



**UNIVERSITÀ
DEGLI STUDI
DI PADOVA**



DIPARTIMENTO DI INGEGNERIA DELL'INFORMAZIONE

CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA BIOMEDICA

**“Utilizzo dei sensori magneto-inerziali in analisi del movimento:
problematiche legate al filtraggio dei segnali.”**

Relatore: Prof.ssa Zimi Sawacha, Phd

Laureando: Alessandro Caselli

Correlatore: Prof.ssa Annamaria Guiotto, PhD

ANNO ACCADEMICO 2021 – 2022

Data di laurea 19 Settembre 2022

Alla mia famiglia per essere sempre stata al mio fianco.

Ai miei amici per tutti i sorrisi e i momenti felici.

Ma soprattutto a mia madre la persona più forte che conosco.

INDICE

Abstract

- 1 **Introduzione**
- 2 **Teoria e Strumenti**
 - 2.1 **L'analisi del movimento**
 - 2.2 **Gli strumenti IMU e MIMU**
 - 2.2.1 **Accelerometro**
 - 2.2.2 **Giroscopio**
 - 2.2.3 **Magnetometro**
- 3 **Ricerca Bibliografica**
- 4 **Elaborazione dei dati**
 - 4.1 **Filtraggio delle componenti**
 - 4.2 **Sensor Fusion**
 - 4.2.1 *Extended Kalman Filter*
 - 4.2.2 **Filtro Complementare**
- 5 **Conclusioni**
- 6 **Bibliografia e Sitografia**

Abstract

I sensori magneto-inerziali MIMU stanno trovando ampio utilizzo nel campo dell'analisi del movimento in quanto possono diventare una valida soluzione in sostituzione ai metodi tradizionali che risultano essere limitati in ambito ambulatoriale.

Questi dispositivi sono composti da un accelerometro, un giroscopio ed un magnetometro dei quali viene spiegata la rispettiva struttura ed il funzionamento.

L'obiettivo del seguente elaborato scritto è analizzare una serie di articoli selezionati tramite un'accurata ricerca bibliografica basata sulle varie tecniche di filtraggio utilizzate per ottimizzare la qualità della misura del sensore.

La prima parte dell'elaborazione mette a confronto le tecniche di filtraggio più semplici e tradizionali tra cui il filtro Butterworth, il filtro a media mobile e il filtro polinomiale.

Queste tecniche sono utilizzate per eseguire un prefiltraggio passa-basso sulla misura delle singole componenti per limitare le fonti di errore che vanno a condizionare le singole componenti.

La seconda parte è focalizzata sulla fusione dei sensori nella quale vengono spiegati, in maniera semplificata, i funzionamenti di due algoritmi di fusione comunemente utilizzati per far cooperare al meglio i sensori ed ottenere una misura precisa, ovvero *l'Extendend Kalman Filter* ed il Filtro Complementare.

1 Introduzione

Gli accelerometri, i giroscopi e le unità di misura inerziali **IMU** (*Inertial Measurement Unit*) e magneto-inerziali **MIMU** (*Magnetic Inertial Measurement Unit*), sono dispositivi **MEMS** (*Microelectromechanical System*) sviluppati per fornire informazioni sull'assetto, la velocità e la posizione del veicolo sulla quale sono posizionate senza l'influenza del terreno, delle condizioni atmosferiche e del tempo. Sono diventati sempre più importanti per creare sistemi di navigazione inerziale (INS) completamente autonomi.

Oltre a questo utilizzo, nell'ultimo decennio sono stati introdotti anche nell'ambito dell'analisi del movimento.

Tale disciplina è incentrata sullo studio dei movimenti motori delle persone, il quale può portare informazioni utili riguardanti lo stato di salute di un paziente.

Ad oggi il grosso limite dell'analisi del movimento deriva dal fatto che si possano ottenere misurazioni soddisfacenti solo all'interno di un laboratorio (stereofotogrammetria optoelettronica) dove il paziente ha, quindi, una limitazione a livello spaziale e la sua andatura è condizionata dall'ambiente che lo circonda.

La grande sfida è quella di ottenere risultati con sensibilità adatte allo studio ambulatoriale tramite dei sensori magneto-inerziali MIMU, in quanto questi si possono indossare e hanno la capacità di fornire una descrizione in tempo reale delle prestazioni motorie nella vita quotidiana di un soggetto, utilizzabile anche in ambito clinico.

Il seguente trattato analizza le funzionalità dei sensori inerziali MIMU nell'analisi del movimento.

In particolare, si approfondiranno, **le tecniche di filtraggio ed approssimazioni utilizzate per eliminare il rumore proveniente da fonti esterne, utili per massimizzare l'efficienza dei sensori.**

2 Teoria e Strumenti

2.1 L'analisi del movimento [7, 9, 12, 14, 15, 16, 17]

Lo studio biomeccanico del movimento umano è la disciplina che si occupa di descrivere, analizzare e definire il movimento umano.

Per farlo richiede una stretta integrazione tra dati sperimentali e modelli per descrivere gli schemi di movimento.

Quando, inoltre, si ha a che fare con parametri fisici che non possono essere misurati direttamente, si deve risolvere un problema di dinamica inversa basato su modelli che richiedono la misurazione di quantità cinematiche, tra cui la posizione, la velocità e l'accelerazione dei punti di riferimento, nonché lo spostamento angolare e le derivate relative degli arti del corpo.

I sistemi di misurazione all'avanguardia per l'analisi cinematica in biomeccanica comprendono sensori video o inerziali.

Nel **primo scenario** si utilizza un sistema video calibrato in via preliminare, per misurare la posizione nello spazio bidimensionale o tridimensionale, in base allo sviluppo spaziale del gesto. Il video mostra un insieme di marcatori di riferimento sul soggetto che corrispondono a punti molto evidenti rispetto allo sfondo. I segnali sperimentali risultanti dalle misurazioni sono posizioni.

Il **secondo scenario** è composto da un'unità di misura IMU, costituita da accelerometri, giroscopi e magnetometri, posizionata sul segmento corporeo del quale ne misura l'orientamento nello spazio. I segnali sperimentali risultanti dalle misurazioni sono angoli.

In entrambi gli scenari, un certo rumore influisce sulle misurazioni, principalmente a causa dell'elettronica e dell'elaborazione dei segnali IMU, o dell'illuminazione, dei movimenti veloci, della risoluzione e messa a fuoco della telecamera nello scenario video.

2.2 Gli strumenti IMU e MIMU [7, 9, 12, 14, 15, 16, 17]

I sensori inerziali IMU sono sensori inerziali composti dall'unione di accelerometri e giroscopi.

Se si aggiunge il supporto di un magnetometro si parla di sensori magneto-inerziali MIMU.

I recenti progressi tecnologici nel campo dei sistemi micro-elettromeccanici (MEMS) hanno reso possibile la fabbricazione di sensori inerziali a costo relativamente basso, altamente miniaturizzati e con un consumo energetico limitato.

L'acronimo MEMS indica un ampio gruppo di sensori a base di silicio realizzati con processi di produzione di wafer di semiconduttori.

In quanto sensori inerziali questi dispositivi sono completamente autonomi (sourceless), ovvero non necessitano del supporto di fonti esterne per il rilevamento del movimento, a differenza di altri approcci di rilevamento che hanno bisogno di fonti esterne come, ad esempio, le telecamere per i tracker ottici, o i trasmettitori ultrasonici/magnetici per i tracker acustici elettromagnetici.

I sensori inerziali/magnetici possono, quindi, essere considerati l'opportunità più valida per monitorare l'andatura di un soggetto umano al di fuori di laboratori specializzati e per periodi di tempo estesi.

Tuttavia, le precisioni di misurazione dei sensori inerziali MEMS sono ancora largamente inferiori a quelle dei sensori utilizzati, ad esempio, nei sistemi di navigazione inerziale (INS) per applicazioni aeronautiche e militari.

Diventa, quindi, della massima importanza concentrarsi sullo sviluppo di algoritmi di filtraggio efficienti per le applicazioni di questi sensori, insieme ai moderni sensori magnetici a stato solido, nella cattura del movimento del corpo umano.

Ogni componente di questi strumenti ha la propria funzione:

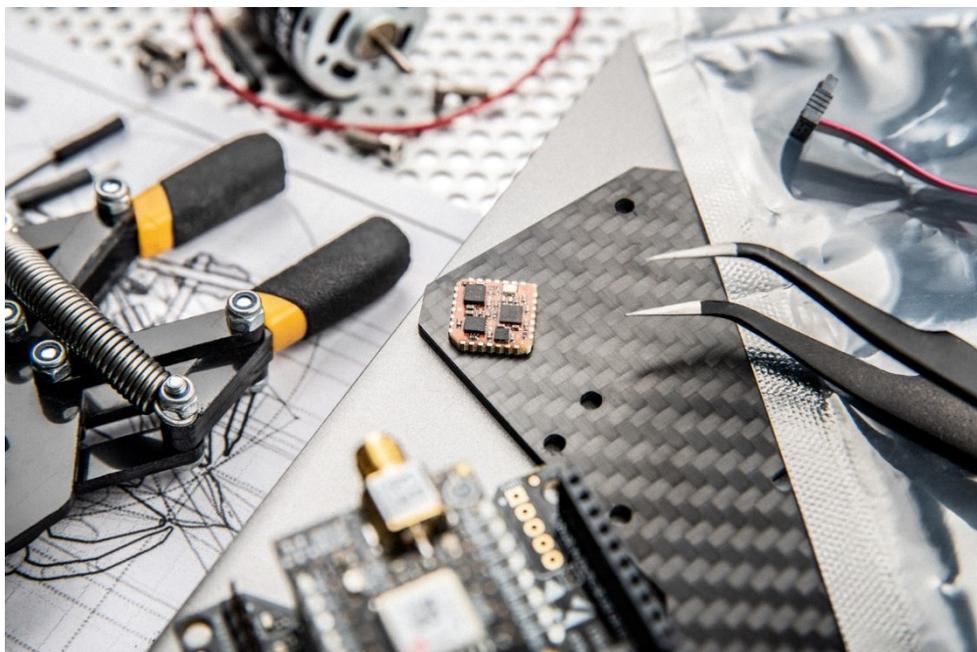
- i **giroscopi** sono utili per ottenere stime dell'orientamento per movimenti altamente dinamici;
- gli **accelerometri** vengono sfruttati come inclinometri senza derive (a differenza dei giroscopi che nel calcolo dell'inclinazione presentano un *drift*) rilevando il vettore gravità;
- i **magnetometri**, utili per le situazioni in cui è necessario rilevare anche la direzione, lavorano insieme all'accelerometro dando luogo ad un'unità di rilevamento indipendente dal giroscopio.



[21] Fig.1

Sensore inerziale *G-Walk*

Fabbricante *BTS-Bioengineering*



[22] Fig.2

Ultimo modello MTi-7 GNSS/INS di sensore inerziale contenente in un piccolo chip giroscopio, accelerometro e magnetometro.

Fabbricante *XSens*

2.2.1 Accelerometro [10, 11, 1, 2, 18]

Gli accelerometri tradizionali possiedono al loro interno una massa inserita in un sistema massa-molla il quale durante uno spostamento acquista una propria inerzia, di conseguenza la molla genera una forza eguale e contraria che si oppone all'inerzia della molla stessa.

Avendo noti il valore della massa di prova m e della rigidità della molla k è possibile calcolare l'accelerazione subita dalla massa operando secondo i principi della **Legge di Hooke**, $F=kx$ (dove x rappresenta lo spostamento della molla), e della **Seconda Legge di Newton**, $F=ma$.

Gli accelerometri più all'avanguardia utilizzati nello studio delle attività motorie sono composti dalla famiglia degli accelerometri MEMS.

Grazie alla modellazione fotolitografica e all'incisione chimica e al plasma, le caratteristiche meccaniche ed elettroniche dei dispositivi MEMS possono essere realizzate con dimensioni di soli micron (10^{-6} m).

Questi sensori risultano essere piccoli, robusti e consumano meno energia rispetto ai tradizionali sensori elettromeccanici realizzati con metodi di lavorazione convenzionali.

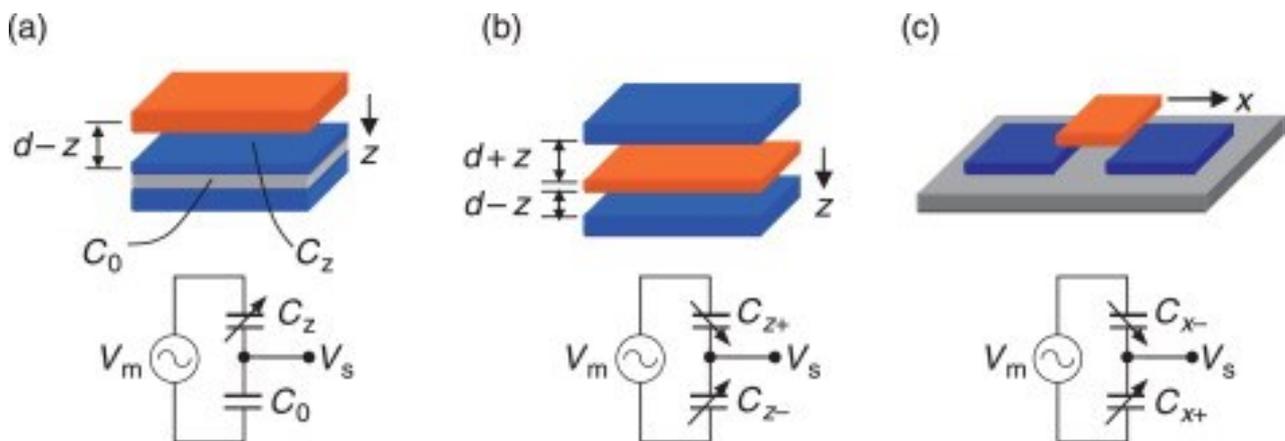
Il tipo di accelerometro MEMS più utilizzato nell'analisi del movimento è quello di **tipo capacitivo**, anche conosciuto come **sensore di vibrazioni** per via della sua elevata sensibilità, e si basa sulla variazione della capacità elettrica in risposta all'accelerazione.

Questi accelerometri sfruttano le proprietà di un condensatore a piastre contrapposte per il quale la distanza tra le piastre varia proporzionalmente all'accelerazione applicata, modificando così la capacità.

Questa variabile viene utilizzata in un circuito per fornire un segnale di tensione proporzionale all'accelerazione.

L'immagine sottostante (fig.1) mostra che l'utilizzo di un condensatore non limita la misurazione dell'accelerazione in unica direzione ma come la piastra sospesa sia in grado di muoversi verticalmente (a/b) o lateralmente (c).

È, quindi, possibile calcolare l'accelerazione in tre direzioni. Viene definito **accelerometro triassiale** ed è fondamentale per rilevare i movimenti in tre dimensioni.



[10] Fig. 3 L'immagine mostra lo spostamento delle piastre causato da un'accelerazione, che, come si può notare nell'immagine, può avvenire in tre direzioni per un rilevamento triassiale

L'accelerometro, inoltre, può essere utilizzato come inclinometro in condizioni statiche o quasi-statiche, ovvero se l'accelerazione rilevata è piccola rispetto a quella di gravità è possibile misurare l'angolo di inclinazione applicando formule trigonometriche di base.

2.2.2 Giroscopio [10, 11, 4, 6]

Il funzionamento del giroscopio si basa sul **principio di conservazione del momento angolare** e, fondamentalmente, può fornire due informazioni:

- **la variazione dell'orientamento di un sistema rispetto ad un asse di riferimento**, oppure
- **la velocità con cui varia l'orientamento di un sistema** quando è in rotazione ovvero la sua velocità angolare.

I giroscopi utilizzati nella biomeccanica sono chiamati **giroscopi vibranti di effetto Coriolis** e si basano, appunto, sulla misura dell'accelerazione di Coriolis (o la Forza di Coriolis).

Al suo interno è presente una massa di prova e tramite la rotazione del corpo in cui è presente il giroscopio si crea un movimento angolare di tipo vibratorio sulla massa.

Si genera, quindi, una velocità angolare perpendicolare al momento ed una forza chiamata **Forza di Coriolis**.

È possibile risalire alla velocità angolare grazie alla formula:

$$\omega_c = \frac{F_c}{M(-2\omega_r)} \quad (\omega_c: \text{vel. angolare}, F_c: \text{forza di Coriolis}, M: \text{massa}, \omega_r: \text{vel. radiale})$$

Un giroscopio MEMS ("gyro") trasduce le forze di Coriolis in un'uscita elettrica proporzionale alle variazioni di accelerazione angolare, proprio come farebbe un sensore elettromeccanico tradizionale. Come per gli accelerometri MEMS, il tipo di giroscopio MEMS è determinato dal suo principio di trasduzione, ciascuno con vantaggi e svantaggi specifici.

I giroscopi MEMS, indipendentemente dal tipo, sono tutti vibroscopi ed hanno una struttura meccanica guidata attivamente per mantenere uno stato di risonanza, e le forze di Coriolis che agiscono su questo risonatore producono una risposta di deflessione o spostamento.

I giroscopi MEMS richiedono un'attenta progettazione dell'elettronica di pilotaggio e di lettura per garantire che il segnale di uscita del giroscopio sia rilevabile, poiché la forza di Coriolis è piccola, di conseguenza, anche l'uscita del sensore è piccola.

Il **fattore di qualità del risonatore**, o **Q**, è la principale cifra di merito per la progettazione dei giroscopi MEMS.

Un giroscopio commerciale utilizzabile nello studio del movimento umano riesce ad avere una stabilità di deriva di 10 gradi/s.

2.2.4 Magnetometro [19, 20, 10, 11]

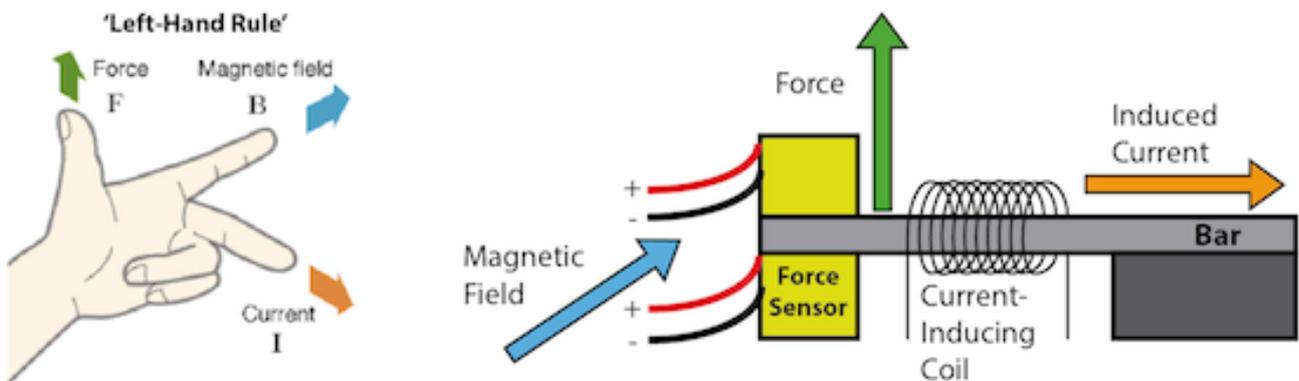
Un magnetometro è un **sensore progettato per misurare il campo magnetico** che circonda lo strumento; quello utilizzato nella MIMU deve calcolare la direzione del campo magnetico terrestre.

Il campo magnetico è una grandezza vettoriale, quindi, come gli accelerometri e i giroscopi, i magnetometri possono essere progettati come sensori a un asse o a più assi, dove ogni asse misura una componente del campo magnetico vettoriale proiettata sul sistema di riferimento del sensore MEMS.

Una tipica tipologia di magnetometro MEMS è quella basata sul principio della **forza di Lorentz** .

Se questi dispositivi sono investiti da un campo magnetico, si genera una corrente motrice che fluisce in una struttura sospesa e a sua volta genera una forza ortogonale alla direzione della corrente (Fig.2).

Il sistema più comunemente utilizzato per la lettura della forza generata è un sistema di tipo capacitivo dove la variazione di capacità elettrica permette di calcolare la forza applicata.



[20] Fig.2 L'immagine mostra una atipica regola della mano sinistra e si può notare l'ortogonalità tra la corrente indotta e la forza generata.

3 Ricerca Bibliografica

Il presente trattato è frutto di una ricerca bibliografica attraverso i seguenti motori di ricerca:

- Scopus
- Galileo Discovery, della biblioteca digitale dell'università di Padova.

Per effettuare la ricerca di articoli inerenti al trattato "*Utilizzo dei sensori magneto-inerziali in analisi del movimento: problematiche legate al filtraggio dei segnali.*" sono state utilizzate le seguenti parole chiave:

1. IMU AND filtering AND motion analysis
2. MIMU AND filtering AND motion analysis
3. Data Filtering AND MIMU
4. Inertial sensors AND filtering

La ricerca è stata effettuata il giorno 23 Luglio 2022.

La ricerca numero 1 trovava 84 risultati, mentre da quella numero 2 ne risultavano 8. Ne sono stati selezionati 0 articoli.

La ricerca numero 3 trovava 39 risultati e ne è stato selezionato 1.

Infine, la ricerca numero quattro trovava un numero di risultati pari a 18.538. Ne sono stati selezionati 5.

Si precisa che è stata effettuata la prima selezione in base al titolo e a seguito della lettura degli abstract i risultati ritenuti validi sono stati in totale 6.

Tre articoli sono stati selezionati ulteriormente a seguito della lettura approfondita degli articoli selezionati, in quanto ritenuti utili alla stesura del trattato. Tali articoli erano citati dagli autori nelle loro corrispondenze bibliografiche.

Dei 9 articoli selezionati solo 3 sono trial clinici con rilevamento e valutazione dei dati.

Gli articoli selezionati sono stati suddivisi sulla base di due concetti di filtraggio:

- Il primo tratta il filtraggio dei segnali rilevati dai sensori inerziali che formano la MIMU, prevalentemente accelerometro e giroscopio, per un totale di 6 articoli;
- Il secondo, invece, tratta della fusione dei sensori ovvero come vengono integrate le varie componenti per trarre il meglio da ciascuna di loro, per i rimanenti 3 articoli;

Dei 6 articoli [1-6] per l'analisi di filtraggio delle componenti (paragrafo 4.1):

- 2 sono relativi agli accelerometri, di cui 1 è un trial clinico;
- 2 argomentano l'utilizzo dei giroscopi ed in 1 è anche un trial clinico;
- 2 si occupano di filtraggio dei segnali biomedici, mettendo a confronto diverse tipologie di filtri tra loro analizzando dati analitici e teorici.

Dei 3 articoli [7-9] utilizzati per l'analisi di fusione dei sensori (paragrafo 4.2): 2 sono stati sfruttati per la comprensione e spiegazione dei due algoritmi di fusione e uno è un trial clinico che li mette a confronto.

La seguente tabella (Tab.1) schematizza gli articoli utilizzati nell'elaborazione dati:

Titolo	Anno	Trial Clinico	Strumentazione			Descrizione
			¹ Acc	² Gyro	MIMU	
Low frequency MEMS accelerometers in health monitoring – A review based on material and design aspects	2019	No	X			Funzionamento e frequenza di taglio dell'accelerometro
Comparison of gait speeds from wearable camera and accelerometer in structured and semi-structured environments	2020	Si	X			Informazioni accelerometro su filtraggio e frequenza di taglio
Filtering Algorithm Research on MEMS Gyroscope Data	2008	No		X		Filtraggio giroscopio: comparazione tra filtro di Butterworth e Filtro Kalman
Gait Event Detection on Level Ground and Incline Walking Using a Rate Gyroscope	2010	Si		X		Trial clinico sull'andatura utilizzando solo giroscopi
Filtering Biomechanical Signals in Movement Analysis	2021	No				Comparazione di tre tipi di filtraggio passa basso su software MatLab
Adaptive Data Filtering of Inertial Sensors with Variable Bandwidth	2015	No				Descrizione di una tipologia di filtro a banda variabile sviluppato tramite MatLab
Estimating Three-Dimensional Orientation of Human Body Parts by Inertial/Magnetic Sensing	2011	No			X	Descrizione di un Filtro di Kalman Esteso per la fusione di sensori
Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm	2011	No			X	Descrizione di un Filtro Complementare per la fusione di sensori
Estimating Orientation Using Magnetic and Inertial Sensors and Different Sensor Fusion Approaches: Accuracy Assessment in Manual and Locomotion Tasks	2014	Si			X	Comparazione con prove sperimentali dei due algoritmi di fusione dei sensori

Tab.1 Prospetto degli articoli selezionati, in base al titolo dell'articolo, all'anno di pubblicazione, se è un trial clinico o meno, la strumentazione utilizzata ed una breve descrizione su cosa si è tratto dall'articolo.

¹Acc=accelerometro; ²Gyro=giroscopio.

4 Elaborazione dei dati

4.1 Filtraggio delle componenti

Negli dagli articoli [1] e [2] vengono trattate le proprietà chiave che deve possedere un accelerometro MEMS, le frequenze di taglio nella ricerca sul controllo motorio variano generalmente da 6 a 10 Hz, a seconda del comportamento osservato.

Potrebbe estendersi da 3 a 13 Hz se l'obiettivo è rilevare i tremori causati da malattie specifiche come, ad esempio, il Morbo di Parkinson, in cui è necessario rilevare vibrazioni in una gamma di frequenze basse e brevi.

Per ottenere velocità e accelerazioni dalle misure di posizione e angolo, ma anche per l'elaborazione di segnali cinetici, è quindi necessario un processo di differenziazione e filtraggio passa-basso.

La selezione e l'impostazione del filtro sono fondamentali perché il rumore può influenzare le derivate numeriche.

A tale proposito, risulta indispensabile analizzare l'articolo [3] nel quale gli autori hanno preso in considerazione tre differenti tipologie di filtraggio passa-basso:

1. Filtro a media mobile (MA);
2. Filtro passa-basso di Butterworth a fase zero (BZP): uno dei più utilizzati in biomeccanica;
3. Filtri polinomiali di Savitsky-Golay (SG): comunemente usati in biomeccanica.

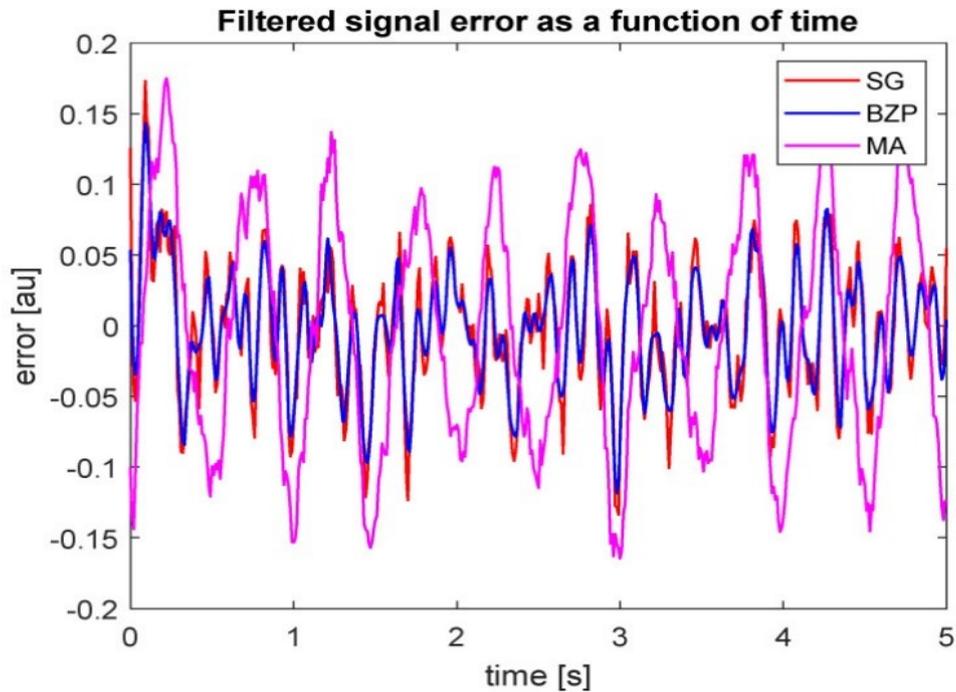
Per metterli a confronto e studiarne le prestazioni, prima che vengano applicati su dati sperimentali, è stato preso in considerazione un segnale analitico di riferimento $X_a(t)$ che rappresenta un segnale armonico puro.

È stato definito considerando le frequenze coinvolte in alcune tipiche indagini biomeccaniche e per simulare al meglio la situazione sperimentale è stato applicato rumore sul segnale.

Conoscere il segnale ed anche il rumore a priori ha reso possibile il fatto di effettuare una stima delle prestazioni dei diversi filtri sia sul segnale analitico, che rappresenta la posizione, che sulla derivazione prima e seconda, che rappresentano rispettivamente velocità ed accelerazione.

Il segnale analitico rumoroso $X(t)$, campionato a 100Hz, sarà quindi il segnale di prova in ingresso per i filtri considerati.

I filtri sono stati poi applicati su segnali sperimentali di quattro semplici movimenti motori, ma di seguito verrà focalizzata l'attenzione sull'errore presente nel segnale temporale e le sue derivate. Di seguito vengono discussi i grafici relativi agli errori presenti punto per punto rispetto al segnale analitico (fig. 5) e le sue derivate (fig. 6 e 7):

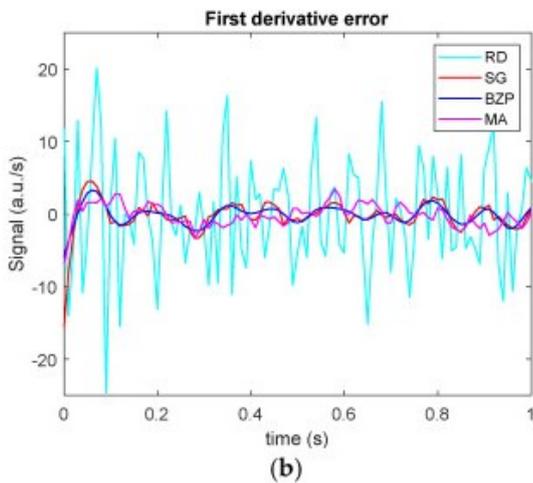


[3] Fig.5

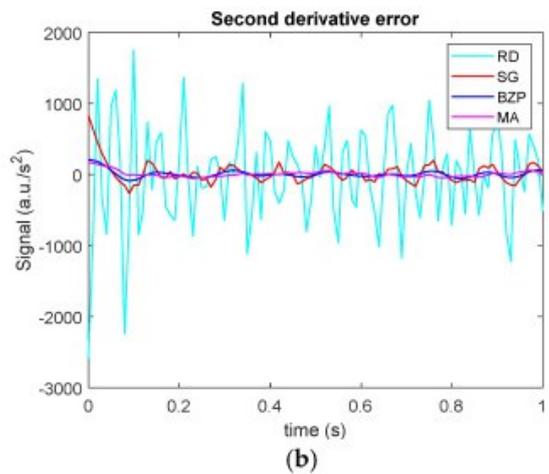
Nel grafico soprariportato fig. 3 è mostrato in rosso la differenza punto per punto tra il segnale filtrato con filtro polinomiale SG e il segnale analitico, in blu la differenza con il segnale filtrato con BZP e in magenta quella con il segnale filtrato MA.

Si nota che le prestazioni filtri BZP e SG sono simili e ottimali, mentre quella del filtro MA è meno efficiente ma pur sempre accettabile.

In aggiunta agli errori presenti nel grafico precedente, nei seguenti (Fig. 6 e 7), è presente anche l'errore del segnale differenziato numericamente (in azzurro).



[3] Fig.6



[3] Fig.7

I grafici soprastanti mostrano gli errori delle derivate:

- derivata prima (Fig.6) e
- derivata seconda (Fig.7),

Entrambi alla stessa frequenza; si denota però il fatto che sono state svolte prove a frequenze differenti ovvero a 2 e 5 Hz.

Dai grafici si può apprezzare che il filtro MA risulta meno performante degli altri due, ma mantiene prestazioni pressoché invariate su segnali simulati a 2 e 5 Hz.

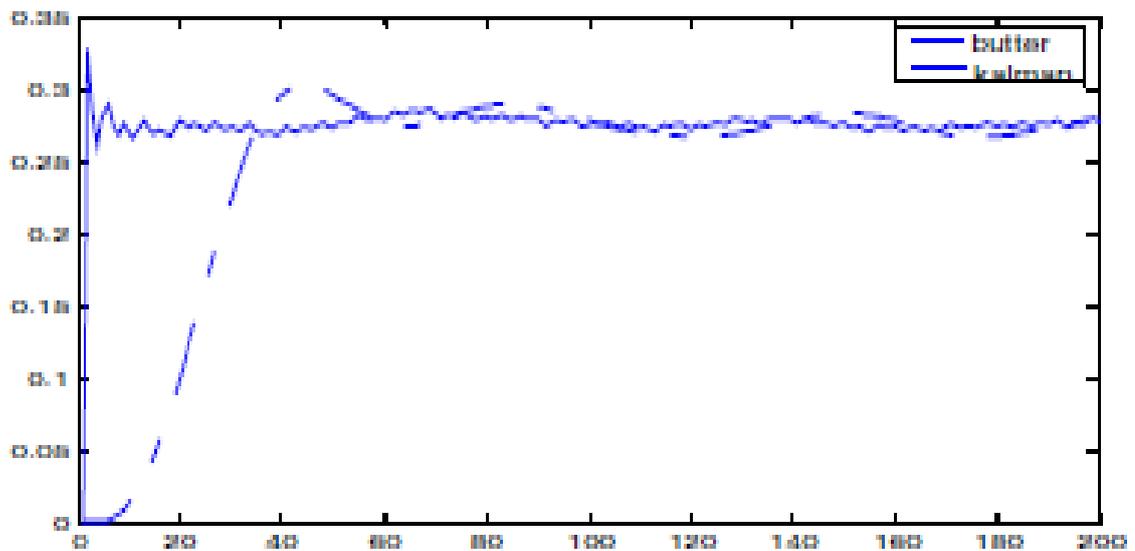
Mentre il filtro SG mostra prestazioni differenti tra il segnale a frequenza uguale a 2 Hz e quello a 5Hz, il che crea alcune difficoltà nella valutazione dell'incertezza quando il contenuto in frequenza del segnale è variabile, come succede nelle misurazioni 'real-time' di un sensore inerziale.

Infine, il filtro Butterworth ha un comportamento più stabile rispetto alla frequenza e, in generale, mostra prestazioni migliori nei confini se confrontato con i metodi polinomiali. Le prestazioni nella misura del livello di picco sono accettabili e robuste.

Si può quindi concludere che per strumenti che rilevano misurazioni alle basse frequenze, quali l'accelerometro ed il giroscopio, un filtro Butterworth di ordine quattro a fase uguale a zero grazie alle sue prestazioni risulta essere ideale.

Tuttavia, pur essendo il filtro Butterworth il migliore dei tre filtri passa-basso analizzati esistono tecniche di filtraggio più moderne che hanno prestazioni migliori.

Ad esempio, in [6] vengono messi a confronto le prestazioni del filtro Butterworth passa-basso e il filtro Kalman, di approccio stocastico, e ne risulta il grafico sottostante (Fig.6) in cui sono mostrate con linea blu continua le prestazioni del filtro Butterworth e con linea blu tratteggiata quelle del filtro Kalman.



[6] Fig.8

Nel grafico si può notare come il filtro Kalman possieda prestazioni migliori rispetto al Butterworth e, di conseguenza, risulta più affidabile e più performante per un tipo di filtraggio passa-basso.

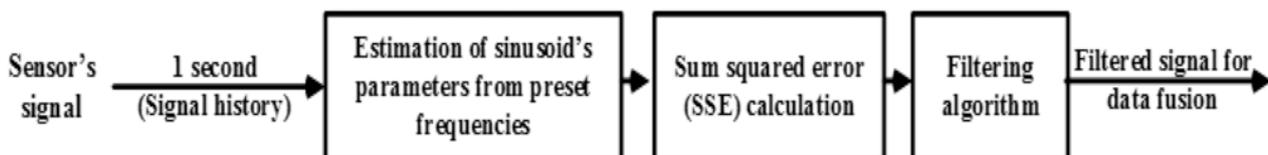
Nello specifico l'articolo tratta del filtraggio di un giroscopio, ma il filtro Kalman mantiene prestazioni migliori per tutte le componenti contenute nel sensore IMU che richiedono un tipo di filtraggio passa-basso.

Si evince da [4] a pagina 5 che a livello sperimentale non esiste una frequenza di taglio ideale per tutte le misurazioni.

Nelle diverse ricerche nell'analisi del movimento sono state utilizzate frequenze di taglio che non spaziano solo nell'intervallo tra i 3 e i 13 Hz, ma che possono essere anche uguali a 35 Hz come, per esempio, nella misurazione della velocità angolare dello stinco.

La selezione della frequenza di taglio del filtro richiede, quindi, un compromesso: una frequenza di taglio più bassa riduce le oscillazioni, migliorando il rilevamento automatico, mentre, una frequenza di taglio più elevata comporterà una minore distorsione dovuta al filtraggio.

Risulta, quindi, interessante presentare il filtro descritto da [5] che consiste nel progettare un filtro passa-banda con larghezza di banda variabile (sinusoidale), in modo da sfruttare la frequenza ideale a seconda delle situazioni che si presentano.



[5] Fig.9

L'immagine soprastante (Fig.9) mostra lo schema di lavoro per la determinazione della banda ideale:

- Blocco 1: stima della sinusoide alla quale viene associato il segnale;
- Blocco 2: calcolo della frequenza predefinita a cui viene associato il segnale in entrata e successivo calcolo della larghezza di banda del filtro;
- Blocco 3: filtraggio del segnale.

Il primo step parte da un'assunzione: ogni vibrazione nella finestra temporale di un secondo possiede un andamento approssimativamente periodico e caratteristiche sinusoidali, è, di conseguenza, possibile rilevare una frequenza dominante che definisce quella parte di segnale.

Considero un segnale di N campioni ad N istanti temporali corrispondenti

$$x_n = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_{N-1} \ x_N]T; \quad t_n = [t_1 \ t_2 \ \dots \ t_{N-1} \ t_N];$$

vista l'ortogonalità di seno e coseno posso rappresentare l'approssimazione di x_n in questa maniera:

$$s_n(\vartheta) = A \cos(\omega \times t_n) + B \sin(\omega \times t_n) + C$$

dove A, B, C, ω sono costanti sconosciute e ϑ definisce l'insieme dei quattro parametri sconosciuti (A, B, C e ω).

Il problema di adattamento dell'onda sinusoidale e può essere risolto minimizzando l'errore quadratico, dato da:

$$V(\vartheta) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - s_n(\vartheta))^2$$

Si consideri il particolare vettore di parametri ϑ ; dove $\vartheta = [A \ B \ C]^T$ e ϑ può essere scritto come:

$$\vartheta = [\vartheta^T \ \omega]^T$$

Considero la matrice $D(\omega)$ di dimensioni $N \times 3$:

$$D(\omega) = \begin{bmatrix} \cos(\omega \times t_1) & \sin(\omega \times t_1) & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \cos(\omega \times t_N) & \sin(\omega \times t_N) & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

Il cui errore quadratico medio può essere calcolato come:

$$V(\vartheta) = V(\omega, \theta) = \frac{1}{N} \{ [x_n - D(\omega)\theta]^T [(x_n - D(\omega)\theta)] \} \quad (2)$$

Quando la frequenza angolare ω è nota, l'equazione (2) può essere minimizzata nel senso dei minimi quadrati risolvendo l'insieme di equazioni lineari $D(\omega) \theta = x_n$. Se $D(\omega)$ ha rango massimo, la soluzione della stima di θ è data da:

$$\hat{\theta} = \begin{pmatrix} \hat{A} \\ \hat{B} \\ \hat{C} \end{pmatrix} = (D(\omega)^T D(\omega))^{-1} D(\omega)^T x_n \quad (3)$$

L'utilizzo di frequenze predefinite permette di risolvere facilmente le equazioni (2) e (3).

Queste frequenze definiscono, inoltre, la larghezza di banda che verrà utilizzata nel terzo blocco al momento del filtraggio e si calcolano nella seguente maniera:

$$SSE = \sum_1^N (x_n - \hat{x}_{n_i})^2, \text{ dove } \hat{x}_{n_i} = \hat{A} \cos(2\pi \hat{f}_i \times t_n) + \hat{B} \sin(2\pi \hat{f}_i \times t_n) + \hat{C}$$

La frequenza predefinita utilizzata per generare il segnale sinusoidale \hat{x}_{n_i} è tale da rendere la devianza residua (SSE) minima, il segnale \hat{x}_{n_i} risulta essere la migliore approssimazione del segnale in entrata e andrà a definire la larghezza di banda in cui andrà ad operare il filtro.

Il filtro utilizzato nel processo di filtraggio non può essere a risposta impulsiva finita perché creerebbe ritardi nell'elaborazione del segnale e non riuscirebbe a gestire larghezze di banda che arrivano a frequenze basse come 0,5 Hz.

Pertanto, è stato sviluppato un nuovo approccio di filtraggio adattivo multistadio.

Il processo di filtraggio proposto è adattivo, nel senso che la larghezza di banda del processo di filtraggio complessivo può variare rispetto al contenuto di frequenza del segnale.

Il processo di filtraggio può essere suddiviso in due fasi principali.

La prima fase consiste nel filtrare il segnale utilizzando un filtro Kaiser a larghezza di banda variabile, mentre la seconda fase utilizza un filtro wavelet passa-basso con un livello di decomposizione variabile.

Nel processo di filtraggio, il segnale grezzo viene fatto passare attraverso il filtro LP con finestra di Kaiser e poi filtrato dal filtro wavelet per sopprimere ulteriormente il rumore ad alta frequenza e per rendere più omogeneo il segnale filtrato.

4.2 Sensor Fusion

A causa di fattori quali l'ambiente applicativo e l'errore del sensore, il sistema presenta solitamente problemi non lineari e non gaussiani e il comune metodo di filtraggio non è più applicabile.

L'orientamento può essere calcolato integrando nel tempo, da condizioni iniziali note, i segnali di una triade di giroscopi uni-assiali reciprocamente ortogonali, che è soggetto ad errori che crescono senza limiti nel tempo, a causa degli errori di deriva dei giroscopi a bassa frequenza.

Le tecniche di fusione dei sensori sono necessarie affinché il sistema di sensori di aiuto (accelerometro e magnetometro) senza giroscopio permetta di limitare gli errori di deriva del giroscopio; a loro volta, i giroscopi possono essere usati per smussare le stime di orientamento fornite dal sistema di sensori di aiuto.

Di seguito verranno descritti due filtri molto riconosciuti per il loro genere:

- La prima tipologia di filtro è chiamata Extended Kalman Filter (EKF) e sarà rivisto quello presentato da [7] nel 2011;
- La seconda rappresenta una tipologia di filtro complementare e verrà descritto quello proposto da [8] nel 2011;

Per concludere saranno osservati i dati elaborati da [9] il quale mette a confronto le due tecniche di filtraggio.

Prima di esporre i filtri è necessaria una piccola digressione sul sistema di riferimento a quaternioni, un sistema che viene utilizzato per rappresentare la matrice di rotazione di un corpo che ruota.

La matrice di rotazione è formulata come una funzione quadratica omogenea delle quantità q_i , con $i = 1, \dots, 4$ quaternioni:

$$\mathbf{q} = \begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \\ q_3 \end{bmatrix} = \sin\left(\frac{\theta}{2}\right) \mathbf{n}, \quad q_4 = \cos\left(\frac{\theta}{2}\right). \quad \text{Dove } \mathbf{q} \text{ rappresenta la parte vettoriale, mentre } q_4 \text{ quella scalare.}$$

I quaternioni soddisfano la legge di normalizzazione di un quaternione, ovvero:

$$q_4 + |\mathbf{q}|^2 = 1. \quad (1)$$

Sono anche definite due operazioni basilari nel campo quaternionale, ovvero, moltiplicazione ed addizione, rispettivamente:

$$\bar{\mathbf{q}} \otimes \bar{\mathbf{q}}' = \left[\left(q_4' \mathbf{q} + q_4 \mathbf{q}' + \mathbf{q} \times \mathbf{q}' \right)^T \quad q_4 \quad q_4' - \mathbf{q} \cdot \mathbf{q}' \right]^T \quad \bar{\mathbf{q}} \oplus \bar{\mathbf{q}}' = \left[\left(\mathbf{q} + \mathbf{q}' \right)^T \quad q_4 + q_4' \right]^T$$

I quaternioni vengono considerati come un numero immaginario con tre elementi immaginari ed uno reale:

$$\mathbf{q} = q \mathbf{i} + q \mathbf{j} + q \mathbf{k} + q_4$$

Le componenti i, j, k possiedono alcune regole di calcolo:

$$\mathbf{i} \otimes \mathbf{i} = \mathbf{j} \otimes \mathbf{j} = \mathbf{k} \otimes \mathbf{k} = \mathbf{i} \otimes \mathbf{j} \otimes \mathbf{k} = -1, \quad \mathbf{i} \otimes \mathbf{j} = \mathbf{k}, \quad \mathbf{j} \otimes \mathbf{i} = -\mathbf{k}.$$

In alternativa, i quaternioni possono essere considerati come vettori incorporati nello spazio euclideo quadridimensionale \mathbb{R}^4 .

L'insieme dei quaternioni con parti vettoriali nulle è identificato in \mathbb{R} , l'insieme dei quaternioni con parte scalare nulla, detti anche quaternioni vettoriali, è identificato con i vettori nello spazio euclideo \mathbb{R}^3 .

Infine, i quaternioni unitari, cioè i quaternioni con norma unitaria, giacciono sulla sfera tridimensionale S^3 con raggio unitario in \mathbb{R}^4 .

Per la descrizione dell'orientamento si utilizza proprio questa tipologia di scrittura dei quaternioni.

La difficoltà principale nell'utilizzo di componenti del vettore di stato basati su quaternioni, però, sta nell'applicazione delle equazioni del filtro.

Questa difficoltà è dovuta alla mancanza di indipendenza delle quattro componenti di un quaternioni, che sono legate dal vincolo che il quaternioni deve avere norma unitaria (1) per rappresentare un orientamento valido.

4.2.1 EKF: Extended Kalman Filter

L'approccio del filtraggio di Kalman venne proposto per la prima volta nel 1961 per applicazioni di guida e controllo di veicoli spaziali, subito dopo la pubblicazione dell'articolo originale di Kalman del 1960, che aveva lo scopo di produrre stime sequenziali a minima varianza dell'orientamento e di altri parametri diversi dall'orientamento, come le distorsioni dei sensori, avvalendosi di informazioni sulla dinamica del movimento.

La stima dell'orientamento di parti del corpo umano a partire da misure di sensori inerziali/magnetici fissati sul corpo è, invece, un'applicazione relativamente nuova.

Per ottenere la stima più accurata dello stato del sistema, gli algoritmi stocastici utilizzano un modello per la previsione delle componenti dinamiche di un sistema (modello dinamico) e un modello per i dati del sensore (modello di misurazione).

Il problema si presta in modo eccellente agli algoritmi KF.

Sembra esserci un ampio consenso sul fatto che il KF sia riconosciuto nel campo ingegneristico come *"forse lo strumento definitivo per integrare elegantemente la fusione multisensoriale, il filtraggio e la previsione del movimento in un unico framework veloce e accurato"*.

I KF rappresentano una classe di algoritmi di stima ricorsiva di Bayes.

L'approccio di Bayes è basato sulla propagazione della funzione di densità di probabilità (PDF) dello stato del sistema, in maniera ricorsiva attraverso l'utilizzo delle regole di Bayes, ovvero:

$$p(x_k | x_{1:k-1}) = p(x_k | x_{k-1}) \quad (1)$$

dove si considera un intervallo temporale che va da $t = t_1$ a $t = t_{k-1}$, $t = [t_1, t_2, \dots, t_{k-1}]$ e l'insieme degli stati nei quali varia il sistema nel tempo sono $x_{1:k-1} = [x_1, x_2, \dots, x_{k-1}]$, nel quale x_k è condizionato solamente dallo stato precedente ed indipendente dal passato.

È, quindi, possibile rappresentare una funzione f (lineare o non lineare) che mappa lo stato precedente allo stato attuale:

MODELLO DINAMICO:
$$x_k = f_{k-1}(x_{k-1}, w_{k-1}) \quad (2)$$

nella quale w_{k-1} rappresenta il rumore ed è assunto un periodo costante $T_{k-1} = t_k - t_{k-1}$.

Lo stato del sistema \mathbf{x}_k è legato alle misure del modello di misurazione:

$$\text{MODELLO DI MISURAZIONE:} \quad z_k = h_k(x_k, v_k) \quad (3)$$

dove z_k è lo stato misurato dal processo al tempo t_k , h è una funzione generalmente non lineare variabile nel tempo che mappa lo stato del sistema allo stato misurato z_k e v_k rappresenta il rumore di misura.

Dati $z_{1:k}$ l'obiettivo del filtraggio è quello di calcolare gli stati del sistema, il che richiede il calcolo della PDF dello stato successivo supponendo che la PDF dello stato precedente sia calcolata.

Immaginiamo sia nota la PDF posteriore $p(x_{k-1} | z_{1:k-1})$ al tempo t_{k-1} , la parte di predizione coinvolge il modello dinamico (2) per ottenere la PDF dello stato seguente:

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k | \mathbf{x}_{k-1}) p(\mathbf{x}_{k-1} | \mathbf{z}_{1:k-1}) d\mathbf{x}_{k-1}. \quad (4)$$

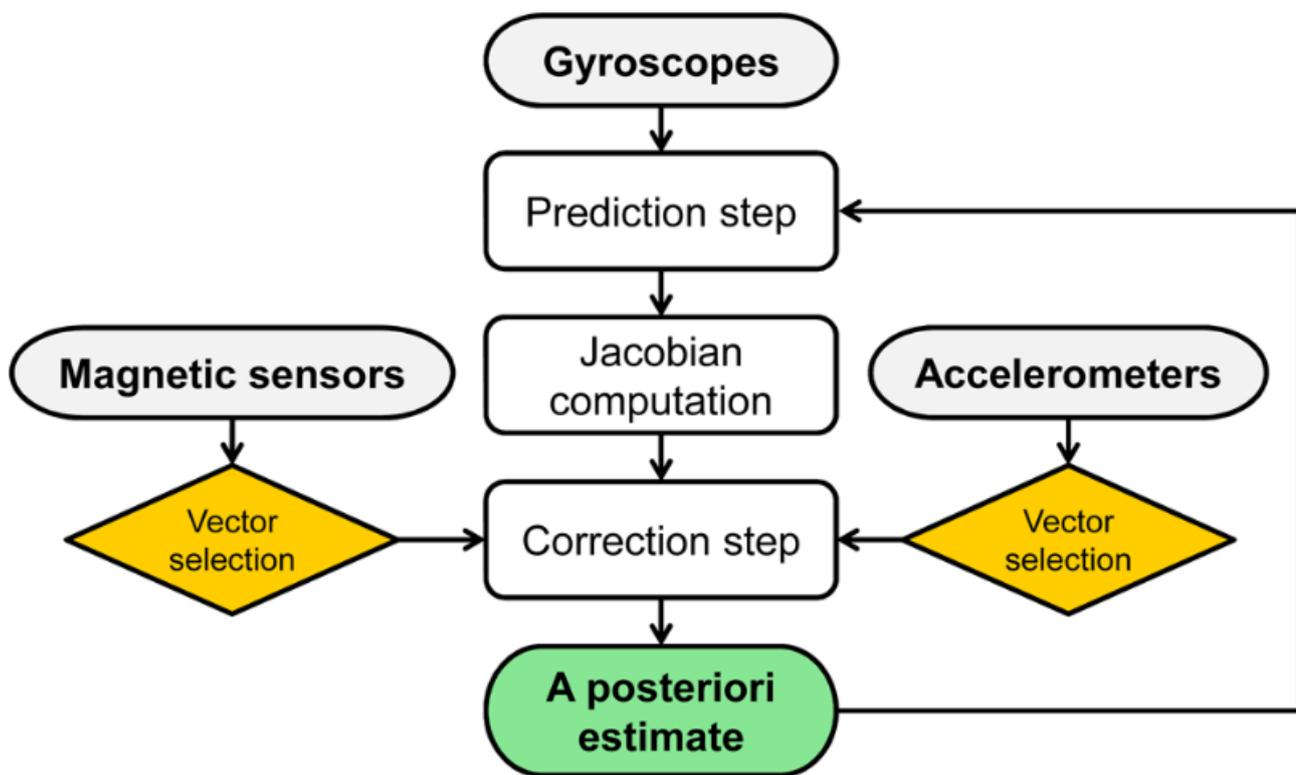
La fase di aggiornamento al tempo t_k ovvero l'istante in cui diventa disponibile una nuova misurazione è basata sulla regola di Bayes (1):

$$p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k}) \propto p(\mathbf{z}_k | \mathbf{x}_k) p(\mathbf{x}_k | \mathbf{z}_{1:k-1}) \quad (5)$$

Il filtraggio di Bayes può essere visto come un processo a **due fasi**:

- una fase di predizione del nuovo stato utilizzando la (4), e
- una fase di aggiornamento in cui la predizione viene modificata dalla nuova misura utilizzando (5).

Il fatto conoscere la PDF precedente permette di calcolare una stima lo stato prossimo e di ottenere misure sulla precisione di queste stime.



[9] Fig.10

Lo schema di Fig.10 mostra la struttura del filtro di Kalman sopra descritta.

4.2.2 Filtro Complementare

Un giroscopio triassiale misura la velocità angolare intorno ai tre assi x, y e z con unità di misura rad^{-1} denominati rispettivamente: ω_x , ω_y e ω_z e disposti in un vettore $\boldsymbol{\omega}$ (1) in riferimento al sensore (Sensor: S). È, quindi, possibile calcolare il quaternionione che collega la posizione della terra (Earth: E) rispetto al sensore facendo la derivata del prodotto nel campo quaternionale tra il vettore $\boldsymbol{\omega}$ e un vettore normalizzato unitario \hat{q} (2).

$${}^S\boldsymbol{\omega} = \begin{bmatrix} 0 & \omega_x & \omega_y & \omega_z \end{bmatrix} \quad (1)$$

$${}^S_E\dot{\hat{q}} = \frac{1}{2} {}^S_E\hat{q} \otimes {}^S\boldsymbol{\omega} \quad (2)$$

L'orientamento della terra rispetto al sensore al tempo t, si calcola numericamente integrando la derivata del quaternionione come descritto dalle equazioni (3) e (4).

$${}^S_E\dot{\hat{q}}_{\omega,t} = \frac{1}{2} {}^S_E\hat{q}_{est,t-1} \otimes {}^S\boldsymbol{\omega}_t \quad (3)$$

$${}^S_E\hat{q}_{\omega,t} = {}^S_E\hat{q}_{est,t-1} + {}^S_E\dot{\hat{q}}_{\omega,t} \Delta t \quad (4)$$

Nel contesto di un algoritmo di stima dell'orientamento, si supporrà inizialmente che un accelerometro misuri solo la gravità e un magnetometro misuri solo il campo magnetico terrestre.

Se la direzione del campo terrestre è nota nel sistema di riferimento della terra, la misura della direzione del campo nel sistema di riferimento del sensore consentirà di calcolare l'orientamento del sensore rispetto al sistema della terra.

Tuttavia, per qualsiasi misura non ci sarà un'unica soluzione di orientamento del sensore, ma infinite soluzioni rappresentate da tutti quegli orientamenti ottenuti dalla rotazione dell'orientamento vero intorno a un asse parallelo al campo.

La rappresentazione a quaternioni richiede la ricerca di un'unica soluzione e ciò può essere ottenuto attraverso la formulazione di un algoritmo di ottimizzazione.

L'algoritmo di discesa del gradiente è una tipologia di algoritmo di ottimizzazione tra le più semplici da implementare e calcolare.

Tuttavia, la trattazione risulta molto complessa quindi sarà limitata la discussione di un risultato, ovvero (5):

$$\frac{S}{E} \mathbf{q}_{\nabla,t} = \frac{S}{E} \hat{\mathbf{q}}_{est,t-1} - \mu_t \frac{\nabla f}{\|\nabla f\|} \quad (5)$$

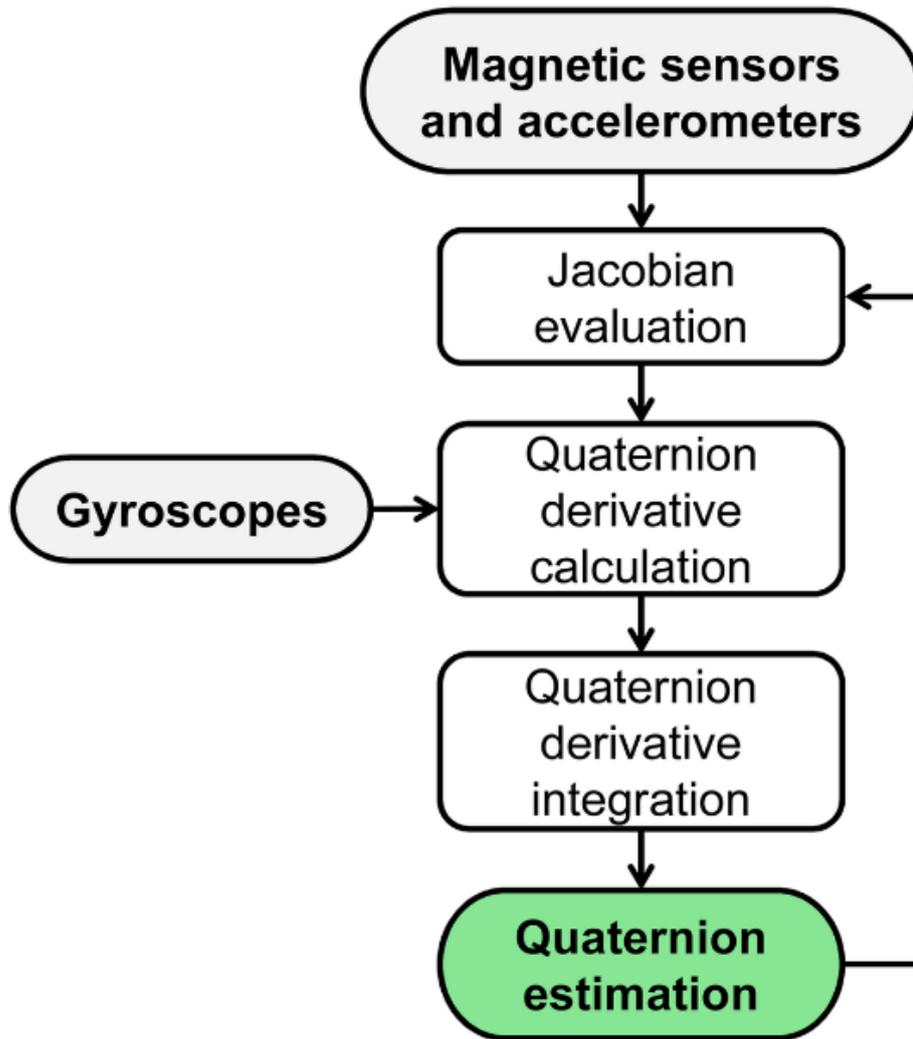
Il risultato dell'equazione è una stima dell'orientazione al tempo t basata su una stima precedentemente calcolata al tempo t-1, mentre ∇f rappresenta l'errore della funzione oggettiva ed è dettato dalle misure di accelerometro e magnetometro e μ_t è una variabile che governa il tasso di convergenza dell'orientamento stimato.

In pratica, $\frac{S}{E} \mathbf{q}_{\omega,t}$ può partire da condizioni iniziali imprecise e accumulare errori legati al rumore della misura del giroscopio, mentre $\frac{S}{E} \mathbf{q}_{\nabla,t}$ può fornire una lettura imprecisa quando l'accelerometro non è fermo o il magnetometro è soggetto a interferenze.

L'obiettivo dell' algoritmo di fusione è fornire un'indicazione della direzione in cui $\frac{S}{E} \mathbf{q}_{\omega,t}$ viene utilizzato per filtrare gli errori ad alta frequenza in $\frac{S}{E} \mathbf{q}_{\nabla,t}$ e $\frac{S}{E} \mathbf{q}_{\nabla,t}$ viene utilizzato per fornire sia la convergenza dalle condizioni iniziali sia per compensare la deriva di integrazione in $\frac{S}{E} \mathbf{q}_{\omega,t}$.

Una peculiarità innovativa di questo filtro è anche il tipo di compensazione che viene usata per il campo magnetico. Molti filtri complementari per effettuare la compensazione magnetica utilizzavano direzioni predefinite per indicare la direzione del campo magnetico terrestre, il che porta ad uno svantaggio se si vuole conoscere una direzione più precisa.

Questo algoritmo per risolvere il problema della distorsione causata da materiali ferromagnetici sfrutta la misurazione dell'inclinazione da parte dell'accelerometro per compensare l'errore di inclinazione nella misura del campo magnetico.



[9] Fig.11

Lo schema rappresentativo del funzionamento del filtro complementare è descritto nella figura 10.

Sono stati quindi descritti due tipi diversi di fusione dei sensori:

- Il primo è stato il filtro di Kalman, filtraggio stocastico (SF), che dato un modello di evoluzione temporale dello stato del sistema in analisi e delle sue osservazioni rumorose è possibile fornire una stima di tale stato;
- Il secondo, invece, è il filtraggio complementare (CF) che fonde più misure rumorose con caratteristiche spettrali complementari e sfrutta solo la parte dello spettro di frequenza del segnale che contiene informazioni utili, senza elaborare le caratteristiche del rumore presente.

Per mettere a confronto questi due filtri, come effettuato in [9], sono stati presi sei soggetti (tre maschi e tre femmine) e, come primo compito, hanno effettuato delle semplici attività di routine manuale: come potrebbe essere bere un bicchiere d'acqua, o scrivere con una matita, tutti scanditi da determinati intervalli temporali.

Il secondo compito era la camminata in piano in cui i soggetti dovevano camminare a velocità desiderata formando però un otto utilizzando come riferimento due coni a 3 metri di distanza.

Questo per introdurre grandi inclinazioni sul piano orizzontale e svolte a destra e sinistra.

Prima delle prove, una MIMU (Opal, APDM Inc.) contenente giroscopi 3D, accelerometri e sensori magnetici (± 6 g con $g = 9.81$ m/s, ± 1500 °/s e ± 600 μ T) è stato fissato con una cintura elastica alla parte bassa della schiena dei partecipanti nella prova di locomozione e all'avambraccio per la prova di routine manuale.

Le misure rilevate dallo strumento sono state: velocità angolare, accelerazione e dati vettoriali del campo magnetico a 128 campioni/s.

Per convalidare le stime di orientamento basate su MIMU sono stati fissati quattro marcatori retroriflettenti alla cassa dell'unità e le traiettorie dei marcatori sono stati seguiti da un sistema stereofotogrammetrico a nove telecamere (Vicon MX3) a 100 campioni/s.

Tutti i dati raccolti sono stati conseguentemente elaborati e confrontati con MatLab.

Per entrambi i compiti motori non è stata trovata alcuna differenza statistica tra le prestazioni di KF e CF, è, quindi, risultato che entrambi i metodi possono essere considerati ugualmente efficaci nel limitare gli errori di deriva del giroscopio, all'interno degli scenari analizzati nel presente lavoro. Non si può però escludere che si possano comportare in modo diverso nel caso in cui vengano presi in considerazione movimenti motori di diverso tipo.

5 Conclusioni

I movimenti motori studiati nell'analisi del movimento possiedono frequenze basse.

Sono stati paragonati tre diversi filtri passa-basso: a media mobile, polinomiale e di Butterworth.

Il più affidabile e stabile è risultato essere il filtro Butterworth di ordine quattro a fase zero, dato che gli altri due presentavano errori più grossolani o disomogeneità basate sulla frequenza del segnale filtrato.

Tuttavia, anche il filtro di Butterworth è stato superato in quanto un filtro di Kalman, con approccio stocastico, presenta prestazioni migliori se paragonati nel filtraggio di un giroscopio.

È stato, inoltre, descritto un tipo di approccio interessante, in quanto, anche se affidabili, i filtri nominati precedentemente lavorano ad una frequenza di taglio costante rinunciando, di conseguenza, a possibili informazioni ad altre frequenze.

Questo tipo di approccio permette di variare la larghezza di banda del filtro in base al tipo di segnale che si presenta in entrata. Pur essendo un filtro studiato per sistemi di volo autonomo potrebbe risultare interessante ai fini dell'analisi del movimento umano.

Nello studio riguardante l'analisi del movimento i metodi di filtraggio tradizionali lineari nominati precedentemente non sono più all'altezza perché si presentano forme di errore non lineari e non gaussiane.

Di fatto sono state sviluppate tecniche di filtraggio che permettono la fusione di sensori inerziali e magnetici, nelle quali il giroscopio rappresenta il sensore di riferimento nella stima dell'orientamento, mentre accelerometro e magnetometro sono considerati sensori di aiuto, utili per limitare il più possibile l'errore di deriva generato dalle misurazioni col giroscopio.

Sono stati quindi esposti in maniera molto semplificata due filtri che permettono la fusione dei sensori.

Il primo è l'Extended Kalman Filter, abbreviato EKF, il quale sfrutta un approccio di tipo stocastico, il quale assegna ad ogni misurazione una determinata deviazione standard che definisce un peso per ogni misurazione.

Il secondo, invece, è un filtro complementare che non utilizza alcun algoritmo di probabilità statistica, ma definisce metodi di ottimizzazione nelle misurazioni dei sensori.

Nello studio che ha comparato i due filtri non sono risultate discrepanze a livello di affidabilità ed i filtri hanno riportato prestazioni simili per i compiti motori assegnati in quello specifico trial clinico.

Tuttavia, i filtri Kalman consentono una notevole libertà nel personalizzare i modelli utilizzati per descrivere sia l'evoluzione temporale di stato del sistema che le osservazioni, comprese le caratteristiche del rumore di ogni variabile.

Questa libertà permette di concepire diverse varianti di filtri Kalman a seconda delle necessità che dovranno soddisfare.

6 Bibliografia e Sitografia

- [1] Schneider, B., Banerjee, T., Grover, F. and Riley, M. (2020), Comparison of gait speeds from wearable camera and accelerometer in structured and semi-structured environments. *Healthc. Technol. Lett.*, 7: 25-28. <https://doi.org/10.1049/htl.2019.0015>
- [2] M. Preeti, Koushik Guha, K.L. Baishnab, Kalyan Dusarlapudi, K. Narasimha Raju, Low frequency MEMS accelerometers in health monitoring – A review based on material and design aspects, *Materials Today: Proceedings*, Volume 18, Part 6, 2019, Pages 2152-2157, ISSN 2214-7853, <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2019.06.658>.
- [3] Crenna F, Rossi GB, Berardengo M. Filtering Biomechanical Signals in Movement Analysis. *Sensors (Basel)*. 2021 Jul 4;21(13):4580. doi: 10.3390/s21134580. PMID: 34283131; PMCID: PMC8271607.
- [4] Catalfamo P, Ghoussayni S, Ewins D. Gait event detection on level ground and incline walking using a rate gyroscope. *Sensors (Basel)*. 2010;10(6):5683-702. doi: 10.3390/s100605683. Epub 2010 Jun 4. PMID: 22219682; PMCID: PMC3247727.
- [5] Alam, M.; Rohac, J. Adaptive Data Filtering of Inertial Sensors with Variable Bandwidth. *Sensors* 2015, 15, 3282-3298. <https://doi.org/10.3390/s150203282>
- [6] R. H. Liu, R. Q. Liang and L. Zhang, "Filtering Algorithm Research on MEMS Gyroscope Data," 2008 International Conference on Computer Science and Software Engineering, 2008, pp. 186-189, doi: 10.1109/CSSE.2008.1103.
- [7] Sabatini, A.M. Estimating Three-Dimensional Orientation of Human Body Parts by Inertial/Magnetic Sensing. *Sensors* 2011, 11, 1489-1525. <https://doi.org/10.3390/s110201489>
- [8] S. O. H. Madgwick, A. J. L. Harrison and R. Vaidyanathan, "Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm," 2011 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics, 2011, pp. 1-7, doi: 10.1109/ICORR.2011.5975346.
- [9] Bergamini E, Ligorio G, Summa A, Vannozzi G, Cappozzo A, Sabatini AM. Estimating orientation using magnetic and inertial sensors and different sensor fusion approaches: accuracy assessment in manual and locomotion tasks. *Sensors (Basel)*. 2014 Oct 9;14(10):18625-49. doi: 10.3390/s141018625. PMID: 25302810; PMCID: PMC4239903.
- [10] MEMS Inertial Sensors Alissa M. Fitzgerald p.1435-1446

[11] **MICROELECTROMECHANICAL SYSTEMS (MEMS) SENSORS FOR NOISE AND VIBRATION APPLICATIONS** James J. Allen p.785-793

[12] Roetenberg D, Slycke PJ, Veltink PH. Ambulatory position and orientation tracking fusing magnetic and inertial sensing. *IEEE Trans Biomed Eng.* 2007 May;54(5):883-90. doi: 10.1109/TBME.2006.889184. PMID: 17518285.

[13] Zhang J, Li J, Che X, Zhang X, Hu C, Feng K, Xu T. The Optimal Design of Modulation Angular Rate for MEMS-Based Rotary Semi-SINS. *Micromachines (Basel).* 2019 Feb 10;10(2):111. doi: 10.3390/mi10020111. PMID: 30744194; PMCID: PMC6412288.

[14] A. Cereatti, D. Trojaniello and U. D. Croce, "Accurately measuring human movement using magneto-inertial sensors: techniques and challenges," 2015 IEEE International Symposium on Inertial Sensors and Systems (ISISS) Proceedings, 2015, pp. 1-4, doi: 10.1109/ISISS.2015.7102390.

[15] Lebel K, Boissy P, Hamel M, Duval C. Inertial measures of motion for clinical biomechanics: comparative assessment of accuracy under controlled conditions - changes in accuracy over time. *PLoS One.* 2015 Mar 26;10(3):e0118361. doi: 10.1371/journal.pone.0118361. PMID: 25811838; PMCID: PMC4374941.

[16] Schepers HM, Roetenberg D, Veltink PH. Ambulatory human motion tracking by fusion of inertial and magnetic sensing with adaptive actuation. *Med Biol Eng Comput.* 2010 Jan;48(1):27-37. doi: 10.1007/s11517-009-0562-9. Epub 2009 Dec 17. PMID: 20016949; PMCID: PMC2797438.

[17] Cereatti, A., Della Croce, U., Sabatini, A.M. (2017). Three-Dimensional Human Kinematic Estimation Using Magneto-Inertial Measurement Units. In: , et al. *Handbook of Human Motion*. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-30808-1_162-1

[18] P. H. Veltink, H. J. Bussmann, W. de Vries, W. J. Martens and R. C. Van Lummel, "Detection of static and dynamic activities using uniaxial accelerometers," in *IEEE Transactions on Rehabilitation Engineering*, vol. 4, no. 4, pp. 375-385, Dec. 1996, doi: 10.1109/86.547939.

[19] Mbarek, S.B., Alcheikh, N., Ouakad, H.M. et al. Highly sensitive low field Lorentz-force MEMS magnetometer. *Sci Rep* 11, 21634 (2021). <https://doi.org/10.1038/s41598-021-01171-z>

[20] <https://www.mikroe.com/blog/mems-sensors-conversion-physical-world-digital-world>

[21] <https://www.btsbioengineering.com/it/prodotti/g-walk/>

[22] <https://www.xsens.com/mti-7>