



UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE

FACOLTÀ DI INGEGNERIA

Corso di Laurea triennale in Ingegneria Meccanica

**Dalla misura grezza alla grandezza derivata: elaborazione in Python
di segnali fisiologici da smartwatch per il monitoraggio sportivo**

From raw measurement to derived quantity: Python processing of
physiological signals from smartwatches for sports monitoring

Relatore:

Prof. Paolo Castellini

Laureando:

Daniele Cocco

Anno accademico 2025/2026

Indice

Introduzione.....	3
Capitolo 1 Materiali e metodi.....	5
1.1 Empatica e il dispositivo EmbracePlus.....	5
1.2 Il concetto di misura.....	6
1.3 I sensori e i segnali.....	7
1.3.1 Accelerometro MEMS triassiale.....	7
1.3.2 Sensore PPG ottico e segnale BVP.....	8
1.3.3 Sensore EDA.....	9
1.3.4 Sensore di temperatura digitale.....	10
1.4 Le grandezze derivate.....	11
Capitolo 2 L'esperimento.....	12
2.1 Tipologia di studio.....	12
2.2 Il soggetto e il contesto sportivo.....	12
2.3 La giornata di registrazione.....	14
2.4 I dati raccolti.....	15
Capitolo 3 Elaborazione dei raw data in Python.....	17
3.1 Introduzione a Python e all'ambiente di lavoro.....	18
3.2 Visualizzazione preliminare dei segnali.....	18
3.3 Frequenza cardiaca e variabilità (HR e HRV).....	21
3.3.1 Calcolo della frequenza cardiaca (HR).....	22
3.3.2 Andamento durante la giornata.....	22
3.3.3 Confronto tra le fasi della giornata.....	23
3.3.4 Zoom su allenamento e sonno.....	25
3.3.5 L'andamento dell'HR ricavato dai dati aggregati.....	27
3.4 L'attività elettrodermica (EDA).....	27
3.5 Il segnale accelerometrico: analisi in frequenza e stima dei passi.....	31
3.5.1 L'analisi in frequenza e il teorema del campionamento.....	31

3.5.2	La stima del numero di passi e il confronto con il dispositivo.....	36
3.6	Analisi della temperatura cutanea.....	36
Capitolo 4	I risultati.....	41
4.1	Intensità dello sforzo fisico.....	42
4.2	Attivazione mentale.....	42
4.3	Termoregolazione.....	43
4.4	Il quadro complessivo.....	43
Capitolo 5	Analisi globale e indici di stress.....	44
5.1	I dati aggregati.....	44
5.2	Determinazione degli indici: normalizzazione e coefficienti.....	46
5.3	L'indice di stress o carico fisico.....	47
5.4	L'indice di stress mentale o attivazione autonoma.....	48
5.5	Validazione tramite altri biomarcatori.....	50
5.6	Copertura delle lacune.....	52
5.7	Limiti e considerazioni metrologiche.....	54
Conclusioni.....		55
Bibliografia.....		57

Introduzione

Negli ultimi anni, i dispositivi elettronici indossabili hanno assunto un ruolo sempre più centrale nel mondo dello sport e nel monitoraggio delle prestazioni sportive, grazie alla loro capacità di acquisire segnali fisiologici in modo continuo, non invasivo e senza vincolare il soggetto a una postazione fissa. A differenza dei tradizionali sistemi di misura in laboratorio, quindi in ambienti controllati ma limitanti, questi dispositivi consentono una registrazione prolungata nelle condizioni reali di allenamento e competizione, senza influire sulla prestazione dell'atleta.

Tra i più diffusi ed utilizzati, anche in via amatoriale, troviamo gli smartwatch, orologi elettronici dotati di sensori integrati, capaci di monitorare la risposta fisiologica durante lo sforzo fisico, e non solo. In ambito sportivo, i dati acquisiti tramite questi dispositivi rivestono un ruolo fondamentale nell'ottimizzazione dell'allenamento, nel recupero e nella minimizzazione degli errori durante le competizioni.

Il presente lavoro si inserisce in questo contesto e utilizza come strumento di acquisizione lo smartwatch Empatica EmbracePlus, un dispositivo contenente quattro sensori – tecnicamente chiamati trasduttori fisici – tra i più rilevanti nel mondo degli smartwatch. L'orologio contiene un accelerometro triassiale MEMS, un sensore ottico per la fotoplethysmografia (PPG/BVP), un sensore per l'attività elettrodermica (EDA) e un sensore di temperatura cutanea.

L'acquisizione dei dati analizzati in questa tesi è stata condotta su un atleta di 25 anni praticante pallacanestro durante una normale giornata di attività, comprendente quindi più fasi che, come vedremo, saranno distinguibili durante la lettura dei segnali catturati dai trasduttori.

Lo scopo del seguente elaborato è costruire e caratterizzare la catena di misura – ovvero la sequenza di trasduttori e stadi di elaborazione che il segnale attraversa, dalla grandezza fisica di ingresso al dato numerico finale - che porta dai segnali grezzi acquisiti dallo smartwatch a grandezze elaborate di interesse fisiologico, utilizzando il linguaggio di programmazione Python per l'elaborazione del segnale.

In particolar modo, il lavoro si propone di descrivere il principio di funzionamento dei sensori presenti nell'Empatica EmbracePlus, leggendo, sincronizzando ed elaborando i segnali acquisiti, ai fini di calcolare grandezze derivate (quindi non direttamente rilevate dai trasduttori) e confrontarle nelle diverse fasi della giornata.

Di seguito una breve descrizione dei cinque capitoli che compongono l'elaborato:

1. **Materiali e metodi** – introduce lo smartwatch utilizzato per l'esperimento, i sensori integrati al suo interno ed il concetto di misura. Per ciascun trasduttore vengono descritti il principio di funzionamento fisico e i principali parametri metrologici. Viene inoltre chiarita la distinzione tra grandezze misurate direttamente dai sensori fisici e grandezze derivate algebricamente.
2. **L'esperimento** – descrive il soggetto e le varie fasi della giornata nella quale è stato indossato lo smartwatch. Si analizzano inoltre metodi di acquisizione ed esportazione dei dati, in riferimento al dispositivo già descritto nel Capitolo 1.
3. **Elaborazione dei dati in Python** – si concentra sulla lettura e sulla sincronizzazione dei segnali e, successivamente, su analisi in frequenza e calcolo delle grandezze derivate.
4. **I risultati** – analizza l'andamento dei segnali sull'intero periodo di acquisizione dei segnali e li interpreta in chiave utile al contesto sportivo.
5. **Analisi globale e indici di stress** - studia l'esperimento utilizzando una diversa tipologia di dati, forniti direttamente da Empatica e caratterizzati da una pre-elaborazione da parte di un algoritmo interno all'EmbracePlus, che risultano maggiormente leggibili. Da questi si ricaveranno dei parametri che quantificano i livelli di stress in diverse situazioni.

1. Materiali e metodi

1.1 Empatica e il dispositivo EmbracePlus

Empatica è un'azienda fondata nel 2013 a Cambridge, con sede a Boston e che presenta uffici anche in Italia, a Milano. Opera principalmente nel settore sanitario, sviluppando dispositivi indossabili per il monitoraggio continuo dei principali segnali fisiologici, con l'obiettivo di migliorare previsione, ricerca e trattamento del paziente.

L'EmbracePlus è il dispositivo da polso di punta di Empatica, presentato nel 2022 e costruito in collaborazione con il Translational Research Institute for Space Health (TRISH), che sviluppa approcci innovativi per ridurre i rischi per gli esseri umani nelle missioni nello spazio, il che rende intuibili gli elevati standard costruttivi del dispositivo. L'EmbracePlus quindi non è solamente uno smartwatch che ha come target solamente il mondo del fitness, bensì uno strumento di misura di grado medicale, riconosciuto dal Regolamento Europeo sui dispositivi medici. Infatti EmbracePlus è in grado di raccogliere ed elaborare in modo continuo e remoto grandezze come frequenza cardiaca, variabilità della frequenza cardiaca, attività elettrodermica, il movimento e l'accelerazione, temperatura cutanea e indicatori legati all'attività del sistema nervoso.



Figura 1 - Empatica EmbracePlus

Caratteristica centrale del dispositivo e motivo per cui è adatto a un lavoro di elaborazione del segnale, come il seguente elaborato, è l'accesso al dato grezzo: a differenza della maggior parte dei dispositivi commerciali, che pre-elaborano i dati senza renderli accessibili, l'EmbracePlus rende disponibili i dati grezzi prodotti direttamente dai sensori e da quindi la possibilità di realizzare analisi più approfondite. Proprio per questo motivo l'utilizzo di altri smartwatch più diffusi in commercio (come AppleWatch) renderebbe lo studio dei dati più complicato, facendo ricadere la scelta su dispositivi come quelli

prodotti da Empatica. Tuttavia, l'orologio permette di estrarre i dati anche su un altro livello, quello dei cosiddetti biomarcatori digitali (*digital biomarkers*): grandezze fisiologiche che il dispositivo calcola autonomamente a partire dai segnali grezzi, tramite algoritmi proprietari validati clinicamente, e che vengono restituite come un unico valore al minuto. Non si tratta quindi di misure dirette, ma di grandezze derivate e aggregate nel tempo, che subiscono una pre-elaborazione da parte di Empatica. Questi dati aggregati non intervengono nell'elaborazione dei segnali grezzi nel Capitolo 4, ma costituiscono la base dell'analisi globale presentata nel Capitolo 5, dove la disponibilità di più grandezze – come vedremo sulla stessa scala temporale - ne consente la combinazione.

L'EmbracePlus non è l'unico dispositivo da polso prodotto dall'azienda. Altri prodotti notevoli sono l'EmbraceMini, dispositivo indossabile progettato per il monitoraggio continuo del sonno e dell'attività fisica, e l'E4, predecessore dell'EmbracePlus.

1.2 Il concetto di misura

Prima di descrivere i singoli sensori presenti nell'EmbracePlus, è utile richiamare i concetti fondamentali della teoria delle misure, sui cui si basa questo studio.

Una misura è costituita da tre elementi inscindibili: un numero, un'incertezza e un'unità di misura. L'incertezza non è un difetto della misura, ma una sua componente intrinseca. Può essere causata da diversi fattori, come l'interferenza dello strumento di misura sul fenomeno misurato, dal livello di approssimazione del modello adottato, dall'influenza di grandezze di disturbo non identificate, dall'impedenza. L'assegnazione dell'incertezza serve a delimitare un intorno entro cui il parametro misurato può variare. Idealmente, uno strumento di misura deve avere sensibilità elevata alla grandezza desiderata e sensibilità nulla a tutte le altre.

Il trasduttore elementare – comunemente chiamato sensore – è il dispositivo fisico che converte una grandezza fisica in un'altra attraverso una funzione di trasferimento, che nel caso più semplice è lineare:

$$q_o = K \cdot q_i$$

dove q_o è la grandezza in uscita dal trasduttore (tipicamente un segnale elettrico)

q_i è la grandezza in entrata (quella da misurare)

K è la sensibilità del trasduttore

Nella pratica però, un sistema di misura reale non è composto da un solo passaggio, ma da una sequenza di più trasduttori e stadi di elaborazione, che trasformano progressivamente il segnale fisico

fino a produrre un dato numerico utilizzabile. Qui la funzione di trasferimento totale è il prodotto delle funzioni di trasferimento dei singoli stadi.

L'EmbracePlus può essere così descritto: una serie di trasduttori elementari, con il proprio ingresso fisico e la propria funzione di trasferimento, i cui segnali in uscita vengono acquisiti, campionati e resi disponibili come file di testo tabellati (formato CSV), che sono direttamente leggibili ed elaborabili con strumenti informatici, come Python.

1.3 I sensori e i segnali

EmbracePlus è dotato di quattro potenti sensori progettati per raccogliere dati fisiologici di qualità senza interruzioni. La combinazione di sensori PPG, EDA, termometro cutaneo e accelerometro fornisce i seguenti segnali grezzi: accelerometro, temperatura, EDA, passi, BVP e picchi sistolici. Per ogni sensore viene descritta la grandezza fisica misurata, il principio di funzionamento, il segnale prodotto e i principali ingressi di disturbo. Si ricorda che, come spiegato nel paragrafo precedente, i dati sui picchi sistolici e sui passi non escono direttamente da un trasduttore fisico ma da algoritmi proprietari, e sono pertanto trattati separatamente nel paragrafo 1.4.

1.3.1 Accelerometro MEMS triassiale

L'accelerometro trasduce un'accelerazione in una tensione elettrica ed è uno strumento di misura del moto assoluto: è montato direttamente sul corpo di cui si vuole misurare l'accelerazione, non misura quindi uno spostamento rispetto a un punto fisso esterno ma lo spostamento relativo di una massa che si muove alla stessa frequenza dell'oggetto in moto. Per questo si chiamano anche sistemi inerziali, poiché il sistema fisico alla base è un classico sistema massa-molla-smorzatore: quando il dispositivo subisce un'accelerazione, la massa interna - collegata al telaio tramite elementi elastici - tende a restare ferma per inerzia, spostando la sua posizione relativa rispetto al telaio in misura proporzionale all'accelerazione impressa.

Nell'accelerometro MEMS (Micro Electro-Mechanical Systems) dell'EmbracePlus, l'intero sistema massa-molla-smorzatore è realizzato in scala micrometrica. La trasduzione dello spostamento della massa in segnale elettrico avviene per via capacitiva: la massa stessa costituisce un'armatura mobile di un condensatore, la cui capacità varia al variare della distanza tra le armature in modo proporzionale allo spostamento, e quindi all'accelerazione. Generalmente nei trasduttori capacitivi il legame che lega spostamento e variazione di capacità è di tipo iperbolico, ma per piccoli spostamenti – condizione sempre verificata nel caso dei MEMS - si può approssimare alla linearità.

Inoltre essendo il sensore triassiale – con tre coppie di armature orientate lungo gli assi principali - avremo un segnale prodotto avente componenti X, Y e Z dell'accelerazione. I dati, espressi in unità di accelerazione gravitazionale [g], hanno una frequenza di campionamento di 64 Hz, ossia vengono acquisiti 64 campioni al secondo per ciascun asse. Questo valore è adeguato a cogliere i movimenti tipici del corpo umano durante l'attività fisica, le cui componenti in frequenza significative si trovano generalmente al di sotto di 20 Hz. Il dispositivo integra anche un giroscopio MEMS per la misura della velocità angolare, il cui dato non è però disponibile come file separato nei raw data.

Il principale ingresso di disturbo per l'accelerometro è la temperatura, che agisce sulle proprietà elastiche delle molle in silicio e sulla geometria delle armature capacitive, modificando la sensibilità K.

1.3.2 Sensore PPG ottico e segnale BVP

Il sensore PPG (fotopletismografo) è un trasduttore ottico a riflessione la cui grandezza fisica misurata è la variazione nel tempo del volume di sangue nei capillari sottocutanei del polso: quando il cuore si contrae e pompa sangue nelle arterie, il volume di sangue nei capillari aumenta, la luce viene assorbita in misura maggiore e la luce riflessa verso il fotodiodo diminuisce. Questa variazione periodica costituisce il BVP (Blood Volume Pulse), ovvero la forma d'onda della pulsazione sanguigna.

L'EmbracePlus integra un sensore PPG ottico avanzato a 4 lunghezze d'onda differenti: i LED illuminano la cute e i rispettivi fotodiodi misurano l'intensità della luce riflessa. La presenza di 4 LED a lunghezze d'onda differenti rende il sensore sviluppato da Empatica molto affidabile, grazie anche ad un algoritmo proprietario che combina i segnali luminosi rilevati.

Ad esempio la luce verde è preferita per le misure al polso perché non penetra in profondità nel tessuto, risulta quindi poco sensibile al movimento. Di conseguenza il LED verde risulta essere meno ricco di informazioni spettrali; lo è invece il rosso, che riuscendo a penetrare più in profondità ci dà abbastanza informazione per poter calcolare anche la saturazione del sangue, a differenza del verde che ci permette di determinare solamente il battito cardiaco, ma che di contro è sensibile a piccoli movimenti.

Il principale ingresso interferente è infatti il movimento del soggetto. Quando il braccio si muove, il dispositivo può spostarsi leggermente sulla cute, cambiando posizione relativa tra i LED e la pelle. Questo modifica la quantità di luce che raggiunge il fotodiodo per ragioni puramente meccaniche, indipendentemente dalla pulsazione sanguigna. Questo problema è particolarmente evidente durante l'attività sportiva intensa, come nel caso dei dati analizzati in questa tesi. Un ulteriore ingresso interferente è la luce ambientale, come quella di sole o lampade, che raggiunge anch'essa il fotodiodo sommandosi al segnale riflesso dai LED del sensore e alterando la lettura. Per ridurre questo disturbo,

i dispositivi PPG modulano i LED a frequenza elevata e sincronizzano la lettura del fotodiodo con le accensioni. Banalmente anche il tono della pelle del soggetto costituisce un ingresso modificatore, anche se di minor importanza: pelli più scure assorbono una maggiore quantità di luce a tutte le lunghezze d'onda, riducendo la quantità di luce riflessa verso il fotodiodo e quindi la sensibilità del sensore. Fattore, però, trascurabile.

Il segnale BVP prodotto dal sensore sviluppato da Empatica ha i valori espressi in unità adimensionali ed ha la frequenza di campionamento a 64 Hz. Dal segnale BVP è possibile, in fase di elaborazione, identificare i picchi sistolici (corrispondenti a ogni battito cardiaco), calcolare gli intervalli di interbattito (IBI), ricavare la frequenza cardiaca (HR) e la sua variabilità (HRV).

1.3.3 Sensore EDA

L'EDA misura la conduttanza cutanea, ovvero quanta elettricità conduce la pelle. Questa proprietà non è costante nel tempo ma aumenta quando la pelle è più umida e diminuisce quando è più asciutta. Varia dunque con la sudorazione, la quale dipende dall'attività delle ghiandole sudoripare, che producono sudore in risposta a stimoli sia fisici che emotivi. Poiché queste ghiandole sono controllate dal sistema nervoso simpatico - la parte del sistema nervoso che si attiva in situazioni di stress, sforzo o emozione - misurare la conduttanza cutanea equivale a misurare indirettamente il livello di attivazione del sistema nervoso del soggetto. Il principio è quello della misura di una resistenza: applicando una piccola tensione tra due elettrodi a contatto con la pelle, si misura la corrente che scorre nel circuito cutaneo e se ne ricava la conduttanza (inverso della resistenza) che riflette direttamente il livello di attivazione nervosa del soggetto, dovuta a fattori come emozioni, sforzo fisico e risposta allo stress che producono un aumento della sudorazione e quindi un aumento della conduttanza.

Gli elettrodi EDA dell'EmbracePlus sono in acciaio inossidabile 316L e sono posizionati sul lato ventrale del polso, dove la densità di ghiandole sudoripare è maggiore. L'unità di misura del segnale prodotto è il Siemens, il campo di misura dichiarato è 0,01–100 μS e la frequenza di campionamento è 4 Hz.

Anche qui il principale ingresso interferente è il movimento: durante l'attività fisica, il braccialetto può scorrere leggermente sul polso, alterando il contatto tra i due elettrodi in acciaio e la cute. Questo produce una variazione del segnale elettrico non legata alla sudorazione ma al semplice cambiamento meccanico di contatto. Un ulteriore ingresso modificatore è la temperatura cutanea, il cui aumento riduce la resistività della cute, producendo un aumento della conduttanza misurata.

1.3.4 Sensore di temperatura digitale

Misura la temperatura superficiale della cute del polso, espressa in gradi Celsius [°C]. Empatica definisce il componente come "sensore di temperatura digitale", senza specificare ufficialmente l'elemento interno e ciò costituisce un limite alla caratterizzazione del sensore. Tra i vari sensori di temperatura esistenti, con ogni probabilità all'interno dell'EmbracePlus è presente una termoresistenza, ovvero una resistenza elettrica che varia al variare della temperatura. La variazione di resistenza si traduce in una variazione di tensione, che viene poi convertita in un valore digitale di temperatura.

Il segnale prodotto ha frequenza di campionamento di 1 Hz, la più bassa tra tutti i sensori del dispositivo, coerente con le lente variazioni di temperatura del corpo umano. Il campo operativo dichiarato è 28–35 °C, infatti i valori tipici osservati nei dati di questa tesi si collocano intorno a 33–35 °C, con variazioni correlate all'attività fisica e alle condizioni ambientali.

Il principale ingresso modificatore è la temperatura ambientale, che modifica la temperatura della pelle e di conseguenza anche la lettura rispetto alla temperatura corporea interna. Un ulteriore ingresso interferente può essere lo spazio che intercorre tra l'orologio e il polso, poiché se è indossato in modo non sufficientemente aderente tra il sensore e la pelle rimane uno strato d'aria che ostacola il trasferimento di calore, portando il sensore a leggere una temperatura inferiore a quella reale della cute.

Sensore	Grandezza in ingresso	Unità ingresso	Principio di trasduzione	Segnale prodotto	Unità uscita	Frequenza di campionamento
Accelerometro MEMS triassiale	Accelerazione (assi X, Y, Z)	g	Spostamento massa → variazione di capacità → tensione elettrica	accelerometer.csv	g	64 Hz
Sensore PPG ottico (4 canali)	Intensità luce riflessa dalla cute (proporzionale al volume di sangue)	—	Assorbimento ottico → corrente fotodiodo → tensione elettrica	bvp.csv	Unità arbitrarie	64 Hz
Sensore EDA (elettrodermal activity)	Conduttanza elettrica della cute	μS	Corrente tra elettrodi → tensione	eda.csv	μS	4 Hz
Sensore di temperatura digitale	Temperatura superficiale della cute	°C	Variazione di resistenza → tensione elettrica	temperature.csv	°C	1 Hz

Tabella 1 — Sensori dell'EmbracePlus: grandezze misurate, principi di trasduzione e parametri metrologici



Figura 2 – Lato interno dell'EmbracePlus a contatto con la pelle

1.4 Le grandezze derivate

Dai segnali grezzi prodotti dai trasduttori fisici è possibile ricavare, tramite elaborazione algoritmica, ulteriori grandezze di interesse fisiologico non direttamente misurabili da un singolo sensore. Due di queste grandezze derivate sono rese disponibili dall'EmbracePlus già a bordo del dispositivo: i picchi sistolici e il conteggio dei passi. Questi due file si distinguono dai quattro segnali descritti nei paragrafi precedenti poiché non escono da un trasduttore fisico con una funzione di trasferimento identificabile, ma sono estrapolati tramite algoritmi sviluppati da Empatica e applicati ai segnali grezzi. Non è quindi possibile quantificare una vera incertezza strumentale per questi dati, la loro qualità dipende interamente dalla qualità del segnale grezzo di partenza e dai criteri dell'algoritmo (che Empatica non rende pubblici).

Dal segnale BVP l'algoritmo individua i picchi sistolici, ovvero i momenti in cui la pressione arteriosa è massima. A partire da questi è possibile calcolare gli intervalli interbattito (IBI), da cui si ricavano la frequenza cardiaca (HR) e la sua variabilità (HRV), grandezze centrali nell'analisi di questo elaborato.

Dall'accelerometro l'algoritmo individua i pattern di accelerazione periodica caratteristici del passo umano e li conta in finestre temporali di 3 secondi, producendo valori interi nell'intervallo 0–9. Il dato non è cumulativo: per ottenere il totale dei passi in un intervallo più lungo è necessario sommare i valori delle finestre corrispondenti, operazione svolta in fase di elaborazione Python in questa tesi.

2. L'esperimento

Il seguente capitolo presenta l'esperimento condotto, che consiste nell'utilizzo dello smartwatch Empatica EmbracePlus per acquisire i segnali fisiologici di un atleta durante una giornata reale. Vengono descritti la tipologia di studio effettuato, il soggetto e il contesto sportivo, la giornata di registrazione con le sue fasi, le modalità di acquisizione dei dati e il formato in cui questi sono stati esportati.

2.1 Tipologia di studio

A differenza di un approccio classico di raccolta dati, che generalmente consiste in una sequenza di attività prestabilite svolte da un soggetto in ambienti controllati e cronometrati, il metodo seguito dall'esperimento condotto in questa tesi consiste in un monitoraggio in condizioni libere, in cui l'atleta indossa il dispositivo Empatica e svolge la propria giornata abituale, senza vincoli sulle attività. Analizzeremo quindi una giornata di registrazione continua, con segnali raccolti in situazioni e condizioni autentiche. D'altra parte, il nostro studio apporta dei limiti, dovuti principalmente all'assenza di uno strumento di misura di riferimento esterno più preciso e affidabile con cui confrontare i valori misurati e una maggiore presenza di elementi di disturbo – ovvero gli ingressi interferenti citati nel Capitolo 1 - dovuti all'ambiente circostante e al movimento spontaneo e incontrollato del soggetto. Per queste ragioni l'analisi sviluppata nei capitoli successivi è di carattere maggiormente descrittivo: i segnali vengono caratterizzati e confrontati tra le diverse fasi della giornata, mentre purtroppo non si dispone di un riferimento esterno certificato per una validazione ufficiale.

2.2 Il soggetto e il contesto sportivo

Il soggetto dell'esperimento è un atleta di sesso maschile di 25 anni, praticante pallacanestro a livello agonistico. I dati raccolti sono stati elaborati in forma anonima, senza riportare elementi che ne consentano l'identificazione.

La scelta di un atleta agonista non è casuale visto l'obiettivo dell'elaborato. Un atleta sottopone il proprio organismo a sollecitazioni che spaziano dalla condizione di riposo fino allo sforzo intenso e concentrato, tipico di una seduta di allenamento. In questo modo le grandezze fisiologiche monitorate dal dispositivo – che ricordiamo essere frequenza cardiaca, conduttanza cutanea, temperatura

superficiale, accelerazione del polso – avranno grandi oscillazioni nel corso della stessa giornata. Proprio questa variabilità ci consente di osservare la risposta dei sensori nella quasi totalità del loro range di funzionamento e non solo in una finestra ristretta di valori, come accadrebbe in condizioni statiche.

2.3 La giornata di registrazione

La registrazione si è svolta nella giornata di sabato 23 maggio 2026. Il dispositivo, indossato al polso, ha acquisito i segnali in modo continuativo dalle ore 11 alle ore 20 circa, per una durata complessiva di circa 8 ore e 50 minuti. All'interno di questo intervallo è compresa una seduta di allenamento di pallacanestro, svoltasi tra le 19 e le 20.

Durante la giornata il soggetto ha registrato per ogni attività gli orari in cui è stata svolta.

Le fasi principali individuate sono cinque, elencate in ordine cronologico:

1. **Attività quotidiana del mattino** (circa 11:10 – 13:45). Il soggetto svolge le normali attività di una mattinata: camminata, stare seduto, pranzare. È una fase a intensità bassa, utile come riferimento per la vita di tutti i giorni e la quotidianità.
2. **Riposino pomeridiano** (circa 13:40 – 15:45). Il soggetto si riposa sul letto – fa un breve sonnellino (*power nap*) di un'ora, dalle 14:15 alle 13:15 – ed è intuibile come sia il momento in cui l'attività della giornata è al suo minimo.
3. **Attività domestica intensa** (circa 16:10 – 17:40). Il soggetto svolge un'attività di pulizia e sistemazione, descritta da lui stesso come intensa. Pur non essendo sport, comporta uno sforzo fisico prolungato, continuo e di media intensità.
4. **Allenamento di pallacanestro** (circa 19:00 – 20:00). È la fase a massima intensità della giornata e quella di maggiore interesse per l'analisi: lo sforzo fisico è elevato e il movimento marcato e continuo.

Avere a disposizione fasi così diverse tra loro permette di mettere alla prova la risposta dei sensori su tutto il loro campo di funzionamento e costituisce la base per il confronto statistico sviluppato nei capitoli successivi.

Fase	Intervallo orario	Descrizione
Mattina / relax	11:10 – 13:40	Attività leggere, pranzo
Riposo pomeridiano	13:40 – 15:45	Sonno
Attività domestica intensa	16:10 – 17:40	Attività domestica intensa
Allenamento di basket	19:00 – 20:00	Sessione sportiva ad alta intensità

Tabella 2 – Fasi della giornata adottate per la segmentazione dei segnali.

2.4 I dati raccolti

Durante l'intero periodo di registrazione, i quattro sensori del dispositivo hanno acquisito i rispettivi segnali in modo continuo e indipendente. Poiché le grandezze monitorate hanno dinamiche diverse, anche i sensori operano a differenti frequenze di campionamento. Come visto nel Capitolo 1 l'accelerometro e il sensore ottico per il volume di sangue (BVP) lavorano alle frequenze più elevate, necessarie a seguire fenomeni rapidi come il movimento e la pulsazione cardiaca, mentre la conduttanza cutanea e la temperatura, che variano più lentamente, sono campionate a frequenze più basse. I valori acquisiti sono stati salvati nella memoria interna del dispositivo e successivamente esportati per l'elaborazione.

I dati estratti sono organizzati in sei file, uno per ciascuna grandezza, acquisita direttamente del sensore o derivata. I file sono in formato CSV – *Comma Separated Values* (valori separati da virgola) - particolarmente adatto nostro studio. Essendo un formato di puro testo, consente di gestire in modo efficiente file di dimensioni molto diverse tra loro: si passa infatti dalle circa 9.900 righe del file dei passi alle quasi 1.900.000 righe dei segnali di accelerazione e BVP, campionati a 64 Hz. Nonostante questa differenza, tutti i file condividono la medesima struttura, che rende il lavoro più leggibile ed elaborabile in Python, a prescindere dal sensore considerato. Inoltre, il formato CSV preserva il dato così come acquisito dal dispositivo, grezzo, che è fondamentale per il nostro studio e motivo per il quale è stato scelto un dispositivo Empatica.

Una caratteristica comune a tutti i file è la presenza di più informazioni temporali. Sono infatti riportati un tempo cumulativo in secondi a partire dall'inizio della registrazione, un tempo in formato leggibile (data e ora) e un riferimento temporale assoluto espresso in microsecondi. La presenza di queste tre forme facilita l'interpretazione, agevola i calcoli e, soprattutto, ci dà la possibilità di sincronizzare tra loro segnali, essendo stati acquisiti a frequenze diverse. Inoltre, in ciascun file, alle colonne temporali si aggiunge la colonna o le colonne contenenti il valore misurato (ad esempio le tre componenti x, y, z per l'accelerometro, o il valore di temperatura per il rispettivo sensore).

Come già accennato in precedenza, dei sei file di dati a nostra disposizione, quattro contengono l'uscita del sensore fisico (accelerometro, sensore ottico BVP, sensore EDA, sensore di temperatura), mentre due contengono grandezze derivate per via algoritmica a partire dai segnali dei sensori (i picchi sistolici, ricavati dal segnale BVP, e i passi, ricavati dall'accelerometro).

File	Origine	Grandezza misurata	Unità	Frequenza di campionamento	N. righe
accelerometer.csv	Sensore accelerometro	Accelerazione su 3 assi (x, y, z)	g	~64 Hz	~1.900.000
bvp.csv	Sensore ottico (PPG)	Blood Volume Pulse	adimensionale	~64 Hz	~1.900.000
eda.csv	Sensore EDA	Conduttanza cutanea	μS	~4 Hz	118.544
temperature.csv	Sensore di temperatura	Temperatura superficiale	°C	~1 Hz	29.635
systolic_peaks.csv	Derivato da BVP	Istanti dei picchi sistolici	evento	a evento	34.403
steps.csv	Derivato da accelerometro	Conteggio passi	passi/3 s	finestra da 3 s	9.872

Tabella 3 – Riepilogo dei file dei dati esportati

Si noti come la mole di dati cambi sensibilmente in funzione della frequenza di campionamento: i due segnali acquisiti a frequenza più alta (accelerometro e BVP) generano milioni di campioni nell'arco della giornata, a differenza di poche migliaia di registrazioni per le grandezze derivate. Questa disparità giustifica l'uso di uno strumento di calcolo automatico come Python per l'elaborazione.

Proprio perché i diversi segnali sono campionati a frequenze differenti, prima di poterli confrontare tra loro è necessario sincronizzarli, quindi ricondurli a una base dei tempi comune. Questa operazione, insieme alla lettura dei file, al filtraggio dei segnali e all'estrazione delle grandezze di interesse, costituisce l'oggetto del Capitolo 3, dedicato all'elaborazione dei dati in ambiente Python.

3. Elaborazione dei raw data in Python

Il seguente capitolo descrive e presenta la fase di elaborazione dei dati, in cui i segnali acquisiti dallo smartwatch Empatica EmbracePlus vengono trasformati in grandezze derivate utilizzabili e interpretabili. Per svolgere al meglio questo passaggio è stato scelto il linguaggio di programmazione Python.

3.1 Introduzione a Python e all'ambiente di lavoro

Python è un linguaggio di programmazione ampiamente utilizzato in ambito sperimentale, come nel nostro caso, grazie alla sua flessibilità, alla disponibilità di librerie scientifiche consolidate ed alla semplicità con cui è possibile analizzare ed elaborare grandi quantità di dati.

Tramite Python il computer legge ed esegue il codice una riga alla volta, caratteristica che permette di scrivere una piccola parte di codice, eseguirla subito, vedere il risultato (un numero, una tabella, un grafico) e poi decidere come continuare. Se qualcosa non va, si corregge solo quella parte, senza dover riscrivere tutto.

Questo è proprio l'approccio seguito in questa analisi. Per ogni grandezza da calcolare è stato scritto un piccolo script dedicato, eseguito singolarmente, prima di passare al calcolo successivo.

Per la scrittura e l'esecuzione del codice è stato utilizzato PyCharm, un ambiente di sviluppo integrato (*Integrated Development Environment*, IDE) per Python. Un IDE è un programma che fornisce in un'unica interfaccia tutti gli strumenti necessari alla programmazione. L'utilizzo di un IDE semplifica notevolmente il lavoro, poiché segnala automaticamente errori di scrittura, suggerisce il completamento del codice e gestisce in modo organizzato le librerie installate.

Ogni progetto su PyCharm è associato a un ambiente virtuale, ovvero un'installazione di Python e delle sue librerie dedicata esclusivamente al progetto in questione.

Per l'elaborazione dei segnali sono state utilizzate tre librerie, una serie di funzioni già pronte che migliorano e amplificano le capacità base del linguaggio. La prima è Pandas, libreria dedicata alla gestione di dati tabellari (organizzati in righe e colonne, analogamente a un foglio di calcolo). È stata impiegata per leggere i file CSV esportati dal dispositivo, filtrarli, e calcolarne statistiche.

Poi è stata utilizzata Numpy, libreria per il calcolo numerico, utilizzata per operazioni matematiche su grandi quantità di dati, come il calcolo di medie, deviazioni, operazioni vettoriali.

Infine Matplotlib è una libreria per la generazione di grafici, utilizzata per produrre tutte le rappresentazioni grafiche dei segnali e delle grandezze derivate.

3.2 Visualizzazione preliminare dei segnali

La prima operazione svolta nell'ambiente Python è stata la lettura dei sei file in formato CSV esportati dal dispositivo, descritti nel Capitolo 2. Ciascun file è stato importato attraverso la libreria Pandas. Una volta caricati i segnali, è stata effettuata una prima verifica finalizzata a controllare la coerenza dei dati acquisiti e a verificare l'effettiva frequenza di campionamento di ciascun sensore. Per ogni file sono stati calcolati il numero totale di campioni, l'istante iniziale e finale della registrazione e la durata complessiva. Dal rapporto tra il numero di campioni e la durata è stata ricavata la frequenza di campionamento media effettiva. I risultati sono riportati nella Tabella 4.

Segnale	N° campioni	Frequenza nominale	Frequenza effettiva
Accelerometro	1.896.704	64 Hz	60,12 Hz
BVP	1.896.448	64 Hz	60,11 Hz
EDA	118.544	4 Hz	3,76 Hz
Temperatura	29.635	1 Hz	0,94 Hz
Passi	9.872	~0,33 Hz	0,31 Hz
Picchi sistolici	34.403	non periodico	1,09 Hz (media)

Tabella 4 – Riepilogo dei segnali acquisiti: confronto tra frequenza di campionamento nominale ed effettiva.

Tutti i segnali presentano lo stesso intervallo di registrazione, dalle 11:10 alle 20:00 circa del 23 maggio 2026, per una durata complessiva di circa 8 ore e 50 minuti. Si osserva che la frequenza effettiva risulta in tutti i casi leggermente inferiore a quella nominale dichiarata da Empatica. Questa differenza non rappresenta un errore di misura, ma è dovuta al fatto che la frequenza effettiva è stata calcolata come rapporto tra il numero totale di campioni e l'intera durata della registrazione, ed essendosi verificate durante la giornata alcune interruzioni della registrazione (in corrispondenza dei momenti di rimozione e riposizionamento del dispositivo o delle disconnessioni avvenute durante l'allenamento), non sono stati acquisiti alcuni campioni. Di conseguenza tali intervalli "vuoti" abbassano il valore medio rispetto alla frequenza istantanea. Questa osservazione costituisce un esempio concreto della differenza, tipica di ogni sistema di monitoraggio in condizioni reali, tra le

specifiche nominali di uno strumento, dichiarate dalla casa madre, e le sue prestazioni effettive nelle condizioni operative.

Un caso particolare è quello dei picchi sistolici: essendo grandezze derivate, per le quali non è definita una frequenza di campionamento, essi non derivano da un campionamento periodico, ma rappresentano i singoli battiti cardiaci individuati a partire dal segnale BVP, calcolati come già detto algoritmicamente. Il valore di 1,09 Hz riportato in tabella corrisponde quindi al numero medio di battiti al secondo registrati nell'arco della giornata, equivalente a una frequenza cardiaca media di circa 65 battiti al minuto, valore accettabile per il soggetto in esame.

Considerazioni analoghe valgono per i passi, essendo anch'essi una grandezza derivata e non ottenuta direttamente da un sensore dedicato. Sono ricavati da un algoritmo interno del dispositivo che elabora il segnale dell'accelerometro e riconosce i cicli di movimento caratteristici della camminata. Il valore di frequenza riportato in Tabella 4 (0,31 Hz) non corrisponde quindi alla cadenza reale del passo, bensì alla frequenza con cui il dispositivo aggiorna e registra il conteggio cumulativo dei passi, pari a un campione ogni tre secondi circa. Infatti, come vedremo più avanti, la totalità dei passi è diversa dal numero dei campioni riportati in tabella 4.

Per ottenere una visione dell'andamento dei segnali nell'arco dell'intera giornata sono stati realizzati tre grafici, riportati in Figura 3, che condividono il medesimo asse temporale (asse X). I tre grafici rappresentano, rispettivamente, l'intensità del movimento (modulo dell'accelerazione), l'EDA e la temperatura cutanea. Sono stati scelti questi tre segnali in quanto rappresentano grandezze registrate in modo continuo, interpretabili sull'intera durata della registrazione. Gli altri tre file (BVP, picchi sistolici e passi) non sono stati inclusi in questa visualizzazione d'insieme. I picchi sistolici e i passi, essendo grandezze derivate, saranno elaborati e rappresentati nei paragrafi dedicati.

Per il segnale BVP il discorso è un po' più complesso: non è stato incluso in questi grafici perché, nonostante abbia la stessa frequenza di campionamento dell'accelerometro, di cui interessa l'ampiezza complessiva del movimento che è ben visibile anche sull'intera giornata, il contenuto del BVP consiste nella forma d'onda del singolo battito cardiaco. Tale forma, visualizzata su un arco temporale di più di otto ore, risulterebbe del tutto illeggibile, approssimandosi ad una situazione lineare. Il segnale BVP verrà pertanto analizzato tramite opportuni ingrandimenti – o zoom - su intervalli di tempo minori, e utilizzato attraverso i picchi sistolici da esso derivati per il calcolo della frequenza cardiaca.

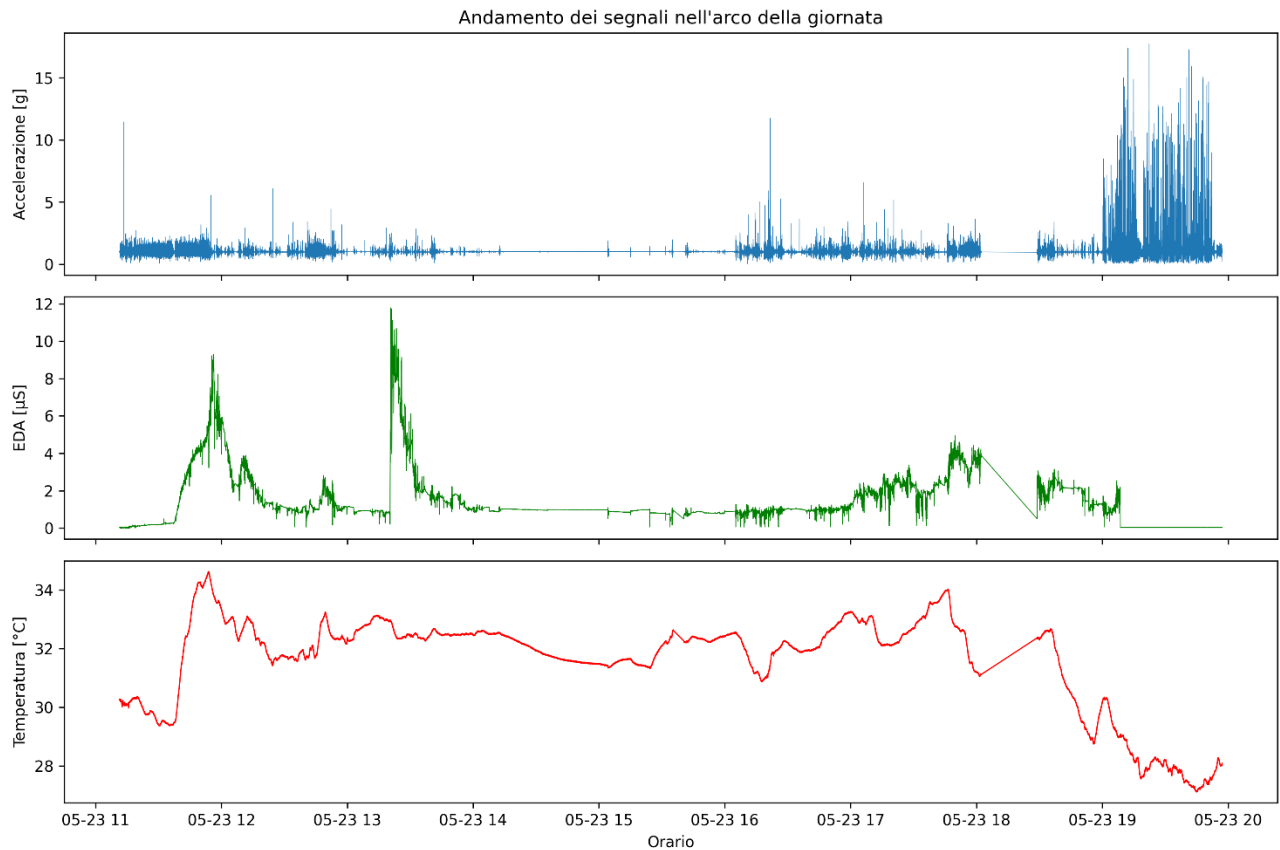


Figura 3 – Andamento dei segnali di accelerazione, EDA e temperatura nell'arco dell'intera giornata di registrazione

Già da questa prima visualizzazione emergono con chiarezza le parti salienti della giornata.

Il segnale dell'accelerometro si mantiene su valori contenuti per la maggior parte del tempo, con alcuni picchi isolati, presentando una buona attività durante la mattinata, per via delle passeggiate, e durante la fascia centrale del pomeriggio, dovuta ad attività di sistemazione ed agli spostamenti per raggiungere il campo. L'attività massima corrisponde ad un intenso e continuo sforzo nell'ultima ora, dovuta all'allenamento di pallacanestro.

Il segnale EDA presenta due picchi marcati nella prima parte della giornata, per poi stabilizzarsi su valori più bassi nel pomeriggio. L'attività elettrodermica riflette il livello di attivazione del sistema nervoso simpatico, legato a fattori come stress, attenzione o reazione emotiva, i quali non dipendono necessariamente dallo sforzo fisico o muscolare. I due picchi si collocano infatti in momenti in cui il soggetto è sostanzialmente fermo: ciò consente di interpretarli come risposte di attivazione del sistema autonomo, ben distinguibili proprio perché registrate in condizioni di scarso movimento, nelle quali il sensore ha un contatto stabile con la pelle e di conseguenza una misura attendibile. Il picco più marcato è in corrispondenza del pranzo, alle ore 13:20 circa, e può essere ricondotto all'attivazione celebrale associata al momento del pasto, sebbene i dati a disposizione non consentano di stabilirne

con certezza l'origine. Al contrario, durante l'allenamento di pallacanestro il segnale non mostra l'andamento che ci si aspetterebbe: in questa fase l'intensa sudorazione e il movimento intenso del braccio compromettono la stabilità e l'affidabilità della misura. Il graduale abbassamento del segnale nelle ore centrali è invece compatibile con una condizione di maggior rilassamento, coerente con la fase di riposo pomeridiano.

La temperatura cutanea ha una fase iniziale di assestamento del sensore a contatto con la pelle, poi si stabilizza intorno ai 32–33 °C per gran parte della giornata, mostrando una diminuzione durante l'allenamento. Sembra controintuitivo e ci si aspetterebbe che facendo sport il corpo si scaldi, ma è un comportamento coerente che dipende da diversi fattori. Innanzitutto il sensore misura la temperatura cutanea, quindi della pelle del polso, e non quella interna corporea. Sono due cose diverse: durante lo sforzo fisico la temperatura interna, che riguarda quindi organi, sangue, muscolo, effettivamente aumenta; invece la misurazione della temperatura superficiale della pelle può diminuire. Ciò accade per due principali motivazioni, in primo luogo la sudorazione: il sudore evapora sulla pelle con l'obiettivo di raffreddarla (è esattamente il meccanismo con cui il corpo dissipa calore), ed il sensore, a contatto con pelle sudata, legge una temperatura più bassa. In secondo luogo, anche qui il movimento relativo tra polso e smartwatch risulta problematico: durante il movimento intenso il dispositivo non aderisce più perfettamente alla pelle ma tende naturalmente a muoversi, sollevarsi, allontanarsi dal polso. Quindi il contatto peggiora e la misura risente dell'aria circostante, più fredda. Questo è un altro esempio reale di ingresso interferente, di cui si parla nel Capitolo 1, e di come le condizioni operative reali influenzino l'affidabilità della misura.

3.3 Frequenza cardiaca e variabilità (HR e HRV)

Il primo parametro determinato tramite elaborazione dei dati in Python è la frequenza cardiaca, ottenuta dal file dei picchi sistolici. Questo file non contiene la frequenza cardiaca, ma l'istante di ogni battito cardiaco. Il segnale di partenza da cui derivano questi istanti è il BVP, prodotto dal sensore PPG, che registra le variazioni del volume di sangue sotto la pelle a ogni pulsazione. L'andamento del segnale BVP è una forma d'onda sulla quale il dispositivo individua i picchi sistolici algebricamente, essi rappresentano quindi la prima grandezza derivata della catena di misura. Ad ogni riga del file Excel dei picchi sistolici corrisponde il momento in cui il dispositivo, a partire dal segnale PPG, ha riconosciuto una pulsazione. Per ciascun battito è riportato l'istante in cui si è verificato, con precisione al nanosecondo. La frequenza cardiaca è quindi una grandezza derivata, calcolata in fase di elaborazione, e non una misura fornita direttamente da un sensore. In tutta la registrazione il dispositivo ha rilevato 34.403 battiti.

3.3.1 Calcolo della frequenza cardiaca (HR)

Dagli istanti dei battiti si ricava l'intervallo tra un battito e il successivo – l'IBI (inter-beat interval) - pari alla differenza tra le i due valori temporali ed espresso in secondi. La frequenza cardiaca – indicata con HR (heart rate) – è espressa in battiti al minuto (bpm) e si ottiene dalla formula:

$$HR [bpm] = 60 / IBI [s]$$

Un intervallo di 0,8 s, ad esempio, corrisponde a 75 bpm.

Dagli stessi intervalli IBI è inoltre possibile calcolare un indicatore della variabilità della frequenza cardiaca, detta HRV (heart rate variability), cioè di quanto i tempi tra un battito e il successivo si discostano l'uno dall'altro. Un indicatore comunemente usato per quantificarla è l'RMSSD (root mean square of successive differences), cioè la radice quadrata della media dei quadrati delle differenze tra IBI successivi, espressa in millisecondi: tanto più i battiti sono irregolari, tanto più il valore di RMSSD risulta elevato.

Prima dell'analisi i dati sono stati filtrati per eliminare i valori non realistici, infatti il valore non corrisponde precisamente alla previsione fatta nel Capitolo 3.2, in cui si considerava la totalità dei dati. Può capitare infatti che il dispositivo manchi un battito o ne conti uno di troppo, generando intervalli IBI troppo lunghi o troppo corti, e di conseguenza frequenze non reali. Sono state perciò mantenute solo le frequenze comprese tra 30 e 220 bpm.

La frequenza cardiaca media dell'intera giornata è di 77,8 bpm.

3.3.2 Andamento durante la giornata

L'andamento della frequenza lungo la giornata è mostrato in Figura 4. Il problema principale riscontrato in questo paragrafo è dovuto proprio al calcolo della HR, dal quale si ottiene un valore di frequenza per ogni battito: circa 34.000 valori che variano l'uno dall'altro, anche tra due valori consecutivi. Di conseguenza i dati grezzi oscillano troppo rapidamente per essere leggibili su più ore ed il grafico risulterebbe troppo fitto. Per la rappresentazione è stata quindi utilizzata una mediana mobile su finestra di 15 battiti - ovvero è stato considerato il valore di mezzo, appunto la mediana, ogni 15 battiti. Non essendo semplici medie di 15 valori, con le mediane andiamo ad evitare i picchi

isolati ed i relativi valori assurdi dovuti a elementi modificatori, andando dunque a filtrare ma facendo comunque emergere l'andamento.

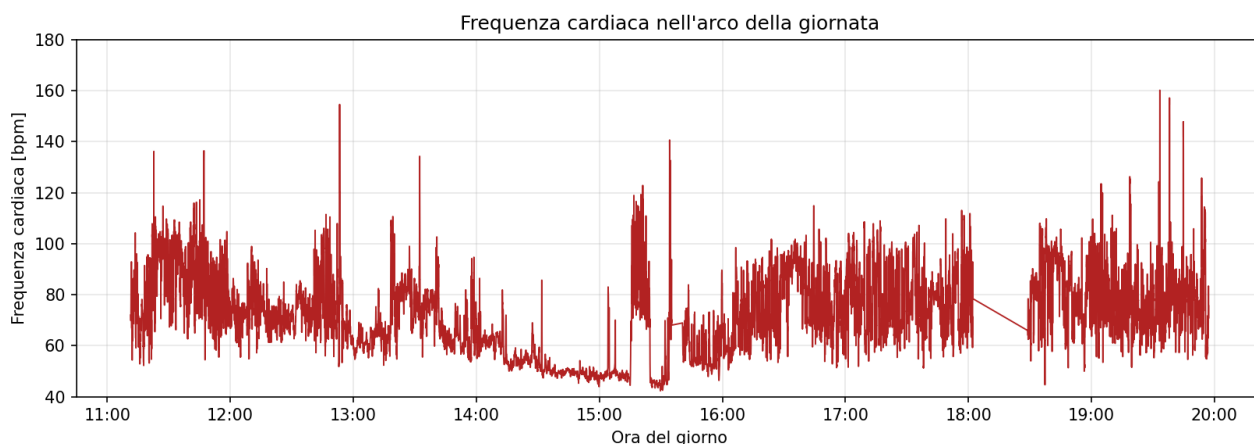


Figura 4 – Frequenza cardiaca nell'arco dell'intera giornata

L'andamento del grafico è distinguibile nelle fasi della giornata. Nella mattinata la frequenza resta intorno agli 80 bpm, con fluttuazioni legate all'alternanza di camminata, spostamenti, pause. Inoltre, molto evidente è il calo durante il riposino del pomeriggio (circa dalle 14:00 fino alle 15:15), dove la frequenza scende intorno ai 50 bpm e la fascia in cui il segnale appare è la più regolare. E molto interessante notare come dalle 15:15 circa c'è un innalzamento improvviso dei valori, fino a circa le 15:25: nella cronologia delle attività registrate dal soggetto è infatti segnalata la prima di tre sveglie, proprio alle 15:15. Questa informazione fa sì che l'improvviso aumento dell'HR sia riconducibile ad esse e che sono quindi suonate con ogni probabilità a distanza di 5 minuti l'una dall'altra. Dopo le 16:00, con l'attività fisica intensa, la frequenza risale e diventa più variabile, fino al tratto finale dell'allenamento di pallacanestro, che presenta i valori più alti della giornata.

Va specificato la presenza di alcuni tratti rettilinei, il più evidente tra le 18:00 e le 18:30, che non corrispondono a battiti reali, ma sono dovuti allo scollegamento del dispositivo Empatica che è stato spento o tolto dal polso, non registrando nulla. Quando i dati vengono meno, il grafico collega con una retta l'ultimo valore prima dell'interruzione e il primo acquisito alla ripresa.

I valori ottenuti in questo paragrafo vanno intesi come indicativi dell'andamento generale piuttosto che come misura precisa istante per istante, per le ragioni discusse nel paragrafo seguente.

3.3.3 Affidabilità del segnale grezzo nelle fasi della giornata

Per verificare quanto il calcolo appena descritto sia affidabile nelle diverse condizioni della giornata, ai dati è stata applicata una correzione che scarta gli intervalli IBI che si discostano oltre il 20% dal precedente, quasi sempre dovuti a battiti rilevati male dal sensore ottico durante il movimento. La percentuale di battiti scartati da questa correzione fornisce una misura indiretta, ma efficace, dell'affidabilità del segnale in ogni fase.

Il risultato mostra un andamento chiaro e la percentuale di battiti scartati cresce con l'intensità del movimento: si passa da un minimo del 2,7% durante il riposo pomeridiano, il momento di massima quiete della giornata, fino al 65,5% durante l'allenamento di pallacanestro, con valori intermedi, di circa il 45%, nelle fasi di attività più moderata (mattina, attività di sistemazione). Durante l'allenamento, quindi, quasi due battiti su tre rilevati non sono affidabili.

Questo risultato ha una conseguenza diretta sia sulla frequenza cardiaca sia sulla sua variabilità (HRV). Poiché entrambe le grandezze dipendono dagli intervalli IBI, un segnale che perde affidabilità con il movimento produce valori via via meno rappresentativi proprio nelle fasi più interessanti per l'analisi, cioè quelle di sforzo. In particolare, con l'analisi basata sui dati aggregati del Capitolo 5 – generalmente più affidabile proprio per la natura dei dati utilizzati – si è notato come l'algoritmo sviluppato in questa tesi basato sui dati grezzi tenda a sottostimare i valori di HR e HRV, specialmente nelle fasi caratterizzate da più movimento.

Questa differenza di affidabilità in condizioni differenti è quindi osservabile sul segnale grezzo, il BVP. La Figura 5 mostra l'onda BVP in due intervalli di otto secondi, uno durante il riposo in verde e uno durante l'allenamento in rosso, con sovrapposti i picchi sistolici rilevati dal dispositivo, segnati con punti neri. Nel riposo la forma d'onda è pulita e regolare, ogni pulsazione è ben definita e a ciascuna corrisponde un picco coerente. Durante l'allenamento, invece, l'onda è fortemente deformata e la pulsazione quasi scompare, mentre possono comparire ampie oscillazioni dovute sempre al movimento. In queste condizioni i picchi rilevati non corrispondono più a pulsazioni ben definite, ed è proprio questo a rendere meno affidabili gli intervalli IBI, e di conseguenza HR e HRV, durante lo sforzo.

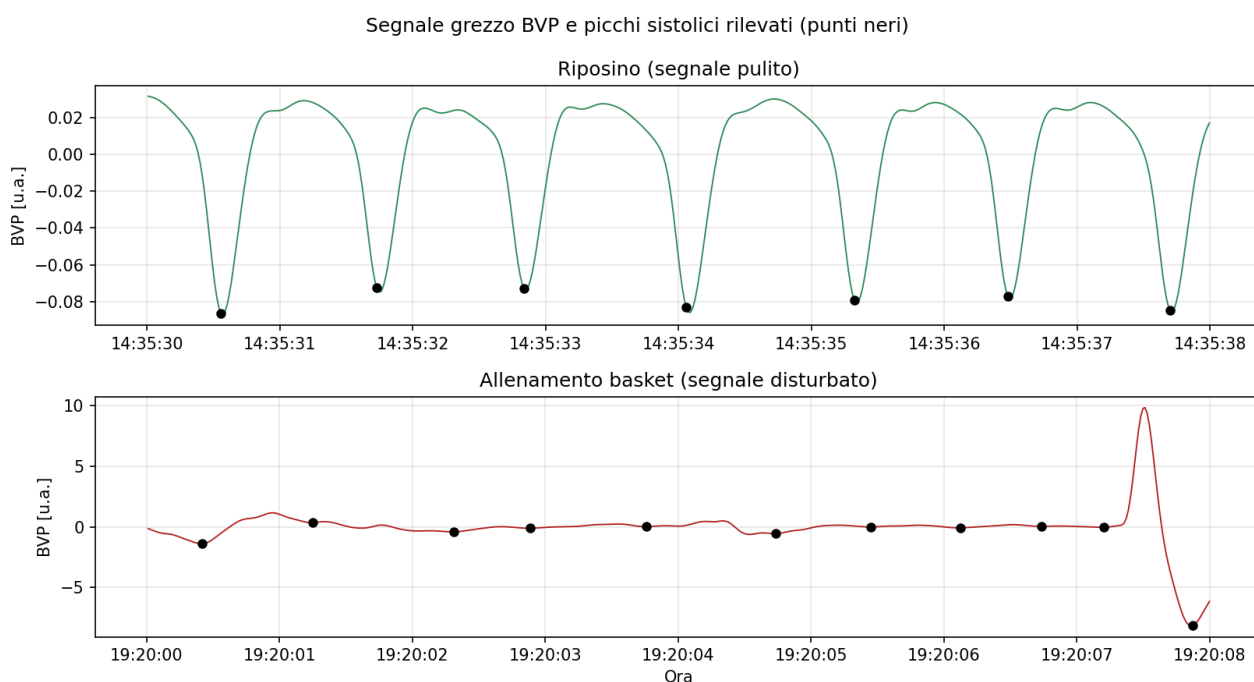


Figura 5 – Differenza tra riposo e allenamento in termini di leggibilità e affidabilità del segnale

3.3.4 Zoom su allenamento e sonno

La Figura 6 mostra un ingrandimento dell'andamento della frequenza cardiaca durante l'ora di allenamento, ricavato dalla serie grezza in grigio e dalla mediana mobile in blu. Il segnale grezzo è molto dispersivo, con valori che saltano di continuo tra i 40 e i 200 bpm. Il problema è che, come si può notare, la situazione non migliora con la curva blu, ottenuta dalle mediane, e risulta anch'essa irregolare, seppur con minori oscillazioni, e non è possibile ricostruire un andamento pulito. Questa è la diretta conseguenza di come la misura PPG risenta molto del movimento del polso durante un'attività come la pallacanestro.

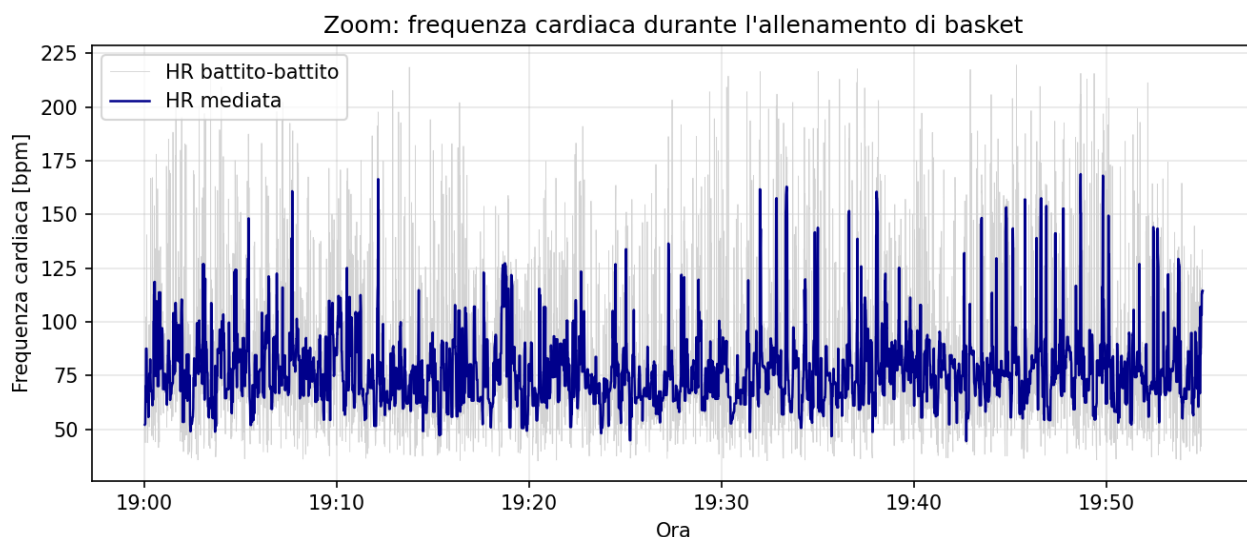


Figura 6 – Frequenza cardiaca durante l'allenamento: serie grezza (grigio) e mediana mobile (blu).

Per fare un confronto, la Figura 7 mostra uno zoom di due minuti nel mezzo del riposino, dove ogni punto rappresenta un singolo battito. Come si può notare, qui i battiti sono ben distinti, la frequenza è stabile intorno ai 50 bpm e le variazioni tra battiti sono piccole e regolari. Questo andamento conferma il movimento ad alta intensità come primo ingresso interferente per il calcolo di HR e HVR.

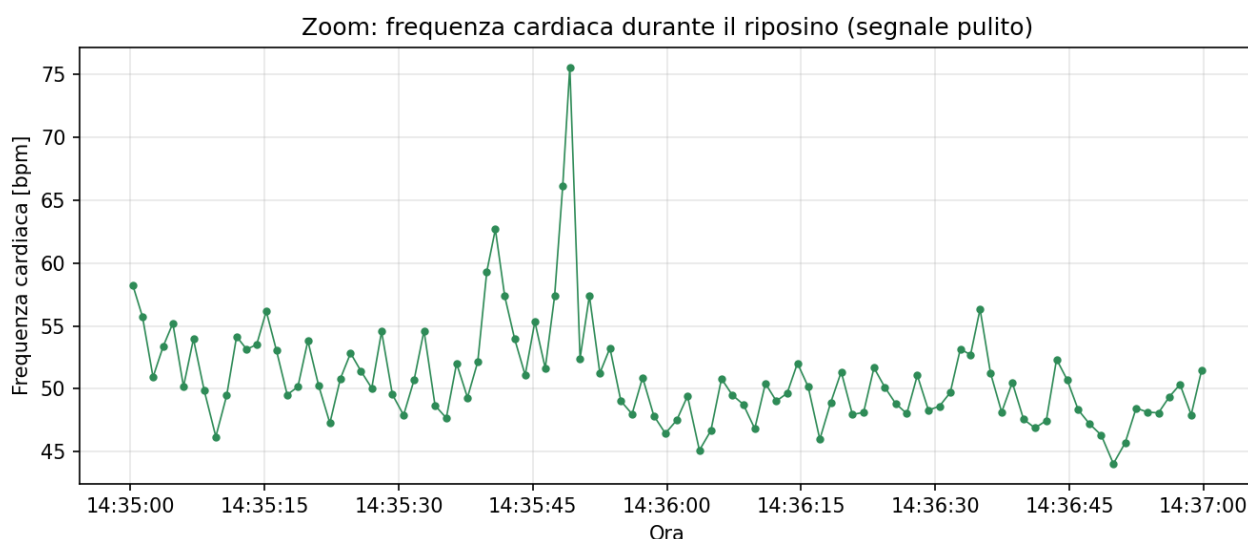


Figura 7 – Ingrandimento di due minuti della frequenza cardiaca durante il riposino

3.3.5 L'andamento dell'HR ricavato dai dati aggregati

Il confronto tra le Figure 5, 6 e 7 riassume bene il limite di un algoritmo di calcolo sviluppato in autonomia che elabori il segnale grezzo. La qualità del dato ottenuto dipende fortemente dalle condizioni di acquisizione e sia la frequenza cardiaca sia l'HVR risultano pienamente affidabili solo nelle fasi a basso movimento, come il riposo.

Da qui nasce la necessità da parte di Empatica di fornire ai propri clienti anche il dato aggregato, che essendo stato elaborato direttamente dall'EmbracePlus, tramite un algoritmo proprietario della casa madre, va a risolvere eventuali situazioni scomode, come nel seguente caso del calcolo della frequenza cardiaca, grazie alla minore sensibilità al movimento intenso. I dati grezzi - che forniscono valori con precisione al nanosecondo e quindi comprendono anche i momenti interferenti durante l'esperimento - corrispondenti ad alcune fasi della giornata risultano difficilmente elaborabili poiché forniscono risultati troppo alterati per considerare l'analisi valida. Il risultato è una sottostima dei valori numerici, specialmente nelle fasi più intense (coerentemente con la perdita di contatto tra polso ed orologio), nonostante l'utilizzo di una mediana mobile per ammortizzare il rumore.

Di seguito viene quindi proposto un grafico che rappresenta l'andamento della frequenza cardiaca ricavato proprio a partire dai valori aggregati proposti da Empatica. Questi valori, sicuramente più realistici e numericamente maggiori, saranno poi utilizzati per uno studio più approfondito, volto alla determinazione di parametri meno astratti, nel Capitolo 5.

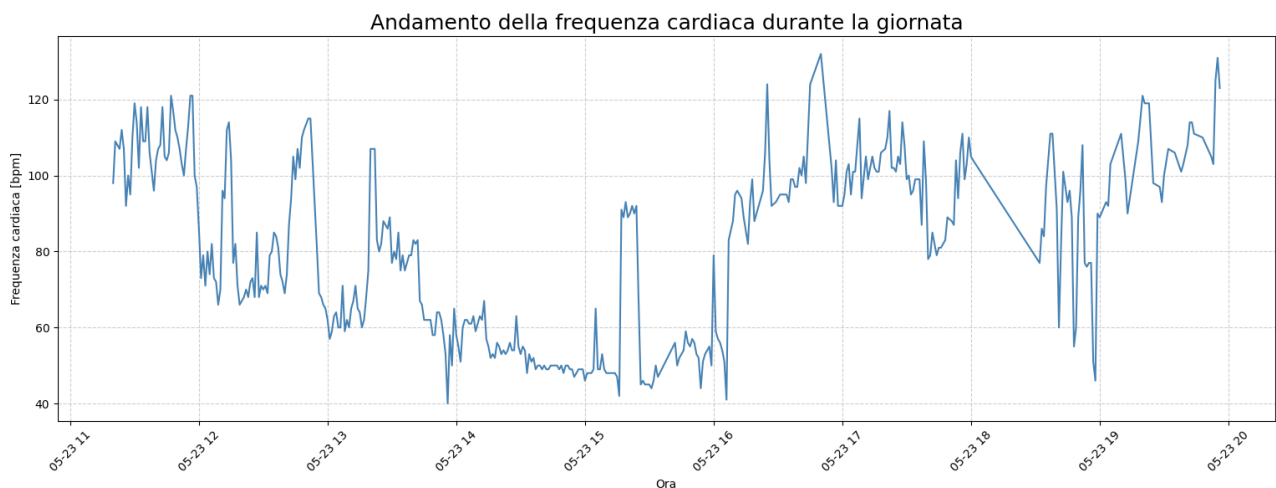


Figura – Andamento della frequenza cardiaca ricavato dai dati aggregati

Salta subito all'occhio come ci sia molto meno rumore rispetto al grafico in Figura 4, dal quale si riusciva solamente a distinguere le quattro fasi della giornata. Qui invece abbiamo un andamento molto più pulito e, nonostante non siano stati effettuati degli zoom, si possono distinguere molto meglio i picchi.

3.4 L'attività elettrodermica (EDA)

Il sensore EDA misura la conduttanza della pelle, cioè la facilità con cui la cute lascia passare corrente elettrica, seppur di piccola entità. La pelle conduce meglio quando è più umida, quindi in presenza di sudore. Le ghiandole sudoripare, a loro volta, sono comandate dal sistema nervoso simpatico, la parte del sistema nervoso che entra in gioco nelle situazioni di sforzo, emozione o tensione. La misura della conduttanza cutanea è quindi un indicatore indiretto di quanto il corpo e la mente siano attivati in un certo momento. La grandezza misurata direttamente dal sensore si esprime in microsiemens (μS), mentre la lettura in termini di stress o attivazione è un'interpretazione di quel dato.

Il file dei dati - eda.csv - estratto dall'Embrace Plus e attribuibile al soggetto contiene 118 544 campioni acquisiti a circa 4 Hz, cioè quattro misure al secondo.

Per analizzare questo segnale generalmente lo si divide in due parti. La prima è la componente tonica del segnale che rappresenta il livello di attivazione di base. La seconda è la componente fasica, oscillazioni rapide dovute a singoli eventi, che si aggiungono al livello tonico e che corrispondono a una breve scarica del sistema nervoso simpatico. Per ottenere la componente tonica il codice calcola la mediana mobile del segnale su un intervallo di circa 60 secondi, la stessa operazione usata nel paragrafo 3.3 per la frequenza cardiaca, che ignora i picchi dovuti al livello fasico. Sottraendo il tonico al segnale grezzo resta la componente fasica, ovvero i picchi, che per essere considerati tali devono superare una soglia minima di $0,05 \mu\text{S}$, convenzionalmente ritenuta significativa.

La Figura 8 mostra come funziona la scomposizione del segnale in componente tonica e fasica, su un intervallo di tempo della mattina tra le 12:30 e le 12:38. Nel grafico in alto c'è l'andamento dell'EDA grezza in rosso, con sovrapposta in nero la linea della componente tonica. Nel grafico in basso c'è la componente fasica, con i triangoli rossi che segnalano i picchi individuati. In condizioni tranquille e caratterizzate da poco movimento, come nella mattinata, il segnale è pulito e leggibile: ogni picco corrisponde a una breve scarica del sistema nervoso.

La componente tonica è indicata con la sigla SCL - Skin Conductance Level - cioè il livello di conduttanza cutanea.

I picchi della componente fasica sono indicati con SCR - Skin Conductance Response - cioè la risposta di conduttanza cutanea.

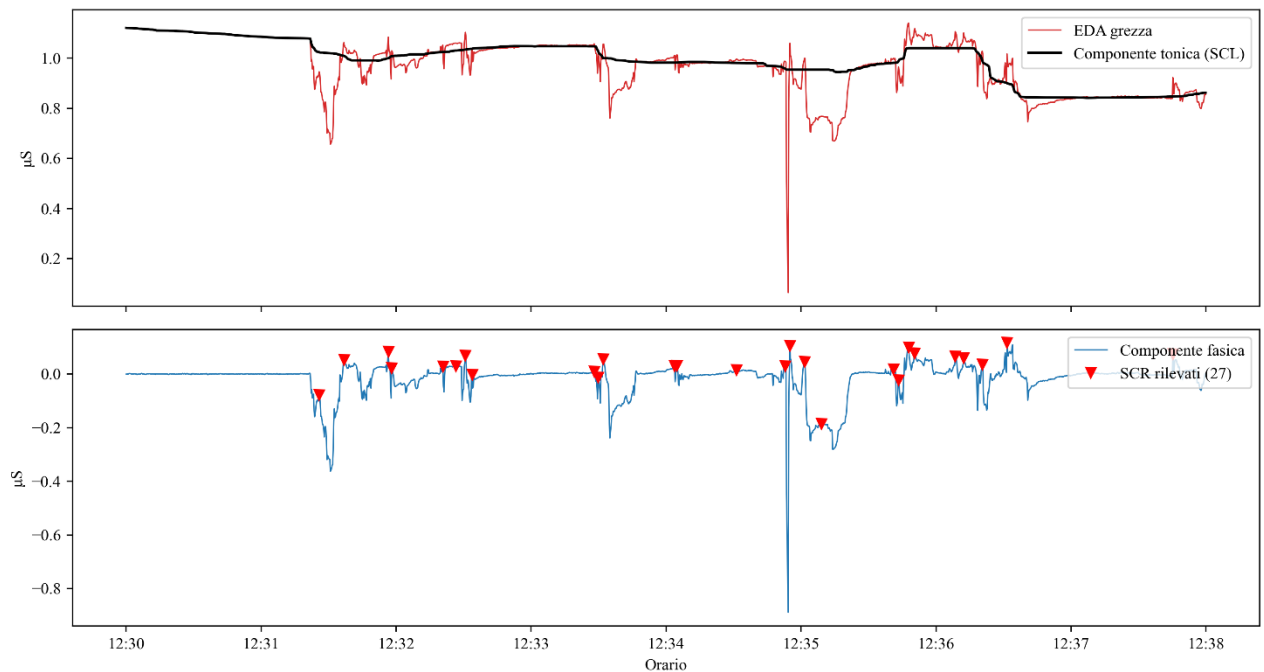


Figura 8 – Scomposizione del segnale EDA in componente tonica e fasica in condizioni di riposo e individuazione degli SCR.

La Figura 9 mostra invece l'EDA durante l'allenamento di basket, in particolare l'andamento del segnale grezzo. Qui la rappresentazione del segnale non viene scissa nelle componenti tonica e fasica poiché, a differenza della mattina, il segnale non è affatto pulito. Infatti, come si può facilmente notare, il segnale a partire dalle 19:08 circa è tendente allo zero. Ciò non vuol dire che il corpo fosse rilassato durante l'allenamento, bensì l'allenamento stesso ha reso difficile la misurazione da parte del sensore. Con il movimento intenso e il sudore, l'elettrodo non riesce a mantenere un buon contatto con la pelle, e la conduttanza crolla verso valori bassissimi. Questo è un esempio perfetto di come ingressi di disturbo, che possono essere di varia natura, possono compromettere una misura.

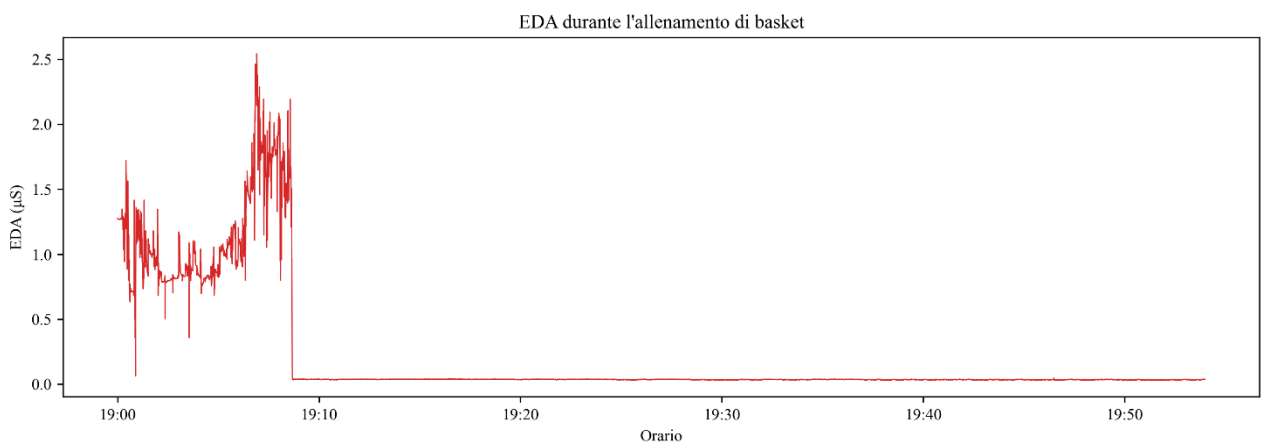


Figura 9 – Segnale EDA durante l'allenamento di basket.

La Tabella 5 riassume, per ciascuna fase, il livello tonico medio, la variabilità della componente fasica, il numero di SCR rilevati e la loro frequenza al minuto.

Fase	SCL medio (μ S)	Variabilità fasica (μ S)	N° SCR	SCR al minuto
Mattina / relax	2,08	0,33	1031	6,9
Riposo pomeridiano	1,02	0,05	139	1,1
Attività intensa	1,44	0,16	854	9,1
Basket	0,21	0,07	130	2,4

Tabella 5 – Indici EDA calcolati per le quattro fasi della giornata.

La lettura della tabella ci conferma ciò che vediamo dai grafici e le considerazioni appena fatte. Il riposo pomeridiano si comporta come ci si aspetterebbe: livello tonico basso, componente fasica molto stabile e appena una risposta al minuto, tutto coerente con una fase di calma. Al contrario possiamo notare come l'attività intensa del pomeriggio presenta la frequenza di SCR più alta, superiore perfino a quella del basket. Se l'EDA rispecchiasse fedelmente l'attivazione del sistema nervoso, ci si aspetterebbe il valore massimo durante lo sforzo più intenso della giornata, cioè l'allenamento. Invece il basket mostra pochi SCR perché in quella fase il segnale è di fatto assente per perdita di contatto, mentre il picco di eventi cade nell'attività intensa.

In conclusione, l'EDA conferma quello che il paragrafo 3.3 aveva già mostrato con la variabilità cardiaca: questo segnale non è affidabile in condizioni di grande movimento. Per questo motivo, nel Capitolo 4 l'EDA verrà usata come chiave di lettura solo per le fasi di riposo, mentre le fasi di movimento serviranno come esempio concreto dei limiti della catena di misura.

3.5 Il segnale accelerometrico: analisi in frequenza e stima dei passi

L'accelerometro MEMS triassiale è il sensore del dispositivo con la frequenza di campionamento più elevata e con il miglior compromesso segnale-rumore. Qui viene analizzato sfruttando proprio l'elevata frequenza di campionamento per ricostruire il contenuto in frequenza del movimento, cioè il ritmo, e stimare dai dati grezzi il numero di passi compiuti, confrontandolo con quello fornito dalla pre-elaborazione del dispositivo empatica.

Tutte le elaborazioni utilizzano il modulo dell'accelerazione, definito come:

$$|a| = \sqrt{a_x^2 + a_y^2 + a_z^2}$$

Lavorare sul modulo, anziché sulle tre componenti separate, permette di ottenere una grandezza indipendente dall'orientamento del polso. A dispositivo fermo il modulo vale circa 1g, cioè la sola accelerazione di gravità, e per studiare la sola parte dovuta al movimento la componente statica dovuta alla gravità viene rimossa.

3.5.1 L'analisi in frequenza e il teorema del campionamento

Un'analisi in frequenza serve a capire se nel segnale ci sia qualcosa che si ripeta ad intervalli regolari, quindi con una certa frequenza. Lo strumento per questa analisi è la trasformata di Fourier (FFT, *Fast Fourier Transform*) che scompone il segnale nelle componenti sinusoidali che lo costituiscono, così da poter analizzare l'ampiezza associata a ciascuna frequenza. Ad esempio, facendo 2 passi al secondo l'accelerazione oscillerà per una determinata ampiezza 2 volte al secondo, cioè a 2 Hz. È un'analisi molto utile però solo quando il segnale possiede delle variazioni periodiche abbastanza rapide. Per questo motivo, fra i segnali registrati nel seguente esperimento, l'analisi in frequenza ha senso solamente per l'accelerometro. L'EDA (≈ 4 Hz) e la temperatura (≈ 1 Hz) variano in modo troppo lento; il BVP, pur campionato a 64 Hz come l'accelerometro, ha come unica componente periodica il battito cardiaco, la cui frequenza però è stata ricavata in modo diretto a partire dai picchi sistolici, e una sua FFT non aggiungerebbe quindi alcuna informazione nuova. L'accelerometro è l'unico segnale per cui la trasformata di Fourier rivela un dato altrimenti non disponibile, ovvero la cadenza del movimento.

La corretta rappresentazione delle frequenze di questi eventi periodici è garantita dal teorema del campionamento o di Shannon-Nyquist: campionando a $f = 64$ Hz, la massima frequenza rappresentabile è pari a $f / 2 = 32$ Hz, così da evitare il fenomeno dell'aliasing. Poiché i ritmi del

movimento umano, dalla camminata alla corsa, si collocano indicativamente fra 1 e 3 Hz, la frequenza di campionamento dell'accelerometro è ampiamente sufficiente.

Il confronto è stato condotto fra due finestre di segnale in condizioni opposte, ciascuna della durata di 120 secondi, una estratta durante l'allenamento di basket e una durante il riposo pomeridiano. La Figura 10 mostra l'andamento nel tempo su un breve intervallo di 8 secondi e con la gravità già sottratta. Non si mostra l'andamento lungo tutti i 120 secondi altrimenti avremmo un grafico molto fitto e poco leggibile. Si noti come le oscillazioni verticali sono molto diverse fra loro: durante il basket l'accelerazione dinamica raggiunge valori dell'ordine di alcuni g, con picchi irregolari dovuti a salti, cambi di direzione; a riposo, invece, le oscillazioni restano contenute entro pochi centesimi di g e rappresentano in pratica il solo rumore di fondo del sensore.

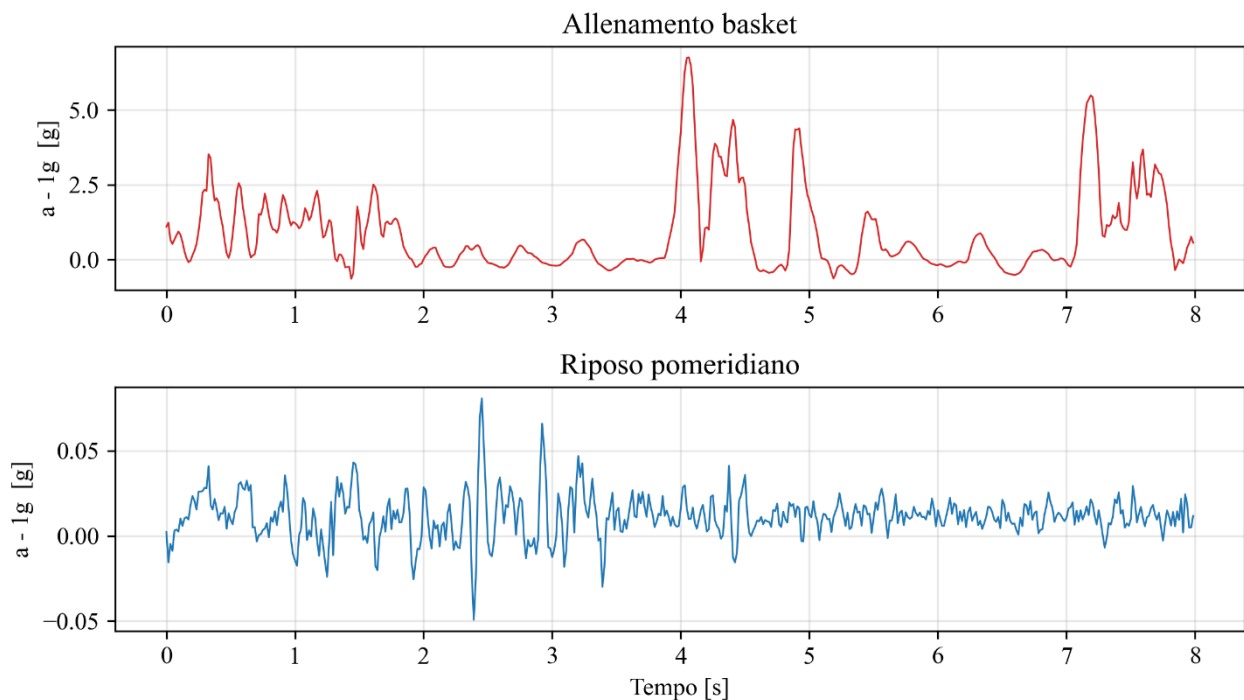


Figura 10 – Andamento nel tempo del modulo dell'accelerazione, senza il contributo della gravità, su un intervallo di 8s

La Figura 11 riporta gli spettri di ampiezza ottenuti con la FFT. Lo spettro del riposo è sostanzialmente piatto e prossimo allo zero, con un'ampiezza massima di circa 0,0008 g: a sensore fermo non esiste alcun ritmo, e questo conferma anche l'ottima qualità del segnale, il cui rumore è trascurabile. Lo spettro del basket presenta invece le massime ampiezze al di sotto dei 2 Hz, con un picco dominante 1,50 Hz, corrispondente a circa 90 movimenti al minuto. Oltre il picco principale si osservano buone variazioni dell'ampiezza su una banda piuttosto ampia: a differenza di una camminata regolare, riconducibile ad un'attività più aerobica e regolare, il basket è uno sport

anaerobico e caratterizzato dall'imprevedibilità. Questo si traduce in uno spettro più allargato, che anticipa la difficoltà di contare i passi in presenza di un movimento così irregolare.

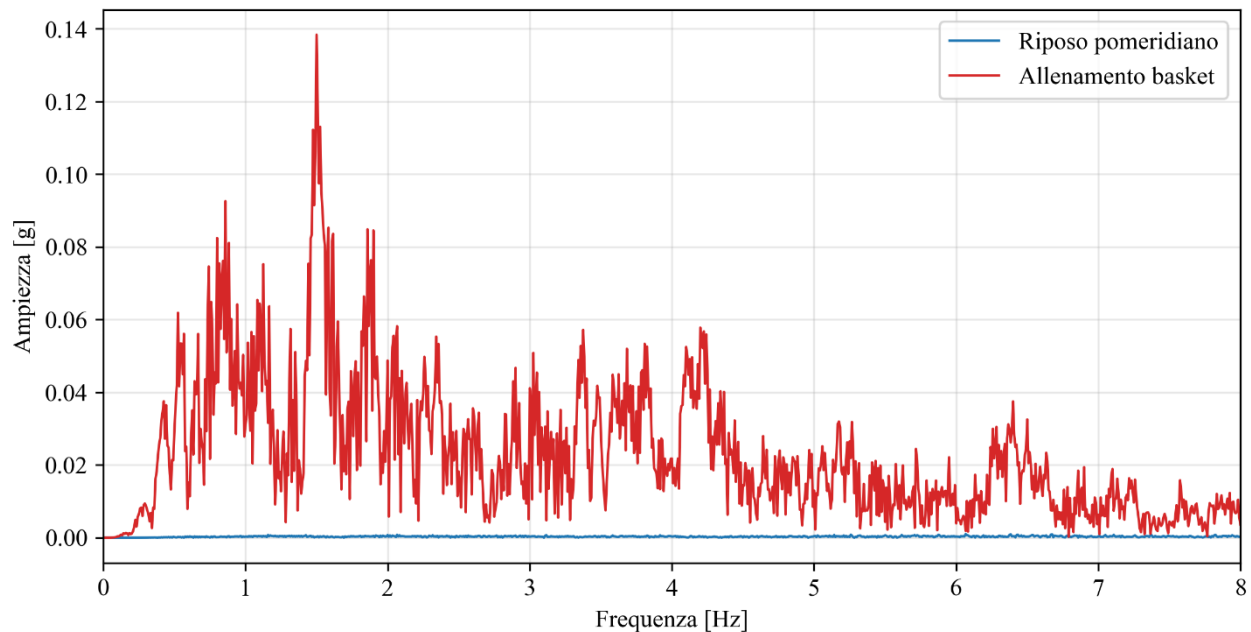


Figura 11 – Spettro di ampiezza del modulo dell'accelerazione ottenuto tramite FFT su finestre di 120 s

3.5.2 La stima del numero di passi e il confronto con il dispositivo

Il dispositivo EmbracePlus fornisce un conteggio dei passi (file steps.csv) come grandezza derivata, prodotta da un proprio algoritmo a partire dal segnale accelerometrico. Nel seguente paragrafo, il numero di passi è stato ricavato in modo indipendente direttamente dai dati grezzi e confrontato con il dato ufficiale di Empatica. L'algoritmo adottato è semplice: il modulo dell'accelerazione viene filtrato con un filtro passa-banda fra 0,8 e 4 Hz, che isola la banda eliminando sia la componente statica della gravità sia il rumore tipico delle alte frequenze, e sul segnale così filtrato vengono individuati i massimi, ciascuno dei quali corrisponde a un passo. Si impone inoltre ad ogni picco un'ampiezza minima per essere considerato un passo e una distanza minima dal precedente di 0,30 s (pari a una cadenza massima di circa 3,3 passi al secondo) con il fine di evitare il conteggio di passi falsi. La Figura 12 illustra il procedimento su una finestra di camminata durante la mattinata, quindi con un passo regolare, dalla durata sempre di 8 secondi. Qui il segnale filtrato oscilla in modo regolare e ognuno dei suoi massimi, indicati con i punti rossi, viene riconosciuto come un passo.

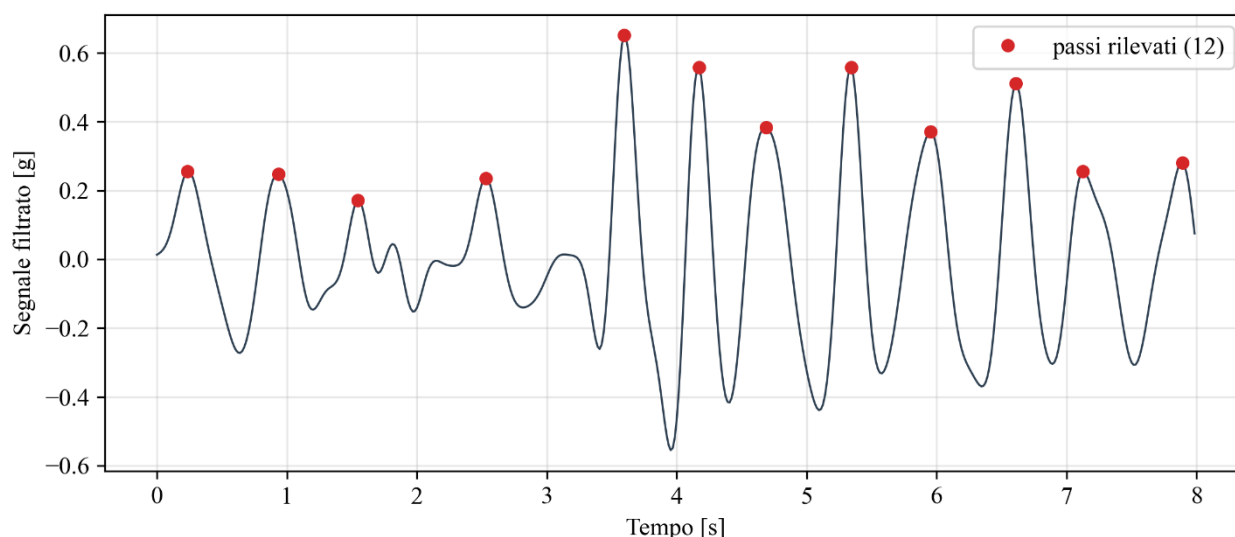


Figura 12 – Rilevamento dei passi su una finestra di camminata di 8s durante la mattinata

I risultati del confronto, tra i passi calcolati a partire dai dati grezzi e i passi dichiarati da Empatica sono riportati nella Tabella 6 e nella Figura 13, suddivisi nelle fasi della giornata.

Fase	Dispositivo	Stima Python	Scarto
Mattina / relax	5.053	5.412	+7%
Riposo pomeridiano	53	123	+132%
Attività intensa	1.313	1.769	+35%
Allenamento basket	3.260	4.696	+44%
Intera giornata	11.629	13.984	+20%

Tabella 6 – Confronto tra il numero di passi rilevato dal dispositivo e quello stimato in Python.

Il primo dato che salta all'occhio è la sovrastima da parte dell'elaborazione Python effettuata nel seguente esperimento rispetto ai numeri dichiarati dall'EmbracePlus. Di seguito cercheremo di capire il motivo. Innanzitutto il confronto va letto diversamente in base alle fasi della giornata. Durante la mattinata, caratterizzata da una camminata tranquilla e regolare, lo scarto è basso (+7%) e peggiora al crescere dell'irregolarità del movimento (+35% nell'attività intensa e +44% durante il basket).

Il riposo pomeridiano va invece interpretato con attenzione, perché il suo scarto percentuale (+132%) è il più alto della tabella e potrebbe quindi sembrare contraddittorio. In questa fase il dispositivo conta appena 53 passi in quasi due ore e l'algoritmo ne stima 123: la differenza è solamente di una settantina di rilevamenti, che è trascurabile rispetto alle migliaia di passi delle fasi attive. La percentuale risulta elevata solo perché calcolata su un numero di passi molto inferiore rispetto alle altre fasi e per questo non costituisce un indicatore significativo. Inoltre, i passi registrati durante il sonno sono dovuti a movimenti come i cambi di posizione, contati erroneamente come passi.

Il limite di un rilevatore di picchi basato sulla sola ampiezza è l'impossibilità di distinguere un passo da un'altra accelerazione di intensità paragonabile, come salti, cadute, cambi di direzione, movimenti delle braccia e perfino il riposizionarsi sul letto. Ciò spiega sia la forte sovrastima durante il basket sia i falsi rilevamenti durante il riposo. Il conteggio ufficiale del dispositivo risulta più contenuto perché l'algoritmo, proprietario di Empatica, evidentemente incorpora un riconoscimento dell'andatura che scarta i movimenti non riconducibili a una camminata, non limitandosi quindi alla sola soglia di ampiezza. Ne deriva la considerazione centrale di questo paragrafo: il numero di passi non è una grandezza misurata in modo diretto, ma una grandezza derivata il cui valore dipende dall'algoritmo di elaborazione adottato. Due algoritmi diversi applicati allo stesso segnale grezzo possono effettuare conteggi diversi.

Va inoltre sottolineata una differenza importante rispetto agli altri segnali. L'accelerometro, a differenza dell'EDA e dell'HRV, rimane affidabile anche durante l'attività intensa: lo spettro piatto a riposo testimonia un rumore di fondo molto contenuto e il segnale conserva in ogni fase un buon rapporto segnale-rumore. Il movimento ad alta intensità quindi non compromette l'affidabilità della misura in sé, ma della grandezza derivata che da essa si vuole estrarre.

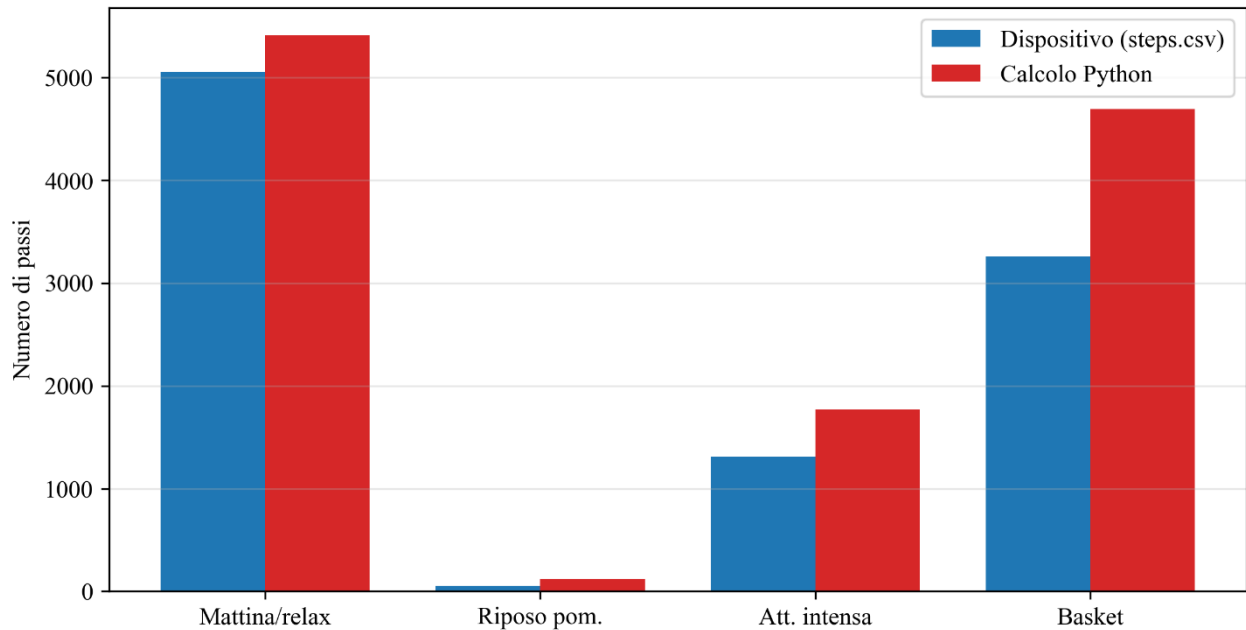


Figura 13 – Confronto, per ciascuna fase, tra il numero di passi rilevato dal dispositivo e quello stimato in Python.

3.6 Analisi della temperatura cutanea

La temperatura cutanea costituisce l'ultimo dei quattro segnali grezzi acquisiti dal dispositivo e richiede un trattamento diverso da quelli adottati nei paragrafi precedenti. Infatti la temperatura è una grandezza intrinsecamente lenta ed ha la frequenza di campionamento più bassa - circa 1 Hz - e varia in modo graduale, su scale temporali dell'ordine dei minuti. Un'analisi in frequenza non aggiungerebbe quindi alcuna informazione, perché il segnale non possiede componenti rapide da rivelare. Per lo stesso motivo, la frequenza di campionamento di 1 Hz è ampiamente sufficiente a descriverne l'andamento senza rischio di aliasing. L'elaborazione si concentrerà quindi sul ricostruire l'andamento della temperatura nell'arco della giornata e confrontarlo tra le diverse fasi.

Ricordando ciò che è stato detto nel Capitolo 1, l'EmbracePlus rileva la temperatura cutanea tramite una termoresistenza posizionata sulla superficie del polso. Si tratta di una temperatura periferica, che dipende dalle condizioni di contatto e di scambio termico tra cute, dispositivo e ambiente, e che non coincide esattamente con la temperatura interna del corpo. Il sensore restituisce quindi la temperatura di contatto. La temperatura cutanea va quindi interpretata come un indicatore indiretto dello stato termico del soggetto, e non come una misura diretta della temperatura corporea.

I campioni sono stati ricondotti alla base dei tempi comune e suddivisi nelle fasi della giornata. La registrazione presenta due interruzioni significative, di circa 5 minuti alle 15:30 e di circa 25 minuti alle 18:10.

L'andamento della temperatura cutanea sull'intera giornata è riportato in Figura 14. Dopo una fase iniziale di assestamento, la temperatura si mantiene su un livello compreso tra circa 31 e 34 °C per gran parte della giornata, con oscillazioni contenute durante i periodi di relax e di riposo. La caratteristica più evidente è il netto calo che accompagna l'allenamento di basket nella fascia serale: a partire dalle 18 circa la temperatura scende progressivamente fino a portarsi attorno ai 28 °C, il valore più basso registrato nell'intera giornata.

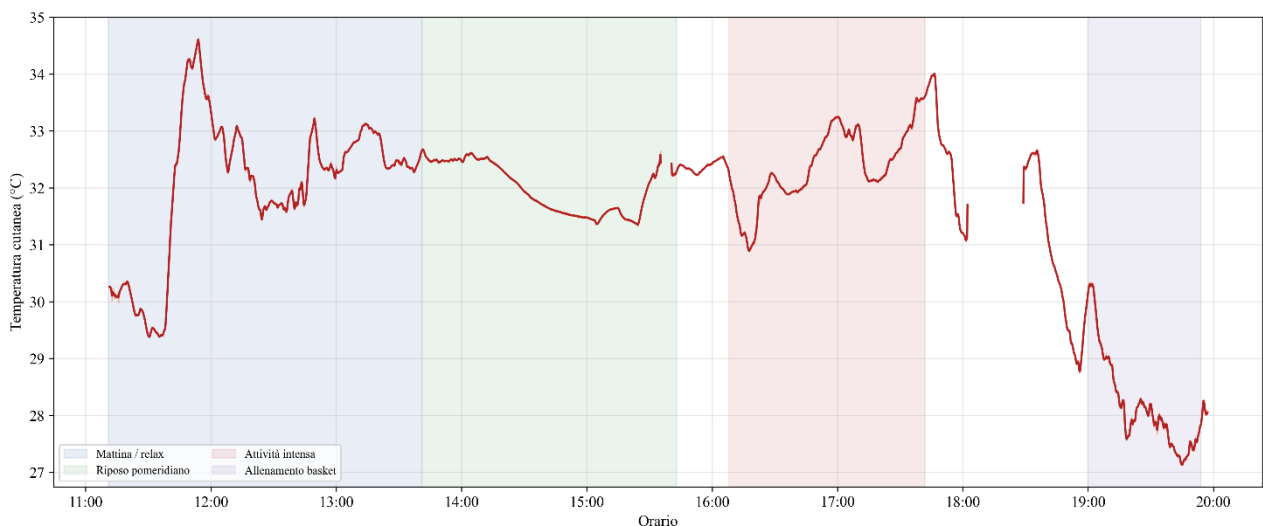


Figura 14 – Andamento della temperatura cutanea nell'intera giornata, con evidenziazione delle quattro fasi

Un quadro riassuntivo dei valori registrati è rappresentato nella Tabella 8. I valori medi delle prime tre fasi sono molto simili tra loro, compresi tra 31,98 e 32,37 °C, mentre la fase di allenamento si distacca nettamente con una media di 28,17 °C, incredibilmente inferiore. La motivazione, già accennata nel paragrafo 3.2, è puramente fisiologica: sebbene la temperatura corporea interna aumenti, il sensore misura quella della pelle, che può diminuire a causa di diversi fattori, come l'evaporazione del sudore, meccanismo con cui il corpo dissipa il calore, e il movimento, che può ridurre l'aderenza dello smartwatch al polso rendendo la misura influenzata dall'aria circostante e quindi più bassa. Di conseguenza si prende atto della poca affidabilità del sensore in situazioni di movimento ad alta intensità, come un allenamento di pallacanestro.

È interessante osservare nella tabella anche la deviazione standard: la fase di riposo pomeridiano presenta la dispersione più bassa (0,44 °C), coerente con una condizione di quiete e di buon contatto stabile tra dispositivo e cute, mentre le fasi di attività mostrano valori più elevati, segno di una temperatura cutanea più variabile in presenza di movimento.

Fase	n campioni	Media (°C)	Dev. std (°C)	Min (°C)	Max (°C)
Mattina / relax	8970	32,06	1,25	29,37	34,62
Riposo pomeridiano	7014	31,98	0,44	31,31	32,69
Attività intensa	5640	32,37	0,65	30,87	33,62
Allenamento basket	3240	28,17	0,81	27,12	30,34
Intera giornata	29635	31,60	1,59	27,12	34,62

Tabella 7 – Statistiche della temperatura cutanea per fase della giornata.

Un dettaglio significativo riguarda i primi minuti di registrazione, riportati in Figura 15. Subito dopo l'indossamento, il dispositivo non restituisce immediatamente la temperatura cutanea corretta: per circa mezz'ora la lettura si mantiene su valori bassi e poco stabili, intorno ai 30 °C, per poi salire rapidamente verso il livello di regime una volta raggiunto l'equilibrio termico tra sensore e polso. Questo comportamento è tipico della fase transitoria tipica di un sistema di misura della temperatura, che non risponde istantaneamente ma con un certo tempo legato all'inerzia termica del sensore e alla qualità del contatto.

Il confronto tra le distribuzioni delle quattro fasi è invece rappresentato graficamente in Figura 16 tramite diagramma a scatola. La rappresentazione conferma quanto emerso dalla tabella: le prime tre fasi occupano una banda ristretta e parzialmente sovrapposta attorno ai 32 °C, mentre la fase di allenamento è chiaramente separata verso il basso. Il diagramma evidenzia inoltre l'ampia escursione della fase mattutina, dovuta principalmente al transitorio iniziale discusso di seguito.

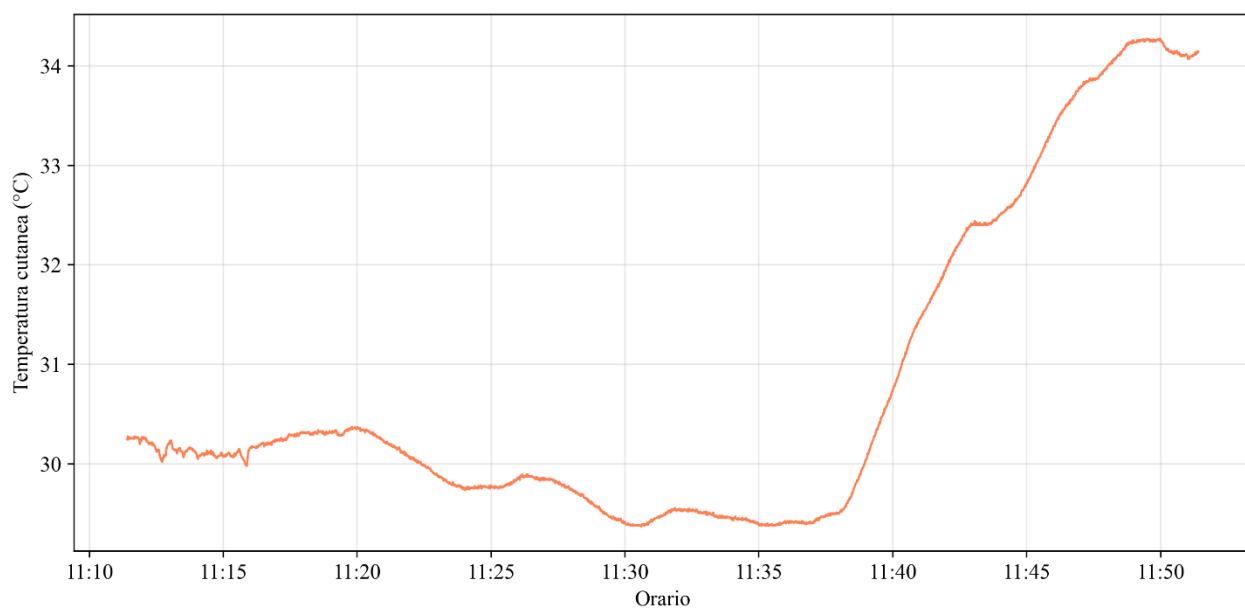


Figura 15 – Transitorio iniziale della temperatura

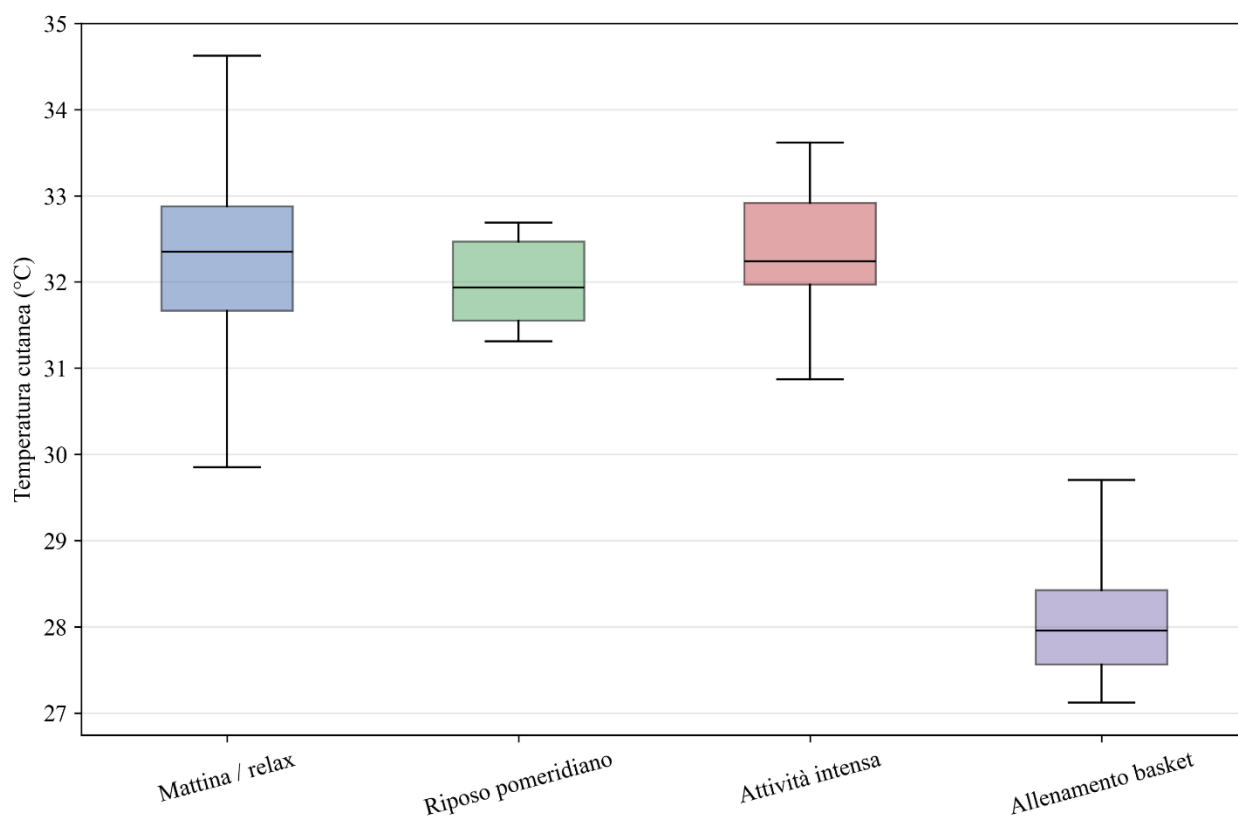


Figura 16 – Confronto della distribuzione della temperatura cutanea tra le quattro fasi (diagramma a scatola).

In sintesi, l'analisi della temperatura cutanea completa il quadro dei segnali acquisiti. Pur non potendosi interpretare come misura della temperatura corporea, essa fornisce indicazioni chiare sulle diverse condizioni della giornata, e soprattutto ribadisce uno dei concetti centrali di questo elaborato: il valore restituito da un sensore dipende non solo dalla grandezza che si intende misurare ma anche dalle condizioni di misurazione e dal comportamento dinamico dello strumento stesso.

4. I risultati

Nel Capitolo 3 si è svolto lo studio di ciascun segnale grezzo estratto dall'EmbracePlus, ottenendo grandezze derivate, descrivendo per ciascun segnale il principio di trasduzione, l'acquisizione e l'elaborazione in Python. Questo capitolo d'altra parte mette a confronto i risultati delle diverse elaborazioni e li legge insieme, attraverso chiavi di lettura, per capire se le grandezze estratte, prese nel loro insieme, raccontano una storia coerente con lo svolgimento della giornata.

La Figura 17 sovrappone su un'unica base temporale i quattro segnali principali - frequenza cardiaca, componente tonica dell'EDA, temperatura cutanea e intensità del movimento - con le quattro fasi della giornata, che sono state evidenziate.

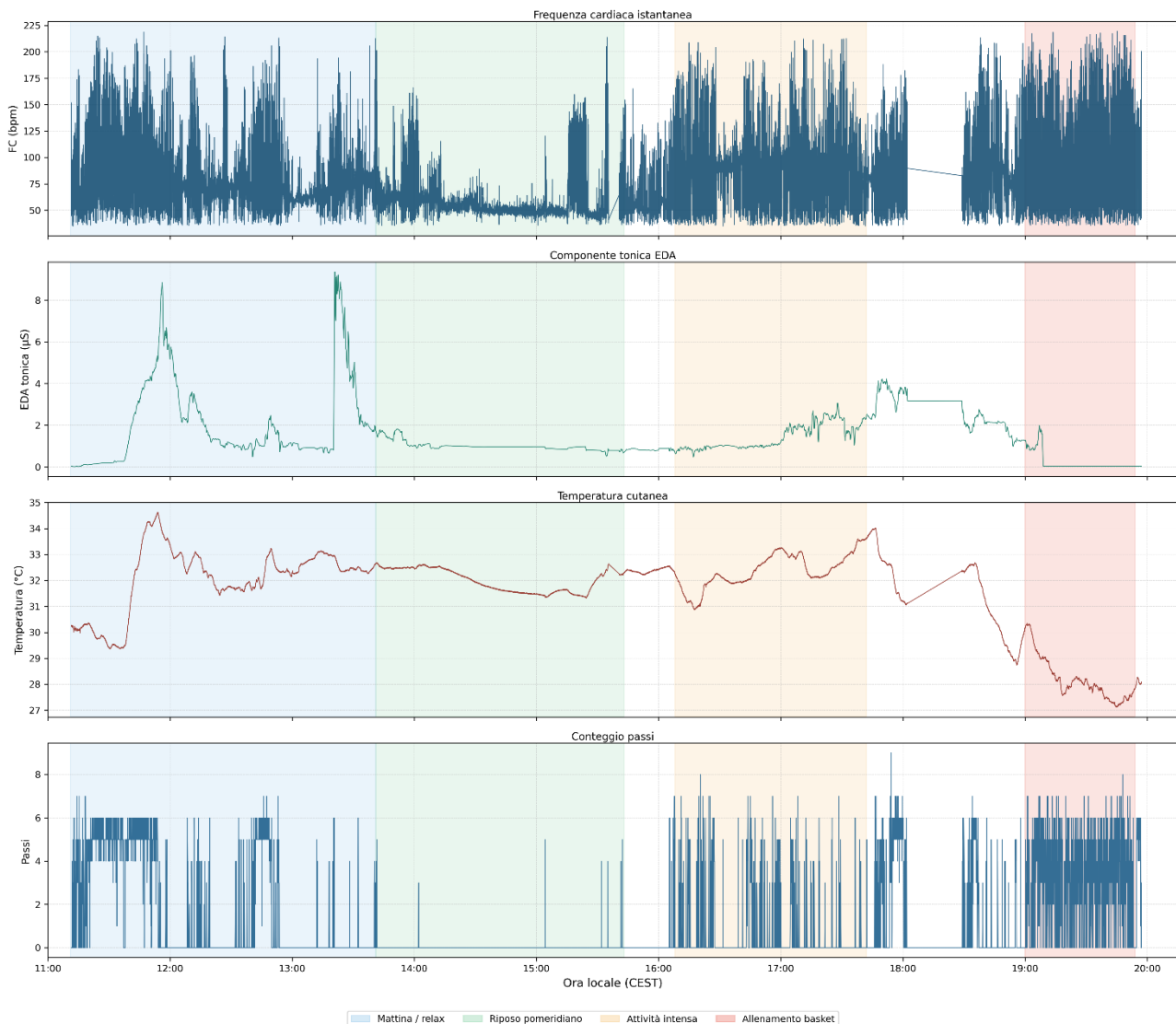


Figura 17 – Pannello di sintesi dei segnali fisiologici lungo l'intera giornata, con evidenziate le quattro fasi.

4.1 Intensità dello sforzo fisico

La prima chiave di lettura è quella dello sforzo fisico, determinato dall'accelerometro e dalla frequenza cardiaca. Le due grandezze provengono da trasduttori fisicamente diversi - un accelerometro MEMS e un sensore ottico PPG - e arrivano al confronto percorrendo catene di elaborazione indipendenti. Il fatto che concordino è già di per sé un risultato.

La frequenza cardiaca media segue fedelmente il livello di attività lungo la giornata: dai 51,7 bpm del riposo pomeridiano, minimo assoluto della registrazione, fino agli 87,5 bpm dell'allenamento, con un'escursione di circa 36 bpm tra la condizione più tranquilla e quella più intensa. L'accelerometro racconta la stessa storia attraverso il movimento: praticamente fermo durante il riposo, attivo durante la mattina e l'attività intensa, con l'allenamento di basket che produce i valori di modulo dell'accelerazione più elevati della giornata e uno spettro in frequenza con un picco di 1,50 Hz.

Questa concordanza tra un indicatore metabolico e uno puramente cinematico è la conferma che la misura ha funzionato e che possiamo ritenere affidabile una stima dello sforzo fisico, in quanto due sensori diversi, con due elaborazioni diverse, forniscono due risposte coerenti.

4.2 Attivazione mentale

La seconda chiave di lettura riguarda l'attivazione del sistema nervoso, valutata attraverso l'EDA. A differenza della frequenza cardiaca, che risponde sia allo sforzo fisico sia all'attivazione emotiva, l'EDA risente solamente della componente psicologica, ed è quindi la grandezza più adatta a distinguere uno stato di riposo da uno di allerta o tensione.

Il confronto, almeno tra le fasi di quiete, mostra un risultato chiaro. Durante il riposo pomeridiano il livello tonico scende a 1,02 μ S - circa la metà del valore mattutino - e la frequenza delle risposte fasiche si riduce a 1,1 al minuto, il minimo della giornata. La mattina presenta invece valori più elevati in entrambi gli indici, coerenti con una condizione di maggiore attivazione. Ancora più significativo è il dato dell'attività intensa del pomeriggio, che mostra la frequenza di risposte fasiche più alta dell'intera giornata - 9,1 SCR al minuto - superiore persino alla fase di basket. Questi picchi di attivazione mentale sono del tutto plausibili visto che un'attività di sistemazione è sicuramente meno piacevole rispetto all'allenamento di pallacanestro, che può essere visto anche come un hobby e una valvola di sfogo, e comporta quindi un maggiore livello di stress mentale da parte del soggetto.

Al contrario, durante l'allenamento di basket il segnale EDA crolla verso valori prossimi allo zero. Nonostante durante l'allenamento ci si aspettano valori più bassi, un andamento come quello in Figura 17 non è giustificabile fisiologicamente. Ciò accade non per assenza di attivazione, ma perché il

sudore abbondante e il movimento continuo compromettono il contatto degli elettrodi con la pelle. Questo limite, già discusso nel Capitolo 3, non sminuisce il risultato complessivo, ma indica come nelle fasi in cui la misura è valida – dove non c'è movimento intenso - l'EDA si comporta esattamente come atteso ed abbia una buonissima affidabilità.

4.3 Termoregolazione

La terza chiave di lettura è la temperatura cutanea, che si distingue dalle altre, come abbiamo già visto, poiché varia molto lentamente ed è inoltre meno sensibile al movimento del polso. Rimane quindi interpretabile lungo tutto il giorno, comprese le fasi di massimo sforzo, in cui gli altri segnali perdono affidabilità, anche se con dei limiti e delle considerazioni da fare.

L'andamento lungo la giornata mostra una sostanziale stabilità nelle fasi di quiete, con valori intorno ai 32–33 °C (ricordando che la temperatura cutanea è leggermente inferiore a quella corporea), e un calo netto e progressivo durante l'allenamento di basket, che porta la temperatura cutanea al polso fino a circa 27 °C. Questo calo può sembrare controintuitivo: in realtà durante uno sforzo fisico intenso le ghiandole sudoripare aumentano la produzione di sudore, la cui evaporazione ha l'obiettivo di raffreddare proprio la superficie cutanea. La temperatura misurata al polso scende quindi anche mentre quella interna del corpo sale. Anche se con un contributo inferiore, il movimento potrebbe comunque essere responsabile di questo calo di temperatura, in quanto potrebbe aver causato una perdita di contatto tra sensore e polso.

4.4 Il quadro complessivo

Letti insieme, i tre segnali si completano. Nelle fasi di quiete concordano tutti nel descrivere una condizione di bassa attivazione, e questa convergenza - ottenuta da trasduttori con principi fisici diversi e catene di elaborazione altrettanto differenti - è la conferma più solida del metodo adottato. Nelle fasi di sforzo intenso ogni segnale mostra i propri limiti, ma lo fa in modo diverso e per ragioni diverse: l'EDA e la frequenza cardiaca risentono del disturbo meccanico e del sudore, la temperatura della sovrapposizione tra effetto fisiologico e perdita di contatto. Il fatto che i limiti siano identificabili, spiegabili e coerenti con i principi fisici dei trasduttori non è un difetto dell'esperimento, ma una conoscenza della catena di misura ed una piena consapevolezza degli strumenti utilizzati e del contesto in cui sono stati inseriti.

5. Analisi globale e indici di stress

In questo capitolo le grandezze misurate vengono combinate tra loro, con un l'obiettivo di descrivere lo stato del soggetto attraverso due parametri di stress, uno legato allo sforzo fisico e uno all'attivazione del sistema nervoso, e mostrare come l'analisi contemporanea di più segnali permetta di compensare i punti deboli e i vuoti delle singole misure. Ciò che distingue questa analisi da quelle precedenti è la natura dei dati utilizzati.

5.1 I dati aggregati

Nei capitoli precedenti ogni segnale è stato letto e interpretato singolarmente, ricostruendo per ciascun sensore la catena che porta dal dato grezzo al dato numerico. Questa analisi separata ha permesso di caratterizzare ogni grandezza, ma ha messo in luce anche i limiti sull'affidabilità dei segnali in alcune condizioni della giornata. L'accelerometro conserva un buon rapporto segnale-rumore anche durante il movimento intenso, mentre l'attività elettrodermica e la variabilità cardiaca perdono di credibilità quando il soggetto si muove con grande intensità. Questa problematica può essere risolta utilizzando dei dati che non comprendano tutti i valori interferenti. Questi valori, già introdotti nel paragrafo 3.3.5, saranno la base del seguente capitolo.

Una lettura segnale per segnale non restituisce quindi una panoramica dello stato del soggetto in un determinato istante. Per ottenere questa visione d'insieme è possibile utilizzare un secondo tipo di dato reso disponibile dall'EmbracePlus, distinto dai segnali grezzi analizzati finora. Si parla dei biomarcatori digitali, grandezze fisiologiche derivate che il dispositivo calcola attraverso i propri algoritmi proprietari, validati clinicamente, a partire dai segnali grezzi e restituendole come un valore al minuto per ogni grandezza. Questo processo di elaborazione prende il nome di aggregazione e i valori così ottenuti sono detti dati aggregati. Una caratteristica rende questi dati particolarmente adatti a un'analisi globale: i segnali grezzi del Capitolo 3 sono campionati a frequenze molto diverse tra loro (64 Hz per accelerometro e BVP, circa 4 Hz per l'EDA, circa 1 Hz per la temperatura) e, per essere confrontati, hanno richiesto una sincronizzazione. I biomarcatori digitali, al contrario, sono tutti forniti già con la stessa cadenza, un campione al minuto, e quindi già allineati nel tempo. Questa caratteristica rende possibile combinare con maggiore facilità più grandezze tra loro istante per istante. L'EmbracePlus ed Empatica mettono a disposizione sedici biomarcatori, visualizzabili nella Tabella 8 nella pagina seguente.

Biomarcatore	Grandezza rappresentata	Unità di misura	Categoria
pulse rate	Frequenza cardiaca	bpm	Cardiovascolare
prv	Variabilità cardiaca (RMSSD)	ms	Autonomico
respiratory rate	Frequenza respiratoria	atti/min	Respiratorio
eda	Livello di conduttanza cutanea (SCL)	μS	Elettrodermico
temperature	Temperatura cutanea	°C	Termoregolazione
met	Equivalente metabolico	MET	Attività fisica
activity counts	Conteggi di attività	adim.	Attività fisica
actigraphy counts	Conteggi actigrafici per asse e modulo	adim.	Attività fisica
acticounts	Conteggi di attività per asse	adim.	Attività fisica
step counts	Passi	passi/min	Attività fisica
accelerometers std	Deviazione standard dell'accelerazione	g	Movimento
activity classification	Classe di attività (fermo, cammina, corre)	categoriale	Attività fisica
activity intensity	Intensità (sedentaria, LPA, MPA, VPA)	categoriale	Attività fisica
body position	Postura	categoriale	Postura
sleep detection	Stadio di riposo o sonno	categoriale	Sonno
wearing detection	Percentuale di corretto indossamento	%	Qualità del dato

Tabella 8 – Biomarcatori digitali forniti al minuto dall'EmbracePlus.

L'obiettivo è costruire, a partire da questi biomarcatori, due parametri che riassumano lo stato del soggetto da due punti di vista: un parametro di carico o stress fisico, legato all'intensità dello sforzo muscolare e metabolico, e un indice di attivazione nervosa, legato quindi all'attivazione del sistema nervoso e interpretabile in termini di stress mentale o emotivo. Letti congiuntamente lungo l'arco della giornata, questi due indici permettono non solo di confrontare le fasi tra loro, ma anche di sfruttare la diversa affidabilità dei sensori: quando il movimento rende illeggibili i segnali riconducibili all'attivazione mentale – che possiamo chiamare segnali autonomici - è il carico fisico a descrivere lo stato del soggetto; al contrario nelle fasi di quiete sono gli stessi segnali autonomici a fornire le informazioni più utili.

5.2 Determinazione degli indici: normalizzazione e coefficienti

I biomarcatori che si vogliono analizzare e combinare sono grandezze fisicamente diverse, espresse in unità di misura diverse e con ordini di grandezza non confrontabili: ad esempio il dispendio metabolico è dell'ordine di pochi MET, la conduttanza cutanea di qualche microsiemens, la variabilità cardiaca di alcune decine di millisecondi. Sommare direttamente questi valori per arrivare ad un indice di stress non avrebbe alcun senso fisico. È necessario quindi, come primo passo, ricondurre tutti i segnali a una scala comune e adimensionale.

A questo scopo ogni segnale viene normalizzato con il metodo min-max, una delle tecniche di normalizzazione più diffuse nell'analisi dei dati. Per ciascuna grandezza si individuano il valore minimo e il valore massimo assunti nell'arco della giornata e si ricalcolano proporzionalmente tutti i valori in modo che il minimo diventi 0 e il massimo diventi 1, secondo la relazione:

$$x_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

Ogni segnale normalizzato assume così valori compresi tra 0 e 1, dove 0 corrisponde al livello più basso registrato e 1 a quello più alto. Si tratta di un metodo ampiamente adottato proprio nei casi in cui occorre combinare grandezze espresse in unità di misura diverse, poiché ne preserva l'andamento e le priva dell'unità di misura, rendendole confrontabili e combinabili tra loro.

Gli indici che andremo a calcolare sono quindi definiti come una combinazione lineare dei segnali normalizzati, in cui a ogni segnale è associato un coefficiente che ne stabilisce il peso, e il segno, all'interno della somma.

La scelta dei coefficienti è il punto fondamentale della costruzione, in quanto il loro valore non è arbitrario ma dipende dal ruolo fisiologico che il segnale ha nello stress che si vuole descrivere. In particolare, alcuni coefficienti possono essere negativi poiché esistono grandezze che diminuiscono all'aumentare dello stress anziché crescere con esso.

L'indice di stress o carico fisico (ICF) è costruito a partire da quattro segnali che aumentano tutti con lo sforzo muscolare e metabolico: l'equivalente metabolico (MET), i conteggi di attività, la deviazione standard dell'accelerazione e il numero di passi al minuto. Ad ognuno è stato assegnato un coefficiente in base al peso che ha nel calcolo dell'ICF. In particolare, al MET è stato attribuito un coefficiente pari a 0,40, mentre agli altri tre pari a 0,20 ciascuno. La ragione di questa scelta è che il MET non è un indicatore di movimento qualsiasi, ma l'unità standard internazionalmente riconosciuta per quantificare l'intensità dell'attività fisica: un MET corrisponde al dispendio energetico a riposo e i suoi multipli esprimono il costo energetico di varie attività (come camminare, correre, fare sport...) secondo valori catalogati e validati nel Compendium of Physical Activities, un catalogo di riferimento usato in tutto il mondo per stimare l'intensità dell'attività fisica. Gli altri tre segnali sono comunque indicatori di movimento, specifici del dispositivo, e per questo viene assegnato loro lo stesso peso.

L'indice di attivazione autonoma (IAA) è costruito invece a partire da due segnali legati all'attività del sistema nervoso. Il primo è il livello di conduttanza cutanea (SCL), che aumenta con l'attivazione del sistema nervoso simpatico e che entra quindi nell'indice con coefficiente positivo e convenzionalmente pari a 1. Il secondo è la variabilità cardiaca (RMSSD), che al contrario diminuisce all'aumentare dell'attivazione e per questo motivo avrà coefficiente negativo, pari a -1. Anche in questo caso non c'è ragione fisiologica per dare due pesi diversi, in valore assoluto, alle due grandezze. L'indice è dato dalla differenza tra la conduttanza e la variabilità cardiaca e può assumere quindi anche valori negativi, che corrispondono a uno stato di rilassamento, in cui la variabilità è alta e la conduttanza bassa.

5.3 L'indice di stress o carico fisico

L'indice di stress fisico riassume in un unico valore l'intensità dello sforzo lungo l'arco della giornata. I quattro segnali che lo compongono crescono tutti con il movimento e l'impegno metabolico, in modi differenti: il MET stima il dispendio energetico, i conteggi di attività e la deviazione standard dell'accelerazione misurano l'entità del movimento, i passi ne colgono la componente ritmica. La loro combinazione restituisce un valore in cui l'eventuale debolezza di uno dei segnali in un determinato momento è attenuata dagli altri.

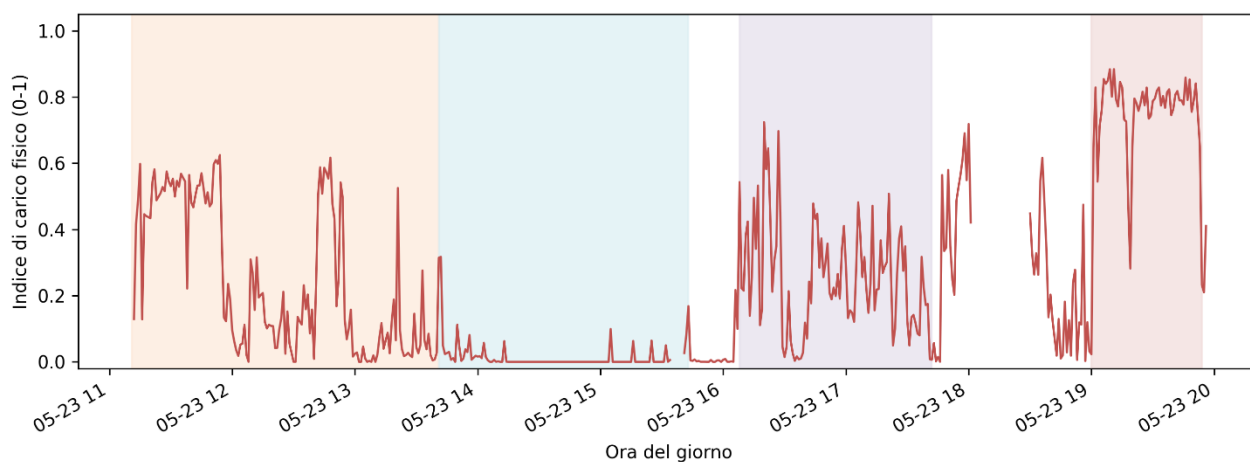


Figura 18 – Andamento dell'indice di carico fisico nel corso della giornata, con le fasi evidenziate

La Figura 18 mostra l'andamento dell'indice durante le ore di registrazione, mentre la Tabella 10 ne riporta i valori medi per ciascuna fase. L'indice distingue con chiarezza i diversi momenti della giornata: nel riposo pomeridiano si mantiene prossimo allo zero (0,02), coerentemente con un MET vicino al valore basale; assume valori moderati nella mattinata e nell'attività di sistemazione del pomeriggio, entrambe pari a 0,25; raggiunge il valore massimo durante l'allenamento di pallacanestro (0,74), fase in cui la classificazione dell'intensità fornita dal dispositivo segnala attività vigorosa per la quasi totalità dei minuti.

È importante sottolineare che l'indice di carico fisico è affidabile in tutte le fasi della giornata. I biomarcatori su cui si basa derivano dall'accelerometro, che come mostrato nel paragrafo 3.5 conserva un elevato rapporto segnale-rumore anche durante il movimento più intenso. Anzi è proprio nelle fasi attive che questi segnali raggiungono il loro massimo potenziale. La frequenza cardiaca e la frequenza respiratoria, pur non incluse nell'indice, ne confermano indirettamente l'andamento, crescendo in parallelo al carico fisico nelle fasi più attive.

5.4 L'indice di stress mentale o attivazione autonoma

L'indice di attivazione autonoma descrive il livello di attivazione del sistema nervoso, interpretabile in termini di stress mentale o emotivo. Esso combina la conduttanza cutanea (SCL), che cresce con l'attivazione simpatica, e la variabilità cardiaca (RMSSD), che ne è invece in opposizione, riflettendo l'attività parasimpatica. La Figura 19 mostra l'andamento delle due componenti normalizzate.

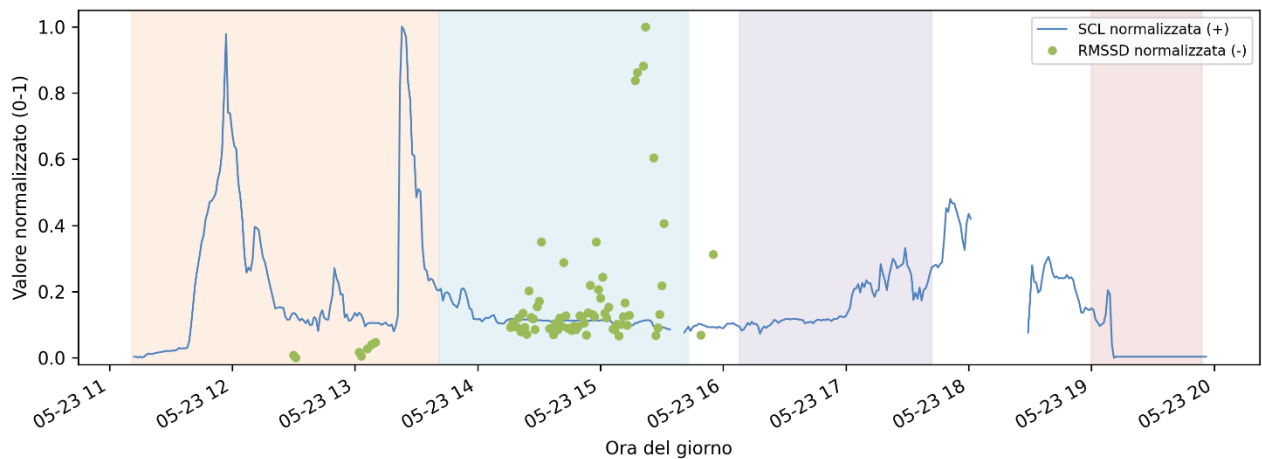


Figura 19 – Andamento di SCL e RMSSD normalizzate

A differenza dell'indice di carico fisico, questo indice non è calcolabile con la stessa affidabilità in tutte le fasi, e la ragione è la stessa già incontrata nei paragrafi 3.3 e 3.4. La variabilità cardiaca è disponibile soltanto nel 14% dei minuti della registrazione, concentrati quasi esclusivamente nelle fasi più tranquille: durante il movimento il dispositivo non riesce a calcolarla, perché le oscillazioni meccaniche del polso disturbano troppo il segnale ottico BVP. Quando il segnale è troppo rumoroso, Empatica preferisce non restituire alcun valore piuttosto che fornirne uno inaffidabile. Ne consegue che l'indice completo, basato su entrambe le componenti, è calcolabile solo nelle fasi a basso movimento, quindi mattina e primo pomeriggio.

Nella mattinata l'indice è positivo (+0,10), coerentemente con i picchi di conduttanza osservati nel paragrafo 3.4. Nel riposo pomeridiano invece l'indice assume un valore negativo (−0,08), poiché la variabilità cardiaca, che ha coefficiente negativo, è elevata mentre la conduttanza, con indice positivo, è bassa, configurazione tipica di uno stato di rilassamento.

Nelle due fasi attive la situazione è diversa e dobbiamo distinguerle anche tra di loro. Durante l'attività di sistemazione del pomeriggio la variabilità cardiaca è assente, ma la conduttanza cutanea è presente in tutta la durata della fase, grazie ad un movimento moderato che non ha causato perdita di contatto dell'elettrodo. In queste condizioni la SCL normalizzata fornisce un'indicazione non priva di significato, seppur parziale: il suo valore medio qui è 0,16, superiore a quello del riposo (0,12). Prendiamo in considerazione che la componente fasica dell'EDA, come riportato nel paragrafo 3.4, registra in questa fase la più alta frequenza di risposte di conduttanza dell'intera giornata (9,1 SCR al minuto), nell'insieme questi elementi indicano un'attivazione nervosa elevata, compatibile con un impegno più stressante a livello mentale che muscolare. L'indice non è completo, ma la sola componente disponibile, letta insieme agli SCR, è sufficiente a caratterizzare la fase.

Durante l'allenamento di basket, invece, nessuna componente autonoma è utilizzabile: la variabilità cardiaca è assente per le stesse ragioni e la conduttanza crolla a valori prossimi allo zero (SCL normalizzata media pari a 0,03) a causa della perdita di contatto tra elettrodo e pelle, già documentata come ingresso interferente nel paragrafo 3.4 e confermata da una deviazione standard dell'accelerometro pari a 0,376 g, quasi sette volte quella della sistemazione pomeridiana. In questa fase l'indice di attivazione autonoma non è determinabile, neanche in forma parziale.

Fase	Carico fisico	Attivazione autonoma
Mattina / relax	0,25	+0,10
Riposo pomeridiano	0,02	-0,08
Attività intensa	0,25	Parziale (solo SCL)
Allenamento basket	0,74	non determinabile

Tabella 9 – Valori medi dei due indici per ciascuna fase della giornata.

5.5 Validazione tramite altri biomarcatori

I due indici descritti nei paragrafi precedenti non utilizzano tutti i biomarcatori disponibili, infatti dei sedici elencati nella Tabella 8, sei concorrono alla loro costruzione, mentre i restanti non vi sono stati inclusi. Alcune grandezze sarebbero state ridondanti, perché derivate dallo stesso accelerometro e dallo stesso MET già presenti nell'indice di carico fisico; altre, come la classificazione dell'intensità o la postura, nonostante la normalizzazione, non si prestano a essere sommate con le grandezze utilizzate; la frequenza cardiaca, infine, è un segnale che risponde sia allo sforzo fisico sia all'attivazione nervosa, e inserirla avrebbe confuso i due indici proprio mentre se ne voleva mantenere la distinzione. Più in generale, un indice si valida confrontandolo con grandezze che non sono servite a costruirlo. Tenere questi biomarcatori al di fuori degli indici permette quindi di impiegarli come metro di paragone indipendente, per verificare che gli indici descrivano effettivamente ciò che dichiarano di misurare.

La frequenza cardiaca fornisce la conferma più immediata per l'indice di carico fisico, poiché ne segue fedelmente l'andamento: passa da 56 battiti al minuto nel riposo pomeridiano - un valore tipico

di un soggetto allenato - a 87 nella mattinata, fino a 100 e 106 rispettivamente nell'attività di sistemazione e nell'allenamento. Il fatto che un segnale di natura del tutto diversa, di origine cardiaca, cresca in parallelo all'indice ne conferma l'attendibilità. Va inoltre notato come la FC media, calcolata dai dati aggregati – differisce leggermente rispetto a quella calcolata dai dati grezzi nel Capitolo 3, che con ogni probabilità contengono dei valori sbagliati che alterano i risultati.

La classificazione dell'intensità dell'attività, basata sulle soglie di MET, offre un riscontro ancora più diretto. Ad esempio, nel riposo pomeridiano il 95% dei minuti è classificato come sedentario; nell'allenamento il 93% come attività vigorosa. Questa distribuzione conferma in modo indipendente l'ordinamento degli indici, e in particolare la natura solo moderata della sistemazione pomeridiana, già emersa dal valore dell'indice di carico fisico.

Anche la postura concorda con questo quadro: il riposo è trascorso per il 98% del tempo in posizione seduta o sdraiata, l'allenamento per il 98% in piedi, mentre la sistemazione si colloca in una condizione intermedia. La convergenza di questi segnali indipendenti (cardiaco, di classificazione e posturale) rafforza l'attendibilità dei due indici, pur derivando dalla combinazione di poche grandezze.

Va infine osservato che la percentuale di corretto indossamento del dispositivo si è mantenuta al 100% in tutte le fasi, dato che va in controcorrente con quanto analizzato nel seguente elaborato fino ad ora. La spiegazione deriva dal fatto che il wearing detection di Empatica non misura la qualità del segnale, ma solo se il dispositivo è fisicamente indossato o no. I criteri con cui lo valuta sono la presenza di conducibilità elettrica minima agli elettrodi e rilevamento di un segnale termico sulla pelle. In pratica, basta che ci sia un contatto, non importa di che entità. Le eventuali lacune nei segnali sono quindi imputabili alle cause discusse in precedenza.

Fase	Frequenza cardiaca media (bpm)	Sedentario	Vigoroso	Postura prevalente
Mattina / relax	87	41%	1%	seduta / sdraiata
Riposo pomeridiano	56	95%	0%	seduta / sdraiata
Attività intensa	100	31%	6%	in piedi
Allenamento basket	106	2%	93%	in piedi

Tabella 10 – Segnali indipendenti di riscontro per ciascuna fase.

5.6 Analisi integrata e copertura delle lacune

Verificata l'attendibilità degli indici nel paragrafo precedente, se ne può ora effettuare una lettura congiunta. Riportata nella Figura 20 e sintetizzata per una visione più chiara in Figura 21 una visione d'assieme permette di descrivere ciascuna fase con una coppia di valori, uno fisico e uno mentale, e di ricostruire un quadro generale delle fasi della giornata.

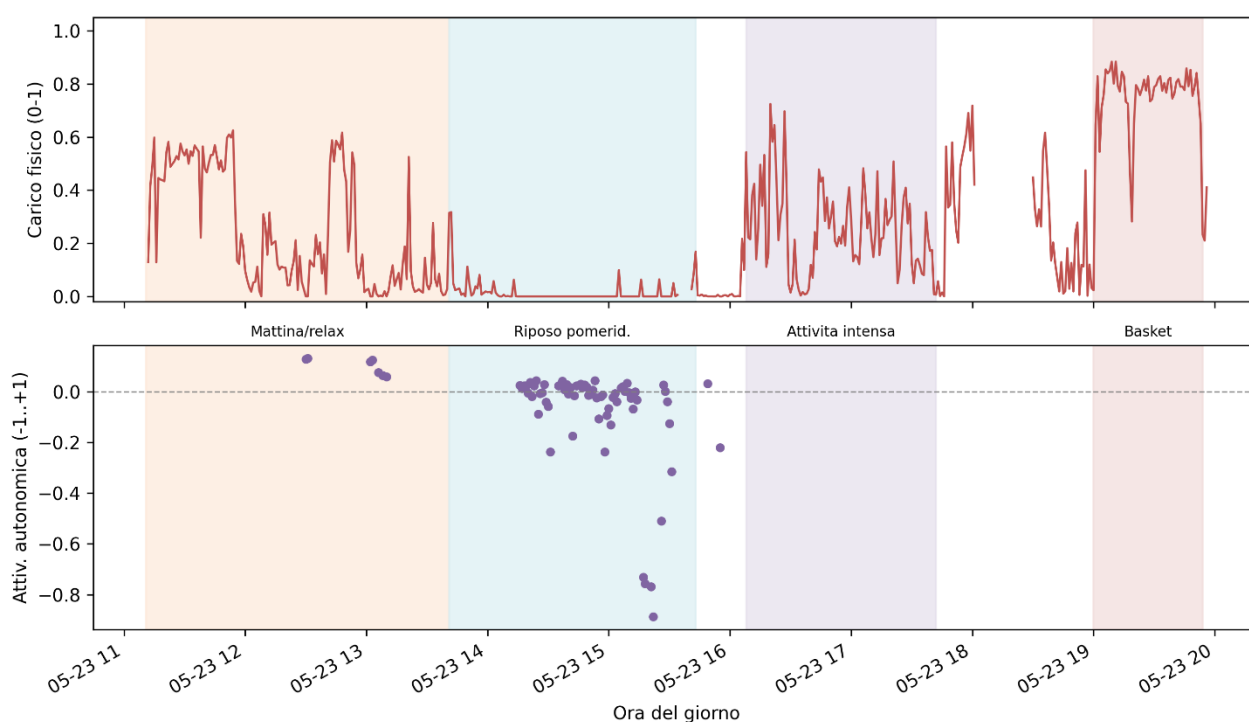


Figura 20 – Lettura integrata: carico fisico (in alto) e attivazione autonómica (in basso) lungo la giornata.

Il riposo pomeridiano si colloca su valori bassi su entrambi gli assi: carico fisico nullo e attivazione autonoma negativa, ovvero uno stato di quiete sia fisica sia nervosa. È l'unica fase in cui entrambi gli indici sono pienamente misurabili, e costituisce quindi lo stato di riferimento.

L'attività di sistemazione del pomeriggio presenta invece un carico fisico moderato accompagnato da un'attivazione nervosa elevata, testimoniata dall'alta frequenza di SCR: è la fase in cui lo stress mentale risulta più marcato di quello fisico, coerentemente con la mansione organizzativa e poco piacevole dell'attività svolta.

L'allenamento di basket, infine, presenta il massimo carico fisico della giornata. Proprio l'allenamento mostra il valore di un'analisi integrata, che considera più fattori contemporaneamente. Considerando il solo indice di stress mentale, di questa fase non si potrebbe dire nulla, in quanto la variabilità cardiaca è assente e la conduttanza è inutilizzabile. Una lettura segnale per segnale si fermerebbe quindi a "non misurabile". L'analisi congiunta, invece, consente di ricostruire lo stato del soggetto senza inventare alcun dato. L'indice di carico fisico indica uno sforzo massimo e la stessa alterazione del segnale autonomico è spiegata da quello sforzo, poiché il movimento che genera il carico fisico è il medesimo ingresso interferente che rende inutilizzabile l'EDA. Il contesto, infine, è quello di un allenamento di routine, privo della componente emotiva e ansiogena tipica ad esempio di una gara ufficiale, anzi probabilmente riconducibile ad un momento apprezzabile da parte del soggetto. La contemporanea considerazione di questi elementi rende questa fase interpretabile come uno stato di massimo carico fisico associato a un basso stress mentale. È importante sottolineare ancora una volta che a questa conclusione non si arriva tramite il crollo dei valori dell'EDA (dovuto ai fattori precedentemente citati) ma deducendo lo stato mentale dagli altri segnali e dalla situazione. Questo è il meccanismo generale con cui l'analisi integrata compensa le lacune delle singole misure, soprattutto in un caso-studio come questo, in cui i segnali fisici e autonomici sono complementari: i primi sono affidabili proprio durante il movimento, quando i secondi vengono disturbati; i secondi sono affidabili nelle fasi di quiete, quando i primi sono poco informativi. Ovviamente, l'analisi integrativa ha i suoi limiti, come nel caso della totale interruzione del segnale, precedentemente all'allenamento di pallacanestro, dove risulta difficile riuscire a compensare la mancanza totale di dati.

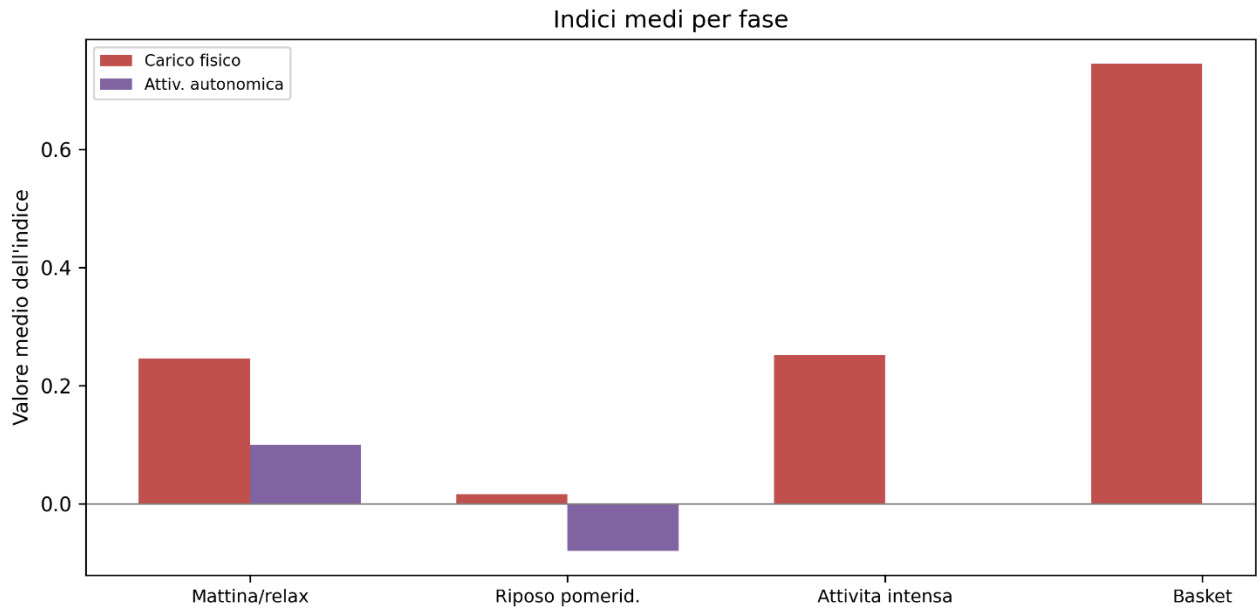


Figura 21 – Valori medi dei due indici per fase

5.7 Limiti e considerazioni metrologiche

L'analisi presentata si fonda sui dati di un solo soggetto e di una sola giornata, i due indici descrivono quindi questo specifico caso e non hanno pretesa di validità generale.

Inoltre, i coefficienti scelti degli indici rappresentano una scelta ragionata ed a tratti empirica, quindi non l'unica possibile. Le lacune sono state interpretate e resta inteso che gli indici ereditano i limiti di affidabilità dei segnali che li compongono.

Sul piano metrologico, tuttavia, è proprio da questi limiti che l'analisi trae il suo contenuto più significativo. La sensibilità dei segnali agli ingressi interferenti, che presa singolarmente costituisce un difetto, ci permette di studiare l'affidabilità del segnale, in diverse condizioni e con annesse motivazioni. Ciò permette di stabilire di quale misura fidarsi in ogni istante e di ottenere, dalla combinazione di più grandezze imperfette, una lettura dello stato del soggetto più completa di quella che ognuna di esse potrebbe offrire da sola.

Conclusioni

Il lavoro presentato in questa tesi ha avuto come obiettivo la caratterizzazione della catena di misura che porta dai segnali grezzi acquisiti dallo smartwatch Empatica EmbracePlus a grandezze elaborate di interesse fisiologico, utilizzando Python come stadio di elaborazione del segnale. Il contributo che vuole dare l'elaborato non è stato di natura fisiologica, bensì si è cercato di verificare se tutto il processo di misurazione - dal trasduttore fisico fino all'elaborazione numerica - fosse in grado di restituire grandezze affidabili e leggibili. A questo scopo, il confronto tra le quattro fasi della giornata di registrazione non è stato il fine dell'analisi, ma lo strumento con cui approvarla, vista la diversa natura fisiologica fra loro hanno che permesso di mettere alla prova le grandezze estratte e di verificarne la coerenza.

In primo luogo, lo sforzo fisico, ricavato indipendentemente dall'accelerometro MEMS e dal sensore ottico PPG, è risultato concorde lungo tutta la giornata: la frequenza cardiaca cresce dai valori minimi del riposo fino al picco dell'allenamento, e l'intensità del movimento segue lo stesso andamento, con uno spettro in frequenza che durante il basket presenta un picco netto a circa 1,50 Hz. Due sensori basati su principi fisici diversi, attraverso elaborazione separate, che danno gli stessi risultati sono la prova che la misura ha funzionato. La stessa logica si è ritrovata nell'attività elettrodermica e nella temperatura cutanea: nelle fasi di quiete tutti i segnali convergono nel descrivere una condizione di bassa attivazione, e questa convergenza, ottenuta da sensori indipendenti, costituisce un'altra conferma del metodo adottato.

Il secondo risultato notevole riguarda i limiti dei singoli segnali. Si è osservato che ogni trasduttore possiede un proprio range di affidabilità: i segnali fisici, legati all'accelerometro, conservano un buon rapporto segnale-rumore proprio durante il movimento intenso, mentre i segnali per variabilità cardiaca e attività elettrodermica perdono di attendibilità in quelle condizioni. Il crollo dell'EDA durante l'allenamento e il calo della temperatura cutanea fino a circa 27 °C non sono stati interpretati come dati anomali da scartare, ma riconosciuti rispettivamente come un ingresso di disturbo dovuto a perdita di contatto degli elettrodi e come effetto combinato dell'evaporazione del sudore e di un possibile distacco del sensore. Il fatto che questi limiti siano identificabili, spiegabili e coerenti con i principi fisici dei trasduttori non rappresenta un difetto dell'esperimento, bensì una consapevolezza piena del lavoro svolto.

Proprio su questa consapevolezza si è fondato un altro risultato, sviluppato nell'analisi globale. Combinando i biomarcatori digitali forniti dal dispositivo, si sono costruiti due indici - l'indice di stress fisico e l'indice di stress mentale - che riassumono lo stato del soggetto da due punti di vista complementari. Il primo distingue con chiarezza le fasi della giornata, dal valore nullo del riposo

(0,02) al massimo dell'allenamento (0,74), e si è dimostrato affidabile in ogni condizione perché basato su segnali che il movimento non influenza. Il secondo, attendibile solo nelle fasi di quiete per via della scarsa disponibilità della variabilità cardiaca, ha rivelato uno stato di rilassamento nel riposo pomeridiano e un'attivazione più decisa durante l'attività domestica, fisicamente moderata ma mentalmente impegnativa. La complementarità tra i due gruppi di segnali, utilizzati per calcolare i rispettivi indici, ha permesso di colmare alcuni vuoti delle singole misure, senza mai utilizzare delle stime al posto dei valori mancanti.

L'analisi presentata va tuttavia letta entro i suoi limiti. Essa si fonda sui dati di un solo soggetto e di una sola giornata: gli indici proposti descrivono questa specifica registrazione e non hanno alcuna pretesa di validità generale né di carattere diagnostico. Va inoltre ricordato che l'analisi integrata compensa soltanto la perdita di affidabilità di un singolo segnale, non le interruzioni di registrazione, durante le quali tutti i segnali mancano insieme e nulla può essere ricostruito.

Da questi limiti discendono i possibili sviluppi futuri. L'estensione a più soggetti e a più giornate consentirebbe di superare il singolo caso e di trasformare gli indici descrittivi in parametri eventualmente validabili su un numero considerevole di persone. In questa prospettiva diventerebbe interessante anche un approccio basato su modelli predittivi, qui volutamente escluso perché un solo soggetto non è adatto per questo studio. L'inclusione dei dati notturni invece permetterebbe di affrontare le chiavi di lettura del sonno e del recupero, sia fisico che mentale. Resta comunque il filo logico che ha percorso questo elaborato: un processo di misurazione, come quello affrontato, è tanto più utile quanto più se ne conoscono i limiti, e gran parte del valore della tesi è consistito proprio nel renderli espliciti.

Bibliografia

- [1] R. De Fazio et al., "Wearable Sensors and Smart Devices to Monitor Rehabilitation Parameters and Sports Performance: An Overview," *Sensors*, vol. 23, no. 4, p. 1856, Feb. 2023.
- [2] Empatica, pagina prodotto EmbracePlus. <https://www.empatica.com/embraceplus>
- [3] Wikipedia, voce "Empatica". <https://en.wikipedia.org/wiki/Empatica>
- [4] Empatica, pagina ufficiale EmbracePlus. <https://www.empatica.com/embraceplus>
- [5] Empatica, documentazione sui dati grezzi (raw data). <https://www.empatica.com/rawdata/>
- [6] Slides del relatore, materiale didattico del corso di Misure Meccaniche.
- [7] Emergent Mind, approfondimento tecnico su Empatica EmbracePlus.
<https://www.emergentmind.com/topics/empatica-embraceplus>
- [8] Empatica, manuale di istruzioni EmbracePlus.
<https://www.manualslib.com/manual/2871153/Empatica-Embraceplus.html>
- [9] "Predicting Cognitive Assessment Scores Using Wearable Sensors," arXiv.
<https://arxiv.org/pdf/2511.04983>
- [10] PMC7618222, articolo su sensoristica PPG multi-lunghezza d'onda.
<https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC7618222/>
- [11] Empatica Blog, "Decoding Wearable Sensor Signals – What to Expect from Your E4 Data."
<https://www.empatica.com/blog/decoding-wearable-sensor-signals-what-to-expect-from-your-e4-data>
- [12] W. Boucsein, D. C. Fowles, S. Grimnes, G. Ben-Shakhar, W. T. Roth, M. E. Dawson, D. L. Fillion, "Publication recommendations for electrodermal measurements," *Psychophysiology*, vol. 49, no. 8, pp. 1017–1034, 2012.
- [13] B. E. Ainsworth, W. L. Haskell, S. D. Herrmann, N. Meckes, D. R. Bassett, C. Tudor-Locke, J. L. Greer, J. Vezina, M. C. Whitt-Glover, A. S. Leon, "2011 Compendium of Physical Activities: A Second Update of Codes and MET Values," *Medicine and Science in Sports and Exercise*, vol. 43, no. 8, pp. 1575–1581, Aug. 2011.
- [14] J. Han, M. Kamber, J. Pei, *Data Mining: Concepts and Techniques*, 3rd ed., Elsevier, 2012.