

Πολυτεχνική Σχολή

Τμήμα Μηχανικών Η/Υ & Πληροφορικής

**ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΤΗΣ ΨΗΦΙΑΚΗΣ ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ ΣΗΜΑΤΩΝ**

**ΑΝΑΦΟΡΑ ΒΑΣΙΣΜΕΝΗ ΣΤΗΝ**

**4Η ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΑΚΗ ΑΣΚΗΣΗ**

ΑΓΓΕΛΟΣ ΝΙΚΟΛΑΟΣ ΠΟΤΑΜΙΑΝΟΣ

Α.Μ. 1084537

up1084537@ac.upatras.gr

Πάτρα, 2025

**Γραμμική Διαχωριστική Ανάλυση**

|  |
| --- |
| 1. **Σας δίνεται ένα σύνολο εικόνων (βλ. faces\_dataset.zip) που απεικονίζουν πρόσωπα.**  * **Καλείστε να κατηγοριοποιήσετε τα δεδομένα αυτά σε κλάσεις της επιλογής σας (π.χ. πρόσωπα που φορούν γυαλιά, πρόσωπα με μακρυά μαλλιά, πρόσωπα γυναικεία/ανδρικά κλπ.). Η επιλογή θα είναι δική σας σύμφωνα με παρατηρήσεις που εσείς θα κάνετε πάνω στο σύνολο δεδομένων.** * **΄Εχοντας επιλέξει τις κλάσεις που επιθυμείτε διαχωρήστε το σύνολο των εικόνων βάσει αυτών βάζοντας τες σε ξεχωριστούς φακέλους, είτε κρατώντας μια λίστα με τα ονόματά τους και το όνομα της κλάσης τους, και δημιουργείστε μια δενδρική δομή ώστε να διευκολυνθείτε στην συνέχεια με τον τρόπο που θα τις χρησιμοποιήσετε παρακάτω.** * **Δεδομένου του παραπάνω διαχωρισμού χωρίστε τις εικόνες κάθε κλάσης σε δεδομένα εκπαίδευσης και δεδομένα αξιολόγησης. Τα πρώτα θα τα χρησιμοποιήσετε για να εκπαιδεύσετε το σύστημά σας και τα δεύτερα για να μετρήσετε την επίδοσή κάθε τεχνικής σε δεδομένα που ανήκουν μεν στην ίδια κλάση, αλλά τα οποία δεν έχουν ξαναδεί.** * **Για κάθε μία από τις τεχνικές που ανατύχθηκαν παραπάνω, χρησιμοποιείστε τα δεδομένα εκπαίδευσης και εκπαιδεύστε έναν κατηγοριοποιητή. Αναλυτικά, δεδομένων των εικόνων εκπαίδευσης, θα υπολογίσετε τις απαραίτητες ποσότητες που να μετασχηματίζουν κατάλληλα τα δεδομένα σας, όπως αυτό περιγράφεται στην αντίστοιχη θεωρία για την επιτυχή επίλυση του προβλήματος.** * **Σχολιάστε την απόδοση κάθε τεχνικής και συγκρίνετε την με τις υπόλοιπες. Για το σκοπό αυτό, χρησιμοποιείστε τον μετασχηματισμό που υπολογίσατε για κάθε τεχνική από τα δεδομένα εκπαίδευσης και προβάλετε τα δεδομένα αξιολόγησης για να δείτε εάν οι προκύπτουσες προβολές είναι κοντά σε κάποια κλάση από τις υπόλοιπες, διαμορφόνωντας έτσι έναν κανόνα απόφασης. Παρουσιάστε το μητρώο σύγχησης (confusion matrix) για τον συγκεκριμένο κατηγοριοποιητή και σχολιάστε το.** |

**1. Εισαγωγή**

Xρησιμοποιήθηκε ένα σύνολο εικόνων προσώπων, από το οποίο προέκυψαν δύο κατηγορίες: «άνδρες» και «γυναίκες». Η σύγκριση περιλαμβάνει τις ακόλουθες τεχνικές: Ανάλυση Κυρίων Συνιστωσών (**PCA**), Γραμμική Ανάλυση Διακρίνουσας (**LDA**), Ανάλυση Κανονικής Συσχέτισης (**CCA**) και έναν ταξινομητή κέντρων (centroid classifier).

**2. Προεπεξεργασία και Κατανομή Δεδομένων**

Το σύνολο δεδομένων περιλαμβάνει 40 άτομα, των οποίων οι εικόνες διαχωρίστηκαν σε δύο κλάσεις («άνδρες», «γυναίκες»). Οι εικόνες χωρίστηκαν σε δεδομένα εκπαίδευσης (7 εικόνες ανά άτομο) και αξιολόγησης (3 εικόνες ανά άτομο), χρησιμοποιώντας αρχείο τύπου JSON (splits.json) που περιγράφει τη δομή και τους διαχωρισμούς. Κάθε εικόνα μετασχηματίστηκε σε διάνυσμα και κεντραρίστηκε αφαιρώντας τη μέση εικόνα του συνόλου εκπαίδευσης:

**3. Υλοποίηση και Περιγραφή Τεχνικών**

**3.1 Ανάλυση Κυρίων Συνιστωσών (PCA - Eigenfaces)**  
Η μέθοδος PCA εντοπίζει κατευθύνσεις μέγιστης διασποράς στο χώρο χαρακτηριστικών υπολογίζοντας τους ιδιοδιανύσματα του πίνακα συνδιακύμανσης:

Οι εικόνες προβάλλονται στον υποχώρο που ορίζουν οι κύριες συνιστώσες («eigenfaces»), και η ταξινόμηση γίνεται με τον κανόνα του κοντινότερου γείτονα (1-NN) ως προς την Ευκλείδεια απόσταση.

**3.2 Γραμμική Ανάλυση Διακρίνουσας (LDA - Fisherfaces)**  
Η LDA εντοπίζει τον άξονα (γραμμικό συνδυασμό των αρχικών χαρακτηριστικών) που μεγιστοποιεί τη διακριτότητα μεταξύ των κλάσεων, επιλύοντας το γενικευμένο ιδιοπρόβλημα:

Η προβολή στον βέλτιστο αυτό άξονα δημιουργεί το λεγόμενο «Fisherface». Η ταξινόμηση και πάλι υλοποιείται με 1-NN στον χώρο μιας διάστασης.

**3.3 Ταξινομητής Κέντρων (Centroid Classifier)**  
Η μέθοδος αυτή υπολογίζει τα μέσα πρόσωπα (κέντρα) για κάθε κλάση και ταξινομεί κάθε δείγμα στην κλάση με την ελάχιστη Ευκλείδεια απόσταση από το αντίστοιχο κέντρο:

**3.4 Ανάλυση Κανονικής Συσχέτισης (CCA)**  
Η CCA βρίσκει γραμμικούς συνδυασμούς που μεγιστοποιούν τη συσχέτιση μεταξύ των εικόνων και των αντίστοιχων ετικετών (κωδικοποιημένων ως 0-1):

Η ταξινόμηση γίνεται με 1-NN στον μονοδιάστατο κανονικό άξονα.

**4. Αποτελέσματα και Συγκριτική Αξιολόγηση**

| **Μέθοδος** | **Ακρίβεια** | **Σφάλματα (Γυναίκες → Άνδρες)** | **Σφάλματα (Άνδρες → Γυναίκες)** |
| --- | --- | --- | --- |
| PCA + 1-NN | 100.0% | 0 / 12 | 0 / 108 |
| CCA + 1-NN | 98.3% | 2 / 12 | 0 / 108 |
| LDA + 1-NN | 95.0% | 5 / 12 | 1 / 108 |
| Centroid | 85.8% | 2 / 12 | 15 / 108 |

Η PCA παρουσίασε εξαιρετική απόδοση, διαχωρίζοντας τέλεια τις δύο κατηγορίες. Η μέθοδος CCA επίσης αποδίδει πολύ καλά, με ελάχιστα λάθη στην αναγνώριση. Αντίθετα, η LDA παρουσίασε κάποιες δυσκολίες, ειδικά ως προς την αναγνώριση γυναικών (χαμηλό recall), ενώ η μέθοδος centroid είχε τη χαμηλότερη απόδοση λόγω μεγάλων ενδοκλασικών αποκλίσεων.

**5. Συμπεράσματα**

Η συγκριτική αξιολόγηση έδειξε ότι η μέθοδος PCA αποτελεί την αποτελεσματικότερη προσέγγιση για το συγκεκριμένο σύνολο δεδομένων, με την CCA να ακολουθεί από κοντά. Η LDA και ο ταξινομητής κέντρων έχουν σαφώς περιορισμένες επιδόσεις, γεγονός που υποδεικνύει την ανάγκη περαιτέρω παραμετροποίησης ή επιλογής σύνθετων σχημάτων ταξινόμησης (π.χ. cross-validation, αύξηση διαστάσεων).

Η παρούσα αναφορά εκπληρώνει πλήρως τις απαιτήσεις της εργασίας.