

# Γραμμική Παλινδρόμηση και Κατηγοριοποίηση

Εφαρμογή σε συμβολικά μουσικά δεδομένα

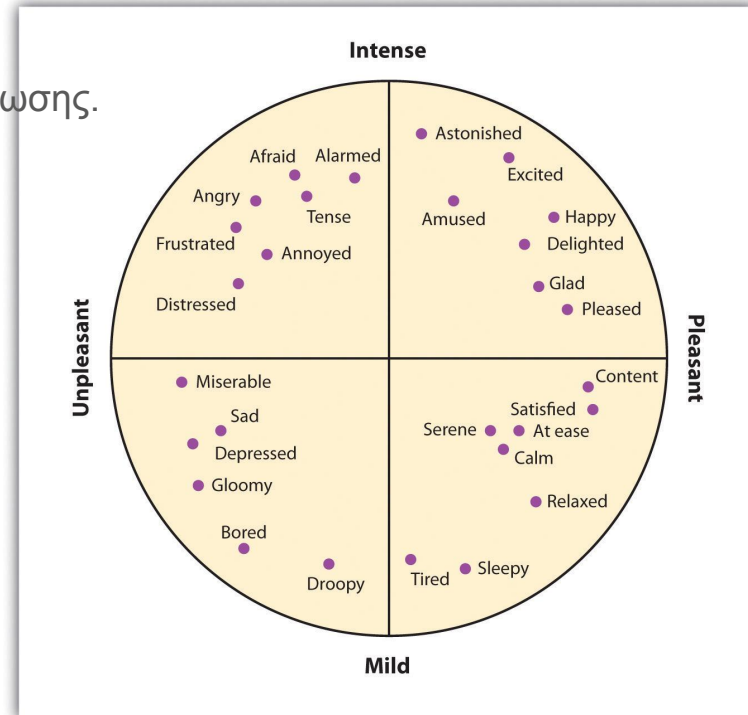
# Πριν την εφαρμογή

Ας δούμε την περιγραφή...

[https://colab.research.google.com/drive/1xZLMvC7eWVg7uHP0q\\_r8ro4TjA3z--h7?usp=sharing](https://colab.research.google.com/drive/1xZLMvC7eWVg7uHP0q_r8ro4TjA3z--h7?usp=sharing)

# Περιγραφή εφαρμογής

- Έχουμε ένα σύνολο midi δεδομένων που έχουν επισημειώσεις για το συναισθηματικό περιεχόμενο.
  - Δύο συναισθηματικοί άξονες: valence & arousal.
  - Δείτε τα μεταδεδομένα για τρόπο και μορφή επισημείωσης.
- Τι χαρακτηριστικά θα κρατήσουμε;
  - Valence: κλίμακα
  - Arousal: ρυθμός
- Παλινδρόμηση:
  - Είσοδος: κομμάτι midi -> εξαγωγή χαρακτηριστικών.
  - Έξοδος: τιμή valence ή/και arousal.
- Κατηγοριοποίηση:
  - Είσοδος: κομμάτι midi -> εξαγωγή χαρακτηριστικών.
  - Έξοδος: αν είναι λυπητερό ή/και “χορευτικό” κομμάτι (πρόσημο valence ή/και arousal).

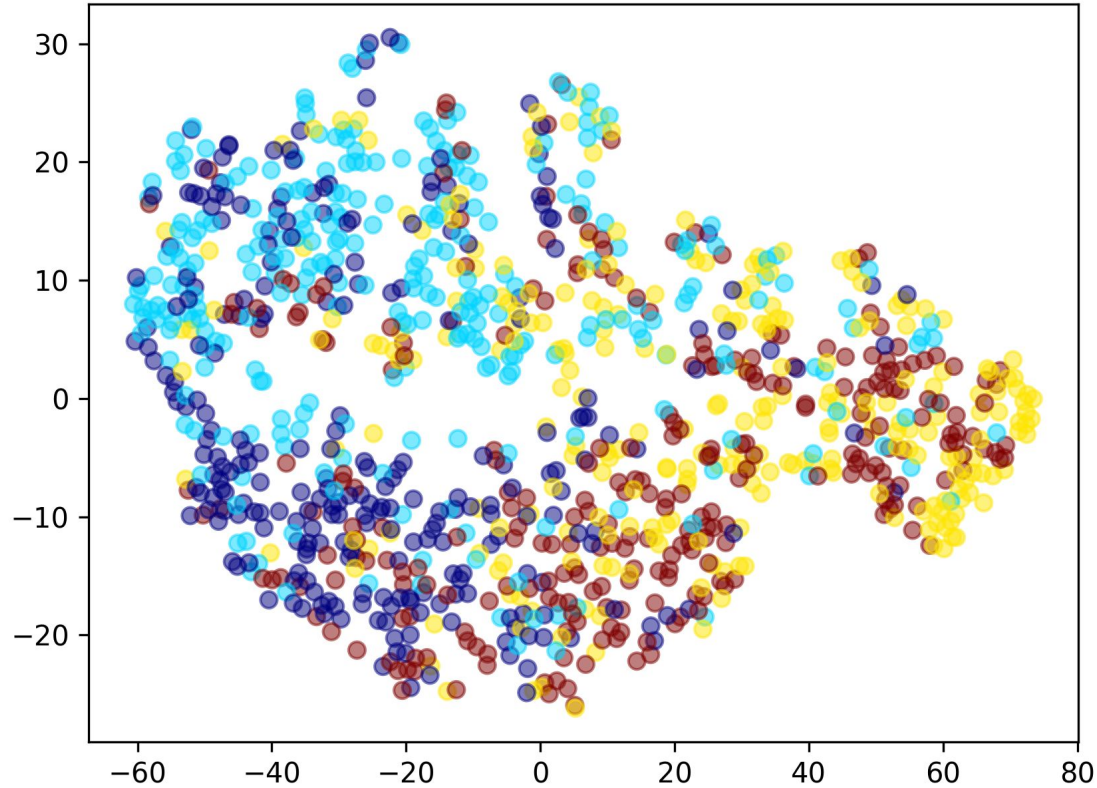


# Εξαγωγή χαρακτηριστικών

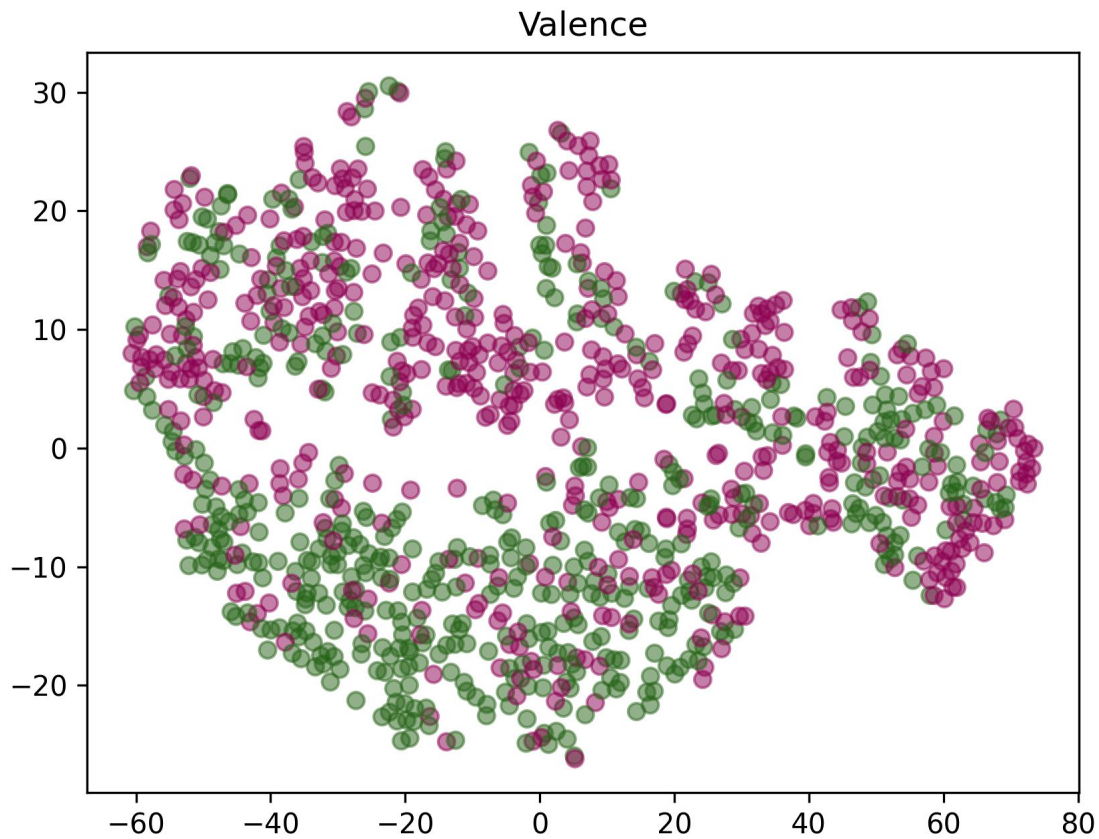
- Κλίμακα: relative pitch class profile
  - Υπολογισμός pitch class profile (PCP).
  - Υπολογισμός τονικότητας.
  - “Εξουδετέρωση” τονικότητας από PCP -> relative PCP.
- Ρυθμός:
  - Μέσος όρος και διασπορά διαφοράς έναρξης νοτών (2 χαρακτηριστικά).
  - Μέσος όρος και διασπορά διάρκειας νοτών (2 χαρακτηριστικά).
  - Μέση πυκνότητα νοτών (υπόψη: συσχετίζεται με το πρώτο χαρακτηριστικό!)

ΠΡΟΣΟΧΗ: Για την ερμηνεία των αποτελεσμάτων της γραμμικής παλινδρόμησης, είναι σημαντικό να βρίσκονται όλα τα χαρακτηριστικά σε παρόμοια κλίμακα μεγέθους! Θα φανεί αργότερα, στη σημαντικότητα χαρακτηριστικών.

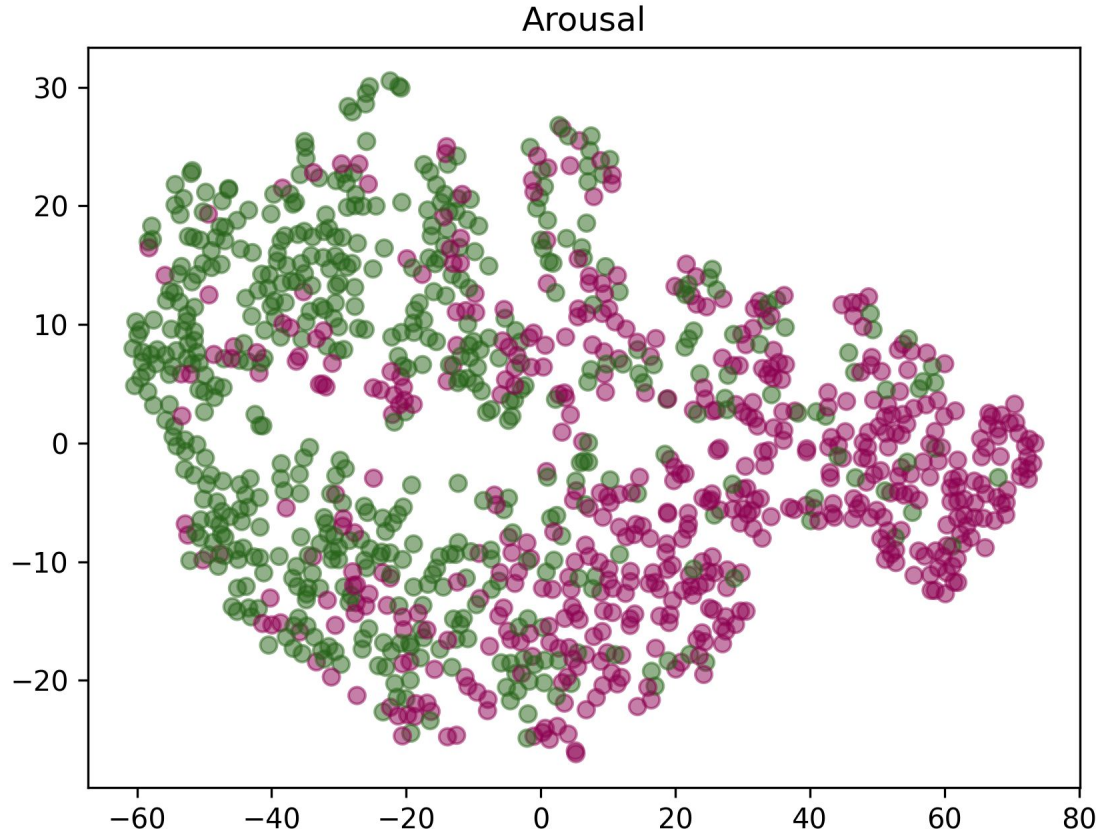
# Εξερεύνηση με οπτικοποίηση (τεταρτημόρια)



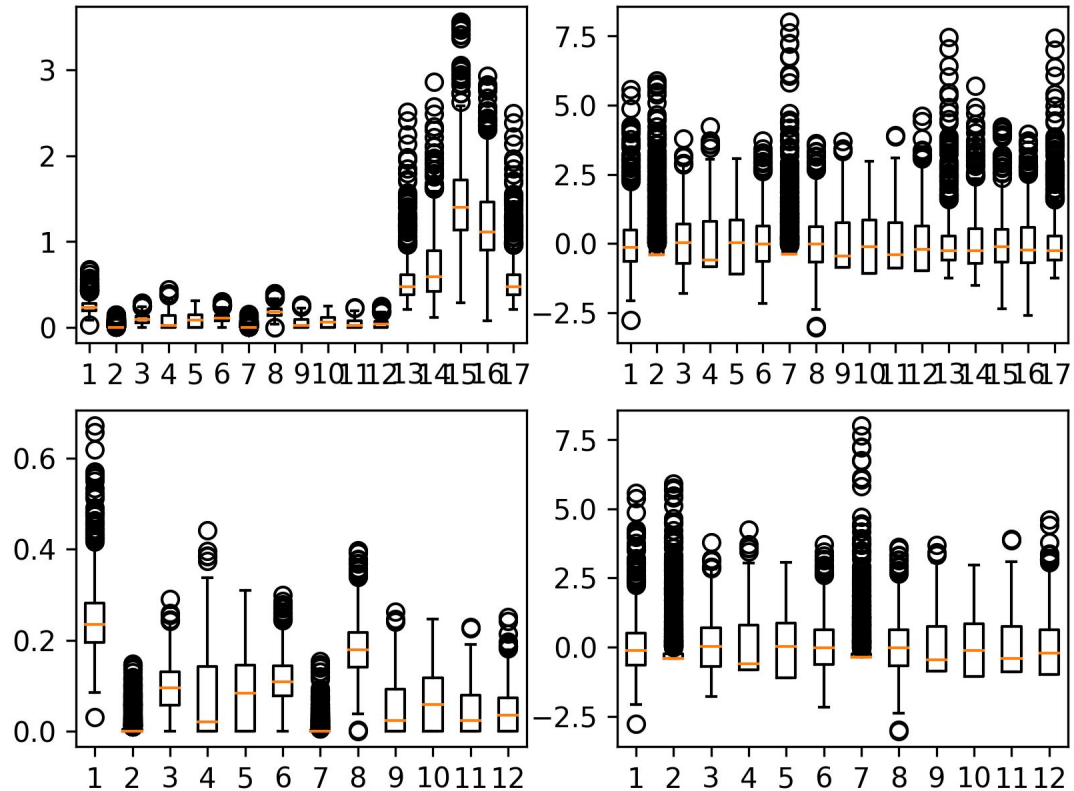
# Εξερεύνηση με οπτικοποίηση (valence)



# Εξερεύνηση με οπτικοποίηση (arousal)



# Κλιμακα χαρακτηριστικών και τρόποι ομογενοποίησης



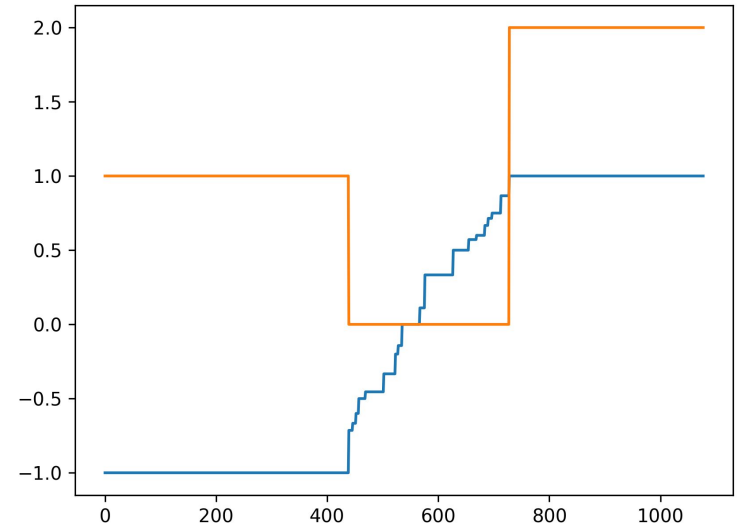


# Χωρισμός σε δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου

- Συνήθως, χωρίζονται τυχαία τα δεδομένα σε δύο ομάδες, π.χ. 80% για εκπαίδευση (πχ καθορισμός παραμέτρων  $w$  και  $b$  για γραμμική παλινδρόμηση) και 20% για δοκιμή αποτελεσματικότητας.
- ΠΡΟΣΟΧΗ: Ορισμένες φορές ο τυχαίος διαχωρισμός δεν αρκεί! Πρέπει να πάρουμε δεδομένα και από όλες τις αντιπροσωπευτικές περιοχές.
- Στην προκειμένη περίπτωση, δημιουργούμε τρεις κατηγορίες:  $-1$ ,  $+1$ , όλα τα υπόλοιπα (δες επόμενη διαφάνεια)

# Διατρωματοποιημένος διαχωρισμός δεδομένων

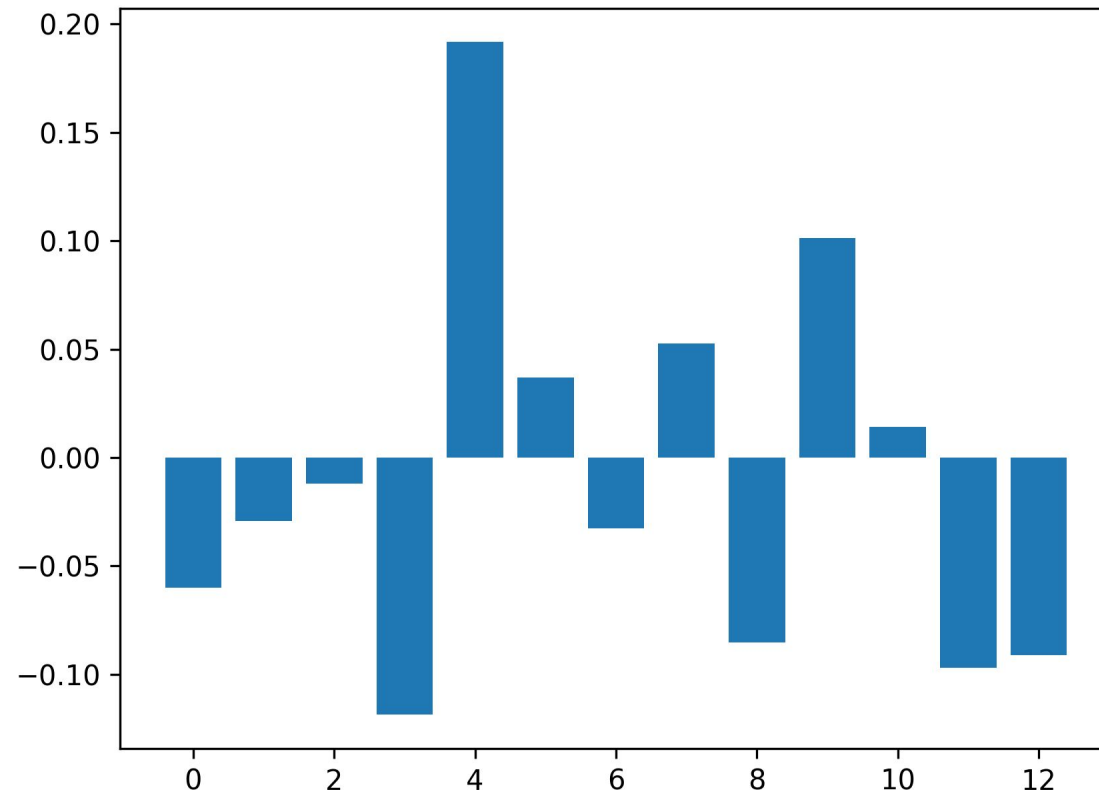
- Διαστρωματοποιημένος (stratified) διαχωρισμός: κάθε κατηγορία λαμβάνει ίδιο ποσοστό σε δεδομένα εκπαίδευσης και ελέγχου.
- Μπλε γραμμή: τιμές στόχοι στα δεδομένα.
- Πορτοκαλί γραμμή: ψεύτικες κλάσεις για να κάνουμε διαστρωμάτωση.



# Παλινδρόμηση και σημαντικότητα χαρακτηριστικών

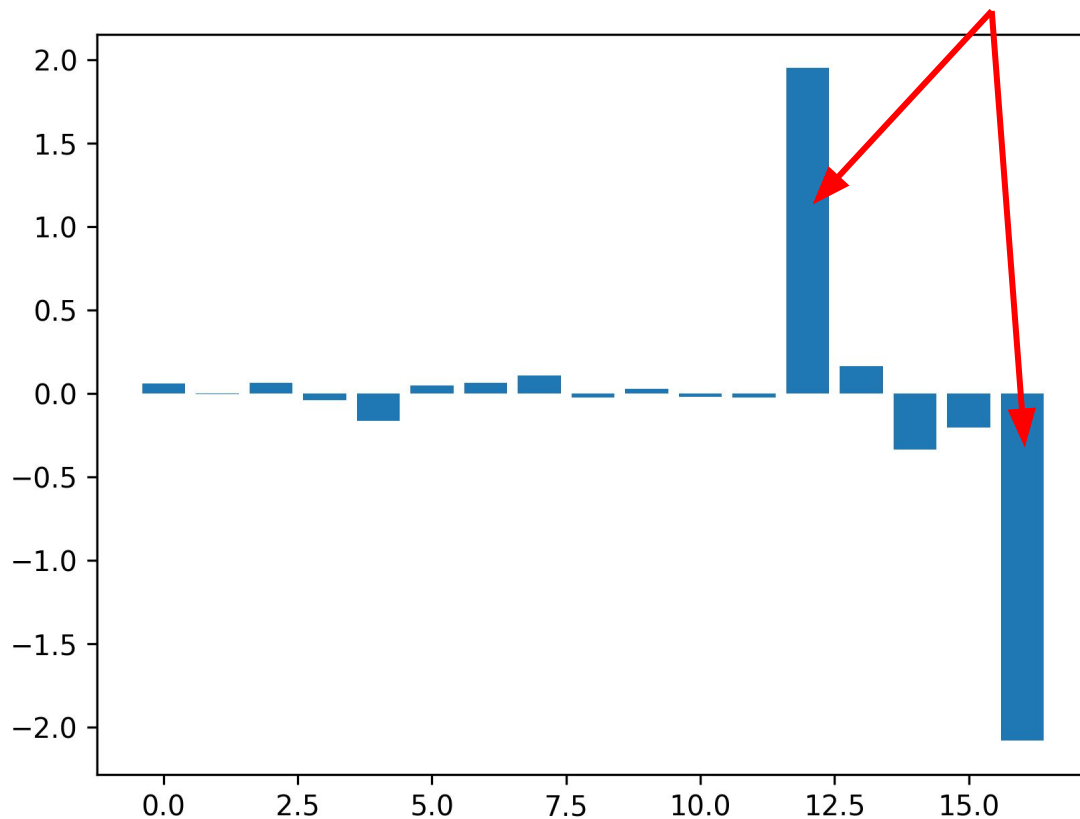
- Οι συντελεστές της γραμμικής παλινδρόμησης δίνουν τη σημαντικότητα, με την προϋπόθεση να βρίσκονται τα χαρακτηριστικά σε κανονικοποιημένη κλίμακα.
- ΠΡΟΣΟΧΗ: όταν υπάρχουν συσχετιζόμενα χαρακτηριστικά, οι συντελεστές μπορεί να είναι μπερδεμένοι, αφού ο ένας ακυρώνει τον άλλον και μπορεί να αυξάνονται (κατά απόλυτη τιμή) ταυτόχρονα με αυθαίρετο τρόπο, χωρίς πραγματική επίπτωση στην αποτελεσματικότητα.

# Σημαντικότητα ως προς το valence



# Σημαντικότητα ως προς το arousal

Πλεονάζοντα χαρακτηριστικά - αλληλοακυρώνονται



# Κατηγοριοποίηση ως προς arousal

Σύγκριση τριών μεθόδων με 10-πλή, διαστρωματοποιημένη τυχαία επαλήθευση (10-fold validation)

- Τρέχουμε 10 φορές:
  - Τυχαίος διαχωρισμός, 80%-20%, διαστρωματοποιημένος.
  - Εκπαίδευση με το 80%.
  - Έλεγχος με το 20%.
  - Μέτρηση ακρίβειας.
- Μέσος όρος και διασπορά τιμών ακρίβειας στις 10 δοκιμές.

# Αποτελέσματα

-----  
linear regression accuracy in 10-fold stratified split validation:  
mean: 0.7731481481481481  
std: 0.026595197437676053  
median: 0.775462962962963

-----  
random forest accuracy in 10-fold stratified split validation:  
mean: 0.8009259259259259  
std: 0.015903300034553394  
median: 0.7986111111111112

-----  
SVM accuracy in 10-fold stratified split validation:  
mean: 0.7856481481481482  
std: 0.023971469381480766  
median: 0.7893518518518519