



Università degli Studi di Bari Aldo Moro

DIPARTIMENTO DI INFORMATICA
Corso di Laurea Magistrale in Informatica

TESI DI LAUREA MAGISTRALE
IN
SISTEMI PER LA COLLABORAZIONE IN RETE

**Classificazione dei livelli di
attivazione e valenza emotiva
mediante sensori biometrici**

Relatore:
Prof. Filippo Lanubile

Correlatore:
Dott.ssa Nicole Novielli

Laureanda:
Daniela Girardi

Indice

Introduzione	2
1 Fondamenti teorici	5
1.1 Il modello circomplesso di Russell	5
1.2 I parametri fisiologici	6
2 Riconoscimento delle emozioni attraverso i parametri fisiologici: stato dell'Arte	11
2.1 Revisione sistematica della letteratura	11
3 Progettazione dell'esperimento	31
3.1 Elicitazione delle emozioni	31
3.2 Piano sperimentale	38
3.3 Strumentazione Hardware e Software	41
4 Metodologia	49
4.1 Preprocessing dei segnali biometrici	49
4.2 Estrazione delle features	57
4.3 Classificazione	59
5 Risultati	64
5.1 Risultati ottenuti dalla classificazione	64
5.2 Sintesi dei migliori risultati ottenuti	79
5.3 Confronto con il DEAP	81
5.4 Risposte ottenute con la valutazione personale	84

6	Conclusioni e sviluppi futuri	88
A	Studi Inclusi nella revisione sistematica della letteratura	95
B	Consenso al trattamento dei dati personali	102

Introduzione

Le emozioni giocano un ruolo importante nella vita delle persone in quanto ne influenzano i comportamenti. I primi studi psicologici che hanno approfondito tale legame risalgono agli inizi degli anni '90, quando Peter Salovey e John Mayer presentarono il concetto di “Intelligenza emotiva”, intendendo l’abilità di saper distinguere e monitorare le emozioni proprie e altrui, per poterne guidare i pensieri e le azioni [35]. Parallelamente, nell’ambito dell’informatica si cominciò a parlare di “Affective Computing” con Rosalind Picard, riferendosi alla progettazione e allo sviluppo di sistemi in grado di riconoscere, interpretare e simulare le emozioni umane [29]. Sistemi in grado di percepire le emozioni arrecano molteplici benefici ai loro utilizzatori, per cui hanno catturato l’interesse delle ricerca accademica e industriale. Essi infatti sono utili sia all’utente che diviene più consapevole delle emozioni che sta manifestando, sia agli sviluppatori che possono avvalersi del riconoscimento delle emozioni per poter rendere i propri progetti adattivi rispetto all’esperienza dell’utente. Oltre al miglioramento dell’usabilità, un secondo scopo che la ricerca si prefigge è quello di studiare le emozioni come supporto all’individuazione di disturbi cognitivi, di ansia o di stress. Questo trova riscontro sia in campo sanitario sia in ambito lavorativo, dove situazioni emotive negative possono influenzare la produttività dei dipendenti.

In letteratura sono stati utilizzati diversi approcci al fine di classificare le emozioni: l’analisi delle espressioni facciali o del parlato, lo studio della postura e il rilevamento dei parametri fisiologici. Grazie allo sviluppo della tecnologia e alla miniaturizzazione, tali parametri possono essere facilmente rilevati attraverso dispositivi indossabili come braccialetti o caschetti in cui vengono integrati sensori biometrici.

In questo lavoro si è indagato se attraverso questi strumenti sia possibile riconoscere le emozioni, partendo dall’identificazione dei livelli di attivazione e valenza emotiva del modello circomplesso di Russell [34]. In particolare, sono stati scelti dispositivi

poco invasivi in modo da verificare se essi siano in grado di competere con quelli che misurano più informazione fisiologica, ma che risultano più intrusivi per chi li indossa.

Di seguito si riporta la struttura della tesi. Nel capitolo 1 si forniscono i fondamenti teorici su cui il lavoro è basato, attraverso la descrizione del modello circomplesso di Russell e delle misure fisiologiche, in relazione alle emozioni. Nel capitolo 2 è presentata una revisione sistematica della letteratura che illustra i principali studi pubblicati sino a questo momento sull'argomento trattato. Nel capitolo 3 sono indicate le scelte progettuali relative alla stimolazione delle emozioni, all'inclusione dei partecipanti, all'ambiente in cui si è tenuta la sperimentazione e agli strumenti utilizzati. Nel capitolo 4 è mostrato il processo di elaborazione e analisi dei dati acquisiti, attraverso le fasi di *preprocessing* del segnale, estrazione delle *features* e classificazione. Nel capitolo 5 sono riportati i risultati, insieme con quelli relativi alla valutazione personale dei video effettuata dai partecipanti. Infine, nel capitolo 6 sono descritte le conclusioni a cui si è giunti, con possibili sviluppi futuri.

Capitolo 1

Fondamenti teorici

1.1 Il modello circomplesso di Russell

Il modello circomplesso delle emozioni [34], proposto nel 1980 da James Russell, è nato a partire da alcuni studi psicologi secondo cui ogni stato emotivo può essere rappresentato attraverso differenti dimensioni. In particolare, Russell ha individuato nell'attivazione e nella valenza emotiva le due dimensioni principali attraverso cui identificare le emozioni. L'attivazione, *arousal* nella sua denominazione originale inglese, indica l'intensità di un'emozione, cioè la quantità di energia psico-fisica utilizzata in risposta ad uno stimolo [22]. Ad esempio, emozioni come la rabbia inducono un forte grado di coinvolgimento emotivo, mentre altre come la noia non prevedono un altrettanto dispendio di energie a livello fisiologico. La valenza, invece, esprime il grado di piacevolezza di uno stimolo. Una valenza positiva si riscontra in emozioni come la felicità, la serenità o il rilassamento, che derivano da situazioni piacevoli, mentre quella negativa deriva da momenti spiacevoli che stimolano emozioni come la tristezza, la frustrazione o la rabbia.

Il modello circomplesso di Russell è mostrato in Figura 1.1.

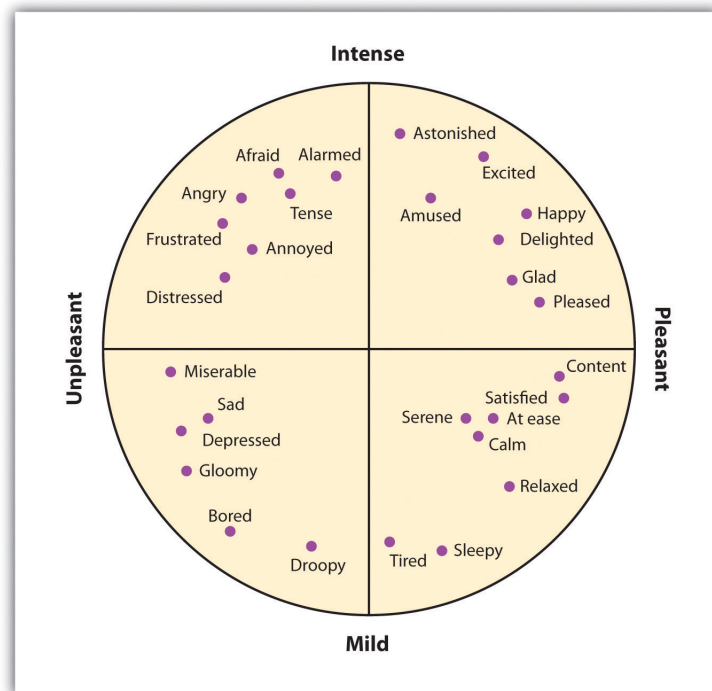


Figura 1.1: Il modello circomplesso di Russell [18]

La scelta di un modello circolare, ottenuto dall'incrocio delle due dimensioni di attivazione e valenza, coniuga anche l'idea per cui è impossibile discriminare le emozioni in categorie nettamente separate le une dalle altre. L'essere umano, infatti, non percepisce le emozioni come delle entità specifiche e discrete, ma piuttosto come esperienze ambigue e sfocate, spesso sovrapponibili tra loro. Ad esempio, la soddisfazione e la contentezza, che provocano sensazioni molto simili, nel modello circolare sono state poste molto vicine tra loro.

1.2 I parametri fisiologici

Di fronte ad uno stimolo emotivo, il corpo umano reagisce: il cuore inizia a pulsare più velocemente, i palmi delle mani cominciano a sudare, i muscoli si contraggono o si rilassano. Anche a livello cerebrale, l'attività elettrica a livello sia corticale che frontale fornisce informazione circa il processo emotivo in atto. E' possibile trovare

una descrizione dettagliata degli studi che dimostrano la correlazione tra la fisiologia e le emozioni in [5].

Di seguito, si riporta una breve descrizione dei valori fisiologici misurati in questo lavoro di tesi.

1.2.1 Frequenza cardiaca

La frequenza cardiaca è il numero di battiti del cuore al minuto [33]. Il battito cardiaco tende ad accelerare o decelerare in base al momento che si sta vivendo: eventi improvvisi o inattesi possono provocare un'accelerazione del battito cardiaco, mentre una decelerazione potrebbe essere dovuta a situazioni di rilassatezza. In [4], analizzando le risposte fisiologiche a stimoli acustici, gli autori hanno concluso che, in presenza di stimoli che provocano emozioni spiacevoli, il battito cardiaco decelera. Questa decelerazione è più veloce se gli stimoli sono correlati ad un alto livello di attivazione, più lenta in caso contrario. Nel medesimo studio si è osservato che, invece, per stimoli piacevoli il battito cardiaco non presentava cambiamenti significativi.

La frequenza cardiaca può essere ricavata, tramite algoritmi di conversione, a partire dalla fotoplethysmografia: attraverso un sensore ottico, una sorgente luminosa illumina il polpastrello ed una fotocellula registra le variazioni di intensità luminosa che attraversa i tessuti, associata alla diversa perfusione ematica in dipendenza del ciclo di contrazione (sistole) e rilasciamento (diastole) del cuore. La fotoplethysmografia opera con una lunghezza d'onda nella zona del rosso. La forma d'onda più riconosciuta è la pulsazione periferica, sincronizzata con ogni battito cardiaco [1].

1.2.2 Risposta galvanica della pelle

La risposta galvanica (GSR) è una misura della conduttanza cutanea, cioè dell'attività elettrica della pelle, dovuta alla variazione della sudorazione nel corpo umano [17]. Essa rappresenta l'inverso della resistenza elettrica, in quanto l'apertura delle ghiandole sudoripare eccrine favorisce il passaggio della corrente attraverso il derma. Più una persona suda, maggiore sarà la conduttanza, registrata soprattutto a livello palmare e della pianta dei piedi. Il segnale GSR, conosciuto anche come "Attività Elettrodermica", è costituito da una componente tonica ed una fasica. La prima indica il livello di base

della conduttanza cutanea, che differisce da persona a persona, mentre la componente fasica, sovrapposta al livello tonico, cambia in base a stimoli esterni specifici come suoni, rumori, accensione/spengimento della luce [39].

Le ricerche e gli studi condotti dagli psicologi M. Bradley e P. Lang [5], hanno dimostrato che in diversi contesti indotti, la reattività elettrodermica varia in maniera consistente con l'intensità emotiva: cambiamenti più evidenti nella risposta galvanica si notano soprattutto per emozioni con un alto grado di attivazione.

1.2.3 Attività elettrica muscolare

Il segnale elettromiografico (EMG) registra l'attività elettrica prodotta dalle fibre muscolari quando il muscolo si contrae [9]. Ogni volta che si verifica una contrazione, è generata una scarica elettrica che si propaga attraverso il tessuto adiacente e le ossa, registrata nelle vicine aree cutanee. L'attività EMG è correlata linearmente alla quantità della contrazione del muscolo e al numero di muscoli contratti. Tuttavia, l'attività EMG è misurabile anche quando non sono visibili contrazioni osservabili, ad esempio, quando controlliamo il corpo affinché non si verifichino certi comportamenti. Ciò rende l'EMG una tecnica eccellente per monitorare il processo cognitivo-comportamentale in aggiunta alla semplice osservazione.

I muscoli facciali, come il currogatore e lo zigomatico, sono quelli che maggiormente possono dare informazioni emotive. Lo studio delle espressioni facciali è stato infatti uno dei primi metodi sperimentati al fine di valutare le emozioni. Famoso a tal proposito è il "Facial Action Coding System (F.A.C.S.)", un sistema di osservazione e classificazione di tutti i movimenti facciali visibili, anche quelli minimi, in riferimento alle loro componenti anatomofisiologiche [13]. Tuttavia, l'applicazione di elettrodi sul volto al fine di registrare l'attività in tali zone potrebbe risultare molto fastidiosa e invasiva. Di conseguenza, in questo lavoro, si è indagato se l'uso di strumenti meno invasivi che registrano l'EMG in altre zone del corpo possa portare informazione circa lo stato emotivo provato.

In [16] gli autori hanno riscontrato che, attraverso il segnale EMG, è possibile riconoscere le emozioni negative, specialmente quelle con livelli di alta attivazione e valenza maggiore.

1.2.4 Elettroencefalografia

L'elettroencefalografia (EEG) consiste nella registrazione dell'attività bioelettrica cerebrale dalla superficie dello scalpo. Essa è misurata come differenza di potenziale tra un elettrodo attivo registrante, posto al di sopra della sede dove si svolge l'attività neuronale e un elettrodo teoricamente indifferente, collocato a una certa distanza dal primo [28]. Nell'EEG gli elettrodi sono posizionati secondo il Sistema Internazionale 10-20, presentato da H. Jasper al 2° congresso Internazionale di Parigi del 1949 [20], in modo tale che in tutti i laboratori del mondo si utilizzasse una stessa metodica di registrazione. Esso è mostrato in figura 1.2.

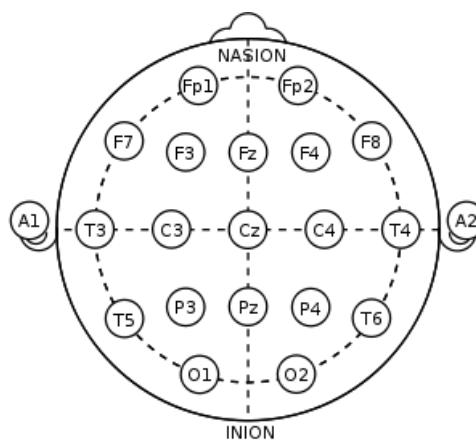


Figura 1.2: Sistema Internazionale 10-20 [31]

La prima registrazione delle onde cerebrali fu effettuata dal medico tedesco Hans Berger nel 1924. A lui si deve anche la classificazione delle onde cerebrali, che, in base alla frequenza di cicli al secondo (Hz), sono così suddivise:

- **delta** (δ): < 4 Hz, sono le frequenze più lente e sono registrate prevalentemente durante il sonno [28].
- **theta** (θ): $4 - 7,5$ Hz, sono le frequenze la cui comparsa a scapito dell'attività *alpha* indica una riduzione del livello di vigilanza. Una particolare abbondanza di attività theta può essere correlata a particolari stati emotivi o processi mentali[28].
- **alpha** (α): $8 - 12,5$ Hz, sono le frequenze proprie dell'EEG di veglia quieta, ad occhi chiusi, presenti quindi soprattutto in fase di rilassamento [28].

- **beta** (β): 13 - 30 Hz, sono onde piccole e veloci, presenti prevalentemente durante processi mentali di vario tipo, come momenti di forte concentrazione, di ansia e stato di allerta, ma può essere anche indotta dalla sonnolenza [28].

In figura 1.3 è fornita una rappresentazione grafica delle onde EEG.

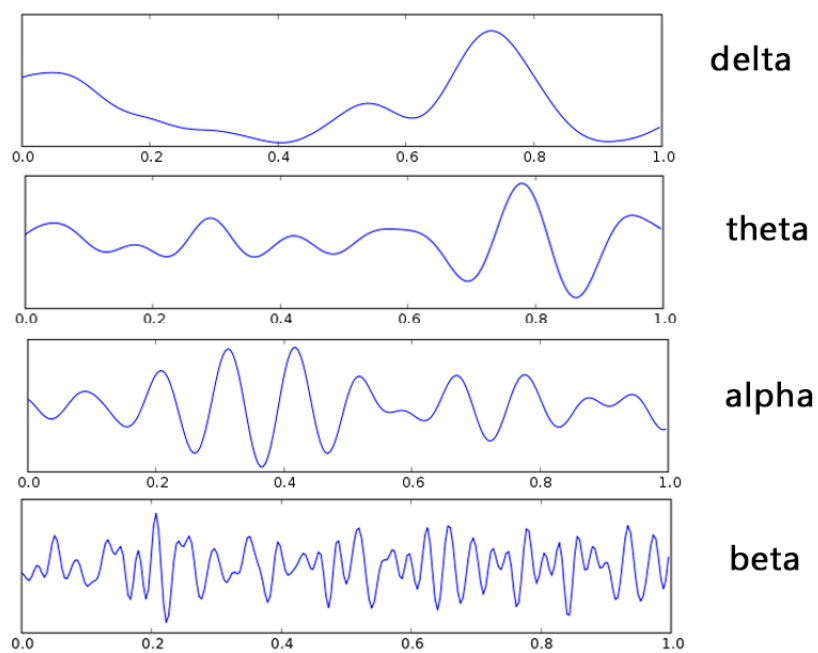


Figura 1.3: Frequenze delle onde EEG, adattata da [12]

Capitolo 2

Riconoscimento delle emozioni attraverso i parametri fisiologici: stato dell'Arte

2.1 Revisione sistematica della letteratura

Il riconoscimento delle emozioni attraverso misure fisiologiche risulta molto interessante perchè permette di operare anche in ambienti non controllati, dove non è necessario che l'utente sia osservato in uno spazio definito, mentre esegue compiti specifici. Per poter comprendere come la ricerca si approccia a tale ambito è stata effettuata una revisione sistematica della letteratura. In particolar modo, si è investigato circa quali stimoli sono forniti all'utente al fine di elicitare le emozioni, quali sono i parametri fisiologici misurati e quali risultati sono stati ottenuti sino ad oggi.

2.1.1 Impostazione dello studio

Come primo passo, sono stati definiti i quesiti iniziali che hanno guidato lo studio:

- *RQ1*: Quali parametri fisiologici contengono informazione emotiva?
- *RQ2*: Quali sono le caratteristiche dei dati e i metodi di classificazione applicati per il riconoscimento delle emozioni ?

- *RQ3*: Con quale accuratezza gli studi riescono a riconoscere le emozioni rilevate attraverso le misure fisiologiche ?

In seguito, è stata definita la stringa di ricerca:

(“*emotion recognition*” OR “*emotion detection*” OR “*affect recognition*”) AND (“*physiology*” OR “*physiological signals*” OR “*vital information*”) AND (“*accuracy*” OR “*effectiveness*”)

Tale stringa di ricerca è stata inserita all’interno delle due librerie digitali che, grazie allo loro ampiezza, sono il riferimento principale per la gran parte dei ricercatori di informatica: ACM¹ e IEEEExplore².

Sono state considerate solamente le pubblicazioni relative agli ultimi 5 anni.

2.1.2 Selezione degli studi

I criteri di selezione per l’inclusione degli studi sono:

- Pubblicazioni presentate all’interno di conferenze relative al campo dell’Affective Computing e dell’Interazione Uomo Macchina
- Pubblicazioni che mostravano risultati relativi alla classificazione delle emozioni effettuata a partire dalle misure di parametri fisiologici

I criteri di selezione per l’esclusione degli studi sono:

- Pubblicazioni in cui i termini della stringa di ricerca sono solamente stati menzionati nella sezione relativa allo stato dell’arte e che quindi non contenevano informazione necessaria a rispondere ai quesiti di ricerca
- Pubblicazioni in cui il riconoscimento delle emozioni non era effettuato a partire dalle misure fisiologiche
- Pubblicazioni in formato diverso da PDF (ad esempio Presentazione Power Point)

¹<http://dl.acm.org/>

²<http://ieeexplore.ieee.org/Xplore/home.jsp>

- Pubblicazioni scritte in una lingua diversa dall'inglese
- Risultati duplicati
- Pubblicazioni per cui non è stato possibile visionare il documento per intero

2.1.3 Estrazione dei dati

L'estrazione dei dati ha avuto come obiettivo quello di ricercare le risposte ai quesiti di ricerca. Per ogni studio rilevante sono stati estratti i dati descritti in Tabella 2.1:

Nome	Descrizione
Stimolo	Mezzo con cui sono elicitate le emozioni
Emozioni	Emozioni classificate nello studio
Parametri fisiologici	Parametri fisiologici misurati attraverso sensori biometrici
Campione	Numero di partecipanti su cui il sistema è stato addestrato e/o testato
Classificatore	Classificatore utilizzato per risalire all'etichetta dell'emozione dati i valori dei parametri fisiologici misurati
Risultati	Accuratezza della classificazione

Tabella 2.1: Dati estratti durante il processo di classificazione

Si considerano singolarmente i dati appena descritti:

- *Stimoli*: gli stimoli utilizzati per elicitare le emozioni sono categorizzati in Tabella 2.2.

Stimolo	Descrizione
Audio-Visivo	Video clips stabiliti dagli autori dello studio, talvolta scelti da [23]
Audio	Brani musicali a scelta degli autori dello studio o brani selezionati dal <i>International Affective Digital Sound (IADS)</i> [26]
Visivo	Immagini selezionate dall' <i>International Affective Picture System (IAPS)</i> [27]
Interattivi	Emozioni scaturite dall'interazione con un sistema

Tabella 2.2: Categoria: Stimoli

- *Emozioni*: Non tutti gli studi miravano ad effettuare una classificazione vera a propria delle singole emozioni. Alcuni infatti si prefiggevano di riuscire a classificare le due dimensioni di *arousal* e *valence* del modello circomplesso di Russell.
- *Parametri fisiologici*: I parametri fisiologici misurati sono elencati con i relativi acronimi in Tabella 2.3. Per coerenza con gli studi analizzati, gli acronimi fanno riferimento alla lingua inglese.

Parametro fisiologico	Acronimo
Elettroencefalografia	EEG
Elettrocardiogramma	ECG o BVP
Elettromiografia	EMG
Magnetoencefalografia	MEG
Temperatura della pelle	ST
Conduttività della pelle	SC o GSK o EDA
Fotopleletismografia	PPG
Respirazione	RR
Spettroscopia funzionale	fNIRS

Tabella 2.3: Categoria: Parametri fisiologici

- *Classificatore*: Gli algoritmi di classificazione utilizzati negli studi sono elencati con i relativi acronimi in Tabella 2.4.

Classificatore	Acronimo
Support Vector Machine	SVM
Quadratic Discriminant Classifier	QDC
Linear discriminant analysis	LDA
Classification and regression tree	CART
Decision Tree	DT
Self-Organizing Map	SOM
Naive Bayes	NB
Genetic Algorithms	GAs
k-nearest neighbor	KNN
Random Forest	RF
Probabilistic Neural Network	PNN
Recurrent Neural Network	RNN
Multi Layer Perceptron	MLP
Hidden Markov Model	HMM
Particle swarm optimization	PSO
Linear Quadratic Estimation	LQE
Random Regression	RnR
Ridge Regression	RdR

Tabella 2.4: Categoria: Classificatore

- *Risultati:* Gli studi riportano i risultati in termini di accuratezza, che indica la percentuale di istanze che sono state classificate correttamente.

2.1.4 Sintesi dei dati

I dati estratti sono presentati attraverso un modulo di rilevazione in cui, per ogni studio, sono indicati: stimolo con cui le emozioni sono state elicitate, emozioni classificate, parametri fisiologici misurati, campione su cui i dati sono stati raccolti, classificatori utilizzati e risultati.

In totale, dopo aver applicato i criteri di inclusione ed esclusione descritti precedentemente, sono stati estratti 53 articoli. Essi sono riportati in appendice A.

Studio	Stimolo	Emozioni	Par. Fis.	Campione	Classificatore	Risultati
1	IAPS	arousal, valence	ECG, EDA, RR	35	QDC	90%
2	video clips	arousal, valence	EEG, fMRI	32	SVM	valence: 0,76% arousal: 0.73%
3	video clips	boredom, frustration, love, pain	EDA, ECG, PPG, ST	12	LDA, CART, SOM, NB, SVM	99.04% (SVM)
4	video clips	joy, sadness, anger, fear, surprise, neutral	EDA, ECG, PPG, ST	300	LDA, NB, CART, SOM, SVM	best 53.9%(NB)
5	video clips	excitement, fear, awakening, oscitancy	EEG	50	GAs	87%
6	video clips	happiness, sadness, fear, surprise, disgust, neutral	ECG	60	RRS	70.23%
7	brani musicali	joy, anger, sadness, pleasure	EMG, ECG, SC, RSP	25	GA-KNN	97% (anger)
8	video clips	boredom, pain and surprise	EDA, ECG, PPG, SKT	200	Fuzzy C-Means	76.0%
9	video clips	valence, arousal	SC, ECG, ECM, 10		DT, SLP, RF, SVM,	arousal: 97% (SLP), valence: 91% (SLP)
10	video clips	valence	EMG, ECG, EDA, BVP, ST, RR	20	k-NN	70%

11	brani musicali	joy, anger, sadness, pleasure	EMG, RR, ECG, SC	32	SVM	95%
12	video clips	anxiety	ECG	2	LQE	92%
13	video clips	happy, fear, surprise, disgust, neutral	EEG	20	KNN, PNN	91.33(KNN)
14	video clips	Arousal	EEG, EOG, GSR, RR, EMG	32	SVM	90%
15	video clips	Valence, Arousal	EEG, EOG, PPG, EMG, GSR, RR, ST	32	AR-HMM	valence: 67%, arousal: 67%
16	video clips	happy, sad	ST, PPG	5	SVM	92.41%
17	interattivi	rejoice, regret	SC, ECG	100	DT, CART, RT	55% (CART)
18	video clips	happiness, sadness, anger, fear, disgust, surprise, stress	ST, PPG, EDA, ECG	12	PSO	90,3%
19	IAPS	valence, arousal	SC, ECG, RR, ECM	28	LDA	arousal: 85,0%, valence: 83,0%
20	video clips	arousal, valence	EEG, EDA, ST	32	HMM	arousal: 85.63%, valence: 83.98%
21	video clips	happiness, sadness, fear, anger	ECG, GSR, BVP	20	SVM	89.6%

22	video clips	amusement, anger, fear, sadness	RR, GSR, ECG	250	RF	74.8%
23	video clips	arousal, valence	EEG	32	SVM	val/arousal: 65%
24	IAPS	arousal, valence	ECG, EMG, RR, GSK	20	KNN, DT, SVM, NB	valence: 61%, arousal: 52% (voting)
25	IAPS	arousal, valence	RR, ECG, EMG, GSR, ECG, PR, ST	30	QDC, kNN, NB, LDA	66,25% (QDC)
26	video clips	boredom, pain, surprise	EDA, ECG, PPG, ST	Fuzzy C-means	200	92,46%
27	video clips	sadness, fear, surprise, stress	EDA, ST, PPG	ECG, 22	LDF, CART, SOM, NB, SVM	100% (SVM)
28	brani musicali	sadness, pleasure, joy, anger	EMG, RR, ECG	SC, 1	SVM	95%
29	IAPS	Valence, Arousal	GSK, ECG, ST	RR, 30	QDA	82,14%
30	Interattivi	anger, joy, normal, sadness	ECG	ND	SVM, ANN	NB, 84.7%
31	video clips	joy, sadness, anger, fear, surprise, neutral	EDA, ECG, PPG	ST, 300	LDA, CART, SVM	NB, 53.9% (NB)
32	interattivi	boredom, excitement, anxiety	SC, ST, BVP, EEG	RR, 20	LDA, QDA, SVM, NB	63% (NB)

33	video clips	valence	EEG, fNIRS	5	RF	99.11%
34	IADS	arousal	ECG	27	QDA	84.26%
35	video clips	valence	ECG	46	RF	92,7%
36	video clips	anger, sadness, fear, disgust, happiness, surprise	BVP, SC, RR	25	SVM, KNN	84,7% (SVM)
37	video clips	arousal, valence	EEG	32	RF	arousal: 72%, valence: 67%
38	video clips	neutral, sadness, fear, pleasure	ECG, GSR, PPG	30	KNN, DT, RF, NB, SVM, MLP	74% (RF)
39	interattivi	frustration	EDA, ECG	24	NB	80%
40	video clips	happiness, sadness, fear, surprise, disgust, neutral	ECG	30	LDA, KNN	52% (KNN)
41	brani musicali	anger, joy, pleasure, sadness	ECG, EMG, RR, SC	25	Gas	76%
42	interattivi	attention, valence, arousal	SC	30	SVM	atten: 97.5%, valence: 88.3%, arousal: 93.5%
43	interattivi	happy, sad, angry, relaxed, neutral	EDA, RR, ECG	17	SVM	82%
44	IAPS, IADS,	arousal, valence	ECG, EDAA, RR	35	QDA	arousal: 87.95%, valence: 91%

45	video clips	arousal, valence	EEG	24	SVM	: valence: 68.5% , arousal: 76.4%
46	movie clips	arousal, valence	MEG	30	SVM	:valence: 0.83%, arou- sal: 0.66%
47	video clips	arousal, valence	EEG, EMG, GSR, BVP, RR	32	NB	arousal: 61%, valence: 64%
48	video clips	happy, sad, angry, relaxed	EEG	32	SVM	74,6%
49	video clips, IAPS	arousal, valence	ECG, GSR, RR, ST	27	SVM	arousal: 49,3%, valen- ce: 51,25%
50	videoclips	boredom, de- light, confusion, curiosity, flo- w/engagement, surprise, neutral	ECG, EMG, GSR	27	KNN, LBNC	59% (KNN, LBNC)
51	video clips	neutral, sadhness, fear, pleasure	ECG, GSR, PPG	11	KNN, NB, SVM, MLP, RF, DT	75.69% (RF)
52	interattivi	valence, arousal	ECG, SC, RR	20	DT, KNN, SV	valence: 50% (KNN), arousal: 49% (DT)
53	video clips	valence, arousal	EEG	30	SVM	arousal 66.1% , valen- ce: 70.9%

Tabella 2.5: Modulo di rilevazione dei dati

Per ogni categoria, i risultati sono descritti mediante grafici a torta o istogrammi.

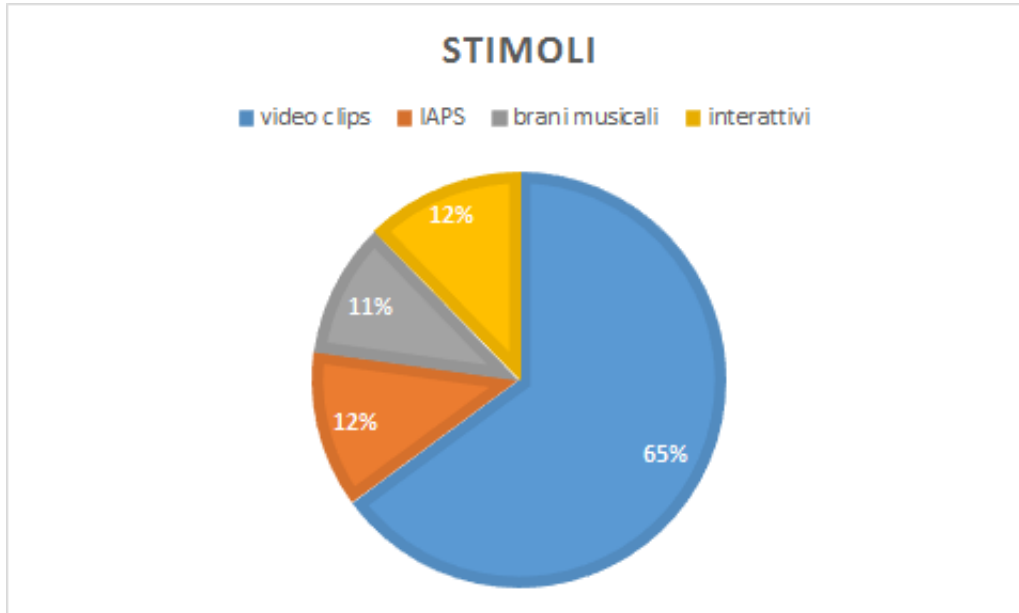


Figura 2.1: Grafico a torta: stimoli

Per quanto riguarda lo stimolo con cui vengono elicitate le emozioni, una grossa fetta (65%) è relativa all'utilizzo di video clips. Questo è dovuto al fatto che essi agiscono allo stesso tempo sia a livello visivo che auditivo. Un'alternativa a questo sistema, utilizzata anche per quanto riguarda gli altri stimoli, è quella di porre dei questionari ai soggetti dello studio, in cui si chiede qual è l'emozione provata durante la visione di una certa scena, di un brano musicale, di un'immagine o interagendo con un sistema.

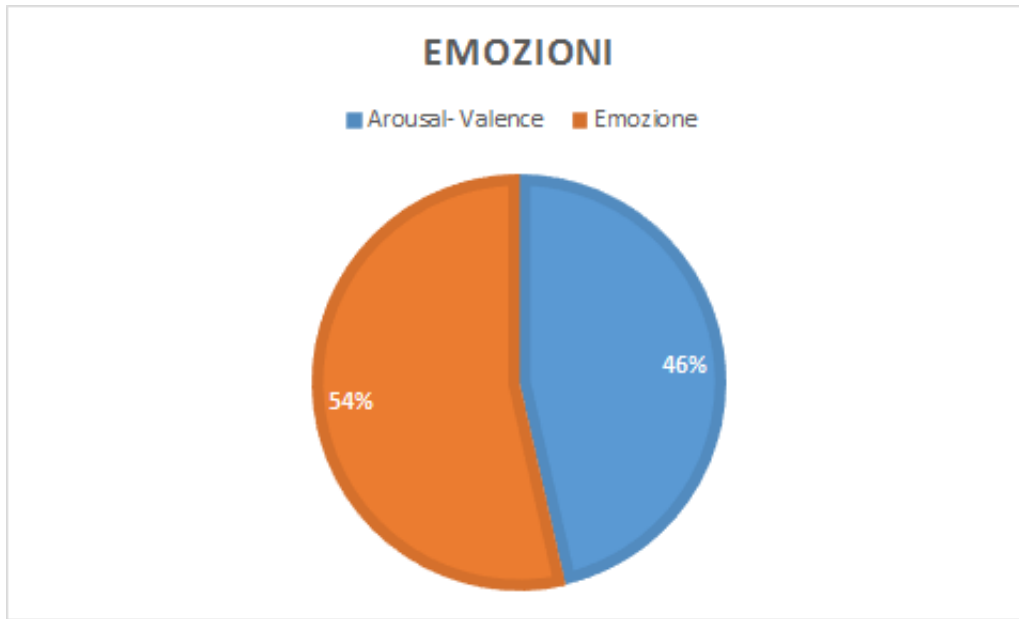


Figura 2.2: Grafico a torta: emozioni

Relativamente alle emozioni, gli studi sono stati suddivisi in due classi: quelli che avevano come obiettivo di misurare l'attivazione (*arousal*) e/o la valenze (*valence*) delle emozioni e quelli che invece miravano a scoprire proprio le diverse emozioni. Si evidenzia una distribuzione di questi studi abbastanza equilibrata (54%, 46%). In realtà, questo risultato non indica una divisione della ricerca in due ambiti distinti, in quanto determinare i livelli di attivazione e valenza non esclude il poter predire un'emozione, ma al contrario, essi ne sono il punto di partenza. Il grafico di conseguenza mostra quanti studi si sono fermati ad un primo *step* nel riconoscimento delle emozioni e quanti invece hanno continuato il lavoro sino a determinare le emozioni specifiche.

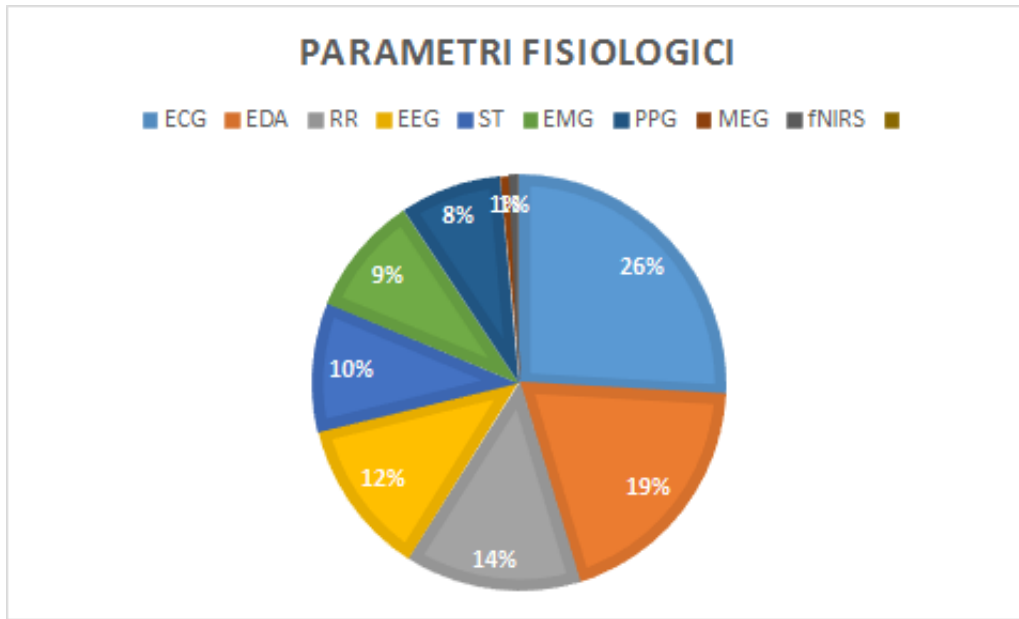


Figura 2.3: Grafico a torta: misure fisiologiche

Si riscontra una buona distribuzione dei parametri fisiologici misurati al fine di riconoscere le emozioni. Il parametro misurato più frequentemente è il battito cardiaco (26%), seguito dall'attività elettrica della pelle (19%) e dal monitoraggio della respirazione (14%). Molti studi misurano contemporaneamente più parametri: questo è indice del fatto che ci si aspetta di ottenere migliori risultati da un'analisi di più parametri, in quanto alcuni di essi rivelano informazione legata all'attivazione emotiva, mentre da altri si ricavano informazioni legate al grado di piacevolezza di uno stimolo.

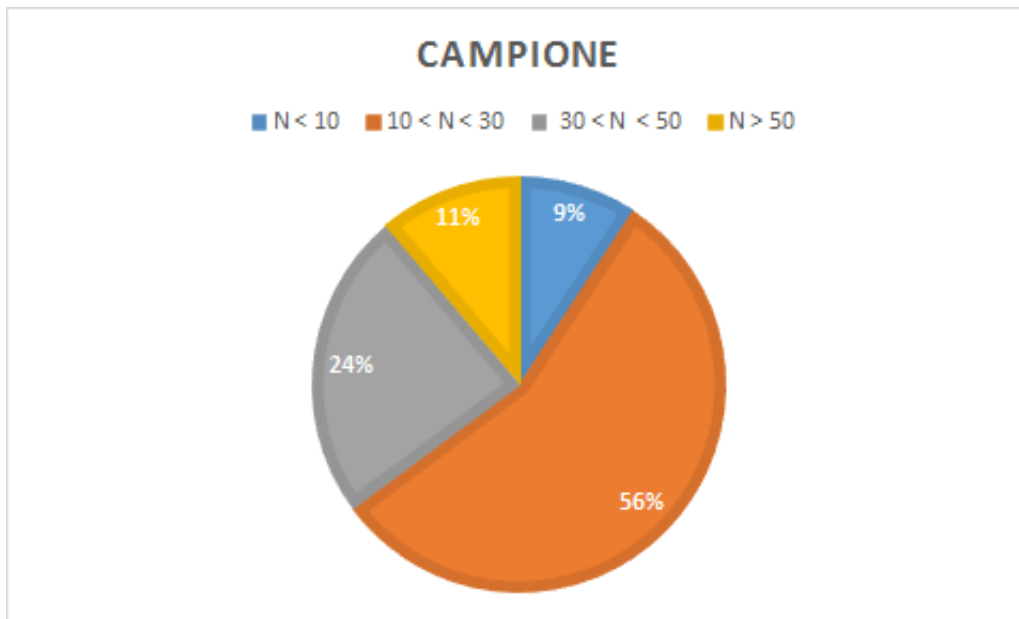


Figura 2.4: Grafico a torta: numero di partecipanti

I dati riportati relativamente al numero di partecipanti su cui è effettuata la classificazione, indicano che più della metà degli studi (56%) raccoglie dati a partire da un numero di soggetti compreso tra 10 e 30. Inoltre, poichè i valori dei parametri fisiologici dipendono da persona a persona, alcuni studi scelgono di effettuare una classificazione dipendente dall'utente, in cui il classificatore viene addestrato diversamente a seconda della persona di cui dovrà poi predire l'emozione.

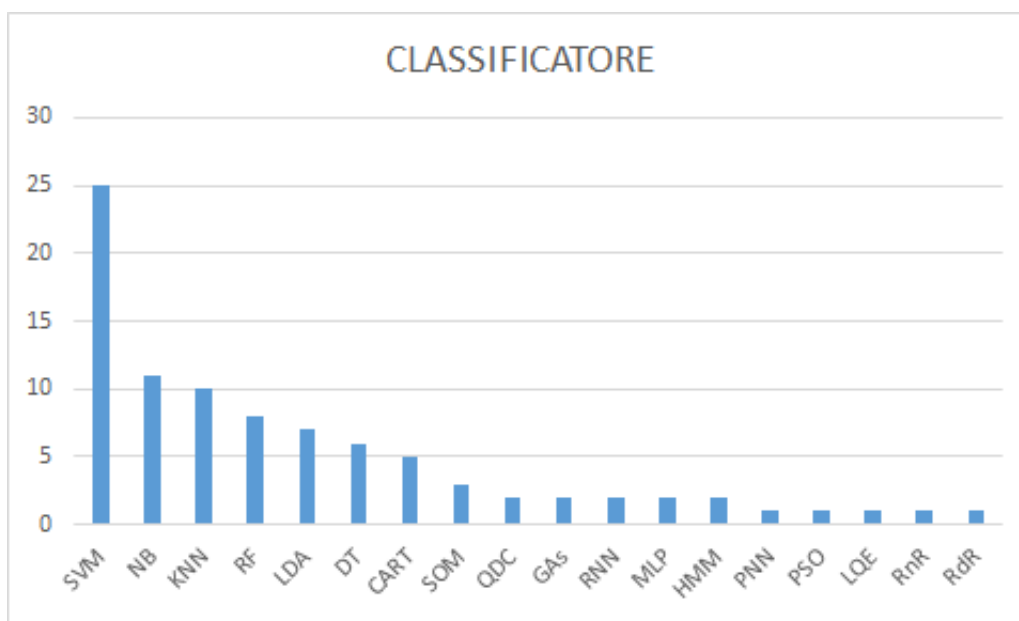
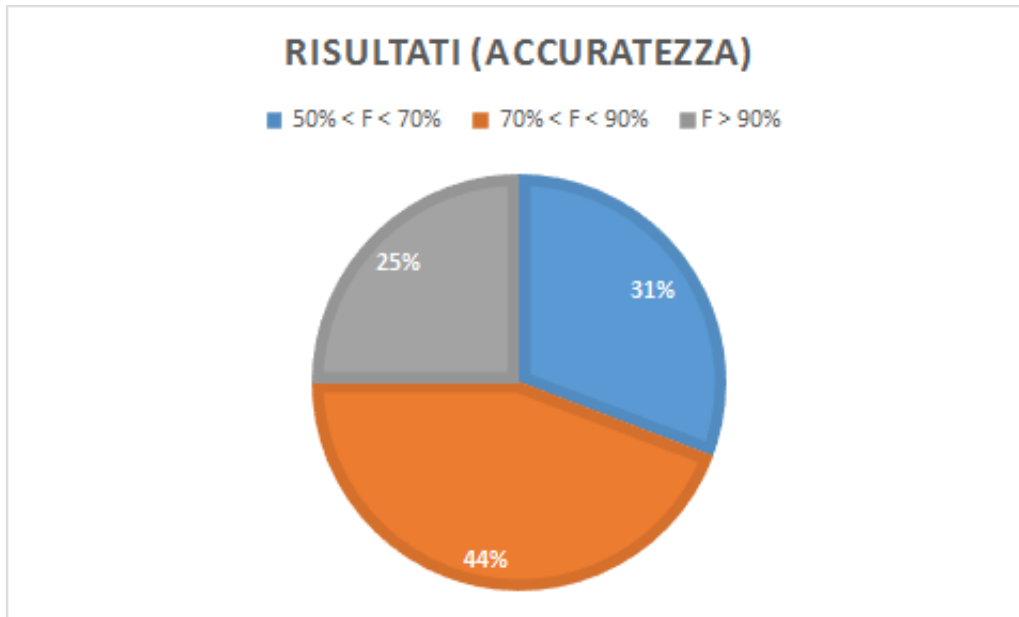


Figura 2.5: Istogramma: classificatori

Diversi sono i classificatori utilizzati in letteratura con lo scopo di predire le emozioni. Il più utilizzato di tutti è l' SVM (28%), seguito dal classificatore Naive Bayes (12%) e dal KNN (11%). Mentre alcuni studi utilizzano un solo classificatore, altri ne confrontano più di uno al fine di comprendere quale sia il migliore. Il numero ingente di classificatori differenti utilizzati è sintomo di una mancanza di uniformità della ricerca di stabilire quale classificatore sia più opportuno utilizzare al fine di ottenere migliori risultati nel riconoscimento delle emozioni.



I risultati relativi all'accuratezza sono stati suddivisi in tre intervalli: quelli che presentano un'accuratezza (F) compresa tra il 50% e il 70%, quelli con un'accuratezza compresa tra il 70% e il 90% e infine quelli con un'accuratezza superiore al 90%. Quasi la metà degli studi (44%) presenta un valore di F appartenente al secondo intervallo, che può essere considerato un risultato soddisfacente, mentre l'altra metà si divide tra studi che hanno ottenuto risultati poco soddisfacenti, con un valore di accuratezza appartenente al primo intervallo (31%), e studi che hanno invece ottenuto risultati molto soddisfacenti, con un valore di accuratezza superiore al 90%.

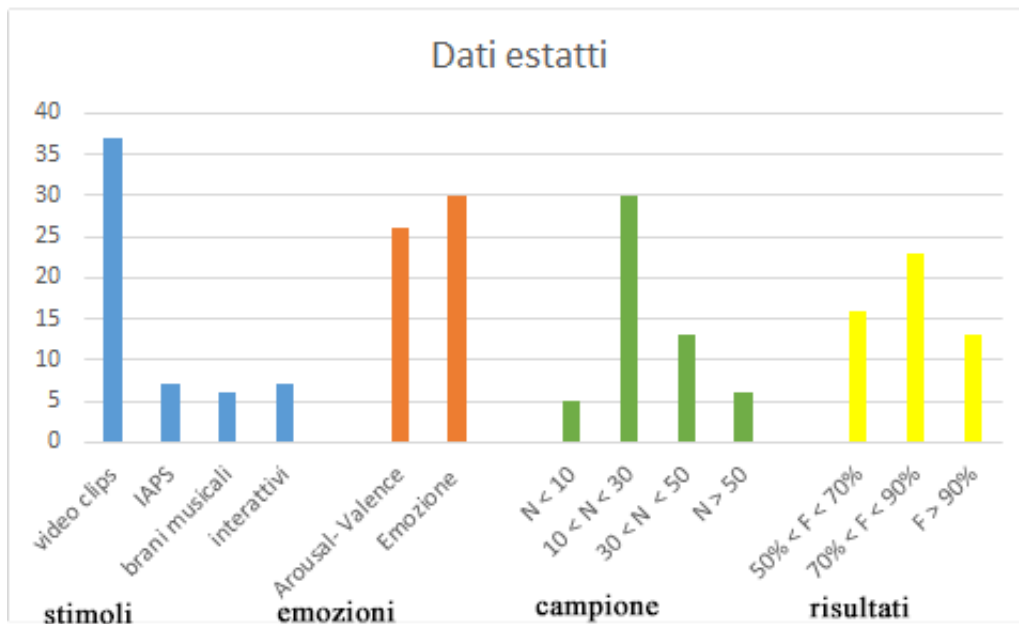


Figura 2.6: Istogramma: dati complessivi

Attraverso un istogramma a colonne raggruppate si ottiene una visione complessiva dei risultati dello studio sistematico di revisione della letteratura discussi sino ad ora. Per problemi legati allo spazio, non è stato possibile inserire le colonne relative ai parametri fisiologici e ai classificatori.

2.1.5 Discussione

Dallo studio è emerso che:

- le emozioni sono indotte principalmente attraverso la visione di brevi filmati selezionati da chi progetta lo studio;
- una buona parte di ricercatori si limita a determinare le due dimensioni di attivazione e valenza;

- diversi sono i parametri fisiologici misurati, in quanto alcuni contengono informazione emotiva relativa alla valenza, altri all'attivazione;
- il numero dei soggetti che prende parte allo studio è, nella maggior parte dei casi, compreso tra 10 e 30;
- non c'è uniformità nella scelta del classificatore, in quanto non c'è ne è uno che si è rilevato più appropriato allo scopo del riconoscimento emotivo;
- si sono avuti risultati di classificazione soddisfacenti, ma c'è un ampio margine di miglioramento.

Capitolo 3

Progettazione dell'esperimento

3.1 Elicitazione delle emozioni

Le emozioni possono essere elicitate attraverso differenti strumenti come le immagini, i suoni, o i video.

In letteratura, sono stati creati diversi *dataset* con lo scopo di suscitare risposte affettive, al fine di comprendere come l'uomo reagisce di fronte a determinati stimoli o quando si trova in particolari situazioni. Il centro di ricerca per lo studio delle emozioni e dell'attenzione *CSEA*¹, afferente all'Università della Florida, ha dato origine a due raccolte, una di immagini (*International Affective Picture System - IAPS [27]*), l'altra di suoni (*International Affective Digital Sounds - IADS [26]*), che sono divenute punto di riferimento nel panorama della ricerca internazionale.

IAPS comprende diverse centinaia di immagini, che fotografano numerose esperienze della vita umana: persone felici, tristi, arrabbiate, disgustate; case, oggetti d'arte, scene erotiche; funerali; paesaggi di città, di mare e di montagna; reportage di guerre e di disastri ambientali; pazienti ammalati, corpi mutilati; animali minacciosi, insetti; famiglie che si vogliono bene e bambini che giocano.

IADS conta invece 111 registrazioni, che, in maniera analoga agli stimoli visivi, riproducono suoni legati alle vicende più o meno quotidiane di ogni persona.

Gli stimoli di entrambi i *dataset* sono stati standardizzati sulla base dei valori di *valenza* e *attivazione*, valutati da circa 100 partecipanti, studenti di psicologia, attraverso

¹Center for the Study of Emotion and Attention, <http://csea.php.ufl.edu/index.html>

la tecnica SAM², descritta in 3.2.3.

Nel 2012, un gruppo di ricercatori dell'Istituto degli ingegneri elettrici ed elettronici, noto come *IEEE*³, ha proposto un nuovo metodo di stimolazione delle emozioni, ritenendo che i video musicali fossero un valido strumento, non ancora indagato, per poter stimolare reazioni affettive. Hanno quindi sviluppato un *database* per l'analisi delle emozioni, il DEAP (*Database for Emotion Analysis using physiological signals*), discusso in 3.1.1. Poichè diversi studi tra quelli elencati in Appendice A ne hanno dimostrato la validità, in questo lavoro di tesi si è scelto di elicitare le emozioni attraverso alcuni dei video presenti in tale *dataset*.

3.1.1 Il dataset DEAP

Il dataset DEAP [23] è un dataset multimodale utilizzato per l'analisi degli stati affettivi umani. Esso si compone di due parti:

- 120 video musicali, ognuno con un *rating* di *valenza* e *attivazione*;
- misure fisiologiche (elettroencefalografia, elettromiografia, risposta galvanica e temperatura della pelle, respirazione, fotopleletismografia) di 32 soggetti.

I video sono stati selezionati a partire da una collezione iniziale di 120 elementi, metà dei quali scelti manualmente, metà invece in maniera semiautomatica attraverso le API⁴ della piattaforma Last.fm⁵. Inizialmente sono state individuate le parole, con le corrispondenti inflessioni e i relativi sinonimi, che identificano le emozioni. Successivamente, esse sono state ricondotte ai *tag* emozionali del sito e, per ogni *tag*, sono state scelte le 10 canzoni etichettate più frequentemente con esso. Questa operazione ha portato a selezionare un totale di 1084 canzoni. In seguito, lo spazio delle emozioni è stato suddiviso in quattro quadranti, secondo il modello circomplesso di Russell, descritto in 1.1. Per coerenza con quest'ultimo, gli acronimi fanno riferimento alla lingua inglese i cui termini per attivazione e valenza sono rispettivamente *arousal* e *valence*. Le quattro categorie sono:

²Self-Assessment Manikin

³Institute of Electrical and Electronics Engineers, <https://www.ieee.org/index.html>

⁴Application Programming Interface

⁵<http://www.last.fm/>

- *attivazione e valenza basse* (**LALV**);
- *attivazione bassa e valenza alta* (**LAHV**);
- *attivazione e valenza alte* (**HAHV**);
- *attivazione alta e valenza bassa* (**HALV**);

Con lo scopo di assicurare la diversità delle emozioni indotte, dalle 1084 canzoni iniziali, ne sono state scelte 15 per ogni quadrante, in base a tre parametri: l'accuratezza con cui il *tag* rifletteva effettivamente il contenuto emozionale, la disponibilità della canzone e l'appropriatezza di quest'ultima ai fini del suo utilizzo nell'esperimento. Oltre a queste 60 canzoni, altre 60 sono state selezionate manualmente, rispettando il criterio della scelta di 15 canzoni per quadrante.

Per ognuna di queste 120 canzoni, è stato estratto il minuto con il massimo contenuto informativo, attraverso un algoritmo implementato dagli stessi autori.

E' stato chiesto ad alcune persone di valutare i valori di *attivazione e valenza* di un numero di video a propria scelta, utilizzando lo strumento SAM, descritto in 3.2.3, presentato attraverso un'interfaccia web. Dopo che ogni canzone è stata valutata da un minimo di 14 volontari fino a un massimo di 16, sono stati selezionati i 40 video (10 per ogni quadrante) che mostravano allo stesso tempo la più forte concordanza di punteggio e la minima variazione. Essi sono stati determinati calcolando, per ogni video, il rapporto tra la media e la deviazione standard dei punteggi ottenuti. Tali video sono quelli che, nello spazio emotivo, sono i più vicini all'angolo del quadrante, come mostrato in Figura 3.1, dove sono indicati attraverso il colore verde.

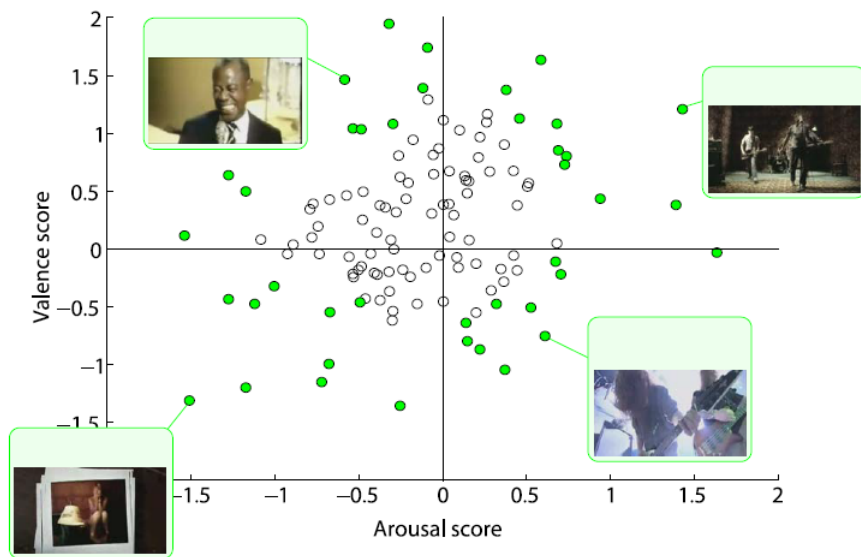


Figura 3.1: $\frac{\mu_x}{\sigma_x}$ valore per i *ratings* di ogni video nella valutazione *online* [23].

Dopo aver stabilito quali video elicitassero meglio le emozioni, è stato condotto un esperimento al fine di raccogliere le misure fisiologiche. 32 soggetti, divisi equamente tra uomini e donne, con un'età compresa tra i 19 ei 37 anni, hanno guardato i 40 video di un minuto, valutandoli, anche in questo caso, attraverso lo strumento SAM. All'inizio dell'esperimento, così come prima di ogni video, è stato dedicato un tempo (2 minuti nel primo caso e 5 secondi nel secondo), per registrare dei valori di *baseline*. Essi rappresentano il momento in cui il soggetto è rilassato. Sono stati registrati l'EEG e alcuni parametri fisiologici, quali la conduttanza cutanea, la pressione sanguigna e la respirazione, utilizzando il sistema Biosemi ActiveTwo ⁶.

Infine, gli autori hanno condotto uno studio con l'obiettivo di riuscire a classificare le emozioni a partire dai dati raccolti, ottenendo risultati soddisfacenti.

Il *dataset* è stato reso pubblico, con l'auspicio che altri ricercatori possano utilizzarlo per affrontare sfide legate alla classificazione delle emozioni a partire dalle misure fisiologiche.

In questo lavoro di tesi, il DEAP è stato utilizzato solo nella parte relativa al suggerimento dei video, in quanto le misure fisiologiche sono state direttamente raccolte su

⁶<https://www.biosemi.com/>

nuovi soggetti sperimentali e con strumenti meno invasivi.

3.1.2 Scelta dei video

Decidere quali e quanti video utilizzare, così come l'ordine con cui mostrarli, ha costituito un passo fondamentale per la fase di progettazione.

I video sono stati selezionati a partire dai 40 del dataset DEAP, a cui sono associati i valori di *attivazione* e *valenza*, valutati su una scala da 1 a 9.

Inanzitutto, sono state individuate quattro classi, corrispondenti ai quattro quadranti dello spazio emotivo, considerando *bassi* i valori di attivazione e valenza minori o uguali a 4 e *alti* quelli maggiori o uguali a 6. Questo è stato fatto al fine di avere una distinzione netta tra le etichette delle classi. Inizialmente, si è pensato di mostrare tre video per ogni classe, ritenendo che un numero troppo elevato di canzoni avrebbe potuto annoiare l'utente e compromettere gli esiti delle misure da rilevare. Successivamente, ci si è resi conto che scegliere tre video per ogni classe non avrebbe rispettato lo scarto tra i valori delle etichette stabilito precedentemente, anche a causa dell'indisponibilità di alcuni video rimossi dal sito web *youtube*⁷, il cui *link* era indicato nel DEAP. Di conseguenza, il numero di video per ogni categoria è stato ridotto a due. In questa maniera, il problema non si è completamente risolto, ma ci si è trovati di fronte ad un solo caso, per la classe "Alta Attivazione- Bassa Valenza", in cui il video "The First Day Of My Life" presenta un valore di valenza pari a 4,2.

Il *range* finale delle 4 classi è indicato in Tabella 3.1

	Range-Arousal	Range-Valence
LALV	[2,75 - 2,93]	[3,25 - 3,33]
LAHV	[4 - 4,21]	[6,47 - 6,57]
HALV	[6,31- 6,33]	[3,53 - 3,93]
HAHV	[6,46 -7,33]	[6,93 - 7,20]

Tabella 3.1: Range dei valori di arousal e valence per ognuna delle classi individuate

La lista finale dei video selezionati è riportata in Tabella 3.2

⁷<https://www.youtube.com/>

#video	Titolo	Artista	Attivazione	Valenza
1	First Day Of My Life	Bright Eyes	4,21	6,57
2	What A Wonderful World	Louis Armstrong	3,87	7,13
3	Goodbye My Lover	James Blunt	2,93	3,33
4	Breathe Me	Sia	3,25	2,75
5	Song 2	Blur	7,33	7,2
6	I Want To Break Free	Queen	6,4	7,07
7	Bastard Set Of Dreams	Dead To Fall	6,13	3,93
8	Procrastination On The Empty Vessel	Napalm Death	6,33	3,53

Tabella 3.2: Titoli dei video scelti

L'ordine con cui mostrare i video è dipeso da due considerazioni:

1. livelli di attivazione crescenti massimizzano la risposta dinamica del sistema nervoso autonomo rispetto alla *baseline*, come riportato in [39];
2. è più facile passare da emozioni positive a emozioni negative che non il contrario, come osservato dalla Dott.ssa Angelillo, psicologa che ha seguito questo lavoro di tesi.

La sequenza finale è stata quindi LAHV, LALV, HAHV, HALV, con valori di attivazione crescenti tra le sessioni (prima le due sessioni con livelli di attivazione bassi, poi quelle con livelli di attivazione alti) e valori di valenza alternati, dando precedenza alle classi con valenza alta. Si è tenuto conto di queste due regole anche per l'ordinamento dei due video all'interno delle singole sessioni.

Tra una sessione e l'altra è stata inserita un'immagine statica al fine di ritornare ad una situazione emotiva di calma e misurare i valori di *baseline* per la nuova sessione.

Essa è stata mostrata per una durata di 30 secondi con un sottofondo rilassante tipico della musica meditativa. Il video da cui sono state estratte 4 immagini è reperibile al link indicato in [41], mentre queste ultime sono mostrate in Figura 3.2.

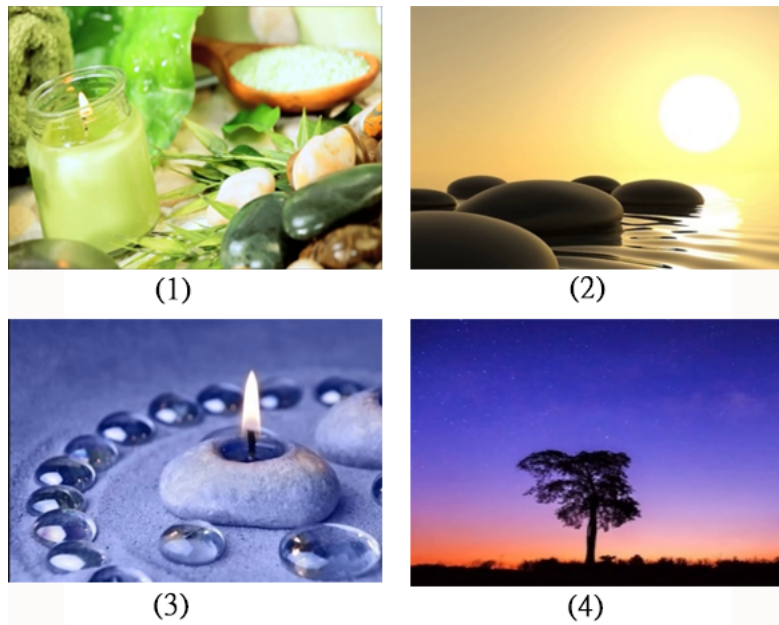


Figura 3.2: Immagini di baseline interposte tra le diverse sessioni

Al termine della selezione, i video del DEAP e quelli di *baseline* sono stati montati insieme in un unico filmato, della durata complessiva di 12:04 minuti. Prima di ogni video è stato mostrato lo stato di avanzamento dell'esperimento attraverso un cerchio di caricamento, di cui è riportato un esempio in Figura 3.3. Al termine di ogni video invece sono stati lasciati 10 secondi per permettere all'utente di valutare i livelli di attivazione e valenza che quel video ha suscitato in lui attraverso l'uso del questionario SAM.



Figura 3.3: Cerchio che mostra l'avanzamento dell'esperimento

3.2 Piano sperimentale

3.2.1 Scelta dei partecipanti

Attraverso un campionamento di convenienza (familiari, amici e colleghi universitari), sono state contattate 30 persone, di età compresa tra i 21 e i 42 anni, al fine di richiedere la loro disponibilità. Di queste, 21 hanno acconsentito a partecipare all'esperimento.

3.2.2 Ambiente

L'esperimento si è tenuto nel laboratorio del gruppo COLLAB⁸, diretto dal Prof. Lanubile, sito al 6° piano del dipartimento di Informatica dell'Università di Bari. I dati sono stati raccolti durante il mese di Marzo 2017. Inizialmente, al soggetto è stato chiesto di firmare il consenso al trattamento dei dati personali, riportato in Appendice B. Subito dopo gli è stato spiegato l'obiettivo finale dell'esperimento, insieme con le indicazioni relative a come effettuare la valutazione di ciascun video attraverso il manichino cartaceo SAM. Dopo essersi assicurati che fosse tutto chiaro, sono stati applicati i sensori, verificando l'effettiva connessione e acquisizione dei dati prima di cominciare la registrazione. Il soggetto ha visto il video, mostrato su uno schermo di 42", comodamente seduto su una sedia dotata di braccioli e poggiatesta in modo da ridurre quanto più possibile movimenti del capo e delle braccia che introducono rumore nel segnale registrato dai sensori. La sedia è stata posta ad una distanza di circa 1 metro dal *monitor*. E' stato

⁸Laboratorio di Ricerca per la Collaborazione in Rete

annotato l'esatto orario (hh/mm/ss) di avvio del video, in modo da permettere un'analisi dei dati sincronizzata tra il video ed ogni dispositivo.

La durata di un'intera sessione, di cui è mostrato un esempio in Figura 3.4, è stata di circa 30 minuti.



Figura 3.4: Un partecipante durante l'esperimento

3.2.3 Il Self-Assesment Manikin

Il *Self-Assesment Manikin (SAM)* è una tecnica di valutazione non verbale che misura direttamente i valori di valenza e attivazione associati alla reazione affettiva di un'ampia varietà di stimoli [3]. E' stato realizzato verso la metà degli anni '90 dalla Prof.ssa Margaret Bradley del dipartimento di Psicologia dell'Università della Florida e dal Prof. Peter Bradley, afferente al dipartimento di Psicologia Clinica della stessa università.

SAM si caratterizza per essere uno strumento orientato all'illustrazione, la cui scala di valori non è espressa con parole testuali, ma attraverso le immagini. Per ogni dimensione affettiva, sono state definite cinque figure: la valenza emotiva è ritratta a partire da una figura sorridente sino ad una che mostra infelicità, mentre l'attivazione è rap-

presentata a cominciare da una figura eccitata sino ad una che esprime rilassatezza. La dimensione della dominanza è legata al controllo che una persona ha della situazione che sta vivendo e dell'emozione che sta provando. In questo lavoro non si è tenuto conto di tale dimensione, in quanto essa risulta solo complementare alle altre due, considerate da Russell le principali per definire i quadranti dello spazio circumplesso delle emozioni [34]. Nel DEAP [23] gli estremi sono stati invertiti, ponendo più a destra il manichino rappresentativo delle emozioni negative e all'opposto quello correlato alla massima positività. Poichè in questo lavoro si è fatto riferimento ai livelli di attivazione e valenza del DEAP, è stata effettuata una scelta analoga. Il *range* della scala SAM va da 1 a 9. Nella sua versione originale, l'utente può esprimere la sua valutazione ponendo una X su una delle cinque illustrazioni oppure tra esse. Per rendere più esplicito tale meccanismo, sono stati aggiunti 9 piccoli cerchietti sotto alle cinque figure. SAM è mostrato in figura 3.5.

Self-Assessment Manikin (SAM)

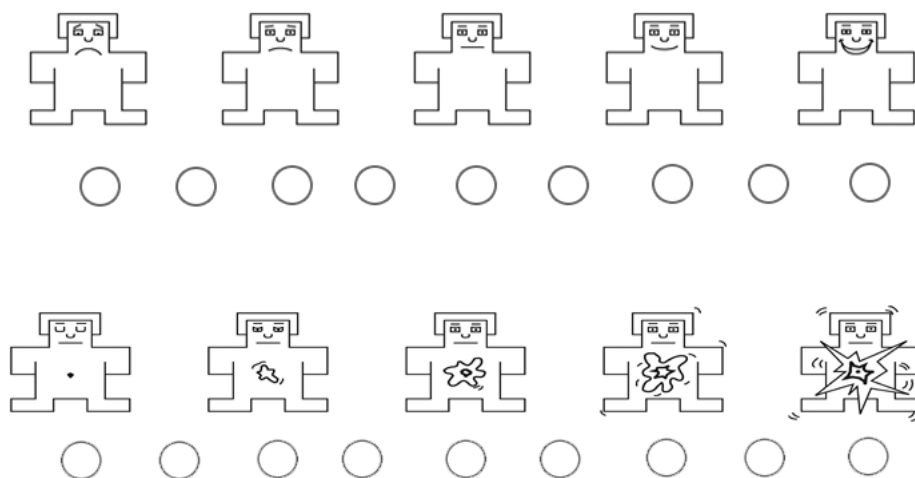


Figura 3.5: Self-Assesment Manikin, adattata da [3]

3.3 Strumentazione Hardware e Software

3.3.1 BrainLink

BrainLink ⁹ è un dispositivo che monitora l'attività elettrica cerebrale. Esso è un caschetto dotato di tre sensori, due posti sulla fronte e uno sul lobo auricolare sinistro. Uno dei due sensori posti sulla fronte è l'*elettrodo attivo*, l'altro misura il rumore ambientale generato dal corpo (movimenti muscolari volontari e involontari), mentre quello sull'orecchio è la *referenza*. Il segnale elettrico viene calcolato come differenza di potenziale tra l'elettrodo attivo e la referenza a meno del rumore rilevato. Il primo, in riferimento al Sistema Internazionale 10 - 20, si trova in posizione Fp1. La referenza viene invece posta sul lobo auricolare, che funge anche da messa a terra, in cui si registra poca attività elettrica. Infatti, ai fini dell'accuratezza del segnale è importante che il valore della referenza sia quanto più prossimo allo 0. BrainLink è dotato di un indicatore luminoso, *Emolight*, che si illumina di blu quando sono registrati alti livelli di rilassamento e di rosso quando invece si rileva che la persona è molto concentrata.

Il caschetto si collega al computer tramite *bluetooth* e i dati acquisiti sono resi disponibili tramite l'applicazione *Neuroview*, descritta in 3.3.4, fornita come strumento di ricerca da acquistare separatamente rispetto all'*hardware*.

I dati acquisiti da BrainLink sono stati campionati ad una frequenza di 512 Hz.



Figura 3.6: BrainLink

⁹<https://www.mindtecostore.com/en/brainlink>

3.3.2 Shimmer GSR+ Unit

Shimmer GSR+ Unit ¹⁰ è un dispositivo *hardware* che permette di misurare la risposta galvanica della pelle attraverso due elettrodi posizionati sulla superficie palmare della prima falange di due differenti dita.

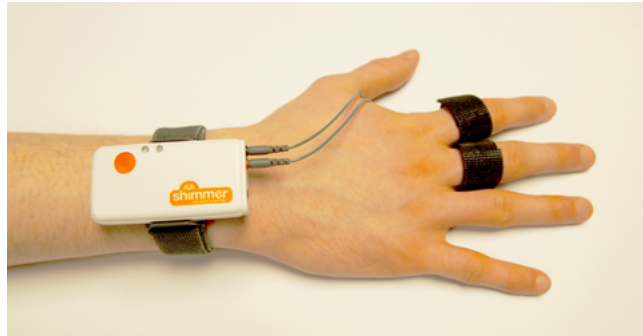


Figura 3.7: Shimmer GSR+ Unit [17]

Ad esso può essere collegato anche un sensore ottico per monitorare il battito cardiaco, tramite un connettore *jack*. Quest'ultimo può essere posizionato su un ulteriore dito oppure sul lobo auricolare, come mostrato in Figure 3.8 e 3.9.

¹⁰<http://www.shimmersensing.com/products/shimmer3-wireless-gsr-sensor>



Figura 3.8: Sensore ottico posizionato sul lobo [11]

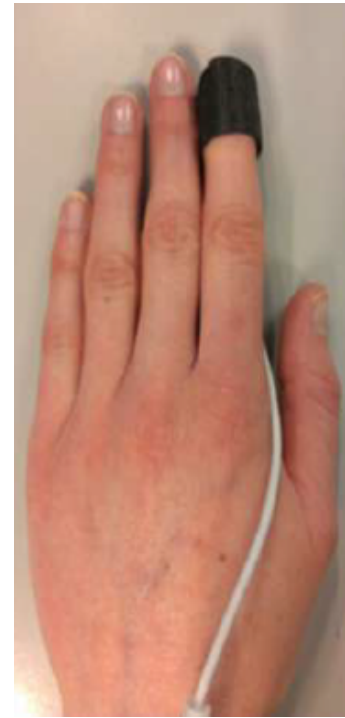


Figura 3.9: Sensore ottico posizionato sul dito [11]

3.3.3 Shimmer EMG

Shimmer EMG ¹¹ è un dispositivo *hardware* che permette di registrare l'attività elettrica associata alla contrazione del muscolo scheletrico. I dati EMG sono misurati da due canali, ognuno con un elettrodo positivo e uno negativo. Inoltre, occorre collegare un altro elettrodo che funge da referenza. Shimmer EMG conta quindi 5 porte, identificate da diversi colori, attraverso cui collegare gli elettrodi: marrone per l'elettrodo positivo del canale 1, rossa per quello negativo, verde per la referenza, nero per l'elettrodo positivo del canale 2, bianco per quello negativo. Gli elettrodi positivo e negativo devono essere posizionati in parallelo alle fibre muscolari del muscolo che si desidera misurare, in prossimità del centro di quest'ultimo. L'elettrodo referenza invece deve essere posizionato in un punto neutrale del corpo, come ad esempio sulle prominente ossee. In Figura 3.10 è mostrato un esempio della disposizione dei cinque elettrodi.

¹¹<http://www.shimmersensing.com/products/shimmer3-emg-unit>



Figura 3.10: Shimmer EMG [19]

Entrambi i braccialetti Shimmer si collegano al computer tramite *bluetooth* e i dati trasmessi sono resi disponibili tramite l'applicazione Consensus. Del software Consensus esistono due versioni: ConsensusBASIC, disponibile gratuitamente con l'acquisto dei braccialetti e ConsensusPRO, per cui è necessaria una licenza. In questo lavoro di tesi è stato utilizzato il software ConsensusPRO, descritto in 3.3.5, in quanto tra le funzionalità che lo caratterizzano vi è quella delle sincronizzazione dei dati provenienti da dispositivi differenti.

3.3.4 Neuroview

Neuroview è uno strumento di ricerca, distribuito dalla compagnia Neurosky, per poter operare con i dati provenienti dai sensori EEG prodotti dalla stessa azienda. In primo luogo, Neurosky fornisce un'interfaccia tramite cui connettersi al dispositivo hardware mediante una porta COM. A connessione avvenuta, è possibile sia visualizzare i dati graficamente in tempo reale sia esportarli su file nel formato statistico "*comma separated value*" (csv). È possibile monitorare costantemente lo stato di qualità del segnale, indicato attraverso un numero compreso tra 0 e 200, posto in basso a destra nella schermata principale dell'applicazione. Nello specifico, 0 indica un segnale relativamente pulito, mentre valori più alti indicano progressivamente segnali più scarsi, fino ad arrivare a 200 che è sinonimo della totale assenza di contatto tra gli elettrodi e la pelle.

Come specificato nella piattaforma di supporto di Neurosky [37], i dati che è possibile derivare dall'applicazione Neuroview sono:

- **onda grezza:** ogni riga rappresenta il valore grezzo di un campione del segnale, con affiancato il *timestamp* in cui esso è stato misurato;
- **spettro delle potenze:** gli spettri delle potenze sono calcolati da 0 a 60Hz ogni mezzo secondo. Ogni riga del file rappresenta uno spettro da 0 a 60Hz, ed ogni valore lungo di esso indica la potenza in ogni intervallo di frequenza, con incrementi tra gli intervalli di 0.25Hz. La prima riga del file contiene le etichette delle frequenze. Ogni riga è preceduta dal *timestamp* al quale la potenza spettrale è stata calcolata;
- **valori filtrati:** ogni riga di questo file è costituito dal *timestamp* di acquisizione del segnale e dal valore filtrato dal chip del caschetto del campione acquisito;
- **attenzione:** ogni riga contiene il valore di attenzione per ogni secondo registrato;
- **meditazione:** ogni riga contiene il valore di meditazione per ogni secondo registrato.

L'attenzione misura il livello di concentrazione dell'utente, mentre la meditazione fa riferimento allo stato di rilassamento. I valori di attenzione e meditazione sono calcolati attraverso l'algoritmo proprietario di Neurosky *eSense*. Essi variano in un *range* che va da 0 a 100.

Indicato con v il valore assunto, è possibile associare delle etichette a questa scala di valori:

- $1 \leq v < 20 \rightarrow$ fortemente ridotto;
- $20 \leq v < 40 \rightarrow$ ridotto ;
- $40 \leq v < 60 \rightarrow$ neutrale;
- $60 \leq v < 80 \rightarrow$ leggermente elevato;
- $80 \leq v \leq 100 \rightarrow$ elevato;

La Figura 3.11 mostra l'interfaccia con cui Neuroview presenta ai suoi utenti i livelli di attenzione e meditazione calcolati.

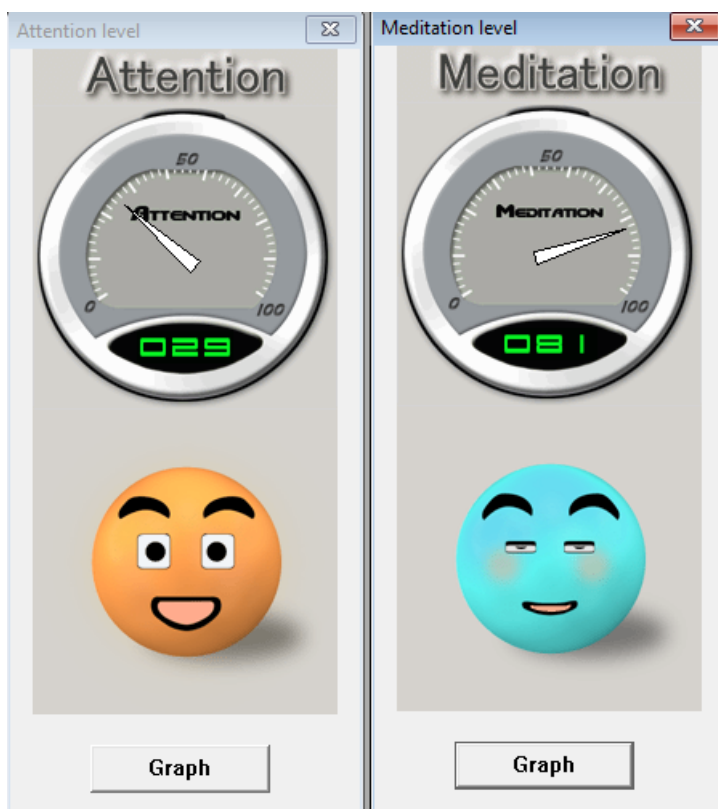


Figura 3.11: Livelli di attenzione e di meditazione mostrati da Neuroview

3.3.5 ConsensysPRO

ConsensysPRO è stato progettato con l'obiettivo di aggiungere a ConsesysBASIC caratteristiche come la configurazione simultanea di più Shimmer (fino a 15), la sincronizzazione dei dati provenienti da più Shimmer (fino a 7) e il trasferimento dei dati dai dispositivi Shimmer al pc senza interruzioni. Al fine di permettere le operazioni elencate, è necessario che al computer si collegato Consesys Base6 tramite cavo USB. Esso è un dispositivo *hardware* multifunzione che ha tre scopi principali: caricare i dispositivi Shimmer, fornire accesso alla scheda SD in essi contenuta e infine programmarli. Consensys Base6 è illustrato in Figura 3.12.



Figura 3.12: Consensys Base6

In questo lavoro di tesi ConsensysPRO si è reso necessario poichè si è lavorato con due braccialetti Shimmer contemporaneamente. All'avvio di ConsensysPRO sono mostrati all'utente tre pannelli, ognuno dei quali è responsabile di una particolare categoria di operazioni. Essi sono presentati in figura 3.13.

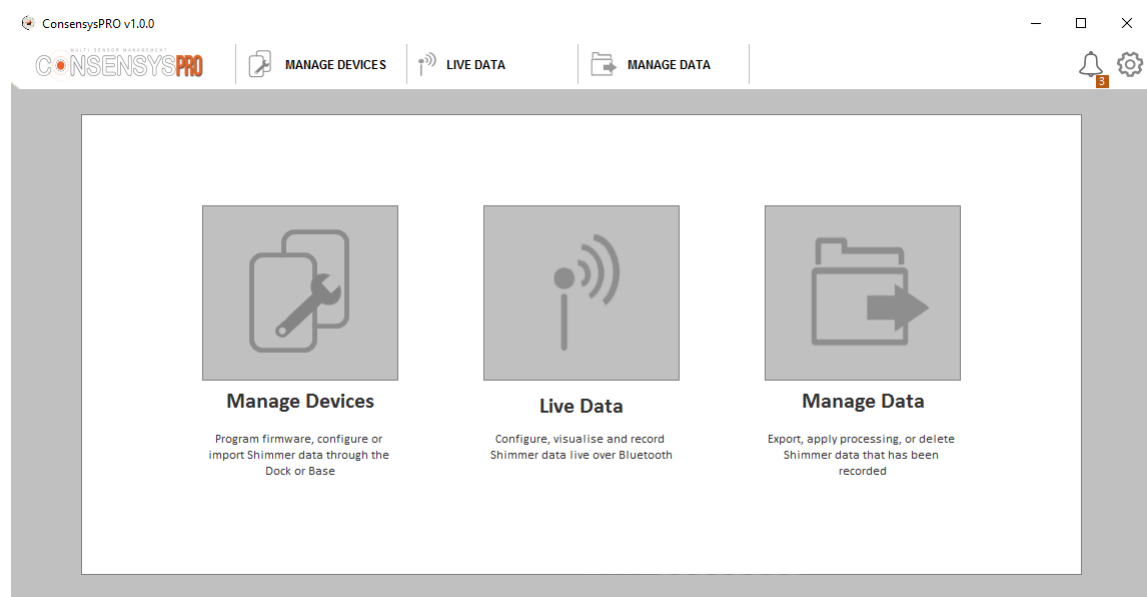


Figura 3.13: Interfaccia iniziale di Consensys Pro

Il pannello “*Manage Devices*” è responsabile della configurazione degli Shimmer. Tramite esso si stabilisce inanzitutto quali tra i due *firmware* disponibili utilizzare: SD-Log o LogAndStream. Il primo prevede che i dati siano soltanto salvati sulla scheda SD,

mentre il secondo fa sì che essi siano anche trasmessi al pc tramite *bluetooth* in modo da poter visualizzare i grafici in tempo reale. Per questo progetto si è utilizzato il firmware LogAndStream. Dopo aver impostato il *firmware*, i dispositivi devono essere configurati: si sceglie un nome che identificherà la sessione, e per ogni dispositivo Shimmer, si stabilisce la frequenza di campionamento, quali sensori attivare e quali algoritmi usare per processare i dati. In questo lavoro di tesi come nome della sessione è stato inserito il cognome della persona di cui si sono misurati i dati, la frequenza di campionamento per GSR è stata 128Hz, mentre quella per EMG è stata 512Hz. Questa scelta è stata effettuata osservando gli esempi forniti a supporto del software. Per ShimmerGSR si è selezionato l'algoritmo PPGtoHR, in modo da ricavare anche la misura relativa alla frequenza cardiaca.

Il pannello “*Live Data*” permette di acquisire e salvare i dati, dopo aver estratto i dispositivi dalla base e montato correttamente gli elettrodi. A partire da esso, è possibile iniziare la connessione tramite porte COM tra ogni dispositivo Shimmer e il pc. Inoltre, selezionando appositi pulsanti, è possibile stabilire quando cominciare a salvare i dati, dove salvarli (pc o scheda sd) e quando fermarsi. Durante l'acquisizione dei dati, le misure acquisite sono mostrate graficamente.

Il pannello “*Manage Data*” consente di selezionare una sessione ed esportarne i dati relativi nel formato stabilito nelle impostazioni generali (.csv, .txt, .dat, .mat) oppure di eliminarli. Esso offre anche l'opportunità di effettuare una fase di *processing* dei dati, attraverso diversi algoritmi che ne effettuano il filtraggio.

Per ulteriori approfondimenti relativi al *software* ConsensusPRO si rimanda alla documentazione generale [8].

Capitolo 4

Metodologia

Al fine di riconoscere le emozioni, i dati acquisiti durante la sperimentazione tramite i sensori biometrici sono stati analizzati ed elaborati attraverso tre fasi distinte: *preprocessing*, estrazione delle *features* e classificazione. Il passo di preprocessing prevede un filtraggio del segnale al fine di eliminarne il rumore. In seguito, sono ricavate le misure che lo descrivono statisticamente, utilizzate dagli algoritmi di apprendimento per la classificazione.

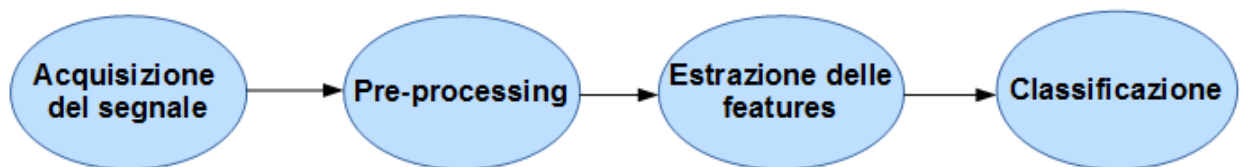


Figura 4.1: Fasi dello studio

4.1 Preprocessing dei segnali biometrici

I segnali acquisiti con i dispositivi indossabili sono molto rumorosi, a causa di fattori come la perdita di contatto tra gli elettrodi e la pelle e/o movimenti muscolari e dell'occhio (*blink*). Per poter rimuovere questi artefatti, occorre filtrare il segnale in modo tale da far sì che esso sia descritto soltanto attraverso frequenze appartenenti ad un certo *range*, contenenti la vera informazione ricercata. Partendo da alcuni esempi di analisi

dei dati acquisiti con biosensori, mostrati da Andrew Begel durante la sessione di ricerca “Hands-On Sensors 101” del *workshop* internazionale “*Emotional Awareness in Software Engineering (SEmotion)*” [2], sono stati applicati filtri passa basso, passa alto e passa banda. Essi permettono rispettivamente il passaggio di frequenze al di sotto (passa basso) o al di sopra (passa alto) di una certa soglia oppure di un intervallo specificato (passa banda).

4.1.1 EEG

Il segnale EEG è stato filtrato attraverso il filtro passa banda di “butterworth” [6], in modo tale da definire il *range* delle frequenze desiderate per ogni banda. Partendo dagli esempi mostrati in [2], è stata pertanto definita la funzione “*construct_EEG_filter*”, utilizzando R¹ come linguaggio di programmazione:

```
# Construct a band-pass filter using a butterworth filter
  design.
# (alpha: 8-12hz, beta 12-30 hz, gamma 30-80hz, delta 0-4 hz,
  theta 4-8 hz)

construct_filter_EEG = function(){

bf_alpha <- butter(2, c(8/1000,12/1000), type="pass")
bf_beta <- butter(2, c(12/1000,30/1000), type="pass")
bf_gamma <- butter(2, c(30/1000,80/1000), type="pass")
bf_delta <- butter(2, c(0,4/1000), type="pass")
bf_theta <- butter(2, c(4/1000,8/1000), type="pass")

filter_EEG <- list( "bf_alpha" = bf_alpha, "bf_beta" =
  bf_beta, "bf_gamma" = bf_gamma, "bf_delta" = bf_delta,
  "bf_theta" = bf_theta )

return(filter_EEG)
}
```

¹<https://cran.r-project.org/>

Un volta costruito, il filtro è stato applicato attraverso la funzione “*apply_filter_EEG*”, per ottenere ciascuna banda di frequenza delle onde cerebrali conosciute:

```
#Apply filter on signal

apply_filter_EEG = function(filter_EEG, EEG_signal){

  alpha <- signal:::filter(filter_EEG$bf_alpha, EEG_signal)
  beta <- signal:::filter(filter_EEG$bf_beta, EEG_signal)
  gamma <- signal:::filter(filter_EEG$bf_gamma, EEG_signal)
  delta <- signal:::filter(filter_EEG$bf_delta, EEG_signal)
  theta <- signal:::filter(filter_EEG$bf_theta, EEG_signal)

  data_filtered <- list( "alpha" = alpha, "beta" = beta,
    "gamma" = gamma, "delta" = delta, "theta" = theta )

  return(data_filtered)
}
```

Di seguito, si riportano esempi del segnale prima e dopo la fase di filtraggio effettuato su 30 secondi del segnale del partecipante n° 18 (orario: 13:41:45 - 13:42:15).

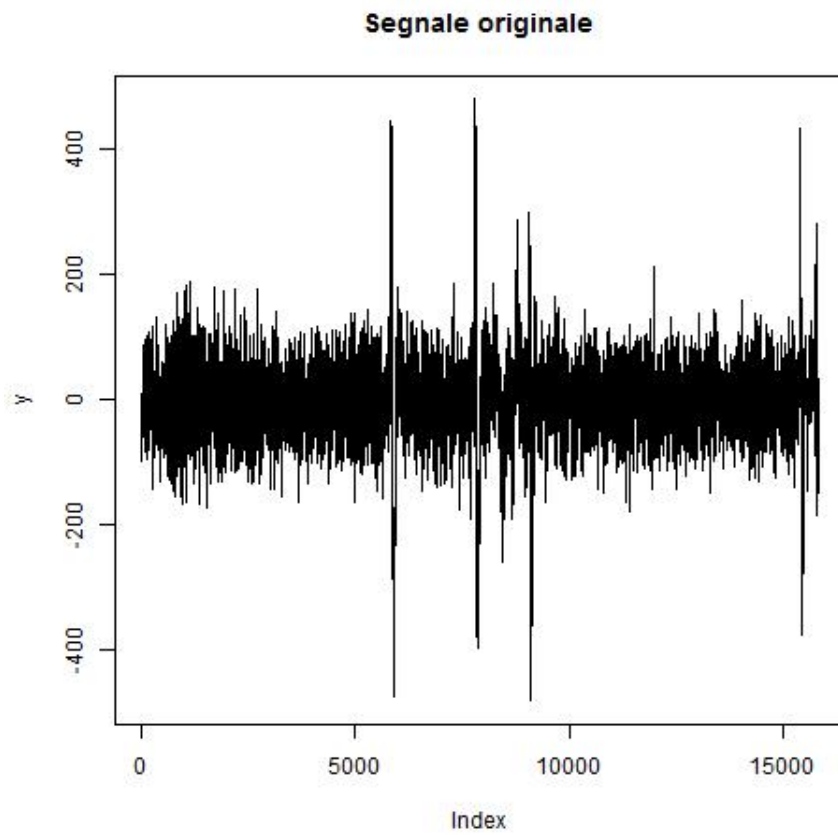


Figura 4.2: Segnale prima del filtraggio

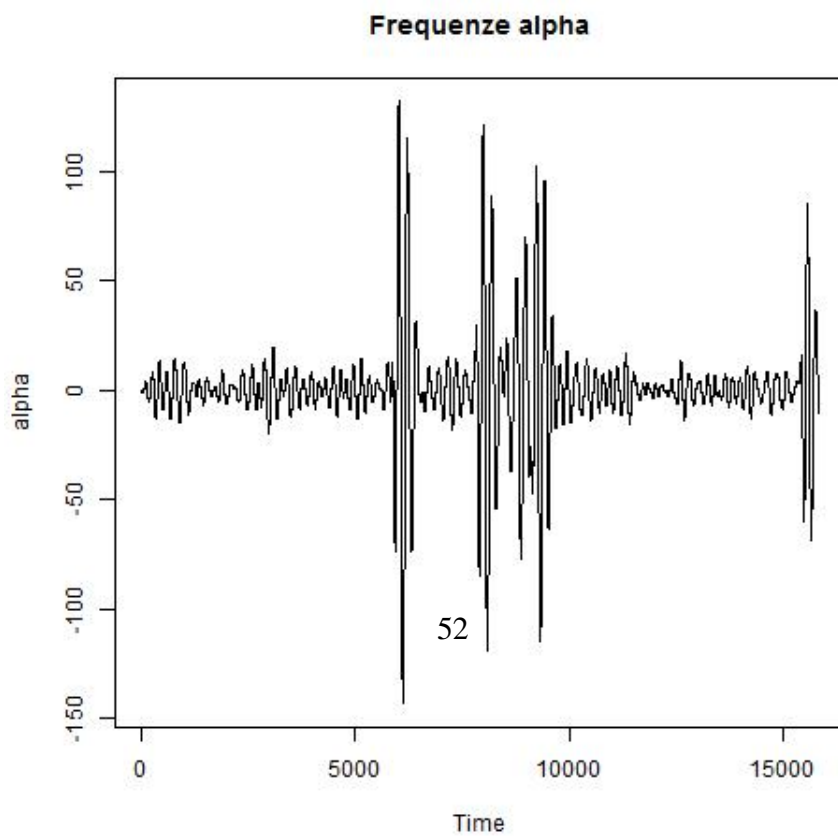


Figura 4.3: Onde alpha

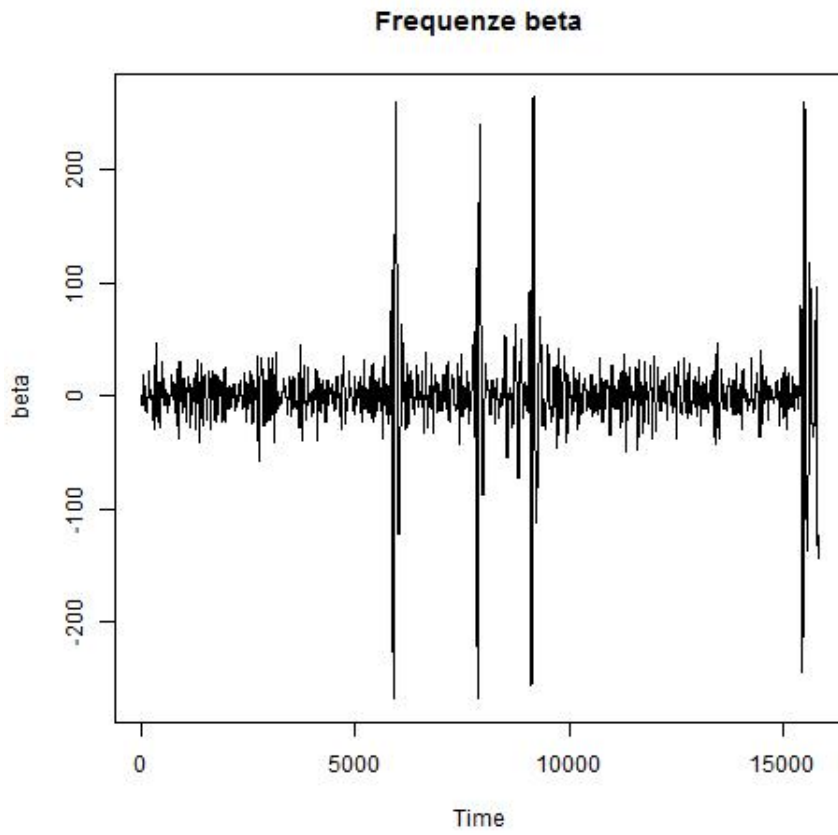


Figura 4.4: Onde beta

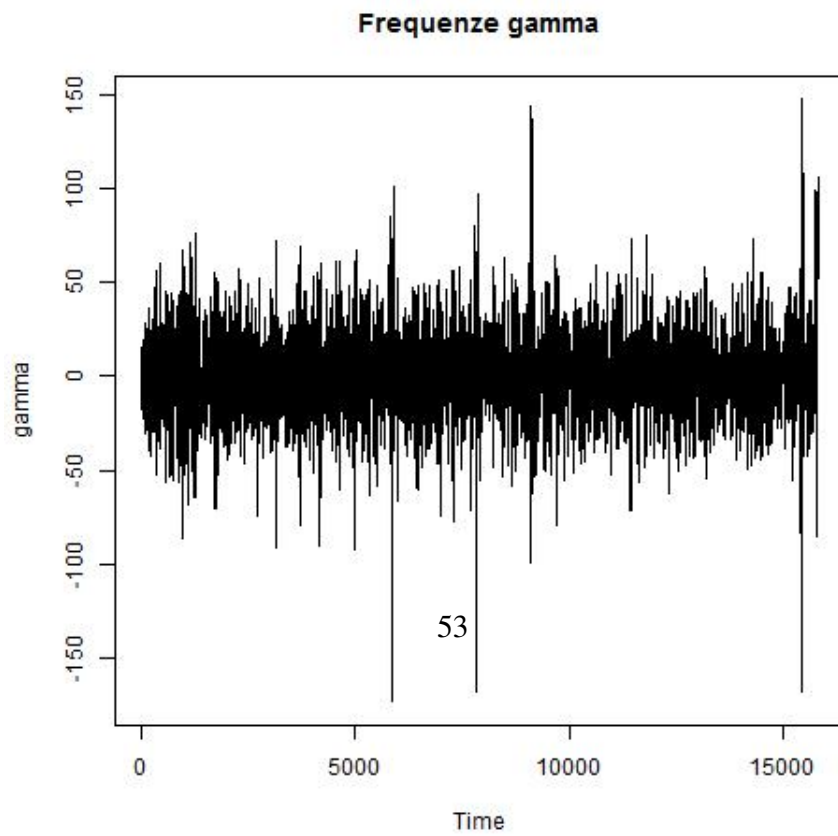


Figura 4.5: Onde gamma

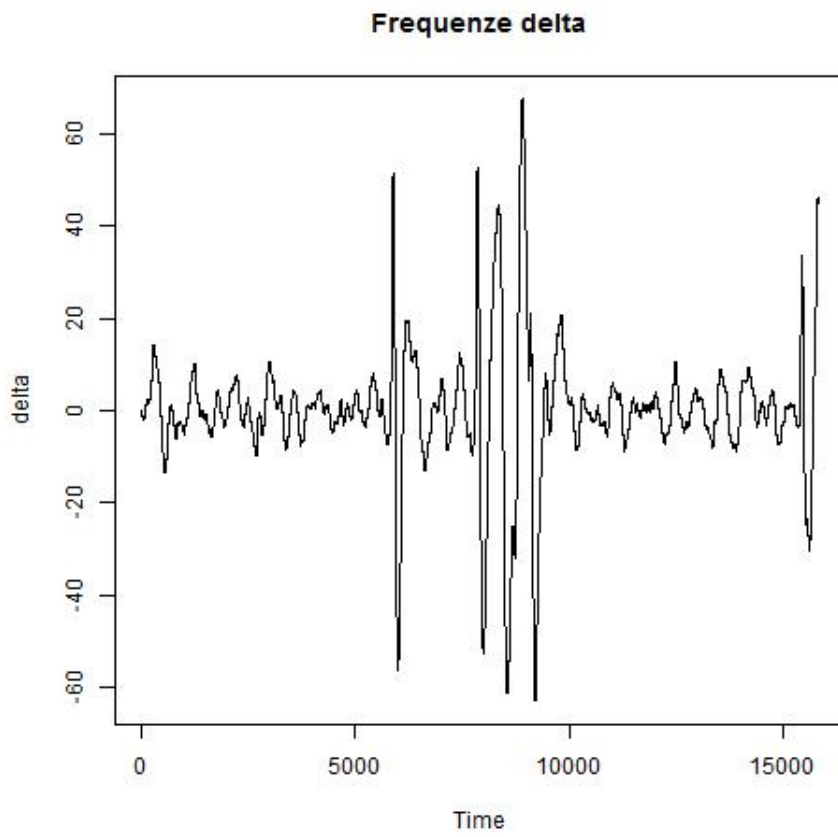


Figura 4.6: Onde delta

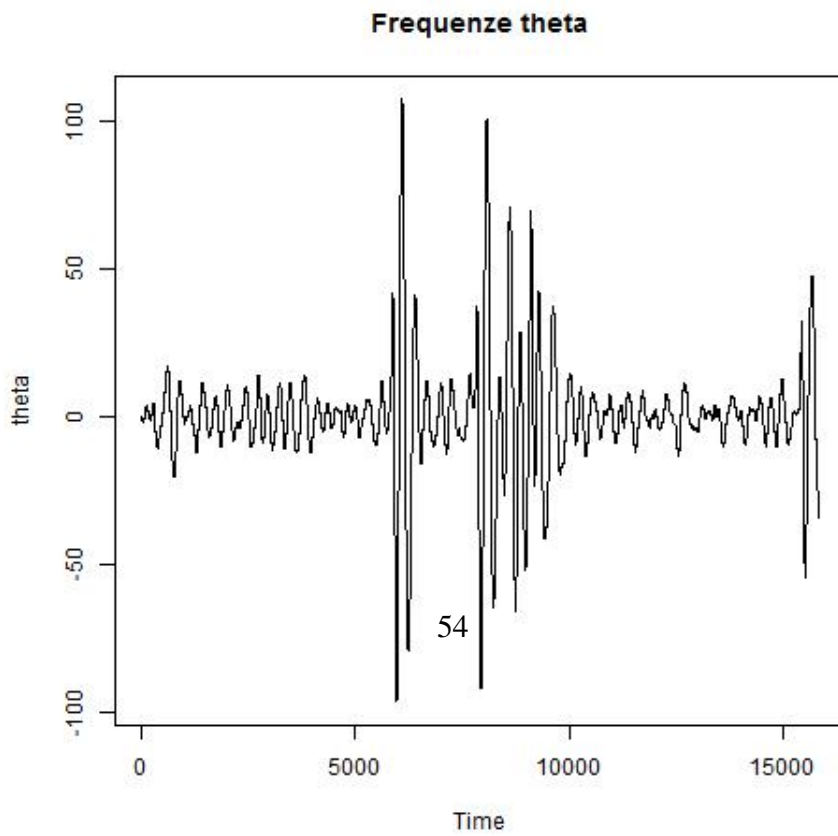


Figura 4.7: Onde theta

4.1.2 GSR

Il segnale GSR è stato filtrato attraverso i filtri passa basso e passa alto di “butterworth” [6]. Partendo dagli esempi mostrati in [2], dove è stato utilizzata una soglia di *cut-off* pari a 1-20 Hz, è stata definita la funzione “*construct_GSR_filter*”, utilizzando R come linguaggio di programmazione:

```
# Construct a low and high -pass filter using a butterworth
  filter design.
construct_filter_GSR = function(){

bf_low <- butter(2, 1/20, type="low")
bf_high <- butter(2, 1/20, type="high")

filter_GSR <- list("bf_low" = bf_low, "bf_high" = bf_high )

return(filter_GSR)

}
```

Un volta costruito, il filtro è stato applicato attraverso la funzione “*apply_filter_GSR*”, per scomporre la componente tonica del segnale da quella fasica:

```
#Apply GSR filter on signal

apply_filter_GSR = function(filter_GSR, GSR_signal){

phasic <- signal:::filter(filter_GSR$bf_high, GSR_signal)
tonic <- signal:::filter(filter_GSR$bf_low, GSR_signal)

data_filtered <- list("phasic" = phasic, "tonic" = tonic)

return(data_filtered)

}
```

4.1.3 EMG

Il segnale EMG è stato filtrato attraverso il filtro passa banda di “butterworth” [6], impostando come soglia di *cut-off* le frequenze comprese tra 1 e 125 Hz, come suggerito in [25]. E’stata definita la funzione “*construct_EMG_filter*”, utilizzando R come linguaggio di programmazione:

```
# Construct a band pass filter using a butterworth filter
  design.
construct_filter_EMG = function(){

bf_pass <- butter(2, c(20/1000, 125/1000), type="pass")

return (bf_pass)
}
```

Un volta costruito, il filtro è stato applicato attraverso la funzione “*apply_filter_EMG*”:

```
#Apply EMG filter on signal

apply_filter_EMG = function(filter_EMG, EMG_signal){

emg_filtered <- signal:::filter(filter_EMG, EMG_signal)

return(emg_filtered)

}
```

In seguito, è stata effettuata un’ulteriore fase di *preprocessing* sul segnale EMG, attraverso l’operazione di rettifica, realizzata con la funzione “*rectification*” del package “*biosignalEMG*” di R. Questa correzione ha il compito di trasformare tutte le ampiezze negative in positive, in modo da poter ricavare informazione veritiera dalle misure statistiche [24].

4.2 Estrazione delle features

L'estrazione delle *features* è un processo che permette di derivare l'informazione utile contenuta in grandi quantità di dati. Attraverso essa, sono stati determinati gli attributi che maggiormente descrivono i video a partire dai segnali misurati. In questo lavoro di tesi, il processo di estrazione delle features si è basato su [15] e [23].

Inanzitutto, sono stati estratti i dati relativi ai quattro video di *baseline* e agli ultimi 30 secondi di ogni video. Non è stato considerato l'intero minuto in modo tale da lasciare tempo all'emozione di manifestarsi. Ad ogni valore di ciascun video, è stata sottratta la media della *baseline* corrispondente, per dare risalto al cambiamento rispetto al periodo pre-stimolo.

Per l'EEG è stato ricavato un vettore di *features* relative alle misure statistiche (media, minimo, massimo, varianza, deviazione standard) di ogni banda di frequenza. Tali misure sono state calcolate anche per i valori di attenzione e meditazione, forniti dal software Neurosky. Queste operazioni sono state effettuate sia a partire dai dati originali, sia da quelli corretti attraverso la *baseline*. Inoltre, poichè ogni persona ha caratteristiche fisiologiche differenti anche a livello di segnale cerebrale, è stato calcolato il rapporto di ogni banda con un'altra in modo da confrontare i valori tra individui differenti [15]. In totale, dall'EEG sono state estratte 92 *features*.

Le *features* della GSR sono state calcolate a partire dalla componente fasica del segnale, poichè essa è costituita dalle risposte agli stimoli [17]. Sono state ricavate le *features* che descrivono il segnale statisticamente (media, minimo, massimo, varianza, deviazione standard) sia a partire dai dati originali, sia da quelli corretti attraverso la *baseline*. In seguito, è stata applicata la trasformata di Wavelet che risulta estremamente efficiente per rimuovere il rumore in segnali di lungo periodo alle basse frequenze [40]. A partire dalle derivate del segnale ulteriormente filtrato, sono state calcolate nuove *features*: la media delle derivate, che rivela la variabilità del segnale, la media delle derivate dei soli valori negativi e la proporzione di valori negativi nelle derivate. Questi ultimi due attributi indicano l'importanza della caduta della resistenza [36]. Inoltre, poichè i cambiamenti nell'attività elettrica dovuti agli stimoli sono visibili come picchi, sono state ricavate altre *features* relative all'ampiezza e alla frequenza del segnale. In totale, dalla GSR sono state estratte 26 *features*.

Le misure relative al battito cardiaco (HR) non sono state considerate, poichè in

diversi casi l'acquisizione di tale segnale non è andata a buon fine.

Per l'EMG, come per le altre misure fisiologiche, sono state anzitutto ricavate *features* statistiche (media, minimo, massimo, varianza, deviazione standard) per ognuno dei due canali con cui sono state misurate l'attività elettrica del bicipite e del muscolo dell'avambraccio. Inoltre, attraverso il *package* “*biosignal EMG*” del linguaggio R, sono state derivate *features*, sempre per ogni canale, più specifiche per lo studio di tale segnale. In particolare, è stata calcolata la media dei valori del segnale, dopo aver applicato due algoritmi di filtraggio: l'involuppo RMSE e la media mobile. Essi sono utilizzati per minimizzare la parte del segnale che non è riproducibile, a causa della natura del segnale stesso [24]. La lunghezza della finestra temporale impostata per calcolare le medie locali dei dati è stata pari a 30.

Per quantificare il livello di eccitazione nel segnale, è stata effettuata un'operazione nota come “*integrazione*” [16]. La media del segnale integrato è stata utilizzata come *feature* ulteriore. In totale, per l'EMG sono state estratte 26 features.

La sintesi delle *features* estratte è riportata in Tabella 4.1 .

Segnale	Features (Δ rappresenta la differenza rispetto alla <i>baseline</i>)
EEG	media, min, max, var, dev std (alpha - beta - gamma - delta - theta, alpha - beta - gamma - delta - theta corretti, att - med, att - med corretti), media ($\Delta(\alpha/\beta)$, $\Delta(\alpha/\gamma)$, $\Delta(\alpha/\delta)$, $\Delta(\alpha/\theta)$, $\Delta(\beta/\alpha)$, $\Delta(\beta/\gamma)$, $\Delta(\beta/\delta)$, $\Delta(\beta/\theta)$, $\Delta(\gamma/\alpha)$, $\Delta(\gamma/\beta)$, $\Delta(\gamma/\delta)$, $\Delta(\gamma/\theta)$, $\Delta(\delta/\alpha)$, $\Delta(\delta/\beta)$, $\Delta(\delta/\gamma)$, $\Delta(\delta/\theta)$, $\Delta(\theta/\alpha)$, $\Delta(\theta/\beta)$, $\Delta(\theta/\gamma)$, $\Delta(\theta/\delta)$, $\Delta(\theta/(\alpha + \beta))$, $\Delta(\beta/(\alpha + \theta))$)
GSR	media, min, max, var, dev std (GSR fasica, GSR fasica corretta), media derivata, media derivata solo neg, proporzione val. neg. nella derivata vs tutti i valori, media, min, max ampiezza picchi, rapporto num. picchi e ampiezza minima, rapporto tra somma dei picchi e ampiezza minima (GSR fasica filtrata con Wavelet, GSR fasica filtrata con Wavelet corretta)
EMG	media, min, max, var, dev std (EMG rettificato e EMG rettificato corretto - 2 canali), media (rmse, media mobile, integrazione - 2 canali)

Tabella 4.1: Features estratte

4.3 Classificazione

I *dataset* creati con le *features* estratte sono stati salvati in file *.arff*, in modo da effettuare la classificazione attraverso il software di *data mining* “*Weka* ²”. A causa di imprevisti legati al caschetto, non sono stati acquisiti i dati dell’EEG per il partecipante 9. Si sono

²<http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

riscontrati problemi anche per l'acquisizione EMG del partecipante 8. Di conseguenza, per creare *dataset* consistenti rispetto al numero di istanze, i dati relativi a tutti i parametri fisiologici di questi due partecipanti sono stati esclusi. Ogni dataset, costruito con i dati di 19 partecipanti, conta 152 istanze.

Per poter valutare se le misure rilevate contenessero informazione emotiva sono stati utilizzati tre differenti classificatori: J48 (implementazione di C4.5), SMO (implementazione delle *Support Vector Machine*) e *Naive Bayes*. Con lo scopo di verificare se ci fosse una effettiva differenza tra i valori acquisiti durante la visione del video e quelli contenenti il solo risultato della stimolazione emotiva, ogni classificatore è stato lanciato su tre versioni dello stesso dataset:

- **completo**, contenente tutte le *features* estratte;
- **corretto**, contenente le *features* relative ai valori del video a meno della *baseline*;
- **non corretto**, contenente solo le *features* relative ai valori del video a cui non è stata sottratta la *baseline*.

In ognuno dei tre casi sono sempre stati rimossi l'attributo relativo all'*id* del video e quello della dimensione del modello di Russell che non doveva essere valutata.

Differentemente da [23], in cui il classificatore è stato addestrato e valutato su ogni partecipante, in questo lavoro di tesi è stato costruito un unico classificatore per tutti i partecipanti. Questa scelta trova due giustificazioni:

1. il numero di video mostrati ad ogni partecipante è stato nettamente inferiore a quello utilizzato nello studio citato, per cui si avrebbero *dataset* con un numero di istanze poco significativo;
2. si vogliono utilizzare i dati raccolti come *training set* per future classificazioni su nuovi soggetti, senza avere la necessità di riaddestrare nuovamente il modello.

In [15], dove le misure fisiologiche sono state utilizzate per valutare i livelli di difficoltà di alcuni *task* riguardanti la comprensione di codice nello sviluppo software, è stata effettuata una classificazione sia sui partecipanti sia sui *task*.

Come per i due studi citati, ai quali ci si è ispirati per il processo di estrazione delle *features*, descritto in 4.2, la strategia di classificazione utilizzata è stata la *leave-one-out cross validation*.

In Tabella 4.2 sono riportate le sperimentazioni effettuate sui diversi *dataset* con il rispettivo numero di *features* per ognuna delle tre versioni (completo, corretto, non_corretto) utilizzate. Le sperimentazioni derivate dalla combinazione di coppie di sensori sono state eseguite in un momento successivo alle altre, dopo aver stabilito che i dati più interessanti da considerare fossero quelli relativi alla versione corretta del *dataset*.

Dataset	#completo	#corretto	#non corretto
EEG	92	35	57
GSR	26	13	13
EMG	26	10	16
EEG + GSR	-	48	-
EEG + EMG	-	45	-
GSR + EMG	-	23	-
EEG + GSR + EMG	144	58	86

Tabella 4.2: Sperimentazione

4.3.1 Leave-one-out cross validation

La Cross Validation è una tecnica utilizzata per stimare le *performance* di un classificatore. Il dataset viene suddiviso in due parti: il *training set* utilizzato per addestrare il classificatore e il *test set*, attraverso cui esso viene validato. L'idea alla base è quella di incrociare il *training set* e il *test set* attraverso ripetute iterazioni, in modo tale che ogni istanza abbia la possibilità di essere valutata. Tipicamente la *cross validation* è realizzata mediante la *k-fold cross validation*. Essa consiste nel partizionare il dataset in k parti uguali, dette *fold*. Successivamente, sono eseguite k iterazioni in modo tale che per ogni iterazione è scelto un *fold* diverso come *test set*, mentre gli altri $k-1$ costituiscono il *training*. Quando si effettua la *cross validation* con un numero di *fold* pari al numero di esempi n , si parla di *leave-one-out cross validation*. In questo caso l'errore di predizione non è affetto da *bias*, ma potrebbe presentare un'alta varianza, essendo i *training-set* molto simili tra loro. Esso risulta computazionalmente costoso, poiché

richiede n applicazioni del metodo di apprendimento. Di conseguenza risulta indicato solo quando si ha un *dataset* con un numero piccolo di istanze. Il meccanismo attraverso cui opera la *leave-one-out cross validation* è riportato in figura 4.8

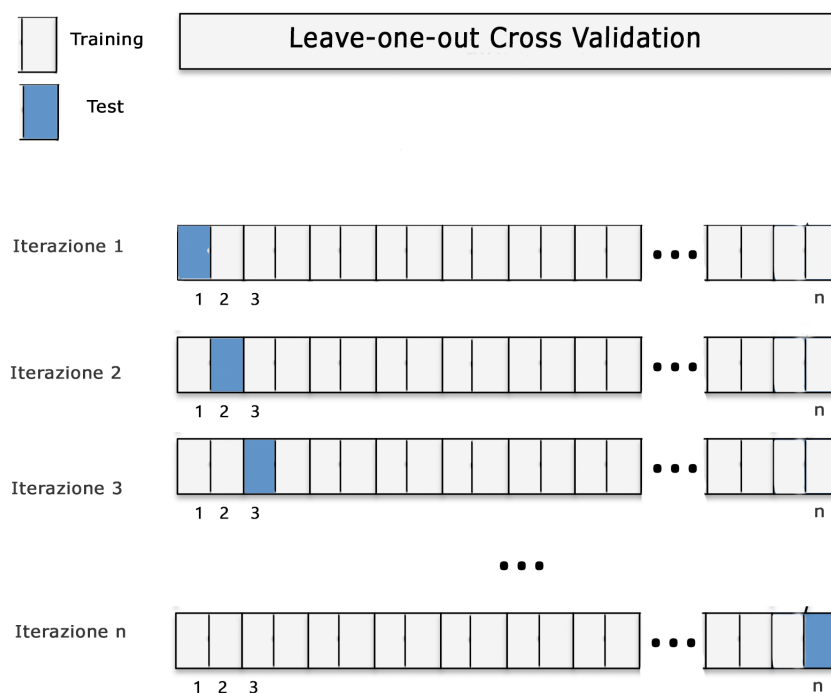


Figura 4.8: Leave-One-Out cross validation

4.3.2 Algoritmi

Si riporta una breve descrizione degli algoritmi utilizzati per la classificazione, cioè J48, SMO e Naive Bayes.

J48

J48 è l'implementazione in Weka dell'algoritmo C4.5, sviluppato da Ross Quinlan nel 1993 [32]. Esso opera attraverso la creazione di un albero di decisione, composto da tre elementi: il nodo radice, i nodi interni e i nodi foglia. Ogni nodo interno denota un *test* su un certo attributo e i suoi archi uscenti rappresentano un diverso risultato per lo

specifico test. Le foglie costituiscono la scelta da prendere e ad ognuna di esse viene assegnata l'etichetta di una delle possibili classi per il problema in esame.

L'albero di decisione viene costruito utilizzando la strategia *top-down* “*dividi et impera*”, secondo i seguenti passi:

- Se tutti gli esempi nel *training set* sono della stessa classe C , allora il risultato è l'etichetta C medesima;
- altrimenti:
 1. si seleziona l'attributo più discriminante A , i cui valori sono a_1, \dots, a_r ;
 2. si partiziona il training set sulla base dei valori di A ;
 3. si applica ricorsivamente l'algoritmo ad ognuna delle partizioni individuate al passo precedente.

Nell'algoritmo C4.5, viene usato il rapporto di guadagno (*Gain Ratio*) per determinare la struttura dell'albero di decisione. Esso misura la riduzione di entropia causata dal partizionamento degli esempi secondo un certo attributo.

SMO

SMO è l'implementazione in Weka dell'algoritmo di ottimizzazione minima sequenziale [30], proposto da J.Platt nel 1998, per addestrare un classificatore basato sulle macchine a vettori di supporto (*Support Vector Machine*). L'idea su cui questo algoritmo si basa è quella della costruzione di “confini” all'interno di un iperpiano che riescano a separare quanto più possibile le classi.

Naive Bayes

Il Naive Bayes è un classificatore basato sul concetto di probabilità condizionata: data un'istanza del problema, rappresentata da un vettore di *features* $x = x_1, x_2, \dots, x_n$, esso assegna all'istanza la probabilità $p(C_k | x_1, x_2, \dots, x_n)$ per ognuna delle possibili etichette k della classe C .

La nuova istanza viene classificata con l'etichetta k della classe C che massimizza tale probabilità.

Il classificatore Naive Bayes assume l'indipendenza delle *features*.

Capitolo 5

Risultati

5.1 Risultati ottenuti dalla classificazione

Si riportano i risultati relativi al processo di classificazione, descritto in 4.2. Sono state inizialmente effettuate sperimentazioni sulle misure fisiologiche considerate singolarmente. Poichè nella metà dei casi (9/18) si ottenevano risultati migliori dalla versione corretta del *dataset*, le sperimentazioni successive, relative alla combinazione di due o più parametri sono state effettuate solo considerando le *features* corrette con la *baseline*.

Per ogni sperimentazione effettuata, sono mostrate le prestazioni dei classificatori, attraverso le misure di precisione, richiamo ed F-measure. Sono evidenziati in grassetto i risultati migliori di F-measure ottenuti per ogni algoritmo.

5.1.1 EEG

Dall'EEG si è ottenuto il miglior risultato di F-measure (0,658) per la valenza, attraverso il classificatore SMO, adoperando la versione del *dataset* costruita con tutte le *features*. Per l'attivazione invece le *performance* migliori (0,605) sono state ricavate sempre dallo stesso algoritmo, ma nella versione del *dataset* corretta. Per entrambe le classi, J48 risulta più efficace nella versione del *dataset* non corretta. Viceversa accade per quanto riguarda il Naive Bayes. Ad ogni modo, non si registrano differenze sostanziali tra i risultati ottenuti per le due classi, per cui l'EEG può essere considerata una misura attraverso cui individuare sia il livello di attivazione emotiva sia quello di valenza.

I valori di precisione, richiamo ed F-measure ottenuti sulle misure relative all' EEG sono riportati in Tabella 5.1.

EEG									
	Attivazione					Valenza			
	Precisione	Richiamo	F-measure	Precisione	Richiamo	F-measure	Precisione	Richiamo	F-measure
J48_completo	0,469	0,395	0,429	0,541	0,526	0,533	Low		
	0,477	0,553	0,512	0,538	0,553	0,545	High		
	0,473	0,474	0,47	0,54	0,539	0,539	Weighted Avg.		
J48_corretto	0,592	0,423	0,434	0,348	0,211	0,262	Low		
	0,566	0,419	0,408	0,434	0,605	0,505	High		
	0,579	0,421	0,421	0,391	0,408	0,384	Weighted Avg.		
J48_non_corretto	0,621	0,474	0,537	0,571	0,579	0,575	Low		
	0,574	0,711	0,635	0,573	0,566	0,57	High		
	0,598	0,592	0,586	0,572	0,572	0,572	Weighted Avg.		
SMO_completo	0,595	0,618	0,606	0,65	0,684	0,667	Low		
	0,603	0,579	0,591	0,667	0,632	0,649	High		
	0,599	0,599	0,599	0,658	0,658	0,658	Weighted Avg.		
SMO_corretto	0,608	0,592	0,6	0,557	0,645	0,598	Low		
	0,603	0,618	0,61	0,578	0,487	0,529	High		
	0,605	0,605	0,605	0,567	0,566	0,563	Weighted Avg.		
SMO_non_corretto	0,576	0,447	0,504	0,602	0,658	0,629	Low		
	0,548	0,671	0,604	0,623	0,566	0,593	High		
	0,562	0,559	0,554	0,613	0,612	0,611	Weighted Avg.		
NaiveBayes_completo	0,504	0,789	0,615	0,643	0,237	0,346	Low		
	0,515	0,224	0,312	0,532	0,868	0,66	High		
	0,51	0,507	0,464	0,588	0,553	0,503	Weighted Avg.		
NaiveBayes_corretto	0,6	0,316	0,414	0,552	0,763	0,641	Low		
	0,536	0,789	0,638	0,617	0,382	0,472	High		
	0,568	0,553	0,526	0,585	0,572	0,556	Weighted Avg.		
NaiveBayes_non_corretto	0,507	0,895	0,648	0,714	0,197	0,309	Low		
	0,556	0,132	0,213	0,534	0,921	0,676	High		
	0,532	0,513	0,43	0,624	0,559	0,493	Weighted Avg.		

Tabella 5.1: Sperimentazione EEG: precisione, richiamo ed F-measure

5.1.2 GSR

Per la GSR si è ottenuto il miglior risultato di F-measure (0,63) per l'attivazione, attraverso il classificatore J48, adoperando la versione del *dataset* corretta. Per la valenza invece le *performance* migliori (0,359) sono state ricavate dal Naive Bayes. Quest'ultimo classifica l'attivazione sempre nella stessa maniera, indipendentemente dalla versione del *dataset*. Differenze significative nei risultati tra le due classi, risultanti specialmente dalla classificazione effettuata con J48, confermano che la misura GSR è legata principalmente al livello di attivazione emotiva.

I valori di precisione, richiamo ed F-measure ottenuti sulle misure relative alla GSR sono riportati in Tabella 5.2.

GSR						
	Attivazione			Valenza		
	Precisione	Richiamo	F-measure	Precisione	Richiamo	F-measure
J48_completo	0,789	0,395	0,526	0	0	0
	0,596	0,895	0,716	0	0	0
	0,693	0,645	0,621	0	0	0
J48_corretto	0,739	0,447	0,557	0	0	0
	0,604	0,842	0,703	0	0	0
	0,671	0,645	0,63	0	0	0
J48_non_corretto	0,875	0,184	0,304	0	0	0
	0,544	0,974	0,698	0	0	0
	0,71	0,579	0,501	0	0	0
SMO_completo	0,227	0,132	0,167	0,122	0,132	0,127
	0,389	0,553	0,457	0,057	0,053	0,055
	0,308	0,342	0,312	0,09	0,092	0,091
SMO_corretto	0,175	0,092	0,121	0,174	0,197	0,185
	0,384	0,566	0,457	0,076	0,066	0,07
	0,279	0,329	0,289	0,125	0,132	0,128
SMO_non_corretto	0,258	0,224	0,239	0,438	0,737	0,549
	0,314	0,355	0,333	0,167	0,053	0,08
	0,286	0,289	0,286	0,302	0,395	0,315
NaiveBayes_completo	0,333	0,013	0,025	0	0	0
	0,497	0,974	0,658	0,497	0,987	0,661
	0,415	0,493	0,342	0,248	0,493	0,33
NaiveBayes_corretto	0,333	0,013	0,025	0,667	0,026	0,051
	0,497	0,974	0,658	0,503	0,987	0,667
	0,415	0,493	0,342	0,585	0,507	0,359
NaiveBayes_non_corretto	0,333	0,013	0,025	0	0	0
	0,497	0,974	0,658	0,493	0,974	0,655
	0,415	0,493	0,342	0,247	0,487	0,327

Tabella 5.2: Sperimentazione GSR: precisione, richiamo ed F-measure

5.1.3 EMG

Per l'EMG si è ottenuto il miglior risultato di F-measure (0,527) per la valenza, attraverso il classificatore J48, adoperando la versione del *dataset* corretta. Per l'attivazione invece le *performance* migliori (0,472) sono sempre derivate dal J48, ma con le altre due versioni del *dataset*. Anche per gli altri due classificatori si sono avuti risultati migliori di valenza nella versione corretta del *dataset*. Per ognuno dei tre classificatori, i risultati migliori per l'attivazione sono stati inferiori a quelli migliori per la valenza. Si può quindi dedurre che l'EMG è una misura contenente informazione emotiva relativa a quest'ultima dimensione.

I valori di precisione, richiamo ed F-measure ottenuti sulle misure relative all'EMG sono riportati in Tabella 5.3.

EMG						
	Attivazione			Valenza		
	Precisione	Richiamo	F-measure	Precisione	Richiamo	F-measure
J48_completo	0,917	0,145	0,25	0,542	0,934	0,686
	0,536	0,987	0,694	0,762	0,211	0,33
	0,726	0,566	0,472	0,652	0,572	0,508
J48_corretto	0	0	0	0,556	0,987	0,711
	0,038	0,039	0,039	0,941	0,211	0,344
	0,019	0,02	0,019	0,748	0,599	0,527
J48_non_corretto	0,917	0,145	0,25	0	0	0
	0,536	0,987	0,694	0	0	0
	0,726	0,566	0,472	0	0	0
SMO_completo	0,4	0,447	0,422	0,421	0,421	0,421
	0,373	0,329	0,35	0,421	0,421	0,421
	0,387	0,388	0,386	0,421	0,421	0,421
SMO_corretto	0,215	0,184	0,199	0,456	0,408	0,431
	0,287	0,329	0,307	0,464	0,513	0,488
	0,251	0,257	0,253	0,46	0,461	0,459
SMO_non_corretto	0,351	0,342	0,347	0,291	0,329	0,309
	0,359	0,368	0,364	0,227	0,197	0,211
	0,355	0,355	0,355	0,259	0,263	0,26
NaiveBayes_completo	0,383	0,539	0,448	0,455	0,671	0,543
	0,222	0,132	0,165	0,375	0,197	0,259
	0,303	0,336	0,307	0,415	0,434	0,401
NaiveBayes_corretto	0,3	0,276	0,288	0,493	0,474	0,483
	0,329	0,355	0,342	0,494	0,513	0,503
	0,315	0,316	0,315	0,493	0,493	0,493
NaiveBayes_non_corretto	0,424	0,697	0,527	0,467	0,75	0,576
	0,148	0,053	0,078	0,367	0,145	0,208
	0,286	0,375	0,303	0,417	0,447	0,392

Tabella 5.3: Sperimentazione EMG: precisione, richiamo ed F-measure

5.1.4 EEG + GSR

Sia per l'attivazione che per la valenza il classificatore migliore è stato l'SMO, con valori di F-measure rispettivamente di 0,638 e 0,551. La combinazione di EEG e GSR risulta più efficace per la classificazione dell'attivazione emotiva.

I valori di precisione, richiamo ed F-measure ottenuti sulle misure relative alla combinazione di EEG e GSR sono riportati in Tabella 5.4.

EEG + GSR						
	Attivazione			Valenza		
	Precisione	Richiamo	F-measure	Precisione	Richiamo	F-measure
J48_corretto	0,474	0,355	0,406	0,327	0,211	0,256
	0,484	0,605	0,538	0,417	0,566	0,48
	0,479	0,48	0,472	0,372	0,388	0,368
	0,648	0,605	0,626	0,548	0,605	0,575
SMO_corretto	0,63	0,671	0,65	0,559	0,5	0,528
	0,639	0,638	0,638	0,553	0,553	0,551
	0,727	0,105	0,184	0,7	0,092	0,163
NaiveBayes_corretto	0,518	0,961	0,673	0,514	0,961	0,67
	0,623	0,533	0,428	0,607	0,526	0,416
						Low
						High
						Weighted Avg.
						Low
						High
						Weighted Avg.

Tabella 5.4: Sperimentazione EEG + GSR: precisione, richiamo ed F-measure

5.1.5 EEG + EMG

L'SMO è risultato l'algoritmo con le prestazioni migliori per entrambe le classi, con valori di F-measure rispettivamente di 0,618 e 0,559. La combinazione di EEG e EMG risulta più efficace per la classificazione dell'attivazione emotiva.

I valori di precisione, richiamo ed F-measure ottenuti sulle misure relative alla combinazione di EEG e EMG sono riportati in Tabella 5.5.

EEG + EMG							
	Attivazione			Valenza			
	Precisione	Richiamo	F-measure	Precisione	Richiamo	F-measure	
J48_corretto	0,618	0,618	0,618	0,494	0,5	0,497	Low
	0,618	0,618	0,618	0,493	0,487	0,49	High
	0,618	0,618	0,618	0,493	0,493	0,493	Weighted Avg.
SMO_corretto	0,622	0,605	0,613	0,556	0,592	0,573	Low
	0,615	0,632	0,623	0,563	0,526	0,544	High
	0,619	0,618	0,618	0,559	0,559	0,559	Weighted Avg.
NaiveBayes_corretto	0,615	0,316	0,417	0,547	0,763	0,637	Low
	0,54	0,803	0,646	0,609	0,368	0,459	High
	0,578	0,559	0,531	0,578	0,566	0,548	Weighted Avg.

Tabella 5.5: Sperimentazione EEG + EMG: precisione, richiamo ed F-measure

5.1.6 GSR + EMG

La combinazione di queste due misure ha portato risultati migliori attraverso il J48, con valori di F-measure di 0,596 per l'attivazione e 0,539 per la valenza. Anche in questo caso, la combinazione delle due misure risulta più efficace per la classificazione dell'attivazione emotiva.

I valori di precisione, richiamo ed F-measure ottenuti sulle misure relative alla combinazione di GSR ed EMG sono riportati in Tabella 5.6.

GSR + EMG						
	Attivazione			Valenza		
	Precisione	Richiamo	F-measure	Precisione	Richiamo	F-measure
J48_corretto	0,725	0,382	0,5	0,537	0,579	0,557
	0,58	0,855	0,691	0,543	0,5	0,521
	0,653	0,618	0,596	0,54	0,539	0,539
	0,262	0,211	0,234	0,227	0,224	0,225
SMO_corretto	0,341	0,408	0,371	0,234	0,237	0,235
	0,301	0,309	0,302	0,23	0,23	0,23
	0,333	0,013	0,025	0,667	0,026	0,051
NaiveBayes_corretto	0,497	0,974	0,658	0,503	0,987	0,667
	0,415	0,493	0,342	0,585	0,507	0,359
						Low
						High
						Weighted Avg.
						Low
						High
						Weighted Avg.

Tabella 5.6: Sperimentazione GSR + EMG: precisione, richiamo ed F-measure

5.1.7 EEG + GSR + EMG

Considerando tutte e tre le misure contemporaneamente nella versione del *dataset* corretta, l'algoritmo con le performance migliori risulta l'SMO, con valori di F-measure di 0,605 per l'attivazione e di 0,585 per la valenza.

I valori di precisione, richiamo ed F-measure ottenuti sulle misure relative alla combinazione di tutti i parametri sono riportati in Tabella 5.7.

EEG + GSR + EMG						
	Attivazione			Valenza		
	Precisione	Richiamo	F-measure	Precisione	Richiamo	F-measure
J48_corretto	0,513	0,526	0,519	0,5	0,526	0,513
	0,514	0,5	0,507	0,5	0,474	0,486
	0,513	0,513	0,513	0,5	0,5	0,5
	0,611	0,579	0,595	0,578	0,632	0,604
SMO_corretto	0,6	0,632	0,615	0,594	0,539	0,566
	0,606	0,605	0,605	0,586	0,586	0,585
	0,667	0,105	0,182	0,727	0,105	0,184
NaiveBayes_corretto	0,514	0,947	0,667	0,518	0,961	0,673
	0,59	0,526	0,424	0,623	0,533	0,428
						Low
						High
						Weighted Avg.
						Low
						High
						Weighted Avg.

Tabella 5.7: Sperimentazione EEG + GSR + EMG: precisione, richiamo ed F-measure

5.2 Sintesi dei migliori risultati ottenuti

In Tabella 5.8 è riportata una sintesi dei risultati migliori ottenuti sull'attivazione per ogni segnale fisiologico, con il relativo algoritmo di classificazione. I valori fanno riferimento ai risultati ottenuti dalla versione corretta dei *dataset*.

Attivazione			
Segnali	Classificatore	Acc	F-measure
EEG	SMO	60,53%	0,605
GSR	J48	64,47%	0,63
EMG	NaiveBayes	31,58%	0,315
EEG + GSR	SMO	63,82%	0,638
EEG + EMG	SMO	61,84%	0,618
GSR + EMG	J48	61,84%	0,596
EEG + GSR + EMG	SMO	60,53%	0,605

Tabella 5.8: Risultati migliori ottenuti sull'attivazione

In Tabella 5.9 è riportata una sintesi dei risultati migliori ottenuti sulla valenza per ogni segnale fisiologico, con il relativo algoritmo di classificazione. I valori fanno riferimento ai risultati ottenuti dalla versione corretta dei *dataset*.

Valenza			
Segnali	Classificatore	Acc	F-measure
EEG	SMO	56,58%	0,563
GSR	NaiveBayes	50,66%	0,359
EMG	J48	59,87%	0,527
EEG + GSR	SMO	55,26%	0,551
EEG + EMG	SMO	55,92%	0,559
GSR + EMG	J48	53,95%	0,539
EEG + GSR + EMG	SMO	58,55%	0,585

Tabella 5.9: Risultati migliori ottenuti sulla valenza

Per poter confrontare tali misure e comprendere se l'utilizzo di uno o più sensori biometrici comporti differenze statisticamente significative rispetto all'utilizzo di altri è stato effettuato il test di McNemar [38]. In particolare, sono state confrontate le previsioni su ciascuna istanza effettuate da ogni singolo classificatore durante il processo di *leave-one-out cross validation*. Il *p-value* restituito dal test è stato confrontato con il

livello di significativà $\alpha = 0,05$: l'ipotesi nulla, secondo cui non ci sono differenze statisticamente significative tra le *performance* dei classificatori confrontati, è stata rigettata quando il *p-value* è risultato minore di α .

In Tabella 5.10 si riportano i *p-value* di McNemar calcolati per ogni confronto effettuato (in grassetto sono evidenziati i valori di $p\text{-value} \leq \alpha$). Poichè il miglior valore di F-measure ottenuto con l'EMG sull'attivazione è risultato molto inferiore rispetto a tutti gli altri, non si è ritenuto necessario effettuare confronti rispetto a questa misura. Una situazione analoga si è verificata per quanto riguarda le misure di valenza ottenute considerando solo la GSR.

Confronti		Arousal	Valence
EEG vs	GSR	0.001	-
	EMG	-	1.159e-08
	EEG + GSR	0.724	0.386
	EEG+ EMG	1	0.118
	GSR + EMG	3.707e-05	0.566
	EEG + GSR + EMG	0.505	0.424
GSR vs	EMG	-	-
	EEG + GSR	0.002	-
	EEG + EMG	0.001	-
	GSR + EMG	0.077	-
	EEG + GSR + EMG	0.002	-
EMG vs	EEG + GSR	-	5.584e-10
	EEG + EMG	-	1.022e-11
	GSR + EMG	-	9.148e-13
	EEG + GSR + EMG	-	9.356e-11
EEG + GSR vs	GSR + EMG	8.250e-05	0.903
	EEG + EMG	0.802	0.522
	EEG + GSR + EMG	1	1
EEG + EMG vs	GSR + EMG	3.707e-05	0.903
	EEG + GSR + EMG	0.505	0.606
GSR + EMG vs	EEG + GSR + EMG	0.0001	1

Tabella 5.10: McNemar p-value

Per quanto riguarda l'attivazione, il valore di F-measure maggiore, considerate le misure singolarmente, era stato ottenuto dalla GSR. Poichè il test di McNemar conferma la presenza di una differenza statisticamente significativa nella classificazione

effettuata con la GSR rispetto a quella effettuata con l'EEG, si conclude che la GSR è il segnale più indicato per avere informazione circa l'attivazione emotiva. Inoltre, dall'unione del segnale GSR con l'EEG si ottiene un ulteriore miglioramento rispetto all'utilizzo esclusivo della GSR. Osservando la Tabella 5.10 si nota anche che non ci sono differenze statisticamente significative tra l'EEG se considerato singolarmente o unito ad altri segnali.

Per quanto riguarda la valenza invece, il valore di F-measure maggiore, considerate le misure singolarmente, era stato ottenuto dall'EEG. Poiché il test di McNemar conferma la presenza di una differenza statisticamente significativa nella classificazione effettuata con l'EEG rispetto a quella effettuata con l'EMG, si conclude che l'EEG è il segnale più indicato per avere informazione circa la valenza emotiva. Tuttavia, poiché il test di McNemar non ha mostrato differenze significative tra le osservazioni ottenute, non è possibile concludere che l'EEG da solo sia sufficiente per ottenere informazioni relative alla valenza. Per l'EMG si verifica la situazione opposta: i risultati del confronto tra la classificazione ottenuta considerando la singola misura sono infatti statisticamente significativi rispetto a quelli risultanti dalla sua combinazione con altre misure. Questi ultimi ne migliorano le *performance*.

5.3 Confronto con il DEAP

Si riporta un confronto dei risultati ottenuti con quelli mostrati nell'articolo in cui è stato presentato il *dataset* DEAP [23]. In questo lavoro di tesi infatti si è replicato tale studio, con alcune differenze. La prima di queste è rappresentata dalla strumentazione: il caschetto utilizzato in [23] conta 32 elettrodi, mentre quello usato per questo lavoro ne ha solo uno. Le misure della GSR sono state acquisite con dispositivi diversi, ma con gli elettrodi collocati in maniera molto simile: in [23] essi sono stati posti sulle falangi delle dita medio e anulare, mentre in questo lavoro su quelle dell'indice e dell'anulare. Differenze sostanziali invece riguardano l'applicazione degli elettrodi EMG: in [23] infatti essi sono stati applicati sul volto, per misurare l'attività del muscolo zigomatico e del trapezio, mentre in questo lavoro essi sono stati posti sul braccio, come illustrato in 3.10. Un'altra importante differenza riguarda il numero di video mostrati ai partecipanti: se in [23] ad ogni partecipante sono stati mostrati tutti e 40 i video, in questo lavoro ogni persona ha guardato solo 8 video. Relativamente alle *features* estratte, in questo lavoro

si è cercato di calcolare le stesse utilizzate in [23], con i limiti legate alle conoscenze relative all'elaborazione e all'analisi del segnale di misure fisiologiche, non affrontate durante il percorso di studi. Le *features* legate al segnale audio utilizzate in [23] invece non sono state considerate, poichè l'obiettivo di questo lavoro è stato quello di effettuare una classificazione basata unicamente sui sensori biometrici. Relativamente al processo di classificazione, è bene evidenziare che in [23] è stata effettuata una classificazione diversa per ogni partecipante. In questo lavoro invece, si è creato un unico classificatore con i dati di tutte le persone coinvolte nell'esperimento. Infatti, è necessario realizzare un modello generale, che possa essere direttamente utilizzato per sperimentazioni su nuovi soggetti, tra cui pazienti in stato di minima coscienza, che non siano in grado di vedere i video. Inoltre, in [23] per la fusione delle *features* di più misure fisiologiche è stato utilizzato un approccio di integrazione "a posteriori" (*late integration*), attraverso cui si determina quali combinazioni di misure contribuiscono maggiormente alla classificazione. In questo lavoro invece, tale passaggio è stato omesso per questioni di tempo, creando più semplicemente un vettore di *features* attraverso una concatenazione di tutte le *features* (*early integration*).

In Tabella 5.11 è riportato un confronto dei risultati ottenuti in [23] (media della classificazione sui singoli partecipanti) e in questo studio. In particolare, i valori di accuratezza e F-measure contenuti in [23] sono stati ottenuti attraverso il classificatore Naive Bayes. Poichè invece in questo studio sono stati testati diversi algoritmi, è riportato il risultato relativo all'algoritmo su cui si sono avute le *performance* migliori.

		Attivazione			Valenza		
		Acc	F	Classificatore	Acc	F	Classificatore
EEG	nostro studio	60,53%	0,605	SMO	56,6%	0,563	SMO
	DEAP	62%	0,583	Naive Bayes	57,60%	0,563	Naive Bayes
Segnali Periferici	nostro studio (early integr)	61,84%	0,596	J48	53,95%	0,539	J48
	DEAP (late integr)	57%	0,533	Naive Bayes	62,70%	0,608	Naive Bayes
Tutti i segnali	nostro studio (early integr)	60,53%	0,605	SMO	58,55%	0,585	SMO
	DEAP (late integr)	-	0,618	Naive Bayes (equal w)	-	0,647	Naive Bayes (optimal w)

Tabella 5.1.1: Confronto risultati ottenuti in questo lavoro di tesi con quelli ottenuti nel DEAP [23]

Nonostante le differenze descritte, per quanto riguarda l'attivazione i risultati ottenuti in questo studio sono simili a quelli presentati in [23], in tutti i casi considerati: EEG singolarmente, misure periferiche (EMG + GSR), fusione di tutte e tre le misure (EEG + GSR + EMG).

Per la valenza, invece, vi è una differenza maggiore tra i risultati ottenuti, specialmente per quanto riguarda i segnali periferici e la fusione di tutte e tre le misure fisiologiche. La classificazione effettuata in [23] risulta infatti migliore di quella ottenuta in questo studio.

5.4 Risposte ottenute con la valutazione personale

Nelle seguenti tabelle sono mostrate le risposte relative alla valutazione personale della valenza (Tabella 5.12) e dell'attivazione emotiva (Tabella 5.13) fornite da ogni partecipante per ogni video.

Partecipante	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	V8
1	7	8	4	3	8	9	3	1
2	7	6	4	3	4	4	2	1
3	9	5	9	1	9	4	9	9
4	7	9	3	5	7	9	2	6
5	4	5	2	3	7	6	3	2
6	4	1	6	3	6	5	3	1
7	5	3	3	1	7	9	5	1
8	7	9	1	1	7	4	6	7
9	7	7	2	5	6	7	3	3
10	9	6	7	9	5	3	1	1
11	5	7	1	2	7	8	1	1
12	9	9	3	5	8	9	7	7
13	7	6	4	5	7	7	5	4
14	6	5	3	5	8	5	3	2
15	7	4	2	5	8	4	6	3
16	7	9	7	5	5	5	5	7
17	5	5	6	5	6	6	4	2
18	7	6	1	3	7	9	1	1
19	7	8	4	5	7	5	3	1
20	4	5	7	5	7	6	6	8
21	8	6	3	5	5	6	2	1
media	6,57	6,147	3,90	4	6,71	6,19	3,81	3,29

Tabella 5.12: Valutazione personale valenza

Partecipante	V1	V2	V3	V4	V5	V6	V7	V8
1	4	4	7	7	8	7	6	8
2	5	3	5	2	2	6	6	6
3	1	2	1	1	9	7	9	9
4	5	7	7	5	5	6	1	3
5	5	1	6	7	7	6	9	8
6	3	1	3	1	7	7	8	6
7	1	1	1	1	5	7	5	1
8	6	9	4	1	6	3	4	8
9	2	3	4	2	5	4	7	8
10	7	4	3	7	9	3	5	6
11	3	4	5	1	6	4	1	6
12	1	1	3	1	4	5	4	5
13	2	3	4	1	5	5	4	4
14	4	1	7	1	9	2	8	8
15	4	3	4	2	6	2	6	7
16	6	8	9	4	5	4	1	8
17	1	1	3	1	4	4	5	6
18	4	3	5	3	8	8	9	9
19	2	1	4	2	8	2	7	8
20	5	6	7	7	8	5	6	8
21	1	2	6	2	5	6	7	8
media	3,43	3,24	4,67	2,81	6,24	4,90	5,62	6,67

Tabella 5.13: Valutazione personale attivazione

Sono state assegnate le etichette “L”, “N ” ed “H” ai valori medi ottenuti dalla valutazione personale dei video dai partecipanti per indicare rispettivamente i livelli di valenza e attivazione bassi, neutrali ed alti. Coerentemente con la categorizzazione effettuata per la scelta dei video, sono stati considerati *bassi* i valori di attivazione e valenza minori o uguali a 4, *neutrali* quelli compresi tra 4 e 6 e *alti* quelli maggiori o uguali a 6.

In seguito, è stato calcolato l'indice di correlazione di Cohen [7] per verificare il grado di accordo tra la valutazione media fornita dai partecipanti coinvolti nell'esperimento del DEAP [23] e quella espressa dai soggetti chiamati in questo studio.

E' risultato un perfetto accordo per quanto riguarda la valutazione della valenza ($Kappa = 1$). Non accade lo stesso per quanto riguarda l'attivazione, per la quale c'è un accordo solo parziale ($Kappa = 0.455$).

Capitolo 6

Conclusioni e sviluppi futuri

Con questo lavoro di tesi si è cercato di comprendere se fosse possibile classificare i livelli di attivazione e valenza emotiva attraverso sensori biometrici poco invasivi. Una iniziale revisione sistematica della letteratura ha portato alla luce quali fossero i parametri fisiologici più comunemente misurati in lavori simili e con quale dimensione del modello circomplesso di Russell essi fossero correlati. Si è scelto pertanto di misurare l'EEG attraverso il caschetto BrainLink, la GSR e l'EMG mediante i dispositivi Shimmer. Le misure sono state acquisite durante un processo di elicitazione delle emozioni sia audio che video, realizzato mostrando ai partecipanti coinvolti nell'esperimento alcuni video scelti tra quelli del *dataset* DEAP [23]. Essi sono stati raggruppati in 4 sessioni di due video ciascuno, in base ai valori di attivazione e valenza riportati in [23]. Sono stati considerati *bassi* i livelli di attivazione e valenza che presentavano un valore minore o uguale a 4 e *alti* quelli per cui tale valore era maggiore o uguale a 6.

Sono stati effettuati 21 esperimenti, di cui 19 andati a buon fine per quanto riguarda la rilevazione di tutte le misure fisiologiche considerate, eccetto il battito cardiaco. Il sensore ottico attraverso cui esso è stato rilevato ha infatti fallito nell'acquisizione dei dati in diversi casi, motivo per cui questa misura non è più stata considerata.

La fase di analisi dei dati è stata realizzata attraverso tre sottofasi: *preprocessing*, estrazione delle *features* e classificazione. La prima è servita per rimuovere il rumore presente nel segnale, la seconda per descrivere in maniera statistica l'informazione in esso contenuta e l'ultima per poter addestrare un modello in grado di apprendere e determinare la classe di appartenenza del video, a partire dai valori delle misure fisiologiche.

Pertanto, l'unità di analisi in questo esperimento è stata proprio il singolo video. In particolare, ad ogni video è stato sottratto il valore medio di *baseline*, ottenuto mostrando all'inizio di ogni sessione un video neutrale. Sono state estratte *features* sia relative ai valori originali del video, sia a quelli corretti con la *baseline*.

Sperimentazioni iniziali con tre diversi algoritmi, effettuate attraverso il *software* "Weka" sulle misure considerate singolarmente, hanno mostrato che nel 50% dei casi i risultati migliori si avevano sulla versione corretta dei *dataset*, cioè quella contenente *features* a cui era stato precedentemente rimosso il valore medio di *baseline*. Il restante 50% dei risultati migliori ottenuti apparteneva o alla versione del *dataset* completa di tutte le *features* o a quella con le *features* su cui non era stata applicata la correzione con la *baseline*. Solo in 3 casi su 18 sono risultate *performance* migliori nella versione non corretta del *dataset*. Questo dimostra che l'operazione di rimozione della *baseline* è significativa al fine di ottenere misure che effettivamente rappresentano un contenuto emotivo. Di conseguenza, per le sperimentazioni successive dove sono state combinate le *features* di più parametri, sono stati considerati solo i *dataset* nella loro versione corretta.

I risultati ottenuti, confrontati attraverso il *test* statistico di McNemar, hanno dimostrato che la combinazione di GSR ed EEG porta informazione emotiva significativa per quanto riguarda l'attivazione. Il segnale da cui si ottengono le *performance* migliori per la valenza invece è l'EEG. Tuttavia non è possibile stabilire se l'unione di tale misura con altre comporta un miglioramento della classificazione.

In futuro si intende proseguire il lavoro attraverso l'acquisizione di altri dati, in modo da generalizzare maggiormente il modello di apprendimento. Si vuole infine creare un applicativo in grado di predire le emozioni provate da pazienti in stato di minima coscienza e/o durante la riabilitazione. Fornire questo tipo di informazioni ai terapeuti infatti può aiutarli a comprendere se il soggetto stia rispondendo al trattamento in maniera positiva o negativa.

Bibliografia

- [1] J. Allen. «Photoplethysmography and its application in clinical physiological measurement». In: *physiological measurement* (2007).
- [2] Andrew Begel e Chris Parnin. *BioStack/Sensors101/Analysis*. 2017. URL: <https://github.com/BioStack/Sensors101/tree/master/Analysis>.
- [3] M. M. Bradley e P. J. Lang. «Measuring emotion: The self-assessment manikin and the semantic differential.» In: *Journal of Behavioral Therapy and Experimental Psychiatry* 25 (1994), pp. 49–59.
- [4] M.M. Bradley e P. Lang. «Affective reactions to acoustic stimuli». In: *Handbook of Psychophysiology*. A cura di New York: Cambridge University Press. 2000.
- [5] M.M. Bradley e Lang P.J. «Motivation and Emotion». In: *Handbook of Psychophysiology (2 rd Edition)*. A cura di New York: Cambridge University Press. 2006.
- [6] S. Butterworth. «On the Theory of Filter Amplifiers». In: *Wireless Engineer* 7 (1930).
- [7] J. Cohen. «A coefficient of agreement for nominal scales». In: *Educational and Psychological Measurement* (1960).
- [8] *Consensys V1.0.0 User Guide*. 2017.
- [9] Roberto Conti. *Elettromiografia, semeiologia e fisiopatologia*. A cura di MASSON. 1991.
- [10] *Descrizione segnale EMG*. 2017. URL: <https://imotions.com/blog/top-9-technologies-human-behavior-research/>.
- [11] *ECG User Guide*. 2017.

- [12] *EEG onde delta, theta, alpha, beta*. 2016. URL: <http://www.wikiwand.com/en/Electroencephalography>.
- [13] P. Ekman e W. Friesen. «Facial Action Coding System: A Technique for the Measurement of Facial Movement». In: *Consulting Psychologists Press* (1978).
- [14] C. Ferè. «Note on changes in electric resistance under the effect of sensory stimulation and emotion». In: *Comptes Rendus des Seance de la Societe de Biologie* 5 (1888), pp. 217–219.
- [15] T. Fritz et al. «Using psycho-physiological measures to assess task difficulty in software development». In: *Proceedings of the 36th International Conference on Software Engineering (ICSE)* (2014).
- [16] Khadidja Gouizi, Choubeila Maaoui e Fethi Bereksi Reguig. «Negative emotion detection using EMG signal». In: *Control, Decision and Information Technologies (CoDIT)* (2014).
- [17] *GSR+ User Guide*. 2017.
- [18] *Il modello circomplesso di Russell*. 2017. URL: <http://open.lib.umn.edu/intropsych/chapter/10-1-the-experience-of-emotion/>.
- [19] *IMOTIONS*. 2017. URL: <https://imotions.com/ecg-emg/>.
- [20] H. Jasper. «The Ten-Twenty Electrode System of the International Federation». In: *Electroencephalography and Clinical Neurophysiology* 10 (1958).
- [21] George H. John e Pat Langley. «Estimating Continuous Distributions in Bayesian Classifiers». In: *Eleventh Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*. San Mateo: Morgan Kaufmann, 1995, pp. 338–345.
- [22] Prof. Flavio Keller. *Neurofisiologia delle emozioni e dei sentimenti*. Università Campus Bio-Medico di Roma.
- [23] Sander Koelstra et al. «DEAP: A Database for Emotion Analysis Using Physiological Signals». In: *IEEE TRANSACTIONS ON AFFECTIVE COMPUTING* 3.1 (2012).
- [24] Peter Konrad. *The ABC of EMG - A Practical Introduction to Kinesiological Electromyography*. 2006.

- [25] M. Kutz. *Standard Handbook of Biomedical Engineering and Design*. A cura di MCGRAW-HILL. 2004.
- [26] P.J. Lang e M.M. Bradley. *International affective digitized sounds (IADS): Stimuli, instruction manual and affective ratings (Tech. Rep. No. B-2)*. University of Florida, Gainesville, FL., 1999.
- [27] P.J. Lang, M.M. Bradley e B.N. Cuthbert. *International affective picture system (IAPS): Affective ratings of pictures and instruction manual. Technical Report A-8*. University of Florida, Gainesville, FL., 2008.
- [28] O. Mecarelli. *Manuale Teorico Pratico di Elettroencefalografia*. 2010.
- [29] W. R. Picard. *Affective computing*. A cura di MIT Press Cambridge. 1997.
- [30] J. Platt. «Fast Training of Support Vector Machines using Sequential Minimal Optimization». In: *Advances in Kernel Methods - Support Vector Learning*. A cura di B. Schoelkopf, C. Burges e A. Smola. MIT Press, 1998.
- [31] *Posizionamento elettrodi nel sistema internazionale 10-20*. 2017. URL: https://it.wikipedia.org/wiki/Portale:Neuroscienze/storia_immagini.
- [32] Ross Quinlan. *C4.5: Programs for Machine Learning*. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann Publishers, 1993.
- [33] Claudio Rugarli. *Medicina interna sistematica*. A cura di MASSON. 2000. Cap. 5.
- [34] James A. Russell. «A Circumplex Model of Affect». In: *Journal of Personality and Social Psychology* 39.6 (1980).
- [35] P. Salovey e J. Mayer. «Emotional intelligence». In: *Imagination, cognition, and personality* (1990).
- [36] A. Savran et al. «Emotion Detection in the Loop from Brain Signals and Facial Images». In: *Proceeding enterface '06*. 2006.
- [37] *Supporto Neurosky*. 2017. URL: <http://support.neurosky.com/kb/applications/neuroview-log-files-formats>.
- [38] *Test di McNemar*. 2017. URL: https://it.wikipedia.org/wiki/Test_di_McNemar.

- [39] G. Valenza e E. Scilingo. *Autonomic Nervous System Dynamics for Mood and Emotional-State Recognition*. A cura di Springer. 2014. Cap. 3, p. 25.
- [40] L. Verdolina. *Appunti di Elaborazione di Segnali Multimediale: La Trasformata Wavelet*. Università degli Studi di Napoli Federico II, 2013–2014.
- [41] *Yoga Music Playlist: Relaxing Music; New Age Music; Music for relaxation; Meditation Music*. 2016. URL: <https://www.youtube.com/watch?v=rGMu8XwA8FM>.
- [42] A.S Zigmond e R.P. Snaith. «The hospital anxiety and depression scale». In: *Acta Psychiatrica Scandinavica* (1983).

Ringraziamenti

Ringrazio il Prof. Lanubile e la Dott.ssa Novielli che mi hanno seguito durante tutto il lavoro di tesi, per la fiducia riposta in me affidandomi questa sfida, rappresentata da un tema di ricerca del tutto nuovo anche per loro. Hanno investito su di me acquistando la strumentazione adeguata per lo svolgimento degli esperimenti e messo a disposizione il laboratorio per poterli eseguire nel rispetto dei parametri prefissati. I loro suggerimenti nelle diverse fasi del progetto mi hanno permesso di portare avanti il lavoro nel migliore dei modi.

Ringrazio il Dott. Fabio Calefato, che ha prestato la sua sedia al fine di far sedere i partecipanti nella maniera più idonea all'acquisizione delle misure fisiologiche.

Ringrazio la Dott.ssa Angelillo, per le consulenze fornite in fase progettuale relativamente all'elicitazione delle emozioni e per aver condiviso le sue conoscenze in merito all'elettroencefalografia.

Ringrazio il Prof. Dimauro, per il suo riscontro relativo a come ho eseguito la fase di *preprocessing* del segnale e per i suoi consigli su come procedere al fine di effettuare ulteriori analisi.

Ringrazio il Dott. Girardi e il Dott. Nocera, per avermi aiutato a comprendere quale fosse il modo corretto di applicare i sensori biometrici.

Infine, ringrazio tutti i parenti, gli amici e i colleghi che hanno preso parte a questo esperimento donandomi un po' del proprio tempo: senza di loro questo lavoro non sarebbe stato possibile.

Appendice A

Studi Inclusi nella revisione sistematica della letteratura

1. The Role of Nonlinear Dynamics in Affective Valence and Arousal Recognition, G. Valenza, A. Lanata, E. P. Scilingo, IEEE Transactions on Affective Computing, Year: 2012, Volume: 3, Issue: 2,
2. Identifying valence and arousal levels via connectivity between EEG channels, M. Chen, J. Han, L. Guo, J. Wang, I. Patras, Affective Computing and Intelligent Interaction (ACII), 2015 International Conference on Year 2015;
3. Identification of the optimal emotion recognition algorithm using physiological signals, E. H. Jang, B. J. Park, S. H. Kim, Y. Eum, J. H. Sohn, Engineering and Industries (ICEI), 2011 International Conference on Year 2011;
4. A Study on Analysis of Bio-Signals for Basic Emotions Classification: Recognition Using Machine Learning Algorithms, E. Jang, B. Park, S. Kim, Y. Eum, J. Sohn, 2014 International Conference on Information Science & Applications (ICISA), Year 2014;
5. Analysis of Emotion EEG Classification Based on GA-Fisher Classifier, S. Zhang, J. Gao, Z. Chen, Complexity and Data Mining (IWCDM), 2011 First International Workshop on Year 2011;

6. Emotion Detection from QRS Complex of ECG Signals Using Hurst Exponent for Different Age Groups, S. Jerritta, M. Murugappan, K. Wan, S. Yaacob, Affective Computing and Intelligent Interaction (ACII), 2013 Humaine Association Conference on Year 2013;
7. Research on genetic algorithm based on emotion recognition using physiological signals, X. Niu, L. Chen, Q. Chen, Computational Problem-Solving (ICCP), International Conference on Year 2011;
8. The design of Fuzzy C-Means Clustering based neural networks for emotion classification, B. J. Park, E. H. Jang, S. H. Kim, C. Huh, M. A. Chung, IFSA World Congress and NAFIPS Annual Meeting (IFSA/NAFIPS), Year 2013;
9. A Hybrid Approach at Emotional State Detection: Merging Theoretical Models of Emotion with Data-Driven Statistical Classifiers, P. A. Nogueira, R. Rodrigues, E. Oliveira, L. E. Nacke, Web Intelligence (WI) and Intelligent Agent Technologies (IAT), International Joint Conferences on Year: 2013;
10. Multimodal biosignal sensor data handling for emotion recognition, F. Canento, A. Fred, H. Silva, H. Gamboa, A. Lourenço, SENSORS, 2011 IEEE Year 2011;
11. Emotion recognition from physiological signals using fusion of wavelet based features, Z. Guendil, Z. Lachiri, C. Maaoui, A. Pruski, 7th International Conference on Modelling, Identification and Control (ICMIC), Year 2015;
12. A Kalman Filtering Framework for Physiological Detection of Anxiety-Related Arousal in Children With Autism Spectrum Disorder, A. Kushki, A. Khan, J. Brian, E. Anagnostou IEEE Transactions on Biomedical Engineering, Year 2015;
13. Human emotion recognition through short time Electroencephalogram (EEG) signals using Fast Fourier Transform (FFT), M. Murugappan, S. Murugappan, Signal Processing and its Applications (CSPA), IEEE 9th International Colloquium on Year 2013;
14. Gaussian process dynamical models for multimodal affect recognition, H. F. García, M. A. Álvarez, Á. A. Orozco, 38th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Year 2016;

15. Dynamic physiological signal analysis based on Fisher kernels for emotion recognition, H. F. Garcia, Á. A. Orozco, M. A. Álvarez, 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Year 2013;
16. Individual Emotion Classification between Happiness and Sadness by Analyzing Photoplethysmography and Skin Temperature, M. W. Park, C. J. Kim, M. Hwang, E. C. Lee, Software Engineering (WCSE), Fourth World Congress on Year: 2013;
17. Blended Emotion Detection for Decision Support, A. Hariharan, M. Thomas, P. Adam, IEEE Transactions on Human-Machine Systems, Year 2015;
18. Seven emotion recognition by means of particle swarm optimization on physiological signals, B. Park, E. Jang, S. Kim, C. Huh, J. Sohn, Networking, Sensing and Control (ICNSC), 9th IEEE International Conference on Year 2012;
19. Analysis of physiological responses from multiple subjects for emotion recognition, Y. Gu, K. Wong, S. Tan, e-Health Networking, Applications and Services (Healthcom), IEEE 14th International Conference on Year 2012;
20. Feature-level fusion of multimodal physiological signals for emotion recognition, J. Chen, B. Hu, L. Xu, P. Moore, Y. Su, Bioinformatics and Biomedicine (BIBM), IEEE International Conference on Year 2015;
21. Application of Support Vector Machine for Emotion Classification, C. Chang, Yu-Meng Lin, Genetic and Evolutionary Computing (ICGEC),Sixth International Conference on Year 2012;
22. MAPD: A Multi-subject Affective Physiological Database, W. Huang, G. Liu, W. Wen, Computational Intelligence and Design (ISCID), Seventh International Symposium on Year 2014;
23. Investigation of window size in classification of EEG-emotion signal with wavelet entropy and support vector machine, H. Candra, M. Yuwono, R. Chai, A. Handojoseno, I. Elamvazuthi, H. T. Nguyen, S. Su, 37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), Year 2015;

24. Classification of affects using head movement, skin color features and physiological signals, H. Monkaresi, M. S. Hussain, R. A. Calvo, IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics (SMC) on Year 2012;
25. Affect detection in normal groups with the help of biological markers, S. Basu, A. Bag, M. Mahadevappa, J. Mukherjee, R. Guha, Annual IEEE India Conference (INDICON) on Year 2015;
26. Emotion induction and emotion recognition using their physiological signals, B. Park, E. Jang, S. Kim, M. Chung, Computing and Convergence Technology (ICCCT), 7th International Conference on Year 2012;
27. Emotion classification based on physiological signals induced by negative emotions: Discrimination of negative emotions by machine learning algorithm, E. Jang, B. Park, S. Kim, J. Sohn, Networking, Sensing and Control (ICNSC), 9th IEEE International Conference on Year 2012;
28. Multiresolution framework for emotion sensing in physiological signals, Z. Guendil, Z. Lachiri, C. Maaoui, A. Pruski, 2nd International Conference on Advanced Technologies for Signal and Image Processing (ATSIP) on Year 2016;
29. Emotion recognition based on physiological signals using valence-arousal model, S. Basu, N. Jana, A. Bag, M. Mahadevappa, J. Mukherjee, S. Kumar, R. Guha, Third International Conference on Image Information Processing (ICIIP) on Year 2015;
30. A Hybrid Emotion Recognition on Android Smart Phones, W. Zhang, X. Meng, Q. Lu, Y. Rao, J. Zhou, Green Computing and Communications (GreenCom), IEEE Internet of Things and IEEE Cyber, Physical and Social Computing on Year 2013;
31. Emotion classification based on bio-signals emotion recognition using machine learning algorithms, E. Jang, Byoung-Jun Park, Sang-Hyeob Kim, Myung-Ae Chung, Mi-Sook Park, Jin-Hun Sohn, Information Science, Electronics and Electrical Engineering (ISEEE), 2014 International Conference on Year: 2014, Volume: 3,

32. Emotion Assessment From Physiological Signals for Adaptation of Game Difficulty. G. Chanel, C. Rebetez, M. Bétrancourt, T. Pun, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, Year 2011;
33. EmotionO+: Physiological signals knowledge representation and emotion reasoning model for mental health monitoring, Y. Su, B. Hu, L. Xu, H. Cai, P. Moore, X. Zhang, J. Chen, *Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*, *IEEE International Conference on* Year 2014;
34. Arousal recognition system based on heartbeat dynamics during auditory elicitation, M. Nardelli, G. Valenza, A. Greco, A. Lanata, E. P. Scilingo, *37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)* on Year 2015;
35. Analysis of emotional condition based on electrocardiogram signals, D. N. Hardani, O. Wahyunggoro, H. A. Nugroho, N. Faisal, *Electrical Engineering and Computer Science (ICEECS)*, *International Conference on* Year 2014;
36. Reliable emotion recognition system based on dynamic adaptive fusion of forehead biopotentials and physiological signals, M. Khezri, M. Firoozabadi, A. R. Sharafat, *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, November 2015;
37. Error-correcting output codes for multi-label emotion classification, C. Li, Z. Feng, C. Xu, *Multimedia Tools and Applications*, November 2016;
38. Analysis of physiological for emotion recognition with the IRS model, C. Li, C. Xu, Z. Feng, *Neurocomputing*, February 2016;
39. Using physiological sensors to detect levels of user frustration induced by system delays, B. Taylor, A. Dey, D. Siewiorek, A. Smailagic, *UbiComp '15: Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing*;
40. Electrocardiogram-based emotion recognition system using empirical mode decomposition and discrete Fourier transform, S. Jerritta, M. Murugappan, W. Khai-runizam, Y. Sazali, *Expert Systems: The Journal of Knowledge Engineering*, 2014;

41. Affect classification using genetic-optimized ensembles of fuzzy ARTMAPs, W. S. Liew, M. Seera, C. K. Loo, E. Lim, *Applied Soft Computing*, 2015;
42. A hybrid intelligence-aided approach to affect-sensitive e-learning, J. Chen, N. Luo, Y. Liu, L. Liu, K. Zhang, J. Kolodziej, *Computing*, 2016;
43. Machines Outperform Laypersons in Recognizing Emotions Elicited by Autobiographical Recollection, J. H. Janssen, P. Tacken, J. J. G. Gert-Jan de Vries, Egon L. van den Broek, Joyce H. D. M. Westerink, P. Haselager, W. A. IJsselsteijn, *Human-Computer Interaction*, 2013;
44. Autonomic Nervous System Dynamics for Mood and Emotional-State Recognition: Significant Advances in Data Acquisition, Signal Processing and Classification, G. Valenza, E. P. Scilingo, 2013;
45. Multimodal emotion recognition in response to videos , M. Soleymani, M. Pantic, and T. Pun, *Affective Computing, IEEE Transactions*, 2012;
46. Decaf: Meg-based multimodal database for decoding affective physiological responses, M. K. Abadi, R. Subramanian, S. M. Kia, P. Avesani, I. Patras, and N. Sebe, *IEEE Transactions on Affective Computing*, July 2015;
47. Deap: A database for emotion analysis using physiological signals, S. Koelstra, C. Muhl, M. Soleymani, J.-S. Lee, A. Yazdani, T. Ebrahimi, T. Pun, A. Nijholt, and I. Patras, *IEEE Transactions on Affective Computing*, 2012;
48. Recognizing emotions from EEG subbands using wavelet analysis, H. Candra, M. Yuwono, A. Handojoseno, R. Chai, S. W. Su, and H. T. Nguyen, *37th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2015;
49. A Multimodal Database for Affect Recognition and Implicit Tagging, M. Soleymani, J.Lichtenauer, T.Punt, M.Pantic, *IEEE Transaction on Affective Computing*, 2012;
50. Detecting naturalistic expressions of nonbasic affect using physiological signals, AlZoubi O, D’Mello SK, Calvo, *IEEE Trans Affective Computing*, 2012;

51. Physiological-based emotion recognition with irs model, C. Li, Z. Feng, C. Xu, International conference on smart computing (SMARTCOMP), 2014;
52. Combining classifiers in multimodal affect detection, M.S. Hussain, H. Monkare-si, R. A. Calvo, in Proceedings of the Tenth Australasian Data Mining Conference, 2012;
53. Fusion of facial expressions and eeg for implicit affective tagging, S. Koelstra and I. Patras, Image and Vision Computing, 2013.

Appendice B

Consenso al trattamento dei dati personali

CONSENSO AL TRATTAMENTO DEI DATI PERSONALI

Il sottoscritto _____
nato a _____ il _____ CF _____
Residente a _____ Via _____ n. _____
Tel. _____ Cell. _____

ACCONSENTE

ai sensi e per gli effetti degli artt. 13 e 23 del D. Lgs. n. 196/2003, con la sottoscrizione del presente modulo, al trattamento dei dati personali secondo le modalità e nei limiti di cui all'informativa allegata.

Letto, confermato e sottoscritto

_____, Li _____

Firma del dichiarante (per esteso e leggibile)