

Università degli Studi di Milano - Bicocca

Scuola di Scienze

Dipartimento di Informatica, Sistemistica e Comunicazione

Corso di laurea in Informatica

## analisi dati inerziali e fisiologici acquisiti con sensori indossabili

Relatore: Prof. Gasparini Francesca

Correlatore: Dott. Giltri Marta

Relazione della prova finale di:

Gusmara Andrea Matricola 831141

 $Ai\ miei\ genitori$ 

#### Sommario

Ormai da tempo in tutte le popolazione del mondo si sta presentando un costante incremento del numero di anziani , per lo più persone che generalmente perdono dimestichezza in attività che prima sembravano semplici , come per esempio una camminata. A questo proposito propongo un esperimento in cui sono coinvolte due aspetti che ritengo importanti , il Gait Analysis e l' Inertial Pedestrian Navigation System. Aspetti inseribili all'interno dei progetti di Walkability e di Health Care Monitoring .

Per quanto riguarda il Gait Analysis mi concentrerò sulla valutazione e il calcolo dei parametri ricavabili dai soli dati inerziali. Nella prima fase di analisi andrò a concentrarmi sull'individuazione del passo (StepDetection). Dopodiché andrò a valutare i seguenti parametri: Stride Length , Step frequency , Stride velocity. Alcuni di questi ultimi parametri saranno successivamente molto utili anche nella fase di calcolo della navigazione inerziale. Infatti per quanto riguarda il Pedestrian Dead Reckonig , che è una procedura che consiste essenzialmente nel calcolare la posizione corrente a partire dalla quella precedente , andrò a utilizzare l'orientamento , e la lunghezza del passo, in modo tale da ricavare lo spostamento .

I sistemi di navigazione inerziali (Inertial Navigation System) vengono generalmente in aiuto nelle situazione di navigazione al chiuso, dove i sistemi di posizionamento globali (GPS) falliscono a causa di ostruzioni dovuti dagli edifici. Purtroppo i sensori di navigazione inerziali non sono molto affidabili, a causa della problematica della continua integrazione di piccoli errori di acquisizione che si propagano nel tempo e vanno a peggiorare notevolmente nel calcolo della posizione, e quindi vanno generalmente accompagnati con procedure di trattamento dei dati.

L'esperimento su cui si baserà la mia analisi consiste sostanzialmente in una camminata lungo un percorso prestabilito e vincolato ad una frequenza di passo. Il sensore scelto per effettuare le acquisizioni dei dati inerziali è lo Shimmer 9DOF.

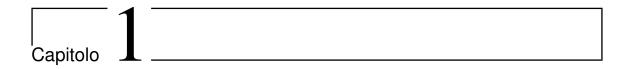
L'obbiettivo di questa tesi è quello di acquisire dei dati inerziali e di velocità angolare validi e interessanti per effettuare una buona analisi sperimentale di Position Dead Reckoning e di Gait analysis. Quindi riuscire a ricostruire il tracciamento del percorso con buona qualità e precisione e ad eseguire una valutazione dei risultati sulla stima dei parametri legati al Gait Analysis .



# Indice

1	Intr	Introduzione					
	1.1	Sisten	na di riferimento	6			
	1.2		natica				
		1.2.1					
	1.3	Angol	li di eulero				
		_	RPY Angles				
<b>2</b>	Sen	sori		15			
		2.0.1	Sensore Shimmer3	16			
	2.1	Accele	erometro	16			
		2.1.1	Errori				
		2.1.2	Calibrazione accelerometro				
	2.2	Giroso	copio	20			
		2.2.1	Errori				
		2.2.2	Calibrazione giroscopio				
3	Alg	oritmi	i utilizzati	25			
	3.1	Dead	Reckoning	25			
		3.1.1					
	3.2	Gait A	Analisys	27			
		3.2.1	Step detection				
		3.2.2	Calcolo dell'orientamento	32			
		3.2.3	Step Velocity	32			
		3.2.4	Stride Length				
		3.2.5	StepFrequency				

4	Imp	ostazione esperimento	37
	4.1	Esperimento	38
		4.1.1 Descrizione percorso	39
5	Rist	ıltati e Conclusioni	41
	5.1	Risultati Step Detection	41
	5.2	Risultati Step Frequncy	43
	5.3	Risultati Stride Velocity	45
	5.4	Risultati Stride Lentgh	45
	5.5	Risultati del tracking del percorso	45
	5.6	Conclusioni	49



## Introduzione

Da tempo ormai l'interesse cittadino è diretto verso la questione dello spostamento all'interno delle città, città che si stanno ingrandendo e che stanno ora rivalutando molti luoghi urbani come le periferie. Siccome stanno diventando luoghi di intensa vitalità si sta verificando un inevitabile aumento del traffico durante gli spostamenti.

Si sentono ogni giorno parlare del miglioramento dei mezzi pubblici o strade. Solo ultimamente però si ha iniziato a parlare di pedonalità (walkability), diverse ricerche stanno evidenziando come la walkability sia uno studio importante da cui partire per aumentare la qualità della vita nelle città, [6] e [3]. Una migliore pedonalità potrebbe permettere una maggiore accessibilità dei vari servizi per i cittadini, nuove opportunità, maggiore inclusione della parte di popolazione più vulnerabile e incoraggiando attività ricreative in parchi e zone verdi. Inoltre dopo gli avvenimenti in questo ultimo anno di emergenza sanitaria, sarà una tematica concreta che i vari paesi europei dovranno rendere conto nella nuova tabella di marcia proposta nel Green Deal.

In uno studio sulla qualità della pedonalità di una città ritengo importante l'osservazione e una conseguente analisi degli spostamenti effettuati da parte dei diversi pedoni durante le loro camminata.

La localizzazione di persone e oggetti in movimento è sempre stato di significativo interesse in molti ambiti di ricerca . I primi passi sono stati fatti da parte degli Stati Uniti , in particolare dal dipartimento della difesa , la quale sviluppò a metà degli anni 90' il sistema di localizzazione globale anche detto GPS. Una tecnologia ormai diventata utilissima anche quasi essenziale in molti utilizzi ma che è pressoché inutilizzabile in ambienti chiusi , a causa della perdita del segnale di comunicazione tra i vari dispositivi e i satelliti.

La localizzazione di persone e/o oggetti in ambienti chiusi negli ultimi anni sta attirato un forte interesse sia da parte di aziende che di ricercatori per via di un elevato numero di nuove applicazioni disponibili per il mercato. Gli utilizzi appunto possono essere vari , tra i quali ci può essere 'Asset Tracking' utilizzato per il monitoraggio dei veicoli incaricati allo spostamento di merci o materiali nel campo della distribuzione o industriali , permettendo di risparmiare tempo e aumentare l'efficienza. Il tracciamento delle persone per monitorare la loro salvaguardia . Nel tracciamento del percorso per ambienti quali aeroporti centri commerciali , ma in generale in ogni edificio pubblico.

Da un punto di vista tecnico le procedure di Indoor Navigation System si possono dividere in due categorie : Infrastructure-Based Systems e Infrastructure-Free . La prima categoria richiede l'installazione di dispositivi nell'ambiente in cui si vuole operare. Dispositivi come : sistemi basati su onde radio , radio-frequency identification(RFID) , bluetooth low energy (BLE) e WiFi . Nella seconda categoria invece non è necessaria l'aggiunta di dispositivi ma si basa sul concetto di navigazione inerziale. In questa tesi tenterò una semplice implementazione di un algoritmo di Indoor Positioning Sytsem (IPS) infrastructure-free basandomi sulla tecnica di Pedestrian Dead Reckoning (PDR) realizzato attraverso un Inertial Navigation System(INS) con dati acquisiti tramite Inertial Mesurement Unit (IMU).

Pedestrian Dead Reckoning , o più in generale il Dead Reckoning è il processo di calcolo della posizione di un oggetto mobile, nel nostro caso una persona , basandosi sulla precedente posizione e predicendo quella successiva utilizzando le informazione di orientamento e spostamento.

Nel mercato della sensoristica è possibile trovare dispositivi System in Package (SIP) capaci di integrazione di diversi sensori più essenziali. Un IMU è una di queste unià integrabili che al suo interno contiene sensori inerziali come accelerometro giroscopio , che acquisiscono segnali riguardanti la dinamica di movimento percepito. Molto spesso viene integrato con dei sistemi ausiliari come il magnetometro , termometro , altimetro utilizzati per lo più come segnali a sostegno nella fase di processo dei dati inerziali. Inoltre molti dispositivi hanno al loro interno altri sensori integrati volti al' acquisizione di dati fisiologici , come per esempio ElectroMyography sensor (EMG) , Galvanic Skin Response (GSR) , ElectroCardiography (ECG).

Purtroppo tutti gli IMU soffrono di effetto chiamato di deriva di integrazione (integration drift), la quale consiste nell'integrazione di piccoli errori di misurazione. Effetto che portano a maggiori errori in fase di calcolo della posizione. Per quest'ultimo motivo son necessari dei metodi di correzione periodici nel processo dei dati ma anche con l'utilizzo di strumenti ausiliari di navigazione.

L'utilizzo di questi sensori permette di effettuare analisi fisiologiche molto accu-

rate e spesso in grado di prevedere un calche disturbo o malattia. Molte analisi sono per l'appunto permesse dall'acquisizione di dati fisiologici ma anche dal' analisi del passo è infatti è un fattore molto utilizzato in ambito medico. In questo articolo [9] viene presentato uno studio sull'analisi del passo in cui vengono usati due sensori montati alle caviglie di entrambi i piedi.

### 1.1 Sistema di riferimento

Un sistema di riferimento può essere definito come l'insieme di riferimenti o coordinate utilizzate al fine di localizzare dei punti nello spazio oppure per misurare un certo fenomeno fisico coinvolto in un determinato problema o applicazione pratica. Possiede la proprietà di sistema ortonormale data la presenza di versori a due a due ortonormali. I sistemi definiti in un certo spazio condividono con esso il numero di dimensioni e quindi possedere una , due , tre o n dimensioni.

Esistono principalmente due sistemi di riferimento . Quelli inerziali in cui è valido il primo principio della dinamica ( il principio di inerzia) , e che quindi dato l'osservatore (sistema di riferimento) S , un secondo sistema viene detto inerziale se si muove di moto rettilineo uniforme rispetto a S. Un esempio pratico è la terra e le persone che si trovano sulla superficie , anche se noi non ci muoviamo , ci spostiamo insieme alla rotazione della terra, quindi permettendoci di apparire come punto senza perturbazioni al sistema solidale con la rotazione della terra.

Un sistema di riferimento non inerziale è un sistema di riferimento in cui un corpo soggetto a una risultante delle forze esterne nulla si muove comunque di moto non uniforme. Dato un problema allora il fenomeno fisco che si vuole studiare è descritto da delle grandezze vettoriali associate ad unità di misura. Un vettore ha sempre le seguenti caratteristiche : modulo (il suo valore numerico di lunghezza) , la direzione ( denotata dalla retta che giace sul vettore) , e il verso (che indica la parte in cui punta la freccia lungo la sua direzione). Studiando il moto della persona è necessario quindi specificare con quale sistema si sta osservando , prima di trattare delle forze fisiche che lo coinvolgono. Tenendo presente le seguenti configurazioni di sistemi di riferimento , le quali indicano le direzioni dei versori del sistema di riferimento.

- 1. NED (North East Down)
- 2. NWU (North West Up)
- 3. ENU (East North Up)

Andiamo ad analizzare i sistemi di riferimento consigliati nella letteratura [7] e rappresentato graficamente nell'immagine 1.1.

- Earth-Centered Inertial (I) Frame : è il sistema di riferimento terrestre inerziale non rotante che ha come punto di origine il centro di gravità della Terra . Il piano definito dagli assi x e y coincide con il piano dell'equatore terrestre , invece l'asse z è ortogonale al piano dell'equatore e passante per il polo nord, Ed è inerziale rispetto al sistema E.
- Earth-Centered Earth-Fixed (E) Frame : è il sistema di riferimento terrestre utilizzato per la localizzazione della posizione degli oggetti sulla superficie terrestre . Anche in questo sistema di riferimento il piano identificato dagli assi x e y coincide con la linea dell'equatore e l'asse z rimane ortogonale al piano definito da x e y e passante per il polo Nord . Fissando quindi l'asse delle x passante dal meridiano di Greenwich.
- Navigation (N) Frame : è il sistema di riferimento non più legato alla Terra ma bensì alla navigazione del corpo sulla superficie terrestre , è usato per integrare l'accelerazione in velocità e per definire lo spostamento angolare intorno all'asse Z.
- Body (B) frame : è il sistema di riferimento solidale con l'orientamento del sensore e viene utilizzato come riferimento per le acquisizione di dati.

## 1.2 Cinematica

In questo capitolo andiamo a riprendere dei concetti di base sulla cinematica di un corpo rigido , secondo [4]. Un corpo rigido è completamente descritto nello spazio dalla sua posizione e dal suo orientamento , in breve detto anche posa o pose in inglese. La posizione di un punto O' di un corpo rigido rispetto al sistema di coordinate O-xyz è espresso nel seguente modo

$$o' = o'_x * x + o'_y * y + o'_z * z \tag{1.1}$$

dove  $o'_x o'_y o'_z$  rappresentano le componenti del vettore o' appartenete in  $o' \in \mathbb{R}^3$  quindi la posizione può essere riscritta in modo compatto da un vettore di dimensione  $(3 \times 1)$ .

$$o' = \begin{bmatrix} o'_x \\ o'_y \\ o'_z \end{bmatrix} \tag{1.2}$$

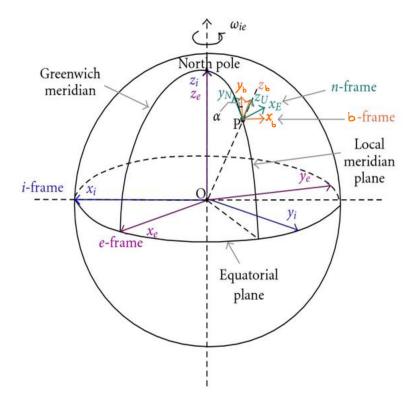


Figura 1.1:

In modo da descrivere l'orientamento di un corpo rigido è conveniente considerare un attaccato al corpo in questione ed considerare i suoi vettori unità (versori) rispetto al frame di riferimento . Indichiamo con O'-x'y'z' quel sistema solidale col corpo e con origine in O' e x'y'z' i vettori unità degli assi del frame. Quest'ultimi vettori unità vengono espressi a partire dal frame di riferimento O-xyz come espresso nell'equazione .

$$x' = x'_{x}x + x'_{y}y + x'_{z}z$$

$$y' = y'_{x}x + y'_{y}y + y'_{z}z$$

$$z' = z'_{x}x + z'_{y}y + z'_{z}z$$
(1.3)

Quindi le componenti di ogni vettore unità sono il coseno delle direzioni degli assi del frame O'x'y'z' rispetto al frame O-xyz 1.1.

#### 1.2.1 Matrici di rotazione

In questo modo possiamo prendere i vettori unità che descrivono l'orientamento del corpo rispetto al frame di partenza e combinarli per ottenere una matrice  $(3 \times 3)$ .

$$R = \begin{bmatrix} x' & y' & z' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x'_x & y'_x & z'_x \\ x'_y & y'_y & z'_z \\ x'_z & y'_z & z'_z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x'^T x & y'^T x & z'^T x \\ x'^T & y'^T y & z'^T z \\ x'^T & y'^T z & z'^T z \end{bmatrix}$$
(1.4)

Questa matrice è detta matrice di rotazione. Si può notare che le colonne della matrice di rotazione sono appunto i versori e sono ortogonali a due a due , anche perchè rappresentano i versori di un sistema di riferimento ortonormale. Di conseguenza R è una matrice ortonormale , il che comporta che

$$R^T R = I_3 \tag{1.5}$$

dove con  $I_3$  intendiamo una matrice identità con dimensione 3. Partendo quindi dall'equazione 1.5 e moltiplicando da entrambi le parti dell'uguale per la matrice inversa di  $R^{-1}$  otteniamo

$$R^T = R^{-1} \tag{1.6}$$

la matrice di rotazione trasposta è uguale alla matrice inverse , guadagno in tempo di computazione elevato.

#### Matrici di rotazione elementare

Se consideriamo un frame che può essere ottenuto attraverso una semplice rotazione attorno ad un solo dei suoi assi , allora quella matrice viene detta matrice di rotazione elementare . Le rotazione sono positive se sono fatte in senso antiorario intorno al relativo asse. Qui di seguito riporto le matrici di rotazione elementari. La matrice di rotazione elementare intorno all'asse delle z per un angolo di gradi  $\psi$ 

$$R(\psi) = \begin{bmatrix} \cos(\psi) & -\sin(\psi) & 0\\ \sin(\psi) & \cos(\psi) & 0\\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
 (1.7)

La matrice di rotazione elementare intorno all'asse delle y per un angolo di gradi  $\phi$ 

$$R(\phi) = \begin{bmatrix} \cos(\phi) & 0 & \sin(\phi) \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin(\phi) & 0 & \cos(\phi) \end{bmatrix}$$
(1.8)

La matrice di rotazione elementare intorno all'asse delle x per un angolo di gradi  $\theta$ 

$$R(\theta) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\theta) & -\sin(\theta) \\ 0 & \sin(\theta) & \cos(\theta) \end{bmatrix}$$
(1.9)

Inoltro è facilmente verificabile la seguente proprietà che vale su qualsiasi asse di rotazione.

$$\mathbf{R}(-\theta) = \mathbf{R}^T \tag{1.10}$$

Tenendo in cosinderazione le ultime eqauzioni possiamo quindi assegnare alla matrice di rotazione un signaficato geometrico, la matrice di rotazione descrive la rotazione attorno a un specifico asse nello spazzio con la necessità di allineare gli assi del frame di riferimento con i corrispettivi assi del body frame.

Definiamo ora un punto p rispetto al sistema di cordinate O - xyz

$$p = \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \\ p_z \end{bmatrix} \tag{1.11}$$

e un punto p' espresso questa volta il sistema di riferimento O - x'y'z'

$$p' = \begin{bmatrix} p_x' \\ p_y' \\ p_z' \end{bmatrix} \tag{1.12}$$

Siccome P e P' sono in realtà uno stesso punto P materiale nello spazio ma descritto in due modi diversi secondo i due sistemi di riferimento che si vedono nell'immagine.

$$p = p'_{x} * x' + p'_{y} * y' + p'_{z} * z' = \begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} p'$$
 (1.13)

In accordo con l'equazione 1.4 valgono le seguenti equazioni.

$$p = Rp'$$

$$p' = R^T p$$
(1.14)

In definitiva una matrice di rotazione possiede tre differenti significati geometrici.

• Descrive l'orientamento reciproco tra due sistemi di riferimento (frame) , le ue colonne sono il coseno dei vettori degli assi del frame ruotato rispetto al sistema sistema originale.

- Esprime la trasformazione delle coordinate di un punto espresso in due frame diversi.
- E' l'operatore che permette di ruotare un punto nello stesso frame

#### Composizione di matrici di rotazione

E' possibile esprimere una successione di rotazioni , descritte ognuna da una matrice di rotazione, in un'unica matrice di rotazione , moltiplicando la sequenze di matrici. Denotiamo tre sistemi di riferimento  $O-x_0y_0z_0$ ,  $O-x_1y_1z_1$ ,  $O-x_2y_2z_2$  e la rappresentazione dello stesso punto P espresso rispettivamente nei precedenti sistemi di riferimento  $p_0p_1p_2$ . Denotiamo a questo punto  $R_j^i$  la matrice di rotazione che parte dal sistema di riferimento j-esimo e arriva al sistema di riferimento i-esimo , valendo le seguenti proprietà.

$$\mathbf{R}_{j}^{i} = \left(\mathbf{R}_{i}^{j}\right)^{-1} = \left(\mathbf{R}_{i}^{j}\right)^{T} \tag{1.15}$$

Che sta a indicare la proprietà espressa nell'equazione 1.6.

Consideriamo il frame inizialmente allineato con il sistema  $O-x_0y_0z_0$  la rotazione espressa dalla matrice  $R_2^0$  che porta all'allineamenteo con il sistema  $O-x_2y_2z_2$ .  $R_2^0$  può essere considerata come la concatenazione la matrice  $R_1^0$ , che rappresenta la rotazione tra  $O_0$  e  $O_1$ , e la matrice  $R_2^1$ , che rappresenta la rotazione tra  $O_1$  e  $O_2$ . Quindi otteniamo la seguente uguaglianza.

$$\mathbf{R}_{2}^{0} = \mathbf{R}_{1}^{0} \mathbf{R}_{2}^{1} \tag{1.16}$$

Dovuta dalla non comutatività della moltiplicazione delle matrice il senso della moltiplicazione va scelto secondo le seguenti considerazioni :

In definitiva si sottolinea la problematica della composiszione delle matrice che visto che il prodotto non è commutativo allora il risultato cambierà in base all'ordine con cui si andranno a effettuare le moltiplicazioni.

- La premoltiplicazione di una matrice di rotazione con un vettore colonna  $(\mathbf{R}v)$  si intende la multiplazione del tipo  $p^1 = \mathbf{R}_1^0 p^0$ . Invece la premoltiplicazione di una matrice di rotazione con un'altra matrice  $(\mathbf{R}_1^0 \mathbf{R}_2^1)$  rappresenta effettuare la rotazione di  $\mathbf{R}_1^0$  rispetto al sistema iniziale  $O x_0 y_0 z_0$
- La postmoltiplicazione di una matrice di rotazione con un vettore riga  $(w\mathbf{R})$  si intende la moltiplazione del tipo  $p^0 = p^1\mathbf{R}_1^0$ . Quindi la post-moltiplicazione è caratterizzata da una rotazione inversa rispetto alla pre-moltiplicazione tale per cui vale  $p^1 = \mathbf{R}_1^0 v^0 = w^0 \mathbf{R}^T$ . Invece la postmoltiplicazione di una matrice

di rotazione con un'altra matrice  $(\mathbf{R}_1^0\mathbf{R}_2^1)$  rappresenta effettuare la rotazione di  $\mathbf{R}_2^1$  rispetto al sistema  $O-x_1y_1z_1$  ottenuto ruotando per  $\mathbf{R}_1^0$  rispetto al sistema iniziale $O-x_0y_0z_0$ . Quindi in sostanza si parte dal sistema descritto dalla rotazione precedente per poi ottenere un nuovo sistema con la nuova rotazione.

## 1.3 Angoli di eulero

Le matrici di rotazione danno descrizioni ridondanti sull'orientamento sistema di riferimento , infatti sono rappresentati da 9 elementi i quali non sono linearmente indipendenti ma legate da 6 vincoli dovuti l'ortogonalità tra gli assi data dall'equazione 1.5. Questo implica che bastano tre parametri per descrivere l'orientamento di un corpo rigido nello spazio. Questa tipo descrizione è una rappresentazione minima per l'orientamento e può essere ottenuta utilizzando un vettore contenente tre angoli  $\gamma = \left[\begin{array}{cc} \phi & \theta & \psi \end{array}\right]^T$ . Una generica rotazione può essere ottenuta dalla composizione di tre matrici di rotazioni elementari garantendo che due rotazione consecutive vengono non effettuate su assi paralleli . Questa ultima affermazione implica che rimangono 12 diverse tipologie di combinazione , per formare la generica rotazione , su un totale di 27 possibili combinazioni . Ognuno delle 12 combinazioni di angoli vengono chiamati angoli di eulero.

## 1.3.1 RPY Angles

RPY Angles è insieme di angoli di eulero usati per rappresentare l'orientamento nel campo aeronautico . Questi sono angoli fanno riferimento agli assi ZYX angoli anche chiamati Roll-Pitch-Yaw angles . Gli angoli di eulero vengono quindi rappresentati  $\gamma = [\begin{array}{ccc} \phi & \theta & \psi \end{array}]^T$  e rappresentano la rotazione rispetto a un sitema di riferimento fisso al centro del sensore. La rotazione completa risultante dai angoli di eulero risulta :

- Ruotare il sistema di riferimento di  $\psi$  attorno all'asse z ( yaw) . Rotazione descritta dalla matrice  $\mathbf{R}_z(\psi)$  che è formalemente definita da 1.7 .
- Ruotare il sistema di riferimento di  $\theta$  attorno all'asse x ( pitch) . Rotazione descritta dalla matrice  $\mathbf{R}_{x}$  ( $\theta$ ) che è formalmente definita da 1.9 .
- Ruotare il sistema di riferimento di  $\varphi$  attorno all'asse y ( roll) . Rotazione descritta dalla matrice  $\mathbf{R}_{y}(\varphi)$  che è formalmente definita da 1.8

La rotazione completa , espressa sotto forma di matrice di rotazione , è ottenuta combinando le tre rotazione elementari elencate prima , rappresentato anche nell'immagine 1.2.

$$R(\phi) = \mathbf{R}_{y}(\varphi) \mathbf{R}_{x}(\theta) \mathbf{R}_{z}(\psi)$$

$$= \begin{bmatrix} \cos_{\varphi} \cos_{\theta} & \cos_{\varphi} \sin_{\theta} \sin_{\psi} - \sin_{\varphi} \cos_{\psi} & \cos_{\varphi} \sin_{\theta} \cos_{\psi} + \cos_{\varphi} \cos_{\psi} \\ \sin_{\varphi} \cos_{\theta} & \sin_{\varphi} \sin_{\theta} \sin_{\psi} + \cos_{\varphi} \cos_{\psi} & \sin_{\varphi} \sin_{\theta} \cos_{\psi} - \cos_{\varphi} \sin_{\psi} \\ -\sin_{\varphi} & \cos \theta \sin \psi & \cos \theta \cos \psi \end{bmatrix}$$

$$(1.17)$$

Esiste anche il procedimento inverso, cioè data una matrice di rotazione è possibile ricavare gli angoli di eulero.

$$R(\phi) == \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} \end{bmatrix}$$
(1.18)

La soluzione per  $\theta \in (-\pi/2, \pi/2)$ 

$$\varphi = \arctan 2(r_{21}, r_{11})$$

$$\theta = \arctan 2(-r_{31}, \sqrt{r_{32}^2 + r_{33}^2})$$

$$\psi = \arctan 2(r_{32}, r_{33})$$
(1.19)

l'altra soluzione equivalente per  $\theta \in (-\pi/2, \pi/2)$ 

$$\varphi = \arctan 2(-r_{21}, -r_{11})$$

$$\theta = \arctan 2(-r_{31}, -\sqrt{r_{32}^2 + r_{33}^2})$$

$$\psi = \arctan 2(-r_{32}, -r_{33})$$
(1.20)

Le soluzioni precedenti degenerano con  $\cos_{\theta} = 0$  in questo caso si può solo determinare solo la somma o la differenza tra  $\varphi$  e  $\psi$ .

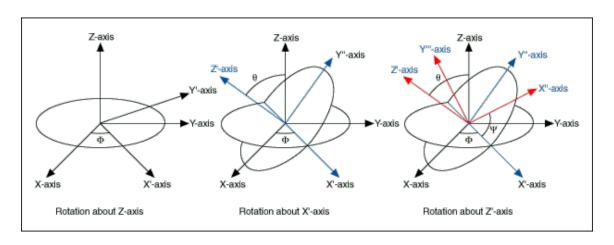
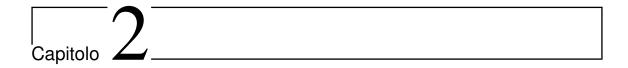


Figura 1.2:



## Sensori

La sigla MEMS acronimo di (Micro Electro-Mechanical Systems) è il nome coniato in America per indicare una famiglia di dispositivi composti da strutture meccaniche e circuiti elettronici integrati su un'unico chip di silicio.

La tecnologia MEMS da diversi anni si è imposta sul mercato della microelettronica come tecnologia innovativa , in quanto ha portato la dimensione delle componenti meccaniche allo stesso livello di quella microelettronica , dimensioni che si aggirano appunto tra i micrometri. I sensori sono stati i primi a trarre vantaggio da questa evoluzione al tal punto da poter essere considerati come tecnologia più rivoluzionaria del ventunesimo secolo. Tutto questo entusiasmo è dovuto principalmente da alcune peculiarità che questi dispositivi possiedono , quali : dimensioni compatibili con quelle della microelettronica, consumi elettrici ridottissimi e costi bassissimi. Infatti costi bassi di produzione rendono i sensori molto più accessibili a una clientela maggiore , ampliando di conseguenza le possibili applicazione.

Inoltre, date le ridottissime dimensioni, rendono possibili livelli di integrazione di sistema, che portano i dispositivi ad essere forniti di tutte le funzionalità necessarie, funzionalità analogiche e digitali che consentono di integrare in uno stesso dispositivo le funzioni più diverse. Per l'appunto i sensori possono misurare fenomeni di varia natura: meccanica (suoni, accelerazioni e pressioni, per fare alcuni esempi), termica (temperatura e flusso di calore), biologica (potenziale cellulare), chimica (pH), ottica (intensità della radiazione luminosa, spettroscopia), magnetica (intensità del flusso). La rapidità dell'evoluzione dei dispositivi MEMS è così elevata a tal punto di dover già iniziare a parlare di NEMS (Nano Electro-Meccanical System), dispositivi che si aggirano nelle dimensioni dei nanometri.

#### 2.0.1 Sensore Shimmer3

Shimmer3 è sensore wireless e indossabile usato per lo più in ambito di ricerca biomedica che vanta anche discrete specifiche tecniche. Shimmer3 possiede 9 DoF (Degree of Freedom) di rilevamento inerziale tramite accelerometro , giroscopio , magnetometro . Ha una discreta capacità di memoria integrata , pari a 8 GB , e una frequenza massima pari 1024 Hz e ottime capacità di batteria (450 mAh). Shimmer3 ha a disposizione un programma di calibrazione (9DoFCalibration) facile da usare grazie a una serie di procedure automatizzate. E' possibile se in posseso di una licenza di effeture il calcolo dell'orientamento e algoritmi di filtraggio in real-time. Shimmer3 contiene al suo interno un micro-controllore TiMSP430 , un'accelerometro capacitivo KXTC9-2050 a basso rumore della KIONIX , un giroscopio Invensense MPU9250. In definitiva si presenta come uno dei migliori dispositivi in commercio per quanto riguarda la sensoristica usata per esperimenti di health care , a sostegno cito la relazione [10] in cui vengono comparati 7 diversi sensori .

### 2.1 Accelerometro

L'accelerametro è uno strumento che permette di misurare l'accelerazione calcolata usando la forza rilevata rispetto alla massa dell'oggetto  $\vec{F}=m\times a$  e ricavando così l'accelerazione  $(m/s^2)$ . Quasi tutti gli accelerometri condividono il principio di rilevazione dell'inerzia di una massa quando viene sottoposta ad una accelerazione. La massa viene sospesa da un elemento elastico , mentre un qualche tipo di sensore ne rileva lo spostamento rispetto alla struttura fissa del dispositivo . In presenza di un'accelerazione , la massa si sposta dalla propria posizione di riposo in modo proporzionale all'accelerazione rilevata . Il sensore trasforma questo spostamento in segnale elettrico , per poi essere processato. Esistono diversi tipi di accelerometro che si differenziano per le modalità di acquisizione del sensore di posizione .

Nel nostro esperimento utilizzeremo un accelerometro capacitivo, realizzato con tecnologia MEMS. Il suo funzionamento si basa sulla rilevazione di variazione della capacità elettrica di un condensatore il quale varia in base alla distanza tra le sue armature. Da cui un apposito circuito ne convertirà in un segnale elettrico proporzionale allo spostamento.

#### 2.1.1 Errori

In questa parte andrò ad effettuare un'analisi esplorativi sulla presenza intrinseca di alcuni tipi di errori. E' stata effettuata tramite un esperimento di acquisizione con sensore in posizione statica e immobile. Sulla base della seguente ricerca [8] ho condotto la mia analisi esplorativa. I principali errori che affliggono gli accelerometri sono :

• COSTANT BIAS è un errore di offset che discosta la stima del vero valore . Definendo il bias come  $\epsilon$ , il suo contributo d'errore nella stima di velocità sarà lineare, ma quadratico nella stima della posizione

$$x(t) = \epsilon \times \frac{t^2}{2} \tag{2.1}$$

Nella figura 2.2 si nota appunto l'offset in questione, il test effettuato in figura ci permesso di vedere l'entità del segnale. Il grafico rappresenta il segnale dell'accelerazione sui tre assi.

Costant Bias for x-axis	Costant Bias for y axis	Costant Bias for z axis
2.0978	0.7748	9.4874

- VELOCITY RANDOM WALK Il segnale di output ottenuto da un accelerometro MEMS, come per il giroscopi MEMS, sono sempre disturbati da una sovrapposizione al segnale originale di un rumore bianco con media nulla. Quindi in caso integrazione del segnale comprensivo del rumore il risultato tenderà a comportarsi in modo anomalo producendo appunto un segnale di velocità con istanti in cui la velocità sembra causata da una camminata casuale.
- BIAS STABILITY L'errore di bias può cambiare nel tempo a causa del flickering, detto anche flicker noise, degli apparati elettronici che compongono lo strumento. Tale rumore presenta uno spettro inversamente proporzionale alla frequenza, i suoi effetti sulle misure si possono notare prevalentemente alle basse frequenze poiché alle alte viene mascherato dal rumore bianco. Solitamente questo errore viene modellato come un random walk a significare che il bias può variare nel tempo attorno ad un valore che può essere pensato come quello di costant bias.
- TEMPERATURE EFFECTS Variazioni di temperatura del sensore e del suo ambiente di lavoro inducono una variazione di bias. Stimare questo cambiamento non risulta semplice, ecco perché molte piattaforme IMU dispongono di sensori di temperatura interni atti a correggere tali fluttuazioni.

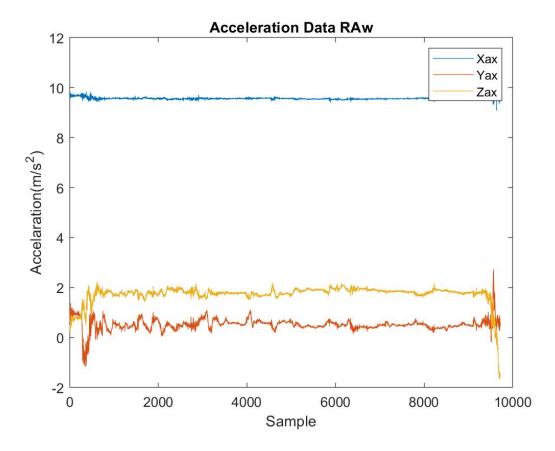


Figura 2.1: Il grafico mostra il segnale dell'accellerazione su 3 assi, si può notare il Costant Bias

• CALIBARATION EFFECTS Si riprende ora l'errore citato in precedenza a proposito della non ortogonalità degli accelerometri. Proiezioni di vettori su assi non ortogonali comportano componenti stimate di intensità diversa a seconda della rotazione relativa degli accelerometri. Tenere conto di queste distorsioni risulta complesso. In questa categoria si annoverano anche eventuali altri errori di non linearità presenti nella catena di acquisizione. Diversamente dal caso dei giroscopi questo genere di errori si nota anche in condizioni "stazionarie" per colpa dell'accelerazione gravitazionale sempre misurata.

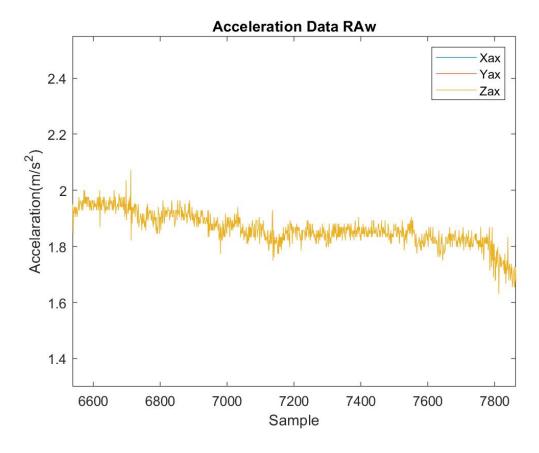


Figura 2.2: Il grafico mostra un'ingrandimento del segnale dell'accellerazione rispetto alla Z, si nota anche il disturbo del rumore bianco

#### 2.1.2 Calibrazione accelerometro

La calibrazione è un procedimento molto importante che bisogna fare prima di ogni utilizzo , infatti i sensori spesso possiedono caratteristiche diverse tra di loro anche se della stessa marca . Tutti i sensori integrati allo Shimmer hanno la possibilità di essere calibrati tramite un software dedicato messo a disposizione dalla stessa azienda (Shimmer DOF Calibration). Questa procedura automatica consisteste nel posizionare , per entrambe le direzione (positivo e negativo) di ognuno dei tre assi , in verticale. Questa semplice procedura calcola in automatico i seguenti parametri di calibrazione  $R_a$ ,  $K_a$ ,  $b_a$ .

Il calcolo analizzato fa riferimento a [5].

$$\hat{a} = \begin{bmatrix} a_{ax} \\ a_{ay} \\ a_{az} \end{bmatrix}$$
 il vettore dell'accellerazione rilevata dal sensore (2.2)

$$\hat{b}_a = \begin{bmatrix} b_{ax} \\ b_{ay} \\ b_{az} \end{bmatrix} \text{il vettore di offset dell'accelleratore}$$
(2.3)

$$\hat{y}_a = \begin{bmatrix} y_{ax} \\ y_{ay} \\ y_{az} \end{bmatrix}$$
 il vettore su tre assi dell'accellerazione di output e calibrato (2.4)

$$R_{a} = \begin{bmatrix} r_{a,x'x} & r_{a,x'y} & r_{a,x'z} \\ r_{a,y'x} & r_{a,y'y} & r_{a,y'z} \\ r_{a,z'x} & r_{a,z'y} & r_{a,z'z} \end{bmatrix}$$
Matrice di disseallineamto (2.5)  

$$K_{a} = \begin{bmatrix} k_{a,x} & 0 & 0 \\ 0 & k_{a,y} & 0 \\ 0 & 0 & k_{a,z} \end{bmatrix}$$
Matrice di scala dei fattori (2.6)

$$K_a = \begin{bmatrix} k_{a,x} & 0 & 0\\ 0 & k_{a,y} & 0\\ 0 & 0 & k_{a,z} \end{bmatrix}$$
Matrice di scala dei fattori (2.6)

$$\hat{y}_a = K_a * R_a * \hat{a} + \hat{b_a} \tag{2.7}$$

In conclusione una volta calcolati i parametri di calibrazione e salvati nella memoria del sensore Shimmer, il procedimento per calcolare il vettore di accelerazione di output è eseguita in real-time dal micro-controllore dello Shimmer.

In ultimo nella fase di calibrazione ho potuto cambiare il sistema di riferimento dei vari sensori, in modo tale da poter aver un unico sistema di riferimento. Il sistema di riferimento scelto associato ai sensore è del tipo NEU. Il cambiamento è stato possibile grazie a delle modifiche sulla matrice di allineamento in cui o invertito l'asse x con l'asse z, cambiato la direzione dell'assex per si di ottenere un sistema di riferimento sinistrorso.

#### 2.2 Giroscopio

Il giroscopio è un sensore che misura il moto rotazionale utilizzando come unità di misura la velocità angolare (deg/s). Il segno della velocità angolare determina se si sta ruotando in senso orario o in senso antiorario: convenzionalmente  $\omega$  è positiva quando la rotazione è antioraria, negativa quando la rotazione è oraria. L'operazione di calcolo della velocità angolare avviene tramite lo spostamento di piccole masse che si muovono in funzione della velocità angolare .

Il giroscopio misura la velocità angolare

$$\dot{\theta} = \frac{d\theta}{dt} \tag{2.8}$$

ossia la derivata della posizione angolare sul tempo . Quindi se dovessimo calcolare la posizione angolare a partire dalla sua velocità dovremmo fare la seguente integrazione

$$\int_0^t \dot{\theta}(t)dt = \theta(t) \tag{2.9}$$

.

Il problema dei sistemi digitali è l'impossibilità di effettuare un'integrazione continua , pertanto va effettuata una sommatoria di un numero finito di velocità angolari calcolate entro un intervallo temporale costante Ts , da cui:

$$\int_0^t \dot{\theta}(t)dt \approx \sum_0^t \dot{\theta}(t)Ts \tag{2.10}$$

dove Fs rappresenta la frequenza di campionamento con cui vengono acquisiti i dati e vale che

$$Ts = \frac{1}{Fs} \tag{2.11}$$

dove Ts è detto periodo o passo di campionamento.

#### 2.2.1 Errori

L'analisi esplorativa degli errori , come per l'acceleratore , è stata effettuata un un segnale acquisito in condizione statiche. I principali errori che affliggono le misure ottenute dai giroscopi MEMS sono :

• COSTAN BIAS Le misure ottenute sono affette da un errore costante, detto costant bias. Si ripercuote su ogni misura effettuata e se integrato nel tempo comporta un errore di tipo lineare:

Un tale errore può essere stimato mediando in un periodo di tempo esteso i risultati delle misure ottenute con sensore fermo. A questo punto compensare le stime successive risulta semplice: basta sottrarre l'offset al' output del giroscopio .

Costant Bias for x-axis	Costant Bias for y axis	Costant Bias for z axis
-0.0404	-0.0870	0.2416

- ANGLE WALK L'output di un giroscopio MEMS è sempre perturbato da un rumore termo-meccanico che varia molto più velocemente del sampling rate del sensore, può quindi essere pensato come un rumore bianco sovrapposto alle misure a media e correlazione nulla. Il suo effetto sull'integrazione delle misure di velocità non si ripercuote, come il bias, su un offset di misura (i.e. il rumore bianco ha media nulla) ma comporta un aumento della deviazione standard proporzionale alla radice quadrata del tempo di integrazione.
- BIAS STABILITY L'errore di bias può cambiare nel tempo a causa del flickering, detto anche flicker noise, degli apparati elettronici che compongono lo strumento. Tale rumore presenta uno spettro inversamente proporzionale alla frequenza, i suoi effetti sulle misure si possono notare prevalentemente alle basse frequenze poiché alle alte viene mascherato dal rumore bianco. Solitamente questo errore viene modellato come un random angle a significare che il bias può variare nel tempo attorno ad un valore che può essere pensato come quello di costant bias.
- TEMPERATURE EFFECTS Variazioni di temperatura del sensore e del suo ambiente di lavoro inducono una variazione di bias. Stimare questo cambiamento non risulta semplice come esposto in precedenza per il costant bias, ecco perchè molte piattaforme IMU dispongono di sensori di temperatura interni atti a correggere tali fluttuazioni internamente.
- CALIBRATION ERRORS Gli errori di calibrazione annoverano gli stessi errori presentati nell'accellerometro .

## 2.2.2 Calibrazione giroscopio

Per questa calibrazione valgono gli stessi ragionamenti fatti per l'accelerometro

La calibrazione è un procedimento molto importante che bisogna fare prima di ogni utilizzo. Tutti i sensori integrati allo Shimmer hanno la possibilità di essere calibrati tramite un software dedicato messo a disposizione dalla stessa azienda

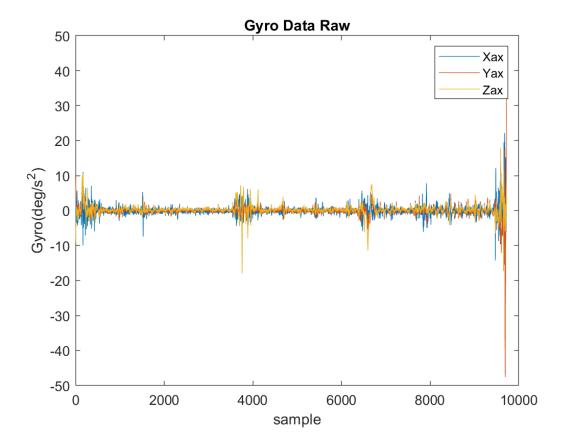


Figura 2.3: 3-axis Gyroscope data

(Shimmer DOF Calibration). La procedura di calibrazione automatica ha richiesto di effettuare una rotazione di 360 gradi intorno ad ogni asse.

$$\hat{\omega}_g = \begin{bmatrix} \omega_{gx} \\ \omega_{gy} \\ \omega_{gz} \end{bmatrix} \text{il vettore della velocità angolara percepita dal sensore}$$
 (2.12)

$$\hat{b}_g = \begin{bmatrix} b_{gx} \\ b_{gy} \\ b_{gz} \end{bmatrix} \text{il vettore di offset del giroscopio}$$
(2.13)

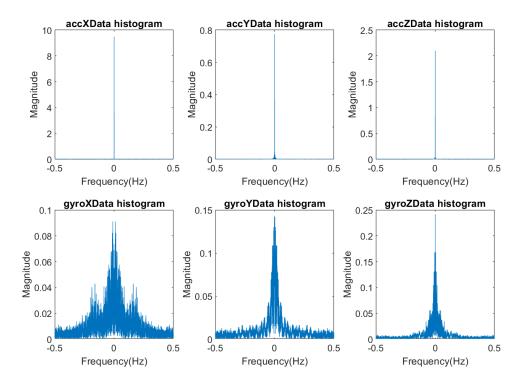


Figura 2.4: Istogramma dell'accellerometro e giroscopio

$$\hat{y}_g = \begin{bmatrix} y_{gx} \\ y_{gy} \\ y_{gz} \end{bmatrix} \text{il vettore su tre assi della velocità angolare in uscita}$$
 (2.14)

$$R_{a} = \begin{bmatrix} r_{g,x'x} & r_{g,x'y} & r_{g,x'z} \\ r_{g,y'x} & r_{g,y'y} & r_{g,y'z} \\ r_{g,z'x} & r_{g,z'y} & r_{g,z'z} \end{bmatrix}$$
Matrige di disseallineamto degli assi (2.15)

$$K_a = \begin{bmatrix} k_{a,x} & 0 & 0\\ 0 & k_{a,y} & 0\\ 0 & 0 & k_{a,z} \end{bmatrix}$$
Matrice di scala dei fattori (2.16)

Una volta che la procedura automatica ha calcolato i parametri  $R_g$ ,  $K_g$ ,  $b_g$  la calibrazione avviene in real-Time dal sensore secondo la seguente equazione

$$\hat{y}_g = K_g * \hat{u} + \hat{b_g} \tag{2.17}$$



## Algoritmi utilizzati

Nel seguente capitolo andrò a presentare le diverse tecniche algoritmiche che contribuiscono al calcolo dello spostamento e alla stima dei parametri di Gait Analysis

.

## 3.1 Dead Reckoning

Il Dead Reckoning (DR), nel campo di studio della navigazione , è un processo che permette il monitoraggio e il controllo dello spostamento di oggetti in uno spazio , coll'avanzare del tempo. Che è tra l'altro lo stesso principio che usano gli animali per orientarsi nell'ambiente. Questo processo di calcolo si basa sul principio che per calcolare la nuova posizione di un oggetto in certo tempo bisogna prima di tutto conoscere la posizione attuale , e poi fondere le informazioni di velocità e orientamento per predire la nuova posizione. Questo procedimento viene ripetuto per ogni singolo spostamento , e non richiede elevata capacità computazionale visto che si basa su semplice formule matematiche .

Siccome questo processo viene ripetuto in modo ciclico lungo il percorso , è necessario che per ogni singolo spostamento si abbia informazioni molto accurate dei dati. E dato il fatto che i dispositivi utilizzati per l'acquisizione dei dati inerziali non sono molto accurati , si verifica un 'integrazione continua dell'errore nel processo di calcolo della posizione. Arrivando ad assumere un errore con valore considerevole sulle lunghe tratte e rendendo in questo modo la tecnica di Dead Reckoning non adatta a percorsi lunghi .

L'accuratezza del metodo di Dead Reckoning può essere migliorate utilizzando delle tecniche che permetto di identificare dei punti fissi di passaggio nel percorso.

### 3.1.1 Pedestrian Dead Reckoning

Basandoci sul concetto di dead Reckoning possiamo quindi espandere il concetto ed applicarlo per la dinamica dello spostamento delle persone. Pedestrian Dead reckoning (PDR)permette di calcolare la nuova posizione tramite la conoscenza della lunghezza dell'ultimo passo e l'orientamento attuale . E' molto usato in situazioni in ambienti chiusi dove il segnale GPS non è chiaro .

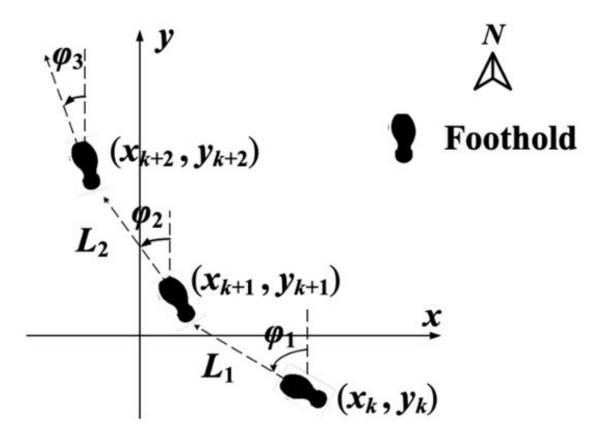


Figura 3.1: Pedestrian Dead Reckoning

Le informazione necessarie per completare il calcolo saranno la lunghezze dei passi  $(L_i)$ , che saranno ricavate tramite degli algoritmi di gait analysis, e i diversi orientamenti  $(\phi_i)$  entrambi nei diversi istanti i che comporranno l'esperimento. Come vedremo poi durante la descrizione dell'algoritmo di gait analysis lo spostamento è provocato necessariamente dall'occorrenza di un passo.

## 3.2 Gait Analisys

L'analisi del cammino o Gait Analysis è lo studio sistematico della locomozione animale, più specificamente nel nostro caso lo studio del movimento umano, potenziato dalla strumentazione per misurare i movimenti del corpo, la meccanica del corpo e l'attività dei muscoli. [1] L'analisi dell'andatura viene utilizzata per valutare e trattare le persone con condizioni o patologie che influenzano la loro capacità di camminare. È anche comunemente usato nella biomeccanica sportiva per aiutare gli atleti a correre in modo più efficiente e per identificare i problemi legati alla postura o lesioni muscolari. Lo studio comprende il calcolo dei diversi parametri associati alla camminata, nonché l'interpretazione, per poi trarre le opportune diagnosi. I parametri che prenderò in considerazione per l'analisi del cammino si limitano ai seguenti:

- Step detection
- Stride Length
- Step frequency
- Stride speed

#### Biomeccanica della camminata

L'analisi dell'andatura di una persona mostra che il modello base del movimento in una camminata è ciclico è uguale per ogni individuo. Nell'immagine 3.2 si evince che il ciclo dell'andatura di una gamba consiste sostanzialmente in due fasi , la fase di stazionamento e quella di oscillazione. Nella fase di stazionamento , il piede sta sempre a contatto col terreno fino a quando il piede si stacca definitivamente (momento di toe-off) . Il momento di toe-off stabilisce l'inizio della fase di oscillazione , che termina al momento in cui il piede entra a contatto col terreno (momento di foot strike) per poi ricominciare il ciclo . La dinamica del movimento è identica anche per l'altra gamba ma ritardato/anticipato di 180°. In questo movimento ciclico la velocità sul piano verticale si presenta come una leggere oscillazione infatti il piede varia di qualche centimetro. Al contrario lo spostamento sul piano orizzontale presenta una notevole variazione di velocità passando da una velocità pari anche il doppio della velocità del bacino fino ad arrivare pari a zero , cosa che per il sensore a causa errori di imprecisione.

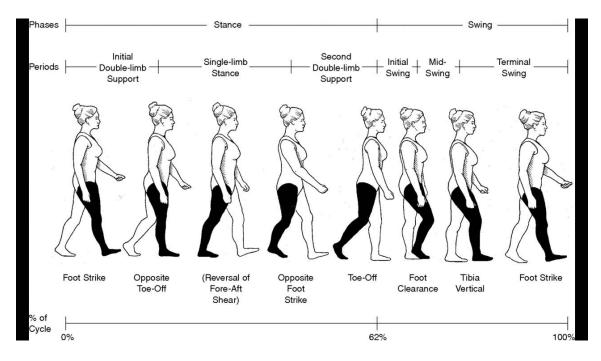


Figura 3.2:

### 3.2.1 Step detection

Step detection è un processo di elaborazione dei dati che permette di individuare bruschi cambiamenti all'interno del segnale del' accelerazione. In generale la difficoltà maggiore accade quando le variazione di segnale non sono abbastanza consistenti e si presenta quindi il rischio di confonderle con il segnale rumore.

Esistono molte tecniche algoritmiche per risolvere questo tipo di analisi , per esempio l'implementazione di Adaptive step detection, capace di adattarsi alle diverse andature del moviemtno di una persona . Inoltre utilizzando i sensori integrati all'interno del telefono è possibile implementare algoritmi che permettono la discriminazione per esempio del movimento col telefono in mano , col telefono in tasca oppure con il telefono in modalità chiamata.

Generalmente è consigliato in molti articoli di effettuare almeno tre diverse frequenze di camminata , in modo tale da poter valutare le prestazione su diversi fronti dell'algoritmo. Di seguito presento l' individuazione del passo durante un'esperimento. La procedura da me svolta fa affidamento al seguente articolo [1].

#### Procedura di Step Detection

Nella fase di Step Detection il calcolo si concentra sulla analisi del segnale tri-assiale dell'accellerazione. Analisi di cui si andrà a enfatizzare la sua variazione di potenza nel segnale per poi andare ad identificare il campione che secondo certe condizioni ci indicherà l'occorrenza di un passo. La procedura di step detection si evolve nei seguenti passi.

1. Calcolo la magnitudo dell'accellerazione  $a_i$ , per ogni campione i

$$a = \sqrt{a_{x_i}^2 + a_{y_i}^2 + a_{z_i}^2} (3.1)$$

2. Calcolo la varianza mobile della magnitudo del segnale di accelerazione per enfatizzare l'attività del piede ed eliminare così l'offset della gravità. Dove  $\bar{a}_i$  è il valore dell'accelerazione media all'interno della finestra ,  $\bar{a}_i = \frac{1}{2\omega+1} \sum_{i=m-\omega}^{m+\omega} a_m$  , e dove  $\omega$  è il valore della metà della finestra ed è uguale a 10.

$$\sigma_{a_i}^2 = \frac{1}{2\omega + 1} \sum_{j=i-\omega}^{i+\omega} (a_j - \bar{a}_j)^2$$
 (3.2)

- 3. Calcolo l'occorrenza dei picchi della varianza tenendo conto che siano almeno maggiori  $6m/s^2$  e che i picchi siano almeno distanti di 60 campioni , tutto questo in modo da eliminare i falsi picchi. I risultato viene presentato nella figura 3.3. Dopo di che calcolo la media tra le distanze delle occorrenze dei picchi.
- 4. In questa fase andremo ad applicare delle soglie dinamiche in base alla differenza tra i picchi calcolate al punto precedente. Utilizziamo una condizione per discriminare le due soglie , condizione che si basa sulla presenza di una differenza media tra picchi maggiore di 81. L'utilizzo delle due soglie è dovuto dalla necessità di controllare l'inizio e la fine della fase di oscillazione. La prima soglia ci da modo di individuare l'inizio della fase di oscillazione della gamba , cioè quando  $\sigma_{a_i}^2 > T1$  dove  $T1 = 5(m/s^2)$  al contrario  $\sigma_{a_i}^2 > T12$  dove  $T1 = 2(m/s^2)$  se è il caso della differenza dei picchi minore di 81,.

$$B_{1_i} = \begin{cases} T1 & \sigma_{a_i}^2 > T1 \\ 0 & otherwise \end{cases}$$
 (3.3)

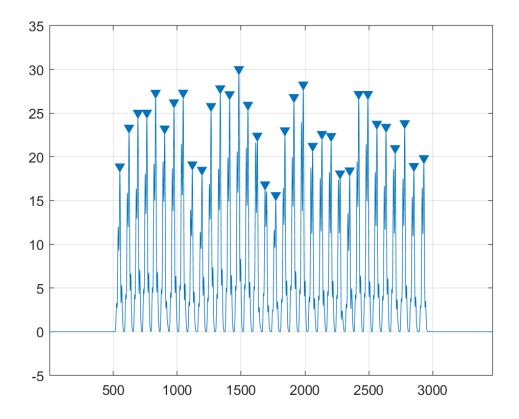


Figura 3.3:

il secondo invece è usato per individuare la fase di stazionamento del piede , cioè quando  $\sigma_{a_i}^2>T1$  dove  $T2=4(m/s^2)$  al contrario  $\sigma_{a_i}^2< T2$  dove  $T2=0.35(m/s^2)$ ,<br/>se è il caso della differenza dei picchi maggiore di 81,.

$$B_{1_i} = \begin{cases} T2 & \sigma_{a_i}^2 < T2 \\ 0 & otherwise \end{cases}$$
 (3.4)

5. Dopo aver calcolato le soglie andiamo a individuare l'occorrenza dell'inizio della fase di stazionamento caratterizzato con il contatto del tallone con il terreno (foot-strike) e l'occorrenza della fase di oscillazione caratterizzata dell'evento di sollevamento del tallone (toe-off). L'individuazione dell'occorrenza dell'inizio

di una fase di stazionamento è data dalle seguenti condizioni :

$$(B_1(i-1) > B_1(i)) (3.5)$$

$$max(B_1(i:i + (MinPeakDistance * 1/30))) == 0$$
(3.6)

$$max(B_2(i:i+(MinPeakDistance*1/7))) == T2$$
(3.7)

$$i - (endStanceFase(end, 1)) > (MinPeakDistance * 1/30)$$
 (3.8)

$$size(startStanceFase, 1) == size(endStanceFase, 1)$$
 (3.9)

dove la condizione 3.5 verifica se la varianza  $\sigma_{a_i}^2$  supera  $T_1$ , la condizione 3.6 controlla che la varianza rimanga sotto il  $T_1$  entro un certo limite di tempo , con la condizione 3.7 verifico che la varianza rimanga per un certo tempo al di sotto della soglia  $T_2$ . Con la condizione 3.8 verifico che fase l'occorrenza della fase di stazionamento abbia una distanza sufficiente con la precedente occorrenza della fase di oscillazione . L'ultima condizione 3.9 verifica sostanzialmente che il numero di occorrenze della fase di oscillazione siano uguali al numero di occorrenze della fase di stazionamento e che quindi prima di un inizio di una fase di oscillazione ci sia stata una fase di stazionamento. Invece per quanto riguarda la procedura per l'identificazione dell'inizio della fase di oscillazione del piede è permessa dalle seguenti condizioni.

$$B_1(i-1) < B_1(i) \tag{3.10}$$

$$min(B_2(i:i+(MinPeakDistance*1/30))) == 0$$
 (3.11)

$$i - (startStanceFase(end, 1) > MinPeakDistance * 1/30$$
 (3.12)

$$size(startStanceFase, 1) - 1 == size(endStanceFase, 1)$$
 (3.13)

dove la condizione 3.10 verifica che la varianza è in aumento e che quindi inizia a superare la soglia T1. La condizione 3.11 verifica che la varianza

rimane sopra la soglia T2 per una certa finestra di tempo. La condizione 3.12 verifica se è rispettata la distanza minima che deve intercorrere il campione in considerazione e l'occorrenza della precedente fase di inizio stazionamento. Con l'ultima condizione 3.13vado a verificare che il numero di occorrenze della fase di oscillazione sia uguale al numero delle occorrenze dell'inizio stazionamento meno uno.

Il risultato ottenuto da questa procedure sono due vettori startStanceFase e end-StanceFase contenenti i numeri dei campioni in cui sono stati individuati rispettivamente gli inizi delle diverse fasi di stazionamento e gli inizi delle diverse fasi di oscillazioni

#### 3.2.2 Calcolo dell'orientamento

Come già accennato in precedenza il calcolo dell'orientamento è una questione molto importante per effettuare la stima della lunghezza del passo e poi successivamente per calcolare il tracciamento dello spostamento di una persona.

Nell' immagine 3.4 viene rappresentato il segnale della velocità angolare rilevata durante parte dell'esperimento. Siccome è stato scelta una frequenza di campionamento piuttosto bassa, come verrà poi ripreso nel capitolo 4, mi ha permesso di ottenere un segnale non troppo corrotto dal rumore.

A questo punto mi è bastata applicare una semplice integrazione in modo da passare dalla velocità angolare  $\omega(deg/s)$  allo spostamento angolare  $\theta(deg)$ , dove Ts è uguale 1/Fs dove Fs è la frequenza di campionamento e dove  $\theta_i$  rappresenta l'i-esima orientamento espresso sotto forma di angoli di Eulero.

$$\theta_i = \theta_{i-1} + \omega * Ts \tag{3.14}$$

Come si vede nell'immagine 3.5 il segnale dello spostamento angolare non sembra essere corrotto di molto dall'integrazione del rumore.

### 3.2.3 Step Velocity

La Step Velocity o velocità del passo è la velocità media che ha acquisito il sensore durante lo spostamento della fase di oscillazione del piede. Per calcolare la velocità appunto mi baserò sulla tecnica di zupt.

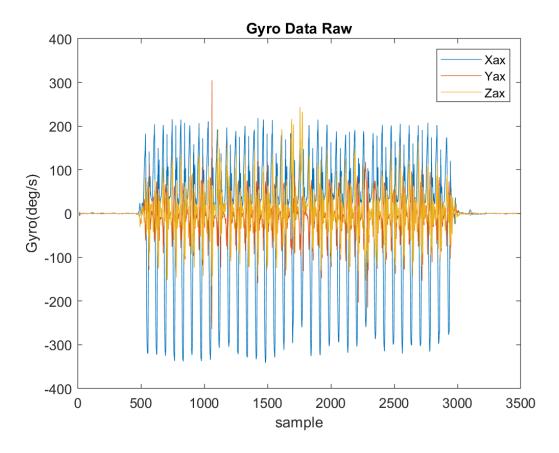


Figura 3.4: Velocità angolare espressa in deg/s

#### Velocità con ZUPT

La Zero Velocity Update (ZUPT) è ritenuta una delle tecniche più affidabili e più versatili, come viene proposto anche in questo articolo [2].

Il presupposto per l'utilizzo di questa tecnica è quello di riuscire ad eliminare l'errore quadratico formatosi dopo l'integrazione del 'accelerazione a fini di ottenere la velocità del passo escludendo la deriva della velocità (drift velocity), e impedire così che si propaghi anche nella stima di posizione. Dato che la velocità del piede nella fase di stazionamento si sa essere zero e come vedremo nel capitolo 4 esiste una particolare scelta della posizione di montaggio del sensore che mantiene vera la questa assunzione. Quindi in questa procedura di ZUPT non si fa altro che azzerare il segnale di velocità in tutti quei campioni che intercorrono dall'istante in cui è stata identificata l'inizio stazionamento fino alla fine stazionamento. Di seguito vengono

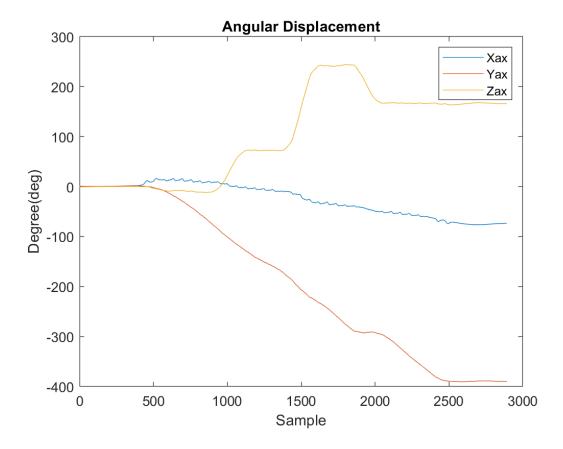


Figura 3.5: Spostamento angolare espressa in gradi

#### presentati i passi della procedura:

1. Come primo passaggio ho convertito il segnale dell' accelerazione, che inizialmente è espresso in coordinate rispetto al sistema di riferimento (Body), 1.1 nel segale di coordinate rispetto al sistema di navigazione (Navigation), in modo tale da poter calcolare la corretta velocità del passo rispetto a piano orizzontale del suolo. La rotazione viene espressa nell'equazione 3.15 tramite matrice di rotazione ricavata grazie all'equazione 1.17.

$$a_i^N = R_B^N * a_i^B \tag{3.15}$$

2. Ora andiamo a calcolare la velocità  $v_i^N$  rispetto al sistema di navigazione (N)

integrando l'accelerazione  $a_i^N$  e sfruttando la tecnica ZUPT.

$$v_i^N = \begin{cases} v_{i-1}^N + a_i^N * Ts & i >= endStanceFase(k) \land i < startStanceFase(k+1) \\ 0 & i < endStanceFase(k) \land i < endStanceFase(k) \end{cases}$$
(3.16)

$$k = \begin{cases} k = k+1 & i == startStanceFase(k+1) \\ k & altrimenti \end{cases}$$
 (3.17)

dove end StanceFase(k) indica il campione in cui finisce la fase di stazionamento del k-esimo passo , startStanceFase(k) indica il campione dove inizia la fase di stazionamento.

#### 3.2.4 Stride Length

Il calcolo della lunghezza del passo è una procedura essenziale per il mio obbiettivo , in quanto sarà poi direttamente necessaria per il calcolo del tracciamento tramite Dead Reckoning. Inoltre è un parametro importante utilizzato nello studio della Gait Analysis. Per stimare la lunghezza del passo applico un'integrazione sul segnale della velocità  $v^N$  ottenuto tramite la procedura ZUPT presentata nella sezione precedente. I passi per il calcolo della stima della velocità del passo vengono elencati di seguito:

1. Calcolo lo spostamento di ogni passo (k) a partire da  $v^N$  con un procedimento simile utilizzato nella ZUPT dove i(k-1) rappresenta l'indice del campione in cui è iniziata l'oscillazione del k-esimo passo.

$$\Delta P_k = \sum_{i_{(k-1)}}^{i_{(k)}} v_i^G * Ts \tag{3.18}$$

$$k = \begin{cases} k = k+1 & i == startStanceFase(k+1) \\ k & altrimenti \end{cases}$$
 (3.19)

2. Infine calcolo la lunghezza del passo rispetto al piano orizzontale individuato dai versori y (North) e x (East).

$$SL_{ZUPT_k} = \sqrt{\Delta P_k (North)^2 + \Delta P_k (East)^2}$$
 (3.20)

#### 3.2.5 StepFrequency

Il calcolo della frequenza del passo (Step Frequency) è molto utile perché mi permetterà in fase di valutazione dei risultati di osservare la bontà della procedura di identificazione del passo. Infatti baserò il calcolo della frequenza del passo sulle diverse occorrenze individuate nella fase di Step Detection .

• Calco la differenza tra gli indici della occorrenza i-esima con quello successivo.

$$diffSamp_i = startStanceFase(i+1) - startStanceFase(i)$$
 (3.21)

 Quindi calcolo la media delle varie differenze e divido per la frequenza di campionamento Fs ottenendo la frequenza del passo comprensivo di entrambi i piedi. La sommatoria viene costruita partendo dalla seconda occorrenza per escludere una prima fase di Base Line della camminata .Ed n rappresenta il numero dei passi rilevati.

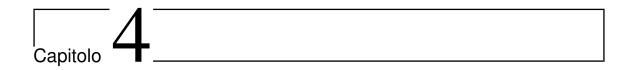
$$strideDuration = \frac{1}{Fs} \left( \frac{1}{n-1} \sum_{i=2}^{n} diffSamp_i \right)$$
 (3.22)

• Siccome in una camminata i passi con la gamba destra sono speculari con i passi con la gamba sinistra , allora divido la *strideDuration* per 2 per ottenere la *stepFreq*.

$$stepDuration = \frac{strideDuration}{2}$$
 (3.23)

• Quindi infine calcolo la frequenza in passi per minuti (ppm).

$$stepFrequency = \frac{60}{stepDuration} \tag{3.24}$$



# Impostazione esperimento

In questo capitolo descriverò l'esperimento e gli obbiettivi che voglio ottenere , sulla base delle scelte di impostazione e dinamiche dell'esperimento . Sarà svolto in modo ad enfatizzare quelle dinamiche fisiche del passo che sono più comuni tra le persone e in modo da comprendere tutto il range di frequenze del passo delle diverse camminate. Nella scelta del percorso mi sono concentrato sul ricreare situazioni comuni durante una camminata , in particolare la scelta di effettuare parti di percorsi rettilinei spezzati da delle svolte , per esempio quando dobbiamo camminare tra i corridoi di un edificio. La scelta di effettuare un percorso di 8 metri per lato è stato scelto per simulare un ambiente chiuso per esempio un classico piano di un edificio.

Per quanto riguarda la scelte di impostazione dei vari sistemi di riferimento , basandomi sulle ricerca riportate nel capitolo 1.1 , ho scelto di tener conto di soli 2 sistemi di riferimenti. Il primo sistema Body Frame (B) coerente con il sistema di riferimento dei due sensori che è stato scelto di tipo ENU , di conseguenza ho dovuto modificare i sistemi salvati in memoria dello Shimmer, il procedimento utilizzato è stato spiegato nel capitolo 2. Il secondo sistema Navigation Frame (N) , quello rappresentativo della navigazione , è stato anche lui scelto di tipo ENU è ha origine nel punto di partenza di ognuna delle nove camminate. La scelta dell'origine del sistema N è scelta in modo da simulare un riposizionamento durante il procedimento di Pedestrian Inertial Navigation , realizzabile con l'utilizzo del wifi in tecniche di infrastructure-based systems.

La frequenza di campionamento scelto per l'esperimento è di 51.2 Hz , in modo tale da diminuire il contributo dei vari errori sui sensori , trattato nel capitolo 2.

Un altro aspetto importante da considerare è la scelta della posizione di montaggio del sensore. Nella letteratura in cui viene trattato il IMU-based PDR vengono definite diverse posizioni in cui è possibile montare l'IMU, per esempio sul torace, sulla testa

, in mano in tasca oppure altezza orecchio ne caso in cui l'IMU è integrato nel telefono . Nel mio caso andrò a considerare il montaggio dell'IMU sulla caviglia , mostrato nella seguente immagine 4.1 . L'utilizzo del'imu posizionato sul piede permette il vantaggio , a differenza degli altri set up , di utilizzare la tecnica di processing dei dati con la zero velocity update (ZUPT) trattato nella sezione 3.2.3 .

I vari algoritmi sono stati implementati nell'ambiente di calcolo numerico Matlab e con esso verranno visualizzati tutti i risultati ottenuti



Figura 4.1:

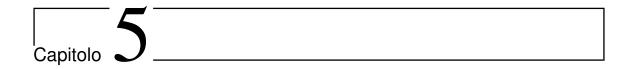
### 4.1 Esperimento

In questa sezione vado spiegare ed analizzare la realizzazione dell'esperimento , il quale consiste sostanzialmente nello svolgere una serie di camminate lungo un percorso prestabilito . Per diversificare i vari tipi di camminata che una persona è in grado di effettuare in diverse situazione ho deciso di vincolare le varie camminate in tre diverse frequenze. Le tre frequenze scelte si basano sull'esperienza avuta nell' esperimento di ricerca descritto in questo articolo [EMG for Walking assessment] , nel quale vengono utilizzate le frequenze 70 , 85 , 100 ppm (passi per minuti). Per scandire i passi durante l'esperimento ho utilizzato un metronomo , in modo tale da avere una frequenza , che in fase di valutazione dei risultati possa confrontare.

L'esperimento consiste in una una sessione unica di acquisizione, in qui vengono effettuate per nove volte le camminate lungo il percorso, per far si di ottenere tre camminate diverse per ogni tipologia di frequenza. Tra ogni ripetizione del percorso è stata effettuata una baseline, tappa dell'esperimento in cui rimanevo fermo per un mezzo minuto. L'utilizzo della Baseline è stato di duplice motivo sia per stabilizzare le acquisizione dei sensori, sia per separazione delle varie camminate per poi essere processate separatamente. L'esperimento completo di tutte le sue camminate è risultato essere stato di una durata di all'incirca 12 minuti.

#### 4.1.1 Descrizione percorso

E' un percorso chiuso in cui si parte percorrendo 8 di metri in linea retta per poi effettuare una svolta di 90 gradi verso sinistra . Dopo di ché si prosegue per altri 8 metri in linea retta per poi svoltare sulla sinistra di 180 gradi. Dopo aver effettuato la seconda svolta si continua in linea retta per altri 8 metri , fino a ritrovarsi nei pressi in cui si è effettuato la prima svolta , da lì effettuo l'ultima svolta di 90 gradi verso destra per poi ritornare al punto di partenza percorrendo gli ultimi 8 metri in linea retta.



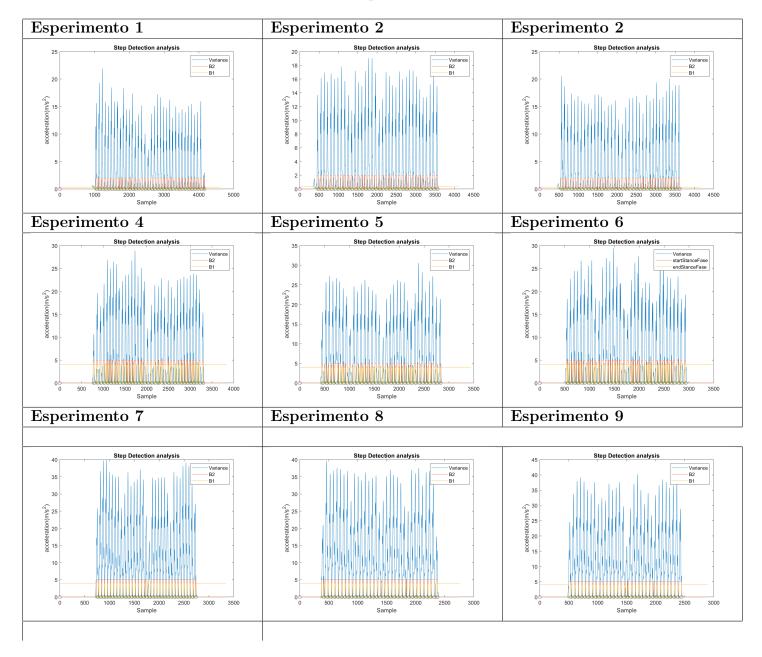
# Risultati e Conclusioni

In questo capitolo vengono raccolti i principali risultati , sulla base dell'esperimentazioni effettuate , ottenuti dagli algoritmi presentati nei capitoli precedenti 3

### 5.1 Risultati Step Detection

La analisi e la identificazione del passo con l'algoritmo proposto si dimostra essersi comportato bene. Nell'immagine 5.1 si vede appunto il grafico ottenuto dall'applicazione dell'algoritmo. Il segnale in blu rappresenta il magnitudo della varianza , inoltre sono presenti le due soglie T1 e T2 rispettivamente rossa e gialla , utilizzate nelle condizioni per permette l'individualizzazione del varie fasi del passo . In basso si può notare anche i simboli \* e o che stanno indicare rispettivamente le occorrenze di fine e d'inizio della fase di stazionamento. Nel grafico si riesce a notare che ogni picco della varianza combacia con uno dei diversi passi identificati. In alcuni esperimenti si notano alcune diminuzione del' intensità dei picchi , questo è dovuto alle svolte nel percorso.

#### Risultati Step Detection



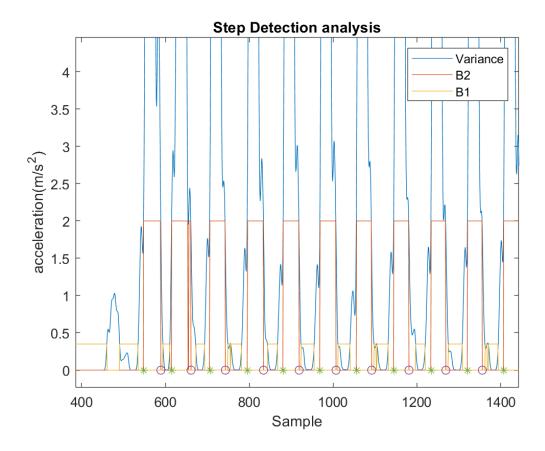


Figura 5.1:

### 5.2 Risultati Step Frequicy

Il calcolo della stima della frequenza del passo è basata su una sua buona identificazione. Quindi valutando la somiglianza delle frequenze stimate con quelle del metronomo, si può dare una valutazione alla procedura di Step Detection. Di seguito si mostra le tabelle dei risultati con il loro corrispettivo target. Nella tabella 5.2 viene riportato il confronto della frequenza in *ppm*. Risulta che si è riuscito ad ritrovare una frequenza dei passi molto uguale a quella obbiettivo. L'errore più alto è stato di un passo per minuto in due soli esperimenti. Nella tabella 5.2viene invece riportato i risultato espresso in durata di tempo.

## Durata del passo

Esperimento	Esperimento 1	Esperimento 2	Esperimento 3
Risultati	69.81	69.63	71.02
Metronomo	70	70	70
Esperimento	Esperimento 4	Esperimento 5	Esperimento 6
Risultati	83.33	85.63	85.78
Metronomo	85	85	85
Esperimento	Esperimento 7	Esperimento 8	Esperimento 9
Risultati	99.92	100.13	99.84
Metronomo	100	100	100

## Frequenza del passo

Esperimento	Esperimento 1	Esperimento 2	Esperimento 3
Risultati	0.8616	0.8593	0.8447
Metronomo	0.8571	0.8571	0.8571
Esperimento	Esperimento 4	Esperimento 5	Esperimento 6
Risultati	0.7199	0.7006	0.6994
Metronomo	0.7059	0.7059	0.7059
Esperimento	Esperimento 7	Esperimento 8	Esperimento 9
Risultati	0.6004	0.5991	0.6009
Metronomo	0.6	0.6	0.6

### 5.3 Risultati Stride Velocity

In questa sezione andiamo a considerare i risultati ottenuti con il calcolo della stima della velocità del passo . Ogni grafico rappresenta il valore della velocità in m/s in funzione del passo. Si vede come nei primi percorsi la velocità sembra oscillare anche di diversi decimetri al secondo solo negli ultimi sembra essere più omogenea e funzionale alle varie fasi del percorso. Negli ultimi esperimenti si vede inoltre la drastica diminuzione della velocità del passo dovuto dalla seconda svolta , quella più ampia. Si evidenzia anche nel grafico dell'esperimento 4 la presenza un rilevamento di velocità anomalo dovuto da uno dei due errori di un rilevamento del passo. In conclusione l'algoritmo dimostra di riuscire a stimare bene la velocità ad una frequenza di passo alta , ma è carente di precisione nelle basse frequenze.

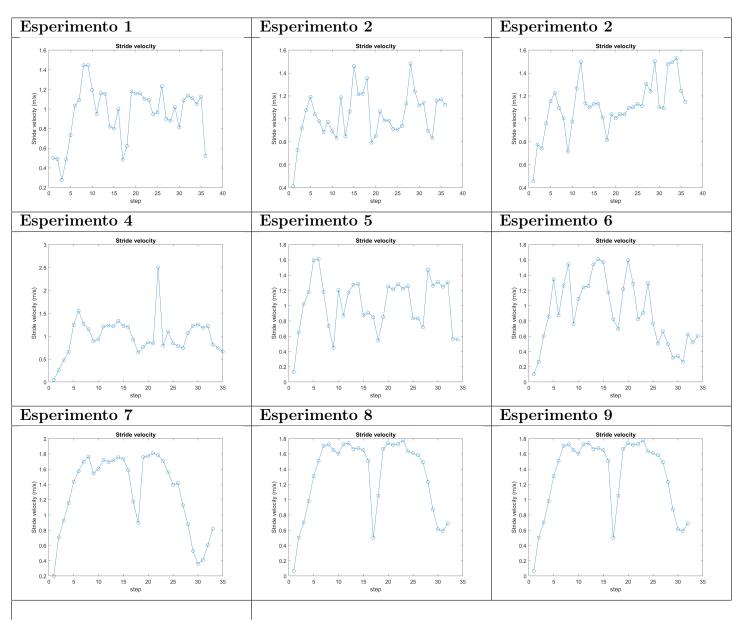
### 5.4 Risultati Stride Lentgh

I risultai associati alla stima della lunghezza del passo vengo rappresentati graficamente nell'immagine 3.2.4. Ogni grafico rappresenta il valore della lunghezza in *metri* in funzione del passo. Si vede come nei primi percorsi la lunghezza sembra oscillare anche di diversi decimetri solo negli ultimi sembra essere più omogenea e funzionale alle varie fasi del percorso. Nell'ultimo esperimento si vede inoltre la drastica diminuzione della lunghezza del passo dovuto dalla seconda svolta di 180 gradi. In questa fase dell'esperimento si può affermare che solo gli ultimi tre percorsi si sono comportati come mi aspettavo. Si puo afferma che le stima sulla lunghezza del passo , che in questo case è compressivo dia del destro che del sinistro , ottiene dei valori ragionevoli con la realtà.

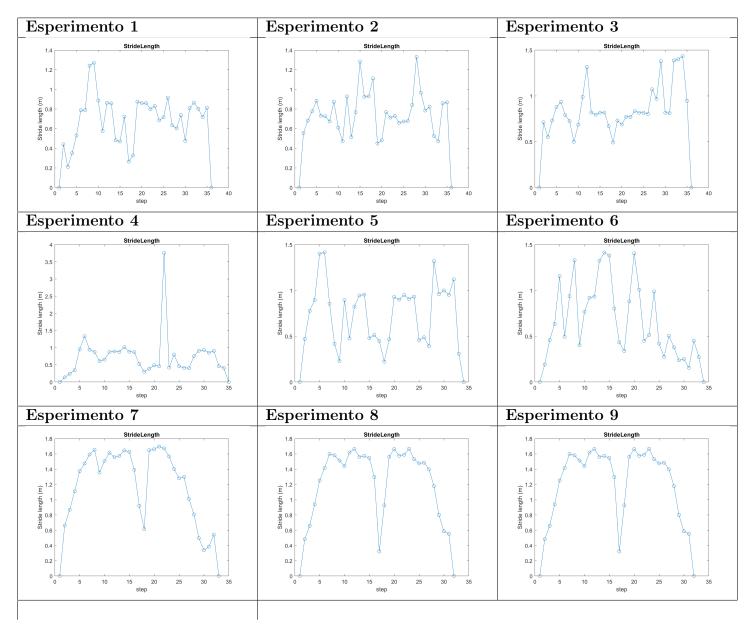
### 5.5 Risultati del tracking del percorso

In questa sezione andiamo a valutare invece il risultato ottenuto dopo applicazione della procedura di dead reckoning del nostro capitolo 3.1.1. Il grafico ottenuto come risultato rappresentato è dall'immagine 5.5. Viene confrontato la ground truth e il tracciamento ricostruito dall'algoritmo .

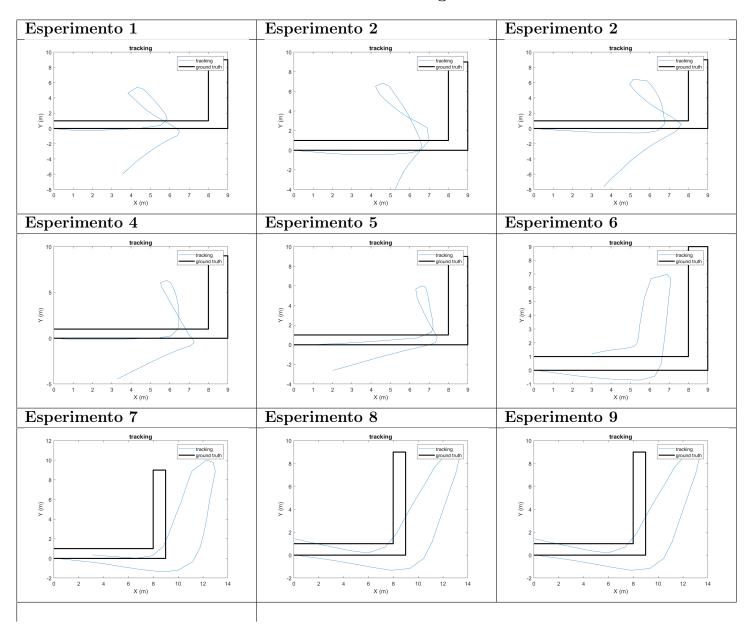
#### Risultati Stride Velocity



#### Risultati Step Length



#### Risultati tracking



### 5.6 Conclusioni

In conclusione l'algoritmo sembra comportarsi bene nella fase di identificazione del passo . Infatti a sostegno del fatto la step frequency stimata è praticamente uguale. Invece dopo la prima fase di integrazione , nella fase del calcolo della velocità si notano già le prime difficoltà dell'algoritmo . Le misure consecutive della velocità per passo risultano un pò troppo diverse tra di loro , situazione che non si dovrebbe verificare. Gli ultimi esperimenti sembrano quelli piu precisi , ma non ottimali. Concludo che per effettuare questo tipo di analisi sono necessarie procedure di stima della velocità pù accurate.

# Bibliografia

- [1] C. Prieto " A.R. Jimenez F. Seco e J. Guevara". ""A Comparison of Pedestrian Dead-Reckoning Algorithms using a Low-Cost MEMS IMU "". In: ().
- [2] Khairi Abdulrahim et al. "Understanding the performance of zero velocity updates in MEMS-based pedestrian navigation". In: *International Journal of Advancements in Technology* 5.2 (2014).
- [3] Stefania Bandini et al. "Walkability Assessment for the Elderly Through Simulations: The LONGEVICITY Project." In: AI\* AAL@ AI\* IA. 2018, pp. 83–91.
- [4] Luigi Villani Giuseppe Oriolo" "Bruno Siciliano Lorenzo Sciavicco. " Robotics Modelling, Planning and Control".
- [5] Franco Ferraris, Ugo Grimaldi e Marco Parvis. "Procedure for effortless infield calibration of three-axis rate gyros and accelerometers". In: Sensors and Materials 7 (1995), pp. 311–311.
- [6] F Gasparini et al. "EMG for walkability assessment: A comparison between elderly and young adults". In: (2020).
- [7] Paul G Savage. "Strapdown inertial navigation integration algorithm design part 1: Attitude algorithms". In: *Journal of guidance, control, and dynamics* 21.1 (1998), pp. 19–28.
- [8] Oliver J Woodman. An introduction to inertial navigation. Rapp. tecn. University of Cambridge, Computer Laboratory, 2007.
- [9] Hongyu Zhao et al. "IMU-based gait analysis for rehabilitation assessment of patients with gait disorders". In: 2017 4th International Conference on Systems and Informatics (ICSAI). IEEE. 2017, pp. 622–626.

[10] Lin Zhou et al. "How we found our IMU: Guidelines to IMU selection and a comparison of seven IMUs for pervasive healthcare applications". In: Sensors 20.15 (2020), p. 4090.