

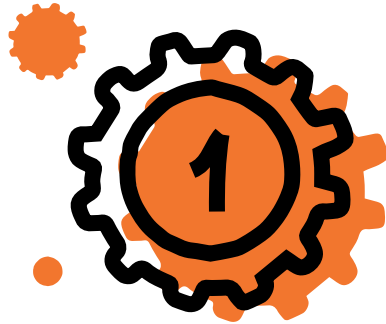


# EEG-based Emotion Recognition

Margarella Grazia  
Santorsa Nicola Pio



# INDICE

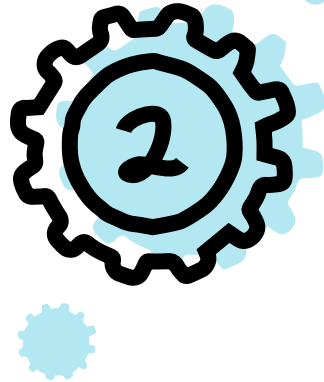


## PROBLEMA

Introduzione al  
problema e allo stato  
dell'arte

## METODOLOGIA PROPOSTA

Descrizione delle  
tecniche selezionate

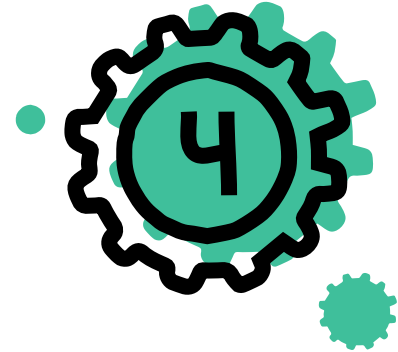


## RISULTATI

Descrizione ed analisi  
dei risultati ottenuti

## CONCLUSIONI

Discussione dei  
risultati e dei  
possibili sviluppi





# INTRODUZIONE AL PROBLEMA



## EMOTION RECOGNITION

Riconoscere gli stati  
emotivi dei soggetti tramite  
ML e DL



## SEGNALI EEG

Segnali cerebrali acquisiti  
tramite elettrodi sul cuoio  
capelluto



## PREPROCESSING SEGNALI

Attività che rende analizzabili i  
segnali grezzi catturati dai  
sensori



# DATASET SEED-IV

## 4 EMOZIONI

Felice, neutro, triste, paura

## 24 VIDEO X 3 SESSIONI

I 15 soggetti dello studio hanno visualizzato i video ed assegnato una label per ogni video.

## DATI OCULARI

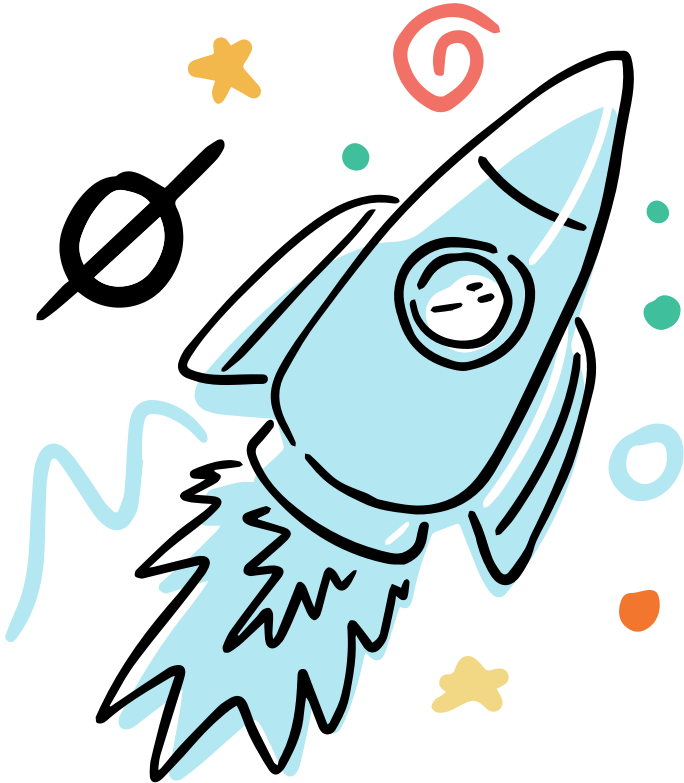
Ottenuti tramite eye tracker, processati con PCA

## DATI RAW E PROCESSATI

Contenuti in file .mat, campionati a 1000Hz, con DE e PSD



# STATO DELL'ARTE



## PREPROCESSING

Artifact filtering e Noise Reduction tramite filtri passabanda e split delle frequenze



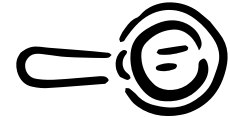
## FEATURE EXTRACTION

Calcolo di statistiche descrittive del segnale



## CHANNEL SELECTION

Selezione di canali rilevanti al problema, nel caso delle emozioni sono 6

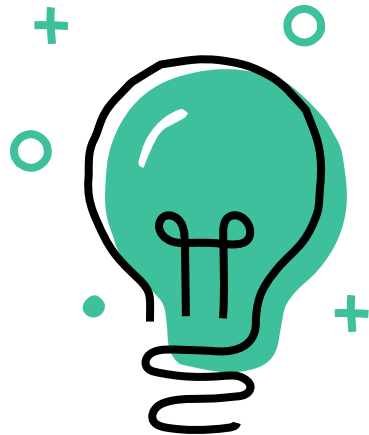


## CLASSIFICAZIONE

Analisi delle feature per classificare i segnali in base all'emozione associata

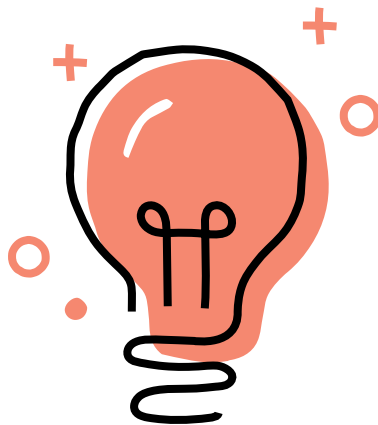


## METODOLOGIA PROPOSTA



### PREPROCESSING

Filtro passa-banda  
0.3 e 50Hz  
Downsampling a  
200Hz



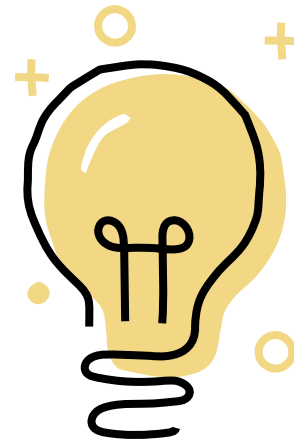
### FEATURE EXTRACTION

PSD  
DE  
ASM  
DASM



### MODELLI UTILIZZATI

Vari tra cui  
RandomForest e  
LSTM, ma i più  
performanti sono:  
Hist Gradient Boost e  
Bi-GRU



### PROTOCOLLI DI VALIDAZIONE

Subject Dependent  
Subject Independent  
Subject Biased

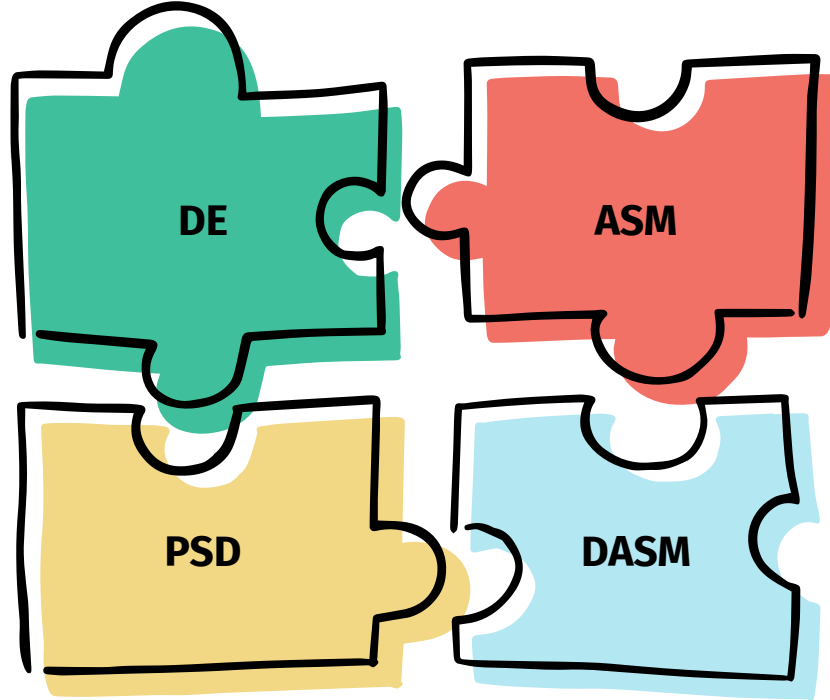
# FEATURE EXTRACTION

1

`scipy.stats.differential_entropy`

2

Power Spectral Density con il  
metodo di Welch,  
`scipy.signal.welch`



3

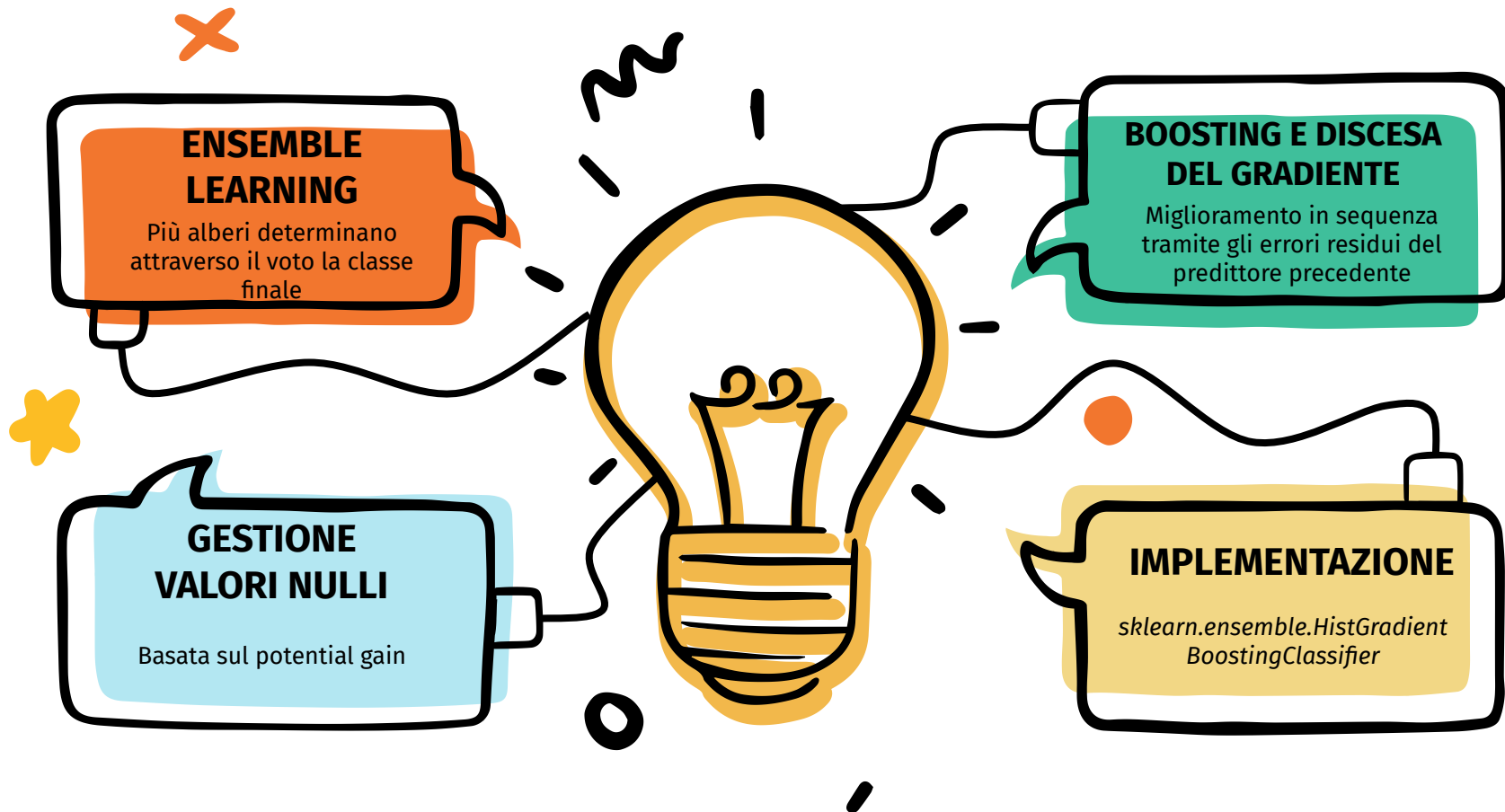
$$\frac{psd\_left\_hemisphere - psd\_right\_hemisphere}{psd\_left\_hemisphere + psd\_right\_hemisphere}$$

4

$$\frac{|psd\_left\_hemisphere - psd\_right\_hemisphere|}{psd\_left\_hemisphere + psd\_right\_hemisphere}$$

Tengono conto della  
simmetria nel  
posizionamento dei sensori

# HIST GRADIENT BOOSTING CLASSIFIER





# BI-GRU

1

## Recurrent Neural Network

Apprende su flussi di dati temporali

2

## Gated Recurrent Units

Utilizza Reset Gate e Update Gate



3

## Bidirectional

Utilizzo di 2 GRU, una in forward e una in backward

4

## Implementazione

`tf.keras.layers.GRU`

# PROTOCOLLI DI VALIDAZIONE

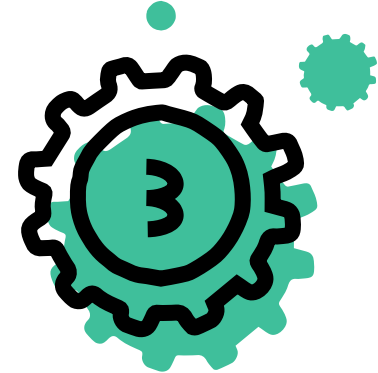


## **SUBJECT DEPENDENT**

Implementato  
selezionando per  
ogni sessione 8 video  
di test e 16 di train,  
effettuando la media  
di tutte le sessioni.

## **SUBJECT INDEPENDENT**

Leave-One-Subject-Out  
tramite cross validation



## **SUBJECT BIASED**

Split casuale secondo  
la proporzione  
80%-20%



## RISULTATI

### ACCURACY

Per tutte e tre i  
protocolli di  
validazione

### CONFRONTO

Con RODAN,  
architettura che si  
occupa dello stesso  
problema

## SET-UP

### DIVERSI DATASET

- Concatenazione di  
tutte le feature
- Sola DE
- DE con LDS

# RISULTATI SUBJECT DEPENDENT



TABLE I  
ACCURACY SUBJECT DEPENDENT

	PrePro. Dataset	PrePro. DE	DE SEEDIV
HistGradientBoost	36%	32%	52%
Bi-Gru	*	20% $\pm$ 5	35%
<i>RODAN</i>	-	-	<b>70%</b> $\pm$ 9.7

# RISULTATI SUBJECT INDEPENDENT

## ANALISI

HGB il più grande  
Bi-Gru migliore di  
RODAN

TABLE II  
ACCURACY SUBJECT INDEPENDENT

	PrePro. Dataset	PrePro. DE	DE SEEDIV
<i>HistGradientBoost</i>	88% $\pm$ 4	87% $\pm$ 4	<b>94%</b>
Bi-Gru	*	*	75% $\pm$ 15
RODAN	-	-	60.75% $\pm$ 10

# RISULTATI SUBJECT BIASED

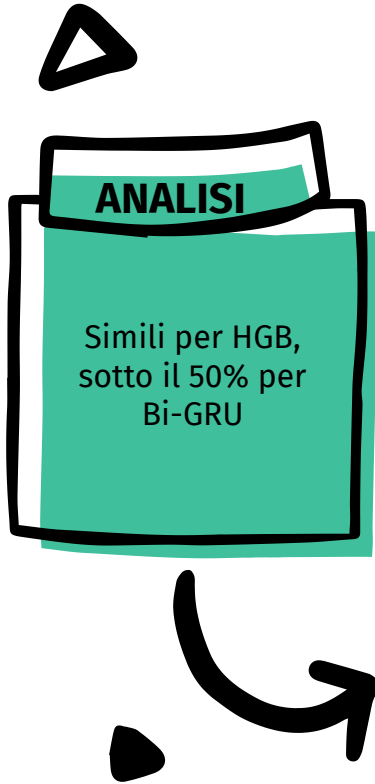
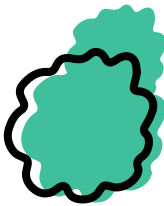
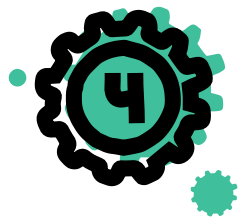


TABLE III  
ACCURACY SUBJECT BIASED

	PrePro. Dataset	PrePro. DE	DE SEEDIV
HistGradientBoost	71%	65%	97%
Bi-Gru	*	33%	40%
<i>RODAN</i>	-	-	<b>98.15% <math>\pm 0.2</math></b>



## CONCLUSIONI



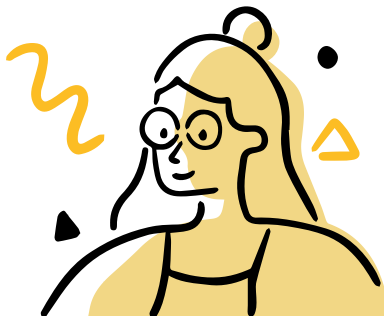
### DATI

Preprocessing proposto  
non migliora le  
performance rispetto a  
quello di riferimento



### MODELLI

Buoni risultati per il  
ML, meno per il DL



### SVILUPPI

Provare altri tipi di  
preprocessing, anche  
su altri dati





**GRAZIE A TUTTI  
PER L'ATTENZIONE!**