

# POLITECNICO DI TORINO

Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Biomedica



## Evaluation of Neurophysiological Responses in Patients with Obesity During Stress-Inducing Exergame play

### **Supervisor**

Prof.ssa Gabriella Olmo

### **Candidate**

Emanuele Sabato

### **Co-supervisors**

Dott.ssa Giulia Masi

Dott.ssa Claudia Ferraris

**Anno Accademico 2025/2026**

## Abstract

Lo stato dell'arte della letteratura scientifica evidenzia come la percezione di stimoli multimodali possa influenzare lo stato psicofisiologico dei soggetti, modulando parametri fisiologici e dell'attività del sistema nervoso. Tali interazioni possono indurre stress emotivo o un incremento del livello di arousal (attivazione). In questo contesto, i segnali biologici rappresentano uno strumento importante per tradurre le risposte interne in indicatori oggettivi e quantificabili. In particolare, questo progetto di tesi mira ad analizzare come vari lo stato emotivo e cognitivo in pazienti affetti da obesità durante una condizione di stress generata da un exergame chiamato Grab-Drag-Drop (GDD). Lo studio è stato effettuato analizzando i segnali di attività elettrodermica (EDA), acquisiti mediante un sistema di sensori Biopac. L'EDA rappresenta una misura della conduttanza cutanea, permettendo dunque di rilevare come l'attività elettrica cambi in funzione della secrezione delle ghiandole sudoripare eccrine, controllate dal sistema nervoso simpatico (SNS). Il protocollo dell'exergame richiedeva ai pazienti una fase iniziale di riposo, seguita da una fase di gioco organizzata in quattro livelli di difficoltà crescente, e una fase finale dedicata alla compilazione di questionari di autovalutazione sul carico di lavoro cognitivo e fisico percepito durante il test. Per poter quantificare la relazione tra il segnale EDA e la risposta neurofisiologica, sono state estratte specifiche feature nel dominio del tempo, della frequenza e del tempo-frequenza. Tali caratteristiche sono state sottoposte a differenti algoritmi di selezione (ReliefF, NCA, mRMR), per individuare le più significative da fornire come input a tre diversi modelli di Machine Learning: Support Vector Machine (SVM), k-Nearest Neighbors (k-NN) e Random Forest (RF). I risultati preliminari hanno mostrato come l'exergame sia in grado di generare un notevole stimolo di coinvolgimento. Inoltre, si nota come i modelli di classificazione siano capaci di riconoscere la condizione di riposo da quella di gioco, mentre risultano meno efficaci nel distinguere i diversi livelli di difficoltà interni al gioco stesso.



# Indice

<b>1</b>	<b>Introduzione</b>	<b>1</b>
1.1	Sistema Nervoso Autonomo . . . . .	1
1.1.1	Introduzione SNA . . . . .	1
1.1.2	SNA associato alle emozioni . . . . .	2
1.1.3	Disfunzioni SNA e obesità . . . . .	3
1.1.4	Obesità e stress . . . . .	4
1.2	Biosegnali come indicatori di stress, arousal e coinvolgimento . . . . .	5
1.3	EDA . . . . .	8
1.3.1	Ghiandole sudoripare eccrine . . . . .	8
1.3.2	Componenti del segnale EDA . . . . .	9
1.4	Influenza exergame nelle risposte psicofisiologiche . . . . .	12
1.4.1	Exergame e stati emotivi . . . . .	12
1.4.2	Exergame riabilitativi in pazienti obesi . . . . .	12
<b>2</b>	<b>Materiali e metodi</b>	<b>14</b>
2.1	Dataset . . . . .	14
2.2	Protocollo sperimentale . . . . .	14
2.3	Exergame GDD . . . . .	15
2.4	Elaborazione del segnale EDA . . . . .	16
2.4.1	Pre-processing . . . . .	16
2.4.2	Decomposizione EDA . . . . .	17
2.4.3	Analisi nel dominio del tempo . . . . .	18
2.4.4	Analisi nel dominio della frequenza . . . . .	19
2.4.5	Analisi nel dominio del tempo-frequenza . . . . .	21
2.4.6	Analisi nel dominio cepstrale . . . . .	21
2.5	Algoritmi selezione feature . . . . .	24
2.5.1	Relief . . . . .	24
2.5.2	Minimum Redundancy Maximum Relevance (mRMR) . . . . .	25
2.5.3	Neighbour Component Analysis (NCA) . . . . .	25
2.6	Analisi statistica . . . . .	25
2.6.1	Test di normalità . . . . .	26
2.6.2	ANOVA - Test di Friedman . . . . .	26
2.6.3	Analisi post-hoc con correzioni di Bonferroni . . . . .	27
2.6.4	Analisi di correlazione di Spearman . . . . .	27

2.7	Modelli di Machine Learning . . . . .	27
2.7.1	Support Vector Machine . . . . .	28
2.7.2	k-Nearest Neighbors . . . . .	28
2.7.3	Random Forest . . . . .	28
2.7.4	Metriche di valutazione . . . . .	29
<b>3</b>	<b>Risultati e discussioni</b>	<b>30</b>
3.1	Analisi del segnale EDA . . . . .	30
3.1.1	Dominio del tempo . . . . .	30
3.1.2	Dominio della frequenza . . . . .	31
3.1.3	Dominio Tempo Frequenza . . . . .	33
3.1.4	Dominio Cepstrale . . . . .	34
3.2	Selezione feature . . . . .	38
3.3	Analisi statistica . . . . .	40
3.3.1	Test di normalità . . . . .	40
3.3.2	Test di Friedman . . . . .	42
3.3.3	Analisi post-hoc . . . . .	43
3.3.4	Correlazioni di Spearman . . . . .	44
3.4	Modelli di Machine Learning . . . . .	45
3.4.1	Support Vector Machine (SVM) . . . . .	45
3.4.2	k-Nearest Neighbors (k-NN) . . . . .	46
3.4.3	Random Forest (RF) . . . . .	47
3.5	Discussione . . . . .	48
<b>4</b>	<b>Conclusioni</b>	<b>51</b>
4.1	Possibili sviluppi futuri . . . . .	51

# Elenco delle figure

1.1	Confronto tra i valori di MSNA nei soggetti normopeso, sovrappeso e obesi. Figura presa [1] . . . . .	4
1.2	Piano bidimensionale valenza-arousal. Figura presa da [2] . . . . .	6
1.3	Principali biosegnali fisiologici utilizzati per il riconoscimento degli stati emotivi. Figura presa da [3] . . . . .	8
1.4	Rappresentazione schematica dell'attività elettrodermica: il ruolo delle ghiandole sudoripare nella variazione della resistenza cutanea. Figura presa da [4] . . . . .	10
1.5	Morfologia di una singola SCR. Figura presa da [5] . . . . .	11
1.6	Decomposizione del segnale EDA nelle componenti tonica (SCL) e fasica (SCR) a partire dal segnale grezzo. Figura presa da [5] . . . . .	11
2.1	Segnale Originale EDA . . . . .	16
2.2	Decomposizione cvxEDA . . . . .	18
2.3	Confronto PSD relax vs PSD game . . . . .	20
2.4	PSD nei livelli di coinvolgimento emotivo . . . . .	21
2.5	Tabella riepilogativa features EDA . . . . .	24
3.1	Segnale EDA dopo pre-processing . . . . .	30
3.2	Distribuzione Spettrale di Potenza . . . . .	32
3.3	Variazione della PSD normalizzata per fasi . . . . .	32
3.4	STFT: Evoluzione dinamica nel dominio tempo-frequenza . . . . .	33
3.5	STFT integrata nella banda (0.05-0.15 Hz) . . . . .	34
3.6	STFT integrata nella banda (0.15-0.25 Hz) . . . . .	34
3.7	Profilo medio coefficienti MFCC . . . . .	35
3.8	Algoritmo di selezione feature Relief . . . . .	38
3.9	Algoritmo di selezione feature NCA . . . . .	38
3.10	Algoritmo di selezione feature mRMR . . . . .	39
3.11	Grafico Q-Q . . . . .	42
3.12	Heatmap correlazione di Spearman: Confronto tra Parametri Soggettivi e Biomarcatori EDA . . . . .	44
3.13	Confusion Matrix SVM . . . . .	45
3.14	Confusion Matrix k-NN . . . . .	46
3.15	Confusion Matrix RF . . . . .	47

# Elenco delle tabelle

3.1	Feature statistiche e SCR per tutte le fasi (Media $\pm$ STD) . . . . .	31
3.2	Statistiche dei primi 8 coefficienti MFCC (Mediati sui soggetti) . . .	36
3.3	Sintesi riepilogativa feature EDA . . . . .	37
3.4	Elenco delle feature selezionate . . . . .	40
3.5	Risultati del test di normalità di Shapiro-Wilk . . . . .	41
3.6	Risultati del Test non parametrico di Friedman . . . . .	42
3.7	Risultati dell'analisi post-hoc con correzione di Bonferroni . . . . .	43
3.8	Analisi delle correlazioni di Spearman tra le feature EDA e gli stati soggettivi con correzione di Bonferroni . . . . .	44
3.9	Metriche di classificazione per classe (SVM) . . . . .	45
3.10	Metriche di classificazione per classe (kNN) . . . . .	46
3.11	Metriche di classificazione per classe (RF) . . . . .	47
3.12	Confronto finale delle prestazioni complessive dei classificatori (LOSO)	47

# Capitolo 1

## Introduzione

L'obesità è una patologia caratterizzata da un eccessivo accumulo di tessuto adiposo, strettamente associata a un'alterazione dell'equilibrio del sistema nervoso autonomo (SNA), in particolare a una condizione di iperattività del Sistema Nervoso Simpatico (SNS). Questa condizione si riflette in variazioni dei parametri fisiologici controllati dal SNS, tra cui la frequenza cardiaca, la pressione arteriosa e la secrezione delle ghiandole sudoripare eccrine. In questo contesto, si pone particolare attenzione alla secrezione delle ghiandole sudoripare mediante la misura della conduttanza cutanea, espressa attraverso il biosegnale di attività elettrodermica (EDA) per valutare la risposta psicofisiologica nei pazienti obesi durante lo svolgimento di un exergame. Questa attività espone i soggetti a un'alterazione dello stato emotivo, convertita in variazione del segnale fisiologico.

### 1.1 Sistema Nervoso Autonomo

#### 1.1.1 Introduzione SNA

Il sistema nervoso autonomo (SNA) regola i processi fisiologici involontari della maggior parte dei tessuti e degli organi degli esseri umani. L'obiettivo principale è controllare i muscoli (cardiaci e lisci), le ghiandole endocrine ed esocrine, ad eccezione dei muscoli scheletrici [6], [7]. Inoltre, svolge un ruolo di particolare importanza nel mantenimento dell'omeostasi, regolando funzioni quali la pressione arteriosa e la termoregolazione interna. Il SNA è strettamente associato al comportamento, alle emozioni e al sistema immunitario; come descritto da Cannon [8], forti stimoli emotivi come rabbia, dolore, paura possono influenzare l'attività degli organi caratterizzati da controlli involontari [8]. Il SNA si divide in sistema nervoso simpatico (SNS), sistema nervoso parasimpatico (SNP) e sistema nervoso enterico (SNE). I primi due sono principalmente legati alle funzioni viscerali e possono agire in modo antagonista, sinergico o indipendente per controllare i loro organi effettori, mentre il SNE si occupa di regolare la motilità e la secrezione gastrointestinale in modo indipendente [8], [6].

Cannon [8] descrisse il concetto di SNS con la teoria attacco-fuga (*fight or flight*), osservando l'attivazione della risposta in seguito a emozioni di rabbia, paura e dolore; è stato tuttavia osservato che i nervi simpatici si attivano anche in condizioni di riposo, evidenziando un livello basale di attività nervosa simpatica [8]. Il SNP è invece predominante durante la condizione di riposo, permettendo all'organismo di conservare e accumulare energia durante lo svolgimento di attività corporee di base, come la digestione.

### **1.1.2 SNA associato alle emozioni**

Il sistema nervoso autonomo è stato a lungo considerato una rete periferica, dedita alla regolazione delle funzioni viscerali. Tuttavia, negli ultimi anni questo concetto è stato rivalutato, considerando l'attività efferente del SNA strettamente connessa con le aree cerebrali mediante una rete più complessa, denominata Rete Autonoma Centrale (CAN). Per valutare la relazione tra lo stato emotivo e le risposte psicofisiologiche Goldstein [9], ha introdotto il concetto di Sistema Autonomo Esteso (EAS), in cui il SNA risulta collegato a specifici assi neuroendocrini come l'asse ipotalamo-ipofisi-surrene(HPA) e il sistema adrenergico simpatico(SAS). Tale modello consente di superare la teoria attacco-fuga di Cannon [8], descrivendo lo stress come una condizione in cui l'organismo presenta una sostanziale differenza tra gli stimoli afferenti e un valore di riferimento interno, attivando risposte autonome mirate e anticipatorie.

Una considerazione rilevante riguarda la correlazione tra i pattern di risposta autonoma e i differenti stati emotivi, in cui si valuta se a ogni emozione corrisponda una determinata risposta o se essa sia più legata a un generico livello di arousal. Kreibig [10] descrisse che ogni emozione, positiva o negativa, genera un pattern autonomo individuale. In particolare, osservò che stati di ansia e paura generano un aumento della frequenza cardiaca con incremento dell'attivazione simpatica(SNS) e una riduzione della componente parasimpatica. Analogamente, emozioni positive come gioia e divertimento risultano principalmente associate a un incremento della conduttanza cutanea e del ritmo respiratorio, mostrando un'attivazione basale parasimpatica. Tuttavia, studi più recenti dimostrano che le emozioni positive possono indurre, in media, un'attivazione del SNA nulla o molto debole, mettendo in discussione la precedente teoria di Kreibig [11]. Per tale motivo, Behnke [12] in uno studio successivo propose un modello in cui le due condizioni non si escludevano a vicenda. Secondo questo modello, gli stati emotivi sono altamente variabili tra i soggetti, suggerendo dunque che ogni esperienza emotiva possa generare un pattern di risposta autonoma individuale.

Questa relazione trova riscontro anche a livello neuroendocrino, come citato negli studi di Codispoti [13], in cui emerge che il pattern di risposta autonoma non dipende solo dall'intensità dello stimolo (arousal), ma anche dalla sua valenza. Secondo questo principio, a parità di arousal soggettivo, la visione di immagini spiacevoli produce un aumento degli ormoni dello stress come cortisolo e noradrenalina, mentre la visione di

immagini piacevoli incrementa i livelli di prolattina, mantenendo costanti gli ormoni legati allo stress. Questi risultati dimostrano che il sistema neuroendocrino risponde in modo specifico alla valenza degli stimoli dati, indipendentemente dal loro livello di attivazione.

La relazione tra SNS e SNP costituisce uno strumento fondamentale per valutare la reazione psicofisiologica a una condizione di stress. Bian propone uno studio valutativo su come una popolazione affronti lo stress in funzione del proprio livello di ansia [14]. I risultati evidenziano che una condizione di stress elevata genera un'attivazione marcata del SNS in tutti i soggetti e che la discriminante è il livello di mantenimento del tono parasimpatico. I soggetti con un livello moderato di ansia (LTA) inibiscono la risposta simpatica eccessiva, limitandosi alla componente parasimpatica e riescono quindi a mantenere un corretto equilibrio interno cognitivo ed emotivo. Al contrario, i soggetti caratterizzati da un elevato livello di ansia (HTA) generano un'inibizione del nervo vago, che rappresenta il principale freno parasimpatico sul sistema cardiovascolare, lasciando dunque il SNS senza controllo. Questa particolare condizione può provocare uno squilibrio disadattivo dell'EAS, provocando deficit cognitivi o una condizione di panico [14].

### **1.1.3 Disfunzioni SNA e obesità**

Il SNA in soggetti affetti da obesità può subire danni neurologici generati da meccanismi complessi e multifattoriali. Il tessuto adiposo non è solo un accumulo energetico, ma rappresenta anche un fattore determinante nella regolazione del sistema immunitario e ormonale dell'organismo [15]. Per tale motivo, un eccesso di adiposità può indurre ipertrofia e iperplasia degli adipociti, innescando la disfunzione che genera il rilascio di acidi grassi liberi, citochine e adipochine alterate. Il bilancio complessivo, induce un'inflammatione cronica di basso grado, che rappresenta la forza principale dei disturbi neurologici generati dall'obesità [15].

Tra le alterazioni del SNA, la disfunzione del SNS rappresenta una condizione centrale legata all'obesità e alla sindrome metabolica. In letteratura, è stato dimostrato che l'iperattività della componente simpatica in pazienti obesi persiste anche in assenza di altre condizioni patologiche come diabete o ipertensione, suggerendo che l'attivazione continua del SNS non sia una conseguenza di una particolare condizione metabolica, ma svolga una funzione attiva nel rischio di problemi cardiovascolari [1]. Inoltre, la relazione tra l'attività nervosa simpatica muscolare e la disfunzione di determinati organi è rilevabile anche in soggetti giovani obesi e senza ulteriori patologie, contribuendo allo sviluppo di disfunzione diastolica del ventricolo sinistro e ipertrofia cardiaca prima che si manifestino clinicamente [16].

La leptina rappresenta il principale mediatore dell'iperattività simpatica; nello specifico, livelli elevati di tale adipochina stimolano il SNS agendo a livello dell'ipotalamo. Nei soggetti affetti da obesità si sviluppa una particolare resistenza selettiva alla leptina, motivo per cui l'organismo mantiene costante la capacità di attivazione del SNS

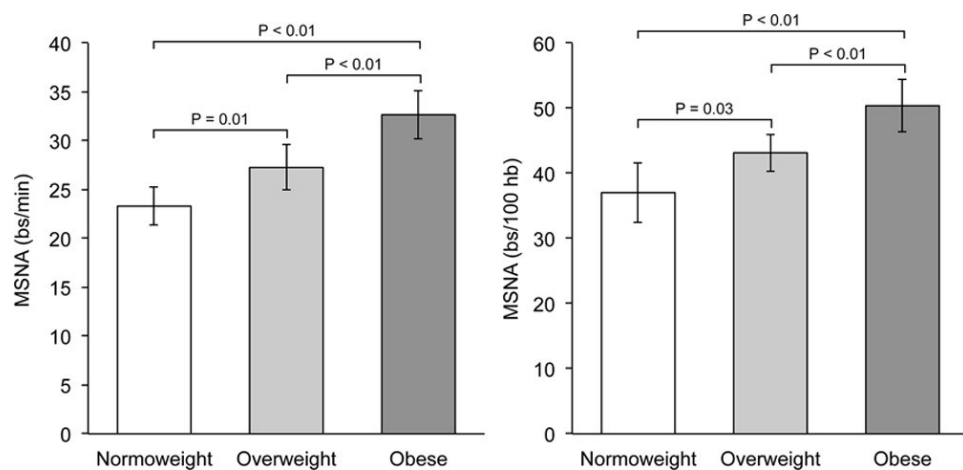
pur perdendo la risposta metabolica ad essa associata, entrando in un ciclo continuo che promuove ulteriormente l'aumento di peso e la disfunzione metabolica [17].

Una caratteristica di particolare interesse riguarda la relazione tra disregolazione autonoma, obesità e differenti stati emotivi. L'amigdala, che rappresenta la struttura centrale nella mediazione delle risposte emotive, risulta alterata nei soggetti obesi, con studi di neuroimaging che dimostrano una relazione positiva tra BMI(indice di massa corporea) e la sua attivazione in risposta a stimoli ad elevato stimolo emotivo [17]. Pertanto, nei pazienti obesi, la disregolazione emotiva e quella autonoma risultano influenzate reciprocamente. Haboubi [15] descrisse quindi che la disfunzione autonoma indotta da questa patologia non riguarda solo le funzioni viscerali e cardiovascolari, ma includendo disturbi d'ansia e alterazione dell'umore, si estende anche a stati psicologici.

L'obesità genera quindi una disregolazione autonoma caratterizzata da una notevole iperattività simpatica, riduzione della componente parasimpatica e alterazioni a livello cerebrale che coinvolgono le strutture dedite al controllo emotivo. Per tale motivo, l'alterazione autonoma assume un ruolo determinante nel modo in cui i soggetti obesi rispondono in particolari condizioni di stress, sia emotivo che fisico.

#### 1.1.4 Obesità e stress

Come descritto in precedenza, l'obesità non si limita ad alterare le funzioni viscerali e cardiovascolari, ma influenza anche la risposta autonoma di un soggetto in seguito a una condizione di stress acuto. Nei soggetti obesi l'asse HPA risulta già attivato dalla condizione di infiammazione cronica e dall'eccesso di tessuto adiposo viscerale [18]. Di conseguenza, il cortisolo prodotto in risposta a un nuovo stressor genera effetti metabolici che in aggiunta a quelli già presenti, riducono progressivamente la capacità di recupero dell'asse HPA, determinando una baseline neuroendocrina crescente Kumar [18].



**Figura 1.1:** Confronto tra i valori di MSNA nei soggetti normopeso, sovrappeso e obesi. Figura presa [1]

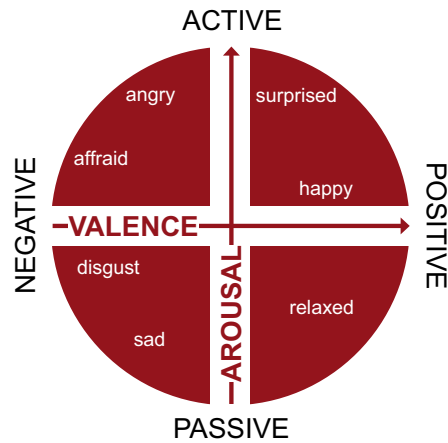
A dimostrazione di questa preattivazione, uno studio condotto da Grassi [1] confronta i valori di MSNA (Attività Nervosa Simpatica Muscolare) in soggetti normopeso, sovrappeso e obesi (vedi figura 1.1). I risultati dimostrano che i valori sono progressivamente crescenti, in modo proporzionale alla condizione di obesità, confermando la tendenza di tali soggetti a un livello di attivazione basale significativamente più elevato rispetto al normopeso. Tuttavia, vi sono altre ricerche che riportano valori di MSNA in seguito a stress mentali o al 'cold pressor test' simili in soggetti normopeso e obesi [16]. Questi dati non contraddicono i risultati della precedente analisi, ma suggeriscono che la capacità di risposta del SNS si esprime a partire da un punto di equilibrio sostanzialmente già alterato.

Kumar [18] descrive dunque una relazione tra stress e obesità, la quale non è relativa solo al piano comportamentale e metabolico, ma anche su quello autonomico, in cui la disregolazione del SNA riduce la sua capacità di controllo emotivo e cognitivo. Per tale motivo, l'esposizione controllata a stress acuti può rappresentare uno strumento utile per valutare la reattività autonoma nei soggetti obesi, consentendo di osservare le risposte psicofisiologiche in condizioni standardizzate e ripetibili.

## **1.2 Biosegnali come indicatori di stress, arousal e coinvolgimento**

Negli ultimi anni, i biosegnali fisiologici sono stati considerati indicatori oggettivi degli stati emotivi e dei livelli di stress [19], [20], [3]. Per comprendere questa relazione, è necessario introdurre il concetto teorico sulle emozioni.

In letteratura, sono presenti due differenti approcci relativi alla classificazione delle emozioni, uno di tipo discreto, in cui si rilevano un set definito di emozioni, e uno di tipo dimensionale, caratterizzato da un approccio multifattoriale [2]. Per quanto concerne l'approccio discreto, secondo la teoria di Ekman e Friesen [19], sono riconosciuti sei diversi tipi di emozione (rabbia, felicità, paura, sorpresa, disgusto e tristezza), le quali sono innate e strettamente associate a specifici pattern fisiologici [19]. Plutchik propone invece un modello in cui le emozioni principali sono classificate su una scala di intensità, simile ai colori primari [2].



**Figura 1.2:** Piano bidimensionale valenza-arousal. Figura presa da [2]

La classificazione di tipo dimensionale considera gli stati emotivi dipendenti da più condizioni generali. Ad esempio, Lang considera le emozioni comprese in uno spazio di valenza (positiva o negativa) e arousal (attiva o passiva) [19], [2]. In questo contesto, come si può osservare dalla fig 1.2, lo stress assume valenza negativa e arousal positivo, indicando come sia una condizione percepita negativamente ma che induce il corpo a reagire e ad attivarsi. Mehrabian estende il piano delle emozioni in uno spazio tridimensionale, in cui la terza dimensione rappresenta la dominanza, consentendo di esprimere stati emotivi come la rabbia e la paura [2]. Inoltre, volendo collocare il coinvolgimento, Giannakakis [3] segue la legge di Yerkes-Dodson, secondo cui le migliori prestazioni si ottengono per livelli intermedi di attivazione, indicando come gli stati di stress e completa calma siano sfavorevoli [3]. Per riportarlo sul piano bidimensionale, il coinvolgimento si rappresenta in una zona di arousal moderata/elevata con valenza da neutra a positiva.

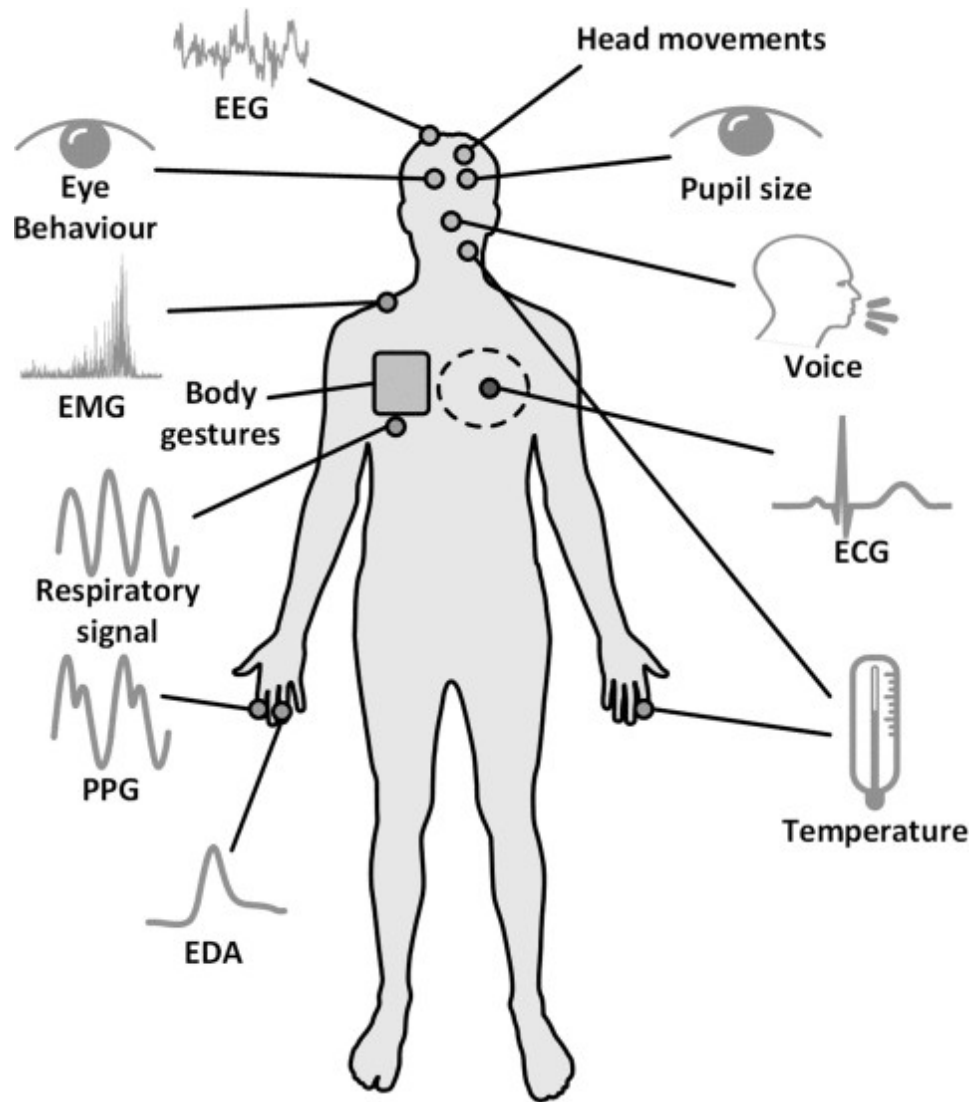
I segnali fisiologici sono considerati misure oggettive in quanto riflettono le variazioni derivanti dal SNA, che risulta prettamente involontario e quindi fuori dal controllo responsabile dei soggetti [19], [20]. Tra i segnali biologici maggiormente rilevanti troviamo:

- **Elettroencefalografia (EEG):** descrive l'attività elettrica cerebrale mediante elettrodi posizionati sul cuoio capelluto. Questa tecnica riflette gli stati emotivi del SNA, consentendo di ottenere misure ad elevata risoluzione temporale, distinguendo l'arousal e la valenza. In condizioni di stress, si osserva una riduzione di potenza nella banda di valenza  $\alpha$  e un incremento in quella  $\beta$ . Il principale limite dell'EEG risulta la complessità operativa della tecnica e la sensibilità agli artefatti da movimento [19], [3].
- **Elettrocardiografia (ECG) e frequenza cardiaca (HRV):** registra l'attività cardiaca del cuore, da cui si ricava la variabilità della frequenza cardiaca (HRV), ovvero la variabilità tra intervalli R-R consecutivi, la quale rappresenta un indice del rapporto tra la componente simpatica e parasimpatica. Inoltre, durante lo stress la frequenza cardiaca si innalza notevolmente; nello specifico,

aumenta il rapporto di potenza tra la banda a bassa frequenza (LF) e quella ad alta frequenza (HF) [19], [3].

- **Respirazione (RSP):** rappresenta le risposte toraciche e addominali del ciclo respiratorio, con la frequenza respiratoria che aumenta significativamente con lo stress, passando da un respiro addominale a uno toracico. Analogamente, un respiro lento è associato a uno stato di riposo, mentre un respiro rapido e irregolare a una valenza negativa e arousal elevato [3].
- **Elettromiografia (EMG):** misura l'attività elettrica muscolare mediante elettrodi di superficie. L'EMG è principalmente legata a un fattore fisico, ma si registra comunque un incremento del muscolo trapezio durante uno stress mentale [19], [3].
- **Attività elettrodermica (EDA):** misura la conduttanza cutanea mediante elettrodi. È una misura particolarmente importante, in quanto riflette completamente l'attività simpatica, rendendola una misura altamente oggettiva [3].

I segnali descritti rappresentano quindi una misura oggettiva che riflette gli stati emotivi; i segnali di EEG, ECG/HRV consentono di stimare valenza e arousal, l'EMG è principalmente associata alla valenza, mentre RSP fornisce informazioni solo su particolari stati emotivi come paura e concentrazione. Pertanto, lo studio di Giannakakis [3] propone come soluzione migliore l'approccio multimodale, combinando più segnali fisiologici; ciò si è verificato nei livelli di accuratezza raggiunti compresi tra il 79% e il 99% nei modelli di classificazione automatica.



**Figura 1.3:** Principali biosegnali fisiologici utilizzati per il riconoscimento degli stati emotivi. Figura presa da [3]

## 1.3 EDA

### 1.3.1 Ghiandole sudoripare eccrine

Il corpo umano possiede circa 4 milioni di ghiandole sudoripare esocrine, divise in eccrine (90%) e apocrine. Il controllo sulla secrezione delle ghiandole sudoripare avviene tramite il SNC, in particolare dalla componente simpatica. Le ghiandole apocrine si sviluppano principalmente dopo la pubertà e sono localizzate nelle regioni ascellari, inguinali e perianali; inoltre, secernono una soluzione densa, ricca di proteine e lipidi. Le ghiandole sudoripare eccrine si trovano invece con una maggiore concentrazione a livello del palmo della mano, sulla fronte e sulla pianta dei piedi. Inoltre, svolgono un importante ruolo di termoregolazione dell'organismo tramite la secrezione di una soluzione acquosa ipotonica e inodore (sudore) [21]. In risposta a uno stimolo termico, il SNC attiva le ghiandole eccrine attraverso fibre

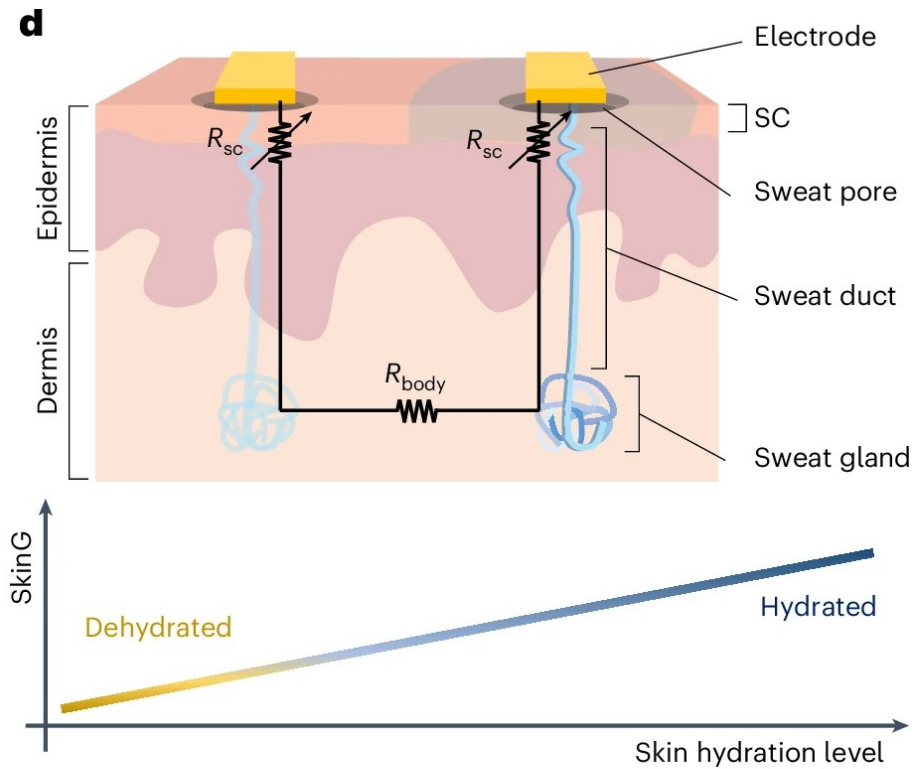
simpatiche postgangliari, mentre in seguito a stimoli emotivi si attiva il processo limbico che raggiunge i neuroni simpatici del midollo spinale. La secrezione delle ghiandole sudoripare eccrine dipende quindi solo dalla componente simpatica; per questo motivo rappresenta una relazione diretta con l'attività del SNS. Uno studio di Kamei [22] dimostra che in presenza di stimoli emotivi acuti, la secrezione di sudore genera un'oscillazione smorzata e periodica, tipica del del pattern con cui l'organismo assorbe ed elabora uno stress emotivo. Inoltre, gli autori indicano che la velocità di attivazione delle ghiandole sudoripare cambia in funzione dello stress emotivo, suggerendo inoltre che il tempo di latenza della risposta sia strettamente legato alla condizione nervosa del soggetto.

Una caratteristica rilevante ai fini di questo progetto riguarda la relazione tra obesità e secrezione delle ghiandole sudoripare. Studi di letteratura evidenziano che i soggetti obesi sono maggiormente predisposti a una produzione eccessiva di sudore. Nello specifico, la presenza di un'elevata densità di tessuto adiposo influisce sulla termoregolazione corporea, causando una ridotta dispersione di calore [23]. A supporto di questa teoria, una ricerca condotta da Astman [24] rivela che ogni unità di BMI è associata a un incremento del rischio di iperidrosi, confermando dunque una relazione tra l'attività delle ghiandole sudoripare e il peso corporeo. Il sudore prodotto dalle ghiandole eccrine si deposita sulla superficie cutanea e ne riduce la resistenza, aumentandone la conduttanza. Un segnale biologico che consente di misurare i valori di conduttanza cutanea, i quali nei soggetti obesi risultano amplificati, è il segnale di attività elettrodermica (EDA)

### 1.3.2 Componenti del segnale EDA

L'attività elettrodermica misura le variazioni della conduttanza elettrica della cute, generate dalla secrezione delle ghiandole sudoripare eccrine. L'unità di misura adottata è il microsiemens ( $\mu S$ ) [5].

I dotti delle ghiandole possono essere associati a un insieme di resistenze variabili collegate tra loro. Al crescere dell'attività sudoripara, i canali delle ghiandole si riempiono sempre di più di sudore e ciò crea una riduzione della resistenza complessiva, quindi un incremento della conduttanza cutanea. Il segnale EDA rileva le variazioni del livello di sudore nei dotti [5].



**Figura 1.4:** Rappresentazione schematica dell'attività elettrodermica: il ruolo delle ghiandole sudoripare nella variazione della resistenza cutanea. Figura presa da [4]

L'EDA è un segnale fisiologico in cui si distinguono principalmente la componente tonica, la componente fasica e un termine aggiuntivo di rumore Boucsein [25]. Il contenuto spettrale del segnale è compreso prevalentemente al di sotto di 0.5Hz, con le componenti associate al tono simpatico concentrate nelle bande a bassa frequenza [5].

- **Componente Fasica**

La componente fasica rappresenta la risposta dinamica e rapida del segnale in seguito alle risposte di attività elettrodermica specifiche e non specifiche (SCR e nsSCR). Per questo motivo, è considerata la principale fonte di informazione per rilevare il livello di arousal e il coinvolgimento cognitivo del soggetto. La morfologia della SCR è caratterizzata da una salita fino al raggiungimento del picco, seguita da un declino [25]. Tipicamente, il periodo di latenza, ovvero l'intervallo temporale tra lo stimolo e l'onset della risposta, è compreso tra 1 e 5 secondi, mentre il tempo dall'onset al picco (rise time) varia tra 0.5 e 5 secondi. I valori di ampiezza della risposta forniscono informazioni sull'intensità della risposta simpatica [5].

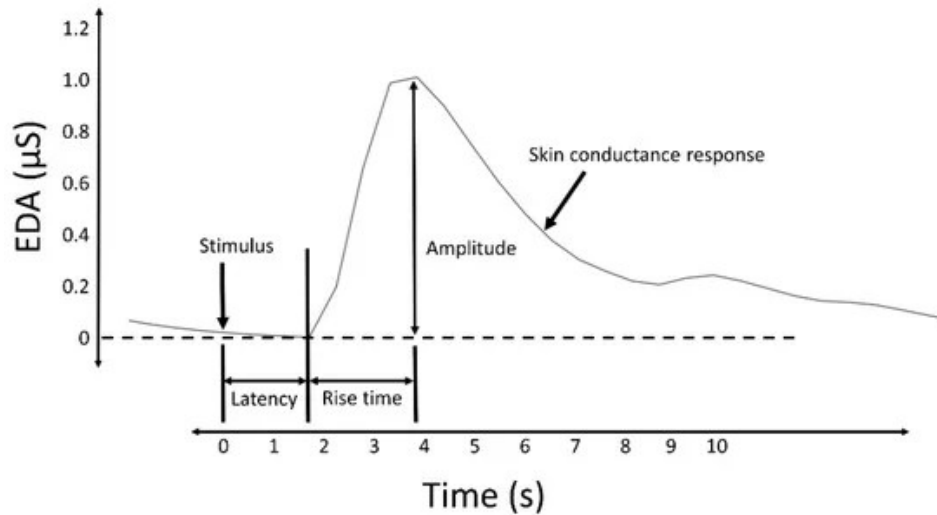


Figura 1.5: Morfologia di una singola SCR. Figura presa da [5]

- **Componente Tonica**

La componente tonica rappresenta il livello basale della conduttanza (SCL) ed è caratterizzata da variazioni lente. Ne consegue che è generalmente associata allo stato di attivazione psicofisiologica di base del soggetto, influenzato da fattori di termoregolazione e idratazione cutanea [26], [25].

- **Rumore**

Il termine rumore indica una serie di componenti indesiderate, tra cui il rumore del sensore, artefatti da movimento ed errori di misura. Tipicamente, viene modellato come rumore bianco gaussiano [5].

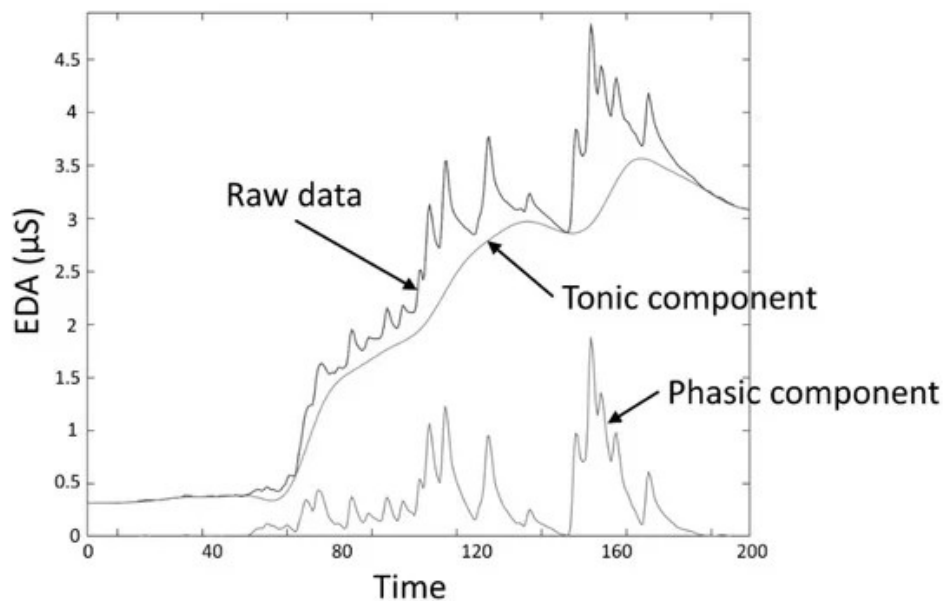


Figura 1.6: Decomposizione del segnale EDA nelle componenti tonica (SCL) e fasica (SCR) a partire dal segnale grezzo. Figura presa da [5]

Poiché la secrezione delle ghiandole eccrine dipende esclusivamente dal SNS, l'EDA rappresenta una misura indiretta dell'attività simpatica. Questa relazione, unita alla sua sensibilità con stati emotivi e di stress, rende l'analisi del segnale EDA particolarmente utile per valutare le risposte psicofisiologiche nei pazienti obesi durante lo svolgimento di attività motorie e cognitive, come gli exergame.

## 1.4 Influenza exergame nelle risposte psicofisiologiche

Gli exergame sono attività di gioco in cui è presente una componente motoria e una cognitiva. Negli ultimi anni, la loro applicazione è cresciuta notevolmente, non limitandosi all'ambito ludico, ma estendendosi in contesti riabilitativi e comportamentali. Infatti, la capacità di abbinare un movimento fisico ad uno sforzo mentale, rende gli exergame uno strumento utile per motivare e coinvolgere gli individui attraverso semplici task da eseguire.

### 1.4.1 Exergame e stati emotivi

Ogni individuo, durante lo svolgimento di un exergame è sottoposto a continui stimoli visivi che richiedono attenzione reattività e coordinazione in tempo reale. Questi meccanismi di reazione, inducono una fonte di stress acuta e controllata, differente dai tipici stressor cognitivi come aritmetica mentale o cold pressor test Gallou-Gouyot [27]. Inoltre, la semplicità di gioco degli exergame li rende facilmente ripetibili in condizioni standardizzate. L'attività di gioco, oltre al movimento fisico, include livelli di arousal e coinvolgimento, generando una risposta psicofisiologica completa. A supporto di questa teoria, Marques [28], in una revisione sistematica condotta su popolazioni cliniche diverse, ha dimostrato come gli exergame siano coinvolti in numerosi indicatori dello stato emotivo, in particolare di ansia, energia percepita e rilassamento, indipendentemente dallo sforzo fisico richiesto. Considerando nello specifico l'ansia generata da un exergame, Viana [29] ha rilevato un miglioramento significativo dei livelli di ansia (SMD = -0.57; 95% CI: -0.86, -0.28; P < 0.001), con effetti simili alle terapie tradizionali. Secondo gli autori, i risultati suggeriscono che il miglioramento, non risieda in una maggiore efficacia clinica, bensì dal contesto degli exergame considerati più interessanti e accessibili nell'indurre e modulare una risposta emotiva e autonoma.

### 1.4.2 Exergame riabilitativi in pazienti obesi

La relazione tra exergame e coinvolgimento emotivo assume particolare valore nei soggetti obesi. Infatti, come descritto in precedenza, gli individui affetti da tale patologia presentano una disregolazione autonoma caratterizzata dall'attività della componente simpatica del SNA. Per tale motivo, la continua stimolazione indotta dall'exergame induce nei soggetti uno stress acuto, che consente loro di valutare la loro reattività autonoma in condizioni standardizzate e ripetibili. Analogamente, possono essere considerati come uno strumento per un percorso riabilitativo, con la

componente ludica del gioco che sposta l'attenzione dallo sforzo fisico e mentale [28]. Uno studio di Franca [30], condotto su pazienti obesi in età adolescenziale, ha rilevato gli effetti degli exergame, in questo contesto prevalentemente basati su giochi di danza e sport, sulla composizione corporea. I risultati indicavano miglioramenti nelle abilità motorie e nella capacità cardiorespiratoria, nello specifico evidenziando una riduzione del BMI (MD = 0.24; 95% CI: 0.06–0.43; P = 0.01) e un incremento della resistenza aerobica (Hedges'g = 0.28; 95% CI: 0.09–0.46; P = 0.00). Risultati simili sono emersi da un'analisi di Erçelik e Çağlar [31], in cui alla riduzione del BMI (MD = -1.77; 95% CI: -2.55, -0.99; P < 0.001) si è osservato anche un miglioramento dei livelli di colesterolo (MD = -11.16; 95% CI: -16.64, -5.68; P < 0.001) nei soggetti analizzati.

Questo trend dei risultati non si verifica solo per soggetti giovani, ma si estende anche alla popolazione adulta. Seo [32] ha sviluppato una ricerca valutando gli effetti del ciclismo indoor tramite realtà virtuale su una popolazione di donne adulte in sovrappeso. Dagli esiti emersi, si è osservata una riduzione significativa del BMI (F = 59.491; P < 0.001), come negli studi di Erçelik e Franca [31], [30], con un incremento significativo dei livelli di coinvolgimento del gioco (F = 14.629; P < 0.001), di piacere durante lo svolgimento dell'attività (F = 12.373; P < 0.001) e un ridotto punteggio di depressione (F = 3.462; P < 0.001).

Inoltre, al termine della sessione di gioco, i soggetti affetti da obesità, giovani o adulti che siano, hanno mostrato un particolare piacere nell'attività svolta, suggerendo dunque come tale strumento possa favorire simultaneamente l'approccio all'attività fisica, contribuendo al miglioramento della composizione corporea, e lo stato emotivo, riducendo i livelli di ansia e stress [30], [32].

Per questo motivo, l'interpretazione delle risposte psicofisiologiche nei soggetti obesi durante lo svolgimento di un exergame rappresenta un metodo di ricerca clinica in costante crescita, in cui l'analisi del segnale EDA costituisce uno strumento per la valutazione oggettiva del livello di arousal e degli stati emotivi, indotti dall'attività.

## Capitolo 2

# Materiali e metodi

### 2.1 Dataset

Il dataset è inizialmente costituito da 25 soggetti con obesità (10 maschi, 15 femmine; età media:  $52.16 \pm 6.70$  anni), dell'Ospedale IRCCS Auxologico Piancavallo, Verbania. In seguito a un preliminare controllo qualitativo dei segnali, il dataset è stato ridotto a 17 pazienti. L'esclusione di alcuni soggetti è stata determinata da problemi di sincronizzazione temporale durante l'acquisizione dei dati oppure da evidenti artefatti di movimento. Si è quindi scelto di lavorare su un dataset ridotto per garantire una migliore omogeneità e qualità del segnale biologico, sacrificando in parte la robustezza statistica.

### 2.2 Protocollo sperimentale

Il protocollo sviluppato richiede ai soggetti di svolgere un'attività di exergaming, la cui descrizione è presente nella sezione successiva. Ogni soggetto, durante l'esecuzione del gioco, è posizionato seduto di fronte a uno schermo con una Microsoft Azure Kinect, distante circa 50-60cm, la quale rileva in tempo reale i movimenti della mano dominante usata per eseguire il gioco e ne riproduce la rappresentazione virtuale sullo schermo [33]. Il soggetto inoltre, è dotato di cuffie per la riproduzione dell'audio per l'intera attività. Durante la sessione di gioco, l'attività elettrodermica (EDA) è stata registrata mediante un sistema di acquisizione Biopac. Nello specifico, il segnale EDA è rilevato tramite un trasduttore interfacciato a una specifica unità di hardware per l'acquisizione e digitalizzazione del segnale biologico, con gli elettrodi applicati sui polpastrelli dell'indice e del medio della mano non dominante, mantenuta a riposo durante l'exergame. La scelta relativa al posizionamento dei sensori è motivata da considerazioni anatomiche e fisiologiche, dato che questa determinata area presenta un'elevata densità di ghiandole sudoripare eccrine, controllate dal Sistema Nervoso Simpatico (SNS). Il dispositivo Biopac rileva i valori EDA a una frequenza di campionamento di 400Hz in  $\mu\text{S}$ . Il protocollo prevede una fase iniziale di riposo, necessaria per stabilizzare il segnale fisiologico e acquisire una baseline di riferimento,

seguita da una sessione di gioco e una successiva fase finale di recupero. In entrambe le fasi di riposo e recupero, al soggetto è richiesto di mantenere gli occhi chiusi fino a un segnale acustico (bip) di stop. Al termine della fase di recupero, a ciascun soggetto è stato richiesto di compilare un questionario autovalutativo sul carico di lavoro fisico e cognitivo percepito durante la sessione di gioco.

## 2.3 Exergame GDD

L'exergame denominato GDD (Grab-Drag-Drop) è stato utilizzato come stimolo multimodale per garantire un elevato coinvolgimento cognitivo e motorio nei pazienti partecipanti. Il gioco consiste nell'afferrare l'oggetto corretto, richiesto tramite istruzioni testuali, tra gli elementi visualizzati sullo schermo, trascinarlo e rilasciarlo in una apposita scatola localizzata in basso sullo schermo [33]. Il gioco è articolato in quattro livelli di difficoltà crescente:

- **Livello 1: Base**

Con il primo livello, il soggetto acquisisce confidenza con le modalità di gioco, senza la presenza di stressor aggiuntivi.

- **Livello 2: Introduzione di elementi distraenti**

Nel secondo livello, più elementi sullo schermo condividono la stessa forma o colore dell'oggetto richiesto, aumentando il livello di attenzione necessario.

- **Livello 3: Incongruenza di tipo Stroop**

Il terzo livello prevede l'introduzione di un'incongruenza di tipo Stroop tra il testo dell'istruzione e il colore dell'oggetto richiesto. Lo *Stroop Color-Word Test* è un test neuropsicologico in cui si valuta la capacità di inibire l'interferenza cognitiva, che si verifica quando l'elaborazione di una caratteristica dello stimolo influenza l'elaborazione simultanea di un altro attributo dello stesso stimolo [34]. Questa condizione comporta un incremento della complessità cognitiva.

- **Livello 4: Incongruenza e dinamicità**

Nel quarto livello, oltre alle incongruenze del livello precedente, si aggiunge il movimento continuo della scatola sottostante lungo la direzione orizzontale. Questo livello richiede dunque un significativo coinvolgimento cognitivo e motorio simultaneo.

In questo modo, i livelli 1 e 2 consentono al soggetto di acquisire familiarità con il gioco e sono considerati a basso livello di coinvolgimento. I livelli 3 e 4 invece, caratterizzati dalla presenza di elementi di complessità crescente, richiedono un approccio differente, causando un maggiore coinvolgimento. L'aggregazione dei livelli 1 e 2 viene denominata nelle sezioni successive *Early Game*, mentre i livelli 3 e 4 *Late Game*

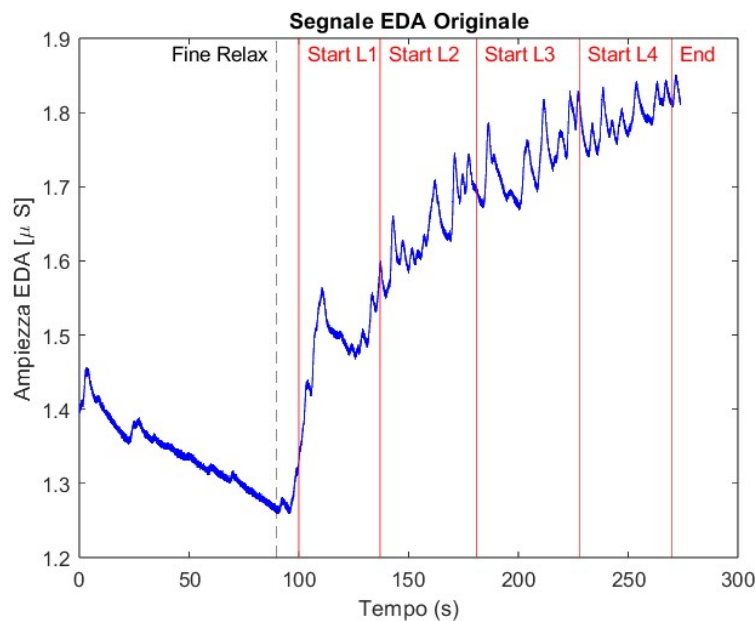
Inoltre, durante l'intera sessione di gioco, l'intensità del suono di sottofondo aumenta progressivamente, contribuendo a rendere il compito più intenso.

## 2.4 Elaborazione del segnale EDA

L'obiettivo dello studio è valutare la variazione della risposta simpatica, misurata tramite EDA, in corrispondenza del livello di coinvolgimento emotivo. Pertanto, l'analisi di elaborazione dei segnali consiste nell'identificazione di feature EDA, capaci di caratterizzare questa evoluzione dinamica. La tecnica di elaborazione dei dati prevede una fase preliminare di preprocessing, seguita da una di estrazione e validazione delle feature significative. In questo studio, tutte le analisi sono state eseguite in Matlab R2024b.

### 2.4.1 Pre-processing

In questa fase si procede a rimuovere dal segnale EDA grezzo artefatti di movimento, ridurre il rumore ad alta frequenza e normalizzare i dati. Il segnale originale contiene l'intera registrazione continua; pertanto, dopo aver eseguito la sincronizzazione temporale con l'exergame, si procede all'estrazione dell'intervallo di interesse, denominato *EDA-segment*. Il segmento di segnale EDA ottenuto ha come primo campione l'inizio della prima fase di riposo e come ultimo campione la fine della sessione di gioco.



**Figura 2.1:** Segnale Originale EDA

Le fasi di preprocessing applicate sono le seguenti:

- **Filtraggio** Come riportato in letteratura, l'EDA è un segnale a bassa frequenza, con bande comprese tra 0.05 e 0.5 Hz. Per tale motivo, è stato adottato un filtro Butterworth passa-basso di ordine 4, con frequenza di taglio pari a 1 Hz [5], [26].
- **Ricampionamento** Il segnale EDA originale è stato acquisito a una frequenza di campionamento pari a 500 Hz. È stato dunque effettuato un ricampionamento

a 10 Hz, tramite la funzione *resample*, che consente comunque al segnale di avere un numero adeguato di campioni per caratterizzarne la dinamica [26].

- **Normalizzazione** L'operazione di normalizzazione è stata adottata sul segnale di interesse, *EDA-segment*. È stata applicata la normalizzazione zscore che per un segnale EDA composto da N campioni, si calcola come:

$$z_i = \frac{x_i - \mu}{\sigma} \quad \begin{array}{l} i = 1, \dots, N \\ \mu = \text{media del segnale} \\ \sigma = \text{deviazione standard del segnale} \end{array}$$

### 2.4.2 Decomposizione EDA

Durante lo svolgimento dell'exergame, il soggetto è continuamente sottoposto a stimoli motori e cognitivi; pertanto, si è scelto di utilizzare un algoritmo di decomposizione cvxEDA adatto alla presenza di stimoli in rapida successione [35]. L'algoritmo cvxEDA è basato su un approccio di ottimizzazione convessa fondato su una stima Bayesiana Maximum A Posteriori (MAP). Come detto in precedenza, il segnale EDA è controllato dal sistema nervoso simpatico. In particolare, è l'attività del Nervo Sodomotorio simpatico (SMNA) a generare gli impulsi che stimolano le ghiandole eccrine alla secrezione sudoripara [5]. L'algoritmo cvxEDA stima il driver fasico sparso (SMNA) e attraverso un'operazione di convoluzione con una funzione di risposta all'impulso, ricostruisce la risposta fasica. L'andamento tonico ( $t$ ) viene contemporaneamente calcolato tramite funzioni spline. Il modello matematico di questa tecnica consiste nella combinazione lineare di tre componenti: componente fasica ( $r$ ), componente tonica ( $t$ ) e il termine di rumore ( $\epsilon$ ).

$$y = r + t + \epsilon \tag{2.1}$$

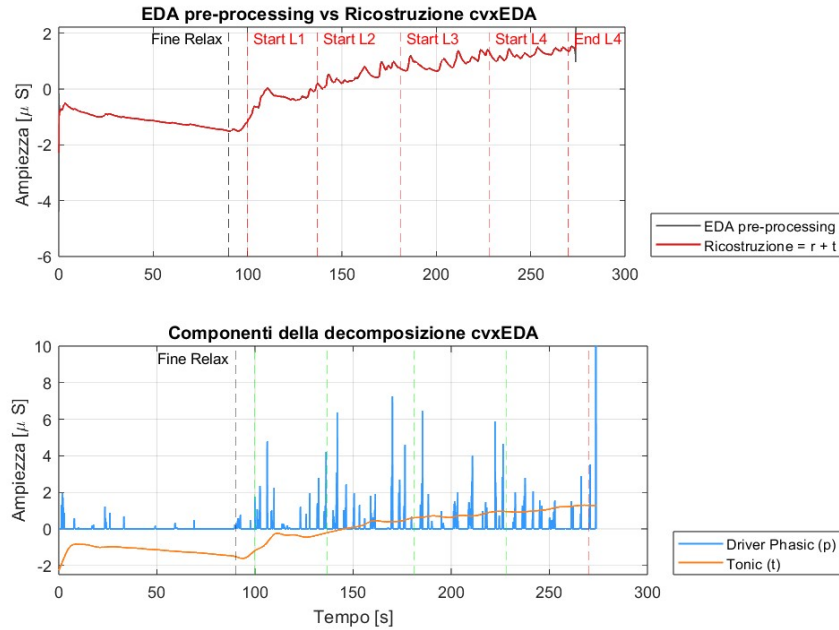


Figura 2.2: Decomposizione cvxEDA

### 2.4.3 Analisi nel dominio del tempo

Le variazioni temporali del segnale EDA sono state analizzate per fornire una stima comparativa e oggettiva dell'attività psicofisiologica mediante l'estrazione di un set di feature relative sia al segnale al termine del pre-processing, sia alla componente fasica ottenuta dopo la decomposizione cvxEDA.

Le analisi nel dominio del tempo sono state effettuate segmentando il segnale in specifiche finestre di interesse: relax e i quattro livelli di gioco. Successivamente, per ogni finestra, le feature sono state estratte tramite le seguenti misure:

- **Ampiezza Media EDA**  
Rappresenta il valore medio di ampiezza, calcolata tramite la funzione *mean* sul segnale EDA.
- **Ampiezza Massima EDA**  
Indica il valore di ampiezza massima raggiunto dal segnale, ricavato mediante funzione *max* di EDA.
- **Deviazione Standard (std) EDA**  
La deviazione standard quantifica la variabilità del segnale attraverso il grado di dispersione della condizione sperimentale, ottenuta tramite la funzione *std*
- **Media della Derivata Negativa (MND) EDA**  
La media della derivata negativa indica la velocità media con cui il segnale decresce nel segmento di analisi. È stata calcolata la derivata prima discreta del segnale EDA, ottenuta come differenza tra campioni consecutivi, moltiplicata

per la frequenza di campionamento; in seguito la MND è stata definita come la media del valore assoluto dei campioni della derivata con segno negativo.

- **Media Ampiezza SCR**

Indica l'ampiezza media della componente fasica del segnale EDA ed è stata stimata tramite la funzione *mean*.

- **Somma Ampiezza SCR**

È stata ricavata sommando i valori di ampiezza della componente fasica tramite la funzione *sum*.

- **Numero di picchi SCR**

Attraverso la funzione *findpeaks* è stato ricavato il numero di picchi di risposta fasica presenti all'interno di ogni finestra considerata. Inoltre, è stata applicata una soglia manuale di  $0.03 \mu S$  ottenuta dalla differenza tra ampiezza del picco e baseline, al fine di evitare l'inclusione di picchi non legati a stimoli specifici.

- **Somma Area SCR**

L'area totale sottesa ai picchi fasici è stata calcolata tramite l'integrale *trapz*, del picco tra il minimo locale precedente e il minimo locale successivo al picco, a cui è stata sottratta la baseline per isolare l'area fasica.

- **Media Prominenza SCR**

La prominenza è stata ricavata tramite *findpeaks* come la differenza tra il valore massimo e il minimo relativo del picco fasico. In seguito, ai risultati ottenuti è stata applicata *mean* per ottenere la media della prominenza.

- **Somma Prominenza SCR**

La somma cumulativa delle prominenze dei picchi è stata calcolata sommando le prominenze ottenute.

- **Tempo di salita/discesa**

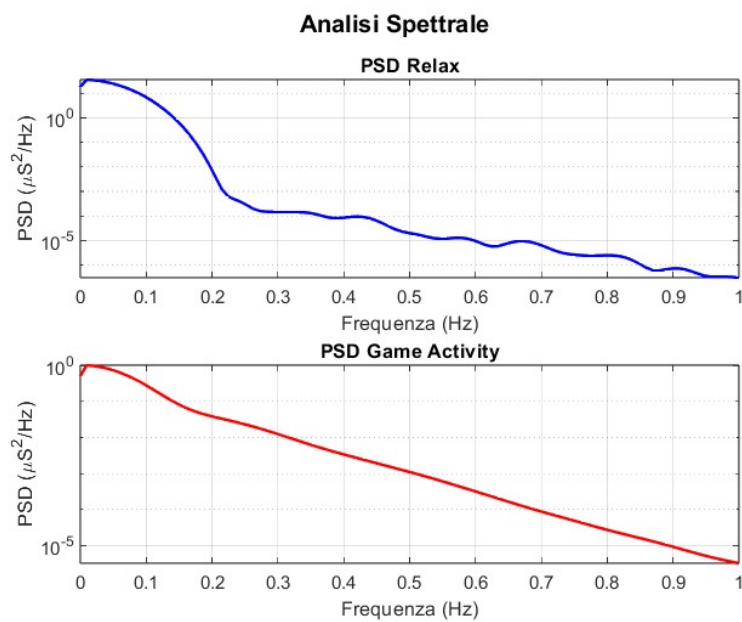
Il tempo di salita (rise time) è stato identificato nell'intervallo temporale compreso tra l'inizio della risposta fasica, identificata nel minimo locale precedente al picco, e il raggiungimento del valore massimo del picco stesso. Al contrario, il tempo di discesa (fall time) è stato valutato nel periodo compreso tra il valore di ampiezza massimo del picco e la fine della risposta fasica, identificata nel minimo locale successivo al picco.

#### 2.4.4 Analisi nel dominio della frequenza

Il seguente paragrafo descrive come l'evoluzione dinamica del segnale EDA sia distribuita nel dominio delle frequenze. L'obiettivo è dunque valutare le differenze nella distribuzione spettrale tra la condizione di riposo e la sessione di gioco mediante un'analisi della densità spettrale di potenza (PSD) nelle due bande di frequenza di interesse (0.05-0.15 Hz e 0.15-0.25 Hz) [36]. In questo studio, l'analisi spettrale del segnale EDA è stata condotta impostando il limite di frequenza a 0.25 Hz, come

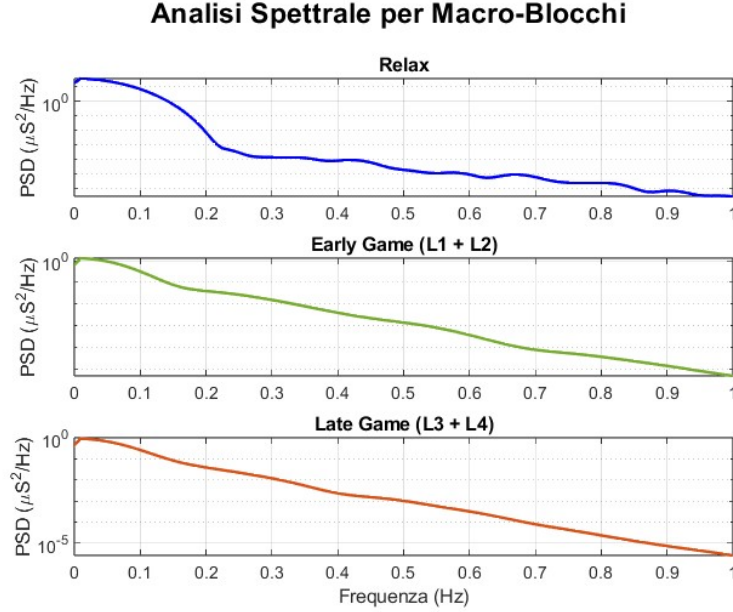
supportato anche da letteratura [37], [36]. In particolare, l'intervallo di frequenza compreso tra 0.05 e 0.15 Hz è correlato a una modulazione simpatica di base, mentre la banda compresa tra 0.15 e 0.25 Hz è spesso associata a un aumento dell'attivazione simpatica in presenza di stimoli stressogeni.

Al pre-processing iniziale è stato aggiunto un filtro passa-alto con frequenza di taglio pari a 0.01 Hz, per rimuovere eventuali componenti a bassissima frequenza. La stima della densità spettrale di potenza (PSD) è stata effettuata attraverso il metodo del periodogramma di Welch. In particolare, è stata utilizzata una finestra di Blackman di lunghezza pari a 128 campioni e un overlap del 50%. I parametri sono stati scelti seguendo quanto noto in letteratura per garantire una migliore comparabilità nei risultati [37], [36].



**Figura 2.3:** Confronto PSD relax vs PSD game

Inoltre, oltre a un confronto tra la condizione di riposo e la sessione di gioco, si è scelto di valutare la risposta fisiologica anche all'interno del gioco stesso. Si è proceduto a un'analisi della PSD su macroblocchi separati: Relax, Early Game e Late Game.



**Figura 2.4:** PSD nei livelli di coinvolgimento emotivo

### 2.4.5 Analisi nel dominio del tempo-frequenza

Come analizzato in precedenza, nel dominio del tempo si è valutata la variazione temporale di ampiezza del segnale, mentre nel dominio della frequenza si è osservata la distribuzione energetica associata alle rispettive componenti in frequenza. Per avere una rappresentazione complessiva sull'evoluzione dinamica del segnale e integrare le precedenti analisi, si è scelto di valutare lo spettrogramma, ottenuto applicando la Short Time Fourier Transform (STFT) al segnale EDA [38]. La STFT è definita come:

$$\text{STFT}\{x[n]\}(m, \omega) \equiv X(m, \omega) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x[n]w[n - m]e^{-i\omega n}$$

dove  $x[n]$  rappresenta il segnale e  $w[n]$  la finestra di analisi applicata.

Lo spettrogramma rappresenta l'evoluzione dello spettro in frequenza del segnale nel tempo; permette quindi di valutare la distribuzione di intensità del segnale tra le diverse componenti in frequenza in ogni istante di tempo.

Al segnale ottenuto al termine del pre-processing, è stato applicato un filtro passa-alto Butterworth di ordine 4 con frequenza di taglio pari a 0.01 Hz. La STFT è stata stimata utilizzando una finestra di Hamming della durata di 40 secondi con un overlap del 90% [36]. A ciascuna finestra è stata applicata la FFT (Fast Fourier Transform) per ottenere lo spettro di frequenza di quel relativo intervallo temporale. La combinazione di tutti gli spettri derivanti dalle FFT determina lo spettrogramma finale.

### 2.4.6 Analisi nel dominio cepstrale

Questo metodo mira a isolare l'attività del nervo sudomotore (SMNA), considerato come il driver dell'EDA, dalla risposta all'impulso (IR), specifica delle ghiandole

sudoripare.

Nel dominio temporale, la conduttanza cutanea è modellata matematicamente come il risultato della convoluzione tra il segnale driver e la risposta all'impulso [39].

$$EDA = EDA_{\text{tonic}} + EDA_{\text{phasic}} = (\text{Driver}_{\text{tonic}} + \text{Driver}_{\text{phasic}}) * \text{IR}$$

La convoluzione nel dominio del tempo corrisponde a una moltiplicazione nel dominio della frequenza, rendendo difficile la separazione delle componenti. Per questo motivo, il passaggio al dominio cepstrale risulta vantaggioso in quanto, sfruttando la proprietà dei logaritmi, permette di trasformare la moltiplicazione in una somma. Al segnale derivato dal pre-processing, l'applicazione della trasformata di Fourier, seguita da un'operazione logaritmica e da una successiva trasformata di Fourier inversa, consente di calcolare il cepstrum reale del segnale.

$$c[n] = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} \log |X(e^{j\omega})| e^{j\omega n} d\omega$$

dove  $X(e^{j\omega})$  rappresenta la trasformata di Fourier del segnale  $x[n]$ .

Nel dominio cepstrale, la variabile indipendente è nota come quefrenza. Le componenti a bassa quefrenza sono indice di variazioni lente del segnale e sono quindi associate alla fase tonica e alle risposte all'impulso. Al contrario, le componenti ad alta quefrenza sono riconducibili all'eccitazione del driver sudomotore e sono correlate, dunque, alla fase fasica.

Per quantificare la relazione tra l'analisi cepstrale e i processi fisiologici del soggetto, si procede all'estrazione dei coefficienti cepstrali in frequenza Mel (MFCC) [38].

Per ogni macroblocco di analisi del segnale EDA (Relax, Early Game e Late Game), è stata applicata una finestra di Hamming della durata di 2 secondi con overlap del 50% [38]. A ciascuna finestra è stata poi applicata la trasformata rapida di Fourier per ottenere lo spettro di frequenza. Le frequenze sono state convertite nella scala Mel secondo la seguente relazione:

$$f_{mel} = 2595 \log_{10} \left( 1 + \frac{f}{700} \right)$$

Lo spettro è stato elaborato attraverso una serie di filtri distribuiti sulla scala Mel; per ognuno di questi, è stata stimata l'energia associata alla frequenza corrispondente. Il logaritmo di questi valori energetici costituisce l'input per l'applicazione della Trasformata Discreta del Coseno (DCT) che consente di calcolare infine i coefficienti MFCC. La relazione matematica è espressa come:

$$C[n] = \frac{1}{R} \sum_{r=1}^R \log(MF_m[r]) \cdot \cos \left[ \frac{2\pi}{R} \left( \frac{r+0.5}{2} \right) n \right]$$

dove  $R$  indica il numero totale di filtri Mel,  $r$  è l'indice del filtro corrente e  $MF_m[r]$

rappresenta l'energia del Mel-spettro associato al filtro  $r$ .

Come noto in letteratura [38], sono stati selezionati i primi 13 coefficienti MFCC, in quanto ritenuti i più rilevanti per caratterizzare il segnale. Le seguenti metriche statistiche sono state calcolate per ogni coefficiente:

- **Media** rappresenta la posizione media del coefficiente nella fase considerata
- **Deviazione standard** indica la variabilità del contenuto spettrale
- **Mediana** definisce il valore centrale della distribuzione; è una metrica significativa in quanto combina informazioni relative alla media ed esclude eventuali outlier
- **Curtosi (Kurtois)** riflette il grado di concentrazione della distribuzione; valori elevati sono indice di picchi frequenti e intensi, al contrario suggeriscono una distribuzione più uniforme e piatta
- **Asimmetria (skewness)** descrive la simmetria dei valori dei coefficienti rispetto alla media, indicando se questi sono concentrati verso frequenze più alte o basse.

EDA Features	
Dominio del tempo	
Statistiche	Media Ampiezza (mean)
	Max Ampiezza (max)
	Deviazione Standard (std)
	Media della derivata negativa (MND)
SCR	Media Ampiezza (mean)
	Somma Ampiezza (sum)
	Numero di picchi(num_peaks)
	Somma Area Picchi
	Media Prominenza
	Somma Prominenza
	Tempo di salita (Rise Time)
Tempo di discesa (Fall Time)	
Dominio della Frequenza	
PSD_band1	
PSD_band2	
Dominio Tempo-Frequenza	
Potenza_banda1	
Potenza_banda2	
Spettrogramma	
Trend_banda1	
Trend_banda2	
Dominio Cepstrale	
Coefficienti Cepstrali MFCC	
Media MFCC	
Deviazione Standard MFCC	
Mediana MFCC	
Asimmetria (skewness) MFCC	
Curtosi (Kurtosis) MFCC	

**Figura 2.5:** Tabella riepilogativa features EDA

## 2.5 Algoritmi selezione feature

In questa sezione, si procede a selezionare le feature più rilevanti per descrivere il segnale e garantire una maggiore robustezza nella successiva fase di classificazione automatica. Sono stati presi in considerazione tre differenti algoritmi di selezione (Relief, mRMR, NCA), la cui combinazione determina l'insieme di feature da utilizzare come input per i modelli di classificazione [40], [38]. Prima di applicare ciascun algoritmo, è stata eseguita un'operazione di standardizzazione con z-score per rendere le variabili confrontabili tra loro. In questo contesto, la variabile target utilizzata da ogni algoritmo corrisponde alla condizione di appartenenza (Relax, Early Game e Late Game).

### 2.5.1 Relief

Relief è un algoritmo di selezione delle feature appartenente ai metodi Filter. Nel presente studio, il numero di vicini è stato fissato a  $K=10$ . L'algoritmo permette

quindi di valutare quanto i valori di ogni feature siano coerenti con le relative classi, aggiornando i vettori dei pesi. Tuttavia, l'obiettivo di questo metodo è assegnare un peso a ogni variabile per determinare quanto essa sia utile a discriminare la rispettiva classe di appartenenza. L'algoritmo segue un processo iterativo in cui i pesi vengono aggiornati continuamente [40].

### 2.5.2 Minimum Redundancy Maximum Relevance (mRMR)

Minimum Redundancy Maximum Relevance è anch'esso un algoritmo di selezione delle feature appartenente ai metodi Filter [40], [38]. A differenza del Relief, il criterio di funzionamento si basa sul bilanciamento ottimale tra due obiettivi in contrasto tra loro. Il primo scopo è massimizzare la rilevanza, selezionando le feature con maggiori informazioni rispetto alla variabile target. Il secondo mira a minimizzare la ridondanza, ovvero evitare di selezionare feature, le cui informazioni sono già contenute in altre variabili.

Il modello matematico dell'algoritmo combina queste due caratteristiche calcolando la differenza tra il valore di rilevanza medio e quello di ridondanza medio di ciascuna feature, tramite la funzione  $fscmr$ . Lo score prodotto si basa sul principio di mutua informazione, in grado di rilevare dipendenze non lineari tra le variabili considerate.

### 2.5.3 Neighbour Component Analysis (NCA)

Il Neighbour Component Analysis (NCA) è un metodo non parametrico appartenente alla famiglia Wrapper [40]. L'algoritmo apprende simultaneamente i pesi di tutte le feature ottimizzando una metrica di distanza quadratica pesata. Tramite una variazione dell'algoritmo chiamata NCAp, viene introdotto un adattamento diagonale della metrica di distanza che consente al sistema di generalizzare la relazione tra il campione di riferimento e le altre feature. L'output dell'algoritmo è un vettore di pesi che identifica il contributo di ciascuna feature alla selezione.

In questo studio il valore di regolarizzazione  $\lambda$  è stato adottato di default dalla funzione  $fscnca$ . Tale valore, risulta particolarmente importante poiché permette di migliorare l'accuratezza del sistema e di evitare il fenomeno dell'overfitting.

## 2.6 Analisi statistica

In questa sezione, si procede a un'analisi statistica per valutare il livello di significatività delle feature precedentemente selezionate. L'obiettivo è quindi verificare se le variabili individuate risultano statisticamente significative per descrivere efficacemente le variazioni fisiologiche del segnale nei livelli di Relax, Early Game e Late Game. Rappresenta dunque un'ulteriore conferma per la successiva fase di training dei modelli di classificazione.

### 2.6.1 Test di normalità

In un'analisi statistica, l'assunzione di normalità rappresenta una condizione preliminare necessaria da verificare prima di procedere con i successivi metodi statistici comparativi. L'analisi statistica parametrica richiede che i dati seguano una distribuzione normale; pertanto, il test di normalità viene utilizzato come metodo per validare quest'ipotesi. Al contrario, se la condizione di normalità non può essere assunta, lo studio statistico prosegue con metodi non parametrici. In questo studio è stato adottato il test di Shapiro-Wilks, applicato a ciascuna feature selezionata, con un livello di significatività  $\alpha$  fissato a 0.05 [41].

Il test segue due possibili condizioni di ipotesi:

- **H0 (ipotesi nulla):** i dati seguono una distribuzione normale
- **H1 (ipotesi alternativa):** i dati non seguono una distribuzione normale

I criteri decisionali del test si basano sul p-value, calcolato dal test, il quale se risulta inferiore alla soglia, l'ipotesi nulla si assume rifiutata e la distribuzione viene classificata come non normale. Al contrario, per valori di p superiori alla soglia, non si rilevano particolari evidenze statistiche tali da far rifiutare l'ipotesi nulla di normalità. Inoltre, per garantire una maggiore robustezza nei risultati, data la ridotta dimensionalità del dataset, al test di Shapiro-Wilks è stata affiancata la visualizzazione grafica tramite quantile-quantile plot (Q-Q plot).

### 2.6.2 ANOVA - Test di Friedman

In seguito al test di Shapiro-Wilks, se l'ipotesi di normalità viene verificata, si prosegue con l'analisi della varianza (ANOVA); in caso contrario, si utilizza il Test di Friedman. L'ANOVA è il test parametrico di riferimento per confrontare misure ripetute applicate a soggetti diversi [39]. Oltre alla condizione di distribuzione normale dei dati, questo metodo richiede l'omogeneità della varianza tra le variabili e l'indipendenza delle osservazioni tra i soggetti. Se queste condizioni sono soddisfatte, l'ANOVA rappresenta un metodo di analisi particolarmente efficace per rilevare differenze statistiche in condizioni diverse.

Il Test di Friedman [42] rappresenta l'alternativa non parametrica all'ANOVA per misure ripetute. Questo approccio richiede meno requisiti preliminari e consente, quindi, una maggiore generalizzabilità. Pertanto, anche quando solo alcune delle variabili non soddisfano i parametri dell'ANOVA, si preferisce applicare il test di Friedman a tutte le feature per garantire una maggiore coerenza e robustezza nell'analisi. Il test viene applicato per confrontare i valori di ogni feature EDA nelle tre condizioni di Relax, Early Game e Late Game. La statistica del test segue una distribuzione  $\chi^2$  e per ciascuna variabile viene calcolato il relativo p-value. Analogamente al test di Shapiro-Wilks, una feature risulta statisticamente significativa per p-value inferiori a  $\alpha = 0.05$ .

### 2.6.3 Analisi post-hoc con correzioni di Bonferroni

Il test di Friedman, nel caso in cui restituisca un risultato statisticamente significativo, indica l'esistenza di almeno una differenza rilevante tra le diverse condizioni di Relax, Early Game e Late Game [42]. Per identificare quali siano le coppie responsabili di tale risultato, si procede con un'analisi post-hoc con correzione di Bonferroni [39], [35]. In questo studio, i test simultanei corrispondono alle combinazioni tra le condizioni sperimentali:

- **Relax vs Early Game**
- **Relax vs Late Game**
- **Early Game vs Late Game**

Il modello matematico di riferimento consiste nel dividere il livello di significatività  $\alpha$  per il numero di confronti eseguiti  $m$ .

$$\alpha_{corr} = \frac{\alpha}{m} = \frac{0.05}{3} \approx 0.017 \quad (2.2)$$

### 2.6.4 Analisi di correlazione di Spearman

Per valutare la relazione tra le feature EDA statisticamente significative e i feedback soggettivi percepiti dai soggetti durante l'exergame, è stata applicata un'analisi di correlazione di Spearman [43], [44]. Il coefficiente di Spearman ( $\rho$ ) è una misura non parametrica che identifica quanto due variabili tendano a variare insieme, ovvero la loro capacità di crescere o diminuire contemporaneamente, anche in assenza di una dipendenza lineare. Dall'analisi, è stata esclusa la condizione di riposo (Relax), in quanto le valutazioni soggettive dei partecipanti sono relative esclusivamente alla sessione di gioco (Early e Late Game).

Per ciascuna coppia di variabili (feature EDA e stato soggettivo), si calcola il coefficiente  $\rho$  di Spearman e il relativo p-value. Analogamente a quanto fatto in precedenza, la soglia di significatività  $\alpha$  è stata fissata a 0.05 e, per considerare le molteplicità generate dai confronti simultanei, è stata ridotta con la correzione di Bonferroni, ottenendo una nuova soglia pari a:

$$\alpha_{corr} = \frac{\alpha}{m} \quad (2.3)$$

dove  $m$  corrisponde al numero totale di coppie.

## 2.7 Modelli di Machine Learning

Per valutare la capacità predittiva di classificazione della classe di appartenenza (Relax, Early Game e Late Game) a partire dalle feature EDA, sono stati applicati tre diversi modelli di machine learning: Support Vector Machine(SVM), k-Neighbors (k-NN) e Random Forest (RF).

Data la ridotta dimensione del dataset, la validazione è stata effettuata mediante una tecnica di tipo LOSO (Leave One Subject Out) [45]. Secondo questa strategia, a ogni iterazione, i dati di un soggetto costituiscono il set di validazione, mentre i restanti vengono utilizzati per l'addestramento del modello. La standardizzazione è stata eseguita solo per il set di training, applicando i parametri ottenuti (media e deviazione standard) al set di test, per evitare il trasferimento di informazioni tra training e set.

### 2.7.1 Support Vector Machine

La Support Vector Machine è un modello di apprendimento supervisionato, prevalentemente adottato per la classificazione binaria. La logica di funzionamento consiste nel determinare l'iperpiano ottimale per separare le classi nello spazio delle feature. Lo scopo è massimizzare il margine tra i dati più vicini all'iperpiano, denominati support vector, e l'iperpiano stesso. In questo studio, la configurazione prevede un kernel lineare con parametro di penalizzazione pari a 1. Inoltre, dato che l'obiettivo è una classificazione multiclasse è stata applicata la strategia ECOC (Error Correcting Output Codes), essendo l'SVM è un modello binario [39]. Questa tecnica permette di trasformare il problema in una serie di confronti binari tra le classi di appartenenza (Relax, Early Game e Late Game).

### 2.7.2 k-Nearest Neighbors

Il k-Nearest Neighbors è un metodo di apprendimento supervisionato che presuppone il riconoscimento della classe di riferimento sull'assunzione che dati simili tra loro occupino le stesse porzioni di spazio delle feature [26]. In questo studio, il modello è stato configurato con  $k=3$  e distanza euclidea, in quanto la precedente operazione di standardizzazione riporta le feature sulla stessa scala di valori [40]. Per ogni nuova osservazione, viene valutato il vicinato e l'assegnazione della classe viene determinata mediante un criterio di maggioranza di voti espresso da ciascun vicino.

### 2.7.3 Random Forest

Il Random Forest è un metodo di apprendimento supervisionato basato sulla combinazione di più alberi decisionali tramite bagging, una tecnica adottata per ridurre la varianza del modello addestrando ogni albero con un sottoinsieme casuale del training set [40], [26]. Inoltre, a ogni nodo viene selezionato un sottoinsieme casuale di feature per ridurre la correlazione tra i singoli alberi.

La configurazione sviluppata per il modello prevede 90 alberi decisionali, una dimensione minima delle foglie pari a 3 e, per ciascun nodo, un sottoinsieme di predittori pari alla radice quadrata del numero totale di feature. Questa struttura consente una buona capacità di generalizzazione sui dati di test, riducendo il rischio di overfitting [40].

### 2.7.4 Metriche di valutazione

Le metriche sono fondamentali per valutare le prestazioni dei modelli di classificazione, ovvero la loro capacità di distinguere correttamente le classi associate alle rispettive condizioni sperimentali (Relax, Early Game e Late Game). In letteratura [45], [26] le metriche standard per una classificazione multiclasse sono: Accuratezza e F1-score. Entrambe le metriche derivano dalla matrice di confusione, in cui è presente il confronto tra classi reali e classi predette dall'algoritmo. L'accuratezza fornisce una misura dell'efficacia del modello e si calcola come:

$$\text{Accuracy} = \frac{\sum_{i=1}^k C_{ii}}{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k C_{ij}} \quad (2.4)$$

dove:

- **k**: indica il numero di classi
- $C_{ii}$ : rappresenta le predizioni corrette per ciascuna classe
- $C_{ij}$ : rappresenta il numero totale di osservazioni

L'F1-score è una metrica che combina precisione (Precision) e sensibilità (Recall).

$$F1 = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k \frac{2 \cdot P_i \cdot R_i}{P_i + R_i} \quad (2.5)$$

dove  $P_i$  e  $R_i$  rappresentano rispettivamente la precisione e la sensibilità della classe  $i$ , definiti come:

$$P_i = \frac{C_{ii}}{\sum_{j=1}^k C_{ji}}, \quad R_i = \frac{C_{ii}}{\sum_{j=1}^k C_{ij}} \quad (2.6)$$

dove:

- **k**: indica il numero di classi
- $P_i$ : rappresenta la precisione della classe  $i$ , definita come il rapporto tra le predizioni corrette e il numero totale di predizioni assegnate a quella classe
- $R_i$ : rappresenta la sensibilità della classe  $i$ , ovvero il rapporto tra le predizioni corrette e il totale delle osservazioni effettivamente appartenenti a quella classe.

Nel presente studio viene calcolato il **Macro F1-score**, ovvero la media aritmetica degli F1-score di ciascuna classe, che attribuisce un peso uguale a tutte le classi indipendentemente dalla loro dimensione.

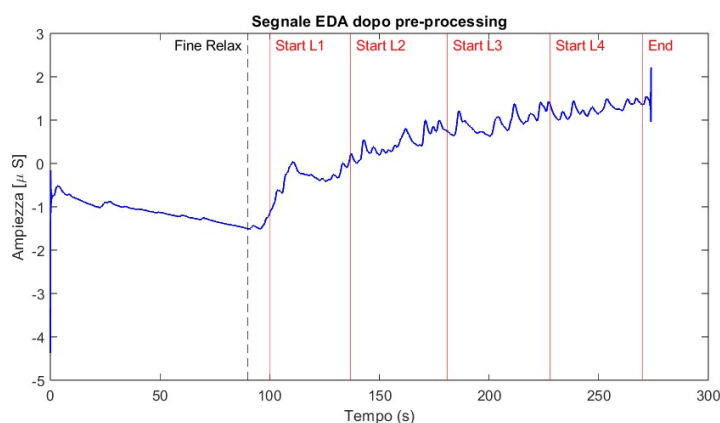
## Capitolo 3

# Risultati e discussioni

Questa sezione comprende i risultati di elaborazione del segnale EDA, la selezione e analisi significativa delle feature estratte, e infine, le prestazioni dei modelli di classificazione automatica. Le figure 3.1, 3.4, 3.7 sono relative a un soggetto rappresentativo del comportamento medio osservato nel dataset.

### 3.1 Analisi del segnale EDA

La figura 3.1 mostra l'evoluzione temporale del segnale EDA durante lo svolgimento dell'exergame, dopo la fase di pre-processing. Il segnale riportato evidenzia un rapido incremento in corrispondenza della transizione dalla fase di riposo alla sessione di gioco e un andamento gradualmente crescente al progredire dei livelli di difficoltà.



**Figura 3.1:** Segnale EDA dopo pre-processing

#### 3.1.1 Dominio del tempo

Le caratteristiche estratte nel dominio temporale sono state ricavate dal segnale, elaborato dopo la fase di pre-processing e dalla componente fasica, ottenuta in seguito alla decomposizione cvxEDA. I valori di media e deviazione standard, mediati sull'intero dataset, sono presentati nella seguente tabella:

Una prima analisi comparativa rileva come il trend dei valori di ampiezza media e massima mostri un incremento costante durante l'intero exergame. Tra le restanti

Feature	Relax	Level 1	Level 2	Level 3	Level 4
Mean EDA [ $\mu$ S]	-1.021 $\pm$ 0.22	-0.025 $\pm$ 0.52	0.435 $\pm$ 0.31	0.769 $\pm$ 0.25	1.004 $\pm$ 0.27
Max EDA [ $\mu$ S]	0.785 $\pm$ 0.94	0.601 $\pm$ 0.61	0.958 $\pm$ 0.29	1.227 $\pm$ 0.24	1.430 $\pm$ 0.29
Std EDA [ $\mu$ S]	0.598 $\pm$ 0.29	0.482 $\pm$ 0.20	0.237 $\pm$ 0.10	0.202 $\pm$ 0.10	0.194 $\pm$ 0.07
MND [a.u.]	0.063 $\pm$ 0.04	0.076 $\pm$ 0.04	0.073 $\pm$ 0.03	0.068 $\pm$ 0.02	0.067 $\pm$ 0.02
NumPeaks [n/s]	0.065 $\pm$ 0.05	0.184 $\pm$ 0.04	0.183 $\pm$ 0.05	0.184 $\pm$ 0.04	0.184 $\pm$ 0.05
SumAmp [ $\mu$ S/s]	0.030 $\pm$ 0.02	0.037 $\pm$ 0.02	0.037 $\pm$ 0.01	0.033 $\pm$ 0.02	0.029 $\pm$ 0.01
SumProm [ $\mu$ S/s]	0.030 $\pm$ 0.02	0.033 $\pm$ 0.02	0.033 $\pm$ 0.01	0.030 $\pm$ 0.02	0.027 $\pm$ 0.01
SumArea [ $\mu$ S]	0.115 $\pm$ 0.08	0.115 $\pm$ 0.07	0.113 $\pm$ 0.05	0.099 $\pm$ 0.06	0.094 $\pm$ 0.04
Mean Amp [ $\mu$ S]	0.556 $\pm$ 0.27	0.196 $\pm$ 0.08	0.214 $\pm$ 0.10	0.182 $\pm$ 0.08	0.169 $\pm$ 0.10
Mean Prom [ $\mu$ S]	0.546 $\pm$ 0.27	0.176 $\pm$ 0.07	0.187 $\pm$ 0.06	0.165 $\pm$ 0.08	0.156 $\pm$ 0.09
Rise Time [s]	1.509 $\pm$ 0.49	1.709 $\pm$ 0.32	1.601 $\pm$ 0.25	1.559 $\pm$ 0.30	1.626 $\pm$ 0.57
Fall Time [s]	9.593 $\pm$ 9.35	2.863 $\pm$ 1.00	3.051 $\pm$ 0.93	2.867 $\pm$ 0.73	3.274 $\pm$ 1.02

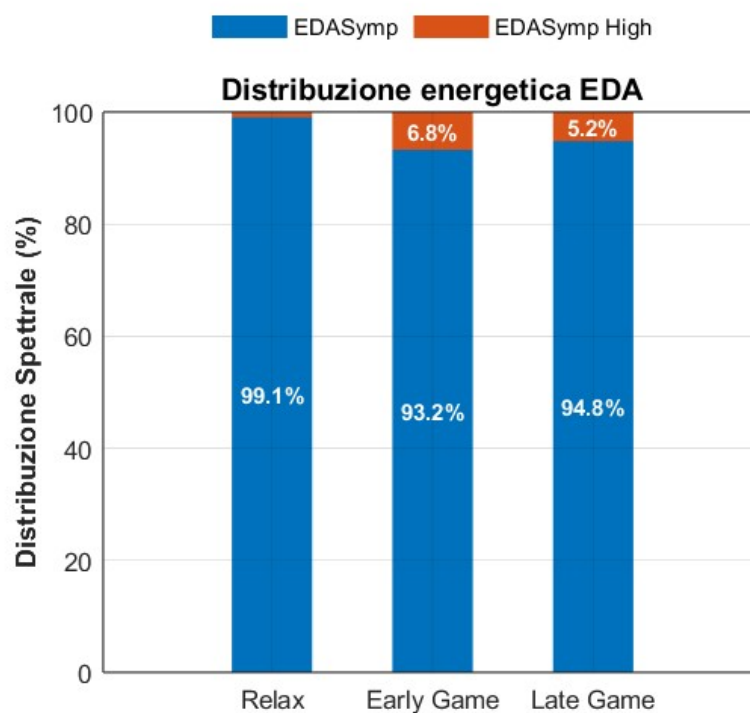
**Tabella 3.1:** Feature statistiche e SCR per tutte le fasi (Media  $\pm$  STD)

feature, si evidenzia il comportamento della deviazione standard, con valori più elevati nella fase di relax rispetto alla sessione di gioco, e le caratteristiche temporali dei picchi SCR. In particolare, i tempi di salita presentano una media di circa 1.6 secondi, con un andamento lievemente decrescente fino al livello 3 e una leggera risalita per l'ultimo livello, mentre il tempo di discesa è stabile su un intervallo medio di circa 3 secondi.

### 3.1.2 Dominio della frequenza

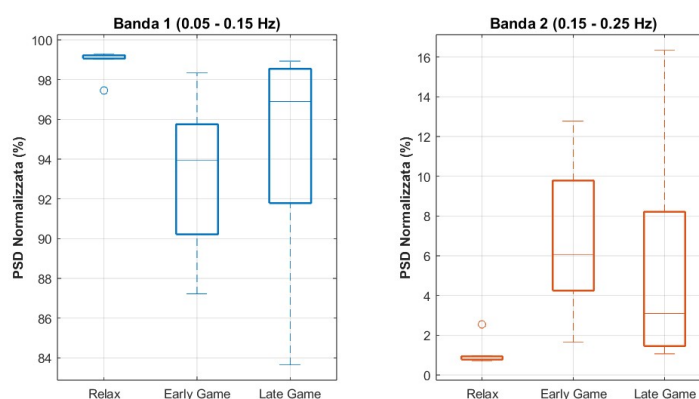
La densità spettrale di potenza (PSD) è stata calcolata per ogni macroblocco dell'exergame, nelle bande di frequenza che maggiormente rappresentano la componente simpatica EDA a basse (0.05 - 0.15 Hz, EDASymp) e ad alte frequenze (0.15 - 0.25 Hz, EDASymp High). I macroblocchi sono riferiti alla fase di riposo (Relax) e alla sessione di gioco (Early Game e Late Game).

La figura 3.2 evidenzia che nella sessione di gioco si è verificato uno spostamento dell'energia spettrale verso frequenze più elevate. Nella condizione di riposo, la banda EDASymp risulta completamente dominante (99.1%), mentre nella sessione di gioco si è osservata una redistribuzione energetica. In particolare, il maggiore aumento della potenza spettrale associata alla banda EDASymp High è stato riscontrato nel primo macroblocco di attivazione (6.8%) rispetto al secondo (5.2%).



**Figura 3.2:** Distribuzione Spettrale di Potenza

Oltre alla valutazione sulla distribuzione energetica mediata, i boxplot di seguito riportati consentono di rilevare la variabilità spettrale tra i soggetti.



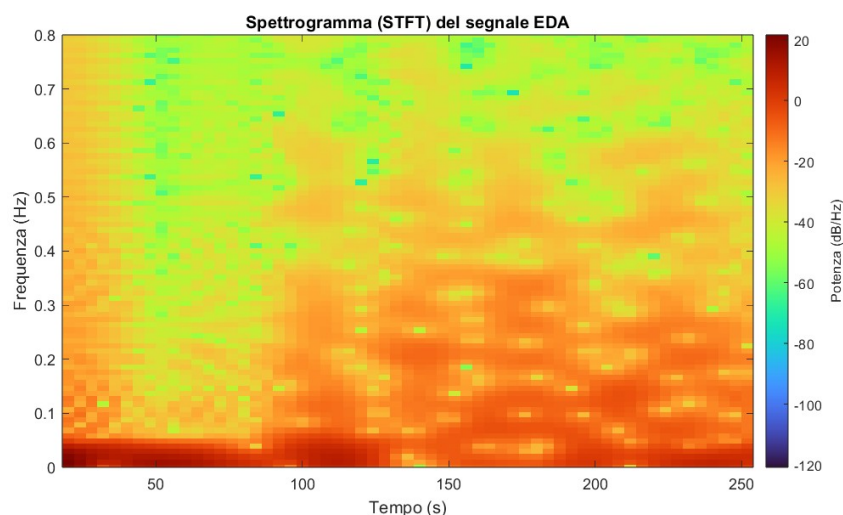
**Figura 3.3:** Variazione della PSD normalizzata per fasi

Come noto dalla figura 3.3, nella condizione di relax è presente una distribuzione molto compatta in entrambe le bande. Al contrario, durante le fasi di gioco, i boxplot riflettono una variabilità più elevata, particolarmente evidente nella banda EDASymp High. Infatti, nella banda a frequenze più elevate, il primo macroblocco presenta una mediana (6%) superiore a quella del secondo (3%), mentre quest'ultimo una dispersione maggiore in cui l'intervallo interquartile presenta un range tra l'1.5 e l'8%, con valori estremi che raggiungono il 16%.

I risultati ottenuti nel dominio della frequenza dimostrano quindi che l'attività di gioco comporta uno spostamento dell'energia spettrale verso frequenze più alte, ma che l'entità di questa variazione risulta eterogenea tra i soggetti.

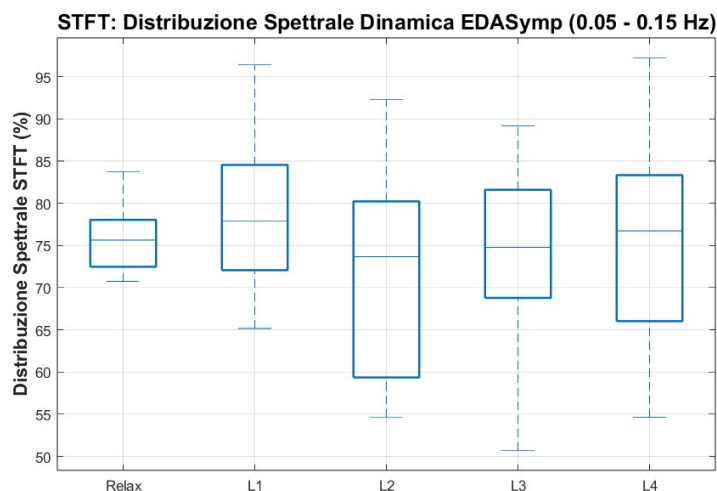
### 3.1.3 Dominio Tempo Frequenza

La rappresentazione tempo-frequenza del segnale EDA è riportata nella figura seguente 3.4:

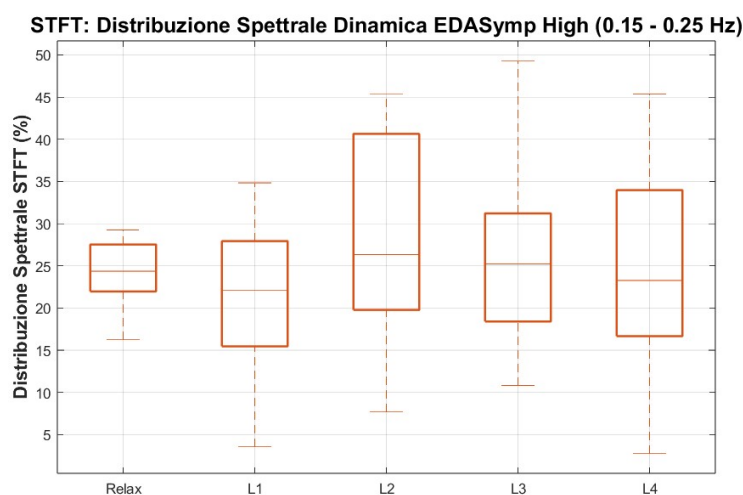


**Figura 3.4:** STFT: Evoluzione dinamica nel dominio tempo-frequenza

Lo spettrogramma 3.4 evidenzia in maniera ancora più marcata come l'EDA sia un segnale a basse frequenze. Per frequenze minori di 0.05 Hz, la potenza risulta elevata in tutte le condizioni sperimentali, compresa la fase di relax, con valori compresi tra -20 e +20 dB. Nella banda della componente simpatica EDA (0.05 e 0.25 Hz), appare invece evidente la distinzione tra la fase di riposo e la sessione di gioco; i valori oscillano da -10 a -30 dB durante l'attività dell'exergame e decrescono da -20 a -50 dB per la condizione di riposo. Inoltre, al di sopra di 0.25 Hz, l'andamento di potenza risulta sostanzialmente contenuto con valori compresi tra -30 e -60 dB per l'intero intervallo temporale.



**Figura 3.5:** STFT integrata nella banda (0.05-0.15 Hz)

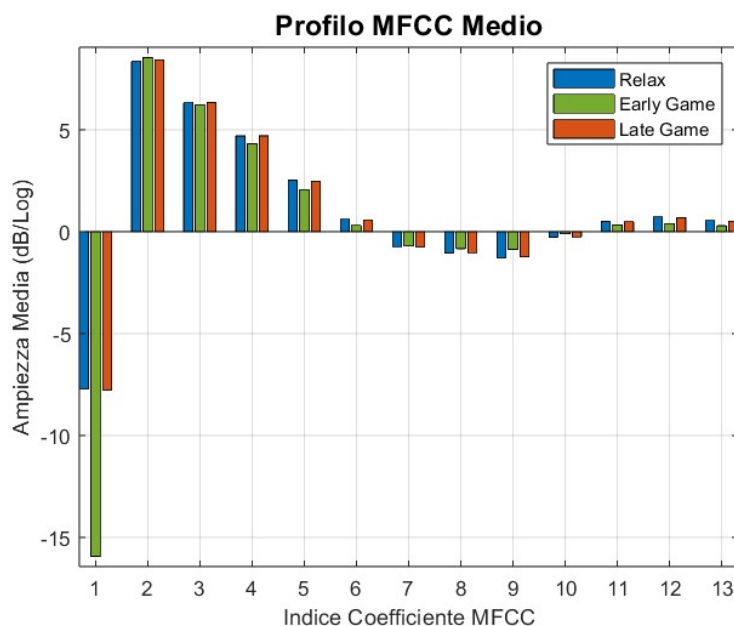


**Figura 3.6:** STFT integrata nella banda (0.15-0.25 Hz)

Le figure 3.5 e 3.6 mostrano la distribuzione della STFT integrata nelle bande di interesse (EDASymp e EDASymp High) della componente simpatica EDA. Dai grafici è possibile osservare come complessivamente il 70-80% dell'energia spettrale sia concentrato nella banda EDASymp, mentre solo il 20-30% nella banda EDASymp High. Approfondendo l'analisi per singolo livello, è stato rilevato che il secondo livello di gioco presenta i valori più elevati di ampiezza mediana del boxplot nella banda EDASymp High.

### 3.1.4 Dominio Cepstrale

I risultati dell'analisi nel dominio cepstrale mostrano i valori di ampiezza dei coefficienti MFCC per ogni macroblocco dell'exergame. La figura seguente illustra l'andamento di tali coefficienti:



**Figura 3.7:** Profilo medio coefficienti MFCC

L'immagine 3.7 rivela il profilo medio di un soggetto le informazioni dinamiche ricavate da 13 coefficienti MFCC. Il primo coefficiente (C1) presenta una sostanziale differenza tra il primo macroblocco (Early Game), dove raggiunge il valore di ampiezza di -14dB, e le restanti fasi (relax, Late Game) che si attestano intorno a -5dB. I coefficienti C2-C4 mostrano i valori di ampiezza più elevati (rispettivamente 12, 6 e 3 dB) e sono rappresentativi dell'inviluppo spettrale. I coefficienti C5-C8 presentano ampiezze relativamente più basse (rispettivamente -2, -2, -2, 1) e forniscono ulteriori informazioni relative allo spettro. Ad ogni modo, i coefficienti C2-C8 non presentano marcate differenze tra le condizioni di relax e quelle di gioco. Infine, dal nono coefficiente in poi, i valori medi risultano prossimi allo zero, motivo per cui sono stati esclusi dalla successiva fase di selezione.

Le feature statistiche calcolate per ogni coefficiente e mediate su tutti i soggetti, sono riportate nella tabella seguente:

Coeff	Feature	Relax	Early Game	Late Game
C1	mean	-6.0968	-11.0896	-7.1690
	std	4.6183	4.1491	2.4975
	median	-4.6656	-10.4821	-6.6866
	kurt	4.8933	3.8656	2.5601
	skew	-0.9734	-0.7463	-0.4522
C2	mean	12.0409	12.1045	12.1632
	std	1.0815	0.6155	0.3033
	median	12.1886	12.1604	12.1755
	kurt	46.5285	7.2250	5.5055
	skew	-6.1385	-0.9464	-0.6160
C3	mean	6.4540	6.3694	6.5086
	std	0.4251	0.3976	0.1060
	median	6.5531	6.5115	6.5354
	kurt	38.8792	21.1528	16.1200
	skew	-5.8183	-3.9032	-2.4568
C4	mean	1.3758	1.2689	1.4054
	std	0.2536	0.4541	0.2051
	median	1.4402	1.3460	1.4119
	kurt	24.5251	9.9530	5.9189
	skew	-3.3797	-1.6133	0.0169
C5	mean	-1.5671	-1.5986	-1.5823
	std	0.2572	0.2342	0.1311
	median	-1.5864	-1.6024	-1.5891
	kurt	41.1296	5.2737	4.8436
	skew	5.4663	0.0664	0.5207
C6	mean	-1.5551	-1.4747	-1.5700
	std	0.1788	0.2403	0.0855
	median	-1.6027	-1.5347	-1.5810
	kurt	31.7768	9.7813	6.1488
	skew	5.1172	2.0988	0.3980
C7	mean	-0.6095	-0.5503	-0.6208
	std	0.1310	0.2799	0.1596
	median	-0.6366	-0.5687	-0.6146
	kurt	18.8494	5.0567	4.7321
	skew	2.1689	0.0719	-0.5204
C8	mean	0.4821	0.4781	0.4881
	std	0.1346	0.1565	0.0874
	median	0.4983	0.5010	0.5009
	kurt	33.1231	5.6980	5.2884
	skew	-4.7095	-0.8146	-0.8908

Tabella 3.2: Statistiche dei primi 8 coefficienti MFCC (Mediati sui soggetti)

La tabella 3.2 integra le informazioni del profilo medio con le distribuzioni statistiche dei dati. Per il coefficiente C1, i valori elevati di ampiezza sono coerenti con la mediana, escludendo quindi la presenza di eventuali outlier. Per i coefficienti C2-C4, la mediana conferma anch'essa i valori di ampiezza ed è possibile osservare una differenza marcata dei valori di asimmetria e curtosi tra la condizione di relax e le fasi di gioco. In riferimento alla tabella 3.2, i valori di curtosi oscillano tra 24 e 46 per il relax, e tra 5 e 21 per le sessioni di gioco, mentre per l'asimmetria si riducono da valori negativi (-3/-6) a valori prossimi a zero. Analogamente a C2-C4, i coefficienti C5-C8 sono coerenti in termini di media e mediana, presentando a loro volta differenze evidenti per la curtosi e l'asimmetria tra relax e gioco .

Per fornire una visione globale, la tabella seguente riepiloga le caratteristiche analizzate dal segnale EDA.

<b>Dominio</b>	<b>Feature</b>	
Tempo	Statistiche	Media Ampiezza (mean)
		Max Ampiezza (max)
		Deviazione Standard (std)
		Media della derivata negativa (MND)
	SCR	Media Ampiezza (mean)
		Somma Ampiezza (sum)
		Numero di picchi (num_peaks)
		Somma Area Picchi
		Media Prominenza
		Somma Prominenza
Frequenza	PSD_band1	
	PSD_band2	
Tempo-Frequenza	Potenza_band1	
	Potenza_band2	
	Trend_band1	
	Trend_band2	
Cepstrale	Coefficienti Cepstrali MFCC	
	Media MFCC	
	Deviazione Standard MFCC	
	Mediana MFCC	
	Asimmetria (skewness) MFCC	
	Curtosi (Kurtosis) MFCC	

**Tabella 3.3:** Sintesi riepilogativa feature EDA

### 3.2 Selezione feature

La selezione delle feature è stata effettuata mediante algoritmi quali Relief, NCA e mRMR. Di seguito sono riportati i risultati ottenuti:

- Relief

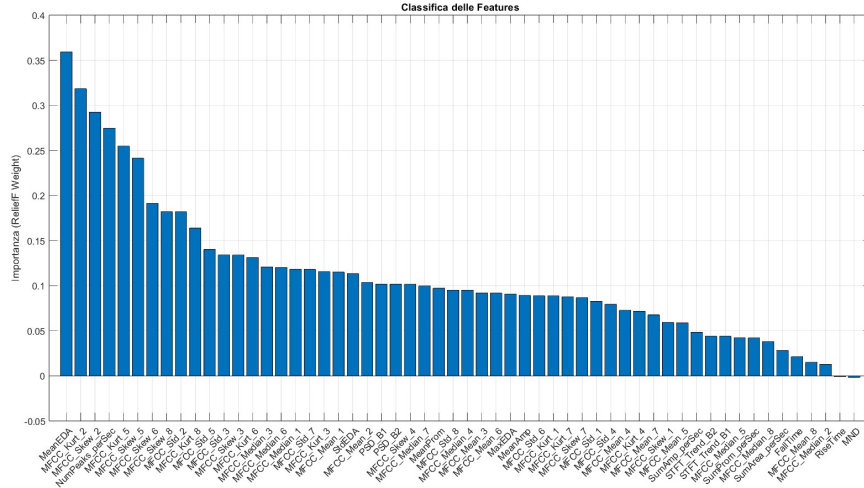


Figura 3.8: Algoritmo di selezione feature Relief

- NCA

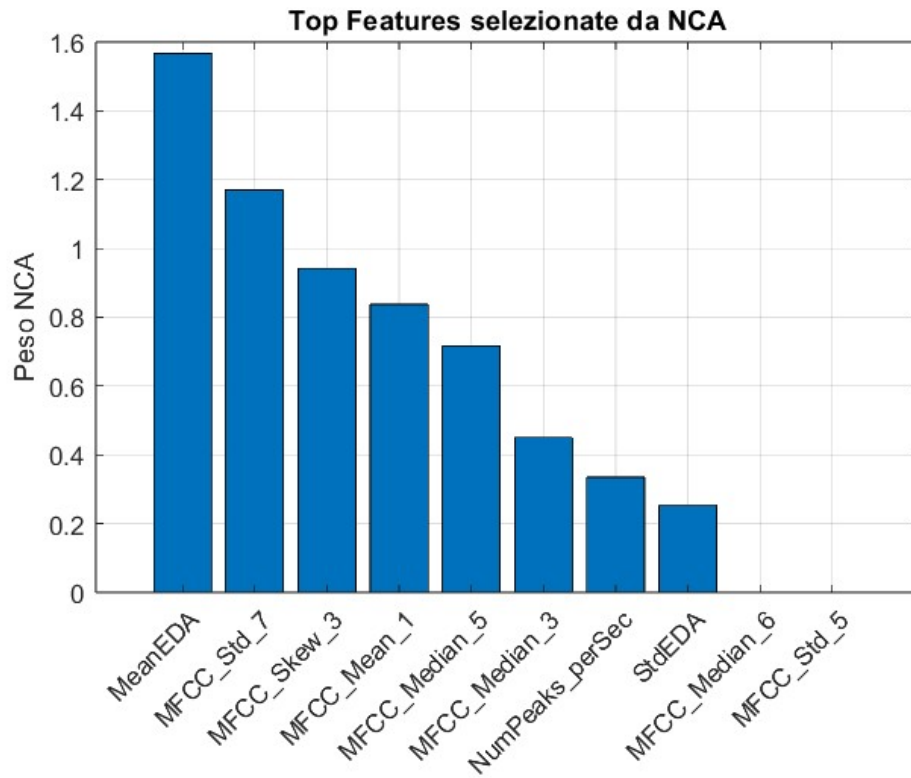
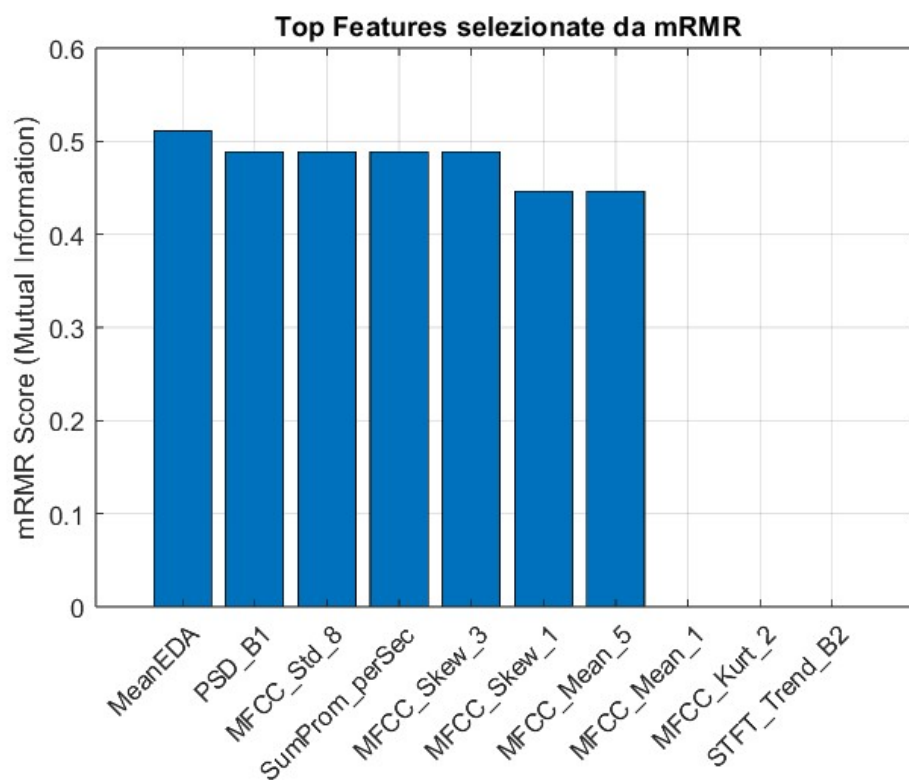


Figura 3.9: Algoritmo di selezione feature NCA

- mRMR



**Figura 3.10:** Algoritmo di selezione feature mRMR

Confrontando i diversi algoritmi, emerge chiaramente come NCA e mRMR siano più restrittivi rispetto a Relief per la caratterizzazione del segnale EDA. Dalla combinazione delle feature selezionate, MeanEDA risulta l'unica considerata rilevante da tutti e tre gli algoritmi, mentre MFCC-Skew-3 e MFCC-Mean1 sono comuni a mRMR e NCA, e NumPeaks-perSec è condivisa in NCA e Relief.

**Tabella 3.4:** Elenco delle feature selezionate

<b>Feature</b>
MeanEDA
MFCC_Kurt_2
MFCC_Skew_2
NumPeaks_perSec
MFCC_Kurt_5
MFCC_Skew_5
MFCC_Skew_6
MFCC_Std_7
MFCC_Skew_3
MFCC_Mean_1
MFCC_Median_5
MFCC_Median_3
PSD_B1
MFCC_Std_8
SumProm_perSec
MFCC_Skew_1
MFCC_Mean_5

### **3.3 Analisi statistica**

La presente sezione riporta i risultati delle analisi statistiche effettuate sulle feature selezionate.

#### **3.3.1 Test di normalità**

La prima analisi condotta è il test di normalità di Shapiro-Wilk, i cui risultati sono riportati nella tabella seguente:

Feature	P-value	Esito
MFCC_Kurt_5	2.700e-08	Non normale (Friedman)
MFCC_Kurt_2	1.643e-07	Non normale (Friedman)
MFCC_Median_3	1.334e-06	Non normale (Friedman)
MFCC_Skew_5	5.698e-06	Non normale (Friedman)
MFCC_Skew_2	6.447e-06	Non normale (Friedman)
PSD_B1	8.071e-06	Non normale (Friedman)
MFCC_Median_5	1.262e-05	Non normale (Friedman)
MeanEDA	0.0004	Non normale (Friedman)
NumPeaks_perSec	0.0007	Non normale (Friedman)
MFCC_Mean_5	0.0022	Non normale (Friedman)
SumProm_perSec	0.0050	Non normale (Friedman)
MFCC_Mean_1	0.0438	Non normale (Friedman)
MFCC_Std_7	0.1606	Normale (ANOVA)
MFCC_Skew_1	0.1891	Normale (ANOVA)
MFCC_Skew_6	0.3056	Normale (ANOVA)
MFCC_Skew_3	0.3233	Normale (ANOVA)
MFCC_Std_8	0.7386	Normale (ANOVA)

**Tabella 3.5:** Risultati del test di normalità di Shapiro-Wilk

I risultati del test di normalità di Shapiro-Wilk, presenti in tabella 3.5, indicano che circa il 70% delle feature selezionate non segue una distribuzione normale, presentando p-value inferiori alla soglia di significatività  $\alpha$  pari a 0.05. I risultati di questo test sono supportati dal Q-Q plot, in cui è possibile osservare come le feature con p-value molto bassi (ordine di grandezza da  $10^{-8}$  a  $10^{-4}$ ) seguano una distribuzione con evidenti code e asimmetrie, mentre le variabili con p-value superiori alla soglia sono coerenti con la retta di riferimento. Tuttavia, si nota anche che la feature MFCC-Mean-1 è al limite, con scostamenti lievi solo agli estremi della distribuzione.

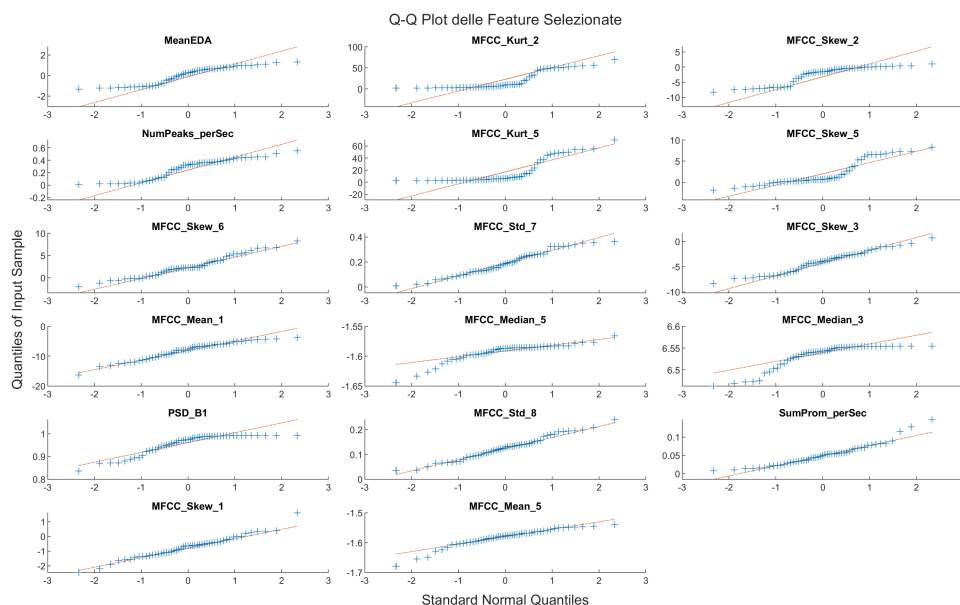


Figura 3.11: Grafico Q-Q

### 3.3.2 Test di Friedman

Feature	P-value	Esito
MeanEDA	2.4177e-07	Significativa ( $p < 0.05$ )
MFCC_Median_3	2.8843e-07	Significativa ( $p < 0.05$ )
MFCC_Skew_6	4.8973e-07	Significativa ( $p < 0.05$ )
MFCC_Kurt_2	8.8191e-07	Significativa ( $p < 0.05$ )
PSD_B1	1.4119e-06	Significativa ( $p < 0.05$ )
MFCC_Skew_2	1.4974e-06	Significativa ( $p < 0.05$ )
MFCC_Skew_5	2.0095e-06	Significativa ( $p < 0.05$ )
MFCC_Kurt_5	2.5425e-06	Significativa ( $p < 0.05$ )
NumPeaks_perSec	2.8600e-06	Significativa ( $p < 0.05$ )
SumProm_perSec	3.3832e-05	Significativa ( $p < 0.05$ )
MFCC_Mean_1	4.0361e-05	Significativa ( $p < 0.05$ )
MFCC_Std_8	0.0002	Significativa ( $p < 0.05$ )
MFCC_Std_7	0.0006	Significativa ( $p < 0.05$ )
MFCC_Skew_3	0.0014	Significativa ( $p < 0.05$ )
MFCC_Mean_5	0.0085	Significativa ( $p < 0.05$ )
MFCC_Skew_1	0.0232	Significativa ( $p < 0.05$ )
MFCC_Median_5	0.1203	Non significativa ( $p \geq 0.05$ )

Tabella 3.6: Risultati del Test non parametrico di Friedman

Dall'analisi del test di Friedman, eseguita su tutte le variabili selezionate, emerge che 16 feature su 17 risultano significative ( $p\text{-value} < 0.05$ ). Le feature con ordini di  $p\text{-value}$  compresi tra  $10^{-7}$  e  $10^{-5}$  risultano altamente significative, con MeanEDA che si distingue presentando il valore più basso in assoluto ( $2.4177e-07$ ). Le caratteristiche

con p-value più contenuti, compresi tra 0.0002 (MFCC Std 8) e 0.0232 (MFCC Skew 1), risultano anch'esse significative, ma meno marcate. MFCC-Median-5 rappresenta invece l'unica feature non significativa; per questo motivo è stata esclusa dalle successive analisi.

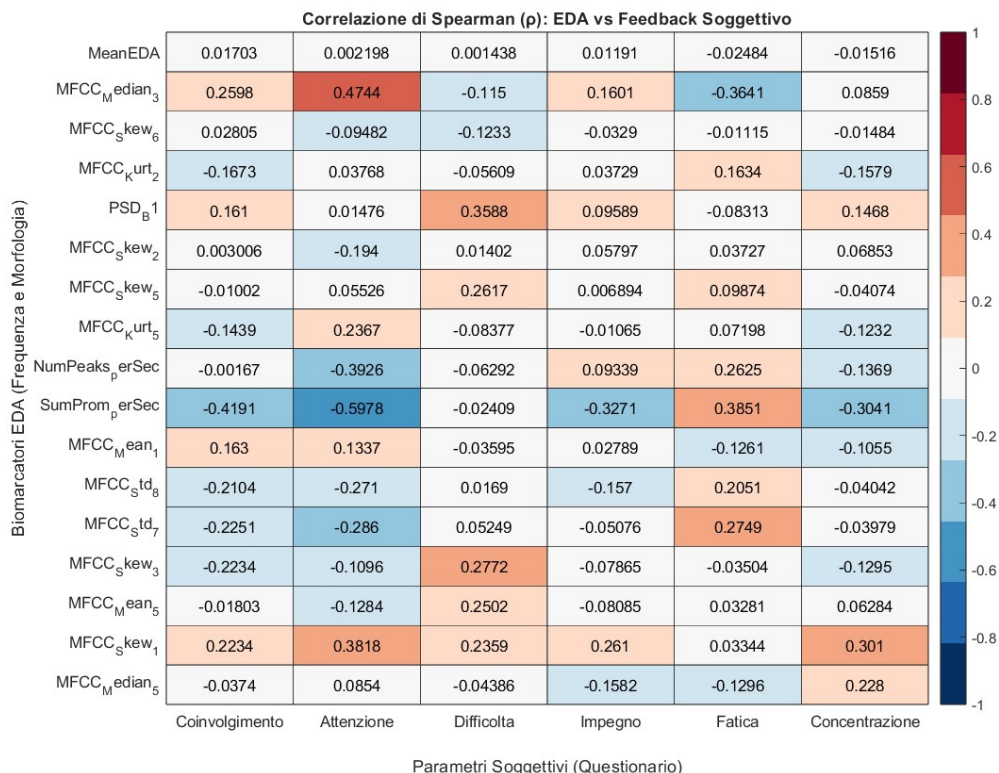
### 3.3.3 Analisi post-hoc

Feature	Relax vs Early	Relax vs Late	Early vs Late
MFCC_Std_8	1.0000	0.0018	0.0005
MFCC_Std_7	0.0018	1.0000	0.0034
MFCC_Median_3	1.2198e-07	0.0182	0.0182
MFCC_Mean_1	2.4707e-05	0.2590	0.0182
MeanEDA	0.0034	1.2198e-07	0.0773
MFCC_Skew_2	0.0061	8.0274e-07	0.1188
MFCC_Skew_6	0.0018	3.1742e-07	0.1777
MFCC_Kurt_2	0.0009	8.0274e-07	0.3681
MFCC_Mean_5	0.0061	0.3681	0.3681
MFCC_Skew_1	0.5102	0.0182	0.5102
PSD_B1	1.9731e-06	0.0005	0.6898
MFCC_Skew_5	4.7136e-06	0.0002	1.0000
MFCC_Kurt_5	0.0001	1.0946e-05	1.0000
NumPeaks_perSec	2.4707e-05	5.4217e-05	1.0000
SumProm_perSec	5.4217e-05	0.0018	1.0000
MFCC_Skew_3	0.0182	0.0018	1.0000

**Tabella 3.7:** Risultati dell'analisi post-hoc con correzione di Bonferroni

L'analisi post hoc con correzione di Bonferroni identifica per quale coppia di condizioni sperimentali la feature risulta significativa. La tabella 3.7 evidenzia che l'87.5% delle feature considerate rilevanti mostra differenze significative tra lo stato di riposo (Relax) e le condizioni di gioco, sia che esse siano a bassa o alta intensità (Early e Late). Al contrario, solo il 25% di esse (MFCC-Std-8, MFCC-Std-7, MFCC-Median-3, MFCC-Mean-1), risulta significativo nella distinzione tra i due macrolivelli di gioco, mentre una percentuale ancora maggiore (30%) presenta p-value pari a 1.0000 indicando una totale assenza di significatività nel confronto Early vs Late.

### 3.3.4 Correlazioni di Spearman



**Figura 3.12:** Heatmap correlazione di Spearman: Confronto tra Parametri Soggettivi e Biomarcatori EDA

Feature EDA	Stato Soggettivo	$\rho$	P-value	Significatività
SumProm_perSec	Attenzione	-0.598	<b>0.0002</b>	Sign. ( $p < 0.0005$ )
MFCC_Median_3	Attenzione	0.474	0.0046	Non sign. ( $p \geq 0.0005$ )
SumProm_perSec	Coinvolgimento	-0.419	0.0136	Non sign. ( $p \geq 0.0005$ )
NumPeaks_perSec	Attenzione	-0.393	0.0216	Non sign. ( $p \geq 0.0005$ )
SumProm_perSec	Fatica	0.385	0.0245	Non sign. ( $p \geq 0.0005$ )
MFCC_Skew_1	Attenzione	0.382	0.0259	Non sign. ( $p \geq 0.0005$ )
MFCC_Median_3	Fatica	-0.364	0.0343	Non sign. ( $p \geq 0.0005$ )
PSD_B1	Difficolta	0.359	0.0372	Non sign. ( $p \geq 0.0005$ )

**Tabella 3.8:** Analisi delle correlazioni di Spearman tra le feature EDA e gli stati soggettivi con correzione di Bonferroni

La Heatmap 3.12 rappresenta le correlazioni di Spearman tra le feature statistiche EDA e i parametri soggettivi compilati al termine della sessione di gioco. Dal grafico, è possibile osservare che la maggior parte dei coefficienti  $\rho$  si attesta intorno a zero, indicando pertanto, una correlazione debole o assente. Tra i diversi stati soggettivi emerge l'Attenzione, presentando i coefficienti di  $\rho$  più elevati con correlazioni positive come MFCC Median 3 (0.4744), MFCC Skew 1 (0.3818) o negative come NumPeaks-sec (-0.3926) o sumProm-sec (-0.5978). L'analisi statistica con correzione

di Bonferroni ( $\alpha = 0.0005$ ) evidenzia SumProm-sec con lo stato di Attenzione come l'unica correlazione significativa con p-value pari a 0.0002.

### 3.4 Modelli di Machine Learning

#### 3.4.1 Support Vector Machine (SVM)

		Relax	Early Game	Late Game
True Class	Late Game	0	5	12
	Early Game	0	14	3
	Relax	17	0	0
		Predicted Class		

**Figura 3.13:** Confusion Matrix SVM

**Tabella 3.9:** Metriche di classificazione per classe (SVM)

Classe	Precision	Recall	F1-score
Relax	1.000	1.000	1.000
Early_Game	0.737	0.824	0.778
Late_Game	0.800	0.706	0.750

### 3.4.2 k-Nearest Neighbors (k-NN)

**kNN**

	Late Game	0	4	13
True Class	Early Game	0	15	2
	Relax	17	0	0
		Relax	Early Game	Late Game
		Predicted Class		

**Figura 3.14:** Confusion Matrix k-NN

**Tabella 3.10:** Metriche di classificazione per classe (kNN)

Classe	Precision	Recall	F1-score
Relax	1.000	1.000	1.000
Early_Game	0.789	0.882	0.833
Late_Game	0.867	0.765	0.812

### 3.4.3 Random Forest (RF)

		Random Forest		
		Relax	Early Game	Late Game
True Class	Late Game	0	4	13
	Early Game	0	16	1
	Relax	17	0	0
		Predicted Class		

**Figura 3.15:** Confusion Matrix RF

**Tabella 3.11:** Metriche di classificazione per classe (RF)

Classe	Precision	Recall	F1-score
Relax	1.000	1.000	1.000
Early_Game	0.800	0.941	0.865
Late_Game	0.929	0.765	0.839

Modello	Accuracy (%)	Macro-F1
SVM	84.31	0.843
kNN	88.24	0.882
RF	90.20	0.901

**Tabella 3.12:** Confronto finale delle prestazioni complessive dei classificatori (LOSO)

La tabella riepilogativa 3.12 confronta le prestazioni complessive dei classificatori in termini di accuracy e macro F1-score. Il Random Forest risulta il modello migliore, raggiungendo un'accuracy del 90.20% e Macro F1-score pari a 0.901, seguito dal k-NN con un'accuracy dell'88.24% (macro F1=0.882) e da SVM con un'accuracy dell'84.31% (macro F1 = 0.843).

### 3.5 Discussione

L'obiettivo di questo studio è valutare la risposta simpatica di soggetti con obesità tramite la variazione del segnale EDA durante lo svolgimento di un exergame, e predire la classe di appartenenza (Relax, Early Game, Late Game) mediante modelli di classificazione automatica. I risultati dell'analisi temporale hanno identificato MeanEDA e MaxEDA, ovvero il livello medio di conduttanza cutanea e il picco massimo raggiunto, come le feature strettamente correlate all'incremento di intensità nei diversi livelli di gioco. Inoltre, considerando che i soggetti coinvolti nell'exergame sono affetti da obesità e dunque caratterizzati da una baseline di attivazione fisiologica più elevata [1], l'andamento crescente dei valori di queste feature risulta ancora più marcato. I risultati sono coerenti con quanto riportato in letteratura [43], in cui tali feature si sono dimostrate i predittori più rilevanti nell'analisi nel dominio del tempo, e con quanto osservato da [33], in cui MeanEDA e  $cvx\_Tmean$  sono risultate le feature più correlate al livello di attivazione. Una considerazione importante riguarda la deviazione standard, che presenta un'elevata variabilità nella condizione di relax rispetto alla fase di gioco. Questo andamento è riconducibile alla normalizzazione del segnale (z-score) poiché durante la fase di riposo il segnale presenta una discesa ripida, producendo una notevole variabilità, mentre durante l'attività di gioco si assesta su valori più elevati, ma maggiormente stabili. L'analisi spettrale del segnale EDA non ha rilevato differenze significative nella distinzione tra i singoli livelli. Tuttavia, è possibile osservare una ridistribuzione energetica durante la sessione di gioco, con uno spostamento delle frequenze verso valori più elevati, come riportato anche da [5]. Una considerazione che potrebbe sembrare controintuitiva è l'incremento di energia spettrale più marcato in Early Game (6.8%) rispetto a Late Game (5.2%), dove il progredire della difficoltà di gioco avrebbe suggerito un incremento dell'energia di attivazione. Sulla base di questi risultati, si può considerare l'attivazione indotta dal gioco più influente rispetto all'incremento di difficoltà dei livelli stessi. Questa interpretazione è coerente con l'iperattività simpatica presente nei soggetti obesi, come citato da [1]. Inoltre, questi risultati trovano ulteriore riscontro nell'analisi della STFT, in cui il secondo livello presenta i valori più elevati di mediana e ampiezza del boxplot nella banda EDASymp High. Si ipotizza che il soggetto acquisisca durante lo svolgimento dell'attività un adattamento alle dinamiche dell'exergame, comportando una progressiva attenuazione della risposta simpatica ad alte frequenze. Questa considerazione si riflette nel fenomeno di assuefazione in seguito a stimoli continui, come noto anche in letteratura [38]. Un risultato di particolare interesse emerge dall'analisi statistica nella tabella 3.6, in cui il 75% delle feature significative appartiene ai coefficienti cepstrali MFCC. I dati evidenziano dunque l'efficacia del dominio cepstrale rispetto ai domini temporale e frequenziale nella caratterizzazione del segnale EDA. Questo risultato trova riscontro in letteratura [38], dove le feature estratte dagli MFCC sono risultate le più performanti per il riconoscimento delle emozioni dal segnale EDA. Le feature considerate più rilevanti in letteratura per caratterizzare il segnale EDA nel dominio temporale e cepstrale, si sono confermate

significative anche in questo studio. Questi risultati suggeriscono che, nonostante una baseline fisiologica più elevata nei soggetti obesi, questa condizione non compromette la capacità discriminante delle feature estratte dal segnale EDA. Sebbene i coefficienti MFCC si siano dimostrati altamente significativi, l'analisi post hoc con correzione di Bonferroni ne evidenzia i limiti risolutivi. La significatività delle feature MFCC si riduce dal 90.90% nella distinzione tra relax e gioco al 36.4% per distinguere i macrolivelli di gioco, Early e Late Game. Nonostante ciò, rappresentano comunque le uniche feature dell'intero set in grado di identificare questa differenza, mentre le restanti si sono rivelate statisticamente deboli o nulle (p-value pari a 1.0000).

L'analisi post hoc conferma dunque che il 95% delle feature selezionate rappresenta feature EDA significative per identificare le variazioni fisiologiche dalla fase di relax a quella di gioco. Allo stesso modo, ne evidenzia anche una ridotta capacità distintiva tra gli stati sperimentali di gioco (Early e Late Game), suggerendo che tali variazioni non siano sufficientemente marcate da considerarle statisticamente rilevanti. L'elevata variabilità tra i soggetti contribuisce a ridurre la capacità discriminante tra Early e Late Game [5].

La correlazione di Spearman tra le feature statistiche EDA e i parametri soggettivi, in seguito all'analisi statistica con correzione di Bonferroni, ha evidenziato un'unica correlazione statisticamente significativa tra la feature SumProm-perSec e lo stato di Attenzione ( $\rho = -0.598$ ,  $p = 0.0002$ ). Tale feature rappresenta la somma della prominente dei picchi SCR normalizzata per la finestra temporale, indicando quindi una misura dell'intensità della risposta fasica. La correlazione risulta negativa e può essere interpretata considerando che uno stato di maggiore Attenzione, in risposta a stimoli continui, induce un innalzamento della baseline tonica che riduce la prominente dei picchi fasici. Complessivamente, i risultati suggeriscono dunque che sia possibile osservare correlazioni tra gli stati emotivi e i parametri fisiologici, ma che la maggior parte di esse risulti debole [43]. Questa interpretazione trova riscontro in uno studio di Behnke [11], in cui i risultati suggerivano che la risposta fisiologica e la percezione soggettiva siano altamente individuali. Inoltre, in questo progetto i questionari sono stati compilati dai soggetti solo al termine dell'intera sessione di gioco, escludendo pertanto la possibilità di valutare il loro trend emotivo durante lo svolgimento dell'exergame.

In questo studio, i risultati di classificazione automatica sono stati ottenuti mediante validazione Leave-One-Subject-Out (LOSO). Il Random Forest si è rivelato il classificatore con le prestazioni migliori, raggiungendo un'accuracy del 90.20% e un Macro F1-score pari a 0.901, seguito dal k-NN con un'accuracy dell'88.24% (macro F1=0.882) e da SVM con un'accuracy dell'84.31% (macro F1 = 0.843). La robustezza del RF in presenza di feature non normali, come confermato dal test di Shapiro-Wilk per il 70% delle feature considerate, rappresenta un fattore importante rispetto agli altri classificatori. Inoltre, questo esito è supportato anche da [38], dove il RF si è dimostrato il modello migliore per la classificazione dell'engagement (attivazione) dal segnale EDA, con le feature MFCC che hanno contribuito in modo determinante nel raggiungimento di tale risultato. La differenza tra i modelli considerati emerge nella

capacità discriminante tra le due classi di riferimento, Early e Late Game. Infatti, tutti e tre i classificatori si sono dimostrati eccellenti nel riconoscere la classe di relax, presentando un  $F1=1.0000$ .

Tali risultati risultano coerenti con l'articolo [33], in cui viene utilizzato lo stesso exergame GDD su soggetti sani, suggerendo che il setup sperimentale basato sull'acquisizione del segnale EDA risulti applicabile anche alla popolazione obesa. Le prestazioni finali dei modelli ottenuti in questo studio, pur essendo coerenti con [33], risultano leggermente inferiori, nonostante la tendenza nei soggetti obesi a sviluppare una maggiore iperattività simpatica e un'iperidrosi più importante [1]; motivi per cui ci si sarebbe potuti aspettare una risposta EDA ancora più marcata. Allo stesso modo, uno studio recente [4] evidenzia che una sudorazione elevata genera un eccesso di sudore al di sotto degli elettrodi, tale da saturare il segnale EDA e riducendone la sensibilità alle variazioni fisiologiche indotte dall'exergame.

In generale, le prestazioni dei modelli di classificazione confermano la capacità dell'exergame di indurre un'attivazione fisiologica e confermano che le feature estratte dal segnale EDA sono efficaci nel caratterizzare la risposta psicofisiologica. Tuttavia, i risultati evidenziano che i modelli risultano parzialmente validi nel riconoscere la classe di riferimento, con particolare efficacia nella distinzione tra la condizione di Relax e quella di gioco, mentre risultano meno discriminanti tra le condizioni di Early e Late Game.

## Capitolo 4

# Conclusioni

Lo studio effettuato dimostra la capacità di un exergame di indurre attivazione di gioco, le cui risposte psicofisiologiche sono rilevabili mediante l'analisi del segnale di attività elettrodermica. In questo studio, il livello di coinvolgimento motorio e cognitivo è stato identificato tramite i livelli di gioco, progettati secondo un protocollo sperimentale in cui l'intensità di difficoltà cresceva progressivamente. I risultati evidenziano che le feature estratte dal segnale EDA nel dominio del tempo, della frequenza, del tempo-frequenza e cepstrale si sono dimostrate rilevanti ai fini dell'obiettivo, con particolare efficacia per le feature statistiche dei coefficienti cepstrali [38]. Tuttavia, l'integrazione di feature derivanti da più domini si è rivelata fondamentale per raggiungere un livello di accuratezza elevato nei modelli di classificazione automatica. Nello specifico, il RF è emerso come il modello con le prestazioni migliori, con un'accuratezza del 90.20% e Macro F1-score pari a 0.901, seguito da k-NN (88.24%, F1 = 0.882) e SVM (84.31%, F1 = 0.843). Nonostante risultati notevoli, si evidenzia l'efficacia dei modelli nel distinguere la fase di riposo dalla sessione di gioco, mentre risultano meno discriminanti nel riconoscere le condizioni di Early e Late Game. Il confronto con [33], in cui lo stesso exergame GDD è stato sviluppato su soggetti sani, suggerisce inoltre che il setup sperimentale possa essere esteso a soggetti obesi, confermando la capacità dell'exergame di essere adottato in contesti clinici e riabilitativi [28].

### 4.1 Possibili sviluppi futuri

Un aspetto rilevante dello studio riguarda l'estensione del dataset al fine di garantire un'analisi più robusta, in particolare nei metodi di classificazione automatica. In questo contesto, una problematica riscontrata durante l'analisi è legata alla compilazione dei questionari soggettivi, ottenuti solo al termine della sessione di gioco; in tal modo, non è stato possibile valutare il trend emotivo nei soggetti indotto dall'incremento di difficoltà nei quattro livelli dell'exergame [11]. Inoltre, una finestra temporale superiore e uniforme nei quattro livelli di gioco, in particolare nel dominio frequenziale e cepstrale, avrebbe permesso di effettuare un'analisi intra-livello più approfondita.

Come riportato in letteratura, l'eccesso di sudore nei soggetti con obesità può ridurre la sensibilità dinamica del segnale EDA [4]; per tale motivo, lo sviluppo di sensori wearable permeabili al sudore potrebbe mitigare questo problema. Questi dispositivi consentirebbero una migliore accuratezza dell'analisi e la possibilità di effettuare un monitoraggio in tempo reale per applicazioni cliniche riabilitative [5].

Nel presente studio, sono stati adottati tre diversi classificatori di machine learning; tuttavia, intraprendere nuovi approcci di classificazione soggetto-dipendenti e di tecniche di deep learning potrebbe portare a risultati statisticamente superiori [38]. In particolare, l'utilizzo di autoencoder per l'estrazione di feature non lineari dal segnale EDA ha mostrato, negli ultimi anni, risultati promettenti nel riconoscimento degli stati emotivi [45]. Infine, approcci multimodali ottenuti integrando il segnale EDA con altri segnali biologici, quali HRV e respirazione, hanno dimostrato di raggiungere prestazioni statisticamente migliori [3].

# Bibliografia

- [1] Guido Grassi, Annalisa Biffi, Gino Seravalle, Fosca Quarti Trevano, Raffaella Dell’Oro, Giovanni Corrao, and Giuseppe Mancina. Sympathetic Neural Overdrive in the Obese and Overweight State: Meta-Analysis of Published Studies. *Hypertension*, 74(2):349–358, August 2019. URL: <https://www.ahajournals.org/doi/10.1161/HYPERTENSIONAHA.119.12885>, doi:10.1161/HYPERTENSIONAHA.119.12885.
- [2] Maria Egger, Matthias Ley, and Sten Hanke. Emotion Recognition from Physiological Signal Analysis: A Review. *Electronic Notes in Theoretical Computer Science*, 343:35–55, May 2019. URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S157106611930009X>, doi:10.1016/j.entcs.2019.04.009.
- [3] Giorgos Giannakakis, Dimitris Grigoriadis, Katerina Giannakaki, Olympia Simantiraki, Alexandros Roniotis, and Manolis Tsiknakis. Review on Psychological Stress Detection Using Biosignals. *IEEE Trans. Affective Comput.*, 13(1):440–460, January 2022. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8758154/>, doi:10.1109/TAFFC.2019.2927337.
- [4] Seung-Rok Kim, Yifei Zhan, Noelle Davis, Suhrit Bellamkonda, Liam Gilan, Elina Hakola, Jussi Hiltunen, and Ali Javey. Electrodermal activity as a proxy for sweat rate monitoring during physical and mental activities. *Nat Electron*, 8(4):353–361, April 2025. URL: <https://www.nature.com/articles/s41928-025-01365-7>, doi:10.1038/s41928-025-01365-7.
- [5] Hugo F. Posada-Quintero and Ki H. Chon. Innovations in Electrodermal Activity Data Collection and Signal Processing: A Systematic Review. *Sensors*, 20(2):479, January 2020. URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/20/2/479>, doi:10.3390/s20020479.
- [6] Joshua A Waxenbaum and Matthew Varacallo. Anatomy, Autonomic Nervous System. *Autonomic Nervous System*.
- [7] Laurie Kelly McCorry. Physiology of the Autonomic Nervous System. *Am J Pharm Educ*, 71(4):78, September 2007. URL: <http://www.ajpe.org/doi/abs/10.5688/aj710478>, doi:10.5688/aj710478.
- [8] Erica A. Wehrwein, Hakan S. Orer, and Susan M. Barman. Overview of the Anatomy, Physiology, and Pharmacology of the Autonomic Nervous System. In

- Ronald Terjung, editor, *Comprehensive Physiology*, pages 1239–1278. Wiley, 1 edition, June 2016. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1002/cphy.c150037>, doi:10.1002/cphy.c150037.
- [9] David S. Goldstein. Stress and the “extended” autonomic system. *Autonomic Neuroscience*, 236:102889, December 2021. URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S1566070221001193>, doi:10.1016/j.autneu.2021.102889.
- [10] Sylvia D. Kreibig. Autonomic nervous system activity in emotion: A review. *Biological Psychology*, 84(3):394–421, July 2010. URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0301051110000827>, doi:10.1016/j.biopsycho.2010.03.010.
- [11] Maciej Behnke, Sylvia D. Kreibig, Lukasz D. Kaczmarek, Mark Assink, and James J. Gross. Autonomic Nervous System Activity During Positive Emotions: A Meta-Analytic Review. *Emotion Review*, 14(2):132–160, April 2022. URL: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/17540739211073084>, doi:10.1177/17540739211073084.
- [12] Maciej Behnke, Magdalena Pietruch, Patrycja Chwilkowska, Eliza Wessel, Lukasz D. Kaczmarek, Mark Assink, and James J. Gross. The Undoing Effect of Positive Emotions: A Meta-Analytic Review. *Emotion Review*, 15(1):45–62, January 2023. URL: <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/17540739221104457>, doi:10.1177/17540739221104457.
- [13] Maurizio Codispoti, Gilberto Gerra, Ornella Montebanocci, Amir Zaimovic, Maria Augusta Raggi, and Bruno Baldaro. Emotional perception and neuroendocrine changes. *Psychophysiology*, 40(6):863–868, November 2003. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/1469-8986.00104>, doi:10.1111/1469-8986.00104.
- [14] Wenjun Bian, Xiaocong Zhang, and Yunying Dong. Autonomic Nervous System Response Patterns of Test-Anxious Individuals to Evaluative Stress. *Front. Psychol.*, 13:824406, February 2022. URL: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpsyg.2022.824406/full>, doi:10.3389/fpsyg.2022.824406.
- [15] Nadim Haboubi, Harriet Williams, and Aseel Al-Ansari. Adiposity and Neurological Disorders: A Review. *EMJ Neurol*, April 2022. URL: <https://www.emjreviews.com/neurology/article/adiposity-and-neurological-disorders-a-review/>, doi:10.33590/emjneuro1/21-00177.
- [16] Daniela Guarino, Monica Nannipieri, Giorgio Iervasi, Stefano Taddei, and Rosa Maria Bruno. The Role of the Autonomic Nervous System in the Pathophysiology of Obesity. *Front. Physiol.*, 8:665, September

2017. URL: <http://journal.frontiersin.org/article/10.3389/fphys.2017.00665/full>, doi:10.3389/fphys.2017.00665.
- [17] Mariya Patel, Joe Braun, Gavin Lambert, Tatiana Kameneva, Charlotte Keatch, and Elisabeth Lambert. Central mechanisms in sympathetic nervous dysregulation in obesity. *Journal of Neurophysiology*, 130(6):1414–1424, December 2023. URL: <https://journals.physiology.org/doi/10.1152/jn.00254.2023>, doi:10.1152/jn.00254.2023.
- [18] Rupal Kumar, Moattar Raza Rizvi, and Shubhra Saraswat. Obesity and Stress: A Contingent Paralysis. *International Journal of Preventive Medicine*, 13(1), January 2022. URL: [https://journals.lww.com/10.4103/ijpvm.IJPVM\\_427\\_20](https://journals.lww.com/10.4103/ijpvm.IJPVM_427_20), doi:10.4103/ijpvm.IJPVM\_427\_20.
- [19] Lin Shu, Jinyan Xie, Mingyue Yang, Ziyi Li, Zhenqi Li, Dan Liao, Xiangmin Xu, and Xinyi Yang. A Review of Emotion Recognition Using Physiological Signals. *Sensors*, 18(7):2074, June 2018. URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/18/7/2074>, doi:10.3390/s18072074.
- [20] Mathilde Marie Duville, Yeremi Pérez, Rodrigo Hugues-Gudiño, Norberto E. Naal-Ruiz, Luz María Alonso-Valerdi, and David I. Ibarra-Zarate. Systematic Review: Emotion Recognition Based on Electrophysiological Patterns for Emotion Regulation Detection. *Applied Sciences*, 13(12):6896, June 2023. URL: <https://www.mdpi.com/2076-3417/13/12/6896>, doi:10.3390/app13126896.
- [21] Y. Hu, C. Converse, M.C. Lyons, and W.H. Hsu. Neural control of sweat secretion: a review. *Br J Dermatol*, 178(6):1246–1256, June 2018. URL: <https://academic.oup.com/bjd/article/178/6/1246/6687643>, doi:10.1111/bjd.15808.
- [22] Tomoya Kamei, Takao Tsuda, Shinya Kitagawa, Ken Naitoh, Koji Nakashima, and Toshio Ohhashi. Physical stimuli and emotional stress-induced sweat secretions in the human palm and forehead. *Analytica Chimica Acta*, 365(1-3):319–326, June 1998. URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0003267097006429>, doi:10.1016/S0003-2670(97)00642-9.
- [23] Ana Maria Pita Lottenberg and Natália Sanchez Oliveira Jensen. Hyperhidrosis and Obesity. In Marcelo De Paula Loureiro, José Ribas M. De Campos, Nelson Wolosker, and Paulo Kauffman, editors, *Hyperhidrosis*, pages 19–25. Springer International Publishing, Cham, 2018. URL: [http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-89527-7\\_3](http://link.springer.com/10.1007/978-3-319-89527-7_3), doi:10.1007/978-3-319-89527-7\_3.
- [24] Nadav Astman, Itay Friedberg, Jakob D. Wikstrom, Estela Derazne, Orit Pinhas-Hamiel, Arnon Afek, Michal Freireich-Astman, Aviv Barzilai, Tarif Bader, and Gilad Twig. The association between obesity and hyperhidrosis: A nationwide, cross-sectional study of 2.77 million Israeli adolescents. *Journal of the American Academy of Dermatology*, 81(2):624–

- 627, August 2019. URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0190962219300933>, doi:10.1016/j.jaad.2019.01.019.
- [25] Society for Psychophysiological Research Ad Hoc Committee on Electrodermal Measures. Publication recommendations for electrodermal measurements. *Psychophysiology*, 49(8):1017–1034, August 2012. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/j.1469-8986.2012.01384.x>, doi:10.1111/j.1469-8986.2012.01384.x.
- [26] Luis R. Mercado-Diaz, Yedukondala Rao Veeranki, Fernando Marmolejo-Ramos, and Hugo F. Posada-Quintero. EDA-Graph: Graph Signal Processing of Electrodermal Activity for Emotional States Detection. *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, 28(8):4599–4612, August 2024. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10539177/>, doi:10.1109/JBHI.2024.3405491.
- [27] Matthieu Gallou-Guyot, Stephane Mandigout, Romain Marie, Louise Robin, Jean-Christophe Daviet, and Anaick Perrochon. Feasibility and potential cognitive impact of a cognitive-motor dual-task training program using a custom exergame in older adults: A pilot study. *Front. Aging Neurosci.*, 15:1046676, February 2023. URL: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fnagi.2023.1046676/full>, doi:10.3389/fnagi.2023.1046676.
- [28] Lucas Murrins Marques, Pedro Makoto Uchida, and Sara Pinto Barbosa. The impact of Exergames on emotional experience: a systematic review. *Front. Public Health*, 11:1209520, September 2023. URL: <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/fpubh.2023.1209520/full>, doi:10.3389/fpubh.2023.1209520.
- [29] Ricardo Borges Viana, Scott J. Dankel, Jeremy P. Loenneke, Paulo Gentil, Carlos Alexandre Vieira, Marília Dos Santos Andrade, Rodrigo Luiz Vancini, and Claudio Andre Barbosa De Lira. The effects of exergames on anxiety levels: A systematic review and meta-analysis. *Scandinavian Med Sci Sports*, 30(7):1100–1116, July 2020. URL: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/sms.13654>, doi:10.1111/sms.13654.
- [30] Cíntia França, Sadaf Ashraf, Adilson Marques, Andreas Ihle, Helder Lopes, Pedro Campos, and Élvio Rúbio Gouveia. Effects of Exergaming on Physical Fitness of Youth with Overweight and Obesity: A Systematic Review with Meta-Analysis. *Games for Health Journal*, 14(4):251–264, August 2025. URL: <https://journals.sagepub.com/doi/full/10.1089/g4h.2024.0192>, doi:10.1089/g4h.2024.0192.
- [31] Zübeyde Ezgi Erçelik and Seda Çağlar. Effectiveness of active video games in overweight and obese adolescents: a systematic review and meta-analysis of randomized controlled trials. *Ann Pediatr Endocrinol Metab*, 27(2):98–104, June 2022. URL: <http://e-apem.org/journal/view.php?doi=10.6065/apem.2244036.018>, doi:10.6065/apem.2244036.018.

- [32] Eun-Young Seo, Yeon-Suk Kim, Yu-Jin Lee, and Myung-Haeng Hur. Virtual Reality Exercise Program Effects on Body Mass Index, Depression, Exercise Fun and Exercise Immersion in Overweight Middle-Aged Women: A Randomized Controlled Trial. *IJERPH*, 20(2):900, January 2023. URL: <https://www.mdpi.com/1660-4601/20/2/900>, doi:10.3390/ijerph20020900.
- [33] Giulia Masi, Gianluca Amprimo, Irene Rechichi, Claudia Ferraris, and Lorenzo Priano. Electrodermal Activity in the Evaluation of Engagement for Telemedicine Applications. In *2023 IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops and other Affiliated Events (PerCom Workshops)*, pages 130–135, Atlanta, GA, USA, March 2023. IEEE. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10150380/>, doi:10.1109/PerComWorkshops56833.2023.10150380.
- [34] Colin M MacLeod. Half a century of research on the stroop effect: an integrative review. *Psychological bulletin*, 109(2):163–203, 1991.
- [35] Alberto Greco, Gaetano Valenza, Antonio Lanata, Enzo Scilingo, and Luca Citi. cvxEDA: a Convex Optimization Approach to Electrodermal Activity Processing. *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, pages 1–1, 2016. URL: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7229284/>, doi:10.1109/TBME.2015.2474131.
- [36] Hugo F. Posada-Quintero, John P. Florian, Alvaro D. Orjuela-Cañón, Tomas Aljama-Corrales, Sonia Charleston-Villalobos, and Ki H. Chon. Power Spectral Density Analysis of Electrodermal Activity for Sympathetic Function Assessment. *Ann Biomed Eng*, 44(10):3124–3135, October 2016. URL: <http://link.springer.com/10.1007/s10439-016-1606-6>, doi:10.1007/s10439-016-1606-6.
- [37] Hugo F. Posada-Quintero, Natasa Reljin, Craig Mills, Ian Mills, John P. Florian, Jaci L. VanHeest, and Ki H. Chon. Time-varying analysis of electrodermal activity during exercise. *PLoS ONE*, 13(6):e0198328, June 2018. URL: <https://dx.plos.org/10.1371/journal.pone.0198328>, doi:10.1371/journal.pone.0198328.
- [38] Jainendra Shukla, Miguel Barreda-Angeles, Joan Oliver, G. C. Nandi, and Domenec Puig. Feature Extraction and Selection for Emotion Recognition from Electrodermal Activity. *IEEE Trans. Affective Comput.*, 12(4):857–869, October 2021. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/8653316/>, doi:10.1109/TAFFC.2019.2901673.
- [39] Peyvand Ghaderyan and Ataollah Abbasi. An efficient automatic workload estimation method based on electrodermal activity using pattern classifier combinations. *International Journal of Psychophysiology*, 110:91–101, December 2016. URL: <https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0167876016307371>, doi:10.1016/j.ijpsycho.2016.10.013.

- [40] Rubén E. Nogales and Marco E. Benalcázar. Analysis and Evaluation of Feature Selection and Feature Extraction Methods. *Int J Comput Intell Syst*, 16(1):153, September 2023. URL: <https://link.springer.com/10.1007/s44196-023-00319-1>, doi:10.1007/s44196-023-00319-1.
- [41] Nornadiah Mohd Razali and Yap Bee Wah. Power comparisons of Shapiro-Wilk, Kolmogorov-Smirnov, Lilliefors and Anderson-Darling tests.
- [42] Dulce G. Pereira, Anabela Afonso, and Fátima Melo Medeiros. Overview of Friedman’s Test and Post-hoc Analysis. *Communications in Statistics - Simulation and Computation*, 44(10):2636–2653, November 2015. URL: <http://www.tandfonline.com/doi/full/10.1080/03610918.2014.931971>, doi:10.1080/03610918.2014.931971.
- [43] Marcin Jukiewicz and Joanna Marcinkowska. Analysis of Electrodermal Signal Features as Indicators of Cognitive and Emotional Reactions—Comparison of the Effectiveness of Selected Statistical Measures. *Sensors*, 25(11):3300, May 2025. URL: <https://www.mdpi.com/1424-8220/25/11/3300>, doi:10.3390/s25113300.
- [44] Jan Hauke and Tomasz Kossowski. Comparison of Values of Pearson’s and Spearman’s Correlation Coefficients on the Same Sets of Data. *Quaestiones Geographicae*, 30(2):87–93, June 2011. URL: <https://www.sciendo.com/article/10.2478/v10117-011-0021-1>, doi:10.2478/v10117-011-0021-1.
- [45] Yedukondala Rao Veeranki, Luis R. Mercado-Diaz, and Hugo F. Posada-Quintero. Autoencoder Based Nonlinear Feature Extraction from EDA Signals for Emotion Recognition. In *2024 IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications (MeMeA)*, pages 1–5, Eindhoven, Netherlands, June 2024. IEEE. URL: <https://ieeexplore.ieee.org/document/10596800/>, doi:10.1109/MeMeA60663.2024.10596800.