UNIVERSITA' POLITECNICA DELLE MARCHE

FACOLTA' DI INGEGNERIA

Corso di Laurea triennale in ingegneria Biomedica

CLASSIFICAZIONE DELLE FASI DEL PASSO IN BAMBINI EMIPLEGICI ATTRAVERSO UN APPROCCIO INTREA-SOGGETTO CON RETI NEURALI

INTRA-SUBJECT CLASSIFICATION OF GAIT PHASES HEMIPLEGIC CHILDREN BY NEURAL NETWORKS

Relatore: Prof. Francesco Di Nardo

Tesi di Laurea di:

Salvi Matteo

Correlatore: Prof. Christian Morbidoni

Correlatore: Prof. Sandro Fioretti

A.A. 2019 / 2020

Introduzione

L'emiplegia è una patologia neurologica non progressiva che può scaturire prima, durante o nei primi mesi dopo il parto e si presenta come una paralisi parziale o totale di una metà del corpo [1]. La lesione a livello cerebrale colpisce principalmente le aree deputate al controllo dei movimenti, rendendola la patologia che più frequentemente comporta delle disabilità motorie nei bambini, sia nei Paesi in via di sviluppo che in quelli più sviluppati. La condizione patologica può essere valutata, in modo soggettivo, utilizzando delle scale cliniche e, in modo oggettivo, con la Gait Analysis.

La Gait Analysis è lo studio del moto, l'osservazione e misurazione dei movimenti, della meccanica del corpo e dell'attività dei muscoli.
Si valutano le condizioni che influenzano la capacità motoria, si identificano problemi posturali o semplicemente si cercano soluzioni per aumentare l'efficienza sportiva [2]. Nel caso della patologia trattata, la gait analysis viene effettuata andando ad analizzare una serie di dati elettromiografici e basografici. I primi sono ricavati da un esame strumentale atto a valutare la funzionalità del sistema nervoso periferico e dei muscoli, chiamato **Elettromiografia (anche detto EMG)**, mentre i segnali basografici sono ricavati mediante l'utilizzo di sensori posti sotto la pianta del piede e permettono di descrivere la sequenza e la durata di ciascuna fase del passo. Per ricavare i dati appena citati si è necessariamente costretti ad applicare un numero non indifferente di sensori che devono essere posti sul paziente e, soprattutto nel caso di bambini emiplegici, questo può risultare non sempre agevole.

Come mostrato da diverse pubblicazioni presenti in letteratura [3,4] si può notare come lo studio dei segnali elettromiografici in casi patologici, e non, è un argomento che sta suscitando sempre più interesse e dunque merita di essere approfondito poiché consentirebbe di ridurre notevolmente le limitazioni che derivano dall'applicazione di vari sensori i quali necessitano di tempo e operatori per essere applicati, calibrati ed utilizzati. Dai risultati riscontrati in uno degli studi citati [4] si può dedurre che la classificazione delle due fasi del cammino (appoggio e oscillazione) e l'identificazione temporale delle transizioni tra queste due fasi nel caso di bambini emiplegici può essere ricavata dai soli segnali EMG con un'affidabilità paragonabile a quella già presente in letteratura nel caso di soggetti non patologici. Questo viene fatto attraverso l'applicazione di tecniche basate sull'Intelligenza Artificiale (AI). Grazie allo sviluppo di questo approccio è stata possibile la realizzazione di diversi studi presenti in letteratura che vanno ad interpretare e classificare i dati biologici (prevalentemente segnali EMG, EEG e ECG). In particolare, l'analisi qui presentata pone la sua attenzione sui dati racchiusi nei segnali elettromiografici. Essi infatti danno informazioni sulle funzionalità dei nervi periferici e dei muscoli scheletrici e sono dunque un mezzo diagnostico che permettono di identificare malattie neurologiche del Sistema nervoso periferico nel caso di lesioni a radici nervose, plessi nervosi e/o muscoli.

Lo scopo di questo studio è dunque utilizzare un approccio "Machine learning" basato sui dati EMG per predire il segnale di contatto piede-pavimento nei casi di pazienti affetti da Emiplegia, così da poter ottenere una caratterizzazione spaziale/temporale di reclutamento muscolare durante la deambulazione senza applicare i sensori basografici.

1. Gait Analysis

In ambito clinico, la Gait Analysis (GA) [15] o analisi computerizzata della deambulazione consente di registrare, quantizzare e monitorare nel tempo la deambulazione del paziente affetto da diverse patologie di interesse neurologico, ortopedico e reumatologico [5]. È diventato nel corso degli ultimi anni un valido strumento a disposizione del clinico come supporto alla valutazione dei disturbi del paziente e per seguire nel tempo il programma farmacologico e/o riabilitativo, coadiuvando la scelta degli eventuali aggiustamenti terapeutici. Infatti, avere la possibilità di monitorare quantitativamente il movimento del paziente porta alla possibilità di misurare con precisone gli effetti prodotti da una determinata terapia farmacologia, chirurgica e/o riabilitativa. Di seguito sarà presentata un'analisi del cammino con particolare riferimento alle fasi del passo e all'attivazione muscolare proposta da Russo (2019) [6].

1.1 Cammino

Il cammino, così per come lo conosciamo come atto motorio, è la forma di locomozione che distingue l'essere umano dal resto degli animali. Si tratta più in generale di uno schema motorio di base, ovvero un elemento costitutivo della motricità umana che autonomamente ogni essere umano raggiunge per una naturale spinta ontogenetica e per una naturale concatenazione di schemi posturali. Senza dubbio le esperienze di vita, l'ambiente, il vissuto, la cultura, la personalità, il carattere e tantissimi altri fattori influenzano il cammino di ogni individuo e la sua strutturazione in schemi di movimento più o meno precisi, più o meno economici, più o meno corretti da un punto di vista biomeccanico. Quando si parla di cammino, ma più in senso lato quando si parla di

abilità motorie e schemi di movimento complessi ed automatici, non si deve mai scordare un principio fondamentale: il corpo umano tende costantemente al risparmio di energia cercando la forma meno dispendiosa di movimento e puntando su un misto di biomeccanica, confort ed economia (quello che in gergo viene chiamato ergonomia). Da un punto di vista di studio funzionale del soggetto il cammino può essere interpretato come il modo attraverso cui ogni soggetto mette in movimento le proprie catene muscolari e con esse le tensioni o le debolezze presenti. Per questa ragione ogni soggetto può sviluppare nel tempo una serie di apprendimenti ed adattamenti atti a compensare i propri squilibri muscolo-scheletrici. Il cammino coinvolge tutto il corpo che didatticamente viene suddiviso in una **Unità passeggero** ed in una **Unità locomotrice** (*Perry, 1992*) [7]. Entrambe queste entità funzionali hanno compiti ben specifici e come ci mostra la letteratura sono frutto di una lunga evoluzione (*Thompson et al., 2015*)[8].

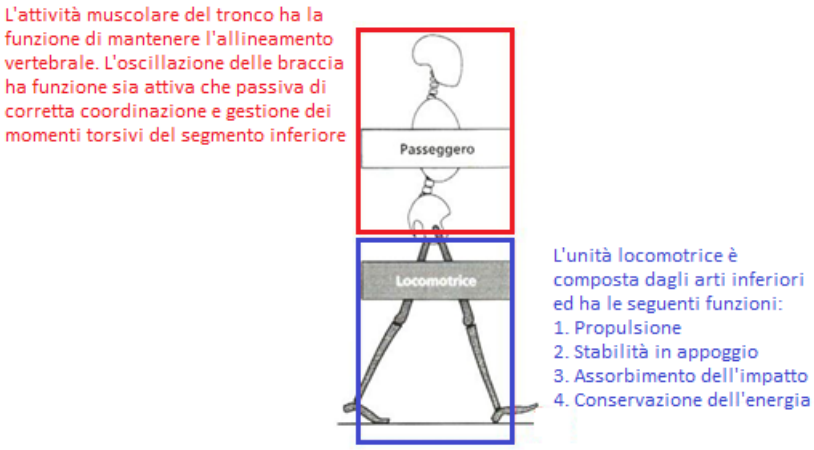

Figura 1.1: Rappresentazione principale divisione del corpo durante il cammino (Russo 2019)

1.2 Passo e Semipasso

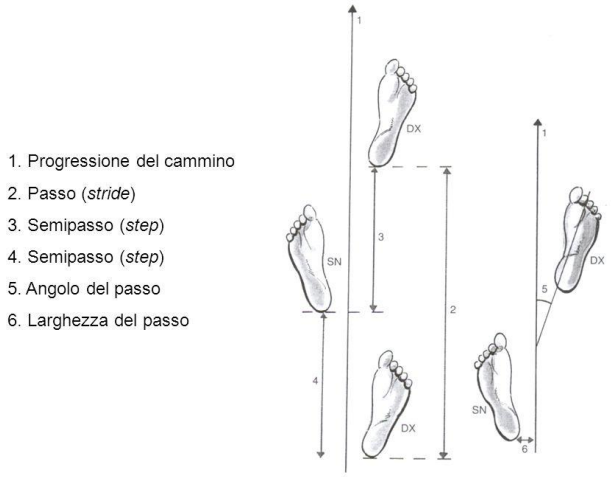

Figura 1.2: definizioni sulla deambulazione fisiologica

Per compiere un semipasso e quindi per avviare il processo di deambulazione risulta fondamentale perdere la propria condizione di equilibrio eretto statico a favore di uno sbilanciamento anteriore tale che l'unica azione che si può compiere è quella di proiettare avanti un arto inferiore per portarlo in appoggio avanzando rispetto al punto di partenza. In posizione eretta la proiezione al suolo del centro di massa del nostro corpo cade esattamente all'interno della base di appoggio (**CONDIZIONE 1**); possiamo sbilanciarci avanti e poi tornare al punto di partenza senza cadere fintanto che la proiezione al suolo del centro di massa resta all'interno della base di appoggio (**CONDIZIONE 2**); quando poi però la catena muscolare statica posteriore si rilascia permettendo alle forze ribaltanti di farci andare verso l'avanti e la proiezione al suolo del centro di massa esce fuori dalla base di appoggio a quel punto l'equilibrio viene perso, non c'è possibilità di tornare indietro e l'unica modalità per riacquistarlo è quella di portare avanti un piede ed assecondare questo spostamento anteriore del centro di massa avanzando e portando più

avanti la base di appoggio (**CONDIZIONE 3**). In questi termini il cammino quindi altro non è che una continua perdita di equilibrio.

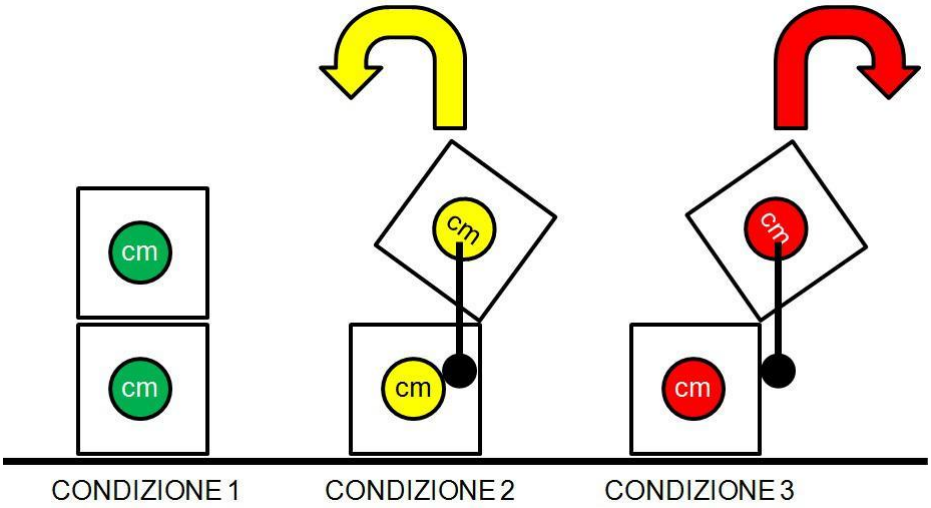

Figura 1.3: Rappresentazione condizioni della deambulazione normale (Russo 2019)

1.3. Fasi del cammino e interpretazione muscolare

Attraverso la perdita dell'equilibrio e il successivo recupero e gestione dello stesso si mette in atto una corretta ed ordinata sequenza di movimento che prevede fasi di appoggio e di oscillazione del piede e dell'arto inferiore in genere. La fase di appoggio è sempre seguita da una fase di oscillazione e in entrambi i momenti possono essere presenti aspetti caratteristici da osservare. Durante il cammino il piede si comporta quindi in due maniere completamente differenti ma funzionali l'una alla successiva: in una prima fase di appoggio podalico, anche detta fase filogravitaria, sarà prevalentemente un "organo di senso" mentre in successiva fase di spinta, anche detta fase antigravitaria, sarà prevalentemente un "organo di moto" (*Paparella Treccia, 1978*) [9]. Appare chiaro che

la fase di appoggio riveste un ruolo determinante nella valutazione del passo, essendo di fatto la fase che prevede la gestione del peso del soggetto sia a favore che contro la gravità terrestre. A questo punto risulta semplice intuire che la maggior durata della fase di appoggio rispetto alla fase di oscillazione sia una cosa del tutto naturale a causa di fattori meccanici quali l'attrito al suolo e a causa di fattori neuro-fisiologici quali la ricerca di stabilità, la propriocezione e l'equilibrio richiesti nella fase di singolo appoggio.

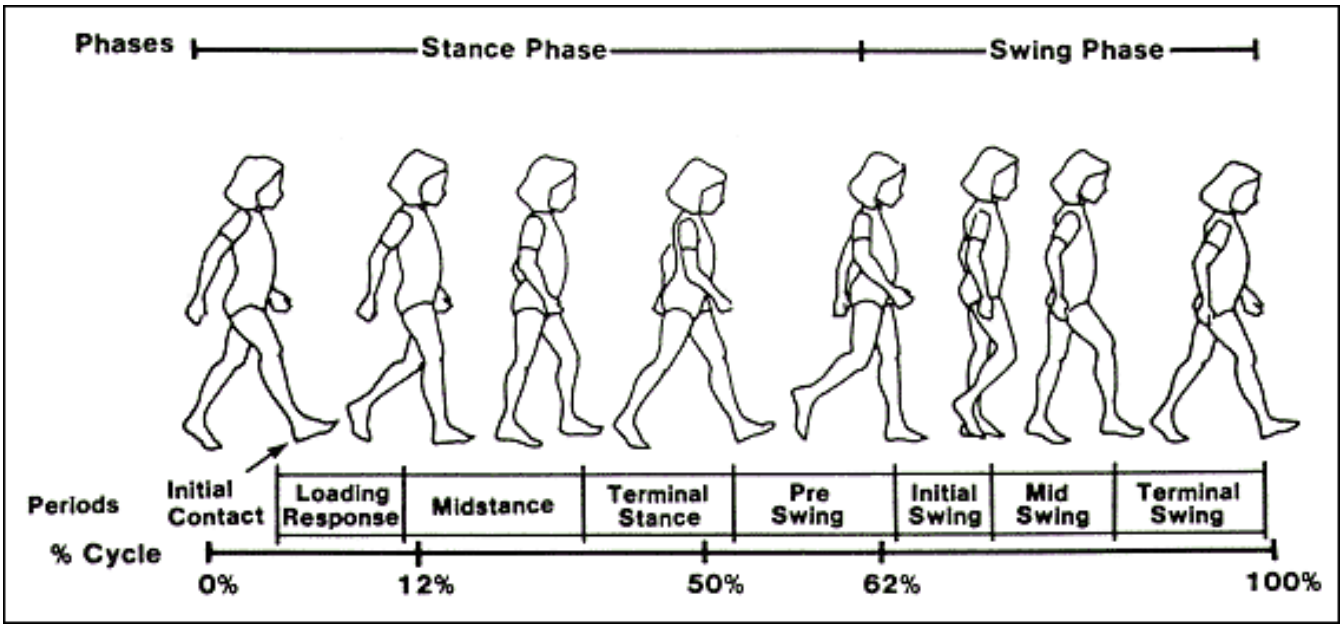

Figura 1.4: Rappresentazione della collocazione temporale delle fasi del passo

1.3.1 Fase di appoggio (stance stance)

La fase di appoggio si divide in 5 sotto fasi:

- *Contatto iniziale (initial contact):* In questo istante il corpo è in caduta libera verso il terreno poiché il centro di massa è stato spinto oltre la base di appoggio; questo porta ad un brusco impatto del tallone a terra che in 2 centesimi di secondo assorbe il 60% del peso corporeo. Appena dopo l'atterraggio del tallone è la porzione anteriore del piede che rapidamente va a terra frenata dal tibiale anteriore.

Percentuale del ciclo del passo	**0-2%**
Posizione articolare	Arto inferiore disteso per iniziare l'appoggio con la porzione postero-esterna del calcagno. Tibiotarsica in lieve flessione dorsale e piede in supinazione, ginocchio esteso, anca piegata.
Muscoli coinvolti	Quadricipite – Hamstring – Tibiale anteriore

- *Risposta al carico (Load Reponse):* In questa fase ho l'assorbimento dell'impatto con il controllo del piegamento del ginocchio e della tibiotarsica, mantenimento della stabilità sotto carico attraverso la stabilizzazione dell'anca, i cui muscoli abduttori sostengono in media 1,5 il peso del corpo. Le rotazioni sul piano trasverso dipendono prevalentemente dal movimento del calcagno la cui posizione influenza marcatamente l'alternanza dei movimenti di pronazione e di supinazione del piede.

Percentuale del ciclo del passo	2-10%
Posizione articolare	Appoggio completo del piede, tibiotarsica che si muove verso la posizione neutra, anca e ginocchio piegati
Muscoli coinvolti	Grande gluteo - Quadricipite

- *Appoggio intermedio (Mid stance):* ho la progressione del piede in appoggio attraverso il controllo della distensione del ginocchio e del piegamento della tibiotarsica, stabilizzazione di arto e tronco

Percentuale del ciclo del passo	10-30%
Posizione articolare	Appoggio completo del piede, tibiotarsica da neutra a dorsiflessa (in catena cinetica chiusa), ginocchio disteso.
Muscoli coinvolti	Quadricipite – Soleo/Gastrocnemio

- Appoggio terminale (Terminal stance): ho la progressione del piede oltre il piede in appoggio attraverso il sollevamento del tallone e la caduta libera del peso del corpo verso avanti.

Percentuale del ciclo del passo	30-50%
Posizione articolare	Tibiotarsica che passa gradualmente dalla posizione di dorsiflessione verso quella di flessione plantare, ginocchio e anca distesi.
Muscoli coinvolti	Soleo/Gastrocnemio

- *Preoscillazione (Pre swing):* ora Il piede si prepara allo stacco da terra con una spinta finale che dovrebbe essere offerta dall'alluce, deviazioni assiali di quest'ultimo ne limitano la funzione e la spinta risulta così alterata e con modesta efficacia. In questo momento si ha una fase di doppio appoggio

Percentuale del ciclo del passo	**50-60%**
Posizione articolare	Posizionamento arto per l'oscillazione e il trasferimento del carico attraverso l'avanzamento dell'arto con flessione del ginocchio, flessione plantare e anca neutra.
Muscoli coinvolti	Adduttore lungo della coscia – Retto del femore

1.3.2 Fase di oscillazione (Swing stance)

La fase di oscillazione si divide in 3 fasi:

- *Oscillazione iniziale (initial swing): ho il* sollevamento del piede dal suolo e avanzamento dell'arto attraverso la flessione del ginocchio e dell'anca.

Percentuale del ciclo del passo	**60-73%**
Posizione articolare	Anca e ginocchio flessi e tibiotarsica leggermente in flessione plantare in ritorno verso la posizione neutra.
Muscoli coinvolti	Muscolo iliaco e flessori dell'anca – Hamstring – Tibiale anteriore

- *Oscillazione intermedia (Mid swing): ho l'* avanzamento dell'arto e sollevamento del piede dal suolo attraverso la dorsiflessione della tibiotarsica e la flessione dell'anca, la tibia è perpendicolare a suolo.

Percentuale del ciclo del passo	**73-87%**
Posizione articolare	Anca flessa, ginocchio che passa dalla posizione di flessione verso quella di estensione e tibiotarsica in posizione neutra.
Muscoli coinvolti	Flessore dell'anca – Tibiale anteriore

- *Oscillazione finale (final swing):* Completamento dell'avanzamento dell'arto e preparazione al contatto con il suolo, la gamba deve trovarsi davanti alla coscia attraverso l'estensione del ginocchio. Anca e ginocchio decelerano il loro moto preparandosi così al successivo impatto.

Percentuale del ciclo del passo	**87-100%**
Posizione articolare	Anca flessa, ginocchio esteso e tibiotarsica in posizione neutra in passaggio verso una posizione di lieve flessione dorsale e supinazione per un corretto approccio al terreno.
Muscoli coinvolti	Hamstring – Quadricipite – Tibiale anteriore

2. Il cammino emiplegico

Come è stato analizzato nel capitolo precedente nel cammino di un soggetto normale possiamo riconoscere diverse fasi caratterizzate da una specifica attivazione muscolare che determina l'adeguato andamento del cammino. Nei pazienti emiplegici [14] possiamo notare delle caratteristiche cinematiche diverse, come per esempio la riduzione o la perdita della flessione del ginocchio in fase di swing o una perdita di flessione dorsale della caviglia in swing e al contatto con il suolo. Di seguito sono analizzate dunque le principali alterazioni motorie che interferiscono con il normale andamento del paziente emiplegico [10].

-Piede equino-varo-supinato: questo disturbo è causato da una iperattività dei plantiflessori che impedisce la dorsiflessione del piede ed è causa di un'inversione della fase d"appoggio. I muscoli che mostrano iperattività sono: il tibiale anteriore e posteriore, flessore lungo delle dita, il soleo, il gastrocnemio e l'estensore lungo dell'alluce. Questo disturbo provoca un'instabilità della caviglia e dei problemi nel contatto iniziale sull'avampiede, inoltre il ginocchio risulta iperesteso in fase di appoggio e il carico del peso corporeo avviene sul bordo laterale del piede: tutto questo causa un'alterazione dell'andamento e della velocità di progressione nel cammino.

-piede valgo: questo disturbo è una particolare disfunzione in cui il calcagno presenta un'eccessiva rotazione verso l'interno, mentre il resto del piede tende a direzionarsi verso l'esterno. Questa condizione coinvolge principalmente la struttura plantare del piede e nei casi più gravi può provocare una postura e un'andatura scorretta.

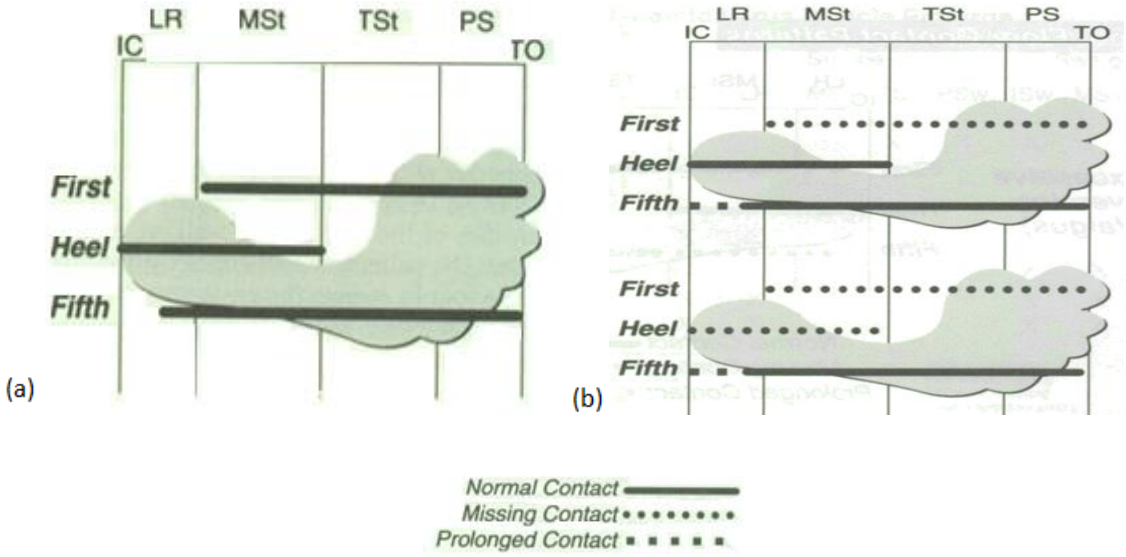

Figura 2.1 Confronto dell'appoggio del piede tra soggetto sano (a) e soggetto emiplegico (b) (Perry 1992)

-ginocchio rigido: in questo disturbo si evidenzia una perdita parziale o totale della normale flessione del ginocchio che è costretto dunque a rimanere esteso per gran parte del ciclo del passo. I muscoli potenzialmente coinvolti sono: grande gluteo, retto femorale, vasto laterale, vasto mediale, vasto intermedio, gastrocnemio e ileopsoas. Si possono notare difficoltà durante la fase di swing del cammino in quanto l'arto è funzionalmente più lungo; il paziente per avanzare necessita quindi di movimenti compensatori come la circonduzione e l'elevazione pelvica che però aumentano il costo energetico del cammino.

-ginocchio flesso: Il paziente mostra una mancata estensione del ginocchio in fase di stance e swing terminale; La flessione delle ginocchia comporta dunque un **disturbo dell'equilibrio** e **maggior dispendio energetico** durante la deambulazione data dai movimenti compensatori come l'iperflessione dell'anca nella fase di appoggio e quella dell'anca e del ginocchio nel lato sano durante la fase di swing. Inoltre viene a deteriorarsi l'apparato estensore con risalita della rotula e allungamento del tendine rotuleo che possono causare sollecitazioni anomale della rotula con frattura della parte inferiore, insorgenza di dolori alla rotula per infiammazione dovuta allo spostamento dalla sua sede naturale.

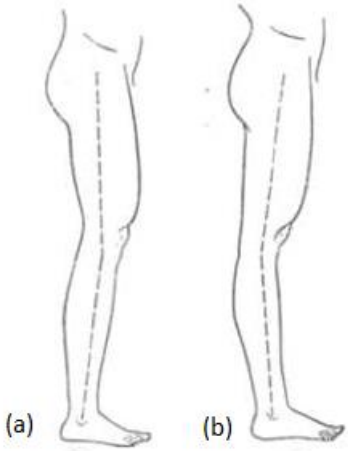

Figura 2.2 Rappresentazione di un tipico esempio di ginocchi flesso (a) e ginocchio rigido (b)

-anca addotta: durante il cammino il paziente mostra un'iperadduzzione e rotazione interna dell'anca; i muscoli potenzialmente coinvolti sono: adduttore lungo, grande adduttore, gracile, ileopsoas e il pettineo. Questo disturbo genera problemi di equilibrio a causa della riduzione della base di appoggio sia durante lo standing che nella fase di appoggio del cammino. Inoltre, durante la fase di swing l'anca addotta ostacola la progressione del paziente poiché sono possibili collisioni tra l'arto malato e quello sano nel caso in cui si ha una marcata rotazione interna e conseguente chiusura dell'angolo del passo.

-anca flessa: i muscoli coinvolti sono: retto femorale, ileopsoas, pettineo, adduttore lungo, adduttore breve e il grande gluteo. La presenza di un'anca flessa minaccia la stabilità del carico durante la fase di stance ed inoltre durante il cammino essa interferisce con l'avanzamento e riduce la lunghezza de passo. Per sopperire a questo spostamento del peso corporeo il paziente tende a effettuare un cammino in cui è accentuata la lordosi lombare e si ha dunque un notevole incremento della fatica. Infine, questa condizione può portare a contratture e indirettamente a deformità a livello del ginocchio.

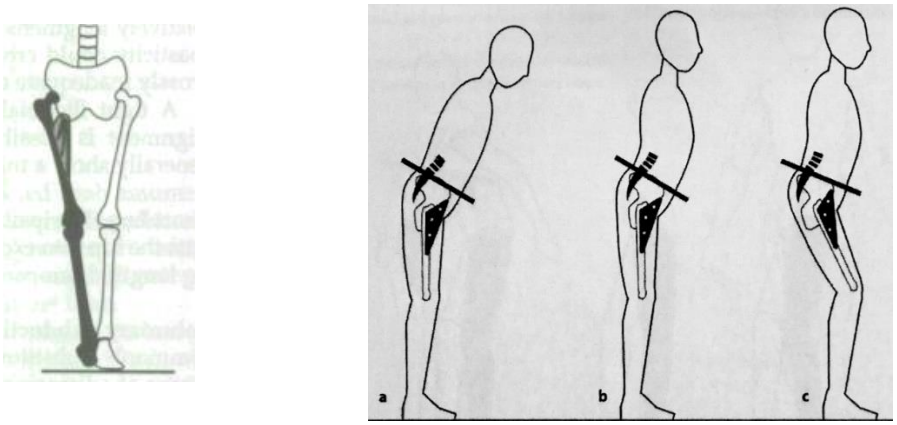

Figura 2.3 A sinistra una rappresentazione di un esempio di anca addotta. A destra un tipico esempio di anca flessa (a) con relative conseguenze sull'andamento del paziente che essa comporta, spostamento del peso in avanti (b) e flessione del ginocchio (c) (Perry 1992)

Vengono ora riportate le considerazioni principali di un'analisi basata su segnali EMG di bambini emiplegici tratto dallo studio [1]. In primo luogo, si è notato che il reclutamento muscolare nei bambini emiplegici presenta una grande variabilità in termini di numero e tempistica degli intervalli di attivazione in entrambi gli arti inferiori. Si è inoltre notata una riduzione della durata della fase del contatto iniziale tra il piede e il pavimento sul piede patologico e un incremento della stessa fase nel piede sano dello stesso paziente. Da questo si può dedurre quindi che il piede sano viene utilizzato maggiormente nella fase di appoggio rispetto a quello patologico. Sempre andando ad

analizzare la prima fase di contatto con il terreno nei diversi pazienti si è notata una differenza sostanziale tra la frequenza di un appoggio di tallone e la frequenza di un appoggio di punta durante la deambulazione. Viene dunque riportato nella Tabella 2.1 un confronto della frequenza relativa percentuale del numero di volte in cui il primo contatto del piede con il terreno durante la normale deambulazione avviene di tallone nel caso di soggetti normali ed emiplegici. I valori sono ricavati dallo studio statistico descritto in dettaglio in [3].

Tabella 2.1: gamba patologica -paziente emiplegico [HS], gamba sana-paziente emiplegico [CS], gamba sana-soggetto non patologico [CON] [1]

	HS	**CS**	**CON**
Primo contatto con il pavimento di tallone	35% delle volte	79% delle volte	88% delle volte

La significativa differenza tra queste frequenze dà un'idea quantitativa della variabilità presente nel passo dei pazienti affetti da emiplegia. In figura 2.4 sono ora illustrate parallelamente le fasi di swing nel caso di soggetti patologici e non, con particolare attenzione alle principali differenze nei due andamenti:

- Soggetto normale: Durante la fase denominata "Initial swing" il piede è spinto in avanti soprattutto da forze gravitazionali-inerziali e poco dalle forze muscolari, esse infatti le troveremo durante il "Mid swing" con lo scopo di impedire la caduta del piede durante tutta l'oscillazione. Verso la fine della fase ("Terminal swing") si osserva la completa ripresa dell'attività muscolare volta a decelerare l'arto in preparazione con il primo contatto con il suolo.

- Soggetto emiplegico: Generalmente nella fase di “Pre-swing” e “Initial swing” si ha una inadeguata flessione del ginocchio che comporta un prolungato contatto del tallone, un aumento della pressione dell’avampiede sul terreno e un mancato accorciamento dell’arto nella prima fase dell’oscillazione. La fase di “Mid-swing” può presentare un iperflessione di anca e ginocchio con conseguente caduta del piede e uno strisciamento con il terreno. Nella fase di “Terminal swing” si può notare invece un’inadeguata estensione del ginocchio che comporta uno squilibrio della normale sinergia muscolare durante l’oscillazione.

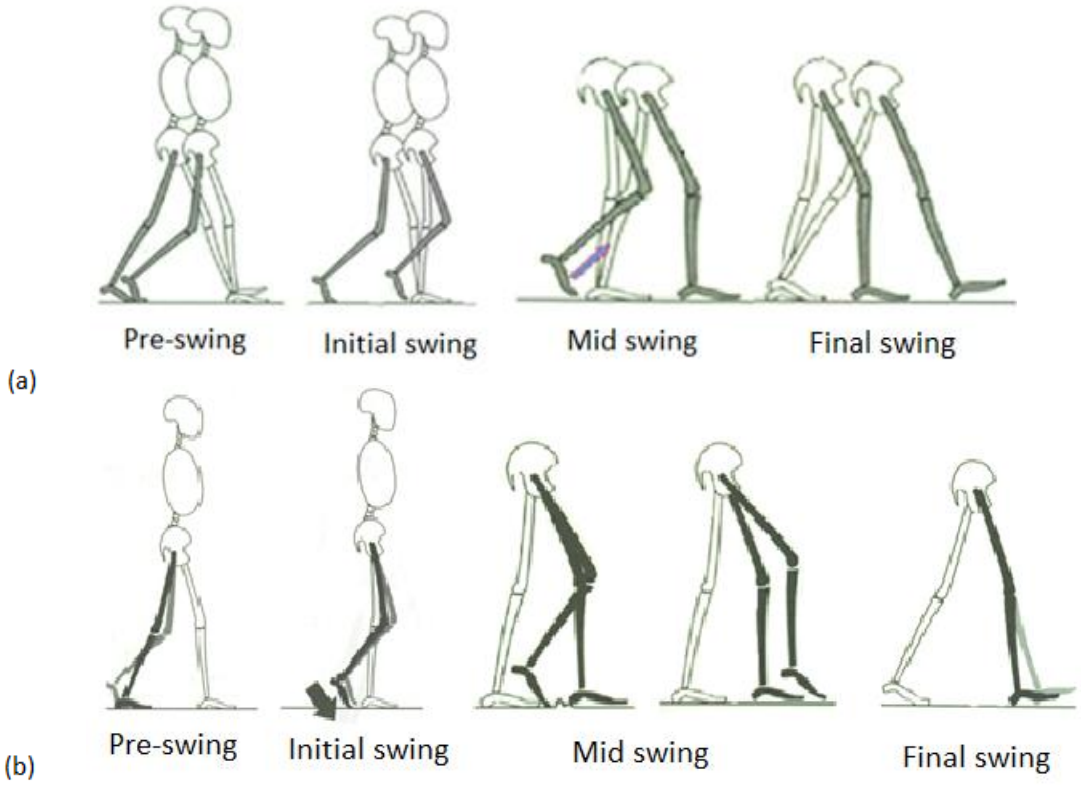

Figura 2.4 Rappresentazione della fase di swing nel caso di soggetto emiplegico (b) e di un soggetto non patologico (a) (Perry 1992)

3. Materiali e Metodi

3.1 Casistica

Il dataset comprende segnali registrati da 20 bambini emiplegici (9 di sesso femminile e 11 di sesso maschile) presso il Laboratorio di Gait Analysis dell'Ospedale Santa Croce di Moncalieri (TO), Italia [11].

Tabella 3.1 Caratteristiche principali dei soggetti studiati (media ± deviazione standard)

Età	9.4 ± 3.1 anni
Altezza	131 ± 17.8 centimetri
Peso	32.4 ± 12.6 chilogrammi
Gamba patologica	10 sx e 10 dx

3.2 Acquisizione del segnale

Per acquisire i dati elettromiografici si è utilizzato STEP32, ovvero un sistema elettromedicale per l'analisi statistica del cammino della "Medical Technology" che consente di acquisire simultaneamente fino a 32 segnali. 16 di questi sono dedicati ad acquisire informazioni da sensori posizionati direttamente sul paziente mentre gli altri 16 sono dedicati ad acquisire dati da sorgenti differenti, come ad esempio le pedane di forza. Il sistema utilizzato ha una risoluzione di 12 bit, una frequenza di campionamento pari a 2 kHz, ed un periodo di 0.5 ms).

Nel nostro studio sono state impiegate 5 sonde sEMG (superficial-EMG) con le seguenti caratteristiche:

Tabella 3.2 Caratteristiche dei sensori per la registrazione dei segnali EMG

	Sonde a geometria fissa	Sonde a geometria variabile
Materiale disco	Ag/ Ag-Cl	Ag/ Ag-Cl
Diametro elettrodo:	0.4 cm	0.4 cm
Distanza inter-elettrodo	0.8 cm	Superiore 12mm
Guadagno:	1000	1000
Filtro passa alto:	10 Hz	10Hz
Impedenza di ingresso	1.5 G	> 1.5 G
CMRR	> 126 dB	> 126 dB
Input di riferimento al rumore	1 Vrms	200 nVrms

Vengono poi utilizzati tre interruttori a pressione (superficie: 1.21 cm^2, forza di attivazione: 3 N) che sono stati incollati rispettivamente sotto il tallone, sulla prima testa metatarsale del piede patologico e sulla quinta testa metatarsale dello stesso.

3.3 Pre-Processing

Prima di poter utilizzare i segnali raccolti dai pazienti come ingresso della rete neurale essi devono essere elaborati in modo da evidenziare eventuali criticità e nel caso ristrutturare i dati in modo da eliminarle e rendere gli stessi compatibili con i tool utilizzati. Per quanto riguarda i segnali basografici essi vengono convertiti e processati con lo scopo di identificare le diverse fasi del passo (appoggio e oscillazione), utilizzando un approccio già discusso in dettaglio in [2]. Il segnale elettromiografico viene sottoposto a un pre-processing volto a palesare l'attivazione muscolare e ad eliminare l'elemento che maggiormente deteriora il segnale, il rumore. Per fare ciò si filtra il segnale ad alte frequenze (filtro passa-basso) in modo da eliminare il rumore causato dalla conduzione del segnale nei nervi e tutte le altre interferenze dovute a strumenti elettronici. Ciò che permette di attuare tale operazione è l'utilizzo di filtri digitali, i quali sono caratterizzati da una risposta impulsiva di durata finita (FIR) con frequenza di taglio pari a 450 Hz. Per quanto riguarda il rumore a basse frequenze (causato per esempio da movimenti relativi del sensore o variazioni di temperatura) viene utilizzato un filtro passa-alto con frequenza di taglio pari a 20 Hz del tutto analogo a quello precedente. Non vengono utilizzati i filtri per eliminare la componente della tensione di rete (50/60 Hz) in quanto in quel range di banda possono trovarsi delle componenti significative del segnale. Il segnale viene ora raddrizzato e filtrato con un ultimo filtro bassa basso con frequenza di taglio pari a 5 Hz (attraverso un Butterworth del secondo ordine) così da ottenere un segnale in cui viene evidenziata l'attivazione muscolare.

In Figura 3.1 vengono mostrati degli esempi di segnali EMG prima e dopo il pre-processing

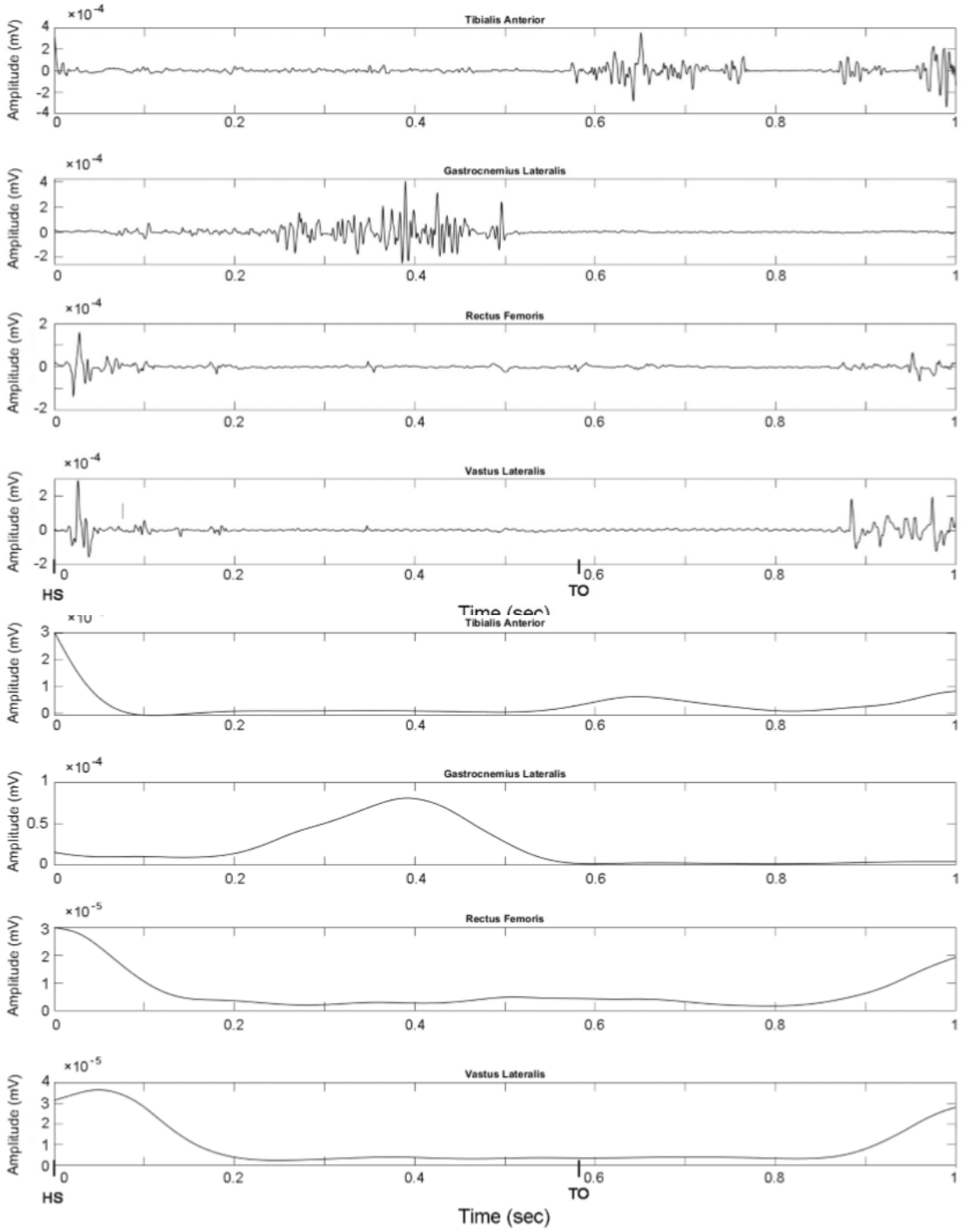

Figura 3.1 Confronto tra segnale grezzo e processato di 4 muscoli della gamba destra tratto da [3]

3.4 Preparazione dei dati

Con lo scopo di velocizzare e aumentare le performance dell'allenamento della rete viene effettuata infine una normalizzazione di ogni singolo segnale: Questo step ci permette di avere mappati tutti i valori in un intervallo [0,1]. L'ultimo passo prima di poter allenare la rete neurale è quello di dividere il segnale in finestre che andranno a formare l'effettivo input. In questo modo si avrà una predizione sul basografico per ogni finestra fornita alla macchina. Di seguito verranno descritte brevemente le principali tipologie di finestre presenti in letteratura e quelle che effettivamente sono state soggetto di studio in questo progetto:

- Finestre distinte da N campioni: i dati contenuti nelle diverse finestre non hanno elementi comuni, pertanto il segnale viene porzionato in M intervalli distinti come mostrato in Figura

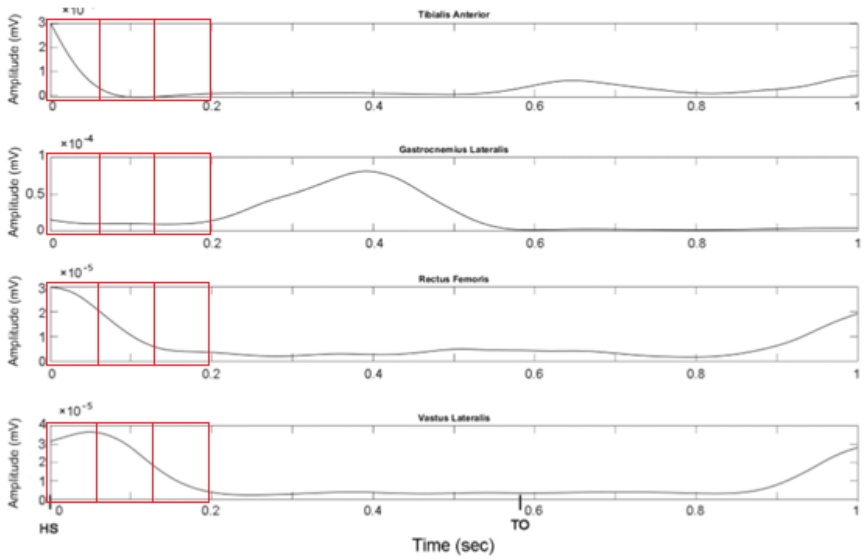

Figura 3.2 Rappresentazione **qualitativa** dell'organizzazione delle finestre: il segnale è perfettamente diviso in finestre uguali i cui elementi sono distinti

- <u>Finestre da N campioni e scorrimento M</u>: i dati contenuti in due finestre adiacenti hanno degli elementi in comune derivati dal fatto che la lunghezza delle finestre [N] è diversa dallo scorrimento [M] (ovvero dalla distanza tra l'inizio di una finestra e quello della successiva). Per questo tipo di finestra, [N] è sempre maggiore di [M].

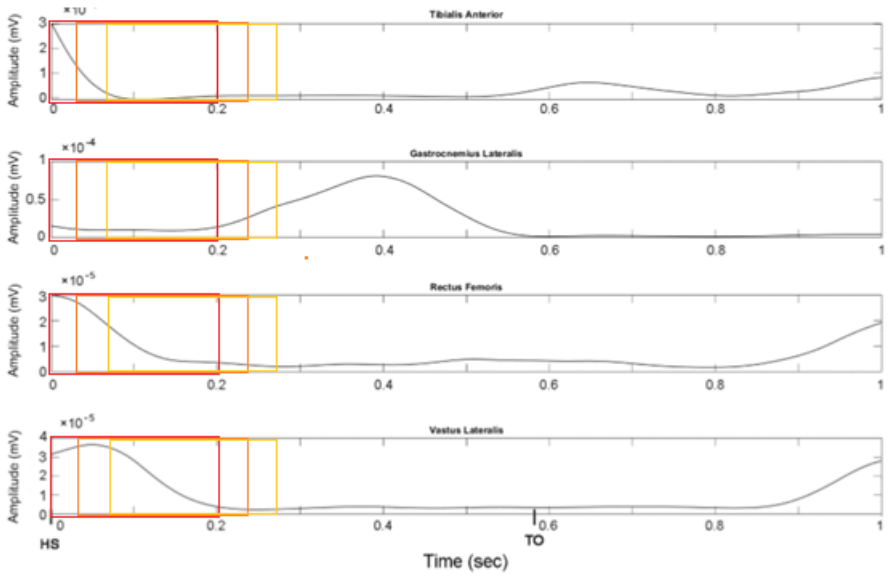

Figura 3.3 Si può vedere **qualitativamente** (dimensioni finestre esageratamente elevate ai fini di una miglior comprensione) l'organizzazione delle finestre: la prima (in rosso) ha elementi comuni con la seconda (arancione) e anche con la terza (gialla).

Come vedremo in questo studio le diverse organizzazioni di dati andranno ad incidere notevolmente sulla velocità dell'addestramento della rete e sulle performance della stessa. Di seguito infatti saranno messe a confronto le diverse predizioni del basografico con 3 tipi di finestre diversi:

- Finestre distinte da 20 campioni
- Finestre da 50 campioni con scorrimento 10 (parzialmente sovrapposte)
- Finestre da 200 campioni con scorrimento 5 (parzialmente sovrapposte)

Indipendentemente dalla lunghezza della finestra [N] i dati vengono aggregati nel modo utilizzando la seguente procedura: inizialmente viene creata una matrice di N*5 elementi, nella quale ogni riga contiene i segnali EMG relativi ai 5 muscoli analizzati. A questo punto la matrice viene vettorizzata come mostrato in Figura 3.4, in modo tale da ottenere un unico vettore di lunghezza Nx5 che costituirà l'input della rete neurale. Ad ognuno di questi input cosi organizzati la rete attribuisce un valore (0 o 1) che rappresenta la classe di appartenza di quel vettore (0 se si tratta di una fase di appoggio e 1 se si tratta di una fase di oscillazione).

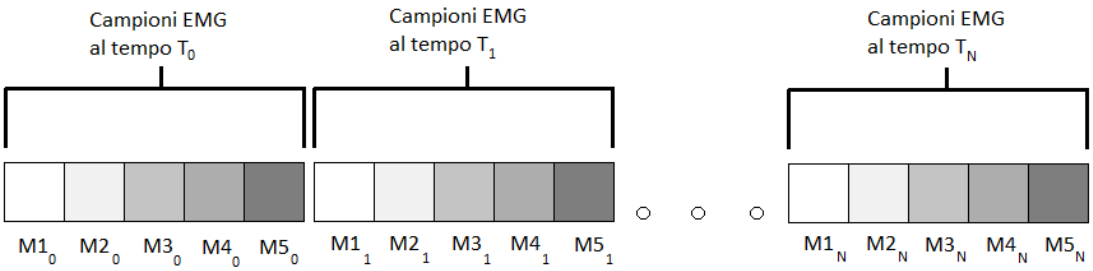

Figura 3.4 Rappresentazione di un generico input della rete

Ad ognuno di questi input così organizzati la rete attribuisce un valore (0 o 1) che rappresenta la classe di appartenenza di quel vettore (0 se si tratta di una fase di appoggio e 1 se si tratta di una fase di oscillazione). Una volta strutturati i dati è stato suddiviso il dataset in train set e test set per poter allenare la rete. L'approccio utilizzato consiste nell'addestrare la rete con una porzione di segnale appartenente ad un singolo soggetto (i 5 segnali EMG sono l'input e i segnali basografici rappresentano la ground truth) attraverso una tecnica statistica chiamata cross-validation. Essa consiste nel dividere l'insieme di campioni in k porzioni con lo stesso numero di elementi e, ad ogni iterazione, viene usata una delle k partizioni come test set, mentre il resto viene usato come train set.

Si suddivide dunque il campione osservato in k gruppi uguali (organizzati in cartelle e dunque chiamati “folds”), si esclude iterativamente un gruppo alla volta e si cerca di predirlo con i gruppi non esclusi al fine di verificare l’affidabilità del modello di predizione utilizzato. Il valore di k scelto in questo studio, come anche nella maggior parte degli studi presenti in letteratura, è pari 10.

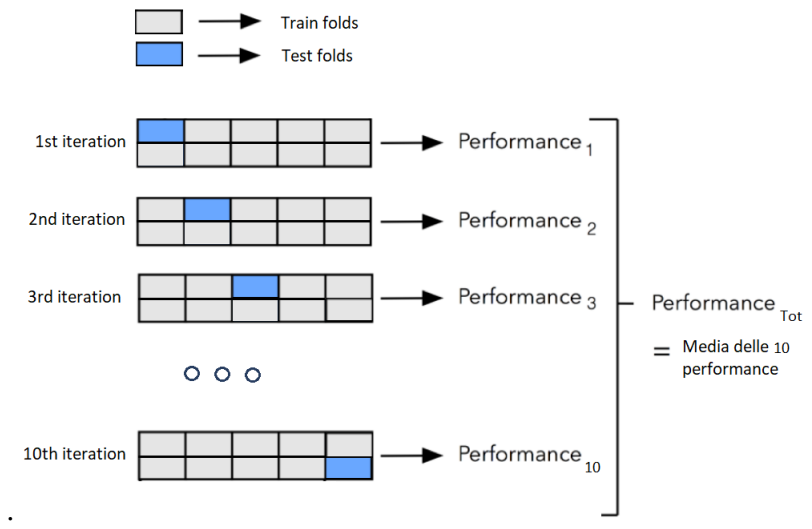

Figura 3.5 Rappresentazione della divisione in folds e del metodo utilizzato (cross-validation)

3.5 Rete neurale

Le reti neurali [16] sono modelli matematici computazionali composti da neuroni artificiali i quali si ispirano al funzionamento biologico del cervello umano. Come mostrato dalla Figura 3.6 una rete neurale è formata da alcuni strati (denominati “layers”) composti da neuroni artificiali. Questi neuroni sono collegati tra loro attraverso delle sinapsi che permettono la trasmissione di informazioni tra un elemento ed un altro. Partendo dalle unità di input, a cui vengono forniti i dati del problema, l’elaborazione si propaga in parallelo nella rete fino alle unità finali (di output), che forniscono il risultato richiesto.

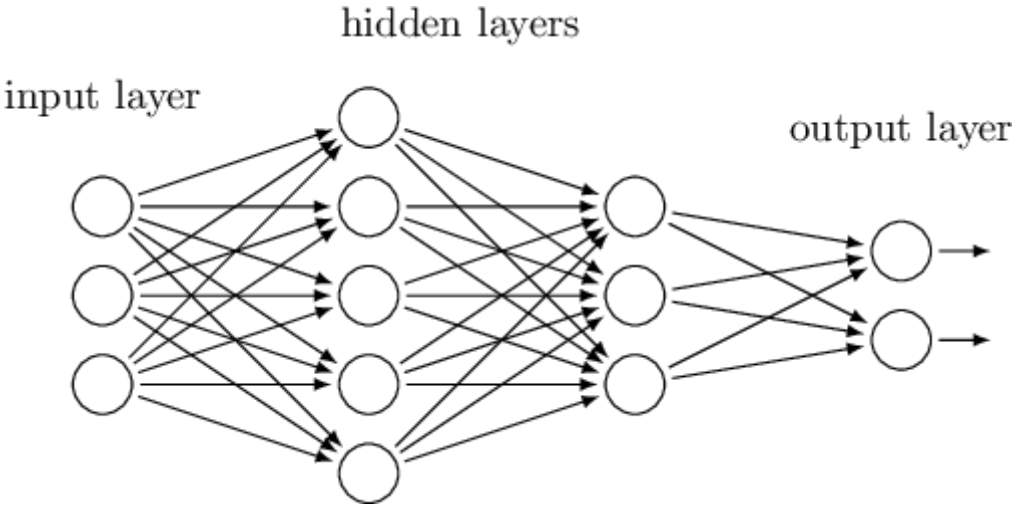

Figura 3.6 Rappresentazione di una generica rete neurale

Tra le principali caratteristiche di queste reti troviamo: rapida comunicazione, unità elaborative semplici, apprendimento automatico, forte interconnessione ed un forte parallelismo. Sfruttando dunque le capacità di questi modelli si possono affrontare un gran numero di problemi che con l'informatica programmata non potevano essere risolti. Tra i principali utilizzi delle reti neurali troviamo:

- Previsioni finanziarie
- Riconoscimento ed elaborazioni delle immagini
- Simulazioni di varia natura, da sistemi biologici a quelli intracellulari
- Analisi segnali vocali
- Classificazione di dati (immagini, segnali elettrici, segnali audio…)
- Data mining
- Diagnosi mediche

Come descritto in precedenza nello studio preso in esame si è utilizzata la rete per effettuare una classificazione, e dunque una predizione, delle fasi del passo.

Per far si che la rete riesca a classificare in modo corretto è necessaria una prima fase di addestramento nella quale vengono forniti alla rete sia i diversi input (organizzati come descritto del paragrafo precedente) che i corrispondenti output (segnali basografici reali) relativi ad uno specifico paziente. In questo modo si ha l'apprendimento dei dati e soprattutto l'apprendimento dai nessi che legano input e output del caso preso in esame. Inizialmente la macchina attribuisce ai diversi input dei pesi casuali e grazie ad essi riesce a ottenere una predizione dell'uscita che sarà in un primo momento, data la natura casuale dei pesi, molto distante dall'effettivo valore dell'output. Man mano che la rete elabora i diversi output però, essa procede a correggere i diversi pesi in modo da diminuire quanto più possibile la differenza tra l'uscita predetta e quella reale (data dai segnali basografici). Seppur l'addestramento della rete sia un processo automatico, è di vitale importanza saper scegliere sia i diversi parametri della rete stessa e sia le dimensioni dei set di dati utilizzati per l'addestramento: un numero eccessivo di parametri in ingresso e una troppo potente capacità di elaborazione potrebbe, paradossalmente, rendere difficile alla rete neurale il compito di generalizzare il problema proposto. Deve essere quindi raggiunta una giusta generalizzazione del problema: la rete non deve imparare perfettamente a classificare i dati proposti nel training poiché in tal caso il modello potrebbe adattarsi a caratteristiche che sono specifiche solo del training set, ma che non hanno riscontro nel resto dei casi (si avrebbe un over-fitting) ; Se invece il modello non è in grado di acquisire il rapporto tra gli esempi di input e i valori di target si avranno delle prestazioni scarse sui dati di addestramento (si avrebbe un under-fitting).

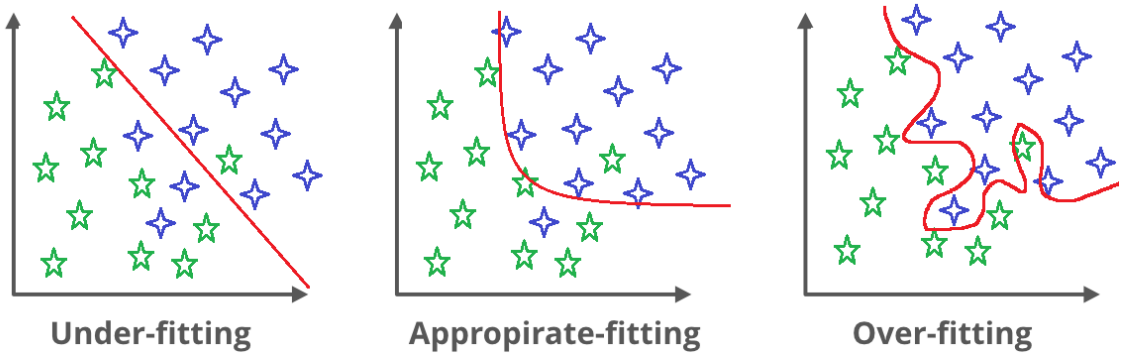

Figura 3.7 Rappresentazione di under-fitting, appropirate-fitting e over-fitting nel caso di una rete classificatrice.

Verranno ora descritte le caratteristiche della rete neurale utilizzata in questo studio:

Numero hidden layer	1
Numero neuroni input	5
Numero neuroni hidden layer	32
Tipo rete	Feed-Forward
Learning rate	0,001
Batch size	32
Ottimizzazione utilizzata	Adam

3.6 Individuazione gait events e parametri di valutazione

Il segnale basografico predetto è stato ricostruito riorganizzando in modo cronologico le uscite della rete. Pertanto, è stato ottenuto un vettore composto da sequenze di 0 (fase di appoggio) alternate a sequenze di 1 (fase di oscillazione). Questo vettore è stato poi scansionato cronologicamente al fine di rilevare le transizioni tra le fasi del passo: dall'oscillazione alla fase di appoggio (HS = Heel Strike) e dalla fase di appoggio alla fase di oscillazione (TO = Toe-Off). Gli HS sono stati identificati dai campioni in cui si

verifica la transizione da 1 a 0 mentre i TO sono stati indentificati dai campioni in cui si ha la transizione da 0 a 1. In questo studio la classificazione appena effettuata deve essere utilizzata per predire il segnale basografico, ovvero deve prevedere il momento preciso della transizione della fase del passo. Per valutarne le performance valutiamo prima di tutto le prestazioni della rete nell'assegnare l'output corretto (0 per appoggio e 1 per oscillazione) nei singoli segmenti EMG. Questo viene fatto usando metriche di classificazione standard: vengono dunque calcolati accuracy, precision, recall e F1 score. Per poter determinare questi parametri bisogna definire prima il concetto di True-positive / False-positive / True-negative / False-negative. Un True positive (Tp) è un risultato in cui il modello prevede correttamente la classe positiva (1); allo stesso modo , un True negative (Tn) è un risultato in cui il modello prevede correttamente la classe negativa (0); un False positive (Fp) è invece un risultato in cui la rete prevede erroneamente la classe positiva (1); infine un False negative (Fn) è un risultato in cui la rete prevede erroneamente la classe negativa(0).

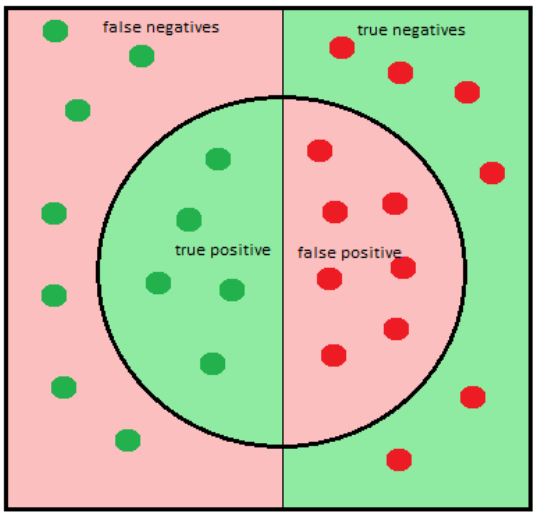

Figura 3.8 Rappresentazione di True-positive / False-positive / True-negative / False-negative nel caso di una classificazione. I cerchi verdi rappresentano i valori appartenenti alla classe 1 (oscillazione) mentre quelli rossi rappresentano i valori appartenenti alla classe 0 (appoggio). All'interno del cerchio troviamo invece tutti quei valori classificati come classe 1 dalla rete.

Definiti questi parametri possiamo ora calcolare le metriche citate in precedenza

Accuracy	$Accuracy = \frac{T_p + T_n}{T_p + T_n + F_p + F_n}$	L'accuracy è una misura statistica utilizzata per quantificare le prestazioni del classificatore nell'indentificare le classi;
Precision	$Precision = \frac{T_p}{T_p + F_p}$	La precision rappresenta quanto il modello è preciso/accurato nell'identificare la classe positiva. Viene definita come il rapporto il tra il numero dei True positive e l'insieme di tutti gli elementi che la rete ha classificato come appartenenti alla classe positiva (1).
Recall	$Recall = \frac{T_p}{T_p + T_n}$	La recall rappresenta invece quanto il modello è in grado di riconoscere la classe positiva. Vengono messi a rapporto il numero dei True positive e l'insieme di tutti gli elementi che realmente appartengono alla classe positiva (1).
F1 score	$F_1 = 2 \cdot \frac{precision \cdot recall}{precision + recall}$	L' F1 score è definito come la media armonica tra precision e recall; Questo indicatore ci fornisce dunque un valore che racchiude al suo interno entrambi i parametri appena descritti.

Ricavare questi 4 parametri tuttavia non è sufficiente per poter rappresentare a pieno le performance della rete. Infatti, se gli errori della classificazione fossero concentrati in prossimità delle transizioni (HS e TO) si otterrebbe un alto valore di queste metriche ma allo stesso tempo il risultato sarebbe insoddisfacente in termini di errore temporale degli istanti di transizione. Per risolvere questo problema viene adottata una procedura ampiamente utilizzata in letteratura per valutare le predizioni delle fasi del passo [12,13]. In particolare, si è scelto un valore di tollerance (tol) e grazie ad esso si sono classificati i vari HS e TO predetti come dei True positive se un evento dello stesso tipo (HS o TO) esiste nell' intervallo di tempo $|t_{reale} - t_{predetto}| < tol$, o come dei False positive in caso contrario. Vengono poi misurati precision, recall e F1 score e, per i True positive, viene anche calcolato l'errore medio (MAE) che rappresenta la distanza temporale (espressa in numero di campioni) tra l'evento predetto e quello corrispondente nel segnale basografico reale.

4. Risultati e Discussione

Dalle ricerche effettuate, questo studio è il primo tentativo di classificare in modo affidabile le fasi del passo nel caso di soggetti emiplegici mediante l'utilizzo di reti neurali basate esclusivamente sul segnale EMG. In questa sezione verranno riportati i risultati ottenuti utilizzando i 3 tipi di organizzazioni dei dati proposti nel capitolo precedente:

I. Finestre distinte da 20 campioni

II. Finestre da 50 campioni con scorrimento 10 (parzialmente sovrapposte)

III. Finestre da 200 campioni con scorrimento 5 (parzialmente sovrapposte)

4.1 Classificazione fasi del passo

A partire dalle 10 cartelle in cui è diviso il dataset, è stata calcolata la media del valore di accuracy della rete per ognuna delle 3 organizzazioni dei dati.

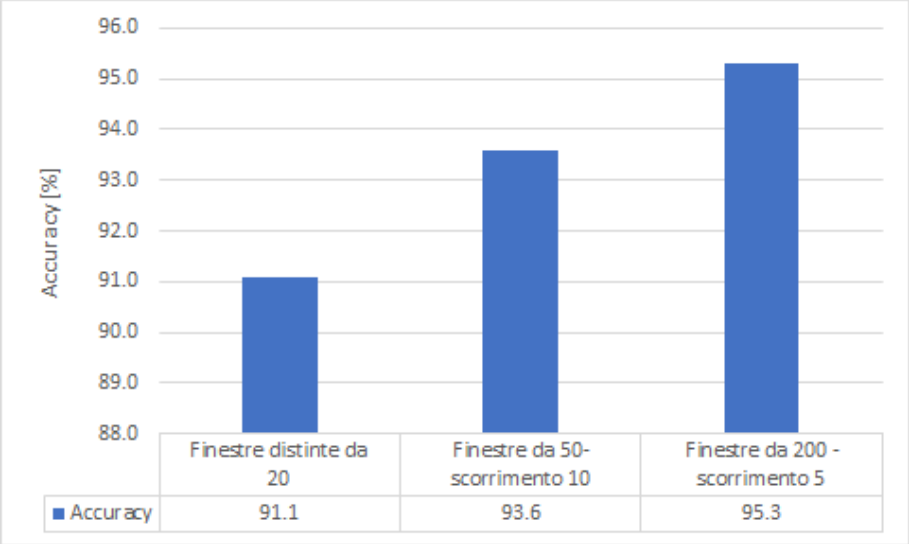

Figura 4.1 Accuracy sulla classificazione delle fasi del passo calcolate come media sulle 10 cartelle e rappresentate per ogni tipo di finestra

Si ha dunque una performance di classificazione pari al 91% andando ad utilizzare le finestre distinte da 20 campioni e un valore sempre maggiore nel caso in cui si lavori con finestre più grandi e parzialmente sovrapposte (circa 93 % e 95 %). Seguendo la stessa procedura, sono calcolati gli altri indicatori di classificazione (precision, recall e F1 score) nel caso di riconoscimento della fase di appoggio e di quella di oscillazione per tutti e 3 i casi proposti.

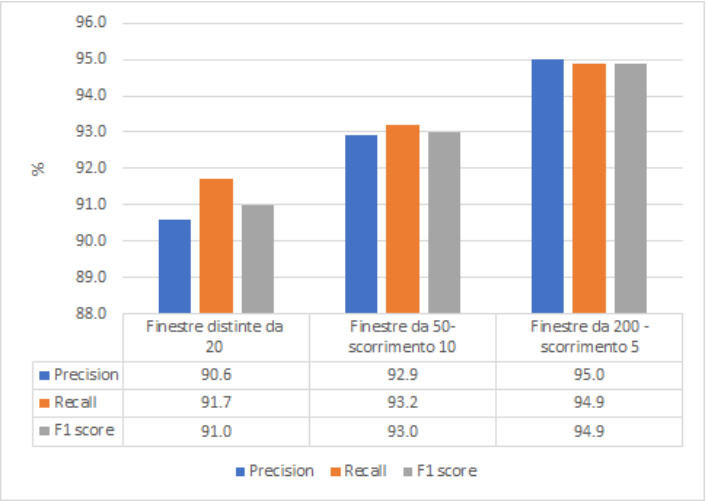

Figura 4.2 Performance della rete nella classificazione della fase di oscillazione (Swing phase). Ogni parametro è dato dalla media sulle 10 cartelle

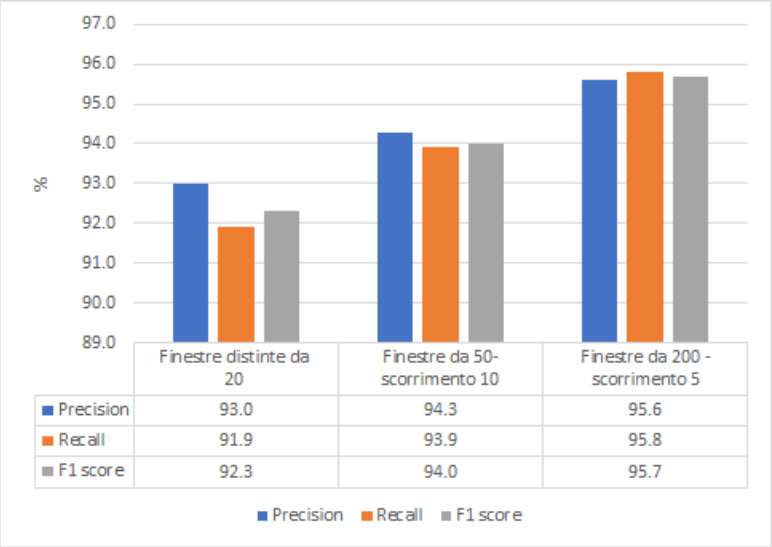

Figura 4.3 Performance della rete nella classificazione della fase di appoggio (Stance phase). Ogni parametro è dato dalla media sulle 10 cartelle

Sia per la fase di swing che per la fase di stance, la recall e la precision aumentano all'aumentare della lunghezza della finestra e questo causa un innalzamento del valore dell'F1 score. Le finestre da 200 campioni con sovrapposizione di 5 permettono di ottenere il miglior riconoscimento delle due fasi (F1 score di circa 95,5%).

4.2 Individuazione gait events

Effettuando un confronto tra i segnali basografici reali e quelli predetti dalla rete nei diversi casi si è potuto notare che quasi tutte gli errori di classificazione si trovano tra questi dati si trovano in prossimità degli istanti di transizione (HS e TO). Questo risultato era abbastanza prevedibile in quanto la difficoltà maggiore è proprio quella di riconoscere la fase di transiozione tra HS-TO e vicerversa. In Figura 4.4 e 4.5 viene mostrato un esempio dell'andamento dei segnali basografici reali con quelli ricostruiti dalla rete. Dalla stessa figura può notare che, all'aumentare delle performance della rete (descritte nel paragrafo precedente), l'andamento del segnale basografico predetto è sempre più simile a quello reale.

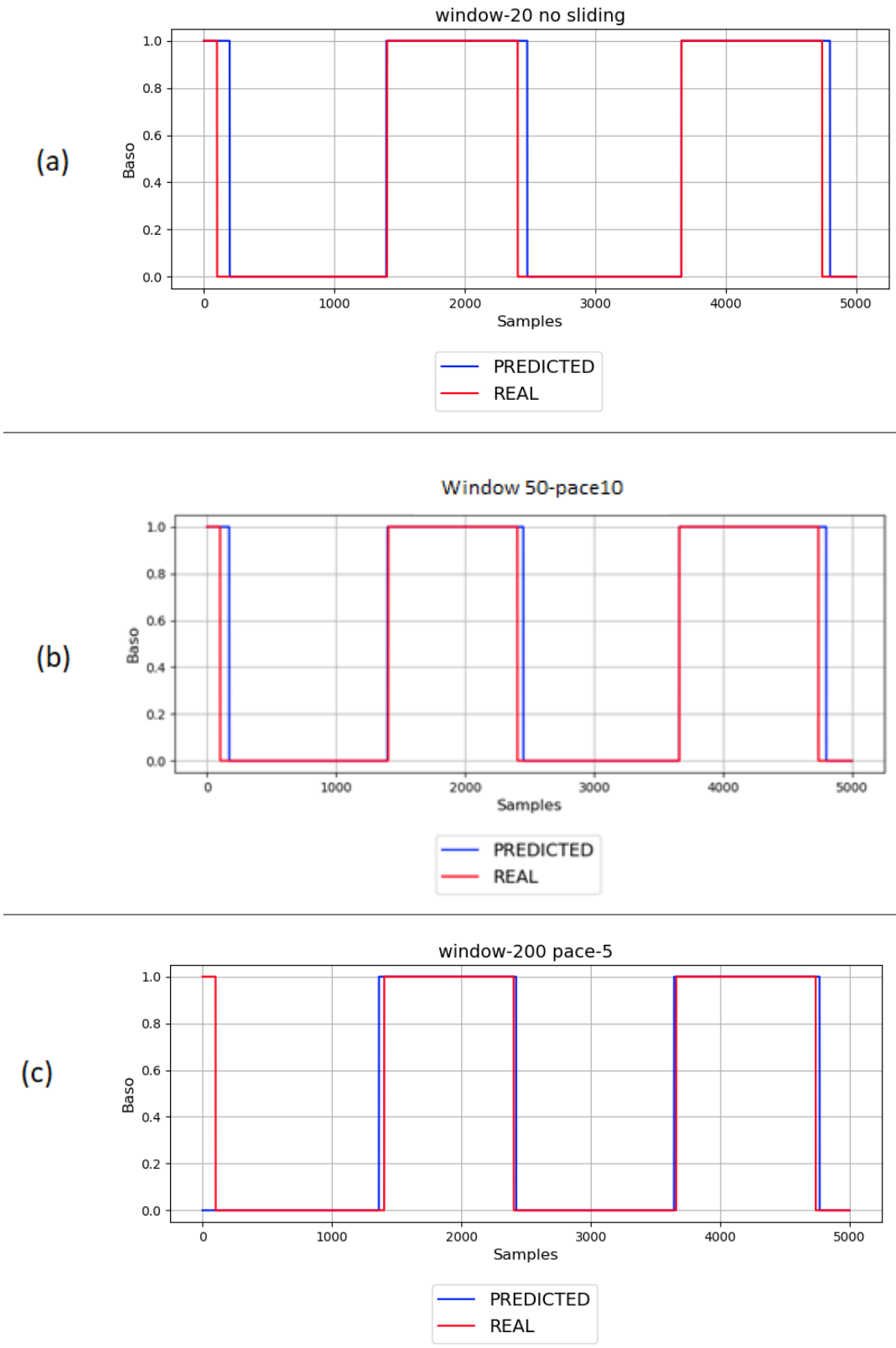

Figura 4.4 Andamento tipico segnali basografici reale(rosso) e predetto (blu) al variare delle finestre utilizzate: Finestra da 20 campioni distinti (a), finestra da 50 campioni-scorrimento 10 (b), finestra da 200 campioni-scorrimento 5 (c)

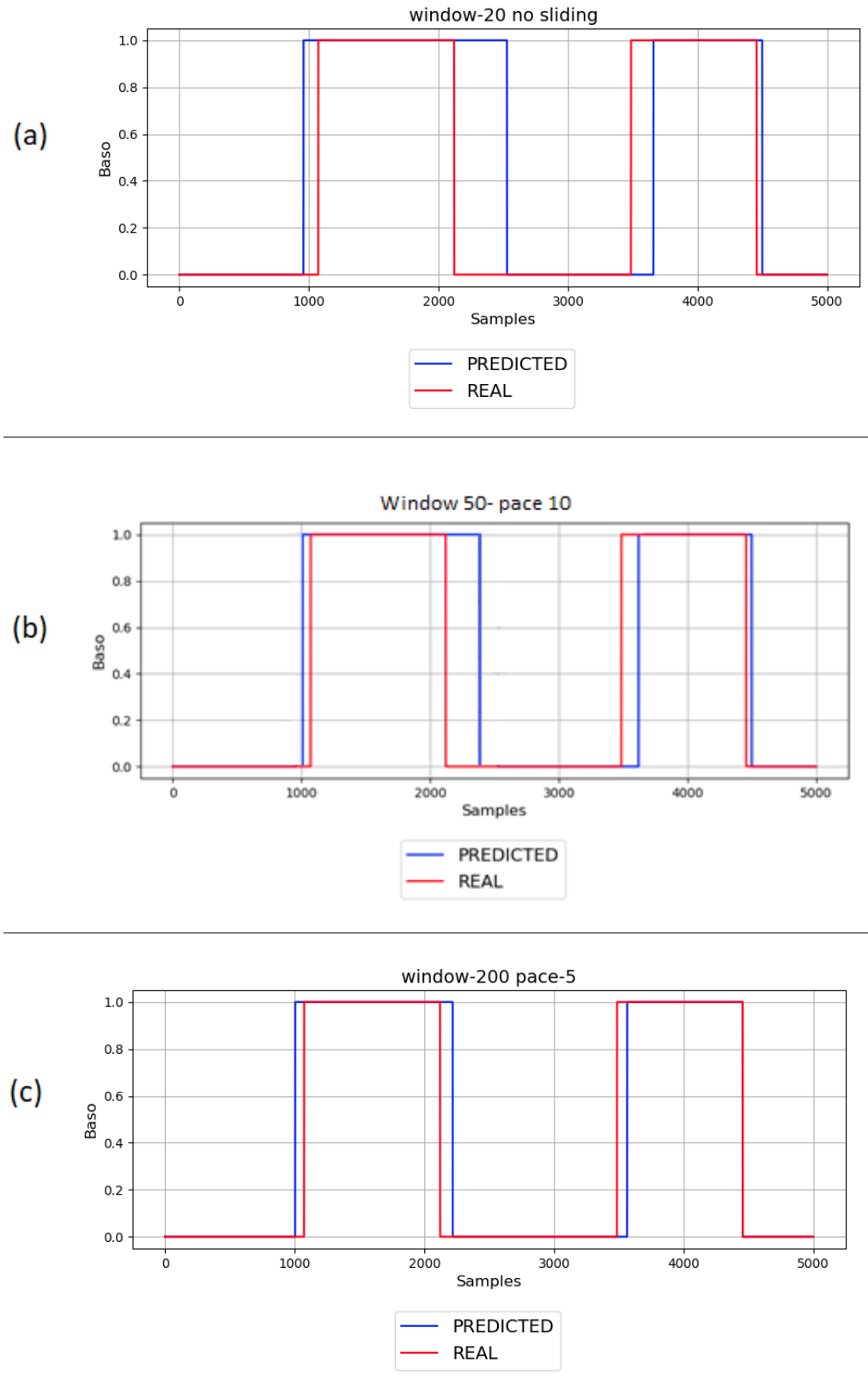

Figura 4.5 Andamento tipico segnali basografici reale(rosso) e predetto (blu) al variare delle finestre utilizzate: Finestra da 20 campioni distinti (a), finestra da 50 campioni-scorrimento 10 (b), finestra da 200 campioni-scorrimento 5 (c)

In Tabella 5.1 e 5.2 vengono mostrati i risultati quantitativi ottenuti dagli indicatori implementati (MAE, precision, recall, F1score).

Tabella 4.1 Performance nell'individuazione degli istanti di transizione. Vengono rappresentati i diversi parametri riguardanti gli HS al variare del valore di tollerance e al variare del tipo di finestre utilizzate (I-II-III).

	TOL	MAE HS	Prec HS	Recall HS	F1 HS
Finestre da 20 campioni distinti	**100**	35.8 campioni	64.8	80.3	71.2
	200	48.9 campioni	75.1	92.9	82.5
	600	62.1 campioni	79.3	98.3	87.2
	TOL	MAE HS	Prec HS	Recall HS	F1 HS
Finestre da 50 campioni - scorrimento 10	**100**	30.0 campioni	75.9	92.4	82.8
	200	35.5 campioni	80.0	97.5	87.3
	600	39.7 campioni	81.4	99.3	88.9
	TOL	MAE HS	Prec HS	Recall HS	F1 HS
Finestre da 200 campioni - scorrimento 5	**100**	28.9 campioni	84.9	92.9	88.3
	200	33.3 campioni	88.8	97.2	92.4
	600	36.6 campioni	89.8	98.5	93.5

Tabella 4.2 Performance nell'individuazione degli istanti di transizione. Vengono rappresentati i diversi parametri riguardanti gli TO al variare del valore di tollerance e al variare del tipo di finestre utilizzate.

	TOL	MAE TO	Prec TO	Recall TO	F1 TO
Finestre da 20 campioni distinti	**100**	35.1 campioni	61.2	75.8	66.3
	200	59.9 campioni	74.6	92.4	82.0
	600	69.8 campioni	79.3	98.2	87.1
	TOL	MAE TO	Prec TO	Recall TO	F1 TO
Finestre da 50 campioni - scorrimento 10	**100**	35.9 campioni	67.6	82.5	73.6
	200	52.3 campioni	78.7	95.9	85.9
	600	58.3 campioni	81.1	98.9	88.6
	TOL	MAE TO	Prec TO	Recall TO	F1 TO
Finestre da 200 campioni - scorrimento 5	**100**	34.1 campioni	81.4	88.9	84.9
	200	41.7 campioni	87.8	95.9	91.3
	600	46.6 campioni	89.6	98.0	93.2

Da questi risultati si può notare come l'organizzazione dei dati precedente all'addestramento (divisione in finestre) influenza in modo significativo le prestazioni della rete neurale. Per lo studio preso in esame dunque verranno utilizzate le finestre da 200 campioni con scorrimento pari a 5 poiché queste hanno permesso di ottenere delle performance maggiori sia nella classificazione delle fasi del passo sia nell'individuazione degli istanti di transizione. In questo caso, per ogni finestra la rete analizza i 200 campioni proposti ma effettua la predizione solo su l'istante di tempo corrispondente agli ultimi 5. Dunque, la rete analizza finestre temporali più grandi (e quindi con più campioni) e

avendo disponibili più dati durante il training (finestre sovrapposte) riesce a generalizzare meglio il problema proposto. Di seguito sono riassunti dunque le performance ottenute con questo tipo di finestre considerando come valore di tollerance 200.

Tabella 4.3 Performance nella classificazione delle fasi del passo (0 fase di appoggio e 1 fase di oscillazione)

	0	**1**
Precision	95.6	95.0
Recall	95.8	94.9
F1Score	95.7	94.9

Tabella 4.4 Performance nell'individuazione delle fasi di transizione finestre da 200 campioni con scorrimento 5

TOL	**MAE HS**	**Prec HS**	**Recall HS**	**F1 HS**	**MAE TO**	**Prec TO**	**Recall TO**	**F1 TO**
200	33.3 campioni	88.8	97.2	92.4	41.7 campioni	87.8	95.9	91.3

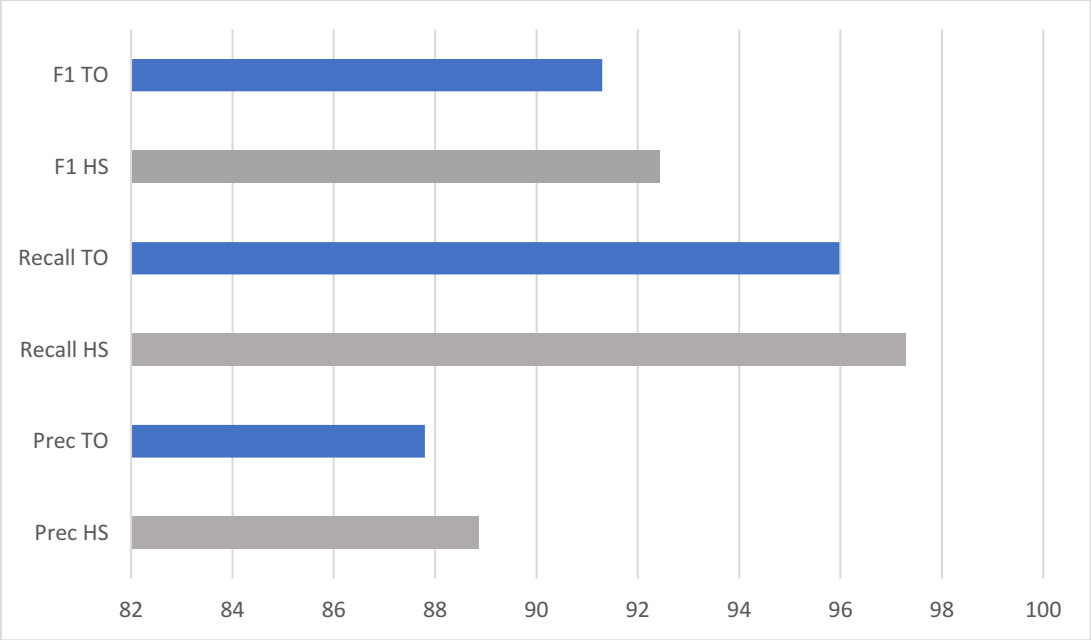

Figura 4.6 Rappresentazione parametri espressi in tabella 4.4 (in blu quelli relativi agli istanti di TO e in grigio quelli relativi agli istanti di HS)

Il valore dell'errore medio (MAE) della rete nell'individuazione degli istanti di transizione è pari a circa 30-40 campioni, ovvero la distanza temporale media tra il i TO e HS predetti e quelli reali è di circa 15-20ms. Si può notare poi come il valore di recall del sistema è nettamente superiore (circa un 8% di differenza) al valore di precision dello stesso. Questo ci fa capire che la rete ha un numero di False positive (elementi che la rete classifica erroneamente come appartenenti alla classe positiva) nettamente superiore al numero di False negative (elementi appartenenti alla classe positiva non riconosciuti della rete). Inoltre, si può notare come le performance nell'individuazione dell'istante transizione tra la fase di appoggio e la fase di oscillazione (TO) siano maggiori di quelle relative all'istante di transizione tra la fase di oscillazione e quella di appoggio (HS). Confrontando le performance di questo studio con le corrispondenti presenti in letteratura nel caso di analisi di soggetti non patologici [4], si può notare come quelle relative ai bambini emiplegici presentino un valore maggiore di MAE e un valore minore di F1 score relativo all'individuazione degli istanti di transizione. Si può ipotizzare che questo dipenda dal fatto che nei soggetti patologici è presente una grande variabilità sia nell'appoggio che nel segnale EMG. Nella Tabella 4.5 vengono dunque riportate le principali differenze tra le medie dei diversi parametri nel caso di soggetti patologici e non (tollerance pari a 600).

Tabella 4.5 Confronto parametri di individuazione HS e TO tra studio attuale e quello riferito a [4]

	MAE HS	**MAE TO**	**F1 SCORE HS**	**F1 SCORE TO**
Soggetti normali [4]	21.6 campioni	38.1 campioni	99.0	98.4
Soggetti emiplegici	36.6 campioni	46.6 campioni	93.2	93.5

6. Discussione e conclusioni

Con il presente lavoro si è cercato di utilizzare un approccio basato sull'intelligenza artificiale (AI) per andare a semplificare l'analisi del cammino nel caso di pazienti affetti da emiplegia. Lo scopo dello studio è dunque andare a classificare, attraverso l'applicazione di soli 5 sensori EMG, le fasi del passo (oscillazione e appoggio) con particolare attenzione agli istanti di transizioni tra esse (HS e TO). A livello clinico, un approccio di questo tipo andrebbe a ridurre notevolmente il numero di sensori necessari per effettuare un'analisi completa del cammino del paziente. Si otterrebbe quindi una riduzione dell'ingombro clinico, dei costi e del tempo necessario per applicare, calibrare e utilizzare i sensori. Nel campo di malattie neuromuscolari, come appunto l'emiplegia, l'acquisizione e la conseguente analisi dei segnali EMG è essenziale per studiare la criticità della patologia e per approcciarsi ad essa nella maniera più adeguata. Riuscire a semplificare e a rendere meno invasivi questi esami dunque è di notevole importanza sia per confort del paziente e sia per la robustezza dei risultati che potrebbero essere influenzati dalla presenza di sensori applicati alla pianta del piede. Seppur questo sia solo un primo approccio al problema, si è potuta riscontrare un'accuratezza nella classificazione del 95% circa, un valore di F1 score nell'individuazione di HS e TO pari a circa 92% e un errore temporale tra le transizioni reali e predette di circa 15-20ms. Questi valori possono essere considerati un ottimo punto di partenza per poter andare a predire quello che è il segnale basografico nel caso dei pazienti emiplegici. Data la complessa natura delle reti neurali, occorrerebbe un ulteriore studio per ottimizzare tutti gli iperparametri della rete (numero di layer nascosti, numero di unità, learning rate, ottimizzazione, batch size). Questo aspetto sarà oggetto di studi futuri.

BIBLIOGRAFIA

[1] Humanitas.it. Available : https://www.humanitas.it/sintomi/emiplegia

[2] centroortopedicorinascita.it Available: https://www.centroortopedicorinascita.it/archivio-newsgait-analysis-la-nuova-analisi-computerizzata-del-passo.html

[3] - Di Nardo, Francesco, et al. "Gait asymmetry in Winters' group I hemiplegic children." *EMBEC & NBC 2017*. Springer, Singapore, 2017. 976-979.

[4] - Morbidoni, Christian, et al. "A deep learning approach to EMG-based classification of gait phases during level ground walking." *Electronics* 8.8 (2019): 894.

[5] - Lullo F. "*Gait Analysis*". Servizio di Neurofisiopatologia I.R.C.C.S. Fondazione Salvatore Maugeri Clinica del Lavoro e della Riabilitazione Istituto Scientifico di Telese Terme (BN)

[6] - Russo L. "*Analisi del cammino 1° parte- approccio chinesiologico e biomeccanico al passo*" Avaible: https://www.scienzemotorie.com/analisi-del-cammino/

[7] - Perry, Jacquelin, and Jon R. Davids. "*Gait analysis: normal and pathological function*." Journal of Pediatric Orthopaedics 12.6 (1992): 815.

[8] - Thompson NE, Demes B, O'Neill MC, Holowka NB, Larson SG*." Surprising trunk rotational capabilities in chimpanzeesand implications for bipedal walking proficiency in early hominins".* Nat Commun; 2015, 6:8416. doi: 10.1038/ncomms9416.

[9] - Paparella Treccia R. "*Il piede dell'uomo"*. Verduci Editore; 1978.

[10] - Wagenaar RC, Beek WJ. *Hemiplegic gait: a kinematic analysis using walking speed as a basis*. J Biomech; 1992, 25:1007–1015.

[11] - Agostini, V.; Nascimbeni, A.; Gaffuri, A.; Knaflitz, M. "*Multiple gait patterns within the same Winters class in children with hemiplegic cerebral palsy*." Clin. Biomech. 2015, 30, 908–914

[12] - Khandelwal, S.; Wickstrasm, N. "*Evaluation of the performance of accelerometer-based gait event detection algorithms in different real-world scenarios using the MAREA gait database*". Gait Posture 2017, 51, 84–90.

[13] - Trojaniello, D.; Cereatti, A.; Della Croce, U. "*Accuracy, sensitivity and robustness of five different methods for the estimation of gait temporal parameters using a single inertial sensor mounted on the lower trunk*". Gait Posture 2014, 40, 487–492.

[14] - Brandstater, Murray E., et al. "Hemiplegic gait: analysis of temporal variables." *Archives of physical medicine and rehabilitation* 64.12 (1983): 583.

[15]- Whittle, Michael W. "*Gait analysis: an introduction*. Butterworth-Heinemann", 2014.

[16] Hansen, Lars Kai, and Peter Salamon. "*Neural network ensembles*". IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence 12.10 (1990): 993-1001.