

POLITECNICO DI TORINO

Laurea Magistrale in Ingegneria Biomedica



**Politecnico
di Torino**

Tesi di Laurea Magistrale

Sviluppo di un sistema di neurostimolazione basato su suoni binaurali adattati al feedback EEG per l'incremento della concentrazione in VR

Relatore:

Prof. Luca Mesin

Correlatore:

Ing. Matteo Raggi

Candidate:

Cosmaria Altavilla

Sonia Memeo

Anno accademico 2023/2024

Sommario

Negli ultimi anni, sono stati effettuati diversi studi nell'ambito delle neuroscienze con l'obiettivo di migliorare le prestazioni cognitive e aumentare la concentrazione durante lo svolgimento di specifici task. Tra questi, i sistemi basati su neurofeedback sono stati al centro dell'interesse scientifico per la loro capacità di regolare l'attività cerebrale in modo non invasivo e privo di effetti collaterali.

In questo elaborato è stata sviluppata una tecnica di neurostimolazione ad anello chiuso, in cui i parametri estratti dal segnale EEG vengono utilizzati come feedback per la modulazione e l'adattamento real-time dello stimolo inviato all'utente. Nello specifico, lo scopo di questa tesi è valutare l'effetto dei suoni binaurali (BB), integrati e mascherati dalla musica, sulle capacità di concentrazione di soggetti sani durante l'esecuzione di task matematici.

A questo proposito, dieci soggetti sani sono stati sottoposti ad un protocollo di stimolazione, composto da due fasi: una fase di calibrazione e una fase di real-time costituita da tre diverse sessioni. Entrambe le fasi comprendono un intervallo iniziale di rilassamento, seguito dall'esecuzione di un task matematico che prevede la risoluzione di somme a tre cifre.

Durante tutta la procedura, il segnale EEG è stato acquisito, e successivamente elaborato su Matlab, utilizzando il dispositivo Enobio 8 e il software dedicato NIC2. Dall'acquisizione del segnale EEG, prelevato durante la calibrazione, sono stati estratti diversi parametri utili per l'allenamento di un regressore specifico per ogni soggetto, il quale è stato poi testato nelle sessioni successive. Nella fase di real-time, i soggetti sono stati sottoposti a tre sessioni diverse, erogate in maniera randomica per ogni soggetto, che comprendono: una sessione caratterizzata da assenza di stimoli, una sessione in cui il soggetto viene stimolato con BB ad una frequenza fissa, specifica per ogni soggetto, e una sessione di stimolazione con BB adattati al feedback ricevuto dal segnale EEG in tempo reale. Le frequenze di stimolazione utilizzate appartengono alla

banda beta, proprio perché l'obiettivo dei BB è quello di guidare il cervello nello stato desiderato, e la banda scelta permette di attivare uno stato di concentrazione. Per rendere l'esperienza totalmente immersiva e priva di distrazioni è stata utilizzata la realtà virtuale grazie all'uso della piattaforma Unity e del visore Meta Quest 2.

Infine, è stata condotta un'analisi statistica basata sugli output del regressore relativi alla fase di task, confrontandone le varie sessioni tra di loro. I risultati hanno confermato una differenza statisticamente significativa ($p < 0.05$) tra la sessione con stimolazione fissa e quella priva di stimoli, mentre non si evidenziano differenze significative negli altri casi.

Indice

1	Anatomia e fisiologia del cervello	1
1.1	Introduzione al capitolo	1
1.2	Sistema nervoso	1
1.2.1	Cervello	2
1.2.2	Cellule del sistema nervoso	4
1.2.3	Sinapsi	6
1.2.4	Potenziale d'azione	8
1.3	Segnale EEG	10
1.3.1	Caratteristiche del segnale	10
1.3.2	Ritmi del segnale	11
1.3.3	Modalità di acquisizione	12
1.3.4	Sistema internazionale 10-20 di posizionamento degli elettrodi	13
1.3.5	Artefatti	14
2	Biofeedback, neurofeedback e neurostimolazione adattata all'utente	15
2.1	Biofeedback	15
2.2	Neurofeedback	16
2.3	Neurostimolazione adattata all'utente	17
2.4	Stimoli uditivi	18
2.4.1	Suoni monoaurali	18
2.4.2	Suoni Binaurali	19
3	Intelligenza Artificiale e Machine Learning	21
3.1	Intelligenza Artificiale	21
3.2	Machine Learning	21
3.2.1	LASSO	23
3.2.2	Support Vector Machine	24
3.2.3	Random Forest	24
4	Materiali e Metodi	26

4.1	Strumentazione	26
4.1.1	Enobio 8	26
4.1.2	NIC 2	29
4.1.3	Visore Meta Quest 2	32
4.1.4	Unity	34
4.1.5	MATLAB	35
4.2	Protocolli di comunicazione	36
4.3	Realtà Virtuale	39
4.4	Protocollo sperimentale	40
4.4.1	Fase di preparazione	40
4.4.2	Fase di acquisizione	42
4.5	Processing del segnale	45
4.5.1	Filtraggio	45
4.5.2	Analisi spettrale	50
4.6	Estrazione dei parametri	52
4.6.1	Potenza di bande e rapporto di potenza fra bande del segnale EEG	53
4.6.2	Entropia Spettrale	55
4.6.3	Dimensione frattale di Higuchi	55
4.6.4	Dimensione frattale di Katz	56
4.6.5	Attività di Hjorth	57
4.6.6	Identificazione ed eliminazione degli outlier	57
4.7	Confronto tra regressori	58
4.8	Scelta della frequenza portante	60
4.9	Test statistici	61
4.9.1	Test di Shapiro-Wilk	62
4.9.2	T-test	63
4.10	Test di Wilcoxon	64
5	Protocollo sperimentale	65
5.1	Fase di Calibrazione	66
5.1.1	Protocollo di calibrazione	67
5.1.2	Algoritmo per il calcolo del livello di concentrazione . .	68
5.2	Fase di Stimolazione	69
5.2.1	Protocollo di stimolazione	69
5.2.2	Elaborazione del segnale in Real Time	69
5.2.3	Sessioni di stimolazione con suoni binaurali	70
6	Risultati e discussioni	73
6.1	Risultati della calibrazione	73
6.2	Risultati della fase di Testing	78

6.3	Valutazione degli effetti del trattamento	81
6.3.1	Studio della normalità	81
6.3.2	Valutazione degli effetti della stimolazione sulla concentrazione	83
6.3.3	Valutazione delle performance	84
7	Conclusioni e sviluppi futuri	86
7.1	Conclusioni	86
7.2	Sviluppi futuri	87
A	Risultati della fase Real-time	89
	Bibliografia	94

Elenco delle tabelle

1.1	Suddivisione in bande del segnale EEG	11
4.1	Scelta del Regressore	60
4.2	Scelta della frequenza portante dei suoni binaurali	61
6.1	Metriche di valutazione per il modello di regressione	75
6.2	Metriche di valutazione relative alla fase di testing	81
6.3	Risultati del test di Wilcoxon	83

Elenco delle figure

1.1	Visione laterale dell'encefalo e delle strutture che lo costituiscono: cervello, cervelletto e tronco encefalico	2
1.2	Organizzazione e suddivisione delle funzioni tra le regioni cerebrali	3
1.3	Struttura anatomica del neurone	4
1.4	Classificazione strutturale dei neuroni	5
1.5	Classificazione funzionale dei neuroni [2]	6
1.6	Le cinque tipologie di cellule gliali	7
1.7	Comunicazione tra neuroni: sinapsi elettrica e sinapsi chimica	7
1.8	Le tre fasi di un potenziale d'azione: depolarizzazione, ripolarizzazione e iperpolarizzazione	9
1.9	Andamento dei ritmi cerebrali e suddivisione in bande	12
1.10	Sistema internazionale 10-20 di posizionamento degli elettrodi sullo scalpo	13
2.1	Schema a blocchi Neurofeedback	16
2.2	Schema a blocchi Neurostimolazione adattata all'utente	17
2.3	Esempio di applicazione delle onde monoaurali [18]	18
2.4	Esempio di applicazione delle onde monoaurali [18]	19
3.1	Rappresentazione dei sottogruppi dell'IA	22
3.2	Esempio applicazione SVM	24
3.3	Esempio grafico del modello Random Forest	25
4.1	Enobio 8	27
4.2	Neuroelectrics Control Box	27
4.3	Connettore ad 8 canali	28
4.4	Esempio elettrodi in Ag/AgCl per EEG	28
4.5	Settaggio del protocollo TCP/IP	29
4.6	Settaggio del dispositivo	30
4.7	Settaggio del protocollo	31
4.8	Caricamento del protocollo	31
4.9	Visore Meta Quest 2	33
4.10	Esempio di interfaccia Unity	35

4.11	Rappresentazione del modello TCP/IP	37
4.12	Protocolli di comunicazione tra i vari dispositivi	38
4.13	Scenario di realtà virtuale: vista frontale	39
4.14	Scenario di realtà virtuale: vista laterale sinistra	40
4.15	Scenario di realtà virtuale: vista laterale destra	40
4.16	Settaggio degli 8 canali di acquisizione per la fase di calibrazione	41
4.17	Esempio di fase di rilassamento	42
4.18	Esempio di task matematico con tastierino	43
4.19	Settaggio del protocollo LSL	44
4.20	Esempio di segnale EEG grezzo	45
4.21	Maschera del filtro passa alto	47
4.22	Maschera del filtro passa basso	48
4.23	Confronto tra segnale grezzo e segnale filtrato	49
4.24	Segnale EEG ad 8 canali filtrato	50
4.25	Tipologie di t-test	63
5.1	Diagramma a blocchi del protocollo sperimentale	65
5.2	Schema del processo di allenamento del regressore per il calcolo del livello di concentrazione del soggetto	68
5.3	Algoritmo per l'aggiornamento della frequenza di stimolazione	71
6.1	Output del regressore durante la fase di Calibrazione relativi a quattro soggetti	74
6.2	Media e Deviazione standard dell'output del regressore per la fase di Calibrazione relativi a quattro soggetti	75
6.3	Importanza delle variabili	76
6.4	Importanza dei canali	77
6.5	Importanza delle variabili in funzione dei canali	78
6.6	Output del regressore relativi alla fase di stimolazione	79
6.7	Media e deviazione standard dell'indice di concentrazione rela- tivi a quattro soggetti	80
6.8	Boxplot dell'indice di concentrazione relativi a quattro soggetti	82
6.9	Modulazione dello stimolo uditivo mediante la frequenza durante la sessione BB adattati	82
6.10	Distribuzione dell'accuratezza dei soggetti nelle tre diverse sessioni	84
A.1	Output del regressore relativo alla sessione con suoni binaurali adattati (a sinistra). Modulazione della frequenza adattata all'indice di concentrazione relativa alla stessa sessione (a destra).	91
A.2	Boxplot dell'indice di concentrazione relativo alle tre sessioni real-time.	93

Capitolo 1

Anatomia e fisiologia del cervello

1.1 Introduzione al capitolo

Nel seguente capitolo verrà fornita una panoramica generale del sistema nervoso, della struttura anatomica del cervello e delle sue funzioni principali. Successivamente, ci concentreremo sul segnale EEG, approfondendo le sue caratteristiche e i metodi usati per la sua acquisizione.

1.2 Sistema nervoso

Il sistema nervoso rappresenta la centrale di controllo del corpo umano, la quale svolge un gran numero di funzioni grazie al lavoro sinergico dei suoi due componenti: il sistema nervoso centrale e il sistema nervoso periferico [1].

Il sistema nervoso centrale (SNC) è formato dal midollo spinale e dall'encefalo, che si divide in cervello, cervelletto e tronco encefalico. Il SNC riceve le informazioni provenienti dal corpo umano (*informazioni viscerali*) e dall'ambiente esterno (*informazioni sensoriali*), le elabora e invia delle istruzioni agli organi interessati. Il SNC è responsabile dei processi di apprendimento, della memoria, dei processi che regolano le emozioni, dei pensieri, del linguaggio e di altre funzioni complesse [2].

Il sistema nervoso periferico (SNP) comunica con il SNC mediante i nervi cranici, connessi direttamente all'encefalo, e mediante i nervi spinali, i quali comunicano con il midollo spinale. Dal punto di vista funzionale, il SNP è formato da due componenti: una componente afferente e una componente

efferente. La componente efferente si occupa di trasmettere le informazioni dal SNC verso la periferia, mentre quella afferente opera nel senso inverso [3]. La componente efferente si divide ulteriormente in: sistema nervoso autonomo e sistema nervoso somatico. Il sistema nervoso autonomo comprende il sistema nervoso parasimpatico e il sistema nervoso simpatico. Quest'ultimo è responsabile della risposta *"lotta o fuga"* e svolge funzioni di tipo eccitatorie, mentre il parasimpatico è più attivo a riposo e svolge un'azione inibitoria. Generalmente, gli organi sono innervati sia dal sistema nervoso simpatico, che dal sistema nervoso parasimpatico e quindi sono sottoposti al loro funzionamento antagonista [4].

1.2.1 Cervello

Il cervello, una parte fondamentale del sistema nervoso centrale (SNC), è protetto esternamente dalla scatola cranica ed è connesso al cervelletto attraverso il tronco encefalico. (Figura 1.1). Lo strato più esterno del cervello è chiamato corteccia cerebrale ed è costituito principalmente da materia grigia, una sostanza piena di neuroni; l'area sottocorticale più interna, invece, è costituita da piccole aree di materia grigia chiamate nuclei sottocorticali, e da materia bianca, che è una sostanza ricca di assoni mielinici.

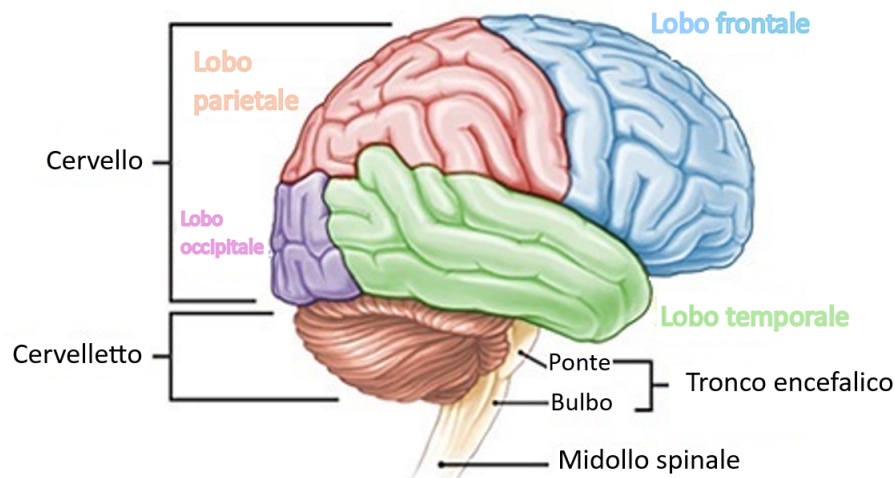


Figura 1.1: Visione laterale dell'encefalo e delle strutture che lo costituiscono: cervello, cervelletto e tronco encefalico

Funzionalmente e anatomicamente è possibile dividere il cervello in due emisferi: l'emisfero destro e l'emisfero sinistro. Ciascun emisfero cerebrale è diviso in quattro regioni chiamate lobi e ogni lobo svolge funzioni specifiche.

Per questo motivo, il cervello si può dividere in aree funzionali specializzate, come mostrato nella Figura 1.2 [5][6]:

- **Lobo frontale:** localizzato nella parte anteriore del cervello, è la regione che controlla l'attività motoria volontaria, la concentrazione, la capacità di pianificare, di ragionare ed è importante durante la produzione del linguaggio scritto e parlato.
- **Lobo parietale:** posizionato posteriormente al lobo frontale, è responsabile dell'elaborazione delle informazioni sensoriali e della propriocezione, in particolare controlla il senso del tatto, della temperatura e del dolore; inoltre è implicato in attività come il calcolo e la scrittura.
- **Lobo occipitale:** è il lobo più piccolo della corteccia cerebrale, si trova nella regione più posteriore del cervello e rappresenta l'area responsabile dell'elaborazione e dell'interpretazione degli stimoli visivi; inoltre interpreta la distanza, la profondità e il colore.
- **Lobo temporale:** posto nella porzione laterale del cervello, è importante per la percezione uditiva, per la comprensione del linguaggio, per le risposte emozionali e viscerali, per l'apprendimento e la memoria.

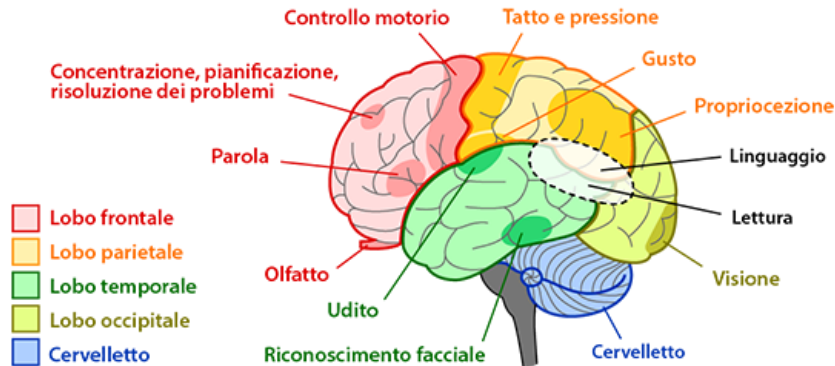


Figura 1.2: Organizzazione e suddivisione delle funzioni tra le regioni cerebrali

Il **tronco encefalico** e il **cervelletto** si trovano nella zona posteriore dell'encefalo. Il tronco encefalico è responsabile delle funzioni vitali di base, come la respirazione e la regolazione della pressione sanguigna; svolge un ruolo fondamentale nella regolazione del ritmo circadiano del sonno e della coscienza. Il cervelletto è responsabile dell'equilibrio, partecipa al controllo motorio e alla coordinazione motoria.

1.2.2 Cellule del sistema nervoso

Il sistema nervoso è formato sostanzialmente da due tipi di cellule: i **neuroni**, cellule eccitabili specializzate nella generazione, elaborazione e trasmissione degli impulsi elettrici, e le **cellule gliali** (neuroglia), che svolgono il compito di nutrire, sostenere e proteggere le cellule nervose [2]. Dal punto di vista anatomico, la maggior parte dei neuroni è costituita da tre componenti principali (Figura 1.3):

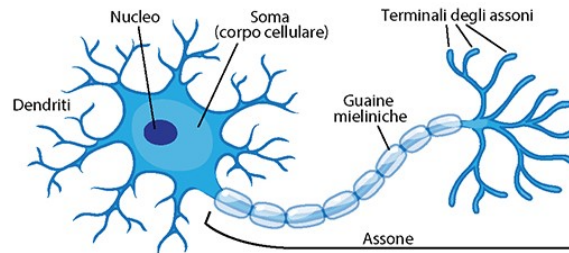


Figura 1.3: Struttura anatomica del neurone

- **Corpo cellulare:** anche chiamato soma, è la sede dell'attività metabolica; contiene il nucleo e vari organuli intracellulari e svolge le principali funzioni cellulari.
- **Dendriti:** sono ramificazioni che fungono da input, si diramano dal corpo cellulare e ricevono informazioni da altri neuroni; le informazioni ricevute vengono trasmesse al corpo cellulare, dove vengono elaborate e integrate, generando una risposta.
- **Assone:** rappresenta il prolungamento principale del neurone che origina dal corpo cellulare; funge da output, e in quanto tale ha il compito di inviare informazioni alle altre cellule nervose; l'inizio dell'assone è detto monticolo assonico e ha la funzione di generare il potenziale d'azione che è trasportato verso la parte finale dell'assone, dove avviene la trasmissione dell'informazione da un neurone ad un altro; nella parte finale dell'assone sono presenti delle ramificazioni chiamate terminali assonici.

Esternamente, l'assone può essere rivestito da uno strato di mielina, una sostanza isolante prodotta dalle cellule gliali e costituita principalmente da lipidi e proteine. Questo rivestimento non è continuo, ma è costituito da delle interruzioni, ad intervalli regolari, chiamate nodi di Ranvier. In questo modo, l'alternanza della guaina mielinica consente una propagazione del segnale lungo l'assone più rapida ed efficiente, in quanto l'impulso salta da un nodo di Ranvier al successivo [7].

I neuroni possono essere classificati per morfologia, struttura o funzione. Dal punto di vista morfologico, i neuroni possono diversificarsi per la forma del corpo cellulare e per i relativi prolungamenti (assone e dendriti); queste differenze permettono di classificare i neuroni in: stellati, fusiformi o piramidali. Strutturalmente possono essere classificati in base al numero di assoni e dendriti (Figura 1.4): unipolari se costituiti da un solo assone; bipolari se costituiti da due prolungamenti (un assone e un dendrite); pseudounipolari se costituiti da un unico prolungamento che si divide in due (uno diretto verso il SNP e uno verso il SNC); multipolari se hanno molti dendriti e un assone.

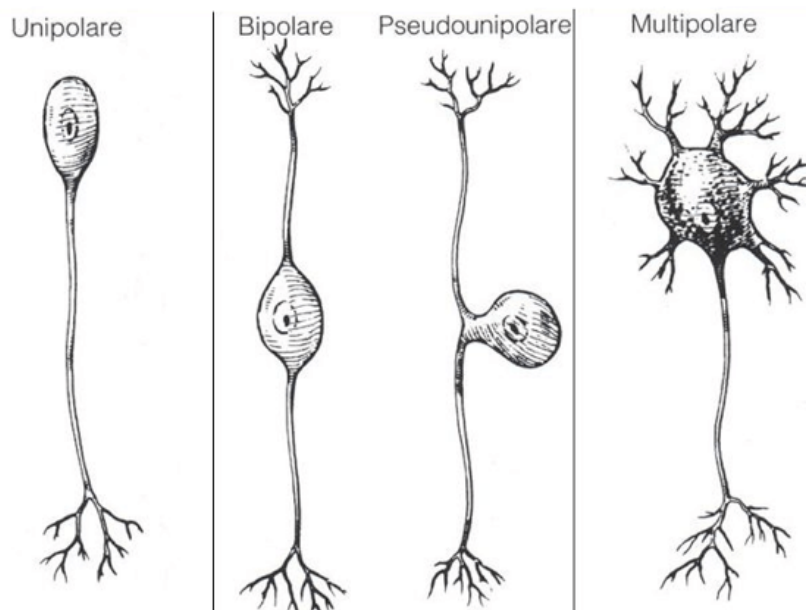


Figura 1.4: Classificazione strutturale dei neuroni

In base alla funzione svolta, i neuroni possono essere classificati in (Figura 1.5):

- **Neuroni motori (o efferenti):** trasmettono le informazioni dal sistema nervoso centrale agli organi interessati; sono neuroni con dendriti corti e assoni lunghi.
- **Neuroni sensoriali (o afferenti):** raccolgono le informazioni dai recettori (sensoriali o viscerali) e le trasmettono al sistema nervoso centrale; sono caratterizzati da dendriti lunghi e assoni corti.
- **Interneuroni:** mettono in comunicazione i neuroni sensoriali e motori con specifiche regioni del sistema nervoso centrale; hanno dendriti corti e assoni lunghi o corti.

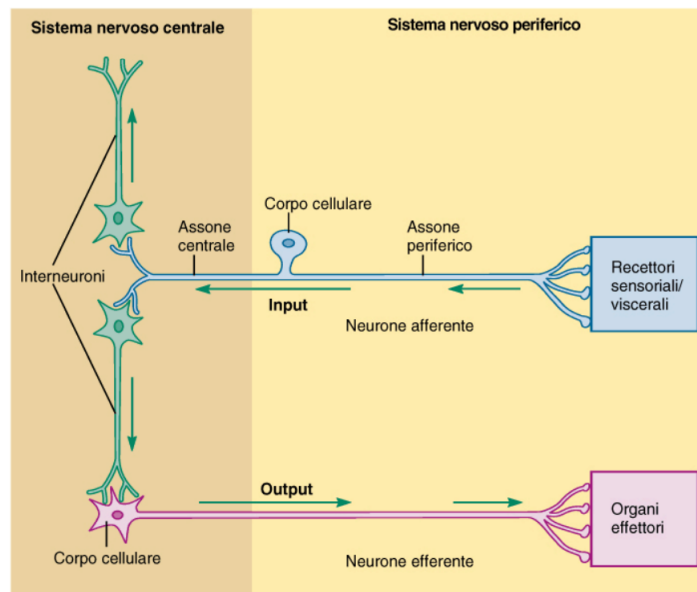


Figura 1.5: Classificazione funzionale dei neuroni [2]

Le **cellule gliali** rappresentano la seconda classe di cellule che costituiscono il sistema nervoso e sono molto più numerose rispetto ai neuroni. Vi sono cinque tipi di cellule gliali (Figura 1.6): astrociti, microglia, cellule ependimali e oligodendrociti, appartenenti al SNC, e cellule di Schwann localizzate nel SNP. Le cellule gliali non sono direttamente coinvolte nella conduzione degli impulsi, perché a differenza dei neuroni, non sono in grado di generare o elaborare potenziali d'azione. Il loro compito principale è quello di fornire sostegno ai neuroni, ma svolgono anche tante altre funzioni. Ad esempio, gli oligodendrociti e le cellule di Schwann sono determinanti per la formazione della guaina mielinica attorno agli assoni.

1.2.3 Sinapsi

Le cellule nervose sono in grado di comunicare tra di loro e con gli organi effettori attraverso una zona di contatto chiamata sinapsi. La sinapsi, di fatto, rappresenta l'interfaccia tra due neuroni: il neurone presinaptico che trasmette l'informazione e il neurone postsinaptico che la riceve. Esistono due tipologie di trasmissione sinaptica (Figura: 1.7): le **sinapsi elettriche** in cui i segnali elettrici viaggiano da un neurone all'altro mediante il flusso di ioni che attraversa le giunzioni comunicanti, e le **sinapsi chimiche** che comportano il rilascio di un neurotrasmettitore. Quest'ultima è il tipo di sinapsi più comune nel SNC.

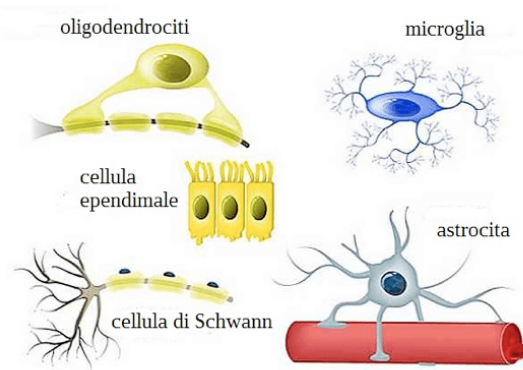


Figura 1.6: Le cinque tipologie di cellule gliali

Nella sinapsi chimica, il terminale assonico del neurone presinaptico è il luogo in cui il segnale elettrico, detto potenziale d'azione, viene convertito in un segnale chimico, che comporta il rilascio di un neurotrasmettitore. Il neurotrasmettitore si diffonde rapidamente, passando attraverso la cosiddetta fessura sinaptica e legandosi ai recettori specifici presenti sui terminali del neurone postsinaptico. Il neurone postsinaptico integra i segnali ricevuti per determinare l'attivazione o meno di un potenziale d'azione [8].

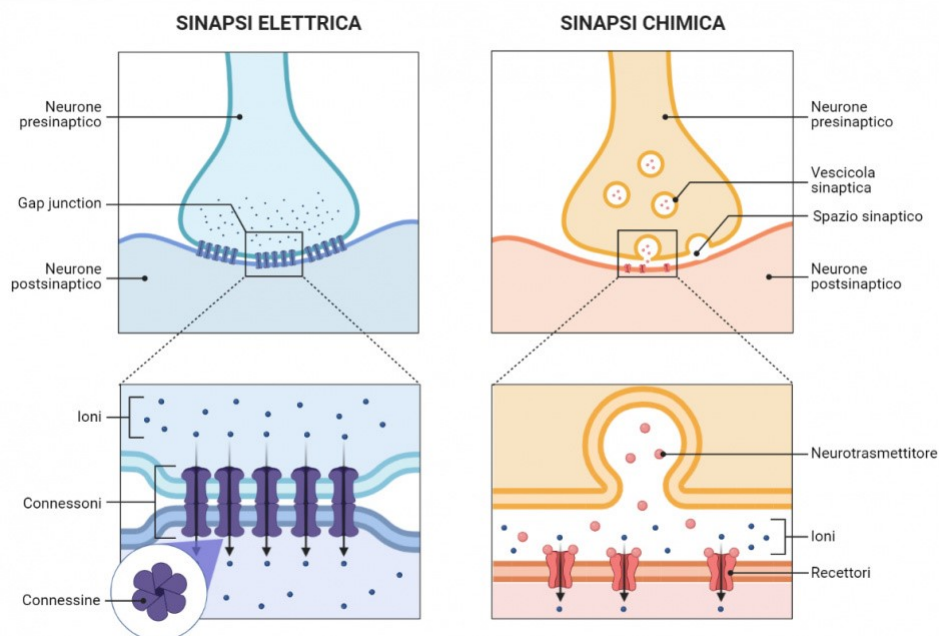


Figura 1.7: Comunicazione tra neuroni: sinapsi elettrica e sinapsi chimica

In particolare, la probabilità di attivazione del potenziale d'azione nel neurone postsinaptico dipende dal tipo di neurotrasmettitore che si lega ai suoi recettori. In base al tipo di neurotrasmettitore rilasciato, possiamo distinguere: sinapsi eccitatorie e sinapsi inibitorie.

Una **sinapsi eccitatoria** è una sinapsi che porta il potenziale di membrana postsinaptico a valori più vicini al valore soglia necessario per la generazione di un potenziale d'azione. Una **sinapsi inibitoria** funziona in modo opposto, abbassando il potenziale sotto soglia. In genere, un potenziale d'azione si scatena non in seguito ad una singola sinapsi, ma sommando gli input che arrivano da tutte le sinapsi. Dunque, gli effetti di queste sinapsi vengono progressivamente sommati e integrati: l'integrazione che avviene in luoghi diversi, ma nello stesso tempo, è detta **sommazione spaziale**, mentre l'integrazione che avviene nello stesso luogo, ma in tempi diversi è detta **sommazione temporale**.

1.2.4 Potenziale d'azione

Il potenziale d'azione rappresenta una rapida e transitoria variazione del potenziale di membrana. In condizioni di riposo, tra l'esterno e l'interno della cellula, esiste una differenza di potenziale dovuta alla separazione di cariche ai due lati della membrana. In particolare, il potenziale di riposo è pari a -70 mV, con l'esterno positivo rispetto all'interno: all'interno della cellula vi è un'elevata concentrazione di ioni potassio (K^+), mentre all'esterno vi è un'elevata concentrazione di ioni sodio (Na^+) e cloro (Cl^-). A causa della diversa concentrazione di specie ioniche tra l'interno e l'esterno della cellula, il sodio tende ad muoversi dentro la cellula seguendo il gradiente di concentrazione, mentre il potassio tende ad uscire [9]. In particolare, lo spostamento degli ioni tra l'interno e l'esterno della cellula è regolato dai canali ionici presenti all'interfaccia della membrana cellulare. I canali ionici del sodio e del potassio sono dei canali voltaggio-dipendenti, ovvero dipendono dal potenziale di membrana della cellula: una sua variazione causa la loro apertura o chiusura.

Il potenziale d'azione è costituito da tre fasi principali:

1. **Depolarizzazione:** consiste in una modifica del potenziale di membrana da -70 mV a $+30$ mV, causata principalmente dall'afflusso di ioni sodio all'interno della cellula; il flusso di ioni sodio (positivi) nella cellula porta ad un'ulteriore depolarizzazione della membrana, causando un maggior afflusso di sodio in un circuito di feedback positivo; a causa dell'elevata permeabilità al sodio, il potenziale tende ad avvicinarsi al potenziale di equilibrio di tale ione ($+60$ mV).

2. **Ripolarizzazione:** si ha un ritorno al potenziale di riposo della membrana, causato principalmente dall'efflusso di potassio.
3. **Iperpolarizzazione:** il potenziale diventa più negativo rispetto al potenziale di riposo, avvicinandosi al potenziale di equilibrio del potassio (-94 mV).

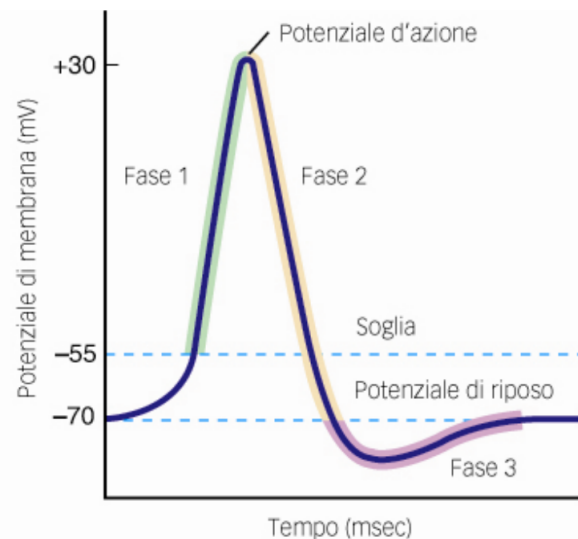


Figura 1.8: Le tre fasi di un potenziale d'azione: depolarizzazione, ripolarizzazione e iperpolarizzazione

I potenziali d'azione seguono il principio del "*tutto o nulla*": solo se il potenziale di membrana supera il valore soglia (-55 mV) durante la fase di depolarizzazione, si genera un potenziale d'azione. Inoltre, la sua ampiezza è sempre la stessa e non varia al variare dell'intensità dello stimolo che viene applicato.

1.3 Segnale EEG

L'elettroencefalografia è una tecnica di neuroimaging funzionale non invasiva, utilizzata per acquisire l'attività elettrica del cervello, il segnale elettroencefalografico (EEG). Si ritiene che il segnale EEG sia generato principalmente dall'attività dei neuroni piramidali presenti nella corteccia cerebrale[10]. L'elettroencefalografia è utile per studiare le funzioni cerebrali, ma anche per diagnosticare malattie neurologiche, come l'epilessia, i tumori cerebrali, i disturbi del sonno e la demenza. È utilizzata anche per il trattamento di disturbi comportamentali, disturbi dell'attenzione, problemi di apprendimento e ritardo del linguaggio [11].

1.3.1 Caratteristiche del segnale

Il segnale EEG è considerato un processo casuale, poiché generato dalla sovrapposizione delle attività elettriche dei neuroni, ed è possibile analizzare le sue caratteristiche considerando alcune variabili fondamentali:

- **Frequenza:** la banda di frequenza del segnale EEG si estende da circa 0.5 Hz a 80 Hz; è divisa in cinque diverse bande, a ciascuna delle quali è associato uno stato del soggetto ed è assegnato un nome preciso, contrassegnato da lettere greche.
- **Ampiezza:** l'ampiezza del segnale EEG è compresa tra $10\mu\text{V}$ e $100\mu\text{V}$; si distingue in bassa ($< 30\mu\text{V}$), media ($30\text{-}70\mu\text{V}$) e alta ($> 70\mu\text{V}$); l'ampiezza è un indice dell'intensità dell'attività cerebrale ed è caratterizzata da una variabilità intersoggetto e intrasoggetto in momenti diversi o situazioni diverse.
- **Morfologia:** si riferisce alla forma dell'onda e in particolare riguarda la sua ripetibilità; le onde del segnale EEG possono essere **monomorfe** se date da una successione regolare di potenziali con stessa ampiezza e stessa frequenza, oppure **polimorfe** se formate dalla successione di potenziali appartenenti alla stessa banda di frequenza, ma con ampiezza diversa.
- **Sincronia:** si riferisce alla comparsa contemporanea di forme d'onda in diverse regioni del cervello o tra i due emisferi; si definiscono **sincroni** gli eventi che si verificano contemporaneamente in regioni distinte, **asincroni** gli eventi che si verificano in tempi diversi tra i due emisferi.
- **Simmetria:** indica la comparsa di eventi tra i due emisferi con caratteristiche simili (frequenza, ampiezza, durata) e in questo caso si parla di eventi **simmetrici**; mentre si definiscono **asimmetrici** se si verifica solo in un emisfero o se presentano caratteristiche diverse tra i due emisferi.

- **Topografia:** si riferisce alla localizzazione spaziale dell'evento EEG facendo riferimento alla suddivisione anatomica delle aree cerebrali.

1.3.2 Ritmi del segnale

Il segnale EEG si suddivide in bande precise e ad ogni banda è associato un range di frequenza, un range di ampiezza e uno stato del soggetto [12] (Tabella 1.1):

- **Banda Delta (δ):** le onde delta sono onde a bassa frequenza presenti solitamente nei bambini e negli adulti in condizioni di sonno profondo, mentre sono da considerarsi patologiche per gli adulti durante lo stato di veglia. L'ampiezza di tali onde diminuisce all'aumentare dell'età nei bambini.
- **Banda Theta (θ):** il ritmo theta si osserva soprattutto durante stati di sonnolenza, meditazione o sonno profondo. In un adulto in stato di veglia è possibile registrare solo una piccola quantità di onde theta.
- **Banda Alfa (α):** il ritmo alfa è rilevabile nella regione parietale e occipitale del cervello ed è associato a stati di rilassamento mentale. L'ampiezza delle onde alfa aumenta quando gli occhi si chiudono e il corpo si rilassa, e si attenua quando gli occhi si aprono e si effettua uno sforzo mentale.
- **Banda Beta (β):** le onde beta, visibili nelle regioni frontali e parietali della corteccia cerebrale, sono associate a stati di veglia, attenzione e concentrazione. In particolare, queste onde si verificano durante la risoluzione di problemi e la presa di decisioni. La banda beta si suddivide in beta 1 (14-22 Hz) e beta 2 (22-30 Hz).
- **Banda Gamma (γ):** le onde gamma sono associate alla percezione e a vari processi cognitivi e motori.

Ritmo	Frequenza (Hz)	Ampiezza (μ V)	Stati associati
Delta	0.5-4	20-200	Condizioni patologiche e sonno profondo
Theta	4-8	5-100	Sonnolenza, meditazione e sonno profondo
Alfa	9-13	10-200	Rilassamento mentale
Beta	14-30	1-20	Attenzione, concentrazione, aree corticali attivate
Gamma	> 30	1-20	Percezione e processi cognitivi

Tabella 1.1: Suddivisione in bande del segnale EEG

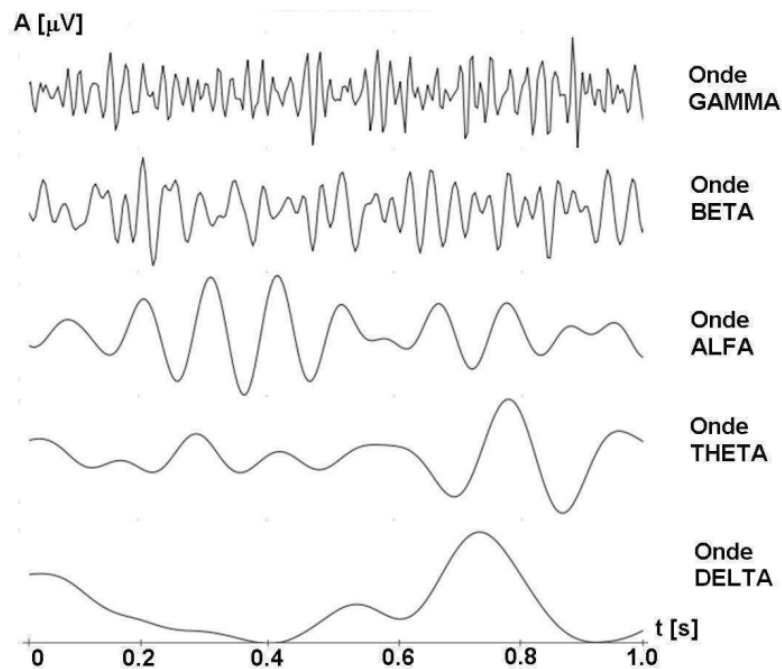


Figura 1.9: Andamento dei ritmi cerebrali e suddivisione in bande

L'ampiezza e la frequenza del segnale EEG sono strettamente correlate tra loro: quanto più l'attività cerebrale è intensa, tanto più il segnale prodotto è velocemente variabile e caratterizzato da una bassa ampiezza (Figura 1.9).

1.3.3 Modalità di acquisizione

La registrazione dell'attività elettrica cerebrale prevede l'utilizzo di un dispositivo chiamato elettroencefalografo. Tipicamente, questo dispositivo è costituito da un'unità di acquisizione, un'unità di elaborazione e un'unità di visualizzazione e memorizzazione dei dati [13]. Il blocco di acquisizione prevede l'impiego di elettrodi, tipicamente in Argento/Cloruro d'Argento (Ag/AgCl), i quali vengono posizionati sullo scalpo mediante l'uso di un apposita cuffia elastica, che garantisce una opportuna aderenza. L'applicazione degli elettrodi è preceduta solitamente da una preparazione della cute, il cui scopo è quello di creare un contatto elettrodo-cute ottimale per la conduzione del segnale, cercando di ridurre l'impedenza di contatto e la presenza di eventuali artefatti. Questa fase prevede un'iniziale pulizia della cute con un disinfettante per rimuovere eventuali fonti di grasso o cellule morte, e la successiva applicazione di un gel conduttivo tra l'elettrodo e la cute.

1.3.4 Sistema internazionale 10-20 di posizionamento degli elettrodi

L'esatta disposizione degli elettrodi sullo scalpo è regolata da uno standard internazionale, il Sistema Internazionale 10-20, che tipicamente viene adottato per garantire la riproducibilità dell'acquisizione per un eventuale confronto. Questo standard si basa sulla suddivisione del cranio in zone proporzionate, determinate creando un sistema di linee mediante quattro punti di riferimento fissi (Figura 1.10):

- **Nasion:** l'avvallamento tra naso e fronte a livello degli occhi
- **Inion:** la protuberanza alla base del cranio sulla linea mediana della testa
- **Punti preauricolari** destro e sinistro

Da questi punti viene misurata la lunghezza del cranio sui piani trasversale e mediano. Le posizioni degli elettrodi sono determinate dividendo queste lunghezze in intervalli del 10% e 20% del valore totale.

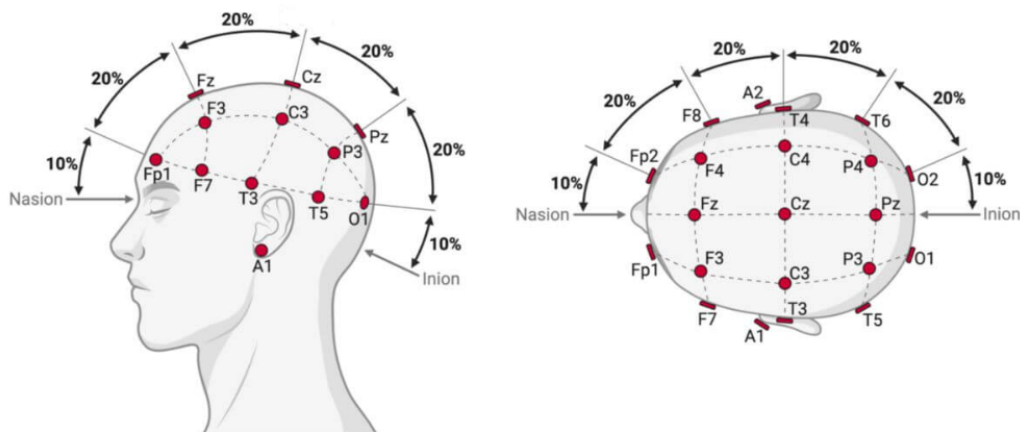


Figura 1.10: Sistema internazionale 10-20 di posizionamento degli elettrodi sullo scalpo

Ciascuna posizione degli elettrodi viene denominata utilizzando una lettera e un numero (o una seconda lettera). La lettera si riferisce alla regione della corteccia sottostante (Fp = frontopolare, F = frontale, C = centrale, T = temporale, P = parietale e O = occipitale), i numeri indicano la lateralizzazione (i pari sull'emisfero destro, i dispari sul sinistro), mentre la lettera z individua la posizione sulla linea mediana. La configurazione EEG standard per gli adulti è composta da 21 elettrodi di registrazione più 1 elettrodo di terra.

Ulteriori elettrodi per il cuoio capelluto possono essere posizionati a distanze proporzionali più piccole all'interno del Sistema 10-20 per rappresentare in modo più preciso l'attività elettrica all'interno di una determinata regione del cervello [10].

1.3.5 Artefatti

Le registrazioni EEG sono estremamente complesse e sono spesso contaminate da artefatti, cioè segnali che non sono generati dall'attività dei neuroni e che rendono la registrazione più difficile, ostacolando l'analisi e l'interpretazione del segnale EEG. Gli artefatti possono essere suddivisi in due categorie [14]:

- **Artefatti neurofisiologici:** corrispondono al rumore generato dai soggetti stessi, che sia volontario o meno. In particolare, i principali artefatti neurofisiologici sono correlati all'attività cardiaca e all'attività oculare. Un possibile modo per ridurre l'effetto degli artefatti oculari è quello di istruire il soggetto a evitare di muovere gli occhi e, solo per registrazioni brevi, a evitare di sbattere le palpebre. Un altro artefatto neurofisiologico può essere indotto dal movimento volontario dei soggetti. Il movimento genera un'attività muscolare che può distorcere i segnali cerebrali registrati. Esempi tipici sono il serraggio della mascella e la deglutizione.
- **Artefatti non neurofisiologici:** possono essere artefatti ambientali o artefatti dovuti al sistema e all'apparecchiatura utilizzata durante la registrazione. Esempi tipici possono essere le vibrazioni meccaniche (ad esempio, la presenza di un tram nelle vicinanze), o semplicemente associati alla linea elettrica (che si verifica a 50 Hz o 60 Hz); oppure possono essere dovuti ad un contatto elettrodo-cute non ottimale.

Tendenzialmente, per ridurre gli artefatti si ricorre all'utilizzo di filtri digitali, ma devono essere utilizzati con grande cautela poiché possono filtrare anche parte dell'attività elettrica di interesse o possono distorcere gravemente le forme d'onda EEG [10].

Capitolo 2

Biofeedback, neurofeedback e neurostimolazione adattata all'utente

2.1 Biofeedback

L'evoluzione della scienza e della medicina ha aumentato l'interesse per la ricerca di tecniche sempre più sofisticate, che avessero l'obiettivo di comprendere e influenzare le funzioni fisiologiche e psicologiche dell'organismo attraverso vari stimoli esterni ed interni. Il biofeedback rappresenta un esempio di terapia non invasiva e priva di effetti collaterali che permette di apprendere il controllo di funzioni corporee, di solito involontarie, attraverso diversi metodi. Questi si basano sull'acquisizione di misure come la frequenza e l'ampiezza della respirazione, la temperatura superficiale della pelle, la frequenza cardiaca e l'ampiezza delle onde cerebrali [15]. L'obiettivo di questa tecnica è quello di migliorare le condizioni patologiche dei pazienti e di potenziare le prestazioni fisiologiche e sportive di soggetti sani. Questo processo si concretizza, ad esempio, nello sviluppo di tecniche di rilassamento, nel controllo della frequenza cardiaca, nel ripristino della pressione sanguigna e dei parametri emodinamici, oltre che nella regolazione dei ritmi e delle caratteristiche del segnale EEG. Le prime apparecchiature potevano fornire un feedback in diversi modi: attraverso la variazione del volume e dei toni di diversi suoni, mediante l'accensione e lo spegnimento di luci, oppure tramite la visualizzazione numerica di specifici parametri su un display. Gli strumenti più recenti, invece, offrono feedback più

sofisticati, che, ad esempio, comprendono come obiettivo prestabilito il completamento di giochi [15]. Il trattamento prevede l'utilizzo di elettrodi posizionati sulla cute che permettono l'acquisizione di parametri relativi alle attività fisiologiche. I segnali acquisiti vengono elaborati per poter variare in tempo reale segnali acustici o visivi, affinché il soggetto possa imparare ad autoregolare le proprie funzioni corporee. Ogni trattamento è personalizzato in funzione del soggetto, dei suoi parametri fisiologici e delle sue capacità di apprendimento. In particolare, il soggetto deve sottoporsi a diverse sessioni di allenamento, per evitare che si perda il processo di autoregolazione appreso. Il biofeedback è applicabile in condizioni come emicrania, disturbo post traumatico da stress, ADHD, stress, depressione, ma anche in condizioni non patologiche, come il miglioramento della concentrazione, capacità di memorizzazione e attenzione in soggetti sani [16].

2.2 Neurofeedback

Il neurofeedback (NFB) è una tipologia di biofeedback che permette di autoregolare i parametri neurofisiologici. Al soggetto infatti viene insegnato come aumentare o inibire parametri elettrofisiologici attraverso l'utilizzo di feedback immediati.

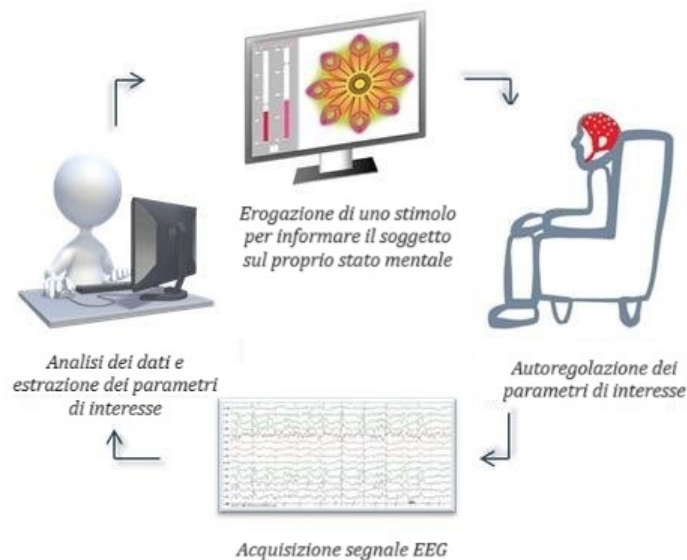


Figura 2.1: Schema a blocchi Neurofeedback

Il processo è costituito da un loop (Figura 2.1) che inizia con l'acquisizione dei dati EEG del soggetto. Successivamente, il segnale EEG viene elaborato per estrarre i parametri di interesse, che vengono presentati al soggetto mediante stimoli visivi e/o uditivi, utili nel processo di autoregolazione di tali parametri. Ad esempio, potrebbe essere mostrata al soggetto una barra, utilizzata come indice dell'andamento del proprio stato, e una soglia che il soggetto cerca di raggiungere. Quando la soglia viene superata, al soggetto viene inviato un feedback aggiuntivo o una ricompensa, rafforzando così lo stato mentale desiderato.

Il neurofeedback segue un modello a circuito chiuso (closed-loop), in cui il soggetto si adatta continuamente allo stimolo ricevuto. Questo si distingue dal metodo a circuito aperto (open-loop) dove i parametri di stimolazione rimangono fissi per tutta la durata del trattamento.

2.3 Neurostimolazione adattata all'utente

La neurostimolazione adattata guidata dall'EEG rappresenta una forma innovativa di tecnica closed-loop (Figura 2.2). Diversamente dal neurofeedback, che informa il soggetto sulla propria attività neurale e lo incoraggia ad autoregolarla, la neurostimolazione adattata sfrutta i parametri rilevati in tempo reale per modulare lo stimolo.

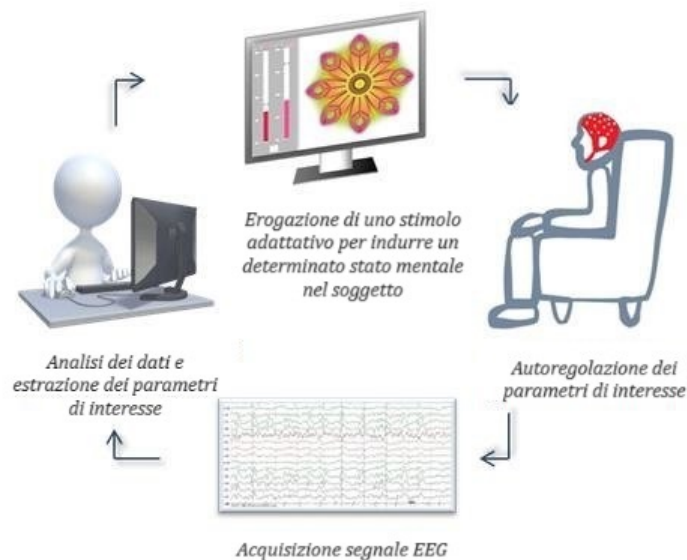


Figura 2.2: Schema a blocchi Neurostimolazione adattata all'utente

Questa tecnica presenta numerosi vantaggi, tra cui un alto grado di personalizzazione del trattamento e un funzionamento automatico che non richiede sforzi consapevoli da parte del soggetto, permettendo così di trattare anche pazienti non coscienti [17].

2.4 Stimoli uditivi

La stimolazione del battito uditivo (ABS) è un campo di ricerca che ha suscitato un grande interesse per le sue potenziali applicazioni in diverse aree. Studi condotti su questa tecnica hanno suggerito che l'ABS potrebbe essere utilizzata per influenzare la cognizione, ridurre l'ansia e migliorare gli stati d'animo. L'effetto dell'ABS è stato analizzato principalmente confrontando due tipi di stimolazione: le onde monoaurali (MB) e le onde binaurali (BB).

2.4.1 Suoni monoaurali

I battiti monoaurali si generano quando due onde sinusoidali, con frequenze simili e ampiezza costante, vengono emesse simultaneamente in entrambe le orecchie. Questi sono battiti fisici uditi come combinazione delle due onde generatrici, data dalla differenza tra le due frequenze.

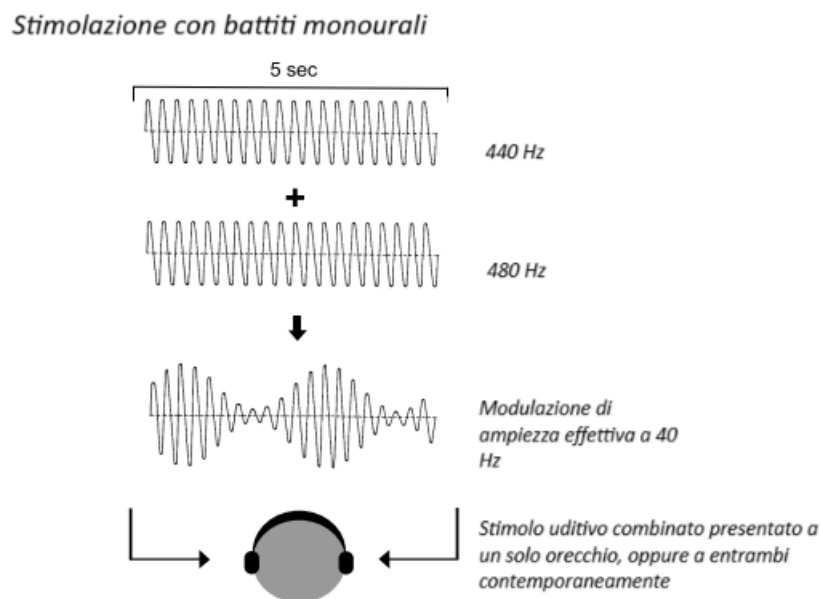


Figura 2.3: Esempio di applicazione delle onde monoaurali [18]

2.4.2 Suoni Binaurali

I suoni binaurali sono una tipologia di stimolazione del battito uditivo e rappresentano un fenomeno acustico che si verifica quando due toni sinusoidali con frequenze leggermente diverse vengono presentati simultaneamente in ciascun orecchio. Il cervello percepisce la differenza tra le due frequenze come un battimento, cioè una frequenza che corrisponde alla differenza tra le due. Ad esempio, se in un orecchio si riproduce un suono a 200 Hz e nell'altro uno a 210 Hz, la frequenza percepita dal cervello sarà di 10 Hz [19]. Questo fenomeno è però efficace solo quando la differenza tra i due toni non è molto ampia (entro 30Hz), altrimenti i suoni vengono percepiti come distinti.

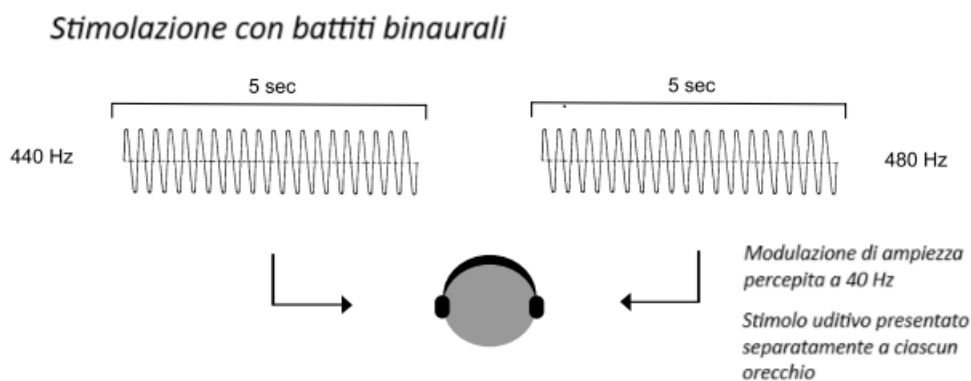


Figura 2.4: Esempio di applicazione delle onde monoaurali [18]

I battiti binaurali sono largamente impiegati nella stimolazione neurale poiché vengono percepiti principalmente in un intervallo di frequenza compreso tra 1 e 30 Hz, corrispondente a quello dei segnali EEG. Il loro utilizzo si basa sull'ipotesi della sincronizzazione delle onde cerebrali, nota anche come "trascinamento neurale", secondo la quale stimoli esterni periodici inducono le onde cerebrali a sincronizzarsi con il ritmo dello stimolo. Dunque, a determinate frequenze, i suoni binaurali possono influenzare determinati stati mentali, come la concentrazione, il rilassamento, la memoria. Inoltre, i suoni binaurali possono avere effetti positivi su condizioni come l'ansia e l'ADHD [20].

Negli anni ci sono stati diversi studi che hanno analizzato gli effetti dell'utilizzo dei suoni binaurali sulla concentrazione. Tra questi ci sono Engelbregt et al che hanno analizzato l'effetto dell'utilizzo dei suoni binaurali a 40 Hz (banda Gamma) sull'attenzione, attraverso l'analisi del segnale EEG. 25 soggetti sono stati sottoposti al test di Flanker per 5 minuti valutando la differenza di risposta durante l'ascolto di rumore rosa, suoni monoaurali e suoni binaurali

[21]. Anche Leistiko et al hanno analizzato l'impatto dell'impiego di suoni binaurali a 40 Hz sull'attenzione utilizzando il test *Attention network* (ANT) [22].

Diversi studi hanno però evidenziato dei limiti dei suoni binaurali:

- Licklider et al hanno dimostrato che, affinché un battito binaurale sia percepito le due frequenze devono avere un'ampiezza massima di 1000 Hz [23].
- Nello studio di Goodin P et al è evidente che i battiti binaurali sembrano essere percepiti meglio quando le frequenze dei due toni presentati sono di circa 400 Hz [24].
- Dallo studio di Perrott e Nelson, si deduce che la differenza massima tra i due toni deve essere intorno ai 30 Hz; oltre questa soglia, i due toni vengono percepiti separatamente [25].

Capitolo 3

Intelligenza Artificiale e Machine Learning

3.1 Intelligenza Artificiale

L'intelligenza artificiale (IA) è una tecnologia informatica attraverso cui le macchine simulano i processi della mente umana. Grazie all'IA, un sistema artificiale può eseguire delle operazioni complesse che fino a poco tempo fa non era in grado di compiere e che erano esclusive dell'intelligenza umana. Questa tecnologia risulta molto utile perché permette di elaborare grandi quantità di dati. Per la programmazione dell'IA sono necessarie tre abilità cognitive: apprendimento, ragionamento e autocorrezione. L'IA può essere applicata in diversi campi, come la medicina, la robotica e l'analisi dei dati [26].

Negli anni si sono poi sviluppate nuove tecnologie di IA, tra cui il Machine Learning, che significa letteralmente “macchina che apprende” e il Deep Learning che è un sottoinsieme del Machine Learning. Come mostrato in Figura 3.1, tutte le tecniche di Deep Learning sono anche tecniche di Machine Learning, ma non tutte le tecniche di IA o di Machine Learning sono tecniche di Deep Learning.

3.2 Machine Learning

Il Machine Learning (ML) o apprendimento automatico viene utilizzato per insegnare alle macchine come elaborare una serie di dati in modo più efficiente. Lo scopo principale di questa tecnologia è quello di imparare direttamente dai dati e di progettare algoritmi di previsione efficienti e accurati [27]. L'algoritmo di apprendimento e il suo successo dipendono intrinsecamente dai dati e da

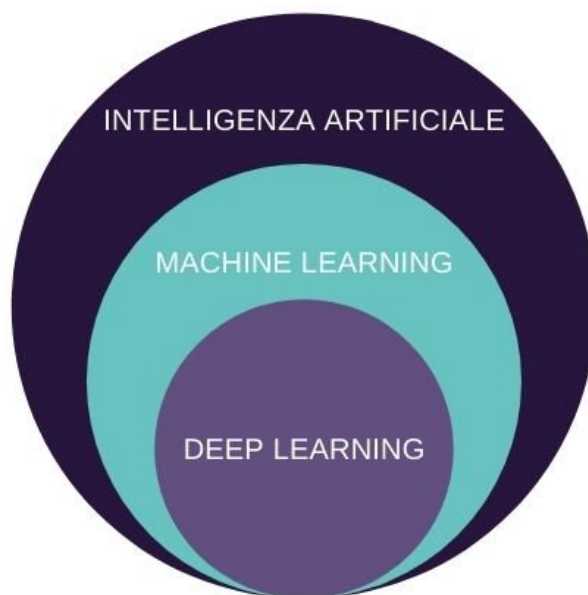


Figura 3.1: Rappresentazione dei sottogruppi dell'IA

altri fattori come ad esempio dal tipo di problema che si vuole risolvere, dal numero e dal tipo di variabili utilizzate per l'addestramento [28].

L'apprendimento automatico può essere classificato in due categorie principali a seconda del metodo di addestramento e della tipologia dei dati forniti in input:

- **Apprendimento supervisionato:** prevede l'allenamento di un modello che sfrutta un set di dati di esempio, in cui ad ogni input è associato un output, e in base a tale apprendimento il modello è in grado di elaborare automaticamente previsioni su nuovi dati. In particolare, durante una prima fase il sistema apprende dagli esempi, producendo una funzione finale data dalla minimizzazione degli errori di classificazione, che è in grado di generare l'output desiderato; nella seconda fase la funzione viene applicata al nuovo set di dati, di cui non si conosce l'output, generando così delle previsioni;
- **Apprendimento non supervisionato:** gli input vengono classificati e organizzati in base a caratteristiche comuni cercando di generare quindi gruppi omogenei; in questo caso non vengono forniti esempi con relativi output già assegnati.

L'apprendimento automatico può essere suddiviso anche in base all'output del sistema. Possiamo quindi distinguere:

- **Classificazione:** è un metodo di apprendimento supervisionato con il compito di assegnare un'etichetta o una classe a tutti gli elementi di input; gli output sono dunque discreti;
- **Regressione:** è un metodo di apprendimento supervisionato che si occupa della previsione di output continui;
- **Clustering:** è un metodo di apprendimento non supervisionato con lo scopo di suddividere i dati di input in gruppi, raggruppando tra loro i dati simili

3.2.1 LASSO

La regressione LASSO, acronimo di Least Absolute Shrinkage and Selection Operator, è un tipo di regressione lineare che adotta la regolarizzazione L1 per ottimizzare la generalizzazione, evitando l'overfitting, e la selezione delle variabili. Infatti, quando si utilizzano molte variabili per l'allenamento del modello di regressione, è possibile che alcune di loro non siano realmente significative per la previsione dell'output, determinando quindi buone prestazioni in fase di allenamento, ma non riuscendo a generalizzare su nuovi dati. La regressione Lasso affronta questo problema applicando una penalizzazione L1 alla somma assoluta dei coefficienti durante l'addestramento. Questo approccio porta alcuni coefficienti a zero, riducendo il numero di variabili nel modello. Questo metodo è utile per selezionare automaticamente le caratteristiche più rilevanti quando si ha un gran numero di variabili.

La regressione Lasso minimizza una funzione di costo che include due componenti: l'errore quadratico medio (MSE) e una penalizzazione L1.

La funzione è espressa come:

$$\min \left\{ \frac{1}{2n} \|\mathbf{y} - \mathbf{X}\mathbf{w}\|_2^2 + \alpha \|\mathbf{w}\|_1 \right\}$$

dove \mathbf{y} rappresenta il vettore delle risposte osservate, mentre \mathbf{X} indica la matrice delle caratteristiche. Il vettore \mathbf{w} contiene i coefficienti del modello da apprendere. La notazione

$$\|\cdot\|_2$$

si riferisce alla norma L2 (o norma euclidea), mentre

$$\|\cdot\|_1$$

indica la norma L1.

Il parametro α controlla il livello di penalizzazione ed è usato per regolarizzare il modello [29].

3.2.2 Support Vector Machine

La Support Vector Machine (SVM) è un algoritmo di apprendimento supervisionato adatto sia a problemi di classificazione che all'allenamento di un regressore. Questo metodo classifica i dati individuando una linea o un iperpiano ottimale che massimizza la distanza tra le classi in uno spazio a N dimensioni. L'algoritmo può trovare un iperpiano solo per problemi linearmente separabili. Per quelli più complessi, invece, massimizza il margine soft, riducendo così il numero di errori di classificazione.

La Support Vector Machine appartiene alla categoria degli algoritmi di Machine Learning chiamati Metodi Kernel, i quali utilizzano una funzione kernel per trasformare le feature. Queste funzioni mappano i dati in uno spazio di dimensione superiore, con l'obiettivo di semplificare la separazione delle classi, semplificando i confini decisionali complessi in lineari. Questo processo evita la necessità di trasformare esplicitamente i dati, risparmiando risorse computazionali. Questo approccio è noto come "kernel trick" [30].

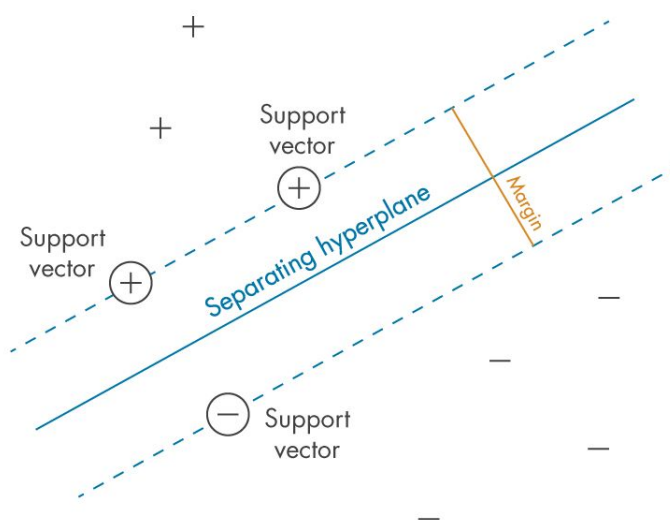


Figura 3.2: Esempio applicazione SVM

3.2.3 Random Forest

Il Random Forest (RF) è un algoritmo di apprendimento supervisionato che può essere applicato sia in compiti di regressione che di classificazione. Questa tecnica di Machine Learning si basa sulla creazione e combinazione di alberi decisionali allenati su dei sottoinsiemi diversi dei dati di addestramento (Figura 3.3).

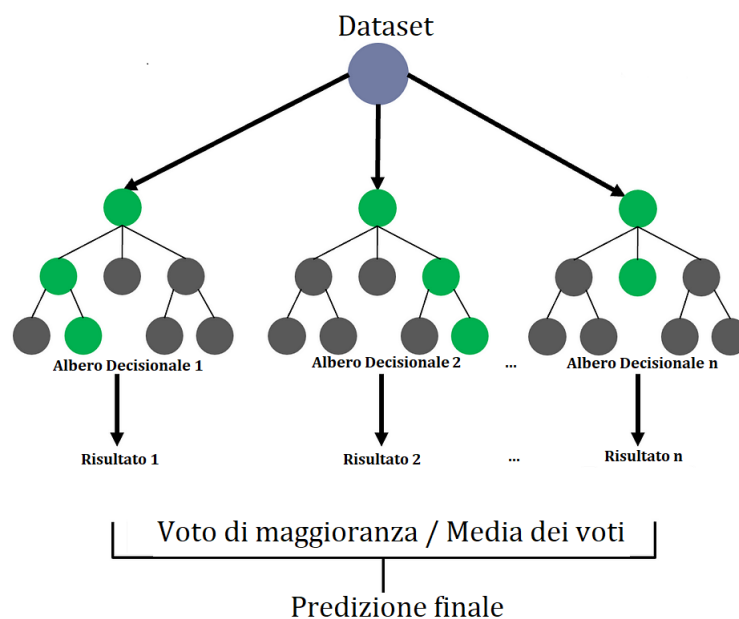


Figura 3.3: Esempio grafico del modello Random Forest

Questa combinazione, basata su una selezione casuale dei dati e delle feature, permette di ridurre la correlazione tra i dati, rendendo ogni albero indipendente e riducendo la probabilità di overfitting [31]. In particolare, l'algoritmo RF prevede una prima fase di selezione casuale dei dati dal set di addestramento. In seguito, per costruire e allenare ogni albero, viene scelto casualmente un subset delle feature disponibili. Infine, le previsioni di ciascun albero vengono combinate: nel caso della classificazione, viene considerata la classe predetta dalla maggior parte degli alberi, mentre nel caso della regressione, si determina la media delle previsioni di tutti gli alberi [32].

Il metodo Random Forest prevede il calcolo di diversi parametri, tra cui l'importanza del predittore che misura quanto una variabile influisce sulle prestazioni di previsione del modello. L'idea è di valutare l'importanza di una variabile osservando quanto peggiora l'accuratezza del modello quando questa variabile è esclusa dall'allenamento del regressore. Nello specifico, ogni albero viene addestrato su un campione N dei dati a disposizione; i restanti sono definiti gli out-of-bag. Successivamente viene fatta la previsione sugli out-of-bag per ogni albero e viene calcolato l'errore di previsione per ogni variabile, l'out-of-bag error. Quanto più questo errore è grande, tanto più la variabile è importante.

Capitolo 4

Materiali e Metodi

4.1 Strumentazione

Per la realizzazione di questa tesi sono stati utilizzati diversi strumenti, che saranno descritti in dettaglio all'interno di questo capitolo. In particolare, in questo capitolo verrà descritta la strumentazione usata per l'acquisizione del segnale EEG: il dispositivo Enobio 8 e il software dedicato NIC2. Quest'ultimo non solo consente il monitoraggio del segnale, ma facilita anche la comunicazione tra l'Enobio e il computer. Inoltre, verranno presentati l'Oculus Meta Quest 2 e il software Unity, usato per la creazione di stanze virtuali. Questi sono stati utili per offrire ai partecipanti un'esperienza completamente immersiva. Infine, sarà descritta la piattaforma MATLAB, utilizzata per la comunicazione tra il visore e il computer, per l'analisi dei dati EEG e il calcolo dei parametri necessari per la gestione degli stimoli nella realtà virtuale.

4.1.1 Enobio 8

L'Enobio 8 (Figura 4.1) è un dispositivo wireless costituito da un sistema di sensori progettati per il monitoraggio dei segnali elettrofisiologici EEG, EOG e ECG. Questo dispositivo è dotato di un totale di 32 elettrodi, consentendone la registrazione su 8, 20, o il numero massimo degli elettrodi. Offre una frequenza di campionamento di 500 SPS, una risoluzione dinamica di 24 bit ($0,05 \mu\text{V}$) e presenta una larghezza di banda che va da 0 a 125 Hz [33].



Figura 4.1: Enobio 8

Per il funzionamento del dispositivo sono necessari diverse componenti e accessori tra cui:

- **Neuroelectrics Control Box (Necbox):** costituisce l'unità di controllo del dispositivo (Figura 4.2). Include una porta per la ricarica della batteria, un ingresso per il connettore ad 8 canali, una spia luminosa che segnala lo stato della batteria e un interruttore per l'attivazione e la disattivazione del dispositivo. Inoltre, dispone di un velcro per fissarlo comodamente alla cuffia in neoprene.



Figura 4.2: Neuroelectrics Control Box

- **Connettore ad 8 canali:** è dotato di 10 cavi che collegano gli elettrodi al Necbox: 8 di questi sono destinati al rilevamento del segnale fisiologico, mentre gli altri 2 servono per il collegamento ai punti di riferimento (CMS e DRL). L'estremità di ogni cavo è caratterizzata da un attacco a bottone compatibile con gli elettrodi forniti in dotazione (Figura 4.3).

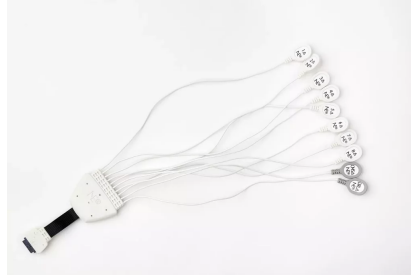


Figura 4.3: Connettore ad 8 canali

- **Elettrodi:** sono realizzati in Ag/AgCl a forma di coppetta. Per facilitare il contatto tra l'elettrodo e la cute, viene applicato del gel conduttivo nella parte concava dell'elettrodo, che viene poi inserito nel relativo foro presente sulla cuffia. Ogni elettrodo è dotato di un foro sulla parte superiore che consente, se necessario, l'aggiunta del gel conduttivo mediante una siringa senza la necessità di rimuoverli dalla cuffia.



Figura 4.4: Esempio elettrodi in Ag/AgCl per EEG

- **Elettrodi adesivi:** sono elettrodi monouso pre-gelificati utilizzati come elettrodi di riferimento, posizionati nella zona retro auricolare. Per ogni soggetto ne sono stati utilizzati due.
- **Cuffia:** è realizzata in neoprene flessibile e presenta 39 fori disposti secondo lo standard internazionale 10-20 per il posizionamento preciso degli elettrodi. È dotata di una chiusura a strappo per regolare la larghezza e di due sezioni di velcro posteriori per fissare il necbox e il connettore.

- **Gel conduttivo:** gel idrosolubile utile a migliorare la conduzione e diminuire l'impedenza elettrodo-cute.
- **Siringa curva:** impiegata per applicare, se necessario, ulteriore gel conduttivo attraverso il foro degli elettrodi.
- **Alimentatore:** necessario per la ricarica del dispositivo.

4.1.2 NIC 2

NIC2 è un software sviluppato da Neuroelectrics e utilizzato per la gestione e il controllo del dispositivo Enobio da computer. È gestito mediante un'interfaccia utente semplice e intuitiva [34] che offre agli utenti tre opzioni di connessione: mediante cavo USB, tramite Bluetooth o Wi-Fi. Dopo la prima fase di settaggio e l'avvenuta connessione tra dispositivo e computer, è possibile configurare diverse impostazioni per definire adeguatamente il proprio protocollo. Tra le impostazioni configurabili sono presenti due metodi per la raccolta e il trasferimento dei dati a dispositivi o software esterni come MATLAB: il protocollo di comunicazione TCP/IP (Figura 4.5) e il Lab Streaming Layer (LSL).

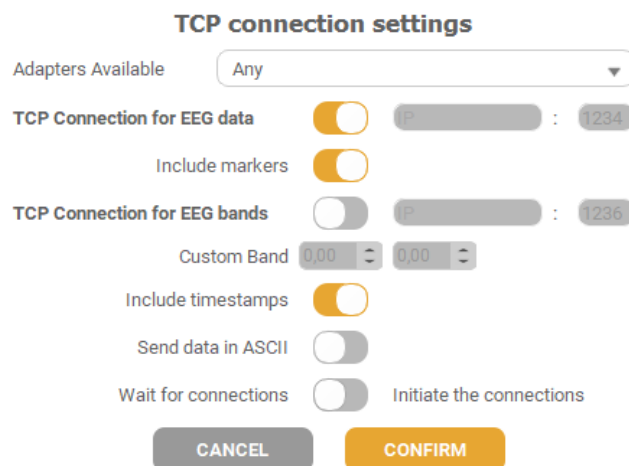


Figura 4.5: Settaggio del protocollo TCP/IP

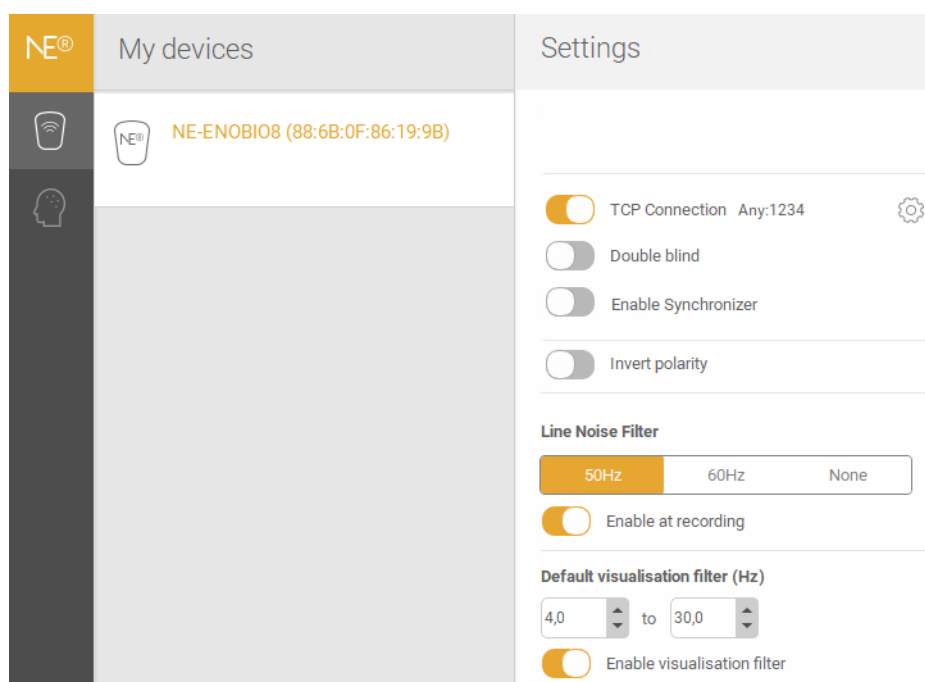


Figura 4.6: Settaggio del dispositivo

Oltre a ciò, attraverso l'interfaccia utente del software è possibile invertire la polarità dei segnali, attivare la modalità "double blind" e il sincronizzatore. È possibile inoltre applicare un filtro per migliorare la qualità del segnale e ridurre l'interferenza di rete (a 50 Hz o 60 Hz) (Figura 4.6). È inoltre possibile selezionare diversi formati per l'archiviazione dei dati acquisiti tra cui .easy, .edf, .nedf e .sdeeg. In questo studio i file sono stati salvati in formato .easy per garantire la compatibilità con il software utilizzato.

Altre impostazioni utili riguardano l'inserimento di marcatori durante la registrazione del segnale mediante tasti numerici da 1 a 9. In questo modo è possibile avere gli istanti di tempo specifici di un evento rispetto ai dati acquisiti per poterli riutilizzare in fase di elaborazione.

Dopo le configurazioni preliminari, si passa alla definizione del protocollo (Figura 4.7). Nella schermata di configurazione è possibile visualizzare una rappresentazione dello scalpo con la posizione degli elettrodi secondo il sistema 10-20. Il settaggio del protocollo prevede: un nome, una durata e la definizione degli elettrodi utilizzati. L'assegnazione degli elettrodi ai canali deve rispecchiare la disposizione reale degli elettrodi sulla cuffia indossata dal soggetto in esame. Il software offre inoltre la possibilità di selezionare il canale di riferimento scegliendo tra CMS, uno dei canali utilizzati o la media di questi ultimi. In seguito al caricamento del protocollo, si apre una schermata di

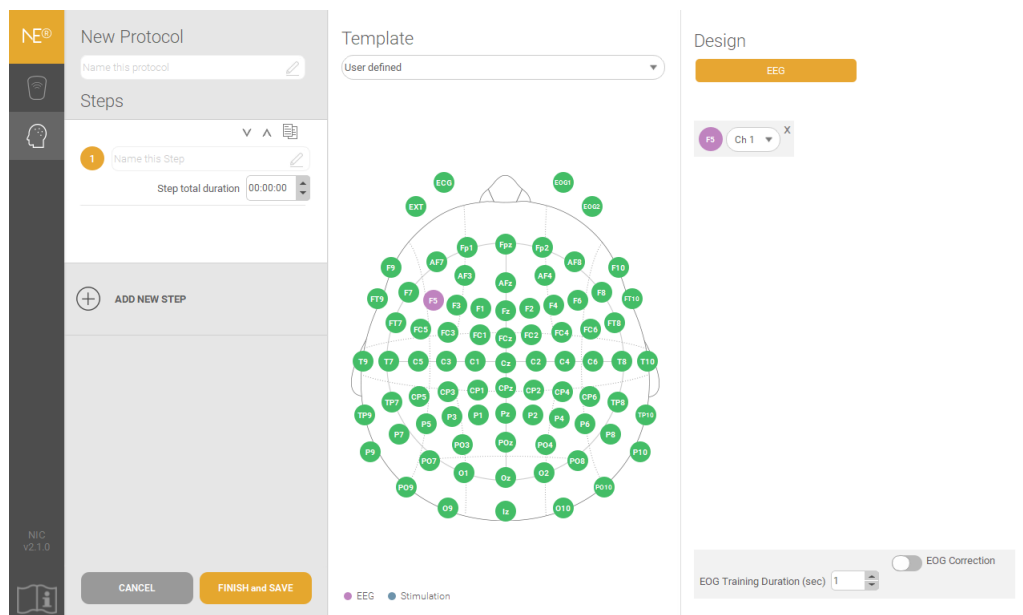


Figura 4.7: Settaggio del protocollo

Liveview (Figura 4.8) in cui è possibile osservare il tracciato dei canali definiti precedentemente in tempo reale. In questa schermata è possibile personalizzare la finestra temporale in secondi e regolare la scala di ampiezza in $\mu\text{V}/\text{div}$.



Figura 4.8: Caricamento del protocollo

Un aspetto utile di questo software è dato dalla presenza di un indicatore (visibile nella figura 4.8) che fornisce un feedback sulla qualità del segnale acquisito. In questo modo è possibile avere un riscontro immediato sull'attendibilità del segnale consentendo all'utente di attuare diverse procedure, come l'inserimento di eventuale gel, o la valutazione di problemi tecnici o interferenze. Questo indicatore è caratterizzato da un colore che si basa sul calcolo del quality index (QI). Tale parametro viene calcolato ogni 2 secondi e dipende da quattro parametri:

- **Rumore di linea:** intensità del segnale nella banda di frequenza standard del rumore di linea
- **Rumore principale:** intensità del segnale nella banda standard dell'EEG (1-40 Hz)
- **Offset:** valore medio della forma d'onda

I valori di QI sono divisi in tre bande a cui è associato un codice colore specifico. Nel dettaglio si possono distinguere tre fasce colore:

- **Verde:** registrazione di ottima qualità corrispondente ad un QI compreso tra $[0, 0.5]$
- **Arancione:** registrazione di buona qualità con un QI compreso tra $[0.5, 0.8]$
- **Rosso:** registrazione di pessima qualità corrispondente ad un QI compreso tra $[0.5, 0.8]$

La qualità del segnale dipende principalmente dal tipo di elettrodi utilizzati, dai valori delle impedenze e quindi dalla qualità dei contatti, e dal canale CMS di riferimento. Risulta quindi opportuno verificare questi tre fattori quando il QI di un qualsiasi canale non è ottimale [34].

4.1.3 Visore Meta Quest 2

Il Meta Quest 2, illustrato nella Figura 4.9, è un visore di realtà virtuale sviluppato da Meta Platforms. Il Quest 2 è un dispositivo all-in-one: può funzionare come un visore indipendente grazie al suo sistema operativo basato su Android, ma può anche essere utilizzato come dispositivo VR compatibile con Meta Quest Link, collegandolo a un computer mediante cavo USB o wifi.

Le specifiche hardware di Oculus Quest 2 sono le seguenti [35]:



Figura 4.9: Visore Meta Quest 2

- **Processore:** Qualcomm Snapdragon XR2, specificamente progettato per la realtà virtuale, che permette di eseguire giochi e applicazioni complesse; grazie a questo processore il visore offre un migliore rendering grafico, una minore latenza e una maggiore efficienza energetica
- **RAM:** 6GB
- **Risoluzione del pannello LCD:** 1832x1920 per occhio
- **Frequenza di aggiornamento:** fino a 120 Hz, assicurandone immagini nitide e dettagliate per un'esperienza VR fluida e confortevole

Inoltre, il visore include un altoparlante integrato per un'esperienza audio immersiva, ma per un'esperienza ancora più coinvolgente è possibile utilizzare delle cuffie da collegare direttamente al visore.

Questo dispositivo è in grado di funzionare autonomamente grazie al sistema operativo interno basato su Android. In alternativa, è possibile utilizzare Air Link, una funzione implementata nel 2021, che consente la connessione del visore al computer via Wi-Fi per la visualizzazione di contenuti VR.

Assieme al visore vengono forniti due controller, progettati per migliorare l'esperienza VR: questi sono dotati di accelerometri e giroscopi per interagire con l'ambiente virtuale. Il visore è dotato anche di un sistema di tracciamento a sei gradi di libertà, grazie a quattro fotocamere integrate, che consente un'eccezionale precisione dei movimenti.

In sintesi, il Meta Quest 2 offre un'esperienza VR completa e accessibile, con prestazioni elevate, facilità d'uso e un ecosistema di accessori pensati per migliorare ogni aspetto dell'esperienza virtuale. Inoltre, è molto utile per la riabilitazione e l'allenamento cognitivo: esercizi interattivi in un ambiente virtuale possono stimolare particolari funzioni cognitive, incoraggiando la neuroplasticità. Questa applicazione dell'esperienza virtuale può essere un valido aiuto anche per le persone affette da disturbi dell'apprendimento e dell'attenzione [36].

4.1.4 Unity

Unity è una piattaforma inizialmente sviluppata per la creazione di videogiochi e simulazioni interattive in ambienti 2D e 3D. Nel tempo questa tecnologia ha ampliato il uso in numerosi settori tra cui quello del cinema, dell'automotive e dell'ingegneria. Unity è progettato per essere utilizzato sia da utenti esperti che da chi non ha una vasta conoscenza nell'ambito della programmazione. Consente, infatti, agli di svolgere molteplici azioni grazie a un'interfaccia di editing visuale molto intuitiva. Per gli sviluppatori più esperti, invece, Unity permette di programmare in linguaggio C#, un linguaggio di programmazione ampiamente utilizzato nel settore informatico.

Gli script sono realizzati in Visual Studio, un ambiente di sviluppo realizzato da Microsoft che supporta vari linguaggi di programmazione, tra cui Python, C++, Java e JavaScript [37]. Di seguito sono riportati i principali componenti dell'interfaccia dell'editor di Unity ed evidenziati in Figura 4.10 [38]:

- **Scene:** è lo spazio all'interno del quale è consentito muoversi e permette la visualizzazione immediata di tutto ciò che è stato inserito.
- **Hierarchy:** rappresenta un elenco gerarchico di tutti gli elementi presenti nella scena. Questa parte offre agli sviluppatori una prospettiva strutturale degli oggetti del gioco, rendendo più semplice la gestione e la disposizione dei numerosi componenti del loro progetto.
- **Game:** è una rappresentazione dinamica e interattiva del mondo virtuale. Questa parte offre agli sviluppatori la possibilità di testare il proprio progetto in fase di sviluppo .
- **Inspector:** è la finestra in cui si possono visualizzare e modificare le proprietà del GameObject selezionato.
- **Project:** contiene le risorse presenti nel progetto, ad esempio cartelle, materiali e script.

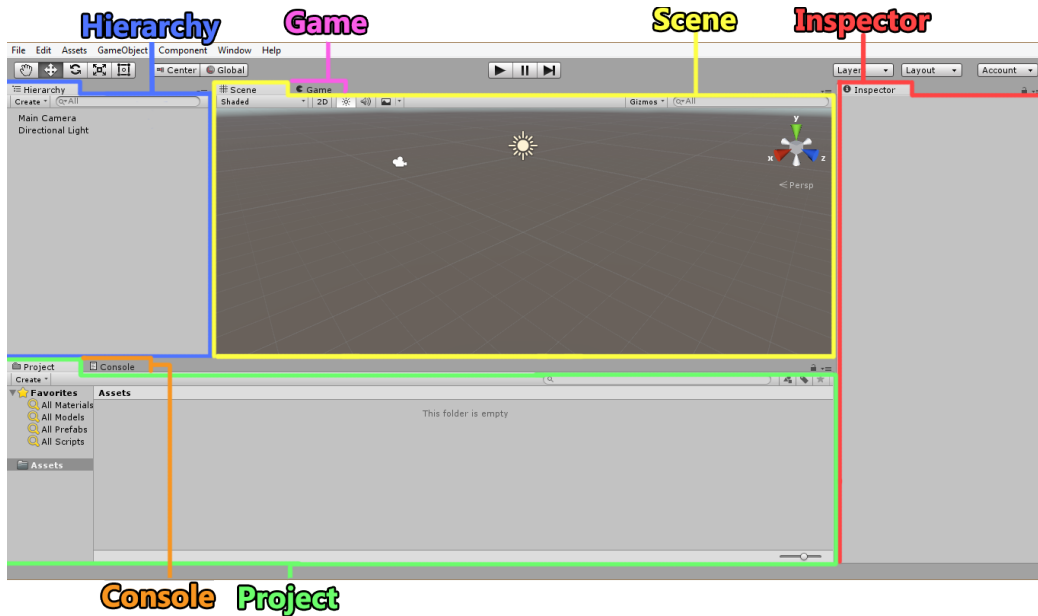


Figura 4.10: Esempio di interfaccia Unity

- **Console:** offre un feedback immediato su errori, avvisi e messaggi prodotti dall'editor o dal gioco stesso durante l'esecuzione del progetto, e risulta quindi utile per la risoluzione dei problemi e la correzione di eventuali bug.

L'ambiente Unity dispone inoltre di una piattaforma chiamata Unity Asset Store che consente agli sviluppatori di scaricare, condividere o vendere risorse, asset e ambienti da loro creati [39].

4.1.5 MATLAB

MATLAB è un ambiente di sviluppo e un linguaggio di programmazione, sviluppato da MathWorks. Questa piattaforma è stata selezionata per gestire l'intero protocollo, facilitando la comunicazione tra il visore e il computer e consentendo l'analisi dei segnali EEG. In particolare, per l'elaborazione dei segnali EEG sono state necessarie due librerie, il cui compito è stato quello di gestire e integrare i dati provenienti dal software NIC2:

- **EEGLAB Plugin:** è una libreria open-source sviluppata da Neuroelectrics e rappresenta un'estensione del pacchetto EEGLAB di MATLAB; consente di analizzare e visualizzare in MATLAB i file generati dal NIC, contenenti i segnali EEG prelevati tramite l'Enobio [40]. All'interno

dell'estensione è compresa la funzione `pop_easy` per l'elaborazione dei file di testo (`.easy`), che automatizza operazioni di pre-processing e analisi dei segnali. In particolare, è una funzione necessaria per il caricamento del segnale prodotto dal NIC in formato `.easy`, e che fornisce in uscita varie informazioni, tra cui il segnale in nanoVolt (nV), il numero di campioni e i canali selezionati. Per poter caricare il file `.easy` è necessario anche il relativo file `.info`, che contiene metadati essenziali, quali le configurazioni dei canali e altre informazioni di riferimento.

- **MatNIC:** MATLAB Network Interface Card è una libreria sviluppata per la gestione della comunicazione tra MATLAB e dispositivi esterni, come il software NIC; è formata da una serie di funzioni pensate per semplificare il controllo del software NIC e dei dispositivi associati, come Enobio, direttamente da MATLAB. Il controllo avviene da remoto tramite il protocollo TCP/IP, che richiede la presenza di un client che manda i dati e di un server che li riceve. La connessione avviene utilizzando la funzione “MatNICConnect”, che riceve in input l'indirizzo IP del dispositivo di acquisizione, e fornisce in uscita tre variabili: `ret`, `status` e `socket`. Il valore di `ret` indica lo stato della connessione: se la connessione è stata stabilita correttamente il valore di `ret` sarà nullo, mentre se si sono verificati problemi `ret` sarà minore di zero. Il `socket`, invece, identifica la connessione tra client e server [41].

4.2 Protocolli di comunicazione

Un protocollo di comunicazione è un documento formato da un insieme di regole definite per la comunicazione e lo scambio di dati tra due o più dispositivi. In ogni protocollo vengono definiti il metodo e la sequenza con cui i dati verranno inviati [42]. Per svolgere questo lavoro di tesi sono stati impiegati due diversi protocolli di comunicazione:

- **Transmission Control Protocol/Internet Protocol (TCP/IP):** è formato da due protocolli di comunicazione (TCP e IP) che permettono la connessione tra diversi dispositivi e lo scambio sicuro di informazioni, sia su reti locali che su reti globali, come Internet. Il protocollo assicura l'affidabilità della trasmissione dei dati, mantenendo l'ordine corretto e correggendo eventuali errori. Come mostrato nella figura 4.11, i dati attraversano quattro livelli in una sequenza specifica e, una volta arrivati al destinatario, vengono riorganizzati seguendo l'ordine inverso. [43]

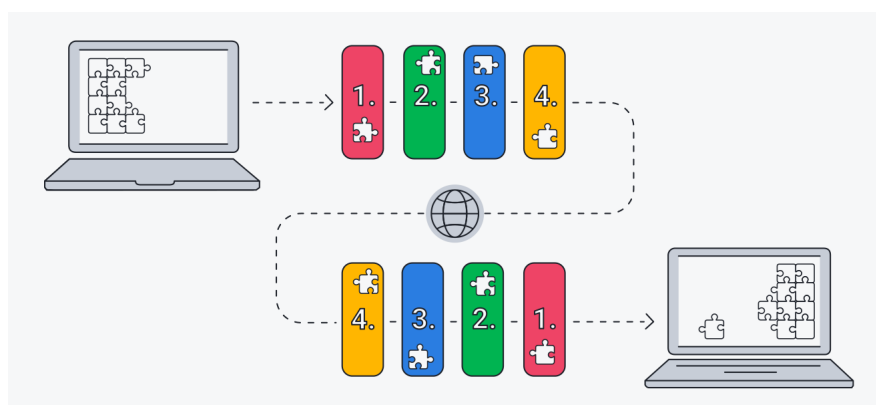


Figura 4.11: Rappresentazione del modello TCP/IP

Il protocollo IP (Internet Protocol) è responsabile della ricezione e della definizione dell'indirizzo IP del destinatario, mentre il protocollo TCP (Transmission Control Protocol) si occupa del trasporto e dell'instradamento dei dati attraverso la rete. La combinazione di questi due protocolli consente la comunicazione tra dispositivi su lunghe distanze e permette un trasferimento efficiente dei dati.

Attraverso l'indirizzo IP del dispositivo, è possibile aprire una connessione su diverse porte, da una fino a 65535, per gestire comunicazioni tra diverse applicazioni o servizi simultaneamente. Un dispositivo può così ricevere informazioni su canali specifici e rispondere su altri, gestendo contemporaneamente diversi flussi di dati. Il sistema di porte utilizzato consente di identificare con precisione l'applicazione associata, assicurando l'instradamento corretto del flusso di dati. Questo consente la creazione di connessione univoche e bidirezionali tra mittente e destinatario, senza la necessità di comunicare con dispositivi intermedi e migliorando così l'efficienza e l'operatività dei vari servizi.

Nelle comunicazioni TCP/IP è possibile distinguere due ruoli differenti svolti dai due dispositivi in comunicazione: il client, ovvero colui che inizia la connessione e richiede l'accesso ai dati e ai servizi forniti dal ricevente; il server che è il dispositivo in ascolto che risponde a tutte le connessioni richieste dal client.

Nel nostro caso di studio, il protocollo TCP/IP è stato utilizzato per gestire la comunicazione tra il visore Meta Quest 2 che costituisce il server e il computer che costituisce il client attraverso MATLAB.

- **Lab Streaming Layer (LSL):** è un sistema di tipo open source che permette la condivisione, la ricezione e la raccolta di dati, sia in tempo

reale che in modalità differita. La principale libreria di questo protocollo è liblsl, una libreria multiplatforma compatibile con diversi linguaggi di programmazione. [44]. Nello svolgimento di questa tesi, il protocollo LSL è stato utilizzato per garantire la connessione in tempo reale tra il software NIC e MATLAB.

Questo studio sperimentale si articola in due fasi e prevede la comunicazione di diversi dispositivi. L'utilizzo dei protocolli di comunicazione riguarda solo una di queste due fasi come mostrato nella Figura 4.12:

1. **Calibrazione (fase di open-loop):** in questa fase il segnale EEG viene acquisito tramite il software NIC2, che in uscita fornisce i dati registrati in formato .easy con il corrispettivo file di informazione .info; mediante la libreria di EEGLAB il segnale viene caricato sulla piattaforma MATLAB per procedere con la sua elaborazione; in particolare, vengono estratte le caratteristiche necessarie per allenare un modello di regressione utilizzato nella fase di real time.
2. **Real time (fase di closed-loop):** in questa fase la comunicazione tra i vari dispositivi avviene in tempo reale; mediante il protocollo LSL, MATLAB riceve ed elabora il segnale; mentre il protocollo TCP/IP viene utilizzato per trasmettere ogni 5s dei dati su specifiche porte tramite la piattaforma Unity al visore.

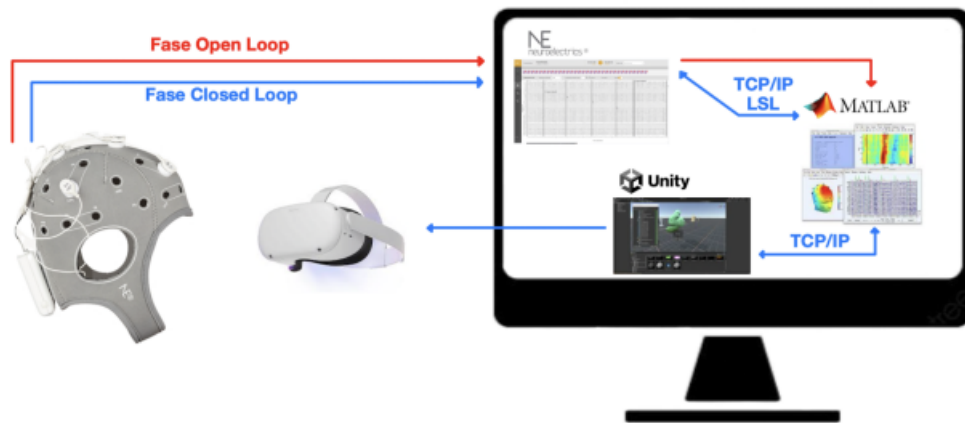


Figura 4.12: Protocolli di comunicazione tra i vari dispositivi

4.3 Realtà Virtuale

La realtà virtuale (VR) è una tecnologia innovativa che costituisce un'interfaccia avanzata tra uomo e computer, e che trasporta gli utenti in ambienti digitalmente simulati. Gli utenti possono muoversi all'interno della stanza virtuale, osservarla da diverse angolazioni e interagire con i diversi oggetti: ciò offre un'esperienza coinvolgente e immersiva. Nell'ambito di questa tesi, è stato sviluppato uno scenario virtuale, in particolare una stanza che simula un ambiente lavorativo o uno studio, con l'obiettivo di favorire la concentrazione e potenziare le prestazioni cognitive dei partecipanti.



Figura 4.13: Scenario di realtà virtuale: vista frontale

Muovendo la testa nella varie direzioni, il soggetto può visionare tre viste principali: la vista laterale sinistra (Figura 4.14) , frontale (Figura 4.13) e laterale destra (Figura 4.15).

Dalle figure è possibile notare come la stanza virtuale sembri ricordare uno studio personale. La stanza è stata completata mediante l'aggiunta di elementi che trasmettono tranquillità, come un divano, una pianta e una finestra da cui si intravede un paesaggio naturale. Numerosi studi hanno evidenziato che indurre uno stato di rilassamento nelle persone può incrementare i processi cognitivi, favorendo un miglioramento delle capacità di concentrazione [45]. Per poter potenziare questo effetto, ogni fase di compito cognitivo è stata preceduta da una fase di rilassamento, in cui il soggetto doveva cercare di rilassarsi fissando un punto fisso dello schermo. Questo è stato facilitato anche dall'utilizzo di una musica tranquilla e rilassante.



Figura 4.14: Scenario di realtà virtuale: vista laterale sinistra



Figura 4.15: Scenario di realtà virtuale: vista laterale destra

4.4 Protocollo sperimentale

In questo paragrafo viene fornita una breve descrizione del protocollo utilizzato in questo studio, che verrà approfondito nel prossimo capitolo. In particolare, il protocollo prevede due fasi principali: una fase di preparazione e una fase di acquisizione.

4.4.1 Fase di preparazione

Questa fase inizia informando i partecipanti sui dettagli delle procedure che saranno eseguite e si prosegue con la valutazione della percezione uditiva. Questa costituisce un passaggio chiave per la fase di stimolazione, durante la quale il soggetto viene sottoposto all'ascolto di musica sovrapposta a dei

battiti binaurali. Questa valutazione uditiva prevede l'ascolto di toni binaurali sovrapposti ad una musica rilassante e la ricerca della soglia di percezione uditiva dei suoni binaurali di ogni soggetto. A questo scopo, si parte dal massimo volume e si diminuisce di 0.01 fino a quando il soggetto non percepisce i suoni binaurali. Successivamente, il soggetto indossa la cuffia e si prosegue con la preparazione della cute su cui verranno posizionati gli elettrodi: si spostano i capelli dai fori della cuffia, si procede alla disinfezione della cute e rimozione di eventuali tracce di grasso o cellule morte. In questo modo, si garantisce un miglior contatto elettro-cute. Dopo la preparazione della cute, si applicano gli elettrodi specifici scelti per il protocollo. Per questo studio sono stati selezionati i seguenti elettrodi: F7-F3-C3-P3-F4-C4-P4-F8 (Figura 4.16). Questi sono risultati i più efficaci per monitorare lo stato di concentrazione, come indicato dalla letteratura e da studi preliminari [46] [47].

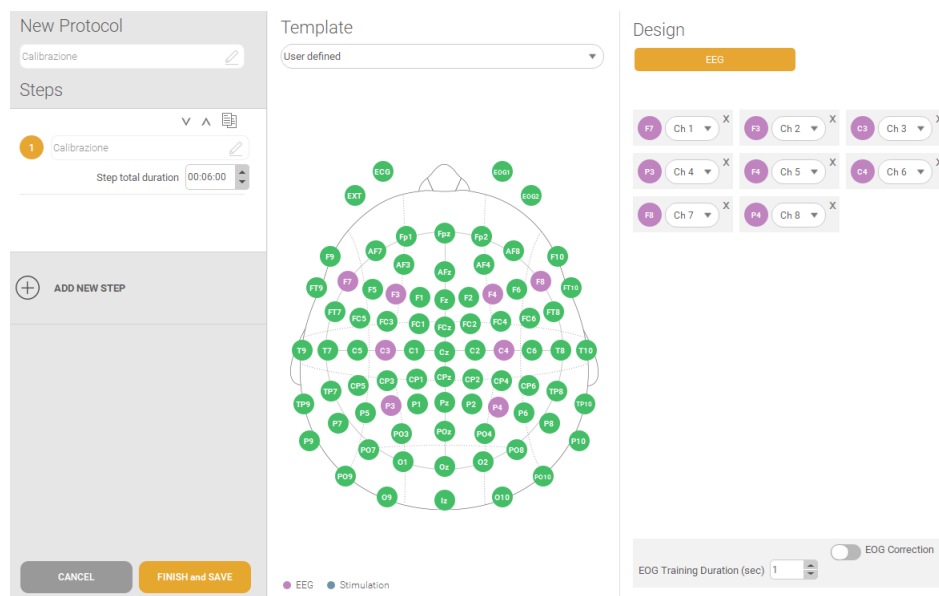


Figura 4.16: Settaggio degli 8 canali di acquisizione per la fase di calibrazione

Successivamente il partecipante indossa il visore Meta Quest 2 e vengono collegati i cavi del connettore agli elettrodi sulla cuffia, rispettando la corrispondenza numerica impostata sul software NIC2. I due canali di riferimento vengono collegati agli elettrodi adesivi posti nella zona pre-auricolare destra e sinistra.

Infine, il dispositivo Necbox viene posizionato sulla cuffia e collegato al connettore. Si procede con la sua accensione e al collegamento con il PC tramite Bluetooth.

4.4.2 Fase di acquisizione

Questa fase può essere divisa in due parti: una fase di calibrazione svolta in modalità open-loop e una di stimolazione in closed-loop; quest'ultima composta a sua volta da 3 diverse acquisizioni. Per ciascuna di queste è stato impostato un protocollo sul software del dispositivo NIC, impostando specifici tempi e selezionando opportunamente gli elettrodi nello stesso ordine presente sui terminali del connettore. Prima di avviare la registrazione del segnale EEG, per ciascuna sessione, viene effettuata una fase di verifica durante la quale si valuta la qualità del tracciato EEG, sia visivamente che mediante gli indicatori presenti nella schermata Liveview del software NIC, come descritto nel paragrafo 4.1.2.

Per tutte le diverse sessioni è possibile distinguere una prima parte iniziale in cui al partecipante viene chiesto di rilassarsi ad occhi aperti (Figura 4.17), cercando di limitare i movimenti muscolari il più possibile. Questo momento di rilassamento è seguito poi da una fase in cui il partecipante esegue somme a tre cifre, inserendo la risposta attraverso un tastierino numerico come mostrato in Figura 4.18.

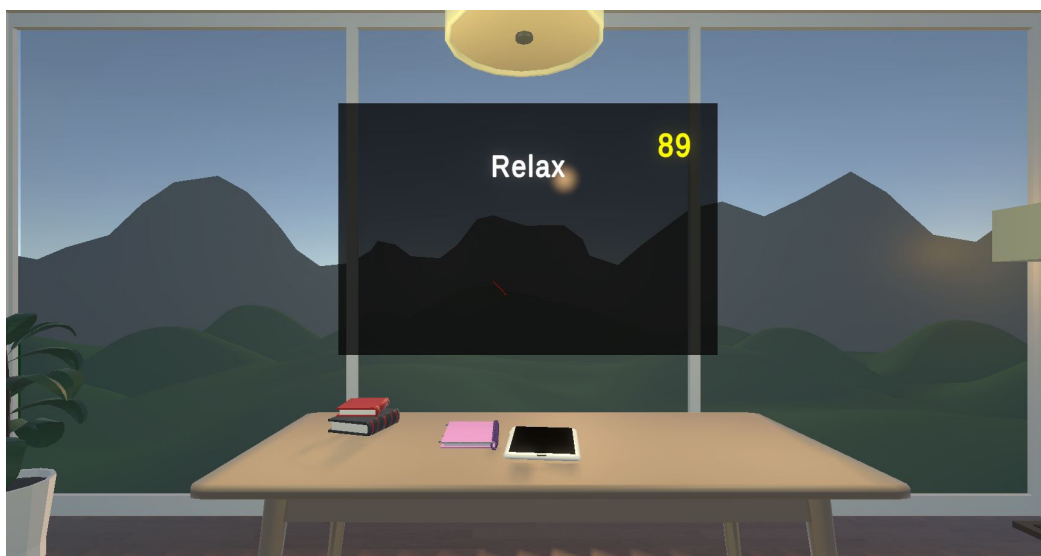


Figura 4.17: Esempio di fase di rilassamento

Nel dettaglio possiamo suddividere la fase di acquisizione in:

1. **Calibrazione:** della durata complessiva di 6 minuti divisi in 2 minuti di rilassamento e 4 minuti dedicati agli esercizi matematici. Durante questa fase, viene acquisito il segnale EEG avviando manualmente la registrazione dal software NIC. Successivamente, i dati vengono importati su

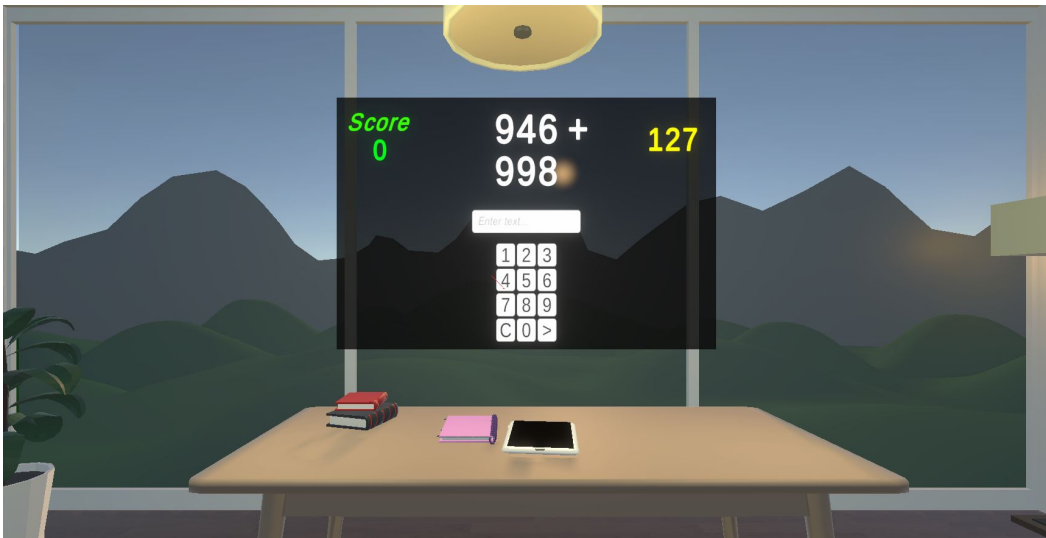


Figura 4.18: Esempio di task matematico con tastierino

MATLAB, dove vengono elaborati offline, estraendo i parametri necessari per l'allenamento del regressore, che permetta di distinguere la fase di rilassamento da quella di concentrazione.

2. **Stimolazione:** della durata totale di 12 minuti e divisa in tre diverse sessioni presentate ai soggetti in ordine randomico. Ciascuna sessione è costituita da 2 minuti di rilassamento e 2 minuti di task matematici, per un totale di 4 minuti per sessione. La scelta di randomizzare le sessioni tra soggetti ha l'obiettivo di ridurre il rischio che fattori, come la stanchezza o l'adattamento al task, possano diminuire in modo sistematico la concentrazione del soggetto, influenzando i risultati. In questo modo, si riduce il rischio di attribuire erroneamente le differenze osservate tra le sessioni a un ordine specifico, anziché ai risultati ottenuti.

Possiamo distinguere le seguenti tre sessioni:

- **Nessuno stimolo:** in questa sessione il soggetto non viene stimolato in nessun modo. Questa sessione serve come riferimento per confrontarla con le altre sessioni permettendo di valutare l'efficacia degli stimoli sulla concentrazione rispetto alla loro assenza.
- **Suoni binaurali fissi:** la stimolazione avviene attraverso l'uso di suoni binaurali a frequenza fissa, pari alla frequenza beta di picco calcolata durante la fase di calibrazione.
- **Suoni binaurali adattati:** gli stimoli sonori sono adattati in funzione dell'effetto osservato sulla concentrazione del partecipante.

In questo caso, l'avvio della registrazione è interamente affidata a MATLAB, grazie all'utilizzo delle funzionalità fornite dal toolkit MatNIC. Questa integrazione facilita la connessione tra il sistema NIC e MATLAB. L'acquisizione real-time avviene grazie all'utilizzo del protocollo di comunicazione Lab Streaming Layer (LSL), che mette in comunicazione il dispositivo NecBox con la piattaforma MATLAB. Il sistema LSL garantisce una precisione di sincronizzazione e di invio dei dati di 1ms, ideale per la condivisione di dati in real-time. Questa comunicazione va attivata in anticipo sul sistema NIC durante la fase di configurazione (vedi Figura 4.19). In questa situazione, il NIC e MATLAB comunicano, e la piattaforma MATLAB riceve i dati EEG in tempo reale.

The image shows a configuration window for the Lab Streaming Layer (LSL) protocol. It is divided into several sections:

- File formats:** Contains four toggle switches. .nedf, .easy, SD File, and .EDF+.
- Output Directory:** A text field containing the path `C:/Users/Samantha/Documents/NIC/`.
- Key Markers:** A grid of nine key icons, each labeled 'Key 1' through 'Key 9', with an adjacent empty text input field and a small edit icon.
- LSL Server:** A section with a checked toggle switch. Below it are three text fields:
 - Outlet for Lab Streaming Layer: `EEG`
 - Markers Lab Streaming Layer: `LSLMarkersInletStreamName1`
 - Markers Lab Streaming Layer: `LSLMarkersInletStreamName2`
- Notice:** A yellow warning icon followed by the text: "Notice! For experiments requiring LSL on, we strongly recommend connecting to your local network through an Ethernet cable."
- OK Button:** A yellow button with the text "OK" in white.

Figura 4.19: Settaggio del protocollo LSL

4.5 Processing del segnale

In questa sezione sono descritte le metodologie utilizzate per elaborare e analizzare il segnale EEG. Queste tecniche hanno permesso di migliorare notevolmente la qualità del segnale, riducendo le interferenze. In questo modo, è stato possibile estrarre le feature dal segnale, necessarie per l'allenamento del regressore. Grazie al regressore ottenuto, è stato possibile discriminare i diversi stati mentali dei soggetti, distinguendo il livello di concentrazione dal livello di rilassamento.

4.5.1 Filtraggio

L'EEG è un segnale complesso, caratterizzato da un andamento non lineare e non stazionario, il che lo rende difficile da analizzare. Inoltre, è frequentemente soggetto a interferenze o distorsioni, dovute alla rete o alla influenza di altri segnali fisiologici, che possono compromettere la qualità della registrazione. Per preservare l'integrità dei dati, è necessario utilizzare un sistema di filtraggio in grado di eliminare le fonti di rumore e isolare la banda di segnale desiderata. Tra le principali cause di interferenza troviamo [48]:

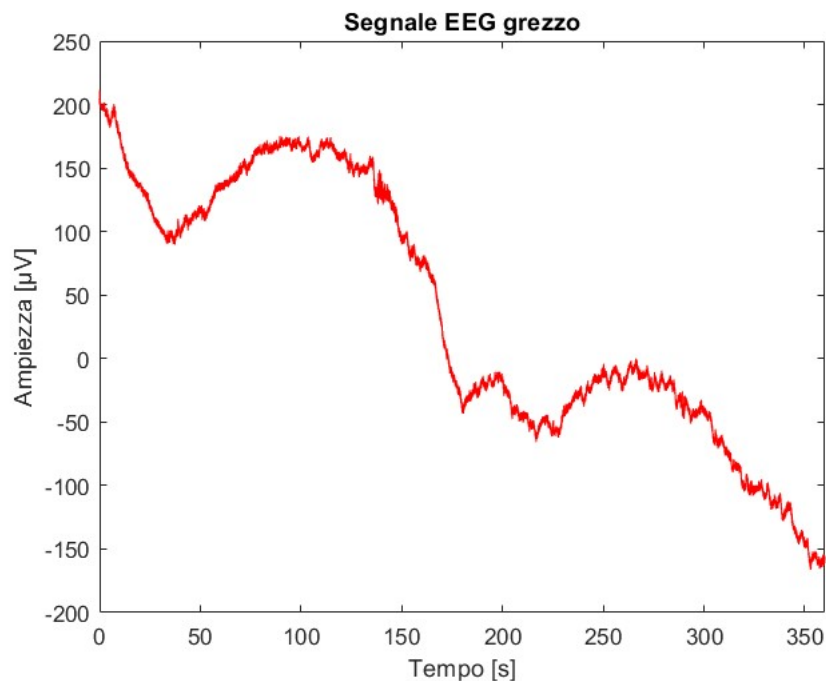


Figura 4.20: Esempio di segnale EEG grezzo

- **Interferenza di rete:** può derivare da apparecchiature elettroniche, cavi elettrici nelle vicinanze o altri dispositivi. I campi elettromagnetici prodotti da questa strumentazione introducono artefatti nel segnale con ampiezza medio-bassa alla frequenza della corrente elettrica alternata, ovvero 50 Hz.
- **Rumore ambientale:** causato da dialoghi, rumori dovuti al funzionamento di dispositivi o altri suoni provenienti dall'ambiente circostante.
- **Artefatti dovuti al sistema di acquisizione:** il sistema di registrazione è influenzato da vari disturbi causati da movimenti del cavo o da problematiche come l'eventuale contatto elettrodo-cutane non ottimale. In particolare, quest'ultima problematica può essere causata dal gel conduttivo o dalla sudorazione del soggetto che può determinare un aumento dell'impedenza, generando artefatti nella banda del segnale EEG e influenzandone l'analisi del segnale stesso.
- **Artefatti dovuti ad altri segnali fisiologici:**
 - **Segnale ECG:** l'attività cardiaca induce artefatti di natura elettrica o meccanica nel segnale EEG. Il primo tipo di artefatto è causato dal rilevamento dell'attività elettrica del cuore dagli elettrodi sul cuoio capelluto, manifestandosi come una serie ritmica di picchi QRS. Il secondo tipo di artefatto è dovuto alla pulsazione dei vasi cerebrali che possono spostare gli elettrodi, generando artefatti da movimento.
 - **Segnale EMG:** l'attività muscolare costituisce il segnale fisiologico che determina un gran numero di artefatti nel contesto dell'elettroencefalografia. In particolare, può generare artefatti di tipo elettrico, ma anche artefatti meccanici, dovuti al movimento di alcuni cavi del sistema di acquisizione. Tra gli artefatti muscolari possiamo distinguere quelli dovuti alla deglutizione, al serramento dei denti, alla respirazione, o più in generale alla contrazione dei muscoli.
 - **Segnale EOG:** l'attività oculare è una fonte comune di artefatti nei segnali EEG, generati dal movimento del dipolo elettrico di ciascun occhio, che crea un campo elettrico rilevabile dagli elettrodi. Tra gli artefatti più frequenti troviamo il battito delle palpebre e i movimenti oculari, sia verticali che laterali. Questi artefatti possono influenzare significativamente la qualità del segnale, specialmente durante attività cognitive che richiedono l'uso intensivo della vista.

In questo studio, è stato scelto di applicare a ciascun segnale e per tutti gli 8 canali (Figura 4.24), la combinazione di due filtri digitali per isolare il contenuto spettrale di interesse:

- **Filtro passa alto:** è un filtro digitale progettato per preservare le frequenze superiori alla sua frequenza di taglio, attenuando al contempo l'ampiezza delle frequenze inferiori. Nel nostro caso, la frequenza di taglio è stata fissata a 4 Hz, con l'obiettivo di eliminare rumori indesiderati, trend a bassa frequenza, oltre che la componente continua. Il filtraggio è stato implementato in MATLAB, utilizzando un filtro di tipo Chebyshev di ordine 6:

$$[b, a] = \text{cheby1}(n, Rp, wp, 'high')$$

dove n rappresenta l'ordine del filtro, Rp indica l'attenuazione in banda passante, wp è il limite inferiore della frequenza in banda passante normalizzata rispetto alla frequenza di Nyquist e il termine *high* specifica la tipologia di filtro desiderato. Infine, b e a sono i coefficienti del filtro.

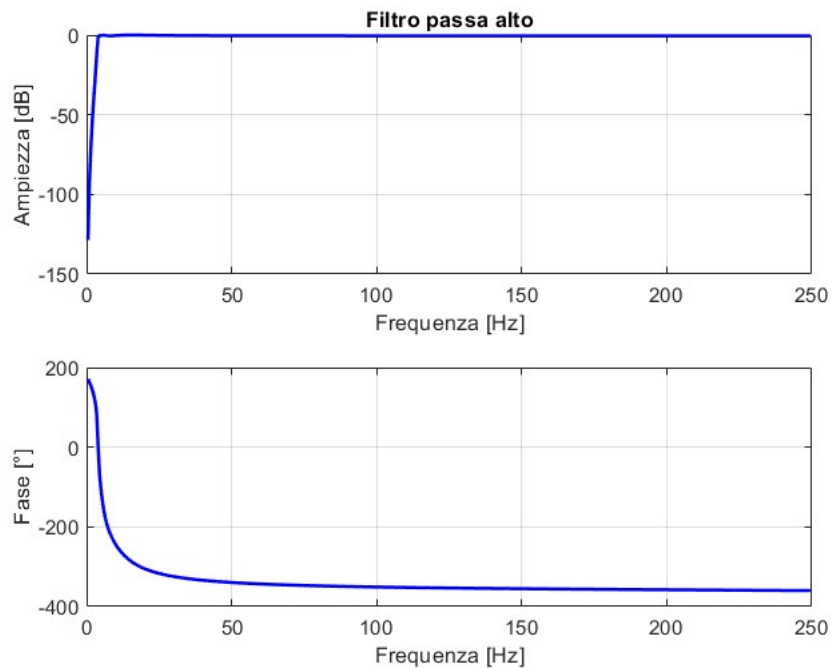


Figura 4.21: Maschera del filtro passa alto

- **Filtro passa basso:** è un filtro digitale che permette di mantenere solo le frequenze inferiori alla sua frequenza di taglio, attenuando o eliminando quelle superiori. In questo caso, la frequenza di taglio è stata impostata a 30 Hz per rimuovere componenti indesiderate ad alta frequenza, come il rumore di rete a 50 Hz, e, in generale, per limitare il segnale superiormente in frequenza. Anche in questo caso, il filtraggio è stato implementato in MATLAB utilizzando un filtro Chebyshev di tipo 1 e ordine 6:

$$[b, a] = cheby1(n, Rp, wp)$$

analogamente alla formula del filtro passa basso, n rappresenta l'ordine del filtro ottenuto dalla funzione `cheb1ord`, Rp indica l'attenuazione presente in banda passante, wp è il limite superiore della frequenza in banda passante normalizzata rispetto alla frequenza di Nyquist. In questo caso, non è necessario specificare la tipologia di filtro poiché MATLAB imposta automaticamente il filtro come "passa basso" (low). Infine, b e a sono i coefficienti del filtro digitale.

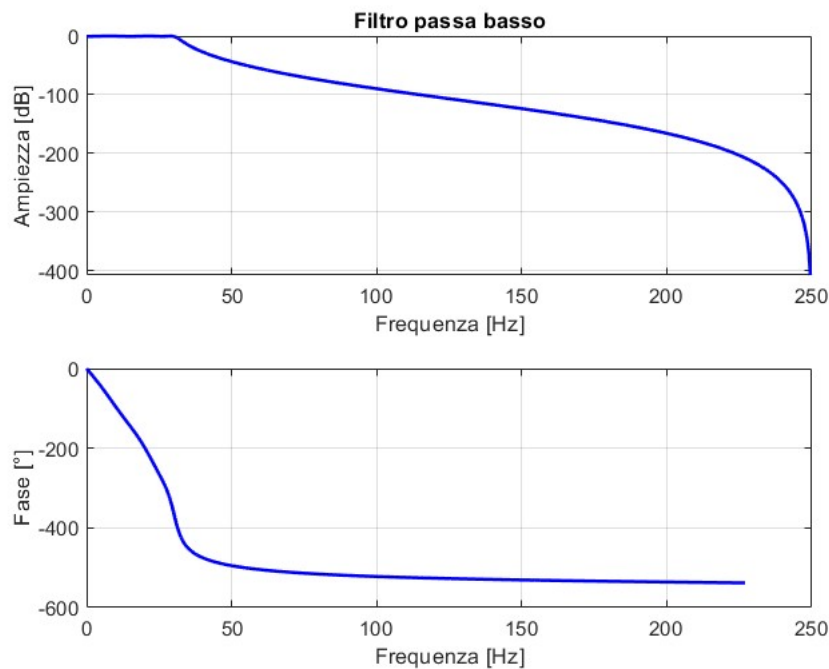


Figura 4.22: Maschera del filtro passa basso

La risposta dei due filtri è stata ottimizzata per garantire una separazione tra le frequenze utili e quelle da eliminare, contribuendo così a migliorare la

qualità del segnale per analisi successive e ridurre possibili interferenze.

Il processo di filtraggio è stato eseguito utilizzando la funzione `filtfilt` di MATLAB. Questa funzione applica il filtraggio in doppia passata per correggere la distorsione di fase che si verifica quando si utilizzano filtri non lineari come *Chebyshev*. Questo approccio è particolarmente utile per evitare distorsioni non desiderate nel segnale, specialmente quando si applicano filtri a risposta impulsiva infinita (IIR), che appartengono alla categoria dei filtri ricorsivi e autoregressivi. Rispetto ai filtri a media mobile (FIR), i filtri IIR si rivelano più efficienti, poiché possono raggiungere le specifiche di attenuazione desiderate utilizzando filtri con ordini inferiori, e riducendo al contempo il transitorio.

Nella figura 4.23 è possibile osservare il confronto tra il segnale EEG grezzo e il segnale EEG in seguito al filtraggio. Il segnale è riferito ad un singolo canale e questo grafico l'illustra l'effetto del filtraggio nel tempo.

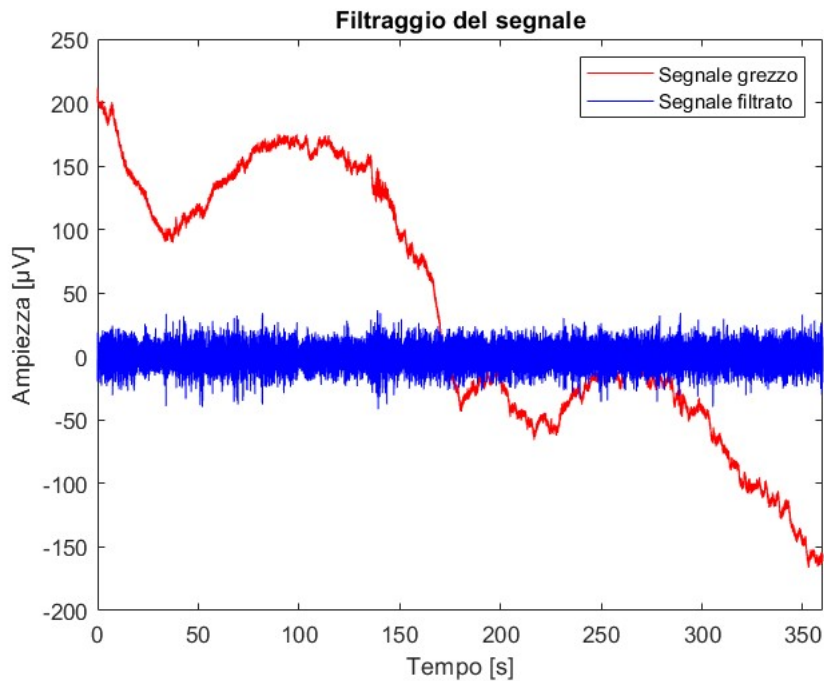


Figura 4.23: Confronto tra segnale grezzo e segnale filtrato

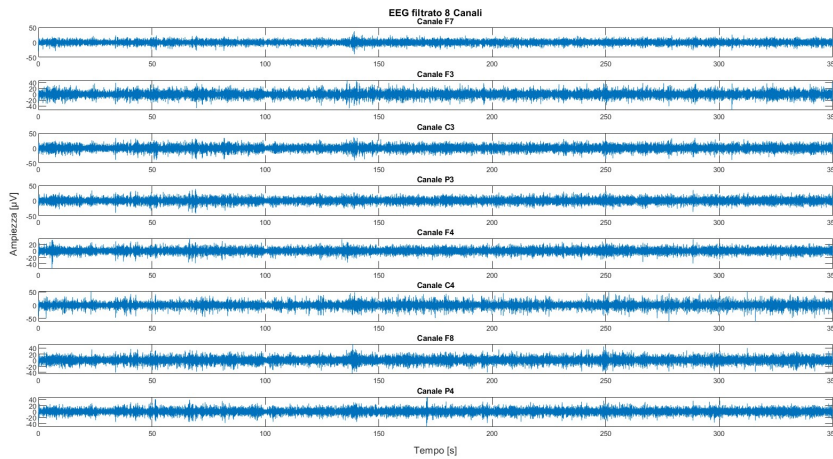


Figura 4.24: Segnale EEG ad 8 canali filtrato

4.5.2 Analisi spettrale

Il segnale EEG non permette di avere molte informazioni analizzandolo nel dominio del tempo. Al contrario, il dominio delle frequenze fornisce un'analisi molto più ricca e in cui risiedono molte informazioni rilevanti. Per questo motivo, è fondamentale lavorare anche nel dominio della frequenza, eseguendo una stima spettrale. Questo processo consente di estrarre le caratteristiche spettrali del segnale, come le potenze relative alle diverse bande di frequenza, facilitando l'individuazione delle diverse oscillazioni presenti nel tracciato.

L'EEG è classificato come un segnale stocastico e non stazionario, il che lo rende incompatibile con l'uso diretto della Trasformata di Fourier (TF), un metodo che si applica principalmente a segnali deterministici o a processi che presentano almeno una stazionarietà in senso lato. Per ovviare a questo problema, il segnale viene suddiviso in intervalli o finestre temporali, in cui può essere approssimato ad un comportamento stazionario. La scelta della lunghezza di queste finestre è fondamentale: finestre troppo brevi rischiano di non catturare adeguatamente le caratteristiche spettrali, mentre finestre troppo lunghe possono comprometterne la stazionarietà.

Il calcolo della densità spettrale di potenza (PSD) rappresenta un passaggio chiave per comprendere come l'energia di un segnale sia distribuita tra le diverse frequenze. La PSD offre una rappresentazione chiara e dettagliata delle bande di frequenza maggiormente rappresentate in un determinato intervallo di tempo, consentendo l'identificazione di specifici schemi di attività cerebrale, come le onde alpha, beta, theta e delta. Queste onde sono strettamente

correlate a differenti stati mentali, come rilassamento, concentrazione o sonno. In questo studio, l'analisi spettrale è stata condotta utilizzando il metodo di Welch, che si basa sul periodogramma semplice [49]. Tale metodo calcola il modulo quadro della Trasformata di Fourier (TF) applicata al segnale e consente di adattarsi anche ai segnali non stazionari. Questo approccio è particolarmente utile per segnali non stazionari, come l'EEG. Il metodo di Welch suddivide il segnale in segmenti di pari lunghezza, con la possibilità di sovrapporli parzialmente, migliorando così la risoluzione dell'analisi e riducendo la varianza spettrale.

Il procedimento per calcolare la PSD mediante il metodo di Welch prevede, come primo passo, la moltiplicazione di ogni segmento del segnale per una finestra temporale. Successivamente, si applica la Trasformata di Fourier (TF) a ciascun segmento, considerato ora approssimativamente stazionario grazie alla finestrazione applicata, e si calcola la media dei risultati ottenuti per i vari segmenti. Il metodo di Welch è stato implementato in MATLAB utilizzando la funzione *pwelch*, che automatizza il processo e garantisce un'analisi spettrale accurata e dettagliata:

$$[P_{xx}, f] = \text{pwelch}(x, w, \text{overlap}, NFFT, fc)$$

dove

- x rappresenta il segnale da analizzare
- w è la finestra temporale utilizzata per suddividere il segnale in segmenti
- *overlap* indica il numero di campioni sovrapposti tra segmenti contigui
- *NFFT* indica il numero di punti per la TF
- fc è la frequenza di campionamento del segnale

In uscita, invece, la funzione restituisce la densità spettrale di potenza (P_{xx}), accompagnata dal vettore delle frequenze (f) corrispondenti alle componenti di frequenza in P_{xx} .

Nel nostro specifico caso sono stati scelti i seguenti parametri:

- **Finestra temporale:** finestra di Hamming della durata della durata di 1 secondo (500 campioni), per assicurare che il segnale potesse essere considerato stazionario almeno in senso lato e per minimizzare il ritardo di elaborazione durante la fase di acquisizione real-time.
- **Overlap:** uguale a zero, scegliendo quindi nessuna sovrapposizione tra i segmenti di segnale.

- **NFFT**: pari a 500 campioni, ovvero pari alla lunghezza del segnale finestrato.
- **Frequenza di campionamento**: pari a 500 Hz.

Dal valore di NFFT scelto, ovvero pari al numero di campioni della finestra temporale utilizzata, ne risulta una risoluzione spettrale apparente pari alla risoluzione spettrale teorica:

$$Risoluzione_teorica = 1/T = fc/N$$

dove T corrisponde alla durata temporale della finestra utilizzata, mentre N rappresenta il numero di campioni della finestra temporale.

$$Risoluzione_apparente = fc/NFFT$$

Avendo scelto $NFFT = N$, la risoluzione spettrale teorica e la risoluzione spettrale apparente sono entrambe pari a 1 Hz, un valore adeguato per poter considerare il segnale EEG stazionario almeno in senso lato e per poter dunque discriminare le bande di frequenza caratteristiche.

4.6 Estrazione dei parametri

Nella fase successiva sono stati estrapolati vari parametri sia nel dominio temporale che in quello spettrale, al fine di allenare un regressore che fosse capace di caratterizzare e distinguere i livelli di concentrazione dei soggetti. In particolare, per ciascun canale di acquisizione sono stati calcolati 12 parametri, per un totale di 96 caratteristiche a soggetto, ciascuno progettato per catturare informazioni specifiche relative all'attività cerebrale del soggetto. I dodici parametri utilizzati sono i seguenti:

1. Potenza in banda Theta (θ)
2. Potenza in banda Alpha (α)
3. Potenza in banda Beta 1 (β_1)
4. Potenza in banda Beta 2 (β_2)
5. Rapporto Beta/Teta (β/θ)
6. Rapporto Beta/alpha (β/α)
7. Rapporto SMR + mid-Beta/Theta

8. Entropia di Shannon
9. Dimensione frattale di Higuchi
10. Dimensione frattale di Katz
11. Attività di Hjorth
12. Massima ampiezza nel dominio del tempo

Tutti i parametri, descritti in dettaglio successivamente, sono stati normalizzati utilizzando la tecnica del min-max scaling. Questo processo ha permesso di ottenere valori compresi nell'intervallo $[0, 1]$, dove lo zero rappresenta un elevato rilassamento, mentre l'uno indica un'alta concentrazione. La formula utilizzata per la normalizzazione è la seguente:

$$X_{norm}(i) = \frac{X(i) - Min(X)}{Max(X) - Min(X)}$$

dove

- $X_{norm}(i)$ è il valore normalizzato del parametro i -esimo calcolato su un canale
- $X(i)$ indica il valore non normalizzato del parametro i -esimo calcolato su un canale,
- Max e Min indicano rispettivamente il valore massimo e minimo del vettore del parametro calcolato su un singolo canale durante la fase di calibrazione.

I parametri normalizzati sono stati poi utilizzati come input per addestrare un regressore che permettesse di differenziare la fase di concentrazione dalla fase di rilassamento. Una volta addestrato, il regressore è stato testato in tempo reale per ogni sessione della fase di stimolazione.

4.6.1 Potenza di bande e rapporto di potenza fra bande del segnale EEG

Come spiegato nel paragrafo 1.3.2, il segnale EEG può essere suddiviso in diverse bande ritmiche, ciascuna caratterizzata da specifiche frequenze e associata a particolari stati mentali. Per l'estrazione dei parametri nel dominio della frequenza, è stata calcolata la densità spettrale di potenza su finestre temporali di un secondo per tutto il tracciato EEG. Successivamente è stata estratta la potenza relativa ad ogni banda di frequenza. In questo studio, tuttavia, l'analisi si è concentrata esclusivamente sulle seguenti bande di frequenza:

- **Beta1** e **Beta2**: associata a stati di alta concentrazione, problem-solving o attività mentale intensa. Ci si aspetta quindi un aumento di queste bande durante la fase dei calcoli matematici rispetto alla fase di rilassamento.
- **Alpha**: predominante durante la veglia o quando il soggetto è in uno stato di rilassamento. Durante la fase di task matematico è quindi prevista una diminuzione rispetto alla fase di rilassamento.
- **Teta**: più evidente durante la meditazione o in momenti di profondo rilassamento. Si prevede una diminuzione di questo parametro durante la fase di attività mentale rispetto alla fase di rilassamento.

Considerati singolarmente, questi parametri non consentono di fare una distinzione chiara tra i vari stati mentali. Per superare questa limitazione, è stato deciso di estrarre anche parametri derivanti dalla combinazione delle bande citate, utilizzando il rapporto tra le potenze associate a ciascuna banda. Questo approccio permette di ottenere indici più significativi, che risultano più utili per una caratterizzazione precisa degli stati cognitivi [50]. In particolare, i rapporti tra bande di frequenza possono rivelare variazioni sottili che le sole bande di frequenza non potrebbero dare, contribuendo così ad un'analisi più completa del segnale stesso. I rapporti considerati sono stati:

- **Rapporto Beta/Teta**: durante lo svolgimento di attività che richiedono attenzione, la potenza della banda beta tende ad aumentare, mentre quella della banda theta tende a diminuire. Questo rapporto evidenzia un aumento proporzionale della concentrazione del soggetto: l'incremento del rapporto Beta/Theta può essere interpretato come un indicatore di attivazione mentale.
- **Rapporto Beta/Alpha**: nella fase di rilassamento è più significativa la potenza associata alla banda alpha mentre durante compiti cognitivi, come lo svolgimento di task matematici, è predominante la banda beta. Si ottiene quindi un parametro che aumenta all'aumentare del livello di concentrazione del soggetto.
- **Rapporto SMR + mid-Beta/Teta**: il rapporto tra le bande SMR (Sensory Motor Rhythm), mid-Beta e Theta è utile per identificare stadi di alta concentrazione; questo parametro comprende un sottoinsieme di frequenze della banda beta che prevalgono durante compiti che richiedono un alto livello di attenzione e controllo motorio, come nel caso di attività che richiedono coordinazione o processi decisionali rapidi.

4.6.2 Entropia Spettrale

L'Entropia Spettrale (SE), chiamata anche Entropia di Shannon, è un indicatore utilizzato per quantificare il livello di incertezza o disordine di un segnale. Si basa sul principio di informazione di Shannon, secondo cui esiste una relazione inversamente proporzionale tra l'informazione e la sua probabilità: un evento con alta prevedibilità fornisce meno informazioni, mentre un evento raro o inatteso contiene un contenuto informativo maggiore [51]. La SE viene utilizzata per analizzare la variabilità o la complessità spettrale di un segnale nel dominio delle frequenze. Il calcolo dell'Entropia Spettrale inizia con l'analisi e il calcolo della PSD. Una volta calcolata la PSD, questa viene normalizzata per ottenere un'area unitaria:

$$p_{xx}[f] = \frac{P_{xx}[f]}{\sum_f P_{xx}[f]}$$

Infine, l'Entropia Spettrale (SE) viene calcolata sommando il prodotto di ciascuna potenza associata a una frequenza specifica per il logaritmo dell'inverso di quella potenza associata alla stessa frequenza:

$$SE = \sum_f P_{xx}[f] * \log\left(\frac{1}{P_{xx}[f]}\right)$$

Bassi valori di SE indicano una bassa complessità del segnale, e suggeriscono che il soggetto osservato sia in un minore livello di concentrazione. Questo è spesso associato a stati di rilassamento o distrazione. Al contrario, valori elevati di SE denotano una maggiore complessità nel segnale, il che implica un maggiore livello di concentrazione.

4.6.3 Dimensione frattale di Higuchi

La dimensione frattale di Higuchi (HFD) è una tecnica numerica utilizzata per quantificare la complessità e la non linearità di un segnale nel dominio temporale. Si distingue per la sua capacità di rivelare dettagli nascosti all'interno di serie temporali, come quelle fisiologiche, e offre una misura affidabile delle dinamiche del segnale, mettendo in evidenza irregolarità e strutture intricate che potrebbero non essere evidenti mediante analisi lineari [52]. Il processo per calcolare la HFD inizia con la frammentazione del segnale in segmenti regolari $X(1), X(2), \dots, X(N)$, da cui si derivano nuovi insiemi di sequenze temporali:

$$X_k^m = X(m), X(m+k), X(m+2k), \dots, X\left(m + \left[\frac{N-m}{k}\right] * k\right)$$

dove $m = 1, 2, \dots, k$ indica l'istante temporale iniziale e k l'intervallo di tempo. Successivamente, per ciascuna serie temporale, viene calcolata la lunghezza $L_m(k)$ che rappresenta una somma normalizzata delle variazioni assolute tra punti consecutivi distanti k . La formula per calcolare $L_m(k)$ è:

$$L_m(k) = \frac{(\sum_{i=1}^{\frac{N-m}{k}} |X(m + ik) - X(m + (i - 1) * k)|) * \frac{N-1}{[\frac{N-m}{k}] * k}}{k}$$

dove N è la lunghezza della sequenza temporale originaria X e $\frac{N-1}{[\frac{N-m}{k}] * k}$ è il fattore di normalizzazione. $L_m(k)$ è proporzionale a k^{-FD} e la dimensione frattale di Higuchi viene estratta secondo la seguente espressione:

$$HFD = -\frac{\log L(k)}{\log k}$$

Il valore della HFD varia tipicamente tra 1 e 2. Valori più alti di HFD indicano un segnale più complesso. Pertanto, durante la fase di rilassamento ci si aspettano dei valori minori, mentre durante la fase di concentrazione ci si aspettano valori più elevati.

4.6.4 Dimensione frattale di Katz

La dimensione frattale di Katz è un parametro utilizzato per quantificare la complessità di un segnale, o in generale di una forma d'onda, fornendo una misura legata alla sua forma geometrica e alla sua dimensionalità. A differenza di altri metodi che possono essere applicati solo nel contesto di segnali periodici, l'approccio di Katz è applicabile a qualsiasi forma d'onda, indipendentemente dalla sua periodicità. Per questo motivo, questo metodo è utile per analizzare segnali che non seguono un andamento prevedibile, come quelli fisiologici. La dimensione frattale di Katz aumenta in presenza di segnali con forme più irregolari o complesse, mentre diminuisce per onde che mostrano un comportamento più regolare o rettilineo [53].

Il calcolo della dimensione frattale avviene nel modo seguente:

$$FD = \frac{\log(L)}{\log(d)}$$

dove L rappresenta la lunghezza complessiva della forma d'onda, che viene calcolata come la somma delle distanze euclidee tra coppie di punti consecutivi della serie temporale

$$L = \sum_{i=1}^N \|p_{i+1} - p_i\|$$

e d è la distanza massima tra il punto iniziale e qualsiasi altro punto della forma d'onda

$$d = \max_i ||p_i - p_1||$$

Poiché la dimensione frattale dipende fortemente dall'ordine di grandezza dei parametri considerati risulta necessario introdurre una unità di misura standard, indicata con la lettera a , che rappresenta la distanza media tra punti consecutivi. Così facendo, l'espressione precedente si trasforma in:

$$FD = \frac{\log(\frac{L}{a})}{\log(\frac{d}{a})}$$

che assume valori compresi tra 1 e 1,5. Valori maggiori indicano segnali più complessi, associati alla fase di concentrazione, mentre valori minori corrispondono a stati di rilassamento, dove il segnale è meno caotico.

4.6.5 Attività di Hjorth

I parametri di Hjorth sono usati nell'elaborazione dei segnali elettroencefalografici e permettono di estrapolare le caratteristiche delle potenze relative alle bande e in generale complessità del segnale nel dominio del tempo e della frequenza [54].

Tra i parametri introdotti da Hjorth, in questo studio è stata considerata l'Attività di Hjorth (HA). Questa rappresenta la varianza del segnale, cioè sua potenza. È rappresentato quindi dalla seguente equazione:

$$HA = var(y(t))$$

dove $y(t)$ rappresenta il segnale. Il valore di HA è elevato se è presente una maggiore variabilità del segnale EEG, mentre è basso in caso contrario [55].

4.6.6 Identificazione ed eliminazione degli outlier

Gli outlier sono elementi che si discostano significativamente dai valori tipici del dataset, spesso indicando che potrebbero essere stati generati in condizioni particolari. Nei segnali EEG, gli outlier possono essere causati da diversi fattori, come interferenze ambientali, artefatti dovuti al movimento del soggetto o malfunzionamenti tecnici dell'apparecchiatura di registrazione. Nell'analisi dei dati, la presenza di outlier può quindi influire notevolmente sui risultati, complicando l'interpretazione e introducendo possibili distorsioni. Per questo motivo, riconoscere e gestire questi elementi è fondamentale per garantire un'analisi accurata e affidabile.

Per risolvere questo problema è stata utilizzata la funzione MATLAB *filloutliers* che permette di identificare e sostituire gli outliers del segnale come segue [56]:

$$[P_{new}, TF] = filloutliers(P, fillmethod, findmethod, thresholdfactor)$$

Questa funzione consente di identificare gli outliers in P utilizzando il metodo *findmethod* e di sostituirli attraverso il metodo selezionato (*fillmethod*). In questo studio è stato selezionato il metodo *linear* per sostituire gli outliers attraverso l'interpolazione lineare di valori vicini. Per identificarle i valori anomali, invece, è stato scelto il metodo *median* che definisce un valore come outlier se la sua distanza dalla mediana è maggiore di un fattore x della MAD scalare (Median Absolute Deviation). Il parametro x rappresenta il *thresholdfactor* e in questo studio è stato impostato pari a 4, il che significa che qualsiasi valore che si discosti più di 4 MAD dalla mediana viene considerato un outlier. La MAD scalare è definita come:

$$MAD = c * mediana(abs(P - mediana(P)))$$

dove c è una costante calcolabile come

$$c = -\frac{1}{\sqrt{2 * erfcinv(\frac{3}{2})}}$$

dove $erfcinv(3/2)$ rappresenta il calcolo della funzione di errore complementare inversa di $3/2$

4.7 Confronto tra regressori

Prima di procedere con l'acquisizione dei soggetti selezionati, è stato necessario determinare il miglior modello di regressione da utilizzare per l'analisi dei dati. A tale scopo, sono stati condotti test preliminari su tre modelli distinti: Lasso, Support Vector Machine (SVM) e Random Forest. Ogni modello è stato allenato su un campione comune di due soggetti, in modo da ottenere un confronto diretto delle performance di ciascun regressore. Per tale confronto sono state prese in considerazione le seguenti metriche di valutazione [57]:

- **Coefficiente di determinazione R^2** : misura quanto della variazione della variabile dipendente y può essere giustificato dalla variabile indipendente x attraverso il modello di regressione. La formula utilizzata è la seguente:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2}$$

Un valore di R^2 prossimo a 1 suggerisce che il modello è in grado di prevedere molto bene i dati osservati, mentre valori prossimi a 0 indicano una scarsa capacità di previsione.

- **Errore quadratico medio (MSE)**: misura la media degli errori al quadrato, ovvero la differenza tra il valore osservato e il valore previsto. La formula è data da:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$$

Un MSE basso indica che i valori previsti sono molto vicini a quelli osservati.

- **Scarto quadratico medio (RMSE)**: è la radice quadrata del MSE. La formula è quindi:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

Di conseguenza, come per MSE, più il valore è basso più il regressore riesce a prevedere meglio i risultati.

- **Errore assoluto medio (MAE)**: misura la media delle differenze assolute tra i valori osservati e quelli previsti. A differenza di MSE e RMSE, non considera la variabilità degli errori. La formula è:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

Per tutte le formule sopra citate y_i è il valore osservato, \hat{y}_i è il valore predetto dal modello, \bar{y}_i è il valore medio delle osservazioni e n è il numero di osservazioni.

Per ogni regressore sono state valutate diverse combinazioni di parametri per poi scegliere la migliore per ciascuno. Per il modello Lasso è stata utilizzata la funzione MATLAB *fitrlinear* inserendo come parametro di *Regularization* il *lasso*. Sono stati inoltre considerati diversi livelli di *lambda* concludendo poi che il valore di esso pari a 0.001 portasse ai risultati migliori. Il modello SVM è stato implementato tramite la funzione MATLAB *fitrsvm* utilizzando come *KernelFunction* il metodo *linear*. Sono stati poi analizzati diversi valori di *k-fold* prediligendo il valore standard pari a 10. In conclusione, il modello Random Forest è stata utilizzata la funzione *TreeBagger* considerando il metodo *regression* e sono stati valutati diversi valori per quanto riguarda il numero di alberi andando infine a considerare un valore pari a 100.

Nella Tabella 4.1 sono mostrati tutti i risultati relativi agli allenamenti dei 3 regressori.

Soggetti	Regressore	R^2	MSE	RMSE	MAE
Soggetto 1	LASSO	0.58	0.09	0.31	0.26
	SVM	0.63	0.08	0.29	0.21
	Random Forest	0.83	0.04	0.19	0.14
Soggetto 2	LASSO	0.42	0.13	0.36	0.30
	SVM	0.45	0.12	0.35	0.26
	Random Forest	0.75	0.06	0.24	0.21

Tabella 4.1: Scelta del Regressore

Valutando i valori delle diverse metriche prese in esame è emerso chiaramente come il modello Random Forest abbia mostrato prestazioni nettamente superiori rispetto agli altri modelli testati.

4.8 Scelta della frequenza portante

Durante la fase iniziale di ricerca in letteratura, sono stati analizzati diversi studi, tra cui quello della Konkuk University di Seoul [58], in cui la stimolazione dei soggetti avveniva utilizzando suoni binaurali con una frequenza portante di 18 kHz. Sulla base di questi studi, sono stati eseguiti dei test preliminari su una persona con una soglia dell'udito inferiore a 18 kHz. L'idea di base era quella di stabilire se tali suoni, non percepiti dal soggetto, potessero effettivamente raggiungere il cervello e creare il tipico battimento dei suoni binaurali. Durante questi test, il soggetto era fermo, ad occhi chiusi e indossava delle cuffie professionali, le Sennheiser HD660S. Il soggetto veniva stimolato con suoni binaurali usando una frequenza di stimolazione appartenente alla banda alpha, per indurre uno stato di rilassamento. Venivano alternati periodi in cui i suoni erano accesi a periodi in cui erano spenti.

L'obiettivo era allenare un classificatore in grado di riconoscere autonomamente i momenti di stimolazione rispetto a quelli senza stimolazione. A questo scopo, stati allenati tre classificatori, il Support Vector Machine (SVM), il K-Nearest Neighbors (kNN) e il Random Forest. Successivamente si sono valutate le prestazioni dei classificatori in termini di:

- **Accuratezza:** definita come la percentuale di classificazioni corrette (veri positivi e veri negativi) rispetto alle previsioni totali

- **Sensibilità:** (o tasso di veri positivi) rappresenta la percentuale di positivi trovati correttamente
- **Specificità:** (o tasso di veri negativi) rappresenta la percentuale di negativi trovati correttamente
- **Precisione:** valuta l'accuratezza delle previsioni positive

I risultati delle performance dei tre classificatori analizzati sono riportati nella tabella 4.2:

	Accuratezza	Sensibilità	Specificità	Precisione
SVM	52%	50%	54%	52%
kNN	55%	57%	51%	62%
RF	58%	66%	60%	65%

Tabella 4.2: Scelta della frequenza portante dei suoni binaurali

Tuttavia, nonostante il Random Forest mostri le migliori performance, questi risultati non sono stati sufficienti per poter affermare che i suoni binaurali riuscissero effettivamente a creare il battimento nel cervello. Di conseguenza, si è deciso di proseguire lo studio utilizzando una portante a 400 Hz, scelta supportata da numerosi studi precedenti, su cui ci sono dei risultati più concentrati.

4.9 Test statistici

Nell'analisi dei dati, i test statistici rivestono un ruolo fondamentale per trarre conclusioni affidabili e significative dai dati raccolti. In particolare, forniscono un metodo per analizzare i dati raccolti da un campione, un gruppo rappresentativo di una popolazione più ampia. Grazie a questi strumenti, è possibile trarre conclusioni su tutta la popolazione senza dover esaminare ogni singolo individuo. Inoltre, i test aiutano i ricercatori a determinare quanto siano affidabili e significative queste conclusioni, distinguendo tra risultati reali e differenze che potrebbero essere dovute al caso.

La scelta del test statistico più adatto dipende da diversi fattori. In primo luogo, è importante considerare la natura dei dati, cioè il tipo di variabili che si stanno analizzando e se i dati seguono determinate distribuzioni. In secondo luogo, bisogna tener conto dell'obiettivo che si vuole raggiungere. Infine, è necessario fare attenzione alle assunzioni sui modelli statistici, ovvero le condizioni che devono essere soddisfatte affinché il test scelto fornisca risultati

validi. Ad esempio, alcuni test richiedono che i dati siano distribuiti in modo normale, mentre altri possono essere utilizzati anche con dati che non seguono questa distribuzione.

Tra i test più comunemente impiegati troviamo: il test di Shapiro-Wilk per verificare la normalità dei dati, l'ANOVA per confrontare le medie tra più gruppi, il test t per il confronto tra due gruppi correlati o indipendenti, il test di Friedman per analisi non parametriche su gruppi appaiati multipli e il test di Wilcoxon per il confronto tra due condizioni correlate.

4.9.1 Test di Shapiro-Wilk

Il test di Shapiro-Wilk è un metodo statistico utilizzato per verificare la normalità di una distribuzione di dati. Infatti, questo test misura quanto i dati osservati differiscano da una distribuzione normale ideale. La statistica W , utilizzata nel calcolo del test, è definita dalla seguente formula:

$$W = \frac{(\sum_{i=1}^n a_i x_i)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

dove:

- $x_{(i)}$ è l' i -esimo campione
- \bar{x} è la media del campione
- a_i sono i coefficienti costanti dati da:

$$(a_1, \dots, a_n) = \frac{m^T V^{-1}}{(m^T V^{-1} V^{-1} m)^{\frac{1}{2}}}$$

dove m è data dai valori attesi dei ranghi di una variabile casuale standardizzata e V rappresenta la matrice di covarianza di questi ranghi [59].

Il test di Shapiro-Wilk è un test d'ipotesi in cui l'ipotesi nulla H_0 afferma che i dati seguono una distribuzione normale. Pertanto:

- Se il p-value associato alla statistica W è maggiore del livello di significatività α prefissato, l'ipotesi nulla non viene respinta ($W=1$), suggerendo che non vi siano prove sufficienti per concludere che i dati non seguano una distribuzione normale.
- Se il p-value è, invece, inferiore a α , l'ipotesi nulla viene respinta ($W=0$), indicando che i dati non seguono una distribuzione normale.

4.9.2 T-test

Il t-test, noto anche come test t di Student, è un test statistico parametrico utilizzato per confrontare le medie di due gruppi [60]. Nello specifico, il t-test consente di valutare la probabilità di rifiutare l'ipotesi nulla che due medie siano statisticamente uguali. Questo test può essere applicato solo se sono verificate le seguenti assunzioni:

- **Continuità:** i dati sono continui
- **Normalità:** i dati sono approssimativamente distribuiti normalmente
- **Omogeneità delle varianze:** la variabilità dei dati in ciascun gruppo è simile
- **Indipendenza:** i dati sono indipendenti

Se queste ipotesi non sono rispettate, è possibile provare un test alternativo non parametrico, come il test Wilcoxon, di seguito descritto.

Il t-test può essere di diversi tipi [61]:

- **T-test a campione singolo:** utilizzato per confrontare il valor medio di un campione con il valor medio della popolazione da cui è stato estratto
- **T-test a campioni indipendenti:** detto anche t-test non accoppiato, è utilizzato per confrontare le medie in due gruppi indipendenti
- **T-test a campioni accoppiati:** utilizzato per confrontare le medie in due campioni correlati; ad esempio può essere applicato nel caso in cui si sottopone lo stesso gruppo alla stessa indagine per fare un confronto tra prima e dopo

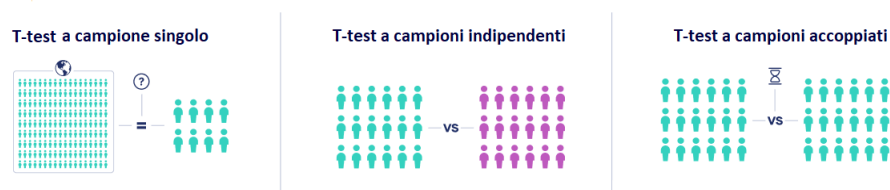


Figura 4.25: Tipologie di t-test

Per eseguire il t-test, il primo passo è stabilire l'ipotesi nulla, l'ipotesi alternativa e il livello di significatività. L'ipotesi nulla H_0 stabilisce che non

esiste una differenza statisticamente significativa tra le medie dei due campioni, mentre l'ipotesi alternativa H_1 afferma il contrario [62].

$$H_0 : \bar{X}_1 = \bar{X}_2$$

$$H_1 : \bar{X}_1 \neq \bar{X}_2$$

Il livello di significatività è un valore che rappresenta la probabilità massima tollerata per rifiutare l'ipotesi nulla. Successivamente, si calcola la statistica del test con la seguente formula:

$$t = \frac{\bar{X}_1 - \bar{X}_2}{\sqrt{(s_1^2/n_1) + (s_2^2/n_2)}}$$

dove x_1 e x_2 sono le medie dei due campioni, mentre il denominatore rappresenta l'errore standard (SE) delle differenze tra le medie.

Infine, si confronta il valore calcolato con il valore presente nella tabella di riferimento (tabella t di Student): se il valore di t supera il valore di riferimento si rifiuta l'ipotesi nulla concludendo che i due gruppi sono diversi.

4.10 Test di Wilcoxon

Il test di Wilcoxon, anche chiamato test dei ranghi, è un test statistico non parametrico usato per confrontare le medie o le mediane di due campioni appaiati. Il test è spesso utilizzato quando i dati presi in considerazione non seguono una distribuzione normale e quindi non può essere applicato il t-test. Il test di Wilcoxon prevede le seguenti ipotesi [63]:

- **Due gruppi:** è applicabile solo a due gruppi; nel caso di più gruppi è possibile applicare il test non parametrico ANOVA
- **Indipendenza:** i due gruppi devono essere indipendenti

Per eseguire il test di Wilcoxon, è necessario seguire i seguenti step:

1. Calcolare le differenze tra i valori dei due gruppi e ordinarle in ordine crescente (senza considerarne il segno)
2. Assegnare i ranghi a ciascuna differenza
3. Associare i segni originali ai ranghi corrispondenti
4. Calcolare la somma dei ranghi con segno positivo (W^+) e quella dei ranghi con segno negativo (W^-)

Capitolo 5

Protocollo sperimentale

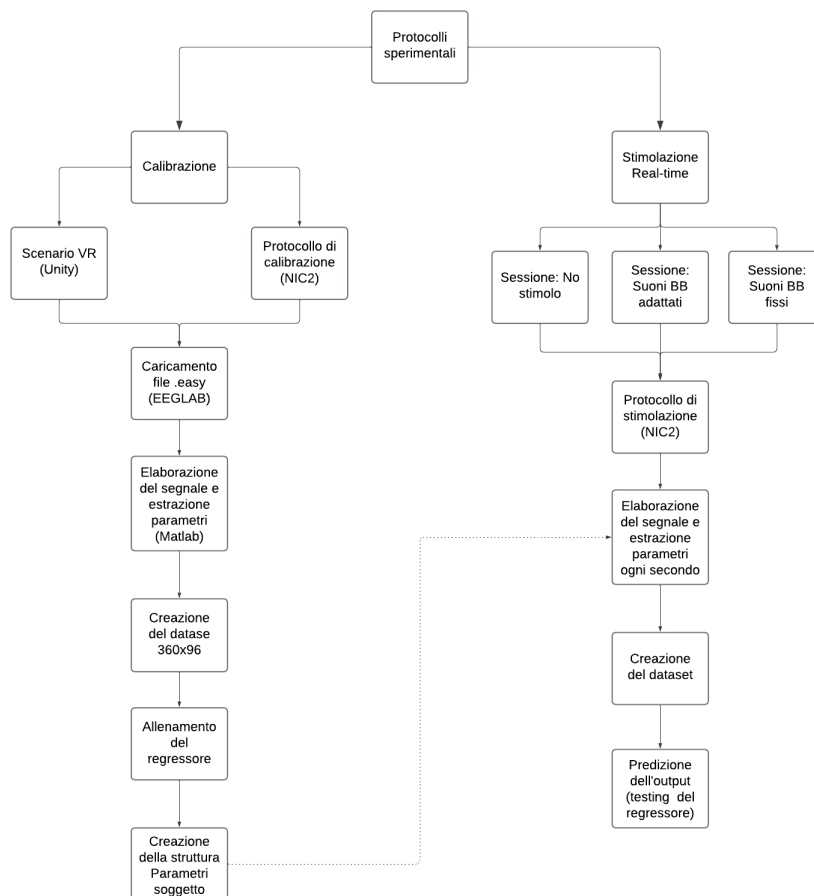


Figura 5.1: Diagramma a blocchi del protocollo sperimentale

In questo capitolo vengono analizzate in dettaglio tutte le fasi del protocollo sperimentale, fornendo una visione completa dell'intero procedimento. Si comincia con la fase di calibrazione, durante la quale vengono estratti e raccolti i parametri necessari per valutare il livello di concentrazione del soggetto. Questo viene valutato tramite l'implementazione di tecniche di Machine Learning, che consentono di personalizzare il procedimento in base alle caratteristiche individuali di ogni soggetto. Successivamente, viene approfondita la fase di stimolazione real-time, con un focus particolare sulla modulazione dello stimolo uditivo.

5.1 Fase di Calibrazione

La fase di calibrazione riveste un ruolo cruciale per garantire risultati ottimali nella successiva applicazione in tempo reale. Durante questa fase, i dati raccolti vengono impiegati per addestrare un modello di regressione, il quale consente di distinguere i momenti di rilassamento del soggetto, da quelli di concentrazione. Durante la fase di calibrazione vengono estratti 12 parametri al secondo per ogni canale, per un totale di 96 parametri:

- Potenza in banda Theta
- Potenza in banda Alpha
- Potenza in banda Beta 1
- Potenza in banda Beta 2
- Rapporto Beta/Teta
- Rapporto Beta/alpha
- Rapporto SMR + mid-Beta/Teta
- Entropia di Shannon
- Dimensione frattale di Higuchi
- Dimensione frattale di Katz
- Attività di Hjorth
- Massima ampiezza nel dominio del tempo

Durante la fase di calibrazione viene inoltre calcolata la frequenza media associata al picco beta, che viene usata durante la stimolazione a frequenza fissa e, inoltre, costituisce la frequenza di partenza per la sessione a stimolazione modulata.

Per ogni soggetto viene allenato e poi applicato un regressore personalizzato, in modo da determinare livelli di concentrazione specifici e adattati alle caratteristiche individuali, poiché queste possono variare significativamente da persona a persona. La calibrazione, eseguita una sola volta all'inizio del protocollo, risulta fondamentale per consentire la fase successiva di stimolazione, che dipende strettamente dai parametri ottenuti in questa fase preliminare.

5.1.1 Protocollo di calibrazione

Per lo svolgimento del protocollo di calibrazione è stato realizzato uno scenario di realtà virtuale grazie alla piattaforma Unity. Il soggetto, indossando il visore Meta Quest2, viene immerso in questo ambiente virtuale che riproduce uno studio: seduto su una sedia, ha di fronte a sé una scrivania con uno schermo. Nella prima parte della calibrazione, il soggetto trascorre 2 minuti in stato di rilassamento con gli occhi aperti. Successivamente, si hanno 4 minuti di operazioni matematiche a tre cifre.

Fase di relax

Durante la fase di rilassamento, il soggetto è seduto davanti a uno schermo nero e cerca di rilassarsi mantenendo gli occhi aperti e limitando al massimo qualsiasi movimento o interazione con l'ambiente virtuale, per evitare interferenze nella registrazione del segnale. Durante questo periodo, sullo schermo vengono visualizzati: al centro la scritta "Relax" e in alto a destra un conto alla rovescia.

Fase di esecuzione dei task matematici

Durante la fase di concentrazione, al soggetto viene chiesto di rispondere a quesiti matematici utilizzando i controller forniti insieme al visore, minimizzando i movimenti per evitare interferenze nella raccolta del segnale. Sullo schermo sono presenti: un conto alla rovescia in alto a destra, al centro la somma di due numeri a tre cifre, il tastierino numerico per inserire la risposta, mentre in alto a sinistra il punteggio accumulato dalle varie risposte del soggetto. I quesiti, presentati nello stesso ordine per tutti i soggetti, cambiano ogni volta che il soggetto risponde. Per ogni risposta, il soggetto riceve un feedback: se la risposta è corretta, sullo schermo compare la scritta "Correct" e il punteggio

aumenta di un punto; se la risposta è errata, appare la scritta "Error" e il punteggio rimane invariato.

5.1.2 Algoritmo per il calcolo del livello di concentrazione

Per l'elaborazione del segnale e l'estrapolazione dei parametri, viene importato in MATLAB il file .easy, che raccoglie l'intera registrazione effettuata durante la sessione di calibrazione. Il caricamento avviene utilizzando la funzione pop_easy fornita dal toolkit EEGLAB Plugin. Successivamente, il segnale EEG viene filtrato e processato come spiegato nel capitolo precedente, permettendo così di determinare 12 parametri per 8 canali, per un totale di 96 parametri (Figura 5.2).

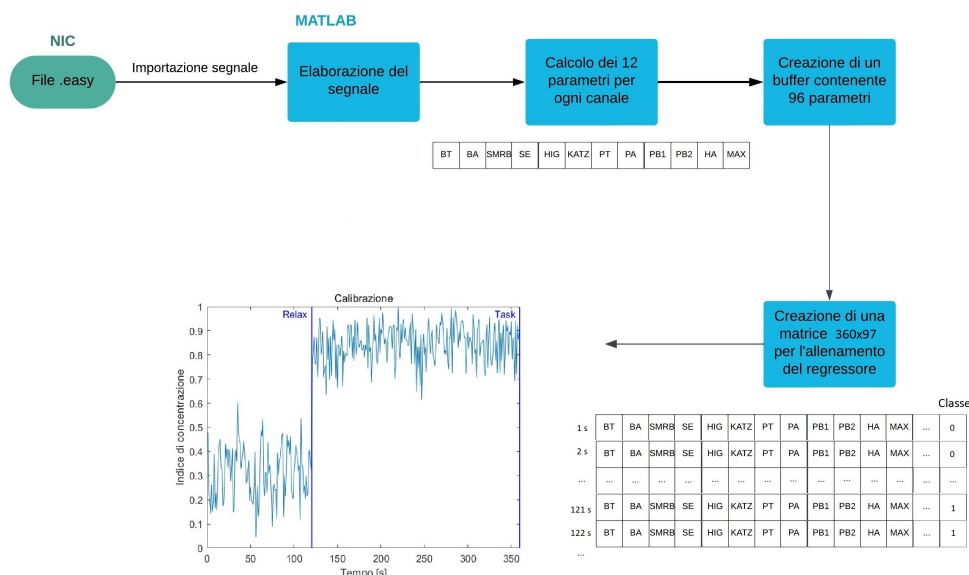


Figura 5.2: Schema del processo di allenamento del regressore per il calcolo del livello di concentrazione del soggetto

I parametri vengono successivamente ripuliti dagli outlier, normalizzati utilizzando la tecnica del min-max scaling, e messi insieme per creare una matrice di dimensioni 360x97. Ogni riga della matrice contiene i 96 parametri relativi all'elaborazione di un secondo di segnale, assieme alla classe associata. La classe è stata posta pari a "0" per le prime 120 righe, che corrispondono alla fase di rilassamento, e a "1" per le successive 240 righe, che rappresentano la fase di concentrazione, durante la quale il soggetto risponde ai quesiti matematici.

Questa matrice viene successivamente data come input al regressore per addestrarlo a riconoscere lo stato di rilassamento e lo stato di concentrazione per ciascun soggetto. Il regressore fornisce in uscita un valore compreso tra 0 e 1, che indica il livello di concentrazione del soggetto.

5.2 Fase di Stimolazione

Al termine della fase di calibrazione, vengono salvati tutti i parametri necessari per procedere con la successiva fase di stimolazione. Prima di partire con la sessione di stimolazione, si effettua una seconda verifica della qualità del segnale mediante visione del tracciato EEG e degli indici di qualità (QI) degli otto canali considerati. Una scarsa qualità del segnale potrebbe compromettere l'affidabilità dei parametri estratti dal regressore, portando a interpretazioni errate sui livelli di concentrazione dei soggetti. Dopo aver verificato la qualità del segnale si può procedere con la registrazione delle diverse sessioni della fase di stimolazione.

5.2.1 Protocollo di stimolazione

Per il protocollo di stimolazione è stato utilizzato lo stesso scenario impiegato durante la fase di calibrazione, variando però per ciascuna le operazioni matematiche proposte. Questo protocollo ha una durata di totale di 12 minuti, circa 4 minuti per sessione. Possiamo distinguere tre diverse sessioni, poste al soggetto in esame in ordine casuale:

- Nessuno stimolo
- Suoni binaurali ad una frequenza beta fissa
- Suoni binaurali ad una frequenza beta adattata

Ogni sessione di stimolazione è costituita dalla fase di rilassamento e dalla fase di task come descritto nel paragrafo 5.1.1 relativo alla calibrazione.

5.2.2 Elaborazione del segnale in Real Time

Nella fase di stimolazione è importante creare un collegamento tra il software NIC2 e MATLAB per poter elaborare il segnale in tempo reale. Per far ciò si sfruttano le funzioni MatNIC che permettono la comunicazione tra i due dispositivi (computer e necbox) tramite protocollo TCP/IP. I dati grezzi del segnale vengono trasferiti attraverso una connessione LSL (Lab Streaming Layer) al computer, consentendo a MATLAB di ricevere i campioni uno alla

volta insieme al relativo timestamp. I campioni ricevuti vengono raccolti in buffer di 2500 campioni per poter effettuare un'analisi più nel dettaglio. Ogni buffer viene filtrato con un filtro avente banda passante compresa tra 4 Hz 30 Hz. Successivamente, i campioni del buffer vengono suddivisi in 5 segmenti da 500 campioni ciascuno, che rappresentano un intervallo di tempo di 1 secondo. Su questi segmenti viene eseguita un'analisi spettrale e in seguito si calcolano i parametri spettrali e temporali che vengono normalizzati con il metodo del Min-Max Scaling, come descritto nel capitolo precedente. I nuovi parametri normalizzati permettono di creare 5 nuovi dataset di Test che vengono inviati al regressore. Per ogni secondo, il regressore fornisce quindi un output che viene utilizzato per modulare la neurostimolazione nella sessione di stimolazione adattata. Durante la sessione di stimolazione adattata, MATLAB calcola dinamicamente una nuova frequenza in base all'output del regressore, inviandola a Unity tramite protocollo TCP/IP per regolare in tempo reale la neurostimolazione. Diversamente, nella sessione di stimolazione a frequenza fissa viene utilizzata la frequenza media del picco beta calcolata durante la fase di calibrazione. Questa viene inviata inizialmente a Unity e rimane invariata per tutta la durata della sessione.

5.2.3 Sessioni di stimolazione con suoni binaurali

Durante la fase di stimolazione, sono stati adottati due approcci distinti per migliorare la concentrazione dell'utente, entrambi basati sull'utilizzo di suoni binaurali. Nel primo metodo, la stimolazione avviene con una frequenza fissa, mentre, nel secondo, la stimolazione viene adattata dinamicamente all'indice di concentrazione dell'individuo.

In questo tipo di stimolazione, la frequenza varia al variare del livello di concentrazione dell'individuo, cercando di individuare il valore che possa influenzare e ottimizzare la sua capacità di concentrazione. Tale frequenza parte da un valore pari alla frequenza media del picco beta del soggetto, calcolata nella fase di calibrazione, e varia poi in un range compreso tra 14 Hz e 22 Hz, restando quindi nella banda Beta1. Questo si valuta in base ai valori di output del regressore, addestrato su parametri normalizzati ed estrapolati dal segnale EEG in real time. La modulazione della frequenza dei suoni binaurali non è istantanea, ma avviene ogni 5 secondi mediante un algoritmo basato su tecniche di interpolazione. Ad ogni secondo corrisponde un output del regressore, che viene raccolto e ogni 5s se ne determina la media degli ultimi 5 valori. Questa media rappresenta il valore di output rappresentativo degli ultimi 5s, che verrà utilizzato all'interno dell'algoritmo citato. Si è deciso di aggiornare la frequenza ogni 5s per diversi motivi: in primo luogo si evitano quelle variazioni di dati causate da disturbi o artefatti, ma bisogna anche

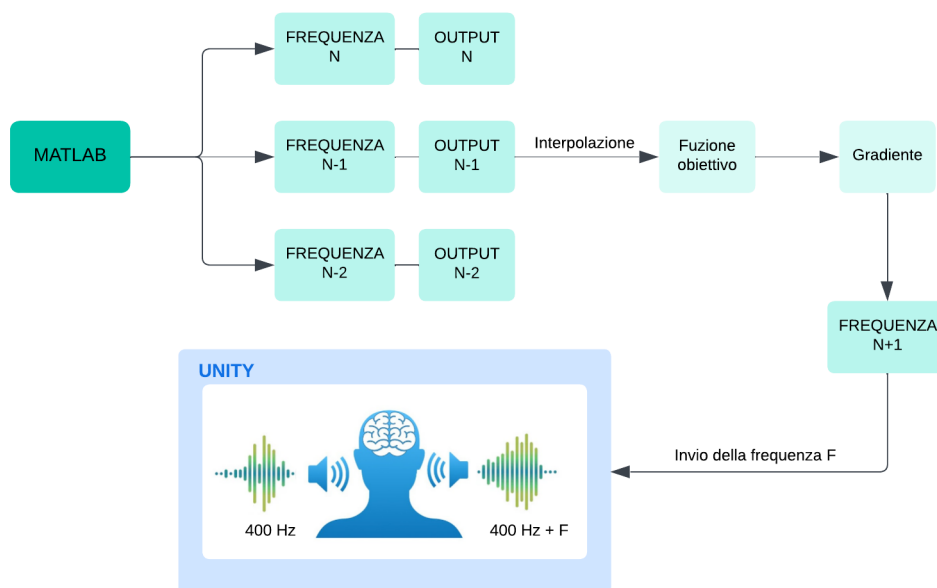


Figura 5.3: Algoritmo per l'aggiornamento della frequenza di stimolazione

considerare che il risultato degli stimoli adattivi può richiedere un po' di tempo prima di essere rilevato. Per il calcolo della frequenza è stata creata una funzione su MATLAB che viene richiamata per il calcolo della nuova frequenza di stimolazione, dopo che i 120 secondi della fase di rilassamento sono trascorsi. Nella struttura della funzione possiamo distinguere quattro diverse situazioni consecutive che indicano il variare della frequenza:

1. **Frequenza di partenza:** corrisponde alla frequenza media del picco beta calcolata nella fase di calibrazione.
2. **Prima variazione di frequenza:** se la frequenza di partenza è pari a 22 Hz questa viene diminuita di 1 Hz, in tutti gli altri casi la seconda frequenza risulta pari alla frequenza di partenza più 1 Hz.
3. **Seconda variazione di frequenza:** viene calcolato il gradiente a due punti secondo la formula

$$Grad = \frac{output(2) - output(1)}{frequenza(2) - frequenza(1)}$$

e la nuova frequenza sarà data dalla formula

$$f_{new} = frequenza(2) + Grad * alpha$$

dove *alpha* è stato posto pari a 10. Se la nuova frequenza calcolata risulta superiore al limite massimo di 22 Hz o inferiore al limite minimo di 14 Hz, viene riapplicata la stessa formula andando però a invertire il segno dell'operazione.

4. **Successive variazioni di frequenze:** viene calcolato il gradiente ascendente per massimizzare una funzione obiettivo derivata dai tre punti precedenti. La funzione obiettivo viene ricercata tramite un modello polinomiale quadratico basato su tre punti consecutivi secondo la formula polinomiale :

$$f(x) = ax^2 + bx + c$$

Vengono quindi ricavati i coefficienti *a*, *b* e *c* che permettono di calcolare il gradiente della funzione secondo la formula:

$$\nabla f(x) = \frac{df}{dx} = 2ax + b$$

La nuova frequenza sarà quindi data dalla formula

$$f_{new} = f + \nabla * alpha$$

dove *f* rappresenta la frequenza associata al punto con output maggiore e *alpha* assume valori pari a 0.5, 1, 2 e 5 in base al valore del gradiente affinché la variazione non sia inferiore a 0.1 Hz e superiore a 1.5 Hz. Nella funzione sono inoltre stati considerati casi limiti in cui ad esempio due dei tre output del regressore assumessero gli stessi valori, quando la nuova frequenza superava superiormente o inferiormente i limiti imposti e evitando inoltre che si potesse stimolare con una frequenza già utilizzata.

Ogni 5 secondi la nuova frequenza, calcolata su MATLAB, viene inviata a Unity dove i suoni binaurali sono stati impostati attraverso il pacchetto "Immersive Brain's Level Upper by Binaural Beat and Monaural Beat" [64]. Ciascun soggetto quindi ascolterà dall'orecchio destro un suono con frequenza di 400 Hz, mentre nell'orecchio sinistro il suono avrà una frequenza di 400 Hz più la nuova frequenza inviata. Come in tutte le altre sessioni, viene riprodotta contemporaneamente una melodia rilassante che permette di evitare fastidi dovuti ai suoni binaurali e permette anche di effettuare una valutazione della stimolazione senza che il partecipante si renda conto di essa così da non influenzare i risultati.

Capitolo 6

Risultati e discussioni

In questo capitolo vengono presentati e discussi i risultati ottenuti durante questo studio di tesi. L'obiettivo di questa analisi è verificare l'efficacia del protocollo e del trattamento di neurostimolazione adottato. L'analisi e la discussione dei dati si divide in due sezioni principali: una fase relativa alla calibrazione e una relativa alle sessioni di stimolazione. I dati relativi alla fase di calibrazione sono stati utilizzati come set di addestramento per il modello di Machine Learning scelto, mentre quelli relativi alla fase di stimolazione come set di test.

6.1 Risultati della calibrazione

La fase di calibrazione è la fase più importante del protocollo sperimentale, poiché da essa dipende l'efficacia complessiva di tutta l'analisi. Il primo passo è stato quello di identificare il metodo di addestramento più appropriato alla tipologia dei dati raccolti: come spiegato nel paragrafo 4.7, è stato selezionato il regressore Random Forest. La scelta di questo modello è motivata dalla sua capacità di gestire dati complessi e di identificare pattern tra le caratteristiche estratte dai dati stessi, come nel caso del segnale EEG.

Grazie al metodo Random Forest è stato possibile costruire un modello predittivo capace di distinguere lo stato mentale di rilassamento da quello di concentrazione, con l'obiettivo di definire un indicatore quantitativo che misurasse il livello di concentrazione dei soggetti.

Durante la calibrazione, il modello è quindi in grado di stimare il livello di concentrazione dal segnale EEG registrato. Questo avviene tramite l'analisi del Dataset composto da 96 parametri (12 variabili per ogni canale) descritti nel paragrafo 4.6.

Nella figura 6.1 sono riportati quattro grafici di esempio dell'output del regressore relativi a quattro soggetti, durante la fase di calibrazione. Questi grafici mostrano la capacità del modello di adattarsi alle specifiche individuali e di discriminare efficacemente tra stato di rilassamento e stato di concentrazione.

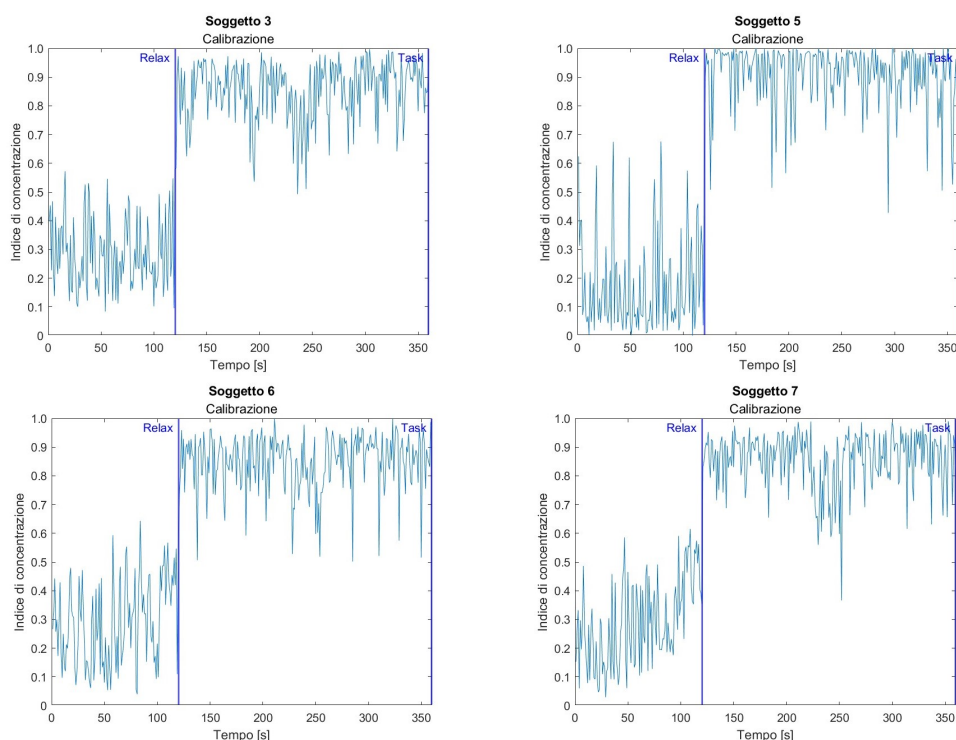


Figura 6.1: Output del regressore durante la fase di Calibrazione relativi a quattro soggetti

La tabella 6.1 riporta le metriche di valutazione per ciascun soggetto nella fase di calibrazione. I valori di R^2 , per tutti i soggetti, sono compresi tra 0.74 e 0.85, indicando che il modello riesce a fare delle previsioni accurate, riuscendo a rappresentare i due stati mentali per ciascun soggetto.

I valori di MSE, compresi tra 0.03 e 0.06, come anche i valori di RMSE e MAE, indicano un basso livello di errore nella previsione.

In figura 6.2 sono riportati quattro grafici di esempio relativi al valor medio e alla deviazione standard dell'output del regressore durante la fase di calibrazione. Anche questi grafici confermano la capacità del modello di regressione di poter distinguere lo stato di rilassamento dallo stato di concentrazione.

Il metodo Random Forest, oltre a fornire una stima accurata, permette anche di valutare l'importanza delle diverse feature, facilitando l'identificazione

Soggetto	R2	MSE	RMSE	MAE
1	0.82	0.04	0.20	0.15
2	0.79	0.05	0.22	0.16
3	0.76	0.05	0.23	0.19
4	0.80	0.04	0.21	0.17
5	0.85	0.03	0.18	0.12
6	0.74	0.06	0.24	0.20
7	0.75	0.06	0.24	0.19
8	0.80	0.05	0.21	0.15
9	0.75	0.06	0.24	0.20
10	0.81	0.05	0.21	0.16

Tabella 6.1: Metriche di valutazione per il modello di regressione

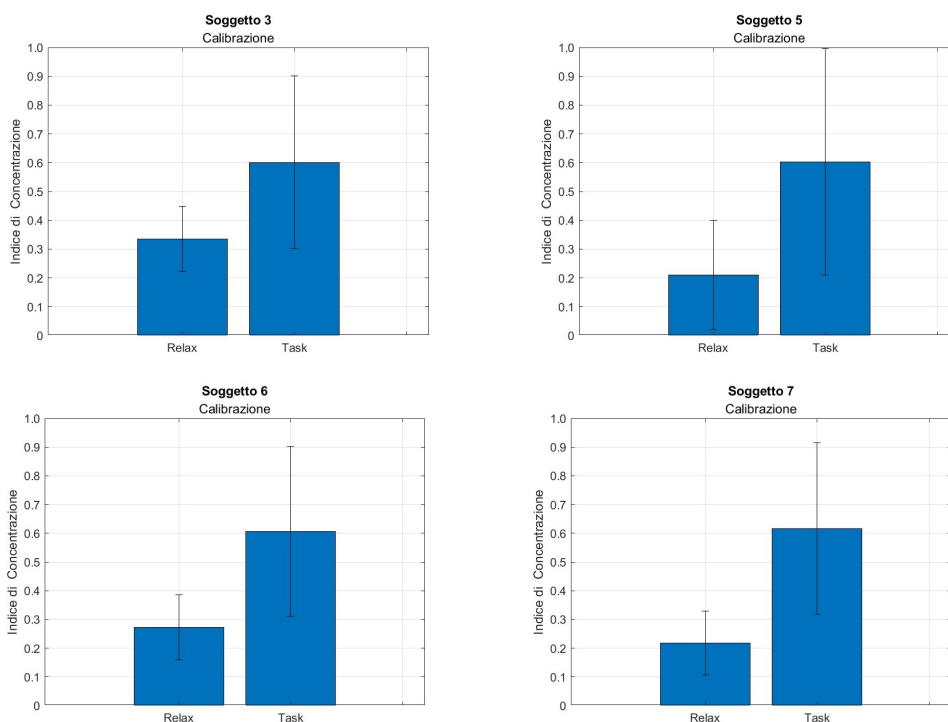


Figura 6.2: Media e Deviazione standard dell'output del regressore per la fase di Calibrazione relativi a quattro soggetti

delle componenti EEG più significative per distinguere gli stati mentali. La tecnica Random Forest utilizza una metrica chiamata importanza del predittore

Out-of-Bag, utilizzata per calcolare l'importanza di ciascuna caratteristica del modello, sfruttando i dati che non sono stati utilizzati per l'addestramento di ciascun albero, i dati *Out-of-Bag* (OOB). Questo processo ha permesso di identificare le caratteristiche più rilevanti: la Figura 6.3 riporta un istogramma relativo all'importanza delle variabili nei 10 soggetti.

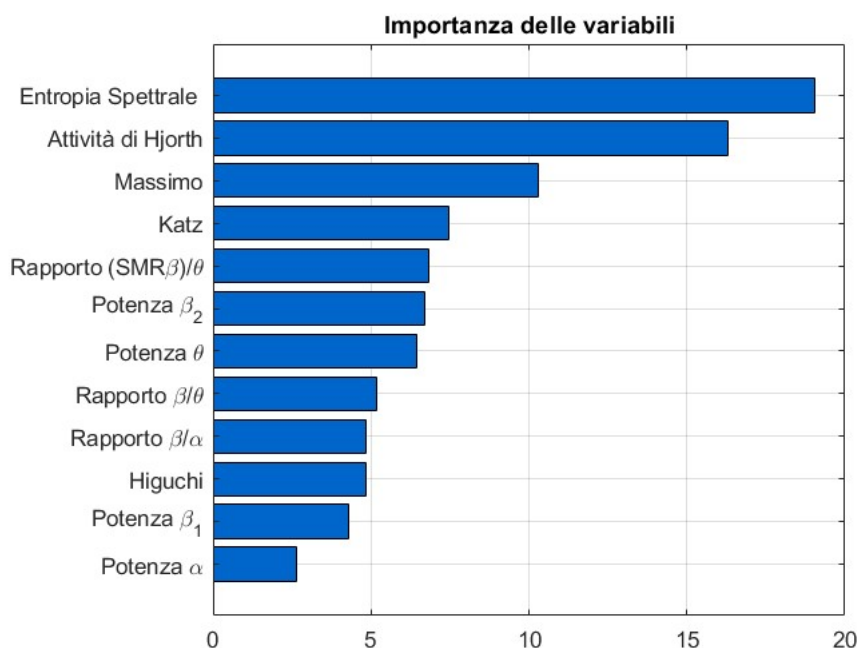


Figura 6.3: Importanza delle variabili

Le feature sono elencate in ordine decrescente di importanza. Tra le caratteristiche considerate, le più significative risultano: l'entropia spettrale (SE), che riflette la complessità del segnale, e l'attività di Hjorth (HA), che rappresenta la variabilità dei dati. Entrambe hanno dimostrato di essere variabili determinanti nella differenziazione dei due stati mentali, di rilassamento e concentrazione.

Allo stesso modo, si è determinata l'importanza dei canali utilizzati per l'acquisizione del segnale EEG (Figura 6.4). Questa è stata ricavata dall'importanza delle variabili. Dalla figura è possibile notare come i canali frontali, in particolare F7 e F8, risultano i più significativi. Numerosi studi confermano che la zona frontale gioca un ruolo rilevante durante l'esecuzione di somme algebriche e in contesti che richiedono elevata concentrazione [65] [66].

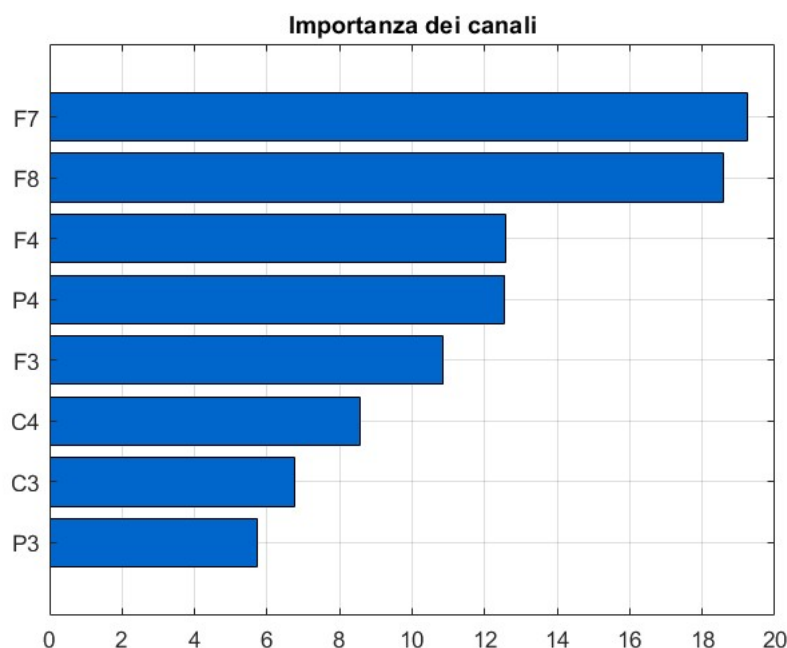


Figura 6.4: Importanza dei canali

Per una rappresentazione più immediata ed esplicativa è stata creata una mappa di calore (Figura 6.5) che mostra l'importanza relativa delle diverse variabili EEG in funzione dei canali utilizzati. I colori della heatmap rappresentano il contributo relativo di ciascuna variabile per ogni canale nel determinare il modello: colori più scuri indicano una maggiore importanza della coppia canale-variabile, mentre colori più chiari indicano una minore importanza. Un'alta importanza implica che la variabile ha un forte impatto sul segnale registrato da quel canale specifico. Tra le variabili, l'entropia spettrale (SE) emerge come una delle variabili più influenti, specialmente in corrispondenza della zona frontale. Alcune variabili risultano più rilevanti nei canali frontali, come SE o Higuchi, mentre altre mostrano un'importanza più distribuita tra i vari canali. Ad esempio, l'Attività di Hjorth (HA) e la massima ampiezza nel dominio del tempo (max) risultano aver dato un contributo significativo anche nei canali centrali e parietali (P4, C3, P3). Sebbene i canali centrali (C3, C4) e parietali (P3, P4) non abbiano avuto lo stesso livello di importanza degli elettrodi frontali, dalla matrice di calore si evidenzia comunque un contributo di queste regioni.

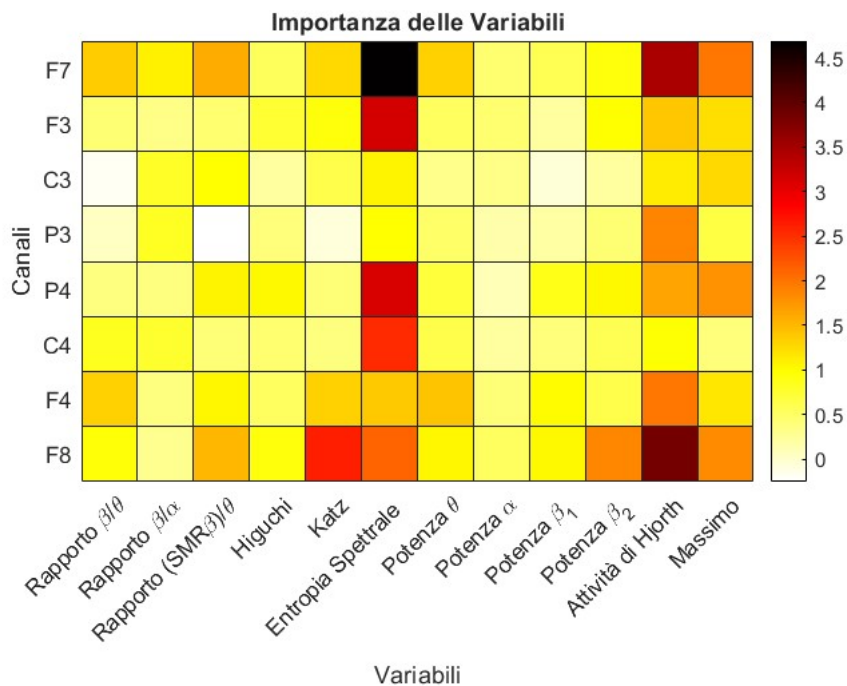


Figura 6.5: Importanza delle variabili in funzione dei canali

6.2 Risultati della fase di Testing

I dati raccolti durante la fase di stimolazione sono stati elaborati per ottenere e rappresentare i livelli di concentrazione stimati dal regressore. L'analisi è stata condotta considerando le tre sessioni sperimentali per ogni soggetto, consentendo un confronto approfondito tra le diverse condizioni e una valutazione complessiva delle variazioni nella concentrazione. Inoltre, sono state calcolate le metriche di valutazione per ciascun soggetto per ogni sessione di stimolazione.

Come si può osservare dagli esempi in Figura 6.6 e considerando i valori delle metriche riportate nella Tabella 6.2, durante la fase di real-time il regressore fatica a distinguere in modo chiaro lo stato di rilassamento dallo stato di concentrazione.

Analizzando nello specifico i valori delle metriche del regressore, possiamo notare come i valori di R^2 risultano inferiori rispetto ai valori ottenuti durante la calibrazione, suggerendo che il modello non è stato in grado di generalizzare su nuovi dati.

Anche per quanto riguarda i valori dell'errore quadratico medio $RMSE$ confermano che le predizioni del regressore non sono accurate come nella fase

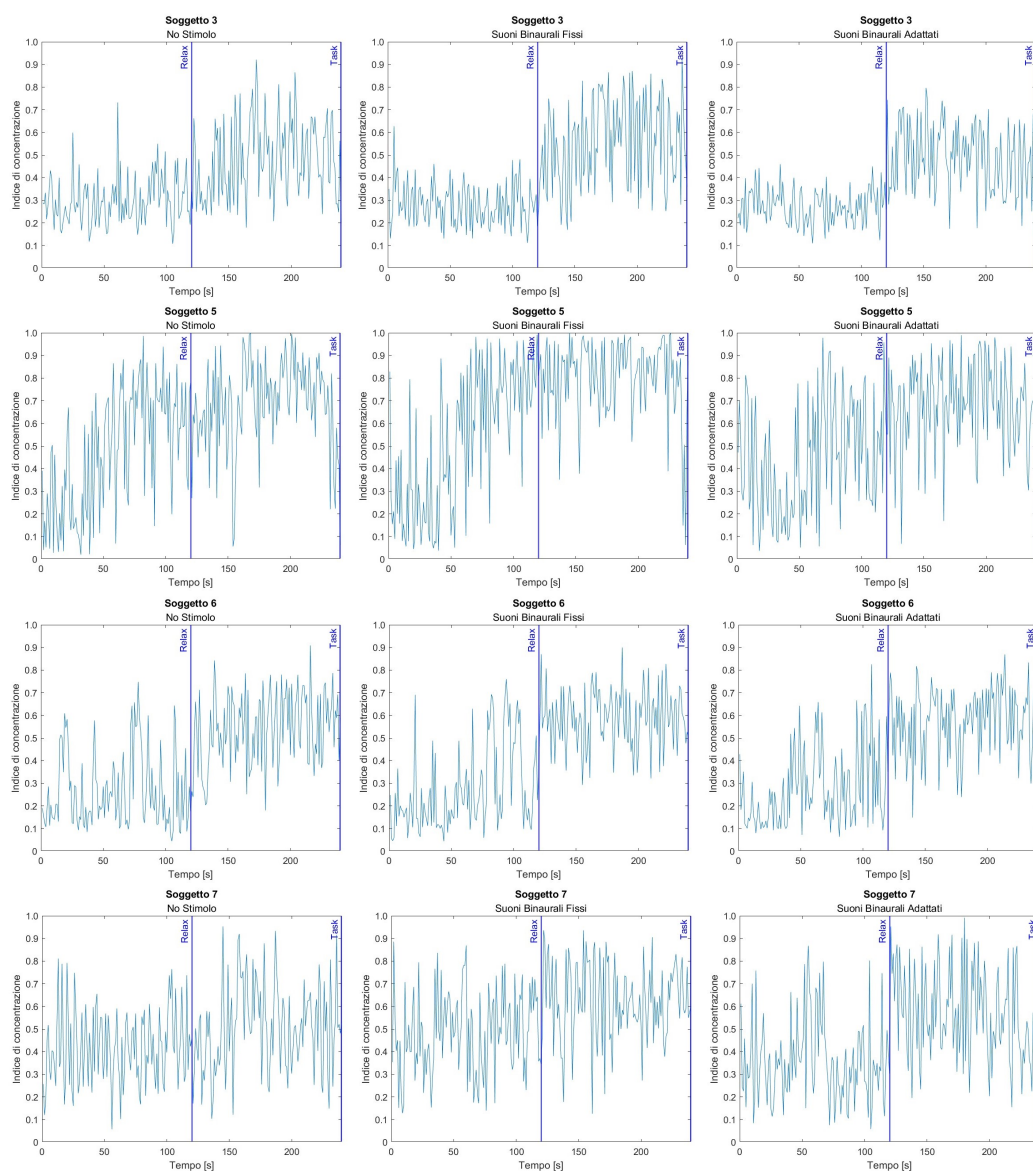


Figura 6.6: Output del regressore relativi alla fase di stimolazione

di calibrazione, e che esiste una discrepanza tra i valori previsti e quelli reali. Sono inoltre stati analizzati i grafici relativi al valor medio e alla deviazione standard dell'output del regressore durante la tre sessioni, come mostrato in esempio nella Figura 6.7. La separazione tra le due fasi è evidente in termini di media, ma l'ampiezza della deviazione standard indica che il regressore ha delle difficoltà a distinguere le due fasi.

Questo potrebbe essere dovuto a diversi fattori, tra cui la scelta di un protocollo di stimolazione non adeguato o un numero non sufficiente di caratteristiche utilizzate per l'allenamento del regressore.

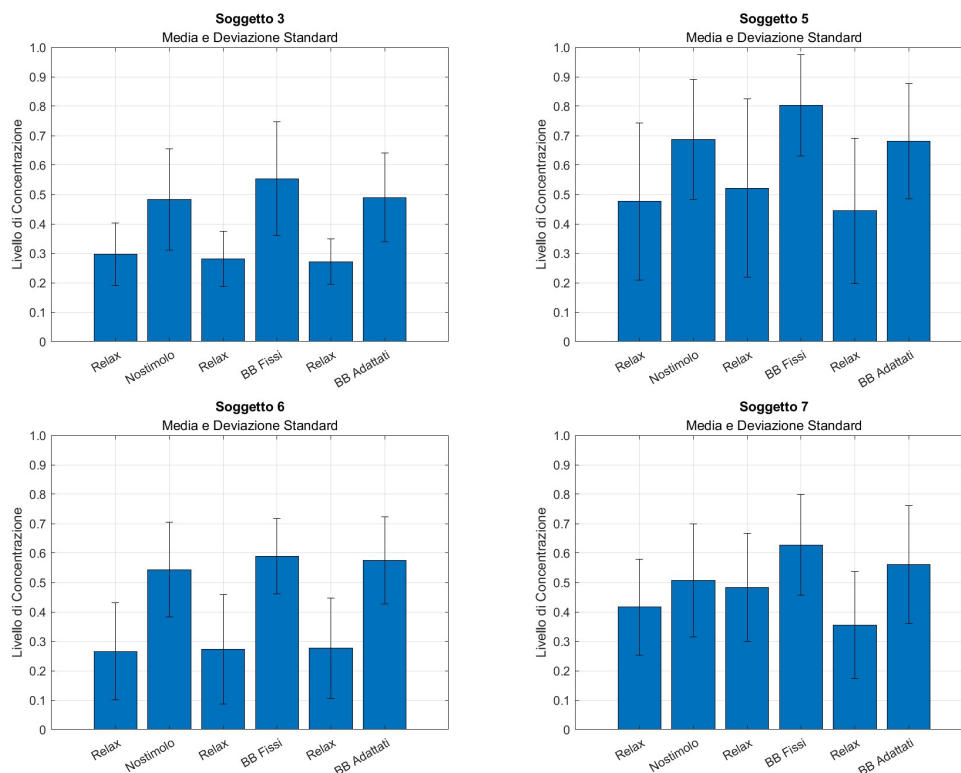


Figura 6.7: Media e deviazione standard dell'indice di concentrazione relativi a quattro soggetti

Nella Figura 6.8 sono riportati i boxplot che evidenziano il confronto degli output del regressore nelle tre sessioni analizzate. Dai grafici emerge che il valore mediano dell'output del regressore risulta significativamente più elevato durante il task rispetto al relax. Inoltre, si osserva una maggiore dispersione dei dati durante il task, suggerendo una variabilità più elevata che comporta una sovrapposizione tra i due stati mentali.

Nella Figura 6.9 sono riportati due esempi rappresentativi della modulazione in frequenza durante la fase di stimolazione con suoni binaurali adattati. I grafici mostrano l'andamento della frequenza di stimolazione esclusivamente durante la fase di task, poiché la fase di rilassamento non prevede l'applicazione di suoni binaurali. Questi grafici evidenziano come il modello abbia modulato dinamicamente la frequenza, adattandosi ai livelli di concentrazione rilevati in

Soggetto	No stimolo		BB Adattati		BB Fissi	
	R2	RMSE	R2	RMSE	R2	RMSE
1	0.27	0.43	0.17	0.46	0.37	0.40
2	0.15	0.46	0.16	0.46	0.20	0.45
3	0.20	0.45	0.27	0.43	0.35	0.40
4	0.14	0.46	0.08	0.48	0.22	0.44
5	0.13	0.47	0.20	0.45	0.14	0.46
6	0.34	0.41	0.39	0.39	0.41	0.39
7	0.04	0.49	0.22	0.44	0.13	0.47
8	0.24	0.44	0.20	0.45	0.18	0.45
9	0.14	0.46	0.03	0.49	0.13	0.47
10	0.11	0.47	0.21	0.45	0.17	0.46

Tabella 6.2: Metriche di valutazione relative alla fase di testing

tempo reale. Inoltre, è possibile notare come dal confronto tra i soggetti si riflettano le differenze individuali e specifiche dei soggetti stessi.

6.3 Valutazione degli effetti del trattamento

Durante la fase di stimolazione sono state applicate due diverse tipologie di neurostimolazione: suoni binaurali fissi e suoni binaurali adattati. In questo paragrafo, si vuole valutare l'impatto che queste tecniche hanno sulle capacità di concentrazione dei soggetti, andando a confrontare le sessioni con la sessione di controllo in assenza di stimoli. Inoltre, si vuole valutare se effettivamente esiste un miglioramento delle prestazioni cognitive usando una tecnica di neurostimolazione adattata rispetto ad una fissa. Per far ciò sono state effettuate diverse analisi statistiche. In primo luogo si son valutate le distribuzioni dei dati per selezionare il test statistico più appropriato, come descritto nel paragrafo 4.9.

6.3.1 Studio della normalità

Verificare la normalità della distribuzione dei dati è essenziale per selezionare il test statistico più adeguato. Nel caso di distribuzioni normali, si opta generalmente per test parametrici come il t-test di Student, mentre per distribuzioni

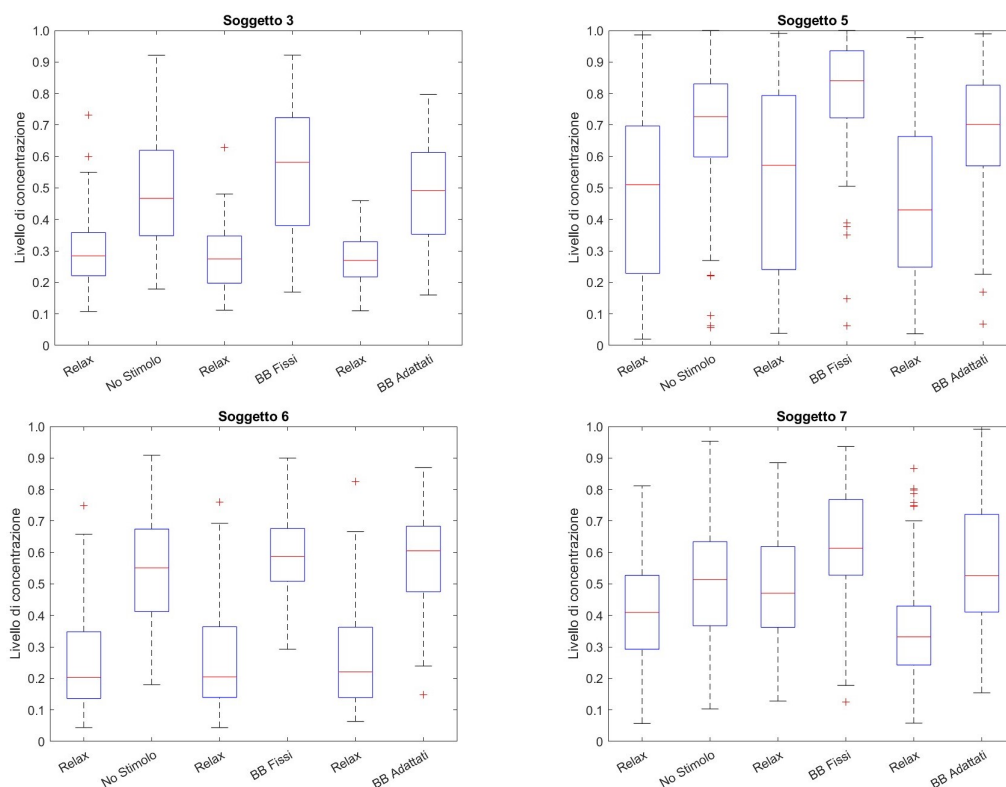


Figura 6.8: Boxplot dell'indice di concentrazione relativi a quattro soggetti

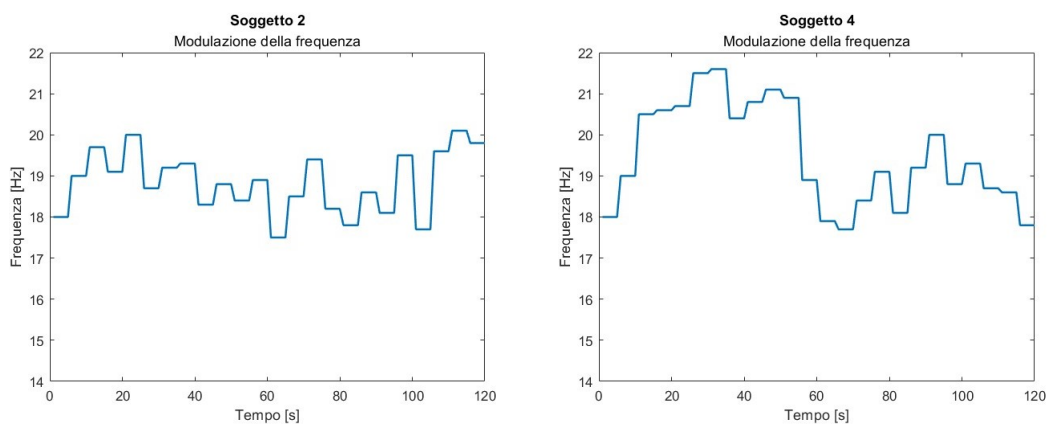


Figura 6.9: Modulazione dello stimolo uditivo mediante la frequenza durante la sessione BB adattati

non normali si ricorre a metodi non parametrici, come il test di Wilcoxon.

Per verificare la normalità dei dati si utilizza il test di Shapiro-Wilk. Questo

è stato effettuato in MATLAB tramite la funzione *swtest* [67]: quando l'output è pari a "0", non è possibile rifiutare l'ipotesi nulla, che prevede la normalità della distribuzione dei dati, mentre quando è pari a "1", l'ipotesi nulla può essere rifiutata e la distribuzione non è considerata normale. In questo studio, l'analisi della normalità è stata condotta sia sulle performance dei soggetti che per l'output del regressore considerato nella fase di task. Per quanto riguarda le performance, i risultati del test di Shapiro-Wilk hanno indicato che i dati seguivano una distribuzione normale. Di conseguenza, si è deciso di procedere con l'applicazione del test di Student. Al contrario, l'analisi condotta sull'output del regressore, che rappresenta il livello di concentrazione, ha evidenziato una distribuzione non normale. Pertanto, l'analisi dei dati è stata effettuata utilizzando il test di Wilcoxon.

6.3.2 Valutazione degli effetti della stimolazione sulla concentrazione

Il test di Wilcoxon è stato impiegato per verificare la presenza di differenze statisticamente significative tra le mediane delle varie sessioni. I risultati di questa analisi sono riassunti nella tabella 6.3 dove: il primo confronto riguarda la sessione con suoni binaurali fissi e la sessione di no stimolo; il secondo confronta la sessione con stimolazione adattata rispetto alla sessione senza stimoli; mentre nel confronto tre si valutano le differenze tra stimolazione adattata e la stimolazione con suoni binaurali fissi.

Soggetto	No stimolo/ BB Fissi	No stimolo/ BB Adattati	BB Fissi/ BB Adattati
1	0.044	0.181	0.279
2	<0.001	0.353	<0.001
3	0.002	0.281	0.004
4	0.139	0.562	0.121
5	<0.001	0.682	<0.001
6	0.026	0.061	0.47
7	<0.001	0.042	0.02
8	0.002	<0.001	0.839
9	0.007	<0.001	0.893
10	<0.001	0.006	<0.001

Tabella 6.3: Risultati del test di Wilcoxon

Dai risultati relativi alla prima colonna è possibile affermare che quasi per la totalità dei soggetti (9 su 10), i valori del p-value sono inferiori a 0.05, suggerendo la presenza di una differenza statisticamente significativa ($p < .05$) tra gli output delle due sessioni prese in esame. Solo per il soggetto 4 il confronto non ha evidenziato differenze statisticamente significative ($p > .05$).

In particolare, il test di Wilcoxon svolto è un test unilaterale: la mediana relativa ai dati della sessione senza stimoli è inferiore alla mediana relativa ai dati con suoni binaurali fissi.

Questi risultati suggeriscono che i suoni binaurali, applicati con una frequenza di stimolazione fissa, hanno avuto un effetto significativo sull'indice di concentrazione dei soggetti. Inoltre, considerando i risultati dei primi due confronti è possibile affermare che il protocollo di stimolazione adottato per la modulazione della frequenza in real-time non è efficace.

6.3.3 Valutazione delle performance

In Figura 6.10 sono riportati i risultati delle performance dei soggetti nelle tre diverse sessioni. In particolare, il parametro calcolato è l'accuratezza, cioè il rapporto tra il numero delle risposte corrette e il numero di risposte totali. Da questo grafico si nota come l'utilizzo dei suoni binaurali adattati mostri un effetto più variabile rispetto alle altre due condizioni.

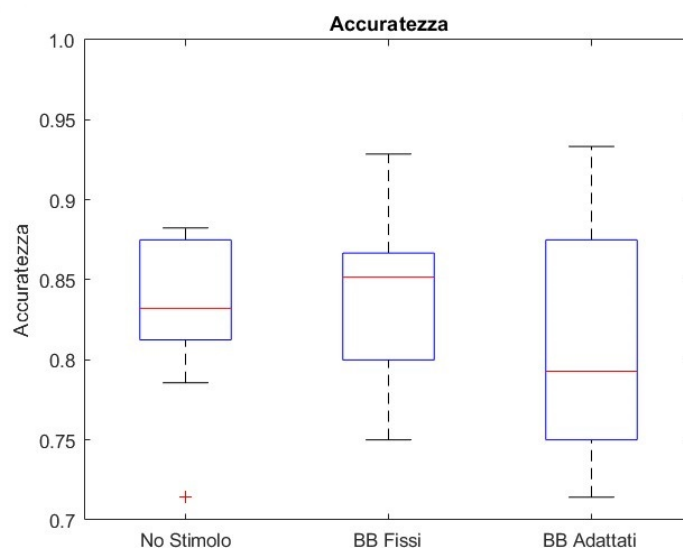


Figura 6.10: Distribuzione dell'accuratezza dei soggetti nelle tre diverse sessioni

Il test di Student è stato impiegato per verificare la presenza di differenze statisticamente significative tra le performance ottenute dai soggetti nelle varie sessioni. Per questa analisi sono stati effettuati gli stessi confronti precedentemente descritti. In tutti e tre i casi, il valore di p-value ottenuto è risultato maggiore di 0.05, indicando che i suoni binaurali non hanno prodotto

alcun effetto significativo. Questo risultato potrebbe essere attribuito a diversi fattori, tra cui l'assenza di un limite di tempo imposto ai soggetti per fornire una risposta. Un'altra possibile spiegazione potrebbe risiedere in un protocollo sperimentale non ottimale, che potrebbe non aver creato le condizioni ideali per migliorare le performance dei partecipanti durante la fase di stimolazione.

Capitolo 7

Conclusioni e sviluppi futuri

7.1 Conclusioni

In questo studio è stato sviluppato un sistema di neurostimolazione ad anello chiuso, basato sull'uso di suoni binaurali, con l'obiettivo di migliorare lo stato di concentrazione di soggetti sani durante l'esecuzione di task matematici. A tale scopo, è stato necessario individuare e definire un indice quantitativo che misurasse il livello di concentrazione e che distinguesse lo stato di concentrazione dallo stato di rilassamento.

In questo progetto, 10 soggetti sani hanno preso parte ad un protocollo sperimentale ambientato in uno scenario virtuale. Quest'ultimo ha reso l'esperienza dei partecipanti completamente immersiva, minimizzando le distrazioni esterne.

Prima di procedere con l'acquisizione dei soggetti, è stato fondamentale determinare il modello di regressione più adatto per l'analisi dei dati. A tale scopo, sono stati allenati tre modelli distinti: Lasso, Support Vector Machine (SVM) e Random Forest. Ogni modello è stato allenato su un campione comune di due soggetti. Dai risultati di questa analisi preliminare, il Random Forest è risultato il modello con le prestazioni migliori, rendendolo la scelta ottimale per le fasi successive dell'analisi.

Il protocollo sperimentale è stato diviso in due fasi di acquisizione principali: la fase di calibrazione e la fase di stimolazione. La calibrazione ha avuto un ruolo cruciale, in quanto ha permesso di allenare un regressore specifico per ogni soggetto. Questa fase è stata considerata come fase di riferimento per normalizzare i dati delle sessioni successive. Durante la calibrazione vengono estratti 96 parametri per l'allenamento del regressore che sarà poi utilizzato

nella successiva fase di stimolazione. Quest'ultima avviene in real-time ed è divisa in tre diverse sessioni: una sessione caratterizzata dall'assenza di stimolazione, una sessione di stimolazione con suoni binaurali fissi e una sessione di stimolazione adattata all'utente. Le varie sessioni sono state presentate ai partecipanti in ordine randomico, in modo da evitare che i risultati fossero influenzati da fattori come l'affaticamento o l'adattamento al task. Tutte le sessioni sono scomposte in 2 minuti di rilassamento e 2 minuti di esecuzione di calcoli matematici.

Per la stimolazione con suoni binaurali è stata utilizzata una frequenza portante di 400 Hz ed è stata scelta una frequenza di stimolazione appartenente alla banda Beta1 (14 Hz - 22 Hz), poiché le frequenze appartenenti a questa banda possono favorire un incremento dell'attenzione dei soggetti.

I risultati ottenuti in questa tesi evidenziano che la stimolazione con suoni binaurali fissi ha causato un aumento statisticamente significativo dell'indice di concentrazione dei soggetti rispetto all'assenza di stimoli, come dimostrato dai test statistici ($p < 0.05$). Tuttavia, i suoni binaurali adattati non hanno mostrato un miglioramento significativo rispetto alla sessione di controllo o rispetto alla stimolazione con frequenza costante, suggerendo che la modulazione dinamica in tempo reale non ha offerto vantaggi evidenti nel contesto del protocollo sperimentale adottato.

Per quanto riguarda le performance dei soggetti, non sono emerse differenze significative tra le tre condizioni sperimentali (assenza di stimoli, suoni binaurali fissi e adattati), come confermato dal test di Student ($p > 0.05$). Questo potrebbe essere attribuito a fattori quali l'assenza di limiti di tempo imposti o l'inefficacia del protocollo nell'ottimizzare le condizioni per il miglioramento delle prestazioni.

In sintesi, i suoni binaurali fissi si sono dimostrati efficaci nel migliorare l'indice di concentrazione, sebbene non siano stati riscontrati effetti rilevanti sulle performance del task. L'assenza di un impatto significativo della stimolazione adattata suggerisce che il protocollo di modulazione della frequenza impiegato, non è stato efficace nel potenziare le capacità cognitive dei soggetti.

7.2 Sviluppi futuri

In studi futuri, potrebbe essere utile modificare e ottimizzare l'algoritmo di adattamento della frequenza proposto, per ottenere dei risultati più rilevanti durante la stimolazione adattata. Un possibile miglioramento potrebbe riguardare la riduzione dell'intervallo di tempo per il cambiamento della frequenza, passando a intervalli più brevi. Questo permetterebbe una maggiore reattività

del sistema di stimolazione, favorendo un adattamento più rapido alle risposte del soggetto.

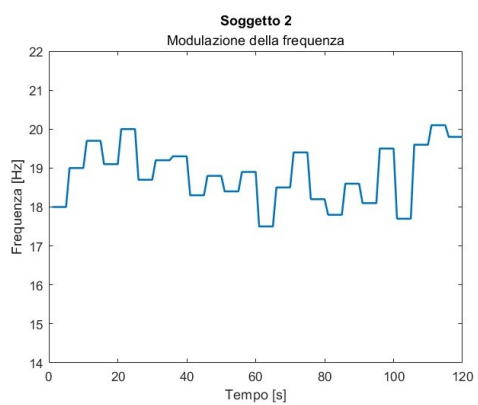
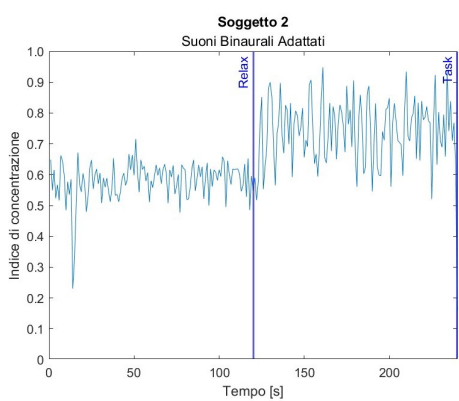
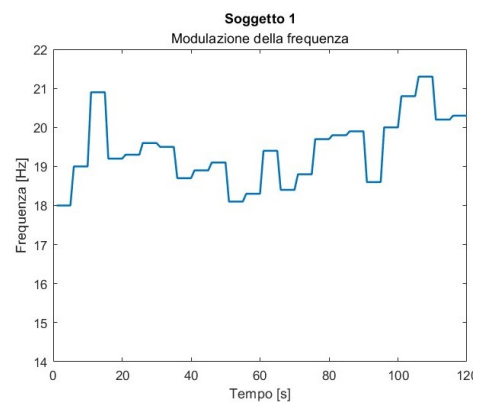
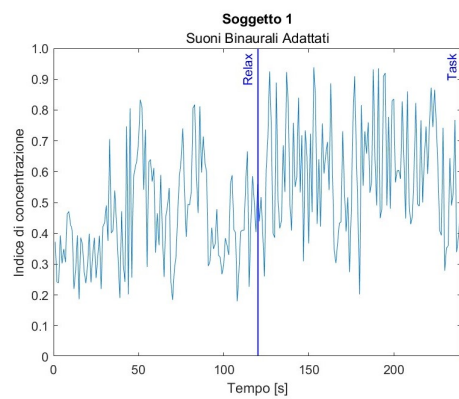
Un'altra possibile modifica del protocollo potrebbe riguardare la selezione del task. Invece di concentrarsi esclusivamente su attività di tipo matematico, potrebbe essere utile esplorare task che richiedano abilità cognitive differenti. Questo approccio consentirebbe di testare l'efficacia della stimolazione in contesti diversi.

Inoltre, sarebbe opportuno condurre ulteriori analisi per identificare feature più rilevanti, al fine di ottimizzare la precisione dei modelli predittivi.

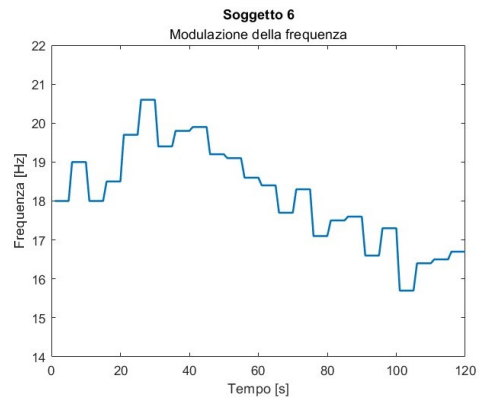
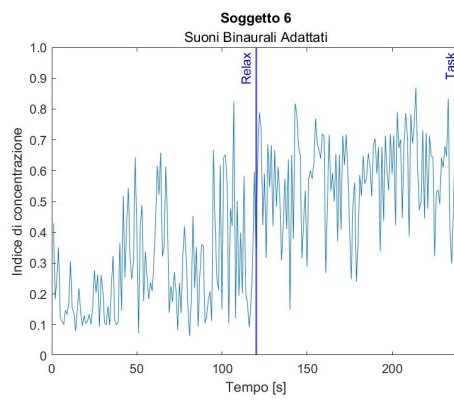
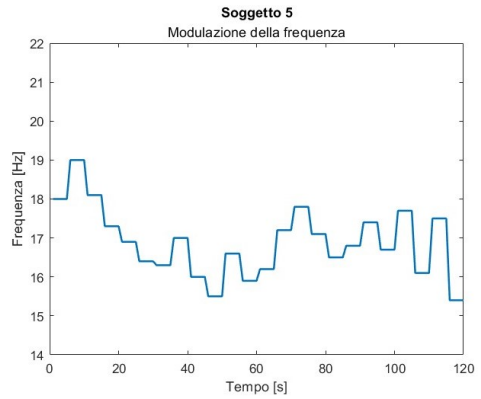
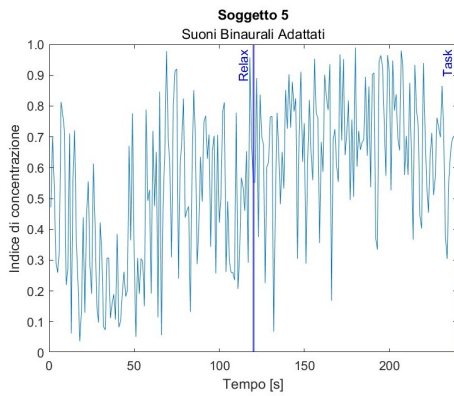
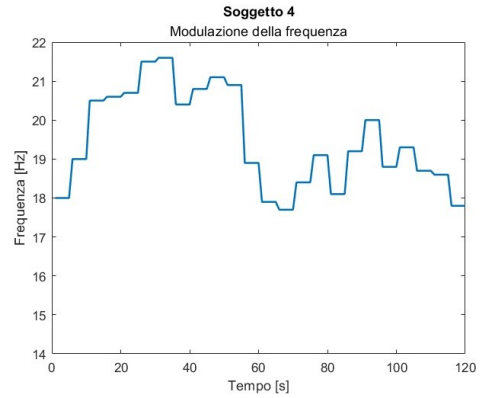
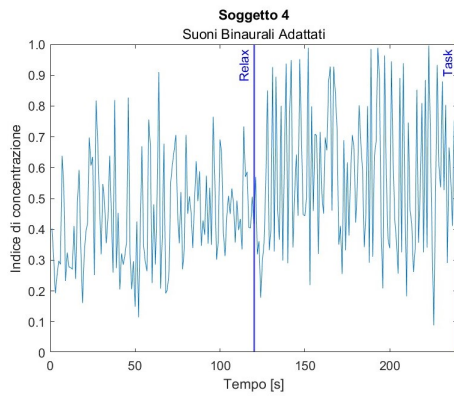
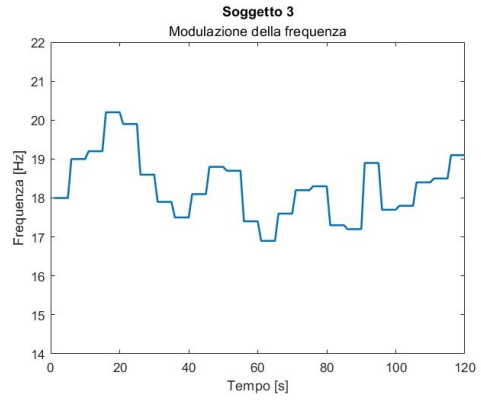
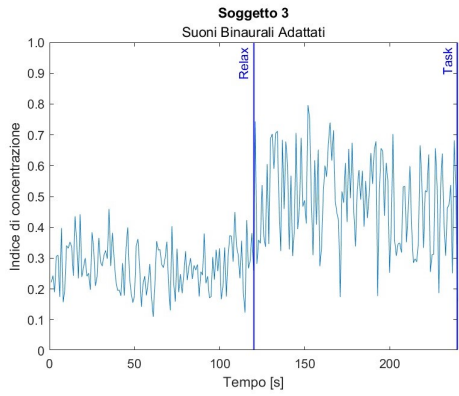
Infine, potrebbe essere utile impostare un tempo limite di risposta per ogni domanda e nel contempo monitorare i tempi di risposta dei soggetti per valutare in modo più completo l'efficacia dei suoni binaurali in termini di performance dei soggetti. Questo permetterebbe di ottenere una visione più dettagliata dell'impatto della stimolazione.

Appendice A

Risultati della fase Real-time



Risultati della fase Real-time



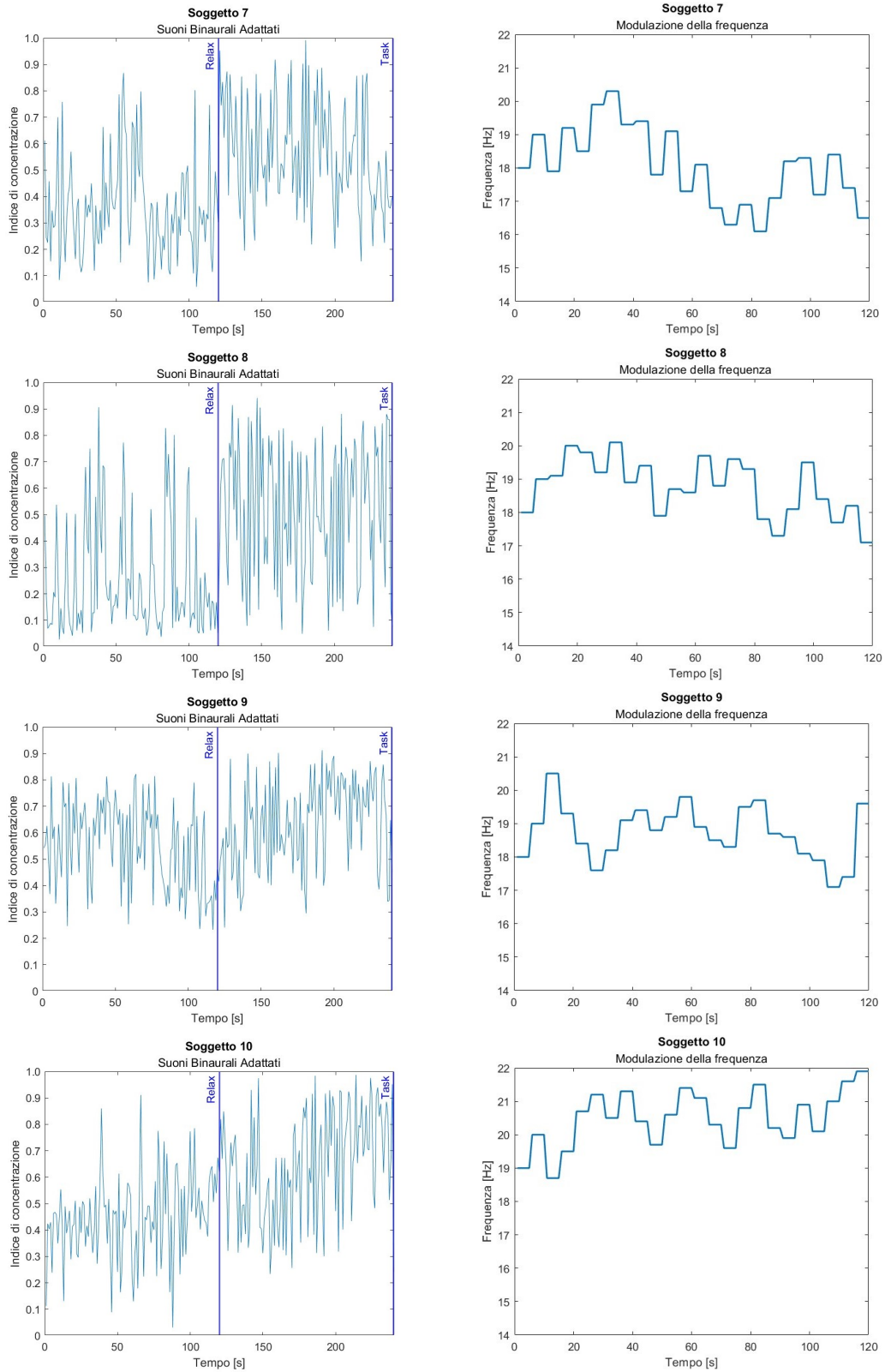
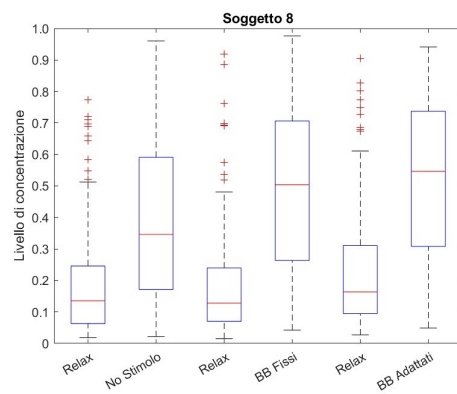
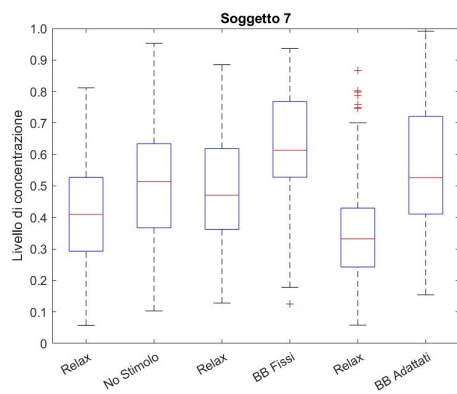
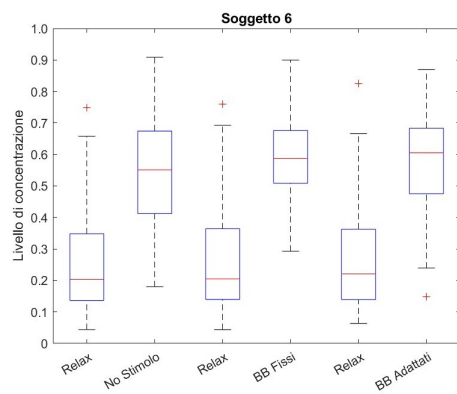
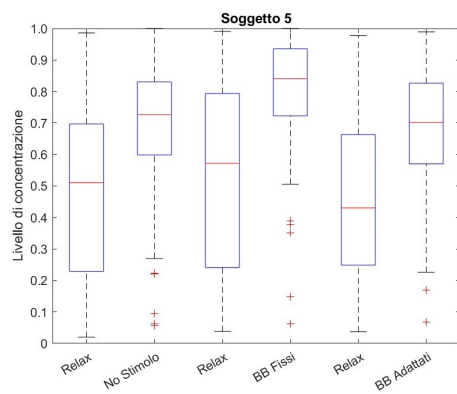
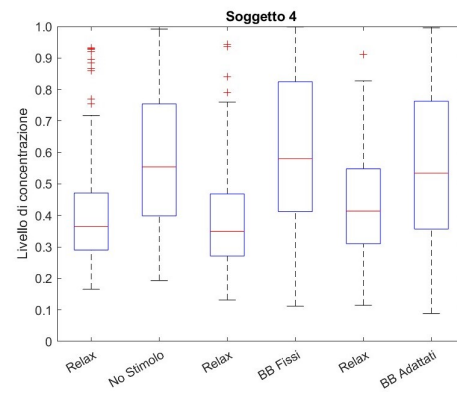
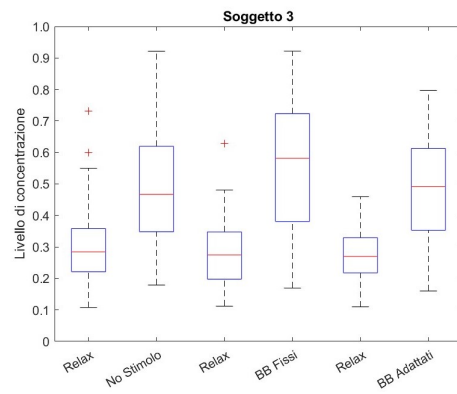
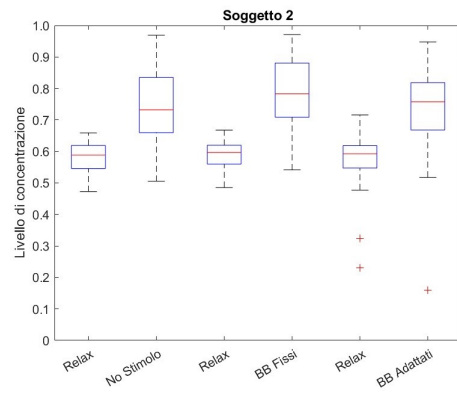
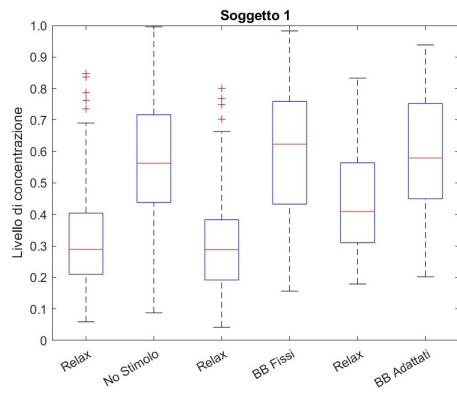


Figura A.1: Output del regressore relativo alla sessione con suoni binaurali adattati (a sinistra). Modulazione della frequenza adattata all'indice di concentrazione relativa alla stessa sessione (a destra).

Risultati della fase Real-time



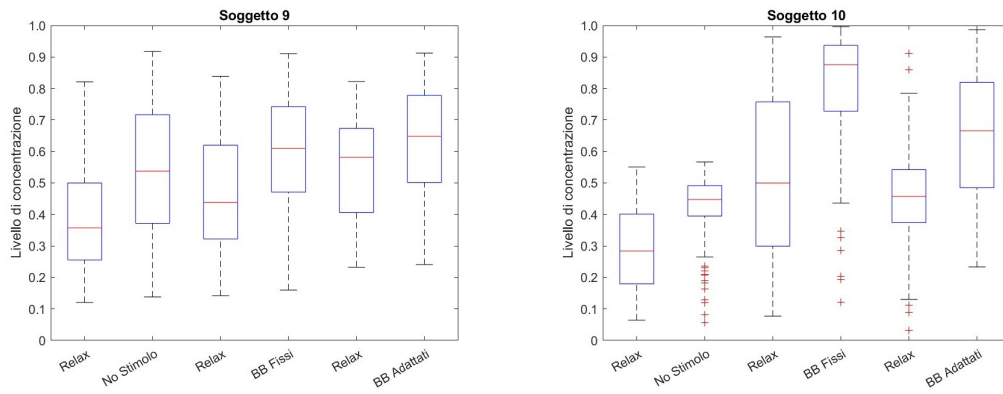


Figura A.2: Boxplot dell'indice di concentrazione relativo alle tre sessioni real-time.

Bibliografia

- [1] Humanitas. *Sistema Nervoso Centrale*. URL: <https://www.materdomini.it/enciclopedia/anatomia/sistema-nervoso-centrale/>.
- [2] Cindy L. Stanfield. *Fisiologia*. Napoli: EdiSES srl, 2012.
- [3] J. L. Nath F. H. Martini R. B. Tallitsch. *Anatomia Umana. VII edizione EdiSES*. 2019.
- [4] Barbara Colombini, C Perego, S Rufini et al. *Fisiologia umana: un approccio integrato*. Pearson, 2017.
- [5] M Das J. Bui T. *Neuroanatomy, Cerebral Hemisphere*. StatPearls, 2019.
- [6] John Nolte e Francesco Osculati. *Anatomia funzionale del sistema nervoso dell'uomo*. Piccin, 1991.
- [7] *Guaina Mielinica*. URL: https://it.wikipedia.org/wiki/Guaina_mielinica.
- [8] Michael J Caire, Vamsi Reddy e Matthew Varacallo. *Physiology, Synapse*. StatPearls, 2018.
- [9] Kabir R. Grider MH Jessu R. *Physiology, Action potential*. PMID: 30844170. StatPearls, 2023.
- [10] Jeffrey W Britton, Lauren C Frey, Jennifer L Hopp, Pearce Korb, Mohammad Z Koubeissi, William E Lievens, Elia M Pestana-Knight e Erk K St Louis. *Electroencephalography (EEG): An introductory text and atlas of normal and abnormal findings in adults, children, and infants*. 2016.
- [11] Siuly Siuly, Yan Li e Yanchun Zhang. «EEG signal analysis and classification». In: *IEEE Trans Neural Syst Rehabil Eng* 11 (2016).
- [12] J Satheesh Kumar e P Bhuvaneshwari. «Analysis of electroencephalography (EEG) signals and its categorization—a study». In: *Procedia engineering* (2012).
- [13] Federico Carpi e Danilo De Rossi. «Fenomeni Bioelettrici». In: *Potenziali elettroencefalografici e potenziali evocati. Research Center “E. Piaggio” Faculty of Engineering, University of Pisa* (2013).

- [14] Olivier Colliot. «Machine Learning for Brain Disorders». In: (2023).
- [15] McKee MG. «Biofeedback: an overview in the context of heart-brain medicine». In: *Cleve Clin J Med*. (2008).
- [16] *Biofeedback*. URL: <https://www.itcc.it/biofeedback/>.
- [17] Polevaya SA. Fedotchev AI Parin SB. «Resonance Scanning as an Efficiency Enhancer for EEG-Guided Adaptive Neurostimulation». In: *Life (Basel)* (2023).
- [18] Chaieb L et al. «Auditory beat stimulation and its effects on cognition and mood States». In: *Front Psychiatry* (2015).
- [19] Siddharth Sharma et al. «International Conference on Emerging Trends & Innovation in ICT (ICEI)». In: *Survey on binaural beats and background music for increased focus and relaxation*. 2017.
- [20] Jinhyeok Park et al. «In 2018 International Conference on Information and Communication Technology Convergence (ICTC)». In: *The effect of binaural beat-based audiovisual stimulation on brain waves and concentration*. 2018.
- [21] Hessel Engelbregt et al. «Effects of binaural and monaural beat stimulation on attention and EEG». In: (2021).
- [22] Leistiko NM et al. «Effects of gamma frequency binaural beats on attention and anxiety». In: (2023).
- [23] J. M. Hedlun J. C. R. Licklider J. C. Webster. «On the Frequency Limits of Binaural Beats». In: *The journal of the acoustical society of america* (1950).
- [24] Peter Goodin et al. «A high-density EEG investigation into steady state binaural beat stimulation». In: (2012).
- [25] M A Nelson D R Perrott. «Limits for the detection of binaural beats.» In: (1969).
- [26] *Intelligenza artificiale*. URL: <https://www.agendadigitale.eu/tag/intelligenza-artificiale/>.
- [27] Mehryar Mohri. *Foundations of machine learning*. 2018.
- [28] Batta Mahesh. *Machine Learning Algorithms -A Review*. 2019. URL: DOI:10.21275/ART20203995.
- [29] Webmaster. «La regressione lineare con Lasso nel Machine Learning con scikit-learn». In: (2024).
- [30] *Macchina a vettori di supporto (SVM)*. URL: <https://it.mathworks.com/discovery/support-vector-machine.html>.

-
- [31] Hasan Ahmed Salman, Ali Kalakech e Amani Steiti. «Random Forest Algorithm Overview». In: *Babylonian Journal of Machine Learning* 2024 (2024).
- [32] *Random Forest nel Machine Learning con Python*. URL: <https://www.meccanismocomplesso.org/algorithmo-random-forest-machine-learning/>.
- [33] *Enobio 8- Neuroelectrics*. URL: <https://www.neuroelectrics.com/%20solutions/enobio/8>.
- [34] *NIC manuale utente*. URL: https://www.neuroelectrics.com/api/downloads/NE_UM_P3_NIC2.0.11_1.0_EN.pdf.
- [35] *Visore Meta Quest 2*. URL: <https://www.meta.com/it/quest/products/quest-2/tech-specs/#tech-specs>.
- [36] Claudia Voelcker-Rehage Soledad Ballesteros e Louis Bherer. «Editorial: Cognitive and Brain Plasticity Induced by Physical Exercise, Cognitive Training, Video Games, and Combined Interventions». In: *Frontiers in Human Neuroscience* 12 (2018).
- [37] *Unity manuale utente*. URL: <https://docs.unity3d.com/2021.3/Documentation/Manual/index.html>.
- [38] *Interfaccia Unity*. URL: <https://docs.unity3d.com/2021.3/Documentation/Manual/UsingTheEditor.html>.
- [39] *Unity Asset Store*. URL: <https://docs.unity3d.com/2021.3/Documentation/Manual/AssetStore.html>.
- [40] Scott Makeig Arnaud Delorme. «EEGLAB: an open source toolbox for analysis of single-trial EEG dynamics including independent component analysis». In: *Journal of Neuroscience Methods* (2004).
- [41] *MatNIC Matlab Toolkit*. URL: https://www.neuroelectrics.com/wiki/index.php/MatNIC_Matlab_Toolkit.
- [42] *Protocollo di comunicazione*. URL: https://it.wikipedia.org/wiki/Protocollo_di_comunicazione.
- [43] *TCP/IP*. URL: <https://www.avg.com/it/signal/what-is-tcp-ip>.
- [44] *Lab Streaming Layer*. URL: <https://labstreaminglayer.readthedocs.io/info/intro.html>.
- [45] Kishore K Deepak. «Meditation induces physical relaxation and enhances cognition: A perplexing paradox». In: *Progress in Brain Research* (2019).
- [46] H. et al. Siamaknejad. «Fractal dimension methods to determine optimum EEG electrode placement for concentration estimation». In: *Neural Computing and Applications* (2017).

-
- [47] Hih Ching Yeh et al. «A multiplayer online car racing virtual reality game based on internet of brains». In: *Journal of Systems Architecture* (2018).
- [48] *Artefatti EEG*. URL: <https://www.learningeeg.com/artifacts>.
- [49] *Densità spettrale di potenza - Metodo di Welch*. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Welch%27s_method.
- [50] G. E. Polychronaki et al. «Classification of relaxation and concentration mental states with eeg». In: *Information (Switzerland)* (2021).
- [51] Berthold Bein. «Entropy». In: *Best Practice & Research Clinical Anaesthesiology* 20 (2006).
- [52] Spasić SZ Kesić S. «Application of Higuchi's fractal dimension from basic to clinical neurophysiology: A review». In: *Comput Methods Programs Biomed* (2016).
- [53] Shingchern D. You. «Comparison of fractal dimension estimation algorithms for epileptic seizure onset detection». In: *Journal of Neural Engineering* (2010).
- [54] *Attività di Hjorth*. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Hjorth_parameters.
- [55] Fonseca M.J. Galvão F. Alarcão S.M. «Predicting Exact Valence and Arousal Values from EEG». In: *Sensors* (2021).
- [56] *Matlab- filloutliers*. URL: <https://it.mathworks.com/help/matlab/ref/filloutliers.html>.
- [57] *Metriche di regressione*. URL: <https://www.diariodiunanalista.it/posts/valutazione-delle-prestazioni-di-un-modello-di-regressione/>.
- [58] Mi-Hyun Choi, Jin-Ju Jung e Kim et al. «Effect of binaural beat in the inaudible band on EEG (STROBE)». In: *Medicine* (2022).
- [59] *Test di Shapiro-Wilk*. URL: https://it.wikipedia.org/wiki/Test_di_Shapiro-Wilk.
- [60] Tae Kyun Kim. «T test as a parametric statistic». In: *Korean journal of anesthesiology* (2015).
- [61] Prabhaker Mishra, Uttam Singh, Chandra M Pandey, Priyadarshni Mishra e Gaurav Pandey. «Application of student's t-test, analysis of variance, and covariance». In: *Annals of cardiac anaesthesia* (2019).
- [62] Banda Gerald. «A brief review of independent, dependent and one sample t-test». In: *International journal of applied mathematics and theoretical physics* (2018).

- [63] *Il Wilcoxon Mann Whitney test*. URL: <https://paolapozzolo.it/wilcoxon-mann-whitney-test/>.
- [64] *Immersive Brain*. URL: <https://assetstore.unity.com/packages/tools/audio/immersive-brain-s-level-upper-by-binaural-beat-and-monaural-beat-66518?locale=ja-JP>.
- [65] Margot J. Taylor Marie Arsalidou. «Is $2 + 2 = 4$? Meta-analyses of brain areas needed for numbers and calculations». In: *NeuroImage* (2011).
- [66] Yoon G Lim S Yeo M. «Comparison between Concentration and Immersion Based on EEG Analysis». In: *Sensors* (2019).
- [67] Ahmed BenSaida. *Shapiro-Wilk and Shapiro-Francia normality tests*. URL: <https://it.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/13964-shapiro-wilk-and-shapiro-francia-normality-tests>.