

Sviluppo e validazione di un algoritmo di misura delle fasi del passo basato su TOF camera e machine learning per camminate assistite da esoscheletro

Simone Pasinetti, Cristina Nuzzi, Matteo Lancini, Franco Docchio, Giovanna Sansoni

Dipartimento di Ingegneria Meccanica e Industriale, Università degli Studi di Brescia, Italia

simone.pasinetti@unibs.it, c.nuzzi@unibs.it, matteo.lancini@unibs.it,
franco.docchio@unibs.it, giovanna.sansoni@unibs.it

Abstract

Il presente lavoro descrive lo sviluppo e la validazione di un sistema di misura delle macro fasi del passo (fase di stance e fase di swing) basato su TOF camera e algoritmi di machine learning, per applicazioni di camminata assistita da esoscheletro. Il sistema presenta performance molto buone: l'accuratezza media della predizione risulta essere pari al 85%, con valori massimi del 95%. Il sistema (completamente wireless) è 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.

1 Introduzione

La perdita della capacità di deambulazione è una delle principali conseguenze delle lesioni gravi 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 solo utilizzando stampelle come supporto. Una delle informazioni più importanti, e spesso non disponibile con dispositivi indossabili, è la valutazione della fase del passo in modo da poterla confrontare con il comportamento fisiologico di altri parametri del soggetto [Loudon *et al.*, 1998].

Per risolvere questa limitazione sono state sviluppate delle stampelle strumentate in grado di misurare la fase del passo [Lancini *et al.*, 2019; Lancini *et al.*, 2015; Sardini *et al.*, 2014]. Il sistema di misura sviluppato, in particolare, sfrutta un approccio basato su tecniche di machine learning: una prima acquisizione viene effettuata per allenare il modello predittivo (fase di training), che viene poi utilizzato nelle restanti acquisizioni per predire la macro fase del passo in cui si trova ogni piede del paziente (fase di predizione). Il presente lavoro descrive le fasi di lavoro svolte per lo sviluppo e la validazione dell'algoritmo di misura sviluppato.

1.1 Setup sperimentale

La misura delle fasi del passo è stata ottenuta tramite il montaggio, su ogni stampella usata dall'utilizzatore dell'esoscheletro, di una telecamera a tempo di volo (Time-of-Flight, ToF) Camboard Picoflexx (figura 1), una telecamera appositamente studiata per applicazioni *mobile*. La telecamera, avente

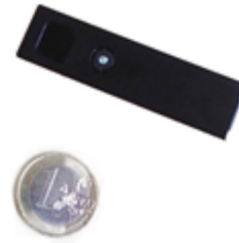


Figura 1: Telecamera Camboard Picoflexx.

risoluzione pari a 224x171 pixel e angolo di apertura pari a $62^\circ \times 45^\circ$, presenta dimensioni e peso estremamente ridotti (68x17x7.25 mm, e peso pari a 8 g), e assenza di alimentazione esterna (la telecamera si alimenta direttamente tramite USB2.0 o USB3.0).

Come dimostrato in [Pasinetti *et al.*, 2019], la telecamera presenta un'accuratezza di misura media pari a 37 mm. Il dispositivo è stata collegato ad un dispositivo Raspberry PI 3 solidale alla stampella (sul quale è stato installato un sistema operativo Debian) per l'acquisizione delle nuvole di punti e per fornire l'alimentazione necessaria al funzionamento della telecamera.

Il sistema sviluppato è stato progettato volutamente wireless in modo da eliminare tutti i cavi di collegamento con la strumentazione fissa, che rappresentano un rischio per l'utilizzatore dell'esoscheletro.

1.2 Algoritmo di misura

L'algoritmo 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 camminate eseguite dal soggetto per il training del modello predittivo.

La procedura di misura si articola in diverse fasi. Inizialmente, l'immagine acquisita dalla telecamera viene filtrata tramite un filtro basato sul valore della distanza di ogni pixel della scena in modo da mantenere solo i punti appartenenti al piede del paziente. Si è scelto di mantenere i pixel aventi una distanza dalla telecamera compresa tra 0.4 e 0.6 m (valore ricavato sperimentalmente). In figura 2.a e figura 2.b sono rap-

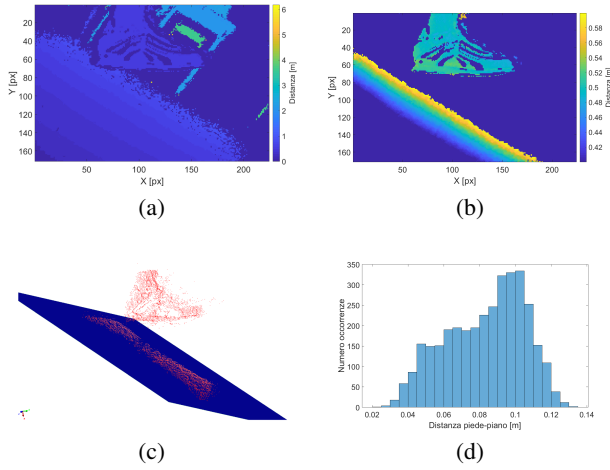


Figura 2: Fasi principali dell’algoritmo di misura. (a) Immagine di partenza, (b) filtraggio in distanza, (c) identificazione piano del pavimento e (d) calcolo distanza punti.

presentati rispettivamente un frame originale acquisito dalla telecamera, assieme al rispettivo frame filtrato in distanza.

Successivamente, tramite un algoritmo RANSAC [Torr and Zisserman, 2000], vengono ricercati, all’interno della nuvola di punti, tutti i punti appartenenti al piano descritto dal pavimento. In figura 2.c è rappresentato il piano individuato a partire dalla nuvola di punti di figura 2.a.

Infine, viene calcolata la distanza tra i punti non appartenenti al piano individuato e il piano stesso. La distanza così ottenuta (figura 2.d) rappresenta il dato di ingresso dal quale estrarre le feature per il training dell’algoritmo predittivo. Per avere una buona descrizione della distribuzione di distanza si è scelto di utilizzare come set di feature quello composto dai percentili 5°, 25°, 50°, 75°, 95°. Al fine di sfruttare la sequenzialità del movimento si è scelto inoltre di includere nelle feature di ogni record i percentili della distanza del frame corrente, di quello precedente, e di quello successivo. Le feature individuate per l’addestramento del machine learning sono quindi 15: 5 percentili per ciascuno dei 3 frame (corrente, precedente, successivo). I percentili così scelti sono stati utilizzati dall’algoritmo predittivo scelto (SVM con kernel quadratico) per la classificazione della fase del passo.

1.3 Risultati sperimentali

Le prove sperimentali (descritte in tabella 1) sono state effettuate su un singolo paziente esperto nell’utilizzo dell’esoscheletro. Sono state utilizzate 8 diverse camminate, lungo un percorso rettilineo. Il sistema di misura è stato valutato tramite una cross-validazione eseguita su tutte e 8 le camminate. Le fasi del passo sono state identificate analizzando visivamente i frame di ogni camminata e suddividendoli in base alla fase reale del passo. 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 sono stati utilizzati per predire le fasi del passo relative ai frame di tutte le altre camminate (64 combinazioni totali).

Camminata	Framerate [fps]	N. 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	91.1
6	25	21	43.6
7	25	10	23.1
8	25	21	43.1

Tabella 1: Caratteristiche principali delle camminate analizzate.

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 2: Risultati accuratezza ottenuti tramite la prova di cross-validazione

I risultati sono riportati nella tabella 2 che riporta l’accuratezza ottenuta per ogni prova (rapporto tra numero di frame predetti correttamente e il numero totale di frame analizzati).

La tabella 2 mostra che il sistema di misura si comporta molto bene in termini di accuratezza (accuratezza media del $85\% \pm 3\%$, accuratezza massima e minima pari a 95% e 77% rispettivamente).

Riferimenti bibliografici

- [Lancini *et al.*, 2015] M. Lancini, M. Serpelloni, and S. Pasinetti. Instrumented crutches to measure the internal forces acting on upper limbs in powered exoskeleton users. pages 175–180, 2015.
- [Lancini *et al.*, 2019] M. Lancini, S. Pasinetti, V. Montini, and G. Sansoni. Monitoring upper limbs during exoskeleton-assisted gait outdoors. *Biosystems and Biorobotics*, 22:127–131, 2019.
- [Loudon *et al.*, 1998] Janice Loudon, Stephania Bell, and Jane M. Johnston. *The Clinical Orthopedic Assessment Guide*. Human Kinetics, 1998.
- [Pasinetti *et al.*, 2019] S. Pasinetti, M. M. Hassan, J. Eberhardt, M. Lancini, F. Docchio, and G. Sansoni. Performance analysis of the pmd camboard picoflexx time-of-flight camera for markerless motion capture applications. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, pages 1–16, 2019.
- [Sardini *et al.*, 2014] E. Sardini, M. Serpelloni, M. Lancini, and S. Pasinetti. Wireless instrumented crutches for force and tilt monitoring in lower limb rehabilitation. volume 87, pages 348–351, 2014.
- [Torr and Zisserman, 2000] P. H. S. Torr and A. Zisserman. Mlesac: A new robust estimator with application to estimating image geometry. *Computer Vision and Image Understanding*, 78(1):138–156, April 2000.