

POLITECNICO DI TORINO

CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN INGEGNERIA BIOMEDICA

Tesi di Laurea Magistrale

**Stima degli eventi del cammino
utilizzando un singolo sensore
IMU**

Confronto di due algoritmi di segmentazione del passo con il gold
standard.



Relatori

Prof. Marco Knaflitz

Correlatori

Prof. Valentina Agostini

Ing. Marco Ghislieri

Candidato

Caterina Putzu

matricola: 252461

ANNO ACCADEMICO 2020-2021

Sommario

L'utilizzo dei sensori inerziali, per lo studio del cammino, è aumentato nell'ultimo decennio dati i costi contenuti, la portabilità e le dimensioni ridotte che hanno permesso gli studi nella quotidianità.

La letteratura fornisce differenti approcci per il calcolo degli eventi del cammino dai segnali inerziali, in particolare per gli istanti di Heel-Contact (HC) e Toe-Off (TO), questi necessitano di algoritmi capaci di riconoscerli in un ampio range di condizioni, in base al soggetto o alla cadenza del passo.

Il fine ultimo di questa tesi è la comparazione degli eventi del cammino stimati da un singolo sensore inerziale sul tronco inferiore (L5/L6), con un sistema di sensori basografici. Il dataset utilizzato comprende 12 soggetti sani che percorrono un rettilineo di circa 12 metri per 6 volte in entrambe le direzioni. Si identificano gli istanti di HC e TO nei soli tratti rettilinei, segmentati automaticamente, mediante due algoritmi, oggetto di confronto in questa tesi, e tramite questi si calcolano i parametri temporali per ogni soggetto: tempo di stride, stance, swing e cadenza. Entrambi gli algoritmi testati utilizzano il segnale accelerometrico: il primo algoritmo si basa su un metodo di Peak Detection eseguito sul segnale filtrato, mentre, il secondo si basa sulla stima energetica del segnale non filtrato, mediante operatore energetico di Teager-Kaiser.

Successivamente, attraverso un confronto statistico ANOVA tra le medie dei parametri temporali, calcolati dai due algoritmi e quelli del gold standard, si valuta quale algoritmo permetta una stima migliore degli eventi del cammino. I risultati ottenuti dall'analisi statistica sono: per il parametro di stride il valore di *p-value* ottenuto è di 0,68 e per la cadenza 0,72, quindi con entrambi gli algoritmi si ottengono valori confrontabili con il riferimento basografico. Per i parametri di stance e swing

invece si evidenzia una differenza statistica delle medie tra l'algoritmo di PD e il riferimento, invece per l'algoritmo di TKEO i valori ottenuti sono rispettivamente un *p-value* di 0,84 e 0,74. In conclusione, entrambi gli algoritmi risultano accurati nell'identificazione dell'HC, mentre nell'identificazione del TO l'algoritmo di TKEO risulta più accurato rispetto all'algoritmo di PD che tende a sovrastimare la fase di appoggio e sottostimare la fase di oscillazione.

Indice

1	L'analisi del cammino	1
1.1	L'analisi del cammino	1
1.2	Ciclo del passo	4
1.2.1	Parametri spazio-temporali	5
1.3	Strumentazioni per l'analisi del cammino	6
1.3.1	Dispositivi non indossabili	6
1.3.2	Dispositivi indossabili	9
1.4	Obiettivo della tesi	11
2	Materiali e metodi	13
2.1	Dataset	13
2.2	Elaborazione dei segnali	19
2.3	Algoritmi testati	22
2.3.1	Peak Detecion	22
2.3.2	Teager-Kaiser Energy Operator	23
2.4	Post-processing	25
3	Risultati	29
3.1	Applicazione degli algoritmi	29
3.1.1	Peak Detection	29
3.1.2	TKEO	30
3.2	Confronto parametri temporali	32
3.2.1	Stride	32
3.2.2	Stance e Swing	34

3.2.3	Cadenza	39
4	Discussioni e Conclusioni	43

Capitolo 1

L'analisi del cammino

1.1 L'analisi del cammino

Il cammino può essere definito come un metodo di locomozione in cui tramite l'uso alternato e ripetuto degli arti inferiori si provvede il movimento del corpo in avanti permettendo contemporaneamente un supporto stabile [1].

Il movimento umano è ottenuto mediante una complessa interazione altamente coordinata tra ossa, muscoli, legamenti e articolazioni del sistema muscoloscheletrico, a sua volta controllato dal sistema nervoso. Il sistema nervoso centrale trasmette attraverso il sistema nervoso periferico, i comandi al sistema muscoloscheletrico [2]. Quest'ultimo è capace di trasmettere le forze necessarie affinché il corpo possa muoversi e compiere tutte le attività della vita quotidiana [3].

L'analisi del cammino sta diventando sempre più importante ed interessante in diversi ambiti, come quello clinico o sportivo, ed il motivo di tale interesse è cambiato durante gli anni. Attualmente in ambito clinico avere delle misure quantitative accurate permette di definire al meglio l'eziologia di una determinata patologia e di controllare l'efficacia della riabilitazione studiando l'eventuale miglioramento del paziente [4]. In ambito sportivo, permette il miglioramento delle prestazioni, la prevenzione degli infortuni e la sicurezza per molti sport, per il tempo libero e per la riabilitazione, inoltre l'analisi del movimento gioca un ruolo chiave nell'allenamento sportivo professionale, con l'obiettivo di ottimizzare e migliorare le prestazioni atletiche [5] [6].

Negli ultimi secoli lo studio del cammino è migliorato con l'avvento di nuove tecnologie sempre più all'avanguardia, ma i primi studi si hanno già dall'antichità. Infatti gli antichi Greci scoprirono che l'armonia di mente e corpo richiedeva un'attività atletica per completare la ricerca della conoscenza, e con i paradigmi meccanici, matematici e anatomici sviluppati in quell'epoca Aristotele scrisse il primo libro a riguardo intitolato *De motu animalum* nel 344 A.C. Successivamente altri studiosi si interessarono allo studio del movimento come ad esempio Leonardo da Vinci, rappresentando nel dettaglio il movimento e il corpo umano, e Andreas Vesalius, pubblicando il primo libro di anatomia umana. Durante il Rinascimento, Galileo applicò la teoria meccanica allo studio del movimento animale, trattato in *De Animalium Motibus*, mentre un suo studente, Borelli, stimò il centro di massa dell'intero corpo e scrisse nel trattato *De Motu Animalum* la dinamica muscolare durante il movimento [5].

Bisogna attendere tuttavia la nascita della fotografia per avere studi più dettagliati. Etienne-Jules Marey (1830-1904) inventò il cronofotografo, grazie alla regolare e continua apertura e chiusura dell'obiettivo riuscì ad ottenere in un'unica lastra fotografica le varie posizioni del soggetto in movimento. Nello stesso periodo Muybridge (1830-1904) migliorò la fotografia aumentando la frequenza di scatto ad 1/100 al secondo ottenendo così una serie di fotografie molto ravvicinate nel tempo, rendendo possibile osservare nel dettaglio il movimento del soggetto. Dai lavori di Marey sulla fotografia prese ispirazione Christian Braune (1831-1892) che, assieme al fisiologo Otto Fischer (1861-1917), eseguì degli esperimenti su un cadavere congelato determinando i piani dei centri gravitazionali lungo il piano sagittale, frontale e longitudinale. Inoltre nel 1890 usarono la stereofotogrammetria e le forze di reazione vincolare per studiare il cammino usando le loro prime tecniche di ricostruzione dei modelli tridimensionali, tutto ciò con grosse limitazioni dovute agli errori derivanti dall'identificazione manuale dei marker [5].

Dopo la Seconda Guerra Mondiale ci fu un forte interesse nello studio tridimensionale del cammino in ambito clinico per fornire un miglior trattamento ai soldati feriti o amputati. Verne Inman (1905-1980), applicò la teoria dell'ingegneria meccanica a problemi clinici progettando protesi per amputati ed identificò delle

caratteristiche determinanti il cammino dei soggetti sani, assumendo che un'andatura fosse più efficiente quando si riducono al minimo le escursioni verticali e laterali nel centro di gravità del corpo (COG)[7]. Su questa linea, Jacqueline Perry (1918-2013) [1] divise il cammino in cinque fasi di appoggio e tre fasi di oscillazione, mentre David Sutherland (1923-2006)[8] perfezionò il ciclo del cammino definendo tre periodi: doppio supporto iniziale, singolo supporto su un arto e doppio supporto finale.

A fine anni '70 con il progresso della tecnologia, si svilupparono i primi sistemi di analisi del movimento ottici, quindi il movimento era registrato sotto forma di dati digitali e non più analogici. Questo permise di ampliare gli studi e di compierli in tempi più brevi, tuttora questi strumenti fanno parte dello studio del movimento. Negli ultimi decenni l'interesse è aumentato portando allo sviluppo non solo di strumentazione sempre più all'avanguardia, ma anche di dispositivi sempre meno costosi e più portabili, aprendo così approcci di ricerca al di fuori del laboratorio e andando a studiare il movimento nella vita quotidiana, come ad esempio l'utilizzo dei sensori inerziali in ambito clinico [9].

Secondo gli studi di Perry [1] si può analizzare il cammino sotto diversi aspetti, in quanto ogni sua fase implica l'interazione tra più segmenti corporei. I tre aspetti principali prevedono la suddivisione del cammino come segue:

- La divisione secondo le variazioni di contatto reciproco del piede sul suolo. Quindi un alternarsi di eventi in cui il piede impatta il suolo (fase di appoggio) e successivamente sollevato (fase di oscillazione);
- La divisione utilizzando parametri spazio-temporali per descrivere il passo. Ad esempio, misurare quanto dura una falcata o la distanza percorsa utilizzando gli istanti che segmentano il cammino nelle diverse fasi;
- La divisione secondo le funzioni base supportate dall'apparato locomotore (gambe e arti inferiori), ovvero quella di generare una forza impulsiva, mantenere la stabilità ai cambi di postura, minimizzare gli urti durante l'impatto sul suolo, conservare energia per ridurre la richieste dello sforzo muscolare.

1.2 Ciclo del passo

Il ciclo del passo (*Gait Cycle GC*) è l'unità funzionale del cammino, è il tempo che intercorre tra due medesimi eventi dello stesso piede, generalmente suddiviso in due fasi principali: fase di appoggio (*Stance*) e fase di oscillazione (*Swing*).

- La fase di appoggio inizia nell'istante in cui si ha il contatto del tallone sul suolo (*Heel Contact, HC*) e termina quando il piede viene sollevato da terra (*Toe-Off, TO*), comprende circa il 60% [1] del ciclo totale. Il soggetto passa da una fase iniziale di doppio appoggio, quando entrambi i piedi sono sul suolo, ad una fase di singolo appoggio in cui il piede controlaterale viene sollevato e termina con un doppio appoggio finale in cui il piede opposto inizia il contatto con il suolo e il piede iniziale inizia a sollevarsi.
- La fase di oscillazione, circa il restante 40% [1] del ciclo, inizia quando il piede è stato appena sollevato da terra e termina nell'istante precedente al momento in cui il tallone dello stesso piede impatta nuovamente sul suolo;

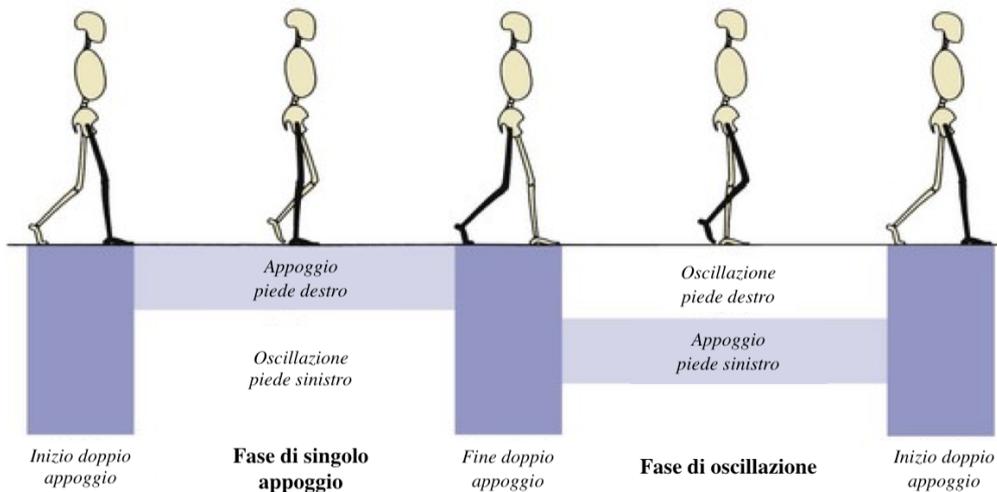


Figura 1.1: Suddivisione del ciclo del passo nella fase di appoggio e fase di oscillazione.[1]

Il ciclo si può suddividere, per un descrizione più dettagliata in otto istanti, le prime cinque fasi corrispondono al periodo di appoggio, le restanti tre al periodo

di oscillazione: Initial contact, Loading Response, Mid Stance, Terminal stance, Pre-Swing, Initial Swing, Mid Swing, Terminal Swing[1].

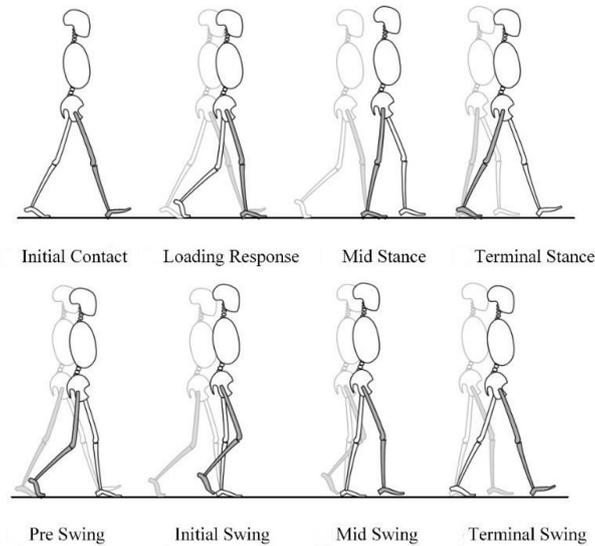


Figura 1.2: Suddivisione del ciclo del passo negli 8 istanti.[1]

1.2.1 Parametri spazio-temporali

In uno studio dell'analisi del cammino si possono calcolare anche i parametri spazio-temporali e servono per caratterizzare quantitativamente il passo di ciascun soggetto. Questi si possono ottenere andando a registrare il cammino tramite differenti dispositivi, ma attraverso questi si deve essere in grado di individuare gli eventi del ciclo del passo, in particolare Heel-Contact e Toe-Off. I principali parametri temporali sono:

- *Stride duration*(s): tempo che intercorre tra due contatti del tallone del medesimo piede;
- *Stance duration*(s): tempo tra HC e TO del medesimo piede;
- *Swing duration*(s): tempo tra TO e HC successivo del medesimo piede;
- *Step duration* (s): tempo che intercorre tra il contatto del tallone ipsilaterale e controlaterale;

- *Single support duration* (s): definisce il tempo in appoggio monopodalico, inizia quando il piede ipsilaterale si stacca nella fase di oscillazione;
- *Double support duration* (s): definisce il tempo in appoggio bipodalico, il supporto è su entrambi i piedi;
- *Cadence* (passi/min): definita come numero di passi al minuto.

Analogamente si possono calcolare dei parametri spaziali e spazio-temporali come la lunghezza del passo o del semipasso e la velocità del passo.

Tramite questi parametri è possibile andare a valutare le differenze tra un soggetto sano ed uno patologico, infatti un'anomalia del passo può caratterizzare la presenza di una patologia o disfunzione motoria.

Per studiare nel dettaglio il passo si può quindi ricorrere ad un'analisi quantitativa, mediante strumentazione adeguata, ottenendo informazioni riguardanti la cinematica e la dinamica del cammino durante il ciclo del passo. La prima ci permette di calcolare gli angoli articolari e lo spostamento dei singoli segmenti corporei in movimento, mentre la seconda momenti e forze applicate.

1.3 Strumentazioni per l'analisi del cammino

Nell'ultimo decennio lo studio del cammino ha acquistato una notevole importanza in diversi ambiti, infatti si hanno a disposizione più strumenti per misurare quantitativamente il cammino, utilizzabili sia da soli che in combinazione per avere differenti informazioni ed un quadro completo del cammino.

In generale si possono suddividere in [10]:

- Dispositivi non indossabili: sistemi stereofotogrammetrici, pedane di forza;
- Dispositivi indossabili: elettrogoniometri, foot-switch, sensori di pressione e forza, sensori elettromiografici, sensori inerziali.

1.3.1 Dispositivi non indossabili

I dispositivi non indossabili permettono l'analisi simultanea di più parametri e le misure sono controllate in tempo reale da uno specialista. Utilizzando questa

tipologia si possono effettuare test e studi con alta riproducibilità, ripetibilità e precisione. Inoltre, non sono sistemi invasivi e limitati dal punto di vista energetico non avendo la possibilità di funzionare con una batteria. Tuttavia hanno anche degli aspetti negativi, come il costo degli strumenti e l'impossibilità di studiare attività quotidiane del soggetto preso in esame al di fuori del laboratorio.

Sistema stereofotogrammetrico

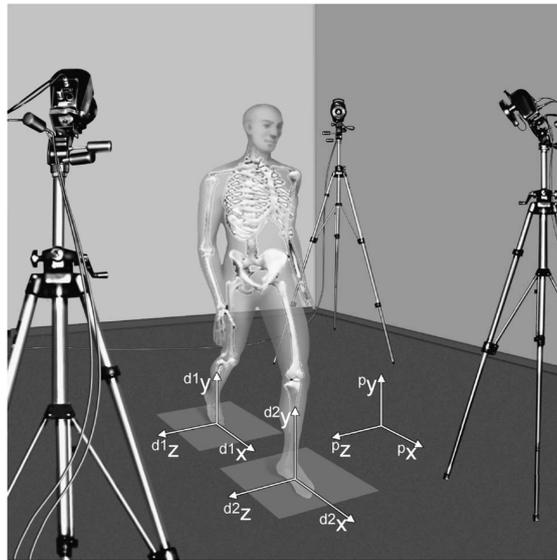


Figura 1.3: Analisi del cammino mediante stereofotogrammetria [11]

L'utilizzo di questo sistema permette, tramite due o più telecamere, la ripresa del soggetto durante la camminata o qualsiasi altra attività motoria che si vuole analizzare. È necessario dunque un laboratorio di Gait Analysis e personale specializzato, il quale rende questo metodo laborioso e dispendioso in termini di tempo e praticità.

Il sistema prevede l'utilizzo di marcatori, attivi o passivi, posizionati in punti anatomici definiti da protocolli opportuni¹, che rendono il più possibile le prove

¹I protocolli più utilizzati sono quelli anatomici, in particolare il Protocollo Davis. Questo prevede l'utilizzo dei dati antropometrici del soggetto per poter stimare i centri articolari e posizionare 22 marker sui punti di repere.

ripetibili e confrontabili tra loro. Tramite due o più telecamere è possibile ricostruire tridimensionalmente la posizione di ogni marker in ogni istante di tempo, in questo modo si riesce a calcolare spostamento, velocità, accelerazione e angoli articolari di ogni segmento corporei in cui sono presenti almeno tre marker visibili dal sistema.[11]

L'aspetto positivo dunque risiede nel fatto che le misure sono affidabili, in quanto derivano da una analisi videoregistrata elaborata con opportuni software, che fa di questo uno strumento gold standard. Tuttavia, come detto in precedenza, eseguire un esame di questo tipo richiede l'utilizzo di un laboratorio con strumentazione costosa ed inoltre è necessaria una calibrazione accurata per la bontà dei dati misurati.

Pedana di forza e di pressione



Figura 1.4: Piattaforma di forza della Kistler

Le pedane di forza sono pedane rigide accoppiate con sensori di forza e per un esame di analisi del cammino ne vengono disposte almeno due lungo il tragitto del soggetto. In particolare sono basate su celle di carico che misurano la deformazione della cella sotto carico, in uscita restituiscono il valore di forza che ha causato quella deformazione, si può così descrivere come varia la forza nel tempo durante la fase di appoggio. Le pedane di pressione invece hanno dei sensori di pressione che misurano la forza su unità di superficie, si riesce così a valutare in quali zone si va ad applicare più o meno pressione. Con l'utilizzo di queste pedane si possono eseguire studi sul cammino, studi posturali o dei movimenti sportivi.

Le piattaforme generalmente hanno una risoluzione, espressa come numero di sensori per unità di superficie, di circa 1.5-3 sensori per cm^2 , le più complesse arrivano ad avere 4 sensori/ cm^2 . [12] Si ottengono quindi delle misure per ogni singola zona del piede, più le informazioni ricavate sono dettagliate e maggiore sarà la risoluzione.

Queste piattaforme permettono di misurare in modo diretto le reazioni di forza a terra (*Ground Reaction Force*(**GF**), diagrammi vettoriali, momenti articolari e centro di pressione(*Center Of Pressure*, **COP**). Le pedane, inoltre, sono perfettamente integrabili con un sistema di stereofotogrammetria, consentendo quindi di avere informazioni sia cinematiche che dinamiche del cammino in un unico esame.

1.3.2 Dispositivi indossabili

I dispositivi indossabili sono facilmente miniaturizzabili ed economici, alcuni di questi permettono una visualizzazione real-time dei dati di acquisizione da parte di un operatore esperto e il monitoraggio del cammino nella vita quotidiana e su lunghi periodi. Tuttavia alcuni di questi dispositivi, come i sensori inerziali, sono limitati dal consumo di energia a causa della durata esigua della batteria. Inoltre i parametri misurabili sono limitati e i sensori possono essere influenzati da fattori esterni non controllabili.

Elettrogoniometro

L'elettrogoniometro misura in modo diretto l'escursione angolare su un piano quando posizionato a cavallo dell'articolazione d'interesse. Integrando una serie di elettrogoniometri si possono ottenere informazioni durante il cammino di articolazioni quali anca, ginocchio e caviglia, sul piano sagittale, questi possono essere di diversi tipi: resistivi, capacitivi, estensimetri o induttivi.

I segnali in uscita sono di facile interpretazione e facili da ottenere, il sensore genera una tensione proporzionale alla variazione angolare e successivamente convertita in gradi permettendo così una misura diretta dell'escursione articolare.



Figura 1.5: Elettrogoniometro del sistema STEP32

Sensore inerziale

Il dispositivo inerziale può essere composto da 2 o 3 sensori triassiali: accelerometro, giroscopio e magnetometro nel caso di sistemi magneto-inerziali. Misurano rispettivamente accelerazione lineare, velocità angolare e campo magnetico e vengono comunemente chiamati **IMU** (*Inertial Measurement Unit*) o **MIMU** (*Magneto-Inertial Measurement Unit*.)

Il sensore di accelerazione sfrutta la legge di Hooke e la legge di Newton. Si ha una massa sospesa tramite un elemento elastico, quando viene perturbata dal suo stato di quiete la massa si sposta in modo proporzionale all'accelerazione subita. Misurando lo spostamento della molla si può risalire all'accelerazione, si utilizza dunque un trasduttore che trasforma la perturbazione meccanica in elettrica. Il sensore misura l'accelerazione sull'asse su cui è posto, quindi l'asse che misura l'accelerazione verticale sarà sensibile alla gravità.

Il giroscopio sfrutta il principio di conservazione del momento angolare, questo rimane costante nel tempo fintanto che il momento delle forze esterne che agisce su esso è nullo. Il giroscopio viene fissato su una sospensione cardanica, consentendo all'elemento rotante, a forma di toroide, di ruotare liberamente intorno al proprio asse. Quando il rotore è in rotazione tenderà a mantenere il proprio asse parallelo a se stesso opponendosi a qualsiasi cambio di direzione. Il segnale in uscita dal sensore sarà proporzionale alla velocità angolare dell'asse perpendicolare all'asse in rotazione.

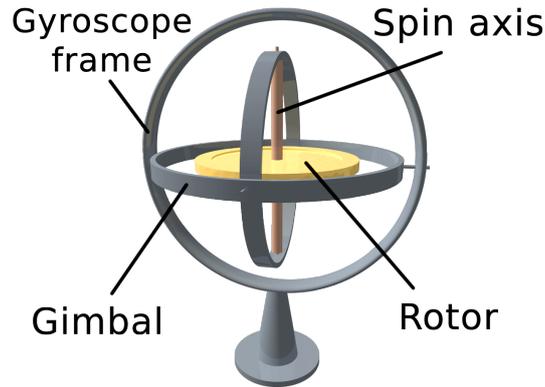


Figura 1.6: Elementi di un giroscopio

Il magnetometro invece misura un campo magnetico, il segnale in uscita dal sensore è una differenza di potenziale proporzionale al campo magnetico a cui è sottoposto. Il sensore quindi misurerà il campo magnetico terrestre in assenza di campi esterni.

Il vantaggio di utilizzare questa tipologia è l'alta portabilità e il basso costo, permettendo così lo studio del cammino nella vita quotidiana avendo il minor ingombro possibile per il soggetto. Gli svantaggi nell'utilizzo di questo sensore risiedono nel fatto che, oltre ad essere suscettibili ad interferenze esterne non controllabili, le misure ricavate da questo sensore sono misure indirette e necessitano di algoritmi complessi per il calcolo dei parametri del ciclo del cammino.

1.4 Obiettivo della tesi

La letteratura fornisce differenti approcci per il calcolo degli eventi del cammino dai segnali inerziali, in particolare per gli istanti di Heel-Contact (HC) e Toe-Off (TO), elementi chiave per definire il ciclo del cammino. Questi necessitano di algoritmi di ricerca capaci di funzionare in un ampio range di condizioni, infatti le performance possono variare in base al soggetto, al posizionamento del sensore o alla cadenza del passo [13], inoltre non tutti gli algoritmi presentano una ricerca dell'istante di TO limitando dunque i parametri temporali ricavabili[14]. La scelta della posizione è importante infatti, per la vita quotidiana, i sensori in vita vicino

al centro di massa, sono spesso preferibili sia per la facilità di posizionamento sia perché l'energia spesa dalle diverse attività quotidiane può essere misurata da un singolo sensore [15]. Tuttavia, tramite degli studi comparativi [13] è stato osservato che i sensori posizionati sulla gamba sono in grado di rilevare in maniera intrinseca le informazioni necessarie per identificare gli istanti di Heel-Contact e Toe-Off e quindi avere prestazioni migliori rispetto all'utilizzo dei sensori nel tronco inferiore.

L'approccio comunemente adottato per la rilevazione degli eventi del cammino si basa su un filtraggio del segnale accelerometrico in combinazione con degli algoritmi di zero-crossing o rilevazione dei picchi (*peak detection*) [14] [16] [17]. Un'altra tipologia di algoritmi di ricerca, utilizzata di recente, prevede l'utilizzo della trasformata continua di Wavalet, per la ricerca degli eventi di inizio e fine contatto del piede sul suolo dall'accelerazione verticale, proposto da McCamley *et al.* [18].

Lo scopo di questa tesi è dunque il confronto di due algoritmi, rispetto al gold standard, nella identificazione di due eventi chiave dell'analisi del cammino, ovvero HC e TO, usando le accelerazioni misurate da un singolo sensore inerziale posizionato sul tronco inferiore (L5/L6). Tramite questi due eventi è possibile calcolare i parametri temporali come il tempo di stance, stride, swing e cadenza, i quali vengono utilizzati per valutare le performance degli algoritmi rispetto a quelli calcolati tramite segnale basografico. Quest'ultimo rappresenta il gold standard di riferimento e fa parte del sistema STEP32 usato per la registrazione del dataset utilizzato in questa tesi.

Capitolo 2

Materiali e metodi

2.1 Dataset

Il dataset utilizzato [19] è costituito da segnali provenienti da STEP32 e un sistema di 7 IMU registrati su 12 soggetti sani, per ogni soggetto si sono effettuate 2 prove uguali. Le registrazioni prevedevano una camminata su un rettilineo di circa 12 metri percorso 6 volte in entrambe le direzioni. Per questa tesi sono stati selezionati i segnali basografici, goniometrici del ginocchio dallo STEP32 e i segnali accelerometrici e angolari provenienti dal sensore inerziale posto sul tronco inferiore del soggetto.

Soggetto	Anno di nascita	Peso (kg)	Altezza (m)
1	1990	71	1,83
2	1990	85	1,93
3	1986	76	1,78
4	1990	70	1,85
5	1989	80	1,83
6	1989	68	1,71
7	1990	72	1,77
8	1991	93	1,98
9	1991	72	1,75
10	1989	73	1,82
11	1990	68,5	1,7
12	1992	63	1,7
MEDIA ±DEVST	1989,8 ±1,5	74,3 ±8,21	1,8 ±0,8

Figura 2.1: Misure antropometriche dei 12 soggetti

STEP32

Il sistema STEP32 [20] è un sistema elettromedicale per l'analisi del cammino, fornito di una vasta gamma di sensori, che consente di acquisire 32 segnali, di cui 16 proveniente da sensori sul soggetto e altri 16 da dispositivi differenti, come ad esempio le pedane di forza.

In particolare i sensori a disposizione sono:

- Sensori basografici per la misura del contatto piede-suolo necessari per calcolare la sequenza e la durata di ciascuna fase del passo;
- Sensori goniometrici a parallelogramma articolato per la misura degli angoli articolari sui piani sagittale e frontale delle articolazioni di anca, ginocchio e caviglia;
- Sonde EMG per il prelievo del segnale elettromiografico di superficie ed invasivo;
- Accelerometri mono e bi-assiali;
- Sonda elettrocardiografica a singola derivazione per la misurazione della frequenza cardiaca del soggetto.

Tuttavia durante le registrazioni di questo dataset si sono utilizzati solamente i sensori basografici e goniometrici. Il pacchetto STEP 32 è costituito da:

- Una workstation con un PC
- Una scheda di acquisizione proprietaria da inserire in un slot PCI del pc.
- Unità paziente
- Software STEP 32-DV
- Sonda elettrocardiografica a singola derivazione per a misurazione della frequenza cardiaca del soggetto.

Gli elettrogoniometri sono stati disposti sulle articolazioni d'interesse, in particolare le due estremità del goniometro sono state posizionate nelle seguenti parti anatomiche:

- Articolazione anca: un'estremità è stata posizionata sul fianco esterno della coscia sotto il centro di rotazione dell'anca, l'altra estremità verticalmente sopra l'anca;
- Articolazione ginocchio: un'estremità è stata posizionata sulla superficie esterna della coscia allineata con la direzione del femore, l'altra estremità al di sotto dell'articolazione lungo il peroneo lungo allineata con la direzione della tibia;
- Articolazione caviglia: un'estremità è stata posizionata sulla superficie laterale della gamba lungo la direzione della tibia, l'altra estremità sul malleolo laterale, parallelamente al suolo.

Segnali basografici

I segnali basografici sono stati ottenuti tramite l'utilizzo di tre interruttori posti sotto la pianta del piede e consentono di ottenere il segnale relativo al contatto piede suolo, dal quale è poi possibile ricavare in modo preciso i parametri temporali importanti per l'analisi del cammino. I tre interruttori sono stati posizionati nelle seguenti posizioni: prima testa metatarsale, quinta testa metatarsale e tallone. I segnali utilizzati sono a 4 livelli, corrispondenti alle temporizzazioni delle fasi del ciclo del cammino e permettono di suddividerlo come segue:

- Heel strike (H), istante in cui il tallone tocca il suolo;
- Flat foot (F), fase di appoggio piatto;
- Push off (P), istante in cui si spinge l'avampiede;
- Swing (S), fase di oscillazione del piede.

Dato il segnale basografico si ricercano gli eventi di interesse, in questa tesi Heel Contact e Toe-off per poter calcolare i parametri temporali del cammino, questi eventi sono da ricercare nei livelli basografici H ed S, per fare ciò si è implementato l'algoritmo proposto da Agostini *et al.* [21].

Il primo step effettua una ricerca della variazione della media su tutto il segnale e li classifica con il livello basografico corrispondente alla fase del cammino

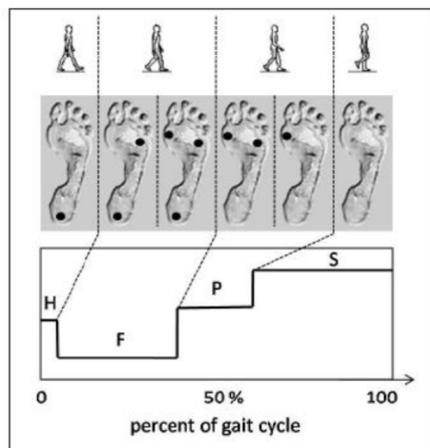


Figura 2.2: Suddivisione dei livelli basografici[21]

trovato ($F=0$, $H=16000$, $P=25000$, $S=32000$), successivamente si applicano delle regole decisionali per la classificazione di un possibile candidato iniziale del ciclo del cammino, quindi l'indice con il quale è più probabile che il ciclo inizi. Le regole prevedono di classificare come Heel-Contact tutti quegli istanti che passano da un valore più alto ad uno più basso, ovvero le transizioni dal livello S a quello H, F o P. Il fatto di considerare come Heel Contact anche quegli eventi che dopo la fase di Swing iniziano con un evento in Flat foot o Push off permette di rilevare quei passi atipici che si possono presentare tipicamente nei soggetti patologici, ma talvolta anche in quelli sani in numero limitato, un esempio si può osservare nella figura 2.4.

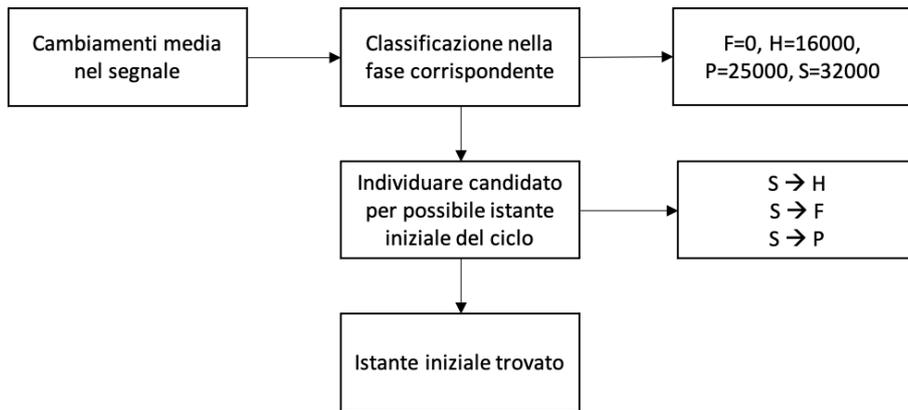


Figura 2.3: Principali step dell’algoritmo per la ricerca degli indici di Heel-Contact e Toe-Off nel segnale basografico

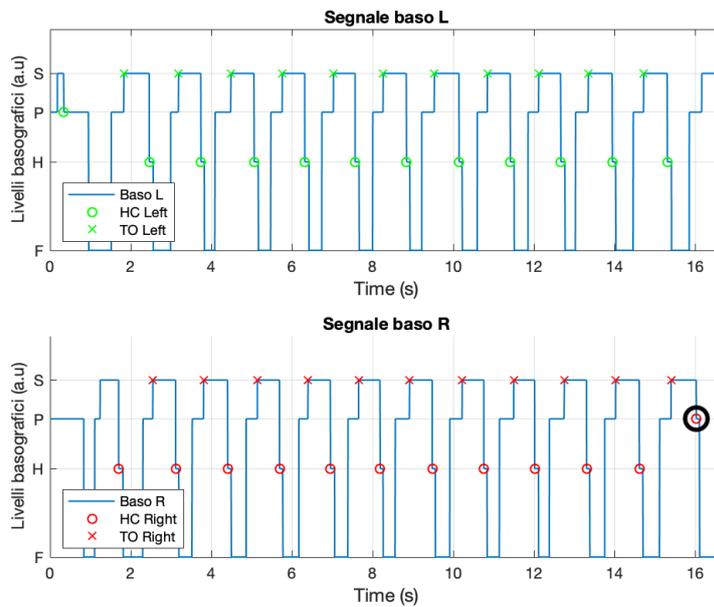


Figura 2.4: Esempio di segnale basografico con i relativi indici trovati dall’algoritmo e dettaglio di passo atipico (PFPS) in cui la fase iniziale del passo non inizia con un evento di Heel-Contact ma con un evento di Push-Off

Segnali inerziali

I sensori inerziali utilizzati nel dataset sono gli IMU TSND121 prodotti dalla ditta ATR-Promotion. Sono sensori wireless dotati di una trasmissione dati che

può avvenire: radio via Bluetooth 2.0, memorizzazione su una memoria interna e successiva estrazione, via cavo USB. La componentistica sensoriale è composta da accelerometri, sensori di velocità angolare e magnetometri integrati, sulla quale è possibile selezionare diverse frequenze di campionamento e diversi range di misura e per ognuno di essi si ha una corrispondente risoluzione. In fase di registrazione per l'analisi del cammino si sono impostati i valori di $\pm 4G$ per le accelerazioni, ± 500 dps per le velocità angolari e ± 1200 T per il campo magnetico, con una frequenza di campionamento di 100Hz. I sensori in uscita restituiscono i dati di accelerazione, di velocità angolare e di intensità di campo magnetico lungo le tre direzioni x, y, z.

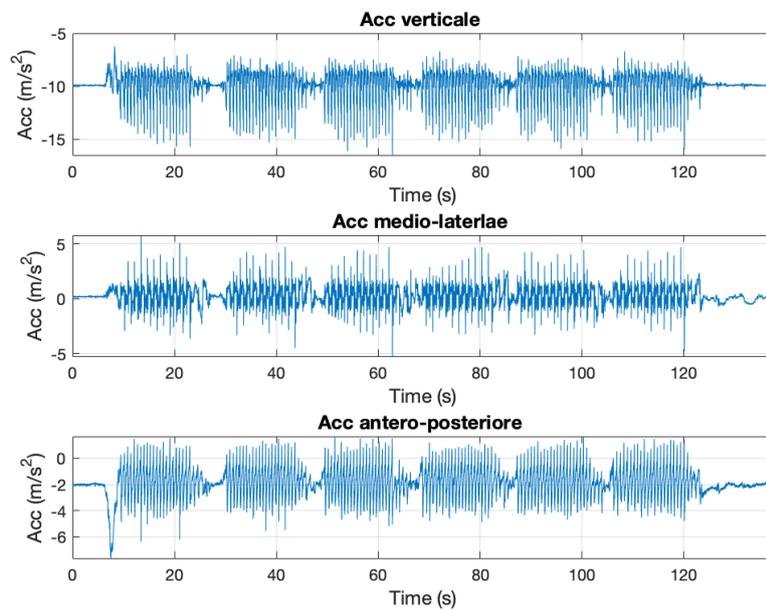


Figura 2.5: Segnali dell'accelerometro

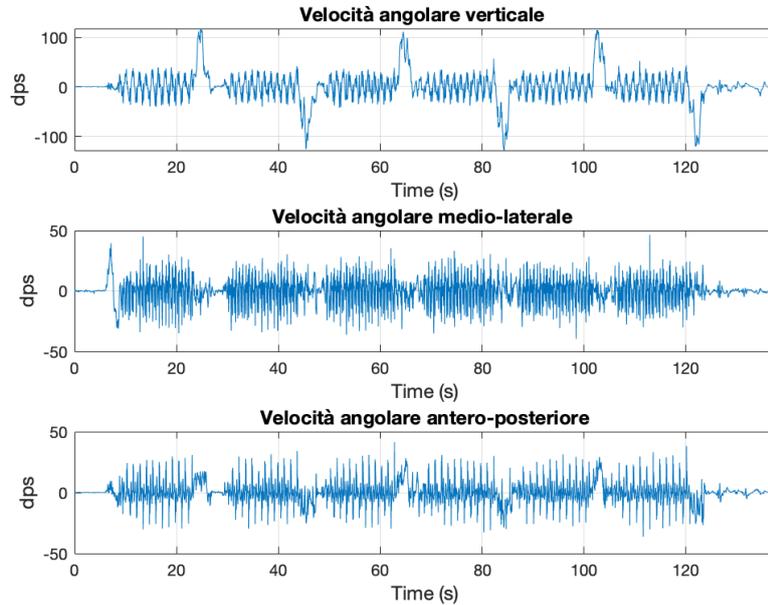


Figura 2.6: Segnali del giroscopio

2.2 Elaborazione dei segnali

Il protocollo per la registrazione dei segnali prevedeva una flessione del ginocchio da parte del soggetto prima di iniziare il percorso rettilineo, questo era necessario per poter sincronizzare i segnali accelerometrici e quelli provenienti dallo STEP32. In questa tesi si effettua invece una rilevazione manuale del picco dovuto alla flessione del ginocchio eliminandolo sia dai segnali basografici che accelerometrici. Per la rilevazione del picco nei segnali basografici si utilizza il segnale goniometrico del ginocchio che descrive gli angoli di flesso/estensione sul piano sagittale, mentre nei segnali inerziali si utilizza l'accelerazione anteroposteriore. Successivamente si suddivide il segnale nei soli rettilinei, in quanto si è osservato che nei tratti di curva il segnale accelerometrico non possedeva l'informazione necessaria per poter rilevare i passi effettuati dal soggetto.

Divisione del segnale in tratti rettilinei

Il dataset a disposizione prevedeva che ogni soggetto percorresse un tratto rettilineo per sei volte, questo implica che nel segnale sono presenti delle porzioni di segnale in cui si rilevano i momenti di curva del soggetto. Si rimuovono le curve in modo da analizzare solo i tratti rettilinei e per fare ciò si è stata eseguita una segmentazione automatica utilizzando la velocità angolare medio-laterale. Inizialmente è stato filtrato il segnale con un filtro Butterworth di 4 ordine passa basso, con una frequenza di taglio di 3 Hz. Successivamente è stata effettuata una ricerca dei picchi tramite *findpeaks* per trovare il punto massimo di curvatura, corrispondente al momento in cui il soggetto effettua la curva. Sfruttando il valore di *findpeaks* chiamato

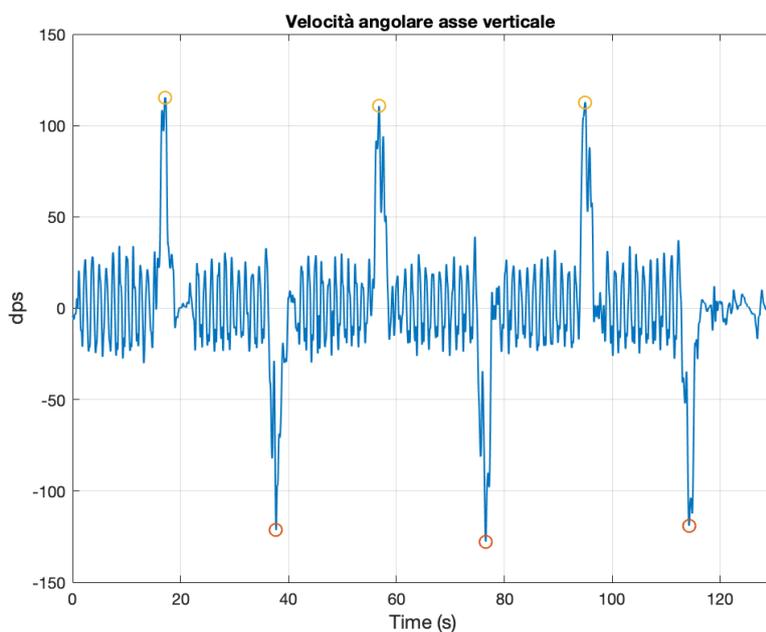


Figura 2.7: Velocità angolare verticale con i picchi trovati tramite *findpeaks*

width, corrispondente alla larghezza del picco misurata a metà ampiezza (FWHM), è stato diviso il segnale in due: uno contenente solo le curve e uno solo i rettilinei. Sono state create in questo modo delle epoche inserite in una matrice con n righe tante quante erano i rettilinei ed m colonne in base alla lunghezza del tratto segmentato. Successivamente per ogni epoca è stata effettuata una ricerca degli eventi

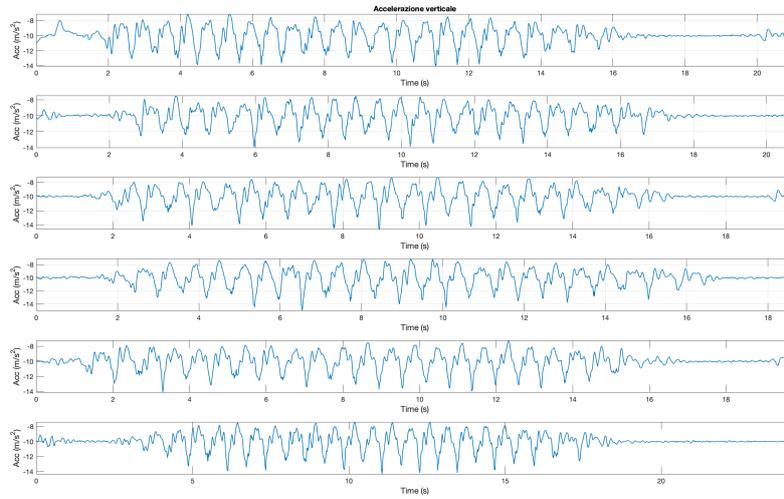


Figura 2.8: Segnali rettilinei divise per il numero di tratti rettilinei

di Heel-Contact e Toe-Off per l'analisi del cammino mediante due algoritmi.

2.3 Algoritmi testati

In questa tesi si implementano due algoritmi, adattati per i segnali a disposizione ed entrambi utilizzano il segnale accelerometrico: il primo algoritmo si basa su un metodo di Peak Detection [16] eseguito sul segnale filtrato mentre, il secondo, si basa sulla stima energetica del segnale non filtrato, mediante operatore energetico di Teager-Kaiser [22].

2.3.1 Peak Detecion

L'algoritmo di Peak Detection (**PD**) prevede l'utilizzo dei segnale accelerometrico, in questa tesi è stata utilizzata l'accelerazione verticale, in quanto si osserva che i massimi e minimi locali sono in relazioni agli eventi di HC e TO.

Questo algoritmo prevede tre step principali : [16]

1. Identificazione dei picchi nella quale è possibile localizzare l'evento del cammino;
2. I possibili eventi sono processati per la determinazione dei Toe-Off (TO);
3. I possibili eventi sono processati per la determinazione degli Heel contact (HC)

Il primo step prevede, dopo aver sottratto la media del segnale, ad un filtraggio iniziale del segnale accelerometrico, è stato utilizzato quindi un filtro Butterworth di quarto grado con frequenza di taglio di 8 Hz. Dopo aver normalizzato il segnale rispetto al suo massimo si applica una ricerca dei picchi di interesse sul segnale verticale, tramite la funzione *findpeaks*. Le condizone necessarie affinché un picco sia selezionato sono la minima distanza tra un picco e quello successivo e l'ampiezza minima, rispettivamente 400 ms ed ampio almeno un sesto del segnale, questi verranno definiti come picchi β .

Il secondo e terzo step prevedono l'identificazione degli istanti TO e HC rispettivamente. Si controlla in porzioni di segnali precedenti e successivi al picco di interesse per la ricerca dei minimi locali, si hanno quindi due valori decisionali che sono il numero di campioni da prendere in considerazione prima (ζ) e dopo (σ) il

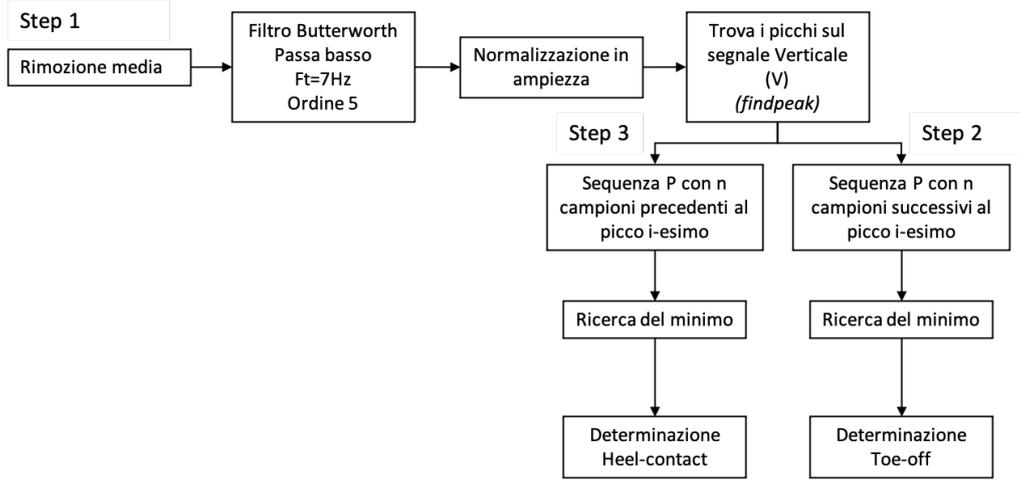


Figura 2.9: Principali passaggi dell’algoritmo di PeakDetection implementato in questa tesi

picco di interesse. La soglia ζ è stata scelta di 400 ms mentre σ , che è la soglia per la rilevazione del TO è stata scelta di 150 ms (ovvero 15 campioni) in quanto la fase di doppio supporto dura circa il 15% della fase di stride [16].

1. Creazione di sequenze P del segnale accelerometrico definite come:

$$(y)^{(p)}(q) = y^{(p)}(n) \text{ per } n \in \beta(p), \dots, \beta(p) + \zeta \quad (2.1)$$

2. Per ogni sequenza si determina l’istante t di minimo locale e si aggiorna il valore di β per avere il vero valore di TO.

3. Creazione di sequenze P del segnale accelerometrico definite come:

$$(y)^{(p)}(u) = y^{(p)}(n) \text{ per } n \in \beta(p), \dots, \beta(p) + \sigma, \quad (2.2)$$

4. Per ogni sequenza si determina l’istante t di minimo locale e si aggiorna il valore di β per avere il vero valore di HC.

2.3.2 Teager-Kaiser Energy Operator

L’operatore base di energia è definito come: [22]

$$\varphi[x(t)] = \dot{x}^2(t) - x(t)\ddot{x} \quad (2.3)$$

Dove φ rappresenta il segnale di energia mentre \dot{x} e \ddot{x} le derivate del segnale x . Questa formulazione si riferisce ad un segnale continuo, nel caso di un segnale discreto si deve ricorrere all'approssimazione di \dot{x} e \ddot{x} utilizzando due campioni successivi e precedenti:

$$\varphi[x(t)] \mapsto (x_{n-1}^2 - x_n x_{n-2})/Ts^2 \quad (2.4)$$

$$\varphi[x(t)] \mapsto (x_{n-1}^2 - x_n x_{n+2})/Ts^2 \quad (2.5)$$

Dove Ts è il periodo di campionamento, n è il numero del campione, sostituendo questa formulazione alla 2.3 si ottiene:

$$x(\dot{t}) \mapsto [(x_{n-1} - x_n) + (x_n - x_{n-1})]/Ts \quad (2.6)$$

$$\mapsto (x_{n+1} - x_n - 1)/2Ts \quad (2.7)$$

$$x(\ddot{t}) \mapsto \left\{ [(x_{n+2} - x_n) + (x_{n+1} - x_{n-1})] + [x_{n+1} - x_n - 1 - (x_n - x_{n-2})] \right\}/Ts \quad (2.8)$$

$$\mapsto (x_{n+2} - 2x_n + x_{n-2})/4Ts^2 \quad (2.9)$$

$$\varphi[x(t)] \mapsto [(x_{n+1} - x_n - 1)/2Ts]^2 - [x_n(x_{n+2} - 2x_n + x_{n-2})/4Ts^2] \quad (2.10)$$

Infine sostituendo le rispettive derivate discrete si ottiene:

$$\varphi_n = [2x_n^2 + (x_{n+1} + x_{n-1})^2 - x_n(x_{n+2} + x_{n-2})]/4Ts^2 \quad (2.11)$$

Dove φ è l'operatore di energia discreto Teager-Kaiser, n è il n-esimo campione e Ts la frequenza di campionamento. Quindi φ localizza gli aumenti simultanei in ampiezza, come quelli dovuti al tallone quando viene a contatto con il suolo (HC). L'operatore di energia è calcolato sul segnale accelerometrico verticale, successivamente dopo aver normalizzato il segnale rispetto al suo massimo, si utilizzano due finestre mobili sul segnale: [22]

$$\varphi'_n = \max(\varphi_{n-1}, \varphi_n, \varphi_{n+1}) \quad (2.12)$$

$$\varphi_n'' = \frac{1}{5} \sum_{n-2}^{n+2} \varphi_n' \quad (2.13)$$

Infine si utilizza un metodo di peak detection, implementato con Matlab tramite *findpeaks*, per rilevare l'istante di contatto del piede. Il picco, per essere riconosciuto come HC deve essere alto almeno un decimo ed essere distante almeno 250ms dal successivo picco. Successivamente per l'identificazione degli istanti di TO si applica la seguente strategia:

1. Tutti i valori che sono compresi nell'intorno dell'istante di HC sono settati a zero in modo da lasciare solo quei possibili picchi corrispondenti agli istanti di TO, con τ pari a 300 ms espresso in numero di campioni;

$$\chi(n) = \begin{cases} \phi_n'' n \supseteq (m - 0.15\tau, \dots, m + 0.15\tau) \\ 0n \supseteq (m - 0.15\tau, \dots, m + 0.15\tau) \end{cases} \quad (2.14)$$

2. Vengono applicate due finestre mobili

$$\chi_n' = \max(\varphi_{n-0.075\tau}, \varphi_n, \varphi_{n+0.075\tau}) \quad (2.15)$$

$$\chi_n'' = \frac{1}{3\tau} \sum_{n-2}^{n+2} \varphi_n' \quad (2.16)$$

3. Per identificare l'istante di TO si implementa anche qui un metodo di peak detection per identificare i massimi locali, ogni massimo deve essere distante dal successivo di almeno 350 ms e ampio almeno un decimo rispetto al massimo del segnale.

2.4 Post-processing

Tramite i segnali accelerometrici sono stati ottenuti gli indici di Heel-Contact e Toe-Off. In particolare, nell'algoritmo di PD per ogni istante di HC esiste un corrispettivo TO, in quanto il secondo e terzo step si effettuano ogni qual volta si trova un picco d'interesse al primo step. Nello specifico, l'istante localizzato dal picco viene sfruttato per individuare due differenti eventi: l'HC, precedente al picco individuato, e il TO, che invece si trova subito dopo, riferito al piede controlaterale.

Per l'algoritmo con operatore energetico, tuttavia, non è valida la precedente assunzione, in quanto i due eventi vengono localizzati in maniera indipendente, quindi può capitare di trovare degli istanti di TO che non corrispondono a veri istanti di stacco del piede e inizio oscillazione. Per cui sono stati ordinati gli indici seguendo il ciclo del passo, ovvero, è stato ricercato per ogni HC il suo corrispettivo istante di TO, partendo dal presupposto che tra due istanti HC è presente un TO, che come nell'algoritmo di PD, corrisponderà a quello del piede opposto.

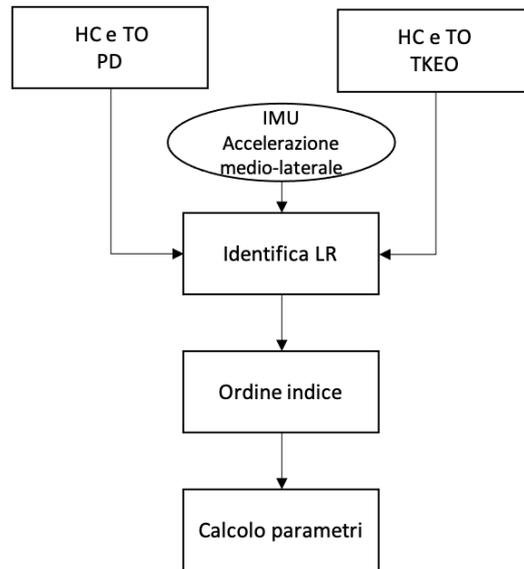


Figura 2.10: Workflow post-processing

Inizialmente, per ogni rettilineo, sono stati suddivisi i passi individuati in passo destro o passo sinistro, si effettua una media su n campioni attorno al primo picco trovato nel segnale accelerometrico medio-laterale; se questa media è positiva si assegna come passo iniziale il passo destro, altrimenti il sinistro [16].

Successivamente per ogni lato sono stati controllati tutti gli indici TO e per ognuno di essi si verifica se il TO-ismo è compreso tra i due indici HC. Se è compreso quell'istante sarà classificato come TO, altrimenti si prosegue la ricerca. Inoltre è stato eseguito un'ulteriore controllo su questi indici per individuare il corretto assegnamento al lato sinistro o destro e non incorrere ad un'inversione di lato che porterebbe ad un calo delle prestazioni. Si calcola quindi la distanza in campioni tra il primo HC del piede sinistro (la scelta del lato è ininfluente) e il TO

corrispondente, se questa è minore del valore medio di stance (calcolato come 60% del valore di stride), per quel tratto rettilineo, meno il 20%, significa che si è in presenza di un'inversione e si andranno a riassegnare i TO nel lato esatto.

Infine, dopo aver ordinato gli indici, sono stati calcolati i parametri temporali.

Calcolo parametri temporali

Gli istanti di Heel-contact e Toe-off calcolati permettono di stimare i parametri temporali per i due algoritmi e per il segnale basografico. I parametri temporali analizzati sono: tempo del passo, tempo di appoggio, tempo di oscillazione e cadenza.

$$Stride(t) = HC_{i+1} - HC_i \quad (2.17)$$

$$Stance(t) = TO_i - HC_i \quad (2.18)$$

$$Swing(t) = HC_{i+1} - TO_i \quad (2.19)$$

$$Cadenza = \frac{60}{(HC_{i+1} - HC_i)} \quad (2.20)$$

I parametri elencati sono stati calcolati per i segnali accelerometri e basografici e successivamente osservate le differenze nella stima di questi valori su un numero di passi selezionati per ogni soggetto. La stima è stata effettuata selezionando 100 passi di destra e di sinistra, sommando i due lati il confronto è stato eseguito su un totale di 200 passi per ogni soggetto calcolando per ogni parametro la media e la deviazione standard.

Per la visualizzazione dei risultati ottenuti è stato utilizzato anche la rappresentazione Bland-Altman (BA), utile per un confronto diretto tra le medie di due misure della stessa natura. È un grafico a dispersione in cui nelle ascisse vengono riportate le medie aritmetiche delle due misure e nelle ordinate la differenza tra queste.

Infine è stata effettuata un'analisi statistica mediante la misura della varianza ANOVA per andare a valutare quanto siano significativamente differenti le medie dei valori misurate tra i due metodi e il gold standard. Lo scopo quindi è andare a dimostrare se l'ipotesi nulla è confermata o no, ovvero se le medie dei diversi gruppi sono simili tra loro o esiste una differenza significativa.

Capitolo 3

Risultati

In questo capitolo sono riportati nel dettaglio i risultati ottenuti con i due algoritmi per i segnali accelerometrici e segnali basografici.

3.1 Applicazione degli algoritmi

3.1.1 Peak Detection

Tramite l'algoritmo di Peak Detection è stata ottenuta una sequenza di indici di HC e TO ripetuta lungo tutto il tratto rettilineo. Dalla figura 3.1d si può notare come la ricerca degli HC sia più precisa, infatti questo movimento di appoggio risulta facilmente distinguibile nell'accelerazione verticale rispetto alla fase di oscillazione.

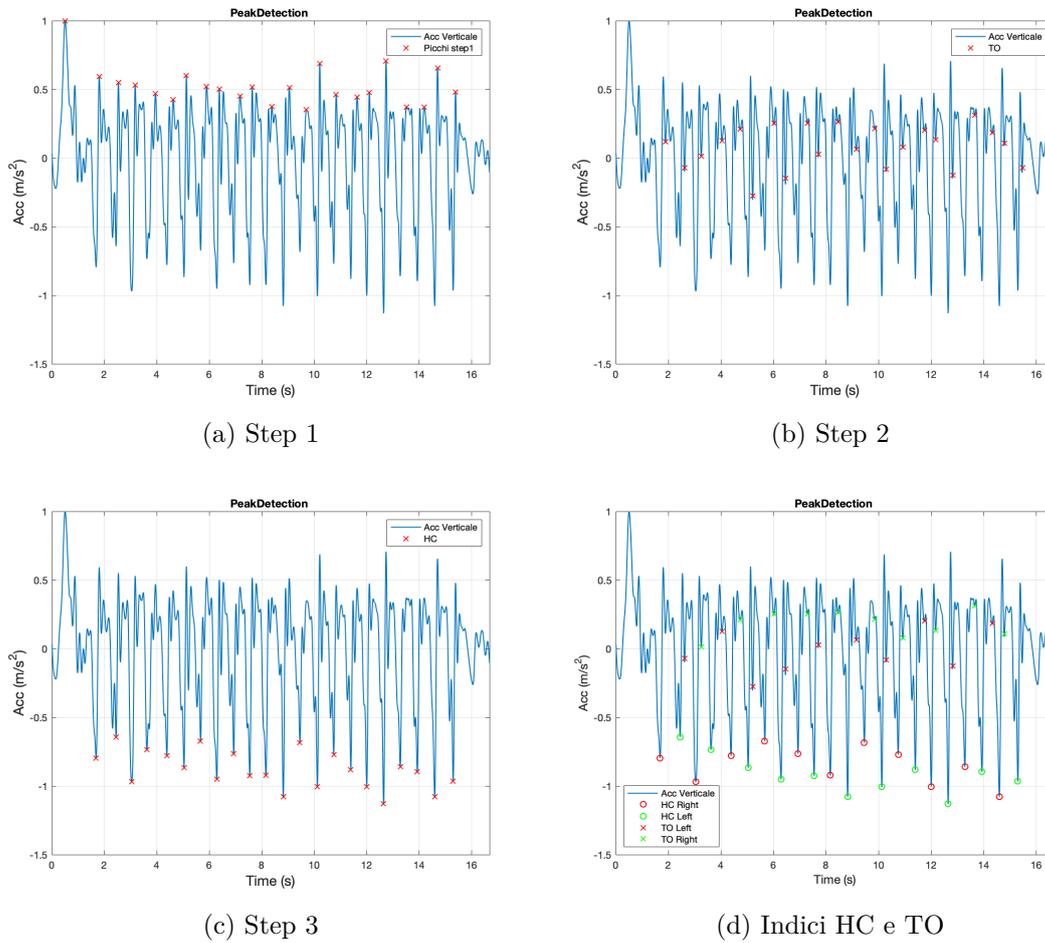


Figura 3.1: Indici ottenuti nei diversi step dell' algoritmo per il primo tratto rettilineo del primo soggetto. In figura a) sono mostrati gli indici di interesse, in b) e c) la ricerca dei TO e HC. In figura d) si hanno gli indici ordinati e suddivisi per passo destro e sinistro

3.1.2 TKEO

L' algoritmo di TKEO prevede l' utilizzo dell' operatore energetico, questo è stato calcolato per tutti i segmenti rettilinei sull' accelerazione verticale.

Nella figura 3.3 sono mostrati gli indici trovati da entrambi gli algoritmi sull' accelerazione verticale.

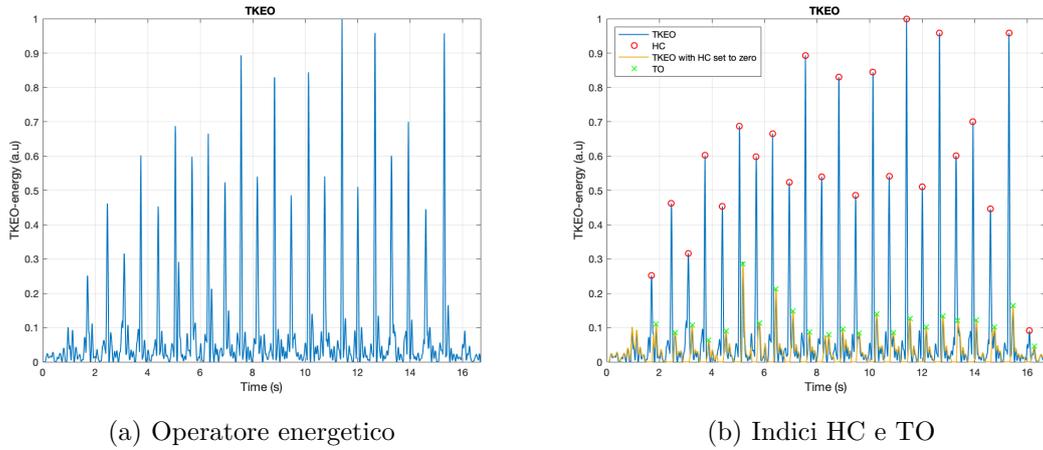


Figura 3.2: In figura a) è mostrato un esempio dell'operatore energetico calcolato sul primo tratto rettilineo del primo soggetto, in figura b) sono mostrati gli indici HC e TO rilevati mediante l'algoritmo nel segnale energetico e nel segnale con indici HC settati a zero.

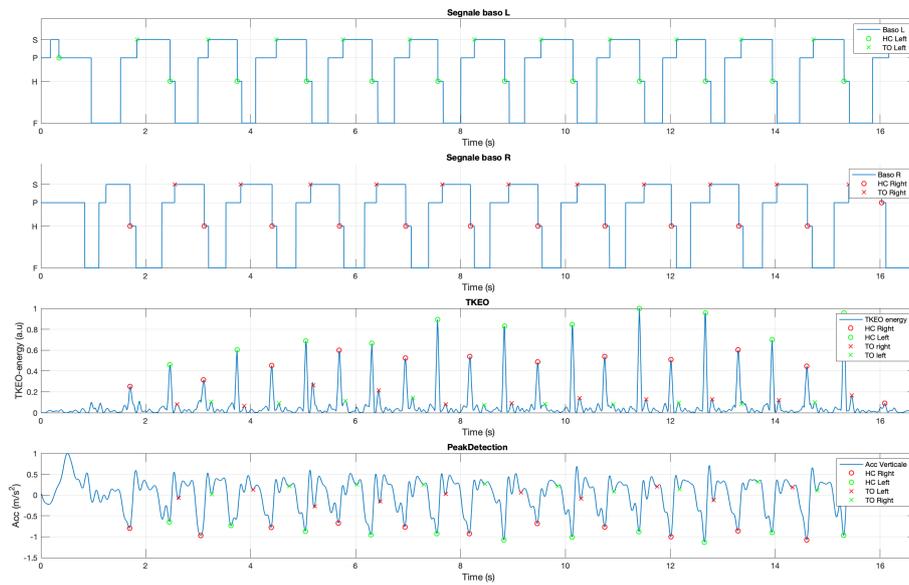


Figura 3.3: Segnale energetico con indici trovati dall'algoritmo nel soggetto 1

3.2 Confronto parametri temporali

Per valutare i parametri nei 12 soggetti è stata calcolata la media e la deviazione standard per ciascuno di essi, nei due algoritmi e nel segnale basografico e successivamente rappresentate su un grafico a barre. In questi grafici l'asse delle ordinate rappresenta la durata del parametro in secondi, ogni gruppo rappresenta un soggetto mentre ogni singola barra identifica il sistema di misurazione considerato.

Il plot di Bland-Altman è stato effettuato tra le medie dei parametri calcolate per i 12 soggetti, sull'asse delle ascisse si ha la media tra il parametro calcolato dall'algoritmo e quello basografico, mentre sull'asse delle ordinate si ha la differenza tra le due medie. Nei seguenti paragrafi si mostrano i risultati ottenuti per i parametri di stride, di stance, di swing e cadenza, nelle due rappresentazioni.

3.2.1 Stride

Il parametro di stride prevede l'utilizzo dei soli indici Heel-contact, si può osservare dal grafico a barre in figura 3.5 che viene calcolato in modo accurato da entrambi gli algoritmi. Tuttavia si osserva una maggiore dispersione nel soggetto 6 per l'algoritmo di TKEO, che, pur avendo una media leggermente sottostimata, commette degli errori in alcuni tratti rettilinei andando così ad aumentare la propria varianza.

STRIDE (s)							
<i>SOGGETTO</i>	<i>BASOGRAFIA</i>	<i>PD</i>	<i>TKEO</i>	<i>SOGGETTO</i>	<i>BASOGRAFIA</i>	<i>PD</i>	<i>TKEO</i>
1	1,26±0,07	1,26±0,07	1,27±0,07	7	1,09±0,05	1,20±0,21	1,09±0,04
2	1,30±0,06	1,30±0,07	1,30±0,06	8	1,14±0,03	1,14±0,06	1,14±0,02
3	1,25±0,06	1,25±0,08	1,15±0,23	9	1,01±0,1	1,00±0,03	1,00±0,04
4	1,24±0,05	1,25±0,08	1,22±0,1	10	1,19±0,05	1,20±0,09	1,20±0,03
5	1,12±0,03	1,13±0,07	1,13±0,04	11	1,05±0,04	1,12±0,19	1,04±0,03
6	1,12±0,04	1,13±0,06	1,14±0,15	12	1,06±0,04	1,17±0,21	1,12±0,14

Figura 3.4: Valori del parametro di stride calcolato tramite i due algoritmi e i valori di riferimento dati dalla basografia

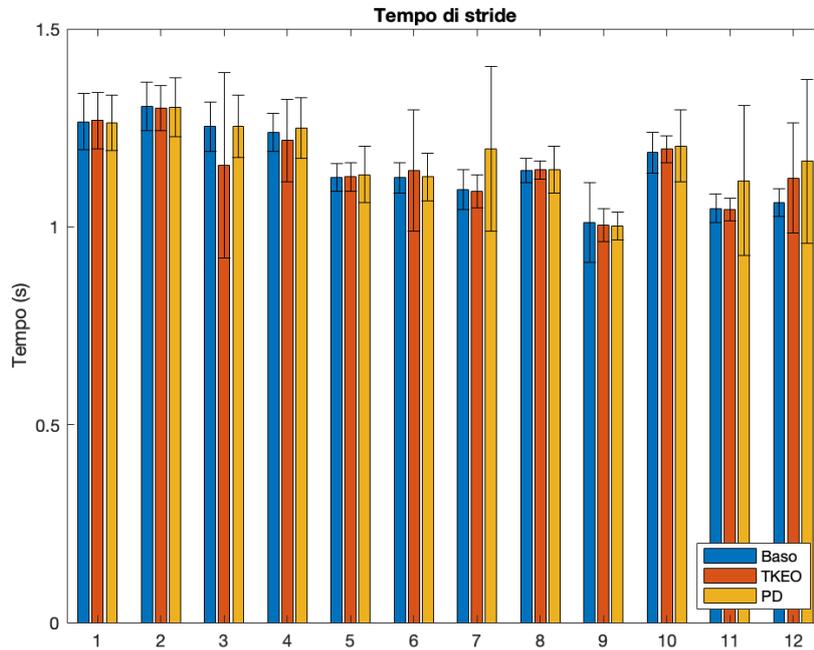


Figura 3.5: Grafico a barre del parametro stride calcolato nei tre metodi su 12 soggetti

La rappresentazione di Bland-Altman, tramite la media delle differenze (la linea centrale in nero), permette di valutare se uno delle due metodiche sovrastima o sottostima la misura confrontata, mentre le due linee blu rappresentano l'intervallo di confidenza. Se almeno il 95% dei valori ricadono all'interno di questo intervallo si può affermare che le misure seguono una distribuzione gaussiana.

In figura 3.6, si osserva che per entrambi gli algoritmi la media delle differenze è prossima allo zero, tuttavia l'operatore di energia possiede un intervallo di confidenza più piccolo quindi ha una minore varianza, inoltre si può osservare come il soggetto 6 in questo grafico risulti all'esterno dell'intervallo di confidenza, in accordo con il precedente grafico a barre.

Infine tramite analisi statistica del parametro stride utilizzando su Matlab *anova1*, quindi il metodo ANOVA ad una via, è stato ottenuto un valore di *p-value* di 0,69, si può affermare che le medie tra i diversi algoritmi rispetto a quella calcolata dal gold standard non hanno una differenza significativa.

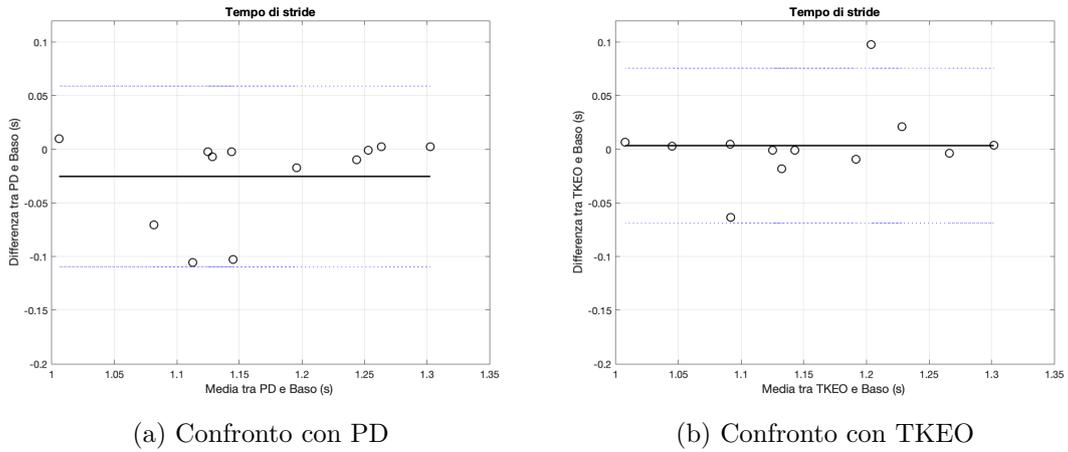


Figura 3.6: In figura a) è raffigurato il BA plot tra le misure basografiche e quelle dell'algorithm PD, in figura b) misure basografiche e quelle dell'algorithm TKEO per il parametro di Stride

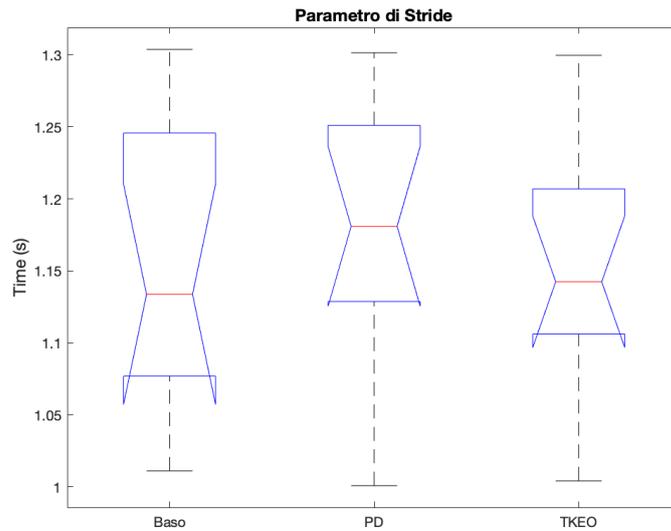


Figura 3.7: ANOVA test sul parametro di Stride

3.2.2 Stance e Swing

I parametri di stance e swing prevedono l'utilizzo degli indici Heel-contact e Toe-off, ed è proprio nella ricerca di quest'ultimo che differiscono i risultati dei due algoritmi.

STANCE (s)

SOGGETTO	BASOGRAFIA	PD	TKEO	SOGGETTO	BASOGRAFIA	PD	PD
1	0,71±0,06	0,90±0,1	0,77±0,05	7	0,64±0,05	0,94±0,15	0,68±0,05
2	0,77±0,05	1,12±0,1	0,78±0,33	8	0,63±0,03	0,78±0,03	0,73±0,12
3	0,75±0,06	1,08±0,05	0,69±0,42	9	0,52±0,08	0,93±0,04	0,60±0,07
4	0,70±0,05	1,07±0,09	0,51±0,31	10	0,64±0,05	1,01±0,11	0,74±0,04
5	0,64±0,04	0,95±0,06	0,68±0,05	11	0,60±0,07	0,92±0,1	0,65±0,08
6	0,67±0,04	0,75±0,06	0,55±0,39	12	0,60±0,05	0,95±0,15	0,75±0,22

Figura 3.8: Valori del parametro di stance calcolato tramite i due algoritmi e i valori di riferimento dati dalla basografia

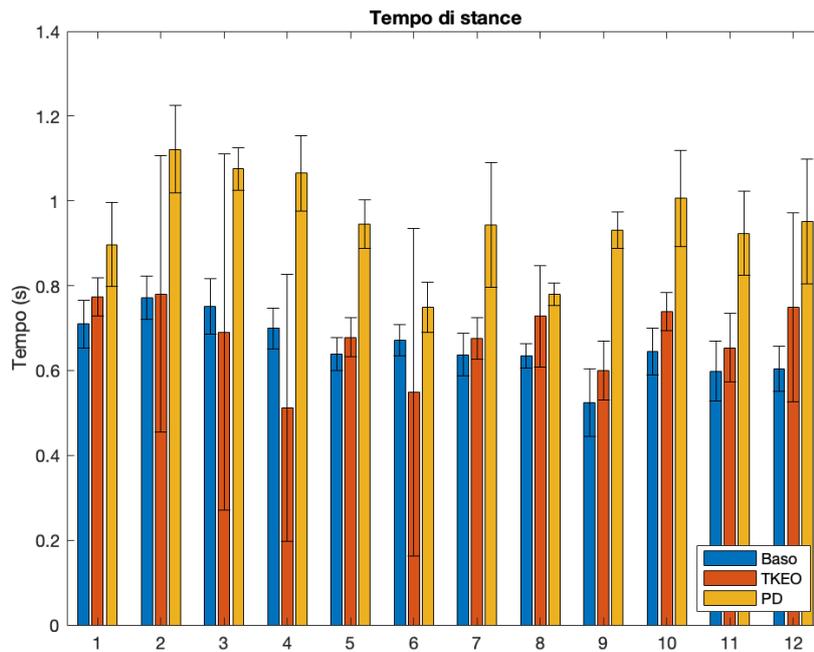


Figura 3.9: Grafico a barre del parametro stance calcolato nei tre metodi su 12 soggetti

Dal grafico in figura 3.9 si può osservare una sovrastima del parametro nell'algoritmo di PD. Invece l'algoritmo di TKEO ha migliori prestazioni, tranne per alcuni

soggetti in cui si può osservare una alta variabilità del parametro. Poiché i due parametri sono complementari, il valore di swing calcolato dal PD sarà in questo caso sottostimato.

SWING (s)							
<i>SOGGETTO</i>	<i>BASOGRAFIA</i>	<i>PD</i>	<i>TKEO</i>	<i>SOGGETTO</i>	<i>BASOGRAFIA</i>	<i>PD</i>	<i>TKEO</i>
1	0,56±0,02	0,37±0,11	0,49±0,03	7	0,46±0,05	0,25±0,17	0,41±0,05
2	0,53±0,02	0,18±0,11	0,52±0,33	8	0,51±0,04	0,37±0,05	0,42±0,12
3	0,50±0,04	0,18±0,08	0,46±0,41	9	0,49±0,04	0,07±0,03	0,40±0,06
4	0,54±0,05	0,18±0,1	0,71±0,31	10	0,54±0,06	0,20±0,12	0,46±0,04
5	0,49±0,03	0,19±0,08	0,45±0,05	11	0,45±0,06	0,19±0,16	0,39±0,09
6	0,45±0,02	0,38±0,03	0,59±0,4	12	0,46±0,05	0,21±0,19	0,37±0,19

Figura 3.10: Valori del parametro di swing calcolato tramite i due algoritmi e i valori di riferimento dati dalla basografia

La sovrastima del parametro di stance da parte dell'algoritmo di PD si può osservare anche dal grafico di BA in figure 3.12, in quanto tutto il grafico è spostato verso l'asse negativo in quanto i valori stimati sono più alti rispetto a quelli del riferimento basografico. L'algoritmo di TKEO invece ha una media delle differenze prossima allo zero e un intervallo di confidenza meno ampio.

Osservando il grafico di Bland-Altman in figura 3.13 per il parametro di swing si nota una situazione opposta nell'algoritmo di Peak Detection, infatti questo parametro essendo sottostimato ha una media delle differenze positiva. Mentre per l'algoritmo di TKEO si ha una situazione analoga al parametro di stance.

Tramite l'analisi statistica del parametro di stance è stato ottenuto un valore di $p\text{-value} < 0,001$ questo significa che i metodi tra di loro hanno una differenza statistica. Quindi è stata utilizzata la funzione *multcompare* per andare a calcolare separatamente i due accoppiamenti, quindi basografia con TKEO e basografia con PD. Per il primo accoppiamento si ottiene un valore di $p\text{-value}$ di 0,84, mentre il secondo $p\text{-value} < 0,001$. Per il parametro di swing si ottiene una situazione analoga, è stato ottenuto quindi un valore di $p\text{-value}$ di 0,74 per il primo confronto, mentre per il secondo un valore $< 0,001$.

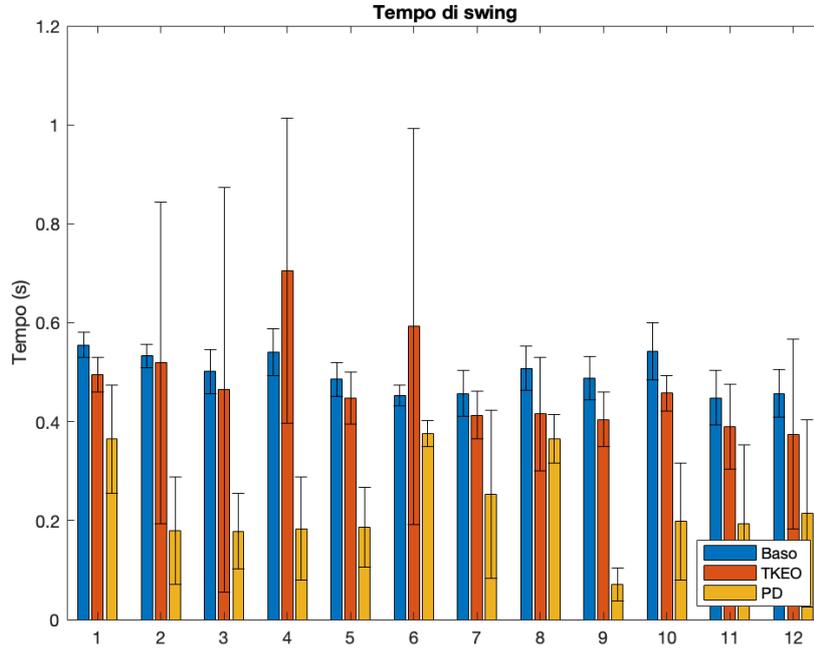
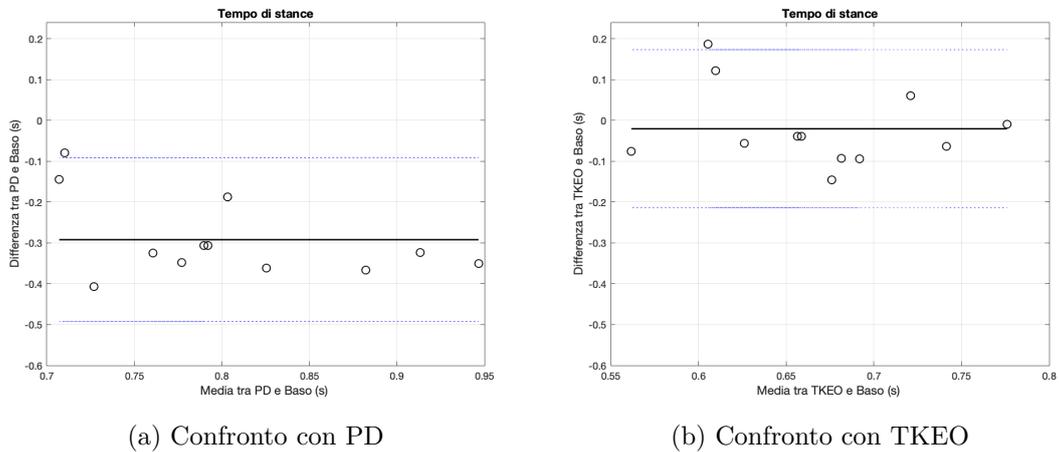


Figura 3.11: Grafico a barre del parametro swing calcolato nei tre metodi su 12 soggetti



(a) Confronto con PD

(b) Confronto con TKEO

Figura 3.12: In figura a) è raffigurato il BA plot tra le misure basografiche e quelle dell'algorithm PD, in figura b) misure basografiche e quelle dell'algorithm TKEO per il parametro di Stance

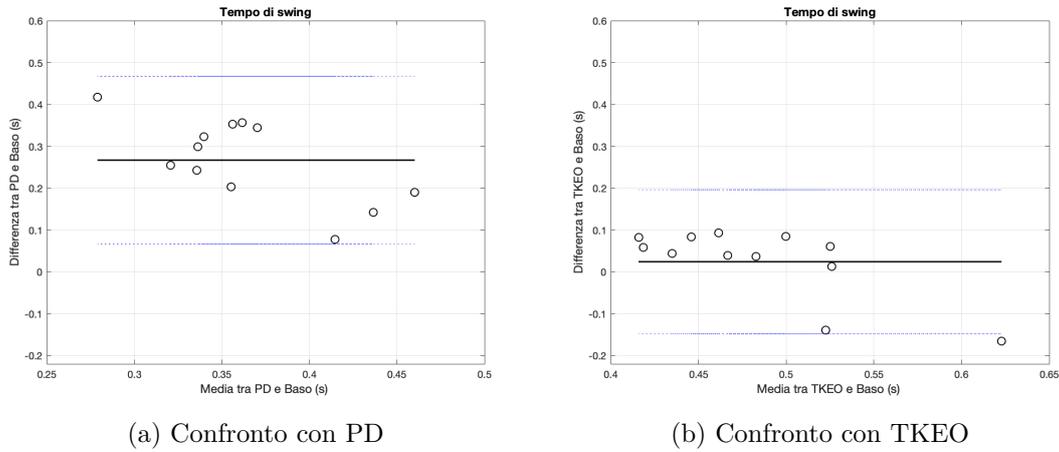


Figura 3.13: In figura a) è raffigurato il BA plot tra le misure basografiche e quelle dell'algorithmo PD, in figura b) misure basografiche e quelle dell'algorithmo TKEO per il parametro di Swing

Da questi risultati si può affermare che tramite l'algorithmo di TKEO si ottengono dei risultati prossimi a quelli ottenuti con il segnale basografico in quanto non si ha una differenza statistica tra le medie. Invece con il metodo di PD si ottengono al contrario delle medie con una differenza statistica significativa.

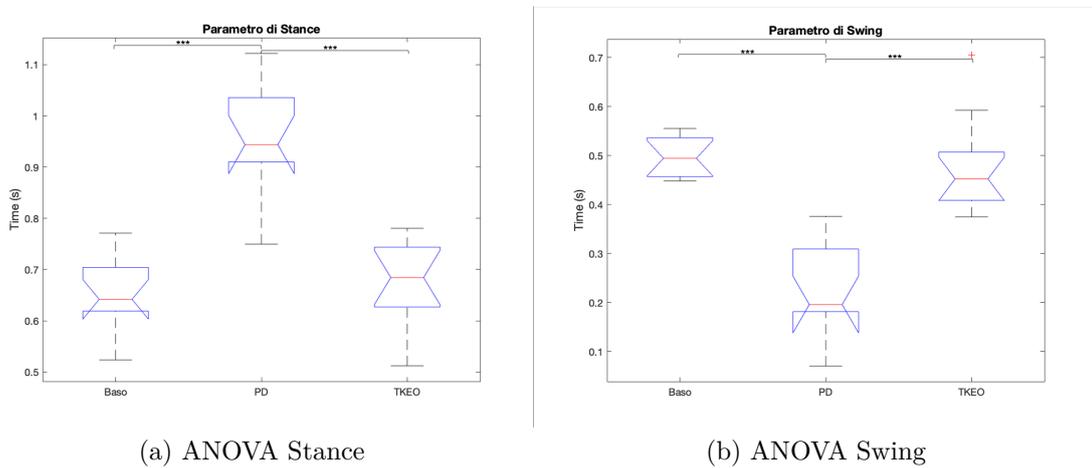


Figura 3.14: In figura è raffigurata l'analisi della varianza, in particolare in figura a) quella per il parametro di stance in b) il parametro di swing

3.2.3 Cadenza

Il parametro della cadenza prevede l'utilizzo del solo indice di Heel-contact, è definito come il numero di cicli nell'unità di tempo prefissata. Anche in questo

CADENZA (cicli/minuto)

<i>SOGGETTO</i>	<i>BASOGRAFIA</i>	<i>PD</i>	<i>TKEO</i>	<i>SOGGETTO</i>	<i>BASOGRAFIA</i>	<i>PD</i>	<i>TKEO</i>
1	47,6±2,5	47,7±2,6	47,5±2,5	7	55±2,5	51,4±7,2	55,1±2
2	46,1±2	46,2±2,5	46,2±2	8	52,6±1,5	52,2±3,9	52,5±1
3	47,7±2,4	48±2,7	54,7±14	9	60,4±13,9	60±2	59,8±2,3
4	48,5±1,9	48,2±2,5	49,7±6,1	10	50,6±2,3	50±2,9	50,2±1,4
5	53,4±1,6	53,2±2,6	53,4±1,6	11	57,4±1,8	54,9±7	57,6±1,5
6	53,5±1,7	53,4±2,2	53,4±6,7	12	53,8±1,8	53,7±7,6	54,1±6

Figura 3.15: Valori del parametro della cadenza calcolato tramite i due algoritmi e i valori di riferimento dati dalla basografia

caso, come per il parametro di stride nel quale i soli indici interessati sono gli HC, si ottengono dei valori molto prossimi al valore basografico. In figura 3.17, si osserva che per entrambi gli algoritmi la media delle differenze è prossima allo zero. Infine eseguendo l'analisi della varianza ANOVA tra i tre metodi è stato ottenuto un valore *p-value* di 0,72 confermando che gli algoritmi non hanno alcuna differenza statistica significativa rispetto al riferimento basografico.

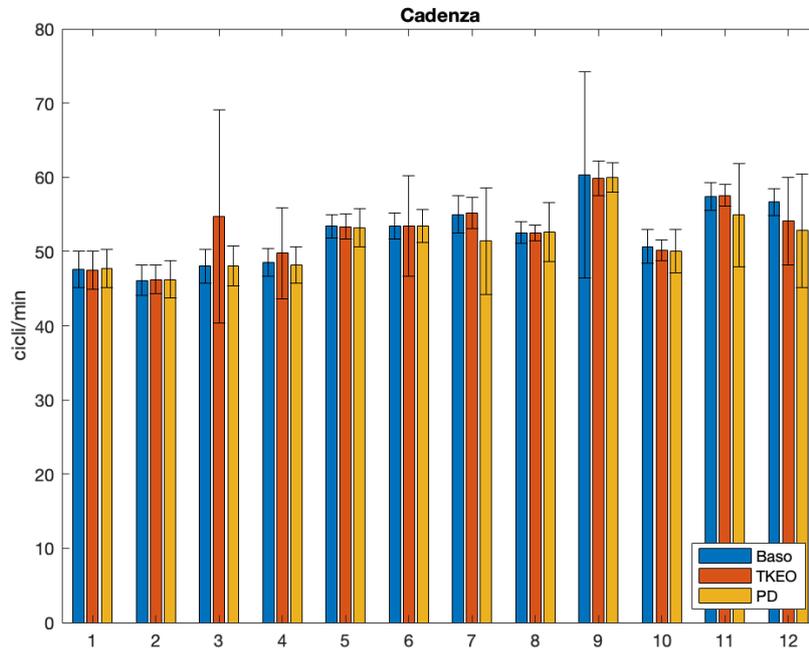
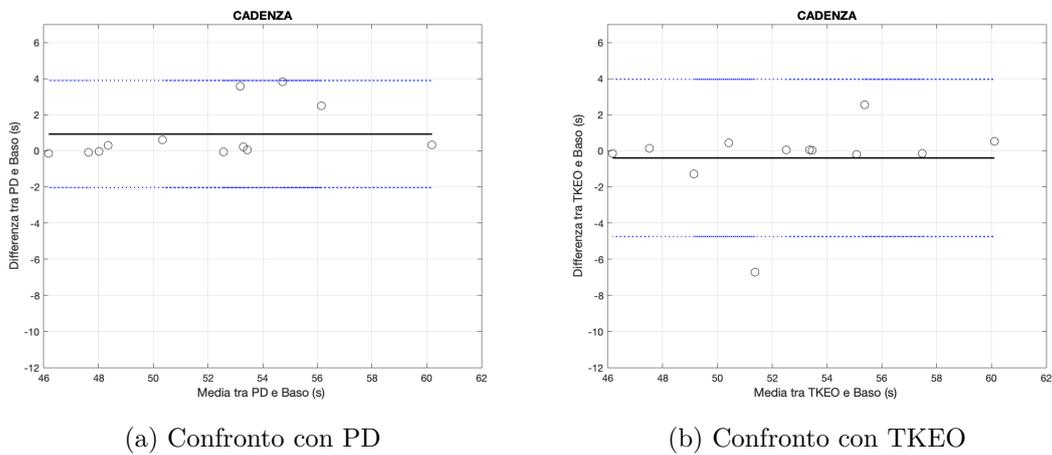


Figura 3.16: Grafico a barre della cadenza calcolato nei tre metodi su 12 soggetti



(a) Confronto con PD

(b) Confronto con TKEO

Figura 3.17: In figura a) è raffigurato il BA plot tra le misure basografiche e quelle dell’algoritmo PD, in figura b) misure basografiche e quelle dell’algoritmo TKEO per il parametro della Cadenza

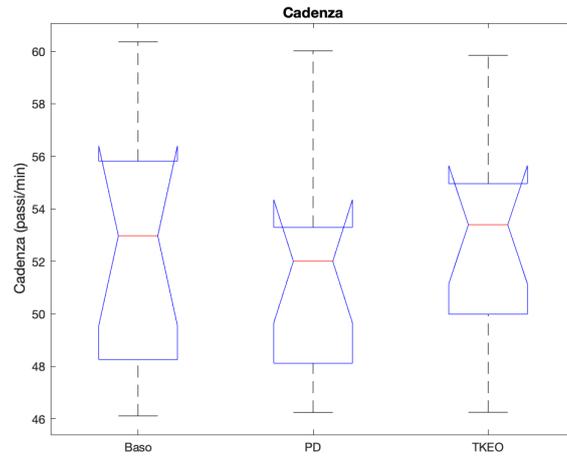


Figura 3.18: ANOVA test sul parametro della Cadenza

Parametri sull'intera popolazione

Infine, in figura 3.19 si ha la media e la deviazione standard per i parametri calcolati sui 12 soggetti. Da questa tabella si osserva che i valori medi tra tutta la

<i>METODO</i>	<i>STRIDE(s)</i>	<i>STANCE(s)</i>	<i>SWING(s)</i>	<i>CADENZA (passi/min)</i>
Basografia	1,15±0,05	0,66±0,05	0,5±0,04	52,5±3
PD	1,18±0,1	0,95±0,09	0,23±0,1	51,5±3,8
TKEO	1,15±0,08	0,68±0,17	0,47±0,17	52,9±4

Figura 3.19: Parametri temporali mediati sui 12 soggetti calcolati nei tre metodi.

popolazione calcolati dall'algoritmo TKEO sono più simili al riferimento basografico per i parametri di stance e swing, che dipendono dalla stima dell'evento di Toe-Off, mentre per il parametro di stride e cadenza entrambi gli algoritmi risultano accurati. Questo, infatti, risulta in accordo con quanto affermato mediante analisi ANOVA.

Capitolo 4

Discussioni e Conclusioni

Lo scopo della tesi è stato quello di analizzare le prestazioni di due algoritmi di riconoscimento HC e TO basati solo su segnali accelerometrici misurati sul tronco inferiore, rispetto al segnale basografico, tramite i parametri temporali che quantificano il cammino: parametro di stride, stance, swing e cadenza.

Gli algoritmi testati utilizzano entrambi l'accelerazione verticale: il primo algoritmo è basato sul Peak Detection sul segnale filtrato, mentre, il secondo sulla stima energetica del segnale non filtrato mediante operatore energetico di Teager-Kaiser. Dopo aver individuato gli istanti di HC e TO sono stati calcolati i parametri temporali nei due algoritmi e nel segnale basografici e osservate le differenze su un totale di 200 passi per ogni soggetto calcolando per ogni parametro la media e deviazione standard. Successivamente è stata effettuata la misura della varianza ANOVA per andare a valutare le differenze statistiche tra le medie dei valori misurati tra i due metodi e il riferimento basografico.

Per i parametri di stride e cadenza l'analisi della varianza non ha evidenziato alcuna differenza significativa rispetto al gold standard, quindi entrambi gli algoritmi hanno delle buone prestazioni e risultano entrambi accurati in quanto i valori ottenuti hanno dei valori confrontabili con quelli ottenuti con la misurazione diretta tramite basografia.

Invece nei parametri di stance e swing, l'analisi ha evidenziato una differenza significativa con l'algoritmo di Peak Detection, mentre con l'algoritmo di TKEO non è stata osservata alcuna differenza delle medie rispetto al riferimento basografico

risultando così più accurato. Questo può essere dovuto al fatto che la ricerca non si effettua direttamente sul segnale accelerometrico ma su una sua stima energetica, in questo modo si riesce a risolvere in parte il problema presenti nella Peak Detection. Quest'ultimo infatti, è affetto dalla presenza di possibili doppi picchi che si possono trovare nella zona di interesse individuata nel primo step, quindi ne risente la ricerca dei TO cercando il minimo in una porzione di segnale differente, che non corrisponde al periodo temporale in cui si dovrebbe osservare la fase di oscillazione. Mentre l'algoritmo TKEO dipende maggiormente dalla soglia in ampiezza scelta per individuare i picchi come Heel-Contact e Toe-Off. Infatti, la scelta di questa soglia diventa importante qualora ci dovesse essere più varietà nel cammino del soggetto all'interno del tratto considerato, una soglia troppo bassa implicherebbe l'aumento dei passi falsi positivi mentre una soglia più alta aumenterebbe il numero di passi non identificati, quindi i falsi negativi. L'utilizzo di questo algoritmo, inoltre, seppur non richieda un filtraggio del segnale, necessita di una fase di post-processing.

In generale, entrambi gli algoritmi risultano accurati nell'identificazione dell'HC, mentre l'algoritmo di TKEO risulta più accurato, ma con un'alta variabilità, nella ricerca dell'istante del TO rispetto all'algoritmo di PD che tende a sovrastimare la fase di appoggio e quindi sottostimare la fase di oscillazione. Quindi l'algoritmo di TKEO è preferibile in quanto riesce a stimare accuratamente gli eventi chiave del ciclo del cammino.

Considerando le prestazioni ottenute, il sensore inerziale può rappresentare quindi una ragionevole alternativa per la stima dei parametri di stance, stride, swing e cadenza, in quanto i risultati sono confrontabili con la basografia tradizionale, con il vantaggio di poter eseguire uno studio del cammino al di fuori del laboratorio.

Bibliografia

- [1] J Perry e B Schoneberger. *Gait Analysis: Normal and Pathological Function*. SLACK, 1992. ISBN: 9781556421921. URL: <https://books.google.it/books?id=10gg11h0KMcC>.
- [2] K.S. Saladin e E. Gaudio. *Anatomia & fisiologia*. Piccin-Nuova Libreria, 2013. ISBN: 9788829923526. URL: <https://books.google.it/books?id=mx8DoQEACAAJ>.
- [3] James Watkins. *Fundamental biomechanics of sport and exercise*. Routledge, 2014.
- [4] Tishya A.L. Wren et al. «Efficacy of clinical gait analysis: A systematic review». In: *Gait and Posture* 34.2 (2011), pp. 149–153. ISSN: 09666362. DOI: [10.1016/j.gaitpost.2011.03.027](https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2011.03.027).
- [5] Tung Wu Lu e Chu Fen Chang. «Biomechanics of human movement and its clinical applications». In: *Kaohsiung Journal of Medical Sciences* 28.2 SUPPL. (2012), S13–S25. ISSN: 1607551X. DOI: [10.1016/j.kjms.2011.08.004](https://doi.org/10.1016/j.kjms.2011.08.004). URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.kjms.2011.08.004>.
- [6] Anton Kos et al. «The role of science and technology in sport». In: *Procedia Computer Science* 129 (2018), pp. 489–495. ISSN: 18770509. DOI: [10.1016/j.procs.2018.03.029](https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.03.029). URL: <https://doi.org/10.1016/j.procs.2018.03.029>.
- [7] *History of the Study of Locomotion*. URL: <http://www.clinicalgaitanalysis.com/history/ww2.html> (visitato il 06/03/2021).

- [8] D H Sutherland et al. «The development of mature gait.» In: *JBJS* 62.3 (1980). ISSN: 0021-9355. URL: https://journals.lww.com/jbjsjournal/Fulltext/1980/62030/The_development_of_mature_gait_.4.aspx.
- [9] Delaram Jarchi et al. «A Review on Accelerometry-Based Gait Analysis and Emerging Clinical Applications». In: *IEEE Reviews in Biomedical Engineering* 11 (2018), pp. 177–194. ISSN: 19411189. DOI: [10.1109/RBME.2018.2807182](https://doi.org/10.1109/RBME.2018.2807182).
- [10] Alvaro Muro de la Herran, Begoña García Zapirain e Amaia Méndez Zorrilla. «Gait analysis methods: An overview of wearable and non-wearable systems, highlighting clinical applications». In: *Sensors (Switzerland)* 14.2 (2014), pp. 3362–3394. ISSN: 14248220. DOI: [10.3390/s140203362](https://doi.org/10.3390/s140203362).
- [11] Aurelio Cappozzo et al. «Human movement analysis using stereophotogrammetry. Part 1: Theoretical background». In: *Gait and Posture* 21.2 (2005), pp. 186–196. ISSN: 09666362. DOI: [10.1016/j.gaitpost.2004.01.010](https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2004.01.010).
- [12] Massimiliano Pau. *Stereofotogrammetria elettronica per l'analisi quantitativa del movimento*. URL: https://people.unica.it/pau/files/2015/09/3_Stereofotogrammetria_.pdf.
- [13] Giulia Pacini Panebianco et al. «Analysis of the performance of 17 algorithms from a systematic review: Influence of sensor position, analysed variable and computational approach in gait timing estimation from IMU measurements». In: *Gait and Posture* 66.April (2018), pp. 76–82. ISSN: 18792219. DOI: [10.1016/j.gaitpost.2018.08.025](https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2018.08.025). URL: <https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2018.08.025>.
- [14] Wiebren Zijlstra e At L. Hof. «Assessment of spatio-temporal gait parameters from trunk accelerations during human walking». In: *Gait and Posture* 18.2 (2003), pp. 1–10. ISSN: 09666362. DOI: [10.1016/S0966-6362\(02\)00190-X](https://doi.org/10.1016/S0966-6362(02)00190-X).
- [15] Susan L. Murphy. «Review of physical activity measurement using accelerometers in older adults: Considerations for research design and conduct». In: *Preventive Medicine* 48.2 (2009), pp. 108–114. ISSN: 00917435. DOI: [10.1016/j.ypmed.2008.12.001](https://doi.org/10.1016/j.ypmed.2008.12.001). URL: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ypmed.2008.12.001>.

- [16] Ervin Sejdic et al. «Extraction of Stride Events from Gait Accelerometry during Treadmill Walking». In: *IEEE Journal of Translational Engineering in Health and Medicine* 4.September 2015 (2016). ISSN: 21682372. DOI: [10.1109/JTEHM.2015.2504961](https://doi.org/10.1109/JTEHM.2015.2504961).
- [17] Rafael C. González et al. «Real-time gait event detection for normal subjects from lower trunk accelerations». In: *Gait and Posture* 31.3 (2010), pp. 322–325. ISSN: 09666362. DOI: [10.1016/j.gaitpost.2009.11.014](https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2009.11.014).
- [18] John McCamley et al. «An enhanced estimate of initial contact and final contact instants of time using lower trunk inertial sensor data». In: *Gait and Posture* 36.2 (2012), pp. 316–318. ISSN: 09666362. DOI: [10.1016/j.gaitpost.2012.02.019](https://doi.org/10.1016/j.gaitpost.2012.02.019).
- [19] Valentina Agostini et al. «A wearable magneto-inertial system for gait analysis (H-gait): Validation on normalweight and overweight/obese young healthy adults». In: *Sensors (Switzerland)* 17.10 (2017). ISSN: 14248220. DOI: [10.3390/s17102406](https://doi.org/10.3390/s17102406).
- [20] *Medical Technology s.r.l. - STEP32*. URL: <http://www.medicaltec.it/STEP32.html> (visitato il 07/03/2021).
- [21] Valentina Agostini, Gabriella Balestra e Marco Knaflitz. «Segmentation and Classification of Gait Cycles». In: 22.5 (2014), pp. 946–952.
- [22] Matthew William Flood, Ben P.F. O’Callaghan e Madeleine M. Lowery. «Gait Event Detection from Accelerometry Using the Teager-Kaiser Energy Operator». In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* 67.3 (2020), pp. 658–666. ISSN: 15582531. DOI: [10.1109/TBME.2019.2919394](https://doi.org/10.1109/TBME.2019.2919394).