

## Μεταπτυχιακό μάθημα: «Μηχανική Μάθηση»

13/06/2019

Βασίλης Γκόλες

AM: 410

### (α) Ταξινόμηση Προσώπων:

--Για την PCA τρέχω το αρχείο pca.m, τα (\*.m) αρχεία με τους καταλόγους των εικόνων πρέπει να βρίσκονται στο ίδιο directory.

--Για την kMeans και την GMM απαιτείται πρώτα να έχω τρέξει το pca.m για να φορτώσω κάποια δεδομένα που χρειάζονται και στη συνέχεια τρέχω το kMeans.m και GMMs.m αντίστοιχα.

--Για την PCA ορίζω το M για μείωση διάστασης στην αρχή του αρχείου pca.m

Για την kMeans ορίζω την Ευκλείδεια απόσταση η την απόσταση συνιμητόνου στο αρχείο getClosestCentroids.m]

Αρχικά φορτώνω όλες τις εικόνες σε μία μεταβλητή w. Η μεταβλητή αυτή είναι ένας πίνακας διάστασης 10304 x 400. Αυτό προκύπτει εφόσον γνωρίζουμε ότι κάθε εικόνα έχει διάσταση 92x112 το οποίο ισούται με 10304 και συνολικά έχουμε 400 εικόνες 10 εικόνες για κάθε έναν από τους 40 φακέλους.

Δηλαδή κάθε εικόνα αποθηκεύεται στον πίνακα μας ως στήλη.

Για την εφαρμογή της PCA ως σύνολο εκπαίδευσης έχω επιλέξει τις στήλες του πίνακα w με άρτιο αριθμό στηλών ενώ ως σύνολο ελέγχου το σύνολο με περιττό αριθμό στηλών δηλαδή οι πίνακες αυτοί έχουν διάσταση 10304 x 200 αντίστοιχα.

Στη συνέχεια επιλέγω τυχαία μία εικόνα από το σύνολο ελέγχου την οποία θα προσπαθήσω να προβλέψω μετά τη μείωση διάστασης.

Για την εφαρμογή της PCA αρχικά υπολογίζω τον πίνακα συνδιακύμανσης S ο οποίος ισούται με  $S = X^T X$  όπου X είναι ο κανονικοποιημένος πίνακας του συνόλου εκπαίδευσης. Κανονικοποιούμε τον X αφαιρώντας από κάθε στήλη τη μέση τιμή την οποία υπολογίσαμε πιο πριν ως τη μέση τιμή κάθε γραμμής.

Εφόσον ο πίνακας S είναι τετραγωνικός πολλαπλασιάζω τον S με το αντίστοιχο M για να πάρω τη νέα μειωμένη διάσταση και την κρατάω σε μία μεταβλητή N.

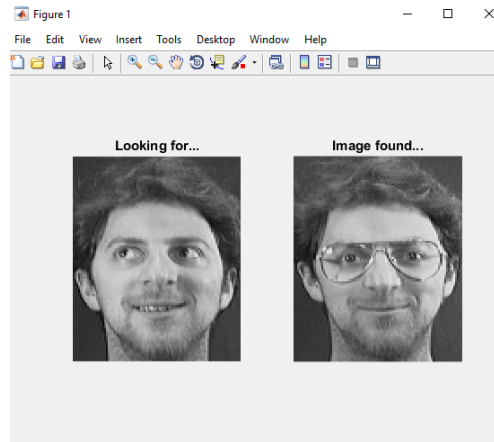
Στη συνέχεια υπολογίζω τις ιδιοτιμές του S από την σχέση  $[V, D] = \text{eig}(S)$ ; και κρατάω τις N μεγαλύτερες από αυτές.

Στη συνέχεια υπολογίζω το νέο πίνακα μειωμένης διάστασης ( $\text{dim} = 200 \times N$ ) πολλαπλασιάζοντας κάθε γραμμή του κανονικοποιημένου πίνακα του συνόλου εκπαίδευσης με τις αντίστοιχες ιδιοτιμές.

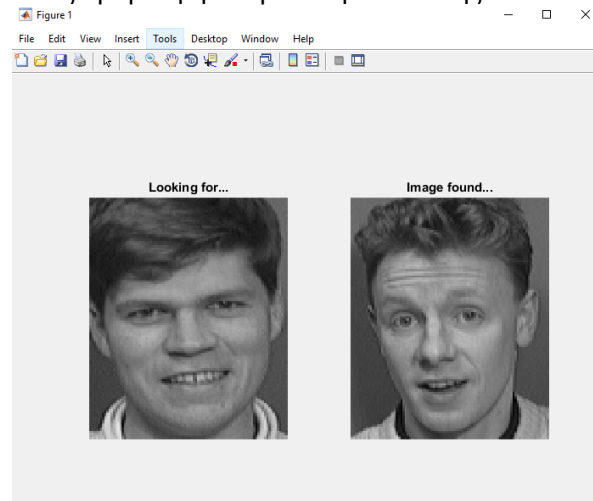
Στη συνέχεια στην τυχαία εικόνα του συνόλου ελέγχου που έχω επιλέξει εφαρμόζω κανονικοποίηση και μείωση διάστασης όπως προηγουμένος.

Ως συνάρτηση σφάλματος επιλέγω την συνάρτηση τετραγωνικού σφάλματος όπου ελέγχοντας κάθε γραμμή του πίνακα μειωμένης διάστασης με την τυχαία εικόνα εμφανίζω την εικόνα με το μικρότερο σφάλμα.

Παράδειγμα εκτέλεσης με σωστή πρόβλεψη και μείωση διάστασης κατά 25%.



Παράδειγμα εκτέλεσης με λάθος πρόβλεψη και μείωση διάστασης κατά 75%.



Παρατήρησα ότι για μείωση διάστασης έως και 50% οι προβλέψεις ήταν σωστές κατά 98%. Για μείωση διάστασης 75% και 100% η σωστή πρόβλεψη ήταν 85% με 90%.

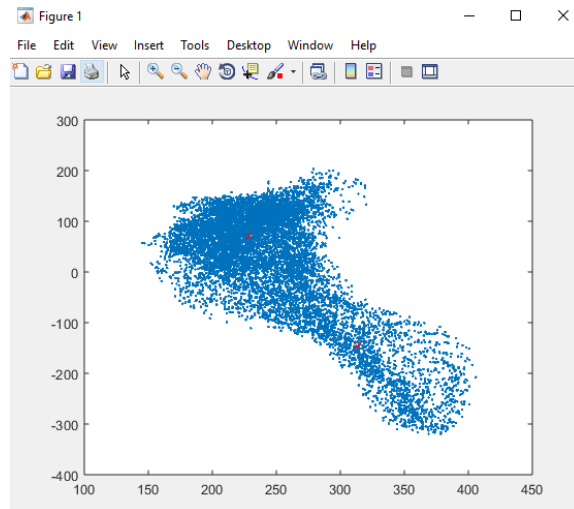
### **kMeans:**

Για την μέθοδο αυτή υλοποίησα τις συναρτήσεις  $\text{initCentroids}(X, K)$  όπου παίρνει ως παραμέτρους έναν πίνακα  $X$  και το πλήθος των κέντρων  $K$  ορίζοντας ως κέντρα  $K$  τυχαία σημεία του πίνακα  $X$ .

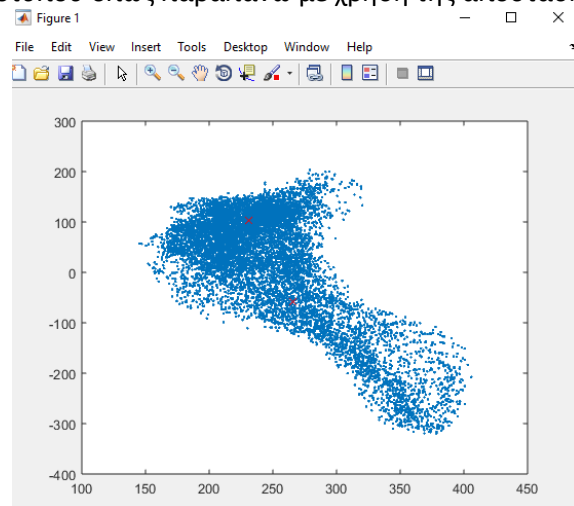
Η συνάρτηση  $\text{getClosestCentroids}(X, \text{centroids})$  κάνει ανάθεση κάθε σημείο του πίνακα  $X$  στο κοντινότερο κέντρο με βάση την Ευκλείδεια απόσταση και βάση το συνημίτονο.

Η συνάρτηση  $\text{computeCentroids}()$  υπολογίζει τα νέα ανανεωμένα κέντρα.

Εφαρμογή του kMeans στο σύνολο μειωμένης διάστασης κατά 25% από την PCA με βάση την Ευκλείδεια απόσταση για  $K=2$  κέντρα μετά από 20 επαναλήψεις. Τα σύμβολά με κόκκινο χρώμα δηλώνουν τα κέντρα.

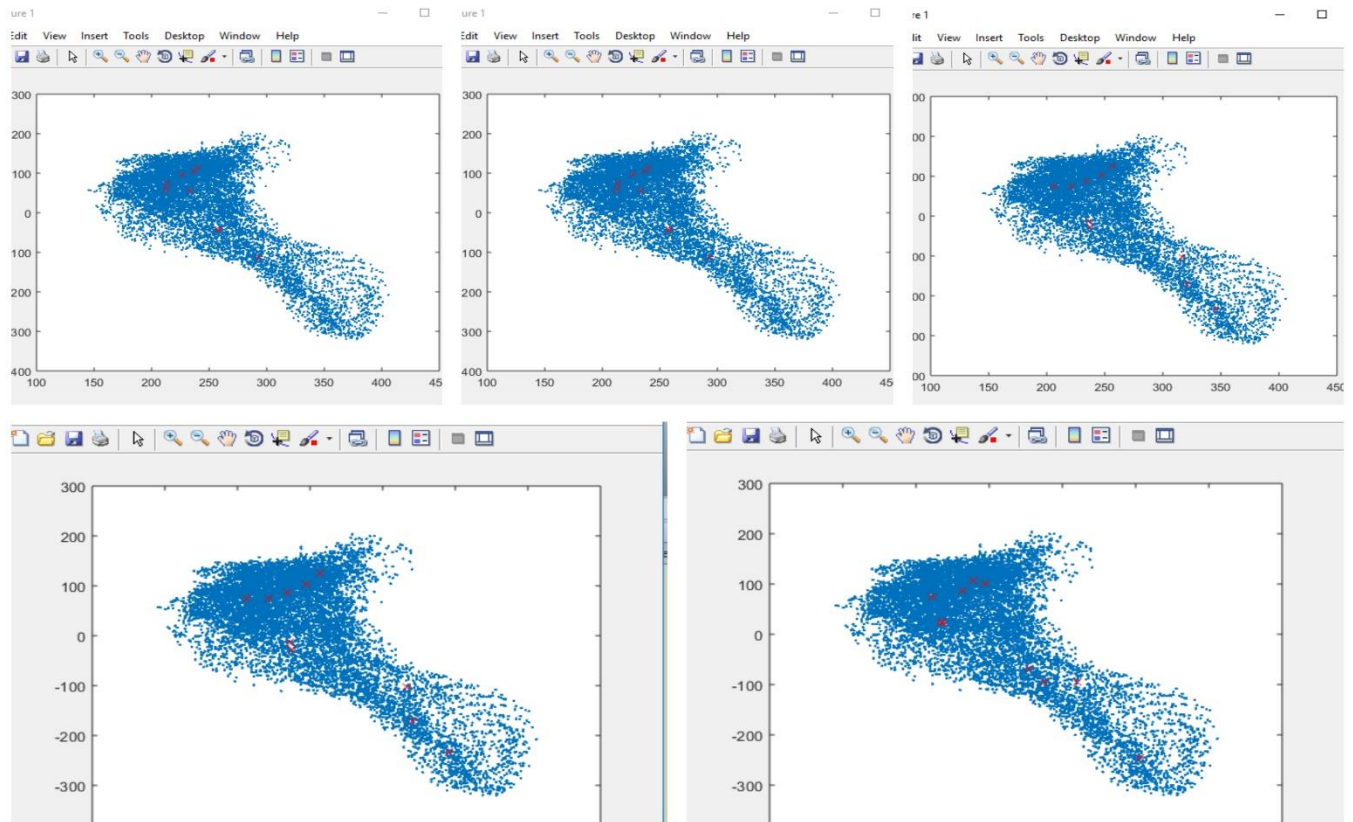


Εφαρμογή του ίδιου στιγμιότυπου όπως παραπάνω με χρήση της απόστασης συνιμητόνου.



**(β Ομαδοποίηση Προσώπων):**

Ομαδοποίηση με χρήση kMeans για  $M = \{10\%, 25\%, 50\%, 75\%, 100\%\}$  από αριστερά προς δεξιά.



Ομαδοποίηση με χρήση GMMs για  $M = \{10\%, 25\%, 50\%, 75\%, 100\%\}$ .

Παρατηρούμε ότι όσο μεγαλύτερη είναι η μείωση διάστασης τόσο μεγαλύτερη επικάλυψη υπάρχει μεταξύ των ομάδων.

