

POLITECNICO DI MILANO

Facoltà di Ingegneria Industriale e dell'Informazione

Corso di Laurea Magistrale in
Ingegneria Biomedica



**SVILUPPO DI UN SISTEMA DI CONTROLLO MIOELETTRICO PER LA
SELEZIONE DI PRESA IN UN TRATTAMENTO RIABILITATIVO ASSISTITO
DA GUANTO ROBOTICO**

Relatore: Prof.ssa Alessandra Laura Giulia PEDROCCHI

Correlatori: Ing. Marta GANDOLLA, PhD
Ing. Simona FERRANTE, PhD

Tesi di Laurea di:
Davide BALDASSINI
Matr. 800709

Anno Accademico 2014 - 2015

*“Considerate la vostra semenza:
fatti non foste a viver come bruti,
ma per seguir virtute e canoscenza”*

Dante Alighieri – Inferno: Canto XXVI

Ringraziamenti

Desidero ringraziare sia coloro che hanno contribuito alla realizzazione di questo lavoro sia coloro che, durante questi anni, hanno contribuito a formare la persona che sono oggi.

Ringrazio la mia relatrice, Prof.ssa Alessandra Pedrocchi, per avermi permesso di svolgere questo lavoro di tesi. Un grazie a Simona Ferrante, per i preziosi consigli in questi mesi.

Un enorme ed immenso grazie lo dedico a Marta Gandolla, che mi è stata a fianco in ogni fase di questo lavoro supportandomi in ogni momento e permettendomi di arrivare a questo importantissimo traguardo della mia vita.

Un ringraziamento va a Idrogenet, senza la quale questo lavoro di tesi non sarebbe mai stato realizzato.

Desidero ringraziare chi non ha mai smesso di credere in me. Dalla mia famiglia, agli amici di una vita fino agli amici con cui ho condiviso questi splendidi anni universitari. Grazie anche a chi, in ogni forma, c'è stato in questi anni.

Spendo infine poche righe per ringraziare l'Associazione culturale Casa dello Studente, i ragazzi a cui in questi anni ho dato una mano nel colmare le lacune scolastiche, e le loro famiglie. Grazie per la fiducia e le soddisfazioni che mi avete dato, ma soprattutto grazie di cuore per avermi, veramente, aiutato a raggiungere questo prezioso obiettivo.

Sommaro

Il lavoro di tesi svolto si inserisce nel contesto del progetto Think&Go (Transfer Health INnovation through Knowledge & Generate Organised technological approaches in rehabilitation). Il progetto si propone l'obiettivo di sviluppare prodotti e servizi avanzati per soggetti affetti da patologie neuromotorie utilizzando soluzioni tecnologiche innovative per migliorare l'accessibilità, il monitoraggio e l'efficacia della terapia riabilitativa.

L'obiettivo specifico di questo lavoro è stato definito dalla collaborazione tra Politecnico di Milano e Idrogenet, due partner del progetto Think&Go, e riguarda l'integrazione di un feedback relativo all'attività muscolare di un paziente neurologico durante la riabilitazione motoria supportata da Gloreha. Gloreha è un guanto robotico realizzato da Idrogenet per la riabilitazione di movimenti fini e funzionali della mano, come possono essere una presa a pinza o l'impugnatura di un oggetto. Questo lavoro si propone di sviluppare un controllore mioelettrico in grado di classificare specifiche prese, tra quelle realizzabili da Gloreha, a partire da una finestra temporale di pochi millisecondi dei segnali elettromiografici rilevati dai muscoli dell'avambraccio di un paziente durante un trattamento riabilitativo. La scelta di utilizzare pochi millisecondi di segnale nasce dall'idea di utilizzare la parte di segnale elettromiografico relativa al ritardo elettromeccanico, definito come la distanza temporale tra attivazione muscolare e movimento cinematico.

Il sistema sviluppato si adatta alla capacità effettiva residua del soggetto di svolgere un compito motorio. In particolare si propongono due scenari:

1. Assenza di EMG residuo sull'arto paretico
2. Presenza di EMG residuo sull'arto paretico in grado di eseguire parzialmente movimenti funzionali, l'attività EMG è quindi diversa in funzione del compito motorio che deve essere svolto.

Nei due scenari proposti gli elettrodi possono essere posizionati o sull'arto sano (scenario 1) o sull'arto paretico (scenario 2) del soggetto. L'informazione relativa all'identificazione del tipo di presa sarà utilizzata da Gloreha per supportare l'esercizio riabilitativo a seguito della volontà di un paziente di svolgere quella determinata presa. Nel primo caso si parla di mirror therapy e il Gloreha replicherà sull'arto paretico la presa eseguita dal paziente con

l'arto sano, nel secondo Gloreha eseguirà la presa in funzione solamente delle informazioni provenienti dall'arto paretico

Il controllore progettato permetterebbe una verifica della partecipazione attiva del paziente durante l'esercizio di riabilitazione. La realizzazione di un dispositivo che permetta una partecipazione attiva del soggetto durante la riabilitazione porta dei miglioramenti nel buon esito della terapia favorendo in particolare la riorganizzazione dei percorsi neurali con effetti benefici sulla riabilitazione motoria. (Hu et al. 2008) L'imporre uno sforzo e un impegno da parte dal paziente per raggiungere un obiettivo e il vedere completato un esercizio pianificato dal paziente a livello centrale, ma non realizzabile dal paziente stesso, forniscono un feedback somatosensoriale che migliora la plasticità cerebrale in quanto molte delle sinapsi del cervello hanno caratteristiche hebbiane e si rinforzano se c'è un allineamento temporale tra sforzo per eseguire il movimento e pianificazione del movimento stesso. (Sejnowski & Tesauo 1989)

In letteratura sono stati svolti numerosi studi che coinvolgono l'utilizzo di segnali elettromiografici superficiali acquisiti dai muscoli dell'avambraccio per la realizzazione di controllori mioelettrici. (Bitzer & Van Der Smagt 2006) (Maier & Smagt 2008) (Arjunan & Kumar 2010) L'utilizzo del segnale elettromiografico in questi lavori varia dallo studio di una relazione tra segnale elettromiografico e cinematica, (Fligge et al. 2013), allo studio di proprietà fisiche di un oggetto da afferrare identificate durante la fase di presa dell'oggetto. (Muceli & Farina 2012)

Da queste applicazioni emergono degli esempi in merito alla versatilità dell'utilizzo dei segnali elettromiografici superficiali. In tutti i lavori studiati il segnale elettromiografico è stato utilizzato nella sua interezza, dall'inizio al termine della contrazione o per percentuali elevate di segnale, circa il 50% - 70% della contrazione. (Muceli & Farina 2012)

In questo lavoro si propone un utilizzo innovativo del segnale elettromiografico per realizzare un controllore basato sull'acquisizione di pochi millisecondi di segnale a partire dall'inizio della contrazione di interesse. In particolare si vuole sfruttare una caratteristica fisiologica dei muscoli: la latenza elettromeccanica. La latenza elettromeccanica è definita come la distanza temporale che intercorre tra l'inizio di un segnale elettromiografico (onset elettromiografico) e l'inizio del movimento cinematico (onset cinematico). In letteratura è

presente una stima della latenza pari 100 ms a partire dall'onset elettromiografico.
(Cavanagh & Komi 1979)

L'implementazione di un controllore mioelettrico basato sulla fase di latenza elettromeccanica permetterebbe di guidare Gloreha rendendolo in grado di supportare l'esecuzione di una presa prima che questa sia effettivamente attuata dal soggetto portando con se il vantaggio di un totale coinvolgimento del paziente durante la riabilitazione.

In tutta la fase di progettazione del controllore è stata data particolare importanza all'applicabilità degli algoritmi implementati in un ambiente di lavoro real-time. Le prove sperimentali sono state svolte su dieci soggetti sani di 25/26 anni tre maschi e sette femmine.

Set-up sperimentale - Il set up sperimentale proposto in questo lavoro trae ispirazione dai set up presenti in letteratura. Per il posizionamento degli elettrodi si è tenuto conto della facilità e velocità del posizionamento favorendo anche l'applicazione da parte di personale non esperto. Cinque coppie di elettrodi in configurazione bipolare sono equi spaziate lungo una circonferenza attorno all'avambraccio a circa due dita dal gomito (Pannello A e Pannello B di Figura 1). In questo modo si perde la rilevazione un'informazione anatomica dettagliata (per esempio l'attivazione del muscolo flessore) in favore di un'informazione di carattere più generale dell'attività muscolare grazie anche alla presenza di sinergie muscolari. Per limitare il movimento relativo tra elettrodi e pelle gli elettrodi sono stati fissati mediante l'applicazione di una fascia (Pannello C di Figura 1) La posizione di riposo del soggetto prevede che il braccio sia posto parallelamente al piano orizzontale e che la mano rimanga aperta perpendicolarmente al piano di lavoro. Il polso è inserito all'interno di un sistema che impedisce al soggetto di prono-supinare il polso limitando l'insorgere del fenomeno del cross-talk.

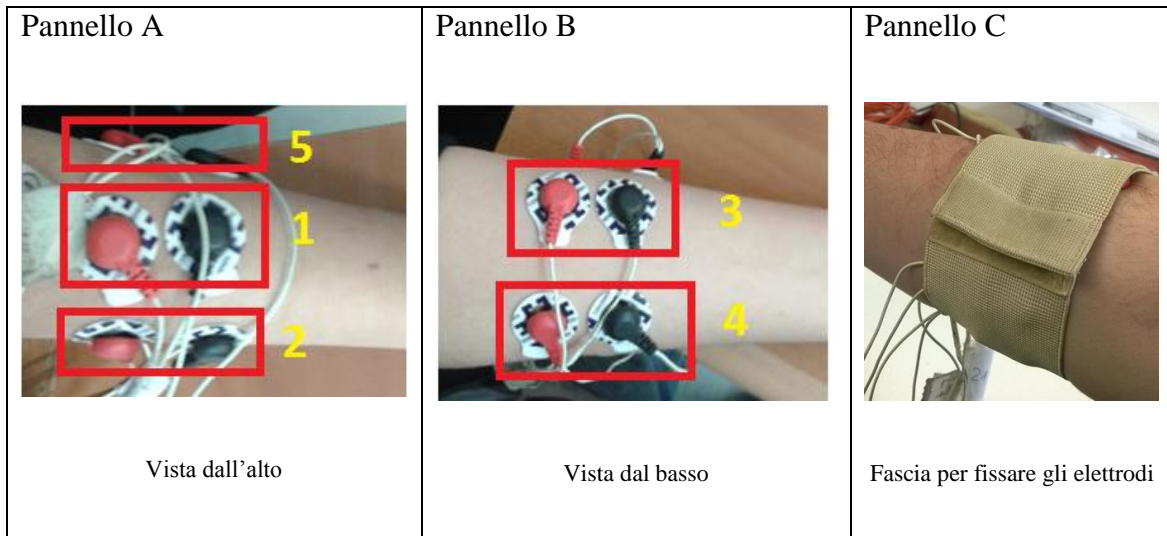


Figura 1 Elettrodi e loro posizionamento sull'avambraccio

Le prese svolte in questo lavoro sono cinque e sono state scelte tra quelle realizzabili con Gloreha:

1. Pinza: presa che prevede il movimento solo di pollice e indice per afferrare piccoli oggetti.
2. Afferrare un oggetto: presa che prevede il movimento di tutte le dita nell'afferrare un oggetto
3. Pugno: presa che prevede la chiusura di tutte le dita formando un pugno lasciando il pollice all'esterno rispetto alle altre dita.
4. Presa laterale: presa che prevede il movimento di tutte le dita nella presa di un oggetto sottile afferrando l'oggetto di lato. Ad eccezione del pollice le altre dita si muovono contemporaneamente.
5. Onda: compito motorio che prevede il movimento sequenziale delle dita in ordine a partire dal mignolo chiudendo di conseguenza la mano.

Definizione onset elettromiografico - Il primo aspetto analizzato è l'identificazione automatica dell'onset elettromiografico. L'algoritmo implementato è innovativo rispetto agli algoritmi presenti in letteratura ed è basato su un filtraggio passa basso a 0.1 Hz della media dei segnali elettromiografici acquisiti. Il segnale filtrato acquisito, definibile come l'involuppo dei segnali elettromiografici, avrà i minimi locali corrispondenti agli onset elettromiografici cercati.

L'algoritmo si presenta semplice, veloce e robusto. L'implementazione di un filtro si riconduce di fatto al calcolo di una somma algebrica e la bassa frequenza di taglio del filtro elimina eventuali rapide variazioni che possono influenzare negativamente la corretta individuazione degli onset.

La frequenza di taglio riveste un ruolo chiave in questa fase e l'individuazione della frequenza definitiva è avvenuta a seguito di un'indagine statistica calcolando gli indici precisione e recupero a seguito dell'applicazione del filtro con diverse frequenze (0.01 Hz, 0.05 Hz, 0.1 Hz, 0.15 Hz e 0.2 Hz) individuate a seguito di una prima esecuzione dell'algoritmo per l'individuazione di un range di frequenze ottimale in cui svolgere la ricerca. Da questa analisi sono stati calcolati gli indici riportati in Tabella 1:

	0.01 Hz	0.05 Hz	0.1 Hz	0.15 Hz	0.2 Hz
Precisione	1,00	1,00	0,99	0,92	0,81
Recupero	0,90	0,98	0,99	0,93	0,85

Tabella 1 Indici di precisione e recupero calcolati a diverse frequenze di taglio

Da questa prima fase di validazione è emerso che le frequenze di taglio 0.05 Hz e 0.1 Hz hanno valori di precisione e recupero più prossimi ad 1. Per questo motivo la prossima indagine sarà realizzata solo con queste due frequenze di taglio.

La successiva validazione dell'algoritmo di identificazione dell'onset elettromiografico è stata realizzata mediante il confronto con i risultati ottenuti dall'applicazione di un algoritmo basato sul calcolo di una soglia spesso utilizzato in letteratura, nella quale però non possiamo reperire un algoritmo che possa essere definito come gold standard.

In Figura 2 è mostrato il confronto tra gli onset calcolati con l'algoritmo proposto in questo lavoro e gli onset calcolati con un algoritmo a soglia su una porzione di segnale di un canale elettromiografico di uno dei soggetti sani che hanno partecipato a questo lavoro. Nel primo grafico gli onset elettromiografici individuati con l'algoritmo proposto sono rappresentati in rosso e mostrato anche il segnale filtrato utilizzato per il calcolo dell'onset. Nel secondo grafico sono mostrati, in arancio, gli onset individuati applicando un algoritmo a soglia.

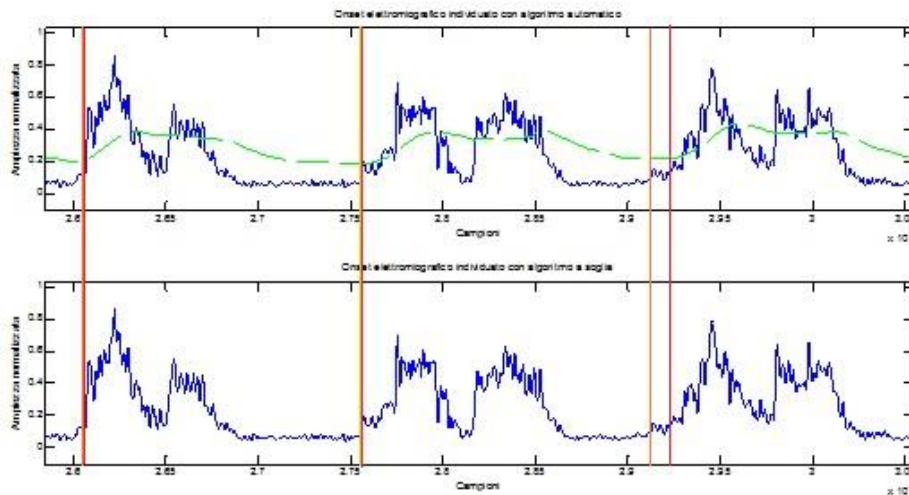


Figura 2 Confronto tra onset elettromiografici calcolati con l'algoritmo proposto in questo lavoro e un algoritmo a soglia. Linea blu: porzione di segnale EMG di un soggetto sano; Linea verde: Segnale filtrato per l'individuazione automatica dell'onset elettromiografico; Linea verticale rossa: onset elettromiografico individuato con l'algoritmo automatico; Linea verticale arancio: onset elettromiografico individuato con l'algoritmo a soglia

Per valutare quantitativamente la distanza tra gli onset individuati con l'algoritmo automatico e gli onset individuati con l'algoritmo a soglia è stata calcolata la mediana della distribuzione delle distanze degli onset. In particolare sono state valutate due distribuzioni: la prima distribuzione considera la distanza tra gli onset in valore assoluto e la seconda distribuzione considera la distanza come differenza, con segno, tra gli onset individuati con l'algoritmo proposto in questo lavoro e gli onset individuati con l'algoritmo a soglia. I risultati sono riportati in Tabella 2.

Valore mediano \pm intervallo interquartile (ms)		
Frequenza di taglio	Distribuzione delle distanze in valore assoluto	Distribuzione delle distanze con segno
0.05 Hz	35 \pm 103	20 \pm 80
0.1 Hz	91 \pm 223	71 \pm 200

Tabella 2 Mediana delle distribuzioni delle distanze tra gli onset elettromiografici calcolati con due algoritmi per due frequenze di taglio dell'algoritmo proposto in questo lavoro.

Dai risultati ottenuti dalla precedente analisi, in cui i valori mediani ottenuti sono confrontabili con la latenza elettromeccanica di 100 ms, e tenendo conto dei risultati di precisione e recupero è stata scelta come frequenza di taglio la frequenza di 0.1 Hz

Stima diretta della latenza elettro-meccanica - L'integrazione dei dati elettromiografici acquisiti per lo sviluppo del controllore con dati di carattere cinematico ha permesso di calcolare una stima diretta della latenza elettro-meccanica.

La stima della latenza elettromeccanica non ha fornito risultati soddisfacenti e comparabili con quanto riportato in letteratura. Si è quindi scelto di lavorare con una latenza fornita da un lavoro di letteratura scegliendo una finestra temporale di 100 ms a partire dall'onset elettromiografico. Con questa scelta il controllore mioelettrico sviluppato lavora, nell'ipotesi che un movimento duri due secondi, utilizzando circa il 5% della contrazione ed è una proposta innovativa rispetto ai lavori proposti in letteratura in cui si lavorava con almeno il 50% della contrazione in un lavoro o il 100% della contrazione in altri lavori, come descritto precedentemente.

Struttura del classificatore mioelettrico

Per la realizzazione del controllore mioelettrico in grado di classificare i diversi tipi di presa si sono utilizzate le reti neurali artificiali.

Architettura della rete – L'architettura del classificatore realizzato prevede due passaggi: nella prima fase si esplorano i segnali elettromiografici acquisiti con lo scopo di comprendere se alcune prese possono essere raggruppate in opportuni cluster. I cluster sono realizzati mediante l'applicazione dell'algoritmo K-medie applicato ad ogni soggetto e ad ogni sessione di lavoro. La valutazione del cluster ottimo è avvenuto calcolando il coefficiente di Silhouette medio per ogni possibile clusterizzazione proposta e scegliendo quella che ottenuto il coefficiente di Silhouette maggiore. A seguito della creazione dei cluster sono state addestrate più reti neurali che lavorano in cascata individuando inizialmente il cluster al quale una presa appartiene (prima rete neurale) e successivamente classificando all'interno del cluster precedentemente individuato quale è la presa cercata. In Figura 3 è mostrato un esempio di reti in cascata ottenute in questo lavoro:

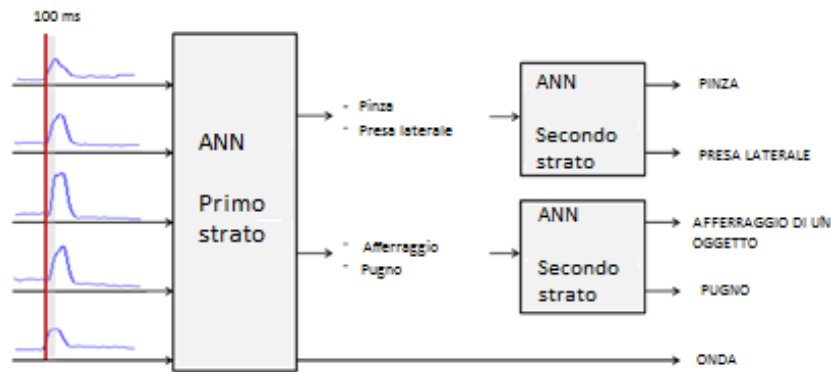


Figura 3 Esempio di architettura delle reti neurali artificiali in cascata implementate

L'addestramento delle reti neurali realizzate con questa struttura è svolto all'inizio di ogni sessione riabilitativa chiedendo al soggetto di eseguire cinque ripetizioni per ogni presa. In questo modo le reti in cascata addestrate sono immediatamente applicabili nel set up sperimentale utilizzato nella sessione eliminando alcuni dei problemi tipici dei controllori elettromiografici, come la variabilità inter-sessione del segnale acquisito. Ogni rete neurale di questa architettura proposta ha la medesima struttura: nello strato di ingresso sono presenti 1025 ingressi corrispondenti ai campioni presenti nella fase di latenza del segnale (205 campioni per ognuno dei cinque canali elettromiografici), uno strato nascosto composto da 20 neuroni con funzione d'attivazione la funzione sigmoide dei neuroni dello strato nascosto, uno strato d'uscita ha un numero di neuroni variabile in funzione dell'esito dell'applicazione dell'algoritmo K-medie e ogni neurone ha come funzione d'attivazione la funzione softmax. La funzione softmax è una funzione probabilistica che associa ad ogni neurone dello strato d'uscita la probabilità che l'ingresso alla rete neurale appartenga al cluster rappresentato da quel neurone stesso. Il learning rate delle reti è posto pari a 0.01.

Per la scelta del numero di neuroni nello strato nascosto, della funzione di attivazione, del learning rate e della durata della latenza da considerare sono state svolte delle prove di validazione in una prima fase del lavoro e, si è arrivati alle seguenti scelte: lo strato nascosto contiene 20 neuroni con funzione di attivazione una sigmoide e la durata della latenza è stata scelta a 100 ms.

Risultati sui soggetti sani - La bontà dell'architettura di rete proposta è stata valutata applicando le reti in cascata a ripetizioni non utilizzate in fase di addestramento valutando la percentuali di ripetizioni correttamente classificate. I risultati ottenuti sui soggetti sani hanno mostrato una percentuale media di successo pari al 72% con una deviazione

standard dell'8%. In Tabella 3 vengono riportati i risultati dell'applicazione delle reti a tutti i sani. Ogni riga è riferita ad un soggetto, caso 1 e caso 2 si riferiscono a due sessioni di prova realizzati dallo stesso soggetto a seguito del riposizionando gli elettrodi. La colonna calibrazione contiene i risultati dell'applicazione del classificatore ai pattern su cui è stato addestrato, la colonna generalizzazione della rete contiene i risultati dell'applicazione su pattern sconosciuti al classificatore. L'ultima colonna, cluster, contiene l'architettura delle reti implementate a seguito dell'esecuzione dell'algoritmo K-medie. I numeri si riferiscono alle prese e seguono l'ordine con cui sono state descritte le prese precedentemente (Pinza, afferraggio di un oggetto, pugno, presa laterale e onda).

Risultati sui soggetti sani			
	Calibrazione	Generalizzazione della rete	Cluster
S1 caso 1	80%	70%	1 3 4 5 / 2
S1 caso 2	96%	70%	1 4 5 / 2 3
S2 caso 1	100%	84%	1 / 2 4 / 3 5
S2 caso 2	92%	60%	1 4 5 / 2 3
S3 caso 1	92%	63%	1 2 3 4 / 5
S3 caso 2	92%	65%	1 / 2 / 3 / 4 / 5
S4 caso 1	88%	72%	1 2 3 / 4 5
S4 caso 2	80%	72%	1 / 2 3 / 4 / 5
S5 caso 1	96%	77%	1 4 / 2 3 5
S5 caso 2	88%	60%	1 4 / 2 3 5
S6 caso 1	100%	83%	1 4 / 2 5 / 3
S6 caso 2	92%	82%	1 2 / 3 / 4 / 5
S7 caso 1	96%	71%	1 2 4 / 3 / 5
S7 caso 2	100%	82%	2 4 5 / 3
S8 caso 1	90%	73%	1 2 / 3 4
S8 caso 2	100%	68%	1 3 / 2 4
S9 caso 1	100%	82%	1 4 5 / 3
S9 caso 2	96%	66%	1 2 / 3 / 4 / 5
S10 caso 1	95%	72%	1 3 / 2 4
S10 caso 2	80%	68%	1 4 / 2 / 3
Media	93%	72%	--
Deviazione standard	7%	8%	--

Tabella 3 Risultati dell'applicazione delle reti neurali ai soggetti sani

Effetto dell'affaticamento muscolare - È stato inoltre indagato quanto l'insorgere dell'affaticamento muscolare incida sul buon esito dell'applicazione del classificatore. Le prove sono state realizzate suddividendo i movimenti non utilizzati per l'addestramento della rete in tre gruppi, ciascuno composto da cinque movimenti per ogni presa. I movimenti sono stati presi nell'ordine di svolgimento. Alle reti neurali in cascata sono stati applicati come ingressi i gruppi valutando le percentuali medie di successo. È emerso che la fatica interviene con l'aumentare del tempo di svolgimento delle prove. In particolare si

nota come la percentuale media di classificazioni corrette calcolata su tutti i soggetti passi dal 77% \pm 11% del primo gruppo fino al 65% \pm 15% del terzo gruppo per effetto della fatica. I risultati delle prove di affaticamento sono riportati in Tabella 4

	Sottogruppo 1	Sottogruppo 2	Sottogruppo 3
S1 caso 1	80%	72%	55%
S1 caso 2	76%	60%	72%
S2 caso 1	88%	76%	88%
S2 caso 2	72%	52%	56%
S3 caso 1	80%	52%	56%
S3 caso 2	64%	76%	64%
S4 caso 1	80%	68%	68%
S4 caso 2	80%	84%	52%
S5 caso 1	80%	72%	72%
S5 caso 2	68%	56%	56%
S6 caso 1	88%	80%	80%
S6 caso 2	72%	80%	96%
S7 caso 1	84%	80%	50%
S7 caso 2	85%	80%	80%
S8 caso 1	80%	75%	65%
S8 caso 2	45%	50%	30%
S9 caso 1	100%	80%	65%
S9 caso 2	80%	63%	50%
S10 caso 1	65%	75%	72%
S10 caso 2	75%	60%	73%
Media	77%	70%	65%
Deviazione standard	11%	11%	15%

Tabella 4 Effetto dell'affaticamento muscolare sull'esito del classificatore

Set up e risultati su un paziente neurologico - A seguito dei buoni risultati ottenuti sui soggetti sani, si è svolta una prova pilota su un paziente neurologico di 48 anni di sesso femminile, con lesione a seguito di un ictus ischemico, nell'emisfero sinistro, striato capsulare insorto nell'aprile 2014. Nelle prove svolte sul paziente il protocollo

sperimentale utilizzato sui sani è stato modificato posizionando gli elettrodi sul braccio lesio (il destro in questa prova pilota) e riducendo le prese da cinque a tre (pinza, afferraggio di un oggetto e pugno) semplificando in questo modo gli esercizi che il paziente doveva svolgere.

I risultati ottenuti dall'applicazione del controllore mioelettrico sul paziente neurologico ha fornito risultati decisamente incoraggianti con l'82% di ripetizioni correttamente classificate. Le prove di fatica svolte sul paziente neurologico hanno fornito i risultati riportati in Tabella 5:

	Sottogruppo 1	Sottogruppo 2	Sottogruppo 3
Paziente neurologico	93%	80%	73%

Tabella 5 Effetto dell'affaticamento sul paziente neurologico

Conclusioni – lo sviluppo del controllore mioelettrico basato sulla latenza elettromeccanica dei muscoli dell'avambraccio ha fornito risultati soddisfacenti nell'applicazione su soggetti sani e un risultato molto buono nell'applicazione sul paziente neurologico. In questo lavoro è stata prestata particolare attenzione anche all'individuazione automatica dell'onset elettromiografico, con risultati anche in questo caso soddisfacenti. La stima della latenza elettromeccanica mediante l'integrazione con informazioni di carattere cinematico non ha fornito risultati apprezzabili e la latenza utilizzata in tutte le fasi di questo lavoro si è basata su informazioni presenti in letteratura.

Sviluppi futuri - Lo svolgimento di ulteriori prove, soprattutto su pazienti neurologici, migliorerà la significatività statistica dei risultati ottenuti in questo lavoro e permetterà lo studio e l'implementazione di sistemi di classificazione in tempo reale effettivamente applicabili durante un trattamento riabilitativo.

Organizzazione della tesi – La tesi è organizzata in quattro capitoli strutturati come segue:

1. Introduzione alla problematica e presentazione dello stato dell'arte.
2. Descrizione del protocollo sperimentale, descrizione e validazione di un nuovo algoritmo per l'individuazione automatica degli onset elettromiografici, stima della latenza elettromeccanica
3. Sviluppo e validazione del controllore mioelettrico
4. Conclusioni e spunti per gli sviluppi futuri del lavoro

Il lavoro svolto in questa tesi è stato in parte sottomesso alla sesta edizione del *Forum Italiano per l'Ambient Assisted Living (ForItAAL)* (Gandolla M., Ferrante S., Baldassini D., Cotti Cottini M. e Pedrocchi A., EMG-controlled robotic hand rehabilitation device for domestic training)

Abstract

The treated thesis is part of the project Think&Go (Transfer Health INnovation through Knowledge & Generate Organized technological approaches in rehabilitation). The project aims at developing advanced products and services for people with neuromotor disorders, employing innovative technological solutions to improve the accessibility, the monitoring and the effectiveness of the rehabilitation therapy.

The collaboration between Politecnico di Milano and Idrogenet, two partners of the project Think & Go, had defined the specific purpose of this work, which regards the integration of a feedback, related to the muscular activity of a neurological patient during the rehabilitation, supported by Gloreha. Gloreha is a robotic glove, manufactured by Idrogenet for the rehabilitation of fine and functional movements of the hand, as may be pitching or the grasping of an object. This work proposes to develop a myoelectric controller, able to classify specific hand movements, including those achievable by Gloreha, starting from few milliseconds window of the electromyographic signals, detected by a patient's forearm muscles. The choice of using a few milliseconds of signal comes from the idea to apply the part of the EMG signal corresponding to the electromechanical delay, defined as the temporal delay between muscles activation and effective kinematic movement.

The developed system adapts to the actual residual ability of the subject to perform a motor task. In particular, we propose two scenarios:

3. Absence of residual EMG on the paretic limb
4. Residual presence of EMG on the paretic limb, able to perform partially functional movements. Therefore, the EMG activity is different in function of the motor task that must be done.

In the two proposed scenarios, the electrodes can be placed on the healthy limb (scenario 1) or on the paretic limb (scenario 2) of the subject. Gloreha will use the information about the identification of the type of hand movements to support the rehabilitation exercise, following the patient's will to perform that particular grasp. In the first case, mirror therapy will be performed and it is expected that Gloreha replicates the execution of the hand

movement on the patient's healthy limb quite simultaneously on the paretic limb. In the second case, all the information comes from the paretic limb.

The designed controller would allow verifying the patient's active participation during the rehabilitation exercise. The creation of a mechanism, which provides an active participation of the subject during the rehabilitation, improves the success of the therapy. In particular, it promotes the reorganization of neural network with beneficial effects on the motor rehabilitation. (Hu et al. 2008) Imposing a volitional effort and the patient's commitment to achieve a goal and to see a planned exercise completed at that was not achievable by the patient himself, provides somatosensory feedbacks that improves the brain plasticity. This happens as many synapses in the brain have Hebbian features and reinforce themselves if there is a temporal alignment between the effort to perform the movement and the planning of the motion. (Sejnowski & Tesauro 1989)

In literature, many studies have been conducted, by involving the use of superficial electromyographic signals, acquired on forearm muscles, for the realization of myoelectric controllers. (Bitzer & Van Der Smagt 2006) (Maier & Smagt 2008) (Arjunan & Kumar 2010) The use of the electromyographic signal in these works varies from the study of the relationship between a electromyographic signal and kinematics, (Fligge et al. 2013), to the study of the physical properties of an object to grasp during the grasp of the object phase. (Muceli & Farina 2012)

Examples about the versatility of the use of superficial electromyography signals emerge from these applications. In all the studied works, the electromyography signal has been used in its entirety, from the beginning to the end of the contraction or for an high percentages of the signal, i.e 50% - 70% . (Muceli & Farina 2012)

In the present work, we propose an innovative use of the electromyographic signal to produce a controller, based on the acquisition of a few milliseconds of signal from the beginning of EMG onset of interest. In particular, we want to take advantage of a physiological characteristic of the muscles: the electromechanical delay. The electromechanical latency is defined as the temporal distance between the start of an electromyographic signal (electromyographic onset) and the beginning of the kinematic movement (kinematic onset). In literature, there is an estimate of the latency 100 ms. (Cavanagh & Komi 1979)

The implementation of a myoelectric controller, based on the electromechanical latency phase, would allow to drive Gloreha, so that it will support the execution of a hand movement, before it is actually realized by the user, ensuring the advantage of the patient's total involvement during the rehab.

Throughout the design phase of the controller, we guaranteed a special attention to the applicability of the algorithms, implemented in a real work environment. The experimental tests were carried out on ten healthy subjects of 25-26 years, three males and seven females.

Experimental set-up - the literature set-ups inspired the experimental set-up proposed in this work. For the electrode placement, we considered the ease and velocity of positioning, favoring the application by non-experts. Five pairs of electrodes in bipolar configuration are equi-spaced along a circumference around the forearm, about two fingers from the elbow (Panel A and Panel B in Figure 4). In this way, we lose the detection of an anatomical detailed information (for example the activation of the flexor muscle), in favor of the information about a more general muscle activity, due to the presence of muscles synergies. To limit the relative movement between the electrodes and the skin, a band fixed the electrodes (Panel C in Figure 4). The rest position of the subject provides that the arm is placed parallel to the horizontal flat surface and that the hand remains open, perpendicularly to the work flat surface. The wrist is inserted within an hand made system that prevents the subject from pronating the wrist, limiting the occurrence of the cross-talk phenomenon..

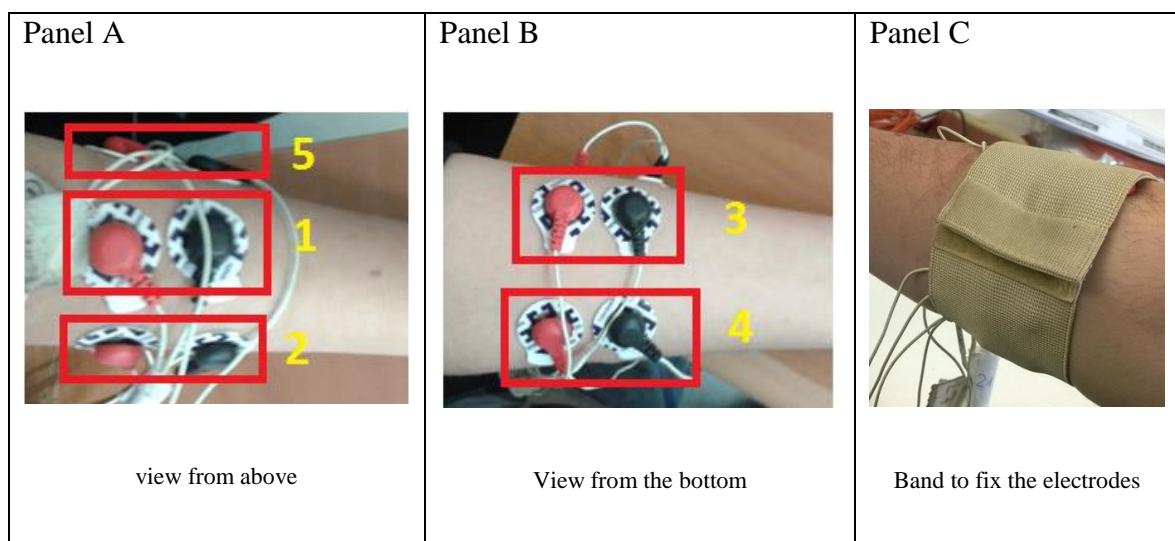


Figure 4 Electrodes set up and their placement on the forearm

The grasps treated in this work are five and they have been selected from those achievable with Gloreha:

6. Pitching: grasp that allows only the movement of the thumb and the forefinger to grasp small objects.
7. Grasp an object: grasp which reckons on the movement of all the fingers to grasp an object
8. Grasping: grasp that regards on the closure of all the fingers, forming a fist, leaving the thumb on the outside with respect to the other fingers.
9. Lateral grasp: grasp that regards on the movement of all the fingers in the grasp of a thin object, grasping the side of the object. With the exception of the thumb, the other fingers move simultaneously.
10. Wave: motor task which regards on the movement of the fingers in a sequential order, starting from the little finger, thereby closing the hand.

Electromyographic onset definition - The first analyzed perspective is the automatic identification of the electromyographic onset. The implemented algorithm is innovative compared to the algorithms in literature and it is based on a low-pass filtering at 0.1 Hz of the average of electromyographic signals acquired. The filtered acquired signal, which can be defined as the envelope of the electromyographic signals, will have the local minima, corresponding to the sought electromyographic onset.

The algorithm is simple, fast and robust. The implementation of a filter leads in fact to the calculation of an algebraic sum and the low cutoff frequency of the filter eliminates any rapid changes that can negatively affect the correct identification of the onsets.

The cutoff frequency plays a key role in this phase. The identification of the frequency ultimately occurs by following a statistical survey, calculating the indices of precision and recall, following the application of the filter with different frequencies (0.01 Hz, 0.05 Hz, 0.1 Hz, 0.15 Hz e 0.2 Hz). They are identified by following a first execution of the algorithm for the identification of an optimal range of frequencies, in which to conduct the research. From this analysis, we calculated the indices, reported in Table 6:

	0.01 Hz	0.05 Hz	0.1 Hz	0.15 Hz	0.2 Hz
Precision	1,00	1,00	0,99	0,92	0,81
Recall	0,90	0,98	0,99	0,93	0,85

Table 6 Indices of precision and recall, calculated at different cut-off frequencies

The first validation phase, it shows that the cutoff frequencies 0.05 Hz and 0.1 Hz have values of precision and recall closer to 1. For this reason, the next survey will be conducted only with these two cutoff frequencies.

A further validation of the onsets identification algorithm is realized through the comparison with the results obtained by the application of an algorithm based on a threshold often used in the literature, in which, however, we cannot find an algorithm that can be defined as the gold standard.

Figure 5 shows a comparison between the onset, calculated with the algorithm proposed in this work, and the onset, calculated with a threshold algorithm, on a portion of a signal of an electromyographic channel of one of the healthy subjects, who participated in this work. In the first plot, red lines represent the electromyographic onsets, identified with the proposed algorithm, and it show superimposed ad the filtered signal (i.e green dashed line), used for the calculation of the onset. In the second plot, orange lines show the onsets, identified by applying a threshold algorithm.

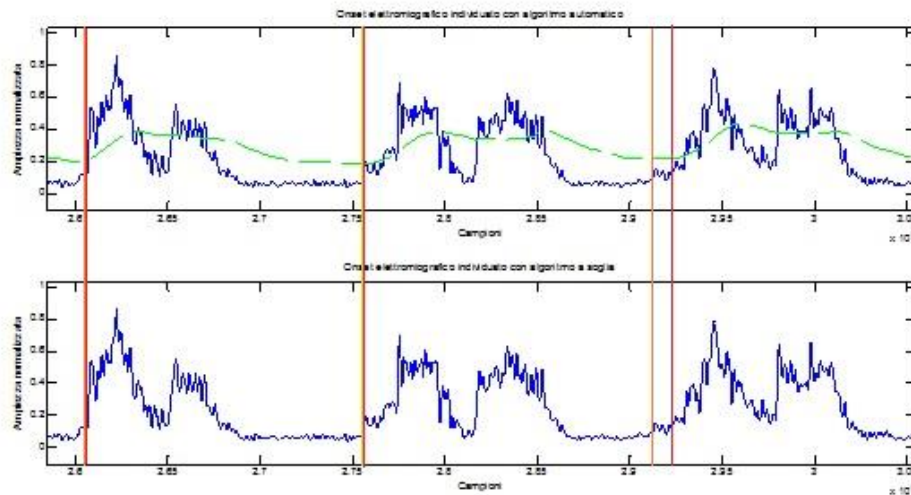


Figure 5 Comparison of electromyographic onsets calculated with the algorithm proposed in this work and a threshold algorithm. Blue line: portion of an EMG signal of a healthy subject; Green line: Filtered signal for the automatic identification of the electromyographic onsets

To quantitatively evaluate the distance between the onset identified with the automatic algorithm and the onset identified with the threshold algorithm, we have calculated the median of the distribution of the distances between onset. In particular, we evaluated two distributions:

1. the distance between the onset in absolute value
2. the distance as the difference, with the sign, between the onsets.

The results are reported in Table 7.

Median value \pm interquartile range (ms)		
Cutoff frequency	Distribution of distances (absolute value)	Distribution of distances (with sign)
0.05 Hz	35 \pm 103	20 \pm 80
0.1 Hz	91 \pm 223	71 \pm 200

Table 7 Median of the distribution of the distances between the electromyographic onset, calculated with two algorithms for two cut-off frequencies of the algorithm, proposed in this work.

Direct estimate of the electro-mechanical latency – The integration of electromyographic data, acquired for the development of the controller with kinematic data, allowed the calculation of a direct estimate of the electromechanical delay.

The estimate of the electromechanical latency did not provide satisfactory and comparable results with those reported in the literature.

It was therefore chosen to work with a latency provided in a well-designed paper in literature and a time window of 100 ms starting from electromyographic onset was selected. With this choice, the myoelectric controller developed works, assuming that a movement takes two seconds, with about 5% of the contraction and this is an innovative proposal with respect to the work presented in the literature in which they work with at least 50% of the contraction as previously discussed.

Structure of the myoelectric controller

For the realization of the myoelectric controller, we worked with artificial neural networks, using them as classifiers.

Artificial Neural Network Architecture – The architecture of the realized classifier has two-steps. In the first phase, we explore the acquired electromyographic signals with the aim of determining whether some tasks can be grouped into appropriate clusters. Clusters are made by applying the K-means algorithm, applied to every subject and at every work session. The evaluation of the optimal clustering occurred by calculating the Silhouette average coefficient for every possible clustering and by choosing the one that got the higher Silhouette coefficient. Following the creation of the cluster, more neural networks working in cascade, were trained, initially identifying the cluster to which a hand movement belongs (first neural network) and then, in the cluster previously identified, classifying the movement realized. Figure 6 shows an example of networks in cascade, obtained in this work:

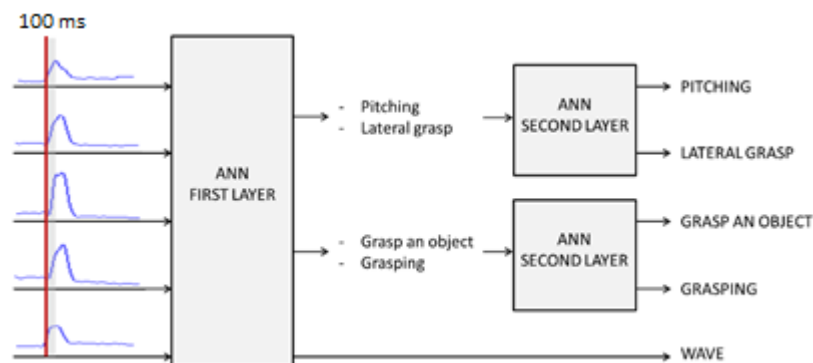


Figure 6 Example of architecture of artificial neural networks implemented in this work

The training of neural networks, realized with this structure, is conducted at the beginning of each rehabilitative session, asking the subject to perform five repetitions for each grasp. This way, trained networks cascade networks are immediately applicable within the experimental session, by removing some of the typical problems of the electromyographic controllers, such as the inter-session variability of the acquired signal. Each neural network of this proposed architecture has the same structure. In the input layer, there are 1025 inputs, corresponding to the samples in the latency phase of the signal (205 samples for each one of the five electromyographic channels). An output layer has a variable number of neurons, depending on the outcome of the application of the K-Mean algorithm; each neuron has the softmax function as activation function. The softmax function is a probability function that associates to each neuron of the output layer the probability that the input to the neural network belongs to the cluster represented by that same neuron. The learning rate of the networks is set to 0.01.

To choose the number of neurons in the hidden layer, the activation function of the neurons in the hidden layer and the duration of the latency to consider, we carried out validation tests in the first phase of the work. We arrived to the following choices: the hidden layer contains 20 neurons with a sigmoid as activation function and the duration of the latency was chosen to 100 ms.

Results on healthy subjects – We evaluated the goodness of the proposed neural network architecture by applying the networks in cascade to the repetition, not used in the training phase, and by evaluating the percentage of repetition correctly classified. The results on healthy subjects are an average success rate of 72% with a standard deviation of 8%.

Table 3 reports the results of the application of networks to all healthy subjects. Each row refers to a subject, case 1 and case 2 refer to two test sessions made by the same person as a result of repositioning the electrodes. The last two rows contains mean and standard deviation calculated on the result of all subjects. The calibration column contains the results of the application of the classifier to the pattern that has been trained, the generalization of the network column contains the results of the application of the network on the unknown pattern. The last column, cluster, contains network architecture implemented following the execution of the K-Means algorithm. The numbers refer to the

grasp and follow the order in which they were previously described (i.e. pitching, grasp an object, grasping, lateral grasp and wave).

Results on healthy subjects			
	Calibration	Network generalitation	Cluster
S1 case 1	80%	70%	1 3 4 5 / 2
S1 case 2	96%	70%	1 4 5 / 2 3
S2 case 1	100%	84%	1 / 2 4 / 3 5
S2 case 2	92%	60%	1 4 5 / 2 3
S3 case 1	92%	63%	1 2 3 4 / 5
S3 case 2	92%	65%	1 / 2 / 3 / 4 / 5
S4 case 1	88%	72%	1 2 3 / 4 5
S4 case 2	80%	72%	1 / 2 3 / 4 / 5
S5 case 1	96%	77%	1 4 / 2 3 5
S5 case 2	88%	60%	1 4 / 2 3 5
S6 case 1	100%	83%	1 4 / 2 5 / 3
S6 case 2	92%	82%	1 2 / 3 / 4 / 5
S7 case 1	96%	71%	1 2 4 / 3 / 5
S7 case 2	100%	82%	2 4 5 / 3
S8 case 1	90%	73%	1 2 / 3 4
S8 case 2	100%	68%	1 3 / 2 4
S9 case 1	100%	82%	1 4 5 / 3
S9 case 2	96%	66%	1 2 / 3 / 4 / 5
S10 case 1	95%	72%	1 3 / 2 4
S10 case 2	80%	68%	1 4 / 2 / 3
Mean	93%	72%	--
Standard deviation	7%	8%	--

Table 8 Results of neural network applications on healthy subjects

Effect of the muscle fatigue - It has also been investigated how much muscle fatigue affects the success of the application of the classifier. We carried out the test, by subdividing the movements, not used for training the network, into three groups, each consisting of five movements for each grasp. The movements were taken in their order of execution. To

neural networks in cascade, groups were applied as inputs, evaluating the average percentages of success. We found out that the fatigue happened with the increasing of the duration of the session. In particular, we noticed that the average percentage of the correct classifications, calculated on all the subjects, proceeded from the $77\% \pm 11\%$ in the first group to the $65\% \pm 15\%$ of the third group, because of fatigue. The results of the fatigue tests are reported in Table 9

	Group 1	Group 2	Group 3
S1 case 1	80%	72%	55%
S1 case 2	76%	60%	72%
S2 case 1	88%	76%	88%
S2 case 2	72%	52%	56%
S3 case 1	80%	52%	56%
S3 case 2	64%	76%	64%
S4 case 1	80%	68%	68%
S4 case 2	80%	84%	52%
S5 case 1	80%	72%	72%
S5 case 2	68%	56%	56%
S6 case 1	88%	80%	80%
S6 case 2	72%	80%	96%
S7 case 1	84%	80%	50%
S7 case 2	85%	80%	80%
S8 case 1	80%	75%	65%
S8 case 2	45%	50%	30%
S9 case 1	100%	80%	65%
S9 case 2	80%	63%	50%
S10 case 1	65%	75%	72%
S10 case 2	75%	60%	73%
Mean	77%	70%	65%
Standard deviation	11%	11%	15%

Table 9 Effect of muscle fatigue on the results of the classifier

Set-up and results on a neurological patient - Following the good results obtained on healthy subjects, we did a pilot test on a neurological patient of 48-years of age, female, with an injury, following an ischemic stroke in the left hemisphere, capsular striatum, occurred in April 2014. The experimental protocol used on healthy patients was modified, by placing electrodes on the affected arm (the right in this pilot test) and by reducing the grasps from five to three (pitching, grasp an object and grasping), thus simplifying the exercises that the patient had to perform.

The results obtained from the application of myoelectric controller on the neurological patient ended up with a very encouraging result 82% of correctly classified repetitions. The fatigue tests carried out on the neurological patient have provided the results reported in Table 10

	Group 1	Group 2	Group 3
Neurological patient	93%	80%	73%

Table 10 Effetto dell'affaticamento sul paziente neurologico

Conclusions – the development of the myoelectric controller, based on the electromechanical latency of the muscles of the forearm, has provided satisfactory results in the application on healthy subjects and a very good result in the application on a neurological patient. In this paper, we paid particular attention to the automatic identification of the electromyography onset, with satisfactory results even in this case. The estimate of the electromechanical latency, through the integration with kinematic information, has not given appreciable results and the latency, used in all the phases of this work, was based on information available in the literature.

Future Developments - Conducting further tests, especially on neurological patients, will improve the statistical significance of the results, obtained in this work. It will allow the study and the implementation of classification systems in real time, effectively applicable during a rehabilitation treatment.

Organization of the thesis - The thesis is structured according to the following:

1. Scientific context and introduction to the research.

2. Description of the experimental protocol, description and validation of a new algorithm for automatic detection of the electromyographic onset, estimation of latency electromechanical
3. Development and validation of the myoelectric controller
4. Conclusions and future prospective

The work developed in this thesis was partially submitted to the sixth edition of the Italian Forum for Ambient Assisted Living (ForItAAL) (Gandolla M., S. Ferrante, Baldassini D., Cotti Cottini M. and A. Pedrocchi, EMG- controlled robotic hand rehabilitation device for domestic training)

Indice

Capitolo 1 – Introduzione e stato dell’arte	1
1.1 Basi neurologiche per la riabilitazione	1
1.2 Approccio robotico alla riabilitazione	4
1.2.1 No contact coaching	4
1.2.2 Simulazione ADL	5
1.2.3 Challenge Based	5
1.2.4 Assistive Controllers	6
1.3 Riabilitazione robotica della mano e delle dita.....	9
1.3.1 MIT MANUS	13
1.3.2 ARMEO.....	15
1.3.3 HWARD	16
1.3.4 REHA-DIGIT	17
1.3.5 RUTGER MASTER.....	19
1.3.6 GLOREHA.....	19
1.4 Segnale elettromiografico e configurazione degli elettrodi	21
1.5 Controllori elettromiografici	25
1.6 Elaborazione del segnale elettromiografico e classificatori	29
1.6.1 Reti neurali artificiali.....	31
1.6.2 PCA	35
1.6.3 Support Vector Machine.....	36
1.7 Scopo del lavoro	37
Capitolo 2 – Set up e protocollo sperimentali	39
2.1 Soggetti	39
2.2 Set up sperimentale	39

2.2.1	Set up sperimentale per l'acquisizione di segnali elettromiografici.....	39
2.2.2	Set up sperimentale per l'acquisizione di segnali cinematici	40
2.3	Protocollo sperimentale per l'acquisizione del segnale EMG	43
2.3.1	Preparazione del soggetto	43
2.3.2	Posizionamento degli elettrodi	44
2.3.3	Prove sperimentali con soggetti sani	45
2.3.4	Prove sperimentali con un paziente neurologico.....	48
2.4	Elaborazione del segnale elettromiografico.....	50
2.4.1	Pre-processing	50
2.4.2	Identificazione dell'onset elettromiografico.....	51
2.5	Verifica della latenza elettromeccanica	62
Capitolo 3 – Classificatore mioelettrico.....		67
3.1	Definizione della struttura della rete neurale	68
3.2	Performance delle reti progettate	72
3.3	Verifica della capacità di generalizzazione delle reti neurali	74
3.4	Scelta dei parametri dell'architettura della rete neurale	78
3.5	Ottimizzazione della capacità di generalizzazione della rete	82
3.5.1	Verifica della bontà dei parametri selezionati nella definizione dell'architettura della rete.....	85
3.5.2	Effetto dell'affaticamento muscolare	91
3.5.3	Architettura definitiva.....	93
3.5.4	Risultati ottenuti dal paziente neurologico	94
Capitolo 4 – Discussione dei risultati e conclusioni		96
Bibliografia.....		106
Indice delle figure		110

Capitolo 1 – Introduzione e stato dell'arte

1.1 Basi neurologiche per la riabilitazione

L'ictus è la seconda causa di morte nella popolazione, dopo le malattie del sistema cardiocircolatorio, e rappresenta la principale causa di disabilità nell'80% dei pazienti sopravvissuti. L'incidenza di un ictus aumenta con l'età e il progressivo aumento dell'aspettativa di vita della popolazione, contestualizzata rispetto all'aumento di sopravvivenza dopo la prima fase acuta dell'evento, porta alla necessità di rendere sempre migliori ed efficaci sia i mezzi preventivi che gli approcci riabilitativi. (Lloyd-Jones et al. 2010)

Con il termine ictus si intende una patologia che porta alla perdita funzionale di una parte di cervello a seguito della diminuzione, o totale assenza, di ossigeno in alcune aree del cervello.

L'ictus è classificabile in due categorie:

- Ictus ischemico: a seguito dell'occlusione di un vaso sanguigno, per esempio a seguito di trombosi o embolia, che impedisce al sangue di raggiungere alcune aree cerebrali.
- Ictus emorragico: a seguito della rottura di un vaso sanguigno all'interno o sulla superficie del cervello. Il sangue fuoriuscito dal vaso lesso non rifornisce più le aree cerebrali a cui era destinato ed esercita una pressione sul tessuto cerebrale circostante danneggiandolo fino a causare la morte dei neuroni presenti.

La morte di alcuni neuroni a seguito di un ictus è spesso causa di disabilità motorie e/o cognitive che impediscono al paziente di svolgere anche le più comuni attività di vita quotidiana. Una delle conseguenze di un ictus è l'emiparesi, che avviene a seguito del danno cerebrale subito da uno degli emisferi del cervello. Con il termine emiparesi si definisce una perdita parziale della funzione motoria di una metà del corpo. In particolare se l'ictus colpisce l'emisfero sinistro si ha una perdita parziale della funzione motoria nella metà destra del corpo, viceversa se l'ictus colpisce l'emisfero destro il danno motorio interessa la metà sinistra del corpo.

La riabilitazione include quelle metodiche atte a restituire ad un soggetto lesa da eventi traumatici o patologici più autonomia possibile, migliorando non solo gli aspetti relativi alla salute ma anche agli aspetti riguardanti la vita sociale.

La riabilitazione a seguito dell'insorgenza di un ictus inizia immediatamente a seguito del trauma ed è accompagnata da una terapia farmacologica. Si individuano tre fasi in cui si articola l'evoluzione del recupero post-ictus:

- *Fase acuta*: è la prima fase e dura dal momento in cui insorge un ictus fino a che il paziente non è stabilizzato. Durante questa fase non si realizzano proposte riabilitative specifiche per il paziente preferendo un approccio orientato alla prevenzione dall'insorgenza di ulteriori danni e di altri rischi potenzialmente presenti.
- *Fase post-acuta*: questa fase dura fino allo stabilizzarsi della disabilità e si estende generalmente fino a sei mesi dopo la fase acuta. Può comportare il coinvolgimento di strutture riabilitative opportune per migliorare il quadro clinico del paziente. L'impegno clinico e terapeutico è comunque tale da richiedere una presa in carico complessiva tra una e tre ore giornaliere.
- *Fase cronica*: il terzo stadio riguarda una situazione di disabilità generalmente stabilizzata e richiede interventi sanitari finalizzati al mantenimento del livello di autonomia raggiunto dal soggetto nella precedente fase oltre che alla prevenzione di possibili sviluppi negativi della patologia.

L'organizzazione dei tempi della riabilitazione svolge un ruolo cruciale per renderne migliore l'esito. È ormai dimostrato che la riorganizzazione delle aree cerebrali avviene in massima parte entro le prime quattro settimane dall'avvento dell'ictus e per quanto riguarda il recupero del movimento, esso si verifica soprattutto nei primi tre mesi dall'evento acuto. Le capacità funzionali migliorano ulteriormente, sia pure con minore intensità e rapidità, nei successivi tre mesi, per poi tendere a stabilizzarsi entro l'arco dell'anno.

Nel contesto della neuro-riabilitazione, un trattamento riabilitativo non ha quindi il solo scopo di intervenire a livello muscolare ma anche a livello cerebrale. Esiste infatti una caratteristica propria del sistema nervoso centrale che è la plasticità, la capacità del cervello di organizzare la sua struttura in funzione delle esperienze della vita di tutti i

giorni. Questo significa che l'apprendimento è un requisito fondamentale per la riorganizzazione dei percorsi cerebrali a livello corticale in modo da permettere un miglioramento della capacità motoria del paziente.

Grazie a questa capacità di riorganizzazione della propria struttura, il cervello è in grado di sopperire alla mancanza di alcuni percorsi cerebrali creandone altri da zone corticali vicine. La plasticità è generalmente più marcata più il soggetto è giovane. (Luft et al. 2004)

In passato, quando si parlava trattamento riabilitativo, era comune pensare che un buon successo potesse aver luogo solo se il paziente si trovava nella fase acuta dell'ictus. Per quanto questo aspetto sia veritiero, anche i pazienti cronici (con danno subito da oltre un anno) possono mostrare dei benefici a seguito di una riabilitazione. (Page et al. 2004)

Uno degli approcci classici a seguito di un ictus è la terapia passiva: movimenti opportuni vengono realizzati per mezzo di forze esterne e non con una contrazione muscolare propria da parte del paziente. Queste forze possono essere esercitate da un terapista o da un robot per riabilitazione motoria. È stato dimostrato però che per ottenere effetti migliori da un trattamento riabilitativo è necessario anche il coinvolgimento volontario/partecipazione attiva del paziente. (Hu et al. 2008)

Per questa tipologia di trattamento possono essere identificati dei vantaggi rispetto ad una terapia di mobilizzazione passiva:

- C'è uno *sforzo da parte del paziente* che dovendo contrarre un muscolo deve impegnarsi durante il trattamento. L'impegno è una condizione necessaria per sfruttare al meglio la plasticità e ottenere una riorganizzazione dei percorsi neurali. Inoltre uno sforzo per generare una contrazione muscolare ha effetti benefici anche sui muscoli stessi prevenendo situazioni di rigidità muscolare e spasticità.
- C'è un *feedback somatosensoriale* in quanto il paziente vede il completarsi di un movimento pianificato a livello centrale che da solo non sarebbe stato in grado di completare. Anche questo aspetto è essenziale per una buona riorganizzazione dei percorsi neurali a livello corticale.

Non solo la partecipazione attiva intesa come contrazione muscolare completa da parte del paziente è una causa di plasticità. Anche un movimento iniziato da un paziente lo è in quanto il paziente indica l'intenzione di voler eseguire un compito allineando

temporalmente il suo sforzo e pianificazione all'esecuzione. Questo aspetto è cruciale se si tiene conto che molte delle sinapsi del cervello hanno caratteristiche hebbiane e che si rinforzano quindi se c'è un allineamento temporale tra sforzo per eseguire il movimento e pianificazione del movimento stesso.

Questo fenomeno si basa sulla legge di Hebb che, da un punto di vista fisiologico, è un rafforzamento della connessione post sinaptica se il neurone presinaptico e il neurone postsinaptico sparano contemporaneamente. (Sejnowski & Tesauro 1989)

Un altro aspetto importante da tenere in conto per ottenere una buona plasticità è la realizzazione di un training funzionale. L'esercizio proposto non deve infatti essere fine a se stesso, ma deve essere volto al raggiungimento di un obiettivo così da motivare il paziente nell'esecuzione. (Rensink et al. 2009) Infine, anche l'intensità e la frequenza con cui si svolgono gli esercizi riabilitativi svolgono un ruolo nel miglioramento della plasticità. (Lum et al. 2002)

1.2 Approccio robotico alla riabilitazione

Gli aspetti precedentemente presentati svolgono un ruolo primario in un trattamento riabilitativo per una buona riorganizzazione dei percorsi neurali, e si possono quindi assumere a requisiti per la progettazione di trattamenti riabilitativi.

L'utilizzo di un robot per la riabilitazione motoria, ad esempio, può migliorare l'efficienza della terapia. Si pensi ad esempio al fatto che un terapeuta può seguire solo un paziente alla volta durante un trattamento mentre un sistema robotico può svolgere parte del lavoro senza l'intervento costante del terapeuta, richiedendone soltanto la supervisione.

Nell'utilizzo dei robot nelle terapie riabilitative vi sono quattro strategie che definiscono il tipo di iterazione tra robot e paziente. (Marchal-Crespo & Reinkensmeyer 2009)

1.2.1 No contact coaching

Nel *no contact coaching* il robot non svolge la terapia con il soggetto ma va a guidare la terapia sulla base di una sequenza di istruzioni. Non c'è concordanza in letteratura sull'effettiva necessità di utilizzare un robot per svolgere una funzione realizzabile più semplicemente da un video su un monitor. Teorie affermano che rendere reale quello che altrimenti sarebbe un semplice video porta vantaggio nella terapia in quanto il robot

sarebbe fisicamente presente a fianco del paziente aiutandolo durante la terapia seppur in modo indiretto. (Huang et al. 2008)

1.2.2 Simulazione ADL

Un'altra strategia è la *simulazione ADL* (activities of daily living) in cui si usa la terapia robotica per creare un ambiente di realtà virtuale che simula l'esecuzione di gesti di vita quotidiana e si utilizza il robot per riprodurre la sensazione somatosensoriale associata. Questo tipo di strategia prende il nome di terapia occupazionale in quanto il paziente ha un compito da svolgere.

Tra i vantaggi di questo approccio vi sono la ricreazione di ambienti diversi e stimolanti senza aver bisogno di un ambiente di lavoro reale in quanto tutti realizzati via software. Inoltre questa strategia permette di modulare la difficoltà dell'esercizio variando alcuni elementi dell'ambiente. L'allenamento è più realistico, modulabile e variegato. (Johnson et al. 2006)

1.2.3 Challenge Based

Nella strategia *Challenge Based* il robot ha il compito di rendere l'esecuzione dei movimenti durante la terapia gradualmente più difficili in modo da coinvolgere di più il paziente per la corretta riuscita dell'esercizio, ottenendo in questo modo un maggior apprendimento. Vi sono diversi approcci per realizzare questa strategia.

In un primo caso si può utilizzare un approccio resistivo in cui si fornisce una resistenza al movimento durante la sua esecuzione. A livello fisiologico equivale ad aumentare l'informazione propriocettiva la cui amplificazione ha valore di apprendimento.

Nell'approccio denominato *constraint induced therapy* si svolgono terapie che si basano sul blocco dell'arto sano obbligando il paziente all'uso dell'arto lesa. Questo avviene perché i pazienti emiparetici tendono a svolgere compiti motori funzionali con l'arto sano a discapito del lesa che verrà sempre meno utilizzato rendendo improbabile un corretto riordino dei percorsi neurali. In questo tipo di strategia un robot tipicamente include un controllo di simmetria che limita i movimenti dell'arto sano obbligando il paziente ad utilizzare l'arto paretico durante gli esercizi. (Shaw et al. 2005)

Nell'approccio *error amplification* il segnale d'errore è quello su cui si basa l'apprendimento. A volte un difetto sensoriale o sensorimotorio può beneficiare dal veder amplificato l'errore in quanto un errore obbliga una correzione e il paziente forza il sistema nervoso centrale per ottenerla. Maggiore è l'errore, più marcata sarà la correzione. Questo approccio ha dimostrato ottimi risultati sul breve periodo mentre non è stata ancora dimostrata una persistenza di lungo periodo. (Patton et al. 2006)

1.2.4 Assistive Controllers

L'ultima strategia robotica che si presenta è l'*Assistive Controllers*, basata sul paradigma riabilitativo normalmente chiamato assistenza attiva: un'assistenza esterna fisica al fine di aiutare il paziente nell'eseguire il movimento. Tra i vantaggi di questa strategia si possono considerare: (Marchal-Crespo & Reinkensmeyer 2009)

- Implica uno *sforzo del paziente*, quindi un impegno dell'utente che è una condizione necessaria per la plasticità. Come già introdotto precedentemente accanto all'impegno ci sarà una contrazione volontaria dei muscoli durante l'esecuzione del movimento che li rafforza, aiutando a prevenire le rigidità articolari e la spasticità.
- Con questa terapia è possibile ottenere un *movimento completo*, altrimenti impossibile perché il paziente non riuscirebbe a farlo, offrendo in questo un feedback propriocettivo somatosensoriale corretto e completo del movimento. C'è quindi una stimolazione del sistema somatosensoriale.
- Si ha la possibilità di avere un *trattamento intensivo*, ripetendo numerosi movimenti in tempi brevi. Grazie all'affiancamento di un robot si riescono a mobilitare soggetti ancora fortemente disabili che nella terapia tradizionale farebbero esercizi dopo molto più tempo. Si ricorda infatti che tra le fonti della plasticità vi era la frequenza di svolgimento degli esercizi.
- Anche in questa strategia l'esercizio può essere *progressivo* variando la difficoltà di volta in volta in funzione delle esigenze e allo stato clinico del paziente.
- Vi è infine *l'elemento motivazionale*. Si innesca un meccanismo di "ricompensa" che è una leva fondamentale nell'innescare i processi di apprendimento oltre ad essere una leva fondamentale affinché la terapia prosegua in modo efficace. Vi è sempre infatti il rischio che il soggetto possa abbandonare il trattamento.

A fianco dei vantaggi elencati questa strategia presenta anche alcuni svantaggi:

- Si corre il rischio di avere una *diversa dinamica* in quanto il movimento guidato ha caratteristiche dinamiche diverse dal movimento naturale. Quindi il soggetto si allenerebbe su un paradigma differente da quello che è il suo vero obiettivo riabilitativo funzionale.
- Il robot aiuta il soggetto a svolgere *una* soluzione motoria non consentendo al soggetto la ricerca di una soluzione ottimale.
- Si può correre il rischio che *il soggetto faccia fare al robot* anziché fare del proprio meglio durante la terapia. È un rischio a cui bisogna rispondere al meglio nella strategia di controllo. L'assistenza robotica passiva rischia di diminuire l'impegno, l'effetto motorio e l'attenzione che sono tutti i fattori per cui invece ne è stato predisposto l'utilizzo. Per questa ragione i controllori sono generalmente basati sul principio *assistance as needed* in cui si assiste il paziente il minimo necessario per garantirgli il completamento del compito affinché l'assistenza implichi il massimo sforzo da parte del paziente stesso.

La realizzazione di un robot che sfrutti il principio *assistance as needed* può avvenire secondo varie modalità:

- *Controllori d'impedenza*: si definisce una traiettoria desiderata del movimento target. Se il soggetto esegue il movimento sulla traiettoria desiderata il robot non fa nulla. Nel momento in cui il paziente devia dalla traiettoria, l'azione del robot è quella di variare un'impedenza (per esempio con una molla se si deviasse spazialmente o temporalmente) che riporta il movimento sulla traiettoria desiderata. Normalmente viene implementato un controllore proporzionale e derivativo rispetto all'errore sulla traiettoria ad ogni istante di tempo. Per traiettoria desiderata non si intende una curva nello spazio, ma più propriamente un'area attorno ad una curva entro cui il paziente può svolgere l'esercizio senza l'intervento del robot. Per definire la traiettoria desiderata si può ricorrere a:
 - Modelli matematici: mediante la definizione di un'opportuna equazione è possibile realizzare la traiettoria voluta. (Loureiro & Harwin 2007)
 - Stereotipi fisiologici: la traiettoria desiderata è la soluzione motoria registrata per quello stesso gesto da un gruppo di soggetti sani fornendo

quindi un riferimento fisiologico del movimento da realizzare. Ci deve essere ovviamente un'assoluta somiglianza tra i movimenti registrati e perciò ci si riferisce a movimenti relativamente semplici. (Riener et al. 2005)

- Traiettoria guidata dal terapeuta: il terapeuta registra la traiettoria desiderata su cui il robot si setta. Questo accade quando il soggetto può avere dei blocchi articolari o rigidità che impedirebbero l'esecuzione del corretto movimento secondo una traiettoria fisiologica. (Nef et al. 2007)
- Sistema mirror: nei compiti bimanuali si può specchiare sul lato paretico il movimento che il paziente svolge sul lato sano attivando in questo modo i neuroni specchio che svolgono anch'essi un ruolo chiave nella riabilitazione motoria. (Hesse et al. 2003)
- Assistenza triggerata: vuol dire che tutto il sistema robotico è attivato solo dopo che un parametro stabilito della performance del soggetto supera un valore fissato evitando che il soggetto sia totalmente passivo al robot. (Lotze et al. 2003)

Tra i parametri di attivazione vi sono:

- a. Tempo: se dopo un certo tempo il soggetto non ha fatto niente parte il robot
- b. Errore: si ammette un movimento libero fino ad una certa deviazione
- c. Velocità: se il soggetto scende sotto una certa velocità si comincia ad assisterlo
- d. Attivazione muscolare

Si può quindi utilizzare un trigger assistito sia in termini positivi (evitando passività) o in termini negativi (si assiste quando la performance è troppo bassa). Il problema di tutti i trigger è che il paziente apprenda cosa fare per far partire il robot per smettere poi di collaborare nelle fasi successive. Il controllore deve agire anche su questo meccanismo.

- *Counter balanced*: in questo caso il robot genera una riduzione della componente gravitaria sostenendo il peso dell'arto. Vi sono due metodiche per realizzare questo approccio:
 - Robot passivi: elementi elastici o molle permettono alla struttura rigida di sostenere il peso degli arti. Normalmente si basano sull'intervento manuale dell'operatore per modulare il livello di assistenza. (Pedrocchi et al. 2013)
 - Robot attivi: ci sono dei controlli software che compensano la componente gravitaria. (Mihelj et al. 2007)

Normalmente la soluzione implementata è un mix delle due metodiche presentate così da non aver problemi, per esempio, in casi di black-out.

- *EMG-Based*: Sono robot che basano la loro attività sulle informazioni rilevate dal segnale elettromiografico di opportuni muscoli rilevanti nel movimento target.
 - a. *EMG-triggered*: In questo caso quando il segnale supera la soglia stabilita si procede con l'assistenza secondo le strategie concordate. (Volpe et al. 2007)
 - b. *Controllo mioelettrico proporzionale*: in cui il robot amplifica il movimento guidato dalla contrazione muscolare. Si ipotizza che il soggetto sia debole, ma capace di controllo motorio quindi il robot riconosce una contrazione e assiste proporzionalmente tale contrazione. Il controllo mioelettrico parte dall'ipotesi che il soggetto attivi i muscoli correttamente e dipende quindi dalla patologia e dalla situazione di ogni singolo paziente. (Song et al. 2008)
- *Performance-Based*: In questa categoria i parametri del controllore non sono statici come nei casi precedenti ma adattativi. È estremamente interessante, nell'ottica del problema dell'impigritimento del paziente, che l'intervento del robot sia modulato in funzione della performance corrente del paziente. (Krebs et al. 2003)

1.3 Riabilitazione robotica della mano e delle dita

La mano, come tutti sanno, è situata all'estremità di ogni arto superiore e in essa si distinguono il polso, che media la continuità della mano con l'avambraccio, il metacarpo, che ne costituisce la porzione più ampia, e le dita, la cui flessione e opposizione sul metacarpo conferisce alla mano l'abilità prensile, tipica dei primati, ominidi compresi.

Le dita ed il pollice sono catene di ossa articolate e ciascun dito è costituito da tre ossa (falangi) che gli conferiscono 4 gradi di libertà garantendo la flessione/estensione del giunto interfalangeo distale, prossimale e metacarpale nonché l'adduzione/abduzione di quest'ultimo.

I muscoli responsabili dei movimenti delle dita sono situati nell'avambraccio e sono mostrati in Figura 7

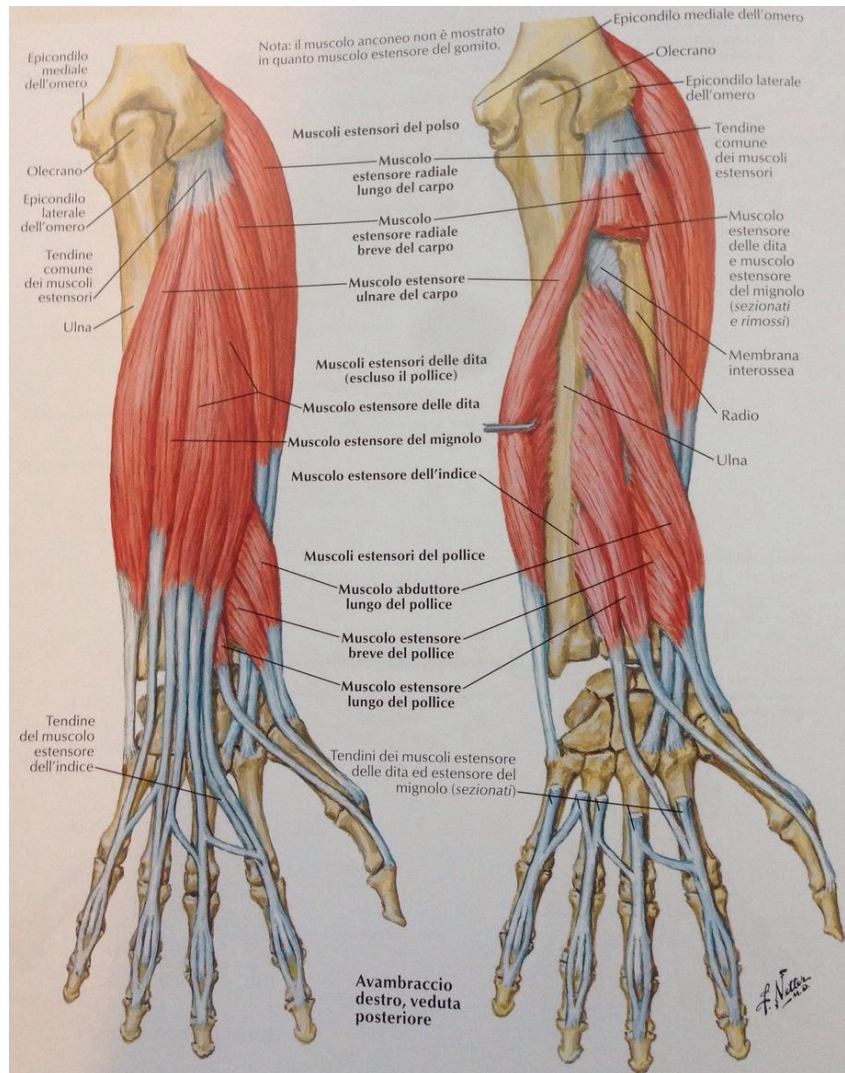


Figura 7 Muscoli dell'avambraccio (Netter n.d.)

La complessa configurazione anatomica rende difficoltosa, se non impossibile, la lettura del segnale elettromiografico superficiale di ogni muscolo. I muscoli responsabili dei movimenti delle dita sono numerosi e spesso sfruttano sinergie con altri muscoli per svolgere la loro funzione. Inoltre, non c'è una corrispondenza uno ad uno tra i muscoli e i

movimenti delle dita. Questo aspetto rende critico lo studio di una connessione tra il segnale elettromiografico superficiale rilevato e l'attività specifica di un muscolo dell'avambraccio.

In Figura 8 sono mostrati alcuni dei numerosi movimenti che possono essere realizzati con la mano e con le dita.

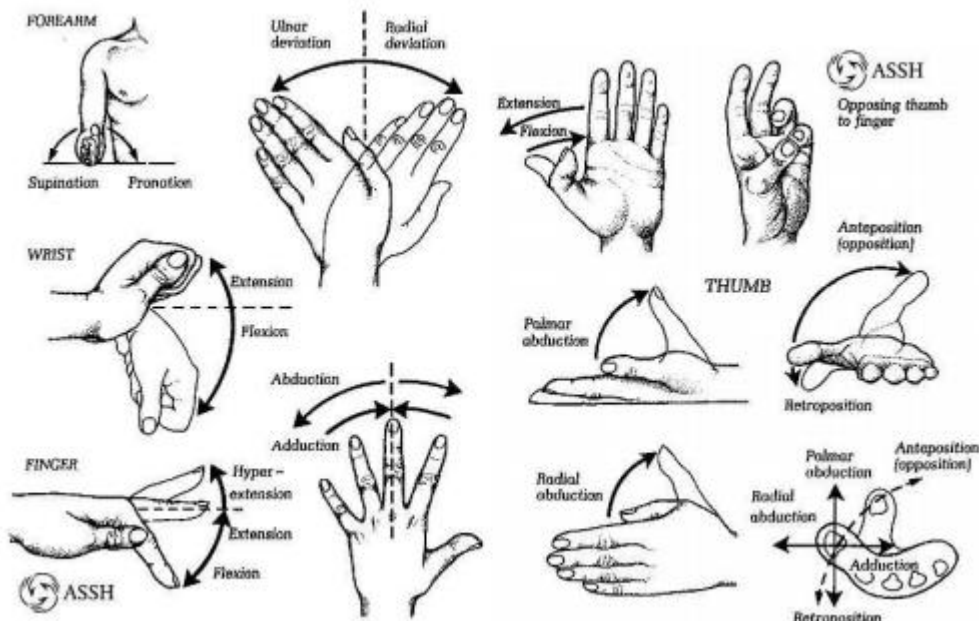


Figura 8 Esempi di movimenti della mano e delle dita

Data la complessità dei movimenti realizzabili appare chiaro che esistano varie classificazioni di tali movimenti.

La prima di queste classificazioni suddivide le prese in due gruppi principali: (Napier 1956) (Figura 9):

- Precision grip: in cui l'oggetto è afferrato solo con il pollice e qualche dito
- Power grip: quando l'oggetto è afferrato da tutta la mano

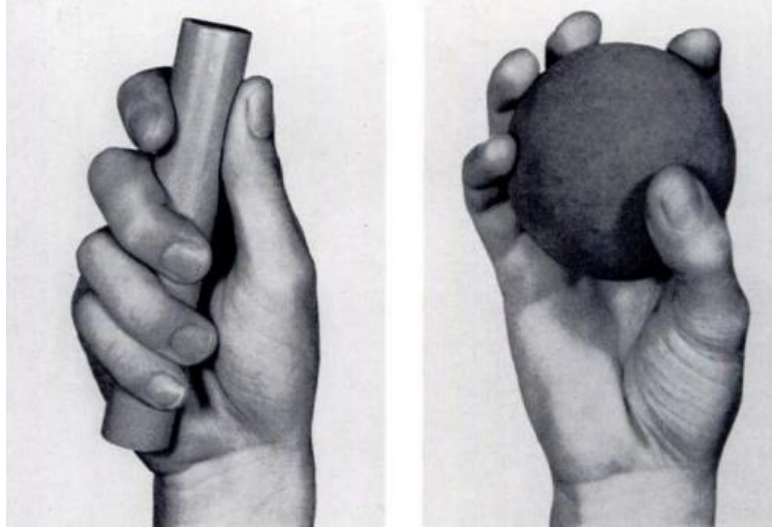


Figura 9 Power grip (sinistra) e precision grip (destra) (Napier 1956)

A partire da queste due macro categorie si potrebbe andare ulteriormente nel dettaglio definendo altri tipi di prese sui cui nomi e quantità non c'è accordo in letteratura.

Uno studio presenta una relazione basata sulle forze applicate reciprocamente tra la dita. (J.M. & K.J. 1984) Da questo lavoro emerge che il pollice e l'indice svolgono un ruolo primario in tutti i movimenti di precisione delle dita mentre le rimanenti dita hanno il compito di stabilizzare i movimenti. Uno schema riassuntivo della classificazione di movimenti proposti da questo lavoro è rappresentato in Figura 10

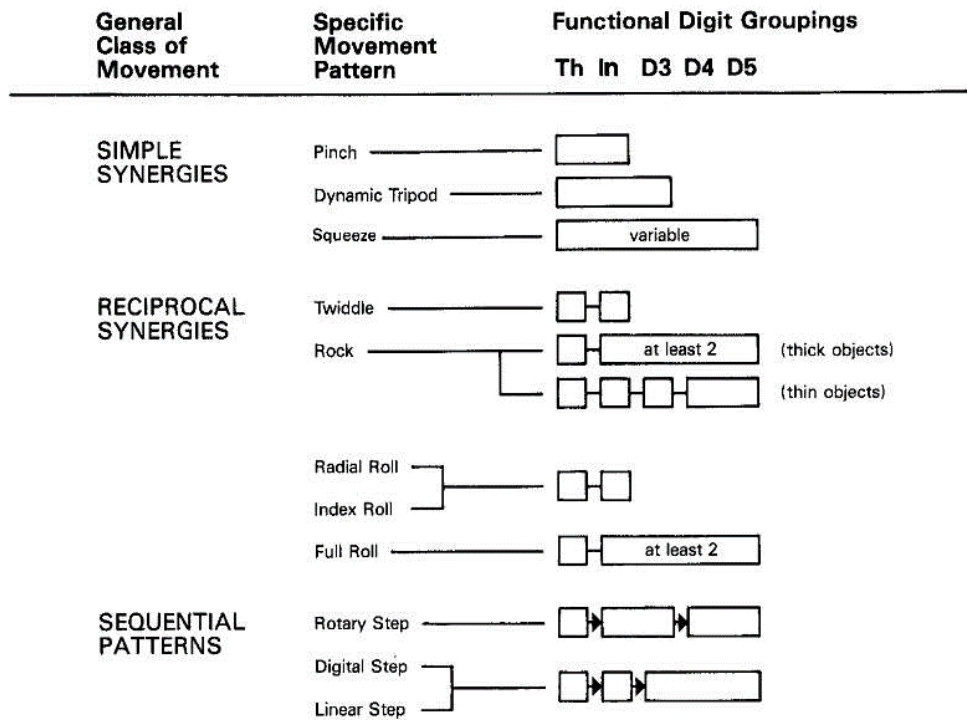


Figura 10 Classificazione delle prese e dita coinvolte (J.M. & K.J. 1984)

Appare chiaro da questa breve analisi che parlare di riabilitazione della mano non è semplice, in quanto i movimenti coinvolti sono numerosi.

Negli ultimi anni lo studio di sistemi robotici per la riabilitazione dell’arto superiore è stato una tematica molto attuale. L’approccio seguito coinvolgeva in prima battuta la riabilitazione della parte alta dell’arto superiore. Questo è comprensibile in quanto qualunque movimento funzionale della mano, per esempio l’afferraggio di un oggetto, perderebbe completamente di scopo se il paziente non fosse in grado di muovere il braccio verso l’oggetto.

Solo dopo lo sviluppo di robot per la riabilitazione della parte alta dell’arto superiore si è proceduto allo studio di sistemi robotici in grado di riabilitare anche i movimenti fini delle dita. Una panoramica completa dei numerosi sistemi sviluppati nel corso degli anni è consultabile in (Maciejasz et al. 2014) e (Sarakoglou et al. 2007).

1.3.1 MIT MANUS

Un primo sistema di riabilitazione dell’arto superiore è il MIT MANUS progettato nel 1991 per la riabilitazione, inizialmente, di spalla e gomito e di recente anche del polso.

Questo sistema svolge un trattamento riabilitativo attivo coinvolgendo il paziente nell'esercizio.(Marchal-Crespo & Reinkensmeyer 2009)(Volpe et al. 2007)

Una importante proprietà del sistema MIT MANUS è la sua trasparenza nei confronti del paziente. Questo significa che il robot rende minima la sua presenza durante lo svolgimento dell'esercizio lavorando in modo tale da dare al paziente la sensazione di non essere collegato ad alcun sistema robotico. Per realizzare questo obiettivo il robot garantisce bassi livelli di inerzia, di rigidità e di attrito.

La terapia implementata è basata sulla strategia robotica *assistance as needed* in cui il robot interviene se necessario in funzione della performance del paziente durante degli esercizi di calibrazione svolti all'inizio di ogni sessione di trattamento.

Durante l'esercizio riabilitativo il paziente è coinvolto anche con l'utilizzo della realtà virtuale come mostrato in Figura 11.



Figura 11 Sistema MIT MANUS (Volpe et al. 2007)

1.3.2 ARMEO

Un altro sistema commerciale per la riabilitazione dell'arto superiore è ARMEO il cui obiettivo è quello di supportare la terapia per pazienti che hanno perso (o ridotto) la funzionalità degli arti superiori a causa di danni cerebrali, neurologici, spinali, muscolari o ortopedici.

ARMEO (Hocoma) unisce, ad un supporto modellabile per il braccio, un feedback e un ampio spazio di lavoro 3D che permette di svolgere la terapia in un ambiente di realtà virtuale.

Tra i punti di successo di ARMEO si possono considerare:

- **Compensazione gravitazionale:** rende possibile ai pazienti l'utilizzo del controllo residuo sia dell'arto che della mano permettendo di partecipare agli esercizi guidati con una simulazione 3D di compiti della vita quotidiana.
La compensazione di peso aiuta i pazienti a rinforzare gli arti lesi mediante esercizi che simulano attività della vita quotidiana, aumentando la funzionalità dell'arto e prevenendo gli effetti avversi dovuti al non utilizzo.
- Il sistema è dotato di un ampio range di movimento e lavora con l'ausilio di supporti video per giochi ed esercizi funzionali e coinvolgenti con un livello di difficoltà definibile in base alla disabilità del paziente.
- L'impugnatura è dotata di un sensore di pressione che rileva anche piccole intensità di forza, facilitando gli esercizi di presa e rilascio, anche in una fase precoce della terapia. Inoltre l'impugnatura può essere rimossa permettendo di lavorare con oggetti reali.
- La possibilità di effettuare la prono supinazione del polso permette ai pazienti di migliorare i pattern funzionali di raggiungimento.
- Il software registra gli angoli articolari e le traiettorie della mano, consentendo ai terapisti di valutare la coordinazione e il progresso dei pazienti.



Figura 12 Applicazione del sistema ARMEO con la realtà virtuale

La ricerca recente si è focalizzata non solo sulla riabilitazione dell'arto superiore ma anche della mano e dei suoi movimenti fini.

1.3.3 HWARD

Il sistema HWARD (Hand Wrist Assistive Rehabilitation Device) è un esoscheletro pneumatico a 3 gradi di libertà che aiuta la mano durante movimenti di apertura e chiusura del pugno consentendo la movimentazione del pollice, delle restanti dita in contemporanea e del polso. (Sarakoglou et al. 2007)

L'obiettivo è quello di riabilitare la mano nei movimenti di impugnatura e conseguente rilascio del pugno con l'uso, allo stesso tempo, di oggetti reali durante la terapia.

Il soggetto viene fatto sedere di fronte ad un monitor e la mano viene assicurata al robot tramite delle strisce di velcro mentre l'avambraccio è assicurato ad un altro supporto.

(Figura 13)



Figura 13 Il sistema HWARD (Sarakoglou et al. 2007)

Un aspetto interessante di HWARD è che il palmo della mano viene lasciato completamente libero permettendo al paziente di impugnare un oggetto combinando oltre alla riabilitazione motoria anche degli stimoli tattili migliorando in tal modo il potenziamento sinaptico a lungo termine.

Inoltre il dispositivo HWARD permette di allenare il soggetto non solo con oggetti reali ma utilizzando anche la realtà virtuale, come mostrato in Figura 14.



Figura 14 Sistema HWARD e realtà virtuale (Sarakoglou et al. 2007)

1.3.4 REHA-DIGIT

Reha-Digit, (Figura 15) invece è costituito da quattro cilindri di plastica tra loro indipendenti, ciascuno fissato all'asse motore del dispositivo. (Hesse et al. 2008)

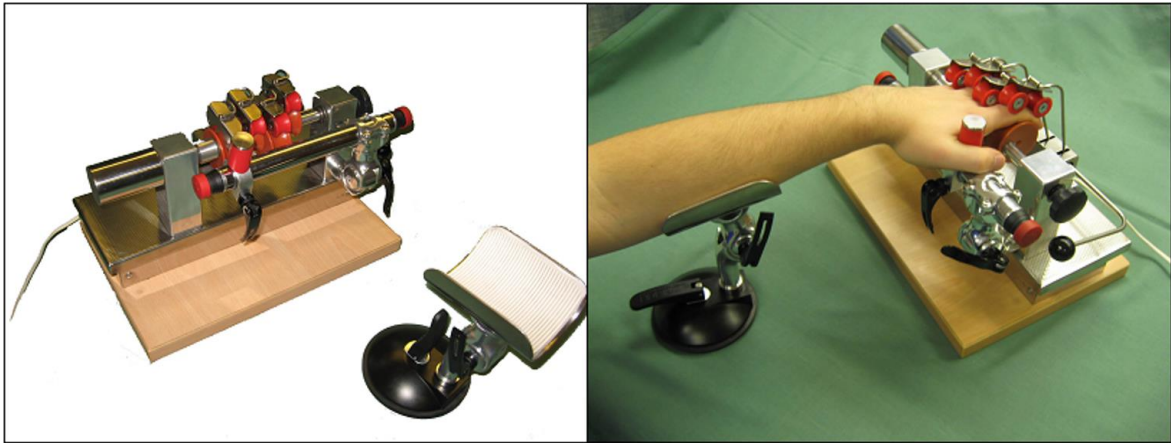


Figura 15 Sistema Reha-Digit senza e con paziente (Hesse et al. 2008)

Ogni cilindro ha una superficie concava in modo da massimizzare l'area di contatto tra dito e cilindro stesso. Due cilindretti più piccoli per dito, concavi anch'essi, tengono il dito in posizione, esercitando una forza sul dorso grazie a delle molle elastiche che tirano verso il cilindro principale. Ciascuna coppia di cilindretti si muove ortogonalmente all'asse di rotazione di quest'ultimo. Una barra parallela a tale asse di rotazione permette di mantenere la mano nella posizione ottimale; per garantire ulteriore stabilità, può essere utilizzato un elemento (spostabile, per poter funzionare con entrambe le mani) in grado di agganciare il pollice.

Il motore produce una rotazione dell'asse principale fino a trenta giri al minuto. Un piccolo dispositivo situato alla base stimola le dita vibrando con frequenze da 0 Hz a 30 Hz.

Il dispositivo, nella sua forma attuale, è limitato dal momento che permette il solo movimento passivo delle dita. E' comunque utile per i pazienti con disabilità severe in quanto è stato dimostrato che una stimolazione senso-motoria puramente passiva aumenta l'eccitabilità cortico spinale e induce potenziamento a lungo termine delle sinapsi. (Kaelin-Lang et al. 2002) Con questo fine, oltre che aggiungere il dispositivo in grado di produrre vibrazioni (che stimola in primo luogo i corpuscoli di Pacini delle falangi distali), sono stati condotti esperimenti introducendo, sulla superficie concava dei 4 cilindri principali, delle strisce di tessuti diversi che il paziente doveva riconoscere ottenendo un incremento della stimolazione sensoriale.

1.3.5 RUTGER MASTER

Rutger master è il sistema sviluppato presso la Rutgers University e prevede una riabilitazione attiva della mano usando la realtà virtuale. Il sistema è composto da pistoni situati al di sotto delle dita e in grado di implementare i movimenti desiderati. (Jack et al. 2001) Rutger Master è formato da una piastra fissata al palmo della mano sulla quale sono collegati quattro pistoni pneumatici che mobilitano tutte le dita, ad esclusione del mignolo, collegandosi alla seconda falange delle dita. (Figura 16)

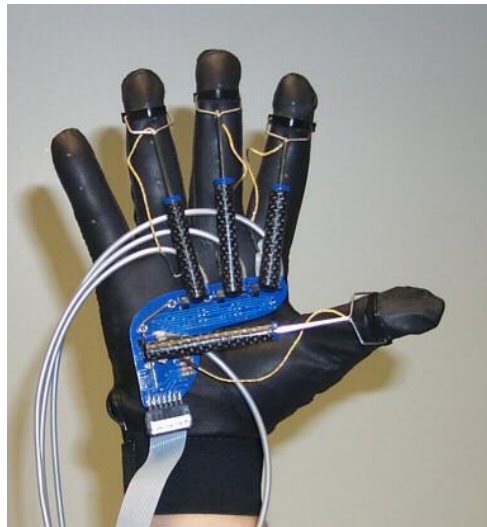


Figura 16 Il guanto Rutger Master (Jack et al. 2001)

Il controllo di posizione delle dita è attuato mediante sensori ad infrarossi posti su ogni pistone (ogni pistone ha un sensore). L'informazione fornita dai sensori ad infrarossi è integrata da altri sensori posti direttamente sul guanto in grado di misurare l'angolo di flessione e adduzione delle dita permettendo di conoscere l'esatta posizione di ogni singolo dito.

La riabilitazione con Rutger Master prevede l'utilizzo della realtà virtuale fornendo in questo modo stimoli sensoriali e permettendo al paziente di interagire concretamente con il mondo realizzato al computer.

1.3.6 GLOREHA

Un altro esempio di robot attualmente utilizzato nella riabilitazione dei movimenti fini della mano è Gloreha, prodotto da Idrogenet.

Gloreha è un guanto per la riabilitazione e presenta la caratteristica di non avere una forma fissata pari ad una mano sana ma di avere cinque porzioni completamente indipendenti in cui inserire ciascun dito.

Questa configurazione permette di ottenere un'indossabilità migliore in funzione della posizione di riposo della mano del paziente che potrà essere diversa da quella di una mano di un sano, per esempio in caso di spasticità.

Gloreha permette di riabilitare i movimenti fini delle dita come per esempio la presa a pinza o l'impugnatura di un oggetto. Inoltre è prevista la possibilità da parte dell'utente di scegliere una serie di esercizi personalizzabili. Ogni dito è guidato da un motore per un totale di cinque motori indipendenti all'interno del dispositivo. Prima dello svolgimento dell'esercizio è possibile regolare la corsa dei motori. Questo permette di definire la dinamica che le dita seguiranno e la scelta riguarda sia aspetti funzionali (si azioneranno i motori in modo da ottenere una presa funzionale) sia morfologici in cui i motori si muoveranno anche in funzione della possibilità del paziente di muovere passivamente la mano. Si pensi ad esempio ad un paziente che presenta delle rigidità muscolari e non sia in grado nemmeno passivamente di muovere un dito, se la scelta della corsa dei motori fosse realizzata automaticamente, l'esercizio avrebbe delle conseguenze anche gravi sul paziente.

Gloreha inoltre non è un guanto rigido e il paziente, nel limite delle proprie capacità, può muovere le dita sia prima dell'esercizio sia durante l'esercizio stesso. Allo stato attuale eventuali interventi del paziente sia prima che durante il trattamento riabilitativo non vengono individuati dal robot, che continuerà a svolgere l'esercizio secondo il programma stabilito.

Ogni esercizio è accompagnato sia da stimoli visivi, come una simulazione 3D del movimento che il guanto eseguirà, sia da stimoli sonori (semplici suoni che accompagnano ogni movimento). Questi stimoli forniscono un feedback somatosensoriale che migliora gli effetti riabilitativi incrementando la plasticità, come già discusso in precedenza. (Figura 17)



Figura 17 Gloreha e interfaccia grafica mostrata durante l'esercizio

Il principale svantaggio di questo sistema robotico è il suo essere un sistema completamente passivo. Per quanto il paziente possa, se volesse, muovere le dita prima o durante la terapia, il sistema non ha alcun feedback sull'attività del paziente. L'unico feedback è relativo alla posizione dei cinque motori durante il trattamento ma è un'informazione poco significativa in quanto, paradossalmente, il guanto può muoversi anche senza essere indossato e questo feedback permetterebbe di affermare che l'esercizio è stato svolto correttamente quando, da parte del paziente, non è stato affatto svolto.

1.4 Segnale elettromiografico e configurazione degli elettrodi

Il segnale elettromiografico (EMG) è un segnale biologico generato dall'attività elettrica delle cellule muscolari. La propagazione del potenziale avviene lungo la direzione delle fibre muscolari e implica che la corretta lettura del segnale dovrà avvenire lungo questa direzione.

È interessante osservare che fisiologicamente il segnale EMG e l'inizio del movimento non sono sincronizzati in quanto è presente un ritardo. Questo ritardo prende il nome di ritardo elettromeccanico o latenza muscolare e comporta che dal momento in cui si rileva un segnale EMG passerà una breve finestra temporale, la cui durata è quantificata tra i 30 ms e i 100 ms, prima che il movimento abbia inizio.(Cavanagh & Komi 1979)

Per misurare un segnale EMG vengono utilizzati degli elettrodi, che sono dispositivi che agiscono da interfaccia tra i tessuti e la strumentazione elettronica per l'acquisizione dei segnali biologici. Gli elettrodi per elettromiografia si dividono in due categorie:

Gli *elettrodi intramuscolari* hanno la caratteristica di essere inseriti all'interno delle fibre muscolari permettendo la registrazione dell'attività muscolare con un'elevata selettività anche dei muscoli posti in profondità rispetto alla superficie del corpo umano. L'invasività

di questa categoria di elettrodi costituisce il principale svantaggio nelle applicazioni cliniche. Oltre a questo svantaggio si cita anche l'impossibilità di svolgere analisi di movimento con questa categoria di elettrodi che, essendo realizzati ad ago o filo, si muoverebbero a loro volta perdendo la specificità muscolare dell'informazione registrata.

Gli *elettrodi di superficie* (Figura 18) sono realizzati da un disco di metallo che rileva il valore medio del potenziale sulla superficie di contatto.



Figura 18 Elettrodi superficiali utilizzati in elettromiografia

L'area degli elettrodi è approssimabile ad una superficie equipotenziale così che le correnti circolanti vengano mediate dalla resistenza di contatto generando un unico valore di potenziale e un'unica corrente. L'area di contatto tra metallo ed elettrolita è il sito dove avviene la reazione di ossido riduzione responsabile della trasformazione di correnti ioniche in correnti elettriche. Gli elettrodi superficiali più comuni sono realizzati d'argento con cloruro d'argento e sono utilizzati con pasta salina.

Il contatto elettrico tra metallo e pelle è a priori pessimo a causa dell'elevata resistenza di contatto e del non uniforme contatto tra elettrodo e pelle. Il potenziale di contatto tra l'area di un elettrodo e la pelle dipende da vari fattori come la temperatura, i movimenti tra metallo e pelle e l'accumulo di sudore che modifica la concentrazione di pasta salina. Per rendere il potenziale di contatto più uniforme durante una sessione di lavoro, gli elettrodi sono accompagnati da un gel che agisce come interfaccia tra pelle e metallo dell'elettrodo permettendo più facilmente il passaggio della corrente riducendo il rumore elettrico sulla corrente misurata. La pulizia della pelle prima dell'applicazione degli elettrodi è un aspetto critico e migliora l'accoppiamento elettrodo-pelle.

Gli elettrodi superficiali non sono invasivi e sono una soluzione ottimale quando si vuole ottenere un'informazione relativa all'attività globale di un muscolo o ai tempi e alle fasi di attivazione del muscolo stesso.

Tra gli svantaggi di questa categoria si trova la discrepanza tra una buona lettura dell'attività muscolare dei muscoli posti vicino alla superficie corporea e la pessima lettura dell'attività relativa ai muscoli posti più in profondità. Inoltre il segnale rilevato dagli elettrodi è influenzato non solo dai muscoli situati nella zona al di sotto dell'elettrodo ma anche dai muscoli posti nelle vicinanze dell'elettrodo che possono dare un contributo nel segnale (cross-talk). Se, per esempio, un muscolo fosse di piccole dimensioni o posto in profondità non si riuscirebbe a leggere il segnale relativo alla sua attività ma, con molta probabilità, il segnale letto rifletterebbe l'attività muscolare anche di altri muscoli posti attorno.

Si è visto come il contatto tra elettrodo e superficie corporea influenzi il potenziale rilevato. Si intuisce che tanto migliore sarà questo contatto e tanto migliore sarà la lettura del segnale sull'elettrodo. Una pelle su cui è stata spalmata, per esempio, una crema idratante poche ore prima della prova, avrà un'elevata impedenza impedendo la lettura corretta del segnale che sarà molto attenuato e difficile da analizzare. Per migliorare questo aspetto si cerca di preparare la pelle del soggetto in modo opportuno rimuovendo per esempio la pelle morta o pulendo con alcol la pelle prima dell'applicazione degli elettrodi.

Oltre alla scelta della tipologia di elettrodi, che dipende anche dal tipo di applicazione, è importante stabilirne la configurazione.

La più semplice per l'ottenimento di una corrente misurabile è la *configurazione monopolare* nella quale viene utilizzato un solo elettrodo posizionato presso il muscolo di interesse e del quale si legge la tensione confrontata con quella letta da un elettrodo di riferimento posto lontano dal punto di rilevazione del segnale elettromiografico. (Figura 19)

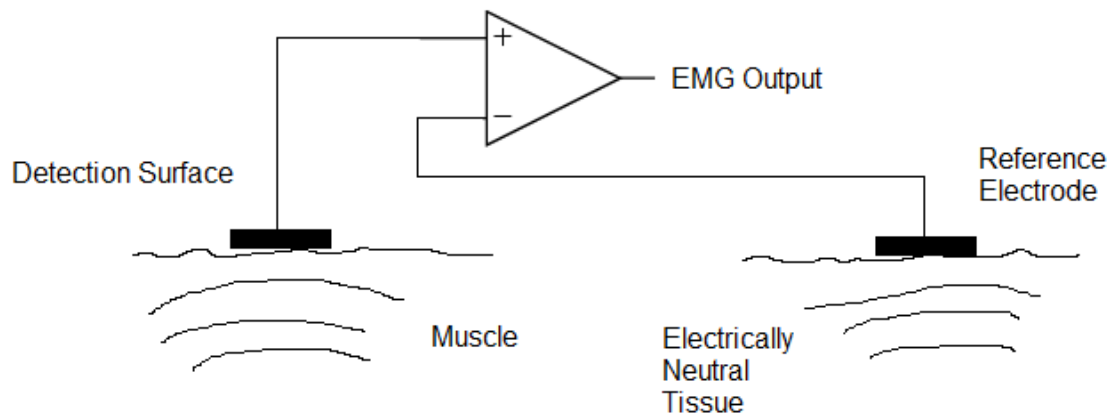


Figura 19 Configurazione monopolare degli elettrodi

Il grande svantaggio di questa semplice configurazione è l'impossibilità di eliminare, o almeno attenuare, il rumore sovrapposto al segnale di interesse. La presenza di rumore nel segnale elettromiografico porterà ad una sua amplificazione esattamente identica a quella del segnale informativo arrivando ad avere, in certi casi pessimi, più rumore che segnale.

L'evoluzione di questa tecnica prevede l'utilizzo di due elettrodi posti in prossimità del muscolo di cui si vuole leggere l'attività. Come nel caso precedente vi sarà sempre un elettrodo di riferimento posto lontano dal sito di rilevazione. In questa configurazione il segnale elettromiografico sarà la differenza tra i segnali letti dai singoli elettrodi individualmente. (Figura 20)

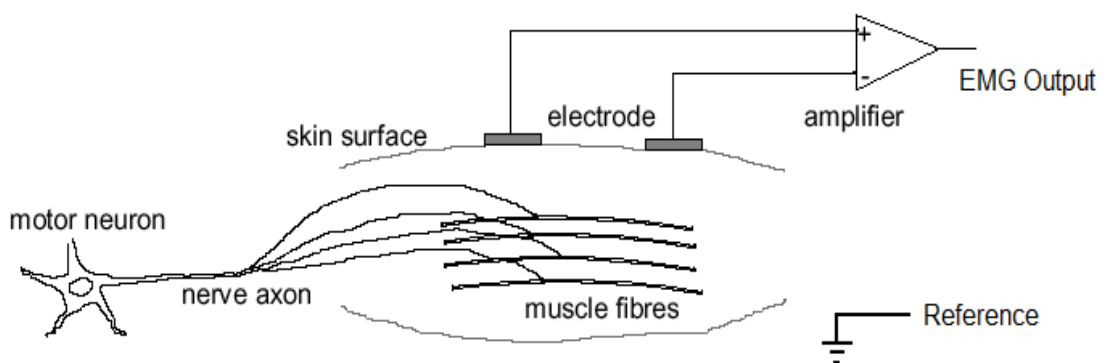


Figura 20 Configurazione bipolare degli elettrodi

Con questo approccio se una fonte di rumore avesse origine lontano dal sito di posizionamento degli elettrodi il suo contributo sugli elettrodi sarebbe praticamente il medesimo e nel calcolo della differenza tra i segnali questo rumore sarà eliminato, almeno dal punto di vista teorico. Questo aspetto non è del tutto vero nelle applicazioni reali in quanto parte del rumore può essere amplificata e portata in uscita. Per minimizzare questo fenomeno si scelgono amplificatori aventi un rapporto di reiezione comune (CMRR) elevato.

Il segnale rilevato dagli elettrodi è un segnale stocastico, stazionario in brevi tratti, assimilabile ad un rumore bianco. L'ampiezza del segnale è dell'ordine dei millivolt con un contenuto in frequenza da 20 Hz a 400 Hz.

1.5 Controllori elettromiografici

Nel contesto dell'utilizzo dell'elettromiografica superficiale (indicata spesso anche con la sigla sEMG) per la realizzazione di controllori mioelettrici sono stati svolti numerosi lavori, nel corso degli anni, utilizzando segnali acquisiti dai muscoli dell'arto superiore.

Uno dei lavori presenti in letteratura su questo tema prevede la classificazione dell'apertura e chiusura delle dita (pollice, indice e le rimanenti tre) esclusivamente dal segnale sEMG con lo scopo di poter controllare una mano robotica. (Bitzer & Van Der Smagt 2006)

Sono stati realizzati anche studi in merito alla classificazione di flessione, abduzione e adduzione delle dita sempre a partire dai segnali elettromiografici dei muscoli dell'avambraccio. (Maier & Smagt 2008) Un altro lavoro ha svolto un compito simile in cui si è classificata la flessione delle dita unita alla flessione del polso sempre mediante elettromiografia di superficie. (Arjunan & Kumar 2010)

Oltre che per la classificazione dei movimenti, il segnale elettromiografico è stato utilizzato per la classificazione di alcune proprietà fisiche, dimensione e peso, di un oggetto che stava per essere afferrato dal soggetto. Questo tipo di informazione apparentemente non fisiologica ha permesso di determinare la migliore forma da far assumere ad una protesi di mano durante l'avvicinamento all'oggetto (come accade per una mano di un soggetto sano). Questo lavoro mostra come alcune informazioni riguardanti l'oggetto da afferrare siano disponibili prima del contatto con l'oggetto stesso e rilevabili tra il 50% e il 70% del tempo totale di movimento. (Fligge et al. 2013)

In un altro lavoro il segnale elettromiografico superficiale è stato utilizzato per stimare la cinematica del complesso polso/mano sempre con lo scopo di controllare una protesi.

Anche in questo lavoro l'accuratezza della stima è elevata e nel range 79%-88%. (Muceli & Farina 2012)

Questa breve panoramica mette in luce come il segnale elettromiografico abbia un utilizzo estremamente versatile potendo coprire un'ampia gamma di applicazioni.

Dal punto di vista di controllo, le problematiche comuni affrontate nei lavori di letteratura che prevedono l'utilizzo dell'elettromiografia superficiale riguardano principalmente il posizionamento degli elettrodi, la loro configurazione e la posizione di riposo del soggetto che svolge le prove.

Il primo aspetto critico riguarda la scelta della configurazione degli elettrodi ed il loro posizionamento sulla superficie corporea. Aspetto comune a tutti i lavori analizzati è che sono stati utilizzati sempre elettrodi in configurazione bipolare in numerosità differenti in funzione dello scopo del lavoro. In particolare in diversi lavori sono stati utilizzati gli elettrodi bipolari Otto Bock attivi e doppio differenziali. Questi elettrodi hanno la caratteristica peculiare di avere ciascuno una propria massa posizionata sull'elettrodo. (Maier & Smagt 2008)(Fligge et al. 2013)(Castellini & Van Der Smagt 2009)(Castellini & Van Der Smagt 2013) (Figura 21) In un lavoro recente sono stati utilizzati elettrodi wireless.(Gijsberts et al. 2014)



Figura 21 Un elettrodo Otto Bock

Per quanto riguarda il posizionamento, in alcuni lavori si è seguita la posizione anatomica dei muscoli. (Bitzer & Van Der Smagt 2006)(Maier & Smagt 2008)(Fligge et al. 2013)(Castellini & Van Der Smagt 2009) (Figura 24)

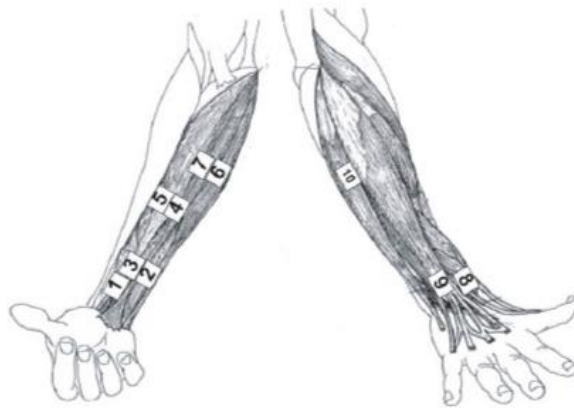


Figura 22 Muscoli su cui si sono posizionati gli elettrodi in (Maier & Smagt 2008)

Un diverso approccio prevede l'utilizzo di una fascia di elettrodi. (Muceli & Farina 2012)(Castellini & Van Der Smagt 2013)(Gijssberts et al. 2014)(Amsuss et al. 2013) Questo approccio è particolarmente utilizzato in quanto sfrutta quello che è uno degli svantaggi dell'elettromiografia superficiale trasformandolo in un vantaggio. Con la fascia di elettrodi si vuole volutamente evitare la lettura dell'attività di un muscolo specifico dell'avambraccio in favore di un'informazione di natura più generale dell'attività di tutti i muscoli situati sotto ogni singolo elettrodo. (Figura 23)

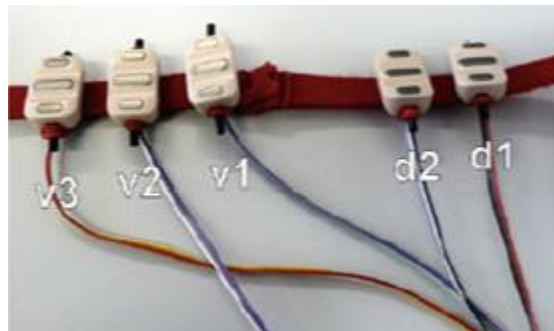


Figura 23 Fascia di elettrodi su una striscia di Velcro. Le etichette rappresentano gli elettrodi ventrali (v1,v2,v3) e dorsali(d1,d2) (Castellini & Van Der Smagt 2013)

In un altro set up sperimentale proposto viene utilizzato un approccio ibrido dove si utilizzano sia una fascia di elettrodi sia degli elettrodi posti su porzioni dell'avambraccio in cui si ha la sicurezza di rilevare l'attività di specifici muscoli. (Gijssberts et al. 2014) (Figura 24)

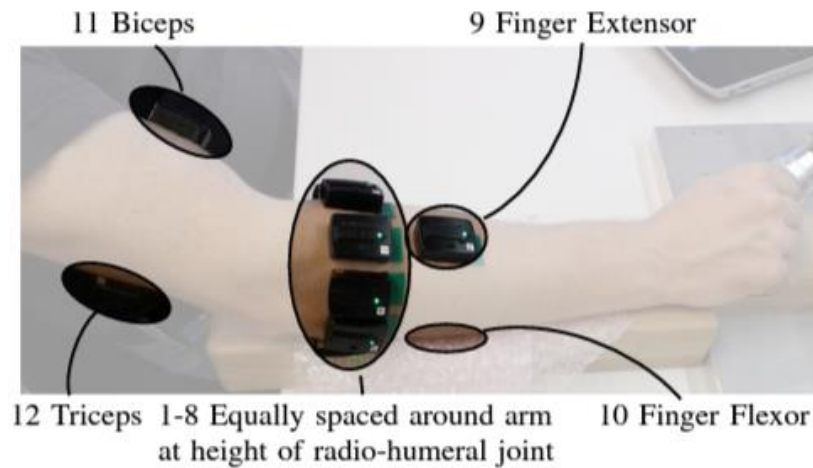


Figura 24 Fascia di elettrodi wireless e elettrodi posizioni su muscoli ben precisi (Gijsberts et al. 2014)

In tutti i lavori analizzati si è presentata l'importanza della posizione di riposo del braccio prima dell'esecuzione del movimento. Questa è importante in quanto una piccola variazione della posizione dell'avambraccio da una posizione di riposo porterebbe allo spostamento dei tessuti molli all'interno dell'avambraccio con conseguente spostamento dei muscoli sottesi agli elettrodi. Conseguenza di questo fatto è una errata lettura del segnale muscolare in quanto un elettrodo leggerebbe dei segnali provenienti da altri muscoli rispetto a quelli previsti. La posizione di riposo, ragionevolmente, varia in funzione dello scopo della ricerca e nei vari lavori rimane fissata una volta stabilita all'inizio della sessione di lavoro. In (Castellini & Van Der Smagt 2013) l'avambraccio è stato tenuto in posizione semi-pronata in modo che il lato ventrale fosse parallelo al piano sagittale come nella posizione di afferrare un oggetto di forma cilindrica. (Figura 25)

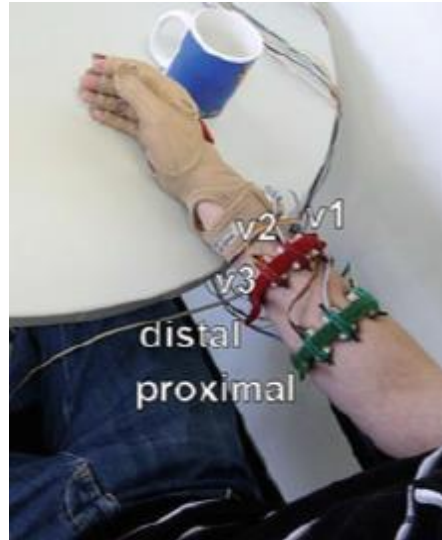


Figura 25 Braccio in posizione di riposo in (Castellini & Van Der Smagt 2013)

In un altro lavoro non è specificata l'esatta posizione dell'avambraccio prima della prova. Viene solamente detto che al soggetto è stato chiesto di tenere l'avambraccio il più rilassato possibile e in una posizione confortevole sul tavolo. L'unica indicazione specifica è la posizione del palmo della mano sita perpendicolarmente al piano del tavolo. (Castellini & Van Der Smagt 2009) Solo in un lavoro la posizione di riposo è stata cambiata intenzionalmente nel corso delle prove per rendere la classificazione più robusta. (Bitzer & Van Der Smagt 2006)

1.6 Elaborazione del segnale elettromiografico e classificatori

Indipendentemente dallo scopo del lavoro un segnale elettromiografico deve essere sempre rielaborato per ottenere informazioni di interesse. Come spesso accade il tipo di elaborazione del segnale dipende dallo scopo del lavoro e può differire in maniera significativa tra un lavoro ed un altro.

Il primo passo nell'elaborazione del segnale è il filtraggio ed è una pratica consolidata e comune a tutti i lavori che utilizzano il segnale elettromiografico. Essendo una metodica sempre applicata si entrerà nel dettaglio nel paragrafo 2.4.1 riguardante l'analisi dei segnali acquisiti per questo lavoro di tesi.

Un aspetto che merita attenzione è l'identificazione dell'onset elettromiografico definito come l'istante temporale in cui un muscolo passa dallo stato di riposo ad una contrazione. Dalla definizione appena fornita segue immediatamente che la corretta identificazione

dell'onset è essenziale per poter considerare, nelle fasi successive dell'analisi, porzioni di segnale informative. Individuare un onset con troppo anticipo porterebbe ad analizzare porzioni di segnale in cui il muscolo non è contratto e viceversa un'individuazione tardiva dell'onset escluderebbe dall'analisi alcune informazioni relative all'attività muscolare. Nei lavori presentati precedentemente non è stata data particolare importanza a questa tematica non fornendo indicazioni sulle metodologie adottate per l'individuazione dell'onset. Di conseguenza le prossime considerazioni si basano su lavori specifici che hanno analizzato questa problematica.

Attualmente in letteratura sono proposti numerosi algoritmi per l'identificazione dell'onset ma nessun algoritmo può essere considerato come gold standard. (Hodges & Bui 1996)(Micera et al. 1998)(Morey-Klapsing et al. 2004) L'assunzione implicita alla base di molte tecniche è che la potenza del segnale elettromiografico durante la contrazione muscolare è molto maggiore rispetto a quella di un muscolo rilassato.

Uno degli algoritmi più implementati prevede la creazione di una soglia basata su informazioni statistiche calcolate durante la posizione di riposo mentre il muscolo è rilassato o poco contratto. I parametri statistici valutati sono la media e la deviazione standard e la soglia è calcolata come la somma tra la media e un certo numero di deviazioni standard, generalmente due o tre, valutate in base all'applicazione. (Hodges & Bui 1996) Quando il segnale elettromiografico eccede la soglia così costruita si identifica l'onset elettromiografico. Per evitare che il rumore sul segnale influenzi negativamente la corretta identificazione, la rilevazione è considerata valida solamente se il segnale rimane sopra soglia per la durata di una finestra temporale di durata fissata, generalmente compresa tra 10 ms e 25 ms. In questo modo eventuali rapide oscillazioni tra valori sopra e sotto soglia non vengono erroneamente considerate come onset.

La dipendenza dell'identificazione dell'onset dal rumore trova conferma in Figura 26 in cui si mostra come lo stesso algoritmo applicato al medesimo segnale fornisca risultati significativamente differenti in dipendenza dalle frequenze di taglio dei filtri applicati nelle fasi precedenti dell'elaborazione. (Hodges & Bui 1996)

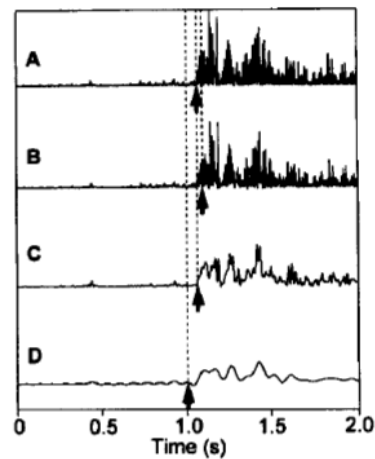


Figura 26 Differente localizzazione dell'onset in funzione del filtro applicato al segnale (Hodges & Bui 1996)

Questo fatto conferma che l'effettiva bontà di una metodica dipende da vari fattori e giustifica l'assenza in letteratura di un metodo unico e comunemente accettato per una buona identificazione.

A seguito di questa prima fase di pre-processing del segnale ogni lavoro è proseguito nella fase di classificazione ed è possibile identificare tre metodi di classificazione principalmente utilizzati. In alcuni lavori ne è stato scelto solamente uno, in altri più metodi sono stati utilizzati per rafforzare la classificazione.

1.6.1 Reti neurali artificiali

Il primo metodo utilizzato sono le reti neurali artificiali (Artificial Neural Network, ANN).(Castellini & Van Der Smagt 2009)(Muceli & Farina 2012)(Zecca et al. 2002)

Le reti neurali artificiali sono tra gli algoritmi di apprendimento non lineare più utilizzati e traggono ispirazione dal funzionamento del cervello degli animali. Le modalità con cui una rete neurale è in grado apprendere sono:

- *Apprendimento supervisionato*: è un tipo di apprendimento in un cui si ha un set di dati di cui si conosce, a priori, il valore di uscita che la rete deve fornire. La rete neurale propone una relazione tra ingressi ed uscite e dall'applicazione di questa relazione si può calcolare una funzione errore tra uscita desiderata e uscita ottenuta.

Durante l'addestramento la rete corregge la relazione tra ingressi ed uscite con lo scopo di minimizzare la funzione errore.

- *Apprendimento non supervisionato*: si basa esclusivamente sul set di dati d'ingresso senza una conoscenza a priori delle uscite da associare al set e si chiede alla rete di costruire una rappresentazione dei dati d'ingresso attraverso classi.

Per le reti neurali artificiali si possono fornire due definizioni:

- Sono strumenti di analisi statistica utilizzati per creare modelli comportamentali uniti ad una collezione di esempi del comportamento di interesse.
- Algoritmi non lineari per approssimare, cominciando da esempi, soluzioni di problemi black-box in cui non c'è quindi un modello preciso.

Dalle definizioni date segue che le reti neurali forniscono una soluzione approssimata, non necessariamente lineare, e non esatta del problema posto imparando a partire da esempi che devono essere sempre disponibili e devono essere il più generali possibili per migliorare la capacità di apprendimento della rete. La rete inizialmente è ignorante e non in grado di risolvere alcun tipo di problema e si sviluppa a partire da un opportuno set di esempi che viene utilizzato per l'addestramento. Questo è un aspetto critico in quanto addestrare una rete su esempi non coerenti con gli ingressi con i quali la rete lavorerà una volta creata porta alla creazione di una rete errata.

Tra le applicazioni delle reti neurali si citano:

- *Costruzione di stimatori predittivi*: la rete neurale costruisce un modello costituito da un nesso tra input e output permettendo di conoscere l'uscita predetta con un successivo dato di ingresso.
- *Comprensione del modello di generazione dei dati*: Una volta costruita la rete e completato l'apprendimento si può vedere come gli ingressi sono legati alle uscite. In questo modo il modello è ancora black box ma con accessibilità da parte dell'utente. Posso quindi capire il modello che ha generato i dati sperimentali.
- *Classificazione dei dati*: una rete neurale per classificazione si occupa di dividere i dati in gruppi sotto l'ipotesi che nei dati vi sia una ridondanza. In questo modo i dati avranno delle caratteristiche comuni che vengono colte dalla rete per costruire un classificatore.

- *Separazione delle sorgenti*: Tipicamente il dato misurato ha un mix di informazioni provenienti da fonti diverse che si vogliono distinguere. Al contrario della classificazione, in cui si realizza un clustering, si scompone il segnale lungo le sue componenti.

Una rete neurale artificiale è caratterizzata da un numero definito di input, da un numero definito di output e da un numero di unità, chiamate neuroni, situate in uno o più strati posti tra gli input e gli output della rete chiamati per questo motivo strati nascosti. Ogni elemento della rete è connesso agli altri elementi e nel caso questi collegamenti non formassero mai un ciclo si parla di rete neurale feedforward che è la più semplice architettura realizzabile. (Figura 27)

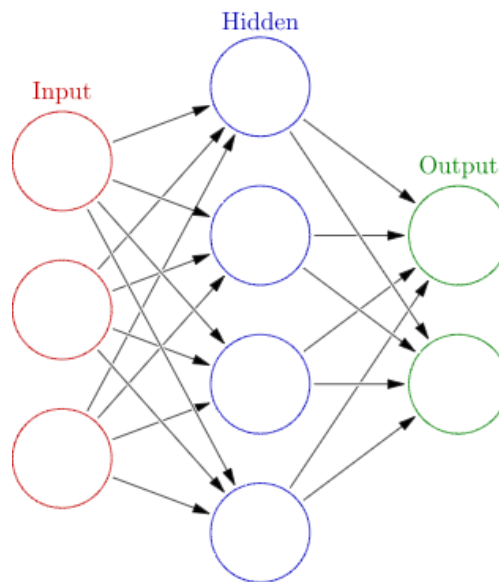


Figura 27 Schematizzazione di una rete neurale artificiale feedforward con uno strato nascosto

Analizzando il funzionamento di una rete neurale artificiale si coglie la somiglianza con il funzionamento di una rete neurale biologica. In una rete neurale artificiale gli input arrivano ad un neurone nel quale vengono sommati, ma come accade anche a livello biologico, la somma non è una semplice addizione ma ogni input viene prima modulato mediante la moltiplicazione per un opportuno peso. Questa somma pesata sarà l'input di un'opportuna funzione, chiamata funzione d'attivazione, che fornirà in uscita l'output definitivo della rete. La scelta della funzione d'attivazione può variare da una funzione di Heaviside (funzione scalino) ad una funzione più complessa e non necessariamente lineare, come una tangente iperbolica, e questo spiega l'origine della non linearità di questi

algoritmi. Per quanto a questo livello non sia vincolante è consigliabile la scelta di una funzione che sia derivabile e questa richiesta fa in modo che le funzioni d'attivazione più scelte siano la tangente iperbolica o la sigmoide, anche se si ribadisce che se ne possano scegliere altre opportune in base allo scopo del lavoro. (Zecca et al. 2002)

Appare evidente che il buon funzionamento di una rete neurale artificiale dipenda dalla scelta delle funzione d'attivazione, dal numero di strati nascosti, dal numero di neuroni negli strati nascosti ma soprattutto dai pesi assegnati ai collegamenti tra i neuroni stessi.

Nei lavori analizzati in letteratura è sempre stato utilizzato uno strato nascosto con un numero di neuroni valutato empiricamente in modo da rendere ottimale il funzionamento della rete. Le funzioni di attivazione proposte sono sempre la tangente iperbolica (Castellini & Van Der Smagt 2009) e la funzione sigmoide (Muceli & Farina 2012). I pesi assegnati alle connessioni tra neuroni sono inizializzati in modo random. A seguito di una prima esecuzione della rete si può calcolare l'errore commesso dalla rete. La conoscenza dell'errore della rete permette di aggiornare i pesi assegnati inizialmente random alla rete con l'obiettivo di diminuire l'errore in una successiva esecuzione della rete.

Esistono numerosi algoritmi che permettono di aggiornare i pesi secondo diverse strategie. Uno degli algoritmi più utilizzati è quello della back propagation che consiste nel riportare l'errore dall'uscita verso gli ingressi cambiando di volta in volta i pesi. È per l'utilizzo di questo algoritmo che si richiede che la funzione di attivazione sia derivabile. (Micheli-Tzanakou. 2000)

Un parametro utilizzato per l'aggiornamento dei pesi della rete è il learning rate che assume valori compresi tra 0 ed 1. Durante l'addestramento della rete neurale artificiale i pesi vengono aggiornati con lo scopo di minimizzare l'errore ottenuto nell'applicazione della rete. Rappresentando la funzione errore in uno spazio \mathbb{R}^n in funzione dei pesi, l'obiettivo dell'addestramento è quello di avvicinarsi il più possibile al minimo assoluto di questa funzione. Il learning rate rappresenta di quanto ci si sposta lungo la funzione errore. Un learning rate basso prevede piccoli spostamenti lungo la funzione con il rischio di muoversi poco tra un aggiornamento e un altro. Viceversa un learning rate alto implicherebbe degli spostamenti notevoli lungo la funzione rischiando di non avvicinarsi mai al minimo assoluto.

1.6.2 PCA

Un altro metodo di classificazione utilizzato in letteratura è l'analisi delle componenti principali (Principal Component Analysis, PCA). (Castellini & Van Der Smagt 2013)

Questo metodo rientra nella categoria dei classificatori non supervisionati in quanto non si ha un set di dati di esempio su cui basarsi per fornire l'uscita corretta ma sarà l'algoritmo a fornire un'uscita opportunamente sensata.

Con il metodo delle PCA si proiettano i dati in un nuovo sistema di riferimento costruito in modo che il primo asse (detto anche prima componente principale) contenga la maggior varianza possibile degli ingressi e quindi il maggior contenuto informativo.

Gli assi costruiti in questo modo rappresenteranno, in ordine, sempre meno varianza del segnale. Tra i vantaggi dell'applicazione delle PCA si citano:

- Riproiettando i dati nel nuovo sistema di riferimento si possono organizzare i dati in gruppi (cluster) identificabili facilmente nel nuovo sistema di riferimento.
- Una volta proiettati i dati si possono considerare poche componenti principali in accordo alla varianza totale contenuta in esse.

Un esempio di riorganizzazione dei dati descritta nel primo punto è mostrata in Figura 28 in cui si ottengono tre gruppi di prese identificabili dalla conoscenza di tre sinergie muscolari (che in questo lavoro rappresentano le prime tre componenti principali) derivate dall'analisi dei segnali elettromiografici di superficie rilevati da una fascia di elettrodi posta sull'avambraccio. (Castellini & Van Der Smagt 2013)

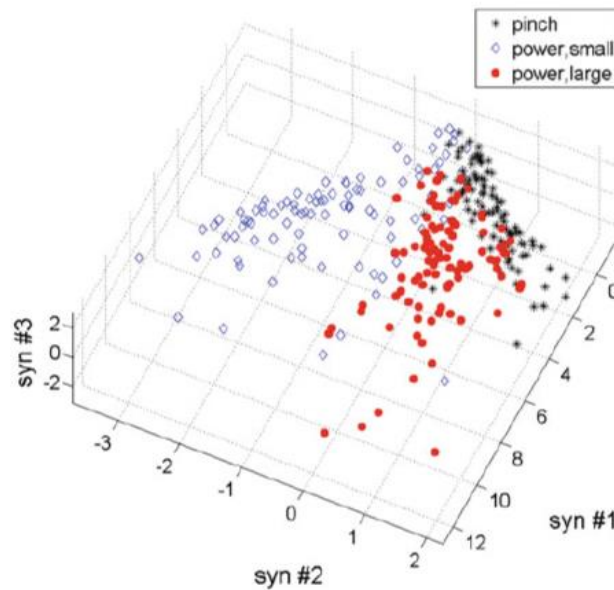


Figura 28 Esempio di applicazione dell' algoritmo PCA (Castellini & Van Der Smagt 2013)

1.6.3 Support Vector Machine

L'ultima tipologia di classificatori utilizzati nei lavori analizzati in letteratura sono le Support Vector Machine (SVM), una alternativa alle reti neurali artificiali essendo una metodica di apprendimento supervisionato. (Bitzer & Van Der Smagt 2006)(Maier & Smagt 2008)(Fligge et al. 2013)(Castellini & Van Der Smagt 2009)

Le SVM sono utilizzate, generalmente, per risolvere problemi binari in cui si vogliono separare i dati in due classi. La separazione avviene attraverso l'utilizzo di opportune funzioni chiamate kernel. I kernel più utilizzati sono polinomiali o gaussiani. Utilizzando le SVM non si ottiene solo una separazione tra classi ma la separazione è quella che massimizza il margine tra le classi.

Un esempio è illustrato in Figura 29. L'iperpiano H1 non è un buon separatore in quanto separa tra le classi alcuni elementi del gruppo colorato in nero. L'iperpiano H2 risponde correttamente all'esigenza di separare le classi ed è un buon candidato separatore ma, al contrario di H3 che svolge lo stesso compito, non separa massimizzando il margine delle classi dal separatore.

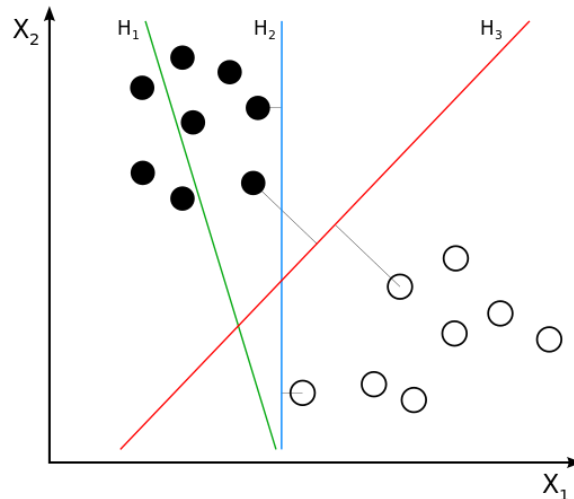


Figura 29 Esempio di possibili iperpiani separatori di due classi. L'iperpiano rosso (H3) è individuato dall'applicazione di un algoritmo SVM

Si conclude citando che questo approccio, generalmente utilizzato per problemi binari, è stato recentemente esteso anche a problemi che prevedono la separazione in un maggior numero di classi.

1.7 Scopo del lavoro

La riabilitazione della mano e dei movimenti fini delle dita è una tematica di grande attualità e numerosi studi sono stati realizzati per la progettazione di sistemi robotici in grado di rispondere alle varie esigenze dei pazienti durante i trattamenti riabilitativi.

Coinvolgere il paziente durante la riabilitazione, sia dal punto di vista muscolare sia con degli stimoli sonori o visivi, permette di migliorare la plasticità cerebrale formando nuovi percorsi neurali in sostituzione di quelli danneggiati da un ictus. Questi nuovi percorsi si riflettono su miglioramenti del paziente durante la riabilitazione.

Il lavoro di tesi svolto si inserisce nel contesto del progetto Think&Go (Transfer Health INnovation through Knowledge & Generate Organised technological approaches in rehabilitation). Il progetto si propone l'obiettivo di sviluppare prodotti e servizi avanzati per soggetti affetti da patologie neuromotorie utilizzando soluzioni tecnologiche innovative per migliorare l'accessibilità, il monitoraggio e l'efficacia della terapia riabilitativa.

L'obiettivo specifico di questo lavoro è stato definito dalla collaborazione tra Politecnico di Milano e Idrogenet, due partner del progetto Think&Go, e riguarda l'integrazione di un

feedback relativo all'attività muscolare di un paziente neurologico durante la riabilitazione motoria supportata da Gloreha. Gloreha è un guanto robotico realizzato da Idrogenet per la riabilitazione di movimenti fini e funzionali della mano. Questo lavoro si propone di sviluppare un controllore mioelettrico in grado di classificare specifiche prese, selezionate tra quelle realizzabili da Gloreha, a partire dai segnali elettromiografici rilevati dai muscoli dell'avambraccio di un paziente durante un trattamento riabilitativo.

L'uscita del controllo potrà guidare un opportuno robot per la riabilitazione a seguito delle informazioni fornite dalla contrazione volontaria dei muscoli da parte del paziente avendo quindi una sua partecipazione attiva. In particolare si vuole realizzare un controllore che permetta l'identificazione delle prese durante il ritardo elettromeccanico così da ottenere una classificazione prima che i muscoli siano effettivamente contratti e abbia inizio il movimento.

Durante il lavoro verranno svolte delle prove di analisi cinematica con lo scopo di verificare che effettivamente il segnale elettromiografico inizi prima del movimento del paziente e, in caso affermativo, di stimare la durata del ritardo elettromeccanico basandosi su dati acquisiti da durante questo lavoro oltre che sui risultati presenti nella letteratura sull'argomento.

Il controllore che si vuole realizzare non dovrà semplicemente essere un buon classificatore ma dovrà essere robusto ai cambiamenti inevitabili che saranno presenti tra le diverse sessioni di prova, come ad esempio la diversa disposizione degli elettrodi o la diversa impedenza elettrodo pelle.

Nei prossimi capitoli la tesi è organizzata come segue:

Capitolo 2: Descrizione del protocollo sperimentale, descrizione e validazione di un nuovo algoritmo per l'individuazione automatica degli onset elettromiografici, stima della latenza elettromeccanica

Capitolo 3: Sviluppo e validazione del controllore mioelettrico

Capitolo 4: Conclusioni e spunti per gli sviluppi futuri del lavoro

Capitolo 2 – Set up e protocollo sperimentali

Lo svolgimento di questo lavoro è stato di tipo iterativo dove ad ogni passo successivo le scelte erano guidate dai risultati ottenuti a quello precedente.

Per chiarezza, quindi, il lettore verrà guidato in queste pagine lungo i diversi passaggi presentando metodi e risultati ad ogni passaggio.

2.1 Soggetti

Nelle prove svolte in questo lavoro di tesi i dati sono stati raccolti su nove soggetti sani di età compresa tra i venticinque e i ventisei anni (quattro maschi e cinque femmine). Tutti i soggetti hanno come arto dominante il destro ad eccezione di un soggetto mancino.

È stata svolta una prova anche su una paziente neurologica di 48 anni avente come arto neurologico l'arto destro. La paziente ha avuto un ictus ischemico, nell'emisfero sinistro, striato capsulare di origine sconosciuta nell'aprile 2014. Sull'arto sano della paziente, il sinistro, sono state svolte delle prove seguendo il protocollo applicato ai soggetti sani portando di fatto a dieci il numero di soggetti sani che hanno partecipato alle prove.

2.2 Set up sperimentale

2.2.1 Set up sperimentale per l'acquisizione di segnali elettromiografici

Per l'acquisizione dei segnali elettromiografici di superficie è stato utilizzato il sistema Porti, prodotto da Twente Mediacal Systems International (TMSi) mostrato in Figura 30



Figura 30 Sistema Porti a 32 canali

Il Porti è un sistema provvisto di 32 canali utilizzato per la ricerca in campo biologico e fisiologico. Porti è un sistema multifunzionale predisposto per analisi utilizzando input provenienti da elettrodi in configurazione monopolare o bipolare ed eventuali input ausiliari (ed esempio un elettrogoniometro).

Gli input acquisiti dagli elettrodi in configurazione monopolare sono configurati come un amplificatore con riferimento: tutti i canali sono amplificati rispetto alla media di tutti gli input connessi. Gli input provenienti da elettrodi in configurazione bipolare sono utilizzati per la misurazione di segnali biologici in modalità differenziale. Con questi tipi di input possono essere acquisiti segnali come EEG, EMG, ECG. La connessione ad un computer per l'acquisizione dei dati avviene mediante un sistema di fibre ottiche bidirezionali.

In questo lavoro si è scelto di lavorare con una frequenza di campionamento di 2048 Hz.

2.2.2 Set up sperimentale per l'acquisizione di segnali cinematici

Parallelamente all'acquisizione di segnali elettromiografici si è proceduto anche alla misura della cinematica dei movimenti realizzati dal soggetto.

Progettazione

Per lo studio della cinematica si è utilizzato il sistema optoelettronico Optotrack Certus NDI. (Anon 2009) Il Certus è un localizzatore ottico con marker attivi avente una risoluzione spaziale di 0.01 mm ed una accuratezza di 0.1 mm. La frequenza massima di

acquisizione è funzione del numero di marker utilizzati nella prova ed è valutabile con l'equazione (1)

$$f_a = \frac{4600}{n + 1.3} \quad (1)$$

Dove f_a è la frequenza di acquisizione del sistema e n indica il numero di marker connessi al sistema. (Anon 2009)

Per l'acquisizione in esame si sono utilizzati tre marker attivi posizionati su pollice, indice e mignolo. I marker attivi sono dispositivi costituiti da LED che inviano un segnale luminoso che viene rilevato dal sistema optoelettronico, come mostrato in Figura 31.

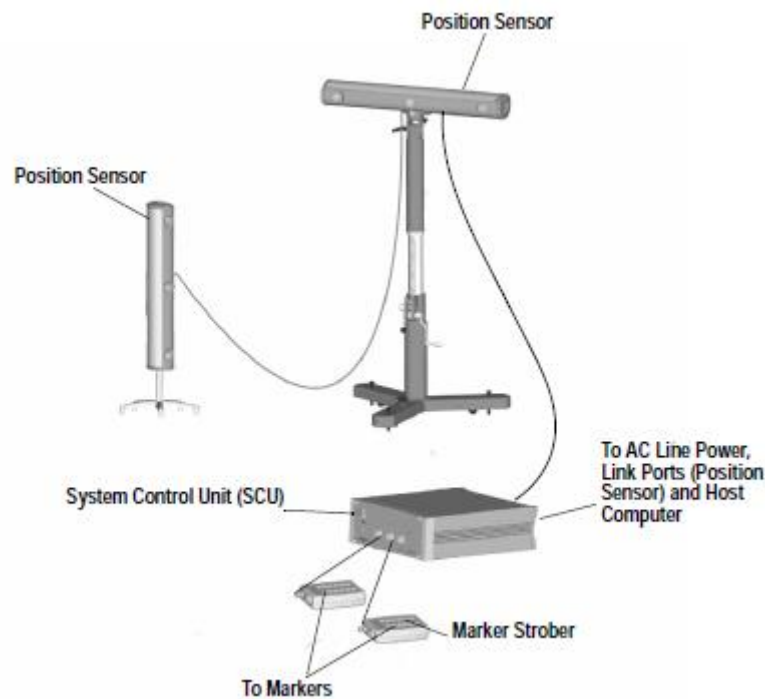


Figura 31 Sistema di acquisizione Optotrack Certus (Anon 2009)

La scelta del posizionamento dei marker su pollice, indice e mignolo (Figura 32) è dettata dal tipo di prese che verranno svolte e che verranno commentate nel dettaglio nel paragrafo 2.3.3 dedicato alla descrizione del protocollo sperimentale.



Figura 32 Posizionamento dei marker ottici sulle dita

Conseguenza della scelta di utilizzare tre marker è una frequenza massima di campionamento pari a 1000 Hz ma in questo lavoro è stata utilizzata una frequenza di 112 Hz perché ritenuta sufficiente per la rilevazione dei movimenti di interesse.

Il sistema fornisce in uscita tre segnali per ogni marker utilizzato, corrispondenti alle tre coordinate cartesiane rappresentanti la posizione del marker in un sistema di riferimento posizionato al centro del sensore di rilevamento (Figura 33)

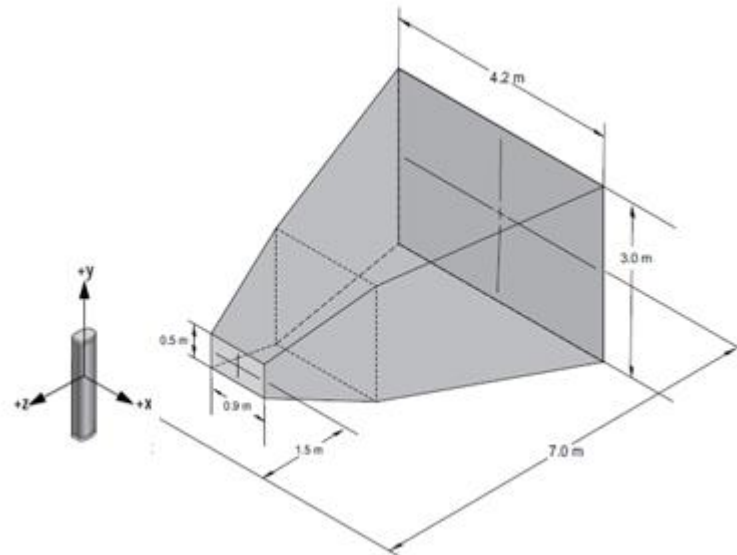


Figura 33 Sistema di riferimento globale e volume di lavoro del sistema Optotrack Certus (Anon 2009)

La necessità di un'acquisizione sincronizzata tra sistema ottico Certus e Porti ha richiesto l'uso del sistema operativo Linux, programmato nel kernel a tempo reale. La

sincronizzazione avviene mediante un trigger inviato dall'operatore che permette la registrazione simultanea dei segnali ottici ed elettromiografici.

2.3 Protocollo sperimentale per l'acquisizione del segnale EMG

2.3.1 Preparazione del soggetto

La preparazione del soggetto alle acquisizioni è un aspetto critico in quanto influenza le informazioni contenute nei segnali elettromiografici acquisiti.

Il primo importantissimo aspetto è la pulizia della pelle. Ogni soggetto è stato pulito con alcol prima dell'applicazione degli elettrodi in modo da ottenere un'impedenza adeguata per la misura del segnale elettromiografico. Un'elevata impedenza elettrodo-pelle, dovuta per esempio all'uso di creme idranti nelle ore precedenti la prova, può rendere difficile se non addirittura impossibile la corretta lettura del segnale elettromiografico.

In seguito alla preparazione della pelle, al soggetto è stato chiesto di posizionarsi di fronte ad un tavolo per la preparazione alla sessione di prove. Nella posizione di riposo, il soggetto è seduto con la schiena dritta di fronte al tavolo. L'avambraccio del soggetto è posto parallelamente al piano del tavolo tenendo la mano aperta perpendicolarmente rispetto al piano orizzontale.

Ogni eventuale rotazione del polso o dell'avambraccio può incidere negativamente sui segnali elettromiografici superficiali rilevati per il fenomeno del cross-talk. È stato quindi realizzato un comodo sistema su cui posare la parte finale del braccio (polso e parte di avambraccio) in modo che i movimenti fossero eliminati o decisamente attenuati. La posizione di riposo adottata dai soggetti è mostrata in Figura 34.



Figura 34 Posizione di riposo dei soggetti

2.3.2 Posizionamento degli elettrodi

Dieci elettrodi sono stati posti a circa due centimetri dal gomito e disposti a coppie lungo una circonferenza attorno al braccio. La prima coppia è stata posizionata allineata al muscolo estensore delle dita, individuato per palpazione. Le rimanenti coppie sono state disposte equi spaziandole seguendo la circonferenza percorsa procedendo verso l'esterno del braccio del soggetto. (Pannello A e Pannello B di Figura 35) L'elettrodo di riferimento è stato posto sul polso sinistro del soggetto.

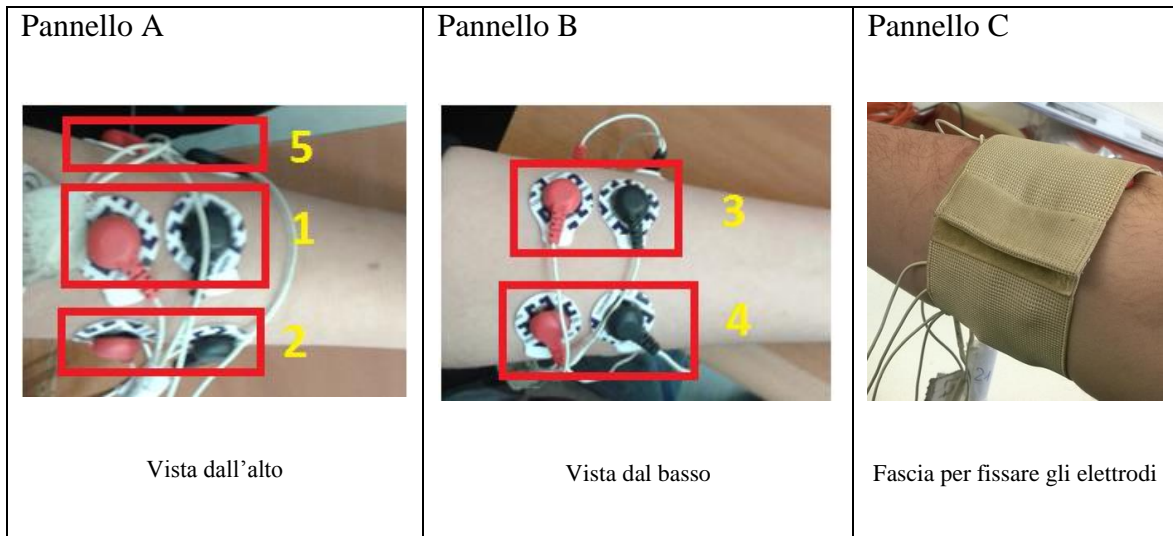


Figura 35 Elettrodi e loro posizionamento sull'avambraccio

Questa scelta prende ispirazione dai lavori in letteratura in cui non si indaga l'attività elettrica di un muscolo specifico preferendo ottenere informazioni elettromiografiche di natura più generale tenendo in considerazione l'esistenza di sinergie muscolari durante i movimenti. (Muceli & Farina 2012)(Castellini & Van Der Smagt 2013)(Gijssberts et al. 2014) In questo modo si facilita il posizionamento degli elettrodi che può essere fatto anche da un utente non esperto.

Per evitare l'insorgere di movimenti indesiderati tra gli elettrodi e la pelle, è stata fatta indossare al soggetto una fascia fissata attorno agli elettrodi così da tenerli il più saldi possibile durante la prova. (Pannello C di Figura 35)

2.3.3 Prove sperimentali con soggetti sani

Le prove sperimentali prevedono l'esecuzione di cinque diverse prese ripetendo le prese stesse venti volte per ogni sessione di prova. L'inizio di una prova coincide con la posizione di riposo del soggetto descritta precedentemente e sarà anche la posizione in cui il soggetto dovrà tornare una volta terminato ogni singolo movimento.

La ripetizione dei movimenti di ogni singola presa avviene ogni 10 secondi. La temporizzazione è data da un file audio. Ad ogni segnalazione audio il soggetto inizia il movimento, torna alla posizione di riposo e rimane in tale posizione fino all'arrivo di un nuovo segnale audio. Le prove sono state svolte su soggetti sani posizionando gli elettrodi

sempre sull'arto dominante, quindi sempre il braccio destro ad eccezione del soggetto mancino e della prova sull'arto sano della paziente neurologica.

Le prese da eseguire sono state scelte spaziando sui diversi tipi di presa realizzabili dal guanto robotico Gloreha mostrate anche in Figura 36:

1. Pinza: presa che prevede il movimento solo di pollice e indice per afferrare piccoli oggetti.
2. Afferrare un oggetto: presa che prevede il movimento di tutte le dita nell'afferrare un oggetto
3. Pugno: presa che prevede la chiusura di tutte le dita formando un pugno lasciando il pollice all'esterno rispetto alle altre dita.
4. Presa laterale: presa che prevede il movimento di tutte le dita nella presa di un oggetto sottile afferrando l'oggetto di lato. Ad eccezione del pollice le altre dita si muovono contemporaneamente.
5. Onda: compito motorio che prevede il movimento sequenziale delle dita in ordine a partire dal mignolo fino a chiudere la mano.



Figura 36 Prese scelte in questo lavoro

Nell'esecuzione del movimento è stato chiesto ai soggetti di svolgere le prove in modo lento e di sforzarsi durante l'esercizio permettendo una migliore distinzione tra il segnale elettromiografico registrato durante la contrazione muscolare e quello registrato durante la posizione di riposo.

Per verificare la ripetibilità, l'intero protocollo proposto è stato ripetuto due volte da ogni soggetto dopo il riposizionamento degli elettrodi.

2.3.4 Prove sperimentali con un paziente neurologico

Il protocollo sperimentale adottato per le prove con un paziente neurologico riprende il protocollo eseguito dai soggetti sani. La differenza sta nella scelta del braccio su cui sono posizionati gli elettrodi in quanto si è scelto di utilizzare il braccio paretico del soggetto.

Il paziente ha eseguito il protocollo sperimentale sia con il braccio paretico che con il braccio sano. Per quanto riguarda la prova con il braccio paretico, i movimenti sono stati supportati da Gloreha, aiutando il paziente a svolgere i compiti motori previsti.

Come nel protocollo adottato con i soggetti sani anche nel soggetto neurologico si è prestata attenzione alla posizione di riposo dell'avambraccio prima dell'esecuzione degli esercizi ponendola esattamente come quella adottata nei soggetti sani.

Le prese realizzate sono state ridotte da cinque a tre (pinza, afferrare un oggetto e pugno) e sono state tutte supportate dal sistema robotico Gloreha nella loro esecuzione. La limitazione del numero di prese è stata dettata dalla necessità di semplificare il lavoro a carico del paziente. In Figura 37 è mostrato il set sperimentale applicato durante una prova sul soggetto neurologico.



Figura 37 Set-up sperimentale nelle prove sul soggetto neurologico

Per ogni presa sono stati realizzati venti movimenti, il cui inizio viene indicato da un segnale sonoro, con un tempo attesa tra un movimento e il successivo di 15 secondi. Nei 15 secondi tra un movimento e il successivo il paziente ha il tempo di svolgere la presa indicata, di tornare alla posizione di riposo e attendere l'inizio del movimento successivo. L'aumento da 10 secondi a 15 secondi per il soggetto neurologico è stato dettato dall'esigenza di dover attendere il completamento di un movimento da parte di Gloreha.

Per evitare che il paziente neurologico rimanesse completamente passivo durante lo svolgimento delle prese si è previsto che l'avvio del movimento da parte di Gloreha avvenga manualmente da parte di un operatore presente durante la prova. In questo modo l'operatore può attendere che il paziente abbia iniziato a svolgere il movimento prima di far partire Gloreha per aiutare a completare l'esercizio, garantendo la partecipazione del paziente ponendosi inoltre in una configurazione che sarà quella operativa a seguito dello sviluppo dell'algoritmo proposto in questo lavoro di tesi.

Per quanto riguarda le prove svolte sull'arto sano del paziente si è adottato lo stesso protocollo adottato ai soggetti sani e presentato nel paragrafo 2.3.3. Sull'arto sano del paziente neurologico sono state svolte delle prove identiche a quelle svolte sui soggetti sani, portando a dieci il numero di soggetti sani.

2.4 Elaborazione del segnale elettromiografico

2.4.1 Pre-processing

Tenendo conto che l'obiettivo finale di questo lavoro è quello di realizzare un classificatore che sia integrabile con Gloreha, un prerequisito indispensabile per tutti gli algoritmi che si andranno ad implementare è la loro applicazione in sistemi che lavorano in tempo reale. Tutte le analisi dei segnali sono state svolte in ambiente di lavoro Matlab.

La prima parte dell'elaborazione del segnale elettromiografico prevede il filtraggio del segnale proveniente dagli elettrodi (detto anche segnale raw). I metodi di filtraggio sono consolidati e comuni a tutti i lavori presenti in letteratura. Il segnale elettromiografico raw ha una forma simile a quella mostrata nel pannello A di Figura 38, in cui si mostra il tracciato di un canale elettromiografico di uno dei soggetti sani.

Il primo passaggio è un filtro passa alto così da eliminare eventuali oscillazioni a bassa frequenza della linea di base. Il filtro realizzato in questo lavoro è un filtro Butterworth del quinto ordine con frequenza di taglio pari a 10 Hz. (Pannello B di Figura 38).

L'operazione successiva è la rettificazione del segnale che consiste nel calcolo del modulo del segnale precedentemente filtrato rendendolo completamente positivo. (Pannello C di Figura 38)

L'ultimo passaggio è l'applicazione di un filtro passa basso al segnale rettificato. È stato scelto un filtro Butterworth del quinto ordine con frequenza di taglio di 5 Hz.

L'output di questo ultimo passaggio viene normalizzato dividendo tutto il segnale rispetto al massimo del segnale stesso nella prova ottenendo il segnale elettromiografico che viene utilizzato come input per gli algoritmi sviluppati. (Pannello D di Figura 38)

La scelta dell'ordine dei filtri e delle frequenze di taglio dei filtri stessi è stata realizzata alla luce dei suggerimenti presenti in letteratura. (Zecca et al. 2002)

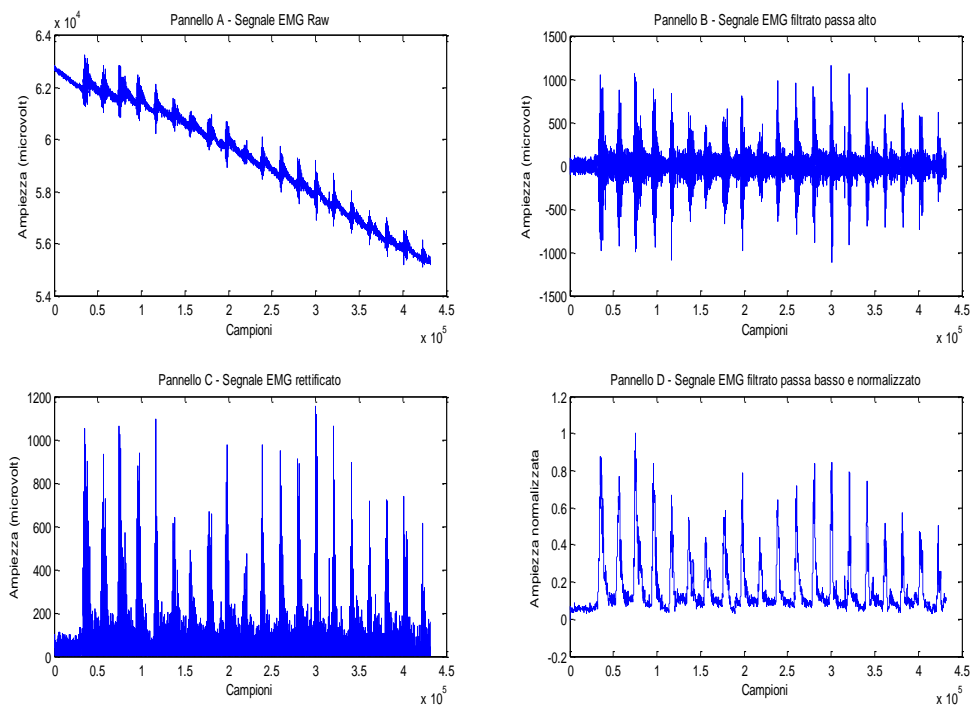


Figura 38 Pre-processing del segnale elettromiografico

2.4.2 Identificazione dell'onset elettromiografico

La seconda fase di elaborazione del segnale ha riguardato l'identificazione dell'onset di ogni movimento sul segnale elettromiografico. Questo è un aspetto particolarmente critico in questo lavoro in quanto è un punto da cui dipende completamente tutta l'analisi successiva di classificazione delle prese. Il problema della stima dell'onset elettromiografico in questo contesto non riguarda solo la scelta del metodo da utilizzare, sul quale non c'è concordanza in letteratura, ma soprattutto la scelta di un algoritmo che sia applicabile in tempo reale.

Progettazione

L'algoritmo realizzato nasce da iniziali implementazioni di algoritmi per l'identificazione dell'onset basati sul calcolo di una soglia sviluppati e applicati come in un ambiente di lavoro in tempo reale. Per quanto siano algoritmi molto spesso utilizzati in letteratura e con alcuni parametri variabili in modo da adeguarsi al meglio al contesto di lavoro, questa tipologia presenta un problema nel nostro contesto applicativo.

Per comprendere il problema che si ha con questi algoritmi bisogna ricordare che il soggetto in posizione di riposo tiene la mano aperta e che tiene il braccio posato su un sistema che evita la prono-supinazione di polso e avambraccio. Si capisce quindi che, anche in posizione di riposo, si rileverà un segnale elettromiografico dovuto alla contrazione dei muscoli per mantenere la posizione di riposo. Pur chiedendo ai soggetti di rimanere il più rilassati possibile, sarà comunque presente un'offset sulla baseline del segnale. Questo segnale non sarà nullo e potrebbe variare anche a seguito di minime contrazioni muscolari da parte del soggetto. Se queste minime e rapide variazioni superassero la soglia imposta dall'algoritmo, tali posizioni verrebbero erroneamente identificate come onset e in un'applicazione tempo reale bisogna rendere minimi gli errori in quanto non è possibile correggerli come avviene invece per gli algoritmi applicati non contemporaneamente all'acquisizione del segnale.

L'algoritmo progettato e realizzato in questo lavoro non prevede l'utilizzo di soglie, ma si basa sulla forma dei segnali elettromiografici acquisiti elaborandola nei tre passaggi seguenti:

- Calcolo di un segnale elettromiografico complessivo ottenuto dalla media dei segnali di ogni canale elettromiografico
- Filtraggio Butterworth passa basso di ordine 1, così da ottenere un ritardo minimo, del segnale elettromiografico complessivo ottenendo un segnale descrivibile come un involuppo dei segnali elettromiografici.
- Calcolo dei minimi locali del segnale filtrato i quali coincideranno con i valori di onset elettromiografico.

Con questo approccio, l'onset trovato è comune a tutti i cinque canali, grazie alla media calcolata nel primo punto, ed è possibile individuare la porzione di segnale utile nelle successive elaborazioni.

La frequenza di taglio del filtro passa basso è un parametro critico che è stato quindi valutato nel dettaglio come discusso nel paragrafo 2.4.2.1

La scelta di questo approccio porta due principali vantaggi rispetto ad un algoritmo a soglia:

Tempo di esecuzione: l'elaborazione con un algoritmo a soglia per l'identificazione dell'onset prevede dei tempi relativamente lunghi per il calcolo online degli onsets. In una sessione composta da 20 movimenti per 5 prese il tempo di calcolo degli onsets è di circa 10 minuti. Questo tempo è eccessivo se si pensa che l'algoritmo deve essere il più rapido possibile nell'identificazione della presa. L'algoritmo implementato permette l'identificazione degli onsets di una sessione in pochi secondi.

Identificazione di onsets errati: Come già indicato nel precedente capitolo un algoritmo che basa la sua identificazione su una soglia può essere soggetto ad errore nel caso, per esempio, di minime contrazioni dei muscoli dell'avambraccio durante la fase di riposo. In una applicazione online l'eventuale errata identificazione non può essere corretta e per questo motivo l'algoritmo deve essere il più robusto possibile. L'algoritmo con filtraggio non elimina completamente questo problema ma lo abbatta fortemente in quanto, filtrando fortemente il segnale, le oscillazioni rapide ad alta frequenza vengono attenuate limitando l'insorgere di eventuali errori presenti con un algoritmo a soglia.

2.4.2.1 Scelta della frequenza di taglio dell'algoritmo

Per valutare quale frequenza di taglio del filtro utilizzare si è proceduto ad una valutazione iterativa, provando diverse frequenze e valutando di volta in volta il buon esito dell'identificazione.

Dalla conoscenza a priori del numero di movimenti svolti per ogni presa è possibile sapere se il numero di onsets individuati è accettabile o no. Sapendo che una sessione prevede la ripetizione di 20 movimenti per ogni presa è logico affermare che se un algoritmo identificasse 19 onsets potrebbe essere accettabile mentre se ne identificasse 10 non lo sarebbe. Una valutazione di questo tipo corrisponde alla ricerca di veri positivi e falsi positivi. Un approccio quantitativo della ricerca appena descritta prevede il calcolo degli indici statistici di precisione e recupero. Con questi termini si intendono due indici statistici usati nelle classificazioni così definiti: (Powers 2007)

- **Precisione:** rappresenta la percentuale di dati correttamente identificati in una classe (veri positivi) rispetto a tutti i dati identificati come appartenenti a quella data classe (veri positivi e falsi positivi) ed è calcolabile con l'equazione (2)

$$Precisione = \frac{\text{veri positivi}}{\text{veri positivi} + \text{falsi positivi}} \quad (2)$$

- Recupero: rappresenta la percentuale di dati correttamente identificati in una classe (veri positivi) rapportata al numero totale di dati che devono essere identificati in quella data classe (veri positivi e falsi negativi) ed è calcolabile con l'equazione (3)

$$Recupero = \frac{\text{veri positivi}}{\text{veri positivi} + \text{falsi negativi}} \quad (3)$$

Una classificazione si giudica positiva quanto più i due indici statistici appena introdotti sono vicini ad 1.

Risultati

In Tabella 11, Tabella 12, Tabella 13, Tabella 14 e Tabella 15 sono riportati gli esiti di questa indagine svolta a diverse frequenze di taglio del filtro (rispettivamente 0.01 Hz, 0.05 Hz, 0.1 Hz, 0.15 Hz e 0.2 Hz) e sono strutturati nel seguente modo:

- Ogni tabella rappresenta i risultati con una frequenza di taglio del filtro per l'identificazione dell'onset, indicata nella prima colonna a sinistra.
- Nelle colonne da S1 a S10 sono riportati i risultati relativi alle prove svolte dai soggetti sani.
- Nella colonna TOT sono riportati i risultati relativi a tutti i soggetti
- Nella riga VP sono presenti i valori veri positivi, quindi gli onset correttamente individuati
- Nella riga FP si trovano i falsi positivi, quindi onset individuati dall'algoritmo ma errati
- Nella riga FN si trovano i falsi negativi, quindi gli onset presenti nel segnale ma non individuati dall'algoritmo.
- La quarta e quinta riga contengono gli indici statistici di precisione e recupero.

Frequenza di taglio 0.01 Hz		S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	TOT
	VP	177	186	189	176	173	172	181	183	182	185	1804
	FP	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
	FN	23	14	11	24	27	28	19	17	18	15	196
	Precisione	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00
	Recupero	0,89	0,93	0,95	0,88	0,87	0,86	0,91	0,92	0,91	0,93	0,90

Tabella 11 Precisione e recupero per la frequenza di taglio di 0.01 Hz

Frequenza di taglio 0.05 Hz		S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	TOT
	VP	193	195	197	200	198	193	198	197	198	196	1965
	FP	1	2	0	0	0	0	2	1	0	0	6
	FN	6	3	3	0	2	7	2	3	2	4	32
	Precisione	0,99	0,99	1,00	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99	1,00	1,00	1,00
	Recupero	0,97	0,98	0,99	1,00	0,99	0,97	0,99	0,99	0,99	0,98	0,98

Tabella 12 Precisione e recupero per la frequenza di taglio di 0.05 Hz

Frequenza di taglio 0.1 Hz		S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	TOT
	VP	194	198	200	200	200	199	197	197	197	200	1982
	FP	0	2	2	0	0	1	3	3	3	2	16
	FN	6	0	0	0	0	1	3	3	3	0	16
	Precisione	1,00	0,99	0,99	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99	0,99	0,99	0,99
	Recupero	0,97	1,00	1,00	1,00	1,00	1,00	0,99	0,99	0,99	1,00	0,99

Tabella 13 Precisione e recupero per la frequenza di taglio di 0.1 Hz

Frequenza di taglio 0.15 Hz		S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	TOT
	VP	186	192	176	195	198	177	168	194	190	179	1855
	FP	23	8	26	5	7	24	34	11	8	23	169
	FN	14	8	24	5	7	23	32	6	10	21	150
	Precisione	0,89	0,96	0,87	0,98	0,97	0,88	0,83	0,95	0,96	0,89	0,92
	Recupero	0,93	0,96	0,88	0,98	0,97	0,89	0,84	0,97	0,95	0,90	0,93

Tabella 14 Precisione e recupero per la frequenza di taglio di 0.15 Hz

Frequenza di taglio 0.2 Hz		S1	S2	S3	S4	S5	S6	S7	S8	S9	S10	TOT
	VP	111	194	171	196	192	166	124	184	183	182	1703
	FP	102	25	43	30	21	35	81	13	23	27	400
	FN	89	6	29	4	15	34	75	16	17	18	303
	Precisione	0,52	0,89	0,80	0,87	0,90	0,83	0,60	0,93	0,89	0,87	0,81
	Recupero	0,56	0,97	0,86	0,98	0,93	0,83	0,62	0,92	0,92	0,91	0,85

Tabella 15 Precisione e recupero per la frequenza di taglio di 0.2 Hz

Scelte progettuali

I risultati delle tabelle precedenti mettono in luce le seguenti caratteristiche:

- Una frequenza di taglio bassa permette una buona identificazione dell'onset elettromeccanico a discapito dell'identificazione di alcuni onset non individuati, generalmente i primi due di ogni prova. Questo si evince dalla presenza dei falsi negativi che corrispondono ad onset non individuati ma presenti.
- Una frequenza di taglio superiore a 0.15 Hz identifica più onset di quelli presenti nella prova. In alcuni caso a frequenza 0.2 Hz la stima è incoerente con la posizione reale dell'onset. Questi aspetti si traducono in un eccesso di falsi positivi, quindi onset identificati ma errati, e di conseguenza di falsi negativi in quanto gli onset veri non sono stati individuati.

Entrambe le casistiche presentate presentano dei problemi legati al segnale filtrato utilizzato per stimare gli onset. Nel primo caso il segnale presenta un numero di oscillazioni relativamente basso e questo porta ad una sottostima del numero di onset. Nel secondo caso invece il problema è opposto in quanto il contenuto in frequenza del segnale è maggiore rispetto ai casi precedenti e questo porta il segnale ad essere più sensibile anche a piccole oscillazioni, per esempio sulla baseline. La presenza di queste oscillazioni porta ad una inesatta identificazione dell'onset.

Tenendo conto di queste considerazioni le frequenze di taglio ottimali del filtro sono 0.05 Hz e 0.1 Hz.

2.4.2.2 Confronto algoritmo proposto con un algoritmo a soglia

L'analisi condotta fino ad ora non tiene però conto della veridicità degli onset identificati in quanto l'unica conoscenza a priori riguarda la numerosità, ma non la posizione dell'onset reale.

Progettazione

Considerando che l'algoritmo proposto in questo lavoro non ha una base in letteratura, si è proceduto ad una validazione dell'algoritmo stesso confrontandolo con un algoritmo a soglia realizzato offline.

L'algoritmo a soglia utilizzato consiste nella valutazione di media (μ) e deviazione standard (σ) dei punti della baseline e nella costruzione di una soglia descritta dall'equazione (4):

$$soglia = \mu + 3 \cdot \sigma \quad (4)$$

Quando un punto eccede la soglia così definita viene identificato come onset. Per evitare un'eccessiva incidenza del rumore sulla corretta identificazione, si considera una finestra temporale di lunghezza fissata pari a 25 ms successiva al punto individuato e, se anche tutti i punti all'interno della finestra temporale eccedono la soglia, allora si identifica il primo punto effettivamente come onset.

Il confronto con un algoritmo a soglia permette di quantificare l'errore commesso in termini di distanza tra l'onset individuato dai due algoritmi. In questa valutazione si è considerato riferimento l'onset individuato con l'algoritmo a soglia.

Risultati

Un esempio immediato del confronto tra l'algoritmo che prevede l'utilizzo di una soglia e l'algoritmo implementato in questo lavoro basato su un filtraggio è visibile in Figura 39.

Il primo grafico si riferisce all'esito dell'individuazione dell'onset da parte dell'algoritmo automatico i cui onset sono rappresentati in rosso. Il grafico tratteggiato rappresenta il segnale filtrato utilizzato per individuare l'onset. Nel secondo grafico si mostrano gli onset, in arancio, identificati con l'algoritmo a soglia.

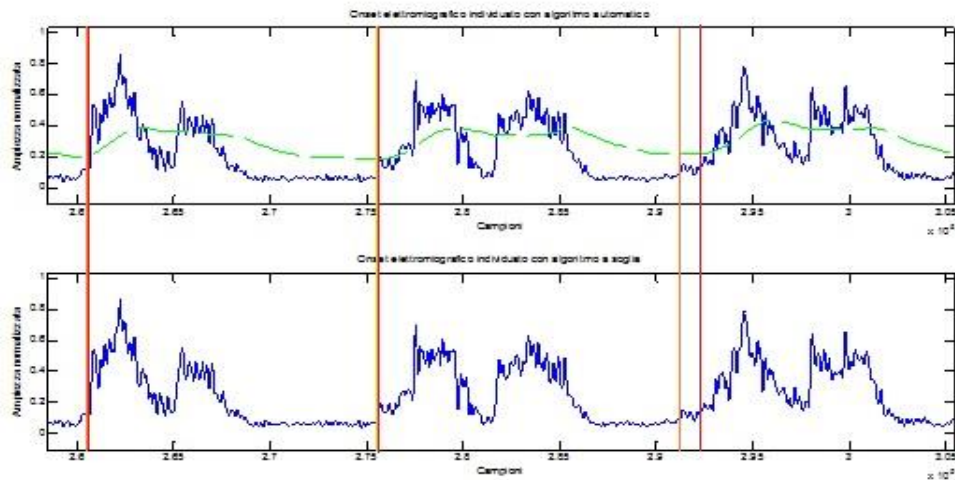


Figura 39 Errore nell'individuazione online dell'onset da parte di un algoritmo a soglia

Le prime due coppie di onset sono coerenti tra di loro e non mostrano una differenza apprezzabile graficamente come invece accade per la terza coppia di onset in figura. Si nota come l'onset identificato dall'algoritmo a soglia sia posizionato al termine della baseline mentre quello automatico è identificato temporalmente dopo in un punto che corrisponde all'inizio della salita del segnale.

L'indice statistico scelto per la valutazione della distanza tra i due onset è la mediana. In questo modo si tiene conto della distribuzione non normale dei dati e l'eventuale presenza di outlier non influenzerà eccessivamente l'esito dell'indagine. Per il calcolo della mediana si è tenuto conto solamente degli onset classificati come veri positivi nelle precedenti indagini.

Per le due frequenze di taglio la mediana è stata valutata come: i) valore assoluto della distanza e ii) distanza effettiva tra gli onset individuati dai due algoritmi. Per ogni risultato viene riportata la mediana seguita dall'intervallo interquartile.

In Tabella 16 vengono riportati i risultati ottenuti dall'indagine svolta con la frequenza di taglio dell'algoritmo dell'onset di 0.05 Hz.

		Valore mediano \pm intervallo interquartile (ms)		
Frequenza di taglio 0.05 Hz		VP	Distanza assoluta (ms)	Distanza (ms)
	S1	193	86 \pm 223	51 \pm 198
	S2	195	35 \pm 74	16 \pm 58
	S3	197	93 \pm 231	93 \pm 231
	S4	200	31 \pm 78	18 \pm 62
	S5	198	28 \pm 63	5 \pm 62
	S6	193	94 \pm 190	41 \pm 135
	S7	198	28 \pm 100	17 \pm 68
	S8	197	19 \pm 54	3 \pm 40
	S9	198	22 \pm 50	-2 \pm 45
	S10	196	24 \pm 42	24 \pm 42
	TOT	1965	35 \pm 103	20 \pm 80

Tabella 16 Valore mediano e intervallo interquartile tra gli onset EMG con frequenza di taglio di 0.05 HZ

Dei risultati analoghi sono ottenuti per le distanze calcolate quando gli onset elettromiografici sono calcolati utilizzando un filtraggio passa basso con frequenza di taglio pari a 0.1 Hz. (Tabella 17)

		Valore mediano \pm intervallo interquartile (ms)		
Frequenza di taglio 0.1 Hz		VP	Distanza assoluta (ms)	Distanza (ms)
	S1	193	258 \pm 356	234 \pm 394
	S2	195	89 \pm 273	68 \pm 277
	S3	197	66 \pm 166	6 \pm 132
	S4	200	115 \pm 187	99 \pm 174
	S5	198	68 \pm 141	60 \pm 134
	S6	193	166 \pm 243	149 \pm 256
	S7	198	103 \pm 247	95 \pm 238
	S8	197	84 \pm 154	72 \pm 123
	S9	197	45 \pm 146	39 \pm 125
	S10	200	34 \pm 110	34 \pm 110
	TOT	1982	91 \pm 223	71 \pm 200

Tabella 17 Valore mediano e intervallo interquartile tra gli onset EMG con frequenza di taglio di 0.1 HZ

In Figura 40 e Figura 41 vengono mostrati i grafici delle distribuzioni di tutte le distanze, in valore assoluto, utilizzate nella precedente valutazione.

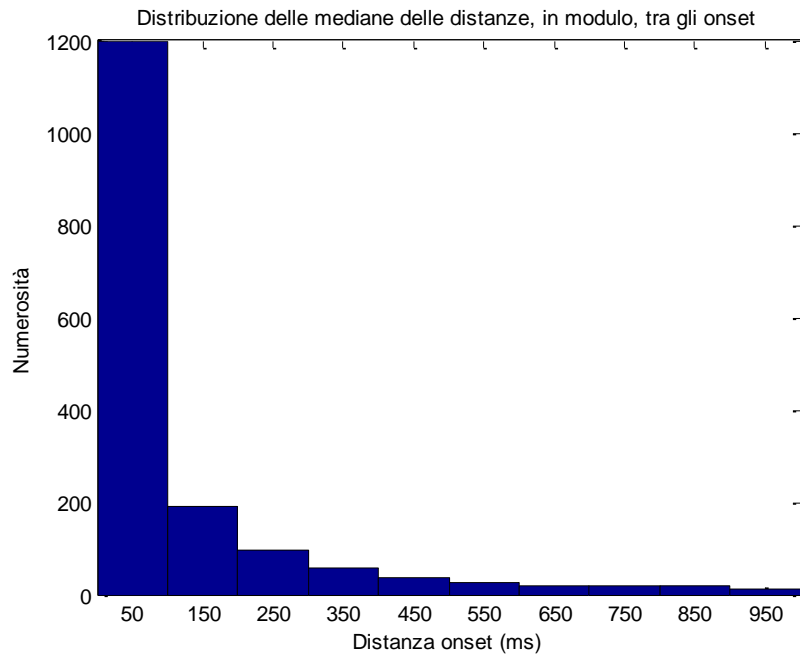


Figura 40 Distribuzione delle mediane delle distanze, in modulo, tra gli onset calcolati con frequenza di taglio di 0.05 Hz

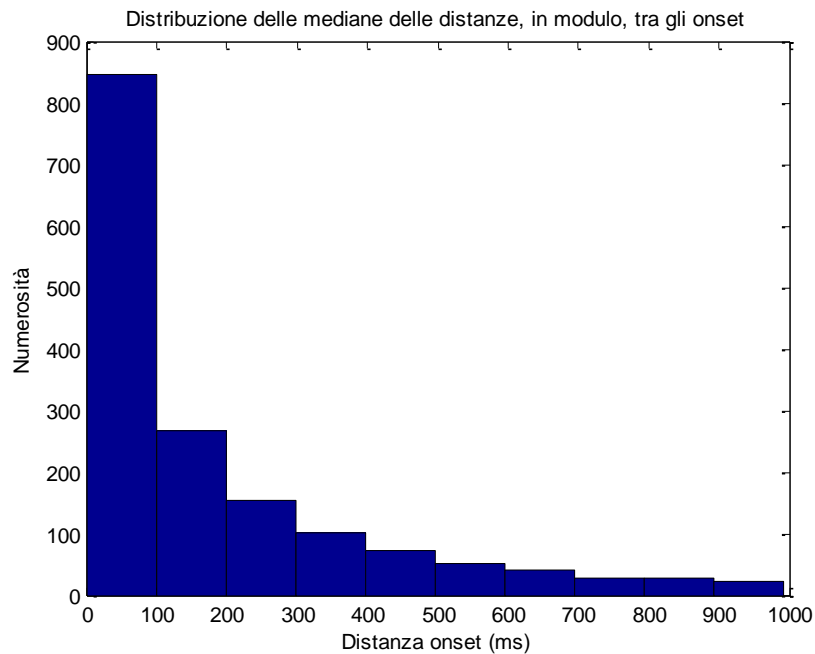


Figura 41 Distribuzione delle mediane delle distanze, in modulo, tra gli onset con onset automatico calcolato con frequenza di taglio 0.1 Hz

In Figura 42 e Figura 43 vengono mostrati i grafici delle distribuzioni di tutte le distanze utilizzate nella precedente valutazione.

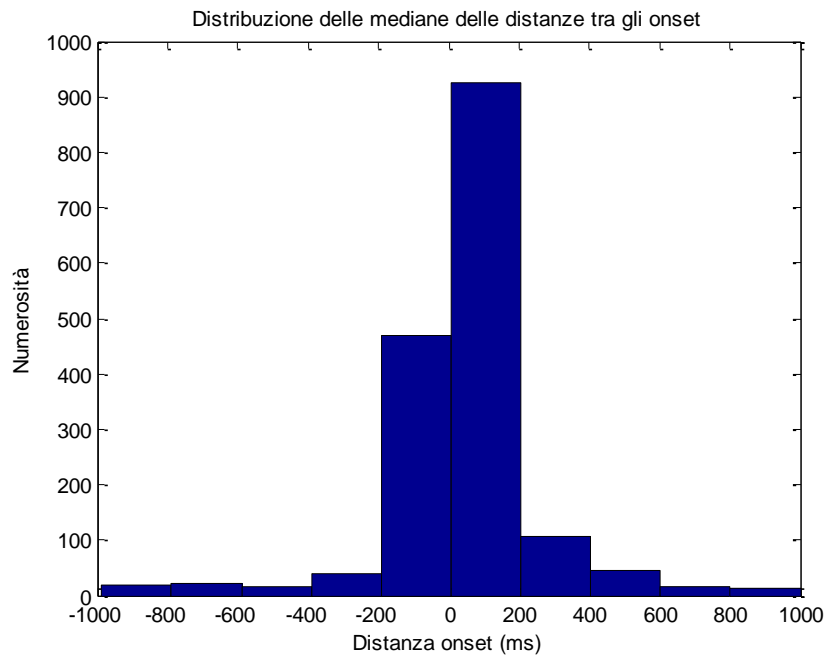


Figura 42 Distribuzione delle mediane delle distanze tra gli onset calcoli con frequenza di taglio di 0.05 Hz

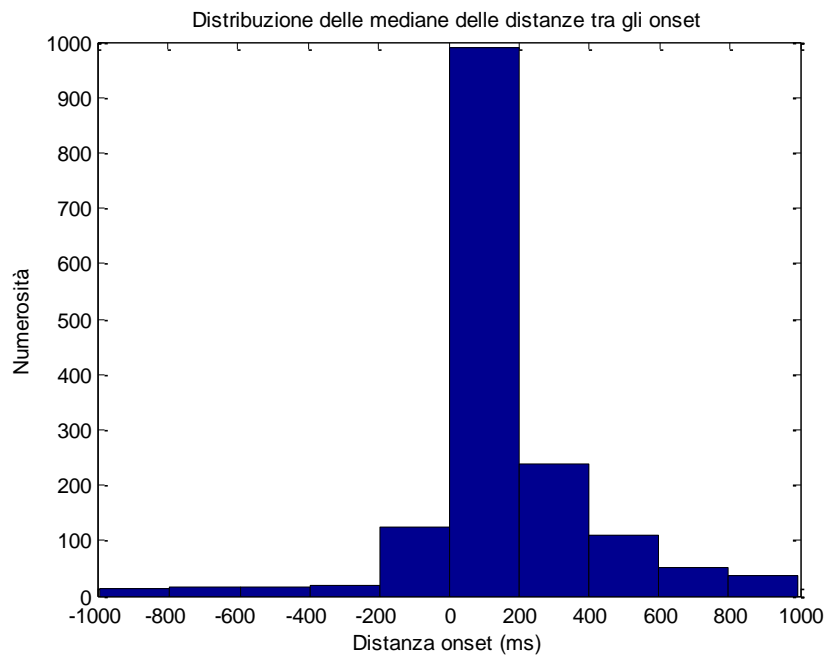


Figura 43 Distribuzione delle mediane delle distanze, in modulo, tra gli onset con onset automatico calcolato con frequenza di taglio di 0.1 Hz

Scelte progettuali

Dall'indagine realizzata emerge che le distanze tra l'onset elettromiografico individuato con l'algoritmo proposto e l'onset elettromiografico calcolato con un algoritmo basso seguono una distribuzione non normale spostata verso valori bassi se si considera la distanza in valore assoluto e una distribuzione confrontabile con una normale centrata in un intorno dello zero nel caso si considerino le distanze con il segno.

2.4.2.3 Algoritmo implementato

I risultati ottenuti nel precedente paragrafo, per entrambe le frequenze di taglio considerate, delle distanze tra gli onset confrontabili con la latenza elettromeccanica riportata in letteratura. Se si considera infatti che in letteratura la durata del ritardo elettromeccanico è posta pari a circa 100 ms si può affermare che entrambi gli approcci risultano essere del tutto soddisfacenti.

Sulla base di questa considerazione e dei risultati ottenuti dall'analisi di precisione e recupero si sceglie 0.1 Hz come frequenza di taglio per l'implementazione dell'algoritmo della ricerca degli onset.

2.5 Verifica della latenza elettromeccanica

Volendo realizzare un classificatore basato sul segnale elettromiografico acquisito durante il ritardo elettromeccanico, l'elaborazione dei dati cinematici ha quindi come obiettivo una stima della latenza, o ritardo elettromeccanico, da confrontare con i dati presenti in letteratura.

Progettazione

La latenza è il tempo che intercorre tra l'onset elettromiografico e l'inizio del movimento cinematico. Si ricorda che in letteratura è stata stimata come compresa tra 30 ms e 100 ms. (Cavanagh & Komi 1979)

I dati forniti dal Certus sono nove segnali sincronizzati con il segnale elettromiografico divisi tre gruppi in cui ogni gruppo rappresenta un dito, rispettivamente pollice indice e mignolo. Per ogni dito sono presenti tre segnali rappresentati le tre coordinate nello spazio

del marker ottico associato al dito. Per l'individuazione dell'onset cinematico si possono percorrere diverse strade in funzione soprattutto della qualità dei segnali letti da Certus.

Il primo passaggio dell'algoritmo consiste nell'interpolare i dati relativi ad ogni singola coordinata cartesiana. La necessità di questo passaggio nasce dal fatto che durante il movimento può succedere che i marker attivi possano essere nascosti alla vista del sensore di posizione. L'assenza temporanea del marker provoca di fatto delle lacune che possono essere colmate mediante un'interpolazione spline cubica dei dati a partire dalla conoscenza dei dati presenti.

A partire dalle tre coordinate cartesiane di ogni singolo dito viene ottenuto un unico segnale relativo al movimento del dito nella sua totalità, calcolando la norma euclidea del vettore, con componenti le coordinate cartesiane. Dette x , y , z le componenti del vettore la norma euclidea è calcolata secondo l'equazione (5):

$$\|\text{vettore}\| = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \quad (5)$$

Questa operazione potrebbe risultare poco utile nell'elaborazione nel caso in cui sui singoli segnali vi siano eccessive rapide oscillazioni che verrebbero incrementate nel calcolo della norma euclidea.

Se il segnale ottenuto risultava troppo rumoroso, la singola coordinata cartesiana era valutata sia in termini di qualità del segnale stesso sia in termini correttezza dell'informazione ricavata.

Nonostante la rumorosità di alcune acquisizioni, per ogni prova è stato identificato un segnale che rappresenta correttamente il movimento su cui si è potuto procedere all'identificazione dell'onset cinematico selezionando le porzioni di segnali in cui si trova l'inizio del movimento. Queste porzioni si possono individuare notando la variazione da una zona praticamente costante (rappresentante la mano in posizione di riposo) e una variazione del segnale rappresentante il movimento.

Per ogni porzione di segnale individuata si cercano i minimi locali considerando che il segnale cresce nel momento in cui il movimento ha inizio. Per evitare l'individuazione di

minimi locali corrispondenti a piccole oscillazioni l'utente può selezionare quale minimo locale è informativo selezionandolo manualmente.

A seguito dell'individuazione dell'onset cinematico, calcolato su un segnale campionato a frequenza diversa rispetto al segnale elettromiografico, si procede ad un adeguamento delle frequenze così da rendere i risultati confrontabili ed analizzabili. Se in posizioni vicine non fossero previsti sia l'onset elettromiografico sia l'onset cinematico a causa di un errore di calcolo o nell'algoritmo di analisi cinematica o nell'algoritmo di calcolo dell'onset elettromiografico si provvede all'eliminazione degli onset solitari.

Terminata l'individuazione degli onset si procede alla stima della latenza elettromeccanica. La latenza è calcolata mediante la differenza tra la posizione di un onset cinematico e il corrispondente onset elettromiografico. Se questa differenza fosse positiva ha significato fisiologico e verrà mantenuta, altrimenti verrà scartata. Le differenze rimaste sono convertite in tempo a partire dalla conoscenza della frequenza di campionamento ottenendo la latenza per ogni movimento realizzato nella prova.

In questa fase del lavoro si vogliono verificare:

- In quanti casi l'onset elettromiografico è effettivamente precedente all'onset cinematico.
- Per i soli casi in cui è verificato il punto precedente, fornire una stima della latenza confrontandola con i dati presenti in letteratura.

Risultati

In Figura 44 è mostrato l'esito dell'applicazione degli algoritmi per il calcolo dell'onset elettromiografico (primo grafico e linea verde) e dell'onset cinematico (secondo grafico e linea rossa) su una porzione di un segnale.

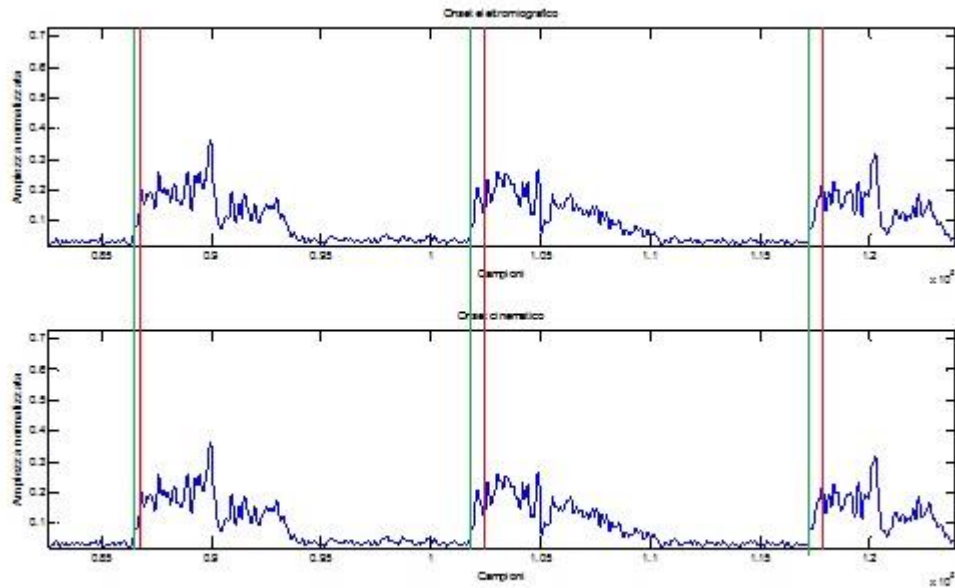


Figura 44 Onset EMG (verde) e onset cinematico (rosso)

Per la stima della latenza si è proceduto in maniera simile a quanto descritto nel precedente paragrafo procedendo con il calcolo della mediana come indice statistico rappresentativo.

In Tabella 18 sono riportati i risultati della stima della latenza. Per questa indagine si mostra un istogramma in Figura 45 con l'andamento delle latenze valutate sulla totalità dei soggetti.

	Latenze corrette	Valore mediano \pm intervallo interquartile (ms)
Tre soggetti	70%	366 \pm 545
Soggetto 1	78%	487 \pm 789
Soggetto 2	50%	262 \pm 299
Soggetto 3	92%	402 \pm 509

Tabella 18 Latenze valutate alla frequenza di taglio: 0.1 HZ

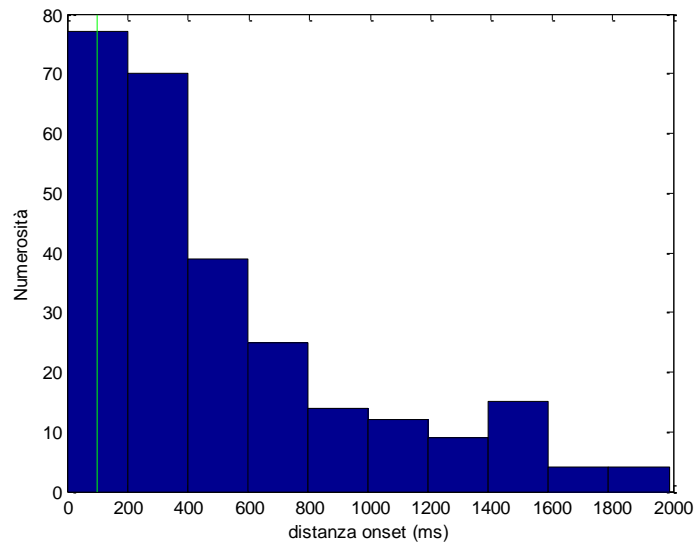


Figura 45 Distribuzione delle latenze per tutti i soggetti nel caso di frequenza di taglio 0.1 Hz. La linea verticale rappresenta il valore di latenza muscolare utilizzata in questo lavoro

Scelte progettuali

I risultati tendono a sovrastimare la latenza rispetto a quanto indicato in letteratura e questo fatto può essere ricondotto ad una non corretta identificazione dell'onset cinematico. Si ricorda che alcuni segnali risultavano particolarmente rumorosi anche a seguito del filtraggio o altre operazioni opportune per renderli migliori.

Da questi risultati, e dalle difficoltà nell'elaborazione dei segnali cinematici, non è possibile fornire una stima del ritardo elettromeccanico confrontabile con i risultati presenti in letteratura. Si è quindi deciso di porre a 100 ms la durata del ritardo elettromeccanico sulla base dei risultati presenti in letteratura

Capitolo 3 – Classificatore mioelettrico

Per la classificazione dei movimenti a partire dalla porzione di segnale elettromiografico superficiale corrispondente al ritardo elettromeccanico è stato scelto di progettare una rete neurale artificiale.

Progettazione

Le reti neurali realizzate sono di tipo feedforward con uno strato nascosto, di tipo supervisionato. Gli ingressi delle reti neurali sono 1025, ognuno corrispondente ad un campione dei segnali elettromiografici durante la latenza elettromeccanica di durata pari a 100 ms (205 campioni per ognuno dei cinque canali elettromiografici). Il numero di neuroni dello strato nascosto è pari a 10 con funzione d'attivazione la funzione sigmoide. La scelta di questa struttura iniziale è basata sulla struttura della rete neurale artificiale utilizzata in un lavoro in letteratura. (Muceli & Farina 2012)

Per la necessità di realizzare un classificatore, la funzione d'attivazione dei neuroni dello strato di uscita della rete è la funzione softmax (6), in cui il pedice i rappresenta l' i -esimo neurone e N rappresenta il numero totale di neuroni

$$f(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum_{j=1}^N e^{x_j}} \quad (6)$$

Questa scelta è dettata dal fatto che softmax è una funzione probabilistica che ad ogni neurone i dello strato d'uscita associa la probabilità che l'ingresso appartenga alla classe rappresentata dal neurone stesso. In una fase di post processing si seleziona la classe il cui neurone ha fornito in uscita la più alta probabilità come la classe a cui associare l'ingresso.

Non è un approccio di tipo “winner takes all” in cui se un neurone è vincente gli altri hanno uscita nulla, in quanto si dovrebbero prevedere delle connessioni tra i neuroni dello strato d'uscita non previste nella definizione delle reti neurali feedforward.

Per l'addestramento della rete, i dati sono organizzati nel seguente modo:

- Il 70% degli input sono stati utilizzati per l'addestramento della rete permettendo di trovare i pesi che meglio descrivono il legame tra input e output noti.

- Il 15% degli input è stato utilizzato per la validazione della rete. A seguito di un output ottenuto in fase di addestramento la rete è immediatamente testata su questi input a lei sconosciuti e poi aggiornata. Se per un numero consecutivo e fissato di volte, pari a sei nel nostro caso, le uscite ottenute dagli input di validazione rimangono le stesse la rete è considerata come addestrata.
- Il 15% degli input è usato come test. Una volta definita e realizzata una rete neurale questi input a lei completamente ignoti vengono applicati e si valuta se l'uscita effettiva è coerente con quella prevista.

3.1 Definizione della struttura della rete neurale

Il numero di neuroni nello strato d'uscita della rete non è stato definito a priori in quanto in questo lavoro vengono proposte due architetture possibili.

La *prima architettura* prevede la presenza di un numero ben definito di neuroni nello strato d'uscita, pari a cinque. Questa scelta è dettata dalla conoscenza a priori del numero totale di prese svolte nelle prove sperimentali di questo lavoro ad ognuna delle quali verrà associato un neurone nello strato d'uscita.

La *seconda architettura* prevede un'esplorazione iniziale, non supervisionata, delle finestre temporali dei segnali elettromiografici con lo scopo di cogliere eventuali somiglianze presenti tra i segnali. Questa scelta permette di costruire più reti neurali che lavorano in cascata andando a classificare inizialmente dei macro gruppi di prese, e una volta identificato un gruppo di prese, un'altra rete neurale sarà addestrata per la classificazione delle prese all'interno del gruppo precedentemente più ristretto.

Per questo motivo con la seconda struttura il numero di output della rete neurale non è definibile a priori in quanto è prevista una prima fase esplorativa con un algoritmo di classificazione non supervisionato che si andrà ora ad indagare. L'esplorazione dei dati avviene mediante l'algoritmo delle K-medie che rappresenta uno dei più comuni metodi di clustering non gerarchico in cui un dato viene assegnato ad un solo cluster. Lo scopo dell'algoritmo è quello di minimizzare la distanza tra ogni dato ed il centroide del cluster, attraverso un algoritmo iterativo. Questo metodo presuppone che sia definito a priori il numero di cluster ai quali i dati possono appartenere.

L'algoritmo K-medie prevede i seguenti passi:

- Definizione del numero di cluster, k .
- Scelta casuale di k centroidi che rappresentano i centri dei cluster che si andranno a creare.
- Calcolo della distanza tra ogni dato ed i centroidi assegnati, ponendo il dato nel cluster con il centroide più prossimo.
- Per ogni cluster realizzato si calcola la media dei dati individuando il nuovo centroide.
- Si ripete iterativamente l'algoritmo riassegnando i dati ai cluster in funzione dei nuovi centroidi di volta in volta identificati.

Il numero di iterazioni è fissato dall'utente ed è un criterio di arresto dell'algoritmo. Altro criterio di arresto si basa sul fatto che se ad una certa iterazione non c'è alcun aggiornamento dei centroidi e dei cluster l'algoritmo è arrivato a convergenza avendo trovato la soluzione ottima per il numero di cluster stabiliti.

Un metodo per valutare quantitativamente la bontà di una clusterizzazione si basa sull'utilizzo del coefficiente di Silhouette. (Rousseeuw 1987) Questo coefficiente tiene conto delle distanze di ogni singolo dato sia dati appartenenti al suo stesso cluster sia dai dati appartenenti ai rimanenti cluster.

Si definisce $a(i)$ la media tra le misure di distanza di un dato i con i dati appartenenti allo stesso cluster. Non esiste un valore assoluto che indichi quanto il dato sia buono ma tanto più basso e tanto meglio un dato è ben rappresentato dal suo cluster. In maniera analoga si definisce $b(i)$ come la minima distanza tra un dato i e i dati appartenenti ai cluster a cui i non appartiene. Si tiene conto della distanza minima in quanto rappresenta la distanza del dato i con un dato di un cluster diverso, ma vicino. Tanto maggiore è questa distanza tanto migliore sarà la clusterizzazione.

Nel coefficiente di Silhouette (7) si tiene conto di entrambe le distanze definite:

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i); b(i)\}} \quad (7)$$

Il coefficiente di Silhouette può essere riscritto come in (8):

$$s(i) = \begin{cases} 1 - \frac{a(i)}{b(i)} & \text{se } a(i) < b(i) \\ 0 & \text{se } a(i) = b(i) \\ \frac{b(i)}{a(i)} - 1 & \text{se } a(i) > b(i) \end{cases} \quad (8)$$

Dall'ultima espressione è possibile evincere che il coefficiente di Silhouette ha valori compresi tra -1 ed 1: $-1 < s(i) < +1$ e tanto migliore è la clusterizzazione per un dato più il coefficiente sarà vicino ad 1 mentre tanto peggiore sarà la clusterizzazione per un singolo dato tanto il coefficiente sarà prossimo a -1.

In questo lavoro questo algoritmo è stato implementato adottando le seguenti scelte:

- Scelta del numero di cluster in cui dividere i dati: non possedendo questa informazione a priori si valuta la scelta via software verificando per ogni possibile valore (da 1 a 5) l'effettiva buona riuscita della clusterizzazione.
- Esecuzione dell'algoritmo con 1000 inizializzazioni diverse dei centroidi iniziali esplorando così numerose possibilità.
- Valutazione della buona riuscita della clusterizzazione mediante il calcolo del coefficiente di silhouette per ogni singolo dato e mediando tutti i coefficienti di Silhouette si ottiene una misura media della correttezza della clusterizzazione.
- Scelta del miglior numero di cluster in funzione del coefficiente di Silhouette precedentemente calcolato scegliendo il numero di cluster corrispondente al coefficiente di Silhouette più alto.
- Una volta individuato il numero di cluster ottimo si ripete la creazione del cluster ottimo.

A seguito della creazione dei cluster si procede ad ottimizzare il risultato ottenuto:

- Eliminazione da ogni cluster delle prese presenti in percentuali inferiori al 20% considerandole outlier.
- Ricalcolo delle nuove percentuali di presenza delle prese all'interno di un cluster a seguito delle eventuali modifiche apportate al punto precedente.

- Se una presa fosse presente in più cluster si mantiene la presa solamente nel cluster in cui è presente con percentuale maggiore.

Il problema relativo alla scelta dei pesi iniziali, e quindi dell'addestramento della rete, comune ad entrambe le strutture proposte, è stato risolto addestrando un numero elevato di reti scegliendo come rete definitiva quella con la performance migliore. Per l'addestramento delle reti si utilizzano 100 diverse proposte di pesi iniziali i cui valori sono assegnati in modo random. Il learning rate adottato è pari a 0.01 per ogni rete realizzata.

Per valutare la performance di ogni rete si tiene conto dell'errore quadratico medio (mean square error, mse) tra le uscite ottenute dalla rete e quelle previste dall'addestramento e in particolare se ne tiene conto in due casi distinti:

- Performance totale della rete: si riferisce all'mse valutato su tutti gli input a disposizione e contiene anche gli input su cui la rete è stata addestrata e che, se ben costruita, deve riconoscere alla perfezione. È un dato informativo, ma si corre il rischio che sia sempre un dato eccessivamente buono a causa della numerosa presenza (70%) di input già noti alla rete.
- Performance dati di test: si riferisce all'mse solamente degli input di test incogniti alla rete in fase di addestramento. Questo dato porta informazioni in merito alla capacità della rete di generalizzare le informazioni su cui viene addestrata.

Per tenere in considerazione entrambi i parametri, si definisce performance globale della rete la media delle due performance presentate. Più questo numero è basso migliore sarà la performance della rete e la rete con l'mse più basso viene scelta come rete neurale finale.

Nella struttura che prevede l'utilizzo di reti in cascata la creazione di reti neurali ottime non è una condizione sufficiente per affermare che la cascata di reti neurali sia una strategia funzionante nell'applicazione effettiva. La valutazione della bontà del sistema nella sua totalità si basa sull'applicazione dell'intera serie di reti a tutti gli input, valutando come output l'uscita finale della rete a valle della cascata di reti.

3.2 Performance delle reti progettate

Risultati ottenuti

Per entrambe le architetture proposte si utilizza il termine calibrazione per indicare la percentuale di successi ottenuti dall'applicazione a di tutti gli input alla rete con cinque uscite o alla cascata di reti.

I risultati delle prove di calibrazione sono riportati in Tabella 19 e sono strutturati secondo il seguente schema:

- Ogni riga, da S1 a S10, rappresenta un soggetto sano e per ogni soggetto sono riportate due casistiche che si riferiscono al diverso posizionamento degli elettrodi nelle prove
- Le ultime due righe rappresentano la media e la deviazione standard delle performance delle reti neurali implementate.
- La prima colonna mostra gli esiti della calibrazione a seguito della applicazione della rete neurale a cinque uscite
- La seconda colonna mostra gli esiti della calibrazione a seguito della applicazione della cascata di reti neurali ottime.
- La terza colonna mostra i raggruppamenti di prese ottenuti a seguito dell'esplorazione svolta con l'algoritmo K-medie. I numeri dei raggruppamenti si riferiscono alle prese nell'ordine in cui sono state definite nel paragrafo 2.3.3

	Calibrazione 5 uscite	Calibrazione reti in cascata	Clustering
S1 caso 1	74%	67%	2 3 / 4 5
S1 caso 2	83%	94%	1 4 5 / 2 3
S2 caso 1	99%	91%	1 / 2 4 5 / 3
S2 caso 2	88%	81%	1 3 / 2 4 5
S3 caso 1	73%	64%	1 3 5 / 2 4
S3 caso 2	91%	88%	1 2 4 / 3 5
S4 caso 1	90%	87%	1 3 / 2/4 / 5
S4 caso 2	91%	91%	1 2 3 4 / 5
S5 caso 1	83%	81%	1 3 / 2 5 / 4
S5 caso 2	80%	69%	1 2 4 / 3 5
S6 caso 1	88%	90%	1 2 4 / 3 5
S6 caso 2	95%	95%	1 / 2 / 3 / 4 / 5
S7 caso 1	84%	85%	1 2 4 / 3 5
S7 caso 2	90%	85%	1 3 5 / 2 4
S8 caso 1	84%	87%	1 2 4 / 3
S8 caso 2	87%	86%	1 2 4 / 3
S9 caso 1	86%	87%	1 2 4 5 / 3
S9 caso 2	85%	84%	1 2 4 5 / 3
S10 caso 1	86%	92%	1 3 / 2 4
S10 caso 2	75%	76%	1 4 / 2 3
Media	86%	84%	--
Deviazione standard	7%	8%	--

Tabella 19 Esiti calibrazione

Come si nota i risultati sono spesso decisamente elevati, ad eccezione di rari casi, e tra le due strutture non vi è una differenza significativa.

Scelte progettuali

Le informazioni attuali non permettono di identificare un'architettura delle reti neurali migliore rispetto ad un'altra.

3.3 Verifica della capacità di generalizzazione delle reti neurali

La problematica da risolvere non riguarda la creazione della rete fine a se stessa come classificatore, i cui buoni esiti sono stati presentati nel precedente paragrafo, ma riguarda la realizzazione di una rete in grado di generalizzare i buoni risultati ottenuti in contesti differenti, ma simili, a quello in cui è stata progettata ed addestrata.

Progettazione

La procedura realizzata per implementare una soluzione a questo problema prevede due fasi di lavoro:

Fase di calibrazione: la fase di calibrazione coincide con quanto descritto nel paragrafo precedente e consiste nella realizzazione di una rete neurale artificiale ottima.

Fast calibration: con questo termine ci si riferisce a tutte le successive applicazioni della rete neurale artificiale precedentemente creata. I problemi che si incontrano nelle applicazioni successive a quella iniziale sono i problemi tipici che si incontrano nell'utilizzo dell'elettromiografia superficiale nella progettazione di controllori e sono ad esempio una diversa impedenza elettrodo pelle rispetto al giorno di calibrazione o una disposizione degli elettrodi non identica (ma simile) a quella precedentemente utilizzata.

L'idea progettata prevede di far eseguire al soggetto all'inizio di ogni nuova sessione un numero limitato di ripetizioni, due o tre, per ogni presa come si svolgesse una prova di calibrazione. Una volta acquisite le informazioni elettromiografiche di queste poche prese esse verranno utilizzate per aggiornare i pesi della precedente rete neurale o delle reti neurali precedenti in caso di approccio delle reti in cascata.

La struttura rimane fissata a quella stabilita nel giorno di calibrazione ma i pesi aggiornati permettono di classificare le future prese tenendo conto dei cambiamenti inevitabili avvenuti tra una sessione di prova ed un'altra.

Risultati

In Tabella 20 vengono presentati i risultati delle prove di fast calibration realizzate con una rete neurale con cinque neuroni nello strato d'uscita (architettura 1).

Ogni riga corrisponde ad un soggetto e per ogni soggetto sono presentati i risultati ottenuti con un posizionamento degli elettrodi (caso 1) e riposizionando gli elettrodi e ripetendo la prova in un secondo momento (caso 2).

Per ogni soggetto si presentano i risultati relativi a:

- Calibrazione: indica la percentuale di prese correttamente individuate dalla rete a seguito dell'addestramento della rete stessa.
- Aggiornamento 2 ripetizioni: indica la percentuale di prese sconosciute alla rete e individuate correttamente a seguito dell'aggiornamento dei pesi della rete stessa utilizzando due ripetizioni per ogni presa svolte in una diversa sessione.
- Aggiornamento 3 ripetizioni: indica la percentuale di prese sconosciute alla rete e individuate correttamente a seguito dell'aggiornamento dei pesi della rete stessa utilizzando tre ripetizioni per ogni presa svolte in una diversa sessione.

Risultati <i>fast calibration</i> rete unica con cinque uscite			
	Calibrazione	Aggiornamento 2 ripetizioni	Aggiornamento 3 ripetizioni
S1 caso 1	74%	66%	63%
S1 caso 2	83%	41%	46%
S2 caso 1	99%	44%	51%
S2 caso 2	88%	75%	91%
S3 caso 1	73%	58%	56%
S3 caso 2	91%	32%	37%
S4 caso 1	90%	50%	54%
S4 caso 2	91%	59%	65%
S5 caso 1	83%	31%	40%
S5 caso 2	80%	57%	56%
S6 caso 1	88%	86%	87%
S6 caso 2	95%	76%	70%
S7 caso 1	84%	63%	58%
S7 caso 2	90%	41%	53%
S8 caso 1	84%	39%	27%
S8 caso 2	87%	38%	41%
S9 caso 1	86%	53%	55%
S9 caso 2	85%	47%	60%
S10 caso 1	86%	52%	53%
S10 caso 2	75%	33%	36%
Media	86%	52%	55%
Deviazione standard	6%	15%	15%

Tabella 20 Risultati delle prove di *fast calibration* su una rete con cinque uscite

In Tabella 21 si mostrano i risultati ottenuti nelle prove di *fast calibration* nel caso di reti costruite a valle di un'esplorazione iniziale non supervisionata dei dati. (architettura 2)

I risultati sono presentati seguendo lo schema proposto per la precedente Tabella 20 con l'aggiunta di una colonna:

- Cluster: Contiene la suddivisione delle prese, numerate da uno a cinque seguendo l'ordine in cui sono state definite nel paragrafo 2.3.3, ottenuta a seguito dell'applicazione dell'algoritmo K-medie.

Risultati fast calibration reti in cascata				
	Calibrazione	Aggiornamento 2 ripetizioni	Aggiornamento 3 ripetizioni	Cluster
S1 caso 1	67%	71%	64%	2 3 / 4 5
S1 caso 2	94%	41%	40%	1 4 5 / 2 3
S2 caso 1	91%	44%	62%	1 / 2 4 5 / 3
S2 caso 2	81%	78%	83%	1 3 / 2 4 5
S3 caso 1	64%	66%	67%	1 3 5 / 2 4
S3 caso 2	88%	24%	27%	1 2 4 / 3 5
S4 caso 1	87%	48%	61%	1 3 / 2 / 4 / 5
S4 caso 2	91%	75%	48%	1 2 3 4 / 5
S5 caso 1	81%	32%	37%	1 3 / 2 5 / 4
S5 caso 2	69%	54%	54%	1 2 4 / 3 5
S6 caso 1	90%	70%	83%	1 2 4 / 3 5
S6 caso 2	95%	76%	70%	1 / 2 / 3 / 4 / 5
S7 caso 1	85%	60%	55%	1 2 4 / 3 5
S7 caso 2	85%	37%	52%	1 3 5 / 2 4
S8 caso 1	87%	35%	45%	1 2 4 / 3
S8 caso 2	86%	38%	37%	1 2 4 / 3
S9 caso 1	87%	47%	66%	1 2 4 5 / 3
S9 caso 2	84%	49%	39%	1 2 4 5 / 3
S10 caso 1	92%	51%	46%	1 3 / 2 4
S10 caso 2	76%	31%	26%	1 4 / 2 3
Media	84%	51%	53%	--
Deviazione standard	8%	16%	16%	--

Tabella 21 Risultati delle prove di fast calibration con le reti in cascata

Scelte progettuali

Analizzando le tabelle precedenti appare evidente che, per quanto non soddisfacenti come percentuali (percentuali di successo inferiori al 70%), i risultati ottenuti con la struttura della rete a cascata siano migliori rispetto a quelli ottenuti con una struttura fissa con cinque uscite.

Si è quindi scelta l'architettura di reti a cascata per la realizzazione del classificatore elettromiografico.

3.4 Scelta dei parametri dell'architettura della rete neurale

Progettazione

La scelta dei parametri delle reti neurali artificiali è un aspetto critico che condiziona il buon funzionamento delle reti stesse. I parametri che si sono esplorati sono:

- Numero di neuroni nello strato nascosto: si è indagato come risponde una rete neurale variando il numero di neuroni da 10 a 30 con un passo di 5 neuroni
- Funzione di attivazione dei neuroni dello strato nascosto: sono state prese in considerazione le funzioni di attivazione che trovano maggior impiego nelle reti neurali artificiali, vale a dire la funzione tangente iperbolica e la funzione sigmoide.
- Durata della latenza: in accordo con quanto presentato in letteratura si è studiato come la finestra temporale di lunghezza pari alla durata della latenza influenzi la classificazione. Sono state indagate tre diverse latenze: 30 ms, 50 ms e 100 ms.

Risultati

I risultati ottenuti sono riportati in Tabella 22, Tabella 23 e Tabella 24 e si riferiscono alle validazioni svolte su un soggetto in quanto, per gli altri soggetti, portano a conclusioni analoghe. Ogni tabella mostra i risultati relativi ad una latenza temporale. Per ogni latenza, sono mostrati i risultati relativi alle prove svolte fissando la funzione di attivazione dei neuroni dello strato nascosto come tangente iperbolica e come funzione sigmoide. Per ogni funzione di attivazione sono riportati gli esiti delle prove svolte con diversa numerosità dei neuroni nello strato nascosto. Per ogni numerosità di neuroni è riportata la percentuale di

successo in fase di addestramento, rappresentata in grassetto, e le percentuali di successo delle prove di fast calibration per l'architettura di rete a cascata.

30 ms	Tangente iperbolica					
	10 Neuroni	15 Neuroni	20 Neuroni	25 Neuroni	30 Neuroni	
Addestramento 1	92,79%	95,50%	93,69%	96,40%	93,69%	
2 Ripetizioni	44,03%	41,19%	45,60%	44,65%	45,91%	
3 Ripetizioni	54,46%	52,48%	53,47%	52,15%	52,81%	
Addestramento 2	86,17%	85,11%	86,17%	83,23%	89,36%	
2 Ripetizioni	52,44%	53,66%	54,07%	56,50%	52,85%	
3 Ripetizioni	53,85%	56,41%	60,26%	55,13%	56,41%	
30 ms	Sigmoide					
	10 Neuroni	15 Neuroni	20 Neuroni	25 Neuroni	30 Neuroni	
Addestramento 1	91,89%	92,79%	93,69%	90,99%	91,89%	
2 Ripetizioni	52,33%	56,20%	60,47%	60,08%	55,04%	
3 Ripetizioni	61,38%	65,45%	68,70%	55,69%	63,01%	
Addestramento 2	80,85%	84,04%	84,04%	85,11%	87,23%	
2 Ripetizioni	61,79%	69,92%	56,91%	64,63%	69,92%	
3 Ripetizioni	73,08%	67,09%	68,83%	73,93%	69,23%	

Tabella 22 Esiti validazione 30 ms

50 ms	Tangente iperbolica				
	10 Neuroni	15 Neuroni	20 Neuroni	25 Neuroni	30 Neuroni
Addestramento 1	92,79%	93,69%	92,79%	94,59%	92,72%
2 Ripetizioni	43,40%	46,23%	43,71%	44,65%	43,71%
3 Ripetizioni	53,14%	53,80%	51,82%	52,48%	53,14%
Addestramento 2	89,36%	91,49%	89,36%	89,36%	89,36%
2 Ripetizioni	54,07%	53,25%	54,07%	53,66%	54,07%
3 Ripetizioni	54,27%	55,98%	57,69%	55,13%	56,41%
Sigmoide					
50 ms	10 Neuroni	15 Neuroni	20 Neuroni	25 Neuroni	30 Neuroni
Addestramento 1	93,69%	94,59%	90,99%	94,59%	92,79%
2 Ripetizioni	41,82%	46,23%	46,23%	43,40%	45,60%
3 Ripetizioni	53,14%	52,81%	53,80%	52,15%	53,14%
Addestramento 2	88,30%	82,98%	80,85%	81,91%	88,30%
2 Ripetizioni	53,25%	56,50%	54,88%	52,85%	52,03%
3 Ripetizioni	55,13%	55,13%	53,85%	55,98%	55,98%

Tabella 23 Esiti validazione 50 ms

100 ms	Tangente iperbolica					
	10 Neuroni	15 Neuroni	20 Neuroni	25 Neuroni	30 Neuroni	
Addestramento 1	95,50%	95,50%	94,59%	93,69%	94,59%	94,59%
2 Ripetizioni	38,36%	39,94%	40,25%	39,94%	40,57%	40,57%
3 Ripetizioni	51,16%	52,15%	49,83%	50,17%	51,49%	51,49%
Addestramento 2	82,76%	87,93%	87,93%	82,76%	82,76%	82,76%
2 Ripetizioni	47,19%	48,18%	48,84%	48,84%	46,86%	46,86%
3 Ripetizioni	55,21%	60,07%	60,76%	61,46%	57,99%	57,99%
100 ms	Sigmoide					
Addestramento 1	96,69%	93,69%	95,50%	96,40%	94,56%	94,56%
2 Ripetizioni	38,68%	38,99%	39,62%	40,88%	40,25%	40,25%
3 Ripetizioni	50,50%	51,82%	50,17%	52,15%	48,84%	48,84%
Addestramento 2	81,90%	83,62%	83,62%	87,06%	86,21%	86,21%
2 Ripetizioni	45,87%	48,18%	48,18%	49,17%	48,51%	48,51%
3 Ripetizioni	55,21%	55,21%	58,33%	59,72%	59,03%	59,03%

Tabella 24 Esiti validazione 100 ms

Scelte progettuali

Il dato che emerge dall'analisi delle percentuali ottenute è la ripetibilità dei risultati sia nella fase di calibrazione delle reti neurali sia nella fase di applicazione delle reti stesse. Questo risultato permette di adottare qualunque configurazione dei parametri della reti con la consapevolezza che i risultati, siano essi positivi o negativi, non varieranno in modo significativo tra una scelta o un'altra.

Tenendo conto di questo risultato la scelta definitiva dei parametri è:

- Neuroni nello strato nascosto: 20 neuroni, numero scelto alla luce degli esiti delle prove di calibrazione ma soprattutto delle prove di fast calibration in cui gli esiti sono lievemente migliori anche di un punto percentuale.
- Funzione di attivazione dei neuroni nello strato nascosto: per quanto non ci sia una caratteristica che favorisca la scelta di una funzione di attivazione rispetto ad un'altra, si è scelta la funzione sigmoide. La causa di questa scelta risiede nella proprietà della funzione sigmoide di avere una derivata più facilmente implementabile rispetto alla derivata della funzione tangente iperbolica che può portare ad una semplificazione a livello computazionale.
- Durata della latenza: la latenza è stata scelta di 100 ms. Questa scelta è quella che meglio coniuga le informazioni fornite da letteratura e i risultati ottenuti dalle prove di stima della latenza.

3.5 Ottimizzazione della capacità di generalizzazione della rete

Con l'algoritmo *fast calibration* non è stato risolto il problema della generalizzazione delle reti in cascata implementate. I risultati sono estremamente variabili fornendo sia risultati buoni che risultati assolutamente pessimi rendendo l'algoritmo inutilizzabile nella pratica clinica prevista.

In questo paragrafo viene presentato un algoritmo diverso, denominato *calibrazione diretta*, che tiene conto dei punti di forza della metodica precedente sopperendo ad alcune problematiche che possono insorgere durante l'applicazione del classificatore.

Materiali e metodi

Nella fase di calibrazione di questo algoritmo si diminuisce il numero di prese svolte per ogni movimento riducendole da 20 a 5. Con questo numero ridotto di prese si costruisce una rete neurale artificiale con architettura a cascata come precedentemente discusso. Definita la struttura dell'insieme di reti neurali si procede al loro addestramento utilizzando le poche prese realizzate.

La suddivisione dei pattern di input in training set, validation set e test set viene modificata in questo modo:

- Training set: 60% delle ripetizioni per ogni presa (quindi 3 ripetizioni).
- Validation set: 20% delle ripetizioni per ogni presa (quindi 1 ripetizione).
- Test set: 20% delle ripetizioni per ogni presa (quindi 1 ripetizione).

Terminato l'addestramento, le reti neurali vengono applicate, in cascata, ai 15 movimenti successivi di ogni presa e completamente sconosciuti alla rete.

Questo aspetto elimina la dipendenza della rete dal posizionamento degli elettrodi posti attorno all'avambraccio in quanto ad ogni nuova applicazione viene realizzata una opportuna cascata di reti ignorando completamente qualunque configurazione adottata nelle sessioni riabilitative precedenti sia in termini di struttura, derivata dall'algoritmo K-medie, sia in termini di pesi delle reti neurali artificiali.

Risultati

In Tabella 25 vengono presentati i risultati ottenuti con il metodo della calibrazione diretta. Come per i risultati precedenti per ogni soggetto sono state prese in considerazione sia le prove svolte con un posizionamento degli elettrodi sia le prove svolte a seguito di un riposizionamento degli elettrodi stessi, considerate in questo caso in modo indipendente.

Per ogni soggetto si presentano i risultati di:

- Calibrazione: rappresenta la percentuale di prese correttamente individuate applicando la rete neurale artificiale alle prese utilizzate per la realizzazione della rete stessa.

- Generalizzazione della rete: percentuali di prese correttamente identificate a seguito dell'applicazione della rete neurale alle ripetizioni non utilizzate per realizzare la rete ma svolte con il medesimo set up sperimentale.
- Cluster: Contiene la suddivisione delle prese, numerate seguendo l'ordine descritto nel paragrafo 2.3.3, ottenuta a seguito dell'applicazione dell'algoritmo Kmeans.

Risultati <i>calibrazione diretta</i>			
	Calibrazione	Generalizzazione della rete	Cluster
S1 caso 1	80%	70%	1 3 4 5 / 2
S1 caso 2	96%	70%	1 4 5 / 2 3
S2 caso 1	100%	84%	1 / 2 4 / 3 5
S2 caso 2	92%	60%	1 4 5 / 2 3
S3 caso 1	92%	63%	1 2 3 4 / 5
S3 caso 2	92%	65%	1 / 2 / 3 / 4 / 5
S4 caso 1	88%	72%	1 2 3 / 4 5
S4 caso 2	80%	72%	1 / 2 3 / 4 / 5
S5 caso 1	96%	77%	1 4 / 2 3 5
S5 caso 2	88%	60%	1 4 / 2 3 5
S6 caso 1	100%	83%	1 4 / 2 5 / 3
S6 caso 2	92%	82%	1 2 / 3 / 4 / 5
S7 caso 1	96%	71%	1 2 4 / 3 / 5
S7 caso 2	100%	82%	2 4 5 / 3
S8 caso 1	90%	73%	1 2 / 3 4
S8 caso 2	100%	68%	1 3 / 2 4
S9 caso 1	100%	82%	1 4 5 / 3
S9 caso 2	96%	66%	1 2 / 3 / 4 / 5
S10 caso 1	95%	72%	1 3 / 2 4
S10 caso 2	80%	68%	1 4 / 2 / 3
Media	93%	72%	--
Deviazione standard	6%	7%	

Tabella 25 Risultati delle prove di calibrazione diretta con le reti in cascata

Come si può vedere in Tabella 25 il nuovo algoritmo proposto permette di ottenere performance della rete molto migliori rispetto all'algoritmo precedente.

In particolare è evidente come l'algoritmo che prevede una calibrazione diretta fornisca risultati migliori rispetto all'algoritmo della fast calibration con percentuali di successo, in certi casi, anche superiori all' 80%.

3.5.1 Verifica della bontà dei parametri selezionati nella definizione dell'architettura della rete

Lo scopo di quest'indagine è mostrare che variando i parametri delle reti nella configurazione selezionata gli esiti ottenuti mostrano percentuali inferiori o per lo meno confrontabili con i risultati presentati fino ad ora.

In Tabella 26 sono presentati i risultati ottenuti dall'applicazione dell'algoritmo di calibrazione diretta variando il numero di neuroni dello strato nascosto delle reti implementate passando da 20 a 10 neuroni.

10 neuroni			
	Calibrazione	Generalizzazione della rete	Cluster
S1 caso 1	72%	68%	1 3 4 5 / 2
S1 caso 2	100%	65%	1 4 5 / 2 3
S2 caso 1	100%	86%	1 / 2 4 / 3 5
S2 caso 2	96%	51%	1 4 5 / 2 3
S3 caso 1	84%	60%	1 2 3 4 / 5
S3 caso 2	92%	74%	1 / 2 / 3 / 4 / 5
S4 caso 1	92%	69%	1 2 3 / 4 5
S4 caso 2	84%	59%	1/2 3/4/5
S5 caso 1	100%	74%	1 4/2 3 5
S5 caso 2	92%	67%	1 4/2 3 5
S6 caso 1	100%	77%	1 4/ 2 5/ 3
S6 caso 2	92%	74%	1 2/3/4/5
S7 caso 1	84%	70%	1 2 4/ 3/ 5
S7 caso 2	100%	77%	2 4 5/ 3
S8 caso 1	95%	71%	1 2 / 3 4
S8 caso 2	100%	38%	1 / 2 / 3 / 4
S9 caso 1	100%	77%	1 4 5 / 3
S9 caso 2	96%	54%	1 2 / 3 / 4 / 5
S10 caso 1	100%	65%	1 3 / 2 4
S10 caso 2	80%	71%	1 4 / 2 3
Media	93%	67%	--
Deviazione standard	8%	10%	--

Tabella 26 Esiti delle prove svolte utilizzando 10 neuroni nello strato nascosto

Come si può osservare i risultati sono spesso molto buoni e confrontabili con i risultati presentati in precedenza che sono, generalmente, di qualche punto percentuale migliore rispetto a quelli presentati in questo momento.

In Tabella 27 si ripete la creazione delle reti neurali e la loro applicazione variando la frequenza di taglio del filtro per identificare gli onsets elettromiografici dei segnali ponendola pari a 0.05 Hz.

La scelta di questo valore è dettata dal fatto che nelle precedenti analisi questa era una frequenza di taglio che sembrava fornire risultati preliminari comparabili ai risultati preliminari ottenuti con frequenza di taglio 0.1 Hz.

Frequenza di taglio 0.05 Hz			
	Calibrazione	Generalizzazione della rete	Cluster
S1 caso 1	76%	38%	1 5 / 2 / 3 / 4
S1 caso 2	100%	66%	1 5 / 3 4
S2 caso 1	95%	85%	1 / 2 4 / 3 5
S2 caso 2	96%	62%	1 4 / 2 3 / 5
S3 caso 1	100%	77%	1 5 / 2 4
S3 caso 2	92%	79%	1 2 3 / 4 5
S4 caso 1	76%	72%	1 2 3 / 4 5
S4 caso 2	100%	69%	1 / 2 3 / 4 / 5
S5 caso 1	96%	77%	1 4 / 2 3 5
S5 caso 2	92%	56%	1 4 / 2 3 5
S6 caso 1	95%	81%	1 4 / 2 5 / 3
S6 caso 2	100%	83%	1 2 / 3 / 4 / 5
S7 caso 1	87%	52%	1 2 4 / 3 / 5
S7 caso 2	80%	62%	2 4 5 / 3
S8 caso 1	75%	74%	1 4 / 2 3
S8 caso 2	90%	65%	1 4 / 2 / 3
S9 caso 1	92%	77%	1 2 4 5 / 3
S9 caso 2	88%	43%	1 / 2 / 3 / 4 / 5
S10 caso 1	75%	63%	1 4 / 2 3
S10 caso 2	80%	61%	1 4 / 2 3
Media	89%	67%	--
Deviazione standard	9%	12%	--

Tabella 27 Esiti delle prove con una frequenza di taglio per l'onset EMG di 0.05 Hz

L'utilizzo della frequenza di taglio di 0.05 Hz nel rilevamento degli onsets elettromiografici fornisce risultati più variabili in termini di percentuali di successo nella generalizzazione delle reti neurali rispetto ai risultati ottenuti con frequenza di taglio pari a 0.1 Hz.

Si verifica se anche un cambio di funzione di attivazione dei neuroni dello strato nascosto porta ad un cambiamento significativo dei risultati. In Tabella 28 si riportano i risultati ottenuti utilizzando come funzione di attivazione la tangente iperbolica

Funzione di attivazione tangente iperbolica			
	Calibrazione	Generalizzazione della rete	Cluster
S1 caso 1	72%	70%	1 3 4 5 / 2
S1 caso 2	96%	67%	1 4 5 / 2 3
S2 caso 1	100%	83%	1 / 2 4 / 3 5
S2 caso 2	96%	54%	1 4 5 / 2 3
S3 caso 1	92%	58%	1 2 3 4 / 5
S3 caso 2	96%	71%	1 / 2 / 3 / 4 / 5
S4 caso 1	96%	68%	1 2 3 / 4 5
S4 caso 2	84%	74%	1 / 2 3 / 4 / 5
S5 caso 1	100%	80%	1 4 / 2 3 5
S5 caso 2	92%	60%	1 4 / 2 3 5
S6 caso 1	100%	81%	1 4 / 2 5 / 3
S6 caso 2	96%	84%	1 2 / 3 4 5
S7 caso 1	96%	71%	1 2 4 / 3 5
S7 caso 2	95%	75%	2 4 5 / 3
S8 caso 1	95%	74%	1 3 / 2 4
S8 caso 2	100%	45%	1 2 / 4 5
S9 caso 1	100%	68%	1 4 5 / 3
S9 caso 2	96%	59%	1 2 / 3 / 4 / 5
S10 caso 1	90%	63%	1 3 / 2 4
S10 caso 2	80%	71%	1 4 / 2 3
Media	94%	69%	--
Deviazione standard	7%	10%	--

Tabella 28 Esiti delle prove svolte con funzione di attivazione tangente iperbolica

Anche in questo caso la scelta di cambiare un parametro, la funzione di attivazione, non ha portato a significativi cambiamenti rispetto alla scelta adottata in questo lavoro.

L'ulteriore parametro modificato in questa fase di verifica è la durata della finestra temporale utilizzata per la classificazione, modificata in 50 ms rispetto ai 100 ms scelti in questo lavoro. I risultati delle prove sono riportati in Tabella 29:

Latenza 50 ms			
	Calibrazione	Generalizzazione della rete	Cluster
S1 caso 1	72%	65%	1 4 5 / 2 3
S1 caso 2	92%	72%	1 2 / 3 / 4 / 5
S2 caso 1	100%	88%	1 / 2 / 3 / 4 / 5
S2 caso 2	92%	67%	1 / 2 4 / 3 5
S3 caso 1	96%	41%	1 3 / 2 4 / 5
S3 caso 2	96%	71%	1 / 2 / 3 / 4 / 5
S4 caso 1	88%	80%	1 2 3 / 4 5
S4 caso 2	92%	82%	1 3 / 2 4 5
S5 caso 1	96%	77%	1 4 / 2 3 5
S5 caso 2	84%	62%	1 4 / 2 3 5
S6 caso 1	100%	77%	1 4 / 2 5 / 3
S6 caso 2	96%	72%	1 2 / 3 4 / 5
S7 caso 1	96%	66%	1 2 / 3 / 4 / 5
S7 caso 2	96%	82%	1 2 4 5 / 3
S8 caso 1	85%	68%	1 / 2 3 4
S8 caso 2	90%	75%	1 3 / 2 4
S9 caso 1	96%	78%	1 2 4 5 / 3
S9 caso 2	92%	70%	1 2 / 3 / 4 / 5
S10 caso 1	90%	70%	1 3 / 2 4
S10 caso 2	80%	69%	1 4 / 2 / 3
Media	91%	72%	--
Deviazione standard	7%	10%	--

Tabella 29 Esiti delle prove svolte con latenza 50 ms

L'ultimo parametro oggetto di indagine è il learning rate modificato ad un valore pari a 0.1 rispetto al valore prefissato di 0.01. Gli esiti di questa modifica sono riportati in Tabella 30:

Learning Rate 0.1			
	Calibrazione	Generalizzazione della rete	Cluster
S1 caso 1	80%	70%	1 3 4 5 / 2
S1 caso 2	96%	69%	1 4 5 / 2 3
S2 caso 1	100%	83%	1 / 2 4 / 3 5
S2 caso 2	92%	60%	1 4 5 / 2 3
S3 caso 1	92%	63%	1 2 4 5 / 3
S3 caso 2	92%	65%	1 / 2 / 3 / 4 / 5
S4 caso 1	88%	72%	1 2 3 / 4 5
S4 caso 2	80%	72%	1 / 2 3 / 4 5
S5 caso 1	100%	74%	1 4 / 2 3 5
S5 caso 2	88%	60%	1 4 / 2 3 5
S6 caso 1	100%	82%	1 4 / 2 5 / 3
S6 caso 2	92%	82%	1 2 / 3 4 5
S7 caso 1	96%	72%	1 2 4 / 3 5
S7 caso 2	100%	81%	2 4 5 / 3
S8 caso 1	90%	72%	1 2 / 3 4
S8 caso 2	100%	40%	1 / 2 / 3 / 4
S9 caso 1	100%	82%	1 4 5 / 3
S9 caso 2	100%	72%	1 2 / 3 / 4
S10 caso 1	95%	71%	1 3 / 2 4
S10 caso 2	80%	67%	1 4 / 2 / 3
Media	93%	70%	--
Deviazione standard	7%	10%	

Tabella 30 Esiti delle prove svolte con learning Rate 0.1

Scelte progettuali

Questi risultati permettono di affermare che le scelte adottate per fissare i parametri nella realizzazione delle reti neurali hanno fornito effettivamente risultati migliori, o comparabili, rispetto a quelli che si sarebbero ottenuti scegliendo altri parametri.

3.5.2 Effetto dell'affaticamento muscolare

L'ultima indagine proposta in questo lavoro riguarda l'indagine del ruolo che l'affaticamento muscolare svolge nella classificazione. Se una rete neurale è addestrata su un set di movimenti svolti in condizioni di riposo essa sarà utilizzabile, al meglio, in condizioni di lavoro analoghe.

In questo paragrafo si vuole esplorare se l'applicazione delle reti in cascata ad un numero limitato di ripetizioni sconosciute fornisce delle percentuali che seguono un trend verificando se la fatica interviene in piccoli sottogruppi di ripetizioni o no.

Materiali e metodi

I sottogruppi sono stati costruiti a partire dalle ripetizioni delle prese sconosciute alla rete. Per il primo sottogruppo sono state considerate le prime cinque ripetizioni per ogni presa, per il secondo sottogruppo le ripetizioni considerate sono le successive cinque per ogni presa, per il terzo e ultimo sottogruppo sono state considerate le rimanenti cinque ripetizioni per ogni presa.

Risultati

In Tabella 31 sono riportati i risultati di applicazione delle reti a sottogruppi di prese.

	Sottogruppo 1	Sottogruppo 2	Sottogruppo 3
S1 caso 1	80%	72%	55%
S1 caso 2	76%	60%	72%
S2 caso 1	88%	76%	88%
S2 caso 2	72%	52%	56%
S3 caso 1	80%	52%	56%
S3 caso 2	64%	76%	64%
S4 caso 1	80%	68%	68%
S4 caso 2	80%	84%	52%
S5 caso 1	80%	72%	72%
S5 caso 2	68%	56%	56%
S6 caso 1	88%	80%	80%
S6 caso 2	72%	80%	96%
S7 caso 1	84%	80%	50%
S7 caso 2	85%	80%	80%
S8 caso 1	80%	75%	65%
S8 caso 2	45%	50%	30%
S9 caso 1	100%	80%	65%
S9 caso 2	80%	63%	50%
S10 caso 1	65%	75%	72%
S10 caso 2	75%	60%	73%
Media	77%	70%	65%
Deviazione standard	11%	11%	15%

Tabella 31 Studio dell'effetto della fatica

Scelte progettuali

Dai risultati mostrati si nota generalmente un calo della capacità della rete di classificare correttamente le prese svolte all'aumentare del numero di prese realizzate dal soggetto.

Questo fenomeno è diversamente evidente nei diversi soggetti con variazioni che vanno da pochi punti percentuali fino anche a trenta punti percentuali.

Una giustificazione a questo andamento è identificabile nella manifestazione dell'affaticamento muscolare. La cascata di reti neurali è infatti addestrata con i primi cinque movimenti realizzati per ogni presa, quindi in condizioni di riposo del soggetto. All'aumentare del numero di ripetizioni il soggetto svolge ulteriori movimenti che porteranno, con il passare del tempo, ad affaticare i muscoli coinvolti negli esercizi.

Si segnala quindi come, allo stato attuale, il classificatore proposto funzioni in maniera soddisfacente su sessioni di esercizi non eccessivamente lunghe.

3.5.3 Architettura definitiva

In questo breve paragrafo si riassumono i risultati ottenuti per la ricerca e creazione di un classificatore elettromiografico.

I parametri delle reti neurali utilizzati sono:

- 20 neuroni nello strato nascosto
- Funzione sigmoide come funzione di attivazione dei neuroni dello strato nascosto
- 100 ms di segnale elettromiografico superficiale dei muscoli dell'avambraccio come ingresso alla rete
- Learning rate pari a 0.01

La schematizzazione della struttura della rete neurale è mostrata in Figura 46

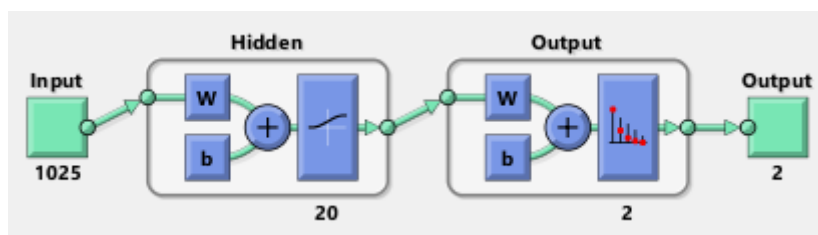


Figura 46 Schematizzazione della struttura di una rete neurale realizzata

Anziché realizzare una classificazione che preveda cinque uscite (una per ogni presa realizzata) si esplorano i dati con l'obiettivo di individuare delle caratteristiche comuni. In

questo modo la rete neurale realizzata non identifica delle prese ma dei sottogruppi di prese di dimensioni variabili in funzione del soggetto che esegue la prova.

Nel caso che l'uscita della rete neurale corrisponda ad un gruppo di prese verrà eseguita una nuova rete neurale realizzata con la medesima struttura ma predisposta a classificare solamente le prese contenute nel sottogruppo.

Se invece una presa non appartenesse ad alcun sottogruppo la prima rete neurale di questo approccio classifica immediatamente la presa senza eseguire ulteriori reti. Uno schema esemplificativo della struttura definitiva delle reti neurali è mostrato in Figura 47

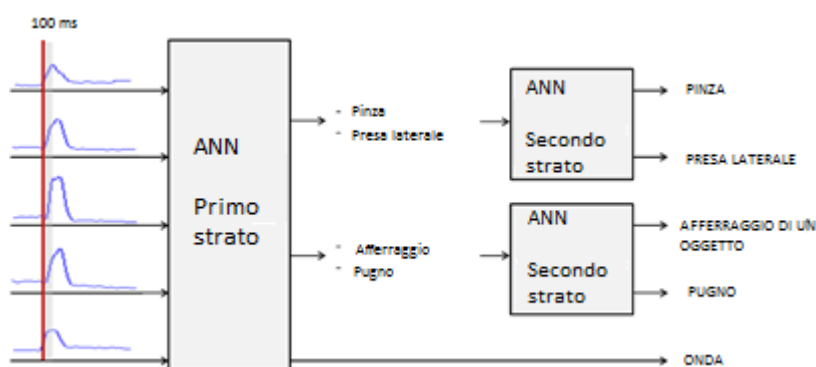


Figura 47 Struttura a cascata delle reti neurali artificiali implementate

I risultati relativi all'utilizzo di questa rete sono consultabili in Tabella 25

3.5.4 Risultati ottenuti dal paziente neurologico

A valle dei risultati ottenuti dall'applicazione del classificatore sui soggetti sani, in questo paragrafo si mostrano i risultati relativi all'applicazione sui segnali elettromiografici rilevati dai muscoli dell'arto lesa di un paziente neurologico.

Riprendendo quanto già presentato nel protocollo si ricorda che le prove svolte con un paziente prevedono una riduzione del numero di prese che passano dalle cinque effettuate dai sani a tre prese svolte dal paziente.

A seguito dei risultati mostrati nei precedenti paragrafi relativi ai soggetti sani si mostrano in Tabella 32 i risultati con una organizzazione simile applicando la cascata di reti neurali presentata precedentemente.

	Calibrazione	Generalizzazione della rete	Cluster
Paziente neurologico	100%	82%	1 / 2 / 3

Tabella 32 Esiti relativi all'arto lesa del paziente

Il risultato ottenuto dall'applicazione del controllore su un paziente neurologico è risultato più che soddisfacente.

Le prove di fatica, svolte in maniera identica a quelle descritte per i soggetti sani, sul paziente neurologico hanno fornito i risultati riportati in Tabella 33:

	Sottogruppo 1	Sottogruppo 2	Sottogruppo 3
Paziente neurologico	93%	80%	73%

Tabella 33 Effetto dell'affaticamento sul paziente neurologico

Questi risultati confermano che l'incidenza della fatica muscolare sul buon esito dell'utilizzo del classificatore. Nel caso del paziente neurologico la variazione delle percentuali di successo del controllore variano in maniera marcata con una variazione del 20% durante lo svolgimento delle prove.

Per l'arto lesa della paziente è presentato solo un risultato in quanto una seconda replica delle prove non è stata possibile a causa di complicanze insorte durante l'esecuzione della prova stessa.

Capitolo 4 – Discussione dei risultati e conclusioni

Il lavoro di tesi svolto si inserisce nel contesto del progetto Think&Go (Transfer Health INnovation through Knowledge & Generate Organised technological approaches in rehabilitation). Il progetto si propone l'obiettivo di sviluppare prodotti e servizi avanzati per soggetti affetti da patologie neuromotorie utilizzando soluzioni tecnologiche innovative per migliorare l'accessibilità, il monitoraggio e l'efficacia della terapia riabilitativa.

L'obiettivo specifico di questo lavoro è stato definito dalla collaborazione tra Politecnico di Milano e Idrogenet, due partner del progetto Think&Go, e riguarda l'integrazione di un feedback relativo all'attività muscolare di un paziente neurologico durante la riabilitazione motoria supportata da Gloreha. Gloreha è un guanto robotico realizzato da Idrogenet per la riabilitazione di movimenti fini e funzionali della mano, come possono essere una presa a pinza o l'impugnatura di un oggetto. Questo lavoro si propone di sviluppare un controllore mioelettrico in grado di classificare specifiche prese, tra quelle realizzabili da Gloreha, a partire da una finestra temporale di pochi millisecondi dei segnali elettromiografici rilevati dai muscoli dell'avambraccio di un paziente durante un trattamento riabilitativo. La scelta di utilizzare pochi millisecondi di segnale nasce dall'idea di utilizzare la parte di segnale elettromiografico relativa al ritardo elettromeccanico, definito come la distanza temporale tra attivazione muscolare e movimento cinematico.

L'informazione relativa all'identificazione del tipo di presa sarà utilizzata da Gloreha per supportare l'esercizio riabilitativo a seguito della volontà di un paziente di svolgere quella determinata presa. Questa informazione può essere ricavata sia dai segnali elettromiografici rilevati dai muscoli dell'arto sano sia dai muscoli dell'arto paretico. Nel primo caso si parla di mirror therapy e si prevede l'esecuzione della presa sull'arto sano del paziente per replicarla con Gloreha sull'arto paretico. Nel secondo caso tutta l'informazione proviene dall'arto paretico e dipende, chiaramente, dal segnale elettromiografico residuo del paziente.

Nella fase di progettazione particolare attenzione è stata posta alla verifica dell'applicabilità degli algoritmi proposti in un ambiente di lavoro tempo reale.

Questa necessità nasce dall'obiettivo applicativo che si pone l'algoritmo realizzato. Lo scenario applicativo prevede infatti che il sistema sviluppato sia in grado di acquisire i

segnali elettromiografici, pre-processarli adeguatamente e mediante il controllore mioelettrico sviluppato classifiche correttamente e in tempi brevi la presa che il paziente vuole realizzare così da guidare il guanto riabilitativo Gloreha nello svolgere gli esercizi coinvolgendo attivamente il paziente nel trattamento.

L'utilizzo dell'elettromiografia superficiale porta alcuni vantaggi: la non invasività degli elettrodi, posti a contatto con la pelle, consente frequentemente l'utilizzo dell'elettromiografia anche su soggetti che non sopportano il dolore che risulterebbe dall'applicazione di elettrodi ad ago. L'elettromiografia superficiale fornisce indicazioni riguardo all'attività di un muscolo o di un gruppo di muscoli.

La scelta dell'utilizzo dell'elettromiografia superficiale porta con sé non pochi problemi nelle applicazioni in quanto sensibile a numerosi aspetti variabili da sessione a sessione, rendendo complesso lo sviluppo di un controllore che sia in grado di rispondere correttamente alle esigenze di questo lavoro senza essere influenzato dal set up sperimentale specifico della sessione di lavoro.

Si è scelto di lavorare con i muscoli dell'avambraccio che controllano direttamente il movimento fine della mano e si è proposto di posizionare gli elettrodi senza seguire un preciso schema anatomico. Questa scelta, apparentemente in contraddizione con l'obiettivo di questo lavoro, è dettata dall'esistenza di sinergie muscolari durante l'esecuzione di movimenti fini della mano. Si è scelto di utilizzare un'informazione complessiva delle attività muscolari a discapito di informazioni specifiche dei singoli muscoli dell'avambraccio in accordo ai set up sperimentali presenti in letteratura. (Castellini & Van Der Smagt 2013)(Gijssberts et al. 2014)(Amsuss et al. 2013)(Muceli & Farina 2012)

Tutto il lavoro di tesi si è focalizzato sull'uso dei segnali elettromiografici superficiali dei muscoli dell'avambraccio in un modo innovativo rispetto all'utilizzo degli stessi segnali utilizzato in letteratura.

In letteratura tutti i lavori prevedono l'utilizzo dei segnali elettromiografici nella loro interezza considerandoli dall'inizio del segnale elettromiografico (onset elettromiografico) fino al termine del segnale stesso (offset elettromiografico).

Solo un lavoro non utilizza tutto il segnale ma solo una porzione (Fligge et al. 2013). In questo lavoro i segnali elettromiografici vengono utilizzati per stimare delle proprietà

fisiche di oggetti che andranno afferrati e la stima viene realizzata entro il 50% - 70 % del movimento di avvicinamento della mano all'oggetto. In questo caso il segnale utilizzato non è intero, ma viene comunque utilizzata una percentuale elevata di segnale.

In questo lavoro di tesi si è voluto utilizzare un approccio innovativo che preveda l'utilizzo di una breve finestra temporale di segnale elettromiografico della durata di 100 ms stimato a partire dall'onset elettromiografico. Una finestra temporale così breve, corrispondente ad appena il 5% circa della durata di una presa nell'ipotesi che questa duri 2 secondi (la durata di una presa può variare sensibilmente da soggetto a soggetto), è confrontabile con quella che è definita latenza muscolare o ritardo elettromeccanico. La latenza muscolare è una finestra temporale in cui in un muscolo è presente un movimento di ioni (che porta alla lettura di un segnale elettromiografico sugli elettrodi superficiali) prima che il movimento.

La realizzazione di un controllore in grado di classificare correttamente un movimento basandosi solamente sulle informazioni elettromiografiche rilevate durante la latenza elettro-meccanica permette di identificare un movimento prima che questo sia effettivamente avvenuto.

Le ripercussioni cliniche di un sistema che lavora in questa modalità sono importanti in quanto un sistema robotico per la riabilitazione sarà in grado di riconoscere e supportare l'esecuzione un movimento che il paziente non sarebbe in grado di portare a termine. Il coinvolgimento del paziente in una terapia riabilitativa è un aspetto importante per il miglioramento della terapia stessa. Come mostrato in letteratura la partecipazione attiva migliora la plasticità cerebrale permettendo la creazione di nuovi percorsi neurali che sopperiscano ai percorsi perduti a causa di un danno cerebrale. (Hu et al. 2008) Inoltre viene richiesto al paziente di pianificare l'esecuzione del movimento stesso che viene poi effettivamente eseguito portando ad un rafforzamento del ciclo del controllo motorio secondo la teoria hebbiana.

L'algoritmo di controllo è stato progettato e testato a partire da dati su dieci soggetti che hanno fatto cinque tipi di prese (pinza, afferraggio di un oggetto, pugno, presa laterale, onda). E' stato poi testato anche su un paziente neurologico emiparetico, sia sull'arto sano che su quello plegico.

Per l'implementazione dell'algoritmo proposto in questo lavoro, il primo aspetto critico analizzato riguarda l'identificazione dell'onset elettromiografico, vale a dire l'istante temporale in cui inizia il segnale elettromiografico.

In letteratura non c'è concordanza su quale algoritmo sia il migliore per l'identificazione dell'onset. (Hodges & Bui 1996)(Micera et al. 1998)(Morey-Klapsing et al. 2004) A questo si aggiunge la necessità di progettare un algoritmo che sia implementabile in un ambiente di lavoro in tempo reale.

L'algoritmo proposto è basato sull'implementazione di un filtro passa basso con una frequenza di taglio di 0.1 Hz che fornisce, di fatto, l'involuppo del segnale elettromiografico. La progettazione di un algoritmo basato su un filtraggio, quindi di fatto una somma algebrica, rende l'algoritmo più veloce, dal punto di vista computazionale, rispetto ad altri algoritmi proposti in letteratura, generalmente basati sul superamento di una soglia.

Da un'esplorazione iniziale si è notato che frequenze di taglio inferiori a 0.2 Hz forniscono risultati qualitativamente soddisfacenti. Per stabilire quale frequenza sia ottimale si è testato l'algoritmo su cinque diverse frequenze: 0.01 Hz, 0.05 Hz, 0.1 Hz, 0.15 Hz, 0.20 Hz. La valutazione quantitativa dei risultati dell'algoritmo al variare delle frequenze di taglio è stata realizzata valutando due indici statistici, precisione e recupero, che in questo contesto forniscono un'informazione in merito a quanti onset sono stati correttamente identificati.

Una classificazione è tanto più buona quanto più gli indici statistici precisione e recupero sono prossimi ad uno. La coppia di frequenze di taglio 0.05 Hz e 0.1 Hz ha fornito risultati molto buoni di precisione e recupero rispettivamente pari a 1.00 e 0.98 per la frequenza di taglio di 0.05 Hz (Tabella 12) e 0.99 e 0.99 per la frequenza di taglio di 0.1 Hz (Tabella 13).

Le altre frequenze valutate hanno fornito risultati non soddisfacenti in quanto in un caso, 0.01 Hz, si ha la perdita dei primi onset che non vengono individuati mentre nel caso di 0.15 Hz e 0.20 Hz si ha un aumento di onset identificati rispetto a quelli realmente presenti e spesso quelli identificati non coincidono con quelli che, ragionevolmente, devono essere gli onset corretti.

La necessità di avere un algoritmo robusto è un aspetto estremamente importante in un contesto di lavoro tempo reale in quanto la risposta fornita dall'algoritmo deve essere la più certa possibile a causa dell'impossibilità di una correzione successiva come invece avviene in un ambiente di lavoro classico non in tempo reale.

Per tali ragioni si è scelto di indagare, nei passi successivi del lavoro, quale tra la frequenza di taglio 0.05 Hz e 0.1 Hz sia quale migliore per lo scopo di questo lavoro in quanto sono le uniche due frequenze ad avere fornito risultati di precisione e recupero soddisfacenti.

Per la validazione dell'algoritmo proposto è stato realizzato un confronto dei risultati ottenuti con quelli ottenuti da un algoritmo spesso utilizzato in letteratura e basato sulla costruzione di una soglia. Questo confronto è stato realizzato sia per la frequenza di taglio 0.05 Hz sia per la frequenza di taglio 0.1 Hz.

Il confronto tra gli algoritmi è stato valutato calcolando la differenza tra le posizioni degli onset individuati. In un primo caso si è calcolata la differenza senza tenere conto del segno, valutando la distanza tra i due onset. In un secondo caso è stata valutata la differenza, con segno, tra l'onset individuato con l'algoritmo utilizzato in questo lavoro e quello identificato da un algoritmo a soglia. Le distribuzioni delle distanze, per entrambi i casi analizzati e per entrambe le frequenze di taglio, hanno fornito risultati soddisfacenti. Nel primo caso si nota come la distribuzione sia fortemente asimmetrica presentando un elevato numero di distanze inferiori a 200 ms. (Figura 40 e Figura 41)

Dei risultati analoghi si sono ottenuti nel caso in cui si è calcolata la distanza come differenza tra onset trovato in questo lavoro e onset calcolato con un algoritmo a soglia. In questo caso la distribuzione è centrata in un intorno della distanza zero, ad indicare come i due onset siano spesso vicini se non coincidenti. (Figura 42 e Figura 43)

Per quantificare i risultati ottenuti si è utilizzato come indice statistico la mediana per tener conto della distribuzione dei dati fortemente non-normale che si può osservare dagli istogrammi. Inoltre, rispetto alla media aritmetica, la mediana non è influenzata eccessivamente dalla presenza di valori errati (outlier). Per tenere conto della variabilità dei dati è stata calcolata la distanza interquartile della distribuzione.

I risultati ottenuti (Tabella 16 e Tabella 17) sono buoni in senso assoluto e tenendo in considerazione anche i risultati di precisione e recupero precedenti, è stata scelta come frequenza di taglio del filtro 0.1 Hz.

L'algoritmo per l'identificazione automatica dell'onset elettromiografico proposto risponde alle specifiche imposte da questo lavoro ed è applicabile in un contesto di lavoro in tempo reale.

Si propone come sviluppo futuro di questo tema un'indagine ancora più approfondita della correttezza dell'algoritmo. Per quanto i risultati siano sicuramente soddisfacenti è noto da letteratura che la fase di pre-processing del segnale influisce in maniera significativa sulla buona identificazione dell'onset. Un lavoro futuro che si propone prevede un'ottimizzazione dell'algoritmo di pre-processing alla luce dell'algoritmo di identificazione dell'onset progettato e realizzato.

A seguito del lavoro svolto per lo sviluppo di un algoritmo per identificare automaticamente l'onset elettromiografico sono state realizzate delle prove di carattere cinematico, sincronizzate con le acquisizioni elettromiografiche. Lo scopo di questa parte del lavoro è duplice. In prima istanza si è voluto verificare se gli onset elettromiografici calcolati fossero prima degli onset cinematici (definiti come l'inizio effettivo del movimento) e, per gli onset che soddisfano questa condizione, si è valutata la distanza temporale tra i due onset calcolando la latenza per confrontarla con i dati presenti in letteratura.

L'elaborazione del segnale cinematico è stata complicata, a causa di molto rumore presente nelle porzioni di segnale relative alla posizione di riposo. Questo aspetto ha reso quindi molto difficoltosa l'individuazione dell'onset cinematico esatto.

I risultati ottenuti (Tabella 18) sono di conseguenza generalmente poco soddisfacenti. La percentuale di onset elettromiografici presenti prima del corrispondente onset cinematico è pari al 70% sui dati complessivi, ma per due soggetti sui tre analizzati raggiunge percentuali anche significativamente più alte, 78% e 92%. Questo risultato è incoraggiante, soprattutto se analizzato sui singoli soggetti dove in due casi su tre si hanno ottime percentuali. Lo stesso non si può dire per i risultati della stima della latenza. La latenza è stata calcolata come distanza tra onset cinematico e onset elettromiografico solo per le

coppie in cui l'onset elettromiografico è prima dell'onset cinematico e, come per la validazione dell'onset elettromiografico, si è considerata la mediana seguita dall'intervallo interquartile come risultato quantitativo finale dell'analisi. I risultati sono maggiori rispetto al massimo dato presente in letteratura pari a 100 ms (Cavanagh & Komi 1979), raggiungendo valori mediani anche quattro volte superiori e con intervalli interquartili elevati.

Per questo motivo nelle successive fasi del lavoro, si è lavorato con il dato massimo presente in letteratura (100 ms). In questo lavoro la stima della latenza è basata sul confronto tra il segnale elettromiografico superficiale rilevato dal bicipite brachiale e dal muscolo brachioradiale con il segnale di forza letto da un dinamometro. La differenza temporale tra inizio del segnale elettromiografico e l'inizio di un aumento di forza, valutati entrambi dal superamento di una soglia, è considerata come latenza elettromeccanica ed è da considerarsi più affidabile rispetto ai dati ottenuti in questo lavoro.

Si propone un'indagine più approfondita per la stima della latenza muscolare, modificando per esempio il set sperimentale utilizzato in questo lavoro utilizzando un set up più simile a quello proposto in un lavoro in letteratura in cui i risultati sono migliori rispetto a quelli ottenuti in questo lavoro.

La parte più rilevante del lavoro riguarda lo sviluppo del controllore mioelettrico. L'algoritmo sviluppato è basato sulle reti neurali artificiali, che hanno trovato impiego con risultati soddisfacenti in letteratura in lavori con segnali elettromiografici dell'avambraccio. (Castellini & Van Der Smagt 2009)(Muceli & Farina 2012)(Zecca et al. 2002) Nello sviluppo delle reti neurali artificiali si è seguito un percorso di ottimizzazione iterativo che ha portato alla definizione dell'architettura delle reti variabile e personalizzabile per ogni soggetto ad ogni prova.

Si è scelto di realizzare più reti neurali che lavorano in cascata procedendo in classificazioni successive delle prese identificando inizialmente un gruppo di prese all'interno di un cluster di prese e, in base al gruppo identificato, procedendo all'identificazione di una presa all'interno del gruppo precedentemente individuato.

Per definire quali prese raggruppare si è applicato un algoritmo di clusterizzazione non supervisionata ai segnali finestrati - l'algoritmo K-means.

Una prima rete neurale identifica dei gruppi di prese e, in funzione del gruppo di prese identificate, una seconda rete identifica le prese presenti all'interno del gruppo (se all'interno del gruppo sono presenti almeno due prese, altrimenti l'algoritmo termina con prima rete).

Si è verificato che non è possibile stabilire a priori quale sia il raggruppamento ottimo delle prese in quanto, come mostrato nei risultati in Tabella 19, ogni soggetto presenta un raggruppamento ottimo differente rispetto a quello di altri soggetti o addirittura del soggetto stesso in due sessioni successive.

La valutazione delle performance delle reti si è basata sull'applicazione delle reti stesse sui dati su cui sono state addestrate (Tabella 19). Per entrambe le strutture i risultati ottenuti sono decisamente ottimi con percentuali medie pari ad 86% per la rete neurale con cinque uscite e 84% per la cascata di reti neurali.

La scelta della struttura definita è stata svolta basandosi sulla capacità di una struttura di generalizzare i risultati ottimi ottenuti.

Il problema della generalizzazione di un classificatore non è di secondaria importanza perché se una rete neurale ha risultati ottimi in un contesto non si può dare per scontato che la stessa rete neurale fornisca risultati analoghi in un contesto di lavoro differente (e.g. in una sessione successiva).

Per ottenere un controllore mioelettrico in grado di generalizzare il proprio funzionamento si è progettato un algoritmo denominato *calibrazione diretta*, con il quale si ottengono risultati incoraggianti.

In questo algoritmo le reti neurali in cascata vengono addestrate prima dell'inizio di ogni sessione riabilitativa richiedendo un tempo d'addestramento di circa 4 minuti.

I vantaggi ottenuti da questo metodo risiedono nel fatto che la costruzione delle reti neurali e la loro applicazione avvengono sullo stesso set up sperimentale. Questa considerazione elimina i problemi tipici che si incontrano nell'utilizzo dell'elettromiografia superficiale.

Ad ogni nuovo posizionamento degli elettrodi, diverso anche di poco rispetto al posizionamento in una prova precedente, la rete viene addestrata sui segnali forniti dalla configurazione attualmente in uso.

Le percentuali di successo ottenute da questo approccio (Tabella 25) hanno media pari a 72%, confrontabile con quanto proposto in letteratura (Muceli & Farina 2012).

Le prove svolte con questo algoritmo sul paziente neurologico hanno fornito risultati decisamente incoraggianti con una percentuale di generalizzazione pari ad 82%.

Purtroppo l'aver lavorato solo su un paziente non permette di affermare che l'algoritmo proposto lavori effettivamente in modo soddisfacente applicato ai pazienti e un'indagine su un numero maggiore di pazienti è doveroso per incrementare la significatività statistica dei risultati ottenuti.

Il tipo di classificazione svolta in questo lavoro di tesi è diversa e, attualmente, unica in letteratura e ogni confronto con altri lavori di classificazione realizzati sui segnali interi e non su una finestra temporale comparabile con la latenza muscolare non è possibile.

Considerando questo approccio come quello che meglio risponde agli obiettivi del progetto, si propone una esplorazione più approfondita del metodo proposto, al fine di migliorare gli aspetti più critici (ad esempio miglioramento della capacità di generalizzazione delle reti, miglioramento del tempo di addestramento delle reti).

In questo lavoro si è esplorato anche l'effetto che l'affaticamento muscolare ha sul buon esito del controllore. Per valutare l'effetto della fatica si sono suddivise le prese in tre gruppi da cinque movimenti per ogni presa, seguendo in ordine di esecuzione. Dai risultati ottenuti (Tabella 31) si evidenzia come l'insorgere di fatica penalizzi la performance. Si può infatti osservare che la classificazione delle prime prese in ordine temporale ha una percentuale media di successo pari a 77% che diminuisce applicando il classificatore alle prese successive passando al 74% fino al 65% di prese medie correttamente classificate. Sul paziente si sono ottenuti risultati analoghi (Tabella 33) con un passaggio da un esito pari all'80% per il primo gruppo ad un esito del 55% nel secondo gruppo.

Questi risultati permettono di affermare che il classificatore realizzato attualmente è valido in sessioni riabilitative di durata relativamente breve per evitare l'insorgere dell'affaticamento muscolare.

Si propone come sviluppo futuro l'implementazione di un classificatore che possa tenere conto dell'effetto della fatica muscolare aggiornando i pesi delle reti neurali durante la sessione riabilitativa.

In questa fase del lavoro non si ha la certezza che il classificatore realizzato lavori effettivamente ed esclusivamente durante la fase di latenza muscolare. Eventuali errori nell'algoritmo di identificazione dell'onset possono portare ad avere un segnale di ingresso alla rete che comprenda sia informazioni elettromiografiche relative alla fase di latenza sia informazioni della fase di movimento già avviato.

In questo modo si identifica la presa realizzata in pochi millisecondi, ma con il rischio che il movimento sia già avviato. Si propone di indagare ulteriormente gli algoritmi proposti per giungere ad una stima migliore del segnale durante l'effettiva latenza elettromeccanica.

Si propone inoltre, come sviluppo di questo lavoro, uno studio di altri metodi di classificazione come le support vector machines spesso utilizzate in letteratura.

Un ultimo sviluppo naturale di questo lavoro è il passaggio dell'algoritmo sviluppato in ambiente Matlab, ma scritto completamente nell'ottica di un'applicazione in tempo reale, ad un algoritmo effettivamente in tempo reale scritto in linguaggio C implementando delle opportune S-function che possano replicare i buoni esiti ottenuti in questo lavoro.

In conclusione l'approccio chiamato *calibrazione diretta* in questo lavoro risponde agli obiettivi prefissati in questo lavoro di tesi con risultati decisamente incoraggianti anche dall'applicazione del controllore su un paziente neurologico.

Il lavoro svolto in questa tesi è stato in parte sottomesso alla sesta edizione del *Forum Italiano per l' Ambient Assisted Living (ForItAAL)* (Gandolla M., Ferrante S., Baldassini D., Cotti Cottini M. e Pedrocchi A., EMG-controlled robotic hand rehabilitation device for domestic training)

Bibliografia

- Amsuss, S. et al., 2013. Long term stability of surface EMG pattern classification for prosthetic control. *Proceedings of the Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBS*, pp.3622–3625.
- Anon, 2009. Optotrak Certus User Guide. , (January).
- Arjunan, S.P. & Kumar, D.K., 2010. Decoding subtle forearm flexions using fractal features of surface electromyogram from single and multiple sensors. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 7(1), p.53. Available at: <http://www.jneuroengrehab.com/content/7/1/53>.
- Bitzer, S. & Van Der Smagt, P., 2006. Learning EMG control of a robotic hand: Towards Active Prostheses. *Proceedings - IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2006(May), pp.2819–2823.
- Castellini, C. & Van Der Smagt, P., 2013. Evidence of muscle synergies during human grasping. *Biological Cybernetics*, 107, pp.233–245.
- Castellini, C. & Van Der Smagt, P., 2009. Surface EMG in advanced hand prosthetics. *Biological Cybernetics*, 100, pp.35–47.
- Cavanagh, P.R. & Komi, P. V., 1979. Electromechanical delay in human skeletal muscle under concentric and eccentric contractions. *European Journal of Applied Physiology and Occupational Physiology*, 42, pp.159–163.
- Fligge, N., Urbanek, H. & Van der Smagt, P., 2013. Relation between object properties and EMG during reaching to grasp. *Journal of Electromyography and Kinesiology*, 23(2), pp.402–410. Available at: <http://dx.doi.org/10.1016/j.jelekin.2012.10.010>.
- Gijsberts, A. et al., 2014. Movement error rate for evaluation of machine learning methods for sEMG-based hand movement classification. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 22(c), pp.735–744.
- Hesse, S. et al., 2008. A new electromechanical trainer for sensorimotor rehabilitation of paralysed fingers: a case series in chronic and acute stroke patients. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 5, p.21.
- Hesse, S. et al., 2003. Robot-assisted arm trainer for the passive and active practice of bilateral forearm and wrist movements in hemiparetic subjects. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 84(6), pp.915–920.
- Hodges, P.W. & Bui, B.H., 1996. A Comparison of Computer-Based Methodes for the Determination of Onset of Muscle Contraction Using Electromyography. *Electroencephalo Clin Neurophysiol*, 101, pp.511–519.

- Hu, X.L. et al., 2008. Robot-assisted wrist training for chronic stroke: A comparison between electromyography (EMG) driven robot and passive motion. *Proceedings of the 2nd Biennial IEEE/RAS-EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics, BioRob 2008*, pp.637–641.
- Huang, V.S., Shadmehr, R. & Diedrichsen, J., 2008. Active Learning: Learning a Motor Skill Without a Coach. *Journal of Neurophysiology*, 100(2), pp.879–887. Available at: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC2525710/>.
- J.M., E. & K.J., C., 1984. A classification of manipulative hand movements. *Developmental Medicine & Child Neurology*, 26, pp.283–296. Available at: <http://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/0010028587900089>.
- Jack, D. et al., 2001. Virtual reality-enhanced stroke rehabilitation. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 9(3), pp.308–318.
- Johnson, M.J. et al., 2006. Development of ADLER: The activities of daily living exercise robot. *Proceedings of the First IEEE/RAS-EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics, 2006, BioRob 2006*, 2006, pp.881–886.
- Kaelin-Lang, A. et al., 2002. Modulation of human corticomotor excitability by somatosensory input. *The Journal of physiology*, 540(Pt 2), pp.623–633.
- Krebs, H.I. et al., 2003. Rehabilitation robotics: Performance-based progressive robot-assisted therapy. *Autonomous Robots*, 15(1), pp.7–20.
- Lloyd-Jones, D. et al., 2010. Executive summary: Heart disease and stroke statistics-2010 update: A report from the american heart association. *Circulation*, 121, pp.46–215.
- Lotze, M. et al., 2003. Motor learning elicited by voluntary drive. *Brain*, 126(4), pp.866–872.
- Loureiro, R.C. V & Harwin, W.S., 2007. Reach & grasp therapy: Design and control of a 9-DOF robotic neuro-rehabilitation system. *2007 IEEE 10th International Conference on Rehabilitation Robotics, ICORR'07*, 00(c), pp.757–763.
- Luft, A.R. et al., 2004. Repetitive bilateral arm training and motor cortex activation in chronic stroke: a randomized controlled trial. *JAMA : the journal of the American Medical Association*, 292(15), pp.1853–1861.
- Lum, P.S. et al., 2002. Robot-assisted movement training compared with conventional therapy techniques for the rehabilitation of upper-limb motor function after stroke. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 83(7), pp.952–959. Available at: <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0003999302000114> [Accessed January 13, 2015].

- Maciejasz, P. et al., 2014. A survey on robotic devices for upper limb rehabilitation. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 11, p.3. Available at: <http://www.jneuroengrehab.com/content/11/1/3>.
- Maier, S. & Smagt, P. Van Der, 2008. Surface EMG suffices to classify the motion of each finger independently. ... *International Conference on Motion ...*, pp.1–9. Available at: http://www.researchgate.net/publication/224999670_Surface_EMG_suffices_to_classify_the_motion_of_each_finger_independently/file/9fcfd50631869b80d6.pdf.
- Marchal-Crespo, L. & Reinkensmeyer, D.J., 2009. Review of control strategies for robotic movement training after neurologic injury. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 6, p.20.
- Micera, S., Sabatini, a M. & Dario, P., 1998. An algorithm for detecting the onset of muscle contraction by EMG signal processing. *Medical engineering & physics*, 20, pp.211–215.
- Micheli-Tzanakou., 2000. *Supervised and Unsupervised Pattern Recognition: Feature Extraction and Computational Intelligence*, Florida.
- Mihelj, M., Nef, T. & Riener, R., 2007. A novel paradigm for patient-cooperative control of upper-limb rehabilitation robots. *Advanced Robotics*, 21(8), pp.843–867.
- Morey-Klapsing, G., Arampatzis, A. & Brüggemann, G.P., 2004. Choosing EMG parameters: Comparison of different onset determination algorithms and EMG integrals in a joint stability study. *Clinical Biomechanics*, 19, pp.196–201.
- Muceli, S. & Farina, D., 2012. Simultaneous and proportional estimation of hand kinematics from EMG during mirrored movements at multiple degrees-of-freedom. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 20(3), pp.371–378.
- Napier, J.R., 1956. The Prehensile Movements of the Human Hand. *The journal of bone and joint surgery*, 38 B, pp.902–913.
- Nef, T., Mihelj, M. & Riener, R., 2007. ARMin: A robot for patient-cooperative arm therapy. *Medical and Biological Engineering and Computing*, 45(9), pp.887–900.
- Netter, F.H., *Netter. Atlante di anatomia umana* Quarta edi., Elsevier.
- Page, S.J. et al., 2004. Efficacy of Modified Constraint-Induced Movement Therapy in Chronic Stroke: A Single-Blinded Randomized Controlled Trial. *Archives of Physical Medicine and Rehabilitation*, 85(January), pp.14–18.
- Patton, J.L., Kovic, M. & Mussa-Ivaldi, F. a, 2006. Custom-designed haptic training for restoring reaching ability to individuals with poststroke hemiparesis. *Journal of rehabilitation research and development*, 43(5), pp.643–656.

- Pedrocchi, A. et al., 2013. MUNDUS project: MULTimodal Neuroprosthesis for daily Upper limb Support. *Journal of neuroengineering and rehabilitation*, 10, p.66.
Available at:
<http://www.pubmedcentral.nih.gov/articlerender.fcgi?artid=3733825&tool=pmcentrez&rendertype=abstract>.
- Powers, D.M.W., 2007. Evaluation: From Precision, Recall and F-Factor to ROC, Informedness, Markedness & Correlation. *Technical Report SIE-07-001*, (December).
- Rensink, M. et al., 2009. Task-oriented training in rehabilitation after stroke. *Journal of Advanced Nursing*, 65(4), pp.737–754.
- Riener, R. et al., 2005. Patient-cooperative strategies for robot-aided treadmill training: First experimental results. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 13(3), pp.380–394.
- Rousseeuw, P.J., 1987. Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, pp.53–65.
- Sarakoglou, I. et al., 2007. Exoskeleton-Based Exercisers for the Disabilities of the Upper Arm and Hand. *Rehabilitation Robotics*, (August), pp.499–522.
- Sejnowski, T.J. & Tesauero, G.J., 1989. The Hebb rule for synaptic plasticity: implementations and applications. *Neural Models of Plasticity*, pp.94–103.
- Shaw, S.E. et al., 2005. Constraint-induced movement therapy for recovery of upper-limb function following traumatic brain injury. *The Journal of Rehabilitation Research and Development*, 42(6), p.769.
- Song, R. et al., 2008. Assistive control system using continuous myoelectric signal in robot-aided arm training for patients after stroke. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 16(4), pp.371–379.
- Volpe, B.T., Celestino, J. & Charles, S.K., 2007. Robot-Aided Neurorehabilitation: A Robot for Wrist Rehabilitation. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 15(3), pp.327–335.
- Zecca, M. et al., 2002. Control of multifunctional prosthetic hands by processing the electromyographic signal. *Critical reviews in biomedical engineering*, 30, pp.459–485.

Indice delle figure

Figura 1 Elettrodi e loro posizionamento sull'avambraccio.....	iv
Figura 2 Confronto tra onset elettromiografici calcolati con l'algoritmo proposto in questo lavoro e un algoritmo a soglia. Linea blu: porzione di segnale EMG di un soggetto sano; Linea verde: Segnale filtrato per l'individuazione automatica dell'onset elettromiografico; Linea verticale rossa: onset elettromiografico individuato con l'algoritmo automatico; Linea verticale arancio: onset elettromiografico individuato con l'algoritmo a soglia.....	vi
Figura 3 Esempio di architettura delle reti neurali artificiali in cascata implementate	viii
Figura 4 Electrodes set up and their placement on the forearm	iii
Figura 5 Comparison of electromyographic onsets calculated with the algorithm proposed in this work and a threshold algorithm. Blue line: portion of an EMG signal of a healthy subject; Green line: Filtered signal for the automatic identification of the electromy	vi
Figura 6 Example of architecture of artificial neural networks implemented in this work.	vii
Figura 7 Muscoli dell'avambraccio (Netter n.d.)	10
Figura 8 Esempi di movimenti della mano e delle dita	11
Figura 9 Power grip (sinistra) e precision grip (destra) (Napier 1956)	12
Figura 10 Classificazione delle prese e dita coinvolte (J.M. & K.J. 1984).....	13
Figura 11 Sistema MIT MANUS (Volpe et al. 2007)	14
Figura 12 Applicazione del sistema ARMEO con la realtà virtuale	16
Figura 13 Il sistema HWARD (Sarakoglou et al. 2007).....	17
Figura 14 Sistema HWARD e realtà virtuale (Sarakoglou et al. 2007)	17
Figura 15 Sistema Reha-Digit senza e con paziente (Hesse et al. 2008).....	18
Figura 16 Il guanto Rutgers Master (Jack et al. 2001).....	19
Figura 17 Gloveha e interfaccia grafica mostrata durante l'esercizio.....	21
Figura 18 Elettrodi superficiali utilizzati in elettromiografia.....	22
Figura 19 Configurazione monopolare degli elettrodi	24
Figura 20 Configurazione bipolare degli elettrodi	24
Figura 21 Un elettrodo Otto Bock	26
Figura 22 Muscoli su cui si sono posizionati gli elettrodi in (Maier & Smagt 2008)	27
Figura 23 Fascia di elettrodi su una striscia di Velcro. Le etichette rappresentano gli elettrodi ventrali (v1,v2,v3) e dorsali(d1,d2) (Castellini & Van Der Smagt 2013).....	27
Figura 24 Fascia di elettrodi wireless e elettrodi posizioni su muscoli ben precisi (Gijberts et al. 2014).....	28
Figura 25 Braccio in posizione di riposo in (Castellini & Van Der Smagt 2013).....	29
Figura 26 Differente localizzazione dell'onset in funzione del filtro applicato al segnale (Hodges & Bui 1996)	31
Figura 27 Schematizzazione di una rete neurale artificiale feedforward con uno strato nascosto	33
Figura 28 Esempio di applicazione dell'algoritmo PCA (Castellini & Van Der Smagt 2013)	36

Figura 29 Esempio di possibili iperpiani separatori di due classi. L'iperpiano rosso (H3) è individuato dall'applicazione di un algoritmo SVM	37
Figura 30 Sistema Porti a 32 canali	40
Figura 31 Sistema di acquisizione Optotrack Certus (Anon 2009)	41
Figura 32 Posizionamento dei marker ottici sulle dita	42
Figura 33 Sistema di riferimento globale e volume di lavoro del sistema Optotrack Certus (Anon 2009).....	42
Figura 34 Posizione di riposo dei soggetti	44
Figura 35 Elettrodi e loro posizionamento sull'avambraccio.....	45
Figura 36 Prese scelte in questo lavoro	47
Figura 37 Set-up sperimentale nelle prove sul soggetto neurologico.....	49
Figura 38 Pre-processing del segnale elettromiografico	51
Figura 39 Errore nell'individuazione online dell'onset da parte di un algoritmo a soglia ...	58
Figura 40 Distribuzione delle mediane delle distanze, in modulo, tra gli onset calcolati con frequenza di taglio di 0.05 Hz	60
Figura 41 Distribuzione delle mediane delle distanze, in modulo, tra gli onset con onset automatico calcolato con frequenza di taglio 0.1 Hz.....	60
Figura 42 Distribuzione delle mediane delle distanze tra gli onset calcolati con frequenza di taglio di 0.05 Hz	61
Figura 43 Distribuzione delle mediane delle distanze, in modulo, tra gli onset con onset automatico calcolato con frequenza di taglio di 0.1 Hz	61
Figura 44 Onset EMG (verde) e onset cinematico (rosso)	65
Figura 45 Distribuzione delle latenze per tutti i soggetti nel caso di frequenza di taglio 0.1 Hz. La linea verticale rappresenta il valore di latenza muscolare utilizzata in questo lavoro	66
Figura 46 Schematizzazione della struttura di una rete neurale realizzata.....	93
Figura 47 Struttura a cascata delle reti neurali artificiali implementate.....	94