

UNIVERSITÀ POLITECNICA DELLE MARCHE

FACOLTÀ DI INGEGNERIA

Corso di Laurea [Triennale] in Ingegneria Biomedica



**IMPLEMENTAZIONE DI UN DECODIFICATORE NEURALE
EEG-AUDIO PER IL RILEVAMENTO DI DISTURBI
DELL'ATTENZIONE**

**Implementation of an EEG-audio neural decoder for attention disorders
detection**

Tesi di Laurea di:
Giacomo Bacchini

Relatore:
Dott.ssa Laura Falaschetti

Anno Accademico 2022-2023

Indice

Sommario	1
Introduzione	3
1 Nozioni Matematiche	7
1.1 Disuguaglianza di Cauchy-Schwarz	7
1.2 Spazio prehilbertiano	7
1.3 Trasformata di Hilbert	8
1.4 Coefficiente di Pearson	9
1.5 Coefficiente complesso di correlazione di Pearson per analisi della con-	
nettività EEG	10
2 Funzioni del mTRF-Toolbox	13
2.1 mTRFresample	13
2.2 mTRFenvelope	14
2.3 mTRFpartition	14
2.4 Funzioni per la validazione incrociata	15
2.4.1 mTRFcrossval	15
2.4.2 mTRFmulticrossval	15
2.5 Funzioni di addestramento dati	16
2.5.1 mTRFtrain	16
2.5.2 mTRFmultitrain	16
2.6 mTRFpredict	17
2.7 mTRFevaluate	17
3 Valutazione dell’Inviluppo sulla Ricostruzione dello Stimolo	19
3.1 Segmenti	19
3.2 Ricostruzione senza inviluppo	20
3.3 Inviluppo del segnale audio	23
3.4 Differenze fra le implementazioni	24

4	Meccanismi dell'Attenzione Uditiva	29
4.1	Udito	29
4.2	Attenzione selettiva	30
4.3	Cocktail party	30
4.4	Ipotesi di selezione precoce e tardiva	31
4.5	Processi a capacità limitata	32
5	Ricostruzione dello Stimolo su Dataset Estesi	33
5.1	Formazione dei dati	34
5.1.1	Preprocessamento	34
5.1.2	Partizionamento	36
5.2	Estrazione del coefficiente di Pearson complessivo	36
5.2.1	Stringhe di partizione	36
5.2.2	Estrazione coefficiente di Pearson	37
5.3	Estrazione del coefficiente di Pearson di ogni segmento	40
5.3.1	Stringhe di partizione	40
5.3.2	Estrazione coefficiente di Pearson	40
5.4	Differenze e scelte operative	44
6	Disturbo dell'Attenzione	47
6.1	ADHD	47
6.1.1	Come viene identificata	48
6.2	Percorso diagnostico	49
6.2.1	Diva	49
7	Valutazione della Relazione fra Attenzione e Pearson	53
7.1	Analisi delle medie	53
7.2	Possibile scala	54
7.3	Effetto primacy ed effetto recency	56
7.4	Analisi sugli indici	57
8	Implementazione AI di Rilevazione e Gradazione ADHD	59
8.1	Generazione e selezione dati	59
8.2	Rilevazione effetti	60
8.3	Rilevazione percentuale di un possibile disturbo	62
8.3.1	rilevazione sulle medie	62
8.3.2	rilevazione sui singoli tracciati	63
8.4	Rappresentazioni	66

9	Possibili Ricerche	73
9.1	Memoria	73
9.1.1	Memoria sensoriale	74
9.1.2	Memoria a breve termine	74
9.1.3	Memoria a lungo termine	75
9.2	Possibili sviluppi nella ricerca	76
	Conclusioni	81
	Bibliografia	83

Sommario

Il disturbo da deficit di attenzione e iperattività (ADHD) è uno dei disturbi psichiatrici e neuro-comportamentali più comuni nei bambini, che colpiscono l'11% dei bambini in tutto il mondo. Questo studio mira a proporre un algoritmo basato sull'apprendimento automatico (machine learning) per discriminare l'ADHD da soggetti sani utilizzando i loro segnali elettroencefalografici (EEG). Inoltre, tale trattazione si pone l'obiettivo di raccogliere ed illustrare tutta la documentazione inerente al progetto, sia in ambito ingegneristico che neuroscientifico e psicologico. Lo studio ha incluso due dataset, composti rispettivamente da due situazioni differenti. Il primo, creato ed indagato da G. Di Liberto, è rappresentativo di un soggetto in ascolto di un narratore e viene utilizzato per indagare le basi del toolbox di Matlab. In particolare, attraverso di esso si indaga sulla funzionalità dell'involuppo temporale di un segnale audio relativamente breve (di 2 minuti e 30 secondi) e sul coefficiente di Pearson generato da un suo eventuale utilizzo. I risultati hanno mostrato come, sfruttando l'involuppo, si valorizzasse sia la ricostruzione del segnale che il coefficiente estrapolato da quest'ultima. Nello specifico, esso abbassa di un ordine di grandezza l'errore generato dal calcolo della matrice contenente i coefficienti di correlazione e mantiene costante l'accuratezza del calcolo su tutti i parametri di regolarizzazione che sfrutta. Questo tipo di studio viene effettuato perché, nell'utilizzo del secondo dataset, generato e studiato da Fuglsang, si va a porre come oggetto d'esame due tipologie di coefficienti: quelli medi e quelli singolari. In particolare, lo studio si pone l'obiettivo di indagarne la provenienza ed i significati, adoperandoli successivamente per la formazione di un programma Matlab in grado di quantizzare la probabilità di un soggetto ad avere o meno un disturbo di attenzione. Tale dataset, a differenza del primo, è stato creato rispecchiando una situazione più verosimile alla realtà, ovvero in una situazione denominata cocktail party, dove veniva chiesto al soggetto di ascoltare una delle due tracce narrate in contemporanea. Il programma, descritto al capitolo 8, può fornire una base per possibili sviluppi riguardante la correlazione fra ADHD ed il coefficiente di Pearson.

Introduzione

Il disturbo da deficit di attenzione e iperattività (ADHD) è uno dei disturbi psichiatrici e neuro-comportamentali più comuni nei bambini. I bambini con ADHD affrontano diverse difficoltà, come impulsività, disattenzione e iperattività (Vahia, 2013 [49]). Questi sintomi hanno un impatto negativo sulle loro attività accademiche, personali e sociali, che durano fino all'età adulta (Lazzaro, 1999 [24]). Una maggiore prevalenza di ADHD è stata riscontrata nei ragazzi rispetto alle ragazze (Danielson, 2018 [11]; Mowlem, 2019 [31]). Così lo studio effettuato si è concentrato su dataset composti da tracciati EEG provenienti da ragazzi al fine di indagare una possibile implementazione di diagnosi del disturbo. L'elettroencefalografia (EEG) può essere utilizzata per indagare l'attività cerebrale con un elevato temporale risoluzione, bassi costi di registrazione dei dati e un'ampia gamma di bande di frequenza (Ekhlasi, 2021 [13]; Gonzalez, 2015 [19]). In particolare, il primo dataset proposto, messo a disposizione da M. J. Crosse e G. Di Liberto all'interno del toolbox di Matlab da loro proposto, denominato mTRFtoolbox (scaricabile liberamente da Github [8]), è rappresentativo di 2 minuti di registrazione di 128 canali EEG. In esso, al soggetto sottoposto alla registrazione viene chiesto di ascoltare una traccia audio, opportunamente registrata con un canale, in modo tale da poter andare ad indagare sul rapporto stimolo-risposto che quest'ultima produce. Lo studio viene effettuato mettendo in correlazione i due segnali attraverso il coefficiente di Pearson (Z. Šverko, 2022 [44]). La trattazione riguardante l'utilizzo di questo dataset è rivolta ad illustrare la costruzione del programma in grado di estrarre i coefficienti di correlazione dai segnali, ma ha anche lo scopo di indagare sulle funzioni in grado di effettuare il preprocessing dei dati. In particolare, sulla funzione "mTRFenvelope" e sui risultati prodotti dal suo utilizzo. Tutte le nozioni riguardanti le funzioni di mTRFtoolbox e le nozioni matematiche che sfruttano vengono descritte nei primi due capitoli. Questi sono stati inseriti nella trattazione per rendere rilevante l'indagine svolta sul significato neurologico dei parametri considerati. Siccome è consigliata la raccolta un minimo di 10-20 minuti di dati per condizione (M. J. Crosse, 2021 [9]), per poter comprendere al meglio il significato dei parametri si passa all'utilizzo del secondo dataset, creato da Fuglsang (scaricabile liberamente da Zenodo [14]). In esso, il soggetto non è più posto all'ascolto di una traccia, ma gli viene chiesto di concentrar-

si su una fra due narrazioni proposte contemporaneamente. Inoltre, viene aggiunto del riverbero al 60% come sottofondo in modo tale da riprodurre un ambiente il più possibile simile ad una situazione reale (*Fuglsang, 2018 [16]*). Così facendo, si propone al soggetto una situazione di cocktail party, descritta nel capitolo 4, nella quale è possibile indagare sui significati dei valori riscontrati post-analisi. Tale dataset è rappresentativo di un'ora di registrazione EEG di 66 canali, partizionata in sessanta tracciati da 50 secondi (*Fuglsang, 2018 [16]*). In particolare, al fine di implementare un programma per la diagnosi della probabilità di disturbo d'attenzione, si va ad indagare sugli elettrodi utilizzati per la registrazione. Questo siccome la selezione a priori di periodi di tempo o componenti di interesse, registrati su un sottoinsieme scelto di elettrodi, valorizza diverse risposte agli stimoli (*Murray, 2008 [32]*). I risultati riscontrati da questa mostrano come i coefficienti di Pearson, sia primitivi che predetti, si prestano per un'analisi sull'attenzione che il soggetto ha posto su una delle tracce proposte. Inoltre, i significati che tali coefficienti assumono, ovvero di attenzione per i primitivi e di ritenuta in memoria per i predetti, vengono valorizzati attraverso i grafici. Così, il dataset creato da *Fuglsang* può essere utilizzato per costruire un programma in grado di rilevare tre su nove sintomi di ADHD, anche se, per poterla diagnosticare, si ha la necessità di rilevarne sei in un arco temporale di sei mesi (*J.J.S. Kooij [22]*). Nonostante il programma non riesca ad indagare su tutti e nove i sintomi attentivi dell'ADHD, può comunque fornire una base per futuri studi. Infine, vista la mancanza di dataset con specifiche mirate al rilevamento di disturbi dell'attenzione, vengono proposte varie soluzioni operative per poter migliorare e/o certificare le analisi svolte e le implementazioni effettuate in questo studio.

L'elaborato è strutturato come descritto di seguito: Nel capitolo 1 verranno illustrate le applicazioni matematiche utilizzate dalle funzioni informatiche descritte nel capitolo 2. Tali funzioni appartengono al toolbox di Matlab proposto da M. J. Crosse e G. di Liberto, ovvero "mTRF-toolbox". Nel capitolo 3, verrà illustrato il processo di inviluppo temporale, utile al fine di preprocessare il segnale audio. Il capitolo 4 illustrerà invece tutti gli aspetti e le situazioni neuroscientifiche riguardanti l'attenzione, in particolare, quelle correlate all'udito. Tali considerazioni serviranno da introduzione al capitolo 5, il quale proporrà due tipologie di programmi differenti. Entrambi sono basati sul coefficiente di correlazione di Pearson, ma estrapolati da due diverse partizioni dei dati originali. Nel capitolo 6 verrà introdotto il disturbo da deficit dell'attenzione con iperattività (ADHD). Nello specifico, oltre ad una breve introduzione di esso, verrà illustrato anche il metodo utilizzato per la sua diagnosi. Il capitolo 7 tratterà un'analisi sui risultati ottenuti dai programmi del capitolo 5. Inoltre, verranno fatte considerazioni su di essi al fine di stabilire una scala per entrambi i valori dei coefficienti di Pearson. Tale analisi si pone anche l'obiettivo di identificare i significati dei valori. Questi, verranno sfruttati poi nel capitolo 8, il quale illustrerà il programma di rilevazione della probabilità di disturbo. In esso, saranno descritti gli algoritmi utilizzati e verranno mostrate

anche le rappresentazioni di due pazienti sani. Infine, nel capitolo 9, verranno illustrate varie impostazioni per delle future ricerche, poiché il dataset utilizzato nella stesura del programma contiene esclusivamente dati di soggetti sani e senza etichette su essi.

1. Nozioni Matematiche

In questo capitolo vengono illustrate tutte le nozioni matematiche coinvolte nell'implementazione delle funzioni informatiche utilizzate successivamente. In particolare, vengono descritti tutti i formalismi, tra definizioni e parametri veri e propri, con la quale questo studio viene svolto. Il fine ultimo di tale capitolo è quello di dare un'informazione aggiuntiva riguardante il funzionamento ed il significato delle funzioni, contenute nel toolbox utilizzato.

1.1 Disuguaglianza di Cauchy-Schwarz

In matematica, la disuguaglianza di Cauchy-Schwarz, nota anche come disuguaglianza di Schwarz o disuguaglianza di Bunyakovsky, è una disuguaglianza che compare in algebra lineare e si applica in molti altri settori, quali ad esempio l'analisi funzionale e la probabilità. Sia uno spazio prehilbertiano, cioè uno spazio vettoriale reale dotato di un prodotto scalare definito positivo, o uno spazio vettoriale complesso dotato di un prodotto hermitiano, la disuguaglianza asserisce che il valore assoluto del prodotto scalare di due elementi è minore o uguale al prodotto delle loro norme. Formalmente:

$$|\langle x, y \rangle| \leq \|x\| \cdot \|y\| \quad (1.1)$$

L'uguaglianza che sussiste solo se e sono multipli (giacciono cioè sulla stessa retta).

1.2 Spazio prehilbertiano

Uno spazio prehilbertiano è una coppia $(H, \langle \cdot, \cdot \rangle)$, dove H è uno spazio vettoriale reale o complesso e $\langle \cdot, \cdot \rangle$ è un prodotto interno. Sia V uno spazio vettoriale complesso o reale, un prodotto interno sul campo \mathbb{F} (definito come \mathbb{C} o \mathbb{Z}) è una mappa:

$$\phi : V \times V \rightarrow \mathbb{F} \quad (1.2)$$

che associa ad ogni coppia di elementi $v, w \in V$ lo scalare $\phi(v, w) \in \mathbb{F}$.

$$\phi(v, w) \in \mathbb{F} \quad (1.3)$$

Si tratta di una forma sesquilineare simmetrica definita positiva che soddisfa i seguenti assiomi per $a \in \mathbb{F}$ e $x, y, z, w \in V$:

- linearità su una componente:

$$\phi(x + y, z) = \phi(x, z) + \phi(y, z) \quad \phi(ax, y) = a\phi(x, y) \quad (1.4)$$

- antilinearità sull'altra:

$$\phi(x, z + w) = \phi(x, z) + \phi(x, w) \quad \phi(x, ay) = \bar{a}\phi(x, y) \quad (1.5)$$

- simmetria coniugata:

$$\phi(w, z) = \overline{\phi(z, w)} \quad (1.6)$$

- definita positiva:

$$\phi(z, z) > 0 \text{ con } z \neq 0 \quad (1.7)$$

In altre parole, per ogni $z \in V$ fissato, le applicazioni:

$$w \mapsto \phi(w, z) \quad w \mapsto \phi(z, w)$$

sono rispettivamente lineare e antilineare.

1.3 Trasformata di Hilbert

La trasformata di Hilbert è una trasformata integrale, definita per un segnale generico $x(t)$ come:

$$\begin{aligned} \hat{x}(t) &\equiv \mathcal{H}\{x(t)\} = x(t) * h_H(t) = \text{p.v.} \int_{-\infty}^{\infty} x(\tau) h_H(t - \tau) d\tau = \\ &= \frac{1}{\pi} \text{p.v.} \int_{-\infty}^{\infty} \frac{x(\tau)}{t - \tau} d\tau \quad t \in (-1; +1) \end{aligned} \quad (1.8)$$

dove $\hat{x}(t)$ è la funzione o segnale trasformato; $h_H(t) = \frac{1}{\pi t} = \delta(jt)$ è la risposta impulsiva del filtro di Hilbert e il prefisso "p.v." indica che l'integrale deve esistere come valore

principale di Cauchy.

La trasformata di Hilbert è una trasformata integrale, ossia un'applicazione, generalmente lineare, di uno spazio di funzioni su un altro spazio di funzioni, realizzata con un integrale. Le trasformate integrali sono utili per ridurre equazioni differenziali lineari a equazioni algebriche e per l'analisi dei segnali. La trasformazione è invertibile. L'inverso è un'applicazione tre volte. Una doppia applicazione produce un orientamento invertito.

1.4 Coefficiente di Pearson

In statistica, l'indice di correlazione di Pearson (anche detto coefficiente di correlazione lineare, coefficiente di correlazione di Pearson o coefficiente di correlazione di Bravais-Pearson) tra due variabili statistiche è un indice che esprime un'eventuale relazione di linearità tra esse. Secondo la disuguaglianza di Cauchy-Schwarz ha un valore compreso tra $+1$ e -1 , dove $+1$ corrisponde alla perfetta correlazione lineare positiva, ovvero ad un'assenza di correlazione lineare, e -1 corrisponde alla perfetta correlazione lineare negativa. Fu sviluppato, da un'idea introdotta da Francis Galton nel 1880, da Karl Pearson e la formula matematica fu derivata e pubblicata da Auguste Bravais nel 1844. Date due variabili statistiche X e Y , l'indice di correlazione di Pearson è definito come la loro covarianza divisa per il prodotto delle deviazioni standard delle due variabili:

$$\rho_{XY} = \frac{\sigma_{XY}}{\sigma_X \sigma_Y} \quad (1.9)$$

Dove σ_{XY} è la covarianza fra X e Y e σ_X, σ_Y sono le due deviazioni standard. Il coefficiente assume sempre valori compresi tra -1 e 1 :

$$-1 \leq \rho_{XY} \leq 1$$

Nella pratica si distinguono vari "tipi" di correlazione:

- Se $\rho_{XY} < 0$ le variabili X e Y si dicono **inversamente correlate**, oppure correlate negativamente;
- Se $\rho_{XY} = 0$ le variabili X e Y si dicono **incorrelate**;
- Se $\rho_{XY} > 0$ le variabili X e Y si dicono **direttamente correlate**, oppure correlate positivamente.

Inoltre per la correlazione diretta (e analogamente per quella inversa) si distingue:

- Se $0 < |\rho_{XY}| < 0.3$ si ha correlazione debole
- Se $0.3 < |\rho_{XY}| < 0.7$ si ha correlazione moderata;
- Se $\rho_{XY} > 0.7$ si ha correlazione forte;

Se le due variabili sono indipendenti allora l'indice di correlazione vale 0. Non vale la conclusione opposta: in altri termini, l'incorrelazione è condizione necessaria ma non sufficiente per l'indipendenza.

1.5 Coefficiente complesso di correlazione di Pearson per analisi della connettività EEG

Il coefficiente di correlazione lineare di Pearson "r" è la correlazione lineare più comunemente usata per effettuare un'analisi dell'EEG di un soggetto. Esso corrisponde ad una misura del grado in cui le variabili cambiano i loro valori in relazione l'una all'altra, o, in altre parole, esprime il livello a cui sono due variabili:

$$r(x_1, x_2) = \frac{\sum_{n=1}^N (x_{1,n} - \bar{x}_1)(x_{2,n}^* - \bar{x}_2^*)}{\sqrt{\sum_{n=1}^N (x_{1,n} - \bar{x}_1)^2 \sum_{n=1}^N (x_{2,n}^* - \bar{x}_2^*)^2}} \quad (1.10)$$

Qui, N è il numero di campioni, x_1 e x_2 , sono le serie in fase di analisi, $(.)$ rappresenta i valori medi delle serie osservate e $(.)^*$ è l'operatore coniugato complesso (se i valori in serie sono complessi). Un valore zero è un indicatore di non relazione di segnale lineare. Siccome i segnali EEG per l'analisi devono essere pre-filtrati, rimuovendo quindi i componenti del segnale in continua, l'equazione può essere semplificata in:

$$r(x_1, x_2) = \frac{\sum_{n=1}^N x_{1,n} \cdot x_{2,n}^*}{\sqrt{\sum_{n=1}^N |x_{1,n}|^2} \cdot \sqrt{\sum_{n=1}^N |x_{2,n}|^2}} \quad (1.11)$$

Il numeratore nell'equazione (1.10) può essere inteso come una media di una stima temporale della relazione del campione, mentre il denominatore è un fattore di ponderazione per ottenere l'intervallo desiderato da -1 a 1. Per due oscillatori, presi i segnali rappresentati come serie di valori reali, la stima della loro relazione temporale è essa stessa un segnale oscillatorio. Di conseguenza, il contributo temporale di un singolo segnale non ha un significato diretto e almeno un periodo di campioni di segnale deve essere calcolato in media per diventare informativo. Per migliorare la significatività temporale

della stima, le rappresentazioni dei segnali analitici possono essere utilizzate al posto di quelle di valore reale. Il campione di un segnale analitico è un numero complesso che aggiunge una parte immaginaria, rappresentante la natura oscillatoria del segnale alla sua parte di valore reale esistente. Così, oltre a un valore di segnale reale, il campione di segnale analitico include le informazioni sull'ampiezza e sulla fase istantanee, che può essere rappresentata come un vettore in un piano complesso. Perché il segnale oscillatorio sinusoidale di base mantenga costante l'ampiezza istantanea nel tempo, mentre la sua fase istantanea aumenta linearmente, questi vettori sono anche chiamati fasi. Per due segnali a blocchi di fase la differenza di fase è costante e il numeratore dell'equazione (1.10) diventa costante anche nel tempo. Il suo valore reale rappresenta il prodotto incrociato dei fasori, mentre la sua parte immaginaria è uguale alla dimensione di tale prodotto. Complessivamente il prodotto di due fasori di due segnali analitici è analogo alla densità spettrale incrociata per lo stazionario, o segnali quasi stazionari. Il denominatore dell'equazione (1.10), necessario per il ridimensionamento, si riferisce alla potenza di entrambi i segnali. Il risultato finale quando si usano i segnali analitici è il coefficiente complesso di correlazione di Pearson "CCPC":

$$CCPC = r(x_{a,1}, x_{a,2}) \quad (1.12)$$

Dove x_a denota segnali analitici. La rappresentazione analitica del segnale è definita solo per i segnali a banda stretta. In tali casi i segnali analitici possono essere calcolati da quelli reali aggiungendo una parte immaginaria uguale alla trasformata di Hilbert "HT" del segnale originale:

$$x_a(t) = X(t) + iHT(x(t)) \quad (1.13)$$

Dove $HT(x(t))$ è la trasformata di Hilbert di x (segnale reale), mentre $x_a(t)$ è un segnale analitico. Con "HT" si ottiene così un fasore influenzato da tutte le frequenze nella banda stretta osservata. I fasori possono anche essere ottenuti utilizzando la Trasformata di Fourier discreta, ma solo in caso di stazionarietà, senza dimensione temporale. Poiché i segnali EEG non sono stazionari, ci si limita all'analisi dei loro componenti pre-filtrati a banda stretta con la forma analitica ottenuta utilizzando "HT". La componente immaginaria rappresenta la relazione tra i segnali con il ritardo di fase di $\pm\pi/2$. Così, la connettività di due regioni del cervello può essere stimato, considerando entrambe le parti del valore complesso "CCPC" per il corrispondente segnale EEG e calcolando il suo valore assoluto. È comune usare il coefficiente di correlazione di Pearson come misura di somiglianza perché quantifica quanto sia linearmente vicina la dinamica della previsione alla verità a terra (ground truth), indipendentemente dalla grandezza o dalla media del segnale previsto. Tutte le metriche esposte possono essere implementate utilizzando mTRF-Toolbox (Z. Šverko, 2022 [44]).

2. Funzioni del mTRF-Toolbox

In questo capitolo vengono illustrate le funzioni utilizzate nella costruzione dei vari programmi, descritti nei capitoli successivi, mostrando sia come vengono richiamate, sia gli input e gli output che elaborano. Inoltre, vengono descritti tutti i parametri che tali funzioni sfruttano, al fine di poter comprendere a pieno il loro significato. Tutte le descrizioni sono scritte in accordo con le note all'interno dei fogli di calcolo, contenuti nella cartella "mTRF" del toolbox (*Github Crosse [8]*).

2.1 mTRFresample

La funzione "mTRFresample" ricampiona ad una frequenza "fsout" il segnale "x", inizialmente campionato in modo uniforme a "fsin", facendo la media degli intervalli più vicini di ogni campione fsin/fsout. Per evitare distorsione di fase, la finestra iniziale è centrata sul primo campione. La funzione non applica un filtro anti-aliasing, ma i dati sono filtrati in passa-basso dalla convoluzione con una finestra quadrata.

```
[y, t, cache]=mTRFresample(x, fsin, fsout, window, buff, varargin)
```

Se "x" è una matrice, si presume che le righe corrispondano alle osservazioni e le colonne alle variabili, mentre, se "x" è un vettore, si presume che la prima dimensione non singolare corrisponda alle osservazioni. Il parametro addizionale "window" specifica la dimensione della finestra utilizzata per la media degli intervalli più vicini. La modifica di tale valore non influisce sulla frequenza di campionamento in uscita, ma solo sul grado di levigatura. Infatti, valori superiori a "1" provocano una sovrapposizione fra i dati utilizzati per stimare i frame di output vicini, con conseguente aumento della levigatura. Se "window" non è specificato, è impostato ad "1" per impostazione predefinita. La variabile addizionale "buff", invece, concatena un buffer di dati all'inizio di "x" per abilitare il centraggio della prima finestra al momento t=0. Il buffer deve essere passato dallo stato finale dei precedenti dati, campionati alla frequenza di campionamento di input "fsin".

2.2 mTRFenvelope

La funzione "mTRFenvelope" stima l'involuzione temporale di un segnale audio ricampionato. Essa, per far ciò, calcola la media del quadrato degli intervalli più vicini di ogni campione fsin/fsout, prendendo la radice quadrata e scalando logicamente l'intensità RMS (Root Mean Square).

```
[y,t,cache] = mTRFenvelope(x,fsin,fsout>window,comp,buffer,
    varargin)
```

Se "x" è una matrice, si presume che le righe corrispondano alle osservazioni e le colonne alle variabili, mentre, se si tratta di un vettore, si presume che la prima dimensione non singolare corrisponda alle osservazioni. La funzione "mTRFenvelope", attraverso la variabile addizionale "window" specifica la dimensione della finestra temporale utilizzata per la media dei dati. Valori superiori a "1" comportano una sovrapposizione tra i dati utilizzati per stimare i frame di output adiacenti, con conseguente aumento della levigatura dell'involucro. Inoltre, specifica anche la quantità di Compressione applicata all'involucro, alzando il valore RMS di "x" alla potenza passata in "comp". Infine, concatena un buffer di dati iniziali all'inizio di "x", al fine di consentire il centraggio della prima finestra al tempo t=0. Il buffer deve essere passato dallo stato finale dei dati precedenti campionati alla frequenza di campionamento di input "fsin".

2.3 mTRFpartition

La funzione "mTRFpartition" partiziona gli stimoli e i dati di risposta in K segmenti (folds) uguali per la validazione incrociata. Essa tiene fuori il segmento specificato in "testfold" e lo restituisce come set di test separato. Se non è specificato, viene scelto a caso per impostazione predefinita.

```
[strain,rtrain,stest,rtest] = mTRFpartition(stim,resp,k,
    testfold,varargin)
```

In questo caso, "stim" e "resp" sono o vettori o matrici di dati continui e vengono restituiti come vettori di celle di dimensione Kx1. Per utilizzare tutti i dati disponibili, il numero di campioni in ogni segmento viene arrotondato per eccesso e regolato per la dimensione dell'ultimo segmento. Se K non è specificato all'interno della funzione, viene impostato a 10, per impostazione predefinita.

2.4 Funzioni per la validazione incrociata

2.4.1 mTRFcrossval

La funzione "mTRFcrossval" convalida incrociatamente un modello di codifica in avanti (stimolo alla risposta neurale) o un modello di decodifica all'indietro (risposta neurale allo stimolo) su più prove di dati (*M. J. Crosse, 2016 [10]*). Per chiamare la funzione all'interno di Matlab si usa:

```
[stats,t] = mTRFcrossval(stim,resp,fs,Dir,tmin,tmax,lambda,
    varargin)
```

Viene passato "1" al parametro "Dir" per convalidare un modello all'avanti (forward) o "-1" per convalidare un modello all'indietro (back-forward). Essa prende in ingresso vettori di celle, "stim" e "resp", contenenti prove corrispondenti di dati continui. Lo scalare "fs" specifica la frequenza di campionamento in Hertz e "tmin" e "tmax" sono scalari che specificano i ritardi minimi e massimi in millisecondi. Per i modelli all'indietro, i ritardi di tempo vengono invertiti automaticamente. Infine, "lambda" è un vettore di valori di regolarizzazione da convalidare e controlla l'overfitting.

2.4.2 mTRFmulticrossval

La funzione "mTRFmulticrossval" convalida incrociatamente un modello di codifica in avanti (stimolo alla risposta neurale) o un modello di decodifica all'indietro (risposta neurale allo stimolo) su più prove di dati per ottimizzare un modello additivo di elaborazione multisensoriale.

```
[stats,t]=mTRFmulticrossval(stim,resp,resp1,resp2,fs,Dir,
    tmin,tmax,lambda,varargin)
```

Le matrici di celle "stim", "resp", "resp1" e "resp2" contengono prove corrispondenti di dati continui. I modelli additivi sono addestrati sulle covarianze sommate delle risposte unisensoriali, denominate rispettivamente "resp1" e "resp2", e convalidate su "resp", contenente le risposte multisensoriali effettive (*M. J. Crosse, 2016 [10]*). Nella variabile "Dir", viene passato "1" per convalidare un modello in avanti (forward) o "-1" per convalidare un modello all'indietro (back-forward). lo scalare "fs" specifica la frequenza di campionamento in Hertz, mentre "tmin" e "tmax" sono scalari che specificano i ritardi minimi e massimi in millisecondi. Per i modelli all'indietro, i ritardi di tempo vengono invertiti automaticamente. Infine, "lambda" è un vettore di valori di regolarizzazione da convalidare e controlla il overfitting.

2.5 Funzioni di addestramento dati

2.5.1 mTRFtrain

mTRFtrain normalizza sia i pesi del modello che la matrice di regolarizzazione in base all'intervallo di campionamento ($1/f$), tale che la loro grandezza e scorrevolezza sia invariante alla frequenza di campionamento "f" (Lalor, 2006 [23]). Per chiamare la funzione all'interno di Matlab si usa:

```
model = mTRFtrain(stim, resp, f, Dir, tmin, tmax, lambda, varargin)
```

Le matrici di celle "stim", rappresentante lo stimolo, e "resp", la risposta, contengono al loro interno prove corrispondenti a dati di addestramento continuo. Viene passato il valore "1" alla variabile "Dir" per adattare la funzione ad un modello all'avanti (forward), o "-1" per adattarsi a un modello all'indietro (backward). FS è uno scalare che specifica la frequenza di campionamento in Hertz, e "tmin" e "tmax" sono scalari che specificano i ritardi minimi e massimi in millisecondi. Invece, il parametro "lambda", è uno scalare che specifica il parametro di regolarizzazione per il controllo dell'overfitting.

2.5.2 mTRFmultitrain

La funzione "mTRFmultitrain" addestra un modello additivo multisensoriale. Essa allena un modello di codifica all'avanti (stimolo alla risposta neurale) o un modello di decodifica all'indietro (risposta neurale allo stimolo), utilizzando le funzionalità di input time-lag per costruire un modello additivo di elaborazione multisensoriale. I modelli additivi sono addestrati sulle covarianze sommate delle risposte unisensoriali contenute in "resp1" e "resp2" (M. J. Crosse, 2016 [10]).

```
model=mTRFmultitrain(stim, resp1, resp2, fs, Dir, tmin, tmax, lambda, varargin)
```

Viene passato "1" al parametro "Dir" per adattarsi a un modello all'avanti (forward), o "-1" per adattarsi a un modello All'indietro (backward). Le matrici di celle "stim", "resp1" e "resp2" contengono prove corrispondenti di dati in addestramento continuo. La variabile "fs" è uno scalare che specifica la frequenza di campionamento in Hertz, e "tmin" e "tmax" sono scalari che specificano il ritardo, minimo e massimo, in millisecondi. Per i modelli all'indietro, il tempo ed il ritardo vengono invertiti automaticamente. Infine, il parametro "lambda" è uno scalare specifico di regolarizzazione per il controllo del overfitting.

2.6 mTRFpredict

La funzione "mTRFpredict" prevede e valuta l'output di un modello di decodifica in avanti (stimolo alla risposta neurale) o di un modello di decodifica all'indietro (risposta neurale allo stimolo), utilizzando le funzionalità di input con ritardo nel tempo.

```
[pred, stats] = mTRFpredict(stim, resp, model, varargin)
```

Essa prende in ingresso le matrici di celle: "stim", contenente i dati provenienti dallo stimolo, "resp", contenente quelli della risposta, ed anche "model", ovvero il modello generato dalla funzione "mTRFtrain" o "mTRFmultitrain", descritte precedentemente.

2.7 mTRFevaluate

La funzione "mTRFevaluate" valorizza le prestazioni di un modello di regressione. Essa restituisce la correlazione tra l'output previsto di un modello di regressione, "pred", e la verità di base (ground truth), "y", basata sul coefficiente di correlazione lineare di Pearson.

```
[r, err] = mTRFevaluate(y, pred, varargin)
```

Se "y" o "pred" sono matrici, si presume che le righe corrispondano alle osservazioni e le colonne alle variabili, mentre, se sono vettori, si presume che la prima dimensione non singolare corrisponda alle osservazioni. Entrambe le matrici devono avere lo stesso numero di osservazioni. In definitiva, la funzione restituisce l'errore tra l'output previsto e la verità di base, in base all'errore quadrato medio (MSE).

3. Valutazione dell'Inviluppo sulla Ricostruzione dello Stimolo

Utilizzando le funzioni del mTRF-toolbox è possibile costruire un programma in Matlab per valutare lo stato di correlazione che sussiste fra il segnale audio e la risposta neurale ad esso. In particolare, questo capitolo pone in esame alcune delle soluzioni adottabili in fase di pre-processamento, ovvero il partizionamento e l'inviluppo (*M. J. Crosse, 2021 [9]*). Così, di seguito, vengono descritti i passi con la quale sono stati costruiti i programmi e vengono mostrati i risultati dovuti ad uno studio empirico tra il coefficiente di Pearson ottenuto dalla validazione incrociata (primitivo) e quello ottenuto utilizzando il segmento di test (predetto).

3.1 Segmenti

I segmenti sono cartelle nella quale il segnale viene suddiviso in "epoche" più brevi per essere poi riutilizzate come campioni individuali. Ciò è particolarmente rilevante per i dati neurali come l'EEG, che sono inclini a numerosi tipi di artefatti sparsi, poiché desideriamo evitare di convalidare il nostro modello su un segmento che non riflette l'intero set di dati. Se si lavora con dati di serie temporali contigui, si consiglia di partizionare i dati in segmenti contigui più brevi per test iterativi, mentre, se i dati sono già suddivisi in più segmenti, può essere più facile mantenere questo partizionamento (*M. J. Crosse [9]*), eseguendo una convalida incrociata leave-one-out (allenamento su N-1 segmenti, convalida su uno, iterazione). I segmenti discontinui o le prove di dati non devono essere concatenati prima dell'adattamento del modello, poiché le discontinuità ai confini di prova introduce rumore nel modello. In genere, la convalida incrociata viene eseguita sui dati dei singoli soggetti, risultando in un modello dipendente dal soggetto, ma i modelli indipendenti dal soggetto sono utili anche in assenza di una quantità sufficiente di dati per soggetto. Se ci sono più condizioni sperimentali, i modelli devono essere addestrati separatamente sui dati all'interno di ciascuna condizione, sia che venga adottato un approccio dipendente dal soggetto, sia indipendente.

3.2 Ricostruzione senza involuppo

Si passa ora a descrivere il programma denominato e salvato all'interno della cartella "example" del toolbox (*Github Crosse [8]*):

```
1. load('data/speech_data.mat','stim','resp','fs');
```

Attraverso la funzione "load" vengono caricati i dati sulla quale si esegue la validazione incrociata, contenuti all'interno di "speech.mat". Tale funzione carica:

- "**stim**", una matrice contenente lo spettrogramma dello stimolo vocale, prodotto da una singola persona che parla ed ottenuto filtrando in passa-banda il segnale vocale in 128 bande di frequenza, spaziate logaritmicamente tra 100 e 4000Hz. Essa viene generata prendendo la trasformata di Hilbert di ogni banda, descritta al paragrafo 3.3, e facendo una media su ogni 8 bande vicine;
- "**resp**", la matrice contenente i valori di 2 minuti di registrazione di 128 canali EEG;
- "**fs**", la frequenza di campionamento di "stim" e "resp"

La modellazione dei dati non è banale perché i campioni ed i canali temporali vicini non sono indipendenti l'uno dall'altro, quindi non è possibile utilizzare metodi standard per quantificare il significato dell'adattamento. L'interpretazione dei risultati deve prendere in considerazione le particolari fasi di pre-elaborazione applicate, in particolare, rispetto al filtraggio, alla normalizzazione e alla rappresentazione dello stimolo (*Holdgraf, 2017 [20]; de Cheveigné e Nelken, 2019 [7]*). Per garantire la coerenza dell'analisi:

```
2. stim = sum(stim,2);  
3. resp = resp/std(resp(:));
```

La normalizzazione dei dati avviene insieme per lo stimolo e la risposta. Utilizzando la funzione "sum(stim,2)" si riduce la matrice "stim", dalle dimensioni di 15354x16, ad un vettore colonna 15354x1, contenente nell'unica colonna la somma dei 16 valori che erano presenti su ogni riga. Per normalizzare la matrice contenente i dati della risposta neurale (resp), invece, vado a dividerla per la deviazione standard (std) calcolata sulla matrice "resp(:)", ovvero rimodellando tutti i suoi elementi in un unico vettore colonna.

```
4 fsNew = 64;  
5. stim = mTRFresample(stim,fsNew,fs);  
6. resp = mTRFresample(resp,fsNew,fs);  
7. fs = fsNew;
```

Viene operato ora un sottocampionamento delle matrici attraverso la funzione "mTRFresample", descritta al paragrafo 4.1. Essa ricampiona "stim" e "resp", precedente-

mente campionati in modo uniforme alla frequenza "fs", ad una nuova frequenza di campionamento "fsNew". Tale procedimento avviene facendo la media degli intervalli più vicini di ogni campione fsNew/fs. Per evitare la distorsione di fase, la finestra iniziale è centrata sul primo campione. Siccome "resp" è una matrice, si presume che le righe corrispondano alle osservazioni e le colonne alle variabili, mentre "stim", che è un vettore, la prima dimensione non singolare corrisponde alle osservazioni. Ottengo così un aumento di valori contenuti in "stim" e di "resp", ora aventi 30708 osservazioni.

```
8. nfold = n;
9. testfold = x;
10. [stimtrain, resptrain, stimtest, respctest] = mTRFpartition(
    stim, resp, nfold, testfold);
```

Si definisce adesso il numero di segmenti con la quale dividere le matrici "stim" e "resp", e quale segmento utilizzare come test. Per poter partizionare le matrici ci si avvale della funzione "mTRFpartition", che restituirà quattro vettori colonna in output, due da addestrare e due di verifica. I primi due avranno dimensione (n-1)x1, siccome viene tenuto fuori il segmento per il test, mentre "stimtest" ha dimensione (30708/n)x1 e "respctest" (30708/n)x128. La dimensione delle righe di entrambi viene dalla suddivisione di quella ottenuta con il ricampionamento per gli n segmenti, approssimata per eccesso, mentre quella delle colonne rimane invariata. Poiché si desidera evitare di convalidare il modello su un segmento di dati che non riflette l'intero set di dati, si consiglia di partizionare i dati in segmenti contigui più brevi per test iterativi (*M. Crosse, 2016 [10]*).

```
11. tmin = 0;
12. tmax = 250;
13. lambdas = 10.^(-6:2:6);
14. cv = mTRFcrossval(stimtrain, resptrain, fs, -1, tmin, tmax,
    lambdas, 'zeropad', 0);
```

Nelle righe 11,12 e 13 si definiscono quindi gli iper-parametri presi in ingresso dalla funzione "mTRFcrossval", per poter eseguire la convalida incrociata sui vettori "stimtrain" e "resptrain". Essi sono "tmin" e "tmax", ovvero gli scalari che specificano i ritardi di tempo minimi e massimi in millisecondi, e "lambdas", nonché i valori di regolarizzazione. Per prevedere la risposta neurale, si limitano i ritardi di tempo del modello tra 0 e 250 ms (*M. J. Crosse, 2016 [10]*), al fine di ottimizzare la potenza predittiva. Per "lambdas", invece, viene definito il vettore $10^{(-6:2:6)}$, ovvero un vettore contenente tutte le potenze di 10, prese due a due (:2:) da -6 a 6, su cui convalido il modello e controllo il overfitting (*M. J. Crosse, 2021 [9]*). Infine, imposto il parametro addizionale "zeropad" a 0 per eliminare le righe esterne della matrice di progettazione e passo "-1" al parametro "Dir" per convalidare un modello all'indietro. Un modo più diretto per gestire le

attivazioni cerebrali comuni prodotte da caratteristiche di stimolo ridondanti è quello di separarle dai dati neurali (O'Sullivan, 2021 [36]). È preferibile utilizzare un modello all'indietro per ricostruire una caratteristica di stimolo semplice e continuamente variabile siccome un'interpretazione qualitativa (modello all'avanti) non garantirebbe una regolarizzazione sufficientemente ottima.

```
15. [rmax, idx] = max(mean(cv.r));
16. lambda = lambdas(idx);
17. nlambda = length(lambdas);
```

La funzione "mTRFcrossval" restituisce la matrice "cv", contenente i valori della convalida incrociata come il coefficiente di correlazione di Pearson (in cv.r) e l'errore quadrato medio (in cv.err), entrambi di dimensione (n-1)x7. Per determinare il coefficiente ottimale, si applica la media, attraverso la funzione "mean", alla sottomatrice "cv.r" e si prende, fra le sette medie generate, il corrispondente valore di correlazione massimo, utilizzando la funzione "max". Ottengo così due valori:

- "**rmax**", ovvero il coefficiente di correlazione di Pearson massimo, selezionato fra le medie delle righe di "cv.r".
- "**idx**", ovvero l'indice del valore di regolarizzazione, nel vettore "lambda", che mi ha prodotto "rmax"

Quest'ultimo valore si usa per impostare la λ , che verrà utilizzata al passo successivo. Il calcolo della lunghezza del vettore "lambdas", attraverso la funzione "length", precedentemente definito, verrà utilizzato in fase di rappresentazione.

```
18. model = mTRFtrain(stimtrain, resptrain, fs, -1, tmin, tmax,
    lambda, 'zeropad', 0);
```

Siccome si hanno adesso tutti i valori utili per generare il modello, si richiama la funzione "mTRFtrain", per poter addestrare i dati privi di segmento di convalida. Essa, come la funzione "mTRFcrossval", prende in ingresso: "fs", la frequenza di campionamento in Hertz, "tmin" e "tmax", ovvero i ritardi minimi e massimi in millisecondi, la variabile "Dir", impostata a -1 per adattare la funzione ad un modello all'indietro, la variabile aggiuntiva "zeropad", impostata a 0, e, infine, lambda, definita al passo precedente. La funzione prende in ingresso le matrici "stimtrain" e "resptrain", eseguendo così un allenamento al 90% di tipo leve-one-out, dovuto alla scelta del partizionamento su un singolo segmento di test, lasciando infine "stimtest" e "reptest" per la convalida e la generazione del modello predetto. Siccome non è specificato il metodo tra le variabili aggiuntive, l'allenamento è fatto attraverso la regressione del picco (ridge regression). La formazione di modelli dipendenti dal soggetto su piccoli set di dati può essere pro-

blematica, per questo è raccomandato registrare e collezionare un minimo di 10-20 min di dati. Il modello generato non ha validità neurofisiologica (*M. J. Crosse, 2016 [10]*).

```
19. [pred, test] = mTRFpredict(stimtest, resptest, model, 'zeropad', 0);
```

Come precedentemente accennato, si prevede la risposta neurale allo stimolo attraverso la funzione "mTRFpredict". Essa prende in input il modello generato e va ad effettuare una convalida attraverso i segmenti di test, partizionati da "mTRFpartition", sulle matrici "stim" e "resp", ovvero "resptest" e "stimtest". In fase di rappresentazione, si raffigura la ricostruzione del modello primitivo insieme a quella del modello predetto, al fine di poter verificare la bontà dei coefficienti di correlazione estratti, il primitivo, ovvero "rmax", ed il predetto, "test". Affinché "pred" sia ottimale è consigliato utilizzare il segmento di test più appropriato, per convalidare il modello. Infine, nella funzione imposto la variabile aggiuntiva "zeropad" a 0, per eliminare le righe esterne della matrice.

3.3 Involuppo del segnale audio

Una caratteristica comune che viene spesso utilizzata per modellare le risposte cerebrali al discorso naturale è quella conosciuta come l'involuppo del segnale audio, a volte indicata come involuppo temporale. Esso rappresenta l'intensità del segnale vocale in funzione del tempo e, per questo, viene adoperato per determinare il timbro del suono.

```
1. load('data/speech_data.mat', 'stim', 'resp', 'fs', 'factor');
2. fsNew = 64;
3. window = 1;
4. comp = log10(2);
5. resp = resp/std(resp(:));
6. stim_env = mTRFenvelope(stim, fsNew, fs, window, comp);
7. stim_env = sum(stim_env, 2);
8. resp = mTRFresample(resp, fsNew, fs);
9. fs = fsNew;
```

La funzione "mTRFenvelope" stima l'involuzione temporale di un segnale audio, inizialmente campionato a frequenza "fs", ricampionandolo infine ad una frequenza "fsNew". Il parametro addizionale "window" viene impostato a "1" per evitare la sovrapposizione tra i dati utilizzati per stimare i frame di output adiacenti. Viene inoltre specificato, alla stringa 4, il parametro di compressione "comp", utilizzato per modellare la percezione uditiva umana (*Stevens S. S., 1955 [43]*). Sostituendo le prime sette stringhe di codice Matlab dall'algoritmo senza involuppo del segnale audio con le stringhe mostrate in que-

sto paragrafo, è possibile visualizzare un miglioramento della ricostruzione dei modelli e, quindi, un consecutivo aumento del coefficiente di Pearson.

3.4 Differenze fra le implementazioni

Dopo aver descritto l'implementazione di entrambi i programmi, si passa a testarli e confrontare il comportamento mostrato a differenti lunghezze di segmenti. In particolare, vengono messi a confronto: l'errore e l'accuratezza con la quale sono stati estrapolati i coefficienti di Pearson dalla convalida incrociata, le ricostruzioni dei due modelli, seppur generati da regressioni semplici, ed il coefficiente primitivo paragonato al predetto. Il fine dell'analisi è quello di poter individuare l'implementazione ottimale per l'elaborazione dei dati, sia in fase di preprocessamento, sia in fase di elaborazione vera e propria. Ci si interroga così su quale sia la giusta lunghezza dei segmenti e la giusta scelta del segmento di test, per ottenere una buona modellizzazione. Inoltre si verifica se l'inviluppo della traccia audio possa apportare migliorie nella ricerca di una correlazione fra stimolo e risposta. I risultati riportati in figura 3.1 derivano da un partizionamento di 10 segmenti, nella quale è stato scelto il primo segmento per effettuare il test. Il risultato della convalida incrociata porta ad un valore del coefficiente di Pearson predetto pari a 0.0561 per il programma senza inviluppo, mentre ad un valore pari a 0.0615 per quello che lo utilizza. Si può notare quindi un relativo aumento, pari a 8.7%, del coefficiente di correlazione, anche se la scelta del primo segmento per il test non riflette al meglio l'intero set di dati, visto l'appiattimento del segnale in determinati punti della ricostruzione del modello. Si può notare però come il programma che sfrutta l'inviluppo presenti, oltre a tratti appiattiti limitati nella ricostruzione, un valore per il coefficiente predetto simile a quello del primitivo, che, purtroppo, è maggiore. I valori dell'accuratezza e dell'errore dei coefficienti estratti dalla convalida hanno un buon ordine di grandezza.

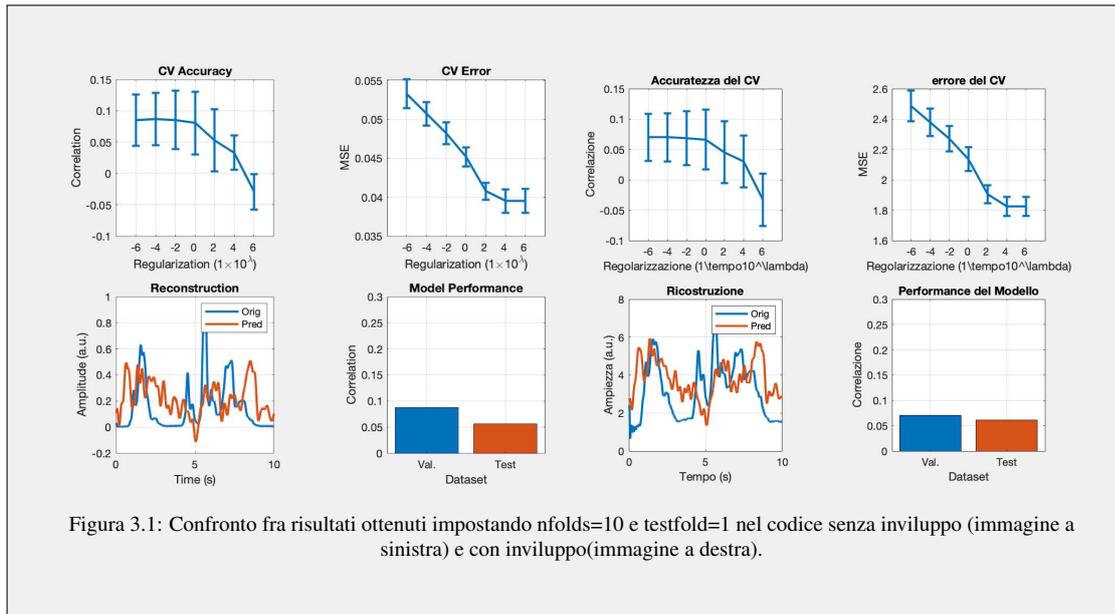


Figura 3.1: Confronto fra risultati ottenuti impostando nfolds=10 e testfold=1 nel codice senza involuppo (immagine a sinistra) e con involuppo (immagine a destra).

Si procede così a modificare la scelta del segmento di test da escludere nella convalida incrociata, scegliendo quello centrale al partizionamento. In figura 3.2 si può notare ad occhio il netto miglioramento del coefficiente di correlazione predetto, che è pari a 0.1557 per il programma che non sfrutta l'involuzione, mentre pari a 0.2005 per il programma che la utilizza. Il primitivo di entrambi i programmi, invece, si mantiene all'incirca sullo stesso valore, anche se, nel programma che utilizza la funzione "mTR-Fenvelope", tale valore si abbassa di una quantità trascurabile. Inoltre, andando ad effettuare considerazioni sulla ricostruzione della risposta neurale, si può notare come, nel programma che sfrutta l'involuppo, l'appiattimento più significativo è presente nel tratto finale del modello generato dall'addestramento. Cosa differente avviene invece per il programma che non lo utilizza, siccome in tale modello si ha una rappresentazione più accurata, scendendo con dei picchi al di sotto dello zero. Infine, i valori di accuratezza e di errore sulla misura dei coefficienti di Pearson primitivi si abbassa di un ordine di grandezza. Tutte queste considerazioni mi permettono così di dire che:

Lemma 1. *Preso un qualsiasi segnale audio, registrato con un canale, e sottoposto ad involuppo temporale, il modello generato dall'allenamento di esso con il segnale EEG del soggetto in ascolto sarà privo del rumore a bassa frequenza dovuta al timbro della voce, permettendo una più accurata correlazione.*

Si va ora ad infittire il partizionamento della traccia e dell'EEG, aumentando il numero dei segmenti a trenta. Il segmento utilizzato per verificare i dati con la predizione, se prima veniva preso centrale alla partizione, con l'infittimento di quest'ultima, si va a

selezionare un segmento al suo intorno. Questo avviene siccome i dati più significativi vengono tagliati fuori e hanno maggior probabilità di trovarsi in un suo intorno vista la

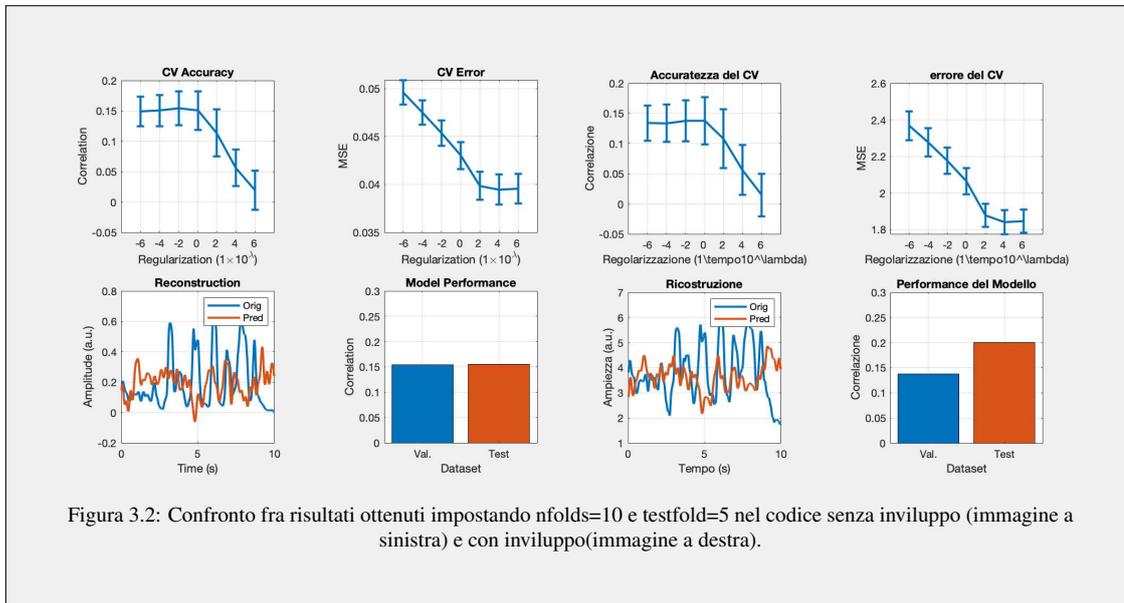


Figura 3.2: Confronto fra risultati ottenuti impostando nfolds=10 e testfold=5 nel codice senza involuppo (immagine a sinistra) e con involuppo (immagine a destra).

limitata lunghezza dei segmenti. Tale considerazione prende valore vista la ristretta lunghezza della registrazione. Il coefficiente di Pearson predetto, per il programma senza involuppo è pari a 0.1177, mentre il programma con involuppo a 0.1842. Le precedenti relazioni rimangono intatte, ovvero, valori per il primitivo ed il predetto molto simili, per il primo, ed un miglioramento del primitivo attraverso la predizione nel secondo, anche se si ha un peggioramento dei coefficienti. Esso, seppur piccolo, non può essere considerato trascurabile, valorizzando la considerazione precedentemente fatta.

Si vuole ora analizzare la ricostruzione, nella quale ci si aspetta un livello di dettaglio maggiore rispetto ai precedenti casi. Infatti, in figura 3.3, si può notare come vengono rilevati una quantità maggiore di picchi e come il segnale predetto assuma un andamento il più verosimilmente regolare, se confrontato con quello in figura 3.1. Siccome i valori dell'accuratezza e dell'errore non sono variati nell'ordine di grandezza dal precedente caso, si può enunciare che:

Lemma 2. *Scelta una partizione relativamente fitta per il set di dati raccolti, e preso il più opportuno segmento di test, la ricostruzione del segnale EEG è tanto più accurata quanto è minore la lunghezza dei segmenti, anche se il valore dei coefficienti di correlazione di Pearson ne risente in piccola parte.*

Per verificare la veridicità di quanto esposto, si va a sovra-aumentare il numero di segmenti con un partizionamento di cinquanta segmenti. Dai grafici mostrati in figura 3.4,

si può notare che, sia per il programma che sfrutta l'involuzione, sia per quello che non la utilizza, la parte finale della ricostruzione del modello viene appiattita. Questo è dovuto al fatto che, rendendo la lunghezza temporale dei segmenti di brevissima durata, la quantità di dati contenuta all'interno del segmento di test è minima e poco indicativa

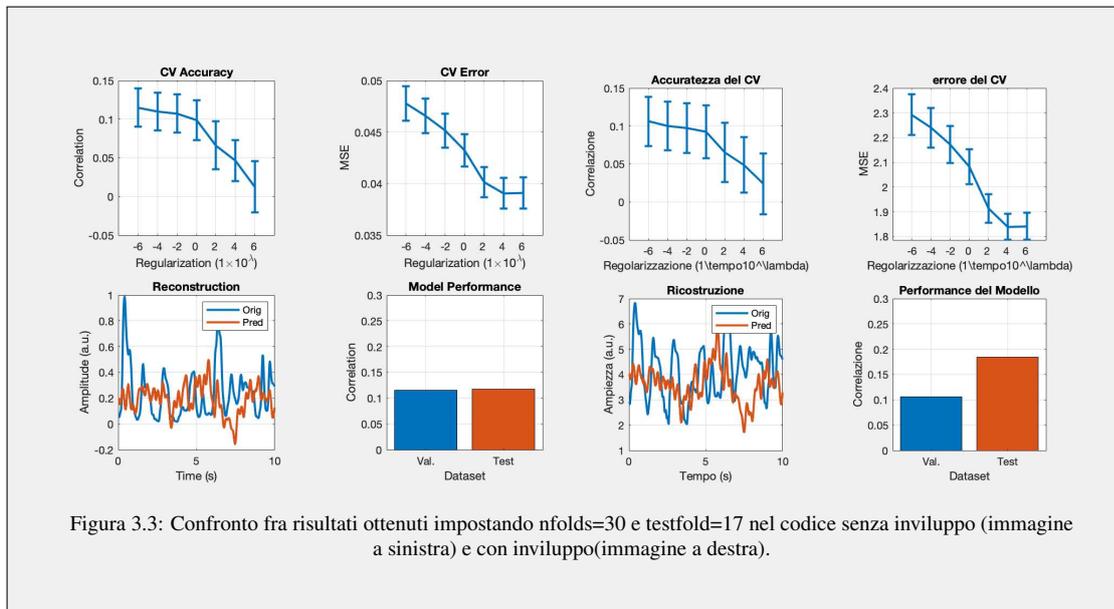


Figura 3.3: Confronto fra risultati ottenuti impostando nfold=30 e testfold=17 nel codice senza involuppo (immagine a sinistra) e con involuppo (immagine a destra).

del tracciato totale. Questo fa in modo che venga valorizzata la mancanza di dati dovuta al termine del campionamento, con un'interruzione anticipata del modello, in questo caso, prima di dieci secondi. Inoltre, la presenza di più picchi sovrapposti è dovuta al fatto che gli errori al confine di ogni finestra temporale vengono sovra-enfaticizzati dalla ridotta durata temporale dei segmenti. L'appiattimento del modello non si ha però nella ricostruzione del modello predetto, anche se avviene comunque un termine anticipato di raffigurazione. Questo viene valorizzato dalla stima dei coefficienti di correlazione di Pearson. Per il programma che non utilizza l'involuppo si ha un coefficiente primitivo pari a 0.0841 e un predetto pari a 0.1951, mentre per il programma che lo sfrutta, sono rispettivamente pari a 0.0761 e 0.3282. In entrambi si può notare come la predizione riesca a ricostruire il segnale nonostante il sovra-partizionamento e i disturbi che ne derivano, riuscendo a valorizzare la correlazione fra i due segnali. In particolare, si può notare come, anche in questo caso, l'utilizzo dell'involuppo temporale riesca ad apportare un miglioramento alla stima della correlazione. I valori dei coefficienti di Pearson predetti si avvicinano ai valori estrapolati con una partizione di dieci segmenti, anche se non sono attendibili per via della ricostruzione da un modello affetto da vari disturbi. In definitiva si può dire quindi che:

Lemma 3. *Il numero di segmenti adatto per il partizionamento è proporzionale alla durata della registrazione dell'EEG.*

Lemma 4. *Un'errata scelta della lunghezza dei segmenti di partizione comporta un disvalore fra i due coefficienti di correlazione di Pearson, tanto più elevato quanto è il sovra-partizionamento. Viceversa per il sotto-partizionamento.*

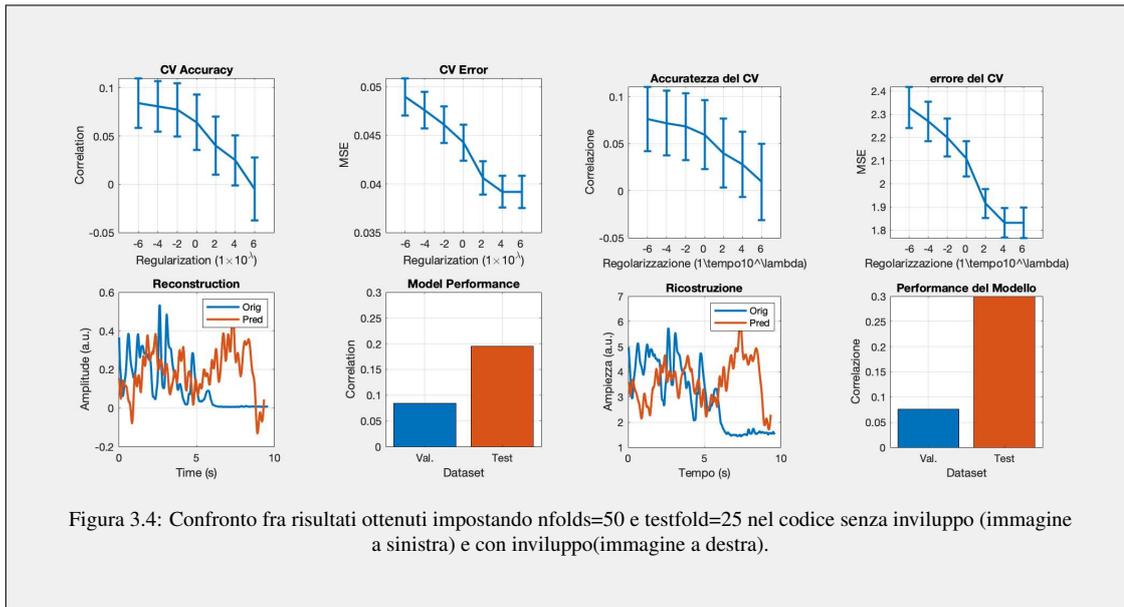


Figura 3.4: Confronto fra risultati ottenuti impostando nfold=50 e testfold=25 nel codice senza involuppo (immagine a sinistra) e con involuppo (immagine a destra).

4. Meccanismi dell'Attenzione Uditiva

L'attenzione è un concetto intuitivo e al tempo stesso enigmatico. Esso implica concetti familiari, come prestare attenzione ad un interlocutore quando parla, ma racchiude in se anche la natura elusiva della coscienza umana, come accade quando la nostra attenzione è così concentrata su un pensiero da non udire il discorso di una persona. Ad un primo esame superficiale può sembrare che l'attenzione sia la stessa cosa del vedere o percepire, ma ad una riflessione più approfondita risulta chiaro che l'attenzione implica qualcosa di più della sensazione e della percezione, benché senza dubbio interagisca con esse. Per esempio, possiamo prestare attenzione a cose diverse dagli input sensoriali: l'attenzione può essere diretta su processi interni mentali, come il prestare attenzione a certi ricordi o l'addizionare mentalmente dei numeri (*Zanichelli, 2009[18]*). Questo carattere introspettivo dell'attenzione è stato colto dai primi psicologi come William James. Egli fa riferimento alla nostra incapacità di concentrare l'attenzione su molte cose allo stesso tempo, quindi agli aspetti selettivi dell'attenzione, sottolineando che le nostre capacità di attenzione sono limitate (*The Principles of Psychology, Volume 1, 1891 [21]*).

4.1 Udito

La sensibilità uditiva umana varia da un minimo di 20 Hz ad un massimo di 20000 Hz. Le cellule acustiche situate verso la base, cioè l'estremità più larga della coclea, sono attivate dai suoni ad alta frequenza, quelle all'estremità opposta, l'apice, sono attivate dai suoni a bassa frequenza. I campi ricettivi di queste cellule hanno estese sovrapposizioni. Inoltre i suoni naturali come quelli del discorso umano sono composti da frequenze complesse, quindi attivano una vasta gamma di cellule acustiche. Lungo tutta la via acustica, i neuroni sono dotati di selettività per la frequenza, nella quale le curve di sensibilità delle cellule possono estendersi su un range molto ampio. La selettività dei campi ricettivi acustici si affina man mano che lo stimolo viaggia lungo il sistema (*Zanichelli, 2009[18]*).

4.2 Attenzione selettiva

L'attenzione selettiva è un meccanismo cerebrale cognitivo che permette di elaborare input, pensieri o azioni rilevanti e allo stesso tempo, di ignorare quelli irrilevanti o distraenti. È possibile suddividere l'attenzione in due grandi categorie: l'attenzione volontaria, o attenzione endogena, e l'attenzione automatica, o attenzione esogena. Per attenzione volontaria si intende la capacità di prestare attenzione a qualche cosa intenzionalmente, mentre il termine attenzione automatica si riferisce a quei fenomeni in cui qualcosa, per esempio un evento sensoriale, cattura la nostra attenzione. Queste due forme dell'attenzione differiscono rispetto alle proprietà e ai meccanismi neurali (Zanichelli, 2011[18]).

4.3 Cocktail party

Nel 1953 lo psicologo inglese E. Cherry si dedicò a studiare il cosiddetto fenomeno del "cocktail party" (*The Cocktail Party Phenomenon, 1953, [6]*). Nello specifico, come accade che, nell'ambiente chiassoso di un cocktail party, una persona riesca a concentrare l'attenzione su una particolare conversazione. Come la nostra esperienza quotidiana ci dimostra, non sempre i suoni più forti sono quelli che udiamo meglio, benché l'intensità del suono abbia una sua influenza. Chi ascolta una conversazione in una situazione di cocktail party deve vincere i suoni più forti presenti nell'ambiente e concentrare l'attenzione sulla conversazione che gli preme. Immaginate di aver appena incontrato ad un party una persona interessante e di stare disperatamente cercando di udire ciò che vi dice, in modo da poter dare risposte brillanti e intelligenti. Quindi, prestate molta attenzione a ciò che dice e cercate di evitare l'interferenza di altri input. L'attenzione selettiva uditiva è il meccanismo che permette di raggiungere questo scopo senza dover mettere la mano intorno all'orecchio, o chiedere alla band di suonare più piano, o zittire gli altri invitati al party. Se invece pensate che il vostro interlocutore sia noioso, potreste scegliere di concentrare l'attenzione su un'altra conversazione, servendovi dell'attenzione nascosta. Per spiegare i dati emersi da ricerche, Donald Broadbent, propose una sua teoria dell'attenzione. In questo modello introduceva il concetto di sistema per l'elaborazione delle informazioni, descritto come un canale dotato di capacità limitata, quindi in grado di contenere solo una certa quantità di informazioni. Quindi i numerosi input sensoriali che possono raggiungere i livelli cerebrali superiori per essere elaborati devono subire una selezione, così che solo gli eventi più importanti riescono a passare. Broadbent descrisse questo meccanismo come una sorta di filtro che poteva lasciar passare l'informazione considerata dai meccanismi attentivi e bloccare l'informazione trascurata (*Perception and Communication, 1958 [5]*). Cherry ed altri studiosi

suoi contemporanei , come Neville Moray, scoprirono che , sebbene il messaggio ignorato non fosse notato quasi mai, tuttavia, se conteneva informazioni sufficientemente rilevanti per i soggetti, spesso essi erano capaci di discriminare e di orientare l'attenzione verso l'informazione di maggiore rilevanza soggettiva (*Selective processes in vision and hearing, 1969 [30]*). Il concetto di intrusione degli stimoli ignorati indusse molti studiosi a ritenere che tutta l'informazione fosse sottoposta ad un certo grado di elaborazione, indipendentemente dal suo accedere o meno alle fasi successive del processo di elaborazione (*Zanichelli, 2009[18]*).

4.4 Ipotesi di selezione precoce e tardiva

Una questione centrale, sollevata dagli esperimenti sull'effetto del cocktail party e della teoria del filtro avanzato da Broadbent, riguarda la fase (o le fasi) di elaborazione degli stimoli in cui i segnali in ingresso possono essere selezionati, oppure respinti, dai processi attentivi. Nascono così le ipotesi contrapposte di selezione precoce e selezione tardiva, con le quali gli psicologi cognitivi hanno cercato di spiegare quel certo grado di elaborazione che anche i segnali apparentemente ignorati possono in realtà ricevere. Ovvero dato che non siamo consapevoli delle conversazioni a cui non abbiamo prestato attenzione, è possibile che semplicemente chiudiamo il filtro agli input irrilevanti, prima che raggiungano il livello della coscienza. Secondo l'ipotesi della selezione precoce, uno stimolo non deve necessariamente subire un'analisi percettiva completa ed essere codificato come informazione semantica o categorica, prima di essere selezionato per l'ulteriore elaborazione oppure respinto come irrilevante. L'idea su cui si incentra l'ipotesi della selezione precoce è che la selezione degli input possa addirittura precedere la conclusione di una minuta analisi percettiva delle caratteristiche elementari dello stimolo. Il concetto di selezione precoce suggerisce, quindi, che questo tipo di attenzione sarebbe potenzialmente in grado di alterare le percezioni, cambiando il modo in cui gli input ignorati sono elaborati in uno stadio molto precoce. L'ipotesi della selezione precoce si contrappone a un'ipotesi alternativa, detta della selezione tardiva, secondo la quale tutti gli input, sia focalizzati che ignorati, sono elaborati in quale misura del sistema percettivo, fino allo stadio di codifica e di analisi semantica. La selezione avverrebbe solo a questo punto, per cui alcuni stimoli sarebbero ammessi a un'ulteriore elaborazione e infine a una rappresentazione cosciente. Questa interpretazione implica che i processi dell'attenzione non possono influenzare le nostre percezioni degli stimoli, alterando i processi del sistema per l'elaborazione senso-percettiva. Ogni selezione avrebbe luogo, piuttosto, a stadi più avanzati dell'elaborazione, stati che coinvolgono decisioni sull'opportunità che gli stimoli abbiano accesso alla coscienza, siano codificati in memoria o avvino una risposta: in questo contesto, il termine decisioni è riferito a processi inconsci, non a una decisione consapevole dell'osservatore. L'ipotesi di se-

lezione precoce, contrapposta a quella di selezione tardiva fu modificata in modo da contemplare la possibilità che l'informazione del canale ignorato potesse passare oltre il filtro, ma in una forma molto attenuata (*Zanichelli, 2009[18]*).

4.5 Processi a capacità limitata

Un aspetto importante nella diatriba selezione precoce/selezione tardiva è il concetto di capacità limitata, derivato dall'osservazione che un sovraccarico di stimoli influenza negativamente le prestazioni umane. Entrambe le ipotesi sulla selezione assumono che, negli esseri umani, quando vi sia un sovraccarico di informazioni, il sistema di processo non riesca a elaborare simultaneamente così tanti input, e quindi si trovi a dover prendere decisioni difficili, in merito a quale sia il prossimo elemento da elaborare. Quando uno stadio del processo è in grado di gestire una quantità di informazioni minore dello stadio precedente, allora nel processo di elaborazione si crea un collo di bottiglia, a livello del quale non tutti gli input riescono a guadagnare l'accesso a quello stadio o a superarlo. L'ipotesi è che ciò avvenga in punti chiave del processo (*Zanichelli, 2009[18]*).

5. Ricostruzione dello Stimolo su Dataset Estesì

Si sposta ora l'attenzione su un dataset con dati raccolti in una finestra temporale maggiore. Il dataset utilizzato è standardizzato e disponibile al pubblico (*Fuglsang, 2018 [16]*). I dati raccolti in esso son stati presi da Ventinove soggetti (13 femmine, 25 destri-mani), di età compresa tra i 19 e i 30 anni. Di questi sono poi stati selezionati diciotto soggetti, tutti studenti con un udito normale auto-riferito e nessuna storia di disturbi neurologici.

Il dataset in questione è rappresentativo di un'ora di discorso registrate da un narratore professionista maschio e una femmina che narrava storie immaginarie. Il materiale vocale è stato registrato in una camera anecoica presso l'Università Tecnica della Danimarca (DTU) e campionato con una frequenza di 48 kHz. Per creare scene uditive rappresentative degli ambienti di ascolto quotidiani, *Fuglsang* ha simulato l'acustica di una stanza leggermente riverberante e di una stanza altamente riverberante. Le storie parlate naturalmente, contenute in "AUDIO.zip" ed i tracciati EEG ricavati per ogni soggetto, contenuti in "EEG.zip", sono entrambi partizionati in 60 segmenti contenenti 50 secondi di registrazione ciascuno. Non sono state registrati i periodi di pausa o le domande a scelta multipla quale i soggetti sono stati sottoposti tra un segmento e l'altro. Il fine è di ricavare la ricostruzione dello stimolo e i coefficienti di Pearson adatti ad avere una corretta interpretazione del livello di correlazione che sussiste fra lo stimolo su cui il soggetto si è focalizzato ("wavA" oppure "wavB") e il tracciato registrato in risposta ad esso. È stato dimostrato che una ricostruzione neurale del segnale vocale può essere utilizzata per decodificare su quale oratore si sta concentrando un ascoltatore con meno di un minuto di dati EEG non mediati (*Mirkovic, 2015 [29]; O'Sullivan, 2015 [35]*). Verranno di seguito descritti i codici di implementazione della ricostruzione dello stimolo e le varie possibilità di codifica.

5.1 Formazione dei dati

I dati devono essere preprocessati per poter eliminare il rumore sovrapposto ad ognuno di essi e poter generare un dataset compatto e funzionale alla ricostruzione e alla valutazione del coefficiente di Pearson. Fuglsang fornisce, oltre alle cartelle "AUDIO.zip" ed "EEG.zip", uno script (preproc_data.m) che sfrutta il toolbox di Matlab Cocoah-toolbox v.0.5 per poter ricavare il segnale audio dalle due tracce audio, filtrarlo ed eliminare dal segnale EEG il rumore sovrapposto, quale EOG e vari artefatti (*scaricabili da Zenodo [14]*). Il dataset generato dallo script preproc_data.m per ogni soggetto è comunque fornito da Fuglsang attraverso la cartella "DATA_preproc.zip", contenente una matrice di dati per ogni soggetto. Ogni matrice, di dimensione 1x1 struct e denominata "data" è formata da:

- **dim**, contenente la matrice che riporta tutti i canali utilizzati per la registrazione dell'EEG di ogni singolo segmento di 50 secondi (66 canali per ogni segmento) ed i canali utilizzati per la registrazione di "wavA" e "wavB";
- **fsample**, contenente la frequenza con la quale sono stati campionati i tre segnali;
- **eeg**, una matrice di dimensione 1x60, contenente quindi i dati di tutti e 60 i segmenti da 50 secondi ricavati da "EEG.zip". Ogni segmento ha dimensione 3200x66, dove le righe contengono tutti i valori registrati per ognuno dei 66 canali (colonne).
- **wavA** e **wavB**, che sono matrici di dimensione 1x60, contenenti i segnali audio (stimolo A e B) ricavati da "AUDIO.zip", uno per ogni segmento. Ogni stimolo A ed ogni stimolo B ha dimensione 3200x1, siccome il canale di registrazione audio è unico, come mostrato in dal valore "dim".

Successivamente alla formazione dei dati, essi vengono estratti dalla matrice di formazione, denominata "data", per poter essere poi elaborati. Vengono presi in esame i dati prodotti dalle registrazioni effettuate sul primo soggetto.

5.1.1 Preprocessamento

La ricostruzione del segnale inizia con il preprocessamento dei dati precedentemente lavorati dal toolbox Cocoah.

```
1. load('DATA_preproc/S1_data_preproc.mat')
```

Attraverso la funzione "load" si carica la matrice "data" del primo soggetto, contenente al suo interno tutti i dati e le informazioni registrate.

```
2. window = 1;
3. comp = log10(2);
4. wavAtrain = cell(length(data.wavA),1);
5. oldFs = data.fs.sample.wavA; newFs = 64;
```

Successivamente si vanno a definire le variabili necessarie per poter eseguire poi l'involuppo dei segnali audio:

- **window** e **comp**, variabili proprie della funzione "mTRFenvelope", descritte nel paragrafo 2.2;
- **wavA**, una variabile inizializzata come un vettore di dimensioni pari alla variabile corrispondente contenuta nella matrice caricata "data". Funge da involucro dei dati dei 60 diversi segnali audio sottoposto ad involuppo, avendo perciò dimensione 1x60 contenente matrici di dimensione 3200x1;
- **oldFs** e **newFs**, dove, nella prima variabile, viene caricata dalla matrice "data" la frequenza di campionamento con la quale è stato campionato il segnale audio, mentre nella seconda viene impostata la frequenza di campionamento del segnale desiderata (impostata a 64 Hz), siccome la funzione "mTRFenvelope" oltre a svolgere l'involuppo, ricampiona i segnali (paragrafo 2.2).

Come mostrato nel capitolo 3, l'involuppo del segnale audio è importante al fine di ottenere una buona ricostruzione della risposta ad esso.

```
6. for i=1:length(data.wavA)
7.     data.wavA{i} = sum(data.wavA{i},2);
8.     wavAtrain{i} = mTRFenvelope(data.wavA{i}, oldFs,
9.     newFs, window, comp);
9. end
```

Vengono qui riportate le stringhe di codice per l'involuppo sul segnale "wavA", speculari a quelle per l'involuppo del segnale "wavB". Si implementa quindi un ciclo for, con contatore i da 1 alla lunghezza di "wavA", la variabile inizializzata precedentemente. All'interno di esso avviene l'involuppo, iterato per ogni segmento contenuto nella matrice "data", infine allocati uno ad uno nella variabile "wavA", riempiendo così gli spazi in essa generati prima del ciclo.

```
10. eegtrain = data.eeg';
```

Infine, siccome la frequenza di campionamento è pari a 64 Hz, estraggo, senza ricampionare, il segnale EEG da "data" nella nuova variabile denominata "eeg".

5.1.2 Partizionamento

In questa fase dello script proposto si aprono due possibilità operative:

1. Mantenere il partizionamento proposto da Fuglsang, ovvero 60 segmenti, ognuno contenente il tracciato EEG di 50 secondi, su cui effettuare le varie operazioni;
2. Effettuare un partizionamento interno ad ogni segmento, trattando quindi ognuno dei 60 elementi come un tracciato EEG a sé stante.

Entrambe condividono la fase di preprocessamento dati. La prima produrrà un coefficiente di correlazione di Pearson media di tutta la registrazione del segnale EEG, mentre la seconda permetterà di estrarre un coefficiente massimo per ognuno dei 60 segmenti. Entrambe le soluzioni verranno affrontate nei capitoli successivi.

5.2 Estrazione del coefficiente di Pearson complessivo

In questo paragrafo vengono mostrate le stringhe di codice che elaborano i singoli tracciati di 50 secondi come segmenti del tracciato complessivo.

5.2.1 Stringhe di partizione

Essendo i tre segnali "wavA", "wavB" ed "eeg" matrici di vettori, la funzione "mTRFpartition" non li riconosce come dati, in quanto in grado di effettuare l'operazione di partizione esclusivamente su vettori o matrici. Siccome non è possibile sfruttare la funzione offerta da mTRFtoolbox e volendo mantenere il partizionamento dato, si deve effettuare manualmente l'estrazione del singolo segmento che verrà successivamente utilizzato come tester.

```
11. wavAtest = wavAtrain{30,:};  
12. wavBtest = wavBtrain{30,:};  
13. eegtest = eegtrain{30,:};
```

Come descritto e mostrato nel capitolo 3, per ottenere una miglior ricostruzione della risposta allo stimolo è preferibile prendere come test il segmento centrale alla partizione. Siccome i segmenti sono sessanta, procedo all'estrazione del trentesimo elemento, collocandone i valori nella variabile appositamente denominata.

Nota: al secondo membro le variabili con suffisso "train" contengono i dati estratti dalla matrice "data".

```
14. wavAtrain(30,:) = [];  
15. wavBtrain(30,:) = [];  
16. eegtrain(30,:) = [];
```

Infine, elimino il segmento utilizzato come test dalla matrice contenente i restanti segmenti, evitando di effettuare allenamento su di esso.

5.2.2 Estrazione coefficiente di Pearson

Per estrarre e valutare il coefficiente di correlazione di Pearson medio di tutto il tracciato, si va ad inizializzare le variabili utili per poter eseguire la convalida incrociata.

```
17. tmin = 0;  
18. tmax = 500;  
19. lambdas = 10.^(-6:2:6);
```

Si definisce quindi il ritardo temporale come la lunghezza adottata da Fuglsang per la generazione del modello (2017 [15]). Inoltre, vengono definiti i valori di regolarizzazione "lambda" definiti da Crosse e Di Liberto [10].

```
20. cvA = mTRFcrossval(wavAtrain,eegtrain,fsample,-1,tmin  
    ,tmax,lambdas,'zeropad',0);  
21. cvB = mTRFcrossval(wavBtrain,eegtrain,fsample,-1,tmin  
    ,tmax,lambdas,'zeropad',0);
```

Si procede quindi alla generazione delle matrici contenenti errori e coefficienti di Pearson, denominate corrispettivamente "cvA" e "cvB", entrambe di dimensione 1x1 struct, contenenti all'interno due matrici:

- **r**, di dimensione 59x7, contenente i valori dei coefficienti di correlazione di Pearson, sette per ognuno dei 59 segmenti di allenamento;
- **err**, di dimensione 59x7, contenete gli errori sul risultato della convalida incrociata, ovvero l'errore per ogni singolo coefficiente.

La matrice "cvA" è dovuta alla convalida incrociata tra i dati di addestramento "wavAtrain" ed "eegtrain", mentre la matrice "cvB", tra "wavBtrain" ed "eegtrain". Entrambe le convalide sono effettuate attraverso un modello all'indietro (backward), siccome viene passato -1 al parametro addizionale "Dir", dato che in fase di ricostruzione può offrire una maggiore sensibilità a importanti differenze di segnale tra i canali della risposta. Può farlo perché l'analisi mappa i dati provenienti da tutti i canali di risposta simulta-

neamente (cioè in modo multivariato) e quindi può riconoscere qualsiasi correlazione intercanale nei dati (Mesgarani, 2009 [27]).

```
22. [rmaxA,idxA] = max(mean(cvA.r));
23. lambdaA = lambdas(idxA);
24. nlambdaA = length(lambdas);

25. [rmaxBm,idxB] = max(mean(cvB.r));
26. lambdaB = lambdas(idxB);
27. nlambdaB = length(lambdas);
```

L'effettiva estrazione del coefficiente di correlazione di Pearson avviene in questa fase. Attraverso l'utilizzo della funzione "mean" si effettua la media fra i sette coefficienti di Pearson estrapolati da ogni segmento, per poi andare a ricercare il massimo fra ognuna di esse attraverso la funzione "max". Il procedimento, quindi, mi produrrà il massimo coefficiente medio ottenuto sull'intero tracciato, salvandolo nel primo campo al primo membro dell'equazione, ovvero in "rmaxA". Il secondo campo invece contiene l'indice del coefficiente di regolarizzazione "lambdaA" che ha generato il coefficiente. Infine, sfrutto tale indice per generare il valore di regolarizzazione come mostrato alla riga 23. Questo approccio è consigliabile perché ciascuno dei modelli dovrebbe in teoria richiedere lo stesso valore di picco per la regolarizzazione, dato che condividono tra loro prove di dati $N - 2$. Ciò garantisce che i modelli si generalizzino bene ai nuovi dati e non siano eccessivamente adattati al segmento di test. Tale approccio funziona al meglio siccome tutte le prove hanno la stessa durata. Il valore di picco ottimale viene identificato come quello che produce in media il valore "r" più alto o il punteggio "MSE" (Mean Squared Error) più basso (M. J. Crosse, 2016 [10]). Il procedimento viene svolto anche sui risultati ottenuti e salvati nella matrice "cvB".

```
28. modelA = mTRFtrain(wavAtrain,eegtrain,fsample,-1,
    tmin,tmax,lambdaA,'zeropad',0);
29. modelB = mTRFtrain(wavBtrain,eegtrain,fsample,-1,
    tmin,tmax,lambdaB,'zeropad',0);
30. [predA,testA] = mTRFpredict(wavAtest,eegtest,modelA,
    'zeropad',0);
31. [predB,testB] = mTRFpredict(wavBtest,eegtest,modelB,
    'zeropad',0);
```

Successivamente, si sfrutta la funzione "mTRFtrain", descritta al paragrafo 2.5.1, per generare i modelli A e B, che andrò a rappresentare dopo la ricostruzione. La regolarizzazione dei modelli lineari può essere implementata in diversi modi, la maggior parte dei quali convergono sulla stessa soluzione e producono prestazioni simili (D. Wong, 2018 [16]). Il metodo utilizzato, nonché il più noto, è quello della regressione dei picchi (ridge regression), che utilizza l'iperparametro "lambdaA", e "lambdaB", per

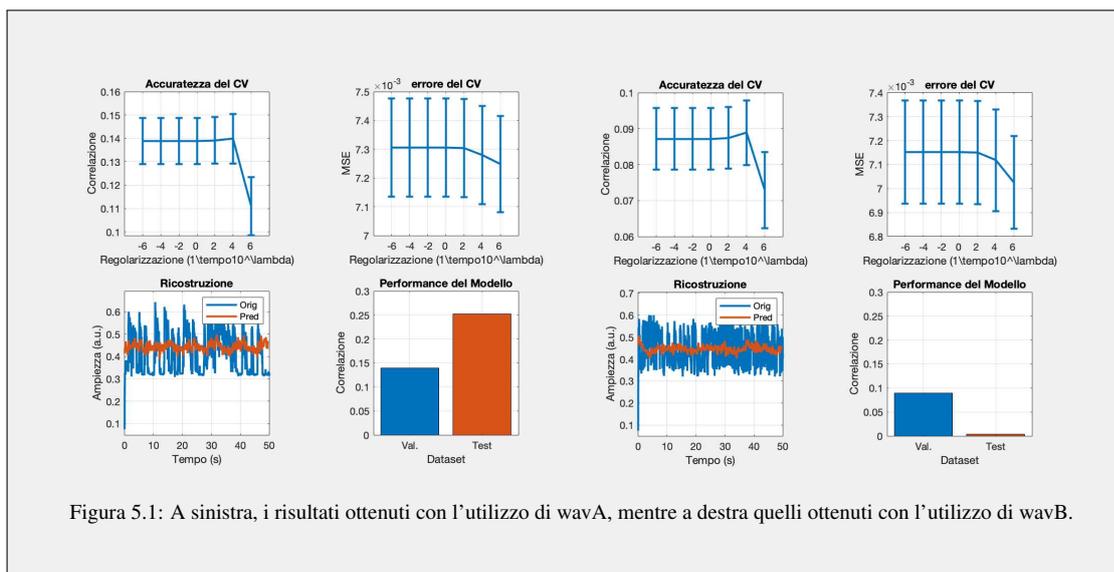


Figura 5.1: A sinistra, i risultati ottenuti con l'utilizzo di wavA, mentre a destra quelli ottenuti con l'utilizzo di wavB.

controllare le correlazioni tra i pesi nel modello. Questo metodo impone un livellamento dei pesi del modello, penalizzando quelli con valori elevati (ovvero il quadrato dei pesi), riducendo la varianza e producendo un modello che generalizza meglio ai nuovi dati. sia "mTRFtrain" che "mTRFpredict" sono impostate come nel paragrafo 3.2. La prima sfrutta i segmenti inizialmente trattenuti nella matrice di destinazione dell'inviluppo, mentre la seconda i segmenti di test insieme al modello generato, producendo la sua predizione.

Dopo aver effettuato la rappresentazione dei risultati, mostrati in figura 5.1, ottenuti attraverso il procedimento di ricostruzione di tutto il tracciato, si può notare come il soggetto preso in esame abbia posto una maggior concentrazione sul narratore A (il professionista) per tutto il tempo di registrazione. Questo è valorizzato dal coefficiente di correlazione di Pearson primitivo, pari a 0.1399, contro 0.0889 prodotto dal confronto con "wavB". I valori predetti, pari a 0.2529 e 0.0032, sono indicativi del coefficiente di Pearson sul rispettivo modello predetto, mostrando la netta differenza di attenzione posta ai due narratori, per tutto il tempo della registrazione. Anche se la ricostruzione sembra non valorizzare la bontà dei coefficienti estrapolati, tale compressione del modello generato dall'addestramento, deriva dall'enorme quantità di dati che volta per volta vengono convalidati incrociatamente. Cosa differente, invece, si nota per la ricostruzione del modello predetto, in grado di rimuovere tale rumore sovrapposto al modello primitivo, valorizzando così la stima della correlazione attraverso Pearson. Inoltre, vista la costanza dei valori di accuratezza della convalida incrociata nell'intervallo di valori "lambda" dato da M. J. Crosse e G. Di Liberto [9] e delle rispettive deviazioni standard di ogni valore, si può dire che il modello ha subito una ottimale regolarizzazione. Vengono raffigurati anche i valori dell'errore della convalida incrociata che, essendo dell'ordine di grandezza di 10^{-3} e con un elevato grado di linearità, danno un'ulteriore stima della bontà dei coefficienti estrapolati e delle ricostruzioni dei modelli ottenuti.

5.3 Estrazione del coefficiente di Pearson di ogni segmento

In questo paragrafo vengono mostrate le stringhe di codice che elaborano ognuno dei singoli tracciati EEG come un tracciato a sé stante.

5.3.1 Stringhe di partizione

A differenza della precedente partizione, che viene effettuata manualmente, in questo caso è possibile sfruttare la funzione "mTRFpartition", siccome si utilizzano come dati i vettori all'interno delle matrici. Così, si procede ad impostare i segmenti con la quale dividere ogni singolo tracciato (nfold) e il segmento di verifica da estrarre da essi (testfold), sempre preso centrale alla partizione.

```
11. nfold = 10;
12. testfold = 5;
13. for i=1:length(data.wavA)
14. [wavAtrain{i}, eegAtrain{i}, wavAtest{i}, eegAtest{i}] =
    mTRFpartition(wavA{i}, eeg{i}, nfold, testfold);
15. [wavBtrain{i}, eegBtrain{i}, wavBtest{i}, eegBtest{i}] =
    mTRFpartition(wavB{i}, eeg{i}, nfold, testfold);
16. end
```

siccome i due segnali audio "wavA" e "wavB" sono matrici, di dimensione 1x60, di vettori 3200x1 ed il segnale di risposta è salvato in una matrice, di dimensione 1x60, di vettori 3200x66, denominata "eeg", si implementa un ciclo for per poter partizionare ogni singolo vettore. Viene così impostata così la variabile contatrice "i" da 1 alla lunghezza di uno dei tre segnali ed all'interno del ciclo si esegue la funzione "mTRFpartition", sia per il segnale A che B. A differenza di quanto mostrato al paragrafo 5.2.2, le variabili di output sono matrici di dimensione 1x60 contenute i vettori di ogni i-esimo tracciato. Ognuno di essi viene selezionato all'interno della funzione da una parentesi graffa, contenente la variabile contatrice che si incrementa ad ogni ciclo.

5.3.2 Estrazione coefficiente di Pearson

Per estrarre e valutare il coefficiente di correlazione di Pearson massimo di ogni singolo tracciato, si vanno ad inizializzare le variabili utili per poter eseguire la convalida incrociata.

```

17. tmin = 0;
18. tmax = 300;
19. lambdas = 10.^(-6:2:6);

```

Vengono così definiti i ritardi (trattati nel paragrafo 2.4.1) e i valori di regolarizzazione nel vettore denominato "lambdas", definiti da M. J. Crosse e G. Di Liberto [10].

```

20. for i=1:length(data.wavA)
21.     cvA{i} = mTRFcrossval(wavAtrain{i}, eegAtrain{i},
        newFs, -1, tmin, tmax, lambdas, 'zeropad', 0);
22.     cvB{i} = mTRFcrossval(wavBtrain{i}, eegBtrain{i},
        newFs, -1, tmin, tmax, lambdas, 'zeropad', 0);
23. end

```

Si procede quindi alla generazione delle matrici contenenti errori e coefficienti di Pearson, denominate rispettivamente "cvA" e "cvB", entrambe di dimensione 1x60, con all'interno, per ogni i-esimo elemento, una matrice 1x1 struct formata da due matrici:

- **r**, di dimensione 9x7, contenente i valori dei coefficienti di correlazione di Pearson, sette per ognuna delle nove partizioni di allenamento di un singolo elemento segmento;
- **err**, di dimensione 9x7, contenente l'errore sul risultato della convalida incrociata, ovvero l'errore per ogni singolo coefficiente.

La matrice "cvA" è dovuta alla convalida incrociata tra gli i-esimi dati delle matrici d'addestramento "wavAtrain" ed "eegtrain", mentre la matrice "cvB" tra "wavBtrain" ed "eegtrain". Per poter validare le partizioni di ogni singolo tracciato "i" è stato implementato un ciclo for. Le convalide incrociate sono state entrambe effettuate attraverso un modello all'indietro, siccome viene passato "-1" al parametro addizionale "Dir".

```

24. nlambda = length(lambdas);
25. rmaxA = 0;
26. rmaxB = 0;
27. kA = 0;
28. kB = 0;

```

Si procede quindi a inizializzare le variabili che nel prossimo passo verranno utilizzate per l'effettiva estrazione del coefficiente di correlazione di Pearson massimo di ogni tracciato. Inizializzo così "rmaxA" e "rmaxB", ovvero le variabili che conterranno il massimo valore tra tutti i coefficienti estratti. In seguito, "kA" e "kB", che conterranno invece la posizione del tracciato dalla quale sarà estratto il corrispettivo "rmax".

```

29. for i=1:length(cvA)
30.     [rmaxAs{i},idxAs{i}] = max(mean(cvA{1,i}.r));
31.     lambdaA{i} = lambdas(idxAs{i});
32.     if rmaxA<abs(rmaxAs{i})
33.         rmaxA = abs(rmaxAs{i});
34.         kA = i;
35.     end
36.     [rmaxBs{i},idxBs{i}] = max(mean(cvB{1,i}.r));
37.     lambdaB{i} = lambdas(idxBs{i});
38.     if rmaxB<abs(rmaxBs{i})
39.         rmaxB = abs(rmaxBs{i});
40.         kB = i;
41.     end
42. end

```

Si implementa così un ciclo for con variabile contatrice "i" da 1 alla lunghezza di "cvA" e, come illustrato al paragrafo precedente, si utilizzano le funzioni "mean" e "max" per ricavare l'i-esimo coefficiente di Pearson massimo. Inoltre, la funzione "mean" deve prendere in ingresso il campo denominato "r", appartenente alla matrice di dimensione 1x1 struct all'interno di ognuna delle sessanta celle della matrice "cvA". A questo scopo viene utilizzato il formalismo "cvA{1,i}.r", in grado di scorrere lungo la medesima matrice, selezionandone il contenuto. Tale procedimento è iterato per ogni tracciato della registrazione totale, grazie al progressivo aumentare della variabile contatrice.

Successivamente si implementa un blocco condizionale if nella quale, se la variabile "rmaxA", posta inizialmente a zero, dovesse essere minore del modulo del coefficiente i-esimo massimo, estratto dal ciclo ricorrente, sovrascrive la variabile con quest'ultimo valore e salva in "kA" la variabile contatrice, rappresentante la posizione di tale valore. Una volta terminata l'estrazione di ognuno dei coefficienti di correlazione (salvati nel vettore "rmaxAs"), si avranno sia i coefficienti massimi di ognuno dei sessanta tracciati, sia il massimo tra questi (nella variabile "rmaxA"), con tanto di posizione (nella variabile "kA"). Questo procedimento viene implementato all'interno del ciclo for anche per il segnale audio prodotto dalla narratrice B.

```

43. modelA = mTRFtrain(wavAtrain{kA},eegAtrain{kA},newFs ,
                    -1,tmin,tmax,lambdaA{kA},'zeropad',0);
44. modelB = mTRFtrain(wavBtrain{kB},eegBtrain{kB},newFs ,
                    -1,tmin,tmax,lambdaB{kB},'zeropad',0);
45. [predA,testA] = mTRFpredict(wavAtest{kA},
                              eegAtest{kA},modelA,'zeropad',0);
46. [predB,testB] = mTRFpredict(wavBtest{kA},
                              eegBtest{kA},modelB,'zeropad',0);

```

Infine, genero i modelli e le loro predizioni, per poter poi rappresentare adeguatamente la ricostruzione del segnale. Questi, dato che le ricostruzioni rappresentate sono specifiche del singolo coefficiente massimo fra tutti i tracciati della registrazione totale, per A e per B, sfruttano le posizioni estrapolate per selezionare le partizioni del i -esimo tracciato. Viene quindi implementato identicamente per il segnale A, il segnale B, attraverso l'utilizzo di "kB". Siccome il soggetto ha mostrato precedentemente un maggior coefficiente di Pearson complessivo sulla traccia del narratore A, rispetto a quella della narratrice B, vengono rappresentati ora, in figura 5.2, i coefficienti di correlazione nella posizione in "kA", sia dalla matrice "cvA" che da "cvB". È interessante notare come la posizione salvata in tale matrice riguardi il sessantesimo tracciato della registrazione e che, in esso, si abbia per la correlazione con la traccia A un coefficiente di 0.3281, in linea con la sua predizione, pari a 0.4317. Invece, attraverso la correlazione dell' EEG con la traccia B, il coefficiente di correlazione, mostrato a destra, è pari a 0.1351, mentre la predizione di quest'ultimo, a 0.0122. Questi valori valorizzano l'assunto fatto al precedente paragrafo, anche se non specifici di tutta la registrazione, ma solamente di uno fra i sessanta tracciati disponibili, nonché l'ultimo. Per completezza e verifica, in figura 5.3, viene utilizzata la posizione salvata nella variabile "kB", rappresentante la posizione del massimo coefficiente ottenuto dalla correlazione tra l'EEG e la traccia della narratrice B. Tale posizione è relativa al trentatreesimo tracciato della registrazione e mostra come il coefficiente di Pearson preso da "cvB", pari a 0.2728, abbia un valore maggiore del coefficiente estratto da "cvA", che è pari a 0.0152. Tale relazione viene, avvalorata dalle loro predizioni, rispettivamente del valore di 0.2590 e di 0.0830, mostra come, verso la metà della registrazione, il soggetto abbia spostato la sua attenzione sulla traccia considerata nel precedente tracciato come quella di disturbo.

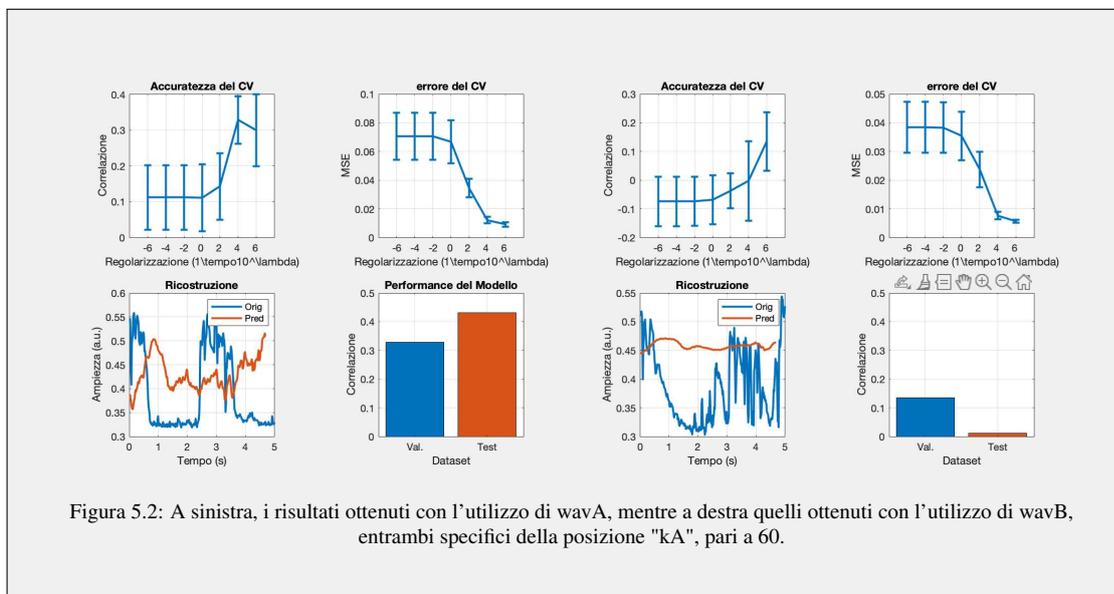
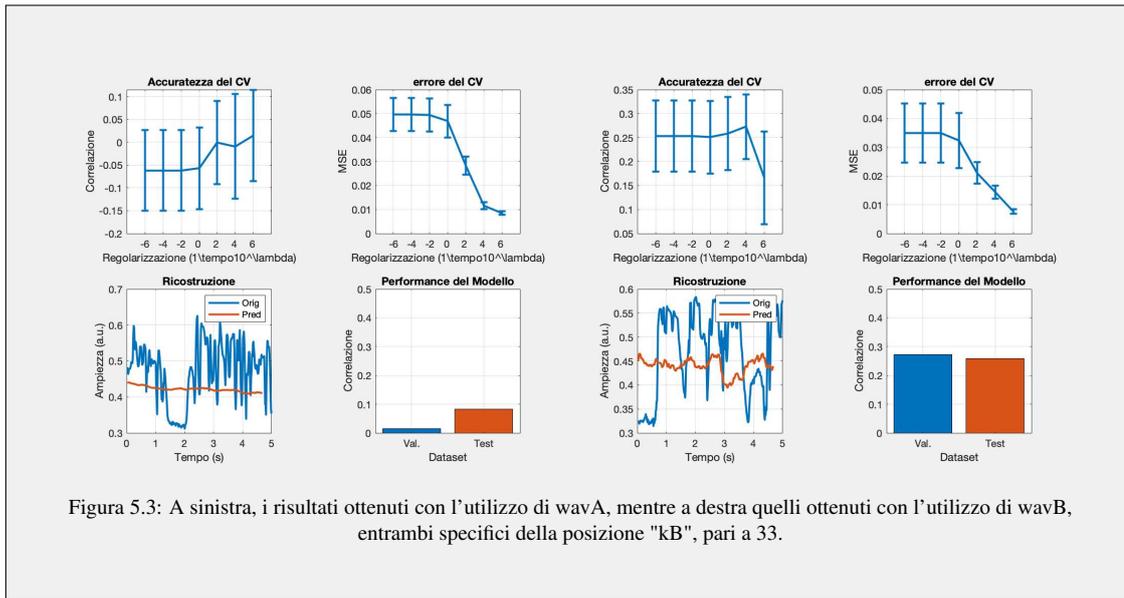


Figura 5.2: A sinistra, i risultati ottenuti con l'utilizzo di wavA, mentre a destra quelli ottenuti con l'utilizzo di wavB, entrambi specifici della posizione "kA", pari a 60.



5.4 Differenze e scelte operative

Dai risultati precedentemente ottenuti sull'estrazione del coefficiente di Pearson complessivo e del coefficiente di ogni singolo tracciato, si evincono sostanziali differenze per quanto riguarda la formazione del coefficiente stesso, ma anche per quanto riguarda la ricostruzione. Nel primo caso, mostrato al paragrafo 5.2, si può notare come la ricostruzione, in fase di rappresentazione, si porti dietro anche una parte dovuta a disturbi. Questi disturbi possono essere causati sia da una ricostruzione, che non sfrutta complessi meccanismi di regressione, sia dal fatto che ognuno dei sessanta tracciati, registrati con pause fra di essi, sono molto variabili fra di loro. È così che la rappresentazione, nel primo caso, viene raffigurata più per motivi di completezza che di studio. Cosa differente avviene nel secondo caso, descritto al paragrafo 5.3, dove la raffigurazione della ricostruzione sembra essere priva di rumore e, per questo, maggiormente leggibile. In questo caso la rappresentazione, anche se priva di significato anatomico, può essere valorizzata anche senza complessi meccanismi di regressione. Le due soluzioni, invece, per quanto riguarda il coefficiente di correlazione di Pearson, sia quello primitivo (mostrato dalla barra blu), che quello predetto, e quindi ottimizzato dall'algoritmo (la barra arancione), oltre ad essere rappresentativi di due situazioni differenti, possono portare a differenti studi sul grado di attenzione a stimoli uditivi in un contesto denominato cocktail party. In questa maniera, si può dimostrare che i due programmi offrono differenti opportunità:

1. Il **Pearson complessivo**, trova spazio come indicatore dell'attenzione media, posta in questo caso, per un'ora sul narratore A e sul narratore B. Esso può fornire quindi uno strumento per comprendere in che quantità è stata posta l'attenzione e su che stimolo fra i molteplici, orientando così l'utilizzo del secondo;

La media dei valori contenuti nella matrice "rmaxAs", che racchiude il coefficiente massimo, validato con lo stimolo audio del narratore A (il professionista), di ognuno dei sessanta tracciati EEG è approssimativamente pari al coefficiente complessivo primitivo (barra blu nel paragrafo 5.2). La relazione descritta fra la media dei singoli coefficienti predetti ed il coefficiente complessivo predetto, però, non viene mantenuta (0.4317 prodotta dai singoli, 0.2529 dal complessivo). Il miglioramento dei coefficienti primitivi mi porta, in questo caso, a fuorviare il significato del dato dell'attenzione media, anche se può essere usato come indicatore di dove è stata posta maggiormente attenzione. A parità di coefficiente complessivo medio:

- Se il coefficiente primitivo ha ricevuto un aumento, la maggior parte dell'attenzione in ogni tracciato è stata posta su tale ascoltatore;
- Se il coefficiente primitivo ha ricevuto un peggioramento, il narratore è visto come un elemento di distrazione dall'altro.

Tale considerazione è valorizzata dalla sua ricostruzione. Infatti la narratrice B è portatrice di maggior disturbo nella sua ricostruzione rispetto che il narratore A. Questo porta all'ipotesi che l'ascoltatore, al completamento della registrazione di tutti i tracciati, parlerà più volentieri delle storie narrate da A, o, per lo meno, siano le più limpide nei suoi ricordi.

2. Il **Pearson singolare** trova spazio come vero e proprio strumento per l'analisi dell'attenzione posta durante una registrazione continua. Esso fornisce una quantità della correlazione fra lo stimolo e la risposta, su ognuno degli stimoli a cui è sottoposto l'ascoltatore.

Essendo l'ascoltatore sottoposto a più stimoli ed il suo tracciato EEG partizionato, esso va a riconoscere il grado di correlazione fra la traccia audio ed ogni partizione, per poi andare a migliorare tale risultato con la predizione. Rimane intatta la precedente considerazione sul miglioramento o peggioramento del coefficiente in base al grado di attenzione posto. La predizione, in questo caso, può permettere la valutazione di eventuali disturbi in base ai valori contenuti in ogni grafico. Questa trattazione sarà approfondita nel capitolo 7.

6. Disturbo dell'Attenzione

In questo capitolo viene introdotto il disturbo da Deficit dell'Attenzione ed Iperattività, una patologia neuropsichiatrica che insorge nei bambini in età evolutiva, ovvero su soggetti di età compresa fra i 4 ed i 18 anni. L'ADHD, studiata fin dagli inizi del secolo scorso, risulta essere il disturbo neurobiologico più studiato in pediatria. Essa consiste in un'alterazione dello sviluppo neuro-psichico del bambino e dell'adolescente, caratterizzato da iperattività, impulsività ed incapacità a concentrarsi, che si manifesta generalmente prima dei 12 anni d'età (*Mina K. Dulcan, 2012 [12]*).

6.1 ADHD

il disturbo da deficit dell'attenzione ADHD è stata descritta clinicamente e definita nei criteri diagnostici e terapeutici per la prima volta dagli psichiatri e dai pediatri statunitensi nel "Diagnostic and Statistic Manual of Mental Disorders", il manuale pubblicato dalla American Psychiatric Association (APA 1994), utilizzato come referenza psichiatrica a livello internazionale (DSM-IV [4]). Secondo il DSM-IV, l'ADHD è caratterizzato da due gruppi di sintomi definibili come inattenzione e impulsività/iperattività. L'inattenzione si manifesta come scarsa cura per i dettagli ed incapacità a portare a termine le attività intraprese: i bambini sono costantemente distratti, evitano di svolgere attività che richiedono attenzione per i particolari o capacità organizzative, perdono frequentemente oggetti significativi o si dimenticano di attività importanti. L'impulsività, invece, si manifesta come impossibilità ad organizzare azioni complesse con tendenza al rapido cambiamento da un'attività all'altra e difficoltà ad aspettare il proprio turno ad un gioco o in situazioni di gruppo. L'impulsività è a volte associata all'iperattività: questi bambini hanno difficoltà a rispettare le regole, i tempi e gli spazi dei coetanei, a scuola trovano spesso difficile rimanere seduti. Tali sintomi non sono causati da ritardo mentale ma da difficoltà nell'autocontrollo e nella capacità di pianificazione (*Carl C. Bell, 1994 [4]*). Invece, Sulla base dei criteri del manuale diagnostico DSM-V [2], si possono distinguere tre manifestazioni di ADHD:

1. ADHD con disattenzione predominante;
2. ADHD con iperattività/impulsività predominanti;
3. ADHD combinato.

Essa può quindi presentarsi in tre forme distinte che spesso hanno caratteristiche anche molto diverse tra loro. Ad esempio, in chi presenta la variante con predominanza di disattenzione, che ha pochi sintomi, o nessuno, di iperattività, irrequietezza e impulsività, l'ADHD potrebbe non notarsi. Ciononostante, può essere ugualmente compromettente (*Kenneth D. Gadow, 2004 [17]*). È possibile che col passare degli anni la diagnosi di ADHD evolva e passi da una manifestazione all'altra (*Jonathan Williams, 2005 [50]*). L'ADHD è oggi noto che sia originato da un difetto evolutivo nei circuiti cerebrali che stanno alla base dell'inibizione e dell'autocontrollo, in particolare nella corteccia prefrontale e nei nuclei della base (*Michele de Matthaeis, 2016 [25]*). Evidenze genetiche e neuro-radiologiche giustificano oggi la definizione psicopatologica del disturbo quale disturbo neurobiologico della corteccia prefrontale e dei nuclei della base che si manifesta come alterazione nell'elaborazione delle risposte agli stimoli ambientali (*Swanson, 1998 [45]*).

6.1.1 Come viene identificata

Secondo le linee guida nazionali, europee e internazionali, non esistono strumenti diagnostici specifici per valutare l'ADHD e la lettura tradizionale dell'EEG standard non ha valore nella diagnosi dell'ADHD. Esistono però vari esami diagnostici. Una diagnosi adeguata necessita di un'indagine di tipo medico, neuro-psicologico, educativo e sociale e si deve basare su un'anamnesi e una valutazione completa del bambino e non solo sulla presenza di uno o più dei sintomi. La diagnosi di ADHD si basa sulla classificazione del DSM-IV o sulla classificazione dell'ICD-10 (International Classification of Diseases) dell'OMS. Per una valutazione accurata del bambino, la diagnosi deve essere effettuata da specialisti della salute mentale dell'età evolutiva, con specifiche competenze sulla diagnosi e terapia dell'ADHD e sugli altri disturbi che possono mimarne i sintomi o che possono associarsi ad esso. È estremamente importante che il processo di valutazione, condotto dai medici specialisti, raccolga le informazioni sul comportamento e la compromissione funzionale del bambino da fonti multiple attraverso le interviste/colloqui con genitori, parenti, insegnanti o altre persone che interagiscono con il bambino (*Dulcan, 2012 [12]*), al fine di escludere altre cause psichiatriche o ambientali che possono eventualmente giustificare la sintomatologia clinica. Già a partire dal percorso diagnostico, è essenziale la partecipazione-comunicazione del pediatra di famiglia referente per la salute del bambino. Devono anche essere sempre considerati sia i fattori culturali sia l'ambiente di vita (*Società Italiana di Neuropsichiatria [34]*).

6.2 Percorso diagnostico

Prima dell'età scolare è difficile riconoscere il disturbo, a causa dell'ampia variabilità comportamentale all'interno della norma. Per potere formulare diagnosi di ADHD è importante valutare l'intensità dei comportamenti che devono provocare un disadattamento nel contesto sociale in relazione al livello di sviluppo e alle caratteristiche culturali dell'ambiente. Il disturbo deve essere persistente e non transitorio per motivi di vita intercorrente. Il disturbo deve essere pervasivo, ed evidenziarsi in diversi contesti: scuola o lavoro, famiglia e ambulatorio. Deve essere significativamente compromesso il funzionamento sociale, scolastico e/o lavorativo. Sono indispensabili:

1. Colloquio;
2. Osservazione clinica tesa all'evidenziazione delle aree disfunzionali;
3. Strumenti diagnostici testistici per la diagnosi differenziale;
4. Strumenti diagnostici testistici specifici: DIVA (Intervista Diagnostica per l'ADHD Negli Adulti) e ASRS (The World Health Organization Adult ADHD Self-Report Scale).

La valutazione neuropsicologica, invece, può essere utile anche per la valutazione nel follow-up dell'efficacia degli interventi terapeutici.

- TMT (Trail Making Test A e B);
- ToL (Torre di Londra);
- WCST (Wisconsin card sorting test);
- WAIS IV (Wechsler Adult Intelligence Scale – Fourth Edition);

Viene preso in oggetto il processo diagnostico utilizzato dalla regione Emilia-Romagna, descritto sul portale regionale (*Regione Emilia Romagna [38]*).

6.2.1 Diva

Il requisito più importante per la diagnosi è che l'insorgenza dei sintomi dell'ADHD si verifichi durante l'infanzia, e che tale sintomatologia continui a persistere fino al momento della valutazione attuale. I sintomi devono essere associati ad una compromissione funzionale clinica o psicosociale significativa, che incide su due o più ambiti di vita (DSM-IV-TR [1]). Dal momento che l'ADHD negli adulti è una condizione cronica che inizia nell'infanzia, è necessario valutare i sintomi, lo sviluppo e il relativo

livello di compromissione funzionale nel corso della infanzia/fanciullezza, utilizzando una intervista retrospettiva volta ad indagare i comportamenti relativi a quel periodo di vita. Ove possibile, l'informazione raccolta dal paziente andrebbe integrata dalle persone significative che conoscevano il soggetto quando era bambino (generalmente i genitori o parenti stretti). La DIVA è divisa in tre parti, ognuna delle quali è rivolta sia all'infanzia/fanciullezza che all'età adulta, e contiene:

- I criteri per il Deficit di Attenzione (A1)
- I criteri per l'Iperattività/Impulsività (A2)
- L'età di insorgenza e il disfunzionamento causato dai sintomi dell'ADHD.

Si comincia con la prima serie dei criteri DSM-IV per il Deficit di attenzione (A1), e si prosegue con la seconda serie dei criteri per L'iperattività/impulsività (A2). Si indaga ognuno dei 18 criteri uno alla volta (nove per ciascuno). Per ciascun criterio, va indagato se il partner o il membro della famiglia è d'accordo o può fornire ulteriori esempi dei problemi relativi ad ogni singolo criterio. Generalmente, il partner relaziona in riferimento all'età adulta, mentre il familiare (solitamente il genitore o un parente di età maggiore del soggetto) riferisce sull'infanzia/fanciullezza. Lo specialista deve utilizzare il proprio giudizio clinico per valutare le risposte più accurate. Se una risposta è in contrasto con un'altra, la regola generale prevede che il paziente sia solitamente la fonte migliore di informazione. Per ogni criterio, l'esaminatore deve decidere in base al suo giudizio clinico sulla sua presenza o assenza in entrambe le fasi della vita, prendendo in considerazione l'informazione proveniente da tutte le parti coinvolte. Se l'informazione collaterale non può essere ottenuta, la diagnosi si dovrebbe basare sui soli ricordi del paziente (*Regione Emilia Romagna [38]*). Perché un sintomo possa essere attribuito all'ADHD, esso deve presentare un decorso cronico e non episodico. I sintomi di inattenzione che vengono valutati sono (*J.J.S. Kooij [22]*):

1. Scarsa cura per i dettagli, errori di distrazione;
2. Labilità attentiva;
3. Sembra non ascoltare quando si parla con lui/lei;
4. Non segue le istruzioni, non porta a termine le attività;
5. Ha difficoltà ad organizzarsi;
6. Evita le attività che richiedano attenzione sostenuta (compiti etc.)
7. Perde gli oggetti
8. E' facilmente distraibile da stimoli esterni
9. Si dimentica facilmente cose abituali

Di questi nove sintomi che vengono indagati attraverso il test, un'analisi sul coefficiente di Pearson può permettere di valutare tre di essi, ovvero il secondo, il sesto e l'ottavo. Per poter diagnosticare al paziente tale disturbi si ha la necessità di riscontrare sei o più sintomi nell'arco temporale di sei mesi.

7. Valutazione della Relazione fra Attenzione e Pearson

In questo capitolo verrà affrontato il problema di definire una scala per i valori primitivi ed i valori predetti, ma anche quello di attribuire un giusto significato ai due. Come detto in precedenza, al paragrafo 5.4, il valore del coefficiente di correlazione di Pearson primitivo può essere usato come misura dell'attenzione, mentre il predetto come valutazione della traccia, se di disturbo o di ascolto. Ma è valida come interpretazione? Per analizzarli, si utilizzano i due programmi descritti nel capitolo 5, riformulati appositamente per ricavare delle tabelle con all'interno i dati rilevanti.

7.1 Analisi delle medie

Vengono valutati per primi i valori medi, generati sia con il programma descritto a paragrafo 5.2 sia con il programma descritto a paragrafo 5.3, dalla quale noto subito che, i valori medi per la traccia audio prodotta dalla narratrice della storia di fantasia, sono sempre minori dei valori medi prodotti dalla traccia del narratore professionista. Questo va a comportare che, come detto nel paragrafo 5.4, la narratrice B viene considerata dai soggetti come un disturbo, siccome si focalizzano tutti maggiormente sulla storia del narratore professionista. Se si pone l'attenzione sui singoli valori, si può notare come i valori medi calcolati attraverso il programma descritto a paragrafo 5.2, salvati in "comprmaxA" e "comprmaxB", differiscono dai valori medi calcolati sui singoli tracciati, in "MedA" e "MedB". I primi infatti hanno un significato neuroscientifico, siccome generati da una diversa partizione del tracciato e quindi calcolati in maniera diretta ai dati, mentre i secondi preservano un significato puramente matematico, siccome calcolati indirettamente. Inoltre, non sempre il valore predetto del coefficiente primitivo maggiore aumenta, ma può anche diminuire, e se uno diminuisce, spesso l'altro aumenta.

	comprmaxA	comppredA	comprmaxB	comppredB	MedA	MedB
S1	0.1399	0.2507	0.0889	0.0032	0.1402	0.1167
S2	0.1482	0.0095	0.0683	0.2057	0.1427	0.1194
S3	0.1925	0.3189	0.0559	0.1290	0.1340	0.1163
S4	0.2036	0.1839	0.0612	0.0570	0.1493	0.1073
S5	0.1276	0.2536	0.0451	0.2251	0.1316	0.1127
S6	0.1138	0.0380	0.0017	0.1170	0.1079	0.1062
S7	0.2427	0.1928	0.0809	0.0890	0.1714	0.1173
S8	0.2344	0.1518	0.0759	0.0085	0.1567	0.1127
S9	0.1238	0.1044	0.0372	0.0362	0.1168	0.1177
S10	0.1044	0.1657	0.0268	0.1036	0.1075	0.1077
S11	0.1171	0.0463	0.0428	0.1198	0.1017	0.1149
S12	0.1078	0.0072	0.0496	0.1331	0.1291	0.1248
S13	0.1468	0.1968	0.0425	0.2231	0.2194	0.1134
S14	0.1634	0.3155	0.0641	0.0077	0.1254	0.1107
S15	0.1819	0.1811	0.0481	0.1299	0.1423	0.1122
S16	0.1628	0.1143	0.0784	0.1759	0.1217	0.1177
S17	0.1779	0.2095	0.0151	0.0158	0.1476	0.1020
S18	0.1619	0.1325	0.0127	0.0091	0.1363	0.1059

Figura 7.1: Tabella dei valori di ogni soggetto (da S1 a S18), dove: "comprmax" e "comppred" sono il coefficiente medio primitivo e predetto calcolati con lo script a paragrafo 7.2, mentre "Med" e "Medpred" sono calcolati dalla media dei valori dei singoli tracciati di 50 secondi.

Sono pochi i casi nella quale la predizione migliora o peggiora entrambi i valori medi. Questo va a conferma della tesi esposta al paragrafo 5.4, ovvero che la predizione ha un significato slegato dal coefficiente di Pearson medio. Si può infine notare come ognuno dei coefficienti, mostrati nella tabella in figura 7.1, non superi il valore di 0.32. Questa osservazione può tornare utile al fine di costruire una potenziale scala di correlazione.

7.2 Possibile scala

Si sposta ora l'attenzione sui valori dei singoli tracciati al fine di trovare una relazione coi valori medi. Siccome il fine ultimo, oltre a quello di risalire al significato del coefficiente primitivo e del predetto, è quello di costruire una scala per i due valori, si rappresentano i valori minimi e massimi ottenuti nelle sessanta ricostruzioni da 50 secondi. Nella tabella in figura 7.2, si può notare come, in certi casi il valore di "rmaxA" può essere minore di "rmaxB", nonostante la storia della narratrice viene sempre considerata come disturbo, e mostrando come nei singoli tracciati non viene mantenuta linearità con il significato della media. Inoltre, guardando gli indici, i coefficienti primitivi massimi e minimi sono quasi sempre slegati dai massimi e minimi predetti. Un valore alto primitivo non implica un valore alto predetto.

	rmaxA		rminA		rmaxpredA		rminPredA		rmaxB		rminB		rmaxpredB		rminPredB	
	val	indx	val	indx	val	indx	val	indx	val	indx	val	indx	val	indx	val	indx
S1	0.3281	60	0.0030	40	0.8073	34	0.0086	28	0.2728	33	0.0046	1	0.6491	8	0.0008	52
S2	0.3633	39	0.0026	25	0.6925	40	0.0092	29	0.2655	11	0.0007	12	0.6641	25	0.0057	54
S3	0.3429	27	0.0077	50	0.6972	49	0.0025	46	0.2891	60	0.0008	22	0.6489	52	0.0031	30
S4	0.4255	36	0.0082	58	0.7381	23	0.0017	3	0.3095	6	0.0007	47	0.5500	3	0.0308	48
S5	0.3196	16	0.0085	7	0.7693	9	0.0059	27	0.3124	40	0.0186	43	0.7738	18	0.0012	37
S6	0.2880	44	0.0062	43	0.6474	11	0.0046	13	0.2992	40	0.0033	15	0.5723	36	0.0033	15
S7	0.4066	44	0.0014	4	0.8536	35	0.0060	17	0.2924	11	0.0018	35	0.5237	3	0.0006	33
S8	0.4628	51	0.0255	38	0.6430	3	0.0024	38	0.3434	27	0.0028	3	0.7312	18	0.0049	58
S9	0.3433	23	0.0019	58	0.5900	27	0.0054	40	0.3035	42	0.0001	25	0.7735	57	0.0051	16
S10	0.3344	13	0.0036	58	0.7624	32	0.0014	7	0.3583	3	0.0004	5	0.5853	54	0.0021	27
S11	0.2547	58	0.0015	13	0.7753	29	0.0014	22	0.4667	1	0.0023	22	0.6580	1	0.0037	9
S12	0.2924	22	0.0013	57	0.6662	21	0.0024	49	0.3707	53	0.0069	46	0.5789	3	0.0017	10
S13	0.2986	54	0.0133	11	0.6715	55	0.0060	18	0.3385	23	0.0006	17	0.7142	31	0.0002	22
S14	0.3751	18	0.0027	44	0.6523	40	0.0044	46	0.3555	51	0.0016	56	0.7435	9	0.0016	34
S15	0.3377	31	0.0011	14	0.8391	27	0.0014	55	0.2934	18	0.0025	9	0.6027	23	0.0018	37
S16	0.3234	5	0.0025	56	0.5337	21	0.0037	49	0.2988	4	0.0061	25	0.7293	15	0.0047	24
S17	0.4306	22	0.0074	46	0.7418	60	0.0011	24	0.2558	58	0.0005	10	0.6297	39	0.0016	36
S18	0.3627	24	0.0059	10	0.6009	31	0.0084	15	0.2788	6	0.0034	5	0.6407	53	0.0003	52

Figura 7.2: Tabella dei valori di ogni soggetto (da S1 a S18), dove: "rmax" è il coefficiente massimo primitivo fra tutti i tracciati, "rmin" il minimo e "rmaxpred" ed "rminpred" i coefficienti predetti massimi e minimi. Attraverso "indx" rappresento anche la posizione all'interno del tracciato totale di ogni valore.

Per definire i limiti della possibile scala, si può notare come i coefficienti primitivi siano compresi fra 0 e 0.5, mentre quelli predetti si aggirano tra 0 e 1. Per l'EEG, i riferimenti mastoidei tendono a enfatizzare le risposte agli stimoli uditivi sul cuoio capelluto fronto-centrale mentre i riferimenti più frontali tendono a enfatizzare le risposte agli stimoli visivi sul cuoio capelluto occipitale (Micah M. Murray, 2008 [32]). Siccome sono stati utilizzati sei elettrodi aggiuntivi per la registrazione dell'EEG a livello dei mastoidei e dell'elettrooculogramma verticale e orizzontale (Fuglsang, 2018 [16]), i coefficienti di correlazione di Pearson primitivi vengono calcolati correlando i segnali della corteccia prefrontale, adepto all'attenzione e al processamento delle informazioni udite con informazioni sul significato semantico di tali (E. Mazzone, 2008 [26]). Viene spontaneo enunciare che il segnale audio registrato possa trovare correlazione fra il segnale all'interno del lobo fonto-centrale e parte dei segnali utilizzati per la sua ricostruzione semantica. Da ciò si può comprendere perché il coefficiente di Pearson primitivo non possa essere pari ad 1. Cosa differente però avviene con la sua predizione, che, come mostrato in figura 7.2, può arrivare anche a 0.85. La predizione di un valore primitivo viene calcolata sfruttando la funzione "mTRFevaluate", utilizzata a sua volta dalla funzione "mTRFpredict". Essa mette in relazione il modello predetto, calcolato come descritto a paragrafo 2.6, con la "verità a terra", ovvero i dati accurati e verificati che vengono utilizzati per addestrare i modelli di apprendimento automatico (M.J. Crosse, 2021 [9]). Questo procedimento, che verte a valorizzare il modello con il segmento scelto ed inizialmente escluso con la partizione, va ad ammortizzare le differenze di picco, creando a sua volta un modello levigato, dalla quale otterrà un coefficiente di Pearson attraverso la correlazione con la "verità a terra". Questa serie di procedimenti va così

ad alterare il significato della predizione, rendendola più simile ad un segnale elaborato dai lobi per essere immagazzinato. Viene quindi spontaneo pensare che il coefficiente di correlazione predetto sia il grado di ritenuta in memoria del segnale originale, che va quindi da 0 ad 1. Questo è avvalorato dal fatto che vengono registrati all'interno dell'EEG pure i segnali provenienti dal lobo prefrontale, implicato in funzioni quali la memoria di lavoro, e dal lobo temporale, sede dell'area acustica ed elabora la percezione uditiva e la memoria (S. Scott, 2003 [40]).

7.3 Effetto primacy ed effetto recency

In studi su soggetti normali, si presenta al soggetto una lista di item che egli deve memorizzare al meglio e che in un secondo tempo deve ricordare ed elencare verbalmente in situazione di richiamo libero (cioè senza seguire l'ordine originario). I dati vengono poi rappresentati graficamente nella curva di posizione seriale, che mette in relazione il numero di parole rievocate e la posizione nella lista di tali parole. Tale curva mette in risalto l'effetto primacy e l'effetto recency:

- L'**effetto primacy** consiste nel fatto che i soggetti ricordano meglio gli item all'inizio della lista piuttosto che quelli in mezzo.
- L'**effetto recency** consiste invece nel fatto che gli ultimi item vengono ricordati meglio.

Secondo alcuni, gli effetti di primacy e recency riflettono depositi di memoria separati (Talmi, 2005 [46]) o stati (Nee e Jonides, 2011 [33]), e in generale i risultati del neuroimaging sono stati coerenti con questa interpretazione. Il primo studio di imaging per indagare gli effetti della posizione seriale ha mostrato che il riconoscimento degli ultimi due elementi in un elenco di dodici elementi era accompagnato da una maggiore attivazione parietale inferiore, mentre il riconoscimento dei due primi elementi era accompagnato da una maggiore attivazione del lobo temporale mediale sinistro e delle aree frontali. compresi i giri frontali inferiori bilaterali (BA, 45 e 47) e i giri frontali centrali bilaterali (BA 8 e 9) (Talmi, 2005 [46]). Inoltre, tali fenomeni sembrano confermare l'esistenza di una distinzione tra Memoria a Breve Termine e Memoria a Lungo Termine. Si ipotizza infatti che l'effetto primacy si ha in quanto il soggetto ha più tempo per memorizzare i primi item e cioè di trasferirli dalla MBT alla MLT. L'effetto recency si ha perché gli ultimi elementi della lista rimangono impressi nella MBT. Infine, se subito dopo la presentazione degli ultimi item, il soggetto svolge un compito distraente (ad esempio contare all'indietro per 30 sec.) il ricordo degli ultimi numeri peggiora (cioè peggiora l'effetto recency) mentre quello dei primi no. Se poi si aumenta il tempo di presentazione degli item l'effetto primacy aumenta.

7.4 Analisi sugli indici

Facendo riferimento ora alla tabella 7.2, si analizzano i precedenti dati in relazione a quella che è la posizione all'interno del tracciato totale, ovvero a quale delle sessanta registrazioni si riferiscono. Nello specifico si può notare che, sul tracciato totale:

1. "**rmaxA**" ed "**rminB**" si trovano maggiormente all'inizio,
2. "**rminA**" non si trova quasi mai a metà, ma molto spesso alla verso la fine
3. "**rmaxB**" non si trova quasi mai a metà

Queste considerazioni mostrano affinità con gli effetti descritti nel paragrafo precedente. In particolare si nota un'affinità tra i punti in cui è stata prestata attenzione, specificando a quale traccia, e quali parti di discorso vengono maggiormente ricordati, descritti dagli effetti. Dato che, come detto in precedenza, il valore della predizione sul primitivo mi quantifica il grado di ritenuta, mi è possibile, oltre che utilizzare il coefficiente di Pearson per rilevare possibili disturbi, mostrare a che parte si è prestata maggiormente attenzione ed il corrispettivo grado di ritenuta in memoria. Questo possibile utilizzo verrà trattato nel capitolo successivo.

8. Implementazione AI di Rilevazione e Gradazione ADHD

In questo capitolo viene mostrato e descritto il programma capace di rilevare le percentuali di probabili disturbi attentivi. In particolare verranno mostrati gli algoritmi implementati per definire la logica del programma e da dove provengono le varie percentuali utilizzate poi nella rappresentazione dei dati. Viene infine mostrata la rappresentazione dei valori, diversamente da come fatto al capitolo 5.

8.1 Generazione e selezione dati

La prima parte del programma sfrutta i due algoritmi implementati nei paragrafi 5.2 e 5.3. In particolare utilizza inizialmente il programma che mantiene il partizionamento dato da Fuglsang, capace di generare i coefficienti di Pearson medi, sia primitivi, "rmaxAm" ed "rmaxBm", che predetti, "rmaxAmp" e "rmaxBmp". Siccome il partizionamento utilizzato da questo algoritmo potrebbe risultare fuorviante al fine di calcolare i coefficienti dei singoli tracciati, si decide di eliminare tutte le variabili ad eccezione delle medie e dei segnali dopo l'involuppo, attraverso la stringa:

```
76. clearvars -except wavA wavB eeg newFs rmaxAm rmaxBm  
    rmaxAmp rmaxBmp
```

In tal modo si evita di dover effettuare un secondo caricamento degli stessi dati, trattando solo i dati utili. Viene scelta appositamente l'implementazione dell'algoritmo delle medie prima di quello dei singoli tracciati, siccome in quest'ultimo vengono generati tutti dati utili al rilevamento di disturbi. Una volta partizionati i singoli tracciati e ricavati i singoli coefficienti, sia primitivi che predetti, si hanno a disposizione tutti i dati per rilevare sia gli effetti prediletti dal soggetto, che le finestre temporali sul tracciato nella quale si è posta maggiore o minore attenzione, con tanto di livello di

ritenuta in memoria. Prima di procedere però, viene calcolato il modulo di ogni matrice di coefficienti, in accordo a quanto detto al paragrafo 1.4.

```
131. for i=1:length(rmaxAs)
132.     rmaxAs{1,i} = abs(rmaxAs{1,i});
133.     rmaxBs{1,i} = abs(rmaxBs{1,i});
134.     testAs{1,i}.r = abs(testAs{1,i}.r);
135.     testBs{1,i}.r = abs(testBs{1,i}.r);
136. end
```

8.2 Rilevazione effetti

In questo paragrafo viene mostrato l'algoritmo implementato per rilevare l'effetto primacy e l'effetto recency, che sfrutta tutte e 4 le matrici alla quale prima è stata effettuata l'operazione di modulo. Si inizializzano quindi le variabili contatrici secondarie "iA" ed "iB", che serviranno successivamente a generare un vettore contenente tutte le posizioni dei coefficienti selezionati.

```
140. iA = 1;
141. iB = 1;
142. it = 0;
```

Siccome si hanno due casistiche in base alle considerazioni fatte sui coefficienti medi nel capitolo 5, ovvero in base a quale delle due narrazioni sia di ascolto e quale di disturbo, si inizializza la variabile contatrice "it", utile in fase di rappresentazione. Si passa in seguito a dividere il rilevatore degli effetti nelle due categorie precedentemente descritte attraverso l'istruzione condizionale if-else.

```
143. if rmaxAm>rmaxBm
144.     for i=1:length(cvA)
145.         if rmaxAs{i}>0.1800 && testAs{i}.r>rmaxAs{i}
146.             pA{iA} = i;
147.             iA = iA+1;
148.         end
149.     end
150. iA = iA - 1;
```

All'interno dell'istruzione si implementa quindi un ciclo for, con variabile contatrice da 1 al numero di coefficienti di correlazione trovati (uno per ogni tracciato). In esso, viene implementata nuovamente un'istruzione if, utile al fine di permettere una selezione sulle matrici di coefficienti primitivi e predetti. Siccome si è all'interno della casistica

nella quale la traccia del narratore è di ascolto, si vogliono cercare tutti quei tracciati che hanno un medio-alto coefficiente di Pearson dalla matrice dei coefficienti di A ($r_{maxAsi} > 0.1800$) e che, allo stesso tempo, abbiano un grado di ritenuta in memoria superiore ($testAsi.r > r_{maxAsi}$). Il valore limite dell'attenzione è scelto dividendo il massimo di scala per tre e arrotondando di due valori successivi, mentre la condizione sulla ritenuta viene scelta dal momento che si vogliono analizzare i tracciati in fase di rappresentazione. Indi per cui, non si vogliono rappresentare valori con un grado di ritenuta in memoria inferiore all'attenzione posta. Quando si è in presenza di un tracciato che rispetta entrambe le condizioni descritte, il ciclo entra all'interno dell'istruzione condizionale nella quale si va a salvare nel vettore definito come "pA", la posizione di tale tracciato nel tracciato totale, ovvero la variabile contatrice principale "i", e ad incrementare la secondaria "iA". Finito il ciclo for, vado a decrementare "iA" siccome in uscita è maggiore della lunghezza del vettore da essa stessa creato. Infine, viene implementato un algoritmo in grado di trattare i dati ottenuti al fine di poterli poi rappresentare.

```

151. y1 = [cell(pA);cell(pA)];
152. for i=1:iA
153.     y1{1,i} = rmaxAs{pA{i}};
154.     y1{2,i} = testAs{pA{i}}.r;
155. end
156. yp = cell2mat(y1);
157. xp = categorical(string(pA));
158. it = iA;

```

Esso, in prima battitura, inizializza una matrice di due righe e tante colonne quanto è lungo il vettore di posizioni, dopodiché, attraverso il ciclo for, inserisce nella prima riga i coefficienti primitivi della narrazione d'ascolto e nella seconda quelli predetti. Viene poi modificata la matrice generata, attraverso la funzione "cell2mat", che converte la matrice di celle in una matrice ordinaria. Viene inoltre generato l'asse delle ascisse come un vettore di categoriche con le posizioni in "pA", passate alla funzione come stringhe. Siccome, per concludere, si dovrà utilizzare la lunghezza del vettore "pA", in fase di rappresentazione, e quindi di "iA", vado a salvarla nella variabile contatrice finale, ovvero "it". Termina così l'implementazione della prima casistica, mentre la seconda, determinata dall'istruzione condizionale "elseif $r_{maxAm} < r_{maxBm}$ ", non viene mostrata siccome simile alla prima (viene sostituita A con B).

8.3 Rilevazione percentuale di un possibile disturbo

Si passa ora a descrivere l'algoritmo in grado di identificare e valutare eventuali disturbi. In particolare, esso si compone di due parti: la rilevazione sulle medie e dei tracciati. Questo è dovuto al fatto che i coefficienti singolari e medi vengono estrapolati da dati partizionati ed allenati differentemente, offrendo quindi più punti di vista sul disturbo. Ciascuno contribuisce al 50% sull'indice finale totale. Tuttavia, il dataset Fuglsang [14], essendo costituito da dati su soggetti sani e senza storia di disturbi neurologici, non permette la totale certificazione dell'algoritmo implementato.

8.3.1 rilevazione sulle medie

Si parte dalla rilevazione sulle medie, nella quale vado subito ad inizializzare la variabile che conterrà la percentuale su di esse a fine rilevazione. Dopodiché si implementa l'istruzione condizionale if-else, precedentemente illustrata, per distinguere le due casistiche sulla traccia. Per motivi di simmetria viene illustrata solo la casistica nella quale la traccia del narratore professionista è d'ascolto. All'interno, si possono distinguere due parti:

```
182. ADHD = 0;
183. if rmaxAm>rmaxBm
184.     if rmaxAm>rmaxAmp
185.         ADHD = ADHD + (rmaxAm-rmaxAmp)*100;
186.     end
```

La prima parte, distinta grazie all'istruzione condizionale che effettua considerazioni sulla traccia d'ascolto, verifica se l'attenzione ha un valore maggiore della ritenuta in memoria. Come detto al paragrafo 5.4, nelle medie ci si aspetta che la predizione del coefficiente di Pearson della traccia di ascolto riceva un miglioramento per renderla effettivamente tale. La condizione implementata ($rmaxAm > rmaxAmp$) va quindi a verificare che la predizione sia maggiore del primitivo, sennò si entra nell'istruzione, che va ad aumentare la variabile di percentuale del disturbo di un valore pari allo scarto che c'è fra i due coefficienti.

```
187.     if (rmaxBmp - rmaxBm)>0
188.         ADHD = ADHD + (rmaxBmp-rmaxBm)*100;
189.     if rmaxAmp<rmaxBmp
190.         ADHD = ADHD + (rmaxBmp-rmaxAmp)*100;
191.     end
192. end
```

La seconda parte, composta da due istruzioni condizionali, va ad analizzare eventuali problemi sulla traccia di disturbo. In particolare, la prima condizione controlla che la predizione della traccia di disturbo non abbia ricevuto un miglioramento rispetto al suo coefficiente primitivo. Nel caso fosse riscontrato, anche qui, viene aggiunto lo scarto dei due valori alla variabile percentuale del disturbo e, inoltre, si ha la possibilità di entrare nella seconda istruzione. Questa impone una condizione di verifica fra i due valori predetti. Siccome può capitare che entrambi i predetti abbiano ricevuto un miglioramento o un peggioramento, si vuole che la relazione fra i primitivi sia mantenuta anche per i predetti, ma, come mostrato nelle tabelle al capitolo 7, essa non viene mai meno. Ne risulta allora che la relazione può venir meno solamente nel caso la traccia di disturbo predetta abbia ricevuto un miglioramento rispetto alla sua primitiva, per questo viene innestata alla precedente istruzione. Nel caso quindi il coefficiente predetto considerato di disturbo sia maggiore di quello d'ascolto si va a sommare nuovamente lo scarto fra i due valori alla variabile percentuale. Infine, si completa l'istruzione condizionale di partenza con un algoritmo simmetrico a quello precedentemente descritto, ma con traccia d'ascolto opposta.

8.3.2 rilevazione sui singoli tracciati

Si passa adesso a descrivere l'algoritmo che effettua le verifiche opportune sui singoli tracciati e che, nel caso, aggiorna una seconda variabile percentuale, permettendo la distinzione fra le due rilevazioni.

```

208. jt1 = 0;
209. jt2 = 0;
210. jA = 0;
211. jB = 0;
212. ADHD2 = 0;

```

Prima di illustrare l'algoritmo vero e proprio, vengono inizializzate le variabili: le prime quattro considerate contatrici secondarie, mentre l'ultima percentuale. Le prime due vengono utilizzate in fase di rappresentazione, permettendomi di salvare le successive due variabili, "jA" e "jB", utilizzate all'interno dei cicli for al fine di utilizzare un'unica rappresentazione.

```

215. for i=1:length(rmaxAs)
216.     x{i} = rmaxAs{i}-rmaxBs{i};
217.     y{i} = testAs{i}.r-rmaxAs{i};
218.     z{i} = testAs{i}.r-testBs{i}.r;
219.     w{i} = rmaxBs{i}-testBs{i}.r;
220. end

```

Di seguito, diversamente da quanto implementato al paragrafo precedente, si utilizza un ciclo for che, per ognuno dei sessanta coefficienti di Pearson ottenuti dai tracciati, va a definire gli scarti fondamentali che verranno utilizzati al fine di verificare la bontà di ognuno dei tracciati. Dopodiché si passa all' algoritmo di rilevazione vero e proprio, diviso anch'esso dall'istruzione condizionale if-else che, in base a quale è la traccia d'ascolto, sceglie come le grandezze verranno utilizzate. Si prende in esame il caso in cui la traccia del narratore professionista sia d'ascolto. All'interno si implementa un ciclo for, al fine di effettuare le stesse verifiche su ogni tracciato, nella quale si possono distinguere per l'algoritmo due parti:

```

223.  if rmaxAm>rmaxBm
224.      for i=1:length(cvA)
225.          if rmaxAs{i}<0.1
226.              jA = jA + 1;
227.              rmaxA{jA} = rmaxAs{i};
228.              kA{jA} = i;
229.              if y{i}<0
230.                  ADHD2 = ADHD2 + abs(y{i});
231.              end
232.              if z{i}<0
233.                  ADHD2 = ADHD2 + abs(z{i}/2);
234.              end
235.          end

```

La prima parte utilizza inizialmente un'istruzione condizionale per selezionare tutti i valori inferiori a 0.1 e a salvarli nella matrice "rmaxA". Questo avviene siccome voglio avere una condizione più stringente per la quale registrare un probabile disturbo, allora faccio considerazioni solo sui tracciati nel quale ho ottenuto un coefficiente di Pearson primitivo basso. Inoltre, vengono trattenuti nel vettore al fine di essere mostrati in fase di rappresentazione, al fine di valutare al meglio i tracciati considerati di disturbo. Infine, salvo le posizioni dei tracciati selezionati nel vettore "kA", nella posizione descritta dalla variabile "jA", incrementata nella prima stringa all'interno dell'istruzione. Si passa successivamente alle due istruzioni condizionali che effettuano la verifica sulla bontà dei coefficienti selezionati della traccia d'ascolto. Per farlo, utilizzo come condizione il segno degli scarti precedentemente calcolati, in base anche a come ho definito tali valori. In particolare vado a controllare che il coefficiente di Pearson primitivo della traccia non sia maggiore del suo predetto ($y_i < 0$), in tal caso aggiungo il modulo dello scarto alla variabile percentuale inizializzata a inizio paragrafo. Controllo, poi, che la predizione sia maggiore del coefficiente predetto della traccia considerata di disturbo ($z_i < 0$) e, se così non fosse, si aggiunge il modulo dello scarto alla variabile, ma questa volta dimezzato. Si sceglie di dimezzare il valore dello scarto visto che la condizione imposta da "z" tiene in conto esclusivamente delle condizioni legate alla traccia d'ascolto.

```

236.         if rmaxBs{i}>0.2
237.             jB = jB + 1;
238.             rmaxB{jB} = rmaxBs{i};
239.             kB{jB} = i;
240.             if x{i}<0 && z{i}<0
241.                 ADHD2 = ADHD2 + abs(z{i}/2);
242.                 if w{i}<0
243.                     ADHD2 = ADHD2 + abs(w{i});
244.                 end
245.             end
246.         end
247.     end

```

La seconda parte, invece, seleziona dalla matrice contenente tutti i coefficienti di Pearson primitivi dei singoli tracciati, i valori superiori a 0.2, salvandoli, all'interno dell'istruzione condizionale, nel vettore denominato "rmaxB". Viene scelto tale limite siccome nei singoli tracciati ci si aspetta che l'attenzione posta dal soggetto sulla traccia considerata di disturbo sia bassa, così si selezionano i valori medio-alti. Vengono poi salvati, sia i date che le posizioni, al fine di essere analizzati meglio in fase di rappresentazione, proprio come nella precedente parte. La variabile contatrice secondaria viene trattata anch'essa come in precedenza. Si passa infine alle istruzioni condizionali di verifica sul disturbo. la Prima condizione va a selezionare tutti i tracciati nella quale: si ha un coefficiente primitivo del disturbo maggiore di quello d'ascolto e che abbiano il predetto di disturbo maggiore di quello d'ascolto. Queste due condizioni, in particolare la seconda, sono complementari alle precedenti, fatte sulla traccia d'ascolto, perciò, si aggiunge metà del modulo dello scarto "z". Dopodiché, all'interno dell'istruzione è implementata una seconda condizione che verifica se il coefficiente predetto del disturbo è maggiore del suo primitivo. In caso fosse verificata, alla variabile percentuale si aggiunge il modulo dello scarto "w". Esaurito il ciclo for, e analizzati i coefficienti di tutti e sessanta i tracciati, si procede a preparare le variabili alla rappresentazione:

```

248.     yb11 = [cell(rmaxA); cell(rmaxA)];
249.     for i=1:jA
250.         yb11{1,i} = rmaxA{i};
251.         yb11{2,i} = rmaxBs{kA{i}};
252.     end
253.     yb1 = cell2mat(yb11);
254.     xb11 = categorical(string(kA));

```

Si inizializza una matrice di due righe e tante colonne quanto è lungo il vettore "rmaxA", poi si riempiono le celle attraverso il ciclo for, da 1 al numero dei coefficienti salvati in "rmaxA". La prima riga della matrice viene riempita con i valori di "rmaxA", la se-

conda invece con i coefficienti primitivi di disturbo corrispondenti alle posizioni salvate in "kA". Una volta finito il ciclo, vado consecutivamente a trasformare, attraverso la funzione "cell2mat", la struttura logica della matrice, da matrice di celle a matrice di valori. Stesso procedimento con le posizioni, che fungeranno da indici sull'asse delle ascisse, passandoli da celle a stringe e, successivamente, da stringhe a categorie.

```
255.     jt1 = jA;  
256.     jt2 = jB;
```

Infine, come fatto al paragrafo precedente, salvo nelle variabili contatrici totali i valori ottenuti per le due variabili contatrici d'utilizzo. Queste verranno sfruttate nel paragrafo successivo per definire gli oggetti rappresentati sull'asse delle ascisse.

8.4 Rappresentazioni

All'interno del programma precedentemente descritto si ha un'ulteriore parte dedicata alla rappresentazione dei risultati ottenuti. Essa è stata pensata al fine di avere un'interpretazione soggettiva da parte di figure professionali sui dati raffigurati. In questo paragrafo quindi vengono mostrati gli algoritmi implementati in grado di effettuare ognuna delle rappresentazioni, descrivendone inoltre le scelte di progettazione.

```
355. figure  
356. bar(1:it,yp)  
357. set(gca, 'xticklabel',xp, 'xtick',1:numel(xp))  
358. title('Effetto_□primacy_□e_□recency')  
359. xlabel('posizione_□nel_□tracciato_□totale')  
360. ylabel('r')  
361. grid on
```

Distaccata dalle successive, la rappresentazione degli effetti mi permette di raffigurare con un grafico a barre tutti gli elementi contenuti nella matrice "yp". Le barre blu rappresentano gli elementi nella prima riga della matrice, ovvero i coefficienti di Pearson primitivi della traccia d'ascolto, mentre, le barre arancioni, i coefficienti predetti della traccia considerata d'ascolto. Entrambe le righe non contengono i valori di tutti e sessanta i tracciati, ma solamente di quelli trattenuti nel rispettivo vettore delle posizioni, salvati in "xp", passati come stringhe categoriche. così facendo, la funzione "set" mi permette di prendere in ingresso i valori delle posizioni come etichette, attraverso l'opzione "xticklabel" e attribuirle, senza modifiche nell'ordine, ad ognuno degli oggetti contenuti nella matrice "yp".

Si è scelto di raffigurare i coefficienti superiori ad una certa soglia (coefficienti superiori a 0.2) e, quindi, che hanno un buon grado di ritenuta in memoria per fornire, alle figure professionali che effettuano i controlli sui loro pazienti, un grafico che permetta di verificare la bontà della probabilità di disturbo. In particolare, viene scelta la rappresentazione delle sole posizioni dei coefficienti selezionati in modo tale che salti subito all'occhio quale dei due effetti sia prevalente e, attraverso i valori di ritenuta in memoria, quantizzarne l'efficacia. Dall'analisi sul primo soggetto, in accordo con quanto detto al paragrafo 7.3, l'effetto primacy ha valori di ritenuta maggiori dell'effetto recency, anche se presenti in egual modo, mentre meno presente è l'intervallo centrale. Considerando quest'ultimo dalla posizione 25 alla 35, si possono contare solo 2 valori, nonché i più bassi della rappresentazione. Si passa ora a descrivere quella che è la era e propria rappresentazione della probabilità di disturbo. Essa è stata strutturata in sei parti attraverso l'istruzione "subplot", più nello specifico, in due righe e tre colonne:

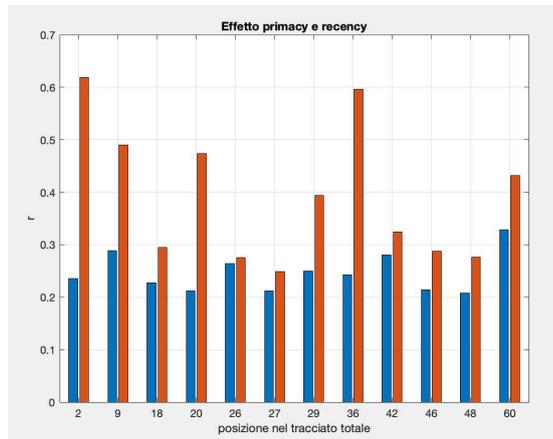


Figura 8.1: Effetto Primacy o effetto Recency analizzata sul soggetto 1.

```

365. subplot(2,3,1)
366. b1 = bar(1:jt1,yb1);
367. set(gca,'xticklabel',xbl1,'xtick',1:numel(xbl1))
368. b1(1).FaceColor = "red";
369. b1(2).FaceColor = "#0072BD";
370. title('Problemi di bassa attenzione')
371. xlabel('posizione nel tracciato totale')
372. ylabel('r')
373. grid on
374. legend('coeff. ascolto','coeff. disturbo')

394. subplot(2,3,4)
395. b3 = bar(1:jt1,yb3);
396. set(gca,'xticklabel',xbl3,'xtick',1:numel(xbl3))
397. b3(1).FaceColor = "red";
398. b3(2).FaceColor = "#0072BD";
399. xlabel('posizione nel tracciato totale')
400. ylabel('r')
401. grid on

```

Nella prima colonna, vengono raffigurati i tracciati nella quale è stato rilevato dall'algoritmo un basso livello di attenzione. La prima rappresentazione sfrutta i coefficienti contenuti nella matrice "yb1", contenete i livelli di attenzione della traccia di ascolto nella prima riga e i livelli di attenzione della traccia di disturbo nella seconda. La rappresentazione sottostante, invece, rappresenta i rispettivi livelli di ritenuta delle due tracce. Le barre color rosso, impostate attraverso il comando "b1(1).Facecolor", tengono in considerazione attenzione e ritenuta in memoria della traccia considerata d'ascolto, mentre le barre in blu sono rappresentative dei valori della traccia di disturbo. Tale sistema di colori è stato adottato per enfatizzare i bassi valori sulla misurazione importante, la traccia d'ascolto, che spesso è contrapposta da valori decisamente maggiori sulla traccia di disturbo. Analizzando il primo riquadro, si può notare come alcuni tracciati abbiano simili valori di attenzione per entrambe le tracce, mentre altri totalmente differenti, evidenziando come si sposta l'attenzione in ogni tracciato in cui sono stati rilevati i coefficienti di Pearson primitivo d'ascolto basso. Questo grafico, di supporto a figure professionali in fase di diagnosi, serve per discutere e comprendere appieno il valore della percentuale di probabilità che il soggetto abbia o meno un disturbo. Per esempio, una grande quantità di dati può essere interpretata, insieme alla percentuale finale, come un indicatore di bontà delle misurazioni. Inoltre, questi grafici possono anche indicare un certo grado di volontarietà nell'aver spostato l'attenzione sulla traccia del disturbo. Questo avviene perchè mostrato dai livelli di ritenuta in memoria. Per esempio, nella posizione 32 si ha un basso livello di attenzione sulla traccia ritenuta d'ascolto e un livello di ritenuta molto basso, mentre, per la traccia di disturbo si hanno dei valori alti, significando che il cambio di traccia d'ascolto è volontario e non dovuto ad una distrazione/disturbo. Nel caso 33, invece, succede che i valori di ritenuta della traccia d'ascolto sono maggiori di quelli della traccia di disturbo, differentemente da quanto succede per l'attenzione. Questo può voler significare che il disturbo abbia inconsciamente distratto il soggetto.

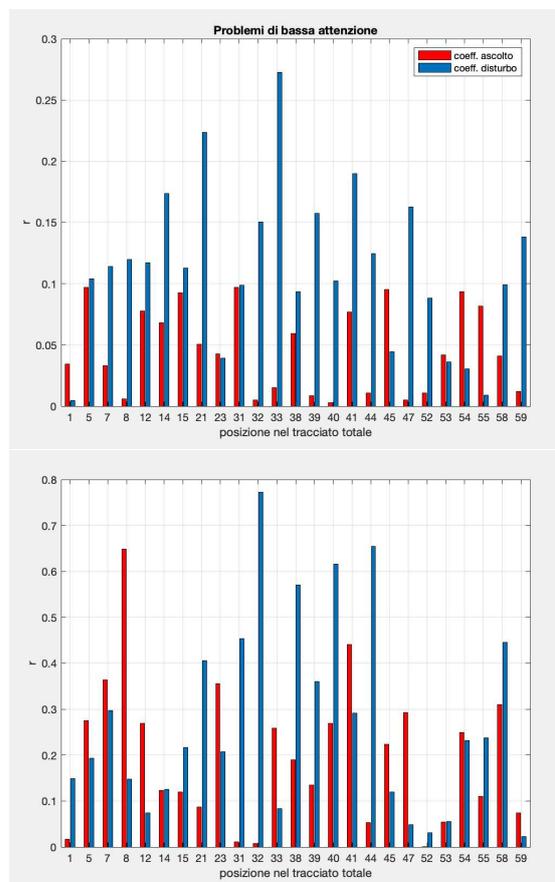


Figura 8.2: Prima colonna del blocco di rappresentazione della probabilità di disturbo, analizzata sul soggetto 1.

```

376. subplot(2,3,2)
377. b2 = bar(1:jt2,yb2);
378. set(gca,'xticklabel',xbl2,'xtick',1:numel(xbl2))

403. subplot(2,3,5)
404. b4 = bar(1:jt2,yb4);
405. set(gca,'xticklabel',xbl4,'xtick',1:numel(xbl4))

```

Nella seconda colonna, vengono raffigurati i tracciati nella quale è stato rilevato dall' algoritmo un alto valore dei coefficienti di Pearson primitivi calcolati sulla traccia considerata di disturbo. La prima rappresentazione sfrutta i coefficienti nella matrice "yb2", contenete i livelli di attenzione della traccia di disturbo nella prima riga e, nella seconda, i livelli di attenzione della traccia d' ascolto. La rappresentazione sottostante, invece, rappresenta i rispettivi livelli di ritenuta in memoria delle due tracce. Il colore delle barre rispecchia i colori impostati per la prima colonna: rosso per la traccia d' ascolto e blu per la traccia di disturbo. Tutte le istruzioni di contorno non sono state raffigurate siccome simili al caso precedente. Analizzando il primo riquadro, si notano alti coefficienti, sia di disturbo che d' ascolto, per i primi e gli ultimi due tracciati, mentre i tracciati di mezzo mostrano come sia prevalente l' attenzione sul disturbo. Si possono poi, grazie ai livelli di ritenuta in memoria, mostrati nel secondo grafico, effettuare considerazioni su ogni singolo coefficiente. Nel decimo e nel tredicesimo tracciato si può notare come l' attenzione è posta in simil modo per le due tracce, mentre, analizzando i livelli di ritenuta in memoria, noto come la traccia ascoltata sia quella considerata di disturbo dall' analisi sulle medie. Cosa differente avviene nel periodo intermedio della registrazione totale. Nel ventunesimo tracciato si può notare come la traccia di disturbo abbia ricevuto maggior coinvolgimento attentivo nonostan-

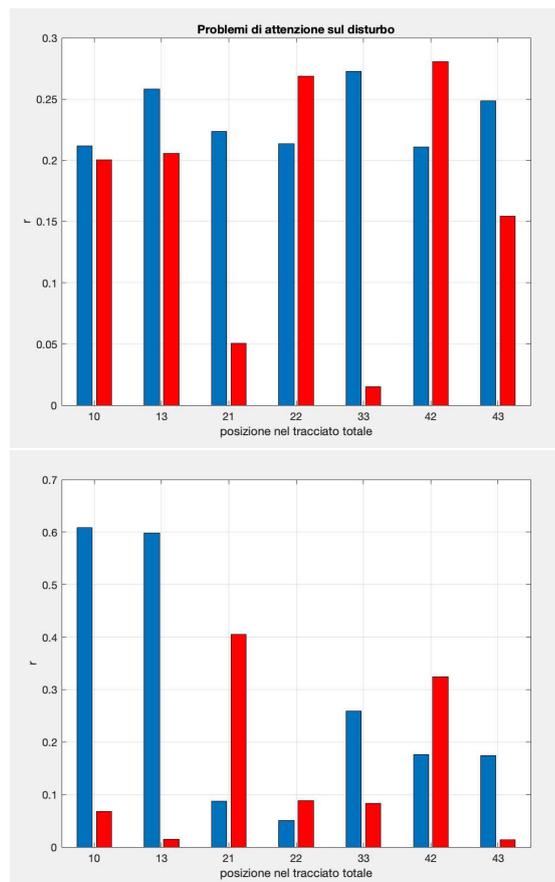


Figura 8.3: Seconda colonna del blocco di rappresentazione della probabilità di disturbo, analizzata sul soggetto 1.

te il soggetto si focalizzasse sulla traccia d'ascolto. Infatti, nel ventiduesimo tracciato, l'attenzione sulla traccia d'ascolto è migliorata, anche se la ritenuta è bassa, dovuta all'alto coefficiente primitivo della traccia di disturbo. Infine, il trentatreesimo tracciato mostra una bassa attenzione ed una bassa ritenuta in memoria per la traccia d'ascolto, mentre quella di disturbo ha preso il sopravvento. Comparato alla percentuale di disturbo, il soggetto si può considerare stancato o annoiato dalla traccia d'ascolto, nel caso la percentuale fosse bassa, ma può anche aver mostrato l'effetto di un disturbo, nel caso fosse alta. Si può tener conto delle considerazioni, come per quanto riguarda la prima colonna, della quantità dei coefficienti raffigurati. Un maggior numero di alti coefficienti primitivi per la traccia di disturbo può segnalare un'incapacità del soggetto nel mantenere l'attenzione su uno stimolo. Questi risultati presi singolarmente possono risultare fuorvianti, ma, mostrati insieme alla precedente colonna, riescono a fornire un buon quadro dell'attenzione e della memorizzazione del soggetto.

```

387. subplot(2,3,3)
388. bar(1:2,yb13)
389. set(gca,'xticklabel',xblm,'xtick',1:numel(xblm))
390. xlabel('Valori_Medi')
391. ylabel('r')
392. grid on

```

Nella prima riga della terza colonna, vengono riportati i coefficienti di Pearson medi, calcolati e mostrati nel capitolo 7. Il grafico viene costruito attraverso l'utilizzo della matrice, di dimensione 2x2, denominata "y13", contenente nella prima riga i valori dei coefficienti primitivi, mentre nella seconda i predetti. Sull'asse delle ascisse viene invece riportato il nome attribuito alle tracce alla quale è stato sottoposto il soggetto. Tali valori vengono raffigurati per completezza, col fine di mostrare, alla figura professionale incaricata di effettuare i controlli, quale traccia è quella rappresentata precedentemente in

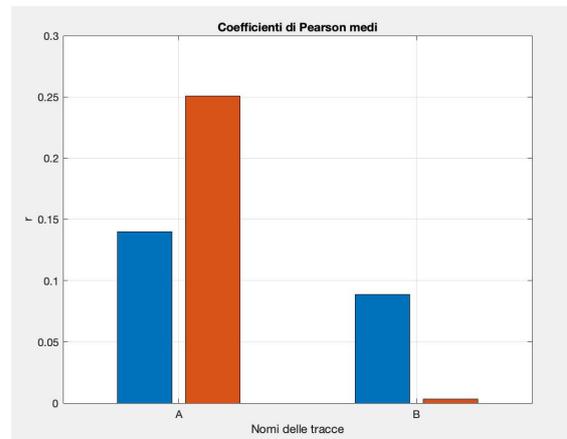


Figura 8.4: coefficienti di Pearson medi di entrambe le tracce, analizzati sul soggetto 1.

rosso o in blu. Nel caso del primo soggetto, è facilmente intuibile che la traccia d'ascolto è quella del narratore professionista, la traccia "A", in accordo con le considerazioni fatte nel paragrafo 5.4. Inoltre, i valori medi vengono utilizzati nel calcolo della percentuale di probabilità di un disturbo e la raffigurazione di questo grafico permette una maggior comprensione del valore percentuale ottenuto.

```

412. subplot(2,3,6)
413. b5 = bar([ADHDtot; nan(size(ADHDtot))], 'stacked');
414. b5(1).FaceColor = "#A2142F";
415. b5(2).FaceColor = "red";
416. set(gca, 'xticklabel', "Tot", 'xtick', 1)
417. ylim([0,100])
418. xlabel('ADHD-attenzione')
419. ylabel('percentuale')
420. grid on
421. legend('% sulle medie', '% sui tracciati')

```

Nella seconda riga della terza colonna, invece, viene rappresentata la percentuale della probabilità che il soggetto possa avere o meno un disturbo dell'attenzione. Questa rappresentazione, oltre a fornire una chiave di lettura sui precedenti grafici, mette in evidenza le percentuali calcolate da entrambe le analisi descritte, colorate come in legenda. L'analisi sulle medie, rappresentata con la tonalità di rosso più scura, viene rappresentata al di sotto del valore ricavato dall'analisi sui singoli tracciati, raffigurato con la tonalità più chiara.

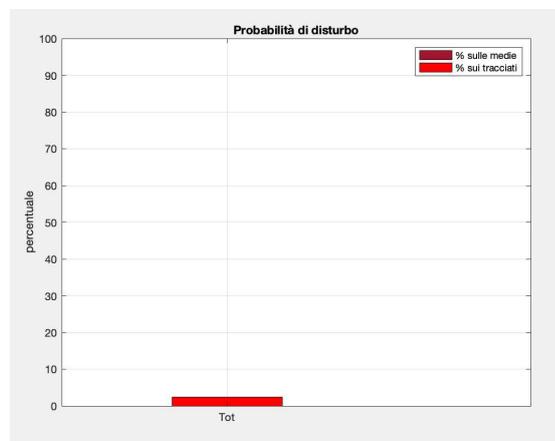


Figura 8.5: Probabilità di disturbo d'attenzione, analizzata sul soggetto 1.

Viene scelto questo ordine di rappresentazione in quanto il valore ottenuto dall'analisi dei coefficienti medi risulta essere una sorta di campanello d'allarme, verificato nel momento in cui la somma dei due supera il 95%. Nel caso del primo soggetto, come possiamo evincere dai grafici delle medie e vedere in figura 8.5, la probabilità di disturbo calcolata sui coefficienti medi è pari a zero. Siccome entrambi i valori percentuali contribuiscono al 50% del valore totale, questo può significare che il soggetto non ha mostrato segni che fanno presagire a un disturbo d'Attenzione. In questo modo la percentuale ottenuta sui singoli tracciati può essere interpretata come la percentuale di distrazione e/o disinteresse che ha mostrato il soggetto alla traccia ascoltata. Cosa differente succede per il secondo soggetto, nella quale viene riscontrata una confusione abbastanza significativa dall'analisi sui coefficienti medi. Dal momento in cui la predizione, nella traccia considerata d'ascolto, è minore dell'attenzione media e, per la traccia considerata di disturbo, la predizione è maggiore del coefficiente primitivo medio, ci si aspetta che il soggetto abbia una buona probabilità di aver un qualche disturbo di attenzione. Tutto ciò però non succede, siccome, dall'analisi sulle medie, viene registrata una percentuale molto bassa. Questo può

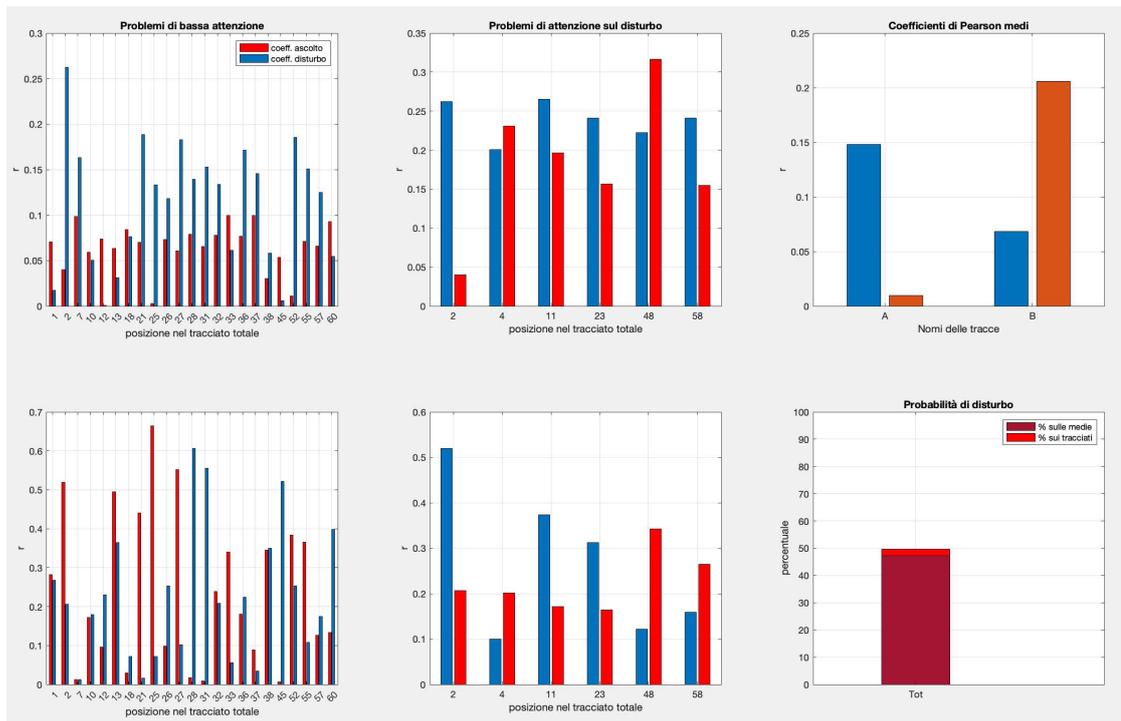


Figura 8.6: Matrice di grafici riguardante l'analisi sul soggetto 2.

significare che il soggetto abbia prediletto maggiormente la traccia con coefficiente di Pearson medio maggiore, ma che, allo stesso tempo, abbia trovato finestre di interesse nella traccia considerata di disturbo. Come si può notare in figura 8.6, i livelli di bassa attenzione nella prima colonna sono molto spesso contrapposti da alta attenzione sul disturbo, mentre nella seconda colonna i coefficienti primitivi considerati di disturbo si mantengono costanti, oltre che alti. Tutto ciò viene valorizzato dai coefficienti di ritenuta in memoria, nella quale si può notare come molto spesso il soggetto abbia variato interesse, siccome, se la ritenuta è alta per la traccia considerata d'ascolto, è bassa per quella di disturbo, e viceversa.

9. Possibili Ricerche

In questo capitolo viene presentato un resoconto del programma descritto nel capitolo precedente, parlando in termini di miglioramenti e possibilità di nuove ricerche sull'argomento. Viene inoltre presentata una descrizione, seppur approssimativa, di quelli che sono i processi mentali e le definizioni neuroscientifiche della memoria. Tale descrizione viene mostrata per via del significato attribuito al coefficiente di correlazione di Pearson predetto, e quindi portare, attraverso ricerche settorializzate, alla validità o alla riformulazione di quanto enunciato. Questo capitolo si pone inoltre l'obiettivo di portare la corrente trattazione a riesamina da parte di figure competenti nei vari ambiti coinvolti, elencando e suggerendo le strategie e/o le soluzioni da poter apportare.

9.1 Memoria

L'apprendimento è il processo con cui si acquisiscono nuove informazioni, mentre la memoria si riferisce al persistere dell'apprendimento in una forma che può diventare evidente in un momento successivo (*Squire, 1987 [42]*). Quindi l'apprendimento ha un esito che indichiamo col termine memoria. L'apprendimento può aver luogo, e la prestazione può migliorare, semplicemente in conseguenza di una maggior esposizione a certe informazioni o a un certo compito. Nei processi dell'apprendimento e della memoria si possono distinguere alcune, ipotetiche, fasi principali: codifica, immagazzinamento e recupero. Per codifica si intende l'elaborazione in entrata delle informazioni che devono poi essere immagazzinate nei depositi della memoria. Questa fase si suddivide in due stadi distinti: l'acquisizione e il consolidamento. L'acquisizione registra gli input nei buffer (memorie di transito) sensoriali e nelle fasi dell'analisi sensoriale, mentre il consolidamento genera nel tempo una rappresentazione più forte. L'immagazzinamento, il risultato dell'acquisizione e del consolidamento, genera e mantiene una registrazione permanente. Infine, il recupero utilizza le informazioni memorizzate per generare una rappresentazione cosciente o per realizzare un comportamento appreso. I modelli della memoria distinguono fra memoria sensoriale, memoria a breve termine e memoria a lungo termine (*Zanichelli, 2009 [18]*).

9.1.1 Memoria sensoriale

Si parla di memoria sensoriale quando si è in presenza di un processo in grado di memorizzare informazioni sensoriali (uditive, visive, tattili, olfattive, gustative) per la durata di pochi secondi o millisecondi. Trattando più nello specifico le informazioni uditive verbali, appena ricevute sembrano persistere come una sorta di “eco” nella nostra testa, anche quando in realtà non stiamo prestando attenzione, ma se cerchiamo abbastanza in fretta di recuperarle, troviamo che sono ancora lì. Nello specifico della percezione uditiva, questo fenomeno è detto memoria ecoica. Essa sembra avere una capacità relativamente grande in confronto alla memoria a breve termine ed inoltre, le tracce sensoriali contengono una rappresentazione delle informazioni basata sui dati sensoriali, anziché una rappresentazione semantica. Il decorso temporale della memoria sensoriale uditiva è stato indagato con i metodi delle neuroscienze cognitive, anche al fine di stabilire se negli esseri umani questa memoria abbia sede nella corteccia specifica per la modalità sensoriale uditiva. La persistenza della traccia sensoriale uditiva è stata misurata registrando nel cervello umano un potenziale evocato, chiamato electrical mismatch negativity o MMN (componente elettrica negativa di discordanza), oppure il corrispondente segnale magnetico, il campo MMF, da mismatch field (campo magnetico di discordanza). Le risposte cerebrali è provocata da uno stimolo deviante, come un suono ad alta frequenza presentato in mezzo ad una serie di stimoli tutti uguali e di tonalità diversa, per esempio toni bassi. Questa risposta si verifica da 150 a 200 ms dopo l’insorgere dello stimolo ed è generata nella corteccia uditiva, come si è potuto determinare grazie alla modellizzazione inversa dei campi magnetici. Si ritiene che queste risposte di discordanza (mismatch) rappresentino i processi della memoria sensoriale, che trattengono nella memoria eroica l’esperienza uditiva recente al fine di confrontarla con gli input in ingresso. Se questi input differiscono, allora vengono generati i segnali MMN e MMF. Perciò queste risposte cerebrali possono servire come indici del tempo di persistenza della traccia nella memoria ecoica (*Zanichelli, 2009 [18]*).

9.1.2 Memoria a breve termine

A differenza della memoria sensoriale, che è una traccia di elevata capacità, ma di breve durata ed è ritenuta inaccessibile alla coscienza, la memoria a breve termine è soggetta a severe limitazioni di capacità, ha una persistenza temporale ed è facilmente accessibile alla coscienza. Nella sua iniziale modellizzazione, la memoria a breve termine è un sistema di memoria temporanea che ha la funzione di trattenere nella mente cosciente l’informazione che proviene dal registro sensoriale, o dalla memoria a lungo termine, per il tempo utile a svolgere dei compiti cognitivi per i quali quell’informazione sia necessaria. La memoria a breve termine descritta nel modello di Atkinson e Shiffrin [3] presupponeva che questo sistema avesse tra le sue funzioni anche quella di presiedere

meccanismi di controllo sulle altre funzioni cognitive, come l'attenzione, il ragionamento, la presa di decisioni, le strategie di recupero dalla memoria a lungo termine. Nonostante ciò, la capienza media della memoria a breve termine nell'adulto normale, corrispondente a circa sette unità di informazione, viene definita per la prima volta nel celebre documento: "The Magical Number Seven, Plus or Minus Two" (*George Miller, 1956 [28]*). In esso, l'ampiezza della memoria a breve termine di un singolo individuo, chiamata span di memoria, viene misurata tramite la ripetizione di una sequenza di stimoli, immediatamente dopo la loro presentazione, in cui viene richiesto di mantenere l'ordine della sequenza. Il numero di stimoli che il soggetto è in grado di ripetere correttamente il 50% delle volte definisce il suo span di memoria. Normalmente si utilizzano dei numeri, in questo caso si parla di misura di digit span. La capienza della memoria a breve termine può essere aumentata se si fanno dei raggruppamenti (chunks) delle unità di informazione da ricordare: ad esempio i numeri possono venir raggruppati a due a due, le lettere in sillabe o in parole. Non potrei mai ricordare la serie di numeri 1-8-1-5-1-9-6-3-1-4-9-2-1-8-7-1, ma usando la mnemotecnica delle date, cioè accorpare i numeri in chunks di 4 cifre, ciascuno dei quali corrisponde alla data di un evento storico importante (Congresso di Vienna, uccisione di Kennedy, scoperta dell'America, Comune di Parigi), utilizzo solo quattro spazi della memoria a breve termine e posso quindi contenere tutta quanta l'informazione. Il tempo in cui l'informazione rimane nella memoria a breve termine senza essere ripassato è di pochi secondi, solo l'attività di reiterazione ne consente la permanenza (*Zanichelli, 2009 [18]*).

9.1.3 Memoria a lungo termine

La prima definizione del concetto di memoria a lungo termine si deve al modello di Atkinson e Shiffrin [3]. Essa è un magazzino con capacità quasi illimitata e si suddivide in memoria esplicita (o dichiarativa) e memoria implicita (o procedurale). Il primo tipo di memoria comprende tutte le informazioni che un soggetto può descrivere consapevolmente, mentre il secondo comprende le abilità motorie, percettive e cognitive. Invece, rientrano nella memoria esplicita: la memoria episodica (o memoria autobiografica) che comprende gli eventi della nostra vita; la memoria semantica che rappresenta la conoscenza generale, i significati, i simboli e le loro relazioni; la memoria emozionale che corrisponde ai contenuti emotivi. Dalle ricerche sperimentali svolte su pazienti amnesici e animali attualmente sono stati identificati almeno tre sistemi. Un sistema procedurale deputato all'apprendimento di abitudini e sequenze di azioni, un sistema di condizionamento, che mantiene gli apprendimenti avvenuti secondo il paradigma stimolo-risposta, tra cui è fondamentale l'apprendimento di risposte emotivo-affettive, e un sistema di rappresentazione percettiva, più conosciuto come sistema di priming percettivo. Il sistema procedurale codifica e mantiene gli apprendimenti di sequenze motorie e di abitudini, in altre parole conserva la memoria del "come fare le cose". Esso

è caratterizzato da apprendimenti graduali, che si automatizzano con l'esercizio, come accade per le abitudini. I comportamenti codificati nella memoria procedurale mantengono una certa stabilità nel tempo e soprattutto le abilità motorie complesse tendono a essere meno suscettibili di dimenticanza. Anche questo sistema opera al di fuori del controllo della coscienza: non si è consapevoli dei processi che si mettono in atto quando si sta pedalando o guidando, si è consapevoli solo dello scopo per cui vengono avviate quelle procedure, che sono automatiche. Il modello di rappresentazione delle conoscenze procedurali più noto è quello degli scripts (copioni) di Schank e Abelson [39]. Il sistema di rappresentazione percettiva, o priming percettivo, è stato concettualizzato in anni relativamente recenti da diversi ricercatori (Tulving, Schacter, 1990 [48]; Schacter, Tulving, 1994 [47]; Squire, 1994 [41]), utilizzando anche evidenze sperimentali e cliniche precedenti. È stato denominato sistema di priming percettivo perché gli studi sperimentali hanno rilevato un effetto di facilitazione nel riconoscimento percettivo, come se analogamente al priming semantico, si producesse una preattivazione percettiva di "forme" associativamente connesse. Il sistema si riferisce alla rappresentazione in memoria delle caratteristiche percettive degli oggetti e delle parole, in cui l'informazione elaborata non implica l'accesso al suo significato. Attualmente sono stati individuati e studiati tre sottosistemi, per l'elaborazione e conservazione della forma visiva delle parole, un altro per la forma uditiva delle parole e un ultimo per le caratteristiche strutturali degli oggetti. Le rappresentazioni percettive elaborate in questo sistema transiterebbero poi nel sistema episodico, dove si legherebbero al loro significato contestuale. È un sistema che opera a livello non consapevole, sia in fase di codifica che in fase di recupero dell'informazione e, per questo, il suo funzionamento è implicito. Anche questo sistema sembra autonomo rispetto agli altri sistemi di memoria a lungo termine poiché si mantiene efficiente sia in soggetti normali, che in pazienti neurologici (Roediger, 1990 [37]; Tulving, Schacter, 1990 [48]) quando siano compromesse altre condotte di ricordo (Zanichelli, 2009 [18]).

9.2 Possibili sviluppi nella ricerca

Gli argomenti trattati in questa ricerca possono fornire spunti utili a psicologi, neuroscienziati ed ingegneri per la realizzazione di migliori programmi e test sulla rilevazione dei disturbi d'attenzione. Tale ambito, che sta prendendo piede in questi anni, è in continuo sviluppo e per questo la trattazione non si può considerare certificata vista la scarsa quantità di documenti specifici sul problema trattato. La trattazione effettuata, però, oltre a porsi l'obiettivo di gettare delle basi operative, evidenzia anche i propri punti nevralgici, facendo luce su possibili lavori futuri. In particolare, i punti maggiormente evidenti sono:

1. La creazione di dataset specifici per la creazione di indici standardizzati di persone affette o meno da disturbi.

La ricerca, nella fase iniziale, ha riscontrato una certa difficoltà nel trovare e selezionare un dataset valido al fine dello studio, vista la mancanza di annotazioni relazionate ai dati. Si è scelto in seguito di utilizzare il dataset fornito da Fulgsang [14], siccome presentava un ascoltatore posto in una situazione il più verosimile alla realtà e con due interlocutori che interagivano col soggetto. Tuttavia un dataset utile al fine di generare indici standard, dovrebbe avere inoltre:

- Una cospicua numerosità di soggetti di età compresa fra i 7 ed i 18 anni, sia affetti da disturbi, sia sani;
- la durata di ogni singolo tracciato estesa a 2 minuti, visti i risultati ottenuti nel capitolo 5. La durata della registrazione complessiva necessita di essere indagata, riducendola man mano il più possibile e mantenendo al contempo la bontà dei risultati;
- delle annotazioni riguardanti: la traccia sulla quale il soggetto si è focalizzato maggiormente, quale sia stata la traccia che lo ha interessato maggiormente e quindi che meglio ricorda, lo stato di stress mentale, domande mirate su entrambe le tracce subito dopo aver processato i dati registrati e, infine, domande specifiche su entrambe le tracce dopo un paio di giorni dalla registrazione.

questo permetterebbe di sfruttare il programma a pieno regime, rendendo più plausibili le osservazioni sui dati e, quindi, validando o meno il medesimo studio.

2. Il miglioramento dell'algoritmo di rilevazione, sia sulle medie che sui singoli tracciati.

Nel metodo di rilevazione si ha la quantificazione della probabilità di disturbo, calcolata attraverso lo scarto che sussiste fra due coefficienti, in base al significato dei valori nel contesto. Esso però non tiene conto di altri fattori di contorno, come la fatica mentale, l'interesse del soggetto e lo sforzo applicato nel mantenere l'attenzione sulla traccia. Questi, con la creazione di un dataset ad hoc, possono essere studiati al fine di valorizzare e migliorare la misura effettuata dell'algoritmo. Inoltre, Si può pensare di indagare, per esempio, sul segnale contenente l'informazione semantica che si sovrappone al segnale audio della quale si è prestata attenzione. Questo permetterebbe di mettere in discussione, oltre che i significati delle varie grandezze, anche il meccanismo con la quale si muove e viene trasformata l'informazione.

3. L'implementazione di un algoritmo che rilevi i livelli di "sforzo mentale" impiegato dai soggetti nel porre attenzione e nel memorizzare le tracce.

Come detto al precedente punto, la trattazione di eventuali parametri di contorno può risultare utile al fine di migliorare la stima effettuata dal rilevatore. In particolare, si può pensare di implementare un algoritmo che vada a graficare una funzione significativa dell'andamento della fatica mentale posta dal soggetto. Tale funzione, oltre a tener conto dei livelli di stress mentale con la quale il soggetto inizia la registrazione, va a graficare come questa aumenti e/o diminuisca nel tempo, traccia per traccia, portando ad un valore finale che dimostri come questa abbia rilassato o sforzato il soggetto. Tale funzione dovrà esser costruita tenendo conto anche del segnale che si sovrappone al segnale audio, in modo tale da poter generare degli indici standard di sforzo richiesto per tipologia di traccia, e valutare quanto il soggetto si sforzi in relazione alla tipologia della traccia. In particolare, questo tipo di grafico mi permetterebbe, insieme ai livelli di attenzione e di ritenuta in memoria, a capire al meglio la difficoltà impiegata dal soggetto nel porre attenzione e, quindi, di validare con precisione la percentuale di probabilità di disturbo.

4. Un miglioramento della qualità dei risultati, portando l'algoritmo da quantificatore della probabilità di un disturbo a essere un vero e proprio test di controllo.

Come descritto nel capitolo 6, i sintomi di inattenzione sulla quale il test DIVA lavora sono nove. In particolare, per come è strutturato il dataset Fulgsang [14], il programma di rilevazione costruito riesce a lavorare esclusivamente su 3 sintomi:

- labilità attentiva;
- distrazione dovuta a stimoli esterni;
- Evita le attività che richiedano attenzione sostenuta

Per poter diagnosticare un disturbo d'attenzione però, il soggetto deve mostrare, come detto al paragrafo 6.2.1, sei dei nove sintomi di inattenzione o iperattività /impulsività nell'arco di sei mesi. Il numero di sintomi rilevabili potrebbe aumentare con la risposta, da parte del soggetto, ad un questionario, sia a 15 minuti di distanza dalla rilevazione, sia a giorni di distanza. Il questionario, costruito appositamente sulla base di ciò che viene raccontato in entrambe le tracce ascoltate dal soggetto, potrebbe migliorare l'interpretazione di determinati tracciati e fornire informazioni utili sui sintomi che il soggetto può avere.

5. L'implementazione di un algoritmo per identificare in quale delle memorie, descritte in questo capitolo, viene salvata l'informazione.

Interrogarsi in quale memoria possa il soggetto salvare l'informazione può tornare utile al fine dar una migliore interpretazione al valore del coefficiente di Pearson predetto. Esso potrebbe tornare utile come parametro di contorno, proprio per i livelli di ritenuta calcolati, al fine di migliorarne la misura. Inoltre, un'implementazione di questo genere potrebbe permettere alla figura che svolge il test di comprendere a pieno se l'entità del disturbo sia da attribuirsi all'attenzione o ad una cattiva interpretazione semantica del segnale, portando il soggetto a non memorizzare o memorizzare parzialmente l'informazione. Purtroppo però, come descritto in questo paragrafo, la modellizzazione del funzionamento della ritenuta in una delle tre memorie è ancora oggetto di studio, rendendo di difficile implementazione un algoritmo che opera in tal verso. Eventuali miglioramenti e sviluppi nell'ambito proposto da questo studio mirano al sostegno della formazione di modelli sempre più validi.

6. La realizzazione di uno strumento ad hoc, che possa essere utilizzato sia in ambito medico che in ambito psichiatrico.

Tralasciando la parte della memorizzazione, ma concentrandosi sull'effettivo utilizzo del programma, si potrebbe pensare ad una implementazione di quest'ultimo su software direttamente collegati ad un elettroencefalografo. In particolare, standardizzando le tracce audio da far ascoltare al soggetto in studio e, quindi, disponendo della registrazione preventivamente, si può pensare di elaborare il segnale EEG in tempo reale. Così facendo però, la registrazione dovrà avvenire nelle stesse identiche condizioni ad ogni sessione di registrazione.

Conclusioni

Questo studio ha presentato un programma Matlab basato sull'apprendimento automatico (machine learning) per la previsione della probabilità di disturbo da deficit d'attenzione. Finora sono stati utilizzati due coefficienti di correlazione di Pearson per determinare le caratteristiche per la diagnosi della probabilità di ADHD dai segnali EEG. In particolare, un coefficiente indicativo della registrazione complessiva, mentre l'altro di ognuno dei partizionamenti di quest'ultima. Mentre per il primo i grafici hanno mostrato risultati in grado di indicare le preferenze dei soggetti riguardo le tracce ascoltate, la seconda tipologia di coefficiente si è prestata bene a fornire un'analisi dettagliata dei livelli d'attenzione e di ritenuta in memoria. Tali risultati, valorizzati dagli elettrodi di riferimento adottati nella registrazione del segnale EEG, hanno portato poi alla stipulazione di differenti interpretazioni per i coefficienti estrapolati, in base sia alla posizione nel tracciato, sia ai valori di A comparati con i valori di B. Vista però la mancanza di un dataset appropriato allo studio, in particolare per la mancanza di label e di dati provenienti da soggetti affetti da ADHD, tali interpretazioni necessitano di verifiche. Inoltre, con la stipulazione di un dataset appropriato si avrebbe la possibilità di indagare anche sui processi di contorno al coefficiente di Pearson, permettendo quindi il miglioramento del programma stesso. Sono infine state raccolte varie idee su possibili sviluppi e ricerche future per l'ambito approfondito in questo studio. Inoltre, ricerche future mirate all'implementazione di un programma per prevedere l'ADHD potrebbero portare ad uno strumento utilizzato per la diagnosi precoce dell'ADHD, a disposizione degli operatori sanitari e dei medici.

Bibliografia

- [1] American Psychiatric Association (APA). *DSM-4-TR: Manuale diagnostico e statistico dei disturbi mentali*. American Psychiatric Publishing, 2000.
- [2] American Psychiatric Association (APA). *DSM-5: Manuale diagnostico e statistico dei disturbi mentali*. American Psychiatric Publishing, 2013.
- [3] R. C. Atkinson e R. M. Shiffrin. “Human Memory: A Proposed System and its Control Processes”. In: *Psychology of Learning and Motivation - Advances in Research and Theory 2* (gen. 1968), pp. 89–195. DOI: 10.1016/S0079-7421(08)60422-3.
- [4] Carl C. Bell. “DSM-IV: Diagnostic and Statistical Manual of Mental Disorders, 4th edition”. In: *American Medical Association 272* (set. 1994), pp. 828–829. DOI: 10.1001/JAMA.1994.03520100096046.
- [5] D. E. Broadbent. *Perception and communication*. Applied Psychology Research Unit of the Medical Research Council, 1958.
- [6] E. Colin Cherry. “The Cocktail Party Phenomenon”. In: *The Journal of the Acoustical Society of America 5* (mag. 1953). DOI: 10.3390/s22041477.
- [7] Alain de Cheveigné e Israel Nelken. “Filters: When, Why, and How (Not) to Use Them”. In: *Neuron 102* (apr. 2019). DOI: 10.1016/j.neuron.2019.02.039.
- [8] Michael J. Crosse e Giovanni M. Di Liberto. *GitHub - mickcrosse/mTRF-Toolbox: A MATLAB Package for Relating Neural Signals to Continuous Stimuli*. Nov. 2016. URL: <https://github.com/mickcrosse/mTRF-Toolbox>.
- [9] Michael J. Crosse et al. *Linear Modeling of Neurophysiological Responses to Speech and Other Continuous Stimuli: Methodological Considerations for Applied Research*. Nov. 2021. DOI: 10.3389/fnins.2021.705621.
- [10] Michael J. Crosse et al. “The multivariate temporal response function (mTRF) toolbox: A MATLAB toolbox for relating neural signals to continuous stimuli”. In: *Frontiers in Human Neuroscience 10* (nov. 2016), p. 219245. DOI: 10.3389/FNHUM.2016.00604/BIBTEX.

- [11] Melissa L Danielson et al. “Prevalence of Parent-Reported ADHD Diagnosis and Associated Treatment Among U.S. Children and Adolescents, 2016”. In: *J clin Child adolesc Psychol* (gen. 2018). DOI: 10.1080/15374416.2017.1417860.
- [12] M.K. Dulcan e M.B. Lake. *Concise Guide to Child and Adolescent Psychiatry (4th ed.)* American Psychiatric Pub., 2012.
- [13] Ali Ekhlesi, Ali Motie Nasrabadi e Mohammad Reza Mohammadi. “Direction of information flow between brain regions in ADHD and healthy children based on EEG by using directed phase transfer entropy”. In: *Cognitive Neurodynamics* 15 (dic. 2021). DOI: 10.1007/s11571-021-09680-3.
- [14] Søren A Fuglsang, Daniel D.E. Wong e Jens Hjortkjær. “EEG and audio dataset for auditory attention decoding”. In: *Journal of Neural Engineering* (mar. 2018). URL: <https://zenodo.org/records/1199011>.
- [15] Søren Asp Fuglsang, Torsten Dau e Jens Hjortkjær. “Noise-robust cortical tracking of attended speech in real-world acoustic scenes”. In: *NeuroImage* 156 (apr. 2017). DOI: 10.1016/j.neuroimage.2017.04.026.
- [16] Søren Asp Fuglsang et al. “A Comparison of Regularization Methods in Forward and Backward Models for Auditory Attention Decoding”. In: *Frontiers in Neuroscience* 12 (ago. 2018). DOI: 10.3389/fnins.2018.00531.
- [17] Kenneth Gadow et al. “Comparison of ADHD symptom subtypes as source-specific syndromes”. In: *Journal of child psychology and psychiatry, and allied disciplines* 45 (set. 2004), pp. 1135–49. DOI: 10.1111/j.1469-7610.2004.00306.x.
- [18] Micheal S. Gazzaniga, Richard B. Ivry e George R. Mangun. *Neuroscienze Cognitive*. Zanichelli, 2009.
- [19] Julián González et al. “Assessment of ADHD Through Electroencephalographic Measures of Functional Connectivity”. In: set. 2015. ISBN: 978-953-51-2166-4. DOI: 10.5772/60559.
- [20] C. R. Holdgraf et al. “Encoding and Decoding Models in Cognitive Electrophysiology”. In: *Front. Syst. Neurosci.* 11 (set. 2017). DOI: 10.3389/fnsys.2017.00061.
- [21] William James. *The Principles of Psychology*. Vol. 1. The American Journal of Psychology, ago. 1891.
- [22] J.J.S. Kooij e M.H. Francken. “DIVA 2.0: Intervista Diagnostica per l’ADHD negli adulti”. In: *DIVA Foundation* (2012). URL: www.divacenter.eu.
- [23] Edmund C. Lalor et al. “The VESPA: A method for the rapid estimation of a visual evoked potential”. In: *NeuroImage* 32 (mar. 2006), p. 219245. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2006.05.054.

- [24] I. Lazzaro et al. “Simultaneous EEG and EDA measures in adolescent attention deficit hyperactivity disorder”. In: *International Journal of Psychophysiology* 34 (nov. 1999), pp. 123–134. DOI: 10.1016/S0167-8760(99)00068-9.
- [25] Michele de Matthaëis. “Un’innovativa metodologia di intervento cognitivo/comportamentale per Disturbi da Deficit di Attenzione e Iperattività (ADHD o DDAI): il neurofeedback”. In: *Journal of Applied Radical Behavior Analysis* (giu. 2016). URL: https://www.aarba.eu/wp-content/uploads/2021/07/Educativa_De_Matthaëis.pdf.
- [26] Emanuele Mazzone. *Ipnosi, flessibilità cognitiva e sistemi di controllo e di supervisione dell’attenzione (Parte prima)*. Franco angeli, gen. 2008, pp. 33–48.
- [27] Nima Mesgarani et al. “Influence of Context and Behavior on Stimulus Reconstruction From Neural Activity in Primary Auditory Cortex”. In: *Journal of neurophysiology* 102 (set. 2009), pp. 3329–39. DOI: 10.1152/jn.91128.2008.
- [28] George A. Miller. “The Magical Number Seven, Plus or Minus Two: Some Limits on our Capacity for Processing Information”. In: (1956). URL: <http://psychclassics.yorku.ca/Miller/>.
- [29] Bojana Mirkovic et al. “Decoding the attended speech stream with multi-channel EEG: Implications for online, daily-life applications”. In: *Journal of Neural Engineering* 12 (giu. 2015), p. 046007. DOI: 10.1088/1741-2560/12/4/046007.
- [30] N. Moray. *Attention: Selective Processes in Vision and Hearing*. Quarterly Journal of Experimental Psychology, 1969.
- [31] Florence Mowlem et al. “Sex differences in predicting ADHD clinical diagnosis and pharmacological treatment”. In: *European Child and Adolescent Psychiatry* 28 (apr. 2019). DOI: 10.1007/s00787-018-1211-3.
- [32] Micah M. Murray, Denis Brunet e Christoph M. Michel. “Topographic ERP analyses: A step-by-step tutorial review”. In: *Brain Topography* 20 (giu. 2008), pp. 249–264. DOI: 10.1007/S10548-008-0054-5/METRICS.
- [33] Derek Nee e John Jonides. “Dissociable contributions of prefrontal cortex and the hippocampus to short-term memory: Evidence for a 3-state model of memory”. In: *NeuroImage* 54 (gen. 2011), pp. 1540–8. DOI: 10.1016/j.neuroimage.2010.09.002.
- [34] Società Italiana di Neuropsichiatria dell’infanzia e dell’adolescenza. *Linee-guida per la diagnosi e la terapia farmacologica del Disturbo da Deficit Attentivo con Iperattività (ADHD) in età evolutiva*. Apr. 2019. URL: http://old.iss.it/binary/wpwp/cont/SINPIA_L.g.ADHD.1116940207.pdf.

- [35] James A. O’Sullivan, Giovanni M. Di Liberto e Edmund C. Lalor. “Low-frequency cortical entrainment to speech reflects phoneme-level processing”. In: *Current Biology* 25 (set. 2015). DOI: 10.1016/j.cub.2015.08.030.
- [36] James A. O’Sullivan et al. “Neurophysiological Indices of Audiovisual Speech Processing Reveal a Hierarchy of Multisensory Integration Effects”. In: *The Journal of Neuroscience* 41 (apr. 2021), JN–RM. DOI: 10.1523/JNEUROSCI.0906–20.2021.
- [37] Henry Roediger. “Implicit Memory: Retention without Remembering”. In: *The American psychologist* 45 (set. 1990), pp. 1043–56. DOI: 10.1037/0003–066X.45.9.1043.
- [38] Regione Emilia Romagna. “Indirizzi clinico-organizzativi per la diagnosi e il trattamento del Disturbo da Deficit dell’Attività e dell’Attenzione nell’adulto”. In: (apr. 2023). URL: https://salute.regione.emilia-romagna.it/normativa-e-documentazione/rapporti/salute-mentale/Allegato_linee_indirizzo_adhd_adulti.pdf.
- [39] Roger C Schank e Robert P Abelson. “Scripts, Plans, Knowledge”. In: (1976).
- [40] Sophie Scott e Ingrid Johnsrude. “The neuroanatomical and functional organization of speech perception”. In: *Trends in neurosciences* 26 (mar. 2003), pp. 100–7. DOI: 10.1016/S0166–2236(02)00037–1.
- [41] Larry R. Squire. “Declarative and nondeclarative memory: multiple brain systems supporting learning and memory”. In: *Journal of cognitive neuroscience* 4 (1994), pp. 232–243. DOI: 10.1162/jocn.1992.4.3.232.
- [42] Larry R. Squire. “Memory and Brain Systems: 1969–2009”. In: *The Journal of neuroscience* 29 (ott. 2009), pp. 12711–6. DOI: 10.1523/JNEUROSCI.3575–09.2009.
- [43] S. S. Stevens. “The Measurement of Loudness”. In: *Journal of the Acoustical Society of America* 27 (giu. 1955). DOI: 10.1121/1.1908048.
- [44] Zoran Šverko et al. “Complex Pearson Correlation Coefficient for EEG Connectivity Analysis”. In: *Sensors* 22 (feb. 2022). DOI: 10.3390/s22041477.
- [45] James Swanson et al. “Association of the Dopamine Receptor D4 (DRD4) Gene With a Refined Phenotype of Attention Deficit Hyperactivity Disorder (ADHD): A Family-Based Approach”. In: *Molecular psychiatry* 3 (feb. 1998), pp. 38–41. DOI: 10.1038/sj.mp.4000354.
- [46] Deborah Talmi et al. “Neuroimaging the Serial Position Curve A Test of Single-Store Versus Dual-Store Models”. In: *Psychological science* 16 (ott. 2005), pp. 716–23. DOI: 10.1111/j.1467–9280.2005.01601.x.

- [47] Endel Tulving e Daniel Schacter. “Memory systems”. In: *American Psychiatric Association (APA)* (set. 1994).
- [48] Endel Tulving e Daniel Schacter. “Priming and Human Memory Systems”. In: *Science (New York, N.Y.)* 247 (feb. 1990), pp. 301–6. DOI: 10.1126/science.2296719.
- [49] Vihang Vahia. “Diagnostic and statistical manual of mental disorders 5: A quick glance”. In: *Indian journal of psychiatry* 55 (ott. 2013), pp. 220–223. DOI: 10.4103/0019-5545.117131.
- [50] Jonathan Williams e Eric Taylor. “The Evolution of hyperactivity, impulsivity, and cognitive diversity”. In: *Journal of the Royal Society, Interface / the Royal Society* 3 (dic. 2005), pp. 399–413. DOI: 10.1098/rsif.2005.0102.

