

MISURA DELLE FASI DEL PASSO TRAMITE TELECAMERA TIME-OF-FLIGHT DURANTE CAMMINATE ASSISTITE DA ESOSCHELETRO ROBOTICO IN AMBIENTE ESTERNO

S. Pasinetti⁽¹⁾, C. Nuzzi⁽¹⁾, M. Lancini⁽¹⁾, F. Docchio⁽¹⁾, G. Sansoni⁽¹⁾

⁽¹⁾ Dip. di Ingegneria Meccanica e Industriale (DIMI),

Università degli Studi di Brescia, Brescia, Italia

mail autore di riferimento: matteo.lancini@unibs.it

1. INTRODUZIONE

La perdita della capacità di deambulazione è una delle principali conseguenze dovute a lesioni alla colonna vertebrale. Negli ultimi anni si è assistito ad uno sviluppo sempre maggiore di esoscheletri per gli arti inferiori che permettono ad utilizzatori paraplegici di tornare a camminare [1]. L'utilizzo di questi esoscheletri, soprattutto durante la fase di training iniziale, è purtroppo spesso limitato all'interno di laboratori specializzati muniti di diversi tipi di trasduttori per l'analisi della cinematica e della dinamica della camminata assistita (sistemi di visione, accelerometri, piattaforme di forza, etc.).

Per superare queste limitazioni sono state sviluppate delle stampelle strumentate in

grado, attraverso un adeguato modello biomeccanico, di valutare i carichi agenti sugli arti superiori misurando il carico scambiato tra stampella e piano d'appoggio della stessa, senza l'utilizzo di altro tipo di strumentazione [2]. Tramite questa analisi il fisioterapista è in grado di valutare la qualità della camminata del paziente diminuendo in questo modo rischi di lesioni agli arti superiori dovute all'utilizzo dell'esoscheletro. Il grosso vantaggio del dispositivo sviluppato risiede nel fatto che si presta particolarmente bene per un utilizzo in un ambiente esterno, più naturale e, in generale, più favorevole per l'utilizzatore (figura 1).

Come infatti già noto in letteratura [3] il comportamento di un soggetto durante una camminata in ambiente esterno può essere sostanzialmente differente da quello rilevato in laboratorio durante un'analisi standardizzata del cammino, sia per motivi logistici derivanti dalle limitazioni della strumentazione (volume misurato, lunghezza del pavimento strumentato, etc) che da effetti psicologici, che certamente sono da tenere in considerazione relativamente alle misure su esseri umani. Per questo motivo negli ultimi anni si è assistito ad un rapido sviluppo di dispositivi di misura portatili, spesso indossabili, pensati per effettuare misure di performance della camminata e valutazione biomeccaniche in ambiente esterno. Come rilevato da recenti review in letteratura [4], però, la maggior parte di questi dispositivi di misura utilizza metriche *ad-hoc*, non sempre riconducibili alle grandezze di riferimento (parametri spaziotemporali del passo, forza massima, indici di simmetria, etc.) utili per una valutazione in ambito clinico o biomeccanico.

Una delle informazioni più importanti, e spesso non disponibile con dispositivi indossabili, è proprio la valutazione delle grandezze rilevate in funzione della fase del passo. Risulta infatti molto importante valutare le grandezze rilevate mediandole su una base percentuale associata alla fase del passo, e non rispetto al tempo, in modo da poterla confrontare con il comportamento fisiologico del soggetto, sempre studiato relativizzato rispetto alle fasi del passo, definite a seconda del numero di supporti a terra e dal movimento delle gambe (heel contact, initial/mid/terminal stance, toe-off, initial/mid/terminal swing) [5].

Il presente lavoro descrive un ulteriore sviluppo apportato alle stampelle strumentate appena descritte. L'obiettivo principale è quello di riuscire a misurare, assieme ai carichi agli arti superiori già possibile nella presente versione, anche le principali fasi della camminata (fase di *stance*, cioè piede appoggiato a terra, e fase di *swing*, cioè piede alzato da terra) in modo da fornire al fisioterapista un'ulteriore grandezza correlata alla qualità del training del paziente. Il sistema di misura sviluppato sfrutta un



Figura 1 – Esoscheletro Rewalk e stampelle strumentate durante l'utilizzo all'aperto di un utente esperto.

approccio basato su tecniche di *machine learning*: una prima acquisizione viene effettuata per allenare il modello predittivo (fase di *training*), il quale viene poi utilizzato nelle restanti acquisizioni per predire la macro fase del passo in cui si trova ogni piede del paziente (fase di *predizione*).

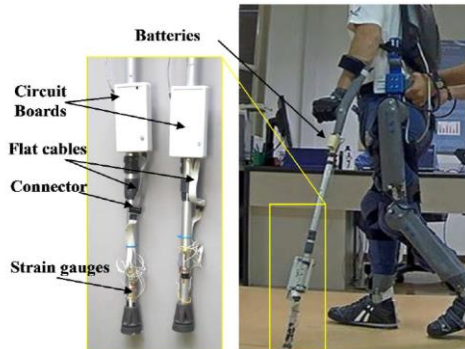


Figura 2. Attuale versione delle stampelle strumentate [2].

così acquisito viene inviato al pc di elaborazione tramite un trasmettitore Bluetooth. In questo modo vengono eliminati tutti i cavi di collegamento che rappresentano un rischio per l'utilizzatore dell'esoscheletro.

Un esempio del risultato delle misure di forza effettuate tramite le stampelle, effettuate in un laboratorio di analisi del cammino dotato di piattaforme di forza strumentate, è visibile in figura 3. Seguendo una consolidata prassi per le analisi biomeccaniche in ambito clinico, le forze vengono normalizzate dividendone il valore per il peso del paziente (in questo caso addizionato del peso dell'esoscheletro), e rappresentate in funzione non del tempo, ma della fase del passo (in questo caso 0% e 100% indicano due successivi impatti del tallone destro). Nel caso specifico illustrato in figura 3 è possibile notare un andamento periodico della forza, in particolar modo evidente sul lato destro (quello dominante nel soggetto in esame).

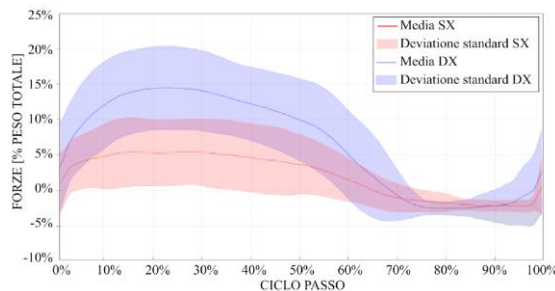


Figura 3. Media e deviazione standard dei carichi assiali misurati da ogni stampella relative a 20 passi eseguiti durante una sessione di cammino assistito di un utente esterno.



Figura 4. Telecamera Time-Of-Flight Camboard Picoflexx.

2. SETUP SPERIMENTALE

2.1. Misura dei carichi agli arti superiori

L'attuale versione delle stampelle strumentate (rappresentate in figura 2) permette di valutare la forza agli arti superiori subito dal paziente tramite l'utilizzo di un modello scheletrico avente come input il carico assiale scambiato tra ogni stampella e la superficie di appoggio [2]. La misura di tale carico è resa possibile grazie all'utilizzo di un ponte estensimetrico avente resistenza nominale pari a 350 Ω . Il segnale estensimetrico

2.2. Misura delle fasi del passo

La misura delle fasi del passo è stata sviluppata tramite l'aggiunta ad ogni stampella di una telecamera a tempo di volo (Time-of-Flight, ToF) *Camboard Picoflexx* (figura 4), una telecamera appositamente studiata per applicazioni mobili. La telecamera, avente risoluzione pari a 224 x 171 px e angolo di apertura pari a 62° x 45°, presenta dimensioni e peso estremamente ridotti (68 x 17 x 7.25 mm, e solo 8 g), assenza di alimentazione esterna (la telecamera si alimenta

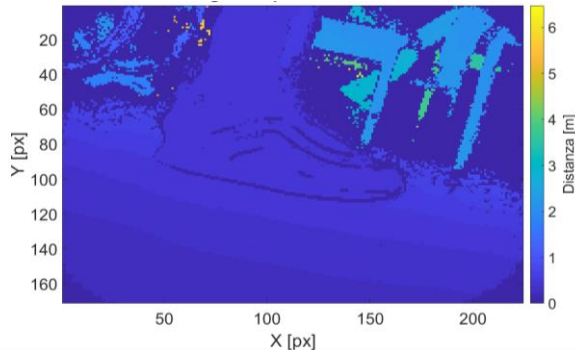


Figura 5. Field Of View (FOV) della telecamera Picoflexx montata sulla stampella destra per la misura delle fasi del passo del piede sinistro.

direttamente tramite USB2.0 o USB3.0) e integrabilità in dispositivi *mobile* quali smartphone o tablet. La telecamera presenta un range di misura di profondità compreso tra 10 e 400 cm e una frequenza di acquisizione impostabile da un minimo di 5 fps ad un massimo di 45 fps. Grazie al software dedicato, la telecamera consente acquisizioni di nuvole di punti 3D della scena inquadrata. Come dimostrato in [6], la telecamera presenta un'accuratezza di misura media pari a 37 mm, paragonabile a quella del sensore Kinect V2, considerato il golden standard tra le telecamere TOF in commercio.

Durante le prove sperimentali la telecamera è stata fissata meccanicamente alla base di ogni stampella in modo che il campo di vista (Field-Of-View, FOV, figura 5) risultasse rivolto verso il piede del soggetto utilizzando l'esoscheletro. Il montaggio è stato scelto in modo che la telecamera rimanesse completamente solidale alla stampella durante l'intera prova di misura. Grazie al minimo peso e alle dimensioni ridotte, il montaggio della telecamera non provoca nessun effetto di carico per l'utilizzatore.

Dato che le stampelle venivano movimentate dall'utilizzatore dell'esoscheletro in maniera alternata (stampella dx e piede sx avanti e viceversa) si è deciso di utilizzare la telecamera montata sulla stampella destra per monitorare il passo del piede sinistro, e viceversa. Per semplicità, in questo lavoro verranno presentati solo i risultati della validazione dell'algoritmo derivanti dalla telecamera montata sulla stampella destra (fasi del passo del piede sinistro). Risultati analoghi sono stati ottenuti nella misura delle fasi del passo del piede destro.

La telecamera è stata collegata ad un dispositivo Raspberry PI 3 (anch'esso montato solidale alla stampella), con installato un sistema operativo Debian. Il dispositivo Raspberry, oltre a regolare l'acquisizione delle nuvole di punti da parte della telecamera, forniva l'alimentazione necessaria al funzionamento della stessa. In questo modo è stato possibile eliminare i cavi di collegamento tra telecamera e pc di acquisizione, mantenendo il sistema completamente wireless. Per l'acquisizione delle immagini di profondità è stato utilizzato il sistema ROS (Robot Operative System) e, in particolare, il pacchetto *Rosbag*. In questa prima fase, l'analisi delle immagini acquisite è stata fatta completamente in offline tramite il software Matlab.

In figura 6 sono rappresentate le stampelle strumentate finali complete di sistema di misura delle forze e telecamera a tempo di volo Camboard Picoflexx.

2.3. Protocollo di misura

Le prove sperimentali effettuate per la validazione del sistema di misura delle fasi del passo sono state fatte in collaborazione con la casa di cura Domus Salutis di Brescia, nella quale è presente

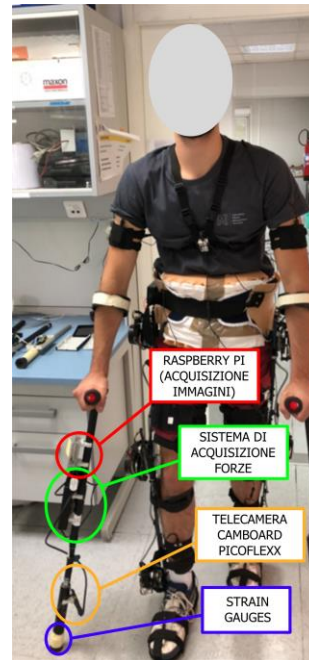


Figura 6. Stampelle strumentate complete di sistema di misura delle forze e sistema di misura delle fasi del passo.

Tabella I – Caratteristiche camminate acquisite.

Camminata	Framerate [fps]	Numero passi validi	Durata [s]
1	10	26	52.3
2	10	30	61.6
3	10	28	58.2
4	10	26	54.7
5	5	45	91.7
6	25	21	43.6
7	25	10	23.1
8	25	21	43.1

è seguito 8 diverse camminate, lungo un percorso rettilineo. Ogni camminata non prevedeva il supporto del personale medico. In tabella I sono riportate le caratteristiche di ogni camminata effettuata dal paziente.

Durante ogni camminata, la telecamera è stata avviata in modo da acquisire immagini di profondità a diverse frequenze di acquisizione (visibili anch'esse in tabella I).

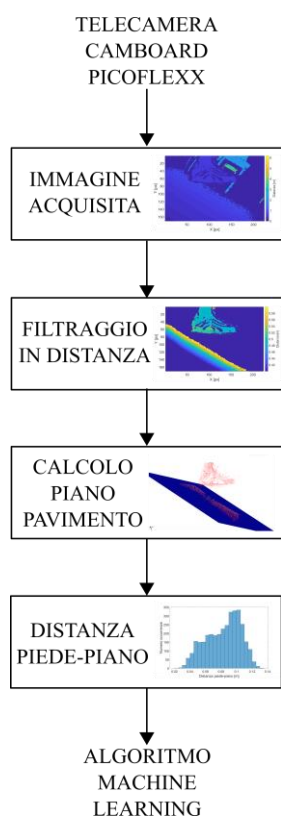


Figura 7. Schema a blocchi della procedura di misura delle fasi del passo.

figura 8 e figura 9 sono rappresentati rispettivamente un frame originale acquisito dalla telecamera (in questo caso il piede si trova nella fase di stance), assieme al rispettivo frame filtrato in distanza.

l'esoscheletro Rewalk. Tutte le prove sono state effettuate all'interno della palestra della casa di cura. Le prove sono state effettuate su un singolo paziente di sesso femminile ritenuto esperto nell'utilizzo dell'esoscheletro.

Per valutare il sistema di misura il paziente ha

3. METODI E RISULTATI

Il sistema di misura ha come obiettivo l'identificazione delle due macro fasi che avvengono durante un passo: fase di *swing* (piede alzato da terra) e fase di *stance* (piede appoggiato a terra). Il sistema sfrutta un approccio basato su tecniche di machine learning, utilizzando una delle 8 camminate per il training del modello predittivo. La procedura di misura e di validazione del sistema può essere divisa in 4 fasi: (i) elaborazione dell'immagine di profondità acquisita dalla telecamera, (ii) scelta delle *feature* da usare come input per il training del modello predittivo, (iii) scelta dell'algoritmo di training, e (iv) cross validazione della predizione delle fasi del passo. Nei prossimi paragrafi verrà descritta in dettaglio ogni singola fase.

3.1. Image processing

Per identificare le fasi del passo le immagini di profondità acquisite dalla telecamera devono essere preventivamente elaborate in modo da poter essere gestite al meglio dall'algoritmo basato su machine learning durante le fasi di training e di predizione.

In figura 7 è rappresentato uno schema a blocchi che illustra l'elaborazione effettuata su ogni singola immagine acquisita dalla telecamera.

Inizialmente, l'immagine acquisita dalla telecamera viene filtrata tramite un filtro basato sul valore della distanza di ogni pixel della scena; in questo modo è possibile mantenere solo i punti appartenenti al piede del paziente, eliminando quindi le informazioni di distanza dei pixel appartenenti all'ambiente circostante e non utili all'identificazione della fase del passo. Si è scelto di mantenere solamente i pixel aventi una distanza dalla telecamera compresa tra 0.4 e 0.6 m. Tali valori sono stati ottenuti empiricamente tramite un'analisi visiva dei frame acquisiti dalla telecamera. In

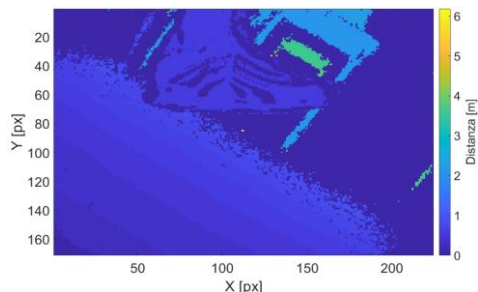


Figura 8. Esempio di frame acquisito dalla telecamera Picoflexx durante la fase di swing.

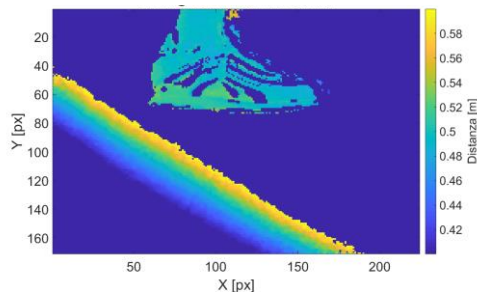


Figura 9. Immagine filtrata in distanza relativa al frame di figura 8.

Una volta applicato il filtro in distanza, tramite un algoritmo RANSAC [7], vengono ricercati, all'interno della nuvola di punti rimanente, tutti i punti appartenenti al piano descritto dal pavimento. Tali punti vengono poi utilizzati per approssimare il piano descritto dal pavimento ricavandone in questo modo posizione ed orientamento rispetto al sistema di riferimento della telecamera. In figura 10 è rappresentato il piano individuato a partire dalla nuvola di punti filtrata in distanza di figura 8. Successivamente, viene calcolata la distanza tra i punti non appartenenti al piano appena individuato (e quindi appartenenti al piede del paziente) ed il piano stesso. In figura 11 è rappresentata la distribuzione della distanza tra punti non appartenenti al piano e il piano individuato nella fase precedentemente, relativa al frame di figura 8. La distanza così calcolata rappresenta il dato di ingresso dal quale partire per estrarre le *feature* per il training dell'algoritmo predittivo basato su machine learning, come descritto nel paragrafo successivo.

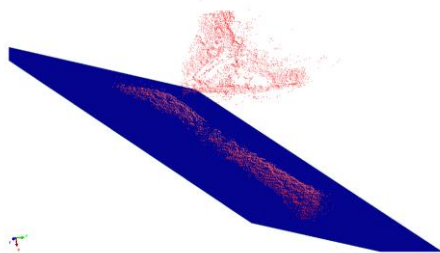


Figura 10. Piano individuato a partire dall'immagine di figura 8 assieme alla nuvola di punti acquisita e filtrata in distanza.

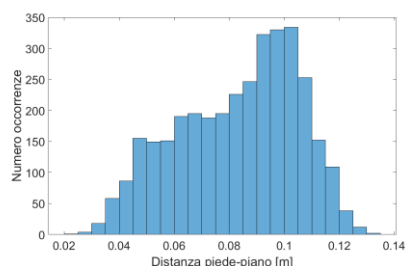


Figura 11. Istogramma della distanza tra i punti non appartenenti al piano di figura 10 e il piano stesso.

3.2. Scelta feature per training algoritmo predittivo

L'algoritmo di machine learning utilizza delle *feature* per identificare le fasi di stance e di swing all'interno delle immagini di profondità acquisite. La scelta delle *feature* più adatte rappresenta uno degli aspetti più critici all'interno di sistemi che sfruttano algoritmi di machine learning.

L'algoritmo di misura sviluppato utilizza come input la distribuzione della distanza dei punti dell'immagine filtrata in distanza non appartenenti al piano del pavimento, e il piano del pavimento stesso calcolato nella fase precedente.

Al fine di ridurre il numero di parametri necessari ad identificare correttamente il fenomeno, senza compromettere la qualità del risultato, sono stati usati come *feature* di partenza i percentili della distribuzione della distanza, utilizzando i dati di una prova preliminare per identificare quali escludere dal computo. I percentili 1-, 99- e tutti i multipli interi di 5- sono stati calcolati per ogni frame della prova preliminare, quindi si è calcolata la matrice dei coefficienti di correlazione delle feature, e si

sono esclusi elementi fino a non trovare nella matrice coppie con un valore $R > 95\%$, ottenendo quindi come set finale quello composto dai percentili 5-,25-,50-,75-,95- [8].

Al fine di sfruttare la sequenzialità del movimento si è scelto inoltre di non trattare ogni frame registrato come un evento isolato, ma di includere nelle *feature* di ogni *record* i percentili della distanza, così individuati, del frame corrente, di quello precedente, e di quello seguente, creando di fatto una finestra di analisi con una sovrapposizione di 2/3. Le *feature* individuate per l'addestramento del machine learning sono quindi 15: 5 percentili per ciascuno dei 3 frame (corrente, precedente, successivo) [9].

3.3. Scelta algoritmo di training

I percentili così scelti sono stati utilizzati sia per il training dell'algoritmo di machine learning, che per la predizione delle fasi del passo. La scelta dell'algoritmo di training è stata fatta prendendo come campione la camminata avente il maggior numero di passi validi (camminata numero 5).

I frame acquisiti sono stati inizialmente analizzati da due diversi operatori in modo da suddividerli in due gruppi distinti: quelli appartenenti alla fase di stance e quelli appartenenti alla fase di swing. I frame così suddivisi sono stati utilizzati come riferimento durante la fase di training.

Successivamente, la singola prova è stata utilizzata per il training del modello predittivo tramite diversi algoritmi di classificazione disponibili all'interno della piattaforma software Matlab. Ogni algoritmo è stato poi classificato in termini di accuratezza di predizione. Per il calcolo dell'accuratezza dell'algoritmo i frame della camminata analizzata sono stati suddivisi casualmente in cinque gruppi (denominati *fold*) aventi uguale dimensione. Per ogni gruppo ("gruppo di controllo") l'algoritmo è stato allenato utilizzando i dati *out-of-fold*, rappresentati dai frame non appartenenti al gruppo di controllo in esame, e le performance sono state calcolate in termini di accuratezza utilizzando il modello ottenuto per predire le fasi del passo nei frame del gruppo di controllo analizzato e facendo il rapporto tra il numero di predizioni corrette e il numero totale di frame analizzati. Per ogni algoritmo è stata poi calcolata l'accuratezza media considerando le accuratezze ottenute per ogni gruppo di controllo. In tabella II sono riportati i risultati del confronto tra gli algoritmi analizzati in termini di accuratezza e di training time (cioè di tempo speso nella fase di training). L'algoritmo di training finale scelto e utilizzato nella fase successiva di cross validazione è rappresentato dall'algoritmo avente accuratezza media migliore.

Come si può vedere dalla tabella II, l'algoritmo che presenta l'accuratezza migliore è il "Quadratic Support Vector Machine (SVM)" [10], avente un'accuratezza media pari al 89.8%. Anche in termini temporali l'algoritmo scelto presenta ottime performance (0.45 s per la fase di training) e si presta quindi molto bene anche per il funzionamento online. Tale algoritmo è stato quindi scelto per la fase successiva di cross validazione.

In figura 12 è rappresentata la matrice di confusione ottenuta durante la fase di training dell'algoritmo scelto. Si può vedere come i frame in cui la predizione è errata sono minimi rispetto a quelli in cui la predizione è corretta. Tra di essi l'algoritmo predittivo di machine learning sbaglia maggiormente nella predizione della fase di swing, che spesso viene predetta erroneamente come stance (33 occorrenze sbagliate su 133 frame totale in cui vi è un swing, pari al 24.8%), mentre l'errore nella predizione dello stance risulta minore del 20.5% (14 occorrenze sbagliate su 326 frame totale in cui vi è uno stance, pari al 4,3%).

3.4. Cross-validazione predizione

Una volta scelto l'algoritmo di training più performante, il sistema di misura è stato valutato tramite una cross-validazione eseguita su tutte e 8 le camminate acquisite. Inizialmente le fasi effettive del passo sono state identificate

RIFERIMENTO	STANCE	312	14
	SWING	33	100
		STANCE	SWING
		PREDIZIONE	

Figura 12. Matrice di confusione ottenuta utilizzando l'algoritmo "Quadratic SVM" per il training della camminata 5.

Tabella II. Confronto risultati algoritmi di training analizzati.

#	Identificativo algoritmo	Accuratezza [%]	Training time [s]	Riferimento
1	Fine tree	84.1	1.34	[11]
2	Medium tree	84.5	1.07	[11]
3	Coarse tree	86.7	0.99	[11]
4	Linear discriminant	84.5	0.90	[12]
5	Quadratic discriminant	Failed	-	[12]
6	Logistic regression	83.7	0.70	[13]
7	Linear Support Vector Machine (SVM)	85.6	0.57	[10]
8	Quadratic Support Vector Machine (SVM)	89.8	0.45	[10]
9	Cubic Support Vector Machine (SVM)	86.9	1.48	[10]
10	Fine Gaussian Support Vector Machine (SVM)	84.3	1.40	[10]
11	Medium Gaussian Support Vector Machine (SVM)	88.5	1.33	[10]
12	Coarse Gaussian Support Vector Machine (SVM)	86.5	1.25	[10]
13	Fine K-Nearest Neighbors (KNN)	88	1.15	[14]
14	Medium K-Nearest Neighbors (KNN)	88	1.07	[14]
15	Coarse K-Nearest Neighbors (KNN)	80.8	0.98	[14]
16	Cosine K-Nearest Neighbors (KNN)	88.5	2.10	[14]
17	Cubic K-Nearest Neighbors (KNN)	88	0.75	[14]
18	Weighted K-Nearest Neighbors (KNN)	88.7	0.66	[14]
19	Boosted tree	86.5	3.06	[15]
20	Bagged tree	88.5	2.08	[16]
21	Subspace discriminant	84.7	1.96	[17]
22	Subspace K-Nearest Neighbors (KNN)	88	2.89	[17]
23	RUSBoosted Trees	85	3.85	[18]

analizzando visivamente i frame di ogni camminata e suddividendoli in due gruppi distinti: frame appartenenti alla fase di stance e frame appartenenti alla fase di swing. Tali gruppi sono stati utilizzati come riferimento durante le fasi di training dell'algoritmo predittivo.

Successivamente, i frame di ogni camminata sono stati utilizzati per il training dell'algoritmo predittivo (ottenendo quindi 8 diversi modelli predittivi).

Infine, i modelli predittivi ottenuti per ogni camminata sono stato utilizzati per predire le fasi del passo relative ai frame di tutte le altre camminate (ottenendo quindi 64 combinazioni). In questo modo è stato possibile analizzare le performance del sistema di misura utilizzando un modello ricavato da diverse camminate, su tutte le camminate.

I risultati della procedura di cross-validazione sono riportati nella tabella III, nella tabella IV, e nella tabella V, che riportano rispettivamente l'accuratezza di ogni prova (rapporto tra numero di frame predetti correttamente e il numero totale di frame analizzati), l'errore di predizione della fase di stance (rapporto tra numero di frame predetti come swing ma in realtà appartenenti alla fase di stance), e l'errore di predizione della fase di swing (rapporto tra numero di frame predetti come stance ma in realtà appartenenti alla fase di swing).

Dalla tabella III si nota come il sistema di misura si comporti molto bene in termini di accuratezza di predizione. I risultati mostrano un'accuratezza media del 85% con una deviazione standard del 3%. L'accuratezza massima risulta del 95% (predizione effettuata sui frame della camminata 6, con

training effettuato con i frame della camminata 6), mentre quella minima del 77% (predizione effettuata sui frame della camminata 2, con training effettuato con i frame della camminata 5). Se non si considera la diagonale principale (modello validato utilizzando i frame della stessa camminata utilizzata per la fase di training) i risultati rimangono comunque molto buoni: l'accuratezza media rimane pari al 85% (deviazione standard pari al 3%), mentre il valore massimo scende al 92% (predizione della camminata 7 con modello ricavato tramite i frame della camminata 3).

Per quanto riguarda gli errori di predizione della fase di stance (tabella IV) si ha un valore medio del

6% con una deviazione standard del 3%. L'errore massimo (16%) si ha nella predizione della camminata 7 tramite il training effettuato con i frame della camminata 2. Se non viene considerata la diagonale principale il valore medio sale al 7% e la deviazione standard rimane invariata al 3%.

Infine, l'errore di predizione della fase di swing (tabella V) presenta un valore medio

del 8%, con una deviazione standard del 4%. Il valore peggiore (19%) si riscontra nella predizione della camminata 2 utilizzando il modello ottenuto utilizzando i frame della camminata 5 nella fase di training. Senza considerare la diagonale principale l'errore medio sale al 9% con una deviazione standard che rimane invariata al 4%.

4. CONCLUSIONI

Il presente lavoro descrive il funzionamento e la validazione di un sistema di misura delle macro fasi del passo (fase di stance e fase di swing) basato su algoritmi di machine learning, per applicazioni di

Tabella III – Risultati ottenuti tramite la procedura di cross-validazione: valori di accuratezza.

Prova analizzata	Prova training							
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	89%	88%	81%	82%	83%	80%	85%	81%
2	88%	90%	81%	84%	85%	77%	83%	81%
3	84%	84%	89%	88%	84%	83%	88%	85%
4	84%	83%	86%	92%	86%	88%	88%	85%
5	84%	84%	86%	86%	91%	83%	85%	84%
6	81%	84%	85%	85%	85%	88%	84%	85%
7	85%	86%	92%	90%	88%	88%	95%	88%
8	84%	79%	86%	89%	84%	85%	86%	90%

Tabella IV – Risultati ottenuti tramite la procedura di cross-validazione: errore di predizione della fase di stance.

Prova analizzata	Prova training							
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	4%	5%	4%	3%	4%	2%	3%	3%
2	6%	3%	5%	4%	4%	4%	4%	3%
3	10%	13%	5%	6%	9%	6%	7%	4%
4	11%	12%	7%	4%	6%	3%	7%	3%
5	10%	10%	6%	7%	3%	6%	6%	6%
6	12%	11%	6%	6%	6%	3%	8%	4%
7	10%	10%	2%	4%	6%	4%	4%	2%
8	13%	16%	7%	7%	9%	8%	10%	3%

Tabella V – Risultati ottenuti tramite la procedura di cross-validazione: errore di predizione della fase di swing.

Prova analizzata	Prova training							
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	7%	7%	15%	14%	13%	17%	12%	16%
2	7%	7%	15%	12%	11%	19%	13%	16%
3	5%	3%	6%	6%	6%	10%	5%	11%
4	5%	4%	7%	4%	8%	9%	5%	11%
5	6%	6%	8%	7%	6%	11%	9%	10%
6	8%	6%	9%	9%	9%	9%	8%	12%
7	4%	4%	5%	5%	5%	8%	2%	10%
8	3%	4%	7%	4%	6%	7%	5%	7%

camminata assistita da esoscheletro. Il sistema di misura è stato integrato ad un esistente sistema di misura dei carichi alle spalle composto da una coppia di stampelle strumentate e già utilizzato durante camminate assistite da esoscheletro.

Il sistema proposto risulta in grado di misurare sia i carichi alle spalle subito dal paziente durante la camminata assistita, sia le fasi del passo dell'utilizzatore dell'esoscheletro. In particolare, il sistema di misura del passo presenta performance molto buone: l'accuratezza media della predizione risulta essere pari al 85%, con valori massimi del 95% se si considera la totalità dei risultati, e del 92% se non si considerano le predizioni fatte sulle stesse camminate utilizzate per la fase di training del modello. L'accuratezza minima riscontrata è comunque molto buona (77%). Il basso tempo necessario per la fase di training e di predizione inoltre mostra come il sistema possa funzionare anche in applicazioni online.

Il sistema sviluppato risulta essere completamente wireless e indipendente dalla strumentazione presente all'interno del gait lab nel quale sono state eseguite le misure. Il sistema è quindi in grado di monitorare la qualità della camminata assistita anche in ambienti non controllati e non ospedalieri quale ad esempio l'ambiente esterno o l'ambiente casalingo, fornendo quindi vantaggi notevoli dal punto di vista psicologico dell'utilizzatore finale.

L'integrazione del sistema di misura del passo e del sistema di misura dei carichi è attualmente in fase di sviluppo.

RIFERIMENTI BIBLIOGRAFICI

- [1] J. L. Contreras-Vidal A. Bhagat, J. Brantley, J. G. Cruz-Garza, Y. He, Q. Manley, S. Nakagome, K. Nathan, S. H. Tan, F. Zhu, and J. L. Pons, "Powered exoskeletons for bipedal locomotion after spinal cord injury," *J. Neural Eng.*, vol. 13, no. 3, 2016.
- [2] M. Lancini, M. Serpelloni, S. Pasinetti, and E. Guanziroli, "Healthcare Sensor System Exploiting Instrumented Crutches for Force Measurement during Assisted Gait of Exoskeleton Users," *IEEE Sens. J.*, vol. 16, no. 23, 2016.
- [3] M. A. D. Brodie, M. J. Coppens, S. R. Lord, N. H. Lovell, Y. J. Gschwind, S. J. Redmond, M. B. Del Rosario, K. Wang, D. L. Sturnieks, M. Persiani, and K. Delbaere, "Wearable pendant device monitoring using new wavelet-based methods shows daily life and laboratory gaits are different," *Med. Biol. Eng. Comput.*, Vol. 54, no. 4, 2016.
- [4] L.C. Benson, C.A. Clermont, E. Bošnjak, R. Ferber, "The use of wearable devices for walking and running gait analysis outside of the lab: A systematic review," *Gait & Posture*, vol. 63, 2018.
- [5] Loudon J, "The clinical orthopedic assessment guide," 2nd ed., Kansas: Human Kinetics, 2008.
- [6] S. Pasinetti, M. M. Hassan, J. Eberhardt, M. Lancini, F. Docchio, and G. Sansoni, "Comparative analysis of the PicoFlexx and the Kinect TOF cameras for human motion capture measurements", *IEEE Trans. Instrum. Meas.*, submitted.
- [7] P. H. S. Torr, and A. Zisserman, "MLESAC: A New Robust Estimator with Application to Estimating Image Geometry," *Comp. Vis. and Im. Unders.*, vol. 78, no. 1, 2000.
- [8] S. Kaushik, "Introduction to Feature Selection methods with an example (or how to select the right variables?)," *Analytics Vidhya*, 2016.
- [9] X. Ge, P. Smyth, "Deformable Markov model templates for time-series pattern matching," *Proc. of 6th ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining*, Boston, USA, 2000.
- [10] N. Christianini, and J. C. Shawe-Taylor, "An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-Based Learning Methods," *Cambridge University Press*, Cambridge, UK, 2000.
- [11] L. Breiman, J. Friedman, R. Olshen, and C. Stone, "Classification and Regression Trees," *CRC Press*, Boca Raton, FL, USA, 1984.
- [12] R. A. Fisher, "The Use of Multiple Measurements in Taxonomic Problems," *Annals of Eugen.*, vol. 7, 1936.
- [13] D. Collett, "Modeling Binary Data," *Chapman & Hall*, New York, 2002.
- [14] J. H. Friedman, J. Bentely, and R. Finkel, "An Algorithm for Finding Best Matches in Logarithmic Expected Time," *ACM Trans. on Math. Soft.*, vol. 3, no. 3, 1977.
- [15] Y. Freund, and R. E. Schapire, "A Decision-Theoretic Generalization of On-Line Learning and an Application to Boosting," *J. of Comp. and Syst. Scie.*, vol. 55, 1997.
- [16] N. Meinshausen, "Quantile Regression Forests," *J. of Mach. Learn. Res.*, vol. 7, 2006.
- [17] T. K. Ho, "The random subspace method for constructing decision forests," *IEEE Trans. on Patt. Anal. and Mach. Intell.*, vol. 20, no. 8, 1998.
- [18] C. Seiffert, T. Khoshgoftaar, J. Hulse, and A. Napolitano "RUSBoost: Improving classification performance when training data is skewed," *Proc. of 19th International Conference on Pattern Recognition*, Tampa, FL, USA, 2008.