrato in Figura 2.6.

La trasformata Wavelet riprende l'idea della STFT nell'individuare le informazioni attraverso una finestra di grandezza fissata e la riformula introducendo, invece, una finestra di ampiezza variabile per ottenere un'elevata risoluzione tempo-frequenza.

La WT rappresenta un segnale come somma ponderata di versioni traslate e scalate di una determinata funzione ondulatoria (come in Figura 2.7). La classe delle funzioni di tipo Wavelet ha come caratteristiche:

- numero finito di oscillazioni
- durata finita
- nessun componente continua

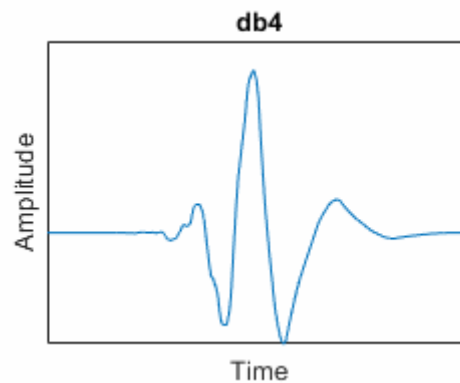


Figura 2.7 (fonte: mathworks.com)
Esempio di una funzione wavelet. Le funzioni wavelet sono suddivise in famiglie. In immagine, una della famiglia Daubechies

⁶ FFT (*Fast Fourier Transform*) è un algoritmo per il calcolo della trasformata di Fourier discreta che permette di velocizzare l'ottenimento del risultato rispetto all'applicazione della formula teorica.

Inoltre, le Wavelet sono spesso irregolari e asimmetriche (come si vede in Figura 2.8) e permettono di rappresentare in modo migliore segnali composti da rapidi cambiamenti come l'EMG.

La trasformata Wavelet di un segnale $f(t)$ è definita matematicamente come:

$$\langle f, \psi_{a,b} \rangle = \frac{1}{\sqrt{a}} \int f(t) \psi \left(\frac{t-b}{a} \right) dt, \quad (2.8)$$

in cui $\psi(t)$ è la cosiddetta Wavelet madre, cioè una delle funzioni Wavelet, la quale viene scalata di un fattore a e traslata di un fattore b . Più il segnale combacia con la funzione $\psi(t)$, più i coefficienti della sua trasformata sono molto grandi.

La decomposizione Wavelet può essere realizzata tramite un banco di filtri in quadratura a specchio (QMF) che eseguono una sequenza di operazioni di filtraggio passa-alto e passa-basso, seguite da un campionamento in bassa risoluzione. Questa tipologia è conosciuta come *Discrete Wavelet Transform* (DWT). La struttura dei filtri è determinata dalla specifica famiglia di funzioni Wavelet utilizzata. Le uscite dei filtri passa-basso e passa-alto sono rispettivamente chiamate approssimazione e dettaglio (o anche coefficienti di approssimazione e dettaglio). Questo processo di decomposizione è iterativo e le approssimazioni ottenute a ciascun livello vengono ulteriormente decomposte in approssimazioni e dettagli aggiuntivi. In questo modo, si generano una serie di vettori contenenti informazioni sul segnale in varie bande di frequenza, le cui ampiezze sono determinate dalla risposta in frequenza dei filtri utilizzati. A qualsiasi livello di decomposizione, è possibile ricostruire il segnale originale combinando l'approssimazione e il dettaglio di quel livello, insieme ai segnali di dettaglio provenienti da tutti i livelli precedenti.

In uno studio condotto da Canal MR. (2010), si sono messi a confronto l'analisi STFT e WT applicate al segnale elettromiografico. I vari segnali EMG utilizzati provengono da pazienti e vengono analizzati utilizzando il programma MATLAB 7.01.

In Figura 2.8a, il segnale EMG ha ampiezza di circa 10 mV e durata di 600 ms. In Figura 2.8b il segnale EMG patologico di un paziente di 23 anni ha ampiezza 0 - 8 mV e durata 400 ms. Quest'ultima situazione mostra che molte delle fibre muscolari di quell'unità motoria non riescono ad attivarsi in maniera congrua.

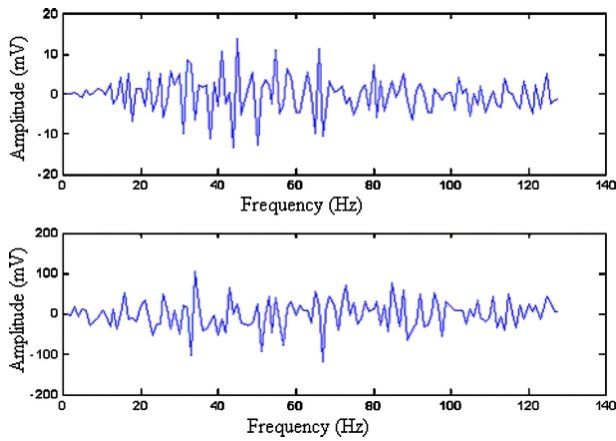


Figura 2.8a (fonte: Canal)
Trasformata di Fourier di un segnale EMG non patologico

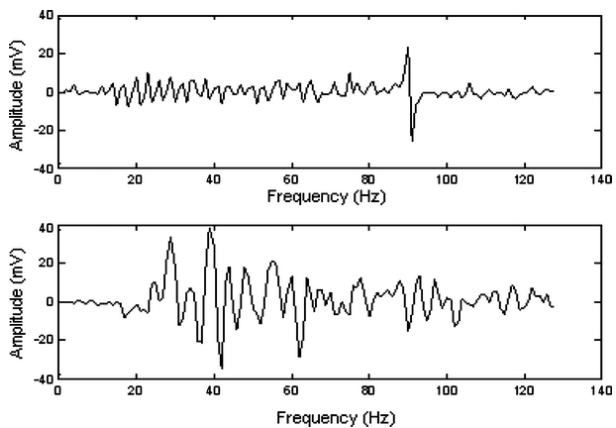


Figura 2.8b (fonte: Canal)
Trasformata di Fourier di un segnale EMG patologico

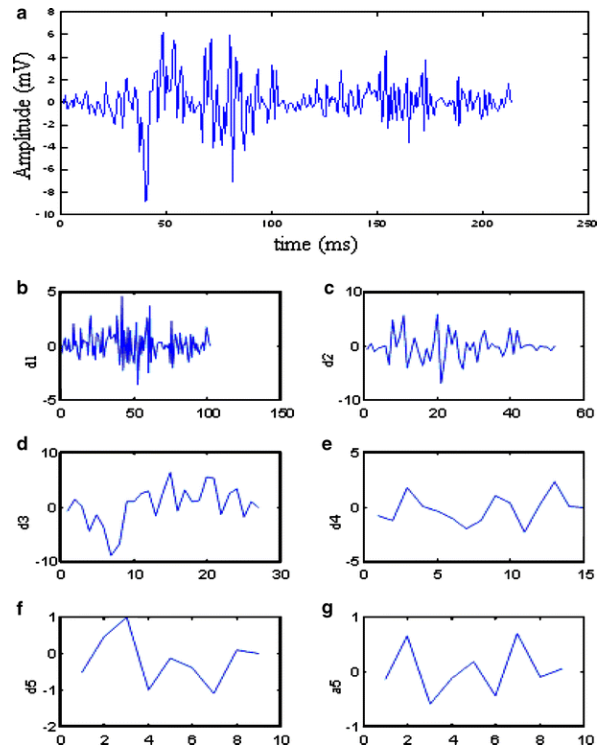


Figura 2.8c (fonte: Canal)
Trasformata Wavelet e suoi coefficienti
a) Segnale EMG b) primo livello di dettaglio
c) secondo livello di dettaglio d) terzo livello di dettaglio
e) quarto livello di dettaglio f) quinto livello di dettaglio
g) quinto livello di approssimazione

La Figura 2.8c mostra le WT Doubechies 2 del segnale EMG, i coefficienti di dettaglio analizzati fino al quinto livello e il quinto livello di coefficienti di approssimazione trovati da Canal. Quando si applica la WT all'EMG, si ottengono il dettaglio e i coefficienti d'approssimazione del segnale e, da ciò, si può analizzare che i coefficienti di dettaglio sono in risposta alle componenti a bassa frequenza e i coefficienti di approssimazione sono in risposta alle componenti ad alta frequenza. Utilizzando questo metodo, si possono ottenere quante componenti a bassa frequenza si desidera.

Basandosi su tale risultato, Canal afferma che la WT applicata all'EMG permette di avere una buona risoluzione ed elevate prestazioni per la visualizzazione di neuropatie o miopatie e può dunque esser usata per applicazioni nel campo diagnostico e di ricerca.

2.2 Gli elettrodi utilizzati

Qualsiasi tipo di segnale tratto dal mondo fisico, ha bisogno di un sistema di misura per poterne definire l'andamento nel tempo. I segnali bioelettrici non fanno eccezione, dato che hanno bisogno degli elettrodi per la misurazione dei potenziali che si vengono a creare all'interno di un organismo, come quello umano. Per registrare il segnale EMG si utilizzano gli elettrodi superficiali e gli elettrodi interni.

2.2.1 Elettrodi superficiali

Tra gli elettrodi superficiali più usati in ambito miografico, quello più utilizzato è l'elettrodo Ag-AgCl, mostrato in Figura 2.9. In generale, gli elettrodi superficiali hanno caratteristiche elettriche, tali per cui esse vengono determinate dall'interfaccia metallo-elettrolita tra il materiale dell'elettrodo e la soluzione elettrolitica

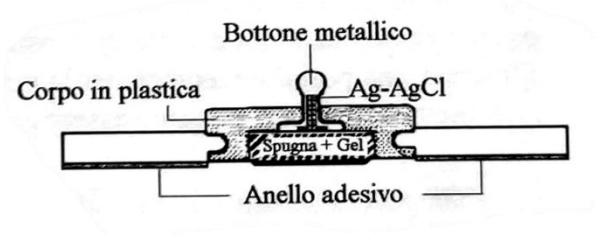


Figura 2.9 (fonte: Avanzolini, Magosso)
Elettrodo Ag-AgCl monouso pretrattato con gel elettrolitico e dotato di superficie adesiva di dimensione variabile (24-55 mm)

impiegata per assicurare un buon contatto sulla cute. Il comportamento elettrico dell'interfaccia viene schematizzato con un generatore di tensione (che esprime il potenziale di elettrodo) in serie con una impedenza detta "di contatto" o "di elettrodo". È interessante notare che, nel corso della fase di rilevamento, il potenziale dell'elettrodo solitamente mostra una deviazione (definita complessivamente polarizzazione) rispetto al valore predetto dall'equazione di Nernst, a causa della presenza di una corrente tra l'elettrodo e l'elettrolita circostante.

L'elettrodo Ag-AgCl possiede caratteristiche molto vicine a un elettrodo non polarizzabile e, quindi, la corrente attraversa liberamente l'interfaccia senza richiedere energia. In presenza di una soluzione contenente l'anione Cl^- , l'elettrodo presenta potenziali relativamente stabili ed è dunque una buona soluzione per applicazioni biologiche.

La relazione tra tensione e corrente che descrive i fenomeni all'interfaccia è una funzione della frequenza e nell'intorno di un punto di lavoro viene solitamente descritta con l'impedenza sopra citata:

$$Z(j\omega) = A \frac{1 + j\omega\tau_2}{1 + j\omega\tau_1} \quad (2.5)$$

In Figura 2.10 si può vedere l'analogo elettrico del sistema paziente-elettrodi usato.

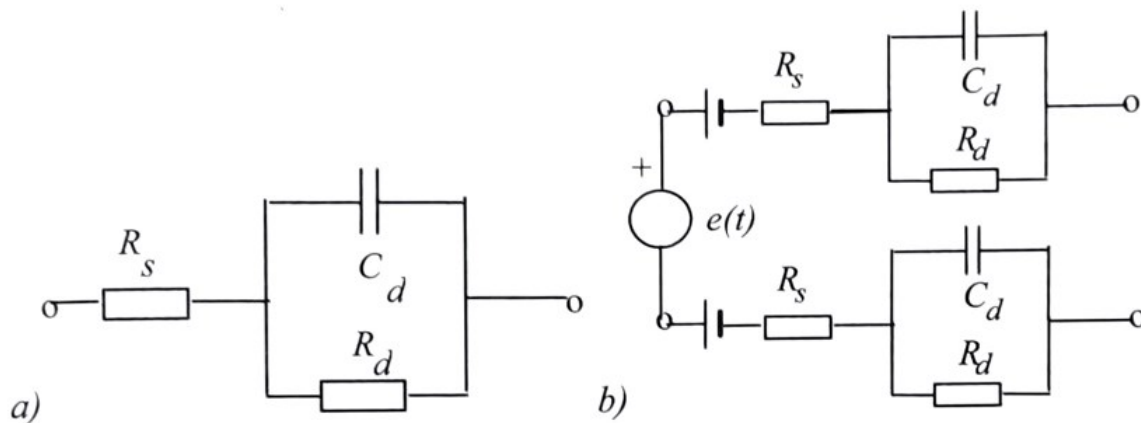


Figura 2.10 (fonte: Avanzolini, Magosso)

C_d e R_d rappresentano la capacità e la resistenza del doppio strato di cariche all'interfaccia

R_s rappresenta la resistenza in serie associata all'elettrolita

$e(t)$ rappresenta il biopotenziale

a) Circuito rappresentativo dell'impedenza di contatto

b) Circuito rappresentativo della misurazione del biopotenziale

2.2.2 Elettrodi interni

È possibile misurare i potenziali bioelettrici anche all'interno del muscolo utilizzando elettrodi interni. Essi vengono definiti percutanei, nel caso in cui attraversino la cute, o impiantabili, quando sono collegati a un circuito elettronico impiantato. Nel caso dell'EMG, vengono quasi esclusivamente utilizzati gli elettrodi percutanei.

Gli elettrodi percutanei possono essere ad ago o a filo. Quelli ad ago sono, per l'appunto, composti da un ago, il quale è rivestito in materiale isolante esclusa l'estremità che viene lasciata esposta (come in Figura 2.11). Il vantaggio di utilizzare in elettromiografia questa tipologia di elettrodo si rivela nella capacità di rilevare i potenziali all'interno del muscolo, a differenza di quelli superficiali che registrano il potenziale cutaneo di un'area molto ampia. Tuttavia, le dimensioni dell'ago, come anche la sua rigidità e scomodità per il paziente, non

rendono questa tipologia di elettrodo utilizzabile per lunghe sessioni di registrazione del segnale.

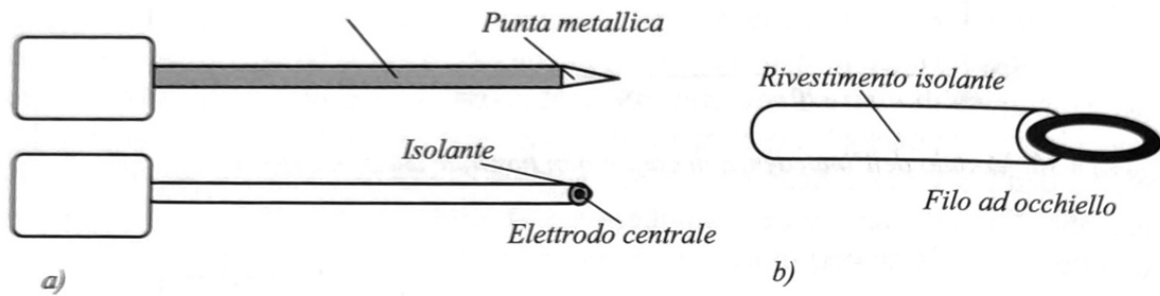


Figura 2.11 (fonte: Avanzolini, Magosso)

a) Elettrodi percutanei

b) Elettrodo impiantabile

2.3 Prelievo del segnale

Quando si parla di segnali biologici, bisogna prestare particolare attenzione non solo alla tipologia di dispositivo utilizzato, alla sua grandezza, ma anche alla sua disposizione durante l'acquisizione. L'EMG è un segnale che può essere acquisito in:

- configurazione monopolare, nella quale si posiziona un elettrodo⁷ posizionato sul muscolo di interesse e un elettrodo posto su una zona non adiacente a un muscolo (per esempio, sopra un osso); questo comporta che vengano registrati tutti i segnali elettrici (inclusi eventuali rumori o disturbi) ed è meno precisa per registrazione di aree piccole;
- configurazione bipolare⁸, nella quale si posizionano due elettrodi sul muscolo e si registra il potenziale tra essi; le due rilevazioni sono poste in riferimento a massa e i segnali vengono sottratti uno rispetto all'altro e successivamente vengono amplificati;
- configurazione doppio-differenziale, nella quale si utilizzano tre elettrodi equispaziati dai quali si ottiene due segnali differenziali e un segnale doppio differenziale; come tecnica viene utilizzata per avere una risoluzione spaziale maggiore o per stimare la velocità della conduzione;
- configurazione a più canali differenziali, nella quale, come nella configurazione doppio-differenziale, si utilizzano tre o più elettrodi equispaziati e almeno due canali

⁷ Queste configurazioni sono intese per elettrodo superficiale.

⁸ Si tratta della configurazione più utilizzata per l'acquisizione del segnale elettromiografico s

differenziali; è una configurazione utilizzata per stimare la velocità di conduzione e osservare la propagazione del segnale lungo le fibre muscolari;

- configurazione a schiere di elettrodi e filtri spaziali, nella quale si hanno una serie di elettrodi equispaziati e disposti lungo una retta, di cui si effettua la media pesata dei segnali ricevuti dagli elettrodi.

Capitolo 3

Elaborazione e filtraggio del segnale elettromiografico

In questo Capitolo, verranno descritte le principali elaborazioni del segnale, i suoi filtri più comuni e gli artefatti da cui è maggiormente affetto. L'EMG è un segnale che richiede una certa attenzione nella tipologia di filtraggio applicato: infatti, a seconda del muscolo, della tipologia di acquisizione (elettrodi superficiali o ad ago, monopolare o multipolare, ecc.) e dell'ambiente in cui viene registrato esso richiede tecniche appropriate per un buon filtraggio. Tuttavia, questo non significa che non si possano individuare tecniche più comuni adeguate a questo scopo. Inoltre, è comune una fase di pre-amplificazione per agevolare l'elaborazione del segnale.

3.1 Artefatti e disturbi

Prima di qualsiasi elaborazione di un segnale è bene conoscerne i principali artefatti e disturbi che possono crearsi durante l'acquisizione. Per l'EMG l'identificazione della presenza dei disturbi può diventare complessa, in quanto molti di questi presentano frequenze che non sono completamente eliminabili, in quanto rientrano spesso in un intervallo di frequenze che è significativo per il segnale stesso. Molti dei disturbi e artefatti che verranno presentati sono maggiormente (o unicamente) presenti nell'EMG superficiale.

3.1.1 Disturbo di alimentazione

Il disturbo di alimentazione o PLI (acronimo per *powerline interference*) è un disturbo creato dall'apparecchiatura di acquisizione ed è in particolar modo importante trattarlo per segnali biologici, data la loro naturale ampiezza contenuta in intervalli che vanno dai microvolt ai

millivolt. Inoltre, per segnali non stocastici è necessario eliminarli, in quanto si possono creare situazioni in cui lo spettro di potenza del segnale è visibilmente alterato come in Figura 3.1.

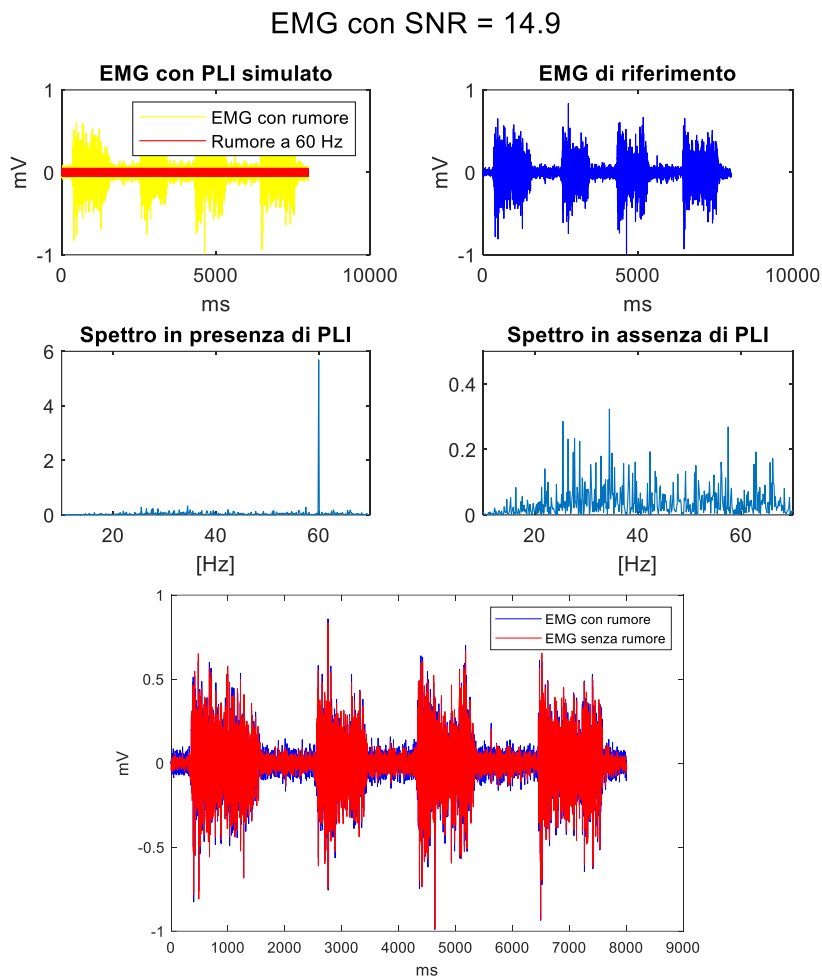


Figura 3.1 In questa figura si è simulato in MATLAB il PLI come un segnale sinusoidale di frequenza 60 Hz e ampiezza 0.05 mV. Nella realtà questo rumore può presentarsi con ampiezze maggiori e con uno spettro che si ripresenta in corrispondenza dei multipli della sua frequenza. In figura si è limitato l'intervallo di frequenze tra 10 e 70 Hz per evidenziare il picco di ampiezza dello spettro in corrispondenza della frequenza caratteristica del segnale PLI (visibile in Spettro in presenza di PLI).

Tale disturbo si presenta come una sinusoide di ampiezza variabile a seconda dello strumento di misura e delle condizioni di acquisizione de segnale con una frequenza caratteristica. Tale frequenza è normalmente di 50 Hz (per Paesi americani) o di 60 Hz (per i Paesi europei). Volendo dare una descrizione matematica, PLI si presenta semplicemente come un segnale di frequenza f_0 :

$$r(t) = A \sin(2\pi f_0 t + \varphi) \tag{3.1}$$

che si somma all'EMG.

Si deve tenere conto che al giorno d'oggi tale fenomeno di interferenza dovuta ad apparecchiature può esser tranquillamente mitigato con circuiti elettronici e metodi di acquisizione *ad hoc*. Tuttavia, nei casi peggiori, si può ricorrere a filtraggio digitale.

3.1.2 Baseline noise

Tra i vari artefatti viene considerato anche il rumore della *baseline*, in quanto, quando il segnale non è considerato attivo, si può vedere un tracciato non nullo, come scritto e mostrato precedentemente in Figura 2.2.

3.1.3 Disturbo da ECG

Come disturbo che può affliggere l'elettromiogramma, possiamo trovare anche l'elettrocardiogramma. Infatti, essendo entrambi dei segnali che si basano su biopotenziali che si registrano sulla superficie corporea, questi possono influenzarsi a vicenda sul loro tracciato. Per esempio, se si è intenzionati a registrare l'EMG diaframmatico o di muscoli del torace, si può notare che l'artefatto dovuto all'ECG porta a un incremento nell'ampiezza della potenza spettrale nell'intervallo di frequenze tipiche del segnale cardiaco stesso. Un'altra importante conseguenza è un distorcimento del tracciato nel tempo visibile anche ad occhio nudo, come visibile in Figura 3.2.

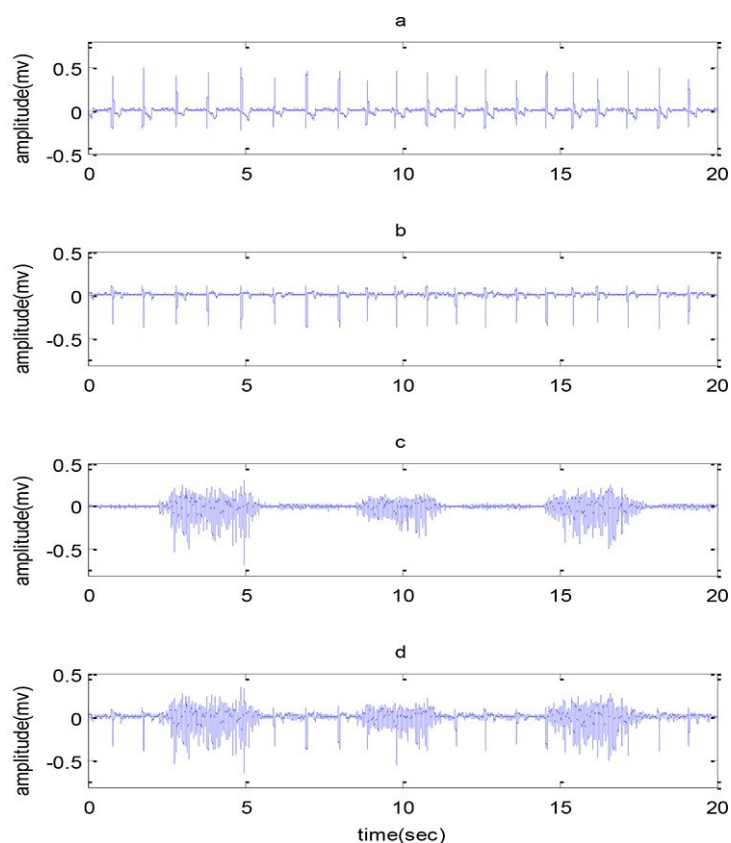


Figura 3.2 (fonte: Abbaspour e Fallah)

- a) ECG
- b) artefatto ECG
- c) EMG privo di artefatti
- d) EMG con artefatto ECG

3.1.4 Artefatto da movimento

Durante la registrazione di un segnale EMG superficiale, è possibile che si registrino anche dei potenziali momentanei creatisi all'interfaccia metallo-elettrolita dovuti al movimento della pelle o dei cavi. Questi potenziali indesiderati possono essere dovuti sia a fenomeni elettrici sia a fenomeni meccanici. Come è stato mostrato in uno studio condotto da Karacan et al., la stima di questa tipologia di artefatti può variare significativamente in base al soggetto da cui si registra l'attività elettrica e al tipo di movimento che si compie. Solitamente questo artefatto si può presentare anche fino ai 40-50 Hz e, dato che queste frequenze sono significative per l'EMG, la sua rimozione (o attenuazione) è sia fondamentale che complessa. Di norma, può essere attenuato con un'accurata preparazione della pelle prima dell'applicazione degli elettrodi e con l'utilizzo di elettrodi adeguati alla finalità della registrazione.

3.1.5 Crosstalk

Il *crosstalk* si presenta come un fenomeno nel quale un segnale generato da un muscolo estraneo (cioè, di cui non si voleva registrare l'attività) si sovrappone al segnale EMG di interesse. Tale fenomeno si verifica esclusivamente in registrazioni superficiali, in particolare quando la distanza tra i punti di rilevamento e le fonti del segnale è significativamente simile per diversi muscoli. Questa tipologia di errore è naturalmente presente nelle registrazioni superficiali a causa delle proprietà conduttive di tutto il volume tissutale e, inoltre, ciò rende più complesso identificare l'origine del rumore e le modalità per ridurlo. L'identificazione dell'origine del crosstalk è cruciale per lo sviluppo di metodi sperimentali per la sua quantificazione e riduzione: tuttora si procede nella ricerca del miglior metodo⁹ per ridurre l'influenza di questo fenomeno. In passato si è utilizzato il coefficiente di cross-correlazione tra segnali come indicatore, assumendo piccole variazioni di forma dei segnali generati dalla stessa fonte e rilevati in posizioni diverse sulla pelle, oppure ci si è affidati a rapporti tra le ampiezze di segnali EMG superficiali e intramuscolari dello stesso muscolo.

⁹ Per ridurre la portata di questo fenomeno può bastare un accurato studio sul posizionamento degli elettrodi e sul segnale rilevato.

3.2 Esempi di filtraggi e rimozione di artefatti

Considerata la tipologia di segnale, la questione del filtraggio del segnale EMG o di rimozione di alcuni artefatti è alquanto complessa. I filtraggi che vengono effettuati al segnale vanno valutati caso per caso e non si può affermare in maniera univoca che un determinato filtro o tecnica alternativa di rimozione del rumore sia valida per qualsiasi EMG. Tra le tecniche di filtraggio più comuni possiamo trovare l'utilizzo dei filtri notch e filtri di Butterworth.

3.2.1 L'utilizzo del filtro Laguerre per PLI

Per quanto riguarda il disturbo creato da PLI, gli studi nel campo si sono soffermati sull'utilizzo di filtri adattativi¹⁰ notch FIR¹¹, IIR¹² e con utilizzo di trasformata di Fourier. L'utilizzo di filtri adattativi è preferibile, poiché essi possono lavorare meglio qualora non si conoscano i cambiamenti delle caratteristiche del rumore. Tuttavia, nonostante un discreto successo dei filtri citati, presentano alcune problematiche come elevati costi computazionali, instabilità e necessità di avere un segnale di PLI di riferimento.

Per tali motivi, Malboubi et al. (2010) hanno presentato un filtro adattativo IIR di Laguerre. Questa tipologia di filtro notch può diminuire il numero di operazioni matematiche da eseguire ed è dunque di discreta applicabilità. Inoltre, le caratteristiche dei filtri di Laguerre rendono il sistema più stabile rispetto ad altri filtri IIR.

Il filtro di Laguerre è una generalizzazione di un filtro trasversale e ha, come già detto, una risposta infinita all'impulso. Selezionando una corretta posizione dei poli del filtro, l'approssimazione del sistema con una lunga risposta impulsiva può essere ottenuta con un numero inferiore di parametri rispetto a un filtro trasversale. Il filtro di Laguerre (mostrato in Figura 3.3) può essere ottenuto da un filtro trasversale applicando un filtro passa basso $L_0(z)$ a un solo polo al segnale in ingresso e sostituendo ogni ritardo del filtro trasversale con un filtro passa tutto $L(z)$ di prim'ordine. I poli dei filtri passa tutto sono uguali al polo del filtro passa basso. Pertanto, le funzioni di trasferimento sono:

$$L_0(z) = \frac{\sqrt{1-a^2}}{1-az^{-1}} \quad (3.1)$$

$$L(z) = \frac{z^{-1}-a}{1-az^{-1}}, \quad |a| < 1 \quad (3.2)$$

¹⁰ Un filtro adattativo (o adattato) è un filtro la cui risposta in frequenza varia in funzione delle caratteristiche del segnale di ingresso.

¹¹ Finite Impulse Response, filtri che possiedono solo parte a media mobile (MA)

¹² Infinite Impulse Response, filtri che possiedono sia parte autoregressiva (AR) sia a media mobile (MA)

dove a è un numero reale che determina la posizione del polo e il suo modulo è minore del modulo unitario.

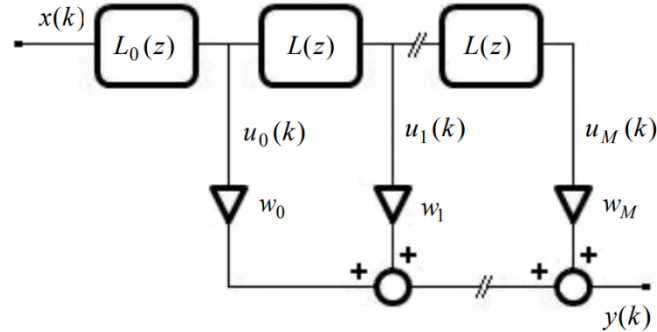


Figura 3.3 (fonte: Malboubi et al.)
 Schema di un filtro di Laguerre, dove w rappresenta il peso dato all'uscita di $L(z)$

L'uscita del filtro di Laguerre è una combinazione lineare pesata delle uscite del filtro passa basso e i filtri passa tutto:

$$y(k) = \sum_{m=0}^M w_m u_m(k) \quad (3.3)$$

dove $u_m(k)$ è il segnale di uscita del filtro e w_m il corrispondente peso.

La funzione di trasferimento di una cascata di K sezioni di filtri di Laguerre nel dominio delle trasformate Z è data dunque da:

$$L_k(z, a) = \sqrt{1 - a^2} \frac{(z^{-1} - a)^K}{(1 - az^{-1})^{K+1}}, \quad K = 0, 1, 2, \dots \quad (3.4)$$

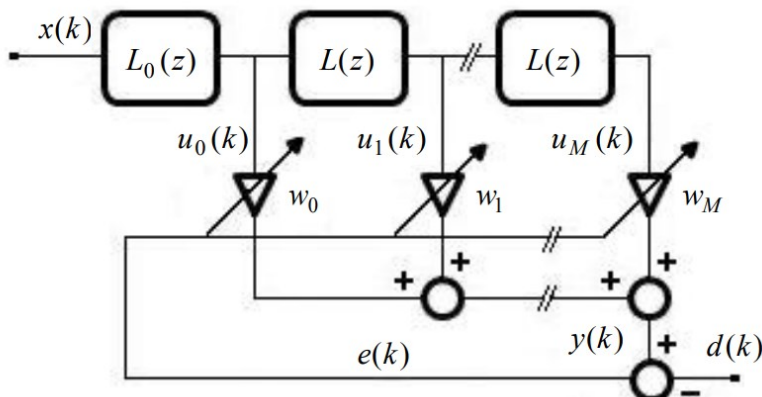


Figura 3.4 (fonte: Malboubi et al.)

Ogni peso viene adattato in maniera da minimizzare l'errore $e(k)$, ottenuto dalla sottrazione tra l'uscita del filtro $y(k)$ e il segnale desiderato $d(k)$

I pesi utilizzati da Malboubi et al. (2010) vengono adattati da un segnale di errore attraverso un algoritmo di LMS (Least Mean Squares), portando il filtro ad avere una struttura come in Figura 3.4.

Per quanto concerne i poli, essi sono poli complessi e vengono determinati in maniera empirica e sono posizionati in maniera tale da stare tra la frequenza del rumore (nel caso dello studio di Malboubi et al. è 50 Hz) e le sue armoniche successive, quindi sono posizionati a 75, 150, 250 e 350 Hz. Se consideriamo il polo complesso $p = a + bi$, allora la funzione di trasferimento dei filtri passa tutto è:

$$H(z) = \frac{z^{-1} - p^*}{1 - pz^{-1}} \frac{z^{-1} - p}{1 - p^*z^{-1}}, \quad (3.5)$$

la quale può essere rappresentata come un'equivalente funzione di trasferimento di secondo ordine:

$$H(z) = \frac{z^{-2} - 2az^{-1} + a^2 + b^2}{(a^2 + b^2)z^{-2} - 2az^{-1} + 1}. \quad (3.6)$$

I coefficienti a e b devono essere determinati in maniera tale da porre i poli alle frequenze desiderate. Per ottenere i loro valori si possono usare le seguenti equazioni:

$$\theta = \frac{2\pi f}{f_c} \quad (3.7)$$

$$a = \text{Re}(Re^{i\theta}) \quad (3.8)$$

$$b = \text{Im}(Re^{i\theta}) \quad (3.9)$$

dove f è la frequenza di interesse, f_c è la frequenza di campionamento, R e θ sono rispettivamente il modulo e la fase del filtro con polo complesso.

Le equazioni differenziali associate ai filtri passa basso e passa tutto espressi nelle Equazioni 3.1 e 3.2 sono date da:

$$v_0(n) = av_0(n-1) + \sqrt{1-a^2} x(n) \quad (3.10)$$

$$u_0(n) = au_0(n-1) + x(n-1) - ax(n) \quad (3.11)$$

A livello di calcolo, si può notare che il numero di nuove moltiplicazioni e nuove addizioni segue un modello lineare ed esso dipende fortemente dal numero di strati di cui si decide di comporre il filtro di Laguerre.

A differenza di questa tipologia di filtri, i filtri adattativi FIR devono avere un numero di pesi tali per cui $N > \frac{f_c}{f_{PLI}}$, in maniera tale da riuscire a eliminare appropriatamente il rumore di PLI. Rispetto alla tipologia di filtro di Laguerre illustrata, i filtri FIR sono computazionalmente più pesanti, in quanto la struttura IIR permette di non dipendere dal periodo della frequenza base per determinare il numero di pesi. Inoltre, per un buon SNR del filtro di Laguerre, è dimostrabile sperimentalmente che il miglior numero di pesi e di filtri è 10, rendendo controproduktive quantità più alte. Nonostante ciò, mettendo a confronto i filtri di Laguerre e i filtri FIR adattativi (vedasi Figura 3.5), si può notare che c'è un miglioramento generale nel SNR, anche ad ingressi molto bassi, come può capitare spesso nell'EMG.

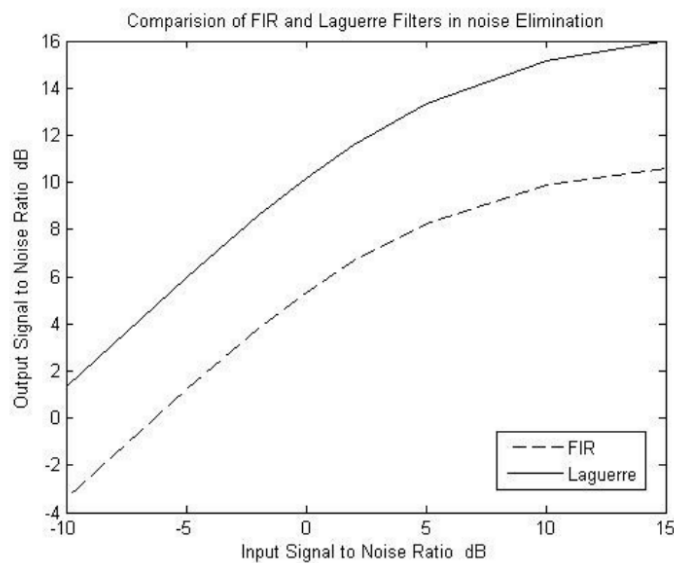


Figura 3.5 (fonte: Malboubi et al.)
Relazione tra SNR in ingresso e in uscita da filtro FIR e filtri di Laguerre

3.2.2 Rimozione dell'artefatto da ECG con tecnica di sottrazione

Per la rimozione dell'artefatto da ECG si è spesso utilizzato un convenzionale filtro passa alto in maniera tale da attenuare le componenti tipiche del segnale cardiaco. Tuttavia, come è già stato fatto notare in altri casi, questo può comportare il taglio di componenti informative dell'EMG. Oltre a ciò, sono state proposte altre tecniche di riduzione dell'artefatto da ECG: tra queste, possiamo trovare una tecnica di sottrazione adattiva.

Questa tecnica prevede la creazione di un modello che sfrutti la quasi-periodicità del segnale ECG e, successivamente, sottrae dall'EMG il modello creato ad ogni occorrenza di un'onda dell'ECG. Schematicamente consta di quattro passi: rilevamento del complesso QRS, formazione di un template ECG, filtraggio del template con filtro passa basso e sottrazione del template ECG dal segnale EMG.

1. Il primo passo consiste nell'identificare il complesso QRS nell'EMG corrotto da artefatto, sfruttando un segnale ECG contemporaneo. In questa maniera, si può utilizzare l'algoritmo di Pan-Tompkins per identificare gli stanti dei picchi del complesso QRS.
2. Successivamente, si procede con la creazione di un modello o template dell'ECG che ha contaminato l'EMG. Ciò può essere fatto mediando i vari complessi ECG sulla base dell'ipotesi che l'EMG abbia una distribuzione gaussiana a media zero. Il template per la sottrazione presenta una durata maggiore rispetto all'artefatto, includendo sia complesso QRS sia le onde P e T, ma la sua forma d'onda completa viene comunque utilizzata per sottrarre gli artefatti ECG dal segnale. Durante la formazione del template ECG, per ogni onda R riconosciuta, viene calcolata la media di un certo numero di complessi QRS precedenti (viene suggerito in letteratura trenta complessi) e si avrà, dunque, un template variabile nel tempo.
3. Dopo ciò, per rimuovere artefatti indesiderati nel template ECG, esso viene filtrato con un filtro passa basso a una frequenza di taglio di 50 Hz. Si sceglie tale frequenza di taglio, in quanto lo spettro del segnale ECG è tipicamente compreso tra 0.1 Hz e 45 Hz.
4. A questo punto, il segnale creato, e successivamente filtrato, viene sottratto dal segnale EMG contaminato nei tratti in cui un'onda R viene riconosciuta.

3.2.3 Applicazione di un filtro Butterworth

Quando ci si trova a dover effettuare un filtraggio digitale delle frequenze più basse dell'EMG, solitamente si applica un filtro di Butterworth, uno dei classici filtri IIR a disposizione. Per IIR si intende un filtro che si può ricondurre a questa forma di equazione alle differenze:

$$a_0 y(n) = - \sum_{k=1}^N a_k y(n-k) + \sum_{k=0}^M b_k x(n-k) . \quad (3.12)$$

Nonostante il vantaggio di poter gestire una mole infinita di dati, un sistema IIR ha lo svantaggio di poter essere instabile e può iniziare a divergere. È dunque importante per una buona riuscita del filtraggio cercare di costruire il filtro in maniera tale da avvicinarsi alle caratteristiche di un filtro ideale. Per arrivare a ciò, un parametro molto importante di cui tener conto è la banda di transizione del filtro: per far sì che la pendenza della funzione del modulo del filtro nella banda di transizione sia quanto più elevata possibile si può aumentare l'ordine della funzione di trasferimento o mettere in cascata filtri di ordine inferiore. La seconda soluzione è preferibile e, quindi, in questo caso si è soliti mettere in cascata due filtri

Butterworth passa alto¹³ di primo ordine. Una funzione di Butterworth di n -ordine è definita come:

$$|H(j\omega)|^2 = \frac{1}{1 + \left(\frac{j\omega}{j\omega_c}\right)^{2n}} , \quad (3.13)$$

dove ω è la pulsazione del segnale e ω_c è la pulsazione di taglio.

Solitamente si usa una pendenza nella banda di transizione di $6 * n \text{ dB / ottava}$ nei filtri di Butterworth e si ottiene così un filtro che al tendere di ω a 0 e ∞ è massimamente piatto. Le equazioni descrittive del filtro possono essere sviluppate in vario modo, ma, considerata l'applicazione digitale, si userà una descrizione discreta del sistema e si applicherà la trasformata-Z. Si avrà dunque la funzione di trasferimento del filtro descritta come $H(z) = \frac{Y(z)}{X(z)}$, in cui $X(z) = ZT[x(n)]$ e $Y(z) = ZT[y(n)]$. La funzione dell'ampiezza del guadagno del filtro di Butterworth $|H(j\omega)|^2$ può esser vista come il prodotto di $H(s) * H(-s)$. Con ciò si ottiene la funzione di trasferimento del filtro di prim'ordine (con $n = 1$):

$$H(s) = \frac{1}{1 + \frac{s}{\omega_c}} . \quad (3.14)$$

Per passare dal continuo al discreto si usa una trasformazione bilineare con:

$$s = K \frac{z - 1}{z + 1}^{14} , \quad (3.15)$$

$$z = e^{j\omega_d T} . \quad (3.16)$$

con una relazione tra la pulsazione ω_a in continuo e ω_d in discreto:

$$\omega_a = \tan\left(\frac{\omega_d T}{2}\right) , \quad (3.17)$$

a meno di un fattore costante. Quindi, la funzione di trasferimento diventa:

$$H(z) = \frac{1}{1 + \frac{z - 1}{z + 1} \frac{1}{\omega_c}} . \quad (3.18)$$

¹³ Il filtro Butterworth è un filtro passa basso che può esser modificato in un filtro passa alto, passa banda o notch

¹⁴ K è di norma $\frac{2}{T}$, ma può essere considerato generalmente come un valore costante qualsiasi. Nella trattazione successiva, verrà trascurata.

Risolvendo l'Equazione 3.19 per A e B si ottengono i coefficienti costanti del filtro e il valore di ω_c :

$$H(z) = A \frac{z + 1}{z + B}, \quad (3.19)$$

$$A = \frac{1}{1 + \frac{1}{\omega_c}}, \quad (3.20)$$

$$B = \frac{1 - \frac{1}{\omega_c}}{1 + \frac{1}{\omega_c}}, \quad (3.21)$$

$$\omega_c = \tan\left(\frac{\omega_d T}{2}\right). \quad (3.22)$$

La derivazione dell'equazione alle differenze del filtro è ottenibile con la moltiplicazione per $H(z) = A \cdot \frac{1}{1 + \frac{1}{\omega_c}}$. Così, si ottiene la seguente equazione per un filtro passa basso del primo ordine:

$$y(n) = -By(n - 1) + Ax(n) + Ax(n - 1) \quad (3.23)$$

Per la conversione di filtri passa basso in passa alto, è valida la trasformazione $\frac{\omega_c^2}{s} \rightarrow s$. In tal modo, si ottiene la funzione di trasferimento per un filtro passa alto di primo ordine:

$$G(s) = \frac{1}{1 + \frac{\omega_c}{s}} \quad (3.24)$$

I coefficienti del filtro sono derivati da:

$$G(z) = A \frac{z - 1}{z + B}, \quad (3.25)$$

$$A = \frac{1}{1 + \omega_c}, \quad (3.26)$$

$$B = \frac{\omega_c - 1}{\omega_c + 1}. \quad (3.27)$$

Si ottiene così l'equazione del filtro:

$$y(n) = -By(n - 1) + Ax(n) - Ax(n - 1). \quad (3.28)$$

3.3 Altre elaborazioni comuni

Solitamente, per estrarre informazioni dal segnale vengono applicate delle elaborazioni digitali ulteriori oltre ai tradizionali filtri. Tra queste troviamo la rettificazione, l'integrazione, l'involuppo e il RMS.

Il calcolo della rettificazione è ottenibile attraverso il valore assoluto di qualsiasi valore registrato del segnale EMG. Viene utilizzato per successive elaborazioni e permette di avere una migliore idea di quando il segnale è attivo.

L'integrazione dell'EMG (iEMG) è definita come l'area sotto la curva (indicata come *AUC*, dall'inglese *area under curve*) del segnale EMG rettificato: in altre parole, è l'integrale del valore assoluto dell'EMG. Quando si prende il valore assoluto del segnale, il rumore fa sì che l'integrale matematico abbia un aumento costante. Si può usare l'EMG integrato in maniera da fargli dividere il segnale in intervalli di tempo a larghezza fissa e azzerare l'integrale all'inizio di ogni intervallo di tempo.

Il calcolo dell'involuppo prevede una rettificazione del segnale e un suo successivo filtraggio a fase nulla con Butterworth.

Il calcolo del RMS (dall'inglese, *Root Mean Square*) prevede di effettuare la radice quadrata della media quadratica all'interno di una finestra temporale *N* con ampiezza a piacere. Quest'ultima rappresenta il metodo di *smoothing* preferenziale del segnale.

Si possono vedere in Figura 3.6 i risultati della rettificazione, dell'involuppo e del RMS sul segnale. Un'altra elaborazione tipica del segnale è la normalizzazione MVC, in cui si normalizzano tutti i dati EMG rispetto a una contrazione massima richiesta al soggetto.

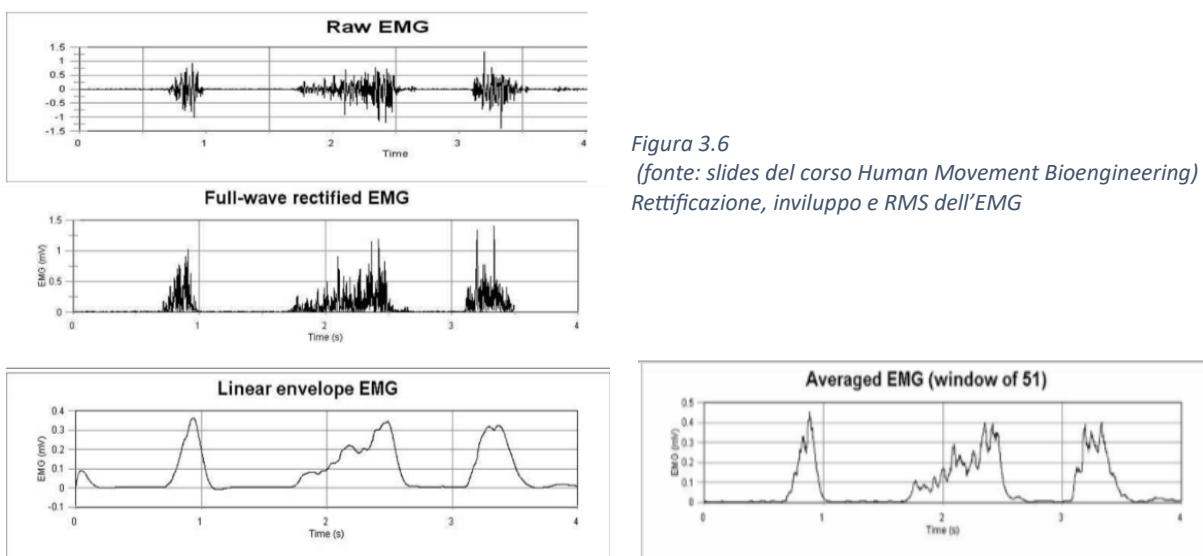


Figura 3.6
(fonte: slides del corso Human Movement Bioengineering)
Rettificazione, involuppo e RMS dell'EMG

Capitolo 4

Metodi di *onset detection*

In questo capitolo verranno presentati alcuni metodi provenienti dalla letteratura scientifica per l'identificazione dell'istante di attivazione muscolare. L'identificazione dell'istante di attivazione muscolare (chiamato comunemente *onset detection* in inglese e in letteratura scientifica) rappresenta una sfida ancora aperta a soluzioni e si tratta di un tema di fondamentale importanza per l'utilizzo dell'EMG per applicazioni future.

Tuttavia, prima di entrare nello specifico di alcuni dei metodi presenti in letteratura scientifica che sono stati anche messi a confronto in uno studio di Staude et al. (2001), è bene introdurre uno schema generale di funzionamento di tali tecniche, mostrato in Figura 4.1. Prima di tutto, esse assumono una modellizzazione ideale del segnale EMG (in particolare, EMG superficiale o SEMG), in cui il segnale è rappresentato da una sequenza di valori reali $\{x(k)\}_{k \geq 1}$, dove $x(k)$ denota l'ampiezza del segnale a un determinato tempo discreto k . Riprendendo ed espandendo un concetto precedentemente affermato, la modellizzazione di una registrazione di SEMG deve rappresentare un fenomeno o processo stocastico, descrivibile come un processo gaussiano discreto $\{W(k)\}_{k \geq 1}$ a media nulla e varianza dinamica, rappresentante il reclutamento e la frequenza di sparo dei vari MUAP. Tale processo stimola un sistema lineare con una certa funzione di trasferimento $H(z)$ a soli poli (filtro AR), la quale descrive la risultante trasformazione tra il generico generatore e il sito di registrazione:

$$H(z) = \frac{1}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_p z^{-p}} \quad (4.1)$$

dove a_1, a_2, \dots, a_p sono i coefficienti autoregressivi. Il segnale è descrivibile nel dominio del tempo come:

$$x(k) = - \sum_{i=1}^p a_i x(k-i) + w(k) \quad (4.2)$$

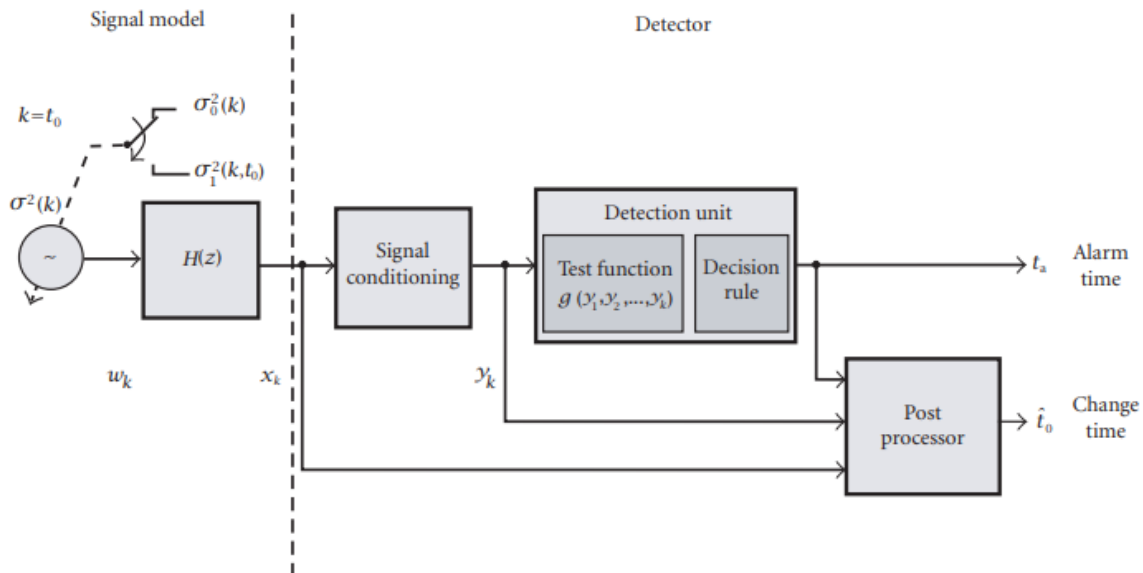


Figura 4.1 (fonte: Staude et al.) Schematizzazione delle basi funzionali dei metodi illustrati

Un particolare importante che il modello deve avere è la capacità di simulare la varianza $\sigma^2(k)$ dell'eccitazione muscolare. Tale varianza del segnale non deve essere univoca, ma deve presentare un brusco cambio al tempo t_0 da una varianza iniziale $\sigma_0^2(k)$ a una varianza $\sigma_1^2(k, t_0) \neq \sigma_0^2(k)$. La varianza $\sigma_0^2(k)$ è tale da essere associata al rumore della baseline, mentre $\sigma_1^2(k, t_0)$ alla somma tra la varianza della baseline e del segnale utile. Il profilo del cambio di varianza può essere visto attraverso un gradino o a una rampa a seconda dell'algoritmo.

A questo punto, ogni metodo viene effettivamente applicato e si costituisce di tre blocchi principali:

1. elaborazione del segnale (in inglese, *signal conditioning*), in cui il segnale EMG viene trattato in maniera tale da aumentare il contenuto spettrale informativo del tempo t_0 di inizio dell'attivazione muscolare. Vengono solitamente applicati filtri passa basso per ridurre le alte frequenze che aumentano il rischio di falsi positivi oppure filtri adattativi per il rumore bianco;
2. sezione di rilevazione, in cui viene inizialmente calcolata una funzione di test $g(k) = g(y_1, y_2, \dots, y_k)$ dal segnale pre-elaborato e viene usata come indicatore dell'inizio della risposta. La funzione di test utilizza i campioni passati per creare un segnale intermedio, il quale viene monitorato dalla regola decisionale stabilita per determinare l'avvenuto cambiamento nello schema tipico di attivazione muscolare (con tempo di allarme t_a). Alcuni metodi di *onset detection* utilizzano direttamente t_a come stima di t_0 per l'istante di attivazione del segnale muscolare. Altre tecniche utilizzano t_a come puro indicatore dell'esistenza di un istante di attivazione e stimano t_0 attraverso una

successiva elaborazione. Le regole di decisione dell'avvenuto istante di attivazione sono scritte nella notazione:

$$t_a = \min\{k \geq 1: g(y_1, y_2, \dots, y_k) \geq h\}, \quad (4.3)$$

dove h è un appropriato valore della soglia. Ogni volta che un nuovo valore y_k è disponibile, il valore della funzione $g(y_1, y_2, \dots, y_k)$ viene calcolato dal primo campione fino al campione y_k e questa procedura viene ripetuta finché $g(y_1, y_2, \dots, y_k) < h$. Al primo istante t_a in cui $g(y_1, y_2, \dots, y_k) \geq h$, la procedura si ferma e viene identificato l'evento;

3. post-elaborazione, in cui viene effettuata la stima del preciso istante di attivazione muscolare t_0 . Essa avviene successivamente a quando viene fornito il tempo t_a e, dunque, la stima \hat{t}_0 dell'ignoto t_0 è calcolata a partire dai campioni $y_1, y_2, \dots, y_{t_a+\Delta}$. Alcuni metodi utilizzano direttamente un'unità che elabora i campioni per la post-elaborazione direttamente dal segnale grezzo $x_1, x_2, \dots, x_{t_a+\Delta}$. È da sottolineare che la maggior parte degli algoritmi necessitano di un certo numero addizionale Δ di campioni dopo il tempo t_a , in maniera tale che $t_{a+\Delta}$ rappresenta il primo istante di tempo quando la stima \hat{t}_0 è disponibile. La stima del cambio di varianza può essere scritta come:

$$\hat{t}_0 = f(y_1, y_2, \dots, y_{t_a+\Delta}), \quad (4.4)$$

dove f è una funzione arbitraria che calcola il tempo dai campioni $y_1, y_2, \dots, y_{t_a+\Delta}$.

Data ora una prospettiva sul funzionamento basico di questi metodi, si procede ad illustrare il confronto tra vari metodi, come scritto in precedenza. Si citerà lo stimatore visivo, soltanto a scopo di confronto, in quanto non oggetto di questo elaborato. Esso prevede che un operatore umano determini l'istante di attivazione muscolare sul tracciato EMG.

4.1 Metodi basati su soglia

4.1.1 Hodges e Bui

Il metodo presentato da Hodges e Bui è rappresentativo di una larga famiglia di metodi di rilevazione noti come algoritmi a media mobile finita. Tutti questi metodi prevedono l'utilizzo di una finestra temporale scorrevole a dimensione prefissata. L'uscita al tempo k è calcolata come una somma pesata $\tilde{y}(k)$ dei W campioni $y_{k-w+1}, y_{k-w+2}, \dots, y_k$ contenuti dentro la finestra (in particolare vengono usati tanti campioni in maniera tale che $W = 50$). Tale metodo inizialmente elabora il segnale con una rettificazione e un filtro Butterworth passa basso (di ordine 6) con frequenza di taglio a 50 Hz, per poi calcolare la funzione $g(y_1, y_2, \dots, y_k)$ al tempo

k come la media di $y_{k-w+1}, y_{k-w+2}, \dots, y_k$ e il tempo di attivazione muscolare viene identificato nell'istante in cui la funzione di test oltrepassa l'attività della baseline di un multiplo h della deviazione standard (per Hodges $h = 2.5$). L'attività della baseline viene determinata in maniera dinamica mediando i primi M campioni di $\{y(k)\}_{k \geq 1}$ (valore suggerito di M pari a 200). Si possono schematizzare le regole decisionali:

$$\tilde{y}(k) = \frac{1}{W} \sum_{i=k-W+1}^k y(i),$$

$$g(k) = \frac{1}{\hat{\sigma}_0} (\tilde{y}(k) - \hat{\mu}_0),$$

$$t_a = \min\{k \geq W : g(k) \geq h\}, \quad (4.5a)$$

$$\hat{t}_0 = t_a - W + 1, \quad (4.5b)$$

dove $y(k)$ è il segnale elaborato e filtrato, $\hat{\mu}_0$ e $\hat{\sigma}_0$ sono rispettivamente media e deviazione standard dei primi M valori. Dopo aver ottenuto il valore di t_a , si utilizza la finestra W come post-elaborazione piuttosto semplice per stimare il tempo t_0 .

4.1.2 Bonato et al.

La fase di elaborazione del segnale nel metodo di Bonato prevede esclusivamente l'utilizzo di un filtro adattativo. La funzione di test viene determinata da due successivi campioni del segnale:

$$g(k) = \frac{1}{\hat{\sigma}_0^2} (y^2(k-1) + y^2(k)), \quad (4.6)$$

dove $\hat{\sigma}_0$ è la deviazione standard degli iniziali M campioni del segnale. La funzione di test viene valutata solo per valori dispari all'interno della regola decisionale di t_a :

$$t_a = \min\{k = 1, 3, 5, \dots : g(k) \geq h\}, \quad (4.7)$$

e, in post-elaborazione, viene effettuato un controllo sulla pertinenza dei tempi di allarme. Essi vengono accettati solo se:

- almeno n degli m successivi campioni deve eccedere il valore di soglia in maniera tale da indicare che il muscolo sia attivo;
- tale attività del muscolo può essere considerata presente almeno per un valore di T_1 campioni.

Se viene superato questo controllo, il primo istante dell'attività muscolare è preso come stima dell'istante di attivazione t_0 . Questa tipologia di controllo rende il metodo a doppia soglia. Per questo metodo, vengono suggeriti i seguenti valori per i parametri: $h = 7.74$, $n = 1$, $m = 5$, $T_1 = 50$ e $M = 200$.

4.1.3 Lidiert

In questo metodo, come elaborazione, si effettua solamente una rettificazione del segnale per intero. La funzione di test e la regola di decisionale di t_a sono identiche all'approccio elencato per Hodges e Brui, ma si tenta di migliorare nell'ambito della post-elaborazione. Infatti, oltre alla finestra temporale, si accetta un'istante di attivazione solo se la funzione di test supera la soglia h per un certo valore T_1 di campioni e, durante T_1 , la funzione di test può scendere al di sotto del valore di soglia per non più di T_2 campioni.

È da notare che queste regole rappresentano un caso specifico del metodo di Bonato, in cui se si stabilisce $n = 1$ e $m = T_2$, si ottiene lo stesso criterio di decisione. Si può dunque dire che il metodo di Lidiert è molto simile a una composizione dei metodi di Hodges e Bonato. Questo metodo utilizza i seguenti valori per i parametri: $T_1 = 90$, $T_2 = 15$, $h = 3$ e $M = 200$.

4.1.4 Abbink et al.

Questo metodo utilizza l'approccio di elaborazione del segnale e di decisione indicato da Bonato, ma modifica la frequenza di taglio a 3 Hz e la lunghezza della finestra W a 1. La fase di post elaborazione usa una versione $\{y'(k)\}_{k \geq 1}$ meno regolare del segnale, la quale viene ottenuta attraverso un filtraggio¹⁵ con filtro Butterworth passa basso con frequenza di taglio a 30 Hz al segnale rettificato. Riprendendo il metodo di Hodges e Brui dall'Equazione 4.5a:

$$Ind(x) = \begin{cases} 1, & \text{se } x \text{ è vero} \\ 0, & \text{altrimenti} \end{cases}$$

$$n_{low}(j) = \sum_{i=j-N+1}^j Ind\left\{\frac{1}{\hat{\sigma}_0}(y'(i) - \hat{\mu}_0) < h_2\right\},$$

$$n_{high}(j) = \sum_{i=j+1}^{j+N} Ind\left\{\frac{1}{\hat{\sigma}_0}(y'(i) - \hat{\mu}_0) > h_2\right\},$$

$$\hat{t}_0 = \arg \max\{n_{low}(j) + n_{high}(j)\}, \quad N \leq j \leq t_a, \quad (4.8)$$

¹⁵ La post-elaborazione prevede un'ulteriore fase interna di elaborazione del segnale.

dove $n_{low}(j)$ rappresenta il numero di ampiezze normalizzate più piccole del valore di soglia h_2 negli N campioni direttamente precedenti al presunto tempo di attivazione j , e $n_{high}(j)$ è, invece, il numero di ampiezze normalizzate più grandi del valore di soglia h_2 negli N campioni direttamente successivi a j . La media $\widehat{\mu}_0$ e la deviazione standard $\widehat{\sigma}_0$ sono stimate a partire degli M campioni iniziali di $\{y'(k)\}_{k \geq 1}$. Per questo metodo sono suggeriti i seguenti valori: $h = 3$, $h_2 = 3$, $N = 200$ e $M = 200$.

4.2 Rivelatori basati su decisione statisticamente ottimale

Gli stimatori basati su regole decisionali statisticamente ottimali possono essere usati se il processo di generazione del segnale è almeno parzialmente noto. Per determinare una stima per l'istante t_0 , i successivi metodi valutano le proprietà statistiche del segnale EMG misurato prima e dopo il possibile cambio nei parametri del modello del segnale. Per l'elaborazione del segnale precedente all'applicazione dello stimatore, tutti i metodi utilizzano un filtro adattativo per la riduzione di componenti irrilevanti. Assumendo una prestazione più che adeguata del filtro, il segnale ottenuto rappresenta una singola realizzazione statisticamente indipendente di un processo aleatorio gaussiano $\{Y(k)\}_{k \geq 1}$. Le proprietà statistiche di una singola variabile $Y(k)$ possono essere descritte dalla relativa funzione della densità di probabilità (chiamata *ddp* o PDF, dall'inglese *probability density function*):

$$p_{\sigma}(y(k)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2(k)}} e^{-\frac{y^2(k)}{2\sigma^2(k)}}, \quad (4.9)$$

in cui si può notare che dipende dal profilo di varianza $\sigma^2(k)$.

Le regole decisionali basate sul modello dipendono da una conoscenza a priori dei profili di varianza $\sigma_0^2(k)$ e $\sigma_1^2(k, t_0)$ prima e dopo il registrabile cambio di varianza.

4.2.1 Stimatore ottimale

Se si conoscono esattamente le varianze $\sigma_0^2(k)$ e $\sigma_1^2(k, t_0)$ con il tempo t_0 incognito, la regola decisionale statisticamente ottimale può essere costruita con:

$$S_j^k = \frac{1}{2} \sum_{i=j}^k \left[(\sigma_0^{-2}(i) - \sigma_1^{-2}(i, j)) y^2(i) + \ln \frac{\sigma_0^2(i)}{\sigma_1^2(i, j)} \right],$$

$$g(k) = \max S_j^k, \quad 1 \leq j \leq k$$

$$t_a = \min\{k \geq 1: g(k) \geq h\}$$

$$\hat{t}_0 = \arg \max S_j^{t_a}, \quad 1 \leq j \leq t_a. \quad (4.10)$$

Questo stimatore, detto ottimale (*EstOpt*), calcola la stima di massima verosimiglianza \hat{t}_0 dell'ignoto istante di tempo t_0 , tenuto conto che tutti gli altri parametri sono noti.

In altre parole, il test statistico in esame compara il rapporto di verosimiglianza logaritmico

$$S_j^k = \sum_{i=j}^k \ln \frac{p_{\sigma_1}(y(i), j)}{p_{\sigma_0}(y(i))}$$

prima e dopo il possibile cambio al tempo j con una certa soglia h .

Siccome l'esatto tempo t_0 è ignoto, esso viene sostituito dalla sua stima di massima verosimiglianza. Essa è la funzione di massimo che seleziona il valore più grande della funzione di test rispetto a tutti i presunti tempi di cambio della varianza in $1 \leq j \leq k$. Ogni volta che un nuovo dato di $y(k)$ è disponibile, una finestra del test comprende tutti i dati di y dopo l'ipotetico istante di cambio j tra il limite superiore k fissato all'ultimo dato disponibile e il limite inferiore j . Per ogni candidato j del tempo ricercato, il rapporto di verosimiglianza viene calcolato.

Se il massimo di S_j^k rispetto a tutti gli ipotetici tempi di variazione (compresi in $1 \leq j \leq k$) supera la soglia h , l'acquisizione dei dati si interrompe e viene trovato il tempo di allarme t_a . Il tempo j , in cui si ottiene il valore massimo, serve come stima di massima verosimiglianza \hat{t}_0 di t_0 .

4.2.2 Stimatore AGLR a gradino e a rampa

Se i profili delle varianze $\sigma_0^2(k)$ e $\sigma_1^2(k, t_0)$ non sono noti come nello stimatore ottimale, bisogna sostituire tali varianze con delle stime a loro volta. In questa condizione, è utile il test approssimato del rapporto generalizzato della verosimiglianza (AGLR, dall'inglese *approximated generalized likelihood-ratio*). Per prima cosa, i profili della varianza sono assunti dipendere da parametri ignoti:

$$\begin{aligned} \sigma_0^2(k) &= \sigma_0^2(k, \theta_0), \\ \sigma_1^2(k, j) &= \sigma_1^2(k, j, \theta_1). \end{aligned} \quad (4.11)$$

Il parametro incognito θ_0 , valido fino al tempo t_0 , è stimato dalle prime M osservazioni del segnale attraverso la massima verosimiglianza:

$$\hat{\theta}_0 = \arg \sup \left(\sum_{i=1}^M \ln p_{\sigma_0}(y(i), \theta_0) \right), \quad (4.12)$$

che viene fissata per tutta la restante procedura di rilevamento dell'istante. Successivamente, una finestra W di dimensione fissa viene continuamente spostata lungo la sequenza di dati. Per ogni k della finestra, la stima di massima verosimiglianza $\hat{\theta}_1$ di un ignoto parametro θ_1 dopo il cambio è determinata dai punti nella finestra e viene così calcolato il corrispondente rapporto di verosimiglianza \hat{S}_{k-w+1}^k e comparato con la soglia h . Infine, dopo che un cambio viene identificato, l'istante esatto viene stimato nuovamente attraverso una stima di massima verosimiglianza tra tutti i possibili candidati in $j \leq t_a$. Il metodo AGLR può essere riassunto in questi passi:

$$\hat{S}_j^k = \sup \frac{1}{2} \sum_{i=j}^k \left[\left(\sigma_0^{-2}(i, \hat{\theta}_0) - \sigma_1^{-2}(i, j, \theta_1) \right) y^2(i) + \ln \frac{\sigma_0^2(i, \hat{\theta}_0)}{\sigma_1^2(i, j, \theta_1)} \right],$$

$$g(k) = \hat{S}_{k-w+1}^k,$$

$$t_a = \min\{k \geq W: g(k) \geq h\},$$

$$\hat{t}_0 = \arg \max(\hat{S}_j^{t_a+\Delta}), \quad (4.13)$$

dove Δ è un'appropriata zona intermedia che assicura che un minimo numero di dati sia disponibile per la stima del parametro.

La differenza tra l'algoritmo AGLR a gradino (*AGLRstep*) e a rampa (*AGLRramp*) consiste nel cambio del profilo della varianza al tempo t_0 . L'algoritmo AGLR a gradino assume un profilo con due diverse varianze costanti prima e dopo il cambiamento. Ciò consente un'implementazione molto efficiente del metodo, ma ignora completamente le informazioni disponibili sulla dinamicità del cambio di varianza "reale". Invece, l'algoritmo AGLR a rampa tiene conto di queste informazioni. Si può vedere in Figura 4.2 come la varianza passi da $\sigma_0^2(k)$ e $\sigma_1^2(k, t_0)$ con una rampa di durata τ .

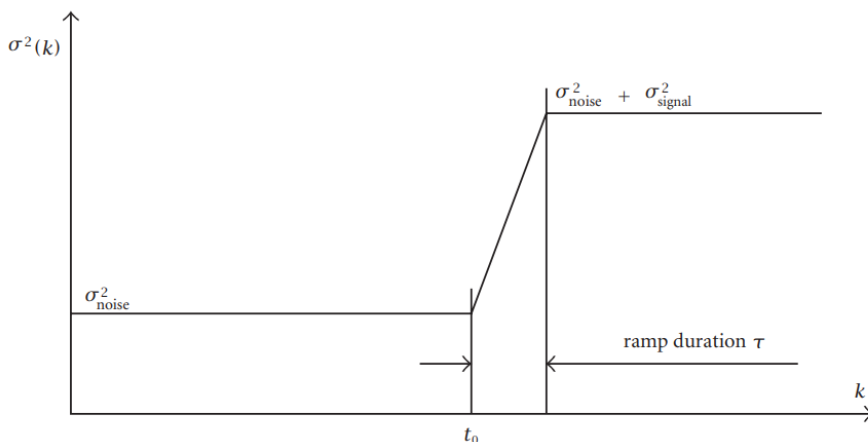


Figura 4.2 (fonte: Staude et al.) Esempio di una rampa di durata finita applicata alla varianza dell'algoritmo AGLR

4.3 Metodi messi a confronto

Per poter confrontare i vari metodi fin qui illustrati, bisogna tener conto dei vari fattori che possono influenzare la prestazione generale di rilevamento dell'istante di attivazione muscolare:

1. ritardo dell'*onset detection* dovuto al metodo;
2. percentuale di istanti rilevati e falsi allarmi;
3. errore di bias, ovvero deviazione standard media tra istante stimato e quello reale;
4. riproducibilità per segnali con parametri identici;
5. sensibilità al SNR e alla durata della rampa della varianza, se presente.

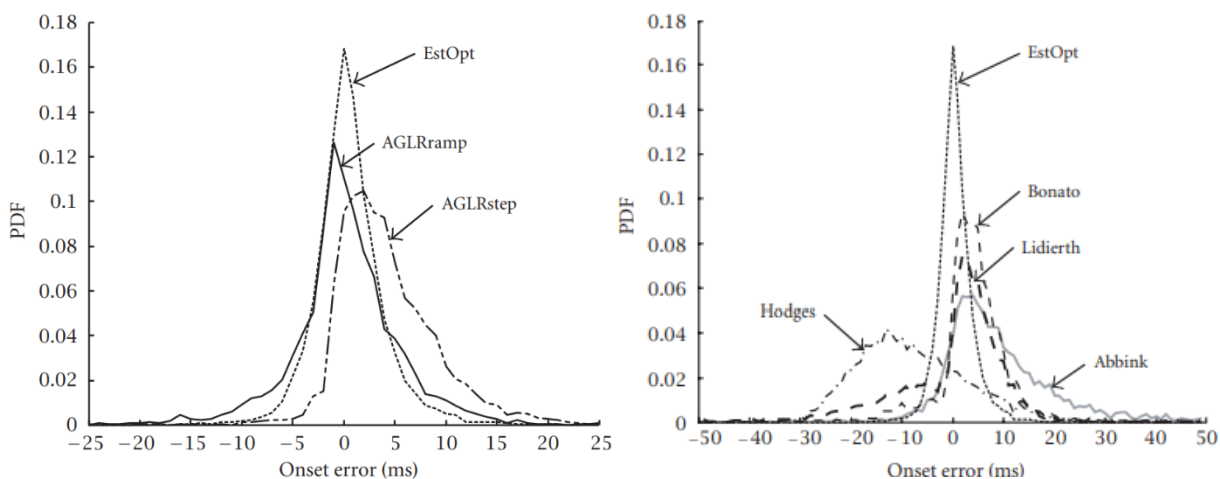
I primi due fattori sono riferibili alla capacità di un algoritmo di segnalare un evento e di segnalarlo quanto prima possibile (avendo un certo ritardo t_a) insieme a una bassa probabilità di avere falsi allarmi. In realtà, nella maggior parte dei segnali EMG simulati, gli istanti rilevati sono completamente rilevati (o quasi), come mostrato in Tabella 1, data la creazione di EMG con un alto valore di SNR.

METODO	ISTANTI RILEVATI	MEDIA ERRORE	STD ERRORE
<i>EstOpt</i>	100.0%	0.6 ms	3.6 ms
<i>AGLRramp</i>	99.7%	0.2 ms	5.4 ms
<i>AGLRstep</i>	99.8%	4.2 ms	5.0 ms
<i>Bonato</i>	99.9%	4.0 ms	7.5 ms
<i>Lidierth</i>	98.9%	0.1 ms	11.1 ms
<i>Abbink</i>	99.6%	8.8 ms	10.4 ms
<i>Hodges</i>	99.9%	-7.1 ms	11.8 ms

Tabella 1

Figura 4.3 (fonte:Staude et al)

A destra confronto degli stimatori ottimali. A sinistra confronto tra *EstOpt* e metodi a soglia



Quindi, può rimanere questionabile l'accuratezza dell'istante di attivazione muscolare stimato. Andando a vedere la funzione della densità di probabilità degli errori di onset ($\varepsilon = \hat{t}_0 - t_0$) per tutti i metodi, possiamo notare come gli stimatori statisticamente ottimali abbiano una distribuzione degli errori più stretta rispetto agli stimatori a soglia, come si vede in Figura 4.3. Lo stimatore ottimale *EstOpt* presenta la distribuzione più stretta in assoluta ed è quasi simmetrica rispetto all'origine e si potrebbe dunque dire che è quello che performa meglio. A seguire si trovano *AGLRramp* e *AGLRstep*, i quali presentano una maggiore asimmetria e larghezza della distribuzione; si noti che la distribuzione di *AGLRstep*, a differenza di *AGLRramp*, è spostata leggermente rispetto all'origine. Tra i metodi a soglia, è chiaro che *Bonato* e *Lidierth* rappresentano i due metodi migliori, avendo risultati simili. A seguire vengono *Lidierth* e *Hodges*, ma quest'ultimo presenta la distribuzione peggiore con un bias di errore negativo. Inoltre, guardando Tabella 1, *AGLRramp* presenta un errore medio più piccolo, portandolo ad essere il metodo che mediamente è più vicino al valore vero. Invece, *AGLRstep* presenta un errore medio nettamente più alto e questo può essere dovuto al cambio immediato del profilo di varianza dello stimatore. Nonostante il miglioramento del bias di errore, *AGLRramp* presenta una deviazione standard leggermente alta rispetto ai valori ottenuti da *EstOpt*: questo può essere dovuto al fatto che un grado di incertezza viene introdotto dalla stima di un parametro aggiuntivo.

La funzione di accuratezza $P_a = P(|\hat{t}_0 - t_0| \leq a)$ può essere usata come ulteriore parametro di valutazione: essa esprime la percentuale di istanti che sono state rilevati con un errore assoluto minore o uguale rispetto a un errore massimo tollerato a . Messa in relazione P_a con

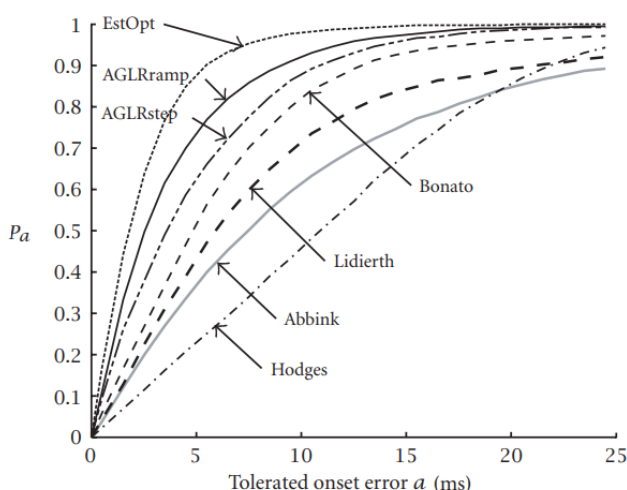


Figura 4.4 (fonte: Staude et al.)
Relazione tra P_a e a

l'errore tollerato a , viene tracciata una curva simile per tutti i grafici: a valori elevati di a il grafico indica solamente la capacità di un metodo di rilevare un dato *onset*, mentre a valori più piccoli indica la precisione di un metodo di rilevare un *onset*. Per tale motivo, come si vede in Figura 4.4, più i valori tendono ad essere vicini all'angolo in alto a sinistra, maggiore è la qualità di un dato metodo di rilevare gli istanti di attivazione.

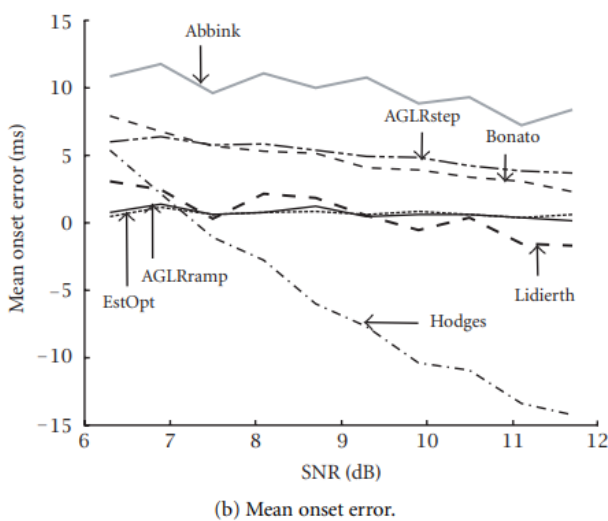
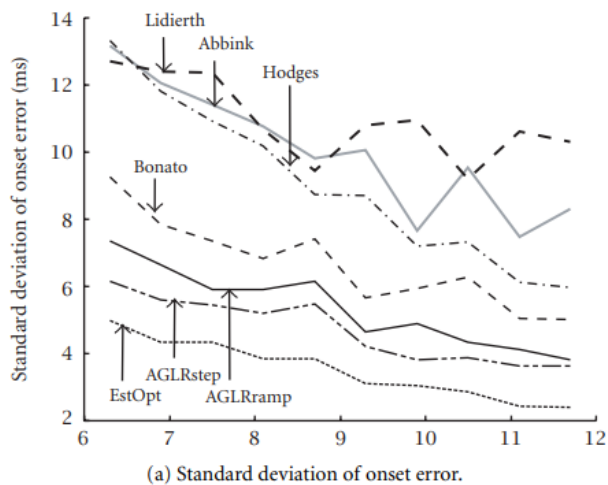


Figura 4.5 (fonte: Staude et al.)
Dipendenza della media e deviazione standard dell'errore rispetto al SNR

In Figura 4.5 viene illustrata la dipendenza della media e della deviazione standard dell'errore dal SNR. Tutti i metodi presentano sistematicamente un degrado delle prestazioni di rilevamento a SNR inferiori. Escludendo di poco il metodo di Hodges, tutti i metodi mostrano una sensibilità relativa al SNR simile per quanto riguarda la deviazione standard (pendenza di circa $0,5 \text{ ms/dB}$). In generale, la variabilità complessiva è significativamente minore per i metodi che impiegano un filtro adattativo (*EstOpt*, *AGLRstep*, *AGLRramp*, *Bonato*). Anche in questo caso, *AGLRramp* fornisce il bias minore tra tutti i rilevatori, mostrando un errore di stima medio nullo vicino al riferimento *EstOpt* (Figura 4.5b). È da notare che lo stimatore *AGLRramp* è anche l'unico approccio quasi insensibile al SNR, mentre tutti gli altri metodi per quanto riguarda la media presentano un andamento più distorto. Inoltre, il risultato

evidentemente poco buono dell'approccio di Hodges dimostra il problema dell'utilizzo di un metodo a una sola soglia: il livello di soglia viene solitamente adattato all'attività della baseline e varia quindi con il SNR. Più alto è il livello dell'attività del rumore, più grande è la soglia e, di conseguenza, l'insorgenza verrà rilevata con un maggiore ritardo. Il degrado delle prestazioni con un SNR minore è particolarmente evidente dalle funzioni P_a , come mostrato in Figura 4.6: per SNR pari a 6 dB, tutti i metodi hanno fornito risultati accettabili, ma, diminuendo il SNR a 3 dB, si può istantaneamente vedere quanto ogni metodo performa in condizioni meno favorevoli e dedurre la qualità del metodo stesso di conseguenza. Il metodo di riferimento *EstOpt* rileva non meno dell'82% di tutti gli onset e *AGLRramp* e *AGLRstep* seguono a ruota, con un tasso molto vicino. Tutti i metodi puramente basati sulla soglia non ottengono risultati abbastanza vicini ai metodi basati sul rapporto di verosimiglianza: in particolare a SNR bassi, le loro prestazioni peggiorano notevolmente.

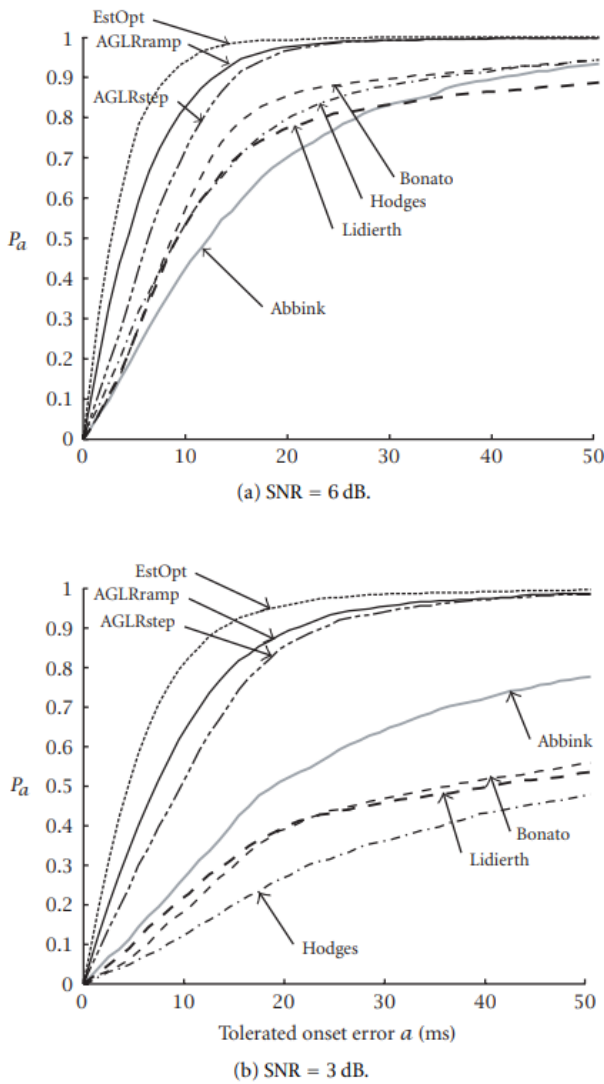


Figura 4.6 (fonte: Staude et al.)
Relazione tra P_a e a per due valori di SNR differenti

4.3.1 Teager-Kaiser migliora l'onset detection

Nato in un altro campo dello studio dei segnali, l'operatore energetico di Teager-Kaiser (TKEO, dall'inglese *Teager-Kaiser Energy Operator*) è definito nel tempo discreto come:

$$\Psi[x(n)] = x^2(n) - x(n+1)x(n-1) \quad (4.14)$$

dove $x(n)$ è un segnale discreto. Per un dato segnale $x(n) = A \cos(\omega_0(n) + \theta)$ (ω_0 frequenza angolare e θ fase iniziale) può essere approssimato come $\Psi[x(n)] \approx A^2 \sin^2(\omega_0(n))$. L'operatore è direttamente proporzionale alla ampiezza e frequenza istantanea del segnale e misura l'istanteo cambio di energia del segnale di una data frequenza nel tempo. Date queste proprietà, questo operatore può essere utile nel caso del segnale EMG, poiché la depolarizzazione della membrana delle cellule muscolari durante la contrazione produce rapide

Un altro fattore che può influenzare gli algoritmi è la durata della rampa del profilo del cambio di varianza. Il metodo *AGLRramp* è stato progettato appositamente per compensare le dinamiche di cambiamento e, pertanto, i risultati si avvicinano a quelli di *EstOpt*. Staude et al. (2010) affermano che la variabilità delle stime dell'istante di attivazione non è stata influenzata dalle variazioni di durata della rampa.

In generale, la variazione dell'SNR influisce prevalentemente sull'ampiezza della funzione di densità di probabilità dell'errore di onset e la percentuale di istanti non rilevati, mentre l'aumento della durata della rampa porta a una rilevazione ritardata dell'insorgenza.

fluttuazioni nell'ampiezza e nella frequenza del segnale. Il TKEO, quindi, enfatizza entrambe le proprietà dei potenziali d'azione dell'unità motoria, l'ampiezza e la frequenza.

Come mostrato da Solnik et al. (2010) e Li et al. (2007), il TKEO può essere usato con successo come parte dell'elaborazione per migliorare le prestazioni di identificazione di altri metodi o come parte integrante dell'algoritmo della sezione di rilevazione dell'istante di attivazione muscolare. I due studi hanno mostrato che l'algoritmo TKEO migliora notevolmente il SNR di un segnale EMG.

Conclusione

In Introduzione ci si era prefissati di dare una sufficiente panoramica del segnale elettromiografico, cogliendone gli aspetti fondamentali per poter approfondire alcune elaborazioni particolari del segnale stesso. Nel Capitolo 1, è stata illustrata l'anatomia del muscolo con le sue suddivisioni fino all'unità base, la fibra muscolare, e si è fornita una buona spiegazione delle dinamiche che forniscono il segnale. Infatti, è stato necessario per tutta la trattazione successiva dover spiegare il fenomeno di reclutamento e frequenza di sparo di una singola unità motoria per comprendere l'aleatorietà del segnale: una descrizione deterministica di ciò risulta impossibile con gli strumenti odierni, dovendo portare la ricerca e l'ingegneria a trovare una soluzione alternativa. Questi aspetti si sono maggiormente chiariti nel Capitolo 2, in cui si è spiegata la natura stocastica non stazionaria tipica di questo segnale, seppur esso sia prono anche a una descrizione stazionaria a tratti nel caso servisse. Si è inteso che l'analisi del segnale è solitamente effettuata nel dominio della frequenza e che è bene dunque applicare filtri con discrezione agli artefatti presentati nell'elaborato. Tra le tecniche con cui possiamo decomporre il segnale, si sono viste due trasformate e si è potuto dire che la STFT presenta una certa dipendenza dalla grandezza della finestra selezionata, mentre la trasformata Wavelet permette di avere sempre una buona risoluzione ed elevate prestazioni. Si sono visti inoltre alcuni parametri che possono aiutare a descrivere parametricamente il segnale e sono stati citati gli elettrodi e i metodi usati per l'acquisizione del segnale. Nel Capitolo 3 si sono visti i filtri e altre elaborazioni dei segnali, e introdotto alcuni problemi tipici di cui tener conto: infatti, un'attenuazione delle bassissime frequenze è solitamente poco rischiosa, mentre attenuare frequenze oltre i 10 Hz diventa più impegnativo, se non ci si vuole assumere il rischio di diminuire o alterare la componente informativa. Tra i filtri presentati si sono presentati due esempi presenti in letteratura scientifica: il filtro di Laguerre e il filtro di Butterworth. Quest'ultimo, data la sua semplicità, rappresenta molto spesso la scelta standard per filtrare il segnale. Introdurre i filtri è stato importante anche per il Capitolo 4 in cui si è mostrato il confronto tra vari metodi di *onset detection* presenti in letteratura scientifica. Su tale argomento si è potuto vedere che i metodi a soglia rappresentano una scelta suscettibile al valore di soglia che si vuole fornire. I metodi statisticamente ottimali, invece, rappresentano tecniche con buoni

risultati e con stime che non distano troppo dal valore reale. Tuttavia, si fa notare in fase conclusiva, che questi metodi presentano costi computazionali evidentemente superiori rispetto ai metodi a soglia presentati; quindi, è normale vedere in pratica clinica o di ricerca l'utilizzo di metodi a soglia (o doppia soglia), come il metodo di Bonato, il quale non presentava risultati drasticamente lontani dai valori ideali raggiunti dai metodi basati su scelta statisticamente ottimale.

Bibliografia

1. Appunti e diapositive del corso “*Tecnologia e Strumentazione Biomedica*” tenuto dal prof. Schiavon e prof. Porcaro, 2023
2. Appunti e diapositive del corso “*Human Movement Bioengineering*” tenuto dalla prof.ssa Sawacha, 2023
3. Appunti e diapositive del corso “*Segnali e Sistemi*” tenuto dal prof. Erseghe, 2022
4. Appunti e diapositive del corso “*Elaborazione dei Segnali Biomedici*” tenuto dal prof. Veronese, 2022
5. Silverthorn D. (2017), *Fisiologia Umana: un approccio integrato (settima edizione italiana)*, Pearson, Milano
6. Avanzolini G., Magosso E. (2015), *Strumentazione biomedica : progetto e impiego dei sistemi di misura. 3. ed.*, Pàtron, Bologna
7. Merletti R., Farina D. (2016), *Surface Electromyography : Physiology, Engineering, and Applications*, IEEE Press, Piscataway
8. Merletti R., Parker P. (2004), *Electromyography : physiology, engineering, and noninvasive applications*, Wiley-Interscience, Hoboken
9. Canal M.R. (2010), *Comparison of Wavelet and Short Time Fourier Transform Methods in the Analysis of EMG Signals*, in *Journal of Medical Systems*, n. 34, pg. 91–94
10. Liu J., Yao B., Siemionow V., Sahgal V., Wang X., Sun J., Yue G. (2005), *Fatigue induces greater brain signal reduction during sustained than preparation phase of maximal voluntary contraction*, in *Brain Research*, n. 1057, pg. 113-26
11. Ladrova M., Martinek R., Nedoma J., Fajkus M. (2019), *Methods of Power Line Interference Elimination in EMG Signals*, in *Journal of Biomimetics, Biomaterials and Biomedical Engineering*, n.40, pg 64-70
12. Karacan I., Arslan B., Karaoglu A., Aydin T., Gray S., Ungan P., Turker K. (2023), *Estimating and minimizing movement artifacts in surface electromyogram*, in *Journal of Electromyography and Kinesiology*, n. 70
13. Malboubi M., Razzazi F., Aliyari S. M. (2010), *Elimination of power line noise from EMG signals using an efficient adaptive Laguerre filter*, ICSES 2010 International Conference on Signals and Electronic Circuits, Gliwice, Poland, pp. 49-52
14. Boyer M., Bouyer L., Roy J. S., Campeau-Lecours A. (2023), *Reducing Noise, Artifacts and Interference in Single-Channel EMG Signals: A Review*, in *Sensors*, n.23

15. De Luca C., Gilmore L., Kuznetsov M., Roy S. (2010), *Filtering the surface EMG signal: Movement artifact and baseline noise contamination*, in Journal of Biomechanics, n. 43, pg. 1573-1579
16. Abbaspour S., Fallah A. (2014), *Removing ECG Artifact from the Surface EMG Signal Using Adaptive Subtraction Technique*, in Journal of Biomedical Physics and Engineering, n. 4, pg. 33-38
17. Zschorlich V. (1989), *Digital filtering of EMG-signals*, in Electromyography and Clinical Neurophysiology, n. 29, pg. 81-86
18. Staude G. H., Flachenecker C., Daumer M., Wolf W. (2001), *Onset Detection in Surface Electromyographic Signals: A Systematic Comparison of Methods*, in Journal on Applied Signal Processing, n. 2, pg. 67-81
19. Solink S., Rider P., Steinweg K., DeVita P., Hortobágyi T. (2010), *Teager–Kaiser energy operator signal conditioning improves EMG onset detection*, in European Journal of Applied Physiology, n.110, pg.489-498
20. Staude G. H. (2001), *Precise onset detection of human motor responses using a whitening filter and the log-likelihood-ratio test*, in IEEE Transactions on Biomedical Engineering, n. 48, pp. 1292-1305

Sitografia

21. Konrad P. (2005). *The abc of EMG: a practical introduction to kinesiological electromyography*
(https://www.researchgate.net/publication/270895848_The_abc_of_emg) visitato il giorno 9 ottobre 2023
22. Bracale M., Appunti del corso di Elettronica Biomedica
(<https://www.dnbm.univr.it/documenti/OccorrenzaIns/matdid/matdid136899.pdf>) visitato il giorno 11 ottobre 2023
23. https://en.wikipedia.org/wiki/Short-time_Fourier_transform visitato il giorno 21 ottobre 2023
24. <https://it.mathworks.com/help/wavelet/gs/choose-a-wavelet.html> visitato il giorno 22 ottobre 2023
25. http://www.ingbiomedica.unina.it/studenti/ing_bio/el_dati/esb/Filtri_adattativi.pdf visitato il giorno 25 ottobre 2023
26. https://en.wikipedia.org/wiki/Bilinear_transform visitato il giorno 25 ottobre 2023
27. <https://www.biopac.com/?app-advanced-feature=integrated-rms-emg#tabs> visitato il giorno 27 ottobre 2023

Ringraziamenti

Dedico questo spazio per ringraziare il mio relatore, il Professor Erseghe, per la gentilezza e la disponibilità nell'avermi fornito il suo aiuto e consiglio per la stesura di questo elaborato. Ringrazio tutta la mia famiglia per il supporto e per la guida, rivelatisi necessari in questi anni. Ringrazio tutti i miei amici, vecchi e nuovi, per i consigli, per le risate e per i nuovi punti di vista che mi avete donato per affrontare questo percorso.

