



UNIVERSITÀ
DEGLI STUDI
DI PADOVA



DIPARTIMENTO
DI INGEGNERIA
DELL'INFORMAZIONE

CORSO DI LAUREA MAGISTRALE IN BIOINGEGNERIA

Confronto di algoritmi di Sensor Fusion per applicazioni in posturografia tramite sensori MIMU

AUTORE

Claudio De Checchi

Matricola 1241312

RELATORE

Prof. Zimi Sawacha

CO-RELATORE

Annamaria Guiotto, PhD

ANNO ACCADEMICO
2022/2023

Abstract

Le patologie che possono comportare un deficit di equilibrio sono numerose: la Sclerosi Multipla, il Parkinson, le neuropatie periferiche causate dal diabete, le atassie cerebellari e molte altre. Anche le persone anziane spesso hanno problemi di equilibrio dovuti all'invecchiamento. L'analisi posturografica permette di studiare e misurare il movimento del centro di massa ed è in questo scenario che stanno prendendo piede i sensori inerziali indossabili di tipo MIMU, in cui accelerometro, giroscopio e magnetometro sono assemblati nello stesso sensore. Essendo poco ingombranti e pertanto più pratici, permettono di studiare i meccanismi che mantengono l'equilibrio e valutare tra le tante cose anche la riabilitazione del paziente e l'incidenza di particolari patologie sulla sua stabilità. Questi sensori sono un'alternativa a quello che è sempre stato il gold standard per lo studio posturografico, ossia la pedana stabilometrica, molto costosa e ingombrante, ma che misura la stabilità di un corpo in modo molto preciso. I sensori inerziali MIMU ci forniscono in uscita tre o quattro tipi di output, a seconda del sensore: dati di accelerometro, giroscopio, magnetometro e orientamento. Tali dati sono però affetti da svariati errori che non rendono i sensori completamente affidabili per questo tipo di studio, in cui lo spostamento del centro di massa è di pochi centimetri. Gli algoritmi di Sensor Fusion sono algoritmi che combinano due o più tipologie di dati provenienti dai sensori MIMU in modo da renderli meno incerti e più affidabili.

Lo scopo della tesi è confrontare diversi algoritmi di Sensor Fusion, settati con diversi valori di parametro, su dati provenienti da più di 10 soggetti che si sono prestati all'acquisizione in posizione ortostatica, sia ad occhi aperti che ad occhi chiusi.

Indice

1	Posturografia	9
1.1	Introduzione	9
1.2	Controllo della postura	11
1.3	Analisi della postura eretta	13
1.3.1	Centre of Mass (CoM)	14
1.3.2	Centre of Pressure (COP)	15
1.3.3	Strategie d'equilibrio	16
1.3.4	Strumentazione	17
1.3.5	Pendolo inverso	19
2	Sensori Inerziali IMU	23
2.1	Giroscopio	24
2.2	Accelerometro	26
2.3	Magnetometro	27
2.4	Orientamento del sensore	28
2.4.1	Angoli di Eulero	28
2.4.2	Quaternioni	29
2.5	Algoritmi di Sensor Fusion (SFA)	32
2.5.1	Filtri di Kalman	34
2.5.2	Filtri Complementari	36
2.5.3	MKF	39
2.5.4	EMKF	40
2.5.5	GUO	41
2.5.6	VAC e MCF	41
2.5.7	VAK e SAB	44
2.5.8	LIG	47
2.5.9	MAD	49

INDICE

2.5.10	MAH	53
2.5.11	SEL	54
2.6	Stato dell'arte	55
2.6.1	MIMU in Posturografia	56
2.6.2	SFA in letteratura	58
3	Materiali e metodi	63
3.1	Pedana di forza	63
3.2	Sistema stereofotogrammetrico SMART	64
3.3	Sensore MUSE	66
3.3.1	MUSE Viewer	70
3.4	Acquisizioni	70
3.5	Stima della posizione	72
3.6	Algoritmi selezionati	74
4	Elaborazione dei dati	77
4.1	Dati dalla pedana di forza: COP	77
4.2	Dati dalla SP: Altezza L5	78
4.3	Dati dal sensore MIMU	78
5	Risultati e discussione	83
5.1	Rappresentazione dei segnali	83
5.2	Tuning dei parametri	84
5.2.1	Osservazioni sui parametri di giroscopio	86
5.2.2	Osservazioni sui parametri di accelerazione e campo magnetico	87
5.2.3	Osservazione sui parametri di soglia	88
5.2.4	Sensibilità ai parametri	90
5.3	Confronto tra algoritmi mediante RMS	91
5.4	Confronto del COP mediante Sway Area e Sway Path Length	94
5.5	Confronto tra algoritmi mediante Sway Area	96
5.6	Confronto tra algoritmi mediante Sway Path Length	97
5.7	Timing Test	98
6	Conclusioni	101
6.1	Limiti	103
6.2	Sviluppi futuri	104

7 Bibliografia

107

1

Posturografia

1.1 INTRODUZIONE

La postura è l'insieme di tutti gli adattamenti che il nostro corpo ha rispetto all'ambiente conseguentemente a diverse situazioni, condizioni fisiche ed emotive, per contrastare la gravità con il minor dispendio di energia.

Il mantenimento dell'equilibrio dipende da informazioni fornite da tre sistemi sensoriali: sistema vestibolare, sistema visivo e sistema somato-sensoriale. Perciò la postura del corpo è l'output di complesse interazioni tra meccanismi di controllo del sistema nervoso centrale e gli attuatori muscolo-scheletrici che agiscono contro il piano di appoggio.

Per tutti questi motivi la capacità di mantenere il controllo della propria postura, sotto l'influenza di stimoli interni ed esterni, è oggetto di studi clinici in molteplici ambiti.

A causa della sua complessità, la postura è difficile da misurare con metodi semplici, che però sono indispensabili in neurologia, ortopedia e pratica clinica geriatrica, dove sono presenti disturbi dell'equilibrio nei pazienti.

La Posturologia non è una disciplina moderna, risale alle antiche osservazioni sull'uomo ed alle sue relazioni con il mondo esterno in epoca Greco-Romana

Tra le osservazioni citiamo Aristotele circa nel 330 d.C. contenute in: I principi primi di Aristotele (Vita attività e carattere degli animali. *Historia animalium* Libri VIII-IX)

1.1. INTRODUZIONE

E' durante il Rinascimento che si inizia a studiare l'uomo, la sua posizione e alle sue proporzioni, basti pensare a Leonardo Da Vinci e al suo Uomo Vitruviano.

Étienne Bonnot de Condillac nel 1754 pubblicò il trattato dei sensi: tutte le nostre conoscenze e tutte le nostre facoltà derivano dai sensi e tutte le nostre sensazioni derivano dal movimento.

E' Charles Bell il primo che espone nel 1833 il sistema nervoso: tra il cervello ed i muscoli esiste un circuito nervoso. Un nervo conduce l'influenza del cervello ai muscoli, un altro riporta al cervello il senso della posizione.

Vierdort nel 1890 fonda la prima scuola di posturologia a Berlino ed inizia a studiare l'equilibrio osservando l'uomo in piedi. Ma gli strumenti posseduti allora risultarono insufficienti.

Gagey è stato il fondatore della Associazione Francese di Posturologia e dopo 33 anni dalla nascita nel 1953 della prima piattaforma posturografica ha pubblicato le norme di stabilometria statica. È sua la definizione di patologia posturale.

Negli ultimi decenni grazie al progresso tecnologico sono nati sempre più metodi per studiare i test sull'equilibrio e ampliare i modelli di posturografia computerizzata. L'ultima frontiera è l'utilizzo di sensori inerziali. In seguito agli studi citati, oggi possiamo affermare che il sistema posturale è una struttura complessa ad ingressi multipli che ci permette di opporci alla gravità e a forze esterne per mantenere la posizione eretta, ci dà informazioni sulla nostra posizione nello spazio- tempo che ci circonda, mantiene l'equilibrio nel movimento, e lo guida.

Lo stato di salute degli apparati coinvolti influenza la stabilità, è risaputo infatti che a partire dall'età adulta viene sempre meno la capacità di stare eretti senza un eccessivo sforzo. Fino a quando da anziani la stabilità è assai precaria e il rischio di cadute e di conseguenti infortuni gravi è molto alta. Non è solo l'età che aggrava tutti gli apparati coinvolti nel mantenere l'equilibrio, ma anche disturbi muscoloscheletrici, visivi e vestibolari, malattie neurologiche come ad esempio il Parkinson.

I due maggiori ambiti in cui viene utilizzata la posturografia sono ovviamente quello clinico, ma anche quello sportivo. In quest'ultimo ambito la posturografia viene utilizzata per studiare la capacità dell'atleta di ristabilire l'equilibrio in seguito ad un gesto, basti pensare alla ginnastica artistica. Ma non solo, lo

studio sull'equilibrio dell'atleta potrebbe prevenire eventuali infortuni e lesioni perchè permette la correzione di determinati movimenti.



Figura 1.1: Studio del salto di un atleta^[54]

1.2 CONTROLLO DELLA POSTURA

In ambito clinico, come scritto nel paragrafo precedente, la postura è indice di valutazione di disabilità, malattie e nei soggetti geriatrici del rischio di caduta.

Nel 1994 è stato svolto uno studio^[3] che confrontò la velocità e la frequenza di oscillazione di un campione di 30 giovani dai 19 ai 39 anni, rispetto 82 soggetti anziani con età maggiore di 75 anni. Tutti i soggetti non presentavano particolari patologie. E' risultato che in media, la velocità di oscillazione è maggiore nei soggetti più anziani rispetto ai soggetti più giovani, quasi tre quarti dei soggetti più anziani presentavano valori superiori a 2 deviazioni standard dalla media dei giovani. La differenza tra giovani e anziani è maggiore con la posturografia dinamica rispetto che con la posturografia statica.

L'Organizzazione mondiale della sanità stima che nel mondo circa il 28-35% delle persone di 65 anni e oltre cade ogni anno, percentuale che sale al 32-42% negli ultra 70enni. La frequenza delle cadute aumenta con laumentare dell'età e della fragilità. Cadono più spesso le donne anziane rispetto ai loro coetanei maschi, anche se la mortalità è più elevata negli uomini. circa il 10% di tutte le

1.2. CONTROLLO DELLA POSTURA

cadute negli anziani causa lesioni gravi, tra cui lesioni intracraniche e fratture. L'1% di tutte le cadute di questa popolazione provocano fratture dell'anca, che rappresentano un rischio significativo per la morbilità e la mortalità, inoltre, secondo i Centers for Disease Control and Prevention, tra il 2006 e il 2010, le cadute sono state la principale causa di decessi traumatici da lesioni cerebrali in persone di 65 anni o più.^[4]

Qualsiasi gesto motorio prevede un aggiustamento posturale, il sistema che controlla la postura è il controllo motorio, suddiviso in tre meccanismi che cooperano:

- **Biomeccanico**, determinato dalla rigidità muscolare;
- **Reattivo**, determinato dai sensi che agiscono in ritardo rispetto alla perturbazione;
- **Anticipativo**, determinato sempre da un modello interno di fusione sensoriale, ma anche da un modello di predizione del sistema.

I primi due meccanismi agiscono in risposta ad una perturbazione mentre il terzo prevede eventi futuri che perturberebbero l'equilibrio e si mette in moto anticipando la reazione.

Se non si tiene conto delle tempistiche di reazione il sistema di controllo posturale si può dividere in:

- **Sistema archeopropriocettivo**: rappresenta un capillare servizio informativo, con sensori presenti in ogni distretto muscolo-tendineo-articolare, in grado di informare ad altissima velocità i centri nervosi a livello spinale e tronco-encefalico. Le reazioni posturali più precoci sono attivate da questo sistema
- **Sistema visivo**: consente di utilizzare punti di fissazione, per migliorare il controllo posturale. A occhi aperti, le oscillazioni laterali del capo non superano qualche millimetro, mentre ad occhi chiusi aumentano in ampiezza e frequenza. Le oscillazioni della testa comportano degli spostamenti delle immagini dell'ambiente sulla retina. Il sistema visivo rileva gli spostamenti e attiva gli aggiustamenti posturali per riportare l'immagine nella posizione di partenza.
- **Sistema vestibolare** è il sistema sensoriale che si trova all'interno dell'orecchio, fornisce il contributo principale al senso di equilibrio e all'orientamento spaziale allo scopo di coordinare il movimento. È il meccanismo più tardivo a entrare in gioco, rappresenta un mezzo di emergenza quando i movimenti del capo superano una certa ampiezza e velocità.^[5]

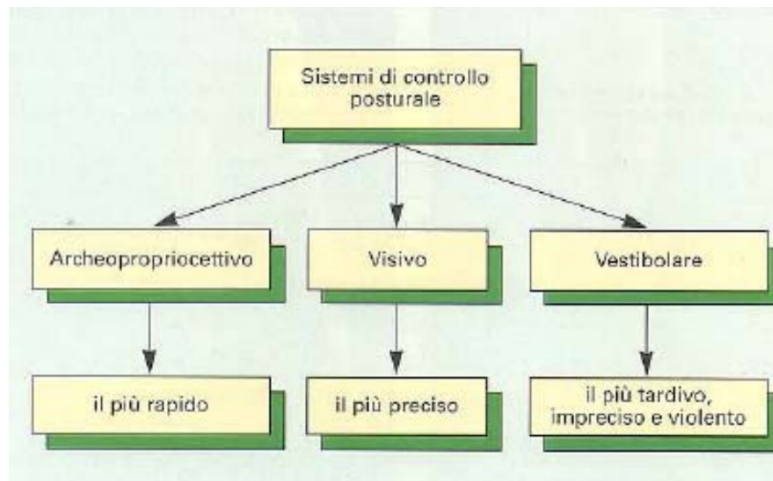


Figura 1.2: Sistemi di controllo posturale^[5]

L'equilibrio, a questo punto, può essere visto come la capacità di mantenere il centro di massa all'interno della base di appoggio.

Nella postura eretta senza perturbazioni esterne, la biomeccanica del corpo umano viene rappresentata da un pendolo inverso semplice incernierato alla caviglia ad un solo grado di libertà sul piano sagittale (Gage et al. 2004) Quando un input sensoriale è distorto o rimosso ad esempio quando eseguiamo lo stesso test ad occhi chiusi, l'oscillazione aumenterà.

Le misure del centro di pressione (COP) durante l'oscillazione sono di fondamentale importanza per studiare i meccanismi neurali in atto e per valutare in modo oggettivo la gravità dell'instabilità posturale nei soggetti con malattie neurologiche.

1.3 ANALISI DELLA POSTURA ERETTA

La posturografia dinamica computerizzata (CDP) è una tecnica non invasiva di valutazione clinica specializzata, è utilizzata per quantificare i meccanismi adattativi del sistema nervoso centrale.

Durante gli esami dell'equilibrio si valuta come variano le strategie di controllo motorio al variare della base di appoggio, che può essere in movimento, e al variare delle condizioni sensoriali, ad esempio con occhi aperti e chiusi. Si valuta inoltre l'abilità a reagire ad una perturbazione esterna (reattiva) e ad anticipare il gesto posturale da compiere per eseguire un task (anticipativa).

Due sono le tipologie di approccio per fare analisi della postura eretta:

1.3. ANALISI DELLA POSTURA ERETTA

1. **Approccio Funzionale** si basa sulla performance e sulla compilazione di scale di valutazione clinica. Il Berg Balance Test e il Tinetti Test ne sono degli esempi.
2. **Approccio Strumentale** utilizza misure quantitative ricavate da pedane di forza, solette di pressione, sensori, tecniche di elaborazione dei dati e modelli matematici.

I disturbi dell'equilibrio possono essere il risultato di patologie, pertanto lo studio della posizione eretta ci permette di valutare innanzitutto se esiste un problema dell'equilibrio per determinarne la causa.

Esistono molteplici tipi di analisi e metodi di posturografia computerizzata sia statica che dinamica in base allo scopo dell'analisi stessa. La prima si basa sul rilevamento del COP tramite una piattaforma di forza. Mentre la seconda generalmente utilizza una piattaforma orizzontale mobile.

1.3.1 CENTRE OF MASS (CoM)

Il CoM o Centro di Massa, chiamato anche baricentro, è definito come il punto equivalente della massa corporea totale. Corrisponde al valore medio della distribuzione della massa del sistema nello spazio.

Un principio fondamentale della dinamica dei sistemi di punti materiali, afferma che il centro di massa del corpo ha lo stesso moto di un singolo punto materiale in cui fosse concentrata tutta la massa, e su cui agisce la risultante delle sole forze esterne. Per le forze interne, cioè fra i vari segmenti corporei deve valere il principio di azione e reazione.

Generalmente è situato nella zona lombare e la sua posizione può essere calcolata come:

$$COM = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N COM_i * m_i$$

Dove M è la massa corporea totale, m_i e COM_i sono rispettivamente la massa e il COM dell'i-esimo segmento.

La posizione del COM determina il braccio di leva della forza di gravità $M * g$. E' definito centro di gravità (COG) la proiezione del CoM sul terreno.

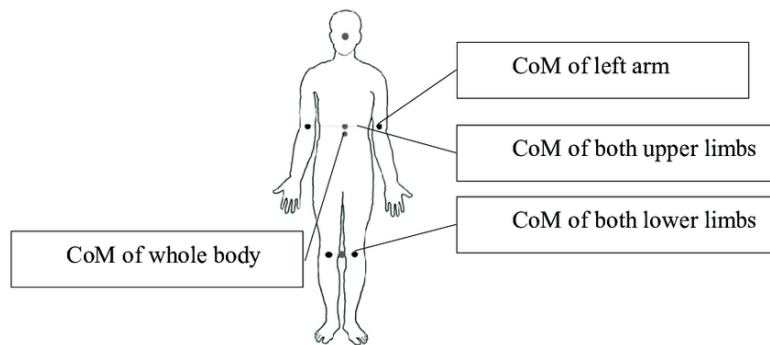


Figura 1.3: CoM del corpo e dei vari segmenti corporei^[55]

1.3.2 CENTRE OF PRESSURE (COP)

Il COP o centro di pressione è il centroide delle pressioni applicate sotto la base di appoggio a contatto con i piedi del soggetto. E' il punto di applicazione della reazione vincolare del terreno per contrastare le forze esterne.

Il calcolo della traiettoria di questo punto e altri parametri da essa derivati sono indicatori importantissimi per valutare il controllo posturale di soggetti sani e malati. Nel caso di un corpo fermo rispetto ad un sistema di riferimento inerziale COG coincide con COP.

Le coordinate della posizione del COP sulla pianta del piede vengono calcolate così:

$$COP_x = \frac{\int [x * p(x)] dx}{\int [p(x)] dx} \qquad COP_y = \frac{\int [y * p(y)] dy}{\int [p(y)] dy}$$

Dove $p(x)$ e $p(y)$ sono i valori di pressione. La posizione del COP determina il braccio di leva della forza esterna di reazione.

1.3. ANALISI DELLA POSTURA ERETTA

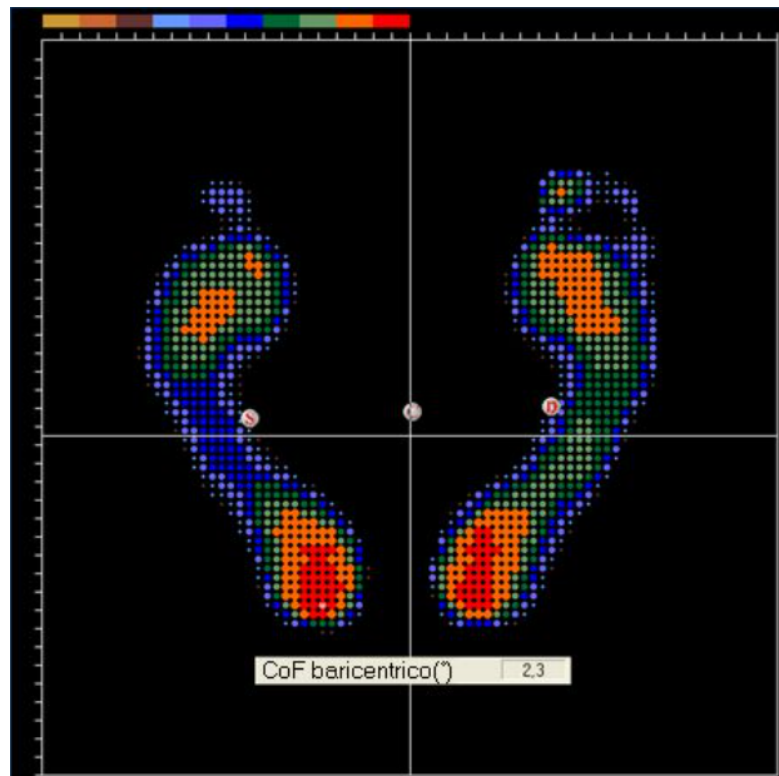


Figura 1.4: Pressione plantare dalla quale si calcola il COP^[56]

1.3.3 STRATEGIE D'EQUILIBRIO

L'uomo mantiene la posizione eretta grazie a piccole ma continue oscillazioni utili a controbilanciare la forza peso. Quindi il vettore forza peso, applicato al centro di gravità (COG) e il vettore forza di reazione vincolare, applicato al centro di pressione (COP) sono uguali, opposti ed allineati sull'asse della verticale del soggetto.

Esistono due strategie per mantenere l'equilibrio in posizione eretta^[57]:

- **Strategia di anca:** Usata per perturbazioni all'equilibrio improvvise, si basa sulla mobilizzazione del COG anche mediante il movimento di braccia e gambe.
- **Strategia di caviglia:** Richiede un minore sforzo muscolare e avviene quando il centro di gravità oltrepassa la verticale del centro di pressione. Per recuperare uno stato di equilibrio è necessario che il centro di pressione si sposti dalla verticale del COG in modo da formare una coppia di richiamo.

Lo scopo di queste strategie è quella di ottenere una verticale ottimale in modo che il soggetto mantenga il suo baricentro entro la sua base di appoggio.

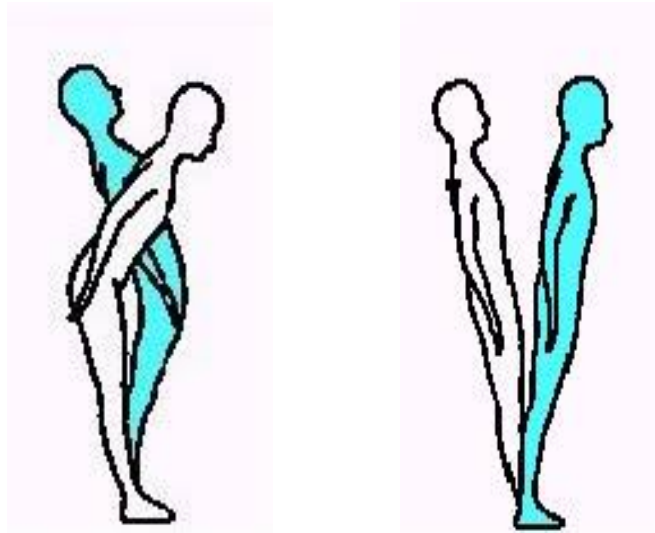


Figura 1.5: Strategia d'anca a sx e di caviglia a dx^[57]

1.3.4 STRUMENTAZIONE

La pedana stabilometrica ad oggi è lo standard per l'esame posturografico. Dotata di una pedana di forza o di pressione è lo strumento che permette di misurare le forze scambiate dal soggetto con la base d'appoggio e di analizzare le oscillazioni del corpo umano osservando la traiettoria del COP.

Le pedane di forza rilevano le tre componenti della forza (F_x , F_y , F_z) e le tre componenti del momento (M_x , M_y , M_z). Dalle registrazioni della piattaforma si ricavano le coordinate del COP. Esistono due tipi di tecnologia:

1. **Piezolettrica:** Si sfrutta la proprietà di alcuni materiali la cui deformazione meccanica causa una polarizzazione elettrica e perciò un segnale interpretabile. L'unico problema è che siccome la carica elettrica non si rinnova sotto un carico costante non si usano in posturografia statica.
2. **Estensimetrica:** La compressione o la trazione causa una variazione resistenza elettrica e perciò una variazione di segnale.

Le piattaforme di pressione, invece, al contatto col piede forniscono un'immagine della distribuzione della pressione plantare e la traiettoria del COP. Sono costituite da una matrice di sensori che possono essere piezolettrici, capacitivi o resistivi. Rispetto alle piattaforme di forza forniscono un dato più preciso nelle specifiche aree del piede ma viene rilevata la sola forza verticale.

Queste piattaforme sono spesso installate al centro di un laboratorio munito di un sistema stereofotogrammetrico. La stereofotogrammetria è una tecnica di

1.3. ANALISI DELLA POSTURA ERETTA

misurazione tridimensionale che utilizza anche fino a 12 fotocamere in un laboratorio per acquisire immagini in stereoscopia, ovvero immagini che permettono di ricostruire la profondità di marker attaccati sulla superficie del corpo.

Solitamente la stereofotogrammetria è utilizzata per l'analisi cinematica, ma nella posturologia può risultare utile per acquisire informazioni sulle posizioni e sui movimenti del corpo in modo preciso e dettagliato. In particolare, può essere utilizzata per valutare la postura del paziente, l'allineamento delle diverse parti del corpo, la distribuzione del peso corporeo sui piedi e la simmetria delle strutture corporee.

Questi strumenti appena citati sono relativamente costosi e richiedono tempo per l'installazione di software e l'esecuzione dei test. Inoltre hanno dimensioni e peso notevoli e non tutti i pazienti hanno la possibilità di raggiungere la clinica per effettuare i test.

Per tutti questi motivi è sempre più richiesto lo sviluppo di uno strumento che sia facile da usare, economico ed efficiente in ambito clinico.



Figura 1.6: Laboratorio con sistema stereofotogrammetrico, UNIPD

Gli spostamenti del COP in M/L o A/P sono rappresentati dal stabilogramma che mostra le coordinate nel tempo, o dal statokinesiogramma (gomitolo) che mostra sul piano A/P-M/L la traccia del COP.

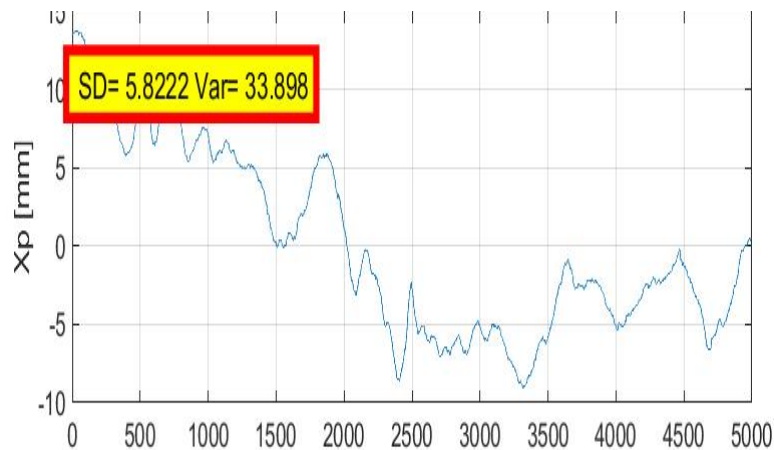


Figura 1.7: Esempio di stabilogramma con SD e Varianza

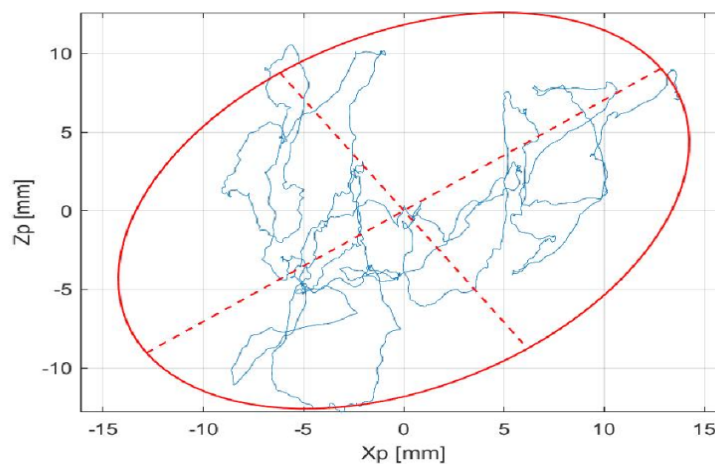


Figura 1.8: Esempio di statokinesiogramma con l'ellisse al 95% tracciata

1.3.5 PENDOLO INVERSO

La misura che più di tutte è stata studiata nell'analisi della postura eretta è lo spostamento del COP^[6]. È importante definire la relazione tra COP e COG durante la posizione eretta a riposo. Si può quindi associare il movimento del corpo a quello di un pendolo rovesciato, il cui perno è rappresentato dall'articolazione della caviglia.

Il modello del pendolo inverso è il seguente^[6]

Dove m è la massa del corpo, l è il segmento AG, I è il momento di inerzia della caviglia, d è trascurabile.

1.3. ANALISI DELLA POSTURA ERETTA

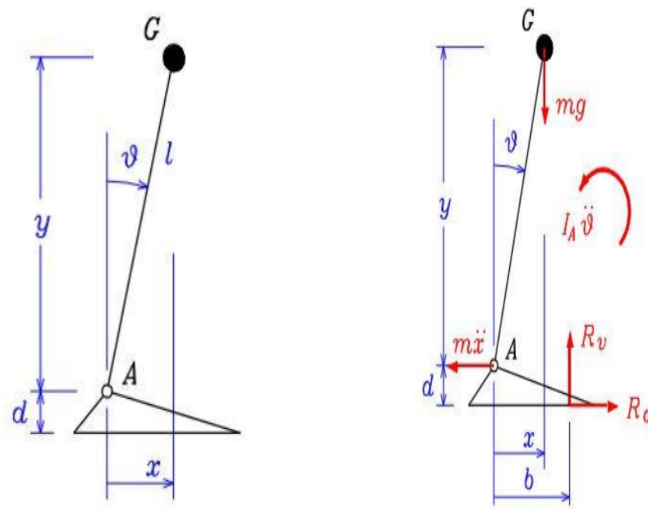


Figura 1.9: Modello del pendolo inverso^[58]

Le variabili sono x e y posizione orizzontale e verticale del baricentro, θ angolo di inclinazione il cui seno è uguale a θ per piccole oscillazioni ed infine b che è il punto di applicazione della reazione vincolare.

Tracciando il diagramma di corpo libero del modello e ricavando le equazioni cardinali si ottiene

$$\ddot{x} = \frac{mgl}{I}(x - b)$$

Quindi il moto del baricentro nel piano sagittale dipende dalla differenza tra la posizione x del baricentro (COG) e la posizione b della reazione del terreno (COP).

E' chiaro che il range dinamico del COP è più grande rispetto al corrispettivo del COG, perciò il COP deve continuamente essere tenuto in movimento sia anteriormente che posteriormente in relazione al COG. Se il COG si sposta oltre l'area della base di appoggio è possibile che il COP non sia in grado di riposizionarsi in tempo per mantenere l'equilibrio e perciò si dovrà compiere un passo. In figura 1.9 ^[7] si vede una registrazione dei movimenti del COP e COG di un soggetto in equilibrio su una piattaforma di forza con istruzioni di restare immobile. Va notato come il COP in media segua l'andamento del COG, esso oscilla da entrambi i lati con un'ampiezza maggiore e maggiore frequenza rispetto al COG.

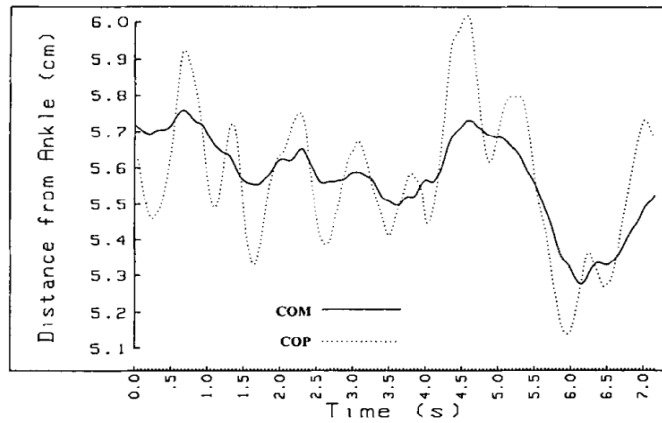


Figura 1.10: Sette secondi di registrazione del COG e fluttuazioni del COP in direzione antero-posteriore (A/P) per un soggetto durante la posizione eretta^[7].



Sensori Inerziali IMU

Un'unità di misura inerziale (Inertial Measurement Unit) è un sistema elettronico che misura l'accelerazione, la velocità angolare e il campo magnetico che circonda un corpo. Per farlo si serve di accelerometro, giroscopio e magnetometro presenti al suo interno. Questi strumenti prendono il nome di sensori inerziali in quanto sfruttano l'inerzia del corpo per effettuare le misurazioni.

Oramai questi dispositivi sono così compatti e dalle dimensioni talmente ridotte che sono diventati facilmente indossabili. Le loro applicazioni perciò si sono ampliate e da utilizzi come quello aeronautico, nautico e di tracciamento dei veicoli si è passati anche ad un utilizzo medico e clinico. In questo ambito i sensori inerziali sono coinvolti nelle valutazioni di performance del movimento, dell'equilibrio e il monitoring di un paziente in riabilitazione motoria.

L'interesse per i sensori inerziali indossabili è aumentato esponenzialmente negli ultimi anni. Si sono rivelati una soluzione per il monitoraggio sanitario a distanza con il vantaggio di una maggiore sensibilità e specificità. Le IMU hanno la capacità di fornire dati specifici del paziente per la diagnosi precoce dei disturbi del movimento e la supervisione e la valutazione a distanza dell'efficacia a lungo termine degli interventi. I vantaggi dei sensori inerziali IMU in contesti

clinici sono riassumibili come:

- Portabilità anche fuori dal laboratorio, costi e consumi ridotti.
- Report automatico e in tempo reale.
- Gestione autonoma dell'analisi da parte dell'operatore sanitario.

2.1. GIROSCOPIO

- Monitoraggio istantaneo delle modificazioni indotte dagli interventi farmacologici o riabilitativi.

Questi dispositivi soffrono facilmente di alcuni errori, alcuni dei quali si risolvono con una calibrazione frequente ed accurata per il tipo di misura da dover effettuare.

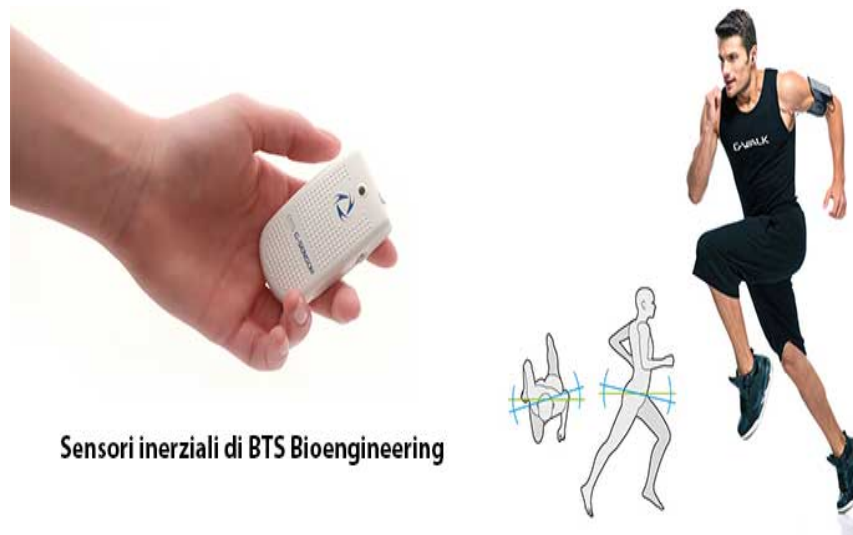


Figura 2.1: Esempio di sensore inerziale per lo sport^[59]

2.1 GIROSCOPIO

I giroscopi sono strumenti che misurano la velocità di rotazione in uno spazio tridimensionale. Il giroscopio meccanici sono composti da un rotore a forma di toroide che ruota intorno al suo asse, quando il rotore è in rotazione il suo asse tende a mantenersi parallelo a se stesso e ad opporsi ad ogni tentativo di cambiare il suo orientamento per effetto della legge di conservazione del momento angolare. Ciò consente ai giroscopi di rilevare un movimento accurato nello spazio, specialmente in condizioni dinamiche. I giroscopi di tipo MEMS (Micro Electro-Mechanical System) invece si basano sull'effetto di Coriolis: in un sistema di riferimento che ruota con velocità angolare ω , una massa che si muove con una certa velocità v subisce una forza come indicato nella seguente equazione:

$$\vec{F}_C = -2m(\vec{\omega} \times \vec{v})$$

I MEMS più utilizzati sono a masse vibranti, essi presentano due masse poste in vibrazione lungo un asse (x), il moto oscillante presenta una velocità di forma

sinusoidale. In presenza di una velocità angolare ω in direzione z si ottengono due forze applicate alle masse vibranti agenti lungo y ma in direzioni opposte. Si ottiene così anche lungo l'asse x un moto oscillatorio, la sua misura permette di ottenere la velocità di rotazione.

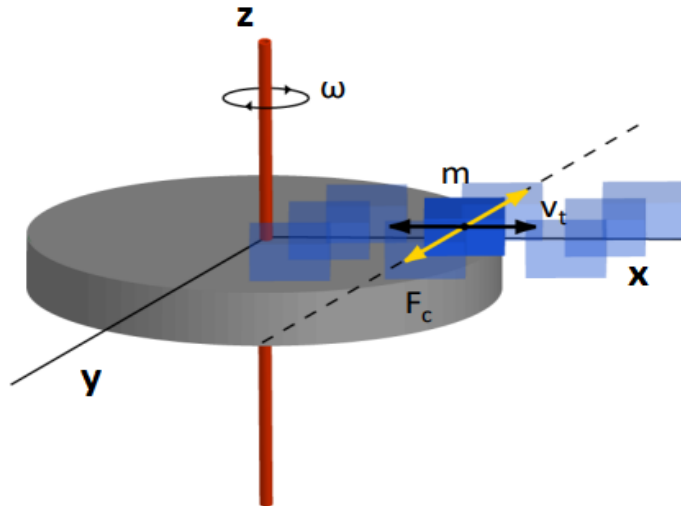


Figura 2.2: Schematizzazione di un giroscopio a masse vibranti^[58]

I principali errori che le misurazioni di un giroscopio MEMS possono produrre sono^[8]:

- Errori di calibrazione: ad esempio errore nell'allineamento degli assi.
- Rumore termo-meccanico: è approssimabile come un rumore bianco gaussiano.
- Errore costante di offset (bias): può essere stimato ottenendo molte misurazioni a sensore fermo.
- Effetti della temperatura: inducono una variazione di bias. Per questo molti MEMS contengono anche sensori di temperatura per correggere questo errore.

Dalla velocità angolare si potrebbe ricavare la posizione del sensore tramite integrazione, con il metodo dei trapezi, ma questa modalità è critica per tre ragioni:

1. Devono essere fornite le condizioni iniziali di posizione e velocità;
2. L'effetto di deriva, spesso riscontrato nell'integrazione dei segnali provenienti dall'accelerometro e dal giroscopio, introduce un errore nelle stime di spostamento che non è linearmente dipendente dal tempo di integrazione. Un errore lineare se integrato una volta diventa quadratico, se integrato due volte diventa esponenziale;

2.2. ACCELEROMETRO

3. Gli errori nella stima dell'orientamento possono causare un contributo di gravità apparente che, a sua volta, è soggetto a una doppia integrazione. Ciò può causare errori nella stima della posizione;

Oltre alla soluzione di utilizzare un ausilio di riferimento esterno, esistono altre contromisure per limitare gli effetti dannosi della deriva. Tra queste, è possibile sfruttare i momenti in cui la velocità del sistema è nota, per restringere l'intervallo di tempo di integrazione oppure utilizzare tecniche di filtraggio avanzate per la compensazione della deriva di integrazione^[17]

2.2 ACCELEROMETRO

Un accelerometro è uno strumento in grado di percepire l'accelerazione di un corpo rigido. Spesso per la misura in 3 dimensioni si utilizzano 3 accelerometri posti in assi ortognonali tra loro.

Un modello utilizzato per descrivere un accelerometro è il modello massa-molla-smorzatore, in cui una massa M è sospesa e unicamente legata a una molla di costante K ed uno smorzatore di coefficiente D . Tale sistema è racchiuso in un involucro rigido, all'applicazione di una forza esterna al sensore si ottiene una deformazione da cui si può ricavare la stima dell'accelerazione.

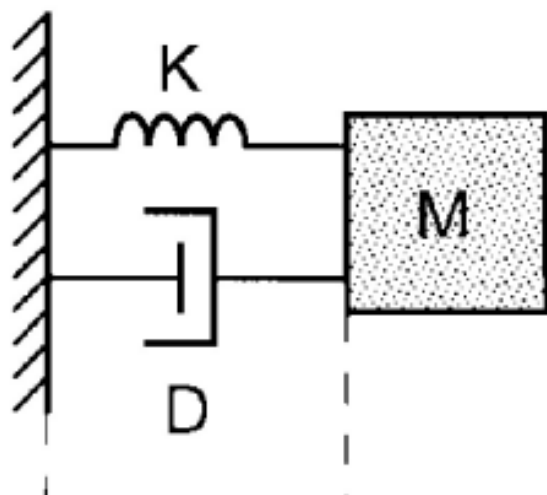


Figura 2.3: Modello Massa-Molla-Smorzatore^[60]

Esistono diverse tecnologie che realizzano il modello appena citato, le più importanti sono con cristalli piezoelettrici, sensori piezoresistivi, tecnologia capacitiva e surface acoustic wave.

Gli accelerometri sono più affidabili in condizioni quasi statiche e il loro output è generalmente espresso dalla seguente equazione:

$$\vec{a} = \vec{g} + \vec{a}_l + \vec{\epsilon}$$

Dove g è l'accelerazione di gravità, a_l è l'accelerazione lineare ed ϵ è la componente rumorosa.

La misura dell'accelerazione, tramite integrazione, può essere impiegata per determinare la velocità lineare e posizione del sensore. La presenza di errori di misura causa, come integrando i dati di giroscopio, una stima errata, in quanto un errore lineare se integrato una volta diventa quadratico, se integrato due volte diventa esponenziale. Gli errori che possono affliggere le misure di accelerazione sono le stesse già elencate per il giroscopio, con la differenza che subiscono una doppia integrazione durante la stima della posizione.

2.3 MAGNETOMETRO

Un magnetometro è un sensore che permette di rilevare l'intensità e la direzione del campo magnetico circostante. I maggiori magnetometri di tipo MEMS si basano su una struttura risonante che risponde maggiormente alla presenza di una fonte con la stessa frequenza di risonanza per la struttura. La fonte di eccitamento è la forza di Lorentz la cui equazione è:

$$\vec{F}_l = q \cdot \vec{v} \times \vec{B}$$

Se una corrente elettrica I scorre in un conduttore immerso in un campo magnetico B perpendicolare al flusso di cariche, si osserva la comparsa di una differenza di potenziale. Le cariche che si muovono all'interno di un campo magnetico sono sottoposte alla forza di Lorentz.

La presenza di un campo magnetico \vec{B} deforma la struttura risonante perchè la corrente che circola nel sensore ha la stessa frequenza della frequenza risonante del sistema. Tale deformazione viene misurata similmente a quanto accade negli accelerometri.

Il problema principale dei magnetometri è che sono influenzati da campi magnetici diversi da quello della Terra e perturbazioni nell'ambiente circostante. La frequente presenza di perturbazioni rumorose influisce sui dati misurati. Per

2.4. ORIENTAMENTO DEL SENSORE

aggirare il problema è necessario lavorare lontano da oggetti metallici o, in alternativa, disporre di uno strumento in grado di filtrare i dati grezzi prima di includerli nei calcoli.

I magnetometri subiscono l'influenza dei campi magnetici diversi da quello della Terra, perturbazioni nell'ambiente circostante che influiscono sulle misurazioni. Bisogna perciò filtrare in modo opportuno i dati grezzi prima di includerli nei calcoli e lavorare distanti da oggetti metallici.

Gli errori che condizionano l'output di un magnetometro MEMS sono dovuti alla calibrazione, alla temperatura che può deformare il sistema vibrante e alle variazioni di pressione che causano lo stesso problema.

2.4 ORIENTAMENTO DEL SENSORE

Molti sensori inerziali MIMU, oltre a velocità angolare, accelerazione e campo magnetico circostante, restituiscono anche l'orientamento del sensore. L'assetto spaziale di un corpo lo si può descrivere in due modi diversi:

- Angoli di Eulero
- Quaternioni

2.4.1 ANGOLI DI EULERO

Immaginiamo di avere due terne S e S' destreggiate che condividono la stessa origine, ma con gli assi non coincidenti, si può pensare che una terna sia inclinata rispetto all'altra. Si possono individuare φ, ψ e θ , 3 angoli che permettono di ruotare una delle due terne ed allinearla all'altra. Questi angoli prendono il nome di Angoli di Eulero, in particolare: φ , rappresenta la rotazione attorno all'asse z , θ è la rotazione attorno a y ed infine ψ quella attorno a x . In aeronautica sono chiamati rispettivamente yaw (imbardata), pitch (beccheggio) e roll (rollio). Generalmente quindi ogni rotazione intorno all'origine può essere rappresentata come la composizione di 3 rotazioni lungo gli assi in qualsiasi ordine (ad esempio zyx o zyz) purchè siano in sequenza uno ortogonale all'altro.

Ogni rotazione attorno ad un asse è rappresentata da una matrice di rotazione: $R_x(\varphi)$, $R_y(\theta)$ e $R_z(\phi)$.

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

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

$$R_x(\varphi) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos(\varphi) & -\sin(\varphi) \\ 0 & \sin(\varphi) & \cos(\varphi) \end{bmatrix}$$

La matrice di rotazione complessiva si ottiene moltiplicando tra loro queste 3 matrici: $R = R_z(\phi)R_y(\theta)R_x(\varphi)$ Viene chiamata anche matrice di cambiamento di coordinate perchè permette di cambiare sistema di riferimento da uno globale ad uno locale e viceversa. Tale matrice di rotazione non è unica ma rappresenta 3 particolari rotazioni attorno a z, y e x, l'ordine di rotazione è permutabile.

La rappresentazione dell'orientamento mediante gli Angoli di Eulero presenta il gimbal lock, un problema di singularità. Nel caso della matrice R ottenuta prima, questo problema si presenta con $\theta = \pm\frac{\pi}{2}$ perchè con questo angolo di pitch esistono infinite combinazioni degli altri due angoli che danno origine alla stessa matrice di cambiamento di coordinate R.

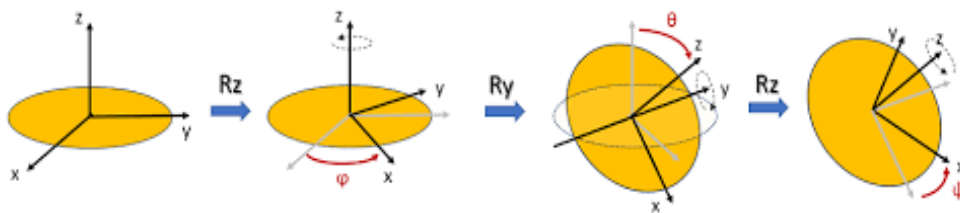


Figura 2.4: Applicazioni della sequenza di rotazioni zyz^[61]

2.4.2 QUATERNIONI

I quaternioni sono un'estensione dei numeri complessi e sono utilizzati in diverse applicazioni, come la grafica computerizzata, la robotica, la fisica e la

2.4. ORIENTAMENTO DEL SENSORE

navigazione.

In particolare, i quaternioni sono utilizzati per descrivere l'orientamento di un oggetto in uno spazio tridimensionale, come ad esempio un aereo. Grazie alla loro capacità di rappresentare rotazioni in tre dimensioni in modo compatto ed efficiente, i quaternioni sono spesso utilizzati al posto delle matrici di rotazione in quanto non soffrono del problema del gimbal lock.

In sintesi, i quaternioni sono una potente strumento matematico utilizzato in una vasta gamma di applicazioni, soprattutto per rappresentare rotazioni e orientamenti in uno spazio tridimensionale.

I quaternioni sono una quadrupla di componenti scalari del tipo:

$$\hat{q} = (q_1, q_2, q_3, q_4)$$

q_2, q_3, q_4 sono la componente vettoriale mentre q_1 è la parte scalare.

I quaternioni sono indispensabili quando si utilizzano i sensori inerziali MIMU, perciò è importante sapere alcune loro proprietà.

Un quaternione si definisce nel seguente modo:

$$\hat{q} = q_1 + q_2i + q_3j + q_4k$$

i, k, j sono le unità immaginarie per cui $i^2 = j^2 = k^2 = ijk = -1$ se $q_1=0$ allora il quaternione è puro, mentre se $q_2 = q_3 = q_4$ il quaternione è reale.

Prodotto tra quaternioni:

Siano dati due quaternioni:

$$q_1 = a_1 + b_1i + c_1j + d_1k$$

$$q_2 = a_2 + b_2i + c_2j + d_2k$$

Allora il loro prodotto tra di loro in forma matriciale sarà un quaternione del tipo:

$$q_1 \cdot q_2 = \begin{bmatrix} a_1a_2 - b_1b_2 - c_1c_2 - d_1d_2 \\ a_1b_2 + b_1a_2 + c_1d_2 - d_1c_2 \\ a_1c_2 - b_1d_2 + c_1a_2 + d_1b_2 \\ a_1d_2 + b_1c_2 - c_1b_2 + d_1a_2 \end{bmatrix}$$

Il prodotto tra quaternioni essendo non commutativo, permette di utilizzare il formalismo dei quaternioni per operare rotazioni su vettori tridimensionali. Esso infatti può essere usato per esprimere rotazioni concatenate in modo da ottenere una singola rotazione risultante che rappresenta la composizione delle rotazioni precedenti.

In pratica, per eseguire una sequenza di rotazioni tridimensionali, si moltiplicano i quaternioni corrispondenti alle singole rotazioni e si ottiene il quaternioni risultante che rappresenta la rotazione composta. Questa operazione viene eseguita in modo efficiente utilizzando la proprietà di associatività della moltiplicazione tra quaternioni.

Considera due quaternioni: ${}^{AB}\mathbf{q}$ e ${}^{BC}\mathbf{q}$ il primo rappresenta la rotazione tra il sistema A e il sistema B, il secondo tra il sistema B e C.

$${}^{AC}\mathbf{q} = {}^{AB}\mathbf{q} \otimes {}^{BC}\mathbf{q}$$

Rappresenta la rotazione dal sistema A direttamente al sistema C.

Coniugato di un quaternioni: Il coniugato di un quaternioni $q = a + bi + cj + dk$ è definito come:

$$q^* = a - bi - cj - dk \quad (2.1)$$

Moltiplicare un quaternioni q per un vettore \vec{v} e poi per il quaternioni stesso coniugato q^* comporta la seguente operazione:

$$q \otimes \vec{v} \otimes q^* \quad (2.2)$$

. Questa operazione è nota come rotazione di un vettore tramite un quaternioni e restituisce un nuovo vettore \vec{v}' che rappresenta la rotazione di \vec{v} nello spazio tridimensionale. In particolare, la rotazione avviene attorno all'asse di rotazione definito dal vettore immaginario del quaternioni q . Il modulo del vettore \vec{v} rimane invariato durante la rotazione, mentre la sua direzione viene modificata in accordo con la regola della mano destra. Questo tipo di operazione trova molte applicazioni in ambito grafico, animazione e robotica.

Norma di un quaternioni: La norma di un quaternioni $q = a + bi + cj + dk$ è definita come:

2.5. ALGORITMI DI SENSOR FUSION (SFA)

$$\|q\| = \sqrt{a^2 + b^2 + c^2 + d^2}$$

Da quaternioni ad Angoli di Eulero: Grazie ad ulteriori teoremi e proposizioni è infine possibile dimostrare che Siano $q = a + bi + cj + dk$ un quaternione unitario e φ , θ e ψ gli angoli di Eulero che definiscono l'orientamento di un sistema di riferimento rispetto ad un altro. Allora:

L'angolo di rotazione ϕ intorno all'asse z è dato da:

$$\varphi = \text{atan2} \left(\frac{2ac + 2bd}{1 - 2c^2 + 2d^2} \right)$$

L'angolo di rotazione θ intorno all'asse y è dato da:

$$\theta = \arcsin(2bc - 2ad)$$

L'angolo di rotazione ψ intorno all'asse x è dato da:

$$\psi = \text{atan2} \left(\frac{2ab + 2cd}{1 - 2b^2 + 2c^2} \right)$$

Molte delle operazioni citate sono già implementate in Matlab e fanno parte del Robotic System Toolbox e Aerospace Toolbox.

2.5 ALGORITMI DI SENSOR FUSION (SFA)

In condizioni di movimento lento, come in posturologia, l'accelerazione di gravità prevale sull'accelerazione esterna e l'accelerometro a tre assi può fornire stime accurate dell'assetto. Gli accelerometri digitali sono in grado di fornire principalmente dati sull'accelerazione, tuttavia i dispositivi clinici utilizzati per lo studio della postura si basano soprattutto sui dati di orientamento e posizione del corpo. Un modo per ottenere i dati di posizione dai dati di accelerazione può essere la doppia integrazione.

Per applicare questo metodo è necessario utilizzare un approccio matematico basato sul metodo dei trapezi. Questo metodo richiede che i dati ottenuti da ogni intervallo vengano sommati ai dati degli intervalli precedenti, ma questo comporta anche l'introduzione di errori, come la variabilità del dispositivo e

l'accelerazione di gravità, che sono presenti in ogni misurazione dell'accelerometro. Questo fenomeno è noto come "deriva di integrazione" e può influire sulla precisione del calcolo della posizione tramite accelerometri.

Sostanzialmente i sensori inerziali sono sottoposte a due derive differenti:

- **Deriva di inclinazione:** si riferisce all'errore sistematico che si verifica quando un giroscopio non riesce a distinguere l'effetto dell'accelerazione di gravità dalla rotazione del sensore stesso. Questo può causare una deviazione dall'orientamento corretto nel lungo periodo.
- **Deriva di orientamento:** si riferisce all'errore sistematico che si verifica quando il sistema di sensori di orientamento perde gradualmente la capacità di mantenere l'orientamento corretto nel tempo. Questo può accadere quando le informazioni dei sensori vengono influenzate da fattori esterni come la temperatura, la vibrazione o il campo magnetico terrestre, che possono causare una deviazione dall'orientamento corretto.

I sensori inerziali presentano un'ulteriore problema: gli unici assi a loro noti sono il vettore gravità e il campo magnetico terrestre. Ed è qui che si riscontra il problema di Wahba^[40], chiamato anche problema dell'orientamento, è un problema matematico che riguarda la determinazione dell'orientamento di un oggetto nello spazio tridimensionale a partire da una serie di vettori di riferimento noti. In altre parole, il problema di Wahba consiste nel trovare l'orientamento di un oggetto in modo che i vettori di riferimento noti siano allineati con i suoi assi di riferimento.

Il problema prende il nome dal matematico egiziano Abd El-Aziz Ahmed Wahba, che lo ha formalizzato e risolto per la prima volta nel 1965. Il problema di Wahba ha numerose applicazioni in ambiti come la navigazione inerziale, la robotica, l'astronomia e la geodesia, e la sua soluzione richiede l'uso di tecniche matematiche avanzate come l'algebra lineare e i quaternioni.

Gli algoritmi di Sensor Fusion sono algoritmi utilizzati per integrare i dati provenienti da diversi sensori, in modo da ottenere una stima più accurata di una grandezza fisica o di uno stato del sistema. La sensor fusion è spesso utilizzata nei sistemi di navigazione, nei sistemi di controllo e in altre applicazioni in cui è necessario combinare i dati provenienti da sensori diversi per ottenere una stima affidabile dello stato del sistema. Molti algoritmi all'inizio si preoccupano di risolvere il problema di Wahba ed allineare l'orientamento del sensore ai vettori di gravità e di campo magnetico terrestre per dopo man mano aggiornare e correggere l'orientazione.

2.5. ALGORITMI DI SENSOR FUSION (SFA)

L'individuazione dell'orientamento IMU viene tipicamente effettuata impiegando lo schema di fusione del sensore rappresentato nella Figura 2.5, ovviamente ogni algoritmo di Sensor Fusion differisce dagli altri soprattutto nel tipo di filtro che utilizzano per combinare le misure. L'accuratezza a breve termine dell'integrazione dei dati di giroscopio è combinata con l'accuratezza a lungo termine dell'informazione sull'orientamento ottenuta dalle letture dell'accelerometro e del magnetometro.^[47]

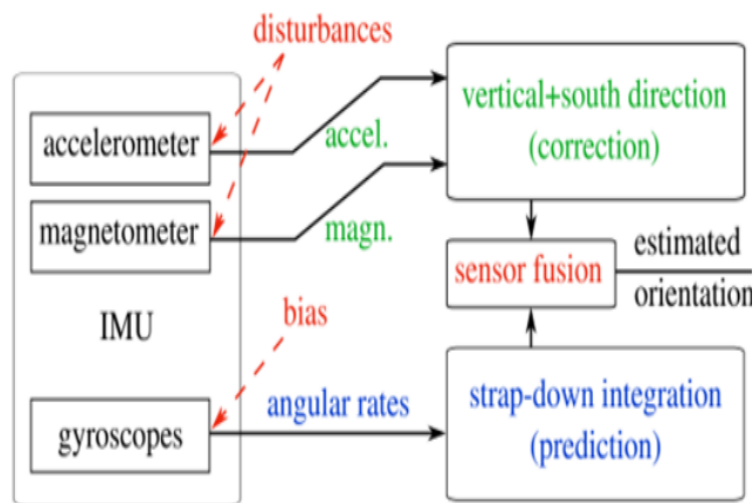


Figura 2.5: Stima dell'orientamento di un IMU rispetto a un sistema di coordinate con un asse verticale e un asse orizzontale rivolto a sud^[47]

Gli algoritmi di sensor fusion possono essere suddivisi in due categorie principali in base al filtro che utilizzano: i filtri di Kalman (KF) e i filtri complementari (CF).

2.5.1 FILTRI DI KALMAN

I filtri di Kalman sono degli algoritmi di stima che utilizzano un modello matematico del sistema per combinare i dati provenienti dai sensori con le previsioni del modello. Essi sono in grado di ottenere una stima ottimale dello stato del sistema in presenza di rumore e incertezza nei dati. il filtro di Kalman può essere riassunto in due fasi successive: la fase di predizione e la fase di aggiornamento.

- Nella fase di predizione, il filtro utilizza un modello matematico del sistema per prevedere i valori che le variabili di interesse assumeranno nel

futuro immediato. Questa previsione si basa sulla stima dello stato del sistema al tempo precedente e sulla conoscenza del modello dinamico del sistema.

- Nella fase di aggiornamento, il filtro confronta i valori predetti con quelli effettivamente misurati dal sistema tramite i sensori di misura. Questa operazione permette di correggere la stima dello stato del sistema e di migliorare la precisione dell'estimatore finale. In particolare, il filtro utilizza una combinazione pesata tra la previsione ottenuta tramite il modello e la correzione ottenuta dalle misure per calcolare la stima dello stato attuale del sistema. Questa combinazione pesata è calcolata sulla base della matrice di guadagno del filtro di Kalman, che tiene conto della covarianza dell'errore di misura e della covarianza dell'errore di predizione.

La stima risultante è una combinazione pesata tra la predizione dello stato del sistema, basata sul modello dinamico, e la misura effettiva del sistema, corretta sulla base dell'errore di misura.

La formula di aggiornamento del filtro di Kalman è data da^[62]:

$$\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k(y_k - H\hat{x}_{k|k-1}) \quad (2.3)$$

dove $\hat{x}_{k|k}$ rappresenta la stima dello stato attuale del sistema, $\hat{x}_{k|k-1}$ la predizione dello stato futuro del sistema, y_k la misura attuale del sistema, H la matrice di proiezione delle variabili di stato sulle variabili di misura, e K_k la matrice di guadagno del filtro di Kalman, calcolata sulla base della covarianza dell'errore di misura e della covarianza dell'errore di predizione.

La matrice di covarianza dell'errore di predizione è data da:

$$P_{k|k-1} = AP_{k-1|k-1}A^T + Q_{k-1} \quad (2.4)$$

dove A rappresenta la matrice di transizione di stato, e Q_{k-1} la matrice di covarianza dell'errore di modello.

La matrice di guadagno del filtro di Kalman è calcolata come:

$$K_k = P_{k|k-1}H^T(HP_{k|k-1}H^T + R)^{-1} \quad (2.5)$$

dove R rappresenta la matrice di covarianza dell'errore di misura.

2.5. ALGORITMI DI SENSOR FUSION (SFA)

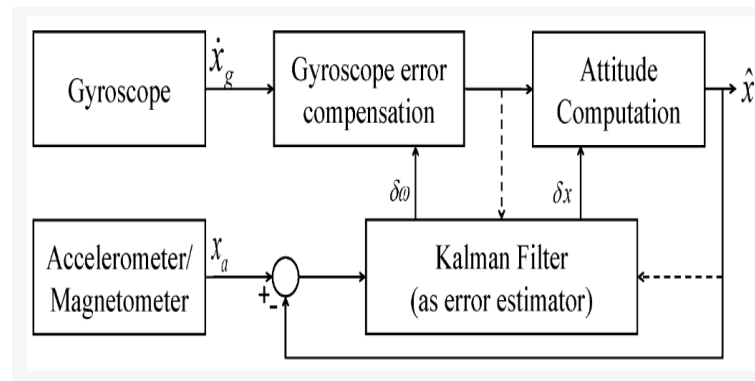


Figura 2.6: Struttura base di un Filtro di Kalman^[12]

2.5.2 FILTRI COMPLEMENTARI

I filtri complementari, invece, sono delle tecniche di fusione sensoriale a basso costo computazionale che consistono in un filtro passa basso e un filtro passa alto. Il termine "complementare" deriva dal valore di frequenza di taglio, che è lo stesso per entrambi i filtri. Questi algoritmi sono particolarmente utili quando si lavora con dati complessi e incerti. La struttura di base del CF mostrata in Figura 2.6 consiste di due ingressi, x_1 e x_2 , che sono versioni del segnale x corrotte dal rumore a bassa e alta frequenza^[12]. L'uscita del filtro complementare \hat{x} è data dall'equazione:

$$\hat{x} = x_1 G(s) + x_2 \bar{G}(s)$$

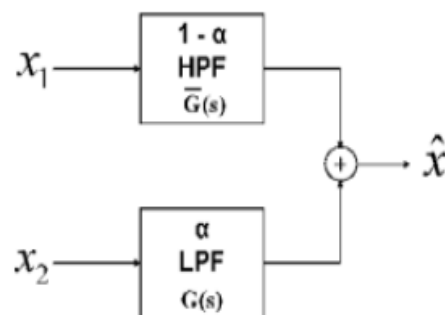


Figura 2.7: Struttura base di un filtro complementare (CF)^[12]

$G(s)$ rappresenta la funzione di trasferimento per il filtro passa-basso, mentre $\bar{G}(s)$ è la funzione di trasferimento del filtro passa-alto, tale che $G(s) + \bar{G}(s) = 1$.

Utilizzando questa struttura di CF per la stima della posa, le stime del giroscopio x_g vengono applicate a x_1 e le stime dell'accelerometro/magnetometro x_a a x_2 .^[12] Usando un CF lineare (LCF) la posa stimata \hat{x} è data da:

$$\hat{x} = \alpha \left(\int \dot{x}_g dt \right) + (1 - \alpha)x_a$$

con α che è compreso tra 0 e 1 e rappresenta il peso per le stime di giroscopio e accelerometro/magnetometro. La funzione di trasferimento di un LCF è:

$$H(s) = \frac{\beta s + \alpha}{\tau s + 1}$$

Dove β e α sono le costanti del filtro che determinano il peso relativo dei dati del giroscopio e dell'accelerometro rispettivamente, τ è la costante di tempo del filtro che determina la frequenza di taglio del filtro ed s è la variabile complessa della trasformata di Laplace. Tuttavia, questa struttura del CF non è in grado di stimare il bias del giroscopio in tempo reale e non è in grado di stimare accuratamente gli angoli di orientamento in condizioni di movimento dinamico^[15]. Il filtro complementare non lineare (NCF) mostrato in Figura 2.6 utilizza un Proportional-integral controller (PI) per ridurre l'errore in regime permanente e compensare il bias del giroscopio variabile. K_p e K_I indicano il guadagno proporzionale e integrale, rispettivamente, e la stima del sistema, \hat{x} , è rappresentata come:

$$\hat{x} = \frac{s^2}{s^2 + K_p + K_I} \left(\frac{\dot{x}_g}{s} \right) + \frac{K_p s + K_I}{s^2 + K_p s + K_I} (x_a)$$

2.5. ALGORITMI DI SENSOR FUSION (SFA)

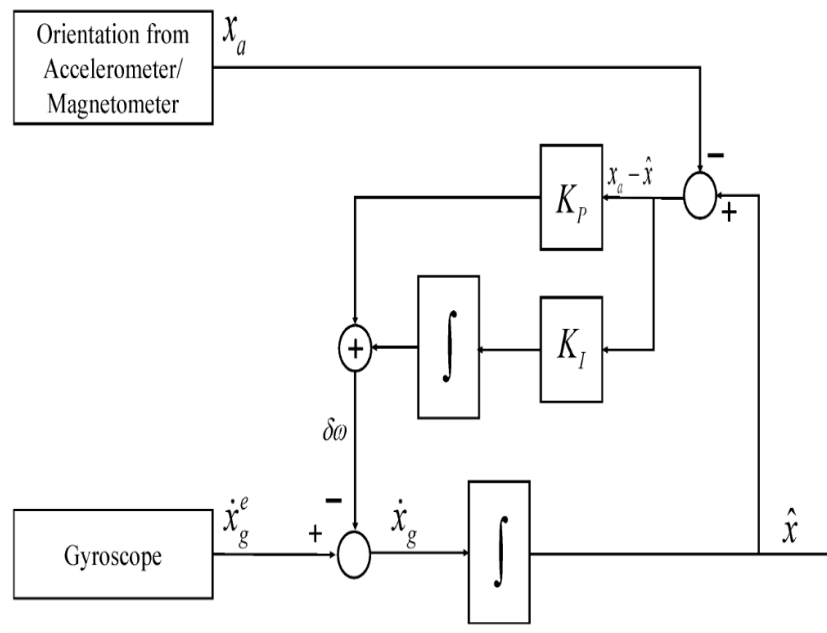


Figura 2.8: Struttura base di un Filtro Complementare Non Lineare (NCF)^[12]

Anche se i CF stanno guadagnando popolarità per la loro semplicità, il filtro di Kalman è ancora una tecnica ampiamente utilizzata per la stima dell'assetto ed ha subito diverse migliorie.

La maggior parte dei filtri di fusione permettono all'utente di definire pesi o matrici di covarianza che regolano l'equilibrio tra la previsione ottenuta tramite il modello e la correzione ottenuta dalle misure. Questi pesi o matrici di covarianza sono importanti per ottimizzare le prestazioni del filtro di fusione, poiché influenzano la precisione e la robustezza dell'estimatore risultante. In generale, l'uso di pesi o matrici di covarianza appropriati può migliorare notevolmente l'accuratezza della stima finale, riducendo l'impatto degli errori di misura e del rumore sulle prestazioni del filtro di fusione.

I parametri di qualsiasi filtro svolgono un ruolo centrale nel determinare gli errori di orientamento, devono essere specifici per ogni SFA a seconda dello scenario sperimentale. Diversi fattori intrinseci ed estrinseci influenzano la scelta dei valori dei parametri, tra i quali i più influenti sono l'ampiezza del movimento, la specifica del rumore dei sensori, il tempo necessario all'algoritmo per raggiungere la convergenza e la quantità di disturbi ferromagnetici.^[9,10,11]

Tra i sensori utilizzati nella sensor fusion, ci sono i sensori inerziali come l'accelerometro e il giroscopio, i sensori di posizione come il GPS e i sensori ambientali come la bussola e il sensore di pressione atmosferica. I dati provenienti

da questi sensori possono essere integrati utilizzando diversi metodi di sensor fusion, tra cui la fusione di dati in tempo reale, la fusione basata su modelli e la fusione di dati multi-modali. La sensor fusion è una tecnologia in rapida evoluzione e trova sempre più applicazioni nei settori dell'automazione, della robotica, della navigazione, della realtà aumentata e in molti altri campi.

Ora verranno descritti alcuni algoritmi e alcuni loro parametri.

2.5.3 MKF

L'acronimo MKF sta per Matlab Kalman Filter, è la versione del filtro di Kalman implementata dal System Object *imufilter* di Matlab. Esso fonde soltanto i dati di accelerometro e giroscopio per stimare l'orientamento, non considerando i dati di campo magnetico. In ordine bisogna creare l'oggetto *imufilter*, assegnarlo ad una variabile, settare le proprietà dello stesso e richiamarlo con gli argomenti come fosse una funzione. L'oggetto può restituire la velocità angolare e la stima dell'orientamento in quaternioni (default) o sottoforma di matrice di rotazione relative al Reference Frame (RF) che di default è NED (North East Down).

Imufilter utilizza il Kalman Filter a 6 assi^[29], cerca di tracciare gli errori nell'orientamento, nell'offset del giroscopio e nell'accelerazione lineare per produrre l'orientamento finale e la velocità angolare. Invece di tracciare direttamente l'orientamento, il filtro di Kalman è indiretto, cioè modella il processo di errore, x_k , con un aggiornamento ricorsivo.

$$x_k = \begin{bmatrix} \theta_k \\ b_k \\ a_k \end{bmatrix} = F_k \begin{bmatrix} \theta_{k-1} \\ b_{k-1} \\ a_{k-1} \end{bmatrix} + w_k \quad (2.6)$$

dove θ è l'errore di orientamento rispetto il RF, b_k è il bias di velocità angolare a zero, a_k l'errore di accelerazione, w_k rumore additivo ed F_k la matrice di transizione del modello che nelle equazioni del Capitolo 2 è chiamata A. Poiché x_k è definito come il processo di errore, la stima a priori è sempre zero in questa implementazione, quindi il modello di transizione di stato, F_k , è anch'esso zero e così viene definito il guadagno di Kalman (K) dalle equazioni già viste nel Capitolo 2 riguardo i filtri di Kalman. La figura 2.9 mostra uno screen di

2.5. ALGORITMI DI SENSOR FUSION (SFA)

una porzione dell'help di Matlab che mostra le equazioni di Kalman già viste (2.1,2.2,2.3) e le stesse equazioni usate in questa implementazione.

Standard Kalman equations:

$$\begin{aligned}x_k^- &= F_k x_{k-1}^+ \\P_k^- &= F_k P_{k-1}^+ F_k^T + Q_k \\y_k &= z_k - H_k x_k^- \\S_k &= R_k + H_k P_k^- H_k^T \\K_k &= P_k^- H_k^T (S_k)^{-1} \\x_k^+ &= x_k^- + K_k y_k \\P_k^+ &= P_k^- - K_k H_k P_k^-\end{aligned}$$

Kalman equations used in this algorithm:

$$\begin{aligned}x_k^- &= 0 \\P_k^- &= Q_k \\y_k &= z_k \\S_k &= R_k + H_k P_k^- H_k^T \\K_k &= P_k^- H_k^T (S_k)^{-1} \\x_k^+ &= K_k y_k \\P_k^+ &= P_k^- - K_k H_k P_k^-\end{aligned}$$

Figura 2.9: Help di Matlab^[30]

Il parametro che andiamo a valutare è la varianza del rumore del giroscopio del modello di osservazione, utile per formare la matrice di covarianza S utilizzata per tenere traccia della variabilità nelle misurazioni ed indispensabile per calcolare il guadagno di Kalman. Per ulteriori approfondimenti si rimanda all'help di Matlab^[30]

2.5.4 EMKF

Sta per Extended Matlab Kalman Filter e come MKF è l'implementazione di Matlab del filtro indiretto di Roetenberg^[31], ma che utilizza anche i dati di campo magnetico per stimare l'orientamento. In questo filtro, similmente a MKF, prima vengono calcolati separatamente gli errori di inclinazione e di orientamento confrontando le direzioni reali e stimate della forza di gravità e del campo magnetico globale. Questi due errori di orientamento sono poi aggiunti al vettore di stato da minimizzare. L'EMKF è implementato dal System Object *ahrsfilter*^[64] e la modalità di utilizzo è la stessa di *imufilter*. L'equazione

2.6 diventa

$$x_k = \begin{bmatrix} \theta_k \\ b_k \\ a_k \\ d_k \end{bmatrix} = F_k \begin{bmatrix} \theta_{k-1} \\ b_{k-1} \\ a_{k-1} \\ d_{k-1} \end{bmatrix} + w_k \quad (2.7)$$

Dove d_k è l'errore del disturbo ferromagnetico.

Il parametro che andiamo a valutare è la varianza del rumore del magnetometro che appartiene sempre alla matrice di covarianza del modello di osservazione. Per approfondire si rimanda all'help di Matlab ^[31].

2.5.5 GUO

Progettato da Siwen Guo nel 2017^[34] GUO è un filtro di Kalman, progettato specificamente per raggiungere la velocità dei filtri complementari che solitamente è maggiore, cercando di mantenere un'elevata accuratezza. Per ottenere questo risultato, viene utilizzato un approccio algebrico che combina le informazioni dell'accelerometro e del magnetometro per correggere l'orientamento, senza l'aggiunta di altre tecniche per filtrare eventuali disturbi delle accelerazioni o magnetici. L'algoritmo Matlab usato in questo lavoro è un adattamento del codice di Marco Caruso^[16] che a sua volta ha adattato i codici a partire dal lavoro di GUO e dalle sue funzioni Matlab rese disponibili su github^[35]. Il parametro selezionato è, come per il filtro MKF, la varianza del rumore del giroscopio del modello di osservazione che è sempre un "peso inverso". DA APPROFONDIRE O DA SCARTARE

2.5.6 VAC E MCF

VAC è un algoritmo ideato da Valenti^[27] che utilizza le letture dell'accelerometro per correggere l'inclinazione e quelle del magnetometro per correggere l'orientamento, utilizza inoltre due guadagni diversi per le due correzioni. Inoltre, per garantire la precisione delle misurazioni, VAC utilizza un metodo a due soglie per scartare gradualmente le letture che superano un valore di soglia atteso.

Gli algoritmi VAC e MCF combinano le letture del giroscopio e dell'accelerometro per stimare l'orientamento dell'oggetto. I dati dell'accelerometro vengono utilizzati solo per correggere l'inclinazione nei due assi di rollio (roll)

2.5. ALGORITMI DI SENSOR FUSION (SFA)

e beccheggio (pitch), mantenendo l'orientamento dell'oggetto lungo l'asse di imbardata (yaw) fornito dal giroscopio. Se sono presenti anche le letture del magnetometro, l'algoritmo esegue una correzione aggiuntiva per l'orientamento dell'oggetto, utilizzando i dati del campo magnetico per allineare il sistema di riferimento corrente con il campo magnetico.

Prima di approfondire questi algoritmi e i loro parametri ci sono da fare delle premesse generali. In lavori precedenti [18,16,36,37,38] è stato riconosciuto che l'aumento della velocità di rotazione può influenzare negativamente l'accuratezza. Un tasso di rotazione più elevato spesso corrisponde a un'accelerazione lineare più alta, che si riflettono direttamente sulla forza specifica registrata dall'accelerometro. L'accelerometro aiuta il processo di fusione perchè compensa la deriva dell'inclinazione fornendo informazioni sulla gravità, ma se l'accelerazione lineare è troppo alta, queste informazioni risultano dannose. Questo è un problema comune sia per le classi CF che KF. Molti algoritmi risolvono questo problema rifiutando i dati dell'accelerometro quando superano una determinata soglia, ma la scelta di questa soglia può causare instabilità nell'orientamento, e perciò è un parametro che in questo lavoro viene valutato ed è rappresentato dalla variabile a_{th2} .

Un altro problema sorge durante il movimento altamente dinamico: il guadagno costante di un filtro complementare può causare una stima inaccurata dell'orientamento. Questo accade perché il sensore di orientamento non è in grado di distinguere l'effetto dell'accelerazione di gravità dalla rotazione del sensore stesso, e quindi l'orientamento viene valutato utilizzando un riferimento errato. Ciò può causare errori significativi e potenzialmente critici. Tuttavia, poiché le letture del giroscopio non sono influenzate dall'accelerazione lineare, possono essere utilizzate per calcolare un'orientamento relativamente accurato che, in queste condizioni, dovrebbe essere considerato la principale fonte di stima. È importante notare che un algoritmo di fusione a guadagno costante non può risolvere questo problema se il guadagno ottimale è stato calcolato per condizioni statiche.

Ricordiamo che questo algoritmo, proposto da Valenti, esegue due correzioni diverse utilizzando i dati di accelerazione e campo magnetico con due guadagni diversi, per cercare di arginare il problema sopracitato VAC e MCF utilizzano un guadagno adattivo solo per l'accelerazione.

Quando l'accelerazione non gravitazionale è troppo bassa per superare l'accelerazione di gravità e l'errore è al di sotto della prima soglia impostata, il

fattore di guadagno è costante e pari a 1. Tuttavia, se l'accelerazione non gravitazionale aumenta e l'errore supera la prima soglia, il fattore di guadagno diminuisce in modo lineare all'aumentare dell'errore fino a raggiungere lo zero per errori maggiori della seconda soglia (a_{th2}). Mentre per quanto riguarda la correzione grazie ai dati di campo magnetico, il guadagno è fisso.

Perciò i parametri da valutare sono due: a_{th2} rappresenta la soglia di grandezza oltre la quale non vengono più considerati i dati di accelerometro e il secondo parametro che questo lavoro approfondisce è a_{th1} ossia la prima soglia che determina quando il fattore di guadagno, che prima della soglia è 1, inizia a diminuire linearmente.

L'algoritmo proposto da Valenti ed implementato da Caruso si divide in 4 steps:

1. **Inizializzazione:** presupponendo che il sistema si trova in una configurazione stabile, l'output del giroscopio viene ignorato e l'orientamento iniziale viene calcolato solo dai dati di accelerazione e campo magnetico. E' anche quello che fa la funzione `initQuaternion` che ci è servita per fornire ad alcuni algoritmi l'orientamento iniziale.
2. **Predizione:** l'orientamento è stimato solo dai dati di giroscopio ed accelerometro.
3. **Correzione con i dati di accelerazione:** viene calcolata il quaternionione di correzione con metodo adattivo, in base alle soglie di accelerazioni impostate, in modo da correggere l'orientamento precedentemente predetto nelle sole componenti di roll e pitch.
4. **Correzione con i dati di campo magnetico:** calcola la correzione per sistemare la componente di yaw del quaternionione predetto.

```
%Adaptive Gain (accelerometer)

err_s = abs(n-g)/g;

if err_s < th1a
    factor = 1;
elseif err_s > th1a && err_s < th2a
    factor = 1-((err_s-th1a)/(th2a-th1a));
else
    factor = 0;
end

gain_acc = gain_acc_static*factor;
```

Figura 2.10: Codice Matlab che mostra il guadagno adattivo delle misure di accelerazione

2.5. ALGORITMI DI SENSOR FUSION (SFA)

In questa sezione ho aggiunto anche l'algoritmo MCF perchè è l'implementazione dell'algoritmo di Valenti da parte di Matlab nel toolbox Sensor Fusion and Tracking Toolbox. MCF utilizza il System Object *complementaryFilter*^[63] e possiede solo due parametri il guadagno relativo all'accelerazione e al campo magnetico. Anche i risultati, come vedremo, saranno simili tra i due algoritmi, ma MCF risulta 32 volte più lento rispetto a VAC, a causa dell'utilizzo della *quaternion library* di Matlab.

2.5.7 VAK E SAB

VAK è un algoritmo che utilizza lo stesso approccio algebrico di VAC per correggere l'orientamento, ma a differenza di VAC non vengono utilizzate soglie per respingere accelerazioni lineari o disturbi ferromagnetici ed è un filtro di Kalman. L'algoritmo è stato progettato da Valenti ed è discusso nel lavoro del 2015^[39].

In Figura 2.11 si mostra il diagramma a blocchi del filtro di Kalman proposto da Valenti.

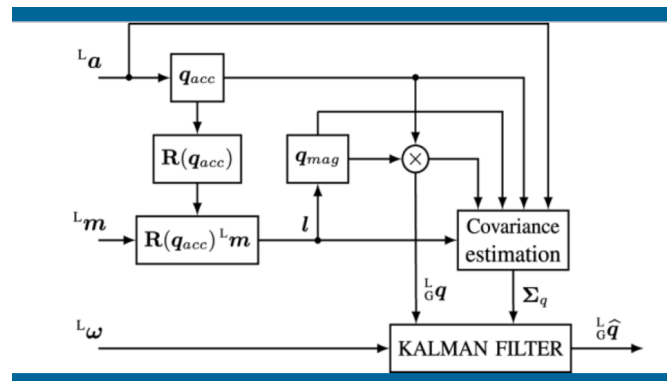


Figura 2.11: Diagramma a blocchi del filtro di Kalman implementato in VAK^[39]

La prima parte dell'algoritmo crea la matrice delle covarianze come:

$$\Sigma_u = \begin{bmatrix} \hat{\Sigma}_{acc} & \mathbf{0}_{3 \times 3} \\ \mathbf{0}_{3 \times 3} & \hat{\Sigma}_{mag} \end{bmatrix}. \quad (2.8)$$

dove le due matrici di covarianza al suo interno sono matrici diagonali che contengono le varianze per ogni componente.

Oltre a questo, la prima parte richiama `initQuaternion` per creare l'orientamento iniziale che permette a sua volta di creare la matrice iniziale di covarianza

dell'errore di modello (Q). Al primo step la matrice di transizione (Ψ) deve essere posta inizialmente a zero, come anche visto in MKF e EMKF, grazie all'equazione 2.2 troviamo che la matrice di covarianza dell'errore di predizione (P) sarà inizialmente uguale a Q.

La seconda parte del codice è costituita da un ciclo in cui per ogni frame si calcola la matrice di transizione Φ come

$$\Phi({}^L\boldsymbol{\omega}, \Delta t) \approx \left[\mathbf{I}_{4 \times 4} + \frac{1}{2} \boldsymbol{\Omega}_k({}^L\boldsymbol{\omega}) \Delta t \right] \quad (2.9)$$

dove $\boldsymbol{\Omega}_k({}^L\boldsymbol{\omega})$ si costruisce dai dati di giroscopio e Δt è la frequenza di campionamento. Con la matrice di transizione Φ posso calcolare la stima di predizione e concludere la prima fase di predizione.

Per la fase di aggiornamento invece devo poter calcolare la matrice di guadagno del filtro di Kalman (K) come in equazione 2.3, per farlo si deve prima calcolare la matrice di covarianza dell'errore di misura R che qui chiameremo Σ_q ed è qui che entra in gioco Σ_u calcolata in 2.8.

Valenti vuole modellare una distribuzione gaussiana del quaternione finale, ma poiché è una funzione non lineare dei dati di accelerazioni e campo magnetico, la linearizziamo per approssimazione a una espansione di Taylor del primo ordine utilizzando la sua matrice Jacobiana per propagare l'incertezza come nel caso lineare, come segue:

$$\Sigma_q = \mathbf{J} \Sigma_u \mathbf{J}^T \quad (2.10)$$

dove

$$\mathbf{J} = \frac{\partial({}^L_G \mathbf{q})}{\partial \mathbf{u}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial q_0}{\partial a_x} & \frac{\partial q_0}{\partial a_y} & \frac{\partial q_0}{\partial a_z} & \frac{\partial q_0}{\partial m_x} & \frac{\partial q_0}{\partial m_y} & \frac{\partial q_0}{\partial m_z} \\ \frac{\partial q_1}{\partial a_x} & \frac{\partial q_1}{\partial a_y} & \frac{\partial q_1}{\partial a_z} & \frac{\partial q_1}{\partial m_x} & \frac{\partial q_1}{\partial m_y} & \frac{\partial q_1}{\partial m_z} \\ \frac{\partial q_2}{\partial a_x} & \frac{\partial q_2}{\partial a_y} & \frac{\partial q_2}{\partial a_z} & \frac{\partial q_2}{\partial m_x} & \frac{\partial q_2}{\partial m_y} & \frac{\partial q_2}{\partial m_z} \\ \frac{\partial q_3}{\partial a_x} & \frac{\partial q_3}{\partial a_y} & \frac{\partial q_3}{\partial a_z} & \frac{\partial q_3}{\partial m_x} & \frac{\partial q_3}{\partial m_y} & \frac{\partial q_3}{\partial m_z} \end{bmatrix}. \quad (2.11)$$

Per motivi computazionali la matrice Jacobiana non viene implementata in questo modo, ma invece consideriamo la misura del quaternione come una composizione di funzioni e quindi applichiamo il teorema di derivazione della

2.5. ALGORITMI DI SENSOR FUSION (SFA)

funzione composta per trovare la matrice Jacobiana finale. Una volta trovato Σ_q , cioè R , si calcola K con l'equazione 2.3 ed infine la stima dello stato a posteriori grazie all'equazione 2.1. Per ulteriori approfondimenti a riguardo si rimanda al lavoro in questione^[39].

I parametri di VAK che questo lavoro valuta sono due pesi inversi: il primo è σ_{gyr} e costituisce Σ_g che permette di calcolare la covarianza dell'errore di modello (Q) in questo modo:

$$Q_k = \left(-\frac{\Delta t}{2}\right)^2 \Xi_k \Sigma_g \Xi_k^T. \quad (2.12)$$

dove Ξ è composta dalle componenti a posteriori del ciclo precedente.

Il secondo parametro è σ_{acc} che costituisce la matrice Σ_{acc} in (2.8)

In questa sezione insieme a VAK è stato inserito anche l'algoritmo di Sabatini, cioè SAB, perchè si tratta sempre di un filtro di Kalman la cui implementazione è la medesima. SAB è stato progettato nel lavoro del 2011^[41] con lo scopo di stimare l'orientamento nello spazio di parti del corpo umano, perciò è uno studio mirato. L'unica differenza tra VAK e SAB è che il secondo utilizza delle soglie come VAC con lo scopo di scartare accelerazioni lineari e disturbi ferromagnetici. Quando le soglie vengono superate le deviazioni standard delle misure vengono impostate alte così da non affidarsi alla misura per la correzione dei dati, perciò non si può parlare di guadagno adattivo del filtro come in VAC.

Tradotto in italiano, Sabatini scrive nel suo lavoro: *"Affinché un approccio basato su algoritmi deterministici a singolo fotogramma funzioni correttamente nel tracciamento del movimento umano, i vettori di misura dell'accelerazione e del campo magnetico devono essere determinati rispettivamente dal campo gravitazionale e dal campo magnetico di riferimento. Tuttavia, questa assunzione può causare errori seri nella stima dell'orientazione se le accelerazioni del corpo e le variazioni magnetiche influenzano i segnali del sensore: in linea di principio, solo i movimenti lenti che si verificano in ambienti magnetici puliti sarebbero consentiti."*

Come Valenti anche Sabatini riscontra che oltre ai disturbi ferromagnetici anche l'eccessiva rapidità di movimento può causare errori. Un metodo per ridurre l'errore dovuto alle elevate accelerazioni è filtrare i segnali di accelerazione a bassa frequenza per ridurre l'effetto dei movimenti dinamici, ma si può

verificare una latenza nelle stime prodotte dall' algoritmo e diventa complicato scegliere la frequenza di taglio ideale.

In alternativa, si può controllare l' affidabilità delle misurazioni di accelerazione calcolando la differenza tra la loro norma e il valore noto della gravità; se questa differenza supera una soglia preimpostata, la misura viene considerata poco affidabile. Per quanto riguarda le variazioni magnetiche, si può adottare un approccio simile confrontando la norma del campo magnetico rilevato con quella del vettore magnetico di riferimento per valutare l' affidabilità delle misurazioni magnetiche. Questo è l' approccio che viene usato nell' algoritmo SAB che perciò tra i parametri avrà anche queste due soglie. La soglia che riguarda i dati di accelerazione, a_{th} , sarà oggetto di valutazione in questo lavoro insieme al peso inverso σ_{gyr} .

Quando entrambe le soglie sono pari a zero, la soluzione di orientamento viene ottenuta interamente dai dati di misurazione del giroscopio. Come già precedentemente detto, l' accelerometro e il sensore magnetico sono utili nella stabilizzazione dell' inclinazione e della direzione, rispettivamente. Senza questi sensori di assistenza l' integrazione random-walk del rumore di misura del giroscopio comporta un serio degrado della prestazione.

Oltre a queste due soglie, l' implementazione dell' algoritmo è identica a quella già illustrata parlando dell' algoritmo VAK.

2.5.8 LIG

L' ultimo filtro di Kalman che affronteremo è il filtro progettato da Ligorio e Sabatini nel lavoro del 2015^[44], in cui cercarono di sviluppare un nuovo KF mirato alle condizioni dinamiche del movimento umano. LIG è composto da due filtri di Kalman che stimano separatamente l' inclinazione e la direzione, utilizzando le informazioni fornite dal giroscopio/accelerometro e dal giroscopio/magnetometro, in modo indipendente. Le due informazioni vengono quindi unite utilizzando un metodo algebrico. Le accelerazioni lineari e le perturbazioni ferromagnetiche sono modellate come un modello Gauss-Markov di primo ordine. D' ora in poi parleremo solo di accelerazione, sapendo che i dati di campo magnetico vengono modellati allo stesso modo.

Gli autori propongono un metodo di fusione di sensori basato su Kalman che mira a scindere il vettore di gravità e l' accelerazione esterna, dalla forza specifica misurata dall' accelerometro. L' articolo viene confrontato con un lavoro

2.5. ALGORITMI DI SENSOR FUSION (SFA)

di K.Lee^[46] che ha implementato un filtro di Kalman che elimina l'incertezza indotta dall'accelerazione in movimenti dinamici. La novità consiste nell'inserire l'accelerazione esterna nello stato del sistema insieme alla gravità, entrambi risolti nel sistema di riferimento del corpo. In questo modo, l'equazione di misura del KF descrive la forza specifica come somma di due componenti che si sommano in modo lineare e invariante nel tempo. La fase di previsione della gravità del sistema di riferimento del corpo è guidato dall'uscita del giroscopio (Figura 2.12), mentre il modello Gauss-Markov è utilizzato per prevedere l'accelerazione esterna del sistema di riferimento del corpo. Sebbene la credibilità dell'approccio di modellizzazione stocastica per descrivere l'accelerazione esterna sia incerta, sono soddisfatte alcune semplici assunzioni che aiutano a rendere il filtro basato su Kalman ottimale: il modello di transizione di stato e il modello di misura sono entrambi lineari ed il rumore di misura è un rumore bianco gaussiano con media zero e matrice di covarianza nota. Di solito, queste assunzioni non sono soddisfatte dalla maggior parte dei filtri basati su Kalman.

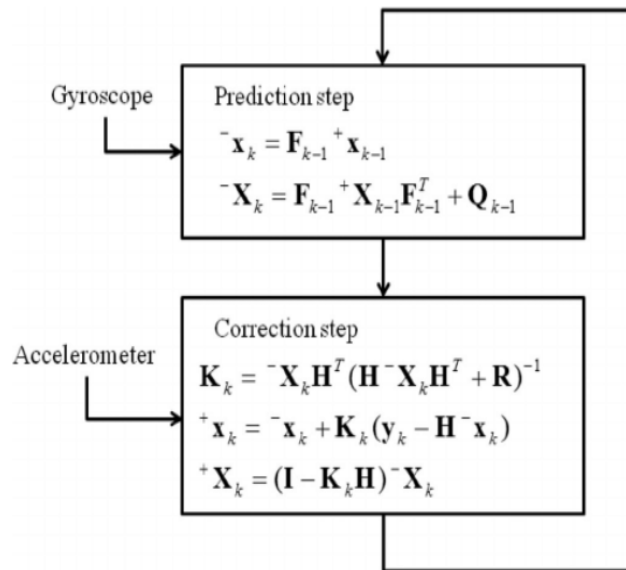


Figura 2.12: Flow chart del filtro KF che utilizza LIG^[44]

Come già detto, l'accelerazione esterna è modellata con un processo stocastico Gauss-Markov di primo ordine con media zero e componenti non correlate. Il modello GM cattura l'evoluzione temporale delle loro realizzazioni come segue:

$$\mathbf{a}_k = c_a \cdot \mathbf{I}_3 \mathbf{a}_{k-1} + c_b \cdot \mathbf{I}_3 \mathbf{w}_{k-1} = \mathbf{F} \mathbf{a}_{k-1} + \mathbf{G} \mathbf{w}_{k-1} \quad (2.13)$$

dove \mathbf{a}_k è l'accelerazione che il modello mi restituisce, $\mathbf{I}_3\mathbf{w}_{k-1}$ è il rumore gaussiano bianco con media zero, c_a e c_b sono parametri del modello GM, in quanto il modello consente di impostare, rispettivamente, la costante di correlazione temporale e la varianza di ciascuna componente dell'accelerazione esterna. Per semplicità, si presume che siano uguali in ogni direzione.

Ricordando che sempre l'equazione 2.1 viene utilizzata anche per il vettore gravità separatamente si ottiene:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}\mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{G}\mathbf{w}_{k-1} \quad (2.14)$$

dove $\mathbf{x}_k = \begin{bmatrix} \mathbf{g}^k \\ \mathbf{a}_k \end{bmatrix}$ è il vettore di stato delle accelerazioni. La velocità angolare

risultante \mathbf{y}_k sarà:

$$\mathbf{y}_k = \mathbf{H}\mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (2.15)$$

dove \mathbf{H} è la matrice di proiezione delle variabili di stato sulle variabili di misura e \mathbf{v}_k è la misura del rumore di accelerometro.

I parametri di questo algoritmo di Sensor Fusion che verranno valutati sono: c_b che forma la matrice \mathbf{G} delle varianze delle componenti di accelerazione e σ_g che è la deviazione standard di giroscopio. Per ulteriori dettagli è bene approfondire l'articolo oggetto di studio^[44].

2.5.9 MAD

MAD è un CF in cui le misurazioni dell'accelerometro e del magnetometro vengono fuse mediante un algoritmo di discesa del gradiente. Il lavoro di Madgwick del 2011^[48] presenta un nuovo algoritmo di orientamento progettato per supportare un sistema di monitoraggio inerziale indossabile del movimento umano, efficiente dal punto di vista computazionale, per applicazioni di riabilitazione. Come già ampiamente detto le misure del giroscopio possono essere integrate per ottenere una stima dell'assetto del sensore nel tempo che va corretta con l'uso di un accelerometro o di un magnetometro per ridurre gli errori di bias.

Le misure di velocità angolare fornite dal giroscopio sono raccolte in un quaternion ${}^S\omega$, il quaternion derivato ${}^S_E\dot{\mathbf{q}}$ che descrive il tasso di cambiamento del riferimento terrestre rispetto al riferimento del sensore può essere calcolato^[52]

2.5. ALGORITMI DI SENSOR FUSION (SFA)

come:

$${}^S_E \dot{\mathbf{q}} = \frac{1}{2} {}^S_E \mathbf{q} \otimes {}^S \omega$$

Perciò l'orientamento del sistema terrestre rispetto al sistema del sensore al tempo t , ${}^S_E \mathbf{q}_{\omega,t}$ può essere calcolato integrando numericamente il quaternion derivato, ${}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{\omega,t}$ descritto dalle equazioni (2.16) e (2.17)

$${}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{\omega,t} = \frac{1}{2} {}^S_E \mathbf{q}_{est,t-1} \otimes \omega_t \quad (2.16)$$

$${}^S_E \mathbf{q}_{\omega,t} = {}^S_E \mathbf{q}_{est,t-1} + {}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{\omega,t} \Delta t \quad (2.17)$$

dove Δt è il periodo di campionamento, $\mathbf{q}_{est,t-1}$ è la stima precedente ed ω_t è la velocità angolare misurata al tempo t . Il pedice ω significa che il quaternion è calcolato partendo dalle velocità angolari

L'ipotesi iniziale prevede che all'inizio del funzionamento del filtro il sensore misuri solo l'accelerazione di gravità, senza alcuna accelerazione lineare, mentre il magnetometro misuri solo il campo magnetico terrestre senza alcuna alterazione. Confrontando il vettore accelerazione misurato dal sensore (nel sistema del sensore) con la direzione del vettore gravità rispetto al riferimento della terra, cioè $\mathbf{g} = (0, 0, g)$, è possibile determinare la rotazione reciproca dei due sistemi di riferimento determinando i tre angoli di Eulero. Tuttavia, utilizzando un solo vettore è possibile calcolare solo due angoli, mentre il terzo rimane indeterminato. Ad esempio, utilizzando solo il vettore gravità, l'angolo di imbardata, cioè attorno all'asse z , risulta indeterminato. Per questo motivo, è necessario utilizzare anche il vettore campo magnetico, a condizione che non sia parallelo a \mathbf{g} , per determinare l'assetto del sensore.

Il quaternion che permette la rotazione dal sistema di riferimento della terra al sistema del sensore può essere determinato minimizzando una funzione d'errore:

$$f({}^S_E \mathbf{q}, {}^E \mathbf{d}, {}^S \mathbf{s})$$

$$\mathbf{f}({}^S_E \mathbf{q}, {}^E \mathbf{d}, {}^S \mathbf{s}) = {}^S_E \mathbf{q} * \otimes {}^S \mathbf{d} \otimes {}^S_E \mathbf{q} - {}^S \mathbf{s} \quad (2.18)$$

Dove ${}^E \mathbf{d}$ rappresenta il quaternion del campo rispetto la terra, quindi prima sarà il vettore gravità $\mathbf{g} = (0, 0, 1)$ e poi $\mathbf{B} = (b_x, 0, b_z)$ campo magnetico, supponendo la presenza solo di una componente orizzontale.

Dove ${}^S_E \mathbf{q}$ è il quaternionione di orientamento dello step attuale ed infine ${}^S \mathbf{s}$ è il quaternionione ottenuto dalle misure del campo gravitazionale o magnetico, perciò prima sarà ${}^S \mathbf{a}$ per le accelerazioni e poi sarà ${}^S \mathbf{m}$ per i dati di campo magnetico.

L'algoritmo per risolvere il problema di ottimizzazione posto utilizza una tecnica di discesa del gradiente per minimizzare l'errore tra l'orientamento stimato e l'orientamento reale del dispositivo. Ricordando che il gradiente di una funzione in più variabili può essere calcolato in questo modo:

$$\nabla f({}^S_E \mathbf{q}, {}^E \mathbf{d}, {}^S \mathbf{s}) = \mathbf{J}^T({}^E \mathbf{d}, {}^S \mathbf{s}) f({}^S_E \mathbf{q}, {}^E \mathbf{d}, {}^S \mathbf{s})$$

In seguito l'algoritmo normalizza questo step correttivo, lo moltiplica per l'unico parametro che governa l'algoritmo e applicando la 2.17 si ottiene:

$${}^S_E \mathbf{q}_{est,t} = {}^S_E \mathbf{q}_{est,t-1} + {}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{est,t} \Delta t \quad (2.19)$$

Dove:

$${}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{est,t} = {}^S_E \dot{\mathbf{q}}_{w,t} - \beta \frac{\nabla f}{\|\nabla f\|} \quad (2.20)$$

Il parametro rappresentato da β identifica la velocità di divergenza legata all'errore del giroscopio ed è oggetto di studio di questo lavoro per quanto riguarda il filtro MAD. Un valore basso di questo parametro assegna maggior valore alle misure di giroscopio.

Soprattutto se utilizzati per scopi clinici, i sensori inerziali si trovano in ambienti chiusi in cui a causa di altre apparecchiature elettroniche possono formarsi dei disturbi magnetici in loro prossimità. Se i disturbi sono costanti, è possibile risolverli calibrando il magnetometro. Tuttavia, se gli effetti esterni sono variabili nel tempo, non è più sufficiente rimuovere solo l'offset costante. In questo caso, occorre adottare altre tecniche di compensazione per mitigare gli effetti delle influenze variabili. In sostanza, se ci sono errori di distorsione del magnetometro in un piano parallelo alla superficie terrestre, non si possono correggere solo utilizzando l'accelerometro. Ci vuole un altro strumento di misura su cui il magnetometro possa essere calibrato, poiché la misura dell'accelerazione di gravità non fornisce informazioni sufficienti per stimare gli errori di assetto di imbardata.

La tecnica usata in questo filtro si basa sull'utilizzo della sola proiezione orizzontale delle letture magnetiche per la correzione dell'orientamento ed è

2.5. ALGORITMI DI SENSOR FUSION (SFA)

illustrata di seguito.

In ogni istante di campionamento, si definisce un vettore di riferimento magnetico modificato ${}^E\mathbf{b}$. La direzione del campo magnetico terrestre misurato ad un istante t può essere pensato usando l'equazione 2.1 come:

$${}^E\mathbf{h} = (0, h_x, h_y, h_z) = {}^S_E\hat{q}_{est,t-1} \otimes {}^E\mathbf{m} \otimes {}^S_E\hat{q}^*_{est,t-1} \quad (2.21)$$

L'inclinazione erronea di ${}^E\mathbf{h}$ se il vettore campo magnetico di riferimento ${}^E\mathbf{b}$ ha lo stesso orientamento di ${}^E\mathbf{h}$ lungo x e z e si ottiene mediante:

$${}^E\mathbf{b} = (0, \sqrt{h_x^2 + h_y^2}, 0, h_z) \quad (2.22)$$

Questo riallineamento viene effettuato ad ogni iterazione del filtro così da minimizzare gli effetti dei disturbi magnetici.

La compensazione delle distorsioni magnetiche consente di evitare l'utilizzo di un campo magnetico di riferimento predefinito e costante, il che rappresenta un svantaggio riscontrabile in altri filtri. In questo modo, è possibile ottenere una stima più accurata della posizione del sensore, indipendentemente dalla presenza di campi magnetici esterni variabili.

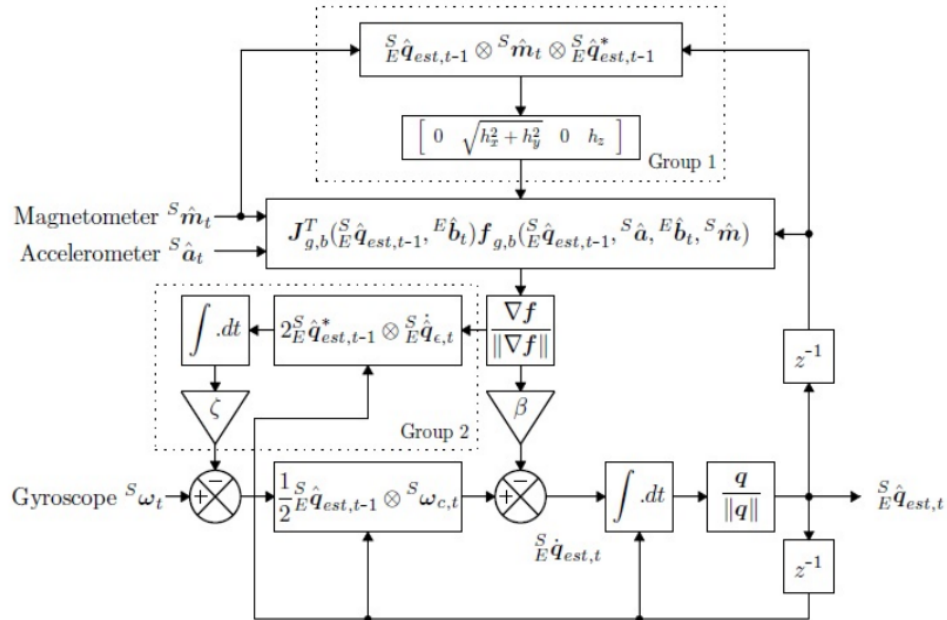


Figura 2.13: Diagramma a blocchi filtro di Madgwick con compensazione di campo magnetico^[48]

Il codice di questo filtro è stato implementato da Madgwick e reso disponibile in rete^[49]. Per ulteriori dettagli sui passaggi matematici riguardanti l'algoritmo e sulla composizione delle matrici f, J si rimanda all'articolo originale di Madgwick^[48]

2.5.10 MAH

MAH è un filtro di correzione (CF) che tiene conto della discrepanza tra il vettore fisso terrestre misurato (campo gravitazionale e magnetico) e le loro stime ottenute utilizzando l'orientamento precedente. Questo errore viene quindi pesato da un parametro e sottratto dal segnale del giroscopio prima della sua integrazione. A differenza di MAD, le letture magnetiche influenzano sia l'inclinazione (yaw) che l'orientamento (roll e pitch). In nessuno dei due filtri è possibile pesare in modo diverso i contributi dell'accelerometro e del magnetometro e non viene implementata alcuna strategia per compensare l'accelerazione lineare o le perturbazioni magnetiche.

Il codice è molto simile a quello di MAD, ma ovviamente lo step correttivo non è effettuato col metodo di discesa del gradiente. Per ogni frame si normalizzano le misure di accelerometro e magnetometro, e si calcolano 2.21 e 2.22 per riallineare il vettore campo magnetico di riferimento. Successivamente viene stimata la direzione dei campi di gravità e magnetico (\mathbf{v}, \mathbf{W}) utilizzando l'orientamento attuale e ${}^E\mathbf{b}$. Calcolato l'errore come somma dei prodotti vettoriali tra le misure di accelerazione e campo magnetico con le stime appena calcolate:

$$e = \mathbf{a} \otimes \mathbf{v} + \mathbf{m} \otimes \mathbf{w} \quad (2.23)$$

Questo errore rappresenta un termine di feedback che viene sommato alle misure di giroscopio in due modi diversi, utilizzando due pesi di misura: K_P un guadagno proporzionale che rappresenta un peso inverso per i dati di giroscopio e K_I il guadagno integrale. Viene così calcolato il quaternione derivato che rappresenta il tasso di variazione del quaternione già descritto in 2.16 e allo stesso modo di 2.17 si integra per ottenere il quaternione di orientamento del frame i -esimo.

L'algoritmo è stato implementato da Madgwick nel 2011 in base all'articolo di Mahony del 2008^[50] ed è disponibile in rete^[49].

2.5.11 SEL

SEL è un filtro complementare con correzione dell'inclinazione basata su accelerometro e correzione della direzione basata su magnetometro. La vera novità rispetto altri algoritmi è che il magnetometro è puramente orizzontale, il che garantisce che le perturbazioni magnetiche non possano influire sull'inclinazione. L'algoritmo utilizzato dal filtro dipende da due costanti di correzione per le discrepanze di inclinazione e direzione, e da un parametro opzionale di stima del bias, che aiuta a migliorare l'accuratezza delle misure. Inoltre, il filtro utilizza un fattore di adattamento che riduce l'importanza delle letture dell'accelerometro durante i movimenti dinamici, in modo da evitare di influenzare troppo la misura con eventuali errori causati da movimenti bruschi.

SEL è stato progettato da Thomas Seel e Stephan Rupp in un articolo del 2017^[47] in cui viene evidenziato il possibile effetto negativo di campi magnetici inhomogenei, spesso presenti negli ambienti indoor, sulla stima dell'inclinazione (rollio e beccheggio). Viene proposto un nuovo metodo che attua, correzioni puramente orizzontali basate sul magnetometro. Questo metodo assicura che le misure del campo magnetico influenzino solo la componente di orientamento (imbardata) dell'estimatore. Inoltre, l'algoritmo è parametrizzato in modo che l'utente possa scegliere la costante di tempo e l'aggressività con cui l'algoritmo bilancia la compensazione della deriva del giroscopio e il rifiuto dei disturbi causati da inhomogeneità del campo magnetico o da repentini cambi di velocità.

L'algoritmo si divide principalmente in 3 steps: Prima viene effettuata la predizione basandosi sulle misure di giroscopio moltiplicando il quaternion di orientamento attuale con il quaternion di aggiornamento calcolato unicamente dalle misure di giroscopio normalizzate. Si ottiene ${}^S_E \mathbf{q}_{gyr}$.

Successivamente avviene la correzione basata sulle misure di accelerazione. Chiamiamo il vettore gravità normalizzato come ${}^E \mathbf{r} = (0, 0, 1)$. Usando la (2.2) con il quaternion attuale di orientamento, vengono calcolate le sue coordinate nel sistema di riferimento del sensore ${}^S \mathbf{r}$.

Il minimo della funzione espressa nell'equazione (2.18) Madgwick lo trova col metodo di discesa del gradiente, mentre Seel lo calcola analiticamente determinando il quaternion \mathbf{q}_{acc} che ruota ${}^S \mathbf{r}_{acc}$ in ${}^S \mathbf{a}$ vettore delle misure di accelerazione normalizzate. Viene calcolato $\alpha_{err,acc} = \arccos({}^S \mathbf{a} * {}^S \mathbf{r}')$ Questo errore è moltiplicato da un guadagno di correzione, k_{acc} , che deriva da un

parametro oggetto di studio di questo lavoro, cioè τ_{acc} nel seguente modo:

$$k_{acc} = corrRating * \left(\frac{1 - 1.4 * \tau_{acc} * fs}{1.4 * \tau_{acc} * fs + 1} \right) \quad (2.24)$$

Dove $corrRating$ è il fattore di aggressività già menzionato prima.

Infine:

$$\mathbf{q}_{corr,acc} = \begin{bmatrix} \cos \left(\frac{1}{2} k_{acc} \alpha_{err,acc} \right) \\ \sin \left(\frac{1}{2} k_{acc} \alpha_{err,acc} \right) \mathbf{x}_{corr,acc} \end{bmatrix} \quad (2.25)$$

dove

$$\mathbf{x}_{corr,acc} = \frac{{}^S \mathbf{a} \otimes {}^S \mathbf{r}_{acc}}{\| {}^S \mathbf{a} \otimes {}^S \mathbf{r}_{acc} \|} \quad (2.26)$$

Infine il quaternion di orientamento di predizione ottenuto dallo step precedente viene aggiornato:

$${}^S \mathbf{q}_{gyr,acc} = {}^S \mathbf{q}_{gyr} \otimes \mathbf{q}_{corr,acc} \quad (2.27)$$

L'ultimo step è identico a ciò che è appena stato illustrato solo che viene attuato con le misure di campo magnetico così alla fine da ottenere ${}^S \mathbf{q}_{gyr,acc,mag}$. Il guadagno non sarà lo stesso per le misure del magnetometro, si calcolerà k_{mag} derivato dal parametro τ_{mag} .

τ_{acc} e τ_{mag} rappresentano due costanti di tempo. Più grandi sono, meno ci fidiamo delle accelerazioni misurate; o più precisamente: ci fidiamo solo della loro media su un periodo di tempo più lungo.

Il codice Matlab, progettato da Rupp, è stato implementato da Daniel Laidig and Thomas Seel seguendo l'articolo^[47] a cui si rimanda per ulteriori approfondimenti.

2.6 STATO DELL'ARTE

Per la nostra ricerca, abbiamo effettuato un'indagine preliminare nella letteratura scientifica con l'obiettivo di individuare gli studi più recenti che impiegano i sensori inerziali nella valutazione della posturografia attraverso i parametri già citati. In seguito abbiamo ristretto il campo a solo quegli studi che hanno fatto uso di algoritmi di Sensor Fusion per ottenere misure migliori. Il criterio di ricerca adottato prevede la selezione di studi in cui vengono utilizzati esclusivamente sensori inerziali e in cui viene aggiunta una piattaforma stabilometrica o

2.6. STATO DELL'ARTE

viene usata la stereofotogrammetria a scopo di confronto. Solitamente, i sensori MIMU sono posti nella regione lombosacrale del soggetto e forniscono i segnali più ampiamente utilizzati.

2.6.1 MIMU IN POSTUROGRAFIA

Dai diversi studi esaminati emergono numerose elaborazioni e analisi di serie temporali basate sui segnali acquisiti tramite sensori inerziali e pedane stabilometriche.

Il più importante studio che è stato approfondito è quello di Ghislieri intitolato *Wearable Inertial Sensors to Assess Standing Balance: A Systematic Review* ^[14] del 2019. L'obiettivo di questo studio fu di esaminare la letteratura più avanzata che adotta un nuovo paradigma posturografico, ovvero l'analisi dell'oscillazione posturale umana attraverso l'uso di sensori inerziali indossati direttamente dal soggetto. Attraverso una ricerca sistematica sui database PubMed e Scopus, sono stati selezionati 47 tra i 73 articoli completi di alta qualità valutati. Questa selezione di studi è stata utilizzata per riepilogare le conoscenze disponibili sui tipi di sensori utilizzati, sui protocolli di acquisizione dei dati, sulle principali applicazioni in questo campo, nonché sulle misure di risultato più adottate. Le conclusioni furono che 38 degli articoli (80,9%) ha posizionato i sensori indossabili sulla parte bassa della schiena vicino al centro di massa,, nella regione lombare del tronco a L5 e nella regione sacrale del tronco a S2 mentre 15 articoli (31,9%) li hanno posizionati sugli arti inferiori.

La misura più utilizzata è la Radice-Media-Quadratica (RMS) calcolata a partire dai segnali di accelerazione. Questo parametro viene di solito valutato separatamente per le direzioni antero-posteriore e medio-laterale. Per quanto riguarda i segnali di accelerazione, è importante notare che non è possibile effettuare un confronto diretto con i segnali tradizionali delle piattaforme di forza perchè i valori dei parametri ottenuti dai segnali di accelerazione e COP stimano quantità fisiche diverse. In alcuni casi, viene applicato un modello di pendolo inverso nel tentativo di risolvere il problema. Il fatto che i segnali di accelerazione ottenuti da sensori indossabili e i segnali COP tradizionali ottenuti da una piattaforma di forza non possano essere confrontati direttamente non rappresenta un problema di per sé, se viene introdotto il concetto di una nuova posturografia basata su sensori indossabili.

In conclusione secondo questo ampio e completo studio la nuova tecnologia indossabile è sufficientemente matura da "sostituire" le scale e i punteggi clinici di equilibrio senza le limitazioni dell'approccio posturografico tradizionale.

Un altro studio che vale la pena citare se si parla di selezione di parametri è quello di Luca Palmerini: Feature Selection for Accelerometer-Based Posture Analysis in Parkinsons Disease ^[13]

Gli autori di questi studi hanno identificato una vasta gamma di misure nel dominio del tempo e della frequenza, i quali sono riportati in tabella insieme a brevi descrizioni esplicative.

Misura	Definizione
Sway Area	Area racchiusa dalla traiettoria del segnale
Sway Path Length	Somma delle distanze tra punti successivi
Area Ellisse al 95%	Area dell'ellisse che racchiude circa il 95% dei punti del segnale
Distanza media	Distanza media dei punti della traiettoria dal punto medio
Velocità media	lunghezza totale del segnale divisa per la sua durata
Jerk Index	Derivata dell'accelerazione, è un indicatore della smoothness delle oscillazioni posturali
Romberg Index	Rapporto tra il valore di un parametro nella condizione di occhi chiusi e il valore dello stesso nella condizione di occhi aperti
Root Mean Square (RMS)	RMS degli spostamenti nelle direzioni AP e/o ML
F50	Frequenza contenente il 50% della potenza totale
F95	Frequenza contenente il 95% della potenza totale
Frequency Dispersion (FD)	Misura della variabilità del contenuto in frequenza della densità spettrale di potenza

Tabella 2.1: Parametri più utilizzati con sensori in posturografia

2.6. STATO DELL'ARTE

Le formule per calcolare alcuni di parametri sono riportate di seguito:

- **Sway Area:**

$$AREA_{SWAY} = \frac{1}{2T} \sum_{n=1}^{N-1} [AP(n+1)ML(n) - AP(n)ML(n+1)] \quad (2.28)$$

Con T durata dell'intervallo di osservazione.

- **Sway Path Length:**

$$PT = \sum_{n=1}^{N-1} \sqrt{[AP(n+1) - AP(n)]^2 + [ML(n+1) - ML(n)]^2} \quad (2.29)$$

- **Distanza media:**

$$MD = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N-1} \sqrt{[AP(n)]^2 + [ML(n)]^2} \quad (2.30)$$

- **Velocità media:**

$$\frac{PT}{T} \quad (2.31)$$

- **RMS:**

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^{N-1} [AP(n)^2 + ML(n)^2]}{N}} \quad (2.32)$$

- **Dimensione Frattale:**

$$FD = \frac{\log \log N}{\log \log \frac{N \cdot d_{max}}{PT}} \quad (2.33)$$

- **Frequenza centroidale:**

$$CFREQ = \sqrt{\frac{\sum_{m=1}^N f(m)^2 G(m)}{\sum_{m=1}^N G(m)}} \quad (2.34)$$

Con il denominatore che è la potenza totale.

Queste misure possono essere calcolate dai dati di accelerazione ad esempio, ma anche ai dati di spostamento del COP e del COG.

2.6.2 SFA IN LETTERATURA

Il più recente studio di riferimento, che è stato di fondamentale importanza per questo lavoro, è stato condotto da Marco Caruso nel 2021. L'obiettivo era di valutare l'accuratezza di dieci SFAs in nove differenti scenari sperimentali che includono diverse velocità di rotazione e prodotti commerciali. Il risultato

principale indica la necessità di impostare valori specifici per i parametri di ogni SFA a seconda delle condizioni sperimentali per evitare errori significativi, comparabili a quelli ottenuti con i valori di parametro predefiniti. Tuttavia, quando ottimamente tarati, non si riscontrano differenze statisticamente significative tra le diverse SFAs in tutti i scenari testati, e gli errori assoluti variano tra 3,8 e 7,1 gradi tra il sistema sensoristico e la stereofotogrammetria. E' stato riscontrato che i filtri complementari sono più veloci dei filtri di Kalman. Aumentare la velocità di rotazione generalmente comporta un peggioramento delle prestazioni e gli errori sono influenzati dal modello commerciale MIMU.

In letteratura molti studi con i sensori si basano sull'analisi dell'orientamento e non della posizione, come quest'ultimo che confronta l'orientamento in quaternioni ottenuto dopo l'applicazione della sensor fusion con l'orientamento ottenuto dal sistema stereofotogrammetrico. Le implementazioni MATLAB degli SFAs sono disponibili online su github.^[16]

Ariadna Valdeperes nel 2019, ha condotto lo studio con lo scopo di descrivere e valutare clinicamente sensore wireless MIMU con frequenza di campionamento di 100 Hz per tracciare i cambiamenti di posizione del corpo. Il sistema sviluppato ha utilizzato un metodo di trasformazione del calcolo utilizzando i dati di accelerazione corretti dai filtri di Kalman e Butterworth per produrre dati di posizione. È stato condotto uno studio clinico prospettico non randomizzato su 15 soggetti sani per valutare l'accordo tra le aree di ellisse di confidenza misurate sincronicamente dal nuovo sistema sviluppato e un sistema di posturografia classico, in 4 diverse condizioni: occhi aperti su una superficie solida, occhi chiusi su una superficie solida, occhi aperti su una superficie in schiuma e occhi chiusi su una superficie in schiuma. L'indice di correlazione intra-classe complessivo è stato del 0,93 (IC 0,89, 0,96). Raggruppando per condizioni, la correlazione di Pearson è stata rispettivamente del 0,604, 0,78, 0,882 e 0,81. Il sistema di posturografia wireless basato su unità di misura inerziali sviluppato è stato valido per il tracciamento delle varianze di oscillazione in soggetti normali nelle condizioni di prova clinica abituali.^[17]

Un altro importante studio è stato condotto sempre da Marco Caruso nel 2019. In questo caso l'obiettivo di questo studio preliminare era quello di confrontare quattro algoritmi di fusione di sensori utilizzati per analizzare le registrazioni di MIMU che ruotavano a diverse velocità di rotazione. La posizione del MIMU è stata confrontata con quella fornita da un sistema stereofotogrammetrico

2.6. STATO DELL'ARTE

considerato come riferimento. Inoltre, è stata sviluppata una procedura per determinare in modo subottimale i valori dei filtri di parametro. Gli algoritmi selezionati per il confronto erano un popolare filtro di guadagno costante di tipo CF chiamato MAD (da Magdwick il suo inventore), un filtro di Kalman esteso chiamato SAB (da Sabatini suo inventore), il filtro di Kalman di MATLAB (MKF) e il filtro di Kalman proprietario del sensore Xsens (XKF). MAD è stato implementato seguendo la formulazione originale di Magdwick, mentre EKF è stato modificato per aumentare il peso del contributo dell'accelerometro e del magnetometro durante le condizioni statiche. XKF, essendo integrato nel software di Xsens, è stato utilizzato come una "scatola nera". I risultati hanno dimostrato che tutti gli algoritmi hanno raggiunto un'accuratezza accettabile (con errori rms inferiori a $6,4^\circ$, tuttavia, come già notato in studi precedenti, l'accuratezza di tutti gli algoritmi è peggiorata all'aumentare della velocità di rotazione. L'algoritmo di Sabatini SAB è stato quello con la prestazione migliore con errori inferiori a $4,1^\circ$ rms quando il MIMU girava alla velocità più alta. Mentre EKF è stato quello con le prestazioni migliori in generale, con errori inferiori a $4,1^\circ$ rms.

Questo studio ha incluso l'implementazione di una procedura per la determinazione dei parametri del filtro, che ha permesso un confronto equo tra quattro algoritmi di fusione di sensori. Anche se il MAD ha mostrato una precisione inferiore a velocità di rotazione medie e elevate, è l'algoritmo meno oneroso in termini di calcolo e più facile da utilizzare, avendo solo due parametri da impostare. In generale, i filtri con un maggior numero di parametri offrono una migliore modellizzazione delle diverse fonti di errore, ma al contempo sono più difficili da calibrare a causa dell'influenza reciproca dei parametri sulla stima finale dell'orientamento.^[18]

Alcuni studi utilizzano strumenti esterni per la stima della posizione del sensore, come lo studio di Tadayon^[23] che utilizza una bobina di riferimento che genera una variazione nei dati di campo magnetico dei sensori, mentre altri studi utilizzano i dati GPS provenienti da un altro dispositivo come KoK^[24].

Molto interessante è lo studio di Lu Bai^[25] che utilizza il "dead reckoning", cioè un metodo usato in navigazione per determinare la posizione di un oggetto in movimento sulla base di una stima delle sue posizioni precedenti, tenendo conto della velocità e della direzione del movimento. A causa di errori di offset e deriva del sensore Lu Bai utilizza dei metodi di correzione. C'è da dire però che difficilmente questa metodologia potrà essere utilizzata in posturologia dove le

oscillazioni sono minime.

Questi studi sono molto recenti, i più datati sono del 2015. Questo per far capire da quanto poco tempo questa tecnologia sia utilizzata in posturologia.

Infatti uno studio ampio riguardante i vari tipi di Sensor Fusion Algorithms applicati in posturologia non è mai stato svolto. I SFA sono stati valutati solo in modo generico e non per la specifica applicazione posturologica.

3

Materiali e metodi

In questo capitolo verranno spiegati i materiali e metodi utilizzati per il lavoro presentato in questa tesi. Per le acquisizioni vengono utilizzati contemporaneamente tre sistemi: la pedana di forza, il sistema stereofotogrammetrico e naturalmente il sensore inerziale MIMU.

3.1 PEDANA DI FORZA

Per rilevare il segnale CoP, è stata impiegata una piattaforma di forza prodotta dalla Bertec Corporation Canada. Si tratta della pedana sensorizzata Bertec, il cui modello è il 4060-10. Questa pedana è dotata di quattro celle di carico poste agli angoli, le quali sono state costruite utilizzando la tecnologia degli estensimetri. La pedana è in grado di fornire la forza di reazione al suolo e il momento torcente, analizzati e scomposti nelle componenti verticale, antero-posteriore e medio-laterale. La frequenza di campionamento delle pedane è fino a 960 Hz, la larghezza è 400mm, la lunghezza è 600mm, l'altezza 100mm e il peso 30Kg. In figura 3.1 è mostrata la pedana installata.

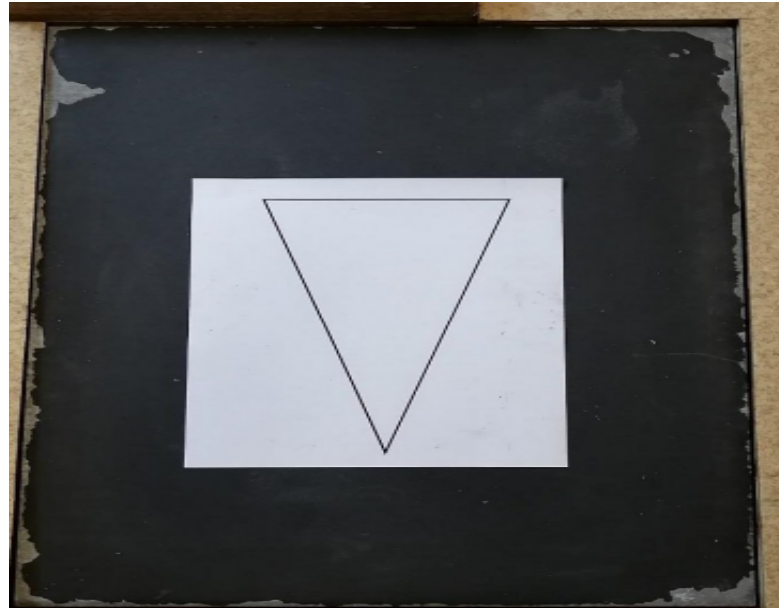


Figura 3.1: Pedana di forza con istruzioni su come posizionare i piedi nel caso di una posturografia statica, Laboratorio di Analisi del Movimento, UNIPD

3.2 SISTEMA STEREOFOTOGRAMMETRICO SMART

SMART è un sistema di motion capture stereofotogrammetrico ad alta precisione. Esso è costituito principalmente da dodici fotocamere optoelettriche che operano nell'infrarosso e registrano il movimento dei marker passivi applicati sulla pelle del soggetto in corrispondenza di punti anatomici di riferimento. Le fotocamere sono collegate tramite cavi a un centro di controllo che riceve i dati e li gestisce. Nel nostro lavoro questo sistema è stato utile per registrare il movimento di un marker posto in L5, in modo da avere l'altezza del COM di ogni soggetto.

Il sistema di acquisizione dei dati utilizza telecamere ad infrarossi che emettono luce verso il volume di acquisizione. I marker utilizzati sono rivestiti di materiale riflettente, il che consente una maggiore riflessione della luce infrarossa rispetto agli oggetti circostanti. In questo modo, le telecamere possono facilmente localizzare i marker all'interno della loro inquadratura. Se un marker è visibile da due telecamere, queste registreranno due immagini dello stesso marker, ma da posizioni diverse. Attraverso un calcolo specifico di unione di queste immagini, il sistema può ricostruire la posizione tridimensionale del marker. L'utilizzo di algoritmi complessi consente al sistema di unire i frame

acquisiti da più di due telecamere, migliorando l'accuratezza e la precisione del processo di ricostruzione della posizione.

Smart è composto da tre software che combinati tra loro permettono di acquisire dati:

- Smart Capture: consente l'acquisizione delle immagini provenienti dalle diverse telecamere. Prima di avviare l'acquisizione, il software effettua un controllo automatico dello stato delle telecamere e ne verifica la sincronizzazione, infine permette di eseguire la calibrazione del sistema.
- Smart Tracker: sottopone i dati al processo di triangolazione automatica che permette di ricostruire la posizione tridimensionale dei marker dalle immagini bidimensionali.
- Smart Analyzer: è un software di analisi biomeccanica del movimento che fornisce all'utente una vasta gamma di dati biomeccanici di interesse, come ad esempio distanze, angoli, forze e altre variabili. Il software dispone di un'interfaccia utente grafica che consente di analizzare facilmente i dati acquisiti dalle telecamere e dai marker presenti sul soggetto.

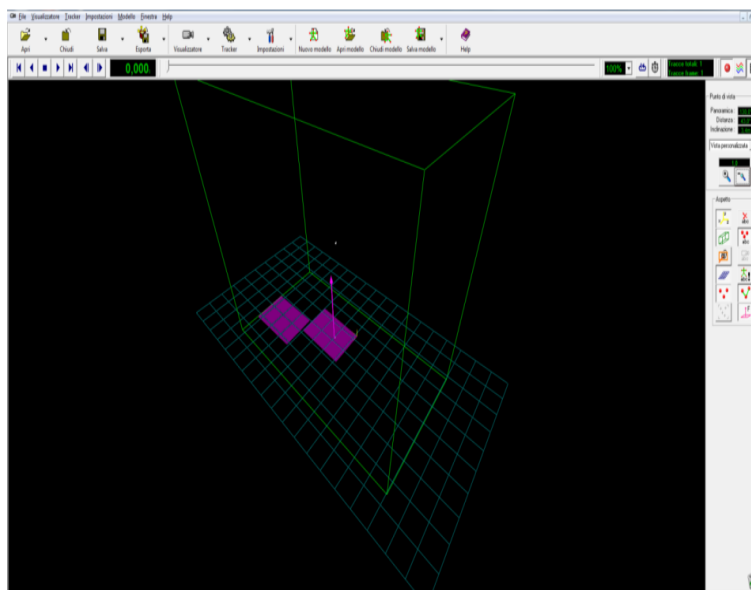


Figura 3.2: Interfaccia software Smart Tracker

Il processo di calibrazione del sistema BTS è diviso in due fasi ed è eseguito utilizzando il software Smart Capture. Nella prima fase, si crea un quadro di riferimento globale per la posizione dei marker utilizzando tre bastoncini ortogonali a due, che rappresentano gli assi delle coordinate, posizionati su

3.3. SENSORE MUSE

una pedana. Si esegue quindi un'acquisizione stazionaria di pochi secondi per controllare che tutte le telecamere inquadrino correttamente tutti i marker.

La seconda fase di calibrazione riguarda il volume di acquisizione e avviene utilizzando uno stick asportabile dalla struttura utilizzata nella prima fase. Lo stick viene utilizzato per "spazzolare" il volume desiderato lungo le tre direzioni (X, Y, Z) e fornire informazioni sullo spazio che deve essere inquadrato. Successivamente il sistema BTS è pronto per l'acquisizione dei dati.

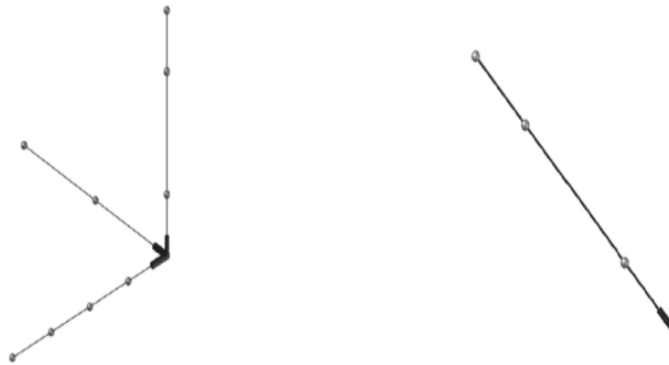


Figura 3.3: Bacchette per la calibrazione

3.3 SENSORE MUSE

L'azienda 221e^[20] è un importante fornitore globale di soluzioni di rilevamento di precisione per dispositivi intelligenti. Si dedica allo sviluppo di idee, progetti e prodotti che sfruttano i progressi nei settori delle telecomunicazioni, della microelettronica, dei sensori e degli algoritmi.

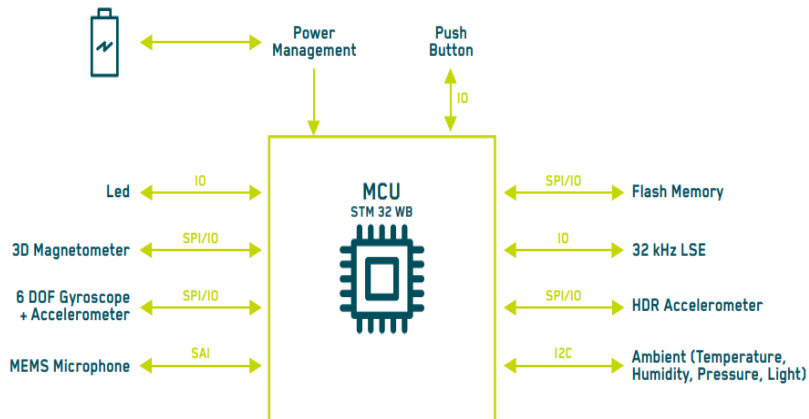


Figura 3.4: Schema a blocchi funzionali MUSE v3^[20]

MUSE (221e) è un logger, cioè dispositivo che registra nella sua memoria i dati provenienti da uno o più sensori connessi, multi-sensore wireless, miniaturizzato e a basso consumo energetico. MUSE è in grado di misurare accelerazione, velocità angolare, rotazione 3D, campi magnetici, temperatura, umidità, prossimità, luce ambientale, pressione ambientale e intensità dei segnali.

Nelle figure 3.6 e 3.7 sono mostrate rispettivamente le specifiche di sistema e la scheda dei dati che a noi interessano. In figura 3.8 e 3.9 le dimensioni e un'immagine del sensore^[20,21,22].

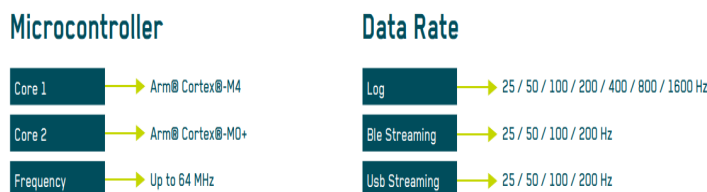


Figura 3.5: Specifiche di sistema MuSe v3

3.3. SENSORE MUSE

Inertial Sensor	
ACCELEROMETER	
Measurement range	$\pm 4 / \pm 8 / \pm 16 / \pm 32$ g
Sensitivity	0.122 / 0.244 / 0.488 / 0.976 mg/LSB
ODR	max 1600 Hz
GYROSCOPE	
Measurement range	$\pm 250 / \pm 500 / \pm 1000 / \pm 2000$ dps
Sensitivity	8.75 / 17.50 / 35 / 70 mdps/LSB
ODR	max 1600 Hz
MAGNETOMETER	
Measurement range	$\pm 4 / \pm 8 / \pm 12 / \pm 16$ Gauss
Sensitivity	0.15 / 0.3 / 0.43 / 0.58 mGauss/LSB
ODR	max 1000 Hz
HDR ACCELEROMETER	
Measurement range	$\pm 100 / \pm 200 / \pm 400$ g
Sensitivity	49 / 98 / 195 mg/LSB
ODR	max 1000 Hz

Figura 3.6: Scheda dati MuSe v3

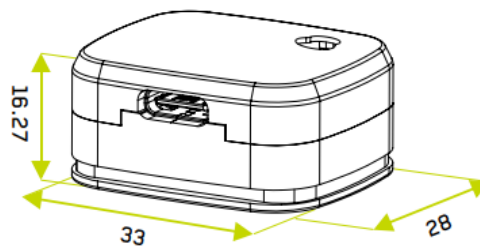


Figura 3.7: Dimensioni MuSe v3



Figura 3.8: MuSe v3

Il modulo MUSE combina giroscopio, accelerometro e magnetometro in una soluzione a 6 o 9 assi. Integra inoltre anche un sensore di accelerazione High-Dynamic Range, esegue un algoritmo di fusione ad esso incorporato in grado di stimare l'orientamento del dispositivo nello spazio 3D ed è utilizzato per le applicazioni più esigenti, come il riconoscimento avanzato dei gesti, i giochi e la realtà aumentata. Il sistema utilizza un sistema di riferimento sinistroso, cioè ogni rotazione è in senso orario positivo rispetto al relativo asse di uscita. Le direzioni degli assi, rispetto al modulo sono rappresentate in Figura 3.6^[21] dove si vede anche la rappresentazione della Scheda PCB. L'asse x è in rosso, l'asse y in verde e z in blu.

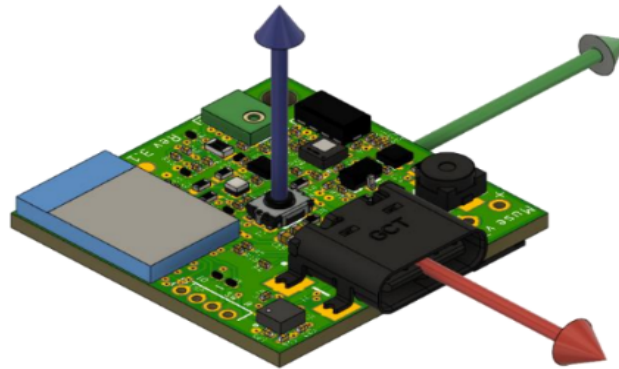


Figura 3.9: Asse x in rosso, y in verde e z in blu

I dati di output sono:

- Velocità angolare [dps, degrees per second];
- Accelerazione lineare [mg];
- Campo magnetico [G, Gauss];
- Orientamento [rad, quaternioni];
- Time reference
- Pressione [hPa];
- Temperatura [Celsius]
- Voltaggio batteria;

3.4. ACQUISIZIONI

3.3.1 MUSE VIEWER

L'azienda 221e ha creato un software che può essere utilizzato per controllare le operazioni del MuSe. Le funzioni principali del programma includono la selezione della modalità di funzionamento (Streaming o Log) e la calibrazione del magnetometro. La sua interfaccia grafica utente (GUI) è facile da usare e permette un controllo efficiente del dispositivo (accensione, spegnimento e calibrazione), nonché la visualizzazione dei dati in tempo reale in vari modi. Prima di iniziare la raccolta dei dati, è possibile selezionare il tipo di dati da raccogliere e la cartella in cui salvare i risultati. Infine, durante la raccolta dei dati, è possibile visualizzare i dati numerici in tempo reale. Il software restituisce un file .txt dal quale si possono importare i dati.

La calibrazione del sensore come scritto nel Capitolo 2 è un passaggio fondamentale per ridurre l'influenza degli errori di misurazione. Per calibrare il sensore inerziale, è necessario utilizzare MuSe Viewer. Attraverso uno strumento integrato nel programma, è possibile impostare la matrice di calibrazione del magnetometro, ruotando casualmente il dispositivo su tutti gli assi del suo sistema di riferimento locale. I dati della matrice di calibrazione vengono applicati al dispositivo in questo modo il sensore inerziale è calibrato e pronto per l'uso.

3.4 ACQUISIZIONI

Lo scopo di questo lavoro è applicare diversi algoritmi di Sensor Fusion ai dati ottenuti da 13 soggetti sani. I dati corretti dagli algoritmi vengono poi comparati con il dato COP ottenuto durante la medesima acquisizione dalla pedana di forza, in modo da paragonare l'efficacia di ciascun algoritmo. Le acquisizioni sono state svolte nel Laboratorio di Analisi del Movimento del DEI dell'Università di Padova.

Si è scelto di utilizzare due tipologie di prove: ad occhi aperti e ad occhi chiusi. È stato richiesto ai soggetti di restare in piedi sopra alla pedana di forza con i piedi divaricati a 30°, con le braccia lungo i fianchi, in silenzio, per un minuto ad occhi aperti (OA1) fissando un bersaglio ad altezza uomo, un minuto chiudendo gli occhi (OC) e infine un altro minuto di nuovo ad occhi aperti (OA2). Le registrazioni dei segnali provenienti dalla pedana di forza, dal sensore inerziale MuSe e dal sistema stereofotogrammetrico sono state avviate nel medesimo istante. Il sensore inerziale MuSe è stato posto, grazie ad una

cintura, a livello della vertebra L5 come nella maggioranza degli studi nella letteratura, sopra di esso è stato incollato il marker.



Figura 3.10: Soggetto durante l'acquisizione

I 13 soggetti, 9 maschi e 4 femmine, sono stati reclutati all'interno dell'Università di Padova e sono tutti soggetti sani che non presentano gravi patologie che potrebbero influenzare l'equilibrio. Le caratteristiche antropometriche e l'età dei soggetti sono specificati nelle prossime due tabelle:

Dato	Media	SD
Altezza	172,8	7,96
Peso	67,5	8,5
Età	27,5	4,3

Tabella 3.1: Media e Deviazione Standard delle misure dei soggetti

3.5. STIMA DELLA POSIZIONE

Sesso	Età	Peso (kg)	Altezza (cm)
M	26	76	170
M	31	70	172
M	29	59	168
M	28	65,5	174
F	21	65,5	167
M	28	81,5	184
M	24	65	175
M	26	75	178
M	25	80	185
M	29	65	180
F	25	54	158
F	27	60	162
F	39	61	174

Tabella 3.2: Dati anagrafici dei 13 soggetti

3.5 STIMA DELLA POSIZIONE

L'andamento di posizione del COP è il nostro riferimento, perciò dobbiamo ricavare la posizione del sensore nelle due direzioni.

Per calcolare la posizione di un sensore inerziale, la prima soluzione che verrebbe in mente potrebbe essere quella di fare la doppia integrazione del dato di accelerometro del sensore, ma come già visto nel Capitolo 2 questo comporterebbe l'intensificarsi della componente di errore che l'accelerometro possiede.

E' stato perciò utilizzato il modello del pendolo inverso che afferma che il corpo umano durante la posizione eretta può essere approssimato come un pendolo inverso incernierato alla caviglia. Le basi di questo modello sono state già introdotte nel Capitolo 2, di seguito si descrive come è stato utilizzato per questo lavoro.

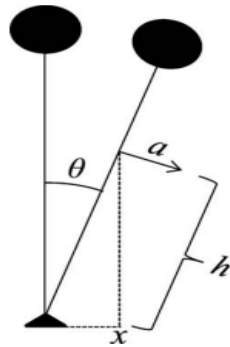


Figura 3.11: Modello pendolo inverso per la posizione eretta del corpo umano^[26]

Come si può vedere da Figura 4.2, per piccole oscillazioni, come nel nostro caso, $x=hsin(\theta)$ ^[26] dove x è la proiezione del COM sul terreno, ossia il COM, h è l'altezza del COM, cioè l'altezza del marker in L5 ed infine θ non è altro che l'angolo di orientamento del COM.

Utilizzando questo semplice modello è possibile calcolare l'andamento del COG sia nella direzione antero-posteriore che in quella medio-laterale. Il dato di orientamento (θ) viene restituito dagli algoritmi di Sensor Fusion sotto forma di quaternioni e dovrà essere convertito in radianti. In figura 4.3 un'altra rappresentazione con equazioni del modello utilizzato.

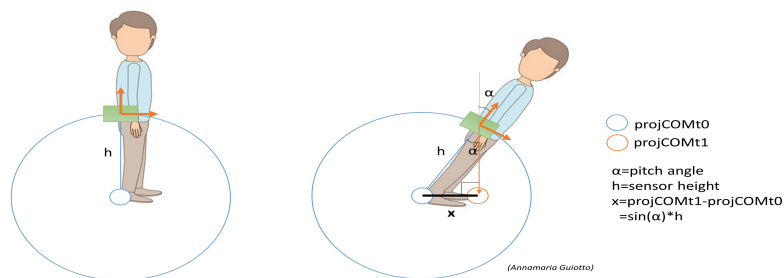


Figura 3.12: Calcolo COG

3.6 ALGORITMI SELEZIONATI

Gli algoritmi selezionati sono rappresentati nella tabella sottostante, con il loro nome, numero di parametri e nome dei parametri interessati nello studio. I parametri sono stati in parte scelti in base al lavoro svolto da Caruso già citato^[16], in parte da varie prove di applicazione degli stessi.

Gli algoritmi di Sensor Fusion che sono stati proposti in questo lavoro sono 11. Ciascuno di questi algoritmi possiede da 1 fino a 9 parametri, nel nostro studio testeremo ciascun algoritmo variando non più di due parametri in un determinato range.

Per l'implementazione di alcuni algoritmi in Matlab sono stati adattati i codici resi disponibili da Marco Caruso sempre nel medesimo lavoro, tranne in 3 algoritmi in cui sono state utilizzate delle funzione già implementate in Matlab.

VAK, LIG, GUO, SAB, EMKF e MKF rientrano nella categoria dei Kalman Filters, mentre gli altri sono filtri complementari.

Molti parametri sono definiti pesi inversi, quando il loro valore aumenta, la fiducia nelle misure diminuisce.

Nome	Acronimo	N. Parametri	Parametro 1	Parametro 2
Madgwick	MAD	1	β peso inverso	/
Mahony	MAH	2	K_P guadagno proporzionale	K_I guadagno integrale
Matlab CF	MCF	2	g_{acc} guadagno	/
Valenti CF	VAC	9	$ath1_{acc}$ soglia 1	$ath2_{acc}$ soglia 2
Seel	SEL	4	τ_{acc} costante tempo	τ_{mag} costante tempo
Matlab KF	MKF	6	σ_{gyr}^2 peso inverso	/
Extendend MKF	EMKF	8	σ_{mag} peso inverso	/
Sabatini	SAB	6	σ_{gyr} peso inverso	ath_{acc} soglia
Valenti KF	VAK	3	σ_{mag} peso inverso	σ_{acc} peso inverso
Guo KF	GUO	3	σ_{gyr} peso inverso	/
Ligorio	LIG	6	σ_{gyr} peso inverso	c_b parametro di Gauss-Markov

Tabella 3.3: Algoritmi di Sensor Fusion

Per scegliere il range giusto nel quale far variare un parametro si è partiti dallo studio di Marco Caruso ^[16] nel quale mostra i grafici di regione ottima dei parametri. Naturalmente le condizioni sperimentali nel suo studio sono molto differenti dalle nostre, perciò questi range nei quali far variare i parametri sono stati prima modificati manualmente in base ai risultati ottenuti su alcuni soggetti e poi è stata fatta un'analisi statistica.

4

Elaborazione dei dati

L'elaborazione dei dati avviene in 5 fasi distinte:

1. Dati dalla pedana di forza: estrazione andamenti COP.
2. Dati dalla SP: estrazione altezza vertebra L5.
3. Dati dai sensori: applicazione degli algoritmi di Sensor Fusion con diversi parametri.
4. Ricerca dei parametri migliori
5. Confronto tra algoritmi di Sensor Fusion con i migliori parametri selezionati.

Tutta l'acquisizione dei dati è stata effettuata con i software descritti nel Capitolo 3, l'elaborazione e l'analisi degli stessi è stata completamente effettuata tramite Matlab2022.

4.1 DATI DALLA PEDANA DI FORZA: COP

Il segnale proveniente dalle pedane di forza viene acquisito a 200 Hz e da file TDF viene convertito in file EMT, a questo punto grazie alla libreria di Matlab è possibile aprire i file di tipo EMT e salvare le colonne che a noi interessano. Infatti il file possiede 5 colonne che in ordine sono: il numero del frame, il tempo in millisecondi, il valore in direzione medio-laterale, in verticale e in antero-posteriore. Quelle di nostro interesse sono i valori in direzione medio-laterale e antero-posteriore perciò la terza e la quinta colonna.

4.2. DATI DALLA SP: ALTEZZA L5

Una volta estratti, vengono interpolati per togliere eventuali valori NaN e li tagliamo tra il secondo 10 e il secondo 60 per togliere eventuali artefatti dovuti all'addattamento negli istanti iniziali. Successivamente i dati vengono filtrati con la funzione `filtfilt` di Matlab che esegue il filtraggio digitale a fase zero elaborando i dati di ingresso in entrambe le direzioni avanti e indietro, il tutto utilizzando un filtro di Butterworth del 30esimo ordine con frequenza di taglio di 10 Hz, e ricampionati a 100 Hz per avere lo stesso numero di frame del segnale COG. Infine ai dati viene sottratto il valore medio in modo da ottenere gli spostamenti del COP nelle due direzioni rispetto al punto medio.

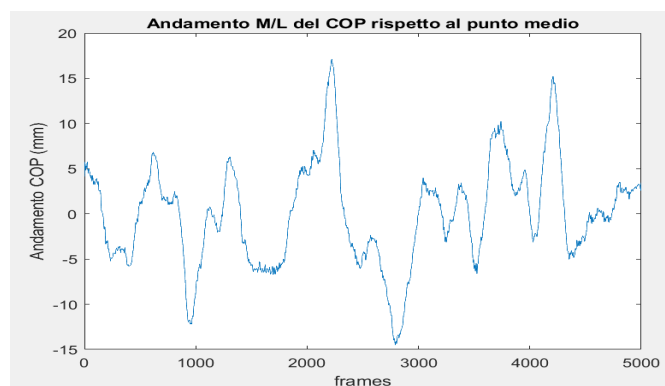


Figura 4.1: Andamento medio-laterale del COP durante un acquisizione

4.2 DATI DALLA SP: ALTEZZA L5

Una volta registrato il marker ed etichettato, otteniamo un file EMT dal quale si ricavano i valori di posizione rispetto al sistema globale acquisito in calibrazione. Il dato utile per il nostro lavoro è solo l'altezza del marker, cioè del COM indicato dalla vertebra L5.

4.3 DATI DAL SENSORE MIMU

I dati di interesse del sensore Muse vengono importati da un file di testo in formato tabella, nel quale si presentano così:

- Il primo elemento è la colonna dei tempi in ms.
- Dalla colonna 2 alla colonna 4 i dati di giroscopio in dps.
- Dalla colonna 5 alla colonna 7 i dati di accelerazione in mg.

- Dalla colonna 8 alla colonna 10 i dati di campo magnetico in Gauss.
- Dalla colonna 11 alla colonna 14 il quaternioni di orientamento fornito dal sensore stesso.

Le colonne di ciascuna misura sono in ordine in x , y , e z che sono rispettivamente la direzione medio-laterale, verticale e antero-posteriore. Con una funzione chiamata `importMuse` questi dati vengono importati dal file di testo e organizzati in una `struct` di Matlab.

Appena importati i dati del sensore in Matlab, ai dati di giroscopio viene sottratto il bias^[24] e i dati di accelerometro e magnetometro vengono opportunamente calibrati grazie alle matrici di calibrazione ottenute all'inizio della giornata dedicata alle acquisizioni. Infine, per come sono stati implementati gli algoritmi di Sensor Fusion, è indispensabile convertire i dati di accelerazione da mg a m/s^2 , i dati di giroscopio da dps a rad/s e i dati di campo magnetico da Gauss a μT . Dopo aver calcolato gli andamenti del COG, i segnali verranno interpolati, tagliati e filtrati allo stesso modo di quanto già fatto con gli andamenti del COP.

Alcuni degli algoritmi oltre ai dati di giroscopio, accelerometro e/o magnetometro, hanno bisogno di un orientamento iniziale da cui partire e per fornirglielo si è utilizzata una funzione di nome `initQuaternion`, che risolve il problema di Wahba. Quest'ultima è implementata da Marco Caruso nel suo lavoro del 2021^[16] e si basa su dei concetti del paper di Valenti^[27] del 2015. Questo paper utilizza le osservazioni sulla gravità e sul campo magnetico per restituire l'orientamento iniziale del dispositivo; gli input della funzione saranno i dati del primo frame dell'accelerometro e del magnetometro, in quanto noi utilizziamo questo algoritmo di fusione solo per calcolare l'orientamento iniziale.

Come metodologia di paragone si è scelto di calcolare l'RMS tra i segnali di andamento del COG in M/L e i segnali di andamento del COP sempre in M/L, la stessa strategia è stata usata per gli andamenti in A/P.

L'RMS singolarmente in A/P e in M/L è stato calcolato come segue:

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (COG - COP)^2}{N}} \quad (4.1)$$

Perciò sono stati creati due script di Matlab, il primo richiama ciascun SFA più volte per testare più valori dei parametri selezionati. Ogni andamento di

4.3. DATI DAL SENSORE MIMU

COG che gli algoritmi restituiscono viene salvato e messo a confronto con il COP del medesimo soggetto, calcolandone l'RMS. Ogni RMS viene salvato.

Il secondo ciclo per ogni algoritmo carica le matrici RMS soggetto per soggetto, precedentemente salvate e le dispone in un'unica struttura dati. In questo modo si calcola la media degli RMS ottenuti dai medesimi parametri, così da ricercare il valore medio minimo e individuare tramite l'indice qual è il valore del parametro associato.

Per questa analisi si sono utilizzati unicamente i dati acquisiti con occhi aperti perchè non ci si aspetta differenze rispetto alle altre casistiche.

Gli RMS ottenuti dagli algoritmi con parametri ottimi, vengono utilizzati per fare un confronto tra algoritmi.

Una volta riscontrato quali sono gli algoritmi che danno risultati migliori, in termini di RMS, sono state calcolate la Sway Path Length e la Sway Area degli andamenti associati a questi RMS e del COP, per ogni soggetto, con le equazioni 2.28 e 2.29.

5

Risultati e discussione

5.1 RAPPRESENTAZIONE DEI SEGNALI

In figura 5.1 vengono mostrati gli stabilogrammi in M/L, cioè il segnale di COP e il segnale di posizione di COG calcolato con l'algoritmo SEL, nella direzione medio-laterale, dopo aver filtrato e tagliato opportunamente entrambi i segnali. Si nota come il COP raggiunga valori in modulo più grandi del COG.

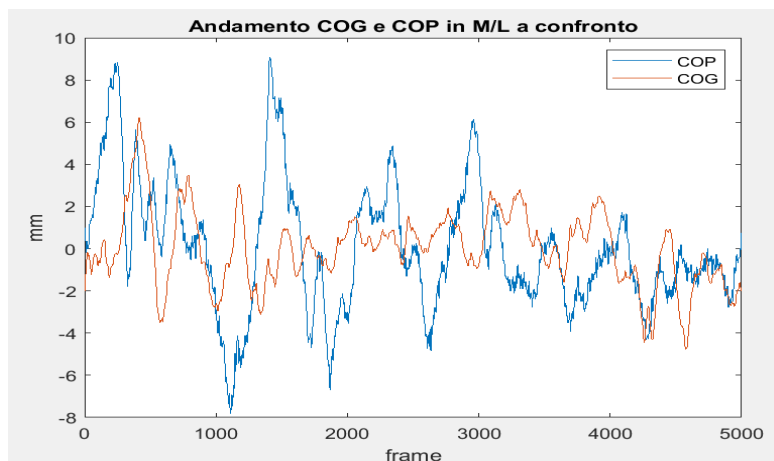
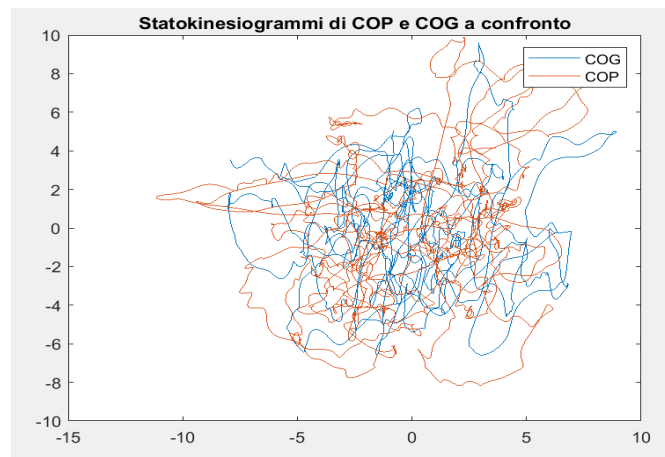


Figura 5.1: Stabilogrammi in M/L di COP e COG a confronto, esempio su una prova di soggetto

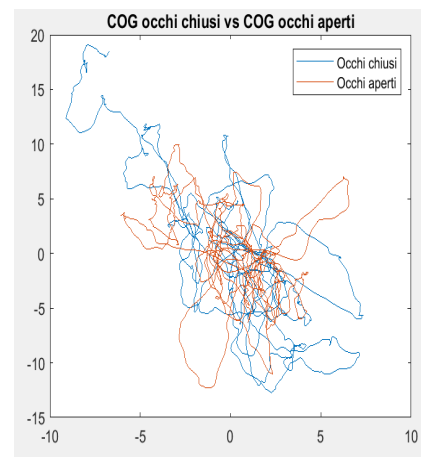
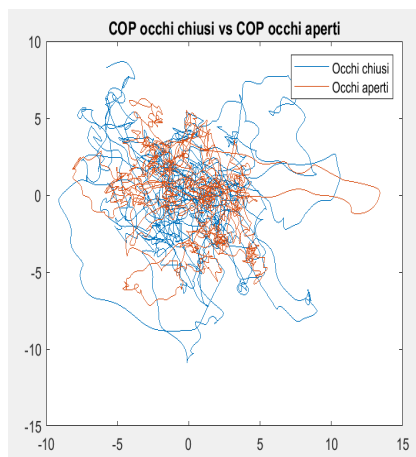
Plottando nella stessa figura entrambe le direzioni si ottiene lo statokinesio-gramma del COP, chiamato anche gomitolò. La stessa cosa la si può effettuare con gli andamenti del COG così da mettere a confronto i due gomitolò. Si nota

5.2. TUNING DEI PARAMETRI

nella figura sottostante che naturalmente l'area che occupa lo statokinesiogramma del COP è maggiore di quella del COG, questo perchè il centro di pressione, come descritto nel Capitolo 1, subisce spostamenti maggiori al fine di mantenere il COG all'interno di quell'area che permette al soggetto di oscillare senza dover staccare i piedi da terra.



Infine, come è logico aspettarsi, si osserva che gli statokinesiogrammi di COG e COP ad occhi chiusi sono più ampi rispetto agli stessi ad occhi aperti.



5.2 TUNING DEI PARAMETRI

I risultati di questa ricerca sono rappresentati nella tabella sottostante in cui sono rappresentati i valori dei parametri ottimali per ciascun algoritmo.

SFA	Parametro 1	Valore	Parametro 2	Valore
MAD (CF)	β	10^{-19} [rad/s]	/	/
MAH (CF)	K_P	0,22 [rad/s]	K_I	10^{-19} [rad/s]
MCF(CF)	$gain_{acc}$	0.01 [a.u]	/	/
VAC (CF)	$ath1_{acc}$	0,001 [a.u]	$ath2_{acc}$	0,01 [a.u]
SEL (CF)	τ_{acc}	1 [s]	τ_{mag}	1 [s]
MKF (KF)	σ_{gyr}^2	10^{-19} [rad/s]	/	/
EMKF (KF)	σ_{mag}	0.25 [μ T]	/	/
SAB (KF)	σ_{gyr}	10^{19} [rad/s]	a_{th}	18 [m/s ²]
VAK (KF)	σ_{mag}	$3.33 * 10^{-6}$ [μ T]	σ_{acc}	$6.66 * 10^{-6}$ [m/s ²]
LIG (KF)	σ_{gyr}	10^{-19} [rad/s]	c_b	10^{-21} [a.u]

Tabella 5.1: Tabella dei parametri ottimi per ciascun SFA

Prima di passare ai risultati in RMS per ciascun algoritmo, applicato con i suddetti valori di parametro, è bene fare alcune osservazioni basate sui risultati acquisiti nella ricerca di questi valori ottimi.

Innanzitutto si è riscontrata l'inadeguatezza dell'algoritmo di Sensor Fusion GUO, gli andamenti di COG sono risultati non realistici ed "eccessivamente filtrati". In figura 5.2 è mostrata a grafico la differenza tra l'andamento del COG ottenuto tramite GUO e l'andamento del COP del medesimo soggetto. Ciò si manifesta per tutti i soggetti e per ogni valore di σ_{gyr} testato, probabilmente è dovuto all'inadeguatezza di questo tipo di filtro rispetto alle condizioni sperimentali del nostro lavoro.

5.2. TUNING DEI PARAMETRI

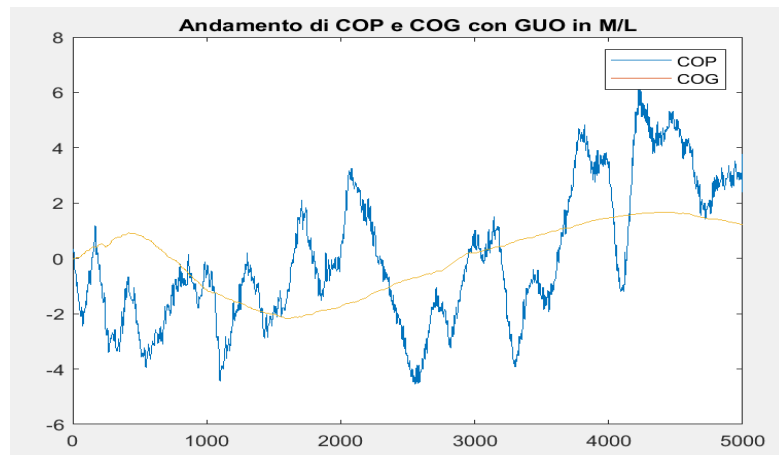


Figura 5.2: Andamento di COP e COG calcolato con GUO

5.2.1 OSSERVAZIONI SUI PARAMETRI DI GIROSCOPIO

In tutti gli algoritmi contenenti un peso inverso legato alle misure di giroscopio, si ottiene un RMS migliore quando questo parametro è di valore basso. Naturalmente questo non significa che l'RMS ottimale si ottiene se ci affidiamo totalmente a queste misure e se non utilizziamo i dati di accelerometro e campo magnetico.

In Figura 5.3 si mostra come l'RMS di MAD peggiora all'aumentare di Beta che è un peso inverso per le misure di giroscopio, ma anche che Beta uguale a 0 non è il caso ottimale.

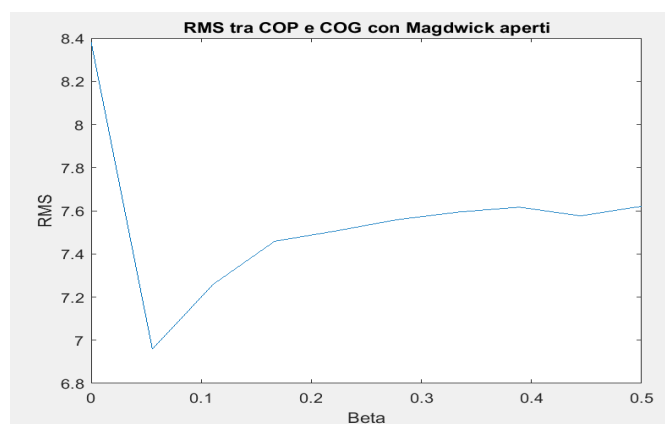


Figura 5.3: RMS peggiora all'aumentare del peso inverso Beta

Questo andamento lo si riscontra per tutti i pesi inversi relativi alle misure di giroscopio, anche per MAH con K_p , SAB, MKF e LIG con σ_{gyr} .

5.2.2 OSSERVAZIONI SUI PARAMETRI DI ACCELERAZIONE E CAMPO MAGNETICO

Al contrario del giroscopio, se si valuta un peso inverso legato alle misure di accelerometro o magnetometro minore è il loro valore, peggiori risultati si ottengono in termini di RMS. Se non si sta parlando di un peso inverso, l'andamento dell'RMS sarà crescente al crescere del peso. In generale se diamo troppa importanza alle misure di accelerometro e magnetometro il risultato non sarà ottimale. In Figura 5.4 si mostra come in MCF l'RMS peggiori all'aumentare del guadagno relativo alle accelerazioni per correggere la stima, questo parametro non è un peso inverso. In Figura 5.5 si mostra come in VAK se si utilizzano valori di stdMag e stdAcc troppo bassi, essendo pesi inversi delle misure di campo magnetico e accelerazione, l'RMS peggiora di molto.

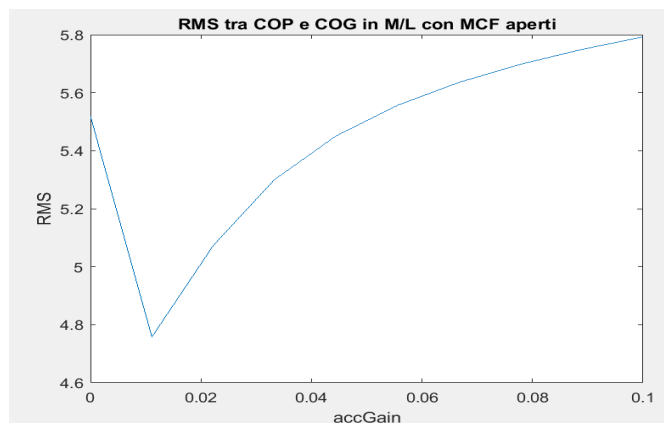


Figura 5.4: RMS peggiora all'aumentare accGain che non è un peso inverso

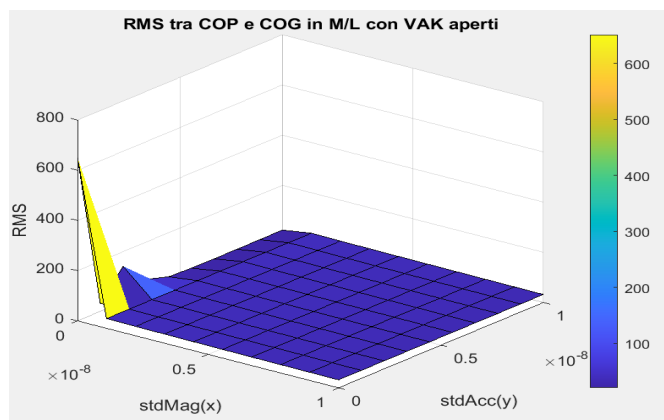


Figura 5.5: RMS peggiora se i pesi inversi sono eccessivamente bassi

5.2. TUNING DEI PARAMETRI

Ciò può portare ad una riflessione: in posturologia con sensori MIMU bisogna dare più affidabilità alle misure di giroscopio rispetto alle accelerazioni e al campo magnetico. Sicuramente accelerometro e magnetometro sono indispensabili per permettere al sensore di avere un sistema di riferimento costituito dal vettore gravità e campo magnetico terrestre su cui correggere la stima del proprio orientamento. Ma bisogna essere cauti nell'usare queste misure in quanto in posturologia le accelerazioni sono piccole e gli spostamenti sono di pochi millimetri.

5.2.3 OSSERVAZIONE SUI PARAMETRI DI SOGLIA

Inizialmente gli algoritmi VAC e MCF, sono stati testati variando il parametro magGain per MCF e variando oltre a questo anche ThAcc2 per VAC nel range scelto da Caruso. Si ricorda che quest'ultimo rappresenta una soglia oltre la quale l'accelerazione non viene più utilizzata per la correzione della stima della posizione. Nella figura (5.6) sottostante si nota che: innanzitutto l'andamento dell'RMS è simile nella forma tra i due algoritmi, questo perchè come detto nel capitolo 2, MCF non è nient'altro che l'implementazione Matlab di VAC progettato da Valenti. Questi andamenti sono un'ulteriore prova di ciò. In secondo luogo, il parametro di guadagno del filtro che utilizza i dati di campo magnetico, magGain, risulta dai grafici ininfluente o quasi nell'andamento degli RMS, perciò si è deciso di sosituire magGain sia in MCF che in VAC.

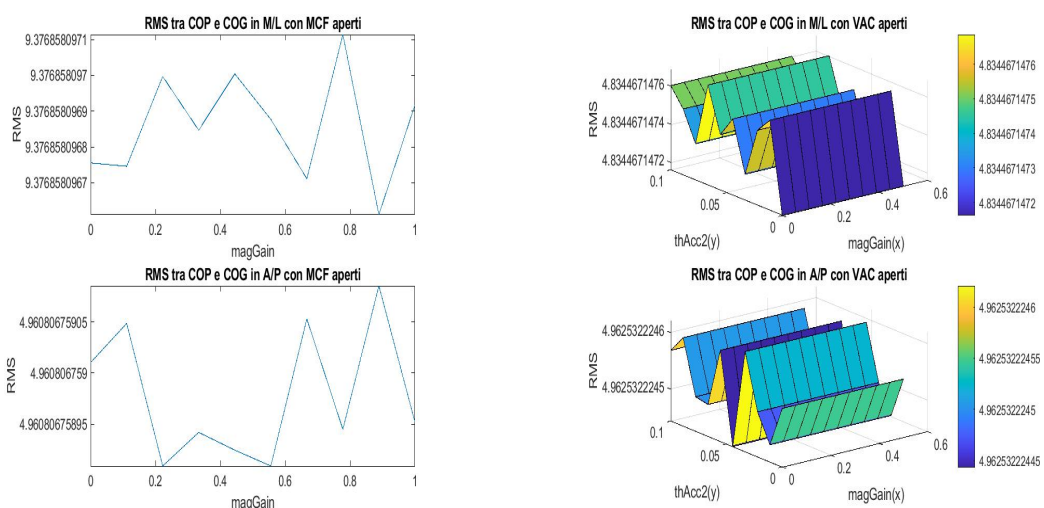


Figura 5.6: A sinistra gli RMS di MCF con magGain, a destra gli RMS di VAC con magGain e thAcc2

Per l'algorithmo MCF si è scelto, come visto in Figura 5.4, il guadagno del filtro che utilizza i dati di accelerazione per la correzione, accGain.

Per l'algorithmo VAC si è scelto di variare le due soglie di accelerazione, thAcc1 e thAcc2. Testando l'algorithmo ci si è resi conto che i valori impostati da Caruso nel suo ultimo lavoro^[16] non erano idonei alla nostra situazione. Queste soglie rendono il guadagno del filtro adattivo e sono utili quando in movimenti dinamici l'eccessiva accelerazione può causare errori. Nel lavoro di Caruso questa situazione si verifica in quanto vengono eseguite rotazioni di ampiezza 1 metro a 3 velocità diverse, condizioni molto diverse dalle nostre. Infatti utilizzando VAC si nota come il miglioramento dell'RMS diventa apprezzabile solo quando soprattutto la seconda soglia viene impostata con valori più bassi (intervallo 0.001:0.01) rispetto a Caruso (intervallo 0.05:0.1), in modo che il guadagno inizi a diventare adattivo con accelerazioni molto inferiori. Inoltre si è notato come le due soglie non risultino ottimali se assumono valori troppo vicini tra di loro, cioè il filtro ha una resa minore quando la finestra in cui il suo guadagno diventa adattivo è troppo ristretta. In Figura 5.7 le coordinate selezionate è il punto dove le due soglie sono molto vicine e si può notare che l'RMS ha il suo picco più elevato.

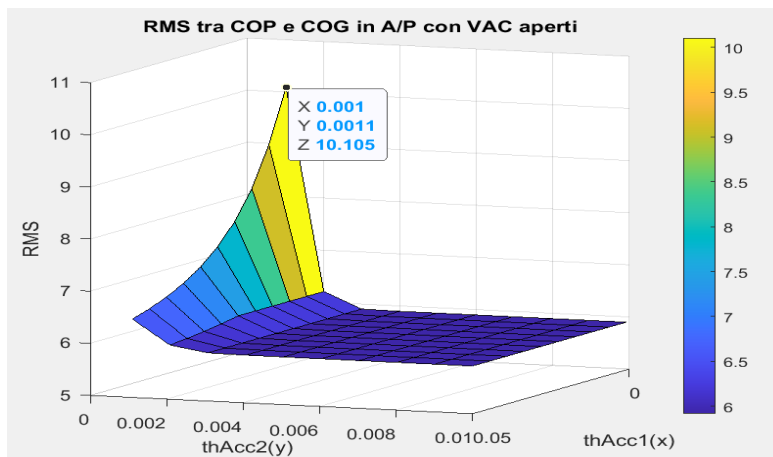


Figura 5.7: Studio delle due soglie di VAC

Il valore di soglia per le misure di accelerazione però non è lo stesso per tutti gli algoritmi, dipende da come essi sono implementati. Con SAB è importante annotare che ci si è dovuti allontanare molto dai valori di a_{th} di Caruso per notare un cambiamento nell'RMS: si è passati da un intervallo di 0:2 ad un intervallo di 18:20. Questo sottolinea anche come le condizioni dell'esperimento siano differenti tra i due lavori anche in termini di accelerazioni.

5.2.4 SENSIBILITÀ AI PARAMETRI

Se si restringe la zona di ricerca in modo adeguato, il più delle volte variando di poco i parametri, la differenza in termini di RMS è poco significativa in posturologia. In molti algoritmi anche se si prendesse un valore diverso, ma sempre all'interno del range studiato, i valori di RMS non cambierebbero di molto. Come accade sia in MAD (Figura 5.3) con $\beta > 0.05$ che in MKF (Figura 5.4) con $\text{accGain} > 0.01$, i grafici RMS tendono a saturarsi, peggiorando ma non eccessivamente. Questo avviene anche assegnando ai parametri valori enormi.

Questo però non è il caso degli algoritmi MAH e VAK, in cui nel primo se K_I è minore di 0,22 l'RMS peggiora notevolmente, nel secondo in figura 5.5 esso subisce una vera e propria impennata se σ_{mag} e σ_{acc} risultano minori di 10^{-5} .

In Figura 5.6 gli RMS di LIG, altro SFA parecchio sensibile ai parametri

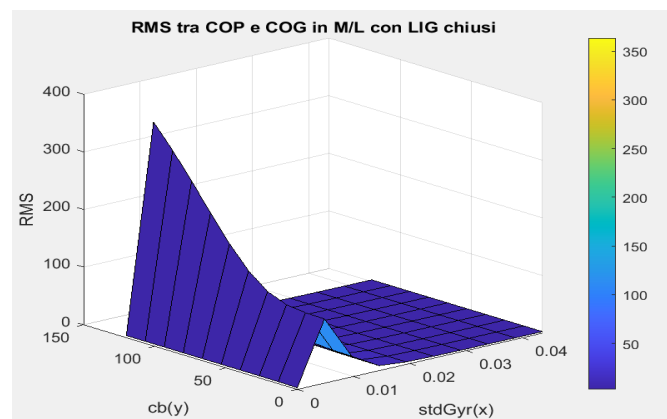


Figura 5.8: RMS di LIG

Si è notata una certa correlazione tra parametri, molto spesso un parametro è risultato influente solo finché un altro parametro non assumesse determinati valori. È stato il caso dell'algoritmo di Sabatini (SAB) che restituiva gli stessi orientamenti per ogni valore di σ_{gyr} fintanto che non si è trovata la soglia giusta di th_{acc} oltre la quale scartare le accelerazioni, una volta trovata anche σ_{gyr} ha iniziato ad avere un'influenza sui dati in uscita.

Invece si sottolinea come in EMKF il parametro σ_{mag} è totalmente o quasi influente, come τ_{mag} per SEL, sia restringendo di molto il range di Caruso, sia ampliandolo.

5.3 CONFRONTO TRA ALGORITMI MEDIANTE RMS

Si riportano i valori di RMS medio minimo per ogni SFA ottenuti applicando i valori dei parametri di Tabella 5.1. Gli RMS in medio-laterale (ML) e in antero-posteriore (AP) sono riportati separatamente. Sono riportate in ordine le tabelle e i diagrammi a blocchi del minuto OA1, OC e OA2.

SFA	RMS COP vs COG [mm]
MKF	AP: 9.8
	ML: 6.5
EMKF	AP: 6.5
	ML: 9.8
SAB	AP: 9.2
	ML: 4.4
VAK	AP: 10
	ML: 5.3
LIG	AP: 5.3
	ML: 3.9

Tabella 5.2: RMS filtri di Kalman OA1

SFA	RMS COP vs COG [mm]
MCF	AP: 6.1
	ML: 4.4
MAD	AP: 9.0
	ML: 4.1
MAH	AP: 9.0
	ML: 4.0
VAC	AP: 9.0
	ML: 3.9
SEL	AP: 9.8
	ML: 6.6

Tabella 5.3: RMS filtri Complementari OA1

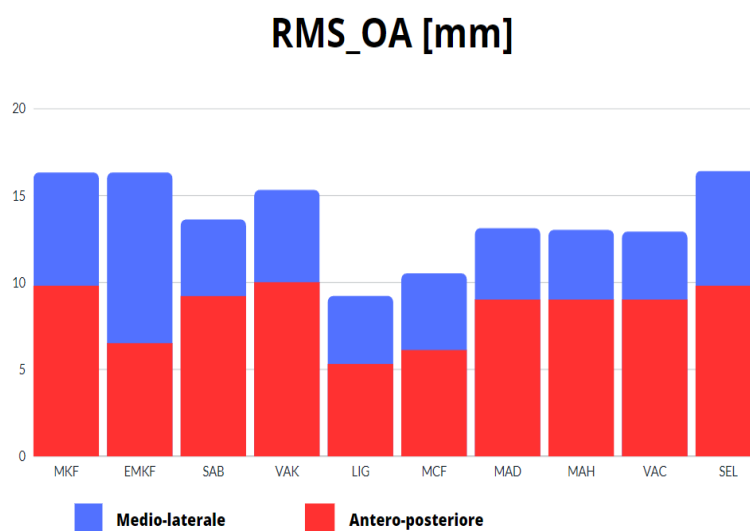


Figura 5.9: Diagramma a blocchi degli RMS OA1 con i valori delle Tabelle 5.2 e 5.3

5.3. CONFRONTO TRA ALGORITMI MEDIANTE RMS

SFA	RMS COP vs COG [mm]
MKF	AP: 6.9
	ML: 5.3
EMKF	AP: 5.3
	ML: 7.0
SAB	AP: 6.4
	ML: 3.8
VAK	AP: 7.0
	ML: 4.7
LIG	AP: 4.4
	ML: 3.5

Tabella 5.4: RMS filtri di Kalman OC

SFA	RMS COP vs COG [mm]
MCF	AP: 5.1
	ML: 4.0
MAD	AP: 7.0
	ML: 3.8
MAH	AP: 7.0
	ML: 3.8
VAC	AP: 6.0
	ML: 3.4
SEL	AP: 7.0
	ML: 5.3

Tabella 5.5: RMS filtri Complementari OC

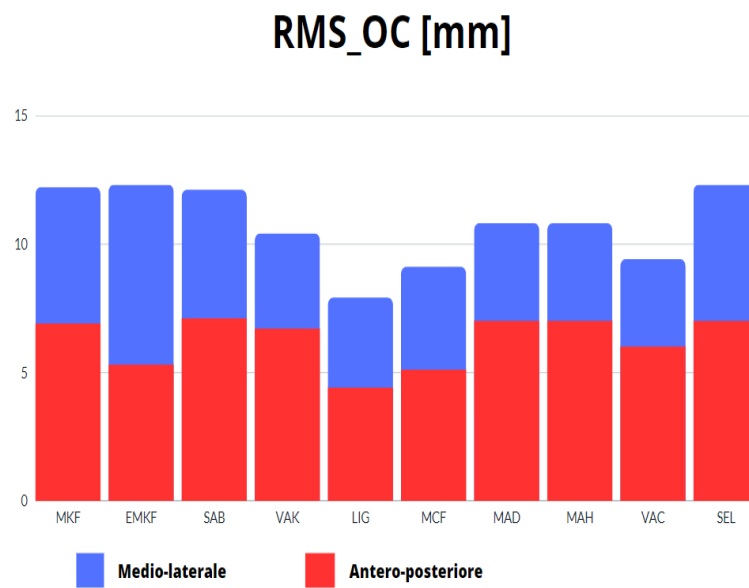


Figura 5.10: Diagramma a blocchi degli RMS ad occhi chiusi con i valori delle Tabelle 5.4 e 5.5

I valori di RMS durante il primo minuto ad occhi aperti sono in media maggiori rispetto al secondo minuto ad occhi chiusi, questo perchè il soggetto impiega un po' di tempo per abituarsi alla posizione da mantenere, infatti nelle

tabelle 5.6 e 5.7 che rappresentano il terzo minuto, i valori si avvicinano a quelli ad occhi chiusi, sebbene subentri una certa componente di stanchezza.

SFA	RMS COP vs COG [mm]
MKF	AP: 7.0
	ML: 6.1
EMKF	AP: 6.1
	ML: 7.0
SAB	AP: 7.2
	ML: 4.7
VAK	AP: 7.5
	ML: 4.7
LIG	AP: 4.5
	ML: 3.9

Tabella 5.6: RMS filtri di Kalman OA2

SFA	RMS COP vs COG [mm]
MCF	AP: 5.6
	ML: 4.4
MAD	AP: 7.3
	ML: 3.9
MAH	AP: 7.3
	ML: 3.9
VAC	AP: 6.0
	ML: 3.8
SEL	AP: 7.0
	ML: 6.1

Tabella 5.7: RMS filtri Complementari OA2

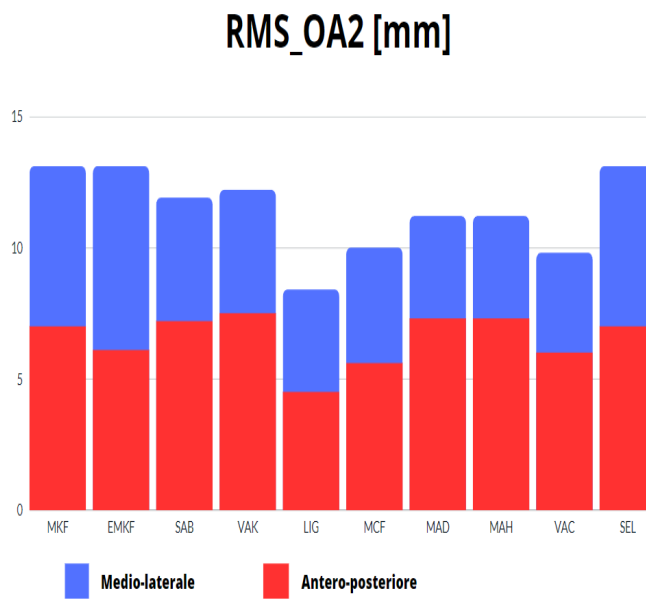


Figura 5.11: Diagramma a blocchi dell'RMS in OA2

5.4. CONFRONTO DEL COP MEDIANTE SWAY AREA E SWAY PATH LENGTH

In tutte le tabelle si nota come l'RMS, sia in A/P che in M/L, ottenuto dall'algoritmo di Sensor Fusion LIG sia il più basso(5.3mm-3.9mm), ma anche MCF fornisce buoni risultati in termini di RMS.

Pessimi sono i risultati di MKF ed EMKF (9.8mm-6.5mm), di SEL (9.8mm-6.6mm) e di VAK (10mm-5.3mm).

5.4 CONFRONTO DEL COP MEDIANTE SWAY AREA E SWAY PATH LENGTH

Vengono confrontati i parametri di Sway Area e Sway Path Length del COP dello stesso soggetto in OA1 e OC. Il parametro Sway Area qui e nelle prossime sezioni sarà espresso in mm/s^2 , mentre il parametro Sway Path Length in mm.

Soggetto	Sway Area OA	Sway Area OC
1	21.7	21.6
2	24.2	22.2
3	10.1	20.6
4	15	16
5	30	41
6	43.4	31.5
7	16.5	11.9
8	13.8	7.9
9	27.9	22.3
10	22.5	16.4
11	23.6	18.7
12	22.4	20.9
13	79.5	53.5

Soggetto	Sway Path Length OA	Sway Path Length OC
1	539	623
2	757	750
3	482	607
4	450	495
5	668	610
6	772	822
7	567	630
8	504	464
9	628	703
10	607	582
11	683	690
12	619	672
13	989	936

Da queste due tabelle si nota come la Sway Area "spazzolata" in OA sia spesso più elevata di quella in OC. Al contrario però dello Sway Path Length che è sempre maggiore in OC rispetto OA.

5.5. CONFRONTO TRA ALGORITMI MEDIANTE SWAY AREA

5.5 CONFRONTO TRA ALGORITMI MEDIANTE SWAY AREA

Di seguito le tabelle che riportano il parametro Sway area in OA1 e OC per i tre algoritmi che sono risultati migliori in termini di RMS.

Soggetto	Sway Area LIG OA	Sway Area MCF OA	Sway Area VAC OA
1	12.6	11.8	11
2	17.2	17	15.6
3	8.4	5	4.7
4	8	6	5.5
5	23.7	20	18.9
6	51.5	56.7	50.2
7	13.7	28.5	26
8	11.7	10.3	10.1
9	29.4	30	27.2
10	16.6	16.7	15.5
11	10.8	14.6	13.2
12	15	11.4	10
13	44.5	41.5	37.7

Soggetto	Sway Area LIG OC	Sway Area MCF OC	Sway Area VAC OC
1	9.8	9.3	8.3
2	11.7	8.7	7.8
3	10.9	10.1	9.4
4	8.6	12.3	11.7
5	32.2	21.6	20
6	12.6	12.4	11.1
7	4.1	4	3.5
8	6.5	6	5.7
9	19	19.4	17
10	15.2	13	11.8
11	9.5	7.3	7
12	8.7	6.7	6.4
13	9.1	7.1	6.7

5.6 CONFRONTO TRA ALGORITMI MEDIANTE SWAY PATH LENGHT

Le tabelle sottostanti mettono a confronto il parametro Sway Path Length in OA1 e OC.

Sogg	Sway Path LIG OA	Sway Path MCF OA	Sway Path VAC OA
1	292	272	257
2	455	449	434
3	296	316	303
4	248	261	250
5	428	399	387
6	604	589	566
7	266	285	268
8	429	410	402
9	480	473	454
10	444	452	435
11	417	383	373
12	356	350	335
13	568	537	520

Sogg	Sway Path LIG OC	Sway Path MCF OC	Sway Path VAC OC
1	313	302	286
2	365	368	352
3	342	363	349
4	269	268	258
5	413	399	385
6	459	460	441
7	265	284	264
8	328	312	300
9	522	512	490
10	350	345	332
11	353	330	320
12	337	315	306
13	345	323	314

Nelle ultime 4 tabelle rappresentate si può notare che molto spesso il valore presente nella colonna riferita all'algoritmo VAC sia il minore tra tutti e 3.

5.7 TIMING TEST

Come ultima analisi è stato svolto un timing test degli SFA: sono stati richiamati gli algoritmi con parametri singoli, passando come input un minuto di acquisizione per 5 soggetti. Cronometrando le tempistiche con le funzioni *tic* e *toc* di Matlab e facendone la media sui soggetti si sono ottenuti i risultati sottostanti.

SFA	Tempo
MKF	3.7
EMKF	4.1
SAB	0.64
VAK	0.78
LIG	5

Tabella 5.8: Tempi KF

SFA	Tempo
MCF	5
MAD	0.4
MAH	0.36
VAC	0.36
SEL	0.8

Tabella 5.9: Tempi CF

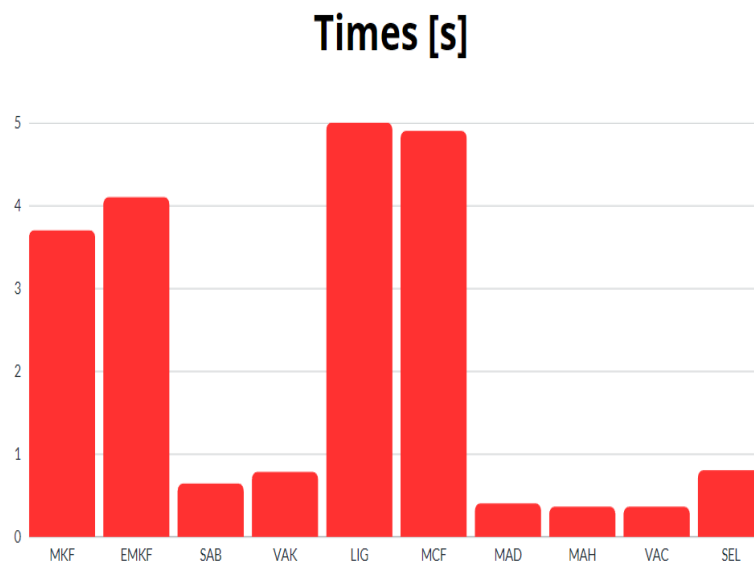


Figura 5.12: Diagramma a blocchi del timing test

Sebbene LIG sia il migliore considerando questi dati, si è riscontrato che in termini computazionali è di gran lunga tra i peggiori (5s), insieme ai filtri implementati in Matlab, rispettivamente MCF (5s), EMKF (3.7s) ed MKF(4.1s).

I più veloci sono risultati MAD (0.4), MAH (0.36) e VAC (0.36s).



Conclusioni

La stabilometria, conosciuta anche come posturografia, è un metodo impiegato per misurare la capacità di controllo della postura durante il mantenimento della posizione eretta immobile. In campo medico, il gold standard per questo tipo di valutazione prevede l'uso di pedane di forza estensimetriche, che consentono di monitorare con precisione lo spostamento del centro di pressione sul piano orizzontale.

L'analisi della posizione ortostatica fornisce una moltitudine di elementi che possono contribuire alla diagnosi di un'eventuale malattia che influenza l'equilibrio o allo stato di riabilitazione di un soggetto. Gli strumenti utilizzati per questo genere di analisi hanno un costo elevato ma soprattutto non sono portabili e perciò obbligano soggetti anche malati a doversi recare in un laboratorio specializzato. Negli ultimi anni perciò si è ricercata una valida alternativa riscontrata nei sensori inerziali indossabili, i quali sono molto più economici e portabili.

I sensori inerziali di tipo MIMU possono rappresentare questa alternativa, ma si sa che orientamento e posizione del sensore unicamente integrando le misure di giroscopio non fornisce buoni risultati. Quindi, proprio grazie alle misure di accelerazione e campo magnetico, che contengono al loro interno il riferimento "terra", la stima dell'orientamento e quindi della posizione, viene migliorata.

Lo scopo di questo lavoro è stato quello di confrontare alcuni Sensor Fusion Algorithm, algoritmi che appunto "fondono" le 3 misurazioni: utilizzando accelerazioni e campo magnetico rilevato, per aggiustare i dati di giroscopio.

L'output di ogni SFA è la stima corretta dell'orientamento in quaternioni.

La posizione del marker ricostruita con il sistema stereofotogrammetrico potrebbe essere un buon riferimento per valutare le posizioni ottenute dai SFA, ma si è scelto di utilizzare lo spostamento di COP come paragone, questo perchè le pedane estensimetriche sono il gold standard nella letteratura quando si parla di posturografia. In futuro lo studio potrebbe essere ampliato con questi dati.

Come primo parametro di valutazione in questo lavoro si è scelto di usare l'RMS, separatamente in ML e in AP, tra andamento di COG stimato e di COP, sia per fare un paragone tra algoritmi che per trovare i loro parametri ottimali.

Una volta trovati i migliori SFA in termini di RMS si sono calcolate la Sway Area e la Sway Path Length della stima di posizione del COG ricavata da questi algoritmi selezionati.

Questi ultimi due parametri sono stati anche calcolati sull'andamento del COP ad occhi chiusi e occhi aperti per metterli a confronto.

Questi tre parametri con la loro formulazione sono stati approfonditi nel Capitolo 2 e 4.

Da una prima analisi dei dati di COP e COG è possibile osservare che quando il soggetto si trova nella posizione con i piedi inclinati di 30° , sia che tenga gli occhi aperti che chiusi, le oscillazioni posturali si manifestano principalmente nella direzione anteriore-posteriore. Questo fatto riflette la tendenza del corpo a muoversi maggiormente in avanti e indietro rispetto allo spostamento medio-laterale, cioè destra-sinistra, in cui la base di supporto ha una dimensione maggiore.

Dalla valutazione dei risultati ottenuti emerge, che non è stata rilevata una netta differenza tra la condizione di mantenimento della postura ad occhi aperti rispetto ad occhi chiusi. Questo potrebbe essere attribuito al fatto che i soggetti presi in esame erano sani e quindi non presentavano disfunzioni posturali evidenti.

Si può notare però, dalle tabelle della sezione 5.4, come generalmente i soggetti sebbene siano con gli occhi chiusi mantengano lo spostamento del COP all'interno di un'area più ristretta, in altre parole la Sway Area è minore rispetto che ad occhi aperti. Questo può essere spiegato dal fatto che nel primo minuto i soggetti devono abituarsi alla posizione da mantenere.

Il parametro Sway Path Length del COP invece è sempre maggiore ad occhi chiusi. Questo perchè la posizione viene mantenuta, ma le oscillazioni sono più frequenti.

Il lavoro di Marco Caruso ha contribuito moltissimo allo sviluppo di questo lavoro, non solo in termini di codici ma anche come fonte di informazione sui vari SFA.

Durante la ricerca dei parametri ottimali degli algoritmi si sono riscontrate alcune ricorrenze e osservazioni riportate nel Capitolo 5. In sintesi l'utilizzo delle misure di accelerazione e campo magnetico si rivelano utili per la correzione della stima della posizione se pesate in modo adeguato, tenendo conto soprattutto delle condizioni operative.

Nell'analisi finale tra algoritmi con parametri ottimi è risultato che l'algoritmo LIG^[44] di Ligorio e Sabatini che implementa un filtro di tipo Kalman è il migliore in termini di RMS, seguito da MCF e VAC che sono due filtri di tipo complementare.

Gli altri SFA hanno prestazioni abbastanza simili, i tre peggiori, sempre in termini di RMS, risultano MCF, EMKF e SEL. Sottraendo il loro RMS medio a quello di LIG si ottiene fino a 7.1mm di differenza, una grandezza abbastanza importante se si pensa che gli spostamenti del COG in posizione ortostatica di soggetti sani sono di solito inferiori a 10-15 millimetri.

Confrontando LIG, VAC e MCF in termini di Sway Area e Sway Path Length si nota, dalle tabelle nelle sezioni 5.5 e 5.4, che spesso VAC possiede il valore minore in entrambi i parametri. Questo non significa che come algoritmo sia migliore per la nostra applicazione, infatti in termini di RMS non lo è. Ciò è probabilmente dovuto dall'implementazione di VAC che quando corregge la stima della posizione tende ad eliminare accelerazioni eccessive.

Infine il timing test ha rilevato che i filtri complementari sono generalmente più veloci dei filtri di Kalman, in quanto i loro algoritmi sono implementati in modo più efficiente. LIG, MCF, MKF ed EMKF sono risultati i peggiori.

Considerando anche questo tipo di test, l'algoritmo di Sensor Fusion complementare di Valenti (VAC) potrebbe essere il giusto compromesso tra affidabilità in termini di stima e velocità per applicazioni in real time.

6.1 LIMITI

Questo studio ha confermato che scegliere accuratamente il valore di ogni parametro è indispensabile per garantire una performance soddisfacente per ciascun SFA, indipendentemente dalla tipologia di filtro. Utilizzare valori di parametro fissi non è adeguato, specialmente in condizioni sperimentali differenti.

6.2. SVILUPPI FUTURI

E' perciò importante, se si vuole confrontare le prestazioni dei diversi SFAs, farlo solo quando tutti gli algoritmi vengono eseguiti nelle stesse condizioni. Inoltre la sensibilità degli algoritmi ai loro parametri non è da sottovalutare, in posturologia dare troppo peso alle misure di accelerazione e campo magnetico può portare più danni che benefici alla stima della posizione.

Come si può notare dalla Tabella 3.3 il numero di parametri di ciascun algoritmo è il più delle volte maggiore di 2, perciò si è scelto di cercare di rendere ottimi quei parametri che, una volta letta la letteratura, sembravano essere di maggiore importanza. Ciò naturalmente fa sì che lo studio di ciascun algoritmo non sia completo, in quanto non tutti i parametri sono stati valutati e molti parametri sono dipendenti tra loro.

In sintesi, per ottenere un confronto significativo tra diversi algoritmi SFA, la scelta dei parametri è fondamentale: il migliore algoritmo, in termini di RMS, potrebbe risultare il peggiore se settato con parametri errati (Figura 5.6). Le condizioni sperimentali influenzano notevolmente la performance dei SFA. Molti altri aspetti di questi algoritmi andrebbero perciò analizzati, specialmente le loro prestazioni in ambiti di campo magnetico intenso e variabile.

Gli SFA migliori, in RMS, sono anche quelli che impiegano maggior tempo (LIG e MCF), questo è un notevole limite se l'obiettivo fosse quello di stimare la posizione in tempo reale.

6.2 SVILUPPI FUTURI

Grazie ai numerosi parametri di valutazione dell'equilibrio posturale ormai i dati provenienti dai sensori inerziali sono direttamente confrontabili con il gold standard, cioè i dati derivati da una pedana stabilometrica.

Un possibile continuo di questo lavoro potrebbe essere non solo il confronto di RMS, Sway Path Length e Sway Area, ma anche altre misure, come in Tabella 2.1, potranno essere utilizzate per confrontare i vari algoritmi di SFA, ricordando di valutarli sempre nelle medesime condizioni operative.

Una valutazione con 3 differenti sorgenti di dati potrebbe essere resa possibile: basterebbe utilizzare oltre al sensore MIMU e alla pedana di forza anche i dati di stereofotogrammetria che sono stati acquisiti, ricostruendo la posizione del marker posto sopra il sensore durante le acquisizioni e perciò non estrapolando soltanto l'altezza come fatto in questo lavoro.

I sensori inerziali applicando i giusti algoritmi di Sensor Fusion rappresentano un'alternativa valida ai sistemi di misurazione tradizionali e portano con sé numerosi vantaggi come il costo notevolmente inferiore economico e la facilità di trasporto permettendo una valutazione in ambito clinico anche a domicilio.

Secondo il Test Instrumented of Postural Sway^[64], se i sensori indossabili forniscono informazioni utili sull'equilibrio posturale, non è rilevante se queste informazioni sono basate su parametri non direttamente confrontabili con quelli utilizzati nella posturografia tradizionale.

L'idea alla base di questo approccio è che la nuova tecnologia indossabile, che utilizza l'IMU per valutare l'oscillazione posturale, sia sufficientemente matura da sostituire scale e punteggi clinici di equilibrio senza i limiti dell'approccio posturografico tradizionale.



Bibliografia

- [1] <https://www.massimorossato.it/blog/la-storia-della-posturologia>
- [2] <https://www.posturologiaonline.com/storia-della-posturologia>
- [3] Baloh RW, Fife TD, Zwerling L, Socotch T, Jacobson K, Bell T, Beykirch K. Comparison of static and dynamic posturography in young and older normal people. J Am Geriatr Soc. 1994
- [4] <https://www.epicentro.iss.it/passi-argento/dati/caduteimpatto>
- [5] <https://www.researchgate.net/publication/268015602Ilcontrolloposturale>
- [6] C. Ferraresi, Semplici modelli biodinamici, pp. 18
- [7] D.A.Winter, F.Prince, J.S.Frank, C.Powell, K.F.Zabjek, Unified Theory Regarding A/P and M/L Balance in Quiet Stance, Journal of Neurophysiology, vol. 75, pp. 2334-2343, June 1996
- [8] Oliver J. Woodman. An introduction to inertial navigation. Computer Laboratory, Aug 2007
- [9] Weber, D.; Gühmann, C.; Seel, T. Neural networks versus conventional filters for inertial-sensor-based attitude estimation. 2020
- [10] Ricci, L.; Taffoni, F.; Formica, D. On the orientation error of IMU: Investigating static and dynamic accuracy targeting human motion. 2016

- [11] Cavallo, A.; Cirillo, A.; Cirillo, P.; De Maria, G.; Falco, P.; Natale, C.; Pirozzi, S. Experimental comparison of sensor fusion algorithms for attitude estimation. 2014
- [12] Parag Narkhede Cascaded Complementary Filter Architecture for Sensor Fusion in Attitude Estimation
- [13] Feature Selection for Accelerometer-Based Posture Analysis in Parkinsons Disease Luca Palmerini, Laura Rocchi, Sabato Mellone, Franco Valzania, and Lorenzo Chiari
- [14] Ghislieri, M.; Gastaldi, L.; Pastorelli, S.; Tadano, S.; Agostini, V. Wearable Inertial Sensors to Assess Standing Balance: A Systematic Review. *Sensors* 2019, 19 (19), 4075.
- [15] Mahony, R.; Hamel, T.; Pflimlin, J.M. Nonlinear complementary filters on the special orthogonal group. *IEEE Trans. Autom. Control* 2008, 53, 12031217
- [16] Marco Caruso 1,* , Angelo Maria Sabatini 2 , Daniel Laidig 3 , Thomas Seel 3 , Marco Knaflitz 1 , Ugo Della Croce 4 and Andrea Cereatti Analysis of the Accuracy of Ten Algorithms for Orientation Estimation Using Inertial and Magnetic Sensing under Optimal Conditions 2021
- [17] Ariadna Valldeperes¹ û Xabier Altuna¹ û Zuriñe Martinez Basterra¹ û Marcos Rossi Izquierdo² û Jesus Benitez Rosario³ û Nicolas Perez Fernandez⁴ û Jorge Rey Martinez Wireless inertial measurement unit (IMU) based posturography 2019
- [18] M. Caruso; A. M. Sabatini; M. Knaflitz; M. Gazzoni; U. Della Croce; A. Cereatti Accuracy of the Orientation Estimate Obtained Using Four Sensor Fusion Filters Applied to Recordings of Magneto-Inertial Sensors Moving at Three Rotation Rates
- [19] <https://www.bertec.com/products/force-plates>
- [20] <https://www.221e.com/shop/product/muse>
- [21] <https://www.221e.com/wp-content/uploads/2022/11/221e-Muse-datasheet-A3b1v03-A3b2v03.pdf>

- [22] <https://www.221e.com>
- [23] P. Tadayon¹ , T. Felderhoff¹ , A. Knopp² and G. Staude Fusion of Inertial and Magnetic Sensors for 3D Position and Orientation Estimation
- [24] Manon Kok[?] , Jeroen D. Hol and Thomas B. Schölon Using Inertial Sensors for Position and Orientation Estimation
- [25] Lu Bai¹ , Matthew G Pepper^{2 3} , Zhibao Wang⁴ , Maurice D Mulvenna¹ , Raymond R Bond¹ , Dewar Finlay⁵ Upper Limb Position Tracking with a Single Inertial Sensor Using Dead Reckoning Method with Drift Correction Techniques 2022
- [26] Luca Palmerini, Laura Rocchi, Sabato Mellone, Franco Valzania, and Lorenzo Chiari Feature Selection for Accelerometer-Based Posture Analysis in Parkinsons Disease 2011
- [27] Roberto G. Valenti¹ , Ivan Dryanovski² and Jizhong Xiao Keeping a Good Attitude: A Quaternion-Based Orientation Filter for IMUs and MARGs 2015
- [28] Roetenberg, D., H.J. Luinge, C.T.M. Baten, and P.H. Veltink. "Compensation of Magnetic Disturbances Improves Inertial and Magnetic Sensing of Human Body Segment Orientation." IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering. Vol. 13. Issue 3, 2005, pp. 395-405.
- [29] <https://github.com/memsindustrygroup/Open-Source-Sensor-Fusion/tree/master/docs>
- [30] <https://www.mathworks.com/help/nav/ref/imufilter-system-object.html>
- [31] <https://www.mathworks.com/help/fusion/ref/ahrsfilter-system-object.html?searchHighlight=ahrsfilter&srchtitle=ahrsfilter1>
- [32] Roetenberg, D.; Baten, C.T.M.; Veltink, P.H. Estimating body segment orientation by applying inertial and magnetic sensing near ferromagnetic materials. IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng. 2007, 15, 4694
- [33] Luinge, H.J.; Veltink, P.H. Inclination measurement of human movement using a 3-D accelerometer with autocalibration. IEEE Trans. Neural Syst. Rehabil. Eng. 2004, 1

- [34] Guo, S.; Wu, J.; Wang, Z.; Qian, J. Novel MARG-sensor orientation estimation algorithm using fast Kalman filter. *J. Sens.* 2017, 2017
- [35] <https://github.com/zarathustr/FKF>
- [36] Lebel, K.; Boissy, P.; Hamel, M.; Duval, C. Inertial measures of motion for clinical biomechanics: Comparative assessment of accuracy under controlled conditionsChanges in accuracy over time. *PLoS ONE* 2015
- [37] Ricci, L.; Taffoni, F.; Formica, D. On the orientation error of IMU: Investigating static and dynamic accuracy targeting human motion. *PLoS ONE* 2016
- [38] Lebel, K.; Boissy, P.; Hamel, M.; Duval, C. Inertial measures of motion for clinical biomechanics: Comparative assessment of accuracy under controlled conditionsEffect of velocity. *PLoS ONE* 2013,
- [39] Valenti, R.G.; Dryanovski, I.; Xiao, J. A linear Kalman filter for MARG orientation estimation using the algebraic quaternion algorithm. *IEEE Trans. Instrum. Meas.* 2016
- [40] Wahba, G. A Least Square Estimate of Spacecraft Attitude. *Soc. Ind. Appl. Math. (SIAM) Rev.* 1965
- [41] Sabatini, A.M. Estimating three-dimensional orientation of human body parts by inertial/magnetic sensing. *Sensors* 2011,
- [42] Sabatini, A.M. Quaternion-based extended Kalman filter for determining orientation by inertial and magnetic sensing. *IEEE Trans. Biomed. Eng* 2006
- [43] Harada, T.; Mori, T.; Sato, T. Development of a tiny orientation estimation device to operate under motion and magnetic disturbance. *Int. J. Rob. Res* 2007
- [44] Ligorio, G.; Sabatini, A.M. A novel Kalman filter for human motion tracking with an inertial-based dynamic inclinometer. *IEEE Trans. Biomed. Eng.* 2015
- [45] P. H. Veltink et al., Detection of static and dynamic activities using uniaxial accelerometers, *IEEE Trans. Rehabil. Eng.*, vol. 4, no. 4, pp. 375385, Dec. 1996.

- [46] J. K. Lee et al., Estimation of attitude and external acceleration using inertial sensor measurement during various dynamic conditions,.
- [47] Seel, T.; Ruppin, S. Eliminating the effect of magnetic disturbances on the inclination estimates of inertial sensors. IFAC PapersOnLine 2017,
- [48] Madgwick, S.O.H.; Harrison, A.J.L.; Vaidyanathan, R. Estimation of IMU and MARG orientation using a gradient descent algorithm. In Proceedings of the 2011 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics, Zurich, Switzerland, 29 June-1 July 2011; pp. 17
- [49] <http://www.x-io.co.uk/node/8opensourceahrsandimualgorithms>
- [50] Mahony, R.; Hamel, T.; Pflimlin, J.M. Nonlinear complementary filters on the special orthogonal group. IEEE Trans. Autom. Control 2008, 53, 12031218.
- [51] <https://ahrs.readthedocs.io/en/latest/filters/mahony.html>
- [52] D. R. P. R. B. M. Joseph M. Cooke, Michael J. Zyda, Npsnet: Flight simulation dynamic modelling using quaternions, Presence, vol. 1, pp. 404420, 1994
- [53] Bergamini, E.; Ligorio, G.; Summa, A.; Vannozzi, G.; Cappozzo, A.; Sabatini, A.M. Estimating orientation using magnetic and inertial sensors and different sensor fusion approaches: Accuracy assessment in manual and locomotion tasks. Sensors 2014, 14, 1862518649.
- [54] <https://www.reaction-hub.com/2021/09/29/salto-verticale-valutazione-qualita-esplosivo-elastiche/>
- [55] Uniwersytet Szczeciski. The utility of local government websites by using web tracking system and user assessment. 2013
- [56] <https://www.posturafacile.it/2014/06/stabilometria-e-baropodometria/>
- [57] <http://www.orl.uniroma2.it/StratPosturali.htm>
- [58] Eleonora Aiello. Utilizzo di sensori inerziali nelle valutazioni posturografiche
- [59] <https://www.lucabarni.it/sensori-inerziali-movimento-umano/>

[60]

<http://www.webtvgiordanicaserta.it/listing/giordanicaserta/FraPec/Scratch/Ammortizzata>

[61] <https://www.meccanismocomplesso.org/le-rotazioni-in-3d-e-gli-angoli-di-eulero-in-python/>

[62] Luca Zancato, Progettazione e sviluppo di un dispositivo a basso costo per l'analisi cinematica basata su sensori inerziali

[63] <https://it.mathworks.com/help/fusion/ref/complementaryfilter-system-object.html>

[64] Martina Mancini, ISway: a sensitive, valid and reliable measure of postural control