

# POLITECNICO DI TORINO

CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN INGEGNERIA  
BIOMEDICA

## Tesi di Laurea Magistrale

CLASSIFICAZIONE E INDICI DI SIMILARITÀ NELLA  
VALUTAZIONE DELLE SINERGIE MUSCOLARI



*Relatori:*  
Prof. Marco Knaflitz  
Prof. Valentina Agostini  
Ing. Marco Ghislieri

*Candidato:*  
Vladimir Perlutchi

Anno Accademico 2020/2021



## Abstract

Una delle teorie più interessanti che sono state proposte negli ultimi anni per comprendere come il sistema nervoso centrale (SNC) controlli la muscolatura nel compiere specifici movimenti è quella delle sinergie muscolari. Per mezzo dell'analisi dei dati ottenuti da due gruppi di soggetti, uno composto da 21 soggetti sani e uno composto da 24 soggetti patologici (affetti da Parkinson), questo lavoro di tesi, in cui si sono analizzate le sinergie muscolari relative alla locomozione, si propone di introdurre un metodo atto al riordinamento delle sinergie muscolari, secondo un ordine di riferimento, ed alla distinzione delle sinergie comuni da quelle soggetto specifiche, evidenziando i meccanismi di adattamento ad eventuali condizioni anomale da attribuire alla plasticità cerebrale. Inoltre, si propone di individuare dei parametri o indici, che possano fornire informazioni su specifiche caratteristiche delle sinergie muscolari, al fine di effettuare un confronto del controllo motorio fra diversi soggetti. L'approccio utilizzato per il riordinamento e distinzione delle sinergie muscolari si basa sulla classificazione per mezzo dell'applicazione dell'algoritmo *k-nearest neighbor* (KNN), mentre gli indici introdotti si propongono di tenere conto delle differenze nella tipologia dei dati ottenuti dalle sinergie muscolari (coefficienti di attivazione e pesi muscolari). I risultati qui ottenuti mostrano come l'algoritmo scelto abbia prestazioni sufficientemente elevate e dimostrano, dall'analisi dei due gruppi, che gli indici qui introdotti possano efficacemente evidenziare differenze significative tra i due gruppi. In particolare, i principali parametri per cui è possibile discriminare le due popolazioni in esame sono risultati essere: la differenza del numero di picchi dei coefficienti di attivazione, gli intervalli di attivazione dei picchi irregolari ed il *Motor Module Coactivity*.

# Indice

<b>1</b>	<b>Introduzione</b>	<b>6</b>
1.1	Il ciclo del passo . . . . .	7
1.1.1	Le fasi del passo . . . . .	10
1.1.2	Analisi strumentale del cammino . . . . .	12
1.2	Muscoli dell'arto inferiore . . . . .	16
<b>2</b>	<b>Sinergie muscolari</b>	<b>20</b>
2.1	Introduzione . . . . .	20
2.2	Protocollo di misura . . . . .	22
2.2.1	Acquisizione ed elaborazione dei dati . . . . .	23
2.3	Estrazione delle sinergie muscolari . . . . .	24
2.4	Assegnazione delle sinergie muscolari alle fasi del ciclo del passo .	28
2.5	Problematiche nell'analisi di similarità delle sinergie muscolari . .	31
<b>3</b>	<b>Classificazione e riordinamento delle sinergie muscolari</b>	<b>35</b>
3.1	Introduzione . . . . .	35
3.2	Classificazione delle sinergie muscolari . . . . .	36
3.2.1	KNN . . . . .	39
3.2.2	Ottimizzazione algoritmo . . . . .	42
3.3	Riordinamento e identificazione sinergie specifiche . . . . .	45
3.4	Risultati del processo di ottimizzazione ed esempi di classificazione	47
3.4.1	Esempio riordinamento considerando 5 sinergie muscolari	54
3.4.2	Esempio riordinamento considerando 4 sinergie muscolari	55
3.4.3	Esempio riordinamento considerando 6 sinergie muscolari	57
<b>4</b>	<b>Indici di similarità</b>	<b>60</b>
4.1	Introduzione . . . . .	60
4.2	Indici basati sui coefficienti di attivazione . . . . .	60
4.3	Indici basati sui pesi . . . . .	64
<b>5</b>	<b>Applicazione degli indici</b>	<b>69</b>
5.1	Introduzione . . . . .	69
5.2	Indici basati sui coefficienti di attivazione . . . . .	70
5.2.1	Picchi regolari . . . . .	70

5.2.2	Picchi irregolari . . . . .	76
5.2.3	Correlazione, Correlazione "interna" e variabilità dei coefficienti di attivazione . . . . .	81
5.3	Indici basati sui pesi muscolari . . . . .	83
5.3.1	<i>Motor Module Coactivity</i> e variabilità dei pesi muscolari . . . . .	83
5.4	Riepilogo risultati . . . . .	84
<b>6</b>	<b>Conclusione</b>	<b>86</b>



# Capitolo 1

## Introduzione

Negli ultimi anni diversi studi si sono concentrati sul comprendere come il sistema nervoso centrale (SNC) controlli i muscoli nel compiere specifici movimenti. Sebbene ancora molto sia da comprendere in questo aspetto, quella delle *sinergie muscolari* è una delle teorie più interessanti che sono state proposte per spiegare l'organizzazione modulare del SNC nel controllo motorio [1]. L'ipotesi chiave è che il sistema nervoso centrale controlli l'attivazione muscolare in gruppi di muscoli che agiscono in modo coordinato, chiamate sinergie, piuttosto che attuando il controllo di ciascun muscolo singolarmente. Negli ultimi quindici anni, diversi studi sperimentali hanno fornito prove di questa organizzazione modulare sia negli esseri umani che negli animali. Altri studi hanno mostrato che questo controllo modulare potrebbe essere alterato in presenza di lesioni a carico del SNC, risultando in una bassa coordinazione intermuscolare e conseguentemente in un comportamento patologico [2]. Le applicazioni che sono state introdotte recentemente in quest'ambito non riguardano solo una migliore comprensione del funzionamento del controllo motorio da parte del SNC, ma anche la possibilità di utilizzare l'analisi delle sinergie come strumento per la valutazione delle patologie neuromuscolari. Utilizzando come esempio uno dei movimenti più comuni ed importanti nella vita di tutti i giorni, la deambulazione (a cui si farà riferimento d'ora in avanti), uno dei primi quesiti che ci si è posti riguarda il fatto che le sinergie, quindi il controllo modulare del SNC, possano essere diverse da persona a persona ostacolando l'idea di analisi precedentemente proposta. È stato però mostrato in modo consistente in diversi studi che l'attività EMG del tronco e dei muscoli degli arti inferiori possono essere ricostruiti adeguatamente come una combinazione lineare di quattro o cinque pattern di base (sinergie muscolari), ciascuno dei quali attivo in specifiche fasi del ciclo del passo [3]. Avendo quindi appurato l'esistenza di una struttura comune per quanto riguarda il controllo motorio, resta comunque il problema di come individuare eventuali differenze fra le sinergie muscolari espresse da soggetti diversi. Questo lavoro di tesi si propone di introdurre un metodo atto al riordinamento delle sinergie muscolari, secondo un ordine di riferimento, ed alla distinzione delle sinergie comuni da quelle soggetto specifiche, evidenziando

i meccanismi di adattamento ad eventuali condizioni anomale da attribuire alla plasticità cerebrale. Inoltre, si propone di individuare dei parametri o indici, che possano fornire informazioni su specifiche caratteristiche delle sinergie muscolari, al fine di poter confrontare quantitativamente il controllo motorio fra soggetti diversi, fra popolazioni diverse, o fra misurazioni a diversi *time points* dello stesso soggetto (studio longitudinale).

Prima di poter proseguire nella trattazione di tali aspetti è però necessario introdurre una descrizione dei meccanismi coinvolti nella deambulazione, dei suoi metodi di analisi e dei muscoli coinvolti.

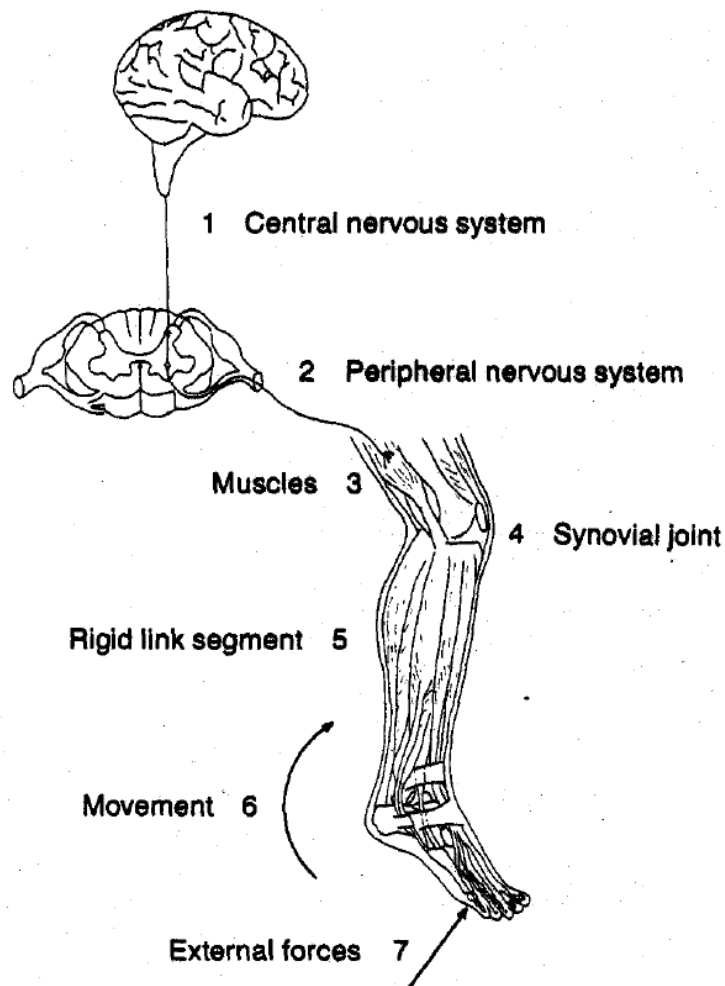
## 1.1 Il ciclo del passo

Gli scopi principali per cui è stata introdotta l'analisi del cammino, o *gait analysis*, sono stati, in prima battuta, la ricerca, e successivamente la valutazione clinica. Quest'ultima ha l'obiettivo di fornire un aiuto diretto al paziente, mentre la ricerca ha l'obiettivo di migliorare la nostra comprensione dello specifico movimento (e anche dei metodi di controllo del SNC come già detto) per aumentare la conoscenza di base oppure per migliorare le diagnosi mediche ed i trattamenti futuri. Quindi, che sia per un obiettivo o per l'altro, per poter comprendere o interpretare eventuali differenze nel cammino, sia che la valutazione sia da effettuare su soggetti sani che patologici, prima di tutto è necessario comprendere le caratteristiche e la struttura del passo "normale". Dobbiamo però specificare che con il termine normale si ricopre un campo estremamente ampio, il quale comprende entrambi i sessi, un ampio intervallo di età e un intervallo ancora più ampio di strutture fisiche. Perciò nell'analisi bisogna sempre considerare il riferimento "normale" più adatto a ciascun caso, o comunque tenere sempre a mente questo aspetto: i dati di una persona anziana di sesso femminile, se confrontati con i dati "normali" di un gruppo di soggetti giovani di sesso maschile fisicamente in forma, non potranno ovviamente essere considerati nel range normale.

La deambulazione, come in generale ogni movimento che possiamo compiere, viene controllata dalla successione di 7 eventi (Fig. 1.1):

1. Generazione del comando dal SNC
2. Trasmissione del segnale attraverso il sistema nervoso periferico (SNP)
3. Contrazione dei muscoli opportuni
4. Generazione delle forze e momenti opportuni
5. Azionamento dei segmenti dell'arto
6. Movimento coordinato dei segmenti
7. Interazione con l'ambiente





**Figura 1.1:** Meccanismo di controllo motorio, dal SNC alle forze risultanti [4].

Il ciclo del cammino o meglio il ciclo del passo, è definito come l'intervallo di tempo tra due successioni consecutive di uno dei movimenti (omolaterali) che si compiono durante la deambulazione. È possibile scegliere un qualsiasi evento compreso nel ciclo del passo per definire l'istante iniziale del ciclo, è però conveniente utilizzare l'istante in cui il piede entra in contatto con il terreno (contatto iniziale o *heel contact*, quindi il contatto del tallone). Pertanto, se si sceglie il contatto del tallone destro come istante iniziale, il ciclo sarà completato nel momento in cui ci sarà il successivo contatto del tallone destro. Allo stesso modo, ovviamente, il piede sinistro attraversa la stessa serie di movimenti del

destro, ma con un ritardo di circa mezzo ciclo.

I principali movimenti che si osservano durante un ciclo del passo agiscono sulle articolazioni dell'anca, del ginocchio, della caviglia e del piede. Non bisogna però trascurare l'azione del tronco e degli arti superiori durante la locomozione. La fluidità e l'efficienza dei movimenti durante la camminata dipendono, in una certa misura, anche dai movimenti del tronco e delle braccia, ma questi sono talvolta ignorati nell'analisi clinica. Nel nostro caso si anticipa che si è presa in considerazione l'azione stabilizzatrice del tronco includendo nell'analisi i muscoli *longissimus dorsi* destro e sinistro. Per quanto riguarda l'anca, durante il ciclo, si ha una flessione seguita da una estensione. Il limite della flessione è raggiunto circa a metà della fase di pendolamento (*swing*), quindi la flessione è mantenuta fino al contatto iniziale (*heel strike*). L'estensione massima si raggiunge prima della fine della fase di appoggio (*terminal stance*). Nell'articolazione del ginocchio, durante il ciclo, sono presenti due flessioni e due estensioni. Il ginocchio è in piena estensione prima del contatto iniziale (*heel strike*), poi flette durante la fase di caricamento (*loading response*) fino alle fasi iniziali dell'appoggio pieno (*mid-stance*). Si ha una nuova estensione durante la parte finale della fase di appoggio pieno (*mid-stance*), quindi comincia la flessione raggiungendo il massimo durante il pendolamento iniziale (*toe-off*). Infine, per quanto riguarda il complesso caviglia-piede, dopo il contatto iniziale (*heel strike*) vi è una plantarflessione della caviglia. Durante la fase di appoggio pieno (*mid-stance*) la tibia si porta in avanti sopra il piede e l'articolazione della caviglia passa in dorsiflessione. Prima del contatto iniziale opposto vi è una importante plantarflessione per supportare la propulsione (*toe-off*), quindi durante la fase di pendolamento (*swing*) il piede ritorna in dorsiflessione per prepararsi al contatto iniziale.

Tutti i termini qui utilizzati per la descrizione dei movimenti di ciascuna articolazione fanno riferimento alla suddivisione del ciclo del passo in diverse fasi, che possono essere osservate nella figura sottostante (Fig. 1.2), e che saranno introdotte in modo più specifico nel prossimo paragrafo.

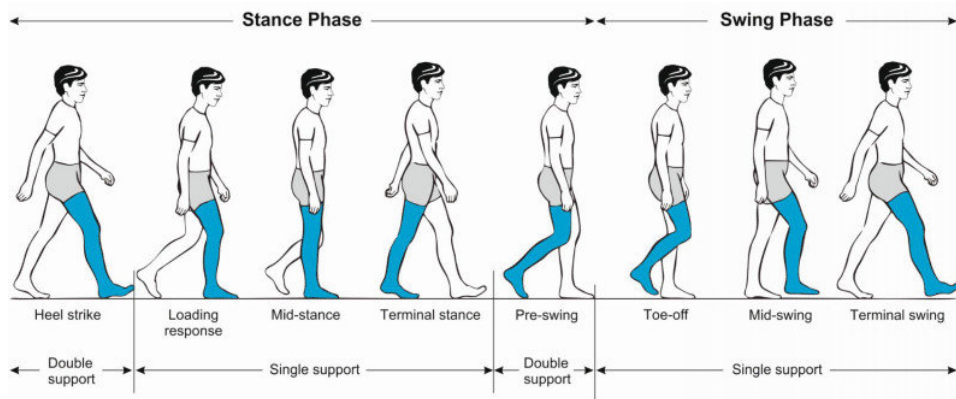


Figura 1.2: Fasi di un ciclo del passo normale [5].

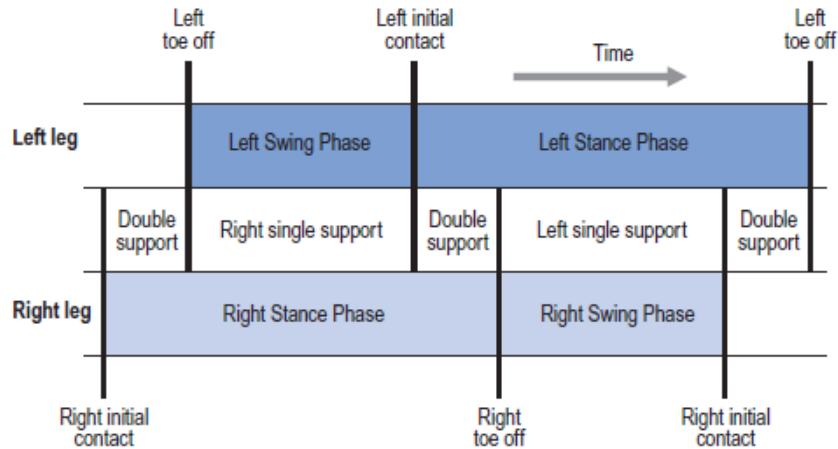
### 1.1.1 Le fasi del passo

Per quanto riguarda la deambulazione, come mostrato nella figura 1.2, una prima suddivisione del movimento può essere fatta distinguendo tra due fasi. Una in cui il piede è a contatto con il suolo e una in cui non lo è, rispettivamente queste fasi sono di appoggio (*stance phase*), e pendolamento (*swing phase*). La fase di appoggio ("*stance*" nella figura) dura tipicamente il 60% del ciclo, mentre la fase di pendolamento ("*swing*" nella figura) circa il 40%. Però le percentuali possono variare con la velocità: all'aumentare della velocità la fase di pendolamento diventa sempre maggiore e quella di appoggio si accorcia. Queste due fasi principali sono a loro volta articolate in sotto-fasi. Di queste sotto fasi, cinque avvengono durante la fase di appoggio (quindi con il piede a contatto con il terreno) e tre avvengono durante la fase di *swing*. In particolare, queste otto sotto-fasi sono:

1. **Contatto iniziale o *Heel strike*** (0%): Questa prima fase si identifica con l'impatto del calcagno con il terreno, che corrisponde all'inizio del ciclo e rappresenta il momento in cui il baricentro è più basso.
2. **Caricamento o *Loading response*** (0-8%): In questa fase il piede assume una conformazione piatta; questa fase termina con l'istante in cui la pianta del piede è completamente a contatto con il terreno.
3. **Appoggio pieno o *Mid-stance*** (8-30%): È la fase in cui l'arto collaterale (in pendolamento) supera il piede in appoggio e il baricentro è al punto più alto.
4. **Scaricamento o *Terminal stance*** (30-40%): Durante questa fase il calcagno perde contatto col terreno e il polpaccio inizia la fase di spinta comandando la flessione plantare della caviglia.

5. **Pre-pendolamento o *Pre-swing*** (40-60%): Sta per terminare la fase di appoggio e il piede si distacca quasi completamente dal terreno.
6. **Pendolamento iniziale o *Toe off*** (60-75%): Questa è la fase di accelerazione della gamba, in cui il soggetto attiva i flessori dell'anca per accelerare la gamba in avanti.
7. **Pendolamento centrale o *Mid-swing*** (75-85%): Il piede supera il corpo.
8. **Pendolamento finale o *Terminal swing*** (85-100%): Infine, nell'ultima fase si ha la decelerazione della gamba, i muscoli rallentano la gamba e stabilizzano il piede in preparazione del successivo appoggio.

La durata totale del ciclo del passo è quindi da considerarsi come l'insieme delle due fasi principali, quindi la somma del tempo di appoggio con il tempo di *swing*. Finché l'andatura considerata non è una corsa, ci saranno dei momenti in cui entrambi i piedi saranno a contatto con il suolo (*double support*). Il contatto iniziale destro avviene mentre il piede sinistro è ancora a terra, abbiamo la prima di due fasi di *double support* che dura fino alla fase di *toe-off* del piede sinistro. Quindi durante la fase di *swing* del piede sinistro, solo il destro è a contatto con il terreno e abbiamo la seconda fase di *double support* tra il contatto iniziale sinistro e *toe-off* destro (Fig. 1.3).



**Figura 1.3:** Tempistiche delle fasi del passo [6].

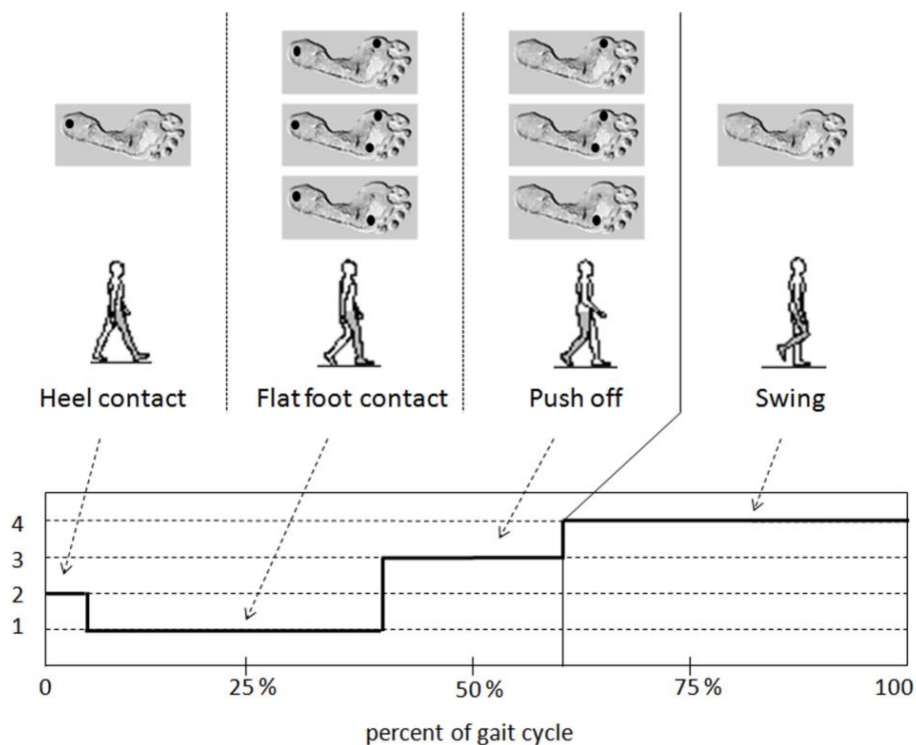
Se infine vogliamo avere una suddivisione delle fasi del ciclo del passo più compatta, una possibile suddivisione potrebbe essere la seguente (a cui si farà riferimento nell'associare le sinergie muscolari con le fasi del passo):

1. Contatto iniziale
2. Appoggio pieno
3. Spinta
4. Pendolamento

### 1.1.2 Analisi strumentale del cammino

L'analisi del cammino può essere effettuata con una moltitudine di metodi e strumenti, più o meno complessi. Il primo metodo di studio della locomozione a cui si è pensato, quando ancora una vera strumentazione non era disponibile, consiste nell'analisi visiva. Se ci riconduciamo però a quelli che sono gli obiettivi dell'analisi del cammino, cioè la ricerca con il fine di accrescere la conoscenza del controllo motorio oppure per migliorare diagnosi ed eventuali trattamenti, questo metodo permette di ottenere una limitata quantità di informazioni e ha il grave difetto di richiedere il coinvolgimento di personale esperto per ottenere una valutazione affidabile. Un'evoluzione di questo metodo lo troviamo nell'utilizzo di fotografie e videocamere, in questo modo diventano possibili confronti tra analisi effettuate in momenti diversi nel tempo, anche particolarmente lontani, e si presenta la possibilità di poter analizzare lo stesso ciclo ripetutamente, ma rimane il principale difetto della valutazione visiva. Questi non sono metodi oggettivi, in quanto non forniscono dati quantitativi.

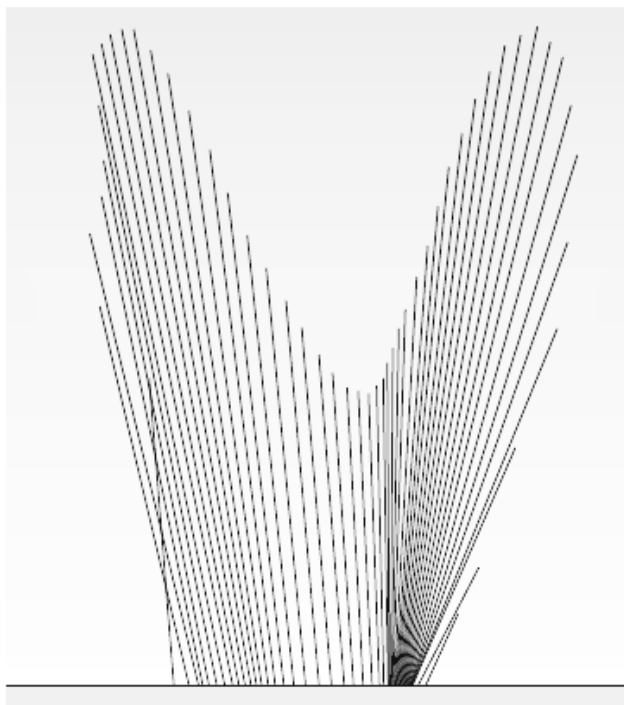
A partire dalla necessità di ottenere dati numerici, direttamente confrontabili con quelli ottenuti durante diverse rilevazioni, uno degli strumenti più semplici e più ampiamente utilizzati consiste nei *Footswitch* (Fig. 1.4). Questi sono sensori utilizzati per registrare le tempistiche delle fasi del passo. Tipicamente ne viene fissato uno sotto il tallone e uno (o anche due) sotto la parte anteriore del piede, per cui è possibile individuare il contatto iniziale, l'appoggio pieno del piede, il sollevamento del tallone (che si potrebbe assumere come la fase di spinta) e la fase di pendolamento quando nessuno degli *switch* fornisce il segnale.



**Figura 1.4:** Output fornito da un *footswitch* e corrispondenti fasi del passo[7].

Un altro strumento utilizzato nell'analisi del cammino è l'*elettrogoniometro*. Questo è uno strumento che permette di ottenere l'informazione sulla rotazione dei segmenti corporei in funzione del tempo (o della percentuale del ciclo del cammino). In questo caso, come anche per i *footswitch* e altri tipi di strumenti, l'analisi non viene effettuata con l'uso esclusivo di un singolo strumento, ma con una combinazione di essi. Altri esempi di strumenti comuni nella *gait analysis* possono essere le *piastre di pressione*, che danno come output modulo e direzione delle forze di reazione del terreno in quello che viene chiamato diagramma a farfalla (Fig. 1.5), e l'*EMG*, per poter misurare l'attività elettrica correlata alla contrazione dei muscoli.

Molti altri tipi di strumenti potrebbero essere introdotti ma, essendo questo lavoro di tesi concentrato principalmente sull'analisi dell'attività muscolare per mezzo delle sinergie muscolari è doveroso, come è stato fatto per la descrizione del passo, introdurre una breve descrizione dei segnali EMG.



**Figura 1.5:** Diagramma a "farfalla", rappresentazione delle forze di reazione [6].

## EMG

Come già menzionato l'elettromiografia, o EMG, è la misura dell'attività elettrica muscolare presente durante la contrazione, in particolare ci riferiamo al segnale prodotto dalla muscolatura scheletrica striata. L'ampiezza di questo tipo di segnale è compreso tra pochi  $\mu\text{V}$  fino a pochi  $\text{mV}$  e la banda del segnale va da 1-10 Hz fino a 500-1000 Hz (350-500 Hz per l'EMG di superficie).

Il prelievo di questo questo segnale può essere fatto mediante:

1. **Aghi o elettrodi invasivi**, questi sono inseriti nel muscolo che stiamo osservando e permettono di rilevare il segnale elettrico anche dai muscoli profondi, con questo tipo di elettrodi il segnale risulta meno affetto da rumore e di maggiore intensità (Fig. 1.6).
2. **Elettrodi di superficie**, sono posizionati sulla cute al di sopra dei muscoli in esame e permettono di rilevare il segnale elettrico dai muscoli più superficiali, tipicamente fino a 25 mm dalla superficie della pelle (Fig. 1.6).



Figura 1.6: Segnale EMG da elettrodi invasivi ad ago e di superficie [8].

Il muscolo è suddiviso in unità motorie, cioè l'insieme di un motoneurone e delle fibre muscolari innervate dal motoneurone. L'eccitazione di una unità motoria avviene in modo completo e unità motorie diverse danno origine a potenziali di azione diversi. Considerando che, a meno dell'utilizzo di stimolatori esterni, non è possibile controllare le unità motorie singolarmente, possiamo dire che il segnale EMG è un segnale di interferenza. Ciò il segnale EMG è dato dalla somma nel tempo dei potenziali d'azione delle singole unità motorie. Ciò rende la struttura dell'EMG complessa e di conseguenza lo studio della morfologia diventa particolarmente difficoltoso, cosa maggiormente complicata da varie interferenze come rumore elettromagnetico, artefatti e *crosstalk*. I problemi più comuni quando si vuole fare un prelievo di EMG di superficie sono:

1. La scelta della modalità di prelievo: quindi la scelta di quale tipo di elettrodo, quale distanza interelettrodica, prelievo singolo differenziale o prelievo doppio differenziale.
2. Il posizionamento degli elettrodi: sul punto motore (proiezione a livello cutaneo delle zone in cui si addensano le giunzioni muscolari), lontano dal punto motore, sul ventre muscolare o in prossimità di un tendine.
3. L'elaborazione del segnale

L'elaborazione del segnale può rivelarsi particolarmente complessa in quanto, come anche accennato precedentemente, non solo l'EMG è un segnale che di per sé è complesso ma come ogni altro tipo di prelievo è affetto da diverse interferenze. Le principali cause di rumore e "difetti" nel segnale sono date da interferenza di rete, artefatti da movimento e *crosstalk*. Per quanto riguarda l'interferenza di rete, questa è causata da accoppiamenti capacitivi del soggetto con la rete elettrica e con la terra. Mentre gli artefatti da movimento possono essere presenti a causa di una adesione non ottimale dell'elettrodo, dall'urto dei



cavi con gli elettrodi o anche da urti tra elettrodi nel caso questi siano posti vicini. Infine, per quanto riguarda il *crossstalk*, questo è un fenomeno che viene usato per descrivere la presenza nel segnale elettromiografico di potenziali di azione di muscoli diversi dal muscolo bersaglio, riportando quindi informazioni ingannevoli sull'attivazione del muscolo di interesse. Non esistono tecniche di elaborazione per poter individuare e rimuovere il *crossstalk* dal segnale prelevato, l'unico modo per contrastare questo tipo di interferenza è da ricondursi a un buon posizionamento degli elettrodi.

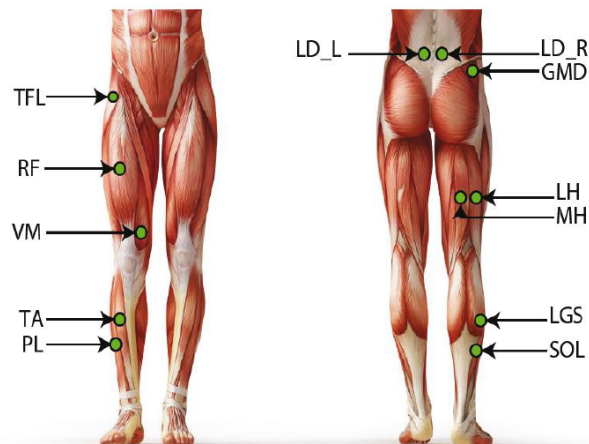
## 1.2 Muscoli dell'arto inferiore

I muscoli dell'arto inferiore e del tronco sono numerosi e descrivere la funzione di tutti i muscoli coinvolti nella deambulazione, anche solo brevemente, potrebbe risultare eccessivo ai fini di questa tesi. Perciò si procede ad inserire la descrizione dei soli muscoli da cui si è prelevato il segnale EMG, i quali sono rappresentati nella figura sottostante (Fig. 1.7).

- Longissimus dorsii (@ L4 level) right & left (**LD\_R, LD\_L**)
- Gluteus medius (**GMD**)
- Tensor fasciae latae (**TFL**)

- Lateral Hamstrings (**LH**)
- Medial hamstrings (**MH**)
- Rectus Femoris (**RF**)
- Vastus Medialis (**VM**)

- Gastrocnemius Lat. (**LGS**)
- Soleus (**SOL**)
- Tibial Anterior (**TA**)
- Peroneus Longus (**PL**)



**Figura 1.7:** Muscoli dai quali sono stati prelevati i segnali EMG.

### **Longissimus dorsii (right and left)**

È un grande e piatto muscolo della schiena che si allunga lateralmente sul tronco, fin sotto le braccia ed è parzialmente coperto dal trapezio. Rappresenta il collegamento tra le estremità inferiori ed il tronco. Nel cammino si può ricondurre la sua funzione alla stabilizzazione del tronco nel piano frontale, in corrispondenza del contatto iniziale.

### **Gluteus medius**

Il muscolo gluteo medio è posto profondamente al grande gluteo (*Gluteus maximus*), presenta una forma appiattita e triangolare ed è innervato dal nervo gluteo superiore. Origina dalla fascia glutea, dalla cresta iliaca, dal tratto coxale compreso tra le linee glutee anteriore e posteriore e dalla spina iliaca postero superiore. Si inserisce sulla faccia esterna del grande trocantere del femore e la sua funzione consiste nella abduzione dell'anca. La contrazione bilaterale contribuisce al mantenimento dell'equilibrio.

### **Tensor fasciae latae**

Il tensore della fascia lata è un muscolo fusiforme posizionato lateralmente alla coscia, fa parte dei muscoli nella regione del gluteo insieme ai muscoli *gluteus maximus*, *gluteus medius* e *gluteus minimus*. Spazia dalla porzione anteriore della cresta iliaca fino alla parte superiore della tibia. La funzione di questo muscolo è quella di produrre estensione e rotazione laterale dell'anca. Inoltre, contribuisce ai movimenti di abduzione dell'anca agendo come stabilizzatore in questo movimento.

### **Lateral and medial Hamstrings**

Con il termine *hamstrings* sono rappresentati i tre muscoli posti posteriormente nella coscia, tra l'anca e il ginocchio. In particolare, questi tre muscoli sono il semimembranoso (*Semimembranosus*), semitendinoso (*Semitendinosus*) e il bicipite femorale (*biceps femoris*). Agiscono sulle articolazioni di ginocchio e anca, quindi le funzioni principali sono l'estensione dell'anca e la flessione del ginocchio. Questo gruppo di muscoli rappresenta i maggiori antagonisti al quadricipite femorale nella decelerazione dell'estensione del ginocchio.

### **Rectus femoris**

Il muscolo retto femorale fa parte dei muscoli anteriori della coscia, ed è uno dei muscoli che compongono il gruppo del quadricipite femorale. Origina dalla spina iliaca antero-inferiore e si inserisce nel margine prossimale della rotula e, tramite il legamento rotuleo, sulla tuberosità della tibia. Il suo principale compito è come flessore dell'articolazione dell'anca ed estensore del ginocchio, è quindi di importanza fondamentale nella deambulazione e per il mantenimento della posizione eretta.

### **Vastus medialis**

Ha origine nel labbro mediale della linea aspra, si inserisce nel margine prossimale della rotula. Come il retto femorale, anche il muscolo vasto mediale fa parte dei muscoli anteriori della coscia e fa parte dei muscoli che formano il quadricipite femorale. Assieme ai muscoli che compongono il quadricipite femorale, estende l'articolazione del ginocchio.

### **Gastrocnemius lateralis**

Il gastrocnemio laterale è un muscolo situato nella parte posteriore della gamba, origina al di sopra del condilo laterale del femore e si unisce al capo del gastrocnemio mediale sulla tuberosità calcaneare con il tendine del muscolo soleo. Assieme al muscolo soleo, è il principale responsabile della flessione plantare del piede. Inoltre, partecipa anche alla flessione del ginocchio.

### **Soleus**

Il muscolo soleo è posto profondamente rispetto al gastrocnemio e insieme a quest'ultimo, è il principale responsabile della flessione plantare del piede. Come anche il muscolo gastrocnemio, partecipa anche alla flessione del ginocchio.

### **Tibial anterior**

Il muscolo tibiale anteriore fa parte dei muscoli anteriori della gamba, i muscoli di questo gruppo sono disposti su un unico strato. Ha origine sulla faccia laterale della tibia e si inserisce nella faccia plantare dell'osso cuneiforme, alla base del primo osso metatarsale. La funzione principale del muscolo tibiale anteriore riguarda la dorsiflessione del piede e l'azione di supinazione del piede.

### **Peroneus longus**

Il peroneo lungo è un muscolo bipennato della gamba, situato nella sua parte antero-laterale. Ha origine sulla testa della fibula, parte prossimale della fibula e si inserisce nella tuberosità del primo osso metatarsale. La principale funzione riguarda la flessione plantare del piede, assistendo in questo il gastrocnemio e il soleo, e l'abduzione del piede.



## Capitolo 2

# Sinergie muscolari

### 2.1 Introduzione

Dai più semplici e comuni movimenti a quelli più complessi, per compiere una qualsiasi azione il sistema nervoso centrale deve controllare diversi muscoli contemporaneamente e con questo non si intende solo l'attivazione della contrazione muscolare ma anche la sua modulazione. Come già accennato precedentemente, una delle teorie utilizzate per poter spiegare il controllo neuromuscolare applicato dal sistema nervoso centrale è quella delle *sinergie muscolari*.

Partendo dalla sua definizione, una sinergia è un'azione combinata e contemporanea, una cooperazione di più elementi in una stessa attività, per il raggiungimento di uno stesso risultato, che comporta un rendimento maggiore di quello ottenuto dai vari elementi separati. Nell'ambito delle neuroscienze una sinergia muscolare può essere intesa come una strategia per semplificare il controllo motorio utilizzando un insieme di controlli di base, dove ogni sinergia rappresenta un gruppo di muscoli che vengono coattivati lavorando quindi come un'unica unità funzionale. Se il Sistema Nervoso Centrale (SNC) combina un piccolo numero di sinergie per generare comandi motori, ci si può aspettare di riconoscere dei *pattern* nell'*output* motorio. In particolare, ci aspettiamo di riconoscere un numero di sinergie (gruppi muscolari) più piccolo del numero di muscoli. Al contrario, nell'assenza di un qualsiasi controllo sinergico, ci aspettiamo di trovare un numero di sinergie pari al numero di muscoli, nel senso che i muscoli non sono raggruppati, ma anzi questi sono attivati in modo indipendente. In quest'ultimo estremo caso, il termine sinergia perde di significato, poiché ogni sinergia rappresenterebbe il controllo di solo un muscolo e non un gruppo di muscoli [2]. Facendo quindi riferimento al *task* di interesse per questo lavoro di tesi, la deambulazione, è stato trovato che il movimento che compone la deambulazione può essere rappresentato con quattro o cinque sinergie muscolari [3], numero molto inferiore ai muscoli coinvolti.

Essendo questa teoria introdotta per poter spiegare il controllo motorio attuato dal SNC, possiamo aspettarci di vedere sinergie muscolari alterate nel caso patologico. A questo proposito possono essere proposti come esempi i casi di lesioni del midollo spinale (*Spinal Cord Injury*, SCI), Ictus e Parkinson.

Nel caso dei pazienti con lesioni del midollo spinale, varie ricerche sulle sinergie muscolari, suggeriscono che la plasticità cerebrale indotta dalla lesione e la riabilitazione dopo la lesione portano alla modifica o creazione di nuove sinergie, mentre l'organizzazione temporale generalmente si conserva. Inoltre, si è osservato che il numero di sinergie è tipicamente minore [2, 9]. Sempre facendo riferimento alla locomozione, per quanto riguarda le analisi delle sinergie in pazienti post-ictus, è stato trovato che le sinergie muscolari sono generalmente preservate, ma l'abilità di attivare in modo differenziale le sinergie è, in molti casi, compromessa nella gamba paretica. Quindi i pazienti soggetti a questa condizione hanno dimostrato una minore abilità di attivare in modo indipendente le sinergie, assieme ad una ridotta complessità del controllo motorio. Anche in questo caso è stato osservato che, generalmente, un minor numero di sinergie sono necessarie per descrivere l'intera attività muscolare nella gamba paretica rispetto alla gamba sana (usata come riferimento) [2, 10, 11]. Infine, è stato trovato che pazienti affetti dal morbo di Parkinson generalmente dimostrano una riduzione del numero di sinergie muscolari durante la deambulazione se confrontati con soggetti sani della stessa età. In particolare, è stato individuato che la ridotta complessità delle sinergie può essere ricondotta nello specifico alla plantar flessione della caviglia e dei flessori del ginocchio, portando a conseguenti disabilità [12].

Il processo di analisi delle sinergie muscolari può essere ricondotto ai seguenti passi:

1. Prelievo dei segnali EMG.
2. Elaborazione del segnale EMG.
3. Estrazione dei pesi muscolari e dei coefficienti di attivazione.
4. Valutazione e confronto dei risultati.

## 2.2 Protocollo di misura

I dati delle sinergie muscolari, che sono state analizzate nel corso di questo lavoro di tesi, sono stati forniti a partire dai dati di analisi del cammino prelevati sia da un gruppo di soggetti sani sia da un gruppo di soggetti affetti da morbo di Parkinson. Più precisamente, il primo gruppo è composto da 21 soggetti sani, mentre il secondo da 24 soggetti affetti dalla patologia. Per il prelievo è stato chiesto ai soggetti di camminare avanti e indietro, lungo un percorso rettilineo di 9 m, per un tempo di 5 minuti. I segnali elettromiografici sono stati ottenuti con l'utilizzo di elettrodi di superficie a singolo differenziale impostando una frequenza di campionamento pari a 2 kHz. La suddivisione del ciclo del passo nelle quattro fasi precedentemente indicate (*Heel contact*, *Flat foot contact*, *Push off* e *Swing*) e rappresentata nella figura sottostante (Fig. 2.1) è stata ottenuta con l'ausilio di tre *foot-switches*; uno posizionato sotto il tallone, uno posizionato sotto la prima testa metatarsale ed uno sotto la quinta testa metatarsale.

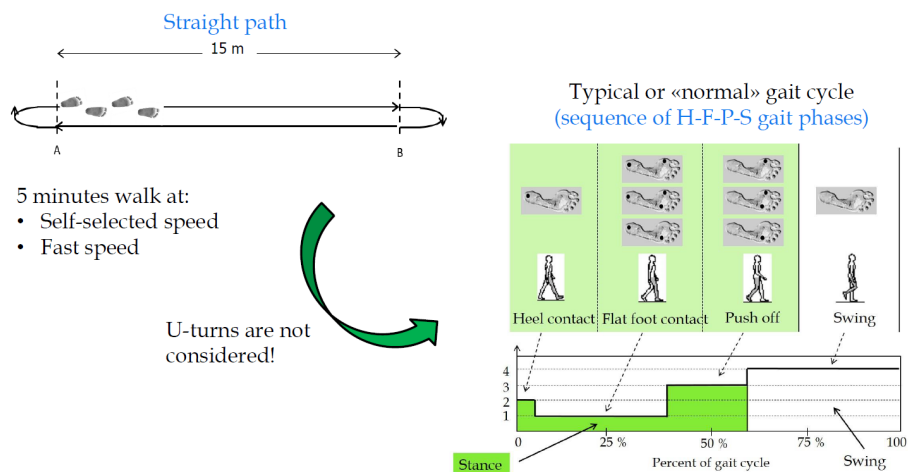


Figura 2.1: Protocollo di misura del *gait* [13].

Dei dati ottenuti sono stati considerate soltanto le fasi in cui i soggetti camminavano lungo una linea retta, tralasciando i segmenti in corrispondenza dei cambi di direzione e i momenti di accelerazione o decelerazione subito precedenti o antecedenti a questi ultimi.

### 2.2.1 Acquisizione ed elaborazione dei dati

Una volta selezionati i muscoli di interesse, quindi quei muscoli che hanno un ruolo importante nel *task* studiato, il primo passo consiste nel prelievo dei segnali elettromiografici. I dati delle sinergie muscolari sono stati estratti a partire dai segnali EMG dei dodici muscoli già descritti nel capitolo introduttivo:

- Longissimus Dorsii right and left (**LD\_R**, **LD\_L**)
- Gluteus Medius (**GMD**)
- Tensor Fasciae Latae (**TFL**)
- Lateral Hamstrings (**LH**)
- Medial Hamstrings (**MH**)
- Rectus Femoris (**RF**)
- Vastus Medialis (**VM**)
- Gastrocnemius Lat. (**LGS**)
- Soleus (**SOL**)
- Tibialis Anterior (**TA**)
- Peroneus Longus (**PL**)

Prima di poter procedere al prelievo, è necessario assicurarsi che gli elettrodi siano posizionati correttamente con l'ausilio di test preliminari per verificare la presenza di *crossstalk* e artefatti indotti dall'interferenza di rete [14]. Le fonti di rumore che si possono presentare durante il prelievo del segnale EMG sono principalmente dovute a: rumore elettromagnetico dovuto alla strumentazione utilizzata, rumore causato dall'interferenza di rete (a 50/60Hz) ed artefatti da movimento (causati dal movimento degli elettrodi all'interfaccia con la pelle o dal movimento dei cavi di collegamento). La prima di queste interferenze può essere in parte attenuata con l'utilizzo di componenti elettronici di alta qualità, mentre per quanto riguarda l'interferenza di rete e gli artefatti da movimento, questi possono essere attenuati con l'utilizzo di filtri digitali. In dettaglio, i filtri utilizzati sono rispettivamente un filtro elimina banda (*notch*) alla frequenza di rete ed un filtro passa alto (*high-pass*) con frequenza di taglio pari a 35 Hz.

Il passo successivo consiste nell'ottenere una stima del comando neurale dei muscoli, per fare ciò è necessario applicare al segnale EMG filtrato due processi. Innanzitutto, il segnale va rettificato in modo da ottenere un segnale che abbia solo valori positivi, questo passaggio è necessario per l'applicazione dell'algoritmo di fattorizzazione che sarà descritto nel prossimo paragrafo. Poi si estrae una curva che rappresenti l'andamento dei segnali EMG rettificati (*envelope extraction*). Quest'ultimo passo si può effettuare applicando un filtro passa basso



(*low-pass*) ad una frequenza compresa tra 12 Hz. I segnali fin qui ottenuti vengono normalizzati in ampiezza. Quest'ultimo passaggio è necessario per poter dare in input all'algoritmo di fattorizzazione contributi che siano confrontabili fra i vari muscoli analizzati, per uno stesso soggetto. Infine, i dati sono stati segmentati in *gait cycles*, quindi contenenti un solo ciclo del cammino. Ognuno di questi cicli è stato ricampionato per poter avere cicli da 1000 campioni ciascuno e quindi raggruppati in insiemi di dieci cicli concatenati fra loro.

## 2.3 Estrazione delle sinergie muscolari

Per l'estrazione delle sinergie muscolari è stato utilizzato l'algoritmo *Non-Negative Matrix Factorization* (NNMF). I metodi di fattorizzazione vengono utilizzati per stimare le sinergie muscolari a partire da segnali EMG pre-elaborati. Inoltre, la NNMF pone la condizione per cui è necessario che i segnali di partenza non siano negativi, è quindi necessaria la rettificazione del segnale come indicato nel paragrafo precedente. In letteratura questo algoritmo è ritenuto uno dei migliori per l'estrazione delle sinergie muscolari nell'ambito dell'analisi del cammino, indicando che la NNMF è il miglior metodo di fattorizzazione per identificare le sinergie muscolari in *task* dinamici con differenti livelli di contrazione muscolare [15].

Per poter procedere con l'applicazione dell'algoritmo, i dati dei segnali EMG devono essere organizzati in una matrice. Si indica quindi con  $\mathbf{M}$  la matrice contenente i segnali EMG, le cui dimensioni saranno  $\mathbf{m} \times \mathbf{t}$ . Dove ogni riga ( $\mathbf{m}$ ) contiene i  $\mathbf{t}$  campioni del segnale EMG di un muscolo. Quindi, la matrice di partenza  $\mathbf{M}$  è fattorizzata in due matrici più piccole  $\mathbf{W}$  e  $\mathbf{H}$ .

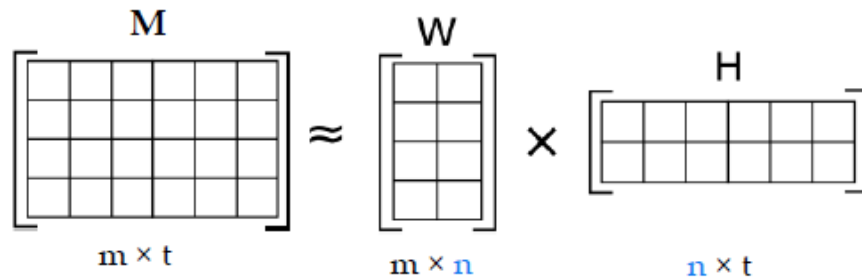
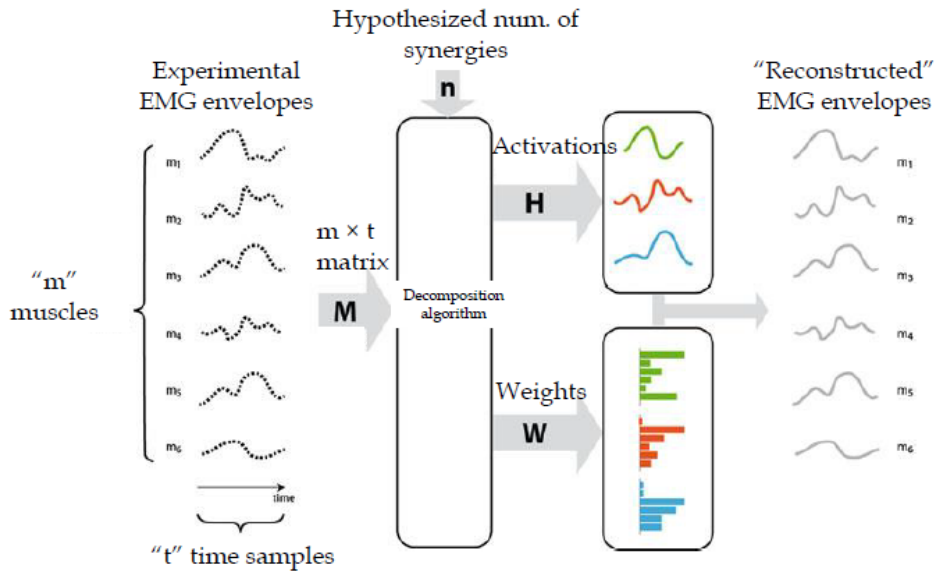


Figura 2.2: Fattorizzazione della matrice  $\mathbf{M}$  [2].

Facendo riferimento alla figura sovrastante (Fig. 2.2),  $\mathbf{m}$  indica il numero di muscoli,  $\mathbf{t}$  il numero di campioni (che nel nostro caso è pari a 1000) e  $\mathbf{n}$  che indica l'ipotetico numero di sinergie.



**Figura 2.3:** Processo di estrazione delle matrici dei pesi ( $\mathbf{W}$ ) e dei coefficienti di attivazione ( $\mathbf{H}$ ) a partire dagli *envelope* dei segnali EMG. [2].

Queste due matrici ottenute dall'algoritmo di fattorizzazione, la matrice  $\mathbf{W}$  e la matrice  $\mathbf{H}$ , rappresentano rispettivamente il peso dei muscoli per ciascuna sinergia e i coefficienti di attivazione delle sinergie. Il concetto di "peso dei muscoli" delle sinergie muscolari è da intendersi come il grado o estensione del contributo che ciascun muscolo ha nella sinergia, mentre i coefficienti di attivazione indicano la temporizzazione associata ad ogni sinergia, rappresentata come una curva in funzione del tempo del ciclo del passo. La NNMF si basa sull'utilizzo di un algoritmo di ricerca:

- Comincia con un gruppo di componenti random  $\mathbf{W}_i$  e  $h_i(t)$ .
- Si procede in modo iterativo finché non si tiene conto di una adeguata proporzione della variabilità del dataset.

Inoltre, si precisa che il numero di sinergie “n” deve essere specificato in anticipo: diverse ricerche devono essere fatte per determinare il numero di sinergie corrette.

I *pattern* (o *envelope*) di attivazione possono essere ricostruiti moltiplicando i pesi delle sinergie ( $W$ ) ed i coefficienti di attivazione ( $h$ ):

$$M_j(t) = \sum_{i=1}^n h_i(t)W_{ij} + error \quad \text{with } j = 1, \dots, m$$

Dove  $M_j(t)$  è il vettore contenente i *pattern* di attivazione ricostruiti,  $W_{ij}$  indica i pesi delle sinergie (indipendenti dal tempo) e  $h_i(t)$  indica i coefficienti di attivazione al variare del tempo. Due parametri, *Variance Accounted For* (VAF) viene tipicamente utilizzato per quantificare l’accuratezza della ricostruzione dei *pattern* di attivazione. Quindi, questa metrica viene utilizzata per valutare la “qualità” delle sinergie estratte e indica fino a che punto gli *envelope* del segnale EMG, ottenuti dalla combinazione lineare dei pesi delle sinergie con i coefficienti di attivazione, sono simili agli *envelope* del segnale originale.

$$VAF = 1 - \frac{\sum_{j=1}^n (M_j - M_j^R)^2}{\sum_{j=1}^n (M_j)^2}$$

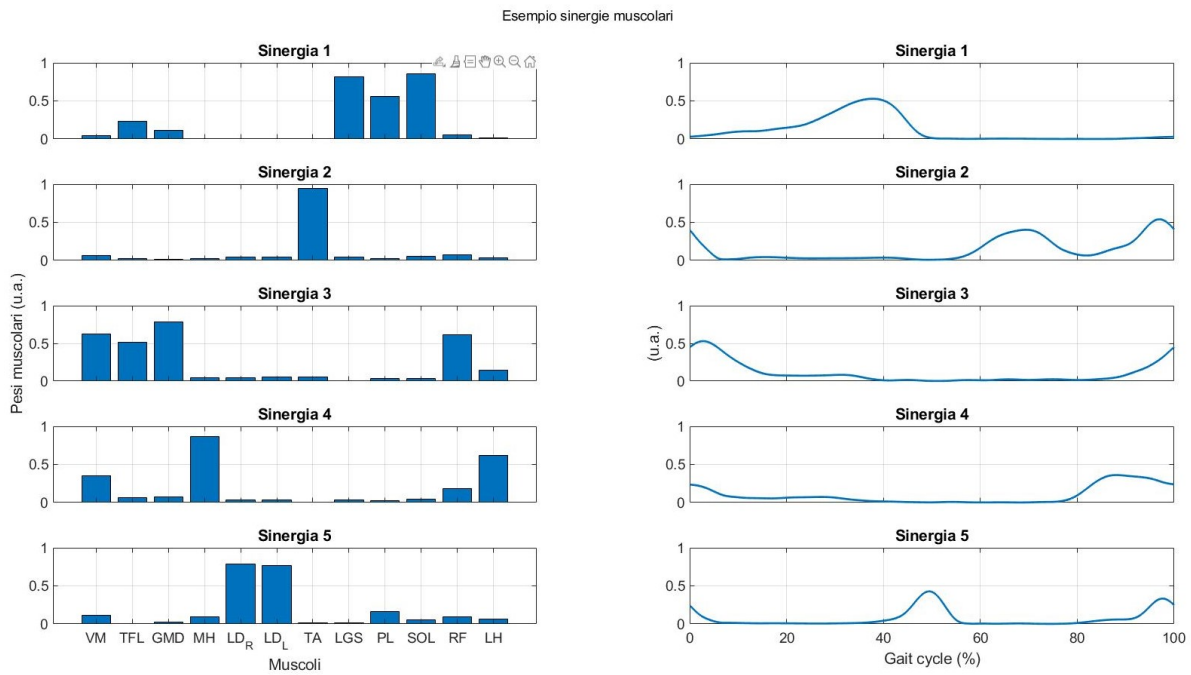
Il valore del VAF:

- Se vicino a 1, le sinergie estratte rappresentano una base dei *pattern* muscolari registrati.
- Se vicino a 0, le sinergie estratte non rappresentano una gran parte della varianza dei segnali EMG.

Come specificato precedentemente, nell’applicare la NNMF è necessario definire il numero di sinergie. Un metodo comune utilizzato per scegliere il numero ottimale di sinergie consiste nell’eseguire diverse iterazioni (ognuna con un diverso numero di sinergie), e poi scegliere il valore di  $n$  che produce un risultato di sufficiente qualità. Questa valutazione si fa sulla base dell’andamento del VAF in funzione del numero di sinergie, valutando da quale punto nella curva, anche aumentando in numero di sinergie, non si hanno variazioni importanti. Per attuare questa valutazione sono possibili due metodi:

1. *Threshold method*: Questo metodo è basato sulla scelta di una specifica soglia. Per esempio, la soglia può essere considerata come pari al 90% e di conseguenza il numero ottimale di sinergie sarà il minor numero di sinergie per cui il corrispondente valore VAF è superiore alla soglia.
2. *Elbow method*: Con questo metodo si cerca di individuare il punto di appiattimento della curva, cioè il punto in cui non si osserva più una notevole diminuzione della pendenza della curva. Per esempio, quando la percentuale di cambiamento della pendenza è minore del 5%.

Nella figura sottostante (Fig. 2.4) viene quindi proposto un esempio in cui vengono rappresentate le sinergie muscolari, ottenute con l'applicazione della NNMF ed utilizzando il *Threshold method* per la selezione del numero di sinergie. Si specifica le sinergie qui rappresentate sono state estratte da un soggetto non affetto da patologie neuromuscolari.

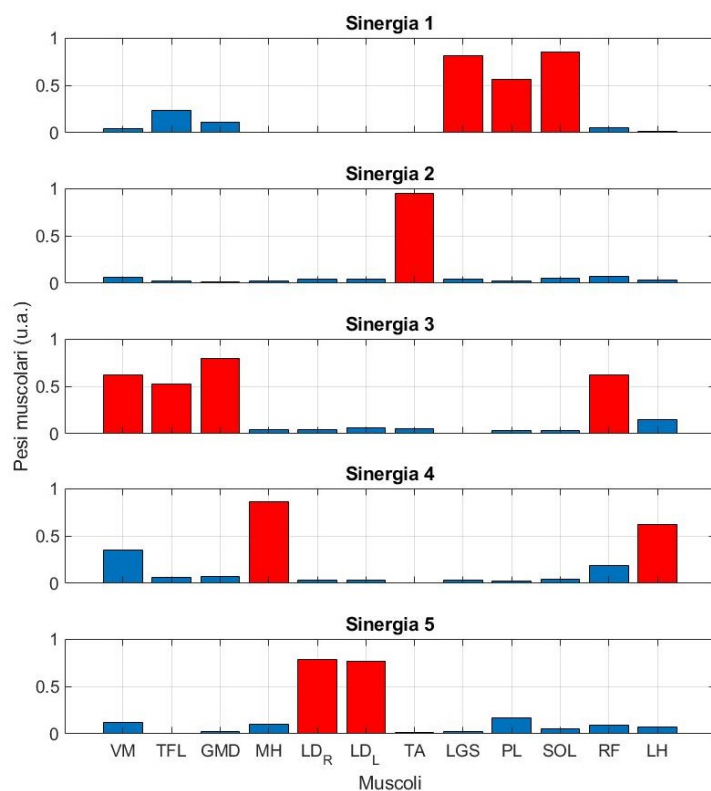


**Figura 2.4:** Esempio di sinergie muscolari estratte da un soggetto sano. Nella colonna di sinistra sono rappresentati i pesi dei muscoli per ciascuna sinergia e nella colonna di destra sono rappresentati i coefficienti di attivazione.

## 2.4 Assegnazione delle sinergie muscolari alle fasi del ciclo del passo

Considerazioni sull'assegnazione di una corrispondenza delle sinergie muscolari con l'azione biomeccanica e corrispondente assegnazione ad una fase del ciclo del passo, con un diverso ordinamento delle sinergie, sono presenti in [16]. Nel lavoro appena citato si fa inoltre notare che tre delle cinque sinergie sono per lo più associate alla generazione del *pattern* ciclico presente nel cammino e le restanti due sono più legate alla stabilizzazione e controllo dell'equilibrio dinamico.

Quindi per poter individuare una corrispondenza tra le sinergie estratte con i metodi sopra indicati e il ciclo del passo, dobbiamo osservare quali muscoli sono predominanti in ciascuna sinergia e, in base all'andamento dei coefficienti di attivazione, dove durante il ciclo ciascuna sinergia può essere individuata. Osservando innanzitutto gli andamenti dei pesi delle sinergie muscolari mediate sulla popolazione di soggetti sani come indicati nella figura sottostante (Fig. 2.5):



**Figura 2.5:** Esempio di pesi delle sinergie muscolari estratte da un gruppo di soggetti sani e mediate tra loro. Da un’analisi visiva, si evidenziano in rosso i muscoli il cui contributo “spicca” sugli altri.

1. **Sinergia 1:** Nella prima sinergia si può osservare come i muscoli che presentano un maggior peso nella sinergia sono i muscoli Gastrocnemio laterale (**LGS**), Soleo (**SOL**) e Peroneo lungo (**PL**). Si ricorda che il Gastrocnemio laterale è insieme al Soleo il principale responsabile, con l’assistenza del Peroneo lungo, della plantarflessione della caviglia. Questi partecipano inoltre alla flessione del ginocchio.
2. **Sinergia 2:** Nella seconda sinergia il muscolo Tibiale anteriore (**TA**) è facilmente individuabile come predominante e partecipa nella dorsiflessione della caviglia.
3. **Sinergia 3:** I muscoli coinvolti nella terza sinergia risultano essere i muscoli Tensore della fascia lata (**TFL**), il Gluteo medio (**GMD**), il Vasto mediale (**VM**) e il Retto femorale (**RF**). I muscoli coinvolti in questa sinergia sono i principali responsabili dell’estensione ed abduzione dell’anca.

(Tensore della fascia lata e Gluteo medio) e dell'estensione del ginocchio (Vasto mediale e retto femorale).

4. **Sinergia 4:** Per la quarta sinergia si osserva che i muscoli più influenti sono dati dalla coppia degli *Hamstrings*, laterale e mediale (**MH, LH**). Questi agiscono come estensori dell'anca e flessori del ginocchio.
5. **Sinergia 5:** La quinta sinergia vede infine, la principale attivazione del *Longissimus dorsi* destro e sinistro ( $LD_R, LD_L$ ), i quali sono coinvolti nella stabilizzazione del tronco nel piano frontale durante la fase di *Heel strike*.

Ricordando ora la suddivisione delle fasi del passo, introdotta nel primo capitolo, e tenendo conto delle funzioni dei muscoli coinvolti in questa analisi, sappiamo che nella fase del *Heel strike* (il contatto iniziale) ci si aspetta di osservare l'azione dei muscoli estensori dell'anca e del ginocchio. Quest'ultimo raggiunge la quasi massima estensione poco prima del contatto con il terreno. Nella seconda fase, definita come *Flat foot contact* (la fase di appoggio pieno del piede), il ginocchio raggiunge la massima flessione presente durante la stance phase. Nella terza fase del passo o *Push off* (spinta) la principale azione che si osserva è la plantar flessione della caviglia. Infine, nella fase di *Swing* (pendolamento) i movimenti che ci si aspetta sono di dorsiflessione della caviglia e di estensione di anca e ginocchio.

Quindi dall'osservazione dei pesi delle sinergie muscolari e dei corrispettivi coefficienti di attivazione possiamo dire che, seguendo l'ordine delle fasi del passo, la sinergia 3, in quanto comprende i muscoli coinvolti nelle estensioni di anca e ginocchio e con intervallo di attivazione compreso circa tra 95% e 10% del ciclo, può essere individuata nella fase del contatto iniziale. La sinergia 1 può essere considerata come parte della fase di appoggio pieno del piede e parte della fase di spinta in quanto comprende i muscoli che agiscono sulla plantar flessione del piede e che partecipano alla flessione del ginocchio. Inoltre, l'intervallo di attivazione è compreso tra circa il 20% e il 45%. Data l'azione di dorsiflessione della caviglia del Tibiale anteriore, rappresentante la sinergia 2 e l'attivazione compresa circa tra il 55% e il 75% del ciclo, possiamo attribuire a questa sinergia la fase iniziale del pendolamento. Per quanto riguarda la sinergia 4, data l'azione degli *Hamstrings* e l'attivazione osservabile nella parte finale del ciclo (circa tra 80% e 100%), è possibile identificare questa sinergia come agente durante la fase di pendolamento, centrale e finale. I muscoli compresi nella sinergia 5 sono stati definiti come stabilizzatori nella fase di *Heel strike* e infatti, notiamo dai coefficienti di attivazione come l'attivazione sia per lo più visibile durante le ultimissime fasi del ciclo. La sinergia 5 presenta un ulteriore picco di attivazione circa a metà del ciclo, questo è da attribuirsi ad un'analogia funzione di stabilizzazione durante l'*Heel strike* controlaterale. Si nota inoltre come la sinergia 2 presenti un secondo picco di attivazione durante le fasi finali del ciclo, questo è da attribuirsi all'azione di dorsiflessione della caviglia in preparazione al contatto iniziale.

Fase del passo	Sinergia	Muscoli
Contatto iniziale	3	VM - TFL - GMD - RF
	5	LD <sub>R</sub> - LD <sub>L</sub>
	2	TA
Appoggio pieno	1	LGS - SOL - PL
Spinta	1	LGS - SOL - PL
Pendolamento	2	TA
	4	MH - LH

**Tabella 2.1:** Corrispondenza delle sinergie con le fasi del passo.

## 2.5 Problematiche nell'analisi di similarità delle sinergie muscolari

Nel momento in cui si ha la necessità di confrontare dei dati, per la corretta comprensione e descrizione dei risultati, è importante stabilire un riferimento o comunque tenere a mente la natura e l'origine dei dati che si sta analizzando. Infatti, utilizzando un esempio simile a quello già presentato nel capitolo introduttivo, confrontare i dati prelevati da una persona anziana affetta da una patologia con quelli ottenuti da un soggetto o un gruppo di soggetti giovani e sani ha senso nel momento in cui si vogliono mettere in evidenza le differenze tra questi due soggetti (o tra il paziente ed il gruppo di soggetti). Ma se, per esempio, l'obiettivo è studiare le differenze apportate dalla presenza della patologia, un confronto di questo tipo, quindi con riferimento ad una popolazione giovane e sana, porterebbe a risultati non del tutto veritieri. Per questo secondo obiettivo, lo studio dell'evoluzione della malattia, sarebbe più corretto un confronto con lo stesso soggetto nel corso del tempo o un confronto con una popolazione sana con caratteristiche il più simili possibile al soggetto da confrontare. Per ottenere dei risultati attendibili il paragone dovrebbe essere effettuato in riferimento ad un gruppo di soggetti con le stesse caratteristiche (età, sesso, caratteristiche fisiche). Queste considerazioni sono valide per ogni genere di analisi, è ovviamente anche per l'analisi delle sinergie muscolari.

Oltre a queste osservazioni di natura generale, nel caso delle sinergie muscolari sono da tenere a mente anche i seguenti tre aspetti:

1. Il *Task* o movimento in analisi.
2. La numerosità delle sinergie muscolari.
3. L'ordinamento delle sinergie muscolari estratte.

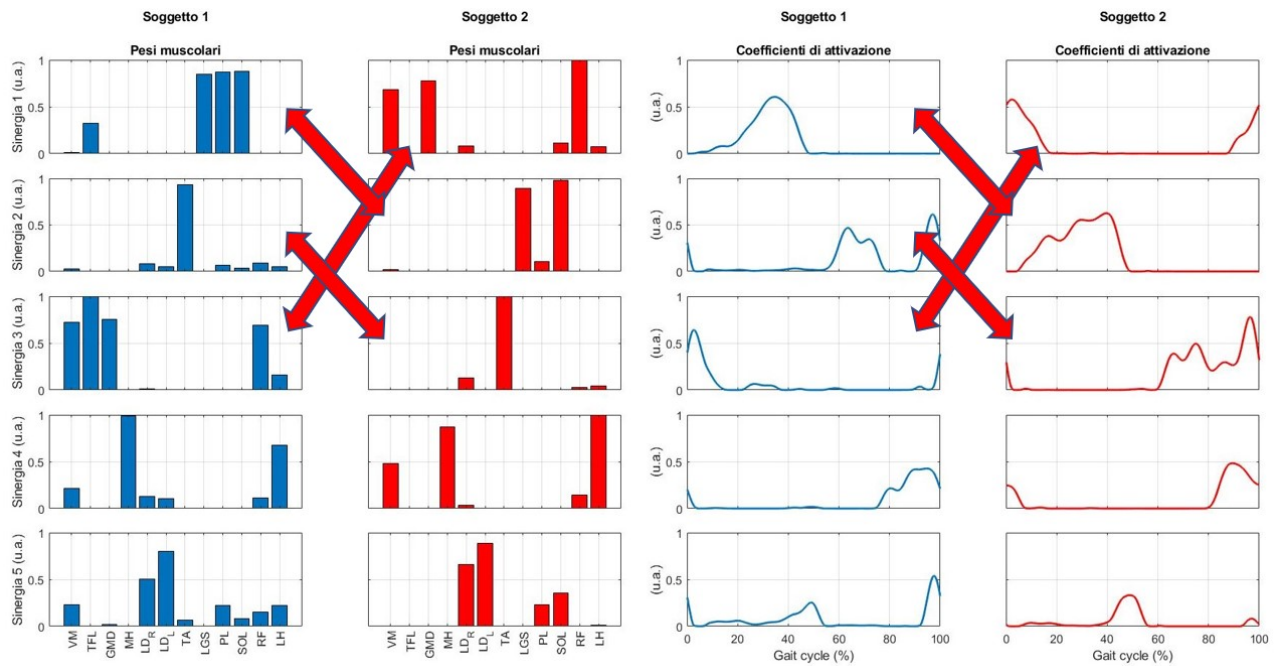
Innanzitutto, essendo quella delle sinergie muscolari una teoria il cui scopo è la descrizione e comprensione dell'organizzazione modulare attuata dal SNC nel



controllo motorio, analizzando movimenti diversi anche le sinergie associate a questi movimenti saranno diverse. Perciò, è fondamentale che il confronto delle sinergie e le considerazioni sui risultati da esso estratte, avvenga in riferimento allo stesso *task motorio*. Anche se è stato trovato che generalmente uno specifico movimento può essere rappresentato da un numero limitato di sinergie, come è stato fatto per la deambulazione [3], il numero di sinergie può essere soggetto a cambiamenti soprattutto nel caso di soggetti affetti da patologie. Per tenere conto di questo fatto le sinergie muscolari possono essere suddivise in **sinergie comuni** (*Shared Synergies*) e **sinergie specifiche** (*Specific Synergies*). Prendendo in considerazione le sinergie muscolari estratte da una popolazione di soggetti sani e considerando le sinergie muscolari mediate sull'intera popolazione come riferimento, le sinergie comuni sono quelle sinergie muscolari che hanno un riscontro nelle sinergie prese come riferimento. La stessa considerazione può essere fatta anche nel caso del confronto fra due soggetti, preso uno dei due come riferimento, le sinergie comuni del secondo soggetto sono quelle che mostrano una maggiore similarità con le sinergie del soggetto di riferimento. Quando un soggetto presenta un numero di sinergie muscolari maggiore rispetto a quello che si è preso come riferimento, le sinergie in più o in meno che vengono estratte sono le sinergie specifiche al soggetto in esame. A questo proposito, la variazione del numero di sinergie porta alla definizione di due fenomeni:

1. *Merging*:Unione di due sinergie muscolari in una attuata dal SNC come meccanismo di compensazione al controllo motorio alterato.
2. *Splitting*: Divisione di una sinergia muscolare in due sinergie separate.

Infine, si vuole fare notare come, anche nel caso ottimale in cui le sinergie da confrontare abbiano la stessa numerosità, l'ordine delle sinergie potrebbe non essere corrispondente nei soggetti da analizzare per via dell'inizializzazione randomica dell'algoritmo di fattorizzazione(Fig. 2.6). E perciò necessario, prima di procedere con l'analisi dei dati, verificare che effettivamente le sinergie abbiano lo stesso ordine e in caso contrario riordinarle in modo adeguato.



**Figura 2.6:** Esempio di pesi delle sinergie muscolari estratte da due soggetti appartenenti ad un gruppo di soggetti sani. Da un'analisi visiva, è possibile notare come la sinergia 1 del soggetto 1 (in blu) corrisponda alla sinergia 2 del secondo soggetto (in rosso). La sinergia 2 del soggetto 1 (blu) corrisponde alla sinergia 3 del secondo soggetto (rosso) e infine, la sinergia 3 (blu) del primo soggetto (blu) corrisponda alla sinergia 1 del secondo soggetto (rosso).



## Capitolo 3

# Classificazione e riordinamento delle sinergie muscolari

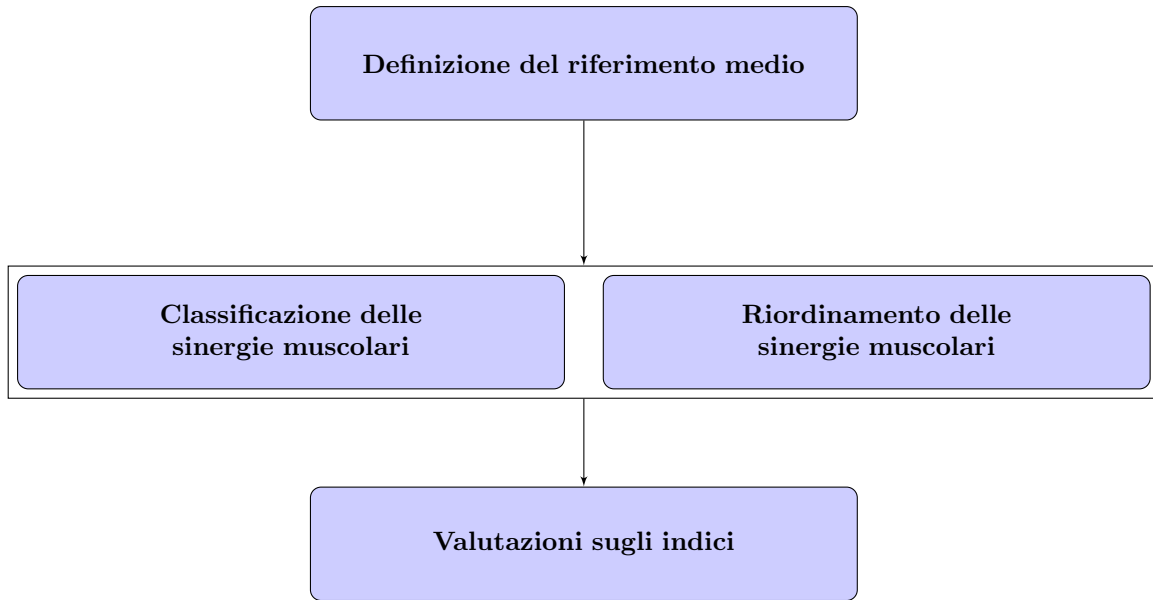
### 3.1 Introduzione

Le problematiche che sono state principalmente prese in considerazione prima poter procedere all'analisi e studio degli eventuali indici di similarità sono:

1. La numerosità delle sinergie muscolari.
2. L'ordinamento delle sinergie.

La numerosità delle sinergie muscolari è stata presa in considerazione poiché, nonostante sia stato trovato che il movimento della deambulazione possa essere spiegato mediante, tipicamente, quattro o cinque sinergie [3], questo non esclude i casi in cui ciò non avvenga. Questo fatto è vero per i soggetti in buono stato di salute, ma lo è ancor di più nel caso dei soggetti patologici. Quindi, essendo uno dei *dataset* utilizzati ottenuto a partire dal prelievo di segnali EMG di soggetti affetti dal morbo di Parkinson, la differenza nel numero delle sinergie e l'individuazione dei fenomeni di *Merging* e *Splitting* risultano essere particolarmente importanti. Allo stesso modo non si può essere certi dell'ordinamento delle sinergie, soprattutto nel caso in cui questi ultimi due fenomeni siano presenti, perciò risulta necessaria una riorganizzazione delle sinergie muscolari secondo un ordine predefinito. Solo dopo aver tenuto conto e risolto questi due problemi, si può procedere con le valutazioni sugli indici.

Il metodo scelto per poter riordinare le sinergie muscolari è stato quello della classificazione ed il metodo con cui questa è stata applicata verrà descritto in dettaglio nel prossimo paragrafo.



**Figura 3.1:** Organizzazione del lavoro

## 3.2 Classificazione delle sinergie muscolari

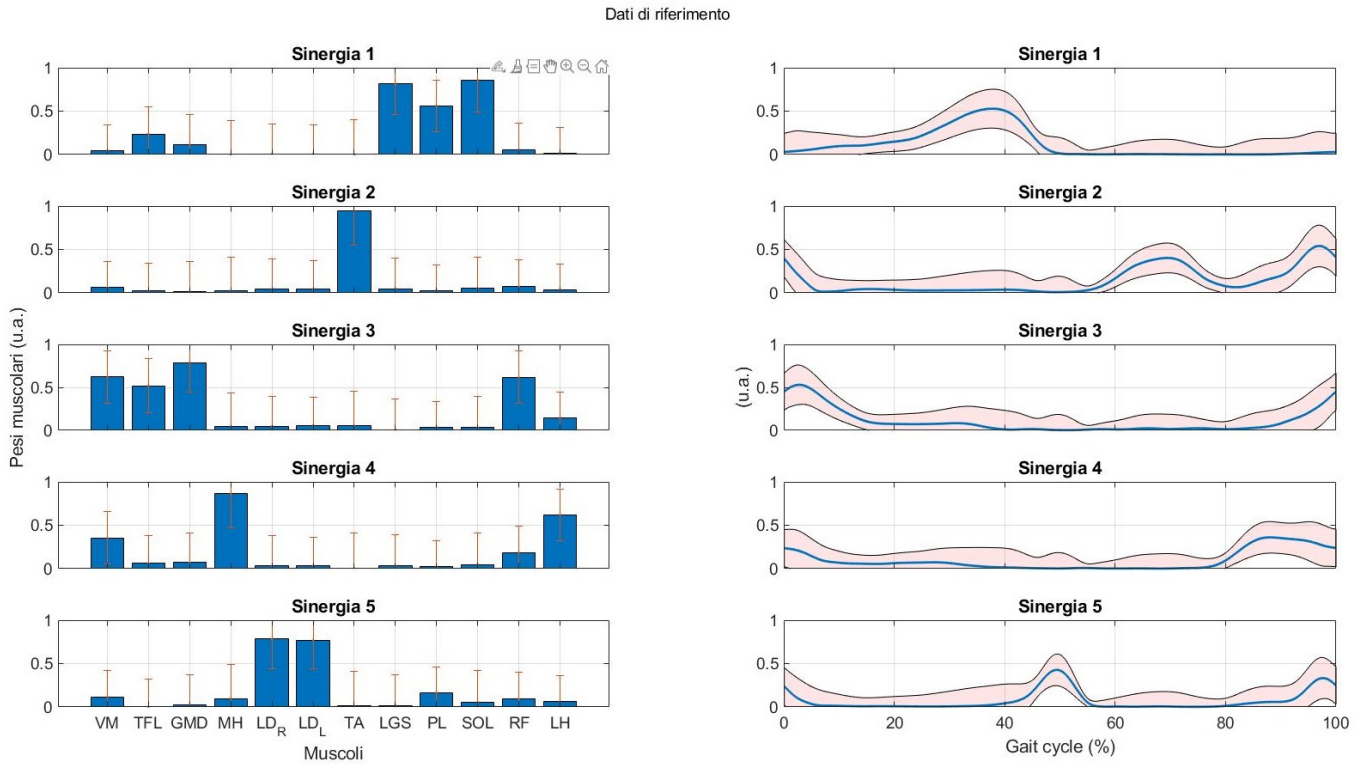
Come è già stato introdotto precedentemente, per questo lavoro di tesi sono stati forniti due dataset che contengono i dati relativi alle sinergie muscolari di soggetti sani, quindi non affetti da patologie che agiscono sul sistema neuromotorio, e i dati relativi alle sinergie muscolari estratte da soggetti affetti dal morbo di Parkinson. Quindi, il primo *step* necessario per procedere con la classificazione delle sinergie muscolari è quello di definire un gruppo di sinergie da utilizzare come riferimento.

Come è stato già trovato in letteratura, il numero di sinergie muscolari necessarie per la deambulazione è stato individuato tra quattro e cinque [3], e questo dato è stato confermato anche nel caso delle sinergie estratte dai dataset utilizzati, composto dal gruppo di soggetti sani e dal gruppo di soggetti patologici. In particolare, il numero di sinergie muscolari ottimali per la deambulazione è stato individuato a partire da valutazioni sul VAF, utilizzando il *Threshold method*, e pendendo in considerazione come valore soglia un VAF uguale al 90%. Quindi, utilizzando questo valore di soglia, è stato trovato che generalmente il

numero ottimale di sinergie per la deambulazione è pari a 5. In dettaglio, mediando il numero ottimale di sinergie per tutti i sottogruppi dei soggetti sani il risultato ottenuto è pari a  $5 \pm 0.6$ . Mentre facendo le stesse considerazioni per quanto riguarda i soggetti patologici, il risultato ottenuto è pari a  $5.1 \pm 0.7$ . Perciò, ricordando i concetti di *shared synergies* e *specific synergies*, possiamo implementare l'algoritmo di classificazione con due obiettivi:

1. Il riordinamento delle sinergie muscolari, con lo scopo di abbinare correttamente le sinergie muscolari del soggetto in esame con quelle del riferimento.
2. Individuare le sinergie comuni (*shared*) e soggette specifiche.

Avendo quindi ottenuto il numero ottimale di sinergie, che saranno identificate come sinergie comuni, si può ora procedere alla scelta dei dati di riferimento. In letteratura, per le valutazioni di similarità o confronti tra le sinergie muscolari, si possono trovare lavori in cui si prendono in considerazione le sinergie muscolari di un soggetto casuale all'interno del dataset a disposizione come dati di riferimento [11]. Non volendo ricorrere ad una scelta casuale, per questo lavoro di tesi le cinque sinergie di riferimento sono state ottenute a partire dall'intero *dataset* dei soggetti sani, mediando le sinergie muscolari ottenute dai singoli soggetti.



**Figura 3.2:** "Soggetto di riferimento": Rappresentazione dei pesi e dei coefficienti di attivazioni delle sinergie muscolari dell'intero *dataset* composto da soggetti sani mediate tra di loro. Le bande di errore nei grafici dei pesi muscolari e la banda colorata nei grafici dei coefficienti di attivazione indicano le deviazioni standard dei dati a cui si riferiscono.

Il set di dati dei soggetti sani è composto dalle sinergie muscolari estratte a partire dai segnali EMG di 21 soggetti. Per ciascuno dei 21 soggetti è presente un numero di sottogruppi, ciascuno dei quali rappresenta un insieme di dieci cicli del passo, variabile tra 2 e 16 in base al numero dei passi che sono stati effettuati dal soggetto durante il prelievo dei segnali EMG. Mediamente, per i soggetti sani, sono stati valutati  $12.5 \pm 3.5$  sottogruppi, mentre per quanto riguarda i soggetti patologici, sono stati valutati mediamente  $11.1 \pm 4.5$  sottogruppi. Il numero totale di sottogruppi considerando tutti i soggetti sani è pari a 262, e le sinergie di tutti questi sono state mediate tra di loro per ottenere le 5 sinergie muscolari da considerare come sinergie di riferimento. Si specifica che nell'estrazione delle sinergie muscolari di ciascun soggetto si prevede una prima riorganizzazione delle sinergie muscolari per mezzo di una *clusterizzazione* attuata con l'utilizzo dell'algoritmo *K-means*, il quale riordina tra loro i pesi

muscolari ed i coefficienti di attivazione ottenuti da ciascun sottogruppo dello stesso soggetto. Perciò, l'ordinamento all'interno dello stesso soggetto (tra i diversi sottogruppi) è già garantito dal *K-means*. Questo riordinamento, però, non preclude la possibilità che soggetti differenti presentino un diverso ordine di sinergie muscolari, perciò è opportuno verificare l'ordinamento delle sinergie prima di procedere con l'estrazione del riferimento medio (Fig. 3.2).

Per l'implementazione dell'algoritmo di classificazione sono state utilizzate nella loro totalità le sinergie muscolari relative ai soggetti sani, cioè considerando tutte le sinergie muscolari estratte dai 262 sottogruppi. Quindi volendo utilizzare un set di dati nella sua interezza, il metodo scelto per la classificazione delle sinergie muscolari è ricaduta sul *k-nearest neighbor method* (KNN).

### 3.2.1 KNN

Il *k-nearest neighbor* (KNN) è un semplice algoritmo di apprendimento supervisionato che tiene conto di dati noti (*training set*) e classifica nuovi dati sulla base di una misura di similarità. È uno degli algoritmi, basati su una misura della distanza per descrivere la similarità, usati più frequentemente [17].

Nel KNN i dati di *training* sono estratti come data points in uno spazio di caratterizzazione e questo è suddiviso in diverse classi di appartenenza. Nel caso del *training set* le classi sono ovviamente note. Quando si vuole procedere con la classificazione di nuovi dati di cui non si conosce la classe di appartenenza, l'algoritmo calcola la distanza tra il dato che vogliamo classificare e l'intero training set. Quindi si prendono i  $k$  valori di distanza minori, e in base alle classi del *training set* più frequenti corrispondenti a queste  $k$  distanze, si può assegnare la classe di appartenenza al nuovo dato.



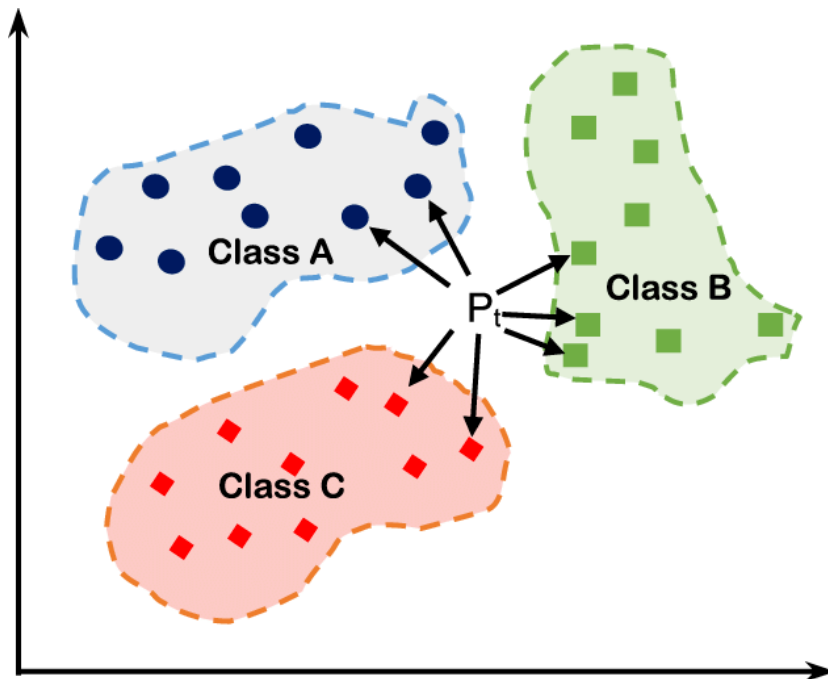


Figura 3.3: Esempio di un classificatore KNN [17].

Da questo si evince che l'algoritmo *k-nearest neighbor* assume che dati simili esistono in vicinanza. In parole semplici si basa sul concetto che "cose" simili stanno le une vicine alle altre. Per procedere alla classificazione il KNN necessita di:

1. Un intero  $k$ : questo valore indicherà il numero di *neighbors*, cioè il numero di *data points* più vicini. È uno dei parametri che maggiormente influenzano sulle prestazioni del classificatore, necessita quindi di un *tuning* per arrivare alla definizione del modello migliore.
2. Un set di dati composto da esempi "etichettati" (*training set*): questo è un set di dati composto da valori di cui si conosce la classe di appartenenza.
3. Una metrica per misurare la "vicinanza": con questo termine si intende la misura di una distanza che indichi la similarità del valore da classificare nei confronti dei dati appartenenti al *training set*. Anche questo parametro, come anche il  $k$ , può influire in modo importante sulle prestazioni del modello.

Questo algoritmo particolarmente semplice ha come vantaggio il fatto di essere facilmente implementabile ed inoltre, è ripetibile nel risultato di classificazione. Le principali controindicazioni riguardano il fatto di necessitare di

grandi quantità di memoria e risorse computazionali nel momento in cui si va a scegliere un numero di *neighbors* molto alto. Nella scelta del numero di *neighbors* ( $\mathbf{k}$ ) bisogna tenere a mente alcune considerazioni: l'utilizzo di valori molto grandi di  $\mathbf{k}$  ha come vantaggi principali il fatto che porta all'individuazione di regioni di classificazione più regolari e che può fornire informazione probabilistica. Di contro, la scelta di avere un valore di  $\mathbf{k}$  molto grande, quindi il fatto di tener conto di *data points* più lontani, porta alla perdita della località della classificazione e, con l'aumento di  $\mathbf{k}$ , aumenta anche il carico computazionale. Perciò si assume, tipicamente, come regola per la scelta iniziale del numero di *neighbors*:  $\mathbf{k} = \sqrt{n}$ , dove  $n$  è il numero di campioni.

Oltre ai parametri necessari per l'algoritmo del KNN, in questo caso si aggiunge un'ulteriore complicanza. Essendo le sinergie muscolari composte da due set di dati separati, i pesi muscolari ed i coefficienti di attivazione, era necessario trovare un modo di conciliare la classificazione di entrambi. Se da un lato è possibile classificare i pesi ed i coefficienti delle sinergie muscolari separatamente, dall'altro lato risulta complicato trovare un modo per armonizzare le due separate classificazioni che ne deriverebbero. È stato perciò scelto di attuare una classificazione combinata. Per fare ciò, è stato fatto in modo che ciascuna osservazione del *training set* contenesse l'informazione riguardo sia i pesi muscolari sia i coefficienti di attivazione. All'atto pratico ciascuna osservazione del *training set*, dato in *input* al classificatore, è formata dalla concatenazione dei coefficienti di attivazione (1000 elementi) e dei pesi muscolari (12 elementi). Quindi alle distanze ottenute a partire dai primi 1000 elementi (coefficienti di attivazione) e ultimi 12 elementi (pesi muscolari) di ciascuna osservazione sono stati assegnati dei pesi, così da poter più efficientemente definire una distanza unica.

Detto questo, ai parametri necessari per l'applicazione del KNN se ne aggiungono altri due. Per cui, oltre il *training set*, è ora necessario definire per la classificazione:

1. Il numero di *neighbors* ( $\mathbf{k}$ ).
2. La metrica di distanza.
3. I pesi da assegnare alle distanze ottenute dai pesi muscolari e dai coefficienti di attivazione.

Risulta quindi indispensabile procedere ad una ottimizzazione dell'algoritmo per trovare la migliore combinazione di questi parametri.

### 3.2.2 Ottimizzazione algoritmo

Per l'ottimizzazione del modello, i vari parametri sono stati testati tramite l'applicazione del metodo noto come *leave-one-out*, che consiste molto semplicemente nell'utilizzare tutti i dati del *trainig set* meno uno per la classificazione ed applicare l'algoritmo di classificazione al dato escluso per verificare le prestazioni del classificatore. La stessa procedura viene effettuata per ogni elemento del *trainig set*. Le tre metriche di distanza che sono state prese in considerazione sono:

*Euclidean distance:*

$$E_d^2 = (x_s - y_t)(x_s - y_t)' \quad (3.1)$$

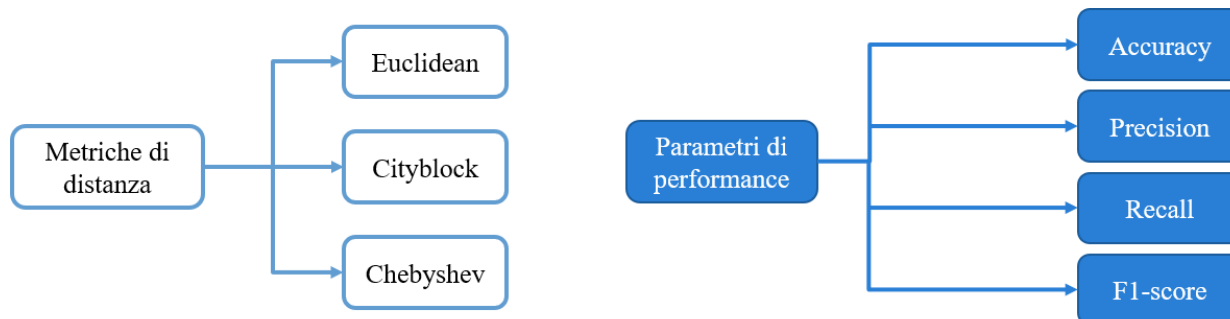
*City block distance:*

$$Cb_d = \sum_{j=1}^n |x_{sj} - y_{tj}| \quad (3.2)$$

*Chebychev distance:*

$$C_d = \max_j |x_{sj} - y_{tj}| \quad (3.3)$$

Dove  $x_s$  e  $y_t$  indicano due vettori di dati, nel nostro caso le sinergie, e "n" indica la lunghezza del vettore (rappresenta quindi in numero di osservazioni per ogni campione/sinergia). Per quanto riguarda il numero di *neighbors*  $k$ , sono stati testati i valori compresi tra 5 e 95, mentre per quanto riguarda i pesi sono stati testati i valori compresi tra 0.1 e 0.9 (ad indicare contributi compresi tra il 10% e il 90%). Quindi, le valutazioni sulle prestazioni del classificatore sono state effettuate a partire da considerazioni su *Accuracy*, *Precision*, *Recall* e *F1-score*.

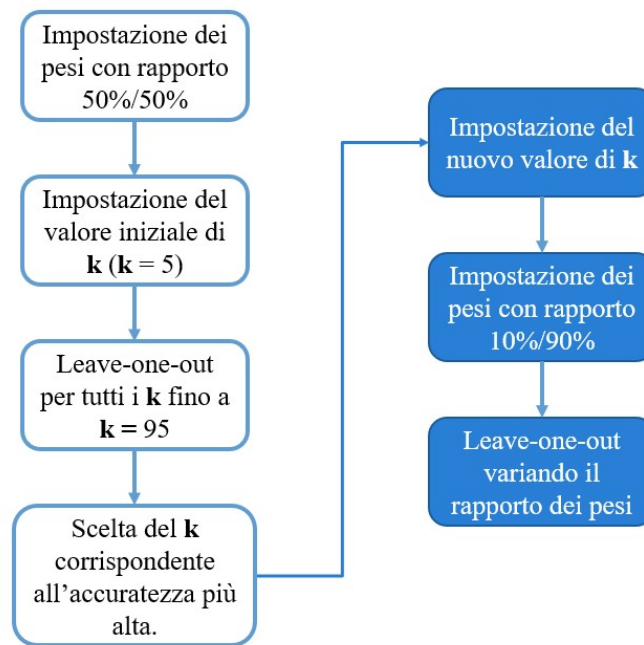


**Figura 3.4:** Metriche di misura e parametri di performance valutati.

Quindi entrando nel merito della valutazione delle prestazioni di classificazione, la procedura di analisi è stata suddivisa in due passi. Prima di tutto si è osservata la variazione delle *performance* dell’algoritmo di classificazione al variare del numero di *neighbors* ( $\mathbf{k}$ ), essendo questo il parametro che a parità di metrica di distanza dovrebbe influire maggiormente sulla classificazione. Si ricorda che l’insieme dei campioni dei coefficienti di attivazione uniti a quelli dei pesi muscolari è pari a 1012, più precisamente i coefficienti di attivazione sono stati ricampionati in modo da avere 1000 campioni per ogni ciclo e 12 sono i muscoli di cui si hanno i pesi muscolari. Perciò, seguendo la regola generale precedentemente introdotta per la scelta del valore iniziale di  $\mathbf{k}$ , è possibile individuare un iniziale numero di *neighbors*, e questo risulta essere circa pari a 31. Con questo valore iniziale in mente, è stato scelto un intervallo di  $\mathbf{k}$  che contenesse il valore appena trovato. Perciò, sono stati testati i numeri di *neighbors* a partire da 5 fino a 95, a passi di 5. Non sono stati considerati valori ancora maggiori per l’aumento di costi computazionali che comporta l’aumento di  $\mathbf{k}$ . Poi il secondo passo consiste nella valutazione sui pesi da dare alle metriche di distanza di coefficienti di attivazione e pesi delle sinergie muscolari, per la loro combinazione in una distanza unica che tenesse conto di entrambi questi dati. Quindi per quanto riguarda i pesi dati ai coefficienti di attivazione ed ai pesi muscolari nella combinazione di una metrica di distanza unica per entrambi, come è stato precedentemente introdotto, questi sono stati testati nell’intervallo compreso tra 0.1 e 0.9. Quindi se, per esempio, alla distanza relativa ai coefficienti di attivazione è stato dato un peso di 0.1 (ad indicare il 10% del contributo nel calcolo della distanza totale), allora la distanza relativa ai pesi della sinergia muscolare avrà un peso pari a 0.9 (pari al 90% del contributo) e così via per tutti gli altri valori compresi nell’intervallo di analisi. Infine, questo processo è stato ripetuto per tutte e tre le metriche di distanza.

Riepilogando, dopo aver determinato l’ordine con cui procedere per la variazione dei parametri e analisi della performance, l’effettivo processo è stato svolto

nel seguente modo. Selezionata la prima metrica di distanza, per esempio la distanza euclidea, è stato applicato il metodo del leave-one-out al set di dati dei soggetti sani, composto cioè dai 262 sottogruppi. Questo è stato effettuato dando una pari importanza nella classificazione a coefficienti di attivazione e pesi muscolari, perciò il loro contributo nel calcolo della distanza combinata è stato 50%/50%. I risultati della classificazione di ciascun ciclo di applicazione del *leave-one-out*, effettuato al variare del numero di *neighbors*  $k$ , sono stati salvati sotto forma dei parametri di performance precedentemente introdotti. A questo punto è stato scelto il valore di  $k$  corrispondente al risultato con *accuracy* più alta e con questa si è potuto procedere con una nuova applicazione del *leave-one-out* variando i pesi e mantenendo costante  $k$ . Allo stesso modo sono stati salvati i parametri di *performance* sotto forma dei quattro indici precedentemente indicati (Fig. 3.5).



**Figura 3.5:** Organizzazione del processo di ottimizzazione.

### 3.3 Riordinamento e identificazione sinergie specifiche

Per poter facilitare la descrizione del riordinamento delle sinergie muscolari potrebbe essere conveniente chiarire la struttura dell'*output* che viene fornito dall'algoritmo di classificazione. Per ciascun soggetto (tenendo conto di tutti i sottogruppi), l'algoritmo è stato applicato sinergia per sinergia e dà come risultato una matrice contenente l'ordine "corretto" delle sinergie muscolari del soggetto in esame. Con "corretto" in questo caso si intende semplicemente un ordine che sia direttamente confrontabile alle sinergie di riferimento. Questa matrice ha un numero di righe pari al numero di sinergie del riferimento, quindi in questo caso pari a 5 (dalle considerazioni sul VAF fatte sui soggetti sani), e un numero variabile di colonne in base alla presenza o meno di sinergie specifiche, le quali vengono poste in corrispondenza della sinergia (quindi sulla stessa riga) a cui è risultata più simile. A questo punto viene effettuata una prima suddivisione delle sinergie muscolari in due categorie:

- *Shared synergies*: Quindi sinergie comuni, queste corrispondono alla prima colonna della matrice ottenuta come output dell'algoritmo. Sono gli indici delle 5 sinergie del soggetto in esame che sono ordinate allo stesso modo delle sinergie di riferimento.
- *Specific synergies*: Quindi sinergie non in comune, corrispondono alle colonne oltre la seconda della matrice ottenuta come output dell'algoritmo. Queste sono presenti quando in soggetto in esame presenta un numero di sinergie maggiore di quello ottimale. Come già indicato, queste vengono poste in corrispondenza della sinergia a cui è risultata più simile con l'intento di evidenziare le sinergie risultanti dall'effetto del fenomeno indicato come *splitting*.

Infine, nel caso in cui le sinergie del soggetto in esame siano meno di quelle presenti nei dati di riferimento si è cercato di evidenziare anche in fenomeno indicato come *merging*, in quanto anche la sinergia muscolare risultante da questo fenomeno è da considerarsi come sinergia specifica. A questo scopo, qualora il numero di sinergie del soggetto in esame fosse inferiore a 5, per ciascuna delle restanti sinergie è stato valutato il coefficiente di correlazione con la sinergia di riferimento a cui non si è trovata una corrispondenza. Il coefficiente di correlazione è stato ricavato tramite la funzione Matlab "corrcoeff" ed è definito come:

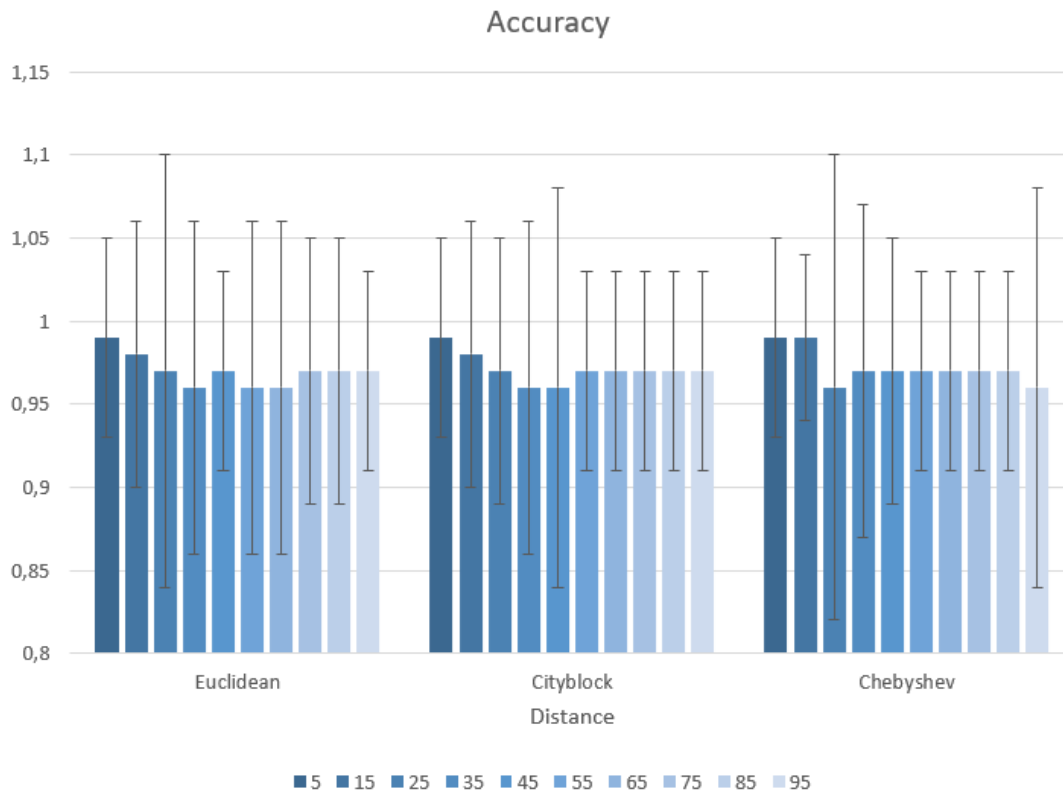
$$\rho(A, B) = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N \left( \frac{A_i - \mu_A}{\sigma_A} \right) \left( \frac{B_i - \mu_B}{\sigma_B} \right) \quad (3.4)$$

Dove con "N" si sono prese tutte le osservazioni, cioè l'insieme dei valori che compongono i coefficienti di attivazioni e pesi per un totale pari a 1012. E con  $\mu_A$  e  $\sigma_A$  si intendono il valor medio e la deviazione standard del vettore A, e allo stesso modo  $\mu_B$  e  $\sigma_B$  sono il valor medio e la deviazione standard del vettore B.

Avendo ora individuato gli indici per l'ordinamento di ciascun caso, è possibile riordinare le sinergie dei soggetti in modo che sia possibile portare avanti un confronto diretto. Verranno successivamente mostrati alcuni esempi della classificazione e riordinamento delle sinergie muscolari dei soggetti patologici in tre diversi casi di numerosità. Per tutti gli esempi è stato scelto casualmente un soggetto il cui numero di sinergie ottimale fosse pari a, rispettivamente, 5, 4 e 6.

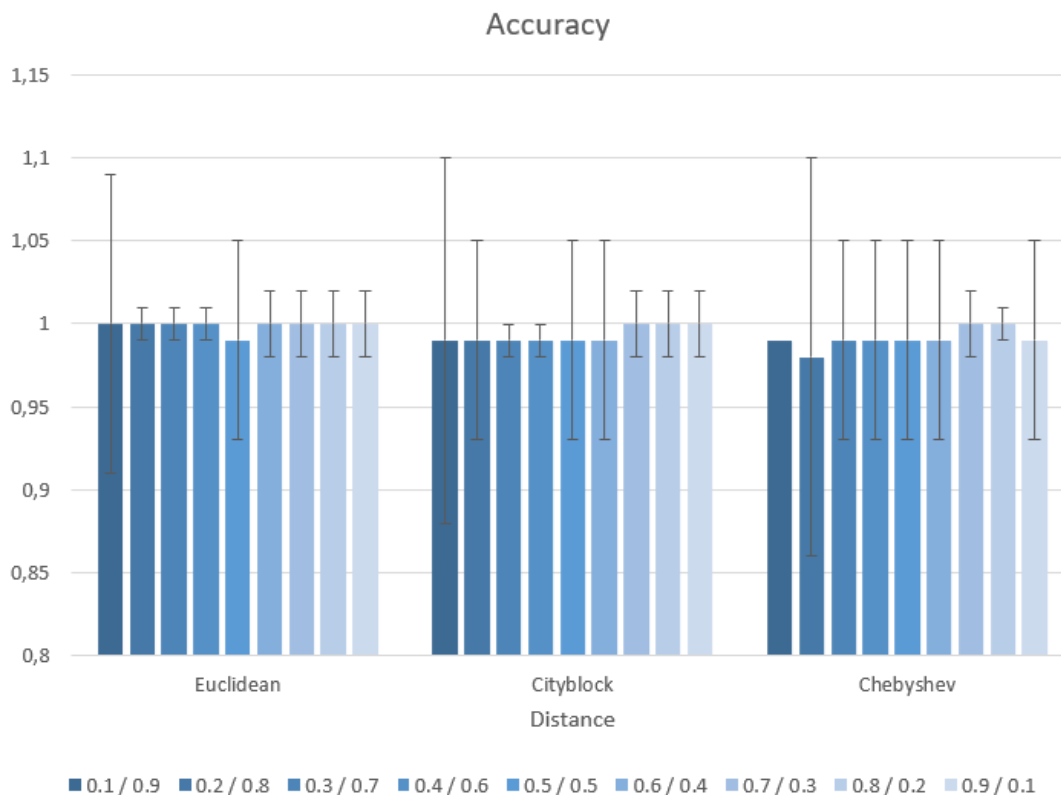
### 3.4 Risultati del processo di ottimizzazione ed esempi di classificazione

Si riporta nelle figure sottostanti l'andamento delle prestazioni per tutte e tre metriche di distanza, ottenuta dall'applicazione del metodo del *leave-one-out* in tutti i casi appena indicati. Per la rappresentazione grafica della *performance*, data la trascurabile differenza delle prestazioni per i quattro parametri scelti, è stato scelto di utilizzare soltanto l'*accuracy*. In particolare, nella figura 3.6 è rappresentato l'andamento dell'accuratezza del modello al variare del numero di *neighbors* ( $k$ ) mantenendo costante il contributo dei pesi delle distanze, e nella figura 3.7 è rappresentato lo stesso parametro al variare dei pesi muscolari e mantenendo costante il valore di  $k$  che ha dato il valore di accuratezza più alto (per tutte e tre le metriche di distanza  $k = 5$ ).



**Figura 3.6:** Prestazioni del classificatore, rappresentate per mezzo dell'accuratezza del modello, per le tre metriche di distanza al variare di  $k$ . Le bande di errore rappresentano la deviazione standard e la legenda indica i valori di  $k$  testati.





**Figura 3.7:** Prestazioni del classificatore, rappresentate per mezzo dell'accuratezza del modello, per le tre metriche di distanza al variare dei pesi assegnati, rispettivamente, ai coefficienti di attivazione e ai pesi muscolari. Le bande di errore rappresentano la deviazione standard e la legenda indica i pesi assegnati, rispettivamente, ai coefficienti di attivazione e ai pesi muscolari.

Come si può osservare dalle figure, i valori di *Accuracy*, *Precision*, *Recall* e *F1-score* variano molto poco al variare dei parametri testati e l'andamento è molto simile per i risultati ottenuti da tutte e tre le metriche di distanza che sono state prese in considerazione. I valori sono osservabili nelle tabelle 3.1, 3.2 e 3.3, per rispettivamente *Chebyshev distance*, *City block distance* e *Euclidean distance*. Inoltre, per accertare l'assenza di differenze significative tra le performance dei modelli al variare dei parametri, è stata effettuata una ANOVA ad una via (*one-way ANOVA*). Posto il livello di significatività (*significance level*)  $p - value < 0.05$ , le valutazioni, al variare del numero di *neighbors* e dei pesi, hanno dato sempre risultati con il p-value pari a circa 0.8. Quindi, le differen-

ze non sono statisticamente significative. L'unica eccezione è stata trovata per l'accuratezza al variare dei pesi, in cui si è ottenuto un p-value pari a 0.008. Comunque dall'osservazione dei dati relativi a questo caso nelle tabelle, è facile notare come anche in questo caso le differenze siano trascurabili. Perciò, essendo le differenze tra le prestazioni della classificazione praticamente trascurabili nella maggior parte dei casi, indipendentemente dalla metrica di distanza, numero di *neighbors* o pesi, era necessario trovare un indicatore alternativo per poter arrivare alla scelta dei parametri ottimali per il modello (metrica di distanza, valore di  $k$  e pesi). Avendo comunque ottenuto ottimi risultati in tutti i casi (l'accuratezza è sempre stata maggiore del 90%) si è comunque cercato di fare una scelta tra i parametri testati. Quindi avendo costruito il modello in modo che la classificazione avvenisse sinergia per sinergia, uno dei possibili errori che si poteva riscontrare con questa implementazione è stato definito come errore di doppia classificazione. Con errore di doppia classificazione si intendono tutti quei casi in cui una specifica sinergia muscolare del soggetto in esame viene classificata dal modello, contemporaneamente, come due diverse sinergie prese dal *dataset* di riferimento. Quindi ad una sola sinergia del soggetto in esame vengono assegnate contemporaneamente due classi differenti. Per una più semplice comprensione, un errore di doppia classificazione potrebbe essere individuato quando per esempio, la sinergia numero 1 di un possibile soggetto in esame viene classificata contemporaneamente come sinergia 2 e 4.

Quindi il numero totale di doppie classificazioni, calcolato a partire dalle prove effettuate al variare del numero di *neighbors*, è stato utilizzato come indice per la scelta della metrica di distanza, considerando il risultato migliore quanti meno errori di doppie classificazioni fossero presenti alla fine del *leave-one-out*. Alla fine di tutte le prove effettuate al variare di  $k$  il numero totale di errori di doppia classificazione è stato:

1. *Euclidean distance*: 14.
2. *Chebyshev distance*: 11.
3. *City block distance*: 9.

Dato il minor numero di errori di doppia classificazione, la scelta della metrica di distanza è ricaduta sulla *City block distance*. I dati ottenuti dall'applicazione di questa metrica di distanza per la classificazione, indicati nella tabella 3.2, sono stati valutati per la scelta dei pesi e per la scelta del numero di *neighbors*. Le stesse considerazioni fatte per la scelta della metrica di distanza si confermano anche dall'osservazione dei dati nella tabella 3.2, cioè le prestazioni, come indicate dai quattro parametri di *performance*, hanno differenze trascurabili. Si nota che anche al variare di  $k$ , parametro che maggiormente influisce sulle prestazioni del classificatore, l'accuratezza vari al massimo del 2%.

<b>K</b>	<b>Contributo coefficienti di attivazione</b>	<b>Contributo pesi mu- scolari</b>	<b>Accuracy</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-score</b>	<b>Numero doppie classifi- cazioni</b>
5	0.5	0.5	0.99 ± 0.06	0.99 ± 0.08	0.99 ± 0.08	0.99 ± 0.08	1
15	0.5	0.5	0.99 ± 0.05	0.95 ± 0.15	0.95 ± 0.15	0.95 ± 0.15	0
25	0.5	0.5	0.96 ± 0.14	0.91 ± 0.21	0.91 ± 0.21	0.91 ± 0.21	5
35	0.5	0.5	0.97 ± 0.08	0.90 ± 0.21	0.90 ± 0.21	0.90 ± 0.21	1
45	0.5	0.5	0.97 ± 0.08	0.89 ± 0.21	0.89 ± 0.21	0.89 ± 0.21	1
55	0.5	0.5	0.97 ± 0.06	0.89 ± 0.21	0.89 ± 0.21	0.89 ± 0.21	0
65	0.5	0.5	0.97 ± 0.06	0.89 ± 0.2	0.89 ± 0.2	0.89 ± 0.2	0
75	0.5	0.5	0.97 ± 0.06	0.89 ± 0.21	0.89 ± 0.21	0.89 ± 0.21	0
85	0.5	0.5	0.97 ± 0.06	0.89 ± 0.21	0.89 ± 0.21	0.89 ± 0.21	0
95	0.5	0.5	0.96 ± 0.12	0.88 ± 0.23	0.88 ± 0.23	0.88 ± 0.23	3
5	0.1	0.9	0.99 ± 0.11	0.98 ± 0.12	0.98 ± 0.12	0.98 ± 0.12	3
5	0.2	0.8	0.98 ± 0.12	0.98 ± 0.13	0.98 ± 0.13	0.98 ± 0.13	4
5	0.3	0.7	0.99 ± 0.09	0.99 ± 0.1	0.99 ± 0.1	0.99 ± 0.1	2
5	0.4	0.6	0.99 ± 0.06	0.99 ± 0.09	0.99 ± 0.09	0.99 ± 0.09	1
5	0.5	0.5	0.99 ± 0.06	0.99 ± 0.08	0.99 ± 0.08	0.99 ± 0.08	1
5	0.6	0.4	0.99 ± 0.06	0.99 ± 0.08	0.99 ± 0.08	0.99 ± 0.08	1
5	0.7	0.3	1 ± 0.02	0.99 ± 0.06	0.99 ± 0.06	0.99 ± 0.06	0
5	0.8	0.2	1 ± 0.01	0.99 ± 0.05	0.99 ± 0.05	0.99 ± 0.05	0
5	0.9	0.1	0.99 ± 0.06	0.99 ± 0.08	0.99 ± 0.08	0.99 ± 0.08	1

**Tabella 3.1:** Prestazioni del classificatore con *Chebyshev distance* come metrica di distanza al variare del numero di *neighbors* e pesi.

<b>K</b>	<b>Contributo coefficienti di attivazione</b>	<b>Contributo pesi mu- scolari</b>	<b>Accuracy</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-score</b>	<b>Numero doppie classifi- cazioni</b>
5	0.5	0.5	$0.99 \pm 0.06$	$0.99 \pm 0.09$	$0.99 \pm 0.09$	$0.99 \pm 0.09$	1
15	0.5	0.5	$0.98 \pm 0.08$	$0.95 \pm 0.15$	$0.95 \pm 0.15$	$0.95 \pm 0.15$	1
25	0.5	0.5	$0.97 \pm 0.08$	$0.90 \pm 0.19$	$0.90 \pm 0.19$	$0.90 \pm 0.19$	1
35	0.5	0.5	$0.96 \pm 0.12$	$0.87 \pm 0.22$	$0.87 \pm 0.22$	$0.87 \pm 0.22$	3
45	0.5	0.5	$0.96 \pm 0.12$	$0.87 \pm 0.22$	$0.87 \pm 0.22$	$0.87 \pm 0.22$	3
55	0.5	0.5	$0.97 \pm 0.06$	$0.87 \pm 0.20$	$0.87 \pm 0.20$	$0.87 \pm 0.22$	0
65	0.5	0.5	$0.97 \pm 0.06$	$0.87 \pm 0.20$	$0.87 \pm 0.20$	$0.87 \pm 0.22$	0
75	0.5	0.5	$0.97 \pm 0.06$	$0.88 \pm 0.20$	$0.88 \pm 0.20$	$0.88 \pm 0.20$	0
85	0.5	0.5	$0.97 \pm 0.06$	$0.88 \pm 0.20$	$0.88 \pm 0.20$	$0.88 \pm 0.20$	0
95	0.5	0.5	$0.97 \pm 0.06$	$0.88 \pm 0.20$	$0.88 \pm 0.20$	$0.88 \pm 0.20$	0
5	0.1	0.9	$0.99 \pm 0.09$	$0.99 \pm 0.10$	$0.99 \pm 0.10$	$0.99 \pm 0.10$	2
5	0.2	0.8	$0.99 \pm 0.06$	$0.99 \pm 0.08$	$0.99 \pm 0.08$	$0.99 \pm 0.8$	1
5	0.3	0.7	$0.99 \pm 0.06$	$0.99 \pm 0.08$	$0.99 \pm 0.08$	$0.99 \pm 0.8$	1
5	0.4	0.6	$0.99 \pm 0.06$	$0.99 \pm 0.08$	$0.99 \pm 0.08$	$0.99 \pm 0.8$	1
5	0.5	0.5	$0.99 \pm 0.06$	$0.99 \pm 0.09$	$0.99 \pm 0.09$	$0.99 \pm 0.09$	1
5	0.6	0.4	$0.99 \pm 0.06$	$0.98 \pm 0.09$	$0.98 \pm 0.09$	$0.98 \pm 0.09$	1
5	0.7	0.3	$1 \pm 0.02$	$0.99 \pm 0.07$	$0.99 \pm 0.07$	$0.99 \pm 0.07$	0
5	0.8	0.2	$1 \pm 0.02$	$0.99 \pm 0.07$	$0.99 \pm 0.07$	$0.99 \pm 0.07$	0
5	0.9	0.1	$1 \pm 0.02$	$0.99 \pm 0.07$	$0.99 \pm 0.07$	$0.99 \pm 0.07$	0

**Tabella 3.2:** Prestazioni del classificatore con *City block distance* come metrica di distanza al variare del numero di *neighbors* e pesi.

<b>K</b>	<b>Contributo coefficienti di attivazione</b>	<b>Contributo pesi mu- scolari</b>	<b>Accuracy</b>	<b>Precision</b>	<b>Recall</b>	<b>F1-score</b>	<b>Numero doppie classifi- cazioni</b>
5	0.5	0.5	0.99 ± 0.06	0.99 ± 0.08	0.99 ± 0.08	0.99 ± 0.08	1
15	0.5	0.5	0.98 ± 0.08	0.95 ± 0.15	0.95 ± 0.15	0.95 ± 0.15	1
25	0.5	0.5	0.97 ± 0.13	0.92 ± 0.20	0.92 ± 0.20	0.92 ± 0.20	4
35	0.5	0.5	0.96 ± 0.10	0.89 ± 0.21	0.89 ± 0.21	0.89 ± 0.21	2
45	0.5	0.5	0.97 ± 0.06	0.89 ± 0.20	0.89 ± 0.20	0.89 ± 0.20	0
55	0.5	0.5	0.96 ± 0.10	0.88 ± 0.21	0.88 ± 0.21	0.88 ± 0.21	2
65	0.5	0.5	0.96 ± 0.10	0.88 ± 0.22	0.88 ± 0.22	0.88 ± 0.22	2
75	0.5	0.5	0.97 ± 0.08	0.88 ± 0.21	0.88 ± 0.21	0.88 ± 0.21	1
85	0.5	0.5	0.97 ± 0.08	0.88 ± 0.21	0.88 ± 0.21	0.88 ± 0.21	1
95	0.5	0.5	0.97 ± 0.06	0.88 ± 0.21	0.88 ± 0.21	0.88 ± 0.21	0
5	0.1	0.9	1 ± 0.06	0.99 ± 0.07	0.99 ± 0.07	0.99 ± 0.07	1
5	0.2	0.8	1 ± 0.01	0.99 ± 0.05	0.99 ± 0.05	0.99 ± 0.5	0
5	0.3	0.7	1 ± 0.01	0.99 ± 0.05	0.99 ± 0.05	0.99 ± 0.5	0
5	0.4	0.6	1 ± 0.01	0.99 ± 0.05	0.99 ± 0.05	0.99 ± 0.5	0
5	0.5	0.5	0.99 ± 0.06	0.99 ± 0.08	0.99 ± 0.08	0.99 ± 0.08	1
5	0.6	0.4	1 ± 0.02	0.99 ± 0.07	0.99 ± 0.07	0.99 ± 0.07	0
5	0.7	0.3	1 ± 0.02	0.99 ± 0.07	0.99 ± 0.07	0.99 ± 0.07	0
5	0.8	0.2	1 ± 0.02	0.98 ± 0.08	0.98 ± 0.08	0.98 ± 0.08	0
5	0.9	0.1	1 ± 0.02	0.99 ± 0.08	0.99 ± 0.08	0.99 ± 0.08	0

**Tabella 3.3:** Prestazioni del classificatore con *Euclidean distance* come metrica di distanza al variare del numero di *neighbors* e pesi.

Perciò, la scelta del valore iniziale di  $\mathbf{k}$  è ricaduta sul valore che permette di ottenere l'accuratezza più alta e per la scelta dei pesi da applicare per il calcolo della distanza combinata, si è scelta una delle combinazioni di pesi che hanno dato il numero minore, o preferibilmente nullo, di doppie classificazioni. Queste combinazioni, come visibile dalla tabella 3.2, sono risultate essere:

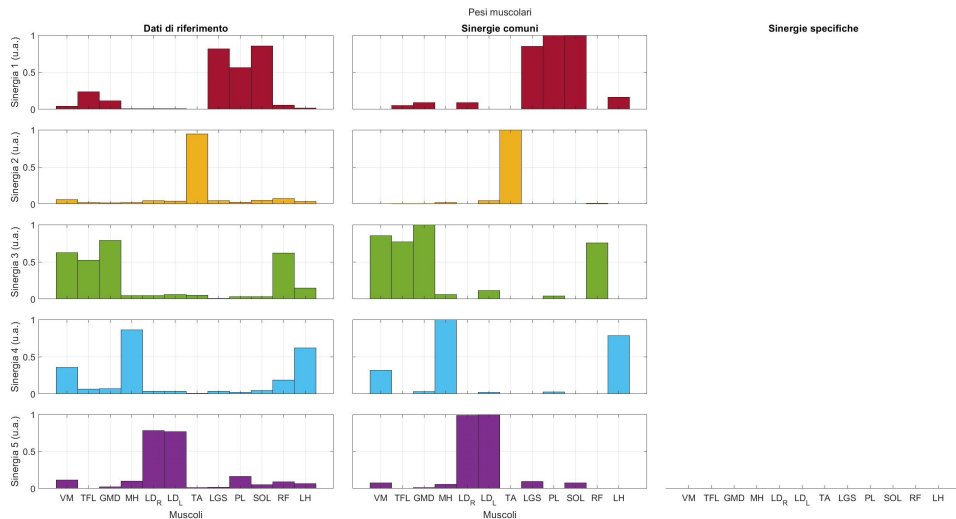
- Contributo del 70% per i coefficienti di attivazione e del 30% per i pesi delle sinergie muscolari.
- Contributo del 80% per i coefficienti di attivazione e del 20% per i pesi delle sinergie muscolari.
- Contributo del 90% per i coefficienti di attivazione e del 10% per i pesi delle sinergie muscolari.

Si nota da questi dati che dal punto di vista degli errori di doppia classificazione, una predominanza del contributo dei coefficienti di attivazione sembra essere positivo. Non volendo però dare al contributo dei coefficienti di attivazione un peso quasi totale nel calcolo della distanza combinata la scelta è ricaduta sull'opzione intermedia, cioè il rapporto dei contributi 80%/20%.

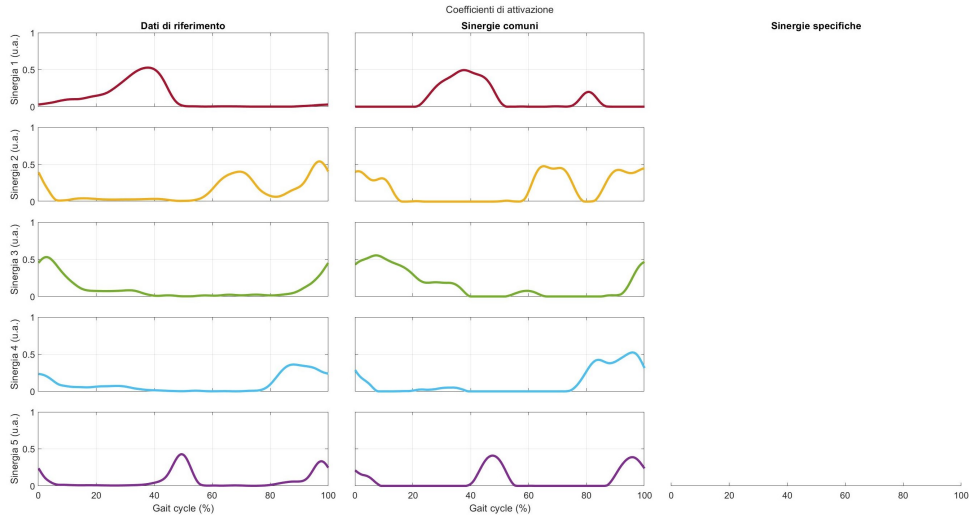
Riepilogando, la classificazione delle sinergie muscolari è stata attuata per mezzo dell'algoritmo KNN, utilizzando come metrica di distanza la *City block distance*, impostando un numero di *neighbors* iniziale pari a 5 e considerando i contributi dei coefficienti di attivazione e dei pesi muscolari nel calcolo della distanza come pari a, rispettivamente, 80% e 20%. A questo punto è stato possibile applicare l'algoritmo di classificazione al set di dati ottenuto dall'estrazione delle sinergie dai soggetti affetti dal morbo di Parkinson. Non volendo andare in contro ad errori di doppie classificazioni è stato necessario variare il valore di  $\mathbf{k}$ , per cui il valore finale del numero di *neighbors* è risultato essere pari a 95.

### 3.4.1 Esempio riordinamento considerando 5 sinergie muscolari

Il primo esempio che viene presentato considera le sinergie muscolari di uno dei soggetti affetti dal morbo di Parkinson, il cui numero di sinergie ottimale per il *task* preso in studio (la deambulazione) risulta pari al numero ottimale individuato con le sinergie di riferimento, e cioè pari a 5. La rappresentazione grafica della classificazione e riordinamento delle sinergie muscolari rispecchia la struttura dell'output che otteniamo dall'applicazione dell'algoritmo, con l'aggiunta delle sinergie di riferimento. Perciò, abbiamo una struttura a forma di matrice, in cui ogni riga indica una sinergia (da 1 a 5). La prima colonna raffigura le sinergie di riferimento, che si ricorda sono state ottenute mediando i dati presenti nel *dataset* di soggetti sani, mentre la seconda colonna raffigura le sinergie del soggetto in esame, le quali sono state riordinate per avere la corrispondenza con il riferimento. Le colonne dalla terza in poi sono riservate alla rappresentazione delle sinergie specifiche, in questo caso specifico essendo il numero ottimale di sinergie del soggetto pari a 5 queste ulteriori colonne risultano vuote. La Figura 3.8 è riferita ai pesi delle sinergie muscolare e la Figura 3.9 ai coefficienti di attivazione. Non sono state individuate sinergie specifiche per il soggetto in esame.



**Figura 3.8:** Rappresentazione dei pesi delle sinergie muscolari riordinate di un soggetto casuale all'interno del *dataset* di soggetti patologici (caso a 5 sinergie).

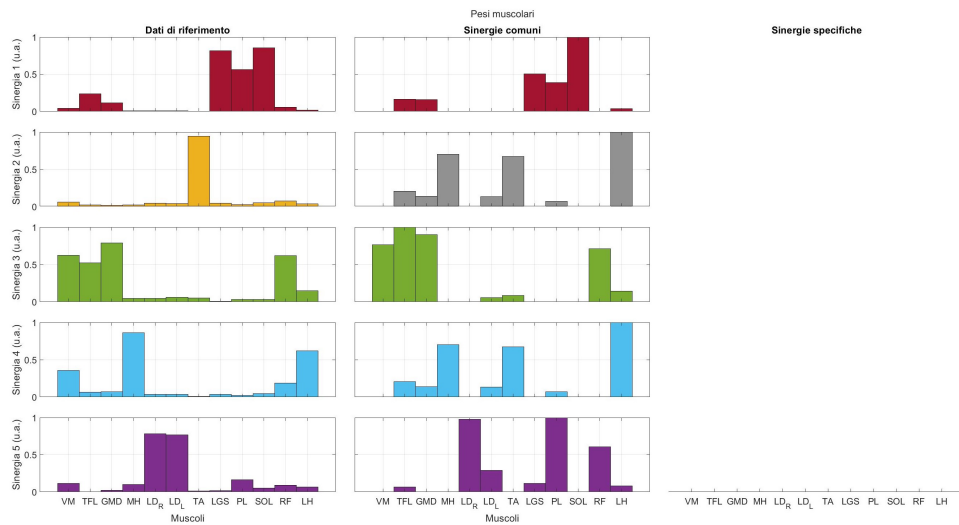


**Figura 3.9:** Rappresentazione dei coefficienti di attivazione delle sinergie muscolari riordinate di un soggetto casuale all'interno del *dataset* di soggetti patologici (caso a 5 sinergie).

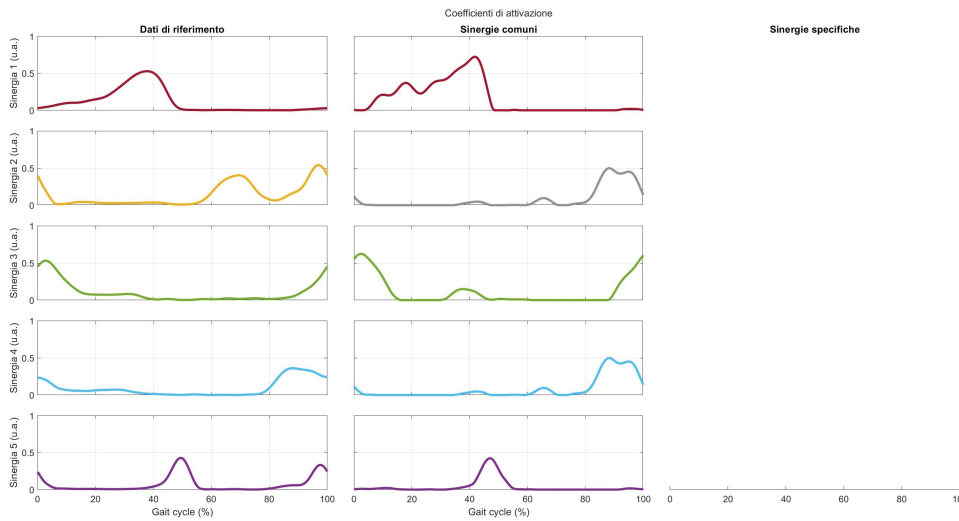
### 3.4.2 Esempio riordinamento considerando 4 sinergie muscolari

Come secondo esempio si porta il caso in cui il numero ottimale di sinergie muscolari sia risultato inferiore a 5. Per quanto riguarda la struttura della rappresentazione grafica, valgono le stesse considerazioni introdotte con l'esempio precedente. In questo caso però, essendo il numero di sinergie minore, si presenta il fenomeno del *merging*. Come verrà effettuato anche per le sinergie specifiche (si veda il prossimo esempio), la sinergia muscolare che si pensa sia stata coinvolta in questo fenomeno (individuata con il metodo precedentemente introdotto) viene raffigurata due volte con il colore grigio. In questo caso specifico la sinergia numero 4 (già riordinata) del soggetto in esame, viene individuata come il risultato dell'unione delle sinergie numero 2 e numero 4 di riferimento. La Figura 3.10 è riferita ai pesi delle sinergie muscolare e la Figura 3.11 ai coefficienti di attivazione. Non sono state individuate sinergie specifiche per il soggetto in esame.





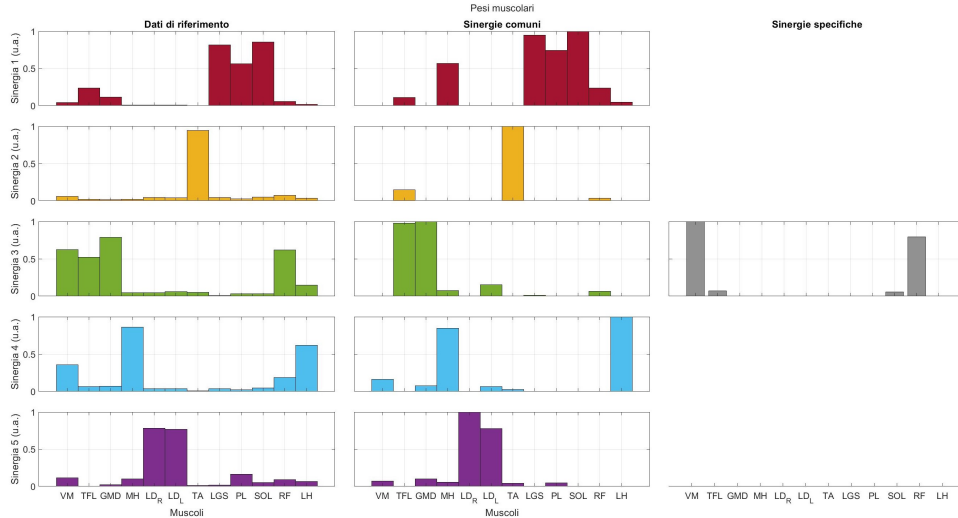
**Figura 3.10:** Rappresentazione dei pesi delle sinergie muscolari riordinate di un soggetto casuale all'interno del *dataset* di soggetti patologici (caso a 4 sinergie).



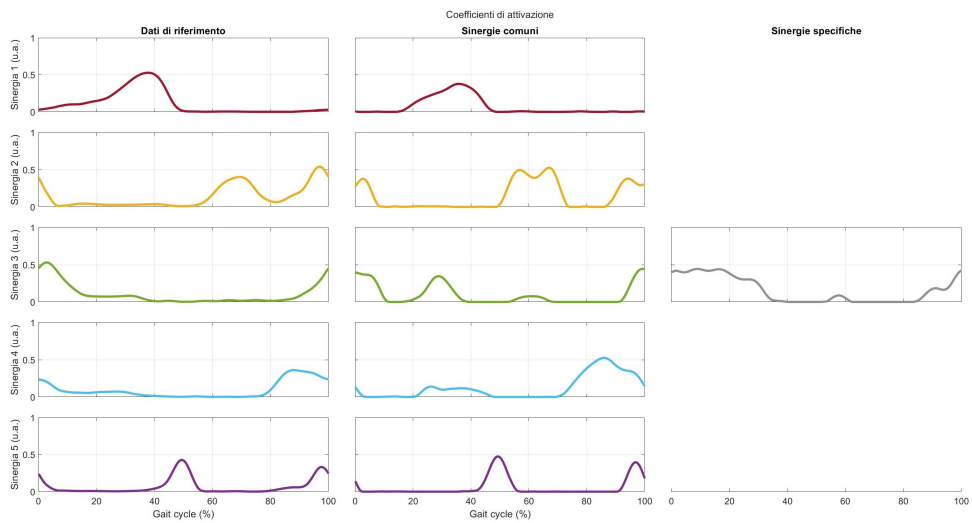
**Figura 3.11:** Rappresentazione dei coefficienti di attivazione delle sinergie muscolari riordinate di un soggetto casuale all'interno del *dataset* di soggetti patologici (caso a 4 sinergie).

### 3.4.3 Esempio riordinamento considerando 6 sinergie muscolari

Infine, il terzo esempio è riferito al caso in cui il numero ottimale di sinergie muscolari sia risultato superiore a 5. In questo caso, avendo preso in considerazione un soggetto il cui numero di sinergie muscolari è pari a 6, si individuano le sinergie muscolari coinvolte dal fenomeno del *splitting*. Come descritto nel primo esempio, la sinergia specifica viene collocata nella terza colonna della rappresentazione grafica colorata di grigio. La sinergia specifica viene posta in corrispondenza della sinergia muscolare insieme alla quale si pensa sia risultata dal fenomeno del *splitting*. In questo caso specifico la sinergia di riferimento 3 è quella che è stata individuata come divisa in due sinergie separate nel soggetto in esame. La figura 3.12 è riferita ai pesi delle sinergie muscolare e la figura 3.13 ai coefficienti di attivazione.



**Figura 3.12:** Rappresentazione dei pesi delle sinergie muscolari riordinate di un soggetto casuale all'interno del *dataset* di soggetti patologici (caso a 6 sinergie).



**Figura 3.13:** Rappresentazione dei coefficienti di attivazione delle sinergie muscolari riordinate di un soggetto casuale all'interno del *dataset* di soggetti patologici (caso a 6 sinergie).



# Capitolo 4

## Indici di similarità

### 4.1 Introduzione

Essendo le sinergie muscolari rappresentate dalla combinazione lineare dei coefficienti di attivazione e dei pesi muscolari, nel tentare di individuare degli indici che possano fornire informazioni sulle caratteristiche delle sinergie muscolari, è opportuno introdurre dei parametri che siano riferiti in modo specifico ai coefficienti di attivazione ed altri che siano riferiti ai pesi muscolari. Si ricorda inoltre come alterazioni nelle attivazioni oppure nei pesi forniscano informazioni diverse. Variazioni dei coefficienti di attivazione si pensa siano associate a variazioni a livello del comando del SNC, mentre variazioni nei pesi delle sinergie muscolari si pensa siano associate a variazioni a livello spinale. Perciò, la valutazione sugli indici è stata suddivisa in due:

1. Valutazione sugli indici riferiti ai coefficienti di attivazione.
2. Valutazione sugli indici riferiti ai pesi delle sinergie muscolari.

### 4.2 Indici basati sui coefficienti di attivazione

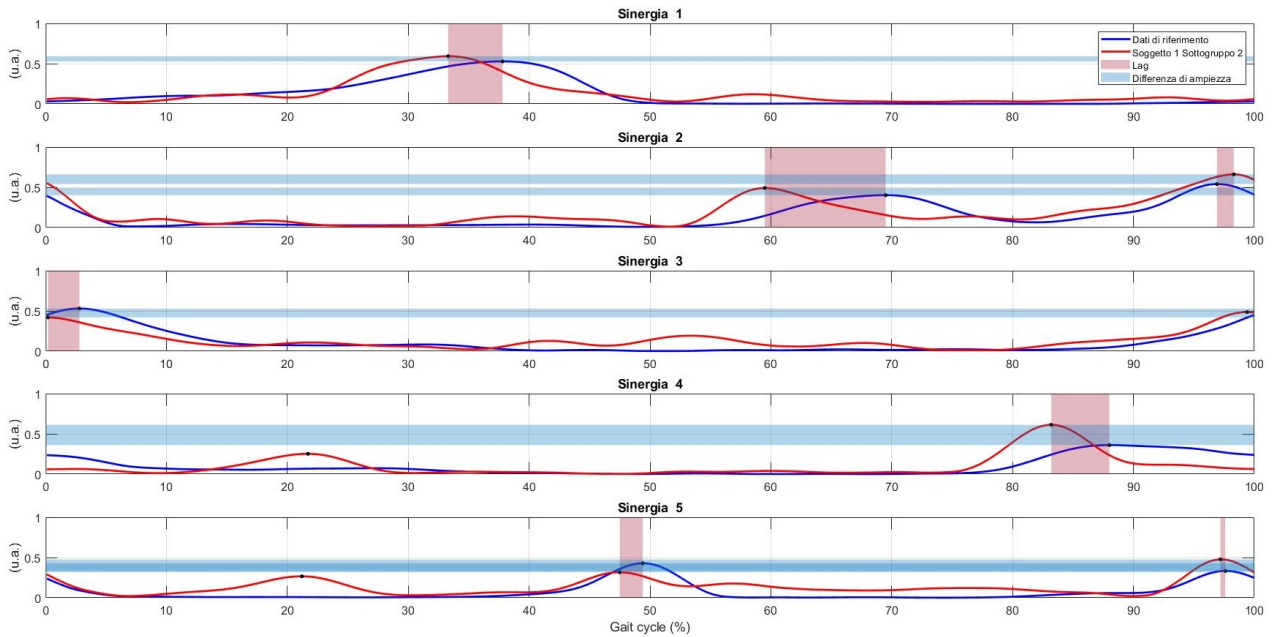
Gli indici che sono stati valutati per i coefficienti di attivazione possono essere suddivisi in tre gruppi, in quanto sono state valutate: la morfologia, l'irregolarità e la "struttura interna". Dove con struttura interna si intendono le differenze valutate tra le sinergie del soggetto in esame.

Per quanto riguarda il primo gruppo, essendo i coefficienti di attivazione rappresentati da una curva in funzione del ciclo del passo, la scelta di questi primi indici è ricaduta su quei parametri che potessero rappresentare in modo evidente le caratteristiche della curva. Sono stati quindi presi in considerazione:

- Il numero di picchi.

- La differenza di ampiezza.
- Il ritardo o anticipo dei picchi individuati.

Il numero dei picchi è stato individuato per mezzo di una soglia. Soprattutto nel caso patologico l'andamento delle curve può essere irregolare e anche la presenza di rumore nell'acquisizione iniziale del segnale EMG può portare all'introduzione di irregolarità. Perciò, è stata introdotta una soglia arbitraria pari a 0.2 (si ricorda che tutti i dati sono stati normalizzati in ampiezza). Questo valore è stato scelto come soglia con lo scopo di escludere eventuali picchi causati dalla presenza di rumore oppure picchi così piccoli da non essere influenti per la struttura dei coefficienti di attivazione della sinergia. L'individuazione dei picchi è stata effettuata per mezzo della funzione Matlab "findpeaks". Avendo individuato i picchi è possibile valutare le eventuali differenze che si possono presentare nel confronto fra due soggetti o con dei dati di riferimento. Per fare ciò, si sono considerate le differenze in ampiezza ed il *lag* presente tra i picchi corrispondenti. Facendo riferimento ai picchi delle sinergie di riferimento come fatto nell'esempio in Figura 4.1, o rispetto alle sinergie di un soggetto che potrebbe essere preso come riferimento, è stato preso per ciascun picco il corrispondente del soggetto da confrontare, questo è stato fatto ricercando il picco più vicino alla posizione del picco presente nel riferimento. Nella figura sottostante si mostra un esempio della rappresentazione grafica di questi primi tre parametri, dove i picchi sono evidenziati da dei punti neri, le di differenze in ampiezza da una striscia orizzontale di colore blu e il *lag* da una striscia verticale rossa.



**Figura 4.1:** Esempio della rappresentazione grafica dei primi tre indici di similarità (numero di picchi, differenza di ampiezza e lag).

Poi, volendo valutare la similarità nel confronto tra due gruppi di sinergie muscolari, la presenza di eventuali irregolarità è inevitabile, soprattutto quando vengono prese in considerazione le sinergie muscolari di soggetti affetti da patologie che agiscono sui sistemi che controllano l'apparato motorio (come morbo di Parkinson, Ictus e lesioni spinali). I primi tre indici che sono stati appena presentati descrivono le caratteristiche e le differenze dei picchi che hanno una corrispondenza sia nel soggetto in esame che nei dati di riferimento. Perciò, sono stati introdotti due indici per la descrizione di quei picchi nelle curve dei coefficienti di attivazione che potessero essere considerati come irregolari, quindi che non hanno un diretto riscontro nei dati di riferimento. Questi indici descrivono:

- Ampiezza dei picchi irregolari.
- Intervallo di attivazione dei picchi irregolari.

Innanzitutto, i picchi irregolari vengono considerati come tali sulla base del confronto diretto con i dati di riferimento. Infatti, sono stati definiti come irregolari quei picchi della curva che risultavano essere presenti soltanto nel soggetto in esame. Più semplicemente, sono irregolari i picchi che il soggetto in esame ha in più rispetto ai dati di riferimento. La presenza o meno di picchi irregolari è stata valutata a partire dal numero di picchi presenti nella curva e nel

caso fossero presenti di questi si è estratta l'ampiezza. Si specifica che anche in questo caso è stata considerata la soglia arbitraria pari a 0.2 per non considerare eventuale rumore come una attivazione irregolare. Per quanto riguarda la valutazione sull'intervallo di attivazione dei picchi irregolari, questa è stata effettuata considerando i punti di inizio e fine come situati in corrispondenza dell'intersezione della curva dei coefficienti di attivazione e di una linea orizzontale situata ad una distanza verticale (quindi di ampiezza) pari alla *half prominence* del picco.

Infine, avendo trovato in letteratura [18, 19, 11] che anche la valutazione tra le sinergie dello stesso soggetto (quindi del soggetto in esame) potesse portare informazioni interessanti allo scopo di un confronto, sono stati presi in considerazione i seguenti indici:

- La correlazione dei coefficienti di attivazione.
- La correlazione dei coefficienti di attivazione tra le sinergie del soggetto in esame.
- La variabilità dei coefficienti di attivazione.

Prima di tutto è stata valutata la correlazione (tramite il coefficiente di correlazione così come introdotto precedentemente per individuare la sinergia risultante dal fenomeno del *merging*) delle sinergie muscolari del soggetto in esame con il riferimento. Questo indice è stato introdotto per avere una indicazione numerica della correlazione delle sinergie muscolari, in quanto l'algoritmo di classificazione fornisce solamente l'ordine degli indici con cui riordina le sinergie, e come ulteriore verifica della buona classificazione effettuata tramite l'applicazione del KNN. Quindi per la valutazione del legame e della dipendenza di ciascuna sinergia muscolare dalle altre dello stesso soggetto si è valutata la correlazione tra le sinergie del singolo soggetto. Questo indice è stato introdotto in quanto una maggiore correlazione tra le sinergie del soggetto potrebbe indicare una ridotta abilità nell'attivare indipendentemente le sinergie [18]. Quindi, tenendo a mente questa osservazione, un coefficiente di correlazione così calcolato che abbia un valore alto potrebbe indicare un ridotto controllo sulle attivazioni temporali delle contrazioni. Infine, la variabilità delle sinergie muscolari è stata calcolata come la varianza media delle sinergie muscolari calcolate su più rilevazioni dello stesso soggetto. Nel caso dei *dataset* utilizzati in questo lavoro di tesi, la variabilità è calcolata attraverso tutti i sottogruppi di ciascun soggetto (si ricorda che ciascun sottogruppo è a sua volta il raggruppamento di 10 cicli consecutivi). Per quanto riguarda la variabilità, è stato osservato in letteratura [19] che una maggior variabilità delle sinergie muscolari potrebbe essere indice di un ridotto o meno consistente controllo motorio. Questo parametro in particolare potrebbe aumentare dopo trattamenti di riabilitazione a causa dell'instaurarsi di nuove strategie motorie applicate dall'SNC per lo specifico *task* affrontato durante la riabilitazione. Mentre si presuppone diminuisca dopo lunghi periodi di allenamento, in cui le sinergie diventano più "specializzate" [18].



### 4.3 Indici basati sui pesi

Gli indici che sono stati valutati per i pesi delle sinergie muscolari sono:

- La variabilità dei pesi muscolari.
- *Motor Module Coactivity* (MMC).

Per quanto riguarda la variabilità dei pesi muscolari, questa è stata valutata allo stesso modo in cui è stato fatto per i coefficienti di attivazione. Mentre il *Motor Module Coactivity* è un parametro che è stato utilizzato in letteratura per descrivere l'efficienza di un soggetto nel compiere uno specifico movimento per mezzo delle sinergie muscolari [18, 19, 11]. Il MMC è un parametro che indica il numero di muscoli significativamente attivi all'interno della sinergia. Quindi si è supposto che un numero minore di questo parametro indichi una migliore abilità o un miglior controllo nel compiere il movimento. Come anche per la variabilità è stato osservato anche che un numero più alto di muscoli principalmente attivi potrebbe indicare una strategia inizialmente introdotta, per via di allenamento e/o sedute di riabilitazione, per migliorare l'esecuzione del movimento. È stato inoltre osservato come questo parametro potrebbe essere il risultato di spasticità indotta in casi di SCI oppure in soggetti affetti dal morbo di Parkinson.

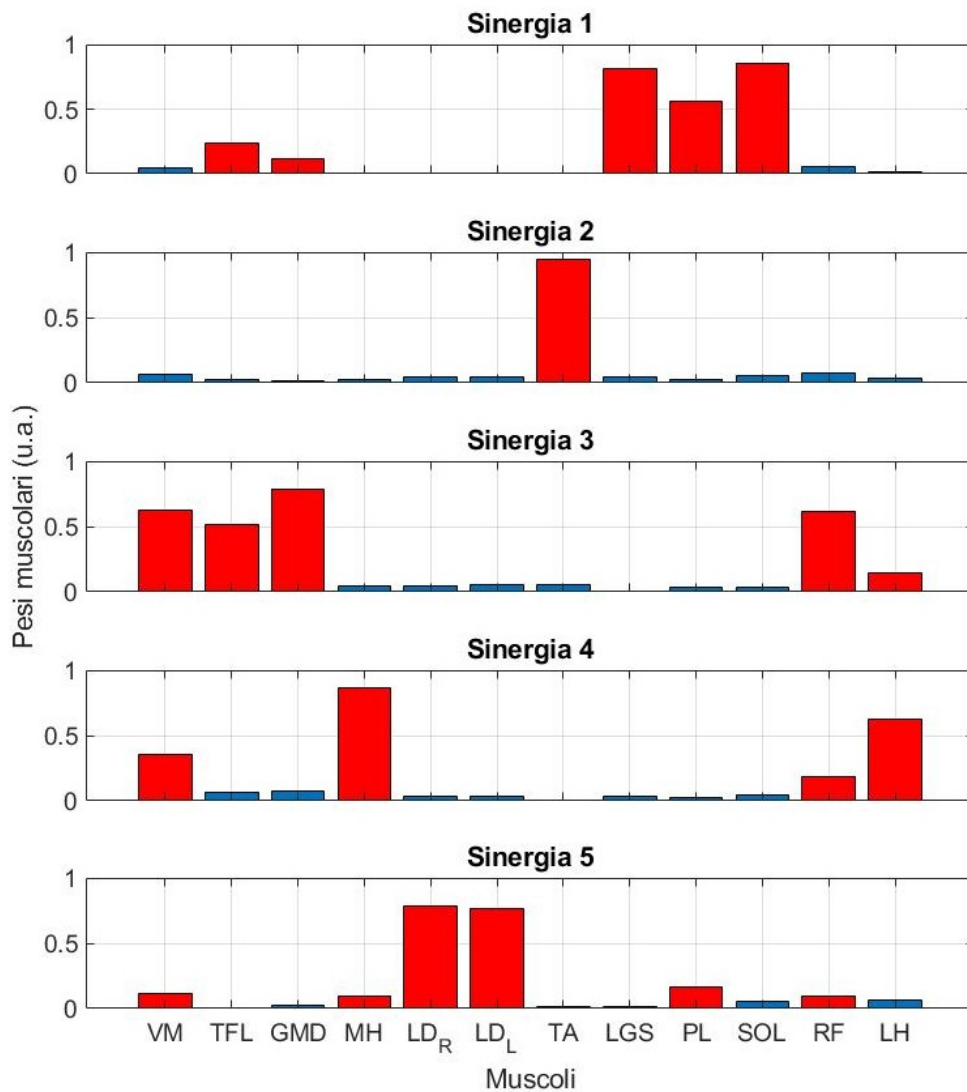
Per l'utilizzo dell'MMC è necessario innanzitutto individuare i muscoli che possono essere considerati come significativamente attivi, quindi i muscoli principali per ciascuna sinergia. La scelta dei muscoli principali è stata attuata per mezzo di una soglia, in questo caso specifico non è stata utilizzata una soglia fissa scelta in modo arbitrario, ma una soglia variabile per le sinergie muscolari di ciascun soggetto. Il processo seguito per individuare il *Motor Module Coactivity* per ciascuna sinergia è stato suddiviso in due parti:

1. Individuazione di tutti i muscoli attivi per la sinergia.
2. Identificazione dei muscoli principalmente attivi.

Entrambi questi passi seguono lo stesso procedimento, che essendo applicato in successione risulta essere sempre più restrittivo. Quindi per ciascun muscolo, individuati i valori massimo e minimo dei pesi muscolari tra le 5 sinergie del soggetto in esame, è stato fatto:

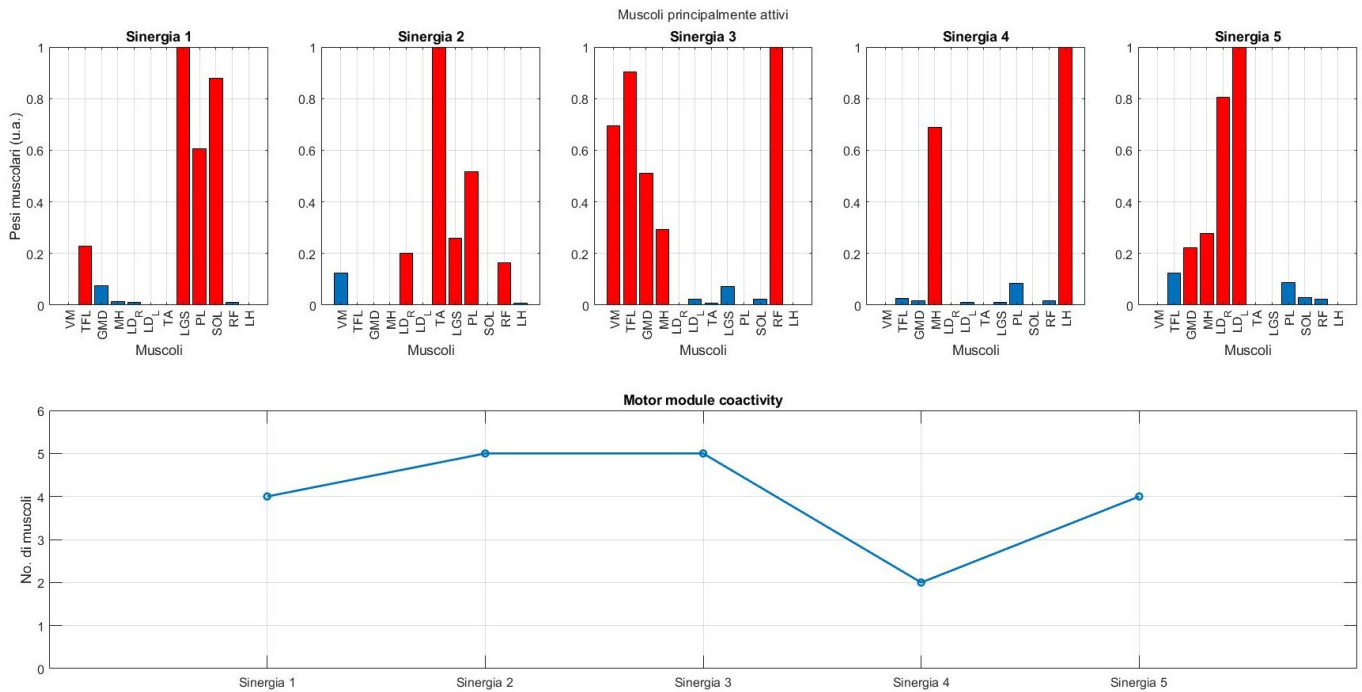
$$\frac{\text{peso min}}{\text{peso massimo}} \cdot 100$$

Dei 12 valori ottenuti in questo modo si è preso il massimo, ottenendo così un primo valore soglia, al di sotto del quale sicuramente possiamo considerare i muscoli come non attivi (Fig. 4.2).



**Figura 4.2:** Esempio della prima suddivisione dei muscoli individuati come attivi. I pesi delle sinergie muscolari qui rappresentate sono i pesi muscolari mediati sul *dataset* dei soggetti sani.

La stessa procedura è stata quindi replicata prendendo in considerazione, questa seconda volta, solamente i muscoli individuati dalla prima soglia e cioè i muscoli già riconosciuti come attivi in una qualche misura. Nella figura sottostante (Fig. 4.2) si mostra un esempio riferito ai dati di un soggetto patologico scelto casualmente all'interno del *dataset*.



**Figura 4.3:** Rappresentazione dei muscoli individuati come principalmente attivi all'interno di ciascuna sinergia (indicati in rosso) e dell'MMC per ciascuna sinergia. I dati mostrati in questo esempio sono relativi ad un soggetto patologico scelto in modo casuale.

Infine, per ciascun indice di similarità, è stata eseguita un'analisi statistica. Prima di tutto è stata effettuata un'analisi per verificare la normalità dei dati, questo è stato fatto per mezzo del *Lilliefors test* assumendo come *significance level* 0.05. Successivamente sono stati confrontati i dati delle due popolazioni per mezzo del *Wilcoxon rank sum test*, nel caso in cui l'ipotesi di distribuzione normale fosse stata respinta, oppure per mezzo del *Student t-test* nel caso contrario. Per entrambi questi test si è assunto un livello di significatività (*signi-*

*ficance level*) pari a 0.05. Tutti i test statistici sono stati effettuati in ambiente Matlab.



## Capitolo 5

# Applicazione degli indici

### 5.1 Introduzione

Dopo aver definito nel capitolo precedente gli indici utilizzati per ottenere informazioni sulle caratteristiche delle sinergie muscolari, in questo capitolo si mostrano i risultati ottenuti dall'applicazione degli indici alle sinergie muscolari estratte dalle acquisizioni sulla popolazione di soggetti sani e PD.

Gli indici sono stati applicati con le stesse modalità ad entrambi i dataset di soggetti, sani e patologici. In particolare, gli indici sono stati applicati, per ciascun dataset, ad ogni sottogruppo di sinergie muscolari effettuando il confronto con i dati di riferimento. Quindi, una volta ottenuti i risultati per ciascun parametro, di questi sono state calcolati: valor medio, deviazione standard e *range*. Avendo a disposizione i due *dataset* ed i dati di riferimento le possibilità di applicazione degli indici di similarità sono molteplici. Il confronto tra i dati di riferimento, che si ricorda sono stati ottenuti mediando i dati presenti nel *dataset* di soggetti sani, e la popolazione di soggetti PD è stata effettuata per analizzare le caratteristiche della popolazione evidenziate dagli indici di similarità. Mentre, il confronto con la popolazione dei soggetti sani è stata effettuata per evidenziare i comportamenti medi della popolazione sana che potrebbero essere presenti anche nella popolazione PD, facilitando il riconoscimento delle effettive anomalie introdotte dalla patologia.

Si ricorda, infine, che i risultati presentati in questo capitolo sono stati ottenuti a valle dell'applicazione dell'algoritmo di classificazione sviluppato. Questo ci consente di avere la ragionevole certezza che tutti i sottogruppi e le relative sinergie muscolari siano matchate tra loro e rispetto al riferimento medio. Quindi, per la popolazione di soggetti sani sono stati valutati mediamente  $12.5 \pm 3.5$  sottogruppi. Mentre, per la popolazione di soggetti PD sono stati valutati mediamente  $11.1 \pm 4.5$  sottogruppi.

## 5.2 Indici basati sui coefficienti di attivazione

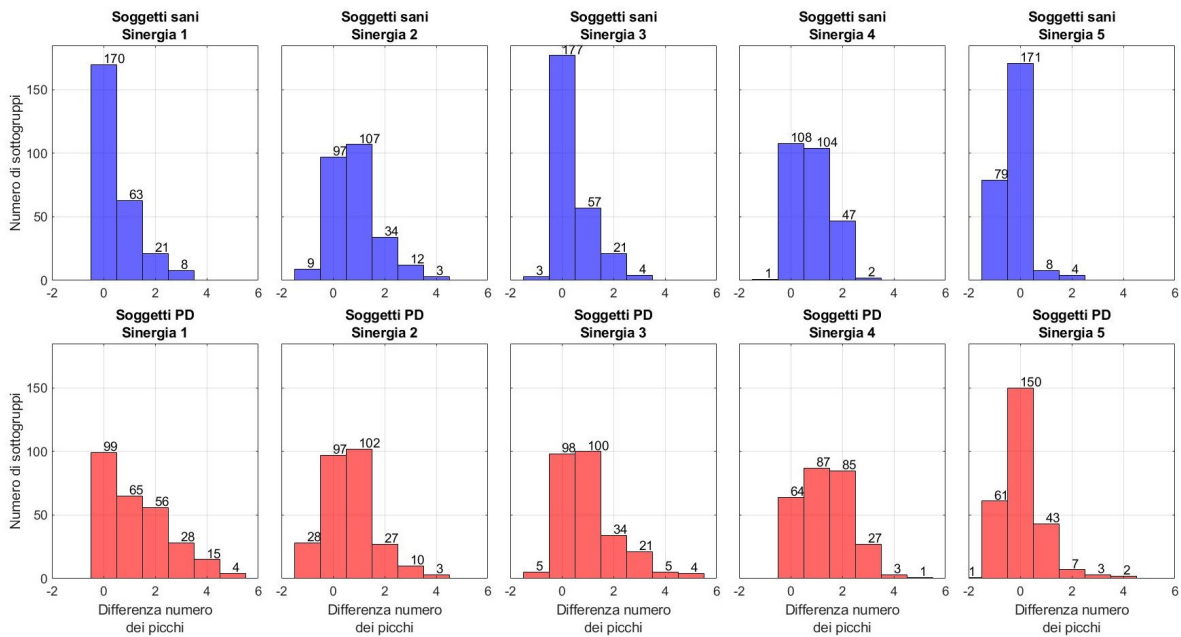
Come fatto anche nel capitolo precedente per la definizione degli indici, si presentano i risultati dell'applicazione degli indici derivati dai coefficienti di attivazione suddivisi nei tre gruppi che descrivono rispettivamente: la morfologia, l'irregolarità e la "struttura interna".

### 5.2.1 Picchi regolari

Partendo dalla valutazione degli indici che descrivono le differenze morfologiche tra i picchi "regolari", quindi tra quei picchi dei coefficienti di attivazione del soggetto in esame che sono presenti anche nei dati di riferimento, valutiamo le caratteristiche medie introdotte dall'applicazione degli indici che esprimono:

1. Differenza del numero dei picchi.
2. Differenza di ampiezza dei picchi
3. *Lag* dei picchi

## Differenza numero dei picchi



**Figura 5.1:** Istogrammi relativi alla differenza del numero di picchi di ciascuna sinergia muscolare rispetto ai dati di riferimento. La prima riga di grafici (in blu) indica l'istogramma delle differenze nel numero di picchi per i soggetti sani, mentre la seconda riga (in rosso) rappresenta l'istogramma per i soggetti affetti dal morbo di Parkinson.

Dall'osservazione degli istogrammi presenti nella figura sovrastante è facile osservare come la popolazione dei soggetti PD (in rosso), in particolare le prime 4 sinergie muscolari, presenti una distribuzione meno concentrata. Questo ad indicare una maggiore variabilità nel comando neurale rispetto alla popolazione di soggetti sani. Si osserva, inoltre, come la sinergia 5 della popolazione PD abbia una distribuzione apparentemente simile alla popolazione sana. Possiamo, quindi, ipotizzare il controllo motorio della sinergia 5 come più "normale" rispetto alle altre sinergie muscolari della popolazione PD. In questo caso indichiamo con normale un controllo motorio più simile a quello dei soggetti sani.

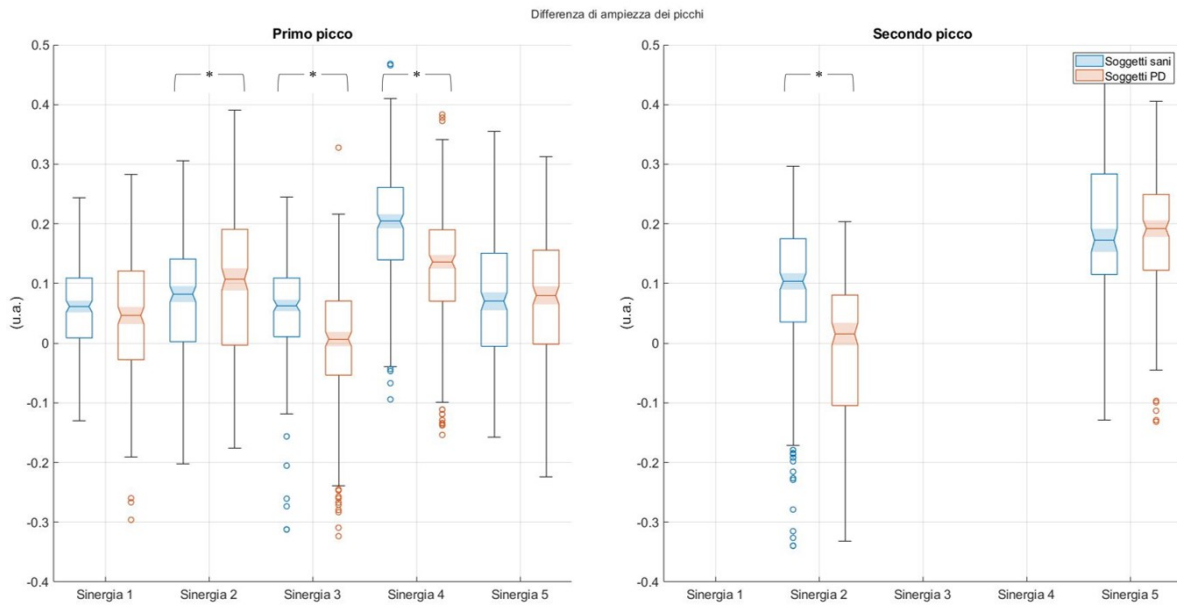
In particolare, notiamo che, per la maggior parte dei sottogruppi dei soggetti sani, la differenza nel numero dei picchi rispetto ai dati di riferimento è risultata essere principalmente distribuita tra i casi con +0 e +1 picco, con una leggera tendenza ad aver 1 picco in più per la sinergia 2. Le distribuzioni tra il caso



a differenza nulla e con un picco in più sono rispettivamente del 37.0% e del 40.8% per la sinergia numero 2. Per la sinergia numero 4 le distribuzioni tra questi due casi sono del 41.2% e del 39.7%. Mentre per quanto riguarda le altre sinergie la distribuzione è concentrata sul caso in cui non ci sono differenze tra il numero di picchi (circa il 65% dei sottogruppi), da cui si potrebbe desumere una maggiore consistenza tra i sottogruppi per quanto riguarda le sinergie 1,3 e 5 nei soggetti sani. Continuando la trattazione per il gruppo di soggetti patologici, le sinergie dalla 1 alla 4 presentano un comportamento simile alle sinergie 2 e 4 dei soggetti sani, quindi con una distribuzione concentrata tra differenze nulle e con un picco in più rispetto ai dati di riferimento. In dettaglio, la sinergia 1 ha la distribuzione delle differenze nel numero dei picchi leggermente centrata sul caso a differenze nulle e un buon numero di sottogruppi suddivisi tra i casi con uno o due picchi in più. Le distribuzioni sono del 37% per il caso a differenza nulla, 24.3% per il caso con un picco in più e 20.9% per il caso con due picchi in più. Le sinergie 2 e 3 mostrano una distribuzione della differenza del numero dei picchi simile, in cui i casi con differenze nulle e con un picco in più sono, rispettivamente, circa del 36% e del 37%. La sinergia 4 invece presenta una distribuzione più omogenea tra i casi con +0,+1 e +2 picchi, rispettivamente 23.9%, 32.6% e 31.8%. Infine, la sinergia 5 presenta un andamento più simile ai soggetti sani con una distribuzione concentrata per lo più sul caso con nessuna differenza nel numero di picchi, pari al 56.2%. Si aggiunge, inoltre, che dal punto di vista dei range delle differenze nel numero dei picchi sono le sinergie 1, 3 e 5 che presentano le maggiori variazioni. Da queste osservazioni si potrebbe supporre che i soggetti PD abbiano un controllo più irregolare per le funzioni corrispondenti alle prime 4 sinergie muscolari, mentre per la funzione corrispondente alla sinergia 5 si mantenga un controllo più "normale".

Applicando i test statistici, quindi verificando la normalità della distribuzione e poi applicando il *Wilcoxon rank sum test*, ai dati relativi alla differenza del numero dei picchi individuati nei coefficienti di attivazione è risultato che tutte e 5 le sinergie muscolari sono statisticamente differenti tra le popolazioni di soggetti sani e PD. Quindi, per tutte le sinergie muscolari è presente una differenza statisticamente significativa tra le due popolazioni. Il *p-value* più alto è stato individuato per la sinergia 2 (0.0354), mentre per le altre questo è risultato diversi ordini di grandezza inferiore.

## Differenza di ampiezza dei picchi



**Figura 5.2:** Boxplot relativi alla differenza di ampiezza dei picchi "regolari".

Tramite il *boxplot* nella figura sovrastante (Fig. 5.2) e i dati presenti nella tabella 5.1 sono indicati i risultati ottenuti dalla valutazione delle differenze di ampiezza tra i picchi dei coefficienti di attivazione delle due popolazioni. Per quanto riguarda la rappresentazione dei *boxplot*, i punti rappresentati come 'o' rappresentano gli outliers della distribuzione. Effettuando l'analisi statistica sui risultati ottenuti, in particolare è stato applicato il *Wilcoxon rank sum test*, si osserva come le sinergie muscolari 1 e 5 non siano statisticamente differenziate tra le due popolazioni ( $p$ -value pari a 0.09 e 0.63 - 0.79 per primo e secondo picco), mentre per le restanti sinergie i  $p$ -value assumono valori diversi ordini di grandezza inferiori.

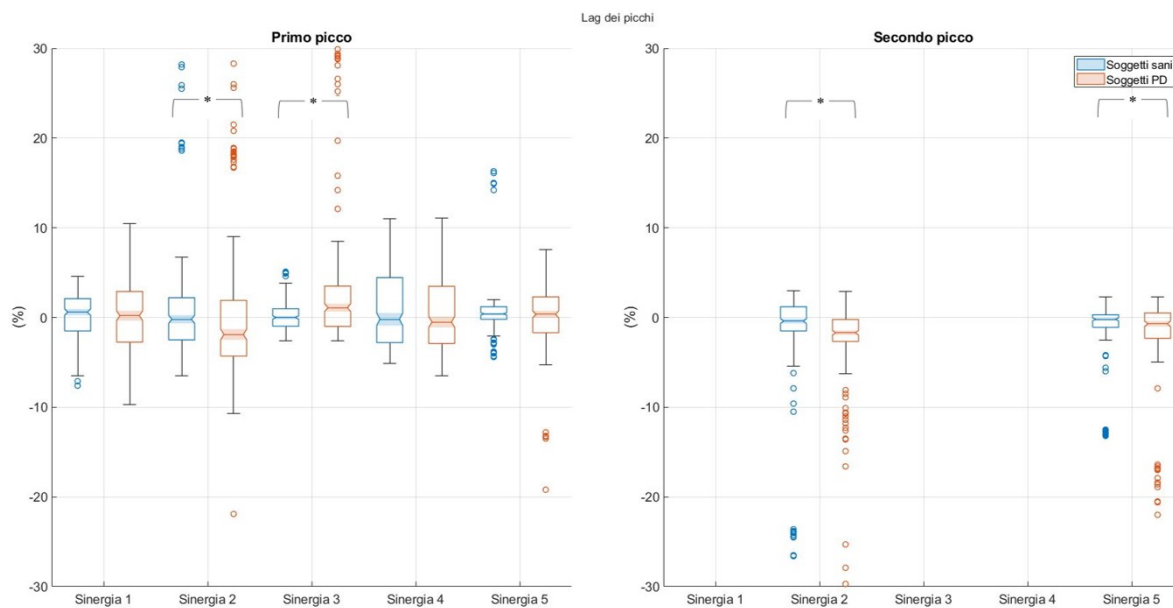
Sinergia	Mediana (u.a.)				Range (u.a.)				p-value
	Primo picco		Secondo picco		Primo picco		Secondo picco		
	Sani	PD	Sani	PD	Sani	PD	Sani	PD	
Syn 1	<b>0.06 ± 0.07</b>	<b>0.05 ± 0.10</b>			-0.13 -0.24	-0.30 -0.28			<b>0.09</b>
Syn 2	<b>0.08 ± 0.11</b>	<b>0.11 ± 0.12</b>	<b>0.10 ± 0.13</b>	<b>0.02 ± 0.12</b>	-0.20 -0.30	-0.17 -0.39	-0.34 - 0.30	-0.33 -0.20	<b>0.03 - &lt;0.01</b>
Syn 3	<b>0.06 ± 0.09</b>	<b>0.01 ± 0.11</b>			-0.31 -0.24	-0.32 -0.33			<b>&lt;0.01</b>
Syn 4	<b>0.20 ± 0.10</b>	<b>0.14 ± 0.10</b>			-0.09 -0.47	-0.15 - 0.38			<b>&lt;0.01</b>
Syn 5	<b>0.07 ± 0.11</b>	<b>0.08 ± 0.11</b>	<b>0.17 ± 0.13</b>	<b>0.19 ± 0.10</b>	-0.16 -0.35	-0.22 -0.31	-0.13 -0.46	-0.13 -0.40	<b>0.63 -0.79</b>

**Tabella 5.1:** Dati riferiti alla valutazione sulle differenze di ampiezza dei picchi per la popolazione di soggetti sani e per la popolazione di soggetti PD.

### **Lag dei picchi**

In riferimento alla tabella (Tabella 5.2) e figura (Fig. 5.3) sottostante, i ritardi o anticipi dei picchi, rappresentati dal valor medio nella tabella, sono indicati in valore percentuale rispetto al ciclo del passo. Quindi, i valori positivi indicano un ritardo rispetto ai dati di riferimento, mentre i valori negativi rappresentano un anticipo rispetto ai dati di riferimento. Nella tabella sono, inoltre, inseriti i *p-value* risultanti dall'analisi statistica dei dati relativa ai *lag*.

Effettuate queste precisazioni, andando ad osservare i valori presenti nella tabella 5.2, si osserva come le sinergie muscolari 2, 3 ed il secondo picco della sinergia 5 siano statisticamente differenti tra le due popolazioni. Quindi, osservando il *lag* medio queste sinergie, le sinergie muscolari 2 e 3 sembrano essere quelle che presentano maggiori differenze rispetto alla popolazione di soggetti sani. In dettaglio, per la popolazione PD la sinergia 2 presenta mediamente un maggiore anticipo del picco rispetto ai dati di riferimento, mentre la sinergia 3 presenta mediamente un ritardo rispetto ai dati di riferimento.



**Figura 5.3:** Boxplot relativi al lag dei picchi “regolari”. Il grafico sulla sinistra è relativo al primo picco (sempre presente), mentre il grafico sulla destra è relativo ad un secondo picco, presente solo per la seconda e quinta sinergia, dei coefficienti di attivazione.

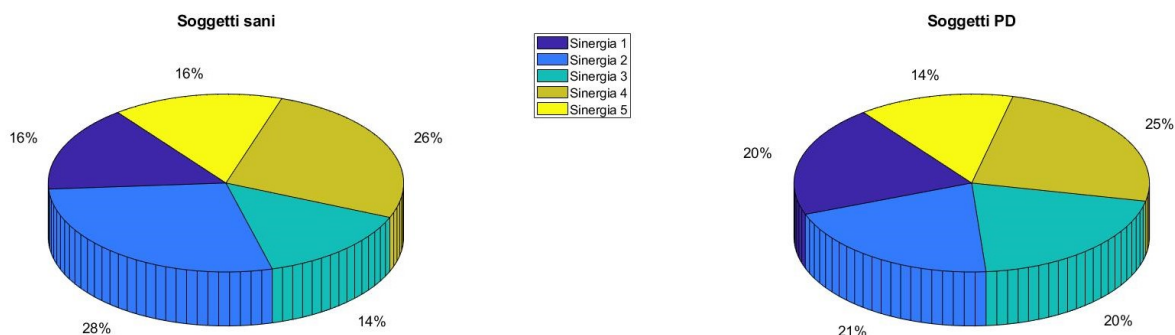
Sinergia	Mediana (%)				Range (%)				p-value
	Primo picco		Secondo picco		Primo picco		Secondo picco		
	Sani	PD	Sani	PD	Sani	PD	Sani	PD	
Syn 1	0.60 ± 2.72	0.20 ± 4.31			-6.50 -4.60	-9.70 -10.5			0.78
Syn 2	-0.20 ± 3.04	-1.90 ± 3.77	-0.40 ± 1.76	-1.70 ± 1.83	-6.50 -6.70	-10.7 -9.00	-5.40 - 3.00	-6.30 -2.90	<0.01 - <0.01
Syn 3	0.00 ± 1.49	1.10 ± 2.31			-2.60 -3.80	-2.60 -8.50			<0.01
Syn 4	-0.20 ± 3.81	-0.50 ± 3.98			-5.10 -11.0	-6.50 -11.1			0.50
Syn 5	0.40 ± 0.91	0.35 ± 2.26	-0.20 ± 1.07	-0.70 ± 1.63	-6.50 -2.00	-5.30 -7.60	-2.50 -2.30	-5.00 -2.30	0.07 -0.01

**Tabella 5.2:** Dati riferiti alla valutazione sui lag dei picchi “regolari” per la popolazione di soggetti sani e per la popolazione di soggetti.

### 5.2.2 Picchi irregolari

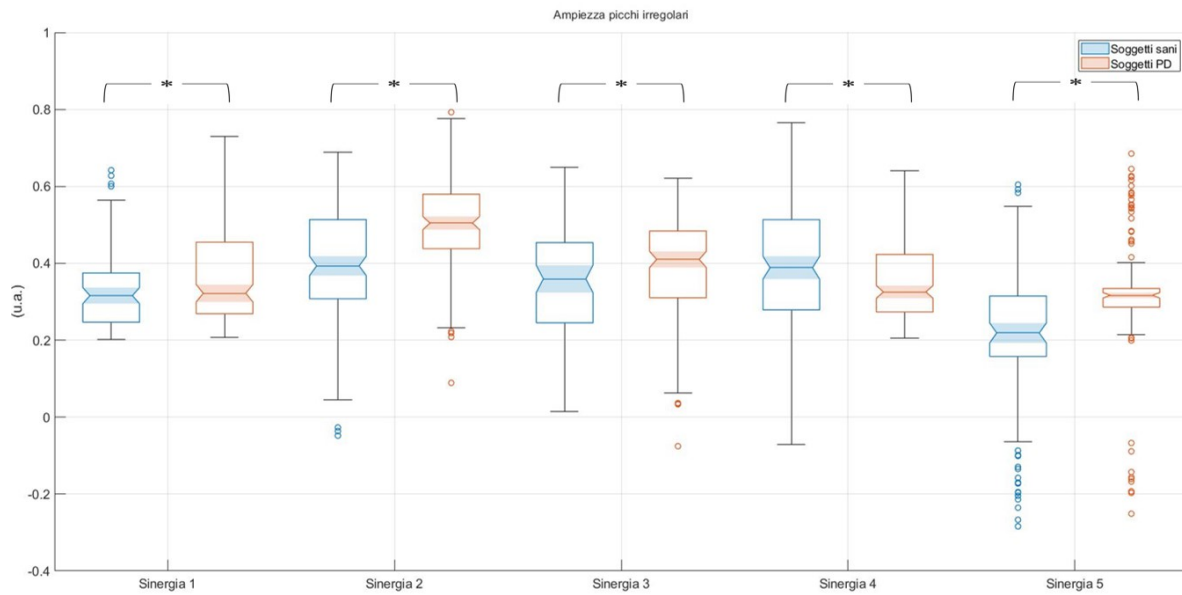
La prima valutazione che è stata effettuata, estrapolando l'informazione dagli indici riferiti ai picchi irregolari, è stata quella sul numero di picchi irregolari (Fig. 5.4). Quindi, osservando i valori visualizzati nel grafico sottostante si nota come le sinergie 4 e 5 dei soggetti sani abbiano un numero di picchi irregolari paragonabile a quelli del gruppo di soggetti PD, mentre la sinergia 2 ne presenta un numero maggiore. Queste osservazioni ci permettono, quindi, di supporre che, dal punto di vista dei picchi irregolari, le sinergie muscolari della popolazione PD che possono essere considerate come anomale sono le sinergie 1, 3.

Perciò, si potrebbe ipotizzare che le funzioni biomeccaniche associate alle sinergie appena indicate, cioè le sinergie 1 e 3, abbiano un controllo alterato. Si specifica che i *dataset* utilizzati per la popolazione dei soggetti sani e patologici presentano, rispettivamente, 262 e 267 sottogruppi. Quindi si deve tenere a mente che nelle valutazioni qui indicate il gruppo di soggetti PD presenta 5 sottogruppi in più.



**Figura 5.4:** Numero dei picchi irregolari individuati nelle popolazioni di soggetti sani e PD. Sono definiti come irregolari i picchi che il soggetto in esame ha in più rispetto ai dati di riferimento.

## Ampiezza



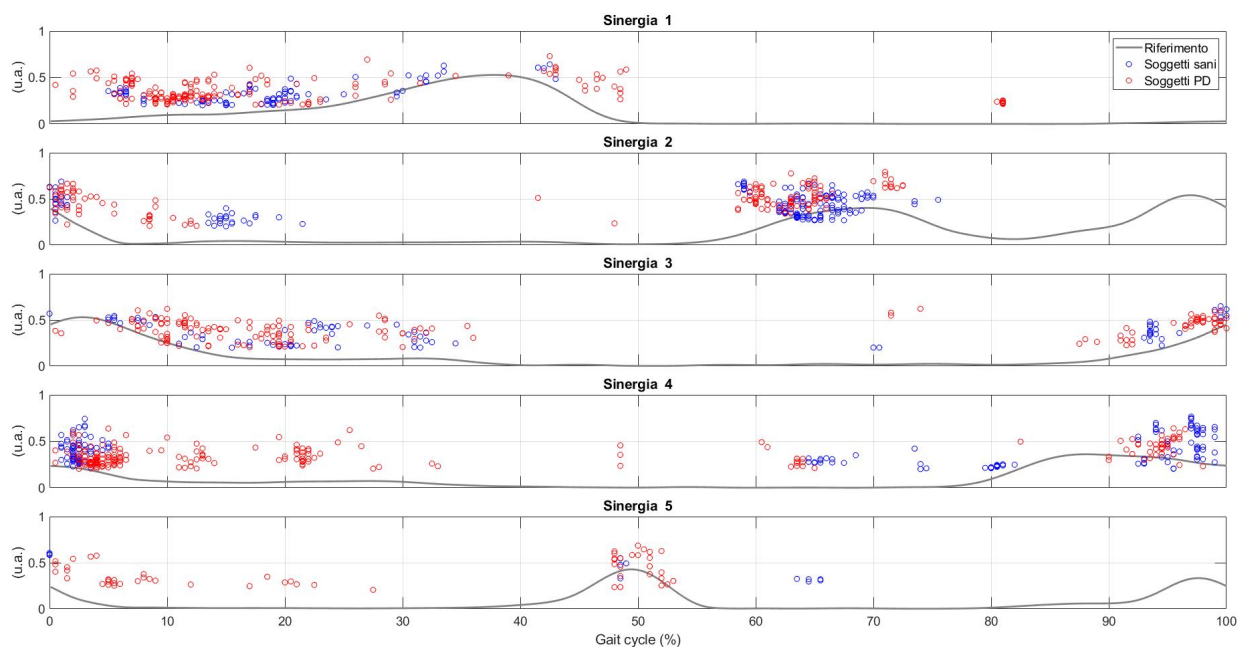
**Figura 5.5:** Boxplot relativo alle ampiezze di picchi irregolari.

Anche in questo caso sono stati applicati i test statistici per la valutazione dei dati, in particolare in questo caso è stato applicato il *Wilcoxon rank sum test*. Come si può osservare dai dati presenti nella tabella sottostante (Tabella 5.3) risulta, dall'osservazione dei *p-value* che tutte e 5 le sinergie sono statisticamente differenti tra le popolazioni di soggetti sani e di soggetti PD. In particolare, il *p-value* maggiore si individua nella sinergia 1 (0.033).

Sinergia	Mediana (u.a.)		Range (u.a.)		p-value
	Sani	PD	Sani	PD	
Syn 1	$0.32 \pm 0.11$	$0.32 \pm 0.12$	0.20 - 0.64	0.21 - 0.73	<b>0.03</b>
Syn 2	$0.39 \pm 0.14$	$0.50 \pm 0.12$	0.00 - 0.68	0.09 - 0.79	<b>&lt;0.01</b>
Syn 3	$0.36 \pm 0.13$	$0.41 \pm 0.12$	0.01 - 0.65	0.00 - 0.62	<b>0.02</b>
Syn 4	$0.39 \pm 0.15$	$0.33 \pm 0.10$	0.00 - 0.76	0.20 - 0.64	<b>&lt;0.01</b>
Syn 5	$0.22 \pm 0.19$	$0.32 \pm 0.18$	0.00 - 0.60	0.00 - 0.68	<b>&lt;0.01</b>

**Tabella 5.3:** Dati riferiti alla valutazione sull'ampiezza dei picchi irregolari per la popolazione di soggetti sani e per la popolazione di soggetti PD.

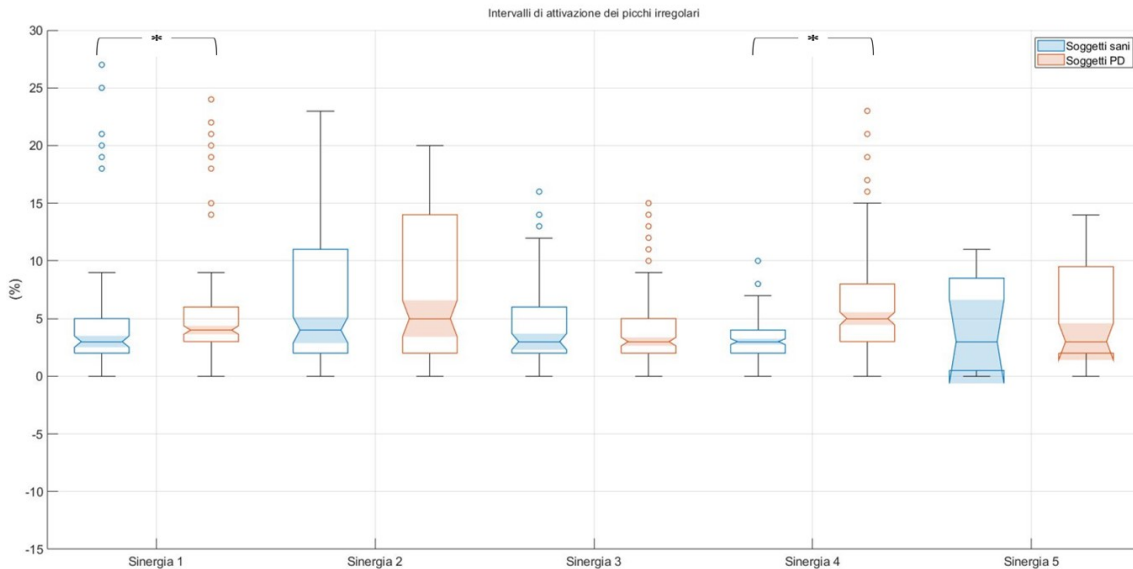
### Intervallo di attivazione



**Figura 5.6:** Punti del ciclo del passo in cui sono presenti picchi irregolari per entrambi i gruppi di soggetti. Nella figura sono indicate le attivazioni irregolari della popolazione sana (blu) e della popolazione PD (rosso) in relazione ai coefficienti di attivazione di riferimento (curva grigia).

Partendo dalle osservazioni fatte riguardo il numero di picchi irregolari nei due gruppi è opportuno osservare le sinergie 1 e 3, in quanto queste sono le sinergie muscolari che presentano un numero maggiore di picchi irregolari rispetto alla popolazione sana. Quindi, dall'analisi visiva dei grafici presenti nella figura 5.6, si osserva come per la sinergia 1 i soggetti PD presentino l'attivazione dei picchi irregolari in fasi del passo precedenti rispetto alla popolazione di soggetti sani. In particolare, la maggior parte delle attivazioni irregolari può essere individuata tra il 0% e il 15% del ciclo del passo. La sinergia 3 presenta le attivazioni irregolari, generalmente, nelle stesse fasi del passo dei soggetti sani, ma in questo caso in maggior numero. Nel caso in cui le attivazioni irregolari siano indicate all'inizio ed alla fine del ciclo del passo, come accade per esempio per le sinergie 2 e 3, queste attivazioni possono essere considerate come indicatori di un controllo motorio alterato (data l'irregolarità dell'attivazione) dove il picco si è posticipato fino ad inizio del ciclo di cammino oppure anticipato (quindi appare alla fine del ciclo).

Applicando quindi i test statistici, in particolare è stato applicato il *Wilcoxon rank sum test*, ai dati riferiti agli intervalli di attivazione dei picchi irregolari si individuano le sinergie 1 e 4 come sinergie anomale. Quindi, queste due sinergie muscolari, 1 e 4, dal punto di vista degli intervalli di attivazione dei picchi irregolari sono statisticamente differenti dalle rispettive sinergie della popolazione di soggetti sani.



**Figura 5.7:** *Boxplot* relativo agli intervalli di attivazione dei picchi irregolari.

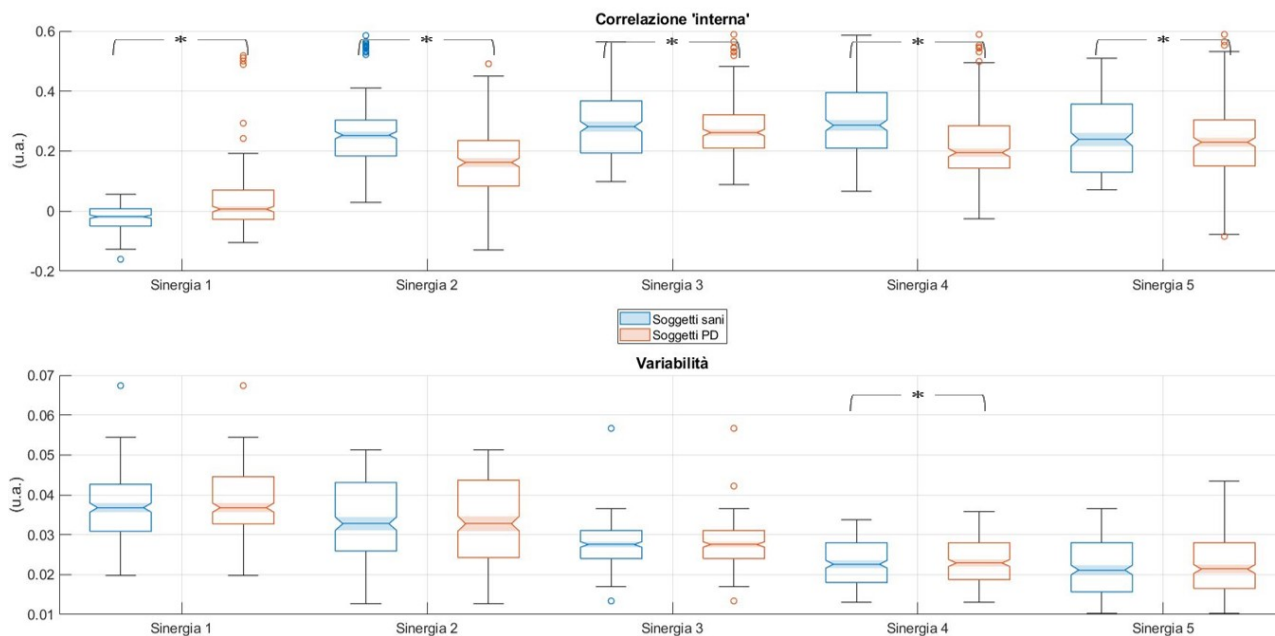


Nella tabella sottostante (Tabella 5.4) sono poi inseriti: valor medio, deviazione standard e intervallo dei valori riferiti agli intervalli di attivazione dei picchi irregolari. Osservando questi dati da questo punto di vista, cioè gli intervalli di attivazione dei picchi irregolari, le maggiori differenze a livello di valor medio tra i due gruppi di soggetti sono osservabili nella sinergia 4. Si fa notare, inoltre, come la sinergia 1 sia quella che presenta il range più ampio tra le attivazioni irregolari.

Sinergia	Mediana (%)		Range (%)		p-value
	Sani	PD	Sani	PD	
Syn 1	<b>3.00 ± 5.44</b>	<b>4.00 ± 5.95</b>	0 - 27	0 - 44	<b>&lt;0.01</b>
Syn 2	<b>4.00 ± 5.72</b>	<b>5.00 ± 6.11</b>	0 - 23	0 - 20	<b>0.68</b>
Syn 3	<b>3.00 ± 3.92</b>	<b>3.00 ± 3.27</b>	0 - 16	0 - 15	<b>0.76</b>
Syn 4	<b>3.00 ± 1.53</b>	<b>5.00 ± 4.83</b>	0 - 10	0 - 23	<b>&lt;0.01</b>
Syn 5	<b>3.00 ± 4.00</b>	<b>3.00 ± 4.29</b>	0 - 11	0 - 14	<b>0.38</b>

**Tabella 5.4:** Dati riferiti alla valutazione sull'intervallo di attivazione dei picchi irregolari per la popolazione di soggetti sani e per la popolazione di soggetti PD.

### 5.2.3 Correlazione, Correlazione "interna" e variabilità dei coefficienti di attivazione



**Figura 5.8:** Correlazione “interna” delle sinergie del soggetto in esame (boxplot alto) e variabilità dei coefficienti di attivazione (boxplot basso).

Ai dati relativi alla correlazione “interna” e alla variabilità dei coefficienti di attivazione sono stati applicati i test statistici, *Wilcoxon rank sum test* e *Student t-test* in base alla normalità dei dati (verificata tramite il *Lilliefors test*). Per quanto riguarda la correlazione “interna” tutte le sinergie muscolari sono indicate come statisticamente differenti tra i due gruppi. Dato il *p-value* ottenuto per la sinergia 5 (0.0497), si è in una condizione molto vicina al livello di significatività, è, però, possibile indicare anche la sinergia 5 come statisticamente differente dalla relativa sinergia della popolazione sana. Invece, per quanto riguarda la variabilità dei coefficienti di attivazione solo la sinergia muscolare 4 della popolazione di soggetti PD è statisticamente differente dalla popolazione sana (0.0289), mentre le restanti sinergie (1, 2, 3 e 5) non presentano differenze significative (*p-value* sempre maggiore di 0.3).

Dall'analisi dei risultati ottenuti dalla valutazione della correlazione delle sinergie muscolari con i dati di riferimento, si nota come questi siano sempre elevati, maggiori del 80% per la popolazione di soggetti sani e maggiori del 70% circa per i soggetti PD. I valori ottenuti per i soggetti PD sono generalmente minori rispetto ai soggetti sani, con differenze comprese tra il 5% e il 12%, e presentano una deviazione standard generalmente maggiori. Da queste considerazioni è possibile confermare le ottime prestazioni del modello di classificazione.

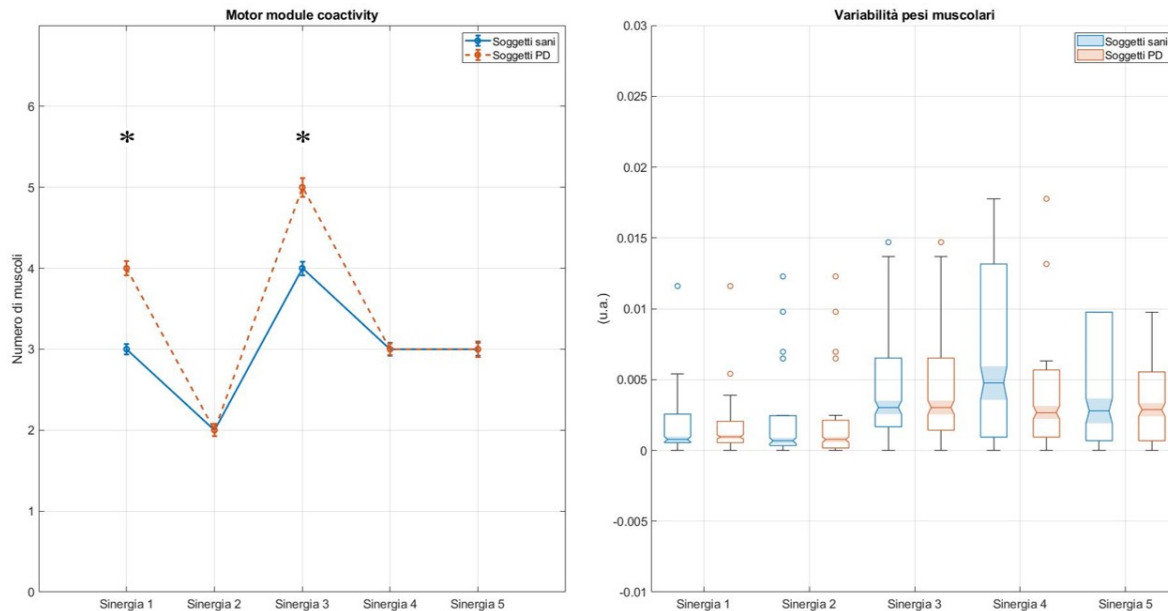
Per quanto riguarda i dati ottenuti dagli indici riferiti alla correlazione "interna" e alla variabilità dei coefficienti di attivazione dei due gruppi di soggetti (media, deviazione standard e *range*), questi sono indicati nella tabella sottostante (Tabella 5.5).

Sinergia	Mediana (u.a.)		Range (u.a.)		p-value
<b>Correlazione "interna"</b>					
	Sani	PD	Sani	PD	
Syn 1	<b>-0.02 ± 0.04</b>	<b>0.01 ± 0.09</b>	-0.16 - 0.05	-0.11 - 0.52	<b>&lt;0.01</b>
Syn 2	<b>0.25 ± 0.12</b>	<b>0.16 ± 0.12</b>	0.03 - 0.58	-0.13 - 0.49	<b>&lt;0.01</b>
Syn 3	<b>0.28 ± 0.11</b>	<b>0.26 ± 0.09</b>	0.09 - 0.56	0.09 - 0.59	<b>0.02</b>
Syn 4	<b>0.29 ± 0.13</b>	<b>0.20 ± 0.11</b>	0.06 - 0.58	-0.02 - 0.59	<b>&lt;0.01</b>
Syn 5	<b>0.24 ± 0.13</b>	<b>0.23 ± 0.13</b>	0.07 - 0.51	-0.08 - 0.59	<b>0.0497</b>
<b>Variabilità</b>					
	Sani	PD	Sani	PD	
Syn 1	<b>0.04 ± 0.01</b>	<b>0.04 ± 0.01</b>	0.02 - 0.07	0.02 - 0.07	<b>0.71</b>
Syn 2	<b>0.03 ± 0.01</b>	<b>0.03 ± 0.01</b>	0.01 - 0.05	0.01 - 0.05	<b>0.91</b>
Syn 3	<b>0.03 ± 0.01</b>	<b>0.03 ± 0.01</b>	0.01 - 0.06	0.01 - 0.06	<b>0.90</b>
Syn 4	<b>0.02 ± 0.01</b>	<b>0.02 ± 0.01</b>	0.01 - 0.03	0.01 - 0.04	<b>0.03</b>
Syn 5	<b>0.02 ± 0.01</b>	<b>0.02 ± 0.01</b>	0.01 - 0.04	0.01 - 0.04	<b>0.32</b>

**Tabella 5.5:** Dati riferiti alla valutazione sulla correlazione "interna" (parte superiore della tabella) e variabilità (parte inferiore della tabella) dei coefficienti di attivazione delle sinergie muscolari per la popolazione di soggetti sani e per la popolazione di soggetti PD.

## 5.3 Indici basati sui pesi muscolari

### 5.3.1 *Motor Module Coactivity* e variabilità dei pesi muscolari



**Figura 5.9:** Confronto del *Motor Module Coactivity* per le 5 sinergie comuni (*shared*) dei due gruppi (sinistra) e variabilità dei pesi muscolari (destra).

In riferimento agli indici basati sui pesi muscolari, per quanto riguarda il *Motor module coactivity* le sinergie 1 e 3 sono quelle che sono state individuate come statisticamente differenti (entrambi i  $p$ -value sono risultati essere decisamente minori di 0.01), mentre per le restanti sinergie è risultato un  $p$ -value sempre maggiore di 0.24. Infine, per quanto riguarda la variabilità il  $p$ -value è risultato per tutte le sinergie maggiore di 0.32, non mostrando quindi differenze statistiche significative tra le due popolazioni.

Osservando l'andamento nel grafico (Fig. 5.9) del *Motor module coactivity* per le due popolazioni, è possibile osservare come questo parametro individui le principali differenze per le sinergie 1 e 3, come già osservato dall'analisi statistica. Mentre, da questo punto di vista, le sinergie 2, 4 e 5 presentano un

comportamento più "normale". Andando poi ad osservare la variabilità dei pesi muscolari, come già indicato dai risultati dell'analisi statistica, per quanto riguarda questo parametro, il gruppo di soggetti affetti dal morbo di Parkinson non presenta differenze significative dalla popolazione di soggetti sani. Si potrebbe discutere per la sinergia muscolare 4, da un'analisi visiva del grafico, che le due popolazioni presentino un comportamento differente, è però possibile giustificare l'assenza di differenze significative (mostrata dai valori ottenuti dai test statistici) osservando l'ampio *range* dei soggetti sani. Infatti, questo include interamente i dati relativi alla popolazione PD. I dati relativi a quest'ultimo parametro sono inseriti nella tabella sottostante (Tabella 5.6).

Sinergia	Mediana (u.a.)		Range (u.a.)		p-value
	Sani	PD	Sani	PD	
Syn 1	<b>0.001 ± 0.02</b>	<b>0.001 ± 0.01</b>	0 - 0.08	0 - 0.08	<b>0.63</b>
Syn 2	<b>0.001 ± 0.02</b>	<b>0.001 ± 0.01</b>	0 - 0.08	0 - 0.08	<b>0.68</b>
Syn 3	<b>0.003 ± 0.02</b>	<b>0.003 ± 0.01</b>	0 - 0.08	0 - 0.08	<b>0.52</b>
Syn 4	<b>0.005 ± 0.02</b>	<b>0.003 ± 0.02</b>	0 - 0.08	0 - 0.08	<b>0.32</b>
Syn 5	<b>0.003 ± 0.03</b>	<b>0.003 ± 0.02</b>	0 - 0.07	0 - 0.07	<b>0.66</b>

**Tabella 5.6:** Tabella indicante valor medio, standard deviation e range riferiti ai dati di variabilità dei pesi muscolari.

## 5.4 Riepilogo risultati

Riepilogando i risultati ottenuti dall'applicazione degli indici di similarità alle due popolazioni di soggetti sani e PD, per quanto riguarda le valutazioni sulla differenza nel numero dei picchi presenti nei coefficienti di attivazione è stato possibile osservare come, sulla base di questo parametro, le due popolazioni siano statisticamente differenti. Inoltre, dall'osservazione degli istogrammi presenti nella figura 5.1 è possibile notare che le prime quattro sinergie della popolazione PD mostrino una distribuzione meno concentrata, da cui si potrebbe supporre un controllo più irregolare per questo gruppo. Anche gli indici relativi alla differenza di ampiezza e *lag* dei picchi hanno permesso di individuare differenze tra le due popolazioni di soggetti. In particolare, la valutazione della differenza di ampiezza dei picchi dei coefficienti di attivazione ha indicato come statisticamente differenti le sinergie muscolari 2, 3 e 4. Mentre, l'analisi dei lag ha

indicato come statisticamente differenti le sinergie muscolari 2 e 3. L'osservazione dell'ampiezza dei picchi irregolari ha individuato, come per la differenza nel numero dei picchi "regolari", tutte e 5 le sinergie muscolari dei due gruppi come statisticamente differenti. Mentre l'analisi degli intervalli di attivazione dei picchi irregolari isola le differenze alle sinergie 1 e 4. Mentre, le restanti sinergie muscolari (2, 3 e 5), dal punto di vista degli intervalli di attivazione dei picchi irregolari, non mostrano differenze significative. Le stesse osservazioni appena fatte per la differenza del numero dei picchi e per l'ampiezza dei picchi irregolari possono essere fatte anche la correlazione "interna" dei coefficienti di attivazione. La variabilità dei coefficienti di attivazione, invece, non mostra differenze significative per le due popolazioni, fatta eccezione per la sinergia 4. Allo stesso modo la variabilità dei pesi muscolari non mostra differenze significative. Infine, il parametro indicato come *Motor Module coactivity* evidenzia differenze tra i due gruppi nelle sinergie muscolari 1 e 3. Si ricorda che quest'ultimo parametro è stato ipotizzato in [18, 19, 11] come indicatore dell'efficienza dei soggetti in esame a compiere un dato task.

## Capitolo 6

# Conclusione

Ricordando il primo dei due scopi principali alla base di questo lavoro di tesi, cioè il riordinamento delle sinergie muscolari e la distinzione di queste in sinergie comuni (*shared synergies*) e sinergie specifiche (*specific synergies*), è possibile affermare come a conclusione di questo studio si è individuato nell'algoritmo del *k-nearest neighbor* (KNN) una possibile opzione per il raggiungimento di questo obiettivo. Il KNN si è dimostrato particolarmente adatto al riordinamento delle sinergie muscolari, in quanto nel processo di classificazione questo algoritmo utilizza ciascun elemento del *training set*. Questo fatto ha permesso di utilizzare l'intero gruppo di soggetti sani, che si ricorda essere composto da 21 soggetti per un totale di 262 sottogruppi, per la classificazione e quindi il riordinamento delle sinergie muscolari. Di conseguenza la classificazione con l'algoritmo sviluppato nel corso di questa tesi ha permesso di ottenere l'ordinamento che meglio rispecchia la popolazione di soggetti sani. L'applicazione dell'algoritmo di classificazione ad entrambe le popolazioni di soggetti, sani e PD, con ottime prestazioni, indicate nella fase di ottimizzazione tramite il metodo del leave-one-out, dimostra quindi di poter essere applicato con successo per la distinzione delle sinergie comuni (*shared synergies*) da quelle soggette specifiche (*specific synergies*). Queste ultime, però, non sono state analizzate nel corso della successiva applicazione degli indici di similarità, lasciando come possibili sviluppi futuri di questo lavoro una valutazione più incentrata sulle sinergie specifiche. Inoltre, le ottime prestazioni dell'algoritmo di classificazione sono anche evidenziate dai valori di correlazione dei coefficienti di attivazione con i dati di riferimento indicati dal rispettivo indice di similarità. In particolare, si ricorda che i valori di correlazione per la popolazione di soggetti sani è risultata essere sempre maggiore del 80%, mentre per la popolazione di soggetti patologici è risultata sempre maggiore del 70%.

Proseguendo quindi con il secondo scopo di questo lavoro, quindi l'introduzione di parametri o indici che possano descrivere specifiche caratteristiche delle sinergie muscolari, dati i risultati ottenuti è possibile affermare che gli indici introdotti possano efficacemente evidenziare differenze significative tra i

due gruppi. Ad esclusione della variabilità dei coefficienti di attivazione, tutti gli indici di similarità introdotti hanno evidenziato differenze statisticamente significative tra le due popolazioni. Complessivamente la popolazione di soggetti PD è risultata maggiormente differente in termini di coefficienti di attivazione. Inoltre, per mezzo dell'analisi statistica delle due popolazioni è stato possibile distinguere per ciascun indice di similarità le sinergie muscolari che non mostravano differenze significative da quelle che invece le mostravano. Particolarmente interessanti sono i risultati ottenuti dall'analisi dei picchi irregolari, in particolare le valutazioni sull'intervallo di attivazione, che indica come anomale le sinergie muscolari 1 e 4. In quanto confermano le conclusioni individuate in [20] per cui sono state identificate come di ridotta complessità le sinergie muscolari, dei soggetti PD, associate ai movimenti di plantar flessione della caviglia e flessione di ginocchio. Allo stesso modo risultano interessanti i dati ottenuti dall'analisi dei pesi muscolari, in particolare del *Motor Module Coactivity*, che ha indicato come anomale le sinergie 1 e 3. Da queste osservazioni è possibile ipotizzare per i soggetti affetti dal morbo di Parkinson un controllo motorio alterato o in generale meno consistente (date le attivazioni irregolari [18]) durante le fasi del passo di appoggio, spinta e pendolamento. Inoltre, avendo osservato, nella popolazione PD, dal *Motor module coactivity* che le sinergie muscolari 1 e 3 coinvolgono mediamente l'attivazione di un maggior numero di muscoli, è possibile ipotizzare un controllo motorio meno efficiente [18, 19, 11] durante le fasi di contatto iniziale, appoggio pieno e spinta.

Come già precedentemente indicato, in quanto non è possibile fare assunzioni per l'intera popolazione di soggetti, in questo studio non sono state analizzate le sinergie specifiche. Essendo queste anomalie, introdotte dai fenomeni di *merging* e *splitting*, variabili da soggetto a soggetto un'analisi sulla popolazione, come quella effettuata nella presente tesi, potrebbe non essere la più adatta. Una delle prime possibili valutazioni sulle sinergie specifiche potrebbe essere, semplicemente, quella di quantificare tra le due popolazioni il numero di occorrenze degli episodi di *merging* o *splitting*. Inoltre, ulteriori limitazioni della tesi possono essere ricondotte all'algoritmo di classificazione, per cui sono state considerate solo tre metriche di distanza per l'ottimizzazione, e alle considerazioni risultanti dall'applicazione degli indici di similarità. In quanto queste ultime si possono ritenere valide soltanto per il *task* della deambulazione e nel caso di soggetti affetti dal morbo di Parkinson.

Infine, alcuni possibili futuri sviluppi sono già stati introdotti per l'analisi delle sinergie specifiche. Potrebbero, inoltre, essere introdotti sviluppi sia per l'algoritmo di classificazione che per l'applicazione degli indici di similarità. L'applicazione di questi ad altri gruppi di soggetti affetti anche da altre patologie neuromotorie (come Ictus e *Spinal Cord Injury*) e ad altri *task* motori permetterebbe di validare le osservazioni effettuate sugli indici di similarità di verificarne l'abilità di estrarre informazioni dalle sinergie muscolari. Allo stesso modo ciò permetterebbe di validare le prestazioni del modello di classificazione (dato un adatto *training set* nel caso in cui si cambiasse *task*) oppure di otti-



mizzarlo ulteriormente testando ulteriori metriche di distanza e/o introducendo una metrica di distanza progettata *ad hoc*.

# Bibliografia

- [1] Juri Taborri, Valentina Agostini, Panagiotis K. Artemiadis, Marco Ghislieri, Daniel A. Jacobs, Jinsook Roh, and Stefano Rossi. *Feasibility of Muscle Synergy Outcomes in Clinics, Robotics, and Sports: A Systematic Review*. 2018.
- [2] Torricelli D, Barroso F, Coscia M, Alessandro C, Lunardini F, Bravo Esteban E, and d'Avella A. *Muscle Synergies in Clinical Practice: Theoretical and Practical Implications*. 2016.
- [3] Lacquaniti Francesco, Ivanenko Yuri P., and Zago Myrka. *Patterned control of human locomotion*. 2012.
- [4] S. Armand. *Analyse Quantifiée de la Marche : extraction de connaissances à partir de données pour l'aide à l'interprétation clinique de la marche digitigrade*. 2005.
- [5] Pirker Walter and Katzenschlager Regina. *Gait disorders in adults and the elderly: A clinical guide*. 2016.
- [6] Whittle M.W. *Gait Analysis*. 2007.
- [7] V. Agostini, M. Lanotte, M. Carlone, M. Campagnoli, I. Azzolin, R. Scarpia, G. Massazza, and M. Knaflitz. *Instrumented gait analysis for an objective pre-/postassessment of tap test in normal pressure hydrocephalus*. 2015.
- [8] Merlo Andrea and Campanini Isabella. *Technical aspects of surface electromyography for clinicians*. 2010.
- [9] Fox Emily J., Tester Nicole J., Kautz Steven A., Howland Dena R., Clark David J., Garvan Cyndi, and Behrman Andrea L. *Modular control of varied locomotor tasks in children with incomplete spinal cord injuries*. 2013.
- [10] Clark David J., Ting Lena H., Zajac Felix E., Neptune Richard R., and Kautz Steven A. *Merging of Healthy Motor Modules Predicts Reduced Locomotor Performance and Muscle Coordination Complexity Post-Stroke*. 2010.

- [11] Hesam-Shariati Negin, Trinh Terry, Thompson-Butel Angelica G., Shiner Christine T., and McNulty Penelope A. *A Longitudinal Electromyography Study of Complex Movements in Poststroke Therapy. 2: Changes in Coordinated Muscle Activation*. 2017.
- [12] Kathryn L. Rodriguez, Ryan T. Roemmich, Bruce Cam, Benjamin J. Fregly, and Chris J. Hass. *Persons with Parkinson's disease exhibit decreased neuromuscular complexity during gait*. 2013.
- [13] Agostini Valentina, Balestra Gabriella, and Knaflitz Marco. *Segmentation and Classification of Gait Cycles*. 2014.
- [14] Barroso Filipe O., Torricelli Diego, Moreno Juan C., Taylor Julian, Gomez-Soriano Julio, Bravo-Esteban Elisabeth, Piazza Stefano, Santos Cristina, and Pons José L. *Shared muscle synergies in human walking and cycling*. 2014.
- [15] Rabbi Mohammad, Pizzolato Claudio, Lloyd David, Carty Christopher, Devaprakash Daniel, and Diamond Laura. *Non-negative matrix factorisation is the most appropriate method for extraction of muscle synergies in walking and running*. 2020.
- [16] Rimini Daniele, Agostini Valentina, and Knaflitz Marco. *Intra-Subject Consistency during Locomotion: Similarity in Shared and Subject-Specific Muscle Synergies*. 2017.
- [17] Atallah Dalia, Badawy Mohammed, El-Sayed Ayman, and Ghoneim Mohamed. *Predicting kidney transplantation outcome based on hybrid feature selection and KNN classifier*. 2019.
- [18] Andrew Sawers, Jessica L. Allen, and Lena H. Ting. *Long-term training modifies the modular structure and organization of walking balance control*. 2015.
- [19] Matija Milosevic, Hikaru Yokoyama, Murielle Grangeon, Kei Masani, Kimitaka Nakazawa Milos R. Popovic and, and Dany H. Gagnon. *Muscle synergies reveal impaired trunk muscle coordination strategies in individuals with thoracic spinal cord injury*. 2017.
- [20] Kathryn L. Rodriguez, Ryan T. Roemmich, Bruce Camc, Benjamin J. Fregly, and Chris J. Hass. *Persons with Parkinson's disease exhibit decreased neuromuscular complexity during gait*. 2013.