



UNIVERSITÀ
POLITECNICA
DELLE MARCHE

FACOLTÀ DI INGEGNERIA
CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA BIOMEDICA

Sviluppo di un metodo di misura basato su sensori inerziali per la valutazione del salto in ambito sportivo

**Development of a measurement method based on inertial sensors for the
evaluation of jumping in sports**

Candidato:
Maria Vittoria Pisano

Relatore:
Prof. Lorenzo Scalise

Correlatore:
Prof. Gloria Cosoli

Anno Accademico 2023-2024



UNIVERSITÀ
POLITECNICA
DELLE MARCHE

FACOLTÀ DI INGEGNERIA
CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA BIOMEDICA

Sviluppo di un metodo di misura basato su sensori inerziali per la valutazione del salto in ambito sportivo

**Development of a measurement method based on inertial sensors for the
evaluation of jumping in sports**

Candidato:
Maria Vittoria Pisano

Relatore:
Prof. Lorenzo Scalise

Correlatore:
Prof. Gloria Cosoli

Anno Accademico 2023-2024

UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE
FACOLTÀ DI INGEGNERIA
CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA BIOMEDICA
Via Brecce Bianche – 60131 Ancona (AN), Italy

Sommario

Negli ultimi anni, i progressi tecnologici, in particolare la miniaturizzazione dei sensori, hanno accelerato lo sviluppo dei dispositivi indossabili, migliorandone le prestazioni. Questi dispositivi non solo permettono un monitoraggio in tempo reale di parametri fisiologici e di movimento, ma, grazie alla loro leggerezza, design compatto e ridotto consumo energetico, risultano anche meno invasivi e più pratici, garantendo una maggiore libertà nei movimenti. Tra gli ambiti di maggiore diffusione vi è il settore sportivo, dove questi strumenti stanno rivoluzionando il modo in cui vengono analizzate le performance degli atleti.

La presente tesi si concentra sulla valutazione dell'Inertial Measurement Unit (IMU) K-AI, sviluppato da K-Sport (Fano, Italia), per l'analisi dell'altezza del salto nella pallavolo. Il sensore è stato applicato sulla schiena delle giocatrici di pallavolo tramite una pettorina appositamente progettata, in modo da garantire comfort e totale libertà di movimento durante l'esecuzione dei salti. La validità dei dati raccolti tramite il sensore è stata confrontata con quelli acquisiti da una fotocamera Nikon D7200 (Nikon Corporation, Tokyo, Giappone), utilizzata come sistema di riferimento (gold standard). Per questa analisi sono state coinvolte due atlete professioniste, alle quali è stato chiesto di eseguire diversi tipi di salto (squat jump e salto a muro) posizionandosi a tre diverse distanze dalla fotocamera (4, 6 e 9 m). Inoltre, a una distanza fissa di 4 m, sono stati effettuati salti a tre intensità variabili (alta, media, bassa). Per migliorare l'accuratezza della fotocamera, è stata effettuata una calibrazione mediante una scacchiera posta a distanze comprese tra 4 e 9,5 m. Da ciascun video di calibrazione sono stati estratti due frame specifici, corrispondenti ai fotogrammi numero 50 e 100. Questi frame, scelti in modo casuale, sono stati mantenuti costanti per tutti i video analizzati. L'estrazione dei fotogrammi è stata effettuata tramite un codice Python, mentre gli angoli della scacchiera sono stati identificati con MATLAB® R2024a. Il fattore di conversione pixel/cm è stato calcolato confrontando la distanza fisica tra due angoli della scacchiera con la corrispondente distanza in pixel, e i dati sono stati analizzati attraverso curve di calibrazione ottenute con *curvefitter* di MATLAB®. Successivamente, è stata condotta un'analisi statica su tre soggetti immobili, a distanze comprese tra 4 e 9 m, calcolando le distanze tra punti di riferimento identificati con Mediapipe e confrontandole con le misure reali. L'analisi video ha previsto l'identificazione dei punti di riferimento del bacino tramite Mediapipe: a partire da questi, è stato calcolato il punto medio, utilizzato per individuare i picchi massimi del segnale. L'altezza del salto è stata quindi stimata come differenza tra i valori massimi e una soglia di riferimento. Per quanto riguarda

il sensore IMU K-AI, invece, il tempo di volo è stato stimato segmentando il segnale in corrispondenza dei singoli salti e identificando i punti di intersezione con una soglia di accelerazione pari a zero. Questa soglia corrisponde al momento in cui il soggetto raggiunge un'accelerazione nulla durante la fase di volo, ovvero quando si trova completamente in aria. L'accuratezza dei dati è stata valutata utilizzando strumenti statistici come la distribuzione dei residui, il grafico di Bland-Altman e il coefficiente di correlazione di Pearson. I risultati mostrano una media degli scarti di -0,12 m, con una deviazione standard di 0,04 m e un intervallo di confidenza al 95% pari a [-0,19; -0,04] m. Il coefficiente di correlazione di Pearson è risultato pari a 0,91, confermando l'affidabilità della curva di calibrazione. Inoltre, l'analisi statica ha evidenziato che la distanza ottimale per le acquisizioni è di 5 m, con uno scarto medio di $0,0029 \pm 0,0108$ m (valore medio $\pm$ deviazione standard). Nelle prove dinamiche, l'accuratezza delle misure ha confermato che l'atleta con i salti più intensi ha registrato scarti medi maggiori (-0,10 m) rispetto all'atleta con salti meno intensi (-0,05 m).

Indice

Introduzione	1
1 Dispositivi Indossabili	3
1.1 Introduzione ai sensori inerziali	3
1.2 Evoluzione delle tecnologie	4
1.3 Impiego dei dispositivi indossabili in medicina	4
1.4 Impiego dei dispositivi indossabili nello sport	5
2 Materiali e Metodi	7
2.1 Materiali	7
2.2 Protocollo di test	8
2.3 Elaborazione dei dati	10
2.3.1 Calibrazione della camera	10
2.3.2 Taratura statica	12
2.3.3 Analisi del video	13
2.3.4 Analisi dell'Unità di Misura Inerziale	14
2.3.5 Analisi statistica	15
2.3.6 Incertezza combinata	16
3 Risultati	19
3.1 Curva di calibrazione	19
3.2 Prove statiche	20
3.3 Prove dinamiche	22
3.4 Incertezza combinata	24
Discussione e conclusioni	25
Bibliografia	27
Ringraziamenti	30

Elenco delle figure

1.1	Monitoraggio dell'attività fisica da smartphone [10]	3
1.2	Tipi di andatura [18]	5
2.1	Dispositivo indossabile	7
2.2	Pettorina	7
2.3	Fotocamera Nikon D7200	8
2.4	Squat jump [35]	9
2.5	Salto a muro [36]	9
2.6	Immagine della scacchiera	11
2.7	Punti individuati da Mediapipe [38]	13
2.8	Punti di repere presi considerati per la taratura statica	13
2.9	Segnale acquisito mediante fotocamera	14
2.10	Segnale IMU	15
2.11	Segnale IMU di un singolo salto	15
3.1	Curva di taratura	19
3.2	Distribuzione degli scarti – prova statica. (μ rappresenta la media dei residui, σ la loro deviazione standard) .	21
3.3	Grafico di Bland-Altman, prova statica	21
3.4	Grafico di correlazione, prova statica	22
3.5	Distribuzione degli scarti – prova dinamica. (μ rappresenta la media dei residui, σ la loro deviazione standard) .	22
3.6	Grafico di Bland-Altman, prova dinamica	23
3.7	Grafico di correlazione, prova dinamica	23
3.8	Grafico di Bland-Altman diviso per singola atleta	23
3.9	Punti di repere del soggetto acquisito	26

Elenco delle tabelle

2.1	Parametri dell'obiettivo	8
2.2	Parametri della camera scelti per le acquisizioni	8
3.1	Media e deviazione standard degli scarti di misura a diverse distanze dalla camera in metri	20

Introduzione

I dispositivi indossabili rappresentano una categoria tecnologica in forte sviluppo negli ultimi anni, grazie alla loro capacità di migliorare lo stile di vita di persone di tutte le età e di offrire soluzioni innovative in ambito medico, sportivo e quotidiano [1]. Questi dispositivi, infatti, consentono il monitoraggio continuo di parametri fisiologici e fisici, adattandosi a numerose esigenze e contesti applicativi. In ambito medico, i wearable device hanno rivoluzionato il monitoraggio clinico, ad esempio permettendo di rilevare condizioni critiche nei neonati e migliorare la gestione della salute in età avanzata, grazie alla loro capacità di rilevare cadute o anomalie nei pazienti anziani [2][3]. Oltre agli smartwatch, che integrano funzioni avanzate di comunicazione e gestione dati, un ruolo sempre più rilevante è svolto dai sensori inerziali (Inertial Measurement Unit - IMU). Questi dispositivi miniaturizzati permettono di misurare movimenti e accelerazioni in tempo reale, trovando applicazione in numerosi campi. Nel contesto sportivo, i dispositivi indossabili, si stanno diffondendo sempre più tra gli atleti, offrendo la possibilità di monitorare e migliorare le prestazioni fisiche. Gli IMU, in particolare, forniscono dati precisi e in tempo reale su tecniche, prestazioni e inefficienze nei movimenti, consentendo ad atleti e preparatori di personalizzare gli allenamenti, prevenire infortuni e monitorare il livello di affaticamento. Tra i movimenti più studiati nello sport, il salto rappresenta un gesto esplosivo che fornisce indicazioni fondamentali sulle capacità fisiche degli atleti. Analizzarlo consente di valutare il grado di affaticamento e di contribuire alla prevenzione degli infortuni [4]. I wearable device si rivelano particolarmente utili in questo contesto, poiché, grazie alle loro dimensioni ridotte e alla facilità d'uso, permettono di ottenere dati relativi al posizionamento, alla cinematica e alla dinamica del corpo umano durante l'esecuzione di un salto [5].

Questo studio si propone di confrontare i dati raccolti tramite un sensore IMU (K-Sport, Fano, Italia) posizionato sulla schiena degli atleti con quelli ottenuti mediante una videocamera, con l'obiettivo di valutare l'affidabilità e l'accuratezza dei dispositivi indossabili nell'analisi del salto. Lo scopo di questo studio è sviluppare due algoritmi: uno per analizzare i dati provenienti dall'IMU del dispositivo K-AI e l'altro per l'elaborazione dei dati video acquisiti con la Nikon D7200 (Nikon Corporation, Tokyo, Giappone). L'obiettivo principale è valutare l'accuratezza del dispositivo indossabile K-AI durante le attività di salto nella pallavolo, confrontando i risultati dell'altezza del salto calcolata tramite i dati IMU con quelli ottenuti utilizzando il sistema di riferimento, rappresentato dalla Nikon D7200, considerato il gold standard.

Capitolo 1

Dispositivi Indossabili

1.1 Introduzione ai sensori inerziali

Le unità di misura inerziali sono dispositivi che permettono di misurare il movimento umano (motion tracking) e trovano applicazione crescente come dispositivi indossabili. Grazie alla loro capacità di fornire dati in tempo reale, spesso integrati con smartphone o altri dispositivi, eliminano la necessità di calcoli manuali e rappresentano una soluzione versatile per il monitoraggio dell'attività fisica [6](Figura 1.1). Un'IMU utilizza una combinazione di accelerometri, giroscopi e magnetometri, ciascuno con una funzione specifica. Gli accelerometri rilevano l'accelerazione lineare lungo tre assi e sono fondamentali per misurare il movimento e le vibrazioni. I giroscopi misurano la velocità angolare, permettendo di rilevare rotazioni e orientamenti del corpo [7]. Ogni sensore tiene conto di un asse di riferimento (laterale, longitudinale e verticale), generando così un totale di nove gradi di libertà (Degrees of Freedom - 9 DOF), detti anche parametri, derivati da accelerometri, giroscopi e magnetometri [8]. I magnetometri, invece, stimano l'orientamento rispetto al campo magnetico terrestre, migliorando la precisione della misurazione. Quando integrati con un sistema di posizionamento globale (Global Positioning System - GPS), questi dispositivi possono fornire anche informazioni sulla posizione, rendendoli particolarmente utili in applicazioni di navigazione e tracciamento [9]. Una delle principali innovazioni delle IMU è l'uso combinato di questi sensori per superare le limitazioni di ciascun componente. Ad esempio, i giroscopi e i magnetometri compensano le imprecisioni degli accelerometri, migliorando la qualità complessiva dei dati raccolti [6].

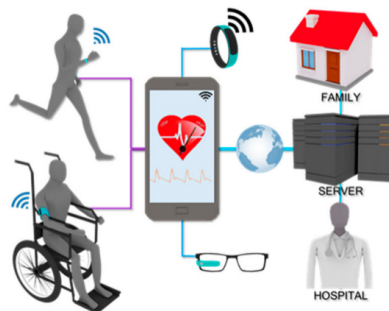


Figura 1.1: Monitoraggio dell'attività fisica da smartphone [10]

1.2 Evoluzione delle tecnologie

Gli accelerometri uniassiali per il tracciamento del movimento sono stati introdotti per la prima volta nel 1996. Tuttavia, si è presto compreso che, da soli, non erano sufficienti a fornire dati precisi. Nel 1997, l'integrazione con giroscopi basati su semiconduttori ha permesso di migliorare le prestazioni dei tracker, consentendo analisi più accurate del movimento biomeccanico e dell'andatura [11]. Nel 2002 è stato introdotto un framework iniziale per il tracciamento del movimento degli arti inferiori [12], che combinava accelerometri e giroscopi nel piano sagittale 2D. L'aggiunta di giroscopi integrati ha reso i tracker più affidabili, portando a un crescente interesse per le applicazioni cliniche, in particolare per l'analisi dell'andatura [13]. In questo contesto, accelerometri sensibili alla gravità sono stati utilizzati per stimare gli angoli di inclinazione tra il vettore di gravità e gli assi del sensore, migliorando ulteriormente le capacità di analisi [11]. Successivamente, è stato proposto un set più completo di sensori composto da accelerometri triassiali, giroscopi triassiali e magnetometri per monitorare il movimento umano in modo più preciso e dettagliato. Questo sviluppo ha aperto la strada a molteplici applicazioni negli ambiti della medicina, dello sport e della tecnologia indossabile [6].

1.3 Impiego dei dispositivi indossabili in medicina

I dispositivi indossabili stanno diventando una tecnologia sempre più comune in ambito medico, grazie alla loro natura di biosensori non invasivi che permettono un monitoraggio continuo e in tempo reale degli individui [14]. Questa capacità consente di ottenere dati utili per valutare lo stato di salute e, in alcuni casi, formulare una diagnosi medica preliminare. Tra le varie applicazioni, troviamo dispositivi progettati per monitorare parametri di salute e biosegnali, come i monitor per l'elettrocardiogramma (ECG), i sensori per la pressione sanguigna e altri biosensori avanzati [10]. Questi strumenti si stanno rivelando particolarmente utili per il monitoraggio continuo di segnali fisiologici, diventando un ausilio prezioso soprattutto per la popolazione anziana. Infatti, molti pazienti trovano rassicurazione nell'utilizzo di dispositivi in grado di rilevare in tempo reale eventuali cadute o complicanze di salute, permettendo così alle unità mediche di intervenire precocemente e migliorare la qualità della diagnosi e delle cure [15][16]. Tuttavia, l'accuratezza di misurazione di questi dispositivi può variare significativamente rispetto agli strumenti medicali certificati, che devono rispettare rigorosi standard di validazione clinica. Sebbene i dispositivi indossabili forniscono dati utili per il monitoraggio continuo, la loro affidabilità potrebbe non essere sufficiente per diagnosi mediche definitive. Per questo motivo, sono spesso impiegati in contesti di prevenzione e benessere generale, piuttosto che per scopi diagnostici [6]. I dispositivi indossabili si presentano in diverse forme, come orologi, vestiti, bende, anelli, suole e altri accessori simili [10]. Spesso, questi strumenti sono utilizzati per valutare il grado di affaticamento legato

1.4 Impiego dei dispositivi indossabili nello sport

agli spostamenti e alla deambulazione. L'analisi dell'affaticamento del paziente può essere effettuata attraverso lo studio di specifiche parti del corpo e il supporto di questionari soggettivi [17]. Un esempio comune è rappresentato dagli accelerometri integrati negli smartphone, utilizzati per misurare i parametri relativi al movimento e all'andatura dei pazienti. Un altro ambito significativo è l'analisi delle posture anomale del piede, effettuata sulla base dell'andatura del soggetto attraverso la misurazione delle pressioni plantari. Questa valutazione risulta fondamentale per prevenire lesioni agli arti inferiori, come fratture o distorsioni (Figura 1.2) [18].

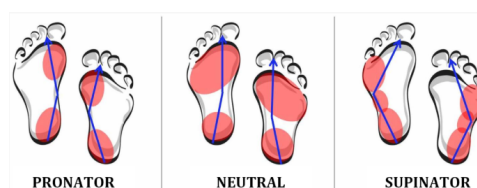


Figura 1.2: Tipi di andatura [18]

A tal fine, si conducono sia studi statici che dinamici per monitorare l'andatura e prevenire problemi di mobilità. La valutazione dell'affaticamento riveste un ruolo cruciale, poiché è correlata a diverse patologie, tra cui la sclerosi multipla, la sindrome da stanchezza cronica, la fibromialgia, la miastenia grave, la broncopneumopatia cronica ostruttiva e la sindrome di Eaton-Lambert [19][20][21][22][23][24]. Le IMU svolgono un ruolo fondamentale in medicina per applicazioni come l'analisi della postura, la valutazione dei disturbi muscoloscheletrici, e l'analisi dei rischi legati ai movimenti corporei. Ad esempio, le IMU vengono impiegati per studiare i movimenti di sollevamento durante attività di manipolazione e per valutare il rischio di caduta durante le attività quotidiane. Grazie alla loro capacità di raccogliere dati dettagliati, rappresentano uno strumento utile sia per prevenire infortuni sia per migliorare le condizioni generali di salute [17].

1.4 Impiego dei dispositivi indossabili nello sport

I dispositivi indossabili stanno assumendo un ruolo sempre più importante nello sport, diventando strumenti indispensabili per atleti professionisti e allenatori. Questi dispositivi vengono utilizzati per monitorare le prestazioni, analizzare gli sforzi e prevenire affaticamento e infortuni [4]. Il monitoraggio rappresenta un aspetto cruciale nello sport, in quanto consente di individuare margini di miglioramento e ottimizzare le performance atletiche [25]. Tra i metodi tradizionali per il monitoraggio sportivo si annoverano l'uso di telecamere ad alta velocità [26], software di analisi video [27], tappetini fotocellulari [28] e sensori di pressione [29]. Tuttavia, una tecnologia emergente è rappresentata dalle IMU, che si stanno affermando come strumenti efficaci, soprattutto per l'analisi di movimenti specifici come il salto [25]. A differenza dei metodi tradizionali, che spesso richiedono la supervisione continua di operatori, le

IMU offrono una valida alternativa grazie all'impiego di sistemi microelettromeccanici (Micro Electro-Mechanical Systems - MEMS). Questi sensori, compatti, portatili e indossabili, si distinguono anche per il basso consumo energetico [30]. Il salto, in particolare, riveste un ruolo fondamentale nello sport, essendo un indicatore chiave di agilità, potenza e prestazioni atletiche [26]. Tuttavia, a causa della sua natura esplosiva, il salto comporta un rischio significativo di infortuni, rendendo essenziale un'analisi approfondita delle sue caratteristiche biomeccaniche [4]. Studi precedenti hanno evidenziato l'efficacia degli accelerometri rispetto alle piattaforme di forza nel misurare parametri come la forza verticale, la potenza, la rigidità degli arti inferiori e l'indice di reattività. In questo studio, i partecipanti hanno indossato un microsensore posizionato sull'anca durante un protocollo che comprendeva cinque salti consecutivi, il salto con contromovimento e il salto squat. I risultati hanno confermato l'elevata affidabilità degli accelerometri, con un coefficiente di variazione inferiore al 10% [30]. Come già accennato, le IMU combinano accelerometri, giroscopi e magnetometri, e in alcuni casi includono anche il GPS. Il GPS risulta particolarmente utile in sport come le corse automobilistiche, il canottaggio e lo sci alpino, poiché consente il monitoraggio continuo di posizione, velocità e orientamento [31]. Un altro ambito di applicazione delle IMU è la riabilitazione post-infortunio, in particolare nel recupero da lesioni legamentose, come ad esempio quelle al legamento crociato anteriore (LCA). Questo tipo di lesione, spesso provocata da movimenti senza contatto, è tra le più comuni e richiede un percorso riabilitativo efficace per garantire il ritorno all'attività sportiva. La cinematica articolare, ovvero lo studio del movimento delle articolazioni coinvolte nel meccanismo della lesione del LCA, viene quantificata attraverso sensori inerziali indossabili (Wearable Inertial Sensors - WIS) posizionati sul corpo. L'efficacia di questi sensori viene validata attraverso il confronto con un gold standard rappresentato da marcatori optoelettronici (Optoelectronic Marker-Based - OMB). Durante il percorso di riabilitazione e nella valutazione della ripresa dell'attività sportiva dopo la ricostruzione del LCA, gli atleti eseguono una serie di movimenti complessi, multidirezionali e ad alta velocità [32].

Capitolo 2

Materiali e Metodi

In questo capitolo vengono illustrati gli strumenti e le tecniche di analisi impiegati nel nostro studio.

2.1 Materiali

Per questo studio sono stati utilizzati il sensore IMU K-AI (K-Sport, Fano, Italia) (Figura 2.1), la pettorina K-SPORT (Figura 2.2) e la fotocamera Nikon D7200 (Nikon Corporation, Tokyo, Giappone) (Figura 2.3). Esistono due prototipi del sensore K-AI, progettati per ambienti diversi: uno per uso indoor e uno per uso outdoor. Il prototipo indoor lavora con una frequenza di campionamento pari a 238 Hz e include un accelerometro, un giroscopio e un magnetometro triassiali. Il prototipo outdoor, invece, non ha il magnetometro, ma integra un dispositivo di localizzazione GPS.



Figura 2.1: Dispositivo indossabile



Figura 2.2: Pettorina

Il sensore viene fissato sulla schiena dell'atleta durante le sessioni di salto, in cui avvengono le acquisizioni, tramite una tasca situata nella parte posteriore della pettorina. Questo design assicura che il sensore aderisca saldamente alla schiena,

garantendo comfort e libertà di movimento. Inoltre, tale posizionamento contribuisce a migliorare l'accuratezza dei dati acquisiti. La fotocamera Nikon D7200 (Figura 2.3) funge da sistema di riferimento (gold standard) per il confronto e la valutazione delle prestazioni del sensore K-AI, che agisce come dispositivo di test. I parametri relativi all'obiettivo sono riportati nella Tabella 2.1, mentre nella Tabella 2.2 sono elencati i parametri ottimali utilizzati per le acquisizioni.



Figura 2.3: Fotocamera Nikon D7200

Tabella 2.1: Parametri dell'obiettivo

PARAMETRO	VALORI
Lunghezza focale	18-105 mm
Apertura massima	f/3,5-5,6
Apertura minima	f/22-38

Tabella 2.2: Parametri della camera scelti per le acquisizioni

PARAMETRO	VALORI	DESCRIZIONE
ISO	2500	Indica la sensibilità del sensore alla luce
Velocità dell'otturatore	1/30 s	È il tempo in cui l'otturatore della fotocamera rimane aperto, permettendo alla luce di colpire il sensore
Diaframma	16	Regola la quantità di luce che entra nella camera
Obiettivo	18	È il componente ottico che focalizza e raccoglie la luce sul sensore per creare l'immagine

2.2 Protocollo di test

Le analisi sperimentali sono state condotte presso il laboratorio del Dipartimento di Ingegneria Industriale e Scienze Matematiche dell'Università Politecnica delle

Marche (UNIVPM), ad Ancona, Italia. Il Comitato di Ricerca Etica dell'università ha verificato che lo studio rispettasse il Codice di Integrità della Ricerca dell'istituzione. Le procedure di test sono state eseguite in conformità con le linee guida stabilite dalla Dichiarazione di Helsinki dell'associazione medica mondiale (World Medical Association - WMA) [33]. Per lo studio sono stati coinvolti volontari sani e, prima dell'inizio dei test, è stata fornita loro una spiegazione dettagliata delle metodologie e degli obiettivi della ricerca. Successivamente, i partecipanti hanno fornito il loro consenso informato firmando un apposito modulo. Il trattamento dei dati raccolti è avvenuto nel rispetto dei principi del Regolamento Generale sulla Protezione dei Dati (General Data Protection Regulation - GDPR). Sono state testate due atlete professioniste, entrambe con età superiore ai 18 anni:

- Soggetto 1: età 26 anni, altezza 1,83 m
- Soggetto 2: età 23 anni, altezza 1,82 m

A ciascun soggetto è stato chiesto di eseguire salti in posizione frontale rispetto alla fotocamera, indossando la pettorina K-Sport con dispositivo IMU K-AI applicato. In questo modo, sono stati acquisiti simultaneamente i segnali IMU e video. I salti sono stati effettuati a tre distanze differenti dalla fotocamera:

- Distanza vicina: 4 m
- Distanza media: 6 m
- Distanza lontana: 9 m

Le tipologie di salti richieste al soggetto sono:

- 10 salti verticali (squat jump) per ogni distanza: lo squat jump combina un'accosciata (ginocchia piegate e fianchi abbassati) con un salto esplosivo verso l'alto (Figura 2.4);
- 10 salti a muro per ogni distanza: nel salto a muro l'atleta abbassa il peso del corpo e piega le ginocchia a circa 90° per poi saltare verticalmente, estendendo le braccia in avanti-alto [34] (Figura 2.5).

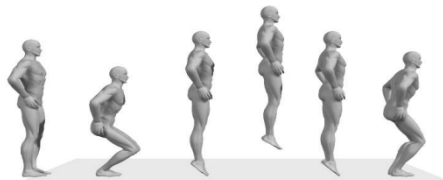


Figura 2.4: Squat jump [35]



Figura 2.5: Salto a muro [36]

In aggiunta, per valutare la variabilità dei risultati in relazione all'ampiezza dei salti, sono stati eseguiti a una distanza di 4 m:

- 10 salti a intensità bassa
- 10 salti a intensità media
- 10 salti a intensità alta

L'intensità del salto è stata determinata dal soggetto, che ha autonomamente selezionato il livello di sforzo percepito come basso, medio o alto.

2.3 Elaborazione dei dati

La seguente è la pipeline di processamento dei dati:

1. Calibrazione della camera
2. Taratura statica
3. Acquisizione dati con atlete
4. Analisi video
5. Analisi IMU
6. Analisi statistica

2.3.1 Calibrazione della camera

La calibrazione della fotocamera, finalizzata a migliorare la precisione delle acquisizioni e delle ricostruzioni spaziali, è stata eseguita attraverso una serie di passaggi:

- Posizionamento della scacchiera di calibrazione a distanze comprese tra 4 e 9,5 m dalla fotocamera, con incrementi successivi di 0,5 m;
- Acquisizioni: vengono effettuati due video per ogni distanza;
- Estrazione dei frame: da ogni video vengono estratti due fotogrammi, rispettivamente il frame 50 e 100 (scelti arbitrariamente e mantenuti costanti per tutti i video), tramite lo sviluppo di un codice Python;
- Rilevazione dei punti della scacchiera: è stato sviluppato un codice in ambiente di programmazione MATLAB® R2024a per rilevare con precisione gli angoli di ciascun quadrato della scacchiera (Figura 2.6);

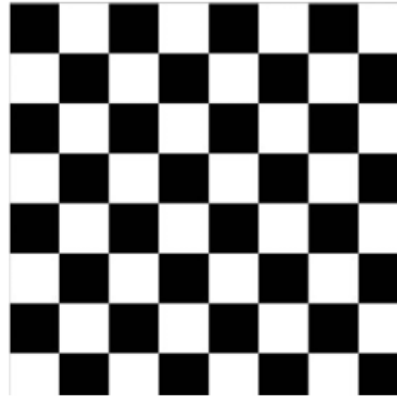


Figura 2.6: Immagine della scacchiera

- Calcolo del fattore di conversione pixel/cm: viene inizialmente misurata con un metro la distanza tra due angoli di un quadrato della scacchiera (circa 0,12 m). Questo valore trovato viene poi confrontato con la distanza in pixel calcolata, tramite codice, come distanza tra due punti dello stesso scacco. In questo modo viene calcolato il fattore di conversione pixel/cm;
- Creazione della retta di calibrazione: tramite lo strumento curvefitter di MATLAB® vengono rappresentati grafici in cui, nell'asse X sono rappresentate le distanze in centimetri, nell'asse Y i fattori di conversione (in pixel/cm). In questo modo si trova la retta che meglio fitta i punti, ottenendo una relazione lineare tra distanza e fattore di conversione.

Per valutare la bontà della curva di taratura sono stati valutati diversi parametri:

- Somma dei quadrati dei residui (Residual Sum of Square - RSS): è la somma dei quadrati dei residui (differenza tra il valore stimato dalla curva e il valore reale). Un RSS basso indica che il modello di taratura si adatta bene ai dati;
- R^2 : noto anche come coefficiente di determinazione, indica quanto bene i dati si adattano a un modello. Un valore di R^2 vicino a 1 indica una buona adattabilità del modello;
- Errore quadratico medio (Root Mean Square Error - RMSE): misura la radice quadrata della media dei quadrati degli scarti. Un RMSE basso indica che il modello è preciso nelle sue previsioni.

In conclusione, le incertezze associate ai parametri della fotocamera, tra cui la qualità della rilevazione dei punti di riferimento (es. tramite Mediapipe), la distanza del soggetto dalla fotocamera, le condizioni di illuminazione e la calibrazione dell'ottica, possono influenzare la precisione complessiva della taratura. Per ridurre tali effetti, è fondamentale ottimizzare i parametri di acquisizione e utilizzare tecniche di correzione

degli errori, come la compensazione della distorsione ottica o l'uso di più frame per la rilevazione dei punti chiave.

2.3.2 Taratura statica

Per la taratura statica sono state svolte acquisizioni su 3 soggetti immobili e in posizione eretta a diverse distanze dalla camera, rispettivamente a 4, 5, 6, 7, 8 e 9 m. Mediante camera e supporto di Mediapipe, una libreria disponibile su Python che utilizza 33 punti di riferimento (landmarks) per il tracciamento preciso della postura umana (Figura 2.7) [37], sono state calcolate le seguenti distanze (Figura 2.8): Sono state calcolate le seguenti distanze (Figura 2.8):

- Tra spalla destra e spalla sinistra (dal punto 1 al punto 2).
- Tra bacino lato destro e bacino lato sinistro (dal punto 3 al punto 4).
- Tra spalla e bacino lato destro (dal punto 1 al punto 3).
- Tra spalla e bacino lato sinistro (dal punto 2 al punto 4).
- Tra spalla e caviglia (dal punto 1 al punto 7).
- Tra bacino e caviglia (dal punto 3 al punto 7).
- Tra il punto medio delle spalle ed il punto medio del bacino (dal punto 5 al punto 6).

Questi valori sono stati confrontati con le misure effettive, ottenute utilizzando un metro, per verificare la precisione delle acquisizioni.

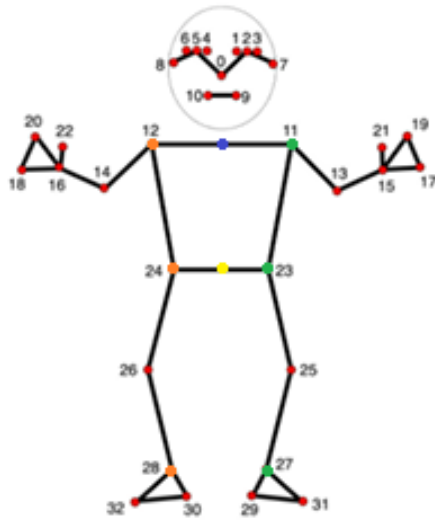


Figura 2.7: Punti individuati da Mediapipe [38]

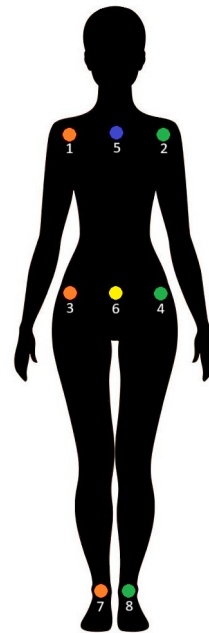


Figura 2.8: Punti di repere presi considerati per la taratura statica

2.3.3 Analisi del video

L'analisi consiste nell'acquisizione video di una serie di salti tramite fotocamera. Utilizzando gli strumenti della libreria Mediapipe di Python, vengono identificati i punti di riferimento del bacino, da cui viene calcolato il punto medio (Figura 3.7). Per garantire una corretta acquisizione, è fondamentale che il soggetto rimanga inizialmente fermo, in modo da stabilire un frame di riferimento da cui estrarre il valore di soglia corrispondente al punto medio del bacino. Grazie alla calibrazione effettuata in precedenza, le coordinate dei punti vengono convertite da pixel a centimetri. Nella Figura 2.9 è rappresentato il segnale acquisito tramite fotocamera: sull'asse X sono riportati i frame, mentre sull'asse Y le coordinate del punto medio del bacino. Da questo segnale, vengono identificati, tramite codice Python, i picchi massimi, dai quali si calcola l'altezza del salto come la differenza tra i picchi individuati e il valore di soglia, corrispondente alla posizione del bacino del soggetto in condizioni di quiete, prima dell'inizio del salto (Figura 2.9).

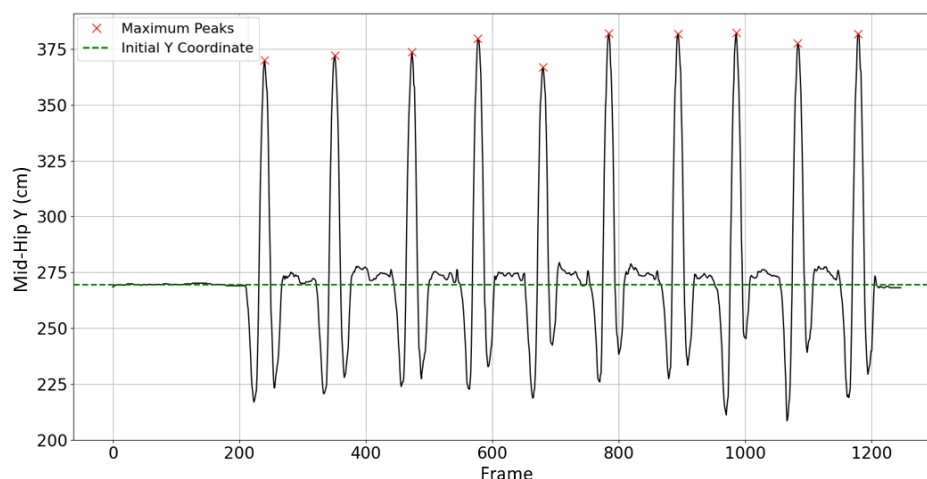


Figura 2.9: Segnale acquisito mediante fotocamera

2.3.4 Analisi dell'Unità di Misura Inerziale

La Figura 2.10 mostra il segnale IMU proveniente dal sensore K-AI utilizzato per acquisire una successione di 10 salti, con una frequenza di campionamento di 238 Hz. Inizialmente, il segnale di accelerazione verticale viene analizzato per identificare i picchi negativi, consentendo di segmentarlo in finestre e analizzare singolarmente ogni salto (Figura 2.11). Prima di procedere con l'analisi, il segnale viene filtrato tramite un filtro passa basso con una frequenza di taglio di 7 Hz per ridurre il rumore mantenendo i componenti essenziali del segnale. Per ciascuna finestra, vengono individuati il minimo assoluto e il minimo locale (che precede il minimo assoluto), e si definisce la soglia a $y=0$, corrispondente all'accelerazione nulla del soggetto, che si verifica durante la fase del salto in cui il soggetto rimane sospeso in aria [25]. I due punti in cui il segnale interseca la soglia all'interno dell'intervallo tra il minimo assoluto e il minimo locale vengono determinati, e la distanza tra le coordinate X di questi due punti rappresenta il tempo di volo. Infine, utilizzando una formula appropriata, si calcola l'altezza del salto in funzione del tempo di volo [39] (Equazione 2.1).

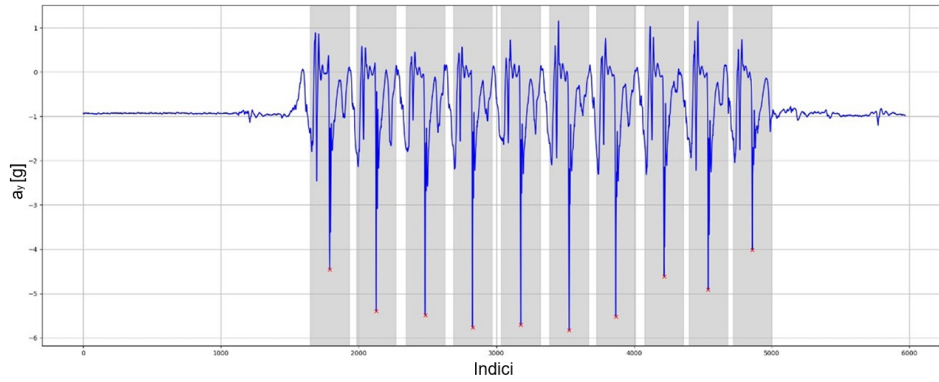


Figura 2.10: Segnale IMU

$$h = \frac{gt_{\text{volo}}^2}{8} \quad (2.1)$$

Le variabili dell'equazione sono:

- h : altezza del salto (m);
- g : accelerazione di gravità, pari a $9,81 \text{ m/s}^2$;
- t_{volo} : tempo di volo (s).

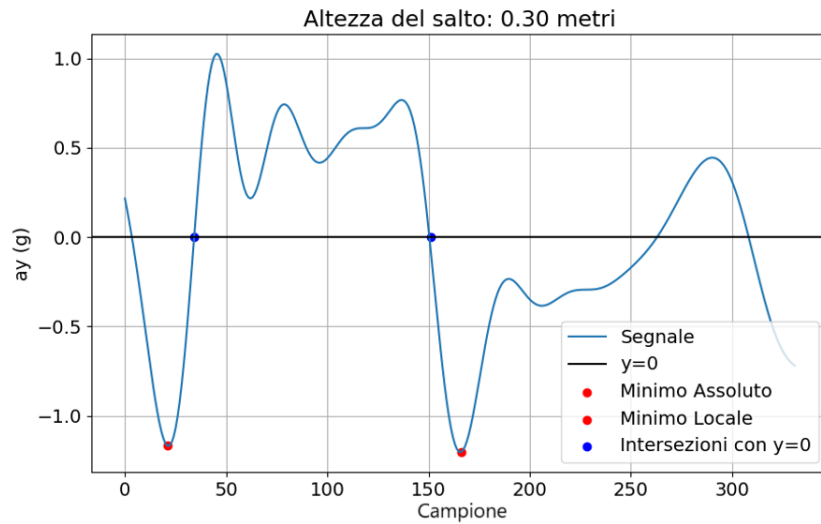


Figura 2.11: Segnale IMU di un singolo salto

2.3.5 Analisi statistica

Nell'analisi dei residui, sono stati confrontati i risultati ottenuti dal dispositivo di test (IMU K-AI, K-Sport, Fano, Italia) con quelli del dispositivo di riferimento (Nikon D7200, Nikon Corporation, Tokyo, Giappone). Questo confronto ha permesso di esaminare le differenze di misura e, di conseguenza, di valutare l'incertezza associata

alle misurazioni. Per l'analisi dei dati, sono stati utilizzati strumenti statistici come la distribuzione dei residui, il grafico di Bland-Altman e le analisi di correlazione [40]. Le differenze di misurazione che si trovano al di fuori dell'intervallo di confidenza del 95% (con fattore di copertura $K=2$) sono state considerate come outlier.

Distribuzione dei residui

Per l'analisi dei residui, è stato utilizzato l'istogramma, un grafico che permette di visualizzare la distribuzione dei dati numerici in un campione, evidenziando la probabilità che i valori raccolti si trovino all'interno di determinati intervalli. Spesso, l'istogramma può essere approssimato da una curva gaussiana, che dipende da due parametri principali: la media e la deviazione standard.

- Media del campione: determina il centro della curva (dove si concentra la maggior parte dei dati);
- Deviazione standard: determina la larghezza della curva e quindi la distribuzione dei dati intorno alla media.

Grafico di Bland-Altman

Il grafico di Bland-Altman [41] è uno strumento utilizzato per confrontare due metodi di misurazione (uno di test e uno di riferimento). Esso rappresenta la differenza tra le misurazioni sull'asse Y e la loro media sull'asse X [42]. Se le differenze tra i metodi sono prossime a zero e non evidenziano un trend lungo l'asse della media, i metodi sono considerati concordi. Tuttavia, se le differenze sono elevate o mostrano un pattern sistematico, ciò suggerisce che i metodi potrebbero non essere concordi.

Analisi di correlazione

L'analisi di correlazione è una tecnica statistica che consente di valutare la relazione tra due variabili quantitative. Per misurare questa relazione si utilizza il coefficiente di correlazione di Pearson, che assume valori nell'intervallo compreso tra -1 e +1. Un valore di Pearson pari a 0 indica una correlazione nulla tra le variabili, mentre valori prossimi a -1 o +1 indicano una forte correlazione negativa o positiva, rispettivamente. La forza della correlazione dipende dal valore specifico del coefficiente.

2.3.6 Incertezza combinata

In conclusione, viene calcolata l'incertezza combinata (Equazione 2.2), che risulta dalla somma dell'incertezza associata ai parametri della fotocamera (come l'individuazione dei punti di riferimento tramite Mediapipe, la distanza del soggetto dalla fotocamera, l'illuminazione e la calibrazione) e quella derivante dal confronto tra il sensore K-AI e la fotocamera.

$$\sigma_{\text{combinata}} = \sqrt{(\sigma_{\text{camera}})^2 + (\sigma_{K-AI})^2} \quad (2.2)$$

Capitolo 3

Risultati

In questo capitolo vengono mostrati i risultati dello studio eseguito.

3.1 Curva di calibrazione

La Figura 3.1 mostra la curva ottenuta con la calibrazione della camera, dove l'asse X rappresenta la distanza del soggetto dalla camera e l'asse Y il fattore di conversione.

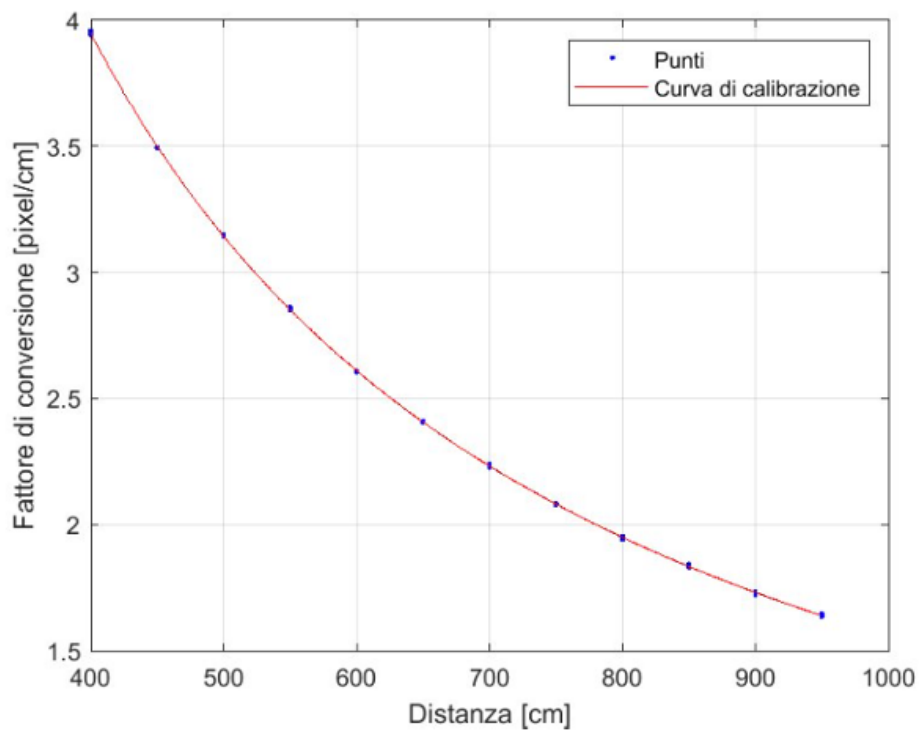


Figura 3.1: Curva di taratura

Curva di calibrazione: L'Equazione 3.1, i cui parametri sono a , b e c , rappresenta la funzione di calibrazione:

$$f(x) = ax^b + c \quad (3.1)$$

Capitolo 3 Risultati

- $a=2019,1$
- $b=-1,0460$
- $c=0,0882$

Bontà della curva Sono stati calcolati in seguito alcuni parametri per valutare la bontà della curva di calibrazione:

- RSS: $0,001 \text{ (pixel/cm)}^2$
- R^2 : $0,99$
- RMSE: $0,005 \text{ pixel/cm}$

I risultati mostrano una buona adattabilità della curva ai dati (RSS tendente a 0 (0,001), R^2 circa 1 (0,99)), mentre il valore di $\text{RMSE} = 0,005$ indica che il modello è preciso nelle sue previsioni.

3.2 Prove statiche

Dalla prova statica effettuata sui tre soggetti a diverse distanze, sono stati calcolati la media degli scarti (μ) e la deviazione standard degli scarti (σ), tra le misure ottenute sperimentalmente e quelle reali (Tabella 3.1). I valori di media e deviazione standard ottenuti alle distanze di 8 m e 9 m si riferiscono esclusivamente ai due soggetti coinvolti nella prova.

Tabella 3.1: Media e deviazione standard degli scarti di misura a diverse distanze dalla camera in metri

	Distanze dalla camera	4 m	5 m	6 m	7 m	8 m	9 m
Scarti di misura	Media	0,0046m	0,0029m	0,0036m	0,0058m	0,0068m	0,0063m
	Deviazione Standard	0,0150m	0,0108m	0,0180m	0,0140m	0,0355m	0,0345m

Si osserva che a 5 m si ottengono risultati ottimali per le acquisizioni, mentre oltre gli 8 m la deviazione standard tende ad aumentare. La Figura 3.2 mostra l'istogramma relativo alla prova statica, con una media della distribuzione degli errori di 0,0047 m e una deviazione standard di 0,0108 m.

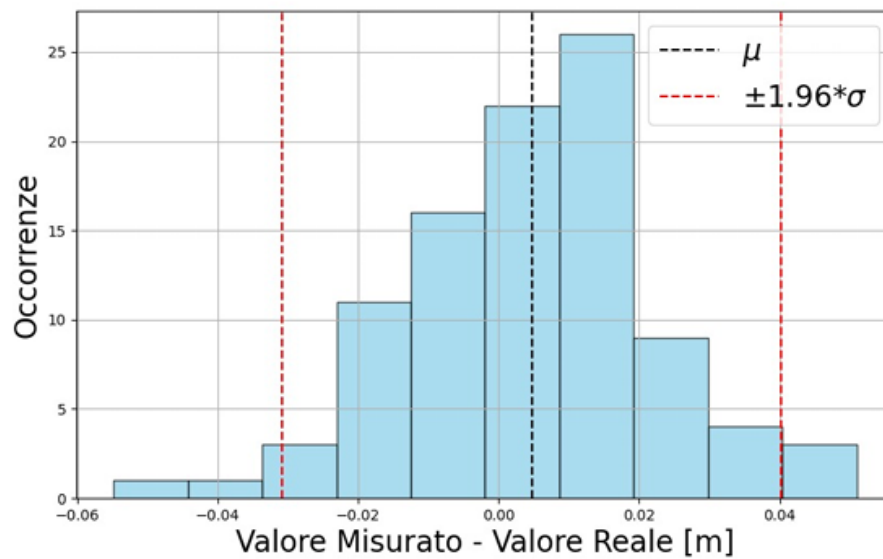


Figura 3.2: Distribuzione degli scarti – prova statica.
(μ rappresenta la media dei residui, σ la loro deviazione standard)

Nel grafico di Bland-Altman (Figura 3.3) l'intervallo di confidenza al 95% è indicato con due linee orizzontali, che si trovano rispettivamente a -0,03 m e 0,04 m.

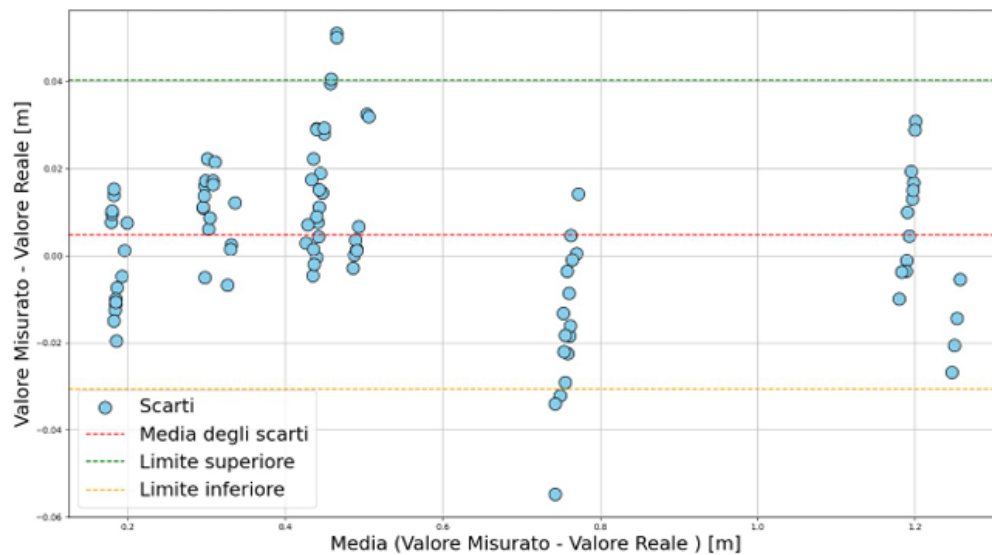


Figura 3.3: Grafico di Bland-Altman, prova statica

Il coefficiente di Pearson del grafico di correlazione (Figura 3.4) vale 0,99. Di conseguenza indica una forte correlazione lineare positiva tra le due variabili.

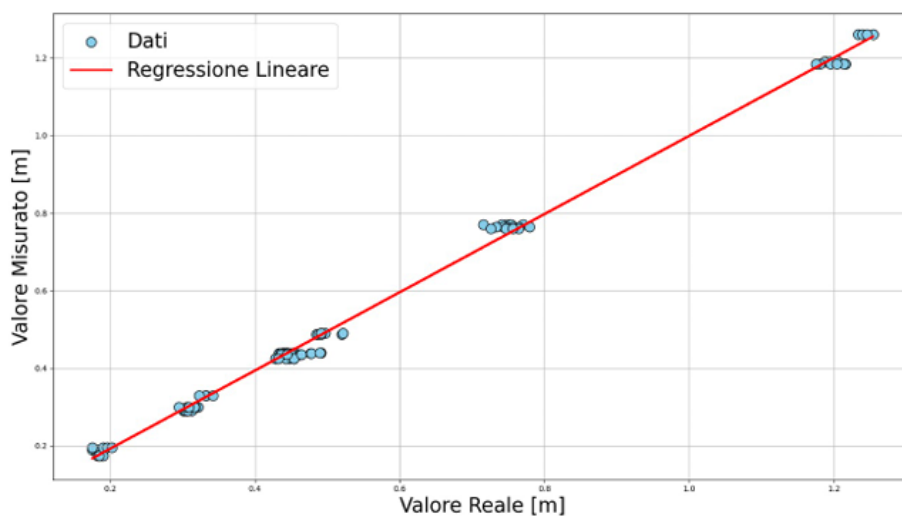


Figura 3.4: Grafico di correlazione, prova statica

3.3 Prove dinamiche

La Figura 3.5 mostra la distribuzione degli scarti della prova dinamica, con una media di -0,12 m e una deviazione standard di 0,04 m. Nel grafico di Bland-Altman (Figura 3.6) l'intervallo di confidenza al 95% è compreso tra -0,19 e -0,04 m, mentre il coefficiente di correlazione di Pearson (Figura 3.7) vale 0,91.

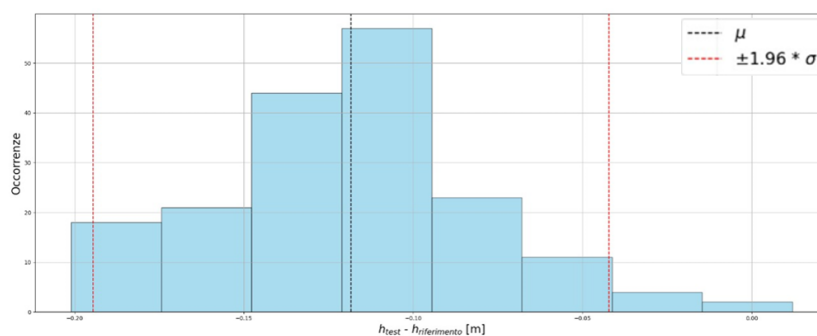


Figura 3.5: Distribuzione degli scarti – prova dinamica.
(μ rappresenta la media dei residui, σ la loro deviazione standard)

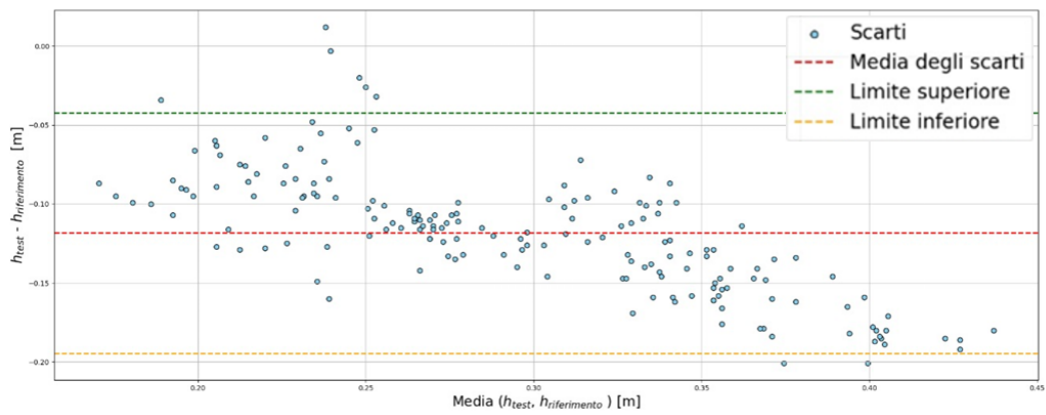


Figura 3.6: Grafico di Bland-Altman, prova dinamica

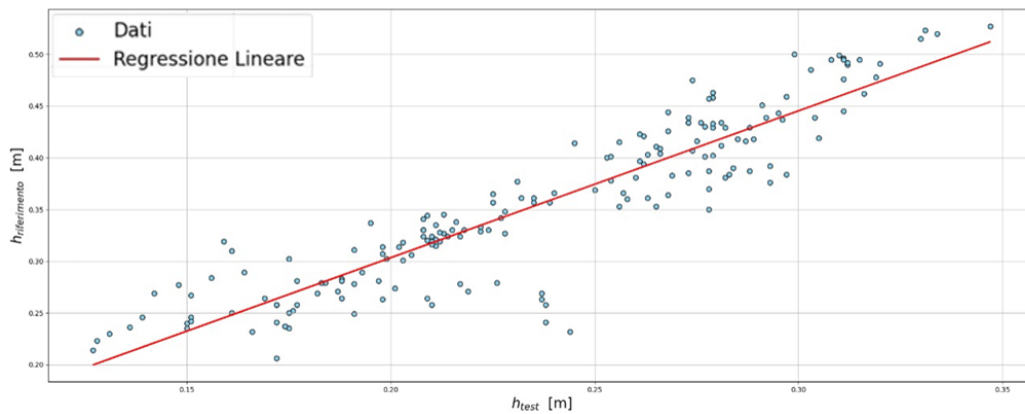


Figura 3.7: Grafico di correlazione, prova dinamica

Ai fini di un'analisi più accurata è stata valutata la differenza tra le due atlete, come mostrato nel grafico di Bland-Altman (Figura 3.8)

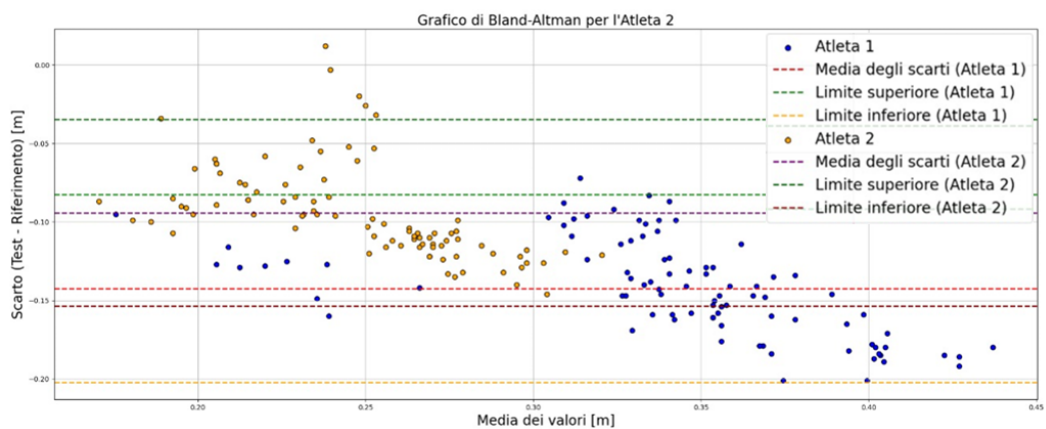


Figura 3.8: Grafico di Bland-Altman diviso per singola atleta

3.4 Incertezza combinata

L'incertezza combinata viene calcolata sommando due contributi: uno associato ai parametri della fotocamera e l'altro derivante dal confronto tra i dati del sensore K-AI e quelli rilevati dalla fotocamera (Equazione 3.2).

$$\sigma_{\text{combinata}} = \sqrt{(\sigma_{\text{camera}})^2 + (\sigma_{\text{K-AI}})^2} = \sqrt{(0.02)^2 + (0.04)^2} = 0.04 \text{ m} \quad (3.2)$$

Discussione e conclusioni

L'obiettivo di questa tesi è stato valutare le prestazioni del dispositivo di test K-AI (K-Sport, Fano, Italia), confrontando i risultati del calcolo dell'altezza del salto, derivati dai dati IMU, con il sistema di riferimento o gold standard, rappresentato dalla fotocamera Nikon D7200 (Nikon Corporation, Tokyo, Giappone). I risultati indicano che la curva di taratura si adatta efficacemente ai dati, fornendo previsioni accurate, come evidenziato dai parametri di bontà della curva. Dall'analisi delle prove statiche, si osserva che la distanza ottimale tra l'atleta e la fotocamera per le acquisizioni è di 5 m, con un residuo medio di 0,0029 m e una deviazione standard di $\pm 0,0108$ m, valori che segnalano una buona accuratezza e precisione di misura. Tuttavia, a distanze superiori (8-9 m), si registra un incremento della deviazione standard, suggerendo una riduzione della precisione all'aumentare della distanza dalla fotocamera. Nelle prove dinamiche, gli scarti medi sono stati di -0,12 m con una deviazione standard di -0,04 m. Il grafico di Bland-Altman evidenzia un intervallo di confidenza al 95% compreso tra -0,19 m e -0,04 m, con un errore sistematico medio pari a -0,12 m. Questi risultati confermano una buona accuratezza della misura, ma mostrano anche una tendenza del dispositivo IMU K-AI, durante la taratura statica, a sottostimare il valore di riferimento fornito dal sistema gold standard. Questa tendenza lineare indica che la sottostima dell'altezza del salto segue un andamento prevedibile. Poiché la relazione tra lo scarto e la lettura risulta ben definita, è possibile sviluppare un modello di calibrazione per correggere tale deviazione. A tal fine, la retta interpolante può essere utilizzata per compensare l'errore sistematico. Un'analisi più dettagliata del grafico di Bland-Altman, suddiviso per le due atlete testate, mostra che la media degli scarti per la prima atleta, caratterizzata da salti di maggiore altezza, è più ampia (circa -0,14 m) rispetto alla seconda atleta (circa -0,10 m), i cui salti risultano meno intensi. Infine, il coefficiente di correlazione di Pearson, pari a 0,91, indica una forte correlazione lineare positiva tra il test e il dispositivo di riferimento, confermando la coerenza dei dati acquisiti. In conclusione, le variabili che influenzano l'incertezza totale sono molteplici:

- Colore degli indumenti: l'utilizzo di abiti scuri nelle atlete riduce l'accuratezza nel rilevamento dei punti di repere tramite Mediapipe (Figura 3.9);



Figura 3.9: Punti di repere del soggetto acquisito

- Formula per il calcolo dell'altezza del salto tramite IMU: in letteratura sono presenti studi che osservano una sottostima dei valori delle altezze del salto misurate tramite IMU e calcolate in funzione del tempo di volo rispetto ai valori reali;
- Altezza della camera: essa deve essere impostata perpendicolarmente al punto medio tra spalle e bacino per migliorare la precisione;
- Sensibilità della camera: si consiglia di aumentarne la sensibilità per migliorare le acquisizioni nei futuri studi.

Bibliografia

- [1] Junzhe Ma. Analysis the M&A in Wearable Market: Evidence from Google purchase Fitbit. *Highlights in Business, Economics and Management*, 40:1203–1208, September 2024.
- [2] Mattia Campedelli. Dispositivi indossabili per il monitoraggio neonatale: una scoping review. October 2024. Accepted: 2024-09-26T12:43:04Z.
- [3] Shwetambara Kekade, Chung-Ho Hsieh, Md. Mohaimenul Islam, Suleman Atique, Abdulwahed Mohammed Khalfan, Yu-Chuan Li, and Shabbir Syed Abdul. The usefulness and actual use of wearable devices among the elderly population. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 153:137–159, January 2018.
- [4] Panni Luna, Cosoli Gloria, Arnesano Marco, and Scalise Lorenzo. Metrological characterization of a jump height measurement procedure based on inertial sensors. *Dept. of Industrial Engineering and Mathematical Sciences Università Politecnica delle Marche Ancona, Italy*, 2025. Ultimo accesso: 26 gennaio 2025.
- [5] Diego Hernán Villarejo-García, Adrián Moreno-Villanueva, Alejandro Soler-López, Pedro Reche-Soto, and José Pino-Ortega. Use, Validity and Reliability of Inertial Movement Units in Volleyball: Systematic Review of the Scientific Literature. *Sensors*, 23(8):3960, January 2023. Number: 8 Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- [6] Mostafa Haghi, Kerstin Thurow, and Regina Stoll. Wearable Devices in Medical Internet of Things: Scientific Research and Commercially Available Devices. *Healthc Inform Res*, 23(1):4–15, January 2017. Publisher: Korean Society of Medical Informatics.
- [7] Ilham Arun Faisal, Tito Waluyo Purboyo, and Anton Siswo Raharjo Ansori. A Review of Accelerometer Sensor and Gyroscope Sensor in IMU Sensors on Motion Capture. *J. Eng. Appl. Sci.*, 15(3):826–829, November 2019.
- [8] Gerasimos G. Samatas and Theodore P. Pachidis. Inertial Measurement Units (IMUs) in Mobile Robots over the Last Five Years: A Review. *Designs*, 6(1):17, February 2022. Number: 1 Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

Bibliografia

- [9] Ling Chen and Huosheng Hu. IMU/GPS based pedestrian localization. In *2012 4th Computer Science and Electronic Engineering Conference (CEECE)*, pages 23–28, September 2012.
- [10] Kyeonghye Guk, Gaon Han, Jaewoo Lim, Keunwon Jeong, Taejoon Kang, Eun-Kyung Lim, and Juyeon Jung. Evolution of Wearable Devices with Real-Time Disease Monitoring for Personalized Healthcare. *Nanomaterials*, 9(6):813, June 2019. Number: 6 Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- [11] S. Miyazaki. Long-term unrestrained measurement of stride length and walking velocity utilizing a piezoelectric gyroscope. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 44(8):753–759, August 1997. Conference Name: IEEE Transactions on Biomedical Engineering.
- [12] Ruth E. Mayagoitia, Anand V. Nene, and Peter H. Veltink. Accelerometer and rate gyroscope measurement of kinematics: an inexpensive alternative to optical motion analysis systems. *Journal of Biomechanics*, 35(4):537–542, April 2002.
- [13] Ryo Takeda, Shigeru Tadano, Masahiro Todoh, Manabu Morikawa, Minoru Nakayasu, and Satoshi Yoshinari. Gait analysis using gravitational acceleration measured by wearable sensors. *Journal of Biomechanics*, 42(3):223–233, February 2009.
- [14] Alexandros Pantelopoulos and Nikolaos G. Bourbakis. A Survey on Wearable Sensor-Based Systems for Health Monitoring and Prognosis. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews)*, 40(1):1–12, January 2010. Conference Name: IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews).
- [15] Marie Chan, Daniel Estève, Jean-Yves Fourniols, Christophe Escriba, and Eric Campo. Smart wearable systems: Current status and future challenges. *Artificial Intelligence in Medicine*, 56(3):137–156, November 2012.
- [16] Shyamal Patel, Hyung Park, Paolo Bonato, Leighton Chan, and Mary Rodgers. A review of wearable sensors and systems with application in rehabilitation. *J NeuroEngineering Rehabil*, 9(1):21, April 2012.
- [17] Elena Escobar-Linero, Manuel Domínguez-Morales, and José Luis Sevillano. Worker’s physical fatigue classification using neural networks. *Expert Systems with Applications*, 198:116784, July 2022.
- [18] Francisco Luna-Perejón, Manuel Domínguez-Morales, Daniel Gutiérrez-Galán, and Antón Civit-Balcells. Low-Power Embedded System for Gait Classification Using Neural Networks. *Journal of Low Power Electronics and Applications*, 10(2):14, June 2020. Number: 2 Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

- [19] Marvin M. Goldenberg. Multiple Sclerosis Review. *P T*, 37(3):175–184, March 2012.
- [20] Chronic Fatigue Syndrome - an overview | ScienceDirect Topics.
- [21] Fibromyalgia - an overview | ScienceDirect Topics.
- [22] Myasthenia gravis - an overview | ScienceDirect Topics.
- [23] Chronic Obstructive Pulmonary Disease - an overview | ScienceDirect Topics.
- [24] Bethan Lang, Dennis Wray, John Newsom-Davis, Angela Vincent, and Nicholas Murray. AUTOIMMUNE AETIOLOGY FOR MYASTHENIC (EATON-LAMBERT) SYNDROME. *The Lancet*, 318(8240):224–226, August 1981.
- [25] Juan A. Moreno-Pérez, Isidoro Ruiz-García, Ismael Navarro-Marchal, Nuria López-Ruiz, Pablo J. Gómez-López, Alberto J. Palma, and Miguel A. Carvajal. System Based on an Inertial Measurement Unit for Accurate Flight Time Determination in Vertical Jumps. *Sensors*, 23(13):6022, January 2023. Number: 13 Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- [26] Jonathan Ache Dias, Juliano Dal Pupo, Diogo C. Reis, Lucas Borges, Saray G. Santos, Antônio RP Moro, and Noé G. Jr Borges. Validity of Two Methods for Estimation of Vertical Jump Height. *The Journal of Strength & Conditioning Research*, 25(7):2034, July 2011.
- [27] Bernardo Requena, Inmaculada García, Francisco Requena, Eduardo Saez-Saez de Villarreal, and Mati Pääsuke. Reliability and Validity of a Wireless Microelectromechanicals Based System (Keimove™) for Measuring Vertical Jumping Performance. *J Sports Sci Med*, 11(1):115–122, March 2012.
- [28] Juan García-López, Juan C. Morante, Ana Ogueta-Alday, and Jose A. Rodríguez-Marroyo. The Type Of Mat (Contact vs. Photocell) Affects Vertical Jump Height Estimated From Flight Time. *The Journal of Strength & Conditioning Research*, 27(4):1162, April 2013.
- [29] F. Martínez-Martí, J. L. González-Montesinos, D. P. Morales, J. R. F. Santos, J. Castro-Piñero, M. A. Carvajal, and A. J. Palma. Validation of Instrumented Insoles for Measuring Height in Vertical Jump. *International Journal of Sports Medicine*, 37:374–381, February 2016. Publisher: © Georg Thieme Verlag KG.
- [30] Ryan Chambers, Tim J. Gabbett, Michael H. Cole, and Adam Beard. The Use of Wearable Microsensors to Quantify Sport-Specific Movements. *Sports Med*, 45(7):1065–1081, July 2015.

Bibliografia

- [31] Adrian Waegli and Jan Skaloud. Optimization of two GPS/MEMS-IMU integration strategies with application to sports. *GPS Solut*, 13(4):315–326, September 2009.
- [32] Stefano Di Paolo, Nicola Francesco Lopomo, Francesco Della Villa, Gabriele Paolini, Giulio Figari, Laura Bragonzoni, Alberto Grassi, and Stefano Zaffagnini. Rehabilitation and Return to Sport Assessment after Anterior Cruciate Ligament Injury: Quantifying Joint Kinematics during Complex High-Speed Tasks through Wearable Sensors. *Sensors*, 21(7):2331, January 2021. Number: 7 Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- [33] World Medical Association. Dichiarazione di Helsinki della World Medical Association. *Evidence*, (10), October 2013.
- [34] Lobietti Roberto. Il muro nella pallavolo: modello biomeccanico ed esercizi speciali. *Alma mater studiorum, Università di Bologna*.
- [35] Ahmet Alptekin, Serdar Aritan, and Erbil Harbili. Investigation of joint reaction forces and moments during the countermovement and squat jump. 2017.
- [36] Tal Amasay. The Journal of Strength & Conditioning Research.
- [37] Lin Yiqiao, Jiao Xueyan, and Zhao Lei. Detection of 3D Human Posture Based on Improved Mediapipe.
- [38] mediapipe: MediaPipe is the simplest way for researchers and developers to build world-class ML solutions and applications for mobile, edge, cloud and the web.
- [39] Daichi Yamashita, Munenori Murata, and Yuki Inaba. Effect of Landing Posture on Jump Height Calculated from Flight Time. *Applied Sciences*, 10(3):776, January 2020. Number: 3 Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute.
- [40] G. Cosoli, L. Antognoli, and L. Scalise. Methods for the metrological characterization of wearable devices for the measurement of physiological signals: state of the art and future challenges. *MethodsX*, 10:102038, January 2023.
- [41] Francesco Franco and Anteo Di Napoli. Valutazione Della Concordeza Tra Misurazioni di Caratteri di Tipo Quantitativo: Il Metodo di Bland-Altman. *Giornale di Clinica Nefrologica e Dialisi*, 29(1):59–61, February 2017. Number: 1.
- [42] Parampreet Kaur and Jill C. Stoltzfus. Bland–Altman plot: A brief overview. *International Journal of Academic Medicine*, 3(1):110, June 2017.

Ringraziamenti

Questa tesi rappresenta la conclusione di un percorso impegnativo ma splendido, reso possibile grazie al supporto e alla vicinanza di molte persone che hanno contribuito alla mia crescita personale e accademica. Desidero ringraziare il Prof. Lorenzo Scalise per avermi offerto l'opportunità di svolgere il tirocinio in questo progetto, permettendomi di approfondire le mie conoscenze e arricchire la mia formazione. Un ringraziamento speciale va anche alla Prof.ssa Gloria Cosoli per il supporto e i preziosi suggerimenti che hanno arricchito il mio lavoro. Infine, un grazie di cuore alla dottoranda Luna Panni per la sua infinita dolcezza e pazienza, per il costante sostegno e per essere stata un punto di riferimento prezioso, sempre disponibile a chiarire ogni dubbio e ad affrontare con comprensione anche i miei piccoli disastri.

Ancona, Febbraio 2025

Maria Vittoria Pisano