



**Politecnico  
di Torino**



# Politecnico di Torino

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Biomedica

A.a. 2024/2025

Sessione di laurea Dicembre 2025

## Classificazione della Fatica tramite Segnale ECG-HRV:

Modello SVM e Validazione rispetto a Parametri Metabolici

Relatori:

Prof.ssa Daniela MAFFIODO

Dott. Samuele DE GIUSEPPE

Candidata:

Annarosa SCALCIONE



# Abstract

La valutazione oggettiva della fatica in contesti di monitoraggio continuo rappresenta una sfida aperta. Questo studio propone un approccio basato su segnali elettrocardiografici (ECG) acquisiti tramite dispositivi indossabili, finalizzato a stimare e classificare automaticamente diversi livelli di intensità della fatica.

L'attività sperimentale è stata condotta su undici soggetti mediante un protocollo ciclistico sub-massimale ispirato al test di Ekblom-Bak, articolato in tre fasi di crescente intensità (riposo, fatica moderata, fatica elevata). Durante le prove sono stati acquisiti simultaneamente i segnali ECG con dispositivo MotemaSens (OT Bioelettronica), la frequenza cardiaca attraverso fascia Garmin HRM-Dual, i dati metabolici di riferimento tramite il sistema Cosmed K5 e la potenza erogata dal cicloergometro (Technogym). La stima del consumo di ossigeno è stata ottenuta mediante un modello predittivo derivato dalla frequenza cardiaca e dalla potenza erogata. Il confronto con i valori misurati dal Cosmed K5 ha mostrato una buona concordanza; infatti, otto su dieci soggetti hanno presentato un errore relativo medio intorno al 10%, rientrando nei limiti accettati per la validazione di test sub-massimali, mentre un partecipante è risultato outlier per anomalie nella risposta cardiaca.

A partire da tale confronto, sono state definite le etichette di riferimento dei tre stati di fatica (riposo, media fatica, alta fatica), utilizzate come variabile target per l'addestramento del classificatore basato sui parametri di variabilità cardiaca.

Dai tracciati ECG, preprocessati e filtrati in tempo reale, sono stati estratti dieci parametri di variabilità della frequenza cardiaca (HRV), appartenenti ai domini temporale e non lineare. Tali feature sono state impiegate per addestrare un classificatore Support Vector Machine (SVM) con kernel radiale (RBF) e normalizzazione robusta, validato mediante cross-validazione Leave-One-Out. Le prestazioni del modello sono state valutate tramite le metriche di precisione, richiamo, F1-score e balanced accuracy.

Il classificatore ha raggiunto una balanced accuracy complessiva dell'81,8%, mostrando una chiara distinzione tra le tre condizioni e un numero limitato di errori concentrati tra classi contigue di intensità. È stato inoltre introdotto un Indice di Intensità, calcolato come differenza tra la probabilità di appartenenza

alle classi di alta fatica e di riposo, che si è dimostrato coerente con l'aumento progressivo dello sforzo percepito.

I risultati dimostrano la fattibilità di un approccio basato esclusivamente su parametri ECG e HRV per la stima della fatica, aprendo la strada a future applicazioni in ambito sportivo, ergonomico e clinico, nell'ottica di sistemi indossabili per il monitoraggio continuo e personalizzato del carico fisiologico.



# Indice

<b>Abstract</b>	II
<b>Elenco delle tabelle</b>	VII
<b>Elenco delle figure</b>	IX
<b>Acronimi</b>	XI
<b>1 Introduzione</b>	1
1.1 Contesto . . . . .	1
1.2 Ragioni dello Studio . . . . .	2
1.3 Obiettivi dello Studio . . . . .	3
<b>2 Approfondimenti Teorici</b>	4
2.1 Massimo Consumo di Ossigeno . . . . .	4
2.1.1 Metodi di Misura del $\text{VO}_2\text{max}$ . . . . .	5
2.1.2 Fattori che Influenzano il $\text{VO}_2\text{max}$ . . . . .	9
2.2 Elettrocardiogramma e Variabilità della Frequenza Cardiaca . . . . .	10
2.2.1 ECG e Principi Fisiologici . . . . .	10
2.2.2 HRV e Sistema Nervoso Autonomo . . . . .	13
2.2.3 Principi Generali del Machine Learning . . . . .	15
<b>3 Stato dell'Arte</b>	20
3.1 Fatica: Definizioni e Misure . . . . .	20
3.1.1 Scala di Borg . . . . .	21
3.2 Biomarcatori Fisiologici e Rilevamento della Fatica: Revisione . . . . .	23
3.2.1 $\text{VO}_2\text{max}$ e Fatica . . . . .	23
3.2.2 HRV e Fatica . . . . .	25
3.3 Machine Learning e Classificazione della Fatica . . . . .	28

<b>4</b>	<b>Materiali e Metodi</b>	<b>31</b>
4.1	Progettazione dello Studio . . . . .	31
4.2	Motivazioni e Definizione del Protocollo Sperimentale . . . . .	32
4.2.1	Analisi della letteratura . . . . .	32
4.2.2	Design del Protocollo . . . . .	36
4.3	Partecipanti e criteri di misura . . . . .	39
4.3.1	Condizioni pre-test . . . . .	40
4.3.2	Criteri di inclusione ed esclusione . . . . .	41
4.4	Strumentazione . . . . .	42
4.4.1	ECG . . . . .	42
4.4.2	Cosmed K5 . . . . .	46
4.4.3	Cicloergometro . . . . .	50
4.5	Acquisizione dei Dati . . . . .	52
4.5.1	VO <sub>2</sub> max . . . . .	54
4.5.2	ECG e Potenza . . . . .	57
4.5.3	Dati RPE . . . . .	61
4.5.4	Questionario di Feedback . . . . .	61
<b>5</b>	<b>Analisi del VO<sub>2</sub>max e definizione delle classi di fatica</b>	<b>63</b>
5.1	Preprocessing dei Segnali Fisiologici . . . . .	63
5.1.1	Preprocessing del Segnale VO <sub>2</sub> . . . . .	63
5.1.2	Preprocessing del Segnale ECG . . . . .	67
5.2	Stima e Misura del VO <sub>2</sub> max . . . . .	71
5.2.1	Applicazione della Formula del Protocollo Ekblom–Bak . . . . .	71
5.2.2	Misura del VO <sub>2</sub> max Tramite Sistema Cosmed K5 . . . . .	74
5.2.3	Relazione tra Frequenza Cardiaca e Consumo di Ossigeno . . . . .	75
5.3	Risultati . . . . .	77
5.3.1	Dispositivi di Frequenza Cardiaca . . . . .	77
5.3.2	VO <sub>2</sub> max Stimato e Misurato . . . . .	78
5.3.3	Relazione tra Intensità Relativa e Soglie di Classificazione . . . . .	81
<b>6</b>	<b>Classificazione dello Stato di Fatica</b>	<b>85</b>
6.1	Analisi dei Dati e Costruzione del Classificatore . . . . .	85
6.1.1	Parametri HRV e Costruzione del Dataset . . . . .	85
6.1.2	Modello di Machine Learning . . . . .	89
6.1.3	Validazione del Modello . . . . .	92
6.2	Risultati della Classificazione . . . . .	93
6.2.1	Prestazioni Complessive . . . . .	93
6.2.2	Distribuzione delle Predizioni . . . . .	94
6.2.3	Indice di Intensità . . . . .	95
6.2.4	Risultati per Soggetto . . . . .	96

<b>7</b>	<b>Discussione</b>	<b>98</b>
7.1	Confronto tra i Dispositivi di Frequenza Cardiaca . . . . .	98
7.2	Confronto tra VO <sub>2</sub> max Stimato e Misurato . . . . .	100
7.3	Risultati di Classificazione . . . . .	102
<b>8</b>	<b>Conclusioni</b>	<b>105</b>
8.1	Sintesi dei Risultati . . . . .	105
8.2	Limiti dello Studio e Prospettive Future . . . . .	106
<b>A</b>	<b>Scala di Borg per la percezione dello sforzo (RPE)</b>	<b>109</b>
<b>B</b>	<b>Questionario di Feedback</b>	<b>111</b>
<b>C</b>	<b>Script di elaborazione del segnale ECG</b>	<b>115</b>
<b>D</b>	<b>Script di Estrazione Features HRV</b>	<b>125</b>
<b>E</b>	<b>Script di Classificazione SVM</b>	<b>135</b>
	<b>Bibliografia</b>	<b>139</b>

# Elenco delle tabelle

2.1	Protocollo standard di Bruce per la valutazione diretta del $\text{VO}_2\text{max}$ su treadmill [8]. . . . .	6
2.2	Metriche di valutazione derivate dalla confusion matrix, adattato da [27]. . . . .	17
3.1	Scala di Borg, adattata da [33] . . . . .	22
3.2	Relazione tra intensità dell'esercizio, $\%\text{VO}_2\text{max}$ , $\%\text{HR}_{\text{max}}$ e RPE, adattata da [37]. . . . .	23
4.1	Protocolli incrementali analizzati in letteratura e relative caratteristiche, con indicazione di vantaggi e limiti principali. . . . .	33
4.2	Principali metodi ed equazioni predittive del $\text{VO}_2\text{max}$ presenti in letteratura. Legenda variabili: G = genere (M=1, F=0); S = velocità (mph); W = peso (kg); HR = FC a regime stazionario (bpm); A = età (anni); $\Delta\text{HR}/\Delta\text{PO}$ = rapporto variazione FC/Potenza; $\Delta\text{PO}$ = differenza di potenza tra gli stadi (W); $\text{HR}_{\text{std}}$ = FC allo stadio basso. . . . .	35
4.3	Conversione ufficiale GIH tra carico meccanico ( $kp$ ), potenza equivalente in watt e fattore medio di conversione a 60 rpm [72]. . . . .	38
4.4	Caratteristiche antropometriche e livello di allenamento dei partecipanti. . . . .	40
5.1	Dati anagrafici e parametri sperimentali dei soggetti utilizzati per il calcolo del $\text{VO}_2\text{max}$ secondo il protocollo di Ekblom-Bak [72]. . . .	72
5.2	Confronto tra le frequenze cardiache medie registrate dai dispositivi Garmin HRM-Dual [65] e MotemaSens [62][63] nei minuti 4 e 8 del protocollo di Ekblom-Bak. . . . .	78
5.3	Confronto tra $\text{VO}_2\text{max}$ stimato (formula di Ekblom-Bak [72]) e misurato con Cosmed K5 [61]. L'errore relativo è calcolato rispetto al valore misurato. . . . .	79

5.4	Percentuali di frequenza cardiaca massima ( $\%HR_{\max}$ ) nei diversi momenti del test di Ekblom–Bak. . . . .	81
5.5	Percentuali stimate di consumo di ossigeno massimale ( $\%VO_{2\max}$ ) nei tre momenti del test di Ekblom–Bak. . . . .	82
5.6	Valori di percezione soggettiva dello sforzo riportati dai partecipanti nelle due fasi di carico del test di Ekblom–Bak [72]. . . . .	83
5.7	Classificazione dei livelli di sforzo in base ai valori di RPE e alle corrispondenti intensità fisiologiche. . . . .	84
6.1	Dataset utilizzato per la classificazione, contenente per ciascun soggetto e fase sperimentale i parametri HRV, RPE e etichetta di classe associata . . . . .	89
6.2	Confronto metodologico tra i due approcci di classificazione . . . . .	90
6.3	Metriche di performance del classificatore SVM (RBF) con <i>RobustScaler</i> . . . . .	94
6.4	Risultati campione per campione (tutti i soggetti). Le righe in rosso indicano predizioni errate. . . . .	97

# Elenco delle figure

2.1	Morfologia del segnale ECG e principali onde, segmenti e intervalli[19].	11
2.2	Posizionamento degli elettrodi per ECG standard a 12 derivazioni.[22].	12
2.3	Esempio di segnale HRV [6]. . . . .	13
2.4	Schema della confusion matrix, adattato da [28]. . . . .	18
4.1	Vista ravvicinata della scheda elettronica del dispositivo MotemaSens [62][63], con evidenza dei principali connettori. . . . .	43
4.2	Supporto in stampa 3D progettato per l'alloggiamento del dispositivo MotemaSens [62][63]. . . . .	45
4.3	Sensore di frequenza cardiaca Garmin HRM-Dual. Figura dal sito ufficiale Garmin [65]. . . . .	45
4.4	Visioni frontale (a) e superiore (b) dell'unità portatile del sistema metabolico COSMED K5. Figura adattata dal manuale ufficiale COSMED [61]. . . . .	46
4.5	Componenti principali del sistema di acquisizione respiratoria del COSMED K5: (a) maschera e caschetto; (b) assieme flussimetro a turbina. Le immagini illustrano la configurazione del sistema per la misura dei volumi respiratori. Figura adattata dal manuale COSMED [61]. . . . .	48
4.6	Procedure di calibrazione del sistema COSMED K5: (a) calibrazione del flussimetro; (b) calibrazione dello scrubber; (c) calibrazione del gas di riferimento. Figure adattate dal manuale ufficiale COSMED [61].	49
4.7	Configurazione del soggetto durante il test con il sistema metabolico COSMED K5. Figura dal manuale ufficiale COSMED [61]. . . . .	50
4.8	Cicloergometro Technogym Cycle utilizzato per i test. Figura dal manuale ufficiale Technogym [64]. . . . .	52
4.9	Setup sperimentale per l'acquisizione multimodale. (a) Configurazione durante la fase di riposo a seduta. (b) Configurazione durante la pedalata. . . . .	53
4.10	Esempio di andamento temporale del $\text{VO}_2$ e della (FC) durante una sessione del test di Ekblom-Bak, acquisiti in modalità breath-by-breath.	56

4.11	Schema di funzionamento del sistema breath-by-breath del COSMED K5. Figura dal manuale ufficiale COSMED [61]. . . . .	57
4.12	Interfaccia grafica dell'applicazione per smartphone di Technogym [64]. . . . .	58
4.13	Interfaccia grafica sviluppata in Python per l'acquisizione e la visualizzazione in tempo reale del segnale ECG tramite sensore MotemaSens [62][63]. . . . .	60
4.14	Diagramma di flusso del processo di acquisizione multimodale dei dati fisiologici e percettivi durante le fasi di riposo ed esercizio. Il flusso mostra le principali operazioni di preparazione del soggetto, acquisizione sincrona dei segnali ( $\text{VO}_2$ , ECG, potenza erogata) e raccolta dei feedback soggettivi. . . . .	62
5.1	Confronto tra il tracciato del $\text{VO}_2$ grezzo (a) e quello filtrato tramite media mobile a 30 s (b). . . . .	65
5.2	Esempio di segnali ECG acquisiti dal dispositivo MotemaSens [62][63]: (a) tracciati grezzi prima del filtraggio e (b) segnali filtrati con individuazione automatica dei picchi R. . . . .	70
5.3	Foglio di calcolo ufficiale del GIH utilizzato per la stima del $\text{VO}_2\text{max}$ secondo la formula di Ekblom–Bak [72]. . . . .	74
5.4	Esempio di output del software Omnia [61] per la stima del $\text{VO}_2\text{max}$ a partire dai dati submassimali. . . . .	76
5.5	Grafici di Bland–Altman per il confronto tra $\text{VO}_2\text{max}$ stimato (formula di Ekblom–Bak [72]) con i due dispositivi e misurato con Cosmed K5 [61] . . . . .	80
6.1	Schema dell'asse elettrico cardiaco e delle derivazioni standard. Immagini adattate da [21]. . . . .	86
6.2	Matrice di confusione del classificatore SVM (RBF) con <i>RobustScaler</i> . . . . .	95
6.3	Distribuzione dell' <i>Intensity Index</i> per ciascun livello di fatica. . . . .	95
6.4	Diagramma di flusso del processo di acquisizione, elaborazione e classificazione dei segnali ECG. Il flusso illustra le fasi principali: dall'acquisizione dei dati grezzi fino all'addestramento e validazione del modello SVM, passando per preprocessing, rilevazione dei picchi R, estrazione dei parametri HRV e costruzione del database. . . . .	96

# Acronimi

## **6MWT**

Six-Minute Walking Test

## **ACSM**

American College of Sports Medicine

## **ADS1298**

Analog Front-End multicanale prodotto da Texas Instruments

## **AHA**

American Heart Association

## **ANT+**

Advanced and Adaptive Network Technology Plus

## **ANS**

Autonomic Nervous System

## **ApEn**

Approximate Entropy

## **ARM**

Advanced RISC Machine

## **AV**

Atrioventricular Node

## **BLE**

Bluetooth Low Energy



**BPNN**

Backpropagation Neural Network

**BT**

Bluetooth

**CNN**

Convolutional Neural Network

**CNS**

Central Nervous System

**COM**

Communication Port

**CPET**

Cardiopulmonary Exercise Test

**CV**

Cross-Validation

**CVNN**

Coefficient of Variation of NN Intervals

**CVSD**

Coefficient of Variation of Successive Differences

**DFA**

Detrended Fluctuation Analysis

**ECG**

Elettrocardiogramma

**EMG**

Elettromiografia

**FC**

Frequenza Cardiaca

**FeCO<sub>2</sub>**

Frazione espiratoria di Anidride Carbonica

**FeO<sub>2</sub>**

Frazione espiratoria di Ossigeno

**FiCO<sub>2</sub>**

Frazione inspiratoria di Anidride Carbonica

**FiO<sub>2</sub>**

Frazione inspiratoria di Ossigeno

**GIH**

Gymnastik-och Idrottshögskolan

**GUI**

Graphical User Interface

**HF**

High Frequency

**HR**

Heart Rate

**HRM**

Heart Rate Monitor

**HRR**

Heart Rate Recovery

**HRV**

Heart Rate Variability

**I<sup>2</sup>C**

Inter-Integrated Circuit

**IDE**

Integrated Development Environment

**k-NN**

k-Nearest Neighbors

**LCD**

Liquid Crystal Display

**LF**

Low Frequency

**LOOCV**

Leave-One-Out Cross-Validation

**LVQ**

Learning Vector Quantization

**MCU**

Microcontroller Unit

**MeanNN**

Mean of Normal-to-Normal Intervals

**ML**

Machine Learning

**NN**

Normal-to-Normal Interval

**PCA**

Principal Component Analysis

**pNN50**

Percentage of Successive NN Intervals Differing by More Than 50 ms

**PNS**

Parasympathetic Nervous System

**PO**

Potenza Erogata Protocollo Cyclette

**RBF**

Radial Basis Function

**RER**

Respiratory Exchange Ratio

**RF**

Respiratory Frequency

**RMSSD**

Root Mean Square of Successive Differences

**RPE**

Rating of Perceived Exertion

**RQ**

Respiratory Quotient

**SA**

Sinoatrial Node

**SampEn**

Sample Entropy

**SD1**

Standard Deviation 1 (Short-Term Variability from Poincaré Plot)

**SD2**

Standard Deviation 2 (Long-Term Variability from Poincaré Plot)

**SDANN**

Standard Deviation of the Average NN Intervals

**SDNN**

Standard Deviation of NN Intervals

**SDSD**

Standard Deviation of Successive Differences

**SEM**

Structural Equation Model

**SNS**

Sympathetic Nervous System

**SPI**

Serial Peripheral Interface

**STM32**

Microcontrollore ARM Cortex-M4 prodotto da STMicroelectronics

**SVM**

Support Vector Machine

**TTL**

Transistor-Transistor Logic

**UART**

Universal Asynchronous Receiver-Transmitter

**ULF**

Ultra Low Frequency

**USB**

Universal Serial Bus

**VE**

Volume Espirato

**VCO<sub>2</sub>**

Anidride Carbonica Consumata

**VLF**

Very Low Frequency

**VO<sub>2</sub>**

Consumo di Ossigeno

**VO<sub>2</sub>max**

Massimo Consumo di Ossigeno

**VO<sub>2</sub>peak**

Valore massimo di consumo di ossigeno osservato in assenza di plateau

**WCT**

Wilson Central Terminal

# Capitolo 1

## Introduzione

### 1.1 Contesto

La fatica è un fenomeno complesso e multifattoriale che influenza molteplici aspetti della vita quotidiana. Tuttavia, non esiste una definizione universale; infatti, in letteratura sono state proposte diverse descrizioni che spesso dipendono dal modello sperimentale utilizzato e dalle condizioni in cui si verificano.

Essa può essere attribuibile a meccanismi muscolari e metabolici locali, oppure a uno stato psicologico legato a un ridotto controllo neurale da parte del sistema nervoso centrale. A queste dimensioni fisiologiche si aggiunge la fatica percepita, vale a dire la sensazione soggettiva di sforzo ed esaurimento, che non sempre corrisponde allo stato reale di affaticamento muscolare o cardiopolmonare [1].

In ogni caso, nelle varie interpretazioni la fatica viene spesso associata a un declino della performance, sia fisica sia cognitiva [2]; eppure, la capacità di identificarla in maniera oggettiva e in tempo reale rimane un obiettivo fondamentale in molteplici aree di studio.

L'importanza della fatica è evidente in vari ambiti. Nel campo sportivo, essa condiziona la performance e, se non adeguatamente monitorata, può condurre a sovraccarico e infortuni [1]. In riabilitazione clinica (es. fatica post ictus), rappresenta uno dei principali ostacoli al recupero ed è associata a disabilità funzionale, ridotta qualità di vita, minore probabilità di ritorno al lavoro e prognosi sfavorevole [3].

La fatica è inoltre condizionata da fattori individuali e giornalieri, come età, sesso, livello di fitness, stato psicologico, sonno e stress, che ne complicano ulteriormente la quantificazione e il monitoraggio obiettivo.

Essendo, come detto, un fenomeno multiforme e multifattoriale, non esiste un metodo univoco per definirla o misurarla. Per questo motivo, la valutazione della fatica si affida ancora principalmente a strumenti soggettivi, come questionari e scale

di autovalutazione. Tra queste, la **Borg Rating of Perceived Exertion (RPE)** è ad oggi lo strumento più utilizzato per stimare lo sforzo percepito e l'affaticamento durante l'attività fisica [4]. Questi strumenti sono stati ampiamente utilizzati in contesti sportivi, professionali e clinici grazie alla loro facilità e immediatezza, ma la soggettività resta un fattore proprio che ne limita l'utilizzo.

La difficoltà di ottenere misure accurate e dirette della fatica ha portato allo sviluppo di strumenti basati su numerosi parametri. In particolare, negli ultimi anni, i sistemi indossabili hanno offerto nuove opportunità che consentono di monitorare i segnali e gli indici fisiologici in tempo reale e in modo non invasivo. Grazie alla loro efficienza, accessibilità e applicabilità quotidiana, questi dispositivi facilitano il monitoraggio della fatica attraverso un approccio oggettivo e basato sull'analisi dei dati.

Tra i vari indici, due assumono un ruolo centrale nello studio della fatica:

- Il **consumo massimo di ossigeno ( $VO_2\text{max}$ )**, considerato il gold standard della capacità aerobica e della fitness cardiorespiratoria. Esso riflette l'integrazione tra sistemi cardiovascolare, respiratorio e muscolare e costituisce un forte predittore della tolleranza all'esercizio [5].
- La **variabilità della frequenza cardiaca (HRV)**, indice della modulazione autonoma sul cuore. La HRV fornisce informazioni sul bilanciamento simpatico-parasimpatico ed è sensibile allo stress fisiologico e all'accumulo di fatica [6].

L'analisi congiunta di  $VO_2\text{max}$  e HRV, integrata alla percezione soggettiva dello sforzo, rappresenta un passo importante verso protocolli e algoritmi affidabili e applicabili per la rilevazione della fatica.

## 1.2 Ragioni dello Studio

La fatica è un fattore limitante rilevante sia nello sport sia nella riabilitazione: incide negativamente sulla prestazione, favorisce il rischio di infortuni e rallenta i processi di recupero. Nonostante la sua importanza, la valutazione oggettiva rimane complessa e spesso relegata a protocolli di laboratorio che richiedono apparecchiature sofisticate e costose, oltre a risultare scomode da indossare e difficili da applicare al di fuori di ambienti controllati. Da qui nasce la necessità di sviluppare metodiche semplici, non invasive e a basso costo per il monitoraggio della fatica in contesti reali. Il lavoro di tesi è stato svolto in collaborazione con il laboratorio *Rehab* dell'Istituto Italiano di Tecnologia (IIT), che ha messo a disposizione le strumentazioni necessarie per la raccolta dei dati e ha supportato lo sviluppo del protocollo sperimentale e delle procedure di analisi.



## 1.3 Obiettivi dello Studio

Lo scopo principale di questo studio è quello di rilevare e caratterizzare l'affaticamento fisico utilizzando approcci semplici e accessibili, evitando l'uso di strumenti di laboratorio costosi o poco pratici. In particolare, utilizzando protocolli submassimali, anziché procedure estenuanti, e segnali ECG ottenuti da sistemi indossabili.

Il progetto si articola in due analisi principali:

- **Approccio 1:** analisi dei segnali fisiologici ottenuti da un dispositivo ECG indossabile per stimare la frequenza cardiaca e predire il  $\text{VO}_2\text{max}$ , fornendo così una misura affidabile e meno gravosa della capacità aerobica;
- **Approccio 2:** estrazione di parametri HRV dal segnale ECG per costruire un classificatore attraverso tecniche machine learning, in grado di discriminare tra i diversi livelli di fatica.

I due approcci non vanno intesi come alternativi, ma come complementari: il primo fornisce il sistema di riferimento fisiologico in maniera quantitativa, traducendo le fasi del protocollo in percentuali di  $\text{VO}_2\text{max}$ , mentre il secondo, basato sulle variazioni della HRV, permette di riconoscere in tempo reale in quale di questi stati si trovi il soggetto. In questo modo, le soglie metaboliche definite dal primo approccio diventano la base di riferimento per l'algoritmo di classificazione, che ne rende l'applicazione pratica e automatizzabile.

Lo studio intende quindi sviluppare una soluzione a basso costo, non invasiva e facilmente implementabile, validando un protocollo e una classificazione oggettivi per la misurazione della fatica. Rispetto ai test tradizionali, la strategia proposta offre una prospettiva più realistica e scalabile, con potenziali applicazioni sia in ambito riabilitativo sia sportivo.

## Capitolo 2

# Approfondimenti Teorici

Questo capitolo presenta i concetti teorici di riferimento per lo studio della performance cardiorespiratoria e della fatica. Si apre con una panoramica sul massimo consumo di ossigeno e sui metodi utilizzati per stimarlo, prosegue con i principi fisiologici dell'elettrocardiogramma e della variabilità della frequenza cardiaca, e si conclude con una descrizione delle principali tecniche di machine learning applicate all'analisi di questi segnali.

### 2.1 Massimo Consumo di Ossigeno

Il **massimo consumo di ossigeno** ( $\text{VO}_2\text{max}$ ) corrisponde al volume massimo di ossigeno che un individuo è in grado di utilizzare durante un esercizio dinamico che coinvolge gran parte della massa muscolare totale [7]. Rappresenta il migliore indicatore per valutare e misurare la resistenza cardiorespiratoria, la fitness aerobica e la salute cardiovascolare di una persona.

Il  $\text{VO}_2\text{max}$  può essere espresso in modo assoluto ( $\text{L min}^{-1}$ ), che rappresenta il volume totale di ossigeno consumato al minuto, oppure in termini relativi ( $\text{mL kg}^{-1} \text{min}^{-1}$ ) in modo da tener conto della massa corporea e consentire un confronto più accurato in una popolazione eterogenea tra soggetti che presentano corporature differenti [8].

Durante un test incrementale, il consumo di ossigeno aumenta progressivamente nel tempo fino a raggiungere un valore massimo, il quale si mantiene poi costante su un plateau nonostante l'incremento del carico di lavoro. Questo fenomeno di stabilizzazione dell'andamento del  $\text{VO}_2$  costituisce il criterio primario per definire il raggiungimento del  $\text{VO}_2\text{max}$ .

Tuttavia, la maggior parte dei soggetti spesso non è in grado di raggiungere il plateau (in particolar modo nei casi clinici) a causa dell'affaticamento delle gambe, mancanza di motivazione necessaria, disagio generale o della presenza di malattie

cardiache [7]. Per questo esistono diversi criteri ausiliari a cui si può ricorrere per attestare il raggiungimento del massimo sforzo sebbene la loro validità sia stata oggetto di critiche [9]:

- Valore di rapporto di scambio respiratorio  $RER \geq 1.15$ ;
- Concentrazione di lattato ematico  $\geq 8 \text{ mmol L}^{-1}$ ;
- Frequenza cardiaca (FC) prossima al massimo teorico per età ( $\pm 10 \text{ bpm}$ );
- Livello di sforzo percepito  $\geq 17/20$  sulla scala di RPE;
- Esaurimento soggettivo: stanchezza muscolare, affaticamento degli arti inferiori, dispnea;
- Diminuzione della cadenza (es. nel ciclismo) o riduzione output di potenza.

L'uso combinato di questi criteri permette di validare il test anche in assenza di un plateau evidente e di distinguere tra  $\text{VO}_2\text{max}$  (raggiunto con plateau) e un valore di picco  $\text{VO}_2\text{peak}$ , ovvero il valore massimo osservato quando il plateau non si manifesta [7].

### 2.1.1 Metodi di Misura del $\text{VO}_2\text{max}$

Il  $\text{VO}_2\text{max}$  di una persona può essere stimato attraverso metodi diretti o indiretti, rispettivamente mediante test massimali o submassimali.

#### Metodi Diretti

I **metodi diretti**, o di laboratorio, rappresentano il criterio di eccellenza per la determinazione del  $\text{VO}_2\text{max}$  in quanto consentono di misurare in maniera accurata e affidabile gli scambi gassosi polmonari durante l'esercizio. Questi protocolli prevedono test massimali eseguiti su treadmill o cicloergometro, con l'analisi respiro per respiro dei volumi di gas coinvolti nella ventilazione, secondo modalità di esercizi da sforzo cardiopolmonare (CPET) standardizzate a carico progressivo fino all'esaurimento. [8].

L'acquisizione del  $\text{VO}_2$  richiede la misurazione simultanea di tre parametri fondamentali:

- i) Concentrazione di ossigeno inspirato;
- ii) Concentrazione di anidride carbonica espirata;
- iii) Ventilazione, intesa come prodotto tra volume corrente e frequenza respiratoria.

Per effettuare queste rilevazioni si utilizza il metabolimetro. Durante il test, il soggetto respira attraverso una maschera facciale che copre naso e bocca, mentre i gas ispirati ed espirati vengono analizzati in tempo reale tramite sistemi metabolici computerizzati. L'accuratezza della misura dipende in maniera significativa anche dalla corretta calibrazione preliminare dei sensori di flusso e degli analizzatori di gas, effettuata immediatamente prima del test. [10].

In letteratura sono descritti diversi protocolli di CPET che consentono di misurare con il metabolimetro il  $\text{VO}_2\text{max}$ , tra i quali i più diffusi sono il Bruce, il Bruce modificato e il Balke. In ciascuno di questi protocolli vengono definiti la durata degli stadi, la velocità e l'inclinazione nel caso del treadmill o la potenza/resistenza nel caso del cicloergometro, e tutti prevedono una progressione graduale del carico fino all'incapacità a proseguire l'esercizio. Di seguito si descrivono questi protocolli, evidenziandone le caratteristiche di carico e i contesti d'uso.

- **Protocollo di Bruce:** è il più comunemente utilizzato per la misurazione diretta del  $\text{VO}_2\text{max}$  su treadmill. Il test consiste in incrementi progressivi sia della velocità sia della pendenza, con stadi di durata pari a 3 minuti. L'esercizio inizia tipicamente a una velocità di 1.7 mph e un'inclinazione del 10%; a ogni stadio successivo la velocità aumenta e l'inclinazione cresce circa del 2%. La progressione continua fino all'esaurimento del soggetto, condizione in cui viene raggiunto il  $\text{VO}_2\text{max}$ . Nella Tabella 2.1 sono riportati i valori di velocità e inclinazione previsti in ciascuna fase del protocollo standard [8].

Stage	Velocità (mph)	Pendenza (%)	Durata (min)
1	1.7	10	3
2	2.5	12	3
3	3.4	14	3
4	4.2	16	3
5	5.0	18	3
6	5.5	20	3
7	6.0	22	3

**Tabella 2.1:** Protocollo standard di Bruce per la valutazione diretta del  $\text{VO}_2\text{max}$  su treadmill [8].

Come si può constatare dalla Tabella 2.1, questa configurazione lo rende particolarmente adatto a soggetti sani e atleti, ma la velocità iniziale relativamente elevata può rappresentare un impedimento per individui sedentari o casi clinici con bassa capacità funzionale; per questi casi è quindi preferibile adottare protocolli alternativi più gradualità.

- **Protocollo di Bruce modificato:** rappresenta una variante del test originale, ideata per ridurre il carico iniziale e risultare quindi più adatta a soggetti che non riuscirebbero a tollerare l'intensità standard. La struttura generale rimane quella di un test incrementale massimale con stadi di 3 minuti, ma vengono introdotti due stadi preliminari a intensità ridotta. In particolare, l'esercizio inizia con una pendenza dello 0%. Grazie a queste modifiche, l'incremento del carico risulta più graduale rendendo il test più sicuro e maggiormente accessibile. [8].
- **Protocollo di Balke:** è anch'esso un test da sforzo massimale, ma si distingue per l'elevata gradualità dell'incremento del carico. La velocità del treadmill rimane costante per tutta la durata dell'esercizio, mentre la pendenza aumenta del 2,5% ogni 3 minuti. Il risultato è un carico di lavoro che cresce in maniera continua senza variazioni brusche. Di solito questo protocollo è adottato in pazienti che soffrono di patologie cardiache o cardiovascolari, permettendo così di minimizzare i rischi associati allo sforzo. [8].

### Metodi Indiretti

Spesso i protocolli diretti risultano debilitanti e difficili da completare; inoltre, le attrezzature richieste sono costose, ingombranti e poco pratiche, e l'esecuzione del test comporta un notevole dispendio di tempo. Per queste ragioni sono stati sviluppati **metodi indiretti**, oggi considerati una valida alternativa per la valutazione del  $\text{VO}_2\text{max}$ . Essi si basano su modelli matematici ed equazioni predittive che sfruttano diversi parametri fisiologici e antropometrici specifici per ciascun protocollo, evitando così l'uso del metabolometro. Questo approccio consente di ridurre i costi, ampliare i contesti di applicazione e rendere il test accessibile anche a soggetti con bassa tolleranza allo sforzo, aumentando la probabilità di completarlo con successo. È importante sottolineare che le equazioni predittive sono sviluppate su campioni specifici e tengono conto di variabili come età, sesso e caratteristiche antropometriche [8]. Di seguito vengono riportati alcuni esempi di protocolli indiretti presenti in letteratura, descritti nelle loro caratteristiche principali senza entrare nei dettagli delle equazioni predittive:

- **Test di Åstrand–Ryhming:** è un test submassimale condotto su cicloergometro. Il soggetto pedala per 6 minuti a 50 rpm con un carico costante fino al raggiungimento di una frequenza cardiaca (FC) stabile. Il  $\text{VO}_2\text{max}$  viene stimato tramite un nomogramma, con correzioni in base a età e sesso. I vantaggi principali sono la semplicità, il basso costo, la sicurezza e il fatto che richieda attrezzatura minima (cicloergometro e un cardiofrequenzimetro); tuttavia, la precisione individuale può essere ridotta, soprattutto in soggetti molto allenati o anziani [8].

- **Ekblohm-Bak Test:** questo test rappresenta un'evoluzione del precedente, ideato per migliorare la precisione della stima del  $\text{VO}_2\text{max}$  su popolazioni eterogenee [11]. Il protocollo prevede due fasi di pedalata consecutive di 4 minuti a 60 rpm, ciascuna a un diverso livello di carico, senza pause tra uno stadio e l'altro. La stima del  $\text{VO}_2\text{max}$  si basa sulla variazione della FC e della potenza tra i due stadi, considerando anche età e sesso del soggetto. Validato su ampie popolazioni, risulta più accurato dell'Åstrand e meglio applicabile in contesti clinici e di popolazione generale. I principali vantaggi sono la breve durata complessiva (circa 8 minuti) e un ridotto errore individuale di predizione. In questa tesi sarà successivamente descritto nel dettaglio l'impiego di questo protocollo.
- **Six Minutes Walking Test (6MWT):** è un test da campo semplice, che consiste nel misurare la distanza percorsa in 6 minuti lungo un percorso rettilineo [8]. Nato inizialmente per la valutazione di pazienti con patologie cardiopolmonari, è stato successivamente validato anche in adulti sani, grazie a modelli predittivi che tengono conto di età, sesso, peso, altezza e, in alcuni casi, FC [12]. È estremamente semplice da somministrare, sicuro, a basso costo e ha la possibilità di essere ripetuto per monitorare progressi o effetti di interventi, ma ha una scarsa sensibilità per persone giovani e ben allenate [8]
- **Heart Rate Index Tests:** sono protocolli basati sul rapporto tra la FC durante l'esercizio e quella a riposo, sfruttando la relazione lineare presente con il consumo di ossigeno. Il protocollo richiede semplicemente di misurare accuratamente la propria FC a riposo (preferibilmente al mattino in posizione supina) e successivamente durante l'attività fisica di interesse. Colosio et al. [13] hanno dimostrato che questo indice è fortemente correlato con il  $\text{VO}_2\text{max}$  misurato direttamente, rendendolo uno strumento promettente soprattutto in combinazione con dispositivi indossabili. È pratico e non richiede esaurimento, ma la sua accuratezza dipende in modo fondamentale dalla misura affidabile della FC a riposo [13].
- **Equazioni dell'American College of Sports Medicine (ACSM):** le formule proposte dall'ACSM stimano il consumo di ossigeno sulla base di parametri quali velocità, pendenza e carico di lavoro. Possono essere impiegate sia per predire il  $\text{VO}_2\text{max}$  a partire dall'ultimo stadio di un test massimale, sia per estrapolazione da test submassimali [14]. Tuttavia, studi recenti hanno evidenziato una tendenza a sovrastimare i valori rispetto alle misurazioni dirette, suggerendo cautela nell'utilizzo di queste equazioni come unico strumento predittivo [15].

### 2.1.2 Fattori che Influenzano il $\text{VO}_2\text{max}$

Il  $\text{VO}_2\text{max}$  è un fenomeno multifattoriale, modulato da fattori biologici, fisiologici e ambientali. Tra i principali rientrano età, sesso, livello di allenamento, genetica e condizioni cliniche cardiovascolari [7]. In base al principio di Fick, il  $\text{VO}_2\text{max}$  dipende dal prodotto tra la gittata cardiaca massima e la differenza artero-venosa di ossigeno, risultando influenzato sia da fattori centrali, legati al trasporto e alla consegna di ossigeno, sia da fattori periferici, legati alla capacità dei muscoli di estrarlo e utilizzarlo, come descritto da Bassett et al. (2000).

#### Fattori Centrali

Tra i **fattori centrali**, il limite principale è la gittata cardiaca massima, che può aumentare con l'allenamento soprattutto grazie a un maggiore volume di eiezione [7] [16]. Un ruolo importante è svolto anche dalla capacità di trasporto del sangue: concentrazioni elevate di emoglobina e globuli rossi migliorano il  $\text{VO}_2\text{max}$  [7]. Negli atleti d'élite può inoltre emergere una limitazione ventilatoria, con desaturazione arteriosa durante esercizi intensi o in condizioni ambientali sfavorevoli, come l'alta quota [16].

#### Fattori Periferici

I **fattori periferici** riguardano i meccanismi muscolari. Una maggiore densità capillare favorisce lo scambio di ossigeno, mentre un alto contenuto mitocondriale e un'attività enzimatica efficiente migliorano il metabolismo aerobico e ritardano l'accumulo di lattato, pur avendo un impatto limitato sul valore massimo raggiungibile [17]. Anche il tipo di fibre influisce: quelle a contrazione lenta (tipo I), ricche di mitocondri e capillari, sostengono una più elevata capacità aerobica [16].

#### Variabili Individuali

Infine, esistono anche le **variabili individuali** che regolano ulteriormente il  $\text{VO}_2\text{max}$ . La genetica spiega fino al 50% della variabilità tra soggetti [16] [17]. L'età comporta un calo stimato attorno al 10%, mentre il sesso determina valori inferiori nelle donne per differenze di massa muscolare, emoglobina e dimensioni cardiache [7] [16]. L'allenamento resta però il fattore più incisivo e modificabile, con incrementi medi del 10–30% nei soggetti non allenati [16]. Anche l'altitudine rappresenta un limite ambientale, riducendo la disponibilità di ossigeno e quindi la capacità aerobica [16].

## 2.2 Elettrocardiogramma e Variabilità della Frequenza Cardiaca

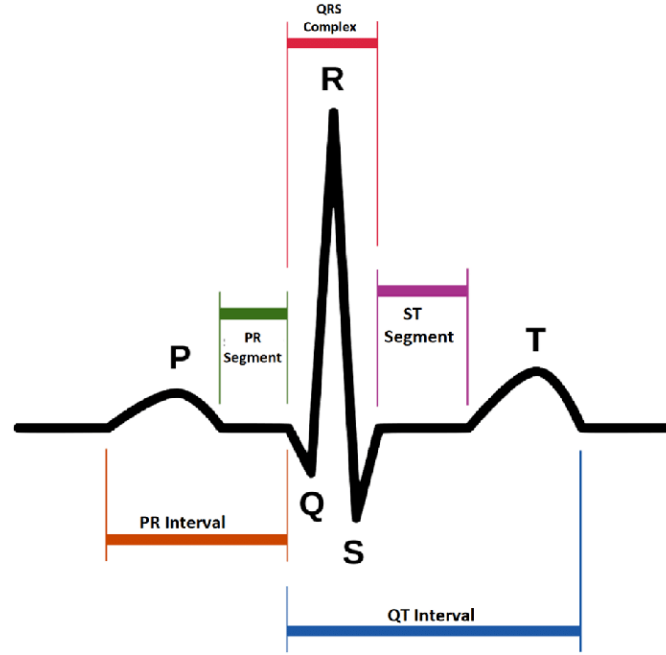
### 2.2.1 ECG e Principi Fisiologici

L'ECG registra con precisione l'attività elettrica cardiaca nel tempo, tramite elettrodi che rilevano le variazioni di potenziale generate dalla depolarizzazione e dalla ripolarizzazione delle cellule miocardiche durante il ciclo cardiaco. In particolare, il tracciato è il riflesso delle differenze di tensione transmembrana che si verificano nel miocardio durante questi fenomeni. L'attività elettrica del cuore può essere rappresentata come un insieme di dipoli, i quali generano vettori caratterizzati da grandezza, direzione e verso [18].

Il cuore possiede un sistema di conduzione intrinseco che permette la generazione e la propagazione dell'impulso elettrico responsabile della contrazione ritmica del miocardio. Il segnale nasce nel nodo seno-atriale (SA), pacemaker naturale del cuore: esso genera spontaneamente potenziali d'azione che si diffondono attraverso gli atri, determinandone la depolarizzazione e la conseguente contrazione (sistole atriale), che sul tracciato ECG corrisponde all'onda P. Dopo aver attraversato gli atri, l'impulso raggiunge il nodo atrioventricolare (AV), che ha la funzione di ritardare la conduzione, consentendo il completamento della contrazione atriale e il riempimento dei ventricoli prima che questi inizino a contrarsi. Questo ritardo è rappresentato nel tracciato dal segmento P-Q. Dal nodo AV, l'impulso elettrico si propaga lungo il fascio di His, che si divide nei due rami destro e sinistro, diretti ai ventricoli corrispondenti. Da qui il segnale viene inviato alle fibre di Purkinje, che assicurano una rapida e uniforme attivazione del miocardio ventricolare. La depolarizzazione è rappresentata nel segnale ECG dal complesso QRS, dove l'onda Q riflette la depolarizzazione del setto interventricolare, l'onda R rappresenta la depolarizzazione della massa principale dei ventricoli, e l'onda S corrisponde alla fase terminale della depolarizzazione, localizzata alla base del cuore. Durante questa fase, la ripolarizzazione atriale è "nascosta" dall'ampiezza del complesso QRS. Successivamente, il segmento S-T corrisponde alla fase di plateau del potenziale d'azione ventricolare, mentre l'onda T rappresenta la ripolarizzazione dei ventricoli, che precede il rilassamento (diastole) [18]. Questo processo si ripete a ogni ciclo cardiaco, assicurando la contrazione coordinata e ritmica del cuore e generando un segnale come mostrato in Figura 2.1.

L'ECG standard a 12 derivazioni consiste in 3 derivazioni bipolari degli arti (derivazioni I, II e III), 3 derivazioni unipolari degli arti aumentate con la modifica di Goldberger (derivazioni aVR, aVL e aVF), e 6 derivazioni precordiali (V1, V2, V3, V4, V5, V6) [18].





**Figura 2.1:** Morfologia del segnale ECG e principali onde, segmenti e intervalli[19].

### Derivazioni Bipolari

Le derivazioni bipolari si ottengono con tre coppie di elettrodi che vengono posizionate nel polso/braccio sinistro, polso/braccio destro e gamba/caviglia sinistra. La derivazione I registra la differenza di potenziale tra braccio sinistro e braccio destro (LA–RA). La derivazione II è definita come la differenza tra gamba sinistra e braccio destro (LL–RA) ed infine la derivazione III è la differenza tra la gamba sinistra e il braccio sinistro (LL–LA) [20]. Le tre derivazioni, se collegate graficamente, disegnano un triangolo, detto di Einthoven, al cui centro è idealmente posto il cuore [21].

### Derivazioni Unipolari Aumentate di Goldberger

Le derivazioni unipolari si ottengono con tre elettrodi esploranti in braccio destro, braccio sinistro e gamba sinistra, e un elettrodo di riferimento sulla gamba destra. Esse vengono calcolate utilizzando il nodo centrale di Wilson (WCT), definito come:

$$WCT = \frac{RA + LA + LL}{3}$$

Da qui si ottengono le derivazioni unipolari come differenza tra WCT e RA, LA e LL. Queste derivazioni, denominate Vr, Vl e Vf, presentano tuttavia un'ampiezza

ridotta. Per questo motivo Goldberger introdusse le derivazioni aumentate (aVR, aVL e aVF), che hanno un'ampiezza maggiore del 50% rispetto alle originali:

$$aVR = RA - \frac{LA + LL}{2}, \quad aVL = LA - \frac{RA + LL}{2}, \quad aVF = LL - \frac{RA + LA}{2}.$$

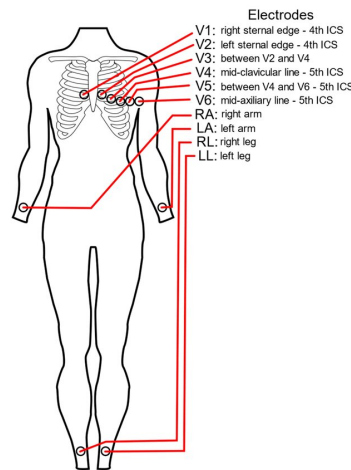
In queste espressioni i termini sottratti a RA, LA e LL rappresentano i terminali modificati di Goldberger [20].

### Derivazioni precordiali

Le derivazioni precordiali, o toraciche, si ottengono posizionando sei elettrodi in corrispondenza di precisi punti anatomici del torace [21] :

- **V1**: quarto spazio intercostale sulla linea parasternale destra;
- **V2**: quarto spazio intercostale sulla linea parasternale sinistra;
- **V3**: posizionata equidistante tra V2 e V4;
- **V4**: quinto spazio intercostale sinistro, sulla linea medioclavicolare;
- **V5**: quinto spazio intercostale sinistro, sulla linea ascellare anteriore, in corrispondenza del livello orizzontale di V4;
- **V6**: quinto spazio intercostale sinistro, sulla linea ascellare media, in corrispondenza del livello orizzontale di V4.

Ogni derivazione precordiale rappresenta la differenza di potenziale tra l'elettrodo esplorante toracico e il nodo centrale di Wilson [20].

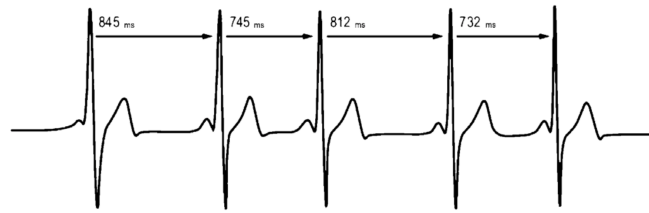


**Figura 2.2:** Posizionamento degli elettrodi per ECG standard a 12 derivazioni.[22].

Complessivamente, con 10 elettrodi (6 toracici e 4 agli arti), il cui posizionamento è mostrato nella Figura 2.2 si ottiene l'ECG standard a 12 derivazioni.

### 2.2.2 HRV e Sistema Nervoso Autonomo

La **variabilità della frequenza cardiaca (HRV)** rappresenta la fluttuazione degli intervalli tra battiti cardiaci consecutivi [23] e si ottiene comunemente misurando la distanza tra i picchi R consecutivi dell'onda ECG.



**Figura 2.3:** Esempio di segnale HRV [6].

Dal punto di vista fisiologico, l'impulso cardiaco ha origine nel nodo SA, che contiene le cellule pacemaker. L'attività elettrica generata in questa sede viene modulata dal sistema nervoso autonomo (ANS), che attraverso le sue due componenti principali regola la frequenza cardiaca e, di conseguenza, la HRV.

Il sistema parasimpatico (PNS) esercita il proprio effetto sull'attività cardiaca principalmente attraverso il nervo vago, che innerva il nodo SA, il nodo AV e il miocardio atriale. L'attivazione vagale induce il rilascio di acetilcolina (ACh), rallentando quasi istantaneamente la frequenza cardiaca e allungando l'intervallo R-R. Ne deriva un aumento della HRV, favorito anche dal rapido metabolismo dell'ACh, che consente un controllo battito per battito.

Il sistema simpatico (SNS) agisce tramite il rilascio di noradrenalina, con un effetto opposto aumentando la contrattilità del miocardio e accelerando la FC, determinando una riduzione della HRV. Questo effetto si instaura più lentamente, ma ha una durata maggiore e si mantiene anche dopo la cessazione dello stimolo. Le diverse tempistiche di azione spiegano come i due rami dell'ANS non siano semplicemente sistemi antagonisti, ma complementari [24] in quanto il PNS fornisce una modulazione rapida e fine, mentre il SNS garantisce un adattamento più lento ma prolungato alle richieste fisiologiche dell'organismo come accade in condizioni di esercizio fisico o stress metabolico.

La HRV può dunque essere considerata un indice indiretto ma sensibile dell'attività autonoma. Valori elevati sono associati a un buon equilibrio tra tono simpatico e parasimpatico e a una maggiore capacità di adattamento dell'organismo.

Di contro, valori ridotti possono riflettere una condizione di stress, disturbo di regolazione o una predominanza della componente simpatica [23]. Proprio per questa sua capacità di riflettere stati fisiologici e psicologici, come la percezione della fatica, questo indicatore ha trovato ampia applicazione.

L'analisi della HRV può essere condotta in tre domini principali: tempo, frequenza e non lineare. Ciascun approccio fornisce informazioni complementari sulla modulazione autonoma e sulla complessità del segnale cardiaco.

### Dominio del Tempo

Le misure nel dominio del tempo si basano sulla variazione degli intervalli NN (intervalli tra due battiti cardiaci normali consecutivi), che possono essere analizzati su registrazioni brevi (5–10 minuti) o lunghe (fino a 24 ore) [23]. Tra gli indici più utilizzati rientrano:

- **SDNN**: deviazione standard di tutti gli intervalli NN, indice della variabilità complessiva [23];
- **SDANN**: deviazione standard della media degli intervalli NN calcolati su segmenti di 5 minuti, rappresenta le oscillazioni a lungo termine [23];
- **RMSSD**: radice quadrata della media dei quadrati delle differenze successive tra intervalli NN, riflette l'attività parasimpatica a breve termine [23];
- **pNN50**: percentuale di coppie di intervalli NN consecutivi che differiscono di oltre 50 ms, anch'esso indicatore del tono vagale [23].

### Dominio della Frequenza

L'analisi spettrale consente di scomporre il segnale HRV in componenti a diverse bande di frequenza, generalmente calcolate con la trasformata di Fourier o metodi parametrici. I principali indici sono:

- **ULF** ( $<0.003$  Hz): richiede registrazioni di 24 ore, riflette oscillazioni circadiane e regolazioni molto lente [23];
- **VLF** (0.003–0.04 Hz): associata a meccanismi di termoregolazione, attività ormonale e processi infiammatori [23];
- **LF** (0.04–0.15 Hz): riflette un mix di attività simpatica e parasimpatica; variazioni lente legate a pressione arteriosa e baroriflesso [23];
- **HF** (0.15–0.4 Hz): associata al tono vagale e alla respirazione (aritmia sinusale respiratoria) [23];
- **LF/HF**: utilizzato come indice dell'equilibrio simpato-vagale [23].

## Dominio Non Lineare

Gli approcci non lineari si basano su concetti di teoria dei sistemi dinamici e descrivono la complessità e l'irregolarità del segnale cardiaco, superando il vincolo della stazionarietà. Tra i principali strumenti:

- **Poincaré plot:** rappresentazione grafica degli intervalli NN, da cui si ricavano misure come SD1 (variabilità a breve termine), SD2 (variabilità a lungo termine) e il loro rapporto SD1/SD2 [23];
- **Entropia:** quantifica il grado di regolarità e prevedibilità della serie temporale; valori bassi indicano segnali più regolari e ridotta complessità [23];
- **DFA:** analizza le correlazioni a breve e lungo termine, fornendo informazioni sulla dinamica frattale del segnale [23].

### 2.2.3 Principi Generali del Machine Learning

Negli ultimi anni l'impiego del Machine Learning (ML) in ambito sanitario è cresciuto in modo significativo, offrendo nuove opportunità per la diagnosi, la prognosi e la personalizzazione dei trattamenti. I dati medici, raccolti da cartelle cliniche elettroniche, registri di malattie e immagini diagnostiche, vengono sempre più spesso utilizzati per rilevare pattern e supportare processi decisionali che tradizionalmente erano affidati a metodi biostatistici classici [25].

Il ML è un ramo dell'intelligenza artificiale che si basa sull'addestramento di algoritmi in grado di apprendere dai dati e migliorare progressivamente le proprie prestazioni predittive senza essere programmati in modo esplicito. Una caratteristica distintiva è la capacità di identificare regolarità e relazioni nei dati, producendo modelli capaci di effettuare previsioni accurate e di adattarsi a scenari complessi attraverso un miglioramento continuo con l'accrescere dei dati. L'accuratezza dei modelli dipende in larga parte dalla qualità e dalla rilevanza del database di partenza [25].

All'interno di questo ambito, l'apprendimento supervisionato riveste un ruolo centrale. In questo approccio, gli algoritmi vengono addestrati su un set di dati etichettati, cioè corredati di output noti (etichette o classi), con l'obiettivo di costruire un modello capace di generalizzare su nuovi dati non etichettati. Il compito principale è costruire uno stimatore in grado di prevedere l'etichetta di un oggetto data dall'insieme di caratteristiche (es. riconoscimento di aritmie a partire da un ECG) [26].

Tra gli algoritmi supervisionati maggiormente utilizzati in ambito biomedico si trovano la regressione logistica, gli alberi decisionali, le Support Vector Machines (SVM) e il metodo dei k-Nearest Neighbors (k-NN):

- **SVM:** affrontano il problema della classificazione cercando di trovare un confine che separi nel modo più netto possibile le classi. Questo campione viene detto iperpiano e i campioni più vicini a questo, chiamati vettori di supporto, definiscono la frontiera decisionale. Le SVM si distinguono per l'alta accuratezza e la capacità di gestire dati complessi e di grandi dimensioni, anche attraverso l'uso di funzioni kernel che permettono la separazione non lineare [25]. Come si vedrà dettagliatamente nel capitolo dedicato, questo approccio verrà impiegato anche nella presente tesi per lo sviluppo e la valutazione del modello di classificazione.
- **Regressione logistica:** è un algoritmo pensato per problemi di classificazione binaria. Stima la probabilità che un soggetto appartenga a una delle due classi, utilizzando la funzione logistica per assicurare che il risultato si mantenga tra 0 e 1. L'output può così essere interpretato come la probabilità di appartenenza a una classe, rendendo il modello semplice ma efficace per problemi di classificazione in ambito medico [25].
- **Alberi decisionali:** rappresentano un approccio intuitivo, in cui i dati vengono suddivisi progressivamente in gruppi omogenei. La struttura è costituita da nodi che pongono domande sulle variabili in ingresso e da rami che guidano verso una classificazione finale. Il grande punto di forza di questi modelli è la trasparenza, infatti il percorso seguito dal modello per arrivare a una decisione è chiaramente mostrato, caratteristica particolarmente utile anche in ambito clinico [25].
- **k-NN:** classifica un nuovo campione osservando a quali esempi del dataset di addestramento esso è più vicino. In pratica, il modello calcola la distanza (es. euclidea) tra il nuovo punto e i dati già noti, e assegna la classe più frequente tra i k vicini individuati. La semplicità di questo approccio lo rende intuitivo e facilmente applicabile anche a problemi con più di due classi [25].

## Metriche di Valutazione dei Modelli

Le prestazioni di un classificatore supervisionato possono essere valutate attraverso diverse metriche, che riflettono aspetti complementari della sua accuratezza. Nelle applicazioni biomediche, l'uso di misure semplici come l'*accuracy* può risultare equivoco, soprattutto in presenza di dataset sbilanciati, motivo per cui è preferibile affiancarla a indici più robusti e informativi [27].

Tra i più utilizzati rientrano:

- **Balanced accuracy:** corrisponde alla media tra sensibilità e specificità, e fornisce una valutazione più equa quando le classi non sono distribuite in modo uniforme [27];

- **Precision:** indica la quantità di campioni predetti come positivi che sono effettivamente tali [27];
- **Recall:** rappresenta la capacità del modello di individuare correttamente i campioni positivi [27];
- **Specificità:** indica la quantità di campioni negativi correttamente classificati come tali [27];
- **F1-score:** è la media armonica di precision e recall, utile per bilanciare i due aspetti in scenari dove entrambi sono rilevanti [27].

Queste metriche, le cui formule sono riassunte nella Tabella 2.2, derivano dalla *confusion matrix* rappresentata in Figura 2.4, che riassume i risultati del modello in termini di veri positivi, veri negativi, falsi positivi e falsi negativi. Il loro utilizzo consente non solo di identificare la correttezza complessiva delle previsioni, ma anche di valutare come il modello si comporta rispetto a ciascuna classe, aspetto fondamentale in ambito medico [28].

Metrica	Formula
Precision	$\frac{TP}{TP + FP}$
Recall (Sensibilità)	$\frac{TP}{TP + FN}$
Specificità	$\frac{TN}{TN + FP}$
F1-score	$2 \cdot \frac{\text{Precision} \cdot \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$
Balanced Accuracy	$\frac{\text{Sensibilità} + \text{Specificità}}{2}$

**Tabella 2.2:** Metriche di valutazione derivate dalla confusion matrix, adattato da [27].

		Predicted Values	
		Positive	Negative
Actual Values	Positive	TP	FN
	Negative	FP	TN

**Figura 2.4:** Schema della confusion matrix, adattato da [28].

## Validazione dei Modelli di Machine Learning

Un modello di ML ha bisogno di essere validato per stimare la capacità di generalizzazione rispetto a nuovi dati, cercando di ridurre al minimo il rischio di sovra-adattamento (overfitting) e fornendo una misura realistica delle sue prestazioni.

Il metodo più utilizzato consiste nel cosiddetto **holdout**, che prevede la suddivisione del dataset in due o tre insiemi (tipicamente *training*, *validation* e *test*). L'idea è che il modello venga addestrato su un gruppo di dati e successivamente valutato su campioni che non ha mai visto. Questo approccio è particolarmente semplice, ma quando il dataset è ridotto o fortemente sbilanciato i risultati ottenuti possono essere poco affidabili, poiché le prestazioni dipendono in misura significativa dal modo in cui è stata effettuata la suddivisione [29].

Per ovviare a questo problema, si ricorre comunemente alla **Cross-Validation (CV)**. Il dataset viene diviso in  $k$  sottoinsiemi (*folds*) di dimensioni simili e ad ogni iterazione uno dei fold è usato come set di test, mentre i restanti  $k - 1$  servono per l'addestramento. L'accuratezza complessiva si ottiene come media delle prestazioni sui  $k$  cicli. Nella pratica, valori tipici di  $k$  pari a 5 o 10, costituiscono uno standard in quanto garantiscono un buon compromesso tra stabilità statistica e costo computazionale [29].

Una particolare configurazione della  $k$ -fold è la **Leave-One-Out CV (LOO-CV)**, in cui  $k$  coincide con il numero totale di campioni disponibili. In questo caso ogni dato viene usato a turno come test, mentre tutti gli altri costituiscono l'insieme di addestramento. Questo metodo fornisce una stima quasi priva di bias delle prestazioni, ma con il rischio di un'elevata varianza e di un costo computazionale molto alto, specialmente su dataset ampi in quanto il numero totale di iterazioni dipende dal numero di campioni utilizzati [29].



Nel presente lavoro, tra le diverse strategie descritte, si è scelto di adottare il metodo LOOCV in cui ad ogni iterazione si esclude l'intero set di dati appartenente a un soggetto, utilizzando i rimanenti per l'addestramento. Le motivazioni di questa scelta verranno approfondite nei capitoli successivi.

## Capitolo 3

# Stato dell'Arte

### 3.1 Fatica: Definizioni e Misure

La **fatica** è un fenomeno articolato e vario che rimane difficile da definire con precisione nonostante sia stato a lungo oggetto di studio. Come sottolineato da Phillips [30], non esiste una definizione unificata in letteratura, proprio a causa della molteplicità dei fattori coinvolti e delle diverse prospettive da cui è stata analizzata. Essa può riferirsi a una sensazione soggettiva, a una condizione fisiologica o a un calo misurabile delle prestazioni, e queste interpretazioni variano in modo significativo tra i campi di ricerca [1]. In termini generali, può essere descritta come una riduzione temporanea della capacità fisica e cognitiva indotta da esercizio prolungato, recupero insufficiente e stress esterni [2], con conseguenze rilevanti per la salute, la sicurezza e la produttività.

Una distinzione fisiologica frequentemente riportata e discussa in letteratura è quella tra fatica **centrale** e fatica **periferica**. La prima ha origine nel sistema nervoso centrale (CNS) ed è associata a una ridotta spinta neurale da quest'ultimo ai muscoli, con conseguente diminuzione della produzione motoria; è spesso aggravata dalla mancanza di sonno, affaticamento mentale e stress, in quanto tutti influenzano l'attivazione del cervello e la percezione dello sforzo. La seconda è localizzata a livello muscolare ed è determinata da processi metabolici e meccanici, come l'accumulo di ioni idrogeno, fosfati e lattato, che compromettono il meccanismo di eccitazione-contrazione. Mentre sul piano teorico questi meccanismi sono concettualmente distinti, è interessante notare come allo stesso tempo risultino strettamente connessi, in quanto lo sforzo mentale può influenzare l'attivazione muscolare e reciprocamente l'affaticamento periferico può avere un impatto sulla motivazione e sulle prestazioni cognitive [31].

Oltre all'aspetto neuromuscolare, un ruolo centrale e al tempo stesso specifico per questo lavoro di tesi è svolto dall'**affaticamento cardiorespiratorio**, tipicamente

evidente durante esercizi di resistenza o ad alta intensità. Esso si manifesta quando i sistemi cardiovascolare e respiratorio non riescono più a garantire un adeguato apporto di ossigeno ai tessuti, a causa di fenomeni come la desaturazione ematica, il sovraccarico dei muscoli respiratori e la riduzione del ritorno venoso. Questi limiti determinano un'alterazione della distribuzione del flusso ematico e un calo della capacità aerobica, anticipando o aggravando l'instaurarsi della fatica periferica [32]. La dimensione cardiopolmonare diventa quindi un elemento chiave nella valutazione della tolleranza allo sforzo e nella comprensione delle determinanti della performance.

Tutto questo suggerisce che la fatica può essere interpretata come uno stato psicofisiologico non ottimale, generato dall'interazione dinamica tra meccanismi centrali, periferici e cardiopolmonari, oltre che modulato da variabili individuali (allenamento, sesso, salute) e ambientali (condizioni esterne, stress, sonno) [30]. La sua valutazione richiede pertanto un approccio integrato che combini misure oggettive, come i biomarcatori cardiorespiratori e neuromuscolari, e strumenti soggettivi di autovalutazione, come la percezione dello sforzo. È proprio in questa direzione che si inserisce il presente studio, che vuole integrare indicatori fisiologici e percezione soggettiva per la classificazione dei livelli di fatica.

### 3.1.1 Scala di Borg

La **Scala di Borg (RPE)** fu ideata da Gunnar Borg negli anni '60 per trasformare in un valore numerico la percezione soggettiva dello sforzo durante l'attività fisica [4]. Nella sua versione classica, utilizzata in questo studio, i punteggi si trovano in un range che va da 6 a 20, dove i valori estremi rappresentano rispettivamente l'assenza di fatica e lo sforzo massimale, come mostrato nella Tabella 3.1.

Uno dei principali vantaggi di questa scala è la sua semplicità, poiché non richiede strumentazioni costose, sofisticate o invasive [4]. Per questo motivo, la RPE è considerata un metodo rapido, accessibile e largamente utilizzato che si adatta agevolmente sia a protocolli di ricerca, dove consente di raccogliere dati standardizzati con minimo impegno strumentale, che alla pratica clinica e sportiva quotidiana, dove rappresenta uno strumento pratico per monitorare la percezione dello sforzo.

Nonostante i numerosi vantaggi, la RPE presenta alcune limitazioni che devono essere attentamente considerate. Essendo una misura intrinsecamente soggettiva, può essere influenzata da fattori esterni quali motivazione personale, esperienza dell'individuo e condizioni ambientali, come discusso dallo stesso Borg [33]. Ciò rende necessario interpretare con cautela i valori ottenuti, soprattutto in contesti nei quali è richiesto un monitoraggio preciso della risposta fisiologica all'esercizio e una sua corretta prescrizione [34].

RPE	Exertion Meaning
6	Zero Exertion – Rest
7	Extremely Light
8	
9	Very Light Exertion
10	
11	Light
12	
13	Something Hard
14	
15	Hard (Heavy)
16	
17	Very Hard
18	
19	Extremely Hard
20	Maximal Exertion

**Tabella 3.1:** Scala di Borg, adattata da [33]

Allo stesso tempo, la sua validità è stata ampiamente confermata in letteratura attraverso diversi studi che hanno evidenziato una forte correlazione tra i valori di RPE e parametri fisiologici misurabili durante l'esercizio. In particolare, la scala mostra una relazione con indicatori cardiorespiratori, tanto che la numerazione 6–20 non è casuale, ma riflette approssimativamente la FC moltiplicata per 10 (ad esempio, un valore RPE di 13 corrisponde a circa 130 battiti al minuto) [33]. Bisogna però sottolineare che questa correlazione rimane comunque relativa, poiché dipende dal tipo di esercizio, dall'attrezzatura utilizzata e dalle caratteristiche individuali dei soggetti.

In questo contesto, McCulloch et al. [35] hanno validato un protocollo sub-massimale basato sulla scala RPE per predire il  $\text{VO}_2\text{max}$ , dimostrando che le stime ottenute presentano una correlazione molto elevata con i valori misurati direttamente ( $r \approx 0.86\text{--}0.88$ ). L'aspetto innovativo di questo studio sta nell'aver mostrato che una misura soggettiva come l'RPE può essere utilizzata per ottenere una stima attendibile di un parametro fisiologico complesso come il  $\text{VO}_2\text{max}$ . Inoltre, l'approccio si è dimostrato particolarmente utile in popolazioni cliniche con limitazioni del controllo autonomo, come le persone con lesione midollare, per le quali i test basati sulla frequenza cardiaca risultano meno affidabili.

Studi più recenti hanno inoltre evidenziato associazioni con altri marker fisiologici, per esempio Zhao et al. [36] hanno riscontrato una correlazione significativa tra RPE e indici di fatica neuromuscolare misurati con elettromiografia. Questo aspetto

suggerisce che la scala non riflette esclusivamente variabili cardiorespiratorie, ma integra anche dimensioni neuromuscolari e psicologiche, rendendola un indicatore multidimensionale dello stato di affaticamento.

Le principali linee guida, come quelle dell'American Heart Association (AHA) e dell'ACSM, raccomandano pertanto l'impiego della Scala di Borg in combinazione con parametri oggettivi, quali FC e consumo di ossigeno, per monitorare e prescrivere l'esercizio [34] [37]. In questo senso, la RPE rappresenta un collegamento tra percezione soggettiva e biomarcatori fisiologici, poiché mette in relazione i valori della scala con la percentuale di  $\text{VO}_2\text{max}$  e di FC massima. Come mostrato nella Tabella 3.2, a valori crescenti di percezione dello sforzo corrisponde un incremento proporzionale dell'intensità relativa dell'attività in entrambi gli indici.

Intensità	% $\text{VO}_2\text{max}$	% $\text{HR}_{\text{max}}$	RPE
Very light	< 25	< 30	< 9
Light	25–44	30–49	9–10
Moderate	45–59	50–69	11–12
Hard	60–84	70–89	13–16
Very hard	$\geq 85$	$\geq 90$	> 16
Maximum	100	100	20

**Tabella 3.2:** Relazione tra intensità dell'esercizio, % $\text{VO}_2\text{max}$ , % $\text{HR}_{\text{max}}$  e RPE, adattata da [37].

La RPE si configura quindi come uno strumento soggettivo ma validato scientificamente, che trova applicazione sia in autonomia sia in associazione a parametri oggettivi come  $\text{VO}_2\text{max}$  e HRV, permettendo una valutazione più completa e multidimensionale dello stato di affaticamento.

## 3.2 Biomarcatori Fisiologici e Rilevamento della Fatica: Revisione

### 3.2.1 $\text{VO}_2\text{max}$ e Fatica

L'uso del **massimo consumo di ossigeno ( $\text{VO}_2\text{max}$ )** è emerso non solo come un indice della capacità aerobica, ma anche come un parametro di riferimento per valutare la tolleranza allo sforzo. Poiché il consumo massimo di ossigeno riflette in maniera diretta la salute cardiorespiratoria, diversi studi hanno esplorato il suo potenziale come biomcatore della fatica, evidenziandone il ruolo sia nel monitoraggio della capacità di resistenza sia nella comparsa dell'affaticamento.

Habibi et al. [38], ad esempio, hanno evidenziato una forte correlazione inversa tra  $\text{VO}_2\text{max}$  e valori riportati dalla RPE durante esercizi standardizzati, indicando che individui più aerobicamente allenati percepiscono minore fatica rispetto a soggetti con  $\text{VO}_2\text{max}$  ridotto. In altri termini, all'aumentare della capacità aerobica il consumo massimo di ossigeno cresce, mentre l'RPE tende a diminuire per lo stesso carico di lavoro. Risultati coerenti sono stati confermati anche da Andrade et al. [39], che attraverso un test incrementale in ambiente acquatico su donne anziane hanno osservato forti associazioni tra consumo di ossigeno, frequenza cardiaca, sforzo percepito e cadenza, confermando la solidità del legame tra biomarcatori fisiologici, fatica soggettiva e parametri meccanici in popolazioni non sportive; inoltre sono stati identificati valori di riferimento specifici per diverse zone di intensità (basate su valori di  $\%\text{VO}_2\text{peak}$ ), espresse in termini di  $\%\text{FC}$  massima, RPE e cadenza, utili per stabilire l'intensità dell'esercizio quando la misura diretta del  $\text{VO}_2$  non è possibile, diventando quindi un mezzo efficace in contesti reali.

La relazione tra capacità aerobica e affaticamento si conferma ed è bene documentata anche in altre condizioni cliniche. Dhawale et al. [40], in un campione di pazienti con sclerosi multipla recidivante-remittente, hanno valutato il  $\text{VO}_2\text{max}$  tramite il test del cammino di 2 minuti e lo sforzo con una scala validata, evidenziando una significativa relazione negativa tra  $\text{VO}_2\text{max}$  stimato e livelli di fatica ( $r = -0.72$ ,  $p < 0.0001$ ). Questo risultato indica che un ridotto consumo massimo di ossigeno si associa a un'elevata percezione di affaticamento e supporta fortemente l'uso dell'esercizio fisico strutturato come strumento non farmacologico per gestire questo sintomo. Analogamente, Zambolin et al. [41], in una meta-analisi che ha incluso quasi 10.000 partecipanti tra pazienti con sindrome da fatica cronica, fibromialgia e controlli sani, hanno documentato riduzioni sostanziali del  $\text{VO}_2\text{max}$  ( $\text{SMD} = -0.86$ ), della soglia anaerobica e del picco di lattato, accompagnate da una percezione di sforzo significativamente amplificata. Accanto al deficit cardiorespiratorio, sono emerse disfunzioni neuromuscolari, come ridotta forza massimale, maggiore faticabilità e minore attivazione volontaria. Nel complesso, questa condizione fisiopatologica porta a una precoce interruzione dell'esercizio e suggerisce l'esistenza di un meccanismo comune di intolleranza allo sforzo mediato dal sistema nervoso, condiviso da diverse condizioni cliniche. A supporto di questa interpretazione, la Physiological Society [42] ha condotto uno studio sperimentale su esercizio massimale. Confrontando un protocollo a carico costante (alla massima potenza aerobica) con uno a carico variabile (che manteneva il  $\text{VO}_2\text{max}$  ma adattando il carico esterno), è stato osservato che il tempo fino all'esaurimento era più lungo nella seconda condizione, pur raggiungendo lo stesso livello di fatica. Questo risultato mostra che il limite dell'esercizio non dipende solo dall'esaurimento metabolico, ma dal raggiungimento di una soglia neuromuscolare critica. Ciò spiega i profili clinici descritti da Zambolin et al. [41] e potrebbe essere applicato negli atleti permettendo di massimizzare lo stimolo metabolico con carichi più contenuti,

mentre rappresenta un risultato importante in riabilitazione in quanto offre la possibilità di stimolare adattamenti cardiovascolari riducendo lo stress muscolare e articolare del paziente.

La ricerca scientifica suggerisce inoltre come indici cardiaci funzionali confermino e arricchiscano la comprensione di questo legame, per esempio Bandsode et al. [43], studiando un campione di nuotatori agonisti sottoposti al protocollo di Bruce (Tabella 2.1), hanno evidenziato una correlazione molto forte tra  $\text{VO}_2\text{max}$  e Heart Rate Recovery (HRR) ( $r = 0.949$ ,  $p < 0.001$ ), nonché una relazione inversa tra  $\text{VO}_2\text{max}$  e livelli di fatica percepita. Hanno quindi mostrato che un  $\text{VO}_2\text{max}$  più elevato non solo si associa a una percezione inferiore di affaticamento, ma anche a un recupero cardiaco più rapido, che rappresenta un indicatore di un tono vagale ripristinato rapidamente e di una buona capacità di recupero cardiovascolare, con implicazioni dirette sulla riduzione dell'affaticamento complessivo.

Proseguendo in questa direzione, un altro indicatore strettamente legato alla regolazione cardiovascolare e al monitoraggio della fatica è rappresentato dalla HRV, la cui rilevanza sarà approfondita nel paragrafo successivo.

### 3.2.2 HRV e Fatica

La **variabilità della frequenza cardiaca (HRV)** è oggi considerata uno degli strumenti più efficaci per il monitoraggio della fatica, acuta e cumulativa, poiché riflette lo stato del ANS e l'interazione dinamica tra le sue componenti simpatiche e parasimpatiche. Con l'aumento della stanchezza si osserva infatti una progressiva riduzione degli indici vagali a breve termine, come la RMSSD, la potenza ad alta frequenza o l'indice SD1, che rappresentano parametri pratici e affidabili della modulazione parasimpatica sul cuore. Parallelamente, parametri tradizionalmente interpretati come indicatori dell'attività simpatica o del bilancio simpato-vagale, quali rispettivamente la componente LF e il rapporto LF/HF, possono mostrare un aumento; tuttavia, questa visione è oggi considerata riduttiva, poiché tali parametri risentono in maniera significativa delle condizioni di misura, del protocollo respiratorio e della durata della registrazione, rendendo necessaria cautela nella loro interpretazione [44].

Le prime evidenze sull'impiego della HRV nel monitoraggio della fatica risalgono ai primi anni 2000, quando Pichot et al. [45], studiando un gruppo di mezzofondisti durante un ciclo di tre settimane di allenamento intenso seguite da una settimana di scarico, hanno osservato da registrazioni notturne prolungate su 24 ore, una progressiva riduzione degli indici parasimpatici (HF, RMSSD) fino al 40% e un parallelo incremento degli indici simpatici (LF, LF/HF). Durante la settimana di recupero, tali valori mostravano un rapido ritorno verso i livelli basali. Questi risultati hanno posto le basi per considerare la HRV un indicatore precoce e sensibile dell'affaticamento cumulativo.

Negli anni successivi, l'interesse si è orientato verso protocolli di misurazione più pratici, brevi e facilmente standardizzabili, come le registrazioni mattutine in posizione supina. In questo contesto, Plews et al. [46] hanno proposto l'utilizzo della media settimanale della RMSSD mattutina come strategia per attenuare la naturale variabilità giornaliera e migliorare l'affidabilità del monitoraggio dell'adattamento all'allenamento. Inoltre, gli autori sottolineano come la trasformazione logaritmica della RMSSD ( $\ln$ RMSSD) rappresenti l'indice vagale più pratico e robusto, grazie alla sua minore sensibilità alla frequenza respiratoria e alla maggiore stabilità rispetto ad altri parametri spettrali.

L'impiego della HRV per il monitoraggio della fatica si è progressivamente perfezionato, passando da osservazioni condotte in condizioni di allenamento reale a protocolli sempre più standardizzati. Leti e Bricout [47], monitorando corridori master per dodici settimane, hanno evidenziato come le settimane caratterizzate da carichi elevati o gare si accompagnassero a uno spostamento del bilancio autonomico verso una predominanza simpatica ( $LF\% \uparrow$ ,  $HF\% \downarrow$ ), sistematicamente correlato a un aumento della fatica percepita. Questo lavoro ha sottolineato la sensibilità della HRV nel cogliere i cambiamenti associati allo stress da allenamento prolungato. Successivamente, Schmitt et al. [48] hanno mostrato che la sola RMSSD non è sufficiente a discriminare i diversi stati di affaticamento negli atleti di élite; infatti, analizzando le risposte in posizione supina e ortostatica, hanno notato che i due profili spettrali sono relativamente indipendenti e che la loro integrazione permette di distinguere pattern fisiologici riconducibili a tipologie differenti di fatica (centrale, periferica o legata a stress). Più recentemente, Besson et al. [49] hanno formalizzato il cosiddetto dual-position test, valutandone l'affidabilità sia in laboratorio sia a domicilio. I risultati hanno confermato che la combinazione sistematica di misure supine e ortostatiche aumenta la stabilità delle valutazioni e consente di cogliere in modo più accurato le variazioni dell'equilibrio autonomico legate alla fatica, proponendolo come protocollo standard per il monitoraggio pratico dello stato di recupero. Nel loro insieme, questi contributi hanno tracciato un percorso di ricerca che ha condotto allo sviluppo di protocolli sempre più standardizzati e informativi, capaci di coniugare praticità applicativa e profondità di analisi.

La HRV è stata indagata anche in relazione ai processi di adattamento e di performance, ad esempio, Esco et al. [50], monitorando calciatrici universitarie durante un programma di condizionamento di undici settimane, hanno evidenziato che le variazioni precoci della media settimanale della RMSSD (tra la prima e la terza settimana) erano fortemente correlate con i successivi cambiamenti del  $VO_2\max$ , suggerendo che gli aggiustamenti autonomici possano anticipare e predire le traiettorie di adattamento aerobico. Per quanto riguarda la fatica acuta, Sarmiento et al. [51] hanno analizzato la HRV in ciclisti d'élite durante esercizio ad alta intensità, mostrando una rapida e marcata riduzione della variabilità già nei primi secondi di sforzo. Tale risposta permette di distinguere tra la fatica immediata



indotta dall'esercizio e quella cumulativa derivante da carichi cronici, confermando la sensibilità della HRV come indicatore dinamico dello stato fisiologico.

Negli ultimi anni, grande interesse si è rivolto a metriche non lineari, capaci di descrivere la complessità del segnale cardiaco e di rilevare modifiche autonome che sfuggono alle misure tradizionali. Rogers et al. [52], studiando ultramaratoneti durante una simulazione di sei ore di corsa, hanno osservato una drastica riduzione del parametro DFA- $\alpha 1$  (da 0.71 a 0.32), indicativa di perdita della capacità adattativa del sistema autonomico e strettamente associata a fatica estrema, mentre la frequenza cardiaca e l'economia della corsa rimanevano sostanzialmente invariate. Risultati complementari sono stati riportati da Kao e Cornell [53], che in giovani adulti sottoposti a un protocollo di cammino inclinato hanno documentato riduzioni significative non solo della RMSSD, ma anche di indici non lineari quali ApEn, SampEn e DFA- $\alpha 1$ , accompagnate da un aumento del rapporto SD2/SD1. Questo perché le metriche non lineari caratterizzano la struttura e la variabilità dell'attività cardiaca, che riflette l'integrazione dei diversi sistemi fisiologici. Con l'affaticamento, tale variabilità si riduce, dando origine a pattern più regolari e prevedibili, segno di una minore capacità adattativa dell'organismo.

Al di fuori dell'ambito sportivo, la HRV ha mostrato un potenziale significativo anche in contesti cognitivi e di sicurezza. In uno studio basato su un'analisi con modelli di equazioni strutturali, Srinivasan et al. [54] hanno esaminato giovani adulti sottoposti a restrizione del sonno e a una simulazione di guida integrando indici oggettivi (elettroencefalogramma theta, oculografia, variabilità laterale di corsia) e soggettivi (Karolinska Sleepiness Scale) in una misura integrata della fatica. In questo studio, riduzioni della RMSSD predicevano un incremento della fatica complessiva, spiegandone circa il 6.4% della varianza, mentre l'aumento del rapporto LF/HF aggiungeva un ulteriore contributo del 3.7%. Lo studio dimostra come la HRV, e in particolare gli indici vagali, rappresenti un marcatore trasversale capace di cogliere le interazioni tra stress fisiologico e dimensioni cognitive della fatica.

In ambito clinico, la HRV ha trovato applicazione nello studio di alcune sindromi, come quella da fatica cronica/encefalomielite mialgica, una condizione debilitante caratterizzata da fatica persistente e disfunzione autonoma. In uno studio caso-controllo su 45 pazienti e 25 soggetti sani, Escorihuela et al. [55] hanno documentato una forte riduzione degli indici del dominio temporale (RMSSD, SDNN, pNN50) e spettrali (HF), accompagnata da un aumento del rapporto LF/HF. Queste alterazioni risultavano strettamente associate alla severità della fatica riportata nei questionari, nonché a sintomi di disfunzione autonoma, disturbi del sonno, ansia e depressione. In particolare, valori più bassi di RMSSD e HF predicevano livelli più elevati di fatica, sottolineando il ruolo centrale della modulazione vagale nella comparsa dei sintomi.

Accanto a questi contributi sperimentali, diverse revisioni hanno consolidato

il ruolo della HRV come biomarcatore della fatica. Makivić et al. [6] ne hanno sottolineato il valore diagnostico per la valutazione della performance, mentre Shaffer e Ginsberg [23] hanno proposto una sistematizzazione delle metriche più utilizzate, illustrandone punti di forza e limiti. In seguito, Halson [1] e Bestwick-Stevenson et al. [2] hanno ribadito come la HRV rappresenti un elemento fondamentale per il monitoraggio del carico, pur raccomandandone l'integrazione con misure soggettive e oggettive. Più recentemente, Johnston et al. [24] hanno posto l'attenzione sulla forte sensibilità della HRV a fattori confondenti quali sonno, stress, idratazione e respirazione, sottolineando la necessità di protocolli rigorosi e di valutazioni ripetute.

La ricerca scientifica mostra quindi come la HRV sia un indicatore sensibile dei processi di affaticamento, ma la sua interpretazione risulti complessa a causa della molteplicità delle metriche coinvolte e della loro variabilità. Proprio questa complessità ha aperto la strada all'impiego di approcci di machine learning, ambito che sarà esplorato nel paragrafo successivo.

### 3.3 Machine Learning e Classificazione della Fatica

L'applicazione del **Machine Learning (ML)** alla rilevazione della fatica nasce dall'esigenza di superare i limiti degli approcci tradizionali, basati su singoli indici fisiologici spesso poco sensibili o influenzati dalla variabilità interindividuale. Come descritto nei paragrafi precedenti, la fatica è un fenomeno complesso, caratterizzato da componenti sia fisiologiche sia soggettive, che richiede modelli capaci di integrare informazioni eterogenee. In questo contesto, gli algoritmi di ML consentono di individuare pattern dinamici e non lineari nei dati fisiologici, risultando particolarmente efficaci nel distinguere diversi livelli di affaticamento.

Un primo approccio di ricerca si è concentrato sull'uso esclusivo dei segnali cardiaci. Ni et al. [56], ad esempio, hanno raccolto i dati di 80 soggetti sottoposti a test da treadmill e classificati in tre livelli di fatica soggettiva tramite la scala di Borg RPE. A partire da 24 indici di HRV, gli autori hanno applicato una procedura di selezione basata su importanza Gini e correlazione di Pearson, individuando un sottoinsieme ottimale di 11 feature. Queste sono state utilizzate per addestrare diversi algoritmi supervisionati, tra cui SVM, k-NN, alberi decisionali e LightGBM. Quest'ultimo ha ottenuto le prestazioni migliori, con un'accuratezza dell'85,5% e un F1-score di circa 0,80, dimostrando l'efficacia dei cosiddetti metodi "ensemble" nella classificazione della fatica soggettiva. I risultati, ottenuti tramite una 10-fold cross-validation con separazione dei dati per soggetto, hanno mostrato non solo alte prestazioni ma anche una maggiore stabilità dei modelli addestrati con le features selezionate. Inoltre, gli autori suggeriscono che tali caratteristiche possano essere

integrate in dispositivi ECG indossabili per il monitoraggio in tempo reale della fatica durante l'esercizio. Rimane tuttavia una difficoltà nel distinguere tra i livelli "tired" e "a bit tired", attribuita allo sbilanciamento del dataset e alla variabilità individuale nella percezione dello sforzo.

Sempre nell'ambito dei soli segnali cardiaci, Pan et al. [57] hanno analizzato la fatica in 30 piloti attraverso simulazioni di volo con Cessna 172, utilizzando dati ECG acquisiti da sensori indossabili e annotati tramite la scala Samn-Perelli a 7 punti. Dopo una fase di preprocessing con tecniche di filtraggio e "wavelet denoising", sono stati estratti 21 indici di HRV nei domini temporale, frequenziale e non lineare. L'estrazione delle feature è stata effettuata su finestre temporali di 100 secondi, significativamente più brevi rispetto ai tradizionali 5 minuti raccomandati dalle linee guida [23], con l'obiettivo di abilitare un rilevamento più rapido e in tempo quasi reale. La selezione delle variabili, condotta con il test di Friedman e la PCA, ha portato a un insieme di cinque componenti principali utilizzati per l'addestramento di un classificatore LVQ. Il modello ha raggiunto un'accuratezza media dell'81,9%, superando SVM e BPNN nello stesso contesto. Lo studio evidenzia come, anche in scenari critici come l'aviazione, tecniche basate su ECG possano fornire un supporto efficace per la rilevazione precoce della fatica, con potenziali applicazioni nella gestione del rischio e nei sistemi di autopilota intelligente.

In maniera analoga, nel settore automobilistico Zeng et al. [58] hanno condotto un esperimento su 18 conducenti in simulazione di guida, acquisendo segnali ECG e valutando lo stato di vigilanza mediante l'analisi delle espressioni facciali da parte di esperti. A partire da segmenti di soli due minuti di ECG, sono state estratte venti feature di HRV nei domini temporale, frequenziale e non lineare, dimostrando che 19 di esse differivano significativamente tra condizioni di vigilanza e affaticamento. I modelli di classificazione basati su alberi decisionali hanno raggiunto un'accuratezza massima dell'86,3% nel gruppo aggregato, mentre le analisi distinte per sesso hanno fornito prestazioni superiori fino al 94,8% negli uomini e al 92,0% nelle donne. Lo studio evidenzia quindi l'efficacia delle analisi ultra-short-term [23] per una rilevazione rapida della fatica, sottolineando al contempo l'importanza di considerare le differenze di sesso nella modellazione predittiva. Oltre a questi approcci basati esclusivamente su segnali cardiaci, alcuni autori hanno dimostrato come l'integrazione di parametri eterogenei possa migliorare l'affidabilità dei modelli. Ramos et al. [59], ad esempio, hanno introdotto il concetto di Global Fatigue Descriptor (GFD), un indice capace di unificare parametri derivati da HRV ed elettromiografia (EMG) per rappresentare contemporaneamente la fatica fisica e quella mentale. Lo studio ha coinvolto 14 soggetti sottoposti a test di ciclismo sopra la seconda soglia ventilatoria fino a esaurimento, durante i quali sono stati estratti numerosi descrittori individuali di fatica da segnali EMG e HRV. Questi parametri, opportunamente normalizzati e pesati, sono stati aggregati nell'indice globale e utilizzati come input di un classificatore SVM, che ha raggiunto un'accuratezza

media dell'82%, con un incremento fino al 95% quando i dati di training venivano segmentati in modo più specifico. Questo approccio evidenzia la validità dei metodi multimodali per la rilevazione precoce di condizioni di sovraccarico, pur presentando alcune limitazioni legate alla dimensione del campione, alla necessità di calibrazione individuale e alla generalizzabilità a muscoli o contesti diversi da quelli testati.

Un approccio più recente e sofisticato è stato proposto da Chen et al. [60], i quali hanno sviluppato un sistema integrato per la classificazione multi-livello della fatica. Il modello combina tre tipologie di descrittori fisiologici, tra cui le features lineari dell'ECG, gli indici di HRV calcolati nei domini del tempo, della frequenza e non lineare. A queste informazioni si aggiungono le rappresentazioni bidimensionali del segnale ECG, ottenute mediante "Short-Time Fourier Transform" e analizzate con una CNN VGG-16 per l'estrazione di features d'immagine. La combinazione di questi descrittori eterogenei è stata utilizzata come input per un classificatore SVM multi-classe, che ha raggiunto risultati di rilievo come il 96,9% di accuratezza ( $F1 \approx 0,97$ ) sul dataset pubblico EPHNOGRAM e 92,2% ( $F1 \approx 0,92$ ) su un dataset proprietario raccolto su 51 soggetti. Questo lavoro evidenzia come la combinazione di features manuali e features ad alto livello consenta di riconoscere pattern complessi e fini nel segnale cardiaco, migliorando la capacità di discriminare lo stato di affaticamento rispetto all'impiego di approcci tradizionali o di un singolo tipo di descrittore.

Nel complesso, i risultati riportati in letteratura appaiono promettenti, con accuratezze che superano frequentemente l'80% e che in alcuni casi si avvicinano al 95–98%. Rimangono tuttavia alcuni limiti ricorrenti come campioni di dimensione ridotta, spesso inferiori ai 50 soggetti, utilizzo di etichette basate su scale soggettive, intrinsecamente esposte a variabilità individuali e strategie di validazione a volte non sufficientemente robuste, che in assenza di approcci come il LOOCV aumentano il rischio di overfitting. Questi aspetti richiedono attenzione nell'interpretazione dei risultati e sottolineano la necessità di condurre studi futuri su dataset più ampi, con protocolli standardizzati e metodologie di validazione rigorose, così da garantire la reale trasferibilità e affidabilità dei modelli in contesti applicativi.

In questa tesi ci si è ispirati in particolare agli studi di classificazione sopra descritti, che rappresentano un utile riferimento metodologico e mostrano come, anche con un numero limitato di soggetti, sia possibile ottenere indicazioni significative sulla stima della fatica. Analogamente, anche il presente lavoro condivide questo limite, ma applica l'approccio metodologico in un contesto più pratico, facendo uso di dispositivi indossabili semplici e non invasivi, in alternativa a strumenti tradizionali come il metabolometro, che pur essendo lo standard di riferimento risulta meno adatto a un monitoraggio continuativo e in scenari reali.

## Capitolo 4

# Materiali e Metodi

### 4.1 Progettazione dello Studio

Come descritto nel Capitolo 2, la fatica è un fenomeno complesso che coinvolge l'integrazione tra sistemi cardiovascolare, respiratorio e nervoso autonomo, riflettendosi in parametri fisiologici quali il massimo consumo di ossigeno, la frequenza cardiaca e la variabilità della frequenza cardiaca. Sulla base delle evidenze riportate nel Capitolo 3, il presente studio è stato progettato con l'obiettivo di analizzare la relazione tra tali parametri e l'insorgenza della fatica, al fine di definirne una classificazione oggettiva e riproducibile. In questa prospettiva, la progettazione sperimentale è stata orientata non solo alla raccolta di misure fisiologiche, ma anche alla creazione di un dataset strutturato e bilanciato, idoneo all'addestramento e alla validazione di un algoritmo di machine learning per la classificazione automatica dei livelli di fatica, che verrà approfondito nel Capitolo 6.

La sperimentazione è stata condotta mediante un test submassimale incrementale a due fasi su cicloergometro, progettato per acquisire in modo sincrono parametri fisiologici e percezioni soggettive dello sforzo. Per registrare i valori basali dei parametri fisiologici, è stata eseguita una fase di acquisizione a riposo della durata di 5 minuti prima del test su cicloergometro, durante la quale i soggetti hanno mantenuto una posizione seduta e rilassata.

Durante ciascuna fase sono stati raccolti quattro tipi di dati:

- consumo di ossigeno;
- tracciato elettrocardiografico;
- potenza meccanica erogata;
- percezione soggettiva dello sforzo.

Il  $\text{VO}_2$  è stato rilevato tramite il sistema metabolico portatile *Cosmed K5* [61], mentre il segnale ECG è stato acquisito mediante il dispositivo *MotemaSens* [62][63], fornito dall'azienda Bio Elettronica. La potenza meccanica è stata registrata direttamente dal cicloergometro *Technogym Cycle* [64], calcolata in funzione del livello di carico impostato e della velocità di pedalata mantenuta dal soggetto. La RPE è stata invece raccolta al termine di ogni fase, chiedendo ai partecipanti di indicare il valore corrispondente sulla scala di Borg 6-20 [33]. In parallelo, la frequenza cardiaca è stata monitorata con un cardiofrequenzimetro *Garmin* [65], utilizzato come riferimento esterno per la validazione dei dati elettrocardiografici.

Ogni partecipante ha svolto le due sessioni sperimentali (riposo ed esercizio) condotte nello stesso ambiente e nelle medesime condizioni di temperatura, ventilazione e composizione dei gas, al fine di garantire la comparabilità e l'affidabilità dei dati raccolti.

L'esperimento è stato strutturato per indurre un affaticamento fisiologico controllato, mantenendo condizioni di sicurezza e garantendo la ripetibilità del test. In accordo con quanto discusso nei capitoli precedenti, l'indagine si concentra in particolare sulla risposta del sistema cardio-respiratorio, considerata rappresentativa delle variazioni osservabili nei principali parametri fisiologici. Come evidenziato nel Capitolo 3, l'integrazione di misure oggettive e soggettive costituisce un approccio efficace per descrivere in modo completo lo stato di affaticamento. Tale impostazione multimodale ha permesso di ottenere una valutazione coerente con il quadro teorico e metodologico delineato nei capitoli introduttivi.

La definizione dettagliata del protocollo sperimentale e delle motivazioni alla base delle scelte metodologiche è riportata nel paragrafo seguente.

## 4.2 Motivazioni e Definizione del Protocollo Sperimentale

### 4.2.1 Analisi della letteratura

La definizione del protocollo di test è stata sviluppata sulla base di una revisione approfondita della letteratura sui protocolli di esercizio incrementale e sul loro impatto sui parametri fisiologici, con particolare attenzione alla variabilità della frequenza cardiaca e alla percezione soggettiva della fatica. Come discusso nel Capitolo 2, tali protocolli sono strumenti standardizzati e validati per la valutazione diretta o predittiva del massimo consumo di ossigeno e per l'analisi delle risposte cardiorespiratorie durante esercizi di intensità crescente.

Protocollo	Tipo di Test	Intensità	Criterio di cessazione	Descrizione
<i>Bruce</i> [66]	Treadmill	Massimale, incrementi ogni 3 min	Esaurimento volontario o plateau di $VO_2$	Protocollo classico a stadi progressivi; ampiamente validato per $VO_{2max}$ , ma richiede elevato impegno fisico e tempo di recupero.
<i>Bruce modificato</i> [67]	Treadmill	Massimale, incrementi più gradualmente	Esaurimento volontario	Versione adattata per soggetti clinici o poco allenati; minore carico iniziale ma durata complessiva più lunga rispetto al protocollo originale.
<i>Traditional <math>VO_{2max}</math> Test</i> [68]	Cicloergometro	Massimale progressivo	Plateau di $VO_2$ o $RER > 1.1$	Protocollo di riferimento per la misurazione diretta del $VO_{2max}$ ; fornisce dati precisi ma richiede attrezzatura specifica e massimo sforzo.
<i>Vehrs TMJ Test</i> [69]	Treadmill	Submassimale, jogging autoselezionato	Raggiungimento della frequenza cardiaca stabile o esaurimento volontario	Test submassimale a due fasi (camminata 3 min, jogging 3 min) con velocità autoselezionata; consente la stima predittiva del $VO_{2max}$ tramite equazione di regressione.
<i>Åstrand-Ryhming</i> [70]	Cicloergometro	Submassimale, carico costante 6 min	Raggiungimento dello steady state per la FC	Metodo semplice e rapido; adatto a valutazioni di gruppo ma meno preciso per soggetti molto allenati o sedentari.
<i>Ekblom-Bak</i> [71]	Cicloergometro	Submassimale a due stadi (4 + 4 min)	Frequenza cardiaca al secondo stadio o RPE tra 12 e 16	Test di facile esecuzione e buona riproducibilità; consente una stima accurata del $VO_{2max}$ in un'ampia popolazione adulta.
<i>6MWT</i> [12]	Camminata libera	Submassimale, autogestito	Tempo limite di 6 minuti	Test semplice e diffuso in ambito clinico; utile per soggetti con limitata capacità funzionale ma con scarsa standardizzazione del carico.

**Tabella 4.1:** Protocolli incrementali analizzati in letteratura e relative caratteristiche, con indicazione di vantaggi e limiti principali.

Dall'analisi della letteratura (riassunta nella Tabella 4.1) è emersa una notevole

eterogeneità tra i protocolli proposti, che differiscono per progressione dell'intensità, durata degli stadi e criteri di cessazione. Gli studi esaminati hanno mostrato che questi elementi influenzano in modo significativo le risposte fisiologiche e la qualità dei segnali registrati, in particolare per quanto riguarda la stabilità della HRV. La maggior parte dei lavori ha adottato protocolli incrementali finalizzati a valutare la prestazione massimale, con aumenti progressivi fino all'esaurimento volontario o al calo della potenza erogata. Altri autori, invece, hanno privilegiato incrementi di carico più regolari e temporalmente controllati, con l'obiettivo di mantenere una risposta ventilatoria e cardiovascolare più stabile e ridurre l'insorgenza di fatica muscolare precoce [8]. Questa distinzione ha orientato la scelta di un protocollo sperimentale che conciliasse l'induzione controllata dell'affaticamento con la necessità di garantire l'acquisizione di segnali fisiologici stabili e di elevata qualità.

Tra i protocolli più diffusi figurano *Bruce*, *Bruce modificato*, *Vehrs Treadmill Jog Test*, *Åstrand-Ryhming*, *Ekblom-Bak*, *6MWT* e *Traditional VO<sub>2</sub>max Test*. Questi protocolli differiscono principalmente per la modalità di esecuzione (treadmill o cicloergometro) e per l'approccio fisiologico adottato (massimale o submassimale).

Nel definire il protocollo sperimentale, si è scelto di privilegiare un approccio submassimale, fondato su modelli di stima predittiva del VO<sub>2</sub>max. Questa scelta risponde all'obiettivo di individuare un protocollo clinicamente applicabile in contesti di riabilitazione e monitoraggio funzionale, in cui la sicurezza del soggetto e la riproducibilità del test risultano prioritarie. I protocolli submassimali consentono infatti di stimare il consumo massimo di ossigeno a partire da parametri fisiologici facilmente acquisibili, quali la frequenza cardiaca, l'età e il carico di lavoro, evitando la necessità di test massimali e riducendo il rischio di affaticamento eccessivo.

La Tabella 4.2 riassume le principali equazioni predittive presenti in letteratura, sviluppate per differenti popolazioni e protocolli di esercizio. Tali modelli costituiscono un riferimento metodologico utile per il confronto con i valori misurati sperimentalmente e per la definizione delle scelte progettuali adottate nel presente lavoro.

Le equazioni riportate in Tabella 4.2 rappresentano approcci complementari alla stima indiretta del VO<sub>2</sub>max, basati su relazioni empiriche tra carico di lavoro, frequenza cardiaca e consumo di ossigeno. Tali modelli si differenziano per il tipo di esercizio utilizzato e per la popolazione di riferimento, ma condividono la finalità di fornire una valutazione predittiva affidabile e non invasiva.

A parità di impostazione submassimale, la scelta tra treadmill e cicloergometro è stata guidata da considerazioni di fattibilità e coerenza con le finalità cliniche dello studio. Il cicloergometro rappresenta infatti una soluzione più sicura e facilmente standardizzabile in contesti riabilitativi, oltre a ridurre l'influenza di movimenti verticali e vibrazioni sulla qualità del segnale fisiologico.



Autore	Popolazione	Metodo	Equazione
Vehrs et al. (2007) [69]	Adulti sani (18–40 anni)	Treadmill (submassimale, TMJ)	$\dot{V}O_{2\max} (\text{mL} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{min}^{-1}) = 58.687 + 7.520G + 4.334S - 0.211W - 0.148HR - 0.107A$
Åstrand–Ryhming (1954) [70]	Adulti sani (20–30 anni)	Cicloergometro (submassimale, steady state)	Metodo del nomogramma: il valore di $\dot{V}O_{2\max}$ è stimato graficamente dall'intersezione tra la frequenza cardiaca allo steady state (125–170 bpm) e il carico di lavoro (600–1200 $\text{kg} \cdot \text{m}/\text{min}$ ).
Eklblom–Bak (2016) [71]	Adulti sani (20–65 anni)	Cicloergometro (submassimale, 2 stadi)	Uomini: $\ln(\dot{V}O_{2\max}) = 2.049 - 0.0086A - 0.907 \left( \frac{\Delta HR}{\Delta PO} \right) + 0.00178\Delta PO - 0.0029HR_{std}$ Donne: $\ln(\dot{V}O_{2\max}) = 1.844 - 0.0067A - 0.626 \left( \frac{\Delta HR}{\Delta PO} \right) + 0.00175\Delta PO - 0.0047HR_{std}$

**Tabella 4.2:** Principali metodi ed equazioni predittive del  $\dot{V}O_{2\max}$  presenti in letteratura. Legenda variabili: G = genere (M=1, F=0); S = velocità (mph); W = peso (kg); HR = FC a regime stazionario (bpm); A = età (anni);  $\Delta HR/\Delta PO$  = rapporto variazione FC/Potenza;  $\Delta PO$  = differenza di potenza tra gli stadi (W);  $HR_{std}$  = FC allo stadio basso.

Infatti, nel corso delle prove preliminari condotte per il presente studio, si è osservato che l'utilizzo del treadmill comportava significative criticità sul piano tecnico-strumentale. In particolare, le oscillazioni verticali e le forze d'impatto generate a ogni passo producevano artefatti elettrocardiografici ad alta ampiezza e bassa frequenza, sovrapponendosi ai segnali utili e alterando la morfologia del tracciato. Tali disturbi, di natura prevalentemente meccanica, si manifestavano con variazioni imprevedibili della linea di base, distorsioni nei complessi QRS e falsi picchi riconducibili ai movimenti del torace, del passo e degli elettrodi.

Nonostante l'impiego di algoritmi di filtraggio avanzato lato software, comprendenti filtri passa-banda ottimizzati e procedure di correzione automatica degli artefatti, non è stato possibile ottenere una pulizia del segnale sufficiente a consentire la corretta identificazione dei complessi QRS e, di conseguenza, l'estrazione affidabile dei parametri derivati, quali frequenza cardiaca istantanea e variabilità della frequenza cardiaca. In numerose acquisizioni, l'ampiezza dell'artefatto risultava comparabile o addirittura superiore a quella dei complessi ventricolari, rendendo di fatto inapplicabili i criteri di riconoscimento automatico.

Parallelamente, è stato rilevato che i protocolli su treadmill richiedevano un carico fisico elevato e una postura dinamica difficilmente mantenibile nelle fasi finali, fattori che contribuivano ulteriormente alla degradazione del segnale e alla

discontinuità delle acquisizioni. Tali limitazioni hanno confermato l'impossibilità di ottenere tracciati elettrocardiografici di qualità sufficiente durante la corsa e hanno orientato la scelta verso protocolli condotti su cicloergometro, caratterizzati da una postura stabile e da una cinematica controllata, più idonei alla registrazione sincrona di segnali fisiologici multipli.

Alla luce di queste evidenze, il test di *Ekblo $\text{m}$ –Bak* [71] è risultato il più idoneo. Esso integra un approccio submassimale predittivo con una modalità di esecuzione controllata e sicura, consentendo di stimare il  $\text{VO}_2\text{max}$  in modo non invasivo e di mantenere condizioni sperimentali ottimali per la registrazione dei parametri fisiologici di interesse.

#### 4.2.2 Design del Protocollo

Come evidenziato nella sezione precedente, il protocollo sperimentale adottato in questo studio si basa sul test submassimale di *Ekblo $\text{m}$ –Bak* [71], sviluppato presso la *Swedish School of Sport and Health Sciences (GIH)* e validato per la stima indiretta del  $\text{VO}_2\text{max}$  mediante l'utilizzo del cicloergometro [72]. La scelta di questo protocollo è stata motivata dalla sua elevata riproducibilità, dalla semplicità di esecuzione e dalla possibilità di acquisire in modo simultaneo dati fisiologici oggettivi, quali la frequenza cardiaca e il tracciato ECG, insieme alle percezioni soggettive dello sforzo.

Il protocollo di *Ekblo $\text{m}$ –Bak* [72] si articola in due fasi consecutive della durata di quattro minuti ciascuna, durante le quali il soggetto mantiene una cadenza di pedalata costante pari a 60 rpm. Nella prima fase il carico di lavoro è standardizzato per tutti i partecipanti a un valore di 0.5 kp, corrispondente a una potenza meccanica di circa 30 W. Durante questa fase, l'operatore verifica ogni minuto che la cadenza di pedalata e la resistenza impostata rimangano costanti, annotando la frequenza cardiaca in quattro istanti (3:15, 3:30, 3:45 e 4:00) per calcolarne la media, rappresentativa dello stato stazionario.

Successivamente, nella seconda fase, il carico viene incrementato in modo individualizzato in funzione di sesso, età e livello di attività fisica abituale, al fine di indurre una risposta cardiaca più marcata ma comunque in regime submassimale (circa 120–150 bpm per soggetti con età inferiore a 50 anni e 110–140 bpm per soggetti oltre i 50 anni), corrispondente a un valore di RPE di circa 14 sulla scala di Borg 6–20 [33]. Anche in questa fase la velocità di pedalata e la resistenza vengono monitorate costantemente, mentre la frequenza cardiaca media viene determinata con lo stesso metodo della fase precedente.

Durante il secondo stadio, al minuto 2, al partecipante viene richiesto di indicare il valore di sforzo percepito. Se il valore risulta inferiore a 10, il carico viene aumentato di 1 kp e la misurazione ripetuta; se compreso tra 10 e 11, l'incremento è di 0.5 kp; mentre per valori compresi tra 12 e 16 il test prosegue senza modifiche.

Nel caso in cui il soggetto riporti un valore di RPE pari o superiore a 17, la prova viene interrotta e, dopo un periodo di recupero di circa 20 minuti, ripetuta in un secondo momento con un carico inferiore.

Durante l'intero svolgimento del test, la frequenza cardiaca è registrata in modo continuo, con campionamento a intervalli regolari per garantire una risoluzione temporale adeguata alla successiva analisi. Al termine della prova, i dati vengono elaborati a posteriori, calcolando per ciascuna delle due fasi la media dei valori relativi all'ultimo minuto di esercizio (quarto minuto per la prima fase e ottavo minuto per la seconda). Questa media costituisce la risposta cardiaca stabile del soggetto, corrispondente alla condizione di equilibrio tra il carico di lavoro imposto e la risposta cardiovascolare.

Parallelamente, per ogni fase viene registrata la potenza meccanica erogata, calcolata dal cicloergometro in funzione del carico impostato e della cadenza di pedalata mantenuta. I valori medi di frequenza cardiaca e potenza costituiscono le variabili principali utilizzate per la stima indiretta del  $\text{VO}_2\text{max}$ , attraverso la relazione tra incremento di potenza e variazione della frequenza cardiaca ( $\Delta\text{HR}/\Delta\text{PO}$ ).

Durante la seconda fase viene inoltre rilevato il valore di sforzo percepito (RPE), espresso dal partecipante al termine del periodo di lavoro, mediante la scala di Borg 6–20 [33]. L'insieme di queste misure (frequenza cardiaca media, potenza erogata e sforzo percepito) costituisce l'input per l'applicazione delle equazioni predittive proposte da Ekblom e Bak, differenziate per sesso e validate su ampi campioni di popolazione adulta.

### Adattamento del protocollo al cicloergometro elettronico

Nel presente studio, il test è stato condotto utilizzando un cicloergometro a freno elettromagnetico, in sostituzione del modello *Monark 828E* a freno meccanico previsto dal protocollo originale, non disponibile presso il laboratorio. Al fine di garantire la corretta applicazione della procedura sperimentale nonostante la differente tecnologia di frenatura, è stata eseguita una conversione accurata dei valori di carico espressi in kilopond (kp), unità di riferimento del protocollo originario, in corrispondenti valori di potenza meccanica espressi in watt (W).

La conversione è stata condotta tenendo conto della relazione proporzionale tra forza resistente e velocità di pedalata, in modo da riprodurre fedelmente i livelli di lavoro previsti dal test di *Ekblom–Bak*. In tal modo, la progressione del carico è stata mantenuta invariata, assicurando la comparabilità dei risultati ottenuti con i dati riportati in letteratura.

Questo adattamento, pur comportando una modifica del sistema di frenatura, non ha alterato i principi fisiologici e metodologici alla base del protocollo, poiché la relazione tra potenza erogata e risposta cardiaca rimane indipendente dal tipo di resistenza meccanica impiegata. L'utilizzo del cicloergometro elettronico ha

comunque offerto un controllo preciso del carico, una misura in tempo reale della potenza erogata e una maggiore riproducibilità delle condizioni sperimentali.

Per la definizione dei carichi equivalenti, è stata utilizzata la Tabella di conversione ufficiale fornita dal GIH [72], che riporta la corrispondenza tra il carico espresso in kilopond (kp), la potenza meccanica in watt (W) e un fattore di conversione a una cadenza costante di 60 rpm. Tuttavia, poiché il sistema a freno elettromagnetico impiegato in questo studio presenta un differente rapporto di trasmissione e un controllo digitale della resistenza, i valori teorici riportati nella Tabella non risultavano perfettamente sovrapponibili alla potenza da applicare secondo il protocollo originale.

Per garantire una corrispondenza più accurata tra i livelli di carico, è stata quindi eseguita un'interpolazione lineare dei dati forniti dalla Tabella GIH, ottenendo una funzione specifica per il calcolo del coefficiente da applicare nella formula predittiva del  $\text{VO}_{2\text{max}}$ :

$$y = 1.079 \times x - 31.618 \quad (4.1)$$

dove  $x$  rappresenta la potenza effettiva impostata sul cicloergometro elettronico durante il test e  $y$  il coefficiente correttivo di carico equivalente da applicare nella formula finale per la stima del  $\text{VO}_{2\text{max}}$ .

L'applicazione di questa funzione ha permesso di definire con precisione il corretto input da utilizzare nell'equazione predittiva, mantenendo la progressione del lavoro prevista dal protocollo originale e assicurando la piena comparabilità dei risultati con quelli ottenuti mediante il sistema a freno meccanico.

Carico (kp)	Potenza (W)	Fattore di conversione seconda fase di lavoro
0.5	59	32
1.0	88	64
1.5	118	95
2.0	147	127
2.5	177	159
3.0	206	191
3.5	222	222

**Tabella 4.3:** Conversione ufficiale GIH tra carico meccanico ( $kp$ ), potenza equivalente in watt e fattore medio di conversione a 60 rpm [72].

Durante la sperimentazione, per ciascuna fase del test è stato impostato manualmente dall'operatore il livello di carico corrispondente alla potenza richiesta. Tale

impostazione ha garantito che, mantenendo la frequenza di pedalata prefissata, la potenza meccanica effettiva erogata corrispondesse al valore previsto dal protocollo adattato.

L'adattamento del protocollo ha permesso di mantenere la coerenza metodologica con il modello originale Ekblom–Bak, garantendo la comparabilità dei risultati con la letteratura di riferimento e assicurando al contempo una maggiore stabilità del segnale ECG grazie all'impiego del cicloergometro elettronico. Tale configurazione si è dimostrata ottimale per l'obiettivo dello studio, ossia la valutazione integrata della risposta cardiorespiratoria e della percezione di fatica in condizioni controllate e ripetibili.

### 4.3 Partecipanti e criteri di misura

Il campione dello studio era composto da 11 adulti sani (5 donne e 6 uomini), reclutati su base volontaria tra il personale del laboratorio. I partecipanti presentavano un'età compresa tra 23 e 46 anni, con un'età media pari a  $30.4 \pm 7.4$  anni, un peso medio di  $64.7 \pm 8.4$  kg e un'altezza media di  $171.1 \pm 10.3$  cm. Tutti i soggetti erano in buono stato di salute, senza anamnesi positiva per patologie cardiovascolari, respiratorie o metaboliche, e non presentavano controindicazioni alla pratica di esercizio fisico submassimale.

Prima dell'inizio della sessione sperimentale, i partecipanti sono stati informati in modo dettagliato sulle modalità di svolgimento del test e sulle sue fasi. È stata inoltre illustrata la scala di Borg [33], chiarendone significato e modalità di utilizzo per la valutazione della percezione soggettiva dello sforzo (Appendice A). Tutti i dati raccolti sono stati trattati in forma anonima e utilizzati esclusivamente per scopi di ricerca scientifica, nel pieno rispetto della normativa vigente sulla tutela dei dati personali e dei principi etici della ricerca sperimentale.

Sulla base di un'autovalutazione del livello di attività fisica abituale, condotta attraverso la raccolta di informazioni sul numero medio di sessioni di allenamento settimanali e sul tipo di sport praticato, i partecipanti sono stati classificati in due categorie: *allenati* e *non allenati*. Tale classificazione, ha influenzato direttamente la selezione del carico di lavoro nella seconda fase del test, assegnando ai soggetti allenati valori di potenza più elevati. Questa calibrazione individuale ha permesso di mantenere la risposta cardiorespiratoria all'interno del corretto intervallo submassimale di frequenza cardiaca (circa 110–150 bpm), minimizzando il rischio di esaurimento prematuro e garantendo la comparabilità delle risposte fisiologiche tra i soggetti.

Per favorire l'adattamento alla strumentazione, ciascun partecipante ha svolto una breve sessione di familiarizzazione con cicloergometro e sensori. In questa fase preliminare, della durata di pochi secondi, veniva indossato l'intero set di dispositivi

(dispositivo ECG, sistema metabolico e cardiofrequenzimetro) e si pedalava a cadenza costante di 60 rpm, senza registrazione di dati a fini sperimentali. Questa procedura ha ridotto l'influenza di discomfort iniziale e ha prevenuto, anche nei soggetti più allenati, un'eccessiva intensità di carico nelle prime fasi della prova.

ID	Peso (kg)	Altezza (cm)	Età (anni)	Stato soggetto
1	60	174	46	Allenato
2	60	165	24	Allenato
3	70	172	25	Allenato
4	78	183	28	Allenato
5	65	180	26	Non allenato
6	77	186	41	Allenato
7	56	162	29	Allenato
8	65	173	34	Allenato
9	50	150	26	Non allenato
10	68	172	32	Allenato
11	63	165	23	Allenato

**Tabella 4.4:** Caratteristiche antropometriche e livello di allenamento dei partecipanti.

#### 4.3.1 Condizioni pre-test

Le condizioni pre-test sono state definite in conformità con le raccomandazioni del manuale ufficiale del test di *Ekblom-Bak* [72] e adattate al contesto sperimentale del presente studio. A ciascun partecipante è stato chiesto di osservare le seguenti indicazioni prima della prova:

- evitare pasti abbondanti nelle tre ore precedenti il test, per mantenere una condizione metabolica stabile;
- non fumare nelle due ore antecedenti l'inizio del test, al fine di non alterare la risposta cardiovascolare;

- astenersi dall'assunzione di caffeina o altre sostanze stimolanti per l'intera giornata del test;
- non svolgere attività fisica intensa nelle 24 ore precedenti la prova, per limitare la variabilità della risposta fisiologica;
- evitare sforzi o corse per raggiungere il laboratorio, presentandosi in condizioni di riposo;
- indossare abbigliamento sportivo comodo e calzature adeguate, per garantire un'esecuzione sicura e uniforme del test;
- mantenere uno stile di vita regolare e un adeguato riposo nelle 48 ore precedenti la sessione sperimentale.

### **4.3.2 Criteri di inclusione ed esclusione**

#### **Criteri di inclusione**

I criteri per l'ammissione allo studio erano i seguenti:

- età compresa tra 20 e 50 anni.
- buono stato di salute generale, senza diagnosi di patologie cardiovascolari, respiratorie o metaboliche;
- idoneità a sostenere esercizio fisico di intensità moderata senza rischi per la salute;
- non assumere farmaci in grado di alterare la frequenza cardiaca o la risposta cardiorespiratoria;
- aver espresso consenso informato scritto prima dell'inizio delle attività sperimentali.

#### **Criteri di esclusione**

Sono stati esclusi dallo studio i soggetti che presentavano almeno una delle seguenti condizioni:

- presenza di sintomi acuti, febbre o condizioni infettive nelle 48 ore precedenti la prova.
- dolore muscolare o articolare tale da compromettere l'esecuzione dell'esercizio sul cicloergometro.

- mancato rispetto delle condizioni pre-test indicate o assunzione di farmaci in grado di influenzare la frequenza cardiaca o la risposta cardiorespiratoria.
- interruzione del test prima del termine per esaurimento o discomfort eccessivo.
- impossibilità di svolgere entrambe le sessioni sperimentali (riposo ed esercizio) in condizioni comparabili.

La definizione del campione e la standardizzazione delle condizioni operative assicurano la riproducibilità del protocollo e introducono in modo coerente le fasi di acquisizione descritte nei paragrafi successivi.

## 4.4 Strumentazione

### 4.4.1 ECG

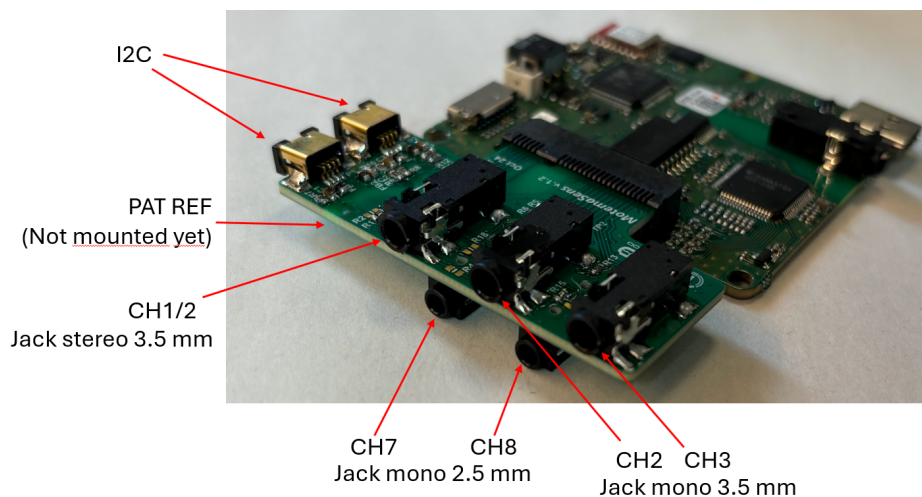
Per la registrazione del segnale elettrocardiografico è stato impiegato il dispositivo **MotemaSens** (OtBioelettronica, Torino, Italia) [62][63], illustrato in Figura 4.1. Si tratta di un sistema portatile a otto canali analogici indipendenti (CH1–CH8), progettato per l’acquisizione di biopotenziali come ECG ed EMG. Il dispositivo può operare in modalità cablata o wireless, consentendo il trasferimento dei dati tramite connessione USB, salvataggio su scheda SD oppure trasmissione BT, modalità utilizzata nel presente studio per la comunicazione con il computer durante le [62][63].

Dal punto di vista hardware, il sistema integra un microcontrollore STM32 basato su architettura ARM Cortex-M4, incaricato della gestione dell’acquisizione e delle comunicazioni esterne, e un convertitore analogico-digitale multicanale ad alta risoluzione (ADS1298), progettato specificamente per applicazioni biopotenziali e caratterizzato da basso rumore e ampia dinamica. Il firmware, sviluppato in linguaggio C mediante l’ambiente STM32CubeIDE, gestisce la configurazione delle periferiche (USB, SPI, UART, I<sup>2</sup>C) e il campionamento sincro dei segnali [62][63].

Quando collegato a un computer con sistema operativo Windows, il MotemaSens viene riconosciuto automaticamente come porta seriale virtuale (COM). La comunicazione è gestita tramite uno script Matlab fornito dal produttore, che consente di impostare i parametri di acquisizione (frequenza di campionamento, durata e modalità di registrazione), inviare i comandi di *start/stop* e visualizzare in tempo reale i tracciati elettrocardiografici. Lo script, oltre alla visualizzazione, esegue la decodifica dei campioni digitali e il salvataggio dei dati grezzi per le successive elaborazioni. Nel presente studio, tuttavia, la gestione del segnale e la visualizzazione in tempo reale sono state eseguite mediante un’interfaccia sviluppata



in Python, descritta in dettaglio nella Sezione 4.5, mantenendo per tutta la durata delle prove la connessione BT [62][63].



**Figura 4.1:** Vista ravvicinata della scheda elettronica del dispositivo MotemaSens [62][63], con evidenza dei principali connettori.

La Figura 4.1 mostra una vista ravvicinata della scheda elettronica del dispositivo, con evidenza dei principali connettori. Sono presenti due porte I<sup>2</sup>C, destinate all'interfacciamento con sensori esterni, e un connettore PAT REF (non ancora montato) per l'ingresso di riferimento. I canali per l'acquisizione dei biopotenziali sono realizzati tramite tre ingressi monopolari da 3,5 mm, corrispondenti ai canali CH1, CH2 e CH3, utilizzati per segnali ECG o EMG. I canali CH7 e CH8, invece, sono associati a ingressi jack mono da 2,5 mm dedicati ai microfoni o ad altri sensori ausiliari. Questa configurazione modulare consente di adattare il dispositivo a differenti tipologie di sensori e protocolli sperimentali. La comunicazione con il computer può avvenire indifferentemente via USB o BT, poiché entrambe le modalità impiegano lo stesso protocollo di comando e formato dati, garantendo la piena equivalenza funzionale tra le due interfacce [62][63].

Uno degli aspetti più critici riscontrati durante la fase preliminare è stato il corretto posizionamento degli elettrodi, reso complesso dal movimento del soggetto durante l'esercizio su cicloergometro. L'impiego della configurazione standard con elettrodi posizionati su polsi e caviglie si è rivelato impraticabile, poiché soggetto a marcati artefatti da movimento. Per individuare una disposizione alternativa, sono stati presi in esame diversi studi presenti in letteratura.

Takuma et al. [73] proposero lo spostamento degli elettrodi dagli arti al tronco (spalle e creste iliache), ottenendo una riduzione significativa dell'artefatto da movimento ma una lieve variazione dell'ampiezza dell'onda R nelle derivazioni II, III

e aVF, comunque entro il 5% rispetto alla configurazione standard. Jowett et al. [74] confermarono la diminuzione degli artefatti, ma evidenziarono modifiche dell'asse del complesso QRS e dell'ampiezza delle onde R, P e T, potenzialmente rilevanti in ambito diagnostico. Khan et al. [75] approfondirono tali osservazioni e proposero una configurazione modificata in cui gli elettrodi posti sulle spalle venivano spostati a metà del braccio (regione bicipitale), ottenendo forme d'onda sovrapponibili a quelle di un ECG standard a 12 derivazioni.

Sulla base di questi studi e delle considerazioni biomeccaniche legate al movimento durante la pedalata, nel presente lavoro è stata adottata una configurazione toracica a tre derivazioni bipolari, con elettrodi autoadesivi collocati in aree più stabili del torace (petto, scapole e clavicole).

La configurazione toracica adottata prevedeva tre derivazioni bipolari, descritte di seguito:

- **Derivazione 1:** l'elettrodo negativo è posizionato sotto la clavicola sinistra, vicino al manubrio sternale, e quello positivo sulla linea ascellare anteriore sinistra al quinto spazio intercostale, in una posizione analoga a quella della derivazione V5.
- **Derivazione 2:** l'elettrodo negativo è posizionato sotto la clavicola destra e il positivo nella stessa sede toracica sinistra della D1, riproducendo approssimativamente la classica derivazione DII, che fornisce una buona visualizzazione dell'attività atriale, in quanto raccomandata per l'analisi del ritmo cardiaco [76].
- **Derivazione 3:** l'elettrodo negativo è collocato al centro della scapola sinistra e il positivo al centro dello sterno, o appena al di sotto, fornendo un segnale robusto e poco influenzato dal movimento scapolare.

Per migliorare ulteriormente la stabilità meccanica del sistema, è stato realizzato un supporto personalizzato in stampa 3D (Figura 4.2) che consente di alloggiare il dispositivo MotemaSens e fissarlo al torace mediante una banda elastica regolabile. Questa soluzione custom ha permesso di ridurre al minimo le vibrazioni e i microspostamenti durante l'attività ciclistica, preservando la qualità del segnale ECG da artefatti meccanici e migliorando al contempo il comfort dei partecipanti durante la prova.



**Figura 4.2:** Supporto in stampa 3D progettato per l'alloggiamento del dispositivo MotemaSens [62][63].

Per il monitoraggio della frequenza cardiaca di riferimento è stato utilizzato il sensore toracico **Garmin HRM-Dual** [65], mostrato in Figura 4.3. Il dispositivo è composto da un modulo centrale integrato su una fascia elastica regolabile, dotata di elettrodi conduttivi che rilevano i potenziali elettrici generati dal battito cardiaco. Il segnale viene trasmesso in tempo reale tramite le interfacce ANT+ e Bluetooth Low Energy (BLE), assicurando la compatibilità con una vasta gamma di dispositivi, tra cui ciclocomputer, smartwatch e computer portatili.



**Figura 4.3:** Sensore di frequenza cardiaca Garmin HRM-Dual. Figura dal sito ufficiale Garmin [65].

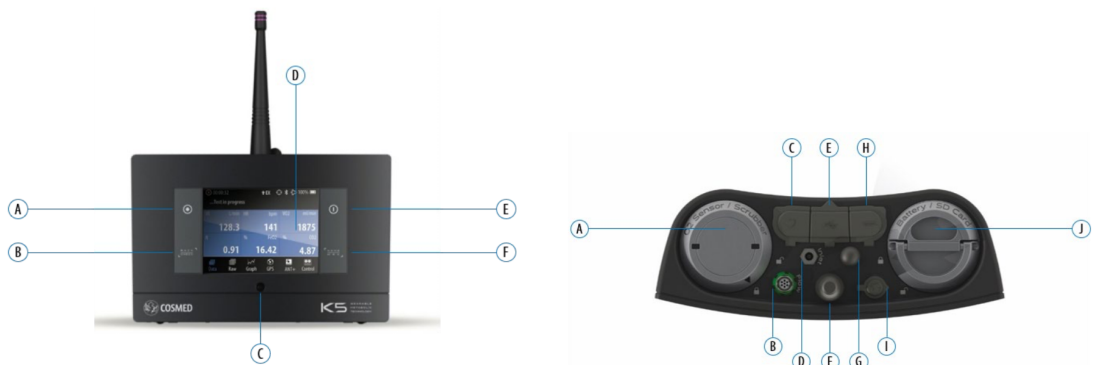
La qualità del segnale e la rapidità di trasmissione rendono l'HRM-Dual [65] adatto sia a contesti sportivi che sperimentali, fornendo una misura della frequenza cardiaca istantanea stabile anche in presenza di movimento. Nel presente studio, la fascia Garmin è stata impiegata come gold standard per la validazione dei battiti cardiaci rilevati dal segnale ECG acquisito tramite il dispositivo MotemaSens

[62][63]. Maggiori dettagli tecnici e specifiche del dispositivo sono disponibili nel manuale ufficiale fornito da Garmin [65].

#### 4.4.2 Cosmed K5

Per la misura del consumo di ossigeno e l'analisi dei gas respiratori è stato impiegato il sistema metabolico portatile **COSMED K5** (COSMED S.r.l., Roma, Italia) [61], mostrato in Figura 4.4. Il dispositivo rappresenta una delle soluzioni più avanzate per la valutazione del metabolismo energetico durante esercizio fisico, grazie alla capacità di misurare in modo continuo e diretto il  $\text{VO}_2$  e la produzione di anidride carbonica ( $\text{VCO}_2$ ) mediante tecnologia *breath-by-breath*. Tale modalità di campionamento consente di acquisire le variazioni istantanee di concentrazione dei gas durante ogni singolo ciclo respiratorio, fornendo una stima accurata dello scambio gassoso anche in condizioni dinamiche.

**Figura 4.4:** Visioni frontale (a) e superiore (b) dell'unità portatile del sistema metabolico COSMED K5. Figura adattata dal manuale ufficiale COSMED [61].



(a) Visione frontale dell'unità portatile COSMED K5. A: tasto registrazione; B: tasto back/check; C: sensore di umidità; D: schermo LCD; E: tasto on/off; F: tasto home/marker.

(b) Visione superiore dell'unità portatile COSMED K5. A: vano sensore  $\text{O}_2$ ; B: connessione flussimetro; C: HRM/ECG TTL; D: linea di campionamento; E: porta USB; F: antenna; G: ingresso aria; H: alimentatore; I: auricolari; J: vano batteria/SD Card.

Il sistema è composto da due unità [61]:

- **Unità portatile K5**, che integra i sensori di pressione, temperatura e gas ( $\text{O}_2$  e  $\text{CO}_2$ ), la batteria ricaricabile, il modulo di comunicazione wireless e la memoria interna per l'archiviazione dei dati;
- **Unità di misura respiratoria**, costituita da una **maschera ergonomica** collegata a un **flussometro a turbina bidirezionale**. Quest'ultimo rileva la

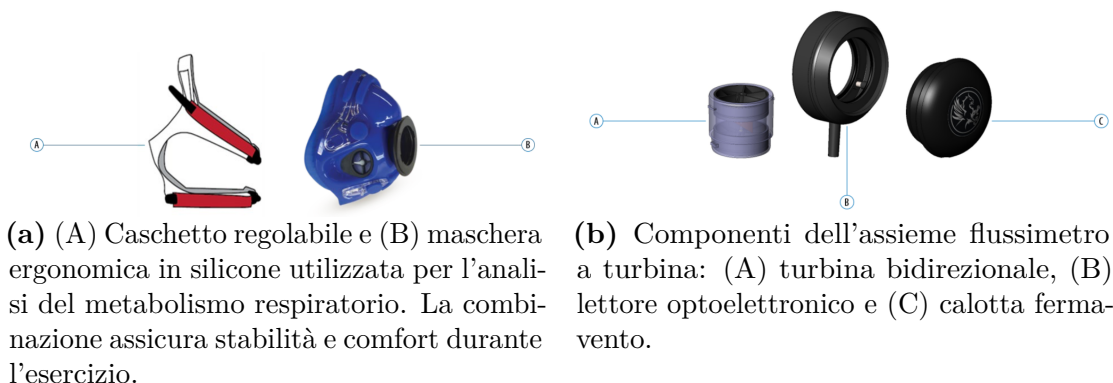
portata d'aria inspirata ed espirata, mentre la maschera garantisce la tenuta facciale e convoglia il flusso verso il condotto di campionamento, che include un filtro antibatterico e un sistema per l'analisi dei gas.

La **maschera ergonomica** (Figura 4.5a) è realizzata in materiale morbido, anallergico e flessibile, progettata per garantire comfort e stabilità anche durante esercizi ad alta intensità. È disponibile in cinque diverse taglie (small, medium, large) per adattarsi in modo ottimale alle caratteristiche morfologiche del volto di ciascun partecipante. Per ogni soggetto è stata selezionata la taglia più idonea, verificando che l'aderenza al viso fosse uniforme e che non si verificassero perdite d'aria durante le acquisizioni [61].

La maschera viene assemblata con un caschetto di supporto regolabile, costituito da fasce elastiche che permettono una distribuzione omogenea della pressione sul capo. Durante la fase di indossamento, la parte superiore del caschetto è stata collegata per prima, in modo da favorire l'allineamento della maschera e migliorarne la stabilità durante il movimento. Questa configurazione consente di mantenere il corretto posizionamento del sistema respiratorio per l'intera durata del test, riducendo il rischio di artefatti legati ai movimenti del capo.

Il sistema di misura del flusso respiratorio (Figura 4.5b) è composto da una **turbina bidirezionale**, un **lettore optoelettronico** e una **calotta fermavento**. La turbina, posta in serie al circuito respiratorio, ruota proporzionalmente alla velocità del flusso d'aria inspirata ed espirata. Il lettore optoelettronico, basato su un sensore a infrarossi, rileva le interruzioni della luce causate dalle pale in rotazione e converte il segnale meccanico in un segnale elettrico proporzionale al volume d'aria scambiato. La calotta esterna funge da protezione e riduce gli effetti del vento o delle variazioni di pressione esterne, evitando interferenze sulla misura dei volumi. L'intero assieme consente di monitorare un ampio intervallo di flusso respiratorio con elevata precisione, indipendentemente dalle condizioni ambientali (temperatura, umidità o composizione dei gas) [61].

**Figura 4.5:** Componenti principali del sistema di acquisizione respiratoria del COSMED K5: (a) maschera e caschetto; (b) assieme flussimetro a turbina. Le immagini illustrano la configurazione del sistema per la misura dei volumi respiratori. Figura adattata dal manuale COSMED [61].



Prima di ogni sessione di acquisizione, il sistema metabolico COSMED K5 [61] è stato sottoposto alle tre calibrazioni standard previste dal protocollo operativo, necessarie per garantire l'accuratezza delle misurazioni e la stabilità del segnale dei sensori di flusso e gas. Tutte le operazioni sono state condotte dopo un preriscaldamento di circa 40 minuti, assicurando che i sensori raggiungessero la temperatura di regime. Le tre fasi di calibrazione comprendono:

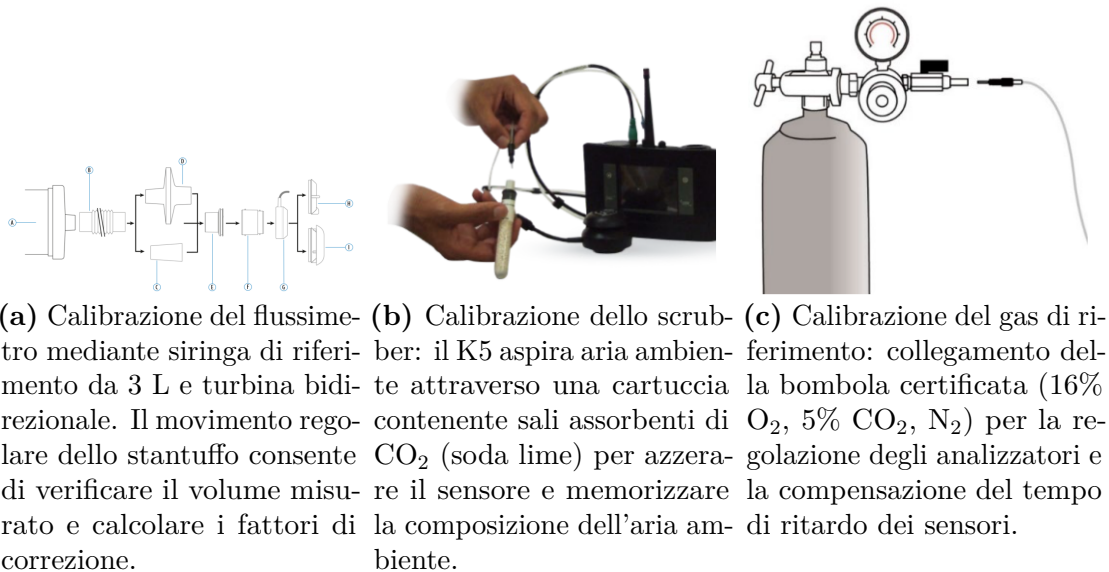
La calibrazione del **flussimetro** (Figura 4.6a) consente di verificare la precisione del volume misurato confrontandolo con un volume noto fornito da una siringa di riferimento da 3 L. La procedura permette di determinare i coefficienti di correzione del guadagno inspiratorio ed espiratorio per ciascun flussimetro. Il circuito di calibrazione è composto da siringa, tubo corrugato, adattatori conici, filtro antibatterico, turbina bidirezionale, lettore optoelettronico e calotta fermavento. Una volta collegato l'insieme, il comando "Flowmeter Calibration" viene selezionato dal menu del K5. La siringa viene quindi azionata manualmente avanti e indietro per otto cicli completi, in modo regolare e coerente, fino al completamento automatico del processo. Ogni flussimetro richiede la propria calibrazione specifica, registrata poi nel software del dispositivo [61].

La calibrazione dello **scrubber** (Figura 4.6b) è finalizzata a portare a zero la concentrazione di anidride carbonica letta dal sensore. Durante questa operazione, il K5 campiona aria ambiente filtrata attraverso una cartuccia contenente sali assorbenti, che rimuovono completamente la  $\text{CO}_2$  dal flusso. In questa fase vengono anche memorizzati i valori di composizione dell'aria ambiente ( $\text{FiO}_2$  e  $\text{FiCO}_2$ ), utilizzati come riferimento per le misure successive. La calibrazione è necessaria soltanto nelle sessioni svolte in ambienti chiusi, poiché in condizioni esterne la

composizione dell'aria può essere considerata costante. Il processo si avvia dal menu "Scrubber Calibration" e prosegue automaticamente fino alla stabilizzazione del segnale [61].

La calibrazione del **gas di riferimento** (Figura 4.6c) permette di regolare la risposta degli analizzatori di  $O_2$  e  $CO_2$  utilizzando una miscela certificata di gas composta da 16%  $O_2$ , 5%  $CO_2$  e  $N_2$  come gas di bilanciamento. La bombola viene collegata alla linea di campionamento tramite un regolatore di pressione, impostato a 2 psi. Durante la procedura, il dispositivo alterna la misura dell'aria ambiente e della miscela standard, calcolando i fattori di correzione per ciascun sensore di gas. In modalità *breath-by-breath*, viene inoltre eseguita la stima del tempo di ritardo (delay) dei sensori, necessario per sincronizzare i segnali di flusso con le variazioni di concentrazione di  $O_2$  e  $CO_2$ . Il tempo di delay dipende da parametri fisici come la portata della pompa di campionamento, la lunghezza della linea e la densità del gas. Una volta completata, la calibrazione consente di compensare eventuali variazioni dovute all'invecchiamento o alla deriva dei sensori [61].

**Figura 4.6:** Procedure di calibrazione del sistema COSMED K5: (a) calibrazione del flussimetro; (b) calibrazione dello scrubber; (c) calibrazione del gas di riferimento. Figure adattate dal manuale ufficiale COSMED [61].



Durante i test, l'unità portatile del COSMED K5 [61] è stata fissata direttamente alla struttura del cicloergometro (Figura 4.7), in posizione stabile e protetta da vibrazioni. La maschera ergonomica è stata applicata al volto del partecipante assicurando la perfetta aderenza per evitare perdite d'aria, mentre il caschetto regolabile ha mantenuto stabile il sistema respiratorio durante la pedalata, riducendo

il rischio di artefatti dovuti ai movimenti del capo. Il condotto di campionamento e il tubo della turbina sono stati collegati all'unità principale tramite un filtro antibatterico monouso, mentre la comunicazione tra l'unità portatile e il computer è avvenuta tramite connessione USB, garantendo la trasmissione continua dei dati al software di acquisizione OMNIA (COSMED S.r.l., Roma, Italia) [61].

Il sistema, così configurato, ha consentito di eseguire le prove su cicloergometro in condizioni di elevata stabilità meccanica, mantenendo la naturalezza del gesto ciclistico e riducendo al minimo le interferenze dovute al movimento. Tutti i parametri cardiorespiratori, tra cui il  $\text{VO}_2$ , la  $\text{VCO}_2$  e la ventilazione minuto (VE), sono stati acquisiti e visualizzati in tempo reale tramite software, che ha inoltre gestito la sincronizzazione e l'esportazione dei dati per le successive fasi di analisi (Sezione 4.5).



**Figura 4.7:** Configurazione del soggetto durante il test con il sistema metabolico COSMED K5. Figura dal manuale ufficiale COSMED [61].

### 4.4.3 Cicloergometro

Per l'esecuzione dell'esercizio fisico è stata impiegata la **Technogym Cycle** (Technogym S.p.A., Cesena, Italia) [64], un cicloergometro elettronico a resistenza elettromagnetica di classe H secondo la norma EN ISO 20957-1, con isolamento elettrico di classe I e conforme anche alla parte specifica EN ISO 20957-5 dedicata ai cicloergometri. Il dispositivo si distingue per l'elevata stabilità meccanica e la precisione del controllo di carico, risultando particolarmente adatto per test incrementali e submassimali.

Il cicloergometro integra inoltre:



- un **display LCD** ad alta visibilità che mostra in tempo reale i principali parametri dell'esercizio;
- **connettività BT e ANT+** per la comunicazione con sensori esterni, come la fascia cardio Garmin [65], o lo smartphone;
- **sensori palmari** per la rilevazione della frequenza cardiaca, utilizzati solo come riferimento secondario;

La resistenza, regolata elettronicamente, può essere impostata manualmente su diversi livelli, che rimangono costanti durante la prova; la potenza erogata, invece, dipende dalla cadenza di pedalata e dal livello di resistenza selezionato. La Technogym Cycle [64] consente una regolazione stabile e ripetibile del carico, garantendo condizioni di esercizio controllate e uniformi tra le diverse prove.

Il sistema è dotato di un freno elettromagnetico controllato digitalmente e di una trasmissione a cinghia che garantisce un movimento fluido e silenzioso, riducendo al minimo vibrazioni e artefatti di movimento. La resistenza è regolabile tramite i comandi *Fast Track Control* sul manubrio, che permettono di modificare il carico in modo continuo durante la pedalata. Sella e manubrio sono regolabili in altezza e profondità, consentendo di adattare la postura all'anatomia del soggetto e di mantenere comfort e stabilità durante l'esercizio [64]. Durante i test, il dispositivo è stato utilizzato in modalità manuale, con un incremento progressivo del livello di resistenza in base al grado di allenamento e alle capacità del partecipante.

Prima di ogni sessione, la cyclette è stata posizionata su superficie piana e livellata mediante i piedini regolabili. Sono stati verificati lo stato dei pedali e il corretto fissaggio delle cinghie per garantire la sicurezza e la ripetibilità della misura. Ogni partecipante è stato istruito a mantenere una postura stabile durante la pedalata, con:

- la sella regolata in altezza in modo che, con il pedale al punto più basso, le gambe risultassero quasi completamente distese ma senza bloccare l'articolazione del ginocchio, come indicato nel manuale Technogym [64];
- il manubrio regolato in altezza e distanza in base alle preferenze del soggetto, garantendo una posizione confortevole che consentisse il mantenimento della postura eretta e il corretto allineamento del tronco;
- i pedali fissati con cinghie regolabili per assicurare stabilità e trasmissione uniforme della forza durante la pedalata;
- le mani mantenute in posizione sul manubrio per l'intera durata del test, al fine di assicurare la connessione costante con il sensore Garmin HRM-Dual [65].

Durante l'esercizio, i parametri visualizzati sul display del cicloergometro (resistenza, tempo e cadenza) e sullo smartphone (potenza e frequenza cardiaca) sono stati monitorati in tempo reale, mentre il carico tra una fase e l'altra è stato variato manualmente dall'operatore.

Il cicloergometro non richiede calibrazioni periodiche, poiché la regolazione del carico è gestita elettronicamente tramite feedback di corrente. Tuttavia, prima di ogni test, il dispositivo è stato acceso e lasciato in stato di attesa per alcuni minuti per consentire la stabilizzazione del sistema di controllo.



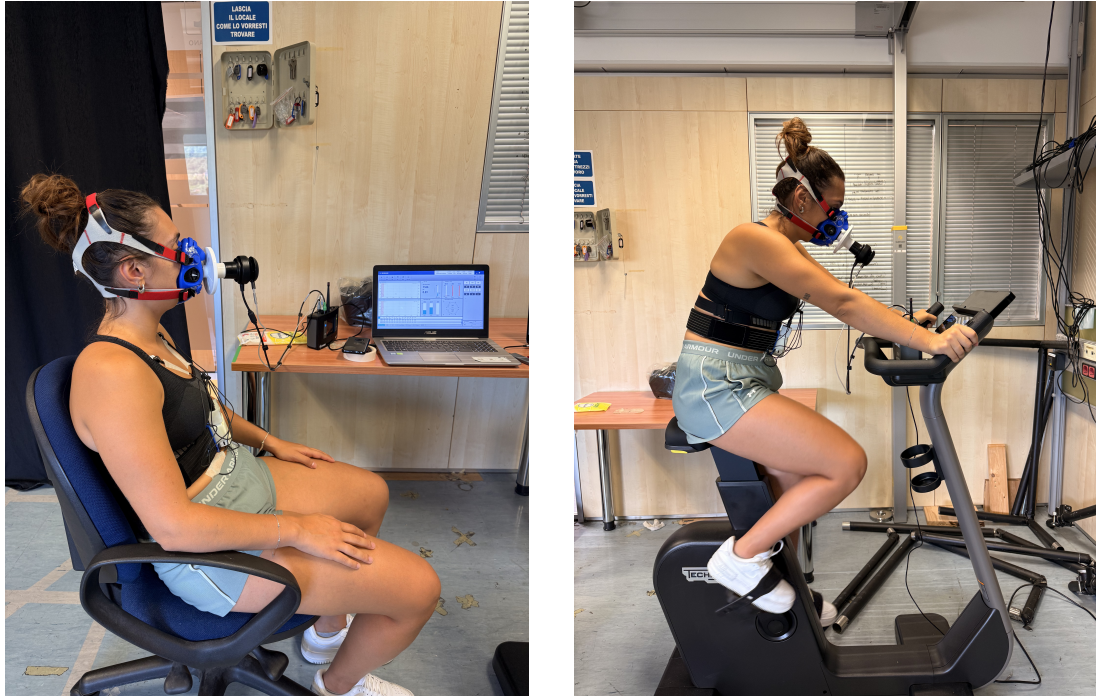
**Figura 4.8:** Cicloergometro Technogym Cycle utilizzato per i test. Figura dal manuale ufficiale Technogym [64].

## 4.5 Acquisizione dei Dati

Come descritto nella sezione precedente, ciascun dispositivo è stato selezionato per la misura di specifici parametri fisiologici e meccanici. La loro integrazione in un'unica configurazione sperimentale multimodale, illustrata in Figura 4.9, ha consentito la raccolta sincronizzata dei segnali di interesse all'interno di una stessa sessione di test.

Il sistema metabolico portatile COSMED K5 [61] è stato impiegato per la misura *breath-by-breath* dei gas respiratori e del consumo di ossigeno, fornendo un indicatore diretto dello stato metabolico del soggetto. In parallelo, il sensore MotemaSens[62][63] ha consentito l'acquisizione del segnale elettrocardiografico ad alta risoluzione (1000 Hz), da cui sono stati successivamente derivati gli indici di variabilità della frequenza cardiaca. La potenza meccanica erogata e la cadenza di pedalata sono state registrate mediante la cyclette Technogym Cycle [64], mentre il cardiofrequenzimetro Garmin HRM-Dual [65] è stato utilizzato come riferimento secondario per la frequenza cardiaca media. Al termine di ciascuna fase del test, la

percezione soggettiva dello sforzo è stata valutata attraverso la scala di Borg 6–20 [33], al fine di integrare la componente psicofisica con le misure oggettive raccolte.



(a) Configurazione durante la fase di riposo      (b) Configurazione durante l'esercizio

**Figura 4.9:** Setup sperimentale per l'acquisizione multimodale. (a) Configurazione durante la fase di riposo a seduta. (b) Configurazione durante la pedalata.

L'obiettivo del setup era acquisire simultaneamente le principali variabili metaboliche, cardiache e meccaniche durante l'esecuzione del test di Ekblom-Bak [72], garantendo la coerenza temporale tra i flussi di dati provenienti da sistemi indipendenti. A tal fine, la sincronizzazione è stata realizzata mediante l'utilizzo dei timestamp assoluti registrati autonomamente da ciascun sistema (OMNIA per il COSMED K5 [61], interfaccia GUI Python per il MotemaSens[62][63] e console della cyclette Technogym [64]). L'orario di avvio del test, identificato attraverso i timestamp di inizio acquisizione, ha rappresentato il riferimento temporale comune per l'allineamento dei diversi flussi di dati. Nel caso del sistema metabolico COSMED K5 [61], i minutaggi relativi esportati da OMNIA [61] sono stati convertiti in tempo assoluto e successivamente sincronizzati con i segnali ECG e i parametri meccanici durante la fase di post-elaborazione.

L'acquisizione sincrona dei segnali seguiva un flusso operativo standardizzato:

1. **Preparazione del soggetto:** applicazione degli elettrodi ECG, della fascia

toracica Garmin [65] e della maschera del sistema COSMED K5 [61], verificando il corretto posizionamento dei sensori e la qualità del segnale in tempo reale.

2. **Avvio sequenziale:** La registrazione metabolica veniva avviata per prima, seguita immediatamente dall'inizio della registrazione ECG.

Questo approccio ha garantito un allineamento accurato tra i segnali ECG, metabolici e meccanici, con un errore temporale residuo trascurabile tra i diversi sistemi di acquisizione.

L'identificazione dei file è stata gestita mediante una convenzione di nomenclatura che includeva l'ID del soggetto, il tipo di sessione (riposo o esercizio) e la data di registrazione. Le informazioni anagrafiche dei partecipanti (sesso, età, peso e altezza) sono state archiviate separatamente in un registro dedicato e collegate ai file esclusivamente tramite l'ID, garantendo la tracciabilità dei dati e la riservatezza dei soggetti coinvolti.

#### 4.5.1 $\text{VO}_2\text{max}$

L'acquisizione dei parametri respiratori è stata effettuata mediante il sistema metabolico portatile COSMED K5 (COSMED, Roma, Italia) [61], operante in modalità *breath-by-breath* (Figura 4.11) durante l'esecuzione del protocollo di esercizio submassimale di Ekblom-Bak [72], descritto nella Sezione 4.2.2.

Il principio di misura del sistema si basa sul campionamento continuo dell'aria espirata, analizzata in tempo reale dai sensori elettrochimici di  $\text{O}_2$  e  $\text{CO}_2$  integrati. Attraverso un algoritmo di integrazione numerica dei segnali di flusso e delle concentrazioni dei gas, il dispositivo calcola per ciascun atto respiratorio il  $\text{VO}_2$ , la  $\text{VCO}_2$  e la VE. Questa metodologia consente di ottenere una misura accurata (errore inferiore al 3%) fino a frequenze respiratorie di 60 atti/min [61], garantendo una rappresentazione istantanea e ad alta risoluzione delle risposte metaboliche.

Un aspetto importante dell'acquisizione *breath-by-breath* è la correzione del delay temporale tra il segnale di flusso e quello delle frazioni gassose. Come descritto nella Sezione 4.4.2, il K5 effettua questa compensazione tramite una circuiteria pneumatica dedicata e procedure di calibrazione automatiche, che allineano i segnali in tempo reale e assicurano la corretta associazione tra ventilazione e scambio gassoso.

La possibilità di campionare ogni singolo respiro permette di analizzare in dettaglio la cinetica di  $\text{VO}_2$  e  $\text{VCO}_2$  durante l'esercizio, evidenziando le variazioni dinamiche che si verificano in risposta ai cambiamenti di carico. Questa modalità di acquisizione ad alta risoluzione rende il sistema K5 particolarmente adatto per lo studio di protocolli submassimali e incrementali, in cui è essenziale osservare la progressione temporale delle risposte metaboliche.

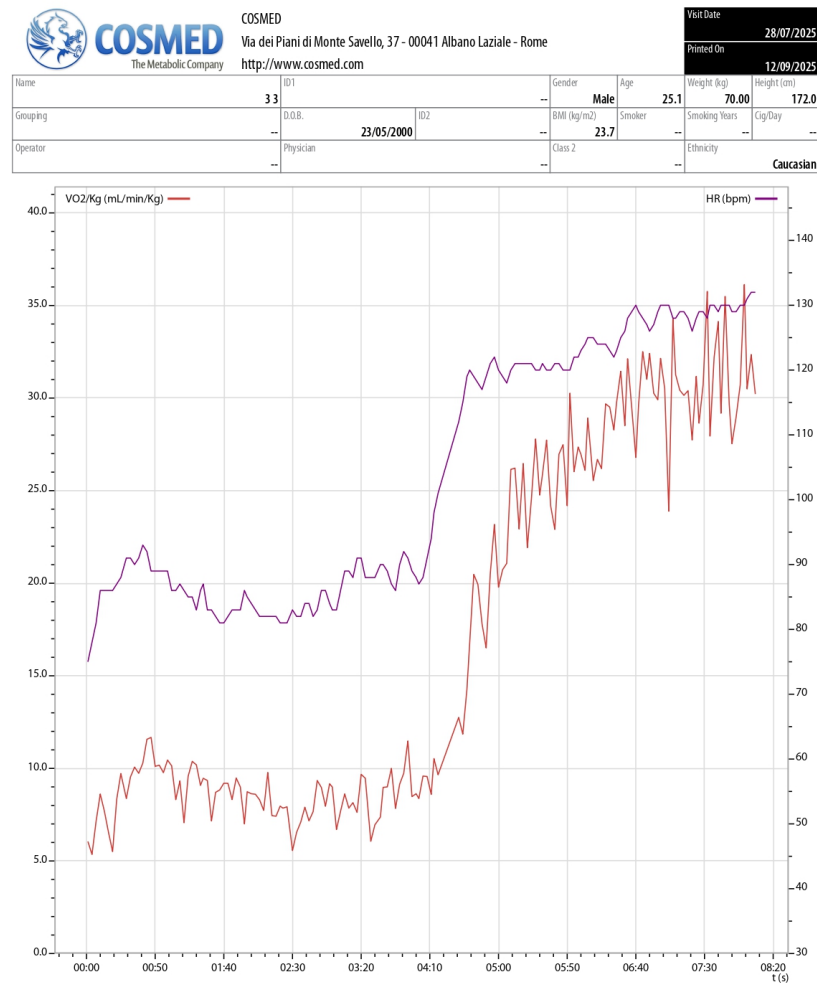
La configurazione del sistema COSMED K5 per l'acquisizione dei dati è stata impostata tramite il software OMNIA [61]. Poiché il sistema non consente l'esecuzione simultanea di diverse modalità di test, sono state condotte due sessioni distinte, ciascuna con una propria procedura di acquisizione e salvataggio:

- **Metabolico → Riposo:** sessione in posizione seduta della durata di 5 minuti, finalizzata alla misura del metabolismo basale e del consumo di ossigeno a riposo.
- **Metabolico → Test da sforzo cardiopolmonare (CPET) → Respiro per Respiro:** sessione della durata complessiva di 8 minuti, eseguita durante il protocollo di esercizio su cicloergometro e suddivisa in due fasi da 4 minuti ciascuna a carichi differenziati (Sezione 4.2.2).

Ciascuna sessione è stata avviata manualmente dalla sezione Metabolico del software OMNIA [61], selezionando il tipo di test da eseguire e attivando la registrazione in tempo reale. I dati acquisiti sono stati salvati localmente sul computer collegato al sistema K5 e successivamente esportati in formato `.csv` (compatibile con Microsoft Excel) per l'analisi dei dati, e in formato `.pdf` per la documentazione (esempio in Figura 4.10). L'intero flusso di esportazione è stato organizzato in vista della fase di elaborazione descritta nei capitoli successivi.

Durante il test metabolico sono stati acquisiti in continuo i seguenti parametri principali:

- consumo di ossigeno ( $\text{mL}/\text{min}$  e  $\text{mL}/\text{kg}/\text{min}$ );
- produzione di anidride carbonica ( $\text{mL}/\text{min}$ );
- ventilazione minuto ( $\text{L}/\text{min}$ );
- quoziente respiratorio;
- frequenza respiratoria ( $\text{atti}/\text{min}$ );
- frazioni inspirate ed espirate di  $\text{FiO}_2$ ,  $\text{FeO}_2$  e  $\text{FeCO}_2$ ;
- frequenza cardiaca, rilevata dal cardiofrequenzimetro Garmin HRM-Dual.



Printed by Administrator

1 / 1

omnia 2.2

**Figura 4.10:** Esempio di andamento temporale del  $\text{VO}_2$  e della (FC) durante una sessione del test di Ekblom-Bak, acquisiti in modalità breath-by-breath.

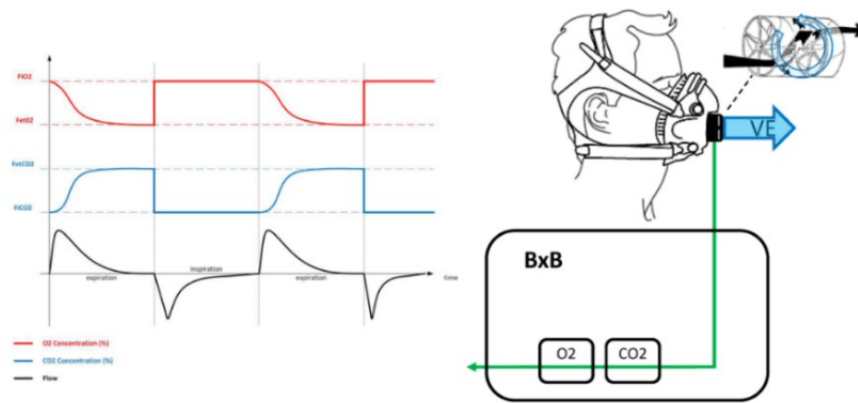
Il valore di  $\text{VO}_{2\text{max}}$  è stato stimato in fase di post-elaborazione sia tramite il software del dispositivo usato come gold standard, sia applicando l'equazione predittiva di Ekblom-Bak ai dati di HR e di potenza meccanica erogata acquisiti durante il test, secondo la metodologia descritta nella Sezione 4.2.2.

Durante ogni sessione sperimentale, la qualità del segnale è stata monitorata in tempo reale tramite l'interfaccia del software, al fine di garantire l'affidabilità delle misure e la coerenza fisiologica dei dati acquisiti.

Il controllo di qualità è stato effettuato mediante:

- ispezione visiva della forma d'onda del flusso respiratorio per identificare eventuali perdite di tenuta della maschera o irregolarità nel pattern ventilatorio;
- controllo della coerenza fisiologica tra gli incrementi di carico e la risposta metabolica, valutata attraverso l'andamento di  $\text{VO}_2$  e  $\text{VCO}_2$ .

Le sessioni che presentavano artefatti evidenti o instabilità del segnale, non correggibili in fase di post-processing, sono state escluse dall'analisi successiva.

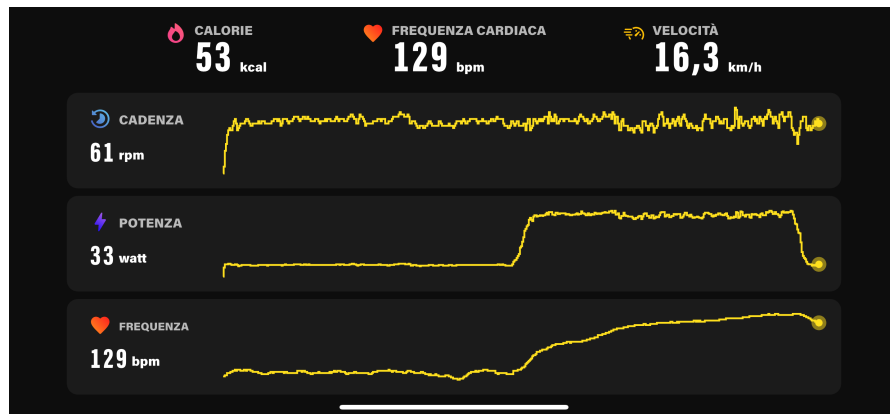


**Figura 4.11:** Schema di funzionamento del sistema breath-by-breath del COSMED K5. Figura dal manuale ufficiale COSMED [61].

#### 4.5.2 ECG e Potenza

La registrazione del segnale ECG è stata effettuata mediante due differenti sistemi, con l'obiettivo di garantire la ridondanza del dato e consentire la validazione incrociata della frequenza cardiaca durante le prove.

Il primo sistema prevedeva l'utilizzo del cardiofrequenzimetro **Garmin HRM-Dual** [65], collegato via BT sia al sistema COSMED K5 [61] sia allo smartphone impiegato per la gestione dei dati fisiologici e meccanici. La connessione simultanea con il software OMNIA [61] e l'applicazione di Technogym [64] ha consentito di monitorare in tempo reale la frequenza cardiaca e la potenza meccanica erogata durante l'esercizio, favorendo la sincronizzazione delle misure tra i diversi sistemi. L'applicazione Technogym forniva la potenza istantanea in watt, come mostrato in Figura 4.12, mentre la resistenza del carico veniva impostata manualmente dall'operatore secondo il protocollo sperimentale.



**Figura 4.12:** Interfaccia grafica dell'applicazione per smartphone di Technogym [64].

La velocità di pedalata, mantenuta costante a circa 60 rpm, era visualizzata sia sul display integrato della cyclette sia sull'applicazione mobile, garantendo un controllo continuo dell'intensità di lavoro e la riproducibilità delle condizioni di esercizio.

Il secondo sistema utilizzato per la registrazione del segnale elettrocardiografico era il dispositivo **MotemaSens** (OtBioelettronica, Torino, Italia) [62][63], descritto in dettaglio nella Sezione 4.4.1. Durante le prove, il dispositivo è stato configurato in modalità 3-leads ECG e utilizzato in connessione BT stabile con il computer di acquisizione. La comunicazione seriale è stata gestita tramite il protocollo del modulo Bluetooth, configurato per garantire la trasmissione continua dei tre canali ECG a 1000 Hz, in accordo con le specifiche del manuale [63], che prevedono il trasferimento di campioni a 16 bit per ciascun canale e un contatore di integrità a 16 bit incluso in ogni pacchetto dati. Il segnale ECG è stato acquisito in configurazione bipolare sui tre canali (CH1–CH3) e convertito in millivolt mediante un fattore di conversione definito secondo le specifiche del dispositivo.

Durante la registrazione, la qualità del segnale è stata monitorata in tempo reale attraverso un'interfaccia grafica (GUI) sviluppata in Python, che consentiva la visualizzazione multicanale dei tracciati e il salvataggio dei dati grezzi per l'elaborazione successiva. I dati acquisiti venivano salvati in formato testuale (.txt), con intestazione e struttura a colonne del tipo:

```
T ECG1 ECG2 ECG3
timestamp value1 value2 value3
```

Ogni campione era associato al timestamp di sistema, con risoluzione temporale di 1 ms (1000 Hz), producendo un file per ogni sessione di registrazione. L'identificazione del soggetto e della tipologia di sessione (riposo o esercizio) veniva aggiunta



successivamente nella denominazione del file, garantendo la tracciabilità dei dati senza alterare la struttura originaria del segnale grezzo.

La GUI, progettata per la gestione completa del flusso di dati, è stata implementata utilizzando le librerie *PySide6* [77] per la struttura dell'interfaccia, *pyqtgraph* [78] per la visualizzazione dinamica dei segnali e *NeuroKit2* [79] per il filtraggio in tempo reale. Durante l'intera sessione, il LED blu del dispositivo, acceso fisso, indicava la corretta connessione Bluetooth.

L'applicazione principale (`mainwindow.py`) integrava diversi moduli funzionali, organizzati secondo una struttura a classi:

- `motemaManager.py`: gestisce la comunicazione seriale, il trasferimento dei pacchetti dati e la conversione dei segnali grezzi in millivolt;
- `ecgProcessing.py`: esegue il filtraggio e la pulizia del segnale ECG mediante le funzioni di *NeuroKit2* [79];
- `graphManager.py`: gestisce la visualizzazione dinamica dei segnali tramite *pyqtgraph* [78], aggiornando ogni 20 ms le tre derivazioni *D1-D3* e la componente principale calcolata tramite analisi PCA;
- `mainwindow.py`: coordina le interazioni dell'utente (connessione, avvio e registrazione) e aggiorna in tempo reale i tracciati visualizzati nell'interfaccia.

Prima di ogni sessione sperimentale, il sistema MotemaSens è stato verificato per garantire la stabilità del segnale e la corretta connessione Bluetooth. Sono stati eseguiti:

- test di prova: acquisizione per almeno 15 s prima dell'inizio effettivo esercizio per verificare l'assenza di rumore o drift del segnale;
- verifica qualitativa della risposta in frequenza: osservazione delle variazioni del segnale durante leggera attività fisica;
- confronto con dispositivo di riferimento: valutazione della frequenza cardiaca rilevata da MotemaSens [62][63] rispetto al sensore Garmin HRM-Dual [65].

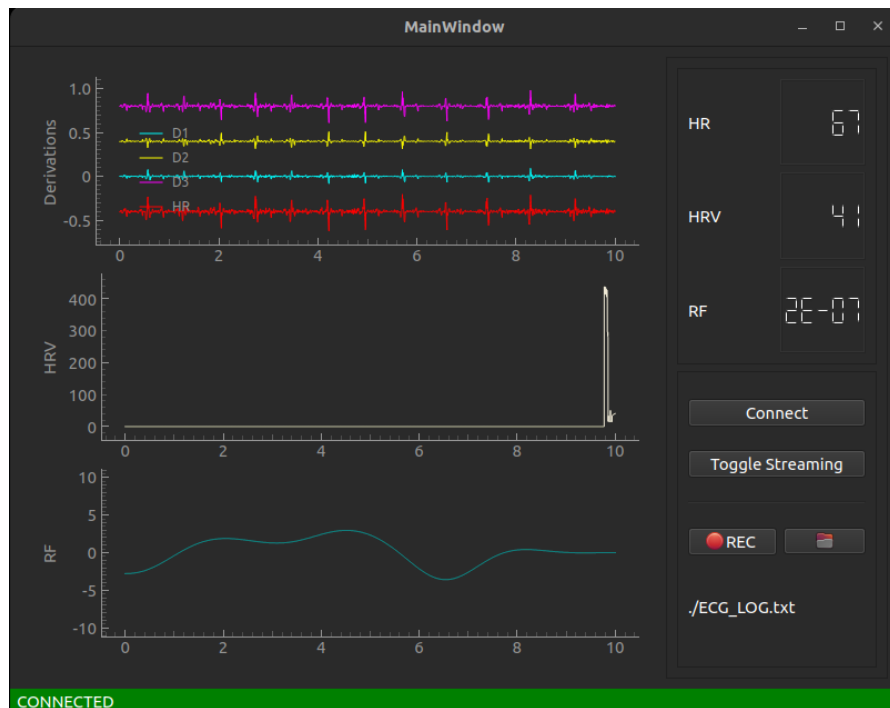
Queste procedure hanno garantito la qualità e l'affidabilità dei segnali acquisiti, rendendoli idonei all'analisi di variabilità cardiaca e alla correlazione con i parametri metabolici.

Il filtraggio in tempo reale, implementato tramite la funzione `nk.ecg_clean` con metodo *Hamilton2002* [80], applicava un filtro passa-banda Butterworth di quinto ordine con frequenze di taglio comprese tra 5 Hz e 15 Hz per l'enfasi dei complessi QRS, seguito da un filtro notch a 50 Hz per la soppressione dell'interferenza di rete. I parametri adottati corrispondono a quelli predefiniti nella libreria *NeuroKit2* [79], che fornisce una pipeline standardizzata per il pretrattamento del segnale ECG.

La componente principale (PCA) veniva calcolata in tempo reale sulle tre derivazioni ECG già filtrate, sia per la visualizzazione che per l'elaborazione, con l'obiettivo di ottenere un tracciato di riferimento più stabile e meno influenzato dal rumore residuo. L'analisi era aggiornata a ogni finestra di acquisizione mediante l'implementazione *scikit-learn* [81], utilizzando una finestra mobile di ampiezza variabile (`numSamples`) definita in funzione della frequenza di campionamento, così da mantenere l'elaborazione in tempo reale e ridurre la latenza computazionale.

L'interfaccia mostrata in Figura 4.13 visualizzava simultaneamente:

- le tre derivazioni ECG ( $D1$ ,  $D2$ ,  $D3$ ), filtrate in tempo reale;
- la PCA derivata dalle tre derivazioni, utilizzata come segnale di riferimento stabilizzato.



**Figura 4.13:** Interfaccia grafica sviluppata in Python per l'acquisizione e la visualizzazione in tempo reale del segnale ECG tramite sensore MotemaSens [62][63].

L'applicazione integrava inoltre meccanismi di controllo qualità del segnale, sia automatici che visivi, permettendo di identificare in tempo reale eventuali artefatti di movimento o perdite di contatto elettrodo. Sessioni caratterizzate da artefatti non correggibili o da perdita di segnale prolungata sono state ripetute dopo un adeguato lasso di tempo o escluse dall'analisi successiva.

### 4.5.3 Dati RPE

La RPE è stata valutata utilizzando la **scala di Borg 6–20** [33], presentata e spiegata a ciascun partecipante prima dell’inizio della sessione sperimentale (Tabella 3.1). Al termine di ogni fase del test, comprendente il riposo e le due fasi di esercizio, i partecipanti hanno riportato il valore di RPE corrispondente al livello di fatica percepito, facendo riferimento alla propria sensazione complessiva di sforzo fisico e respiratorio.

Durante la fase di esercizio a carico incrementale, gli sperimentatori hanno verificato che il punteggio espresso rientrasse nell’intervallo target compreso tra 12 e 16, corrispondente a uno sforzo percepito da moderato a intenso ma non massimale. Questo intervallo è stato selezionato per garantire che l’intensità dell’esercizio fosse sufficientemente elevata da indurre una risposta cardiorespiratoria stabile e rappresentativa, evitando al contempo un livello di affaticamento eccessivo che potesse compromettere la qualità dei segnali fisiologici acquisiti o il comfort del partecipante. La scelta di mantenere i valori di RPE entro questo intervallo ha inoltre consentito di rispettare il protocollo sperimentale, riducendo la variabilità tra le prove e prevenendo la necessità di ripetere eventuali sessioni non conformi.

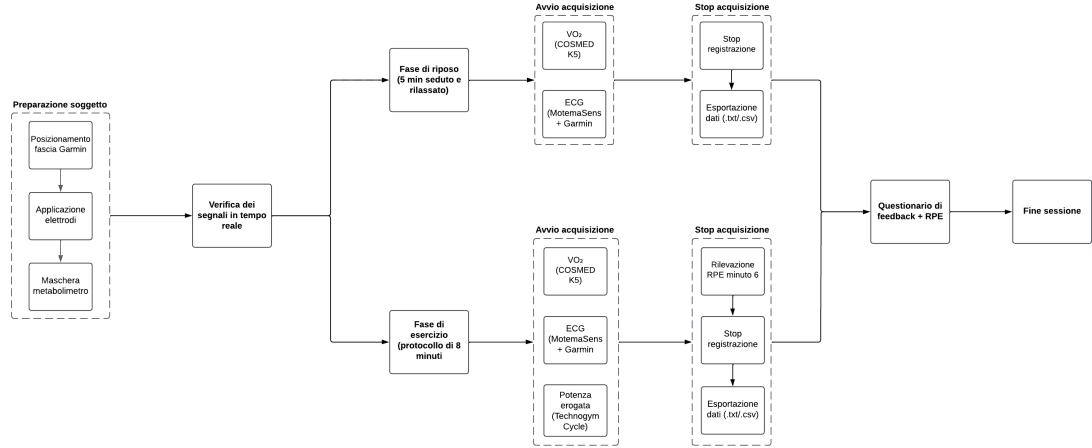
I valori di RPE raccolti, sono stati annotati in tempo reale su una scheda dedicata e poi sono stati successivamente associati ai corrispondenti parametri fisiologici derivati dai segnali ECG e metabolici, consentendo una valutazione integrata dello stato di fatica attraverso la combinazione di misure oggettive e percezioni soggettive.

### 4.5.4 Questionario di Feedback

Oltre ai parametri fisiologici, al termine di ogni sessione è stato raccolto un breve **feedback qualitativo** mediante un questionario non standardizzato (Appendice B). Il modulo, composto da undici domande a risposta chiusa e aperta, era volto a indagare il livello di comfort percepito dai partecipanti durante la prova e le principali difficoltà soggettive riscontrate. In particolare, le domande riguardavano:

- la difficoltà complessiva nel completare il test;
- la parte dell’esercizio percepita come più stancante (muscolare o respiratoria);
- la sensazione di affaticamento muscolare e respiratorio (scala 0–5);
- il comfort e i possibili fastidi legati all’utilizzo della maschera del sistema COSMED K5 [61] (comodità, sensazione di calore, umidità o resistenza respiratoria);
- il livello di attività fisica abituale e la tipologia di esercizi praticati.

Il questionario aveva l'obiettivo di contestualizzare i risultati fisiologici ottenuti, fornendo una misura qualitativa del discomfort associato alla strumentazione e una valutazione soggettiva dello stato di fatica percepito. Le risposte sono state raccolte in forma anonima tramite un modulo Google, compilato immediatamente dopo la conclusione di ciascun test.



**Figura 4.14:** Diagramma di flusso del processo di acquisizione multimodale dei dati fisiologici e percettivi durante le fasi di riposo ed esercizio. Il flusso mostra le principali operazioni di preparazione del soggetto, acquisizione sincrona dei segnali (VO<sub>2</sub>, ECG, potenza erogata) e raccolta dei feedback soggettivi.

Una volta acquisiti, i dati sono stati sottoposti a pre-processing e analisi per lo sviluppo di un modello di classificazione, come dettagliato nei Capitoli 5 e 6.

## Capitolo 5

# Analisi del $\text{VO}_2\text{max}$ e definizione delle classi di fatica

Il presente capitolo, frutto di una collaborazione con la collega Bruna Vecchio [82], descrive il processo di elaborazione dei segnali fisiologici finalizzato alla definizione delle classi di fatica utilizzate per l'addestramento del classificatore. In particolare, vengono illustrate le procedure di pre-processing dei dati di consumo di ossigeno e dell'attività elettrocardiografica, la stima del  $\text{VO}_2\text{max}$  predittivo e la successiva derivazione delle etichette corrispondenti ai diversi livelli di affaticamento. Tali etichette costituiscono il "ground truth" di riferimento per la fase di classificazione basata su segnali ECG/HRV, descritta nel capitolo successivo.

### 5.1 Preprocessing dei Segnali Fisiologici

#### 5.1.1 Preprocessing del Segnale $\text{VO}_2$

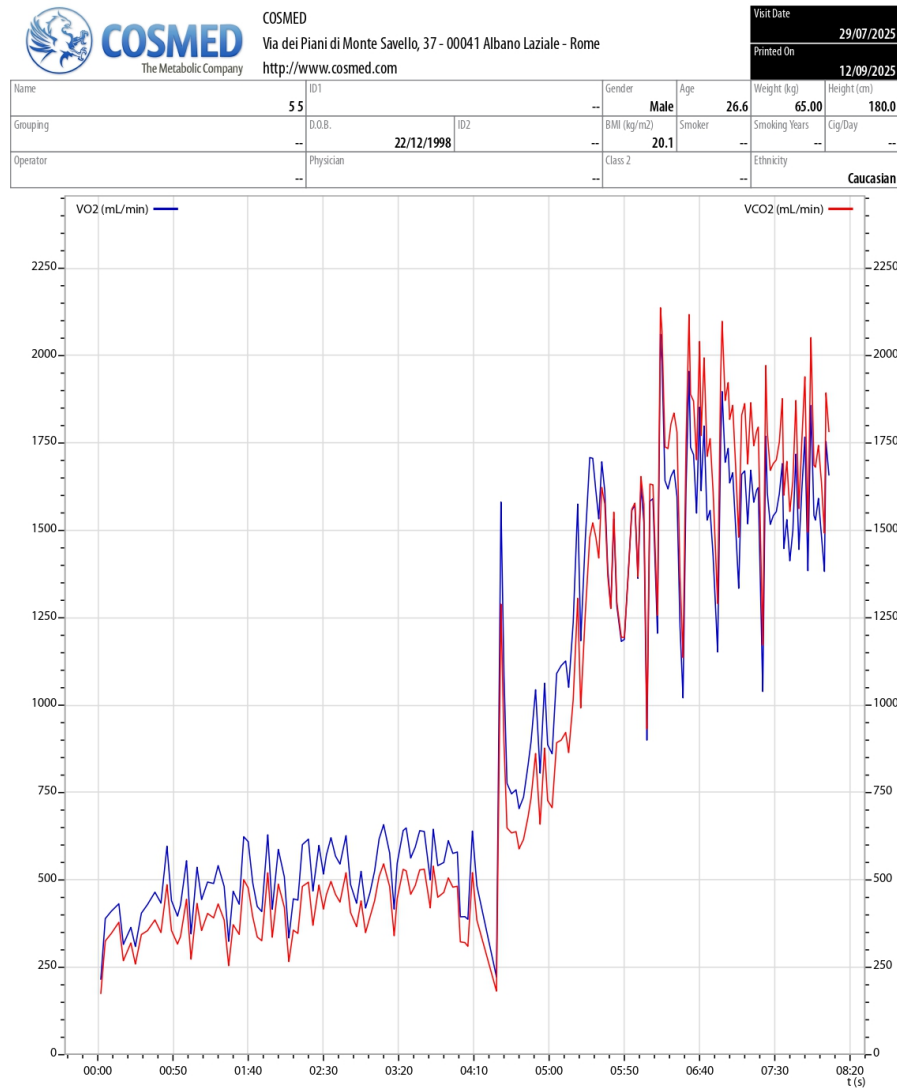
Il sistema COSMED K5 [61] utilizza una modalità di acquisizione *breath-by-breath* (come descritto nel Paragrafo 4.4.2), nella quale i parametri ventilatori, quali volume corrente, flusso e frazioni gassose espirate, vengono misurati a ogni singolo atto respiratorio. Tale approccio consente una valutazione ad alta risoluzione del metabolismo energetico, ma introduce una variabilità fisiologica intrinseca, particolarmente evidente nelle fasi finali del test, quando l'irregolarità del ritmo ventilatorio aumenta a causa dell'instabilità respiratoria indotta da uno sforzo di intensità prossima al massimale.

Proprio per questa elevata sensibilità, il tracciato del consumo di ossigeno, espresso in  $\text{mL} \cdot \text{min}^{-1} \cdot \text{kg}^{-1}$ , presenta oscillazioni respiro per respiro che riflettono

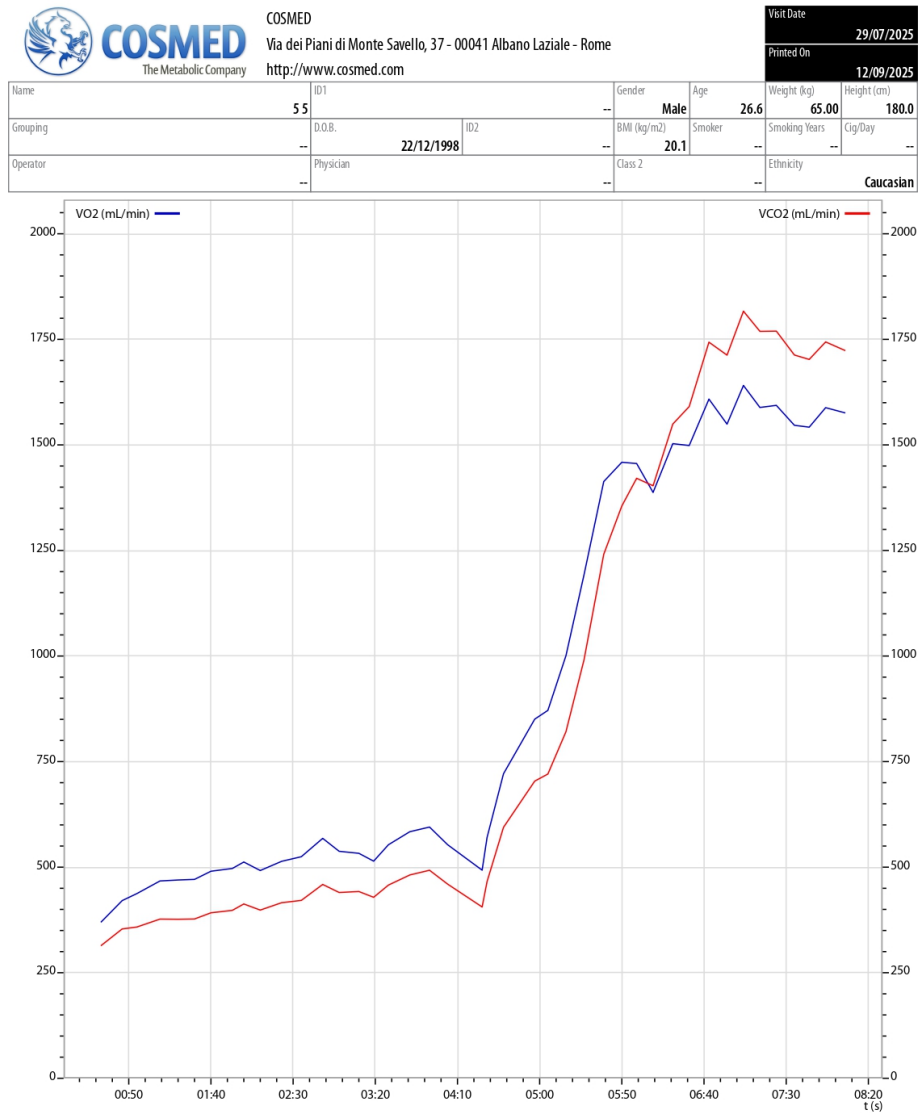
la dinamica istantanea dello scambio gassoso. Nel grafico grezzo esportato dal software Omnia [61] (Figura 5.1a) non viene applicata alcuna media temporale, rendendo visibili tutte le fluttuazioni tipiche della misura *breath-by-breath*.

Al fine di ridurre la variabilità istantanea del segnale e di evidenziare con maggiore chiarezza le tendenze fisiologiche, è stata applicata la funzione di media mobile (rolling time average) nativa del software (Figura 5.1b). Secondo quanto riportato nel manuale utente del dispositivo [61], i dati possono essere rappresentati come media mobile di 30 s aggiornata ogni respiro, soluzione che consente di attenuare le fluttuazioni respiro per respiro mantenendo inalterata la tendenza generale del tracciato. L'applicazione di questa finestra temporale consente di identificare con maggiore precisione il plateau fisiologico del consumo di ossigeno, indicativo del raggiungimento del massimo stato di steady-state metabolico e necessario per la stima del  $VO_2\text{max}$  predittivo.

**Figura 5.1:** Confronto tra il tracciato del  $\text{VO}_2$  grezzo (a) e quello filtrato tramite media mobile a 30 s (b).



- (a) Tracciato  $\text{VO}_2$  *breath-by-breath* esportato da Omnia (COSMED K5 [61]). Sono visibili le oscillazioni fisiologiche legate al pattern respiratorio.



- (b) Segnale di  $\text{VO}_2$  filtrato mediante media mobile di 30 s (Omnia, COSMED K5 [61]). Il tracciato risulta più stabile e consente di individuare con maggiore chiarezza il plateau finale.



### 5.1.2 Preprocessing del Segnale ECG

Il segnale elettrocardiografico è stato acquisito tramite il dispositivo MotemaSens (OT Bioelettronica, Torino, Italia) [62][63] in configurazione a tre derivazioni bipolari (CH1–CH2–CH3), con frequenza di campionamento pari a 1000 Hz, come descritto nella Sezione 4.4.1. L’acquisizione è avvenuta in modalità continua mediante connessione BT, con salvataggio dei dati grezzi in formato `.txt`. Ogni file conteneva, per ciascun timestamp, tre blocchi di 53 campioni corrispondenti alle tre derivazioni, strutturati secondo la sintassi:

```
Timestamp      ECG1      ECG2      ECG3
10:38:13.141939 [[ 0.127842  0.105820  0.077792  0.066840...]
                  [-0.062348 -0.044330 -0.017732  0.008866...]
                  [ 0.193336  0.153296  0.098670  0.052052...]]
```

Questo formato, concepito per garantire la compatibilità con la trasmissione in tempo reale, ha reso necessaria una fase preliminare di parsing e ricomposizione per l’analisi offline. Il parsing dei file di log è stato realizzato mediante l’espressione regolare implementata nella funzione `parse_txt_to_npz()`, che individuava ciascun blocco di dati e ne estraeva i vettori corrispondenti alle tre derivazioni. I segnali così ottenuti sono stati salvati in formato compresso (`.npz`) per ridurre lo spazio di memoria e ottimizzare le successive operazioni di caricamento (`load_ecg_data()`).

Poiché i dati erano organizzati in blocchi discreti, il tempo reale di acquisizione è stato ricostruito campione per campione tramite interpolazione lineare tra i timestamp successivi. Per ogni blocco, la funzione `reconstruct_time()` calcolava un vettore temporale equispaziato della lunghezza corrispondente al numero di campioni (53), con incremento  $1/f_s$ . La concatenazione dei blocchi, eseguita con la funzione `flatten_signals()`, ha prodotto una serie temporale continua e coerente, preservando la cronologia effettiva della registrazione. Tale ricostruzione è stata eseguita al fine di mantenere un riferimento temporale accurato, utile per confrontare l’andamento della frequenza cardiaca estratta dal segnale ECG con quella rilevata dal sensore Garmin [65], registrata nel software Omnia [61] in corrispondenza dei relativi minuti di test.

I tracciati ricostruiti sono stati quindi sottoposti a un filtraggio digitale preliminare, necessario per rimuovere il rumore ad alta frequenza, gli artefatti da movimento e la deriva di baseline. Questa operazione, eseguita tramite la funzione `ecg_clean()` della libreria *NeuroKit2* [79], ha permesso di ottenere un segnale stabile e morfologicamente coerente, idoneo per le successive fasi di elaborazione e per il rilevamento dei picchi R. L’individuazione dei picchi R è stata effettuata mediante la funzione `ecg_peaks()` della medesima libreria, che implementa un algoritmo basato sul metodo di Pan–Tompkins [83] con adattamento automatico della soglia. Per ciascun tracciato filtrato, la funzione ha restituito le coordinate

temporali dei complessi R e un vettore binario indicante la posizione dei picchi rilevati, successivamente utilizzati per la stima della frequenza cardiaca e degli intervalli RR.

Successivamente è stata implementata la funzione `auto_invert_if_needed()`, una procedura di controllo automatico della polarità finalizzata a correggere eventuali inversioni dovute a collegamenti errati o differenze di orientamento degli elettrodi. Per ogni derivazione, il segnale è stato filtrato nella banda 5–20 Hz (filtro Butterworth di ordine 3) per isolare la componente del complesso QRS e stabilizzare ulteriormente la morfologia del tracciato. La polarità è stata determinata analizzando il segno medio dei campioni corrispondenti ai picchi R: quando oltre il 60% dei complessi risultava negativo, l'intero segnale veniva automaticamente invertito. Questa strategia ha consentito di uniformare la direzione dei picchi R tra le derivazioni, garantendo coerenza morfologica e riducendo gli errori nella stima della frequenza cardiaca. Un esempio del risultato ottenuto è riportato nella Figura 5.2.

Le coordinate dei picchi individuati sono state utilizzate per generare la serie degli intervalli RR ( $RR_i = t_{R(i+1)} - t_{Ri}$ ), da cui sono stati derivati la frequenza cardiaca istantanea (HR) e gli indici temporali di variabilità (HRV).

La qualità del segnale è stata infine valutata automaticamente per ciascuna derivazione attraverso la funzione `evaluate_signal_quality()`, basata su una procedura multi-parametrica che considerava cinque criteri principali:

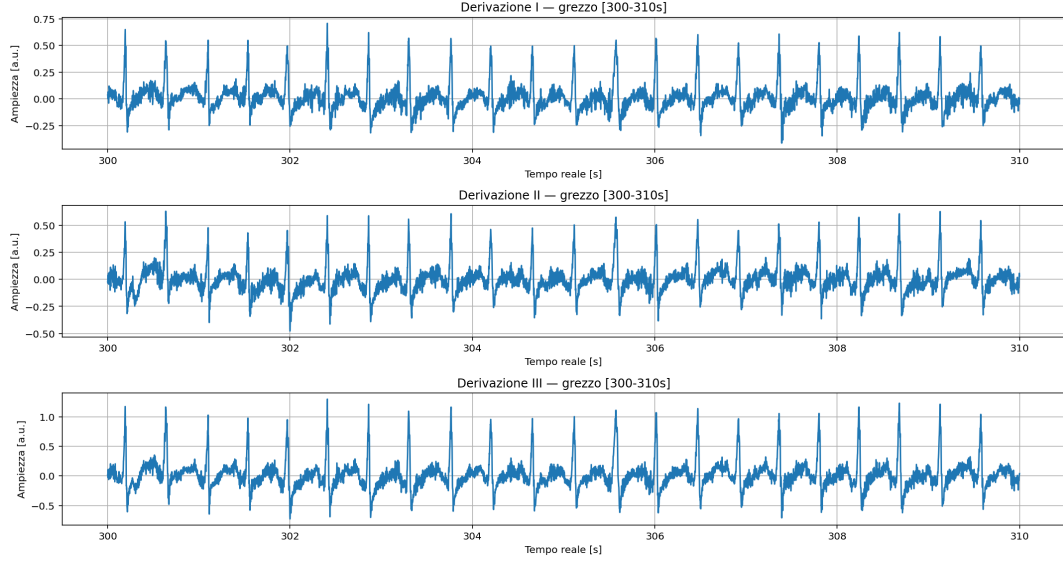
- numero sufficiente di picchi R rilevati;
- stabilità della frequenza cardiaca nel tempo;
- fisiologicità degli intervalli RR;
- rapporto segnale/rumore adeguato;
- ampiezza dei complessi QRS superiore alla soglia minima.

Il controllo non aveva lo scopo di escludere rigidamente i tracciati, ma di fornire un'indicazione di affidabilità all'utente; infatti, in presenza di un esito negativo, il segnale veniva segnalato come “potenzialmente non valido”, suggerendo un controllo visivo del tracciato e del relativo grafico. Questo approccio è stato adottato poiché l'elevata variabilità interindividuale delle registrazioni non consentiva di definire una soglia univoca di accettabilità, rendendo necessario un controllo qualitativo caso per caso. Questa procedura, pur non sostituendo la valutazione manuale, ha consentito di individuare in modo rapido i segnali anomali.

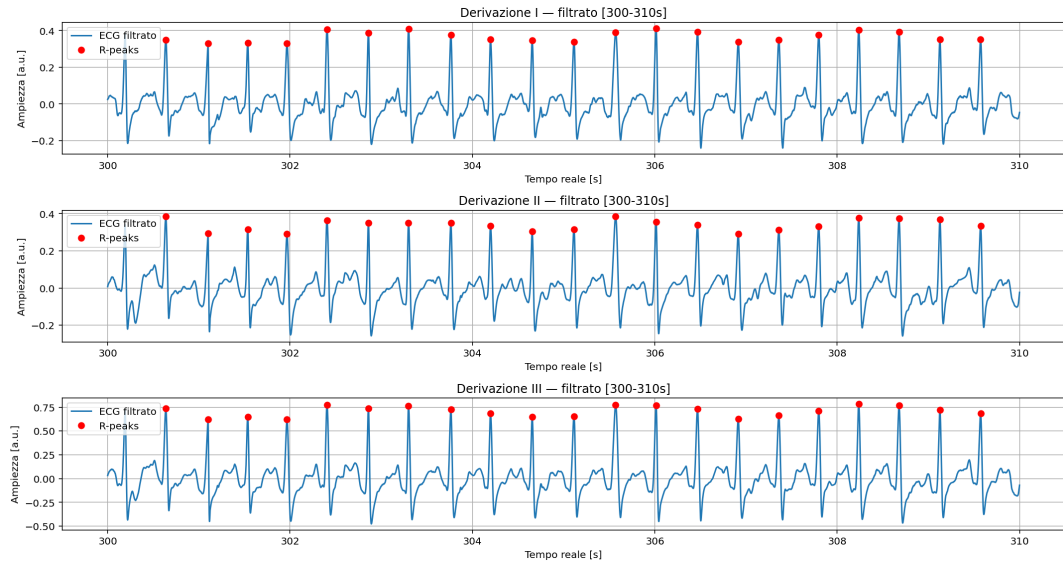
L'intera pipeline è stata implementata in ambiente Python 3.9, sfruttando le librerie *NumPy* per l'elaborazione vettoriale e *NeuroKit2* per le funzionalità di filtraggio e rilevamento dei picchi R. L'implementazione completa è disponibile

nello script Python riportato in Appendice C, che riproduce integralmente le fasi qui descritte.

**Figura 5.2:** Esempio di segnali ECG acquisiti dal dispositivo MotemaSens [62][63]: (a) tracciati grezzi prima del filtraggio e (b) segnali filtrati con individuazione automatica dei picchi R.



(a) Segnali ECG grezzi acquisiti dal dispositivo MotemaSens [62][63] nelle tre derivazioni bipolari (I–II–III), relativi a una finestra temporale di 10 s.



(b) Segnali ECG dopo il filtraggio digitale con funzione `ecg_clean()` e rilevamento automatico dei picchi R (in rosso) mediante algoritmo di Pan–Tompkins [83].

## 5.2 Stima e Misura del $\text{VO}_2\text{max}$

### 5.2.1 Applicazione della Formula del Protocollo Ekblom–Bak

Le equazioni riportate di seguito (5.1–5.2) derivano dal lavoro di Björkman et al. [71], che ha aggiornato la versione originale del test [84] al fine di migliorare la precisione della stima di  $\text{VO}_2\text{max}$  e ampliare l'intervallo di età e capacità aerobiche considerate. Gli autori hanno analizzato un campione di 217 soggetti nel gruppo di sviluppo (117 uomini e 100 donne) e 115 nel gruppo di cross-validazione, con età compresa tra 20 e 86 anni e valori di  $\text{VO}_2\text{max}$  distribuiti tra 18 e 76  $\text{mL} \cdot \text{min}^{-1} \cdot \text{kg}^{-1}$ .

Per la costruzione della nuova equazione predittiva, è stata applicata una regressione lineare multipla sul logaritmo naturale di  $\text{VO}_2\text{max}$ , includendo come variabili indipendenti:

- l'età [anni],
- il rapporto tra variazione di frequenza cardiaca e variazione di potenza ( $\Delta HR / \Delta PO$  [bpm/W]),
- la differenza di potenza tra i due livelli di carico ( $\Delta PO$  [W]),
- la frequenza cardiaca media a basso carico ( $HR_{\text{standard}}$  [bpm]).

Le regressioni sono state eseguite separatamente per uomini e donne dopo aver identificato significative interazioni tra sesso e le variabili  $\Delta HR$  e  $HR_{\text{standard}}$ . L'utilizzo del logaritmo naturale ha consentito di migliorare la distribuzione dei residui e di evitare extrapolazioni non realistiche ai limiti dell'intervallo fisiologico. Il modello finale ha mostrato un'elevata capacità esplicativa ( $R_{\text{adj}}^2 = 0.86$  negli uomini e 0.83 nelle donne) e un errore standard di stima (SEE) pari a 0.28  $\text{L} \cdot \text{min}^{-1}$ . Rispetto alla versione 2012 [84], l'introduzione delle variabili  $\Delta PO$  e  $HR_{\text{standard}}$  ha ridotto il coefficiente di variazione (CV 8.7%) e l'errore sistematico tra  $\text{VO}_2\text{max}$  stimato e misurato, eliminando la tendenza a sovrastimare i valori bassi e a sottostimare quelli elevati.

Le equazioni finali del modello, utilizzate nel presente studio, sono le seguenti:

**Uomini:**

$$\ln(\text{VO}_{2\text{max}}) = 2.04900 - 0.00858 \times \text{Età} - 0.90742 \times \frac{\Delta HR}{\Delta PO} + 0.00178 \times \Delta PO - 0.00290 \times HR_{\text{standard}} \quad (5.1)$$

**Donne:**

$$\ln(\text{VO}_{2\text{max}}) = 1.84390 - 0.00673 \times \text{Età} - 0.62578 \times \frac{\Delta HR}{\Delta PO} + 0.00175 \times \Delta PO - 0.00471 \times HR_{\text{standard}} \quad (5.2)$$

Il valore di  $\text{VO}_2\text{max}$  (in  $\text{L} \cdot \text{min}^{-1}$ ) è stato ottenuto tramite esponenziazione del termine logaritmico e successivamente normalizzato per la massa corporea del soggetto. L'intero processo è stato automatizzato, garantendo uniformità nel calcolo tra i soggetti e la possibilità di confrontare in modo diretto i risultati con le misure ottenute dal sistema Cosmed K5 [61] descritte nella sezione seguente.

Nel presente lavoro, le equazioni di Ekblom–Bak [72] sono state implementate all'interno dello script di analisi (Appendice C), applicandole ai dati di frequenza cardiaca ricavati dal segnale ECG acquisito tramite il dispositivo MotemaSens [62] [63]. Lo script consente di stimare automaticamente il valore di  $\text{VO}_2\text{max}$  a partire dai tracciati elettrocardiografici grezzi, integrando in un unico flusso le fasi di preprocessing, calcolo e validazione della misura.

Soggetto	Peso [kg]	Età [anni]	Potenza fase di alto carico [W]
1	60	46	120
2	60	24	110
3	70	25	134
4	78	28	130
5	65	26	95
6	77	41	125
7	56	29	112
8	65	34	154
10	50	26	60
11	68	32	160
12	63	23	107

**Tabella 5.1:** Dati anagrafici e parametri sperimentali dei soggetti utilizzati per il calcolo del  $\text{VO}_2\text{max}$  secondo il protocollo di Ekblom–Bak [72].

L'algoritmo implementato in Python esegue le seguenti operazioni principali:

- caricamento automatico dei dati anagrafici e sperimentali del soggetto mediante la funzione `load_subject_data()`, che tramite l'ID importa sesso, età, peso e potenza erogata nella fase ad alto carico;
- calcolo diretto della variazione di potenza ( $\Delta PO$ ) mediante la relazione lineare definita nella Sezione 4.2.2 e derivata dalla Tabella 4.3, implementata nel

codice come:

$$\Delta PO = 1.079 \times PO_{\text{high}} - 31.618;$$

- estrazione della frequenza cardiaca media in finestre di 15 s centrate sui tempi standard del protocollo, tramite la funzione `compute_hr_protocol()` applicata ai tracciati ECG;
- calcolo dei parametri  $\Delta HR$  e  $HR_{\text{standard}}$ ;
- applicazione automatica delle equazioni di Ekblom–Bak per la stima del  $\text{VO}_2\text{max}$  tramite la funzione `calcola_vo2max()`;
- conversione del risultato in  $\text{mL} \cdot \text{min}^{-1} \cdot \text{kg}^{-1}$  e valutazione della qualità del segnale mediante `evaluate_signal_quality()`;
- selezione automatica delle derivazioni affidabili e calcolo del valore medio di  $\text{VO}_2\text{max}$  sui canali validati;
- confronto tra il  $\text{VO}_2\text{max}$  stimato con la formula e quello misurato con il Cosmed K5 [61], con calcolo dell'errore relativo percentuale.

Solo le derivazioni giudicate affidabili secondo i criteri descritti nella Sezione 5.1.2, o selezionate manualmente dall'utente, sono state incluse nel calcolo del  $\text{VO}_2\text{max}$  predittivo. Nel caso di utilizzo di più derivazioni affidabili, il valore finale è stato ottenuto come media dei corrispondenti  $\text{VO}_2\text{max}$  stimati, al fine di ridurre la variabilità e compensare eventuali discrepanze tra i canali.

Parallelamente, per verificare la coerenza dell'implementazione, la stima del  $\text{VO}_2\text{max}$  è stata eseguita anche mediante il foglio di calcolo ufficiale fornito dal GIH mostrato in Figura 5.3. In questo caso, le frequenze cardiache sono state estratte dal dispositivo Garmin HRM-Dual [65] e lette dal file `.xlsx` generato dal software Omnia associato al Cosmed K5 [61]. I valori medi di HR nei minuti di riferimento (4° e 8° minuto del test) e il coefficiente correttivo per la fase ad alto carico (Sezione 4.2.2) sono stati inseriti manualmente nel modello Excel del GIH, che applica le stesse equazioni di Ekblom-Bak [72] per la stima del  $\text{VO}_2\text{max}$ . Tale procedura ha consentito di validare i risultati ottenuti con lo script Python, confermando la coerenza tra i valori stimati a partire dai dati ECG e quelli calcolati secondo il metodo ufficiale.

**GIH THE SWEDISH SCHOOL OF SPORT AND HEALTH SCIENCES**

**The Ekblo-Bak test**

Sex: 0 (1 = man 0 = woman)

Age: 24 Years

Weight: 63 Kg, 1 decimal

Heart rate: Standard rate 103 bpm, Higher rate 162 bpm

Factor for higher work rate: 84

$\Delta\text{HR}/\text{PO}$ : 0.70

$\text{VO}_2\text{max}^*$ : 2.47  $\text{L} \cdot \text{min}^{-1}$

$\text{ml} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{min}^{-1}$ : 39.2

**A. Fill in the noted heart rates to get the estimated average heart rate for each work rate**

Time	Standard rate	Higher rate
3.15	97	161
3.30	100	162
3.45	107	162
4.00	107	162
Average HR	103	162

**B. Identify the factor that corresponds to the higher work rate and fill it in under "Factor for higher rate" (found on the left)**

Higher work rate (watts) <sup>#</sup>	Factor for higher work rate
59 or 64	32
88 or 95	64
118 or 127	95
147 or 159	127
177 or 191	159
206 or 222	191
235 or 254	222

<sup>#</sup> The Watts depends on whether the work rate is measured by the flywheel or the pedals.  
<sup>\*</sup> The test is only valid within the  $\text{VO}_2\text{max}$  range  $19\text{-}62 \text{ ml} \cdot \text{min}^{-1} \cdot \text{kg}^{-1}$  for women and  $24\text{-}76 \text{ ml} \cdot \text{min}^{-1} \cdot \text{kg}^{-1}$  for men, respectively.

The Swedish School of Sport and Health Sciences, Lidingövägen 1, Stockholm. www.gih.se

**Figura 5.3:** Foglio di calcolo ufficiale del GIH utilizzato per la stima del  $\text{VO}_2\text{max}$  secondo la formula di Ekblo-Bak [72].

### 5.2.2 Misura del $\text{VO}_2\text{max}$ Tramite Sistema Cosmed K5

Il sistema metabolico portatile Cosmed K5 (Cosmed, Roma, Italia) [61] è stato utilizzato per l'acquisizione diretta dei parametri respiratori, in concomitanza con la registrazione del segnale ECG tramite il dispositivo MotemaSens [62][63]. Entrambi i sistemi sono stati impiegati simultaneamente durante lo stesso test eseguito sul cicloergometro, secondo il protocollo di Ekblo-Bak [72], in modo da garantire la sincronizzazione temporale tra i segnali cardiaci e le misure di scambio gassoso.

Nel software Omnia associato al Cosmed K5 è stata selezionata la modalità di test *submaximal* con esercizio *cycling*, che configura automaticamente i parametri di calcolo e consente il monitoraggio in tempo reale del flusso respiratorio e delle frazioni gassose di ossigeno e anidride carbonica ( $\text{FeO}_2$ ,  $\text{FeCO}_2$ ).

Sebbene il sistema Cosmed K5 misuri direttamente i volumi ventilatori e le concentrazioni gassose, la stima del  $\text{VO}_2\text{max}$  avviene in modo indiretto attraverso un algoritmo proprietario basato sulla relazione fisiologica tra consumo di ossigeno e frequenza cardiaca [85]. Il software Omnia elabora i dati raccolti durante la fase submassimale e proietta la curva del  $\text{VO}_2$  in funzione della HR fino alla frequenza cardiaca massima teorica del soggetto, fornendo così una stima predittiva del  $\text{VO}_2\text{max}$ .

Come mostrato in Figura 5.4, il grafico generato dal software rappresenta la relazione tra il consumo di ossigeno specifico ( $\text{VO}_2/\text{kg}$ ) e la frequenza cardiaca (HR). La linea viola indica la proiezione dell'andamento del  $\text{VO}_2$  verso la frequenza



cardiaca massima teorica ( $HR_{\text{max,pred}}$ ), sulla base della quale il sistema stima il valore di  $VO_2\text{max}$ .

La frequenza cardiaca massima è calcolata internamente dal software secondo la formula classica [86]:

$$HR_{\text{max,pred}} = 220 - \text{Età} \quad (5.3)$$

Il valore di  $VO_2$  associato a  $HR_{\text{max,pred}}$  viene interpretato come  $VO_{2\text{max,pred}}$ , espresso in  $\text{mL} \cdot \text{min}^{-1}$  e successivamente normalizzato per il peso corporeo. Tutti i calcoli vengono eseguiti automaticamente dal software, mentre l'operatore si limita a impostare il tipo di test, il dispositivo di ergometria e i parametri del soggetto.

Nel presente studio, tale valore rappresenta una stima indiretta fornita dal sistema commerciale, utilizzata come riferimento comparativo per la valutazione della formula di Ekblom-Bak [72].

### 5.2.3 Relazione tra Frequenza Cardiaca e Consumo di Ossigeno

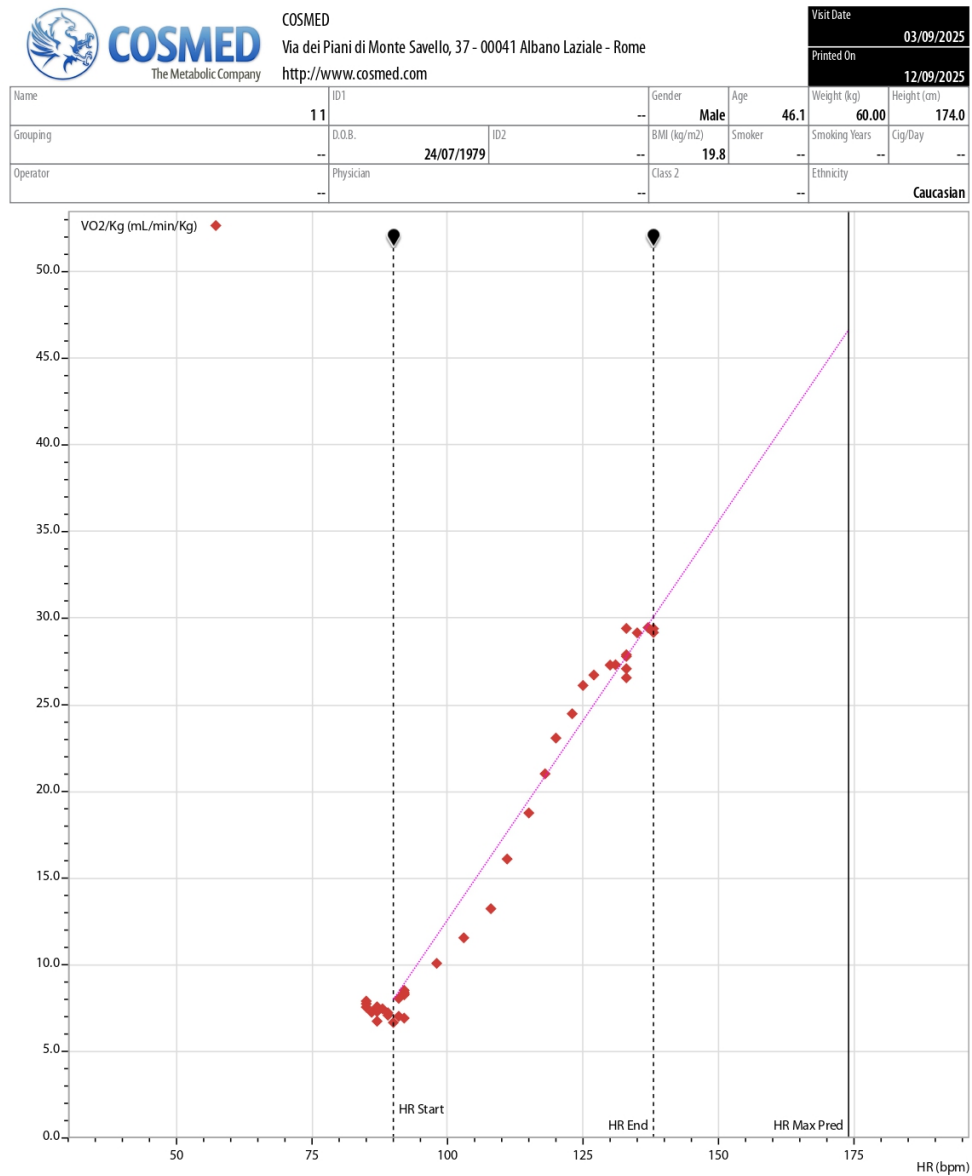
Complementariamente ai metodi di stima del  $VO_2\text{max}$  descritti in precedenza, è stata sviluppata un'analisi esplorativa basata sulla relazione tra frequenza cardiaca relativa ( $\%HR_{\text{max}}$ ) e consumo di ossigeno relativo ( $\%VO_2\text{max}$ ). Tale relazione, documentata in letteratura come approssimativamente lineare fino a intensità submassimali [37], è stata utilizzata per fini esplorativi nella definizione preliminare delle etichette di sforzo impiegate nel classificatore.

La relazione è stata implementata mediante un'interpolazione lineare tra punti di riferimento tratti dai vari studi [37], estesi per includere l'origine ( $0\% HR_{\text{max}} = 0\% VO_{2\text{max}}$ ), secondo la funzione:

$$\%VO_{2,\text{max,stimato}} = f_{\text{interp}}(\%HR_{\text{max}}) \quad (5.4)$$

dove la funzione di interpolazione  $f_{\text{interp}}$  mappa i valori di  $\%HR_{\text{max}}$  su  $\%VO_{2\text{max}}$  secondo i punti di riferimento seguenti [37]:

- $0\% HR_{\text{max}} \rightarrow 0\% VO_{2\text{max}}$
- $50\% HR_{\text{max}} \rightarrow 28\% VO_{2\text{max}}$
- $60\% HR_{\text{max}} \rightarrow 40\% VO_{2\text{max}}$
- $70\% HR_{\text{max}} \rightarrow 58\% VO_{2\text{max}}$
- $80\% HR_{\text{max}} \rightarrow 70\% VO_{2\text{max}}$
- $90\% HR_{\text{max}} \rightarrow 83\% VO_{2\text{max}}$



**Figura 5.4:** Esempio di output del software Omnia [61] per la stima del  $\text{VO}_2\text{max}$  a partire dai dati submassimali.

- $100\% HR_{max} \rightarrow 100\% VO_{2max}$

Per ciascun soggetto analizzato, il consumo di ossigeno assoluto nella specifica fase del test è stato stimato come:

$$VO_{2 \text{ stimato}} = VO_{2max} \times \frac{\%VO_{2max \text{ stimato}}}{100} \quad (5.5)$$

dove  $VO_{2max}$  rappresenta il valore individuale ottenuto tramite la formula di Ekblom-Bak [72]. L'interpolazione è stata implementata in ambiente Python utilizzando la funzione `np.interp()` della libreria *NumPy*, che restituisce i valori stimati di  $\%VO_{2max}$  corrispondenti alle  $\%HR_{max}$  osservate nei diversi intervalli di carico.

Questa analisi è stata utilizzata esclusivamente per descrivere l'andamento percentuale del consumo di ossigeno in funzione della frequenza cardiaca e per identificare eventuali soglie fisiologiche coerenti con i livelli di RPE, supportando la costruzione del modello di classificazione. Si sottolinea che tale metodologia è indipendente dall'algoritmo proprietario di stima del  $VO_{2max}$  implementato nel sistema Cosmed [61].

## 5.3 Risultati

### 5.3.1 Dispositivi di Frequenza Cardiaca

Per valutare la coerenza tra i segnali cardiaci acquisiti dai due sistemi, sono stati confrontati i valori medi di frequenza cardiaca registrati dal dispositivo *MotemaSens* [62] [63] e dalla fascia toracica *Garmin HRM-Dual* [65]. In accordo con quanto previsto dal protocollo di Ekblom-Bak [72], il confronto è stato effettuato considerando due finestre temporali specifiche: il minuto 4 (corrispondente alla media dei valori registrati ai secondi 3:15, 3:30, 3:45 e 4:00) e il minuto 8 (media dei valori ai secondi 7:15, 7:30, 7:45 e 8:00), rappresentativi rispettivamente del primo e del secondo livello di carico. La Tabella 5.2 riporta i risultati ottenuti e le differenze assolute tra i due sistemi di misura, espresse in battiti per minuto (bpm) e accompagnate dalle statistiche riassuntive in termini di media, range ed errore percentuale medio.

Il Soggetto 4, di età inferiore ai 50 anni, è stato escluso dall'analisi in quanto non ha superato i 120 bpm nella seconda fase del test, valore minimo previsto dal protocollo per l'applicazione corretta della formula di Ekblom-Bak [84] (Equazioni 5.1–5.2), come descritto nella Sezione 4.2.2. Escludendo tale soggetto, l'errore medio assoluto tra i due dispositivi è risultato pari a 1.3 bpm nel minuto 4 e 0.9 bpm nel minuto 8.

I valori del *MotemaSens* [62][63] e del *Garmin HRM-Dual* [65] derivano dall'elaborazione descritta nella Sezione 5.2.1 e rappresentano le frequenze cardiache

medie ottenute nelle finestre temporali definite dal protocollo. Per garantire la confrontabilità con il dispositivo Garmin HRM-Dual [65], che restituisce valori di frequenza cardiaca già arrotondati all'unità, le medie calcolate dallo script Python sui dati del *MotemaSens* sono state a loro volta arrotondate al numero intero più vicino. I valori riportati in Tabella 5.2 evidenziano una sostanziale concordanza tra le misurazioni.

Soggetto	Min. 4 Gar- min	Min. 4 Mote- ma	Errore [bpm]	Min. 8 Gar- min	Min. 8 Mote- ma	Errore [bpm]
1	92	93	1	139	140	1
2	111	107	4	182	183	1
3	88	90	2	130	130	0
4	75	76	1	116	116	0
5	112	112	0	165	165	0
6	80	81	1	130	131	1
7	81	81	0	132	132	0
8	74	74	0	155	155	0
9	136	135	1	173	175	2
10	74	75	1	155	151	4
11	116	119	3	160	160	0
<b>Media (range)</b>	–	–	<b>1.3</b> (0–4)	–	–	<b>0.9</b> (0–4)

*Nota.* Le statistiche riassuntive sono calcolate su  $n = 10$  soggetti, escludendo un outlier.

**Tabella 5.2:** Confronto tra le frequenze cardiache medie registrate dai dispositivi Garmin HRM-Dual [65] e MotemaSens [62][63] nei minuti 4 e 8 del protocollo di Ekblom-Bak.

### 5.3.2 $VO_2\text{max}$ Stimato e Misurato

Per confrontare i valori di  $VO_2\text{max}$  stimato e quelli misurati con il sistema metabolico Cosmed K5 [61], sono stati considerati i valori calcolati mediante la formula di Ekblom-Bak [72] (Equazioni 5.1–5.2) utilizzando le frequenze cardiache derivate dal dispositivo MotemaSens [62][63] e dalla fascia toracica Garmin HRM-Dual [65]. I valori di riferimento misurati con il Cosmed K5 [61] corrispondono al consumo di ossigeno medio registrato nell'intervallo dell'intero protocollo (8 minuti totali). La Tabella 5.3 riporta i valori individuali e gli errori relativi rispetto al riferimento.

L'errore relativo medio nella stima del  $\text{VO}_2\text{max}$  è risultato pari a 8.9% per i valori calcolati con la frequenza cardiaca del MotemaSens [62][63] e 8.6% per quelli derivati dal Garmin HRM-Dual [65]. In otto soggetti su dieci (pari all'80% del campione) l'errore relativo è rimasto inferiore all'11%, mentre nei restanti due soggetti è stato osservato un errore compreso tra il 14% e il 26%. Come indicato nella Sezione 5.3.1, il Soggetto 4 è stato escluso dal calcolo in quanto identificato come outlier.

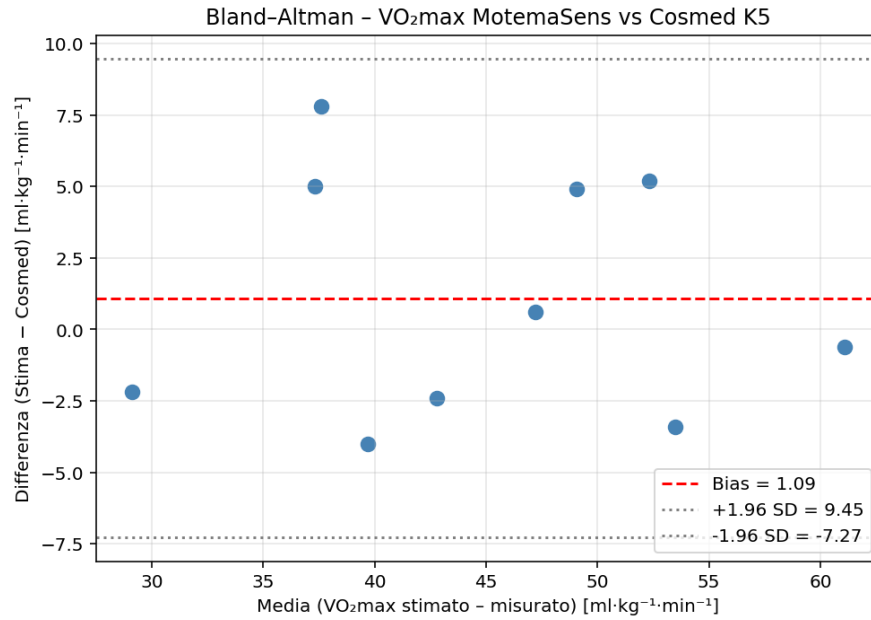
Soggetto	$\text{VO}_2\text{max}$ Motema [ml/kg/- min]	$\text{VO}_2\text{max}$ Garmin [ml/kg/- min]	$\text{VO}_2\text{max}$ Cosmed [ml/kg/- min]	Errore relativo Motema [%]	Errore relativo Garmin [%]
1	51.5	51.4	46.6	10.5	10.3
2	41.5	42.5	33.7	23.1	26.1
3	60.8	60.1	61.4	1.0	2.1
5	39.8	39.8	34.8	14.4	14.4
6	37.7	37.8	41.7	9.6	9.3
7	51.8	51.8	55.2	6.2	6.2
8	47.5	47.5	46.9	1.3	1.3
9	28.0	29.4	30.2	7.3	2.6
10	54.9	53.4	49.7	10.5	7.5
11	41.6	41.3	44.0	5.5	6.1
<b>Media [%]</b>	–	–	–	<b>8.9</b>	<b>8.6</b>

*Nota.* Le statistiche riassuntive (Media) sono calcolate su  $n = 10$  soggetti.

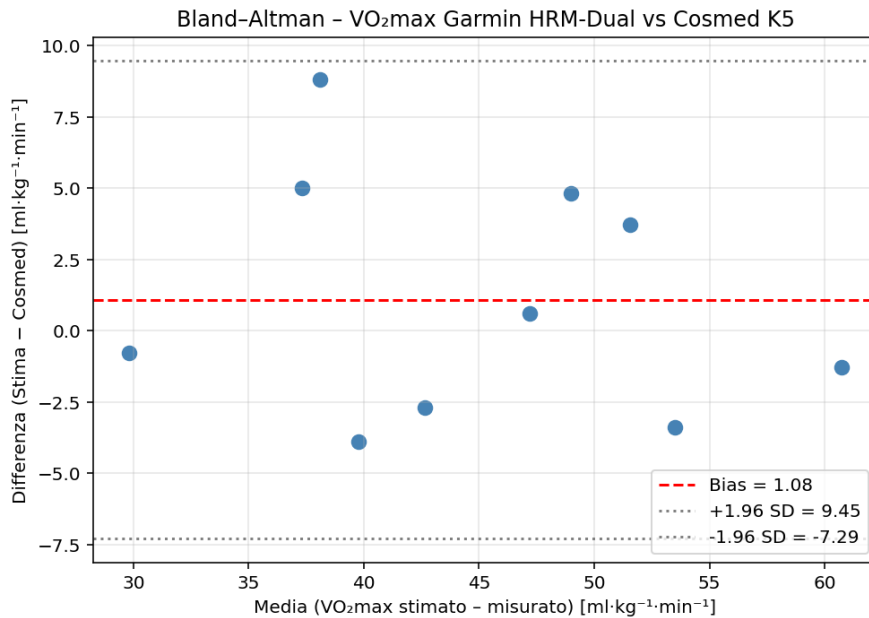
**Tabella 5.3:** Confronto tra  $\text{VO}_2\text{max}$  stimato (formula di Ekblom–Bak [72]) e misurato con Cosmed K5 [61]. L'errore relativo è calcolato rispetto al valore misurato.

Per entrambi i dispositivi è stata inoltre condotta un'analisi di Bland–Altman come mostrato in Figura 5.5 per verificare l'accordo tra le stime ottenute e le misurazioni dirette. L'analisi ha mostrato un bias medio pari a  $+1.09 \text{ mL} \cdot \text{min}^{-1} \cdot \text{kg}^{-1}$  per la stima basata su MotemaSens [62][63] e  $+1.08 \text{ mL} \cdot \text{min}^{-1} \cdot \text{kg}^{-1}$  per quella basata su Garmin HRM-Dual [65], con limiti di accordo compresi tra  $-7.3$  e  $+9.4 \text{ mL} \cdot \text{min}^{-1} \cdot \text{kg}^{-1}$ . I risultati evidenziano una concordanza pressoché sovrapponibile tra le due sorgenti di frequenza cardiaca nella stima del consumo di ossigeno.

**Figura 5.5:** Grafici di Bland–Altman per il confronto tra  $\text{VO}_2\text{max}$  stimato (formula di Ekblom–Bak [72]) con i due dispositivi e misurato con Cosmed K5 [61]



(a)  $\text{VO}_2\text{max}$  stimato (formula di Ekblom–Bak [72]) con HR da MotemaSens [62][63] rispetto a Cosmed K5 [61].



(b)  $\text{VO}_2\text{max}$  stimato (formula di Ekblom–Bak [72]) con HR da Garmin HRM-Dual [65] rispetto a Cosmed K5.

### 5.3.3 Relazione tra Intensità Relativa e Soglie di Classificazione

A partire dall'analisi descritta nella Sezione 5.2.3, sono stati calcolati per ciascun soggetto i valori percentuali di frequenza cardiaca massima ( $\%HR_{\text{max}}$ ) e di consumo di ossigeno massimale ( $\%VO_2\text{max}$ ) nei diversi momenti del test di Ekblom–Bak [72]. L'obiettivo di questa analisi era quantificare l'intensità relativa dell'esercizio nei due stadi del protocollo (basso e alto carico), al fine di individuare soglie fisiologiche utili per la definizione delle etichette di sforzo impiegate nel classificatore.

#### Percentuali di frequenza cardiaca massima

La Tabella 5.4 riporta, per ciascun soggetto incluso nell'analisi, la frequenza cardiaca massima teorica ( $FC_{\text{max}}$ ) stimata secondo la formula 5.3 [86], insieme alle percentuali relative di frequenza cardiaca a riposo, a basso carico e ad alto carico. Sono stati esclusi dall'analisi i soggetti 2 e 5, per i quali l'errore nella stima del  $VO_2\text{max}$  risultava superiore all'11%, e il soggetto 4, identificato come outlier nella Sezione 5.3.1.

Soggetto	$FC_{\text{max}}$ [bpm]	$\%FC_{\text{riposo}}$	$\%FC_{\text{basso carico}}$	$\%FC_{\text{alto carico}}$
1	174	37	48	72
3	195	28	44	63
6	179	38	45	69
7	191	24	42	65
8	186	31	39	76
9	194	47	68	84
10	188	32	41	76
11	197	37	57	75
<b>Media [%]</b>	–	<b>34.3</b>	<b>48.0</b>	<b>72.5</b>

*Nota.* Le percentuali sono espresse rispetto alla  $FC_{\text{max}}$  teorica. I soggetti 2, 4 e 5 sono stati esclusi per anomalie nei dati di frequenza cardiaca o eccessivo errore nella stima del  $VO_2\text{max}$ .

**Tabella 5.4:** Percentuali di frequenza cardiaca massima ( $\%HR_{\text{max}}$ ) nei diversi momenti del test di Ekblom–Bak.

Nel complesso, la HR media è passata dal 48% al 72% della  $HR_{\text{max}}$  tra il primo e il secondo stadio del test, con un incremento medio di circa 24 punti percentuali. Questa variazione risulta coerente con un esercizio di intensità submassimale, compreso tra il 60% e l'80% della frequenza cardiaca massima, come indicato dalle linee guida dell'ACSM [14].

### Percentuali di consumo di ossigeno massimale

La Tabella 5.5 mostra le percentuali di  $\text{VO}_2\text{max}$  stimate nei tre momenti del test (riposo, carico medio e carico alto) per i soggetti inclusi nell'analisi. I valori sono stati ottenuti applicando la relazione tra %HR e % $\text{VO}_2\text{max}$  descritta da Balady et al. [37], a partire dalle frequenze cardiache misurate e dai valori individuali di  $\text{VO}_2\text{max}$  determinati con il Cosmed K5 [61]. Sono stati esclusi i soggetti 2, 4 e 5 per le motivazioni già descritte nella Sezione 5.3.3.

Soggetto	% $\text{VO}_{2\text{max}}$ (riposo)	$\text{VO}_{2\text{max}}$ (carico basso)	$\text{VO}_{2\text{max}}$ (carico alto)
1	20.7	26.9	60.4
3	15.7	24.6	45.4
6	21.3	25.2	56.2
7	13.4	23.5	49.0
8	17.4	21.8	65.2
10	26.3	54.4	75.2
11	17.9	23.0	65.2
12	20.7	36.4	64.0
<b>Media [%]</b>	<b>19.9</b>	<b>29.7</b>	<b>61.5</b>

*Nota.* Le percentuali sono derivate dalla relazione tra % $\text{HR}_{\text{max}}$  e % $\text{VO}_2\text{max}$  secondo Balady et al. [37], a partire dalle frequenze cardiache misurate e dai valori individuali di  $\text{VO}_2\text{max}$ . I soggetti 2, 4 e 5 sono stati esclusi.

**Tabella 5.5:** Percentuali stimate di consumo di ossigeno massimale (% $\text{VO}_2\text{max}$ ) nei tre momenti del test di Ekblom–Bak.

I valori medi mostrano un incremento del consumo relativo di ossigeno dal 20% del  $\text{VO}_2\text{max}$  a riposo, al 30% circa durante la fase di carico intermedio, fino al 61% nella fase ad alto carico. Tale andamento conferma che il protocollo di Ekblom–Bak [72] si colloca nel dominio submassimale, con intensità crescente ma lontana dal plateau massimale.

### Calcolo delle soglie di intensità

Sulla base dei valori medi di  $\text{VO}_2\text{max}$  stimati nelle tre fasi, sono stati definiti gli intervalli di intensità relativi da utilizzare per la classificazione dei livelli di sforzo:

- **Bassa intensità:**  $\leq 30\%$   $\text{VO}_2\text{max}$  — corrispondente al riposo e ai carichi leggeri;



- **Media intensità:** 30–60%  $\text{VO}_2\text{max}$  — associata a esercizio submassimale moderato;
- **Alta intensità:** > 60%  $\text{VO}_2\text{max}$  — prossima alla soglia anaerobica e caratterizzata da maggiore affaticamento.

Queste soglie sono coerenti con i valori di riferimento riportati dall'ACSM [14] per l'allenamento cardiorespiratorio e con la relazione lineare  $\%HR_{\text{max}} - \%\text{VO}_2\text{max}$  descritta in Balady et al. [37].

A completamento dell'analisi fisiologica, al termine di ciascun test è stata raccolta la percezione soggettiva dello sforzo mediante la scala di Borg (RPE), al fine di verificare la coerenza tra la fatica percepita e i livelli di intensità fisiologica stimati. I valori medi di RPE riportati dai partecipanti nelle due fasi di carico sono mostrati in Tabella 5.6. Come previsto, la seconda fase del test è stata associata a un incremento significativo della percezione dello sforzo, con valori compresi prevalentemente tra 13 e 16.

Soggetto	RPE (carico basso)	RPE (carico alto)
1	9	15
2	9	16
3	7	14
4	7	14
5	11	14
6	7	13
7	11	15
8	7	13
10	12	14
11	7	15
12	7	15

**Tabella 5.6:** Valori di percezione soggettiva dello sforzo riportati dai partecipanti nelle due fasi di carico del test di Ekblom–Bak [72].

L'analisi congiunta dei dati di RPE e delle percentuali di  $\text{VO}_2\text{max}$  ha permesso di associare in modo coerente le tre fasce di intensità ai corrispondenti livelli di fatica percepita, come sintetizzato nella Tabella 5.7.

<b>%<math>\text{VO}_2\text{max}</math></b>	<b>RPE</b>	<b>Classe di sforzo</b>
$\leq 30\%$	6	Riposo / Sforzo nullo
30–60%	7–12	Moderata fatica
$> 60\%$	13–16	Alta fatica

**Tabella 5.7:** Classificazione dei livelli di sforzo in base ai valori di RPE e alle corrispondenti intensità fisiologiche.

## Capitolo 6

# Classificazione dello Stato di Fatica

### 6.1 Analisi dei Dati e Costruzione del Classificatore

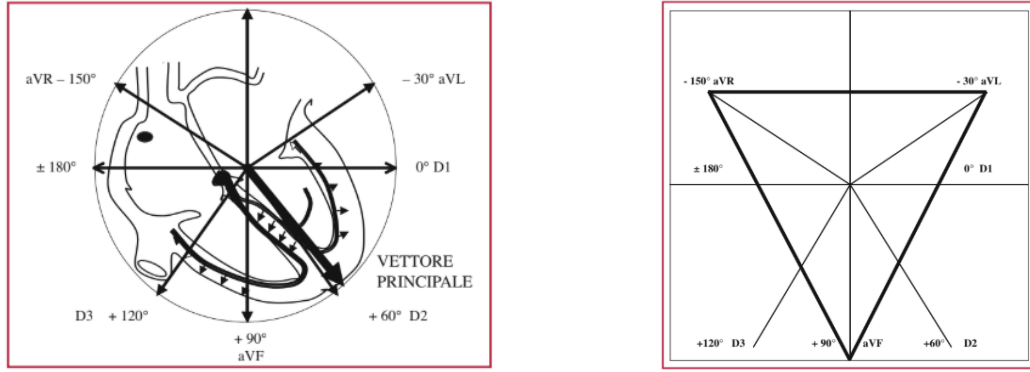
#### 6.1.1 Parametri HRV e Costruzione del Dataset

Per ciascun soggetto sono stati acquisiti i tracciati ECG relativi alle tre fasi del protocollo (riposo, pedalata a intensità moderata e pedalata a intensità elevata), registrati tramite il dispositivo MotemaSens [62][63] in configurazione a tre derivazioni bipolari.

Tra i tre canali disponibili, la seconda derivazione (clavicola destra–quinto spazio intercostale sinistro, come descritto nel Paragrafo 4.4.1), è risultata in tutti i soggetti la più stabile e con la migliore qualità del segnale. Questo è coerente con quanto riportato in letteratura [76], dove la derivazione II viene indicata come la più rappresentativa dell’attività elettrica complessiva del cuore. Nel piano frontale, l’asse elettrico medio ventricolare è orientato in direzione inferiore e sinistra, con un’inclinazione compresa tra circa  $-30^\circ$  e  $+90^\circ$  rispetto all’orizzontale. La derivazione II risulta pressoché parallela a tale asse e, di conseguenza, intercetta il vettore di depolarizzazione lungo la direzione principale, registrando complessi QRS di ampiezza elevata e ben definiti anche in presenza di rumore o artefatti. La Figura 6.1 illustra l’orientamento medio del vettore di depolarizzazione ventricolare e la disposizione geometrica delle derivazioni standard nel piano frontale. Inoltre, la disposizione anatomica degli elettrodi garantisce una maggiore stabilità meccanica durante l’esercizio, poiché entrambe le aree toraciche coinvolte sono relativamente ferme rispetto al cuore e meno soggette a movimenti muscolari diretti. Per queste

motivazioni la derivazione II è la più adatta per le analisi di HRV, assicurando un eccellente compromesso tra ampiezza del segnale e rapporto segnale/rumore.

**Figura 6.1:** Schema dell'asse elettrico cardiaco e delle derivazioni standard. Immagini adattate da [21].



(a) Asse elettrico medio ventricolare.

(b) Triangolo di Einthoven.

La fase di preprocessing e di controllo qualità del segnale è stata condotta con le stesse procedure descritte nella Sezione 5.1.2, comprendenti la ricostruzione temporale dei blocchi di campioni, il filtraggio del segnale, la verifica della polarità dei complessi QRS e la valutazione automatica dell'affidabilità del tracciato.

L'intero campione di 11 partecipanti è stato incluso nella successiva estrazione dei parametri di HRV.

### Estrazione dei parametri HRV (dominio del tempo e non lineari)

Dai segnali ECG della seconda derivazione è stata estratta una serie di parametri caratteristici della variabilità della frequenza cardiaca relativi a ciascuna fase del protocollo. L'estrazione delle *features* è avvenuta dopo il preprocessing, volto a rimuovere rumore e artefatti da movimento. Per ogni segmento di segnale corrispondente a una fase (riposo, esercizio moderato, esercizio intenso), è stata ricavata la serie degli intervalli RR (in millisecondi), da cui sono stati calcolati gli indici di variabilità cardiaca.

In questo studio ci si è focalizzati sui parametri nel **dominio del tempo** e su quelli **non lineari**, tralasciando volutamente gli indici spettrali del dominio della frequenza. Tale scelta metodologica è motivata da ragioni sia scientifiche sia pratiche. Le misure nel dominio del tempo sono le più semplici da calcolare e forniscono una quantificazione diretta della variabilità degli intervalli cardiaci anche su periodi relativamente brevi. Al contrario, l'analisi spettrale della HRV richiede finestre temporali stazionarie di almeno 5 minuti per produrre stime affidabili delle

componenti LF e HF, come raccomandato dalle linee guida internazionali [23]. Nel protocollo sperimentale, le fasi di esercizio presentavano dinamiche fisiologiche non completamente stazionarie e durata limitata, condizioni che avrebbero potuto compromettere la validità delle stime spettrali.

Inoltre, diversi autori hanno sottolineato i limiti fisiologici e interpretativi degli indici nel dominio della frequenza, in particolare del rapporto LF/HF. Billman [87] ha dimostrato che tale rapporto non rappresenta accuratamente il bilanciamento simpato-vagale, poiché entrambe le componenti LF e HF derivano da interazioni complesse e non lineari tra i due rami del sistema nervoso autonomo, nonché da fattori meccanici e respiratori indipendenti dall'attività nervosa cardiaca. Pertanto, l'uso del rapporto LF/HF come indice di equilibrio autonomico è da considerarsi metodologicamente debole, specialmente durante l'esercizio o in condizioni non stazionarie.

Analogamente, la revisione di Gronwald et al. [44] ha evidenziato che, sebbene i parametri spettrali siano ampiamente diffusi, la loro affidabilità dipende fortemente dal metodo di calcolo, dalla durata della registrazione e dal contesto fisiologico. In particolare, gli autori raccomandano cautela nell'interpretazione dei parametri LF e HF durante attività fisiche o stress fisiologico, in quanto l'aumentata non-stazionarietà del segnale e il basso rapporto segnale/rumore possono generare risultati inconsistenti.

Di conseguenza, nel presente lavoro sono stati privilegiati indici del dominio del tempo e non lineari, più robusti e meno sensibili alla stazionarietà del segnale, che forniscono una rappresentazione più affidabile delle modificazioni autonome indotte dalla fatica.

Tra i parametri temporali sono stati considerati: MeanNN, SDNN, RMS-SD, pNN50, SDSD, CVNN e CVSD. Questi indici forniscono una stima diretta dell'attività del sistema nervoso autonomo: ad esempio, RMSSD e pNN50 riflettono principalmente il tono parasimpatico e tendono a ridursi con l'aumentare dell'affaticamento, indicativo di una ridotta modulazione vagale.

Accanto ai parametri temporali, sono stati calcolati indici non lineari derivati dal *Poincaré plot* [88], un diagramma in cui ogni intervallo RR è riportato in funzione del precedente. Da tale rappresentazione sono state ricavate le metriche SD1, SD2 e il loro rapporto SD1/SD2, che quantificano rispettivamente la variabilità a breve termine, quella a lungo termine e la forma della distribuzione dei punti del plot. Tali indici forniscono informazioni complementari sulla complessità e la stabilità della regolazione cardiaca, spesso alterate in condizioni di affaticamento [56].

## Sintesi delle features e Costruzione del dataset

In sintesi, per ogni soggetto e fase sperimentale sono stati calcolati dieci parametri di HRV: sette nel dominio del tempo (MeanNN, SDNN, RMSSD, pNN50, SDSD,

CVNN, CVSD) e tre non lineari (SD1, SD2, SD1/SD2). Il calcolo di tutte le features è stato eseguito in Python utilizzando la libreria *NeuroKit2* [79][89] come mostrato nello script in Appendice D.

I valori così ottenuti sono stati organizzati in un dataset tabellare (Tabella 6.1), in cui ogni riga rappresentava un soggetto in una specifica fase e le colonne corrispondevano alle feature HRV. A ciascun campione è stata assegnata un'etichetta di classe derivata dal valore di RPE (scala di Borg 6–20):

- **Riposo:** RPE = 6;
- **Media fatica:** RPE compreso tra 7 e 12;
- **Alta fatica:** RPE compreso tra 13 e 16.

Nel dataset finale ciascun soggetto è rappresentato da tre osservazioni (una per fase), per un totale di 33 campioni complessivi.

Per ridurre l'influenza della variabilità fisiologica interindividuale, in un primo approccio è stata applicata una normalizzazione intra-soggetto rispetto alla condizione di riposo. In questo modo, le *features* delle fasi di esercizio sono state espresse come variazioni relative rispetto ai valori basali, consentendo di evidenziare esclusivamente le modificazioni attribuibili alla fatica e non alle differenze fisiologiche tra individui. Tale procedura migliora la comparabilità tra soggetti con differenti caratteristiche cardiache a riposo, ma presenta una limitazione strutturale intrinseca in quanto richiede la disponibilità di una misura di riferimento a riposo per ogni individuo, condizione non sempre realizzabile in applicazioni real-time o in contesti di monitoraggio continuo.

Per superare tale vincolo, è stato successivamente sviluppato un secondo approccio basato su una normalizzazione robusta (*robust scaling*) applicata all'intero dataset, indipendente dalla presenza di una baseline individuale. L'introduzione di questa modalità di scaling ha reso il modello più generalizzabile, riducendo la dipendenza da misure soggettive e permettendo l'applicazione del classificatore anche in assenza di una fase di riferimento.

Il dataset finale, così strutturato e pre-elaborato, risulta pulito, bilanciato e pronto per la fase di classificazione, composto da dieci variabili numeriche di input, una variabile target categoriale e il valore di RPE.

In Tabella 6.1 sono riportati i valori medi dei parametri di HRV estratti per ciascun soggetto e per le tre condizioni sperimentali.

Soggetto	Fase	MeanNN	SDNN	RMSSD	pNN50	SDSD	CVNN	CVSD	SD1	SD2	SD1/SD2	RPE
1	riposo	902.96	40.16	22.61	1.68	22.61	0.04	0.03	15.99	54.49	0.29	6
1	media_fatica	666.51	28.55	13.37	0.00	13.37	0.04	0.02	9.45	39.26	0.24	9
1	alta_fatica	476.51	52.81	14.93	1.19	14.92	0.11	0.03	10.56	73.93	0.14	15
2	riposo	1029.02	88.26	111.38	67.05	111.38	0.09	0.11	78.76	96.83	0.81	6
2	media_fatica	565.40	56.58	44.53	10.90	44.53	0.10	0.08	31.49	73.56	0.43	9
2	alta_fatica	379.04	46.17	4.96	0.00	4.94	0.12	0.01	3.51	65.20	0.05	16
3	riposo	1056.74	74.68	75.88	60.00	75.88	0.07	0.07	53.66	90.96	0.59	6
3	media_fatica	694.48	42.50	29.40	7.27	29.40	0.06	0.04	20.79	56.39	0.37	7
3	alta_fatica	489.53	38.99	6.68	0.20	6.67	0.08	0.01	4.72	54.95	0.09	14
4	riposo	987.20	96.71	88.11	55.62	88.11	0.10	0.09	62.30	121.75	0.51	6
4	media_fatica	714.46	240.10	265.91	72.54	265.91	0.34	0.37	188.03	282.74	0.67	7
4	alta_fatica	554.91	50.26	7.93	0.00	7.91	0.09	0.01	5.61	70.86	0.08	14
5	riposo	671.60	40.15	25.55	3.88	25.55	0.06	0.04	18.07	53.83	0.34	6
5	media_fatica	733.07	483.78	478.75	26.69	478.75	0.66	0.65	338.52	594.55	0.57	11
5	alta_fatica	402.78	49.32	9.97	0.51	9.96	0.12	0.02	7.05	69.39	0.10	14
6	riposo	857.44	66.14	71.03	24.34	71.03	0.08	0.08	50.22	78.92	0.64	6
6	media_fatica	730.51	35.98	22.74	2.45	22.74	0.05	0.03	16.08	48.28	0.33	7
6	alta_fatica	483.65	49.97	4.84	0.00	4.82	0.10	0.01	3.43	70.58	0.05	13
7	riposo	1269.44	84.66	111.19	69.34	111.18	0.07	0.09	78.62	90.29	0.87	6
7	media_fatica	737.23	51.90	36.57	15.12	36.57	0.07	0.05	25.86	68.70	0.38	11
7	alta_fatica	483.95	55.94	5.76	0.40	5.74	0.12	0.01	4.07	79.00	0.05	15
8	riposo	1019.64	80.99	73.16	48.30	73.15	0.08	0.07	51.73	102.19	0.51	6
8	media_fatica	817.32	70.06	50.44	30.32	50.44	0.09	0.06	35.66	92.44	0.39	7
8	alta_fatica	441.88	81.85	40.36	4.56	40.35	0.19	0.09	28.54	112.18	0.25	13
9	riposo	689.50	64.13	58.30	33.75	58.29	0.09	0.08	41.22	80.78	0.51	6
9	media_fatica	454.90	16.09	4.14	0.00	4.13	0.04	0.01	2.92	22.56	0.13	12
9	alta_fatica	356.31	16.47	1.83	0.00	1.83	0.05	0.01	1.29	23.26	0.06	14
10	riposo	979.47	60.34	57.86	38.68	57.86	0.06	0.06	40.91	74.89	0.55	6
10	media_fatica	783.47	63.63	47.90	20.98	47.90	0.08	0.06	33.87	83.37	0.41	7
10	alta_fatica	448.16	102.36	88.18	6.37	88.17	0.23	0.20	62.35	130.64	0.48	15
11	riposo	761.21	46.03	33.99	14.14	33.99	0.06	0.04	24.04	60.50	0.40	6
11	media_fatica	515.12	15.77	9.46	1.42	9.46	0.03	0.02	6.69	21.28	0.31	7
11	alta_fatica	388.73	34.16	6.75	0.51	6.74	0.09	0.02	4.77	48.07	0.10	15

**Tabella 6.1:** Dataset utilizzato per la classificazione, contenente per ciascun soggetto e fase sperimentale i parametri HRV, RPE e etichetta di classe associata

### 6.1.2 Modello di Machine Learning

A partire dal dataset così pre-elaborato, sono stati implementati due metodi di classificazione volti a discriminare i tre stati di fatica (*riposo*, *media fatica*, *alta fatica*). I due metodi differivano per la strategia di normalizzazione e per il tipo di modello predittivo adottato: una **regressione logistica** con normalizzazione intra-soggetto e un **classificatore SVM** con kernel radiale di base (RBF) abbinato a una normalizzazione robusta (*RobustScaler*). La Tabella 6.2 riassume le principali differenze metodologiche tra i due approcci.

Sebbene la regressione logistica rappresenti un modello lineare semplice e interpretabile, essa risulta fortemente dipendente dalla disponibilità di una fase di riferimento a riposo, condizione non sempre garantita in scenari applicativi reali. Per questo motivo, nel presente lavoro si è scelto di focalizzare l'analisi sul modello

**SVM** con kernel radiale, che offre una maggiore capacità di generalizzazione e una migliore adattabilità a condizioni sperimentali eterogenee, risultando più idoneo a contesti di monitoraggio continuo e dispositivi indossabili. Le sezioni seguenti descrivono nel dettaglio la configurazione, il training e la procedura di validazione adottate per tale modello.

Aspetto	Regressione Logistica (RL)	SVM con Kernel RBF
Tipo di normalizzazione	Z-score intra-soggetto (baseline individuale)	Mediana e IQR ( <i>RobustScaler</i> )
Necessità di baseline	Sì, richiede la fase di riposo per ogni soggetto	No, indipendente dalla baseline
Trattamento della variabilità inter-soggetto	Compensata tramite normalizzazione individuale	Ridotta tramite scaling robusto globale
Gestione outlier	Sensibile a valori estremi	Robusta a outlier e distribuzioni asimmetriche
Relazione tra feature e classe	Lineare	Non lineare (kernel RBF)
Interpretabilità del modello	Elevata (coefficienti interpretabili)	Minore (decisione non lineare)
Applicabilità	Studi sperimentali controllati	Applicazioni real-time o sistemi wearable
Vantaggi principali	Semplicità e interpretabilità	Maggiore robustezza e generalizzabilità
Limiti principali	Richiede acquisizione a riposo per ogni soggetto	Minor interpretabilità

**Tabella 6.2:** Confronto metodologico tra i due approcci di classificazione basati su regressione logistica e SVM con kernel RBF.

## Normalizzazione e modello SVM

L'intero processo di classificazione è stato implementato in ambiente Python utilizzando la libreria *scikit-learn* [81], che fornisce un insieme strutturato di strumenti per il machine learning supervisionato e non supervisionato.

Il classificatore adottato è un **Support Vector Machine (SVM)** con kernel radiale di base (*Radial Basis Function*, RBF). L'SVM è un algoritmo supervisionato che ricerca l'iperpiano di separazione ottimale tra le classi, massimizzando il margine tra i campioni appartenenti a categorie differenti. Nel caso in cui i dati non siano linearmente separabili, l'utilizzo del kernel RBF consente di mappare i campioni in uno spazio di dimensioni superiori, dove diventa possibile individuare un confine di decisione non lineare.



Il kernel RBF è definito come:

$$K(x, x') = \exp\left(-\gamma\|x - x'\|^2\right)$$

dove il parametro  $\gamma$  controlla l'influenza di ciascun campione e determina la curvatura del confine di decisione. Valori più elevati di  $\gamma$  rendono il modello più sensibile alle variazioni locali, mentre valori più bassi producono una separazione più regolare e generalizzabile [25]. Nel presente lavoro, il parametro non è stato definito manualmente per evitare *overfitting* ma lasciato al valore di default di *scikit-learn* (`gamma="scale"`), che calcola automaticamente  $\gamma$  come:

$$\gamma = \frac{1}{n_{\text{features}} \cdot \text{Var}(X)}$$

in funzione della varianza complessiva del dataset e del numero di feature. Questa impostazione consente di adattare il kernel alla scala delle feature dopo la normalizzazione robusta, garantendo un buon compromesso tra capacità di generalizzazione e complessità del modello.

In questo modo, il modello è in grado di catturare relazioni complesse tra i parametri di HRV e lo stato di fatica, risultando particolarmente adatto per dati fisiologici caratterizzati da variabilità intra- e inter-soggetto e da possibili componenti non stazionarie.

Dopo aver definito la struttura teorica del classificatore, il modello è stato implementato in *Python* utilizzando una pipeline modulare di preprocessing e classificazione, realizzata tramite la classe `Pipeline` di *scikit-learn*. La pipeline adottata include tre fasi principali:

1. **Gestione dei valori mancanti:** i dati mancanti sono stati imputati mediante la classe `SimpleImputer` (`strategy="median"`), che sostituisce eventuali NaN con la mediana della distribuzione, garantendo coerenza statistica con l'approccio robusto adottato.
2. **Normalizzazione robusta:** le feature numeriche sono state scalate con la classe `RobustScaler`, che utilizza la mediana e l'intervallo interquartile (IQR) secondo la formula

$$x' = \frac{x - \text{mediana}(x)}{\text{IQR}}$$

riducendo l'influenza dei valori anomali e migliorando la generalizzabilità del classificatore.

3. **Classificazione:** il modello di apprendimento è stato implementato mediante la classe `SVC` (Support Vector Classification) con kernel radiale di base (`kernel="rbf"`). Sono stati abilitati i parametri `class_weight="balanced"`

per compensare eventuali squilibri tra le classi e `probability=True` per calcolare le probabilità di appartenenza, utilizzate per derivare un indicatore continuo denominato Indice di Intensità (II).

L'**Indice di Intensità (II)** rappresenta una misura sintetica e continua del livello di fatica percepito, calcolata come differenza tra la probabilità di appartenenza alla classe di alta fatica e quella alla classe di riposo:

$$II = P(\text{Alta Fatica}) - P(\text{Riposo})$$

Un valore di *II* positivo indica una maggiore probabilità che il soggetto si trovi in uno stato di affaticamento elevato, mentre valori prossimi allo zero o negativi riflettono condizioni fisiologiche compatibili con il riposo o con sforzi di bassa intensità. L'indice fornisce dunque una stima continua dell'intensità dello sforzo, utile per confrontare la risposta fisiologica tra soggetti o condizioni diverse, e per rappresentare la transizione tra stati discreti di fatica in modo più graduale e informativo.

Il flusso di addestramento è stato organizzato all'interno della funzione `svm_robust_evaluation()`, che riceve in input il dataset preprocessato e restituisce un insieme di metriche e tabelle riassuntive esportate in formato `.xlsx`. Le features sono state estratte come array `X`, mentre le etichette di classe sono state mappate nel vettore `y`.

### 6.1.3 Validazione del Modello

Dal punto di vista dell'addestramento, il dataset è stato suddiviso in set di training e test secondo una procedura di LOOCV. In questo schema, ad ogni iterazione vengono esclusi tutti i campioni appartenenti a un singolo soggetto, utilizzati come insieme di test, mentre il modello viene addestrato sui dati degli altri soggetti. Questo approccio è particolarmente indicato in due circostanze: quando il dataset presenta dimensioni ridotte e quando si intende valutare la capacità del modello di generalizzare a nuovi soggetti non presenti nella fase di training [29, 90].

Nel presente lavoro, con un totale di  $N = 11$  soggetti, la procedura di LOOCV ha comportato l'addestramento di 11 modelli indipendenti. Ad ogni iterazione, il *training set* comprendeva i dati di 10 soggetti (30 campioni), mentre il *test set* era costituito dai 3 campioni del soggetto escluso. In tal modo, ciascun partecipante è stato utilizzato una sola volta come soggetto di test, garantendo una valutazione equa e completa delle prestazioni del classificatore.

Pur essendo computazionalmente più dispendiosa rispetto ad altre forme di validazione incrociata, questa tecnica presenta due vantaggi principali:

- utilizza il massimo numero di dati disponibili per ogni fase di training ( $N - 1$  soggetti);

- fornisce una stima affidabile della capacità di generalizzazione del modello, riducendo la dipendenza dai campioni specifici di training.

Durante ogni iterazione, il classificatore SVM è stato addestrato mantenendo i parametri di default di *scikit-learn*, in particolare il kernel radiale (`kernel="rbf"`) e il parametro  $\gamma$  impostato automaticamente su `"scale"`. Questa scelta metodologica, coerente con un approccio conservativo, è stata adottata per evitare fenomeni di overfitting su un dataset di dimensioni limitate e garantire la riproducibilità dei risultati.

Per ciascun ciclo di validazione sono state calcolate le metriche di performance del classificatore, in particolare **accuratezza bilanciata** (*balanced accuracy*), **precision**, **recall** e **F1-score**, al fine di verificare la coerenza e la stabilità del modello tra le tre classi considerate, come descritto nella Sezione 2.2.3. I risultati di tutte le iterazioni sono stati successivamente aggregati, ottenendo le medie complessive delle metriche di performance e stimando in modo robusto l'accuratezza generalizzata del sistema.

La procedura di LOOCV è stata implementata direttamente nello script di classificazione, sfruttando le funzionalità della libreria *scikit-learn* [81]. Ad ogni ciclo, il modello SVM veniva ricostruito e riaddestrato, salvando le probabilità di appartenenza alle tre classi e le predizioni individuali, successivamente aggregate per la valutazione complessiva del sistema.

L'intero flusso di elaborazione e classificazione dei dati HRV, comprendente la normalizzazione, la validazione e il calcolo delle metriche di performance, è stato sviluppato all'interno dello script descritto in Appendice E.

## 6.2 Risultati della Classificazione

Il classificatore *Support Vector Machine* (SVM) con kernel radiale (*RBF*) e normalizzazione robusta (*RobustScaler*) è stato addestrato e validato secondo lo schema di cross-validazione *Leave-One-Out*, utilizzando come input le feature derivate dalle metriche di variabilità della frequenza cardiaca (HRV) e come variabile dipendente le tre etichette di fatica (*riposo*, *media\_fatica*, *alta\_fatica*). L'intera pipeline di classificazione è stata implementata nello script riportato in Appendice E.1.

### 6.2.1 Prestazioni Complessive

Il modello ha raggiunto una *Balanced Accuracy* complessiva pari all'81,8%, mostrando buone prestazioni di classificazione nelle tre condizioni considerate. Le metriche di *precision*, *recall* e *F1-score* sono riportate in Tabella 6.3. La classe *alta\_fatica* ha ottenuto i valori più elevati di accuratezza (*precision* = 1.00, *recall*

$= 0.91$ ,  $F1 = 0.95$ ), mentre le condizioni di *media\_fatica* e *riposo* hanno mostrato prestazioni inferiori ma coerenti con la complessità del compito di classificazione.

Il risultato di 81,8% di Balanced Accuracy rappresenta la media delle undici iterazioni della procedura di validazione *Leave-One-Out*, garantendo una stima robusta della capacità di generalizzazione del modello a soggetti non inclusi nella fase di addestramento. Nel complesso, il modello ha mantenuto prestazioni equilibrate tra le classi, senza mostrare tendenze di sovra- o sotto-classificazione marcate.

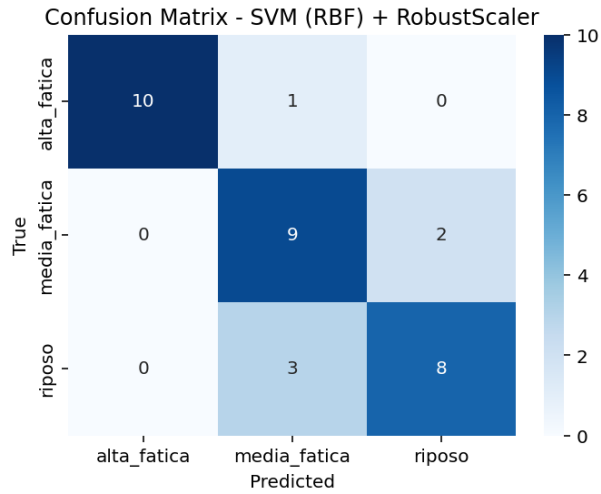
Si osservano in totale sei errori di classificazione su trentatré campioni. Gli errori si concentrano principalmente tra le classi contigue (*riposo-media\_fatica*), in linea con la gradualità della transizione tra i livelli di intensità dello sforzo.

Classe	Precision	Recall	F1-score	Support
Alta_fatica	1.00	0.91	0.95	11
Media_fatica	0.69	0.82	0.75	11
Riposo	0.80	0.73	0.76	11
<b>Balanced Accuracy</b>	0.82	0.82	0.82	–
<b>Media macro</b>	0.83	0.82	0.82	33
<b>Media pesata</b>	0.83	0.82	0.82	33

**Tabella 6.3:** Metriche di performance del classificatore SVM (RBF) con *RobustScaler*.

### 6.2.2 Distribuzione delle Predizioni

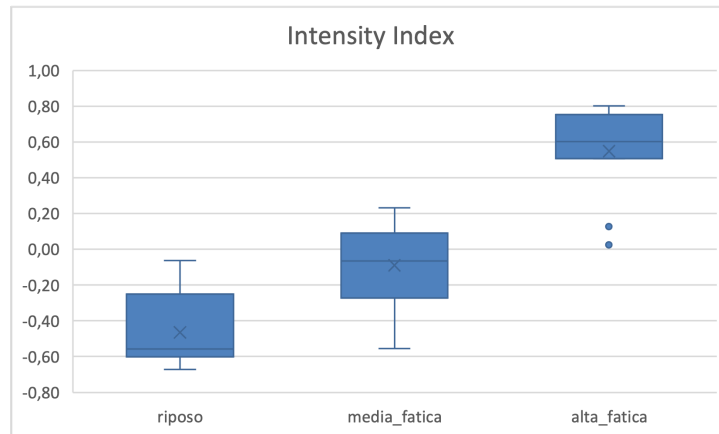
La Figura 6.2 mostra la matrice di confusione ottenuta dal modello. Si osserva una netta separazione tra le tre condizioni, con la classe *alta\_fatica* riconosciuta correttamente in quasi tutti i casi e un numero limitato di scambi tra *riposo* e *media\_fatica*. Le diagonal ben popolate e la scarsità di errori lontani dalla diagonale principale indicano una buona stabilità del classificatore e una struttura coerente delle decisioni.



**Figura 6.2:** Matrice di confusione del classificatore SVM (RBF) con *RobustScaler*.

### 6.2.3 Indice di Intensità

La Figura 6.3 riporta la distribuzione dell'*Intensity Index*, definito come differenza tra la probabilità assegnata alla classe *alta\_fatica* e quella *riposo*. L'indice mostra un incremento progressivo tra le tre condizioni, riflettendo la variazione delle probabilità di appartenenza alle classi.



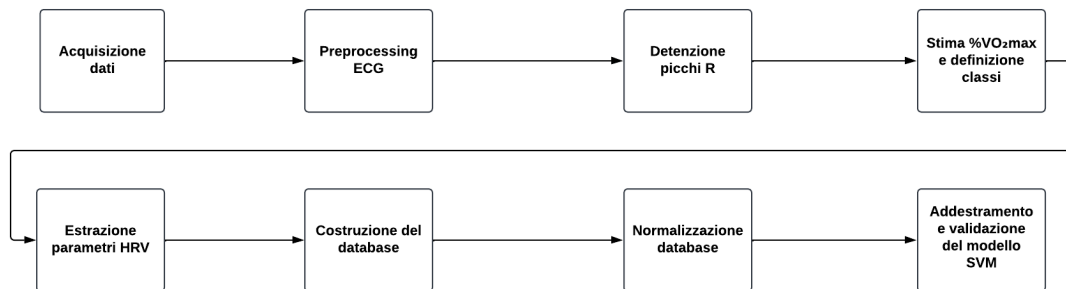
**Figura 6.3:** Distribuzione dell'*Intensity Index* per ciascun livello di fatica.

Il boxplot dell'*Indice di Intensità* evidenzia una chiara separazione tra le tre condizioni sperimentali. Nella fase di riposo, i valori si concentrano su intervalli negativi, indicando la bassa probabilità di appartenenza alla classe di alta fatica. Durante la condizione di media fatica, l'indice assume valori intermedi e più

variabili, leggermente sovrapposti con il riposo, mentre nella fase di alta fatica risulta stabilmente positivo e con minore dispersione. Nel complesso, l'andamento progressivo dell'indice segue in modo coerente l'aumento dello sforzo percepito, dimostrando la coerenza interna del modello.

#### 6.2.4 Risultati per Soggetto

La Tabella 6.4 riporta i risultati campione per campione, con le etichette reali e predette, il valore di RPE, le probabilità associate alle tre classi e l'indice di intensità calcolato per ogni osservazione. Le etichette reali rappresentano i livelli di fatica assegnati a ciascun segmento di analisi in base alle soglie di intensità definite a partire dal consumo relativo di ossigeno ( $\% \text{VO}_2\text{max}$ ) e dai corrispondenti valori di percezione soggettiva dello sforzo, come descritto nella Sezione 5.3.3. Esse costituiscono il riferimento (*ground truth*) per la valutazione delle predizioni del modello. Le righe evidenziate in rosso indicano le predizioni errate, che rappresentano casi isolati e non sistematici. La maggior parte dei soggetti mostra una coerenza interna tra i tre livelli di fatica, con incrementi progressivi dell'indice di intensità all'aumentare del valore di RPE.



**Figura 6.4:** Diagramma di flusso del processo di acquisizione, elaborazione e classificazione dei segnali ECG. Il flusso illustra le fasi principali: dall'acquisizione dei dati grezzi fino all'addestramento e validazione del modello SVM, passando per preprocessing, rilevazione dei picchi R, estrazione dei parametri HRV e costruzione del database.

ID	Etichetta reale	Predetta	RPE	P <sub>riposo</sub>	P <sub>media</sub>	P <sub>alta</sub>	IntensityIndex	Corretto
1	riposo	media_fatica	6	0.25	0.66	0.08	-0.17	No
1	media_fatica	media_fatica	9	0.17	0.57	0.26	0.09	Sì
1	alta_fatica	alta_fatica	15	0.09	0.22	0.69	0.60	Sì
2	riposo	riposo	6	0.65	0.34	0.01	-0.64	Sì
2	media_fatica	media_fatica	9	0.37	0.35	0.28	-0.09	Sì
2	alta_fatica	alta_fatica	16	0.03	0.13	0.83	0.80	Sì
3	riposo	riposo	6	0.61	0.38	0.01	-0.60	Sì
3	media_fatica	media_fatica	7	0.29	0.50	0.20	-0.09	Sì
3	alta_fatica	alta_fatica	14	0.08	0.34	0.58	0.51	Sì
4	riposo	riposo	6	0.63	0.34	0.03	-0.60	Sì
4	media_fatica	media_fatica	7	0.19	0.52	0.28	0.09	Sì
4	alta_fatica	alta_fatica	14	0.09	0.25	0.66	0.57	Sì
5	riposo	media_fatica	6	0.23	0.60	0.17	-0.06	No
5	media_fatica	media_fatica	11	0.26	0.47	0.27	0.02	Sì
5	alta_fatica	alta_fatica	14	0.05	0.14	0.82	0.77	Sì
6	riposo	riposo	6	0.57	0.41	0.02	-0.55	Sì
6	media_fatica	media_fatica	7	0.25	0.56	0.19	-0.07	Sì
6	alta_fatica	alta_fatica	13	0.06	0.17	0.78	0.72	Sì
7	riposo	riposo	6	0.68	0.32	0.01	-0.67	Sì
7	media_fatica	media_fatica	11	0.41	0.45	0.14	-0.27	Sì
7	alta_fatica	alta_fatica	15	0.06	0.14	0.81	0.75	Sì
8	riposo	riposo	6	0.61	0.37	0.02	-0.59	Sì
8	media_fatica	riposo	7	0.64	0.27	0.09	-0.55	No
8	alta_fatica	alta_fatica	13	0.13	0.18	0.69	0.55	Sì
9	riposo	riposo	6	0.50	0.43	0.07	-0.43	Sì
9	media_fatica	media_fatica	12	0.08	0.60	0.31	0.23	Sì
9	alta_fatica	media_fatica	14	0.05	0.77	0.18	0.13	No
10	riposo	riposo	6	0.57	0.42	0.01	-0.56	Sì
10	media_fatica	riposo	7	0.56	0.34	0.10	-0.45	No
10	alta_fatica	alta_fatica	15	0.34	0.30	0.36	0.02	Sì
11	riposo	media_fatica	6	0.34	0.57	0.09	-0.25	No
11	media_fatica	media_fatica	7	0.14	0.60	0.26	0.12	Sì
11	alta_fatica	alta_fatica	15	0.06	0.29	0.66	0.60	Sì

**Tabella 6.4:** Risultati campione per campione (tutti i soggetti). Le righe in rosso indicano predizioni errate.

# Capitolo 7

## Discussione

### 7.1 Confronto tra i Dispositivi di Frequenza Cardiaca

Il confronto tra i valori medi di frequenza cardiaca ottenuti dal dispositivo MotemaSens [62][63] e dalla fascia toracica Garmin HRM-Dual [65] evidenzia un'elevata concordanza, con differenze medie inferiori a 2 bpm in entrambe le fasi del protocollo. Questa coerenza è un risultato rilevante poiché indica che il sistema sviluppato, basato su acquisizione ECG a tre derivazioni e analisi automatizzata del segnale, è in grado di fornire stime della frequenza cardiaca comparabili a quelle di un sensore elettrocardiografico commerciale validato per uso sportivo.

La differenza media osservata (1.3 bpm nel primo livello di carico e 0.9 bpm nel secondo) è dello stesso ordine di grandezza degli errori riportati in letteratura per dispositivi ECG durante attività fisica. Ad esempio, lo studio di Parak et al. [91], che confrontava una fascia toracica e un top con sensore ECG integrato rispetto a un riferimento clinico, ha riportato un errore medio assoluto ( $MAE$ ) di 0.93 bpm per la fascia e 3.82 bpm per il top in un protocollo dinamico.

Le differenze medie osservate in questo lavoro di tesi, sebbene non direttamente paragonabili in quanto derivanti dal confronto tra due dispositivi di misura e non rispetto a un gold standard clinico, si collocano all'interno di questo intervallo di accuratezza, confermando l'affidabilità del sistema sviluppato. Gli scarti ottenuti rientrano dunque ampiamente nei margini di tolleranza attesi per sistemi di monitoraggio cardiaco basati su rilevamento elettrico diretto. In questo contesto, il Garmin HRM-Dual [65] rappresenta un sensore a due elettrodi con trasmissione BT, ampiamente validato per l'uso in ambito sportivo e considerato affidabile come riferimento empirico. La coerenza riscontrata conferma che il pipeline di analisi sviluppato per il MotemaSens [62][63] comprendente filtraggio, rilevamento dei picchi R e calcolo della frequenza cardiaca, riproduce accuratamente la dinamica



fisiologica osservata, garantendo una misura della frequenza cardiaca coerente con quella ottenuta da un sistema commerciale validato.

Tali differenze, dell'ordine di una o due pulsazioni, risultano inferiori alla variabilità fisiologica spontanea della frequenza cardiaca e possono essere considerate trascurabili dal punto di vista applicativo. Inoltre, l'errore tende a ridursi con l'aumentare dell'intensità dell'esercizio: questo suggerisce che, in condizioni di sforzo più elevato, il segnale ECG ottenuto dal MotemaSens [62][63] presenta un miglior rapporto segnale-rumore, verosimilmente per la maggiore ampiezza dei complessi QRS.

Questi risultati confermano tre aspetti fondamentali:

- i. **Qualità del segnale ECG:** il tracciato acquisito dal MotemaSens [62][63] mantiene una qualità sufficiente anche durante l'esercizio dinamico, condizione in cui gli artefatti di movimento rappresentano una criticità rilevante per i dispositivi di misura.
- ii. **Affidabilità del pipeline di elaborazione:** le procedure di filtraggio e rilevamento dei picchi R implementate tramite *NeuroKit2* [79][89] si dimostrano robuste, garantendo una stima accurata della frequenza cardiaca anche in presenza di rumore residuo.
- iii. **Validità funzionale del sistema:** l'allineamento con i valori del Garmin [65] suggerisce che l'intero sistema, dall'acquisizione alla post-elaborazione, è adeguato a un utilizzo pratico per il monitoraggio fisiologico continuo.

È importante sottolineare che il confronto è stato effettuato in due condizioni di carico molto diverse, rappresentative di intensità submassimali crescenti. La coerenza osservata in entrambi i casi conferma che il sistema mantiene stabilità e affidabilità lungo un ampio intervallo di frequenze cardiache (70–180 bpm). Questo aspetto è fondamentale, poiché le variazioni del ritmo e la presenza di artefatti muscolari tendono ad aumentare con l'intensità dello sforzo. Il fatto che le differenze rimangano minime anche a frequenze elevate è un indicatore di buona qualità elettrodo–pelle e di una corretta configurazione della derivazione utilizzata (in particolare la D2, allineata con l'asse elettrico cardiaco).

Le lievi discrepanze individuali, osservate in due soggetti (2 e 10) con errori di 4 bpm, possono essere attribuite a transienti di movimento o a lag temporali tra i sistemi, che operano con frequenze di campionamento e filtri interni differenti.

Nel complesso, il risultato conferma la validità del sistema MotemaSens [62][63] per il monitoraggio della frequenza cardiaca e fornisce solide fondamenta per l'analisi dei parametri HRV. Una misura HR accurata e stabile rappresenta infatti il prerequisito essenziale per il calcolo di metriche di variabilità affidabili [23]. In altre parole, la buona sovrapposizione tra i segnali dei due dispositivi non solo

attesta la correttezza della misura, ma consente di progredire verso l'obiettivo finale del lavoro, ovvero la caratterizzazione della fatica attraverso indici ECG-HRV.

## 7.2 Confronto tra $\text{VO}_2\text{max}$ Stimato e Misurato

Il confronto tra i valori di  $\text{VO}_2\text{max}$  stimato mediante la formula di Ekblom-Bak [72] e quelli misurati con il sistema metabolico portatile Cosmed K5 [61] mostra una buona concordanza complessiva, con un errore relativo medio pari all'8.9% per la stima basata sui dati del MotemaSens [62][63] e all'8.6% per quella derivata dalla fascia toracica Garmin HRM-Dual [65]. Nella maggior parte dei soggetti (80% del campione) l'errore è rimasto inferiore all'11%, mentre in due casi si sono osservate discrepanze più elevate (14% e 26%), riconducibili a differenze strumentali e metodologiche, come la natura submassimale del protocollo e la precisione del carico imposto dal cicloergometro.

L'analisi di Bland-Altman (Figura 5.5) evidenzia un *bias* medio di circa  $+1.1 \text{ mL} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{min}^{-1}$ , con limiti di accordo compresi tra circa  $-7.3$  e  $+9.4 \text{ mL} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{min}^{-1}$ , sostanzialmente sovrapponibili per le due sorgenti di frequenza cardiaca. Questo scarto medio positivo indica una leggera tendenza del modello di Ekblom-Bak [72] a sovrastimare il consumo d'ossigeno rispetto ai valori misurati dal sistema Cosmed [61], ma l'entità dell'errore rimane contenuta e coerente con quanto riportato nello studio di validazione originale [84], in cui il coefficiente di variazione (CV) medio risultava pari a 8.7–9.4% e i limiti di accordo variavano da circa  $-7$  a  $+10 \text{ mL} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot \text{min}^{-1}$ . Pertanto, i risultati ottenuti in questo lavoro si collocano pienamente all'interno dell'intervallo di accuratezza documentato nella letteratura di riferimento, confermando la validità del modello anche in condizioni sperimentali reali e con strumenti diversi da quelli di laboratorio. La sovrapposizione quasi completa tra i grafici di Bland-Altman ottenuti con i due dispositivi per la misura della frequenza cardiaca rappresenta inoltre un ulteriore passo verso la validazione complessiva del dispositivo MotemaSens [62][63], evidenziandone la coerenza funzionale e la capacità di fornire dati equivalenti a quelli di un sistema commerciale validato.

È importante sottolineare che il confronto è stato condotto utilizzando un protocollo submassimale, coerente con la natura del test di Ekblom-Bak [72]. Di conseguenza, il valore di  $\text{VO}_2$  misurato dal Cosmed K5 [61] non rappresenta un vero  $\text{VO}_2\text{max}$ , bensì una predizione di quest'ultimo. L'assenza di criteri fisiologici tipici di un test massimale (plateau nel consumo d'ossigeno,  $\text{RQ} > 1.10$ , frequenza cardiaca  $\geq 90\%$  della teorica, ecc.) limita quindi la validità del confronto diretto con la stima del  $\text{VO}_2\text{max}$ . In altre parole, entrambe le misure descrivono il consumo d'ossigeno massimo ottenuto in condizioni submassimali, rendendo il parallelismo con un test clinico massimale solo parziale.

Un ulteriore elemento di incertezza deriva dal diverso approccio matematico adottato dai due metodi: mentre la formula di Ekblom–Bak [72] si basa su una regressione lineare che correla frequenza cardiaca e carico di lavoro, il software *OMNIA* del Cosmed K5 [61] impiega un'interpolazione lineare dei dati submassimali per estrapolare il valore massimo. La combinazione di due modelli con ipotesi differenti può contribuire alle differenze osservate, specialmente nei soggetti con risposta cardiaca non perfettamente lineare all'aumento di carico.

Anche il cicloergometro utilizzato ha influenzato l'accuratezza del calcolo del carico esterno ( $W$ ). Nel presente studio è stata impiegata un cicloergometro [64] a freno elettromagnetico di tipo commerciale, che fornisce la potenza in base ad algoritmi proprietari interni e non sempre direttamente comparabili con quelli dei cicloergometri di riferimento (es. Monark). Per ridurre questa distorsione è stato introdotto un fattore correttivo (Tabella 4.3 mediante interpolazione dei valori di potenza; tuttavia, tale procedura può aver introdotto un errore sistematico residuo che si riflette sulla stima finale del  $VO_2\text{max}$ .

Nonostante queste limitazioni metodologiche, i risultati complessivi ottenuti confermano la coerenza e l'affidabilità del modello di stima del  $VO_2\text{max}$  basato sulla frequenza cardiaca, soprattutto considerando la natura submassimale del test e le limitazioni strumentali presenti. Le differenze riscontrate rispetto alla misura metabolica diretta sono contenute e non indicano una sistematica sovra- o sottostima clinicamente rilevante. Questo risultato suggerisce che il protocollo adottato, integrato con il sistema MotemaSens [62][63], può rappresentare una soluzione efficace per la valutazione indiretta della capacità aerobica in contesti di monitoraggio a basso impatto fisiologico, in linea con l'obiettivo di sviluppare strumenti di stima non invasivi e applicabili anche fuori da ambienti clinici controllati. In particolare, tale approccio risulta adatto per soggetti che non possono sostenere test massimali, come individui in fase di riabilitazione, portatori di protesi o persone con limitazioni funzionali, offrendo un metodo sicuro e accessibile per la valutazione della capacità cardiorespiratoria. Questa validazione del  $VO_2\text{max}$  stimato fornisce ulteriore supporto all'affidabilità del sistema MotemaSens [62][63] per la caratterizzazione dello stato fisiologico durante l'esercizio.

L'accuratezza ottenuta nella stima del  $VO_2\text{max}$  ha posto le basi per l'elaborazione dei parametri relativi di intensità utilizzati nelle analisi successive. A partire dai valori stimati e misurati di consumo d'ossigeno e di frequenza cardiaca, è stato infatti possibile calcolare le percentuali di  $HR_{\text{max}}$  e di  $VO_2\text{max}$  individuali, secondo le relazioni descritte da Balady et al. [37]. Questa procedura, coerente con le raccomandazioni dell'ACSM [14], ha permesso di quantificare con precisione l'intensità relativa dell'esercizio e di definire le soglie fisiologiche di riferimento per la classificazione dei livelli di sforzo e di fatica. In tal modo, la validazione del  $VO_2\text{max}$  stimato non solo conferma l'affidabilità del sistema MotemaSens, ma consente anche di tradurre i parametri cardiometabolici in etichette di intensità

oggettive, funzionali all'addestramento del modello di classificazione.

### 7.3 Risultati di Classificazione

Il modello di classificazione basato su Support Vector Machine con kernel radiale e normalizzazione robusta ha mostrato prestazioni complessivamente solide e coerenti con gli obiettivi dello studio. La *Balanced Accuracy* media pari a 81.8% e i valori di *F1-score* compresi tra 0.75 e 0.95 evidenziano la capacità del modello di distinguere efficacemente i tre livelli di fatica (riposo, media\_fatica, alta\_fatica) sulla base delle sole features derivate dalla variabilità della frequenza cardiaca.

Nel contesto della letteratura, il risultato ottenuto si colloca in linea con quanto riportato da studi recenti che hanno applicato algoritmi di *machine learning* o reti neurali alla classificazione automatica della fatica basata su segnali ECG e parametri di HRV. Chen et al. [60] hanno riportato un'accuratezza del 96.9% su dataset pubblici e del 92.2% su dati propri, combinando feature derivate da ECG e HRV con caratteristiche estratte tramite reti neurali convoluzionali. In modo analogo, Pan et al. [57] hanno ottenuto una precisione dell'81.9% nella classificazione dello stato di fatica in piloti, impiegando un modello LVQ e confrontandolo con SVM e reti neurali tradizionali. Ni et al. [56] hanno riportato un'accuratezza dell'85.5% e un *F1-score* di 0.80 utilizzando esclusivamente indici di HRV, evidenziando come tali parametri possano descrivere efficacemente la risposta autonoma associata all'affaticamento. Anche l'approccio di Chang [92], basato su una rete neurale integrata con analisi relazionale dei segnali HRV, ha ottenuto prestazioni superiori al 97%, dimostrando il potenziale delle architetture non lineari nel catturare la complessità della risposta autonoma. Ramos et al. [59] hanno invece sviluppato un approccio multimodale basato su EMG e HRV, raggiungendo un'accuratezza media di 82% con classificatore SVM. Più recentemente, Guo et al. [93] hanno ottenuto un'accuratezza di 88.6% nella classificazione a tre livelli di fatica tramite modello *LightGBM* su 12 feature HRV e un indicatore respiratorio, mentre Zeng et al. [58] hanno raggiunto valori tra l'86% e il 95% utilizzando un classificatore *Decision Tree* su finestre ECG di soli 2 minuti, confermando l'efficacia di modelli basati esclusivamente su HRV.

Anche se alcuni studi riportino accuratèzze superiori al 95% con architetture complesse o dataset ottimizzati, il risultato dell'81.8% risulta particolarmente significativo considerando la semplicità dell'approccio e le condizioni sperimentali realistiche in cui è stato ottenuto. Tenendo conto di tali riferimenti, la *balanced accuracy* dell'81.8% ottenuta nel presente studio si posiziona nella fascia medio-alta dei risultati riportati in letteratura, nonostante l'utilizzo di un dataset di dimensioni ridotte e di un dispositivo *MotemaSens* [62][63] non ancora validato clinicamente. Ciò evidenzia la solidità del modello proposto e suggerisce che

un approccio basato unicamente su parametri HRV derivati da un segnale ECG acquisito con un dispositivo indossabile possa fornire prestazioni comparabili a quelle di sistemi multimodali più complessi, con il vantaggio di una maggiore semplicità di acquisizione e applicabilità in contesti di monitoraggio continuo, riabilitativo o ergonomico. Inoltre, il buon livello di accuratezza ottenuto rappresenta un ulteriore passo verso la validazione funzionale del dispositivo MotemaSens [62][63] come strumento per l'analisi della risposta fisiologica durante esercizio submassimale.

La *Confusion Matrix* (Figura 6.2) conferma una buona separazione tra le classi, con una classificazione corretta per tutti i campioni di *alta\_fatica* tranne uno, e un numero limitato di scambi tra le condizioni contigue *riposo* e *media\_fatica*. Questa distribuzione degli errori è fisiologicamente plausibile, poiché riflette la natura continua e graduale della transizione tra stati di attivazione autonoma piuttosto che una distinzione netta. È inoltre coerente con quanto osservato in studi precedenti sull'uso della HRV per la stima della fatica, dove la sovrapposizione parziale tra condizioni di sforzo moderato e riposo rappresenta un fenomeno atteso [23][44].

L'Indice di Intensità (Figura 6.3) conferma la coerenza interna del modello, infatti, i valori medi mostrano un incremento progressivo e statisticamente distinto tra le tre condizioni, con medie negative a riposo, prossime allo zero in *media\_fatica* e nettamente positive in *alta\_fatica*. Questo andamento dimostra che il classificatore non solo discrimina correttamente le etichette discrete, ma è anche in grado di restituire una rappresentazione continua e coerente dell'intensità dello sforzo fisiologico. L'indice costituisce dunque un utile strumento complementare per la quantificazione della fatica, potenzialmente applicabile in contesti di monitoraggio dinamico o predizione precoce dello stato di affaticamento. La natura continua dell'II lo rende particolarmente adatto per il monitoraggio in tempo reale, dove i cambiamenti gradualmente dello stato di fatica risultano più informativi delle classificazioni discrete.

Dal punto di vista metodologico, l'uso della normalizzazione robusta (*RobustScaler*) si è rivelato particolarmente efficace nel ridurre l'influenza della variabilità interindividuale, mantenendo prestazioni elevate anche in assenza di una fase di riferimento a riposo per ciascun soggetto. Questo aspetto rappresenta un punto di forza cruciale per l'applicazione in sistemi indossabili e scenari real-time, dove non è sempre possibile acquisire una baseline personalizzata. Inoltre, la procedura di validazione LOOCV ha garantito una stima realistica della capacità di generalizzazione del modello a soggetti non inclusi nel training, riducendo il rischio di overfitting tipico dei dataset di dimensioni limitate.

Nel complesso, i risultati ottenuti dimostrano che i parametri di HRV, opportunamente elaborati e normalizzati, possono essere utilizzati come indicatori affidabili dello stato di fatica, consentendo una classificazione accurata anche su dataset di piccole dimensioni e con protocolli sperimentali a intensità controllata. La forte

correlazione tra le classi predette e la progressione dell'Indice di Intensità suggerisce che il sistema è in grado di catturare variazioni fisiologiche coerenti con l'aumento del carico di lavoro, riflettendo la riduzione della modulazione parasimpatica e l'incremento della dominanza simpatica tipici dell'affaticamento.

In prospettiva, l'approccio proposto mostra un potenziale significativo per il monitoraggio non invasivo della fatica in contesti sportivi e riabilitativi. L'integrazione di un indice continuo come l'II, derivato da un modello supervisionato addestrato su features fisiologiche, rappresenta un passo concreto verso lo sviluppo di sistemi intelligenti in grado di adattare in tempo reale l'intensità dell'attività fisica o di prevenire condizioni di sovraccarico. Tali risultati consolidano ulteriormente la validità del sistema MotemaSens [62][63] come dispositivo sperimentale per l'analisi combinata di segnali ECG e HRV, completando il percorso di validazione funzionale iniziato con la stima del  $VO_2\text{max}$  e terminato nella classificazione automatica della fatica.

## Capitolo 8

# Conclusioni

### 8.1 Sintesi dei Risultati

Il lavoro svolto ha perseguito l’obiettivo di sviluppare e validare un sistema integrato per la stima e la classificazione della fatica a partire da segnali elettrocardiografici, combinando l’acquisizione mediante dispositivo indossabile con tecniche di elaborazione automatica e modelli di apprendimento supervisionato. L’intero percorso sperimentale, articolato in fasi di acquisizione, validazione e modellazione, ha consentito di verificare la coerenza tra le misure fisiologiche registrate e le stime derivate, confermando la solidità metodologica del protocollo e la potenzialità applicativa del sistema.

Nel confronto tra i dispositivi di frequenza cardiaca, il MotemaSens [62][63] ha mostrato un’elevata concordanza con la fascia toracica Garmin HRM-Dual [65], con differenze medie inferiori a 2 bpm lungo un ampio intervallo di frequenze cardiache (70–180 bpm). Questo risultato ha evidenziato la qualità del segnale acquisito anche durante esercizio dinamico e l’affidabilità del pipeline di elaborazione basato su *NeuroKit2* [79], costituendo il fondamento per l’estrazione robusta dei parametri di HRV.

Il modello di stima del consumo di ossigeno massimo, calcolato mediante la formula di Ekblom–Bak [72], ha mostrato una buona concordanza con i valori misurati dal sistema metabolico Cosmed K5 [61], con un errore relativo medio inferiore al 9%. L’analisi di Bland–Altman ha confermato limiti di accordo sovrapponibili a quelli riportati nello studio di validazione originale [84], attestando la coerenza del modello anche in condizioni sperimentali reali. Questa concordanza rappresenta un passo importante nella validazione funzionale del MotemaSens [62][63], che si è dimostrato capace di fornire dati equivalenti a un sistema clinicamente validato, anche in protocolli submassimali.

Un ulteriore aspetto di rilievo è che l’approccio proposto consente di sostituire,

in contesti sperimentali o applicativi, la misura diretta del consumo di ossigeno effettuata tramite metabolimetro portatile. Il sistema Cosmed K5 [61], pur rappresentando un riferimento affidabile per l'analisi cardiopolmonare, prevede l'utilizzo di una maschera facciale e di tubazioni che possono risultare ingombranti e contribuire a un aumento percepito della fatica e del discomfort durante l'esercizio. Il metodo qui proposto, basato esclusivamente su segnali ECG, riduce tale interferenza consentendo una stima indiretta ma accurata del  $\text{VO}_2\text{max}$ , con il vantaggio aggiuntivo di costi inferiori, maggiore semplicità d'uso e una migliore accettabilità da parte del soggetto. Tali caratteristiche rendono il sistema particolarmente adatto per il monitoraggio prolungato o in ambienti dove la praticità e la ridotta invasività rappresentano fattori determinanti.

L'approccio risulta quindi idoneo per la valutazione indiretta della capacità aerobica in contesti a basso impatto fisiologico, come programmi di riabilitazione, monitoraggio di soggetti con limitazioni funzionali o applicazioni ergonomiche.

L'accuratezza del modello di classificazione supervisionato, basato su Support Vector Machine con kernel radiale e normalizzazione robusta, ha raggiunto una *Balanced Accuracy* media pari all'81.8%, con valori di *F1-score* compresi tra 0.75 e 0.95. Queste prestazioni, ottenute su un dataset di dimensioni limitate e con un segnale derivante da un dispositivo sperimentale non ancora validato clinicamente, si collocano nella fascia medio-alta dei risultati presenti in letteratura. Nonostante alcuni studi abbiano riportato accuratezze superiori al 95% con architetture più complesse o dataset ottimizzati, il risultato ottenuto risulta particolarmente significativo per la semplicità dell'approccio, l'elevata generalizzabilità del modello e le condizioni sperimentali realistiche in cui è stato validato. L'integrazione di parametri HRV opportunamente normalizzati ha permesso di catturare la progressione fisiologica della fatica, confermando la validità del dispositivo MotemaSens [62][63] come piattaforma per la caratterizzazione automatica dello stato di affaticamento.

Nel complesso, il lavoro ha dimostrato la fattibilità e la validità di un sistema completamente indossabile, in grado di fornire misure cardiometaboliche affidabili e di classificare oggettivamente lo stato di fatica. I risultati costituiscono il fondamento per lo sviluppo di applicazioni concrete in ambito sportivo, clinico e di monitoraggio remoto, proponendo un'alternativa non invasiva e accessibile ai metodi di laboratorio tradizionali.

## 8.2 Limiti dello Studio e Prospettive Future

Nonostante i risultati ottenuti siano incoraggianti, il presente studio presenta alcune limitazioni che devono essere considerate nella loro interpretazione e che suggeriscono possibili direzioni di sviluppo futuro. La prima riguarda la numerosità del



campione sperimentale, limitata a un gruppo ristretto di soggetti sani e omogenei per età e livello di attività fisica. Un ampliamento della coorte, includendo individui di età e condizioni fisiologiche differenti, permetterebbe di migliorare la generalizzabilità dei modelli e di validare le relazioni tra parametri cardiaci e risposta metabolica in popolazioni eterogenee, quali anziani, pazienti cardiologici o soggetti in fase di recupero funzionale. Inoltre, l'esecuzione di più prove per soggetto, distribuite su giornate diverse, consentirebbe di valutare la ripetibilità intra-soggetto e la stabilità temporale delle misure.

Un secondo limite è rappresentato dalla natura submassimale del protocollo, che non consente la determinazione diretta del  $\text{VO}_2\text{max}$  né la verifica dei criteri fisiologici tipici dei test massimali. Sebbene tale approccio sia coerente con le finalità di sicurezza e sostenibilità del progetto, l'estensione a protocolli incrementali o a esercizi di diversa natura (ad esempio corsa o cammino su tapis roulant) permetterebbe di ampliare la gamma di intensità considerate e di verificare la robustezza del modello in condizioni biomeccaniche differenti. In futuro, l'utilizzo di un ergometro calibrato consentirebbe inoltre di migliorare la precisione del carico imposto e, di conseguenza, l'accuratezza della formula di Ekblom–Bak [72].

Dal punto di vista tecnico, un miglior allineamento temporale tra i flussi di dati provenienti dai diversi dispositivi (MotemaSens [62][63], Cosmed K5 [61] e cicloergometro [64]) potrebbe ridurre ulteriormente le discrepanze residue, aumentando la precisione del confronto tra segnali. Parallelamente, l'ottimizzazione hardware del dispositivo MotemaSens [62][63], ad esempio mediante un sistema di fissaggio più stabile e un firmware dedicato all'acquisizione durante la corsa, ne migliorerebbe la versatilità e la qualità del segnale in condizioni di movimento intenso.

Un'ulteriore direzione di sviluppo riguarda la possibilità di aumentare il numero di classi di fatica, introducendo livelli intermedi o distinguendo tra diverse modalità di esercizio (ad esempio ciclismo, corsa o cammino). Ciò renderebbe la classificazione più dettagliata e applicabile a un'ampia varietà di contesti fisiologici. In una prospettiva più specialistica, l'inclusione di soggetti portatori di protesi potrebbe consentire di esplorare un'interessante connessione: il ruolo dei parametri meccanici della protesi, come rigidità e grado di assorbimento, nella modulazione della risposta cardiaca e nella percezione della fatica. Tali analisi, integrate con le informazioni derivate dai segnali HRV, potrebbero fornire nuovi strumenti per la valutazione personalizzata della fatica e per il miglioramento del comfort e della sicurezza nei dispositivi ortopedici.

Infine, l'approccio di classificazione potrà essere esteso mediante tecniche di *deep learning* o modelli dinamici, capaci di adattarsi a dati provenienti da soggetti e condizioni differenti. L'obiettivo a lungo termine sarà la realizzazione di un sistema intelligente e adattivo, in grado di stimare in tempo reale lo stato di affaticamento e di regolare automaticamente l'intensità dell'esercizio o l'assistenza meccanica fornita da un dispositivo protesico.

Questo lavoro rappresenta un solido punto di partenza per un approccio integrato alla valutazione della fatica, che unisce la praticità di un dispositivo indossabile alla potenza analitica del *machine learning*. Le prospettive future delineate mirano a trasformare questo prototipo validato in una soluzione robusta e generalizzabile. Il percorso tracciato promette di contribuire significativamente al progresso delle tecnologie per la salute, la riabilitazione e l'ottimizzazione della prestazione umana, spostando il monitoraggio fisiologico di precisione dall'ambiente di laboratorio alla vita quotidiana.

## Appendice A

# Scala di Borg per la percezione dello sforzo (RPE)

Valore	Descrizione italiana	Descrizione originale
6	Nessuno sforzo percepito	No exertion at all
7	Estremamente leggero	Extremely light
8		
9	Molto leggero	Very light
10		
11	Leggero	Light
12		
13	Mediamente intenso	Somewhat hard
14		
15	Intenso	Hard (heavy)
16		
17	Molto intenso	Very hard
18		
19	Estremamente intenso	Extremely hard
20	Sforzo massimo	Maximal exertion

**Istruzioni fornite ai partecipanti:**

Ti chiediamo di stimare la fatica complessiva, considerando sia la sensazione centrale (respiro, cuore) sia quella periferica (gambe, braccia). Cerca di essere il più spontaneo e onesto possibile, senza riflettere troppo o confrontarti con altri. L'importante è la tua percezione soggettiva dello sforzo. Puoi scegliere qualsiasi numero, non solo quelli che hanno una descrizione.

**Riferimento:** Borg G. (1970). *Perceived exertion as an indicator of somatic stress*. *Scandinavian Journal of Rehabilitation Medicine*, 2, 92–98.

## Appendice B

# Questionario di Feedback

Il seguente questionario è stato somministrato ai partecipanti al termine di ciascuna sessione del test *Eklblom–Bak*, con l’obiettivo di raccogliere informazioni qualitative sulla percezione dello sforzo e sul comfort della strumentazione.

### Test Eklblom–Bak — Questionario di Feedback

---

#### 1. Hai avuto difficoltà a completare il test?

- ☐ Nessuna
- ☐ Qualche difficoltà
- ☐ Molte difficoltà

#### 2. Quale parte hai trovato più stancante?

- ☐ Muscoli delle gambe
- ☐ Respiro
- ☐ Entrambi in egual misura

**3. Quanto hai sentito affaticamento muscolare durante il test?**

nessun affaticamento    0    1    2    3    4    5    affaticamento massimo  
○    ○    ○    ○    ○    ○

**4. Quanto hai sentito difficoltà respiratoria durante il test?**

nessuna difficoltà    0    1    2    3    4    5    massima difficoltà  
○    ○    ○    ○    ○    ○

**5. Valuta la comodità della maschera**

per niente comoda    1    2    3    4    5    molto comoda  
○    ○    ○    ○    ○

**6. La maschera ha creato fastidi alla respirazione**

nessun fastidio    1    2    3    4    5    fastidio molto elevato  
○    ○    ○    ○    ○

**7. La maschera ha causato sensazione di calore o umidità**

nessuna sensazione    0    1    2    3    4    5    molto intensa  
○    ○    ○    ○    ○    ○

**8. Commenti liberi sul comfort della maschera**

**9. Come descriveresti il tuo livello di attività fisica abituale?**

- ☐ Sedentario (quasi mai attività)
- ☐ Attivo occasionale (1–2 volte/sett.)
- ☐ Moderatamente allenato (3–4 volte/sett.)
- ☐ Allenato regolarmente ( $\geq 5$  volte/sett.)
- ☐ Atleta / livello agonistico

**10. In media, quante ore alla settimana dedichi ad attività fisica moderata o intensa?**

- ☐ <1 h
- ☐ 1–3 h
- ☐ 4–6 h
- ☐ >6 h

**11. Quali tipi di attività fisica pratici più frequentemente? (Risposte multiple possibili)**

- ☐ Corsa / jogging
- ☐ Camminata
- ☐ Palestra / fitness
- ☐ Sport di squadra (calcio, basket, ecc.)
- ☐ Ciclismo
- ☐ Nuoto
- ☐ Attività libera non strutturata (es. passeggiate, esercizi a casa)

☐ Altro: \_\_\_\_\_

---

*Le risposte fornite sono state utilizzate esclusivamente a fini di analisi anonima e comparativa all'interno dello studio.*



## Appendice C

# Script di elaborazione del segnale ECG

```
1 #!/usr/bin/env python3
2  # -*- coding: utf-8 -*-
3  """
4  Analisi ECG con tempo reale, HR protocollo, VO2max e valutazione
    affidabilità derivazioni
5  Autore: Annarosa Scalcione
6  Data: 2025-09-13
7  """
8
9  # =====
10 # LIBRERIE
11 # =====
12 import numpy as np
13 import pandas as pd
14 import re
15 import matplotlib.pyplot as plt
16 import os
17 import neurokit2 as nk
18 from datetime import datetime
19
20 # =====
21 # FUNZIONI DI SUPPORTO
22 # =====
23
24 def parse_txt_to_npz(txt_path, npz_path):
25     """
26     Parsing del file .txt contenente ECG e salvataggio in formato
    .npz
27     """
```

```

28 pattern = r"(\d{2}:\d{2}:\d{2}\.\d+)\s+\[[\[(.*)\]\]\s+\[(.*)\]
29 \]\s+\[(.*)\]\]"
30 with open(txt_path, "r") as file:
31     text = file.read()
32     matches = re.findall(pattern, text, re.DOTALL)
33
34 timestamps, ecg1_list, ecg2_list, ecg3_list = [], [], [], []
35 for ts, e1, e2, e3 in matches:
36     try:
37         ecg1 = np.fromstring(e1, sep=' ')
38         ecg2 = np.fromstring(e2, sep=' ')
39         ecg3 = np.fromstring(e3, sep=' ')
40         if len(ecg1) == len(ecg2) == len(ecg3):
41             ecg1_list.append(ecg1)
42             ecg2_list.append(ecg2)
43             ecg3_list.append(ecg3)
44             timestamps.append(ts)
45         except:
46             print(f"Errore parsing blocco dopo {ts}")
47
48 np.savez(npz_path,
49         timestamps=np.array(timestamps),
50         ecg1=np.array(ecg1_list),
51         ecg2=np.array(ecg2_list),
52         ecg3=np.array(ecg3_list))
53 print(f"File salvato: {npz_path}")
54
55 def load_ecg_data(filename):
56     """
57     Carica i dati ECG da un file .npz
58     """
59     if not os.path.isfile(filename):
60         raise FileNotFoundError(f"Il file {filename} non esiste.")
61     data = np.load(filename, allow_pickle=True)
62     return data['ecg1'], data['ecg2'], data['ecg3'], data['
63 timestamps'], 1000 # fs
64
65 def reconstruct_time(timestamps, fs, n_samples=53):
66     """
67     Ricostruisce il tempo reale campione per campione tramite
68     interpolazione lineare
69     """
70     rel_time = []
71     for ts in timestamps:
72         dt = datetime.strptime(str(ts), "%H:%M:%S.%f")
73         sec = dt.hour*3600 + dt.minute*60 + dt.second + dt.
74         microsecond/1e6

```

```

73         rel_time.append(sec)
74         rel_time = np.array(rel_time) - rel_time[0]
75
76         t_full = []
77         for t0, t1 in zip(rel_time[:-1], rel_time[1:]):
78             block_times = np.linspace(t0, t1, n_samples, endpoint=
False)
79             t_full.extend(block_times)
80             block_times = np.linspace(rel_time[-1], rel_time[-1]+(
n_samples-1)/fs, n_samples)
81             t_full.extend(block_times)
82         return np.array(t_full)
83
84
85 def flatten_signals(ecg_array):
86     """Appiattisce un array blocchixcampioni in un vettore unico"""
87     return ecg_array.flatten()
88
89
90 def auto_invert_if_needed(signal, fs, label="ECG", debug=True):
91     """
92     Rileva automaticamente se la derivazione è invertita.
93     """
94     ecg_clean = nk.ecg_clean(signal, sampling_rate=fs)
95     ecg_qrs = nk.signal_filter(ecg_clean, sampling_rate=fs,
96                               lowcut=5, highcut=20, method="
butterworth", order=3)
97
98     _, rpeaks = nk.ecg_peaks(np.abs(ecg_qrs), sampling_rate=fs)
99     locs = rpeaks.get("ECG_R_Peaks", np.array([], dtype=int))
100
101     if len(locs) == 0:
102         if debug:
103             print(f"{label}: nessun R-peak trovato per il test di
polarità (nessuna inversione applicata).")
104         return signal
105
106     vals = ecg_qrs[locs]
107     frac_pos = np.mean(vals > 0)
108     frac_neg = 1 - frac_pos
109
110     if debug:
111         med_pos = np.median(vals[vals > 0]) if np.any(vals > 0)
112         med_neg = np.median(-vals[vals < 0]) if np.any(vals < 0)
113         print(f"{label}: R-positivi {frac_pos:.2%} / R-negativi {
frac_neg:.2%} ")

```

```

114         f"(|med pos|={med_pos:.3f}, |med neg|={med_neg:.3f})
115     ")
116     if frac_pos < 0.40:
117         if debug:
118             print(f"{label}: derivazione invertita automaticamente
119             .")
120         return -signal
121     else:
122         return signal
123
124 def plot_all_raw(ecg1, ecg2, ecg3, tt, start, dur):
125     """
126     Plot dei segnali ECG grezzi (3 derivazioni, stessa finestra
127     temporale)
128     """
129     mask = (tt >= start) & (tt < start+dur)
130     segs = [ecg1[mask], ecg2[mask], ecg3[mask]]
131     tseg = tt[mask]
132     labels = ["Derivazione I", "Derivazione II", "Derivazione III"]
133
134     plt.figure(figsize=(15, 8))
135     for i, (seg, lab) in enumerate(zip(segs, labels), start=1):
136         plt.subplot(3, 1, i)
137         plt.plot(tseg, seg, label="ECG grezzo")
138         plt.title(f"{lab} - grezzo [{start}-{start+dur}s]")
139         plt.xlabel("Tempo reale [s]")
140         plt.ylabel("Ampiezza [a.u.]")
141         plt.grid()
142     plt.tight_layout()
143     plt.show()
144
145 def plot_all_filtered(ecg1, ecg2, ecg3, tt, start, dur, fs):
146     """
147     Plot dei segnali ECG filtrati con R-peaks (3 derivazioni)
148     """
149     mask = (tt >= start) & (tt < start+dur)
150     segs = [ecg1[mask], ecg2[mask], ecg3[mask]]
151     tseg = tt[mask]
152     labels = ["Derivazione I", "Derivazione II", "Derivazione III"]
153
154     plt.figure(figsize=(15, 8))
155     for i, (seg, lab) in enumerate(zip(segs, labels), start=1):
156         ecg_clean = nk.ecg_clean(seg, sampling_rate=fs)
157         _, rpeaks = nk.ecg_peaks(ecg_clean, sampling_rate=fs)

```

```

158         rlocs = rpeaks["ECG_R_Peaks"]
159
160         plt.subplot(3, 1, i)
161         plt.plot(tseg, ecg_clean, label="ECG filtrato")
162         plt.plot(tseg[rlocs], ecg_clean[rlocs], "ro", label="R-
peaks")
163         plt.title(f"{lab} - filtrato [{start}-{start+dur}s]")
164         plt.xlabel("Tempo reale [s]")
165         plt.ylabel("Ampiezza [a.u.]")
166         plt.legend()
167         plt.grid()
168     plt.tight_layout()
169     plt.show()
170
171
172 def compute_hr_protocol(sig, tt, fs, centers, label):
173     """
174     Calcola la HR media nelle finestre centrate sui tempi di
175     protocollo
176     """
177     results = {}
178     for c in centers:
179         mask = (tt >= c-7.5) & (tt <= c+7.5)
180         seg = sig[mask]
181         if len(seg) > 0:
182             ecg_clean = nk.ecg_clean(seg, sampling_rate=fs)
183             _, rpeaks = nk.ecg_peaks(ecg_clean, sampling_rate=fs)
184             rlocs = rpeaks["ECG_R_Peaks"]
185             hr = nk.ecg_rate(rlocs, sampling_rate=fs) if len(rlocs
) > 1 else [np.nan]
186             results[c] = np.nanmean(hr)
187         else:
188             results[c] = np.nan
189     print(f"{label}")
190     for c, hr in results.items():
191         print(f"  HR @ {c:.0f}s = {hr:.1f} bpm")
192     return results
193
194 def calcola_vo2max(sex, age, delta_hr, delta_po, hr_standard):
195     """
196     Calcolo VO2max con formula Ekblom-Bak
197     """
198     if sex == "M":
199         return np.exp(
200             (2.04900 - 0.00858 * age)
201             - (0.90742 * delta_hr / delta_po)
202             + (0.00178 * delta_po)
203             - (0.00290 * hr_standard)
204         )

```

```

204     elif sex == "F":
205         return np.exp(
206             (1.84390 - 0.00673 * age)
207             - (0.62578 * delta_hr / delta_po)
208             + (0.00175 * delta_po)
209             - (0.00471 * hr_standard)
210         )
211     else:
212         raise ValueError("Sesso non valido. Usa 'M' o 'F'.")
213
214
215 def evaluate_signal_quality(ecg, fs, label="ECG", debug=True):
216     """
217     Valuta la qualità di una derivazione ECG (affidabile / non
218     affidabile).
219     """
220     ecg_clean = nk.ecg_clean(ecg, sampling_rate=fs)
221     _, rpeaks = nk.ecg_peaks(ecg_clean, sampling_rate=fs)
222     locs = rpeaks.get("ECG_R_Peaks", [])
223
224     durata_min = len(ecg) / fs / 60
225     if len(locs) < durata_min * 20:
226         if debug: print(f"{label}: troppo pochi R-peaks ({len(locs)}")
227         return False
228
229     hr = nk.ecg_rate(locs, sampling_rate=fs)
230     hr_mean, hr_std = np.nanmean(hr), np.nanstd(hr)
231     if not (35 < hr_mean < 210):
232         if debug: print(f"{label}: HR medio fuori range ({hr_mean}
233         :.1f} bpm)")
234         return False
235     if hr_std > 25:
236         if debug: print(f"{label}: HR instabile (std={hr_std:.1f})")
237         return False
238
239     rr = np.diff(locs) * 1000 / fs
240     bad_rr = np.sum((rr < 350) | (rr > 1800)) / len(rr) if len(rr)
241     > 0 else 1
242     if bad_rr > 0.3:
243         if debug: print(f"{label}: troppi intervalli RR anomali ({
244         bad_rr*100:.1f}%)")
245         return False
246
247     ecg_qrs = nk.signal_filter(ecg_clean, sampling_rate=fs, lowcut
248     =5, highcut=20)
249     power_qrs = np.mean(ecg_qrs**2)
250     power_tot = np.mean(ecg_clean**2)

```

```

246     snr = power_qrs / (power_tot - power_qrs + 1e-8)
247     if snr < 0.1:
248         if debug: print(f"{label}: SNR basso ({snr:.2f})")
249         return False
250
251     r_values = ecg_clean[locs] if len(locs) > 0 else []
252     if len(r_values) == 0 or np.mean(np.abs(r_values)) < 0.1 * np.
std(ecg_clean):
253         if debug: print(f"{label}: R-peaks troppo piccoli o
indistinti")
254         return False
255
256     if debug:
257         print(f"{label}: affidabile "
258               f"(HR={hr_mean:.1f}+/-{hr_std:.1f}, RR_ok={100*(1-
bad_rr):.1f}%, SNR={snr:.2f})")
259     return True
260
261
262 def load_subject_data(excel_path, subject_id):
263     """Carica i dati anagrafici e di test del soggetto da un file
Excel"""
264     df = pd.read_excel(excel_path)
265     row = df.loc[df["soggetto"] == int(subject_id)]
266     if row.empty:
267         raise ValueError(f"Nessun soggetto {subject_id} trovato in
{excel_path}")
268
269     sex = str(row["sesso"].values[0]).upper()
270     age = int(row["eta"].values[0])
271     weight = float(row["peso"].values[0])
272     po_high = float(row["po_high"].values[0])
273     delta_po = 1.079 * po_high - 31.618
274     vo2_gold = float(row["vo2_gold"].values[0]) if "vo2_gold" in
df.columns else None
275
276     return sex, age, weight, po_high, delta_po, vo2_gold
277
278
279 # =====
280 # ESECUZIONE
281 # =====
282
283 base_dir = "/Users/annarosascalcione/Desktop/universita/Magistrale
/Tesi Anna/codici/soggetti"
284
285 while True:
286     subject_id = input("Inserisci il numero del soggetto: ").strip
()

```

```

287     txt_path = os.path.join(base_dir, f"ECG_LOG_cyclette_{
subject_id}.txt")
288     npz_path = os.path.join(base_dir, f"ECG_LOG_cyclette_{
subject_id}.npz")
289
290     if os.path.exists(txt_path):
291         print(f"Analisi soggetto {subject_id}")
292         print(f"    TXT: {txt_path}")
293         print(f"    NPZ: {npz_path}")
294         break
295     else:
296         print(f"File {txt_path} non trovato. Riprova.")
297
298 parse_txt_to_npz(txt_path, npz_path)
299
300 ecg1_array, ecg2_array, ecg3_array, timestamps, fs = load_ecg_data
(npz_path)
301
302 t_full = reconstruct_time(timestamps, fs)
303 ecg1 = flatten_signals(ecg1_array)
304 ecg2 = flatten_signals(ecg2_array)
305 ecg3 = flatten_signals(ecg3_array)
306
307 ecg1 = auto_invert_if_needed(ecg1, fs, "Derivazione I")
308 ecg2 = auto_invert_if_needed(ecg2, fs, "Derivazione II")
309 ecg3 = auto_invert_if_needed(ecg3, fs, "Derivazione III")
310
311 start_sec, dur_sec = 300, 10
312 plot_all_raw(ecg1, ecg2, ecg3, t_full, start_sec, dur_sec)
313 plot_all_filtered(ecg1, ecg2, ecg3, t_full, start_sec, dur_sec, fs
)
314
315 centers_4min = [195, 210, 225, 240]
316 centers_8min = [435, 450, 465, 480]
317 hr1 = compute_hr_protocol(ecg1, t_full, fs, centers_4min+
centers_8min, "Derivazione I")
318 hr2 = compute_hr_protocol(ecg2, t_full, fs, centers_4min+
centers_8min, "Derivazione II")
319 hr3 = compute_hr_protocol(ecg3, t_full, fs, centers_4min+
centers_8min, "Derivazione III")
320
321 excel_path = "/Users/annarosascalcione/Desktop/universita/
Magistrale/Tesi Anna/codici/soggetti/dati_soggetti.xlsx"
322 sex, age, weight, po_high, delta_po, vo2_gold = load_subject_data(
excel_path, subject_id)
323
324 print(f"Dati soggetto {subject_id}:")
325 print(f"    Sesso={sex}, Eta={age}, Peso={weight} kg, PO_high={
po_high} W, Delta_PO={delta_po:.2f}")

```



```

326
327 vo2_results = {}
328 reliable_vo2 = {}
329
330 print("=== Risultati V02max per derivazione ===")
331 for ecg, hr_dict, label in zip(
332     [ecg1, ecg2, ecg3],
333     [hr1, hr2, hr3],
334     ["Derivazione I", "Derivazione II", "Derivazione III"]):
335
336     if all(~np.isnan(list(hr_dict.values()))):
337         hr_standard = np.nanmean([hr_dict[c] for c in centers_4min
338 ])
339         delta_hr = np.nanmean([hr_dict[c] for c in centers_8min])
340         - hr_standard
341         vo2max = calcola_vo2max(sex, age, delta_hr, delta_po,
342 hr_standard)
343         vo2max_mlkxmin = vo2max * 1000 / weight
344         vo2_results[label] = vo2max_mlkxmin
345
346         reliable = evaluate_signal_quality(ecg, fs, label)
347         if reliable:
348             reliable_vo2[label] = vo2max_mlkxmin
349             print(f"{label} - V02max stimato = {vo2max_mlkxmin:.2f
350 } ml/kg/min AFFIDABILE")
351         else:
352             print(f"{label} - V02max stimato = {vo2max_mlkxmin:.1f
353 } ml/kg/min ATTENZIONE: segnale non affidabile")
354         else:
355             vo2_results[label] = np.nan
356             print(f"{label} - HR insufficienti per calcolare il V02max
357 .")
358
359 if len(reliable_vo2) == len(vo2_results):
360     vo2_mean = np.mean(list(reliable_vo2.values()))
361     print(f"Tutte le derivazioni affidabili.")
362     print(f"V02max medio = {vo2_mean:.2f} ml/kg/min")
363 else:
364     print("Alcune derivazioni non sono affidabili.")
365     print("Valori stimati per ciascuna derivazione:")
366     for i, (label, val) in enumerate(vo2_results.items(), start=1)
367 :
368         print(f"    {i}. {label}: {val:.2f} ml/kg/min {'(affidabile
369 )' if label in reliable_vo2 else '(non affidabile)'}")
370
371     choice = input("Vuoi scegliere una derivazione specifica da
372 usare? (1/2/3 o Invio per media affidabili): ").strip()
373     if choice in ["1", "2", "3"]:
374         chosen_label = list(vo2_results.keys())[int(choice)-1]

```

```
366         vo2_mean = vo2_results[chosen_label]
367         print(f"Usata solo {chosen_label}: V02max = {vo2_mean:.2f}
368         ml/kg/min")
369     else:
370         if reliable_vo2:
371             vo2_mean = np.mean(list(reliable_vo2.values()))
372             print(f"V02max medio (solo derivazioni affidabili) = {
373             vo2_mean:.2f} ml/kg/min")
374         else:
375             vo2_mean = np.nan
376             print("Nessuna derivazione affidabile disponibile.")
377
378 if vo2_gold is not None and not np.isnan(vo2_mean):
379     err = abs(vo2_mean - vo2_gold) / vo2_gold * 100
380     print(f"V02max gold standard = {vo2_gold:.2f} ml/kg/min")
381     print(f"Errore percentuale = {err:.2f}%")
382 elif vo2_gold is None:
383     print("Nessun valore gold standard disponibile in Excel.")
384 else:
385     print("Nessun valore V02 stimato disponibile per calcolare l'
386     errore.")
```

**Listing C.1:** Analisi ECG e stima VO2max

# Appendice D

## Script di Estrazione Features HRV

```
1 #!/usr/bin/env python3
2  # -*- coding: utf-8 -*-
3  """
4  Analisi HRV su segnali ECG registrati in due condizioni (riposo e
5  cyclette),
6  con salvataggi automatici dei risultati e dei grafici.
7
8  Autore: Annarosa Scalcione
9  Data: 2025-09-15
10 """
11 # =====
12 # LIBRERIE
13 # =====
14 import numpy as np
15 import re
16 import matplotlib.pyplot as plt
17 import os
18 import neurokit2 as nk
19 import pandas as pd
20 from datetime import datetime
21
22 # Impostazioni di visualizzazione per tabelle pandas
23 pd.set_option("display.max_columns", None)
24 pd.set_option("display.width", None)
25
26 # =====
27 # FUNZIONI DI SUPPORTO
28 # =====
29
```

```

30 def parse_txt_to_npz(txt_path, npz_path):
31     """
32     Parsing di un file .txt contenente blocchi ECG
33     e salvataggio dei dati in formato .npz (più efficiente da
34     leggere).
35     """
36     pattern = r"(\d{2}:\d{2}:\d{2}\.\d+)\s+\[\[(*?)\]\]\s+\[\[(*?)\]\]\s+\[\[(*?)\]\]"
37     with open(txt_path, "r") as file:
38         text = file.read()
39         matches = re.findall(pattern, text, re.DOTALL)
40
41         timestamps, ecg1_list, ecg2_list, ecg3_list = [], [], [], []
42         for ts, e1, e2, e3 in matches:
43             try:
44                 ecg1 = np.fromstring(e1, sep=" ")
45                 ecg2 = np.fromstring(e2, sep=" ")
46                 ecg3 = np.fromstring(e3, sep=" ")
47                 if len(ecg1) == len(ecg2) == len(ecg3):
48                     ecg1_list.append(ecg1)
49                     ecg2_list.append(ecg2)
50                     ecg3_list.append(ecg3)
51                     timestamps.append(ts)
52             except:
53                 print(f"Errore parsing blocco dopo {ts}")
54
55         np.savez(npz_path,
56                 timestamps=np.array(timestamps),
57                 ecg1=np.array(ecg1_list),
58                 ecg2=np.array(ecg2_list),
59                 ecg3=np.array(ecg3_list))
60         print(f"File salvato: {npz_path}")
61
62 def load_ecg_data(filename):
63     """Carica i dati ECG da un file .npz."""
64     data = np.load(filename, allow_pickle=True)
65     return data["ecg1"], data["ecg2"], data["ecg3"], data["
66         timestamps"], 1000 # fs = 1000 Hz
67
68 def reconstruct_time(signal_array, timestamps, fs, n_samples=53):
69     """
70     Ricostruisce il tempo reale campione per campione a partire
71     dai blocchi.
72     Utilizza l'interpolazione lineare tra i timestamp consecutivi.
73     """
74     rel_time = []
75     for ts in timestamps:

```

```

75         dt = datetime.strptime(str(ts), "%H:%M:%S.%f")
76         sec = dt.hour * 3600 + dt.minute * 60 + dt.second + dt.
microsecond / 1e6
77         rel_time.append(sec)
78         rel_time = np.array(rel_time) - rel_time[0]
79
80         flat, t_full = [], []
81         for t0, t1, block in zip(rel_time[:-1], rel_time[1:],
signal_array[:-1]):
82             block_times = np.linspace(t0, t1, n_samples, endpoint=
False)
83             t_full.extend(block_times)
84             flat.extend(block)
85
86         # Aggiunge l'ultimo blocco
87         last_block = signal_array[-1]
88         last_times = np.linspace(rel_time[-1], rel_time[-1] + (
n_samples - 1) / fs, n_samples)
89         t_full.extend(last_times)
90         flat.extend(last_block)
91
92         return np.array(flat), np.array(t_full)
93
94
95 def auto_invert_if_needed(signal, fs, label="ECG", debug=True):
96     """
97     Inverte automaticamente il segnale se i complessi QRS
risultano prevalentemente negativi.
98     """
99     ecg_clean = nk.ecg_clean(signal, sampling_rate=fs)
100    ecg_qrs = nk.signal_filter(ecg_clean, sampling_rate=fs,
101                               lowcut=5, highcut=20, method="
butterworth", order=3)
102    _, rpeaks = nk.ecg_peaks(np.abs(ecg_qrs), sampling_rate=fs)
103    locs = rpeaks.get("ECG_R_Peaks", np.array([], dtype=int))
104
105    if len(locs) == 0:
106        return signal
107
108    vals = ecg_qrs[locs]
109    frac_pos = np.mean(vals > 0)
110    if frac_pos < 0.40:
111        return -signal
112    return signal
113
114
115 def compute_hrv_metrics(ecg, fs, label="ECG"):
116     """
117     Calcola le principali metriche HRV sull'intero segnale.

```

```

118     Include parametri temporali, frequenziali e non lineari.
119     """
120     ecg_clean = nk.ecg_clean(ecg, sampling_rate=fs)
121     _, info = nk.ecg_process(ecg_clean, sampling_rate=fs)
122
123     hrv_time = nk.hrv_time(info, sampling_rate=fs)
124     hrv_freq = nk.hrv_frequency(info, sampling_rate=fs)
125
126     meanNN = hrv_time["HRV_MeanNN"].values[0]
127     rmssd = hrv_time["HRV_RMSSD"].values[0]
128
129     # Calcolo intervalli NN e metriche derivate
130     rpeaks = info.get("ECG_R_Peaks", None)
131     if rpeaks is not None and len(rpeaks) > 1:
132         nn_intervals = np.diff(rpeaks) * 1000 / fs
133     else:
134         nn_intervals = np.array([])
135
136     if len(nn_intervals) > 1:
137         nn_diff = np.diff(nn_intervals)
138         SDSD = np.std(nn_diff)
139     else:
140         SDSD = np.nan
141
142     CVNN = hrv_time["HRV_SDNN"].values[0] / meanNN if meanNN > 0
143     else np.nan
144     CVSD = SDSD / meanNN if meanNN > 0 else np.nan
145
146     SD1 = hrv_time["HRV_SD1"].values[0] if "HRV_SD1" in hrv_time.
147     columns else rmssd / np.sqrt(2)
148     SD2 = hrv_time["HRV_SD2"].values[0] if "HRV_SD2" in hrv_time.
149     columns else np.sqrt(
150         max(0, 2 * hrv_time["HRV_SDNN"].values[0]**2 - 0.5 * rmssd
151         **2)
152     )
153     SD1_SD2_ratio = SD1 / SD2 if SD2 > 0 else np.nan
154
155     return {
156         "Derivazione": label,
157         "MeanNN": meanNN,
158         "SDNN": hrv_time["HRV_SDNN"].values[0],
159         "RMSSD": rmssd,
160         "pNN50": hrv_time["HRV_pNN50"].values[0],
161         "LF": hrv_freq["HRV_LF"].values[0],
162         "HF": hrv_freq["HRV_HF"].values[0],
163         "LF_norm": hrv_freq["HRV_LF"].values[0] / (hrv_freq["
164         HRV_LF"].values[0] + hrv_freq["HRV_HF"].values[0] + 1e-8),
165         "HF_norm": hrv_freq["HRV_HF"].values[0] / (hrv_freq["
166         HRV_LF"].values[0] + hrv_freq["HRV_HF"].values[0] + 1e-8),

```

```

161         "LF_HF_ratio": hrv_freq["HRV_LFHF"].values[0],
162         "SDSD": SDSD,
163         "CVNN": CVNN,
164         "CVSD": CVSD,
165         "SD1": SD1,
166         "SD2": SD2,
167         "SD1_SD2_ratio": SD1_SD2_ratio,
168     }
169
170 def compute_hrv_on_window(ecg, fs, t_full, start_sec, duration_sec
171 , label="ECG"):
172     """
173     Calcola le metriche HRV su una finestra temporale specifica
174     del segnale ECG.
175     """
176     mask = (t_full >= start_sec) & (t_full < start_sec +
177 duration_sec)
178     seg = ecg[mask]
179     if len(seg) < fs * 30:
180         return None
181
182     ecg_clean = nk.ecg_clean(seg, sampling_rate=fs)
183     _, info = nk.ecg_process(ecg_clean, sampling_rate=fs)
184
185     hrv_time = nk.hrv_time(info, sampling_rate=fs)
186     hrv_freq = nk.hrv_frequency(info, sampling_rate=fs)
187
188     meanNN = hrv_time["HRV_MeanNN"].values[0]
189     rmssd = hrv_time["HRV_RMSSD"].values[0]
190
191     # Calcolo parametri non lineari
192     rpeaks = info.get("ECG_R_Peaks", None)
193     if rpeaks is not None and len(rpeaks) > 1:
194         nn_intervals = np.diff(rpeaks) * 1000 / fs
195     else:
196         nn_intervals = np.array([])
197
198     if len(nn_intervals) > 1:
199         nn_diff = np.diff(nn_intervals)
200         SDSD = np.std(nn_diff)
201     else:
202         SDSD = np.nan
203
204     CVNN = hrv_time["HRV_SDNN"].values[0] / meanNN if meanNN > 0
205     else np.nan
206     CVSD = SDSD / meanNN if meanNN > 0 else np.nan
207
208     SD1 = hrv_time["HRV_SD1"].values[0] if "HRV_SD1" in hrv_time.
209     columns else rmssd / np.sqrt(2)

```

```

205     SD2 = hrv_time["HRV_SD2"].values[0] if "HRV_SD2" in hrv_time.
columns else np.sqrt(
206         max(0, 2 * hrv_time["HRV_SDNN"].values[0]**2 - 0.5 * rmssd
**2)
207     )
208     SD1_SD2_ratio = SD1 / SD2 if SD2 > 0 else np.nan
209
210     return {
211         "Derivazione": label,
212         "Fase": label.split(" - ")[-1],
213         "MeanNN": meanNN,
214         "SDNN": hrv_time["HRV_SDNN"].values[0],
215         "RMSSD": rmssd,
216         "pNN50": hrv_time["HRV_pNN50"].values[0],
217         "LF": hrv_freq["HRV_LF"].values[0],
218         "HF": hrv_freq["HRV_HF"].values[0],
219         "LF_norm": hrv_freq["HRV_LF"].values[0] / (hrv_freq["
HRV_LF"].values[0] + hrv_freq["HRV_HF"].values[0] + 1e-8),
220         "HF_norm": hrv_freq["HRV_HF"].values[0] / (hrv_freq["
HRV_LF"].values[0] + hrv_freq["HRV_HF"].values[0] + 1e-8),
221         "LF_HF_ratio": hrv_freq["HRV_LFHF"].values[0],
222         "SDSD": SDS,
223         "CVNN": CVNN,
224         "CVSD": CVSD,
225         "SD1": SD1,
226         "SD2": SD2,
227         "SD1_SD2_ratio": SD1_SD2_ratio,
228     }
229
230
231 def evaluate_signal_quality(ecg, fs, label="ECG", debug=True):
232     """
233     Valuta la qualità complessiva di una derivazione ECG
234     sulla base di criteri quantitativi (HR, RR, SNR, ecc.).
235     """
236     ecg_clean = nk.ecg_clean(ecg, sampling_rate=fs)
237     _, rpeaks = nk.ecg_peaks(ecg_clean, sampling_rate=fs)
238     locs = np.array(rpeaks.get("ECG_R_Peaks", []), dtype=int)
239
240     # 1. Numero minimo di battiti
241     durata_min = max(1e-9, len(ecg) / fs / 60.0)
242     if len(locs) < durata_min * 20:
243         return False
244
245     # 2. Frequenza cardiaca media e stabilità
246     if len(locs) > 1:
247         hr = nk.ecg_rate(locs, sampling_rate=fs)
248         hr_mean, hr_std = float(np.nanmean(hr)), float(np.nanstd(
hr))

```



```

249     else:
250         return False
251
252     if not (35 < hr_mean < 210) or hr_std > 25:
253         return False
254
255     # 3. Percentuale di intervalli RR plausibili
256     rr = np.diff(locs) * 1000.0 / fs if len(locs) > 1 else []
257     if len(rr) == 0 or np.sum((rr < 350) | (rr > 1800)) / len(rr)
> 0.3:
258         return False
259
260     # 4. Rapporto segnale/rumore (SNR)
261     ecg_qrs = nk.signal_filter(ecg_clean, sampling_rate=fs,
262                               lowcut=5, highcut=20, method="
butterworth", order=3)
263     power_qrs = float(np.mean(ecg_qrs**2))
264     power_tot = float(np.mean(ecg_clean**2))
265     snr = power_qrs / max(power_tot - power_qrs, 1e-8)
266     if snr < 0.1:
267         return False
268
269     # 5. Ampiezza media dei complessi R
270     r_values = ecg_clean[locs] if len(locs) > 0 else np.array([])
271     if len(r_values) == 0 or np.mean(np.abs(r_values)) < 0.1 * np.
std(ecg_clean):
272         return False
273
274     return True
275
276
277 def plot_filtered_window_multideriv(ecg_list, labels, fs, t_full,
278                                     start_sec, duration_sec,
279                                     title_phase, subject_number,
280                                     save_dir):
281     """
282     Genera un grafico con i segnali ECG filtrati delle tre
283     derivazioni
284     e indica le posizioni dei complessi R.
285     """
286     mask = (t_full >= start_sec) & (t_full < start_sec +
287                                     duration_sec)
288     tseg = t_full[mask]
289
290     plt.figure(figsize=(15, 8))
291     for i, (ecg, label) in enumerate(zip(ecg_list, labels), start
=1):
292         seg = ecg[mask]
293         ecg_clean = nk.ecg_clean(seg, sampling_rate=fs)

```

```

291     _, rpeaks = nk.ecg_peaks(ecg_clean, sampling_rate=fs)
292     locs = rpeaks.get("ECG_R_Peaks", [])
293     plt.subplot(3, 1, i)
294     plt.plot(tseg, ecg_clean, label=f"{label}")
295     if len(locs) > 0:
296         plt.scatter(tseg[locs], ecg_clean[locs], color="red",
297                     s=15, label="R-peaks")
298     plt.title(f"{label} \textendash {title_phase} (Soggetto
299             {subject_number})")
300     plt.ylabel("Ampiezza (a.u.)")
301     plt.xlabel("Tempo [s]")
302     plt.grid()
303     plt.legend()
304
305     plt.tight_layout()
306     filename = f"ECG_{title_phase.replace(' ', '_')}_Soggetto_{
307             subject_number}.png"
308     plt.savefig(os.path.join(save_dir, filename), dpi=300)
309     plt.close()
310
311     # =====
312     # ESECUZIONE PRINCIPALE
313     # =====
314
315     base_dir = "/Users/annarosascalcione/Desktop/università/Magistrale
316             /Tesi Anna/codici/soggetti"
317     subject_number = input("Inserisci il numero del soggetto: ").strip
318     ()
319     output_dir = os.path.join(base_dir, f"Soggetto_{subject_number}")
320     os.makedirs(output_dir, exist_ok=True)
321
322     # ----- RIPOSO -----
323     txt_path = os.path.join(base_dir, f"ECG_LOG_riposo_{subject_number
324             }.txt")
325     npz_path = os.path.join(base_dir, f"ECG_LOG_riposo_{subject_number
326             }.npz")
327     parse_txt_to_npz(txt_path, npz_path)
328     ecg1_array, ecg2_array, ecg3_array, timestamps, fs = load_ecg_data
329     (npz_path)
330
331     flat_ecg1, t_full = reconstruct_time(ecg1_array, timestamps, fs)
332     flat_ecg2, _ = reconstruct_time(ecg2_array, timestamps, fs)
333     flat_ecg3, _ = reconstruct_time(ecg3_array, timestamps, fs)
334     flat_ecg1 = auto_invert_if_needed(flat_ecg1, fs)
335     flat_ecg2 = auto_invert_if_needed(flat_ecg2, fs)
336     flat_ecg3 = auto_invert_if_needed(flat_ecg3, fs)
337
338     df_rest = pd.DataFrame([compute_hrv_metrics(ecg, fs, label)

```

```

331         for ecg, label in zip([flat_ecg1,
332                                flat_ecg2, flat_ecg3],
333                                ["Derivazione I", "
334                                Derivazione II", "Derivazione III"])]))
335
336 plot_filtered_window_multideriv(
337     [flat_ecg1, flat_ecg2, flat_ecg3],
338     ["Derivazione I", "Derivazione II", "Derivazione III"],
339     fs, t_full, start_sec=300, duration_sec=10,
340     title_phase="Riposo", subject_number=subject_number, save_dir=
341     output_dir
342 )
343
344 # ----- CYCLETTE -----
345 txt_path = os.path.join(base_dir, f"ECG_LOG_cyclette_{
346     subject_number}.txt")
347 npz_path = os.path.join(base_dir, f"ECG_LOG_cyclette_{
348     subject_number}.npz")
349 parse_txt_to_npz(txt_path, npz_path)
350 ecg1_array, ecg2_array, ecg3_array, timestamps, fs = load_ecg_data
351 (npz_path)
352
353 flat_ecg1, t_full = reconstruct_time(ecg1_array, timestamps, fs)
354 flat_ecg2, _ = reconstruct_time(ecg2_array, timestamps, fs)
355 flat_ecg3, _ = reconstruct_time(ecg3_array, timestamps, fs)
356 flat_ecg1 = auto_invert_if_needed(flat_ecg1, fs)
357 flat_ecg2 = auto_invert_if_needed(flat_ecg2, fs)
358 flat_ecg3 = auto_invert_if_needed(flat_ecg3, fs)
359
360 # Valutazione della qualità del segnale
361 reliability = {lab: evaluate_signal_quality(ecg, fs, f"{lab} -
362     esercizio completo")
363     for ecg, lab in zip([flat_ecg1, flat_ecg2,
364                          flat_ecg3],
365                          ["Derivazione I", "Derivazione
366                          II", "Derivazione III"])}
367
368 # Fasi di analisi: senza resistenza e con resistenza
369 phases = {"Senza resistenza": (0, 240), "Con resistenza": (240,
370     240)}
371 results_cyclette = []
372 for phase, (start, dur) in phases.items():
373     for ecg, label in zip([flat_ecg1, flat_ecg2, flat_ecg3],
374                           ["Derivazione I", "Derivazione II", "
375                           Derivazione III"]):
376         res = compute_hrv_on_window(ecg, fs, t_full, start, dur, f
377             "{label} - {phase}")
378         if res is not None:

```

```

367         res["Affidabile (intero esercizio)"] = reliability[
368             label]
369         results_cyclette.append(res)
370 df_cyclette = pd.DataFrame(results_cyclette)
371
372 plot_filtered_window_multideriv(
373     [flat_ecg1, flat_ecg2, flat_ecg3],
374     ["Derivazione I", "Derivazione II", "Derivazione III"],
375     fs, t_full, start_sec=300, duration_sec=10,
376     title_phase="Cyclette", subject_number=subject_number,
377     save_dir=output_dir
378 )
379 # ----- SALVATAGGIO RISULTATI -----
380 excel_path = os.path.join(output_dir, f"Soggetto_{subject_number}_
381     _HRV.xlsx")
382 with pd.ExcelWriter(excel_path) as writer:
383     df_rest.to_excel(writer, sheet_name="Riposo", index=False)
384     df_cyclette[df_cyclette["Fase"] == "Senza resistenza"].
385     to_excel(writer, sheet_name="Cyclette_senza_res", index=False)
386     df_cyclette[df_cyclette["Fase"] == "Con resistenza"].to_excel(
387         writer, sheet_name="Cyclette_con_res", index=False)
388     pd.concat([df_rest.assign(Fase="Riposo"), df_cyclette]).
389     to_excel(writer, sheet_name="Riassunto", index=False)
390
391 print(f"Tutti i risultati salvati in: {output_dir}")
392 print(f"File Excel creato: {excel_path}")

```

Listing D.1: Script di analisi HRV su segnali ECG (riposo e cyclette)

## Appendice E

# Script di Classificazione SVM

```
1 #!/usr/bin/env python3
2  # -*- coding: utf-8 -*-
3  """
4  Classificazione HRV con SVM (RBF) + RobustScaler
5  Fatica: riposo / media_fatica / alta_fatica
6  Leave-One-Out CV e salvataggio dei risultati in Excel.
7  """
8
9  import pandas as pd
10 import numpy as np
11 import matplotlib.pyplot as plt
12 import seaborn as sns
13
14 from sklearn.pipeline import Pipeline
15 from sklearn.impute import SimpleImputer
16 from sklearn.preprocessing import RobustScaler
17 from sklearn.svm import SVC
18 from sklearn.metrics import classification_report,
19     balanced_accuracy_score, confusion_matrix
19 from sklearn.model_selection import LeaveOneOut
20
21 # =====
22 # Funzione di valutazione
23 # =====
24 def svm_robust_evaluation(df, features, output_path="
25     svm_robust_results.xlsx"):
26     """
27     Esegue una valutazione Leave-One-Out utilizzando SVM con
28     kernel RBF.
```

```

27     I dati vengono scalati tramite RobustScaler e gli eventuali
valori mancanti
28     sono imputati con la mediana.
29     """
30     X = df[features].astype(float).values
31     y = df["label"].astype(str).values
32     subjects = df["subject_id"].values
33     rpe_vals = df["RPE"].values
34
35     loo = LeaveOneOut()
36     y_true, y_pred = [], []
37     subj_list, rpe_list = [], []
38     p_r_list, p_m_list, p_a_list, I_list = [], [], [], []
39
40     for train_idx, test_idx in loo.split(X):
41         pipe = Pipeline([
42             ("imputer", SimpleImputer(strategy="median")),
43             ("scaler", RobustScaler()),
44             ("clf", SVC(kernel="rbf", probability=True,
class_weight="balanced", random_state=42))
45         ])
46         pipe.fit(X[train_idx], y[train_idx])
47         preds = pipe.predict(X[test_idx])
48         proba = pipe.predict_proba(X[test_idx])
49
50         classes = list(pipe.classes_)
51         i_r = classes.index("riposo")
52         i_m = classes.index("media_fatica")
53         i_a = classes.index("alta_fatica")
54
55         P_r = proba[0, i_r]
56         P_m = proba[0, i_m]
57         P_a = proba[0, i_a]
58         I = P_a - P_r
59
60         y_true.extend(y[test_idx])
61         y_pred.extend(preds)
62         subj_list.extend(subjects[test_idx])
63         rpe_list.extend(rpe_vals[test_idx])
64         p_r_list.append(P_r)
65         p_m_list.append(P_m)
66         p_a_list.append(P_a)
67         I_list.append(I)
68
69     # Calcolo metriche globali
70     bal_acc = balanced_accuracy_score(y_true, y_pred)
71     report_dict = classification_report(y_true, y_pred,
output_dict=True)
72

```

```

73 # Matrice di confusione
74 labels = np.unique(y_true)
75 cm = confusion_matrix(y_true, y_pred, labels=labels)
76 cm_df = pd.DataFrame(cm, index=labels, columns=labels)
77
78 # Predizioni campione per campione
79 preds_df = pd.DataFrame({
80     "subject_id": subj_list,
81     "True_Label": y_true,
82     "Predicted_Label": y_pred,
83     "RPE_reale": rpe_list,
84     "P_riposo": p_r_list,
85     "P_media": p_m_list,
86     "P_alta": p_a_list,
87     "IntensityIndex": I_list,
88     "Correct": np.array(y_true) == np.array(y_pred)
89 })
90
91 # Salvataggio in Excel
92 with pd.ExcelWriter(output_path) as writer:
93     pd.DataFrame(report_dict).transpose().to_excel(writer,
94 sheet_name="Report")
95     cm_df.to_excel(writer, sheet_name="Confusion_Matrix")
96     preds_df.to_excel(writer, sheet_name="Predizioni", index=
97 False)
98     pd.DataFrame({"Balanced Accuracy": [bal_acc]}).to_excel(
99 writer, sheet_name="Balanced_Accuracy", index=False)
100
101 # Output console
102 print("\n=== SVM (RBF) + RobustScaler ===")
103 print("Balanced Accuracy:", round(bal_acc, 3))
104 print(classification_report(y_true, y_pred, digits=3))
105
106 # Plot della matrice di confusione
107 plt.figure(figsize=(5, 4))
108 sns.heatmap(cm, annot=True, fmt="d", cmap="Blues",
109             xticklabels=labels, yticklabels=labels)
110 plt.xlabel("Predicted")
111 plt.ylabel("True")
112 plt.title("Confusion Matrix - SVM (RBF) + RobustScaler")
113 plt.tight_layout()
114 plt.show()
115
116 print(f"Risultati salvati in: {output_path}")
117
118 # =====
119 # Main
120 # =====

```

```
119 if __name__ == "__main__":
120     # Lettura dataset con feature HRV e livelli di fatica (RPE)
121     df = pd.read_excel("/Users/annarosascalcione/Desktop/
universita/Magistrale/Tesi Anna/codici/soggetti/
D2_time_domain_non_linear_with_RPE.xlsx")
122
123     # Rinomina colonne per compatibilita
124     df.rename(columns={"SOGGETTO": "subject_id", "FASE": "label"},
inplace=True)
125
126     # Seleziona le feature numeriche per la classificazione
127     features = [c for c in df.columns if c not in ["subject_id", "
label", "RPE"]]
128
129     # Esecuzione della valutazione SVM
130     svm_robust_evaluation(
131         df,
132         features,
133         output_path="/Users/annarosascalcione/Desktop/universita/
Magistrale/Tesi Anna/codici/soggetti/svm_robust_results.xlsx"
134     )
```

**Listing E.1:** Classificazione HRV con SVM (RBF) e RobustScaler



# Bibliografia

- [1] Shona L. Halson. «Monitoring training load to understand fatigue in athletes». In: *Sports Medicine* 44.Suppl 2 (2014), pp. 139–147. DOI: 10.1007/s40279-014-0253-z (cit. alle pp. 1, 20, 28).
- [2] T. Bestwick-Stevenson, R. Toone, E. Neupert, K. Edwards e S. Kluzek. «Assessment of fatigue and recovery in sport: Narrative review». In: *International Journal of Sports Medicine* 43.14 (2022), pp. 1151–1162. DOI: 10.1055/a-1834-7177 (cit. alle pp. 1, 20, 28).
- [3] K. Oyake et al. «Cardiorespiratory responses to exercise related to post-stroke fatigue severity». In: *Scientific Reports* 11 (2021), p. 12780. DOI: 10.1038/s41598-021-92127-w (cit. a p. 1).
- [4] N. Williams. «The Borg rating of perceived exertion (RPE) scale». In: *Occupational Medicine* 67.5 (2017), pp. 404–405. DOI: 10.1093/occmed/kqx063 (cit. alle pp. 2, 21).
- [5] S. Srivastava, S. Tamrakar, N. Nallathambi, S. A. Vrindavanam, R. Prasad e R. Kothari. «Assessment of maximal oxygen uptake (VO<sub>2</sub>max) in athletes and nonathletes assessed in sports physiology laboratory». In: *Cureus* 16.1 (2024), e61124. DOI: 10.7759/cureus.61124 (cit. a p. 2).
- [6] B. Makivić, M. Nikić Djordjević e M. S. Willis. «Heart rate variability (HRV) as a tool for diagnostic and monitoring performance in sport and physical activities». In: *Journal of Exercise Physiology Online* 16.3 (2013), pp. 103–131. ISSN: 1097-9751 (cit. alle pp. 2, 13, 28).
- [7] G. F. Fletcher et al. «Exercise standards for testing and training: A Scientific Statement From the American Heart Association». In: *Circulation* 128.8 (2013), pp. 873–934. DOI: 10.1161/CIR.0b013e31829b5b44 (cit. alle pp. 4, 5, 9).
- [8] K. K. Buttar, N. Saboo e S. Kacker. «A review: Maximal oxygen uptake (VO<sub>2</sub>max) and its estimation methods». In: *International Journal of Physical Education, Sports and Health* 6.6 (2019), pp. 24–32. ISSN: 2394-1685. URL:

- <https://www.kheljournal.com/archives/2019/vol6issue6/PartA/6-5-57-922.pdf> (cit. alle pp. 4–8, 34).
- [9] A. W. Midgley, L. R. McNaughton, R. Polman e D. Marchant. «Criteria for Determination of Maximal Oxygen Uptake». In: *Sports Medicine* 37.12 (2007), pp. 1019–1028. DOI: 10.2165/00007256-200737120-00002. URL: <https://doi.org/10.2165/00007256-200737120-00002> (cit. a p. 5).
- [10] D. E. Forman, J. Myers, C. J. Lavie, M. Guazzi, B. Celli e R. Arena. «Cardiopulmonary exercise testing: Relevant but underused». In: *Postgraduate Medicine* 122.6 (2010), pp. 68–86. DOI: 10.3810/pgm.2010.11.2225 (cit. a p. 6).
- [11] D. Väisänen, B. Ekblom, P. Wallin, G. Andersson e E. Ekblom-Bak. «Reference values for estimated  $\text{VO}_2\text{max}$  by two submaximal cycle tests: The Åstrand-test and the Ekblom-Bak test». In: *European Journal of Applied Physiology* 124.6 (2024), pp. 1747–1756. DOI: 10.1007/s00421-023-05398-8 (cit. a p. 8).
- [12] P. Šagát, Z. Kalčík, P. Bartík, L. Šiška e L. Štefan. «A simple equation to estimate maximal oxygen uptake in older adults using the 6 min walk test, sex, age and body mass index». In: *Journal of Clinical Medicine* 12.13 (2023), p. 4476. DOI: 10.3390/jcm12134476 (cit. alle pp. 8, 33).
- [13] A. L. Colosio, A. Pedrinolla, G. Da Lozzo e S. Pogliaghi. «Heart rate-index estimates oxygen uptake, energy expenditure and aerobic fitness in rugby players». In: *Journal of Sports Science and Medicine* 17.4 (2018), pp. 633–639. URL: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/30479532> (cit. a p. 8).
- [14] M. P. Bayles e American College of Sports Medicine. *ACSM's Exercise Testing and Prescription*. 2<sup>a</sup> ed. Philadelphia, PA: Lippincott Williams & Wilkins, 2023. ISBN: 9781975197070 (cit. alle pp. 8, 81, 83, 101).
- [15] M. Dugas, P. Paradis-Deschênes, L. Simard, T. Chevrette, P. Blackburn e M. Lavallière. «Comparison of  $\text{VO}_2\text{max}$  estimations for maximal and submaximal exercise tests in apparently healthy adults». In: *Sports* 11.12 (2023), p. 235. DOI: 10.3390/sports11120235 (cit. a p. 8).
- [16] D. R. Bassett. «Limiting factors for maximum oxygen uptake and determinants of endurance performance». In: *Medicine & Science in Sports & Exercise* 32.1 (2000), pp. 70–84. DOI: 10.1097/00005768-200001000-00012 (cit. a p. 9).
- [17] S. Meyler, L. Bottoms e D. Muniz-Pumares. «Biological and methodological factors affecting  $\text{VO}_2\text{max}$  response variability to endurance training and the influence of exercise intensity prescription». In: *Experimental Physiology* 106.7 (2021), pp. 1410–1424. DOI: 10.1113/EP089565 (cit. a p. 9).

- [18] Q. Anbalagan. «Analysis of various techniques for ECG signal in healthcare, past, present, and future». In: *Biomedical Engineering Advances* 6 (2023), p. 100089. DOI: 10.1016/j.bea.2023.100089 (cit. a p. 10).
- [19] S. Aziz, S. Ahmed e M. Alouini. «ECG-based machine-learning algorithms for heartbeat classification». In: *Scientific Reports* 11 (2021), p. 97118. DOI: 10.1038/s41598-021-97118-5 (cit. a p. 11).
- [20] P. Kligfield et al. «Recommendations for the Standardization and Interpretation of the Electrocardiogram». In: *Circulation* 115.10 (2007), pp. 1306–1324. DOI: 10.1161/circulationaha.106.180200 (cit. alle pp. 11, 12).
- [21] M. Romanò. *Testo-atlante di elettrocardiografia pratica*. Springer, 2009. DOI: 10.1007/978-88-470-1376-6 (cit. alle pp. 11, 12, 86).
- [22] A. A. Butchy, U. Jain, M. T. Leasure, V. A. Covalessky e G. S. Mintz. «Importance of electrode selection and number in reconstructing standard twelve lead electrocardiograms». In: *Biomedicines* 11.6 (2023), p. 1526. DOI: 10.3390/biomedicines11061526 (cit. a p. 12).
- [23] F. Shaffer e J. P. Ginsberg. «An overview of heart rate variability metrics and norms». In: *Frontiers in Public Health* 5 (2017), p. 258. DOI: 10.3389/fpubh.2017.00258 (cit. alle pp. 13–15, 28, 29, 87, 99, 103).
- [24] B. W. Johnston, R. Barrett-Jolley, A. Krige e I. D. Welters. «Heart rate variability: Measurement and emerging use in critical care medicine». In: *Journal of the Intensive Care Society* 21.2 (2019), pp. 148–157. DOI: 10.1177/1751143719853744 (cit. alle pp. 13, 28).
- [25] Q. An, S. Rahman, J. Zhou e J. J. Kang. «A comprehensive review on machine learning in healthcare industry: Classification, restrictions, opportunities and challenges». In: *Sensors* 23.9 (2023), p. 4178. DOI: 10.3390/s23094178 (cit. alle pp. 15, 16, 91).
- [26] V. Nasteski. «An overview of the supervised machine learning methods». In: *Horizons B* 4 (2017), pp. 51–62. DOI: 10.20544/HORIZONS.B.04.1.17.P05 (cit. a p. 15).
- [27] O. Rainio, J. Teuho e R. Klén. «Evaluation metrics and statistical tests for machine learning». In: *Scientific Reports* 14.1 (2024), p. 56706. DOI: 10.1038/s41598-024-56706-x (cit. alle pp. 16, 17).
- [28] C. Miller, T. Portlock, D. M. Nyaga e J. M. O’Sullivan. «A review of model evaluation metrics for machine learning in genetics and genomics». In: *Frontiers in Bioinformatics* 4 (2024), p. 1457619. DOI: 10.3389/fbinf.2024.1457619 (cit. alle pp. 17, 18).

- [29] S. Raschka. «Model Evaluation, Model Selection, and Algorithm Selection in Machine Learning». In: *arXiv* (2018). DOI: 10.48550/arXiv.1811.12808. arXiv: 1811.12808 [cs.LG] (cit. alle pp. 18, 92).
- [30] R. O. Phillips. «A review of definitions of fatigue – And a step towards a whole definition». In: *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour* 29 (2015), pp. 48–56. DOI: 10.1016/j.trf.2015.01.003 (cit. alle pp. 20, 21).
- [31] J. F. Tornero-Aguilera, J. Jimenez-Morcillo, A. Rubio-Zarapuz e V. J. Clemente-Suárez. «Central and Peripheral Fatigue in Physical Exercise Explained: A Narrative Review». In: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 19.7 (2022), p. 3909. DOI: 10.3390/ijerph19073909 (cit. a p. 20).
- [32] D. B. Phillips e M. K. Stickland. «Respiratory limitations to exercise in health: a brief review». In: *Current Opinion in Physiology* 10 (2019), pp. 173–179. DOI: 10.1016/j.cophys.2019.05.012 (cit. a p. 21).
- [33] G. Borg. *Borg's Perceived Exertion and Pain Scales*. Human Kinetics, 1998. ISBN: 9780880116237 (cit. alle pp. 21, 22, 32, 36, 37, 39, 53, 61).
- [34] C. E. Garber, B. Blissmer, M. R. Deschenes, B. A. Franklin, M. J. Lamonte, I. Lee, D. C. Nieman e D. P. Swain. «Quantity and Quality of Exercise for Developing and Maintaining Cardiorespiratory, Musculoskeletal, and Neuromotor Fitness in Apparently Healthy Adults». In: *Medicine & Science in Sports & Exercise* 43.7 (2011), pp. 1334–1359. DOI: 10.1249/mss.0b013e318213fefb (cit. alle pp. 21, 23).
- [35] J. McCulloch, D. Lorenz, M. Kloby, S. C. Aslan, M. Love e D. T. De Pa-leville. «Prediction of Maximal Oxygen Consumption from Rating of Perceived Exertion (RPE) using a Modified Total-body Recumbent Stepper». In: *International Journal of Exercise Science* 8.4 (2015), pp. 414–424. DOI: 10.70252/fzzn2389 (cit. a p. 22).
- [36] H. Zhao, T. Nishioka e J. Okada. «Validity of using perceived exertion to assess muscle fatigue during resistance exercises». In: *PeerJ* 10 (2022), e13019. DOI: 10.7717/peerj.13019 (cit. a p. 22).
- [37] G. J. Balady, B. Chaitman, D. Driscoll, C. Foster, E. Froelicher, N. Gordon, R. Pate, J. Rippe e T. Bazzarre. «Recommendations for Cardiovascular Screening, Staffing, and Emergency Policies at Health/Fitness Facilities». In: *Circulation* 97.22 (1998), pp. 2283–2293. DOI: 10.1161/01.cir.97.22.2283 (cit. alle pp. 23, 75, 82, 83, 101).

- [38] E. Habibi, H. Dehghan, M. Moghiseh e A. Hasanzadeh. «Study of the relationship between the aerobic capacity ( $\text{VO}_2$  max) and the rating of perceived exertion based on the measurement of heart beat in the metal industries Esfahan». In: *Journal of Education and Health Promotion* 3 (2014), p. 55. DOI: 10.4103/2277-9531.134751 (cit. a p. 24).
- [39] L. S. Andrade, A. C. Kanitz, M. S. Häfele, G. Z. Schaun, S. S. Pinto e C. L. Alberton. «Relationship between Oxygen Uptake, Heart Rate, and Perceived Effort in an Aquatic Incremental Test in Older Women». In: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 17.22 (2020), p. 8324. DOI: 10.3390/ijerph17228324 (cit. a p. 24).
- [40] Tushar Dhawale, Ujwal Yeole e Pooja Shevale. «Correlation of Aerobic Capacity and Fatigue in Multiple Sclerosis Patients». In: *Journal of Datta Meghe Institute of Medical Sciences University* 16.4 (2021), pp. 620–622. DOI: 10.4103/jdmimsu.jdmimsu\_199\_20 (cit. a p. 24).
- [41] F. Zambolin, P. Duro-Ocana, A. Faisal, L. Bagley, W. J. Gregory, A. W. Jones e J. S. McPhee. «Fibromyalgia and Chronic Fatigue Syndromes: A systematic review and meta-analysis of cardiorespiratory fitness and neuromuscular function compared with healthy individuals». In: *PLoS ONE* 17.10 (2022), e0276009. DOI: 10.1371/journal.pone.0276009 (cit. a p. 24).
- [42] The Physiological Society. «Neuromuscular fatigue in exhausting exercise at  $\text{VO}_2$ max: influence of two modalities». In: *Proceedings of The Physiological Society*. Vol. 15. 2009, PC46. URL: <https://www.physoc.org/abstracts/neuromuscular-fatigue-in-exhausting-exercise-at-vo2max-influence-of-two-modalities/> (cit. a p. 24).
- [43] N. V. Bandsode e A. Joshi. «Relation between Heart Rate Recovery, Level of Fatigue and  $\text{VO}_2$  max in Swimmers – An Observational Study». In: *International Journal of Health Sciences and Research* 12.6 (2022), pp. 174–181. DOI: 10.52403/ijhsr.20220623 (cit. a p. 25).
- [44] T. Gronwald, M. Schaffarczyk, C. Reinsberger e O. Hoos. «Heart Rate Variability – Methods and Analysis in Sports Medicine and Exercise Science». In: *Deutsche Zeitschrift für Sportmedizin* 75.3 (2024), pp. 113–118. DOI: 10.5960/dzsm.2024.595 (cit. alle pp. 25, 87, 103).
- [45] V. Pichot et al. «Relation between heart rate variability and training load in middle-distance runners». In: *Medicine & Science in Sports & Exercise* 32.10 (2000), pp. 1729–1736. DOI: 10.1097/00005768-200010000-00011 (cit. a p. 25).

- 
- [46] D. J. Plews, P. B. Laursen, J. Stanley, A. E. Kilding e M. Buchheit. «Training Adaptation and Heart Rate Variability in Elite Endurance Athletes: Opening the Door to Effective Monitoring». In: *Sports Medicine* 43.9 (2013), pp. 773–781. DOI: 10.1007/s40279-013-0071-8 (cit. a p. 26).
- [47] T. Leti e V. A. Bricout. «Interest of analyses of heart rate variability in the prevention of fatigue states in senior runners». In: *Autonomic Neuroscience* 173.1-2 (2012), pp. 14–21. DOI: 10.1016/j.autneu.2012.10.007 (cit. a p. 26).
- [48] L. Schmitt, J. Regnard e G. P. Millet. «Monitoring Fatigue Status with HRV Measures in Elite Athletes: An Avenue Beyond RMSSD?» In: *Frontiers in Physiology* 6 (2015), p. 343. DOI: 10.3389/fphys.2015.00343 (cit. a p. 26).
- [49] C. Besson, A. L. Baggish, P. Monteventi, L. Schmitt, F. Stucky e V. Gremeaux. «Assessing the clinical reliability of short-term heart rate variability: insights from controlled dual-environment and dual-position measurements». In: *Scientific Reports* 15.1 (2025). DOI: 10.1038/s41598-025-89892-3 (cit. a p. 26).
- [50] M. R. Esco, A. A. Flatt e F. Y. Nakamura. «Initial Weekly HRV Response is Related to the Prospective Change in VO<sub>2</sub>max in Female Soccer Players». In: *International Journal of Sports Medicine* 37.6 (2016), pp. 436–441. DOI: 10.1055/s-0035-1569342 (cit. a p. 26).
- [51] S. Sarmiento, J. M. García-Manso, J. M. Martín-González, D. Vaamonde, J. Calderón e M. E. Da Silva-Grigoletto. «Heart rate variability during high-intensity exercise». In: *Journal of Systems Science and Complexity* 26.1 (2013), pp. 104–116. DOI: 10.1007/s11424-013-2287-y (cit. a p. 26).
- [52] B. Rogers, L. Mourot, G. Doucende e T. Gronwald. «Fractal correlation properties of heart rate variability as a biomarker of endurance exercise fatigue in ultramarathon runners». In: *Physiological Reports* 9.14 (2021). DOI: 10.14814/phy2.14956 (cit. a p. 27).
- [53] P. Kao e D. J. Cornell. «Effects of Induced Physical Fatigue on Heart Rate Variability in Healthy Young Adults». In: *Sensors* 25.17 (2025), p. 5572. DOI: 10.3390/s25175572 (cit. a p. 27).
- [54] A. G. Srinivasan, S. S. Smith, C. L. Pattinson, D. Mann, K. Sullivan, P. Salmon e S. S. Soleimanloo. «Heart rate variability as an indicator of fatigue: A structural equation model approach». In: *Transportation Research Part F: Traffic Psychology and Behaviour* 103 (2024), pp. 420–429. DOI: 10.1016/j.trf.2024.04.015 (cit. a p. 27).

- [55] Rosa M. Escorihuela, Laura Capdevila, Joan R. Castro, Maria Cinta Zaragoza, Sara Maurel, Jordi Alegre e Jesus Castro-Marrero. «Reduced heart rate variability predicts fatigue severity in individuals with chronic fatigue syndrome/myalgic encephalomyelitis». In: *Journal of Translational Medicine* 18.1 (2020), pp. 1–11. DOI: 10.1186/s12967-019-02184-z (cit. a p. 27).
- [56] Z. Ni, F. Sun e Y. Li. «Heart Rate Variability-Based Subjective Physical Fatigue Assessment». In: *Sensors* 22.9 (2022), p. 3199. DOI: 10.3390/s22093199 (cit. alle pp. 28, 87, 102).
- [57] T. Pan, H. Wang, H. Si, Y. Li e L. Shang. «Identification of Pilots' Fatigue Status Based on Electrocardiogram Signals». In: *Sensors* 21.9 (2021), p. 3003. DOI: 10.3390/s21093003 (cit. alle pp. 29, 102).
- [58] C. Zeng, J. Zhang, Y. Su, S. Li, Z. Wang, Q. Li e W. Wang. «Driver Fatigue Detection Using Heart Rate Variability Features from 2-Minute Electrocardiogram Signals While Accounting for Sex Differences». In: *Sensors* 24.13 (2024), p. 4316. DOI: 10.3390/s24134316 (cit. alle pp. 29, 102).
- [59] G. Ramos, J. R. Vaz, G. V. Mendonça, P. Pezarat-Correia, J. Rodrigues, M. Alfaras e H. Gamboa. «Fatigue Evaluation through Machine Learning and a Global Fatigue Descriptor». In: *Journal of Healthcare Engineering* 2020 (2020), pp. 1–18. DOI: 10.1155/2020/6484129 (cit. alle pp. 29, 102).
- [60] Y. Chen, H. Ge, X. Su e X. Ma. «Classification of exercise fatigue levels by multi-class SVM from ECG and HRV». In: *Medical & Biological Engineering & Computing* 62.9 (2024), pp. 2853–2865. DOI: 10.1007/s11517-024-03116-w (cit. alle pp. 30, 102).
- [61] COSMED Srl. *K5 – Manuale Utente*. Accessed October 2025. COSMED Srl. Roma, Italia, 2021. URL: <https://www.cosmed.com/it/prodotti/test-da-sforzo-cardiopulmonare/k5> (cit. alle pp. 32, 46–50, 52–55, 57, 61, 63–67, 72–74, 76–80, 82, 100, 101, 105–107).
- [62] OtBioelettronica S.r.l. *MotemaSens – Getting Started and Firmware Description, Version 1.1*. Documento tecnico interno fornito dal produttore. OtBioelettronica S.r.l. Torino, Italia, 2024 (cit. alle pp. 32, 42, 43, 45, 46, 52, 53, 58–60, 67, 70, 72, 74, 77–80, 85, 98–107).
- [63] OtBioelettronica S.r.l. *MotemaSens – USB/Bluetooth Communication Protocol, Version 1.0*. Documento tecnico interno fornito dal produttore. OtBioelettronica S.r.l. Torino, Italia, 2024 (cit. alle pp. 32, 42, 43, 45, 46, 52, 53, 58–60, 67, 70, 72, 74, 77–80, 85, 98–107).
- [64] *Technogym Cycle – Manuale Utente*. Accessed October 2025. Technogym S.p.A. 2023. URL: <https://www.technogym.com/it-IT/support/download-manuals-and-documents/code/?code=OSM01207AB-D01> (cit. alle pp. 32, 50–53, 57, 58, 101, 107).

- [65] Garmin Ltd. *HRM-Dual – Manuale del sensore di frequenza cardiaca*. Accessed October 2025. 2025. URL: <https://www8.garmin.com/manuals/webhelp/hrm-dual/IT-IT/GUID-ABDDF04D-67D2-4FD1-A7CB-AE40245B7F15-homepage.html> (cit. alle pp. 32, 45, 46, 51, 52, 54, 57, 59, 67, 73, 77–80, 98–100, 105).
- [66] Robert A. Bruce, F. W. Lovejoy, R. Pearson, P. N. G. Yu, G. B. Brothers e T. Velasquez. «Normal respiratory and circulatory pathways of adaptation in exercise». In: *Journal of Clinical Investigation* 28.6 Pt 2 (1949), pp. 1423–1430. DOI: 10.1172/jci102207 (cit. a p. 33).
- [67] Robert A. Bruce, Fujita Kusumi e David Hosmer. «Maximal oxygen intake and nomographic assessment of functional aerobic impairment in cardiovascular disease». In: *American Heart Journal* 85.4 (1973), pp. 546–562. DOI: 10.1016/0002-8703(73)90502-4 (cit. a p. 33).
- [68] R. C. Pearson, S. A. Garcia e N. T. Jenkins. «Comparison of a ramp cycle ergometer and a staged Assault Fitness AssaultBike protocol for the assessment of VO<sub>2</sub>max». In: *International Journal of Exercise Science* 16.4 (2023). DOI: 10.70252/rduk7353. URL: <https://doi.org/10.70252/rduk7353> (cit. a p. 33).
- [69] Pat R. Vehrs, James D. George, Gilbert W. Fellingham, Sharon A. Plowman e Kymberli Dustman-Allen. «Submaximal treadmill exercise test to predict VO<sub>2</sub>max in fit adults». In: *Measurement in Physical Education and Exercise Science* 11.2 (2007), pp. 61–72. DOI: 10.1080/10913670701294047. URL: <https://doi.org/10.1080/10913670701294047> (cit. alle pp. 33, 35).
- [70] Per-Olof Åstrand e Irma Ryhming. «A nomogram for calculation of aerobic capacity (physical fitness) from pulse rate during submaximal work». In: *Journal of Applied Physiology* 7.2 (1954), pp. 218–221. DOI: 10.1152/jappl.1954.7.2.218 (cit. alle pp. 33, 35).
- [71] F. Björkman, E. Ekblom-Bak, Ö. Ekblom e B. Ekblom. «Validity of the revised Ekblom Bak cycle ergometer test in adults». In: *European Journal of Applied Physiology* 116.9 (2016), pp. 1627–1638. DOI: 10.1007/s00421-016-3412-0. URL: <https://doi.org/10.1007/s00421-016-3412-0> (cit. alle pp. 33, 35, 36, 71).
- [72] Gymnastik- och Idrottshögskolan (GIH). *Ekblom Bak-testet*. Swedish School of Sport and Health Sciences, Stockholm. Accessed October 2025. n.d. URL: <https://www.gih.se/ekblombaktest> (cit. alle pp. 36, 38, 40, 53, 54, 72–75, 77–83, 100, 101, 105, 107).



- [73] K. Takuma, S. Hori, J. Sasaki, Y. Shinozawa, T. Yoshikawa, S. Handa, M. Horikawa e N. Aikawa. «An alternative limb lead system for electrocardiographs in emergency patients». In: *The American Journal of Emergency Medicine* 13.5 (1995), pp. 514–517. DOI: 10.1016/0735-6757(95)90160-4 (cit. a p. 43).
- [74] N. I. Jowett, A. M. Turner, A. Cole e P. A. Jones. «Modified electrode placement must be recorded when performing 12-lead electrocardiograms». In: *Postgraduate Medical Journal* 81.952 (2005), pp. 122–125. DOI: 10.1136/pgmj.2004.021204 (cit. a p. 44).
- [75] G. M. Khan. «A new electrode placement method for obtaining 12-lead ECGs». In: *Open Heart* 2.1 (2015), e000226. DOI: 10.1136/openhrt-2014-000226 (cit. a p. 44).
- [76] S. Meek e F. Morris. «ABC of Clinical Electrocardiography: Introduction. I—Leads, Rate, Rhythm, and Cardiac Axis». In: *BMJ* 324.7334 (2002), pp. 415–418. DOI: 10.1136/bmj.324.7334.415 (cit. alle pp. 44, 85).
- [77] The Qt Company. *Qt for Python (PySide6) — Official Python Bindings*. Accessed: Oct. 13, 2025. 2025. URL: <https://www.qt.io/development/qt-framework/python-bindings> (cit. a p. 59).
- [78] O. Moore, N. Jessurun, M. Chase, N. Nemitz e L. Campagnola. «PyQTGraph - High performance visualization for all platforms». In: *Proceedings of the Python in Science Conferences*. 2023, pp. 106–113. DOI: 10.25080/gerudo-f2bc6f59-00e (cit. a p. 59).
- [79] D. Makowski, T. Pham, Z. J. Lau, J. C. Brammer, F. Lespinasse, H. Pham, C. Schölzel e S. H. A. Chen. «NeuroKit2: A Python toolbox for neurophysiological signal processing». In: *Behavior Research Methods* 53.4 (2021), pp. 1689–1696. DOI: 10.3758/s13428-020-01516-y (cit. alle pp. 59, 67, 88, 99, 105).
- [80] Patrick Hamilton. «Open Source ECG Analysis». In: *Computers in Cardiology*. 2002, pp. 101–104. DOI: 10.1109/CIC.2002.1166717 (cit. a p. 59).
- [81] F. Pedregosa, G. Varoquaux, A. Gramfort, V. Michel, B. Thirion, O. Grisel et al. «Scikit-learn: Machine Learning in Python». In: *Journal of Machine Learning Research* 12 (2011), pp. 2825–2830 (cit. alle pp. 60, 90, 93).
- [82] Bruna Vecchio. «Test submassimale per la stima del VO<sub>2</sub>max con un dispositivo ECG bipolare portatile». A submaximal test for estimating VO<sub>2</sub>max with a portable, bipolar ECG device. Relatori: Prof.ssa Daniela Maffiodo, Dott. Samuele De Giuseppe. Tesi di Laurea Magistrale. Politecnico di Torino, 2025. URL: <https://webthesis.biblio.polito.it/37382/> (cit. a p. 63).

- [83] J. Pan e W. J. Tompkins. «A Real-Time QRS Detection Algorithm». In: *IEEE Transactions on Biomedical Engineering* BME-32.3 (mar. 1985), pp. 230–236. DOI: 10.1109/TBME.1985.325532 (cit. alle pp. 67, 70).
- [84] E. Ekblom-Bak, F. Björkman, M. Hellenius e B. Ekblom. «A new submaximal cycle ergometer test for prediction of  $\text{VO}_{2\text{max}}$ ». In: *Scandinavian Journal of Medicine and Science in Sports* 24.2 (2012), pp. 319–326. DOI: 10.1111/sms.12014 (cit. alle pp. 71, 77, 100, 105).
- [85] P. R. Vehrs, N. D. Tafuna'i e G. W. Fellingham. «Bayesian Analysis of the HR- $\text{VO}_2$  Relationship during Cycling and Running in Males and Females». In: *International Journal of Environmental Research and Public Health* 19.24 (2022), p. 16914. DOI: 10.3390/ijerph192416914 (cit. a p. 74).
- [86] Mitchell H. Whaley, Leonard A. Kaminsky, Gregory B. Dwyer, Leroy H. Getchell e James A. Norton. «Predictors of Over- and Underachievement of Age-Predicted Maximal Heart Rate». In: *Medicine & Science in Sports & Exercise* 24.10 (1992), pp. 1173–1179. DOI: 10.1249/00005768-199210000-00017 (cit. alle pp. 75, 81).
- [87] George E. Billman. «The LF/HF Ratio Does Not Accurately Measure Cardiac Sympatho-Vagal Balance». In: *Frontiers in Physiology* 4 (2013), p. 26. DOI: 10.3389/fphys.2013.00026 (cit. a p. 87).
- [88] S. Rahman, M. Habel e R. J. Contrada. «Poincaré Plot Indices as Measures of Sympathetic Cardiac Regulation: Responses to Psychological Stress and Associations with Pre-Ejection Period». In: *International Journal of Psychophysiology* 133 (2018), pp. 79–90. DOI: 10.1016/j.ijpsycho.2018.08.005 (cit. a p. 87).
- [89] NeuroKit2 Contributors. *HRV — NeuroKit2 Documentation*. Accessed: 20 October 2025. 2024. URL: <https://neuropsychology.github.io/NeuroKit/functions/hrv.html> (cit. alle pp. 88, 99).
- [90] I. Tougui, A. Jilbab e J. E. Mhamdi. «Impact of the Choice of Cross-Validation Techniques on the Results of Machine Learning-Based Diagnostic Applications». In: *Healthcare Informatics Research* 27.3 (2021), pp. 189–199. DOI: 10.4258/hir.2021.27.3.189 (cit. a p. 92).
- [91] J. Parák, S. Salonen, J. Rantanen e I. Mäkelä. «Comparison of Heart Rate Monitoring Accuracy between Chest Strap and Vest with a Three-Lead ECG Reference during Sports». In: *Sensors* 21.24 (2021), p. 8411. DOI: 10.3390/s21248411 (cit. a p. 98).
- [92] T. Chang. «Detection of exercise fatigue using neural network with grey relational analysis from HRV Signal». In: *2019 International Conference On Computation, Communication And Engineering (ICCCE)*. 2019, pp. 87–90. DOI: 10.1109/iccce48422.2019.9010890 (cit. a p. 102).

- [93] D. Guo, C. Wang, Y. Qin, L. Shang, A. Gao, B. Tan, Y. Zhou e G. Wang. «Assessment of flight fatigue using heart rate variability and machine learning approaches». In: *Frontiers in Neuroscience* 19 (2025), p. 1621638. DOI: 10.3389/fnins.2025.1621638 (cit. a p. 102).