



Università degli Studi di Milano Bicocca

Scuola di Scienze

Dipartimento di Informatica, Sistemistica e Comunicazione

Corso di laurea in Informatica



Riconoscimento delle emozioni attraverso dati EEG

Relatore: Prof.ssa Francesca Gasparini

Correlatore: Dott.ssa Aurora Saibene

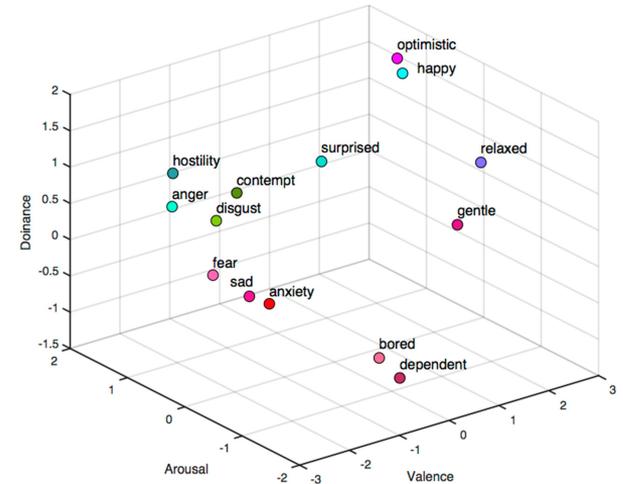
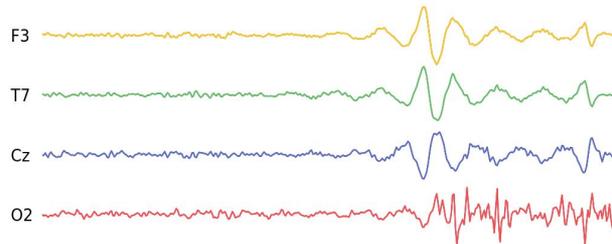
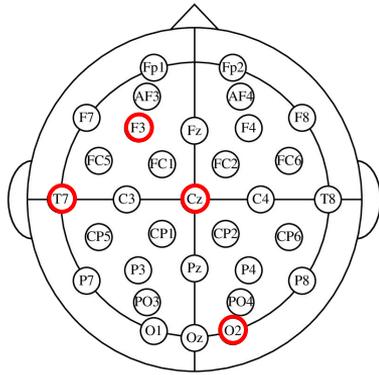
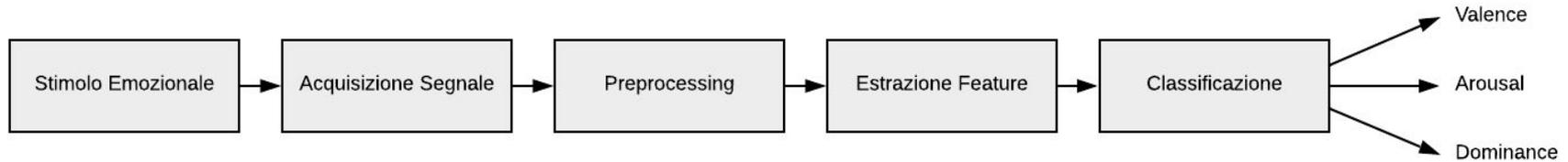
Relazione della prova finale di:

Giuseppe Magazzù

Matricola 829612

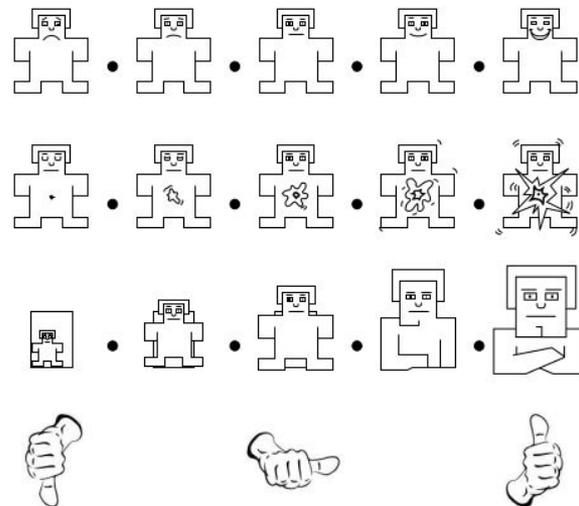
Anno Accademico 2019-2020

Processo di riconoscimento delle emozioni tramite segnale EEG (Elettroencefalogramma)



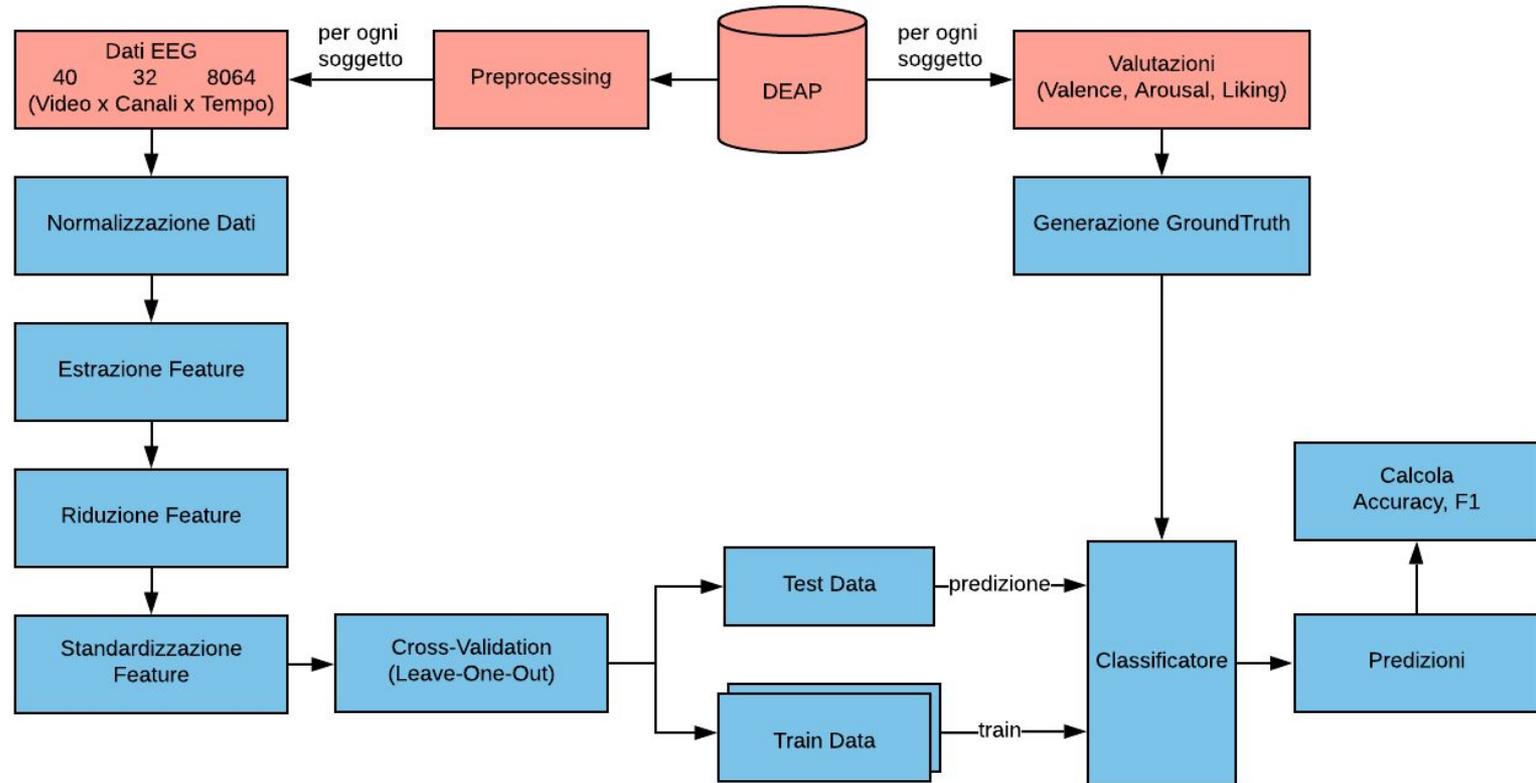
Dataset DEAP¹

- Multimodale
- 32 soggetti
- 40 stimoli (video musicali)
- 32 elettrodi EEG (512 Hz)
- Valutazione
 - **Valence** (Spiacevole ↔ Piacevole)
 - **Arousal** (Non eccitato ↔ Eccitato)
 - Dominance (Sottomesso ↔ Dominante)
 - **Liking** (Spiacevole ↔ Piacevole)
 - Familiarity (Non familiare ↔ Familiare)

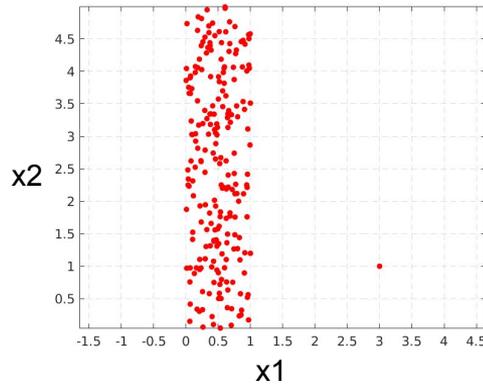
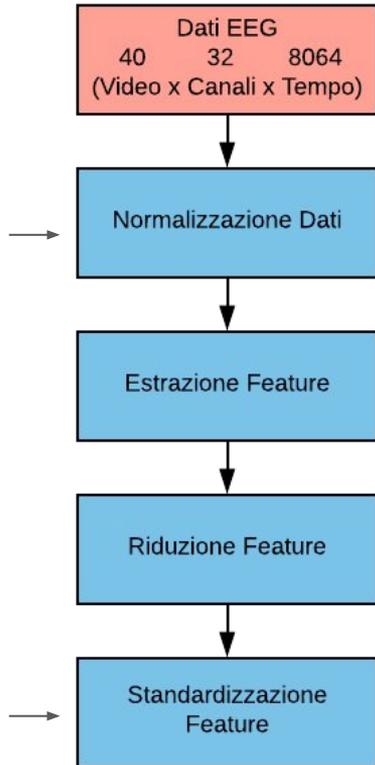


1. Sander Koelstra et al. «Deap: A database for emotion analysis; using physiological signals». In: IEEE transactions on affective computing 3.1 (2011), pp. 18–31.

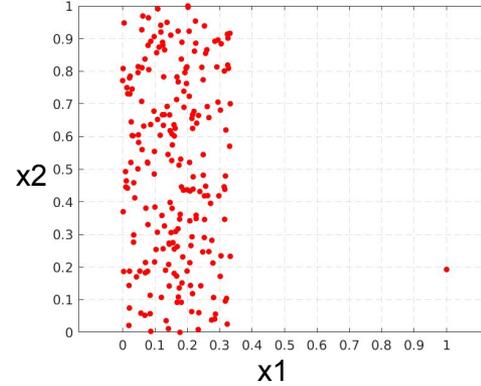
Analisi delle emozioni nel dataset DEAP



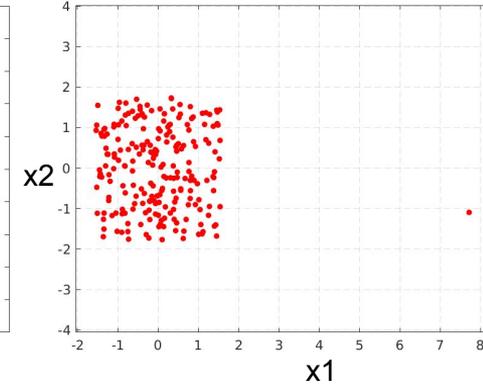
Normalizzazione e Standardizzazione



Originale



Min-Max

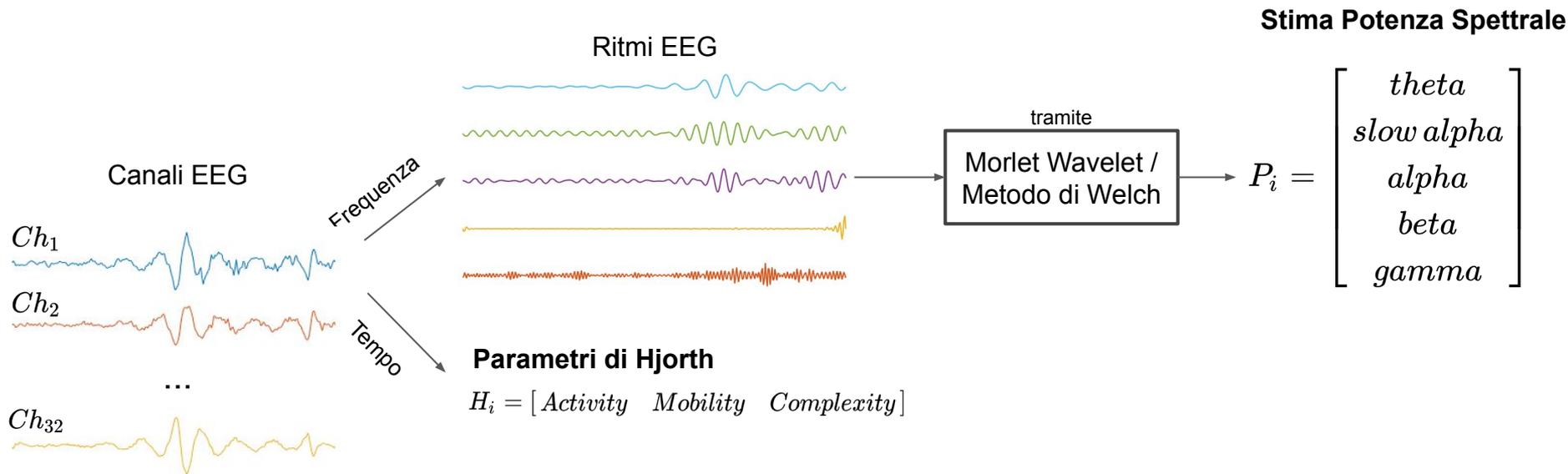


Z-Score

$$X' = \frac{X - \min(X)}{\max(X) - \min(X)}$$

$$X' = \frac{X - \mu_X}{\sigma_X}$$

Estrazione Feature



Vettori di feature:

- **Welch:** $[P_1, P_2, \dots, P_{32}, D_1, D_2, \dots, D_{|S|}]$
- **Hjorth+Morlet:** $[H_1, H_2, \dots, H_{32}, P_1, P_2, \dots, P_{32}, D_1, D_2, \dots, D_{|S|}]$

$P'_i = P_i$ esclusa la potenza estratta da slow alpha

$$D_k = P'_r - P'_l \quad \forall (r, l) \in S \subset R \times L$$

L contiene gli indici degli elettrodi dell'emisfero sinistro
 R contiene gli indici degli elettrodi dell'emisfero destro
 S contiene le coppie simmetriche di elettrodi

Riduzione delle feature

Cardinalità dei vettori delle feature per numero di istanze (per singolo soggetto):

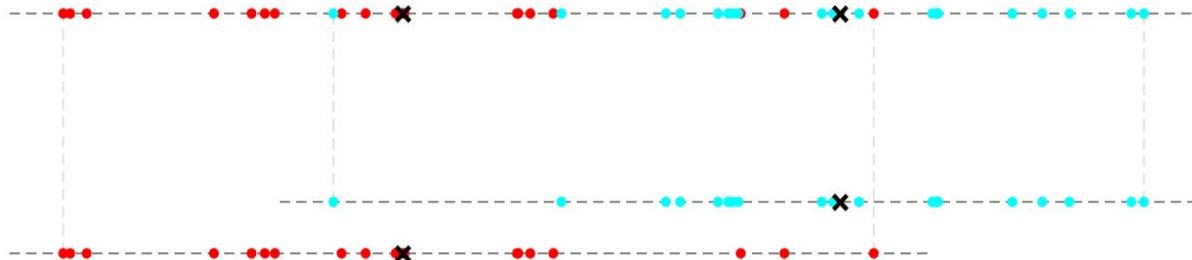
- **Welch**: 40 x 216
- **Hjorth+Morlet**: 40 x 312 (96 + 216)

Metodi utilizzati:

- Discriminante lineare di Fisher
- Analisi delle componenti principale
- Rimozione degli elettrodi con conoscenza a priori

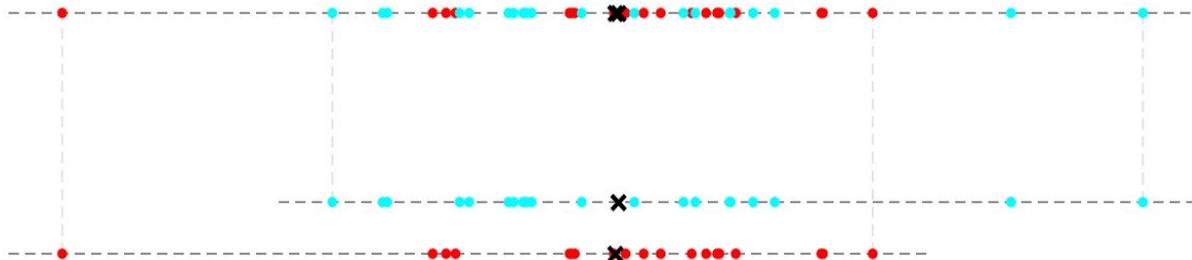
Selezione attraverso soglia

Classi ben separate $J=25.70$



**Discriminante
lineare di Fisher**

Classi non ben separate $J=0.21$



Algoritmo 1 Effettua la selezione delle feature

$threshold \leftarrow 0.3$

repeat

$J \leftarrow Fisher(features, classes)$

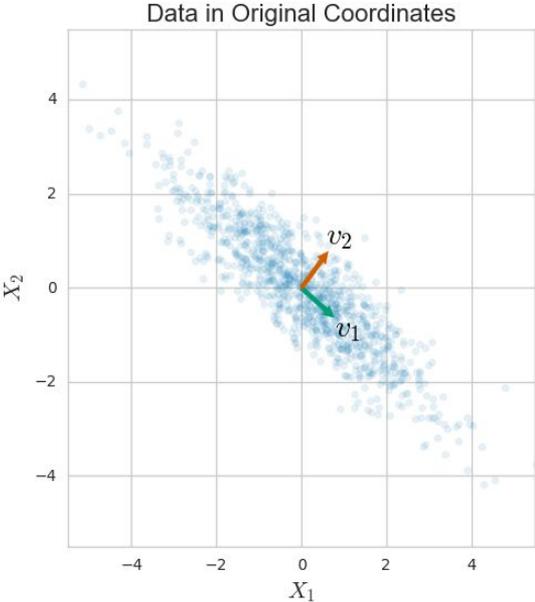
$f \leftarrow features(J > threshold)$

$threshold \leftarrow threshold - 0.05$

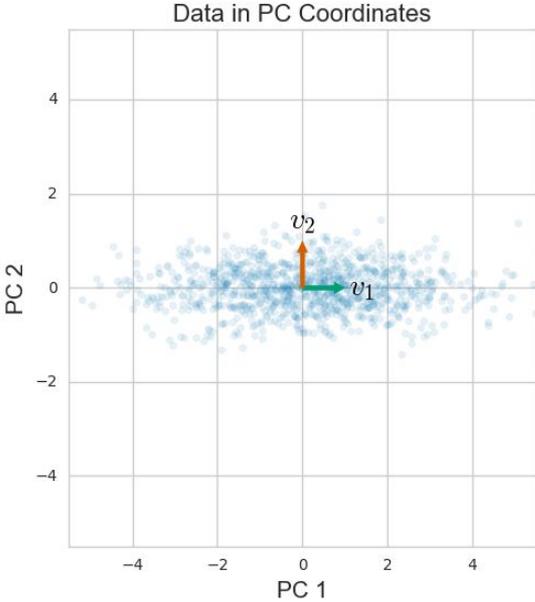
until not *isEmpty*(f)

return f

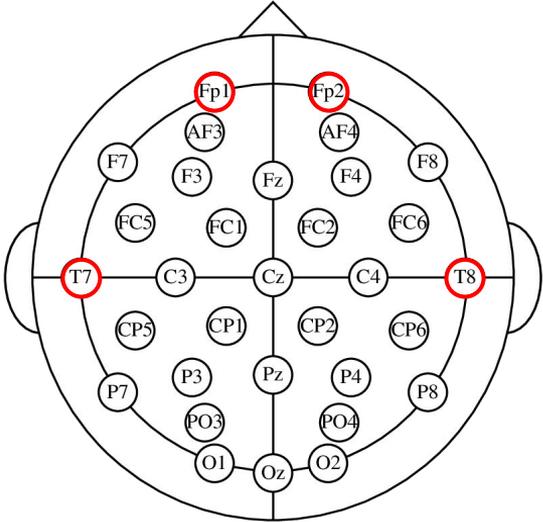
Riduzione della cardinalità del vettore delle feature



PCA



Varianza Cumulata: 90%



Rimozione dei canali rumorosi
(con conoscenza a priori)

Risultati

Sono state effettuate varie prove per verificare la l'influenza dei seguenti fattori nella classificazione:

- Normalizzazione sui dati
- Feature utilizzate
- Numero di elettrodi

Per ogni prova sono stati calcolati i valori di accuracy e F1-score per valence, arousal e liking, utilizzando i seguenti classificatori al variare del metodo di riduzione e della standardizzazione:

- Naive Bayes (NB) Gaussiano
- Support Vector Machine (SVM) Lineare

- La variazione è minima nel caso di rimozione di elettrodi (aumenta accuracy per l'arousal, e aumenta l'F1-score per il liking)
- La selezione delle feature migliora le prestazioni
- La SVM lineare risulta migliore nel caso di standardizzazione min-max
- Il classificatore Naive Bayes risulta migliore con standardizzazione z-score
- Si ottengono risultati migliori con Welch

Normalizzazione Min-Max - Welch - Tutti gli elettrodi

(DEAP)

Metodo	Cardinalità	Accuracy (%)						F1-Score (%)					
		min-max			z-score			min-max			z-score		
		Valence	Arousal	Liking	Valence	Arousal	Liking	Valence	Arousal	Liking	Valence	Arousal	Liking
NB	216	63	58	60	63	58	60	63	59	64	63	59	64
SVM		61	63	62	58	56	57	64	64	69	60	59	63
NB + Fisher	167, 49	64	60	62	70	65	67	65	60	66	71	67	71
SVM + Fisher		62	62	63	66	67	65	65	63	71	68	69	72
NB + PCA	10	57	61	62	56	59	62	59	61	70	59	59	71
SVM + PCA		63	61	64	60	59	63	65	61	72	62	61	70

Normalizzazione Min-Max - Welch - Esclusi elettrodi Fp1, Fp2

Metodo	Cardinalità	Accuracy (%)						F1-Score (%)					
		min-max			z-score			min-max			z-score		
		Valence	Arousal	Liking	Valence	Arousal	Liking	Valence	Arousal	Liking	Valence	Arousal	Liking
NB	202	63	59	60	63	59	60	64	59	65	64	59	65
SVM		61	60	63	58	58	58	63	61	71	60	61	65
NB + Fisher	157, 46	65	61	62	70	66	67	65	60	66	71	68	72
SVM + Fisher		63	63	63	65	67	67	64	64	71	67	68	74
NB + PCA	10	58	61	62	57	60	62	61	60	70	59	59	70
SVM + PCA		61	63	65	59	61	62	64	63	73	62	62	70

Normalizzazione Min-Max - Welch - Esclusi elettrodi Fp1, Fp2, T7, T8

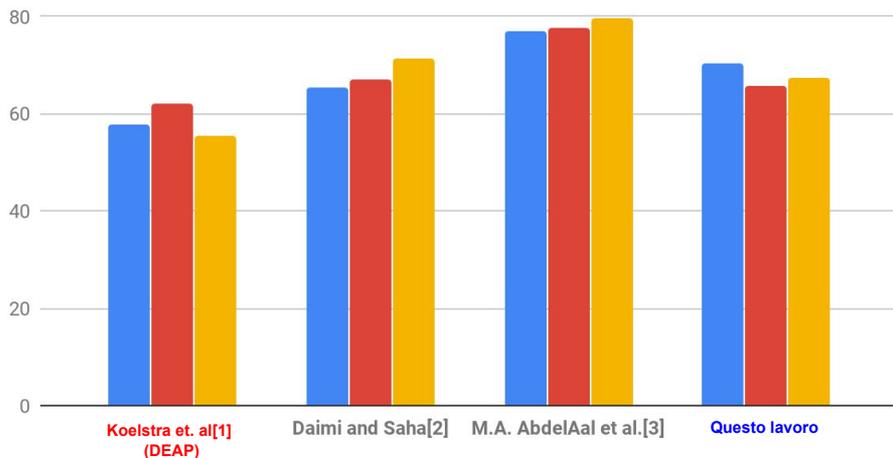
Metodo	Cardinalità	Accuracy (%)						F1-Score (%)					
		min-max			z-score			min-max			z-score		
		Valence	Arousal	Liking	Valence	Arousal	Liking	Valence	Arousal	Liking	Valence	Arousal	Liking
NB	188	63	59	60	63	59	60	64	59	65	64	59	65
SVM		63	59	62	59	59	58	66	61	70	61	62	64
NB + Fisher	146, 43	64	61	62	70	66	67	65	61	66	71	68	71
SVM + Fisher		64	63	65	65	68	68	67	64	72	68	69	75
NB + PCA	10	58	60	61	58	60	61	60	59	70	60	59	70
SVM + PCA		62	63	64	61	61	62	65	62	72	63	62	71

Confronto con altri lavori

Risultato migliore: Naive Bayes + Fisher, feature estratte tramite Welch, normalizzazione min-max sui dati e standardizzazione z-score sulle feature, escludendo gli elettrodi Fp1, Fp2.

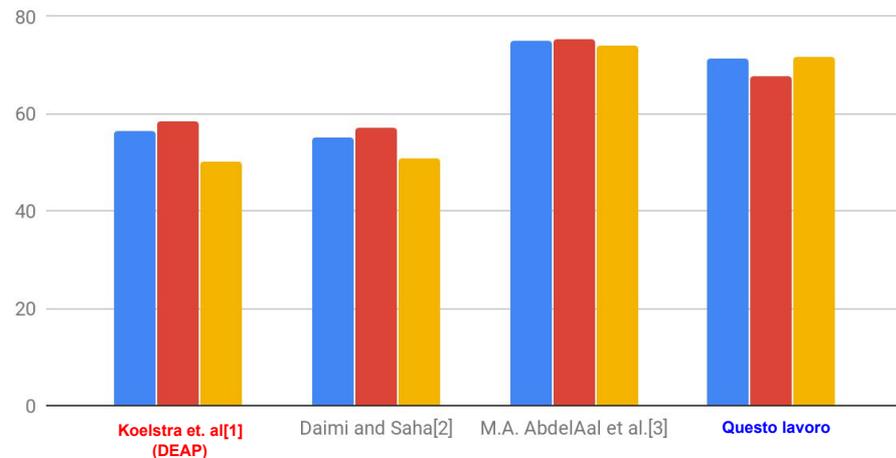
Accuracy(%)

■ Valence ■ Arousal ■ Liking



F1-Score(%)

■ Valence ■ Arousal ■ Liking



Conclusione

- Obiettivi raggiunti:
 - normalizzazione sui dati migliore: min-max
 - standardizzazione sulle feature migliore: z-score
 - aumento di accuracy (57+27%, 62+3%, 55+12%) rispetto a quelli degli autori di DEAP
 - aumento di F1-score (56+15%, 58+9%, 50+22%) rispetto a quelli degli autori di DEAP
- Limiti:
 - poche osservazioni
- Sviluppi Futuri:
 - approccio full-population
 - analisi del segnale in finestre temporali
 - test su altri dataset
 - provare altri classificatori (SVM Kernel RBF, kNN)

Grazie dell'attenzione

Riferimenti

1. Sander Koelstra et al. «Deap: A database for emotion analysis; using physiological signals». In: IEEE transactions on affective computing 3.1 (2011), pp. 18–31.
2. Syed Naser Daimi e Goutam Saha. «Classification of emotions induced by music videos and correlation with participants' rating». In: Expert Systems with Applications 41.13 (2014), pp. 6057–6065.
3. Mohammed A AbdelAal, Assem A Alsawy e Hesham A Hefny. «EEG-Based Emotion Recognition Using a Wrapper-Based Feature Selection Method». In: International Conference on Advanced Intelligent Systems and Informatics. Springer. 2017, pp. 247–256.