

POLITECNICO DI MILANO

Scuola di Ingegneria industriale e dell'informazione
Corso di Laurea Magistrale in Ingegneria Biomedica



Titolo tesi:

Modelli di regressione multivariati per la predizione delle emozioni sulla
base del segnale elettroencefalografico.

Relatore: Prof. Anna Maria Bianchi

Correlatore: Ing. Pierluigi Reali

Autore:
Comi Andrea 883414

Anno accademico 2018/2019

Ringraziamenti

Ringrazio la Prof.ssa Anna Maria Bianchi per la grande opportunità fornitami e per la disponibilità dimostrata. Nel momento del bisogno è sempre riuscita a portare chiarezza nelle idee proposte. Di grande impatto, senza dubbio, è la passione che dimostra nel suo lavoro, aspetto che mi ha sinceramente colpito ed imprevedibilmente avvicinato al mondo della ricerca.

Ringrazio l'Ing. Pierluigi Reali che si è prestato non solo a svolgere i compiti relativi alla sua posizione di correlatore, ma si è comportato come un collega ed un amico. Sempre disponibile in qualsiasi momento, il suo aiuto si è dimostrato pressochè essenziale per lo sviluppo di questa tesi. Una caratteristica molto apprezzata è stata la sua capacità di ascolto che, nelle fasi di confronto ed analisi delle idee proposte, ha portato alla formulazione di soluzioni in un processo del tutto costruttivo ed ordinato.

Ringrazio i miei genitori per non avermi mai fatto mancare il loro appoggio, per avermi sempre sostenuto ed incoraggiato e per gli sforzi economici sostenuti. Senza la loro presenza questo percorso universitario non sarebbe stato possibile.

Ringrazio infine Chiara Gambirasio che, in questo periodo ha sopportato i miei tentativi nel spiegarle alcuni passaggi della tesi, riuscendo, talvolta, a palesarmi aspetti che non mi risultavano del tutto evidenti.

Indice

1	Sommario	7
2	Abstract	9
3	Introduzione	12
3.1	Breve descrizione del lavoro	14
3.2	Struttura della tesi	15
4	Stato dell'arte	16
4.1	Elettroencefalografia	16
4.1.1	Cenni di Neurofisiologia	16
4.1.2	Elettroencefalogramma	17
4.1.2.1	Breve storia dell'elettroencefalografia	17
4.1.2.2	L'elettroencefalografo e il suo funzionamento	18
4.1.2.3	Elettrodi ed il loro posizionamento	19
4.1.2.4	Registrazione del segnale EEG	22
4.1.2.5	Il tracciato elettroencefalografico	23
4.1.3	Potenziali evento-relati e P300	25
4.2	Origine e natura delle emozioni	27
4.2.1	Emozioni e le loro caratteristiche	27
4.2.1.1	Modelli storici di riferimento	28
4.2.1.2	Il modello circonflesso	30
4.2.2	Ambito	32
4.3	Applicazioni e scopo della tesi	35
4.3.1	Neuromarketing	35
4.3.2	Obiettivi	36
5	Materiali e metodi	37
5.1	Soggetti esaminati	37
5.2	Protocollo sperimentale	38
5.3	Strumenti	41
5.4	EEGlab toolbox	42
5.4.1	Pulitura	42

5.4.2	Independent Component Analysis (ICA)	42
5.4.3	Re-referencing	44
5.5	Parametri ottenuti dal segnale EEG	46
5.5.1	Global Field Power (GFP)	46
5.5.2	Indici GFP	47
5.5.3	Wavelet Transform (WT)	50
5.5.4	Indici Wavelet	51
5.5.5	Pre-elaborazione	52
5.6	Costruzione del modello di classificazione delle emozioni	53
5.6.1	Linear Mixed Effects Models (LME)	53
5.6.2	Standardizzazione	54
5.6.3	Primo approccio	55
5.6.3.1	Creazione del dataset	55
5.6.3.2	Procedimento dell'analisi	59
5.6.4	Secondo approccio	65
5.6.4.1	Creazione del dataset	65
5.6.4.2	Procedimento dell'analisi	68
6	Risultati	72
6.1	Valutazione della Individual Alpha Frequency (IAF)	72
6.2	Primo approccio: standardizzazione e selezione del modello.	75
6.3	Grand average	81
6.3.1	Grand average - Arousal e Valence	83
6.3.2	Grand average - Potenze	85
6.4	Secondo approccio	88
6.4.1	Standardizzazione e selezione del modello.	88
6.4.2	Correlazione	89
6.4.3	Analisi sulla multicollinearità	92
6.4.4	Analisi sui residui	94
6.4.5	Capacità descrittiva dei modelli	99
6.4.6	Significatività degli indici considerati	101
6.5	Grafico nel modello circonflesso	103
6.6	Terzo approccio	106
6.7	Predizione	109
6.7.1	Prove di clustering	110

6.7.2	Risultati dei migliori metodi di raggruppamento.	112
7	Conclusioni	117
7.1	Protocollo operativo	117
7.2	Strutturazione del modello	119
8	Modulo per il consenso alla partecipazione dell'esperimento di ricerca	123
9	Bibliografia	124

1 Sommario

Le emozioni possono essere definite come un'esperienza positiva o negativa associata ad un particolare modello di attività fisiologica. L'utilizzo di protocolli di stimolazione al fine di analizzare tali esperienze è attuato in diversi ambiti e con finalità specifiche. Lo scenario immaginato, nonché quello reale, vede lo stato emotivo un fattore caratterizzante ogni singola azione o pensiero durante la vita di tutti i giorni e, proprio per questo motivo, la sua indagine può risultare importante in una vasta gamma di settori, tra cui quello del marketing. La stima delle emozioni, infatti, è un potente strumento in tale campo, in quanto, monitorando gli stati emotivi, può fornire informazioni utili al miglioramento delle strategie di business di una azienda.

Il progetto riguarda la definizione di un protocollo che consenta la classificazione dello stato emotivo di un soggetto. Questo studio è strettamente legato al segnale elettroencefalografico, il quale viene utilizzato per comprendere cosa effettivamente accada a livello neurocognitivo in risposta a determinati stimoli emozionali. Viene quindi restituito un protocollo operativo che, studiando la risposta di più soggetti alla visualizzazione di immagini, sia in grado di definire un modello che interpreti pienamente i valori di Valence ed Arousal dello stimolo presentato, nonostante la forte soggettività del pool di addestramento.

I metodi utilizzati a tal scopo riguardano l'elaborazione del segnale acquisito e la successiva definizione di indici fisiologici atti alla caratterizzazione della variabile di risposta. L'indagine effettuata si sviluppa su più livelli, indagando differenti aspetti in merito all'attività basale di ogni soggetto ed agli effettivi valori presentati dal segnale stesso. Un obiettivo è quindi quello di ricercare una metodologia focalizzata sul rendere confrontabili tutti i soggetti acquisiti. Importanza rilevante viene affidata anche alla ricerca di una pesatura ottimale della risposta fisiologica allo stimolo emozionale, in modo da favorire la definizione di una finestra temporale adatta a catturare l'intera risposta allo stimolo, risaltandone le porzioni più significative.

In questa ricerca sono stati adoperati i modelli lineari ad effetti misti al fine di garantire una descrizione pressochè completa della risposta fisiologica analizzata, valutandola sia in termini di fattori fissi e quindi su di un dataset comprendente tutti i soggetti, sia come effetti random, caratterizzandoli mediante una suddivisione soggetto per soggetto. I modelli così ottenuti sono stati poi messi a confronto utilizzando un'analisi statistica che

permettesse di evincere quale fosse il modello più consistente dal punto di vista descrittivo. Viene inoltre analizzata la capacità predittiva dei modelli selezionati a fronte delle considerazioni effettuate su differenti tipologie di raggruppamento (clustering) degli effetti random e su di una suddivisione in genere del campione di soggetti.

L'analisi statistica dei modelli ottenuti ha evidenziato la significatività di alcuni indici valutati in intervalli temporali differenti nei due casi in questione (Valence e Arousal). Più precisamente, si nota una particolare preferenza degli indici valutati in prossimità della presentazione dell'immagine per quanto riguarda il modello di Arousal, mentre, diversamente, nel successivo intervallo temporale per il modello di Valence. Questo risultato è in linea con il concetto per il quale, presentato uno stimolo, il soggetto, in primo luogo, sviluppi un'attivazione a tale stimolo (Arousal) e, solo successivamente, sia in grado di evidenziare caratteristiche di piacere o sgradevolezza (Valence).

Una particolare attenzione è rivolta agli effettivi indici utilizzati per la costruzione dei modelli in questione. Da questo lavoro si evidenzia una rilevanza descrittiva della banda di frequenza Theta nel riconoscimento di Arousal, ed una forte significatività nei segnali relativi all'asimmetria nella frequenza High Alpha e nella zona posteriore destra per la frequenza Delta per il modello di Valence.

Altro importante aspetto riguarda la standardizzazione del segnale biologico. Una valutazione in termini di media e deviazione standard rispetto ai valori di attività basale del soggetto precedente alla presentazione di ogni gruppo di immagini si è dimostrata la scelta più efficace per la normalizzazione dei dati.

Alcuni possibili sviluppi futuri riguardano un differente metodo di selezione delle immagini utilizzate per suscitare la risposta emozionale nei soggetti ed una proposta su di un'ulteriore tipologia di protocollo. Vengono inoltre considerate possibili varianti di pesatura degli indici.

2 Abstract

Emotions can be defined as a positive or negative experience associated with a particular model of physiological activity. The use of stimulation protocols in order to analyze these experiences is implemented in different areas and with specific purposes. The imagined scenario, as well as the real one, sees the emotional state as a factor characterizing every single action or thought during everyday life and, precisely for this reason, its investigation can be important in a wide range of sectors, including that of marketing. Emotion estimation, actually, is a powerful tool in this field, since, monitoring the emotional states, it can provide useful information to improve the business strategies of a company.

The project concerns the definition of a protocol that accepts the classification of the emotional state of a subject. This study is closely linked to the electroencephalographic signal, which is used to understand what actually happens at the neurocognitive level in response to certain emotional stimuli. An operational protocol is then returned which, by studying the response of several subjects to the display of images, is able to define a model that fully interprets the Valence and Arousal values of the stimulus presented, despite the strong subjectivity of the training pool.

The methods used for this purpose include the processing of the acquired signal and the subsequent definition of physiological indices suitable for the characterization of the response variable. The survey carried out is spread over several levels, investigating different aspects regarding the basal activity of each subject and the actual values presented by the signal itself. One goal is therefore to search for a methodology focused on making all the acquired subjects comparable. Relevant importance is also assigned to the search for an optimal weighing of the physiological response to the emotional stimulus, in order to favor the definition of a suitable time window to capture the entire response to the stimulus, highlighting the most significant portions.

In this research, linear mixed effects models were used in order to guarantee an almost complete description of the physiological response analyzed, evaluating it both in terms of fixed factors and then in a dataset including all subjects, and as random effects, characterizing them by a subdivision subject by subject. The models thus obtained were then compared using a statistical analysis that would allow to deduce which was the most consistent model from the descriptive point of view. The predictive ability of the selected models is also analyzed in the light of the considerations made on different types

of clustering of the random effects and on a subdivision in general of the sample of subjects.

The statistical analysis of the models obtained showed the significance of some indices evaluated at different time intervals in the two cases in question (Valence and Arousal). More precisely, we note a particular preference of the indices evaluated close to the presentation of the image as regards the Arousal model, while, otherwise, in the subsequent time interval for the Valence model. This result is in line with the concept that, once a stimulus has been presented, the subject first of all develops an activation to this stimulus (Arousal) and, only later, is able to highlight characteristics of pleasure or unpleasantness (Valence).

Particular attention is paid to the actual indices used for the construction of the models in question. From this work we highlight a descriptive relevance of the Theta frequency band in the recognition of Arousal, and a strong significance in the signals related to the asymmetry in the High Alpha frequency and in the right posterior area for the Delta frequency for the Valence model.

Another important aspect concerns the standardization of the biological signal. An evaluation in terms of average and standard deviation with respect to the basal activity values of the subject prior to the presentation of each group of images has proved to be the most effective choice for data normalization.

Some possible future developments concern a different method of selecting the images used to elicit the emotional response in the subjects and a proposal on a further type of protocol. In addition, possible weighting variants of the indices are considered.

3 Introduzione

Le emozioni ricoprono un ruolo fondamentale nella vita quotidiana ed, in particolare, nel modo in cui l'uomo interagisce con gli altri e con l'ambiente che lo circonda. Diverse emozioni sono all'ordine di diversi comportamenti e scelte. L'emozione può essere descritta come una condizione psicologica che coinvolge l'esperienza soggettiva (come è sentita l'emozione), una componente fisiologica (come il corpo reagisce all'emozione), ed una reazione espressiva (il comportamento tenuto in risposta all'emozione sperimentata). Questi differenti elementi sono essenziali nell'approccio funzionale e comportamentale degli individui. Le emozioni hanno una grande influenza sulle decisioni quotidiane, anche in situazioni che appaiono puramente guidate dalla logica e dalla razionalità. Da qui nasce la necessità di indagare le interazioni tra le emozioni ed i processi decisionali, come nel campo del neuromarketing, che applica le metodologie delle neuroscienze al fine di determinare le forme di comunicazione più efficaci ed influire sui processi decisionali del consumatore (Petty R.E., 1983 [50]).

Altri studi, invece, hanno analizzato l'interazione tra l'emozione e lo stato di salute: ad esempio, lo stress rappresenta una risposta psicofisiologica ad intensi stati emotivi come eccessiva pressione ed ansia, che provoca un impatto negativo sulla salute fisica e mentale del soggetto (Chaouachi M., 2010 [7]); una ulteriore indagine riguarda ricerche sulla depressione, le quali si basano su cambiamenti emotivi che hanno implicazioni nella valutazione, nel trattamento e nella prevenzione della patologia (Zuroff D.C., 1986 [69]). Tuttavia non sono ancora del tutto chiarite una completa ed esaustiva definizione ed una metodologia di classificazione delle emozioni.

La grande variabilità tra soggetti e la varietà di contesti in cui le emozioni possono sorgere, come situazioni diverse e contesti culturali differenti, complica notevolmente lo sviluppo di modelli per il riconoscimento e la classificazione delle emozioni. Di solito, per valutare le emozioni si utilizzano strumenti psicometrici o questionari, come il Self Assessment Manikin o SAM (Lang P.J., 2008 [38]). Questi test sono facili da adoperare ma, a causa della loro natura soggettiva, risultano spesso poco affidabili. La necessità di rendere la misurazione più oggettiva possibile ha portato i ricercatori ad investigare accuratamente la relazione tra le variazioni dei segnali fisiologici e le emozioni. Molti studi hanno dimostrato il forte impatto delle emozioni sul Sistema Nervoso Autonomo, attraverso due componenti: il Sistema Nervoso Simpatico, associato a reazioni di attacco-fuga e il Sistema Nervoso Parasimpatico, coinvolto in situazioni e contesti rilassanti. Il concetto principale

denota come bruschi cambiamenti emotivi provochino alterazioni dei segnali fisiologici. Per esempio, l'attività elettrodermica aumenta durante esperienze di ansia, paura, rabbia e gioia perché è correlata al livello di stimolazione emotiva provata (Takahashi K., 2004 [62]). L'attività cardiaca può essere inibita o stimolata da recettori neuromodulatori nelle cellule cardiache ed il segnale di variabilità cardiaca (Heart Rate Variability o HRV), ovvero la variazione temporale dell'intervallo tra un battito cardiaco e il successivo, è il più rilevante indicatore di stress. L'attività cerebrale è anche soggetta a cambiamenti causati da forti emozioni come disgusto e rabbia.

Studi precedenti (Lang P.J., 2008 [38]), hanno dimostrato che gli stati emotivi possono essere classificati in termini di Valence (sensazione piacevole o non piacevole), Arousal (calma o agitazione) e Dominance (sentimento controllato o non controllabile rispetto all'emozione provata). Ci sono delle evidenze che attestano il legame tra queste dimensioni e le variazioni fisiologiche (Posner J., 2005 [52]), ma risulta ancora poco chiara l'esatta relazione tra di esse.

Lo scopo di questa tesi è quello di sviluppare un metodo oggettivo per il riconoscimento e la classificazione delle emozioni utilizzando modelli statistici multivariati per stimare Valence ed Arousal, sulla base di parametri fisiologici derivati dal segnale EEG. La presente tesi è dunque organizzata come segue, analizzata con una breve descrizione nella sezione 3.1 ed esplicitandone la struttura nella sezione 3.2.

3.1 Breve descrizione del lavoro

Il riconoscimento dello stato emotivo assume una notevole importanza nel momento in cui viene associato ad un determinato fine. Quest'ultimo può passare dall'essere semplicemente esplicativo dello stato di un soggetto, al categorizzare un sistema atto a rivoluzionare pesantemente l'approccio dei brand ai clienti. Analizzare, riconoscere e comprendere la reazione di un soggetto ad uno stimolo emozionale risulta quindi particolarmente rilevante al fine di definire una personalizzazione dell'approccio di un terzo con il soggetto stesso. Si pensi ora ad un gruppo di persone e non solo ad un singolo individuo. Con questi presupposti, risulta quindi chiara ed evidente la rilevanza di un'indagine di questa tipologia e l'interesse mostrato da molte aziende su tale argomento.

Il lavoro di questa ricerca inizia con la definizione di un protocollo sperimentale focalizzato sul garantire una corretta acquisizione del segnale biologico. Viene proposto a riguardo un protocollo caratterizzato dalla presentazione di 90 immagini atte a suscitare una reazione specifica nel soggetto. Successivamente vengono definiti degli indici, ovvero i parametri utilizzati per il riconoscimento della risposta biologica, risultato di differenti modalità di elaborazione applicate al segnale elettroencefalografico (EEG). Questa indagine assume un'elevata importanza nel momento in cui vengono adottati differenti metodi di elaborazione degli elementi esplicativi. Viene infatti proposto un sistema di pesatura dell'indice in funzione dell'intervallo temporale in cui tale indice viene considerato. Un altro aspetto relativo a questa fase riguarda la normalizzazione dei dati rispetto all'attività basale dei singoli individui, allo scopo di ridurre la variabilità inter-individuale ed identificare un modello della risposta fisiologica più rappresentativo dell'intera popolazione analizzata e meno legato al singolo soggetto valutato.

Il riconoscimento della variabile di risposta viene affidato ai modelli lineari ad effetti misti, i quali garantiscono una descrizione degli indici analizzati su più punti di vista, valutandoli sia in un contesto completo di tutti i soggetti, sia mediante una suddivisione soggetto per soggetto. L'analisi statistica ha di seguito condotto alla scelta dei migliori modelli sulla base delle capacità descrittive e delle proprietà dei residui ottenuti. Il passo successivo è stato quello di analizzare tali modelli in un'ottica di predizione al fine di valutarne la capacità di riconoscimento dello stato emotivo e, quindi, dei valori di Valence e Arousal relativi alle immagini presentate.

3.2 Struttura della tesi

La struttura del lavoro svolto si articola in quattro capitoli.

Nella prima sezione denominata "Stato dell'arte" viene descritto un inquadramento generale dell'area di ricerca, orientato a portare il lettore all'interno della problematica affrontata. All'interno di questo capito è possibile ricavare informazioni sulla tipologia del segnale indagato e sui modelli di riconoscimento delle emozioni utilizzati in questa tesi. É inoltre definito l'ambito di appartenenza, includendo le relative applicazioni e gli scopi preposti da questa ricerca.

Nella seconda sezione denominata "Materiali e metodi" si mostra il progetto dal punto di vista sperimentale, descrivendolo in funzione delle scelte e dei metodi utilizzati. Vengono quindi illustrati nel dettaglio differenti aspetti riguardanti le elaborazioni condotte sui dati acquisiti e le tecniche di analisi adoperate per la costruzione dei modelli atti al riconoscimento delle emozioni.

Nella terza sezione denominata "Risultati" vengono esposti i risultati ottenuti a seguito di quanto definito nella sezione precedente. In primo luogo viene effettuata un'analisi statistica su tutte le variabili analizzate, indagando la solidità dei modelli ottenuti. Successivamente viene invece testata l'effettiva bontà dei modelli, valutandoli in fase di predizione mediante l'utilizzo dei metodi descritti.

Nella quarta sezione denominata "Conclusioni" viene effettuata una valutazione critica dei risultati ottenuti nella sezione precedente. Vengono inoltre mostrate le prospettive future di ricerca e i possibili sviluppi o miglioramenti relativi all'indagine effettuata.

4 Stato dell'arte

In questa sezione verrà fornito un inquadramento generale che permetterà al lettore di porsi in uno scenario orientato a garantire la massima comprensione di quanto trattato in questa ricerca e della problematica affrontata.

4.1 Elettroencefalografia

Ci troviamo all'interno di un vasto campo di discipline definite con il nome di Neuroscienze che, al giorno d'oggi, rappresentano uno degli ambiti scientifici più ricchi di sfide e stimoli. Le Neuroscienze, definite come discipline che studiano sperimentalmente il funzionamento del sistema nervoso da più punti di vista, si basano appunto sulla proprietà di inventiva e sperimentazione, ed è proprio questo aspetto a renderle un ambito molto ricercato. Il forte carattere interdisciplinare che le contraddistingue fonde tra loro competenze molto diverse, in un connubio che consente di inquadrare in modo pluridirezionale le varie sfaccettature morfologiche e funzionali del sistema nervoso. Tali indagini permettono di caratterizzare la complessità dell'attività neuronale non solo a livello qualitativo, ma anche quantitativo (Topic B., 2017 [64]).

Tra tutte, la tecnica di indagine che occupa un ruolo primario è l'elettroencefalografia, disciplina nucleo anche in questa tesi. In questo capitolo ne verranno considerati gli aspetti fondamentali che, accostati alla realtà descritta nelle successive sezioni della tesi, offrono al lettore un'analisi completa per poter comprendere al meglio quanto si sta trattando.

4.1.1 Cenni di Neurofisiologia

Si è parlato di sistema nervoso e, pertanto, risulterà utile per prima cosa contestualizzarlo e descriverne gli aspetti chiave.

Il sistema nervoso negli esseri umani può essere anatomicamente suddiviso in Sistema Nervoso Centrale (SNC) e Sistema Nervoso Periferico (SNP). Il primo sovrintende e regola, valuta ed integra le principali funzioni di controllo ed elaborazione tipiche dell'uomo, diversamente dal secondo che si occupa invece di ricevere informazioni sensoriali e trasmettere stimoli e risposte comportamentali. Di particolare interesse ai fini di questa tesi risulta comprendere quali aspetti caratterizzano il primo dei due sistemi.

Al SNC giungono dalla periferia dell'organismo stimoli quali sensazioni e percezioni, e da esso si diramano le risposte motorie trasmesse alla muscolatura scheletrica attuatrice, ad eccezione di alcuni movimenti riflessi che possono avvenire attraverso le vie del midollo

spinale senza la partecipazione delle strutture cerebrali. Apprendimento, memoria, linguaggio, coscienza, astrazione, percezione, ovvero le cosiddette funzioni nervose superiori, sono affidate a quello che viene classificato come il computer responsabile della gestione dell'organismo.

Anatomicamente, il sistema nervoso centrale è costituito da differenti porzioni anatomiche in continuità tra loro e, più precisamente, da due elementi principali quali l'encefalo e il midollo spinale. Il primo dei due, contenuto nella scatola cranica, è formato in senso craniocaudale da telencefalo, diencefalo, tronco encefalico, a sua volta costituito da mesencefalo, ponte e midollo allungato, e cervelletto, posto dorsalmente al tronco cefalico. Il midollo spinale, invece, prosegue dal tronco cefalico nel canale vertebrale ed è responsabile della trasmissione dei segnali (messaggi) avanti e indietro tra il cervello e i nervi periferici.

4.1.2 Elettroencefalogramma

Si inserisce in questo contesto la possibilità di indagare l'attività bioelettrica generata dalla corteccia cerebrale. L'elettroencefalografia costituisce infatti la tecnica forse più elementare e allo stesso tempo più efficace per monitorare l'attività cerebrale e i potenziali evocati che hanno sede sulla superficie dell'encefalo.

4.1.2.1 Breve storia dell'elettroencefalografia

L'elettroencefalografia fu sviluppata dallo psichiatra tedesco Hans Berger tra il 1924 ed il 1938 e fu utilizzata per la prima volta alla fine degli anni '20 alla Friedrich Schiller Universität di Jena. La scoperta di Berger è stata una svolta storica che ha fornito un nuovo strumento senza il quale oggi, nella pratica quotidiana, risulterebbero inconcepibili concetti quali diagnosi neurologiche e pianificazioni delle procedure operative neurochirurgiche. Lo psichiatra tedesco scoprì che l'attività dei neuroni della corteccia cerebrale è coordinata in modo tale da indurre variazioni del campo elettrico e gli elettrodi, posizionati opportunamente sullo scalpo, registrano eventi di natura elettrica che si verificano nella corteccia sottostante. Il passaggio successivo è stata quindi la deduzione che la differenza di potenziale elettrico che si verifica tra aghi posizionati nello scalpo corrisponde all'attività elettrica dell'area studiata.

Successivamente, anche personaggi come Luigi Galvani e Alessandro Volta indagarono e posero le basi necessarie alla comprensione delle proprietà elettriche dei tessuti nervoso e muscolare. Più tardi, nel XIX secolo, fu invece il medico di Liverpool Richard Caton ad

essere il protagonista della prima osservazione dell'attività elettrica spontanea nel cervello di alcuni animali da laboratorio.

4.1.2.2 L'elettroencefalografo e il suo funzionamento

L'elettroencefalografo è un sistema di acquisizione dati, e come tale è definibile come sistema di misura elettronico concepito per monitorare, registrare ed eventualmente elaborare una o più grandezze fisiche di interesse (Niedermeyer E., 2005 [48]). Qualsiasi attività sinaptica genera un piccolo impulso elettrico indicato come potenziale postsinaptico. Questi potenziali, che hanno sede sulla superficie dell'encefalo, sono generati in prevalenza dalla materia grigia della corteccia e risultano misurabili quantitativamente mediante tale apparecchiatura. Il segnale elettroencefalografico nasce dal contributo della corrente extracellulare propria dell'attività di un elevato numero di cellule nervose, nella fattispecie i neuroni corticali piramidali, disposti in corrispondenza dell'area corticale sottostante l'elettrodo considerato (Niedermeyer E., 2005 [48]). Per elettroencefalogramma si intende quindi il tracciato ottenuto mediante la misurazione dell'attività elettrica del cervello con l'ausilio dell'applicazione di un certo numero di elettrodi. Il potenziale elettrico generato da un singolo neurone è troppo piccolo per essere rilevato, pertanto, l'attività cerebrale evidenziata dall'elettroencefalografia riflette sempre la sommatoria dell'attività sincrona di migliaia di neuroni che hanno un simile orientamento spaziale, ovvero sono sincronizzati. Se le cellule non hanno un orientamento spaziale simile, i loro ioni non si allineano e non creano onde da rilevare. Si pensa che i neuroni piramidali della corteccia producano il maggior numero di segnali EEG perché sono ben allineati ed emettono insieme (Klein S., 2006 [34]). Poiché i gradienti del campo di tensione diminuiscono con il quadrato della distanza, l'attività proveniente da fonti profonde è più difficile da rilevare rispetto alle correnti vicino al cranio. In aggiunta, il potenziale generato deve propagarsi attraverso diversi strati di tessuto non neurale (ad esempio le meningi, il tessuto osseo del cranio e la pelle), i quali, anch'essi, sviluppano resistenza alla propagazione.

L'acquisizione dei dati vede quindi un certo numero di neuroni eccitati che, con il loro piccolo apporto, cooperano contemporaneamente per dare un segnale EEG che corrisponde, appunto, alla sommatoria dell'attività di neuroni in fase. Questa caratteristica vede l'elettroencefalografia come un'ottima analisi dal punto di vista della risoluzione temporale (nell'ordine dei millisecondi), se non una tra le migliori, equiparata solamente dalla Magnetoencefalografia (MEG) e dalla Event-Related Optical Signal (EROS). Queste sono infatti le uniche tecniche non invasive di neuroscienza cognitiva ad acquisire dati a

questo livello di risoluzione temporale. D'altra parte, si ha invece una bassa risoluzione spaziale sul cuoio capelluto. La risonanza magnetica funzionale, ad esempio, può visualizzare direttamente le aree attive del cervello, mentre l'EEG richiede elaborazioni accurate per ipotizzare quali aree siano attivate da una particolare risposta.

4.1.2.3 Elettrodi ed il loro posizionamento

Nell'EEG convenzionale sul cuoio capelluto, la registrazione viene ottenuta mediante il posizionamento di elettrodi con l'ausilio di un gel o di una pasta conduttiva, solitamente dopo aver preparato l'area in questione mediante una leggera abrasione per ridurre l'impedenza dovuta alle cellule morte della pelle. Gli elettrodi sono realizzati in modo da assicurare un contatto stabile e prolungato con la cute, aderire ad una superficie circoscritta al fine di evitare dispersioni, ed essere non polarizzabili, ovvero essere caratterizzati da una minima resistenza in modo da ostacolare quanto meno possibile il passaggio della corrente da rilevare.

Molti sistemi utilizzano elettrodi, ciascuno dei quali è collegato ad un singolo filo. Alcuni sistemi usano cuffie o reti in cui sono incorporati gli elettrodi e tale pratica è particolarmente comune quando sono necessari array di elettrodi ad alta densità.

Gli elettrodi richiesti, e quindi i canali registranti, possono variare tra 8 e 64, ma se non c'è l'esigenza di avere una risoluzione spaziale elevata, come in casi riguardanti fenomeni di lateralizzazione, tale numero può limitarsi anche a poche unità.

Il posizionamento e il corrispettivo nominativo degli elettrodi per la maggior parte delle applicazioni cliniche e di ricerca (tranne quando vengono utilizzati array ad alta densità) sono specificati dal sistema internazionale 10-10 (Klem G.H., 1999 [35]). Nella seguente figura 1 è rappresentata la mappatura degli elettrodi sullo scalpo in riferimento a tale protocollo di acquisizione.

genere, utilizzato durante la registrazione di EEG da neonati. Ulteriori elettrodi possono essere aggiunti al set-up standard quando un'applicazione clinica o di ricerca richiede una maggiore risoluzione spaziale per una particolare area del cervello. In quest'ultimo caso infatti, mentre l'EEG monitora il decorso temporale dell'attività elettrica generata dal cervello, è possibile interpretare quali aree della corteccia sono responsabili dell'elaborazione delle informazioni in un dato momento.

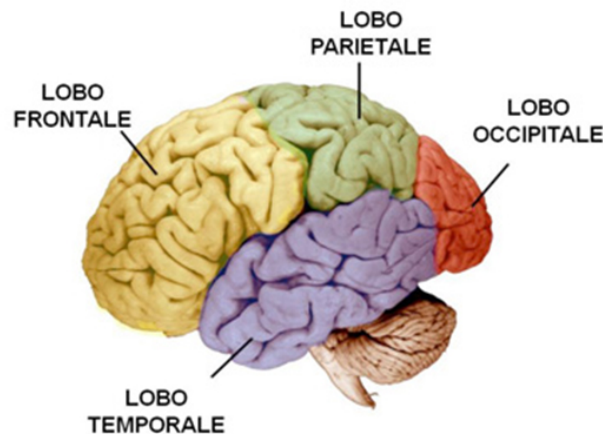


Figura 2: Rappresentazione schematica del cervello umano, con evidenziati i quattro lobi cerebrali.

Principalmente possono essere identificate le seguenti regioni (Treccani, [65]):

- **Corteccia occipitale**
Questa parte del cervello è la principale responsabile dell'elaborazione delle informazioni visive e, pertanto, esperimenti EEG con stimoli visivi (video, immagini) si concentrano spesso sugli effetti in queste particolari regioni. Vi risiedono moltissimi neuroni specializzati nel riconoscimento e nell'elaborazione dei particolari di un'immagine. Nei lobi occipitali vengono integrate tutte le informazioni visive, comprese quelle che influenzano la postura e l'equilibrio.
- **Corteccia parietale**
Assume funzioni differenti in base all'emisfero che la caratterizza. La parte sinistra controlla la comprensione del linguaggio parlato e scritto, la memoria e le capacità

matematiche. Il lobo parietale destro, invece, controlla le attività visuospatiali, ovvero attività non verbali come la ricostruzione di un'immagine visiva (e la capacità di orientarla nello spazio e di farla ruotare) e la percezione della traiettoria di un oggetto in movimento e della posizione delle varie parti del corpo.

- **Corteccia temporale**

La corteccia temporale ha aspetti laterali che sono responsabili dell'elaborazione del linguaggio e della produzione del parlato. Il lobo temporale sinistro comprende il linguaggio parlato e sceglie le parole, mentre il lobo temporale destro permette, invece, di comprendere l'intonazione del discorso e la sequenza dei suoni.

- **Corteccia frontale**

La corteccia frontale contiene l'area corticale motoria e la corteccia premotoria. Pertanto nella parte anteriore del lobo frontale (corteccia prefrontale) si svolgono funzioni cognitive superiori, come l'elaborazione di pensieri e idee, mentre nella parte posteriore si comandano e modificano i movimenti.

4.1.2.4 Registrazione del segnale EEG

Per ottenere un segnale EEG è necessario effettuare misurazioni con almeno due elettrodi e, in base al posizionamento di quest'ultimi, è possibile identificare due approcci, quello monopolare e quello bipolare. Nello specifico, nel primo caso, ovvero nella registrazione monopolare, gli elettrodi sono entrambi posizionati nell'area di interesse sul cuoio capelluto mentre, nel secondo caso, uno dei punti di misura è posto sul cuoio capelluto nell'area di interesse, e l'altro viene posizionato lontano da essa (figura 3).

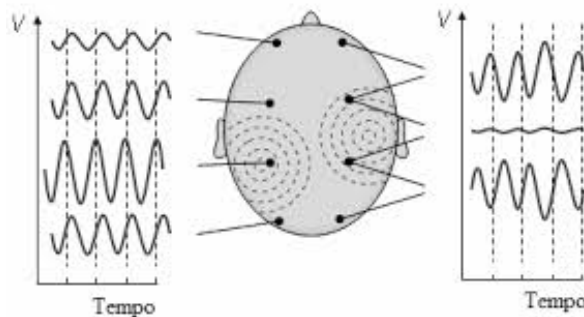


Figura 3: Esempio di misure bipolari (destra) e monopolari (sinistra).

Nella registrazione monopolare la misurazione di ogni elettrodo sarà dunque effettuata per differenza rispetto al riferimento, chiaramente in termini di potenziale rilevato. Nell'altra tipologia invece, viene registrata la differenza di potenziale tra le coppie di elettrodi. Ogni elettrodo è collegato ad un ingresso di un amplificatore differenziale (un amplificatore per coppia di elettrodi) mentre l'altro ingresso è occupato dall'elettrodo di riferimento di sistema comune. Questi amplificatori amplificano la tensione tra l'elettrodo attivo e il riferimento, rendendo quindi visibili potenziali che in altri casi risulterebbero troppo bassi. A questo punto il segnale è quindi ben definito e si procede mediante un suo utilizzo analogico oppure usufruendo di una conversione A/D. Nell'EEG analogico, il segnale viene filtrato e viene emesso come deflessione di penne che, muovendosi sopra dei fogli di carta in movimento, ne disegnano l'andamento. Tuttavia, al giorno d'oggi, la maggior parte dei sistemi EEG sono digitali ed il segnale amplificato viene digitalizzato tramite un convertitore A/D, dopo essere passato attraverso un filtro anti-aliasing.

4.1.2.5 Il tracciato elettroencefalografico

Il tracciato EEG mostra l'attività spontanea del cervello sotto forma di oscillazioni, le quali, a loro volta, constano di componenti a diversa frequenza. Esse sono definite in letteratura come "ritmi EEG", ognuno dei quali corrisponde in realtà ad una determinata banda spettrale del segnale (figura 4).

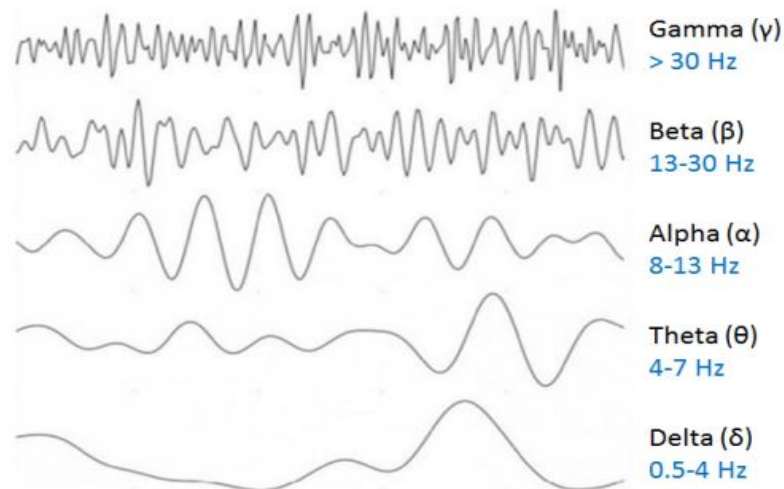


Figura 4: Bande di frequenza: tracciato EEG.

Ogni attività o azione durante la giornata vede il cervello trovarsi in un certo stato e, i modelli di frequenza cambiano di conseguenza, dando una visione dei processi cognitivi. Ogni componente di frequenza, infatti, descrive aspetti specifici relativi allo stato del cervello e, quindi, dell'individuo:

- Delta

Le onde Delta vengono esaminate, generalmente, per valutare ed indagare la profondità del sonno. Più precisamente, più forte è il ritmo delta, più profondo è il sonno. Si è riscontrato inoltre che durante processi nei quale il soggetto deve concentrarsi (calcoli mentali, compiti semantici), l'attività di tali onde aumenta principalmente nell'area frontale (Harmony T., 2013 [22]).

- Theta

Le onde Theta sono invece associate ad un'ampia gamma di processi cognitivi come la codifica, il recupero della memoria ed il carico di lavoro cognitivo (Klimesch W., 1999 [37]). Ogni volta che ci si trova di fronte a compiti difficili, tali onde desincronizzano, diventando più prominenti. Il ritmo theta è anche associato ad un aumento dei livelli di affaticamento (Craig A., 2012 [13]).

- Alpha

In situazioni nelle quali un individuo è in fase di rilassamento, ogni volta quindi che chiude gli occhi e si pone in uno stato di calma, le onde alpha prendono il sopravvento. I livelli Alpha aumentano in corrispondenza di uno stato di veglia rilassata e sono anche collegati all'inibizione e all'attenzione (Klimesch W., 2012 [36]).

- Beta

Anch'esso riguardante l'attenzione, questo ritmo diventa inoltre più forte mentre si pianificano o si eseguono movimenti di qualsiasi parte del corpo (Takahashi K., 2011 [62]). È interessante notare che questo aumento della frequenza Beta è evidente anche osservando i movimenti corporei di altre persone (Halder S., 2011 [21]). Il cervello, infatti, sembra imitare i movimenti osservati, indicando che esista una sorta di "sistema di neuroni specchio" che è potenzialmente coordinato dalle frequenze beta.

- Gamma

Alcuni ricercatori sostengono che la frequenza Gamma possa in qualche modo riflettere l'espressione di una concentrazione attenta e possa fungere da frequenza portante per facilitare lo scambio di dati tra regioni cerebrali (Jia X., 2011 [31]). Altri, invece, associano tale frequenza ai soli movimenti oculari rapidi (Yuval-Greenberg S., 2008 [68]).

Definite le componenti del segnale EEG e, quindi, indagata l'attività neurale spontanea, risulta interessante studiare le peculiarità dell'EEG in conseguenza di un particolare stimolo esterno. A riguardo, i potenziali evocati consistono nella reazione elettrica a determinati stimoli sensitivi. Il parametro più importante è la latenza tra stimolo e potenziale registrato sulla cute, il quale permette di identificare specifiche aree di attivazione del cervello grazie al ritardo causato dalla distanza e dalla impedenza dei tessuti. Si possono distinguere due tipologie di potenziali evocati (Fabiani M., 2000 [18]): il primo tipo, o potenziali evocati stimolo-relati (o esogeni), dipendono in latenza ed ampiezza dalle caratteristiche fisiche dello stimolo, e rappresentano la risposta di pool neuronali ad uno stimolo; il secondo tipo invece, o potenziali evocati evento-relati, ERPs (o endogeni), sono legati al contenuto informativo dell'evento stimolante e del contesto psicologico in atto. In altre parole questi potenziali dipendono dall'attenzione prestata allo stimolo da parte dell'individuo e dal significato che esso gli attribuisce. Sono dunque senza dubbio fondanti in un'ottica sperimentale di potenzialità diagnostica, valutativa e comunicativa.

Questi potenziali vengono ben identificati grazie ad una nomenclatura specifica, infatti, la convenzione nell'assegnazione dei rispettivi nomi prevede che la prima lettera ('P' o 'N') identifichi la polarità della componente, mentre il numero che la segue sia rappresentativo dei millisecondi in cui tale componente si manifesta.

4.1.3 Potenziali evento-relati e P300

In generale, si tratta di alterazioni del segnale EEG che sono legate, nel tempo, ad eventi sensoriali, motori o cognitivi, e che quindi forniscono un approccio sicuro e non invasivo per studiare i correlati psicofisiologici dei processi mentali. Gli ERPs sono oggetto di studi e approfondimenti in quanto rappresentano la delicata interfaccia che trasduce le attività cerebrali e le funzioni cognitive nelle relative manifestazioni comportamentali ed esperienze soggettive.

Tra queste componenti, di particolare interesse risulta l'onda denominata P300, la quale è pensata per riflettere i processi coinvolti nella valutazione e nella categorizzazione degli

stimoli (Sutton S., 1965 [61]). Quando registrata, si presenta come una deflessione positiva in tensione con una latenza di circa 250-500 ms, dipendente dalla posizione dell'elettrodo registrante. La ricerca scientifica spesso si basa sulla misurazione di questa componente per esaminare i potenziali relativi agli eventi, in particolare per quanto riguarda i processi decisionali. Questa sua caratteristica, ovvero essere utilizzata al fine di identificare la risposta cognitiva di un soggetto ad uno stimolo presentato, è ben elogiata dalla comunità scientifica e la vede assumere un ruolo chiave per ricerche di diverso ambito e tipologia (Duncan C.C., 2009 [16]).

4.2 Origine e natura delle emozioni

L'emozione è uno stato mentale associato al sistema nervoso causato da cambiamenti chimici associati a processi cognitivi. Purtroppo non esiste attualmente alcun consenso scientifico su una definizione comune, ma ne vengono fornite molte, ognuna specifica per la branca di studio che la indaga. Gli schemi emozionali, ovvero le esperienze emozionali più frequenti, sono interazioni dinamiche di emozione-cognizione che possono consistere in risposte momentanee e situazionali o tratti duraturi della personalità che emergono durante lo sviluppo. Le emozioni rivestono un ruolo fondamentale nell'evoluzione della coscienza e nello svolgimento di tutti i processi mentali (Izard C.E., 2009 [25]).

4.2.1 Emozioni e le loro caratteristiche

Sin dal passato, si è sempre pensato e ritenuto legittimo il pensiero che le emozioni fossero in qualche modo correlate al cervello, ovvero lo strumento decisionale del corpo umano. Attraverso lo studio di aree ben specifiche e sulla base delle scoperte fatte finora attraverso la mappatura neurale del sistema limbico, è ormai noto che l'emozione viene vista come uno stato mentale, piacevole o spiacevole, organizzato appunto in quest'ultimo. Più precisamente, furono i lavori pionieristici di Broca (Broca P., 1878 [63]), Papez (Papez J., 1937 [63]) e MacLean (MacLean P.D., 1952 [63]) che suggerirono che l'emozione fosse legata ad un gruppo di strutture nel centro del cervello chiamato sistema limbico, il quale comprende l'ipotalamo, la corteccia cingolata, l'ippocampo e altre strutture. Ricerche più recenti hanno inoltre dimostrato che non tutte queste strutture sono direttamente legate alla generazione dell'emozione allo stesso modo, alcune più di altre. È stata anche considerata la presenza di strutture non limbiche aventi una maggiore rilevanza in ambito emotivo rispetto a quelle limbiche (LeDoux J.E., 1993 [40]).

Nota quindi la locazione dell'origine delle emozioni, non resta altro che definirle anche sotto l'aspetto chimico. La costante elaborazione delle informazioni da parte del cervello è resa possibile solo grazie alla capacità di comunicazione delle cellule specializzate, ovvero i neuroni, i quali interagiscono tra di loro attraverso i neurotrasmettitori. Molti di questi supportano la regolazione delle funzioni cerebrali ma, i più importanti, contribuiscono a regolare l'aspetto umorale dell'uomo, come la dopamina, la noradrenalina e la serotonina. La prima viene rilasciata dai neuroni per trasmettere tutte le informazioni legate al piacere, mentre, la seconda è responsabile del controllo dei livelli di stress e di ansia. L'ultima delle tre è invece responsabile della memoria e della capacità di imparare, nonché dotata di un'azione stimolante sulla muscolatura liscia e di un'azione antiemorragica. A tal

riguardo, molto interessante risulta il lavoro di Lövheim che, nel 2012, ha proposto una relazione diretta tra la combinazione di specifiche sostanze chimiche e lo stato emotivo. Tale ricerca vede la dopamina, la noradrenalina e la serotonina, le sostanze segnale, utilizzate per relazionarsi ad otto emozioni di base proposte da Tomkins (Tomkins S., 2012 [63]). È stato quindi presentato un modello in cui le sostanze segnale formano gli assi di un sistema di coordinate e le emozioni fondamentali sono poste negli otto rispettivi angoli. Indicandone un esempio, la rabbia è, secondo il modello, prodotta dalla combinazione di serotonina bassa, alta dopamina e alta noradrenalina (Lövheim H., 2012 [45]).

4.2.1.1 Modelli storici di riferimento

Per una visione più nitida di quanto si tratterà successivamente, verranno descritti ora i punti chiave che definiscono i modelli storici riguardanti il riconoscimento delle emozioni, i quali fungono da base teorica a questa ricerca. Se ci si concentra sull'aspetto storico e sul cambiamento degli schemi utilizzati per l'analisi e per lo studio delle emozioni nel corso del tempo, si possono considerare principalmente due modelli. Il primo di essi è basato sul fatto che le emozioni sono costrutti discreti e fondamentalmente diversi, mentre il secondo presuppone che le emozioni possano essere caratterizzate in raggruppamenti su una base dimensionale.

Nella teoria delle emozioni discrete, si pensa che tutti gli esseri umani abbiano un set innato di emozioni basilari culturalmente riconoscibili. Queste emozioni di base sono descritte come "discrete" perché si ritiene siano distinguibili dall'espressione facciale di un individuo e dai processi biologici. Diversi teorici hanno condotto studi per determinare quali emozioni siano fondamentali e quali altre siano sfaccettature delle prime. Una ricerca significativa è stata svolta da Paul Ekman, nel cui lavoro si è concluso che le sei emozioni di base sono rabbia, disgusto, paura, felicità, tristezza e sorpresa. Ekman spiega che ci sono caratteristiche particolari associate a ciascuna di queste emozioni, consentendo loro di esprimersi in vari gradi. Ogni emozione agisce come una categoria discreta piuttosto che come uno stato emotivo individuale (Ekman P., 1992 [17]).

Parlando di emozioni basilari, l'attivazione di un'emozione, come rabbia, tristezza o paura, viene innescata dalla valutazione del cervello di uno stimolo o di un evento. In particolare, si ipotizza che la funzione, l'espressione ed il significato di diverse emozioni siano biologicamente distinte l'una dall'altra. Un tema comune a molte teorie sulle emozioni di base è che dovrebbero esserci caratteristiche funzionali che distinguono le diverse emozioni: do-

vremmo essere in grado di dire quale emozione una persona sta provando osservando la sua attività cerebrale e/o la sua fisiologia. Inoltre, la conoscenza di ciò che la persona sta vedendo o del contesto più ampio dell'evento elicitante non dovrebbe essere necessaria per dedurre ciò che la persona sta provando (Ekman P., 1992 [17]).

Le evidenze di un approccio discreto delle emozioni provengono da diversi studi che, a partire dalla fine del secolo scorso, hanno indagato l'affettività nel regno animale e nei primati in età evolutiva e adulta. Questi studi presentano, però, diversi limiti. Le ricerche che studiano l'emotività negli animali, nei neonati o nei bambini che non possiedono ancora abilità cognitive o di espressione linguistica appropriate, rischiano di basarsi esclusivamente sulle interpretazioni dei ricercatori, che attribuiscono stati affettivi ai comportamenti direttamente osservabili, dimentichi che è possibile provare emozioni senza necessariamente manifestarle tramite l'azione, o viceversa.

Diversamente, Izard, sostiene che un'emozione discreta o un modello di emozioni interagenti sono sempre presenti nel cervello cosciente (Izard C.E., 1977 [27], 2007 [24][28]). Da questa affermazione viene avanzato il concetto per cui i sentimenti emotivi discreti non possano essere creati, insegnati o appresi tramite processi cognitivi (Izard C.E e Malatesta C.Z., 1987 [30], Izard C.E., 2007 [24][28]). A tal riguardo, quindi, i processi percettivi e concettuali e la coscienza stessa sono più simili agli effetti delle emozioni che alle fonti della loro origine. Esperienze di emozioni discrete emergono nell'ontogenesi ben prima che i bambini acquisiscano il linguaggio o le strutture concettuali atte ad inquadrarle adeguatamente. Inoltre, l'acquisizione del linguaggio non garantisce che le esperienze emozionali possano sempre essere identificate e comunicate verbalmente. Anche gli adulti hanno grandi difficoltà ad articolare una descrizione precisa dei loro sentimenti emotivi (cfr. Langer S.K., 1967/1982 [39]). In conclusione, pertanto, viene assunto che i sentimenti emotivi possano essere attivati e influenzati da processi percettivi, di valutazione, concettuali e non cognitivi (Izard C.E., 1993 [26]), ma che non possano essere creati da loro.

Ritornando ai problemi riscontrati nella predizione e nel riconoscimento delle emozioni, si possono trovare ulteriori riscontri anche nello studio di quest'ultime attraverso l'analisi delle espressioni facciali. Un esempio riguarda la registrazione delle risposte fisiologiche periferiche che si attivano in risposta alle diverse espressioni facciali, le quali ricerche non hanno portato a risultati univoci. Sembra, infatti, che le risposte fisiologiche non siano in grado di discriminare in modo adeguato le distinte espressioni emotive. Da letteratura, (Ekman P., 1992 [17]; Izard C.E., 1992 [29]), viene sostenuto, inoltre, che a ciascuna delle espressioni facciali corrispondano specifiche emozioni individuali. Tuttavia, da quanto è possibile osservare anche nella nostra esperienza quotidiana, non sempre questo corrispon-

de alla realtà, possiamo, infatti, facilmente imparare a simulare o camuffare i nostri stati emotivi con le appropriate espressioni del viso.

Grazie a tutti questi elementi, si è arrivati ad un pensiero comune, ossia che i modelli basati sulle teorie discrete non abbiano basi fortemente salde e presentino differenti limitazioni e, proprio per questa loro scarsa congruenza dei dati provenienti dalle ricerche e le notevoli difficoltà di ricercatori e clinici nell'identificare e descrivere le emozioni (Saarni C., 1999 [56]), diversi autori si sono spinti a sviluppare modelli meno rigidi, lontani da un sistema tassonomico di tipo categoriale (Russel J., 1980 [55] e Posner J., 2005 [52]).

A questo punto medici e ricercatori, allontanandosi da un modello di stati emotivi considerato troppo semplicistico in cui ogni emozione è pensata per emergere da sistemi neurali indipendenti, si sono avvicinati a modelli multidimensionali delle emozioni, in cui tutti gli stati affettivi derivano da sistemi neurofisiologici comuni e sovrapposti (Russel J., 1980 [55]).

Per ragioni sia teoriche che pratiche, i ricercatori definiscono le emozioni in base a una o più dimensioni. I modelli dimensionali tentano di concettualizzare le emozioni umane definendo dove si trovano spazialmente rispetto alle dimensioni considerate che, solitamente, includono caratteristiche di piacevolezza e di eccitazione o intensità. Questi modelli suggeriscono che un sistema neurofisiologico comune e interconnesso sia responsabile di tutti gli stati affettivi (Posner J., 2005 [52]), aspetto appunto contrastante rispetto alle teorie dell'emozione di base, le quali propongono che emozioni diverse nascano da sistemi neurali separati (Posner J., 2005 [52]).

4.2.1.2 Il modello circonflesso

Esistono numerosi modelli della tipologia spiegata fino ad ora, definiti in base all'approccio e alle dimensioni considerate. Nel presente lavoro di tesi si è deciso di adottare il modello circonflesso (Russel J., 1980 [55]).

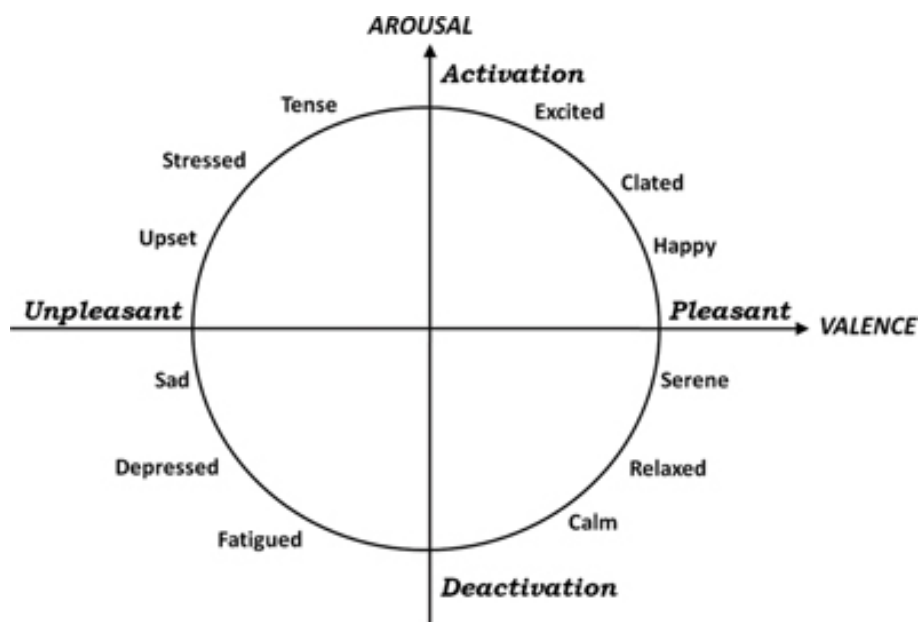


Figura 5: Una rappresentazione grafica del modello circonflesso nel quale l'asse orizzontale rappresenta la dimensione di Valence e l'asse verticale rappresenta la dimensione di Arousal.

Questo modello suggerisce che le emozioni siano distribuite in uno spazio circolare bidimensionale, contenente le dimensioni di Valence e di Arousal. La prima delle due consiste in una scala di piacevolezza mentre la seconda rappresenta lo stato di attivazione da parte del soggetto. Come già visibile in figura 5, la dimensione di Arousal si posiziona sull'asse verticale e quella di Valence sull'asse orizzontale, mentre il centro del cerchio rappresenta il punto in cui è presente una Valence neutra e un livello medio di Arousal. Ogni singola esperienza affettiva è la conseguenza di una combinazione lineare di questi due sistemi indipendenti che viene quindi interpretata come rappresentazione di una particolare emozione. I modelli basati sul modello circonflesso sono stati usati più comunemente per testare stimoli verbali, espressioni facciali e stati affettivi (Remington N.A., 2000 [53]).

4.2.2 Ambito

In questo paragrafo verranno indagate in modo più approfondito le dimensioni utilizzate nel modello citato precedentemente. In quest'ultimo, come già accennato, si possono definire le emozioni come combinazioni di tre indici principali (Lang P.J., 2008 [38]), i quali rappresenteranno le tre dimensioni del modello:

- Valence
Indice del grado di piacevolezza; determina se uno stimolo conduce ad un'esperienza positiva o negativa da parte del soggetto.
- Arousal
Indice del grado di intensità dello stato affettivo; determina se uno stimolo conduce ad un'esperienza lieve o intensa.
- Dominance
Indice del grado di controllo esercitato dall'individuo sull'emozione stessa; determina se uno stimolo conduce ad un'esperienza nella quale il soggetto risulta sottomesso o dominante nei confronti di essa.

Nel modello bidimensionale di Valence e Arousal (Russel J., 1980 [55]), il livello di Valence varia da spiacevole (negativo) a piacevole (positivo), ed il livello di Arousal varia da uno non eccitato (bassa attivazione) ad eccitato (alta attivazione). Usando questo modello, come si può vedere in figura 5, ad esempio, l'emozione di serenità è definita come livello positivo (piacevole) / bassa attivazione (stato non eccitato), l'emozione di felicità è definita come livello positivo (piacevole) / alta attivazione (stato eccitato), l'emozione "triste" è definita come livello negativo (spiacevole) / bassa attivazione (stato non eccitato) e così via.

Per essere in grado di riconoscere più finemente e in modo più accurato le emozioni, è possibile utilizzare un modello emozionale costituito da una dimensione aggiuntiva, ovvero quella di Dominance (Mehrabian A., 1995 [46] e Mehrabian A., 1996 [47]). Aggiungendo la terza dimensione, la quale descrive la capacità di controllo sulla reazione ad uno stimolo, le emozioni con gli stessi livelli di Valence e di Arousal ma con livelli di Dominance diversi verrebbero considerate distinte. Si va dalla sensazione di avere il controllo durante l'esperienza emotiva alla sensazione di essere controllati dall'emozione stessa (Bolls P.D., 2001 [6]). Questa caratteristica può essere usata al fine di distinguere emozioni che nel modello a due dimensioni di figura 5 risulterebbero pressochè molto vicine e indistinguibili. Supponendo

che un modello per il riconoscimento delle emozioni abbia un errore nella sua valutazione, valori di Arousal e Valence riconducibili ad emozioni dello stesso quadrante potrebbero classificare erroneamente l'emozione in questione. Ad esempio, la paura e la rabbia hanno lo stesso alto livello di attivazione e di dispiacere ma diversi livelli di Dominance: la prima infatti è caratterizzata da un basso livello di Dominance a differenza della seconda che ne presenta invece uno alto. Altro esempio potrebbe riguardare la felicità e la sorpresa, le quali hanno lo stesso alto livello di attivazione e di piacevolezza, ma differente livello di Dominance (alto per la prima e basso per la seconda).

Per quantificare, in termini di Valence, Arousal e Dominance, la risposta emotiva prodotta in un soggetto da un determinato stimolo tipicamente viene usato il SAM (Self-Assessment Manikin) (Lang P.J., 2008 [38]). Questo metodo consiste in tre file di pittogrammi, ognuno dei quali cattura una dimensione su una scala a 9 livelli attraverso 5 figure stilizzate e 4 punti intermedi. Il processo è ampiamente utilizzato perché è privo di linguaggio, quindi molto facile da capire, nonché molto veloce da eseguire e ben rappresentativo (ogni dimensione assume un valore nell'intervallo tra 1 a 9 ed in questo questionario abbiamo 9 livelli per ogni dimensione).

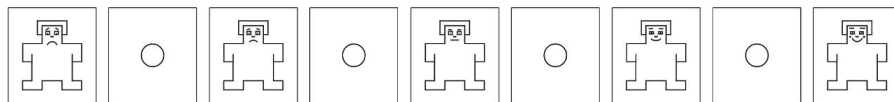


Figura 6: SAM: rappresentazione grafica della sezione del questionario relativa alla valutazione del livello di Valence proposto al soggetto.

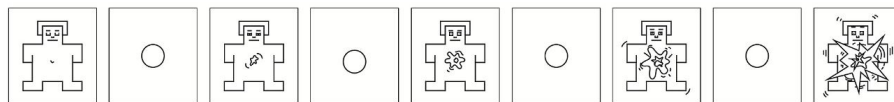


Figura 7: SAM: rappresentazione grafica della sezione del questionario relativa alla valutazione del livello di Arousal proposto al soggetto.

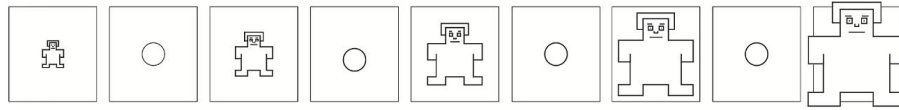


Figura 8: SAM: rappresentazione grafica della sezione del questionario relativa alla valutazione del livello di Dominance proposto al soggetto.

Al fine di valutare questi 3 indici, sono presenti diverse tipologie di stimoli, tra cui lo IAPS (International Affective Picture System). Questo sistema è stato sviluppato per fornire una serie di stimoli emotivi standardizzati per le indagini sperimentali su emozioni e attenzione. L'obiettivo è stato quello di sviluppare una vasta serie di fotografie a colori emozionalmente evocative, accessibili a livello internazionale, che includessero contenuti rappresentativi di una vasta gamma di categorie semantiche.

Grazie a questa tipologia di indagine (Lang P.J., 2008 [38]), è possibile dunque valutare l'emozione che caratterizza il soggetto in base alle immagini presentate e quindi dai differenti valori di Valence, Arousal e Dominance relativi all'immagine stessa.

Si ricorda che questo metodo di classificazione delle emozioni si basa unicamente su giudizi soggettivi e che, quindi, può portare a risultati distorti che, a loro volta, possono condurre ad una poco accurata associazione delle emozioni ai rispettivi stimoli. È noto, infatti, che un giudizio personale può essere influenzato da vari fattori, quali il contesto esterno, la difficoltà di quantificare l'emozione provata e le esperienze personali di ognuno dei partecipanti (Vecchiato G., 2010 [66]). Da questa limitazione, nasce la necessità di un protocollo sperimentale che, attraverso l'uso di opportuni indici estratti da diversi segnali biologici (ad esempio skin conductance, elettrocardiografia (ECG), Respiro, EEG), permetta di valutare in modo più oggettivo le emozioni provate da ciascun soggetto. Questa tesi, nello specifico si concentrerà sul valutare il segnale EEG evocato dalle immagini presentate. Tale scelta non sfocia in una limitazione ma bensì cerca di dimostrare la notevole efficacia dello studio dell'attività cerebrale.

4.3 Applicazioni e scopo della tesi

L'utilizzo di protocolli di stimolazione al fine di analizzare le emozioni è attuato in diversi ambiti e con finalità specifiche. Lo scenario immaginato, nonché quello reale, vede lo stato emotivo un fattore caratterizzante ogni singola azione o pensiero durante la vita di tutti i giorni e, proprio per questo motivo, la sua indagine può risultare importante in una vasta gamma di settori, tra cui quello del marketing. La stima delle emozioni, infatti, è un potente strumento in tale campo, in quanto, monitorando gli stati emotivi, può fornire informazioni utili al miglioramento delle strategie di business di una azienda.

4.3.1 Neuromarketing

Da definizione, l'espressione neuromarketing raccoglie il complesso delle tecniche di marketing che sfruttano le scoperte e le metodologie delle neuroscienze per determinare le forme di comunicazione più efficaci a influire sui processi decisionali del consumatore. Lo scopo è quindi quello di indagare e studiare i processi cerebrali che determinano il comportamento e le decisioni delle persone. Le neuroscienze, a tal scopo, aiutano a comprendere meglio come e perché i consumatori scelgano determinati prodotti e quali siano i livelli di coinvolgimento emotivo attivati nel corso delle decisioni. È importante specificare che tali indagini non hanno nulla a che vedere con la comunicazione subliminale, vietata proprio in virtù della scorrettezza nei confronti dell'acquirente.

Queste ricerche possono portare ad innumerevoli utilizzi, come per esempio la possibilità di misurare l'attrazione di un gruppo di individui alla presentazione di un contenuto multimediale. Con tale disciplina è possibile, infatti, valutare un trailer cinematografico, un intero lungometraggio o un programma televisivo con l'obiettivo di comprendere l'andamento del livello di coinvolgimento dell'audience. Rilevare il gradimento del packaging dei prodotti può risultare un'altra possibilità dove il neuromarketing può essere impiegato per determinare un design delle confezioni più accattivanti o misurare l'efficacia emotiva dei videogiochi. Altre indagini permettono di valutare la comunicazione, che sia in ambito politico o pubblicitario, rilevando la capacità di stimolare attenzione e memorizzazione da parte degli utenti. Molto influente risulta anche l'analisi relativa al posizionamento di un prodotto, in cui uno studio approfondito a tal fine mostrerebbe il migliore posizionamento di un prodotto su uno scaffale di un supermercato. In altri termini, il neuromarketing diventa importante nel momento in cui le tecniche tradizionali di ricerca di mercato non sono in grado di soddisfare a pieno il piano business di un ente lavorativo (Petty R.E., 1983 [50]). Quest'ultime infatti si basano sulle risposte fornite dal gruppo consumatori

(es. questionari, indagini, ecc.) ma, proprio perchè risposte ragionate e non spontanee, talvolta possono risultare inefficaci. A questo punto subentra quindi il neuromarketing mediante uno studio approfondito a livello cerebrale della relazione di causa-effetto tra lo stimolo esterno e la risposta del consumatore.

4.3.2 Obiettivi

Questa tesi pone in primo piano la ricerca di un valido metodo che permetta la restituzione di un modello che descriva il più correttamente possibile i valori di Valence e Arousal della selezione di immagini presentate. Più dettagliatamente ci si pone l'obiettivo di riconoscere specifici gruppi di immagini che identificano una stessa tipologia di risposta fisiologica emozionale, assimilabili quindi a valori di Valence e Arousal molto simili. L'analisi utilizzata a tal fine parte dallo sviluppo di un protocollo operativo specifico e si sviluppa successivamente su attenti ed avanzati metodi di elaborazione dei dati acquisiti.

Gli obiettivi preposti sono essenzialmente tre:

- Individuare degli indici fisiologici a partire dal segnale EEG capaci di interpretare la risposta emozionale dei soggetti. A tal fine, vengono proposti dei metodi riguardanti l'ottimizzazione della percezione della risposta allo stimolo attraverso la pesatura del segnale in specifici intervalli temporali durante la presentazione dell'immagine.
- Sviluppare dei modelli in grado di riconoscere correttamente i valori di Valence e Arousal della selezione di immagini presentate mediante l'utilizzo degli indici appena citati. Viene posta in primo piano l'importanza di individuare una differenza tra i vari stati emotivi che si suppone suscitino le immagini, analizzando i valori di Valence e Arousal non solo mediante un confronto uno ad uno, ma considerando anche il gruppo di immagini propenso a suscitare la stessa emozione.
- Non limitarsi ad osservare la bontà del modello ricavato dopo la fase di training, ma valutarne le capacità predittive attraverso metodi di validazione. A riguardo, viene proposta un'indagine basata su differenti tipologie di clustering e sulla suddivisione del campione di soggetti in genere.

5 Materiali e metodi

5.1 Soggetti esaminati

La scelta del campione è ricaduta su di un set di soggetti già presenti in archivio e già utilizzato da precedenti tesisti. I soggetti campione sono 15 studenti di ingegneria biomedica caratterizzati da un'età compresa tra i 21 e i 23 anni (21.66 ± 0.61) di cui 8 sono di genere maschile e 7 femminile. La tabella in figura 9 mostra i dettagli della casistica esaminata.

SOGGETTO [ID]	ETÁ [anni]	SESSO [F o M]	VALIDITÁ
ID01	22	F	Valido
ID02	23	M	Valido
ID03	21	F	Valido
ID04	22	F	Valido
ID05	22	F	Valido
ID06	21	M	Valido
ID07	22	M	Valido
ID08	21	M	Valido
ID09	21	M	Valido
ID10	21	M	Valido
ID11	22	F	Valido
ID12	22	F	Non valido
ID13	21	F	Valido
ID14	22	M	Valido
ID15	22	F	Valido

Figura 9: Tabella rappresentativa dei soggetti campione.

Dopo la prima fase di pre-elaborazione il soggetto 12 (ID12) è risultato inutilizzabile in quanto il tracciato del segnale EEG risultava inadatto ad essere elaborato. Questi rumori sono difficilmente filtrabili poichè dipendono dal distacco dell'elettrodo dalla cute e riguardano gran parte del segnale. É quindi stato preferito escludere tale soggetto dal dataset illustrato nella figura 9.

5.2 Protocollo sperimentale

Al fine di suscitare cambiamenti e variazioni nel segnale biologico del soggetto si è deciso di utilizzare un protocollo basato sulle IAPS. Da letteratura (Lang P.J., 2008 [38]) si ha a disposizione un dataset che comprende moltissime (quasi 1200) immagini caratterizzate da differenti valori di Valence, Arousal e Dominance. Proprio quest'ultimo valore, data la sua definizione, è difficilmente ricavabile in quanto si basa sulla capacità di controllo e di sottomissione dell'individuo e, quindi, dalla sua esperienza passata. Per questo motivo è stata analizzata la distribuzione di queste immagini secondo il valore di Dominance in un intervallo compreso tra 4.5 e 6.5. Le IAPS per il protocollo sono poi state scelte all'interno di questo intervallo considerando il loro valore di Valence e di Arousal. Si ricorda che i valori di Valence, Arousal e Dominance provengono da questionari di autovalutazione, ovvero metodi caratterizzati da un certo errore ricavabile sotto l'aspetto di deviazione standard nelle specifiche delle immagini tabulate.

Qui di seguito verrà ora descritto il protocollo di stimolazione.

Il gruppo di 90 immagini è stato suddiviso in 3 macro-blocchi in base al valore di Arousal. Questi blocchi sono caratterizzati, in ordine dal primo presentato all'ultimo, rispettivamente da bassi valori di attivazione (1.72-3.59), da medi valori di attivazione (3.60-5.49) e da alti valori di attivazione (5.50-7.35).

Ciascun macro-blocco è stato poi suddiviso a sua volta in 3 blocchi da 10 immagini l'uno, caratterizzati da intervalli equispaziati di Valence. Dal primo presentato all'ultimo si hanno valori bassi di piacevolezza (2.04-5.39), valori medi di piacevolezza (5.60-6.19) e valori alti di piacevolezza (6.20-8.28).

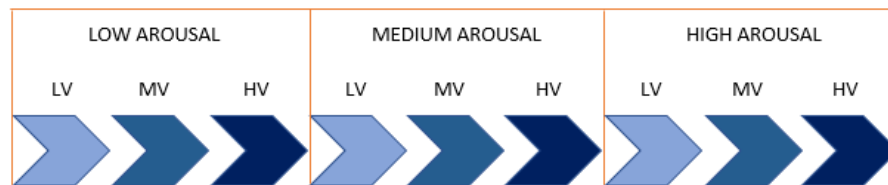


Figura 10: Protocollo teorico: schema della presentazione delle immagini.

Il protocollo prevede la presentazione dei macro-blocchi con valori di Arousal crescente nel tempo, quindi dall'intervallo con valori bassi a quello con valori alti. Diversamente, i 3

blocchi all'interno di un macro-blocco sono presentati in ordine randomico, differente per ogni soggetto. All'interno di ogni blocco le immagini sono presentate anch'esse in ordine randomico. Tale variabilità nega al soggetto di abituarsi alle immagini che, se presentate in ordine crescente di intensità, non garantirebbero una stimolazione adeguata e impulsiva.

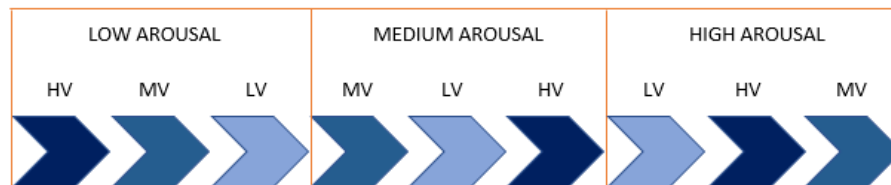


Figura 11: Protocollo effettivo: schema della presentazione delle immagini.

Preso atto del protocollo utilizzato, vengono a questo punto selezionate 90 immagini, suddivise quindi in 3 macro-blocchi da 30 immagini l'uno, suddivisi a loro volta in 3 blocchi da 10 immagini l'uno.

Le immagini sono state scelte sulla base degli intervalli di Valence, Arousal e Dominance definiti finora e selezionando, tra tutte le immagini disponibili per ogni intervallo, quelle che sono state ritenute più efficaci e di impatto.

Il protocollo inizia con un periodo di 90 secondi in cui il soggetto rimane ad occhi chiusi, seguito dalla presentazione di un'immagine neutra per 30 secondi. Viene quindi instaurata una fase di baseline, ovvero un riferimento relativo all'attività basale del soggetto. Quest'ultimo si assume in uno stato pressochè rilassato e completamente distaccato dai fattori di disturbo esterni. A questo punto vengono presentate le prime 10 immagini per 10 secondi ciascuna. Esaurito il primo blocco, viene ripresentata l'immagine neutra per 30 secondi. Questa operazione viene ripetuta fino all'esaurimento delle immagini definendo così una prova di circa 20 minuti per ogni soggetto. Lo scopo dell'immagine neutra è quello di riportare il soggetto ad uno stato emotivo di riposo e di tranquillità, in modo tale che ogni set di immagini non venga influenzato da quello precedente e non influenzi quello successivo. I due periodi iniziali riguardanti la fase ad occhi chiusi e quella ad occhi aperti sono stati poi confrontati e valutati al fine di ottenere due tipologie differenti di baseline da utilizzare nell'indagine.

Prima di sottoporre i soggetti al protocollo di stimolazione è stato chiesto ad ognuno di essi di leggere e sottoscrivere un modulo di consenso informato alla partecipazione del-

l'esperimento di ricerca in questione, che si ricorda essere in breve l'estrazione di indici fisiologici per la valutazione di stati emozionali. In tale consenso informato viene spiegato l'obiettivo dello studio e ne vengono illustrate le modalità di svolgimento, fornendo una breve descrizione degli strumenti utilizzati (cfr. capitolo 8).

Questa ricerca è stata sviluppata a partire da un precedente lavoro di tesi (Cosentini C., 2018 [12]), il cui protocollo sperimentale, implementato con l'intento di mantenere uno stimolo al fine di studiarlo e trovarne una correlazione con i parametri biologici calcolati, era strutturato alternando 14 immagini IAPS (mostrate per 15 secondi l'una) e una immagine di baseline (mostrata, ogni volta, per 9 secondi). Le immagini IAPS utilizzate erano presentate in ordine completamente casuale.

5.3 Strumenti

Per quanto riguarda la parte relativa all'acquisizione dei dati e quindi l'ottenimento del segnale biologico, è stato adoperato l'elettroencefalografo Micromed BRAIN QUICK LTM line. I principali pregi di questo sistema di registrazione sono senza dubbio la sua semplicità e la possibilità di essere utilizzato in modalità wireless. Esso possiede differenti strumenti dedicati, sia per la gestione di tracciati prolungati con visione panoramica di eventi distribuiti su più registrazioni e su più giorni di registrazione, sia per la gestione della segmentazione video e dell'archiviazione contestuale all'acquisizione. Gli amplificatori utilizzati permettono l'acquisizione contemporanea di numerosi canali, variabili tra 40 e 256, con una frequenza di campionamento di 8/16 kHz e ampie possibilità poligrafiche. In questo caso specifico la configurazione utilizzata consta in un settaggio di 40 elettrodi e una frequenza di campionamento di 128 Hz (Micromed S.p.a, [59]).

Facendo riferimento a quanto già detto sul posizionamento e sul corrispettivo nominativo degli elettrodi specificati dal sistema internazionale 10-10, in figura 12 è mostrata la mappa dei canali utilizzati in questa tesi.

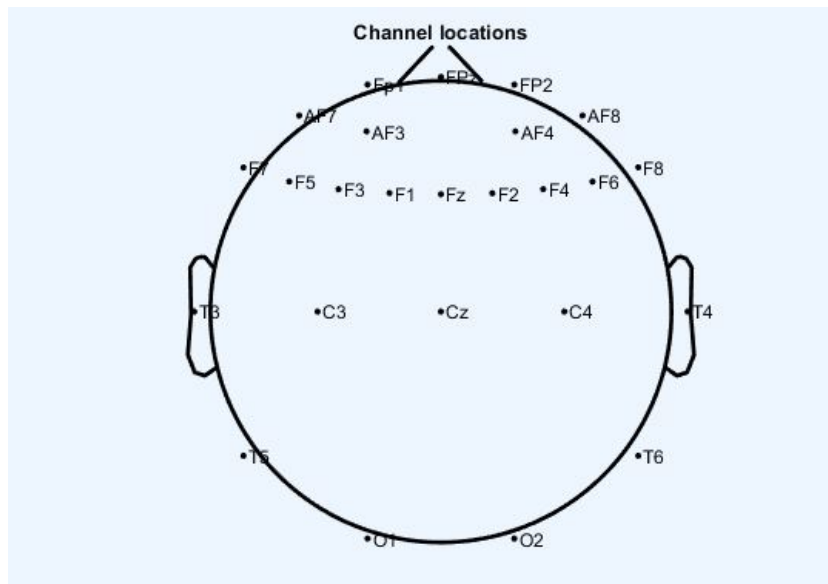


Figura 12: Protocollo di registrazione e relativo posizionamento elettrodi sullo scalpo.

Dei 40 canali settati durante l'acquisizione del segnale biologico mediante il sistema Micromed, solo i 25 mostrati sono stati selezionati, in quanto considerati sufficienti e pienamente esplicativi.

5.4 EEGlab toolbox

Per il processamento dei dati relativi al segnale EEG registrato in ogni soggetto è stato utilizzato un toolbox di matlab chiamato EEGlab (EEGlab, [10]). Esso permette all'utente numerose operazioni, tra cui, utilizzate in questa tesi, il preprocessamento dei dati, la visualizzazione dell'attività elettroencefalografica di ogni canale, il re-referenzamento e l'esecuzione dell'ICA.

5.4.1 Pulitura

Nella prima fase è stato indispensabile rimuovere piccoli intervalli di segnale in quanto troppo sporchi o caratterizzati da una mancata registrazione degli elettrodi. Questi dati falsati, causati essenzialmente da movimenti da parte del soggetto e dalla presenza dei capelli che, soprattutto in relazione ad un soggetto femminile, risulta problematica, possono inficiare la validità del segnale e proprio per questo la scelta di eliminarli. L'eliminazione apportata riguarda la perdita di una piccolissima percentuale di campioni rispetto alla completa registrazione della prova ed ai dati relativi ad ogni immagine. Ciò viene ribadito per sottolineare la corretta e sufficiente quantità di dati per l'analisi trattata successivamente.

5.4.2 Independent Component Analysis (ICA)

Una volta pulito il segnale, nella seconda fase viene effettuata l'analisi delle componenti indipendenti (ICA). Essa è un metodo di elaborazione computazionale che serve a separare un segnale generato dalla somma delle attività di più sorgenti nelle sue sotto-componenti additive. La figura 13 mostra un esempio delle componenti ottenute mappate sullo scalpo.

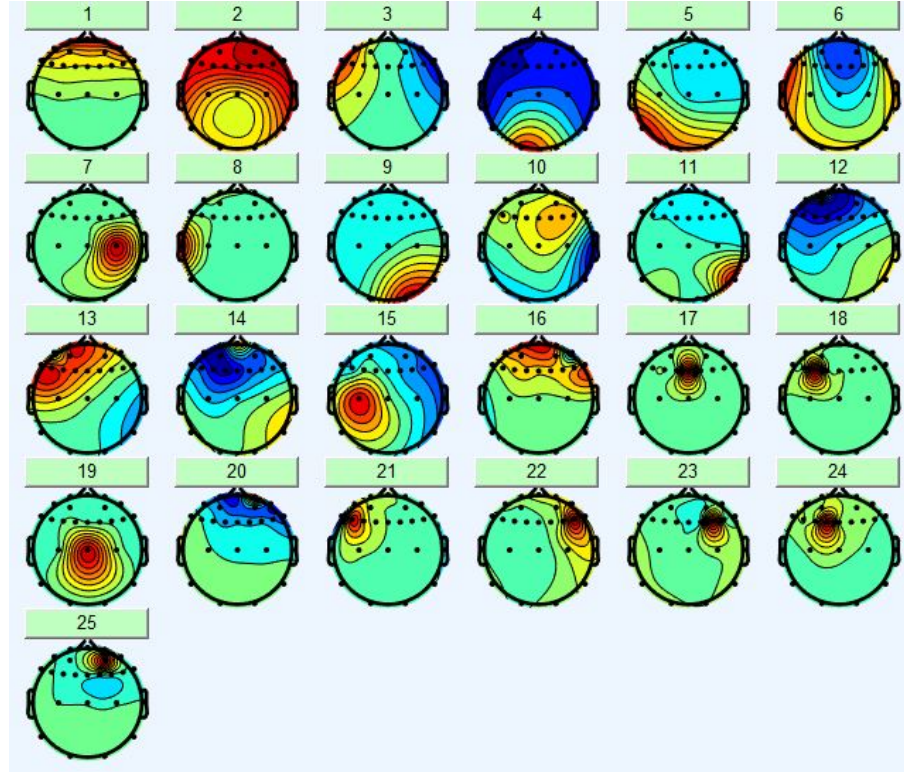


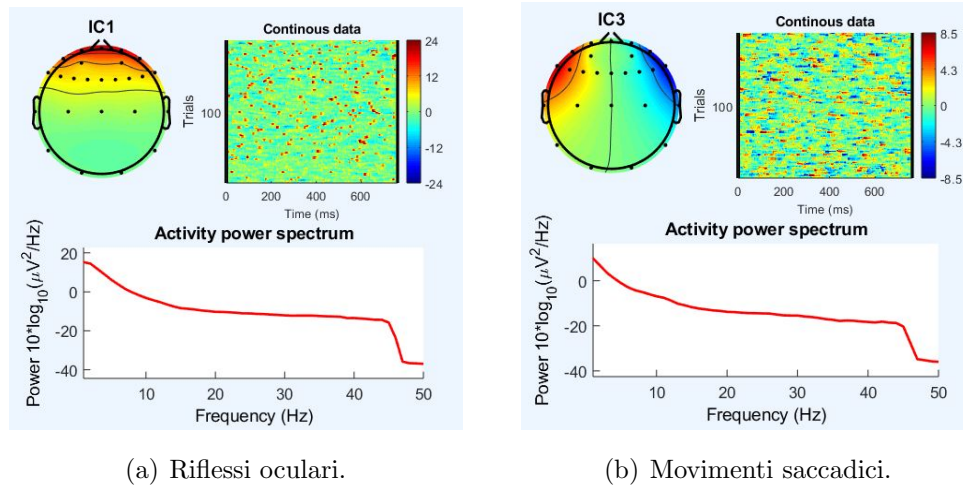
Figura 13: Visualizzazione componenti ICA (e.g. soggetto 5).

La scomposizione dei dati mediante ICA (o qualsiasi metodo di decomposizione lineare, inclusi PCA e derivati) comporta un cambiamento lineare delle basi dai dati raccolti sullo scalpo relativamente ai singoli canali ad una base di "canale virtuale" trasformata nello spazio. In altre parole, invece di una raccolta di registrazioni simultanee di dati relativi ai singoli canali, i dati sono trasformati in una raccolta di registrazioni simultanee di output di filtri spaziali applicati all'intero dataset multicanale. Questi filtri spaziali possono essere progettati in molti modi e per differenti scopi.

In considerazione del segnale originale di un canale, ciascuna riga della matrice di registrazione dei dati rappresenta il decorso temporale delle differenze di tensione tra le proiezioni della sorgente dei dati in un canale e uno o più canali di riferimento (costituendo quindi un filtro spaziale lineare). Dopo la decomposizione dell'ICA, ogni riga della matrice di attivazione dei dati fornisce il decorso temporale dell'attività del processo di un componente filtrato spazialmente dai dati del canale.

Tornando al concetto di componenti additive, l'ICA viene effettuato in questa tesi al fine di

individuare e rimuovere le componenti relative ad artefatti muscolari, movimenti oculari e saccadici (Delorme A., 2004 [15]). La figura 14 mostra due esempi relativi alle componenti appena citate.



(a) Riflessi oculari.

(b) Movimenti saccadici.

Figura 14: ICA. Componenti relative ai movimenti oculari (a) e saccadici (b), rimosse successivamente (e.g. soggetto 5).

Nel caso di rumori persistenti lungo tutto il tracciato, il canale in questione è stato interpolato utilizzando gli elettrodi vicini. Quest'ultimo passaggio è stato effettuato solamente in due casi, ovvero in due canali di due soggetti, ma è comunque lecito esplicitarne la presenza.

5.4.3 Re-referencing

Dopo aver rimosso le componenti ICA rappresentative di artefatti oculari, movimenti saccadici e aver interpolato i canali rumorosi, si effettua la "Average Re-Referencing" necessaria per il calcolo della potenza di campo globale e dei relativi indici, argomenti trattati nel capitolo successivo.

La conversione dei dati, prima dell'analisi, da riferimento fisso o comune a "riferimento medio" è sostenuta da alcuni ricercatori, in particolare quando il montaggio degli elettrodi copre quasi tutta la testa. Il vantaggio del riferimento medio si basa sul fatto che le correnti positive e negative esterne, sommate su una intera sfera elettricamente isolata, porteranno ad un risultato nullo (secondo la legge di Ohm). Il problema con questa ipotesi è che i dati di riferimento medi effettivi richiederebbero la distribuzione degli elettrodi su tutta la superficie sferica, non limitata al solo scalpo. Questo di solito non accade, in quanto i

ricercatori posizionano più elettrodi su determinate aree del cuoio capelluto e meno (se ce ne sono) nella metà inferiore della superficie della testa. Di conseguenza, un risultato di riferimento medio utilizzando un montaggio potrebbe non essere direttamente confrontabile con un risultato di riferimento medio ottenuto utilizzando un altro montaggio. Proprio per questo, la registrazione su tutti i soggetto è stata effettuata con lo stesso strumentario definito nel capitolo precedente.

Il segnale EEG, quindi ripulito e re-referenziato, è pronto per l'analisi.

5.5 Parametri ottenuti dal segnale EEG

In questa sezione verranno presentati i parametri utilizzati per la costruzione del modello predittivo ed i relativi metodi di indagine ed elaborazione. Per semplicità, viene prima definita la tecnica utilizzata per il calcolo degli indici d'interesse e solo successivamente viene approfondito la struttura vera e proprio di ogni indice.

5.5.1 Global Field Power (GFP)

Per l'elaborazione del segnale EEG e la definizione di vari elementi che costituiranno questa ricerca, è stato utilizzato il GFP, o potenza di campo globale.

I dati del campo elettrico cerebrale (EEG in questo caso), registrati simultaneamente da molti elettrodi sullo scalpo di un soggetto, possono essere visti come una serie di mappe delle distribuzioni spaziali temporanee del potenziale elettrico, come "paesaggi potenziali" (Lehmann D., 1971 [42], 1972 [41]). Quest'ultimi, nel tempo, variano in forza elettrica e tale forza può essere misurata mediante le mappe di montuosità (hilliness).

La misura del GFP, assimilabile ad una valutazione parametrica delle mappe di forza, corrisponde alla deviazione standard spaziale e quantifica l'attività in ogni istante del campo, considerando i dati di tutti gli elettrodi di registrazione simultaneamente. Il risultato è quindi un descrittore reference-free del campo.

In questa ricerca sono stati utilizzati procedimenti numerici che permettono di ottenere il grado di montuosità dei campi (Lehmann D., 1971 [42], 1972 [41]; Lehmann e Skrandies, 1980 [43]). L'approccio è stato quello di considerare tutte le possibili differenze potenziali nel campo (per n elettrodi, $n*(n-1)$) con ugual peso, e quindi calcolare il reference-free come differenza potenziale media ad ogni istante di tempo utilizzando la formula seguente:

$$GFP(reference - free) = \sqrt{\left(\frac{1}{2n} * \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^n (u_i - u_j)^2)\right)} ; \quad (1)$$

Dove n è il numero degli elettrodi che misurano i potenziali e_i e e_j ; $i, j = 1 \dots n$; i voltaggi osservati sono $u_i = e_i - common\ reference$ come si osserva in (Lehmann D. e Skrandies W., 1984 [44]). Tale indice viene applicato sia direttamente al segnale acquisito, sia dopo

il filtraggio nelle bande di frequenza d'interesse (Delta, Theta, Alpha, Beta).

Si è notato che una computazione significativa della potenza del campo elettrico è basata su dati prelevati da elettrodi posizionati in modo equidistante su una larga area della superficie di registrazione, ovvero lo scalpo.

5.5.2 Indici GFP

Attraverso l'applicazione di elettrodi aderenti allo scalpo è possibile monitorare l'attività cerebrale di un soggetto. Grazie a questo procedimento possiamo dunque ricondurci a precisi stati emotivi, differenziandoli mediante l'osservazione delle oscillazioni elettriche. L'obiettivo risiede quindi nel caratterizzare alcuni aspetti del soggetto, come la sua attenzione durante lo svolgimento della prova, la sua memoria, il suo gradimento o il dispiacere nei confronti dello stimolo (immagine) e il suo coinvolgimento.

Per analizzare tali aspetti, sono stati considerati quattro indici:

- AI (Indice di Attenzione)

Indice definito come l'applicazione della formula 1 al segnale EEG, nella corrispettiva banda di frequenza Alpha (Low Alpha) e nei soli canali presi in considerazione (F3, AF3, F4, AF4, Fz e FPz). La selezione di questi elettrodi è stata ricavata da quanto detto in (Klimesch W., 1999 [37], Petersen S.E. e Posner M.I., 2012 [49]), nei quali viene evidenziata la forte dipendenza relativamente alla banda di frequenza Alpha. La potenza della banda Alpha è la più presente nel normale svolgimento della fase di pre-sonno e di rilassamento. Dopo uno sforzo mentale, rispetto alla condizione di riposo (nel nostro caso la presentazione di una IAPS), il ritmo Alpha è desincronizzato, ovvero si riduce in potenza (Gerrard P. e Malcolm R., 2007 [19]).

- MI (Indice di Memorizzazione)

Indice definito come l'applicazione della formula 1 al segnale EEG, nella corrispettiva banda di frequenza Theta e nei soli canali presi in considerazione (F3, AF3).

Questa scelta è stata effettuata per merito di scoperte sperimentali che evidenziano la forte correlazione dell'attività frontale del segnale EEG nella banda Theta con la memorizzazione di elementi complessi (Summerfield C et al., 2005 [60]) e annunci pubblicitari (Vecchiato G, 2010 [66]).

- PI (Indice di Piacevolezza)

Indice definito come l'applicazione della formula 1 al segnale EEG, nella corrispettiva banda di frequenza Alpha (High Alpha) e nei soli canali presi in considerazione. A differenza dei precedenti sono stati definiti PI_{dx} , come l'applicazione di quanto detto ai soli canali F4 e AF4 relativamente all'emisfero cerebrale destro, e PI_{sx} , come l'applicazione di quanto detto ai soli canali F3 e AF3 relativamente all'emisfero cerebrale sinistro. Grazie agli studi di (Coan J.A. e Allen J.J.B, 2004 [8]) emergono due aspetti fondamentali, quali l'importanza della banda Alpha in questo calcolo e il posizionamento frontale dei canali da considerare. Una volta ricavati PI_{dx} e PI_{sx} , l'indice PI è così ottenuto:

$$PI = \log(PI_{dx}) - \log(PI_{sx}) ; \tag{2}$$

Dove viene valutata la differenza tra il logaritmo naturale di PI_{dx} e quello di PI_{sx} . Questo approccio si traduce in una scala unidimensionale che rappresenta l'attività relativa degli emisferi destro e sinistro. Nell'interpretazione di questa scala, i punteggi più alti indicano un'attività frontale sinistra relativamente maggiore mentre i punteggi più bassi indicano un'attività frontale destra relativamente maggiore.

I risultati di numerosi studi riflettono un consenso emergente sul fatto che l'attività frontale sinistra si riconduce all'attivazione e alla propensione in uno stimolo, mentre un'attività frontale destra possiede una finalità riconducibile al disinnesto e alla disattivazione di uno stimolo (Coan J.A. e Allen J.J.B, 2003a [9], Davidson R.J., 1993 [14]). A sua volta, questo concetto porta infatti a considerare l'emisfero sinistro come luogo di maggiore emotività autoriferita, sia per stimoli positivi che negativi, ed ad aspettarsi che uno stimolo negativo (non positivo nè neutro) riferito all'attività frontale destra possa suscitare una risposta emotiva negativa (Coan J.A. e Allen J.J.B, 2004 [8]).

- EI (Indice di Coinvolgimento)

Indice definito come frazione tra la potenza del segnale EEG in banda Beta e la

potenza del segnale EEG in banda Alpha. Per l'ottenimento di questo indice, la potenza viene calcolata mediante quadratura del segnale e i canali considerati sono solo F3, F4, F7 e F8 (Pope A.T., 1995 [51]).

L'EI permette di riconoscere il coinvolgimento di un individuo durante una prova o un esercizio richiesto. In questo caso al soggetto è chiesto di osservare delle immagini, quindi ad uno stimolo (immagini) seguiranno delle reazioni (emozioni) che lo porteranno ad avere un certo grado di attenzione durante la prova. A tal fine, si possono considerare due stati (alto e basso) nel quale il livello di coinvolgimento è considerato alto se il valore di EI medio risulta superiore al valore di base, inteso come valore di EI precedente alla presentazione dell'immagine, e basso altrimenti (Chaouachi M., 2010 [7]).

Considerando la durata di esposizione di una IAPS piuttosto lunga (10 sec), si possono riscontrare cali dell'indice man mano che si procede con la durata dell'immagine. Proprio per questo, ricordando il protocollo definito precedentemente e quindi che le IAPS sono presentate in ordine di Arousal crescente, l'attenzione è rivolta all'ottenimento di un indice EI anch'esso crescente nel tempo.

Le rispettive bande di frequenza Delta, Theta, Alpha e Beta sono state definite a partire dal calcolo della Individual Alpha Frequency (IAF) secondo i due metodi consigliati da (Klimesch W., 1999 [37]). Tale operazione viene effettuata sulla parte iniziale del segnale distinguendo la fase ad occhi chiusi e la fase relativa alla presentazione della prima immagine neutra. Valutando l'efficacia sia del metodo utilizzato (Peak frequency o Gravity frequency), sia della finestra di applicazione (fase occhi chiusi o prima baseline), le bande di frequenza sono state calcolate come segue:

Delta = [0, 4 Hz];

Theta = [IAF peak-6, IAF peak-4 Hz];

Low Alpha = [IAF peak-4, IAF peak Hz];

High Alpha = [IAF peak, IAF peak+2 Hz];

Beta = [IAF peak+2, 32 Hz];

In questo modo, calcolando la IAF per ogni soggetto è possibile definire delle bande di frequenza scalate per ogni soggetto e, quindi, confrontabili.

5.5.3 Wavelet Transform (WT)

Uno dei possibili metodi utilizzati per definire l'andamento tempo-frequenza della potenza nel segnale EEG, prevede l'utilizzo della Trasformata Wavelet (WT). Essa ha il vantaggio di fornire un miglior compromesso tra risoluzione nel tempo e nella frequenza rispetto ad altre tecniche di analisi tempo-frequenza più comuni, quali ad esempio quelle basate sulla Short Time Fourier Transform (STFT). Quest'ultima presenta infatti lo svantaggio di mantenere fissa una data finestra temporale per tutte le frequenze del segnale analizzato, situazione non presente quando si utilizza la WT, nella quale il segnale viene scomposto mediante l'utilizzo di funzioni base, ovvero versioni scalate e traslate di una funzione prototipo, la wavelet Madre.

La risoluzione tempo-frequenza per STFT è infatti definita da intervalli costanti nel tempo ($\Delta t = \text{cost}$ e $\Delta f = \text{cost}$), mentre per la WT si ha un intervallo variabile nel tempo ($Q = \Delta t \Delta f = \text{cost}$).

$$\Delta t \Delta f \geq \frac{1}{4\pi} ; \tag{3}$$

In riguardo a tale argomento vi è il principio di indeterminazione di Heisenberg (formula 3), il quale, in termini di elaborazione dei segnali, stabilisce che il miglioramento della risoluzione nel tempo determina un peggioramento della risoluzione in frequenza e viceversa. Proprio per questo motivo, la WT utilizza quindi finestre di lunghezza variabile: corte alle alte frequenze e lunghe alle basse frequenze. Il suo vantaggio principale consiste quindi nello svolgere un'analisi multirisoluzione che ottimizza la risoluzione temporale e frequenziale per ogni valore di frequenza.

In questa ricerca è stata utilizzata la Trasformata Wavelet Continua (CWT), la quale segue esattamente i criteri precedentemente citati introducendo una semplificazione: tutte le risposte all'impulso del banco di filtri sono definite come una versione traslata e scalata dello stesso prototipo, o Wavelet madre, $h(t)$:

$$h_{\alpha,\tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{|\alpha|}} h \frac{t-\tau}{\alpha} ; \quad (4)$$

Dove α è un fattore di scala, la costante $1/\sqrt{|\alpha|}$ è usata per la normalizzazione dell'energia e τ definisce la traslazione.

La Trasformata Wavelet Continua $x(\tau)$ di un segnale è definita come:

$$CWT_x(\tau, \alpha) = \frac{1}{\sqrt{|\alpha|}} \int x(t) h^* \frac{t-\tau}{\alpha} dt ; \quad (5)$$

Dove h^* è il complesso coniugato della funzione wavelet madre e $h^*((t - \tau)/\alpha)$ è una sua versione traslata e scalata. Per ogni istante di tempo t , la CWT calcola quindi la correlazione tra il segnale $x(t)$ e una versione traslata e scalata di h^* .

5.5.4 Indici Wavelet

Oltre all'utilizzo degli indici GFP sopra definiti, sono state considerate le potenze del segnale EEG al variare delle immagini e delle baseline nelle rispettive bande di frequenza Delta, Theta, Alpha e Beta.

Per far ciò è stata utilizzata la trasformata Wavelet, o meglio, la sua variante continua. Questa scelta è stata effettuata poichè la trasformata Wavelet discreta non permetteva la corretta descrizione dei dati, in quanto la divisione discreta delle bande di frequenza risultava rigida rispetto alla definizione sopra espressa usando l'IAF.

Ricordando la definizione di $CWT_x(\tau, \alpha)$ e considerando quanto detto in (Allen D.P., 2010 [2]), la densità di energia del segnale, o scalogramma, viene definita come:

$$P_x(\tau, \alpha)_{CWT} = |CWT_x(\tau, \alpha)|^2 ; \tag{6}$$

Questo calcolo rappresenterà dunque la potenza presa in considerazione per ogni immagine, per ogni banda di frequenza, ricavando così quattro termini di potenza per ciascuna di esse.

5.5.5 Pre-elaborazione

Come già spiegato, durante la fase di pre-elaborazione di EEGlab è stato indispensabile rimuovere piccoli intervalli di segnale in quanto troppo sporchi o caratterizzati da una mancata registrazione degli elettrodi. Questi intervalli sono costituiti solamente da pochi campioni e proprio per questo non inficiano la validità del segnale.

Gli indici sono stati quindi adattati mediante l'aggiunta di NaN in questi rispettivi intervalli per mantenere la corretta sincronizzazione temporale di tutta la prova.

Il passaggio successivo è stato quello di applicare una media troncata mobile con un ritardo di 64 campioni (0.5 secondi) ad ogni indice al fine di escludere dal calcolo e dalla caratterizzazione dell'analisi i valori esterni di quest'ultimo.

5.6 Costruzione del modello di classificazione delle emozioni

Qui di seguito verranno presentati i metodi adottati per la definizione dei modelli di Valence e di Arousal valutati nel capitolo successivo relativo ai risultati. Vengono proposti due possibili approcci di indagine ma si consideri il secondo come evoluzione del primo presentato e, quindi, come una sua evoluzione.

5.6.1 Linear Mixed Effects Models (LMEM)

Al fine di valutare l'efficacia predittiva degli indici definiti precedentemente sono stati utilizzati dei modelli di regressione multipla denominati Linear Mixed Effect Models (LMEM). Questi modelli permettono non solo di trattare i fattori fissi come accade con i modelli lineari, ma permettono di studiare anche gli effetti random. L'equazione 7 mostra la struttura generale del modello.

$$y = X\beta + Zu + \epsilon; \tag{7}$$

Gli effetti random rappresentano la realizzazione di una variabile aleatoria o, più semplicemente, un dato preso randomicamente all'interno della popolazione e non correlato ai regressori. Nella formula 7 è rappresentata l'equazione che descrive tali modelli, dove y è il vettore colonna $nx1$ delle variabili di risposta, X è la matrice $[Nxp]$ dei predittori, β è il vettore colonna $px1$ dei coefficienti di regressione dei fattori fissi, Z è la matrice $[Nxq]$ delle variabili rappresentanti gli effetti random, u è il vettore degli effetti random e ϵ è il vettore colonna $Nx1$ dei residui.

Gli LMEM vengono infatti utilizzati, grazie all'aggiunta degli effetti random, nei casi in cui il dataset è caratterizzato da una gerarchia o da una forte correlazione. In questo caso il nostro segnale EEG è stato registrato su 15 soggetti differenti, utilizzando però lo stesso strumento e le stesse IAPS che, se pur presentate in ordine differente, rappresentano lo stesso stimolo all'interno dell'intera prova di ogni soggetto. Questo è appunto il motivo per cui si è scelto di adottare tali modelli.

5.6.2 Standardizzazione

Al fine di ricercare il miglior modello in grado di rappresentare una descrizione predittiva consistente, gli indici e le potenze relative alle varie immagini sono stati standardizzati. Attraverso questa operazione è infatti possibile rendere confrontabili variabili uguali appartenenti a distribuzioni diverse, in modo da avere tutti i dati omogenei scalati per un'unica unità di misura. Così facendo, soggetti la cui reazione ad uno stesso stimolo risulta differente possono essere confrontati in base alla propria intensità di attivazione. È ben noto che ogni soggetto possa rispondere diversamente ad uno stesso stimolo e proprio per questo è stato oneroso applicare una standardizzazione ai dati rispetto ai valori di ogni singolo soggetto.

In questa tesi sono state adottate differenti tipologie di normalizzazione, elencate qui di seguito.

1 - Standardizzazione Min-Max. (Vercellis C., [67])

$$x_{ij}' = \frac{x_{ij} - x_{min,j}}{x_{max,j} - x_{min,j}} (x_{max,j}' - x_{min,j}') + x_{min,j}' ; \quad (8)$$

2 - Standardizzazione Z-indice. (Vercellis C., [67])

$$x_{ij}' = \frac{x_{ij} - \bar{\mu}_j}{\sigma_j} ; \quad (9)$$

3 - Standardizzazione con la baseline.

$$x_{ij}' = (x_{ij} - \bar{\mu}_{baseline,j}) / \bar{\mu}_{baseline,j} ; \quad (10)$$

4 - Standardizzazione Z-indice con la baseline.

$$x_{ij}' = (x_{ij} - \bar{\mu}_{baseline,j}) / \bar{\sigma}_{baseline,j} ; \quad (11)$$

Dove con j si identifica l'indice considerato e con i ogni osservazione ad esso riferito.

Per quanto riguarda le formule 10 e 11, sono state considerate sia le baseline iniziali per ogni soggetto, sia le baseline precedenti ad ogni micro-blocco di immagini. Questo non solo garantisce una maggiore variabilità di studio ma permette di ovviare una situazione negativa nel momento in cui la baseline tradizionale non descrive un'ottima situazione di riposo del soggetto. Valutando quindi i dati rispetto all'immagine neutra presentata prima di ogni micro-blocco è possibile confrontare tutti questi sottogruppi in quanto riferiti ognuno al proprio livello di riposo.

Le formule sopra elencate sono servite a normalizzare sia gli indici che le potenze calcolate con la trasformata Wavelet in modo da uniformare i dati secondo la stessa tipologia di standardizzazione. Si ricordano alcune differenze quali x_{ij} , definita questa volta come la potenza media del segnale in ogni immagine e $\sigma_{baseline,j}$ e $\mu_{baseline,j}$, non più considerate come deviazione standard e media dell'indice nella finestra di baseline ma invece come deviazione standard e media del segnale filtrato nella finestra di baseline. In questo caso il segnale EEG viene elaborato mediante la trasformata Wavelet e ricondotto ad un vettore di potenze per ogni banda di frequenza e, solo a questo punto, è possibile definirne i due termini ($\sigma_{baseline,j}$ e $\mu_{baseline,j}$).

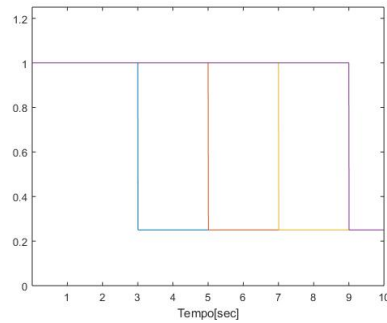
5.6.3 Primo approccio

5.6.3.1 Creazione del dataset

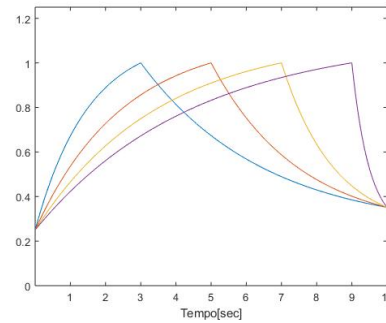
La variazione misurata del segnale EEG è pressochè istantanea, perciò una reazione del soggetto ad uno stimolo emozionale è considerata anch'essa immediata. Quest'ultima però può non essere a sua volta contemporanea allo stimolo, in quanto il soggetto potrebbe impiegare del tempo a realizzare che immagine sta osservando. Presentata una IAPS, il soggetto potrebbe notare di primo impatto solo alcuni aspetti dell'immagine, quelli considerati più "forti" e solo successivamente accorgersi del resto come, d'altra parte, in caso

di immagini poco emozionanti, potrebbe semplicemente impiegare del tempo a mostrare una reazione. Si ricorda inoltre il fattore memoria, trattato dall'indice MI, che ovviamente non rappresenta una reazione istantanea.

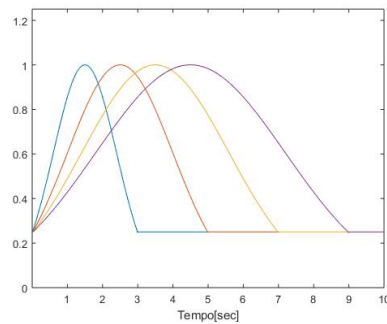
Partendo da questo presupposto, gli indici e il segnale EEG non sono stati valutati nell'interezza dell'immagine, ma bensì in differenti finestre temporali e con diversi pesi.



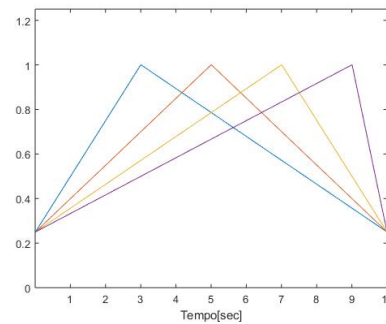
(a) Finestratura "rettangolare".



(b) Finestratura "esponenziale crescente e decrescente".



(c) Finestratura "gaussiana".



(d) Finestratura "lineare".

Figura 15: Tipologie di finestre. Gli indici vengono pesati in maniera differente al fine di valutare istanti diversi nell'intervallo di presentazione dell'immagine.

Come si può vedere in figura 15 sono state scelti differenti pesi attribuiti mediante una specifica funzione moltiplicata per il segnale. Tali "forme" sono state selezionate per la diversa distribuzione dei dati presa in considerazione, il che permette di ottenere differenti pesi nella stessa sezione di immagine. Si hanno quindi una finestratura rettangolare (A), una espressa da attivazioni e deattivazioni esponenziali (B), una gaussiana (C) e una lineare (D). Sono stati inoltre presi in considerazione 4 intervalli di tempo dopo la presen-

tazione di un'immagine, ovvero [0-3 sec], [0-5 sec], [0-7 sec] e [0-9 sec].

I pesi vengono quindi ripartiti considerandoli massimi (=1) al centro di ogni finestrata per ogni intervallo temporale e, minimi (=0.25) agli estremi di essa.

Preso atto della fase di pre-elaborazione adottata sul segnale, i dataset sono stati così strutturati:

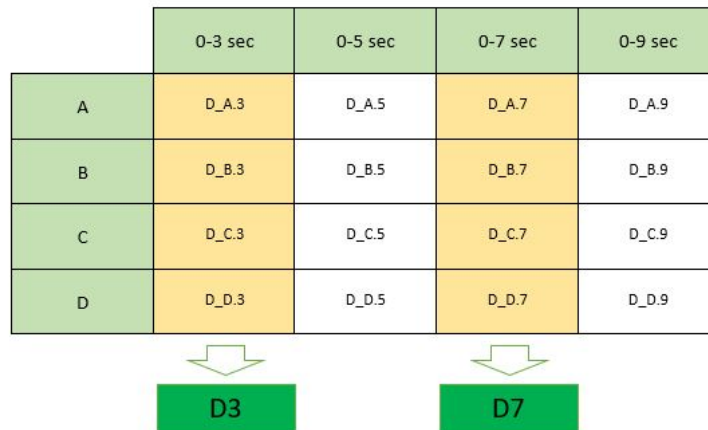


Figura 16: Varianti database e selezione dei database utilizzati.

Come si può vedere ogni database è stato costruito secondo uno specifico intervallo temporale, definendo al suo interno altri 4 database, uno per ogni tipologia di finestrata. Per l'indagine trattata in questa tesi sono stati considerati essenziali i dati relativi la primo e al terzo intervallo temporale. Nel primo ([0-3 sec]) è possibile ricavare la reazione iniziale del soggetto alla IAPS presentata, mentre nel secondo ([0-7 sec]) risiede la caratteristica di memorizzazione espressa dall'indice MI sopra definito, nonché una visione della seconda parte dell'immagine.

Ricapitolando, ogni database è così definito:

	y	G	x_{ij}	...	p_{ij}	...
IAPS_1	y_1	1				
...
IAPS_90	y_90	1				
IAPS_1		2				
...	
IAPS_90		2				
...
IAPS_1		15				
...
IAPS_90	y_90	15				

}

}

}

}

}

}

}

Soggetto 1

Soggetto 2

...

Soggetto 15

Figura 17: Strutturazione database.

Dove:

y: variabile risposta;

G: gruppi (soggetto);

x_{ij} : variabili calcolate mediante i due tipi di finestrazione (temporale e per forma);

p_{ij} : potenze calcolate con la trasformata Wavelet mediante la finestrazione temporale;

La variabile risposta è rappresentata dal valore di Arousal o Valence definito per le IAPS, valore tabulato e quindi facilmente accessibile (Lang P.J., 2008 [38]).

AI [0-3 sec]	AI [0-7 sec]
MI [0-3 sec]	MI [0-7 sec]
PI [0-3 sec]	PI [0-7 sec]
EI [0-3 sec]	EI [0-7 sec]
Delta [0-3 sec]	Delta [0-7 sec]
Theta [0-3 sec]	Theta [0-7 sec]
Alpha [0-3 sec]	Alpha [0-7 sec]
Beta [0-3 sec]	Beta [0-7 sec]

Figura 18: Casistica degli indici e delle frequenze utilizzate nella strutturazione del modello.

Ricordando quanto detto sulla considerazione dei due intervalli sopra nominati e facendo riferimento alla figura 18, le colonne relative alle variabili x_{ij} saranno quindi 8: quattro riguardanti l'intervallo [0-3 sec], una per ogni tipologia di finestra (A,B,C,D) e quattro riguardanti l'intervallo [0-7 sec], una per ogni tipologia di finestra (A,B,C,D).

Stessa considerazione è stata fatta per le potenze p_{ij} , le quali colonne saranno anch'esse 8: quattro riguardanti l'intervallo [0-3 sec], una per ogni banda di frequenza (Delta, Theta, Alpha e Beta) e quattro riguardanti l'intervallo [0-7 sec], una per ogni banda di frequenza (Delta, Theta, Alpha e Beta). Differenza fondamentale rispetto agli indici è che le potenze non sono pesate mediante l'utilizzo delle finestre (A,B,C,D), ma sono definite come una media del valore della potenza relativa alla banda di frequenza nell'opportuno intervallo di tempo considerato.

Questi passaggi sono stati effettuati per tutti i soggetti ed ogni database così ottenuto è stato aggiunto al precedente come mostrato in figura 17. La seconda colonna del database rappresenta il raggruppamento per soggetti.

Si ricorda che le colonne selezionate per l'indagine, ovvero le variabili utilizzate per la costruzione del modello, non sono riguardanti contemporaneamente entrambi gli intervalli di tempo ma, la selezione di una variabile in un intervallo di tempo esclude la sua corrispettiva nell'altro. Così facendo si cerca di riconoscere quale sezione di immagine, iniziale o successiva, è più significativa nel descrivere la variabile risposta. È importante sottolineare il fatto che, essendo le finestre definite come [0-3 sec] e [0-7 sec], l'inclusione di entrambe le possibilità all'interno del modello comporterebbe un fattore di correlazione in quanto il primo intervallo di tempo risulta interno al secondo, sebbene i pesi utilizzati sia differenti. Proprio per questo, la scelta di utilizzare una colonna sola per ogni variabile.

5.6.3.2 Procedimento dell'analisi

Relativamente a quanto detto finora in riguardo sia alla tipologia di regressione utilizzata, sia alla creazione dei database, i modelli predittivi sono stati configurati come descritto in seguito.

La variabile di risposta, ovvero la variabile dipendente che definisce l'esito del modello predittivo, è rappresentata sia da Arousal che da Valence. Ovviamente si sta parlando di prove differenti in quanto Arousal e Valence non sono valutate allo stesso tempo. Si avrà quindi una sola colonna relativa alla variabile di risposta che, in base al modello definito, sarà caratterizzata da valori di Arousal o di Valence in base al modello predittivo che si

vuole elaborare. In questa tesi sono state valutate entrambe le opzioni.

I predittori, invece, rappresentano le variabili indipendenti, ovvero le variabili esplicative del modello con le quali il modello stesso riesce a ricostrire la variabile dipendente. In questo caso i regressori sono le colonne del database rappresentanti x_{ij} e p_{ij} alle quali viene anteposta un'ulteriore colonna per l'intercetta. Come trattato nella sezione precedente, si ricorda che x_{ij} sono i valori relativi ai quattro indici (AI, MI, PI, EI) calcolati mediante le diverse tipologie di finestratura (A, B, C, D) negli intervalli di tempo [0-3 sec] e [0-7 sec]. Diversamente p_{ij} rappresentano la media del valore della potenza relativa alla banda di frequenza negli intervalli di tempo [0-3 sec] e [0-7 sec].

Per le variabili random sono state considerate le stesse variabili rappresentanti i predittori. Questa scelta permette non solo di considerare il predittore come variabile indipendente per la descrizione di quella dipendente, ma anche di considerarlo come un campione casuale di tutti i possibili livelli della popolazione che, in questo caso, è definita dai soggetti. Così facendo il modello si aspetterà una variazione nei valori tra diversi soggetti, rendendo la predizione molto più esplicativa.

Autori in letteratura (Schielzeth H., 2009 [58], Barr D.J, 2013 [3] e Aarts E., 2015 [1]) hanno dimostrato che la condivisione di una pendenza comune delle variabili random può incorrere in errori di tipo I e di tipo II. Di conseguenza Grueber (Grueber C.E., 2011 [20]) raccomanda sempre l'utilizzo delle pendenze adattate ad ogni singola variabile random ed all'intercetta, dove è possibile. Tuttavia, è lecito pensare che questa considerazione possa risultare non realistica perché i modelli con pendenza casuale richiedono un numero elevato di dati al fine stimare le varianze e le covarianze in modo accurato (Bates D., 2015a [4]).

Quindi, riassumendo, l'approccio di adattamento della massima complessità della struttura degli effetti casuali (Barr D.J, 2013 [3]) è forse meglio formulato come la costruzione della più complessa struttura di effetti misti consentito dai dati a disposizione (Bates D., 2015a [4]). Si possono quindi considerare due opzioni: (1) Utilizzare pendenze casuali ma rimuovendo la correlazione tra intercetta e pendenze; oppure (2) non utilizzare pendenze casuali, ma accettando che questo probabilmente porterà ad aumentare il tasso di errore di tipo I (Schielzeth H., 2009 [58]).

Per quanto consta questa ricerca, la scelta è ricaduta sull'opzione (1).

L'addestramento dei modelli, tuttavia, non viene effettuato inserendo tutte le variabili sopra citate e visibili in figura 18, ma è stato utilizzato un metodo alternativo che permette la costruzione del modello secondo una complessità crescente di predittori al suo interno. A questo scopo è stata costruita una matrice logica $n \times p$, dove n rappresenta il numero di combinazioni possibili relativamente alla selezione dei predittori utilizzati dal modello, e p , il numero di predittori a disposizione.

Facendo riferimento alla figura 18 e, quindi al caso in questione, il numero p dei predittori possibili è 16.

Ricordando quanto detto precedentemente, ovvero che le finestre temporali sono definite come [0-3 sec] e [0-7 sec] e che l'inclusione di entrambe le possibilità all'interno del modello comporterebbe un fattore di correlazione, la matrice è stata strutturata in modo consentire ad un solo caso alla volta ([0-3 sec] o [0-7 sec]) la possibilità di essere inserita all'interno del modello.

Con questa tipologia di indagine si avranno quindi al massimo 8 predittori caratterizzati da un valore logico 1 (=predittore presente) rispettivamente alla colonna assegnata nella matrice di combinazioni.

Questo sta a significare che la massima complessità di un modello sarà definita da 8 predittori, uno per ogni intervallo temporale ([0-3 sec] o [0-7 sec]).

Per quanto riguardano le possibili combinazioni presenti nella matrice, la formula utilizzata è la seguente:

$$Combinazioni = casi\ possibili^{predittori} ; \tag{12}$$

I casi possibili ovviamente sono, data una variabile definita su due intervalli differenti ([0-3 sec] e [0-7 sec]), che ne sia considerato solo il primo ([0-3 sec]), oppure il secondo ([0-7 sec]), oppure nessuno dei due. Si hanno quindi tre possibili casi che, strutturati in terminologia logica, risulteranno 1 0, 0 1 e 0 0. Queste combinazioni vengono utilizzate per accertarsi che ogni predittore sia presente nel modello una sola volta oppure nessuna, nei casi di complessità non elevata.

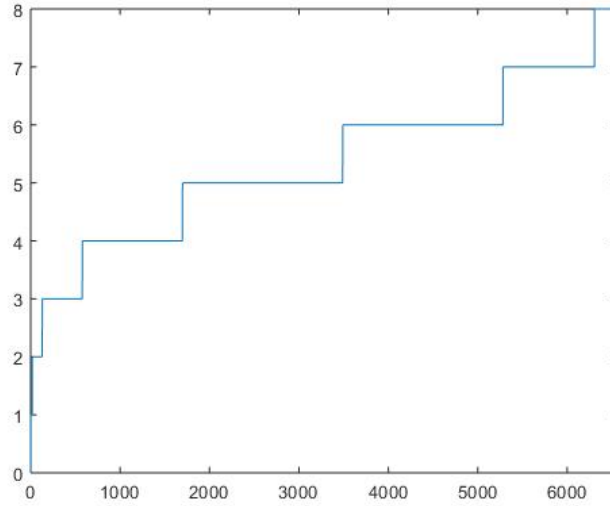


Figura 19: Incremento di complessità del modello.

Applicando la formula 12 ai dati a disposizione si ottiene che il numero di combinazione possibili per strutturare i modelli con questa tipologia di indagine è di 3^8 , ovvero 6561 modelli. Poco rilevante ma da considerarsi implicito è lo scarto del primo modello in quanto la matrice di combinazioni rispettiva risulta costituita interamente di zeri.

Una volta ottenuti i modelli è stato necessario pensare ad una strategia di ordinamento che permettesse di identificare i modelli migliori. A questo scopo sono stati considerati differenti elementi che rappresentassero al meglio le capacità predittive dei modelli:

- AIC (Akaike's Information Criterion)

Fornisce una misura della qualità della stima di un modello statistico tenendo conto sia della bontà di adattamento che della complessità del modello. Definito come:

$$AIC = 2k - 2\ln(L) ; \tag{13}$$

dove k è il numero di parametri nel modello statistico e L è il valore massimizzato della funzione di verosimiglianza del modello stimato.

- Coefficiente di regressione lineare R^2
 Descrive una proporzione tra la variabilità dei dati e la correttezza del modello statistico utilizzato. Esso misura la frazione della varianza della variabile dipendente espressa dalla regressione.
- R^2 marginale (Johnson P.C.D., 2014 [32])
 Descrive la proporzione della varianza espressa solamente dai fattori fissi del modello.

$$R^2_m = \frac{\sigma^2_f}{\sigma^2_f + \sum_{l=1}^u \sigma^2_l + \sigma^2_e + \sigma^2_d} ; \quad (14)$$

La varianza dei fattori fissi è situata nel numeratore. Il denominatore invece descrive la varianza totale spiegata dal modello, inclusi: la varianza dei fattori fissi (σ^2_f), la varianza casuale ($\sum_{l=1}^u \sigma^2_l$), e gli ultimi due termini sommano la varianza residua, e sono rispettivamente il componente di dispersione additiva (σ^2_e) e la varianza specifica della distribuzione (σ^2_d).

- R^2 condizionale (Johnson P.C.D., 2014 [32])
 Descrive la proporzione della varianza espressa dai fattori fissi e dagli effetti random del modello.

$$R^2_c = \frac{\sigma^2_f + \sum_{l=1}^u \sigma^2_l}{\sigma^2_f + \sum_{l=1}^u \sigma^2_l + \sigma^2_e + \sigma^2_d} ; \quad (15)$$

In questo caso, il numeratore contiene sia la varianza degli effetti fissi, sia la somma delle componenti della varianza casuale per ciascun livello del fattore casuale. Il denominatore, invece, risulta identico a quello utilizzato nella formula 14 di R^2 marginale.

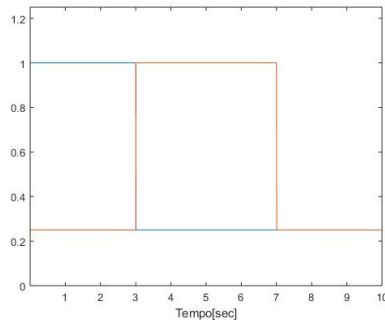
Ogni database (tutti i modelli reattivi ad una sola tipologia di finestratura, che sia A,B,C o D) viene perciò ordinato per AIC in ordine decrescente. A questo punto vengono presi in considerazione solamente i primi 100 modelli di ogni database e, successivamente, i modelli salvati vengono uniti in un'unica lista di 400 modelli (100 per ogni finestratura). Segue quindi un ordinamento per R^2 . Questo ordinamento viene effettuato separatamente tra i

modelli predittivi di Arousal e Valence. Proprio in questo secondo caso si è riscontrata una certa difficoltà nell'evidenziare i modelli migliori, pertanto è stato utilizzato R^2 marginale al posto di R^2 . Questa scelta permette di evitare di selezionare un modello che possa descrivere in un modo errato i dati. Un modello con un moderato R^2 (0.5-0.7) può avere un bassissimo R^2 marginale (<0.3) e un valore invece molto alto, tendente ad essere uguale ad 1, per R^2 condizionale. Ciò sta a significare che il modello in questione non è propriamente descritto dai suoi fattori fissi ma tende ad essere sovrastimato a causa di una forte dipendenza dai fattori random. Per questo motivo è stata anche controllata la confrontabilità tra R^2 marginale e R^2 condizionale: tra la lista di 400 elementi, i modelli con una forte differenza tra i due valori sono stati osservati manualmente e poi scartati se effettivamente risultavano non idonei a descrivere la variabile di risposta in modo legittimo. È vero anche che non è detto che un modello con un basso R^2 può non essere caratterizzato da buone capacità predittive. Per questo motivo si ricorda che in entrambi i casi, che si stia parlando di valenza o attivazione, a seguito dell'ordinamento, sono stati osservati manualmente i modelli.

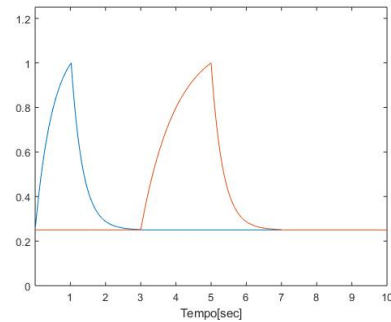
5.6.4 Secondo approccio

5.6.4.1 Creazione del dataset

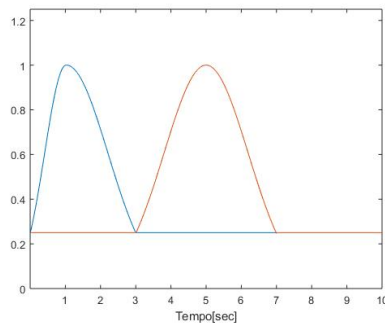
Un ulteriore passaggio nell'indagine è stato strutturato come segue.



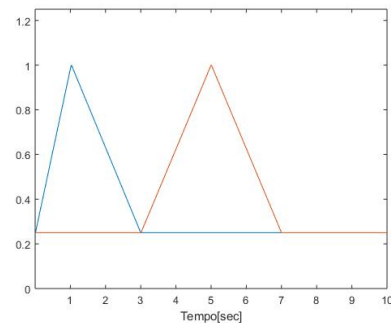
(a) Finestratura "rettangolare".



(b) Finestratura "esponenziale crescente e decrescente".



(c) Finestratura "gaussiana".



(d) Finestratura "lineare".

Figura 20: Tipologie di finestre. Come nel caso precedente, i predittori vengono pesati in maniera differente al fine di valutare istanti diversi nell'intervallo di presentazione dell'immagine.

Nella figura 20 si può vedere che in questo caso, nella costruzione del modello, viene tenuto in considerazione quanto detto precedentemente e, perciò, vengono utilizzati solamente due intervalli di tempo su 4 (definiti in figura 17).

Rispetto alla prima situazione, sono stati però adottati dei cambiamenti. Per prima cosa, la definizione degli intervalli di tempo: quest'ultimi non sono più caratte-

rizzati da un medesimo inizio ([0-3 sec], [0-7 sec]), ma è stato preferito confinare la funzione relativa ai pesi solamente all'intervallo di tempo che la riguarda ([0-3 sec], [3-7 sec]). Così facendo è evidente l'esclusione di possibili correlazioni tra i due intervalli, nonché la maggiore specificità di una reazione iniziale all'immagine separata da una reazione successiva nel tempo.

In secondo luogo, in riferimento al primo intervallo di tempo [0-3 sec], la finestra utilizzata per la pesatura dei predittori non è più centrata nella mezzera di tale intervallo (1.5 sec), ma in un istante che dovrebbe rappresentare l'onda di deflessione positiva P300.

Terzo, la pesatura viene applicata sia ai quattro indici GFP (AI,MI,PI,EI), sia a quelli relativi alla trasformata Wavelet. Proprio a tal riguardo le bande di frequenza utilizzate sono differenti, infatti, le variabili predittori utilizzate per questa seconda indagine sono definite come segue.

AI [0-3 sec]		AI [3-7 sec]	
MI [0-3 sec]		MI [3-7 sec]	
PI [0-3 sec]		PI [3-7 sec]	
EI [0-3 sec]		EI [3-7 sec]	
Beta [0-3 sec]		Beta [3-7 sec]	
High Alpha [0-3 sec]	High Alpha [3-7 sec]	High Alpha asim [0-3 sec]	High Alpha asim [3-7 sec]
Low Alpha [0-3 sec]	Low Alpha [3-7 sec]	Low Alpha asim [0-3 sec]	Low Alpha asim [3-7 sec]
Theta [0-3 sec]	Theta [3-7 sec]	Theta frontal [0-3 sec]	Theta frontal [3-7 sec]
Delta [0-3 sec]	Delta [3-7 sec]	Delta right post [0-3 sec]	Delta right post [3-7 sec]

Figura 21: Casistica degli indici e delle frequenze utilizzate nel secondo approccio.

Facendo riferimento alla tabella di figura 21, sono ora descritte le frequenze prese in considerazione:

Beta = [IAF peak+2, 32 Hz];

Valutata negli intervalli di tempo [0-3 sec] e [3-7 sec].

High Alpha = [IAF peak, IAF peak+2 Hz];

Valutata negli intervalli di tempo [0-3 sec] e [3-7 sec] mediante due possibili descrizioni: (1) come media del valore della potenza relativa alla banda di frequenza nell'opportuno intervallo di tempo considerato. (2) Come indice di asimmetria tra emisfero destro e sinistro nei rispettivi canali F4, AF4 e F3, AF3.

$$HA_{asim} = \log(HA_{dx}) - \log(HA_{sx}) ; \quad (16)$$

Tale considerazione fa riferimento a quanto detto da Reuderink (Reuderink B., 2013 [54]).

Low Alpha = [IAF peak-4, IAF peak Hz];

Valutata negli intervalli di tempo [0-3 sec] e [3-7 sec] mediante due possibili descrizioni: (1) come media del valore della potenza relativa alla banda di frequenza nell'opportuno intervallo di tempo considerato. (2) Come indice di asimmetria tra emisfero destro e sinistro nei rispettivi canali F4, AF4 e F3, AF3.

$$LA_{asim} = \log(LA_{dx}) - \log(LA_{sx}) ; \quad (17)$$

Tale considerazione fa riferimento a quanto detto da Reuderink (Reuderink B., 2013 [54]).

Theta = [IAF peak-6, IAF peak-4 Hz];

Valutata negli intervalli di tempo [0-3 sec] e [3-7 sec] mediante due possibili descrizioni: (1) come media del valore della potenza relativa alla banda di frequenza nell'opportuno intervallo di tempo considerato. (2) Come media del valore della potenza relativa alla banda di frequenza valutata nei soli canali frontali (F3,AF3,F4,AF4) e nell'opportuno intervallo di tempo considerato. Tale considerazione fa riferimento a quanto detto da Reuderink

(Reuderink B., 2013 [54]).

Delta = [0, 4 Hz];

Valutata negli intervalli di tempo [0-3 sec] e [3-7 sec] mediante due possibili descrizioni: (1) come media del valore della potenza relativa alla banda di frequenza nell'opportuno intervallo di tempo considerato. (2) Come media del valore della potenza relativa alla banda di frequenza valutata nel solo canale posteriore destro (O2) e nell'opportuno intervallo di tempo considerato. Tale considerazione fa riferimento a quanto detto da Reuderink (Reuderink B., 2013 [54]).

La suddivisione della banda Alpha in Low Alpha e High Alpha deriva dalle scelte utilizzate per la costruzione degli indici precedentemente citati (low alpha per AI e high alpha per PI) e da quanto suggerito in letteratura (Reuderink B., 2013 [54]). In questo modo si cerca di visualizzare la significatività di quest'ultime nell'identificare la variabile risposta, non considerando la frequenza Alpha, ma due suoi sottoinsiemi.

5.6.4.2 Procedimento dell'analisi

Relativamente a quanto detto finora in riguardo sia alla tipologia di regressione utilizzata, sia alla creazione dei database, incluse le modifiche trattate nel capitolo precedente, i modelli predittivi sono stati configurati come descritto in seguito.

La variabile di risposta rimane invariata ed è rappresentata da Arousal e da Valence, usate in prove differenti come nel primo caso.

I predittori rimangono anch'essi invariati, salvo le modifiche apportate ed esplicitate nella sezione precedente. Anche in questo caso quindi i regressori sono le colonne del database rappresentanti x_{ij} e p_{ij} alle quali viene anteposta un'ulteriore colonna per l'intercetta. Per chiarezza, si ricorda che x_{ij} e p_{ij} non sono le stesse variabili trattate nel capitolo di creazione del dataset relativo al primo arraccio di indagine, ma la loro definizione è stata rielaborata grazie alle modifiche trattate nel capitolo precedente.

Analogamente al primo approccio, per le variabili random sono state considerate le stesse variabili rappresentanti i predittori.

La costruzione dei modelli viene effettuata secondo una complessità crescente di predittori come nella prima indagine.

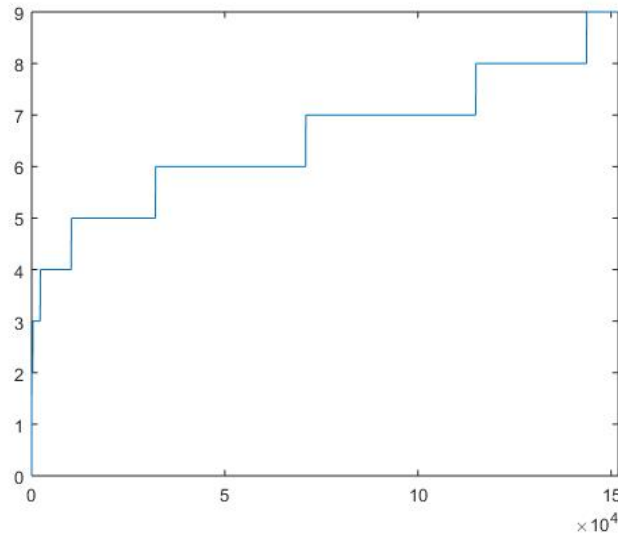


Figura 22: Incremento di complessità del modello.

La matrice di combinazione viene costruita in ottemperanza a quanto detto precedentemente nelle prime analisi, a differenza del fatto che i predittori possibili sono 9 e che 4 di essi presentano 4 casi. Si faccia riferimento alla figura 21. Osservando la tabella risulta chiaro che non tutti i predittori possono essere descritti solamente mediante i due intervalli temporali ([0-3 sec] e [3-7 sec]), ma anche con i casi descritti da Reuderink (Reuderink B., 2013 [54]) e i relativi intervalli temporali associati. Tra queste quattro possibilità, al fine di evitare fenomeni di correlazione e collinearità tra i dati, solo una può essere considerata. Ricalcolando, quindi, il numero di combinazioni possibili secondo la formula 12 sopra definita, si hanno $(3^5) * (5^4)$ combinazioni, ovvero 151875 modelli, un numero nettamente superiore rispetto al primo approccio.

A questo punto, rese chiare le variabili in ingresso ed il loro trattamento nella costruzione dei modelli, un'importante trasformazione è stata adottata al fine di migliorare le

capacità predittive di quest'ultimi. Come suggerito in letteratura (Harrison X.A., 2018 [23]), è consigliabile ridimensionare i predittori mediante una standardizzazione che permetterà di centrare le variabili del modello rispetto alla loro media. Più precisamente ogni predittore (ogni colonna) viene standardizzata sottraendo ad ogni variabile del predittore considerato la media del predittore stesso (media colonna) e dividendola per la deviazione standard del predittore stesso (deviazione standard colonna). Con il termine colonna si fa riferimento ad un singolo predittore, ovvero x_{ij} e p_{ij} presenti nella costituzione del modello.

Tale passaggio garantisce la risoluzione dei problemi di convergenza, visto che la stima delle intercettazioni è contenuta nel corpo principale dei dati stessi, nonchè migliora l'elaborazione del modello in termini di performance. Un'ulteriore vantaggio risiede nel rimuovere la correlazione tra gli effetti principali e le loro interazioni, rendendo più facilmente interpretabili gli effetti principali quando i modelli contengono anche interazioni (Schielzeth H., 2010 [57]).

Per quanto riguarda l'ordinamento, è stata adottata la stessa strategia descritta precedentemente, salvando però 500 modelli per ogni database e ottenendo quindi una lista di 2000 modelli. L'incremento del numero di elementi considerati in questa fase deriva solamente dal fatto che il numero di combinazioni e quindi il numero di modelli a disposizione, è molto superiore rispetto al primo caso.

Il passaggio successivo si è sviluppato con la considerazione del genere, aspetto che fino a questo punto non era stato ancora considerato ai fini di un miglioramento della capacità predittiva del modello.

Da letteratura (Corsi-Cabrera M., 1993 [11]) risulta evidente la diversa attivazione cerebrale tra un soggetto di genere maschile e un soggetto di genere femminile durante un'attività di livello cognitivo. Gli uomini, per esempio, mostrano una potenza relativa alla banda beta significativamente più alta rispetto alle donne, mentre le donne sono caratterizzate da una potenza alpha significativamente maggiore rispetto agli uomini. Altri aspetti si riscontrano non solo a livello di potenza di una banda di frequenza ma anche rispetto ai canali di registrazione, infatti, la potenza relativa alla banda beta ne è un esempio e risulta significativamente più alta in zone assimilabili al lobo parietale sinistro solo negli uomini. Questi sono solamente alcuni aspetti che caratterizzano la differenza tra i due sessi e, proprio per questo, si è deciso di considerare anche il genere in ingresso al modello. La significatività dell'elemento "genere" è stata testata nel modello secondo due possibili

varianti: (1) Come variabile predittore; (2) come raggruppamento. Nel caso (1) viene aggiunta un'ulteriore variabile ai predittori già utilizzati fino ad ora. Il nuovo predittore farà riferimento solamente ai fattori fissi e non agli elementi random del modello. Nel caso (2) invece, l'elemento "genere" viene utilizzato come raggruppamento aggiuntivo al raggruppamento già presente per partecipanti.

Questa indagine si sviluppa successivamente alla fase di riordinamento e pertanto riguarda solamente i migliori modelli relativi alla lista di 2000 elementi.

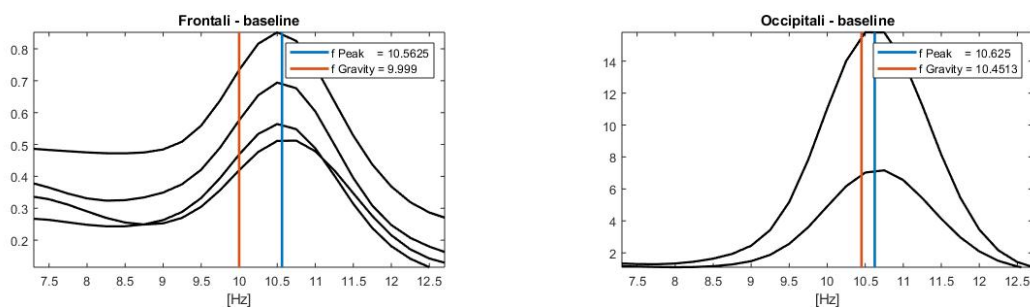
6 Risultati

In questa sezione verranno presentati i risultati relativi alle scelte ed ai metodi descritti nel capitolo precedente. Per una maggiore comprensione i risultati verranno presentati secondo un ordine temporale, ovvero in osservanza ad ogni passo sviluppatosi in questa ricerca, dall'inizio alla fine.

Per quanto riguarda l'elaborazione del segnale elettroencefalografico di ogni canale con l'utilizzo di EEGlab, nulla di rilevante può essere osservato se non quanto già definito in precedenza nella sezione dei metodi.

6.1 Valutazione della Individual Alpha Frequency (IAF)

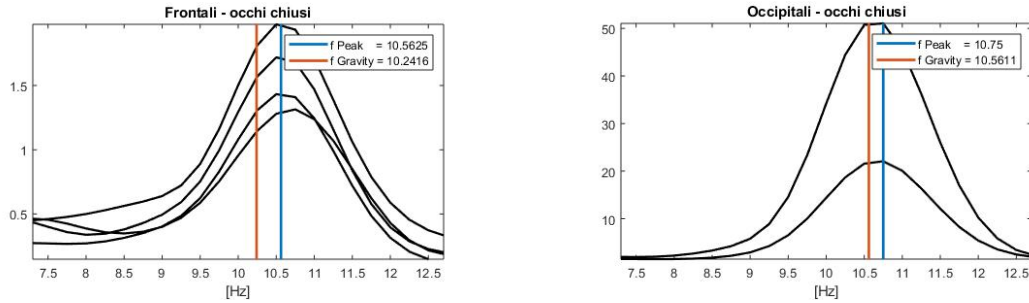
Come già noto, gli indici costituenti i database, nonché le frequenze stesse costituenti anch'esse i database utilizzati per la costruzione dei modelli, sono calcolati mediante la definizione della IAF. Quest'ultimo viene calcolato in base alla finestra di applicazione del segnale EEG (fase occhi chiusi o prima baseline) e secondo i due metodi consigliati (Klimesch W., 1999 [37]).



(a) IAF. Frontali e fase di baseline (e.g. soggetto 5).

(b) IAF. Occipitali e fase di baseline (e.g. soggetto 5).

Figura 23: Calcolo della IAF su canali frontali e occipitali in base all'applicazione del segnale EEG nella sola finestra di baseline.



(a) IAF. Frontali e fase ad occhi chiusi (e.g. soggetto 5).

(b) IAF. Occipitali e fase ad occhi chiusi (e.g. soggetto 5).

Figura 24: Calcolo della IAF su canali frontali e occipitali in base all'applicazione del segnale EEG nella sola finestra ad occhi chiusi.

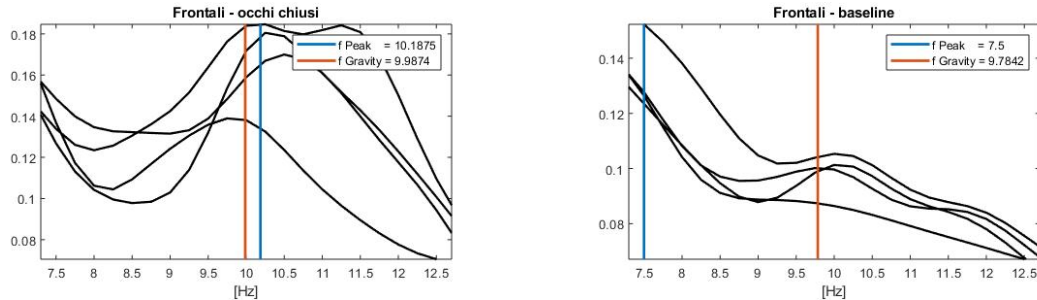
Si faccia riferimento ad ogni figura ora mostrata (23, (a) e (b), 24, (a) e (b)) osservando le differenze dell'individuazione del picco relativo alle frequenze Alpha tra il metodo di Peak frequency (linea blu) e quello il metodo di Gravity frequency (linea rossa). Risulta evidente la maggior precisione nell'individuazione del picco delle frequenze Alpha da parte del metodo di Peak frequency rispetto a quello di Gravity frequency. Questo aspetto è molto significativo nei canali frontali e pertanto la scelta è ricaduta sul tale metodo di calcolo.

Si osservino ora distintamente le figure 23 e 24. Paragonando le due figure in osservanza ai canali frontali e occipitali, l'individuazione del picco risulta pressochè identica e non si vedono perciò differenze nella scelta tra l'utilizzo della baseline rispetto alla fase di occhi chiusi. Un aspetto chiave che ha comportato la scelta nell'utilizzo di una fase rispetto che all'altra è stato il valore assoluto del relativo picco. Quest'ultimo presenta infatti un valore molto più elevato nella fase ad occhi chiusi. Avere valori elevati permette di non incorrere in errori quali un'identificazione di un picco errato, situazione appunto che non incorre mediante l'utilizzo della fase ad occhi chiusi. Ciò che si intende non è il valore in sè, ma il fatto che un valore alto evidenzi maggiormente un picco ben individuato a differenza di una valore inferiore.

Questa situazione è stata riscontrata nei soggetti elaborati.

Ricordando il protocollo sperimentale, la fase ad occhi chiusi (durata: 90 secondi)

viene utilizzata per rilassare il soggetto al fine di portarlo ad una situazione ottimale di registrazione. La successiva immagine neutra impone pressochè lo stesso obiettivo ma con una durata inferiore: 30 secondi. Concettualmente, ciò che ci si dovrebbe aspettare è la miglior risposta nell'identificazione della IAF utilizzando la fase ad occhi chiusi ed, infatti, è effettivamente quel che accade.



(a) IAF. Frontali e fase ad occhi chiusi (e.g. soggetto 8).

(b) IAF. Frontali e fase di baseline (e.g. soggetto 8).

Figura 25: Confronto della IAF sui soli canali frontali nella fase ad occhi chiusi e di baseline.

Dalle immagini esposte in figura 25 è visibile come una considerazione temporale errata del segnale EEG possa portare ad un calcolo della IAF a sua volta errato. È stato preso in esame il soggetto 8 in quanto il più chiaro ed immediato al fine di giustificare la scelta di una fase rispetto ad un'altra. Come risaputo e spiegato nella sezione relativa agli indici utilizzati, le frequenze Alpha sono tipiche della veglia ad occhi chiusi e degli istanti precedenti l'addormentamento. Questa caratteristica rende molto più significativa l'opzione della fase ad occhi chiusi in quanto, una volta aperti gli occhi, la potenza relativa a questa banda di frequenza desincronizza.

Altre spiegazioni plausibili possono risiedere nel protocollo stesso. Dopo 90 secondi ad occhi chiusi, al soggetto viene chiesto di aprirli e di osservare un immagine neutra prima dell'inizio della prova. Questa azione comporta un'attivazione cerebrale che, se pur minima, destabilizza il soggetto dalla sua fase di veglia ad occhi chiusi. Inoltre, in soggetti particolarmente ansiosi, il fatto di aprire gli occhi nell'attesa dell'inizio della prova può compromettere ulteriormente lo stato ottimale di registrazione.

Per queste considerazioni e per quanto detto in precedenza, è stato preferito l'utilizzo della fase ad occhi chiusi e del metodo di Peak Frequency.

6.2 Primo approccio: standardizzazione e selezione del modello.

I soggetti utilizzati mostrano un comportamento abbastanza comune in queste tipologie di ricerca, ovvero che, alla presentazione di un particolare stimolo, si riscontrano reazioni per lo più differenti sia in termini di intensità, sia in termini di reazione stessa. Con il secondo punto viene intesa la diversa reazione tra due soggetti ad uno stesso stimolo a causa dell'esperienza di vita. Una stessa immagine può rappresentare valori positivi, di felicità o altro per un soggetto e, nello stesso tempo, costituire un fattore di negatività per un altro a causa di paure o ricordi passati. Salvo quest'ultimo aspetto, ricercare un metodo per poter confrontare i vari soggetti è assolutamente necessario in quanto utilizzare dei dati non scalati per ogni soggetto strutturerebbe dei modelli mal costruiti e poco predittivi. Proprio per questo, come definito in precedenza, sono stati adottati 4 tipologie di normalizzazione e, successivamente, valutati i modelli risultanti da queste indagini sotto l'aspetto della solidità del modello stesso.

I seguenti risultati sono riferiti al primo approccio di indagine descritto precedentemente nei capitoli "Creazione dataset" e "Procedimento analisi". Qui di seguito sono mostrati i migliori 20 modelli relativi ad ognuna delle tipologie di normalizzazione, sia per quanto riguarda i modelli di Arousal, sia per quelli di Valence. Si ricorda che i migliori modelli sono ricavati dall'ordinamento descritto nel secondo dei due capitoli sopra citati.

Modello	AIC	R2	R2_mar	R2_con	Database	Metodo
6048	3737.3	0.34038	-0.058854	1.3096	'D2'	'Stand'
6046	3737	0.33981	-0.05977	1.3435	'D4'	'Stand'
6048	3738.2	0.33973	-0.072503	1.4157	'D4'	'Stand'
6042	3741.4	0.33841	-0.085873	1.4708	'D4'	'Stand'
6046	3738.1	0.33829	-0.050092	1.2691	'D2'	'Stand'
4737	3738.6	0.33058	0.0712	0.55811	'D2'	'Stand'
4735	3740.5	0.33051	0.045952	0.68419	'D4'	'Stand'
4734	3734.2	0.33048	-0.099446	1.6504	'D4'	'Stand'
4736	3734.3	0.33041	-0.092369	1.5625	'D2'	'Stand'
4736	3735.6	0.33025	-0.11049	1.7334	'D4'	'Stand'
4728	3736.6	0.32924	-0.086428	1.5011	'D2'	'Stand'
4735	3739.7	0.32877	0.13274	0.076963	'D2'	'Stand'
4730	3739.1	0.32808	-0.37565	3.3708	'D4'	'Stand'
4734	3734.7	0.32808	-0.062438	1.381	'D2'	'Stand'
4724	3737.4	0.32787	-0.10088	1.5985	'D2'	'Stand'
4728	3739.9	0.32714	-0.07879	1.4967	'D4'	'Stand'
4730	3736.8	0.32697	-0.091758	1.5557	'D2'	'Stand'
4722	3736.8	0.32683	-0.14411	1.8743	'D2'	'Stand'
4722	3740.7	0.32659	34.193	-214.31	'D4'	'Stand'
4732	3738.7	0.32648	-0.072601	1.4442	'D2'	'Stand'

Figura 26: Tabella di riepilogo dei 20 migliori modelli di Arousal secondo una normalizzazione effettuata mediante la standardizzazione Min-Max.

Modello	AIC	R2	R2_mar	R2_con	Database	Metodo
6046	3667.7	0.36399	0.033482	0.51862	'D4'	'Zindex'
6048	3668.6	0.36322	0.034509	0.52473	'D2'	'Zindex'
6040	3669.9	0.36249	0.034536	0.53457	'D2'	'Zindex'
6046	3669.5	0.36226	0.034235	0.50885	'D2'	'Zindex'
6038	3671.2	0.36195	0.034128	0.51908	'D4'	'Zindex'
6048	3671.5	0.36176	0.033344	0.53307	'D4'	'Zindex'
6038	3670.5	0.36167	0.034383	0.51961	'D2'	'Zindex'
6042	3672.7	0.36089	0.033236	0.52532	'D4'	'Zindex'
6228	3676.8	0.36033	0.026471	0.6232	'D3'	'Zindex'
6047	3671.9	0.35997	0.032018	0.51789	'D4'	'Zindex'
6232	3682.1	0.35968	0.033736	0.57149	'D1'	'Zindex'
6232	3679.4	0.35942	0.03041	0.58745	'D3'	'Zindex'
6228	3683.9	0.35825	0.030034	0.59856	'D1'	'Zindex'
6036	3678.1	0.35697	0.027234	0.6093	'D3'	'Zindex'
6040	3679.2	0.35673	0.030516	0.57775	'D3'	'Zindex'
4734	3662.6	0.35507	0.031684	0.50265	'D4'	'Zindex'
6040	3684.7	0.35482	0.033441	0.56545	'D1'	'Zindex'
4728	3663	0.3545	0.033769	0.51529	'D2'	'Zindex'
4736	3662.9	0.3544	0.033253	0.50739	'D2'	'Zindex'
4726	3663.3	0.35384	0.03363	0.50138	'D2'	'Zindex'

Figura 27: Tabella di riepilogo dei 20 migliori modelli di Arousal secondo una normalizzazione effettuata mediante la standardizzazione Z-indice.

Modello	AIC	R2	R2_mar	R2_con	Database	Metodo
6046	3723.1	0.34584	0.14429	-0.48095	'D4'	'Base_Zindex'
6048	3723.2	0.34556	0.085402	0.16994	'D2'	'Base_Zindex'
6048	3726.4	0.3432	0.10416	-0.055258	'D4'	'Base_Zindex'
6040	3724.5	0.3431	0.1332	-0.23656	'D2'	'Base_Zindex'
6046	3727.9	0.34301	0.15809	-0.51941	'D2'	'Base_Zindex'
6038	3728.5	0.34039	0.17778	-0.75644	'D4'	'Base_Zindex'
6047	3729.7	0.33844	0.090472	-0.059979	'D4'	'Base_Zindex'
4734	3723.2	0.33662	0.10275	-0.066773	'D4'	'Base_Zindex'
6040	3758.6	0.33637	-0.03302	1.1093	'D3'	'Base_Zindex'
4968	3727.4	0.33636	0.097469	0.23664	'D2'	'Base_Zindex'
4736	3722.7	0.3361	0.071879	0.29759	'D2'	'Base_Zindex'
4728	3721.8	0.33566	0.10495	0.052648	'D2'	'Base_Zindex'
4734	3726.5	0.33419	0.11293	-0.074225	'D2'	'Base_Zindex'
6037	3759.4	0.33412	-0.036113	1.2756	'D3'	'Base_Zindex'
4736	3726.3	0.33402	0.079077	0.18165	'D4'	'Base_Zindex'
4726	3726.5	0.33368	0.13062	-0.23856	'D4'	'Base_Zindex'
4726	3726.9	0.33321	0.18697	-0.65825	'D2'	'Base_Zindex'
4814	3723.5	0.33302	0.58816	-5.2276	'D4'	'Base_Zindex'
4730	3730.2	0.33222	0.1223	-0.23855	'D4'	'Base_Zindex'
4737	3726.5	0.33197	0.045637	0.49959	'D2'	'Base_Zindex'

Figura 28: Tabella di riepilogo dei 20 migliori modelli di Arousal secondo una normalizzazione effettuata mediante la standardizzazione Z-indice e l'utilizzo della baseline tradizionale.

Modello	AIC	R2	R2_mar	R2_con	Database	Metodo
6546	3388.3	0.5448	0.29315	0.53113	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
6550	3398.6	0.5435	0.33294	0.48306	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
6530	3391.1	0.54017	0.24325	0.61382	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
6534	3401.1	0.54003	0.28866	0.55976	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
6554	3407.4	0.53604	0.26695	0.56604	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
6558	3414.6	0.53485	0.26244	0.58555	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
6482	3411	0.53457	0.32337	0.47825	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
6498	3412	0.53216	0.15739	0.7349	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
6226	3392.2	0.53	-3.6354	6.5934	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
6538	3412.8	0.52963	0.22899	0.63146	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
6466	3415.6	0.52902	0.25516	0.59268	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
6542	3419.8	0.52895	0.23212	0.63411	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
6230	3406.4	0.52574	-0.30345	1.453	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
6274	3410.9	0.52228	0.18244	0.69843	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
6278	3419.7	0.52013	0.17649	0.7211	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
6234	3413.4	0.5195	-1.325	3.0537	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
6034	3415.6	0.51918	-0.60297	1.965	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
6242	3414	0.51869	0.16567	0.72724	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
5906	3418.7	0.51635	0.18667	0.68263	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
5202	3418.6	0.50772	-1.0883	2.7161	'D3'	'Base_PREC_Zindex'

Figura 29: Tabella di riepilogo dei 20 migliori modelli di Arousal secondo una normalizzazione effettuata mediante la standardizzazione Z-indice e l'utilizzo della baseline precedente ai micro-blocchi di immagini.

Nelle precedenti figure si può notare la forte incidenza che la standardizzazione Z-indice possiede nel costituire modelli ben costruiti, infatti, questo tipo di normalizzazione è stato eletto come migliore tra quelli testati. Più precisamente viene considerata la più eccelsa, la normalizzazione effettuata mediante la standardizzazione Z-indice e l'utilizzo della baseline precedente ai micro-blocchi di immagini. Essa rappresenta quindi un valido metodo, come si può vedere dai valori utilizzati per l'ordinamento, e garantisce la costruzione di un solido modello.

Le tabelle ordinate relative alla baseline tradizionale ed alla standardizzazione Min-Max e, quelle relative alla baseline precedente ai micro-blocchi ed alla standardizzazione Min-Max, non sono presentate in quanto era stato già osservata in precedenza la validità descrittiva dei due tipi di baseline con la standardizzazione Z-indice. Per evitare confronti in esubero e per velocizzare il processo di costruzione dei modelli, è stato quindi preferito non considerarle.

Modello	AIC	R2	R2_mar	R2_con	Database	Metodo
568	4181	0.023507	0.0093393	-0.077308	'D1'	'Stand'
569	4181.8	0.02279	0.0090301	-0.058738	'D3'	'Stand'
568	4181.9	0.022702	0.0089534	-0.044681	'D2'	'Stand'
568	4182	0.022516	0.0092964	-0.090802	'D3'	'Stand'
568	4182.2	0.022398	0.0088578	-0.041995	'D4'	'Stand'
569	4182.3	0.022225	0.0086131	-0.028199	'D1'	'Stand'
129	4177.2	0.017767	0.0069114	0.01471	'D1'	'Stand'
129	4177.2	0.017767	0.0069114	0.01471	'D2'	'Stand'
129	4177.2	0.017767	0.0069114	0.01471	'D3'	'Stand'
129	4177.2	0.017767	0.0069114	0.01471	'D4'	'Stand'
118	4178.4	0.016491	0.0067039	-0.030632	'D1'	'Stand'
126	4178.4	0.015959	0.0063254	0.015504	'D1'	'Stand'
126	4178.4	0.015959	0.0063254	0.015504	'D2'	'Stand'
126	4178.4	0.015959	0.0063254	0.015504	'D3'	'Stand'
126	4178.4	0.015959	0.0063254	0.015504	'D4'	'Stand'
120	4179.2	0.015857	0.0059288	-0.018577	'D1'	'Stand'
118	4179.1	0.015805	0.0066669	-0.012686	'D2'	'Stand'
125	4179.1	0.015779	0.0053796	0.0050638	'D1'	'Stand'
125	4179.1	0.015779	0.0053796	0.0050638	'D2'	'Stand'
125	4179.1	0.015779	0.0053796	0.0050638	'D3'	'Stand'

Figura 30: Tabella di riepilogo dei 20 migliori modelli di Valence secondo una normalizzazione effettuata mediante la standardizzazione Min-Max.

Modello	AIC	R2	R2_mar	R2_con	Database	Metodo
570	4171.2	0.03411	0.0090428	-0.0046406	'D1'	'Zindex'
573	4170.8	0.033299	0.0082096	0.016621	'D4'	'Zindex'
573	4171.2	0.032827	0.0081582	0.015938	'D2'	'Zindex'
571	4172.2	0.032514	0.0088798	-0.0021894	'D1'	'Zindex'
570	4172.6	0.032322	0.0090962	-0.01463	'D3'	'Zindex'
570	4172.6	0.032009	0.0091185	-0.0082782	'D2'	'Zindex'
570	4172.9	0.031472	0.0091071	-0.008687	'D4'	'Zindex'
571	4173	0.031334	0.0089948	-0.0051552	'D2'	'Zindex'
571	4172.9	0.031304	0.0092849	-0.012994	'D3'	'Zindex'
572	4172.7	0.031262	0.0080571	0.017383	'D4'	'Zindex'
571	4173.3	0.03099	0.0089965	-0.0055479	'D4'	'Zindex'
572	4173.6	0.030197	0.0080144	0.018367	'D2'	'Zindex'
576	4172.5	0.030144	0.010615	0.015688	'D1'	'Zindex'
576	4172.5	0.030144	0.010615	0.015688	'D2'	'Zindex'
576	4172.5	0.030144	0.010615	0.015688	'D3'	'Zindex'
576	4172.5	0.030144	0.010615	0.015688	'D4'	'Zindex'
569	4174.1	0.030117	0.0095265	0.030759	'D1'	'Zindex'
573	4173.4	0.030117	0.0080728	0.011737	'D1'	'Zindex'
573	4173.7	0.030065	0.0080401	0.016074	'D3'	'Zindex'
575	4173.7	0.029242	0.0084357	0.013733	'D1'	'Zindex'

Figura 31: Tabella di riepilogo dei 20 migliori modelli di Valence secondo una normalizzazione effettuata mediante la standardizzazione Z-indice.

Modello	AIC	R2	R2_mar	R2_con	Database	Metodo
571	4176.6	0.027031	0.0071331	-0.0046942	'D1'	'Base_Zindex'
569	4177	0.026129	0.0062748	0.026762	'D4'	'Base_Zindex'
571	4177.1	0.026075	0.0066879	-0.005553	'D2'	'Base_Zindex'
576	4177.1	0.025623	0.0061162	0.0040973	'D1'	'Base_Zindex'
576	4177.1	0.025623	0.0061162	0.0040973	'D2'	'Base_Zindex'
576	4177.1	0.025623	0.0061162	0.0040973	'D3'	'Base_Zindex'
576	4177.1	0.025623	0.0061162	0.0040973	'D4'	'Base_Zindex'
571	4177.5	0.025447	0.0061424	-0.005617	'D3'	'Base_Zindex'
129	4168.9	0.02491	0.0055038	-0.0019902	'D1'	'Base_Zindex'
129	4168.9	0.02491	0.0055038	-0.0019902	'D2'	'Base_Zindex'
129	4168.9	0.02491	0.0055038	-0.0019902	'D3'	'Base_Zindex'
129	4168.9	0.02491	0.0055038	-0.0019902	'D4'	'Base_Zindex'
121	4172.8	0.021888	0.0084225	0.00083873	'D1'	'Base_Zindex'
128	4172.3	0.021523	0.0065556	0.0037212	'D1'	'Base_Zindex'
128	4172.3	0.021523	0.0065556	0.0037212	'D2'	'Base_Zindex'
128	4172.3	0.021523	0.0065556	0.0037212	'D3'	'Base_Zindex'
128	4172.3	0.021523	0.0065556	0.0037212	'D4'	'Base_Zindex'
120	4173.2	0.021487	0.0086416	-0.0023344	'D2'	'Base_Zindex'
121	4173.3	0.021262	0.0083926	-0.00085283	'D2'	'Base_Zindex'
120	4173.3	0.02122	0.0084472	-0.0019488	'D4'	'Base_Zindex'

Figura 32: Tabella di riepilogo dei 20 migliori modelli di Valence secondo una normalizzazione effettuata mediante la standardizzazione Z-indice e l'utilizzo della baseline tradizionale.

Modello	AIC	R2	R2_mar	R2_con	Database	Metodo
5906	4083.3	0.19955	-0.029761	1.8436	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
5890	4083.9	0.19919	-0.050438	2.5372	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
6226	4085.7	0.19743	-0.012065	1.2501	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
5914	4087.8	0.19533	0.1753	-4.747	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
5898	4087.8	0.19522	0.03659	-0.21737	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
5458	4087.8	0.19304	-0.028608	1.8129	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
4618	4084.7	0.18242	0.025663	0.19431	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
4610	4084.6	0.1819	0.60801	-17.002	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
4626	4085	0.18053	-0.056336	2.7387	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
5042	4082.1	0.18034	-0.011327	1.2842	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
4722	4083.5	0.17974	-0.0073612	1.2267	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
4634	4086.6	0.17961	0.053373	-0.7549	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
4050	4086.4	0.17366	-0.0078436	1.2373	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
4370	4087.5	0.17271	-0.012248	1.3348	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
2930	4081	0.16757	-0.0077353	1.2339	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
2938	4083.7	0.16445	-0.013194	1.3909	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
2370	4084.2	0.16362	-0.0083072	1.2544	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
2378	4086.1	0.1616	-0.014032	1.4347	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
2934	4087.6	0.1595	-0.0088143	1.2233	'D3'	'Base_PREC_Zindex'
2130	4087.2	0.15412	-0.025272	1.87	'D3'	'Base_PREC_Zindex'

Figura 33: Tabella di riepilogo dei 20 migliori modelli di Valence secondo una normalizzazione effettuata mediante la standardizzazione Z-indice e l'utilizzo della baseline precedente ai micro-blocchi di immagini.

Come nel caso dell'Arousal, anche per la Valence è confermata la validità della normalizzazione effettuata mediante la standardizzazione Z-indice e l'utilizzo della baseline precedente ai micro-blocchi di immagini.

Per quanto riguarda gli indici tabulati di R^2 marginale e R^2 condizionale, valori negativi o maggiori di 1, stanno a significare uno squilibrio dei dati osservabile dalla definizione degli indici stessi spiegata nella sezione 5.6.3.2. Per questo motivo tutti i modelli con valori non conformi sono stati scartati e non considerati. Il modello utilizzato quindi risulta il primo in elenco ad essere caratterizzato da valori plausibili.

Anche per la Valence, le tabelle ordinate relative alla baseline tradizionale e alla standardizzazione Min-Max e, quelle relative alla baseline tradizionale e alla standardizzazione Min-Max, non sono presentate per lo stesso motivo descritto in precedenza.

Aspetto particolarmente rilevante, riscontrato sia nel caso di Arousal che in quello di Valence, è la preferenza del database D3, ovvero quello costruito mediante una distribuzione dei pesi definita dalla finestratura di forma "gaussiana". Non è invece presente alcuna differenza significativa nell'utilizzo di indici di un preciso intervallo di tempo ([0-3 sec] o [0-7 sec]).

6.3 Grand avarage

Come spiegato nel capitolo relativo alla creazione del dataset, è noto che le finestre utilizzate per pesare i dati in ingresso ai modelli sono dei tentativi di spiegare la reazione dell'individuo ad uno stimolo fornitogli. Essendo supposizioni su una reazione visibile in termini di segnale EEG da parte del soggetto, questa scelta non rappresenta pienamente una descrizione corretta ma comunque un buon punto di partenza. Pertanto, si è pensato di indagare più a fondo il segnale elettroencefalografico dei soggetti al fine di riuscire ad interpretare al meglio la reazione di essi in termini di pattern specifici, picchi o ricorrenze. Per questa operazione è stata utilizzato il metodo Grand Avarage o Grand Mean. Sostanzialmente il Grand Avarage consiste nella media delle medie di diversi sottocampioni, purché questi sottocampioni abbiano lo stesso numero di punti considerati. Ad esempio, si considerino diversi lotti, ciascuno contenente diversi campioni. Gli elementi di ciascun lotto vengono campionati per una misura di alcune variabili e vengono calcolate le medie delle misurazioni di ciascun lotto. La media delle misure di ciascun lotto costituisce la media del sottocampione. La media di questi mezzi secondari, i sottocampioni, è quindi la grande media.

In questa indagine, tale operazione è stata sviluppata nel seguente modo. Come in precedenza, al fine di ottenere un segnale filtrato nelle rispettive bande di frequenza utilizzate, è stata usata la funzione "kaiserord", la quale permette di costruire una finestra del tipo "kaiser" ottima a partire dai parametri di progetto inseriti, e, successivamente la funzione "firl" che restituisce i coefficienti del filtro FIR da utilizzare. A questo punto viene effettuato il filtraggio vero e proprio mediante i coefficienti del filtro appena ottenuti.

Una volta filtrato, il segnale viene suddiviso in quelli che, analogamente alla definizione precedente, rappresenterebbero i lotti, ovvero i 9 microblocchi. Si ricorda che in questo passaggio è necessario tenere conto del diverso ordine di presentazione delle immagini ad ogni soggetto. A questo punto si ottiene un lotto della stessa lunghezza (stesso numero di campioni) per ogni soggetto. Viene quindi applicata una media tra tutti i soggetti campione per campione al fine di evidenziare ERP o pattern caratteristici.

Questa operazione viene effettuata su ogni canale registrante presente nella strutturazione degli indici utilizzati per questa indagine (F3, AF3, F4, AF4, F7, F8, Fz, FPz, O1, O2). Arrivati a questo punto, dai dati così ottenuti, si ottengono già grafici significativi ma ancora difficilmente valutabili data la grande quantità di campioni presenti nel segnale. Il passo successivo è stato quello di mediare le immagini dello stesso blocco al fine di ottenere il segnale di una sola immagine rappresentativa dell'intero blocco. In questo modo risulta

ancora più apprezzabile l'indagine puntata alla visualizzazione di pattern o picchi specifici nel segnale.

Qui di seguito un esempio dei grafici rappresentanti i risultati di quanto ottenuto mediante i passaggi illustrati.

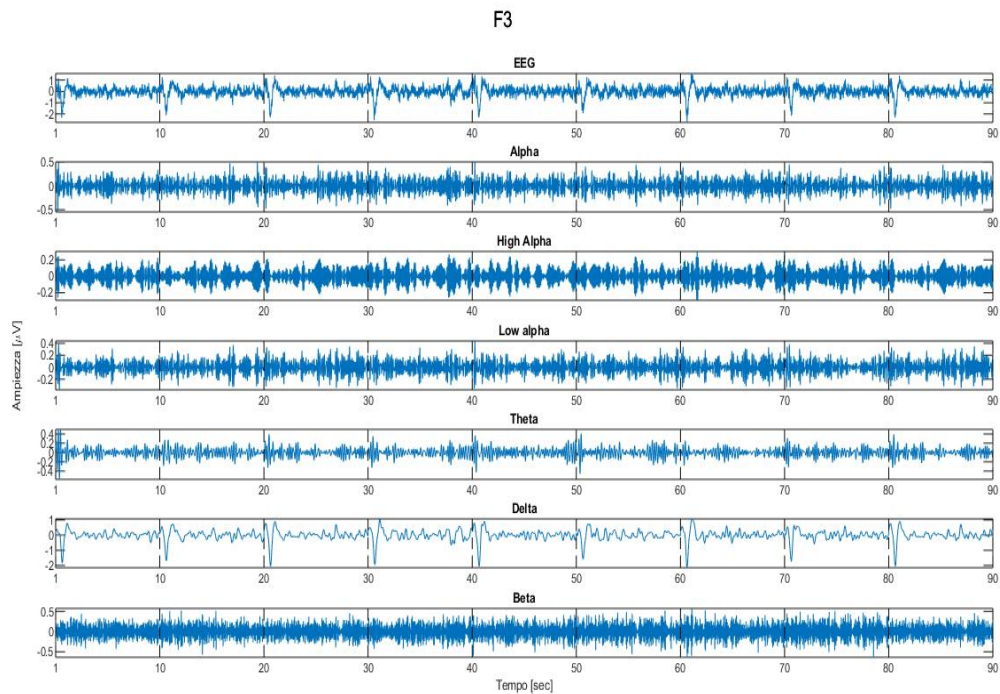


Figura 34: Grand Average ottenuto a partire dal segnale EEG relativo al canale F3.

Dalla figura 34 è chiaramente visibile una sequenza di picchi in prossimità della presentazione delle immagini, i quali possono essere associati ai potenziali evento-relati. Si ricorda che quanto mostrato è relativo ad una media tra tutti i soggetti e che quindi il valore assoluto del picco non comporta alcun significato data la diversa reazione di ogni soggetto alle immagini. Molto significativo invece è la presenza dell'onda P300, la quale viene utilizzata per proporre una diversa indagine sui dati, indagine trattata nella sezione 5.6.4.1.

6.3.1 Grand avarage - Arousal e Valence

L'indagine di ricorrenze e pattern utili alla comprensione dell'evento causa-effetto generato dalla presentazione delle immagini prosegue focalizzandosi sulle sole variabili di risposta, ovvero Arousal e Valence. Il Grand Avarage in questa situazione vede l'ingresso di un ulteriore passaggio di media che coinvolge tutte le immagini di uno stesso blocco. Nel caso di Arousal si avrà quindi un'immagine rappresentativa di ogni blocco LA,MA,HA mentre per la Valence un'immagine rappresentativa di ogni blocco LV,MV,HV. In questo modo, soprattutto per Arousal, sarà possibile analizzare le differenze di ogni blocco nel crescere della prova e permetterà di evidenziare ulteriormente possibili pattern ricercati. Qui di seguito un esempio dei grafici relativi ai blocchi di Arousal e Valence ottenuti mediante i passaggi appena illustrati.

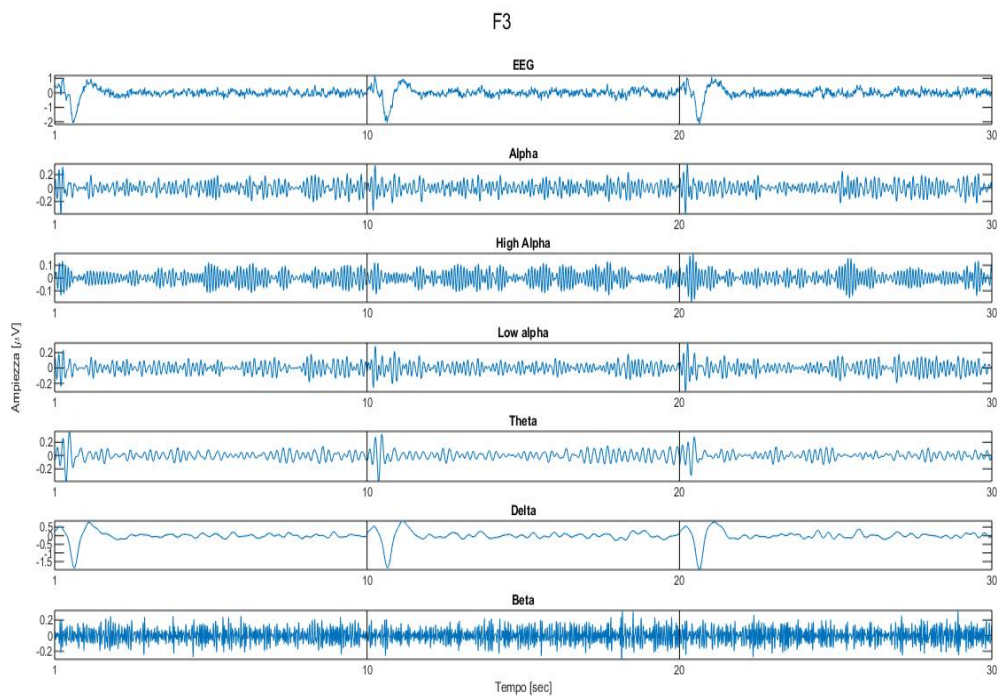


Figura 35: Grand Avarage ottenuto a partire dal segnale EEG relativo al canale F3 e valutato nei soli blocchi di Arousal.

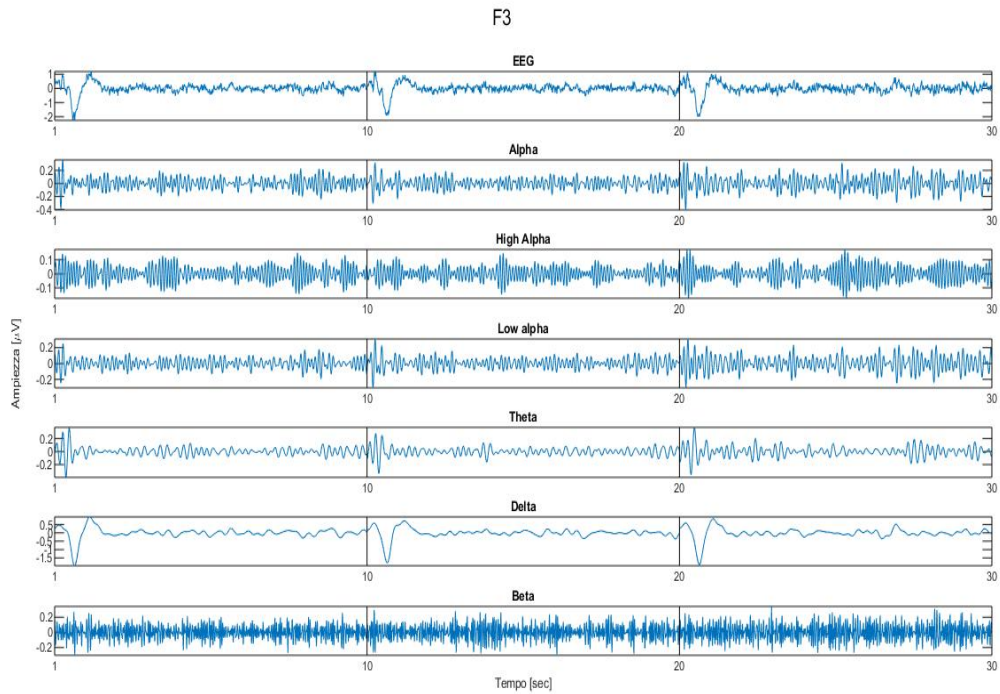


Figura 36: Grand Average ottenuto a partire dal segnale EEG relativo al canale F3 e valutato nei soli blocchi di Valence.

Anche in questo caso, dalle figure 35 e 36 è nettamente distinguibile il picco indicante la presenza del potenziale evento-relato P300. Altri fattori significativi riguardano un leggero incremento delle frequenze relative alla banda alpha in corrispondenza dei primi secondi successivi alla presentazione dell'immagine nel caso di Valence rispetto ad Arousal.

6.3.2 Grand average - Potenze

Un'ulteriore indagine è stata indirizzata verso l'analisi dei blocchi di Arousal e Valence del segnale EEG valutato in termini di potenza. Questo passaggio permette di valutare l'ampiezza del segnale biologico e di rendere maggiormente visibili quei pattern che nei grafici precedenti risultavano solamente accennati.

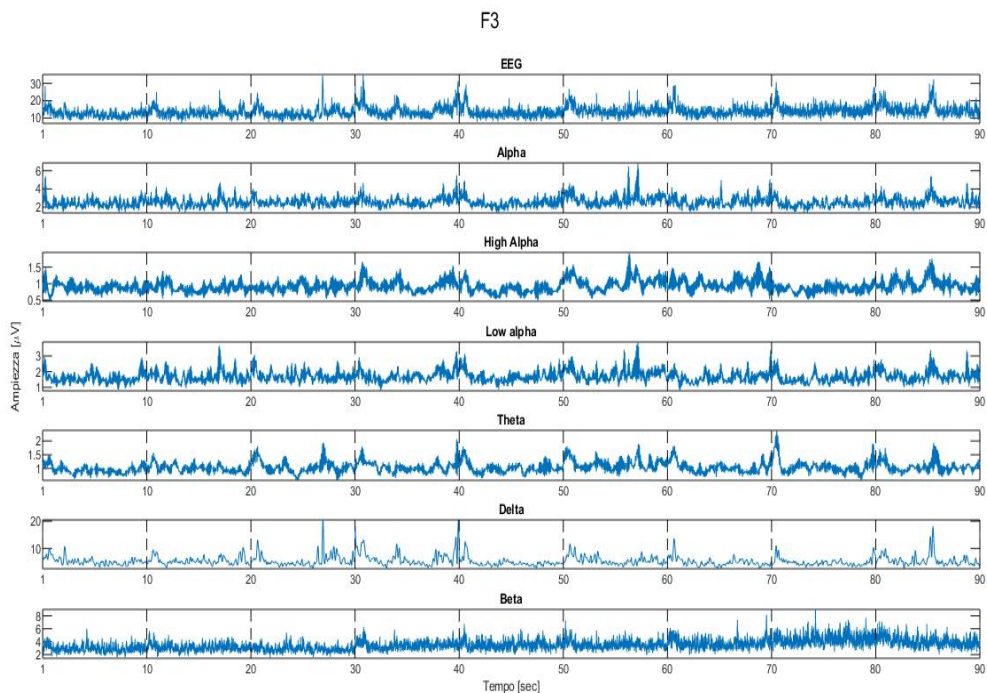


Figura 37: Grand Average ottenuto a partire dalla quadratura del segnale EEG relativo al canale F3.

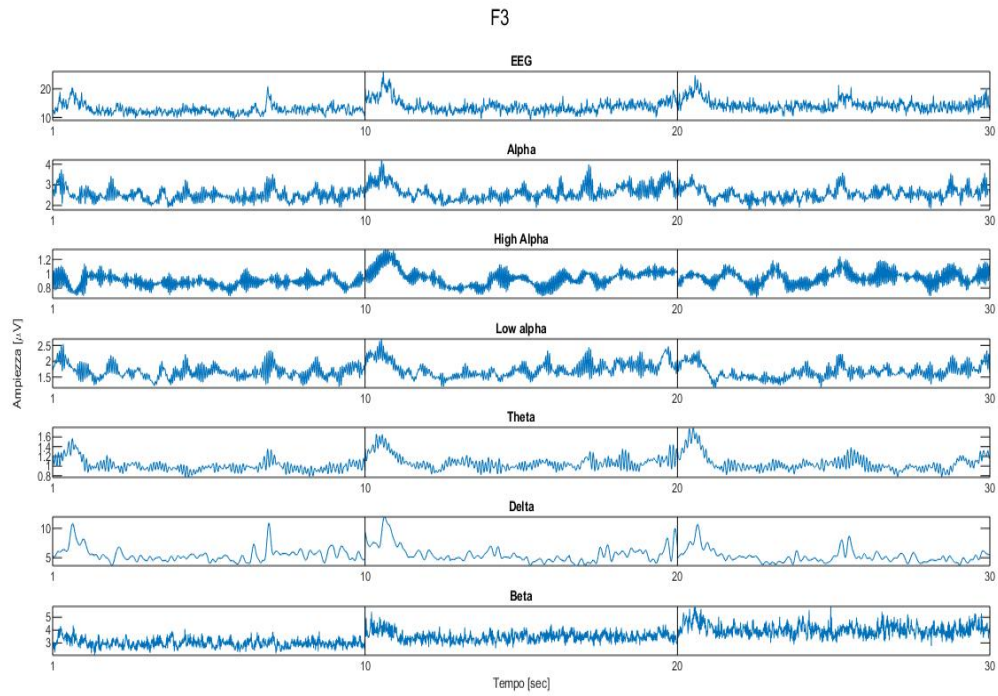


Figura 38: Grand Average ottenuto a partire dalla quadratura del segnale EEG relativo al canale F3 e valutato nei soli blocchi di Arousal.

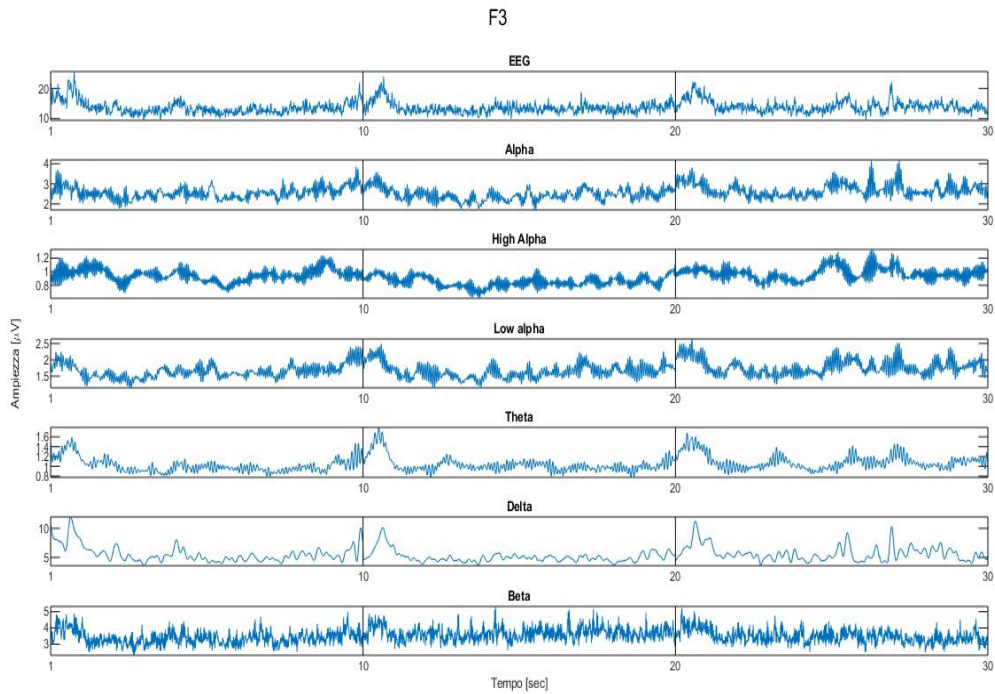


Figura 39: Grand Average ottenuto a partire dalla quadratura del segnale EEG relativo al canale F3 e valutato nei soli blocchi di Valence.

Si prendano in considerazione le figure 38 e 39 e, più precisamente i grafici relativi alle frequenze Alpha e Beta. Un'importante nota sul primo di questi due grafici riguarda la presenza di una desincronizzazione della frequenza Alpha nel momento in cui il soggetto prende coscienza dell'immagine presentata. Tale fenomeno infatti si sviluppa con un leggero ritardo rispetto alla presentazione dell'immagine ed è chiaramente visibile sia nel caso di Arousal che di Valence. Passando invece alla frequenza Beta, si può notare, nel caso di Arousal, un incremento costante della potenza del segnale EEG in tale banda in corrispondenza del passaggio tra i blocchi di immagini. Ricordando che le tre immagini presentate sono rappresentative di tutte le immagini presenti nel relativo blocco e mediate su tutti i soggetti, risulta particolarmente interessante l'incremento della potenza all'aumentare di Arousal (LA, MA, HA).

6.4 Secondo approccio

In questa sezione verranno mostrate le caratteristiche dei migliori modelli di Arousal e Valence selezionati secondo l'ordinamento precedentemente definito relativo al secondo approccio di indagine.

6.4.1 Standardizzazione e selezione del modello.

A seguito di quanto riconosciuto nella sezione descrivente i risultati relativi alla standardizzazione nel caso del primo approccio di indagine, si è riscontrata la scelta migliore l'utilizzo della normalizzazione effettuata mediante la standardizzazione Z-indice e l'utilizzo della baseline precedente ai micro-blocchi di immagini. Dai valori ricavati, questo metodo risulta il più efficace al fine di ottenere un modello ben costruito. Proprio per questo motivo il segnale biologico relativo al secondo approccio di indagine è stato normalizzato secondo la tipologia appena descritta.

Modello	AIC	R2	R2_mar	R2_con	Database	Metodo
142003	3736.8	0.48114	0.080062	0.76698	'D1'	'Base_PREC_Zindex_V'
143539	3738	0.48044	0.079321	0.77361	'D1'	'Base_PREC_Zindex_V'
142083	3724.4	0.48857	0.07439	0.79812	'D1'	'Base_PREC_Zindex_V'
143619	3725.5	0.48788	0.074028	0.80343	'D1'	'Base_PREC_Zindex_V'
141995	3739.4	0.47998	0.069788	0.77958	'D1'	'Base_PREC_Zindex_V'
143531	3740.4	0.47947	0.06936	0.7834	'D1'	'Base_PREC_Zindex_V'
141999	3725.2	0.48872	0.068706	0.791	'D1'	'Base_PREC_Zindex_V'
143535	3725.3	0.48867	0.06819	0.7973	'D1'	'Base_PREC_Zindex_V'
136963	3733.7	0.48401	0.068071	0.80884	'D1'	'Base_PREC_Zindex_V'
135427	3731.9	0.48498	0.067875	0.80516	'D1'	'Base_PREC_Zindex_V'
141992	3738.3	0.48191	0.06651	0.7956	'D1'	'Base_PREC_Zindex_V'
143528	3738.4	0.48166	0.0661	0.79848	'D1'	'Base_PREC_Zindex_V'
113005	3741.6	0.46904	0.065101	0.76942	'D1'	'Base_PREC_Zindex_V'
114957	3741.5	0.46947	0.063771	0.77761	'D1'	'Base_PREC_Zindex_V'
151843	3726.2	0.4948	0.063444	0.83188	'D1'	'Base_PREC_Zindex_V'
143608	3727.7	0.48812	0.063304	0.81862	'D1'	'Base_PREC_Zindex_V'
151331	3724.2	0.49595	0.063098	0.82935	'D1'	'Base_PREC_Zindex_V'
142072	3727.7	0.48835	0.063081	0.81754	'D1'	'Base_PREC_Zindex_V'
143611	3730	0.48584	0.062999	0.81297	'D1'	'Base_PREC_Zindex_V'
142075	3729	0.48637	0.062873	0.81024	'D1'	'Base_PREC_Zindex_V'

Figura 40: Tabella di riepilogo dei 20 migliori modelli di Valence secondo una normalizzazione effettuata mediante la standardizzazione Z-indice e l'utilizzo della baseline precedente ai micro-blocchi di immagini.

Modello	AIC	R2	R2_mar	R2_con	Database	Metodo
149124	2736.5	0.77059	0.44459	0.81403	'D2'	'Base_PREC_Zindex_A'
149636	2738.9	0.77052	0.46452	0.80797	'D2'	'Base_PREC_Zindex_A'
148996	2740.6	0.77013	0.54569	0.71858	'D2'	'Base_PREC_Zindex_A'
149128	2737.5	0.76996	0.44894	0.8059	'D2'	'Base_PREC_Zindex_A'
149508	2742	0.76991	0.55383	0.71546	'D2'	'Base_PREC_Zindex_A'
149640	2739.6	0.76944	0.45897	0.80301	'D2'	'Base_PREC_Zindex_A'
148868	2741.4	0.76924	0.39589	0.79368	'D2'	'Base_PREC_Zindex_A'
148872	2740.2	0.76916	0.405	0.78546	'D2'	'Base_PREC_Zindex_A'
149380	2744.3	0.76909	0.41964	0.78487	'D2'	'Base_PREC_Zindex_A'
149384	2742.6	0.76882	0.41402	0.78313	'D2'	'Base_PREC_Zindex_A'
149000	2743	0.76841	0.5688	0.69689	'D2'	'Base_PREC_Zindex_A'
148904	2744.6	0.76838	0.44976	0.76006	'D2'	'Base_PREC_Zindex_A'
149252	2742.7	0.76835	0.41829	0.82126	'D2'	'Base_PREC_Zindex_A'
149256	2743.1	0.76815	0.42494	0.81005	'D2'	'Base_PREC_Zindex_A'
149512	2744.5	0.76811	0.558	0.70251	'D2'	'Base_PREC_Zindex_A'
149764	2747.3	0.76792	0.44445	0.81202	'D2'	'Base_PREC_Zindex_A'
149416	2747.2	0.76788	0.46087	0.75755	'D2'	'Base_PREC_Zindex_A'
149160	2748.1	0.76758	0.4764	0.78701	'D2'	'Base_PREC_Zindex_A'
149136	2748.4	0.76756	0.47024	0.79743	'D2'	'Base_PREC_Zindex_A'
148900	2749.3	0.76756	0.45857	0.75415	'D2'	'Base_PREC_Zindex_A'

Figura 41: Tabella di riepilogo dei 20 migliori modelli di Arousal secondo una normalizzazione effettuata mediante la standardizzazione Z-indice e l'utilizzo della baseline precedente ai micro-blocchi di immagini.

A differenza dell'analisi qualitativa che è stata effettuata sui modelli relativi al primo approccio di indagine, in questa fase non sono stati selezionati come migliori modelli quelli situati al primo posto nella tabella ordinata. Come spiegato nei paragrafi a seguire verranno analizzati diversi aspetti dei modelli, tra cui la normalità dei residui. Proprio quest'ultima, indagata su tre indici differenti, porterà alla scelta dei migliori modelli di Valence e di Arousal che verranno poi utilizzati.

In accordo a tale premessa e facendo riferimento alla figura 41, un esempio si può osservare nella selezione del modello di Arousal, dove, al posto del modello 149124 situato in esordio, viene invece scelto il modello 148904. Questa preferenza si basa appunto sulla selezione del primo modello disponibile nella tabella ordinata con buone caratteristiche a livello di normalità dei residui.

6.4.2 Correlazione

Per prima cosa è stata ricercata la possibilità di correlazione presente tra i vari indici utilizzati per la costruzione del modello. Oltre ad un fattore di correttezza, l'assenza di correlazione risulta indispensabile nel momento in cui si considerano le stesse variabili come predittori e come variabili random (Harrison X.A., 2018 [23]).

Osservando le figure che seguiranno, la sottotrama nella riga i_{th} e nella colonna j_{th} , si può

valutare il grafico a dispersione della colonna i_{th} di X rispetto alla colonna j_{th} di X, dove X è l'intera matrice plottata. Lungo la diagonale sono invece rappresentati i grafici degli istogrammi di ogni colonna di X. Ogni colonna e, quindi anche ogni riga, rappresenterà l'indice utilizzato.

Nella seguente figura è rappresentata la matrice dei grafici a dispersione degli indici considerati nel caso di Arousal.

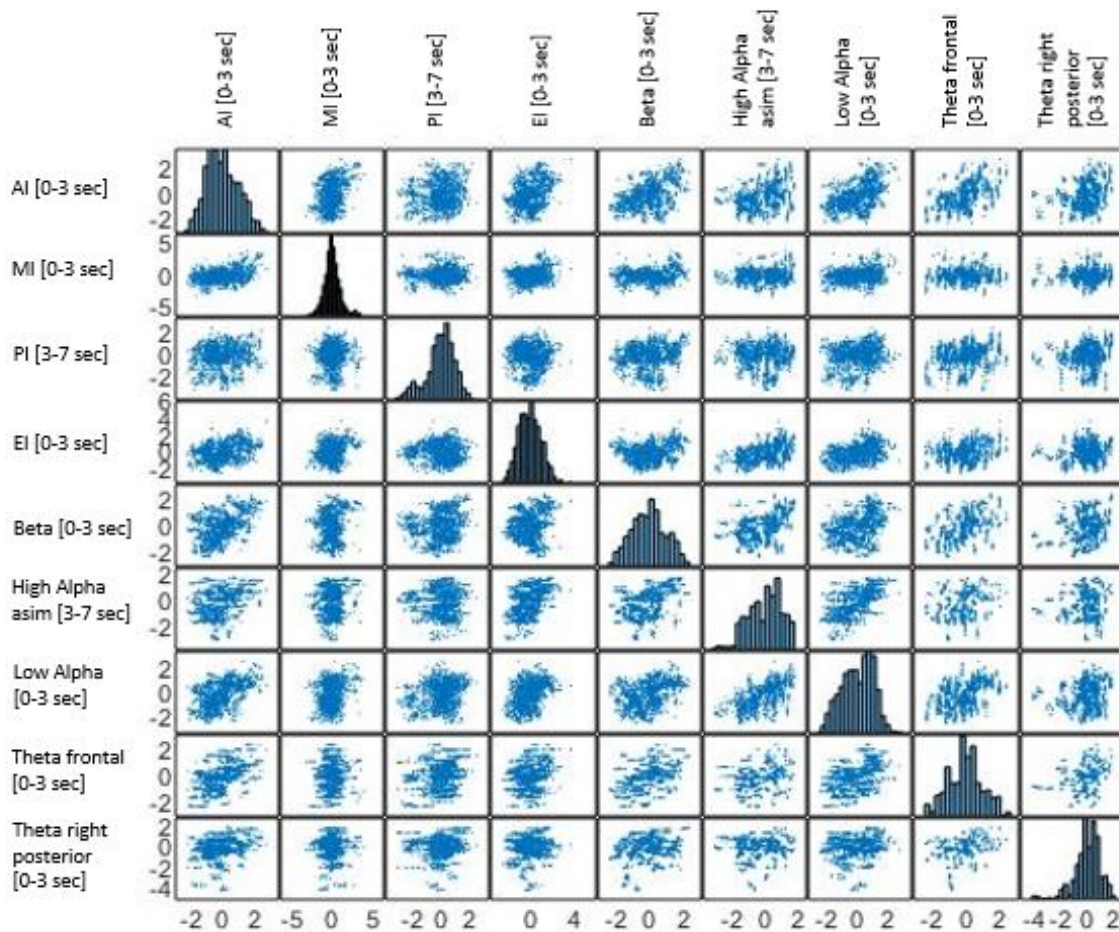


Figura 42: Matrice di correlazione: grafici a dispersione degli indici utilizzati per il modello di Arousal.

Per quanto riguarda i risultati, si può notare una leggera correlazione tra gli indici delle righe e delle colonne 6 e 7, ovvero le frequenze Low Alpha e High Alpha. Tale comportamento viene considerato nella norma in quanto si sta valutando l'espressione di

6.4.3 Analisi sulla multicollinearità

Nella statistica, per multicollinearità si intende il fenomeno in cui una variabile predittore in un modello di regressione multipla può essere predetta linearmente dalle altre con un notevole grado di accuratezza. In altre parole si può parlare di dipendenza lineare tra i predittori del modello. Nella formula 18 è mostrato il calcolo della varianza relativa ad ogni elemento della tabella delle figure 44 e 45.

$$V_{i,1}^2/S_1^2 + V_{i,2}^2/S_2^2 + \dots + V_{i,j}^2/S_j^2; \tag{18}$$

Per valutare la collinearità, vengono dapprima calcolati i valori singolari della matrice variabile scalata X e successivamente li converte in indici condizionali. Quest'ultimi identificano il numero e la forza di qualsiasi dipendenza prossima tra le variabili nella matrice. Il processo decompone la varianza delle stime dei minimi quadrati ordinari (OLS) dei coefficienti di regressione in termini di valori singolari per identificare le variabili coinvolte in ciascuna dipendenza prossima e la misura in cui tali dipendenze degradano la regressione. Per valore singolare si intende il risultato ottenuto dalla decomposizione ai valori singolari (USV) sugli elementi diagonali della matrice (Belsley D.A., 1980 [5]).

In questa situazione, le stime dei coefficienti della regressione multipla possono variare in modo irregolare in risposta a piccole modifiche nel modello o nei dati. La multicollinearità non influisce sulla riduzione del potere predittivo o l'affidabilità del modello nel suo insieme, almeno all'interno del set di dati del campione, ma d'altra parte influisce sui calcoli relativi ai singoli predittori. Vale a dire che, un modello di regressione multivariata con predittori collineari può indicare quanto bene l'intero gruppo di predittori predice la variabile di risposta, ma potrebbe non fornire risultati validi su qualsiasi predittore individuale o su quali predittori sono ridondanti rispetto ad altri.

Nella seguente figura è rappresentata l'analisi della multicollinearità effettuata nel caso del modello di Arousal.

sValue	condIdx	var1	var2	var3	var4	var5	var6	var7	var8	var9
1.8562	1	0.0252	0.0096	0.0031	0.0205	0.0248	0.0206	0.0223	0.0227	0.0103
1.1103	1.6717	0.0019	0.0714	0.2400	0.0918	0.0048	0.0275	0.0033	0.0622	0.1115
0.9869	1.8808	0.0253	0.5010	0.1194	0.0163	0.0029	0.0491	0.0066	0.0069	0.0482
0.9605	1.9326	0.0289	0.0564	0.2768	0.0005	0.0016	0.0217	0.0402	0.0007	0.4204
0.8670	2.1410	0.0124	0.0084	0.1975	0.2682	0.2571	0.0022	0.0081	0.0237	0.1473
0.7719	2.4045	0.0573	0.0161	0.0617	0.0525	0.1283	0.1666	0.0051	0.3374	0.1863
0.6734	2.7562	0.0750	0.0094	0.0143	0.5116	0.3611	0.0592	0.2016	0.0124	0.0040
0.6139	3.0237	0.6467	0.3276	0.0138	0.0382	0.0110	0.0360	0.0037	0.4272	0.0124
0.4975	3.7308	0.1272	0.0002	0.0732	0.0004	0.2085	0.6172	0.7090	0.1068	0.0596

Figura 44: Tabella della diagnostica della multicollinearità valutata sugli indici del modello di Arousal.

Dove var1 è AI[0-3 sec], var2 è MI[0-3 sec], var3 è PI[3-7 sec], var4 è EI[0-3 sec], var5 è Beta[0-3 sec], var6 è High Alpha asimmetry[3-7 sec], var7 è Low Alpha[0-3 sec], var8 è Theta frontal[0-3 sec] e var9 è Delta right posterior[0-3 sec].

Nella seguente figura è rappresentata l'analisi della multicollinearità effettuata nel caso del modello di Valence.

sValue	condIdx	var1	var2	var3	var4	var5	var6	var7	var8
1.8329	1	0.0264	0.0097	0.0205	0.0258	0.0232	0.0230	0.0237	0.0103
1.0697	1.7135	0.0116	0.0834	0.1143	0.0133	0.0242	0.0157	0.0844	0.2760
0.9881	1.8550	0.0530	0.5687	0.0423	0.0045	0.0494	0.0207	0.0020	0.0000
0.9031	2.0295	0.0005	0.0240	0.2057	0.2043	0.0048	0.0003	0.0200	0.4388
0.7854	2.3339	0.0424	0.0099	0.0500	0.1652	0.1843	0.0143	0.3119	0.1913
0.6782	2.7027	0.1542	0.0030	0.4335	0.3957	0.0936	0.1219	0.0425	0.0002
0.6155	2.9777	0.5948	0.3008	0.1030	0.0585	0.0733	0.0171	0.3727	0.0129
0.4987	3.6756	0.1171	0.0006	0.0307	0.1328	0.5472	0.7870	0.1429	0.0705

Figura 45: Tabella della diagnostica della multicollinearità valutata sugli indici del modello di Valence.

Dove var1 è AI[0-3 sec], var2 è MI[0-3 sec], var3 è EI[3-7 sec], var4 è Beta[3-7 sec], var5 è High Alpha asimmetry[3-7 sec], var6 è Low Alpha[3-7 sec], var7 è Theta frontal[3-7 sec] e var8 è Delta right posterior[0-3 sec].

In entrambi i casi non sono presenti righe possibilmente critiche, ovvero con valori superiori alla soglia. La soglia presa in considerazione è pari ad un valore di 0.5 ma secondo Harrison X.A. (Harrison X.A., 2018 [23]), tale valore può essere aumentato fino a 0.7. Questa diagnostica positiva conduce al fatto che le variabili predittori utilizzate per la costruzione dei modelli di Arousal e Valence non mostrano alcuna tipologia di dipendenza lineare e, quindi, nessuna caratteristica di collinearità tra i dati.

6.4.4 Analisi sui residui

Per definizione, con il termine residuo si intende la differenza tra il valore osservato e il valore predetto dal modello. Con valore si intende la variabile di predizione del modello, ovvero la variabile di risposta. Se il modello di regressione contiene un'intercetta, come in questo caso, i residui di regressione hanno per costruzione media nulla e, inoltre, la covarianza campionaria tra i residui e ciascuno dei regressori è anch'essa nulla. La validità dei metodi basati sui residui è tanto maggiore quanto più la distribuzione degli stessi costituisce una buona approssimazione a quella degli errori di regressione. Proprio per questo, essi vengono utilizzati per indagare la bontà del modello utilizzato in modo da capire se quest'ultimo possa possedere una buona solidità nella predizione della variabile di risposta preposta.

Per l'analisi della normalità dei residui sono stati considerati tre indici differenti:

- Lilliefors test

Questo metodo di indagine consiste in un test di normalità usato per verificare che i dati provengano da una popolazione normalmente distribuita. In primo luogo viene stimata la media e la varianza della popolazione in esame. Successivamente si trova la massima discrepanza tra la funzione di distribuzione empirica e la funzione di distribuzione cumulativa della distribuzione normale con la media e la varianza prima stimate. Come terzo ed ultimo passaggio viene valutato se la discrepanza massima è abbastanza grande da essere statisticamente significativa, richiedendo quindi il rifiuto dell'ipotesi nulla.

- Indice di asimmetria

Rappresenta un metodo di indagine sulla distribuzione non simmetrica della curva. A tal scopo viene utilizzato l'indice di Pearson, il quale coinvolge diversi elementi come la media, la mediana, la moda e lo scarto quadratico medio.

- Indice di curtosi

Definisce sostanzialmente l'allontanamento dei dati dalla normalità distributiva caratterizzando la forma della curva rilevata. A tal scopo viene utilizzato l'indice di Pearson, ovvero il rapporto tra il momento centrato di ordine 4 e il quadrato della varianza.

Il calcolo degli indici di asimmetria e curtosi è lo stesso definito da Vercellis (Vercellis C., 2009 [67]), con la sola differenza nella correzione per lo standard error (come suggerito da Kerr (Kerr A.W., 2002 [33])). Questi indici possono essere utilizzati per una verifica di normalità che, seppur approssimata, garantisce una solidità a livello scientifico e, quindi, pienamente accettata.

La seguente figura 46 mostra la distribuzione della normalità dei residui appartenenti ai due modelli di Valence e Arousal in questione.

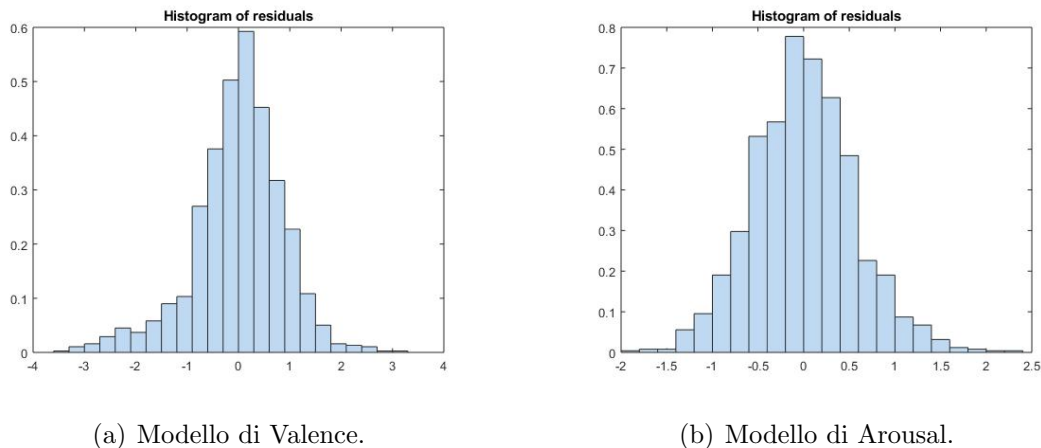
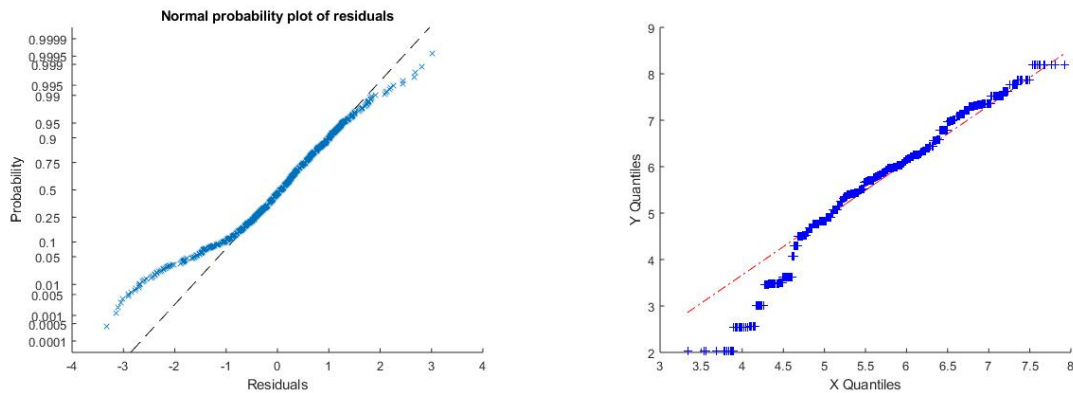


Figura 46: Analisi dei residui dei modelli di Valence e Arousal.

Si può notare che, per quanto riguarda la Valence, la distribuzione dei residui presenta una coda allungata verso sinistra e pertanto può essere definita come asimmetrica a sinistra, ovvero presenta una situazione in cui la media risulta minore della mediana che, a sua volta, è minore della moda. Per considerare i residui analizzati come una distribuzione normale, i valori relativi agli indici di asimmetria e curtosi devono essere inferiori a 1.96, intendendone il valore assoluto. Ritornando al fattore asimmetria, per i modelli analizzati, sono stati ricavati valori di 1.8228 e di 8.3559, rispettivamente per Arousal e

Valence. Preso atto della soglia prima definita, si può osservare come effettivamente la distribuzione dei residui del modello di Valence non presenti la caratteristica di normalità, a differenza di quello di Arousal.

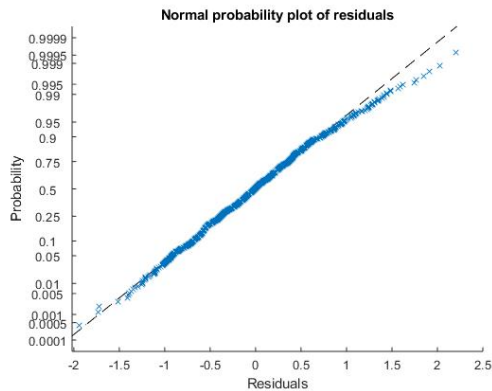
Le seguenti figure 47 e 48 tratteranno anch'esse l'argomento relativo alla normalità dei residui, visualizzata in paragone ad una reale distribuzione normale (a), ma anche come Q-Q plot, ovvero come rappresentazione grafica dei quantili della distribuzione (b). Quest'ultima confronta la distribuzione cumulata della variabile osservata con la distribuzione cumulata della normale. Se la variabile osservata presenta una distribuzione normale, i punti di questa distribuzione congiunta si addensano sulla diagonale che va dal basso verso l'alto e da sinistra verso destra.



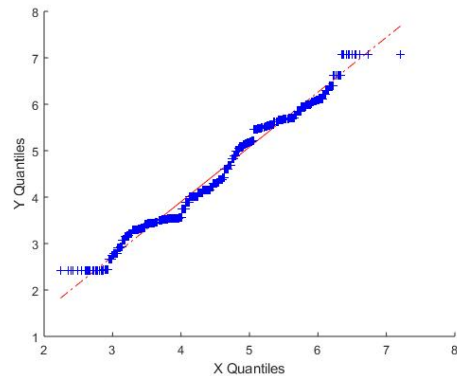
(a) Probabilità di appartenenza dei residui alla distribuzione normale.

(b) Q-Q plot dei residui.

Figura 47: Analisi dei residui dei modelli di Valence.



(a) Probabilità di appartenenza dei residui alla distribuzione normale.



(b) Q-Q plot dei residui.

Figura 48: Analisi dei residui dei modelli di Arousal.

Come previsto dall'indice di asimmetria, dalle figure presentate relative al modello di Valence, risulta evidente la distribuzione non normale da parte dei suoi residui. Più precisamente si nota che i residui si discostano dalla diagonale nel tratto iniziale. Ricordando che i blocchi di Valence sono tre (LV,MV,HV), è inoltre apprezzabile l'assenza di normalità nei residui che presumibilmente appartengono al primo blocco, ovvero quello relativo a bassi valori di Valence. Tale osservazione viene individuata già a questo livello di indagine ma verrà richiamata successivamente per la definizione di ulteriori passaggi in questa ricerca.

Un ulteriore passaggio è stato quello di analizzare la proprietà di omoschedasticità appartenente al modello. Per omoschedasticità si intende la caratteristica di una variabile casuale o di un processo numerico di presentare varianza costante tra diverse osservazioni campionarie. L'assunzione di tale proprietà semplifica di gran lunga il trattamento matematico e computazionale. Al contrario, una violazione dell'omoschedasticità può risultare in una sovrastima della bontà dell'adattamento misurata dal coefficiente di Pearson.

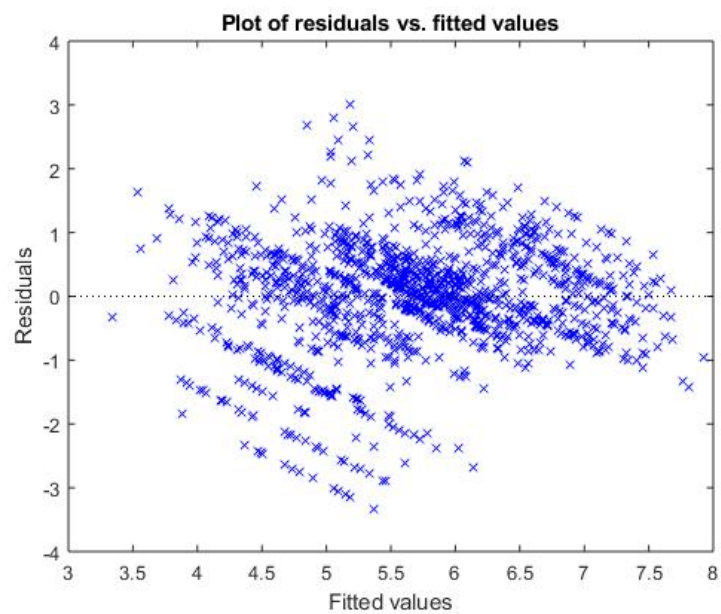


Figura 49: Analisi della proprietà di omoschedasticità sul modello di Valence.

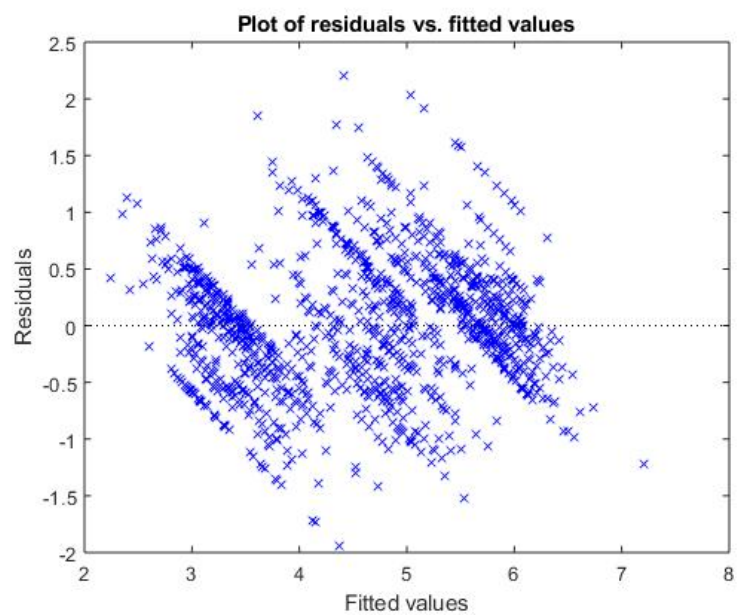


Figura 50: Analisi della proprietà di omoschedasticità sul modello di Arousal.

Nelle figure 49 e 50 è rappresentata la relazione tra il residuo e il relativo valore stimato di ogni variabile di risposta e per ogni soggetto. In entrambi i modelli è scarsamente distinguibile ma altamente apprezzabile la divisione che sussiste nei valori dei tre blocchi di Arousal e di Valence. Un'osservazione è rivolta al blocco di low Valence che, nel caso del modello di Valence, anche in questa indagine, risulta scostarsi dai valori degli altri due blocchi. Escludendo quest'ultimo blocco, si può notare la corretta assunzione di tale proprietà in quanto la dispersione delle variabili lungo l'asse delle ascisse non incrementa nel range dei residui, visibile sull'asse delle ordinate. Questo permette di escludere una varianza non costante tra le diverse osservazioni campionarie.

6.4.5 Capacità descrittiva dei modelli

Un aspetto decisamente più rilevante, al di fuori delle caratteristiche intrinseche del modello, è la sua capacità di riconoscere in modo corretto la variabile di risposta. L'obiettivo prefissato è appunto il riconoscimento dell'immagine presentata, per valori di Valence e Arousal, al fine di individuare l'emozione descritta dall'immagine stessa. Una buona capacità in questo senso rappresenterebbe la bontà del modello in questione. Nelle figure seguenti sarà possibile avere una visione dei modelli di Valence e Arousal sotto questo aspetto.

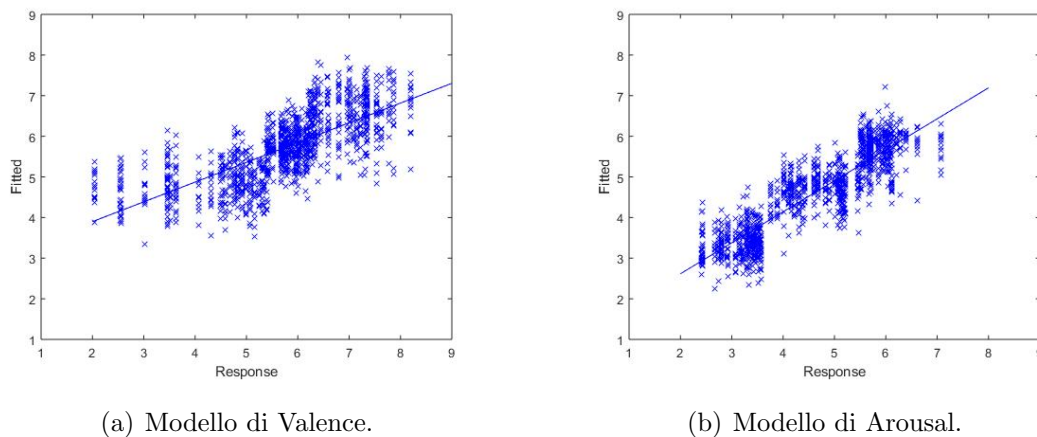
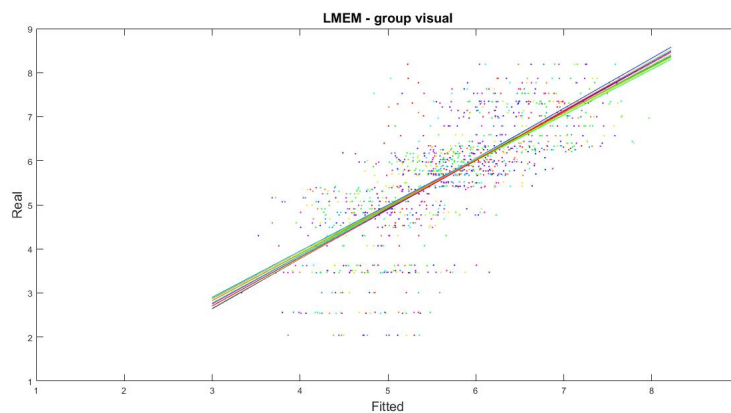


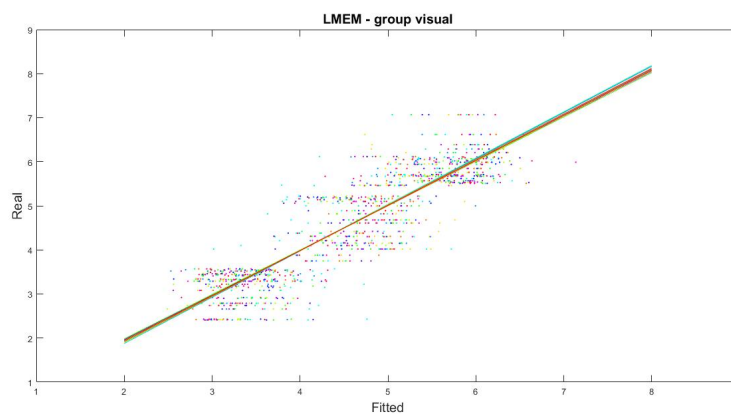
Figura 51: Capacità di riconoscimento delle variabili di risposta.

La figura 51 mostra la capacità descrittiva dei modelli di Valence e Arousal. Più precisamente ogni grafico è caratterizzato dalla presenza delle variabili di risposta sull'asse

delle ascisse e delle variabili stimate sull'asse delle ordinate. In questo modo risulta chiaramente e facilmente visibile la bontà del modello nel momento in cui si crea una relazione lineare tra i due gruppi di osservazioni. Più tale relazione si avvicina alla bisettrice del quadrante, più il modello riesce a riconoscere l'esatto valore della variabile di risposta. Questa indagine è stata inoltre osservata soggetto per soggetto, ovvero ricercando l'effettiva partecipazione di ogni soggetto alla capacità descrittiva del modello. In questo modo è possibile quindi evidenziare soggetti di scarsa significatività, ovvero soggetti che si discostano dal gruppo e peggiorano il modello.



(a) Modello di Valence.



(b) Modello di Arousal.

Figura 52: Capacità di riconoscimento delle variabili di risposta valutata soggetto per soggetto.

Le figure 51 e 52 mostrano una sussistenza pressochè ottima nel definire una relazione in simil forma alla bisettrice del quadrante. Come sortito dalle indagini precedenti, anche in questo caso è osservabile il distacco del gruppo di low Valence che comporta a sua volta uno spostamento della retta di regressione dalla bisettrice. Questo è un chiaro aspetto della criticità del gruppo di immagini relativo a bassi valori di Valence. Un'evidenza molto interessante, soprattutto nei grafici relativi al modello di Arousal, è la netta separazione osservabile tra i tre blocchi di Arousal, indicante un buon riconoscimento per quanto riguarda tale variabile di risposta. Passando alla valutazione soggetto per soggetto, i grafici non mostrano alcun comportamento anomalo sostenendo quindi l'utilizzo di un dataset completo di tutti i soggetti acquisiti.

6.4.6 Significatività degli indici considerati

La combinazione degli indici descritta nelle sezioni precedenti e il relativo ordinamento hanno permesso al modello di selezionare quali indici fossero essenziali al fine di garantire la migliore capacità descrittiva possibile. Qui di seguito sono mostrate due tabelle. In esse sono visibili gli indici selezionati per i modelli di Valence e Arousal e la rispettiva significatività.

Predittore	pValue
Intercetta	6.8522e-45
AI [0-3 sec]	0.15186
MI [0-3 sec]	0.0054035
EI [3-7 sec]	0.29854
Beta [3-7 sec]	0.92828
High Alpha asim [3-7 sec]	0.80573
Low Alpha [3-7 sec]	0.096437
Theta frontal [3-7 sec]	0.18547
Delta right post [0-3 sec]	0.45175

Predittore	pValue
Intercetta	4.4879e-40
AI [0-3 sec]	0.011531
MI [0-3 sec]	0.023961
PI [3-7 sec]	0.46877
EI [0-3 sec]	0.45004
Beta [0-3 sec]	0.86411
High Alpha asim [3-7 sec]	0.066741
Low Alpha [0-3 sec]	0.67597
Theta frontal [0-3 sec]	0.070968
Delta right post [0-3 sec]	0.43157

(a) Modello di Valence.

(b) Modello di Arousal.

Figura 53: Nominativo e pValue degli indici utilizzati nei modelli di Valence e Arousal.

Nei riquadri in verde acceso sono presenti valori di pValue inferiori a 0.05 e quindi designanti indici di carattere significativo. In verde chiaro sono invece rappresentati quegli indici che, pur non essendo significativi ($p\text{Value} > 0.05$), presentano valori di pValue non troppo estremi. I pValue mostrati riguardano solamente i fattori fissi del modello lineare ad effetti misti, pertanto non caratterizza interamente la significatività di ogni indice illustrato. Questo è uno dei motivi per cui si è deciso di utilizzare R^2 condizionale come ulteriore apporto alla scelta del miglior modello.

Primo accorgimento riguarda l'indice di piacevolezza (PI) che, nel caso della Valence, non viene considerato. I modelli in cima alla lista di ordinamento prediligono infatti l'assenza di tale indice, considerato quindi poco esplicativo della variabile di risposta.

In secondo luogo si può notare una certa preferenza nella scelta dell'intervallo temporale degli indici. Il modello di Arousal predilige indici nell'intervallo [0-3 sec] mentre quello di Valence sembra più propenso alla selezione di indici nell'intervallo [3-7 sec]. Fisiologicamente parlando questo risultato appare logico in quanto, presentato uno stimolo, in questo caso un'immagine, si suppone che prima il soggetto abbia un'attivazione allo stimolo e, solo successivamente, sia in grado di evidenziare caratteristiche di piacere o sgradevolezza. Ciò delinea un aspetto molto interessante per quanto concerne la selezione degli indici.

Terzo e ultimo punto è in relazione alla tipologia di finestatura preferita. Nei modelli migliori nel caso di Arousal si dimostra una preferenza del metodo di pesatura mediante la figura ad esponenziale crescente e decrescente. Data la conformazione, si può quindi pensare al fatto che per valori di Arousal sia più interessante un'indagine nella sezione immediatamente successiva alla presentazione dell'immagine. Questo aspetto e l'osservazione precedente relativa all'intervallo di tempo considerato sembrano quindi creare le basi per una buona struttura di indagine per Arousal. Non viene invece rilevata alcuna preferenza sulla tipologia di pesatura per la Valence.

6.5 Grafico nel modello circonflesso

Al fine di ottenere un risultato facilmente comprensibile è stata adottata la stessa struttura del modello circonflesso. Data un'emozione, ad essa vengono attribuiti valori di Arousal e Valence e, quest'ultimi, plottati all'interno di un cerchio con dimensioni ben definite, ne identificano l'emozione associata (Russel J., 1980 [55]).

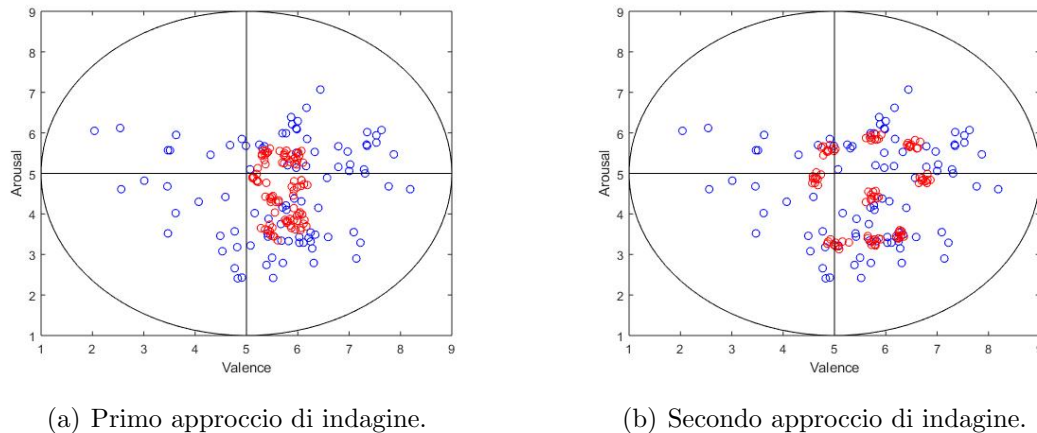


Figura 54: Modello circonflesso dei due approcci sviluppati.

In figura 54 è rappresentata la visualizzazione dei modelli utilizzati sullo stile del modello circonflesso, come appena accennato. I pallini blu sono le 90 immagini presentate e quindi i valori di Valence e Arousal reali, mentre i pallini rossi sono i valori di Valence e Arousal stimati. Più precisamente, ogni pallino rosso è la media della stessa immagine su tutti i soggetti. Così facendo si ha una visione completa della capacità effettiva di riconoscimento dei modelli utilizzati.

Risulta subito apprezzabile la separazione delle immagini relative ai 9 micro-blocchi che si riscontra nel caso del secondo approccio. Al contrario questo risultato non viene individuato nel primo approccio, dove si nota invece un accumulo delle immagini stimate all'incirca nel centro del cerchio.

I grafici (a) e (b) della figura 54 sono però sostanzialmente una tipologia di visualizzazione pressochè indicativa della bontà dei modelli in quanto vengono paragonate le 90 immagini effettive alle 90 immagini stimate mediate su tutti i soggetti.

Viene quindi di seguito approfondito il risultato relativo al miglior caso, il secondo approccio di indagine, mediante un'osservazione delle variabili micro-blocco per micro-blocco.

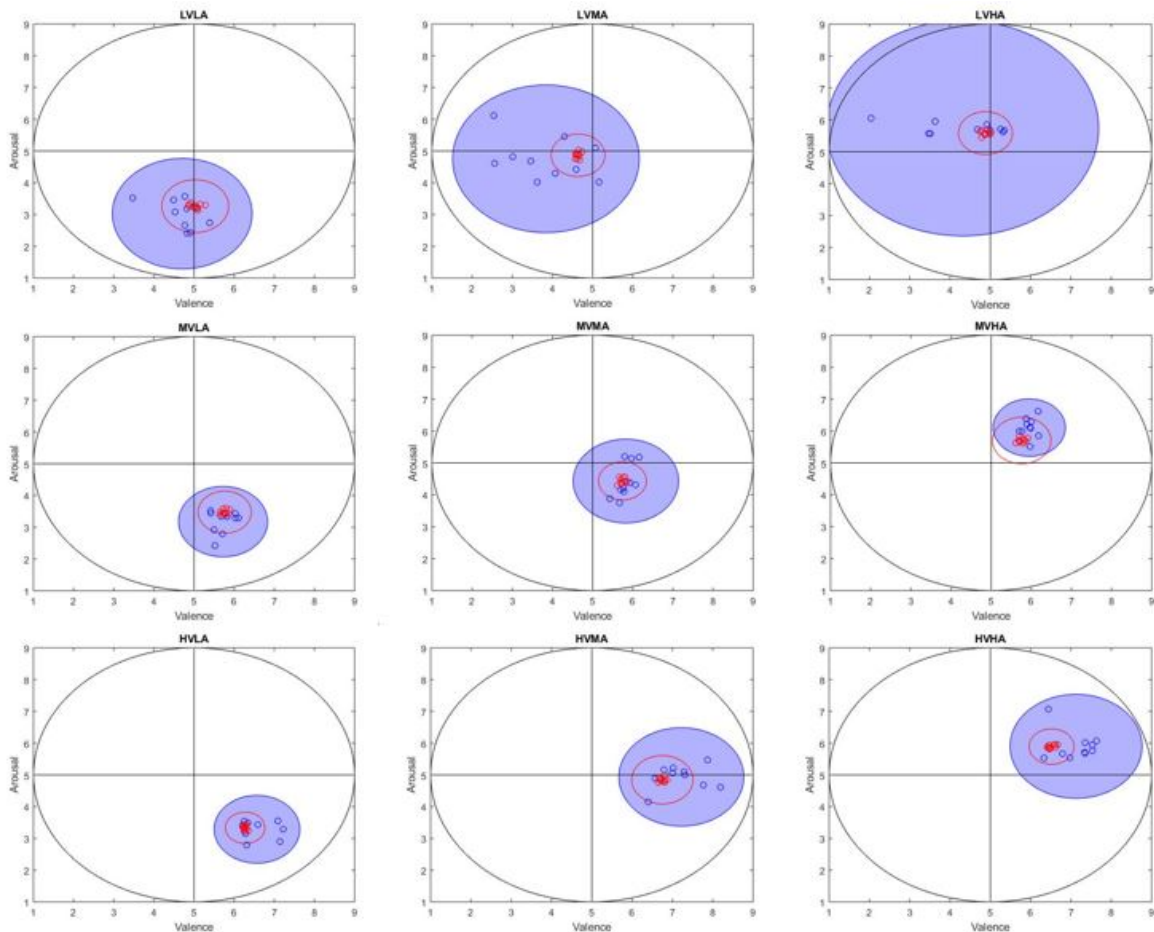


Figura 55: Modello circonflesso di ogni micro-blocco e relativo al secondo approccio di indagine.

Rispetto al grafico precedente, in figura 55 sono visibili degli elementi aggiuntivi. Le sezioni colorate in blu rappresentano la deviazione standard delle immagini reali mentre i cerchietti rossi identificano la deviazione standard delle immagini stimate. In questo secondo caso il raggio del cerchio è definito in relazione ai valori stimati precedentemente alla media su tutti i soggetti, valutando quindi la deviazione standard in risposta al riconoscimento del modello.

Risultato di grande impatto è il posizionamento del cerchietto rosso all'interno della regione blu che identifica il corretto riconoscimento in un intervallo di deviazione standard del micro-blocco da parte del modello.

Accorgimento fondamentale e necessario per le scelte di questa tesi riguarda i tre grafici

di figura 55 relativi alla low Valence, ovvero quelli posizionati nella parte superiore della figura. La regione blu in questi casi è estremamente ampia arrivando addirittura a coprire quasi l'intera circonferenza del cerchio del modello circonflesso nel micro-blocco LVHA. Questo aspetto è legato al fatto che le immagini di low Valence sono state selezionate per protocollo in un range di valori troppo elevato. La conseguenza di ciò sfocia nella situazione appena descritta, ovvero la costituzione di micro-blocchi che non identificano una regione ben specifica all'interno del cerchio.

Per tutto il capitolo di analisi dei residui si è parlato di scostamenti proprio riguardanti la low Valence. Queste immagini non solo provocano problemi per quanto riguarda la normalità del modello, ma in aggiunta ne intralciano la capacità predittiva. Si ribadisce che tale conseguenza è legata solamente alla scelta delle immagini di low Valence presentate ma risulta comunque necessaria al fine di ottenere modelli meglio strutturati.

Il passaggio successivo è stato quindi quello di indagare i modelli di Valence e Arousal escludendo le immagini relative al blocco di low Valence e valutando di conseguenza la sezione destra del cerchio del modello circonflesso.

6.6 Terzo approccio

La rimozione di una parte di immagini dal gruppo studiato riguarda la fase successiva implementata per un miglioramento in fase predittiva. Il modello di Valence considerato viene estrapolato dai metodi finora descritti su di un dataset costituito dalle 60 immagini escludenti la low Valence. Diversamente, il modello di Arousal conseguito è il semplice adattamento del modello sopra definito del secondo approccio di indagine mediante la rimozione delle immagini di low Valence. I valori delle caratteristiche di tale modello risulteranno quindi poco esplicativi della bontà della combinazione dei due modelli.

L'obiettivo principale è quello di predisporre dei modelli normali o per lo meno similmente assimilabili alla normalità al fine di ottenere nella predizione un risultato di peso consistente. Proprio per questo, l'attenzione viene rivolta al modello di Valence, il quale presentava lacune sotto l'aspetto descrittivo delle immagini di bassa piacevolezza. I valori ricavati dai test sui residui sono i seguenti: per Arousal un indice di asimmetria di 6.0671 ed un indice di curtosi di 2.5029, mentre per Valence un indice di asimmetria di 5.1764 ed un indice di curtosi di 0.7748. Come appena spiegato, i valori del modello di Arousal non sono attribuibili al miglior modello in uscita dall'ordinamento effettuato nel caso di assenza di low Valence, in quanto si basa sul miglior modello definito dal secondo approccio di indagine, addestrato invece sull'interezza delle 90 immagini. L'interesse è indirizzato al notevole miglioramento che si ha nel caso del modello di Valence. Si ha all'incirca una diminuzione dei due indici di 3 e 9 punti, rispettivamente per asimmetria e curtosi. Si ricava quindi un modello apprezzabilmente migliore del precedente che può essere testato nella fase di predizione. Qui di seguito sono mostrate due tabelle. In esse sono visibili gli indici selezionati per i nuovi modelli di Valence e Arousal e la rispettiva significatività.

Predittore	pValue
Intercetta	2.2578e-95
AI [0-3 sec]	0.54689
MI [0-3 sec]	0.79231
EI [3-7 sec]	0.97827
Beta [3-7 sec]	0.37135
High Alpha asim [3-7 sec]	0.006111
Low Alpha [3-7 sec]	0.54554
Theta frontal [3-7 sec]	0.96018
Delta right post [0-3 sec]	0.018007

(a) Modello di Valence.

Predittore	pValue
Intercetta	8.0452e-25
AI [0-3 sec]	0.064254
MI [0-3 sec]	0.066569
PI [3-7 sec]	0.60214
EI [0-3 sec]	0.32976
Beta [0-3 sec]	0.4707
High Alpha asim [3-7 sec]	0.73033
Low Alpha [0-3 sec]	0.26055
Theta frontal [0-3 sec]	0.091863
Delta right post [0-3 sec]	0.30514

(b) Modello di Arousal.

Figura 56: Nominativo e pValue degli indici utilizzati nei modelli di Valence e Arousal.

Dalle tabelle di figura 56 confrontate con quelle precedenti di figura 53 possono essere estrapolate considerazioni certamente non banali. Dove prima era presente una significatività dell'indice MI in entrambi i modelli, ora si presenta una rilevanza positiva solamente in quello di Arousal. Nella prima situazione tale indice era stato assimilato ad un segnale poco espressivo delle variabili di risposta in quanto presentava una validità in entrambi i casi. Questa conclusione viene espressa a seguito dell'ipotesi per cui determinati indici e frequenze possano caratterizzare l'attivazione o la piacevolezza nel soggetto. Non è comunque scontato che sia quindi presente un segnale che si identifichi significativo in entrambi i casi.

Ulteriore nota riguarda la presenza di un pValue poco superiore a 0.05 anche per il segnale descritto dalla frequenza Theta prelevata sugli elettrodi frontali. Ricordando che l'indice MI viene calcolato in frequenza Theta ed in corrispondenza di due elettrodi situati nella sezione frontale sinistra dell'emisfero, risulta quindi conseguente la tesi per cui tale scelta di indagine comporta un buon riconoscimento dei valori di Arousal.

Di grande interesse è inoltre la differenza di rilevanza degli indici nei modelli di Valence e Arousal. Per quanto riguarda il modello di Valence si ha una forte significatività nei segnali relativi all'asimmetria nella frequenza High Alpha e nella zona posteriore destra per la frequenza Delta. Dall'altra parte si nota invece una rilevanza nei segnali relativi alla frequenza Theta ed alla frequenza Low Alpha valutata come indice AI nel settore frontale

dell'emisfero. Questa differenziazione costituisce un buon presupposto per pensare che queste tipologie di segnali siano una buona strada per la caratterizzazione dei valori di Valence e Arousal.

Come nella precedente indagine, al fine di ottenere un risultato facilmente comprensibile è stata adottata la struttura del modello circonflesso.

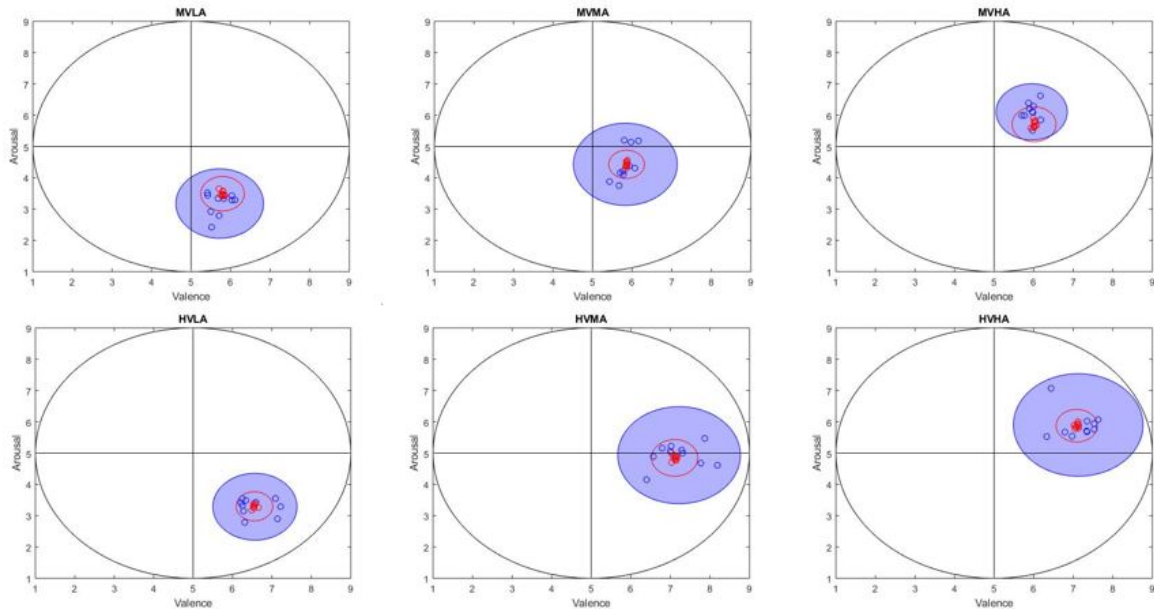


Figura 57: Modello circonflesso di ogni micro-blocco e relativo al terzo approccio di indagine.

Anche in questo caso si può osservare il corretto posizionamento del cerchietto rosso relativo ad ogni micro-blocco all'interno della regione blu. Viene dunque confermata la capacità descrittiva dei modelli di Valence e Arousal presi in considerazione.

6.7 Predizione

Tutte le osservazioni presentate fino ad ora riguardano le caratteristiche dei modelli selezionati in fase di addestramento e, perciò, risulta necessario valutare i modelli in questione anche per lo scopo previsto, ovvero per la predizione di Arousal e Valence e, quindi, delle emozioni. I risultati mostrati nelle sezioni precedenti mostrano che i modelli di Arousal e di Valence scelti hanno caratteristiche esplicative più che buone, ma è comunque necessario indagarne anche le proprietà predittive. A tal scopo sono state considerate due tecniche di validazione per valutare come il modello reagisca ad un nuovo insieme di dati indipendente, ovvero nuovi soggetti esclusi dalla fase di addestramento. Tali tecniche possono essere riassunte in:

- 50-50
Metodo che consiste nel considerare metà dei soggetti per la fase di addestramento e metà per la fase di test.
- Leave-one-out
Metodo che consiste nel considerare tutti i soggetti meno uno per la fase di addestramento e il soggetto restante come campione di test. La selezione dei soggetti non avviene randomicamente, ma vengono considerate tutte le combinazioni. Questo permette ad ogni soggetto di essere considerato almeno una volta come campione test.

Il primo dei due metodi viene adoperato su un dataset che comprende tutti i soggetti disponibili. Questo sta a significare che vengono selezionati randomicamente 7 soggetti per essere utilizzati per la fase di addestramento e 7 soggetti per la fase di test. Per un fattore di difficoltà di visualizzazione, a differenza del metodo leave-one-out, non sono state considerate tutte le combinazioni in quanto sarebbe stato troppo oneroso e poco significativo indagarne il risultato. Per questo motivo, il pool dei soggetti viene diviso mediante il loro ID, ovvero la numerazione relativa all'ordine in cui tali soggetti hanno effettuato la prova. Vengono selezionati i due blocchi, considerando ID pari e dispari.

Per quanto riguarda il metodo del leave-one-out, oltre ad essere stato provato sul campione completo dei 14 soggetti, viene adoperato su una sottodivisione di tale pool di soggetti, valutando separatamente il genere maschile da quello femminile. Così facendo i due blocchi saranno costituiti da 7 soggetti ciascuno.

Durante la fase di creazione del modello si è osservata la presenza di significatività della variabile genere nei modelli risultanti, sia nel caso di Valence che in quello di Arousal. Tale variabile non poteva però essere inserita nel modello in quanto creava una gerarchia all'interno dei dati considerati. In altre parole, per una corretta costruzione di un modello lineare ad effetti misti, una variabile fissa che presenta una gerarchia deve essere inevitabilmente inserita come raggruppamento negli effetti random. Questo passaggio non è stato sviluppato in quanto è stato preferibile valutare la significatività del genere con altri mezzi, come, appunto, con la divisione dei soggetti in maschi e femmine nella fase di predizione. Un accorgimento riguardo tale passaggio consisterebbe nella necessità di avere un campione di soggetti più numeroso al fine di considerare una suddivisione per genere.

6.7.1 Prove di clustering

Nei passaggi relativi all'analisi della predizione di Arousal e Valence bisogna tener conto del ridotto numero di soggetti a disposizione che non permette una buona valutazione in termini di causa-effetto (immagine = causa, Valence/Arousal = effetto). Come è noto, ogni soggetto reagisce in differenti modi a differenti stimoli e, proprio per questo, l'utilizzo di pochi soggetti non permette al modello di ottenere una buona approssimazione nel momento in cui qualche soggetto abbia comportamenti al di fuori della media degli altri. Questa situazione viene ovviata nel momento in cui il pool di soggetti considerati è molto maggiore, nell'ordine delle decine o, addirittura, delle centinaia.

Preso atto di ciò è stato ricercato un metodo che permettesse di migliorare i modelli selezionati in fase di predizione. Tale passaggio consiste nella considerazione di un differente raggruppamento degli effetti random del modello, prima categorizzati secondo una divisione per soggetti. I casi analizzati sono i seguenti:

- Raggruppamento per clustering sulla baseline

Viene osservata l'attività basale del soggetto, ovvero la fase iniziale della prova precedente alla presentazione della prima immagine. La baseline in questione viene indagata sia sul segnale grezzo che nelle varie bande di frequenza (Delta, Theta, Low alpha, High alpha, Alpha, Beta). Nel secondo caso sono stati presi in considerazione diversi approcci:

- approccio pluridimensionale

Viene valutata la baseline in un'analisi multivariata, ovvero considerando tutte le frequenze assieme.

- approccio monodimensionale
Viene valutata la baseline considerando una frequenza alla volta.
- Analisi delle Componenti Principali (PCA)
Viene valutata la baseline considerando le frequenze risultate più significative utilizzando tale analisi. Lo scopo della tecnica è quello di ridurre il numero di variabili che descrivono un insieme di dati ad un numero minore di variabili latenti, limitando il più possibile la perdita di informazioni e definendo quindi quali tra esse possono essere utilizzate per una solida descrizione.
- Raggruppamento per clustering sui micro-blocchi
Viene cercata una possibile divisione effettuando un clustering sulle immagini relative ad ogni micro-blocco. Valutando ogni micro-blocco si ricerca un possibile raggruppamento relativo ad un comportamento simile da parte dei soggetti nella presentazioni di immagini caratterizzate da valori simili di Valence e Arousal.
- Raggruppamento per clustering sulle immagini
Viene cercata una possibile divisione effettuando un clustering su tutte le immagini, quindi, in sostanza, su tutto il segnale biologico utilizzato per la costruzione del modello.

Il miglior raggruppamento viene valutato sulla base delle capacità predittive che il modello a valle assume nel momento in cui il segnale biologico viene raggruppato in base al clustering utilizzato. Più semplicemente, in primo luogo avviene la suddivisione in gruppi del segnale biologico a seguito della fase di clustering. In questo modo il segnale relativo ad un soggetto può appartenere a più di un gruppo. Il passo successivo è quello di associare ogni soggetto ad un singolo gruppo. Per ogni soggetto, viene quindi individuato il gruppo caratterizzato dalla maggioranza (maggioranza intesa come superiore al 50%) del segnale biologico e dopodichè viene associato il soggetto al gruppo così trovato. Così facendo i soggetti si troveranno assegnati al gruppo più efficace nel descriverli.

Per quanto riguarda i metodi di clustering sulla baseline, non si è riscontrato alcun risultato significativo nella scelta dei raggruppamenti. Questo probabilmente perchè, come per la fase di standardizzazione nella quale è stata selezionata la baseline precedente ad ogni micro-blocco e non quella iniziale, anche in questo caso la baseline tradizionale non si dimostra efficace nel caratterizzare un buon processo di raggruppamento dei soggetti. Stessa situazione per l'indagine relativa al clustering sui micro-blocchi che vede come ri-

sultato una selezione quasi uno ad uno tra le immagini di ogni micro-blocco e i 14 soggetti. Le immagini di ogni micro-blocco vengono distinte per ogni soggetto e questo non permette di definire dei raggruppamenti diversi da quello che a priori è stato utilizzato per la costruzione del modello.

Nel paragrafo successivo verranno approfonditi i risultati dei due migliori raggruppamenti ricavati da queste indagini. Considereremo come raggruppamento standard quello utilizzato nel caso della costruzione del modello, ovvero per soggetti, al quale verrà poi affiancato il miglior raggruppamento di quelli appena descritti. Quest'ultimo consiste nel raggruppare il segnale biologico utilizzando un clustering sulle immagini.

6.7.2 Risultati dei migliori metodi di raggruppamento.

Di seguito verranno mostrati i risultati dei casi più rilevanti, ovvero dei soggetti che hanno presentato delle proprietà predittive con particolari caratteristiche. Si consideri comunque che la restante parte dei soggetti presenta la stessa tipologia di risultato con uguali o più lievi livelli di intensità.

In primo luogo viene illustrato il metodo 50-50, dove vengono selezionati randomicamente 7 soggetti per la fase di addestramento e 7 soggetti per la fase di test.

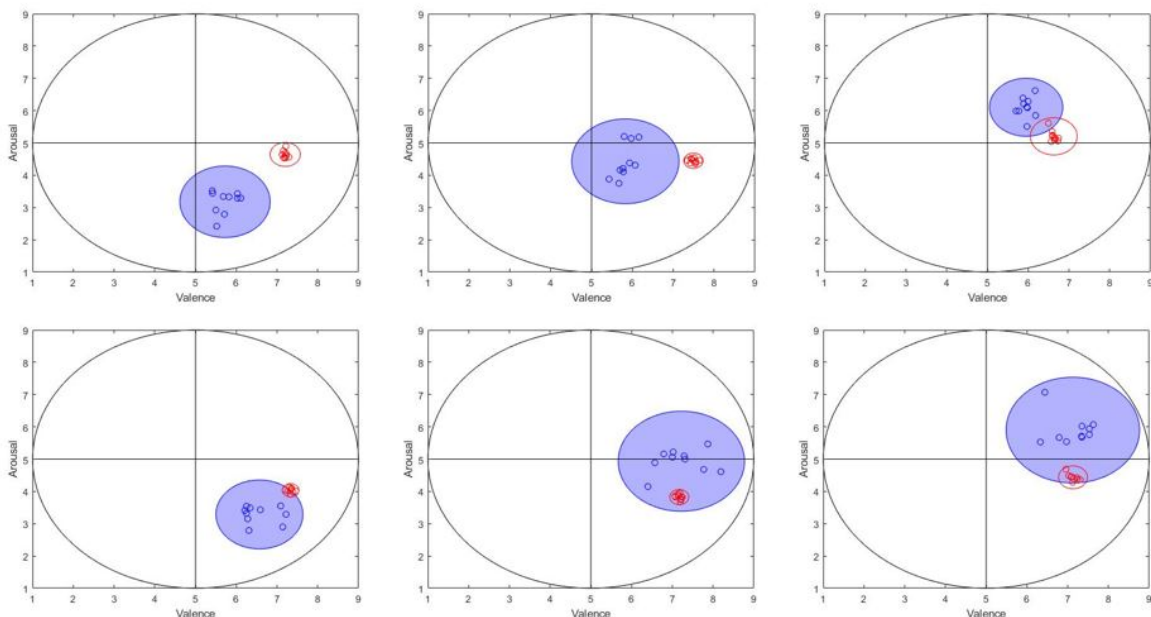


Figura 58: Predizione con raggruppamento per soggetti (e.g. soggetto 7).

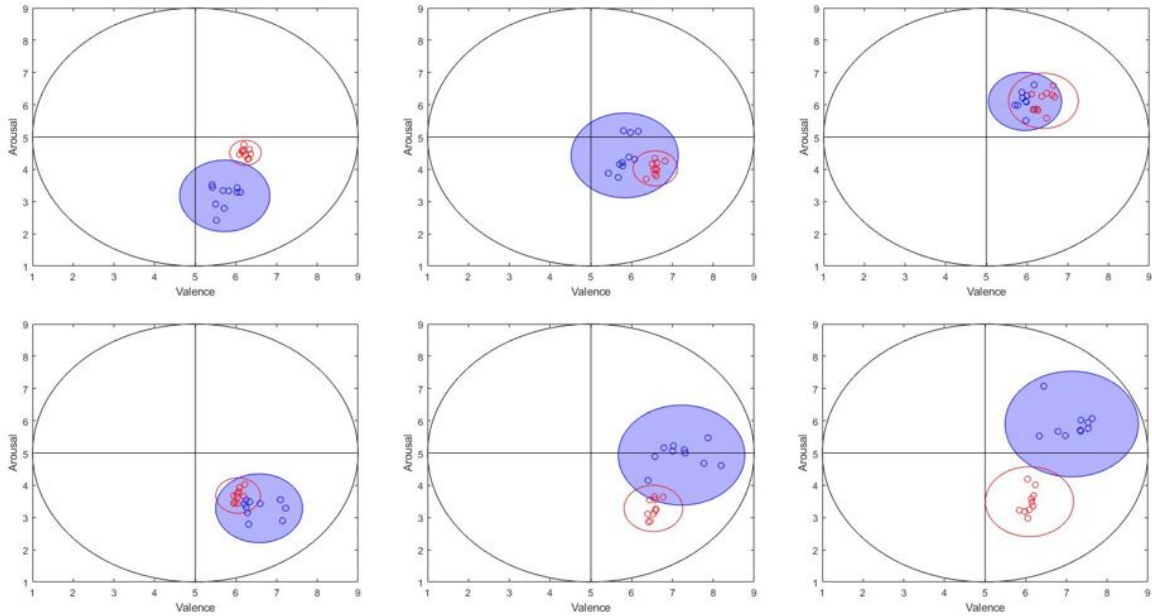
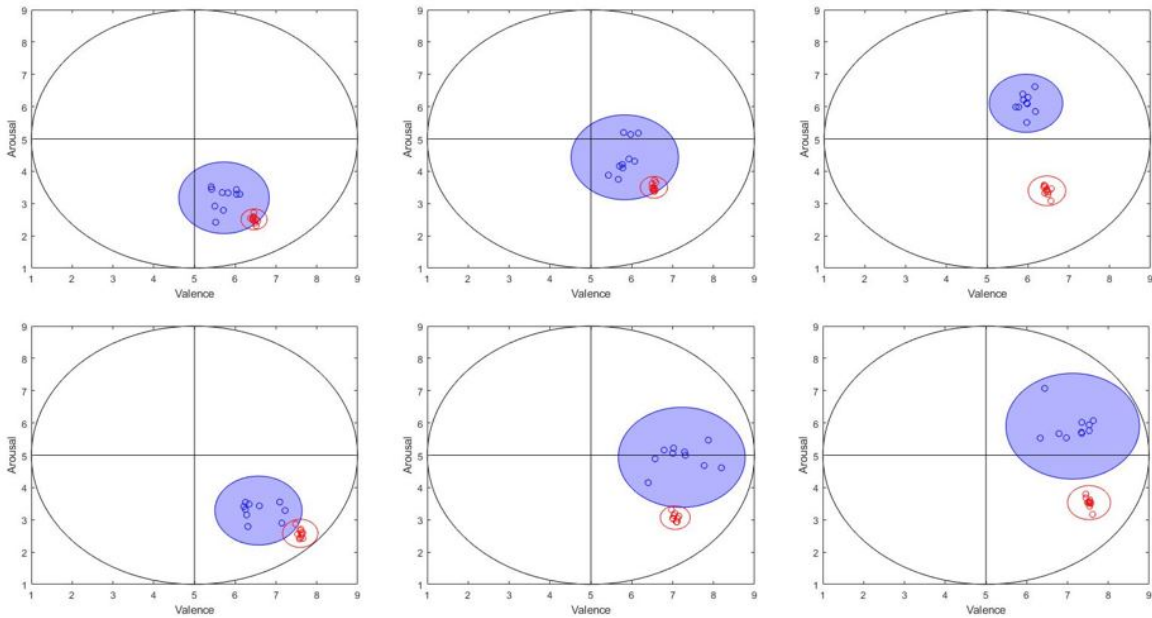


Figura 59: Predizione con raggruppamento per clustering su tutte le immagini (e.g. soggetto 7).

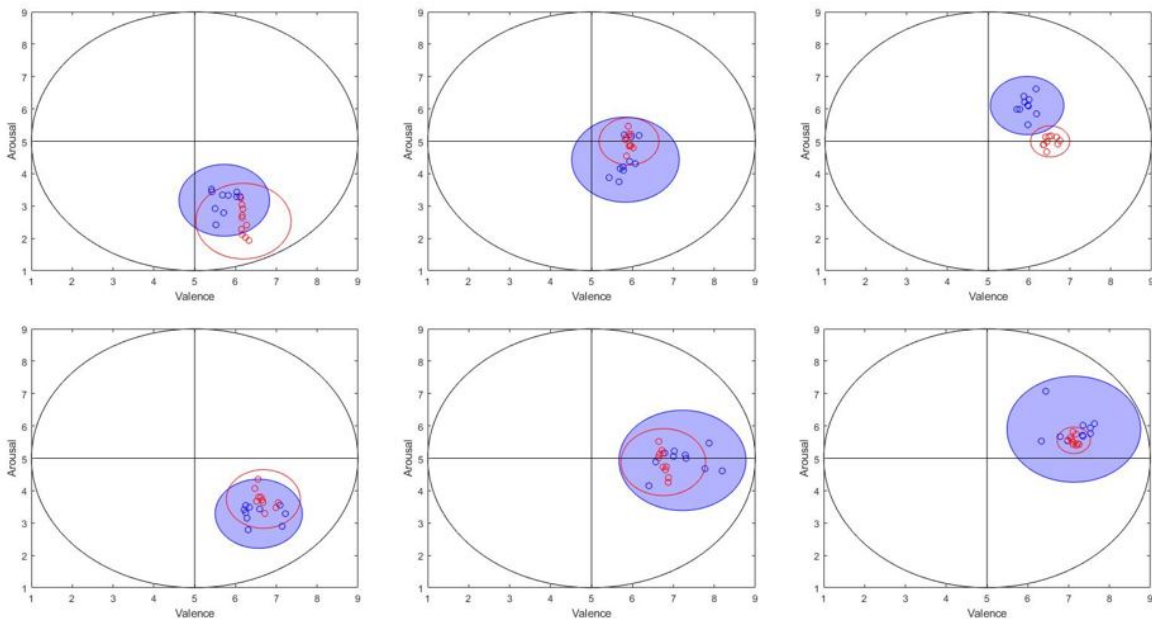
Nelle figure 58 e 59 non viene riconosciuta una buona capacità predittiva dei modelli, sia per quanto riguarda il raggruppamento per soggetti, sia per quello relativo ai clustering sulle immagini. I micro-blocchi, in entrambi i casi, sembrano disporsi quasi casualmente, descrivendo come unico fattore positivo il posizionamento dei gruppi di immagini predette nella parte destra del cerchio del modello circonflesso. Questo aspetto può essere associato ad un minimo riconoscimento dei valori di Arousal. Per questi motivi il metodo di considerare randomicamente metà soggetti in fase di addestramento e la metà restante come test è stato scartato.

Un'attenta valutazione dei soggetti ha fatto emergere una selezione casuale riferita al genere del pool di addestramento. Supponendo che il genere possa essere considerato una variabile tutt'altro che banale e valutando i risultati di estrema significatività osservata nella fase di costruzione dei modelli, il passo successivo è stato quello di indagare la capacità predittiva nei modelli costruiti mediante un dataset di soggetti aventi una sola tipologia di genere. A tal scopo è stato predisposto il metodo di leave-one-out. Si ricorda che i nuovi dataset riguardano solamente 7 soggetti per genere e viene quindi riconosciuto tale metodo come miglior soluzione per l'indagine.

Qui di seguito i risultati ottenuti, prima nel caso del genere maschile e poi femminile.

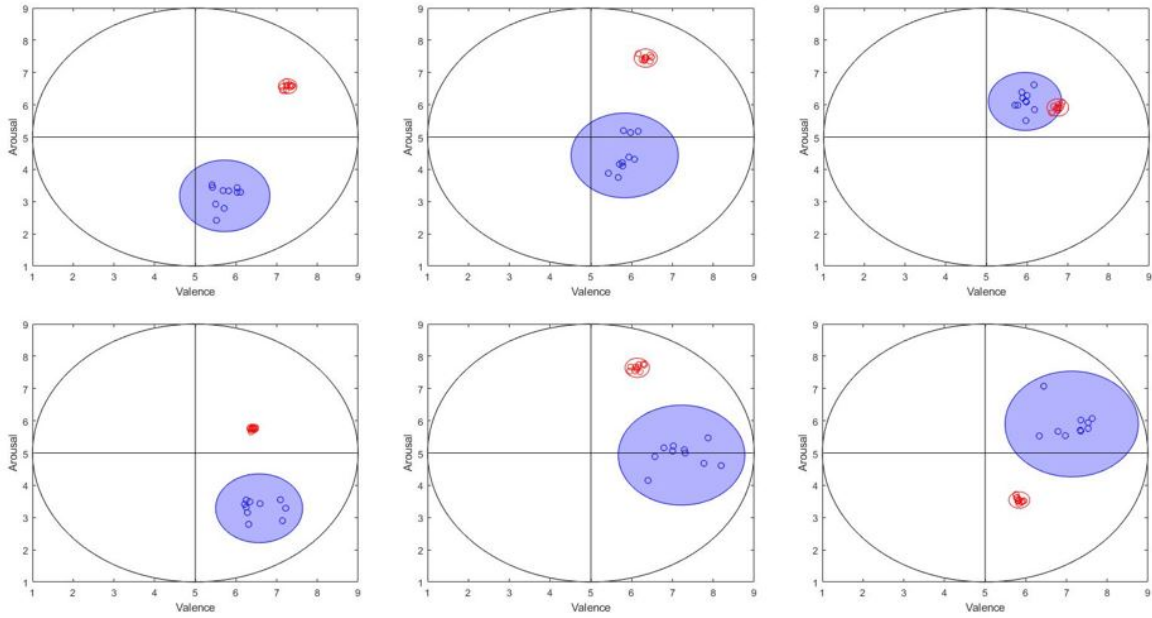


(a) Predizione con raggruppamento per soggetti (e.g. soggetto 3).

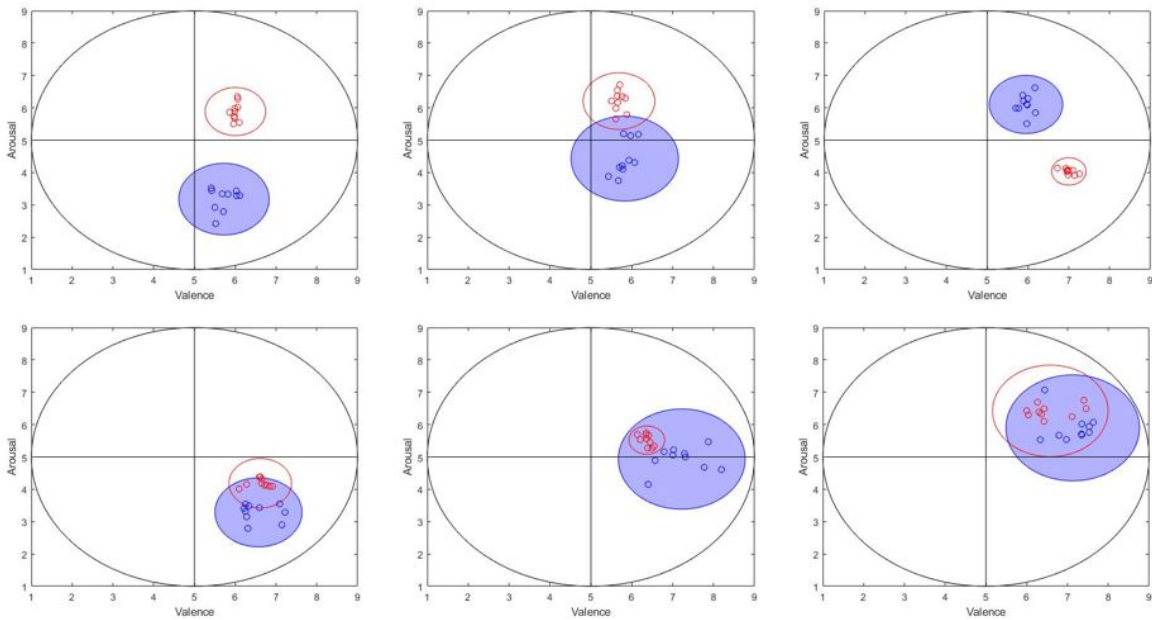


(b) Predizione con raggruppamento per clustering su tutte le immagini (e.g. soggetto 3).

Figura 60: Leave-one-out su dataset di soggetti di genere maschile.



(a) Predizione con raggruppamento per soggetti (e.g. soggetto 3).



(b) Predizione con raggruppamento per clustering su tutte le immagini (e.g. soggetto 3).

Figura 61: Leave-one-out su dataset di soggetti di genere femminile.

Si osservi la figura 60 relativa al genere maschile. Risalta subito all'occhio la bontà del modello predittivo con il raggruppamento per clustering sulle immagini (b) in cui è apprezzabile un ottimo riconoscimento dei micro-blocchi. La caratteristica essenziale che viene valutata non è solamente il corretto posizionamento delle immagini predette, ma anche la variabilità presentata nella predizione. In altre parole, in (a), si può notare il comportamento che si vuole evitare. I gruppi di immagini stimate in questo caso non si posizionano né all'interno dei settori blu, né randomicamente all'interno del cerchio, bensì nell'intorno di un punto medio tra i valori delle immagini presentate. Ciò è assibilabile ad una scarsa capacità predittiva nella quale il modello, non riuscendo a ricostruire dati utili dai valori in ingresso, fornisce in uscita qualcosa di adattabile che non si discosta dalla media dei valori presentati.

Preso atto di tale concetto, si osservi la figura 61 relativa al genere femminile. Il risultato mostrato non è così evidente come nel caso precedente ma si delinea significativo sotto l'aspetto appena descritto.

In conclusione di quanto mostrato si evince la caratterizzazione di un buon metodo predittivo contraddistinto dall'utilizzo di un raggruppamento per clustering sulle immagini e di un dataset suddiviso per genere.

7 Conclusioni

Questa ricerca è caratterizzata dall'applicazione di numerose metodologie e strategie nello studio del miglior metodo di indagine del segnale biologico finalizzato alla predizione delle emozioni generate da stimoli visivi. La varietà degli elementi presentati punta ad esplorare differenti approcci, al fine di ricavare un metodo robusto e ben concepito. A seguito dei risultati mostrati e delle considerazioni esplicitate, risulta utile analizzare i punti chiave relativi alle conclusioni di questa tesi.

7.1 Protocollo operativo

L'elemento chiave delle analisi effettuate in questo lavoro di tesi è il segnale EEG ed è pertanto fondamentale rimarcare che accurate fasi di pre-elaborazione ed elaborazione, finalizzate all'ottenimento di parametri, sono indispensabili per dare significato a tutte le fasi di modellazione successive.

Per quanto riguarda la strumentazione utilizzata per l'acquisizione del segnale, il sistema di monitoraggio Micromed BRAIN QUICK LTM line ha dimostrato di essere estremamente adatto a tale fine, garantendo ottime qualità nell'ottenimento del segnale EEG. Salvo problematiche relative a qualche elettrodo, esso ha garantito un segnale in fase di pre-elaborazione per lo più pulito e facilmente analizzabile.

Facendo un passo indietro si ha la definizione del protocollo sperimentale, ovvero le modalità con cui il segnale è stato acquisito. Ricordando quanto detto nel paragrafo omonimo, la presentazione dei macro-blocchi avviene per valori di Arousal crescente nel tempo, mentre i 3 blocchi di Valence all'interno di un macro-blocco sono presentati in ordine randomico, differente per ogni soggetto. All'interno di ogni blocco le immagini sono presentate anch'esse in ordine randomico. Alla luce di quanto osservato dai risultati ottenuti questa modalità sembra aver confermato la propria validità. La variabilità utilizzata nella presentazione delle immagini ha dimostrato infatti di ottenere una buona caratterizzazione delle variabili di risposta considerate.

Un aspetto da sottolineare è invece l'effettiva durata di un'immagine presentata. Una durata di 10 secondi, come in questo caso, permette non solo di analizzare la reazione iniziale del soggetto ma, proseguendo nel tempo, riporta il soggetto ad una situazione simile alla baseline, azzerando quindi la stimolazione per l'immagine successiva. Si paragoni lo sti-

molo ad una curva simile ad un esponenziale decrescente che, da un valore di picco decade fino ad accostarsi ad un asintoto estremamente più basso. Il picco rappresenta quindi la reazione impulsiva allo stimolo mentre l'adattamento ad esso si riconosce nel decadimento. Molto interessante sarebbe invece poter mantenere costante l'attivazione emotiva, magari con una sequenza di immagini (con Valence ed Arousal simili) molto più ravvicinate tra loro. Per esempio, un dimezzamento della durata dell'immagine potrebbe comportare una soluzione non banale. Teoricamente parlando e, facendo riferimento al protocollo operativo in questione, si potrebbe pensare che una più rapida successione di immagini della stessa tipologia, quindi con valori simili di Valence e Arousal, permetterebbe un minor decadimento della reazione del soggetto, valorizzando ulteriormente la differenza presente tra i vari micro-blocchi.

Pertanto, nonostante i buoni risultati ottenuti mediante il protocollo utilizzato in questa tesi, viene proposto un'ulteriore indagine mediante le modifiche appena specificate.

Un'altro aspetto da sottolineare riguarda la selezione delle immagini. Quest'ultime, nel caso di low Valence, si sono rivelate poco predicibili. La causa di ciò è strettamente legata alle effettive immagini elette per rappresentare tale blocco. Come si è visto nel capitolo dei risultati, il gruppo delle immagini di low Valence delimita una regione molto ampia all'interno del cerchio del modello circonflesso, descrivendo un range alquanto largo di valori di Valence al suo interno. A questo aspetto si aggiunge inoltre la non trascurabile deviazione standard caratteristica di ogni immagine. Nel dataset a disposizione (Lang P.J., 2008 [38]), infatti, le immagini non vengono tabulate solo secondo valori di Valence, Arousal e Dominance, ma anche dalla propria incertezza nella predizione della variabile di risposta, ovvero mediante la deviazione standard.

Conseguenza di questi aspetti è l'inadeguatezza dell'indagine effettuata su questo specifico blocco. Una correzione di questo punto potrebbe sicuramente garantire migliori risultati sia in termini di addestramento e costruzione del modello, sia di predizione.

Una soluzione può essere la seguente mostrata in figura 62.

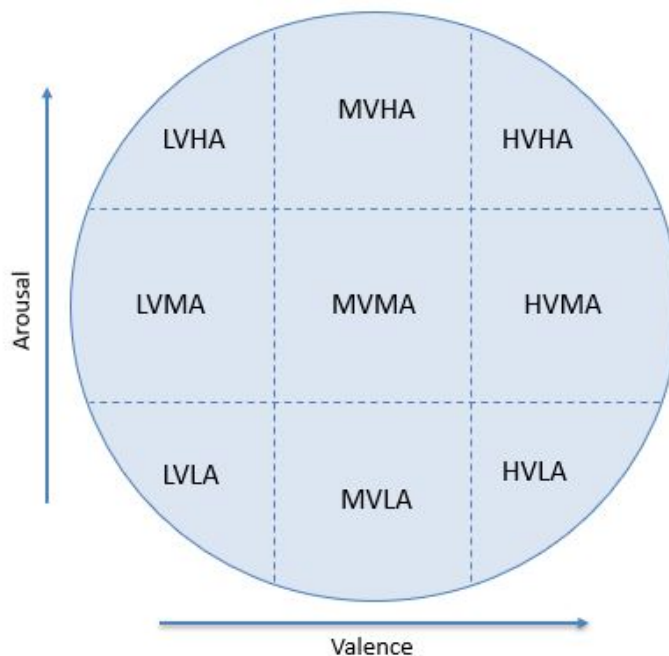


Figura 62: Proposta di selezione delle immagini.

Prima di tutto attuare una divisione simbolica del cerchio del modello circonflesso in 9 quadranti, ognuno caratterizzante uno specifico micro-blocco. Successivamente attuare una selezione delle immagini di ogni micro-blocco in osservanza dei limiti dei valori di Valence e Arousal dell'area prestabilita. In questo modo le immagini saranno ben distinte e l'indagine risulterà sicuramente più consistente rispetto a quanto attuato in questa tesi.

7.2 Strutturazione del modello

Consequente al protocollo utilizzato, risulta interessante valutare anche i risultati relativi ai metodi e all'elaborazione dei dati effettuati in questa tesi.

In primo luogo si tengano in considerazione gli indici valutati. La significatività ottenuta da quest'ultimi ha permesso di evidenziare quali di essi abbiano effettivamente caratterizzato maggiormente la variabile di risposta. D'altra parte è da sottolineare che la rilevanza di tali indici viene estrapolata da un contesto in cui il modello è stato addestrato mediante tutti gli indici considerati. La rimozione di alcuni di essi potrebbe comportare un cambiamento nella significatività dei rimanenti, peggiore o migliore che sia. Indipendentemente da ciò, la valutazione delle diverse bande di frequenza in regioni ben specifiche della

corteccia cerebrale ha dimostrato di essere una buona metodologia di indagine. Come mostrato nei capitoli precedenti, le conclusioni evidenziano una rilevanza descrittiva della banda di frequenza Theta nel riconoscimento di Arousal, ed una forte significatività nei segnali relativi all'asimmetria nella frequenza High Alpha e nella zona posteriore destra per la frequenza Delta per il modello di Valence. Tali indici possono essere considerati i principali descrittori delle relative variabili di risposta in questa ricerca.

Un possibile sviluppo di tale indagine potrebbe sfociare nella considerazione di indici ben più specifici. Invece di osservare il segnale suddiviso nelle varie frequenze in differenti regioni dell'emisfero, sarebbe interessante visualizzarne l'attività direttamente su ogni singolo elettrodo di acquisizione. Un'analisi così caratterizzata permetterebbe di indagare l'effettiva locazione dell'attività del segnale, inteso come variabile di risposta da parte del soggetto. È di certo consigliato tener conto della situazione globale del segnale, valutandolo regione per regione, ma, questa analisi aggiuntiva potrebbe in qualche modo rafforzare eventuali significatività riscontrate.

Risulta ora utile analizzare gli aspetti di caratterizzazione degli indici utilizzati. Le modalità di pesatura del segnale mediante un curva specifica ed all'interno di un determinato intervallo di tempo sembra aver condotto a buoni risultati. La valutazione di intervalli di tempo separati ([0-3 sec] e [3-7 sec]) o sovrapposti tra di loro ([0-3 sec] e [0-7 sec]), come nel caso del primo approccio di indagine, ha evidenziato una maggiore variabilità nella decrizione del segnale, aumentando la capacità di riconoscimento di determinati aspetti dell'indice in differenti porzioni nella durata di presentazione dell'immagine. Un miglioramento eclatante si è osservato nel momento in cui tali curve di pesatura relative all'intervallo di tempo [0-3 sec] sono state centrate sulla latenza del potenziale evento-relato P300. Questo passaggio ha permesso, soprattutto nel caso di Arousal, una descrizione pressochè ottima della variabile di risposta.

Aspetti relativi a sviluppi futuri potrebbero valutare l'utilizzo di finestre nettamente più diversificate nella forma al fine di caratterizzare maggiormente la pesatura degli indici. Per quanto riguarda l'intervallo di tempo considerato, si potrebbero scegliere dei sottoinsiemi di quelli utilizzati in questa tesi. Tale operazione permetterebbe di indagare maggiormente la reazione del soggetto, riuscendo ad evidenziare dove ogni indice considerato risulti effettivamente significativo. Da sottolineare è anche il fatto che, restringendo il range di valutazione del segnale, è possibile che non venga riconosciuto l'aspetto generale dell'indice. Risulta quindi consigliata un'indagine più approfondita in termini di intervalli di tempo da considerare ma, d'altra parte, tenendo anche conto di porzioni di valutazione

più estese.

Un passaggio essenziale sviluppato da questa tesi riguarda i metodi utilizzati per la normalizzazione dei dati. Come già affrontato, ricercare un metodo per poter confrontare i vari soggetti è assolutamente necessario. Evitare di affrontare tale elaborazione oppure effettuare una normalizzazione inefficace non garantirebbe la costruzione di un buon modello. Per questo motivo sono stati valutati 4 metodi, 2 in osservanza dei valori dell'indice e 2 rispetto ai valori di baseline, considerata a sua volta secondo due varianti. Dai risultati ottenuti evince molto chiaramente il metodo migliore, ovvero una standardizzazione Z-indice mediante l'utilizzo della baseline precedente ai micro-blocchi di immagini. Una valutazione in termini di media e deviazione standard rispetto ai valori di attività basale del soggetto precedente alla presentazione di ogni gruppo di immagini è sicuramente la scelta più efficace per la normalizzazione dei dati.

Ricordando quanto appena detto su una possibile diminuzione del tempo di presentazione dell'immagine, l'utilizzo di tale tipologia di normalizzazione comporterebbe differenze ancora più evidenti tra i micro-blocchi, accentuando maggiormente la variabilità dei gruppi di immagini. Pertanto, per questa specifica fase di elaborazione, non sono consigliate possibili varianti, ma viene invece proposto il metodo descritto.

I risultati ricavati sono relativi ai migliori modelli ottenuti. Di conseguenza è importante riconoscere se effettivamente il metodo di selezione dei migliori modelli sia corretto e ben strutturato. Avendo a disposizione una così grande casistica, è stato necessario adottare un metodo di valutazione che ne permettesse il riordinamento. A tal scopo è stato in primo luogo analizzato il concetto di entropia dell'informazione, ovvero la misura relativa delle informazioni perse quando un dato modello è usato per descrivere la realtà e, successivamente, viene indagata la proporzione tra la variabilità dei dati e la correttezza del modello statistico utilizzato. AIC e R^2 (nelle sue varianti R^2 marginale e R^2 condizionale) sembrano aver selezionato in modo più che adeguato i migliori modelli. In aggiunta a ciò viene affiancato lo studio dei residui e, in particolare, l'analisi della normalità di quest'ultimi. Anche in questo caso gli indici utilizzati hanno dimostrato buone proprietà descrittive. Pertanto, si conclude che i modelli utilizzati in questa ricerca siano effettivamente i risultanti migliori di tutta la casistica a disposizione.

8 Modulo per il consenso alla partecipazione dell'esperimento di ricerca

MODULO PER IL CONSENSO ALLA PARTECIPAZIONE AD UN ESPERIMENTO DI RICERCA

ESTRAZIONE DI INDICI FISIOLGICI PER LA VALUTAZIONE DI STATI EMOZIONALI

Obiettivo dello studio

Ottenimento di indici fisiologici in grado di distinguere diversi stati emozionali attraverso l'acquisizione e l'elaborazione di parametri fisiologici.

Modalità di svolgimento dello studio

Nel caso Lei accettasse di partecipare a questo studio, le chiederemo di guardare, senza pregiudizi o compiti di alcun tipo, lo schermo di un PC sul quale saranno presentate una sequenza di immagini di durata prefissata.

Le verranno inoltre rivolte alcune domande demografiche (es. età, titolo di studio) e riguardo il suo stato di salute e assunzione di sostanze psicoattive (caffè, farmaci, etc.) per finalità prevalentemente statistiche, inoltre, al termine dell'esperimento, Le verrà chiesto di compilare un breve questionario.

Le relative risposte e il questionario finale rimarranno completamente anonimi.

Durante lo studio Le chiederemo di indossare:

- un caschetto per la rilevazione del segnale elettrico cerebrale (elettroencefalogramma) attraverso l'utilizzo di elettrodi cutanei.
- una fascia contenente un sensore da avvolgere appena sotto il petto per la registrazione dell'attività respiratoria.
- tre elettrodi da applicare a livello delle clavicole e addominale per la misurazione dell'attività cardiaca.
- due sensori da porre l'uno nell'indice, l'altro nel medio della mano per la registrazione dell'attività elettrica generale del corpo.

Oltre alla strumentazione appena elencata verrà utilizzato un dispositivo di eye-tracking per il tracciamento della posizione dello sguardo durante lo svolgimento dell'esperimento.

La strumentazione che Lei indosserà sarà collegata ad un PC per la visualizzazione in tempo reale dei diversi segnali acquisiti e la loro memorizzazione per successive elaborazioni.

Lo studio sarà articolato come segue: dopo aver indossato la strumentazione sopra menzionata, Le chiederemo di sedersi alla postazione a Lei assegnata nel laboratorio e di seguire le istruzioni che le verranno date. Lo studio richiederà circa 30 minuti del Suo tempo.

Partecipazione allo studio

La partecipazione al presente studio è completamente volontaria.

Nome e cognome _____

Firma _____

Milano, il _____

9 Bibliografia

Riferimenti bibliografici

- [1] E. Aarts et al. “Multilevel analysis quantifies variation in the experimental effect while optimizing power and preventing false positives.” In: *BMC Neuroscience* 16.1 (2015), p. 94.
- [2] D.P. Allen e C.D. MacKinnon. “Time–frequency analysis of movement-related spectral power in EEG during repetitive movements: A comparison of methods.” In: *Journal of Neuroscience Methods* 186 (2010), pp. 107–115.
- [3] D.J. Barr et al. “Random effects structure for confirmatory hypothesis testing: keep it maximal.” In: *Journal of Memory and Language* 68.3 (2013), pp. 255–278.
- [4] D. Bates et al. *Parsimonious mixed models*. 205a1. URL: <http://arxiv.org/abs/1506.04967>..
- [5] D.A. Belsley. *Regression diagnostics*. John Wiley Sons, 1980. ISBN: 978-0-471-69117-4.
- [6] P.D. Bolls, A. Lang e R.F. Potter. “The effects of message valence and listener arousal on attention, memory, and facial muscular responses to radio advertisements.” In: *Communication Research* 28 (2001), pp. 627–651.
- [7] M. Chaouachi e C. Frasson. “Exploring the Relationship between Learner EEG Mental Engagement and Affect.” In: *Conference Paper* (2010). DOI: 10.1007/978-3-642-13437-1_48.
- [8] J.A. Coan e J.J.B. Allen. “Frontal EEG asymmetry as a moderator and mediator of emotion.” In: *Biological Psychology* 67 (2004), pp. 7–49.
- [9] J.A. Coan e J.J.B. Allen. “The state and trait nature of frontal EEG asymmetry in emotion.” In: *Hugdahl, K., Davidson, R.J. (Eds.), The Asymmetrical Brain* (2003), pp. 565–615.
- [10] Swartz Center for Computational Neuroscience. URL: <https://sccn.ucsd.edu/eeglab/index.php>.
- [11] M. Corsi-Cabrera et al. “Gender differences in the EEG during cognitive activity.” In: *Int J Neurosci* 72.3-4 (1993), pp. 257–64.

- [12] C. Cosentini. “Sviluppo di modelli per il riconoscimento delle emozioni a partire da segnali fisiologici.” In: *Tesi Magistrale, Politecnico di Milano* (2018).
- [13] A. Craig et al. “Regional brain wave activity changes associated with fatigue.” In: *Psychophysiology* 49 (2012), pp. 574–582.
- [14] R.J. Davidson. “Cerebral asymmetry and emotion: conceptual and methodological conundrums.” In: *Cognition and Emotion* 7 (1993), pp. 115–138.
- [15] A. Delorme e S. Makeig. “EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics.” In: *Journal of Neuroscience Methods* 134 (2004), pp. 9–21.
- [16] C.C. Duncan et al. “Event-related potentials in clinical research: guidelines for eliciting, recording, and quantifying mismatch negativity, P300, and N400.” In: *Clinical Neurophysiology* 120 (2009), pp. 1883–1908.
- [17] P. Ekman. “An Argument for Basic Emotions.” In: *Cognition and Emotion* 6.3/4 (1992), pp. 169–200. DOI: 10.1080/02699939208411068.
- [18] M. Fabiani, G. Gratton e M. Coles. “Event-Related Brain Potentials: Methods, Theory, and Applications.” In: *Handbook of psychophysiology* (2000), pp. 55–84.
- [19] P. Gerrard e R. Malcolm. “Mechanisms of modafinil: A review of current research.” In: *Neuropsychiatr Dis Treat.* 3 (2007), pp. 349–364.
- [20] C.E Grueber et al. “Multimodel inference in ecology and evolution: challenges and solutions.” In: *Journal of Evolutionary Biology* 24.4 (2011), pp. 699–711.
- [21] S. Halder et al. “Neural mechanisms of brain-computer interface control.” In: *Neuroimage* 55 (2011), pp. 1779–1790.
- [22] T. Harmony. “The functional significance of delta oscillations in cognitive processing.” In: *Front Integr Neurosci* 7 (2013), p. 83.
- [23] X.A. Harrison et al. “A brief introduction to mixed effects modelling and multi-model inference in ecology.” In: *PeerJ* (2018). DOI: 10.7717/peerj.4794.
- [24] C.E. Izard. “Basic emotions, natural kinds, emotion schemas, and a new paradigm.” In: *Personal. Psychol. Sci.* 2 (2007), pp. 260–280.
- [25] C.E. Izard. “Emotion Theory and Research: Highlights, Unanswered Questions, and Emerging Issues.” In: *Annu Rev Psychol.* 60 (2009), pp. 1–25.
- [26] C.E. Izard. “Four systems for emotion activation: cognitive and noncognitive processes.” In: *Psychol. Rev.* 100 (1993), pp. 68–90.

- [27] C.E. Izard. *Human Emotions*. Springer Science + Business Media New York, 1977. ISBN: 9781489922113.
- [28] C.E. Izard. “Levels of emotion and levels of consciousness.” In: *Behav. Brain Sci.* 30 (2007), pp. 96–98.
- [29] C.E. Izard, J. Kagan e R. Zajonc. “Emotion, cognition, and behavior.” In: *New York: Cambridge University Press*. (1984).
- [30] C.E. Izard e C.Z. Malatesta. *Perspectives on emotional development: differential emotions theory of early emotional development*. In: Osofsky JD, editor. *Handbook of Infant Development*. 2nd ed. New York: Wiley Intersci., 1987.
- [31] X. Jia e A. Kohn. “Gamma Rhythms in the Brain.” In: *PLOS Biology* 9.4 (2011), pp. 100–104.
- [32] P.C.D. Johnson. “Extension of Nakagawa Schielzeth’s R2GLMM to random slopes models.” In: *Methods in Ecology and Evolution* (2014). DOI: 10.1111/2041-210X.12225.
- [33] A.W. Kerr. *Doing Statistics With SPSS*. SAGE Publications, 2002. ISBN: 0-7619-7384-2.
- [34] S. Klein e B.M. Thorne. *Biological psychology*. N.Y.: Worth., 2006. ISBN: ISBN 978-0-7167-9922-1.
- [35] G.H. Klem et al. “The ten-twenty electrode system of the International Federation.” In: *Electroencephalogr Clin Neurophysiol* 52 (1999), pp. 3–6.
- [36] W. Klimesch. “Alpha-band oscillations, attention, and controlled access to stored information.” In: *Trends Cogn Sci* 16.12 (2012), pp. 606–17.
- [37] W. Klimesch. “EEG alpha and theta oscillations reflect cognitive and memory performance: a review and analysis.” In: *Brain Research Reviews* 29 (1999), pp. 169–195.
- [38] P.J. Lang, M.M. Bradley e B.N. Cuthbert. “International affective picture system (IAPS): Affective ratings of pictures and instruction manual.” In: *Technical Report A-8* (2008).
- [39] S.K. Langer. *Mind: An Essay on Human Feeling*. Johns Hopkins Univ. Press, 1967/1982. ISBN: 0801814286.
- [40] J.E. LeDoux. “Emotional memory systems in the brain.” In: *Behavioural Brain Research* (1993), pp. 69–79.

- [41] D. Lehmann. “Human scalp EEG fields: Evoked, alpha, sleep and spike-wave patterns.” In: *H.H. Petsche M.A.B. Brazier (eds): Synchronization of EEG Activity in Epilepsies* (1972), pp. 307–325.
- [42] D. Lehmann. “Multichannel topography of human alpha EEG fields.” In: *Electroenceph Clin Neurophysiol* 31 (1971), pp. 439–449.
- [43] D. Lehmann e W. Skrandies. “Reference-free identification of components of checkerboard-evoked multichannel potential fields.” In: *H.H. Petsche M.A.B. Brazier (eds): Synchronization of EEG Activity in Epilepsies* 48 (1980), pp. 608–621.
- [44] D. Lehmann e W. Skrandies. “Spatial analysis of evoked potentials in man. A review.” In: *Progr Neurobiol* 23 (1984), pp. 227–250.
- [45] H. Lövheim. “new three-dimensional model for emotions and monoamine neurotransmitters.” In: *Medical Hypotheses*. 78.2 (2012), pp. 341–48.
- [46] A. Mehrabian. “Framework for a comprehensive description and measurement of emotional states.” In: *Genetic, social, and general psychology monographs* 121 (1995), pp. 339–361.
- [47] A. Mehrabian. “Pleasure-Arousal-Dominance: A general framework for describing and measuring individual differences in temperament.” In: *Current Psychology* 14 (1996), pp. 261–292.
- [48] E. Niedermeyer e F.L. Da Silva. “Electroencephalography: basic principles, clinical applications, and related fields.” In: *LippincottWilliams Wilkins* (2005).
- [49] S.E. Petersen e M.I. Posner. “The Attention System of the Human Brain: 20 Years Afte.” In: *Annu Rev Neurosci* 35 (2012), pp. 73–89.
- [50] R.E. Petty, J.T. Cacioppo e D. Schumann. “Central and Peripheral Routes to Advertising Effectiveness: The Moderating Role of Involvement.” In: *Journal of Consumer Research* (1983), pp. 135–146.
- [51] A.T. Pope, E.H. Bogartb e D.S. Bartolomeb. “Biocybernetic system evaluates indices of operator engagement in automated task.” In: *Biological Psychology* 40 (1995), pp. 187–195.
- [52] J. Posner, J.A. Russell e B.S. Peterson. “The circumplex model of affect: An integrative approach to affective neuroscience, cognitive development, and psychopathology.” In: *Development and Psychopathology* 17.3 (2005), pp. 715–734.

- [53] N.A. Remington, L.R. Fabrigar e P.S. Visser. “Re-examining the circumplex model of affect.” In: *Journal of Personality and Social Psychology* 79.2 (2000), pp. 286–300.
- [54] B. Reuderink, C. Mühl e M. Poel. “Valence, arousal and dominance in the EEG during game play.” In: *Int. J. Autonomous and Adaptive Communications Systems* 6.1 (2013), pp. 45–62.
- [55] J. Russel. “A circumplex model of affect.” In: *Journal of Personality and Social Psychology* 39.6 (1980), pp. 1161–1178.
- [56] C. Saarni. “Development of emotional competence.” In: *New York: Guilford Press*. (1999).
- [57] H. Schielzeth. “Simple means to improve the interpretability of regression coefficients.” In: *Methods in Ecology and Evolution* 1.2 (2010), pp. 103–113.
- [58] H. Schielzeth e W. Forstmeier. “Conclusions beyond support: overconfident estimates in mixed models.” In: *Behavioral Ecology* 20.2 (2009), pp. 416–420.
- [59] Micromed S.p.a. URL: <http://www.micromed.eu/en-us/>.
- [60] C. Summerfield e J.A. Mangels. “Coherent theta-band EEG activity predicts item-context binding during encoding.” In: *Neuroimage* 24 (2005), pp. 692–703.
- [61] S. Sutton et al. “Evoked-potential correlates of stimulus uncertainty.” In: *Science* 150 (1965), pp. 1187–1188.
- [62] K. Takahashi et al. “Propagating waves in human motor cortex.” In: *Front Hum Neurosci* 5.40 (2011), p. 40.
- [63] S. Tomkins. “Applied Studies in Motivation, Emotion, and Cognition.” In: (2012).
- [64] B. et al. Topic. *Reviews in the Neurosciences*. Freund Publishing House Ltd., 2017.
- [65] Treccani. URL: http://www.treccani.it/enciclopedia/struttura-e-funzione-del-cervello_%5C%28Dizionario-di-Medicina%5C%29/.
- [66] G. Vecchiato et al. “Changes in brain activity during the observation of TV commercials by using EEG, GSR and HR measurements.” In: *Brain Topography* 23 (2010), pp. 165–179.
- [67] Carlo Vercellis. *Business Intelligence : Data Mining and Optimization for Decision Making*. John Wiley Sons, Ltd, 2009. ISBN: 978-0-470-51138-1.
- [68] S. Yuval-Greenberg et al. “Transient induced gamma-band response in EEG as a manifestation of miniature saccades.” In: *Neuron* 58 (2008), pp. 429–45.

- [69] D.C. Zuroff e S.A. Colussy. “Emotion recognition in schizophrenic and depressed inpatients.” In: *Journal of Clinical Psychology* 42 (1986), pp. 411–417.