



Rilevazione delle emozioni dai segnali EEG

Professore
Michele Nappi

Tutor
Dott.ssa Chiara Pero

Studenti

De Martino Angela 0522501589

Spagna Zito Marika 0522501519

La discussione verterà sui seguenti punti:



01

Introduzione

02

Stato dell'arte



03

Materiali e metodi

04

Risultati

05

Conclusioni





• • • • •

Perché le emozioni sono importanti?

Sempre più spesso la comunità scientifica si sta interessando alla comprensione dell'interazione tra le emozioni umane e i dispositivi elettronici tramite un'adeguata interfaccia neurale chiamata BCI (Brain-Computer Interface) al fine di sfruttarne il potenziale e sviluppare nuove applicazioni terapeutiche.

Questa tecnologia potrebbe essere utile in moltissimi campi:

- Sistemi di sicurezza (bancomat)
- Campo medico (Alzheimer, epilessia ecc..)
- Terapia musicale
- Guida sicura
- Intelligenza Artificiale



..... Come rilevare queste emozioni?



ECG

(Elettrocariografia)



EEG

(Elettroencefalografia)



EDA

(Elettrodermografia)



**Riconoscimento
facciale**



**Analisi della
voce**



EOG

(elettrooculografia)



Cosa sono gli EEG?

I **segnali EEG** rappresentano una registrazione delle attività elettriche del cervello, acquisite mediante l'uso di elettrodi posizionati sulla superficie del cuoio capelluto.

Tali elettrodi rilevano l'attività elettrica dei neuroni cerebrali e registrano le variazioni di tensione generate dalla loro attività.

La registrazione dei segnali EEG è però un procedimento complesso che richiede grande attenzione e precisione. E' fondamentale utilizzare elettrodi di alta qualità, garantire un buon contatto con la cute del cuoio capelluto e la posizione degli elettrodi deve seguire gli standard internazionali, come il sistema 10-20.



Stato dell'arte

Pre-processig



Filtraggio



**Rimozione del
rumore**



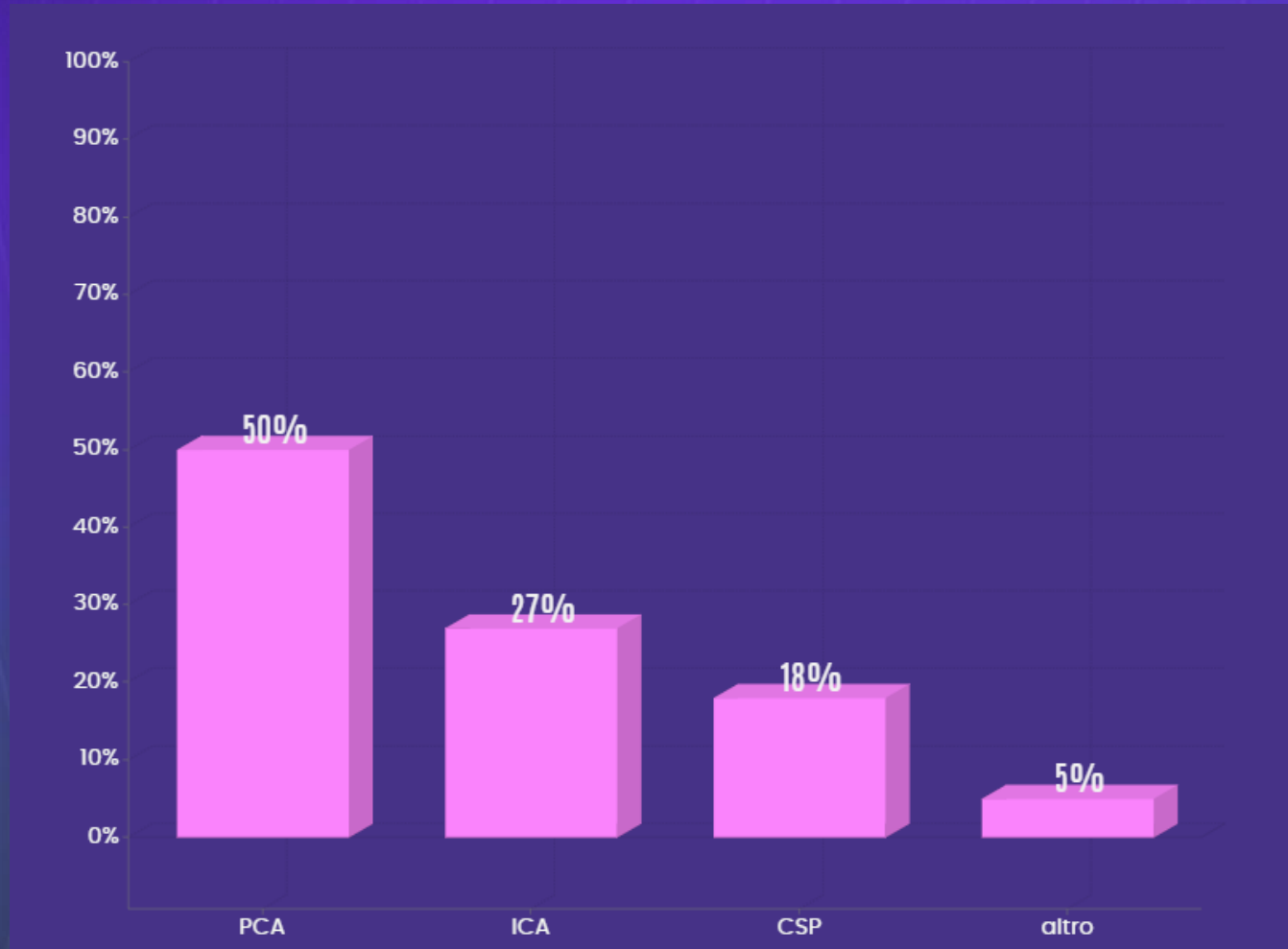
**Rimozione di
artefatti**



**Segmentazione,
Ri-campionamento,
Normalizzazione**



Stato dell'arte



PCA ●
Principal
Component Analysis

ICA ●
Indipendent
Component Analysis

CSP ●
Common Spatial
Patterns



Dataset SEED-IV

parte del The SJTU Emotion EEG Dataset (SEED)^[2]

Il dataset comprende un totale di **15 soggetti**, ciascuno dei quali ha svolto tre sessioni separate, corrispondenti a diversi giorni di prove.

Ogni sessione contiene **24 prove**, che rappresentano le diverse visualizzazioni dei video.

Durante ogni prova: i segnali EEG sono stati registrati con il sistema **NeuroScan ESI**, che dispone di 62 canali di misurazione. Mentre i dati oculari con gli occhiali **SMI**.

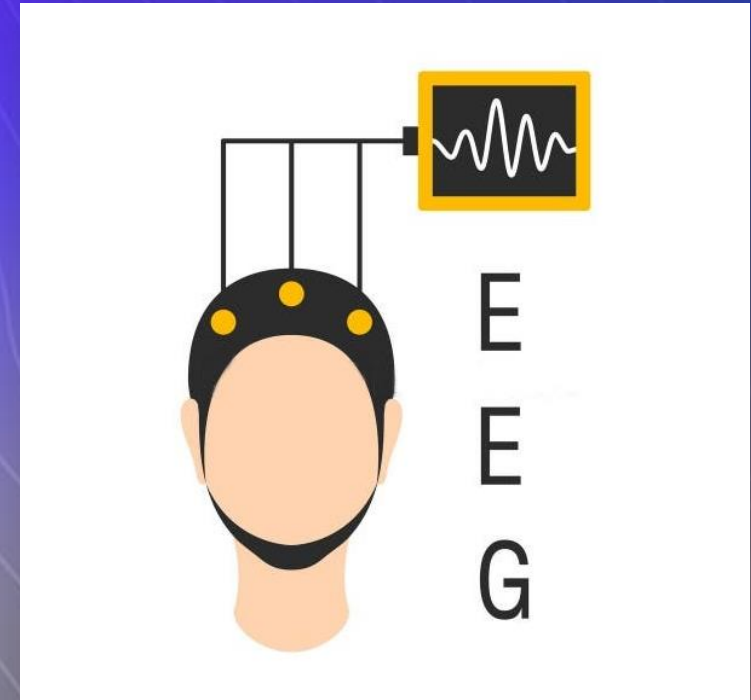


Dataset SEED-IV

parte del The SJTU Emotion EEG Dataset (SEED)^[2]

Quindi di ogni partecipante abbiamo:
24 segnali a 62 canali

In questo dataset sono stati scelti con cura settantadue filmati da uno studio preliminare, che tendeva a indurre:
felicità, tristezza, paura o emozioni neutre.



Analisi segnali EEG

Pre-processing messo in campo:

- Downsampling da 1000 Hz a 200 Hz
- Filtro mediana
- Filtro Notch a 50 Hz
- Filtro passa-banda tra 1 e 35 Hz
- Trasformata di Wavelet
- Filtro Savitzky-Golay



Pre-processing

DOWNSAMPLING

FILTRO MEDIANA

FILTRO NOTCH

PRO:

- Riduzione del carico computazionale.
- Risparmio di spazio di archiviazione.
- Riduzione del rumore nel segnale.

CONTRO:

- Perdita di dettaglio nel segnale.
- Possibilità di aliasing se non viene eseguito correttamente.
- Riduzione della risoluzione temporale.

PRO:

- Riduce il rumore impulsivo.
- Meno suscettibile agli outlier.
- Conserva le caratteristiche d'interesse.

CONTRO:

- Perdita di dettaglio delle oscillazioni a bassa ampiezza.
- Possibile distorsione temporale del segnale.

PRO:

- Riduce o elimina specifiche frequenze indesiderate nel segnale, consentendo una migliore qualità audio o segnale.

CONTRO:

- Potrebbe causare una distorsione o una perdita di alcune frequenze desiderate nel segnale, influenzando la qualità complessiva dell'audio o del segnale.



Pre-processing

FILTRO PASSA BANDA

TRASFORMATATA DI WAVELET

FILTRO SAVITZKY-GOLAY

PRO:

- Eliminazione dei rumori indesiderati presenti nei segnali EEG
- Miglioramento della qualità del segnale
- Selezionare specifiche bande di frequenza di interesse

CONTRO:

- Possibile distorsione del segnale
- Possibile attenuazione delle componenti di frequenza utili

PRO:

- Localizzazione temporale delle caratteristiche del segnale
- Catturare meglio le variazioni dinamiche
- Riduce la dimensione dei dati senza perdere informazioni significative

CONTRO:

- Dipendenza dalla scelta del tipo di Wavelet e dai parametri di analisi.
- Complessità computazionale più elevata

PRO:

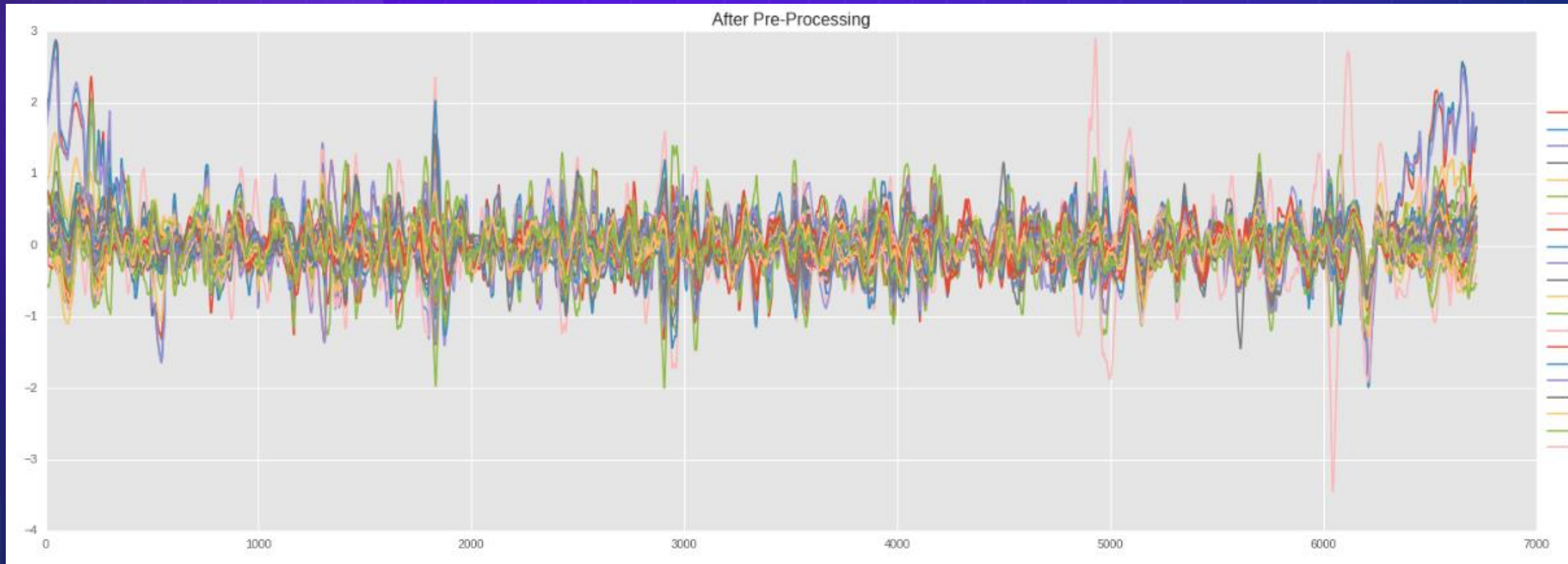
- Efficiente nel ridurre il rumore
- Conserva le caratteristiche importanti del segnale come ampiezze e picchi

CONTRO:

- Può introdurre artefatti o distorsioni nel segnale
- Non è ottimale per eliminare il rumore di fondo a frequenze molto basse o molto alte



Analisi segnali EEG

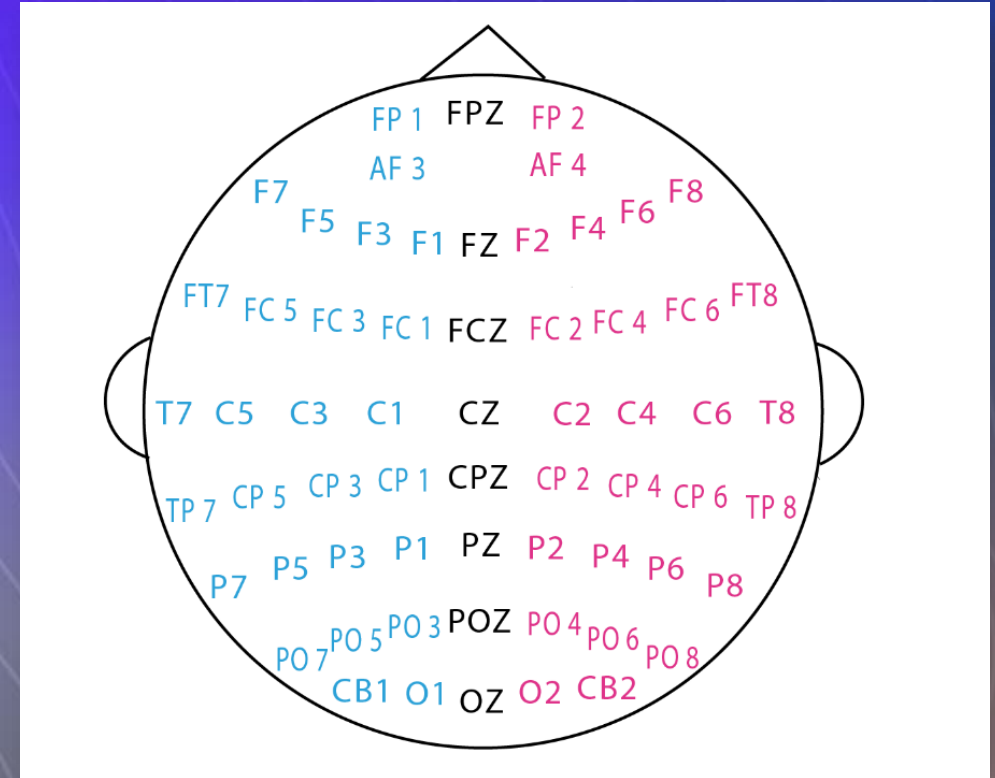


Analisi segnali EEG

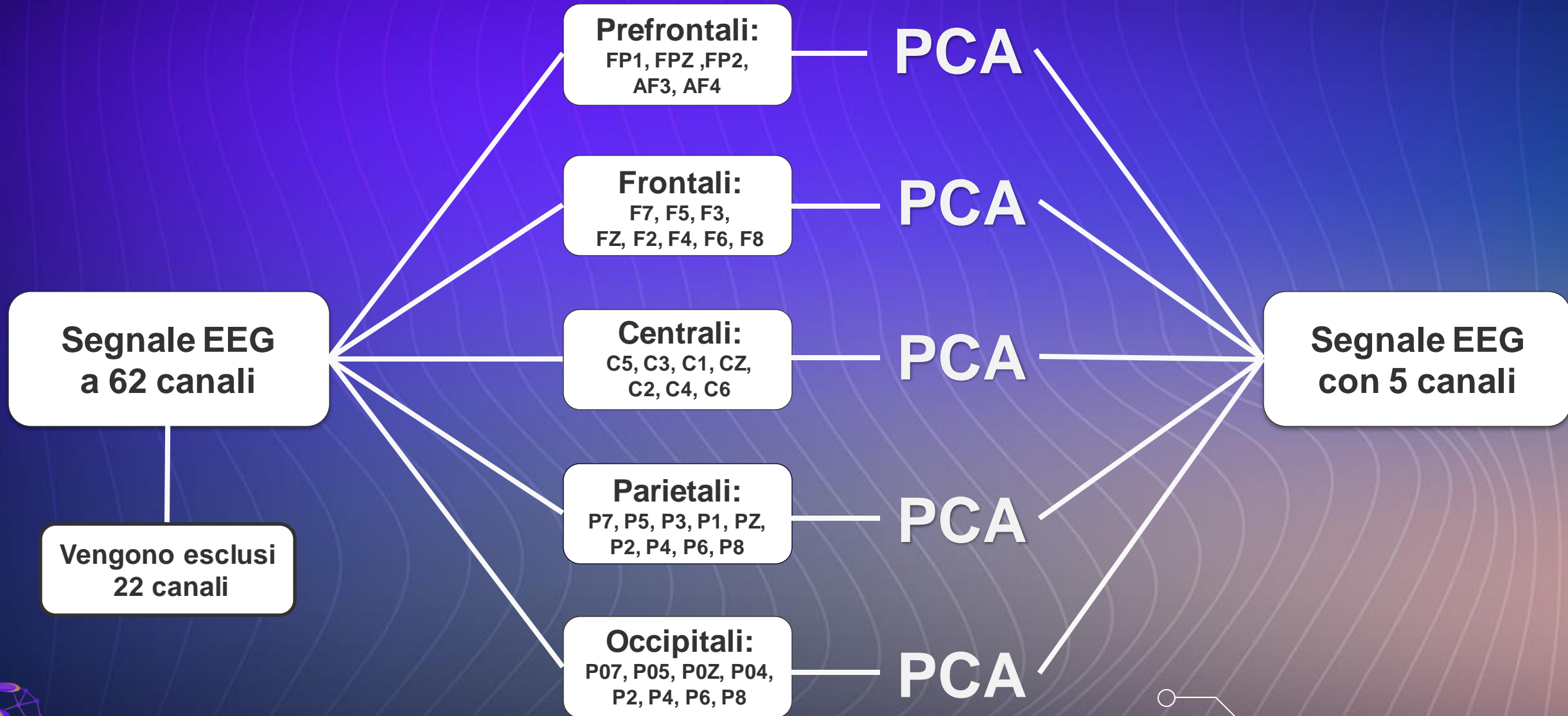
Riduzione della dimensionalità con PCA:

Poiché la risoluzione spaziale del segnale EEG è scarsa, considerare tutti i canali per l'estrazione delle caratteristiche aumenta solo il carico di lavoro.

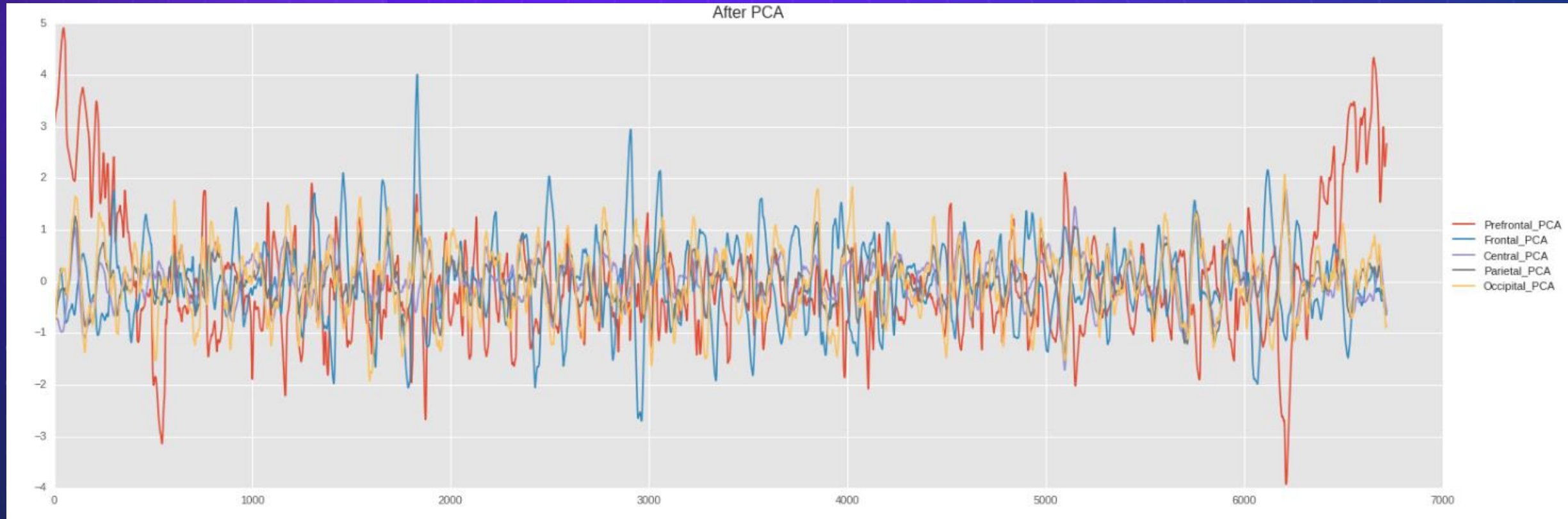
Pertanto, per ridurre il numero di canali di interesse, un gruppo di segnali EEG può essere trasformato in un singolo segnale utilizzando la PCA.



Analisi segnali EEG



Analisi segnali EEG

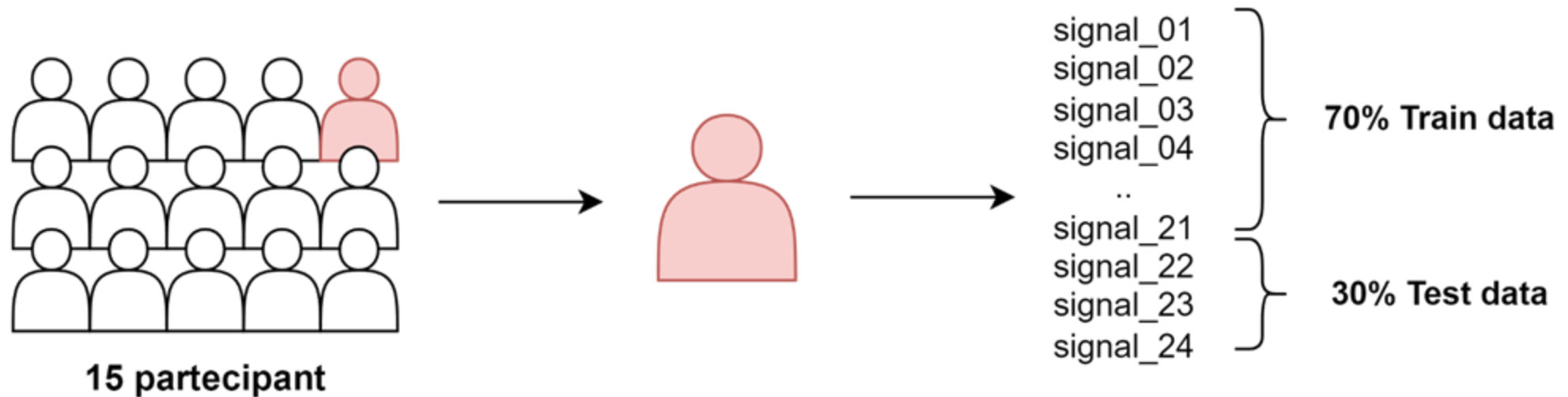


Analisi segnali EEG



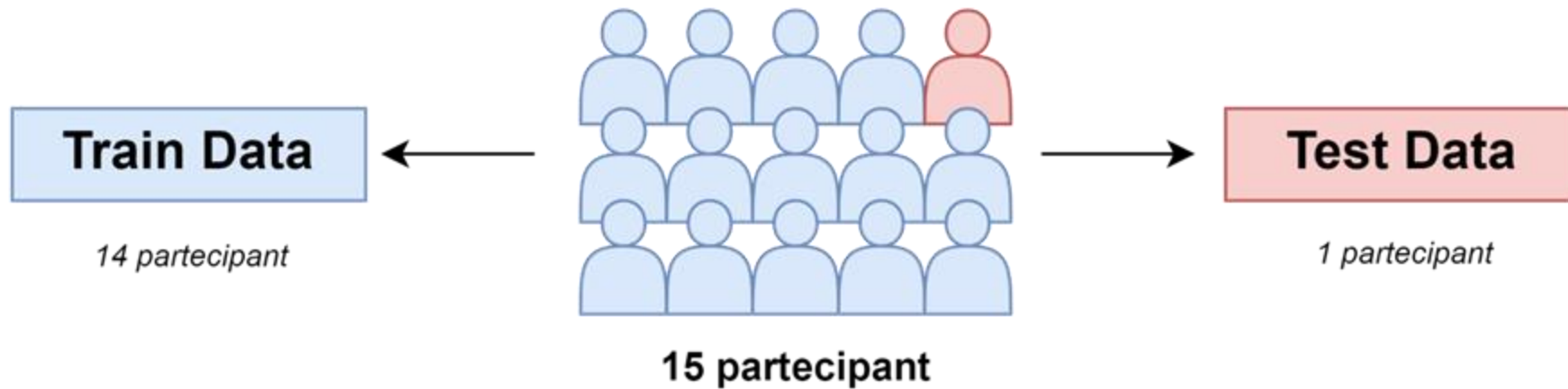
PROTOCOLLO N.1

Subject-dependent Protocol



PROTOCOLLO N.2

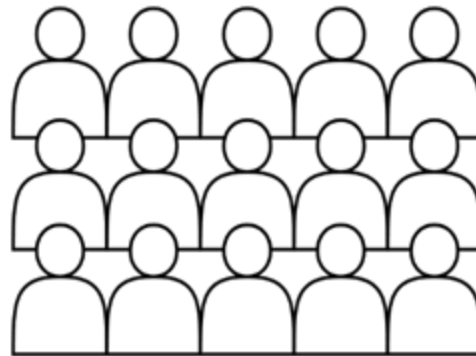
Subject-independent Protocol (Leave-One-Subject-Out-Cross-Validation)



PROTOCOLLO N.3

Subject-Biased Protocol

3 session



15 participant



signal_01
signal_02
signal_03
signal_04

..

signal_1077
signal_1078
signal_1079
signal_1080

80% Train data

20% Test data



Integrazione dei movimenti oculari

I movimenti oculari sono cruciali per riconoscere le emozioni insieme ai segnali EEG poiché sono collegati alle nostre risposte emotive e all'attenzione selettiva.

Le diverse modalità di movimento, come fissazione, battito di ciglia e dilatazione pupillare, possono rivelare il nostro coinvolgimento emotivo e le nostre reazioni agli stimoli.



Integrazione dei movimenti oculari



In particolare sono stati integrati:

- **Diametro pupilla (X e Y)**
- **Dispersione (X e Y)**
- **Durata della fissazione (ms)**
- **Saccade**
- **Eventi statistici**

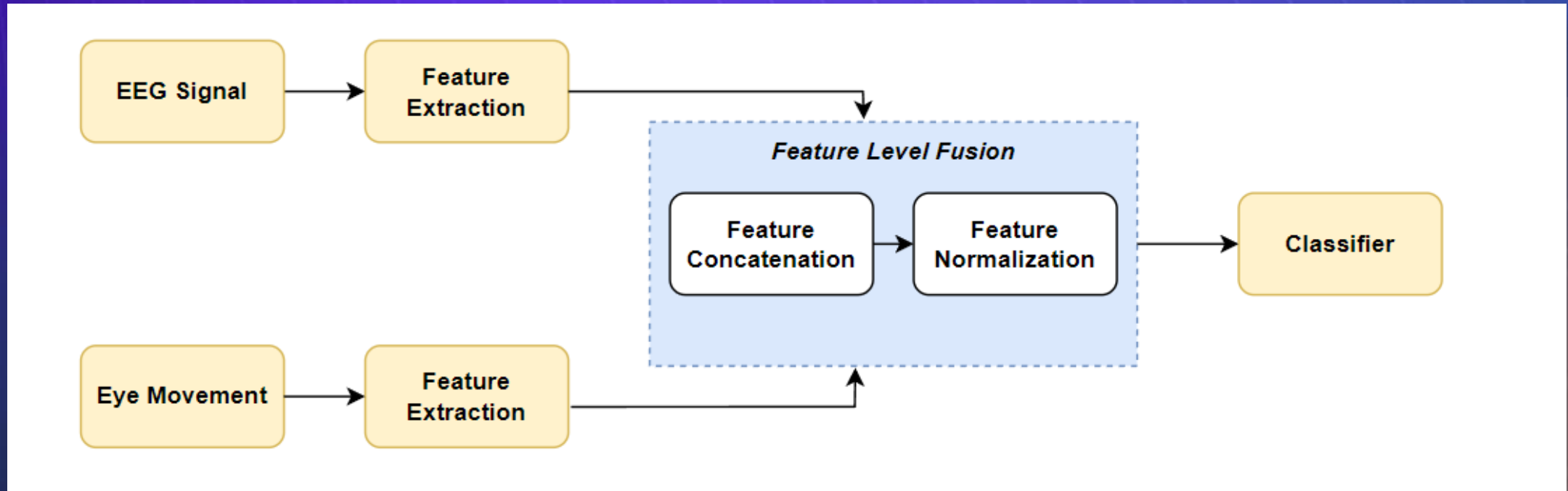
I movimenti oculari sono stati considerati utilizzando dati già pre-processati e con le caratteristiche estratte fornite dallo stesso dataset.

Come si può vedere non sono stati considerati il numero o la durata dei battiti di ciglia in quanto non sono significativi per il riconoscimento delle emozioni.

Eye movement parameters	Extracted features
Pupil diameter (X and Y)	Mean, standard deviation and DE features in four bands: 0-0.2 Hz, 0.2-0.4 Hz, 0.4-0.6 Hz, and 0.6-1 Hz
Dispersion (X and Y)	Mean, standard deviation
Fixation duration (ms)	Mean, standard deviation
Blink duration (ms)	Mean, standard deviation
Saccade	Mean, standard deviation of saccade duration (ms) and saccade amplitude (°)
Event statistics	Blink frequency, fixation frequency, maximum fixation duration, total fixation dispersion, maximum fixation dispersion, saccade frequency, average saccade duration, average saccade amplitude, and average saccade latency.



Integrazione dei movimenti oculari





Applicazione dei modelli di ML



XGBoost

Costruisce un insieme di modelli di alberi decisionali in sequenza in cui ogni nuovo modello cerca di correggere gli errori commessi dai modelli precedenti.

SVM

Si occupa di trovare il miglior iperpiano che separi i dati d'addestramento in diverse classi

Random Forest

Crea una collezione di alberi decisionali, ciascuno addestrato su un sottoinsieme casuale dei dati di addestramento e utilizza il voto maggioritario dei singoli alberi per fare predizioni

Logistic Regression

L'algoritmo stima la probabilità che un'istanza appartenga a una determinata classe utilizzando una funzione logistica.

Naïve Bayes

L'algoritmo calcola le probabilità condizionali delle classi date le caratteristiche dei dati e fa la previsione scegliendo la classe con la probabilità più alta.

Adaboost

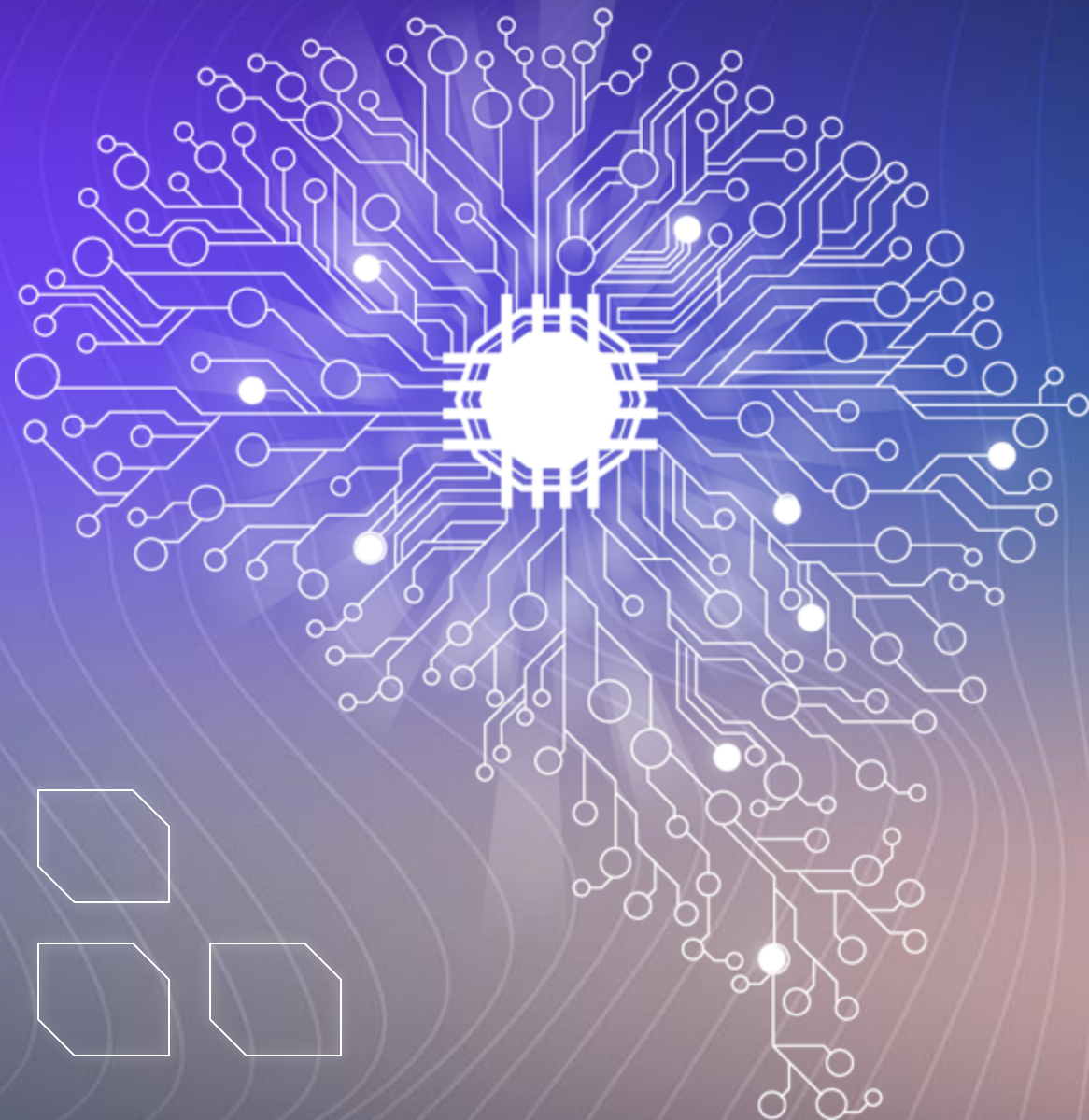
Assegna un peso maggiore agli esempi di addestramento che sono stati classificati erroneamente nelle iterazioni precedenti. In questo modo, si concentra sui casi più difficili da classificare





OPTUNA

Optuna è un **ottimizzatore iperparametrico** che ha contribuito ad affinare la configurazione dei modelli, consentendoci di ottenere prestazioni ottimali e di evitare l'**overfitting** o l'**underfitting** dei dati. Utilizzando Optuna, siamo stati in grado di esplorare in modo efficiente lo spazio degli iperparametri e di trovare le migliori combinazioni di parametri per ottenere prestazioni ottimali dai nostri modelli.



Optuna

```
!pip install optuna
import optuna
```

```
# Definisci la funzione obiettivo per l'ottimizzazione di Optuna
def xgboost_objective(trial):
    # Parametri da ottimizzare per XGBoost

    params = {
        'objective': 'binary:logistic',
        'eval_metric': 'logloss',
        'booster': trial.suggest_categorical('booster', ['gbtree', 'dart']),
        'max_depth': trial.suggest_int('max_depth', 10, 300),
        'learning_rate': trial.suggest_float('learning_rate', 0.00001, 0.1, log=True),
        'gamma': trial.suggest_float('gamma', 0.0, 1.0),
        'subsample': trial.suggest_float('subsample', 0.1, 1.0),
        'colsample_bytree': trial.suggest_float('colsample_bytree', 0.6, 1.0),
        'reg_alpha': trial.suggest_float('reg_alpha', 0.0, 1.0),
        'reg_lambda': trial.suggest_float('reg_lambda', 0.0, 1.0),
        'min_child_weight': trial.suggest_float('min_child_weight', 0.1, 10.0),
        'tree_method': 'gpu_hist' if USE_GPU else 'auto',
        'n_jobs': -1,
        'verbosity': 0,
    }
```

```
[ ] # Creazione dello studio Optuna per XGBoost
xgboost_study = optuna.create_study(direction='maximize')

# Esecuzione dell'ottimizzazione dei parametri per XGBoost
xgboost_study.optimize(xgboost_objective, n_trials=50)

# Dopo aver eseguito l'ottimizzazione dei parametri
best_trial = xgboost_study.best_trial

# Ottenere i migliori parametri per il modello XGBoost
best_params = best_trial.params

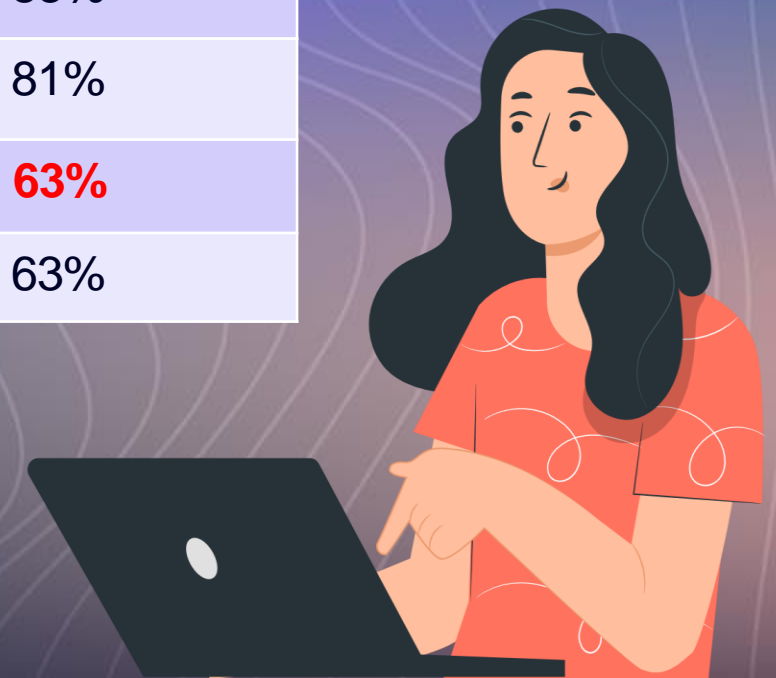
# Creazione del modello XGBoost con i migliori parametri
best_xgboost_model = xgb.XGBClassifier(**best_params)
```



Risultati

I risultati sono stati ottenuti da 50 iterazioni di **Optuna**

	Subject Dependent	Subject independent	Subject Biased
XGBoost	78%	91%	85%
SVM	64%	89%	80%
Random Forest	53%	92%	83%
Linear Regression	68%	90%	81%
Naive Bayes	70%	85%	63%
Adaboost	75%	86%	63%



Migliori risultati

Protocollo
Subject
independent

Random
Forest



92%

XGBoost



91%

SVM

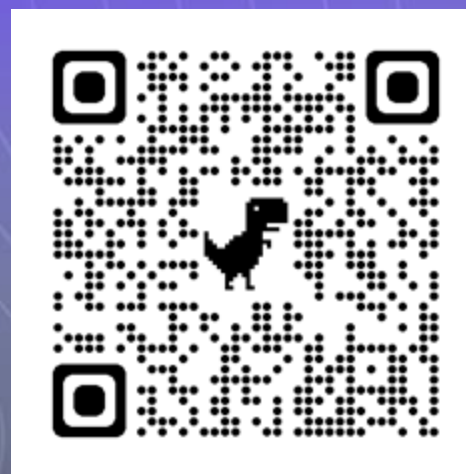







89%



Metriche

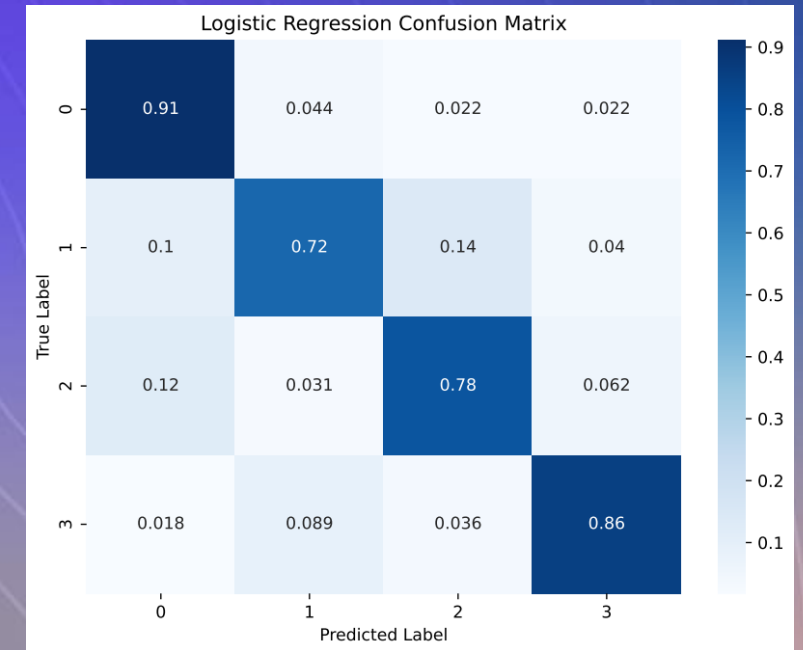
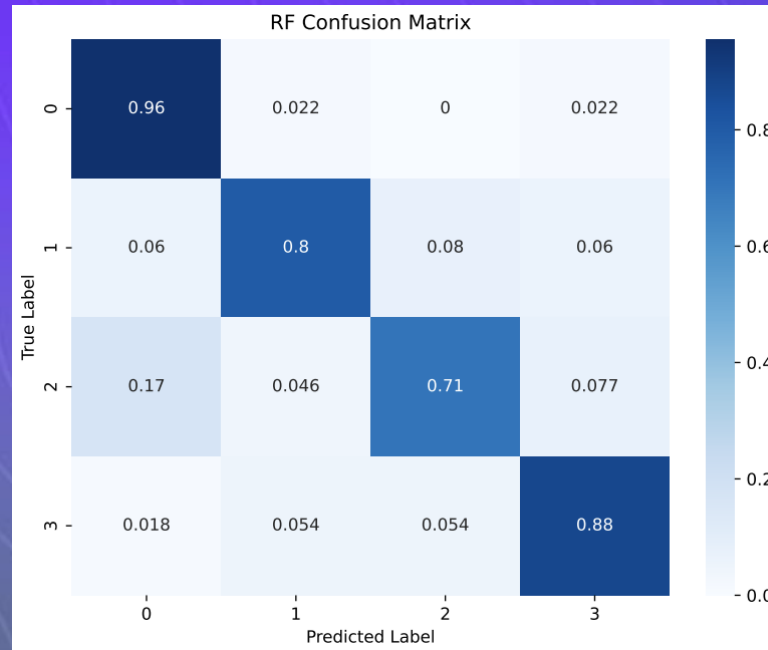
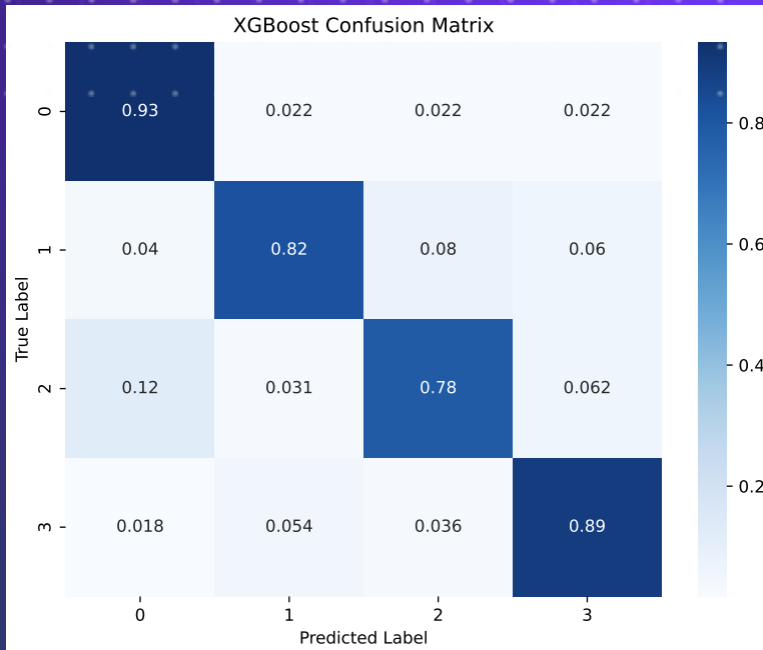
	A	B	C	D	E
1	Model	Accuracy	Precision	Recall	F1-score
2	RF	0.8240740741	0.8262988137	0.8345619658	0.824750966



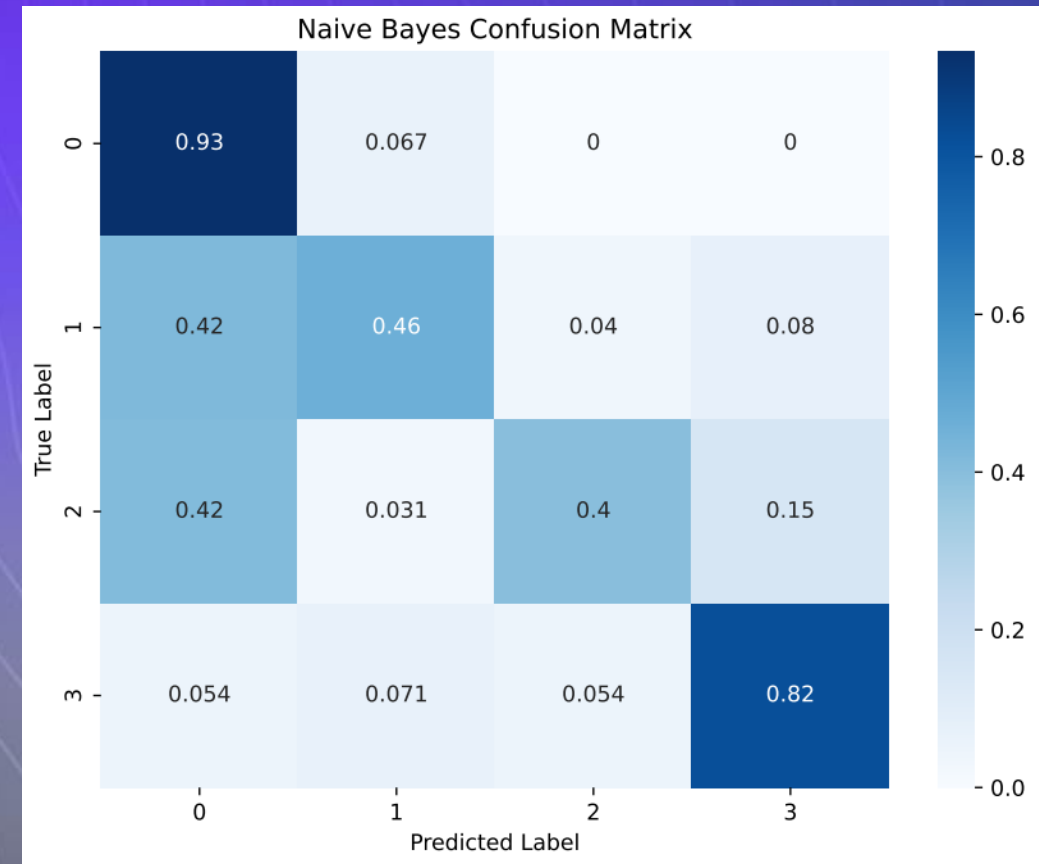
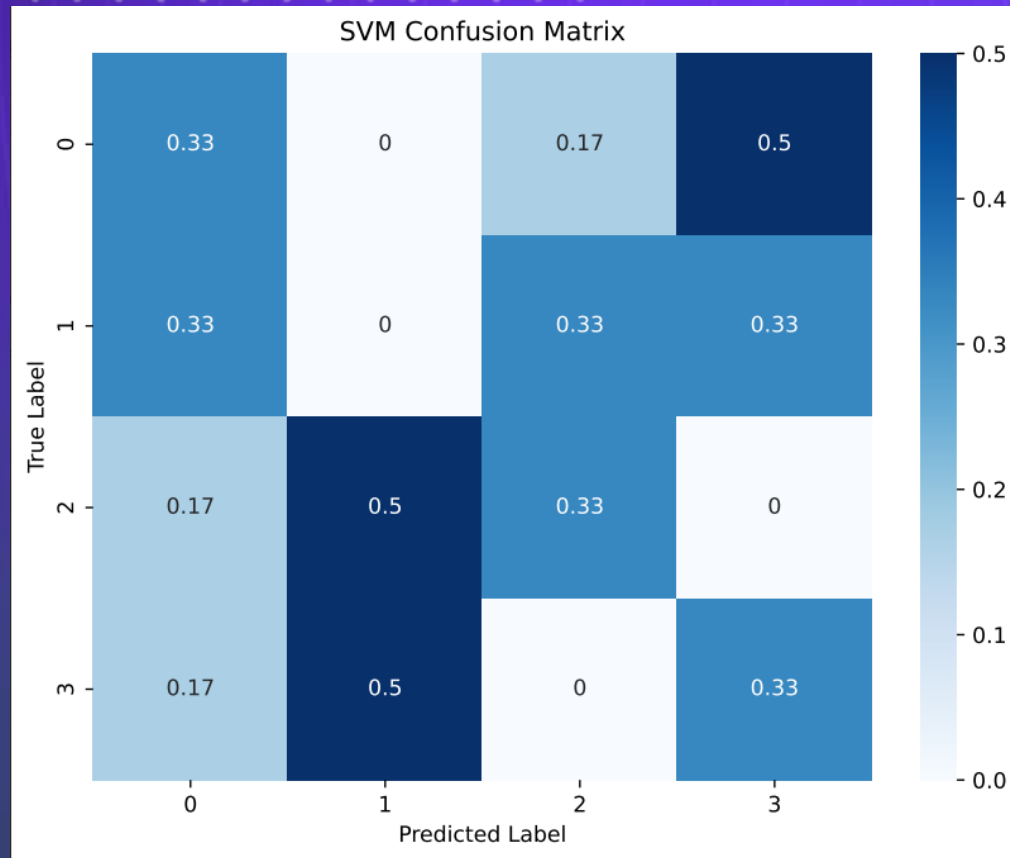
	XGBoost_metrics_results.csv
	XGBoost_confusion_matrix.pdf
	xgboost_optuna_results.csv
	best_xgboost_model.pkl
	xgboost_optuna_results



Matrici di confusione



Matrici di confusione



Conclusioni



In conclusione, i risultati ottenuti nel corso della ricerca suscitano un elevato livello di soddisfazione. Siamo pienamente soddisfatte dei risultati raggiunti, che mostrano un'accuratezza che si attesta intorno al **90%**. Crediamo che il nostro lavoro di analisi del pre-processing e l'estrazione delle caratteristiche dei segnali EEG fornisca una solida base per ulteriori studi nell'applicazione e nella comprensione dei segnali per il riconoscimento delle emozioni.

