
ALMA MATER STUDIORUM - UNIVERSITÀ DI BOLOGNA
CAMPUS DI CESENA

DIPARTIMENTO DI
INGEGNERIA DELL'ENERGIA ELETTRICA E
DELL'INFORMAZIONE *"GUGLIELMO MARCONI"*

CORSO DI LAUREA IN INGEGNERIA BIOMEDICA

STIMA DI FREQUENZA DI BRACCIATA E FLUIDITÀ DEL
MOVIMENTO TRAMITE SENSORI INERZIALI INDOSSABILI NEL
NUOTO

Elaborato in
Laboratorio di biomeccanica del movimento

Relatore
Prof.ssa Silvia Fantozzi

Presentata da
Camilla Salgò

Correlatore
Prof. Vittorio Coloretti

Anno Accademico 2025/26

Sommario

Introduzione.....	4
Capitolo 1: Conoscenze di base.....	6
Biomeccanica del nuoto: descrizione degli stili	6
Stile libero.....	6
Dorso	7
Rana.....	7
Delfino	8
Descrizione di uno strumento: i sensori inerziali indossabili.....	9
Principio di funzionamento	9
Calibrazione	10
Errori.....	11
Capitolo 2: Revisione della letteratura.....	14
Stima della frequenza di bracciata negli stili del nuoto.....	14
Stima del <i>jerk cost</i>	19
Capitolo 3: Materiali e Metodi	25
Metodo proposto.....	25
Partecipanti.....	26
Setup di acquisizione	26
Strumenti.....	26
Compiti motori	27
Analisi dati	27
Stima della frequenza di bracciata	28
Stima della frequenza di bracciata dai video	28
Stima della frequenza di bracciata dall'accelerometro della pelvi	29
Stima della frequenza di bracciata dal giroscopio della pelvi	30
Stima della frequenza di bracciata dal sensore sul polso	32
Stima della frequenza di bracciata dal sensore sulla testa nella rana	33
Stima del <i>jerk cost</i>	34
Analisi statistica.....	34
Capitolo 4: Risultati	37
Capitolo 5: Discussioni	45
Conclusioni	50
Bibliografia	52

A Chico

Introduzione

La valutazione quantitativa della tecnica nel nuoto permette di affiancare all'osservazione dell'allenatore misure oggettive relative alle caratteristiche del movimento. La video-analisi costituisce un importante metodo di riferimento per l'identificazione degli eventi del ciclo di nuotata, ma, nella maggior parte dei casi, una successiva elaborazione manuale dei filmati risulta difficile da applicare in modo continuativo durante le normali sessioni di allenamento. In questo contesto, i sensori inerziali indossabili rappresentano una possibile soluzione complementare, poiché consentono di acquisire direttamente segnali relativi al movimento del nuotatore in ambiente acquatico (Magalhaes et al., 2015; Mooney et al., 2016).

Tra i parametri utilizzati per l'analisi tecnica rientra la frequenza di bracciata, che descrive la successione temporale dei cicli di nuotata. La sua stima mediante sensori inerziali richiede l'identificazione di eventi ricorrenti all'interno dei segnali acquisiti. Le caratteristiche di tali eventi dipendono da diversi fattori quali lo stile eseguito dal nuotatore, il sito di posizionamento del sensore e la grandezza misurata. La letteratura propone numerosi algoritmi e configurazioni sperimentali, ma l'eterogeneità delle procedure adottate rende difficile confrontare direttamente le prestazioni dei diversi metodi rispetto a un medesimo riferimento video.

Un ulteriore parametro considerato nel presente lavoro è il *jerk cost*, utilizzato come indicatore della *smoothness* del movimento. Nel nuoto, questo parametro è stato studiato prevalentemente nello stile libero e mediante accelerometri collocati sulla parte superiore del dorso, in posizione mediana tra gli angoli inferiori delle scapole, o sul sacro. Risulta invece meno documentata la sua applicazione agli altri stili e l'influenza esercitata dalla procedura impiegata per identificare temporalmente i singoli cicli.

Il presente lavoro di tesi ha come primo obiettivo lo sviluppo e la valutazione di differenti procedure basate su misure inerziali per la stima ciclo per ciclo della frequenza di bracciata. Le stime ottenute sono state confrontate con quelle ricavate dalla

video-analisi, utilizzata come metodo di riferimento. Le procedure considerate comprendono un metodo basato sull'accelerometro della pelvi per stile libero, dorso e delfino; un metodo basato sul giroscopio della pelvi per i quattro stili; un metodo basato sul sensore posizionato sul polso per stile libero, dorso e delfino; e un metodo basato sul sensore posizionato sulla testa per la rana. Il confronto è stato condotto separatamente per ciascuno stile e per ciascun metodo, con lo scopo di quantificarne l'accordo e l'errore rispetto alla video-analisi.

Il secondo obiettivo riguarda il calcolo ciclo per ciclo del *jerk cost* a partire dai segnali accelerometrici acquisiti sulla pelvi. È stata considerata l'influenza della segmentazione del ciclo, utilizzando eventi identificati dal segnale accelerometrico oppure dal segnale giroscopico della pelvi negli stili per i quali entrambe le procedure erano disponibili. In entrambi i casi, il *jerk cost* è stato calcolato dagli stessi segnali accelerometrici; a variare sono stati esclusivamente gli estremi temporali impiegati per delimitare i cicli.

Considerata la numerosità limitata del campione, il lavoro assume carattere preliminare e mira principalmente a verificare l'applicabilità delle procedure sviluppate e a individuare eventuali differenze tra i metodi, ponendo le basi per successive valutazioni su un numero maggiore di partecipanti.

La tesi è articolata in cinque capitoli. Il primo presenta le conoscenze di base relative alla biomeccanica dei quattro stili e ai sensori inerziali. Il secondo esamina la letteratura riguardante la stima della frequenza di bracciata e l'impiego del *jerk cost* nel nuoto. Il terzo descrive il protocollo sperimentale, gli strumenti e le procedure di elaborazione e l'analisi statistica. Nel quarto sono riportati i risultati, successivamente interpretati e confrontati con la letteratura nel quinto capitolo. Le conclusioni sintetizzano infine i principali risultati, i limiti e le prospettive di sviluppo del lavoro.

Capitolo 1: Conoscenze di base

Biomeccanica del nuoto: descrizione degli stili

Il nuoto competitivo comprende quattro stili principali: delfino, dorso, rana e stile libero, indicato nella letteratura internazionale anche come *front crawl*. Dal punto di vista biomeccanico, il nuoto è caratterizzato da una sequenza coordinata e ripetuta di azioni del tronco e degli arti, con fasi specifiche per quanto riguarda l'azione delle braccia in ciascuno stile (Mooney et al., 2016). L'identificazione delle fasi del ciclo di bracciata permette di riconoscere gli eventi principali del movimento e di distinguere, quando previsto dal modello di analisi, le fasi propulsive da quelle non propulsive (Seifert e Carmigniani, 2023).

I quattro stili presentano una struttura ciclica comune, ma differiscono per posizione del corpo, presenza o assenza di rotazione longitudinale, alternanza o simultaneità delle azioni degli arti e successione delle fasi della bracciata (Mooney et al., 2016; Seifert e Carmigniani, 2023). Quando si analizzano i cicli di bracciata è necessario considerare separatamente ciascuno stile perché gli eventi utilizzati per identificare l'inizio del ciclo non coincidono tra stile libero, dorso, rana e delfino (Slopecki et al., 2024).

Stile libero

Nello stile libero, o *front crawl*, il ciclo della bracciata può essere suddiviso in ingresso e presa della mano in acqua, trazione, spinta e recupero; tra queste fasi, trazione e spinta sono generalmente considerate le principali azioni propulsive dell'arto superiore (Seifert e Carmigniani, 2023). Durante il *front crawl*, inoltre, il corpo ruota lungo l'asse longitudinale, aspetto che contribuisce a distinguere questo stile da rana e delfino, definiti invece *short-axis strokes* (Mooney et al., 2016).

Ai fini dell'identificazione del ciclo di bracciata, nell'analisi video utilizzata da Slopecki et al. l'inizio del ciclo nello stile libero è stato definito come l'inizio della

rotazione del tronco nel momento in cui la fase di recupero del braccio sta terminando (Slopecki et al., 2024).

Dorso

Il dorso si distingue dagli altri stili perché viene eseguito in posizione supina, mentre stile libero, rana e delfino sono eseguiti in posizione prona (Mooney et al., 2016). In questo stile, come nel *front crawl*, le fasi di trazione e spinta sono considerate le principali azioni propulsive dell'arto superiore. Rispetto allo stile libero, però, la fase di spinta termina con la mano circa 30 cm sotto il livello dell'acqua; per questo motivo viene descritta anche una fase di uscita della mano dall'acqua, o *clearing phase*, prima del recupero aereo (Seifert e Carmigniani, 2023).

Ai fini dell'identificazione del ciclo di bracciata, nell'analisi video utilizzata da Slopecki et al. l'inizio del ciclo a dorso è stato definito come l'inizio della fase di trazione del braccio dopo la conclusione della fase di presa (Slopecki et al., 2024).

Rana

La rana presenta una struttura del ciclo diversa dagli stili alternati, perché la descrizione della tecnica richiede di considerare la coordinazione tra arti superiori e arti inferiori (Seifert e Carmigniani, 2023). Il movimento di braccia e gambe può essere suddiviso in scivolamento, *outsweep*, *insweep* e recupero. In questo contesto, l'*outsweep*, indicato anche come movimento di *sculling-out*, corrisponde alla fase iniziale in cui le braccia si muovono verso l'esterno prima della trazione, mentre l'*insweep* indica la successiva fase di movimento verso l'interno (Seifert e Carmigniani, 2023; Slopecki et al., 2024). La fase di scivolamento è rilevante nella descrizione della coordinazione perché rappresenta l'intervallo in cui il corpo si trova esteso prima delle successive azioni del ciclo. Per descrivere la coordinazione braccia-gambe nella rana, Seifert e Carmigniani riportano inoltre l'uso di intervalli temporali tra le azioni propulsive e le fasi di recupero degli arti, espressi in percentuale della durata del ciclo (Seifert e Carmigniani, 2023).

Nell'analisi video utilizzata da Slopecki et al., l'inizio del ciclo di bracciata nella rana è stato definito come l'inizio della fase di trazione delle braccia dopo la conclusione del movimento di *sculling-out* (Slopecki et al., 2024).

Delfino

Nel delfino, o *butterfly*, il ciclo della bracciata può essere suddiviso in ingresso e presa, trazione, spinta e recupero. L'azione degli arti inferiori viene invece descritta attraverso una fase discendente e una fase ascendente della gambata. Negli studi riportati da Seifert e Carmigniani, i nuotatori eseguono due gambate per ogni ciclo di bracciata (Seifert e Carmigniani, 2023).

Il delfino è associato a un movimento ondulatorio del corpo (*body wave*), nel quale possono essere considerate le oscillazioni di spalle, anche, ginocchia e caviglie. La *body wave* può contribuire alla propulsione se si propaga lungo il corpo a una velocità maggiore rispetto alla velocità di avanzamento del nuotatore (Seifert e Carmigniani, 2023).

Ai fini dell'identificazione del ciclo di bracciata, nell'analisi video utilizzata da Slopecki et al. l'inizio del ciclo nel delfino è stato definito come l'inizio della fase di trazione delle braccia dopo la conclusione della fase di presa (Slopecki et al., 2024).

Descrizione di uno strumento: i sensori inerziali indossabili

Principio di funzionamento

Le unità di misura inerziale, o IMU, sono dispositivi miniaturizzati basati su tecnologia MEMS utilizzati per misurare grandezze legate al movimento del corpo o del segmento corporeo su cui vengono fissati (Ru et al., 2022; Harindranath e Arora, 2024). Un IMU MEMS può integrare accelerometri, giroscopi e, in alcune configurazioni, magnetometri disposti lungo tre assi ortogonali. In particolare, nella configurazione a sei assi, un IMU comprende tipicamente un accelerometro triassiale e un giroscopio triassiale (Harindranath e Arora, 2024).

L'accelerometro misura l'accelerazione rilevata dal sensore lungo i propri assi, mentre il giroscopio misura la velocità angolare del sensore attorno agli stessi assi (Ru et al., 2022; Harindranath e Arora, 2024). L'uso combinato di tre accelerometri e tre giroscopi permette quindi di descrivere il movimento rispetto ai sei gradi di libertà del corpo, cioè tre componenti traslazionali e tre componenti rotazionali (Ghasemzade e Jamshidi, 2018). Inoltre, secondo il principio della navigazione inerziale, l'integrazione dell'accelerazione permette di stimare la velocità e la doppia integrazione dell'accelerazione permette di stimare la posizione, ma tale procedura è sensibile all'accumulo degli errori nel tempo (Ghasemzade e Jamshidi, 2018). Per la stima invece dell'orientamento, i dati provenienti da accelerometri, giroscopi e, quando presenti, dai magnetometri possono essere combinati tramite algoritmi di *sensor fusion* (Müller et al., 2017; Villa et al., 2025). Il magnetometro, infatti, può essere integrato in alcuni sistemi per contribuire alla stima dell'orientamento rispetto a un sistema di riferimento globale e per compensare il *drift* dell'*heading* (Müller et al., 2017).

Nell'analisi del movimento umano, gli IMU sono considerati strumenti portatili, relativamente economici e utilizzabili fuori dal laboratorio, poiché non richiedono necessariamente telecamere esterne o ambienti dedicati come i sistemi optoelettronici (Villa et al., 2025). Nel nuoto, gli IMU sono stati proposti come strumenti utili perché permettono di registrare il movimento per periodi prolungati e in condizioni più ecologiche rispetto ai sistemi multicamera, che sono limitati dal volume di acquisizione e dalla complessità dell'ambiente acquatico. L'utilizzo degli IMU in acqua richiede però attenzione alla fase di acquisizione, perché il sensore deve essere

impermeabilizzato, fissato correttamente, mentre i dati devono successivamente essere elaborati con procedure adeguate (Guignard et al., 2017).

Calibrazione

La calibrazione è necessaria perché i sensori inerziali MEMS sono soggetti a diverse sorgenti di errore che possono ridurre accuratezza e affidabilità delle misure (Ru et al., 2022). Nel contesto degli IMU, la calibrazione può essere intesa come la stima di parametri quali *bias* di accelerometri e giroscopi, fattori di scala, disallineamenti degli assi di ingresso, sensibilità alla temperatura e altri parametri del sistema (Harindranath e Arora, 2024). La calibrazione deve però essere distinta dalla compensazione, perché la calibrazione identifica i parametri di errore mentre la compensazione applica tali parametri ai segnali grezzi, come accelerazione e velocità angolare, o alle grandezze derivate, come orientamento o posizione (Harindranath e Arora, 2024).

Le procedure di calibrazione possono essere eseguite in fabbrica, in laboratorio o direttamente sul campo, a seconda del tipo di sensore, dell'applicazione e della strumentazione disponibile. Le calibrazioni in fabbrica e in laboratorio utilizzano strumentazione dedicata, come tavole rotanti, sistemi di vibrazione o altri dispositivi capaci di fornire ingressi noti al sensore. Tuttavia, per gli IMU a basso costo, l'uso di strumentazione di calibrazione ad alta precisione può essere poco pratico ed economicamente sfavorevole, rendendo rilevanti i metodi di calibrazione eseguibili dall'utente. Tali procedure, definite come metodi *user-conducted* o *in-field*, si caratterizzano per la possibilità di essere completate dall'utilizzatore senza strumentazione complessa o supporto esterno ad alta precisione (Harindranath e Arora, 2024). Questa distinzione operativa trova un corrispettivo in Ru et al., i quali distinguono le strategie di calibrazione dei sensori inerziali in due categorie generali, ovvero calibrazione autonoma e calibrazione non autonoma. La calibrazione non autonoma utilizza dati ottenuti creando artificialmente condizioni o campi vettoriali noti in laboratorio, ad esempio mediante centrifughe o tavole rotanti ad alta precisione. La calibrazione autonoma mira invece a stimare o compensare gli errori riducendo la dipendenza da strumentazione esterna (Ru et al., 2022).

Nell'analisi del movimento umano, la calibrazione può riguardare non solo il sensore come dispositivo elettronico, ma anche la relazione tra il sistema di riferimento del

seniore e il sistema di riferimento anatomico del segmento corporeo (Müller et al., 2017; Villa et al., 2025). Molti algoritmi che ricostruiscono la cinematica umana da dati IMU richiedono infatti movimenti di calibrazione o un accurato allineamento dei sensori rispetto ai segmenti corporei (Müller et al., 2017). A questo proposito, Villa et al. sottolineano che procedure standardizzate di calibrazione, basate su pose di riferimento note o movimenti sincronizzati, sono importanti per ridurre errori iniziali di orientamento e migliorare l'accuratezza delle stime cinematiche. Inoltre, nel loro lavoro la calibrazione in N-pose e l'allineamento accurato degli assi del sensore con gli assi anatomici corrispondenti sono indicati come fattori che hanno contribuito al buon accordo con il sistema optoelettronico di riferimento (Villa et al., 2025). Nel caso specifico del nuoto Guignard et al. evidenziano che l'uso corretto degli IMU richiede rigore dalla fase di acquisizione alla fase di interpretazione, includendo procedure di impermeabilizzazione, posizionamento del sensore e correzione del *drift* (Guignard et al., 2017).

Errori

Gli errori degli IMU possono essere distinti in errori sistematici ed errori stocastici. Gli errori sistematici sono componenti dell'errore che possono essere modellate e compensate tramite procedure di calibrazione adeguate. Gli errori stocastici rappresentano invece la componente non deterministica del segnale e possono essere caratterizzati o ridotti tramite metodi statistici e algoritmi di filtraggio, ma non eliminati mediante una semplice compensazione deterministica (Harindranath e Arora, 2024).

Tra gli errori sistematici più rilevanti rientrano *bias*, fattore di scala, non ortogonalità degli assi, disallineamento e sensibilità alla temperatura. Il *bias* è un *offset* del segnale che può produrre un valore misurato diverso da quello atteso anche in condizioni note o stazionarie (Harindranath e Arora, 2024). Il fattore di scala descrive la relazione tra la grandezza fisica applicata al sensore e il valore restituito in uscita, per cui un errore di scala altera proporzionalmente la misura (Harindranath e Arora, 2024). La non ortogonalità indica che gli assi della triade sensoriale non sono perfettamente perpendicolari tra loro, mentre il disallineamento riguarda la mancata corrispondenza tra assi del sensore e assi di riferimento considerati nell'analisi (Ru et al., 2022; Harindranath e Arora, 2024). Ru et al. riportano inoltre che gli errori dei sensori inerziali

possono dipendere da *drift* termici, *drift* a lungo termine, installazione, produzione, invecchiamento della struttura in silicio e rumori casuali (Ru et al., 2022). La temperatura, in particolare, è un fattore critico perché può influenzare *bias* e fattore di scala dei sensori MEMS (Ru et al., 2022; Harindranath e Arora, 2024). Gli errori casuali includono invece rumore, *bias instability*, *white noise*, *angle random walk* e *rate random walk*, che contribuiscono alla variabilità non deterministica delle misure (Ru et al., 2022).

Un problema rilevante degli IMU è l'accumulo di errori quando i segnali vengono integrati nel tempo, poiché piccoli errori nell'accelerazione o nella velocità angolare possono produrre errori crescenti nelle grandezze derivate (Ghasemzade e Jamshidi, 2018; Villa et al., 2025). In particolare, quando l'orientamento tridimensionale viene stimato tramite IMU che includono accelerometri, giroscopi e magnetometri, la qualità della misura può dipendere anche dalla calibrazione degli accelerometri e dei magnetometri (Brodie et al., 2008). A questo proposito Brodie et al. hanno mostrato che una ricalibrazione eseguita al momento della misura può ridurre l'errore di orientamento statico in condizioni controllate. Lo stesso studio ha evidenziato che variazioni del *bias* del magnetometro possono produrre errori di *heading* rilevanti, soprattutto quando l'orientamento globale del sensore è una variabile di interesse (Brodie et al., 2008). Le interferenze magnetiche sono quindi una criticità per i sistemi che utilizzano magnetometri nella stima dell'orientamento (Müller et al., 2017; Villa et al., 2025). Nello specifico, Villa et al. indicano che disturbi ferromagnetici, posizionamento improprio del sensore e *drift* dovuto all'integrazione del segnale possono generare inaccuratezze cumulative nelle misure basate su IMU (Villa et al., 2025).

Il posizionamento improprio del sensore è una fonte di errore particolarmente rilevante nell'analisi del movimento umano, perché può alterare la relazione tra movimento del sensore e movimento reale del segmento corporeo (Müller et al., 2017; Villa et al., 2025). Il fissaggio stabile del sensore su punti anatomici appropriati può ridurre il disallineamento degli assi e il *crosstalk*, che sono fonti comuni di errore nelle misure basate su IMU (Villa et al., 2025).

Nel nuoto, l'ancoraggio del sensore deve, inoltre, essere compatibile con l'ambiente acquatico e non deve introdurre movimenti relativi indesiderati tra sensore e corpo

durante la nuotata (Guignard et al., 2017; Fantozzi et al., 2022). Nel protocollo di Fantozzi et al., per esempio, i sensori sono stati fissati con nastro biadesivo e bendaggio elastico per gli arti, mentre il sensore sulla testa è stato inserito tra due cuffie (Fantozzi et al., 2022). L'ambiente acquatico richiede quindi particolare attenzione a impermeabilizzazione, stabilità del fissaggio e qualità del segnale acquisito (Guignard et al., 2017).

In generale, la calibrazione e la compensazione degli errori non eliminano completamente l'errore di misura, ma possono migliorare l'accuratezza dei dati entro i limiti tecnici del sensore, del protocollo e del modello utilizzato (Ru et al., 2022; Harindranath e Arora, 2024). Per questo motivo, l'interpretazione dei dati ottenuti dagli IMU deve considerare sempre il tipo di sensore, il sito anatomico, il fissaggio, la calibrazione, la durata dell'acquisizione e l'algoritmo di elaborazione (Ru et al., 2022; Harindranath e Arora, 2024; Guignard et al., 2017).

Capitolo 2: Revisione della letteratura

Stima della frequenza di bracciata negli stili del nuoto

La valutazione quantitativa e il monitoraggio della tecnica nel nuoto d'élite rappresentano da tempo fattori essenziali sia per ottimizzare la prestazione sia per fornire agli allenatori e agli atleti dati oggettivi utili a perfezionare la meccanica dei movimenti (Mooney et al., 2016). Storicamente, l'approccio più utilizzato per l'analisi cinematica e biomeccanica del nuoto si è basato sulla registrazione video, sia subacquea che fuori dall'acqua (Pansiot et al., 2010; Magalhaes et al., 2015). L'analisi dei filmati consente infatti di calcolare parametri essenziali come la lunghezza e la frequenza di bracciata, oltre a permettere la ricostruzione geometrica e angolare dei segmenti corporei (Callaway et al., 2009; Mooney et al., 2016). Tuttavia, la letteratura scientifica evidenzia numerose limitazioni metodologiche e pratiche legate all'uso dei sistemi video in ambiente acquatico. In primo luogo, l'acquisizione dei dati richiede installazioni e calibrazioni a bordo vasca, oltre ad attrezzature spesso costose, soprattutto quando si vuole ottenere una ricostruzione tridimensionale del movimento (Callaway et al., 2009; Magalhaes et al., 2015). Inoltre, il *post-processing* dei filmati e la digitalizzazione dei punti anatomici risultano dispendiosi in termini di tempo e risorse, riducendo la possibilità di fornire un riscontro immediato all'atleta durante la sessione di allenamento (Magalhaes et al., 2015; Mooney et al., 2016). Da un punto di vista pratico, i sistemi basati su telecamere possono inoltre essere soggetti a errori di parallasse, segmenti corporei nascosti o oscurati e disturbi dovuti alla turbolenza dell'acqua, agli schizzi e alle bolle prodotte dal nuotatore (Pansiot et al., 2010; Mooney et al., 2016). A queste limitazioni si aggiunge un importante vincolo spaziale: il volume di calibrazione e il campo visivo delle telecamere impongono il monitoraggio a uno spazio ridotto, spesso limitato a una o due bracciate a seconda del numero di telecamere che si hanno a disposizione (Callaway et al., 2009; Pansiot et al., 2010).

Per superare tali limitazioni, la ricerca si è orientata verso l'applicazione di tecnologie basate su sistemi micro-elettro-meccanici (MEMS), in particolare le unità di misura

inerziali (IMU) equipaggiate con accelerometri e giroscopi triassiali (Mooney et al., 2016). Questi dispositivi miniaturizzati presentano il vantaggio di essere leggeri, relativamente economici e indossabili, e non richiedono una complessa strumentazione della piscina come nel caso dei sistemi video multicamera (Daukantas et al., 2008; Pansiot et al., 2010; Magalhaes et al., 2015). Una caratteristica rilevante degli IMU è il loro carattere “*swimmer-centric*”: ogni atleta indossa il proprio sensore, indipendente dagli altri (Pansiot et al., 2010), rendendo possibile una raccolta dati più flessibile e meno vincolata all’ambiente di misura (Magalhaes et al., 2015). Di conseguenza, l’elaborazione dei segnali ottenuti dai sensori inerziali può richiedere meno personale e meno risorse tecniche rispetto alla video-analisi tradizionale o alla raccolta manuale dei dati, facilitando l’impiego durante le normali sessioni di allenamento (Davey et al., 2008). Inoltre, l’adozione degli IMU consente di operare in un campo di acquisizione virtualmente illimitato, permettendo l’acquisizione continua dei dati lungo l’intera vasca o in mare aperto (Daukantas et al., 2008; Callaway et al., 2009).

Tra le variabili cinematiche fondamentali monitorate nel nuoto, la frequenza di bracciata, o *stroke rate* (SR), assume un ruolo di primaria importanza per la valutazione della *performance* (Davey et al., 2008; Slopecki et al., 2024). La SR può essere espressa come numero di cicli di bracciata completati nell’unità di tempo, solitamente in bracciate al minuto, oppure ricavata a partire dalla durata del singolo ciclo di bracciata (Daukantas et al., 2008; Davey et al., 2008). Questa variabile è rilevante perché la velocità di avanzamento nel nuoto dipende dalla combinazione tra frequenza di bracciata e distanza percorsa per ciclo, cioè *stroke length* o *distance per stroke* (Mooney et al., 2016; Slopecki et al., 2024).

La determinazione accurata e costante della SR è utile sia per il monitoraggio della prestazione sia per la gestione del carico di allenamento. Davey et al. hanno evidenziato che misure ricavate da accelerometri possono fornire dati normalmente disponibili solo in contesti di test specifici, rendendo possibile una raccolta più frequente delle informazioni durante l’allenamento quotidiano (Davey et al., 2008). Slopecki et al. sottolineano inoltre che il monitoraggio automatico di parametri come *stroke count* e *instantaneous stroke rate* può essere utile per quantificare il carico di lavoro, valutare l’effetto della fatica e supportare decisioni legate alla prevenzione degli infortuni,

soprattutto per il sovraccarico della spalla (Slopecki et al., 2024). Inoltre, nel *front crawl*, il monitoraggio della cinematica degli arti superiori è particolarmente rilevante, poiché l'azione degli arti superiori rappresenta una componente fondamentale della propulsione e della produzione dello spostamento del corpo in acqua (Cortesi et al., 2019).

Tuttavia, l'estrazione manuale di questi parametri, effettuata tradizionalmente dagli allenatori a bordo vasca tramite conteggio visivo o cronometro, è laboriosa e può essere soggetta a errori legati all'osservatore e alle condizioni di visibilità. Davey et al. hanno confrontato dati manuali e dati ricavati da accelerometro utilizzando il video come riferimento, mostrando che le misure derivate dall'accelerometro possono essere comparabili o migliori rispetto a quelle raccolte manualmente per alcuni parametri di prestazione (Davey et al., 2008). In questo contesto, l'adozione di algoritmi automatici applicati ai segnali accelerometrici o giroscopici consente di identificare eventi periodici della nuotata e di stimare parametri come *stroke count*, *stroke rate*, *lap time* e durata del ciclo di bracciata (Daukantas et al., 2008; Davey et al., 2008; Mooney et al., 2016). Nello specifico, diversi algoritmi utilizzano procedure basate sul riconoscimento di picchi, soglie o passaggi per lo zero dei segnali, applicate alle componenti di accelerazione, velocità angolare o velocità istantanea (Daukantas et al., 2008; Mooney et al., 2016; Slopecki et al., 2024). Questi approcci permettono di segmentare automaticamente i cicli di bracciata e, in alcuni casi, di isolare fasi specifiche della nuotata (Cortesi et al., 2019; Fantozzi et al., 2022). È però importante sottolineare che non esiste un unico algoritmo valido per ogni applicazione: la scelta del metodo dipende dal parametro da stimare, dal sito anatomico del sensore, dallo stile nuotato e dal contesto sperimentale (Magalhaes et al., 2015; Mooney et al., 2016).

L'importanza biomeccanica e la gestione algoritmica della SR variano tuttavia in funzione dello stile analizzato. Nei quattro stili competitivi, i cicli di bracciata presentano caratteristiche diverse, che influenzano il segnale misurato dal sensore e, di conseguenza, il tipo di algoritmo utilizzato per identificare i cicli di bracciata (Mooney et al., 2016; Slopecki et al., 2024). Slopecki et al., ad esempio, hanno validato un sistema basato su un singolo IMU posizionato sul sacro in atleti paralimpici, identificando i cicli di bracciata tramite un algoritmo di *zero-crossing* applicato alla velocità istantanea medio-laterale per stile libero e dorso, e alla velocità istantanea antero-posteriore per

delfino e rana. Lo stesso studio ha mostrato una buona validità del sistema per la maggior parte degli stili, ma risultati peggiori per il dorso, suggerendo la necessità di migliorare gli algoritmi di rilevazione dei cicli bilaterali in questa popolazione (Slopecki et al., 2024).

Un aspetto ampiamente dibattuto e di grande importanza nella letteratura riguarda la scelta del sito anatomico in cui posizionare l'IMU. Il posizionamento è fondamentale perché il sensore deve limitare l'ingombro e l'eventuale interferenza con la tecnica del nuotatore, ma al tempo stesso deve registrare un segnale sufficientemente informativo rispetto al parametro da stimare (Magalhaes et al., 2015; Mooney et al., 2016). I diversi siti di collocazione esplorati negli studi scientifici offrono prospettive cinematiche distinte. Il posizionamento sul sacro o sulla regione lombare è stato ampiamente utilizzato per valutare parametri globali del movimento, come tempi di vasca, *stroke count*, *stroke rate*, velocità istantanea e *distance per stroke* (Magalhaes et al., 2015; Mooney et al., 2016; Slopecki et al., 2024). Slopecki et al. riportano inoltre che il posizionamento sul sacro è stato proposto per ridurre gli effetti di resistenza (Slopecki et al., 2024).

Sebbene il sensore sul sacro sia adatto a descrivere aspetti globali della cinematica del corpo, un singolo sensore in questa posizione non permette di caratterizzare direttamente il movimento dei singoli segmenti corporei o la temporizzazione della respirazione. Al contrario, configurazioni che includono sensori sugli arti superiori permettono di analizzare più direttamente la cinematica del braccio o del polso. Cortesi et al. hanno proposto un metodo per riconoscere automaticamente le fasi della bracciata nel *front crawl* a partire dalla traiettoria tridimensionale del polso, stimata tramite sensori inerziali e un modello cinematico dell'arto superiore. L'algoritmo ha stimato la durata delle fasi di ingresso, trazione, spinta e recupero, mostrando un buon accordo con un sistema video bidimensionale usato come riferimento temporale (Cortesi et al., 2019). Questo lavoro non riguarda la sola stima della frequenza di bracciata, ma dimostra che l'informazione proveniente dal distretto dell'arto superiore può essere utile per una descrizione più dettagliata del ciclo di bracciata. Il lavoro di Fantozzi et al. conferma inoltre l'utilità del sensore posizionato sul polso per identificare in modo automatico l'ingresso del polso in acqua e, di conseguenza, per definire il ciclo di bracciata nel *front crawl* (Fantozzi et al., 2022). In questo caso, l'evento

WRISTENTRY è stato individuato a partire dal modulo del *jerk* angolare del sensore posto sul polso, con un'elevata concordanza rispetto alla tecnica video di riferimento. Questo aspetto è particolarmente rilevante per studi che intendono confrontare la stima della frequenza di bracciata ottenuta da sensori collocati in posizioni diverse, poiché il sensore sul polso registra più direttamente la ciclicità dell'azione dell'arto superiore rispetto a un sensore collocato sul tronco o sulla pelvi.

Un ulteriore sito di interesse è rappresentato dalla testa. Pansiot et al. hanno proposto l'utilizzo di un singolo sensore inerziale leggero montato sugli occhialini, con l'obiettivo di inferire informazioni sul movimento del nuotatore e ricavare indici di base come vasche e bracciate, oltre a informazioni legate al tipo di stile e ad alcuni aspetti della *biomotion* (Pansiot et al., 2010). Magalhaes et al. riportano inoltre che sensori posizionati sulla testa sono stati utilizzati per stimare *stroke count* in diversi stili, con confronto rispetto a sistemi video (Magalhaes et al., 2015). Fantozzi et al. evidenziano che la posizione sulla testa presenta alcuni vantaggi, poiché non interferisce in modo rilevante con la resistenza idrodinamica e misura il movimento globale del corpo; tuttavia, nel loro protocollo il sensore sulla testa non viene usato per stimare direttamente la frequenza di bracciata, ma per rilevare gli eventi di uscita e rientro del volto dall'acqua durante la respirazione nel *front crawl* (Fantozzi et al., 2022). Pertanto, la testa può rappresentare un sito di misura utile per integrare informazioni relative al movimento globale e alla respirazione, ma il suo ruolo nella stima della frequenza di bracciata deve essere valutato sperimentalmente rispetto ad altri posizionamenti.

La letteratura evidenzia quindi che l'accuratezza degli algoritmi di calcolo della frequenza di bracciata dipende sia dallo stile sia dal sito anatomico del sensore. Studi di validazione basati su un singolo IMU posizionato sul sacro hanno mostrato risultati promettenti per la stima di *stroke count*, *stroke duration*, *instantaneous stroke rate* e *distance per stroke*, ma anche differenze di validità tra gli stili, con criticità maggiori nel dorso in alcuni contesti sperimentali (Slopecki et al., 2024). Allo stesso tempo, studi focalizzati su sensori posti sugli arti superiori o sulla testa mostrano che questi distretti possono fornire informazioni complementari rispetto al sensore sul sacro, ma spesso con obiettivi specifici, come il riconoscimento delle fasi di bracciata, dello stile o degli eventi respiratori (Pansiot et al., 2010; Cortesi et al., 2019; Fantozzi et al., 2022).

Nonostante i costanti progressi tecnologici documentati nelle principali revisioni sistematiche della letteratura, emerge una certa frammentazione metodologica negli studi condotti fino a oggi. Le *review* mostrano infatti una notevole varietà di sensori, posizioni anatomiche, algoritmi e variabili analizzate, rendendo complesso il confronto diretto tra protocolli diversi (Magalhaes et al., 2015; Mooney et al., 2016). Inoltre, alcuni studi multi-sensore hanno mostrato l'utilità dell'integrazione tra distretti corporei diversi, ma sono stati condotti prevalentemente sul *front crawl* e con finalità più ampie rispetto alla sola stima della frequenza di bracciata, come l'analisi integrata della temporizzazione di bracciata, gambata e respirazione (Fantozzi et al., 2022).

Nel complesso, gli studi considerati mostrano che gli IMU possono essere utilizzati per stimare la frequenza di bracciata o per identificare eventi del ciclo utili al suo calcolo, mediante sensori collocati in diversi distretti corporei. Le configurazioni proposte sono state tuttavia valutate in studi differenti per protocollo, stile, algoritmo e metodo di riferimento, rendendo difficile confrontarne direttamente i risultati. Nei lavori esaminati non emerge pertanto una valutazione, condotta nell'ambito dello stesso protocollo sperimentale e rispetto al medesimo riferimento video, di più procedure inerziali basate su segnali acquisiti in differenti distretti corporei e applicate, nel loro insieme, ai quattro stili del nuoto.

Stima del *jerk cost*

La valutazione biomeccanica del gesto non si limita alla descrizione di parametri cinematici tradizionali, come velocità, frequenza del movimento o ampiezza del gesto, ma può includere anche indicatori relativi alla qualità con cui il movimento viene eseguito (Bouvet e Bideau, 2025; Bouvet et al., 2025a). In questo contesto, è rilevante il concetto di *smoothness*, ovvero la regolarità e continuità del movimento. Un movimento più fluido è generalmente caratterizzato da minori variazioni brusche dell'accelerazione, mentre un movimento meno fluido presenta cambiamenti più rapidi e discontinui della cinematica (Hogan e Sternad, 2009; Flash e Hogan, 1985). In particolare, il *jerk*, definito come la derivata temporale dell'accelerazione, rappresenta una grandezza utile per descrivere quanto rapidamente varia l'accelerazione durante un gesto motorio (Hogan e Sternad, 2009). A partire dal *jerk* è possibile calcolare il *jerk cost*, che quantifica la *smoothness* del movimento: valori più bassi di *jerk cost* indicano,

in generale, un movimento più fluido, mentre valori più alti indicano maggiori variazioni dell'accelerazione e quindi una minore *smoothness*. Il *jerk cost* fornisce quindi un indicatore cinematico della fluidità del movimento, che può essere messa in relazione con la qualità tecnica e la prestazione (Ganzevles et al., 2023).

Il riferimento teorico principale per l'utilizzo del *jerk* nello studio del movimento umano è rappresentato dal modello di Flash e Hogan. Gli autori hanno proposto un modello matematico della coordinazione dei movimenti volontari dell'arto superiore basato sulla minimizzazione dell'integrale temporale del quadrato del *jerk*. In tale modello, la traiettoria viene descritta come il risultato di un processo di ottimizzazione che produce movimenti fluidi, detti *minimum-jerk*. Questa impostazione non implica che tutti i movimenti umani siano governati esclusivamente dalla minimizzazione del *jerk*, ma mostra che una certa classe di movimenti volontari può essere descritta efficacemente attraverso un criterio cinematico di *smoothness* (Flash e Hogan, 1985).

L'utilizzo del *jerk* come misura della *smoothness* richiede però attenzione dal punto di vista metodologico. Hogan e Sternad hanno evidenziato che le misure basate sul *jerk* possono essere influenzate dalla durata e dall'ampiezza del movimento. Di conseguenza, confronti tra soggetti, gesti o condizioni sperimentali diverse devono considerare adeguatamente la normalizzazione della misura. In particolare, quando l'obiettivo è confrontare la forma del movimento indipendentemente dalla durata o dall'ampiezza del gesto, è preferibile utilizzare formulazioni normalizzate o adimensionali, in modo da ridurre l'influenza di questi fattori sulla stima della *smoothness* (Hogan e Sternad, 2009).

Il *jerk cost* è stato applicato anche in ambito sportivo. Ad esempio, Choi et al. hanno studiato la *smoothness* del gesto nel golf, confrontando soggetti esperti e non esperti attraverso il *jerk* normalizzato della testa del bastone e delle articolazioni corporee. I risultati hanno mostrato valori inferiori di *jerk* normalizzato nei golfisti esperti, suggerendo che un maggiore livello tecnico possa essere associato a movimenti più fluidi e coordinati (Choi et al., 2014). Questo tipo di applicazione è rilevante perché mostra come il *jerk cost* possa essere utilizzato non solo per descrivere movimenti semplici o di laboratorio, ma anche gesti sportivi complessi.

Nel nuoto, l'interesse per il *jerk cost* deriva dalla necessità di quantificare in modo oggettivo aspetti della tecnica che non sono completamente descritti dai soli parametri tradizionali. Il nuoto è infatti uno sport altamente tecnico, nel quale la prestazione dipende dalla capacità di produrre propulsione e, al tempo stesso, limitare le resistenze e le oscillazioni inutili del corpo. Durante la bracciata, la velocità del nuotatore non è costante, ma varia all'interno del ciclo a causa delle azioni propulsive degli arti, del rollio del corpo e della respirazione. Per questo motivo, la variabilità intra-ciclica del movimento è stata spesso considerata un aspetto importante per descrivere la tecnica natatoria (Ganzevles et al., 2023). I sensori inerziali permettono di registrare il movimento del nuotatore in modo relativamente semplice, anche in contesti di allenamento o gara. Questi strumenti possono essere utilizzati per stimare parametri come frequenza di bracciata, conteggio delle bracciate e tempi di percorrenza. Tuttavia, la ricostruzione della velocità istantanea a partire dall'accelerazione presenta criticità, soprattutto per i problemi legati all'orientamento del sensore e alla contaminazione del segnale dovuta alla gravità. In questo quadro, l'analisi dell'accelerazione e del *jerk* può essere utile perché consente di ricavare informazioni sulla qualità del movimento senza basarsi necessariamente sull'integrazione dell'accelerazione per ottenere la velocità istantanea (Ganzevles et al., 2023).

Ganzevles et al. hanno applicato il *jerk cost* al nuoto analizzando un 50 m *front crawl* eseguito da nuotatori élite e non élite. I partecipanti indossavano un accelerometro tridimensionale posizionato sul dorso, tra gli angoli inferiori delle scapole. Lo studio ha mostrato che i nuotatori élite completavano la prova con tempi inferiori e con valori di *jerk cost* significativamente più bassi rispetto ai nuotatori non élite. Secondo gli autori, questi risultati indicano che il *jerk cost* può discriminare tra diversi livelli di nuoto e può essere utilizzato come indice pratico della tecnica nello stile libero (Ganzevles et al., 2023). Lo stesso studio, tuttavia, mostra anche che l'interpretazione del *jerk cost* non è univoca. All'interno del gruppo dei nuotatori élite, valori più elevati di *jerk cost* erano associati a tempi di percorrenza inferiori. Gli autori spiegano questo risultato osservando che nuotare più velocemente richiede accelerazioni e decelerazioni più marcate: ciò comporta inevitabilmente un aumento del *jerk cost* e una riduzione della *smoothness*. Pertanto, un valore più basso di *jerk cost* può indicare maggiore fluidità del gesto, ma un valore più alto può comparire in condizioni di maggiore velocità,

soprattutto quando l'atleta sta nuotando vicino al massimo delle proprie capacità. Il *jerk cost* deve quindi essere interpretato sempre in relazione alla velocità, al livello dell'atleta e al compito motorio specifico (Ganzevles et al., 2023).

Gli studi più recenti di Bouvet et al. hanno esteso l'utilizzo del *jerk cost* nel nuoto, impiegando sensori inerziali posizionati sul sacro. In una ricerca condotta su gare internazionali di nuoto in acque libere, gli autori hanno analizzato ciclo per ciclo la frequenza di bracciata e il *jerk cost*, con l'obiettivo di identificare profili di regolazione della bracciata in funzione del livello prestativo. Lo studio ha evidenziato profili differenti tra gruppi di *performance*: i migliori nuotatori mostravano un andamento a J della frequenza di bracciata con *end-spurt* finale e un andamento a U del *jerk cost*, mentre i gruppi meno performanti presentavano profili differenti. Gli autori hanno inoltre individuato due punti di cambiamento nella regolazione tecnica, intorno al 30% e al 75% della gara, interpretati rispettivamente come fine di una fase di economia della bracciata e transizione verso l'aumento progressivo della cinematica in direzione dell'*end-spurt* (Bouvet et al., 2023). Nel medesimo studio, i migliori *performer* presentavano valori complessivamente inferiori di *jerk cost* rispetto agli atleti meno performanti. Gli autori interpretano questo risultato come possibile indicazione di maggiore *smoothness* e migliore capacità di regolare la tecnica durante la gara. Tuttavia, tale interpretazione rimane legata al contesto specifico dell'*open water* e non deve essere generalizzata in modo automatico ad altri stili, distanze o condizioni sperimentali. In particolare, Bouvet et al. osservano che il significato del *jerk cost* dipende dalla relazione tra *smoothness*, frequenza di bracciata, velocità e gestione della fatica lungo la gara (Bouvet et al., 2023).

Il ruolo del *jerk cost* è stato analizzato anche in prove di lunga distanza in piscina. In uno studio sui 5000 m *indoor*, Bouvet et al. hanno utilizzato un IMU posizionato sul sacro per calcolare parametri come percentuale della *critical swimming speed*, frequenza di bracciata, lunghezza di bracciata, *jerk cost*, *stroke index* e *mechanical proficiency score*. Gli autori hanno mostrato che le strategie di *pacing* più efficaci non dipendono soltanto dai valori medi dei parametri cinematici, ma anche dalla loro regolazione lungo la gara. In questo contesto, il *jerk cost* contribuisce a descrivere il compromesso tra *smoothness* della bracciata e velocità risultante, fornendo

informazioni complementari rispetto a frequenza e lunghezza di bracciata (Bouvet et al., 2025b).

Anche nello studio sui 400 m *front crawl*, Bouvet et al. hanno considerato il *jerk cost* insieme a frequenza e lunghezza di bracciata per descrivere le regolazioni tecniche associate al *pacing*. I risultati indicano che i nuotatori più veloci riducono la variabilità del *pacing* attraverso una partenza relativamente più controllata, una minore perdita di velocità nella parte centrale e un *end-spurt* più marcato. Dal punto di vista tecnico, questi atleti mostrano una regolazione a U del *jerk cost* e un adattamento continuo della combinazione tra frequenza e lunghezza di bracciata. Gli autori sottolineano che la gestione della *smoothness* a ritmo gara è un aspetto importante della prestazione nei 400 m *front crawl*, ma anche in questo caso l'interpretazione del *jerk cost* rimane specifica per la distanza e per lo stile considerato (Bouvet e Bideau, 2025).

Nel contesto dello sprint *front crawl*, Bouvet et al. hanno invece osservato che i profili associati alla massima velocità possono includere una maggiore variabilità intra-ciclica e *pattern* più “*jerky*”. In una prova *all-out* di 25 m con IMU sul sacro, la combinazione tra profilo intra-ciclico più *jerky* e bassa ripetibilità inter-ciclica è risultata associata alle velocità più elevate e al calibro competitivo più alto. Questo risultato non contraddice l'idea che una maggiore *smoothness* possa essere vantaggiosa in altri contesti, ma evidenzia che il significato del *jerk cost* cambia in funzione del compito. Nello sprint, infatti, maggiori accelerazioni e decelerazioni possono essere compatibili con una strategia tecnica più esplosiva e funzionale alla produzione di velocità (Bouvet et al., 2025a).

Nel complesso, la letteratura analizzata supporta l'utilizzo del *jerk cost* come parametro utile per quantificare la *smoothness* del movimento nel nuoto. Rispetto ai parametri tradizionali, come frequenza di bracciata, lunghezza di bracciata, *stroke count* e tempo di percorrenza, il *jerk cost* permette di descrivere un aspetto diverso della tecnica: la regolarità delle variazioni accelerometriche durante il gesto. Tuttavia, la sua interpretazione deve essere prudente. Valori più bassi sono generalmente associati a maggiore *smoothness*, ma valori più elevati possono comparire in condizioni di velocità elevata o in prove sprint, dove l'aumento delle accelerazioni e decelerazioni è parte integrante della prestazione.

Nel complesso, negli studi analizzati il *jerk cost* è stato impiegato come indicatore accelerometrico della *smoothness* del movimento durante il nuoto. Le applicazioni considerate riguardano prevalentemente il *front crawl* e utilizzano sensori collocati sul tronco o nella regione sacrale. Sebbene alcuni lavori calcolino il *jerk cost* ciclo per ciclo, negli articoli esaminati non è stata individuata un'applicazione sistematica estesa ai quattro stili né un confronto tra valori ottenuti, a parità di segnale accelerometrico impiegato per il calcolo, mediante differenti modalità di segmentazione del ciclo.

Capitolo 3: Materiali e Metodi

In questo capitolo vengono descritti il protocollo sperimentale, gli strumenti utilizzati per l'acquisizione dei dati e le procedure di elaborazione implementate per la stima della frequenza di bracciata e del *jerk cost*. L'analisi è stata condotta a partire da segnali acquisiti mediante sensori inerziali posizionati sul polso, sulla pelvi e, per la rana, sulla testa nella regione occipitale. Le prove sono state inoltre registrate tramite video e successivamente analizzate mediante Kinovea, individuando manualmente gli eventi di riferimento utilizzati per delimitare i singoli cicli di bracciata. La video-analisi è stata utilizzata come *gold standard* per il calcolo della frequenza di bracciata e per il confronto con le stime ottenute dai sensori inerziali. Il *jerk cost* è stato calcolato a partire dai segnali accelerometrici acquisiti dal sensore posizionato sulla pelvi.

Metodo proposto

Il metodo proposto prevede la stima della frequenza di bracciata a partire da segnali inerziali acquisiti durante prove da 50 m e il confronto con la frequenza ottenuta mediante analisi video. Sono stati implementati quattro approcci principali: un algoritmo basato sul segnale accelerometrico del sensore posizionato sulla pelvi, applicato a stile libero, dorso e delfino; un algoritmo basato sul segnale giroscopico dello stesso sensore pelvico, applicato ai quattro stili; un algoritmo basato sul sensore posizionato sul polso, applicato a stile libero, dorso e delfino; e un algoritmo basato sul sensore posizionato sulla testa nella regione occipitale, utilizzato per l'analisi della rana.

Per ciascun soggetto e per ciascuno stile, il protocollo comprendeva due prove da 50 m. Poiché ogni prova da 50 m era costituita da due vasche da 25 m, l'analisi è stata eseguita su quattro segmenti da 25 m per ogni stile. Nel codice, tali segmenti sono stati individuati mediante la selezione manuale di otto punti sul segnale filtrato, corrispondenti agli estremi temporali dei quattro tratti analizzati. La porzione selezionata è stata utilizzata come intervallo valido per l'identificazione degli eventi di bracciata.

La frequenza di bracciata è stata calcolata a partire dalla durata temporale in secondi tra eventi consecutivi. Indicando con t_i e t_{i+1} due eventi successivi, la durata del ciclo è stata calcolata come $T_i = t_{i+1} - t_i$ e la frequenza di bracciata, espressa in cicli al minuto, è stata ottenuta come $60/T_i$. I cicli sono stati considerati validi solo se la loro durata era compresa tra una soglia minima e una soglia massima, definite in funzione dello stile analizzato. Questa scelta è stata introdotta per escludere eventi troppo ravvicinati o troppo distanti, non compatibili con la durata attesa del ciclo di bracciata.

Oltre alla frequenza di bracciata, è stato calcolato il *jerk cost*, utilizzato come indice di fluidità del movimento. Il *jerk cost* è stato calcolato negli algoritmi basati sull'accelerometro e sul giroscopio della pelvi, considerando sia la norma euclidea dell'accelerazione sia le singole componenti accelerometriche.

Partecipanti

Hanno partecipato allo studio due soggetti, entrambi maschi, di età pari a 29 e 27 anni, altezza pari a 178 e 179 cm e massa corporea pari a 76 e 77 kg. I partecipanti erano nuotatori agonisti. Prima dell'acquisizione, i partecipanti sono stati informati sulle modalità di svolgimento del protocollo e sull'utilizzo dei sensori inerziali.

Setup di acquisizione

Le acquisizioni sono state svolte presso il Centro Universitario Sportivo Record, in una piscina da 25 m. Ogni soggetto è stato equipaggiato con sensori inerziali posizionati sui polsi, sulla pelvi e sulla testa. Contestualmente all'acquisizione dei segnali inerziali, le prove sono state registrate tramite video, successivamente utilizzati come riferimento per il calcolo della frequenza di bracciata.

Strumenti

Per l'acquisizione sono stati utilizzati sensori inerziali Movella dot, comprendenti accelerometro triassiale e giroscopio triassiale. I dati sono stati acquisiti con frequenza di campionamento pari a 120 Hz. Il sensore sulla pelvi è stato fissato in corrispondenza del sacro mediante Fixomull. Il sensore sul polso è stato fissato a livello del polso destro e sinistro mediante Co-plus. In analogia a Fantozzi et al. il sensore sulla testa è stato inserito tra due cuffie da nuoto nella regione occipitale (Fantozzi et al., 2022). Le prove

sono state registrate con una telecamera GoPro HERO12, a una risoluzione spaziale di 3840×2160 pixel e una frequenza di acquisizione di 120 Hz. I dati dei sensori inerziali sono stati esportati in formato .csv e successivamente importati in MATLAB per l'elaborazione, mentre i video sono stati analizzati su Kinovea.

Compiti motori

Ogni soggetto ha eseguito un protocollo composto da 8×50 m, comprendente due prove per ciascuno dei quattro stili. Per ogni stile, il primo 50 m è stato eseguito a un passo controllato, mentre il secondo 50 m è stato eseguito a un passo più sostenuto. Questa impostazione ha permesso di acquisire segnali relativi a due diverse intensità di nuotata per ciascuno stile. Ogni prova da 50 m è stata successivamente suddivisa in due segmenti da 25 m, ottenendo quattro tratti analizzabili per stile. L'ordine degli stili è stato stile libero, rana, dorso e delfino.

Analisi dati

L'elaborazione dei dati è stata eseguita in ambiente MATLAB. I segnali grezzi sono stati importati dai file .csv e convertiti in vettori numerici. I valori non finiti sono stati sostituiti mediante interpolazione lineare, utilizzando il valore più vicino agli estremi del segnale. È stata inoltre eseguita, prima del filtraggio passa-banda, la rimozione degli *outlier* estremi del segnale utilizzato per il rilevamento degli eventi, identificando come anomali i campioni il cui scostamento assoluto dalla mediana superava una soglia pari al massimo tra 20 volte la deviazione assoluta mediana scalata mediante il fattore 1,4826 e 1000 deg/s; i campioni così individuati sono stati successivamente ricostruiti mediante interpolazione lineare.

Per il calcolo della frequenza di bracciata è stato necessario definire, per ciascun algoritmo, un istante di riferimento ripetibile all'interno del ciclo di nuotata. In accordo con l'approccio proposto da Fantozzi et al., il ciclo di bracciata può essere identificato a partire da un evento biomeccanico ricorrente, come l'ingresso del polso in acqua, stimato mediante caratteristiche del segnale inerziale del polso (Fantozzi et al., 2022). Nel presente lavoro, la durata del ciclo è stata quindi calcolata come intervallo temporale tra due eventi consecutivi dello stesso tipo. Gli eventi utilizzati non sono

identici per tutti i sensori, ma sono stati scelti in funzione del posizionamento del sensore e della componente del movimento maggiormente rappresentata dal segnale.

Per ciascuno stile sono stati inoltre definiti limiti minimi e massimi della durata del ciclo, determinati manualmente mediante osservazione dei segnali, al fine di escludere intervalli temporali non compatibili con un ciclo di bracciata. In studi futuri sarebbe opportuno implementare una procedura automatica, adattabile al soggetto e allo stile di nuotata, in grado di stimare tali soglie dalle caratteristiche temporali del segnale.

Per l'identificazione degli eventi di bracciata, negli algoritmi basati sui segnali della pelvi e della testa, nei quali l'identificazione degli eventi si basa sullo *zero crossing*, è stato applicato un filtro Butterworth passa-banda del secondo ordine tra 0.1 e 1.5 Hz. Per il calcolo del *jerk cost*, invece, i segnali accelerometrici sono stati filtrati con un filtro Butterworth passa-banda del secondo ordine tra 0.1 e 5 Hz, in accordo con l'approccio utilizzato in letteratura per il calcolo del *jerk cost* a partire dal segnale accelerometrico (Ganzevles et al., 2023; Bouvet et al., 2023).

Stima della frequenza di bracciata

Stima della frequenza di bracciata dai video

La frequenza di bracciata è stata calcolata in primo luogo mediante analisi video, utilizzata come riferimento per il confronto con le stime ottenute dai sensori inerziali. Per ciascun segmento da 25 m sono stati identificati manualmente eventi ricorrenti del ciclo di nuotata, scegliendo un riferimento visivo. Nello stile libero, nel dorso e nel delfino è stato considerato l'ingresso delle mani in acqua, in analogia con la scelta dell'evento di ingresso del polso utilizzata da Fantozzi et al. per la segmentazione del ciclo di bracciata (Fantozzi et al., 2022). Nella rana è stata considerata l'uscita della testa dall'acqua, poiché questo evento risultava più chiaramente identificabile nel ciclo specifico di questo stile. A partire dagli istanti temporali degli eventi individuati sul video, la durata in secondi di ciascun ciclo è stata calcolata come differenza tra due eventi consecutivi. La frequenza in cicli al minuto è stata quindi ottenuta dividendo 60 per la durata del ciclo, come descritto in precedenza.

Stima della frequenza di bracciata dall'accelerometro della pelvi

Per la stima della frequenza di bracciata dall'accelerometro della pelvi è stato implementato un algoritmo applicato a una componente accelerometrica selezionata in funzione dello stile. Nei codici sviluppati, questo algoritmo è stato applicato a stile libero, dorso e delfino. Per stile libero e dorso è stata utilizzata la componente medio-laterale Acc_Y, mentre per il delfino è stata utilizzata la componente longitudinale Acc_X. L'algoritmo non è stato applicato alla rana, in quanto il segnale, nel caso di uno dei due soggetti, non aveva un andamento periodico.

Dopo la rimozione degli *outlier* estremi e il filtraggio passa-banda tra 0,1 e 1,5 Hz, il segnale accelerometrico selezionato è stato centrato sottraendo la mediana. Gli eventi sono stati identificati mediante *zero-crossing* direzionali: attraversamento negativo-positivo per stile libero e delfino, e attraversamento positivo-negativo per il dorso. Gli istanti di *zero-crossing* sono stati calcolati tramite interpolazione temporale tra i due campioni adiacenti al cambio di segno.

Gli istanti individuati tramite *zero-crossing* non rappresentano necessariamente un evento visivo direttamente osservabile, come l'ingresso della mano in acqua, ma un istante caratteristico del movimento della pelvi. In particolare, essi corrispondono al momento in cui la componente accelerometrica selezionata, dopo filtraggio e centratura, cambia segno rispetto al proprio valore mediano. Questo passaggio identifica una fase ricorrente dell'oscillazione della pelvi durante il ciclo di bracciata. Gli *zero-crossing* sono stati quindi utilizzati come eventi surrogati del ciclo, assumendo che la loro ripetizione temporale fosse associata alla periodicità della nuotata.

Per ciascun segmento da 25 m, sono stati mantenuti solo gli *zero-crossing* compresi all'interno dell'intervallo valido delimitato dai punti selezionati manualmente. Gli eventi di ciclo sono stati ottenuti selezionando *zero-crossing* consecutivi separati almeno dalla durata minima prevista per lo stile considerato. Per stile libero e dorso sono stati utilizzati limiti pari a 1,50 s e 3,60 s, mentre per il delfino sono stati utilizzati limiti pari a 0,80 s e 3,20 s.

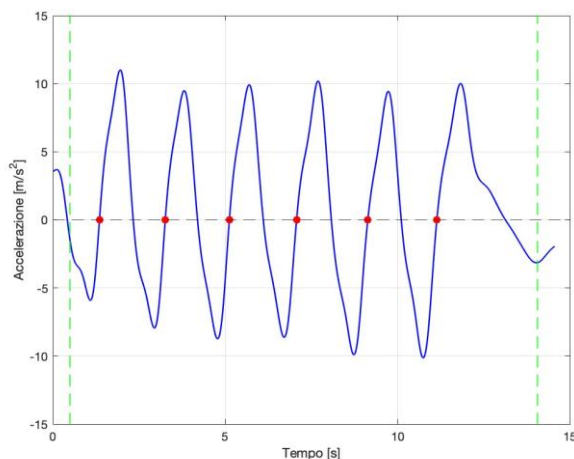


Figura 1. Esempio del segnale accelerometrico della pelvi nello stile libero relativo ad un segmento da 25 m. È riportata la componente Acc_Y dopo filtraggio passa-banda e centratura; gli eventi di ciclo sono individuati mediante *zero-crossing* negativo-positivo. I *marker* rossi indicano gli eventi identificati dall'algoritmo, mentre le linee verdi tratteggiate delimitano l'intervallo valido analizzato.

Stima della frequenza di bracciata dal giroscopio della pelvi

Per la stima della frequenza di bracciata dal giroscopio della pelvi è stata selezionata una componente diversa in funzione dello stile. Per stile libero e dorso è stata utilizzata la componente longitudinale Gyr_X, che permette di rilevare il rollio del corpo, mentre per delfino e rana è stata utilizzata la componente Gyr_Y, che permette di rilevare i movimenti di beccheggio della pelvi. La direzione dello *zero-crossing* è stata impostata come attraversamento negativo-positivo per stile libero, delfino e rana, e come attraversamento positivo-negativo per il dorso.

Dopo la rimozione degli *outlier* estremi e il filtraggio passa-banda tra 0,1 e 1,5 Hz, il segnale giroscopico selezionato è stato centrato sottraendo la mediana. Per stile libero, dorso e delfino, gli eventi di ciclo sono stati identificati mediante *zero-crossing* direzionali, mantenendo solo quelli compresi nel tratto valido da 25 m e selezionando eventi consecutivi separati almeno dalla durata minima prevista per lo stile. Per stile libero sono stati utilizzati limiti pari a 1,50 s e 3,60 s, per il dorso limiti pari a 1,80 s e 3,60 s, e per il delfino limiti pari a 0,80 s e 3,20 s.

Nel caso della rana, l'identificazione degli eventi dal giroscopio della pelvi è stata eseguita mediante una procedura specifica. Sono stati individuati i picchi positivi candidati del segnale filtrato; successivamente, i picchi vicini sono stati raggruppati e, per ciascun gruppo, è stato mantenuto il picco di ampiezza maggiore. Per ogni picco selezionato è stato individuato lo *zero-crossing* negativo-positivo immediatamente precedente entro una finestra temporale definita. Quando due eventi consecutivi risultavano separati da un intervallo inferiore alla durata minima impostata, uno dei due veniva eliminato mantenendo l'evento associato al picco di ampiezza maggiore; in caso di uguale ampiezza, veniva mantenuto l'evento più vicino al proprio picco. Il sensore sulla pelvi registra infatti il movimento globale del corpo e il segnale nel caso della rana può presentare più picchi candidati all'interno dello stesso ciclo; per questo motivo, tra due eventi troppo vicini, è stato mantenuto l'evento associato al picco di ampiezza maggiore o, in caso di parità, quello più vicino al proprio picco.

La durata minima e la durata massima del ciclo per la rana sono state impostate rispettivamente pari a 1,20 s e 3,70 s. Nei segmenti che terminavano con la virata, l'eventuale evento finale troppo vicino alla fine del tratto valido è stato escluso.

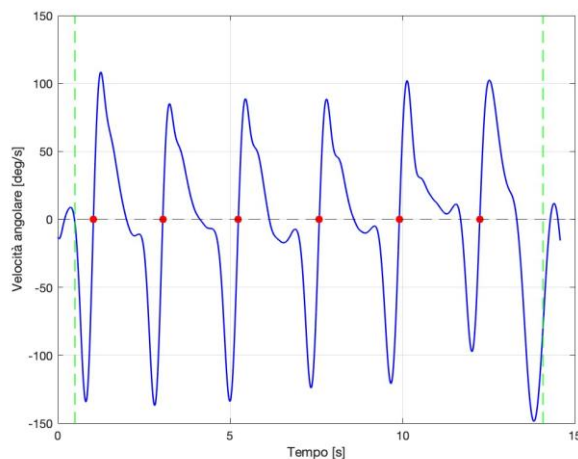


Figura 2. Esempio rappresentativo del segnale giroscopico della pelvi nella rana relativo a un segmento da 25 m. È riportata la componente Gyr_Y dopo filtraggio passa-banda e centratura; gli eventi di ciclo sono individuati mediante *zero-crossing* negativo-positivo. I *marker* rossi indicano gli eventi identificati dall'algoritmo, mentre le linee verdi tratteggiate delimitano l'intervallo valido analizzato.

Stima della frequenza di bracciata dal sensore sul polso

Per il sensore posizionato sul polso, l'identificazione degli eventi di bracciata è stata basata sul movimento dell'arto superiore. L'algoritmo è stato applicato a stile libero, dorso e delfino e ha utilizzato le tre componenti giroscopiche Gyr_X, Gyr_Y e Gyr_Z.

L'algoritmo non è stato applicato alla rana, poiché si basa sull'ingresso della mano in acqua, evento non presente in questo stile. La componente Gyr_Y è stata utilizzata per individuare i picchi associati alla fase di recupero.

È stato calcolato un indice di *jerk* angolare a partire dalle seconde differenze delle tre componenti giroscopiche. Per ciascun picco di recupero, l'ingresso della mano in acqua è stato identificato come il massimo picco dell'indice di *jerk* angolare presente in una finestra temporale successiva al picco di recupero. Gli istanti così ottenuti sono stati mantenuti solo se compresi all'interno del tratto valido da 25 m e sono stati utilizzati come eventi di ciclo.

La durata dei cicli è stata calcolata come differenza tra ingressi consecutivi della mano in acqua e sono stati considerati validi solo i cicli con durata compresa tra 0,60 s e 3,20 s.

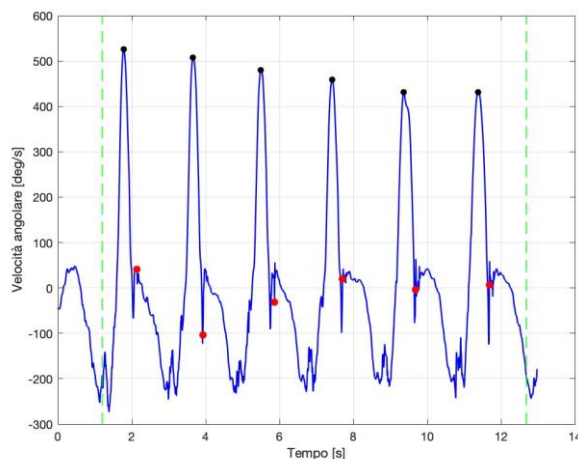


Figura 3. Esempio del segnale giroscopico del polso nello stile libero relativo a un segmento da 25 m. È riportata la componente Gyr_Y; i *marker* neri indicano i picchi associati alla fase di *recovery*, mentre i *marker* rossi rappresentano gli eventi di ingresso della mano in acqua, individuati come massimi dell'indice di *jerk* angolare all'interno

della finestra temporale successiva a ciascun picco di *recovery*. Le linee verdi tratteggiate delimitano l'intervallo valido analizzato.

Stima della frequenza di bracciata dal sensore sulla testa nella rana

Per la rana è stato implementato un algoritmo basato sul sensore posizionato sulla testa nella regione occipitale. L'algoritmo ha utilizzato la componente Gyr_Y del giroscopio. Dopo la sostituzione dei valori non finiti, la rimozione degli *outlier* estremi e il filtraggio passa-banda tra 0,1 e 1,5 Hz, il segnale è stato centrato sottraendo la mediana.

Gli eventi sono stati identificati cercando gli *zero-crossing* negativo-positivo precedenti ai picchi positivi principali del segnale. I picchi positivi sono stati individuati imponendo soglie minime di altezza, prominente e distanza temporale. Per ciascun picco positivo, è stato selezionato lo *zero-crossing* negativo-positivo immediatamente precedente entro una finestra temporale pari a 2,20 s. Nel caso in cui lo stesso *zero-crossing* fosse associato a più picchi positivi, l'evento è stato considerato una sola volta, conservando l'ordine temporale con cui gli eventi erano stati individuati. Gli eventi troppo ravvicinati sono stati eliminati iterativamente. Quando due eventi consecutivi risultavano separati da un intervallo inferiore a 1,20 s, veniva confrontata la regolarità temporale della sequenza ottenuta rimuovendo il primo o il secondo evento. La scelta dell'evento da rimuovere è stata effettuata minimizzando la mediana degli scarti assoluti delle durate dei cicli rispetto alla loro mediana. La durata dei cicli è stata quindi calcolata come differenza tra eventi consecutivi e sono stati mantenuti solo i cicli con durata compresa tra 1,20 s e 4,00 s.

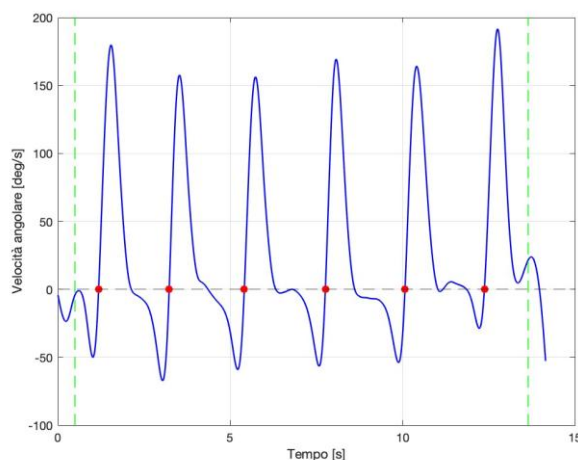


Figura 4. Esempio del segnale giroscopico della testa nella rana relativo a un segmento da 25 m. È riportata la componente Gyr_Y dopo filtraggio passa-banda e centratura; i *marker* rossi indicano gli eventi di ciclo individuati mediante *zero-crossing* negativo-positivo, mentre le linee verdi tratteggiate delimitano l'intervallo valido analizzato.

Stima del jerk cost

Il *jerk cost* è stato calcolato a partire dai segnali accelerometrici. Per ogni segmento analizzato sono state considerate sia la norma euclidea dell'accelerazione sia le singole componenti accelerometriche. La segmentazione ciclo per ciclo è stata effettuata utilizzando gli eventi di bracciata identificati a partire dal segnale della pelvi, mediante due procedure alternative: una basata sul segnale giroscopico e una basata sul segnale accelerometrico. Gli eventi individuati sono stati utilizzati come estremi temporali dei singoli cicli per il calcolo del *jerk cost*. La norma dell'accelerazione e le tre componenti accelerometriche sono state filtrate mediante filtro Butterworth passa-banda del secondo ordine tra 0.1 e 5 Hz. Il *jerk* è stato quindi ottenuto come derivata numerica dell'accelerazione filtrata. Per ciascun ciclo, il *jerk cost* è stato poi calcolato integrando numericamente il quadrato del *jerk* tra due eventi consecutivi.

Analisi statistica

La concordanza tra le frequenze di bracciata ottenute mediante i sensori inerziali e quelle ricavate dall'analisi video, considerata come metodo di riferimento, è stata valutata mediante analisi di Bland-Altman. L'analisi è stata eseguita ciclo per ciclo, associando ciascuna frequenza stimata mediante il metodo inerziale alla frequenza del corrispondente ciclo identificato nel video. Sono state escluse dall'analisi statistica la prima e l'ultima frequenza di ciascun 25 m. Nei grafici sull'asse delle ascisse è stata riportata la frequenza determinata mediante analisi video, considerata come metodo di riferimento, mentre sull'asse delle ordinate è stata rappresentata la differenza tra la frequenza stimata mediante il metodo inerziale e quella ricavata dal video. Il *bias* è stato calcolato come media delle differenze, mentre i limiti di concordanza al 95% sono stati determinati come $bias \pm 1,96$ volte la deviazione standard delle differenze.

Inoltre, per ciascuno stile e per ciascun algoritmo basato su misura acquisita tramite sensore inerziale, il confronto con il metodo video di riferimento è stato effettuato ciclo

per ciclo mediante il calcolo dell'errore assoluto medio, della radice dell'errore quadratico medio e del 90° percentile dell'errore assoluto. Le analisi sono state condotte separatamente per ciascuno stile e per ciascun metodo, includendo i cicli registrati nei due tratti da 50 m di entrambi i soggetti.

La medesima procedura statistica è stata applicata per valutare la concordanza tra i valori di *jerk cost* ottenuti utilizzando due differenti metodi di segmentazione del ciclo di bracciata: uno basato sul segnale giroscopico della pelvi e uno basato sul segnale accelerometrico della pelvi. L'analisi è stata eseguita ciclo per ciclo, associando ciascun valore calcolato mediante la segmentazione giroscopica al valore ottenuto per il ciclo corrispondente mediante la segmentazione accelerometrica. Nei grafici, non essendo disponibile un metodo di riferimento tra le due procedure di segmentazione, sull'asse delle ascisse è stata riportata la media dei valori ottenuti mediante la segmentazione giroscopica e accelerometrica, mentre sull'asse delle ordinate è stata rappresentata la loro differenza, calcolata sottraendo al valore ottenuto con la segmentazione giroscopica quello ottenuto con la segmentazione accelerometrica. Il *bias* e i limiti di concordanza al 95% sono stati determinati mediante analisi di Bland-Altman secondo la procedura precedentemente descritta. Sono stati inoltre calcolati l'errore assoluto medio, la radice dell'errore quadratico medio e il 90° percentile dell'errore assoluto. Le analisi sono state condotte separatamente per ciascuno stile e per il *jerk cost* complessivo e le relative componenti lungo gli assi, includendo i cicli registrati nei due tratti da 50 m di entrambi i soggetti.

A supporto dell'analisi di concordanza sono stati inoltre realizzati *scatter plot* ciclo per ciclo. Per le frequenze di bracciata sono stati riportati in ascissa i valori ottenuti dal video e in ordinata quelli stimati mediante gli IMU, mentre per il *jerk cost* sono stati confrontati i valori ottenuti mediante segmentazione accelerometrica e giroscopica. In ciascun grafico è stata rappresentata la retta di regressione lineare $y = ax + b$, stimata con il metodo dei minimi quadrati. Per quantificare l'associazione lineare tra le variabili sono stati inoltre calcolati il coefficiente di correlazione lineare di Pearson r , il relativo *p-value* e il coefficiente di determinazione $R^2 = r^2$.

Nei grafici di Bland-Altman e negli *scatter plot*, i dati dei due soggetti sono stati rappresentati mediante simboli differenti. L'elaborazione statistica e la realizzazione dei grafici sono state effettuate in MATLAB.

Capitolo 4: Risultati

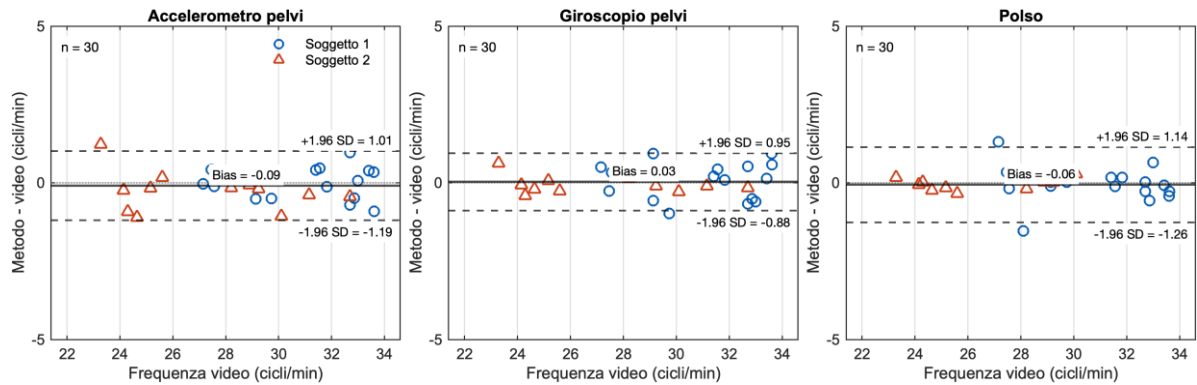
Le analisi relative alla frequenza di bracciata hanno incluso complessivamente 30 cicli per lo stile libero, 27 per il dorso, 40 per il delfino e 28 per la rana. Gli indicatori complessivi relativi al confronto tra le frequenze stimate mediante i sensori inerziali e quelle ricavate dall'analisi video sono riportati nella Tabella 1.

Tabella 1. Indicatori complessivi del confronto tra frequenze IMU e video. MAE, RMSE e P90 AE sono espressi in cicli/min.

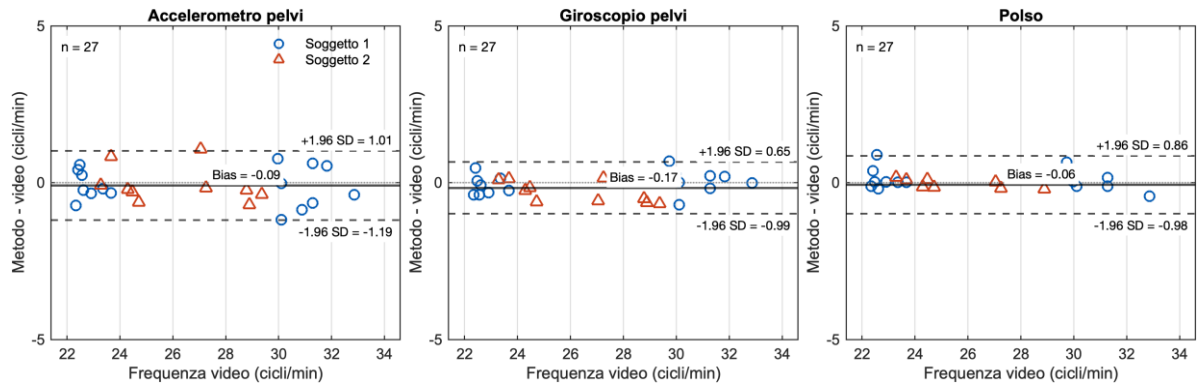
Stile	Metodo	MAE	RMSE	P90 AE
Stile libero	Acc. pelvi	0.5	0.6	0.9
	Gyr. pelvi	0.4	0.5	0.7
	Polso	0.4	0.6	1.3
Dorso	Acc. pelvi	0.5	0.6	0.9
	Gyr. pelvi	0.4	0.5	0.7
	Polso	0.3	0.5	0.8
Delfino	Acc. pelvi	0.8	1.1	1.8
	Gyr. pelvi	0.7	0.8	1.5
	Polso	0.5	0.9	0.7
Rana	Gyr. pelvi	0.5	0.6	1.0
	Testa	0.5	0.6	0.9

I *bias* osservati nei diversi stili e metodi sono compresi tra -0.17 e 0.17 cicli/min. I limiti di concordanza più ravvicinati sono stati rilevati per il giroscopio della pelvi nel dorso, con valori compresi tra -0.99 e 0.65 cicli/min, mentre l'intervallo più ampio è stato osservato per l'accelerometro della pelvi nel delfino, con limiti compresi tra -1.88 e 2.22 cicli/min. Il MAE è compreso tra 0.3 e 0.8 cicli/min, l'RMSE tra 0.5 e 1.1 cicli/min e il 90° percentile dell'errore assoluto tra 0.7 e 1.8 cicli/min. I coefficienti di correlazione sono compresi tra 0.966 e 0.993 .

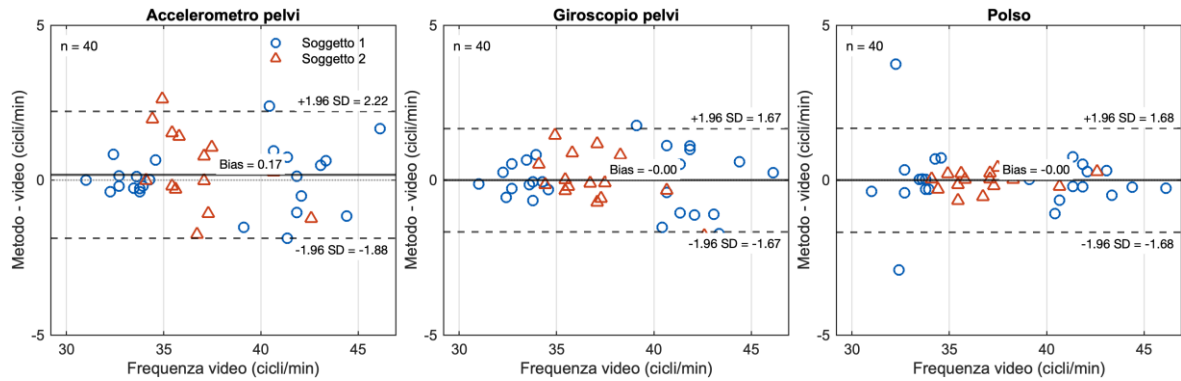
Stile libero: analisi di Bland-Altman ciclo per ciclo



Dorso: analisi di Bland-Altman ciclo per ciclo



Delfino: analisi di Bland-Altman ciclo per ciclo



Rana: analisi di Bland-Altman ciclo per ciclo

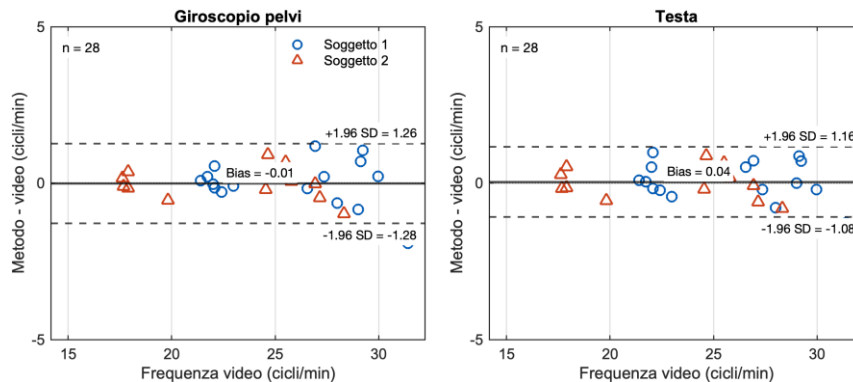


Figura 5. Analisi di Bland-Altman ciclo per ciclo relativa alla frequenza di bracciata nei diversi stili. La linea continua rappresenta il *bias*, mentre le linee tratteggiate rappresentano i limiti di concordanza al 95%. I simboli distinguono i due soggetti.

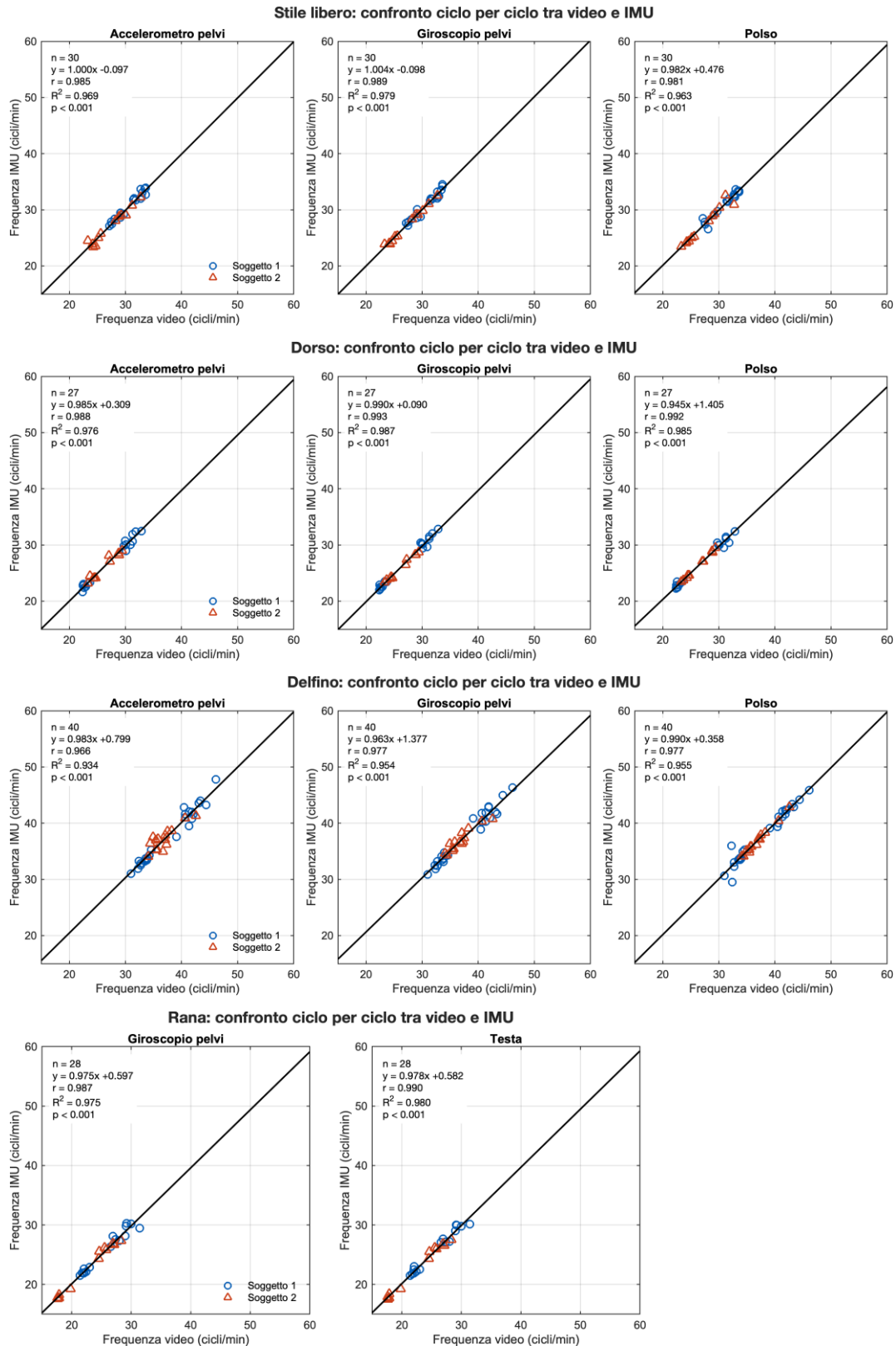


Figura 6. Confronto ciclo per ciclo tra le frequenze di bracciata ottenute mediante analisi video e quelle stimate mediante i sensori inerziali nei diversi stili. In nero è rappresentata la retta di regressione lineare ai minimi quadrati. I simboli distinguono i due soggetti.

Il confronto tra i valori di *jerk cost* ottenuti mediante segmentazione accelerometrica e giroscopica ha incluso 30 cicli nello stile libero, 27 nel dorso e 40 nel delfino. Gli indicatori complessivi relativi al *jerk cost* e alle sue componenti sono riportati nella Tabella 2.

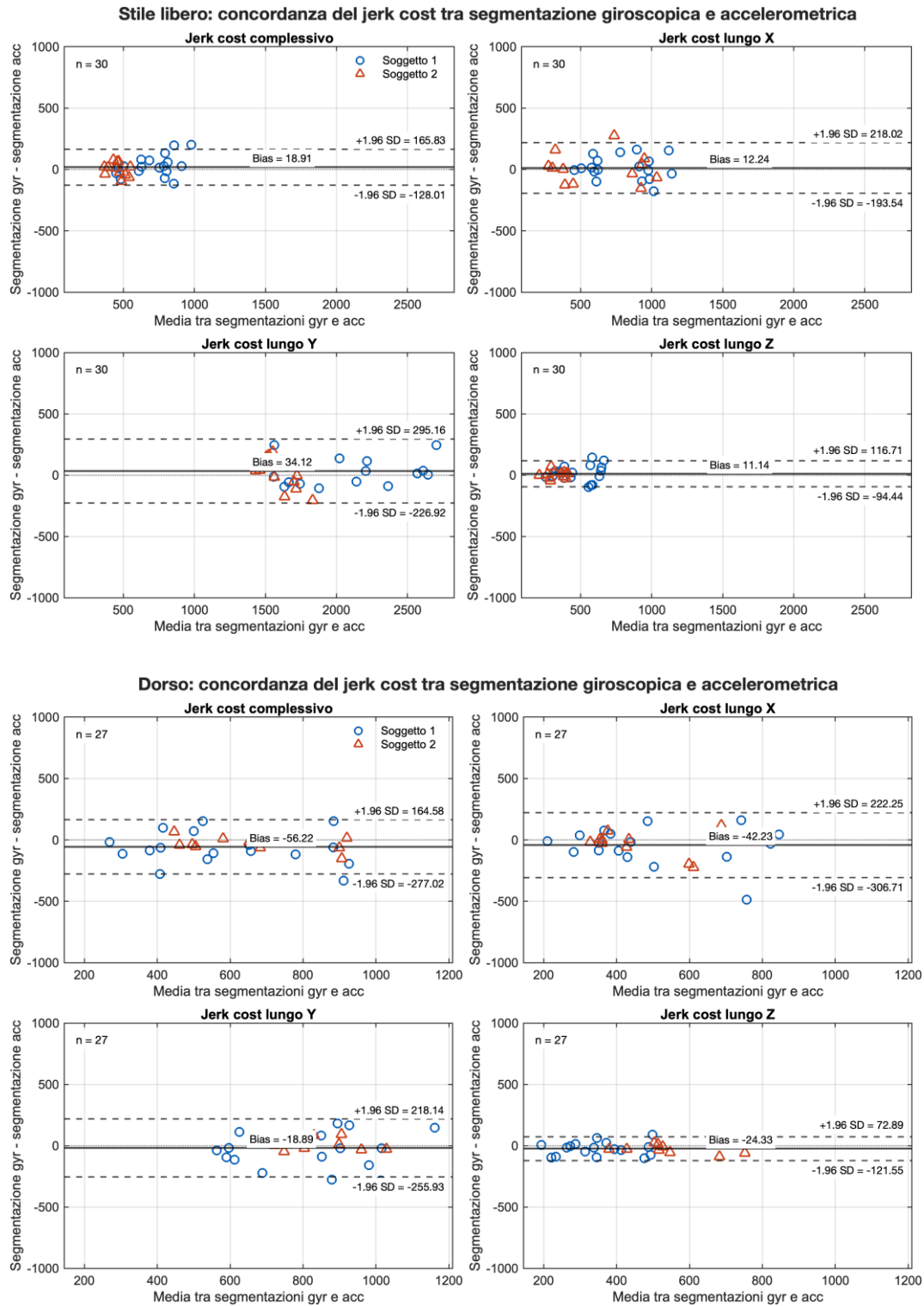
Tabella 2. Indicatori complessivi del confronto tra le due segmentazioni

Stile	Parametro	MAE	RMSE	P90 AE
Stile libero	<i>Jerk cost</i> complessivo	57.8	76.1	116.9
	<i>Jerk cost X</i>	79.6	103.9	159.7
	<i>Jerk cost Y</i>	104.2	135.3	209.5
	<i>Jerk cost Z</i>	40.7	54.1	83.0
Dorso	<i>Jerk cost</i> complessivo	98.0	124.0	171.6
	<i>Jerk cost X</i>	95.6	138.9	205.0
	<i>Jerk cost Y</i>	89.8	120.2	198.5
	<i>Jerk cost Z</i>	44.1	54.4	92.6
Delfino	<i>Jerk cost</i> complessivo	88.2	117.1	187.3
	<i>Jerk cost X</i>	122.9	191.3	313.4
	<i>Jerk cost Y</i>	34.4	45.7	70.4
	<i>Jerk cost Z</i>	111.4	166.9	277.9

Per il *jerk cost* complessivo, il *bias* è pari a 18.91 nello stile libero, -56.22 nel dorso e 5.84 nel delfino. I corrispondenti limiti di concordanza sono compresi tra -128.01 e 165.83 nello stile libero, tra -277.02 e 164.58 nel dorso e tra -226.30 e 237.98 nel delfino. Il MAE è pari a 57.8 nello stile libero, 98.0 nel dorso e 88.2 nel delfino, mentre i coefficienti di correlazione erano rispettivamente 0.926, 0.868 e 0.878.

Considerando anche le singole componenti, il MAE è compreso tra 34.4 e 122.9, l'RMSE tra 45.7 e 191.3 e il 90° percentile dell'errore assoluto tra 70.4 e 313.4. I

coefficienti di correlazione sono compresi tra 0.738 e 0.945. L'intervallo di concordanza più contenuto è stato osservato per la componente Y nel delfino, mentre quello più ampio riguardava la componente X dello stesso stile.



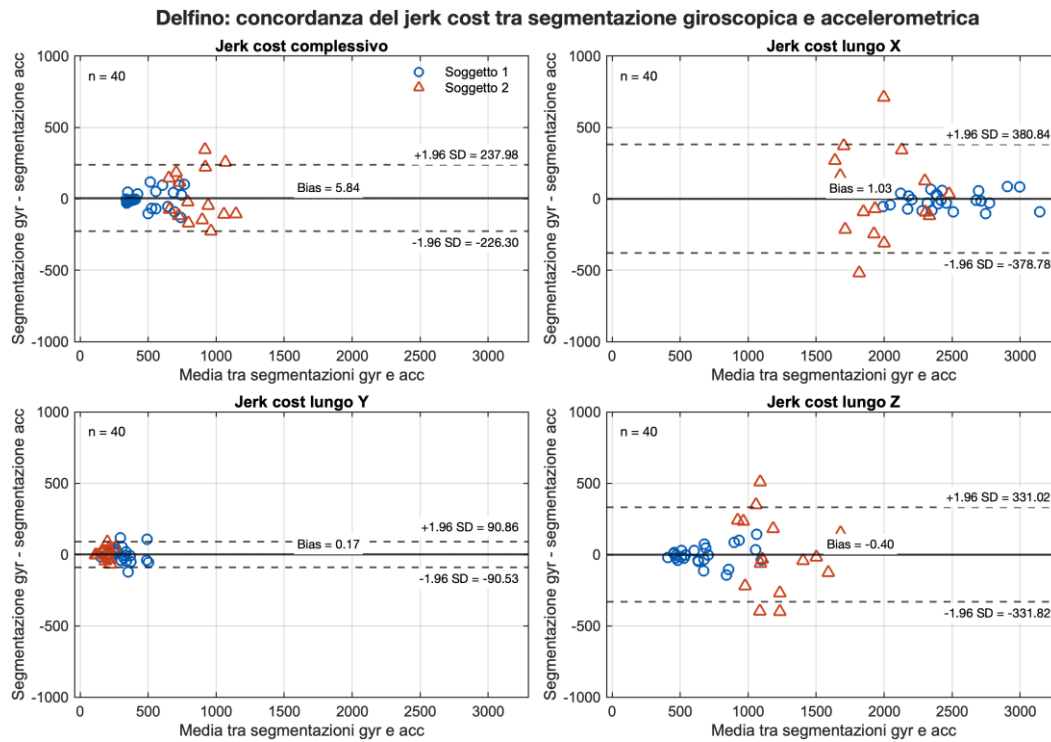
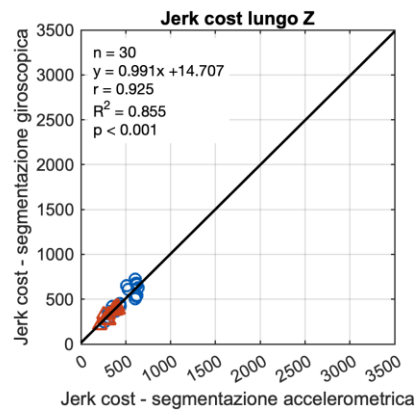
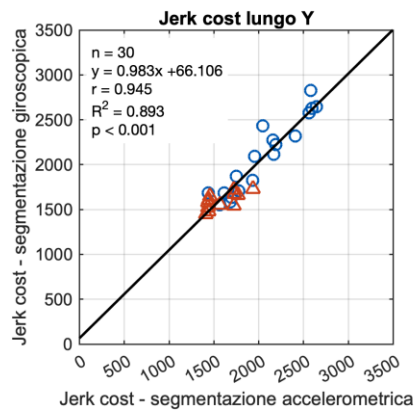
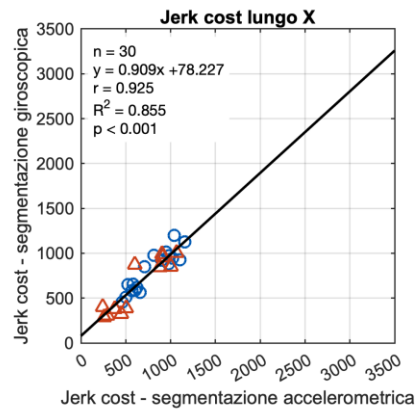
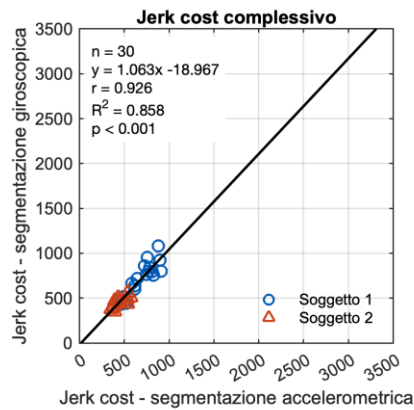
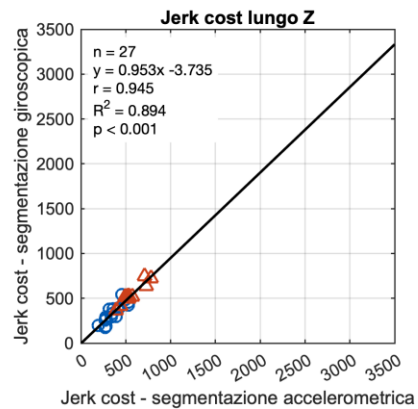
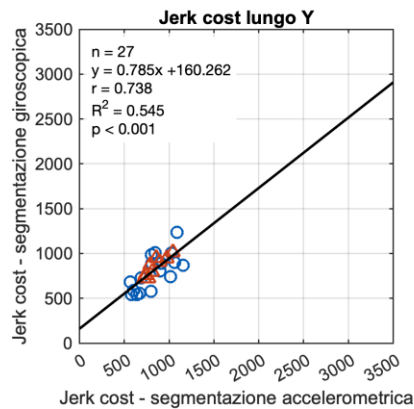
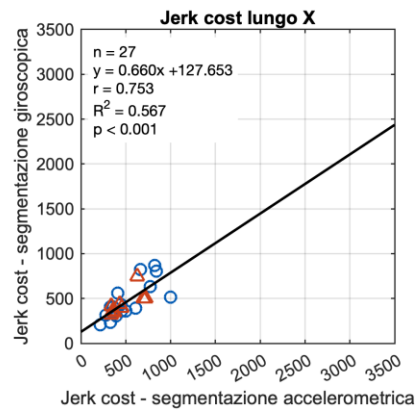
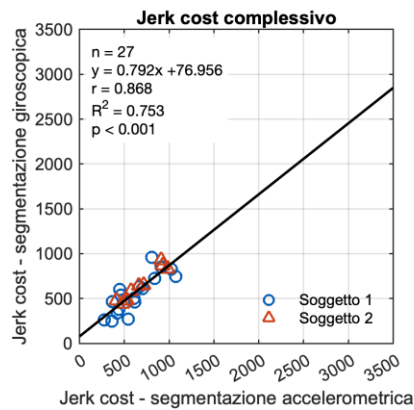


Figura 7. Analisi di Bland-Altman ciclo per ciclo relativa al confronto tra i valori di *jerk cost* ottenuti mediante segmentazione giroscopica e accelerometrica nei diversi stili. La linea continua rappresenta il *bias*, mentre le linee tratteggiate rappresentano i limiti di concordanza al 95%. I simboli distinguono i due soggetti.

Stile libero: confronto del jerk cost tra segmentazione accelerometrica e giroscopica



Dorso: confronto del jerk cost tra segmentazione accelerometrica e giroscopica



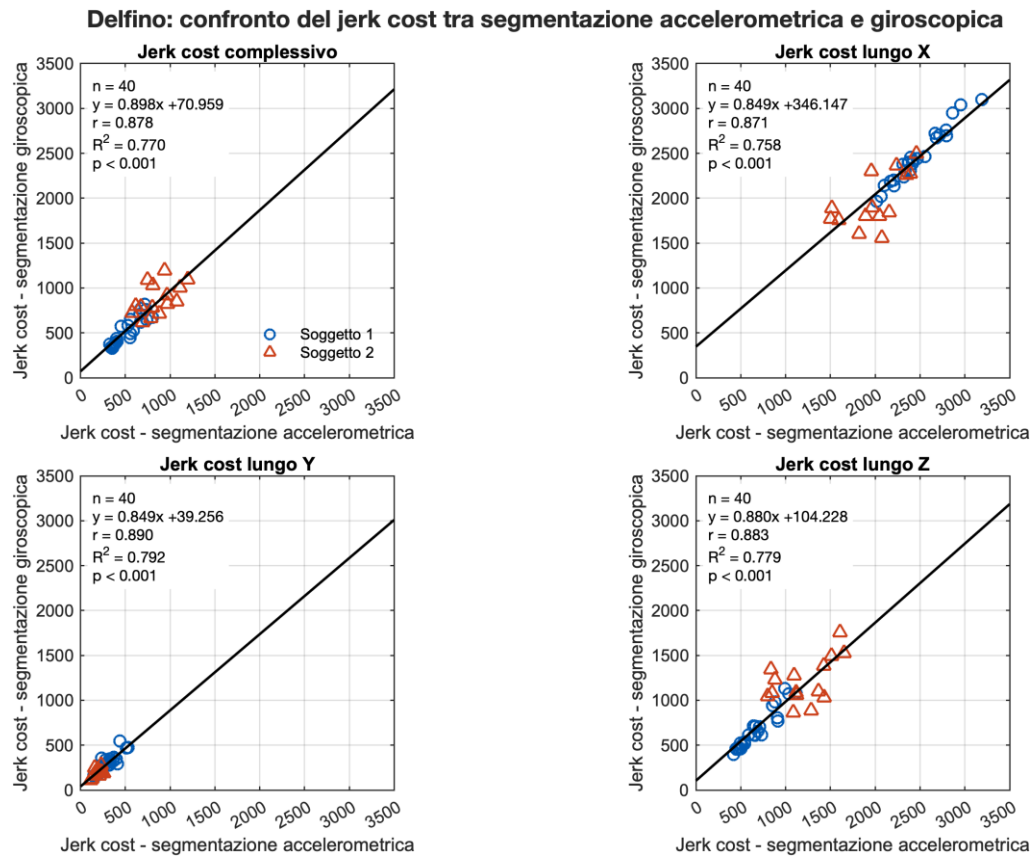


Figura 8. Confronto ciclo per ciclo tra i valori di *jerk cost* ottenuti mediante segmentazione accelerometrica e giroscopica nei diversi stili. Sono riportati il *jerk cost* complessivo e le componenti lungo gli assi X, Y e Z. In nero è rappresentata la retta di regressione lineare ai minimi quadrati. I simboli distinguono i due soggetti.

Capitolo 5: Discussioni

I risultati hanno mostrato una buona corrispondenza tra le frequenze ottenute mediante gli IMU e quelle ricavate dal video, accompagnata da *bias* medi contenuti. Le differenze tra i metodi sono emerse soprattutto considerando la dispersione degli errori e l'ampiezza dei limiti di concordanza. Per il *jerk cost*, invece, la concordanza tra le due segmentazioni è risultata dipendente dallo stile e dalla componente accelerometrica considerata.

I risultati confermano che la frequenza di bracciata può essere stimata ciclo per ciclo mediante segnali inerziali acquisiti in differenti distretti corporei. Tuttavia, non è emerso un metodo uniformemente più favorevole nei quattro stili.

Nello stile libero, il giroscopio della pelvi ha mostrato il profilo più consistente, poiché il lieve vantaggio del polso nell'errore assoluto medio non è stato confermato dagli indicatori maggiormente sensibili agli scostamenti più elevati, come l'RMSE, il 90° percentile dell'errore assoluto e i limiti di concordanza. Il risultato ottenuto al polso è comunque coerente con gli studi di Cortesi et al. e di Fantozzi et al. che ne hanno dimostrato l'utilità per l'identificazione automatica delle fasi e degli eventi della bracciata nel *front crawl* (Cortesi et al., 2019; Fantozzi et al., 2022). Tali studi supportano l'impiego del polso per la delimitazione del ciclo, ma non ne dimostrano la superiorità rispetto alla pelvi nella stima della frequenza.

Anche nel dorso il giroscopio della pelvi ha mostrato il comportamento complessivamente più regolare, mentre il polso ha prodotto l'errore assoluto medio più basso. La differenza tra i due metodi riguarda quindi soprattutto la distribuzione degli errori: il polso ha minimizzato lo scostamento medio, mentre il giroscopio ha limitato maggiormente gli errori di entità superiore. Nel presente campione, quest'ultimo aspetto ha determinato limiti di concordanza più contenuti.

Il risultato relativo al dorso differisce parzialmente da quello riportato da Slopecki et al., che hanno osservato le prestazioni meno favorevoli proprio in questo stile (Slopecki et al., 2024). Nel loro studio, tuttavia, i cicli erano identificati mediante uno *zero-crossing* della velocità lineare medio-laterale ricavata da un singolo IMU sul sacro e la popolazione era costituita da nuotatori paralimpici. Le differenze rispetto al presente lavoro possono pertanto dipendere dalla diversa procedura di identificazione dei cicli e dalla popolazione esaminata.

Nel delfino, il polso ha mostrato un errore assoluto medio e un 90° percentile dell'errore assoluto inferiori rispetto al giroscopio della pelvi. Il vantaggio non era tuttavia confermato dall'RMSE e dall'ampiezza dei limiti di concordanza, che risultavano simili. Non è quindi possibile individuare una superiorità netta del polso, ma soltanto un andamento descrittivamente più favorevole per la maggior parte dei cicli.

Slopecki et al. hanno ottenuto risultati validi nel delfino mediante il movimento antero-posteriore ricavato da un sensore sacrale, confermando che un sito centrale può contenere informazioni adeguate alla segmentazione del ciclo. Lo studio non comprendeva però un confronto diretto con un sensore al polso; il risultato osservato nella presente tesi deve quindi essere considerato specifico del protocollo utilizzato (Slopecki et al., 2024).

Nella rana, il sensore posizionato sulla testa ha fornito risultati leggermente più favorevoli rispetto al giroscopio della pelvi. Le differenze sono risultate tuttavia ridotte e non consentono di indicare il posizionamento sulla testa come soluzione generalmente preferibile. La letteratura esaminata documenta l'impiego di sensori sulla testa nell'analisi integrata del gesto natatorio, ma non presenta un confronto ciclo per ciclo direttamente equivalente tra testa e pelvi nella rana.

Per contestualizzare l'errore dei diversi metodi di stima della frequenza di bracciata, sono stati considerati alcuni valori di SR riportati in letteratura a differenti *race pace*. La Tabella 3 riassume tali valori e l'entità delle variazioni osservate tra condizioni consecutive, con l'obiettivo di fornire un riferimento per interpretare l'errore dei metodi sviluppati nel presente studio rispetto a differenze di frequenza di bracciata riscontrabili in condizioni diverse. Da un confronto fra i dati riportati in tabella e i *Limits of*

Agreement dei *Bland-Altman* si può affermare che tutti i metodi riescono a fornire delle stime al di sotto dei valori minimi di differenza di SR fra le diverse condizioni. Ovvero tutti gli algoritmi sono in grado di identificare le variazioni di SR che possono essere presenti nei nuotatori quando nello stesso stile percorrono distanze diverse.

Tabella 3. Valori medi $\pm$ deviazione standard (STD) della SR riportati negli studi selezionati e intervallo delle differenze assolute di SR tra condizioni adiacenti (Δ SR). Negli studi le distanze indicate rappresentano *race pace* imposti su tratti di 25 m. Il Δ SR è stato calcolato come differenza assoluta tra le frequenze medie di due condizioni consecutive. Quando uno studio comprendeva più confronti consecutivi, nella tabella è stato riportato l'intervallo compreso tra il valore minimo e il valore massimo osservato.

Studio	Stile e campione	SR media $\pm$ STD (cicli/min)	Δ SR tra condizioni adiacenti (cicli/min)
Seifert et al. (2004)	Stile libero – 14 uomini élite	3000 m: 29.7 ± 3.6 ; 1500 m: 31.8 ± 3.4 ; 800 m: 34.6 ± 3.6 ; 400 m: 36.6 ± 3.6 ; 200 m: 41.3 ± 4.0 ; 100 m: 46.3 ± 2.9 ; 50 m: 49.9 ± 3.7	2.0 - 5.0
Chollet et al. (2008)	Dorso – 14 uomini élite	400 m: 30.0 ± 5.0 ; 200 m: 34.8 ± 5.3 ; 100 m: 40.5 ± 5.2 ; 50 m: 44.3 ± 5.1	3.8 - 5.7
Chollet et al. (2006)	Delfino – 14 uomini élite	400 m: 39.5 ± 4.4 ; 200 m: 43.9 ± 3.7 ; 100 m: 49.8 ± 3.0 ; 50 m: 53.3 ± 2.6	3.5 - 5.9
Seifert e Chollet (2005)	Rana – 9 uomini élite	200 m: 35.1 ± 4.9 ; 100 m: 42.4 ± 5.5 ; 50 m: 48.3 ± 7.8	5.9 - 7.3

Seifert e Chollet (2005)	Rana – 8 donne élite	200 m: 34.67 ± 4.9 ; 100 m: 40.6 ± 5.0 ; 50 m: 46.0 ± 8.8	5.4 - 5.9
-----------------------------	-------------------------	---	-----------

Il confronto relativo al *jerk cost*, invece, non costituisce una validazione rispetto a un riferimento esterno. In entrambe le procedure, infatti, il parametro è stato calcolato dallo stesso segnale accelerometrico della pelvi; a cambiare sono stati gli estremi temporali utilizzati per delimitare i cicli. L'analisi quantifica quindi la sensibilità del *jerk cost* alla procedura di segmentazione, ma non permette di stabilire quale segmentazione sia più corretta.

Per il *jerk cost* complessivo, la maggiore concordanza tra le due procedure è stata osservata nello stile libero. Nel dorso è emersa invece una differenza media negativa per il *jerk cost* complessivo e per tutte le componenti, indicando che la segmentazione giroscopica produce mediamente valori inferiori rispetto a quella accelerometrica. Nel delfino il *bias* complessivo è prossimo allo zero, ma i limiti di concordanza restano relativamente ampi. La vicinanza del *bias* allo zero non deve quindi essere interpretata come assenza di differenze ciclo per ciclo, poiché scostamenti positivi e negativi possono compensarsi nella media.

L'effetto della segmentazione varia inoltre tra le componenti. Nello stile libero e nel dorso, la componente Z ha mostrato gli errori più contenuti, mentre nel delfino la maggiore concordanza è stata osservata lungo Y. Le componenti X e Z del delfino sono invece caratterizzate da una maggiore dispersione. Ciò indica che l'influenza degli estremi temporali non è uniforme sulle diverse componenti del segnale.

Gli studi precedenti hanno applicato il *jerk cost* nel nuoto prevalentemente al *front crawl*. Ganzevles et al. lo hanno calcolato mediante un accelerometro collocato sulla parte superiore del dorso, utilizzando uno *zero-crossing* della componente medio-laterale per delimitare i cicli. Gli autori hanno mostrato che il parametro può distinguere nuotatori di diverso livello, ma non hanno confrontato differenti procedure di segmentazione (Ganzevles et al., 2023).

Anche gli studi di Bouvet hanno utilizzato segnali accelerometrici e una segmentazione derivata dal movimento medio-laterale per analizzare il *jerk cost* ciclo per ciclo. Tali

lavori confermano l'applicabilità del parametro nel monitoraggio della tecnica, ma riguardano principalmente lo stile libero e non forniscono elementi per stabilire se una segmentazione accelerometrica sia più accurata di una giroscopica (Bouvet et al., 2023; Bouvet e Bideau, 2025; Bouvet et al., 2025a; Bouvet et al., 2025b)

La sensibilità osservata nel presente studio è coerente con le considerazioni metodologiche di Hogan e Sternad. Gli autori hanno evidenziato che le misure di *jerk* dipendono dalla durata e dall'ampiezza del movimento e possono quindi variare anche quando la forma del profilo cinematico rimane simile (Hogan e Sternad, 2009). Nel presente caso, differenze nella durata o nella posizione temporale delle finestre possono aver contribuito agli scostamenti tra i valori calcolati. I risultati disponibili non consentono tuttavia di distinguere il contributo della durata da quello dello spostamento degli estremi o dall'inclusione di picchi differenti.

L'indicazione metodologica principale è pertanto la necessità di utilizzare una procedura di segmentazione costante. Alternare segmentazione accelerometrica e giroscopica nei confronti potrebbe introdurre variazioni dovute al metodo di calcolo e non a effettivi cambiamenti della *smoothness*.

Conclusioni

Il presente lavoro ha sviluppato e valutato procedure basate su sensori inerziali per la stima ciclo per ciclo della frequenza di bracciata nei quattro stili, utilizzando l'analisi video come riferimento. È stata inoltre analizzata l'influenza della procedura di segmentazione del ciclo sui valori di *jerk cost* calcolati a partire dal segnale accelerometrico della pelvi.

Nel complesso, le frequenze stimate mediante gli IMU hanno mostrato *bias* contenuti ed elevate correlazioni con il video. Il metodo più favorevole è risultato dipendente dallo stile: il giroscopio della pelvi ha mostrato il profilo complessivamente più consistente nello stile libero e nel dorso; nel delfino il polso ha fornito valori inferiori di MAE e del 90° percentile dell'errore assoluto, senza tuttavia evidenziare una superiorità netta rispetto al giroscopio; nella rana il sensore posizionato sulla testa ha mostrato un lieve vantaggio rispetto al giroscopio della pelvi. Nonostante tali differenze tra i metodi, il confronto con le variazioni di SR riportate in letteratura mostra che, in tutti gli stili, l'entità dell'errore risulta sufficientemente contenuta rispetto alle variazioni osservate tra differenti *race pace*. Ciò suggerisce che i vari metodi possano essere adeguati al monitoraggio di variazioni della frequenza di bracciata tra *race pace* differenti.

Il confronto del *jerk cost* ha evidenziato che il valore ottenuto è influenzato dalla procedura utilizzata per identificare i cicli e che tale influenza varia in funzione dello stile. In assenza di un metodo di segmentazione di riferimento, non è stato possibile stabilire quale procedura fosse più accurata; le due segmentazioni non possono pertanto essere considerate intercambiabili e il metodo scelto dovrebbe essere mantenuto costante nei confronti tra prove o sessioni.

I risultati devono essere interpretati considerando il numero ridotto di partecipanti e il fatto che, nei confronti relativi alla frequenza, variavano contemporaneamente il sito di posizionamento, il segnale analizzato e l'algoritmo utilizzato. Sviluppi futuri dovrebbero prevedere un campione più ampio e diversificato, una procedura

automatizzata per la determinazione dei limiti minimi e massimi di durata del ciclo di bracciata e la valutazione della robustezza degli algoritmi a diverse condizioni di nuotata.

Bibliografia

Bouvet, A., Pla, R., Delhay, E., Nicolas, G. & Bideau, N. (2023). Profiles of stroke regulations discriminate between finishing positions during international open water races. *Journal of Sports Sciences*, 41(13), pp. 1309-1316.

Bouvet, A. & Bideau, N. (2025). Distinctive Regulation Profiles of Stroke Mechanics Underlie Pacing and Discriminate 400 m Front-Crawl Performance. *Journal of Sports Science and Medicine*, 24, pp. 891-900.

Bouvet, A., Pla, R., Delhay, E., Nicolas, G. & Bideau, N. (2025). Profiling biomechanical abilities during sprint front-crawl swimming using IMU and functional clustering of variabilities. *Sports Biomechanics*, 24(7), pp. 1844-1864.

Bouvet, A., Pla, R., Nicolas, G. & Bideau, N. (2025). Technical Stroke Regulations Discriminate Pacing Effectiveness During a 5-km Indoor Pool Race. *International Journal of Sports Physiology and Performance*. Pubblicazione online anticipata. <https://doi.org/10.1123/ijsp.2024-0305>

Brodie, M. A., Walmsley, A. & Page, W. (2008). The static accuracy and calibration of inertial measurement units for 3D orientation. *Computed Methods in Biomechanics and Biomedical Engineering*, 11(6), pp. 641-648.

Callaway, A. J., Cobb, J. E., & Jones, I. (2009). A Comparison of Video and Accelerometer Based Approaches Applied to Performance Monitoring in Swimming. *International Journal of Sports Science & Coaching*, 4(1), pp. 139-153.

Choi, A., Joo, S. B., Oh, E. & Mun, J. H. (2014). Kinematic evaluation of movement smoothness in golf: relationship between the normalized jerk cost of body joints and the clubhead. *BioMedical Engineering OnLine*, 13, 20.

Chollet, D., Seifert, L. & Carter, M. (2008). Arm coordination in elite backstroke swimmers. *Journal of Sports Sciences*, 26(7), pp. 675-682.

Chollet, D., Seifert, L., Boulesteix, L. & Carter, M. (2006). Arm to Leg Coordination in Elite Butterfly Swimmers. *Sports Med*, 27, pp. 322-329.

Cortesi, M., Giovanardi, A., Gatta, G., Mangia, A. L., Bartolomei, S., & Fantozzi, S. (2019). Inertial Sensors in Swimming: Detection of Stroke Phases through 3D Wrist Trajectory. *Journal of Sports Science and Medicine*, 18, pp. 438-447.

Daukantas, S., Marozas, V., & Lukosevicius, A. (2008). Inertial sensor for objective evaluation of swimmer performance. In *Proceedings of the 2008 International Biennial Baltic Electronics Conference*, Tallinn, Estonia.

Davey, N., Anderson, M., & James, D. A. (2008). Validation trial of an accelerometer-based sensor platform for swimming. *Sports Technology*, 1(4-5), pp. 202-207.

Fantozzi, S., Coloretti, V., Piacentini, M. F., Quagliarotti, C., Bartolomei, S., Gatta, G. & Cortesi, M. (2022). Integrated Timing of Strokking, Breathing, and Kicking in Front-Crawl Swimming: A Novel Stroke-by-Stroke Approach Using Wearable Inertial Sensors. *Sensors*, 22, 1419.

Flash, T. & Hogan, N. (1985). The Coordination of Arm Movements: An Experimentally Confirmed Mathematical Model. *The Journal of Neuroscience*, 5(7), pp. 1688-1703.

Ganzevles, S. P. M., Beek, P. J., Daanen, H. A. M., Coolen, B. M. A. & Truijens, M. J. (2023). Differences in swimming smoothness between elite and non-elite swimmers. *Sports Biomechanics*, 22(5), pp. 675-688.

Ghasemzade, S. V. & Jamshidi, F. (2018). Applications of Inertial Navigation Systems in Medical Engineering. *J Biomed Phys Eng*, 8(3).

Guignard, B., Rouard, A., Chollet, D. & Seifert, L. (2017). Behavioral Dynamics in Swimming: The Appropriate Use of Inertial Measurement Units. *Frontiers in Psychology*, 8, 383.

Harindranath, A. & Arora, M. (2024). A systematic review of user - conducted calibration methods for MEMS-based IMUs. *Measurement*, 225, 114001.

Hogan, N. & Sternad, D. (2009). Sensitivity of Smoothness Measures to Movement Duration, Amplitude and Arrests. *J Mot Behav.*, 41(6), pp. 529-534.

Magalhaes, F. A., Vannozzi, G., Gatta, G., & Fantozzi, S. (2015). Wearable inertial sensors in swimming motion analysis: a systematic review. *Journal of Sports Sciences*, 33(7), pp. 732-745.

Mooney, R., Corley, G., Godfrey, A., Quinlan, L. R., & ÓLaighin, G. (2016). Inertial Sensor Technology for Elite Swimming Performance Analysis: A Systematic Review. *Sensors*, 16, 18, pp. 1-55.

Müller, P., Bégin, M. A., Schauer, T. & Seel, T. (2017). Alignment-Free, Self-Calibrating Elbow Angles Measurement Using Inertial Sensors. *Journal of Biomedical and Health Informatics*, 21(2).

Pansiot, J., Lo, B., & Yang, G. Z. (2010). Swimming Stroke Kinematic Analysis with BSN. In *Proceedings of the 2010 International Conference on Body Sensor Networks (BSN)*, London, UK.

Ru, X., Gu, N., Shang, H. & Zhang, H. (2022). MEMS Inertial Sensor Calibration Technology: Current Status and Future Trends. *Micromachines*, 13, 879.

Seifert, L. & Carmigniani, R. (2023). Coordination and stroking parameters in the four swimming techniques: a narrative review. *Sports Biomechanics*, 22(12), pp. 1617-1633.

Seifert, L. & Chollet, D. (2005). A new index of flat breaststroke propulsion: A comparison of elite men and women. *Journal of Sports Sciences*, 23(3), pp. 309-320.

Seifert, L., Chollet, D. & Bardy, B. G. (2004). Effect of swimming velocity on arm coordination in the front crawl: dynamic analysis. *Journal of Sports Sciences*, 22, pp. 651-660.

Slopecki, M., Charbonneau, M., Lavallière, J. M., Côté, J. N. & Clément, J. (2024). Validation of Automatically Quantified Swim Stroke Mechanics Using an Inertial Measurement Unit in Paralympic Athletes. *Bioengineering*, 11, 15, pp. 1-14.

Villa, G., Cerfoglio, S., Bonfiglio, A., Capodaglio, P., Galli, M. & Cimolin, V. (2025). Validation of a Commercially Available IMU-Based System Against an Optoelectronic System for Full-Body Motor Tasks. *Sensors*, 25, 3736.