

POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Biomedica Sessione di laurea giugno 2022

Validazione sperimentale di un algoritmo innovativo per la stima della frequenza media di sparo delle unità motorie

Relatore prof. Luca MESIN Candidato Emiliano ROBERT

Anno Accademico 2021-2022

Ringraziamenti

Alla mia famiglia, ai miei amici ed Elisa

Sommario

Lo studio delle strategie di controllo delle unità motorie è di grande importanza in molti campi. Ottenere informazioni dettagliate sul reclutamento delle unità motorie può migliorare la precisione di stima in varie applicazioni (forza muscolare, velocità di contrazione) e l'accuratezza nel controllo di protesi mioelettriche. Sono stati utilizzati vari metodi per estrarre queste informazioni, molti dei quali si basano su sistemi di acquisizione ad alta densità. Tuttavia, a causa della complessità del sistema di acquisizione e dell'elevato costo computazionale, l'utilizzo di questi metodi nelle applicazioni pratiche può risultare scomodo. In questa tesi, viene proposto un metodo innovativo per il calcolo della frequenza media di sparo applicabile su un sistema di acquisizione a singolo canale differenziale. Il nuovo algoritmo, basato su una tecnica di deconvoluzione a singolo kernel, è in grado di ricostruire in modo approssimato gli istanti di sparo delle singole unità motorie a partire dai segnali elettromiografici acquisiti. I test in simulazione, condotti in precedenza per valutare l'accuratezza e la precisione nella ricostruzione, hanno prodotto risultati eccellenti. Pertanto, lo scopo di questo progetto è stato quello di valutare le prestazioni dell'algoritmo attraverso test sperimentali al fine di comprendere l'effettiva capacità e applicabilità del nuovo metodo. L'algoritmo è stato applicato a segnali sperimentali prelevati, tramite una matrice di 64 elettrodi, sul bicipite brachiale di 10 soggetti adulti durante contrazioni isometriche a differenti livelli di forza. I test, condotti sui segnali originali e ricostruiti a partire dalle stime della decomposizione, hanno prodotto risultati promettenti. L'elaborazione di segnali con differente distanza interelettrodica e di segnali ottenuti simulando elettrodi aventi dimensione differente, ha mostrato alta correlazione tra le soluzioni ottenute ed i segnali di riferimento ricavati dalla decomposizione tramite DEMUSE, metodo già ampiamente validato. Inoltre, la ripetibilità tra le soluzioni dell'algoritmo risulta elevata per tutti i test; ottimi risultati sono stati ottenuti simulando un prelievo del tipo belly-tendon, indicando una possibile applicazione dell'algoritmo a livello clinico.

Indice

El	enco	delle tabelle	8
El	enco	delle figure	9
1	I m	uscoli: anatomia e fisiologia	11
	1.1	Anatomia del bicipite brachiale	12
	1.2	La contrazione muscolare	13
	1.3	Reclutamento delle unità motorie $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$	14
	1.4	Il potenziale di azione	14
2	Elet	tromiografia di superficie	16
	2.1	Sistemi di acquisizione ad alta densità	18
3	Dec	omposizione del segnale EMG	19
4	Il m	netodo DEMUSE	24
	4.1	Convolution kernel compensation $\ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots$	25
	4.2	Gradient Convolution Kernel Compensation	26
	4.3	Accuratezza del metodo	27
5	Ana	lisi del segnale EMG per la valutazione delle caratteristiche	
	di s	paro delle unità motorie	29
	5.1	Deconvoluzione con singolo kernel	30
		5.1.1 Validazione dell'algoritmo	33
	5.2	Deconvoluzione con kernel multipli	36
		5.2.1 Validazione dell'algoritmo su segnali simulati	42
6	Acq	uisizione dei segnali sperimentali	49
	6.1	Soggetti selezionati	49
	6.2	Posizionamento dei soggetti	49

	6.3	Strumentazione e posizionamento elettrodi	50
	6.4	Protocollo sperimentale	51
		6.4.1 Task 1: contrazioni isometriche a differenti livelli di forza	51
		6.4.2 Task 2: contrazione isometrica affaticante	52
7	Ela	borazione dei segnali	54
	7.1	Visualizzazione dei segnali	54
	7.2	Pre-processing dei segnali	56
	7.3	Decomposizione dei segnali EMG tramite il metodo DEMUSE $\ . \ .$	58
		7.3.1 Calcolo del Cumulate Weighted Firing	58
	7.4	Applicazione algoritmo	59
	7.5	Ricostruzione dei segnali EMG	61
8	Vali	idazione dell'algoritmo	64
	8.1	Elaborazione di segnali originali e ricostruiti	65
		8.1.1 Altri test effettuati	68
	8.2	Risultati ottenuti	69
9	Cor	nclusioni	83

Elenco delle tabelle

5.1	Cross-correlazione media/mediana del metodo single kernel e multi	
	kernel per i tre modelli di simulazione. \hdots	47
8.1	Mediana delle distribuzioni delle cross-correlazioni (%) tra il CWF	
	e la soluzione dell'algoritmo per i segnali originali/ricostruiti simu-	
	lando segnali SD con differenti distanze interelettro diche (i.e $16\mathrm{mm},$	
	24mm e 32mm)	69
8.2	Mediana delle distribuzioni di cross-correlazione (%) per segnali re-	
	lativi ad elettrodi aventi dimensione differente ottenuti combinan-	
	do 2, 3 e 4 canali appartenenti alla stessa colonna della matrice di	
	$elettrodi. \ldots \ldots$	72
8.3	Mediana delle distribuzioni di cross-correlazione (%) per i segna-	
	li ottenuti dalla simulazione di elettrodi ricavati combinando 2,	
	3o 4 canali trasversali. Risultati ottenuti per differenti distanze	
	interelettrodiche (i.e 8 mm/16mm/24mm)	72
8.4	Mediana delle distribuzioni di cross-correlazione (%) ottenute con-	
	frontando le soluzioni dell'algoritmo applicato su segnali ricostruiti	
	relativi ad elettrodi aventi dimensione differente. Segnali ottenuti	
	combinando 2, 3 e 4 canali appartenenti alla stessa colonna della	
	matrice di elettrodi	76

Elenco delle figure

1.1	Forma d'onda del potenziale di azione	15
2.1	EMG acquisiti tramite un prelievo monopolare e singolo differenziale	18
3.1	Matrice di elettrodi e MUAP rilevati	20
5.1	Modello di simulazione cilindrico utilizzato per la validazione del-	
	l'algoritmo	34
5.2	Rappresentazione di un muscolo bipennato ed un muscolo con fibre	
	inclinate in profondità rispetto la superficie	43
6.1	Setup sperimentale: posizione del soggetto	50
6.2	Segnale di riferimento e relativo segnale monopolare	53
7.1	Segnali acquisiti in modalità monopolare e singolo differenziale	56
7.2	Segnale EMG singolo differenziale tagliato e filtrato	57
7.3	Cumulate Weighted Firing (CWF)	59
7.4	Soluzione dell'algoritmo e kernel utilizzato	60
7.5	Segnali EMG originali e ricostruiti tramite CWF e deconvoluzione .	62
7.6	RMSE e cross-correlazione tra segnali originali e ricostruiti tramite	
	$\mathrm{CWF} \ \mathrm{e} \ \mathrm{deconvoluzione} \ \ \ldots $	63
8.1	Test segnali originali e ricostruiti: risultati ottenuti $\ldots \ldots \ldots$	65
8.2	PSD dei segnali dei segnali originali e ricostruiti	67
8.3	Segnali originali e ricostruiti con ied differente	70
8.4	Simulazione di un prelievo del tipo belly-tendon: risultati ottenuti	
	e segnali relativi	71
8.5	Test sulla ripetibilità trasversale: risultati ottenuti	74
8.6	Effetto della distanza interelett rodica sulla ripetibilità	75
8.7	Ripetibilità in funzione della distanza tra i canali $\ \ .\ .\ .\ .$.	77
8.8	Segnali interferenti simulati	79
8.9	Test su segnali interferenti simulati: risultati ottenuti $\ .\ .\ .\ .$	80
8.10	Test di significatività: risultati ottenuti \ldots \ldots \ldots \ldots \ldots	82

Capitolo 1

I muscoli: anatomia e fisiologia

I muscoli sono definiti come gli organi attivi dell'apparato muscolo-scheletrico. Sono responsabili della funzione motoria ed, insieme alle strutture ossee ed articolari, permettono il sostegno e la difesa dell'organismo. Il sistema muscolare è caratterizzato dalla muscolatura striata e dalla muscolatura liscia; la prima comprende i muscoli volontari, le cui attività contrattili sono regolate dalla volontà del soggetto stesso, mentre la seconda è costituita dall'insieme di muscoli controllati dal sistema nervoso autonomo, la cui attività è dunque autonoma ed indipendente. Un'altra particolare tipologia di muscolo è costituita dal tessuto miocardico, il quale si presenta come un muscolo striato, caratterizzato però da un comportamento tipico dei muscoli involontari.

L'unità funzionale più piccola nei muscoli scheletrici viene chiamata unità motoria (UM). Questa è formata da un moto-neurone e da tutte le fibre muscolari innervate da esso. Ogni fibra muscolare è formata dalle miocellule o più semplicemente cellule muscolari, ossia da strutture di forma cilindrica aventi un diametro tra i 10 ed i 100 micron. Tali cellule sono rivestite da una membrana, chiamata sarcolemma, che al suo interno contiene un particolare tipo di citoplasma, il sarcoplasma. Osservato al microscopio, il sarcoplasma, si mostra come una struttura striata e formata da un grande numero di sottili fibrille chiamate miofibrille, strutture che a loro volta contengono all'interno i sarcomeri. Quest'ultimi costituiscono le unità contrattili dei muscoli e sono formate dai filamenti delle proteine responsabili della contrazione muscolare: l'actina e la miosina. Durante la contrazione o il rilassamento, i filamenti sottili di actina e quelli spessi di miosina scorrono gli uni sugli altri. Inoltre, circa a metà della sua lunghezza, ogni fibra presenta una terminazione nervosa. La regione in cui avviene il collegamento funzionale tra la parte terminale del motoneurone e la fibra muscolare viene chiamata placca o giunzione neuromuscolare. Nella parte terminale delle fibre, le membrane che le ricoprono si fondono con le fibre tendinee che a loro volta si uniscono in fascicoli formando i tendini muscolari, ossia quelle strutture che inserendosi nelle ossa collegano muscoli e apparato scheletrico. La forza contrattile dei muscoli viene trasmessa allo scheletro proprio grazie ai tendini. In base al colore ed alla velocità di contrazione, la muscolatura striata può essere divisa in due tipi di muscoli: i muscoli rossi (o lenti) ed i muscoli bianchi (o veloci). Queste due classi di muscoli sono costituite da fibre muscolari che differiscono maggiormente per il loro aspetto, per le proprietà contrattili e le diverse attività enzimatiche:

- Fibre muscolari di tipo I (fibre rosse): caratterizzate da contrazioni lente, poco intense e da un basso consumo di ATP. Costituiscono prevalentemente i muscoli rossi che sono in grado di generare tensioni basse per lunghi periodo di tempo tollerando bene la fatica muscolare. Presentano un maggior numero di mitocondri e capillari.
- Fibre muscolari di tipo II (fibre bianche): caratterizzate da contrazioni rapide, intense e da un alto consumo di ATP. Formano i muscoli bianchi che sono in grado di generare tensioni più elevate. Possono essere a loro volta suddivise in due tipi: quelle di tipo IIa, maggiormente tolleranti alla fatica muscolare e quelle di tipo IIb, in grado di generare elevati livelli di forza, ma solo per breve periodo.

1.1 Anatomia del bicipite brachiale

Il bicipite brachiale, antagonista del tricipite brachiale, è il muscolo anteriore più grande del braccio. Esso è un muscolo bi-articolare, in quanto dalla scapola raggiunge il radio superando due articolazioni, agendo dunque sia sul braccio che sull'avambraccio. É formato da due capi, uno lungo ed un corto, che originano dalla scapola e si inseriscono tramite un tendine sulla tuberosità bicipitale del radio a livello del gomito. Il capo lungo origina dal tubercolo sopraglenoideo della scapola e dal labbro glenoideo tramite un tendine che decorre dalla cavità dell'articolazione della spalla, ossia tra la testa dell'omero e la capsula, per poi passare nel solco bicipitale dell'omero. Il capo breve è più mediale rispetto al capo lungo ed origina dall'apice del processo coracoideo. La funzione principale del bicipite brachiale è quella di permettere la flessione dell'avambraccio sul braccio e del braccio sulla spalla. Inoltre svolge un'azione stabilizzante contribuendo a mantenere la testa dell'omero a contatto con la cavità glenoidea della scapola.

1.2 La contrazione muscolare

La funzionalità principale della muscolatura striata è quella di generare, tramite il processo di contrazione, le tensioni necessarie per il sostegno ed il movimento del corpo. Il processo con cui avviene la contrazione muscolare si può dividere principalmente in tre fasi; la prima fase, quella di contrazione vera e propria delle fibre muscolari, avviene nel momento in cui i segnali elettrici provenienti dai motoneuroni, appartenenti al sistema nervoso centrale, vengono tradotti dai bottoni sinaptici. Questo scaturisce la liberazione tra la membrana presinaptica e postsinaptica di una sostanza chimica chiamata acetilcolina, il cui contatto con la placca neuromuscolare, o membrana postsinaptica, determina l'insorgenza di nuovi segnali elettrici chiamati comunemente potenziali di azione. La propagazione dei potenziali di azione, lungo la membrana cellulare dei muscoli scheletrici, determina l'apertura dei canali voltaggio-dipendenti ed il conseguente flusso di ioni calcio (Ca^{2+}) all'interno del citoplasma della fibra muscolare. Questo induce il rilascio di ulteriori ioni calcio immagazzinati all'interno del reticolo sarcoplasmatico. La presenza dell'elevata concentrazione di ioni calcio nel citoplasma consente lo scorrimento dei filamenti di actina e miosina e quindi la generazione di una tensione. Dopo la fase di contrazione segue una fase di rilassamento caratterizzata da un processo contrario a quello descritto in precedenza ed infine una fase latente, ossia il periodo refrattario, in cui i canali voltaggio-dipendenti non sono attivati e dunque sono insensibili ad ulteriori stimoli elettrici.

Possiamo distinguere differenti tipi di contrazione muscolare:

- contrazione eccentrica: si verifica quando il muscolo si allunga.
- contrazione concentrica: si verifica quando il muscolo si accorcia.
- contrazione isotonica: quando il muscolo, accorciandosi, genera una tensione costante.
- contrazione isometrica: se la contrazione avviene senza accorciamento delle fibre muscolari (ad esempio nel caso in cui il carico è maggiore della tensione che è in grado di sviluppare il muscolo).

• contrazione isocinetica: nel caso in cui il muscolo genera forza accorciandosi con velocità costante.

1.3 Reclutamento delle unità motorie

Al fine di generare una determinata contrazione, i meccanismi di controllo centrali e periferici scelgono quali e quante unità motorie reclutare. Il reclutamento delle unità motorie è molto complesso e può essere suddiviso principalmente in due tipi: il reclutamento spaziale ed il reclutamento temporale. Per reclutamento spaziale si intende quale delle unità motorie presenti nel muscolo viene chiamata in causa e si basa sul principio di Henneman. Tale principio sostiene che, durante uno sforzo, il sistema nervoso centrale recluti prima le unità motorie più piccole, facilmente eccitabili ma in grado di produrre forze minori ed infine quelle più grosse, più dispendiose, ma anche più potenti. In particolare le unità motorie sono reclutate nel momento in cui il livello di forza supera una soglia, la quale è specifica per ogni UM e può essere considerata costante [15]. Invece, con reclutamento temporale, si indica l'istante di tempo in cui ogni unità motoria scarica. Nel momento in cui la forza supera la soglia di reclutamento di un'unità motoria, questa comincia a scaricare con bassa frequenza. Nel caso in cui la forza aumenti ulteriormente, la frequenza di sparo (FS) cresce fino ad un valore massimo. Se la FS di un'unità motoria è abbastanza alta da stimolare le sue fibre muscolari prima che queste si rilassino, allora più contrazioni si sovrappongono generando una forza maggiore. Tale fenomeno viene chiamato comunemente tetano o contrazione tetanica e porta alla generazione della massima forza possibile di un'unità motoria.

1.4 Il potenziale di azione

In seguito a stimoli elettrici, le cellule eccitabili, come i neuroni o le fibre muscolari, sono in grado di rispondere attivamente generando i potenziali d'azione. Quando è presente l'equilibrio ionico tra l'interno della cellula e l'ambiente extracellulare, il potenziale della cellula viene chiamato potenziale di riposo. A causa delle diverse concentrazioni di ioni, nelle cellule muscolari, tale potenziale è negativo (-90 mV) rispetto al potenziale del liquido extracellulare. Nel citoplasma è presente una maggior concentrazione di ioni potassio K⁺, mentre nel fluido extracellulare prevalgono gli ioni sodio Na⁺. L'equilibrio è consentito dalla pompa sodio-potassio (Na⁺- K⁺), in grado di mantenere costanti le concentrazione degli ioni all'interno ed all'esterno della cellula. In particolare, tramite il consumo di una molecola di ATP, la pompa è in grado di trasportare attivamente tre ioni sodio all'esterno e due ioni potassio all'interno della cellula attraverso il sarcolemma. Come già descritto, il sarcolemma è la membrana semipermeabile che ricopre le fibre muscolari ed è permeabile passivamente ai due ioni. Attraverso la stimolazione neurale è possibile portare il potenziale di membrana al di sopra di una certa soglia (circa -60 mV) causando depolarizzazione ed una conseguente generazione del potenziale d'azione. Questo avviene quando l'acetilcolina è rilasciata a livello della placca neuromuscolare portando ad un conseguente flusso di cariche positive verso l'interno della cellula. Quando il potenziale raggiunge la tensione di soglia, i canali specifici degli ioni Na⁺ si aprono provocando un ulteriore afflusso di ioni positivi all'interno della cellula. Dunque, il potenziale aumenta rapidamente fino ad un picco di circa 30 mV. A questo punto, i canali specifici del Na⁺ si chiudono, mentre quelli K⁺ si aprono, dando inizio alla fase di ripolarizzazione che durerà fino a quando non verrà ristabilito il potenziale di riposo. Il potenziale d'azione verrà poi propagato, lungo la fibra muscolare, grazie alla generazione di nuovi PA provocati dalla depolarizzazione della membrana ad opera di una corrente locale che si viene a creare tra i punti a riposo ed il punto di insorgenza del potenziale d'azione iniziale.



Figura 1.1. Fasi caratterizzanti la generazione e l'estinzione del potenziale di azione. Tipica forza d'onda di un potenziale di azione.

Capitolo 2

Elettromiografia di superficie

L'attività elettrica muscolare può essere registrata mediante l'elettromiografia (EMG). Durante una contrazione muscolare, i potenziali di azione che si generano e vengono propagati lungo le fibre muscolari, possono essere rilevati tramite l'utilizzo di elettrodi. Si distinguono due tipi di elettromiografia:

- Elettromiografia ad ago o a filo: tecnica diagnostica invasiva che prevede l'utilizzo di aghi più o meno lunghi in base alla dimensione del muscolo che si vuole analizzare.
- Elettromiografia di superficie: tecnica non invasiva in cui gli elettrodi sono posti a contatto con la cute.

L'elettromiografia ad ago permette di analizzare accuratamente l'attività di una o poche unità motorie all'interno del volume di prelievo, ossia nella regione in cui i potenziali sono registrati in modo affidabile (pochi mm²). Tale tipo di prelievo consente di valutare la struttura e la variazione delle dimensioni delle unità motorie e si rivela molto utile per diagnosticare patologie muscolari (miopatie) o patologie che colpiscono i nervi (neuropatie). Il segnale registrato è caratterizzato da un'ampiezza variabile tra i 0.1-5 mV ed una larghezza di banda pari a 10 KHz. Con l'utilizzo dell'elettromiografia di superficie il numero di unità motorie che possono essere analizzate è maggiore. Questo è possibile grazie all'utilizzo di elettrodi superficiali che, essendo meno selettivi degli elettrodi ad ago, registrano l'attività elettrica della regione che coprono. Il volume di prelievo più ampio, la non invasività e la possibilità di collocare diversi elettrodi e di generare filtri spaziali differenti, consentono di valutare in modo semplice gruppi di unità motorie e di effettuare studi sulle loro caratteristiche anatomiche e funzionali. Inoltre, tale tecnica consente la separazione del segnale EMG interferente nei singoli treni di sparo delle unità motorie (MUAP) che lo compongono. Il segnale interferente ottenuto ha una ampiezza variabile tra i 50-3000 μ V ed una banda in frequenza pari a 0.1-350 Hz. Gli elettrodi che vengono utilizzati possono avere dimensione e forma differente. Tipicamente vengono utilizzati elettrodi circolari in Ag-AgCl che possono essere sia passivi che attivi. Quest'ultimi contengono al loro interno un circuito di pre-amplificazione utile per la riduzione del rumore in ingresso. In base alla disposizione degli elettrodi sulla cute del soggetto è possibile distinguere principalmente tre tipi di prelievo:

- Prelievo monopolare: si effettua con un solo elettrodo attivo posto sul muscolo ed un elettrodo di riferimento posto in una zona elettricamente neutra, ad esempio sul tessuto osseo.
- Prelievo singolo-differenziale: viene effettuato con l'utilizzo di due elettrodi attivi posti sul muscolo di interesse, allineati rispetto alle fibre muscolari ed un elettrodo di riferimento. Il segnale si ottiene tramite la differenza dei potenziali rilevati al di sotto dei due elettrodi.
- prelievo doppio-differenziale: si ottiene con l'utilizzo di sistemi singolo-differenziale posti in serie.

I segnali provenienti dai muscoli verranno registrati dai canali di rilevazione formati da più elettrodi. In particolare i potenziali di azione registrati dai canali di acquisizione possono essere linearmente combinati ottenendo dei filtri spaziali [14]. Come descritto in precedenza, tramite un prelievo di tipo singolo differenziale, si calcola la differenza dei segnali registrati da due elettrodi attivi approssimando un filtro spaziale derivativo. Il prelievo doppio differenziale approssima invece la derivata seconda di un filtro spaziale. Inoltre, è possibile generare altri tipi di filtri, come il Laplaciano che approssima l'operatore di Laplace. In figura (2.1) sono mostrati due segnali EMG acquisiti sperimentalmente in modalità monopolare e singolo differenziale.



Figura 2.1. Esempio di segnale EMG monopolare e singolo differenziale acquisiti sperimentalmente. Segnale singolo differenziale ricavato come differenza di due segnali acquisiti in modalità monopolare.

Per ottenere una maggiore selettività è possibile utilizzare una grande quantità di elettrodi. Ciò permette di ottenere un maggior numero di informazioni dai muscoli studiati.

2.1 Sistemi di acquisizione ad alta densità

L'utilizzo di schiere o matrici contenenti una grande quantità di elettrodi permette di registrare lo stesso potenziale di azione in più punti, fornendo importanti informazioni riguardanti le proprietà anatomiche muscolari, come la posizione dei tendini e della zona d'innervazione. I sistemi che sfruttano il prelievo del segnale da una grande quantità di elettrodi sono chiamati sistemi di acquisizione ad alta densità (HD-EMG). Tali sistemi permettono di identificare un gran numero di unità motorie, dunque vengono ampiamente utilizzati per la decomposizione dei segnali EMG.

Capitolo 3

Decomposizione del segnale EMG

I segnali neuronali, ricevuti dai muscoli attraverso i motoneuroni alpha, vengono trasformati in potenziali di azione delle unità motorie. L'insieme dei potenziali di azione delle unità motorie costituisce l'attività elettrica muscolare. Pertanto, i muscoli amplificano elettricamente l'attività dei motoneuroni. Tale amplificazione è molto efficiente e permette la misurazione dell'attività neuronale in modo non invasivo. L'elettromiogramma di superficie riflette dunque l'attività dei motoneuroni, fornendo così una panoramica dell'output finale del sistema neuromuscolare, producendo lo stesso livello di informazione riguardante l'attivazione neuronale, ma utilizzando elettrodi più grandi e quindi meno selettivi rispetto a quelli usati per misurare direttamente i segnali delle fibre nervose periferiche efferenti [5]. Poiché l'EMG di superficie misura segnali provenienti da diverse unità motorie attive e può contenere contributi da altre fonti, come segnali provenienti da muscoli vicini o da diversi compartimenti muscolari, i segnali risultanti saranno altamente interferenti e quindi difficili da interpretare. L'utilizzo degli algoritmi di decomposizione del segnale elettromiografico diventa allora di grande importanza. Questi vengono generalmente indicati con il termine Blind Source Separation (BSS). Il loro obiettivo è quello di ricostruire le sorgenti partendo solamente dai segnali acquisiti disponibili, senza assumere informazioni a priori o assumendo informazioni limitate riguardo le sorgenti ed il mezzo di comunicazione [15]. Quindi, nel nostro caso, permettono la separazione del segnale EMG interferente nelle sorgenti funzionali più piccole, ossia le unità motorie, consentendo di valutare le singole risposte.

La forma dei MUAP, derivanti dalla somma dei singoli potenziali di azione di tutte le fibre innervate da un motoneurone, non è conosciuta a priori e varia a seconda di diverse condizioni. Infatti, i MUAP dipendono dalle caratteristiche del muscolo, dalle caratteristiche del volume conduttore (come la conduttività dei tessuti interposti tra le fibre muscolari e l'elettrodo attivo), dal sistema di acquisizione utilizzato (e.g dalla grandezza dell'area dell'elettrodo) e sono funzioni dello spazio.

Il sistema di acquisizione influisce molto sul risultato della decomposizione. In particolare con l'utilizzo di un sistema non invasivo, il numero di canali EMG diventa un fattore determinante. Viene infatti dimostrato in [4] che l'utilizzo di pochi canali EMG di superficie non sono sufficienti per la valutazione dei segnali delle singole unità motorie. Dunque, è necessario un sistema di acquisizione ad alta densità. Tale sistema utilizza un grande numero di elettrodi (matrici o array di elettrodi), necessari per esplorare l'informazione riguardante la variabilità spaziale dei MUAP rilevati e decomporre il segnale EMG nei singoli contributi delle unità motorie.



Figura 3.1. Esempio di sistema di acquisizione ad alta densità (matrice di elettrodi costituita da 64 elettrodi disposti su 5 colonne e 13 righe). MUAP relativi ad una sola unità motoria rilevata osservati da più canali.

La qualità del risultato ottenibile con l'utilizzo di molti canali EMG durante contrazioni isometriche con bassi livelli di forza è paragonabile a quella che si ottiene utilizzando un sistema invasivo come l'EMG intramuscolare [10]. Inoltre, è stata dimostrata l'efficacia dei sistemi di acquisizione ad alta densità nella decomposizione del segnale EMG, sia per bassi livelli di forza, sia per livelli di forza fino al 70% della forza massimale [11].

La risoluzione del problema inverso della separazione di sorgenti richiede la formulazione di un modello matematico, che in generale può essere di due tipi:

• Modello lineare istantaneo: le miscele $\boldsymbol{x}(t)$ sono formate dalla combinazione lineare di $\boldsymbol{s}(t)$ sorgenti differenti. Il problema può essere definito come $\boldsymbol{x}(t) = \boldsymbol{A}\boldsymbol{s}(t)$:

$$\boldsymbol{x}(t) = \begin{bmatrix} x_1(t) \\ \vdots \\ x_m(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} \dots a_{1n} \\ \vdots \ddots \vdots \\ a_{m1} \dots a_{mn} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_1(t) \\ \vdots \\ s_n(t) \end{bmatrix} = \boldsymbol{As}(t)$$
(3.1)

dove la matrice A è chiamata mixing matrix (matrice di mescolamento) e contiene i mixing weights (pesi di mescolamento) che dipendono dalla distanza tra sorgente ed elettrodi. La matrice A è una matrice $m \times n$, dove m è il numero di elettrodi e n è il numero di sorgenti.

• *Modello lineare convolutivo*: le miscele sono scritte come convoluzioni casuali delle sorgenti e delle risposte all'impulso:

$$x(t) = \int A(t-\tau)s(\tau)d\tau \qquad (3.2)$$

In questo caso i campioni ottenuti in un istante di tempo passato vengono comunque memorizzati: le sorgenti sono sia pesate che ritardate.

Come già accennato precedentemente, i MUAP sono influenzati dalle caratteristiche dell'anatomia muscolare e dalle propietà dei tessuti interposti tra sorgente ed elettrodo. Tali tessuti producono un effetto filtrante di tipo passa-basso sui segnali: maggiore è lo spessore di tessuto interposto e quindi la distanza tra sorgente ed elettrodo, maggiore è l'effetto filtrante. L'effetto del filtraggio e di conseguenza la variabilità spaziale dei MUAP, può essere modellata tramite i due modelli lineari descritti precedentemente: il modello istantaneo oppure un modello di tipo convolutivo. Nel modello istantaneo si assume che i treni di MUAP, provenienti da una specifica unità motoria e rilevati dagli elettrodi posti sulla superficie della pelle, cambino solamente in ampiezza rispetto la posizione. Invece, nel modello di tipo convolutivo si assume che i treni di MUAP di una specifica unità motoria e registrati su differenti elettrodi attivi, condividano solamente l'istante di tempo delle scariche, mentre le forme dei MUAP sono modellate dal processo di mescolamento. Tra i due modelli presentati, quello convolutivo è quello che più si avvicina al modello dei MUAP a livello fisiologico e risulta quindi più realistico, anche se la risoluzione di quest'ultimo è più difficile a causa del maggior numero di sorgenti. Infatti nel modello istantaneo si ignora completamente la propagazione dei MUAP lungo le fibre muscolari e l'effetto di filtraggio causato dal volume conduttore.

Il modello matematico che descrive meglio l'EMG è quindi quello convolutivo, già presentato precedentemente con l'equazione (3.2), in cui viene aggiunto il rumore per rendere il modello più realistico. Si può scrivere in forma matriciale come:

$$\boldsymbol{x}(t) = \boldsymbol{A} * \boldsymbol{s}(t) + \boldsymbol{n}(t) \tag{3.3}$$

dove $\boldsymbol{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), ..., x_M(t)]^T$ è il vettore contenente tutte le acquisizioni EMG registrate sugli elettrodi M, mentre $\boldsymbol{n}(t) = [n_1(t), n_1(t), ..., n_M(t)]^T$ è il vettore di rumore additivo che contiene campioni casuali di rumore Gaussiano bianco a media nulla. Il vettore $\boldsymbol{s}(t) = [s_1(t), s_1(t-1), ..., s_1(t-L), s_2(t), s_2(t-1), ..., s_2(t-L), ..., s_N(t), ..., s_N(t-L)]^T$ contiene le N sorgenti, ognuna con L repliche ritardate.

La matrice A è la mixing matrix contenente le differenti forme d'onda dei MUAP raccolte su ogni elettrodo:

$$\boldsymbol{A} = \begin{bmatrix} a_{1,1} & \dots & a_{1,N} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{M,1} & \dots & a_{M,N} \end{bmatrix}$$
(3.4)

Dove $a_{i,j} = [a_{i,j}(1), a_{i,j}(2), ..., a_{i,j}(L)]$ rappresenta la generica forma d'onda del MUAP j-esimo registrato sull' i-esimo elettrodo. Infatti, per ogni elettrodo, la convoluzione tra la forma d'onda del MUAP M(t) e la sorgente s(t) è discretizzata, piazzando la forma d'onda del MUAP nella mixing matrix A e le versioni ritardate della sorgente nel vettore s. Se il numero dei segnali registrati (osservazioni) è maggiore del numero delle sorgenti, allora il problema è sopra-determinato è può essere risolto con tecniche lineari. Tuttavia, tipicamente, il problema è sotto-determinato, con più sorgenti che osservazioni. Dunque, la risoluzione del problema risulta più complicata. Alcune approssimazioni possono facilitare la risoluzione andando a ridurre il numero di sorgenti a discapito di una riduzione del rapporto segnale rumore (SNR). Ad esempio è possibile inglobare all'interno del termine n(t) in (3.3) il contributo portato dai potenziali di azione delle unità motorie a più bassa energia, considerandoli quindi come fonte di rumore [5]. In letteratura sono stati proposti differenti algoritmi che propongono una soluzione al problema presentato precedentemente.

Capitolo 4

Il metodo DEMUSE

Il metodo DEMUSE è un metodo utilizzato per la decomposizione del segnale EMG nei singoli contributi delle unità motorie. Esso si basa su un tipo di tecniche di identificazione sequenziale delle unità motorie che prendono il nome di Convolution Kernel Compensation (CKC). Queste tecniche, come molti altri algoritmi aventi il medesimo obiettivo, sono basate su una serie di assunzioni. Innanzitutto il processo di mescolamento è considerato stazionario, ciò significa che la matrice A in (3.4) non varia nel tempo. Inoltre la mixing matrix A deve essere invertibile. In particolare, il CKC si focalizza sui treni di impulsi stimando direttamente i modelli di scarica delle unità motorie e senza stimare in modo diretto la mixing matrix A. Esistono principalmente due approcci basati sulla tecnica CKC: un approccio sequenziale probabilistico ed un approccio basato sull'ottimizzazione di un gradiente: Gradient Convolution Kernel Compensation (GCKC). Quest'ultima, in quanto più efficiente, viene utilizzata nel metodo DEMUSE. La mixing matrix Aincluderà anche le forma d'onda dei MUAP, cioè i kernels. Quando si studiano sistemi MIMO (Multiple-Imput-Multiple-Output) lineari e tempo invarianti (LTI) è possibile utilizzare il modello descritto nell'equazione (3.3). Per comodità, facendo riferimento a [7], si può riscrivere come:

$$\boldsymbol{x}(n) = \boldsymbol{H}\boldsymbol{\bar{t}}(n) + \boldsymbol{w}(n) \tag{4.1}$$

Dove $\bar{\boldsymbol{t}}(n)$ rappresenta il vettore di campioni esteso contenente i segnali di input delle N sorgenti: $\bar{\boldsymbol{t}}(n) = [t_1(n), t_1(n-1), ..., t_1(n-L+1), t_2(n), t_2(n-1), ..., t_2(n-L+1), ..., t_N(n), ..., t_N(n-L+1)]^{\mathrm{T}}$. Allo stesso modo viene esteso il vettore rumore $\boldsymbol{w}(n)$. La risposta di un generico canale, che prende anche il nome di convolution kernel, viene indicata nel modello con il termine \boldsymbol{H}_{ij} . La mixing matrix H contiene tutti i convolution kernels, ognuno di lunghezza L:

$$\boldsymbol{H} = \begin{bmatrix} h_{11}(0) & \dots & h_{11}(L-1) & h_{12}(0) & \dots & h_{12}(L-1) & \dots \\ h_{21}(0) & \dots & h_{21}(L-1) & h_{22}(0) & \dots & h_{22}(L-1) & \dots \\ \vdots & \dots & \vdots & \vdots & \dots & \vdots & \dots \\ h_{M1}(0) & \dots & h_{M1}(L-1) & h_{M2}(0) & \dots & h_{M2}(L-1) & \dots \end{bmatrix}$$
(4.2)

 h_{ij} indica la risposta del canale corrispondente al *j-esimo* MUAP, rilevato dall' *i-esima* misurazione. Ogni input $t_j(n)$ rappresenta un campione di un treno di impulsi di un motoneurone innervato ed è modellato come una sequenza di impulsi binari che trasporta informazioni sui tempi di attivazione del MUAP. Matematicamente, il modello di sparo, può essere rappresentato tramite la seguente equazione:

$$t_{j}(n) = \sum_{K=-\infty}^{\infty} \delta[n - T_{j}(K)]$$
(4.3)

Dove $\delta(.)$ rappresenta l'impulso di Dirac e $T_j(K)$ è l'istante di tempo in cui il *k-esimo* MUAP della *j-esima* MU appare [7].

Sarà possibile determinare i kernels una volta ricostruiti i modelli di sparo, facendo la media tra gli impulsi [15].

4.1 Convolution kernel compensation

In [6] viene proposto un metodo iterativo probabilistico in cui si assume che i treni di sparo siano sequenze di impulsi non correlati o debolmente correlati tra loro. Basandosi su tale assunzione, il CKC si sofferma solamente sui treni di impulso e cerca di compensare la mixing matrix H. In particolare i treni di impulsi $\bar{t}_{j}(n)$ vengono stimati direttamente:

$$\hat{t}_{j}(n) = \boldsymbol{c}_{t_{jx}}^{\mathrm{T}} \boldsymbol{C}_{xx}^{-1} \boldsymbol{x}(n)$$
(4.4)

Dove $C_{\mathbf{x}\mathbf{x}} = E(\boldsymbol{x}(n)\boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n))$ è la matrice di correlazione delle misurazioni, $\boldsymbol{c}_{\mathbf{t}_{j}\mathbf{x}} = E(\boldsymbol{x}(n)t_{j}^{\mathrm{T}}(n))$ è il vettore di cross-correlazione e E(.) indica il valore atteso. Lo stimatore (4.1) del *j-esimo* treno di impulsi è di tipo LMMSE (errore quadratico medio minimo lineare) e richiede che il vettore della cross-correlazione $\boldsymbol{c}_{\mathbf{t}_{j}\mathbf{x}}$ sia noto.

Alla prima iterazione, il vettore di cross-correlazione è approssimato da un vettore di misurazioni $\hat{c}_{t_ix} = x(n_1)$, dove si assume che la *j-esima* unità motoria

scarica nell'istante n_1 . Dunque, si trova una prima stima del *j-esimo* treno di impulsi. Alla seconda iterazione, il picco maggiore trovato in $\hat{t}_j(n)$ viene selezionato per la seconda scarica della *j-esima* sorgente, ed il vettore della cross-correlazione \hat{c}_{t_ix} viene aggiornato nel seguente modo:

$$\hat{\boldsymbol{c}}_{\mathbf{t}_{j}\mathbf{x}} = \frac{\hat{\boldsymbol{c}}_{\mathbf{t}_{j}\mathbf{x}} + \boldsymbol{x}(n_{2})}{2} \tag{4.5}$$

Dopo la ricostruzione di un MUAP, gli istanti di tempo di scarica sono posti a 0 ed il metodo precedentemente descritto viene nuovamente applicato, fino alla costruzione di ogni MUAP presente.

4.2 Gradient Convolution Kernel Compensation

L'approccio basato sul gradiente è descritto brevemente in seguito, facendo riferimento a [7]. Partendo dalle equazioni precedenti, per semplicità, è meglio indicare il *j-esimo* vettore di separazione nella *k-esima* iterazione con $\boldsymbol{w}_{j,k} = \boldsymbol{C}_{xx}^{-1} \hat{\boldsymbol{c}}_{tjx}$. Inoltre si indica con il termine $F(\hat{t}_j) = \sum_m f(\hat{t}_j(m))$ la funzione di costo campionario della varietà dei treni di impulsi, con una funzione scalare differenziabile f(t) applicata ad ogni campione del treno di impulsi $\hat{t}_j(n)$. L'iterazione generale per l'algoritmo naturale di convergenza del gradiente viene definita come:

$$\boldsymbol{w}_{j,k+1} = \boldsymbol{w}_{j,k} - \eta(k) \boldsymbol{G} \Delta \boldsymbol{w}_{j,k}$$
(4.6)

dove $\eta(k)$ è il learning rate (la frequenza di apprendimento) e G è il tensore di Riemannian che incorpora la varietà dei treni di impulsi t(n) dentro la varietà delle misurazioni x(n). Il tensore G può ossere ottenuto come:

$$\boldsymbol{G} = \boldsymbol{H}^{-1}\boldsymbol{H}^{-\mathrm{T}} \tag{4.7}$$

dove nel nostro caso, \mathbf{H}^{-1} sta per il jacobiano del sistema $\mathbf{t}(n) = \mathbf{H}^{-1}\mathbf{x}(n)$. Si assume inoltre che $\mathbf{C}_{\overline{tt}} = I$ per tenere conto dell'ambiguità dell'ampiezza dei treni $\mathbf{t}(n)$. Il tensore \mathbf{G} può essere allora scritto come: $\mathbf{G} = \mathbf{H}^{-1}\mathbf{C}_{\overline{tt}}^{-1}\mathbf{H}^{-T} = \mathbf{C}_{xx}^{-1}$. Infine, esprimendo il gradiente $\Delta \mathbf{w}_{j,k}$ in termini della funzione di costo $F(\hat{t}_j)$ si ricava la seguente regola di aggiornamento del gradiente:

$$\boldsymbol{w}_{j,k+1} = \boldsymbol{w}_{j,k} - \eta(k) \sum_{m} \frac{\partial f(\hat{t}_{j}(m))}{\partial \hat{t}_{j}(m)} \boldsymbol{C}_{xx}^{-1} \boldsymbol{x}(m)$$
(4.8)

E' importante considerare che affinchè l'algoritmo di convergenza del gradiente restituisca una soluzione accettabile (tutti i picchi in $(t)_j(n)$ devono rappresentare i treni di impulsi veri), l'approssimazione iniziale del $t_j(n)$ deve essere buona. E' stato dimostrato che l'approssimazione $\hat{c}_{t_{jx}} = \boldsymbol{x}(n1)$ è un buon punto di inizializzazione. L'istante di tempo n1 può essere ottenuto dall'indice di attività $\gamma(t) = \boldsymbol{x}^{\mathrm{T}}(n)\boldsymbol{C}_{xx}^{-1}\boldsymbol{x}(n)$ [6] [15].

4.3 Accuratezza del metodo

Al fine di validare sperimentalmente il nuovo algoritmo per la stima della frequenza media di sparo delle unità motorie è necessario confrontare il risultato ottenuto con una soluzione di riferimento. Questa soluzione è l'output fornito dal sistema di decomposizione e pertanto, la sua accuratezza, è di fondamentale importanza. La valutazione dell'accuratezza può essere effettuata tramite misure indirette o misure dirette. Sebbene tali misure restituiscano parametri utili per la valutazione, molte volte non sono adeguate ed efficienti. Ad esempio, nel caso di patologie muscolari, le misurazioni indirette (come la forma d'onda dei MUAP, la loro propagazione lungo le fibre muscolari o la variabilità del coefficiente di variazione dell'intervallo inter-spike) forniscono solamente una valutazione grossolana sul comportamento della decomposizione. Le misure dirette, invece, mettono a confronto il segnale registrato in modo non invasivo tramite l'EMG di superficie, su cui verrà effettuata la decomposizione, e l'EMG intramuscolare (iEMG). Queste sono in grado di fornire una valutazione molto dettagliata dell'accuratezza del metodo, ma hanno importanti limitazioni. Infatti, l'utilizzo dell'iEMG permette di simulare poche condizioni differenti e di valutare l'accuratezza della decomposizione solamente su un numero limitato di unità motorie.

Per ovviare a queste problematiche, in [8], viene presentato un nuovo parametro basato sul segnale, chiamato pulse-to-noise-ratio (PNR). Tale parametro è in grado di valutare l'accuratezza dell'algoritmo di decomposizione di ogni singola unità motoria identificata dall'algoritmo stesso, in modo efficiente e con un basso costo computazionale e senza il bisogno di utilizzare l'iEMG. In particolare, fornisce una misura affidabile dell' errore quadratico medio (MSE) tra i veri modelli di sparo di ciascuna unità motoria e quelli stimati direttamente tramite la decomposizione. Il PNR può essere espresso matematicamente come:

$$PNR(j) = PNR(\hat{t}_{j}(n)) = 10 \cdot log\left(\frac{E(\hat{t}_{j}^{2}(n)|_{\hat{t}_{j}(n) \ge r})}{E(\hat{t}_{j}^{2}(n)|_{\hat{t}_{j}(n) < r})}\right)$$
(4.9)

dove $E(\hat{t}_{j}^{2}(n)|_{\hat{t}_{j}(n)\geq r})$ indica la media di tutti gli istanti di tempo in cui si stima che la *j-esima* UM scarichi, mentre $E(\hat{t}_{j}^{2}(n)|_{\hat{t}_{j}(n)< r})$ denota la media di tutti gli istanti di tempo in cui si stima che la medesima UM non scarichi. La soglia r può essere stimata per ogni modello di sparo stimato $\hat{t}_{i}(n)$.

Nell'articolo precedentemente citato, viene mostrato come il PNR sia strettamente correlato alla sensitività delle scariche delle UM identificate ed al tasso di falso allarme. La sensitività ed il tasso di falsi allarmi dipendono dalla decomposizione e sono definite rispettivamente tramite le due equazioni (4.10) e (4.11):

$$Se(j) = \frac{TP_{j}}{TP_{j} + FN_{j}}$$

$$(4.10)$$

dove TP_j (veri positivi) indica il numero di scariche correttamente identificate per la *j-esima* MU, mentre FN (falsi negativi) è il numero di scariche non identificate.

$$Fa(j) = \frac{FP_{j}}{FP_{j} + FN_{j}}$$

$$(4.11)$$

dove FP_j (falsi positivi) indica il numero di scariche non adeguatamente identificate. Per valutare questi due parametri, vengono utilizzati come riferimento, i modelli di scarica delle MU identificate tramite l'elettromiogramma intramuscolare.

Viene dimostrato come un valore di PNR pari a 30dB, quando si utilizza la tecnica CKC per la decomposizione, sia tale da identificare i modelli di sparo delle unità motorie con una sensibilità maggiore del 90% ed un tasso di falsi allarmi minore del 2%. Dunque, si può assumere questo valore di PNR come soglia. Ciò permette di selezionare in modo affidabile le unità motorie che sono state identificate dal metodo di decomposizione CKC.

L'algoritmo di decomposizione CKC è stato ampiamente validato in ambito sperimentale, sia per contrazioni a bassi livelli di forza [9] [10], sia per alti livelli di forza e su muscoli con differente anatomia [12].

Capitolo 5

Analisi del segnale EMG per la valutazione delle caratteristiche di sparo delle unità motorie

L'elettromiogramma di superficie può essere visto come un segnale interferente formato dal contributo di una componente propagante ed una componente non propagante. La parte propagante riflette il movimento delle correnti trans membrana lungo le fibre muscolari, mentre la componente non propagante mostra l'effetto della generazione del potenziale di azione in corrispondenza della giunzione neuromuscolare e l'effetto di estinzione del PA che si verifica sul tendine. Studiando la distribuzione in frequenza del segnale EMG, cioè la densità spettrale di potenza (PSD), è possibile ottenere differenti informazioni riguardo le proprietà dei MUAP ed al controllo delle unità motorie durante la contrazione. In particolare, è stato dimostrato come la parte della PSD costituita dalle frequenze più basse, rifletta le modalità di sparo delle unità motorie, mentre la parte a frequenze maggiori dello spettro fornisca informazioni sulla forma d'onda dei MUAP. In [24] viene dimostrato come la porzione a basse frequenze della PSD del segnale EMG grezzo (fino a 40Hz) presenti un picco che riflette le caratteristiche di scarica delle unità motorie. Dunque, la separazione del segnale EMG interferente nelle sue componenti è molto utile. In generale, la valutazione del controllo muscolare e la decodifica delle strategie di reclutamento delle unità motorie, permettono di capire come lavora il muscolo sottoposto ad un certo tipo di contrazione. Da questi studi è quindi possibile valutare come il cervello guidi la contrazione muscolare, la presenza o meno di sinergie che si verificano durante la contrazione o, ad esempio, la coerenza intramuscolare. Sono stati proposti diversi metodi per valutare le caratteristiche di sparo delle unità motorie. Come detto in precedenza, è possibile analizzare lo spettro del segnale, ma spesso il picco alle basse frequenze non è visibile ed è necessaria un'operazione di rettificazione che, essendo un'operazione non lineare, potrebbe compromettere l'identificazione delle strategie di reclutamento. Ad esempio, per contrazioni ad alti livelli di forza (e.g 80/90%) il picco alle basse frequenze non è visibile. Un altro metodo è quello di decomporre il segnale EMG nei treni dei singoli potenziali di azione delle unità motorie (MUAP) che lo compongono. In generale, anche se richiede sistemi di acquisizione ad alta densità per ottenere un risultato accurato (l'uso di molti elettrodi è necessario al fine di identificare differenti forme d'onda) ed è più intensivo a livello computazionale, questo metodo è preferito a quello che si basa sull'analisi spettrale, che risulta più semplice ma non sempre applicabile.

5.1 Deconvoluzione con singolo kernel

Il metodo innovativo proposto nel progetto di tesi si basa sull'analisi delle componenti non propaganti per stimare la frequenza media di sparo delle unità motorie. Tale algoritmo si basa su un'operazione di deconvoluzione, che permette di approssimare il segnale EMG acquisito tramite singolo canale differenziale (SD), come convoluzione di una funzione prototipo, adattata al segnale, ed il modello di sparo stimato. Il segnale SD EMG interferente è considerato come il prodotto della somma dei singoli contributi delle unità motorie. Si assume che i singoli contributi, cioè le sorgenti che producono il segnale grezzo, siano approssimativamente uguali ad una funzione prototipo chiamata kernel. Dato che la forma d'onda dei MUAP, rilevati tramite acquisizione singolo differenziale, assomiglia alla forma d'onda di una funzione Gaussiana, il kernel viene definito come la derivata prima di una funzione Gaussiana caratterizzata da una deviazione standard scelta sulla base del segnale stesso. In particolare, la deviazione standard caratterizzante il kernel, viene scelta in modo che la sua PSD si adatti a quella del segnale grezzo [17]. Il segnale EMG di superficie può essere quindi interpretato come la convoluzione di una singola forma d'onda, ossia il kernel, ed il modello di sparo stimato, pesato per l'ampiezza dei MUAP. Facendo riferimento al modello matematico in (3.3) è possibile definire il segnale EMG come:

$$s(t) = K(t) * f(t) + n(t)$$
(5.1)

dove s(t) è il segnale EMG, K(t) è il kernel, f(t) è il modello di sparo pesato e n(t) è la perturbazione che tiene conto di tutti gli errori di approssimazione (causati ad esempio da rumore, eterogeneità delle forme d'onda dei MUAP e differenze tra la forma d'onda media dei MUAP ed il kernel selezionato). Il problema proposto per la stima del modello di sparo è un problema inverso instabile ed è, in generale, un problema mal posto, molto sensibile al rumore, alle perturbazioni dei dati ed alle approssimazioni introdotte nel modello. Tale problema deve essere quindi regolarizzato. Per stabilizzare la soluzione viene utilizzato l'approccio di regolarizzatione di Tikhonov:

$$\underset{\hat{f}(t)}{\operatorname{argmin}} \|s(t) - K(t) * \hat{f}(t)\|_{2}^{2} + \alpha \|\hat{f}(t)\|_{2}^{2}$$
(5.2)

dove α è il parametro di regolarizzazione. Il problema viene discretizzato come descritto in [15]. In breve, l'operatore di convoluzione viene trasformato in una moltiplicazione con la matrice A, contenente nelle sue colonne le versioni del kernel ritardate. Ad esempio, il kernel può essere discretizzato con un intervallo di campionamento pari al reciproco della frequenza di campionamento e ritardato a multipli di questo intervallo [19]. Il parametro di regolarizzazione α deve essere scelto in modo tale da trovare un compromesso tra la stabilità della soluzione e un migliore adattamento dei dati. In generale viene scelto pari all' 1% del massimo autovalore di $A^{\mathrm{T}}A$. L'errore quadratico medio proposto in (5.2) permette di risolvere il problema analiticamente. La soluzione ottenuta è però sensibile agli outliers ed è tollerante ai piccoli valori, in quanto la funzione quadratica riduce quest'ultimi ed enfatizza quelli più grandi. L'utilizzo della norma di tipo L_1 , invece della norma di tipo L_2 , consente di ottenere una soluzione più stabile verso i valori anomali e quelli 'scarsi', dato che gli errori sono pesati rispetto la loro ampiezza, piuttosto che la loro energia. Se non utili, i valori più piccoli vengono messi a 0. La soluzione di problemi con norma di tipo L_1 è però difficile, in quanto non esiste una soluzione analitica. Per la risoluzione del problema, viene allora utilizzato un metodo iterativo, chiamato Iterative Reweighted Least Square (IRLS), in grado di convertire il problema di tipo L_1 in un problema di tipo L_2 pesato. Ciò consente di risolvere il problema in modo analitico. In particolare, l' IRLS cerca iterativamente i pesi in modo che il problema L_2 pesato approssimi il problema originale di tipo L_1 . Al fine di risolvere un problema di norma L_p , è necessario minimizzare il seguente funzionale di errore:

$$||e||_{p}^{p} = \sum_{k} |e(k)|^{p}$$
(5.3)

Dove E(k) è l'errore non conosciuto.

Il problema presentato è equivalente alla risoluzione di un problema di errore quadratico pesato minimo con i pesi scelti adeguatamente:

$$||e||_{p}^{p} = \sum_{k} w(k)^{2} |e(k)|^{2}$$
(5.4)

è necessario scegliere i pesi come:

$$w(k) = |e(k)|^{(p-2)/2}$$
(5.5)

Il problema principale è che l'errore E(k), dato che dipende dalla soluzione che deve essere calcolata, non è noto. Quindi si utilizza un metodo iterativo che permette di definire i pesi sulla base della soluzione trovata all'iterazione precedente. Nello specifico, alla prima iterazione, i pesi sono considerati unitari e verranno aggiornati ad ogni iterazione sulla base degli errori calcolati allo step precedente. La convergenza dell'algoritmo è una problematica molto discussa. Infatti, esistono diversi problemi di convergenza per differenti range o valori di p. É stato dimostrato come l'algoritmo di base converga sempre in modo affidabile per valori di pche cadono nel range $1.5 \le p < 3$. In particolare, l'algoritmo viene fatto partire con p = 2 ed è, in seguito, decrementato fino al valore desiderato di p = 1 [1]. In [17] si utilizza l'IRLS con 10 iterazioni per minimizzare l'errore L_1 . Dato che il modello di sparo non dovrebbe essere negativo, all'inizio di ogni iterazione gli intervalli di tempo in cui la soluzione è negativa vengono messi a 0. Questo impone una polarità fissa dei MUAP che è verificabile solo nel caso in cui la propagazione del MUAP sia unidirezionale, ossia quando l'elettrodo viene posto tra la zona d'innervazione ed il tendine. Inoltre, imporre il modello di sparo positivo, permette di non considerare le oscillazioni instabili dovute alla cancellazione di fase nei dati stimati. E' importante notare che il numero di elementi della matrice Ache discretizza l'operazione di convoluzione, aumenta come il quadrato del numero dei campioni dell'epoca processata. Questo fa crescere molto il costo computazionale e si riflette in una lenta elaborazione per le serie di dati molto lunghe. Al fine di diminuire il costo computazionale e velocizzare l'elaborazione, è possibile analizzare solo una porzione dell'epoca in cui siano presenti dei MUAP completi. Quindi, l'epoca può essere troncata e divisa in porzioni più piccole. Ad esempio,

assumendo una durata dei dati pari a 60ms (campionati a 2 kHz) con 15ms di overlap tra le sotto epoche, è possibile elaborare le singole porzioni dell'epoca per poi assemblarle nuovamente in un tempo più breve della durata totale dell'epoca [15]. In alternativa, campionando ad una frequenza di 1kHz, si possono elaborare epoche due volte più lunghe e con un overlap pari al doppio dell'esempio precedente. In [17] l'epoca viene suddivisa in sotto epoche con una durata di 126ms ed un overlap pari a 31ms.

5.1.1 Validazione dell'algoritmo

L'algoritmo è stato testato tramite un modello di simulazione e, sperimentalmente, su segnali acquisiti sul vasto laterale e mediale e sui muscoli della mano. Il modello di simulazione consiste in un volume conduttore cilindrico mostrato in figura (5.1). Nello specifico, il volume conduttore è un cilindro costituito da più strati con spessore finito. Inoltre, viene considerato parte del modello stesso anche uno strato non limitato radialmente. Quest'ultimo è dunque infinito e potrebbe essere anisotropo (e.g. uno strato infinito di aria). É possibile ottenere differenti modelli di volume conduttore cilindrici, ossia differenti funzioni di trasferimento, variando il numero degli strati e la posizione dei punti di acquisizione. Gli strati sono omogenei, ma possono essere sia isotropi che anisotropi. Le sorgenti possono essere localizzate in ogni strato del cilindro, compreso lo strato esterno infinito. La geometria del modello è molto generale è può essere utilizzata in diversi casi. Ad esempio, il modello può essere utilizzato per simulare segnali provenienti dagli arti, piuttosto che segnali generati dai muscoli dello sfintere. Nel caso degli arti, le sorgenti sono poste all'interno dello strato intermedio ed il sistema di acquisizione viene posizionato sul confine tra lo stato più esterno limitato e l'aria. Invece, nel caso dello sfintere, le sorgenti sono localizzate nello strato intermedio o nello strato esterno infinito, che in questa situazione rappresenta il muscolo, ed il sistema di acquisizione è posizionato al confine tra lo strato più interno, che sarà isolante, ed il secondo strato. Il modello viene descritto tramite coordinate cilindriche (ρ, Θ, z) . Nel caso degli arti e dei muscoli dello sfintere, i potenziali di azione intracellulari viaggiano lungo le direzioni $z \in \Theta$ rispettivamente e quindi i tessuti muscolari, nei due casi, avranno una conduttività maggiore lungo tali direzioni [3].

In particolare, il modello utilizzato per le simulazioni, ha raggio 20mm, è composto da uno strato di pelle di spessore 1mm, da muscoli superficiali con spessore 15mm ed uno strato di grasso di spessore variabile. La lunghezza e la posizione della zona d' innervazione delle fibre muscolari viene scelta casualmente con un range di variazione di 10mm. In media, le fibre sono simmetriche rispetto alla



Figura 5.1. Modelli utilizzati per la simulazione di muscoli differenti. I modelli rappresentano i muscoli di un arto e dello sfintere. La direzione delle fibre, così come il posizionamento degli elettrodi, varia a seconda del muscolo considerato.

zona d'innervazione. La densità delle fibre muscolari viene scelta pari a $20/\text{mm}^2$ e la dimensione delle unità motorie varia nel range di 15-300 fibre [16]. Viene simulato un segnale EMG interferente di 10s in cui ogni potenziale di azione delle unità motorie viene costruito dalla combinazione dei singoli potenziali di azione delle fibre muscolari (SFAP), i quali vengono generati con il volume conduttore descritto. In totale vengono simulate 400 unità motorie, caratterizzate da diverse velocità di conduzione (CV), scelte in modo casuale. La frequenza di sparo (FR) viene fatta variare linearmente in diverse simulazioni in modo da 'rimapparla' nel range [FR_{min}, FR_{max}] con il massimo della frequenza scelto nel range di 20-40 Hz e la frequenza minima definita come FR_{min} = 5Hz + 0.25 × FR_{max}. Inoltre, il coefficiente di variazione (COV) dell'intervallo inter-spike è pari al 10% oppure al 20%.

Al fine di valutare le performance dell'algoritmo viene usato il metodo di Welch per calcolare la PSD degli spari simulati e degli spari stimati. Si sceglie di utilizzare questo metodo perchè consente di ottenere una maggiore risoluzione e riduce la varianza di stima. Il metodo di Welch prevede di dividere il segnale in diverse sotto-epoche, contenenti ognuna un certo numero di campioni. Per ogni segmento si valuta il periodogramma ed infine lo spettro del segnale, che verrà calcolato come la media dei periodogrammi relativi ad ogni sotto-epoca. In questo caso, a differenza del metodo di Bartlett, che prevede la divisione del segnale in segmenti non sovrapposti, le serie di campioni sono sovrapposte. Ciò permette di ottenere lo stesso numero di periodogrammi utilizzando segmenti più lunghi e quindi di ottenere una risoluzione maggiore. Inoltre i diversi segmenti vengono finestrati per ridurre la polarizzazione a banda larga [14]. Nello specifico, si considerano sotto-epoche di 0.5s con un overlap del 50% (la sovrapposizione viene generalmente limitata a tale valore in modo che le sotto-epoche non siano troppo correlate) in cui viene rimosso il valore medio. Infine si fa zero padding per ottenere una risoluzione pari a 1Hz. La valutazione consiste nel confrontare la PSD degli spari stimati con la PSD degli spari cumulativi delle unità motorie, definito come la somma dei modelli di sparo delle unità motorie stesse e con la PSD degli spari cumulativi pesati (CWF). Il CWF viene definito come la somma dei modelli di sparo pesati per la radice quadrata media delle ampiezze dei corrispondenti MUAP. Viene dimostrato che, per contrazioni a bassi livelli di forza e caratterizzate quindi da poche unità motorie attive che sparano a frequenze simili, il picco a basse frequenze riscontrato analizzando la PSD degli spari cumulativi è lo stesso di quello che si ottiene valutando sia il CWF che la PSD dei modelli di sparo stimati tramite l'algoritmo. Invece, per contrazioni a livelli di forza maggiori, il CWF ed i modelli di sparo stimati presentano un picco simile alle basse frequenze, mentre nella PSD degli spari cumulativi il picco si sposta verso frequenze più alte a cui sparano le molteplici unità motorie più piccole. Questo spiega come il CWF ed i modelli di sparo stimati siano influenzati dalle unità motorie più grosse, le quali intervengono sparando a frequenze basse quando il livello di forza delle contrazioni aumenta. Nel caso in cui si consideri un basso livello di sincronismo (e.g. 10%) tutte e tre le PSD risultano molto simili tra loro e mostrano un picco spostato a frequenze leggermente maggiori rispetto a quando si assumono spari casuali. Sperimentalmente l'algoritmo viene testato analizzando i segnali prelevati dai muscoli della mano e sul vasto laterale e mediale. Nello specifico vengono utilizzati i segnali acquisiti tramite EMG di superficie ad alta densità sull'eminenza tenare, mentre il soggetto compie un'abduzione isometrica e costante del pollice a bassi livelli di forza (6% MVC) [22]. I segnali EMG provenienti dai muscoli vasto laterale e vasto mediale sono prelevati durante contrazioni isometriche e costanti per livelli di forza maggiori (20% e 40%), come in [2]. Al fine di identificare i vari treni di sparo delle unità motorie, i segnali sperimentali vengono decomposti tramite il metodo DEMUSE descritto nel capitolo (4). La soluzione fornita tramite decomposizione viene quindi paragonata alla soluzione proposta dall'algoritmo, il quale verrà applicato su un singolo canale SD scelto. Nel caso di segnali sperimentali, si può notare come per bassi livelli di forza i segnali elaborati mostrino un picco alle basse frequenze, visibile molto bene anche analizzando l'EMG grezzo, mentre per livelli di forza maggiore il picco rimane visibile solamente nei segnali elaborati
tramite l'algoritmo proposto. Infatti, la PSD degli spari stimati per ogni muscolo considerato, mostra un picco che risulta sempre molto simile al picco riscontrato valutando la PSD degli spari cumulativi pesati (CWF), calcolata sul segnale decomposto tramite il DEMUSE.

Basandosi sui risultati ottenuti, applicando l'algoritmo su segnali simulati, si può affermare che tale metodo sia in grado di estrapolare informazioni valide sulle scariche delle unità motorie. É però importante tenere in conto che la validazione è stata effettuata solamente su segnali semplici, in cui le fibre muscolari sono assunte parallele e gli elettrodi sono allineati lungo tali fibre. Questo permette di considerare la forma d'onda dei potenziali di azione molto simile tra loro. Dunque, i MUAP sono considerati solamente riscalati in ampiezza, ma questi variano in qualsiasi segnale a seconda delle differenti velocità di conduzione delle unità motorie e della posizione relativa di queste rispetto al sistema di acquisizione. Inoltre, l'utilizzo di segnali provenienti da muscoli con anatomia differente, come muscoli pennati, aventi fibre profonde piuttosto che segnali prelevati su muscoli in cui sono presenti più zone d'innervazione (quindi direzioni di propagazione dei MUAP differenti), possono avere effetti negativi che potrebbero portare a soluzioni dell'algoritmo non adeguate. Infine, un disallineamento degli elettrodi rispetto le fibre muscolari potrebbe portare a risultati non esatti. Dunque, lo scopo di tale progetto è quello di estendere la validazione dell'algoritmo valutando l'effettiva capacità di quest'ultimo quando viene applicato su segnali più complessi, come quelli acquisiti sperimentalmente sul bicipite brachiale durante contrazioni a diversi livelli di forza.

5.2 Deconvoluzione con kernel multipli

In letteratura sono stati proposti differenti metodi per valutare le caratteristiche di sparo delle unità motorie. I metodi più comuni, basati su sistemi di acquisizione in cui vengono utilizzati una grande quantità di elettrodi, consentono di decomporre il segnale EMG grezzo nei singoli contributi delle unità motorie. Ultimamente sono stati proposti nuovi metodi che consentono di estrapolare informazioni sulle scariche delle unità motorie basandosi su un singolo canale SD. I vantaggi nell'utilizzare un singolo canale SD, piuttosto che un sistema ad alta densità, sono molteplici. In breve, un sistema di questo tipo è più semplice e facile da usare, è affetto da minor rumore (e.g. artefatti da movimento), è veloce da applicare e richiede un basso costo a livello computazionale e di memoria. Tra i metodi proposti per la valutazione delle caratteristiche di sparo troviamo l'algoritmo basato sull'operazione di deconvoluzione con singolo kernel presentato nel paragrafo (5.1). Come descritto precedentemente l'algoritmo presenta numerosi vantaggi, ma è affetto da importanti limitazioni. La limitazione maggiore è dovuta all'utilizzo di un singolo kernel, il quale non è sufficiente per descrivere un intero segnale EMG. Ad esempio, non sarà possibile descrivere ogni MUAP presente, in quanto questi avranno differenti velocità di conduzione. I MUAP aventi un supporto temporale più grande del kernel (e.g. MUAP derivanti da unità motorie più grosse caratterizzate da una bassa velocità di conduzione) possono essere ricostruiti facilmente utilizzando una distribuzione di ritardo, caratterizzante il kernel, più diffusa. Invece, ci saranno sicuramente problemi nella ricostruzione dei MUAP aventi un supporto temporale minore rispetto al kernel (e.g. MUAP con CV molto grandi). Inoltre ci possono essere problemi nel caso in cui il volume conduttore studiato sia complesso, ad esempio nel caso di muscolo pennato con fibre inclinate rispetto alla superficie della pelle, piuttosto che in muscoli aventi più zone d'innervazione. In tal caso i MUAP propagano in direzioni differenti ed hanno fase opposta. Infine, il grado di sincronizzazione tra gli spari delle unità motorie condiziona la forma d'onda dei MUAP (un certo grado di sincronizzazione tra gli spari determina la sovrapposizione dei MUAP e quindi forme d'onda con ampiezza maggiore). In questo paragrafo viene presentata una generalizzazione dell'algoritmo precedentemente descritto. In particolare, il nuovo metodo consiste nell'utilizzare un maggior numero di kernel. Questo permette di superare le limitazioni elencate, in quanto sarà possibile ricostruire MUAP aventi differenti supporti temporali, derivanti ad esempio da unità motorie con diverse CV, o MUAP corrispondenti a differenti direzioni di propagazione. Inoltre la coerenza dei modelli di sparo cumulativi stimati da due segnali sarà diversa da quella dei dati grezzi, riflettendo meglio l'accoppiamento tra gli spari delle unità motorie [18].

Il segnale EMG interferente viene considerato come la somma asincrona di differenti MUAP:

$$s(t) = \sum_{m=1}^{N} \sum_{j=1}^{J_m} M_m(t - \tau_{mj}) + n(t)$$
(5.6)

dove s(t) è il segnale EMG grezzo, N è il numero di unità motorie attive, $M_{\rm m}$ è l' *m-esimo* MUAP, $\tau_{\rm mj}$ è il *j-esimo* tempo in cui l' *m-esimo* MUAP spara, n(t) è il rumore additivo. Si noti che ogni MUAP spara $J_{\rm m}$ volte nell'epoca considerata. La variazione dei MUAP, indotta ad esempio dalla fatica muscolare, non viene considerata nel modello descritto in quanto si assume il segnale stazionario. Il modello (5.6) può essere riscritto come un modello di tipo convolutivo:

$$s(t) = \sum_{n=1}^{N} M_n(t) * F_n(t) + n(t)$$
(5.7)

Il modello di sparo $F_n(t)$ dell' *m-esimo* MUAP può essere definito come in (4.3):

$$F_{\rm n}(t) = \sum_{\rm j=1}^{\rm J_{\rm m}} \delta(t - \tau_{\rm mj})$$
 (5.8)

In [17] veniva utilizzato un singolo kernel per approssimare la forma d'onda dei MUAP. Invece, questo metodo innovativo prevede l'utilizzo di kernel multipli per approssimare i dati. Quindi, si può scrivere:

$$\tilde{s}(t) = \sum_{i=1}^{N_{\rm K}} K_i(t) * f_i(t) + p(t)$$
(5.9)

dove $K_i(t)$ è l' *i-esimo* kernel, $f_i(t)$ rappresenta il modello di sparo stimato corrispondente al kernel, mentre p(t) è la perturbazione. Quest'ultima è causata dagli errori di approssimazione dovuti in particolare all'utilizzo del numero limitato di kernel (N_K) ed al rumore. Ciò è dovuto al fatto che il problema da risolvere è un problema sotto-determinato. La sua complessità crescerà con l'aumento del numero di kernel e dei modelli di sparo, ossia le incognite del problema. La generalizzazione del metodo prevede di considerare due differenti forme d'onda per i kernel utilizzati. Nello specifico, vengono prese in considerazione due situazioni: quando è presente una singola zona d'innervazione o quando l'elettrodo acquisisce potenziali di azione provenienti da più zone d'innervazione. Qui, come in [17], i kernel sono definiti come derivate prime di funzioni Gaussiane. Si considerino ora le due diverse situazioni:

Nel caso in cui siano presenti più zone d'innervazione, gli elettrodi posti sulla cute del soggetto rilevano potenziali d'azione propaganti in diverse direzioni. Questa è una situazione molto comune, che è possibile trovare lavorando su muscoli in cui la distribuzione delle zone d'innervazione non è perpendicolare alla direzione delle fibre, oppure su muscoli pennati o muscoli non comunemente studiati (e.g. muscoli dello sfintere). Dato che i potenziali rilevati avranno una forma d'onda equivalente ma con fase opposta, si utilizzeranno due kernel aventi la medesima PSD, ma opposti in fase. La PSD del kernel dovrà essere tale da assomigliare il più possibile a quella dei dati prelevati. La

derivata prima di una funzione Gaussiana è definita dalla seguente relazione:

$$\dot{G}(t) = \frac{d}{dt} \frac{e^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}}}{\sqrt{2\pi\sigma^2}}$$
(5.10)

dove G(t) è la funzione Gaussiana ed σ^2 è la sua varianza. La trasformata di Fourier della derivata prima di una funzione Gaussiana è:

$$F[\dot{G}(t)] = j2\pi f e^{-2\pi^2 f^2 \sigma^2}$$
(5.11)

Infine, la PSD può essere calcolata in maniera semplice come:

$$PSD = |F[\dot{G}(t)]|^2 = 4\pi^2 f^2 e^{-4\pi^2 f^2 \sigma^2}$$
(5.12)

Al fine di stimare la varianza σ^2 , si valuta la seguente curva:

$$\Gamma(t) = \left(f^2, \log \frac{PSD}{4\pi^2 f^2}\right) = \left(f^2, -4\pi^2 f^2 \sigma^2\right)$$
(5.13)

La varianza σ^2 può essere stimata dalla pendenza della curva divisa per $-4\pi^2$. Il metodo descritto viene applicato anche al segnale EMG grezzo. In tal caso però, non si considera tutto il range di distribuzione in frequenza, ma solamente una porzione dello spettro che contiene il maggior contributo della potenza del segnale. Quest'operazione è necessaria in quanto la PSD del segnale EMG grezzo è più complicata. Infatti, si sommano differenti forme d'onda, le quali non sono mai esattamente uguali ad una funzione Gaussiana ed è sempre presente una certa quantità di rumore. É stato dimostrato come la scelta di un range pari a $[F_{\rm med} - F_{\rm std}, F_{\rm med} + 2F_{\rm std}]$ fornisca risultati stabili (dove $F_{\rm med}$ è la frequenza mediana e $F_{\rm std}$ è la deviazione standard della PSD del segnale). La scelta di questo range di frequenze permette di approssimare la curva in (5.13) come una linea retta e quindi consente un rapido calcolo della varianza σ^2 .

Si assume che i potenziali di azione abbiamo una sola direzione di propagazione. Ciò è vero nel caso in cui gli elettrodi siano posizionati al di là dell'ultima zona d'innervazione di un muscolo avente fibre muscolari parallele. In generale, i potenziali di azione che vengono rilevati, sono generati da differenti unità motorie e quindi possono avere caratteristiche anche molto differenti. In particolare, unità motorie diverse, producono potenziali che viaggiano con una velocità di conduzione differente. Pertanto, la curva in (5.13) non è sempre approssimabile ad una linea retta. Quindi, per tenere conto dell'anatomia muscolare (e.g. discriminare le unità motorie con diversa dimensione), la curva viene interpolata con una parabola e la pendenza corrispondente al 15-esimo, al 50-esimo e l'80-esimo percentile viene utilizzata per costruire tre differenti kernel. Idealmente i kernel terranno conto rispettivamente delle unità motorie con velocità di conduzione piccole, medie e grandi. Ovviamente, nel caso in cui la curva (5.13) sia una retta, i kernel saranno identici tra loro e dunque ci si potrà ricondurre all'algoritmo che si basa sulla convoluzione con singolo kernel.

Nel caso in cui il segnale sia caratterizzato da un certo livello di sincronizzazione, la PSD del segnale è spostata verso frequenze più basse. I kernel, adattandosi al segnale stesso, mostrano anche essi una PSD in cui il contributo delle basse frequenze risulta maggiore rispetto al segnale in cui non è presente sincronizzazione. La sovrapposizione dei MUAP sincronizzati si riflette in picchi più larghi alle frequenze più basse. In questo caso, l'utilizzo di tre kernel, permette di considerare i diversi contributi che compongono lo spettro del segnale: due kernel saranno più diffusi per includere i picchi in corrispondenza delle frequenze più basse, mentre il terzo kernel conterrà i contributi dello spettro a frequenze maggiori. Questo è molto utile per tener conto sia dei MUAP sincronizzati sia quelli non sincronizzati.

Una volta definiti i kernel, è possibile stimare i modelli di sparo tramite un'operazione di deconvoluzione. Sarà necessario risolvere un problema inverso, non stabile, che richiede dunque l'utilizzo di un approccio di regolarizzazione. L'approccio di regolarizzazione utilizzato è quello di Tikhonov, già utilizzato in (5.2), che viene qui riscritto considerando il modello utilizzato per descrivere il segnale EMG, come:

$$\underset{\hat{f}(t)}{\operatorname{argmin}} \|s(t) - \sum_{i=1}^{N_{\rm K}} K_i(t) * \hat{f}(t)\|_2^2 + \alpha \|\hat{f}(t)\|_2^2$$
(5.14)

dove α è il parametro di regolarizzazione che deve essere scelto in modo opportuno. Nello specifico, tale parametro viene scelto pari all' 1% del massimo autovalore di $A^{T}A$, dove con A si indica la matrice discretizzata contenente i campioni dei kernel. Infatti, il problema viene discretizzato, scrivendo l'operatore di convoluzione come la moltiplicazione tra la matrice A, rappresentante i kernel, ed i modelli di sparo sconosciuti. Il problema precedente può essere quindi riscritto nella forma $AX \approx b$, dove X è il vettore contenente i modelli di sparo, ossia le incognite del problema e $b = \{b_i\} = \{s(t_i)\}$ è il vettore contenente i campioni del segnale acquisiti. La matrice A è una matrice a blocchi, contenente blocchi di campioni dei kernel utilizzati. Invece, i modelli di sparo, sono contenuti all'interno del vettore X. Considerando il caso in cui si utilizzano due kernel, possiamo scrivere:

$$A = [K_1 \ K_2] = \begin{bmatrix} K_1[1] & 0 & \dots & 0 & K_2[1] & 0 & \dots & 0 \\ K_1[2] & K_1[1] & \ddots & \vdots & K_2[2] & K_2[1] & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & 0 & \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ K_1[M] & \dots & K_1[2] & K_1[1] & K_2[M] & \dots & K_2[2] & K_2[1] \end{bmatrix}$$

$$X = \begin{bmatrix} f_1(t) \\ f_2(t) \end{bmatrix}$$
(5.15)

Avendo discretizzato il problema, è possibile riscrivere il funzionale in (5.14) come:

$$||AX - b||^{2} + \alpha ||X||^{2} = ||\begin{bmatrix} A\\\sqrt{\alpha}I \end{bmatrix} X - \begin{bmatrix} b\\0 \end{bmatrix} ||^{2} = ||BX - c||^{2}$$
(5.16)

dove:

$$B = \begin{bmatrix} A \\ \sqrt{\alpha}I \end{bmatrix}, \quad c = \begin{bmatrix} b \\ 0 \end{bmatrix}$$
(5.17)

La soluzione del problema regolarizzato si può ottenere in modo analitico nel seguente modo:

$$X = (B^{\mathrm{T}}B)^{-1}B^{\mathrm{T}}b = (A^{\mathrm{T}}A + \alpha I)^{-1}A^{\mathrm{T}}b$$
(5.18)

dove $B^{\#} = (B^{T}B)^{-1}B^{T}$ è la pseudoinversa della matrice B, comunemente chiamata anche matrice di Moore-Penrose. Questa è uguale all'inversa della matrice B, è invertibile e generalizza l'inversione nel caso in cui B sia rettangolare [15]. Come già descritto precedentemente, l'errore quadratico medio è molto sensibile ai valori anomali e risulta troppo tollerante per i piccoli valori. Quindi, per rendere la soluzione più stabile, si preferisce utilizzare la norma di tipo L_1 rispetto alla norma di tipo L_2 . Qui, come in [17], si usa l'algoritmo IRLS con 10 iterazioni per la risoluzione del problema di tipo L_1 . Perciò, il funzionale di errore da minimizzare è il seguente:

$$\|\begin{bmatrix} A\\ \sqrt{\alpha I}\end{bmatrix} x - \begin{bmatrix} b\\ 0\end{bmatrix}\|_{\mathbf{L}_1} = \|W^{\mathrm{T}} \cdot \left(\begin{bmatrix} A\\ \sqrt{\alpha I}\end{bmatrix} x - \begin{bmatrix} b\\ 0\end{bmatrix}\right)\|^2$$
(5.19)

W è un vettore contenente i pesi definiti come il reciproco della radice quadrata dell'errore L_1 . Tali pesi vengono definiti iterazione dopo iterazione. Infatti, ad ogni iterazione, i pesi sono definiti in base alla soluzione fornita allo step precedente e verranno utilizzati per calcolare la nuova soluzione corrispondente all'iterazione successiva. Dato che i modelli di sparo non possono essere descritti da valori negativi, le soluzioni ottenute vengono imposte pari a 0 nel caso in cui queste non siano positive.

5.2.1 Validazione dell'algoritmo su segnali simulati

Per la validazione dell'algoritmo descritto sono stati usati segnali EMG generati da due differenti modelli simulativi:

- Un volume conduttore cilindrico, illustrato in figura (5.1), già utilizzato e descritto brevemente nel capitolo (5.1.1).
- Un modello di simulazione per i muscoli pennati con fibre inclinate rispetto la superficie.

I muscoli presentano a volte un'anatomia piuttosto complessa. In generale, i tessuti muscolari, a causa della presenza di uno o più gruppi di fibre aventi direzione differente, non possono essere considerati omogenei. Molto spesso, l'acquisizione dei segnali EMG, viene effettuata su muscoli che presentano una o più distribuzioni di fibre con diverso orientamento. Un esempio comune è il retto femorale, che presenta due gruppi di fibre orientate in maniera differente. Dunque, in questo caso, dato che le fibre presentano una diversa conduttività nella direzione parallela e perpendicolare rispetto le fibre stesse, il muscolo deve essere considerato non omogeneo ed anisotropo. In questi casi, il modello di simulazione di un muscolo con fibre parallele non è adeguato ed il suo utilizzo è sconsigliato. Infatti, il sistema non è spazio invariante nella direzione di propagazione dei potenziali di azione. Ci si può trovare anche nella situazione in cui il muscolo da studiare presenti delle fibre inclinate in profondità rispetto alla superficie degli elettrodi. In figura (5.2) è mostrato un esempio di modello di muscolo con fibre inclinate. In quest'ultimo caso si può considerare un modello multistrato in cui ogni livello viene considerato isotropo e può esser modellato come uno strato di grasso, di osso, di pelle oppure di aria. La soluzione del modello di simulazione utilizzato viene presentata in [20].



Model of a muscle with inclined fibers

Figura 5.2. Modello di muscolo caratterizzato da fibre non perpendicolari rispetto la superficie degli elettrodi. Muscolo costituito da fibre inclinate in profondità di un angolo Θ . Il tessuto muscolare è omogeneo e anisotropo ed è separato dallo strato di aria da un mezzo isotropo.

I due modelli descritti vengono utilizzati per generare potenziali di azione delle singole fibre muscolari, i quali verranno successivamente combinati per costruire i potenziali di azione delle unità motorie. Come in [17], nel modello cilindrico, i MUAP sono costruiti come somma di SFAP di fibre vicine scelte in modo casuale. In totale sono state generati 400 MUAP. Il modello di simulazione è costituto da uno strato di grasso di spessore 3mm o 7mm e le fibre sono simmetriche con una lunghezza media pari a 60mm ed una distribuzione della zona d'innervazione e dei tendini pari a 10mm. La densità delle fibre muscolari viene assunta pari a $20/mm^2$. Metà dei MUAP vengono invertiti (e.g le unità motorie vengono disposte in ordine di dimensione e quelle corrispondenti ai numeri pari vengono moltiplicati per -1) per simulare differenti direzioni di propagazione dei potenziali di azione. Quest'operazione consente di ottenere MUAP con fase opposta, situazione realistica che può capitare quando più zone d'innervazione sono localizzate in una posizione specchio rispetto il punto di rilevamento. Per quanto riguarda il modello di simulazione del muscolo pennato, i MUAP vengono costruiti moltiplicando la dimensione dell'unità motoria per i potenziali di azione delle singole fibre. Le caratteristiche del simulatore utilizzate sono quelle descritte in [21]. In particolare, la frequenza di campionamento utilizzata è pari a 2kHz, le fibre sono simmetriche con una lunghezza media di 25mm, formano un angolo di 25° rispetto la superficie della pelle ed anche qui è presente uno strato di grasso con spessore pari a 3mm o 7mm. I SFAP vengono attenuati per simulare una diffusione della zona d'innervazione e dei tendini pari a 5mm. I potenziali di azione delle singole fibre sono generati spostando di 2mm una singola fibra muscolare nelle direzioni longitudinale e trasversale. In totale si ottengono 403 SFAP. In entrambi i modelli, la velocità di conduzione delle unità motorie, è descritta da una distribuzione Gaussiana con deviazione standard pari a 0.3 m/s ed un valore medio variabile a passi di 0.5 m/s nel range 3-5m/s. La frequenza di sparo massima FR_{max} viene scelta con step di 5Hz nel range 20-40Hz, mentre la frequenza minima di sparo sarà pari a $FR_{\min} = 5Hz + 0.25FR_{\max}$. La distribuzione della FR viene 'rimappata' linearmente nel range $[FR_{\min}, FR_{\max}]$. l'ISI viene fatto variare casualmente con un COV pari a 10% o 20%. Vengono simulati segnali con differente valori di MVC (fino all'80% MVC) e con differenti livelli di sincronizzazione tra le scariche delle unità motorie. La percentuale di scariche sincronizzate in ogni treno viene fatta variare in diverse simulazioni a step di 5% nel range tra 0% e 20%. Inoltre, al fine di verificare l'algoritmo, sono stati eseguiti diversi test rappresentativi. Ad esempio viene considerato un test sulla coerenza: qui si scelgono casualmente metà dei MUAP per generare un segnale su un muscolo, mentre l'altra metà dei MUAP viene utilizzata per la generazione del segnale su un secondo muscolo. A questo punto si calcola la sincronizzazione degli spari per valutare la coerenza tra gli spari. Altri test rappresentativi vengono effettuati per la valutazione della CV o per valutare la possibilità di discriminare le diverse direzioni di propagazione. In questo caso, al posto di un singolo canale SD, si utilizzano tre elettrodi allineati lungo la direzione delle fibre muscolari. La sensibilità dell'algoritmo viene testata anche tramite simulazioni in cui sono presenti unità motorie grosse e piccole, poste sotto zone d'innervazione differenti e che generano quindi differenti CV e frequenze di sparo medie. Per la valutazione delle prestazioni, il nuovo algoritmo viene confrontato con l'algoritmo basato sulla convoluzione con singolo kernel. Nello specifico, si valuta l'accuratezza dell'algoritmo nella misurazione del contenuto alle basse frequenze (queste forniscono informazioni sulla frequenza media di sparo delle differenti unità motorie), dei CWF simulati. Come in (5.1), il CWF viene

definito come la somma dei treni di sparo delle unità motorie pesati per la radice quadrata media delle ampiezze dei corrispondenti MUAP. Dopo avere filtrato i CWF tramite un filtro passa-basso di Chebyschev di tipo *II* con frequenza di taglio pari a 50Hz, ripple di 1dB nella banda passante e 20dB di minima attenuazione nella banda stoppante, si calcola la cross correlazione tra i CWF simulati e stimati. La cross-correlazione viene calcolata come:

$$CC = \frac{\left\langle S_{\rm CWF}(t), E_{\rm CWF}(t) \right\rangle}{\sqrt{\left\langle S_{\rm CWF}(t), S_{\rm CWF}(t) \right\rangle \left\langle E_{\rm CWF}(t), E_{\rm CWF}(t) \right\rangle}}$$
(5.20)

dove $S_{\text{CWF}}(t)$ è il CWF simulato mentre E_{CWF} è quello stimato ed $\langle \cdot, \cdot \rangle$ indica il prodotto scalare. Sono state considerate in totale 500 stime per i due algoritmi a confronto. Nello specifico i dati provengono da simulazioni effettuate considerando due strati di grasso, cinque distribuzioni medie di velocità di conduzione delle unità motorie, cinque frequenze di sparo massime delle MU, cinque livelli di sincronizzazione tra le scariche e due coefficienti di variazione per l'intervallo interspike. Per valutare la presenza o meno di importanti differenze statistiche nelle performance dell'algoritmo, sono stati utilizzati metodi statistici non parametrici, come il Wilcoxon rank sum test ed il Wilcoxon signed-rank test. Tali test sono i corrispondenti del più comune t-test parametrico e vengono qui utilizzati in quanto ci si aspetta distribuzioni di cross-correlazione non normali e non gaussiane. Nel primo test i dati sono considerati non accoppiati, mentre nel secondo vengono considerati dipendenti. In particolare, i due test verranno utilizzati per testare coppie di distribuzioni fissando un parametro e raggruppando i dati rispetto agli altri parametri in gioco.

Risultati ottenuti

La funzionalità e la capacità dell'algoritmo possono essere testate tramite diverse applicazioni. Ad esempio, si può valutare l'algoritmo quando questo viene applicato su un muscolo caratterizzato dalla presenza di più zone d'innervazione oppure, su un segnale EMG simulato proveniente da un muscolo con un'unica zona d'innervazione. Dato che in queste applicazioni non si tiene conto dell'inclinazione delle fibre, per la generazione dei segnali si utilizza il modello di simulazione cilindrico descritto in (5.1.1). I segnali sono generati con le seguenti caratteristiche: uno strato di grasso di spessore 3mm, velocità di conduzione pari a 4m/s, livello di sincronizzazione tra gli spari nullo, CoV dell'intervallo inter-spike pari al 10%, MVC pari a 70% e FR_{max} pari a 40Hz. Entrambi provengono da un muscolo contenente in totale 100 unità motorie, ottenuti semplicemente sotto campionando di un fattore pari a 4 il segnale EMG che si ottiene nel paragrafo precedente con l'utilizzo del volume conduttore cilindrico. Nel primo caso però, al fine di simulare due zone d'innervazione differenti, il 25% dei MUAP che compongono il segnale EMG vengono invertiti di fase. In particolare, alle due zone d'innervazione vengono associate rispettivamente unità motorie con dimensioni piccole (75%) e grandi (25%). Vengono invertite solamente il 25% delle unità motorie più grosse per ottenere un'ampiezza delle due componenti costituenti il segnale simile. Come descritto nel paragrafo (5.2) per ricostruire il segnale EMG tramite deconvoluzione si utilizzano due kernel che meglio si adattano alla PSD del segnale. I due kernel saranno identici, ma avranno fase opposta. Invece, nel secondo caso, data la presenza di un'unica zona d'innervazione, si utilizzano due kernel con stessa fase, ma con scale temporali differenti. I due Kernel, derivate prime della funzione Gaussiana, sono ottenuti riscalando di un fattore pari a 0.9 ed a 1.1 il kernel avente una PSD che meglio approssima quella dei dati. É importante considerare che la frequenza di sparo delle unità motorie varia a seconda delle dimensioni di queste. In generale, unità motorie più grosse sono caratterizzate in media da una FR più bassa ed una velocità di conduzione maggiore rispetto alle unità motorie più piccole che invece sono più lente, ma sparano a frequenze più alte. Questo si riflette sulla PSD del CWF del segnale, che presenterà diversi picchi a frequenze basse. Grazie alla possibilità di utilizzare kernel con differenti forme d'onda, l'algoritmo è in grado di discriminare segnali con differenti direzioni di propagazione. Per mostrare l'efficacia delle ricostruzioni è stato simulato un segnale con le stesse caratteristiche del segnale precedente, ma con un livello di forza pari al 30% MVC, in cui sono presenti due zone d'innervazione corrispondenti alle unità motorie con piccola dimensione (75%) e con dimensioni più grandi (25%). In tal caso, l'algoritmo è in grado di ricostruire approssimativamente le due componenti del segnale interferente utilizzando due kernel equivalenti opposti in fase. Inoltre, grazie alla discriminazione, è possibile valutare le velocità di conduzione delle due componenti, ottenute tramite convoluzione dei CWF stimati ed i kernel.

Si noti che, come accennato in precedenza, le unità motorie con dimensione maggiore sono caratterizzate da una velocità di conduzione più grande delle unità motorie più piccole. Un'altra proprietà importante dei segnali EMG, che può essere valutata tramite l'algoritmo, è la coerenza muscolare. Tale grandezza fornisce indicazioni su quanto un segnale EMG è correlato con un altro segnale. In particolare, la coerenza è funzione della frequenza e può assumere valori nel range tra 0 ed 1. Un valore di coerenza pari a 0 indica che i due segnali analizzati sono indipendenti e dunque non sono presenti componenti spettrali in comune, mentre un valore di coerenza pari ad 1 indica la massima correlazione tra i due segnali alla frequenza studiata. La stima della coerenza può essere ottenuta facilmente usando il segnale interferente solo nel caso in cui questo sia semplice (e.g. generato da un muscolo con fibre parallele ed una sola IZ). Invece, se il segnale studiato è complesso, la coerenza non può essere valutata a partire dai dati grezzi. Per valutare la stima della coerenza, l'algoritmo è stato applicato su segnali EMG simulati provenienti da modelli differenti: il modello cilindrico usato per la simulazione di segnali EMG con singola IZ o doppia IZ ed il modello per la simulazione di muscoli pennati. Dividendo in modo casuale le unità motorie dei segnali simulati si ottengono per i tre modelli considerati due segnali, entrambi generati dall'attività di 200 MU, che verranno registrati rispettivamente da due elettrodi. La coerenza viene ottenuta introducendo una sincronizzazione tra gli spari delle unità motorie del 10%. I risultati dimostrano che il metodo della deconvoluzione valuta in modo accurato la coerenza su tutti i segnali simulati considerati. Come descritto precedentemente, per la valutazione delle performance dell'algoritmo si calcola la cross-correlazione, definita matematicamente come in (5.20), tra i CWF simulati e stimati. Inoltre, utilizzando sempre il parametro di cross-correlazione, i risultati ottenuti con l'algoritmo basato sulla convoluzione con singolo kernel vengono paragonati con quelli restituiti dal nuovo algoritmo proposto. Anche qui, per la simulazione dei segnali, vengono utilizzati i tre modelli di simulazione considerando un livello di forza pari all'80% MVC. Nella tabella seguente, vengono mostrati i risultati della cross-correlazione media e mediana calcolate su tutti i dati ottenuti per i tre modelli di simulazione:

modello di simulazione	single-kernel	multi-kernel
fibre parallele e singola IZ	96.5%/97.6%	97.0%/98.1%
due IZ	82.5%/82.4%	92.1%/92.2%
muscolo pennato	85.8%/91.0%	93.0%/95.2%

Tabella 5.1. Cross-correlazione media/mediana del metodo single kernel e multi kernel per i tre modelli di simulazione.

Dalla tabella si può notare come l'algoritmo innovativo basato sull'utilizzo di kernel multipli sia più prestante rispetto al metodo con singolo kernel. Per il modello di simulazione con fibre parallele ed una sola IZ il parametro di crosscorrelazione aumenta lievemente, mentre nel caso di muscoli più complessi (due IZ o fibre inclinate) le prestazioni sono notevolmente incrementate. Si può quindi concludere che, più le differenze tra le forme d'onda dei MUAP sono maggiori, migliori sono i risultati ottenuti tramite la generalizzazione del metodo a singolo kernel. Gli ultimi test per la validazione dell'algoritmo sono stati effettuati variando un parametro (e.g spessore di grasso, velocità media, massima FR, livello di sincronizzazione e coefficiente di variazione dell'ISI) e mantenendo costanti gli altri. Questo permette di capire quale effetto ha tale parametro di simulazione sulle prestazioni dell'algoritmo. Nel caso di muscolo con fibre parallele e due IZ e di muscolo pennato, l'algoritmo innovativo restituisce risultati decisamente migliori rispetto all'algoritmo con kernel singolo. Considerando sia i dati come accoppiati o non accoppiati, per tutte le condizioni, i miglioramenti sono statisticamente significativi. I risultati migliori si ottengono però considerando il modello di muscolo con fibre parallele ed una singola IZ. Infatti, in questo caso, entrambi i metodi forniscono coefficienti di cross-correlazione molto vicini al valore unitario. Però, anche per questo modello, l'approccio con kernel multipli permette di ottenere in media prestazioni migliori. In conclusione, l'utilizzo di più kernel consente di ottenere risultati maggiori, ma bisogna tenere in conto che tale algoritmo necessità di un costo computazionale ed un tempo di calcolo molto più grande di quello necessario all'algoritmo basato su un kernel singolo.

Capitolo 6

Acquisizione dei segnali sperimentali

Lo scopo del presente studio è la validazione sperimentale dell'algoritmo innovativo precedentemente descritto per la valutazione della frequenza media di sparo delle unità motorie. Come presentato in precedenza nei paragrafi (5.1.1) e (5.2.1), tali algoritmi sono stati già ampiamente validati a livello simulativo. In seguito vengono descritti i test sperimentali effettuati in laboratorio ed i risultati ottenuti elaborando, mediante l'algoritmo, i segnali acquisiti.

6.1 Soggetti selezionati

I segnali elettromiografici sperimentali vengono acquisiti sul bicipite brachiale durante contrazioni isometriche su 10 soggetti maschi adulti in salute di età media 25 ± 3 anni, dichiaranti di non aver avuto patologie pregresse a livello muscolo scheletrico.

6.2 Posizionamento dei soggetti

I soggetti vengono fatti sedere su una panca inclinata di circa 90° rispetto la superficie del pavimento. Il gomito del braccio dominante di ogni soggetto viene appoggiato su un piano, regolabile in altezza, in modo che sia esattamente a 90° rispetto al busto. A questo punto la mano viene vincolata, tramite un cinturino regolabile, ad un appoggio collegato ad un'asta alla cui estremità e presente una cella di carico di tipo mono assiale. Prima dell'inizio dei test ci si accerta che il braccio del paziente sia in una posizione neutra rispetto al corpo. Un corretto posizionamento del paziente è fondamentale al fine di evitare, durante le contrazione, che il soggetto attivi ed eserciti forza con altri muscoli oltre il bicipite.



Figura 6.1. Posizione del braccio destro del soggetto per l'acquisizione dei segnali sperimentali attraverso la matrice di elettrodi collocata sul bicipite brachiale.

6.3 Strumentazione e posizionamento elettrodi

I segnali elettromiografici vengono acquisiti tramite un prelievo di tipo monopolare utilizzando una matrice di 64 elettrodi disposti a serpentina su 13 righe e 5 colonne (distanza interelettrodica pari a 8 mm) e relativi foam. Dopo aver delicatamente depilato con una lametta e pulito accuratamente con pasta abrasiva il muscolo e l'Acromion, ossia il punto sulla clavicola in cui verrà posizionato l'elettrodo di riferimento, si posiziona la matrice di elettrodi sul bicipite brachiale e l'elettrodo di riferimento. La matrice viene prima ricoperta di pasta conduttiva e posizionata in modo che il suo centro sia in corrispondenza del punto centrale del muscolo e ben allineata alle fibre muscolari. La matrice, l'elettrodo di riferimento ed un ulteriore elettrodo (elettrodo di massa), posizionato lungo l'asta metallica collegata alla cella di carico, vengono collegati all'amplificatore. Infine, l'amplificatore collegato agli elettrodi e l'amplificatore utilizzato per il segnale di forza proveniente dalla cella di carico, vengono collegati al PC per l'acquisizione dei dati. Inoltre, viene posizionato un monitor frontalmente alla postazione per mostrare il segnale di riferimento che il soggetto dovrà seguire con accuratezza durante le contrazioni. Per l'acquisizione dei segnali viene utilizzato il sistema messo a disposizione dal laboratorio Lisin (Torino, Italia), che utilizza l'amplificatore multicanale Quattrocento prodotto da OT bioelettronica. Lo strumento trasferisce, dopo aver amplificato e filtrato, i dati convertiti in digitale tramite un'interfaccia ethernet al PC per la visualizzazione in tempo reale e l'acquisizione vera e propria dei segnali. I segnali vengono acquisiti e visualizzati mediante un software gratuito prodotto da OT bioelettronica chiamato OTBioLab+.

6.4 Protocollo sperimentale

Prima di acquisire i segnali viene chiesto ad ogni soggetto di effettuare delle contrazioni di riscaldamento a bassi livelli di forza per prendere confidenza e famigliarizzare con le apparecchiature utilizzate. Durante il training iniziale viene valutata visivamente la qualità dei segnali e quindi, se necessario, si apportano modifiche al set up sperimentale (e.g posizione del soggetto, posizione dei cavi per diminuire il più possibile le interferenze, contatto tra la matrice di elettrodi e la cute). In seguito viene chiesto al soggetto di flettere il gomito generando due contrazioni isometriche di cinque secondi alla massima intensità, riposando due minuti tra una contrazione e l'altra. Si valuta dunque la massima forza generata durante le due contrazioni e la più alta viene registrata come massima forza di contrazione volontaria (MVC). Infine, partendo da tale valore di riferimento, si calcolano i vari livelli di forza a cui andranno eseguite le successive contrazioni.

6.4.1 Task 1: contrazioni isometriche a differenti livelli di forza

Viene chiesto al soggetto di eseguire contrazioni isometriche a differenti livelli di forza (10% MVC, 30% MVC, 50% MVC, 70% MVC). In particolare, il soggetto dovrà eseguire due contrazioni per ogni livello di forza riposando 1 minuto tra le contrazioni al 10% MVC, 1 minuto e 30 secondi per quelle al 30% MVC e al 50% MVC e 2 minuti per le contrazioni al 70% MVC. Per eseguire delle contrazioni controllate il soggetto deve seguire una curva trapezoidale mostrata sul monitor. Tale curva sarà formata da una prima fase di rilassamento di durata 5 secondi, da una fase crescente in cui la forza viene incrementata linearmente fino a raggiungere un plateau, il quale avrà una durata di 20 secondi per le contrazioni con livello di forza pari o inferiore al 50% MVC oppure 15 secondi per contrazioni eseguite con un livello di forza pari al 70% MVC, da una fase decrescente avente le stesse caratteristiche di quella crescente ed infine un periodo di rilassamento pari a 5 secondi. La fase crescente e decrescente hanno una durata variabile in base al livello di forza con cui viene eseguita la contrazione. Ad esempio, se si effettua una contrazione al 70% MVC, la fase in cui il soggetto aumenterà linearmente la forza sarà pari a 7 secondi, mentre per una contrazione al 30% MVC sarà pari a 3 secondi). L'ordine con cui vengono eseguite le varie contrazioni viene scelto in modo casuale. In figura (6.2) viene mostrato un esempio di segnale di riferimento per una contrazione al 50% MVC ed un segnale monopolare acquisito durante la relativa contrazione.

6.4.2 Task 2: contrazione isometrica affaticante

Si chiede al soggetto di effettuare una contrazione isometrica affaticante ad esaurimento con un livello di forza pari al 60% MVC. La prova termina nel momento in cui il paziente esaurisce completamente la forza o non riesce a generare una forza sufficiente (e.g la prova viene terminata se il soggetto genera una forza inferiore del 10% al livello di forza preso come riferimento per una durata pari o superiore a 3 secondi).



Figura 6.2. Il pannello superiore mostra il segnale di riferimento relativo ad una prova al 50%MVC. Tale segnale è caratterizzato da una fase lineare crescente e decrescente di durata 5 secondi e da un plateau di durata pari a 20s. Il pannello inferiore mostra il segnale monopolare relativo al canale numero 36 della matrice di elettrodi acquisito durante la prova.

Capitolo 7

Elaborazione dei segnali

Il capitolo seguente descrive la visualizzazione e l'elaborazione dei segnali acquisiti sperimentalmente.

7.1 Visualizzazione dei segnali

Al fine di valutare la qualità dei segnali acquisiti sperimentalmente, essi vengono salvati in file .mat e visualizzati tramite un'interfaccia MATLAB. Tale interfaccia permette di selezionare la frequenza di campionamento, il guadagno utilizzato per l'acquisizione dei segnali EMG, l'ordine ed il numero di canali EMG ed il numero di canali ausiliari presenti (e.g. canale riservato per la cella di carico). Dopo aver scelto manualmente quale segnale visualizzare, l'interfaccia consente di applicare direttamente alcuni filtri digitali. E possibile scegliere se filtrare i segnali direttamente tramite un filtro passa-banda di Butterworth del secondo ordine avente frequenze di taglio pari a 15 Hz e 350 Hz e permette di selezionare due filtri notch per la rimozione dell'interferenza di rete a 50 Hz o 60 Hz e le loro armoniche. Dopo aver settato i parametri, i segnali monopolari relativi ai 64 elettrodi della matrice verranno mostrati su 5 colonne e 13 righe per mantenere la posizione degli elettrodi. Infine, è possibile osservare epoche di segnale di breve durata diminuendo il supporto temporale oppure è possibile incrementare o diminuire la scala delle ampiezze in modo da rendere visibili anche i segnali poco intensi (e.g. 10% MVC) o molto intensi (e.g. 70% MVC). Per valutare in maniera adeguata la propagazione dei potenziali di azione, la presenza di una o più zone d'innervazione e la loro posizione, i segnali possono essere visualizzati in modalità singolo differenziale. Questi vengono ottenuti come differenza tra il segnale registrato da un elettrodo e quello successivo. Dunque, il numero di segnali in modalità singolo differenziale sarà pari a 63. L'analisi visiva tramite l'interfaccia descritta permette di verificare la qualità dei segnali e consente di capire se la matrice di elettrodi è stata posizionata correttamente sul bicipite brachiale oppure se è presente un certo disallineamento degli elettrodi rispetto alle fibre muscolari. Inoltre, tale analisi è necessaria per fare alcune considerazioni sulla presenza e sulla posizione di una o più zone d'innervazione eventualmente presenti e permette dunque di scegliere in modo adeguato i canali da elaborare successivamente. I segnali che vengono considerati non accettabili, come ad esempio quelli relativi ai canali che mostrano un segnale uguale ma con fase opposta ai segnali dei canali vicini, saranno interpolati. La stessa operazione sarà effettuata anche per tutti quelli che mostrano alto rumore. A causa della rottura di uno o più elettrodi piuttosto che ad un completo distacco di una porzione della matrice, alcuni canali possono mostrare segnali completamente piatti. Considerando i segnali in modalità singolo differenziale, anche il segnale relativo al canale precedente ed a quello successivo avranno una qualità molto bassa. Dunque, in tal caso, non sarà possibile interpolare e verranno semplicemente eliminati. In figura (7.1) vengono mostrati i segnali sperimentali, relativi alla prima colonna della matrice di elettrodi, in modalità monopolare ed in modalità singolo differenziale. Dato che la prima la prima colonna della matrice è composta da soli 12 elettrodi, il primo canale viene duplicato. In questo modo, siccome i segnali singolo differenziali sono ottenuti come differenza tra un canale e quello successivo, il primo canale SD mostrerà un segnale piatto.

Elaborazione dei segnali



Figura 7.1. Il pannello (**a**) mostra i primi 12 segnali (epoca di 0.5 secondi) relativi alla prima colonna della matrice di elettrodi. Per tener conto della presenza dell'elettrodo mancante, in posizione numero 1 si inserisce un duplicato del segnale relativo al primo vero canale della matrice di elettrodi. Il pannello (**b**) mostra i segnali singoli differenziali, ottenuti come differenza tra il segnale appartenente ad un canale e quello successivo.

7.2 Pre-processing dei segnali

Prima di elaborare i segnali mediante deconvoluzione, questi vengono tagliati e filtrati. Dato che il segnale di interesse è quello generato dalla contrazione stessa, le code vengono eliminate tagliando il segnale in corrispondenza degli istanti di inizio e fine contrazione. Inoltre, al fine di migliorare la qualità dei segnali cercando di ridurre il più possibile i disturbi, si applica ad ogni canale monopolare un filtro passa-banda di Butterworth di ordine 4 e banda passante 5-350 Hz. La scelta

di utilizzare una frequenza di taglio inferiore così bassa è dovuta al fatto che il picco della densità spettrale di potenza alle basse frequenze ricade nell'intervallo 10-40Hz. Pertanto, una frequenza di taglio maggiore potrebbe eliminare alcune componenti a bassa frequenza utili per il calcolo dei picchi.



Figura 7.2. Il pannello (**a**) mostra il segnale originale e tagliato in base agli istanti di inizio e fine contrazione. Il pannello (**b**) mostra un'epoca di 0.5 secondi del medesimo segnale originale e filtrato mediante un filtro di Butterworth di ordine 4 e panda passante 5-350Hz

7.3 Decomposizione dei segnali EMG tramite il metodo DEMUSE

Dopo aver verificato la qualità dei segnali e scelto quali canali interpolare, questi vengono decomposti tramite il metodo DEMUSE descritto nel paragrafo (4). Tale metodo consente di ottenere gli istanti di sparo delle unità motorie che sono state rilevate e altre variabili, tra cui i treni di impulsi d'innervazione (IPT) ed il PNR, descritto nel paragrafo (4.3), relativo ad ogni unità motoria. Inoltre, l'algoritmo permette di ricavare i potenziali di azione delle unità motorie e le figure rappresentanti i template di quest'ultime. Tali figure risultano molto utili per visualizzare la qualità delle unità motorie rilevate dal metodo e per scegliere, se presenti, quelle spurie da eliminare. I MUAP sono ricavati a partire dagli istanti di sparo rilevati ad ogni unità motoria e visti da ogni canale della matrice, sono estratti tramite un'operazione di averaging su finestre del segnale EMG centrate in corrispondenza degli istanti di sparo. La lunghezza di tale finestre viene scelta in base alla durata dei MUAP.

7.3.1 Calcolo del Cumulate Weighted Firing

Dopo aver decomposto i segnali ed ottenuto i modelli di sparo delle unità motorie ed i relativi MUAP, si calcolano gli spari cumulativi pesati o Cumulate Weighted Firing (CWF). Come già accennato nel paragrafo (5.1.1), il CWF si ottiene sommando i modelli di sparo delle unità motorie ottenute tramite decomposizione e pesando questi per il valor quadratico medio dei MUAP corrispondenti. In particolare, per ogni unità motoria rilevata dal metodo DEMUSE, si calcola il valore RMS (root mean square) dei MUAP corrispondenti e si moltiplica tale valore per gli istanti di sparo dell'unità motoria considerata. Infine, i risultati ottenuti vengono sommati. Questo permette di ottenere per ogni canale della matrice di elettrodi il relativo segnale di decomposizione. Il CWF viene preferito agli spari cumulativi non pesati in quanto permette di tenere conto anche del volume di prelievo del sistema di acquisizione. Inoltre, è diverso per ogni canale. Infatti, anche se gli istanti di sparo ricavati dalla decomposizione sono gli stessi per ogni canale della matrice di elettrodi, il valore RMS dei MUAP varia a seconda delle caratteristiche dei segnali. Ad esempio, i CWF relativi a canali in posizione differente o canali aventi differenti distanze interelettrodiche piuttosto che quelli relativi ad elettrodi

di dimensione maggiore, saranno generati da MUAP aventi un valore RMS diverso. Dunque, il CWF è strettamente legato alla natura del segnale.

Di seguito viene mostrato un esempio di Cumulate Weighted Firing calcolato seguendo la procedura precedentemente descritta.



Figura 7.3. Il pannello (**a**) mostra un esempio di MUAP corrispondente ad una delle unità motorie rilevate dal metodo DEMUSE. Il pannello (**b**) mostra il Cumulate Weighted Firing (CWF) di un canale della matrice di elettrodi relativo ad un segnale acquisito durante una contrazione isometrica con livello di forza pari al 70% MVC. Segnale ottenuto come somma dei treni di MUAP (valore RMS) corrispondenti alle cinque unità motorie rilevate dal metodo DEMUSE.

7.4 Applicazione algoritmo

Il segnale EMG interferente può essere ottenuto tramite convoluzione di una forma d'onda (kernel) con il modello di sparo delle unità motorie. Applicando l'algoritmo descritto in (5.1) sui segnali acquisiti è possibile, tramite un'operazione di deconvoluzione, ottenere il modello di sparo delle unità motorie. La forma d'onda del kernel dipenderà dal segnale scelto e dovrà assomigliare il più possibile ai MUAP che caratterizzano quel specifico segnale interferente. Pertanto, considerando che la forma d'onda dei MUAP è molto simile alla forma d'onda di una funzione Gaussiana, il kernel viene definito come la derivata prima di una Gaussiana avente una deviazione standard scelta sulla base della PSD del segnale stesso. In figura (7.4) viene mostrato il segnale ottenuto dopo aver applicato l'algoritmo su un singolo canale SD e la forma d'onda del kernel usata per ottenerlo. Il canale SD viene scelto manualmente dopo aver valutato visivamente i segnali. La scelta del segnale SD da elaborare è molto importante. Infatti, una prima analisi visiva permette di escludere i segnali aventi un basso rapporto segnale rumore ed i canali che si trovano in corrispondenza della zona d'innervazione. Inoltre, dato l'utilizzo di un singolo kernel avente una determinata fase, vengono scelti i canali che mostrano potenziali di azione con stessa polarità e propaganti tutti nella stessa direzione. Dunque, saranno elaborati solamente i canali localizzati tra la zona d'innervazione ed il tendine.



Figura 7.4. Segnale ottenuto tramite deconvoluzione (pannello **b**) utilizzando il kernel avente forma d'onda uguale a quella della derivata prima di una funzione Gaussiana (pannello **a**). Algoritmo applicato su un segnale relativo ad una contrazione con livello di forza pari al 70% MVC.

7.5 Ricostruzione dei segnali EMG

Al fine di valutare l'accuratezza della soluzione ottenuta tramite decomposizione e quella ottenuta tramite deconvoluzione, i segnali EMG originali vengono ricostruiti a partire dalle soluzioni ricavate. La ricostruzione del segnale EMG è molto importante in quanto offre un'indicazione della bontà del metodo utilizzato e permette di capire la quantità di energia del segnale originale che il metodo è riuscito a ricostruire. Partendo dai MUAP in modalità singolo differenziale, ottenuti con la decomposizione, si ricavano i treni di MUAP con un'operazione di convoluzione tra gli istanti di sparo delle unità motorie rilevate ed i potenziali di azione. Dunque, il segnale EMG ricostruito utilizzando il CWF sarà ricavato come somma dei treni di MUAP calcolati. La procedura è molto simile anche per quanto riguarda il segnale EMG ricostruito a partire dalla soluzione dell'algoritmo proposto. In questo caso basterà calcolare la convoluzione tra la soluzione ottenuta ed il kernel utilizzato. Per avere un'informazione di quanto i segnali ricostruiti siano simili ai segnali originali, si calcola la cross-correlazione, utilizzando la formula presentata in (5.20), e l'errore quadratico medio.

In figura (7.5), si può osservare come il segnale ricostruito tramite il CWF abbia una correlazione molto minore (50.37%) rispetto a quello ricostruito tramite la soluzione dell'algoritmo (96.19%). Inoltre, nel primo caso, il valor quadratico medio è maggiore (21.38%) rispetto al valore che si ottiene confrontando il segnale ricostruito a partire dalla soluzione ottenuta con il metodo della deconvoluzione (6.81%). Pertanto, si può concludere che la ricostruzione, nel secondo caso, è migliore rispetto al primo. In figura (7.6) vengono mostrati i risultati della crosscorrelazione e della varianza residua tra i segnali ricostruiti ed originali per tutte le prove condotte.

Tale figura dimostra come la ricostruzione dei segnali EMG sia migliore a partire dalla deconvoluzione piuttosto che dalle stime di decomposizione. Infatti, sia i risultati relativi alla correlazione tra EMG originale e ricostruito, sia quelli che mostrano l'errore residuo della ricostruzione, sono migliori nel caso della deconvoluzione. Le differenze sono notevoli e facilmente visibili soprattutto per segnali relativi a livelli di forza maggiore (e.g 50% MVC, 60% MVC e 70% MVC). L'analisi statistica dimostra che tali differenze sono statisticamente significative per ogni livello di forza considerato (Wilcoxon rank sum test e Wilcoxon signed rank sum test con p < 0.01).

É importante considerare che una cattiva ricostruzione dell' EMG originale non implica che la decomposizione dei segnali sia inadeguata. Infatti, il DEMUSE è in



Figura 7.5. I pannelli (**a**) e (**b**) mostrano un'epoca di 0.5 secondi dei segnali EMG originali e ricostruiti a partire, rispettivamente, dal CWF e dalla soluzione dell'algoritmo. Segnale originale acquisito durante una contrazione al 70% MVC.

grado di rilevare con accuratezza solamente poche unità motorie. Tuttavia, essendo i livelli di forza a cui sono state eseguite le contrazioni alti, i segnali interferenti sono sicuramente prodotti dall'attivazione di un numero di unità motorie molto più grande. Dunque un basso livello di correlazione ed un alto RMSE potrebbero essere dovuti al fatto che la decomposizione riconosca un numero limitato di sorgenti.



Cross-correlation and RMSE between original and reconstructed EMG using CWF and deconvolution

Figura 7.6. RMSE e cross-correlazione tra segnali EMG originali e ricostruiti a partire dalle stime di decomposizione e dalle soluzioni ottenute tramite deconvoluzione, per tutte le prove sperimentali condotte.

Capitolo 8

Validazione dell'algoritmo

La validazione consiste nel confrontare i risultati ottenuti tramite l'applicazione dell'algoritmo proposto in questo progetto ed i risultati ricavati elaborando gli stessi segnali con un algoritmo ritenuto valido, ossia il metodo DEMUSE. In particolare, a differenza della validazione effettuata con le simulazioni (paragrafo 5.1.1), in cui si confronta il Cumulate Weighted Firing e la soluzione ottenuta tramite deconvoluzione nel dominio della frequenza (PSD), i segnali vengono confrontati nel dominio del tempo calcolando la cross-correlazione con (5.20). Un'elevata correlazione tra i segnali nel dominio del tempo implica un alto livello di correlazione anche tra i segnali nel dominio della frequenza. Invece, anche se lo spettro dei segnali è molto simile, non si può affermare, basandosi solamente sull'analisi nel dominio della frequenza, che i due segnali siano altamente correlati anche nel dominio del tempo. Infatti, un'alta correlazione tra le PSD dei segnali potrebbe essere dovuta solamente al metodo utilizzato per calcolarle (e.g metodo di Welch). Prima di procedere con il calcolo della correlazione, la media viene rimossa ed i segnali allineati tramite la funzione MATLAB alignsignals. Tale operazione è necessaria al fine di escludere la possibilità che una bassa correlazione tra i segnali studiati sia dovuta al ritardo, positivo o negativo, tra i due. Infine, il CWF e la soluzione ottenuta tramite deconvoluzione del segnale EMG originale, vengono filtrati tramite un filtro di Butterworth di ordine 2 di tipo passa-banda con frequenza di taglio pari a 5-45Hz. Il filtraggio dei segnali è utile per eliminare o ridurre il contributo di tutte quelle componenti frequenziali che cadono fuori dal range di interesse.

8.1 Elaborazione di segnali originali e ricostruiti

Il primo test effettuato per validare l'algoritmo consiste nell'elaborazione dei segnali originali acquisiti in laboratorio. Dato che questo test ha prodotto buoni risultati, ma non eccellenti, vengono elaborati tramite deconvoluzione anche i segnali ricostruiti tramite CWF. Tale test è utile per verificare il corretto funzionamento dell'algoritmo. Infatti, i segnali ricostruiti, essendo poco interferenti in quanto prodotti solamente dalla combinazione di pochi treni di MUAP, sono caratterizzati da bassa complessità. Inoltre, dato che sono ricostruiti a partire dalle stime di decomposizione, i CWF relativi saranno sicuramente rappresentativi di tali segnali. In figura (8.1) vengono mostrati i risultati ottenuti elaborando un singolo canale per ogni segnale acquisito sperimentalmente ed i risultati ottenuti elaborando i segnali ricostruiti corrispondenti.



Figura 8.1. Cross-correlazione (%) tra CWF e soluzione dell'algoritmo per i segnali originali e ricostruiti, acquisiti sui 10 pazienti. Il pannello (**a**) mostra i risultati ottenuti per i test condotti a livelli di forza pari al 10% MVC, 30% MVC, 50% MVC e 70% MVC. Il pannello (**b**) mostra i risultati ottenuti per i segnali originali e ricostruiti relativi alla prova isometrica affaticante al 60% MVC. Segnali singolo differenziali ottenuti come differenza tra un canale e quello successivo (ied pari a 8mm). I pannelli (**c**) e (**d**) mostrano un esempio di CWF e di soluzione dell'algoritmo ottenute, rispettivamente, su un segnale originale e ricostruito. Il CWF e la soluzione dell'algoritmo sono stati normalizzati rispetto il loro massimo, allineati e filtrati nel range 5-45Hz.

I risultati ottenuti mostrano come la cross-correlazione sia più alta elaborando tramite deconvoluzione i segnali ricostruiti a partire dalle stime della decomposizione. Questo è vero sia per i segnali acquisiti durante contrazioni isometriche non affaticanti, sia per quelli prelevati durante le prove isometriche affaticanti al 60% MVC. Come detto in precedenza nel paragrafo (7.5), la ricostruzione del segnale EMG originale utilizzando la soluzione ottenuta tramite l'algoritmo è migliore rispetto a quella che si ricava a partire dalla decomposizione. Dunque, è probabile che una bassa cross-correlazione per i segnali originali sia dovuta al fatto che il CWF non sia abbastanza rappresentativo del segnale di partenza. In effetti, il numero di unità motorie che il metodo DEMUSE riesce a rilevare e quindi i treni di MUAP che costituiscono il CWF, è piccolo rispetto alla quantità di UM presenti nel bicipite brachiale e che si attivano durante tali contrazioni. Invece, gli ottimi risultati ottenuti sui segnali ricostruiti, mostrano come l'algoritmo funzioni correttamente. Dato che il test statistico di Kolmogorov-Smirnov indica che le distribuzioni di cross-correlazione ottenute non sono funzioni Gaussiane e normali, per l'analisi statistica vengono utilizzati i test non parametrici. In particolare, sono stati applicati il Wilcoxon rank sum test, il Wilcoxon signed-rank sum test ed il test di kruskal-wallis. Tali test mostrano che esistono differenze statisticamente significative tra segnali originali e ricostruiti a partire dalle stime di decomposizione (Wilcoxon rank sum test e Wilcoxon signed-rank sum test con p < 0.05). Al fine verificare se il livello di forza, caratterizzante le contrazioni, abbia un effetto significativo sulle distribuzioni delle correlazioni, è stato applicato il test di Kruskal-Wallis. Tale test indica che l'effetto del livello di forza è significativo per quanto riguarda i segnali originali. Invece, considerando i segnali ricostruiti, non sono stati trovati effetti statisticamente significativi del livello di forza.

Il calcolo del picco a bassa frequenza, indice della frequenza media di sparo delle unità motorie, viene rilevato mediante lo studio della PSD del segnale. Sebbene in tale progetto la validazione viene condotta nel dominio del tempo, tralasciando dunque il calcolo dei picchi a bassa frequenza, di seguito viene mostrato un esempio di PSD ricavata sui segnali originali e ricostruiti. Le PSD del CWF e delle soluzioni ottenute tramite deconvoluzione dei segnali originali e ricostruiti, sono calcolate mediante il metodo di Welch dopo aver rimosso la media e filtrato i segnali nel range 5-45Hz (filtro passa-banda di Butterworth di ordine 2). Sono state considerate sotto epoche di 0.5 secondi con un overlap del 50% su cui è stato fatto zero padding per ottenere una risoluzione pari ad 1 Hz.



PSDs in low frequency range

Figura 8.2. PSD del CWF e delle soluzioni ottenute elaborando, tramite l'algoritmo proposto, segnali originali e ricostruiti, relativi ad una contrazione al 30% MVC, filtrati nel range 5-45 Hz. PSD normalizzate rispetto al massimo rilevato nel range 5-45 Hz.

La figura mostra come la PSD della decomposizione e della deconvoluzione, ottenute elaborando gli stessi segnali della figura (8.1), pannello (\mathbf{c}) e (\mathbf{d}), siano molto simili, sia per i segnali originali, sia per quelli ricostruiti. Infatti, la cross-correlazione è prossima al 100% in entrambi i casi. I picchi sono facilmente visibili e possono essere ricavati con accuratezza in MATLAB tramite la funzione findpeaks che permette di considerare solo quelli aventi determinate caratteristiche (e.g larghezza, altezza, prominenza etc). Tuttavia, come detto in precedenza, per la validazione del metodo non ci si può affidare solamente sull'analisi spettrale. In effetti, confrontando gli stessi segnali nel dominio del tempo gli indici di correlazione cambiano. Infatti, la correlazione tra segnale ricostruito e CWF è simile a quella ottenuta confrontando le loro PSD, mentre per il segnale originale la correlazione diminuisce notevolmente.

8.1.1 Altri test effettuati

Per dimostrare l'efficacia del metodo vengono condotti ulteriori test. Oltre ai segnali analizzati nel paragrafo precedente, sono stati considerati segnali originali e ricostruiti aventi differenti distanze interelettrodiche e segnali ottenuti simulando elettrodi con dimensione differente. Di seguito viene riportato un elenco di tutti i test effettuati:

- Test condotto su segnali originali e ricostruiti aventi distanze interelettrodiche differenti: i segnali sono ottenuti come differenza tra canali non vicini della matrice di elettrodi al fine di simulare segnali SD con differenti distanze interelettrodiche (i.e 16mm, 24mm, 32mm).
- Test per la simulazione di un prelievo belly-tendon: si simulano due elettrodi quadrati di grosse dimensioni (e.g elettrodi di dimensione 2x2, 3x3, 4x4) in corrispondenza della zona d'innervazione e del tendine. I segnali relativi ad elettrodi di dimensione differente sono simulati sommando i MUAP di più canali vicini.
- Test condotto su segnali derivanti da elettrodi con dimensione differente: elettrodi non quadrati di dimensione differente ottenuti come somma di MUAP di canali appartenenti alla stessa riga o colonna della matrice di elettrodi.
- Test di ripetibilità trasversale: vengono confrontate tra loro le soluzioni fornite dall'algoritmo quando questo è applicato ad una riga della matrice di elettrodi.
- Test di ripetibilità trasversale per elettrodi con dimensione differente: le soluzioni ottenute elaborando segnali derivanti da elettrodi di dimensione differente vengono confrontate. I segnali elaborati derivano da elettrodi di dimensione differenti simulati sommando i MUAP di più canali vicini appartenenti alla stessa colonna della matrice di elettrodi.

- Test su segnali interferenti simulati: molteplici segnali interferenti in ordine crescente di complessità vengono costruiti sommando i treni di MUAP, relativi a diversi segnali, rilevati tramite il metodo DEMUSE.
- Test di significatività: la soluzione ottenuta elaborando un solo segnale viene confrontata con il CWF ricavato tramite la decomposizione di altri segnali.

8.2 Risultati ottenuti

I segnali singolo differenziali sono ricavati a partire dai segnali acquisiti sperimentalmente in modalità monopolare. É possibile ricavare canali SD con ied maggiore semplicemente facendo la differenza tra i segnali relativi a canali non vicini, appartenenti alla stessa colonna della matrice di elettrodi. Considerando che la distanza interelettrodica tra gli elettrodi della matrice è pari a 8mm, sono stati ricavati segnali aventi ied pari a: 16mm, 24mm e 32mm. In figura (8.3) viene mostrato un esempio di tali segnali. La tabella seguente mostra la mediana delle distribuzioni delle cross-correlazioni dei segnali originali e ricostruiti per ogni prova effettuata.

	ied 16	ied 24	ied 32
10% MVC	51.56/83.27	47.15/82.62	46.48/82.42
30% MVC	50.90/86.93	48.75/86.97	47.94/86.40
50% MVC	51.32/87.32	50.09/86.96	49.95/85.36
70% MVC	42.86/87.86	41.24/85.28	39.91/85.62
60% MVC	49.36/93.39	45.27/93.10	44.03/91.98

Tabella 8.1. Mediana delle distribuzioni delle cross-correlazioni (%) tra il CWF e la soluzione dell'algoritmo per i segnali originali/ricostruiti simulando segnali SD con differenti distanze interelettrodiche (i.e 16mm, 24mm e 32mm).

I test statistici indicano che vi sono differenze statisticamente significative tra le mediane delle distribuzioni dei segnali originali e ricostruiti per ogni ied considerata (Wilcoxon rank sum test e Wilcoxon Signed rank sum test con p < 0.05). Al contrario, analizzando le distribuzioni relative ai segnali originali con ied differente, i test non mostrano differenze statistiche significative. Lo stesso risultato si trova valutando le distribuzioni relative ai segnali ricostruiti. Dunque, si può concludere che le prestazioni dell'algoritmo sono buone anche quando viene applicato a canali SD con ied maggiore. Tuttavia, come nel test descritto nel paragrafo (8.1), i risultati migliori sono quelli che si ottengono elaborando i segnali ricostruiti.

Il test condotto per la simulazione di un prelievo belly-tendon è molto importante dal punto di vista dell'applicabilità dell'algoritmo. L'utilizzo di sistemi ad



Figura 8.3. I pannelli (**a**) e (**b**) mostrano rispettivamente un esempio di segnali originali e ricostruiti (epoca di 0.5s) per differenti distanze interelettrodiche (i.e 8mm, 16mm, 24mm e 32mm).

alta densità, come il sistema utilizzato in laboratorio per l'acquisizione dei segnali sperimentali, risultano molto scomodi e vengono raramente utilizzati a livello clinico. Infatti, in tale ambito, generalmente vengono utilizzati pochi elettrodi e di grande dimensione. Uno dei metodi più diffusi per l'acquisizione di segnali bipolari sul bicipite brachiale è quello che prende il nome di belly-tendon. Questo consiste nell' utilizzare due elettrodi quadrati o circolari di grosse dimensioni posti uno in corrispondenza del tendine e l'altro approssimativamente in centro al muscolo. Per ottenere dei segnali simili a quelli che si ottengono con questo tipo di sistema di acquisizione, i MUAP di più canali vicini della matrice di elettrodi vengono sommati al fine di simulare segnali derivanti da elettrodi quadrati di grosse dimensione. I canali che formano l'elettrodo vengono scelti manualmente in modo da ottenere un elettrodo sovrapposto, in parte o del tutto, alla zona d'innervazione ed un elettrodo lontano per simulare una ied molto grande, tipica di un prelievo belly-tendon. Un esempio di segnali ricavati simulando elettrodi quadrati di dimensione 2x2, 3x3 e 4x4 ed i risultati ottenuti, considerando sia i segnali originali che ricostruiti, sono presentati nella seguente figura.



Cross-correlation between CWF from decomposition and deconvolution - Belly-Tendon detection

Figura 8.4. I pannelli (**a**) e (**c**) mostrano i risultati ottenuti simulando elettrodi quadrati di dimensione 2x2, 3x3 e 4x4 per le prove condotte a livelli di forza pari al 10% MVC, 30% MVC, 50% MVC ed al 70% MVC sui segnali originali e ricostruiti. I pannelli (**c**) e (**d**) mostrano i risultati relativi ai segnali originali e ricostruiti per la prova affaticante, condotta ad un livello di forza pari al 60% MVC. I pannelli (**e**) ed (**f**) mostrano un esempio di segnali originali ricostruiti ricavati dalla somma dei MUAP appartenenti ai segnali relativi a 4, 9 e 16 canali vicini.

I risultati sono molto promettenti. Le cross-correlazioni ottenute risultano alte per ogni prova considerata e non vi è una significativa differenza tra i risultati
ottenuti elaborando segnali relativi ad elettrodi quadrati con dimensione differente (test di Kruskal-Wallis con p < 0.05). Tuttavia, la correlazione ottenuta lavorando sui segnali ricostruiti e significativamente maggiore rispetto a quella che si ottiene per i segnali originali (Wilcoxon rank sum test e Wilcoxon signed-rank sum test, p < 0.05).

Per comodità e per facilitarne il confronto, i risultati ottenuti elaborando esclusivamente i segnali ricostruiti, derivanti da elettrodi non quadrati di dimensione differente, sono riassunti nelle tabelle seguenti. Tali elettrodi sono stati ricavati combinando 2, 3 o 4 canali appartenenti alla stessa colonna oppure appartenenti alla stessa riga della matrice di elettrodi. In quest'ultimo caso, sono state simulate anche differenti distanze interelettrodiche (i.e 8mm, 16mm e 24mm).

segnali ricostruiti	2 elettrodi	3 elettrodi	4 elettrodi
10% MVC	82.10	81.60	82.94
30% MVC	86.92	86.86	88.57
50% MVC	87.31	85.00	84.32
70% MVC	85.67	85.59	84.81
60% MVC	93.16	91.72	90.86

Tabella 8.2. Mediana delle distribuzioni di cross-correlazione (%) per segnali relativi ad elettrodi aventi dimensione differente ottenuti combinando 2, 3 e 4 canali appartenenti alla stessa colonna della matrice di elettrodi.

	2 elettrodi	3 elettrodi	4 elettrodi
10% MVC	82.10/82.60/83.57	83.63/84.15/83.30	83.96/83.44/84.96
30% MVC	85.61/85.98/87.17	85.27/85.62/85.86	83.96/85.34/86.20
50% MVC	86.19/87.34/86.54	86.89/87.11/87.49	86.78/86.87/86.40
70% MVC	85.76/85.07/84.77	85.66/87.16/84.99	84.65/85.86/84.65
60% MVC	91.10/93.13/92.31	93.29/94.14/93.17	93.01/93.81/92.05

Tabella 8.3. Mediana delle distribuzioni di cross-correlazione (%) per i segnali ottenuti dalla simulazione di elettrodi ricavati combinando 2, 3 o 4 canali trasversali. Risultati ottenuti per differenti distanze interelettrodiche (i.e 8mm/16mm/24mm).

I risultati presentati nelle tabelle indicano che le prestazioni dell'algoritmo sono buone per ogni condizione considerata. Analizzando le distribuzioni di crosscorrelazione di cui la mediana è indicata in tabella (8.2) e le distribuzioni relative ad elettrodi aventi dimensione trasversale differente, tabella (8.3), non sono state riscontrate differenze statisticamente significative (test di Kruskal-Wallis p < 0.05). Lo stesso risultato statistico si ottiene confrontando tra loro distribuzioni derivanti da elettrodi con stessa dimensione, ma ied diversa. In conclusione, si può affermare che per ogni test effettuato variando la dimensione degli elettrodi, considerando inoltre il test condotto simulando il prelievo di tipo belly-tendon, le prestazioni dell'algoritmo sono molto buone.

Sono stati condotti ulteriori test per mostrare la ripetibilità trasversale delle soluzioni dell'algoritmo. Questi test sono molto importanti per capire quanto le soluzioni dell'algoritmo siano dipendenti dalla posizione del canale elaborato. In particolare, considerando un' eventuale applicazione clinica del metodo, è necessario ottenere risultati molto simili elaborando canali in posizioni differenti. Infatti, in ambito medico, l'applicazione del sistema di acquisizione e quindi la posizione degli elettrodi non è mai la stessa. Dunque, ottenere risultati molto simili tra loro, anche quando la posizione degli elettrodi cambia, dimostra ancor di più l'efficacia del metodo e ne aumenta la sua applicabilità. Principalmente sono stati condotti due test di questo tipo. Il primo test, figura (8.5), è stato effettuato sui segnali originali e ricostruiti ottenuti elaborando i canali appartenenti ad una riga della matrice di elettrodi. Sono state considerate differenti distanze interelettrodiche (i.e 8mm, 16mm e 24mm). Il secondo test è stato condotto sulle soluzioni ottenute elaborando segnali trasversali corrispondenti ad elettrodi di dimensione differente ottenuti come somma di MUAP relativi a segnali appartenenti alla stessa colonna della matrice. Di seguito vengono mostrati i risultati ottenuti per il primo test.

Le correlazioni sono state ricavate confrontando la soluzione ottenuta elaborando il canale scelto, appartenente alla prima colonna della matrice, con quelle ottenute sugli altri quattro canali appartenenti alla stessa riga. Tale procedura viene ripetuta per ogni segnale acquisito sperimentalmente. I segnali originali, pannelli (**a**) e (**b**) mostrano alta ripetibilità per tutte le prove effettuate, mentre nel caso di segnali ricostruiti, pannelli (**c**) e (**d**) i risultati sono eccellenti. Inoltre, è da notare che con l'aumentare della distanza interelettrodica, vi è una significativa crescita della ripetibilità. Ciò viene mostrato in modo semplice ed immediato mediante la figura (8.6), in cui vengono mostrate le rette, ottenute tramite interpolazione, dei valori di cross-correlazione accoppiati per ogni soggetto, con ied diversa, per la contrazione affaticante. La pendenza positiva delle curve dimostra che per ogni prova affaticante la ripetibilità aumenta al crescere della distanza interelettrodica. Tale aumento è dovuto al fatto che segnali relativi a canali caratterizzati da ied elevata hanno un volume di prelievo maggiore.

Il Wilcoxon rank sum test ed il Wilcoxon signed rank sum test, applicati su coppie di distribuzioni ricavate tramite prove dello stesso livello di forza ma lavorando su segnali caratterizzati da differenti ied, mostrano un significativo aumento della



Cross-correlation between deconvolution signals - Effect of IED

Figura 8.5. Cross-correlazione (%) tra le soluzioni dell'algoritmo ottenute processando segnali trasversali appartenenti alla stessa riga della matrice di elettrodi per differenti distanze interelettrodiche (i.e 8mm, 16mm e 24mm). I pannelli (**a**) e (**c**) mostrano rispettivamente i risultati ottenuti per le prove condotte al 10%MVC, 30% MVC, 50% MVC e 70%MVC sui segnali originali e ricostruiti. I pannelli (**b**) e (**d**) mostrano i risultati relativi alla prova condotta con livello di forza pari al 60% MVC.

ripetibilità con l'aumentare della ied (p < 0.05). Tale aumento è significativo sia per quanto riguarda i segnali originali sia per i segnali ricostruiti. I valori ottenuti sono funzione della distanza interelettrodica e del livello di forza. Per verificare se tali parametri hanno effetti significativi sulle distribuzioni di correlazione viene applicato il test di Scheirer-Ray-Hare (SRH), corrispettivo non parametrico dell'ANOVA a due vie [23]. L'analisi dimostra che, sia il livello di forza, sia la distanza interelettrodica hanno effetti statisticamente significativi. La seguente tabella mostra i risultati ottenuti considerando elettrodi avente dimensione differente.

I risultati indicano che la ripetibilità tra le soluzioni dell'algoritmo è molto alta anche considerando elettrodi di dimensione differente. In tal caso però, non è presente un significativo aumento della ripetibilità con l'aumentare della dimensione degli elettrodi. Il calcolo della ripetibilità è stato eseguito anche per quanto riguarda i test precedentemente descritti, ossia il test per la simulazione di un prelievo di tipo belly-tendon ed il test eseguito su elettrodi aventi dimensione trasversale differente. In entrambi i casi, con l'aumentare della dimensione degli elettrodi,



Effect of the interelectrode distance on the repeatability Original EMGs

Figura 8.6. Valori di cross-correlazione, in funzione della distanza interelettrodica dei segnali originali e ricostruiti, e rette interpolanti relative alle prove affaticanti al 60% MVC condotte sui 10 soggetti.

la ripetibilità cresce significativamente. Tuttavia, i risultati non vengono presi in considerazione e non sono riportati in quanto gli elettrodi simulati, avendo delle dimensioni trasversali grandi, consentono di lavorare soltanto su un numero ristretto di segnali. Ad esempio, volendo simulare elettrodi quadrati del tipo 4x4 ed essendo la matrice costituita solamente da 5 colonne, i segnali utilizzabili sarebbero solamente due. Dunque, una ripetibilità prossima al 100% potrebbe essere dovuta allo scarso numero di segnali ed al fatto che essi siano ricavati da elettrodi per la maggior parte sovrapposti. Maggiore è la dimensione trasversale, maggiore

segnali ricostruiti	2 elettrodi	3 elettrodi	4 elettrodi
10% MVC	89.09	87.94	89.02
30% MVC	90.42	91.80	89.91
50% MVC	91.80	93.77	92.70
70% MVC	92.92	93.95	92.83
60% MVC	94.63	94.46	94.04

Tabella 8.4. Mediana delle distribuzioni di cross-correlazione (%) ottenute confrontando le soluzioni dell'algoritmo applicato su segnali ricostruiti relativi ad elettrodi aventi dimensione differente. Segnali ottenuti combinando 2, 3 e 4 canali appartenenti alla stessa colonna della matrice di elettrodi.

sarà la correlazione tra le soluzioni ottenute. Tale analisi viene dimostrata considerando la figura (8.7), in cui viene mostrata la ripetibilità in funzione della distanza trasversale dei canali.

Come ci si aspettava, la figura dimostra una costante decrescita della ripetibilità con l'aumentare della distanza trasversale tra un canale e l'altro. La diminuzione della ripetibilità è dovuta al fatto che più i canali sono distanti tra loro, più i segnali corrispondenti sono diversi. Infatti, la cross-correlazione che si ottiene lavorando su segnali vicini (e.g 8mm) è più alta rispetto a quella che si ottiene elaborando canali distanti il più possibile tra loro (e.g. 32mm). In effetti, elettrodi corrispondenti a canali così lontani potrebbero registrare l'attività elettrica di porzioni di muscolo molto differenti. Dunque, i segnali che ne derivano potrebbero essere generati dall'attività di unità motorie molto diverse tra loro (diverse dimensioni o differenti profondità). Al contrario, elettrodi di grosse dimensioni, ottenuti come somma di MUAP appartenenti a canali trasversali vicini, potrebbero registrare l'attività elettrica della stessa porzione di muscolo e generare segnali molto simili tra loro. Questo spiega il perchè dell'elevata ripetibilità che si riscontra, ad esempio, simulando un prelievo di tipo belly-tendon. Il test SRH, applicato sulle distribuzioni di cross-correlazione con stessa ied, evidenzia che il livello di forza e la distanza tra i canali hanno effetti statisticamente significativi.



Repeatability as a function of the distance between channels

Figura 8.7. Cross-correlazione media (%) tra le soluzioni dell'algoritmo in funzione della distanza trasversale tra un canale e l'altro. Sono stati considerati i segnali originali e ricostruiti relativi a tutte le prove sperimentali effettuate e differenti distanze interelettrodiche (i.e 8mm, 16mm e 24mm).

I risultati, ottenuti tramite i test condotti precedentemente, mostrano che le prestazioni dell'algoritmo sono migliori nel caso in cui vengano elaborati i segnali ricostruiti. Come già accennato, le differenze tra i risultati ottenuti sui segnali originali piuttosto che quelli ricostruiti, potrebbero essere dovute al fatto che il CWF non sia abbastanza rappresentativo del segnale di partenza. Dunque, al fine di comprendere l'effettiva capacità del metodo, l'algoritmo è stato applicato a segnali ricostruiti, ma molto più interferenti di quelli che si ottengono a partire dalle sole stime di decomposizione. Tale test è necessario in quanto il metodo DEMUSE è in grado di rilevare solamente poche unità motorie attive. Dunque, i segnali ricostruiti risultano poco interferenti. Come già descritto in precedenza nel paragrafo (8.1), tali segnali sono ricavati sommando i treni di MUAP ricavati con la decomposizione. Pertanto, la loro complessità, non è paragonabile ad un segnale EMG interferente tipico dell'elettromiografia di superficie. Per cercare di avvicinarsi il più possibile ad una situazione reale sono stati generati diversi segnali interferenti sommando treni di MUAP derivanti da molteplici unità motorie appartenenti a diversi segnali decomposti. In particolare, per ogni livello di forza considerato, sono stati ricavati cinque segnali via a via più interferenti e complessi. Per mantenere la natura delle unità motorie che si attivano durante una contrazione ad un certo livello di forza piuttosto che ad un altro, sono state considerate solamente le unità motorie derivanti da segnali prelevati durante contrazioni isometriche allo stesso livello di forza. Ad esempio, l'ultimo punto di colore blu dei pannelli (a) e (b) della figura (8.9) si riferisce a segnali altamente interferenti ottenuti sommando insieme i treni di MUAP di tutti i 20 segnali acquisiti sperimentalmente sui 10 soggetti diversi, durante contrazioni al 10% MVC. Per rendere ancora più realistici tali segnali, viene aggiunto del rumore Gaussiano bianco di diversa energia tramite la funzione MATLAB awgn. L'aggiunta del rumore serve per non lavorare su un segnale pulito, e per tenere conto del rumore di fondo generato dalle unità più grosse ed in profondità che il DEMUSE non è in grado di rilevare. In breve, per ogni livello di forza al 10%, 30%, 50% e 70% sono stati generati 5 segnali caratterizzati dall'attività di un numero di unità motoria crescente. A questi segnali viene aggiunto del rumore con potenza differente per ottenere segnali aventi un rapporto segnale rumore (SNR) pari a 20dB, 10dB e 5dB. Dunque, in totale, per ogni livello di forza sono stati generati 15 differenti segnali. Infine, l'algoritmo è stato applicato su tutti i 64 canali dei 15 segnali simulati. Nella seguente figura vengono mostrati esempi di segnali interferenti simulati.



Simulated interference signals with different active motor units

Figura 8.8. Il pannello (a) mostra i segnali simulati via a via più interferenti ottenuti sommando le unità motorie di un numero crescente di segnali relativi alle prove condotte al 30% MVC. I segnali sono costituiti sommando un differente numero di treni di MUAP (e.g. 1, 10, 30, 47, 65). Il pannello (b) mostra un segnale interferente generato dall'attività di 7 unità motorie a cui è stato aggiunto del rumore Gaussiano bianco di diversa energia per ottenere segnali via a via più rumorosi. Sono stati simulati segnali aventi SNR pari a 20dB, 10dB e 5dB.

La figura (8.8) mostra chiaramente come la complessità che caratterizza i segnali simulati aumenti all'aumentare del numero di unità motorie e della quantità di rumore. Dunque, i segnali più complessi e maggiormente interferenti sono quelli ottenuti sommando insieme i treni di MUAP derivanti da tutti i 20 segnali acquisiti per un dato livello di forza, a cui è stato aggiunto del rumore di una potenza tale da ottenere un SNR pari a 5dB.

La figura (8.9) mostra come la correlazione massima, tra le soluzioni ottenute tramite decomposizione e deconvoluzione, pur diminuendo con l'aumentare della complessità e della rumorosità dei segnali, risulti sempre molto alta. Dunque, si





Figura 8.9. Il pannello (a) mostra il numero di unità motorie che costituiscono i 5 segnali interferenti simulati per ogni livello di prova considerato (e.g 10% MVC, 30% MVC, 50% MVC e 70% MVC). Il pannello (b) mostra la cross-correlazione massima che si ottiene tra la decomposizione e la deconvoluzione per i segnali simulati del pannello (\mathbf{a}) a cui è stato aggiunto rumore Gaussiano bianco. Sono mostrati i risultati ottenuti per SNR pari a 20dB, 10dB e 5dB.

può concludere che l'algoritmo funzioni molto bene anche su segnali altamente complessi e rumorosi. Il test è stato condotto solamente per le prove non affaticanti, in quanto si è cercato di mantenere la natura delle unità motorie attive durante tali contrazioni e per lavorare su segnali simulati, ma ricavati da treni di MUAP veri (e.g acquisiti sperimentalmente). Infatti, i segnali derivanti dalle prove affaticanti hanno una lunghezza differente che dipende dalle capacità del soggetto stesso. Dunque, per ottenere treni di MUAP di uguale lunghezza, bisognerebbe allungare o diminuire il loro supporto temporale, aggiungendo o eliminando campioni. Tuttavia, procedendo in questo modo, si vanno a modificare i risultati della decomposizione stessa, ottenendo infine un segnale totalmente simulato.

L'ultima prova è un test di significatività. Viene effettuato confrontando la soluzione ottenuta elaborando un canale con l'algoritmo di deconvoluzione ed i risultati della decomposizione di tutti gli altri segnali relativi alle prove con lo stesso livello di forza. Tale test è utile per verificare che gli alti valori di cross-correlazione, ottenuti confrontando il CWF e le soluzioni dell'algoritmo, non siano solamente dovuti al caso. Infatti, ottenere risultati buoni anche elaborando segnali non appartenenti alle stesse prove o, addirittura acquisiti su soggetti diversi, potrebbe indicare che gli alti livelli di correlazione ottenuti siano dovuti, ad esempio, solamente al caso oppure grazie alla natura simile dei segnali (e.g positività). In figura (8.10) vengono mostrati i risultati ottenuti elaborando sia i segnali originali che ricostruiti.

La figura dimostra come la correlazione sia alta solamente nel primo caso, ossia quando si confronta il segnale di deconvoluzione con il CWF calcolato sullo stesso segnale. Per tutti gli altri casi, le cross-correlazioni sono molto basse. Infatti, confrontando tra loro segnali relativi a differenti contrazioni, la cross-correlazione è prossima allo 0%. In conclusione, si può affermare che le prestazioni dell'algoritmo proposto siano strettamente dipendenti dai segnali elaborati e che gli alti livelli di correlazione ottenuti non sono dovuti al caso. Il test non è stato effettuato per le contrazioni isometriche affaticanti in quanto la durata dei segnali acquisiti, in questo caso, è variabile ed è dipendente dalla resistenza del soggetto. Dunque, non è opportuno confrontare segnali aventi lunghezze, in termini di campioni, differenti.



Figura 8.10. Cross-correlazione ottenuta tra deconvouluzione di un segnale ed il CWF ottenuto dalla decomposizione degli altri segnali acquisiti durante contrazioni allo stesso livello di forza. Il pannello (**a**) mostra i risultati ottenuti elaborando i segnali originali, mentre il pannello (**b**) mostra i risultati ottenuti per i segnali ricostruiti a partire dalle stime di decomposizione.

Capitolo 9 Conclusioni

La validazione sperimentale dell'algoritmo innovativo proposto per il calcolo della frequenza media di sparo delle unità motorie, ha prodotto risultati eccellenti. Tale algoritmo, basato su un'operazione di deconvoluzione utilizzando un solo kernel che si adatta al segnale EMG stesso, è stato applicato a singoli canali differenziali acquisiti sperimentalmente durante contrazioni volontarie. I test effettuati mostrano l'effettiva capacità del metodo ed il suo potenziale di applicazione. Le prove condotte sui segnali originali e ricostruiti a partire dalle stime di decomposizione mostrano le elevate prestazioni dell'algoritmo. Le ricostruzioni dei segnali EMG a partire dalle soluzioni dell'algoritmo sono eccellenti e superano, in termini di cross-correlazione ed errore residuo, quelle ottenute a partire dai risultati del DE-MUSE. I risultati ottenuti su segnali aventi differenti distanze interelettrodiche, o ricostruiti simulando elettrodi di grosse dimensioni, dimostrano la versatilità del metodo. Inoltre, i test per la ripetibilità e la simulazione di un prelievo di tipo belly-tendon, dimostrano che l'algoritmo potrebbe essere applicato a livello clinico. Grazie alla sua semplicità, al basso costo computazionale ed al fatto che può essere applicato su sistemi di acquisizione a singolo canale differenziale, l'algoritmo potrebbe essere usato in molteplici applicazioni dove tuttora, i sistemi più complessi ad alta densità, non possono essere utilizzati. In futuro, la validazione sperimentale potrebbe essere estesa effettuando i test, già condotti in simulazione, su muscoli più complessi rispetto a quello studiato in questo progetto.

Bibliografia

- [1] L. Burrus and C. S. Iterative reweighted least squares. OpenStax CNX. Available online: http://cnx.org/contents/ 92b90377-2b3449e4-b26f-7fe572db78a1@12, 2012.
- [2] L. M. L. de Souza, H. V. Cabral, L. F. de Oliveira, and T. M. Vieira. Motor units in vastus lateralis and in different vastus medialis regions show different firing properties during low-level, isometric knee extension contraction. *Human movement science*, 58:307—314, April 2018. ISSN 0167-9457. doi: 10.1016/j.humov.2017.12.012. URL https://doi.org/10.1016/j.humov.2017.12.012.
- [3] D. Farina, L. Mesin, S. Martina, and R. Merletti. A surface emg generation model with multilayer cylindrical description of the volume conductor. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(3):415–426, 2004. doi: 10.1109/ TBME.2003.820998.
- [4] D. Farina, F. Negro, M. Gazzoni, and R. Enoka. Detecting the unique representation of motor-unit action potentials in the surface electromyogram. *Journal of neurophysiology*, 100:1223–33, 06 2008. doi: 10.1152/jn.90219. 2008.
- [5] A. Holebar and D. Farina. Blind source identification from the multichannel surface electromyogram. *Physiological Measurement*, 35(7), 2014. doi: 10. 1088/0967-3334/35/7/R143.
- [6] A. Holebar and D. Zazula. Multichannel blind source separation using convolution kernel compensation. *IEEE transactions on signal processing*, 55(9), 2007.
- [7] A. Holebar and D. Zazula. Gradient convolution kernel compensation applied to surface electromyograms. LNCS 4666, pages 617–624, 2007.

- [8] A. Holebar, M. A. Minetto, and D. Farina. Accurate identification of motor unit discharge patterns from high-density surface emg and validation with a novel signal-based performance metric. *Neural Engineering*, 2014.
- [9] A. Holobar, D. Farina, M. Gazzoni, R. Merletti, and D. Zazula. Estimating motor unit discharge patterns from high-density surface electromyogram. *Clinical Neurophysiology*, 120(3):551-562, 2009. ISSN 1388-2457. doi: https://doi.org/10.1016/j.clinph.2008.10.160. URL https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1388245709000030.
- [10] A. Holobar, M. A. Minetto, A. Botter, F. Negro, and D. Farina. Experimental analysis of accuracy in the identification of motor unit spike trains from highdensity surface emg. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 18(3):221–229, 2010. doi: 10.1109/TNSRE.2010.2041593.
- [11] A. Holobar, M. A. Minetto, and D. Farina. Accurate identification of motor unit discharge patterns from high-density surface emg and validation with a novel signal-based performance metric. *Journal of neural engineering*, 11: 016008, 02 2014. doi: 10.1088/1741-2560/11/1/016008.
- [12] H. R. Marateb, K. C. McGill, A. Holobar, Z. C. Lateva, M. Mansourian, and R. Merletti. Accuracy assessment of ckc high-density surface emg decomposition in biceps femoris muscle. *Journal of neural engineering*, 8 6:066002, 2011.
- [13] L. Mesin. Volume conductor models in surface electromyography: Computational techniques. Computers in Biology and Medicine, 43(7):942-952, 2013. ISSN 0010-4825. doi: https://doi.org/10.1016/j.compbiomed. 2013.02.002. URL https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0010482513000462.
- [14] L. Mesin. Introduction to biomedical signal processing. Mesin, 2017.
- [15] L. Mesin. Neuromuscolar System Engineering. Mesin, 2019.
- [16] L. Mesin. Non-propagating components of surface electromyogram reflect motor unit firing rates. *IEEE Access*, PP:1–1, 07 2019. doi: 10.1109/ACCESS. 2019.2931609.
- [17] L. Mesin. Single channel surface electromyogram deconvolution to explore motor unit discharges. *Med Biol Eng Comput.*, 57(9):2045–2054, 2019. doi: 10.1007/s11517-019-02010-0.

- [18] L. Mesin. Motor unit discharges from multi-kernel deconvolution of single channel surface electromyogram. *Electronics*, 10(16), 2021. ISSN 2079-9292. doi: 10.3390/electronics10162022. URL https://www.mdpi.com/ 2079-9292/10/16/2022.
- [19] L. Mesin and D. Cocito. A new method for the estimation of motor nerve conduction block. *Clinical Neurophysiology*, 118(4):730-740, 2007. ISSN 1388-2457. doi: https://doi.org/10.1016/j.clinph.2006.11.015. URL https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1388245706015276.
- [20] L. Mesin and D. Farina. Simulation of surface emg signals generated by muscle tissues with inhomogeneity due to fiber pinnation. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 51(9):1521–1529, 2004. doi: 10.1109/TBME.2004. 827551.
- [21] L. Mesin, R. Merletti, and T. M. Vieira. Insights gained into the interpretation of surface electromyograms from the gastrocnemius muscles: A simulation study. *Journal of Biomechanics*, 44(6):1096-1103, 2011. ISSN 0021-9290. doi: https://doi.org/10.1016/j.jbiomech.2011.01.031. URL https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S002192901100073X.
- [22] H. Piitulainen, A. Botter, M. Bourguignon, V. Jousmaki, and R. Hari. Spatial variability in cortex-muscle coherence investigated with magnetoencephalography and high-density surface electromyography. J Neurophysiol, 114: 2843–2853, 2015.
- [23] C. J. Scheirer, W. S. Ray, and N. Hare. The analysis of ranked data derived from completely randomized factorial designs. *Biometrics*, 32(2):429-434, 1976. ISSN 0006341X, 15410420. URL http://www.jstor.org/stable/ 2529511.
- [24] A. van Boxtel and L. Schomaker. Motor unit firing rate during static contraction indicated by the surface emg power spectrum. *Ieee transactions* on biomedical engineering, 30(9):601–9, Sept. 1983. ISSN 0018-9294. doi: 10.1109/tbme.1983.325057.