



**Politecnico
di Torino**

Politecnico di Torino

Corso di Laurea

A.a. 2023/2024

Sessione di Laurea Dicembre 2024

Valutazione della smoothness di segnali fisiologici

Relatori:

Laura Gastaldi
Stefano Paolo Pastorelli
Sandra Pieraccini
Elena Caselli

Candidato:

Andrea Vottero

Sommario

1. Introduzione	- 4 -
1.1 Movement smoothness	- 5 -
1.2 Paralisi cerebrale.....	- 7 -
1.3 Metriche.....	- 10 -
1.3.1 Log of Dimensionless Jerk (LDLJ).....	- 12 -
1.3.2 Spectral Arc-Length (SPARC)	- 20 -
1.4 Stato dell'Arte.....	- 32 -
2. Materiali e metodi	- 35 -
2.1 Segnali Sintetici	- 35 -
2.2 Analisi effettuate	- 40 -
2.3 Test su segnali reali	- 45 -
2.3.1 Sensori inerziali e Motion capture	- 45 -
2.3.2 Setup sperimentale	- 46 -
3. Discussione e Risultati	- 52 -
3.1 Segnali sintetici	- 52 -
3.2 Segnali Reali.....	- 71 -
3.3 Analisi e revisione dello stato dell'arte.....	- 81 -
4. Conclusioni e Prospettive Future	- 100 -
Bibliografia	- 102 -

1. Introduzione

Il lavoro di tesi si pone l'obiettivo di studiare la movement smoothness, indagando due delle metriche più importanti proposte in letteratura per osservarne il comportamento e le caratteristiche in diverse condizioni di utilizzo. La movement smoothness è un parametro che valuta la fluidità di un movimento, utile da considerare in contesti medico-sanitari, sportivi e industriali, poiché consente di monitorare e migliorare la qualità dei movimenti in diverse condizioni e applicazioni.

Attraverso un'analisi della letteratura si è osservato come nell'analizzare la movement smoothness dei segnali ricavati da movimenti ripetuti dell'arto superiore, questi cicli venissero scomposti in parti. Il calcolo della movement smoothness non veniva effettuato sull'interezza del segnale, ma esso veniva decomposto. Diversamente nelle analisi effettuate da segnali derivanti da studi sul cammino, il segnale veniva studiato nella sua interezza. Pur essendo ciclico, il segnale di una camminata non veniva decomposto in, per esempio, passi.

Il quesito alla base del presente lavoro di tesi, quindi, è stato quello di andare ad indagare l'effetto della scomposizione in movimenti fondamentali e quanto questo procedimento andasse ad influenzare il calcolo della movement smoothness. Si è quindi posta la domanda: quanto influisce analizzare parti del movimento invece di analizzarlo nella sua interezza e completezza? Quanta informazione sul movimento complessivo viene persa se si analizza soltanto delle parti di esso?

Per rispondere a queste domande in questo lavoro di tesi, viene presentata una parte d'introduzione dove viene illustrato il concetto di movement smoothness, viene fornita una panoramica dei più importanti studi svolti su questa tematica che hanno enormemente contribuito allo sviluppo delle tecniche per la misurazione del parametro e che hanno innovato il calcolo delle metriche.

Lo studio prevede di applicare le metriche SPARC e LDLJ a segnali ideali, generati numericamente e modellati come gaussiane e sinusoidi. Le analisi preliminari svolte hanno l'obiettivo di confrontare il comportamento delle diverse metriche per alcuni segnali ideali, di cui sono note le caratteristiche di base. Queste due tipologie di segnali ha permesso di modellizzare quelli che sono i segnali ricavati da alcuni movimenti utilizzati nello studio della smoothness.

Lo studio delle metriche precedentemente citate ha approfondito alcune caratteristiche peculiari delle stesse, ponendo le basi per lo sviluppo di alcune varianti per la valutazione della movement smoothness.

Durante questi studi si è fatto affidamento al software di calcolo numerico Matlab® (MathWorks, USA), che fornisce una serie di funzioni utili per il calcolo e la visualizzazione grafica dei dati di partenza e dei risultati.

Si comincerà a parlare nel prossimo paragrafo del concetto di movement smoothness, delineando il significato e la definizione data da uno degli autori più citati nel corso di questo lavoro, passeremo poi ad una breve spiegazione della patologia che è la causa delle maggiori disabilità che sono oggetto di studio da parte di autori che indagano la smoothness, verranno indicate quali sono le caratteristiche che una metrica per indagine della smoothness deve possedere e verranno in seguito delineate quali sono le metriche principali.

1.1 Movement smoothness

Il concetto di 'movement smoothness' rappresenta una caratteristica del movimento umano, che si riferisce alla continuità e alla fluidità con cui un'azione viene eseguita. Secondo la letteratura, un'utile definizione di questa qualità è stata proposta da Balasubramanian et al. gli autori sottolineano come la movement smoothness descrive la capacità di eseguire un movimento senza interruzioni o irregolarità, indipendentemente dalla sua durata o ampiezza¹. In altre parole, un movimento può essere definito 'smooth'

quando si sviluppa in modo continuo, senza alternanze evidenti tra accelerazioni e decelerazioni.

Questo tipo di fluidità è tipico di individui con un sistema motorio sano e ben sviluppato, come evidenziato in lavori precedenti di Balasubramanian et al. tuttavia, movimenti caratterizzati da una certa intermittenza possono essere osservati in alcune situazioni particolari, ad esempio durante l'infanzia, in movimenti lenti o estremamente precisi, e in persone con disturbi neurologici. In queste condizioni, se si osserva il profilo del movimento, è possibile notare delle irregolarità o delle oscillazioni.

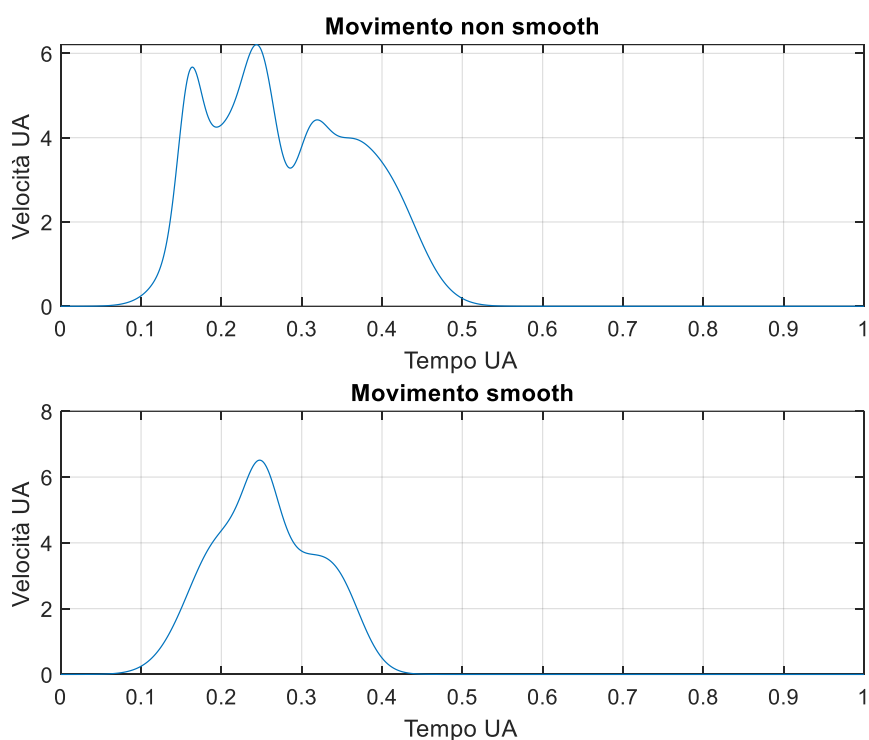


Figura 1. Ricostruzione di uno stesso movimento eseguito in maniera non smooth (in alto) e in maniera smooth (in basso)

Per approfondire questo concetto, può essere utile una rappresentazione grafica di quanto detto in precedenza. Con riferimento alla Figura 1, vengono presentate due diverse rappresentazioni dello stesso movimento. Il primo indica un movimento alterato da submovements, ossia piccoli sottomovimenti che si sovrappongono al movimento

principale. Il secondo grafico, invece, rappresenta lo stesso movimento compiuto in maniera più fluida, smooth.

Si può dedurre che, un movimento 'smooth' presenta pochi submovements, più vicini o uniti tra loro, mentre un movimento meno 'smooth' mostra una maggiore quantità di submovements, distanti e disordinati.

La differenza tra movimenti eseguiti da individui sani e quelli con disturbi neurologici può essere osservata analizzandone i profili di velocità. Nel caso di individui sani, i movimenti tendono ad essere regolari e continui, al contrario, nelle persone con difficoltà motorie, i movimenti appaiono frammentati e irregolari. Questo è stato confermato anche da altri studi, come quello condotto da Vikne et al.², che nel 2013 hanno descritto i movimenti volontari non vincolati come caratterizzati da un profilo di velocità che può essere modellizzato da una curva con andamento gaussiano, con una fase di accelerazione seguita da una di decelerazione e un unico picco di velocità nel mezzo. Questo comportamento è tipico di movimenti fluidi. Nei pazienti con disfunzioni neurologiche, invece, tali movimenti perdono di regolarità.

L'analisi della movement smoothness si rivela quindi un potente strumento per supportare lo studio del movimento in individui sani e patologici. Tale caratteristica risulta particolarmente rilevante quando si studiano disturbi come la paralisi cerebrale, in cui la fluidità del movimento fornisce indicazioni complementari sulle differenze nei segnali cinematici e dinamici tra soggetti sani e quelli affetti da questa condizione.

1.2 Paralisi cerebrale.

Prima di addentrarsi nella trattazione delle metriche attraverso cui viene misurata la 'smoothness', si intende focalizzarsi su una patologia che agisce sulla fluidità del movimento umano e poiché è stata oggetto di studi sperimentali, tra cui il presente lavoro di tesi.

La paralisi cerebrale è stata definita dal comitato esecutivo per la definizione della paralisi cerebrale (*Executive Committee for the Definition of Cerebral Palsy*) ed è stata descritta come: “un gruppo di disturbi non progressivi caratterizzato da disturbi della motilità volontaria o della postura, derivanti da malformazioni occorse in epoca prenatale o lesioni perinatali o postnatali del sistema nervoso centrale”³. La paralisi cerebrale, quindi, non è una malattia specifica con manifestazione precise e fisse, ma comprende un gruppo di disordini che causano problemi motori e i cui sintomi possono variare nel tempo.

Come detto, la paralisi cerebrale si manifesta in diversi modi e, in base a quale parte del sistema nervoso centrale è danneggiato o malformato, può essere effettuata una classificazione⁴:

- Paralisi cerebrale spastica, è il tipo più comune e si presenta nel maggior numero dei casi (>80%). La spasticità è una condizione caratterizzata da una resistenza al movimento passivo, che cresce proporzionalmente all'aumento della velocità di tale movimento. La spasticità è associata al coinvolgimento del motoneurone superiore e può compromettere la funzione motoria in misura variabile causando emiplegia, quadriplegia, diplegia, o paraplegia. I muscoli presentano ipertonìa, mentre i movimenti volontari risultano limitati e poco coordinati.
- La paralisi cerebrale atenoide o discinetica è il secondo tipo più diffuso. Si presenta in circa il 15% dei casi ed è dovuta al coinvolgimento dei gangli della base. La paralisi cerebrale atetoide o discinetica è caratterizzata da movimenti involontari, lenti e contorti che interessano soprattutto le estremità degli arti e il tronco (movimenti atetosici), spesso innescati da tentativi di movimenti volontari o da stati di eccitazione.
- La paralisi cerebrale atassica è una forma poco comune, dovuta al coinvolgimento del cervelletto o delle sue connessioni. Si manifesta con debolezza muscolare, scarsa coordinazione e tremore intenzionale, provocando instabilità, un'andatura a gambe allargate e difficoltà nell'eseguire movimenti rapidi o di precisione.

- Infine, abbiamo una forma di paralisi cerebrale mista il più delle volte con spasticità e atetosi.

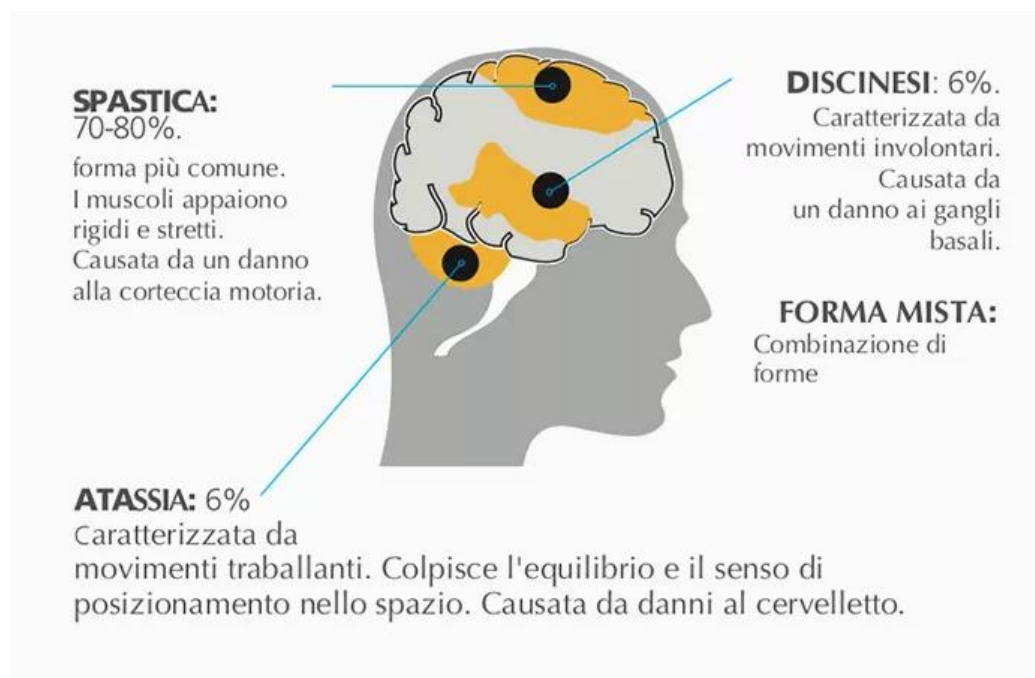


Figura 2. Illustrazione delle principali forme di paralisi cerebrale e delle aree colpite.⁵

Come discusso, gli individui affetti da paralisi cerebrale presentano diverse alterazioni del movimento in maniera più o meno grave e perciò può essere d'aiuto un parametro che permetta una classificazione dei soggetti e una misura che permetta di monitorare lo stato del paziente. Questo è utile in diversi ambiti, da quello medico a quello industriale in un ambiente di interazione uomo-macchina, ma anche in ottica sportiva con la sempre più crescente popolarità e diffusione delle discipline paraolimpiche. Per esempio, l'applicazione della movement smoothness gioverebbe al comitato olimpico per una più accurata ripartizione dei soggetti in base al vario grado di disabilità, poiché, attualmente manca una classificazione basata sull'evidenza scientifica.

1.3 Metriche

Dopo avere definito che cosa è la movement smoothness bisogna definire delle grandezze che permettano di ottenere una valutazione oggettiva. Oltre a ciò, si devono descrivere le caratteristiche che devono possedere per essere utilizzate correttamente nella pratica.

Nel corso degli anni sono state proposte diverse grandezze che possiedono qualità differenti e basate sulle grandezze fisiche più disparate. Si deve, però, trovare una descrizione ben precisa e univoca delle caratteristiche che una metrica deve possedere. In tale senso l'articolo redatto da Balasubramanian et al. nel 2012⁶ fornisce delle linee guida per definire tutti quei requisiti che una metrica per il calcolo della smoothness deve possedere. Per essere utilizzabile, secondo gli autori, la metrica deve essere “valida, consistente, sensibile e robusta” e, in aggiunta, deve possedere le seguenti caratteristiche:

- Deve essere adimensionale, poiché deve essere una misura della forma del segnale e deve essere indipendente dalla sua ampiezza e dalla durata. Questa qualità è fondamentale per la validità;
- Deve avere un andamento monotono in risposta alle caratteristiche del movimento. L'andamento deve essere tale per cui il valore di smoothness diminuisca con l'aumento del numero di sottomovimenti e con la diminuzione dell'intervallo tra di essi. Questo garantisce che la metrica sia consistente;
- Deve essere sensibile alle variazioni di movimento che avvengono nei range fisiologici;
- Deve essere poco dispendiosa dal punto di vista computazionale e deve essere robusta per sopperire a delle problematiche reali quali, per esempio, il rumore.

Si è trattato delle varie proprietà che una metrica deve possedere per poter essere utilizzata e abbiamo già anticipato che la quantità di metriche proposte sono numerose; quindi, non resta che trattare delle grandezze fisiche e matematiche sui cui si basano le varie metriche. Si possono individuare, grazie all'aiuto del lavoro di Refai et al.⁷, delle categorie in cui raggruppare le varie metriche proprio in funzione della grandezza fisica che fornisce la base per il loro calcolo. Esse sono:

- Metriche che si basano sulla traiettoria: sfruttano dunque le informazioni tratte dalla posizione. Questa tipologia di metriche non sfrutta la derivata dello spostamento, non analizzando la variazione in funzione del tempo, non possono essere utilizzate come misura della continuità.
- Metriche basate sulla velocità: di queste, sette sono state evidenziate come matematicamente più robuste. Tra queste citiamo la MAPR (movement arrest period ratio), che rappresenta la percentuale di tempo in cui la velocità del movimento supera una data percentuale di velocità massima⁸; inoltre riportiamo la NOS (Number of Submovement), che conta il numero di sottomovimenti che fanno parte del profilo di velocità⁹;
- Metriche basate sulla accelerazione: tra queste è annoverata la Peaks metric di cui esistono molteplici varianti ed è stata molto utilizzata;
- Metriche basate sul jerk: il jerk è la derivata terza della posizione rispetto al tempo. Nel tempo il jerk è stato utilizzato in vari modi come misura della movement smoothness, come integrale del quadrato del jerk o come integrale del valore assoluto. Tra queste nei paragrafi successivi verrà analizzata la LDLJ (Log of Dimensionless Jerk);
- Metriche basate sull'analisi in frequenza: queste tipologie di metriche sono di più nuova concezione e sfruttano il concetto di trasformata di Fourier del segnale

velocità. Sono state sviluppate dallo stesso autore^{1,6,10}. Nei paragrafi successivi verrà approfondita la metrica SPARC (spectral arc length).

Si passa adesso alla trattazione più approfondita delle due metriche introdotte in precedenza e che saranno poi oggetto di studio nelle sezioni più avanzate.

1.3.1 Log of Dimensionless Jerk (LDLJ)

Come già si è definito nel paragrafo precedente e da come suggerisce il nome, la LDLJ è una metrica basata sul jerk, la derivata terza dello spostamento rispetto al tempo e la derivata prima della accelerazione. In quanto tale, il jerk fornisce informazioni su come varia la accelerazione nel tempo.

Questa metrica deriva, inoltre, dalla dimensionless jerk metric sempre ideata da Balasubramanian et al. nel loro lavoro del 2012⁶.

$$ldlj = -\ln\left(\frac{(t_2 - t_1)^3}{v_{max}^2} \int_{t_1}^{t_2} \left| \frac{d^2v}{dt^2} \right|^2 dt\right)$$

(1. 1)

Con riferimento alla Equazione (1. 1) il termine argomento dell'integrale, rappresenta proprio la metrica dimensionless jerk metric. Il termine precedente all'integrale rappresenta il fattore che permette la normalizzazione della metrica e che quindi garantisce la sua adimensionalità, che, come visto in precedenza, è una delle caratteristiche che una metrica per la valutazione della smoothness deve possedere.

t_1 e t_2 rappresentano il tempo iniziale del movimento e l'istante finale del movimento; v_{max} rappresenta quella che è la velocità di picco raggiunta.

Molto intuitivamente, essendo presente un segno negativo, la metrica otterrà valori solamente negativi poiché il logaritmo è definito per un intervallo di valori $[0; +inf.]$. La metrica, quindi, presenterà valori nell'intervallo $[-inf.; 0]$ dove i due estremi rappresenteranno due condizioni estreme ed opposte, rispettivamente: un movimento molto incerto, e un movimento molto fluido, smooth.

La metrica DLJ, secondo gli autori, presenta però dei problemi di sensibilità nell'intervallo fisiologico, problematica che viene risolta con l'aggiunta proprio dell'operatore logaritmo. La LDLJ però non è esente da problematiche, sempre nel lavoro del 2012⁶, viene evidenziato come questa metrica sia influenzata dal rumore. Viene mostrato dagli autori come il valore di smoothness differisca notevolmente se al segnale originale viene aggiunto un rumore Gaussiano bianco a media nulla. Derivando una o più volte il segnale di partenza, il disturbo viene amplificato avendo proprio come effetto quello di peggiorare il valore di smoothness.

Il segnale di partenza utilizzato per il calcolo del jerk è, come si può vedere nella Equazione (1. 1), la velocità, ma non sempre tale grandezza è ottenibile. In un caso reale i segnali registrati possono includere le accelerazioni e non la velocità. Ciò rende la proposta inutilizzabile in alcuni contesti. A questa problematica viene in soccorso l'articolo di Balasubramanian et al. del 2021¹¹ che delinea una nuova variante del LDLJ partendo da un segnale di accelerazione.

$$ldlj_a = -\ln\left(\frac{(t_2 - t_1)}{a_{max}^2} \int_{t_1}^{t_2} \left|\frac{da}{dt}\right|^2 dt\right) \quad (1. 2)$$

Nella Equazione (1. 2) viene riportata una seconda versione proposta sempre dall'autore. Si noti come sia molto simile alla formulazione precedente, variando nei fatti, solamente il fattore che permette la adimensionalità: t_1 e t_2 rappresentano sempre i due momenti di inizio e fine del movimento, ma adesso compaiono senza un'elevazione al cubo, a denominatore la velocità di picco è sostituita con la accelerazione massima.

Anche in questa proposta la funzione LDLJ-a è definita nell'intervallo $[-inf; 0]$, e, come in precedenza, i due estremi rappresentano le due casistiche opposte di movimento intermittente e movimento fluido.

Un quesito che si è voluto indagare è quello di sostituire l'integrazione nel tempo con un'integrazione nello spazio. Questa curiosità è nata dal fatto che dalla relazione dei segnali di velocità e accelerazione con lo spazio percorso si possono ricavare informazioni aggiuntive sulla fluidità di movimento. La velocità se visualizzata in funzione dello spazio percorso, permetterebbe una visualizzazione differente delle irregolarità del profilo di movimento.

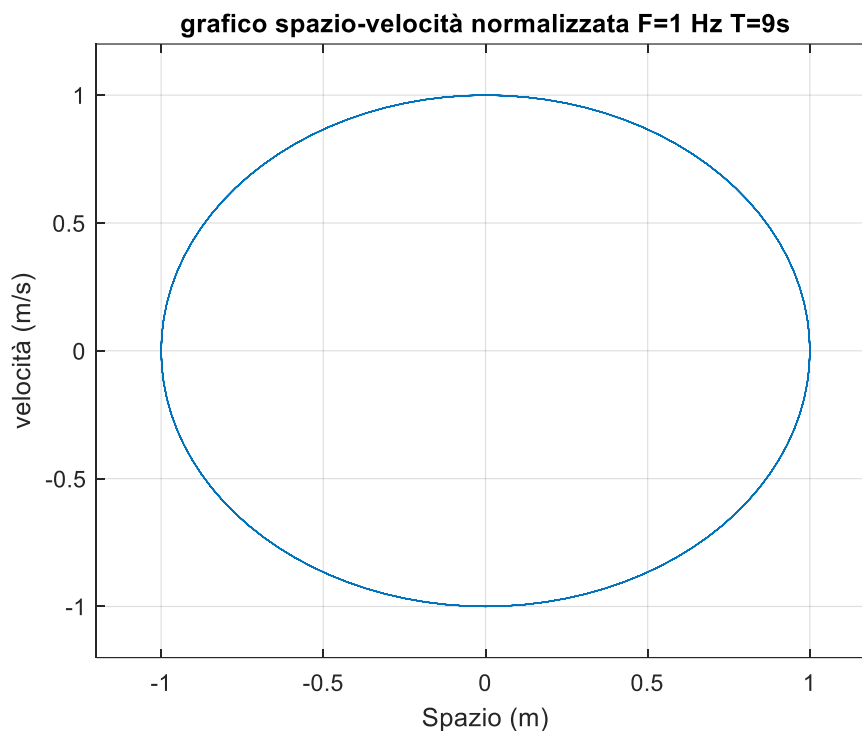


Figura 3 Grafico velocità in funzione dello spazio, di un segnale sinusoidale di durata 9 sec e frequenza 1 Hz. La frequenza della sinusoide è rappresentata su questo grafico dal numero di volte che questa ellisse viene percorsa.

L'integrale sotto questa curva è facilmente ottenibile e vale zero, ma se il segnale velocità viene elevato al quadrato, il suo valore non è più nullo e può essere utilizzato per il calcolo di una quantità che indichi il valore di smoothness. Anche in questo caso si ricade nel

problema di adimensionalizzare la funzione. In analogia con la metrica LDLJ, la normalizzazione della nuova metrica, che verrà chiamata LDLJ-dx, si presenta come segue:

$$ldlj_dx = -\ln\left(\frac{(t_2 - t_1)^2}{v_{max}^2 * (x_{max} - x_{min})} * \int |a|^2 dx\right) \quad (1.3)$$

Nella Equazione (1. 3), $t_2 - t_1$ rappresenta la differenza tra l'istante finale e l'istante iniziale del segnale, ovvero la durata del segnale indagato; v_{max}^2 è la velocità massima raggiunta elevata al quadrato; $x_{max} - x_{min}$ è la differenza tra lo spostamento massimo e lo spostamento minimo; a è l'accelerazione del segnale. Nelle prove effettuate in questa tesi è stata utilizzata esclusivamente questa versione della metrica che prevede l'integrazione del segnale accelerazione.

Adesso viene illustrato come viene effettuato un integrale nello spazio di un segnale che presenta un profilo di velocità sinusoidale puro. Derivando e integrando si ottengono i segnali accelerazione e spostamento in funzione del tempo riportati nella Equazione (1. 4), anch'essi sinusoidali e uno in controfase rispetto all'altro:

$$\begin{cases} x(t) = \frac{1}{2 * \pi * f} * \cos(2 * \pi * f * t) \\ a(t) = -2 * \pi * f * \sin(2 * \pi * f * t) \end{cases} \quad (1.4)$$

Dove f rappresenta la frequenza della sinusoide e t il tempo. Ricavando dalla espressione dello spostamento il coseno e sostituendolo nell'espressione dell'accelerazione, otteniamo la accelerazione in funzione dello spostamento:

$$a(x) = -(2 * \pi * f)^2 * x$$

(1.5)

Il cui grafico sarà una retta passante per l'origine, avente coefficiente angolare pari a $-(2 * \pi * f)^2$ e i cicli delle sinusoidi sono rappresentati come il numero di volte in cui questa retta è percorsa.

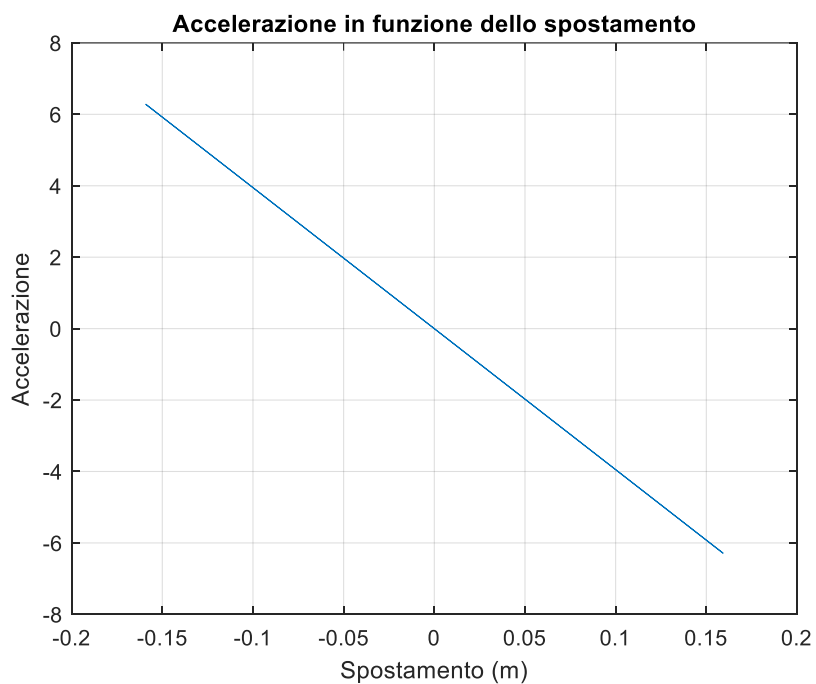


Figura 4. Grafico dell'accelerazione in funzione dello spazio percorso per due segnali sinusoidali.

Elevando adesso il valore assoluto dell'accelerazione al quadrato si ottiene la funzione che viene integrata nella equazione (1.3) e che sarà rappresentata da una parabola con il vertice verso l'alto (Figura 5).

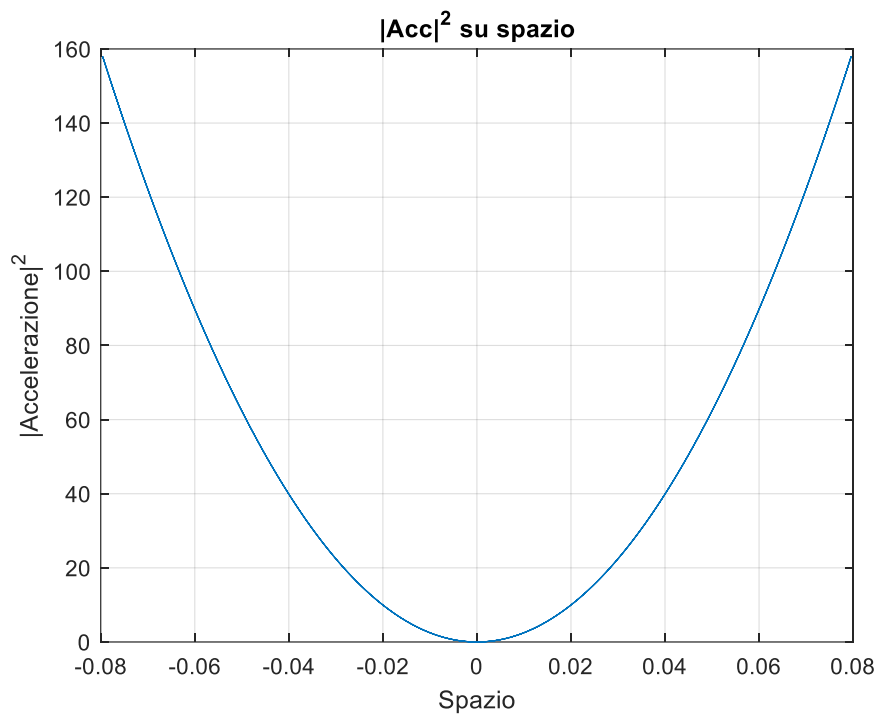


Figura 5. Valore assoluto dell'accelerazione in funzione dello spostamento per due segnali sinusoidali.

L'integrale sarà rappresentato, in Figura 5, dall'area al di sotto della curva. Per procedere al calcolo di tale integrale si ha, perciò, bisogno dell'espressione della funzione mostrata in figura e, se per dei segnali sinusoidali senza disturbo, quindi per segnali composti da una sola sinusoide a una frequenza definita, questo è facilmente realizzabile, per dei segnali composti da almeno due sinusoidi a frequenza differente, ovvero come sono stati modellizzati i segnali disturbati, il procedimento si complica. Si vede infatti in Figura 6 il grafico accelerazione in funzione dello spazio percorso per un segnale con un profilo di velocità sinusoidale composto da due sinusoidi a frequenza diversa:

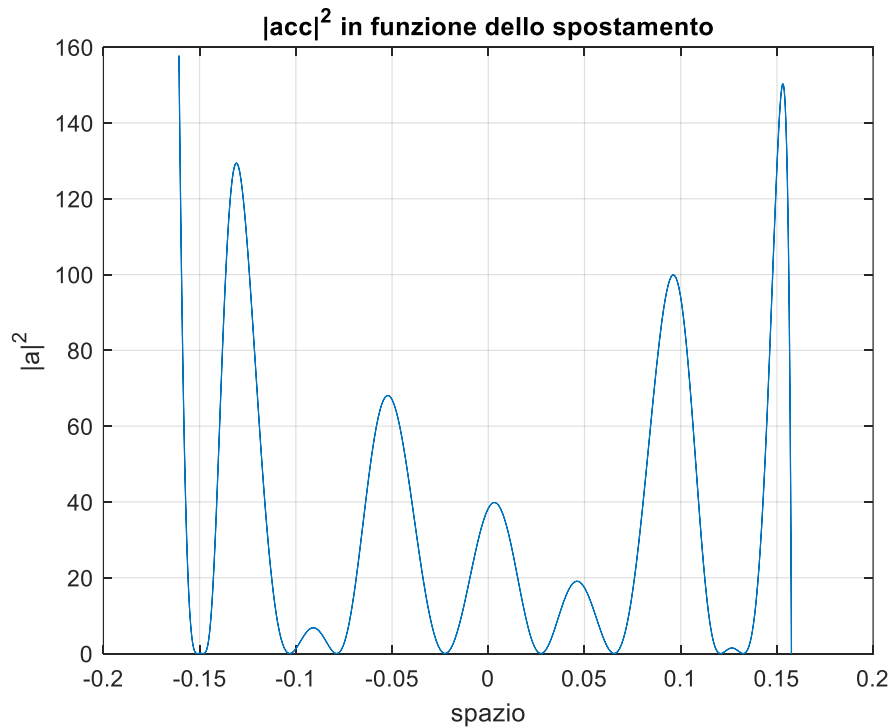


Figura 6. Grafico dell'accelerazione in funzione dello spostamento per due segnali sinusoidali composti da due sinuoidi a frequenza differente.

Per ottenere numericamente il risultato della funzione in Figura 6 è stato fatto ricorso al comando 'spline' di Matlab, il quale permette di interpolare una funzione attraverso pezzi di polinomio di grado 3. Il comando prevede che si passi alla funzione, il vettore che costituisce l'asse x (lo spostamento nel nostro caso), il vettore che costituisce l'asse y (il quadrato del valore assoluto dell'accelerazione), e i 'query points', punti di interpolazione.

Si vede come si presenta graficamente la funzione interpolante per il segnale mostrato precedentemente in Figura 6:

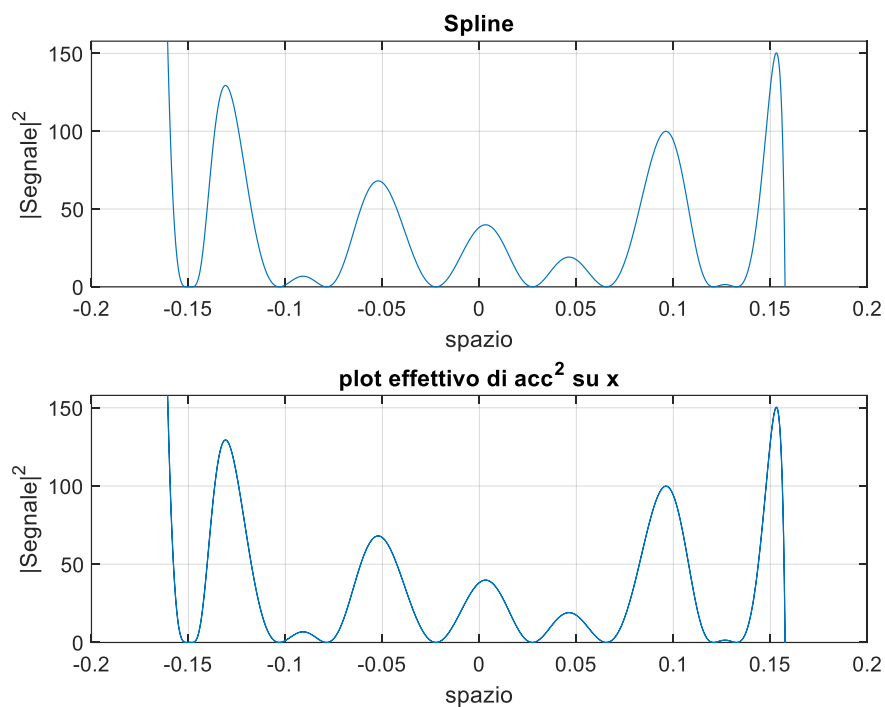


Figura 7. Approssimazione attraverso l'utilizzo delle spline cubiche, della curva quadrato del valore assoluto dell'accelerazione in funzione dello spostamento (in alto) e curva effettiva del segnale (in basso).

L'approssimazione in Figura 7 avviene per due segnali a frequenza della sinusoide principale pari a 5 Hz e della secondaria pari a 10 Hz. Si può notare come la curva ottenuta tramite spline sia nei fatti paragonabile alla curva reale. Questo però non avviene per tutte le frequenze, se, infatti, si usa come frequenza della sinusoide secondaria un valore pari o superiore a 30 Hz l'approssimazione si discosta sempre di più dalla curva effettiva. Questo comportamento, tuttavia, è stato superato in questo lavoro poiché si è scelto di lavorare con frequenze inferiori a 20 Hz che rappresenta il limite delle frequenze del movimento del corpo umano¹².

1.3.2 Spectral Arc-Length (SPARC)

In questo paragrafo viene descritta la metrica Spectral Arc Length, citata precedentemente.

Questa metrica è stata introdotta da Balasubramanian et al. nel lavoro “Robot-measured Performance Metrics in Stroke Rehabilitation” con il nome di Spectral Metric. Questa nuova metrica è nata dall’idea che i submovements dei movimenti più smooth, nel dominio del tempo, sono fusi in maniera migliore rispetto agli stessi submovements di un movimento meno smooth. In altre parole, guardando al profilo di velocità di un movimento smooth potremmo notare che presenta una curvatura più omogenea, mentre un movimento meno fluido presenterà molte irregolarità. Oltre a ciò, se si analizza l’energia dello spettro, nel dominio delle frequenze, si può notare che i movimenti più smooth posseggono un’energia minore per componenti ad alte frequenze rispetto a movimenti meno smooth, che, al contrario, presentano un’energia più elevata nelle frequenze elevate¹⁰.

Quanto riportato qui sopra afferma che c’è una correlazione tra la movement smoothness nel dominio del tempo e la stessa calcolata nel campo spettrale. Dal dominio temporale adesso ci si sposta al dominio della frequenza e ci si pone il problema di osservare la complessità dello spettro. Inoltre, una seconda complessità è quella di trovare un metodo per ricavare da questi dati delle informazioni utili per dare una valutazione univoca della smoothness del segnale. Infatti, come riportato dagli stessi autori la relazione tra i due domini non è così lineare come ci si può aspettare a causa della relazione tra durata del segnale nel tempo e il suo spettro nel dominio del tempo. Sempre gli autori definiscono come due segnali con la stessa forma ma differente ‘time-scaling’, processo per cui si moltiplica l’asse del tempo di un segnale per una costante, avranno la stessa forma dello spettro, ma saranno scalati differentemente sull’asse delle frequenze, avranno cioè delle componenti in frequenza differenti.

Di seguito, viene riportato un esempio pratico di quanto detto con due segnali che presentano un andamento del profilo della velocità rappresentato da una gaussiana.

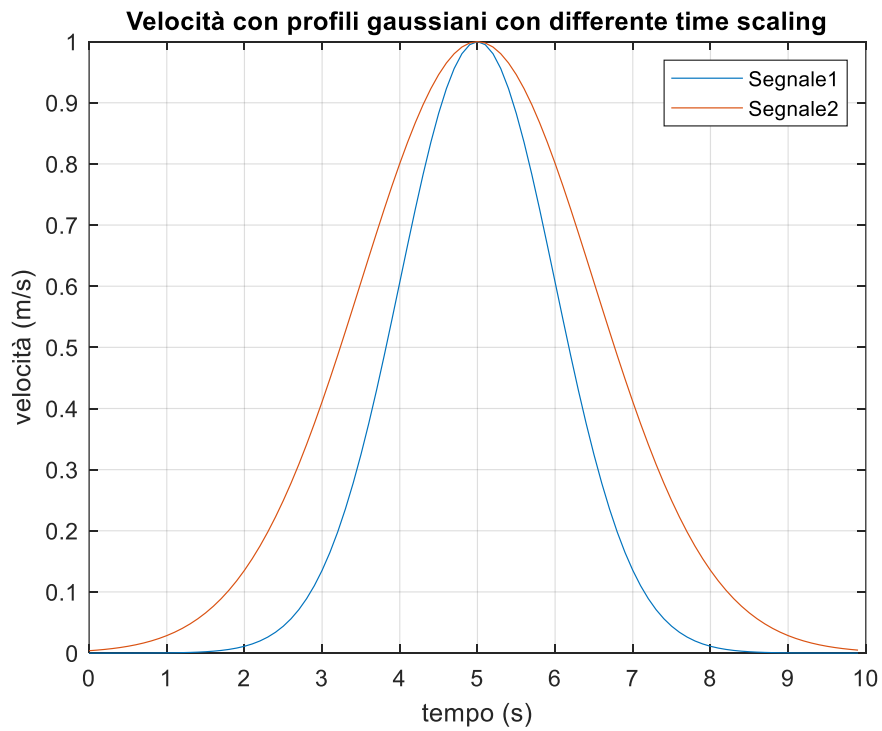


Figura 8, Profili di due segnali con velocità gaussiane

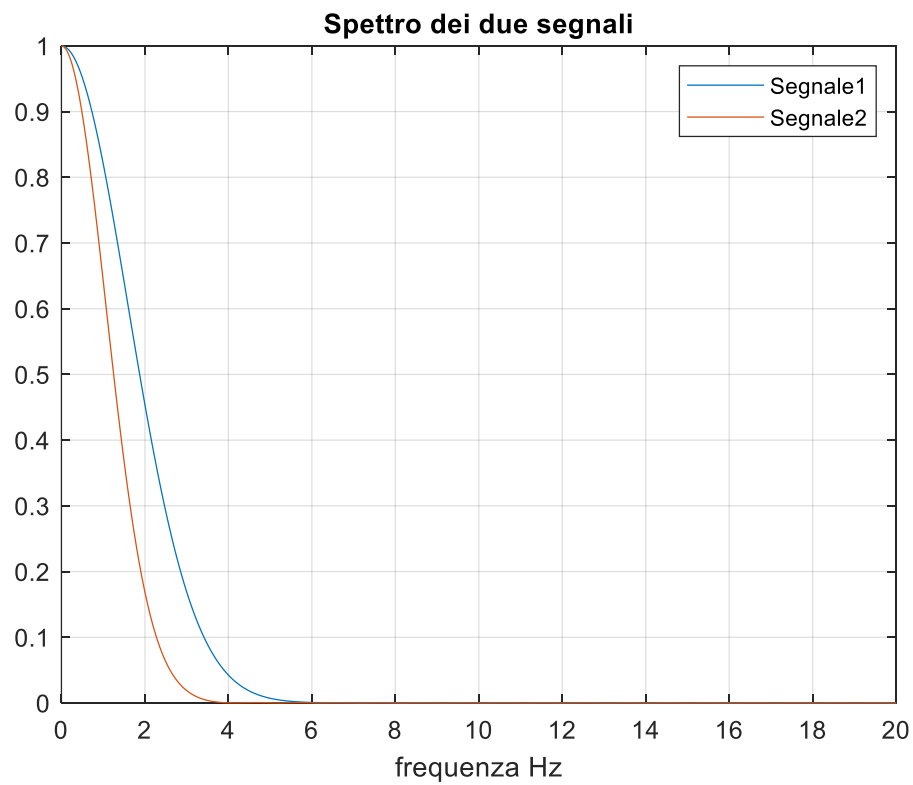


Figura 9. Spettro dei due segnali con profili della velocità gaussiani

Nella Figura 8 e nella Figura 9 si può vedere l'andamento nel dominio del tempo e nel dominio della frequenza di due segnali con profili di velocità con andamento gaussiano scalati diversamente nel tempo. È interessante vedere come lo spettro effettivamente cambi nonostante la forma del segnale sia la stessa. Il segnale 2, riportato in arancione, che presenta una durata temporale maggiore, è osservabile uno shift sull'asse delle frequenze, che tende al valore di frequenza in continua.

Nei passaggi successivi vengono illustrati i passaggi che hanno portato alla ideazione della SPARC per poi analizzare come funziona operativamente la metrica.

Come è stato anticipato poco prima, la prima ideazione di una metrica basata sul dominio della frequenza è partita con la realizzazione della spectral metric.

Il calcolo della metrica viene effettuato in quattro passaggi. Dato $v(t)$, espressione della velocità nel dominio del tempo, l'algoritmo, per il metodo spettrale, prevede:

- Il calcolo dello spettro in frequenza del segnale velocità $v(t)$. Gli autori¹⁰ descrivono che, poiché la velocità del segnale può variare a seconda del movimento eseguito, viene eseguita un'operazione di zero padding, il segnale viene esteso attraverso l'aggiunta di un vettore di zeri in modo tale da rendere uguale la lunghezza del segnale velocità. Operare lo zero padding permette, inoltre, di aumentare la risoluzione in frequenza dello spettro calcolato. Chiamato $v(t)$ il segnale dopo zero padding avremo:

$$V(w) = fft(v(t))$$

(1.6)

Dove $V(w)$ rappresenta lo spettro in frequenza del segnale velocità con zero padding e l'operazione fft (*) costituisce l'operazione di trasformata di Fourier tramite *fast fourier transform*.

- La normalizzazione dell'ampiezza dello spettro in frequenza. Questo passaggio permette di rendere lo spettro stesso indipendente dall'ampiezza del segnale nel dominio temporale.

$$\overline{V(w)} = \frac{V(w)}{\max(V(w))} \quad (1.7)$$

- Individuare nello spettro normalizzato tutti i massimi:

$$\overline{V(w)} \forall w \in [-w_{cutoff}; w_{cutoff}] \quad (1.8)$$

Dove w_{cutoff} rappresenta la frequenza massima entro cui $\overline{V(w)} > 0.01$

Così facendo, selezionando solo parte dello spettro sopra un valore soglia, si possono eliminare tutti quei contributi che sono dovuti dal rumore nel dominio del tempo.

- Calcolo della smoothness come somma di tutti i massimi individuati nello spettro normalizzato in frequenza.

$$Smoothness = -\sum Maxima(\overline{V(w)}) \quad (1.9)$$

Maxima nella Equazione (1.9) rappresenta i massimi dello spettro normalizzato.

La metrica così sviluppata però rimane ancora in parte sensibile al rumore, poiché richiede di individuare i massimi nello spettro in frequenza. Per esempio, un massimo locale, dovuto al rumore, vicino a due minimi di basso peso, può significativamente influenzare il calcolo della smoothness⁶. Così è stata ideata una sua modifica sempre da

Balasubramanian et al. che prende il nome di Spectral arc Length (SAL) che possiamo definire come una prima versione della poi definitiva SPARC. La nuova metrica viene presentata nell'articolo "A Robust and Sensitive Metric for Quantifying Movement Smoothness"⁶, dove viene messo a disposizione una copia informatica per il calcolo della SAL sia come script per il software Matlab sia come script in linguaggio Python.

Il calcolo della nuova metrica prevede una serie di passaggi di cui i primi sono in comune con la metrica 'spectral metric' analizzata in precedenza. L'approccio innovativo su cui si basa la 'spectral arc length' è analizzare la complessità della forma dello spettro della trasformata di Fourier. Gli autori sostengono che l'ampiezza dello spettro in frequenza di un segnale che nel tempo presenta un andamento 'smooth' possa presentare un andamento nel dominio della frequenza 'smooth' anch'esso e, al contrario, se l'andamento nel tempo fosse oscillante e incerto, si vedrà un andamento simile per lo spettro in frequenza. Di seguito, viene riportato un esempio grafico tratto dal lavoro citato poco prima.

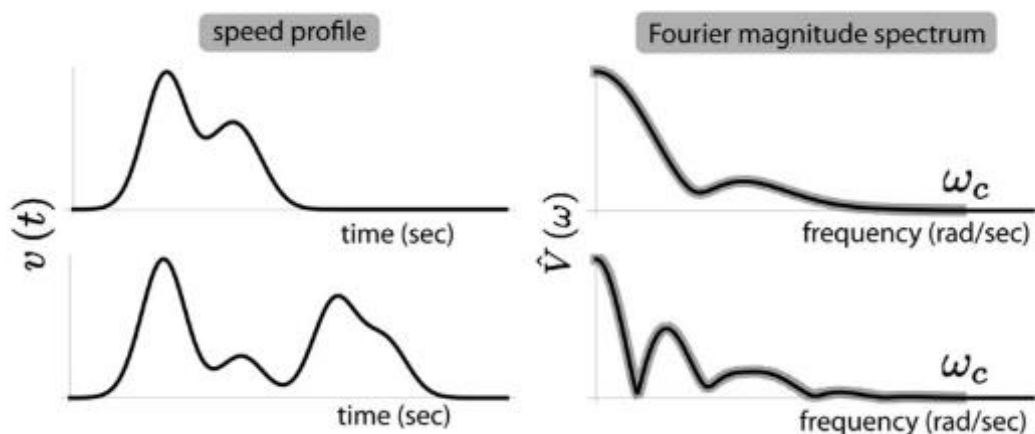


Figura 10. Nella parte sinistra osserviamo due profili di velocità composti da sottomovimenti gaussiani, nella parte in alto un segnale smooth, mentre in basso un segnale definito non smooth. A destra invece i rispettivi spettri in frequenza⁶.

Nella Figura 10⁶ si possono osservare due segnali di velocità relativi a uno stesso movimento compiuto in maniera 'smooth' e 'non smooth'. I due segnali sono composti da

sottomovimenti idealizzati come gaussiane. Nella riga superiore il movimento smooth presenta sulla destra uno spettro in frequenza decisamente meno complesso del segnale non smooth presente nella riga inferiore.

La metrica ‘spectral arc-length’ è stata definita partendo da questa osservazione per il calcolo della movement smoothness. Essa è definita come la lunghezza negativa dell’arco (‘negative arc length’) dello spettro della trasformata di Fourier normalizzata del profilo di velocità del segnale. Definito, quindi, un segnale velocità $v(t)$ di durata T e $t \in [0; T]$ la SAL è definita come:

$$\eta_{sal} \triangleq - \int_0^{wc} \sqrt{\left(\frac{1}{wc}\right)^2 + \left(\frac{d\hat{V}(w)}{dw}\right)^2} dw$$

(1. 10)

Dove $\hat{V}(w) \triangleq \frac{V(w)}{V(0)}$ e $V(w)$ è la trasformata di Fourier del segnale $v(t)$ e l’intervallo $[0; wc]$ rappresenta la banda infrequenza del movimento. $wc = 40\pi \text{ rad/s}$ che corrispondono a 20 Hz corrisponde al limite tra movimenti volontari e anomali del corpo umano, come per esempio i tremori¹².

Il primo termine sotto la radice quadrata è utilizzato per la normalizzazione delle frequenze rispetto proprio a wc . $\hat{V}(w)$ è l’ampiezza dello spettro in frequenza normalizzato rispetto alla componente a 0 Hz, cioè rispetto alla componente in continua.

La Equazione (1. 10) verrà analizzata più approfonditamente dopo aver introdotto l’ultima modifica apportata da Balasubramanian et. al alla metrica Spectral Arc-length.

Con il lavoro del 2015 “On the analysis of the movement smoothness”¹, gli autori apportano l’ultima modifica alla metrica in esame, che prende il nome di SPARC (**SP**ectral **ARC**-length). La modifica sostanziale effettuata tra le due metriche consiste nel ripensare alla definizione di wc . Se con la SAL wc era stata presentata con un valore fisso di $40\pi \text{ rad/s}$, nel caso della SPARC wc non è più definita da un limite fisso, ma varia in

funzione del segnale analizzato. Nella successiva equazione si può vedere come è stata ripensata la soglia ω_c :

$$\omega_c \triangleq \min \left\{ \omega_{cmax}, \min \{ \omega, \hat{V}(r) < \bar{V} \forall r > \omega \} \right\}$$

(1. 11)

Nella SPARC, la differenza sostanziale è che la ω_c è variabile e cambia in funzione non solo della ω_{cmax} , ma anche in funzione di un valore soglia \bar{V} impostato come fisso. Quindi, il valore di ω_c , frequenza limite entro cui viene considerato lo spettro per il calcolo della metrica, dipende non solo da una frequenza che viene impostata a priori come soglia delle frequenze utili per il movimento che viene considerato ma anche in base a un valore limite dello spettro stesso (solitamente $\bar{V} = 0.05$, sulla scala dello spettro normalizzato). Dunque, la seconda limitazione è imposta sul valore dello spettro e sul punto in cui esso è minore di un certo valore soglia per tutte le frequenze maggiori della frequenza del valore soglia ($\forall r > \omega$ dove appunto ω rappresenta la frequenza che coincide con \bar{V}). Così facendo si sono mantenute le caratteristiche di buona sensibilità e di affidabilità della SAL, aggiungendo l'indipendenza dallo scaling temporale non presente nel caso della SAL. Successivamente viene spiegato in dettaglio questo aspetto attraverso un esempio direttamente fornito dagli autori.

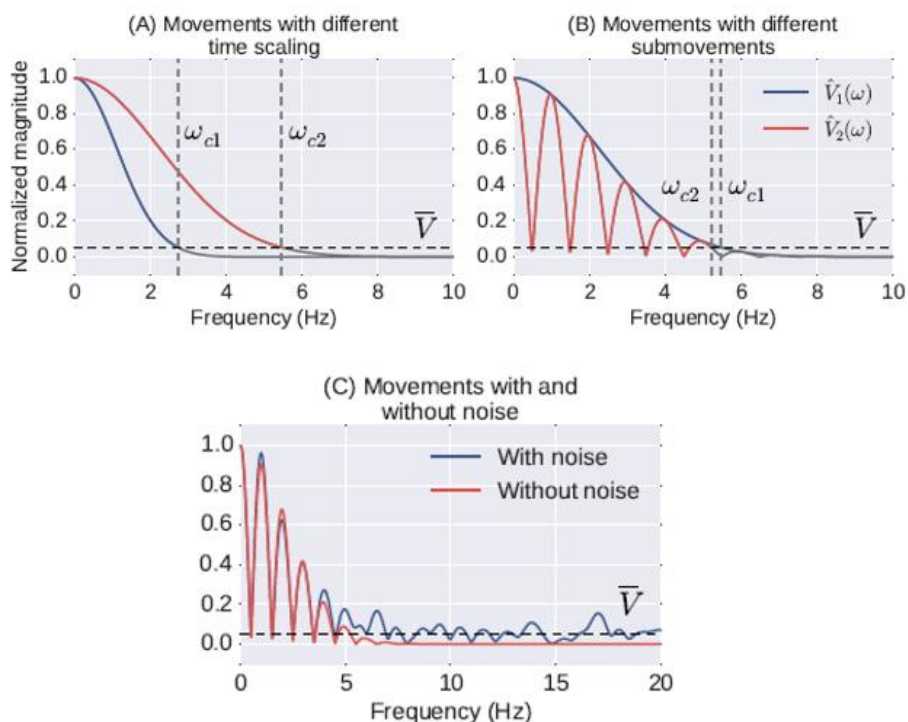


Figura 11. Effetto sullo spettro della ω_c adattiva¹.

In Figura 11A, introdotta nell'Appendice A della pubblicazione "On the Analysis of the Movement Smoothness"¹, vengono riportati due spettri in frequenza di due movimenti con lo profilo di velocità gaussiano, ma con differente scala temporale. è possibile osservare che la scelta di una ω_c adattiva, invece di una fissa, permette di selezionare la medesima parte di spettro, differentemente da quanto accadrebbe con una frequenza fissa. Conseguentemente, scegliendo una ω_c adattiva, il valore della SPARC dipende solamente dalla forma dello spettro.

In Figura 11B viene mostrato come sia importante anche la scelta di una \bar{V} sufficientemente piccola, in modo tale da considerare anche le più piccole variazioni dello spettro, in particolare per movimenti con molteplici submovements.

D'altra parte, un valore troppo piccolo, riportano gli autori, influenzerebbe la sensibilità della metrica. Questo è osservabile nella Figura 11C, in caso di segnale affetto da rumore, questo oscillerebbe molto rapidamente e non si annullerebbe mai (segnale blu) andando ad influenzare il valore della frequenza di cutoff, aumentandola oltre il necessario. Qui

interviene il primo limite imposto, ovvero il ω_{cmax} dell'Equazione (1. 11), scelto in maniera da includere sia le frequenze dei movimenti di interesse sia movimenti innaturali.

Terminate adesso le considerazioni più generali sulla SPARC, si torna a delineare il calcolo della Arc-length introdotto in precedenza. L'arc-length viene definita come la distanza tra due punti di una sezione di curva. Con riferimento alla Equazione (1. 10), si analizza matematicamente cosa rappresenta.

Data una sezione di una curva generica, si vuole calcolare la distanza tra i suoi due estremi. Essa può essere calcolata tramite la somma di segmenti infinitesimi che la compongono. Essi possono essere descritti tramite la lunghezza Euclidea:

$$\sqrt{dx^2 + dy^2} = dx \sqrt{1 + \frac{dy^2}{dx^2}}$$

(1. 12)

Con dx e dy proiezioni degli elementi infinitesimi sugli assi x e y . Per calcolare la distanza effettiva tra i punti a e b della curva, basterà, quindi, operare un'integrazione tra gli estremi a e b della Equazione (1. 12):

$$\text{Arc length} = \int_a^b \sqrt{1 + \frac{dy^2}{dx^2}} dx$$

(1. 13)

È facile quindi ricollegarsi alla Equazione (1. 10) citata precedentemente. L'unica differenza è rappresentata dal primo termine $\left(\frac{1}{\omega c}\right)$, che permette una normalizzazione per la frequenza, come già anticipato in precedenza.

Dopo aver trattato la formulazione della SPARC, la trattazione indaga i valori che la metrica fornisce come risultati, in maniera analoga a quanto fatto con la metrica LDLJ

analizzata in precedenza. I risultati ottenuti dall'applicazione della SPARC assumono valori compresi nell'intervallo $[-1; -inf.]$ dove i due estremi rappresentano i due casi estremi di tipologie di movimento. Un movimento molto 'smooth' eseguito senza sottomovimenti, idealmente, assumerà valori pari a -1, mentre un movimento irregolare, con la presenza di molti sottomovimenti, avrà valori di SPARC che tenderanno a $-inf.$ Il valore -1, tuttavia, è raggiungibile solo in teoria e non nella effettiva pratica dei fatti. Questo è dovuto alla finitezza temporale dei segnali reali, che causa una distorsione effettiva della forma dello spettro modificando il calcolo della metrica.

Nelle appendici dell'articolo che introduce la SPARC¹, viene inoltre mostrato il procedimento per l'applicazione della SPARC. Nella pratica, i passaggi matematici sopra descritti devono essere tradotti in un algoritmo per il calcolo reale della metrica. Il procedimento dell'algoritmo per il calcolo della metrica SPARC può essere suddiviso in diversi passaggi, tra questi:

- Segmentazione del profilo di velocità per individuare la parte del segnale che corrisponde al movimento;
- Calcolo dello spettro in frequenza attraverso la trasformata di Fourier, applicando la Fast Fourier Transform (FFT), in K-punti aggiungendo (K-N) zeri al profilo di velocità. Il nuovo segnale velocità risulta essere:

$$v[n] = \begin{cases} v[n], & 0 \leq n \leq N - 1 \\ 0, & N \leq n \leq K - 1 \end{cases}$$

(1. 14)

Con N dimensione del segnale velocità, K prende il nome di NFFT, concetto che verrà ripreso dopo avere elencato i passaggi dell'algoritmo, e vale $K = 2^{\text{roundup}(\log_2 N)+4}$. Lo spettro così calcolato è:

$$V[k] = |FFT(v[n])|, \quad k \in \{0, \dots, K - 1\}$$

(1. 15)

- Normalizzazione dello spettro di Fourier rispetto alla componente in continua (DC), $\hat{V}[k] \triangleq \frac{V[k]}{V[0]}$. Balasubramanian et al. sottolineano che un segnale di velocità ha sempre una componente a frequenza nulla $V[0]$ diversa da zero, questo permette che la divisione per la componente in continua non vada incontro alla problematica della divisione per zero.
- Scelta della frequenza di cut-off. Attraverso la scelta del valore soglia \bar{V} viene eseguita la scelta della frequenza limite ω_c . Nel caso reale faremo riferimento a un tempo discreto e di conseguenza anche a una frequenza discreta. L'equivalente della equazione (1. 11) per l'ambito discreto è:

$$K_c \triangleq \min \{K_{cmax}, \min\{K | \hat{V}[r] < \bar{V} \forall r > K\}\}$$

(1. 16)

Dove K_c è il 'Discrete Fourier Transform (DFT) index', compreso tra il limite superiore K_c^{max} (che corrisponde al limite superiore a ω_c^{max} , valore limite della frequenza) e oltre il quale il valore dello spettro è inferiore al valore soglia \bar{V} .

- Calcolo della smoothness.

$$SPARC \triangleq - \sum_{k=1}^{K_c-1} \sqrt{\left(\frac{1}{K_c-1}\right)^2 + (\Delta\hat{V}[k])^2}$$

(1. 17)

$$\Delta\hat{V}[k] \triangleq \hat{V}[k] - \hat{V}[k-1], k \in \{1, \dots, K-1\}$$

(1. 18)

Nella Equazione (1. 17) a primo termine viene inserita $Kc - 1$, poiché la sommatoria è effettuata partendo da 0 Hz fino al campione precedente del valore di cut-off, da qui il '-1'. Come primo termine della sommatoria, Kc assume valore nullo, da qui la necessità di scalare tutto di un valore.

Viene di seguito ripreso il tema riguardante la risoluzione del segnale, introdotto precedentemente. Per il calcolo della metrica SPARC, viene utilizzato il software Matlab. Il calcolo della trasformata di Fourier viene effettuato utilizzando il comando 'fft' (Fast Fourier Transform), che richiede in input il segnale di interesse. Il secondo input della funzione *nfft* è il parametro che permette l'operazione di selezionare il numero di campioni del vettore in output. Consente quindi di aumentare i campioni rispetto al segnale di partenza, introducendo lo zero padding. Se *nfft* è, infatti, maggiore della dimensione del vettore dato come input, ad esso verrà aggiunto un vettore di zeri.

Dato un segnale $x(t)$ di lunghezza t , la cui frequenza di campionamento è f_c e di conseguenza la distanza tra due punti consecutivi nel tempo è pari a $\frac{1}{f_c}$ e la distanza nel dominio della frequenza tra due punti consecutivi è pari a $\Delta f = \frac{1}{t}$. Δf rappresenta la risoluzione spettrale teorica, che indica la capacità di distinguere due frequenze. Per esempio, per un segnale di lunghezza 10 s la Δf risulterà essere 0.1 Hz. Più è lungo il segnale considerato, maggiore è l'informazione che si traduce sull'asse delle frequenze. Il numero di punti che costituiscono l'asse delle frequenze è dato da $N = f_c * t$. Se si volesse aumentare tale numero si dovrebbe avere una distanza tra due punti minore, avere quindi una risoluzione spettrale, definita apparente, maggiore di quella risoluzione spettrale teorica definita in precedenza. La nuova risoluzione non sarà $\Delta f = \frac{1}{t} = \frac{f_c}{N}$, ma $\Delta f' = \frac{f_c}{nfft}$. Se si utilizza un numero di punti *nfft* maggiore di N , la risoluzione del segnale sarà maggiore in virtù di una minore distanza tra due punti dell'asse delle frequenze.

Per concludere, il lavoro "Smoothness metrics for reaching performance after stroke. Part 1: which one to choose?"⁷, ha dimostrato come la SPARC sia la metrica meglio performante, grazie anche alla capacità di essere indipendente dalla durata e

dall'ampiezza del segnale, per calcolare la movement smoothness nell'ambito indagato: il movimento degli arti superiori nei soggetti post-stroke.

1.4 Stato dell'Arte

In questo capitolo vengono presentati gli studi che sono stati presi in considerazione per l'analisi della movement smoothness. Al fine di raggiungere l'obiettivo di tesi, quindi studiare le metriche presenti in letteratura e confrontare l'utilizzo delle stesse in diverse condizioni di processamento del segnale e con diverse tipologie di segnali registrati, è utile indagare lo stato dell'arte. Infatti, in letteratura le metriche per il calcolo della movement smoothness vengono applicate in ambiti differenti, adattando la metrica allo specifico caso, per esempio due ambiti in cui la movement smoothness è utilizzata fanno riferimento ai task camminata e movimento di arto superiore. Un'altra problematica è il diverso approccio della movement smoothness su segnali che possono essere definiti periodici. Come viene spiegato in seguito in dettaglio, un segnale derivante dall'analisi del cammino viene analizzato nella sua interezza, mentre per segnali provenienti dal movimento degli arti superiori, viene applicata una segmentazione. Per esplorare la differenza tra movement smoothness del movimento intero periodico e di parti di un movimento, si è effettuata una ricerca bibliografica su articoli che prevedessero tra le keywords parole come '*movement smoothness, cerebral palsy, stroke, kinematics, motion analysis*' individuando 12 articoli. In essi vengono presentati i valori di movement smoothness di movimenti ripetuti il cui profilo, sia esso di velocità o di accelerazione, può essere definito come periodico. Gli articoli così trovati possono essere divisi in due macrocategorie: articoli sull'analisi del cammino, articoli sull'analisi del movimento dell'arto superiore. I soggetti degli studi delle due macrocategorie sono perlopiù soggetti anziani con storia di ictus¹³⁻¹⁹, una patologia a carico del sistema nervoso centrale che nella maggior parte dei casi compromette gravemente la deambulazione e/o il movimento degli arti superiori. Spesso a questo gruppo è stato affiancato un gruppo di controllo costituito da soggetti sani, di età pari o inferiore ai soggetti con un livello di compromissione dei movimenti più elevato. In altri studi si è analizzata la movement

smoothness di soggetti affetti da Parkinson^{20,21}, malattia che, come nel caso precedente, compromette il movimento. Gli studi rimanenti prevedevano come soggetti pazienti con background di cadute²² oppure soggetti sani di età avanzata²³.

Per quanto riguarda gli studi relativi all'analisi del cammino essi prevedono diverse tipologie di test, per esempio il *timed-up-and-go* oppure un semplice percorso di camminata che varia nella distanza da percorrere e può prevedere una fase di ritorno o essere un percorso lineare. I segnali ricavati da questo tipo di analisi sono accelerazioni lineari o angolari e velocità angolari e su di essi vengono calcolate le metriche per il calcolo della movement smoothness (più frequentemente la SPARC). Il segnale viene diviso in fasi (una prima fase in cui il soggetto si alzava, fasi di camminata, svolta e seduta), dove presenti, e così analizzato, senza applicare ulteriori segmentazioni. In tre studi^{16,21,22} viene rimossa la componente in continua del segnale analizzato, questo effetto viene analizzato più avanti in questo lavoro. Negli stessi tre articoli viene effettuata un'operazione di media dei segnali accelerazioni lineari e angolari e velocità angolari per ottenere un valore unico di accelerazione e velocità su cui effettuare i calcoli di movement smoothness.

Passando agli articoli relativi allo studio della movement smoothness applicata al movimento degli arti superiori, sono stati raccolti sei articoli che prevedevano task differenti: *point-to-point*²³, *reach-to-grasp*^{15,19,24} oppure era richiesto di muovere un carrello in una direzione¹³ o un joystick che permetteva il movimento di un oggetto virtuale¹⁴. In tutti gli articoli sull'analisi del movimento degli arti superiori era prevista da parte degli autori una segmentazione del segnale. La movement smoothness era calcolata su segmenti del movimento, per esempio, per un task di *point to point* il calcolo era effettuato sui singoli movimenti di andata e ritorno e mai sul segnale nel suo completo. Le metriche utilizzate per individuare la movement smoothness per i movimenti degli arti superiori erano la SPARC, la LDLJ e la SAL. Oltre alla segmentazione non sono state effettuate nessuna delle operazioni che sono state presentate per i segnali relativi all'analisi del cammino (mediazione del segnale e rimozione della media). In tutti gli studi sul movimento degli arti superiori sono stati ricavati i dati relativi alla posizione (lineare o

angolare) e da essi sono stati ricavati per derivazione numerica le grandezze cinematiche utili per il calcolo delle metriche.

Attraverso l'indagine di questi lavori, viene posto come obiettivo di definire alcune linee guida per l'utilizzo di queste metriche basate sul confronto tra diversi segnali utilizzati nelle analisi e indagare come questi vengono processati per l'applicazione delle metriche. A tal proposito, nei prossimi capitoli sono analizzati gli studi qui citati e sono riproposte alcune analisi per capirne i procedimenti.

2. Materiali e metodi

Viene trattato, in questa parte della tesi, il percorso operativo che è stato seguito al fine di indagare il comportamento delle metriche su segnali sintetici sinusoidali e gaussiani. Tutti i segnali e tutte le analisi che vengono presentati più avanti sono stati effettuati tramite il software di calcolo numerico Matlab®.

2.1 Segnali Sintetici

In questo capitolo vengono trattati i segnali sintetici che sono stati utilizzati nel corso di questa tesi per lo studio delle metriche sopra analizzate. Per questa tesi si sono analizzati principalmente due tipologie di segnali. Sono state implementate e analizzate le metriche per segnali periodici, con andamento sinusoidale, e per segnali con andamento gaussiano. Queste due tipologie di segnali sono state prese in considerazione per due motivi principali. Il segnale gaussiano è già stato oggetto di studio da alcuni articoli citati in precedenza^{1,7,9,19}, inoltre, quando anche composto da più gaussiane che simulano dei sottomovimenti può essere ricondotto a segnali reali che possono essere ottenuti durante diversi task indagati per la valutazione della smoothness. Un segnale sinusoidale analizzato nel dominio in frequenza, procedura che viene sfruttata dalla metrica SPARC, si presenta idealmente come un picco (delta di Dirac) posto alla frequenza della sinusoide e il suo profilo potrebbe simulare un movimento ripetuto, per esempio, di un arto superiore come nei test di *'reach to grasp'* o *'pick and place'*. Questi tipi di movimenti sono oggetto di molti studi^{13,15,19,23}, e consistono nello svolgere in maniera ripetitiva una determinata operazione, che sia indicare un punto di fronte a sé e tornare alla posizione di partenza, o di afferrare un oggetto e posizionarlo in una zona differente, tornare alla posizione di partenza e riportare l'oggetto al punto di partenza.

Un segnale sinusoidale è una forma d'onda periodica che può essere descritta dalla funzione matematica $\sin(x)$ o del $\cos(x)$. È un segnale fondamentale molto utilizzato in fisica e ingegneria, poiché presenta un andamento tipico di un'oscillazione armonica pura. Nella sua forma matematica un segnale, funzione del tempo, può essere espressa come

$$x(t) = A * \sin(2 * \pi * f * t + \varphi) \quad (2.1)$$

Oppure come:

$$x(t) = A * \cos(2 * \pi * f * t + \varphi) \quad (2.2)$$

Dove A rappresenta l'ampiezza, l'altezza massima del segnale e spesso ne rappresenta la potenza, con $A=1$ la sinusoide oscillerà tra un picco positivo di 1 e un picco negativo pari a -1; f è la frequenza in Hertz (Hz) che rappresenta quante oscillazioni complete avvengono in 1 secondo, frequenze basse significano che l'onda compie pochi cicli al secondo, mentre al contrario frequenze elevate prevedono oscillazioni molto rapide, inoltre $f=1/T$ dove T prende il nome di periodo della sinusoide e rappresenta il tempo necessario per la sinusoide per compiere un ciclo completo; t è il tempo e φ rappresenta la fase iniziale del segnale che sposta l'onda orizzontalmente sull'asse del tempo, se $\varphi = 0$, l'onda inizia nel punto in cui l'argomento della funzione seno è zero. Modificando la fase è dunque possibile fare iniziare il segnale in un punto diverso del ciclo. Un segnale sinusoidale possiede le seguenti determinate caratteristiche:

- Simmetria rispetto all'asse centrale, rispetto all'asse temporale l'oscillazione si presenta bilanciata;

- Periodicità, dopo ogni periodo T , il segnale si ripete esattamente identico a se stesso, ciò è molto utile per descrivere fenomeni che si ripetono ciclicamente o che hanno un comportamento periodico;
- Una sinusoide pura è una ‘onda fondamentale’ non ha frequenze armoniche e cioè non ha onde a frequenze multiple della frequenza principale.

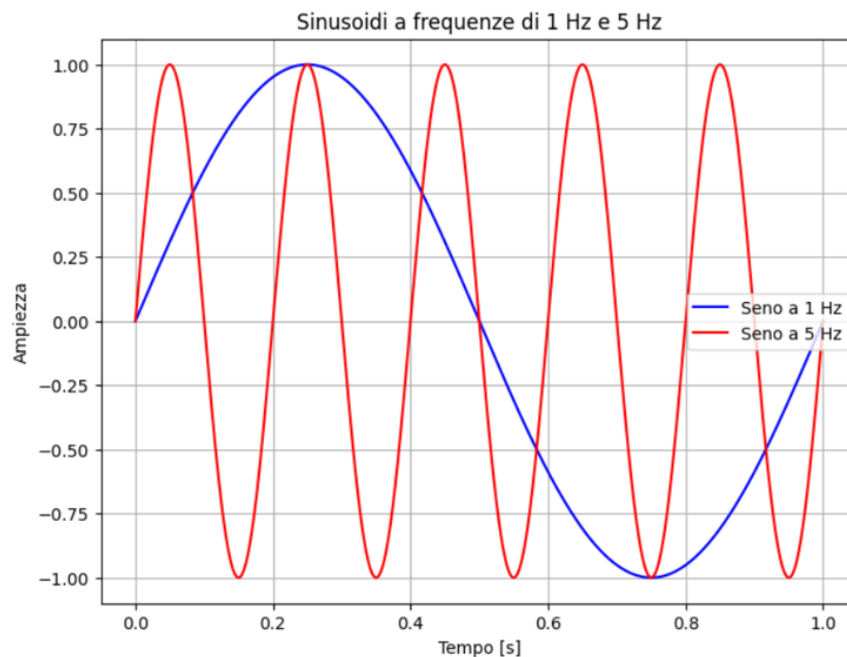


Figura 12. Rappresentazione di due segnali sinusoidali di durata 1 sec, con frequenza 1 Hz (in blu) e 5 Hz (in rosso)

Un'onda sinusoidale è importante non solo per la sua semplicità, ma anche per alcune delle sue caratteristiche matematiche fondamentali. Quando viene derivata o integrata (operazioni comuni nell'ambito della cinematica), manterrebbe la stessa forma risultando sempre un'onda armonica spostata nel tempo.

Si passa adesso alla seconda tipologia di segnale ideale trattato in questa tesi. Un segnale gaussiano è una particolare forma d'onda che segue una distribuzione statistica nota come distribuzione normale o distribuzione di Gauss. Questo segnale ha una forma peculiare detta “a campana” e si distingue per la sua caratteristica simmetria. Il segnale gaussiano può essere descritto da una funzione matematica della forma:

$$x(t) = A * e^{-\frac{(t-\mu)^2}{2\sigma^2}}$$

(2. 3)

Dove A è l'ampiezza massima del segnale, determina l'altezza del picco che la campana gaussiana raggiunge nel punto $t=\mu$; μ è il valore medio o centro del segnale ovvero il punto in cui il segnale raggiunge il suo valore massimo; σ è la deviazione standard, che determina la larghezza del segnale, più è grande il parametro σ più la campana sarà larga e piatta, al contrario con un valore di σ piccolo la campana sarà più stretta e appuntita; t rappresenta il tempo.

Una proprietà interessante del segnale gaussiano è che la sua derivata è ancora una funzione gaussiana, ma con una forma a doppio picco, uno massimo e uno minimo, con uno zero nel punto $t=\mu$.

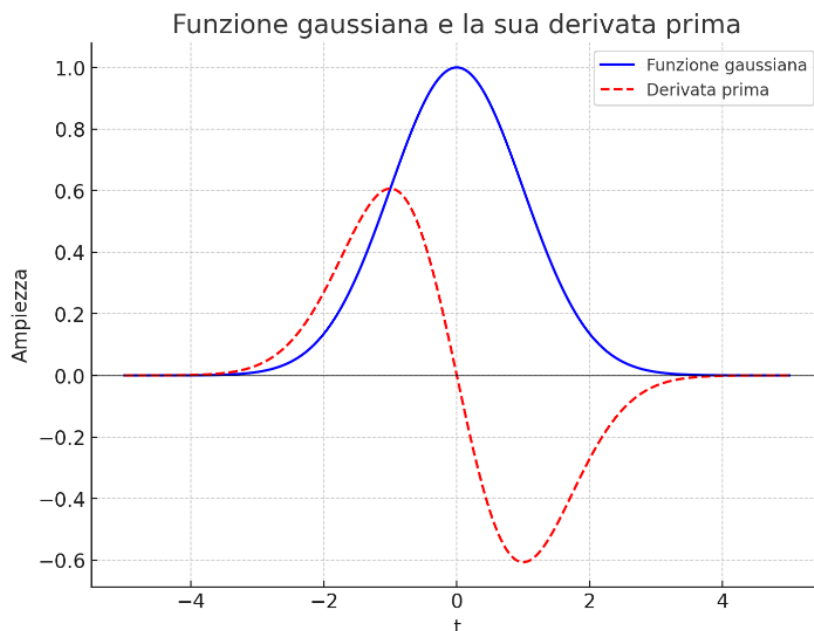


Figura 13. Funzione gaussiana e la sua derivata prima

I segnali utilizzati in questo lavoro sono stati impostati come segnali di velocità i cui profili nel tempo sono stati modellizzati, come anticipato poco prima, come sinusoidi e gaussiane. Si vede adesso come sono stati implementati nel software per il calcolo numerico. Innanzitutto, per il modellare un profilo di velocità si ha bisogno di un vettore che costituisca l'asse delle ascisse, che rappresenta nella modellizzazione dei segnali in analisi l'asse tempo. Per fare ciò si è implementata la riga di codice riportata nella Equazione (2. 4):

$$t = 0:passo:T - passo \tag{2. 4}$$

Dove 'passo' indica il delta, distanza tra due istanti di tempo, e 'T' indica la durata del segnale (es. per T=1 il segnale sarà di durata 1 secondo). Fatto questo il segnale velocità sinusoidale è facilmente scrivibile come:

$$v = \sin(2 * pi * f * t) \tag{2. 5}$$

Dove f rappresenta la frequenza della sinusoide.

Per il segnale gaussiano sono state adottate due strategie seguendo le implementazioni dei lavori di Balasubramanian⁶ et al. e di Refai⁷ et al. , che miravano alla validazione delle metriche per la movement smoothness. In "A robust and sensitive metric for quantifying movement smoothness"⁶ gli autori utilizzano la seguente formula per la modellizzazione di un segnale gaussiano:

$$v(t) = Ak * e^{-25(\tau_k)^2} \tag{2. 6}$$

Dove τ_k è un parametro che permette di creare una serie di gaussiane che andranno a diminuire sempre di più la distanza tra di esse, fino a sovrapporsi; questa modellizzazione è stata utilizzata per studiare il comportamento delle metriche al variare del numero dei sottomovimenti e alla loro sovrapposizione sull'asse tempo. Questo procedimento ha permesso di testare la robustezza delle metriche e la loro capacità di distinguere due o più sottomovimenti sempre più vicini fino alla loro parziale o completa sovrapposizione.

Refai et al.⁷ utilizzano una espressione diversa perché indagano il comportamento delle metriche al variare della larghezza e della altezza della campana, testando quindi le metriche per differenti time scaling e ampiezze di movimento.

$$v(t) = d * \left[30 * \frac{t^4}{T^5} - 60 * \frac{t^3}{T^4} + 30 * \frac{t^2}{T^3} \right]$$

(2. 7)

Dove d permette di variare l'altezza della campana, mentre T permette di variare la scala temporale e dilatare la gaussiana.

2.2 Analisi effettuate

A partire dai segnali sinusoidali implementati come riportato precedentemente, è stata analizzata la smoothness per diversi profili di velocità sinusoidali. Il segnale, riportato precedentemente nella Equazione (2. 5), è stato studiato per frequenze variabili da 1 Hz fino a 9 Hz, restringendo preliminarmente lo studio del comportamento delle sinusoidi entro 10 Hz. Su questa tipologia di profili di velocità è stata calcolata la SPARC e, scrivendo la derivata del segnale velocità, ottenuto il profilo dell'accelerazione, è stato calcolato anche la LDLJ.

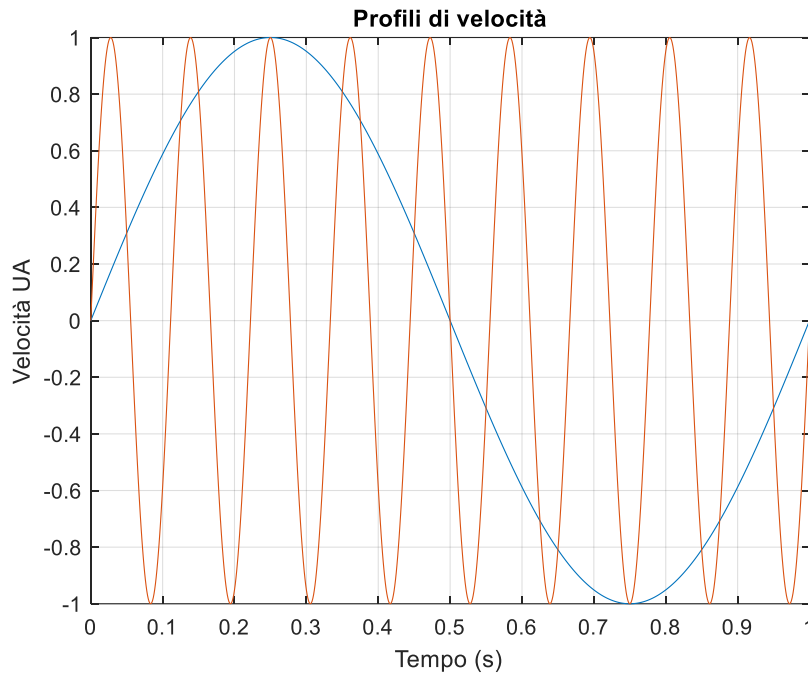


Figura 14. Esempio di profili per velocità di durata 1 secondo con frequenze 9Hz (in arancione) e 1Hz (in blu).

Dopo aver analizzato la smoothness per sinusoidi pure, sono stati complicati i segnali in modo tale da simulare delle imprecisioni nel movimento del soggetto. Queste imprecisioni sono state modellizzate come delle seconde sinusoidi a frequenze maggiori (120 Hz) e con un'ampiezza minore rispetto all'ampiezza della sinusoide principale. Riprendendo l'Equazione (2. 5), il nuovo segnale è stato modellizzato come segue:

$$v = \sin(2 * \pi * f * t) + 0.05 * \sin(2 * \pi * 120 * t) \tag{2. 8}$$

Da questo nuovo profilo di velocità si sono analizzate le stesse casistiche per la variazione della frequenza principale nel range 1-9 Hz e di durata 1-9 secondi. Seguendo lo stesso procedimento precedente, si sono ottenuti i profili di accelerazione a partire dalla quale si è calcolata la metrica LDLJ.

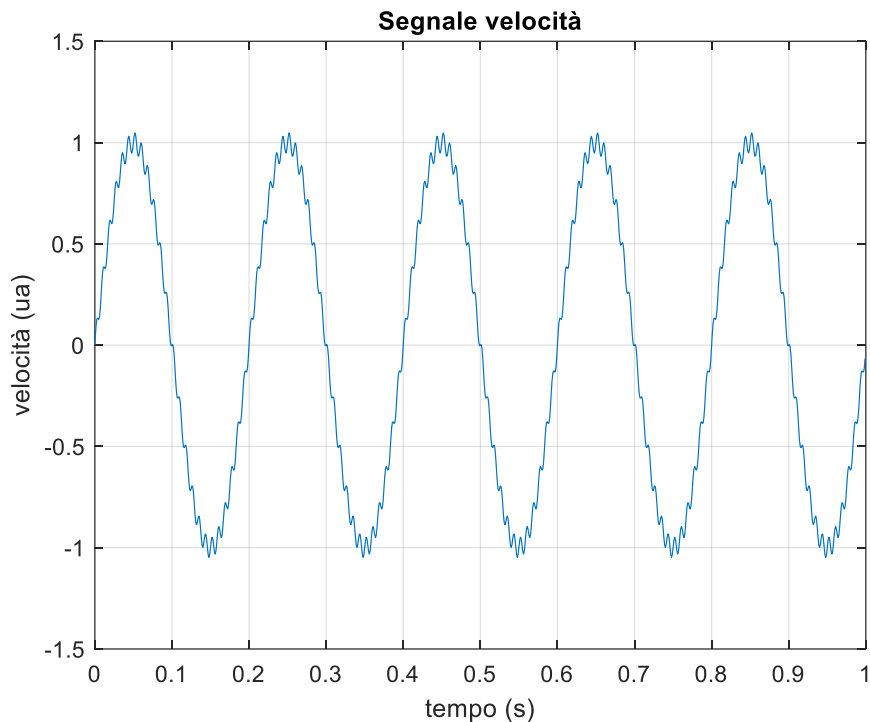


Figura 15. Profilo di velocità, che simula delle imprecisioni nel movimento, di durata 1 secondo e frequenza principale pari a 5Hz

Le analisi sopra riportate sono state effettuate per operare un'analisi preliminare sul funzionamento della SPARC, della LDLJ e della LDLJ-dx. Ne sono stati analizzati gli spettri in frequenza, i valori e l'andamento in funzione della durata e del variare della frequenza. I risultati sono riportati nel capitolo successivo 'Discussione e Risultati'.

In letteratura si è osservato che gli autori non analizzano la movement smoothness di un segnale sulla sua interezza, ma, soprattutto quando vengono analizzati i movimenti effettuati dagli arti superiori, si procede con una segmentazione del segnale. Il segnale ottenuto da movimenti ripetuti come il *pick and place* o *reach to grasp*, viene scomposto in quelli che possono essere definiti come movimenti cardine, movimenti fondamentali. Facendo un esempio pratico, nell'articolo "*Comparison of Various Smoothness Metrics for Upper Limb Movements in Middle-Aged Healthy Subjects*" vengono analizzate una serie di ripetizioni di movimenti *point to point*. Qui l'analisi di movement smoothness viene effettuata dividendo il segnale in tratti di andata e tratti di ritorno²⁴.

Dopo avere effettuato queste prove preliminari sui segnali interi, si è voluto applicare il primo passaggio dell'algoritmo della metrica SPARC, ovvero quello della segmentazione del segnale. Nel lavoro "On the analysis of movement smoothness"¹, gli autori riportano alcune problematiche per l'analisi della smoothness in segnali cosiddetti 'ritmici'. "Quando la SPARC e il LDLJ vengono applicati a un intero movimento ritmico, esso viene percepito come un lungo movimento discreto, con l'organizzazione temporale dei singoli componenti del movimento che appare come intermittente, influenzando così la fluidità complessiva." (Balasubramanian et. al 'On the analysis of the movement smoothness' 2015¹). Viene introdotto quindi il procedimento di segmentazione di cui si è parlato poco sopra, si è andati a individuare quelli che sono dei segnali 'principali' sul profilo della velocità che rappresentano, quindi, dei movimenti fondamentali. Si è scelto di analizzare come movimenti fondamentali per i segnali sinusoidali due segmentazioni differenti. La prima tipologia di segnale fondamentale consisteva nell'evidenziare i tratti positivi e i tratti negativi di una senoide a media nulla. La seconda segmentazione è stata effettuata prendendo in considerazione i tratti ascendenti e discendenti della senoide.

Su queste due tipologie di tratti si sono quindi calcolate le metriche di movement smoothness. Il calcolo della SPARC su queste segmentazioni è stato effettuato in due maniere diverse: prima isolando i tratti e calcolando su essi le metriche, poi applicando la procedura descritta nel lavoro sopra citato: isolare i tratti del segnale e considerare nella restante durata del segnale come se esso fosse nullo. In Figura 16 viene riportato un esempio grafico di quest'ultima procedura.

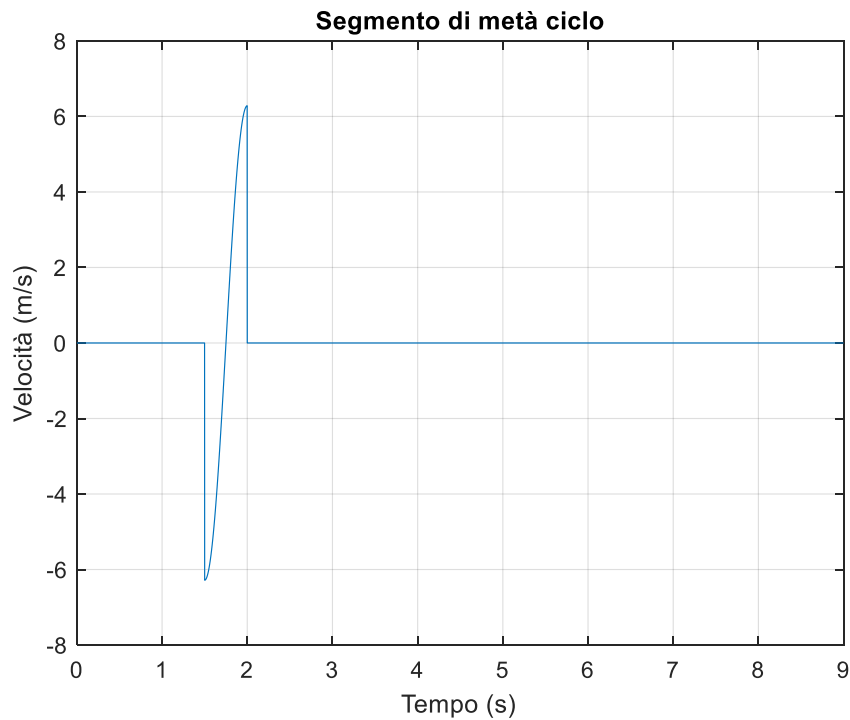


Figura 16. Procedura di isolamento del tratto fondamentale del segnale (è riportato il tratto ascendente) e aggiunta di zeri nella restante parte del segnale.

Viene applicata la seguente formula:

$$f(x) = \begin{cases} f(x), & t_s \leq x \leq t_e \\ 0, & x \leq t_s; x \geq t_e \end{cases}$$

(2.9)

Dove t_e e t_s indicano gli istanti di inizio e fine del movimento fondamentale, $f(x)$ invece rappresenta la funzione sinusoidale.

Dall'analisi del codice fornito da Balasubramanian et al. per il calcolo della SPARC è emerso che non fossero presenti linee di codice per eliminare la componente in continua di un segnale. Per fare ciò si deve togliere al segnale che si vuole analizzare il valore medio del segnale, questo permette di cancellare dallo spettro in frequenza del segnale la componente a 0 Hz del segnale. Questa componente influenza pesantemente il calcolo

dello spettro in frequenza e in questo lavoro si è indagato in che misura variasse i valori della metrica nel dominio della frequenza.

2.3 Test su segnali reali

In questa sezione verranno analizzati i principali strumenti per ottenere i dati utili per le prove sperimentali e per le analisi cinematiche. Si delinea successivamente il setup sperimentale che ha fornito i dati reali per il calcolo della movement smoothness.

2.3.1 Sensori inerziali e Motion capture

Vengono introdotti di seguito due sistemi per l'acquisizione di dati utilizzati nella fase di test: i sensori inerziali, IMU in breve (Inertial Measurement Unit), e il motion capture, moCap o stereofotogrammetria.

In fase di scelta dello strumento per la registrazione dei dati è opportuno sapere quali parametri sono di nostro interesse, il setting in cui vogliamo registrare i dati e anche tenere in considerazione l'aspetto economico.

- Sensori inerziali: strumenti che utilizzano accelerometri, magnetometri e giroscopi. Per i primi il principio di funzionamento si basa sulla rilevazione della dell'inerzia di una massa quando viene sottoposto ad un'accelerazione. Una massa è sospesa tramite un elemento elastico, mentre un sensore registra il suo spostamento rispetto alla struttura fissa del sistema. In caso di accelerazione, la massa, per via della sua inerzia, si allontana dalla posizione di riposo in proporzione all'accelerazione rilevata. Questo spostamento viene poi convertito dal sensore in un segnale elettrico, che può essere elaborato dai moderni sistemi di misurazione.

- Stereofotogrammetria: dato un punto nello spazio del laboratorio, questa tecnica permette di ricostruire la posizione che tale punto ha assunto nello spazio in ciascun istante campionato, in altre parole fornisce le coordinate x,y,z in ciascun istante di tempo appartenente all'intervallo di osservazione rispetto a un sistema di osservazione. Il dispositivo impiegato per acquisire il movimento è un sistema fotogrammetrico, composto da diverse telecamere che operano anche da emettitori di luce, la quale può essere di colore rosso, infrarosso o near-infrared. Inoltre, il sistema utilizza dei marker, ovvero piccole sfere realizzate in materiale riflettente. I marker vengono posizionati in determinati punti anatomici. Sostanzialmente la stereofotogrammetria prevede come output le coordinate del punto P rispetto ad un sistema di riferimento globale, dati in input il vettore posizione del marker, la matrice di orientamento, la distanza focale delle telecamere, e le coordinate immagine.

Terminato di elencare gli strumenti principali per ottenere i dati cinematici, ci addentreremo nel prossimo paragrafo, nel descrivere il setup sperimentale per ottenere i segnali reali.

2.3.2 Setup sperimentale

La analisi di smoothness è stata poi effettuata anche su dei segnali reali ottenuti dall'analisi del movimento dell'arto superiore per soggetti sani e affetti da paralisi cerebrale. La strumentazione è composta da un carrello posto su un binario rettilineo composto da una barra di metallo di lunghezza 1.2 m. L'unico movimento permesso al carrello è quello lungo la direzione x (con riferimento alla Figura 17). Sul carrello è stata vincolata una manopola che permette la presa e che possiede tre gradi di libertà: può oscillare attorno ai tre assi rimanendo salda al carrello. L'intera attrezzatura è posizionata su un tavolo a cui è permesso di variare l'altezza.

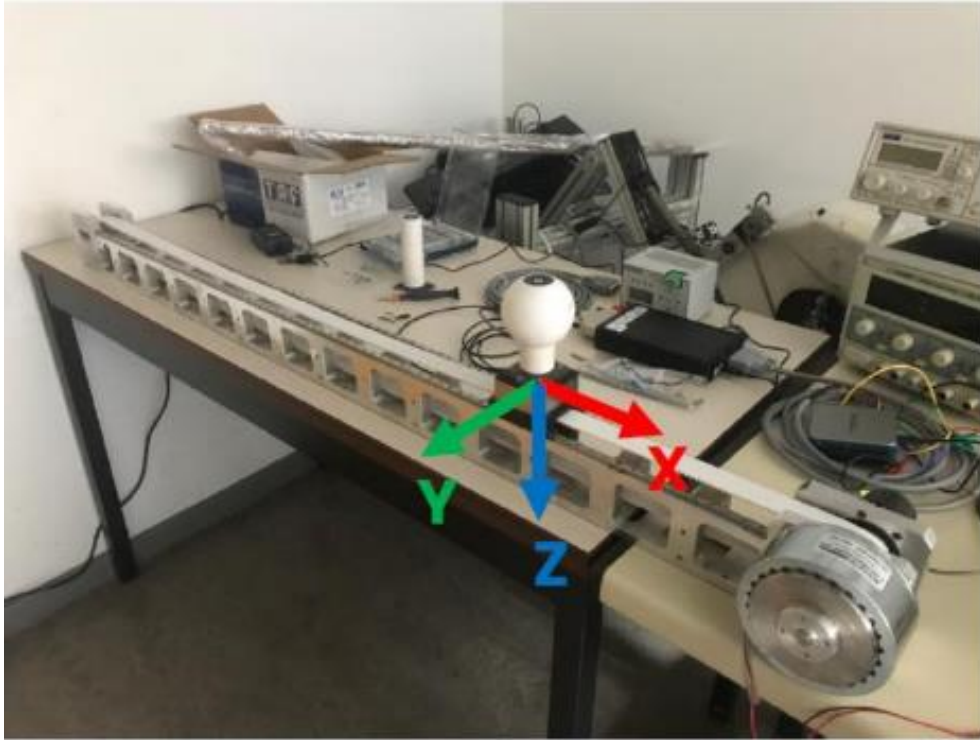


Figura 17. Presentazione della strumentazione, in figura è possibile vedere l'orientamento dei tre assi.

Il movimento richiesto prevede lo spostamento del carrello lungo l'asse x. Il soggetto impone il movimento afferrando la manopola bianca. Nei soggetti sani, l'operazione viene effettuata con il braccio dominante, mentre negli individui con patologia si utilizza il braccio meno compromesso. Lo spostamento nel tempo del movimento così generato, da una estremità all'altra della barra metallica, è confrontabile con l'andamento di una sinusoidale. Se l'andamento principale è, come descritto poco prima, quello lungo la direzione dell'asse x, i movimenti prodotti lungo gli altri due assi, y e z, possono essere considerati come non voluti e quindi verranno tralasciati nel corso delle analisi effettuate in questa tesi.

Il movimento comincia nel punto centrale della barra metallica e il soggetto è posizionato seduto frontalmente al tavolo. L'arto superiore è perpendicolare all'asse x allineato con il busto, il braccio flessa con un'angolazione di circa 100°.



Figura 18. Posizione iniziale del test.

Il test è stato ripetuto in nove condizioni differenti, modificando la velocità di esecuzione e la forza resistente che viene opposto al movimento. La forza resistente viene generata da un freno posto a una delle estremità della barra. Il valore della forza viene mantenuto costante durante l'intera esecuzione della prova. Vengono adesso mostrati nello specifico come sono stati variati questi parametri. La forza resistente è stata impostata in tre valori differenti: i soggetti dovevano compiere i loro movimenti per valori di forza pari a 0 N, 10 N e 20 N. Allo stesso modo, le prove sono state eseguite per tre valori diversi di velocità. A differenza della forza resistente, però i valori assoluti di velocità non sono stati imposti uguali per tutti i soggetti, ma variavano da soggetto a soggetto. Prima di eseguire le analisi, è stata effettuata una prova per ogni soggetto durante la quale è stato chiesto di eseguire il movimento con la velocità massima realizzabile. Sulla base di questo valore, le analisi sono state effettuate per valori di velocità che fossero percentuali. Le prove sono, quindi, state eseguite per valori pari al 35%, 50% e 65% della velocità massima. Un'ulteriore differenza con la forza resistente è come la velocità è stata mantenuta costante durante il test. Se nel caso della forza era presente un controllo meccanico, per la velocità non è stato possibile applicare alcuna garanzia che permettesse di mantenerla costante.

Solamente in fase iniziale di ogni prova è stato fornito al soggetto un input visivo luminoso, che forniva un'indicazione che permettesse di mantenere la velocità al livello richiesto. Successivamente il segnale scompariva e non è stato fornito alcun supporto per il mantenimento della velocità corretta.

Per quanto riguarda l'acquisizione dei segnali, questi sono stati raccolti attraverso un'unità IMU (*Inertial Measurement Unit*). L'unità IMU è stata posta all'altezza del polso come riportato nella Figura 19.



Figura 19. Posizionamento dell'unità IMU e dei marker utili per il MoCap

Sono stati posizionati, inoltre, dei marker lungo tutto l'avambraccio che hanno permesso l'acquisizione del segnale di spostamento lungo l'asse x tramite stereofotogrammetria. Grazie ad una cella di carico posizionata sotto la manopola del carrello, è stato possibile rilevare le esercitate lungo i tre assi dal soggetto durante la prova.

È bene fare una annotazione sul segnale derivante dall'unità IMU. Come è stato detto, essa è stata posta all'altezza del polso e non al livello della manopola. Viene quindi fatta

l'assunzione che l'accelerazione del polso coincida con quella della manopola, supponendo che il sistema di riferimento locale (polso) sia sempre allineato con il sistema di riferimento globale riportato nella Figura 17. Questa assunzione è corretta a meno di eventuali rotazioni dell'arto, che possono portare ad errori.

I soggetti che hanno preso parte a questa sperimentazione sono stati suddivisi in due gruppi. Il primo composto da soggetti affetti da paralisi cerebrale, mentre il secondo da soggetti sani presi come riferimento. Entrambi i gruppi erano composti da venti persone ciascuno per un totale di quaranta persone coinvolte.

Per tutte le analisi effettuate, è stato preso in considerazione il segnale di accelerazione e lo spostamento lungo l'asse x . Attraverso questi segnali si sono calcolate le metriche per la movement smoothness SPARC LDLJ e la LDLJ-dx. Inoltre, sono stati presi in considerazione al fine del lavoro di tesi solo gli ultimi cicli per ogni prova effettuata. In questo modo si è voluto evitare quei movimenti di transizione, tipici delle prime fasi di movimento, e analizzare il movimento solo una volta andato a regime.

Per ogni ciclo del segnale, poi, sono stati individuati i massimi e i minimi. Questi hanno permesso la segmentazione del segnale da minimo a massimo e viceversa. Il calcolo della movement smoothness è stato dunque effettuato sui tratti dei segnali che corrispondevano al movimento da un estremo all'altro della barra.

Sebbene nella parte introduttiva alla metrica SPARC si sia detto che il segnale di partenza debba essere la velocità, gli stessi autori riportano che la SPARC possa essere applicata a qualsiasi segnale semi-periodico. E, per tale motivo, non si è ricorso alla derivazione numerica del segnale di spostamento per ottenere la velocità, ma il calcolo della metrica SPARC è stato effettuato attraverso il segnale accelerazione. Questo procedimento ha anche evitato di amplificare, attraverso la derivazione numerica, eventuali disturbi nel segnale, che potevano inficiare il calcolo della movement smoothness.

Dopo aver calcolato la movement smoothness sull'interezza del segnale reale, si è proceduto con il calcolo delle metriche per segmenti del segnale reale. Il segnale di partenza, costituito dagli ultimi otto cicli di movimento, è stato suddiviso in quelli che potevano essere definiti come movimenti fondamentali. Si sono individuati i tratti

ascendenti e discendenti e su di essi si è calcolata la movement smoothness. Nel capitolo seguente di discussioni e risultati si potranno leggere i valori e le relative riflessioni.

3. Discussione e Risultati

In questa sezione si potranno vedere i risultati numerici e le conseguenti riflessioni scaturite dai test effettuati e descritti precedentemente. Vengono presentati quindi, i test effettuati sui segnali sintetici sinusoidi e gaussiani per poi proseguire con le analisi effettuate sui segnali reali. Per concludere è presentata una discussione sui dati ottenuti in vari studi dell'analisi della movement smoothness sul cammino e sul movimento degli arti superiori a cui seguono le riflessioni finali su segnali periodici e non periodici.

Attraverso l'analisi e le discussioni sopra riportate, si cercherà di rispondere al quesito del lavoro di tesi presentato in introduzione, andando a determinare se e quanto la movement smoothness è influenzata dall'analisi effettuata sull'interezza del segnale o su parti di esso. Verrà analizzata la movement smoothness su segnali sinusoidali interi e su segmenti di essi, questo fornirà una procedura che verrà replicata sui segnali ottenuti in letteratura e sui segnali CP. Questi segnali saranno infine confrontati con i segnali sintetici che saranno presi come esempio di segnale ideale.

3.1 Segnali sintetici

Seno e coseno

In questa sezione sono presentati i risultati ottenuti applicando le metriche presentate a segnali sintetici. Sono mostrati i risultati per segnali sinusoidali di frequenza compresa nel range tra 1-9 Hz e di durata compresa nel range tra 1-9 s.

Partendo da un segnale con profilo di velocità sinusoidale puro, nelle Tabella 1 Tabella 2 e Tabella 3 vengono presentati i risultati della movement smoothness applicata al segnale intero.

Tabella 1. Valori di SPARC applicata ai segnali sinusoidali

SPARC	1 s	2 s	3 s	4 s	5 s	6 s	7 s	8 s	9 s
1 Hz	-2,65	-3,29	-3,78	-4,01	-4,20	-4,44	-4,52	-4,58	-4,78
2 Hz	-3,29	-4,01	-4,44	-4,58	-4,84	-4,96	-5,04	-5,10	-5,38
3 Hz	-3,74	-4,41	-4,74	-4,94	-5,15	-5,34	-5,43	-5,50	-5,67
4 Hz	-4,01	-4,58	-4,96	-5,10	-5,45	-5,55	-5,64	-5,71	-5,87
5 Hz	-4,13	-4,77	-5,12	-5,39	-5,61	-5,70	-5,80	-5,88	-6,03
6 Hz	-4,31	-4,94	-5,34	-5,50	-5,74	-5,84	-5,93	-6,01	-6,16
7 Hz	-4,28	-5,05	-5,46	-5,61	-5,85	-5,95	-6,04	-6,11	-6,26
8 Hz	-4,14	-4,98	-5,55	-5,71	-5,94	-6,04	-6,13	-6,20	-6,35
9 Hz	-3,93	-4,71	-5,26	-5,55	-5,92	-6,11	-6,20	-6,27	-6,43

Tabella 2. Valori di LDLJ applicata ai segnali sinusoidali

LDLJ	1 s	2 s	3 s	4 s	5 s	6 s	7 s	8 s	9 s
1 Hz	-2,98	-4,37	-5,18	-5,75	-6,20	-6,57	-6,87	-7,14	-7,38
2 Hz	-4,37	-5,75	-6,57	-7,14	-7,59	-7,95	-8,26	-8,53	-8,76
3 Hz	-5,18	-6,57	-7,38	-7,95	-8,40	-8,76	-9,07	-9,34	-9,57
4 Hz	-5,75	-7,14	-7,95	-8,53	-8,97	-9,34	-9,65	-9,91	-10,15
5 Hz	-6,20	-7,59	-8,40	-8,97	-9,42	-9,78	-10,09	-10,36	-10,60
6 Hz	-6,57	-7,95	-8,76	-9,34	-9,78	-10,15	-10,46	-10,72	-10,96
7 Hz	-6,87	-8,26	-9,07	-9,65	-10,09	-10,46	-10,77	-11,03	-11,27
8 Hz	-7,14	-8,53	-9,34	-9,91	-10,36	-10,72	-11,03	-11,30	-11,54
9 Hz	-7,38	-8,76	-9,57	-10,15	-10,60	-10,96	-11,27	-11,54	-11,77

Tabella 3. Valori di LDLJ-dx applicata ai segnali sinusoidali

LDLJ-dx	1 s	2 s	3 s	4 s	5 s	6 s	7 s	8 s	9 s
1 Hz	-2,58	-3,96	-4,77	-5,35	-5,80	-6,16	-6,47	-6,74	-6,97
2 Hz	-3,96	-5,35	-6,16	-6,74	-7,18	-7,55	-7,85	-8,12	-8,36
3 Hz	-4,77	-6,16	-6,97	-7,55	-7,99	-8,36	-8,67	-8,93	-9,17
4 Hz	-5,35	-6,73	-7,55	-8,12	-8,57	-8,93	-9,24	-9,51	-9,74
5 Hz	-5,79	-7,18	-7,99	-8,57	-9,01	-9,38	-9,69	-9,95	-10,19
6 Hz	-6,16	-7,54	-8,36	-8,93	-9,38	-9,74	-10,05	-10,32	-10,55
7 Hz	-6,46	-7,85	-8,66	-9,24	-9,68	-10,05	-10,36	-10,62	-10,86
8 Hz	-6,73	-8,12	-8,93	-9,50	-9,95	-10,32	-10,62	-10,89	-11,13
9 Hz	-6,96	-8,35	-9,16	-9,74	-10,18	-10,55	-10,86	-11,12	-11,36

Nelle tabelle vengono mostrati i valori delle tre metriche per la analisi della movement smoothness: SPARC, LDLJ e la LDLJ-dx, LDLJ-dx. Prendendo una riga qualsiasi delle tabelle sopra riportate, essa rappresenta un certo tipo di movimento effettuato con una frequenza determinata, per esempio 5 Hz. Questo vuol dire che, se si considera un segnale di durata 1 s, quel movimento è ripetuto cinque volte nell'arco di quel secondo.

Si può osservare come, a parità di frequenza del segnale sinusoidale, esse non siano costanti con l'aumentare del tempo. I risultati di smoothness ottenuti peggiorano se aumenta la durata temporale del segnale. Questo indica che, se un movimento sinusoidale movimento, derivante da un profilo di velocità sinusoidale, viene ripetuto per una durata maggiore risulta essere effettuato con una fluidità peggiore. Questo andamento risulta in contrasto con quello che ci si aspetterebbe; il segnale è ripetuto in maniera assolutamente identica poiché ideale, e quindi, il movimento, essendo ripetuto in maniera sempre uguale nel tempo, è riprodotto sempre uguale. Infatti, ci si aspetta una metrica indipendente dal numero di ripetizioni del movimento.

Analizzando invece le metriche al variare della frequenza, a parità di durata del segnale, possiamo notare che, anche in questo caso, la smoothness peggiora all'aumentare della frequenza (l'unica eccezione è rappresentata nella tabella della SPARC metric dal passaggio 8-9 Hz per segnali di durata inferiore ai 5 s). Considerando per esempio un segnale di durata 2 s, un movimento compiuto a frequenza 1 Hz è compiuto con una velocità che varia più lentamente rispetto ad un movimento compiuto con una frequenza maggiore. Riprendendo i valori in tabella risulta che la movement smoothness risenta di quanto rapidamente un profilo di velocità varia e che più la velocità varia rapidamente, peggiore sia la fluidità con cui il movimento viene compiuto.

Ci si sofferma adesso sulle Tabella 2 e Tabella 3. Si può osservare come le tabelle per le metriche LDLJ e LDLJ-dx risultino essere simmetriche rispetto alla diagonale. Osservando, per esempio, l'elemento (1;3) della Tabella 2 esso risulta avere lo stesso valore dell'elemento (3;1), pari a -5.18. Questo ci riporta alla osservazione effettuata in precedenza su queste tabelle: le metriche sono sensibili al numero di movimenti effettuati. Sfruttando l'esempio fatto poco prima, se si compiono tre movimenti in un secondo il valore dato dalle metriche per la movement smoothness sarà identico al valore

di smoothness per tre movimenti in tre secondi, ma i movimenti effettuati non saranno gli stessi.

Il comportamento che quindi traspare dalle tabelle è di per sé in accordo con la prima delle caratteristiche che una metrica basata sulla movement smoothness deve possedere. Riprendendo quanto detto in introduzione alle metriche nel capitolo 1, una metrica per il calcolo della smoothness deve essere indipendente dalla durata del movimento. Come detto in precedenza però si aspetterebbe un comportamento simile per un movimento compiuto con una frequenza costante, ma di durata maggiore. Per concludere, risulta quindi che l'unica caratteristica che effettivamente influenza il valore di movement smoothness per un segnale con profilo sinusoidale, sia il numero di movimenti che vengono compiuti.

Vengono adesso presentati i risultati derivanti dall'analisi della movement smoothness per un segnale con un profilo di velocità cosinusoidale (il profilo sarà impostato come $-\cos$). Questo è stato fatto sia per analizzare le differenze presenti con un segnale con un profilo impostato come seno sia per emulare una pratica nell'analisi della movement smoothness: spesso la metrica SPARC viene analizzata su segnali di accelerazione, e per modellizzare questa casistica, si è voluto impostare il profilo come un \cos (ricordando che la derivata del seno è un coseno alla stessa frequenza). Così facendo si passa alla funzione SPARC un profilo di accelerazione impostato come una velocità cosinusoidale, e al contempo si sfrutta la modellizzazione del nuovo profilo di velocità per il calcolo delle restanti metriche. Nelle Tabella 4 Tabella 5 Tabella 6 si vedono i valori numerici delle tre metriche.

Tabella 4. Valori di SPARC applicata a segnali cosinusoidali.

SPARC	1 s	2 s	3 s	4 s	5 s	6 s	7 s	8 s	9 s
1 Hz	-4,28	-4,46	-4,47	-4,50	-4,44	-4,58	-4,63	-4,67	-4,63
2 Hz	-4,14	-4,50	-4,59	-4,67	-4,65	-4,83	-4,90	-4,96	-4,91
3 Hz	-4,15	-4,55	-4,68	-4,79	-4,88	-4,98	-5,06	-5,14	-5,17
4 Hz	-4,06	-4,68	-4,84	-4,97	-4,98	-5,16	-5,24	-5,30	-5,35
5 Hz	-4,05	-4,71	-4,97	-5,03	-5,14	-5,28	-5,36	-5,43	-5,49
6 Hz	-3,95	-4,82	-5,00	-5,16	-5,26	-5,40	-5,46	-5,53	-5,60
7 Hz	-3,89	-4,72	-5,10	-5,26	-5,36	-5,50	-5,58	-5,64	-5,71
8 Hz	-3,68	-4,56	-5,09	-5,34	-5,44	-5,61	-5,69	-5,76	-5,80
9 Hz	-3,36	-4,23	-4,75	-5,07	-5,31	-5,62	-5,80	-5,86	-5,90

Tabella 5. Valori di LDLJ applicata a segnali cosinusoidali

LDLJ	1 s	2 s	3 s	4 s	5 s	6 s	7 s	8 s	9 s
1 Hz	-2,95	-4,35	-5,17	-5,75	-6,20	-6,56	-6,87	-7,14	-7,37
2 Hz	-4,34	-5,74	-6,56	-7,14	-7,58	-7,95	-8,26	-8,53	-8,76
3 Hz	-5,15	-6,55	-7,36	-7,94	-8,39	-8,76	-9,06	-9,33	-9,57
4 Hz	-5,72	-7,13	-7,94	-8,52	-8,97	-9,33	-9,64	-9,91	-10,15
5 Hz	-6,16	-7,56	-8,38	-8,96	-9,41	-9,77	-10,08	-10,35	-10,58
6 Hz	-6,53	-7,93	-8,75	-9,32	-9,77	-10,14	-10,45	-10,71	-10,95
7 Hz	-6,83	-8,23	-9,05	-9,62	-10,07	-10,44	-10,75	-11,01	-11,25
8 Hz	-7,10	-8,50	-9,31	-9,89	-10,34	-10,70	-11,01	-11,28	-11,52
9 Hz	-7,32	-8,72	-9,54	-10,12	-10,56	-10,93	-11,24	-11,51	-11,74

Tabella 6. Valori di LDLJ-dx applicata a segnali cosinusoidali

LDLJ-dx	1 s	2 s	3 s	4 s	5 s	6 s	7 s	8 s	9 s
1 Hz	-2,56	-3,95	-4,77	-5,35	-5,79	-6,16	-6,47	-6,73	-6,97
2 Hz	-3,94	-5,34	-6,16	-6,73	-7,18	-7,54	-7,85	-8,12	-8,36
3 Hz	-4,76	-6,15	-6,97	-7,55	-7,99	-8,36	-8,67	-8,93	-9,17
4 Hz	-5,33	-6,73	-7,54	-8,12	-8,57	-8,93	-9,24	-9,51	-9,74
5 Hz	-5,81	-7,21	-8,02	-8,60	-9,04	-9,41	-9,72	-9,99	-10,22
6 Hz	-6,15	-7,55	-8,36	-8,94	-9,39	-9,75	-10,06	-10,33	-10,56
7 Hz	-6,47	-7,86	-8,68	-9,25	-9,70	-10,07	-10,38	-10,64	-10,88
8 Hz	-6,75	-8,15	-8,96	-9,54	-9,98	-10,35	-10,66	-10,93	-11,16
9 Hz	-6,98	-8,38	-9,19	-9,77	-10,21	-10,58	-10,89	-11,16	-11,39

Confrontando le tabelle per i due tipi di segnali possiamo evidenziare due comportamenti opposti. Per quanto riguarda le tabelle delle LDLJ e LDLJ-dx i valori sono molto simili, con solo qualche piccola variazione dell'ordine di 10^{-2} . L'errore massimo compiuto, impostato come $|(metrica_{cos} - metrica_{sen})/metrica_{cos}|$, per la LDLJ è 0.0101 e il minimo è 0.0001. Per la LDLJ-dx i due valori massimi e minimi sono 0.0065 e 0.00002. Gli errori tra le due misure sono come si vede, molto piccoli e quindi trascurabili, i valori di queste due metriche si possono considerare identici. Questo ci porta a dire che l'introduzione di uno sfasamento non inficia in alcun modo il calcolo della movement smoothness attraverso le metriche LDLJ e LDLJ-dx per segnali sinusoidali presi interi.

Passando alla metrica con analisi in frequenza, si può notare come i valori siano molto più distanti tra segnale sinusoidale e cosinusoidale. I valori di SPARC per un segnale cosinusoidale si distanziano in maniera molto più marcata rispetto ai valori di LDLJ e LDLJ-dx. Introducendo un semplice anticipo di fase, la metrica SPARC distingue i due movimenti come se avessero una smoothness completamente diversa. Come accennato in precedenza, un segnale cosinusoidale, può essere interpretato sia come il profilo di accelerazione derivante da una velocità sinusoidale, permettendoci quindi di interpretare le analisi di SPARC effettuate partendo dal segnale di accelerazione, oppure come un profilo di velocità vero e proprio, ma analizzato partendo dal suo minimo, ovvero analizzando un movimento che non inizia da fermo.

Applicando la SPARC, non si osserva coerenza di risultati tra segnale sinusoidale e cosinusoidale. Osservando nel dominio della frequenza, una senoide dovrebbe presentare lo stesso spettro sia se il segnale fosse un seno sia se esso fosse un coseno. Questo, tuttavia, non accade e è possibile vedere perché nella Figura 20:

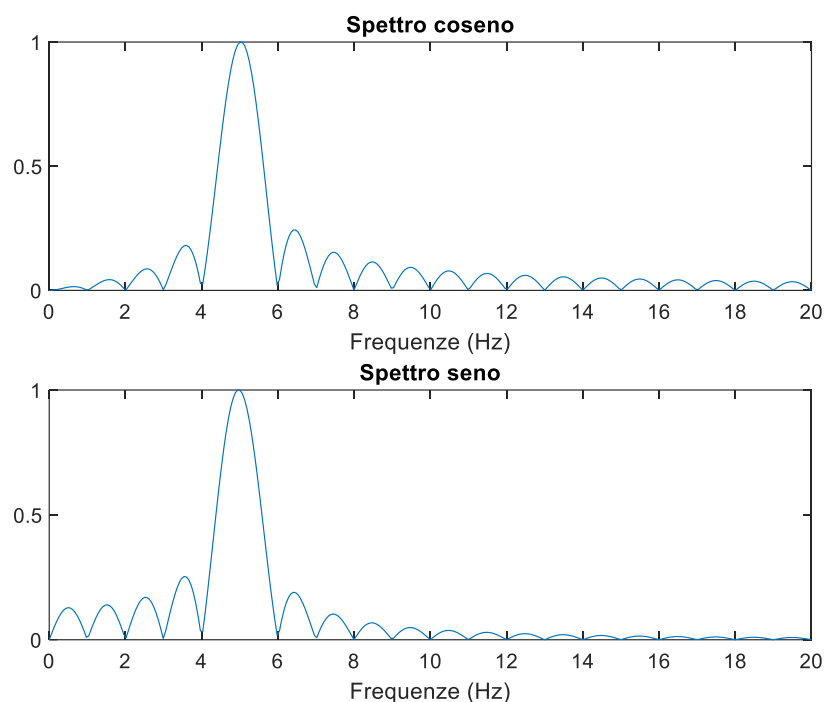


Figura 20. Confronto tra spettri di un segnale cosinusoidale (in alto) e sinusoidale (in basso)

Si può osservare che gli spettri derivanti da un segnale seno e un segnale coseno siano specchiati tra di loro (osservare i picchi laterali al picco centrale), e poiché non sono simmetrici rispetto al picco di frequenza 5 Hz (frequenza delle due sinusoidi) questo porta a delle differenze nel calcolo successivo delle 'Arc lengths'. Da qui quindi le differenze nel calcolo della SPARC.

Segmentazione

Per provare a rispondere al quesito di questo lavoro, si ha bisogno di scomporre il seno in parti per poter analizzare le differenze di movement smoothness tra un segmento del movimento e il movimento intero. Un segnale con un profilo di movimento sinusoidale può essere rappresentato come un movimento ripetuto, per esempio come il movimento compiuto dal carrello descritto nel capitolo 2.3.2. Nell'esempio proposto poi è possibile distinguere due fasi, il movimento che porta la slitta da destra a sinistra, che può essere

interpretato come la fase ascendente della sinusoide, e il movimento che ritorna alla posizione iniziale, interpretabile come la parte discendente.

Qui sono mostrati i valori ottenuti per la segmentazione del segnale sinusoidale, in modo da evidenziare le differenze tra parti del movimento e movimento intero.

Il processo di segmentazione è stato effettuato a titolo di esempio su una sinusoide di frequenza 1 Hz e di durata 9 s per semplicità di calcolo. Una prima segmentazione è stata effettuata evidenziando quello che è rappresentabile come un movimento fondamentale: impostando come punto iniziale il valore della sinusoide, il movimento fondamentale è stato considerato come la somma del tratto positivo della sinusoide (da zero al suo valore massimo e ritorno allo zero), e del tratto negativo (da zero al suo valore minimo e ritorno al punto di partenza). Si è calcolata la movement smoothness attraverso le tre metriche di un ciclo di sinusoide.

Tabella 7. Valori delle metriche applicate a segmenti della sinusoide a 1 Hz

Segmenti	1°	2°	3°	4°	5°	6°	7°	8°	9°
SPARC	-2,66	-2,66	-2,66	-2,66	-2,66	-2,66	-2,66	-2,66	-2,66
LDLJ	-2,97	-2,97	-2,97	-2,97	-2,97	-2,97	-2,97	-2,97	-2,97
LDLJ-dx	-2,58	-2,58	-2,58	-2,58	-2,58	-2,58	-2,58	-2,58	-2,58

In Tabella 7 Possiamo vedere i risultati delle metriche applicate ai vari segmenti della sinusoide. I segmenti sono nove poiché in un tempo di 9 s i cicli presenti saranno nove per una sinusoide a frequenza 1 Hz. Possiamo notare come i valori delle metriche per i segmenti corrispondano ai valori delle stesse metriche per una sinusoide a 1 Hz e di durata 1 s (confronto con Tabella 1 Tabella 2 Tabella 3). Ci si è domandati se questo comportamento rimane costante per tutte le frequenze analizzate in precedenza. A titolo di esempio procediamo con la segmentazione di una sinusoide a frequenza 5 Hz. Ci si aspetta un valore di movement smoothness coerente con i risultati ottenuti in precedenza o al più un valore identico alla sinusoide a 1 Hz di durata 1 s. Nella Tabella 8 si vedono i risultati:

Tabella 8. Valori delle metriche applicate a segmenti di una sinusoide a 5 Hz

Segmenti	1°	2°	3°	4°	5°	6°	7°	8°	9°
SPARC	-2,24	-2,24	-2,24	-2,24	-2,24	-2,24	-2,24	-2,24	-2,24
LDLJ	-2,92	-2,92	-2,92	-2,92	-2,92	-2,92	-2,92	-2,92	-2,92
LDLJ-dx	-2.43	-2.43	-2.43	-2.43	-2.43	-2.43	-2.43	-2.43	-2.43

Nella tabella soprastante vengono riportati i valori dei primi nove segmenti di una sinusoide a 5 Hz. Un ciclo di una sinusoide a 5 Hz avviene in 0.2 s, quindi, confrontandolo con un ciclo di una sinusoide a 1 Hz il supporto temporale è inferiore. Si può notare come per la metrica LDLJ i valori di movement smoothness rimangano pressoché identici ai valori dei segmenti della sinusoide a 1 Hz, per la metrica LDLJ-dx c'è una variazione di un decimo, e la metrica SPARC vede invece migliorare il valore della movement smoothness. Confrontando poi i valori della movement smoothness dei segmenti con i valori dei segnali nella loro interezza, è facile evidenziare che tutte le metriche presentano una variazione sensibile, in particolare i segmenti del movimento presentano una movement smoothness migliore rispetto al segnale nella sua interezza.

Come detto nella sezione 2.2 Analisi effettuate, Balasubramanian e colleghi consigliano di aggiungere un vettore di zeri prima e dopo il segmento da analizzare. La procedura è stata replicata in questo lavoro, sempre per le sinusoidi a 1 Hz e a 5 Hz.

Tabella 9. Valori delle metriche applicate a segmenti del segnale a 1 Hz con aggiunta di zeri

Segmenti	1°	2°	3°	4°	5°	6°	7°	8°	9°
SPARC	-2,67	-2,67	-2,67	-2,67	-2,67	-2,67	-2,67	-2,67	-2,67
LDLJ	-4,77	-6,08	-6,49	-6,77	-7,00	-7,18	-7,34	-7,47	-6,98

Tabella 10. Valori delle metriche applicate a segmenti del segnale a 5 Hz con aggiunta di zeri

Segmenti	1°	2°	3°	4°	5°	6°	7°	8°	9°
SPARC	-2,25	-2,25	-2,25	-2,25	-2,25	-2,25	-2,25	-2,25	-2,25
LDLJ	-3,58	-4,72	-5,14	-5,43	-5,65	-5,84	-5,99	-6,13	-6,25

Nelle Tabella 9 e Tabella 10 non viene riportato il calcolo della metrica con integrazione nello spazio poiché l'aggiunta di zeri non è possibile. Il vettore richiesto per essere il vettore delle ascisse deve necessariamente essere un vettore che non presenta valori ricorsivi, aggiungere gli zeri quindi rende il calcolo impossibile.

Per quanto riguarda le altre due metriche si può notare come solo la metrica nel dominio delle frequenze non risenta dell'aggiunta degli zeri, ma effettivamente porta ad un aumento della risoluzione spettrale pur mantenendo le problematiche viste in precedenza. Per il LDJ invece si può notare che l'aggiunta degli zeri porta ad una variazione del valore di movement smoothness per ogni segmento del movimento. Restano diversi anche i valori dei segmenti tra le due sinusoidi a frequenza differente e soprattutto si distanziano dai valori dei segnali interi.

Si è voluta effettuare un'ultima segmentazione che prevedeva di dividere ulteriormente il segnale in metà del ciclo analizzato in precedenza. I nuovi segmenti sono quindi compresi tra valori minimi della sinusoide e i valori massimi e viceversa. Nelle Tabella 11 Tabella 12 Tabella 13 Tabella 14 si possono osservare i valori delle metriche applicate ai segmenti così definiti per segnali sinusoidali a frequenze 1 Hz e 5 Hz.

Tabella 11. Valori delle metriche applicate a segmenti del segnale a 1 Hz senza aggiunta di zeri

Segmenti	SPARC	LDJ	LDJ-dx
1°	-3,61	-1,58	-1,22
...	-3,61	-1,58	-1,22
18°	-3,61	-1,58	-1,22

Tabella 12. Valori delle metriche applicate a segmenti del segnale a 1 Hz con aggiunta di zeri

Segmenti	SPARC	LDLJ
1°	-3,68	-3,98
2°	-3,68	-4,64
3°	-3,68	-4,63
4°	-3,68	-4,64
5°	-3,68	-4,63
6°	-3,68	-4,64
7°	-3,68	-4,63
8°	-3,68	-4,64
9°	-3,68	-4,63
10°	-3,68	-4,64
11°	-3,68	-4,63
12°	-3,68	-4,64
13°	-3,68	-4,63
14°	-3,68	-4,64
15°	-3,68	-4,63
16°	-3,68	-4,64
17°	-3,68	-4,63
18°	-3,68	-3,99

Tabella 13. Valori delle metriche applicate a segmenti del segnale a 5 Hz senza aggiunta di zeri

Segmenti	SPARC	LDLJ	LDLJ-dx
1°	-1,62	-1,59	-1,20
...	-1,62	-1,59	-1,20
90°	-1,62	-1,59	-1,20

Tabella 14. Valori delle metriche applicate a segmenti del segnale a 5 Hz con aggiunta di zeri

Segmenti	SPARC	LDLJ
1°	-1,64	-4,64
2°	-1,64	-5,31
...	-1,64	-5,31
90°	-1,64	-4,64

I segmenti prodotti per la sinusoide a 5 Hz sono in totale 90 poiché nel segnale di durata 9s sono presenti 90 mezzi cicli. I valori vengono presentati solo in parte per una questione di spazio. Analizzando queste ultime tabelle e confrontandole con le Tabella 7 Tabella 8 Tabella 9 Tabella 10, si possono notare diverse caratteristiche. Innanzitutto, la variabilità tra i singoli segmenti introdotta nel calcolo dei segmenti-ciclo intero nella LDLJ dall'aggiunta degli zeri, scompare se si analizzano i segmenti impostati come metà ciclo. L'unica discrepanza di valori è presente tra il primo e l'ultimo segmento e i restanti segmenti. Sempre in riferimento alla LDLJ l'aggiunta di zeri peggiora i valori di movement smoothness. Questo accade perché aggiungendo vettori di zeri al segmento si va ovviamente a modificare il profilo del segnale rendendolo fisicamente diverso dal segnale di partenza.

Per quanto riguarda la SPARC, l'aggiunta degli zeri come detto in precedenza migliora solamente la risoluzione spettrale senza quindi aggiungere fattori negativi per il calcolo della metrica.

Confrontando invece la segmentazione di ciclo intero e di metà ciclo si possono evidenziare dei comportamenti importanti. Per quanto riguarda la SPARC possiamo notare un andamento opposto tra i segmenti del segnale a 1 Hz e del segnale a 5 Hz. Per il segnale a frequenza più bassa, analizzare la movement smoothness su segmenti che rappresentano un ciclo intero restituisce un valore migliore rispetto alla analisi effettuata su metà del ciclo; al contrario accade per il segnale a 5 Hz dove la movement smoothness migliore è riferita per segmenti che rappresentano metà ciclo. Passando alla LDLJ, invece, si può notare che, nei segnali senza aggiunta di zeri, i valori dei segmenti metà ciclo dei segnali a 1 Hz e 5 Hz sono molto simili (-1.58 per 1 Hz e -1.59 per 5 Hz). Questo accade anche per i segmenti che rappresentano un ciclo intero anche se in misura minore (-2.92 per 1 Hz e -2.97 per 5 Hz). Questo comportamento è evidenziabile anche per la metrica che sfrutta LDLJ-dx, dove abbiamo valori molto simili sia per i segmenti che rappresentano un ciclo intero sia per i segmenti che riproducono metà ciclo.

Confrontando infine i segmenti che rappresentano metà ciclo con il segnale nella sua interezza possiamo giungere alle stesse conclusioni fatte con i segmenti che

rappresentano un ciclo intero; anche in questo caso i valori di movement smoothness sono diversi.

In conclusione, da queste analisi si può affermare che la movement smoothness calcolata su un segnale segmentato, impostato in questo caso come un segnale ideale sinusoidale, non presenta le stesse caratteristiche di movement smoothness di un segnale intero. Si può quindi affermare che, per quanto riguarda questa tipologia di segnale, non si può confondere la movement smoothness di un movimento con la stessa analizzata su parti di esso.

Effetto della componente in continua (media non nulla)

Si passa adesso a discutere dei calcoli effettuati per indagare l'influenza della componente in continua su un segnale. Per fare ciò si sono modellizzati due segnali sinusoidali con la stessa frequenza (5 Hz) e con la stessa durata (1 s). Le due sinusoidi differivano soltanto in un aspetto: il valore medio attorno a cui oscillano. Il primo segnale è stato mantenuto con il valore medio nullo, il secondo è stato fatto oscillare attorno ad un valore randomico diverso da zero. Vengono riportati nella Figura 21 successiva i due spettri generati da questi due segnali:

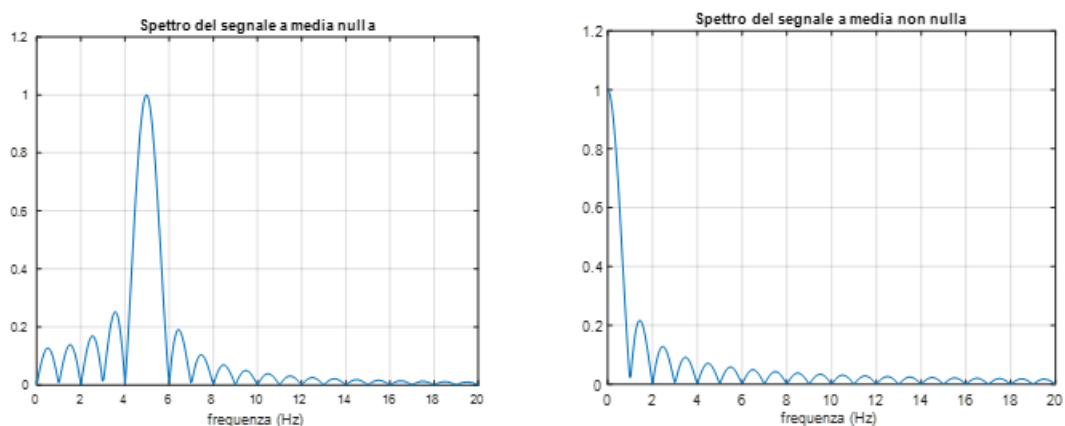


Figura 21. Spettri dei due segnali a media nulla e media diversa da zero.

Come si può vedere in figura la componente in continua influenza pesantemente lo spettro e conseguentemente anche il calcolo della metrica stessa. I valori della metrica SPARC sono riportati di seguito:

Tabella 15. Valori della metrica per segnali a media nulla e media diversa da zero

SPARC	
Media nulla	-4,20
Media non nulla	-2,40

È stata quindi effettuata l'operazione di rimozione della media dai due segnali e ricalcolato il valore della metrica per la movement smoothness. Di seguito vengono riportati gli spettri dei due segnali e i valori della SPARC:

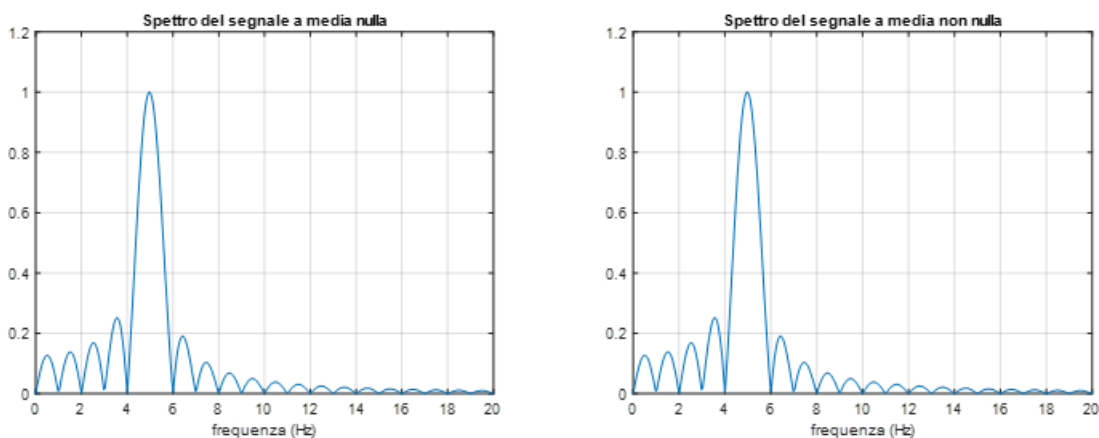


Figura 22. Spettri dei due segnali con rimozione della media

Tabella 16. Valori della metrica SPARC per i due segnali con rimozione della media

SPARC	
Media nulla	-4,20
Media non nulla	-4,20

Si può notare che rimuovendo la componente in continua i valori della SPARC dei due segnali coincide, poiché coincidono i due spettri. I due segnali sono la stessa senoide dove in una viene fatto semplicemente variare il valore medio attorno a cui oscilla. Un fattore importante quando si effettua l'analisi spettrale di un segnale è proprio la rimozione della media. Rimuovendo il valore medio dal segnale, si possono analizzare correttamente le frequenze che compongono il segnale che altrimenti sarebbero nascoste dalla componente a 0 Hz.

Modifica del profilo di spostamento

A causa della natura oscillatoria delle sinusoidi, il grafico accelerazione in funzione dello spazio percorso sarà rappresentato da una retta passante per l'origine in cui i cicli non vengono mostrati, ma sono rappresentati dalla percorrenza ripetuta della retta. Questo, nel momento in cui si vuole ricostruire numericamente il segnale accelerazione in funzione dello spazio, porta ad una ridondanza dei valori dell'asse x e quindi a problematiche di modellizzazione attraverso il metodo che utilizza la costruzione di spline illustrato in precedenza. Per provare ad ovviare a questa problematica si è voluto utilizzare un profilo di spostamento differente da quello sinusoidale, modificando il punto di osservazione. Se per uno spostamento che segue l'andamento di una senoide il punto di osservazione è posto esternamente all'oggetto in movimento, vedendo quindi l'oggetto oscillare attorno a un punto fisso, in questa prova si è voluto utilizzare un punto di riferimento che vedesse lo spazio percorso durante il movimento di ritorno come se fosse uno spostamento positivo, non ci saranno più tratti negativi sul grafico dello spazio in funzione del tempo, ma soltanto uno spostamento positivo. L'andamento della curva resterà a tratti sinusoidale, ma non ci saranno tratti negativi e lo spazio percorso continuerà a crescere con spostamenti sinusoidali. In Figura 23 si può vedere un esempio grafico di quanto spiegato finora, la senoide di partenza è un seno a frequenza 1 Hz di durata 4 s:

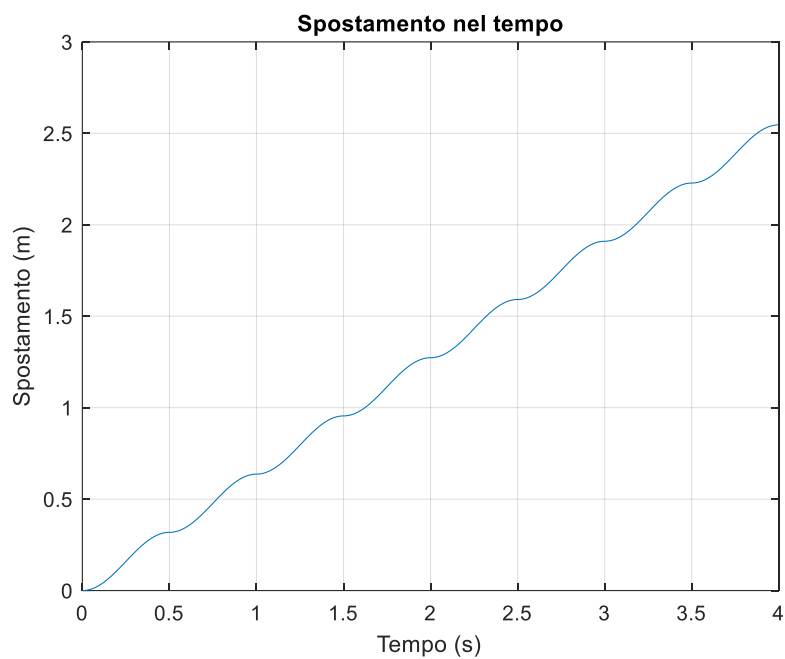


Figura 23. Spostamento nel tempo visualizzato come distanza percorsa.

Come si può vedere nella figura, la curva rimane una sinusoide a tratti dove i segmenti discendenti sono stati riconvertiti in ascendenti sommati al punto finale del tratto precedente. Il grafico su cui si calcola la LDLJ-dx è mostrato nella figura successiva e rappresenta la funzione $|acc(x)|^2$:

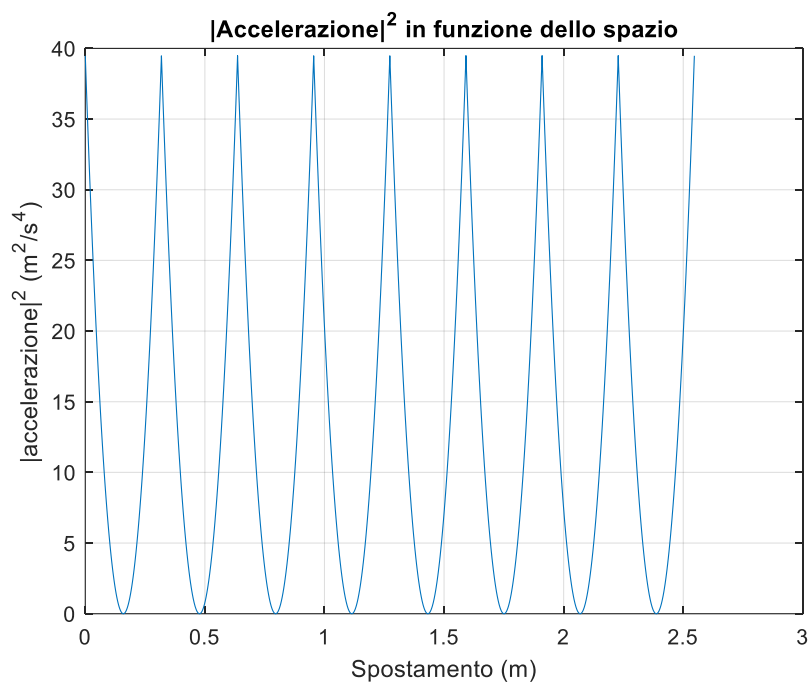


Figura 24. $|Accelerazione|^2$ in funzione della distanza percorsa

Sul grafico della Figura 24 si è calcolato l'integrale che permette il calcolo della metrica LDLJ-dx. I valori di tale metrica vengono riportati nella tabella successiva. I valori di SPARC e LDLJ non sono stati riportati poiché i segnali su cui vengono calcolati non sono stati modificati e quindi presentavano gli stessi valori delle Tabella 1 e Tabella 2.

Tabella 17. Valori della LDLJ-dx per uno spostamento modellizzato come distanza.

LDLJ_dx	1 s	2 s	3 s	4 s	5 s	6 s	7 s	8 s	9 s
1 Hz	-2,58	-3,96	-4,77	-5,35	-5,80	-6,16	-6,47	-6,74	-6,97
2 Hz	-3,96	-5,35	-6,16	-6,74	-7,18	-7,55	-7,86	-8,12	-8,36
3 Hz	-4,77	-6,16	-6,97	-7,55	-7,99	-8,36	-8,67	-8,93	-9,17
4 Hz	-5,35	-6,74	-7,55	-8,12	-8,57	-8,93	-9,24	-9,51	-9,74
5 Hz	-5,79	-7,18	-7,99	-8,57	-9,01	-9,38	-9,69	-9,95	-10,19
6 Hz	-6,16	-7,55	-8,36	-8,93	-9,38	-9,74	-10,05	-10,32	-10,55
7 Hz	-6,47	-7,85	-8,67	-9,24	-9,69	-10,05	-10,36	-10,63	-10,86
8 Hz	-6,73	-8,12	-8,93	-9,50	-9,95	-10,32	-10,62	-10,89	-11,13
9 Hz	-6,97	-8,36	-9,17	-9,74	-10,19	-10,55	-10,86	-11,13	-11,37

Confrontando i valori presenti nella Tabella 17 con i valori di Tabella 3 si può notare che pochi valori differiscono per un fattore 10^{-2} . Computare lo spostamento come distanza non porta con sé errori rilevanti per il calcolo della metrica che prevede un'integrazione nello spazio.

Validazione della metrica LDLJ-dx attraverso segnali gaussiani

In analogia agli studi di Balasubramanian et al.⁶ e di Refai et al.⁷, si è voluto indagare la robustezza della metrica LDLJ-dx presentata in questo lavoro di tesi. Per fare ciò si sono utilizzate le curve gaussiane presentate nella sezione precedente e su di esse si è valutata la metrica.

Partendo dal primo studio, si è testato il comportamento della metrica in funzione del numero di sottomovimenti e della loro distanza temporale. Si sono creati dei treni di impulsi gaussiani che distavano tra di loro di un parametro ΔT che è stato via via ridotto fino a fare fondere i sottomovimenti. Questo procedimento permette di valutare come la metrica che prevede l'integrazione nello spazio, riesce a discriminare due sottomovimenti come distinti o come un unico movimento unico. Di seguito si può osservare il comportamento della metrica in funzione del parametro ΔT e N_s (numero di sottomovimenti):

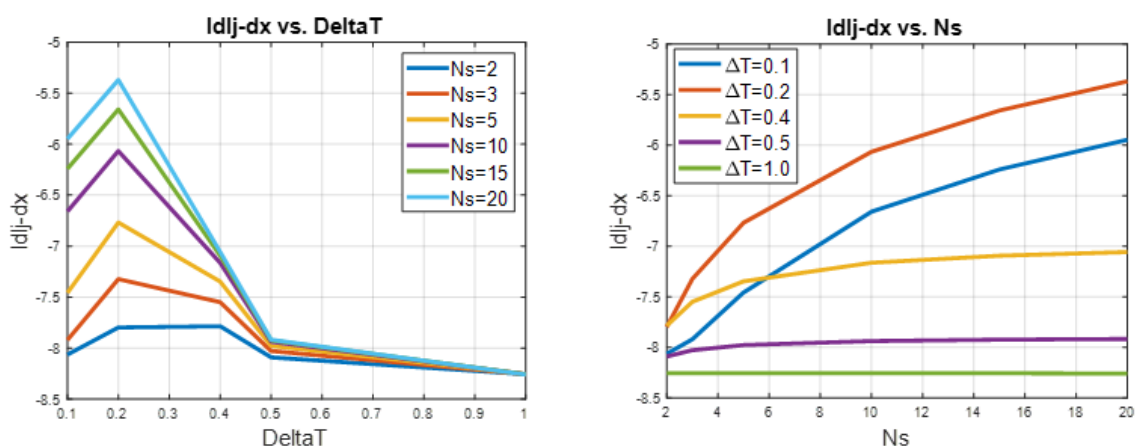


Figura 25. Andamento della metrica LDLJ-dx in funzione di ΔT e N_s

La metrica presentata in questo lavoro presenta un comportamento analogo alla metrica LDLJ in funzione della distanza temporale tra i vari sottomovimenti: per un ΔT pari a 0.2 s la metrica confonde i vari sottomovimenti come un movimento unico permettendo un valore di movement smoothness migliore. Con l'aumentare della distanza tra i sottomovimenti il valore della fluidità di movimento diminuisce, la metrica quindi distingue i vari sottomovimenti.

Osservando il grafico a sinistra nella Figura 25, si osserva il comportamento della metrica in funzione del numero di sottomovimenti. Qui viene mostrato come il crescere del numero di sottomovimenti, posti ad una distanza minore di 0.5 s, porti ad un aumento della movement smoothness, indicando un miglioramento della fluidità di movimento. Per distanze superiori a 0.5 s i valori invece restano costanti e comunque più negativi indicando un movimento meno smooth. Per la LDLJ invece il comportamento in funzione del numero di sottomovimenti è diverso: per un ΔT maggiore di 0.4 s la metrica si attesta costante indipendentemente dal parametro Ns mentre al di sotto, la LDLJ riporta una diminuzione dei valori.

Si passa adesso ai test per valutare la metrica per segnali gaussiani che variano l'ampiezza (altezza della campana) e il time scaling (larghezza della campana). I due parametri sono stati fatti variare per valori compresi tra 0.2 e 0.7 per l'ampiezza e 0.5 e 6 per il time scaling. A causa della dimensione estesa della matrice (51*56) è stato scelto di non riportare la matrice, ma commentarne soltanto i risultati. La metrica LDLJ-dx risulta essere indipendente dall'ampiezza del segnale come la sua controparte che prevede un'integrazione nel tempo. Esattamente come accade per la LDLJ, la metrica presentata in questo lavoro, vede il proprio valore aumentare in funzione del time scaling: più un segnale è dilatato nel tempo migliore sarà la sua movement smoothness. Tuttavia, a differenza della LDLJ, la LDLJ-dx vede i suoi valori diventare positivi per segnali di durata superiore a 4.0 s. Questo comportamento può essere influenzato dalla modellizzazione scelta per la metrica, in particolare per la scelta del fattore normalizzante che permetta la adimensionalità della metrica. Potrebbero essere necessarie maggiori analisi in questa direzione.

3.2 Segnali Reali

In questo capitolo vengono proposti i risultati derivanti dalle analisi di movement smoothness effettuate su segnali reali. Come descritto nella sezione precedente, l'acquisizione dei dati è stata effettuata per soggetti sani e per soggetti affetti da paralisi cerebrale. Qui verranno proposti due segnali derivanti da soggetti affetti da patologia indicati con CP4 e CP13. In dettaglio, il soggetto CP4 è affetto dalla patologia in maniera più lieve rispetto al soggetto CP13. Su questi segnali vengono calcolate le metriche SPARC, LDLJ e LDLJ-dx per segmenti del segnale (da minimo a massimo e da massimo a minimo) e SPARC e LDLJ sul segnale intero. Per il segnale intero non è stato possibile calcolare la metrica che prevedeva l'integrazione nello spazio poiché, come spiegato nelle sezioni precedenti, essa richiede che lo spazio, utilizzato come asse x per il calcolo dell'integrale, presenti valori progressivi, e, essendo il segnale approssimabile ad una sinusoide disturbata, ciò è possibile solo se si analizza il segnale in segmenti. Nelle Figura 26 e Figura 27 si possono vedere i profili di spostamento nel tempo del segnale CP4 e CP13, in particolare osservando l'asse tempo si può notare che sono stati presi gli ultimi otto cicli:

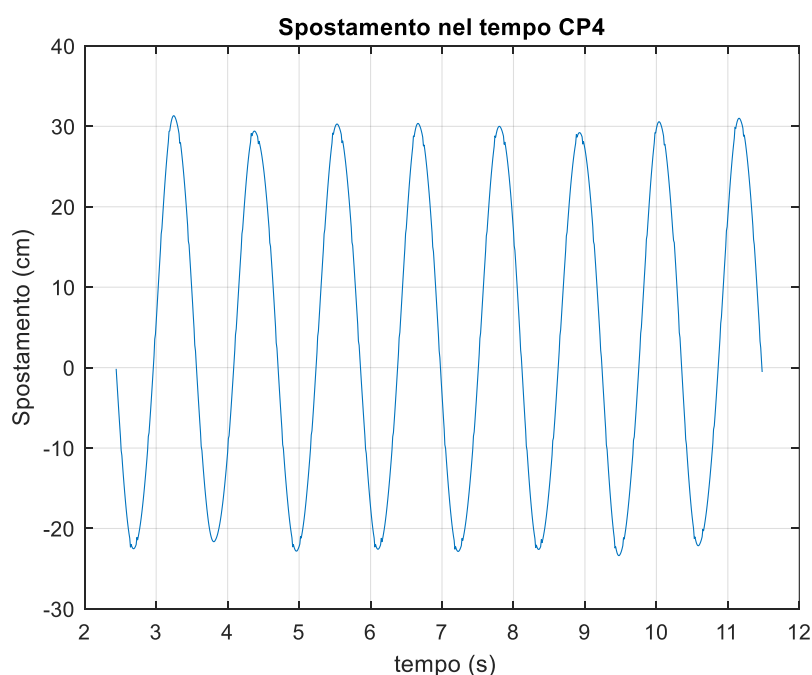


Figura 26. Spostamento nel tempo del segnale CP4

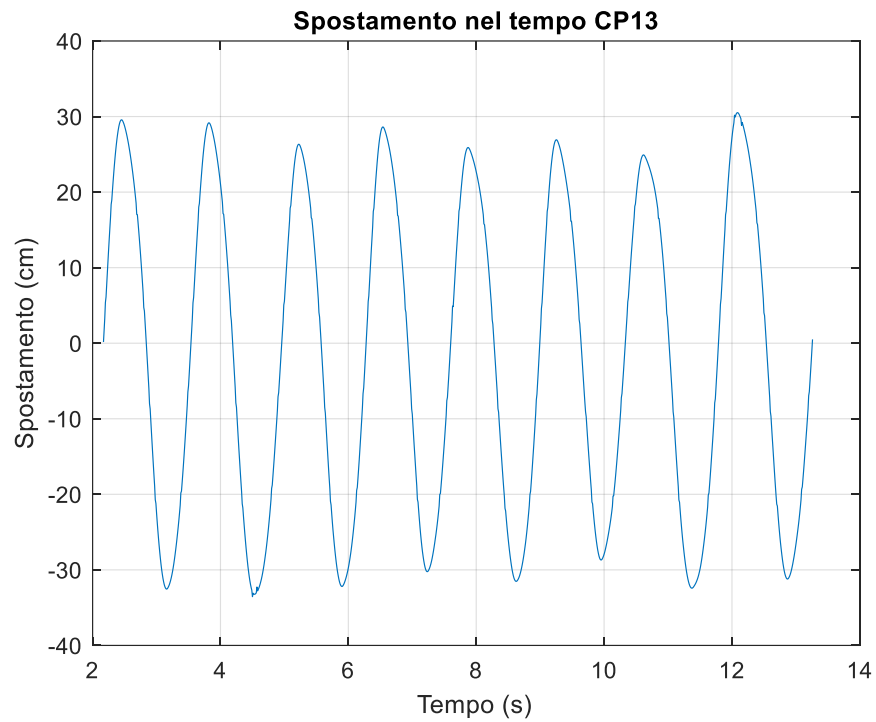


Figura 27. Spostamento nel tempo del segnale CP13

Nelle prossime due figure (Figura 28 Figura 29), vengono mostrati i profili di accelerazione lungo l'asse x del sistema asse-sensore inerziale (come mostrato in Figura 17). Anche in questo caso si possono notare che l'asse tempo comincia da un valore diverso da zero poiché vengono presi in considerazione gli ultimi otto cicli.

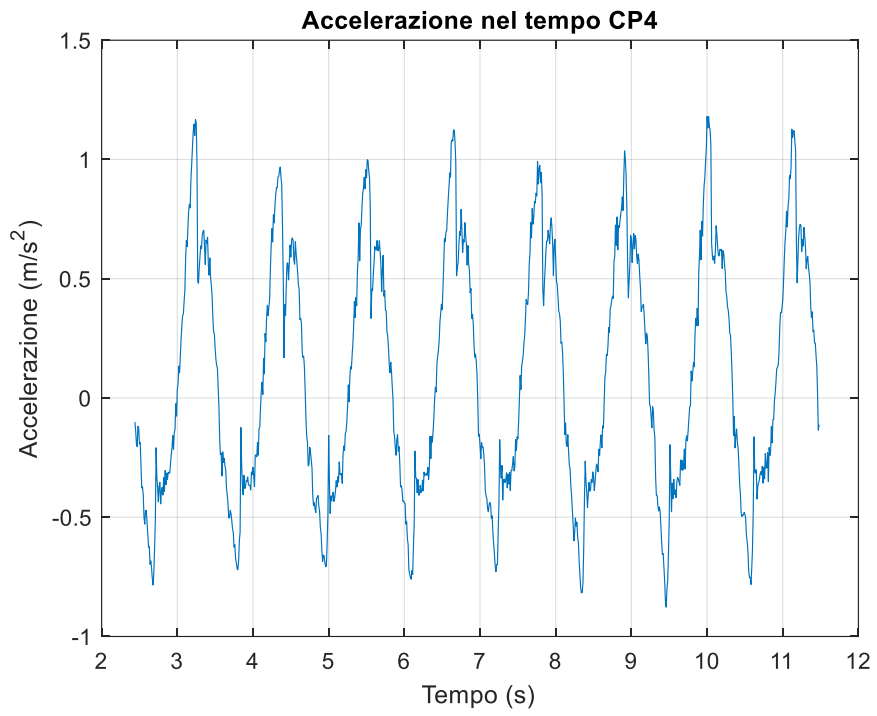


Figura 28. Accelerazione lungo l'asse x nel tempo del segnale CP4

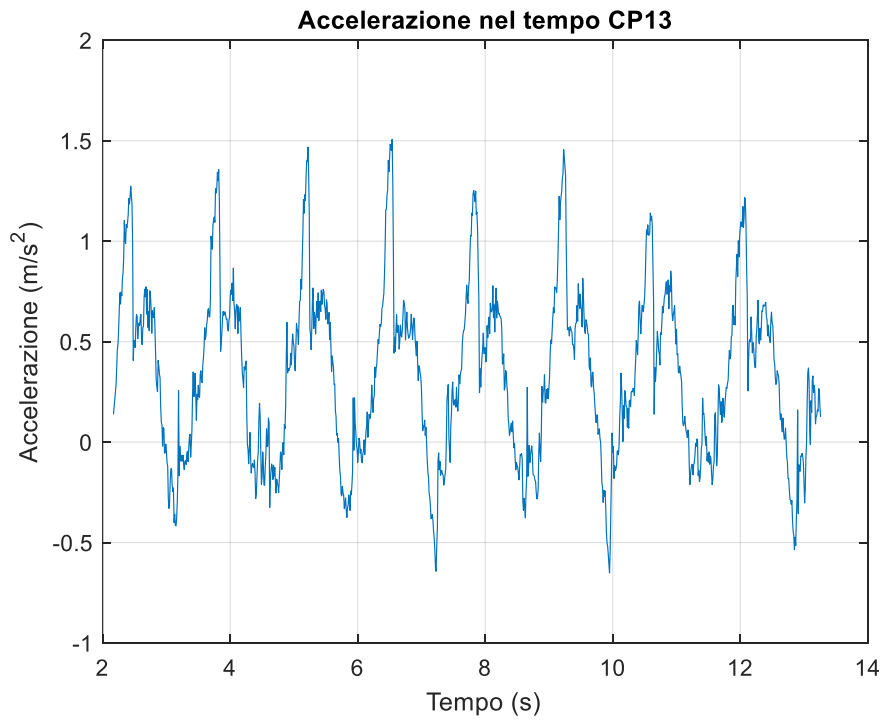


Figura 29. Accelerazione lungo l'asse x nel tempo del segnale CP13

Per il calcolo della metrica SPARC sono stati utilizzati i segnali provenienti dai profili di accelerazione; come descritto in precedenza ottenere i profili di velocità tramite derivazione numerica, avrebbe influenzato la precisione del segnale stesso e quindi si è scelto di procedere con le analisi sui profili di accelerazione.

I segnali riportati in precedenza presentano una durata di 9.04 s per CP4 e 11.09 s per CP13, questo ci permette di definire la frequenza dei segnali reali; sapendo che in 9.04 s sono presentati otto cicli, in un secondo saranno presenti $\frac{8}{9.04} = 0.885$ cicli, cioè il segnale CP4 avrà una frequenza di 0.885 Hz. Procedendo allo stesso modo il segnale CP13 avrà una frequenza di 0.72 Hz. Per i confronti con i segnali ideali verranno quindi eseguiti dei confronti con segnali a frequenza 1 Hz poiché molto vicini in frequenza a quella dei segnali reali.

Tabella 18. Valori delle metriche applicate all'interezza del segnale CP4

SPARC	-6,66
LDLJ	-8,30

Tabella 19. Valori delle metriche applicate a segmenti del segnale CP4

Segmenti	SPARC seg	LDLJ seg	Dx
1°	-3,49	-4,32	-1,01
2°	-3,61	-3,78	-0,84
3°	-3,51	-4,30	-0,98
4°	-3,67	-3,67	-0,75
5°	-3,49	-4,32	-1,01
6°	-3,67	-3,67	-0,70
7°	-3,55	-3,79	-0,93
8°	-3,55	-3,73	-0,85
9°	-3,51	-4,30	-0,94
10°	-3,63	-3,73	-0,79
11°	-3,55	-3,79	-0,94
12°	-3,62	-3,74	-0,87
13°	-3,53	-4,16	-0,97
14°	-3,65	-3,71	-0,85
15°	-3,53	-4,16	-0,94
Media	-3,57	-3,94	-0,89
STD	0,063	0,272	0,094

Tabella 20. Valori delle metriche applicate all'interezza del segnale CP13

SPARC	-8,66
LDLJ	-8,60

Tabella 21. Valori delle metriche applicate a segmenti del segnale CP13

Segmenti	SPARC seg	LDLJ seg	Dx
1°	-3,97	-3,81	-2,37
2°	-4,20	-3,64	-2,19
3°	-4,07	-3,74	-2,00
4°	-4,33	-3,99	-1,21
5°	-4,06	-4,29	1,95
6°	-4,45	-3,91	-1,05
7°	-4,06	-3,90	-1,67
8°	-4,10	-4,70	-0,79
9°	-4,08	-4,27	-1,08
10°	-4,38	-3,95	-1,02
11°	-4,06	-4,34	-0,84
12°	-4,10	-3,81	-1,91
13°	-4,07	-4,05	-1,25
14°	-4,40	-3,98	-1,23
15°	-4,13	-3,90	-1,33
Media	-4,16	-4,02	-1,20
STD	0,151	0,274	1,000

I segmenti riportati sono 15 poiché la segmentazione è stata effettuata tra minimo e massimo e massimo e minimo trascurando i segmenti iniziali che vanno da zero al massimo e viceversa o quelli che vanno da minimo a zero e viceversa (il riferimento della segmentazione in Figura 30 è stato fatto partendo dal segnale spostamento del segnale CP4).

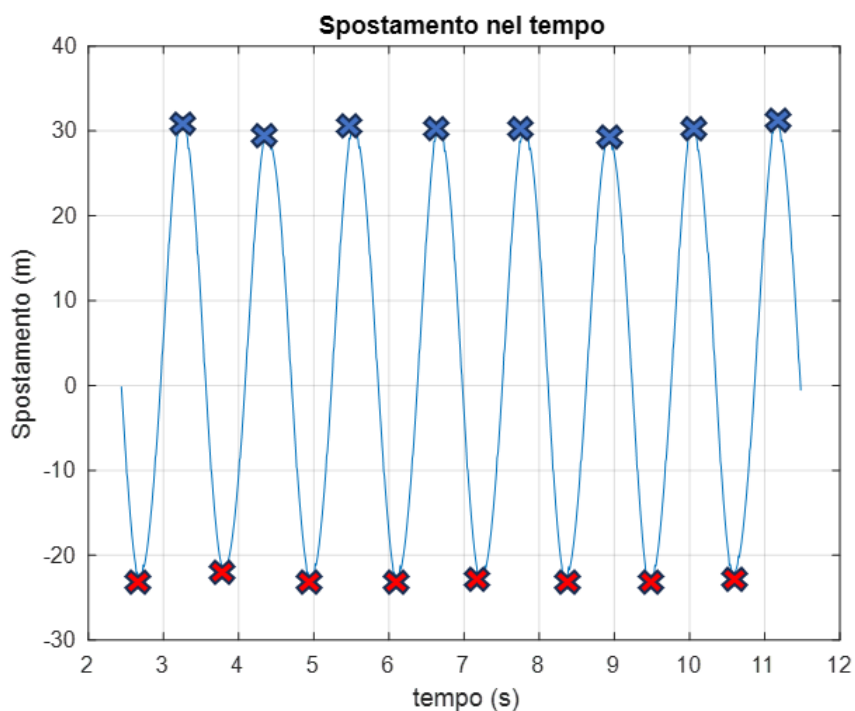


Figura 30. Spostamento del segnale CP4 con in evidenza i punti di minimo e massimo attraverso cui si è effettuata la segmentazione

Partendo da alcune considerazioni preliminari sulla movement smoothness dei due segnali, si può notare come il segnale CP13, che come descritto in precedenza presenta un livello di impairment più elevato, presenta dei valori meno smooth del segnale CP4 sia per quanto riguarda la metrica SPARC sia per la metrica LDLJ. Questo risulta evidente osservando sia i valori di movement smoothness del segnale intero sia osservando il valore medio dei segmenti del segnale. Per quanto riguarda la metrica che prevede un'integrazione nello spazio, possiamo evidenziare lo stesso comportamento delle altre due metriche, con il segnale CP4 che presenta un valore medio meno negativo rispetto al segnale CP13. Sul segnale CP13 si possono notare un valore positivo in prossimità del segmento cinque, questo potrebbe essere dettato da un problema nella modellizzazione della metrica; in particolare il valore positivo potrebbe essere dovuto al fattore normalizzante, che permette di adimensionalizzare la metrica, che, moltiplicato all'integrale nello spazio, porta l'argomento del logaritmo ad essere minore di uno, da qui il risultato maggiore di zero.

Si procede adesso ad un confronto sui singoli segmenti. Partendo dal segnale CP4, i segmenti che presentano una peggiore movement smoothness analizzando la SPARC sono il 4° e il 6° con un valore di -3.67, che però non corrispondono con il segmento meno smooth secondo le altre due metriche, che sono per entrambe il 1° e il 5°. Al contrario i segmenti più smooth secondo la SPARC sarebbero il 1° e il 5°, mentre per le restanti metriche i segmenti in cui il movimento viene compiuto in maniera più fluida sarebbero per la LDLJ il 4° e il 6°, mentre per la LDLJ-dx il 6°.

Passando al segnale CP13, il sesto segmento è il movimento con la movement smoothness peggiore secondo la metrica SPARC, per la LDLJ il segmento che performa un movimento meno fluido è l'ottavo, per la LDLJ-dx è il 1°. Osservando i movimenti con la movement smoothness migliore secondo la SPARC il segmento più smooth è il 1°, per la LDLJ è il 2° e per la LDLJ-dx è l'ottavo, se si esclude il segmento con valore positivo.

Se per il segnale CP4 si poteva vedere un comportamento inverso tra SPARC e LDLJ e LDLJ-dx, dove la prima metrica presentava valori di movement smoothness migliore quando le ultime due presentavano valori peggiori e viceversa, questo non è osservabile per i risultati relativi al segnale CP13 che vede i valori di LDLJ e SPARC concordare e LDLJ-dx avere un comportamento identico a quanto accade per il segnale CP4. Infine nelle Figura 31 e Figura 32 si può osservare l'andamento delle metriche per i vari segmenti dei segnali CP4 e CP13.

Osservando i valori di movement smoothness per il segnale nella sua interezza e confrontandoli con i valori dei segmenti si può notare un comportamento già evidenziato per i segnali sintetici sinusoidali: i valori di movement smoothness sui segmenti non trovano riscontro con i valori nelle stesse condizioni del segnale intero. Il segnale intero presenta inoltre un valore di movement smoothness decisamente più basso rispetto ai singoli segmenti, confermando le ipotesi scritte nel capitolo precedente sull'impossibilità di confondere la fluidità di una parte del movimento con la fluidità del movimento completo.

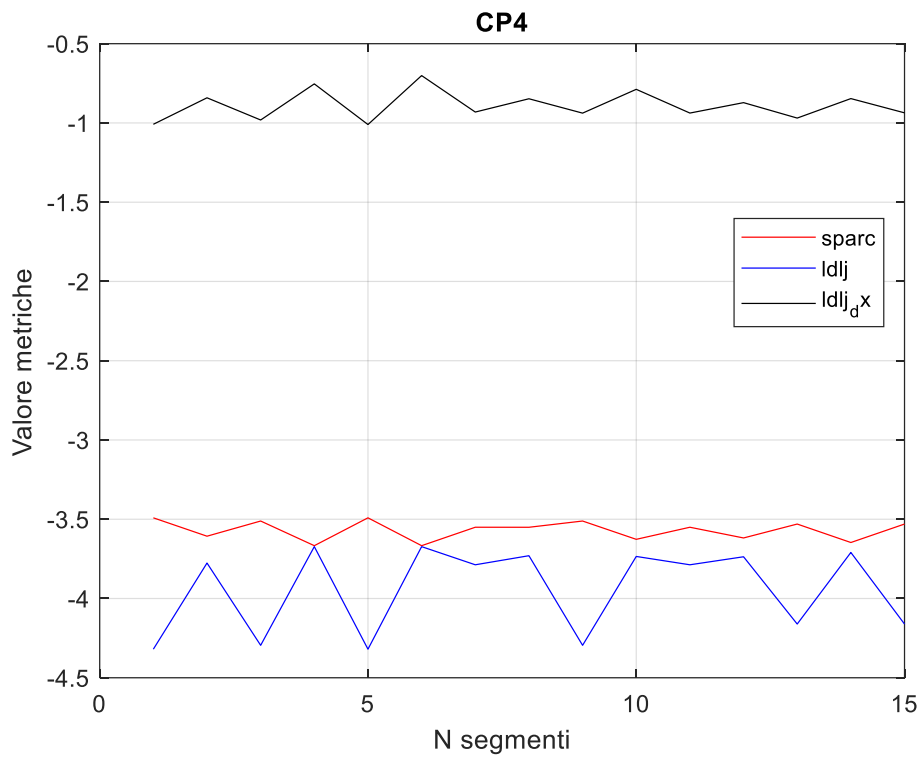


Figura 31. Andamento delle metriche in funzione del numero di segmenti per il segnale CP4

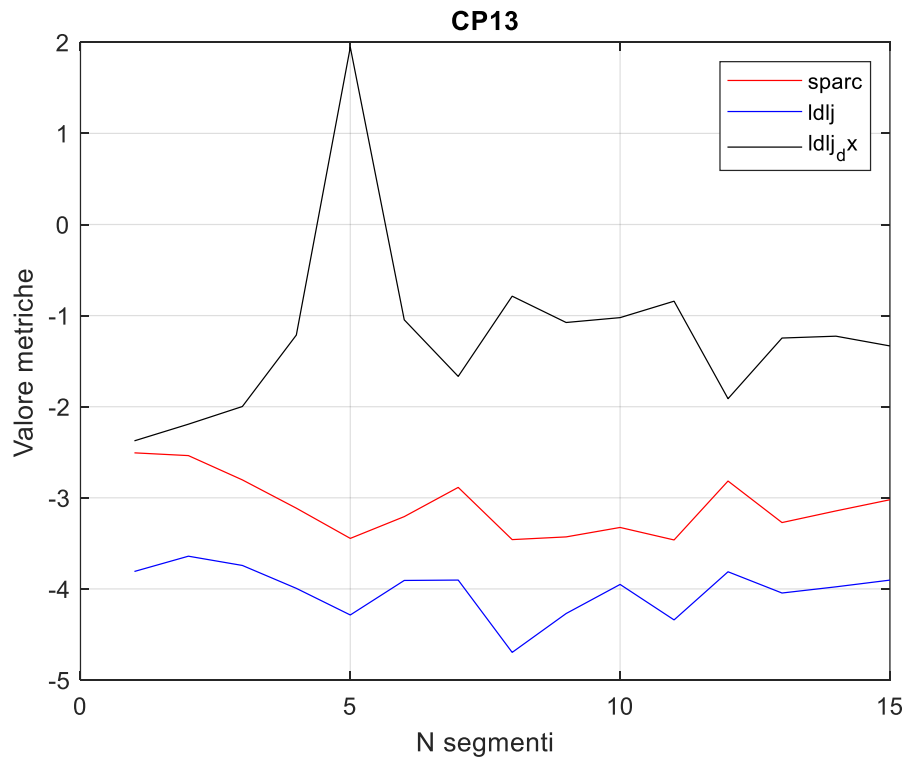


Figura 32. Andamento delle metriche in funzione del numero di segmenti per il segnale CP13

Si vuole adesso procedere confrontando i segnali reali presentati poco sopra con i segnali sintetici sinusoidali. In particolare, i confronti verranno effettuati con le sinusoidi a 1 Hz poiché come descritto in precedenza è la frequenza più vicina a quella dell'accelerazione lungo l'asse x della slitta. A sostegno di ciò viene presentato nella figura successiva lo spettro in frequenza del segnale accelerazione di CP4 dove viene messo in evidenza il picco principale che rappresenta la frequenza principale:

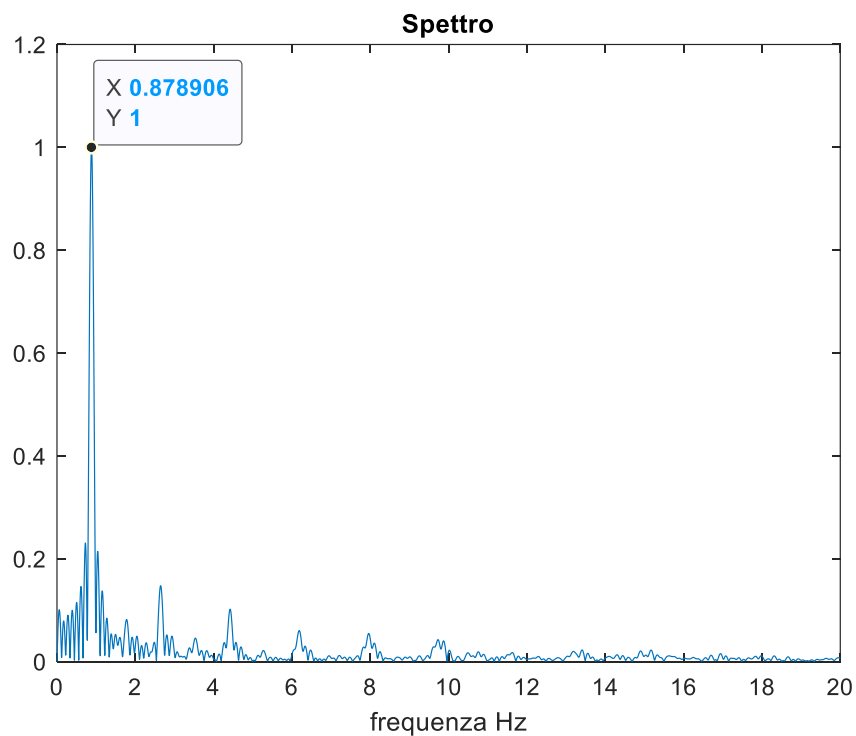


Figura 33. Spettro in frequenza del segnale accelerazione CP4

Il picco della frequenza principale è situato per un valore pari a circa 0.88, molto vicino a quanto supposto in precedenza con il calcolo effettuato sulla base della durata e sul numero di cicli rappresentati. Per il suo valore prossimo a 1 Hz e per semplicità di calcolo e modellizzazione il confronto sarà eseguito con un segnale ideale alla frequenza citata in precedenza e di durata temporale confrontabile e con i segmenti del segnale ideale. Questo segnale sintetico sarà trattato come un riferimento ideale, ovvero il segnale più smooth possibile per il task di interesse.

Un primo confronto è stato effettuato sull'interezza dei segnali, i due segnali reali CP4 e CP13 vengono paragonati ai segnali sinusoidali di frequenza 1 Hz e durata 9 s e poiché i risultati derivanti dal segnale "seno" coincidono con i segnali "-seno", il confronto verrà effettuato sulla prima tipologia di segnali sinusoidali.

Per i segnali reali è stato riportato nelle tabelle precedenti che il valore della metrica SPARC per il segnale intero CP4 è -6.66 mentre per CP13 è -8.66. Il valore riportato per una senoide a 1 Hz di una durata comparabile a quella dei segnali reali (circa 9 s) vale -4.78. Si può notare che c'è una differenza sostanziale sia tra i due segnali reali, dove CP13 è un segnale prodotto da un soggetto con un deficit più marcato, sia con il segnale sintetico. Questa distanza tra i segnali reali e i segnali ideali potrebbe essere dovuta a due fattori: se si considera il segnale sintetico come un segnale di riferimento che sia il più smooth possibile, la differenza tra esso e i segnali reali potrebbe essere un'espressione dello scostamento dei segnali CP dal caso ideale, ovvero il caso con dove la movement smoothness è maggiore; il secondo potrebbe essere dovuto alla presenza di frequenze di disturbo (si vedano a titolo di esempio i picchi in prossimità delle frequenze 3 Hz e 4 Hz). Anche per la metrica LDLJ si può notare un comportamento analogo, per il segnale sintetico il valore di movement smoothness è pari a -7.38, mentre per i segnali CP4 e CP13 vale rispettivamente -8.30 e -8.60. La differenza tra caso ideale e segnale reale è meno marcata per quanto riguarda questa metrica.

Analizzando i segmenti dei segnali, vengono messi a confronto i valori medi dei segnali reali con i segmenti dei segnali sintetici che rappresentano metà ciclo della senoide senza l'aggiunta degli zeri. Questa scelta è stata effettuata solo per la metrica LDLJ che, come è stato mostrato in precedenza, presenta una variabilità maggiore se viene utilizzata questa tecnica. I valori di movement smoothness dei segmenti per un segnale sintetico sono SPARC=-3.61, LDLJ=-1.58, LDLJ-dx=-1.22, che, confrontati con i valori delle metriche dei segnali reali (CP4: SPARC=-3.57; LDLJ=-3.94; LDLJ-dx=-0.89; CP13: SPARC=-4.16; LDLJ=-4.02; LDLJ-dx=-1.20), restituiscono delle informazioni contrastanti. Si nota come per il segnale CP4 i segmenti risultino compiuti in maniera più fluida secondo le metriche SPARC e LDLJ-dx mentre solo la metrica LDLJ restituisce valori di movement smoothness peggiore rispetto al caso ideale. Per il segnale CP13 sia la metrica SPARC che la metrica

LDLJ restituiscono valori di movement smoothness peggiore rispetto al caso ideale, mentre LDLJ-dx fornisce sempre un valore maggiore rispetto al segnale sintetico.

In linea generale si può vedere come analizzando nell'interezza il segnale reale esso presenti dei valori di movement smoothness coerenti con il caso ideale, mentre analizzandone i segmenti questi restituiscano valori che risultano essere più smooth del caso ideale. Analizzando solo i segmenti del movimento si andranno quindi a perdere delle informazioni sulla complessità e completezza del movimento originale di partenza.

3.3 Analisi e revisione dello stato dell'arte

Sono adesso presentate delle tabelle in cui vengono riassunti gli aspetti principali degli studi citati nel capitolo 1.4, viene riportato la tipologia di segnale acquisito, quali operazioni vengono effettuate sul segnale, quali metriche per la movement smoothness vengono calcolate e i valori di tali metriche. Le tabelle presentate sono due: nella prima si analizzano gli studi effettuati sul cammino e nella seconda i risultati relativi al movimento degli arti superiori.

Tabella 22. Studi sulla movement smoothness relativa all'analisi del cammino

Titolo e Autori	Task eseguito	Segnale registrato	Tipologia di Segmentazione	Metriche Analizzate	Valori (L=LDLJ S=SPARC)
<p><i>“Evaluation of Gait Smoothness in Patients with Stroke Undergoing Rehabilitation: Comparison between Two Metrics”</i></p> <p>M. Germanotta et al.</p> <p><i>International Journal of Environmental Research and Public Health</i></p>	<p>8.0 m camminata in linea retta (self-selected speed) Cinque prove per soggetto</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Spostamento • Velocità e jerk ottenute per derivazione numerica 	<p>Sulla prima prova analisi di arto affetto da paresi e su arto non affetto.</p> <p>Sulle 4 prove successive analisi media dei valori delle metriche movimento completo</p>	<p>LDLJ e SPARC</p>	<p>$L_{affected} = (-8: -12)$ $L_{unaffected} = (-8.5: -11.5)$ $L_{subacute} = (-8: -10)$ $L_{chronic} = (-11.5: -15)$</p> <p>$S_{affected} = (-2.6: -2.9)$ $S_{unaffected} = (-2.4: -2.8)$ $S_{subacute} = (-2.6: -2.7)$ $S_{chronic} = (-2.6: -3.0)$</p>

<p>“Movement smoothness in chronic post-stroke individuals walking in an outdoor environment—A cross-sectional study using IMU sensors”</p> <p>F. do Vale Garcia et al.</p> <p><i>Plos One</i></p>	<p>10 meters walking test (10MWT) (self-selected speed)</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Velocità angolare • Rimozione della componente in continua 	<p>Assente</p>	<p>SPARC (Upper bound= 10 Hz)</p>	<p>$S_{\text{yaw-control}} = -2.5 \pm 0.2$</p> <p>$S_{\text{pitch-control}} = -3.0 \pm 0.25$</p> <p>$S_{\text{roll-control}} = -2.5 \pm 0.16$</p> <p>$S_{\text{yaw-moderate}} = -2.8 \pm 0.35$</p> <p>$S_{\text{pitch-moderate}} = -2.9 \pm 0.26$</p> <p>$S_{\text{roll-moderate}} = -3.2 \pm 0.3$</p> <p>$S_{\text{yaw-severe}} = -2.6 \pm 0.32$</p> <p>$S_{\text{pitch-severe}} = -2.6 \pm 0.25$</p> <p>$S_{\text{roll-severe}} = -3.4 \pm 0.43$</p>
--	---	---	----------------	---------------------------------------	---

<p>“SPARC Metrics Provide Mobility Smoothness Assessment in Oldest-Old With and Without a History of Falls: A Case Control Study”</p> <p>A. Figueiredo et al.</p> <p><i>Frontiers in Physiology</i></p>	<p>Instrumented timed up and go (iTUG) (test per single task e dual task, verrà preso in considerazione solo il single task TUG)</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Accelerazioni lineari • velocità angolari • Media dell’accelerazione: $a(t) = \left \sqrt{a_V^2 + a_{AP}^2 + a_{ML}^2} - \text{mean}(a_V^2 + a_{AP}^2 + a_{ML}^2) \right $ <ul style="list-style-type: none"> • Similmente per le velocità angolari ma senza detrending • Rimozione della componente in continua 	<p>Analisi per il TUG intero e segmentando i dati in: sit to stand, walk 1, turn, walk 2, turn and sit</p>	<p>SPARC (su accelerazioni lineari e velocità angolari) (Upper bound= 10 Hz)</p>	<p>$S_{\text{acc-control-walk1}} = -5.5 \pm 0.3$</p> <p>$S_{\text{acc-control-walk2}} = -5.5 \pm 0.3$</p> <p>$S_{\text{vel-control-walk1}} = -4.5 \pm 0.2$</p> <p>$S_{\text{vel-control-walk2}} = -5.0 \pm 0.3$</p> <p>$S_{\text{acc-fallers-walk1}} = -7.5 \pm 1$</p> <p>$S_{\text{acc-fallers-walk2}} = -7.0 \pm 0.7$</p> <p>$S_{\text{vel-fallers-walk1}} = -5.5 \pm 0.7$</p> <p>$S_{\text{vel-fallers-walk2}} = -7.0 \pm 1$</p> <p>$S_{\text{acc-control-turn}} = -6.0 \pm 0.3$</p> <p>$S_{\text{vel-control-turn}} = -5.5 \pm 0.4$</p> <p>$S_{\text{acc-fallers-turn}} = -8.5 \pm 1$</p> <p>$S_{\text{vel-fallers-turn}} = -8.0 \pm 1$</p>
<p>“Gait Quality Assessment in Survivors from Severe Traumatic Brain Injury: An</p>	<p>10MWT Figure-of-8 Walk Test (F8WT)</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Accelerazioni lineari (antero-posteriore AP, medio-laterale ML, cranio-caudale CC) 	<p>Assente</p>	<p>SPARC (sulle tre componenti di accelerazione AP, ML, CC)</p>	<p>$S_{\text{control-10MWT-AP}} = (-4.5: -5.5)$</p> <p>$S_{\text{control-10MWT-ML}} = (-5.0: -6.0)$</p> <p>$S_{\text{control-10MWT-CC}} = (-4.5: -5.7)$</p>

<p><i>Instrumented Approach Based on Inertial Sensors”</i></p> <p>V. Belluscio et al.</p> <p><i>Sensors</i></p>					<p>$S_{\text{severe-10MWT-AP}} = (-5.0: -6.0)$</p> <p>$S_{\text{severe-10MWT-ML}} = (-5.7: -6.5)$</p> <p>$S_{\text{severe-10MWT-CC}} = (-5.5: -6.0)$</p> <p>$S_{\text{verysev-10MWT-AP}} = (-5.0: -6.0)$</p> <p>$S_{\text{verysev-10MWT-ML}} = (-6.0: -8.0)$</p> <p>$S_{\text{verysev-10MWT-CC}} = (-6.0: -7.5)$</p> <p>$S_{\text{control-F8WT-AP}} = (-4.5: -4.7)$</p> <p>$S_{\text{control-F8WT-ML}} = (-5.0: -6.0)$</p> <p>$S_{\text{control-F8WT-CC}} = (-4.7: -6.0)$</p> <p>$S_{\text{severe-F8WT-AP}} = (-4.7: -5.2)$</p> <p>$S_{\text{severe-F8WT-ML}} = (-5.0: -6.2)$</p> <p>$S_{\text{severe-F8WT-CC}} = (-5.0: -6.0)$</p> <p>$S_{\text{verysev-F8WT-AP}} = (-5.0: -6.0)$</p> <p>$S_{\text{verysev-F8WT-ML}} = (-5.5: -7.5)$</p> <p>$S_{\text{verysev-F8WT-CC}} = (-6.0: -7.5)$</p>
---	--	--	--	--	--

<p>“SPARC: a new approach to quantifying gait smoothness in patients with Parkinson’s disease”</p> <p>Y. Beck et al.</p> <p><i>Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation</i></p>	<p>Camminata di 50m con ritorno a metà</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Accelerazioni lineari • velocità angolari • Media dell’accelerazione: $a(t) = \sqrt{\begin{matrix} a_V^2 + a_{AP}^2 + a_{ML}^2 \\ - \text{mean}(a_V^2 \\ + a_{AP}^2 \\ + a_{ML}^2) \end{matrix}}$ <ul style="list-style-type: none"> • Similmente per le velocità angolari ma senza detrending • Rimozione della componente in continua 	<p>Fase di turn rimossa</p>	<p>SPARC su accelerazione lineare e velocità angolare (Upper bound 5 Hz)</p>	<p>$S_{\text{control-acc}} = -5.17 \pm 0.79$</p> <p>$S_{\text{PD-ON-acc}} = -6.11 \pm 0.74$</p> <p>$S_{\text{PD-OFF-acc}} = -6.74 \pm 0.64$</p> <p>$S_{\text{control-vel}} = -5.08 \pm 0.74$</p> <p>$S_{\text{PD-ON-vel}} = -5.22 \pm 0.78$</p> <p>$S_{\text{PD-OFF-vel}} = -5.74 \pm 0.88$</p> <p>OFF=no medicine 12 h prima delle misurazioni</p>
---	--	---	-----------------------------	--	---

<p>“Movement smoothness during a functional mobility task in subjects with Parkinson’s disease and freezing of gait – an analysis using inertial measurement units”</p> <p>C. Pinto et al.</p> <p><i>Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation</i></p>	<p>Instrumented timed up and go (iTUG)</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Accelerazioni lineari • Accelerazioni angolari • Media dell’accelerazione: $a(t) = \sqrt{a_V^2 + a_{AP}^2 + a_{ML}^2 - \text{mean}(a_V^2 + a_{AP}^2 + a_{ML}^2)}$ <ul style="list-style-type: none"> • Similmente per le velocità angolari ma senza detrending • Rimozione della componente in continua 	<p>Tre prove mediate per le analisi. Analisi per il TUG intero e segmentando i dati in: sit to stand, walk 1, turn, walk 2, turn and sit</p>	<p>SPARC su accelerazioni angolari e accelerazioni lineari (upper bound 10 Hz)</p>	<p>$S_{\text{accL-control-walk1}} = (-3.8: -4.0)$</p> <p>$S_{\text{accA-control-walk1}} = (-3.4: -4.2)$</p> <p>$S_{\text{accL-PD-walk1}} = (-5.0: -6.0)$</p> <p>$S_{\text{accA-PD-walk1}} = (-5.0: -6.0)$</p> <p>$S_{\text{accL-control-turn}} = (-4.0: -4.5)$</p> <p>$S_{\text{accA-control-turn}} = (-3.5: -4.0)$</p> <p>$S_{\text{accL-PD-turn}} = (-6.0: -6.5)$</p> <p>$S_{\text{accA-PD-turn}} = (-5.5: -6.0)$</p>
---	--	---	--	--	---

Secondo uno studio di van Iersel et al.²⁵ la velocità di camminata media dei partecipanti allo studio è risultata essere 1.47 m/s, un valore che corrisponde a circa 5 km/h²⁵. Considerando come lunghezza media del passo un valore nel range 0.65-0.80 m e prendendo come esempio un valore del passo pari a 0.70 m, in un secondo avviene un ciclo completo di camminata. Inoltre, possiamo considerare il cammino come il susseguirsi di passi che si alternano ritmicamente tra di loro e di conseguenza trattare il segnale derivante dall'analisi del cammino come un segnale periodico e trattarlo come un segnale sinusoidale a frequenza 1 Hz, poiché abbiamo preso come riferimento in precedenza che un ciclo completo avviene in un secondo. I segnali derivanti dall'analisi del cammino verranno dunque confrontati con il segnale sinusoidale a 1 Hz che è stato riportato in precedenza nelle Tabella 1 Tabella 2 e Tabella 3. Il confronto è effettuato con segnali sinusoidali modellizzati come un segnale sinusoidale poiché si assume che la velocità o l'accelerazione iniziale del segnale derivante dal cammino sia nulla (il soggetto parte fermo). In alcuni studi sono previste delle fasi in cui il soggetto si alza dalla posizione seduta o inverte il suo moto o torna alla posizione seduta; queste fasi non possono definirsi come periodiche e perciò non sono state confrontate con i segnali sinusoidali sintetici citati poco prima. Dove presenti più componenti di velocità o accelerazione lineari, il confronto verrà eseguito con le componenti di accelerazione anteroposteriori, ovvero quelle componenti di accelerazioni parallele all'asse anteroposteriore, un asse che giace sul piano sagittale con direzione dalla parte posteriore del corpo verso la parte anteriore (con riferimento alla Figura 34 l'asse anteroposteriore è rappresentato dall'asse z).

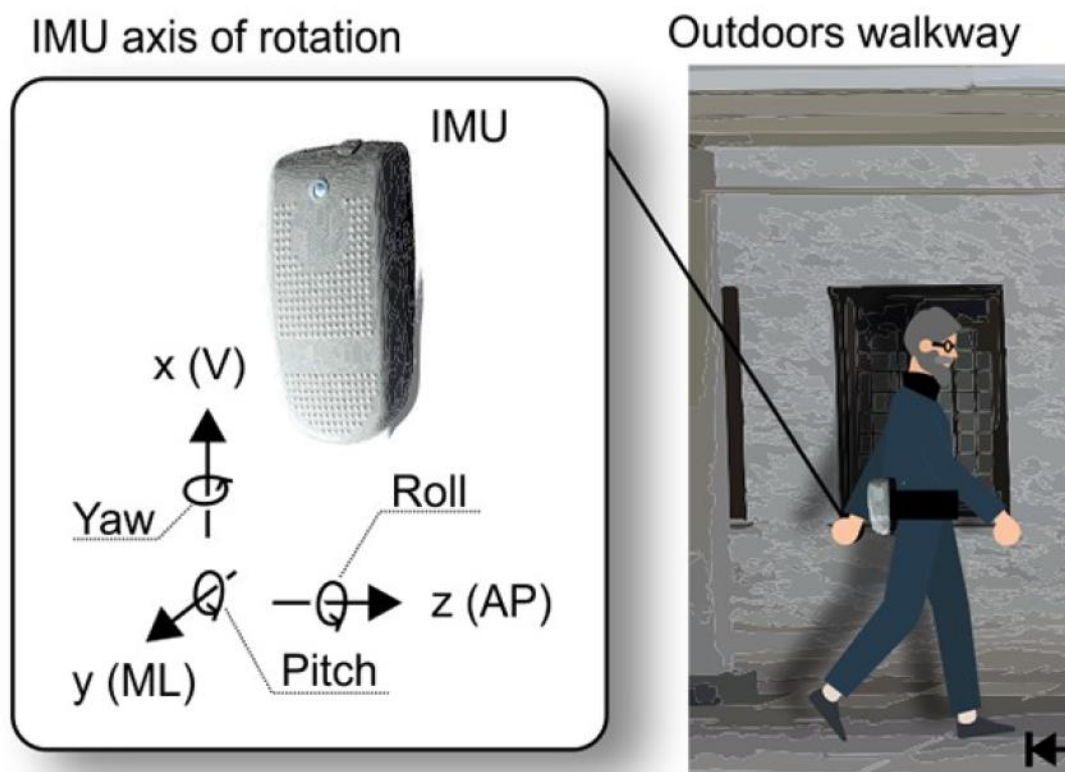


Figura 34. Posizione dell'IMU e direzione degli assi. AP: anteroposteriore; V: verticale; ML: medio laterale¹⁶

Poiché nelle Tabella 1, Tabella 2 e Tabella 3 sono riportati valori delle sinusoidi per durata compreso tra 1-9 s si è scelto di effettuare il confronto con le sinusoidi di durata 6 s. Questa scelta è stata effettuata sulla base della seguente considerazione: la lunghezza da percorrere varia da 8 m a 10 m, con una velocità media di 1.47 m/s il segnale avrà durata compreso tra 5.4 s e 6.8 s, da cui la durata media è di 6 s circa.

Per i segnali sintetici i valori delle metriche di movement smoothness sono rispettivamente per la SPARC: -4.44 e per la LDLJ: -6.57.

Negli studi riportati in tabella le analisi della movement smoothness vengono effettuate su componenti diverse di velocità e accelerazione (lineari ed angolari). Si può notare come siano presenti variazioni importanti anche tra valori di movement smoothness calcolata partendo dalla stessa grandezza cinematica. Per esempio, nello studio di F. do Vale Garcia et al. i valori di SPARC applicata alle componenti di velocità angolare si attestano sotto -3.0 circa per il gruppo di controllo; secondo A. Figueiredo et al. i valori di SPARC delle fasi

di camminata risultano essere, sempre per il gruppo di controllo, compresi tra -4.5 e -5.0. In questo ultimo caso è bene notare che le tre componenti di velocità angolare sono state mediate secondo la formula presente in tabella, per permettere il calcolo su un valore di velocità angolare complessiva. Questo procedimento potrebbe avere influenzato il calcolo della movement smoothness; a riprova di ciò si possono confrontare i valori ottenuti in questo studio con i valori riportati da Y. Beck et al. che, come nell'articolo precedente, operano le stesse modifiche sul profilo di velocità angolare. I valori di SPARC applicata al profilo di velocità angolari così mediate risultano essere attorno a -5.0.

Viene considerato il segnale sintetico come il segnale di riferimento, ovvero come il segnale che presenta un valore di smoothness migliore relativo a questo caso. Di conseguenza, si può notare che i valori di smoothness per i segnali sinusoidali risultano essere migliori, sebbene per la LDLJ il campione sia esiguo avendo dati da un solo studio. Le uniche eccezioni sono rappresentate dallo studio di F. do Vale Garcia et al., i cui risultati sono già stati commentati, e dal lavoro di M. Germanotta et al. In quest'ultimo caso i valori di SPARC risultano essere calcolati a partire da un segnale di velocità lineare ottenuta tramite derivazione numerica e senza rimozione della componente in continua che porta a uno shift dello spettro del segnale verso lo zero in frequenza. È quest'ultimo aspetto quello che potrebbe aver influito maggiormente sul valore della SPARC a causa proprio dello spostamento a sinistra dello spettro con conseguente rimozione di alcuni picchi che non sono stati presi in considerazione dal calcolo della *'dArc lengths'*.

Si passa adesso a discutere degli studi sul movimento degli arti superiori, presentandone la tabella relativa.

Tabella 23. Studi sulla movement smoothness relativa all'analisi del movimento dell'arto superiore

Articolo	Task Eseguito	Segnale registrato	Tipologia di Segmentazione	Metriche Analizzate	Valori (L=LDLJ S=SPARC)
<p><i>“Smoothness metric during reach-to-grasp after stroke: part 2. longitudinal association with motor impairment”</i></p> <p>M. Saes et al.</p> <p><i>Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation</i></p>	<p>Reach to grasp e posare l’oggetto in una seconda posizione (ripetuto x7 volte)</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Segnale di posizione • Velocità ottenuta per derivazione numerica 	<p>Analisi dei singoli reach to grasp movement e poi mediati</p>	<p>SPARC</p>	<p>$S_{control} = -1.44 \pm 0.04$</p> <p>$S_{s-week1} = -1.72 \pm 0.24$</p> <p>$S_{s-week2} = -1.65 \pm 0.22$</p> <p>$S_{s-week3} = -1.57 \pm 0.11$</p> <p>$S_{s-week4} = -1.54 \pm 0.145$</p> <p>$S_{s-week5} = -1.53 \pm 0.12$</p> <p>$S_{s-week8} = -1.51 \pm 0.08$</p> <p>$S_{s-week12} = -1.49 \pm 0.07$</p> <p>$S_{s-week26} = -1.48 \pm 0.06$</p>
<p><i>“Impact of Gravity Compensation on Upper Extremity Movements in Harmony Exoskeleton”</i></p>	<p>Reaching task (è stato richiesto di raggiungere 3 oggetti in posizioni diverse per 5 volte)</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Spostamento dei segmenti corporei • Velocità ottenuta per 	<p>I movimenti di reaching sono stati analizzati separatamente</p>	<p>SPARC</p>	<p>$S_{S5-all} = -2.4$</p> <p>$S_{S6-all} = -1.6$</p> <p>$S_{S5-contra} =$</p>

<p>R. Hailey et al.</p> <p><i>IEEE</i></p>	<p>in ordine randomico)</p>	<p>derivazione numerica</p>			<p>-2.1 $S_{S6-contra} =$ -1.6 $S_{S5-inplane} =$ -2.3 $S_{S6-inplane} =$ -1.6 $S_{S5-ipsi} =$ -2.6 $S_{S6-ipsi} =$ -1.6</p> <p>S6=soggetti con meno impairment S5=soggetti con impairment maggiore All=tutte le reaching task mediate Contra=contralateral Inplane=oggetto in asse con il braccio Ipsi=ipsilateral</p>
<p>“Comparison of Various Smoothness Metrics for Upper Limb Movements in Middle-Aged Healthy Subjects”</p> <p>N. Bayle et al.</p> <p><i>Sensors</i></p>	<p>Point-to-point movement. Set A con pausa. Set B senza pausa</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Spostamento • Velocità e jerk ottenuti per derivazione numerica 	<p>Segmentazione per andata (FPM) e ritorno (BPM) alla posizione iniziale</p>	<p>SPARC (upper bound 20 Hz) LDJ</p>	<p>$S_{FPM-setA-D} =$ -1.43±0.02 $S_{FPM-setA-ND} =$ -1.45±0.03 $S_{FPM-setB-D} =$ -1.45±0.03 $S_{FPM-setB-ND} =$ -1.44±0.03</p>

					$S_{BPM-setA-D} = -1.48 \pm 0.06$ $S_{BPM-setA-ND} = -1.48 \pm 0.06$ $S_{BPM-setB-D} = -1.48 \pm 0.05$ $S_{BPM-setB-ND} = -1.48 \pm 0.05$ $L_{FPM-setA-D} = -7.29 \pm 0.50$ $L_{FPM-setA-ND} = -7.14 \pm 0.62$ $L_{FPM-setB-D} = -6.32 \pm 0.53$ $L_{FPM-setB-ND} = -6.41 \pm 0.44$ $L_{BPM-setA-D} = -6.48 \pm 0.64$ $L_{BPM-setA-ND} = -6.64 \pm 0.52$ $L_{BPM-setB-D} = -5.56 \pm 0.52$ $L_{BPM-setB-ND} = -5.58 \pm 0.53$ D=arto dominante ND=non dominante
--	--	--	--	--	--

<p><i>“Comparison of 4 Different Smoothness Metrics for the Quantitative Assessment of Movement’s Quality in the Upper Limb of Subjects with Cerebral Palsy”</i></p> <p>V. Montes et al.</p> <p><i>IEEE</i></p>	<p>Reaching movement Portare l’oggetto alla bocca (OTM)</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Spostamento angolare • Velocità e jerk ottenute per derivazione numerica 	<p>Fasi di reaching e di OTM separate</p>	<p>LDLJ e SAL</p>	<p> $SAL_{LH-Lreach} = -2.28 \pm 1.57$ $SAL_{LH-LOTM} = -1.75 \pm 0.66$ $SAL_{LH-Rreach} = -1.5 \pm 0.68$ $SAL_{LH-ROTM} = -1.28 \pm 0.68$ $SAL_{RH-Lreach} = -1.67 \pm 1.23$ $SAL_{RH-LOTM} = -1.37 \pm 0.51$ $SAL_{RH-Rreach} = -2.83 \pm 1.52$ $SAL_{RH-ROTM} = -1.63 \pm 0.74$ </p> <p> $L_{LH-Lreach} = -1.33 \pm 0.34$ $L_{LH-LOTM} = -1.62 \pm 0.31$ $L_{LH-Rreach} = -1.12 \pm 0.13$ $L_{LH-ROTM} = -1.30 \pm 0.34$ $L_{RH-Lreach} = -1.21 \pm 0.17$ $L_{RH-LOTM} = -1.24 \pm 0.22$ $L_{RH-Rreach} = -1.52 \pm 0.21$ </p>
---	---	---	---	-------------------	---

					$L_{RH-ROTM} = -1.62 \pm 0.20$ RH=right hemiparesis LH=left hemiparesis Lreach=reaching con arto sn Rreach=reaching con arto dx
<p><i>“Rhythmic arm movements are less affected than discrete ones after a stroke”</i></p> <p>P. Leconte et al.</p> <p><i>Springer</i></p>	<p>3 task (task discreta, task ritmica, task ritmica senza target) da 45 ripetizioni per arto di un movimento avanti e indietro da eseguire muovendo un ‘handle’</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Spostamento • Jerk ottenuta per derivazione numerica 	<p>Vengono segmentati i singoli movimenti, analisi su metà ciclo del movimento (i primi 5 movimenti vengono esclusi dall’analisi per evitare fenomeni transitori)</p>	<p>LDLJ</p>	$L_{control-DT} = -6.5 \pm 0.3$ $L_{control-RT} = -4.7 \pm 0.15$ $L_{control-RNT} = -4.8 \pm 0.1$ $L_{nonparetic-DT} = -6.5 \pm 0.3$ $L_{nonparetic-RT} = -4.8 \pm 0.2$ $L_{nonparetic-RNT} = -4.5 \pm 0.15$ $L_{paretic-DT} = -8.5 \pm 0.7$ $L_{paretic-RT} = -5.8 \pm 0.7$ $L_{paretic-RNT} = -5.1 \pm 0.4$ DT=discrete task RT=rhythmic task

					RNT= rhythmic no target
<p><i>“Self-paced reaching after stroke: a quantitative assessment of longitudinal and directional sensitivity using the H-Man planar robot for upper limb neurorehabilitation”</i></p> <p>A. Hussain et al. <i>Frontiers in Neurosciences</i></p>	<p>Attraverso un handle muovere avanti e indietro un oggetto in ambiente virtuale in 3 direzioni (front contralateral ipsilateral)</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Spostamento • Velocità ottenuta per derivazione numerica 	<p>Separati i movimenti di andata e ritorno (outbound e inbound)</p>	<p>SAL</p>	<p>SAL_{control-out-front} = -2.21±0.19 SAL_{control-out-contra} = -2.27±0.29 SAL_{control-out-ipsi} = -2.35±0.21 SAL_{stroke-out-front} = -3.72±1.83 SAL_{stroke-out-contra} = -4.3 SAL_{stroke-out-ipsi} = -4.52±2.62 SAL_{control-in-front} = -2.35±0.34 SAL_{control-in-contra} = -2.43±0.41 SAL_{control-in-ipsi} = -2.48±0.37 SAL_{stroke-in-front} = -3.64±1.71 SAL_{stroke-in-contra} = -4.48±2.66 SAL_{stroke-in-ipsi} = -4.1</p>

Nella Tabella 23 vengono riportati i valori delle metriche per il calcolo della movement smoothness ricavati da sei studi che indagano la fluidità di movimento su movimenti ripetuti dell'arto superiore. Si può notare come i vari movimenti di *'point to point'* o *'reach to grasp'* siano movimenti costituiti da una fase di andata e una di ritorno alla posizione iniziale ripetute per un predeterminato numero di volte. I movimenti sono costituiti da cicli e il movimento è considerabile periodico. A seguito di questa considerazione si è deciso di operare ancora una volta un confronto con un segnale sinusoidale. Si può però osservare che, negli studi elencati, le analisi di movement smoothness sono state effettuate sui singoli movimenti e non sull'interezza del movimento stesso, in particolare i calcoli sono stati effettuati sui movimenti di andata e ritorno. Volendo mantenere quindi l'analogia con un movimento sinusoidale, l'analisi su questi tratti sarà comparabile a quella effettuata sui tratti ascendenti e discendenti delle sinusoidi. Resta da definire la frequenza con cui i movimenti vengono effettuati. Un'idea sulla durata del movimento può essere ricavata dagli studi di P. Leconte et al. e di V. Montes et al. che riportano che un intero ciclo del movimento analizzato è compiuto in circa $1 \text{ s}^{13,24}$ che corrisponde a una frequenza pari a 1 Hz. Il confronto con i segnali sintetici è effettuato prendendo in considerazione i segmenti dei segnali sinusoidali a frequenza 1 Hz riportati nella Tabella 11. I valori delle metriche di movement smoothness per segmenti che rappresentano metà ciclo di una senoide sono: SPARC= -3.61; LDLJ= -1.58.

Effettuando il confronto con i soggetti sani coinvolti negli studi, da cui si ricava un valore di movement smoothness migliore, si può subito notare come la metrica SPARC calcolata su segnali sintetici sia sempre minore rispetto ai valori della stessa metrica calcolata sui segnali reali; questo significa che il movimento sintetico sia meno smooth del segnale reale. Una possibile spiegazione di questo comportamento può essere spiegata come nel caso dell'ultimo segnale reale derivante dallo studio sul cammino analizzato in precedenza. La mancata rimozione del valore medio in tutti gli articoli riportati nella Tabella 23 avrebbe spostato lo spettro in frequenza verso la componente in continua riducendo di fatto il valore della SPARC. Al contrario per la LDLJ i valori riportati negli articoli, con l'eccezione dello studio di V. Montes et al., risultano inferiori al valore della metrica calcolata sul segnale sintetico indicando che la movement smoothness di quest'ultimo possa essere considerata come il valore ideale.

Ci si vuole soffermare adesso sullo studio effettuato da P. Leconte et al. Il setup sperimentale dell'articolo in questione prevedeva di eseguire dei movimenti ripetuti in direzione verticale rispetto al soggetto, attraverso una struttura che impediva lo spostamento nelle altre due direzioni. Questo setup è molto simile a quello presentato in questo lavoro di tesi dove, però, il movimento permesso era in una direzione perpendicolare rispetto a quella analizzata da P. Leconte et al. il confronto viene inoltre effettuato con i dati relativi alle prove svolte con l'arto non affetto da paresi dei soggetti post-stroke per un segnale ritmico senza la presenza del target. Questa scelta è stata effettuata per porsi nella situazione più analoga al setup sperimentale presente in questo lavoro.

I valori medi di LDLJ per i segmenti del segnale analizzato in questo lavoro di tesi sono -3.94 e -4.02, mentre nell'articolo viene riportato un dato pari a -4.5. Si può notare che i due valori sono vicini tra loro e la differenza presente può essere dovuta alla variabilità presente tra i soggetti. Un ulteriore step è quello di confrontare il valore medio della movement smoothness per i segmenti del movimento con i dati ottenuti analizzando il segnale intero. Riprendendo quanto detto nel capitolo precedente, diventa di nuovo evidente che il calcolo della movement smoothness dipende dal segnale analizzato; ancora confondere il calcolo delle metriche su segmenti dei segnali con il calcolo delle stesse effettuato sull'interezza del segnale, porta a smarrire il focus dell'analisi che è lo studio del movimento compiuto nella sua interezza.

In conclusione, è possibile confrontare i dati della Tabella 22 con la Tabella 23 effettuando un paragone tra segnali periodici, rappresentati dall'analisi del cammino, e segmenti di tali segnali, utilizzando i dati dei movimenti dell'arto superiore.

Si può notare che i valori di movement smoothness dell'analisi del cammino (studi di M. Germanotta et al. e F. do Vale Garcia et al.) si avvicinano ad alcuni dati derivanti dall'analisi del movimento dell'arto superiore (per esempio gli studi di V. Montes et al. per la metrica SPARC-SAL e di N. Bayle et al. per LDLJ). Questo comportamento permette di sottolineare un altro aspetto sulla movement smoothness. I segnali analizzati nelle due tabelle presentano un profilo differente, ma, come detto, sono presenti valori molto simili. Questo porta ad affermare che la fluidità di movimento, calcolata attraverso le metriche

presentate in questo lavoro di tesi, non sia una misura assoluta della qualità del movimento. La movement smoothness deve essere una valutazione relativa, dipendente dal tipo di segnale. Non è quindi possibile definire in maniera assoluta la fluidità dei movimenti senza considerare il profilo dei movimenti stessi. Per valutare la movement smoothness di un tipo di movimento si deve prendere un riferimento; non è quindi possibile confrontare gli stessi valori di fluidità per tipologie di movimento differente, ma l'accostamento può essere realizzato solo con un movimento con lo stesso profilo. Conseguentemente, se si effettua un'analisi su movimenti fondamentali che costituiscono il movimento originale, essa non restituisce informazioni sulla movement smoothness del movimento originale, ma dei singoli movimenti, che non danno informazioni complete del suo intero.

4. Conclusioni e Prospettive Future

A seguito di uno studio sullo stato dell'arte si è visto come sia presente un diverso approccio per il calcolo della movement smoothness che, a seconda del tipo di segnale individuato, viene calcolata sul segnale intero o in seguito ad una segmentazione.

Dall'analisi dei segnali sintetici presentati, in particolare attraverso forme d'onda sinusoidali, si sono ottenute le basi per un confronto sia con i segnali reali tratti dalle prove sperimentali con il banco di prova presentato in questo lavoro di tesi sia con i risultati presentati in letteratura. Affrontando le diverse somiglianze nei profili dei segnali analizzati, si sono confrontati i segnali ricavati dall'analisi dello stato dell'arte sullo studio del cammino e i segnali derivati dai test chiamati CP4 e CP13 con le sinusoidi, operando un paragone tra questi segnali con un segnale periodico che rappresentasse il movimento smooth preso come riferimento. In maniera analoga, si è proceduto con i segnali ricavati dal movimento degli arti superiori nei task, per esempio, di "*reach to grasp*" e "*pick and place*", analizzati in letteratura come singoli movimenti e considerando il segnale intero, confrontandoli con i segnali segmentati ottenuti dai test sperimentali nel banco di prova; con essi si è effettuato un paragone con i segmenti opportuni di una sinusoide che rappresentassero il caso di riferimento per la movement smoothness.

Da questi confronti è emerso che il valore della smoothness non è definibile in maniera assoluta, a causa della variabilità tra i vari tipi di segnali e anche contestualmente tra i segnali sinusoidali. La definizione di un segnale smooth non è definibile in senso assoluto, ma deve quindi dipendere dal caso, dal profilo specifico di velocità o accelerazione. Il concetto di movement smoothness non è una nozione che trascende il profilo del movimento, ma dipende in maniera stretta da esso. Non si può definire quindi qual è il movimento smooth a prescindere, deve sempre essere riportato ad un riferimento che indichi il caso più smooth possibile. Conseguentemente anche da quanto emerso dalle prove effettuate in questo lavoro non è possibile confrontare valori della stessa metrica indicativa della smoothness per tipologie di segnali differenti. Segnali differenti presentano profili differenti e dunque anche il caso ideale avrà una rappresentazione

diversa dal caso ideale di un secondo differente movimento. Dai test effettuati in questo lavoro emerge il fatto che il concetto di movement smoothness deve essere un valore relativo e deve essere sempre riportato ad un caso di riferimento che cambia a seconda del tipo di movimento analizzato. Non è possibile definire un segnale smooth generico ma esso deve essere riferito al task che si vuole analizzare e non può essere confrontato con movimenti differenti.

Bibliografia

1. Balasubramanian, S., Melendez-Calderon, A., Roby-Brami, A. & Burdet, E. On the analysis of movement smoothness. *J Neuroeng Rehabil* **12**, 112 (2015).
2. Vikne, H., Bakke, E. S., Liestøl, K., Sandbæk, G. & Vøllestad, N. The smoothness of unconstrained head movements is velocity-dependent. *Hum Mov Sci* **32**, 540–554 (2013).
3. Bax, M. *et al.* Proposed definition and classification of cerebral palsy, April 2005. *Dev Med Child Neurol* (2005) doi:10.1017/S001216220500112X.
4. https://www.msdmanuals.com/it/professionale/pediatria/malattie-neurologiche-pediatiche/paralisi-cerebrale#Sintomatologia_v1093511_it. MSD manuals.
5. https://www.fondazioneariel.it/it/paralisi-cerebrale-infantile/domande-e-risposte?gad_source=1&gclid=Cj0KCQjwj4K5BhDYARIsAD1Ly2oFHZgEZgxwoX2PcYcWJPUVZ6EgDbJcrPAFejNrxgZVYAkN8xg9378aAk9DEALw_wcB. Fondazione Ariel.
6. Balasubramanian, S., Melendez-Calderon, A. & Burdet, E. A robust and sensitive metric for quantifying movement smoothness. *IEEE Trans Biomed Eng* **59**, 2126–2136 (2012).
7. Mohamed Refai, M. I. *et al.* Smoothness metrics for reaching performance after stroke. Part 1: which one to choose? *J Neuroeng Rehabil* **18**, (2021).
8. BEPPU, H., SUDA, M. & TANAKA, R. Analysis of cerebellar motor disorders by visually guided elbow tracking movement. *Brain* (1984) doi:10.1093/brain/107.3.787.
9. Rohrer, B. & Hogan, N. Avoiding Spurious Submovement Decompositions II: A Scattershot Algorithm. *Biol Cybern* (2006) doi:10.1007/s00422-006-0055-y.
10. Sivakumar, B., Richard Herman, Ruihua, W. & Jiping, H. *Robot-Measured Performance Metrics in Stroke Rehabilitation*. (IEEE, 2009).
11. Melendez-Calderon, A., Shirota, C. & Balasubramanian, S. Estimating Movement Smoothness From Inertial Measurement Units. *Front Bioeng Biotechnol* **8**, (2021).

12. McAuley, J. H., Rothwell, J. C. & Marsden, C. D. Frequency peaks of tremor, muscle vibration and electromyographic activity at 10 Hz, 20 Hz and 40 Hz during human finger muscle contraction may reflect rhythmicities of central neural firing. *Exp Brain Res* (1997) doi:10.1007/PL00005662.
13. Leconte, P., Orban de Xivry, J. J., Stoquart, G., Lejeune, T. & Ronsse, R. Rhythmic arm movements are less affected than discrete ones after a stroke. *Exp Brain Res* **234**, 1403–1417 (2016).
14. Hussain, A. *et al.* Self-paced reaching after stroke: A quantitative assessment of longitudinal and directional sensitivity using the H-man planar robot for upper limb neurorehabilitation. *Front Neurosci* **10**, (2016).
15. Hailey, R. O. *et al.* Impact of Gravity Compensation on Upper Extremity Movements in Harmony Exoskeleton. in *IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics* vols 2022-July (IEEE Computer Society, 2022).
16. do Vale Garcia, F. *et al.* Movement smoothness in chronic post-stroke individuals walking in an outdoor environment-A cross-sectional study using IMU sensors. *PLoS One* **16**, (2021).
17. Germanotta, M., Iacovelli, C. & Aprile, I. Evaluation of Gait Smoothness in Patients with Stroke Undergoing Rehabilitation: Comparison between Two Metrics. *Int J Environ Res Public Health* **19**, (2022).
18. Belluscio, V. *et al.* Gait quality assessment in survivors from severe traumatic brain injury: An instrumented approach based on inertial sensors. *Sensors (Switzerland)* **19**, (2019).
19. Saes, M. *et al.* Smoothness metric during reach-to-grasp after stroke: part 2. longitudinal association with motor impairment. *J Neuroeng Rehabil* **18**, (2021).
20. Beck, Y. *et al.* SPARC: A new approach to quantifying gait smoothness in patients with Parkinson's disease. *J Neuroeng Rehabil* **15**, (2018).
21. Pinto, C. *et al.* Movement smoothness during a functional mobility task in subjects with Parkinson's disease and freezing of gait - An analysis using inertial measurement units. *J Neuroeng Rehabil* **16**, (2019).

22. Figueiredo, A. I. *et al.* SPARC Metrics Provide Mobility Smoothness Assessment in Oldest-Old With and Without a History of Falls: A Case Control Study. *Front Physiol* **11**, (2020).
23. Bayle, N. *et al.* Comparison of Various Smoothness Metrics for Upper Limb Movements in Middle-Aged Healthy Subjects. *Sensors* **23**, (2023).
24. Montes, V. R., Quijano, Y., Chong Quero, J. E., Ayala, D. V. & Perez Moreno, J. C. Comparison of 4 different smoothness metrics for the quantitative assessment of movement's quality in the upper limb of subjects with cerebral palsy. in *2014 Pan American Health Care Exchanges (PAHCE)* (IEEE, 2014).
doi:10.1109/PAHCE.2014.6849644.
25. van Iersel, M. B., Olde Rikkert, M. G. M. & Borm, G. F. A method to standardize gait and balance variables for gait velocity. *Gait Posture* (2007)
doi:10.1016/j.gaitpost.2006.09.002.