

ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Θέμα:

**ΣΥΓΚΡΙΤΙΚΗ ΜΕΛΕΤΗ ΤΕΧΝΙΚΩΝ ΜΟΝΟΤΑΞΙΚΗΣ
ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ ΣΕ ΔΕΔΟΜΕΝΑ ΕΙΚΟΝΩΝ**

ΚΥΡΙΑΚΟΠΟΥΛΟΥ ΠΕΛΑΓΙΑ ΜΠΣΠ/07015

Καθηγητής: ΓΕΩΡΓΙΟΣ ΤΣΙΧΡΙΝΤΖΗΣ

**ΑΘΗΝΑ
ΙΟΥΛΙΟΣ 2010**

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τον Καθηγητή κ. Τσιχριντζή Γεώργιο
και το βοηθό του Υποψήφιο Διδάκτορα κ. Σωτηρόπουλο
Διονύσιο για τη βοήθειά τους στην εκπόνηση αυτής της εργασίας.

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ	3
ΕΙΣΑΓΩΓΗ	5
ΤΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΤΗΣ ΜΟΝΟΤΑΞΙΚΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ	6
ΓΕΝΙΚΕΥΣΗ	9
ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΠΕΡΙΓΡΑΦΗΣ ΧΡΩΜΑΤΟΣ	12
Κυρίαρχο Χρώμα	12
Κλιμακούμενο Χρώμα	14
Δομή Χρώματος	15
Διάταξη Χρώματος	16
ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΠΕΡΙΓΡΑΦΗΣ ΥΦΗΣ	17
Ομοιογενής Υφή	17
Ιστόγραμμα Ακμών	19
ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ	19
Ορισμός του σφάλματος	21
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΕΣ ΜΟΝΟΤΑΞΙΚΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ	25
Ταξινομητής K- Κέντρων (KCenter Classifier)	25
Ταξινομητής K- Μέσων (K-Means Classifier)	26
Ταξινομητής Πλησιέστερου Γείτονα (Nearest Neighbor Classifier)	27
Ταξινομητής K - Πλησιέστερου Γείτονα (k-Nearest Neighbor Classifier)	29

Απλός Γκαουσιανός Ταξινομητής (Simple Gaussian Classifier)	30
Ταξινομητής Parzen Density Estimator (Parzen Density Estimator Classifier)	31
Ταξινομητής Ελάχιστου Δέντρου Ζεύξης (Minimum Spanning Tree Classifier)	32
Ταξινομητής Ανάλυσης Κύριων Συνιστωσών (Principal Component Analysis Classifier)	32
Ταξινομητής Αυτοοργανούμενου Χάρτη (Self-Organized Map Classifier)	33
Ταξινομητής Μηχανής Στοιχειωδών Διανυσμάτων Υποστήριξης (Incremental Support Vector Machine Classifier)	34
ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ	35
Αρχεία Χαρακτηριστικών	35
Βιβλιοθήκες MATLAB	38
Περιγραφή Κώδικα	39
Διάσπαση σε σύνολο εκπαίδευσης και σύνολο ελέγχου	40
ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ	46
Ταξινομητής K-Κέντρων	46
Ταξινομητής K-Μέσων	64
Ταξινομητής Πλησιέστερου Γείτονα	81
Ταξινομητής k-Πλησιέστρου Γείτονα	98
Απλός Γκαουσιανός Ταξινομητής	116
Ταξινομητής Parzen Density Estimator	132
Ταξινομητής Ελάχιστου Δέντρου Ζεύξης (Minimum Spanning Tree)	143
Ταξινομητής Ανάλυσης Κυρίων Συνιστωσών (Principal Component Analysis) ..	160
Αυτοοργανούμενος Χάρτης (Self-Organized Map SOM)	177
Ταξινομητής Στοιχειώδους Μηχανής Διανυσμάτων Υποστήριξης (Incremental Support Vector Machine)	194
ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ	211
ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ	212

ΕΙΣΑΓΩΓΗ

Η κατηγοριοποίηση αποτελεί βασικό στοιχείο του ανθρώπινου πολιτισμού. Οι βιολόγοι διαχωρίζουν και ταξινομούν τους οργανισμούς σε γένη και είδη ανάλογα με τον βιολογικό τους τύπο. Στη στατιστική η κατηγοριοποίηση είναι μια διαδικασία μηχανικής μάθησης, κατά την οποία, ανεξάρτητα στοιχεία ταξινομούνται σε ομάδες ανάλογα με την ποσοτική πληροφορία ενός ή περισσότερων χαρακτηριστικών, με βάση ένα σύνολο εκπαίδευσης το οποίο αποτελείται από ήδη ταξινομημένα στοιχεία.

Το βασικό πρόβλημα της κατηγοριοποίησης περιλαμβάνει την ταξινόμηση ενός στοιχείου σε μια κλάση από ένα σύνολο κλάσεων οι οποίες είναι από πριν καθορισμένες. Η διαδικασία της κατηγοριοποίησης χρησιμοποιεί ένα ταξινομητή ο οποίος βασίζεται σε ένα σύνολο αντικειμένων - παραδειγμάτων.

Ο ταξινομητής είναι μια συνάρτηση η οποία δεν προσδιορίζεται από κανόνες αλλά από ένα σύνολο παραδειγμάτων εκπαίδευσης. Σκοπός μας είναι λοιπόν η δημιουργία κανόνων μάθησης οι οποίοι «μαθαίνουν» από τα παραδείγματα και είναι κατόπιν σε θέση να αποδώσουν τη σωστή «ετικέτα» σε μελλοντικά αντικείμενα.

Αν υποθέσουμε ότι τα στοιχεία περιγράφονται από διανύσματα τα οποία περιέχουν ένα σύνολο k πραγματικών μετρήσεων, τότε ένα στοιχείο περιγράφεται από ένα διάνυσμα χαρακτηριστικών $x_{ij} = (x_{i1}, \dots, x_{ik}), x_{ij} \in \mathbb{R}$ (ή $x_i \in X = \mathbb{R}^k$) για το οποίο γνωρίζουμε κάθε συστατικό. Επίσης όλα τα στοιχεία χαρακτηρίζονται από το ίδιο σύνολο μετρήσεων και θεωρούμε ότι δεν κατανέμονται τυχαία στον χώρο αλλά ακολουθούν μια κατανομή νέφους. Πρακτικά αυτό σημαίνει ότι στη «γειτονιά» ενός αντικειμένου βρίσκονται παρόμοια αντικείμενα. Αυτή η αρχή της συνέχειας πρέπει να ισχύει απαραίτητα και οι μετρήσεις να περιέχουν αρκετή πληροφορία για όσο το δυνατόν καλύτερη διάκριση ανάμεσα στα αντικείμενα και στις κλάσεις αυτών.

ΤΟ ΠΡΟΒΛΗΜΑ ΤΗΣ ΜΟΝΟΤΑΞΙΚΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ

Όσον αφορά τη μονοταξική ταξινόμηση, το πρόβλημα μετατίθεται στην κατηγοριοποίηση ενός αντικειμένου είτε στην κλάση που μας ενδιαφέρει (κλάση στόχος), είτε εκτός αυτής. Η μόνη πληροφορία που είναι διαθέσιμη είναι αυτή για την κλάση - στόχο. Αυτό σημαίνει ότι δεν έχουμε καθόλου πληροφορία για την άλλη ομάδα.

Τα όρια ανάμεσα στις δύο κλάσεις μπορούν να εκτιμηθούν μόνο από την πληροφορία που διαθέτουμε για την κλάση που μας ενδιαφέρει, ενώ στόχος μας είναι ο προσδιορισμός των ορίων αυτής της κλάσης έτσι ώστε να γίνουν αποδεκτά όσο γίνεται περισσότερα σωστά αντικείμενα, ελαχιστοποιώντας παράλληλα την πιθανότητα αποδοχής εσφαλμένων αντικειμένων.

Σε ένα τέτοιο πρόβλημα, οι δύο κλάσεις ω_1 και ω_2 λαμβάνουν τις ετικέτες -1 και $+1$ αντίστοιχα. Το σύνολο εκπαίδευσης είναι ένα σύνολο αντικειμένων, όπου σε κάθε ένα αντικείμενο x_i αντιστοιχίζεται μια ετικέτα y_i με $y_i \in \{-1, +1\}$.

$$X^{tr} = \{(x_i, y_i) \mid i = 1, \dots, N\}$$

Με βάση το σύνολο εκπαίδευσης, εξάγεται μια συνάρτηση ταξινόμησης $f(x)$, με τέτοιο τρόπο ώστε δεδομένου ενός διανύσματος x να εξάγεται γι' αυτό μια ετικέτα y με $y = f(x)$:

$$f: \mathbb{R}^d \rightarrow \{-1, +1\}$$

Ο ταξινομητής που θα χρησιμοποιήσουμε για αυτή τη διαδικασία είναι ταξινομητής μιας κλάσης. Τέτοιοι ταξινομητές μπορεί να είναι γραμμικοί, μείξη από Γκαουσιανούς (mixture of Gaussians), νευρωνικά δίκτυα και μηχανές ανυσμάτων υποστήριξης (support vector machines).

Προκειμένου να υπολογίσουμε τις πιο σωστές παραμέτρους w^* της συνάρτησης f , δεδομένου ενός συνόλου εκπαίδευσης X^{tr} πρέπει να υπολογιστεί μια συνάρτηση λάθους:

$$E(f, w, X^{tr}) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^N E(f(x_i; w), y_i)$$

όπου $f(x_i; w)$ είναι η έξοδος ενός μονοταξικού ταξινομητή, δεδομένης της εισόδου x_i και των παραμέτρων (βαρών) w .

Η συνάρτηση λάθους μπορεί να οριστεί ποικιλοτρόπως ανάλογα με τον τύπο του $f(x_i; w)$. Για παράδειγμα μια συνάρτηση λάθους που χρησιμοποιείται για διακριτά $f(x_i; w)$ είναι η ακόλουθη:

$$E_{0-1}(f(x_i; w), y_i) = \begin{cases} 0, & \text{αν } f(x_i; w) = y_i \\ 1, & \text{διαφορετικά} \end{cases}$$

Η πιο κοινή συνάρτηση λάθους για συναρτήσεις $f(x_i; w) \in [-1, +1]$ με πραγματικές τιμές είναι η συνάρτηση μέσου τετραγωνικού σφάλματος (mean squared error):

$$E_{MSE}(f(x_i; w), y_i) = (f(x_i; w) - y_i)^2$$

με συνάρτηση εντροπίας:

$$E_{ce}(f(x_i; w), y_i) = f(x_i; w)^{y_i} (1 - f(x_i; w))^{1-y_i}$$

Ελαχιστοποιώντας το λάθος E του συνόλου εκπαίδευσης, προσπαθούμε να βρούμε το βέλτιστο σύνολο από βάρη w ώστε να πραγματοποιήσουμε όσο το δυνατόν καλύτερη ταξινόμηση. Εδώ υπεισέρχεται ένα νέο πρόβλημα, καθώς το σύνολο εκπαίδευσης μπορεί να αποτελείται από στοιχεία τα οποία δεν είναι αντιπροσωπευτικά.

Έτσι αν διαθέτουμε μικρό δείγμα, ο θόρυβος στις μετρήσεις μπορεί να είναι τόσο υψηλός ώστε να μην μπορούμε να εξαγάγουμε αξιόπιστους κανόνες κατηγοριοποίησης και όσο πιο μικρό είναι το πλήθος του συνόλου εκπαίδευσης τόσο μεγαλύτερο γίνεται αυτό το πρόβλημα. Το πρόβλημα γίνεται ακόμα πιο δύσκολο στην περίπτωση που είναι γνωστά ή διαθέσιμα μόνο οριακά στοιχεία της κατανομής ή όταν πρέπει να μαντέψουμε ποια είναι τα αντιπροσωπευτικά δεδομένα χωρίς να έχουμε πλήρη γνώση του προβλήματος.

Γενικά όσο μεγαλύτερο είναι το δείγμα που διαθέτουμε, τόσο καλύτερα μπορούμε να προσδιορίσουμε τα χαρακτηριστικά των δεδομένων. Αλλά ακόμα και σε αυτή την περίπτωση, ο αριθμός των συναρτήσεων που ταιριάζουν στα δεδομένα είναι πολύ μεγάλος. Επομένως αυτό που έχει μεγαλύτερη σημασία για εμάς δεν είναι τόσο η επιτυχής ταξινόμηση των στοιχείων του συνόλου εκπαίδευσης, όσο η σωστή ταξινόμηση καινούργιων στοιχείων. Η ιδιότητα αυτή ονομάζεται σωστή γενίκευση και ο βασικός στόχος της αναγνώρισης προτύπων είναι η εύρεση ταξινομητών που κάνουν σωστή γενίκευση.

Προκειμένου να διαπιστώσουμε πόσο καλά γίνεται η γενίκευση ενός ταξινομητή, πρέπει να γίνει έλεγχος με ένα σύνολο δεδομένων διαφορετικό

από αυτό που χρησιμοποιήθηκε για την εκπαίδευσή του. Με αυτό τον τρόπο αποφεύγουμε την υπερβολικά αισιόδοξη εκτίμηση της απόδοσης του ταξινομητή. Το σύνολο που χρησιμοποιείται για τον υπολογισμό λάθους του ταξινομητή ονομάζεται (ανεξάρτητο) σύνολο ελέγχου.

Συνήθως από το σύνολο των δεδομένων που διαθέτουμε, λαμβάνουμε τόσο τα δεδομένα εκπαίδευσης όσο και τα δεδομένα ελέγχου. Γι' αυτό το λόγο χρησιμοποιούνται διάφορες μέθοδοι κατά τη διαλογή των συνόλων εκπαίδευσης και ελέγχου, προκειμένου να μειωθεί ο κίνδυνος να μην συμπεριληφθεί σημαντική πληροφορία.

Οι κατάλληλες παράμετροι w^* της συνάρτησης f είναι αυτές για τις οποίες λαμβάνουμε το μικρότερο λάθος για όλα τα πιθανά δείγματα:

$$w^* = \underset{w}{\operatorname{argmin}} E_{\text{true}}(f, w, X)$$

όπου το πραγματικό λάθος ορίζεται ως:

$$E_{\text{true}}(f, w, X) = \int E(f(x; w)y)p(x, y)dx dy$$

ΓΕΝΙΚΕΥΣΗ

Ο ταξινομητής με το μικρότερο λάθος E_{true} ονομάζεται κανόνας απόφασης του Bayes. Ο κανόνας αυτός αποδίδει ένα στοιχείο x στην κλάση με την μεγαλύτερη εκ των υστέρων πιθανότητα $p(\omega_k | x)$. Όταν $p(\omega_k | x)$ είναι η εκ των υστέρων πιθανότητα της κλάσης ω_1 με δεδομένο x , ο κανόνας του Bayes αποδίδει τις ακόλουθες ετικέτες:

$$f_{\text{Bayes}}(x) = \begin{cases} +1 & \text{αν } p(\omega_1 | x) \geq p(\omega_2 | x) \\ -1 & \text{αν } p(\omega_1 | x) < p(\omega_2 | x) \end{cases}$$

Ο κανόνας του Bayes, πραγματοποιεί την καλύτερη κατηγοριοποίηση από όλους τους πιθανούς ταξινομητές. Όμως το πρόβλημα με τον συγκεκριμένο κανόνα είναι ότι απαιτεί τις *πραγματικές* εκ των υστέρων πιθανότητες όλων των κλάσεων για κάθε στοιχείο x . Στην πράξη μόνο παραδείγματα της κατανομής είναι διαθέσιμα και όχι η πραγματική κατανομή. Έτσι εκτός από την περίπτωση των τεχνητά παραγόμενων δεδομένων, όπου είναι γνωστές οι κατανομές των κλάσεων, ο κανόνας του Bayes δεν μπορεί να υπολογιστεί στην πράξη.

Για τον υπολογισμό του πραγματικού λάθους E_{true} μιας συνάρτησης $f(x;w)$, ορισμένης από το χρήστη, αντιμετωπίζουμε το ίδιο πρόβλημα με τη χρήση του κανόνα του Bayes. Στην πραγματικότητα το πραγματικό λάθος E_{true} προσεγγίζεται από το εμπειρικό λάθος του συνόλου εκπαίδευσης:

$$E_{emp}(f, w, X^{tr}) = \frac{1}{N} \sum_i E(f(x_i;w), y_i)$$

Η παραπάνω προσέγγιση γίνεται ακριβής όταν τα δεδομένα εκπαίδευσης κατανέμονται κανονικά και το μέγεθος του δείγματος είναι αρκετά μεγάλο. Το φαινόμενο της υπερεκπαίδευσης του δείγματος παρατηρείται όταν η συνάρτηση $f(x;w)$ ελαχιστοποιεί το εμπειρικό λάθος για ένα σύνολο εκπαίδευσης αλλά δίνει μεγάλο πραγματικό λάθος E_{true} για το σύνολο ελέγχου.

Όμως μια αρκετά ευέλικτη συνάρτηση $f(x;w)$ μπορεί να ταιριάζει απόλυτα στο σύνολο εκπαίδευσης, δίνοντας μηδενικό εμπειρικό λάθος. Στη συνέχεια η συνάρτηση αυτή προσαρμόζεται στην παρεχόμενη πληροφορία, μαζί με το θόρυβο.

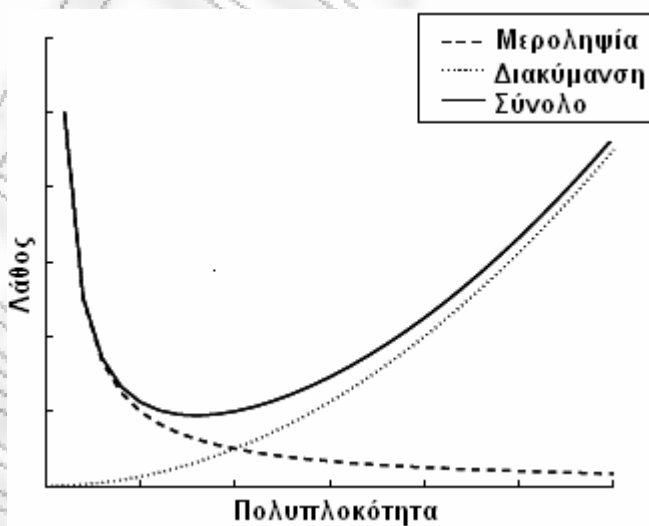
Το πρόβλημα της υπερεκπαίδευσης επιτείνεται όταν έχουμε επιλέξει μεγάλο αριθμό χαρακτηριστικών για κάθε στοιχείο. Επειδή η συνάρτηση $f(x;w)$ πρέπει να οριστεί για όλα τα δυνατά x αυξάνεται υπερβολικά ο όγκος των δεδομένων που πρέπει να περιγραφούν. Έτσι αν μειώσουμε το πλήθος

των χαρακτηριστικών ανά στοιχείο, μειώνεται και ο βαθμός ελευθερίας της συνάρτησης $f(x;w)$, οπότε αυξάνεται η γενίκευση.

Μια λύση στο παραπάνω πρόβλημα είναι η επιλογή ορισμένων μόνο από τα χαρακτηριστικά, αυτών δηλαδή που είναι πιο κατάλληλα. Επίσης μια άλλη λύση είναι η εξαγωγή ενός μικρού πλήθους νέων χαρακτηριστικών από τα είδη υπάρχοντα (εξαγωγή χαρακτηριστικών). Όμως όταν χρησιμοποιούμε μια περίπλοκη συνάρτηση $f(x;w)$ τότε ακόμη και αυτές οι μέθοδοι δεν είναι ικανές να εγγυηθούν μια καλή γενίκευση.

Το αντίθετο πρόβλημα της υποεκπαίδευσης υφίσταται επίσης. Σε αυτή την περίπτωση, η συνάρτηση $f(x;w)$ δεν είναι αρκετά ευέλικτη, ώστε να «ακολουθήσει» όλα τα χαρακτηριστικά των δεδομένων. Σε αυτή την περίπτωση, το μοντέλο που προκύπτει είναι αρκετά μεροληπτικό.

Στην πράξη όμως, επειδή έχουμε στη διάθεσή μας περιορισμένο αριθμό δεδομένων και χρησιμοποιούνται αρκετά ευέλικτες συναρτήσεις, το πρόβλημα της υποεκπαίδευσης του δείγματος μας απασχολεί λιγότερο από αυτό της υπερεκπαίδευσης του δείγματος.



Επομένως η καλύτερη συνάρτηση δεδομένου ενός συγκεκριμένου δείγματος πρέπει να επιδεικνύει μικρή μεροληψία και μικρή διακύμανση. Η συνάρτηση πρέπει να είναι αρκετά ευέλικτη από τη μία αλλά και αρκετά απλή από την άλλη ώστε να αποφεύγουμε την υπερεκπαίδευση.

ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΠΕΡΙΓΡΑΦΗΣ ΧΡΩΜΑΤΟΣ

Στα πλαίσια αυτής της εργασίας χρησιμοποιήσαμε διάφορες τεχνικές μονοταξικής ταξινόμησης προκειμένου να εξετάσουμε το βαθμό επιτυχίας αυτών σε ένα σύνολο δεδομένων εικόνων.

Είχαμε στη διάθεσή μας ένα σύνολο 1.000 εικόνων κάθε μία από τις οποίες περιγράφεται από ένα σύνολο χαρακτηριστικών στα οποία αποδίδονται ορισμένες τιμές. Τα χαρακτηριστικά αυτά αφορούν τα χρώματα και την υφή κάθε εικόνας και περιγράφονται αναλυτικά ακολούθως.

Κυρίαρχο Χρώμα

Το πρώτο από τα χαρακτηριστικά τα οποία θα μας απασχολήσουν είναι το **Κυρίαρχο Χρώμα** (Dominant Color), με τη βοήθεια του οποίου προσδιορίζεται ένα μικρό πλήθος χρωμάτων που επικρατούν σε κάθε εικόνα καθώς και ορισμένες στατιστικές ιδιότητες αυτών, όπως η κατανομή και η διακύμανση. Οι τιμές των χαρακτηριστικών αυτών υπολογίζονται από την κάθε εικόνα και γι' αυτό επιτρέπουν την ακριβή αναπαράσταση του χρώματος. Το συγκεκριμένο χαρακτηριστικό ορίζεται ως εξής:

$$F = \{(c_i, p_i, v_i), s\}, \quad (i = 1, 2, \dots, N)$$

όπου N είναι το πλήθος των επικρατούντων χρωμάτων. Η τιμή κάθε επικρατούντος χρώματος c_i είναι ένα διάνυσμα τιμών του αντίστοιχου χρώματος (ένα διάνυσμα τριών διαστάσεων στο χώρο RGB). Το ποσοστό p_i (ύστερα από κανονικοποίηση του για να λαμβάνει τιμές από 0 ως 1) αντιστοιχεί στο λόγο των εικονοστοιχείων (pixels) της εικόνας του χρώματος c_i , με $\sum_i p_i = 1$.

Η μεταβλητή v_i περιγράφει την διακύμανση των τιμών του χρώματος των εικονοστοιχείων που βρίσκονται γύρω από το αντίστοιχο χρώμα, ενώ το s είναι ένας αριθμός που περιγράφει τη χωρική ομοιογένεια των επικρατούντων χρωμάτων της εικόνας.

Ο αριθμός N των επικρατούντων χρωμάτων μπορεί να ποικίλει στις διάφορες εικόνες, αλλά έχει υπολογιστεί ότι 8 το πολύ επικρατέστερα χρώματα επαρκούν για την αναπαράσταση μιας εικόνας ή μιας συγκεκριμένης περιοχής αυτής.

Η διαδικασία εξαγωγής ενός επικρατούντος χρώματος χρησιμοποιεί τον αλγόριθμο γενίκευσης Lloyd για να ομαδοποιήσει τις τιμές των εικονοστοιχείων του χρώματος. Η παραμόρφωση D_i της i -οστής ομάδας - συστάδας δίνεται από τον τύπο:

$$D_i = \sum_n h(n) \|x(n) - c_i\|^2, \quad x(n) \in C_i$$

Όπου c_i είναι το κέντρο της συστάδας C_i , $x(n)$ είναι το διάνυσμα χρώματος του εικονοστοιχείου n και $h(n)$ τα βάρη για το ίδιο εικονοστοιχείο. Τα βάρη αυτά υπολογίζονται με βάση τα στατιστικά στοιχεία που διαθέτουμε για το εικονοστοιχείο και την περιοχή γύρω από αυτό. Ο υπολογισμός αυτός γίνεται δεδομένου ότι η αντίληψη της ανθρώπινης όρασης είναι πιο ευαίσθητη σε

περιοχές με ομαλή παρά με έντονη υφή. Με βάση αυτή την παρατήρηση, το παραπάνω μέτρο διαμορφώνεται ως εξής:

$$c_i = \frac{\sum h(n)x(n)}{\sum h(n)}, \quad x(n) \in c_i$$

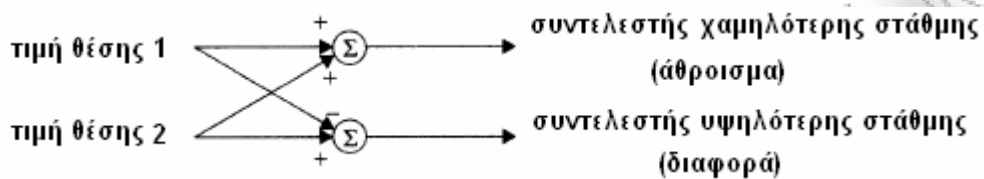
Η διαδικασία αρχικοποιείται θεωρώντας ένα κυρίαρχο χρώμα που αποτελεί το κέντρο της συστάδας (κλάσης). Ο αλγόριθμος συνεχίζει υπολογίζοντας μια σειρά από νέα κέντρα και κλάσεις μέχρι να επιτευχθεί το κριτήριο τερματισμού. Κατόπιν διασπάμε τις συστάδες με τη μεγαλύτερη παραμόρφωση, προσθέτοντας διανύσματα στα κέντρα αυτών.

Η διαδικασία επαναλαμβάνεται μέχρι η μεγαλύτερη διαστρέβλωση να πέσει κάτω από ένα προκαθορισμένο κατώφλι ή μέχρι να επιτευχθεί ο μέγιστος αριθμός κλάσεων (συστάδων). Τέλος υπολογίζεται το ποσοστό των εικονοστοιχείων που ανήκουν σε καθένα από τα κβάντα χρώματος ανάλογα με τις προδιαγραφές του χώρου των χρωμάτων.

Κλιμακούμενο Χρώμα

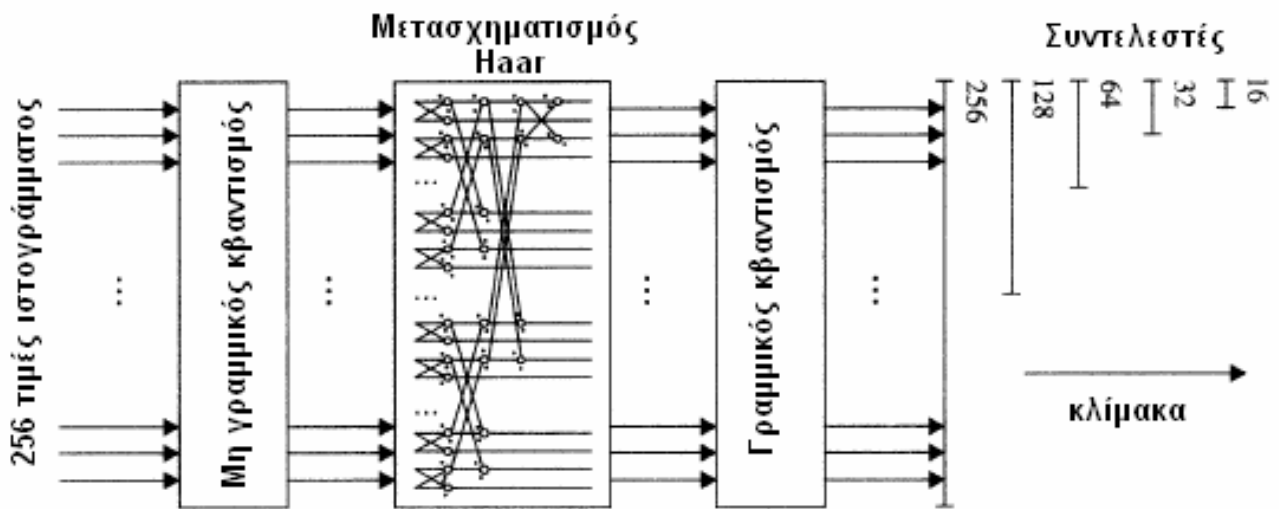
Ένα άλλο χαρακτηριστικό που εξετάζουμε είναι το **Κλιμακούμενο Χρώμα** (Scalable Color). Το χαρακτηριστικό αυτό προσδιορίζεται από το ιστόγραμμα χρώματος το οποίο ορίζεται στο χώρο Hue-Saturation. Οι τιμές που εξάγονται από το ιστόγραμμα κανονικοποιούνται και χαρτογραφούνται μια αναπαράσταση των 4 bits ακεραίων, ενώ στη συνέχεια εφαρμόζεται ένας μετασχηματισμός Haar σε αυτές τις τιμές.

Ο μετασχηματισμός αυτός περιλαμβάνει μια διαδικασία πρόσθεσης και μια αφαίρεσης, οι οποίες σχετίζονται με δύο φίλτρα, ένα υψηλής και ένα χαμηλής στάθμης. Οι συντελεστές υψηλής στάθμης αντιστοιχούν στην πληροφορία των επιπέδων με καλύτερη ανάλυση. Η αναπαράσταση που εξάγεται είναι κλιμακωτή, καθώς ποικίλει ο αριθμός των συντελεστών που χρησιμοποιούνται.



Εικόνα 4: Η βασική μονάδα του μετασχηματισμού Haar.

Η διαλειτουργικότητα ανάμεσα στα διαφορετικά επίπεδα ανάλυσης της εικόνας, περιορίζεται από την ιδιότητα κλιμάκωσης του μετασχηματισμού Haar. Γι' αυτό το λόγο οι συνδυασμοί που βασίζονται στην πληροφορία που προκύπτει από υποσύνολα των συντελεστών, εγγυώνται την προσέγγιση στην ομοιότητα της πλήρους ανάλυσης.



Εικόνα 5: Η διαδικασία εξαγωγής της κλίμακας χρώματος

Δομή Χρώματος

Ένα τρίτο χαρακτηριστικό των εικόνων είναι η **Δομή Χρώματος** (Color Structure) που βασίζεται στα ιστογράμματα χρώματος και το οποίο προσπαθεί να ταυτοποιήσει εντοπισμένες κατανομές χρώματος. Το χαρακτηριστικό αυτό περιγράφει μια εικόνα χρησιμοποιώντας τόσο την

κατανομή χρώματος της εικόνας (παρόμοια με ένα ιστόγραμμα χρωμάτων), όσο και την χωρική κατά τόπους δομή του.

Η επιπρόσθετη πληροφορία της δομής του χρώματος κάνει το χαρακτηριστικό αυτό ευαίσθητο σε συγκεκριμένα σημεία της εικόνας για τα οποία το ιστόγραμμα χρώματος δεν μας δίνει πληροφορία.

Η εξαγωγή του χαρακτηριστικού πραγματοποιείται σε τρία βήματα:

- ✓ Αρχικά χρησιμοποιείται ένα ιστόγραμμα δομής χρώματος 256 θέσεων, για μια εικόνα που αναπαρίσταται στο χώρο HMMD. Αν η εικόνα αναπαρίσταται σε άλλο χρωματικό χώρο, τότε πριν την εξαγωγή του χαρακτηριστικού πρέπει να γίνει μετατροπή στο χώρο HMMD.
- ✓ Αν επιθυμούμε το $N < 256$, τότε ομαδοποιούμε ορισμένες θέσεις (bins) του ιστογράμματος για να προκύψει ένα ιστόγραμμα N θέσεων.
- ✓ Οι τιμές κάθε μιας από τις N θέσεις του ιστογράμματος, κβαντίζονται μη γραμμικά σε αντιστοιχία με τα στατιστικά που διαθέτουμε για κάθε χρώμα.

Διάταξη Χρώματος

Ένα άλλο χαρακτηριστικό είναι η **Διάταξη Χρώματος** (Color Layout), που προσδιορίζει τη χωροταξική διάταξη των αντιπροσωπευτικών χρωμάτων της εικόνας. Η αναπαράσταση χρησιμοποιεί συντελεστές του μετασχηματισμού διακριτού συνημίτονου.

Το χαρακτηριστικό αυτό μπορεί να χρησιμοποιηθεί για μια πληθώρα διαδικασιών ανάκτησης με βάση την ομοιότητα, στο φιλτράρισμα

περιεχομένου και στην οπτικοποίηση. Είναι ιδιαίτερα χρήσιμο για εφαρμογές ανάκτησης που βασίζονται στη δομή του χρώματος, όπως για παράδειγμα η ταυτοποίηση τμημάτων βίντεο.

Το χαρακτηριστικό αυτό προσδιορίζεται εφαρμόζοντας τον μετασχηματισμό DCT σε ένα διάνυσμα δύο διαστάσεων, που αναπαριστά χρώματα στο χώρο Y ή Cb ή Cr. Η διαδικασία εξαγωγής του χαρακτηριστικού περιλαμβάνει τέσσερα στάδια διαμερισμού της εικόνας, τον εντοπισμό του πιο αντιπροσωπευτικού χρώματος, την εφαρμογή του μετασχηματισμού DCT και τέλος τον μη γραμμικό κβαντισμό των συντελεστών που έχουν σαρωθεί.

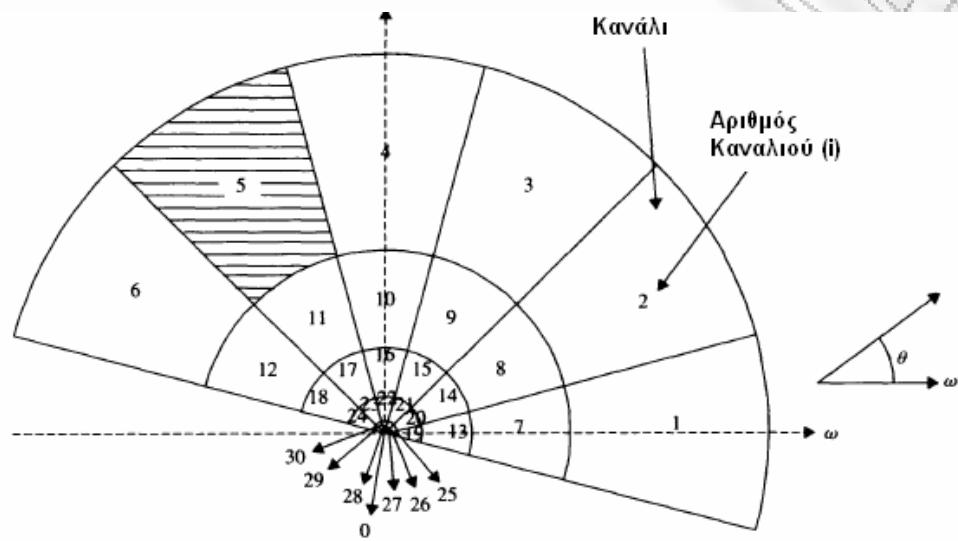
Σε πρώτο στάδιο η εικόνα χωρίζεται σε 64 τμήματα ώστε να επιτευχθεί ομοιομορφία. Κατόπιν επιλέγεται το επικρατέστερο χρώμα κάθε τμήματος γεγονός που οδηγεί σε μια μικρή εικόνα 8 x 8, στην οποία εφαρμόζεται ένας 8 x 8 μετασχηματισμός DCT, για κάθε ένα από τα τρία χρώματα. Με αυτό τον τρόπο προκύπτουν 64 συντελεστές DCT. Οι συντελεστές αυτοί σαρώνονται ζιγκ-ζακ και κβαντίζονται μη γραμμικά. Έτσι προκύπτει η κλιμακωτή αναπαράσταση του χαρακτηριστικού ελέγχοντας τον αριθμό των συντελεστών. Συνήθως χρησιμοποιούνται 12 συντελεστές από τους οποίους 6 αντιστοιχούν στην φωτεινότητα και 3 σε κάθε χρώμα.

ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΠΕΡΙΓΡΑΦΗΣ ΥΦΗΣ

Ομοιογενής Υφή

Το χαρακτηριστικό ομοιογενούς υφής (Homogenous Texture), χαρακτηρίζει μια περιοχή χρησιμοποιώντας τη μέση ενέργεια και τη διακύμανση της ενέργειας ενός συνόλου καναλιών συχνότητας. Ο δυοδιάστατος πίνακας της συχνότητας διασπάται σε 30 κανάλια. Η μέση

ενέργεια και η διακόμευση της ενέργειας υπολογίζονται για κάθε ένα από αυτά τα κανάλια.



Το χαρακτηριστικό περιγράφεται ως εξής:

$$\text{HTD} = [f_{DC}, f_{CD}, e_1, e_2, \dots, e_{30}, d_1, d_2, \dots, d_{30}]$$

όπου f_{DC} και f_{CD} αντιστοιχούν στη μέση τιμή και την τυπική απόκλιση της εικόνας και e_i και d_i είναι η μη γραμμικά κλιμακούμενη και κβαντισμένη μέση ενέργεια και διακόμευση της ενέργειας του αντίστοιχου i -οστού καναλιού.

Τα πρώτα δύο συστατικά υπολογίζονται απευθείας. Τα υπόλοιπα υπολογίζονται στην περιοχή των συχνοτήτων. Κάθε κανάλι μοντελοποιείται χρησιμοποιώντας τις συναρτήσεις Gabor. Θεωρώντας ότι κάθε κανάλι προσδιορίζεται από ένα ζεύγος (s, r) , όπου s είναι ακτίνα και r είναι η γωνία, το κανάλι μοντελοποιείται στο χώρο των συχνοτήτων ως εξής:

$$G_{s,r}(\omega, \theta) = \exp\left[\frac{-(\omega - \omega_s)^2}{2\sigma_s^2}\right] \exp\left[\frac{-(\theta - \theta_r)^2}{2\tau_r^2}\right]$$

όπου σ_s και τ_r αντιστοιχούν στην τυπική απόκλιση της Γκαουσιανής κατανομής (Gaussian) ως προς την ακτίνα και τη γωνία αντίστοιχα.

Ιστογράμμα Ακμών

Ένα άλλο χαρακτηριστικό που αφορά την υφή μιας εικόνας είναι αυτό που περιγράφει την κατανομή των ακμών της εικόνας στο χώρο. Χωρίζοντας την εικόνα σε 4×4 υποεικόνες, η κατανομή των ακμών για κάθε υποεικόνα, μπορεί να αναπαρασταθεί με ένα ιστογράμμα. Το μέγεθος κάθε υποεικόνας εξαρτάται από την ανάλυση της εικόνας.

Για τη δημιουργία του ιστογράμματος, οι ακμές κάθε υποεικόνας κατηγοριοποιούνται σε 5 κατηγορίες: κάθετες, οριζόντιες, διαγώνιες 45° , διαγώνιες 135° και μη γραμμικές ακμές. Εφόσον έχουμε 16 υποεικόνες, δημιουργούνται $5 \times 16 = 80$ ιστογράμματα.

ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ

Το πρόβλημα της μονοταξικής ταξινόμησης, είναι ένα ειδικού τύπου πρόβλημα ταξινόμησης. Στη μονοταξική ταξινόμηση έχουμε πάντα να αντιμετωπίσουμε το πρόβλημα της κατηγοριοποίησης σε δύο κλάσεις, από τις οποίες η μία ονομάζεται κλάση στόχος (target class) και η άλλη ακραία κλάση (outlier class). Το σύνολο εκπαίδευσης προέρχεται από την κλάση στόχο, ενώ για την ακραία κλάση δεν έχουμε πληροφορία.

Έχουν προταθεί πολλές μέθοδοι για την επίλυση του προβλήματος της μονοταξικής ταξινόμησης, παρόλα αυτά τρεις είναι οι βασικότερες προσεγγίσεις αυτού του θέματος: η εκτίμηση πυκνότητας, οι μέθοδοι ορίου και οι μέθοδοι ανακατασκευής.

Οι τρεις αυτές μέθοδοι διαφέρουν μεταξύ τους ως προς την ικανότητά τους να εντοπίζουν τα διαφορετικά χαρακτηριστικά των δεδομένων. Σημαντικό ρόλο παίζουν η κλιμάκωση των χαρακτηριστικών, ο τρόπος που

οργανώνονται τα αντικείμενα σε συστάδες, η κυρτότητα της κατανομής των δεδομένων καθώς και ο τρόπος που κατανέμονται σε υποχώρους.

Σε όλες τις μεθόδους μονοταξικής ταξινόμησης, εντοπίζουμε δύο διακριτά στοιχεία. Το πρώτο από αυτά τα στοιχεία είναι ένα μέτρο της απόστασης $d(z)$ ή της ομοιότητας $p(z)$ ενός αντικειμένου z από την κλάση στόχο (που αντιπροσωπεύεται από το σύνολο εκπαίδευσης X^t). Το δεύτερο στοιχείο, είναι το κατώφλι θ αυτής της απόστασης ή ομοιότητας. Κάθε νέο αντικείμενο γίνεται αποδεκτό κατά την περιγραφή, όταν η απόστασή του από την κλάση στόχο είναι μικρότερη από ένα κατώφλι θ_d :

$$f(z) = I(d(z) < \theta_d)$$

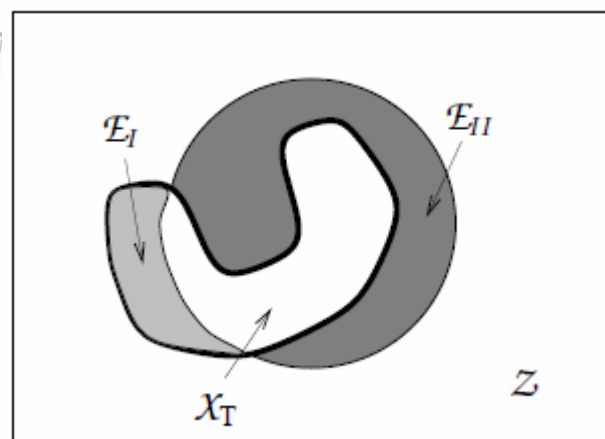
ή όταν η ομοιότητα είναι μεγαλύτερη από ένα κατώφλι θ_p :

$$f(z) = I(p(z) > \theta_p)$$

όπου $I(\cdot)$ είναι η συνάρτηση δείκτη. Οι μέθοδοι της μονοταξικής ταξινόμησης διαφέρουν μεταξύ τους στον ορισμό της πιθανότητας $p(z)$ (ή της απόστασης $d(z)$), στη βελτιστοποίηση της πιθανότητας $p(z)$ (ή της απόστασης $d(z)$) καθώς και στον ορισμό των κατωφλίων ανάλογα με το σύνολο εκπαίδευσης X^t . Οι περισσότερες μέθοδοι μονοταξικής ταξινόμησης, εστιάζονται στη βελτιστοποίηση του μοντέλου ομοιότητας p ή απόστασης d . Η βελτιστοποίηση του κατωφλίου γίνεται κατόπιν. Έτσι είναι λίγες μόνο εκείνες οι μέθοδοι μονοταξικής ταξινόμησης που βελτιστοποιούν το μοντέλο $p(z)$ ή $d(z)$ με βάση ένα προκαθορισμένο κατώφλι.

Το πιο σημαντικό χαρακτηριστικό των μονοταξικών ταξινομητών, είναι η εναλλαγή ανάμεσα στο ποσοστό της κλάσης στόχου που γίνεται αποδεκτό f_{T+} και των οριακών τιμών που αποκλείονται f_0 . (ή ισοδύναμα η εναλλαγή

ανάμεσα στο
σφάλμα πρώτου
το σφάλμα
τύπου E_I)



ανάμεσα στο
τύπου E_I και
δεύτερου

Ορισμός του σφάλματος

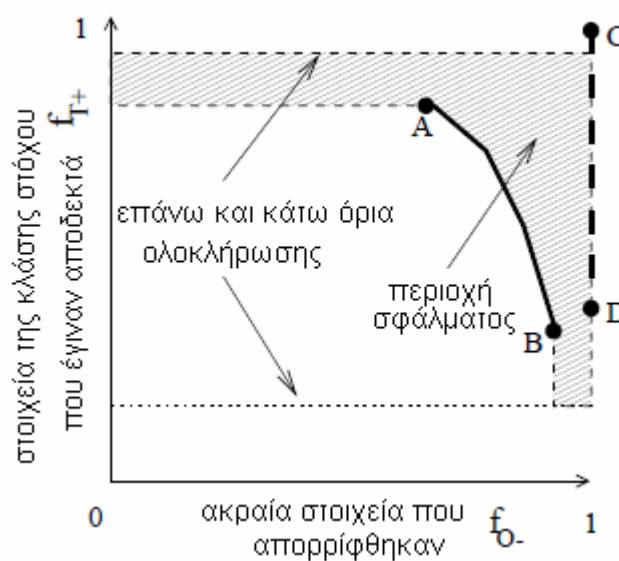
Επιλέγοντας διαφορετικά κατώφλια για την απόσταση $d(z)$ ή την ομοιότητα $p(z)$, έχουμε και διαφορετικά εναλλαγές ανάμεσα στα f_{T+} και f_{0-} . Προκειμένου να συγκρίνουμε τις διάφορες μεθόδους οι οποίες διαφέρουν στον ορισμό του $p(z)$ (ή αντίστοιχα του $d(z)$) πρέπει να διατηρήσουμε στα σταθερό το f_{T+} και να προχωρήσουμε στον υπολογισμό του f_{0-} για κάθε μία από τις μεθόδους. Η μέθοδος που παρουσιάζει το χαμηλότερο ρυθμό απόρριψης ακραίων τιμών είναι αυτή που θα προτιμηθεί.

Για κάποιες μεθόδους μονοταξικής ταξινόμησης, το μέτρο της απόστασης βελτιστοποιείται με βάση ένα κατώφλι θ : διαφορετικές τιμές κατωφλίων θα δώσουν διαφορετικούς ορισμούς του $p(z)$ (ή αντίστοιχα του $d(z)$). Για τις περισσότερες μεθόδους μονοταξικής ταξινόμησης, προσδιορίζεται μόνο ένα μέτρο απόστασης ή ομοιότητας ως προς το σύνολο εκπαίδευσης X^{tr} , ανεξάρτητα από το κατώφλι. Το κατώφλι προκύπτει απευθείας από το σύνολο εκπαίδευσης και τροποποιείται έτσι ώστε να αποδέχεται ένα συγκεκριμένο ποσοστό της κλάσης στόχου. Έτσι για ρυθμό αποδοχής f_{T+} το κατώφλι $\theta_{f_{T+}}$ ορίζεται ως εξής:

$$\theta_{f_{T+}} : \frac{1}{N} \sum_i I(p(\mathbf{x}_i) \geq \theta_{f_{T+}}) = f_{T+}, \quad \text{where } \mathbf{x}_i \in \mathcal{X}^{tr}, \forall_i$$

Για μία μέθοδο που βασίζεται στην απόσταση και χρησιμοποιεί το $d(z)$, ορίζεται ένα ισοδύναμο κατώφλι. Για να αποτρέψουμε την υπερκπαίδευση στο σύνολο εκπαίδευσης πρέπει να υιοθετηθεί ένας καλύτερος υπολογισμός χρησιμοποιώντας ένα ανεξάρτητο σύνολο επικύρωσης γεγονός που απαιτεί όμως μεγάλο αριθμό δεδομένων. Επειδή κάποιες μέθοδοι δεν απαιτούν ένα ξεχωριστό σύνολο επιτήρησης και είναι ικανές να εντοπίσουν κατευθείαν τα όρια της κλάσης στόχου, χρησιμοποιούμε το σύνολο των στοιχείων αυτής της κλάσης τόσο για τον υπολογισμό του $p(z)$ (ή του $d(z)$) όσο και για τον προσδιορισμό του κατωφλίου $\theta_{f_{T+}}$.

Χρησιμοποιώντας τον παραπάνω τύπο, μπορούμε να υπολογίσουμε ένα κατώφλι $\theta_{f_{T+}}$ για τις διάφορες τιμές f_{T+} του συνόλου εκπαίδευσης καθώς και το f_{0-} για ένα σύνολο ακραίων στοιχείων. Όταν υπολογίσουμε τις τιμές του f_{0-} για κάθε τιμή του f_{T+} τότε μπορούμε να σχεδιάσουμε την καμπύλη ROC.



Στο παραπάνω διάγραμμα η γραμμή A-B αντιστοιχεί στις τιμές των f_{T+} και f_{O-} για τις διάφορες τιμές κατώφλιων $\theta_{f_{T+}}$. Για όλες τις μεθόδους η τιμές των f_{T+} μεταβάλλονται από σχεδόν 100% αποδοχή μέχρι σχεδόν μηδενική αποδοχή. Μια τέλεια κατανομή θα είχε σαν αποτέλεσμα μια κάθετη καμπύλη ROC με $f_{O-} = 1$, ενώ παράλληλα θα αποδέχεται τα προκαθορισμένα f_{T+} (η γραμμή C-D). Στην πράξη όμως πάντα γίνονται αποδεκτά κάποια ακραία στοιχεία ανάλογα με το πόσο καλά ταιριάζει μια μέθοδος ταξινόμησης στα δεδομένα και ανάλογα με τον όγκο των δεδομένων της κλάσης στόχου (στην περίπτωση ομοιόμορφης κατανομής των ακραίων στοιχείων θα υπάρχουν πάντα κάποια από αυτά που περιλαμβάνονται στην κλάση στόχο). Γι αυτό το λόγο το f_{O-} είναι μικρότερο από 1 και γι' αυτό επικρατεί η καμπύλη A-B.

Οι διάφορες μέθοδοι ταξινόμησης συμπεριφέρονται διαφορετικά για τα διάφορες τιμές κατωφλίων. Μια μέθοδος μπορεί να έχει πολύ σφιχτή περιγραφή για υψηλές τιμές f_{T+} αλλά μπορεί να αποτυγχάνει όταν πρέπει να απορριφθούν μεγάλα τμήματα της κλάσης στόχου. Προκειμένου να βρούμε ένα μέτρο σφάλματος για το πόσο καλά ταιριάζει ένας μονοταξικός ταξινομητής στα δεδομένα μας, εξαγωγήμε ένα μονοδιάστατο μέτρο σφάλματος από τις καμπύλες ROC. Ορίζουμε $E_I = 1 - f_{T+}$ και $E_{II} = 1 - f_{O-}$. Κατόπιν υπολογίζουμε το ολοκλήρωμα του E_{II} για τις διάφορες τιμές κατωφλίων, οπότε προκύπτει το ακόλουθο μέτρο σφάλματος:

$$\mathcal{E}_M = \int_0^1 \mathcal{E}_{II}(\mathcal{E}_I) d\mathcal{E}_I = \int_0^1 \int_{\mathcal{Z}} I(p(\mathbf{z}) \geq \theta_f) dz d\theta_f$$

όπου το θ_f υπολογίζεται με βάση τα στοιχεία του συνόλου της κλάσης στόχου. Αυτό το μέτρο σφάλματος δεν εξετάζει τους μονοταξικούς ταξινομητές με βάση την τιμή ενός σφάλματος αλλά βρίσκει το ολοκλήρωμα της απόδοσής τους με βάση τις τιμές όλων των κατωφλίων.

Η βασική μέθοδος επεκτείνεται ώστε να εξασφαλίζει την κάλυψη της ολοκλήρωσης για όλες τις μεθόδους. Θεωρούμε και πάλι την καμπύλη ROC A-B. Για ακόμα μια φορά μπορούμε να διακρίνουμε 2 ακραίες περιπτώσεις. Στην πρώτη περίπτωση $(f_{O-}, f_{T+}) = (1,0)$. Αυτή είναι μια περιγραφή με μηδενικό

όγκο όπου τόσο τα δεδομένα της κλάσης στόχου όσο και τα ακραία δεδομένα απορρίπτονται. Στη δεύτερη περίπτωση, γίνεται αποδεκτό το σύνολο των στοιχείων $(f_{0-}, f_{T+}) = (0,1)$.

Δεδομένης μιας καμπύλης ROC A-B δεν είναι ξεκάθαρο πως αυτή η καμπύλη μπορεί να παρεκταθεί στις δύο αυτές ακραίες περιπτώσεις. Θα θέσουμε πολύ απαισιόδοξα το f_{0-} ίσο με μηδέν, για f_{T+} μεγαλύτερο από το f_{T+} της περίπτωσης A. Στην άλλη άκρη της καμπύλης για πολύ χαμηλές τιμές f_{T+} αντιγράφεται το καλύτερο f_{0-} προκειμένου να έχουμε μεγαλύτερο ρυθμό αποδοχής της κλάσης στόχου. Με αυτό τον τρόπο υποθέτουμε τη χειρότερη περίπτωση, στην οποία παρόλο που απορρίπτονται περισσότερα δεδομένα της κλάσης στόχου δεν έχουμε μείωση του f_{0-} .

Στον ορισμό του σφάλματος εφαρμόζουμε βάρη πάνω στο σφάλμα E_{II} για όλα τα κατώφλια. Σε μια πιο πρακτική εφαρμογή το E_{II} μπορεί να περιοριστεί σε μια πιο «σφιχτή» διακύμανση ή μπορούμε να του εφαρμόσουμε βάρη με βάση μια συνάρτηση βαρών $w(\theta_f)$:

$$E_M = \int_0^1 \int_Z I(p(z) \geq \theta_f) w(\theta_f) dz d\theta_f$$

Για $\theta_f < 0,05$ απορρίπτεται λιγότερο από το 5% των δεδομένων της κλάσης στόχου. Αυτό σημαίνει ότι για δείγματα με λιγότερα από 20 στοιχεία δεν μπορεί να απορριφθεί κανένα στοιχείο της κλάσης στόχου και το κατώφλι της κλάσης στόχου καθορίζεται από το πιο ανόμοιο στοιχείο της κλάσης αυτής το οποίο βρίσκεται στο σύνολο εκπαίδευσης. Αυτό αποφεύγεται αν θεωρήσουμε $\theta_f > 0,05$.

Η άλλη ακραία περίπτωση είναι να θεωρήσουμε $\theta_f > 0,5$. Σε αυτή την περίπτωση απορρίπτονται περισσότερα από τα μισά αντικείμενα της κλάσης στόχου. Επειδή ο πρωταρχικός μας στόχος είναι η περιγραφή της κλάσης στόχου και θεωρούμε χαμηλή πυκνότητα για τα ακραία δεδομένα, η

απόρριψη περισσότερων από το 50% των δεδομένων της κλάσης στόχου θεωρείται υπερβολική.

Για τους περισσότερους μονοταξικούς ταξινομητές η απόσταση d και η ομοιότητα p ορίζονται με σαφήνεια, αλλά για τον προσδιορισμό του κατωφλίου θ χρειάζονται τόσο τα δεδομένα της κλάσης στόχου όσο και τα ακραία δεδομένα. Έτσι όταν έχουμε δεδομένα της κλάσης στόχου και ακραία δεδομένα μπορούμε να απεικονίσουμε την απόδοση ενός μονοταξικού ταξινομητή δημιουργώντας μια καμπύλη ROC ή μπορούμε να υπολογίσουμε μια βαθμωτή ποσότητα: το σφάλμα ολοκλήρωσης της καμπύλης ROC .

ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΕΣ ΜΟΝΟΤΑΞΙΚΗΣ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ

Στην παρούσα εργασία χρησιμοποιήσαμε διάφορους αλγορίθμους μονοταξικής ταξινόμησης (ταξινομητές) οι οποίοι θα παρουσιαστούν ακολούθως.

Ταξινομητής K- Κέντρων (KCenter Classifier)

Η πληροφορία περιγράφεται από K κλάσεις. Οι κλάσεις δημιουργούνται με τέτοιο τρόπο ώστε η μέγιστη απόσταση από το κέντρο μιας κλάσης να ελαχιστοποιείται. Πιο συγκεκριμένα, το σύνολο των

δεδομένων καλύπτεται από κ σφαίρες ίσης ακτίνας. Τα κέντρα μ_k των σφαιρών τοποθετούνται σε αντικείμενα του συνόλου εκπαίδευσης, με τέτοιο τρόπο ώστε να ελαχιστοποιείται η μεγαλύτερη από τις ελάχιστες αποστάσεις μεταξύ των αντικειμένων του συνόλου εκπαίδευσης και των κέντρων κάθε κλάσης.

Έτσι ελαχιστοποιείται το ακόλουθο σφάλμα:

$$E_{k-centr} = \max_i (\min_k \|x_i - \mu_k\|^2)$$

Η μέθοδος των K-Κέντρων πραγματοποιεί αναζήτηση ξεκινώντας από μια τυχαία αρχικοποίηση. Η ακτίνα της κάθε κλάσης υπολογίζεται από τη μέγιστη απόσταση των αντικειμένων που αυτή περιλαμβάνει. Με αυτό τον τρόπο η μέθοδος καθίσταται ευαίσθητη στα ακραία αντικείμενα του συνόλου εκπαίδευσης, αλλά λειτουργεί αρκετά καλά όταν υπάρχουν διακριτές ομάδες στα δεδομένα.

Όταν τα κέντρα έχουν εκπαιδευτεί, μπορεί να υπολογιστεί η απόσταση ενός αντικειμένου z του συνόλου ελέγχου από το σύνολο στόχο:

$$d_{k-centr}(z) = \min_k \|z - \mu_k\|^2$$

Προκειμένου να αποφύγουμε μια λιγότερο βέλτιστη λύση, εξετάζονται διάφορες τυχαίες αρχικοποιήσεις και χρησιμοποιείται η καλύτερη λύση.

Ταξινομητής K- Μέσων (K-Means Classifier)

Ο αλγόριθμος των K-Μέσων είναι μια μέθοδος ανακατασκευής. Σε αυτή τη μέθοδο υποθέτουμε ότι η πληροφορία περιγράφεται από K κλάσεις, οι οποίες χαρακτηρίζονται από ορισμένα αντικείμενα - πρότυπα ή αλλιώς διανύσματα μ_k . Τα αντικείμενα της κλάσης στόχου παριστάνονται από τα

πλησιέστερα διανύσματα-πρότυπα, τα οποία υπολογίζονται με βάση την Ευκλείδεια απόσταση.

Η κλάση στόχος περιγράφεται ως εξής:

$$f(x) = \min_i (x - c_i)^2$$

Συνεπώς ο ταξινομητής γίνεται:

$$h(x) = \begin{cases} \text{target}, & \text{αν } f(x) \leq \theta \\ \text{outlier}, & \text{αν } f(x) > \theta \end{cases}$$

όπου η μέση τιμή μ και η συνδιακύμανση Σ υπολογίζονται δειγματοληπτικά. Το κατώφλι θ προκύπτει από την τιμή λάθους της κλάσης στόχου που προσδιορίζουμε εμείς.

Ο αλγόριθμος των K - Μέσων (k-Means algorithm), μοιάζει με τη μέθοδο των K-Κέντρων με τη διαφορά τους να εντοπίζεται στο σφάλμα το οποίο ελαχιστοποιείται. Ο αλγόριθμος των K-Κέντρων εστιάζεται στα χειρότερα αντικείμενα (δηλαδή τα αντικείμενα με το μεγαλύτερο σφάλμα ανακατασκευής), ενώ στην περίπτωση του αλγορίθμου των K-Μέσων, υπολογίζεται ο μέση τιμή των αποστάσεων όλων των προτύπων. Το γεγονός αυτό κάνει τη συγκεκριμένη μέθοδο πιο εύρωστη σε απομακρυσμένα ακραία αντικείμενα.

Επίσης σύμφωνα με τη μέθοδο των K-Κέντρων, τα κέντρα των κλάσεων τοποθετούνται εξ' ορισμού σε κάποια από τα αντικείμενα του συνόλου εκπαίδευσης, ενώ στη μέθοδο K-Μέσων, τα κέντρα των κλάσεων είναι ελεύθερα.

Ταξινομητής Πλησιέστερου Γείτονα (Nearest Neighbor Classifier)

Η μέθοδος του Πλησιέστερου Γείτονα, προκύπτει από την εκτίμηση της τοπικής πυκνότητας από τον πρώτο πλησιέστερο γείτονα.

Στην εκτίμηση της πυκνότητας του πλησιέστερου γείτονα ένα κελί (συντά μια υπερσφαίρα στο χώρο των d διαστάσεων) συγκεντρώνεται γύρω από ένα αντικείμενο z του συνόλου ελέγχου. Ο όγκος του κελιού αυτού αυξάνεται μέχρι να συμπεριλάβει k αντικείμενα του συνόλου εκπαίδευσης. Η τοπική πυκνότητα υπολογίζεται κατόπιν ως εξής:

$$f_{NN}(z) = \frac{k/N}{V_k(\|z - NN_k^{tr}(z)\|)}$$

όπου $NN_k^{tr}(z)$ είναι ο k -ιστός πλησιέστερος γείτονας του z στο σύνολο εκπαίδευσης και V_k ο όγκος του κελιού που περιλαμβάνει αυτό το αντικείμενο.

Σε αυτό τον μονοταξικό ταξινομητή, ένα αντικείμενο του συνόλου ελέγχου z γίνεται αποδεκτό, όταν η τοπική πυκνότητα είναι μεγαλύτερη ή ίση με την τοπική πυκνότητα του (πρώτου) πλησιέστερου γείτονα στο σύνολο εκπαίδευσης $NN^{tr}(z) = NN_1^{tr}(z)$. Για τον υπολογισμό της τοπικής πυκνότητας θεωρούμε $k=1$:

$$(1) \quad f_{NN^{tr}}(z) = I \left(\frac{1/N}{V(\|z - NN^{tr}(z)\|)} \geq \frac{1/N}{V(\|NN^{tr}(z) - NN^{tr}(NN^{tr}(z))\|)} \right)$$

το οποίο ισοδυναμεί με:

$$f_{NN^{tr}}(z) = I \left(\frac{V(\|z - NN^{tr}(z)\|)}{V(\|NN^{tr}(z) - NN^{tr}(NN^{tr}(z))\|)} \leq 1 \right)$$

Όταν χρησιμοποιούμε ένα κελί d διαστάσεων ο όγκος του γίνεται:

$$V(r) = V_d r^d$$

όπου V_d είναι ο όγκος μιας μοναδιαίας υπερσφαίρας στις d διαστάσεις.

Το οποίο με βάση το (1) γίνεται:

$$\begin{aligned}
f_{NN^{tr}}(\mathbf{z}) &= I \left(\frac{V(\|\mathbf{z} - NN^{tr}(\mathbf{z})\|)}{V(\|NN^{tr}(\mathbf{z}) - NN^{tr}(NN^{tr}(\mathbf{z}))\|)} \leq 1 \right) \\
&= I \left(\frac{V_d \|\mathbf{z} - NN^{tr}(\mathbf{z})\|^d}{V_d \|NN^{tr}(\mathbf{z}) - NN^{tr}(NN^{tr}(\mathbf{z}))\|^d} \leq 1 \right) \\
&= I \left(\frac{\|\mathbf{z} - NN^{tr}(\mathbf{z})\|}{\|NN^{tr}(\mathbf{z}) - NN^{tr}(NN^{tr}(\mathbf{z}))\|} \leq 1 \right)
\end{aligned}$$

Αυτό σημαίνει ότι η απόσταση του αντικειμένου \mathbf{z} από τον πλησιέστερο γείτονα του στο σύνολο εκπαίδευσης $NN^{tr}(\mathbf{z})$ συγκρίνεται με την απόσταση αυτού του πλησιέστερου γείτονα από το δικό του πλησιέστερο γείτονα.

Ένα άλλο χαρακτηριστικό του αλγορίθμου του Πλησιέστερου Γείτονα είναι ότι απορρίπτει μέρος των χαρακτηριστικών που βρίσκονται στην κατανομή της κλάσης στόχου. Έτσι, θεωρώντας ότι η κατανομή της κλάσης στόχου είναι ομοιόμορφη, τα αντικείμενα του συνόλου εκπαίδευσης που δημιουργούνται από αυτή την κατανομή, θα πρέπει εξ ορισμού να είναι αποδεκτά στην κλάση στόχο.

Όταν αφήσουμε ένα αντικείμενο x εκτός εκπαίδευσης, αυτό θα γίνει αποδεκτό όταν γίνει ο πλησιέστερος γείτονας του δικού του πλησιέστερου γείτονα στο σύνολο εκπαίδευσης. Με αυτό τον τρόπο μόνο το ποσοστό των αντικειμένων που είναι αμοιβαία πλησιέστεροι γείτονες θα γίνονται συνεχώς αποδεκτά. Ο βαθμός αυτός είναι ανεξάρτητος από το μέγεθος του δείγματος, αλλά εξαρτάται από τις διαστάσεις των δεδομένων.

Τέλος, ο ταξινομητής Πλησιέστερου Γείτονα δεν έχει καθόλου ελεύθερες παραμέτρους ή παραμέτρους που παίρνουν βελτιστοποίηση και γι' αυτό είναι εξαρτημένος από το σύνολο εκπαίδευσης.

Ταξινομητής K - Πλησιέστερου Γείτονα (k-Nearest Neighbor Classifier)

Είναι μια καλύτερη προσέγγιση του αλγορίθμου Nearest Neighbor. Στην πιο απλή του μορφή, χρησιμοποιείται μόνο η απόσταση από τον k-οστό κοντινότερο γείτονα. Η προσέγγιση αυτή έχει αρκετά καλά αποτελέσματα σε πολυδιάστατους χώρους.

Όταν τα αντικείμενα είναι πολύ κοντά στα δεδομένα στόχο, χρησιμοποιείται η απόσταση του k-ιοστού πλησιέστερου γείτονα αντί για την απόσταση του πρώτου πλησιέστερου γείτονα. Αυτό το μέτρο ευρωστίας, καθιστά δύσκολο τον εντοπισμό ακραίων αντικειμένων ή αντικειμένων που βρίσκονται μέσα σε μια σφιχτή συστάδα. Επίσης ο αλγόριθμος απαιτεί να ορίσει ο χρήστης τον αριθμό k των γειτόνων, ο οποίος πρέπει να βρίσκεται μεταξύ 10 και 50.

Απλός Γκαουσιανός Ταξινομητής (Simple Gaussian Classifier)

Ο πιο εύκολος τρόπος για να δημιουργήσουμε ένα μονοταξικό ταξινομητή, είναι να υπολογίσουμε την πυκνότητα των δεδομένων εκπαίδευσης και να θέσουμε σε αυτή ένα κατώφλι. Μπορούμε να θεωρήσουμε διάφορες κατανομές γι' αυτό το σκοπό, όπως η κατανομή του Gauss ή η κατανομή Poisson.

Στη συγκεκριμένη περίπτωση, η κλάση στόχος μοντελοποιείται με βάση την κατανομή του Gauss. Η κατανομή πιθανοτήτων υπολογίζεται από τη σχέση:

όπου μ

$$p_{\mathcal{N}}(\mathbf{z}; \boldsymbol{\mu}, \boldsymbol{\Sigma}) = \frac{1}{(2\pi)^{d/2} |\boldsymbol{\Sigma}|^{1/2}} \exp \left\{ -\frac{1}{2} (\mathbf{z} - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{z} - \boldsymbol{\mu}) \right\}$$

είναι η μέση τιμή και $\boldsymbol{\Sigma}$ η μήτρα συνδιακύμανσης.

Ο αριθμός των ελεύθερων παραμέτρων είναι:

$$n_{\text{free}\mathcal{N}} = d + \frac{1}{2}d(d-1)$$

όπου d είναι οι παράμετροι για το μέσο μ και $d(d-1)/2$ για τη μήτρα συνδιακόμενης Σ .

Η κλάση στόχος περιγράφεται ως εξής:

$$f(x) = (x - \mu)^T \Sigma^{-1}(x - \mu)$$

και ο ταξινομητής που προκύπτει είναι ο ακόλουθος:

$$h(x) = \begin{cases} \text{target}, & \text{αν } f(x) \leq \theta \\ \text{outlier}, & \text{αν } f(x) > \theta \end{cases}$$

όπου η μέση τιμή μ και η συνδιακόμενη Σ υπολογίζονται δειγματοληπτικά. Το κατώφλι θ προκύπτει από την τιμή λάθους της κλάσης στόχου που προσδιορίζουμε εμείς.

Ταξινομητής Parzen Density Estimator (Parzen Density Estimator Classifier)

Αποτελεί ένα ακόμη πιο ευέλικτο μοντέλο το οποίο εφαρμόζει γκαουσιανό μοντέλο σε κάθε στοιχείο του συνόλου εκπαίδευσης. Έτσι έχουμε:

$$f(x) = \sum_{i=1}^N \exp(-(x - x_i)^T h^{-2} (x - x_i))$$

Η παράμετρος h βελτιστοποιείται μεγιστοποιώντας την πιθανότητα να αφήσουμε ένα στοιχείο εκτός από το σύνολο εκπαίδευσης. Ο ταξινομητής που προκύπτει είναι ο ακόλουθος:

$$h(x) = \begin{cases} \text{target, αν } f(x) \geq \theta \\ \text{outlier, αν } f(x) < \theta \end{cases}$$

Η συγκεκριμένη μέθοδος έχει αρκετά καλή απόδοση δεδομένου ενός λογικού συνόλου εκπαίδευσης.

Ταξινομητής Ελάχιστου Δέντρου Ζεύξης (Minimum Spanning Tree Classifier)

Εφαρμόζεται στο σύνολο εκπαίδευσης ένα ελάχιστο δέντρο ζεύξης. Η απόσταση των δεσμών του δέντρου χρησιμοποιείται ως μέτρο ομοιότητας της κλάσης στόχου.

Ταξινομητής Ανάλυσης Κύριων Συνιστωσών (Principal Component Analysis Classifier)

Σύμφωνα με αυτή τη μέθοδο τα δεδομένα της κλάσης στόχου περιγράφονται από έναν γραμμικό υποχώρο. Ο χώρος αυτός ορίζεται από τα ιδιοδιανύσματα της μήτρας συνδιακύμανσης Σ των δεδομένων. Χρησιμοποιούνται μόνο k ιδιοδιανύσματα τα οποία θεωρούμε ότι αποθηκεύονται σε μια $k \times d$ μήτρα W (όπου d είναι το πλήθος των διαστάσεων του αρχικού χώρου χαρακτηριστικών).

Για να ελέγξουμε αν ένα στοιχείο ανήκει στο υποχώρο της κλάσης στόχου, υπολογίζουμε το σφάλμα ανακατασκευής (reconstruction error). Το σφάλμα αυτό αντιστοιχεί στη διαφορά από στοιχείο x και στην προβολή του στοιχείου στον υποχώρο. Η προβολή αυτή υπολογίζεται ως εξής:

$$x_{proj} = W(W^T W)^{-1} W^T x$$

Για τον υπολογισμό του σφάλματος ανακατασκευής I , χρησιμοποιούμε την ακόλουθη συνάρτηση:

$$f(x) = \|x - x_{proj}\|^2$$

Εξ ορισμού χρησιμοποιούνται τα k ιδιοδιανύσματα με τις μεγαλύτερες ιδιοτιμές. Μπορούμε επίσης να χρησιμοποιήσουμε τα k ιδιοδιανύσματα με τις μικρότερες ιδιοτιμές.

Ταξινομητής Αυτοοργανούμενου Χάρτη (Self-Organized Map Classifier)

Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιεί ένα αυτοοργανωμένο χάρτη (self organized map) για την περιγραφή της πληροφορίας. Ένας τέτοιος χάρτης αποτελεί μια μέθοδο συσταδοποίησης χωρίς επιτήρηση στην οποία τα κέντρα των κλάσεων συγκρατούνται στη θέση τους. Η δημιουργία αυτού του χάρτη γίνεται με τέτοιο τρόπο ώστε όλα τα αντικείμενα να διατηρούν τις αποστάσεις και τα γειτονικά τους αντικείμενα στον χαρτογραφημένο χώρο.

Η χαρτογράφηση πραγματοποιείται με τη βοήθεια ενός Νευρωνικού Δικτύου, συγκεκριμένου τύπου, το οποίο εφοδιάζεται με έναν ειδικό κανόνα μάθησης. Υποθέτουμε ότι επιθυμούμε να χαρτογραφήσουμε ένα χώρο μετρήσεων με d διαστάσεις σε ένα χώρο χαρακτηριστικών k διαστάσεων, όπου $k < d$. Στο χώρο των χαρακτηριστικών, δημιουργείται έτσι ένα ορθογώνιο πλέγμα με $K \times K$ σημεία $x_{i,j}$. Σε κάθε ένα από αυτά τα σημεία τοποθετούμε

ένα νευρώνα. Κάθε νευρώνας αποθηκεύει ένα διάνυσμα d διαστάσεων που αποτελεί το κέντρο της κλάσης.

Ορίζοντας ένα πλέγμα για τους νευρώνες, κάθε ένας από αυτούς έχει τόσο ένα γειτονικό νευρώνα στο χώρο των μετρήσεων, όσο και ένα γειτονικό νευρώνα στο πλέγμα. Κατά τη φάση της μάθησης, οι γειτονικοί νευρώνες στο πλέγμα ωθούνται να γίνουν γειτονικοί και στο χώρο των μετρήσεων. Με αυτό τον τρόπο διαφυλάσσεται η τοπική τοπολογία. Σε αυτή τη υλοποίηση έχουμε $k = 1$ ή $k = 2$.

Για να υπολογίσουμε αν ένα νέο αντικείμενο ταιριάζει στο μοντέλο, ορίζουμε ένα λάθος ανακατασκευής. Το λάθος αυτό αντιστοιχεί στη διαφορά ενός στοιχείου από το κέντρο της πλησιέστερης συστάδας (κλάσης) στο χάρτη:

$$f(x) = \min_i \|x - x_{SOM_i}\|^2$$

Στην απόσταση αυτή εφαρμόζουμε ένα κατώφλι προκειμένου να έχουμε αποτελέσματα στην ταξινόμηση.

Ταξινομητής Στοιχειωδών Διανυσμάτων Υποστήριξης (Incremental Support Vector Machine Classifier)

Σε αυτή την περίπτωση χρησιμοποιείται μια μηχανή διανυσμάτων υποστήριξης (support vector machine). Στην ουσία αυτή η μέθοδος, τοποθετεί μια υπερσφαίρα γύρω από την κλάση στόχο. Με την εισαγωγή πυρήνων, το μοντέλο γίνεται πιο ισχυρό και μπορεί να δώσει εκπληκτικά αποτελέσματα όταν χρησιμοποιηθεί ο κατάλληλος πυρήνας.

Μπορούμε επίσης να βελτιστοποιήσουμε τη μέθοδο, ώστε να απορρίπτει ένα συγκεκριμένο ποσοστό από τα δεδομένα της κλάσης στόχου. Αυτό σημαίνει ότι για διαφορετικά ποσοστά απόρριψης αλλάζει το σχήμα των ορίων. Μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε επίσης μερικά παραδείγματα

ακραίων αντικειμένων, προκειμένου να ενισχύσουμε τα αποτελέσματα της κατηγοριοποίησης.

Αυτή η μηχανή στοιχειωδών διανυσμάτων υποστήριξης, χρησιμοποιεί τη δική της συνάρτηση βελτιστοποίησης. Το γεγονός αυτό κάνει δυνατή τη βελτιστοποίηση της μηχανής αντιστάσεων υποστήριξης χωρίς τη χρήση ενός εξωτερικού τετραγωνικού βελτιστοποιητή και με τη χρήση οποιουδήποτε πυρήνα.

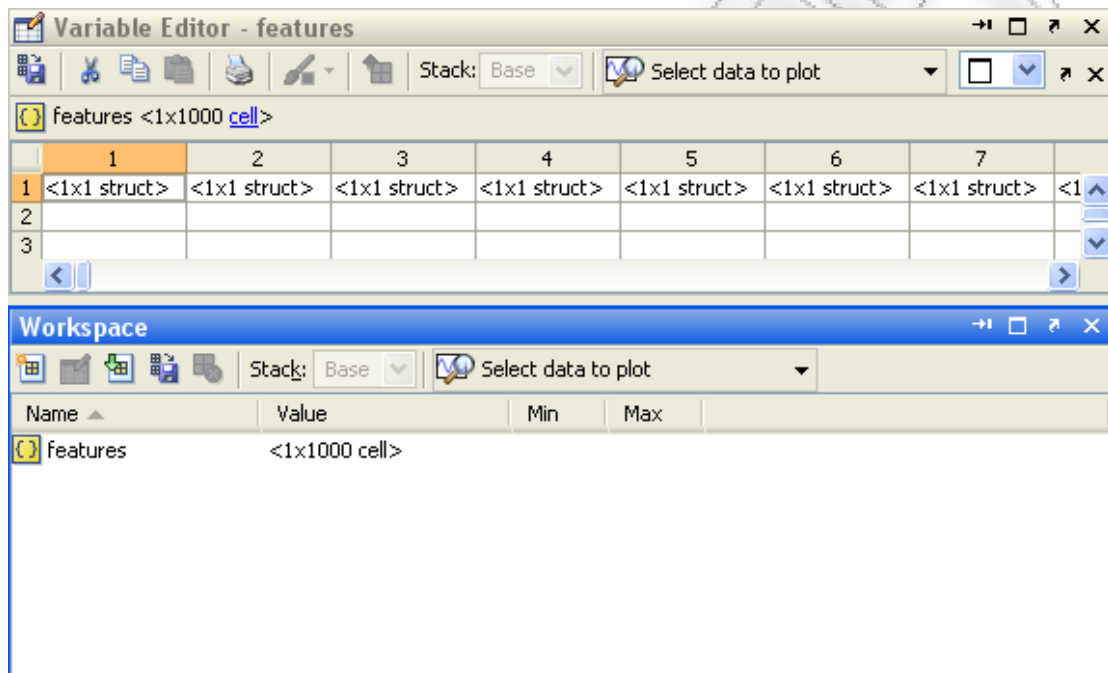
ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ

Αρχεία Χαρακτηριστικών

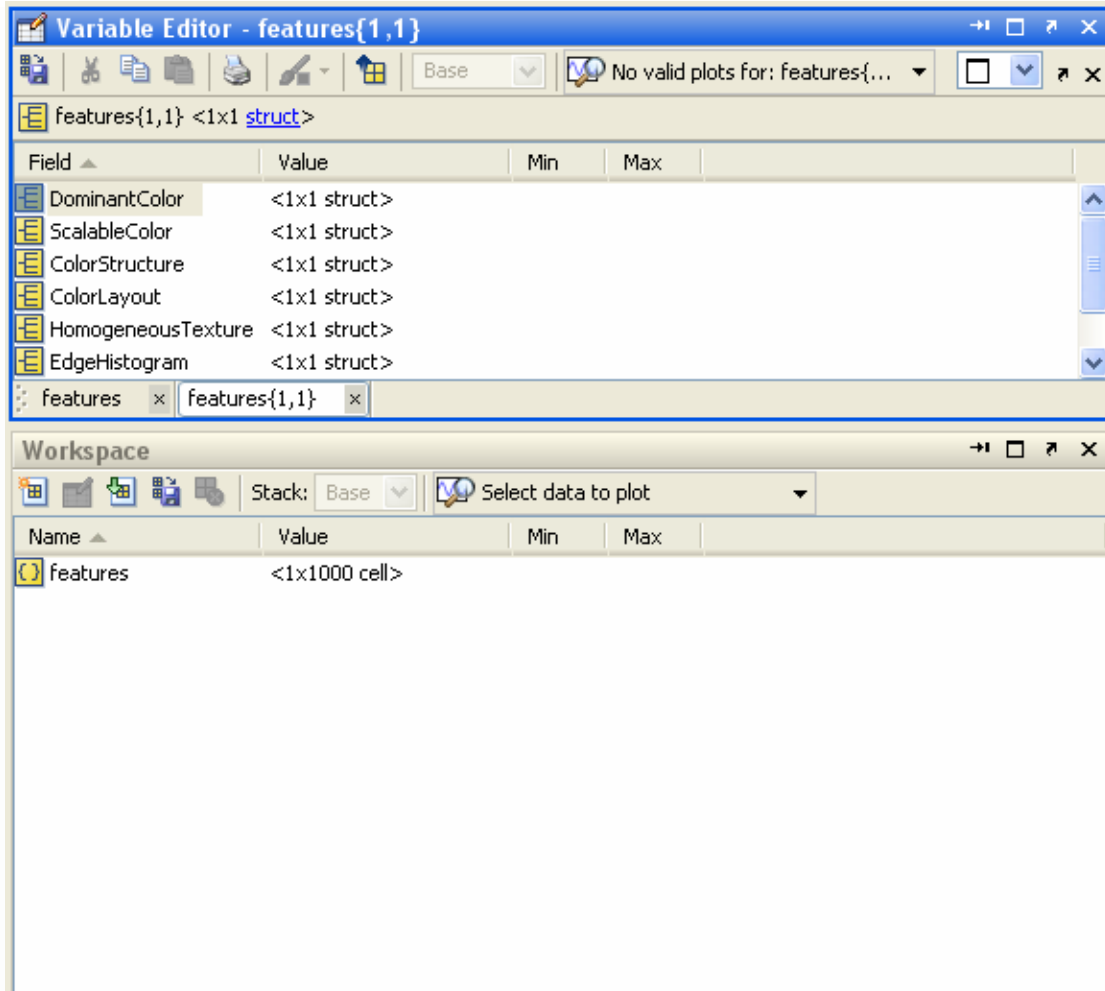
Για την πραγματοποίηση της μελέτης μας πάνω στους αλγορίθμους μονοταξικής ταξινόμησης, είχαμε στη διάθεσή 10 ομάδες εικόνων κάθε μια από τις οποίες αποτελείται από 100 εικόνες.

Τα χαρακτηριστικά που εξετάζουμε για κάθε εικόνα έχουν να κάνουν με τα χρώματα και την υφή. Έτσι τα πληροφορία που διαθέτουμε αφορά το κυρίαρχο χρώμα (dominant color), την κλιμάκωση χρώματος (scalable color), τη δομή του χρώματος (color structure), την ομοιογενή υφή (homogenous texture) και το ιστόγραμμα ακμών. Για τη μελέτη των ταξινομητών χρησιμοποιούμε το λογισμικό της MATLAB.

Το σύνολο της πληροφορίας που διαθέτουμε, οργανώνεται σε μια δομή με το όνομα *features* που αποτελείται από 6 υποδομές, για κάθε μία από τις 1000 εικόνες, τις δομές *DominantColor*, *ScalableColor*, *ColorStructure*, *ColorLayout*, *HomogenousTexture* και *EdgeHistogram*. Κάθε μία από αυτές τις δομές περικλείει ένα σύνολο από τιμών που περιγράφουν το αντίστοιχο χαρακτηριστικό.

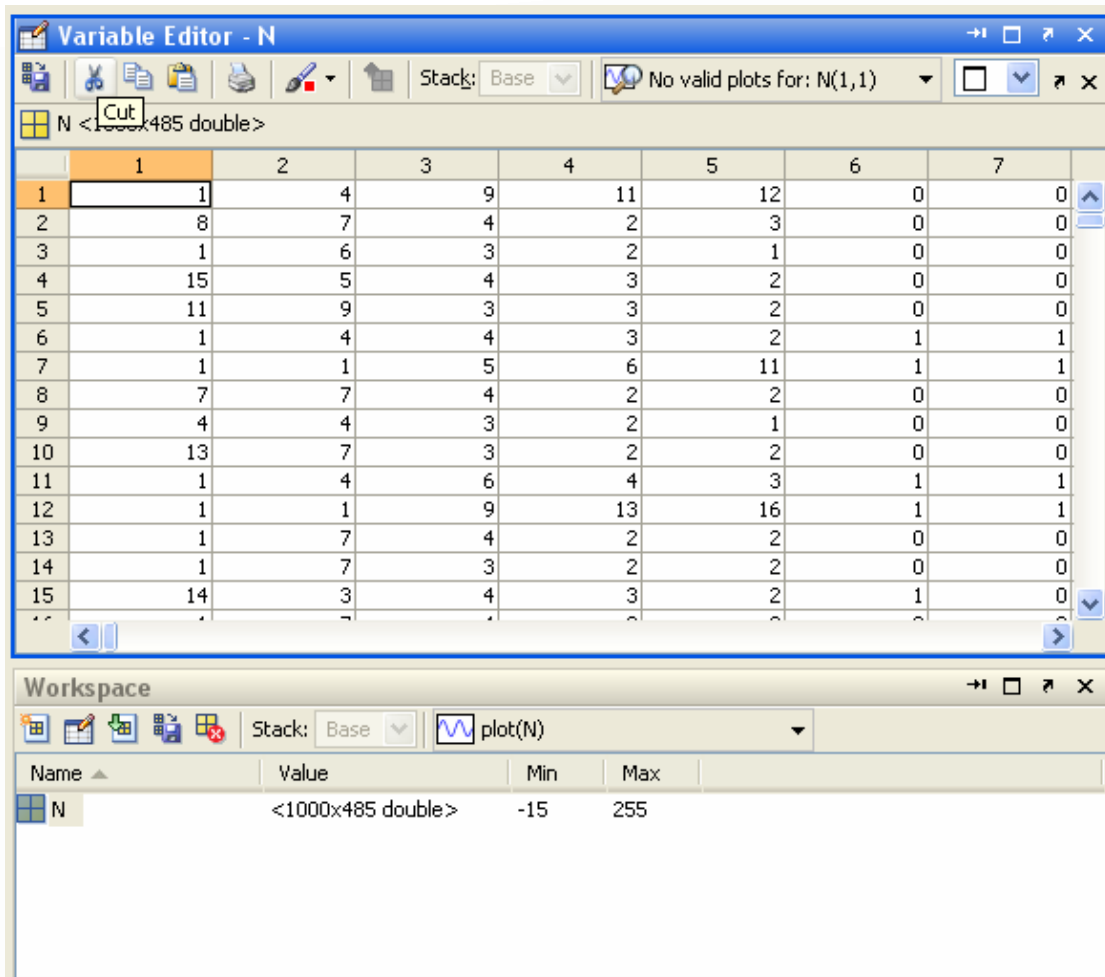


Εικόνα1: Η δομή features



Εικόνα 2: Οι 6 υποδομές της δομής features

Η δομή *features* βρίσκεται αποθηκευμένη στο αρχείο με το αντίστοιχο όνομα. Για να μπορέσουμε να επεξεργαστούμε όμως τα δεδομένα δημιουργούμε το αρχείο *featuresvector* το οποίο αποτελείται από 1000 γραμμές μία για κάθε εικόνα και από 485 στήλες που αντιστοιχούν στις τιμές των χαρακτηριστικών που περιγράφουν τις εικόνες.



Εικόνα 3: Το αρχείο featuresvector

Βιβλιοθήκες MATLAB

Προκειμένου να εφαρμόσουμε τους ταξινομητές στα δεδομένα των εικόνων, εισάγουμε τις κατάλληλες βιβλιοθήκες της Matlab.

```
% Include full path name in order to include subfolders.
addpath('..\DD_PR_TOOLS\prtools');
addpath('..\DD_PR_TOOLS\dd_tools');
```

Περιγραφή Κώδικα

Κατόπιν «φορτώνουμε» το αρχείο με τα χαρακτηριστικά των εικόνων.

```
load('featuresvector.mat')
```

Ακολούθως κανονικοποιούμε τον πίνακα των χαρακτηριστικών ώστε οι τιμές τους να ανήκουν στο διάστημα $[0, 1]$.

```
D = get_normalized_matrix(D); %normalize matrix in the [0,1] interval
```

Πιο αναλυτικά η συγκεκριμένη συνάρτηση, εντοπίζει τις μικρότερες τιμές κάθε στήλης και δημιουργεί έναν πίνακα διαστάσεων $1 \times \text{αριθμός στήλών}$ με το όνομα Min. Αντίστοιχα βρίσκει τις μεγαλύτερες τιμές κάθε στήλης και δημιουργεί με αυτές έναν πίνακα διαστάσεων $1 \times \text{αριθμός στήλών}$ με το όνομα Max.

Κατόπιν βρίσκουμε τη διαφορά των δύο πινάκων και διαιρούμε το νέο πίνακα με τη μονάδα. Ο νέος πίνακας ονομάζεται D. Εντοπίζουμε επίσης το μέγεθος του αρχικού πίνακα M και δημιουργούμε ένα πίνακα του οποίου οι γραμμές είναι ο πίνακας D. Επιπλέον δημιουργούμε έναν πίνακα Mm που έχει σαν γραμμές τον πίνακα Min με τα ελάχιστα στοιχεία. Αφαιρούμε τον πίνακα Mm από τον αρχικό πίνακα M και πολλαπλασιάζουμε το αποτέλεσμα με τον πίνακα R. Ο τελικός πίνακας NM είναι ο κανονικοποιημένος πίνακας του οποίου οι τιμές περιορίζονται στο διάστημα $[0, 1]$.

```
function [NM] = get_normalized_matrix(M)

% This function normalizes matrix M in the [0,1] interval
Min = min(M); % minimum values of the matrix
Max = max(M); % maximum values of the matrix
D = Max - Min; % difference
D = 1./D; % divide 1 with the difference
Mm = [];
R = [];
[r,c] = size(M);
for k = 1:1:r
    R = [R;D]; % make a matrix with D as rows
    Mm = [Mm;Min]; % make a matrix with the minimum values as rows
end;
NM = M - Mm;
NM = NM.*R; % normalized matrix
```

Συνεχίζοντας στο βασικό κώδικα, δημιουργούμε έναν πίνακα μιας γραμμής με στήλες $M \times N$, όπου M ο αριθμός των κλάσεων και N το πλήθος των στοιχείων κάθε κλάσης.

```
Io = [1:1:M*N]; % creates an array from 1 to M*N
```

Επίσης δημιουργούμε έναν πίνακα του οποίου τα στοιχεία θα χρησιμοποιηθούν ως δείκτες, για την κλάση στόχο.

```
I = classindicescell(M,N); % creates a cell array with M cells
```

Συγκεκριμένα ο πίνακας I έχει 10 στήλες μια για κάθε ομάδα. Στην πρώτη θέση της μοναδικής γραμμής του πίνακα αυτού, έχουμε τους δείκτες που αντιστοιχούν στις εικόνες της πρώτης κλάσης του πίνακα χαρακτηριστικών (δηλαδή από 1 ως 100), στη δεύτερη θέση τους δείκτες που αντιστοιχούν στη δεύτερη κλάση (δηλαδή από 101 ως 200) και ούτω καθ' εξής. Παρακάτω παραθέτουμε τη συνάρτηση *classindicescell*.

```
function [I] = classindicescell(M,N)

% M is the number of classes which equals the number of elements in
the cell array.
% N is the number of patterns per class.

I = cell(1,M);
for k = 1:1:M
    I{k} = [(k-1)*N+1:1:k*N];
end;
```

Διάσπαση σε σύνολο εκπαίδευσης και σύνολο ελέγχου

Με την ακόλουθη συνάρτηση, δημιουργούμε τα σύνολα εκπαίδευσης και έλεγχου.

```
function [TrainIndices,TestIndices] = kfoldindices(N,K)

% This routine works only on values of K which fully divide N.
% TrainIndices and TestIndices are cell arrays containing the
training and testing indices vectors according to the kfold splitting
of the data.
% K is the number of folds while N is the number of patterns per
class.
% This method assumes no overlapping between folds.
% N / K is the number of testing patterns

if (mod(N,K)==0)
    TrainIndices = cell(1,K);
    TestIndices = cell(1,K);
    m = N / K;
    I = [1:1:N];
    for r = 1:1:K
        Ir = [(r-1)*m + 1:1:r*m];
```



```

    TestIndices{r} = Ir;
    TrainIndices{r} = setdiff(I,Ir);
end;
else
    error('The number of folds does not fully divide the number of
patterns');
end;

```

Η συνάρτηση αυτή δημιουργεί δύο πίνακες τους *TrainIndices* και *TestIndices* οι οποίοι περιέχουν δείκτες ως προς τον αρχικό πίνακα των χαρακτηριστικών. Κάθε ένας από αυτούς τους πίνακες έχει δέκα θέσεις - κελιά. Κάθε κελί περιέχει τους δείκτες των εικόνων της κλάσης που θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση και τον έλεγχο αντίστοιχα.

Από τις 100 εικόνες κάθε κλάσης, οι 90 χρησιμοποιούνται για την εκπαίδευση και οι 10 για τον έλεγχο. Προκειμένου να υπάρχει εναλλαγή χρησιμοποιούνται διαφορετικοί δείκτες κάθε φορά για εκπαίδευση και έλεγχο. Έτσι αρχικά θα χρησιμοποιηθούν οι δείκτες 1 - 10 για έλεγχο και 11 - 100 για εκπαίδευση, κατόπιν οι δείκτες 11 - 20 για έλεγχο και 1 - 10 & 21 - 100 για εκπαίδευση.

Παρακάτω φαίνεται η γραμμή κώδικα που καλεί τη συνάρτηση *kfoldindices* για τη δημιουργία των δεικτών εκπαίδευσης και ελέγχου.

```
[TrainIndices,TestIndices] = kfoldindices(N,K);
```

Δημιουργούμε ακόμη τον πίνακα δεικτών *Im* που έχει δέκα θέσεις μία για κάθε κλάση. Έτσι η πρώτη θέση αντιστοιχεί στους δείκτες 1 - 100 , η δεύτερη στους δείκτες 101 - 200 κ.τ.λ. Το σύνολο των ακραίων στοιχείων προκύπτει από τον συμπληρωματικό πίνακα των πινάκων *Io* και *Im*.

Με βάση τους δείκτες που προκύπτουν κάθε φορά προσδιορίζονται τόσο η κλάση στόχος όσο και οι ακραίες κλάσεις *TestOutlierPatterns*. Επίσης προσδιορίζονται τα δεδομένα του αρχικού πίνακα που θα χρησιμοποιηθούν για την εκπαίδευση *TrainTargetPatterns* και τον έλεγχο *TestTargetPatterns* του εκάστοτε ταξινομητή.

Έτσι για κάθε μία από τις 10 κλάσεις επαναλαμβάνουμε τη διαδικασία της ταξινόμηση όπως φαίνεται στο ακόλουθο τμήμα του κώδικα του παραδείγματος που χρησιμοποιούμε.

```

for m = 1:1:M
    Im = I{m};
    test_outlier_indices = setdiff(Io,Im);
    TestOutlierPatterns = D(test_outlier_indices,:);
    for k = 1:1:K
        train_target_indices = Im(TrainIndices{k});
        test_target_indices = Im(TestIndices{k});
        TrainTargetPatterns = D(train_target_indices,:);
        TestTargetPatterns = D(test_target_indices,:);

        xt_train = TrainTargetPatterns;
        xt_test = TestTargetPatterns;
        xo = TestOutlierPatterns;

        %-----K Means Data Description-----
        FRACTION = 0.05;
        X = gendatoc(xt_train,xo);
        KM=5;
        Wkmeans_C1C2C3 = kmeans_dd(X ,FRACTION,KM);
        e = dd_error(X,Wkmeans_C1C2C3);
        FN = e(1);
        FP = e(2);
        clear e
        TPtrain = 1 - FN;
        TNtest = 1 - FP;
        Classifier(m).KMeans.fold(k).Training.TP = TPtrain;
        Classifier(m).KMeans.fold(k).Training.FP = FP;
        Classifier(m).KMeans.fold(k).Training.TN = TNtest;
        Classifier(m).KMeans.fold(k).Training.FN = FN;
        X = gendatoc(xt_test,xo);
        e = dd_error(X,Wkmeans_C1C2C3);
        FN = e(1);
        FP = e(2);
        clear e
        TPtest = 1 - FN;
        TNtest = 1 - FP;
        Classifier(m).KMeans.fold(k).Testing.TP = TPtest;
        Classifier(m).KMeans.fold(k).Testing.FP = FP;
        Classifier(m).KMeans.fold(k).Testing.TN = TNtest;
        Classifier(m).KMeans.fold(k).Testing.FN = FN;
        Classifier(m).KMeans.fold(k).Testing.DetectionRate =
TPtest / (TPtest + FN);

        Classifier(m).KMeans.fold(k).Testing.FalseAlarmRate = FP
/ (FP + TNtest);

        Classifier(m).KMeans.fold(k).Testing.AverageAccuracyRate
= 0.5 * (TPtest + TNtest);

        Classifier(m).KMeans.fold(k).Testing.AverageErrorRate =
0.5 * (FP + FN);
    end
end

```

```

a(m) = a(m) +
Classifier(m).KMeans.fold(k).Testing.DetectionRate ;
end;
a(m) = a(m) / 10;
end;

```

Όπως φαίνεται παραπάνω τα δεδομένα που προκύπτουν κατά την εκπαίδευση, αποθηκεύονται σε μια δομή όπως αυτή που φαίνεται ακολούθως:

```

Classifier(m).Όνομα_ταξινομητή.fold(k).Training.TP = TPtrain
Classifier(m).Όνομα_ταξινομητή.fold(k).Training.FP = FP;
Classifier(m).Όνομα_ταξινομητή.fold(k).Training.TN = TNtest;
Classifier(m).Όνομα_ταξινομητή.fold(k).Training.FN = FN;

```

ενώ τα δεδομένα που προκύπτουν κατά τον έλεγχο αποθηκεύονται σε μια δομή όπως η ακόλουθη:

```

Classifier(m).Όνομα_ταξινομητή.fold(k).Testing.TP = TPtest;
Classifier(m).Όνομα_ταξινομητή.fold(k).Testing.FP = FP;
Classifier(m).Όνομα_ταξινομητή.fold(k).Testing.TN = TNtest;
Classifier(m).Όνομα_ταξινομητή.fold(k).Testing.FN = FN;

```

Σε αυτό το σημείο πρέπει να επισημάνουμε τις τέσσερις καταστάσεις που υφίστανται κατά την μονοταξική ταξινόμηση. Έτσι έχουμε την περίπτωση που ένα στοιχείο ανήκει στην κλάση στόχο ή στην ακραία κλάση και έχει ταξινομηθεί σωστά σε αυτές (true positive και true negative αντίστοιχα). Έχουμε όμως και τις περιπτώσεις που ένα στοιχείο δεν ανήκει στην κλάση στόχο αλλά έχει ταξινομηθεί σε αυτή (false positive) ή ανήκει στην κλάση στόχο και δεν έχει ταξινομηθεί σε αυτή (false negative). Οι τέσσερις αυτές περιπτώσεις αποδίδονται στην παραπάνω δομή ως TP, FP, TN, FN.

	αντικείμενο τη κλάσης στόχου	αντικείμενο τη ακραίας κλάσης
ταξινομήθηκε στην κλάση στόχο	αληθώς θετικό (TP)	ψευδώς θετικό (FP)
ταξινομήθηκε στην ακραία κλάση	ψευδώς αρνητικό (FN)	αληθώς αρνητικό (TN)

Επίσης η δομή αποθηκεύει και ορισμένα μέτρα από τα οποία θα κρίνουμε πόσο καλά ταξινομούνται τα δεδομένα μας. Τα μέτρα αυτά είναι:

```
Classifier(m).Όνομα_ταξινομητή.fold(k).Testing.DetectionRate =  
TPtest/(TPtest + FN);
```

```
Classifier(m).Όνομα_ταξινομητή.fold(k).Testing.FalseAlarmRate =  
FP/(FP + TNtest);
```

```
Classifier(m).Όνομα_ταξινομητή.fold(k).Testing.AverageAccuracyRate =  
0.5 * (TPtest + TNtest);
```

```
Classifier(m).Όνομα_ταξινομητή.fold(k).Testing.AverageErrorRate =  
0.5*(FP + FN);
```

Για κάθε μία από τις 10 κλάσεις επαναλαμβάνουμε τον ταξινομητή και παίρνουμε τα αντίστοιχα αποτελέσματα. Κατόπιν διαιρούμε τα μέτρα αυτά δια 10 και έτσι προκύπτει η απόδοση του ταξινομητή για το σύνολο των κλάσεων.

```
DeRate(m) =  
DeRate(m) + Classifier(m).Όνομα_ταξινομητή.fold(k).Testing.DetectionRate;
```

```
FARate(m) =  
FARate(m) + Classifier(m).Όνομα_ταξινομητή.fold(k).Testing.FalseAlarmRate;
```

```
AARate(m) =  
AARate(m) + Classifier(m).Όνομα_ταξινομητή.fold(k).Testing.AverageAccuracyRate;
```

```
AERate(m) =  
AERate(m) + Classifier(m).Όνομα_ταξινομητή.fold(k).Testing.AverageErrorRate;
```

```
DeRate(m) = DeRate(m) / 10;
```

```
FARate(m) = FARate(m) / 10;
```

```
AARate(m) = AARate(m) / 10;
```

```
AERate(m) = AERate(m) / 10;
```

Σε μια προσπάθεια βελτιστοποίησης της παρούσας υλοποίησης, τροποποιήσαμε τον κώδικα ώστε να μπορεί ο χρήστης να επιλέξει το χαρακτηριστικό για το οποίο επιθυμεί να εξεταστεί η απόδοση του ταξινομητή:

```
feature = input('Please input:\n1 for Dominant Color,\n2 for Scalable Color,\n3 for Color Structure,\n4 for Color Layout,\n5 for Homogenous Texture,\n6 for Edge Histogram\n\n', 's');
```

Έτσι ανάλογα με τον αριθμό τον οποίο θα εισάγουμε, τα δεδομένα για τα οποία θα γίνει η ταξινόμηση, αντιστοιχούν στο εκάστοτε χαρακτηριστικό.

```
switch(feature)
case '1'
    load('DominantColor.mat');
    D = Dominant_Color;
case '2'
    load('ScalableColor.mat');
    D = Scalable_Color;
case '3'
    load('ColorStructure.mat');
    D = Color_Structure;
case '4'
    load('ColorLayout.mat');
    D = Color_Layout;
case '5'
    load('HomogenousTexture.mat');
    D = Homogenous_Texture;
case '6'
    load('EdgeHistogram.mat');
    D = Edge_Histogram;
```

Κατόπιν γίνεται η κανονικοποίηση του πίνακα που λαμβάνεται ως είσοδος και ο κώδικας συνεχίζεται όπως στην αρχική μας υλοποίηση.

ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ

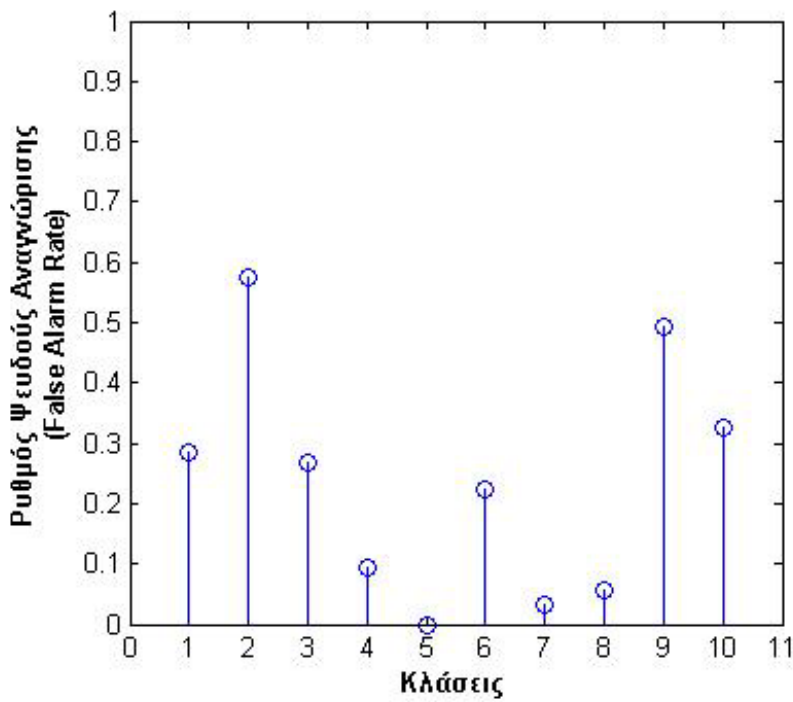
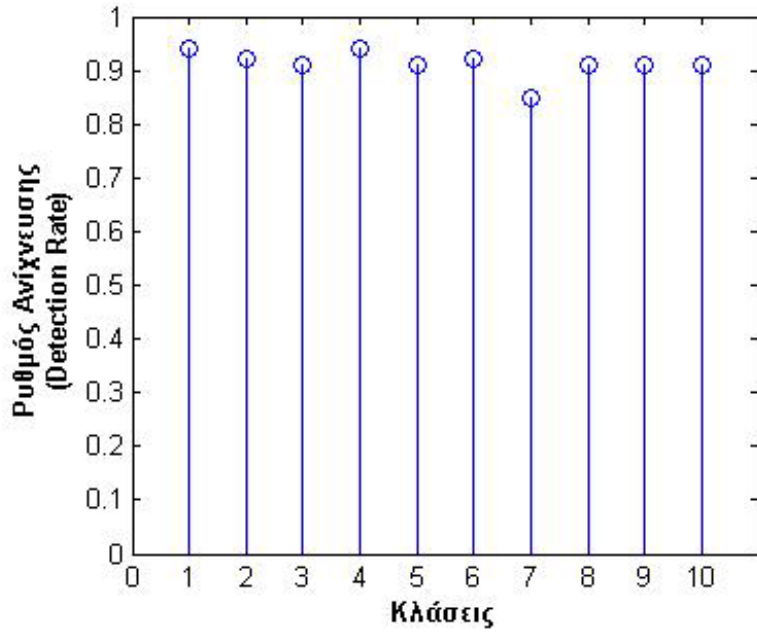
Για να προσδιορίσουμε την απόδοση κάθε ταξινομητή, δηλαδή το πόσο καλά ταξινομεί τα δεδομένα ελέγχου, μετράμε τέσσερις διαφορετικές παραμέτρους. Συγκεκριμένα μετράμε το Ρυθμό Ανίχνευσης (Detection Rate), που αντιστοιχεί στο λόγο των αληθώς θετικών προς το σύνολο των δεδομένων ελέγχου. Επίσης ματριέται ο Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης (False Alarm Rate) των αντικειμένων ως αντικείμενα της κλάσης στόχου χωρίς να ανήκουν σε αυτή. Το μέτρο αυτό προκύπτει από το λόγο των ψευδώς θετικών προς το σύνολο των ακραίων αντικειμένων.

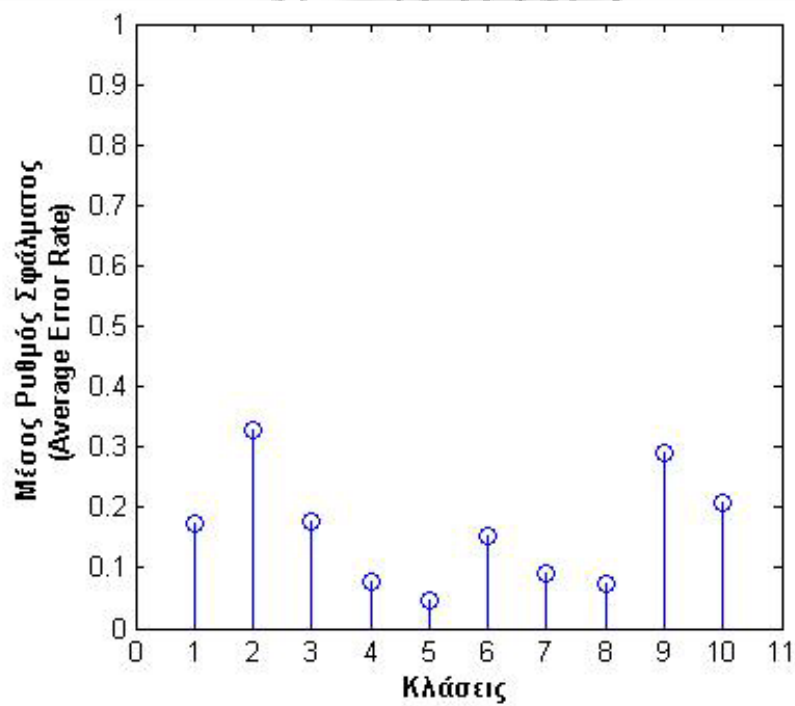
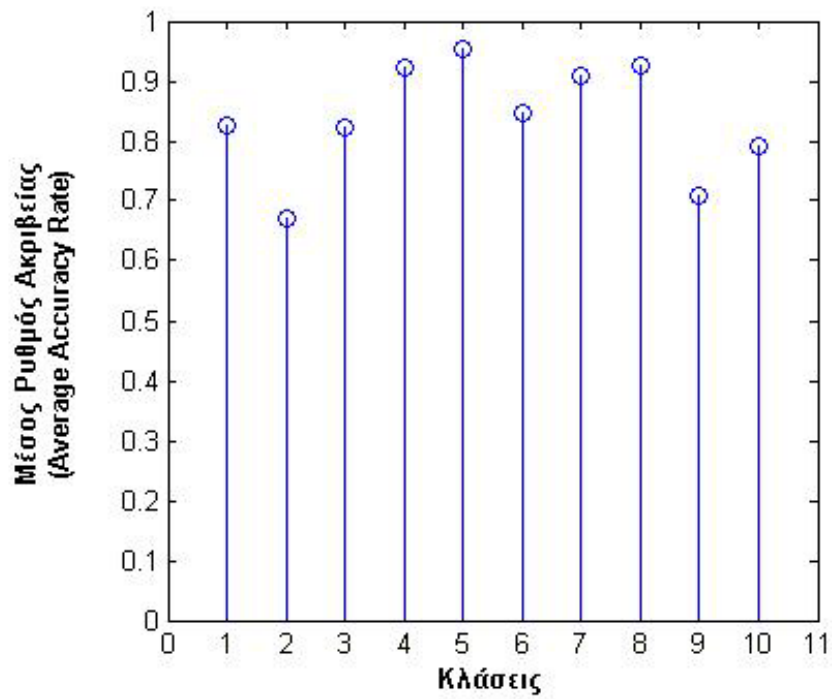
Ακόμη μετράμε το Μέσο Ρυθμό Ακριβείας (Average Accuracy Rate) που αντιστοιχεί στο μισό του αθροίσματος των αληθώς θετικών και των αληθώς αρνητικών δεδομένων. Με αυτό το μέτρο δηλαδή βρίσκουμε κατά μέσο όρο πόσα αντικείμενα αναγνωρίζονται σωστά στην κλάση που ανήκουν. Τέλος υπολογίζουμε το Μέσο Ρυθμό Σφάλματος (Average Error Rate) που υπολογίζει πόσο είναι το μέσο σφάλμα ανίχνευσης.

Ταξινομητής K-Κέντρων

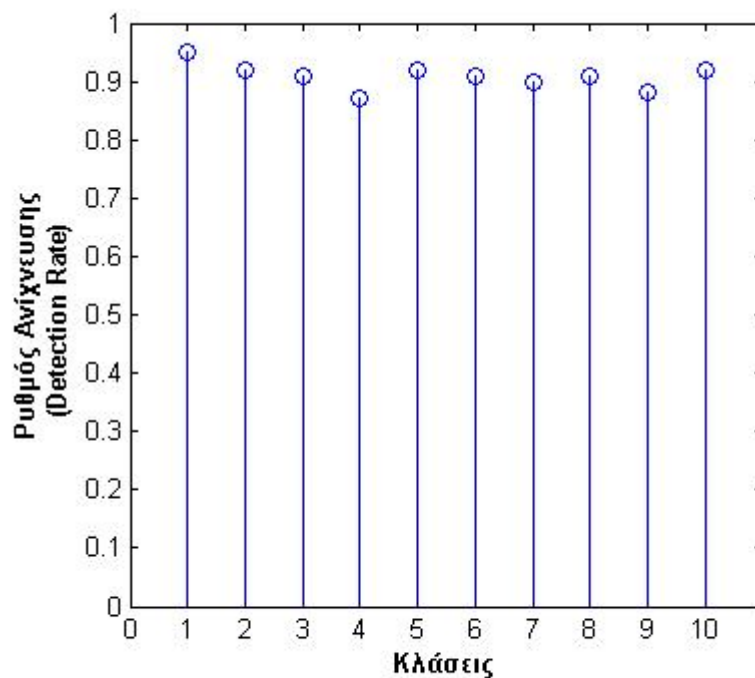
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ K-Κέντρων (K- Center classifier)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Σύνολο Χαρακτηριστικών			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακριβείας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9400	0,2860	0,8270	0,1730
2	0,9200	0,5753	0,6723	0,3277
3	0,9100	0,2672	0,8214	0,1786
4	0,9400	0,0936	0,9232	0,0768
5	0,9100	0	0,9550	0,0450
6	0,9200	0,2249	0,8476	0,1524
7	0,8500	0,0336	0,9082	0,0918
8	0,9100	0,0567	0,9267	0,0733

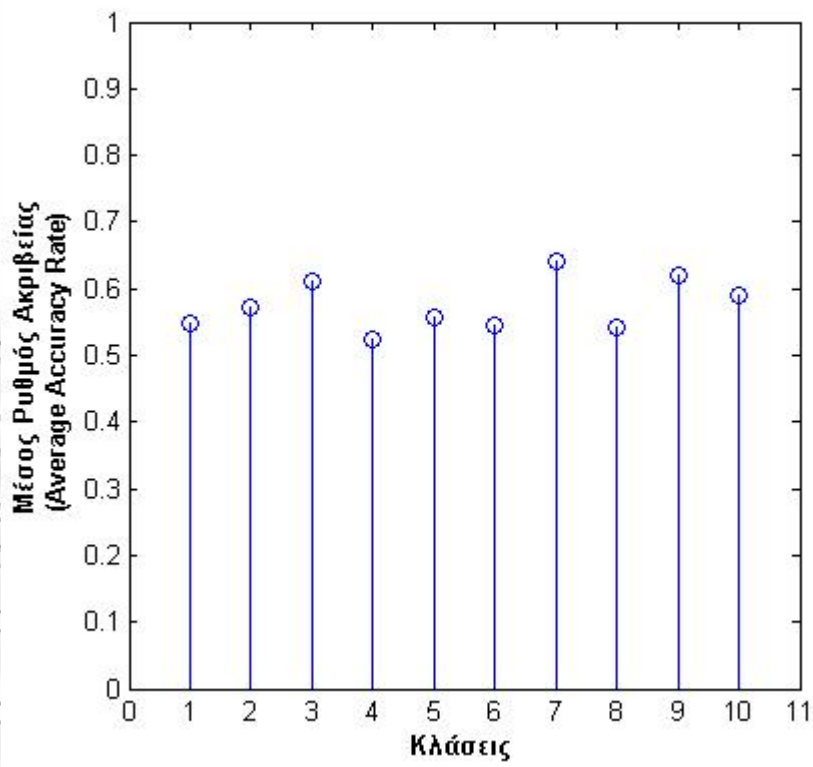
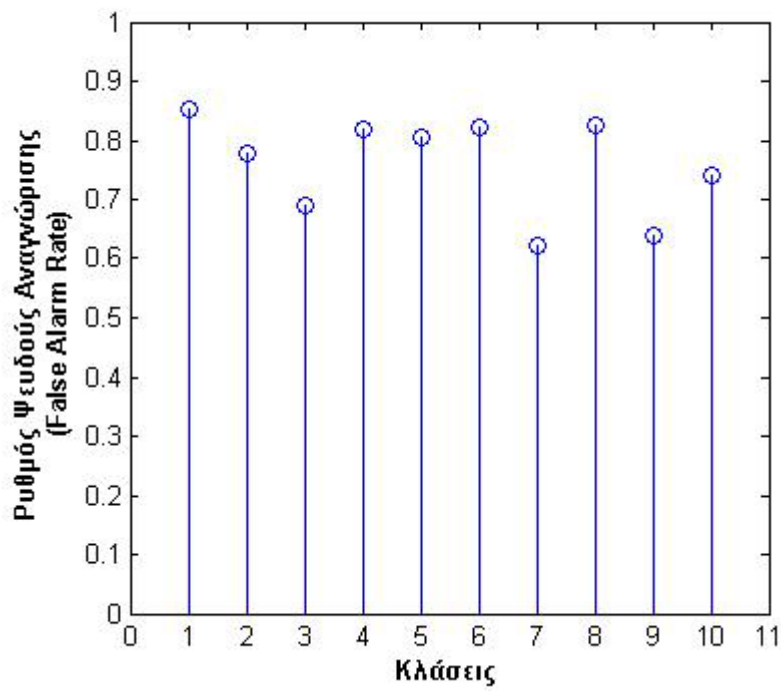
9	0,9100	0,4916	0,7092	0,2908
10	0,9100	0,3251	0,7924	0,2076

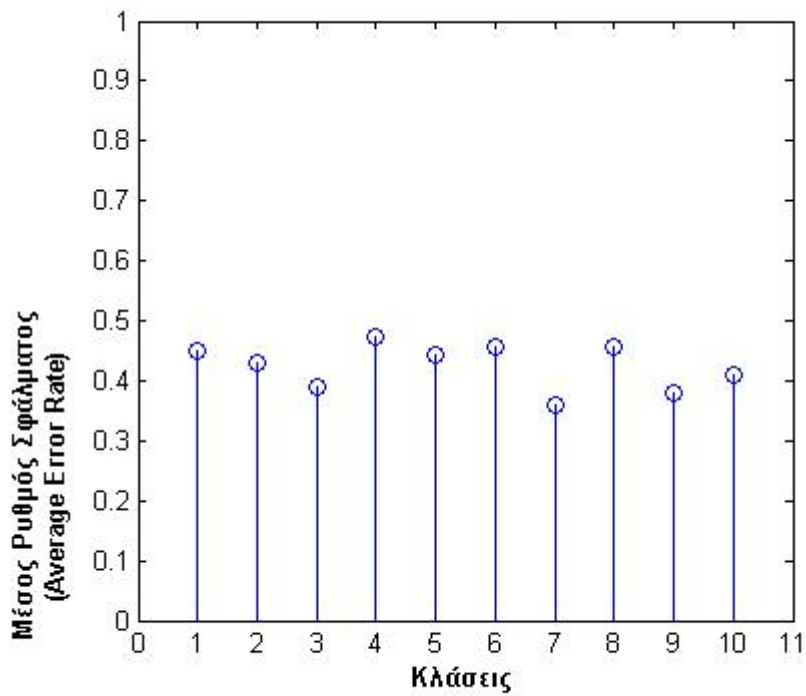




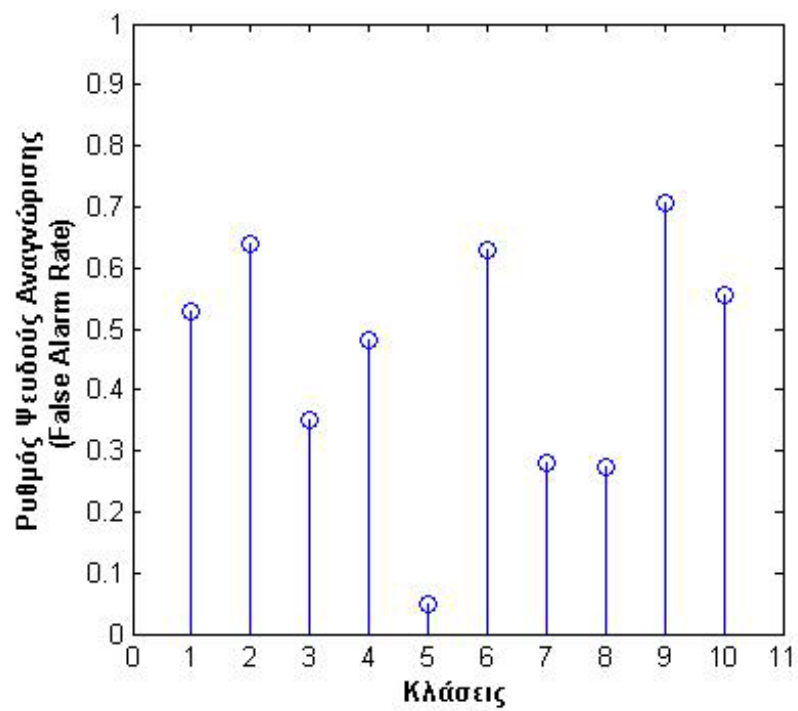
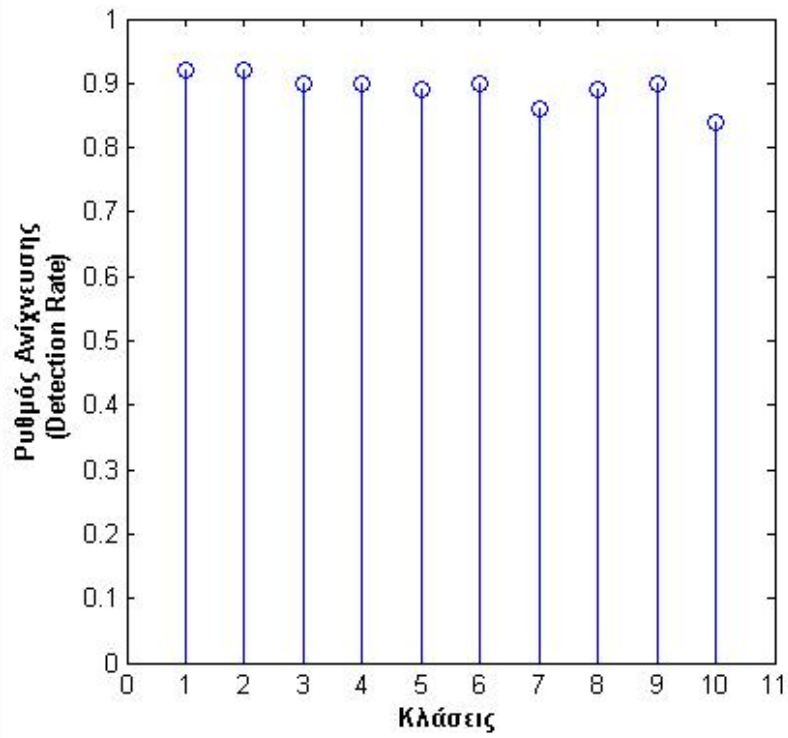
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Κ-Κέντρων (K- Center classifier)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Επικρατές Χρώμα (Dominant Color)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9500	0,8514	0,5493	0,4507
2	0,9200	0,7782	0,5709	0,4291
3	0,9100	0,6898	0,6101	0,3899
4	0,8700	0,8193	0,5253	0,4747
5	0,9200	0,8042	0,5579	0,4421
6	0,9100	0,8222	0,5439	0,4561
7	0,9000	0,6207	0,6397	0,3603
8	0,9100	0,8247	0,5427	0,4573
9	0,8800	0,6378	0,6211	0,3789
10	0,9200	0,7421	0,5889	0,4111

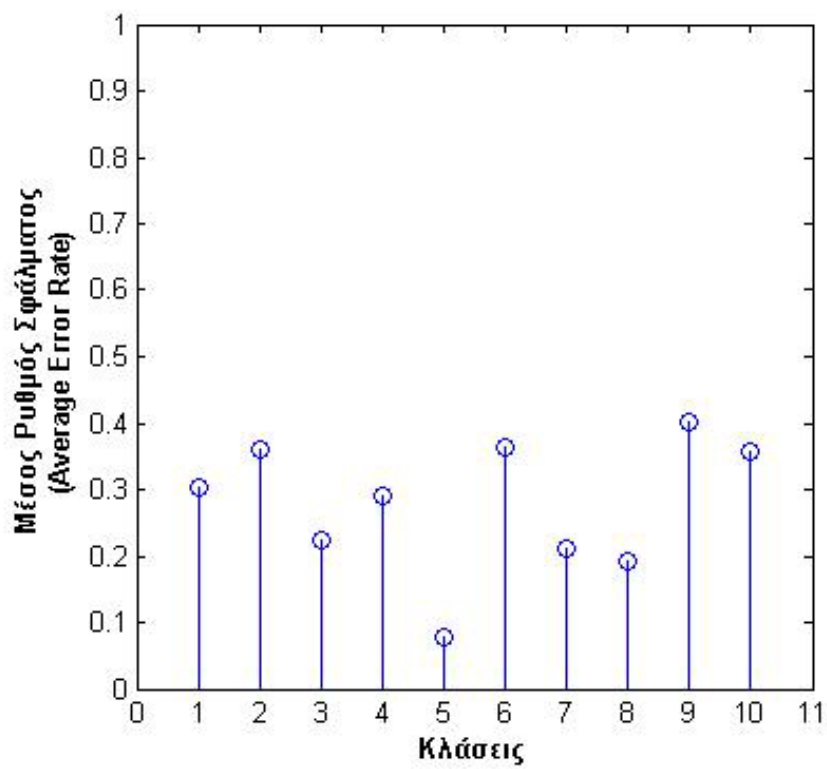
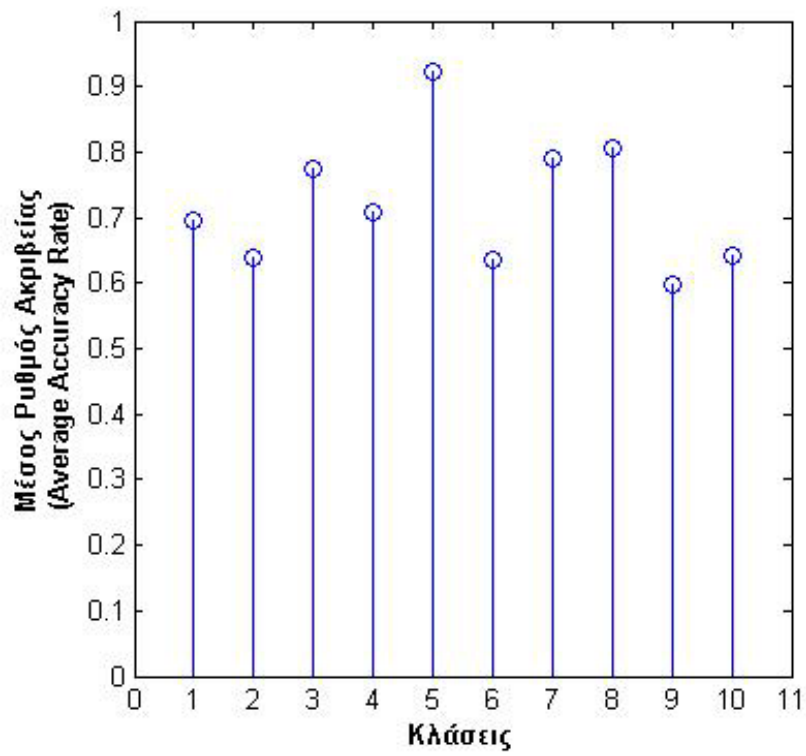




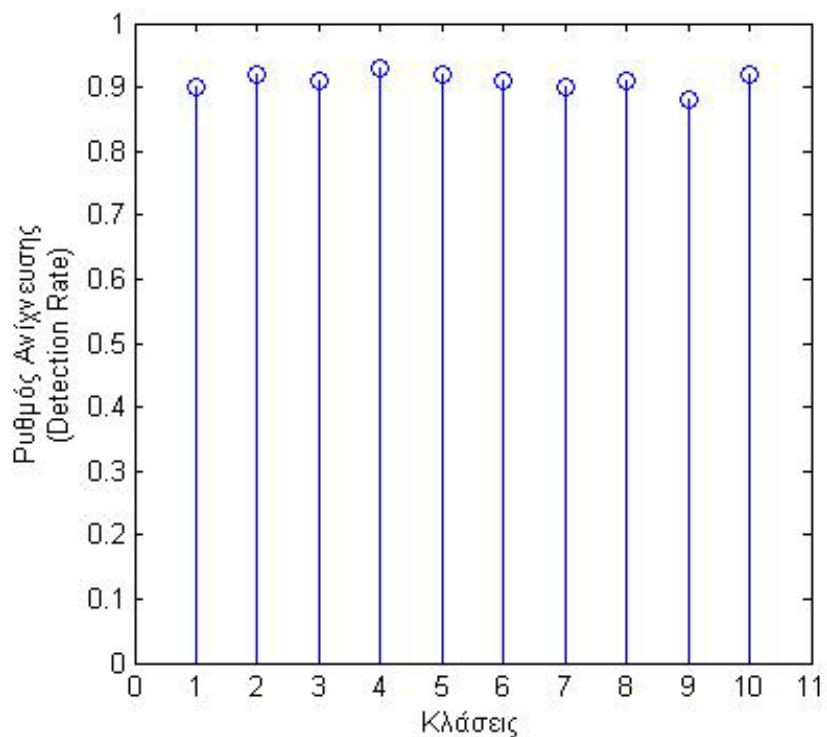


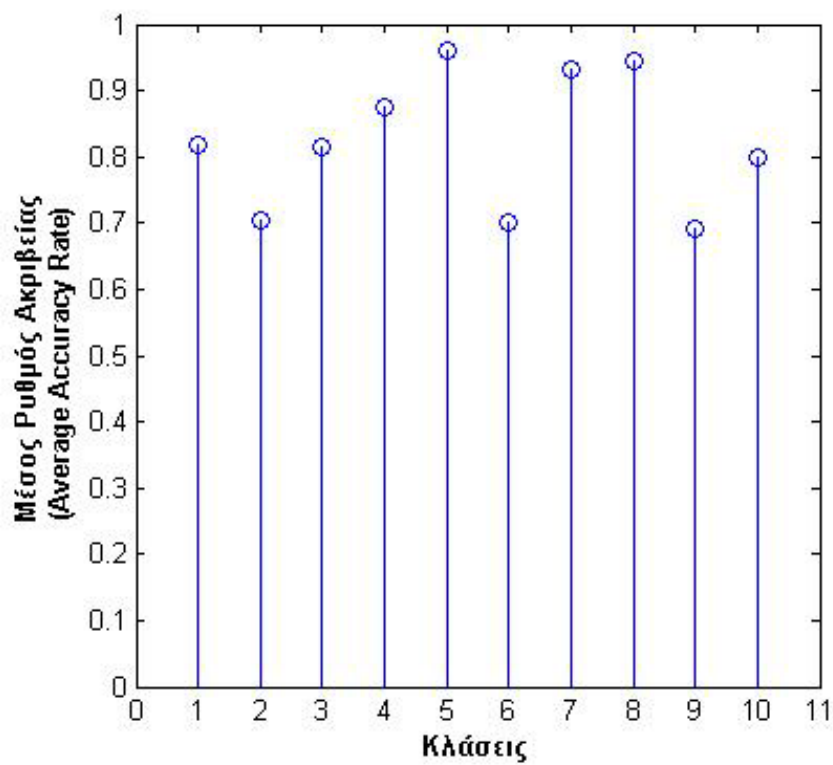
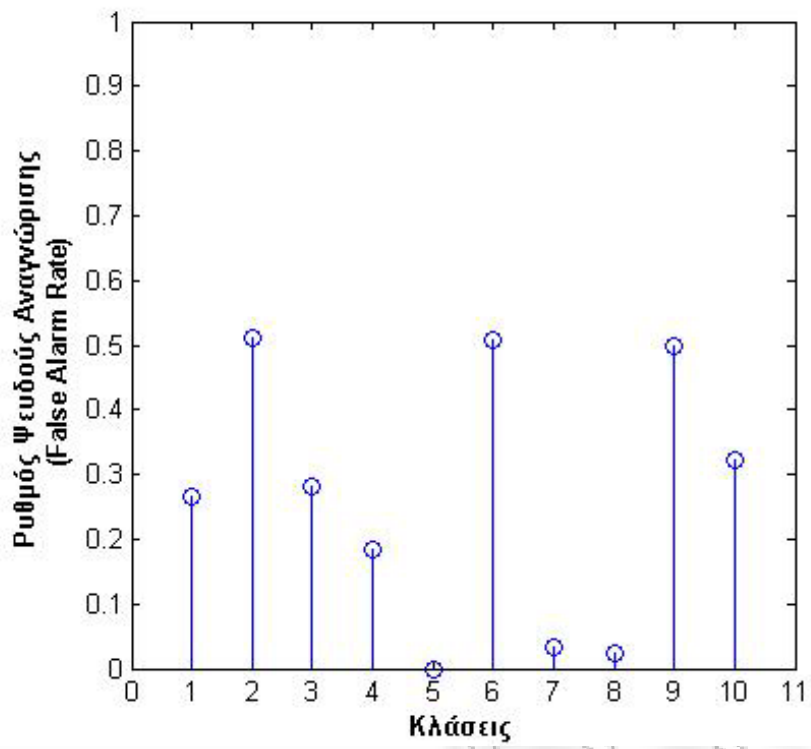
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Κ-Κέντρων (K- Center classifier)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Κλιμακούμενο Χρώμα (Scalable Color)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9200	0,5272	0,6964	0,3036
2	0,9200	0,6408	0,6396	0,3604
3	0,9000	0,3507	0,7747	0,2253
4	0,9000	0,4821	0,7089	0,2911
5	0,8900	0,0473	0,9213	0,0787
6	0,9000	0,6290	0,6355	0,3645
7	0,8600	0,2809	0,7896	0,2104
8	0,8900	0,2750	0,8075	0,1925
9	0,9000	0,7052	0,5974	0,4026
10	0,8400	0,5542	0,6429	0,3571

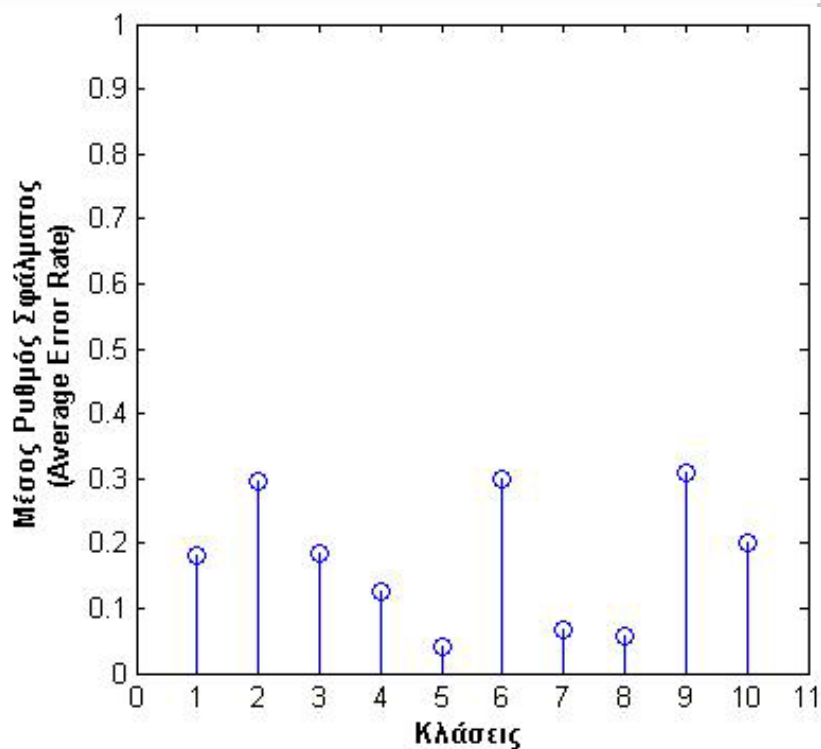




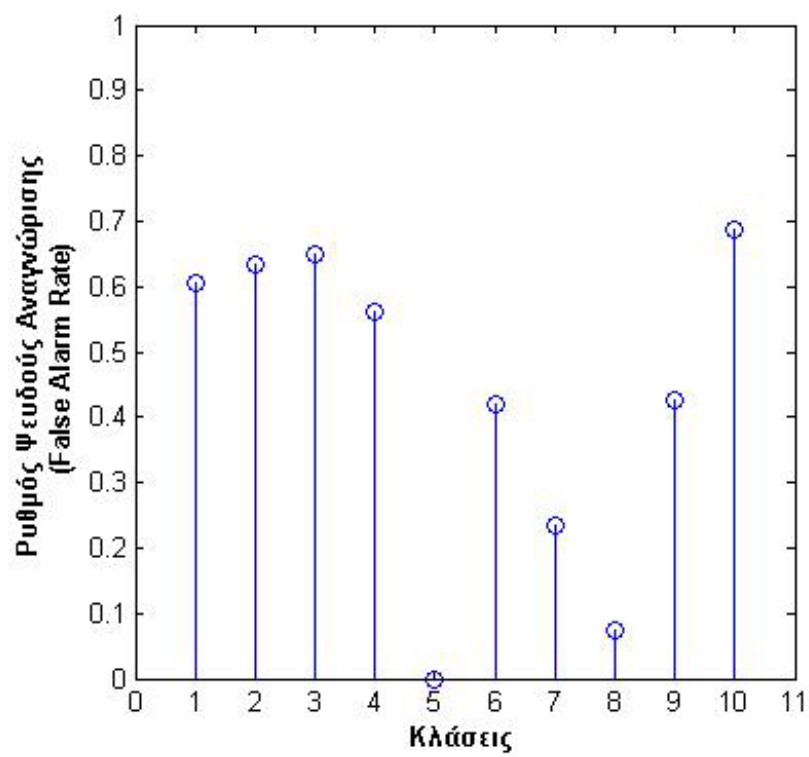
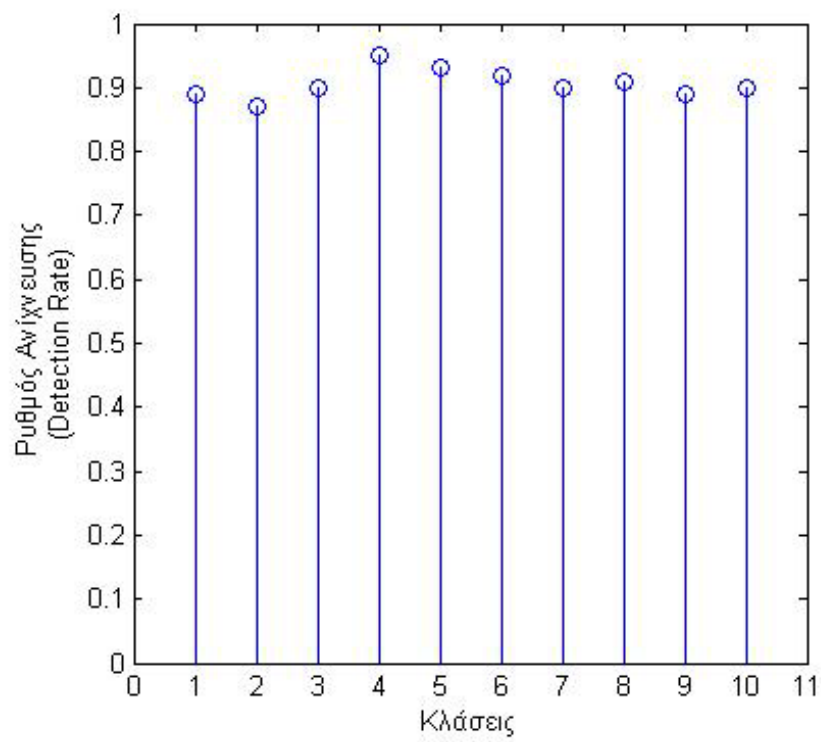
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Κ-Κέντρων (K- Center classifier)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Δομή Χρώματος (Color Structure)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9000	0,2656	0,8172	0,1828
2	0,9200	0,5112	0,7044	0,2956
3	0,9100	0,2804	0,8148	0,1852
4	0,9300	0,1831	0,8734	0,1266
5	0,9200	0	0,9600	0,0400
6	0,9100	0,5083	0,7008	0,2992
7	0,9000	0,0333	0,9333	0,0667
8	0,9100	0,0228	0,9436	0,0564
9	0,8800	0,4987	0,6907	0,3093
10	0,9200	0,3220	0,7990	0,2010

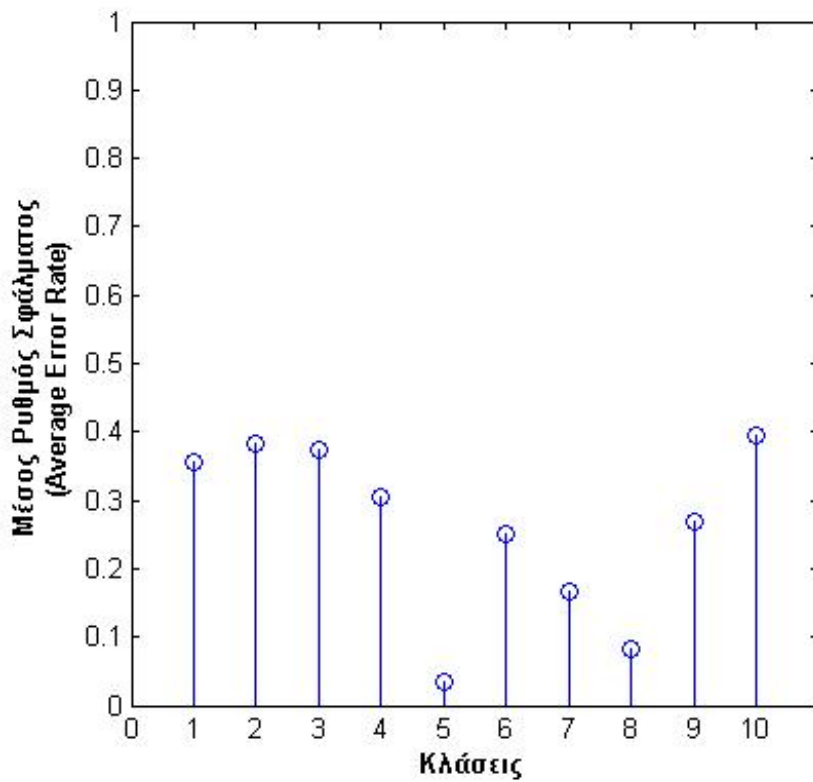
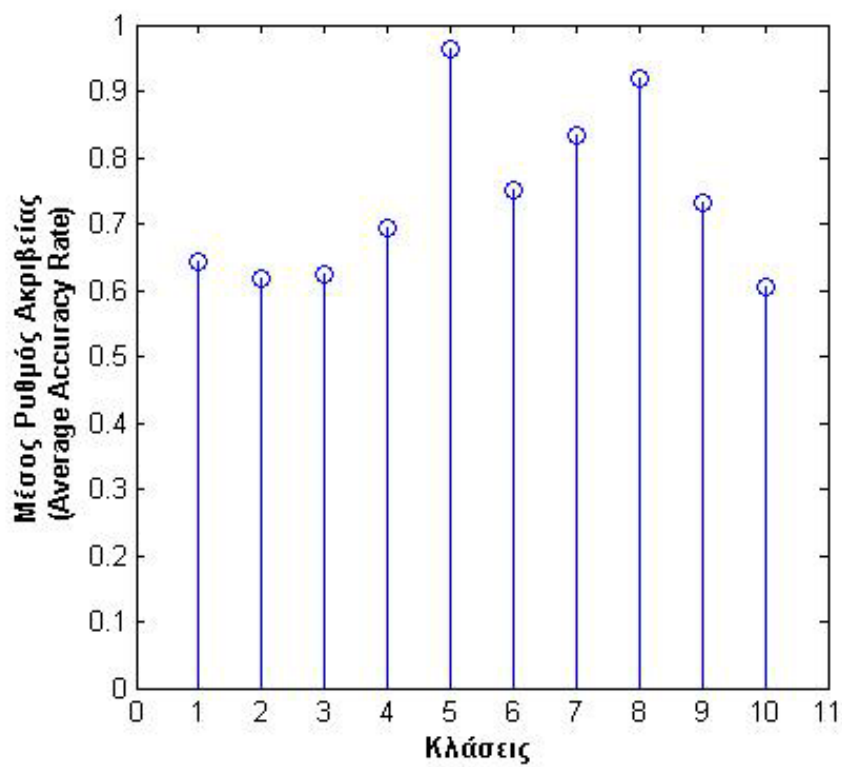




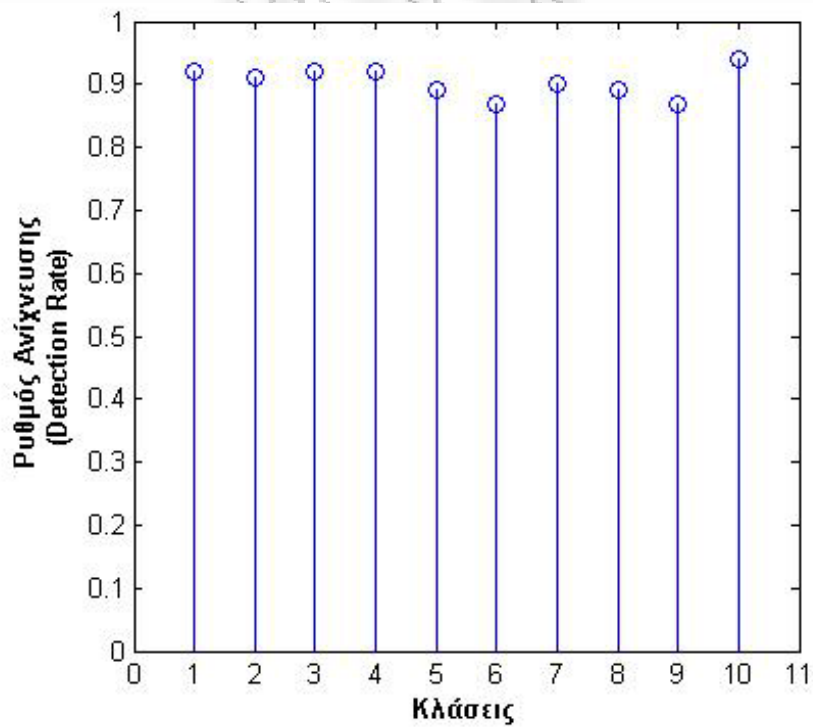


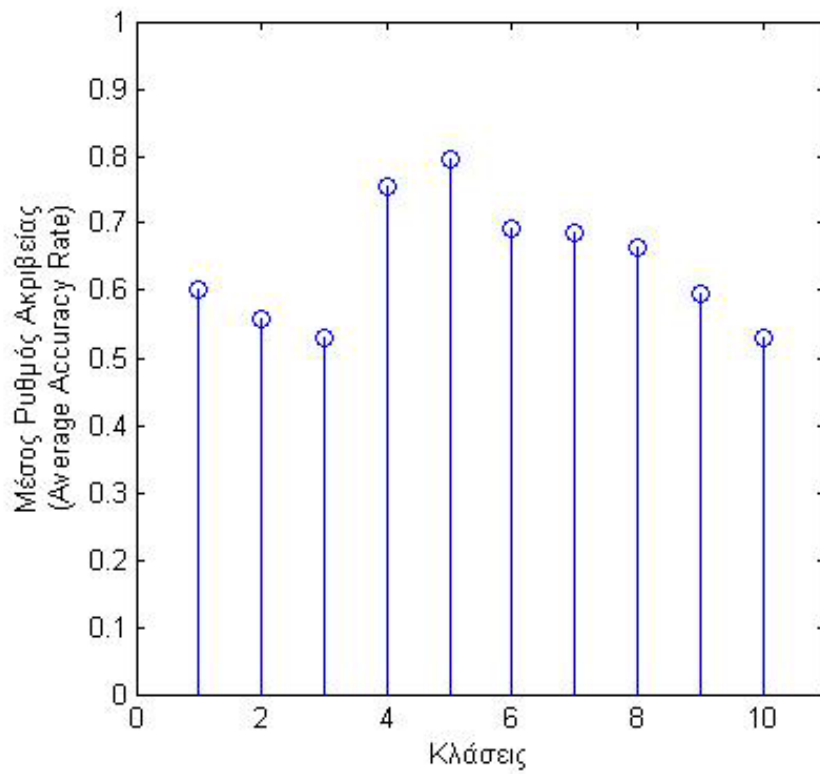
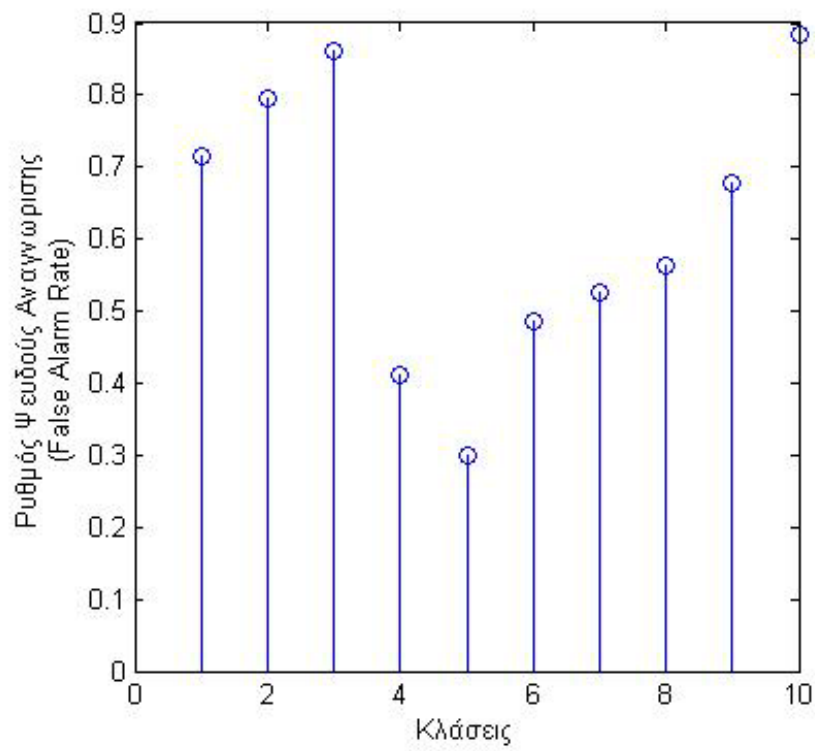
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Κ-Κέντρων (K- Center classifier)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Διάταξη Χρώματος (Color Layout)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,8900	0,6038	0,6431	0,3569
2	0,8700	0,6334	0,6183	0,3817
3	0,9000	0,6497	0,6252	0,3748
4	0,9500	0,5621	0,6939	0,3061
5	0,9300	0	0,9650	0,0350
6	0,9200	0,4203	0,7498	0,2502
7	0,9000	0,2357	0,8322	0,1678
8	0,9100	0,0742	0,9179	0,0821
9	0,8900	0,4260	0,7320	0,2680
10	0,9000	0,6878	0,6061	0,3939

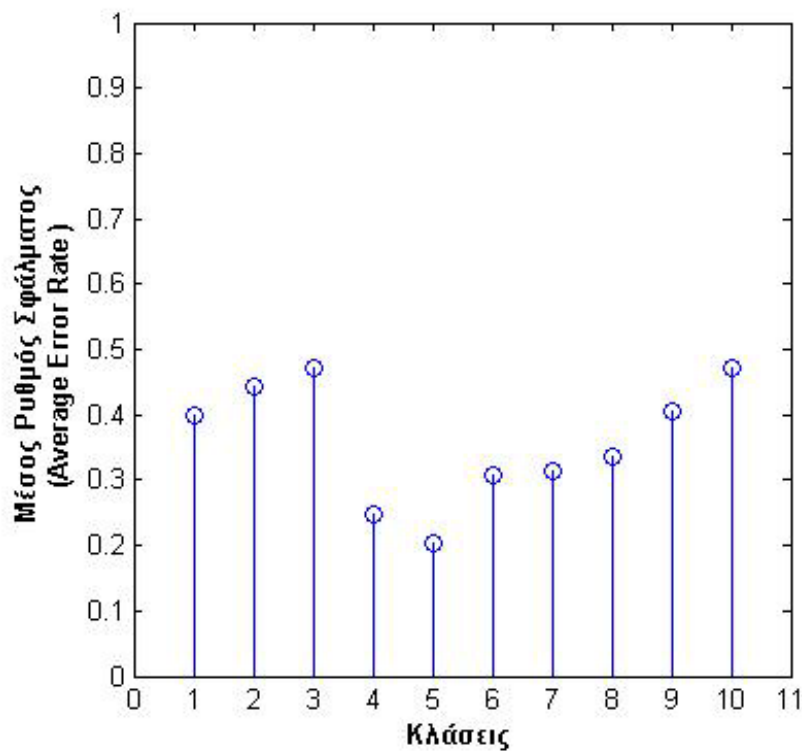




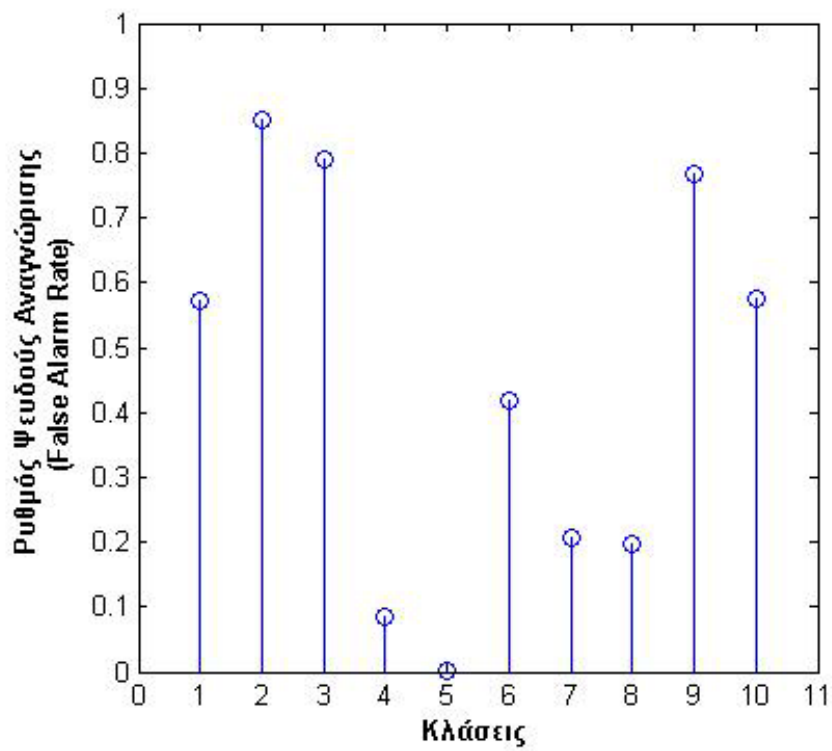
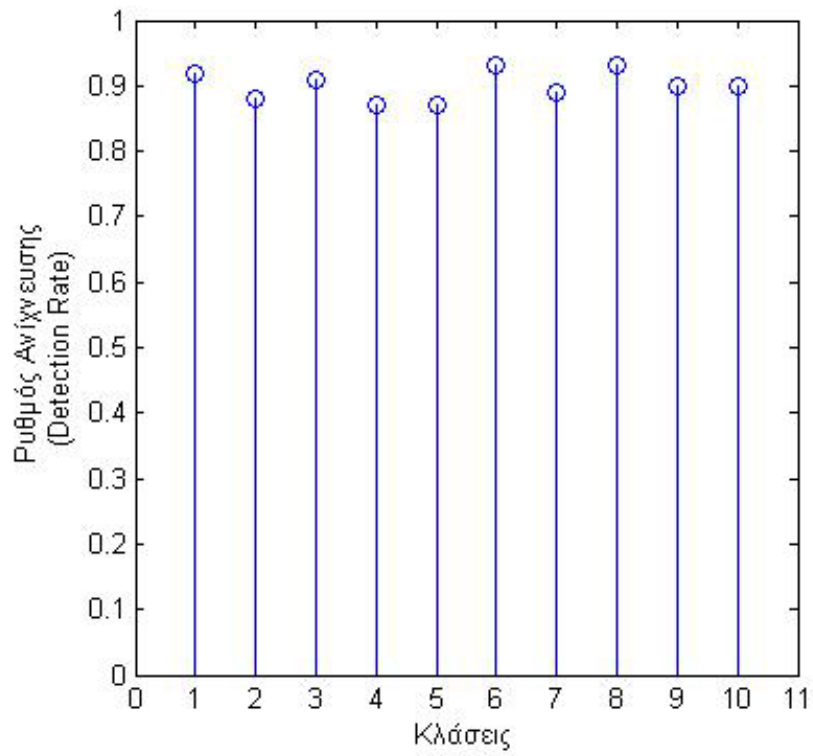
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Κ-Κέντρων (K- Center classifier)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Ομοιογενής Υφή (Homogenous Texture)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9200	0,7159	0,6021	0,3979
2	0,9100	0,7961	0,5569	0,4431
3	0,9200	0,8611	0,5294	0,4706
4	0,9200	0,4124	0,7538	0,2462
5	0,8900	0,2992	0,7954	0,2046
6	0,8700	0,4869	0,6916	0,3084
7	0,9000	0,5268	0,6866	0,3134
8	0,8900	0,5644	0,6628	0,3372
9	0,8700	0,6789	0,5956	0,4044
10	0,9400	0,8832	0,5284	0,4716

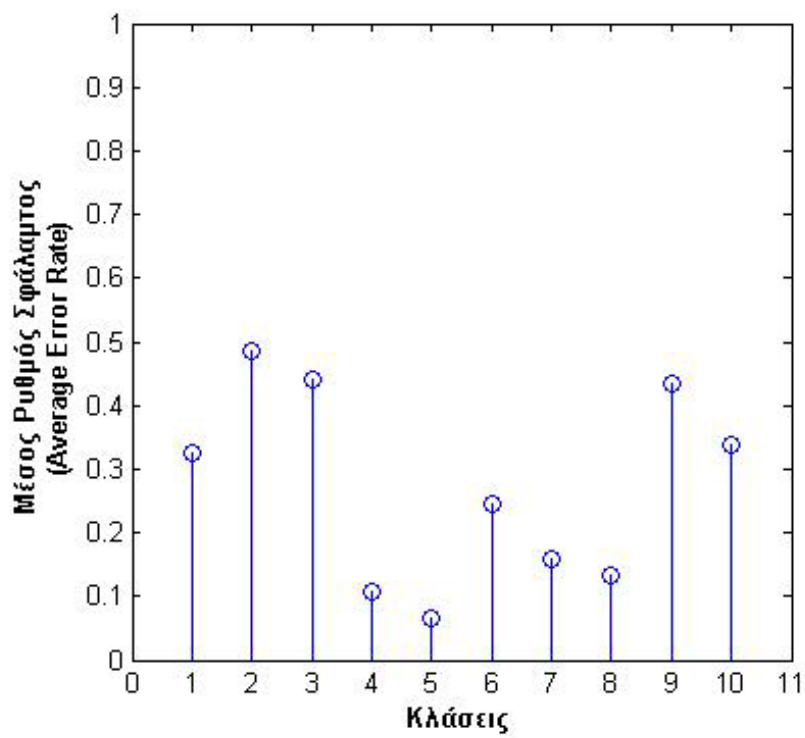
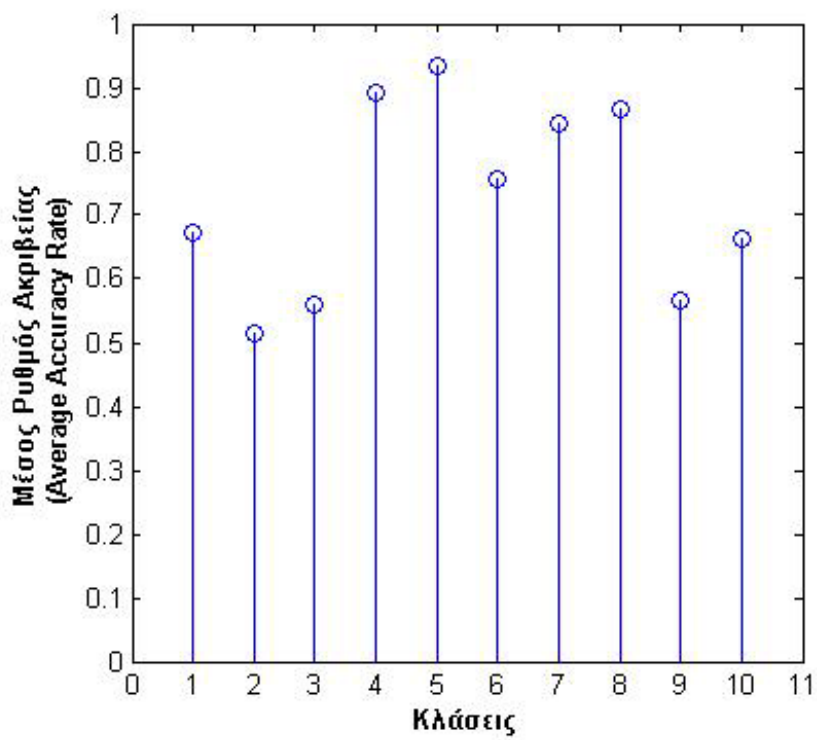






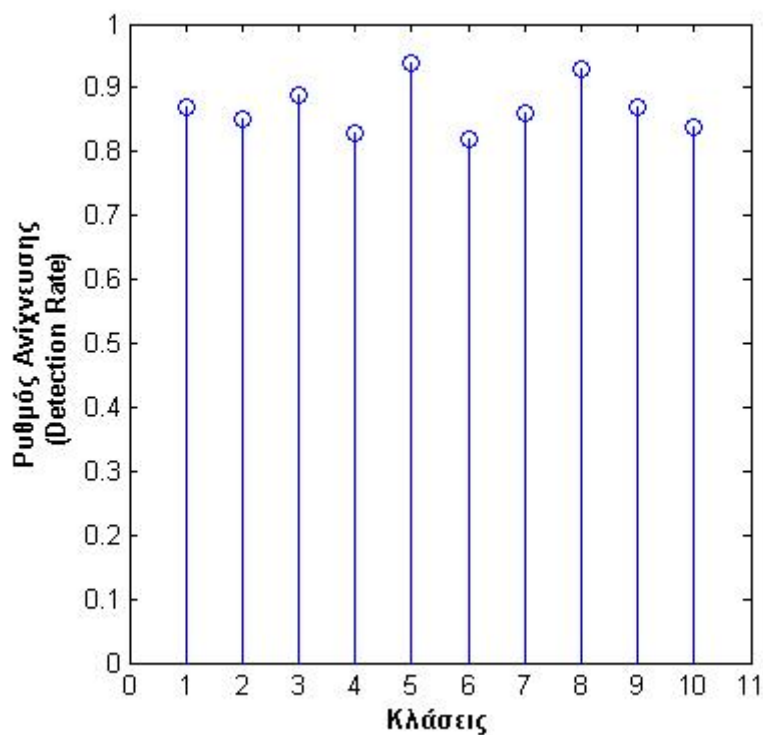
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Κ-Κέντρων (K- Center classifier)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Ιστογράμμο Ακμών (Edge Histogram)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9200	0,5717	0,6742	0,3258
2	0,8800	0,8523	0,5138	0,4862
3	0,9100	0,7911	0,5594	0,4406
4	0,8700	0,0834	0,8933	0,1067
5	0,8700	0,0020	0,9340	0,0660
6	0,9300	0,4190	0,7555	0,2445
7	0,8900	0,2057	0,8422	0,1578
8	0,9300	0,1987	0,8657	0,1343
9	0,9000	0,7666	0,5667	0,4333
10	0,9000	0,5767	0,6617	0,3383

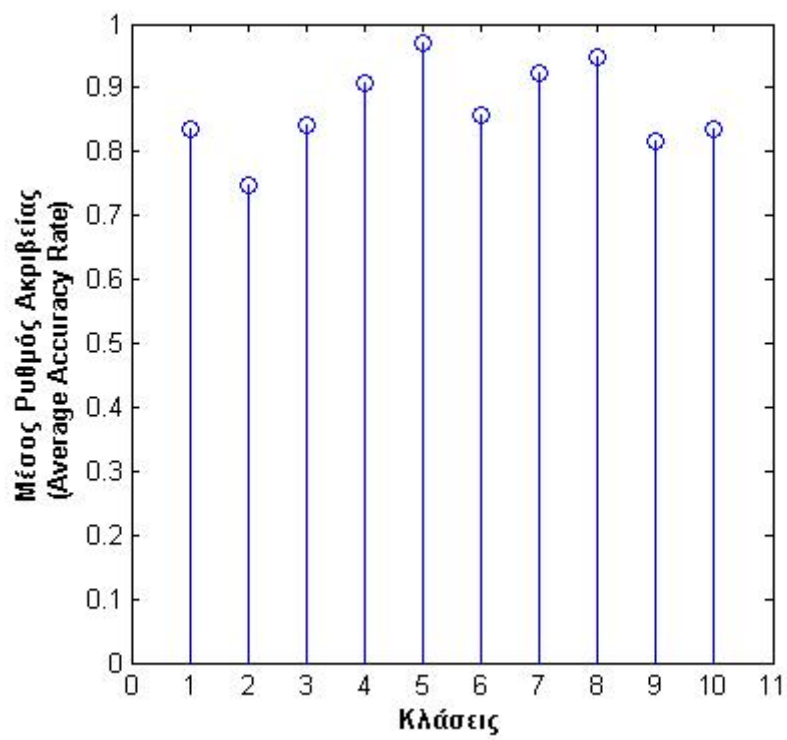
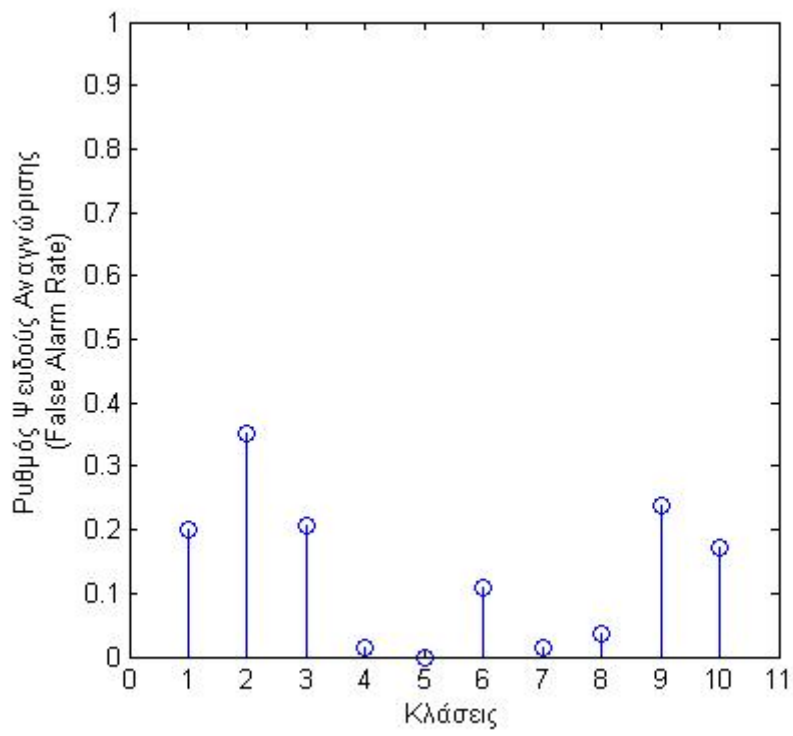


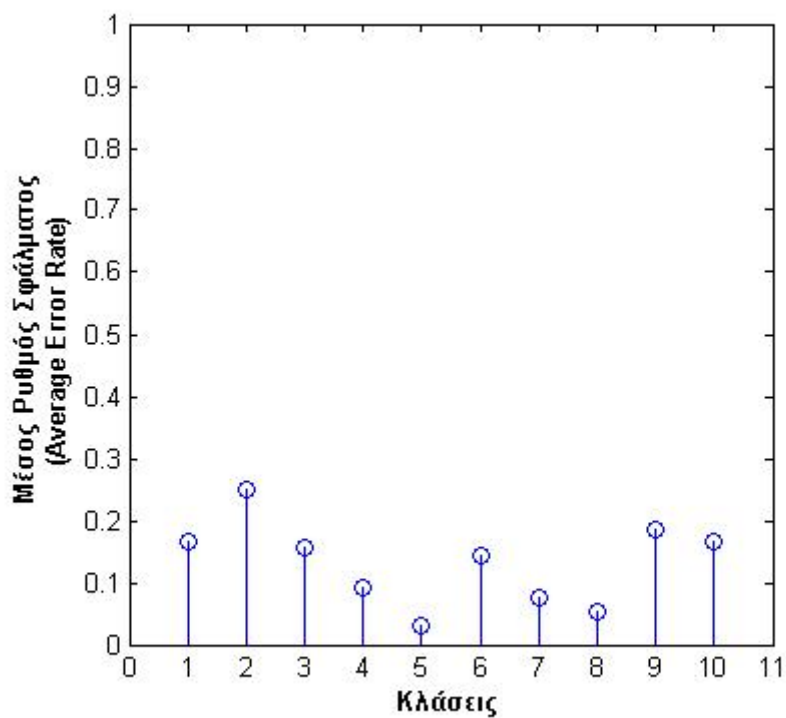


Ταξινομητής K-Μέσων

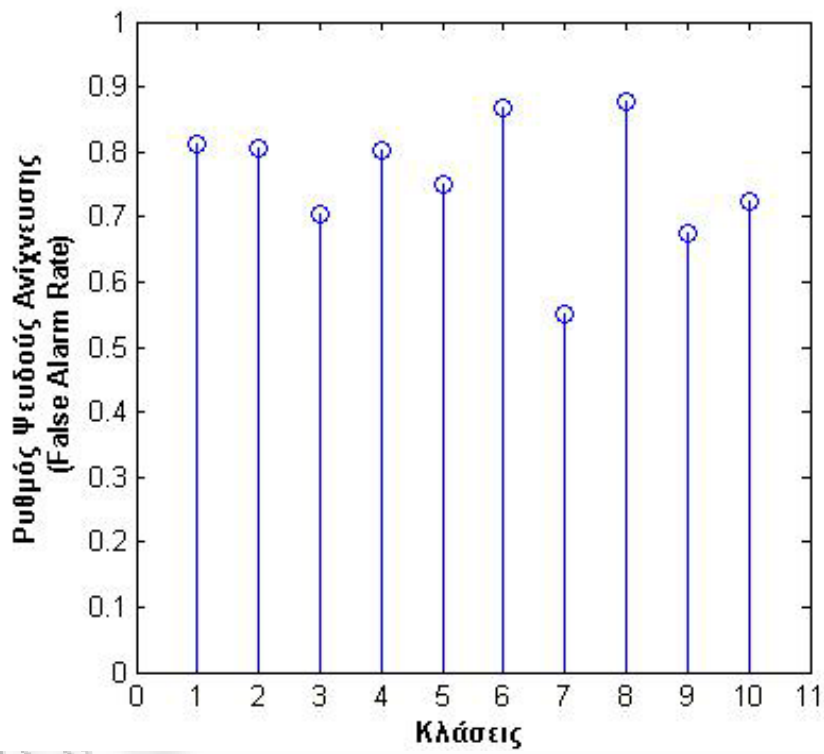
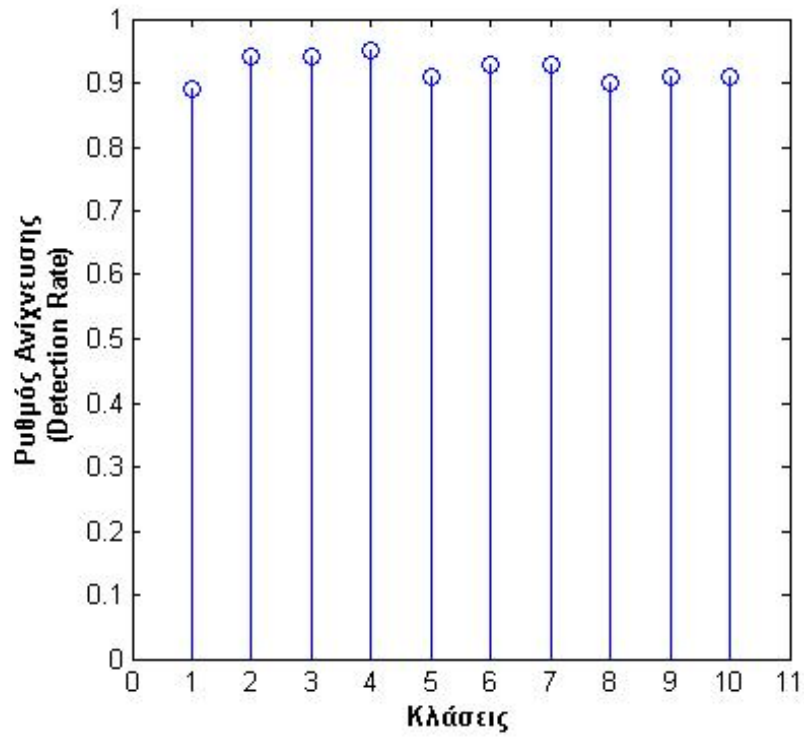
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ K -Μέσων (K- Means classifier)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Σύνολο Χαρακτηριστικών			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,8700	0,2002	0,8349	0,1651
2	0,8500	0,3532	0,7484	0,2516
3	0,8900	0,2051	0,8424	0,1576
4	0,8300	0,0132	0,9084	0,0916
5	0,9400	0	0,9700	0,0300
6	0,8200	0,1074	0,8563	0,1437
7	0,8600	0,0131	0,9234	0,0766
8	0,9300	0,0358	0,9471	0,0529
9	0,8700	0,2378	0,8161	0,1839
10	0,8400	0,1722	0,8339	0,1661

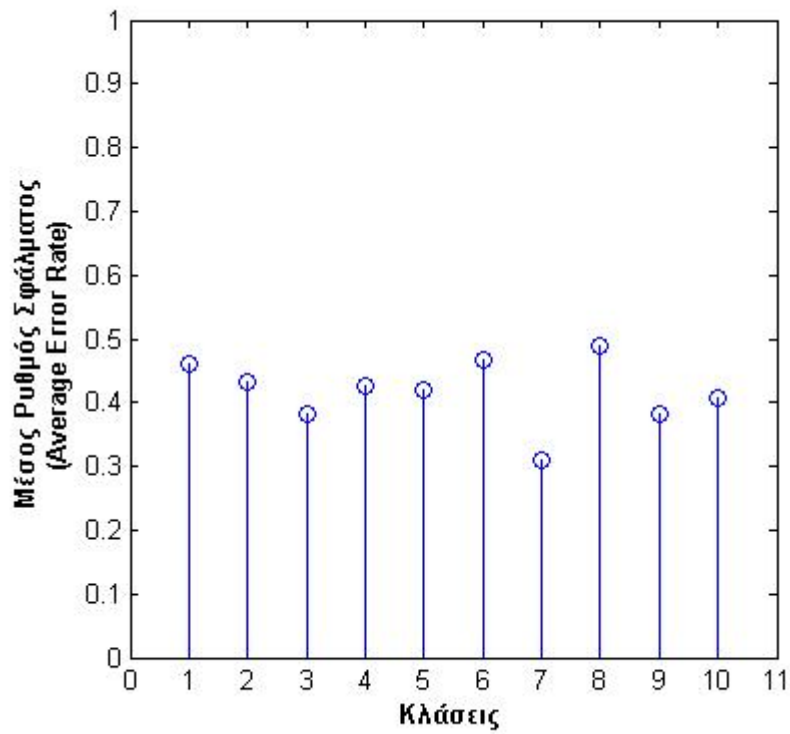
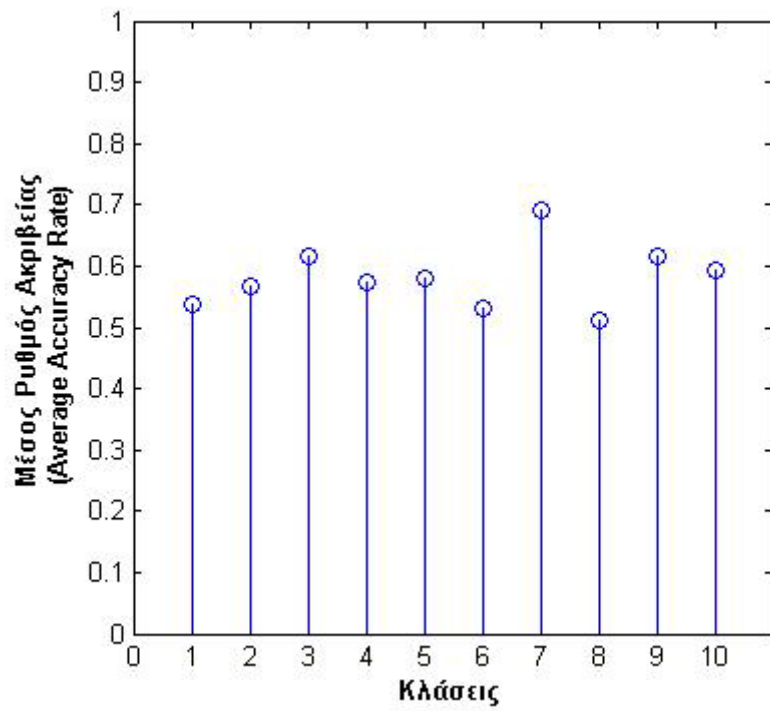




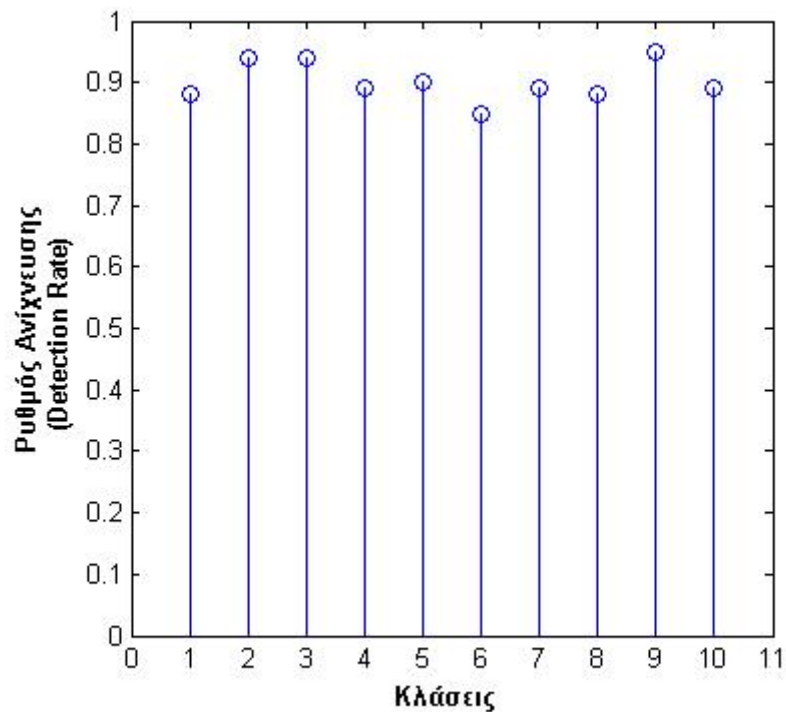


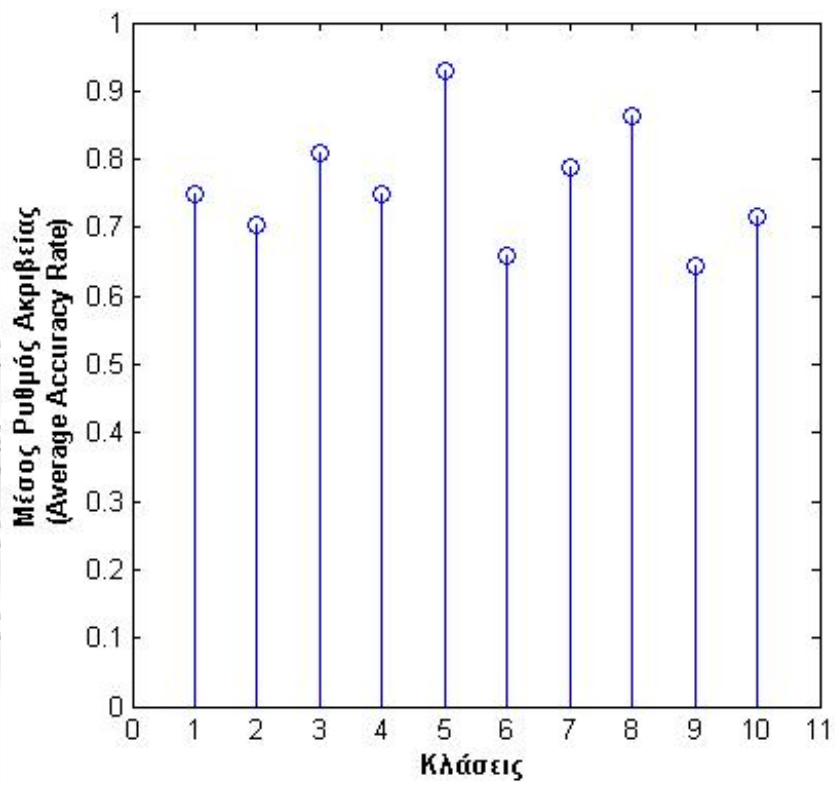
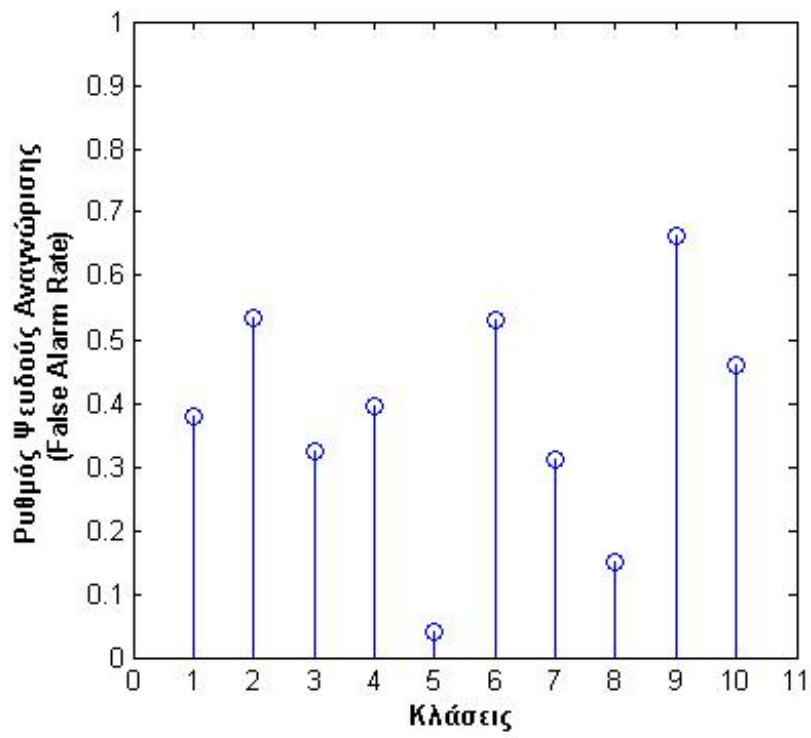
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Κ -Μέσων (K- Means classifier)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Επικρατές Χρώμα (Dominant Color)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακριβείας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,8900	0,8119	0,5391	0,4609
2	0,9400	0,8070	0,5665	0,4335
3	0,9400	0,7050	0,6175	0,3825
4	0,9500	0,8031	0,5734	0,4266
5	0,9100	0,7484	0,5808	0,4192
6	0,9300	0,8664	0,5318	0,4682
7	0,9300	0,5492	0,6904	0,3096
8	0,9000	0,8771	0,5114	0,4886
9	0,9100	0,6750	0,6175	0,3825
10	0,9100	0,7236	0,5932	0,4068

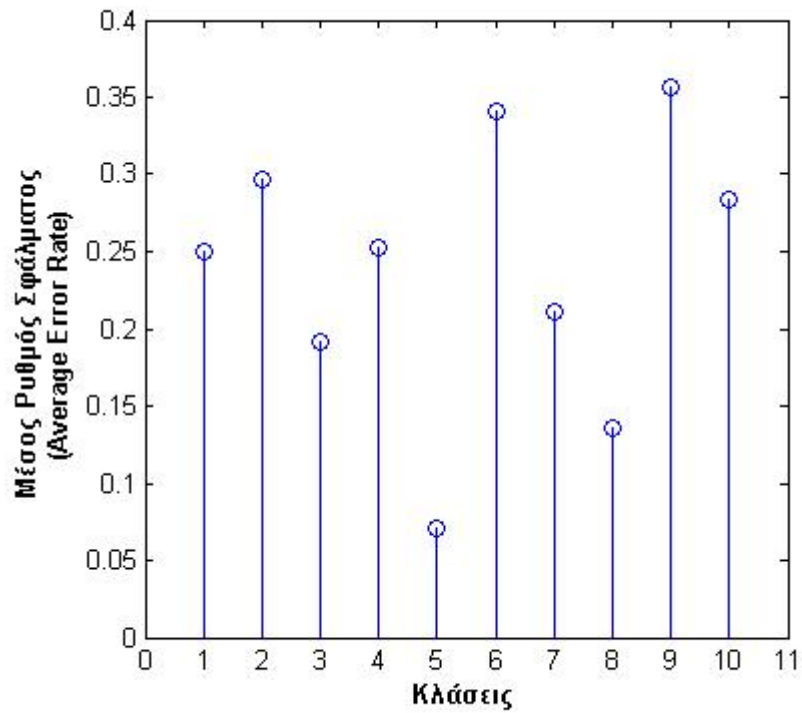




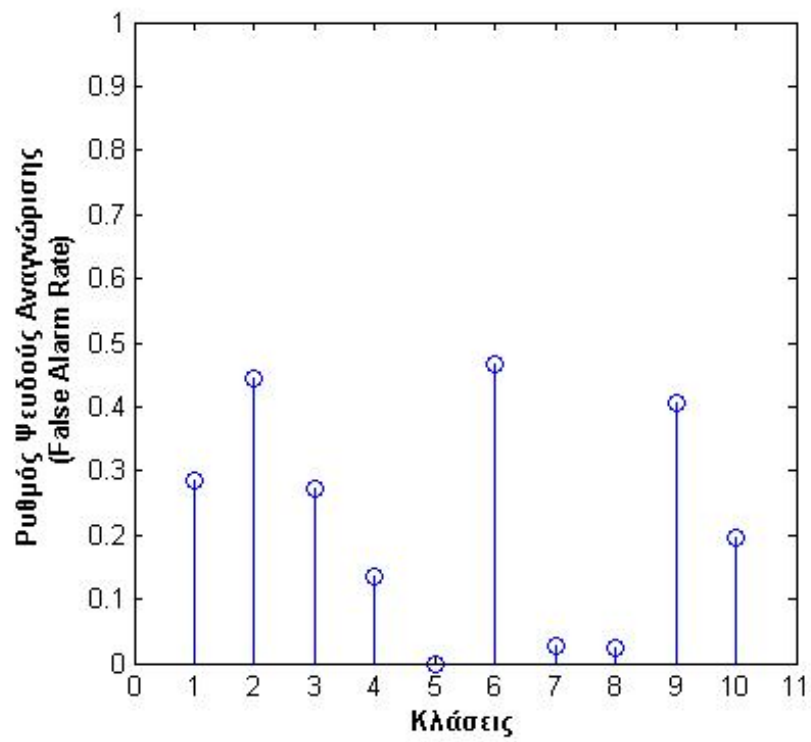
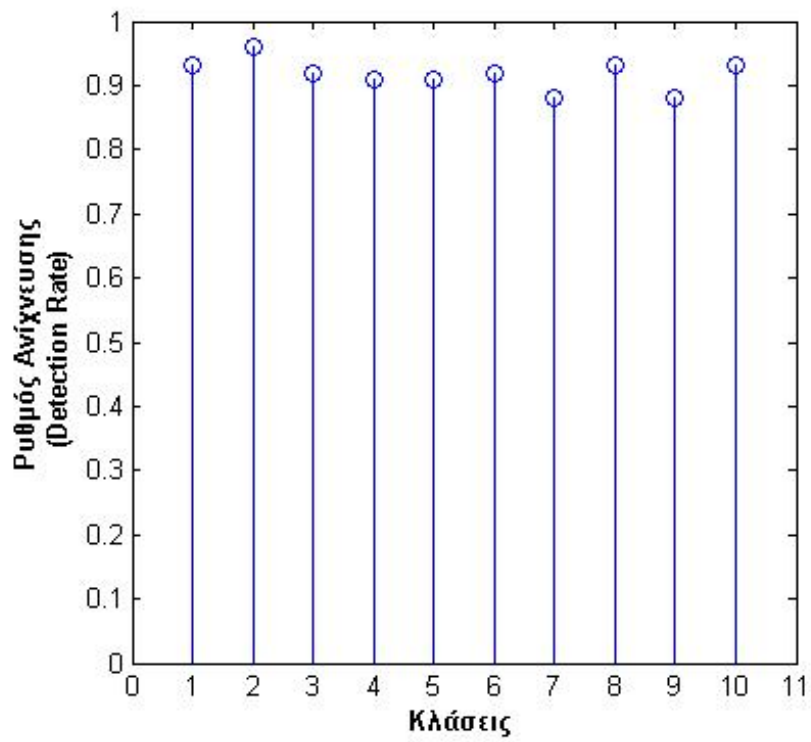
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ K -Μέσων (K- Means classifier)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Κλιμακούμενο Χρώμα (Scalable Color)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,8800	0,3801	0,7499	0,2501
2	0,9400	0,5336	0,7032	0,2968
3	0,9400	0,3227	0,8087	0,1913
4	0,8900	0,3942	0,7479	0,2521
5	0,9000	0,0417	0,9292	0,0708
6	0,8500	0,5311	0,6594	0,3406
7	0,8900	0,3113	0,7893	0,2107
8	0,8800	0,1516	0,8642	0,1358
9	0,9500	0,6627	0,6437	0,3563
10	0,8900	0,4581	0,7159	0,2841

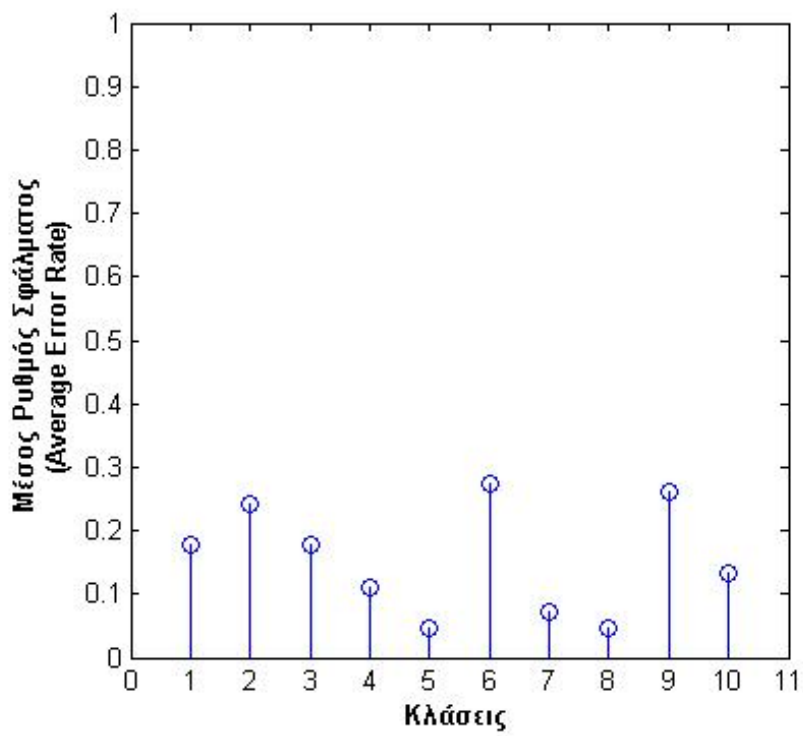
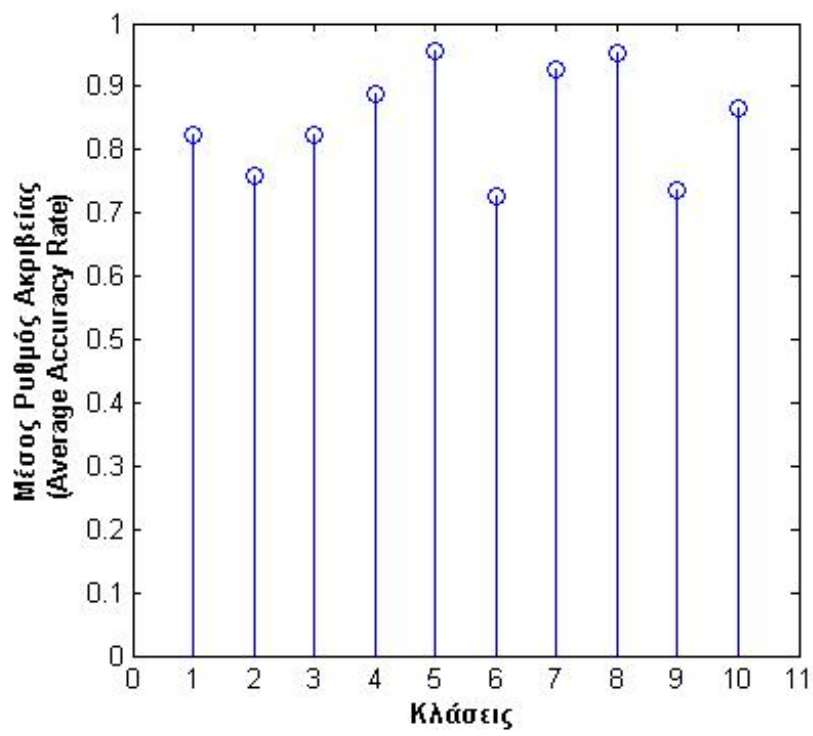




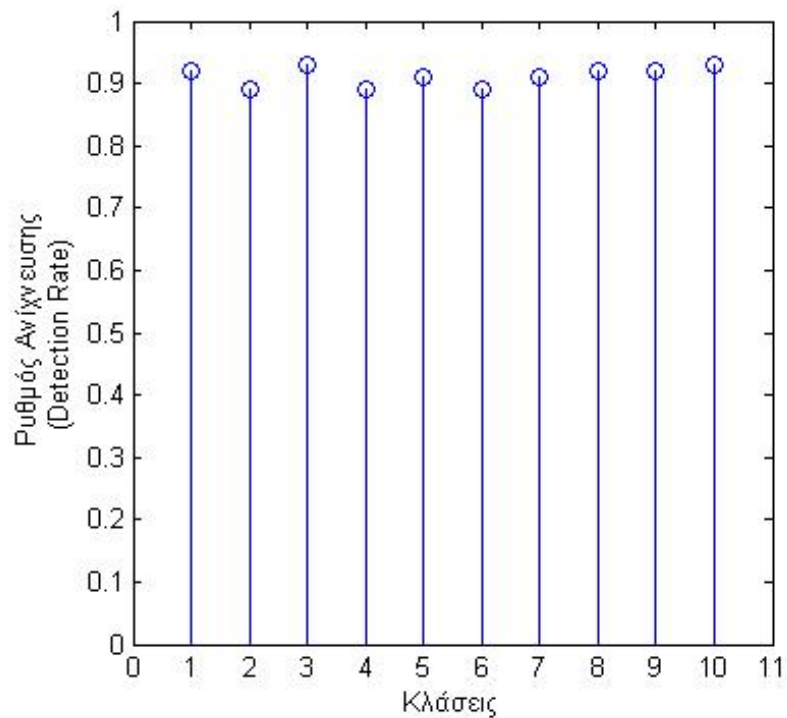


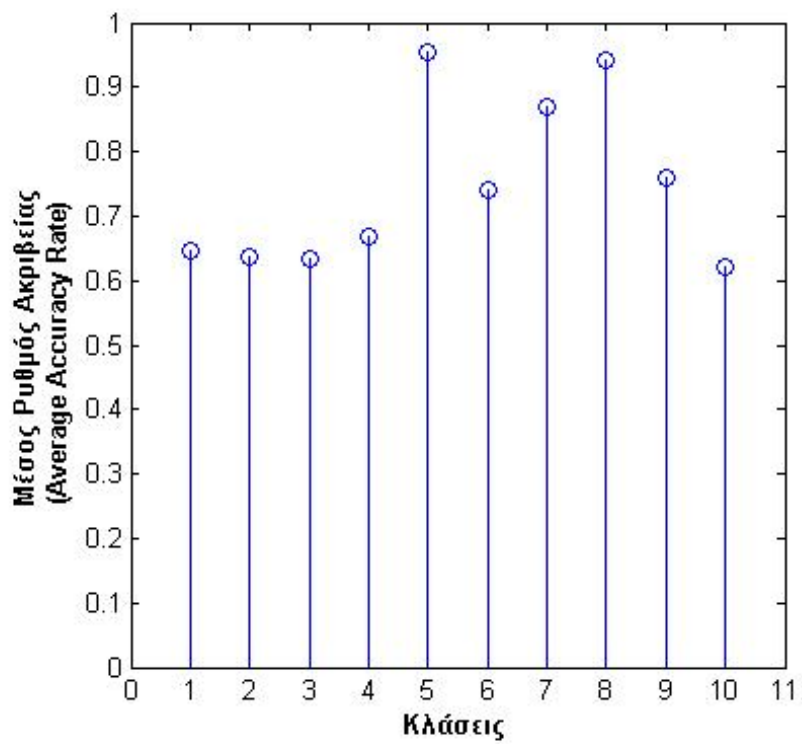
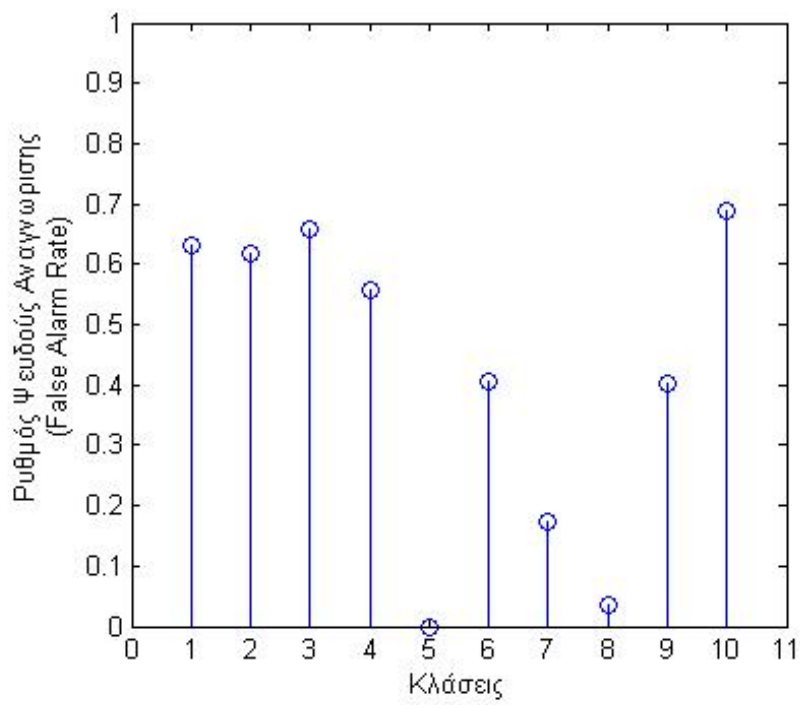
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Κ-Μέσων (K- Means classifier)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Δομή Χρώματος (Color Structure)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακριβείας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9300	0,2834	0,8233	0,1767
2	0,9600	0,4453	0,7573	0,2427
3	0,9200	0,2729	0,8236	0,1764
4	0,9100	0,1340	0,8880	0,1120
5	0,9100	0	0,9550	0,0450
6	0,9200	0,4658	0,7271	0,2729
7	0,8800	0,0266	0,9267	0,0733
8	0,9300	0,0249	0,9526	0,0474
9	0,8800	0,4050	0,7375	0,2625
10	0,9300	0,1963	0,8668	0,1332

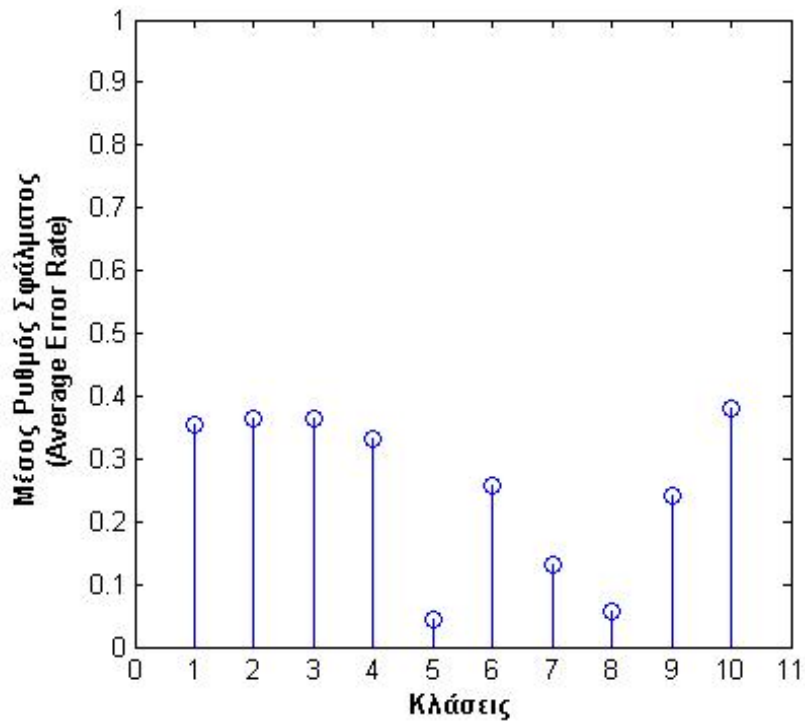




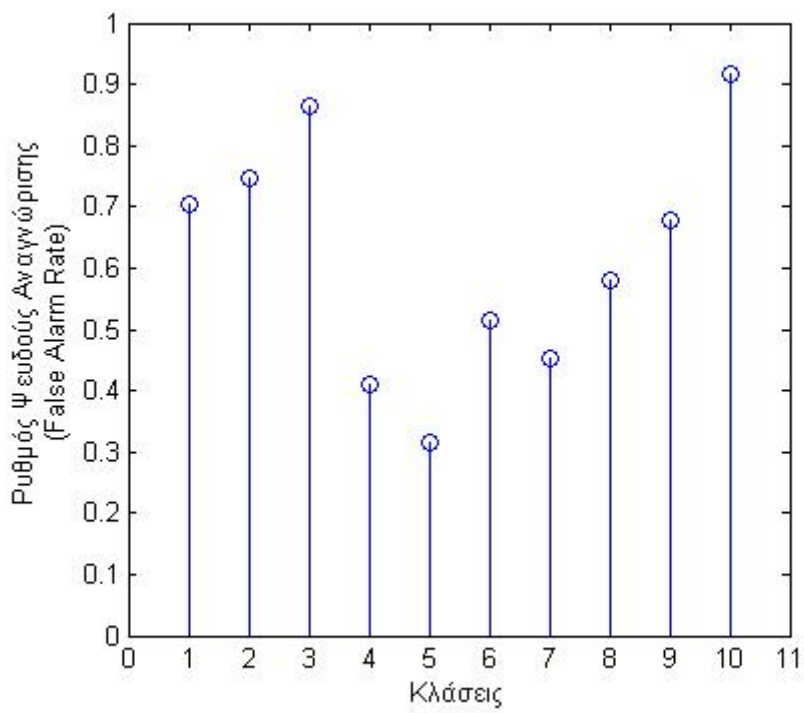
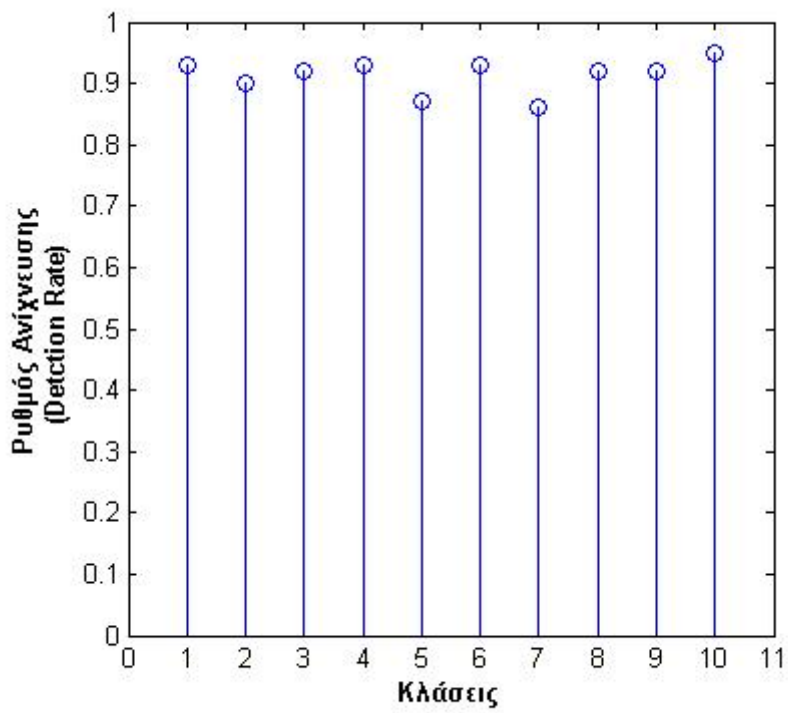
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Κ-Μέσων (K- Means classifier)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Διάταξη Χρώματος (Color Layout)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9200	0,6307	0,6447	0,3553
2	0,8900	0,6171	0,6364	0,3636
3	0,9300	0,6599	0,6351	0,3649
4	0,8900	0,5559	0,6671	0,3329
5	0,9100	0	0,9550	0,0450
6	0,8900	0,4071	0,7414	0,2586
7	0,9100	0,1718	0,8691	0,1309
8	0,9200	0,0363	0,9418	0,0582
9	0,9200	0,4016	0,7592	0,2408
10	0,9300	0,6883	0,6208	0,3792

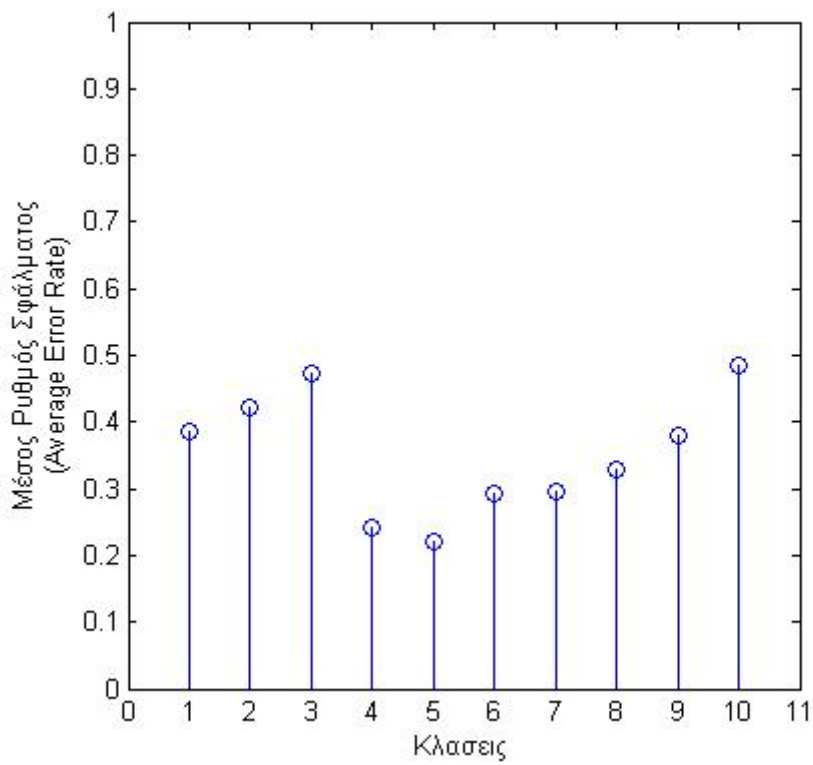
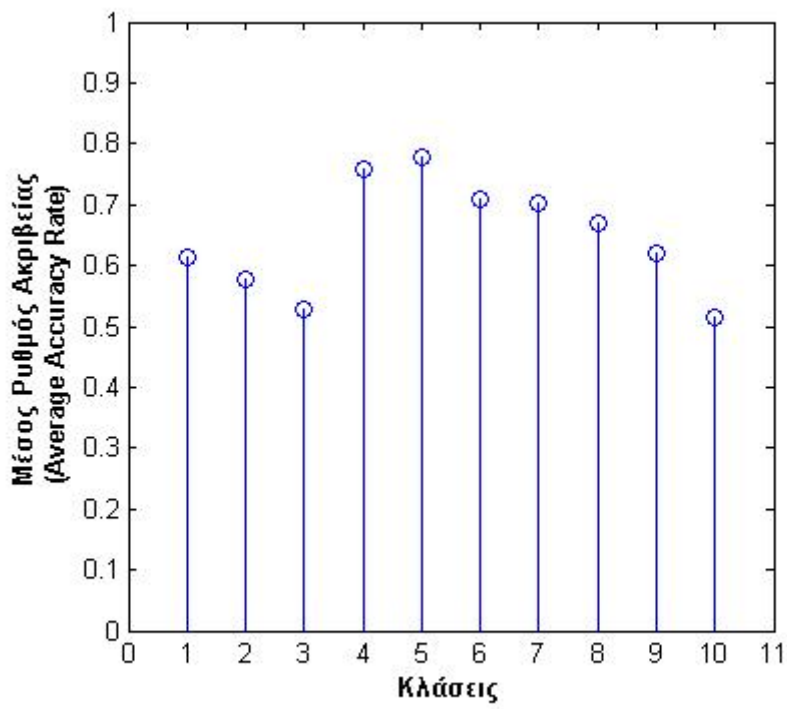




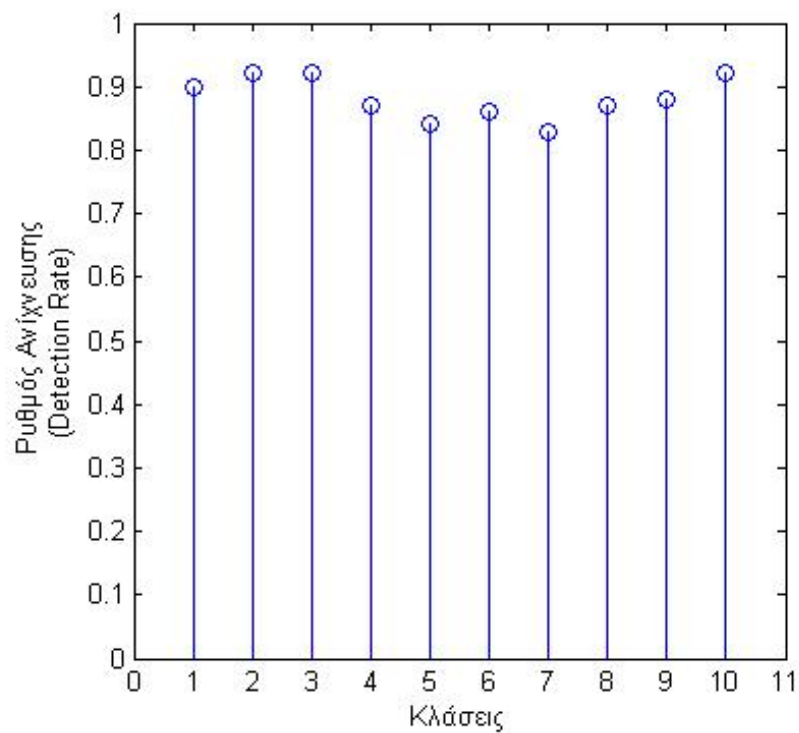


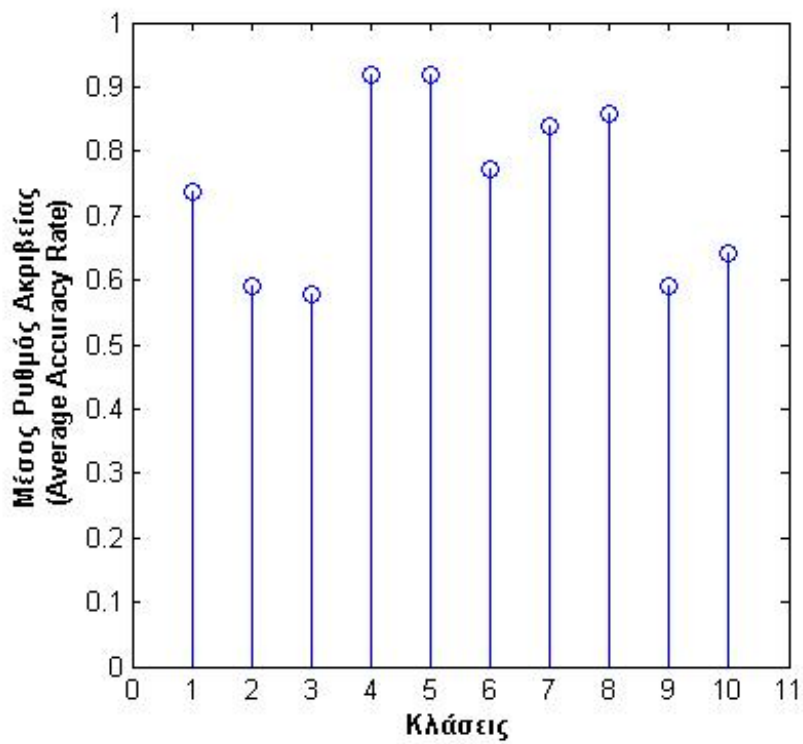
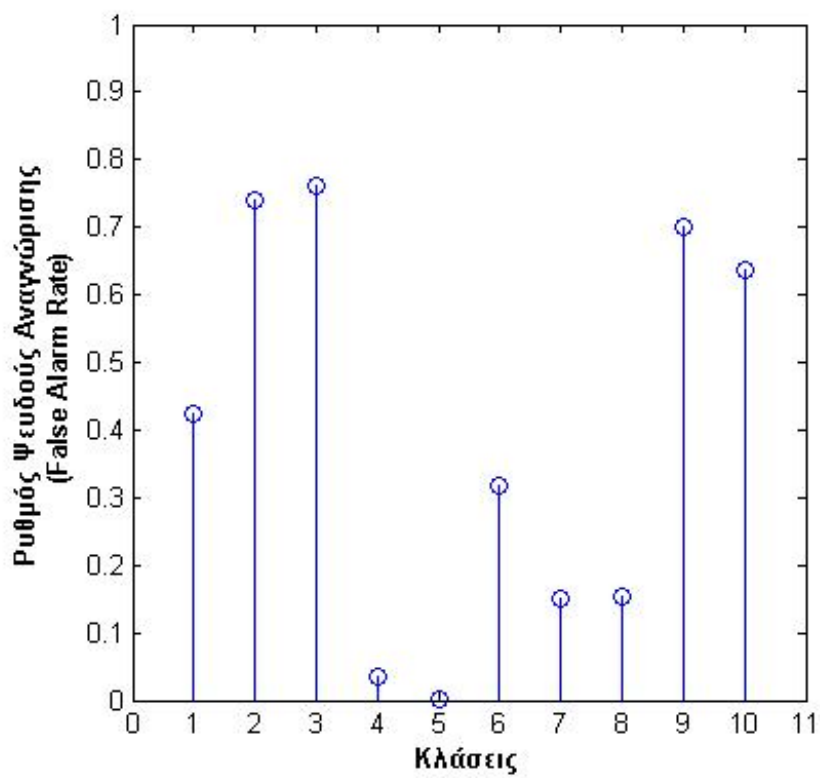
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Κ-Μέσων (K- Means classifier)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Ομοιογενής Υφή (Homogenous Texture)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακριβείας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9300	0,7037	0,6132	0,3868
2	0,9000	0,7451	0,5774	0,4226
3	0,9200	0,8636	0,5282	0,4718
4	0,9300	0,4107	0,7597	0,2403
5	0,8700	0,3143	0,7778	0,2222
6	0,9300	0,5142	0,7079	0,2921
7	0,8600	0,4522	0,7039	0,2961
8	0,9200	0,5792	0,6704	0,3296
9	0,9200	0,6789	0,6206	0,3794
10	0,9500	0,9173	0,5163	0,4837

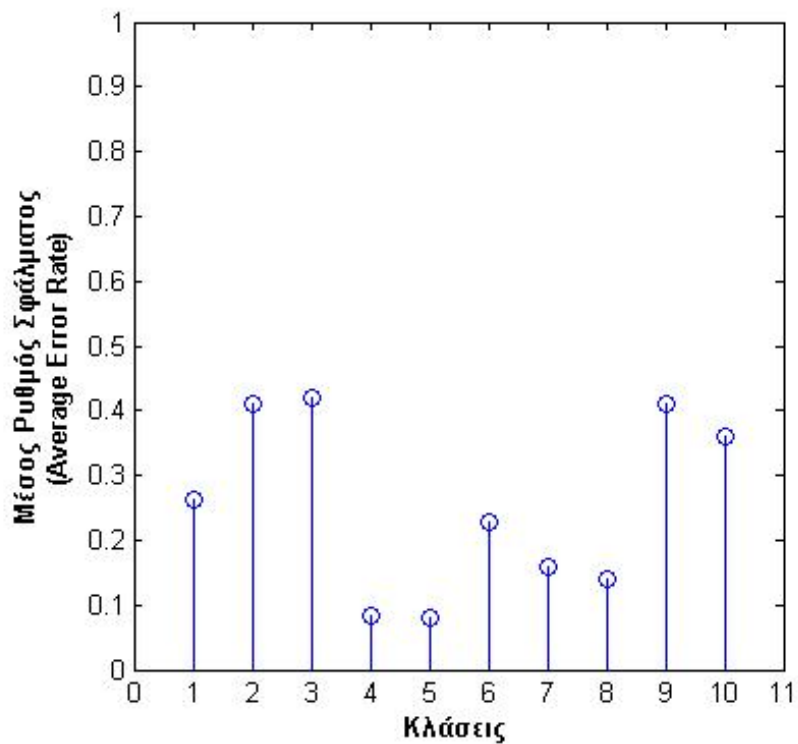




ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Κ -Μέσων (K- Means classifier)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Ιστογράμμο Ακών (Edge Histogram)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9000	0,4240	0,7380	0,2620
2	0,9200	0,7394	0,5903	0,4097
3	0,9200	0,7610	0,5795	0,4205
4	0,8700	0,0354	0,9173	0,0827
5	0,8400	0,0017	0,9192	0,0808
6	0,8600	0,3184	0,7708	0,2292
7	0,8300	0,1496	0,8402	0,1598
8	0,8700	0,1521	0,8589	0,1411
9	0,8800	0,7001	0,5899	0,4101
10	0,9200	0,6372	0,6414	0,3586

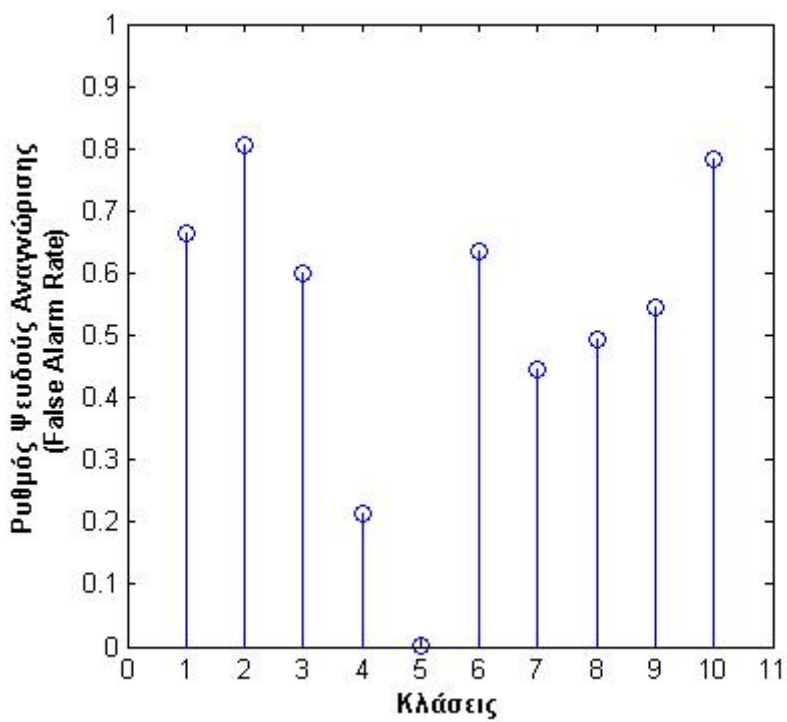
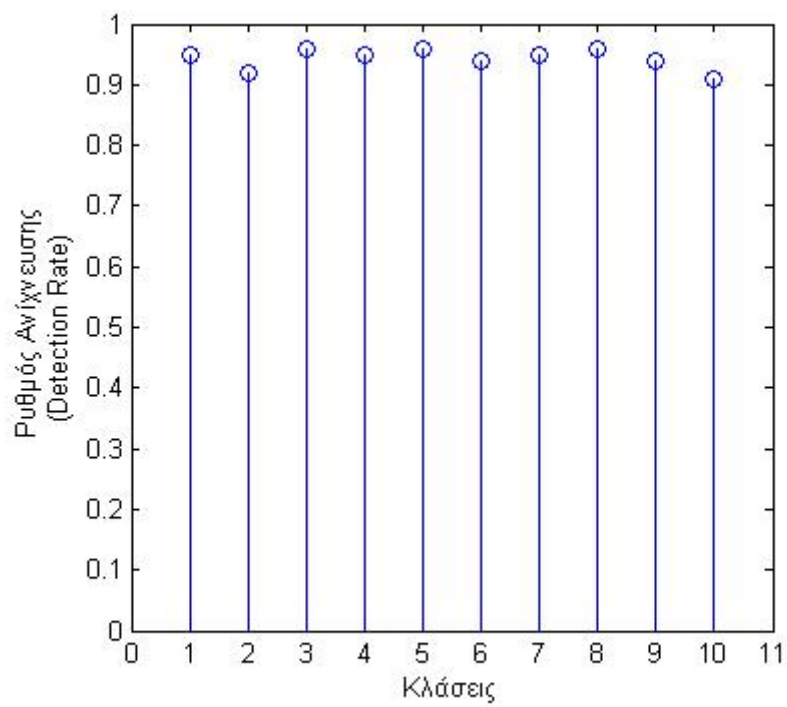


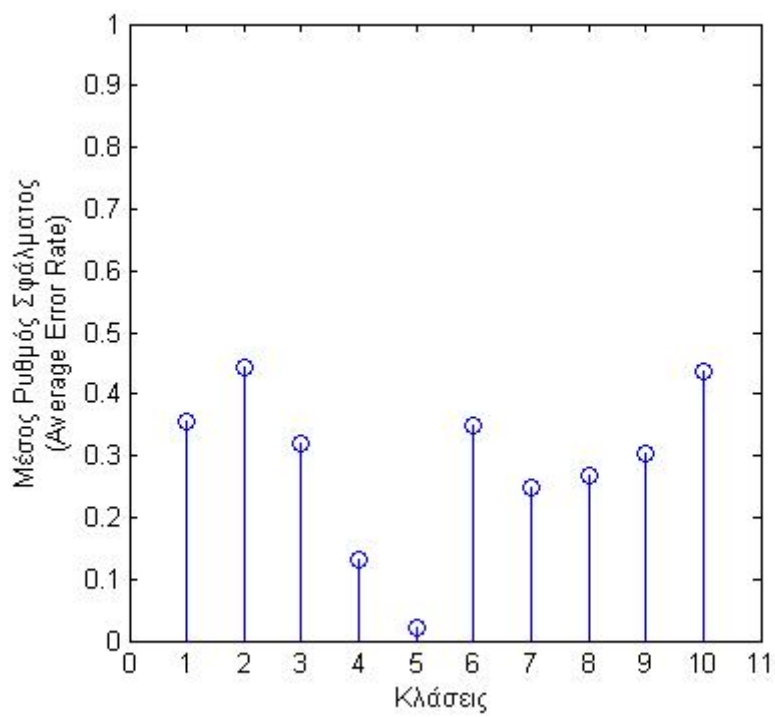
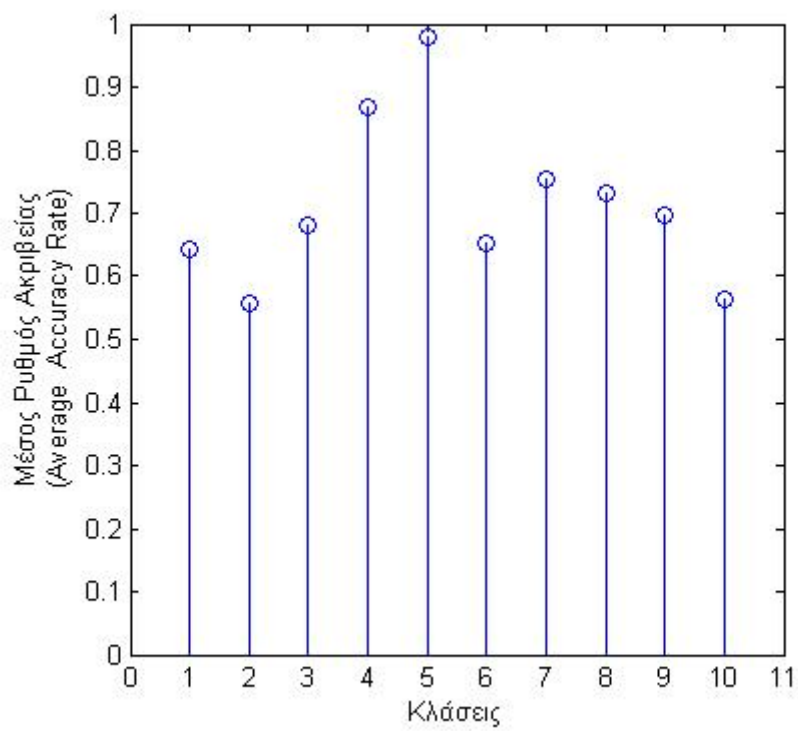




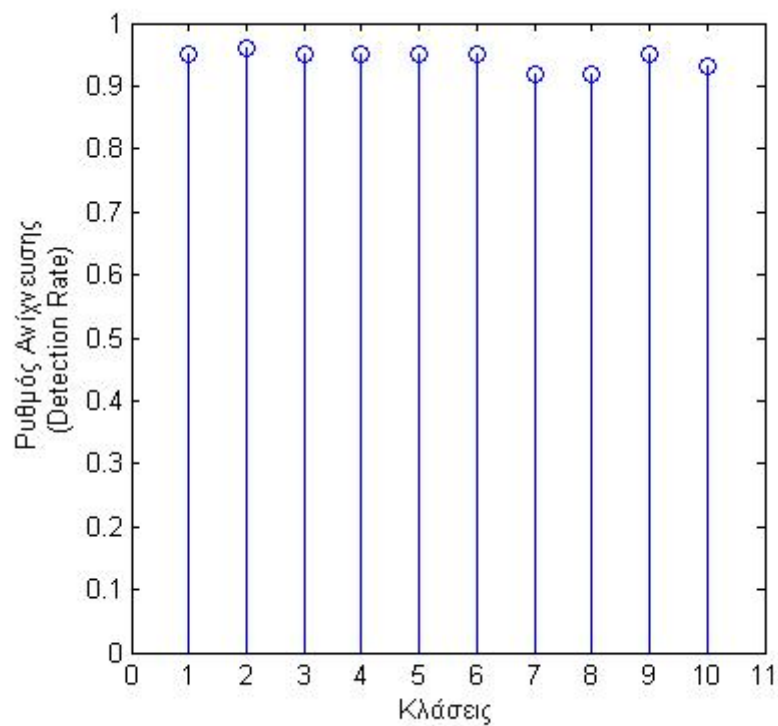
Ταξινομητής Πλησιέστερου Γείτονα

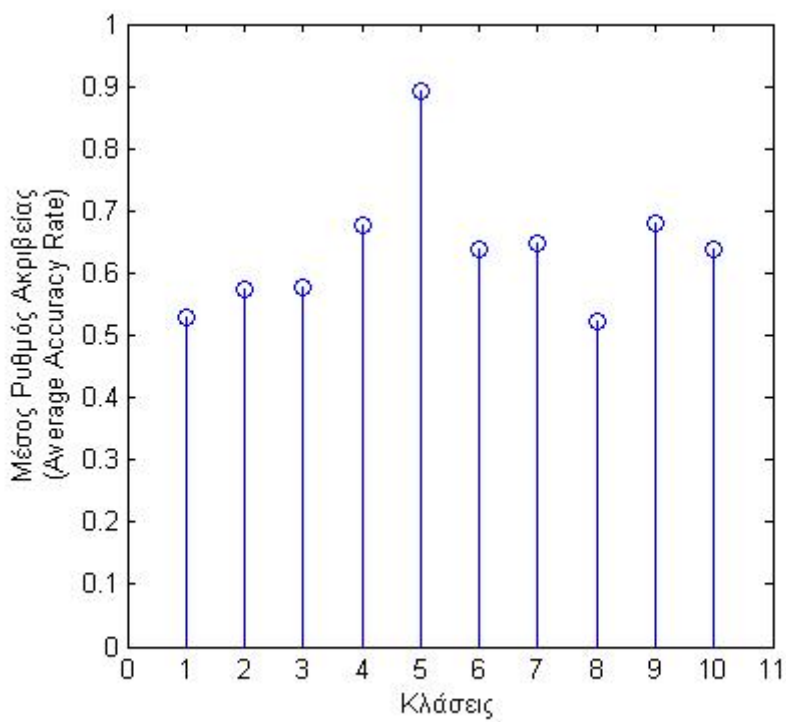
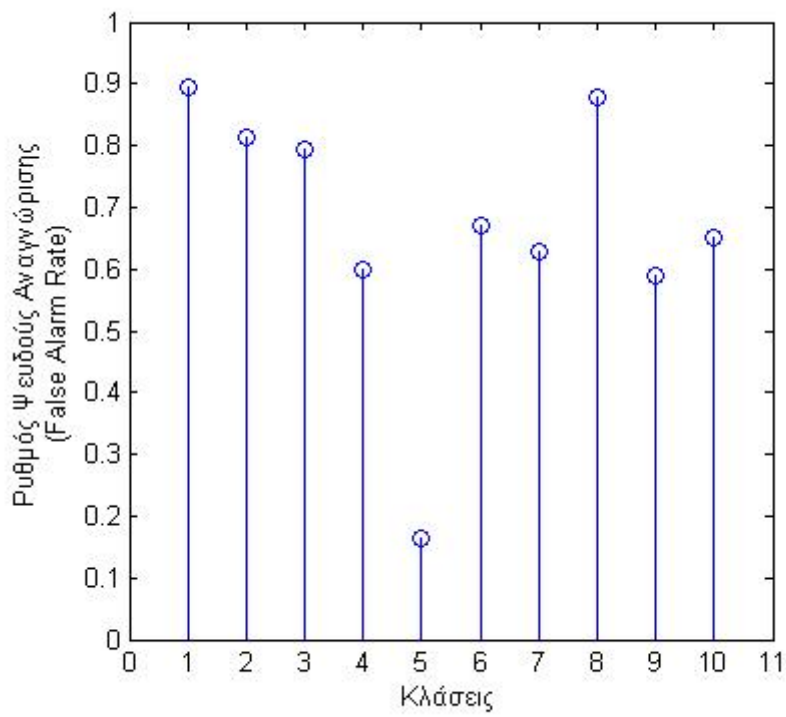
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Πλησιέστερου Γείτονα	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Σύνολο Χαρακτηριστικών			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9500	0,6639	0,6431	0,3569
2	0,9200	0,8067	0,5567	0,4433
3	0,9600	0,5989	0,6806	0,3194
4	0,9500	0,2129	0,8686	0,1314
5	0,9600	0	0,9797	0,0203
6	0,9400	0,6364	0,6518	0,3482
7	0,9500	0,4448	0,7526	0,2474
8	0,9600	0,4950	0,7325	0,2675
9	0,9400	0,5443	0,6978	0,3022
10	0,9100	0,7817	0,5642	0,4358

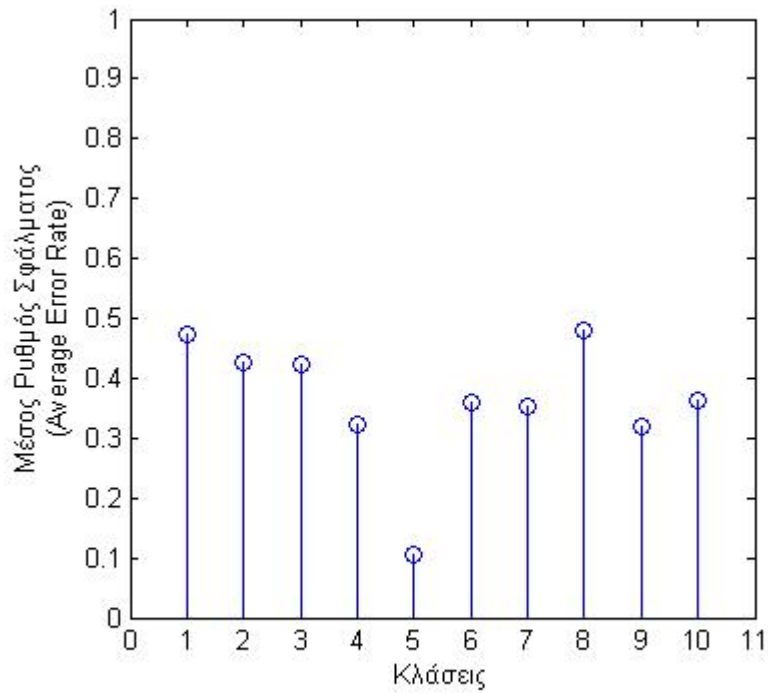




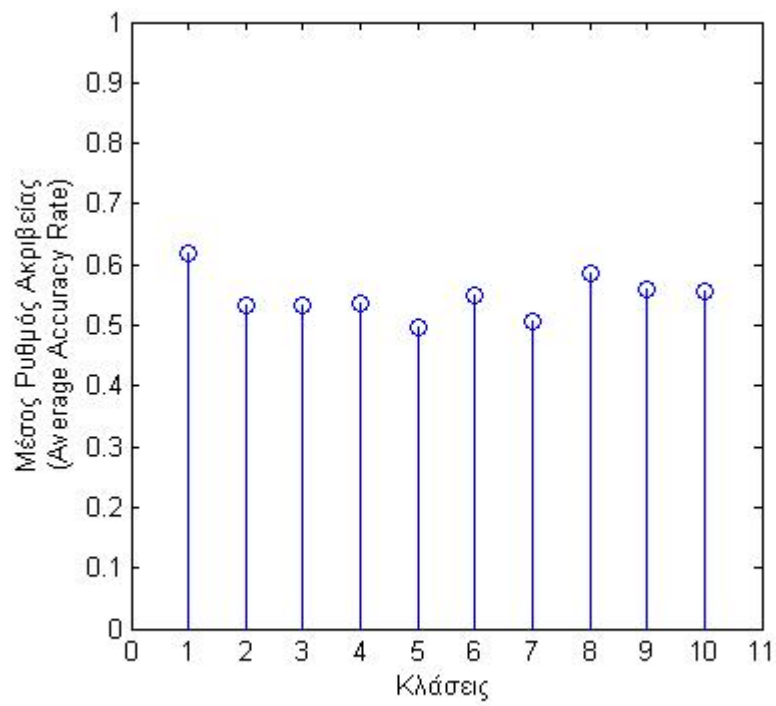
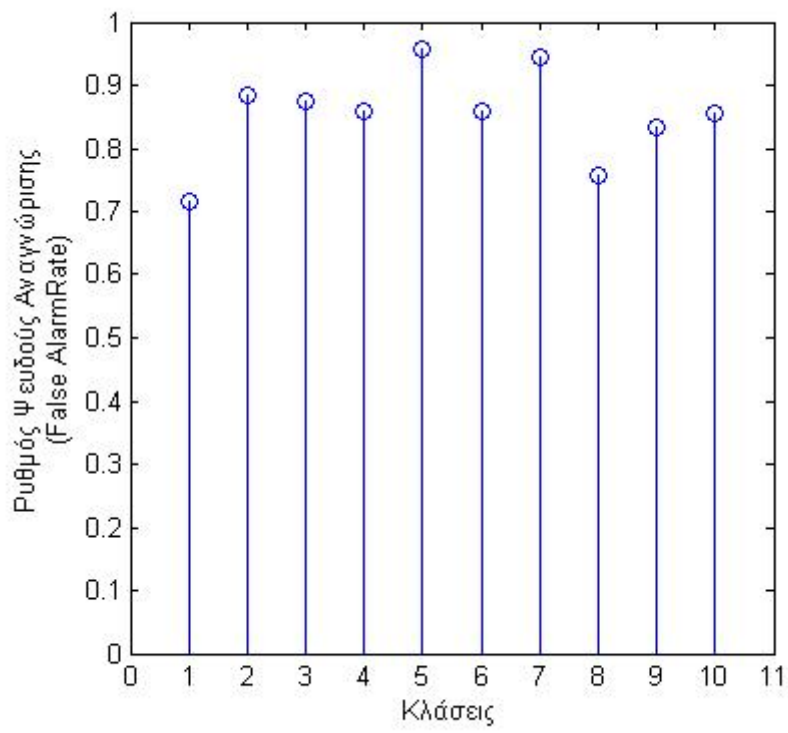
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Πλησιέστερου Γείτονα	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Επικρατές Χρώμα (Dominant Color)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9500	0,8943	0,5278	0,4722
2	0,9600	0,8143	0,5728	0,4272
3	0,9500	0,7946	0,5777	0,4223
4	0,9500	0,5987	0,6757	0,3243
5	0,9500	0,1629	0,8936	0,1064
6	0,9500	0,6714	0,6393	0,3607
7	0,9200	0,6270	0,6465	0,3535
8	0,9200	0,8770	0,5215	0,4785
9	0,9500	0,5898	0,6801	0,3199
10	0,9300	0,6526	0,6387	0,3613

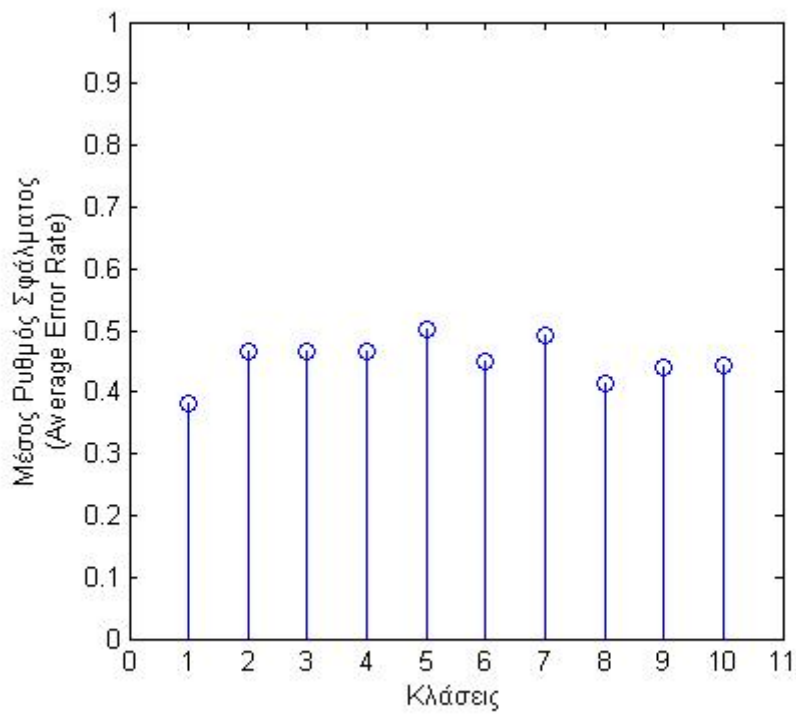




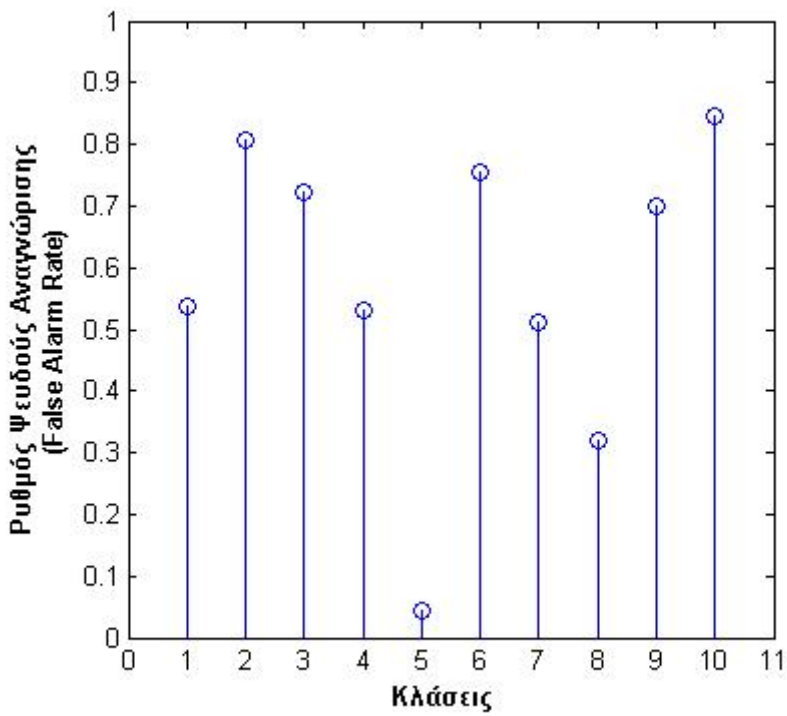
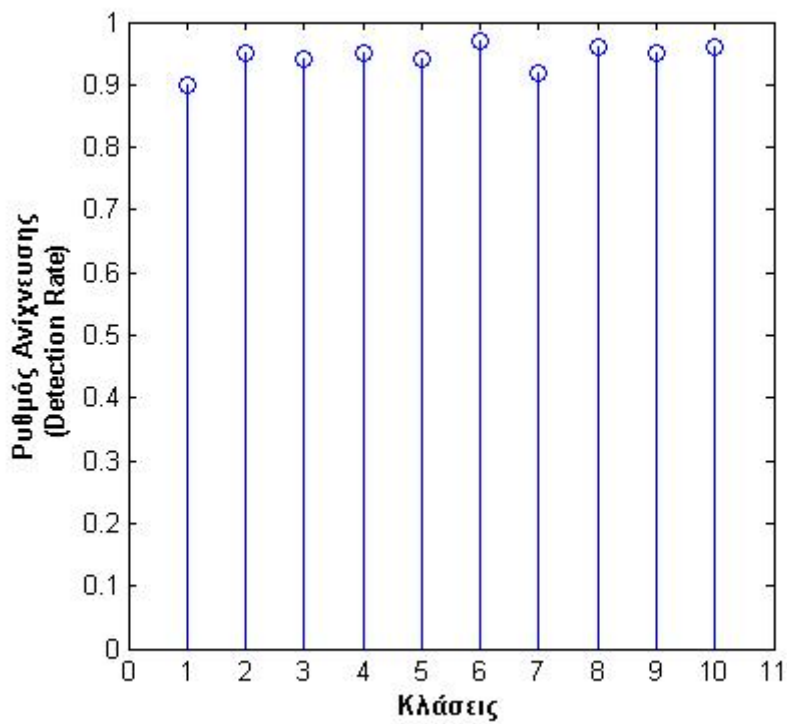


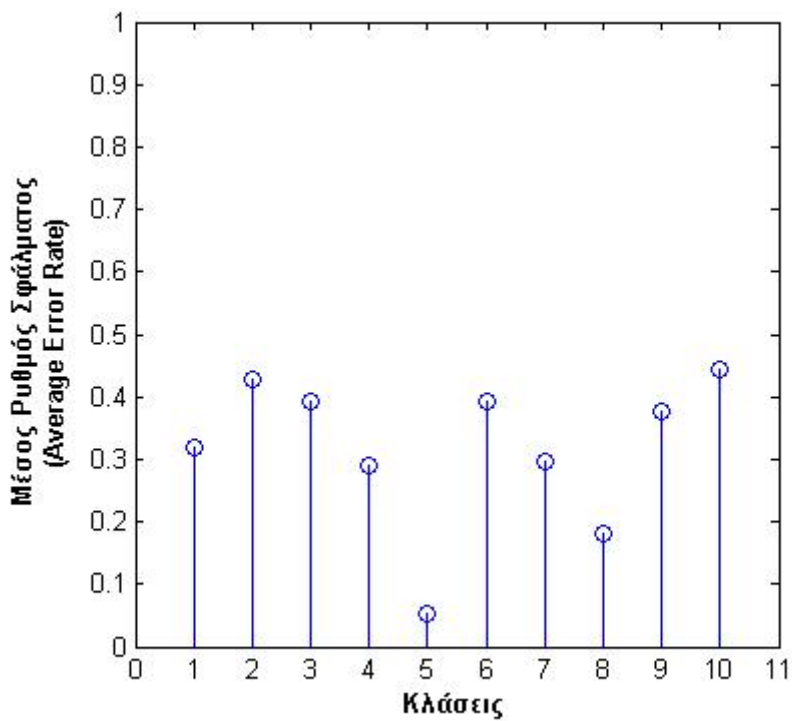
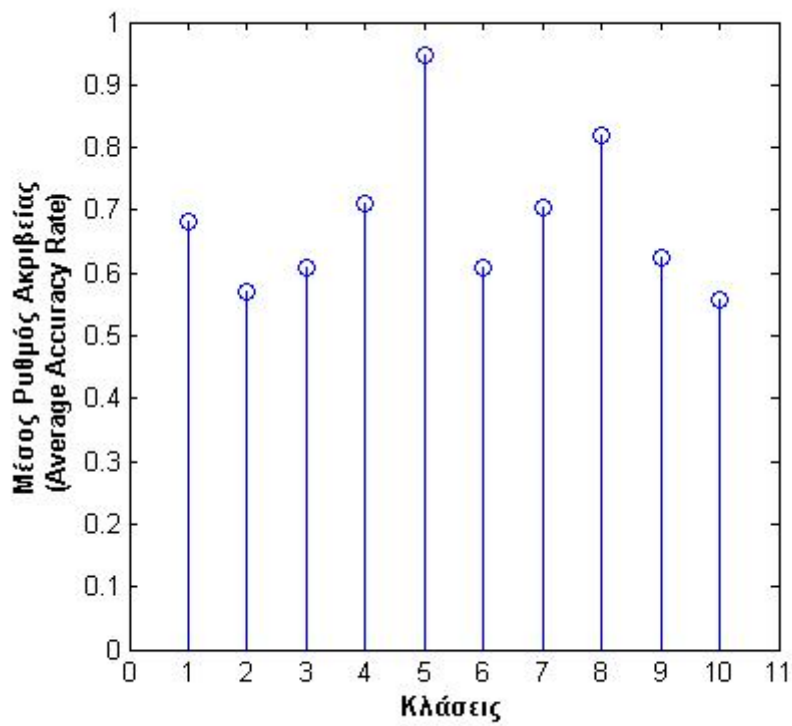
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Πλησιέστερου Γείτονα	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Κλιμακούμενο Χρώμα (Scalable Color)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακριβείας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9500	0,7152	0,6174	0,3826
2	0,9500	0,8840	0,5330	0,4670
3	0,9400	0,8748	0,5326	0,4674
4	0,9300	0,8589	0,5356	0,4644
5	0,9500	0,9560	0,4970	0,5030
6	0,9600	0,8580	0,5510	0,4490
7	0,9600	0,9447	0,5077	0,4923
8	0,9300	0,7562	0,5869	0,4131
9	0,9500	0,8321	0,5589	0,4411
10	0,9700	0,8549	0,5576	0,4424



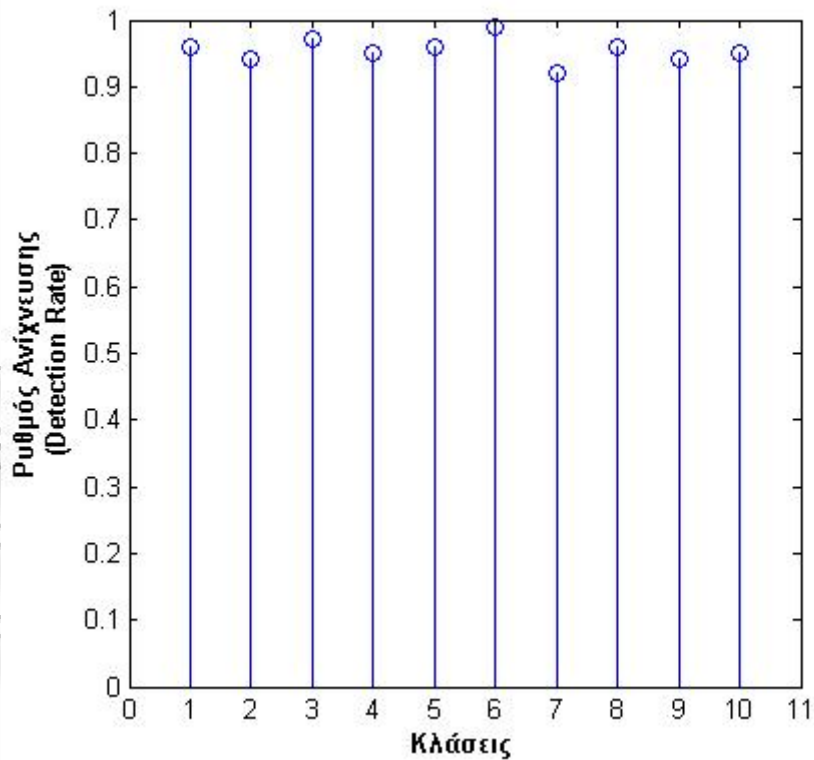


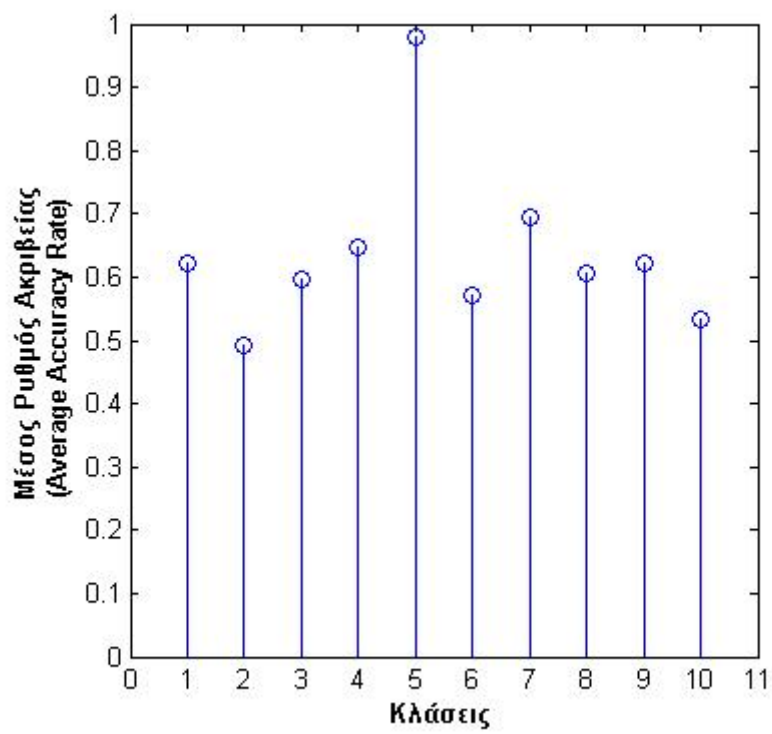
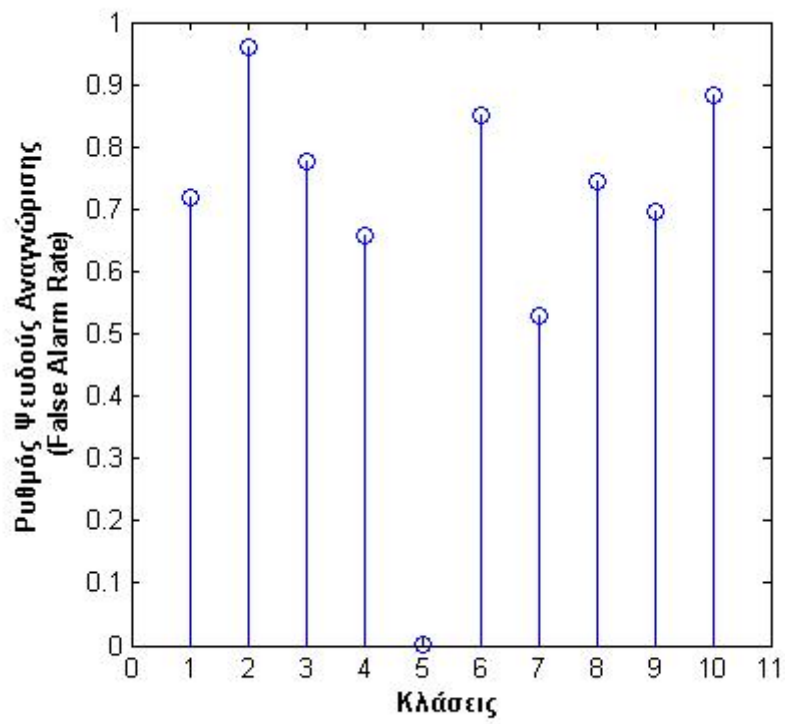
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Πλησιέστερου Γείτονα	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Δομή Χρώματος (Color Structure)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9000	0,5388	0,6806	0,3194
2	0,9500	0,8073	0,5713	0,4287
3	0,9400	0,7232	0,6084	0,3916
4	0,9500	0,5293	0,7103	0,2897
5	0,9400	0,0427	0,9487	0,0513
6	0,9700	0,7544	0,6078	0,3922
7	0,9200	0,5119	0,7041	0,2959
8	0,9600	0,3196	0,8202	0,1798
9	0,9500	0,7007	0,6247	0,3753
10	0,9600	0,8457	0,5572	0,4428

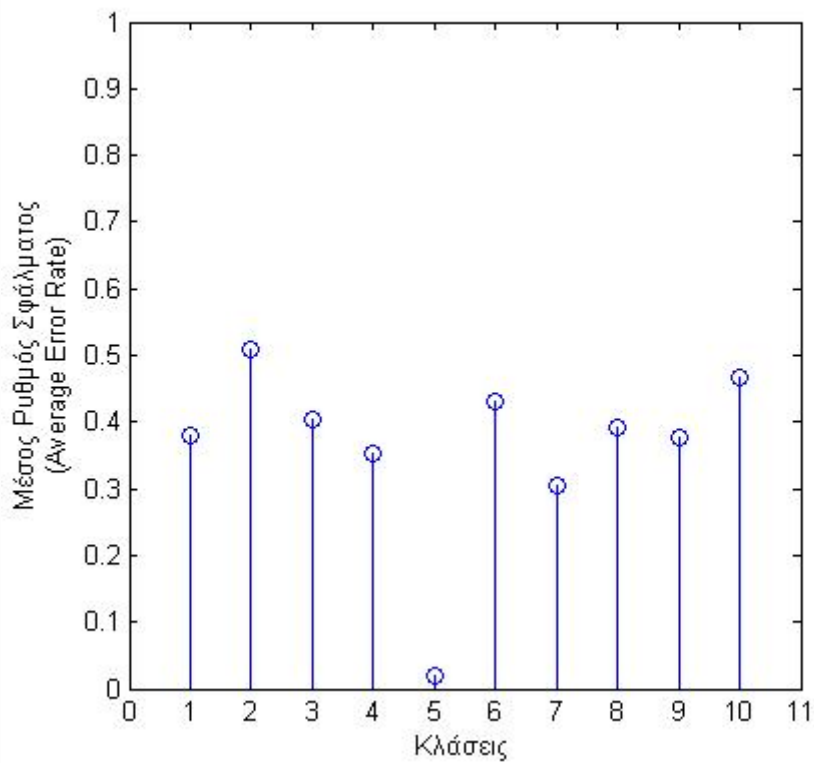




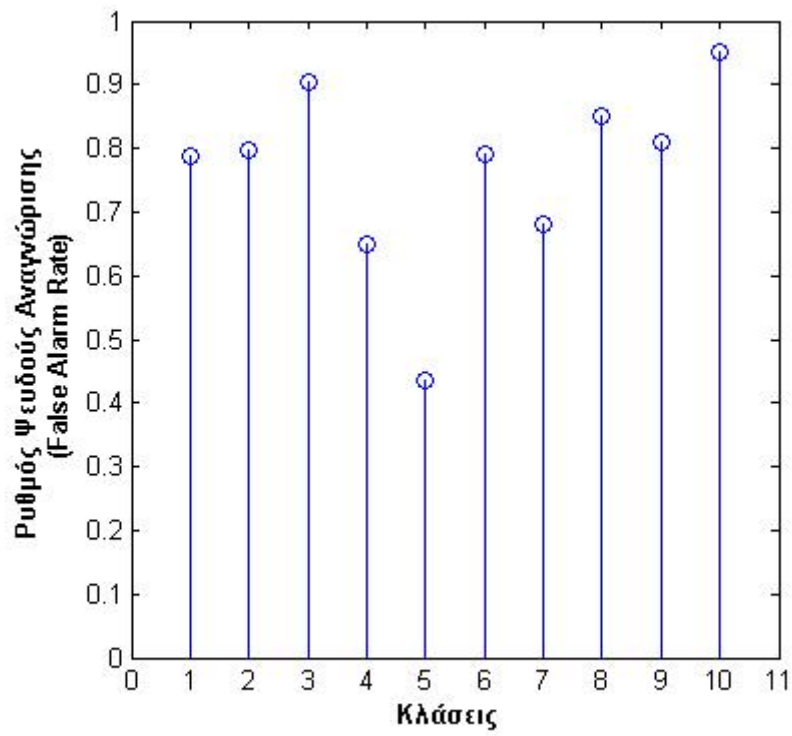
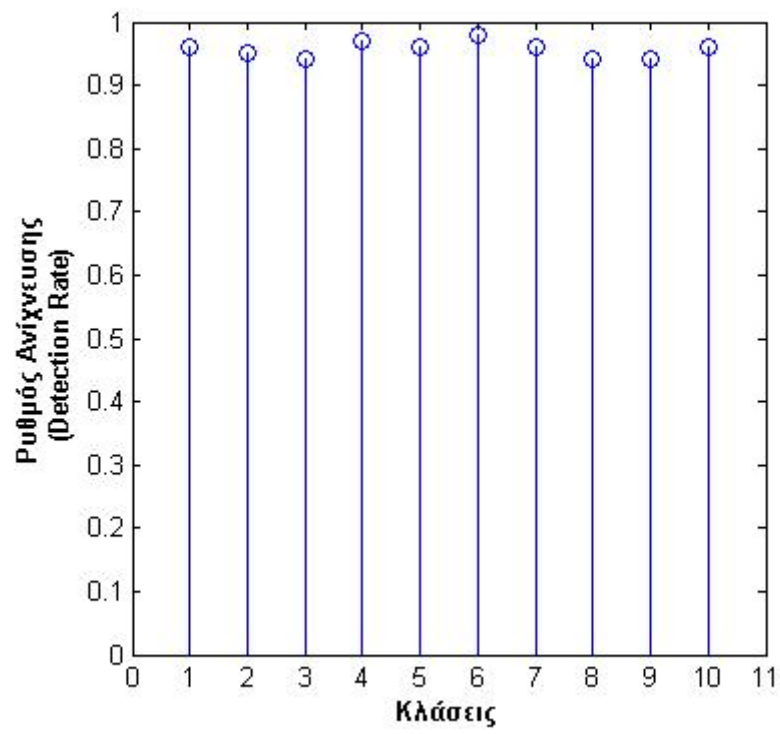
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Πλησιέστερου Γείτονα	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Διάταξη Χρώματος (Color Layout)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9600	0,7178	0,6211	0,3789
2	0,9400	0,9588	0,4906	0,5094
3	0,9700	0,7776	0,5962	0,4038
4	0,9500	0,6577	0,6462	0,3538
5	0,9600	0,0013	0,9793	0,0207
6	0,9900	0,8497	0,5702	0,4298
7	0,9200	0,5283	0,6958	0,3042
8	0,9600	0,7454	0,6073	0,3927
9	0,9400	0,6946	0,6227	0,3773
10	0,9500	0,8837	0,5332	0,4668

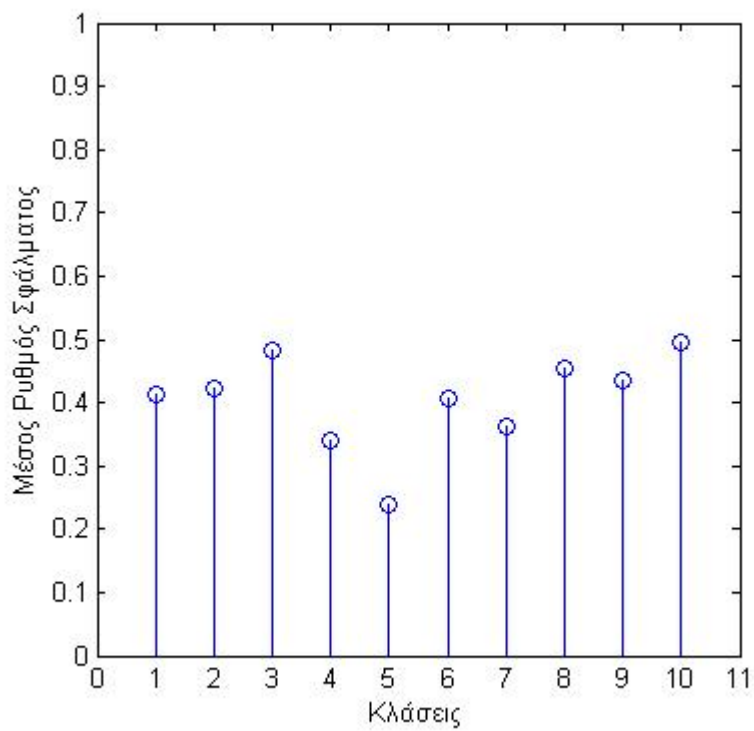
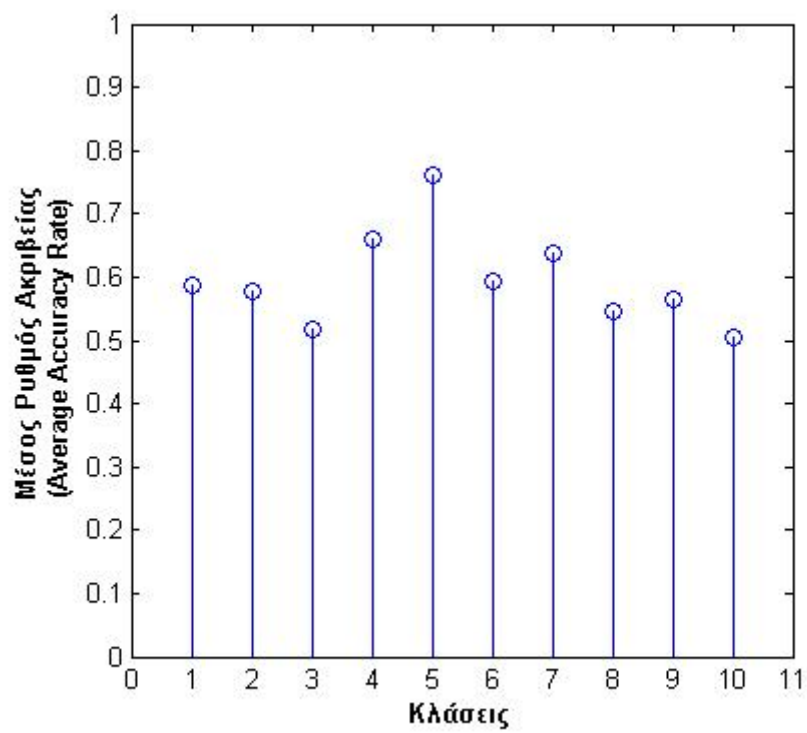




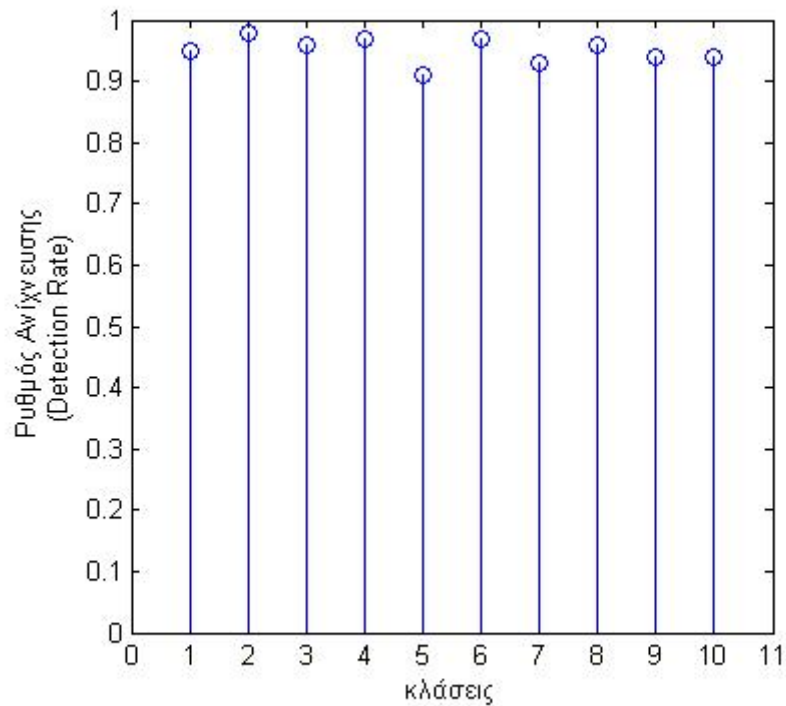


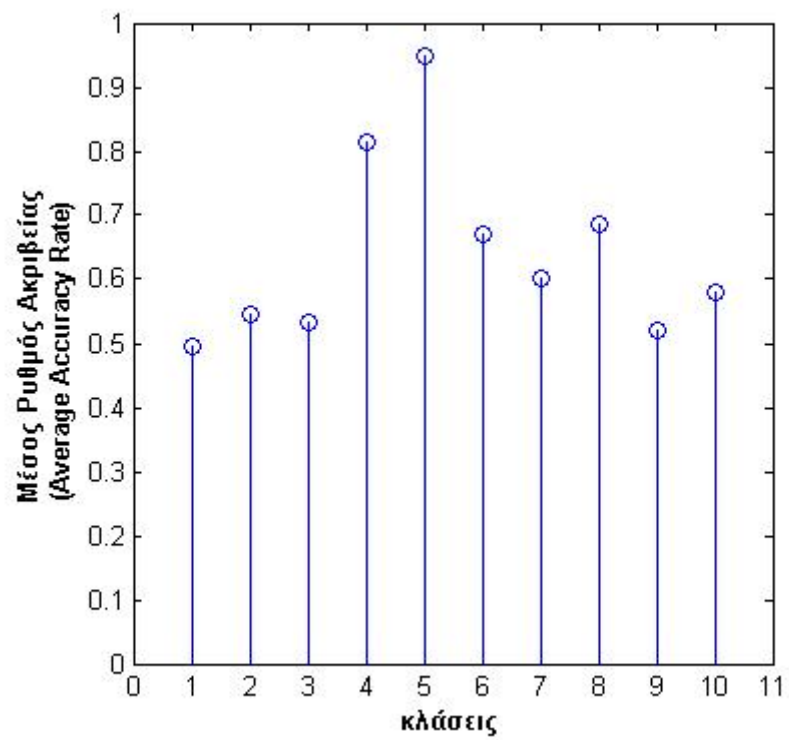
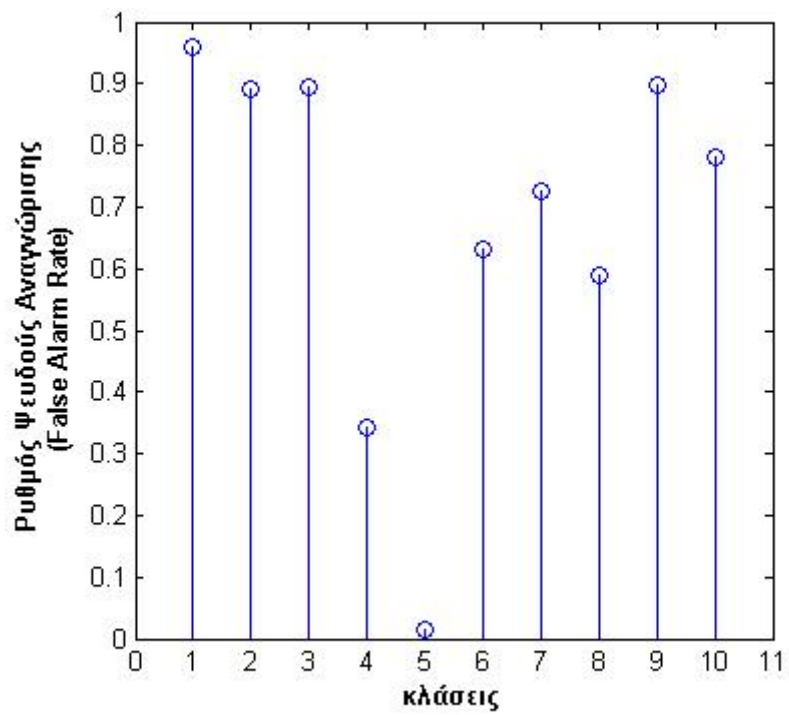
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Πλησιέστερου Γείτονα	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Ομοιογενής Υφή (Homogenous Texture)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9600	0,7862	0,5869	0,4131
2	0,9500	0,7971	0,5764	0,4236
3	0,9400	0,9050	0,5175	0,4825
4	0,9700	0,6488	0,6606	0,3394
5	0,9600	0,4361	0,7619	0,2381
6	0,9800	0,7919	0,5941	0,4059
7	0,9600	0,6823	0,6388	0,3612
8	0,9400	0,8509	0,5446	0,4554
9	0,9400	0,8097	0,5652	0,4348
10	0,9600	0,9524	0,5038	0,4962

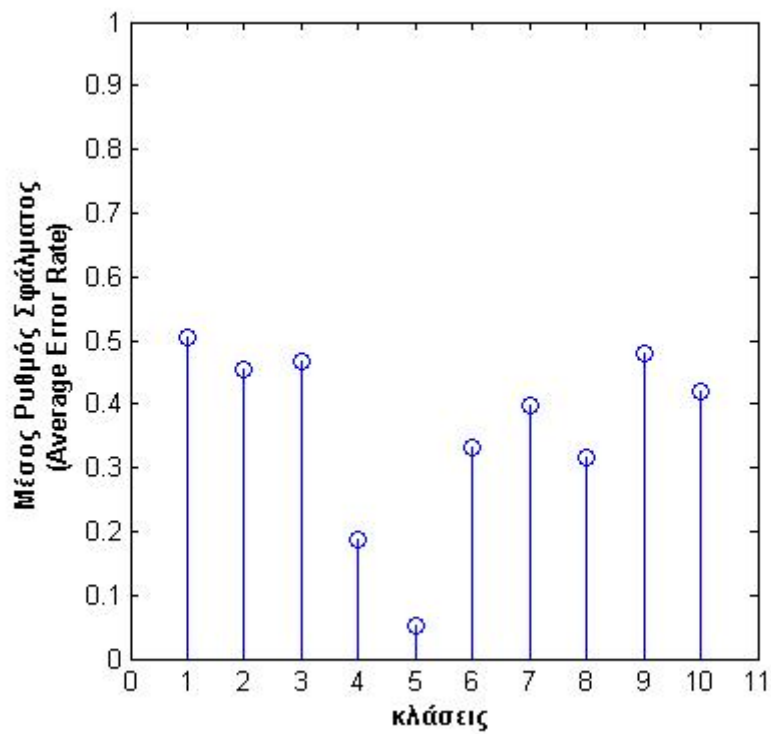




ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Πλησιέστερου Γείτονα	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Ιστογράμμο Ακών (Edge Histogram)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9500	0,9599	0,4951	0,5049
2	0,9800	0,8917	0,5442	0,4558
3	0,9600	0,8957	0,5322	0,4678
4	0,9700	0,3420	0,8140	0,1860
5	0,9100	0,0156	0,9472	0,0528
6	0,9700	0,6308	0,6696	0,3304
7	0,9300	0,7263	0,6018	0,3982
8	0,9600	0,5906	0,6847	0,3153
9	0,9400	0,8969	0,5216	0,4784
10	0,9400	0,7792	0,5804	0,4196

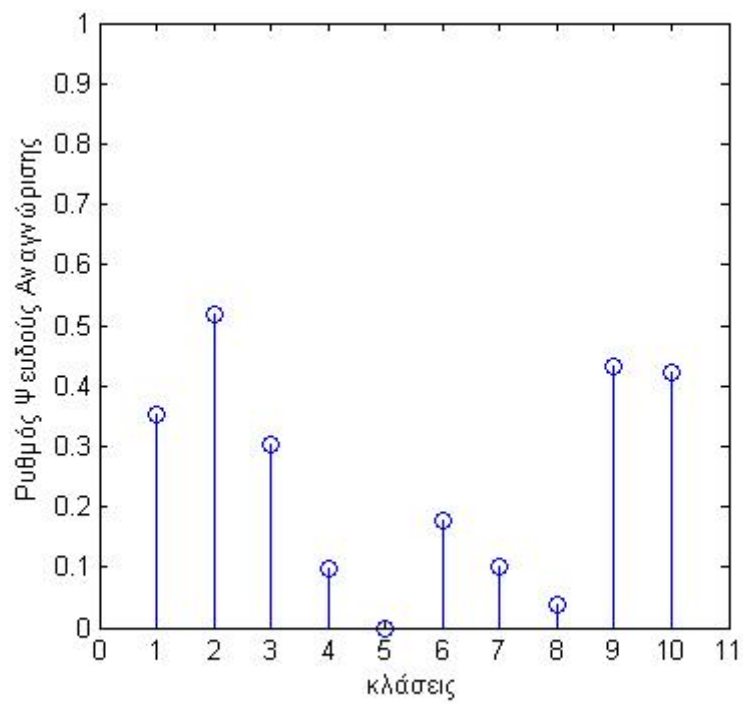
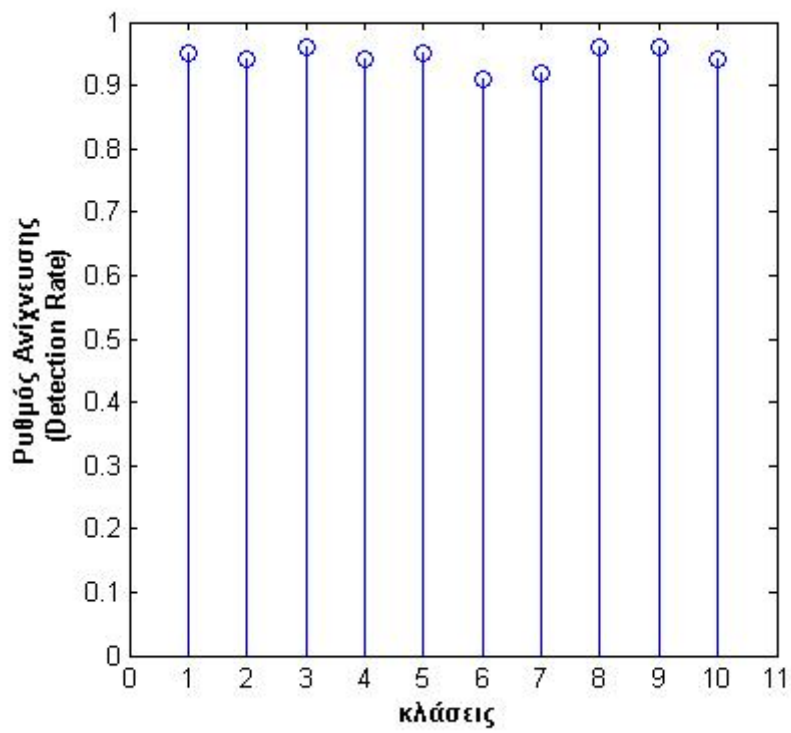


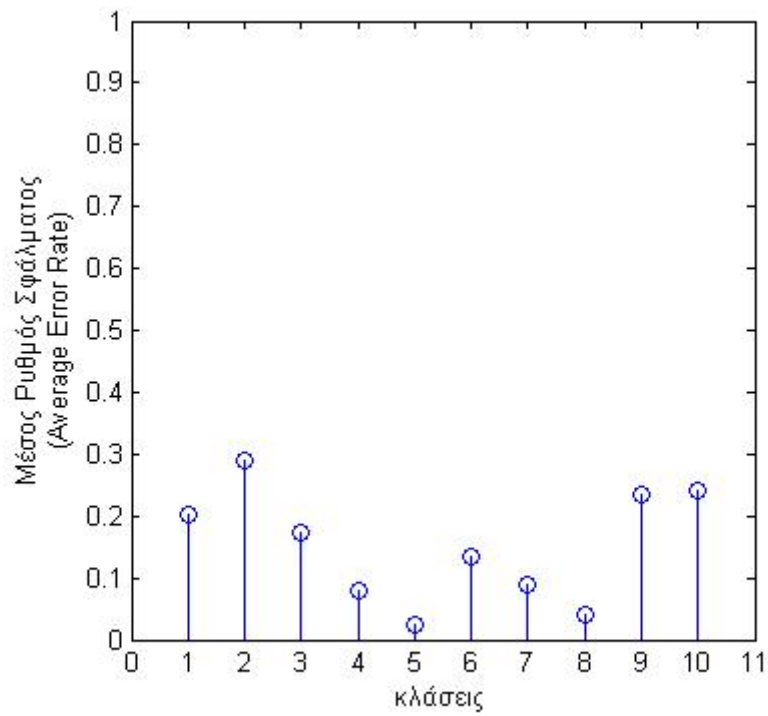
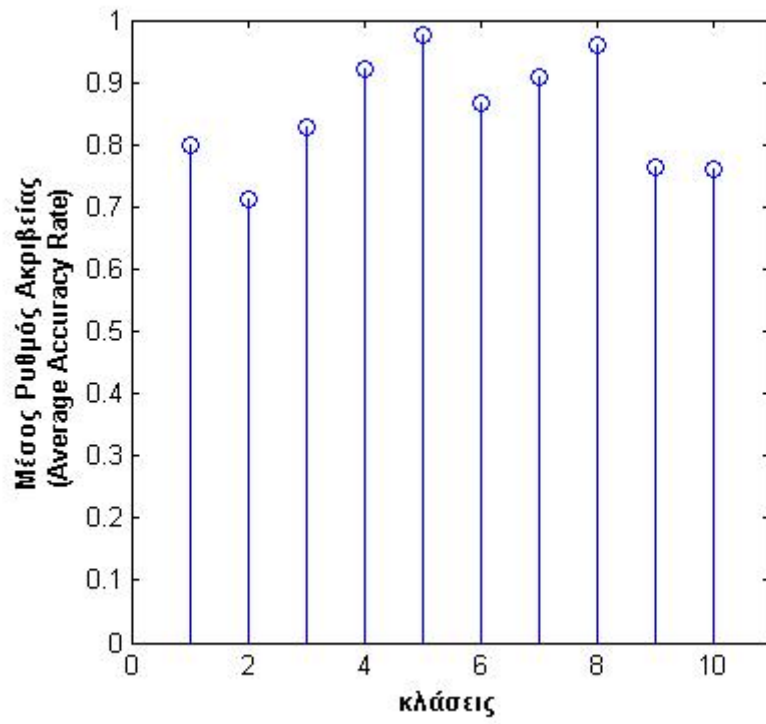




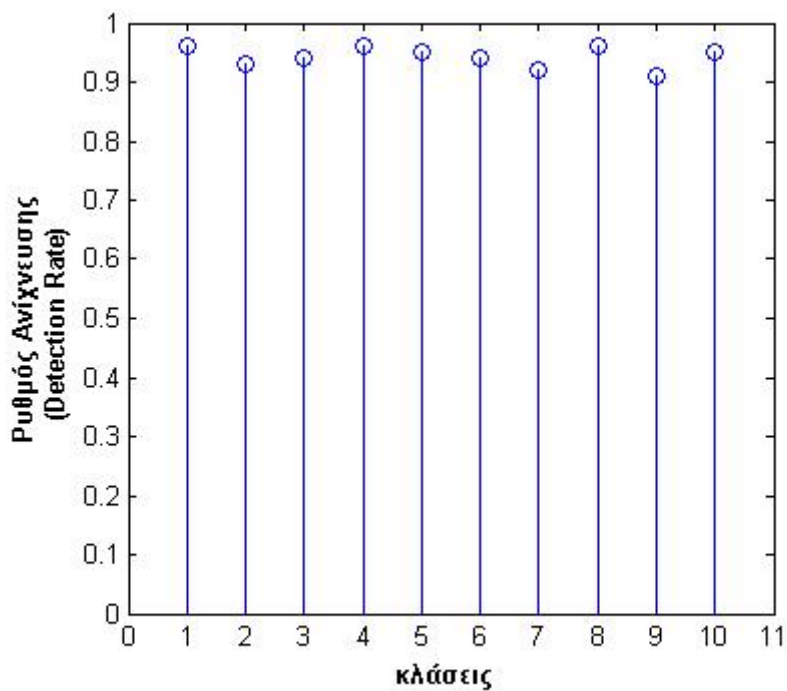
Ταξινομητής k-Πλησιέστρου Γείτονα

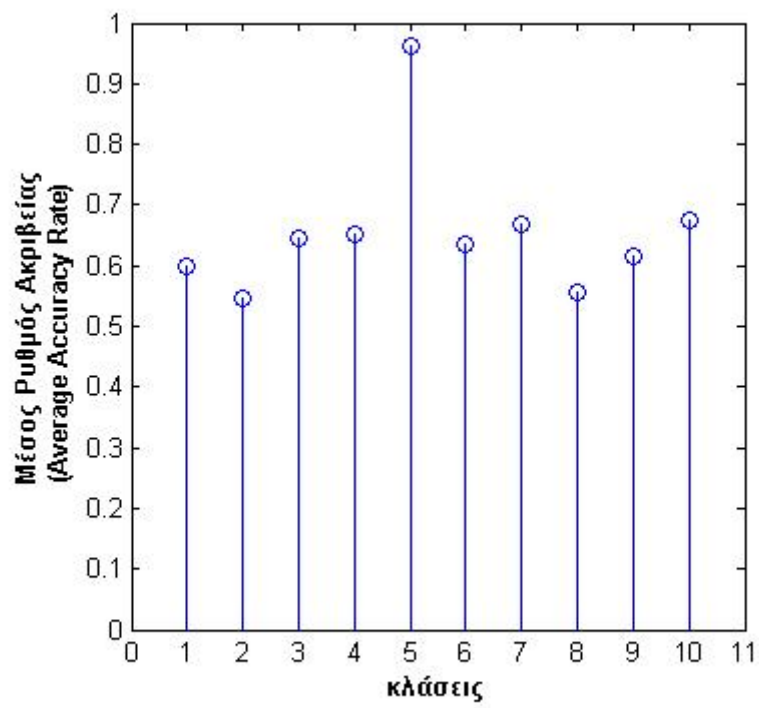
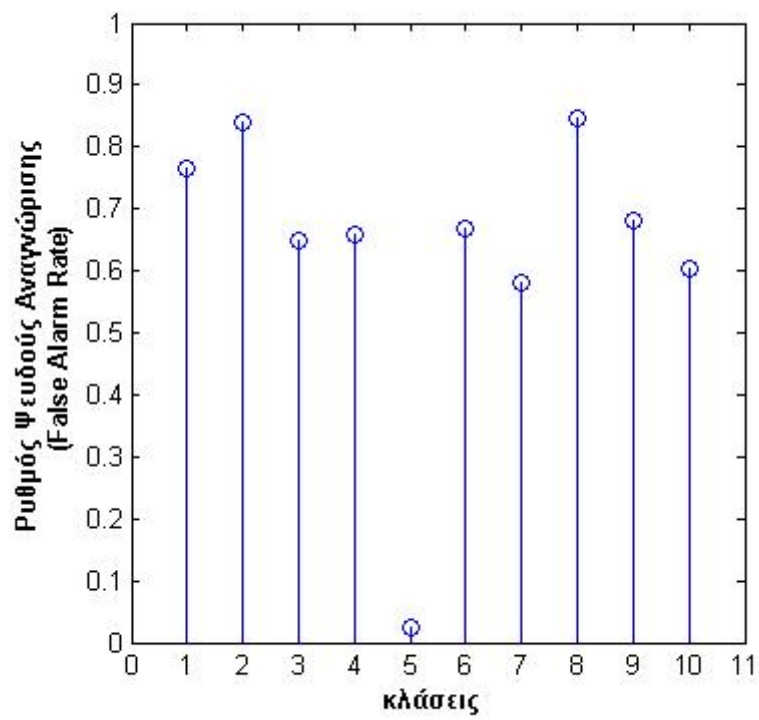
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ k- Πλησιέστερου Γείτονα	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Σύνολο Χαρακτηριστικών			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9500	0,3526	0,7987	0,2013
2	0,9400	0,5168	0,7116	0,2884
3	0,9600	0,3034	0,8283	0,1717
4	0,9400	0,0993	0,9203	0,0797
5	0,9500	0	0,9750	0,0250
6	0,9100	0,1760	0,8670	0,1330
7	0,9200	0,1003	0,9098	0,0902
8	0,9600	0,0379	0,9611	0,0389
9	0,9600	0,4324	0,7638	0,2362
10	0,9400	0,4220	0,7590	0,2410

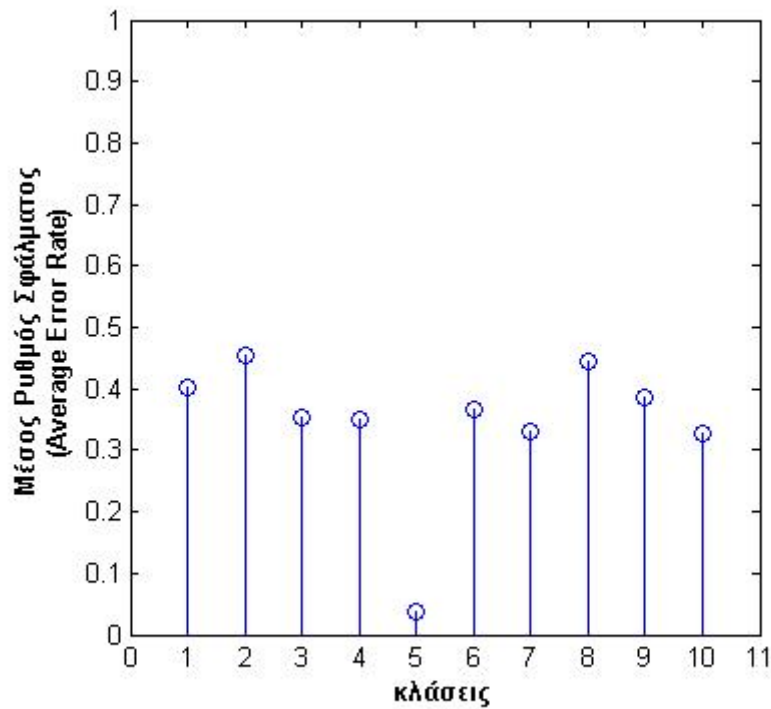




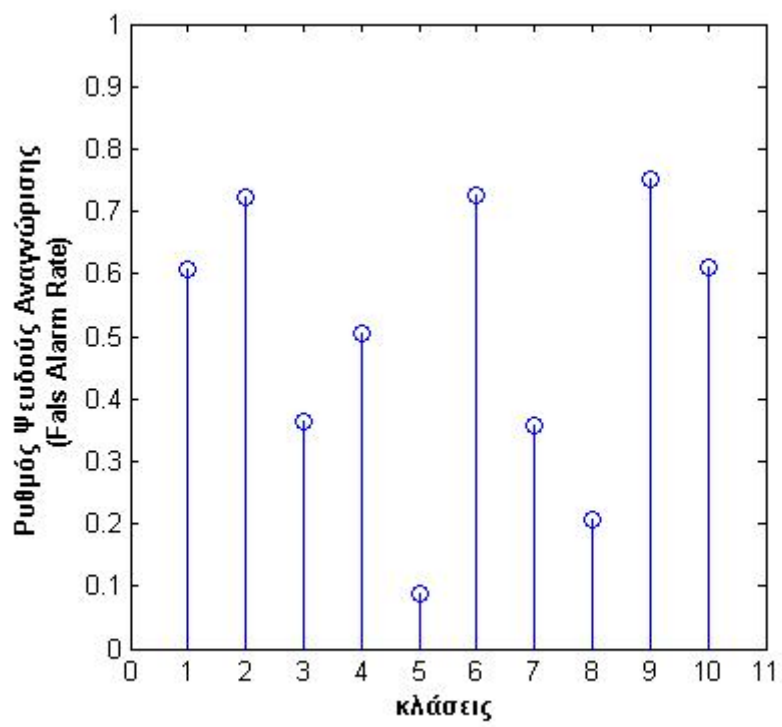
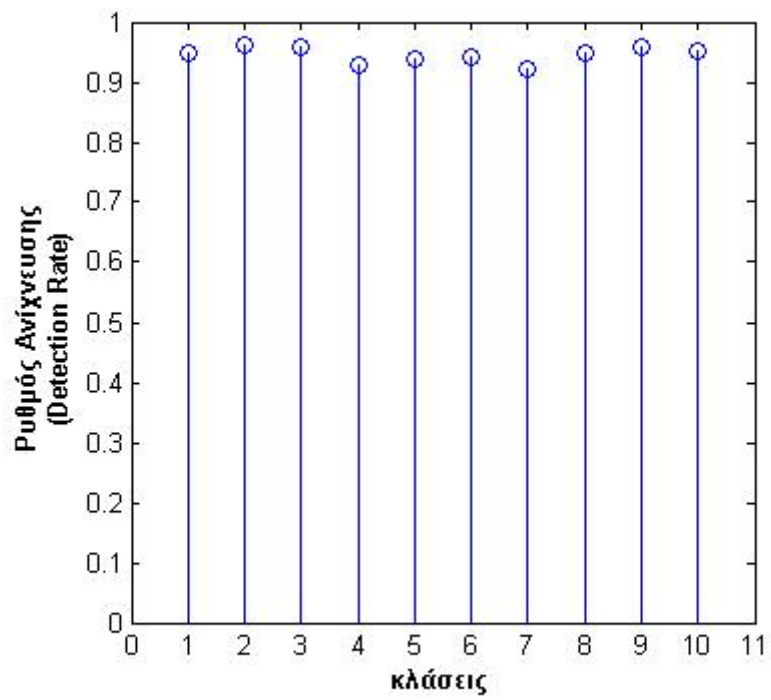
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ k-Πλησιέστερου Γείτονα	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Επικρατές Χρώμα (Dominant Color)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9600	0,7640	0,5980	0,4020
2	0,9300	0,8396	0,5452	0,4548
3	0,9400	0,6493	0,6453	0,3547
4	0,9600	0,6592	0,6504	0,3496
5	0,9500	0,0258	0,9621	0,0379
6	0,9400	0,6699	0,6351	0,3649
7	0,9200	0,5816	0,6692	0,3308
8	0,9600	0,8467	0,5567	0,4433
9	0,9100	0,6817	0,6142	0,3858
10	0,9500	0,6031	0,6734	0,3266

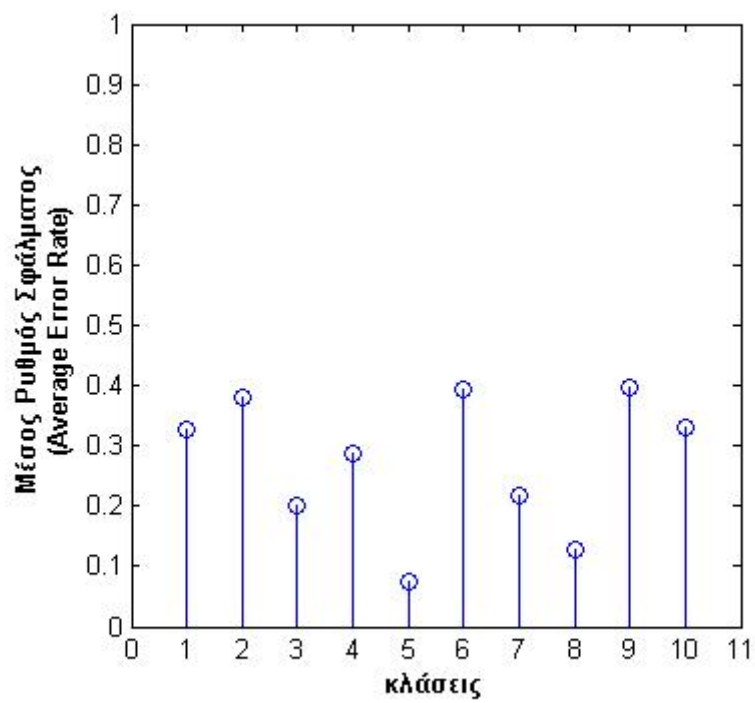
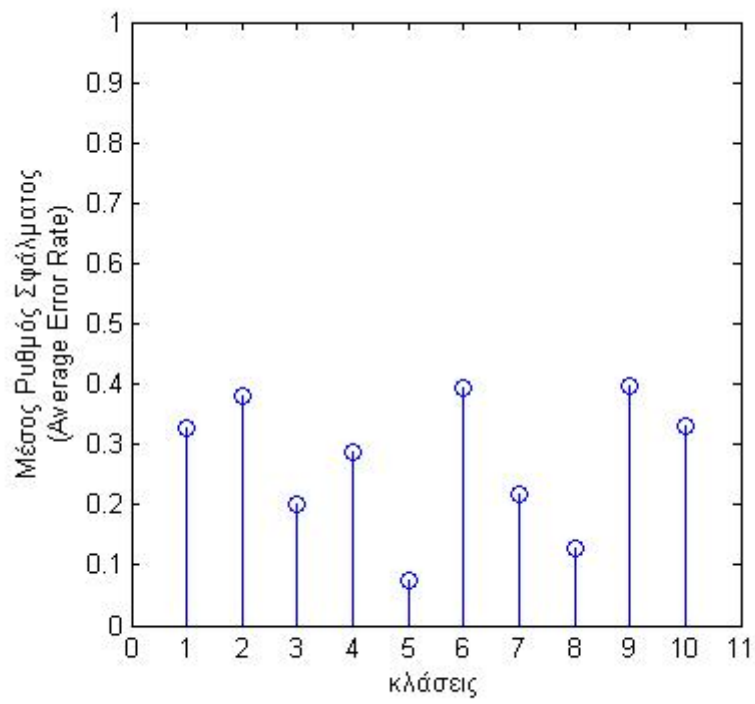




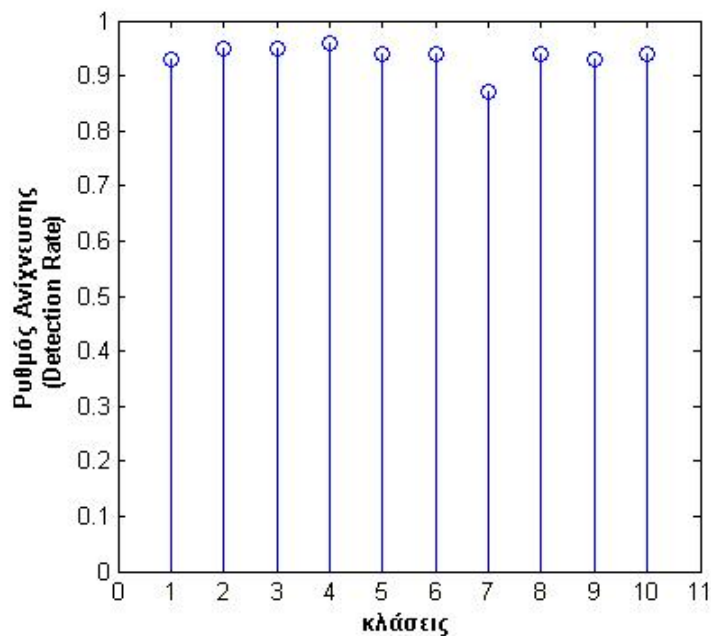


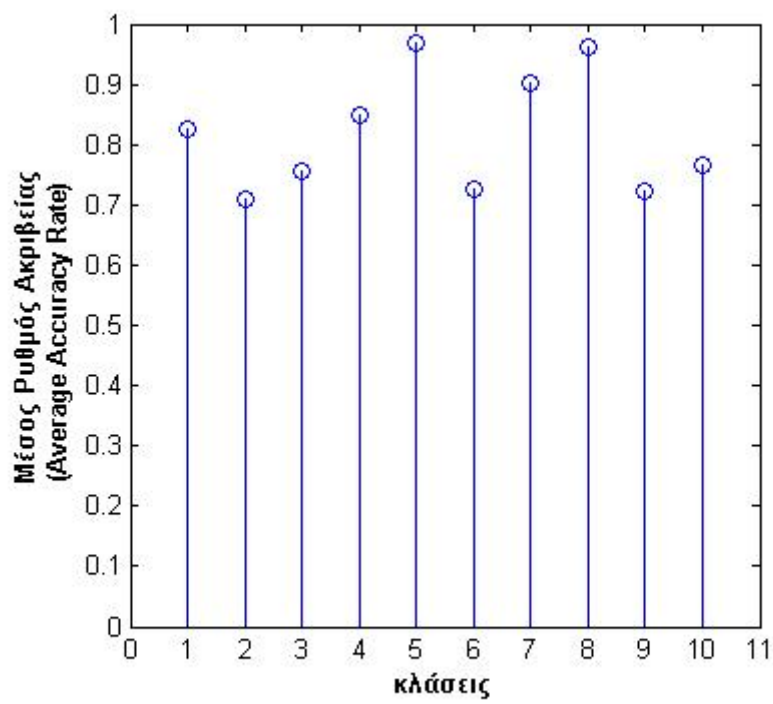
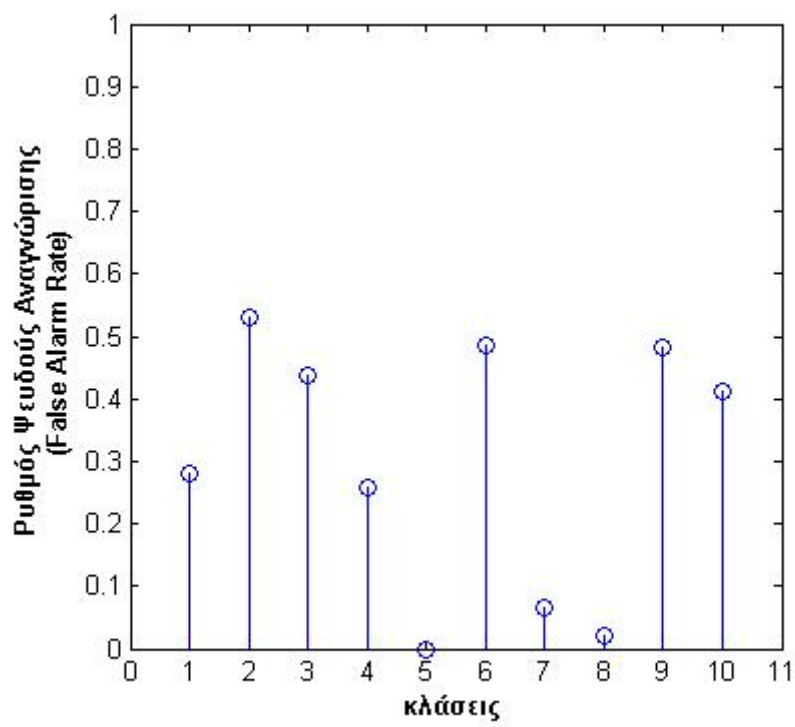
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ k- Πλησιέστερου Γείτονα	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Κλιμακούμενο Χρώμα (Scalable Color)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακριβείας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9500	0,6064	0,6718	0,3282
2	0,9600	0,7230	0,6185	0,3815
3	0,9600	0,3650	0,7975	0,2025
4	0,9300	0,5058	0,7121	0,2879
5	0,9400	0,0884	0,9258	0,0742
6	0,9400	0,7251	0,6074	0,3926
7	0,9200	0,3567	0,7817	0,2183
8	0,9500	0,2076	0,8712	0,1288
9	0,9600	0,7517	0,6042	0,3958
10	0,9500	0,6117	0,6692	0,3308

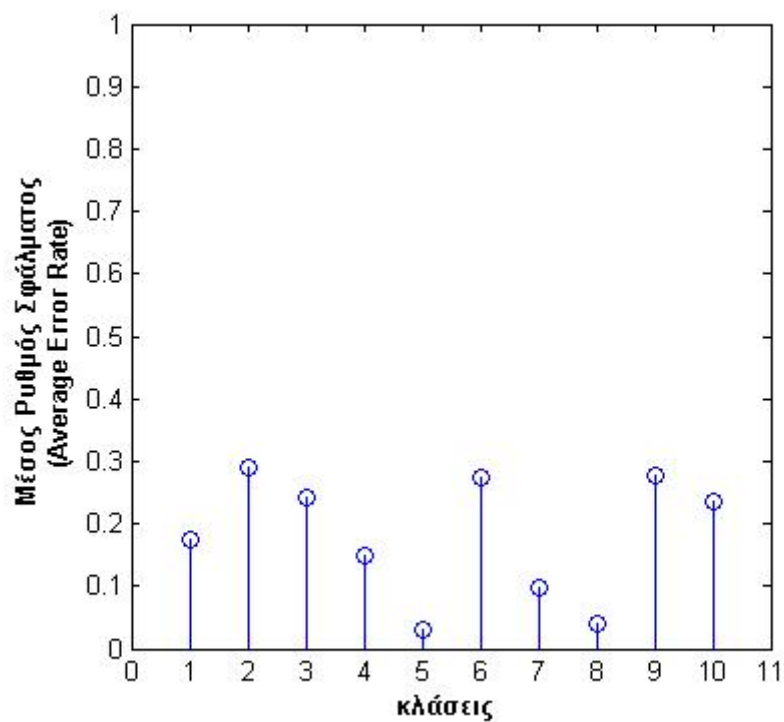




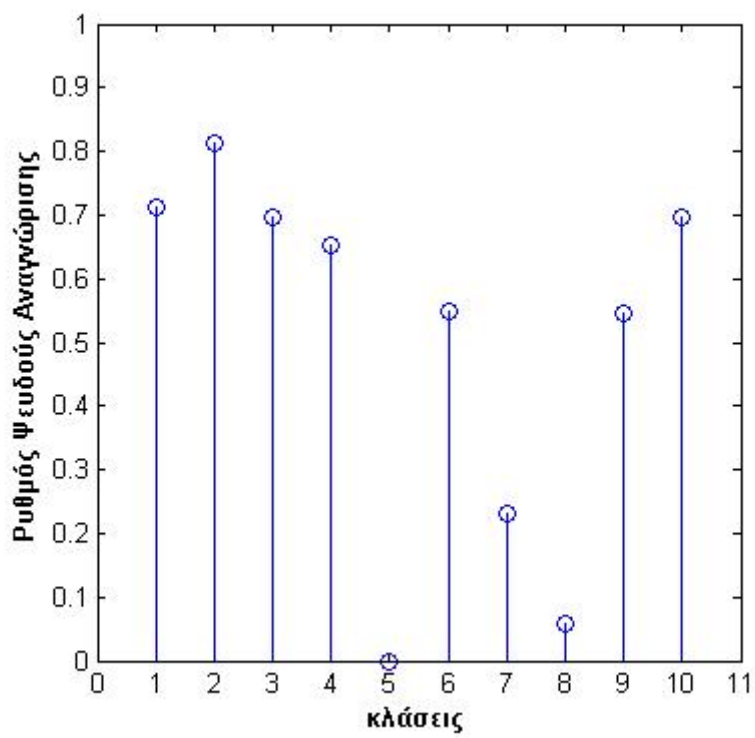
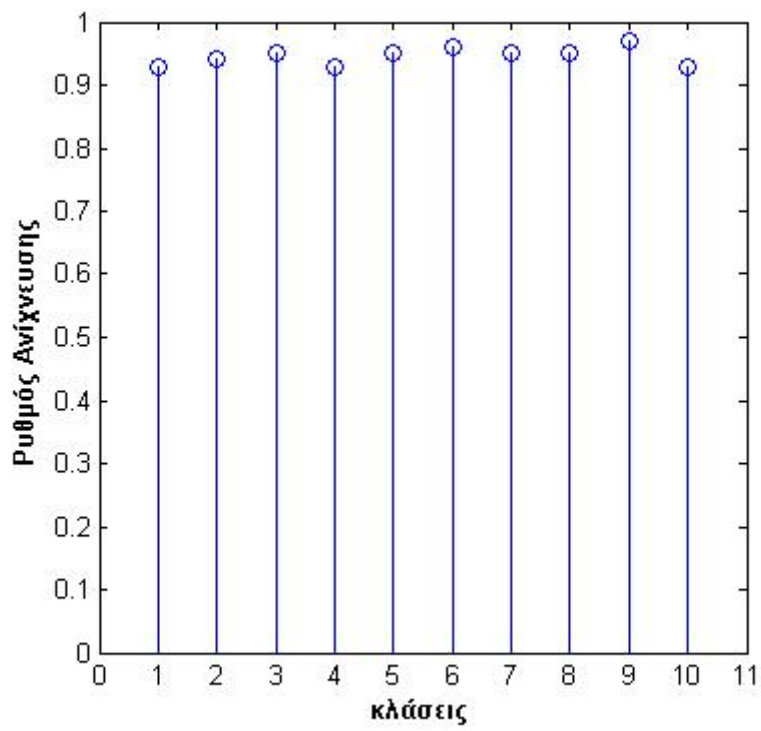
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ k-πλησιέστερου Γείτονα	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Δομή Χρώματος (Color Structure)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9300	0,2817	0,8242	0,1758
2	0,9500	0,5316	0,7092	0,2908
3	0,9500	0,4367	0,7567	0,2433
4	0,9600	0,2592	0,8504	0,1496
5	0,9400	0	0,9700	0,0300
6	0,9400	0,4859	0,7271	0,2729
7	0,8700	0,0651	0,9024	0,0976
8	0,9400	0,0194	0,9603	0,0397
9	0,9300	0,4831	0,7234	0,2766
10	0,9400	0,4107	0,7647	0,2353

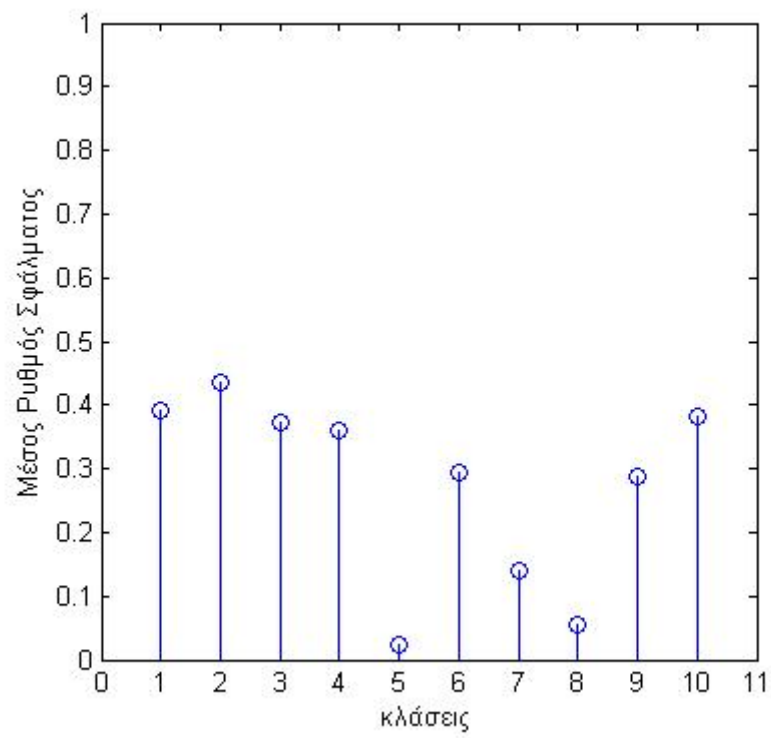
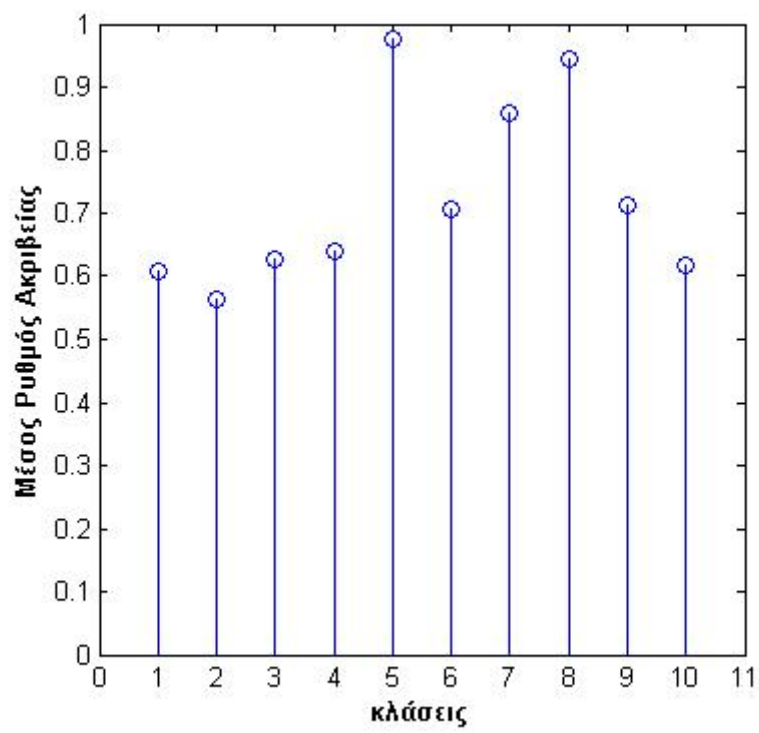




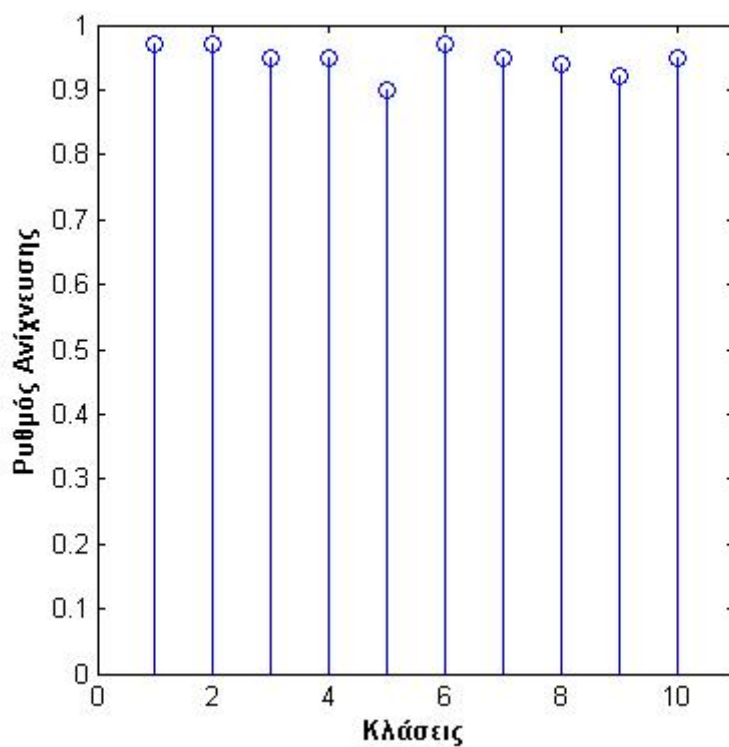


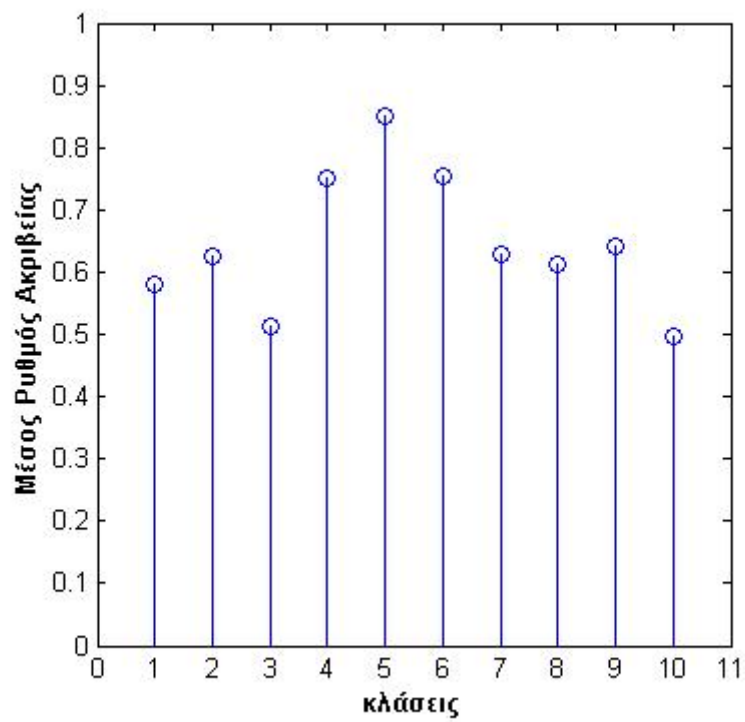
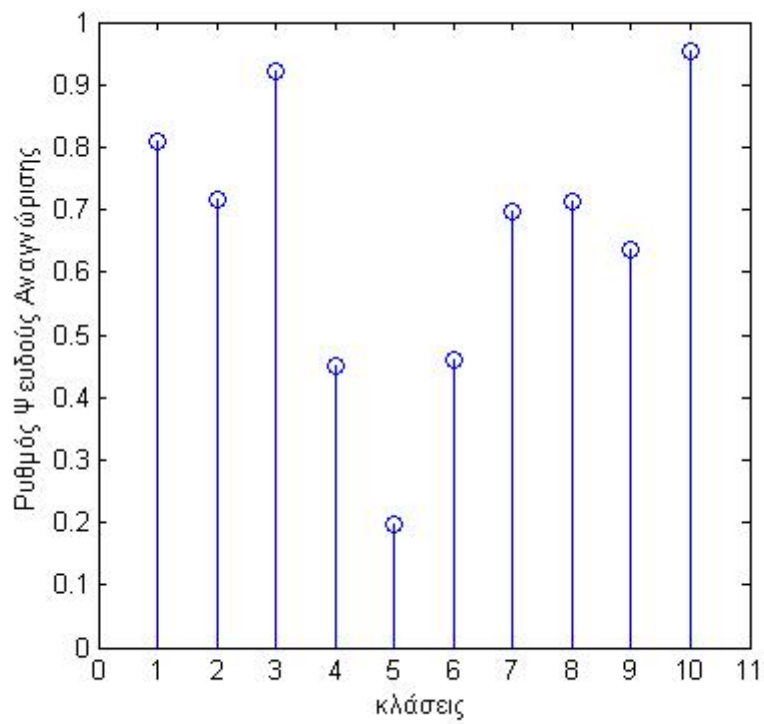
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ k- Πλησιέστερου Γείτονα	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Διάταξη Χρώματος (Color Layout)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9300	0,7113	0,6093	0,3907
2	0,9400	0,8136	0,5632	0,4368
3	0,9500	0,6952	0,6274	0,3726
4	0,9300	0,6531	0,6384	0,3616
5	0,9500	0	0,9750	0,0250
6	0,9600	0,5486	0,7057	0,2943
7	0,9500	0,2310	0,8595	0,1405
8	0,9500	0,0584	0,9458	0,0542
9	0,9700	0,5453	0,7123	0,2877
10	0,9300	0,6957	0,6172	0,3828

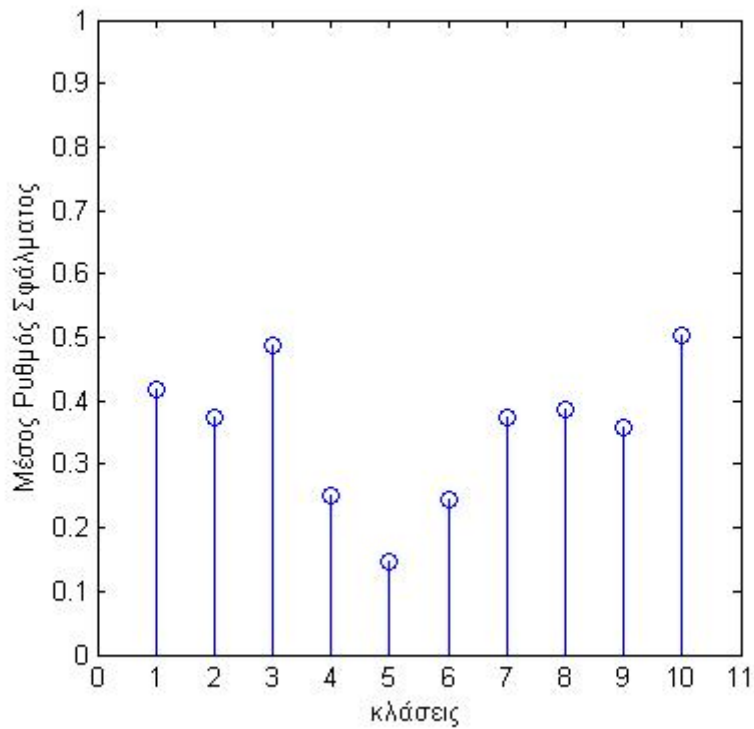




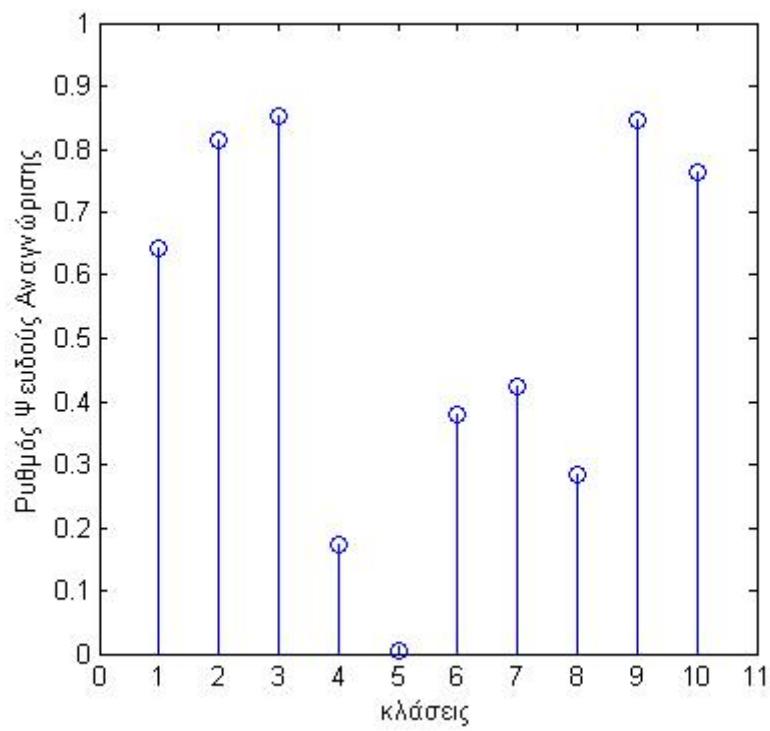
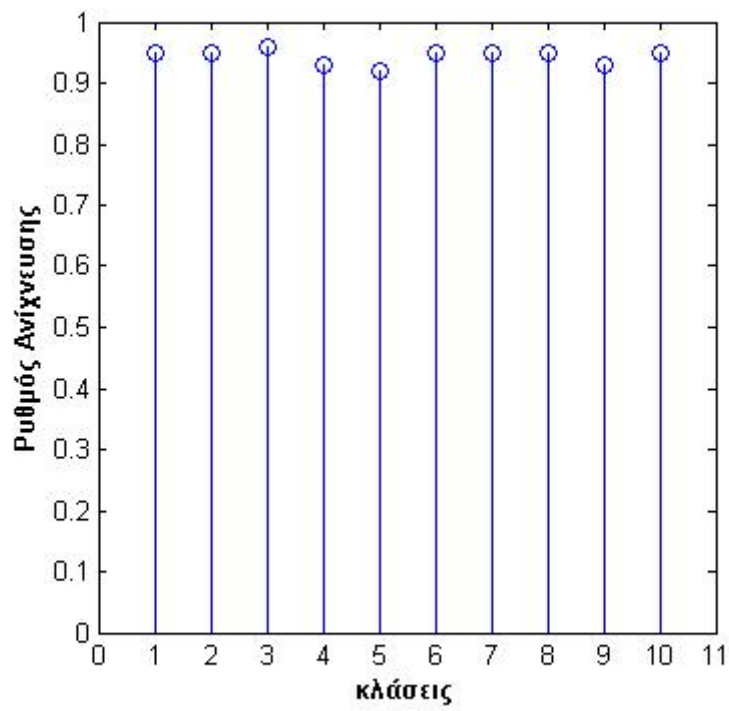
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ k-Πλησιέστερου Γείτονα	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Ομοιογενής Υφή (Homogenous Texture)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9700	0,8089	0,5806	0,4194
2	0,9700	0,7167	0,6267	0,3733
3	0,9500	0,9229	0,5136	0,4864
4	0,9500	0,4502	0,7499	0,2501
5	0,9000	0,1959	0,8521	0,1479
6	0,9700	0,4597	0,7552	0,2448
7	0,9500	0,6957	0,6272	0,3728
8	0,9400	0,7133	0,6133	0,3867
9	0,9200	0,6360	0,6420	0,3580
10	0,9500	0,9549	0,4976	0,5024

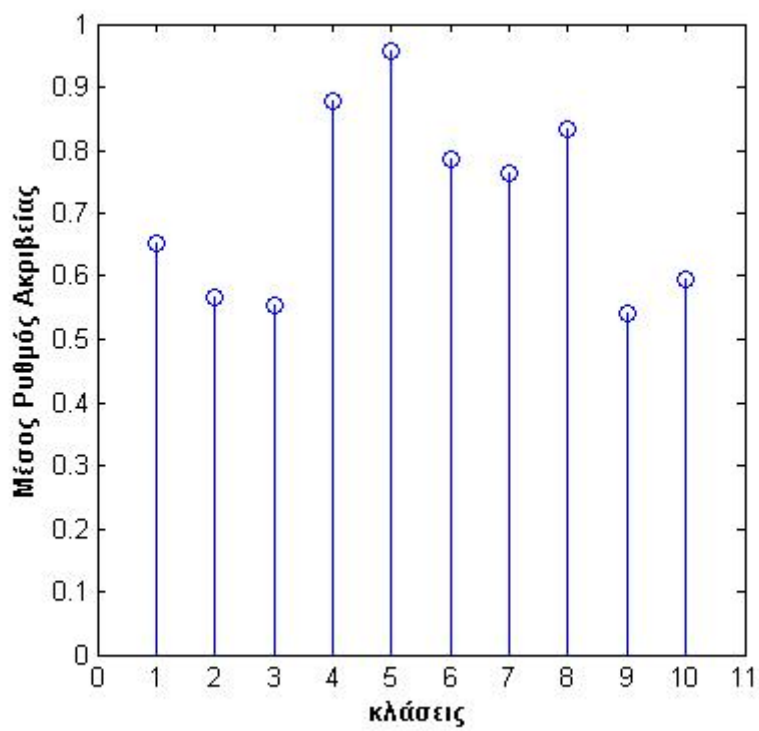


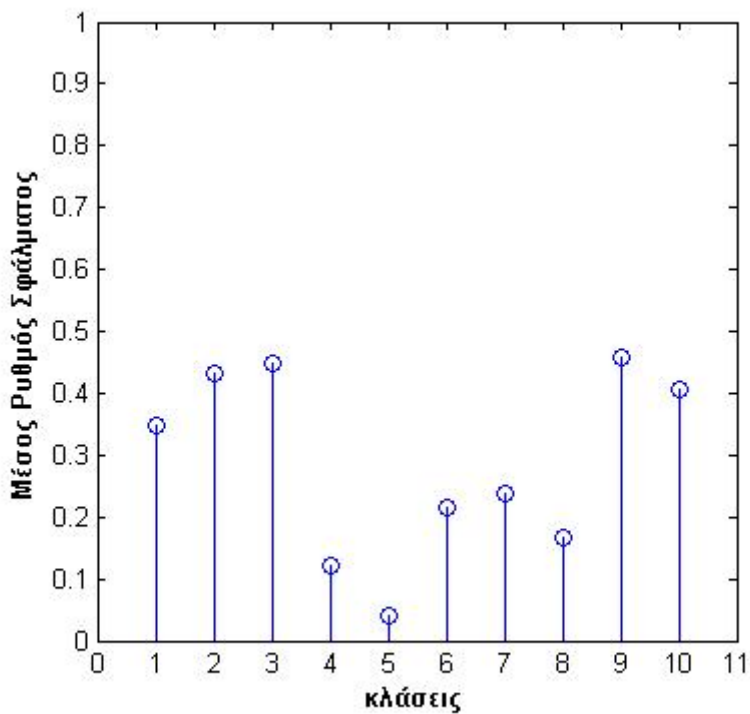




ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ k- Πλησιέστερου Γείτονα	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Ιστογράμμο Ακών (Edge Histogram)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9500	0,6437	0,6532	0,3468
2	0,9500	0,8146	0,5677	0,4323
3	0,9600	0,8538	0,5531	0,4469
4	0,9300	0,1731	0,8784	0,1216
5	0,9200	0,0032	0,9584	0,0416
6	0,9500	0,3807	0,7847	0,2153
7	0,9500	0,4227	0,7637	0,2363
8	0,9500	0,2846	0,8327	0,1673
9	0,9300	0,8470	0,5415	0,4585
10	0,9500	0,7624	0,5938	0,4062

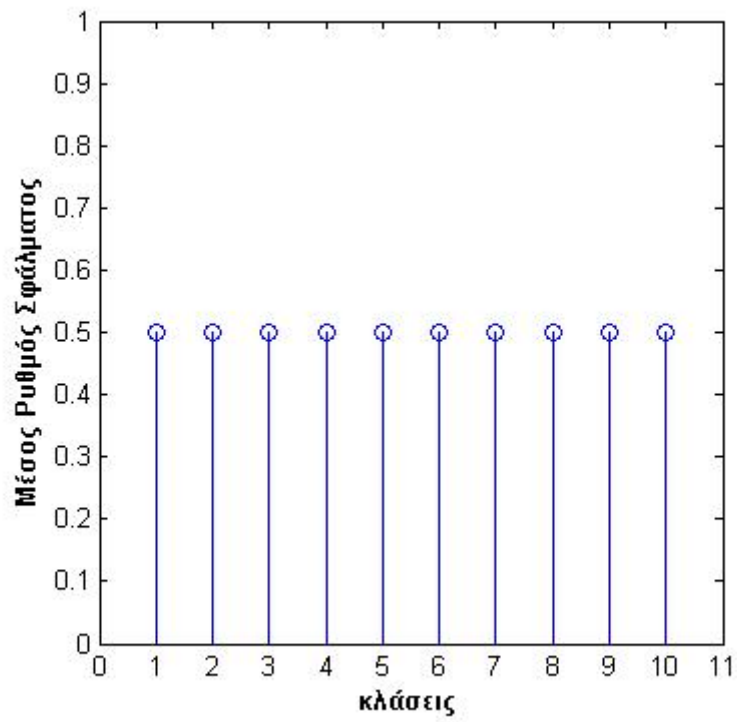
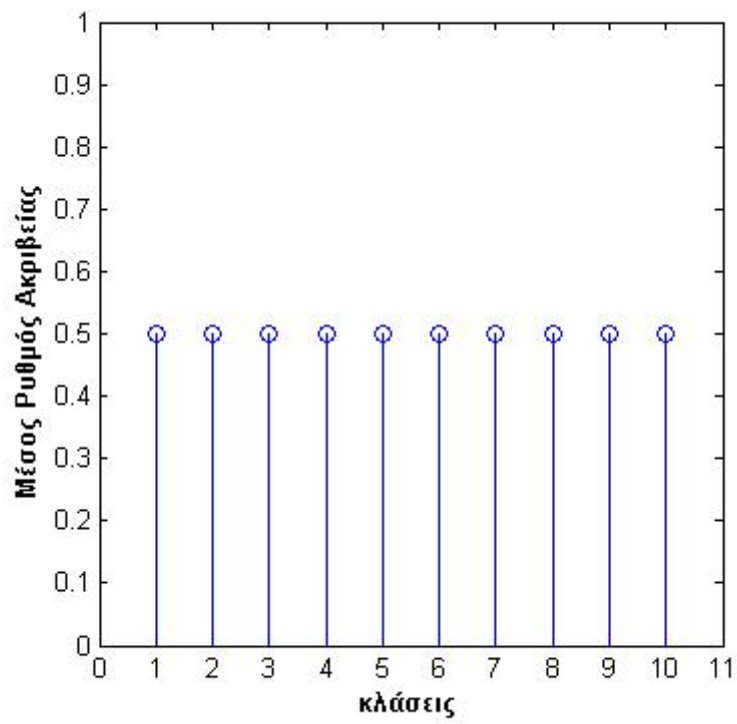




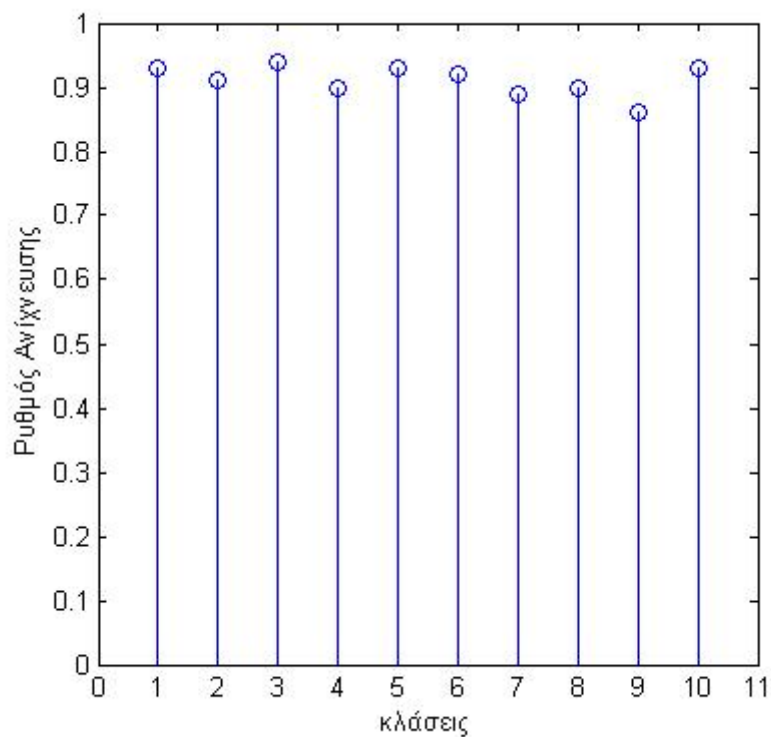


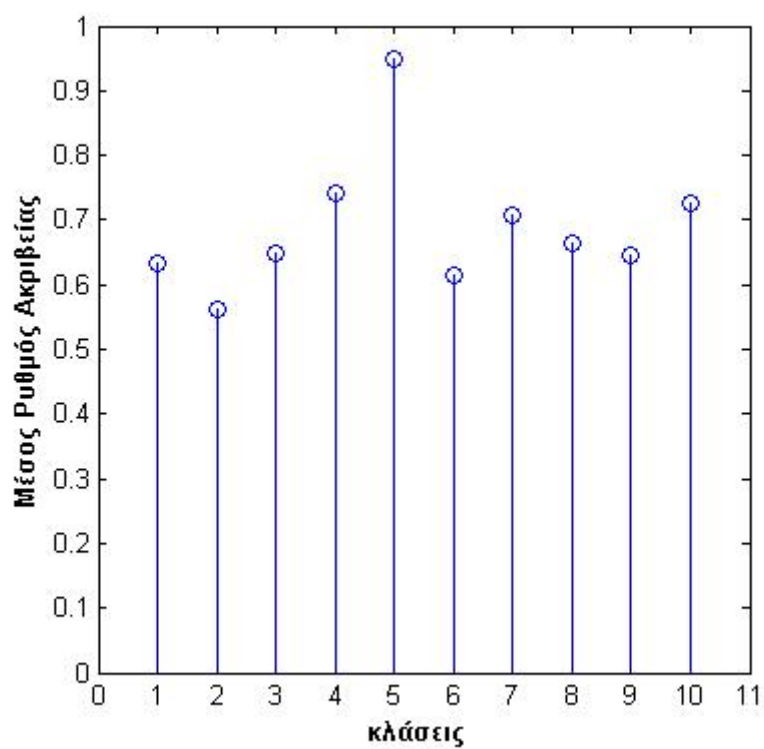
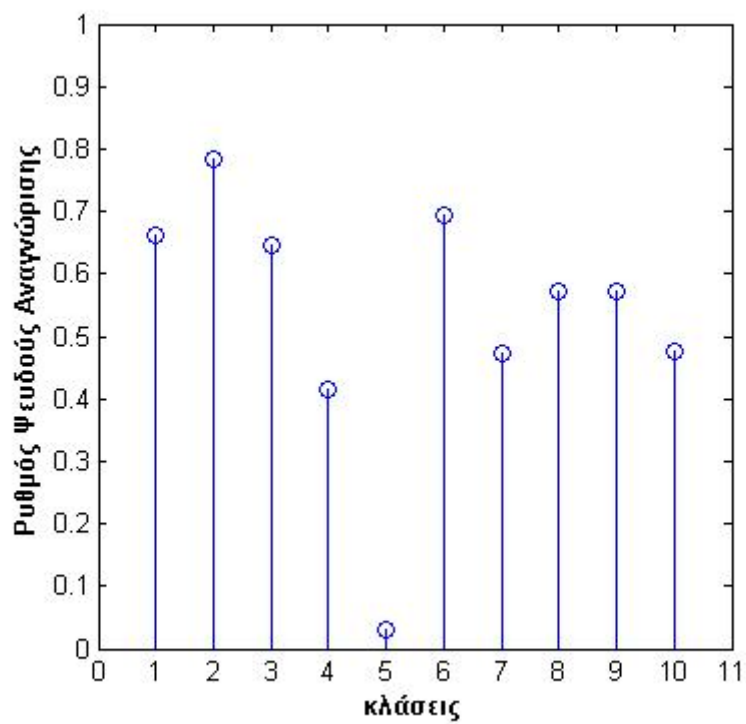
Απλός Γκαουσιανός Ταξινομητής

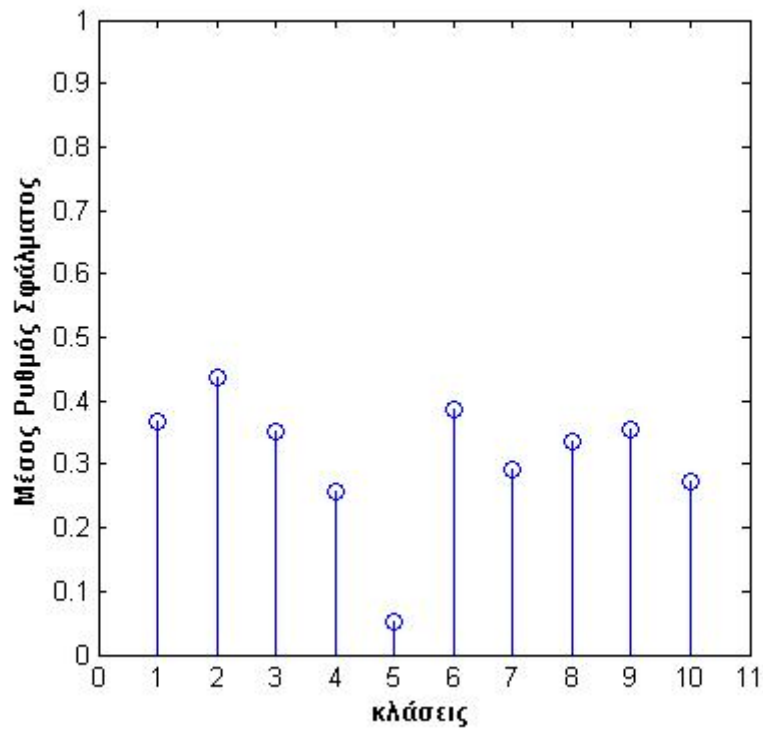
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Απλός Γκαουσιανός (Simple Gaussian)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Σύνολο Χαρακτηριστικών			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0	0	0,5000	0,5000
2	0	0	0,5000	0,5000
3	0	0	0,5000	0,5000
4	0	0	0,5000	0,5000
5	0	0	0,5000	0,5000
6	0	0	0,5000	0,5000
7	0	0	0,5000	0,5000
8	0	0	0,5000	0,5000
9	0	0	0,5000	0,5000
10	0	0	0,5000	0,5000



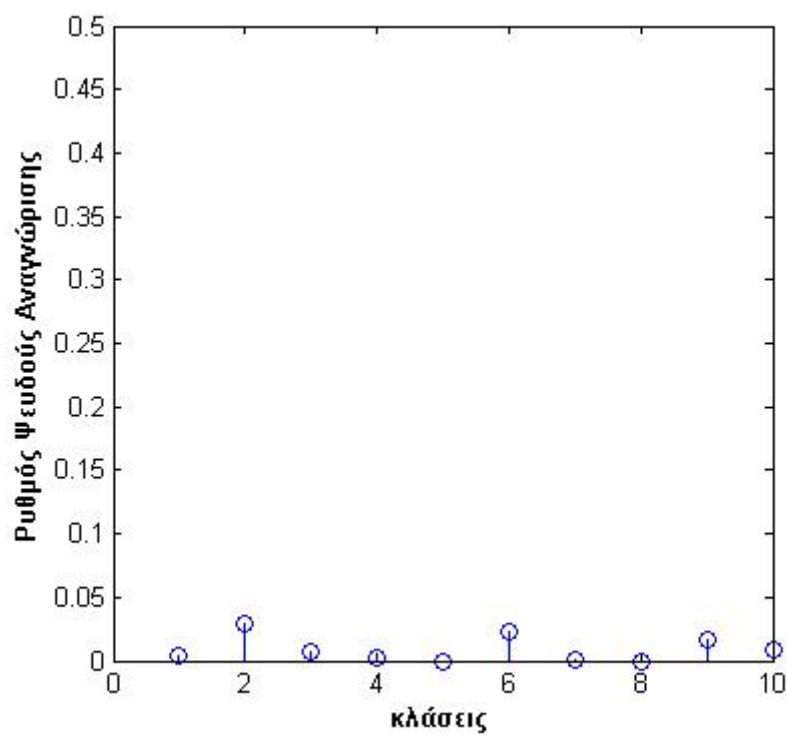
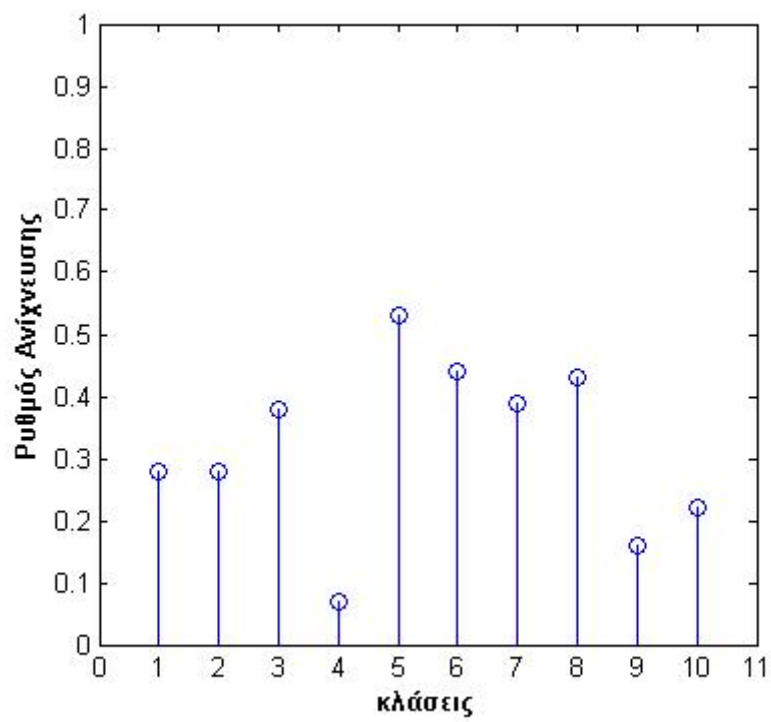
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Απλός Γκαουσιανός (Simple Gaussian)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Επικρατές Χρώμα (Dominant Color)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9300	0,6630	0,6335	0,3665
2	0,9100	0,7837	0,5632	0,4368
3	0,9400	0,6453	0,6473	0,3527
4	0,9000	0,4162	0,7419	0,2581
5	0,9300	0,0312	0,9494	0,0506
6	0,9200	0,6926	0,6137	0,3863
7	0,8900	0,4738	0,7081	0,2919
8	0,9000	0,5722	0,6639	0,3361
9	0,8600	0,5711	0,6444	0,3556
10	0,9300	0,4750	0,7275	0,2725

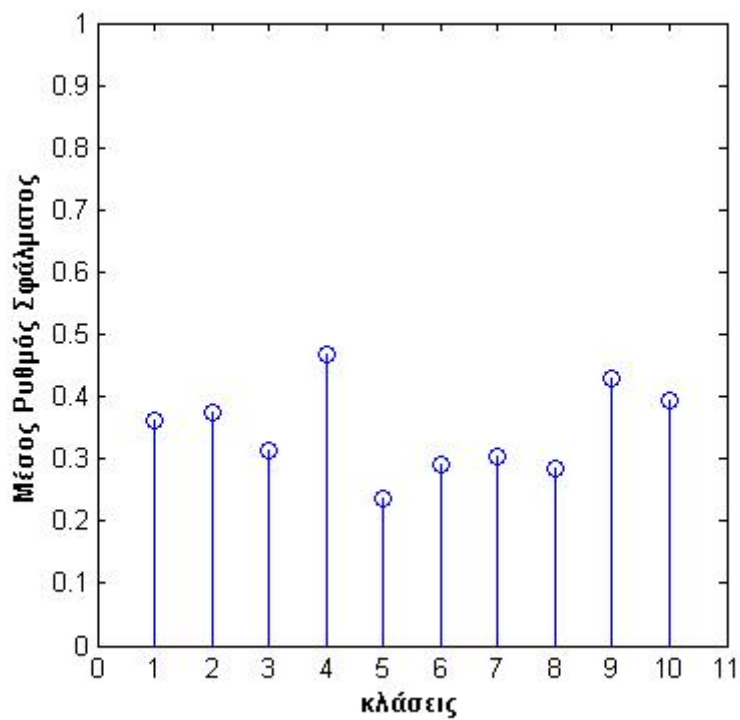
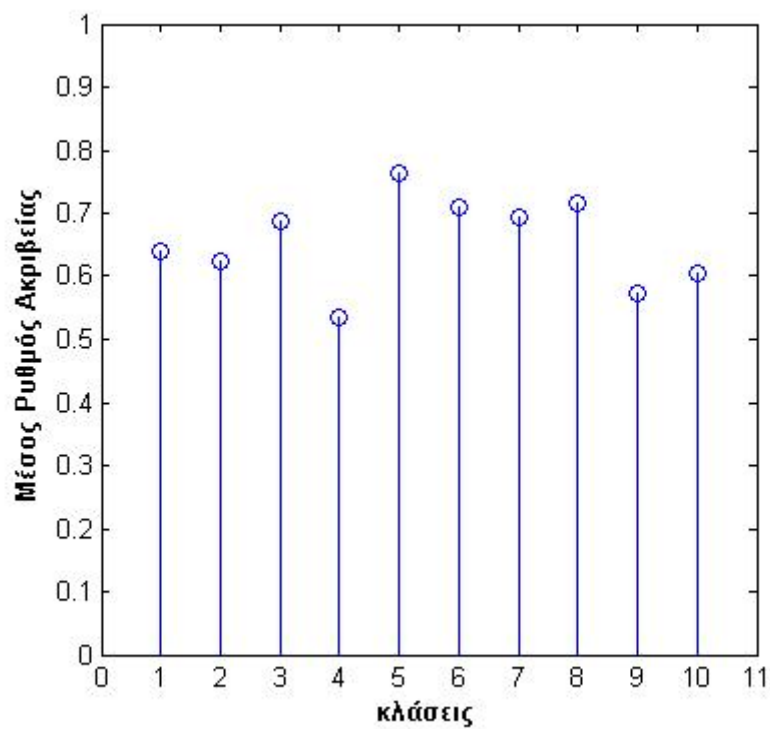




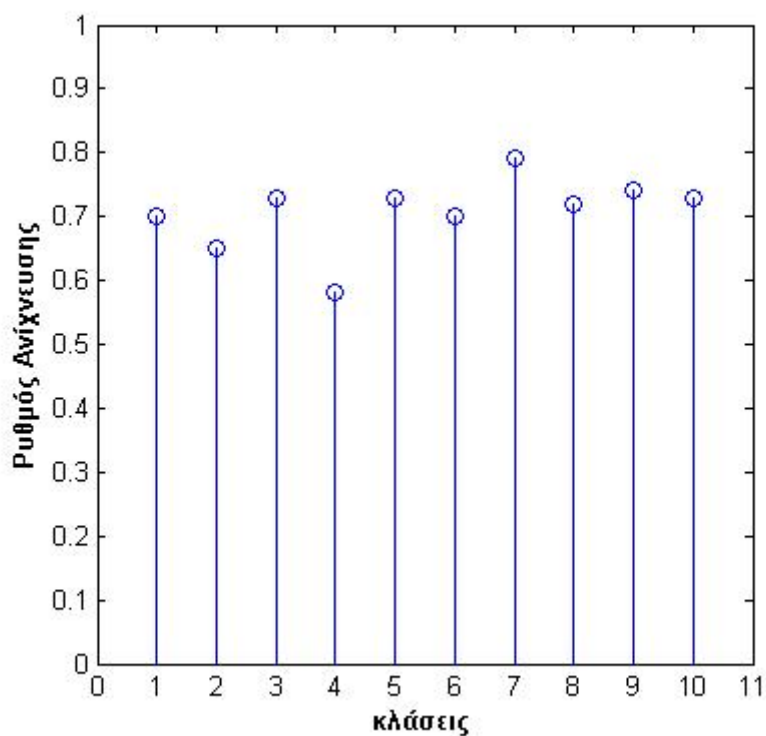


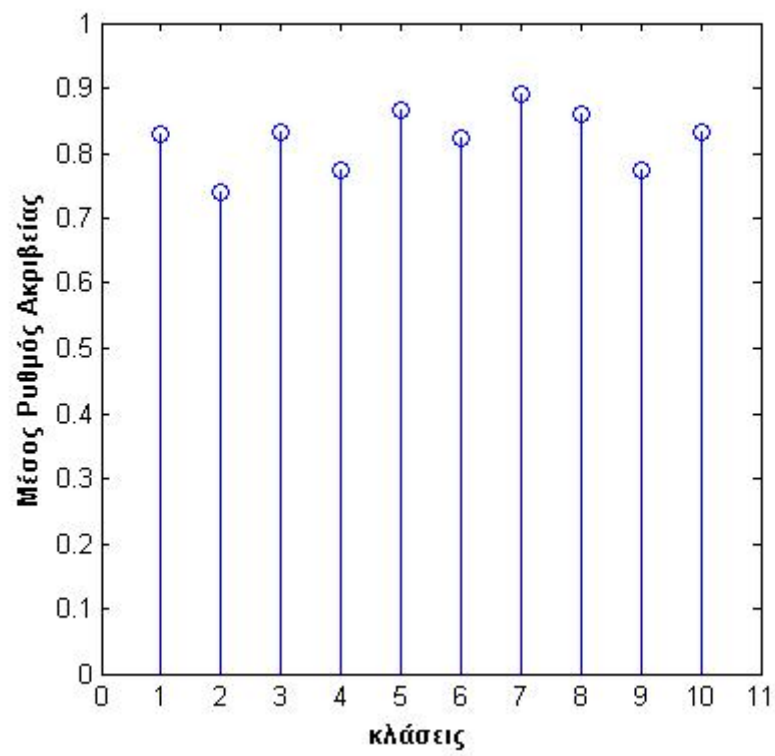
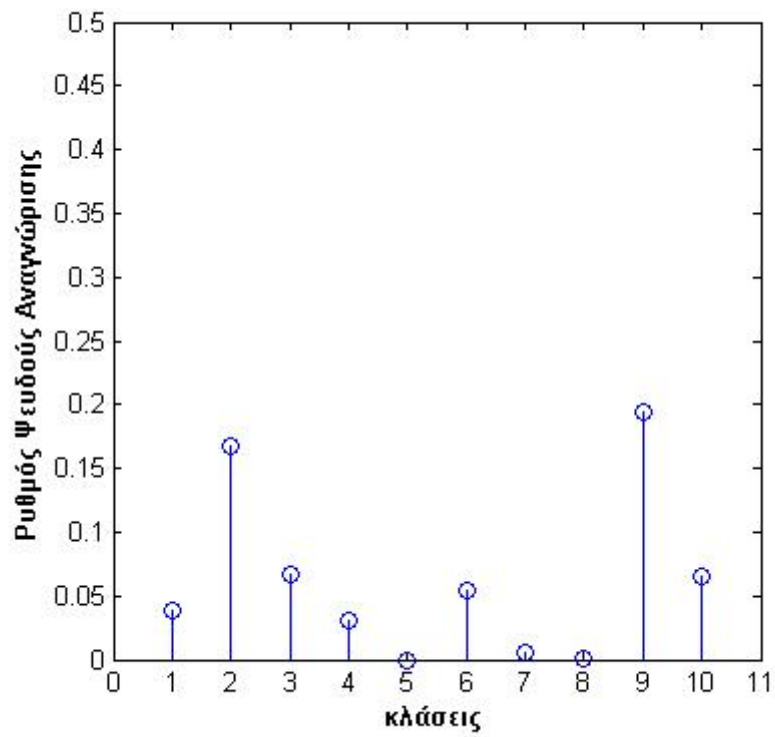
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Απλός Γκαουσιανός (Simple Gaussian)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Κλιμακούμενο Χρώμα (Scalable Color)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,2800	0,0032	0,6384	0,3616
2	0,2800	0,0294	0,6253	0,3747
3	0,3800	0,0063	0,6868	0,3132
4	0,0700	0,0026	0,5337	0,4663
5	0,5300	0	0,7650	0,2350
6	0,4400	0,0236	0,7082	0,2918
7	0,3900	0	0,6949	0,3051
8	0,4300	0	0,7150	0,2850
9	0,1600	0,0171	0,5714	0,4286
10	0,2200	0,0086	0,6057	0,3943

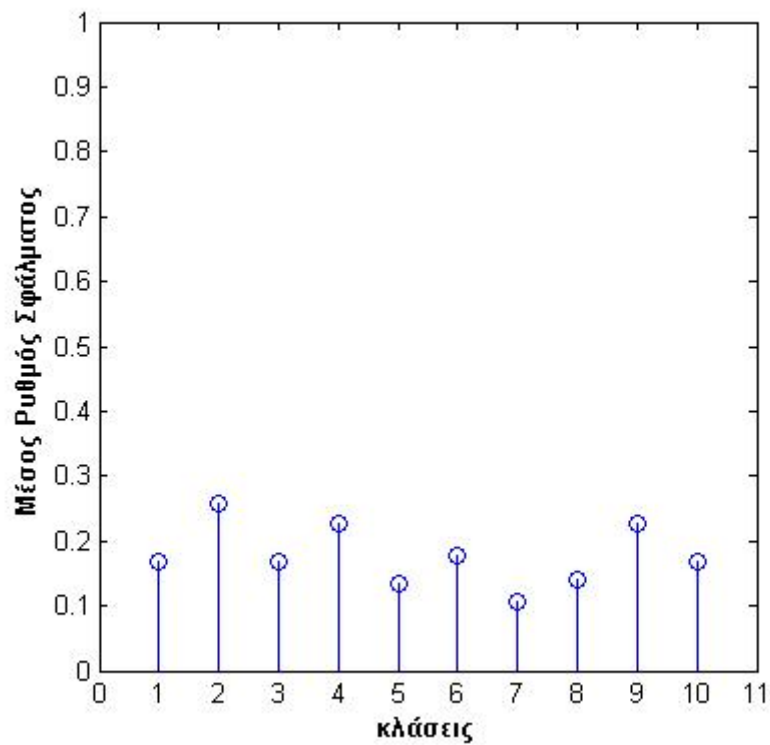




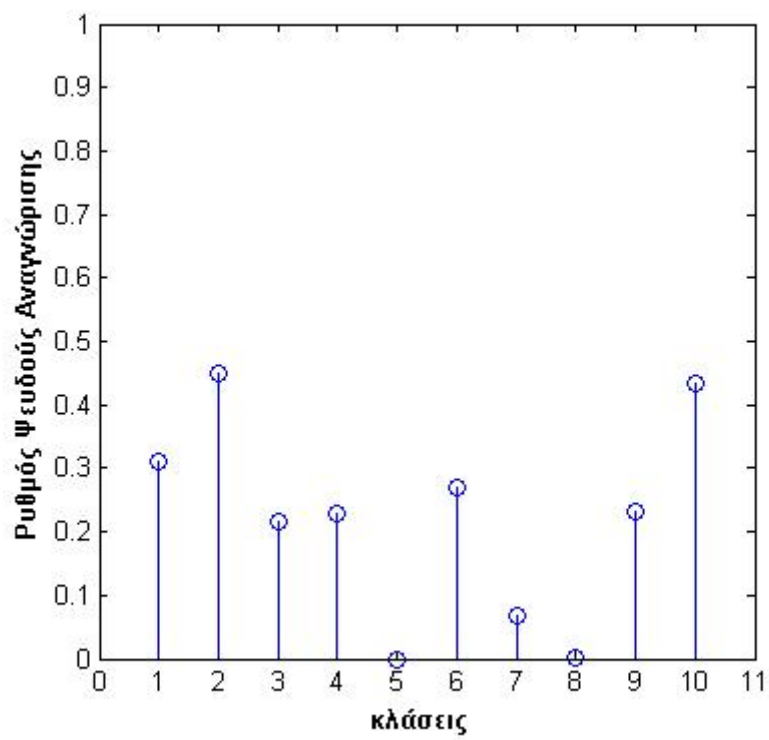
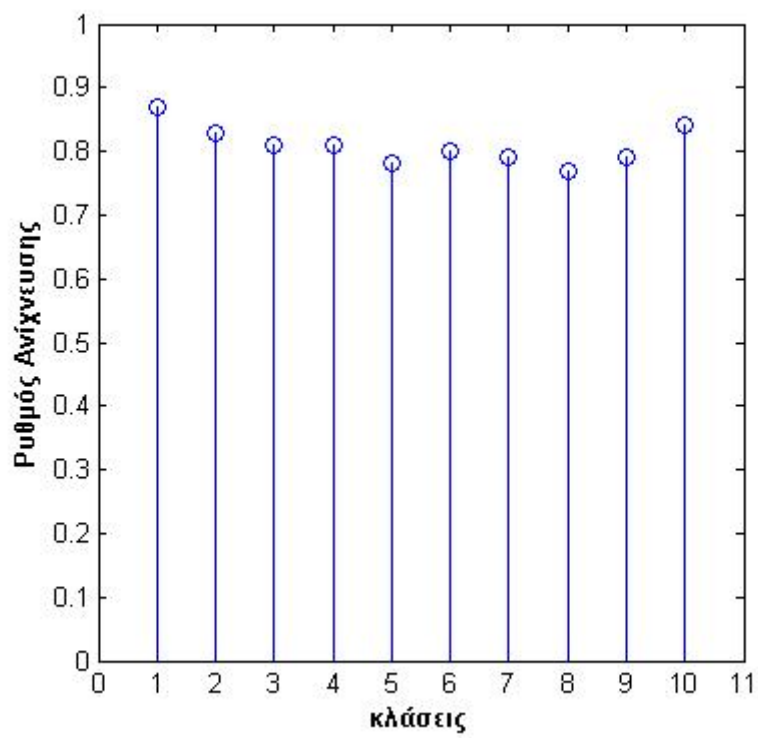
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Απλός Γκαουσιανός (Simple Gaussian)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Δομή Χρώματος (Color Structure)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,7000	0,0389	0,8306	0,1694
2	0,6500	0,1674	0,7413	0,2587
3	0,7300	0,0670	0,8315	0,1685
4	0,5800	0,0308	0,7746	0,2254
5	0,7300	0	0,8650	0,1350
6	0,7000	0,0538	0,8231	0,1769
7	0,7900	0,0058	0,8921	0,1079
8	0,7200	0	0,8599	0,1401
9	0,7400	0,1934	0,7733	0,2267
10	0,7300	0,0659	0,8321	0,1679

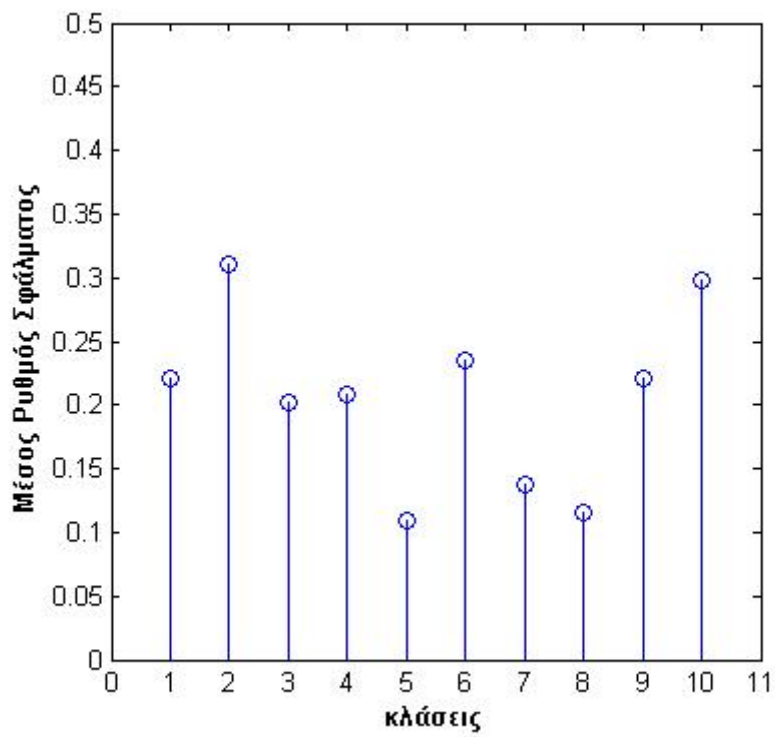
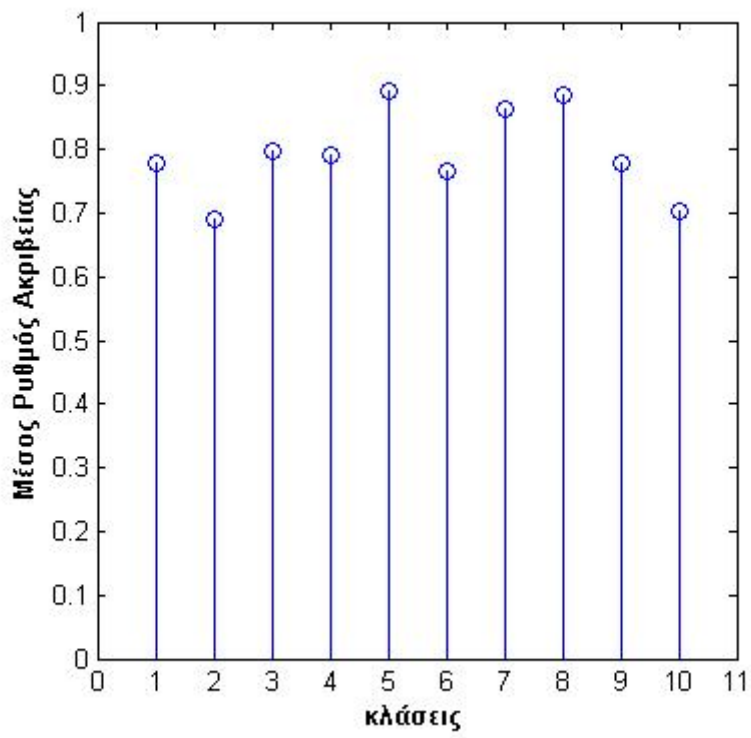




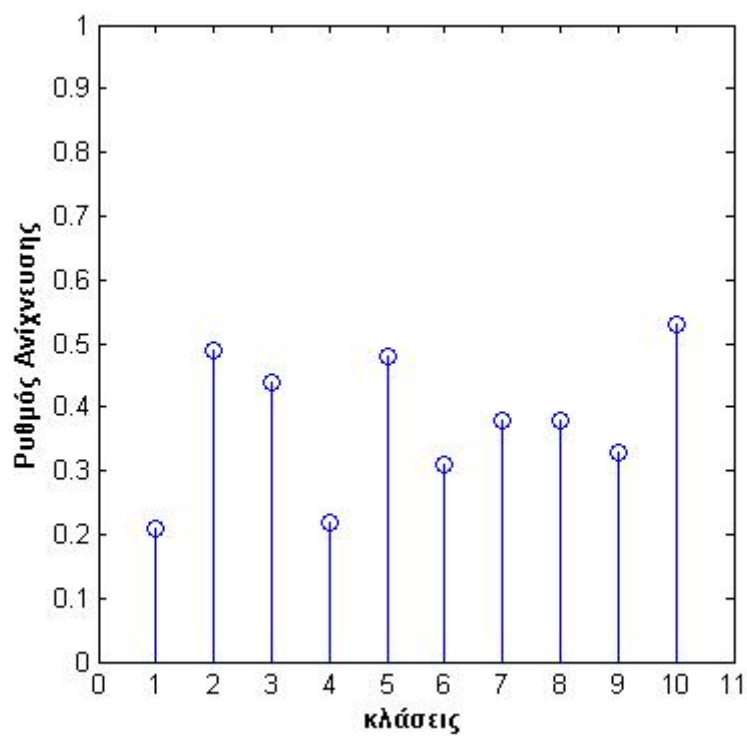


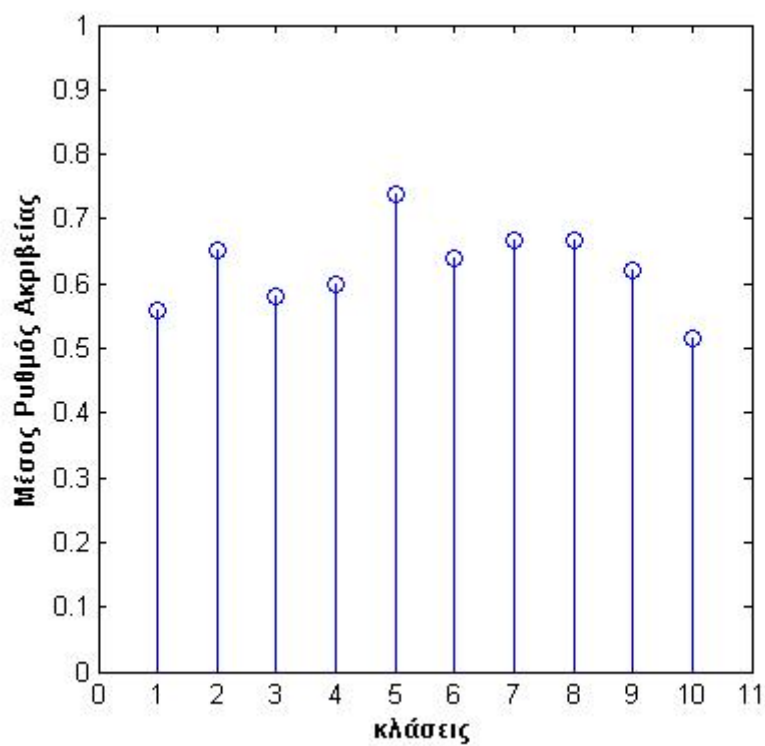
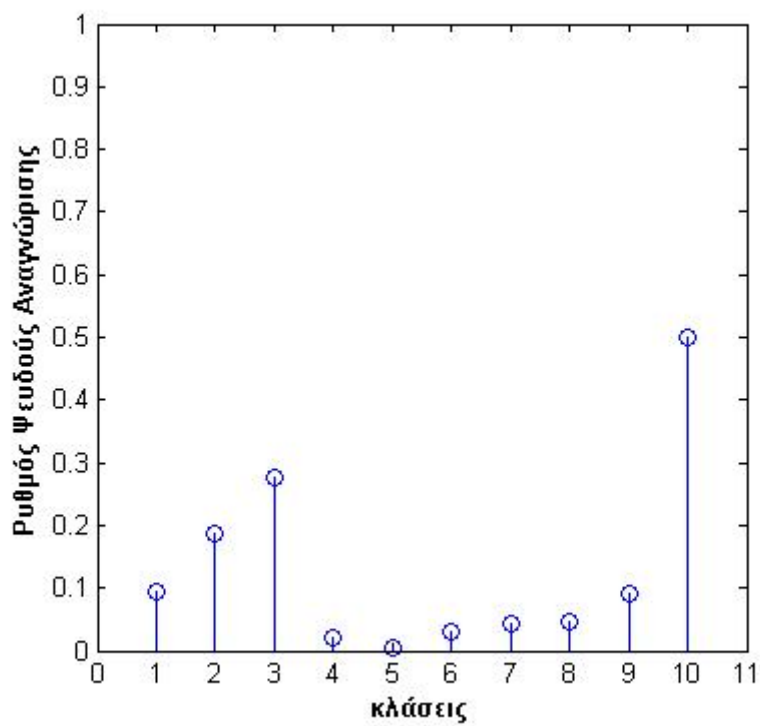
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Απλός Γκαουσιανός (Simple Gaussian)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Διάταξη Χρώματος (Color Layout)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,8700	0,3112	0,7794	0,2206
2	0,8300	0,4507	0,6897	0,3103
3	0,8100	0,2147	0,7977	0,2023
4	0,8100	0,2279	0,7911	0,2089
5	0,7800	0	0,8900	0,1100
6	0,8000	0,2688	0,7656	0,2344
7	0,7900	0,0664	0,8618	0,1382
8	0,7700	0,0022	0,8839	0,1161
9	0,7900	0,2320	0,7790	0,2210
10	0,8400	0,4344	0,7028	0,2972

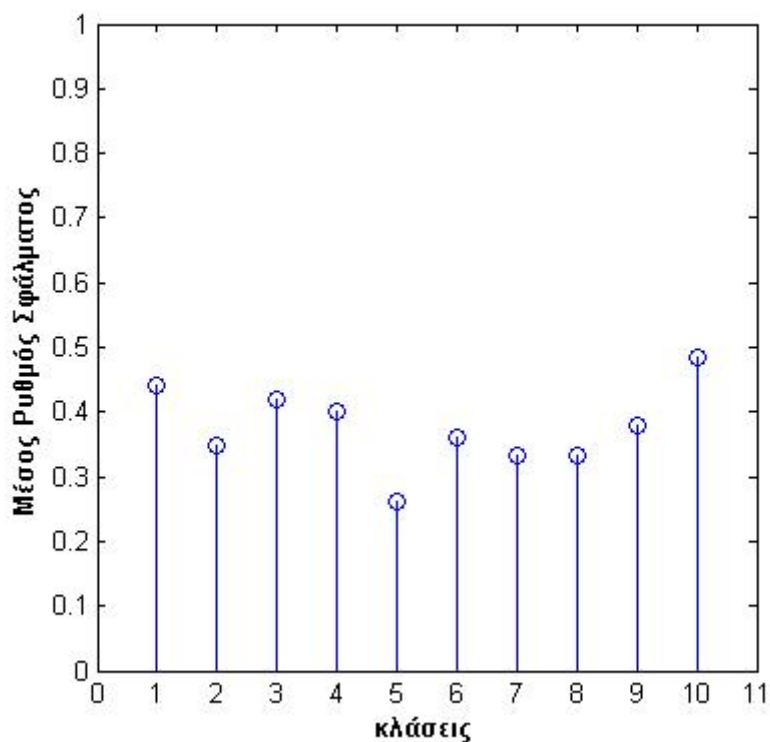




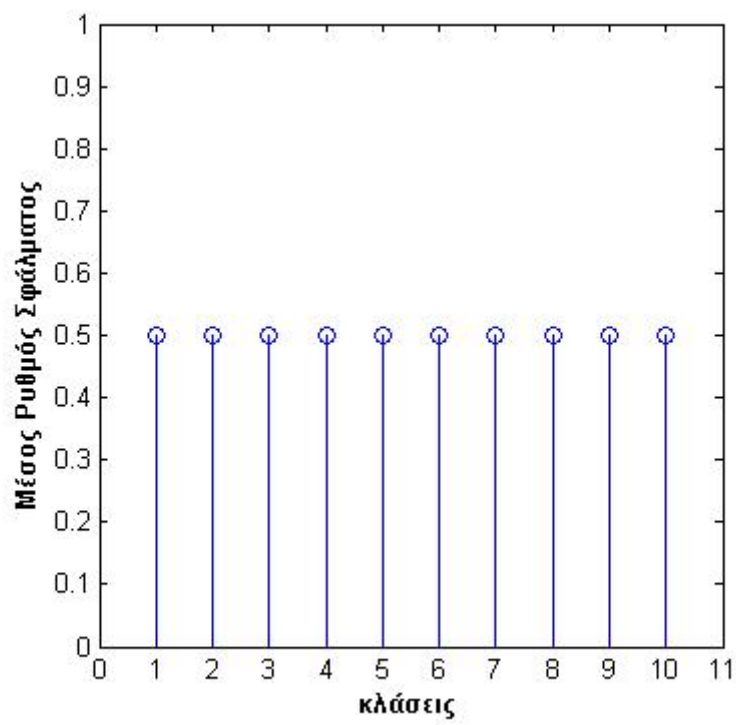
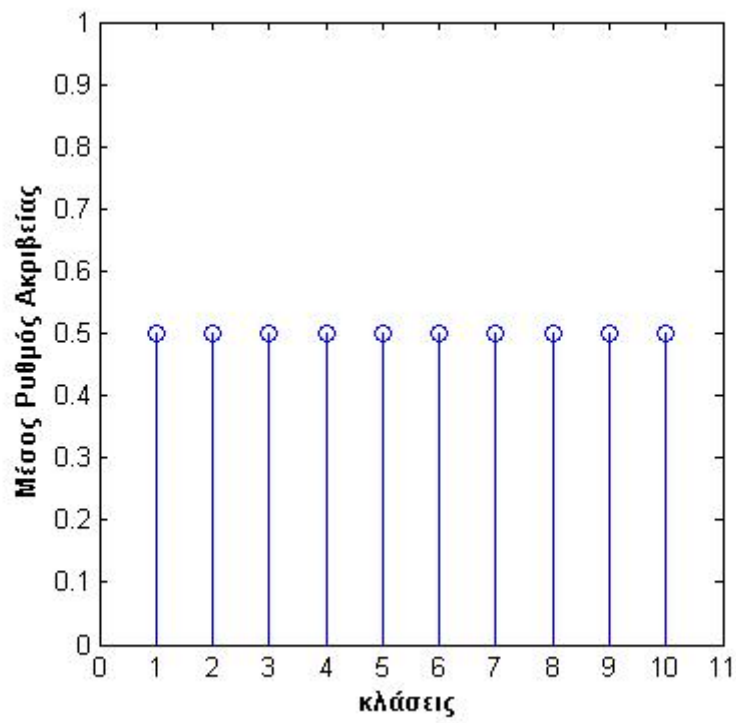
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Απλός Γκαουσιανός (Simple Gaussian)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Ομοιογενής Υφή (Homogenous Texture)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,2100	0,0947	0,5577	0,4423
2	0,4900	0,1871	0,6514	0,3486
3	0,4400	0,2778	0,5811	0,4189
4	0,2200	0,0221	0,5989	0,4011
5	0,4800	0,0041	0,7379	0,2621
6	0,3100	0,0312	0,6394	0,3606
7	0,3800	0,0442	0,6679	0,3321
8	0,3800	0,0462	0,6669	0,3331
9	0,3300	0,0901	0,6199	0,3801
10	0,5300	0,5004	0,5148	0,4852





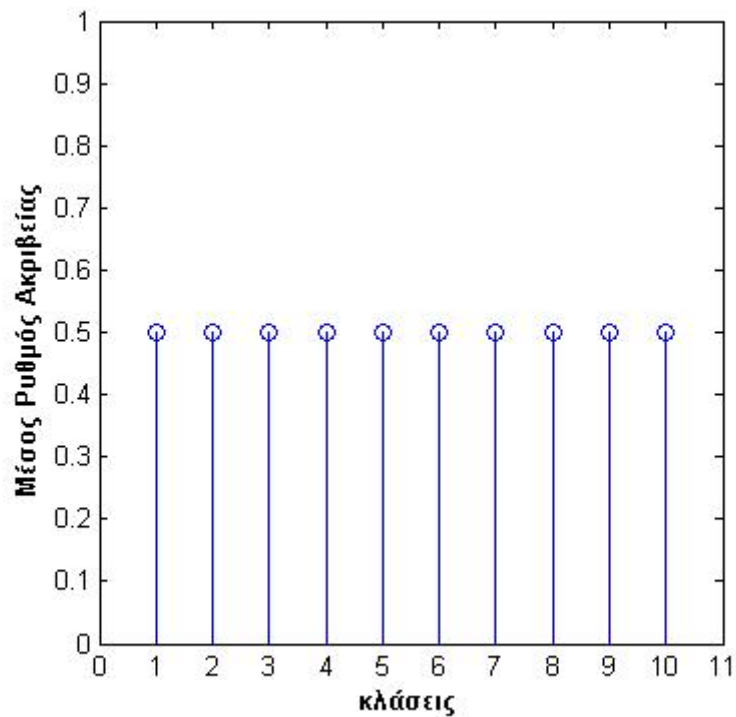


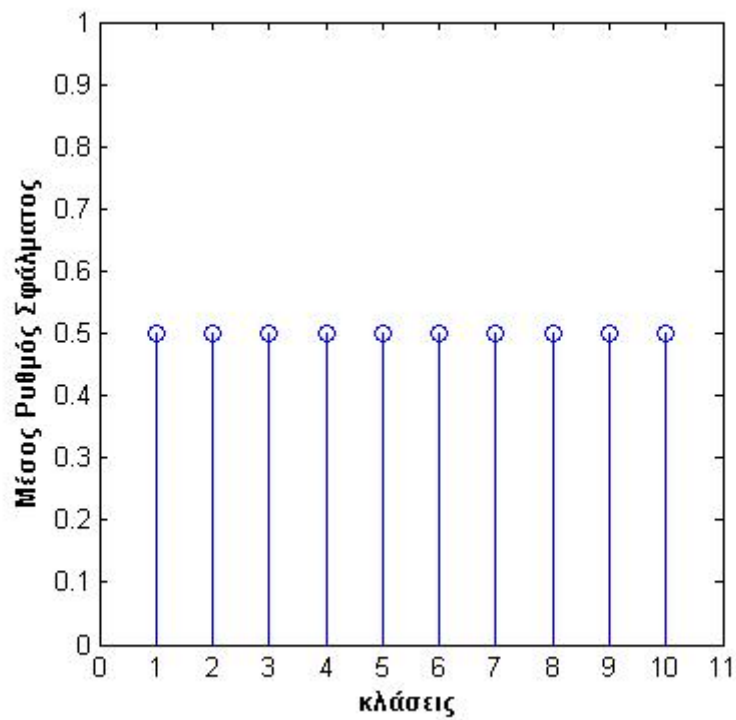
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Απλός Γκαουσιανός (Simple Gaussian)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Ιστόγραμμα Ακών (Edge Histogram)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0	0	0,5000	0,5000
2	0	0	0,5000	0,5000
3	0	0	0,5000	0,5000
4	0	0	0,5000	0,5000
5	0	0	0,5000	0,5000
6	0	0	0,5000	0,5000
7	0	0	0,5000	0,5000
8	0	0	0,5000	0,5000
9	0	0	0,5000	0,5000
10	0	0	0,5000	0,5000



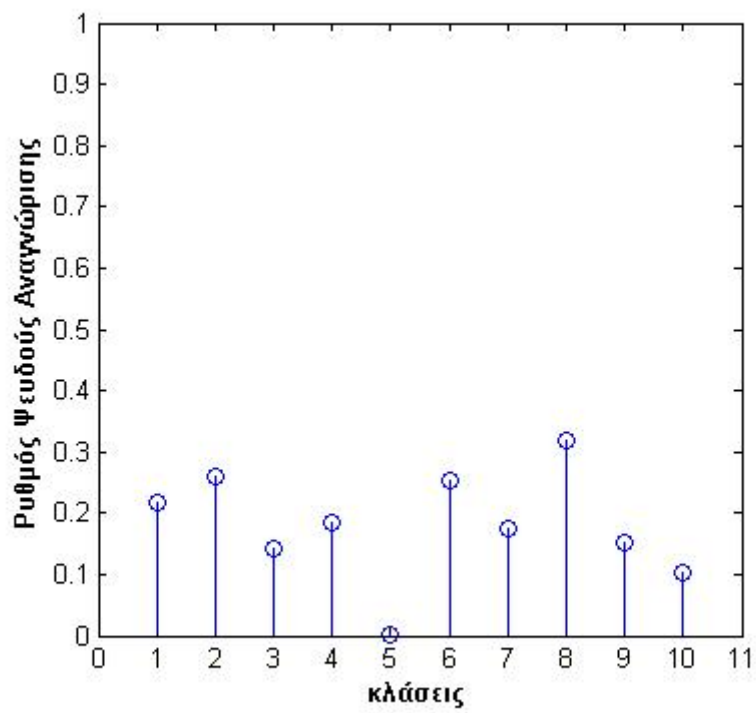
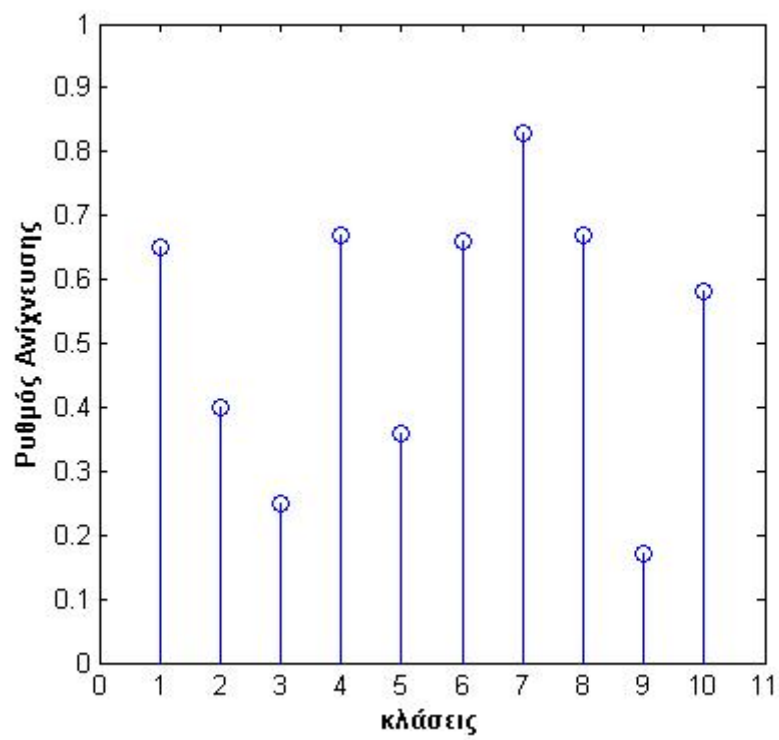
Ταξινομητής Parzen Density Estimator

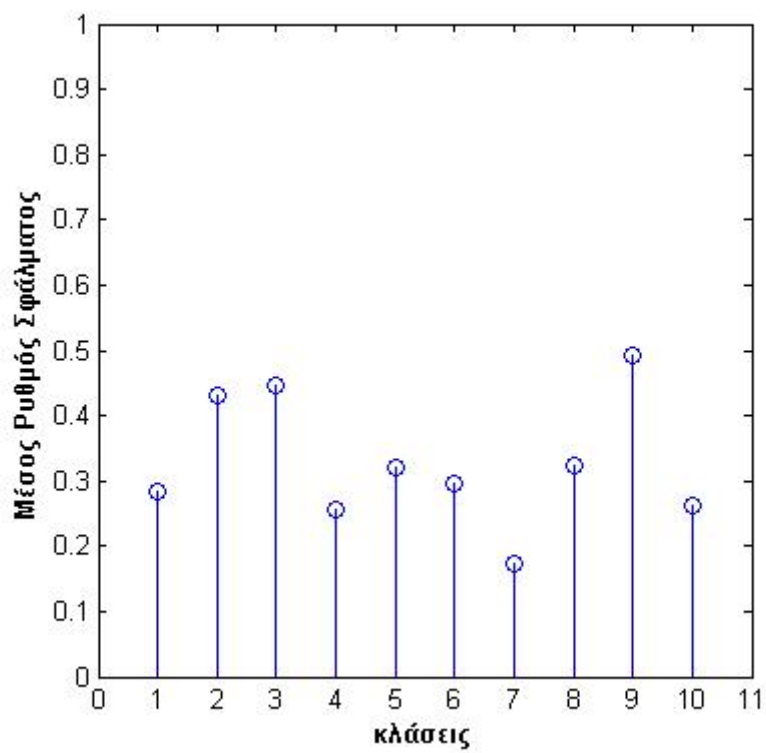
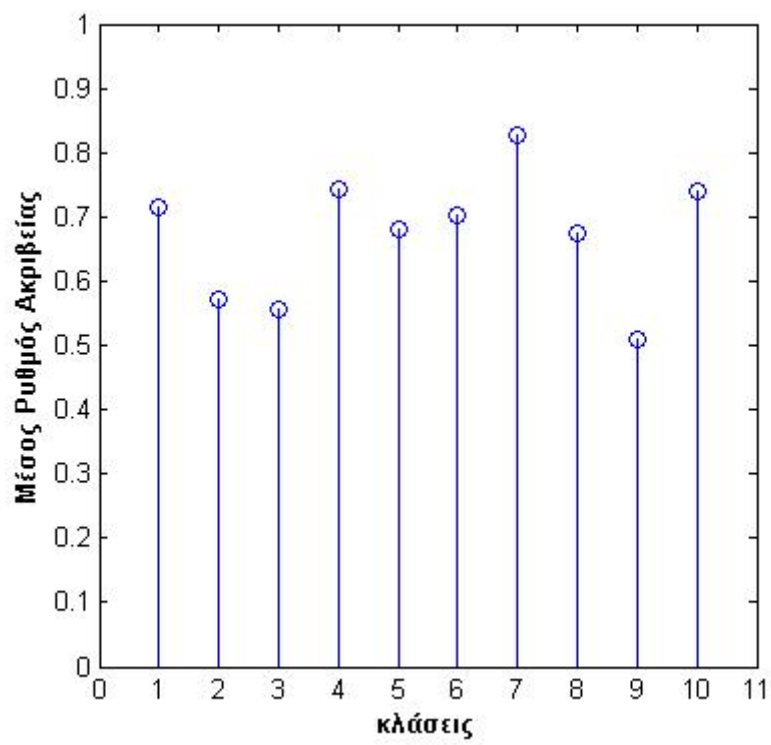
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Parzen Density Estimator	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Σύνολο Χαρακτηριστικών			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0	0	0,5000	0,5000
2	0	0	0,5000	0,5000
3	0	0	0,5000	0,5000
4	0	0	0,5000	0,5000
5	0	0	0,5000	0,5000
6	0	0	0,5000	0,5000
7	0	0	0,5000	0,5000
8	0	0	0,5000	0,5000
9	0	0	0,5000	0,5000
10	0	0	0,5000	0,5000



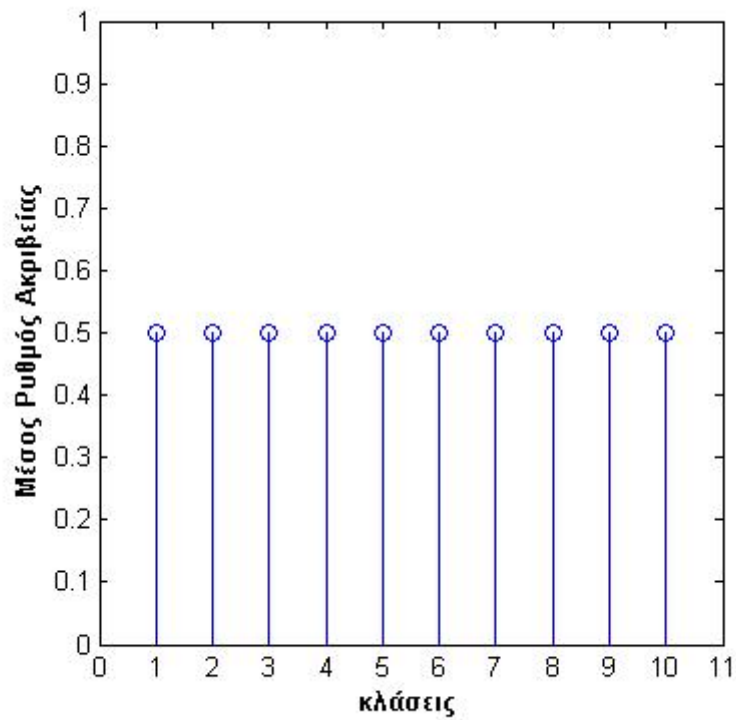


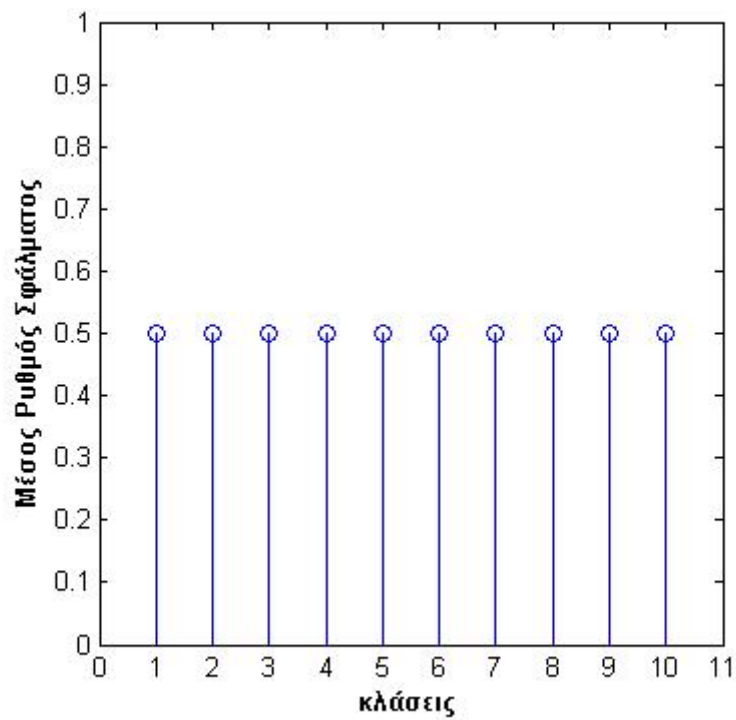
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Parzen Density Estimator	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Επικρατές Χρώμα (Dominant Color)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,6500	0,2176	0,7162	0,2838
2	0,4000	0,2592	0,5704	0,4296
3	0,2500	0,1408	0,5546	0,4454
4	0,6700	0,1839	0,7431	0,2569
5	0,3600	0,0013	0,6793	0,3207
6	0,6600	0,2541	0,7029	0,2971
7	0,8300	0,1757	0,8272	0,1728
8	0,6700	0,3201	0,6749	0,3251
9	0,1700	0,1527	0,5087	0,4913
10	0,5800	0,1027	0,7387	0,2613



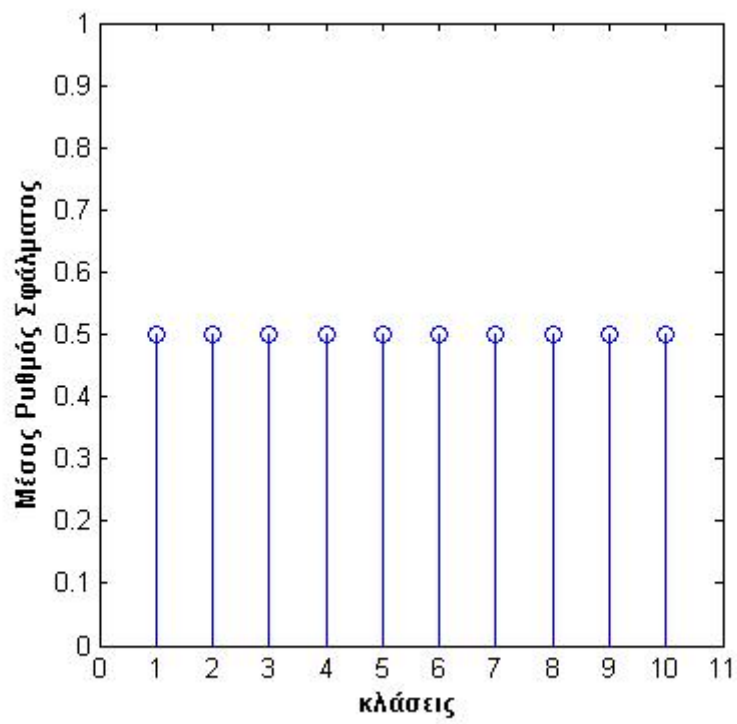
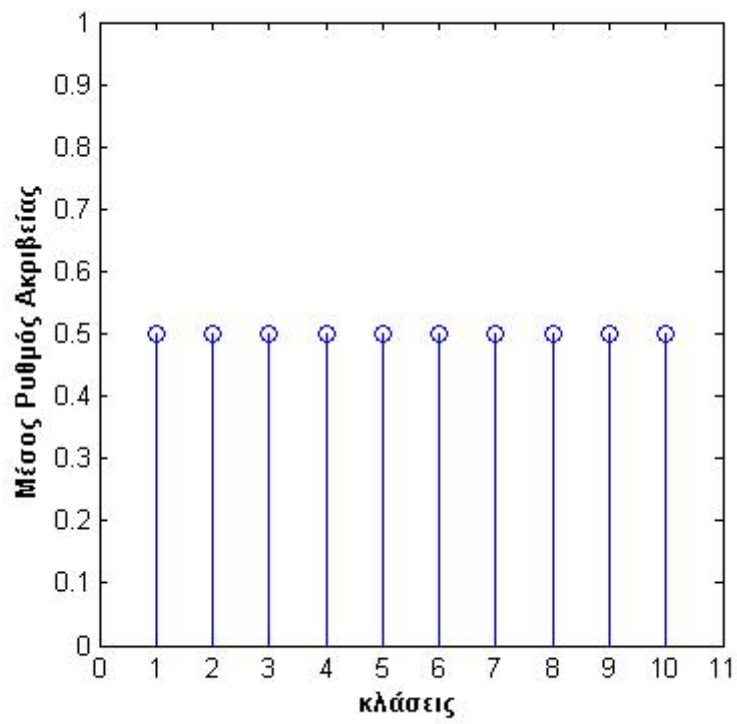


ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Parzen Density Estimator	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Κλιμακούμενο Χρώμα (Scalable Color)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0	0	0,5000	0,5000
2	0	0	0,5000	0,5000
3	0	0	0,5000	0,5000
4	0	0	0,5000	0,5000
5	0,0200	0	0,5000	0,5000
6	0	0	0,5000	0,5000
7	0	0	0,5000	0,5000
8	0	0	0,5000	0,5000
9	0	0	0,5000	0,5000
10	0	0	0,5000	0,5000

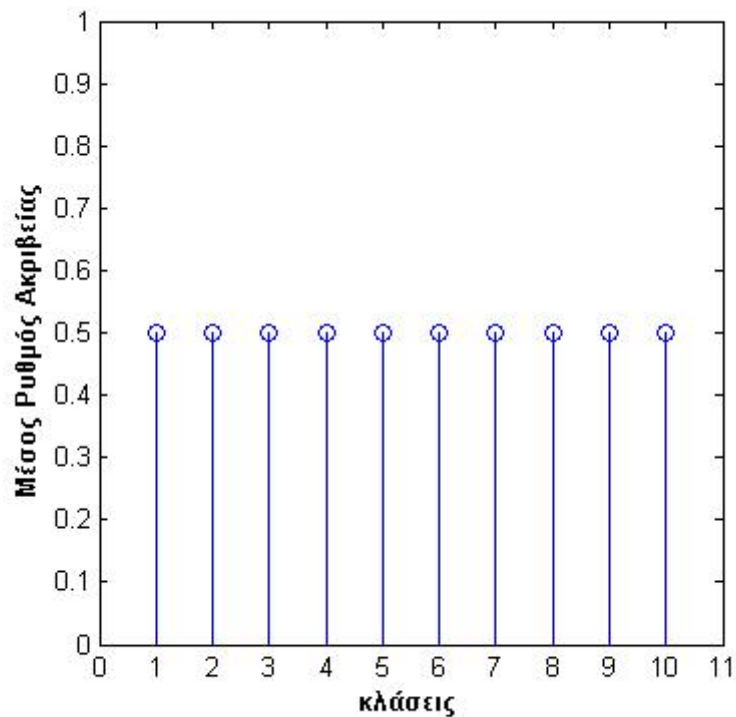


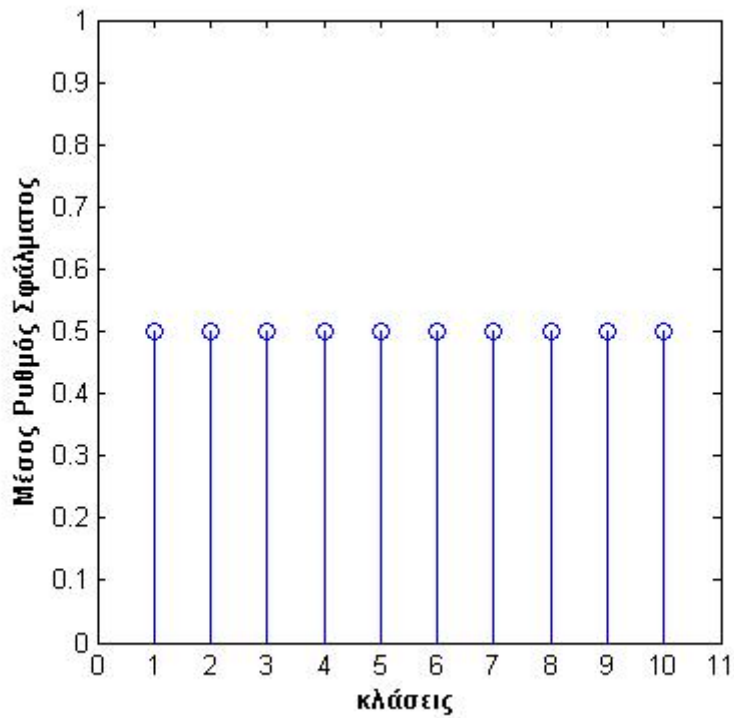


ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Parzen Density Estimator	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Δομή Χρώματος (Color Structure)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0	0	0,5000	0,5000
2	0	0	0,5000	0,5000
3	0	0	0,5000	0,5000
4	0	0	0,5000	0,5000
5	0	0	0,5000	0,5000
6	0	0	0,5000	0,5000
7	0	0	0,5000	0,5000
8	0	0	0,5000	0,5000
9	0	0	0,5000	0,5000
10	0	0	0,5000	0,5000

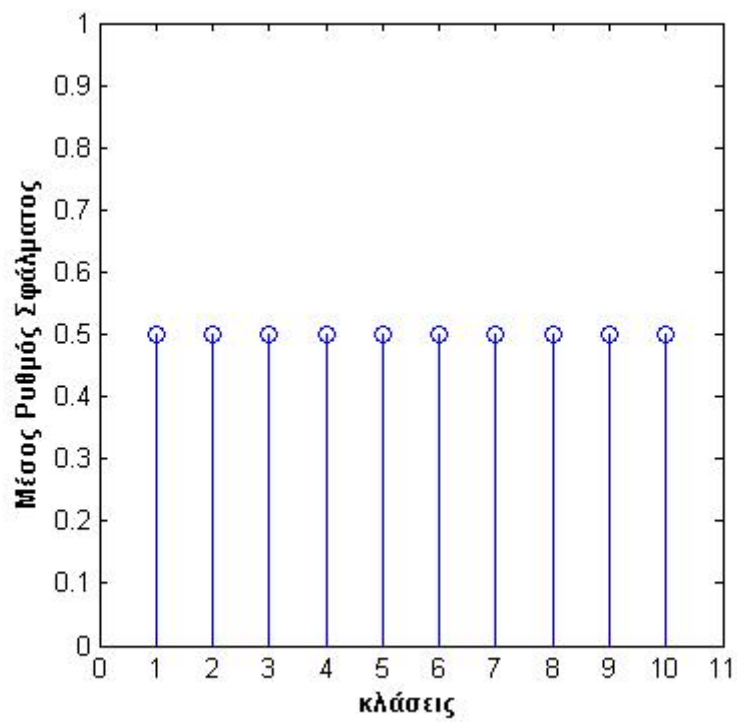
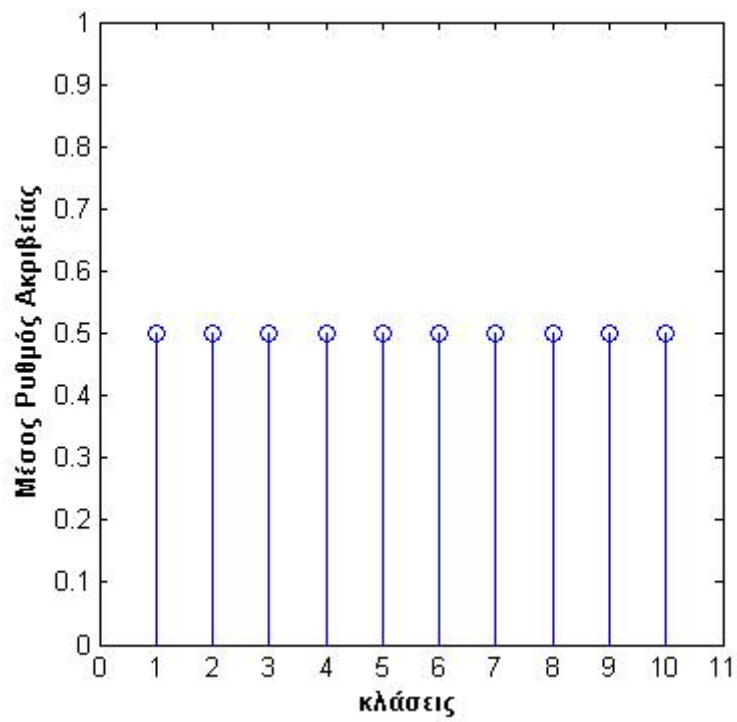


ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Parzen Density Estimator	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Διάταξη Χρώματος (Color Layout)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0	0	0,5000	0,5000
2	0	0	0,5000	0,5000
3	0	0	0,5000	0,5000
4	0	0	0,5000	0,5000
5	0	0	0,5000	0,5000
6	0	0	0,5000	0,5000
7	0	0	0,5000	0,5000
8	0,0100	0	0,5000	0,5000
9	0	0	0,5000	0,5000
10	0	0	0,5000	0,5000

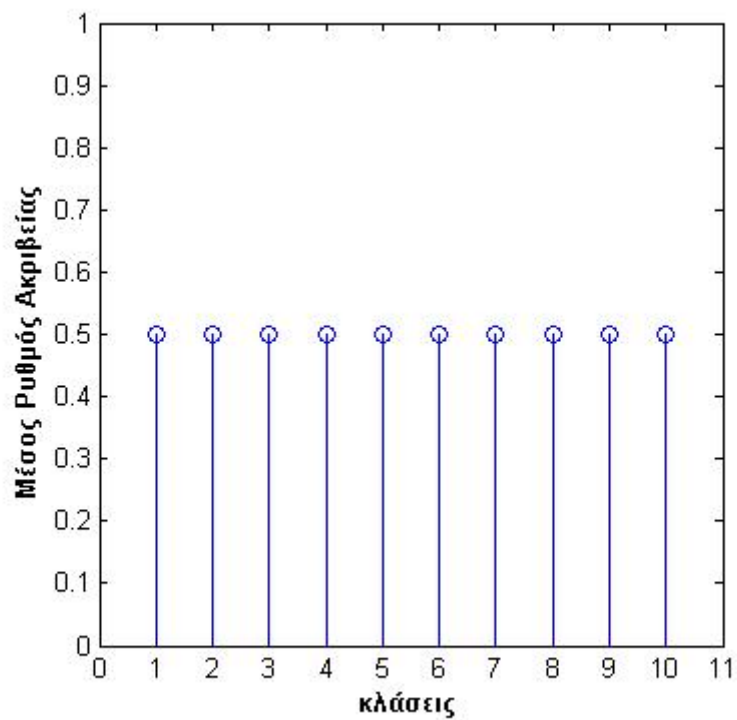


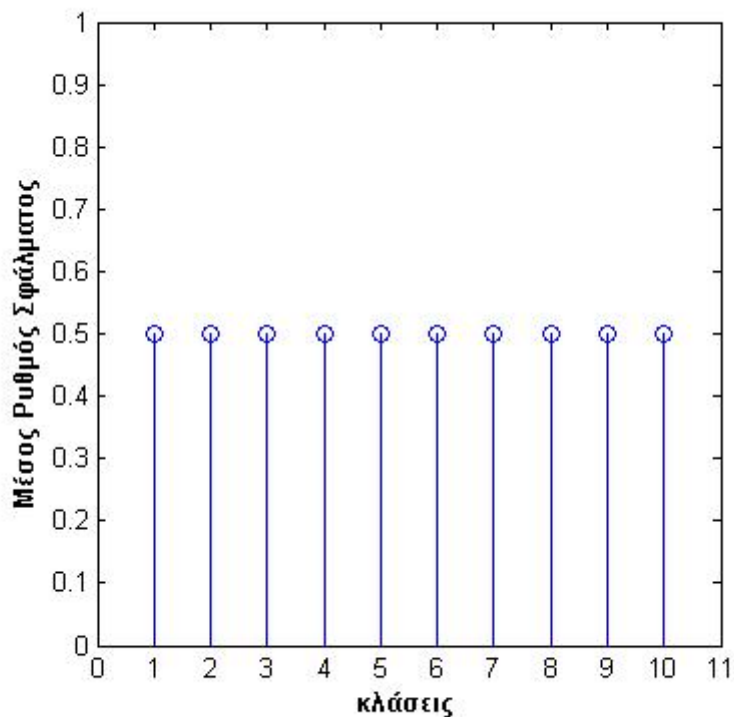


ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Parzen Density Estimator	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Ομοιογενής Υφή (Homogenous Texture)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0	0	0,5000	0,5000
2	0	0	0,5000	0,5000
3	0	0	0,5000	0,5000
4	0	0	0,5000	0,5000
5	0,0500	0	0,5000	0,5000
6	0	0	0,5000	0,5000
7	0	0	0,5000	0,5000
8	0	0	0,5000	0,5000
9	0	0	0,5000	0,5000
10	0	0	0,5000	0,5000



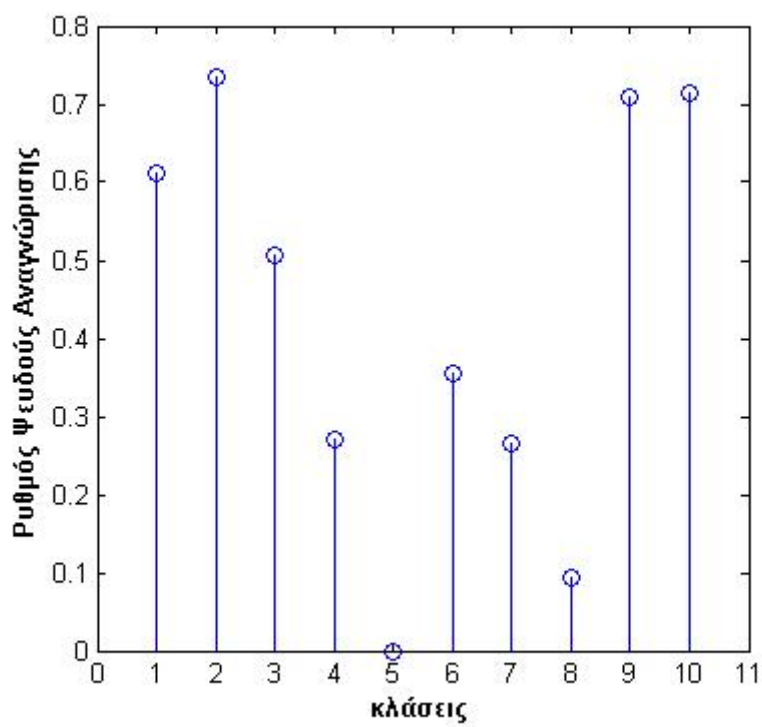
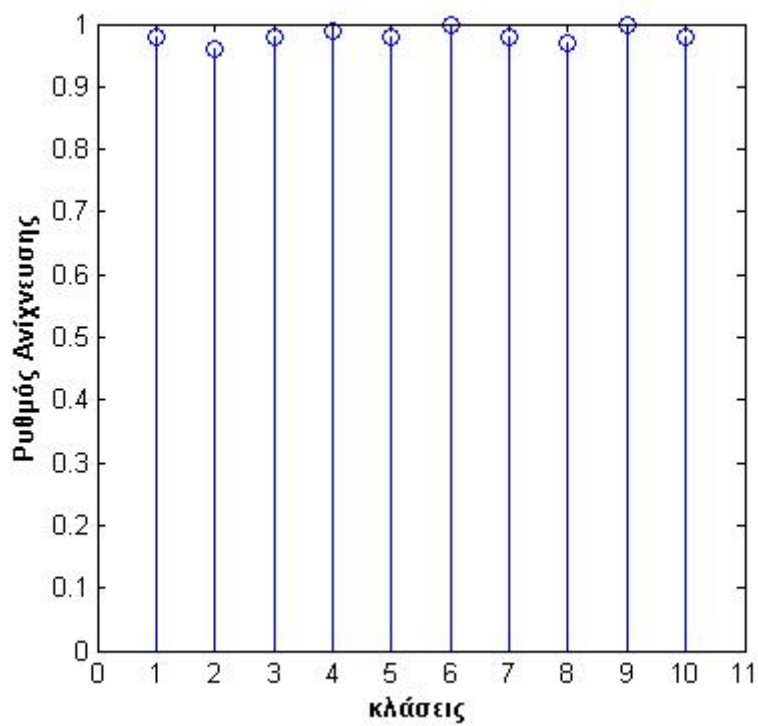
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Parzen Density Estimator	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Ιστογράμμο Ακόν (Edge Histogram)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0	0	0,5000	0,5000
2	0	0	0,5000	0,5000
3	0	0	0,5000	0,5000
4	0	0	0,5000	0,5000
5	0	0	0,5000	0,5000
6	0	0	0,5000	0,5000
7	0	0	0,5000	0,5000
8	0	0	0,5000	0,5000
9	0	0	0,5000	0,5000
10	0	0	0,5000	0,5000

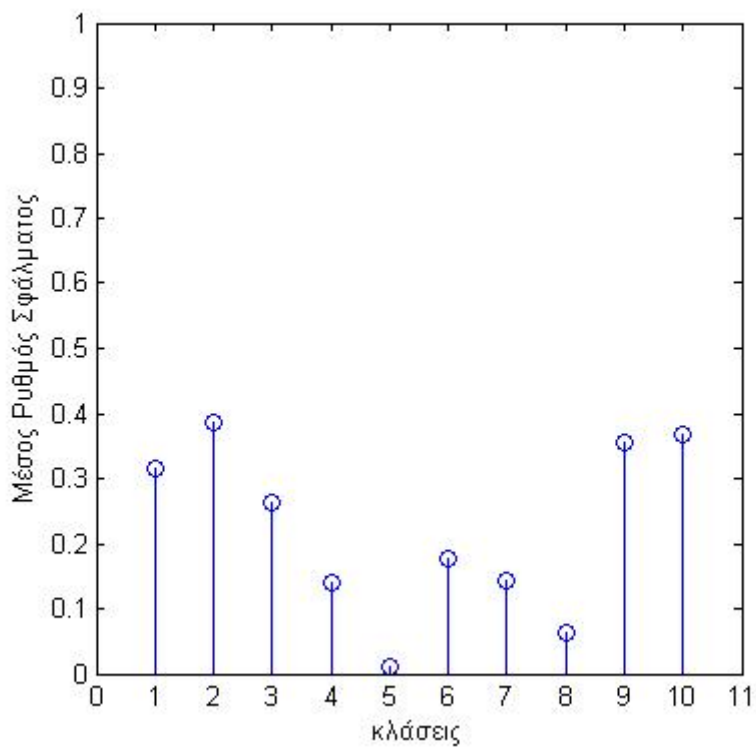
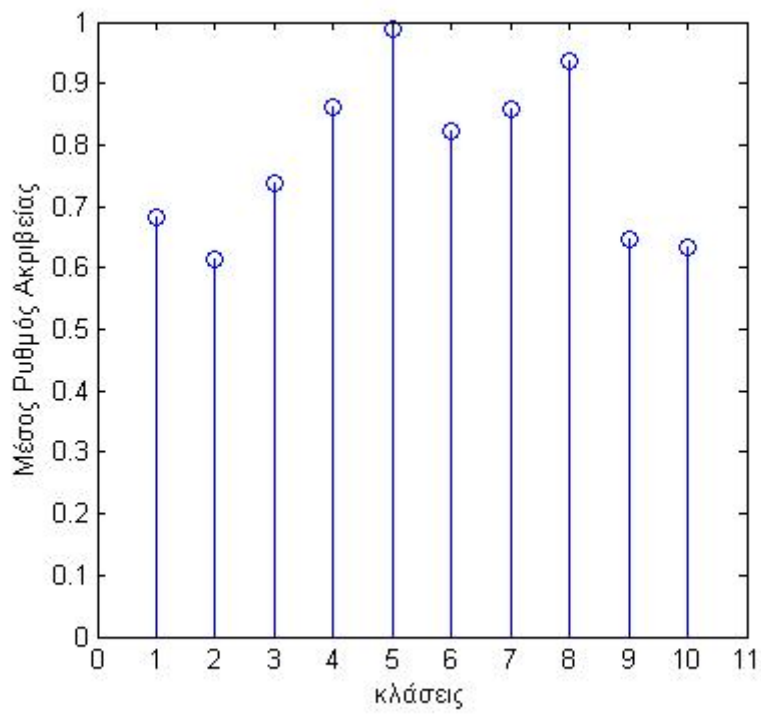




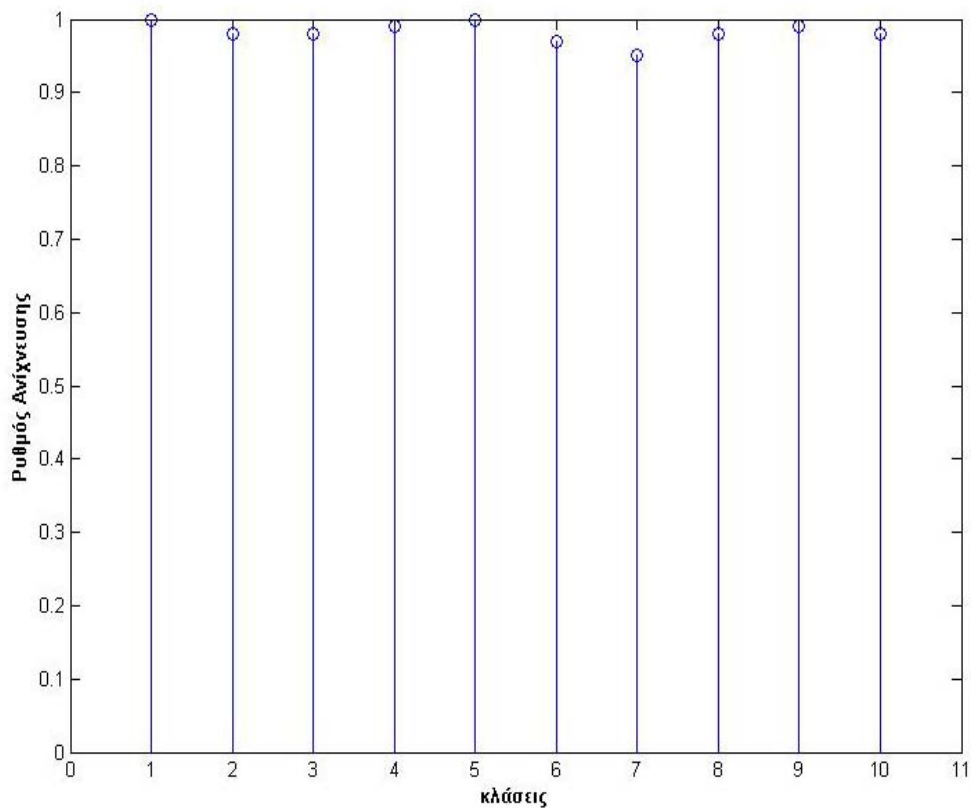
Ταξινομητής Ελάχιστου Δέντρου Ζεύξης (Minimum Spanning Tree)

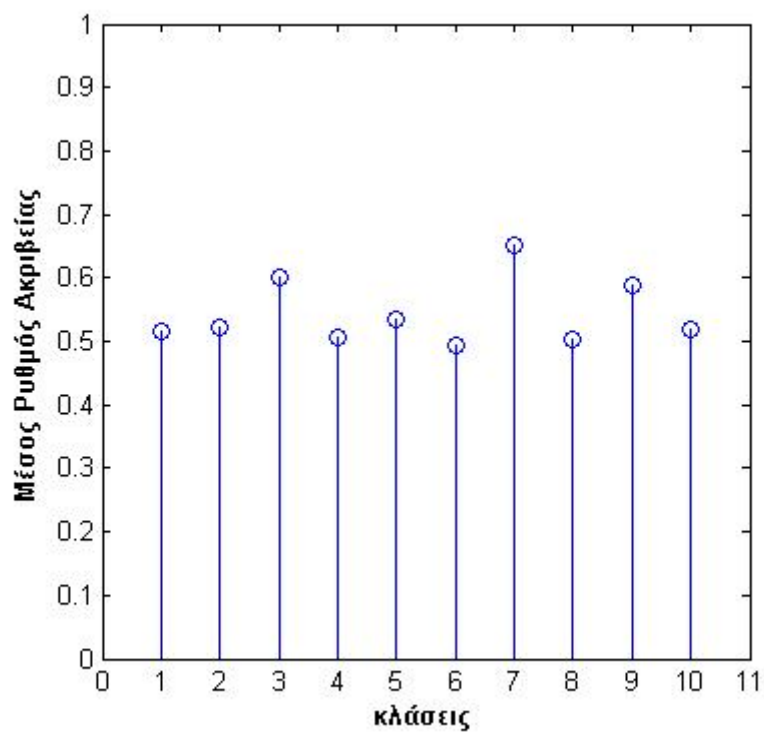
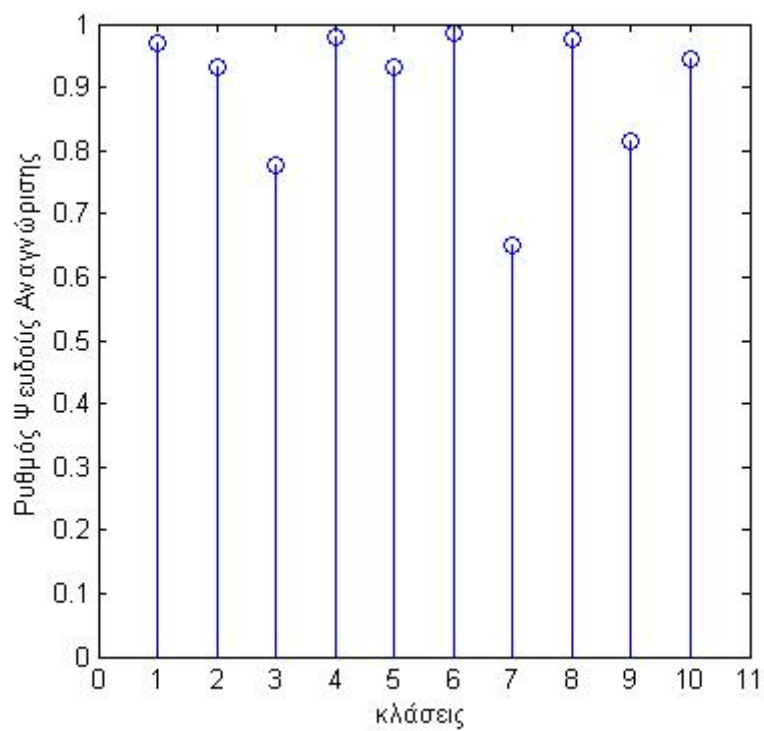
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ελάχιστου Δέντρου Ζεύξης (Minimum Spanning Tree)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Σύνολο Χαρακτηριστικών</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9800	0,6120	0,6840	0,3160
2	0,9600	0,7336	0,6132	0,3868
3	0,9800	0,5060	0,7370	0,2630
4	0,9900	0,2701	0,8599	0,1401
5	0,9800	0	0,9900	0,0100
6	1	0,3557	0,8222	0,1778
7	0,9800	0,2658	0,8571	0,1429
8	0,9700	0,0943	0,9378	0,0622
9	1	0,7080	0,6460	0,3540
10	0,9800	0,7150	0,6325	0,3675

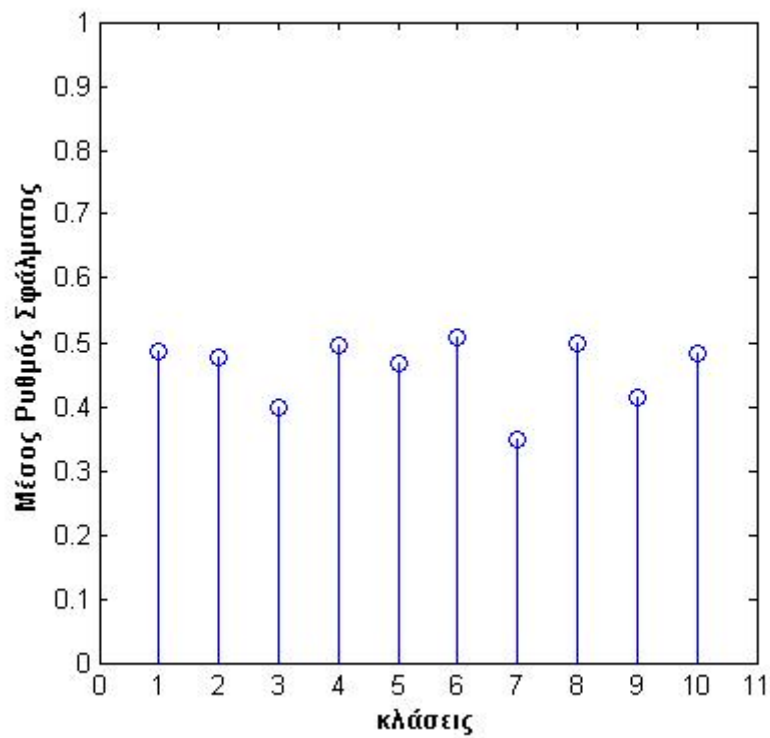




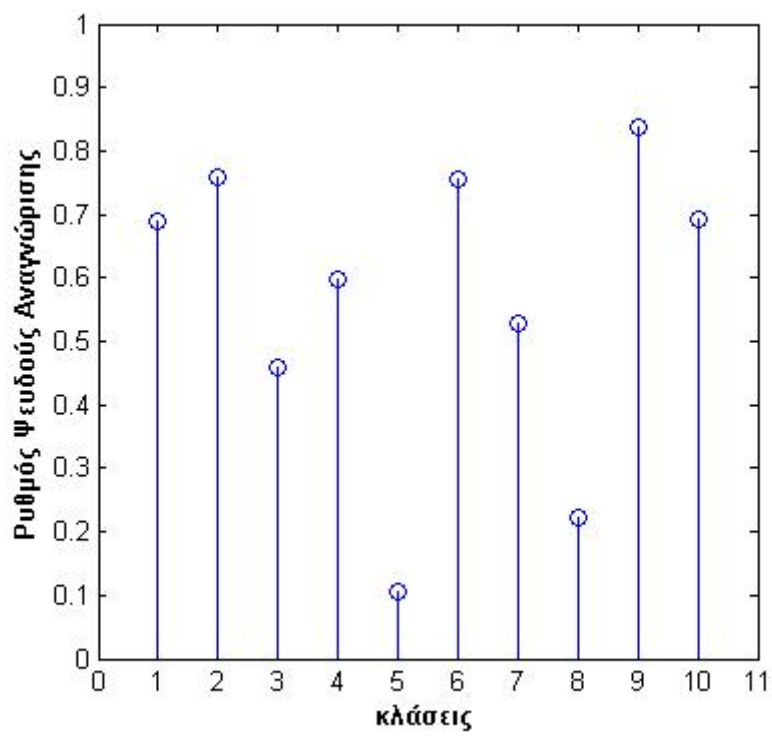
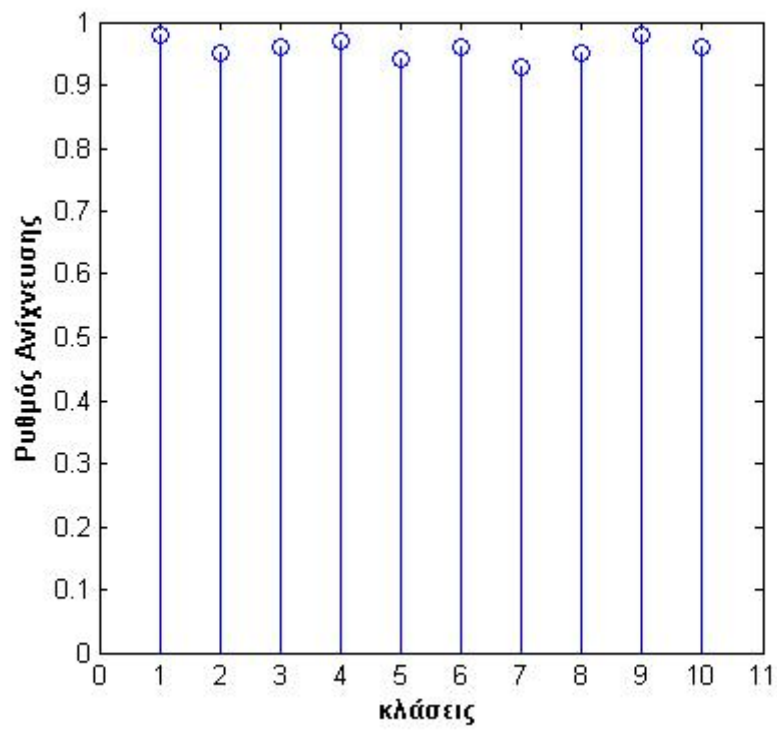
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ελάχιστο Δέντρο Ζεύξης (Minimum Spanning Tree)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Επικρατές Χρώμα (Dominant Color)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	1	0,9701	0,5149	0,4851
2	0,9800	0,9329	0,5236	0,4764
3	0,9800	0,7756	0,6022	0,3978
4	0,9900	0,9791	0,5054	0,4946
5	1	0,9329	0,5336	0,4664
6	0,9700	0,9851	0,4924	0,5076
7	0,9500	0,6500	0,6500	0,3500
8	0,9800	0,9768	0,5016	0,4984
9	0,9900	0,8158	0,5871	0,4129
10	0,9800	0,9433	0,5183	0,4817

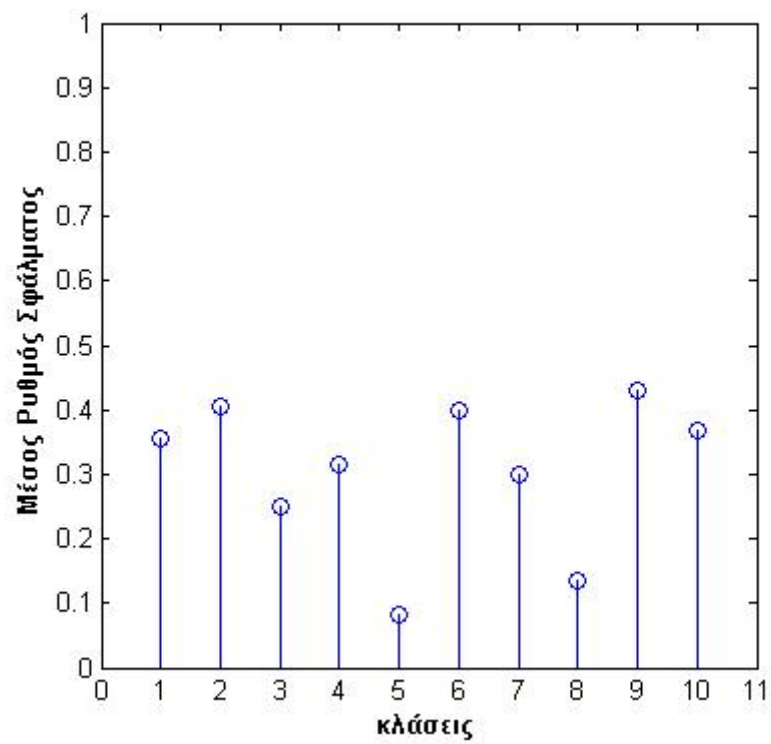
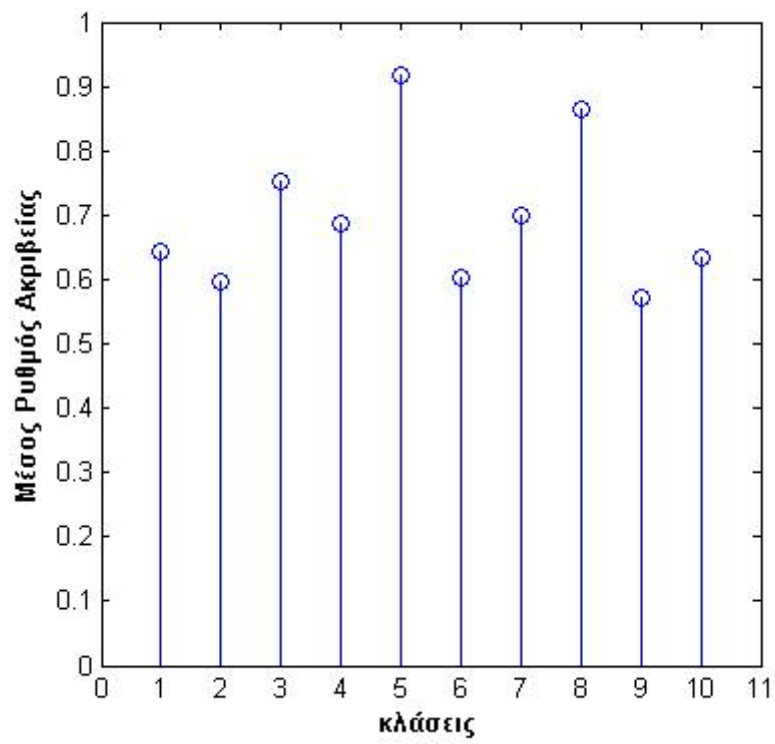




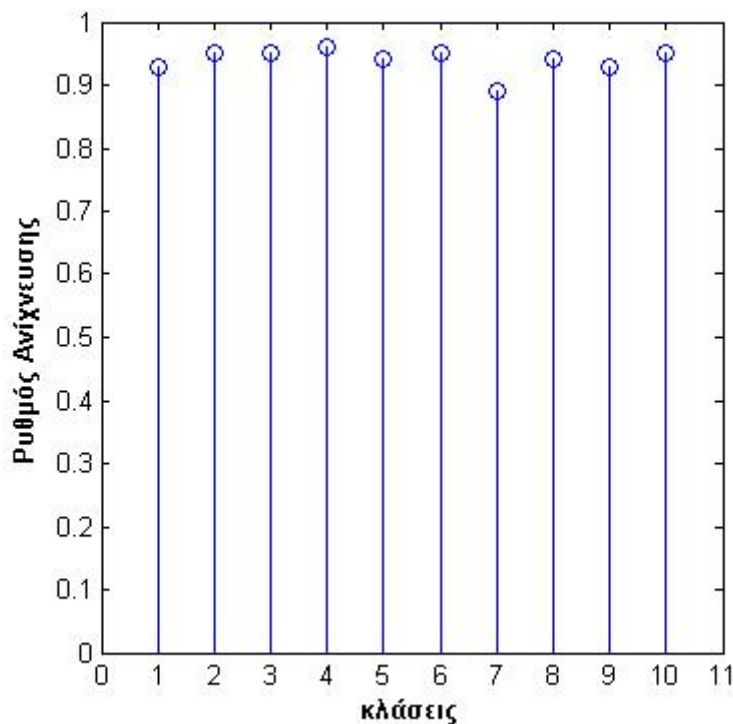


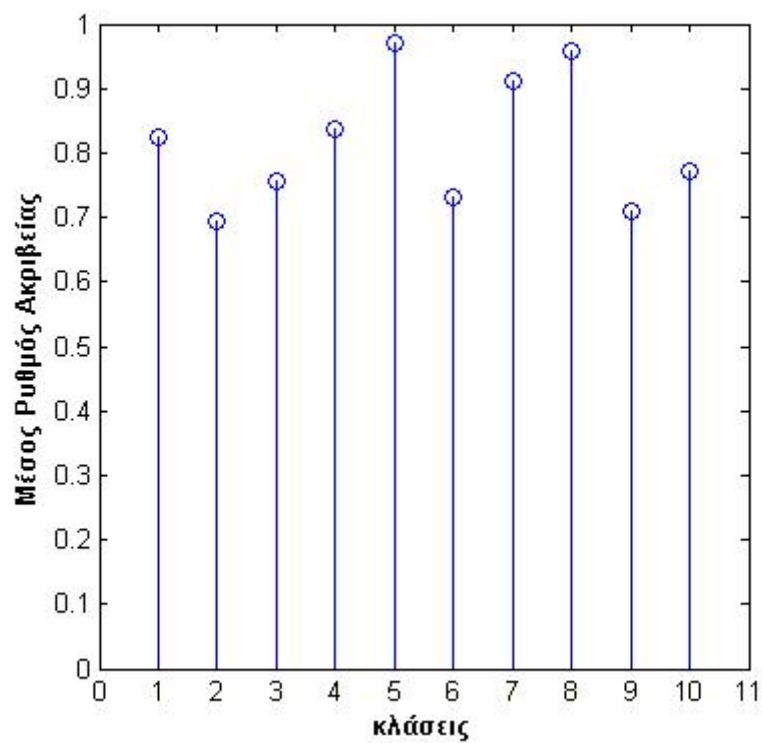
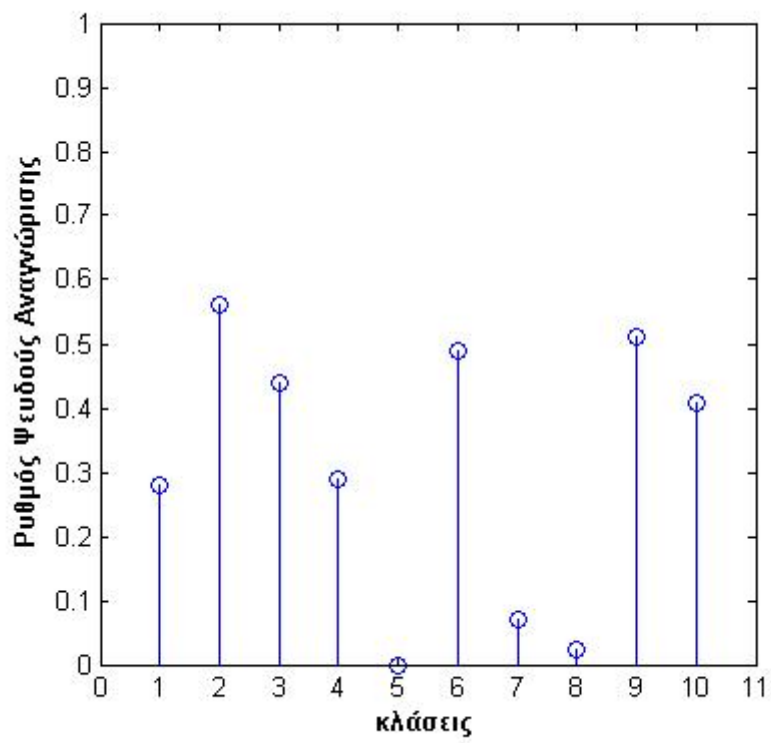
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ελάχιστου Δέντρου Ζεύξης (Minimum Spanning Tree)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Κλιμακούμενο Χρώμα (Scalable Color)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακριβείας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9800	0,6907	0,6447	0,3553
2	0,9500	0,7594	0,5953	0,4047
3	0,9600	0,4578	0,7511	0,2489
4	0,9700	0,5974	0,6863	0,3137
5	0,9400	0,1054	0,9173	0,0827
6	0,9600	0,7566	0,6017	0,3983
7	0,9300	0,5296	0,7002	0,2998
8	0,9500	0,2226	0,8637	0,1363
9	0,9800	0,8373	0,5713	0,4287
10	0,9600	0,6931	0,6334	0,3666

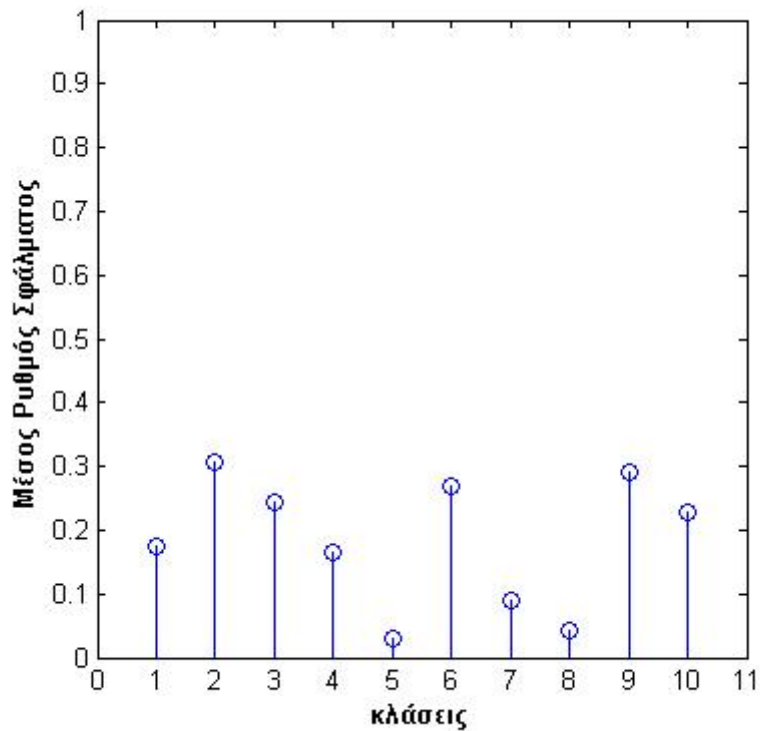




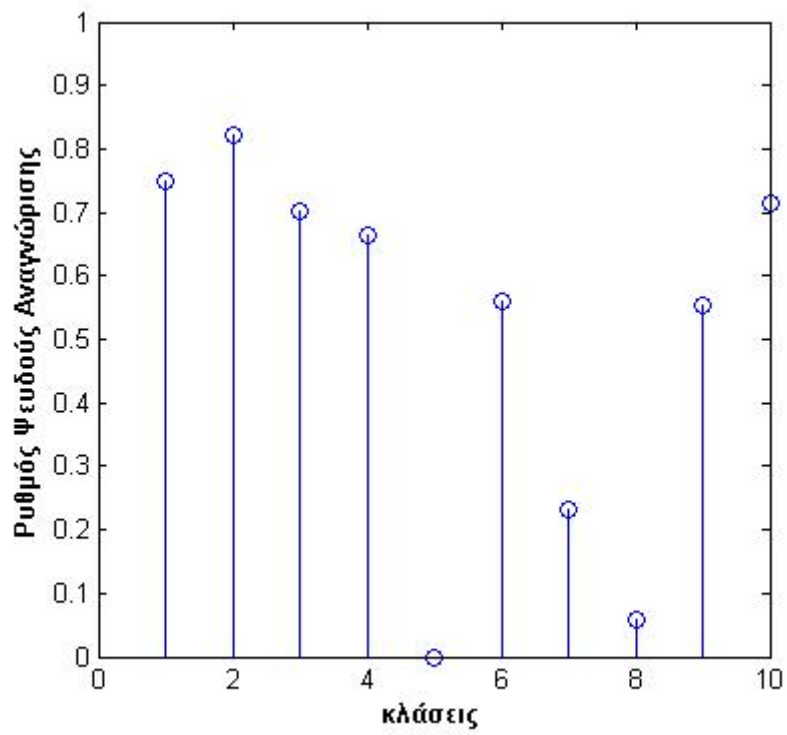
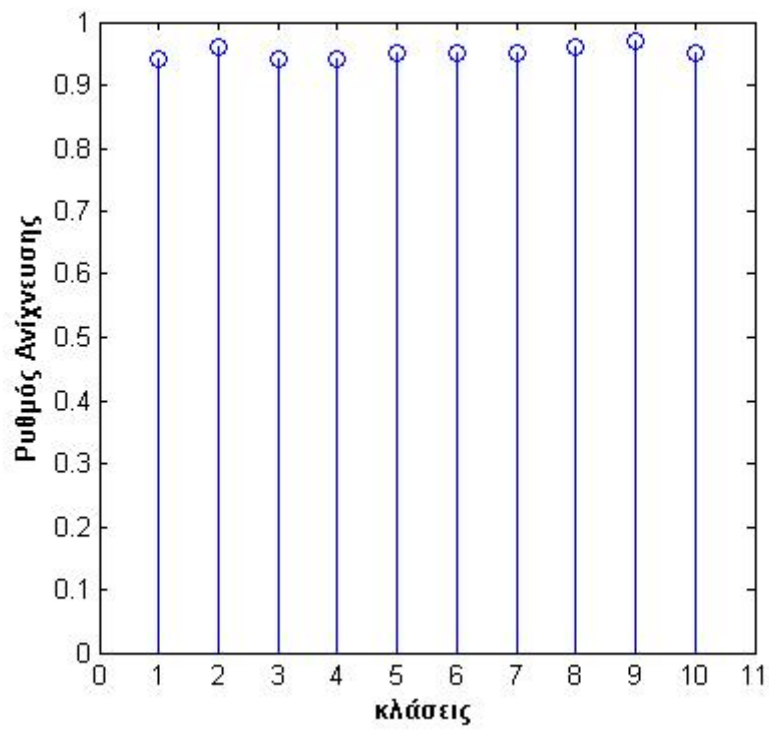
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ελάχιστου Δέντρου Ζεύξης (Minimum Spanning Tree)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Δομή Χρώματος (Color Structure)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακριβείας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9300	0,2808	0,8246	0,1754
2	0,9500	0,5617	0,6942	0,3058
3	0,9500	0,4386	0,7557	0,2443
4	0,9600	0,2888	0,8356	0,1644
5	0,9400	0	0,9700	0,0300
6	0,9500	0,4880	0,7310	0,2690
7	0,8900	0,0696	0,9102	0,0898
8	0,9400	0,0226	0,9587	0,0413
9	0,9300	0,5117	0,7092	0,2908
10	0,9500	0,4080	0,7710	0,2290

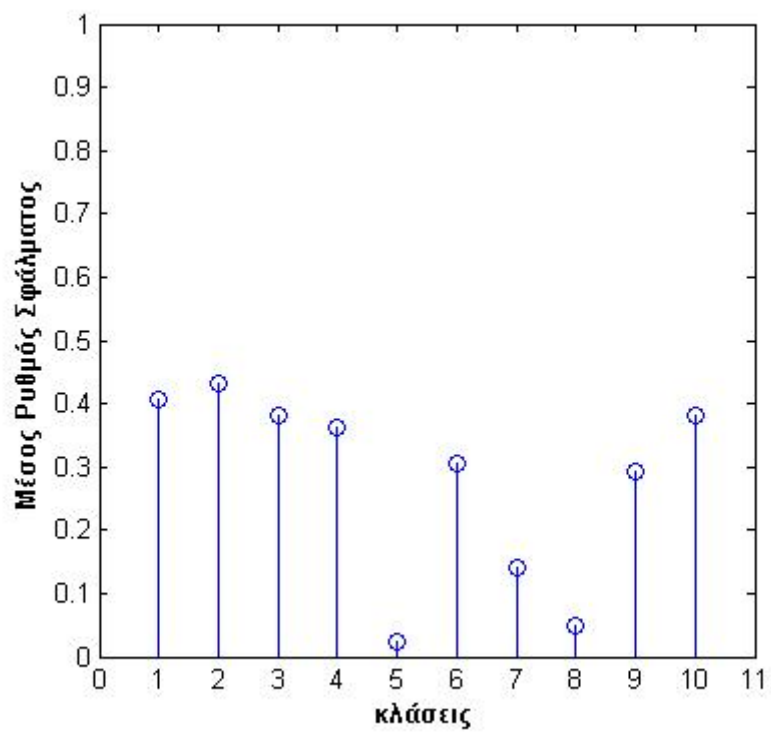
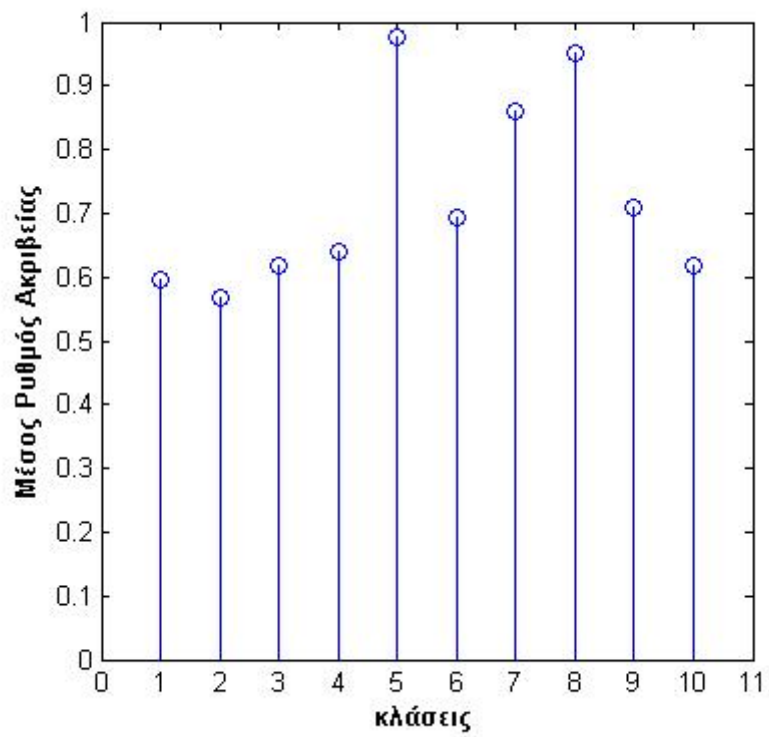




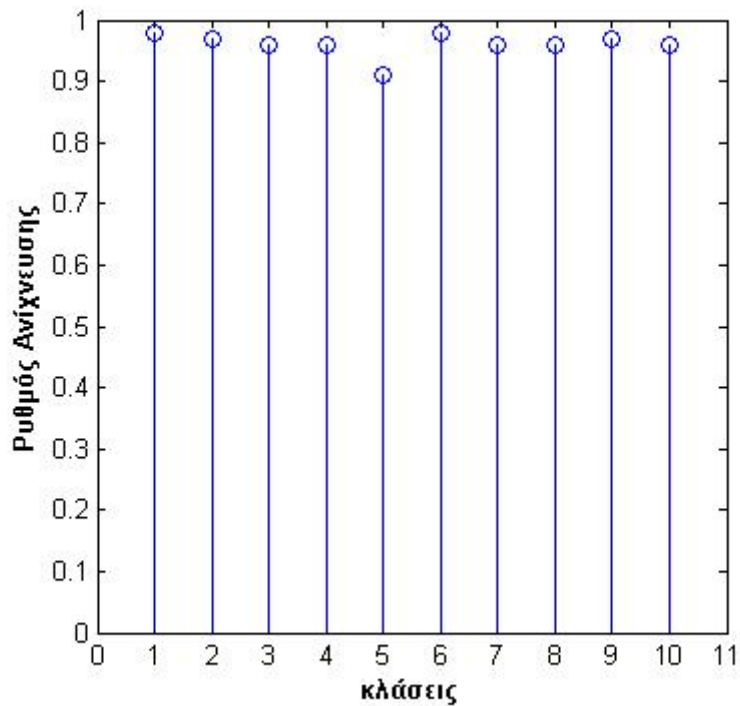


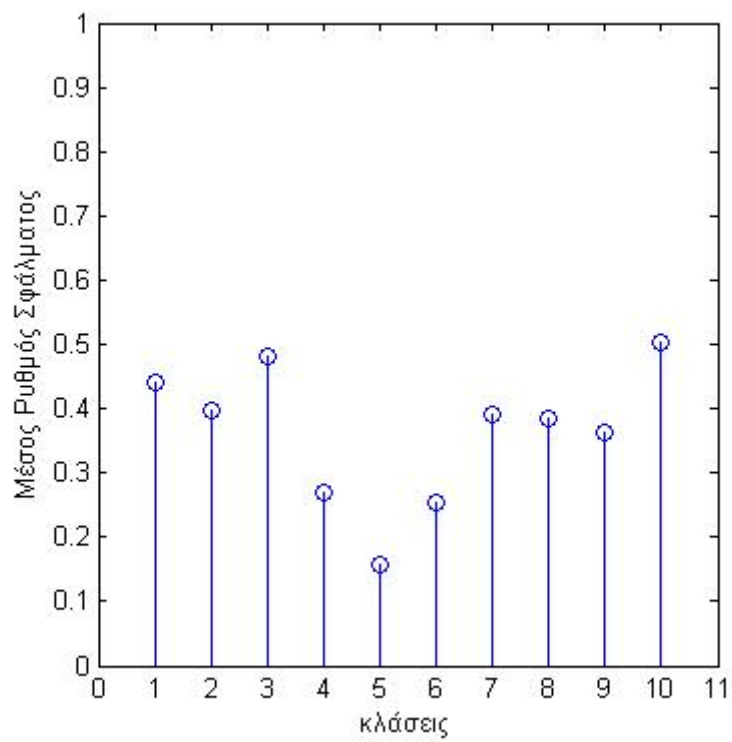
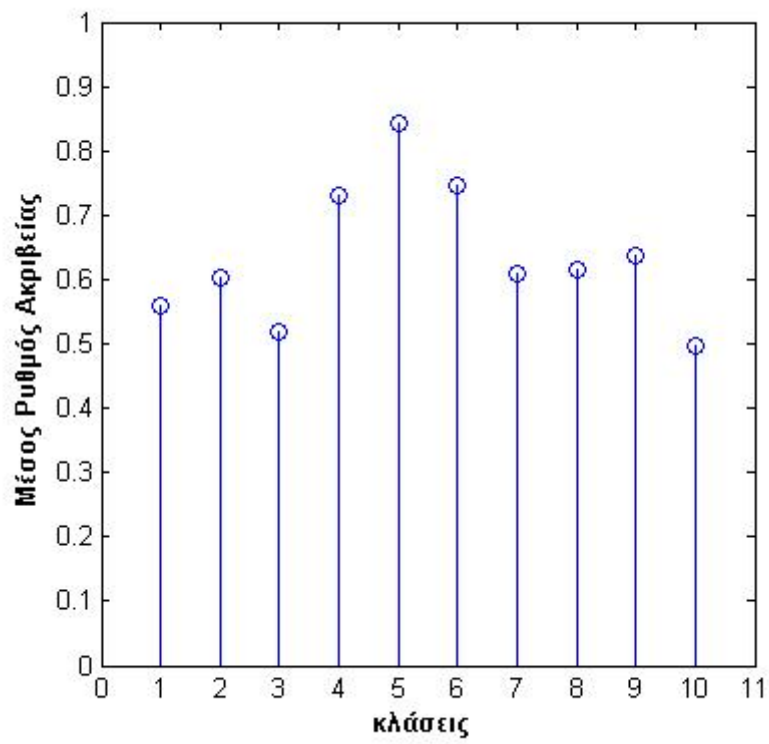
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ελάχιστου Δέντρου Ζεύξης (Minimum Spanning Tree)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Διάταξη Χρώματος (Color Layout)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακριβείας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9400	0,7507	0,5947	0,4053
2	0,9600	0,8221	0,5689	0,4311
3	0,9400	0,7014	0,6193	0,3807
4	0,9400	0,6632	0,6384	0,3616
5	0,9500	0	0,9750	0,0250
6	0,9500	0,5613	0,6943	0,3057
7	0,9500	0,2330	0,8585	0,1415
8	0,9600	0,0573	0,9513	0,0487
9	0,9700	0,5533	0,7083	0,2917
10	0,9500	0,7134	0,6183	0,3817



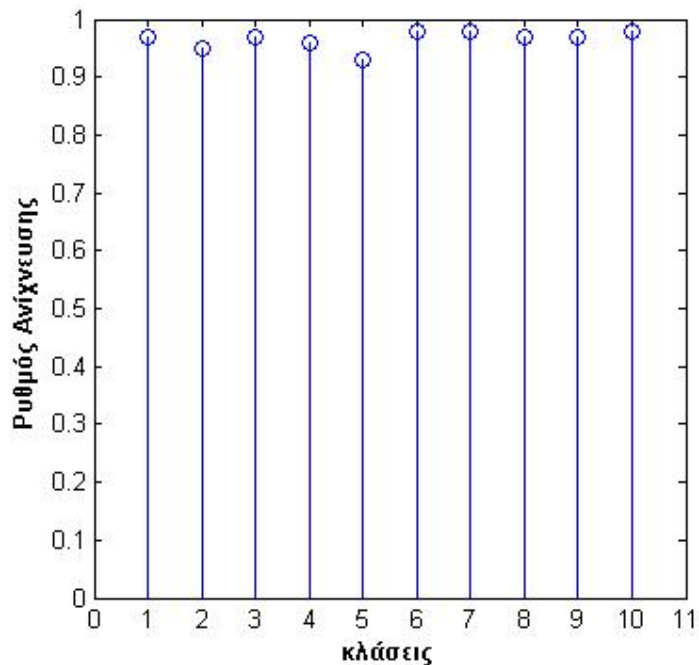


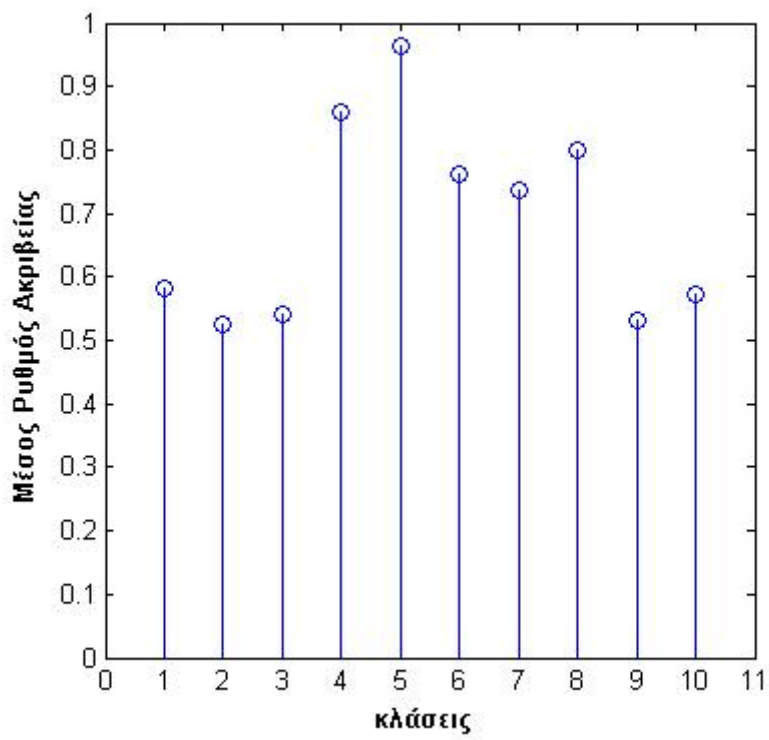
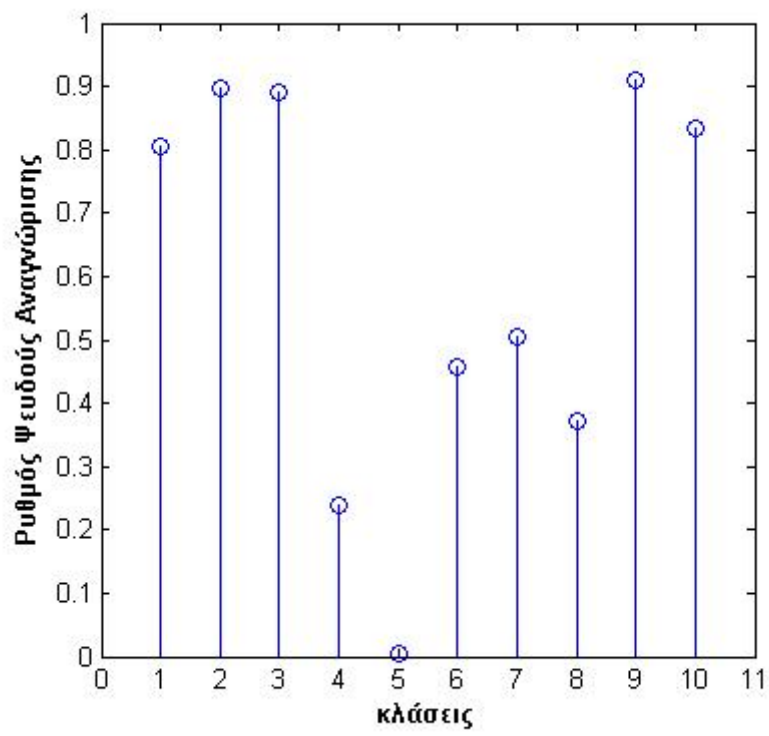
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ελάχιστου Δέντρου Ζεύξης (Minimum Spanning Tree)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Ομοιογενής Υφή (Homogenous Texture)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9800	0,8593	0,5603	0,4397
2	0,9700	0,7622	0,6039	0,3961
3	0,9600	0,9239	0,5181	0,4819
4	0,9600	0,5013	0,7293	0,2707
5	0,9100	0,2272	0,8414	0,1586
6	0,9800	0,4906	0,7447	0,2553
7	0,9600	0,7436	0,6082	0,3918
8	0,9600	0,7313	0,6143	0,3857
9	0,9700	0,6949	0,6376	0,3624
10	0,9600	0,9664	0,4968	0,5032

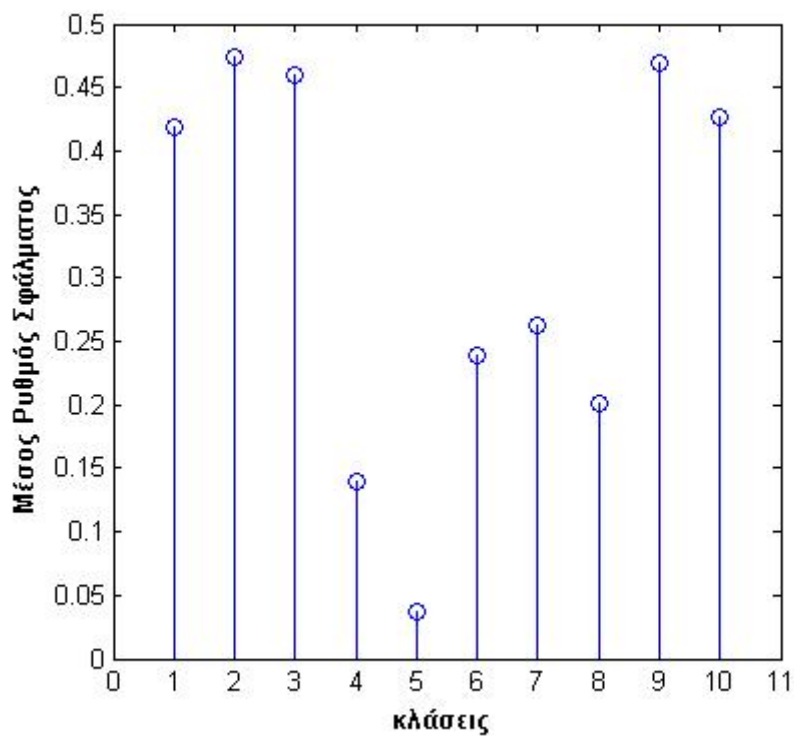




ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ελάχιστου Δέντρου Ζεύξης (Minimum Spanning Tree)	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Ιστογράμμο Ακόν (Edge Histogram)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9700	0,8060	0,5820	0,4180
2	0,9500	0,8969	0,5266	0,4734
3	0,9700	0,8900	0,5400	0,4600
4	0,9600	0,2390	0,8605	0,1395
5	0,9300	0,0033	0,9633	0,0367
6	0,9800	0,4573	0,7613	0,2387
7	0,9800	0,5039	0,7381	0,2619
8	0,9700	0,3718	0,7991	0,2009
9	0,9700	0,9093	0,5303	0,4697
10	0,9800	0,8346	0,5727	0,4273

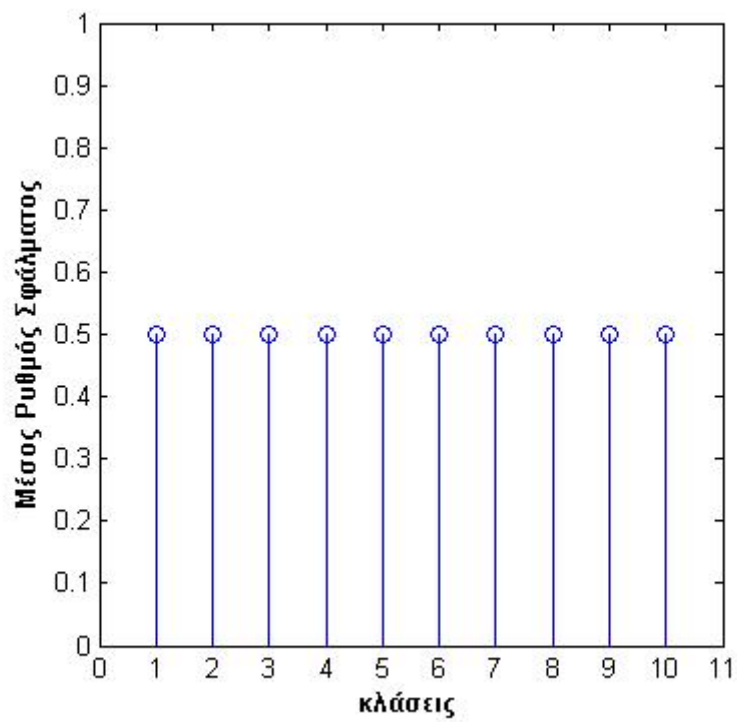
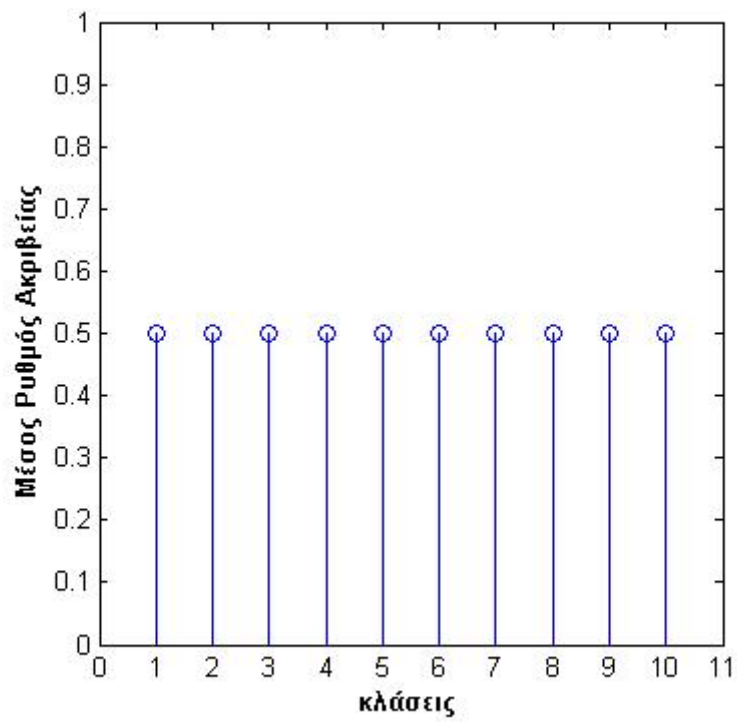




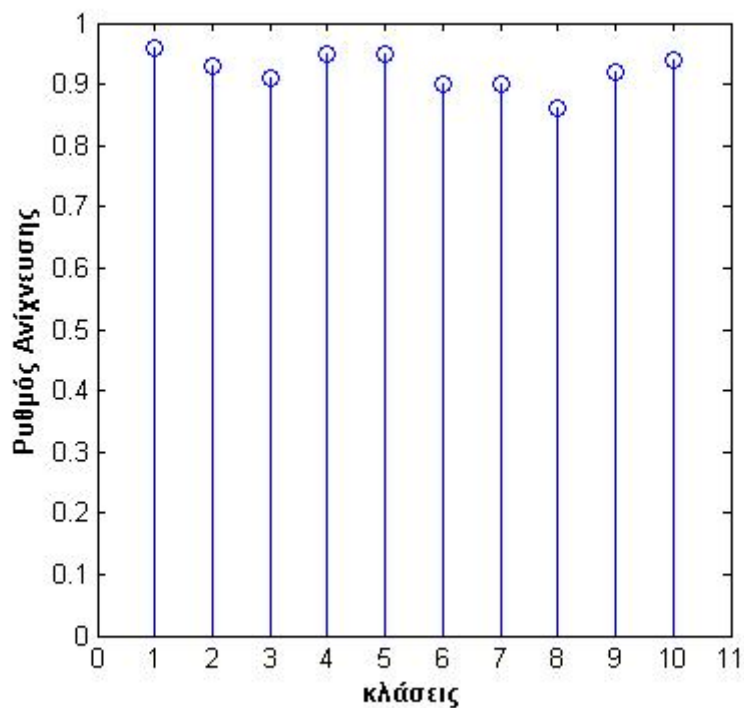


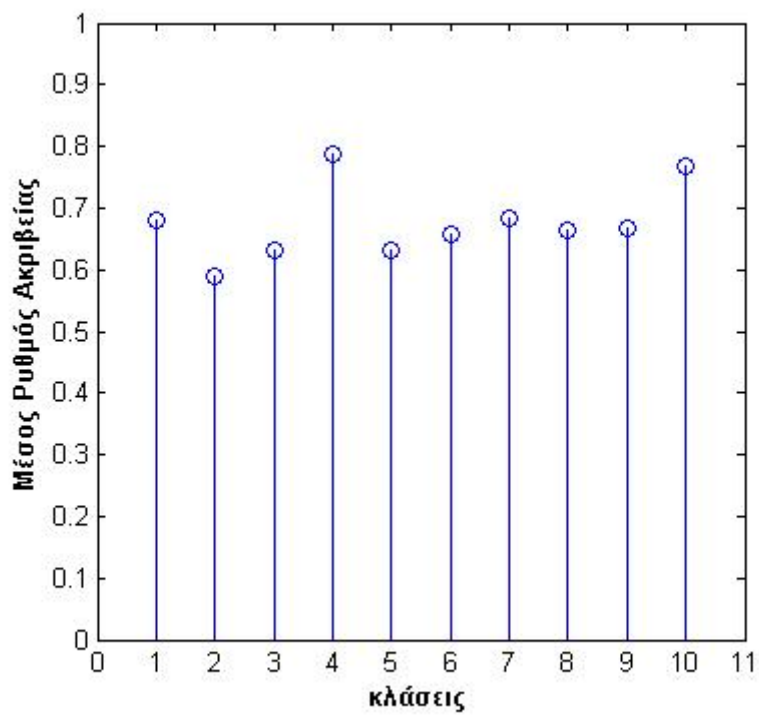
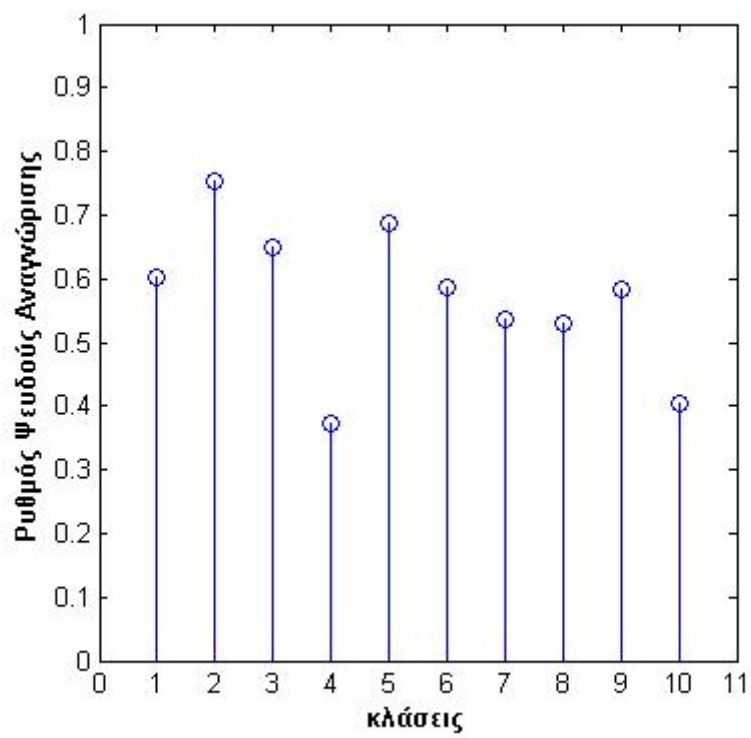
Ταξινομητής Ανάλυσης Κυρίων Συνιστωσών (Principal Component Analysis)

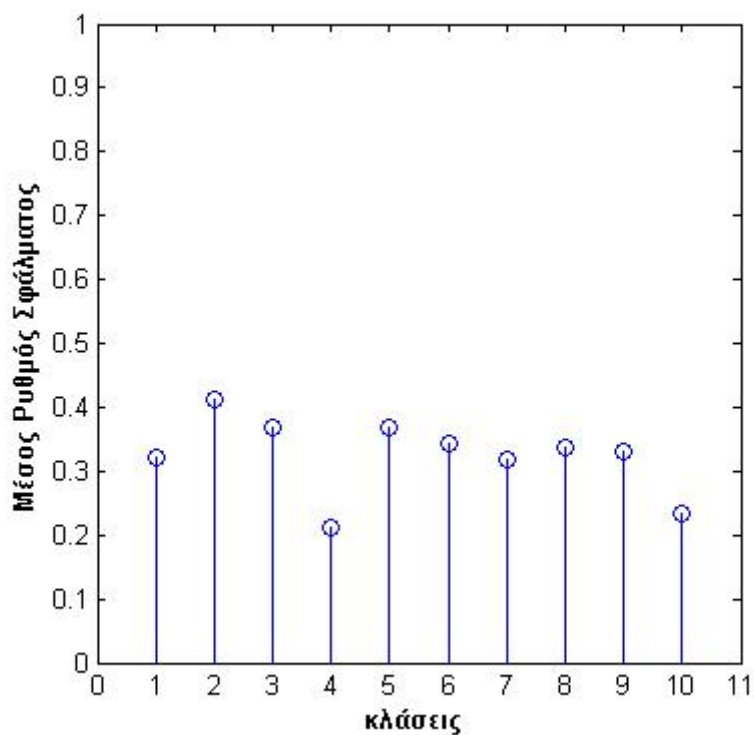
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ανάλυσης Κυρίων Συνιστωσών	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Σύνολο Χαρακτηριστικών</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0	0	0,5000	0,5000
2	0	0	0,5000	0,5000
3	0	0	0,5000	0,5000
4	0	0	0,5000	0,5000
5	0	0	0,5000	0,5000
6	0	0	0,5000	0,5000
7	0	0	0,5000	0,5000
8	0	0	0,5000	0,5000
9	0	0	0,5000	0,5000
10	0	0	0,5000	0,5000



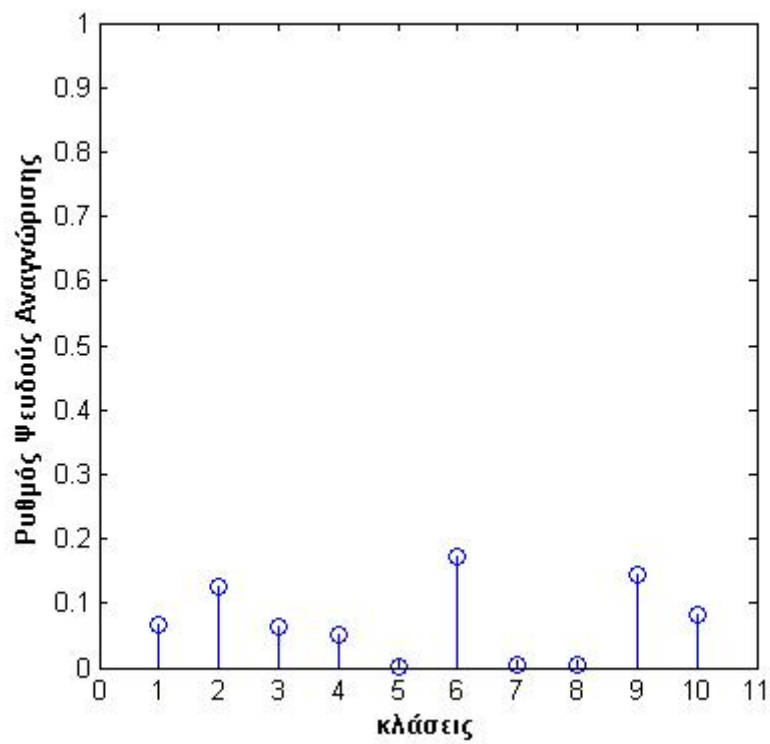
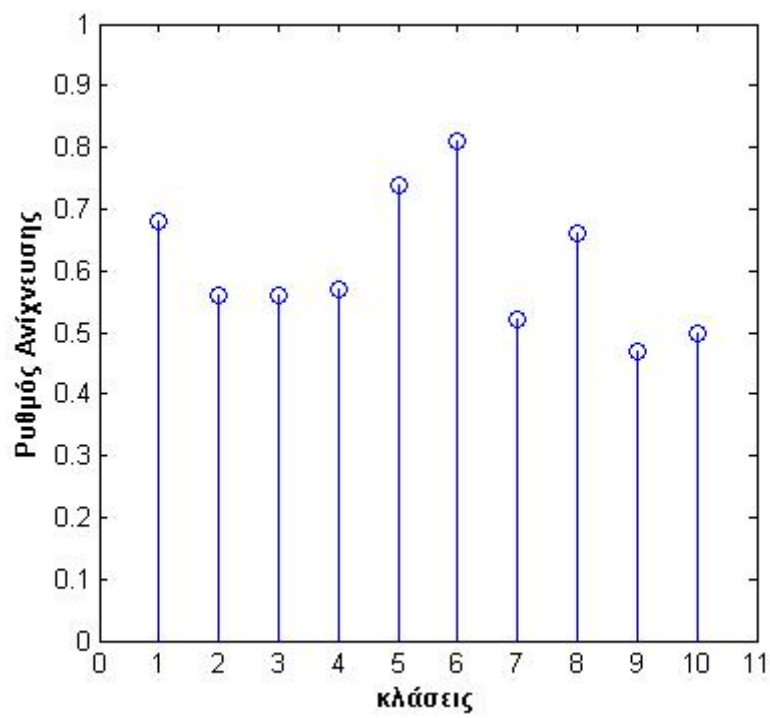
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ανάλυση Κυρίων Συνοιστωσών	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Επικρατές Χρώμα (Dominant Color)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,9600	0,6014	0,6793	0,3207
2	0,9300	0,7522	0,5889	0,4111
3	0,9100	0,6486	0,6307	0,3693
4	0,9500	0,3741	0,7879	0,2121
5	0,9500	0,6866	0,6317	0,3683
6	0,9000	0,5868	0,6566	0,3434
7	0,9000	0,5356	0,6822	0,3178
8	0,8600	0,5310	0,6645	0,3355
9	0,9200	0,5829	0,6686	0,3314
10	0,9400	0,4054	0,7673	0,2327

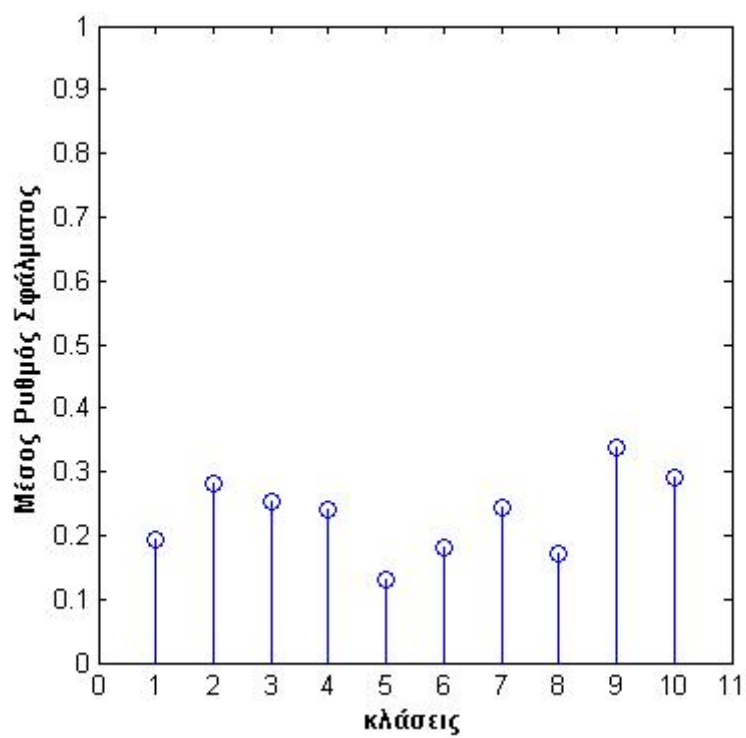
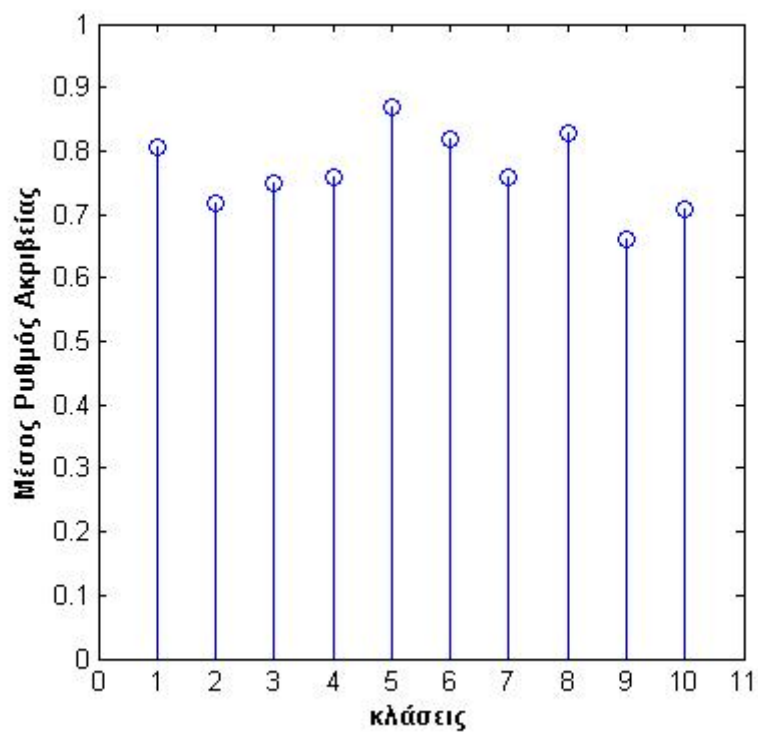




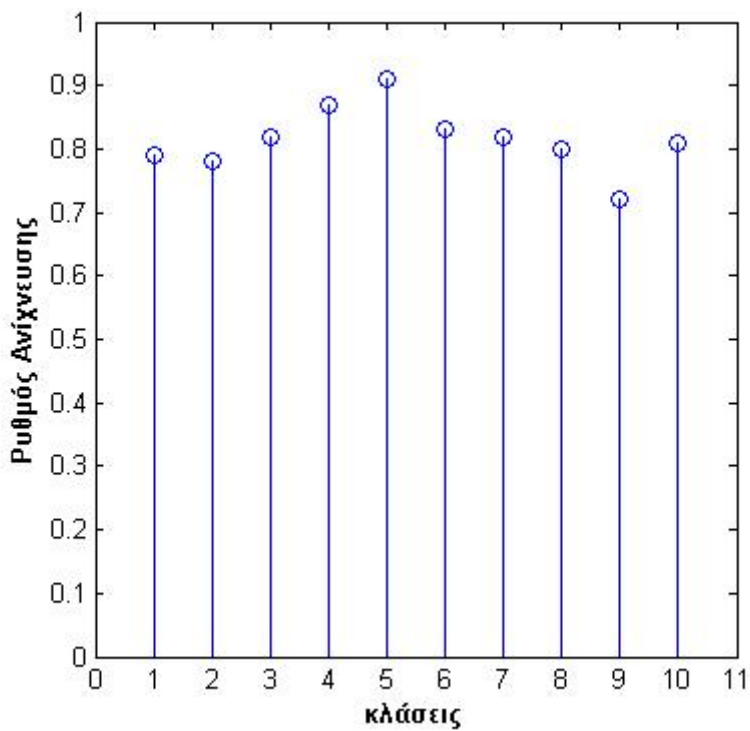


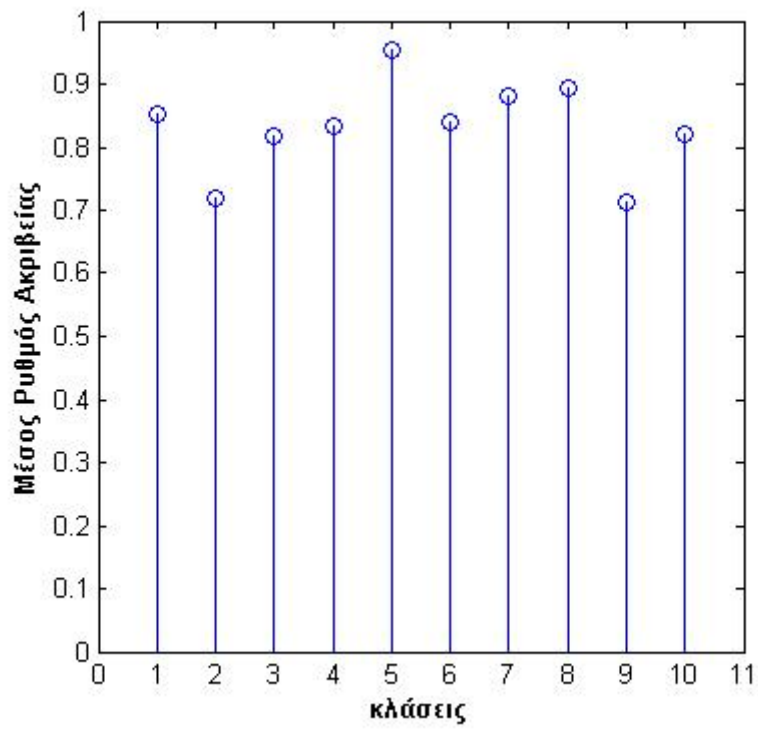
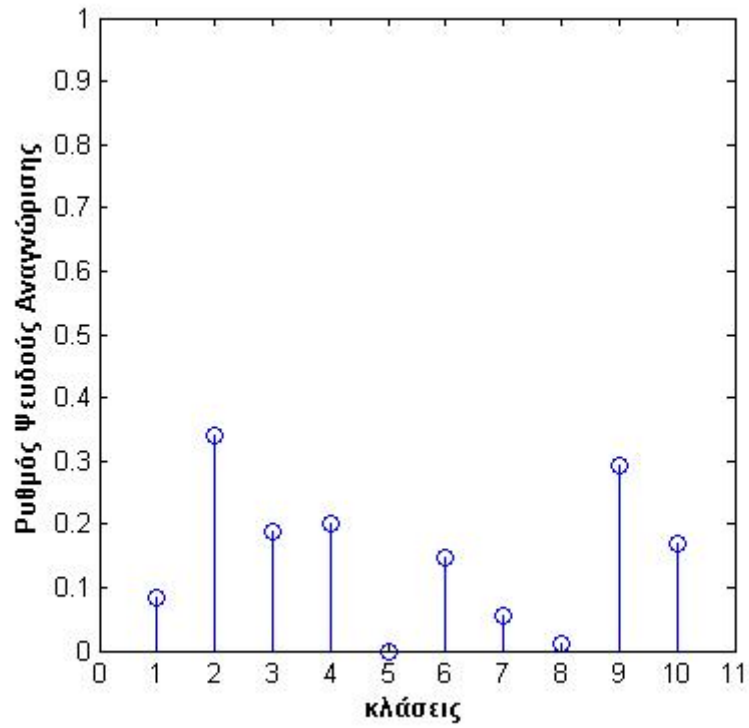
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ανάλυσης Κυρίων Συνιστωσών	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Κλιμακούμενο Χρώμα (Scalable Color)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,6800	0,0652	0,8074	0,1926
2	0,5600	0,1250	0,7175	0,2825
3	0,5600	0,0640	0,7480	0,2520
4	0,5700	0,0518	0,7591	0,2409
5	0,7400	0	0,8696	0,1304
6	0,8100	0,01720	0,8190	0,1810
7	0,5200	0,0054	0,7573	0,2427
8	0,6600	0,0048	0,8276	0,1724
9	0,4700	0,1451	0,6624	0,3376
10	0,5000	0,0817	0,7092	0,2908

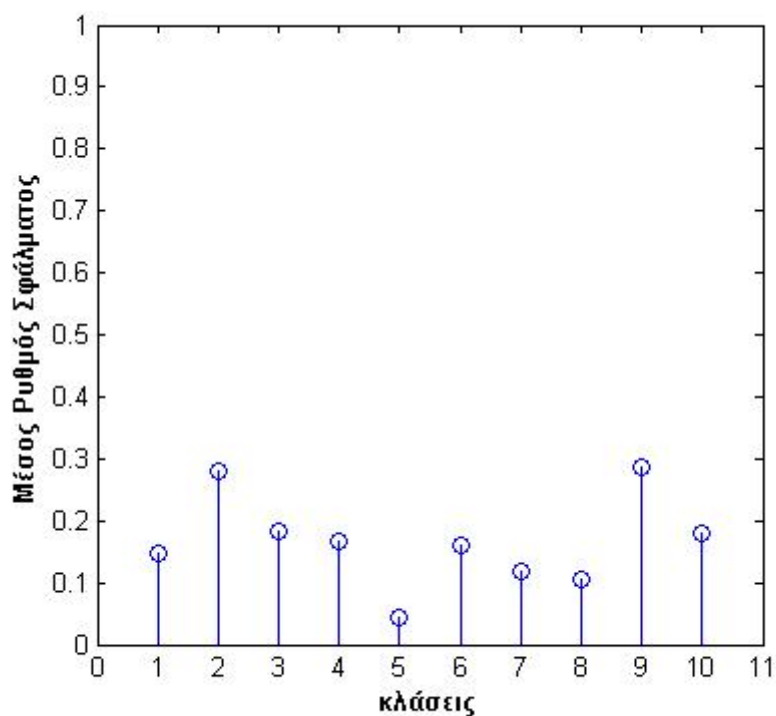




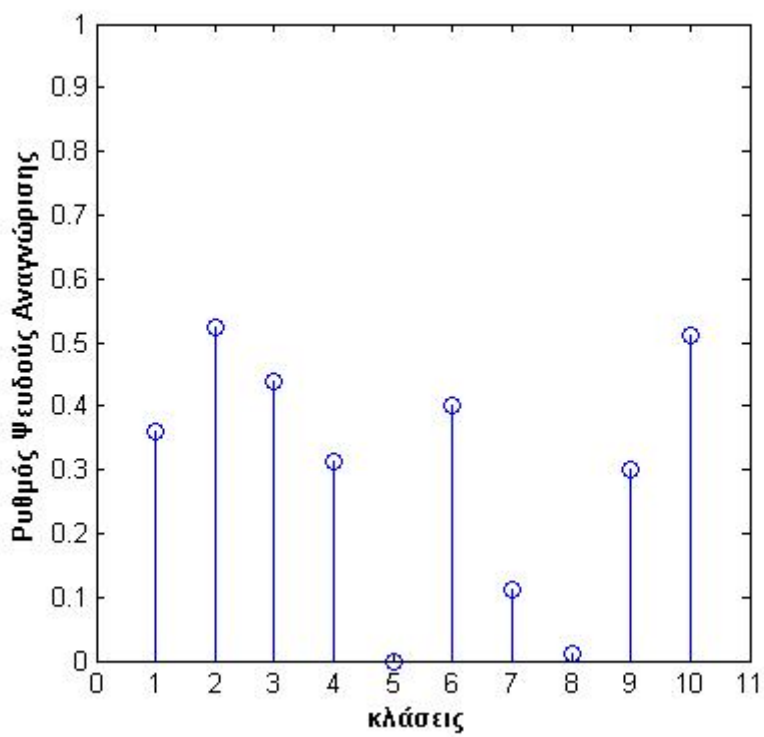
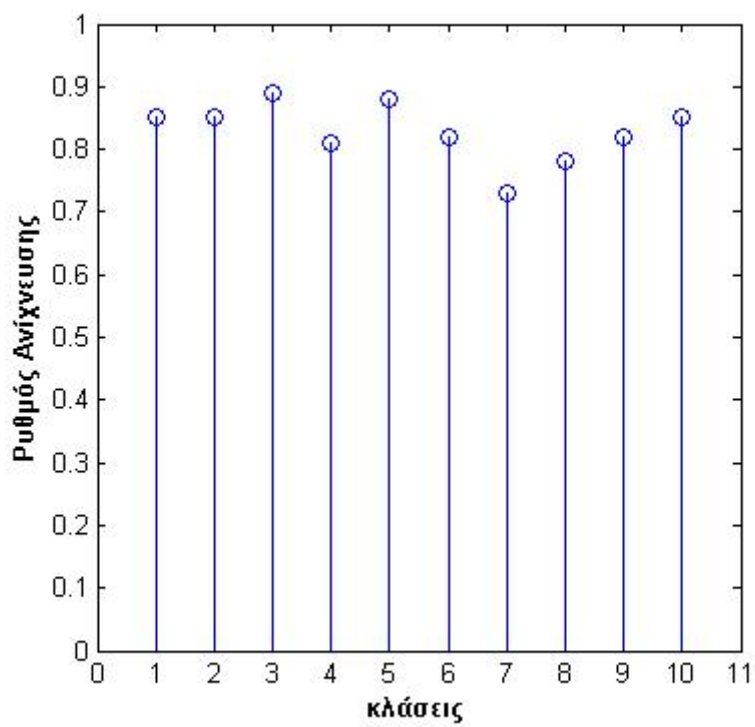
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ανάλυσης Κυρίων Συνοιστωσών	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Δομή Χρώματος (Color Structure)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,7900	0,0838	0,8531	0,1469
2	0,7800	0,3398	0,7201	0,2799
3	0,8200	0,1879	0,8161	0,1839
4	0,8700	0,2012	0,8344	0,1656
5	0,9100	0	0,9550	0,0450
6	0,8300	0,1487	0,8407	0,1593
7	0,8200	0,0556	0,8822	0,1178
8	0,8000	0,0104	0,8948	0,1052
9	0,7200	0,2931	0,7134	0,2866
10	0,8100	0,1678	0,8211	0,1789

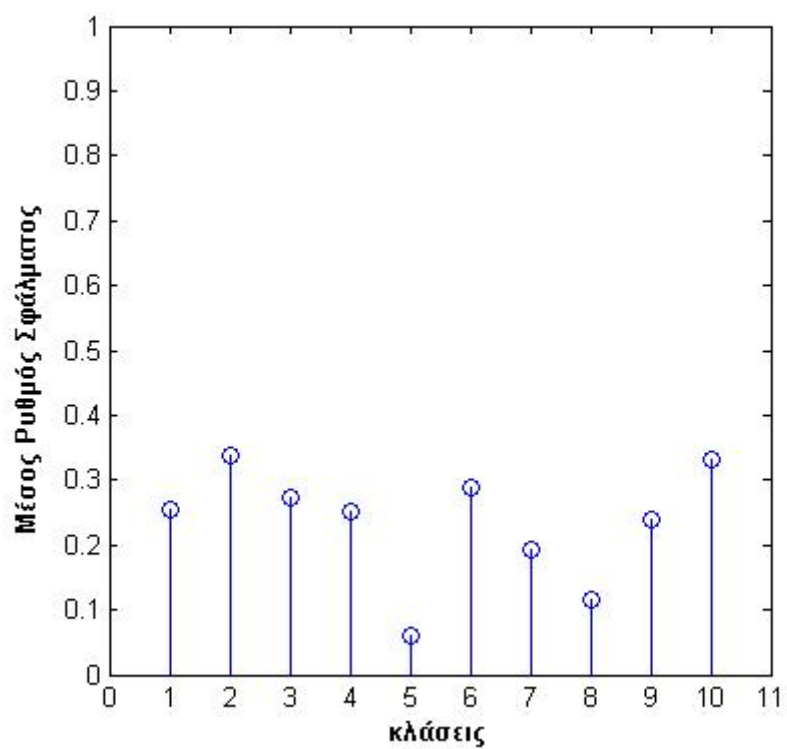
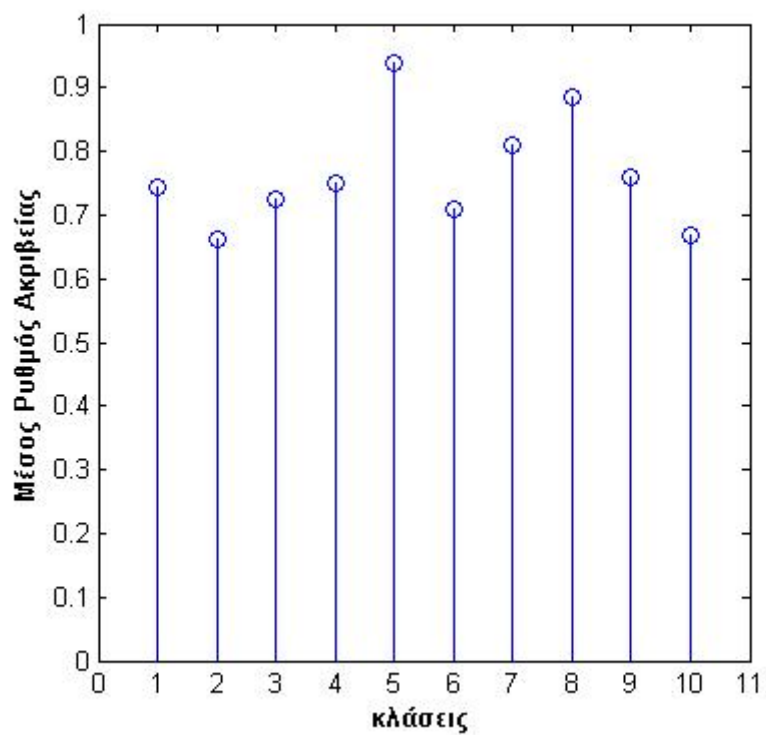




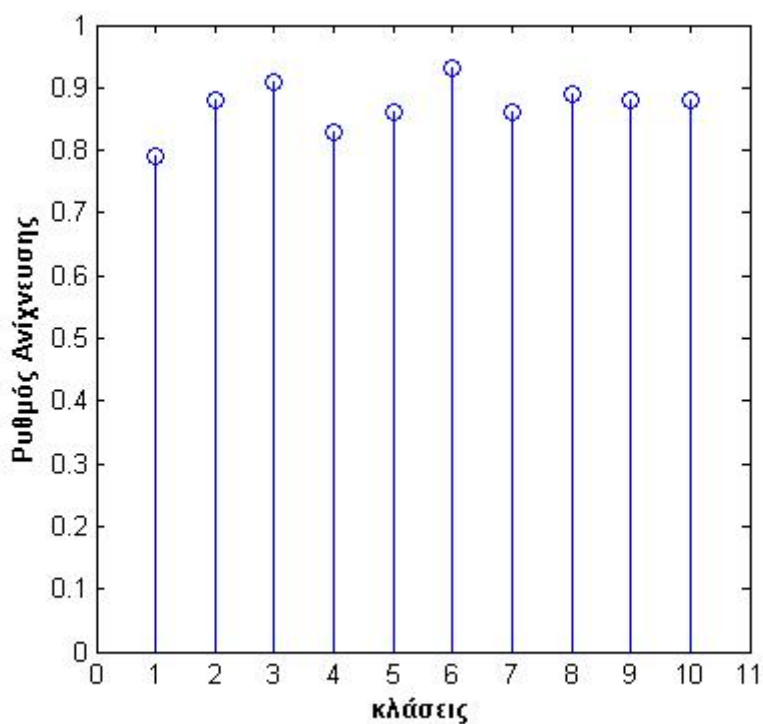


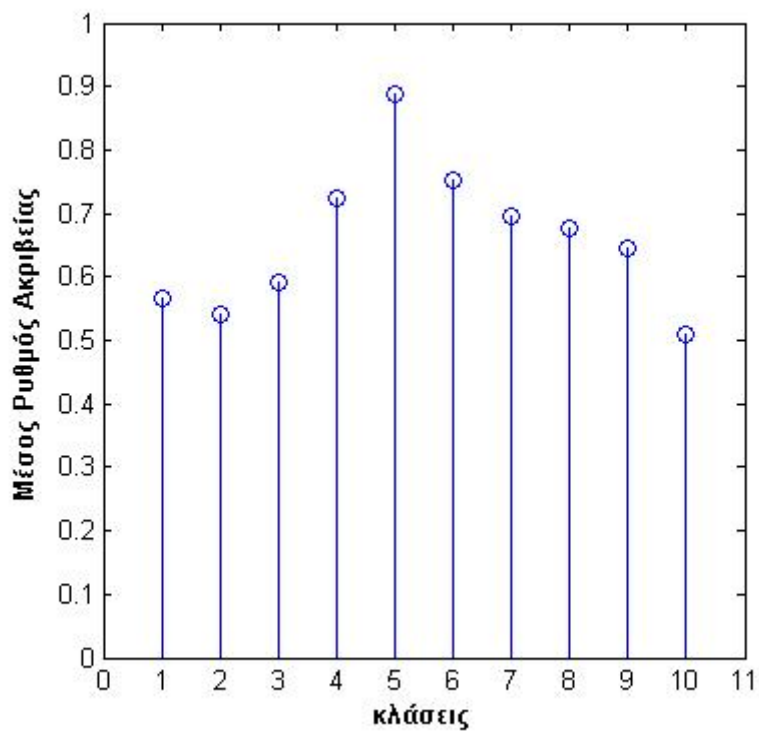
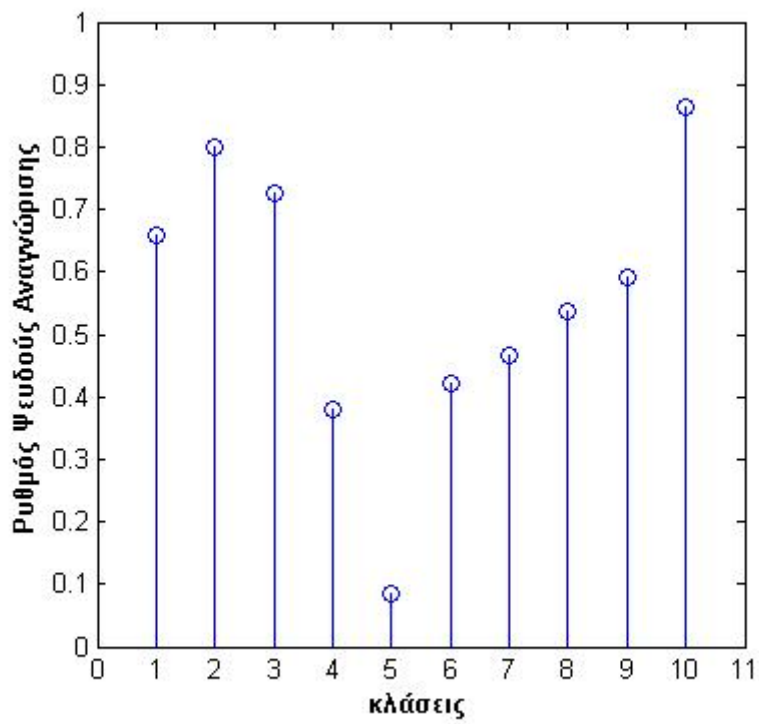
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ανάλυσης Κυρίων Συνοιστώσων	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Διάταξη Χρώματος (Color Layout)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακριβείας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,8500	0,3612	0,7444	0,2526
2	0,8500	0,5230	0,6635	0,3365
3	0,8900	0,4390	0,7255	0,2745
4	0,8100	0,3120	0,7490	0,2510
5	0,8800	0	0,9400	0,0600
6	0,8200	0,3997	0,7102	0,2898
7	0,7300	0,1128	0,8086	0,1914
8	0,7800	0,0097	0,8852	0,1148
9	0,8200	0,3006	0,7597	0,2403
10	0,8500	0,5116	0,6692	0,3308

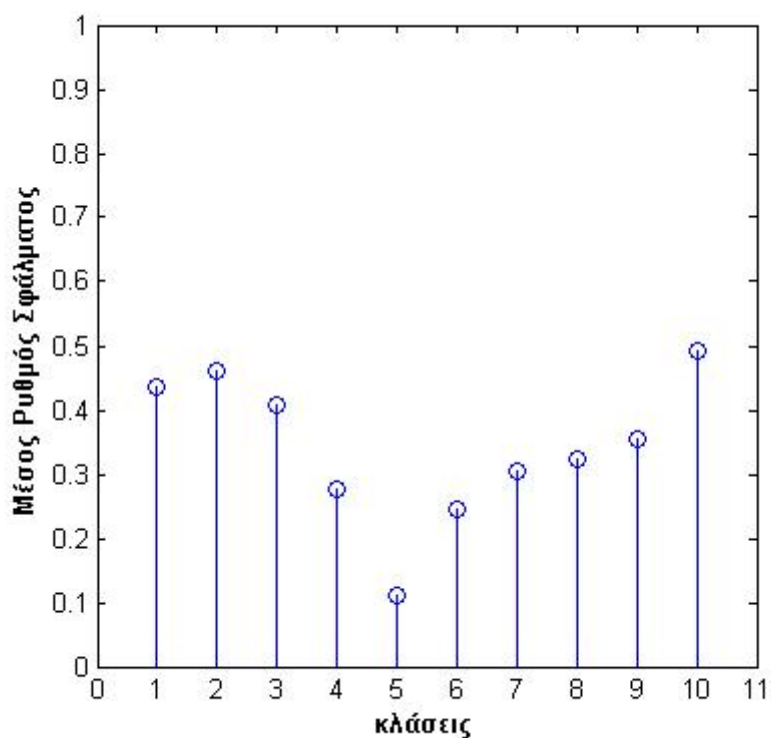




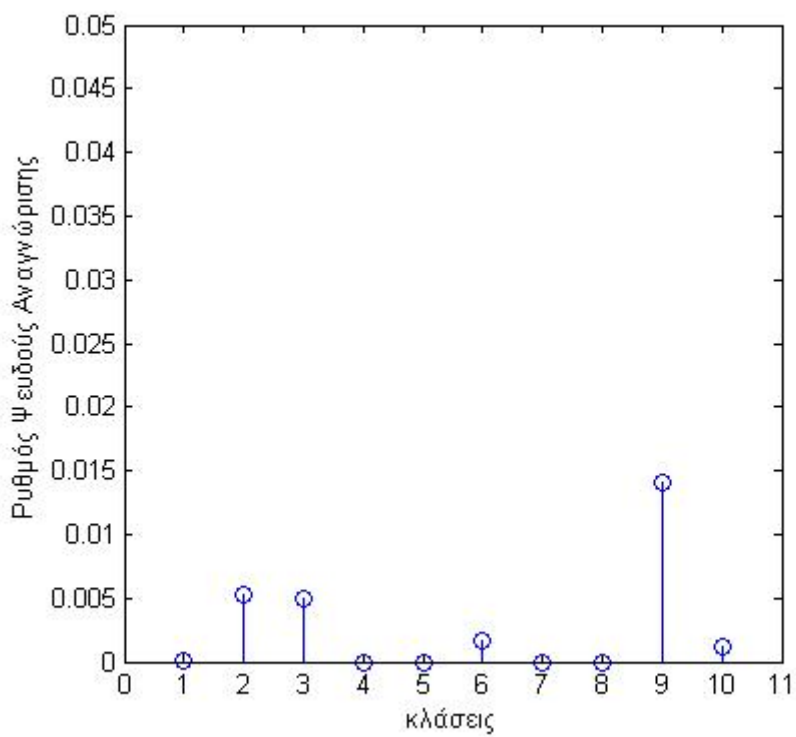
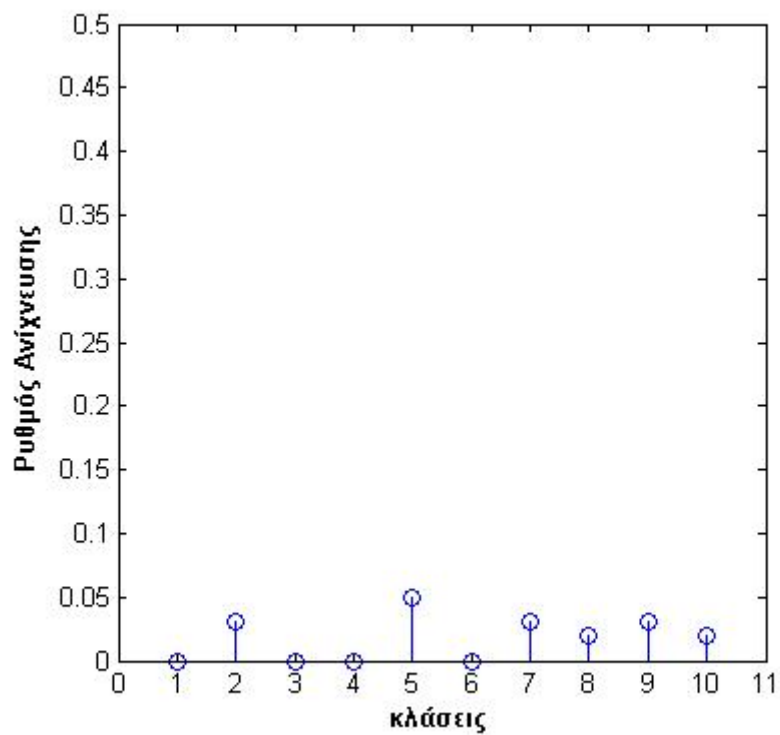
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ανάλυση Κυρίων Συνιστωσών	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Ομοιογενής Υφή (Homogenous Texture)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,7900	0,6600	0,5650	0,4350
2	0,8800	0,8006	0,5397	0,4603
3	0,9100	0,7257	0,5922	0,4078
4	0,8300	0,3811	0,7244	0,2756
5	0,8600	0,0834	0,8883	0,1117
6	0,9300	0,4230	0,7535	0,2465
7	0,8600	0,4678	0,6961	0,3039
8	0,8900	0,5372	0,6764	0,3236
9	0,8800	0,5907	0,6447	0,3553
10	0,8800	0,8628	0,5086	0,4914

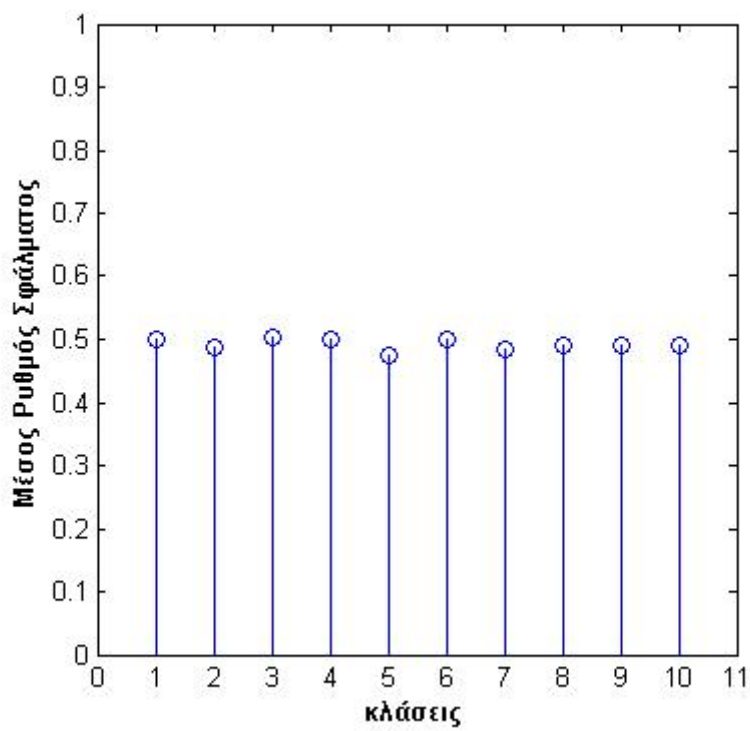
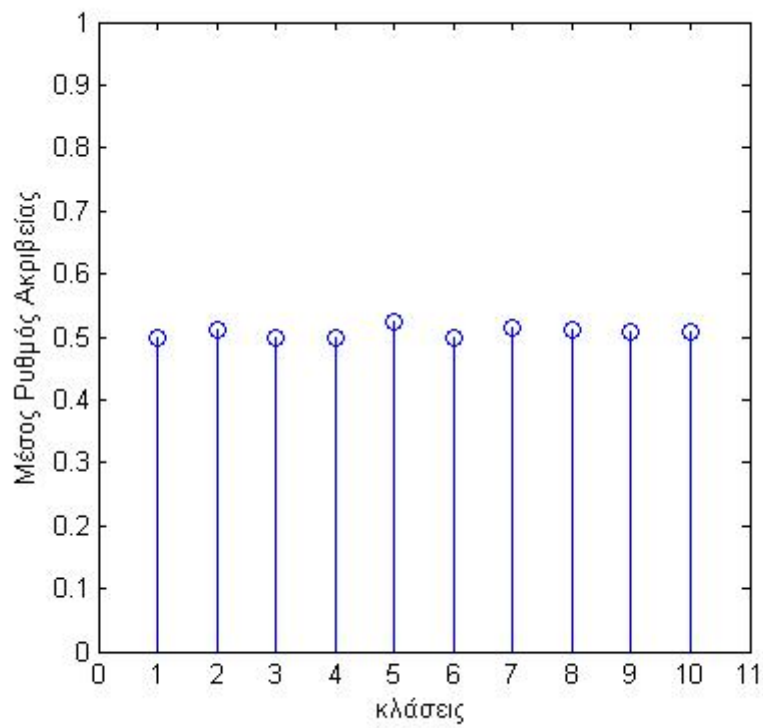






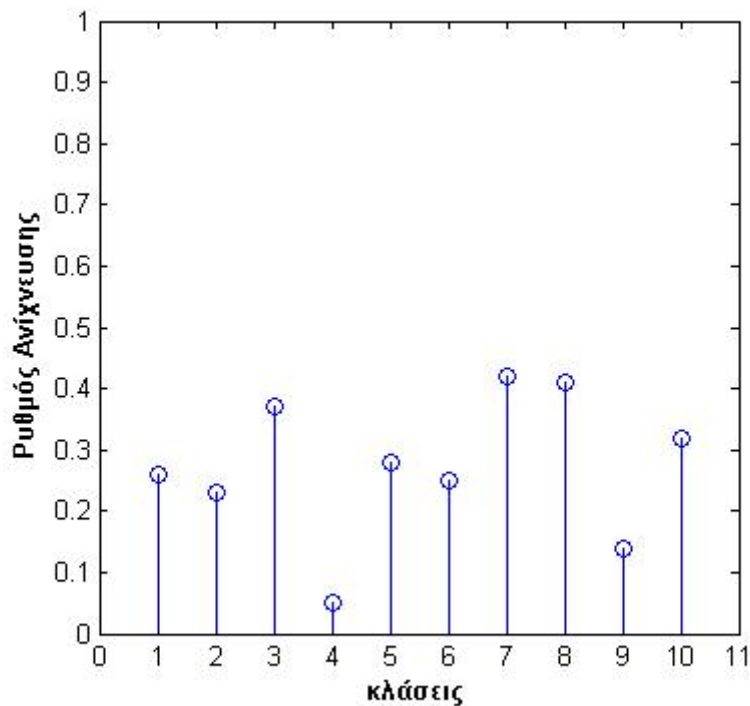
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ανάλυσης Κυρίων Συνοιστώσων	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Ιστογράμμο Ακμών (Edge Histogram)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0	0	0,4999	0,5001
2	0,0300	0,0053	0,5123	0,4877
3	0	0,0050	0,4975	0,5025
4	0	0	0,5000	0,5000
5	0,0500	0	0,5250	0,4750
6	0	0,0017	0,4992	0,5008
7	0,0300	0	0,5150	0,4850
8	0,0200	0	0,5100	0,4900
9	0,0300	0,0141	0,5079	0,4921
10	0,0200	0,0012	0,5094	0,4906

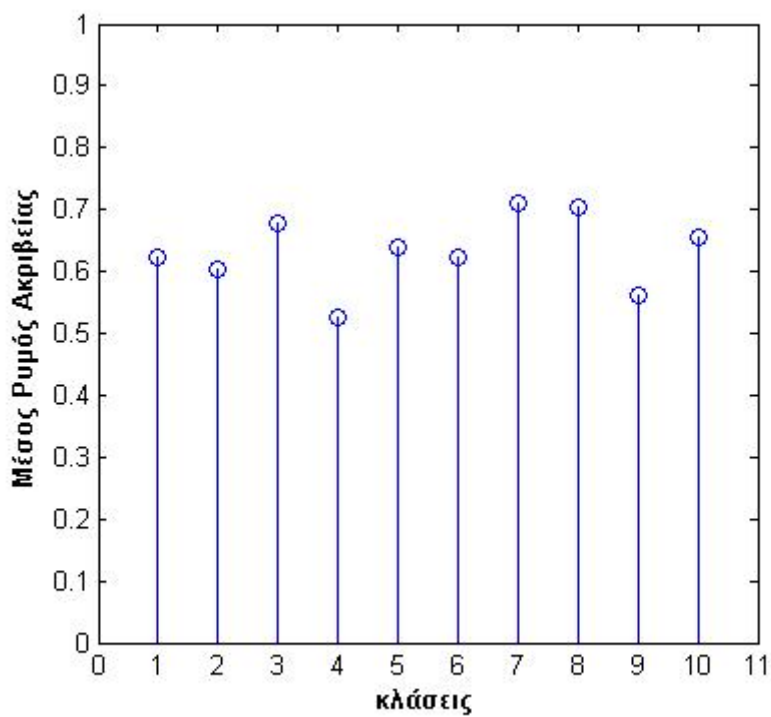
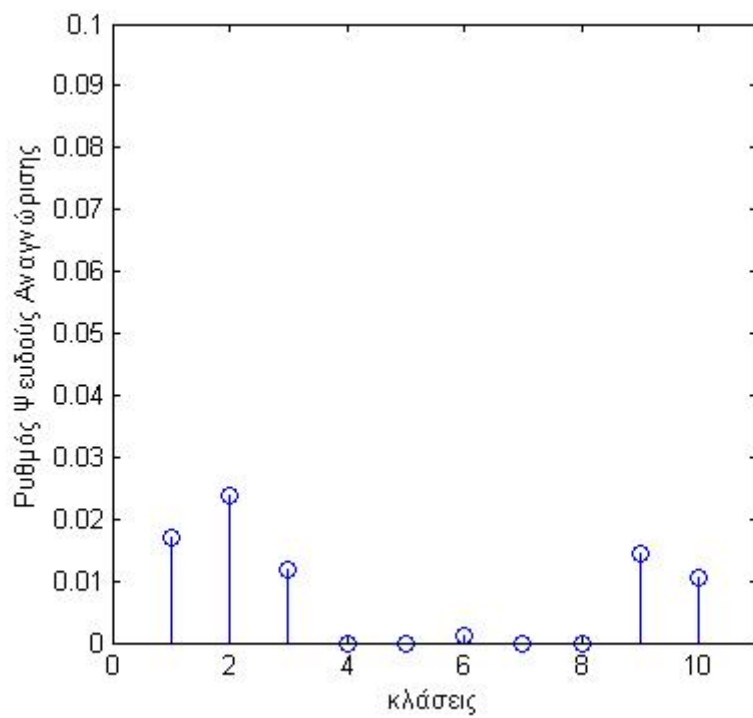


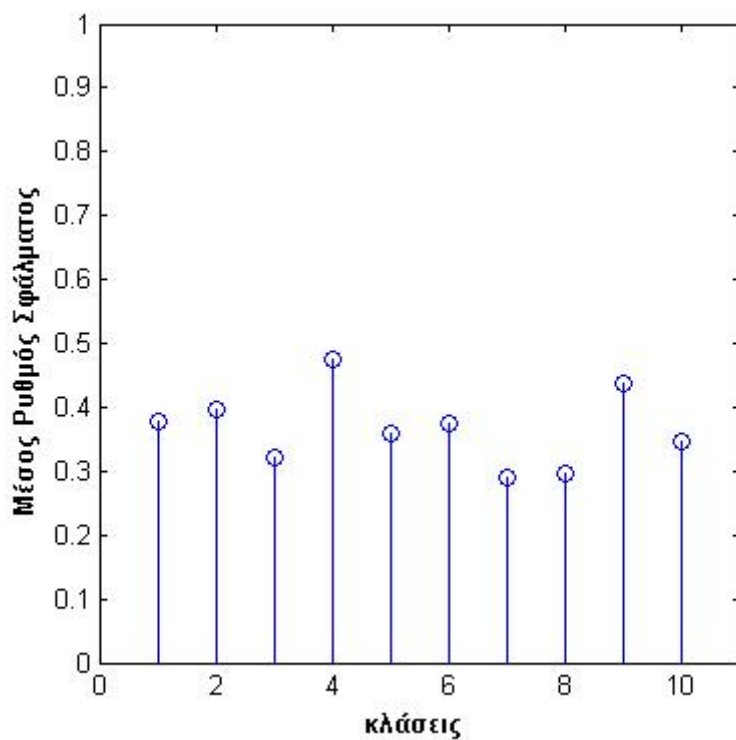


Αυτοοργανούμενος Χάρτης (Self-Organized Map SOM)

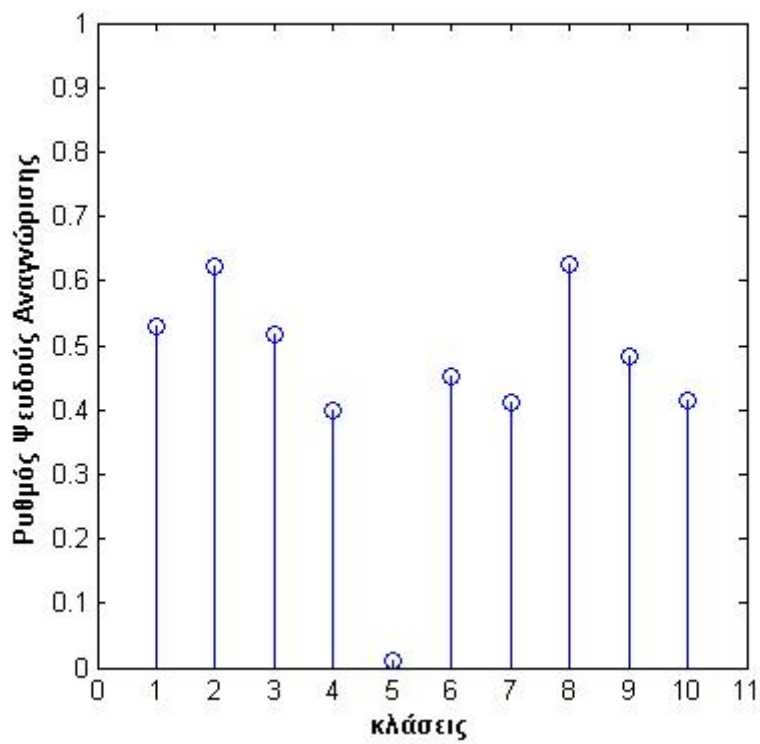
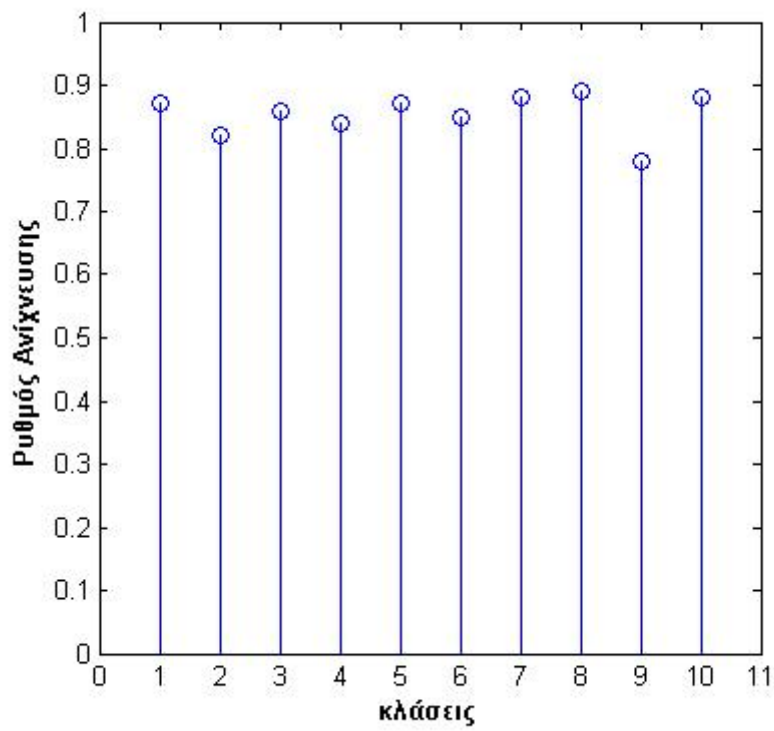
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Αυτοοργανούμενος Χάρτης	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Σύνολο Χαρακτηριστικών</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,2600	0,0170	0,6215	0,3785
2	0,2300	0,0238	0,6031	0,3969
3	0,3700	0,0118	0,6791	0,3209
4	0,0500	0	0,5250	0,4750
5	0,2800	0	0,6400	0,3600
6	0,2500	0	0,6245	0,3755
7	0,4200	0	0,7100	0,2900
8	0,4100	0	0,7050	0,2950
9	0,1400	0,0144	0,5628	0,4372
10	0,3200	0,0107	0,6548	0,3453

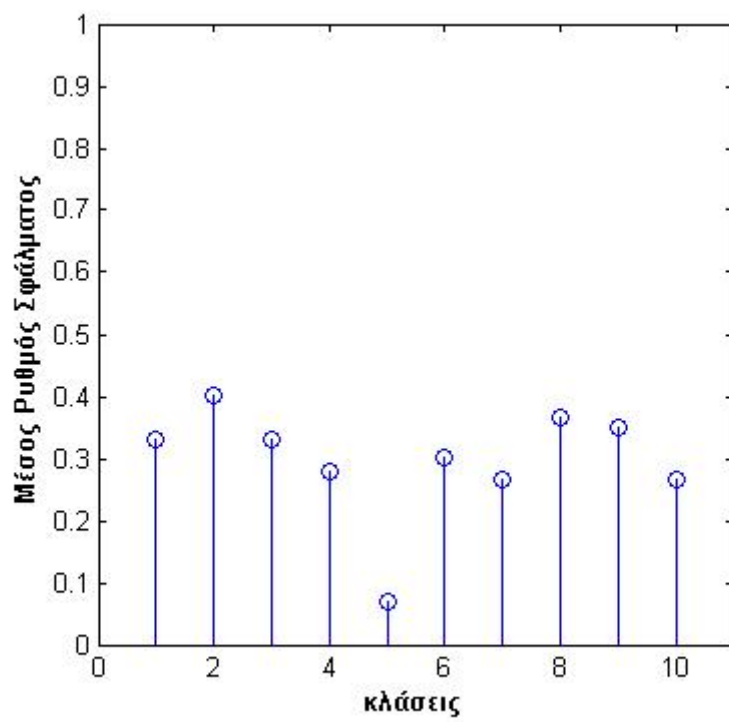
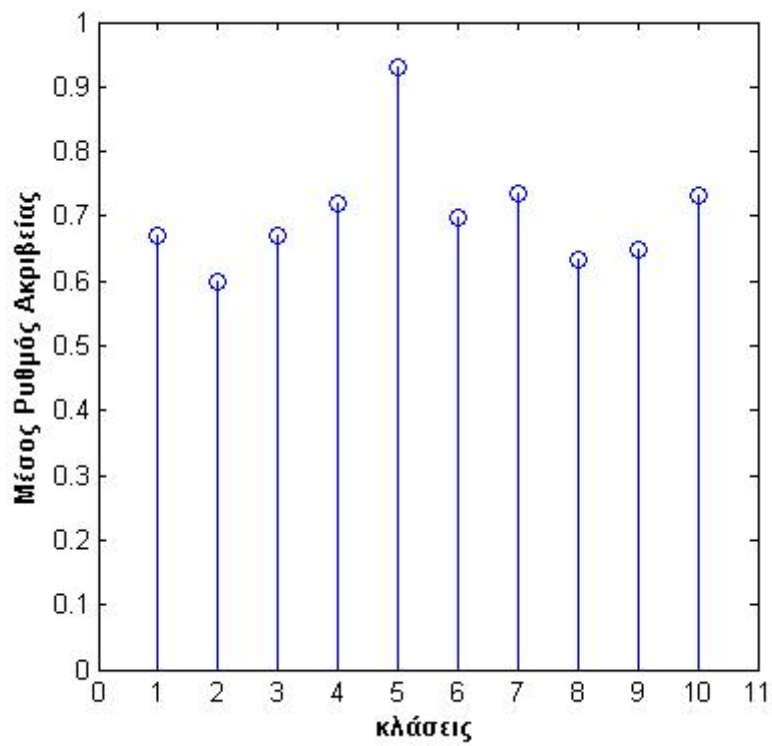




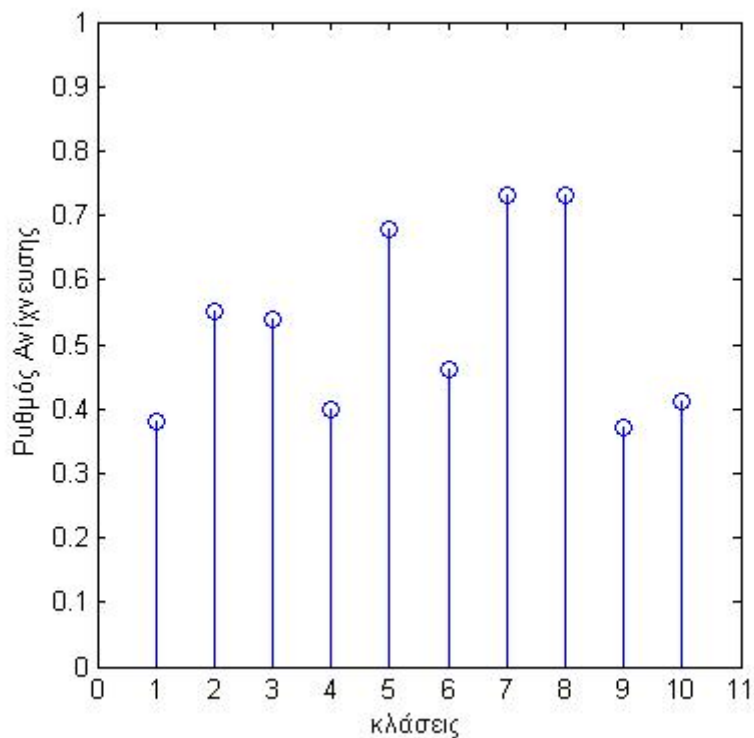


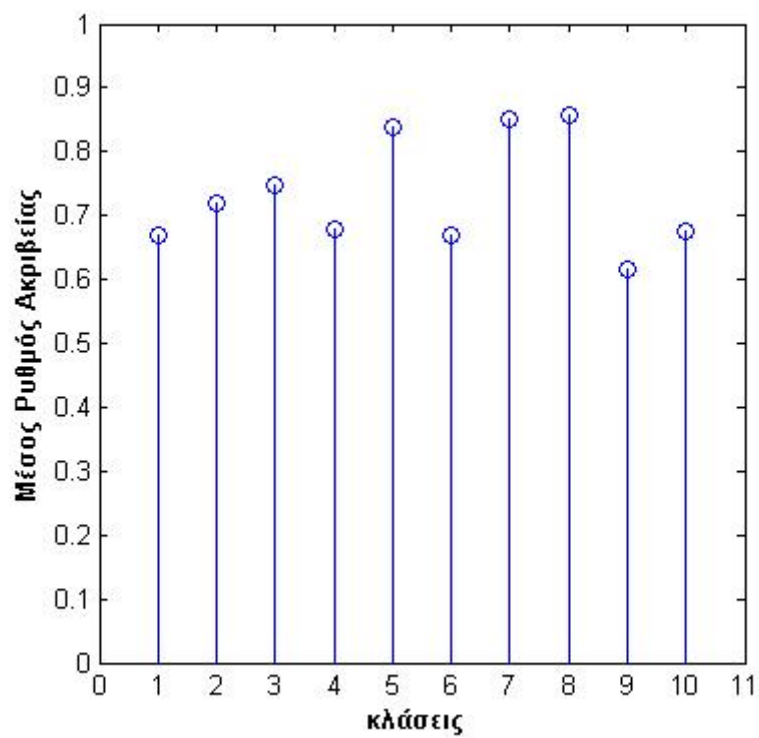
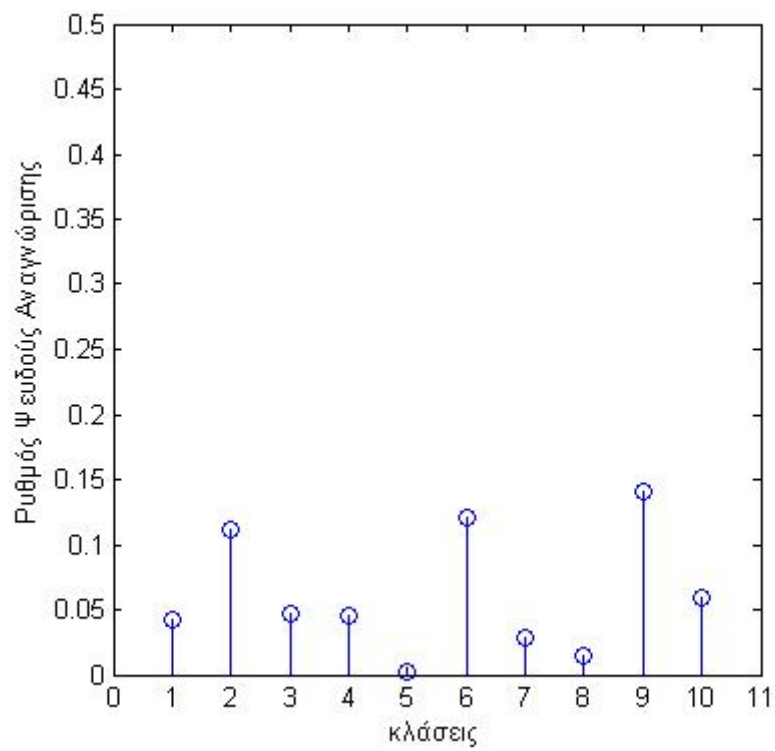
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Αυτοοργανούμενος Χάρτης	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Επικρατές Χρώμα (Dominant Color)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακριβείας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,8700	0,5281	0,6709	0,3291
2	0,8200	0,6240	0,5980	0,4020
3	0,8600	0,5184	0,6708	0,3292
4	0,8400	0,4003	0,7198	0,2802
5	0,8700	0,0097	0,9302	0,0698
6	0,8500	0,4514	0,6993	0,3007
7	0,8800	0,4106	0,7347	0,2653
8	0,8900	0,6247	0,6327	0,3673
9	0,7800	0,4826	0,6487	0,3513
10	0,8800	0,4136	0,7332	0,2668

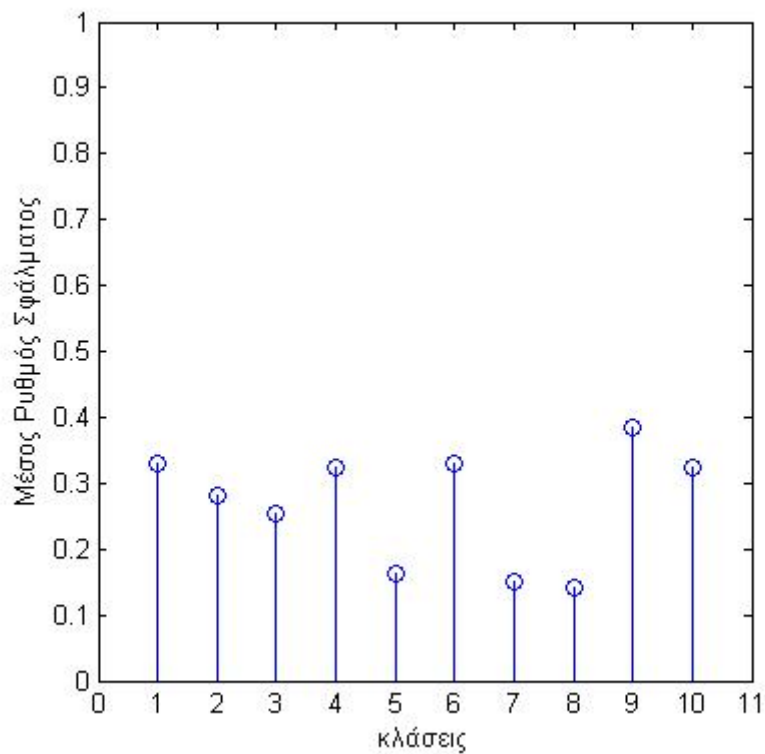




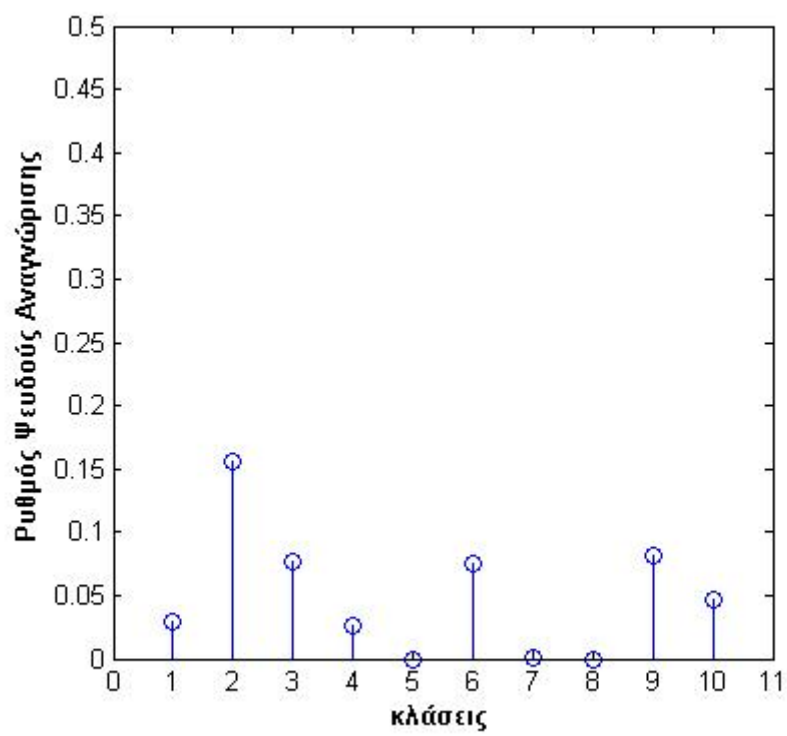
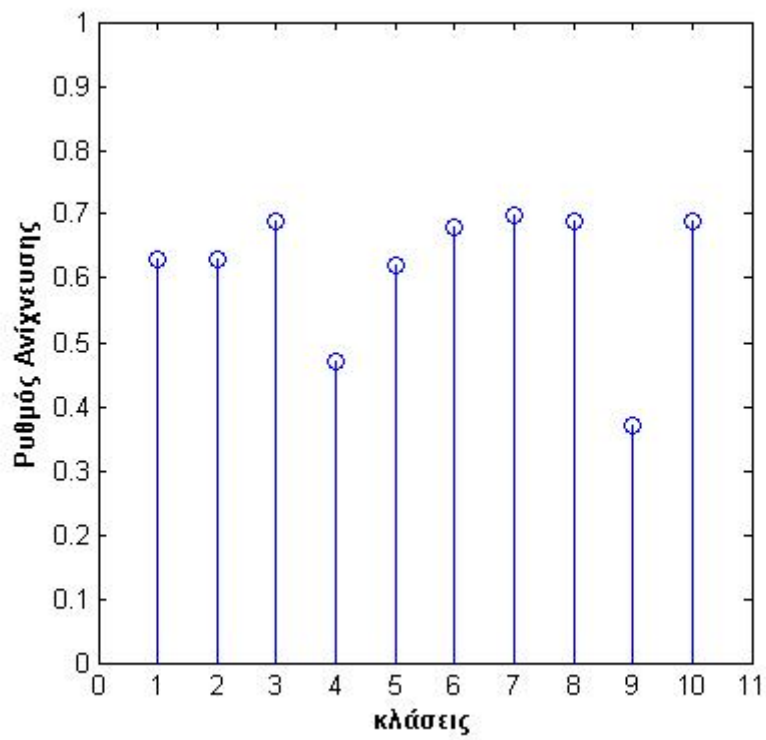
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Αυτοοργανούμενος Χάρτης	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Κλιμακούμενο Χρώμα (Scalable Color)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,3800	0,0416	0,6692	0,3308
2	0,5500	0,1109	0,7196	0,2804
3	0,5400	0,0477	0,7462	0,2538
4	0,4000	0,0453	0,6773	0,3227
5	0,6800	0,0023	0,8388	0,1612
6	0,4600	0,1213	0,6693	0,3307
7	0,7300	0,0292	0,8504	0,1496
8	0,7300	0,0141	0,8579	0,1421
9	0,3700	0,1410	0,6145	0,3855
10	0,4100	0,0587	0,6757	0,3243

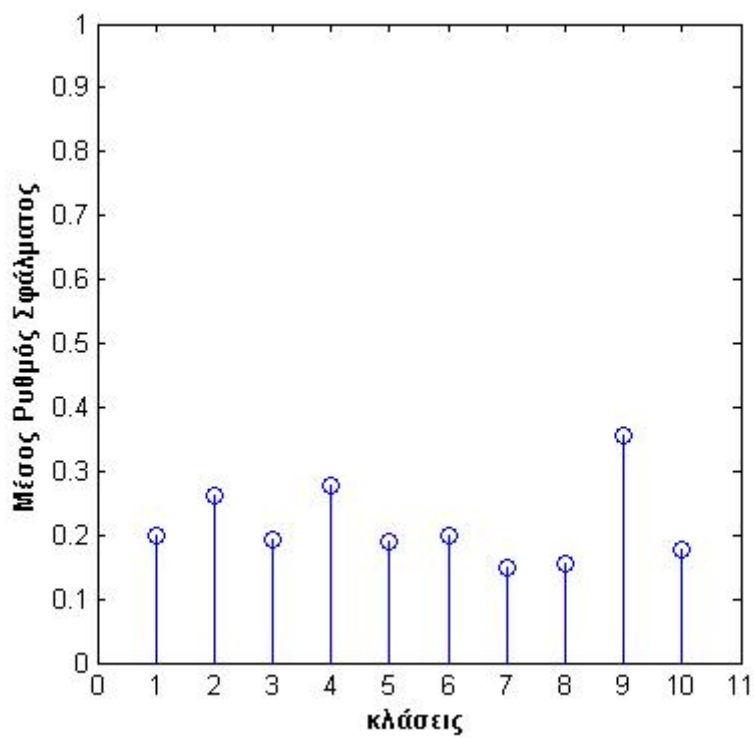
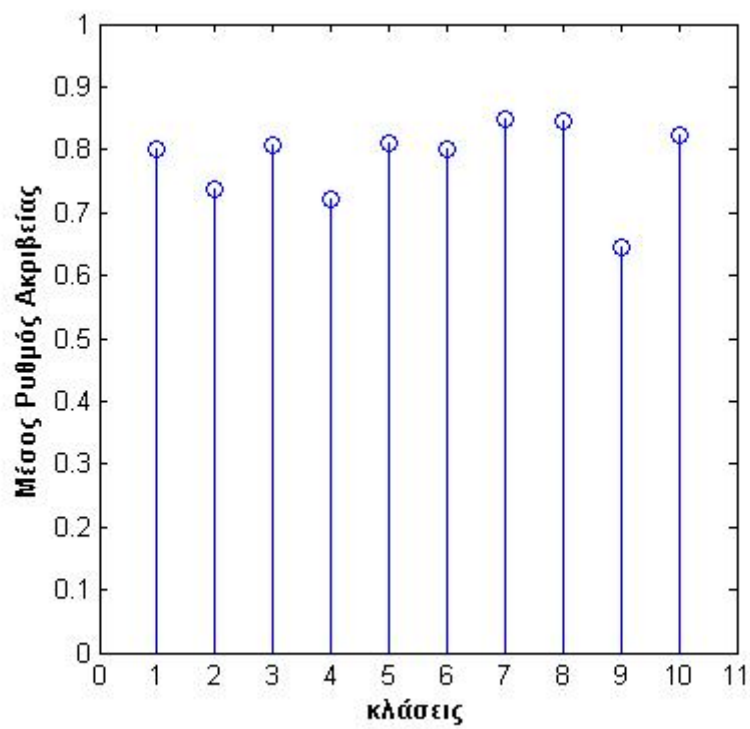




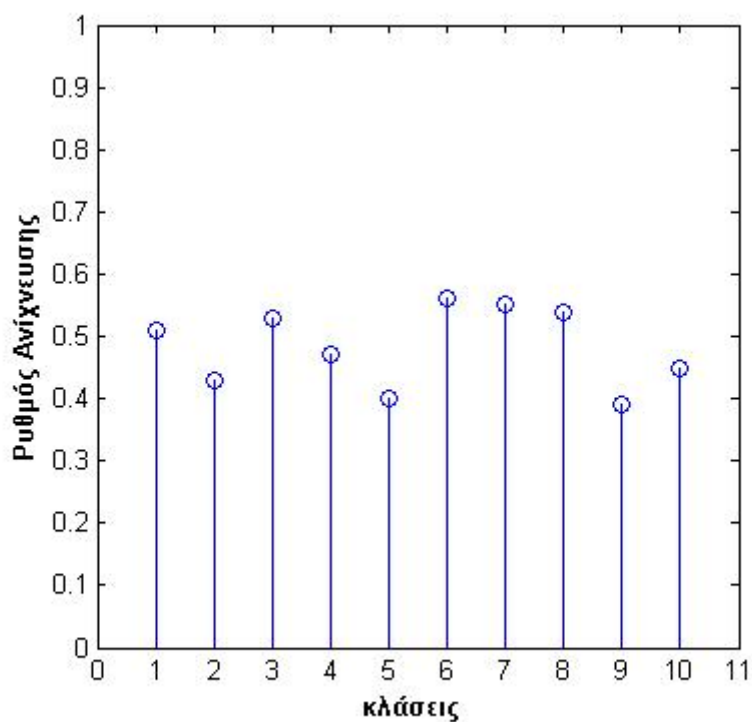


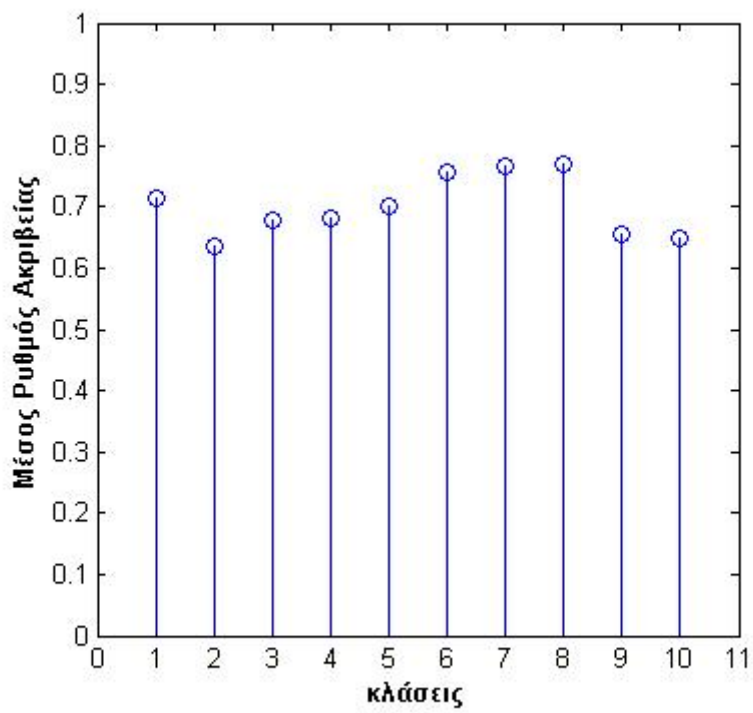
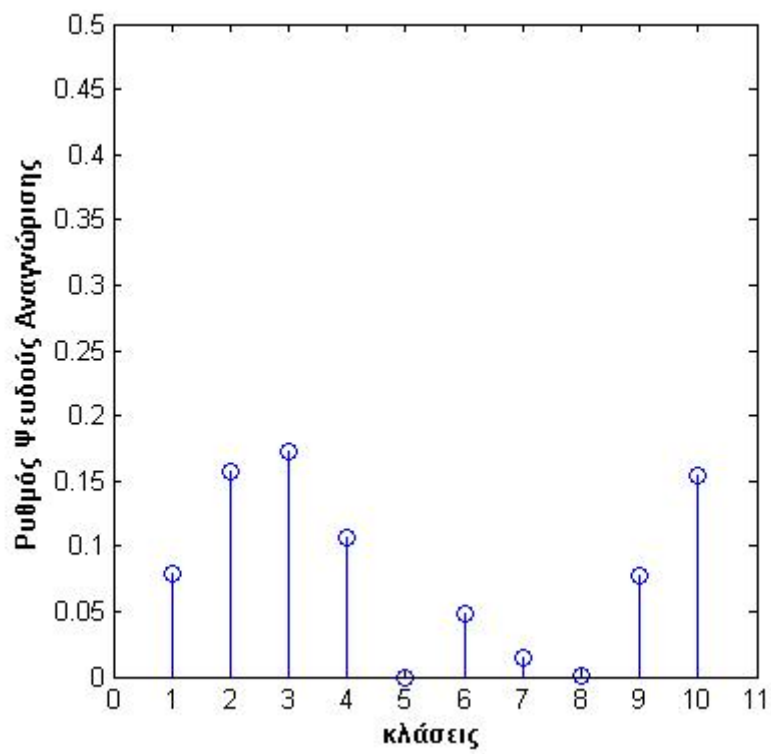
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Αυτοοργανούμενος Χάρτης	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Δομή Χρώματος (Color Structure)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,6300	0,0289	0,8006	0,1994
2	0,6300	0,1559	0,7371	0,2629
3	0,6900	0,0768	0,8066	0,1934
4	0,4700	0,0258	0,7221	0,2779
5	0,6200	0	0,8100	0,1900
6	0,6800	0,0753	0,8023	0,1977
7	0,7000	0	0,8496	0,1504
8	0,6900	0	0,8450	0,1550
9	0,3700	0,0822	0,6439	0,3561
10	0,6900	0,0463	0,8218	0,1782

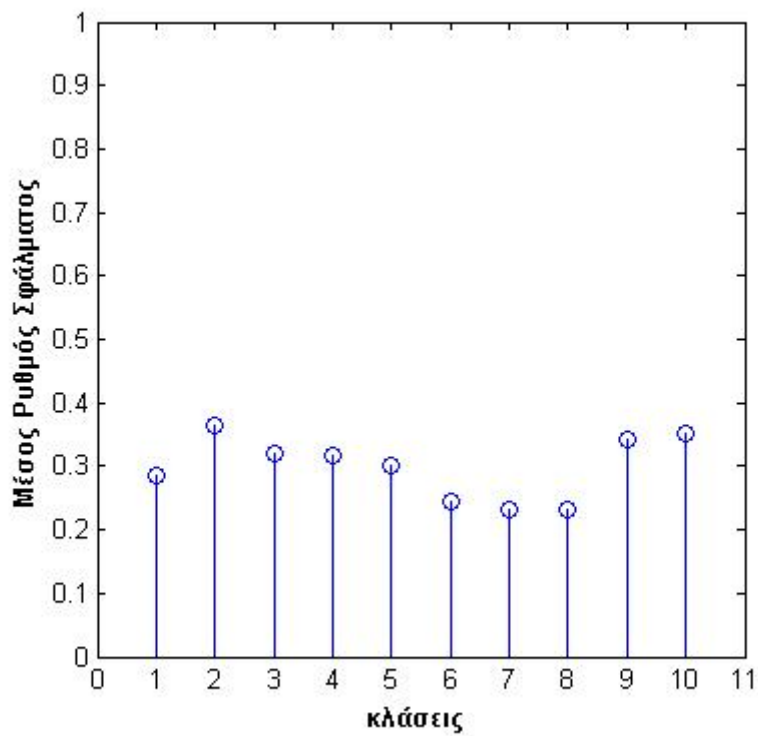




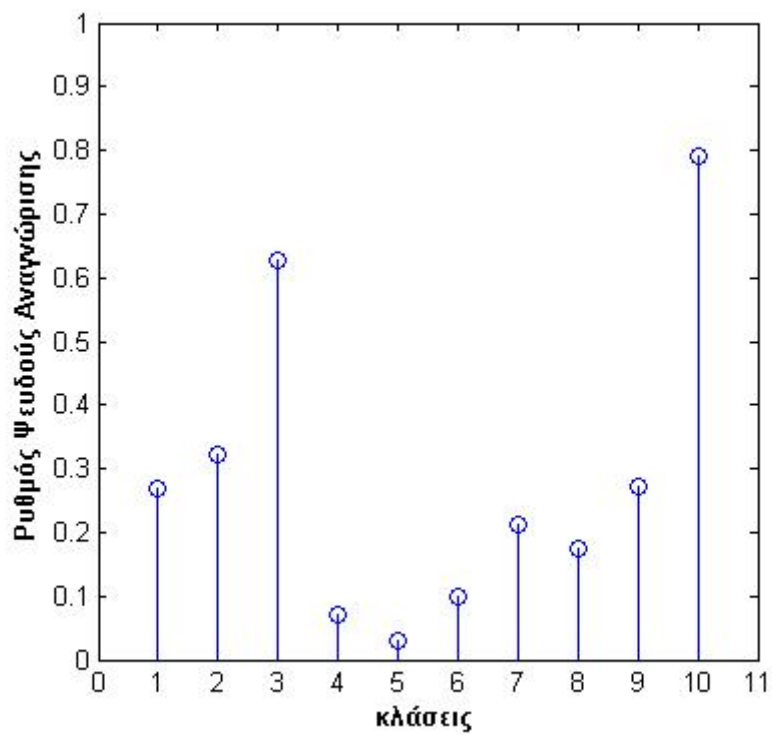
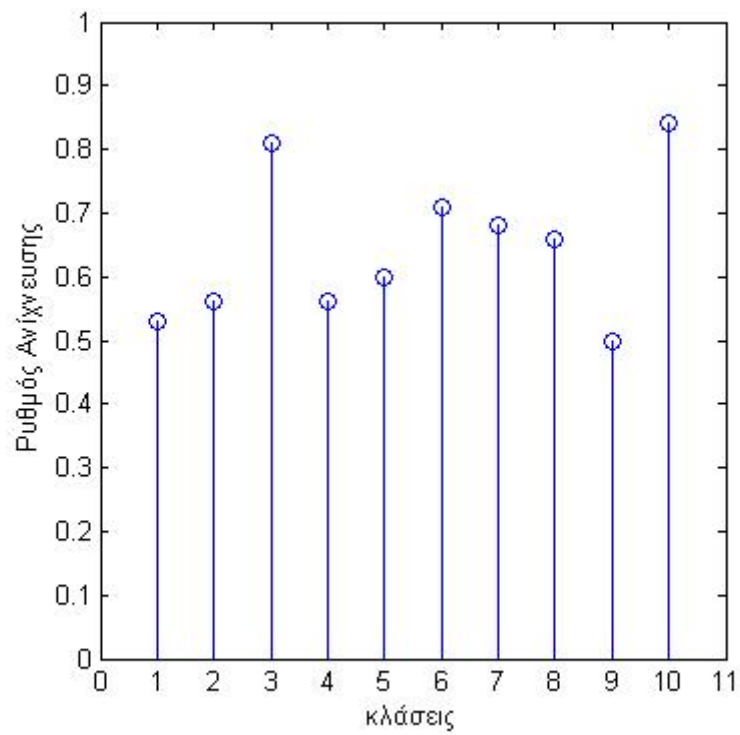
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Αυτοοργανούμενος Χάρτης	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Διάταξη Χρώματος (Color Layout)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,5100	0,0796	0,7152	0,2848
2	0,4300	0,1572	0,6364	0,3636
3	0,5300	0,1719	0,6791	0,3209
4	0,4700	0,1069	0,6816	0,3184
5	0,4000	0	0,7000	0,3000
6	0,5600	0,0479	0,7561	0,2439
7	0,5500	0,0152	0,7674	0,2326
8	0,5400	0,0011	0,7694	0,2306
9	0,3900	0,0773	0,6563	0,3437
10	0,4500	0,1544	0,6478	0,3522

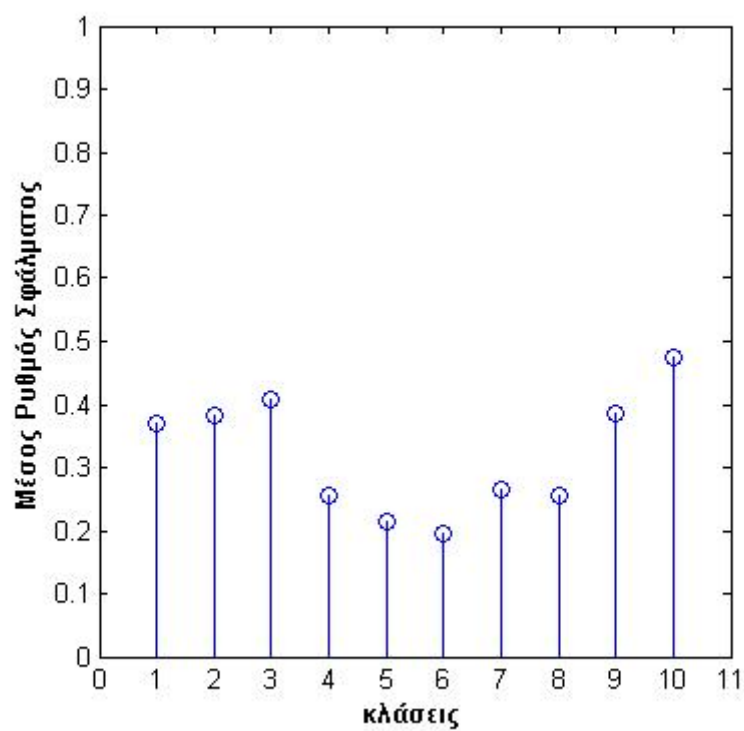
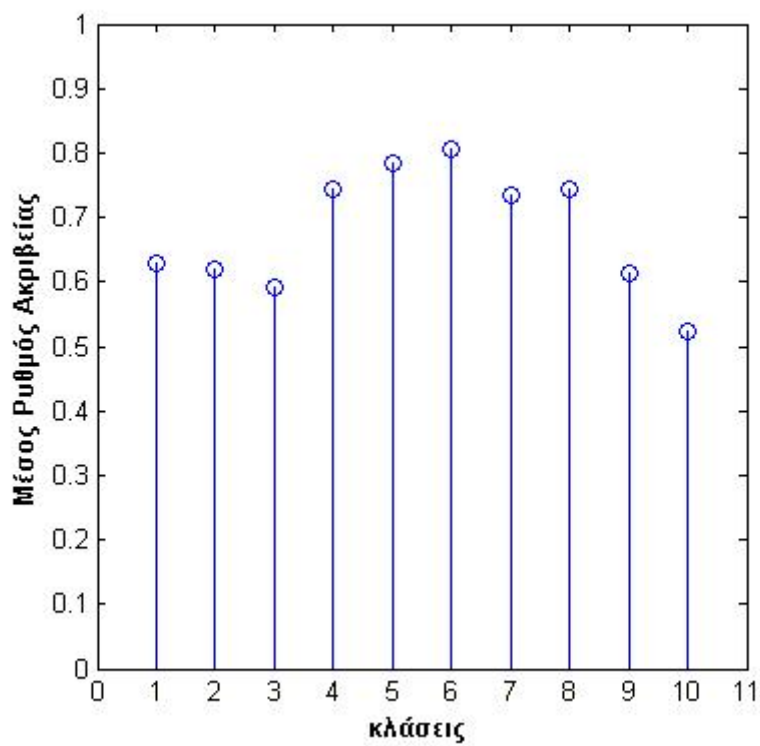




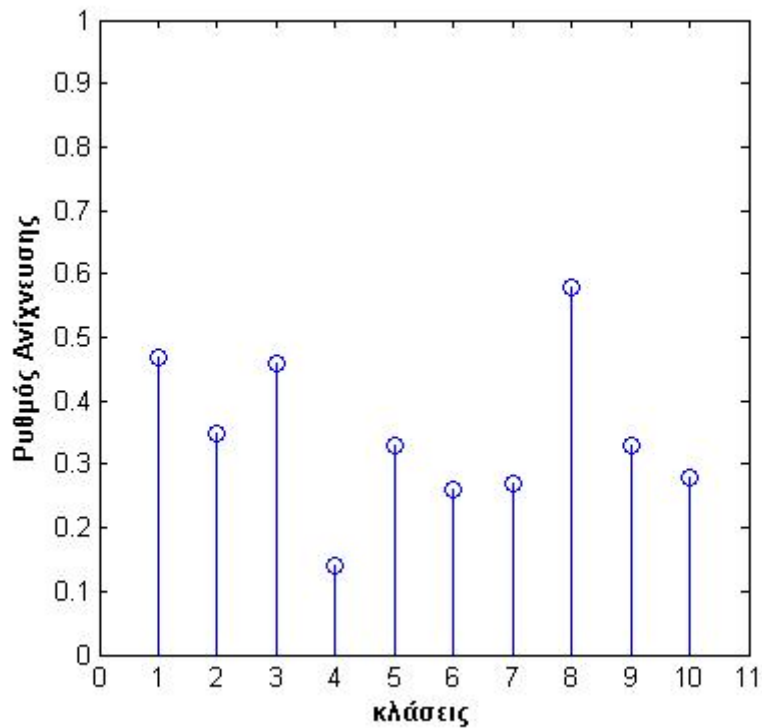


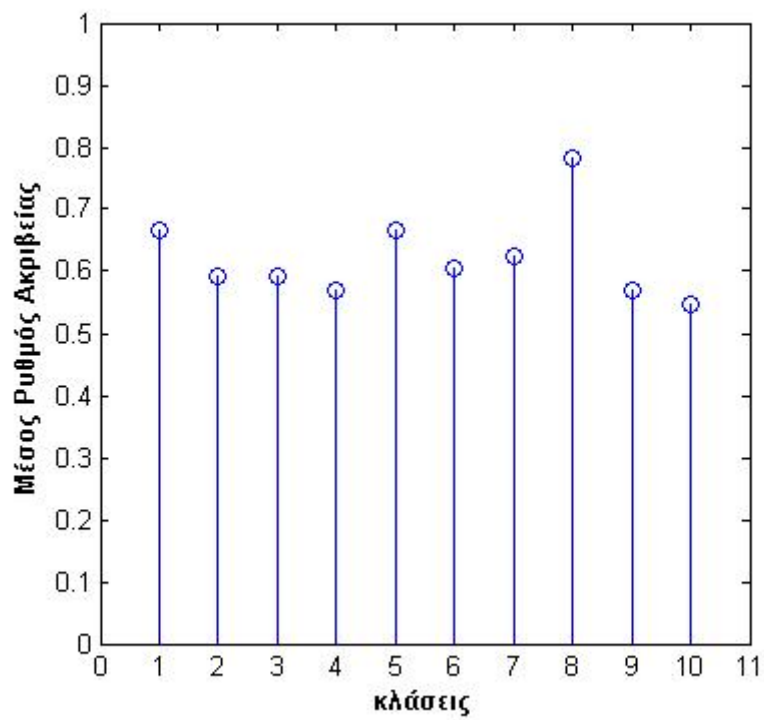
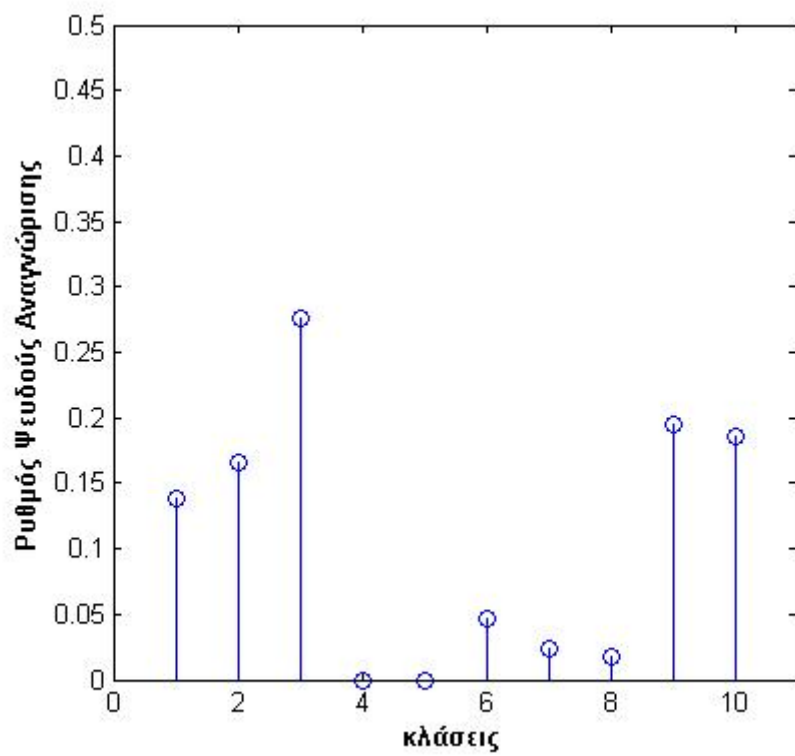
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Αυτοοργανούμενος Χάρτης	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Ομοιογενής Υφή (Homogenous Texture)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,5300	0,2703	0,6298	0,3702
2	0,5600	0,3220	0,6190	0,3810
3	0,8100	0,6264	0,5918	0,4082
4	0,5600	0,0702	0,7449	0,2551
5	0,6000	0,0287	0,7857	0,2143
6	0,7100	0,0989	0,8056	0,1944
7	0,6800	0,2113	0,7343	0,2657
8	0,6600	0,1737	0,7432	0,2568
9	0,5000	0,2728	0,6136	0,3864
10	0,8400	0,7922	0,5239	0,4761

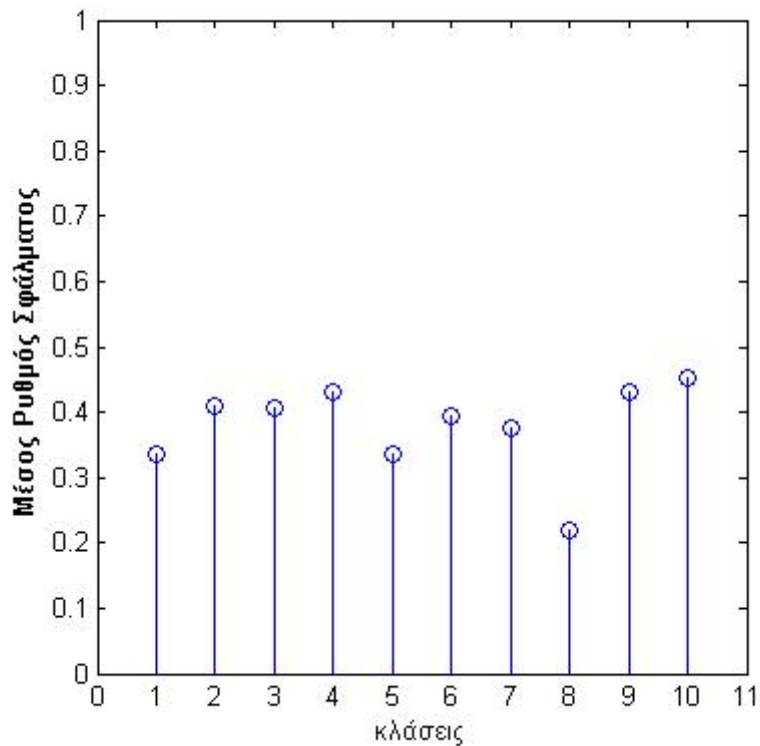




ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Αυτοοργανούμενος Χάρτης	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Ιστογράμμο Ακών (Edge Histogram)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,4700	0,1388	0,6656	0,3344
2	0,3500	0,1663	0,5918	0,4082
3	0,4600	0,2753	0,5923	0,4077
4	0,1400	0	0,5700	0,4300
5	0,3300	0	0,6650	0,3350
6	0,2600	0,0473	0,6063	0,3937
7	0,2700	0,0239	0,6231	0,3769
8	0,5800	0,0180	0,7810	0,2190
9	0,3300	0,1944	0,5678	0,4322
10	0,2800	0,1862	0,5469	0,4531

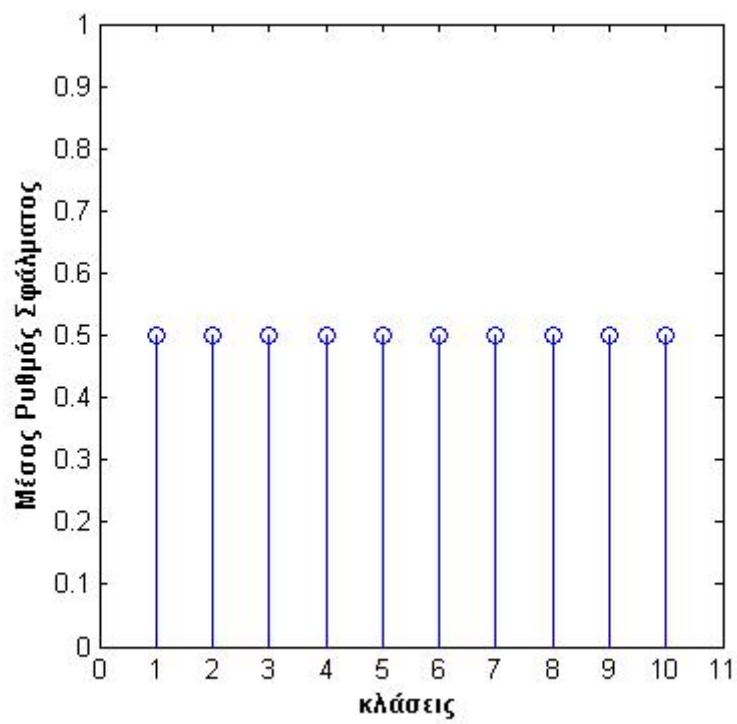
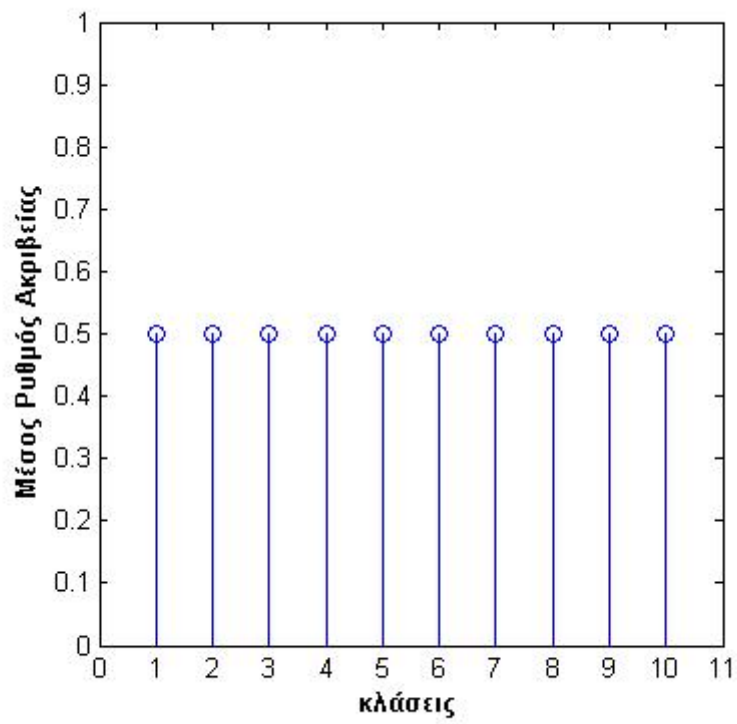




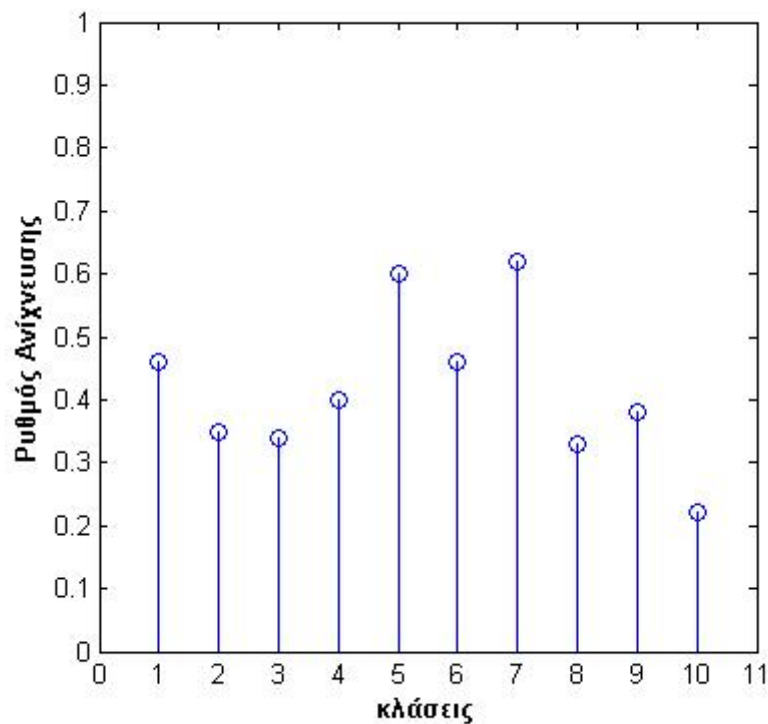


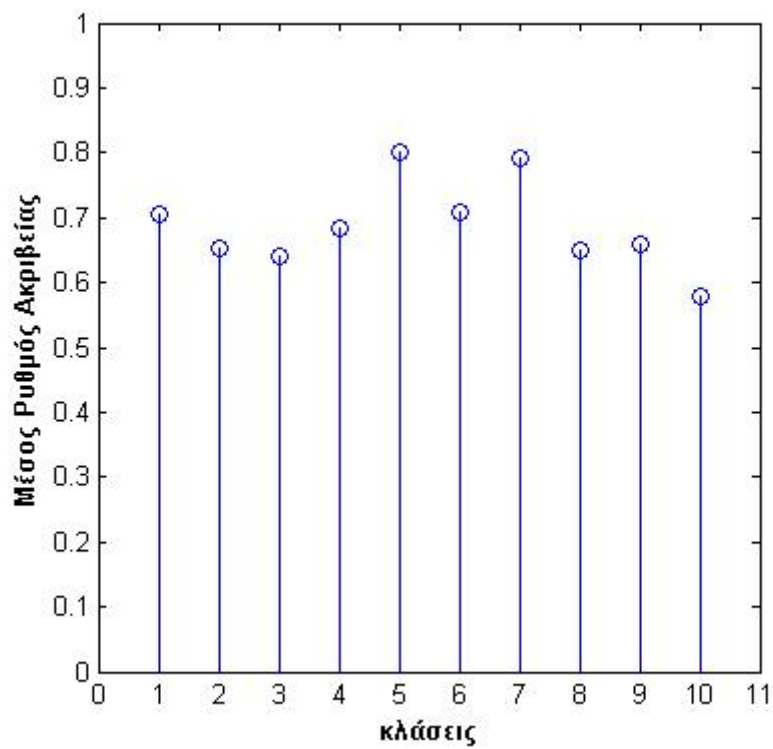
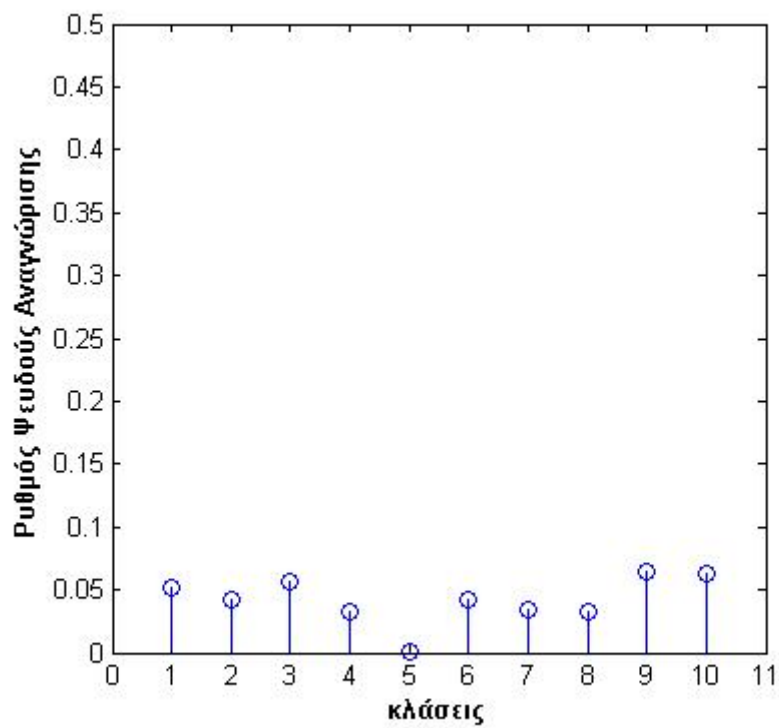
**Ταξινομητής Μηχανής Στοιχειωδών Διανυσμάτων Υποστήριξης
(Incremental Support Vector Machine)**

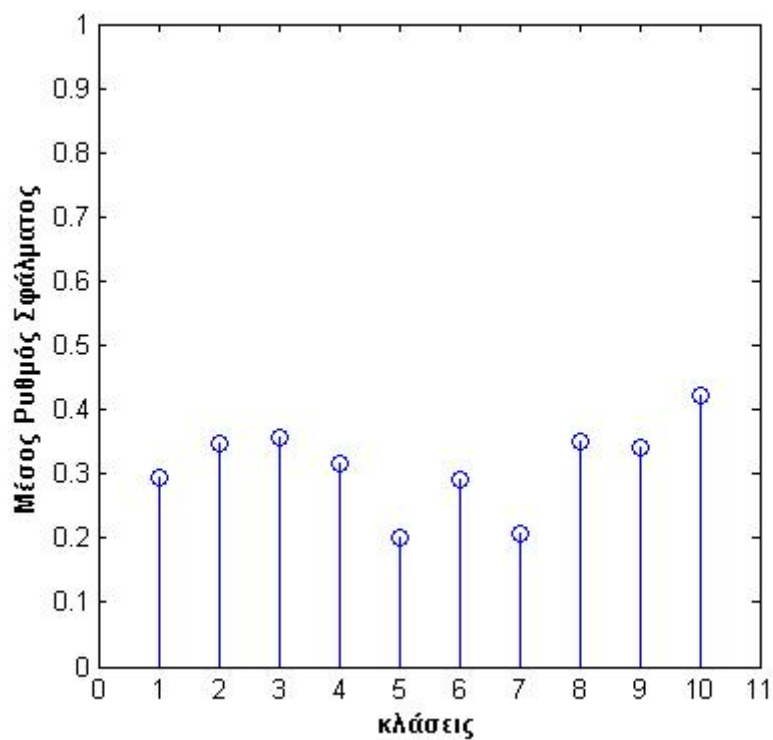
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ταξινομητής Μηχανής Στοιχειωδών Διανυσμάτων Υποστήριξης	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Σύνολο Χαρακτηριστικών			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0	0	0,5000	0,5000
2	0	0	0,5000	0,5000
3	0	0	0,5000	0,5000
4	0	0	0,5000	0,5000
5	0	0	0,5000	0,5000
6	0	0	0,5000	0,5000
7	0	0	0,5000	0,5000
8	0	0	0,5000	0,5000
9	0	0	0,5000	0,5000
10	0	0	0,5000	0,5000



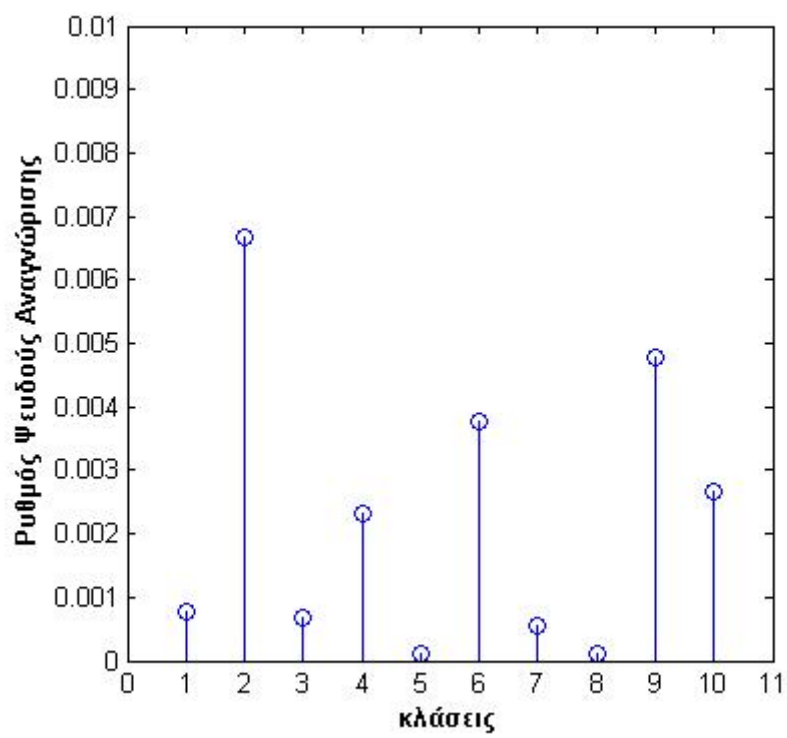
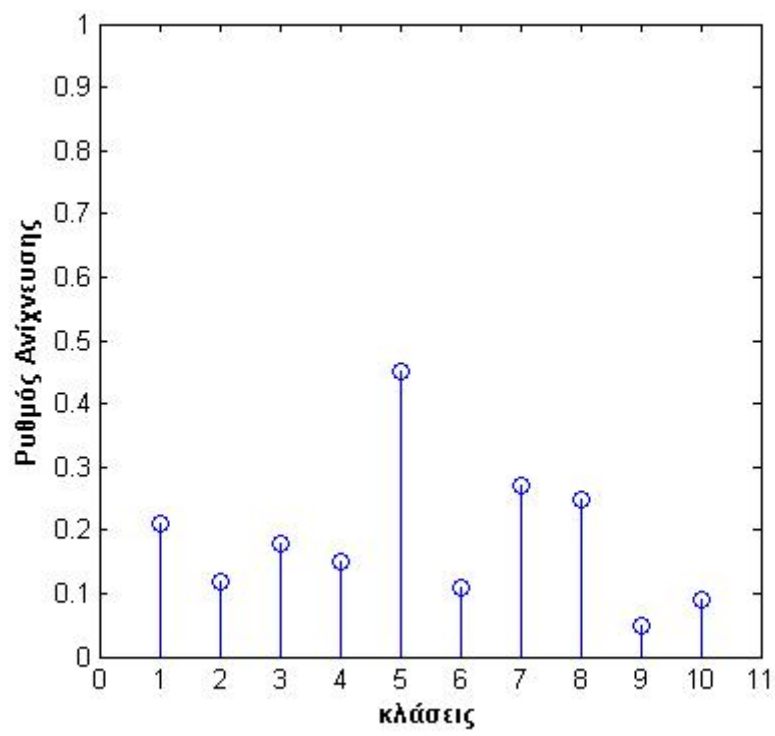
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ταξινομητής Μηχανής Στοιχειωδών Διανυσμάτων Υποστήριξης	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Επικρατές Χρώμα (Dominant Color)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,4600	0,0518	0,7041	0,2959
2	0,3500	0,0421	0,6539	0,3461
3	0,3400	0,0561	0,6419	0,3581
4	0,4000	0,0327	0,6837	0,3163
5	0,6000	0,0011	0,7994	0,2006
6	0,4600	0,0414	0,7093	0,2907
7	0,6200	0,0339	0,7931	0,2069
8	0,3300	0,0321	0,6489	0,3511
9	0,3800	0,0646	0,6577	0,3423
10	0,2200	0,0632	0,5784	0,4216

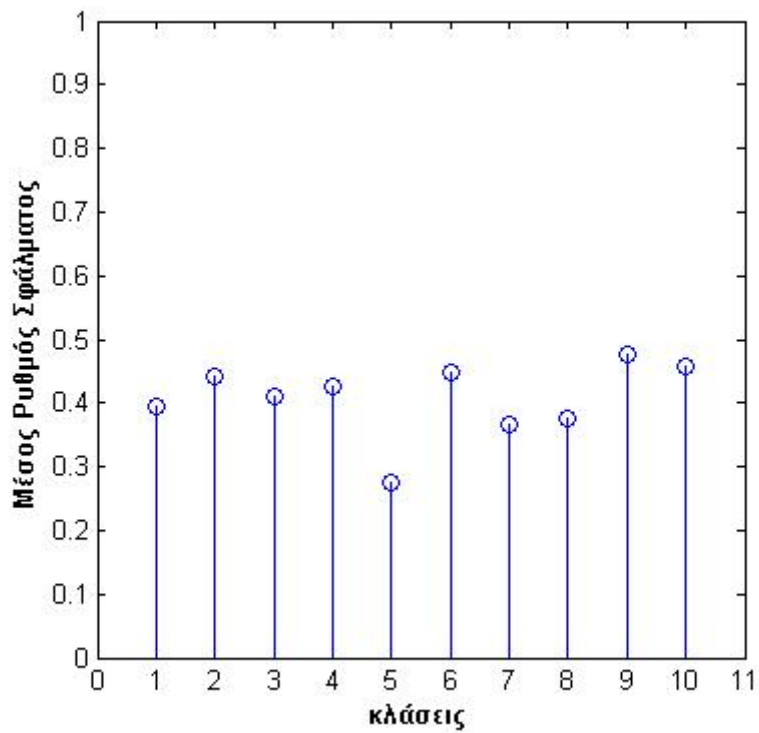
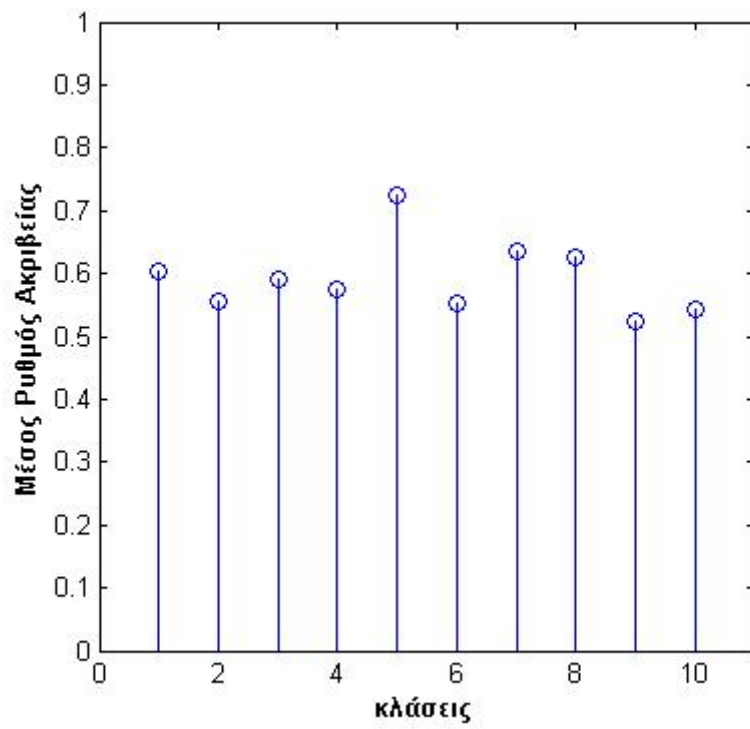




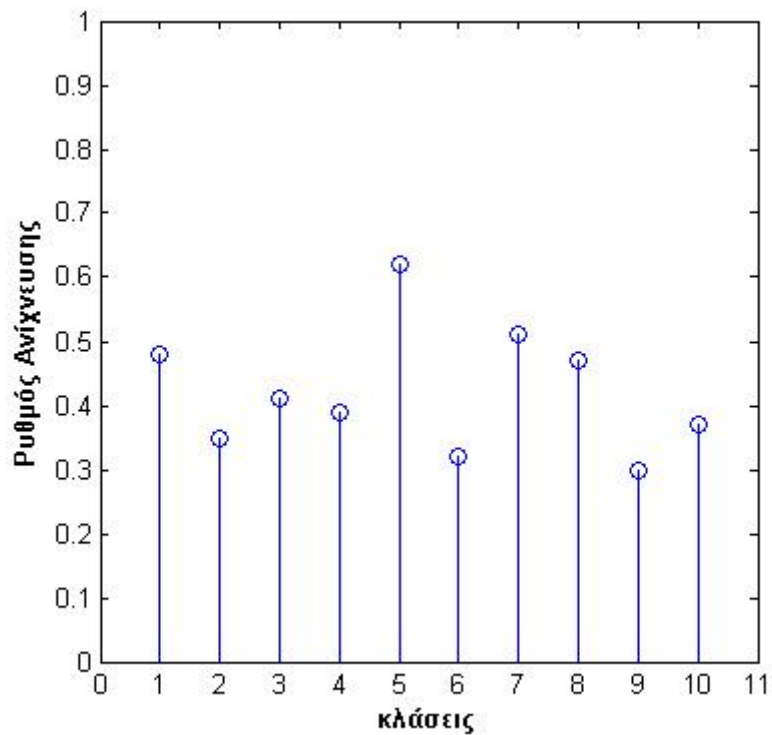


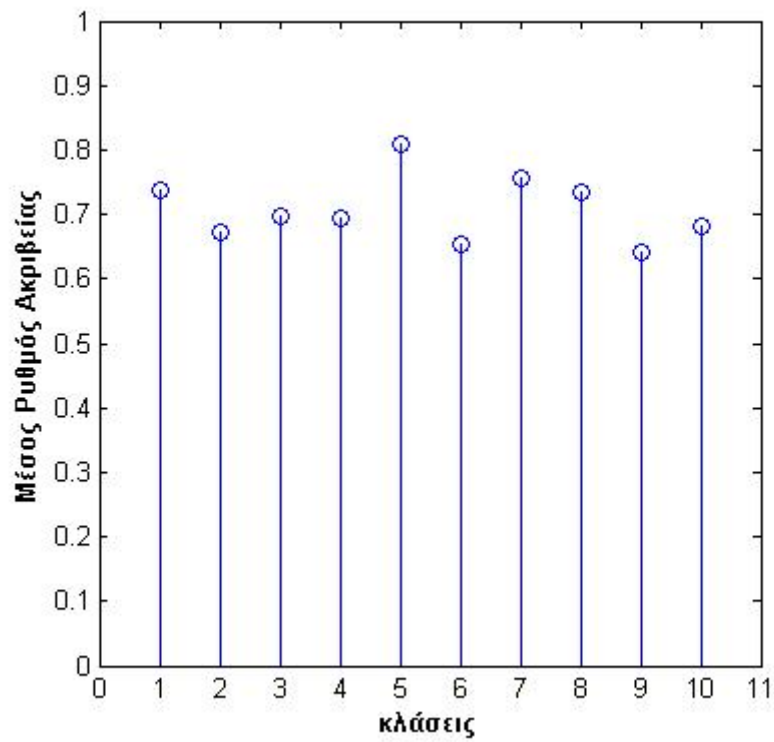
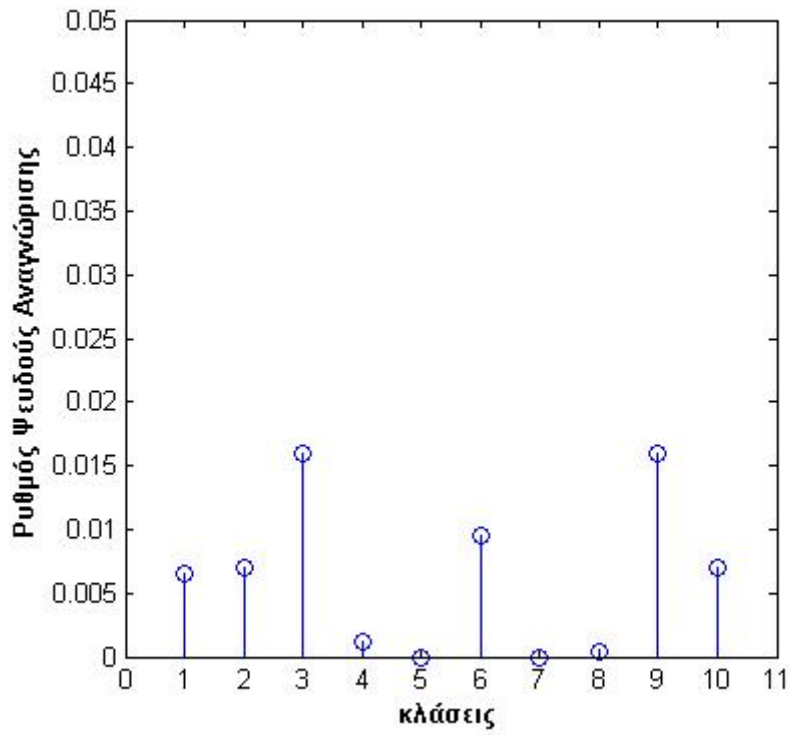
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ταξινομητής Μηχανής Στοιχειωδών Διανυσμάτων Υποστήριξης	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Κλιμακούμενο Χρώμα (Scalable Color)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,2100	0	0,6046	0,3954
2	0,1200	0,0067	0,5567	0,4433
3	0,1800	0	0,5897	0,4103
4	0,1500	0,0023	0,5738	0,4262
5	0,4500	0	0,7249	0,2751
6	0,1100	0,0038	0,5531	0,4469
7	0,2700	0	0,6347	0,3653
8	0,2500	0	0,6249	0,3751
9	0,0500	0,0048	0,5226	0,4774
10	0,0900	0,0027	0,5437	0,4563

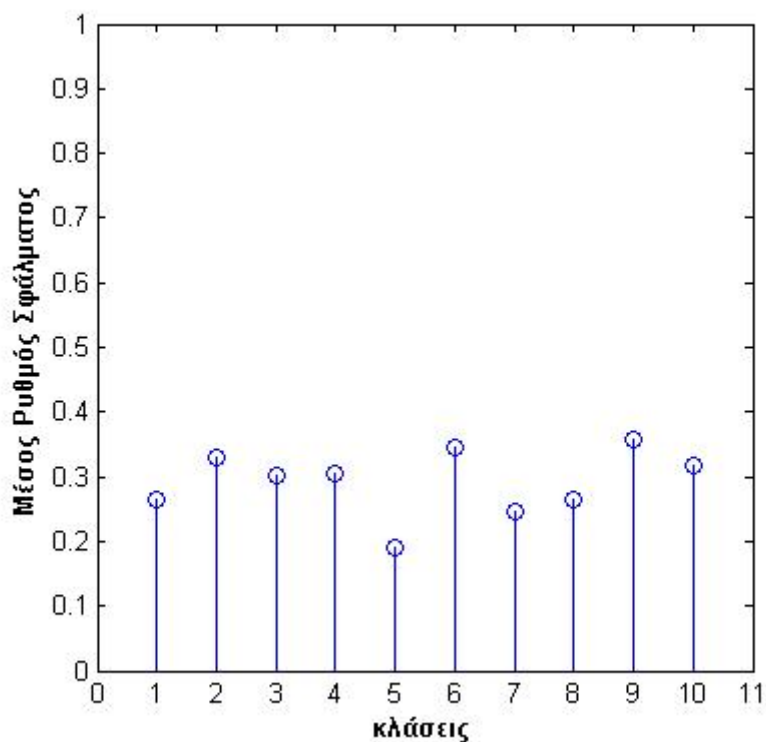




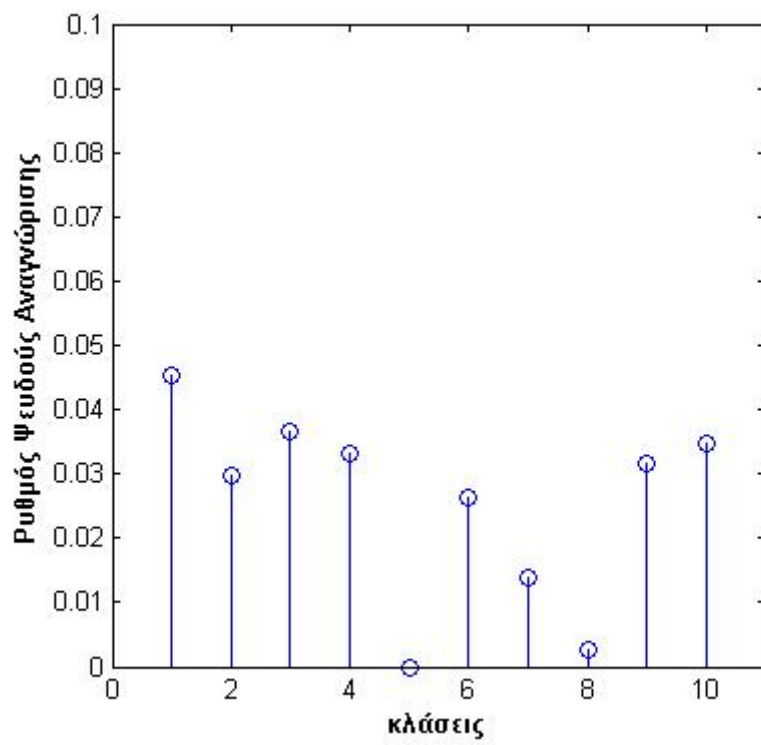
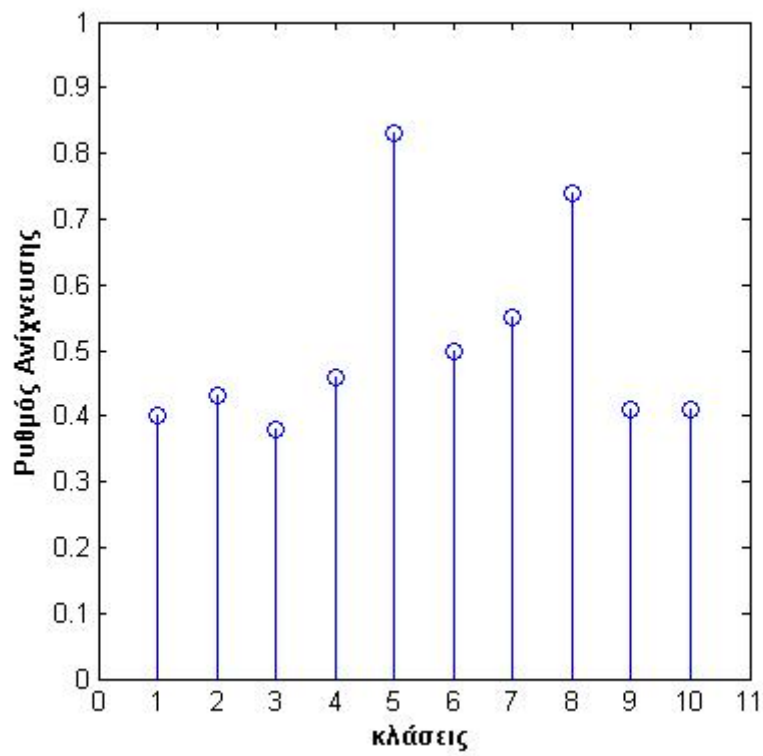
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ταξινομητής Μηχανής Στοιχειωδών Διανυσμάτων Υποστήριξης	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Δομή Χρώματος (Color Structure)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,4800	0,0066	0,7367	0,2633
2	0,3500	0,0070	0,6715	0,3285
3	0,4100	0,0159	0,6971	0,3029
4	0,3900	0,0011	0,6944	0,3056
5	0,6200	0	0,8100	0,1900
6	0,3200	0,0094	0,6553	0,3447
7	0,5100	0	0,7550	0,2450
8	0,4700	0	0,7348	0,2652
9	0,3000	0,0159	0,6421	0,3579
10	0,3700	0,0070	0,6815	0,3185

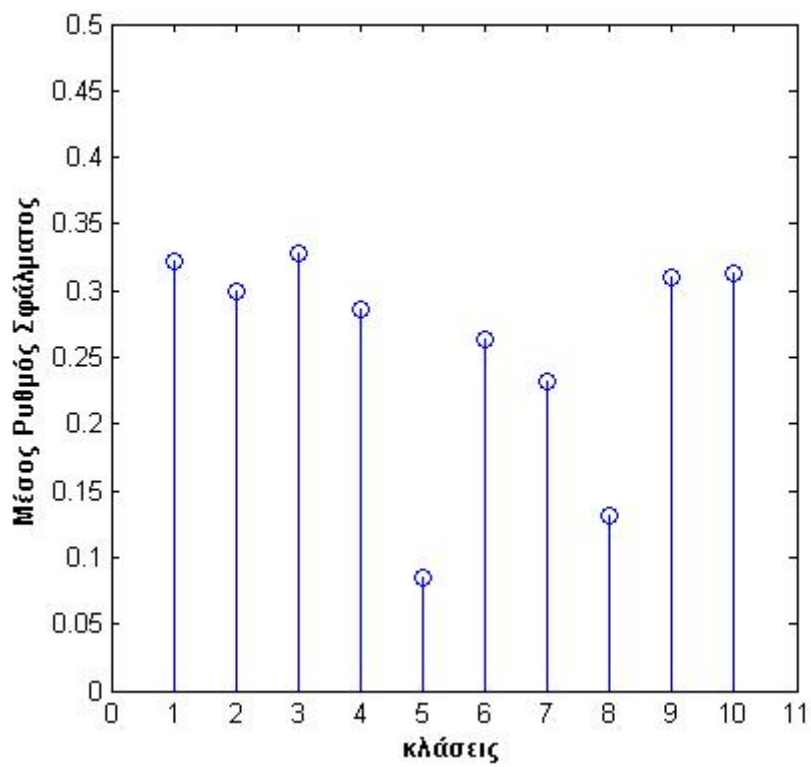
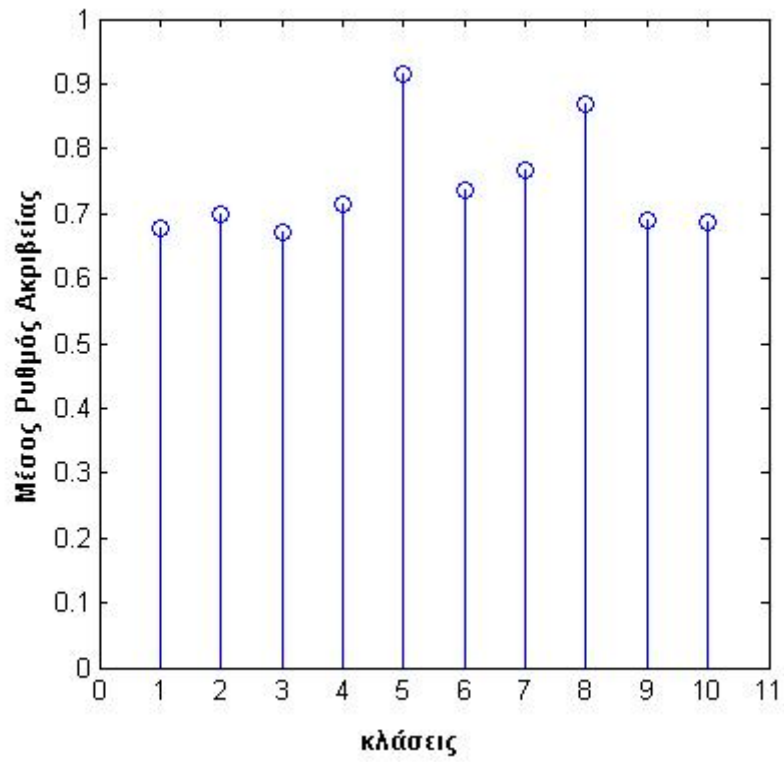




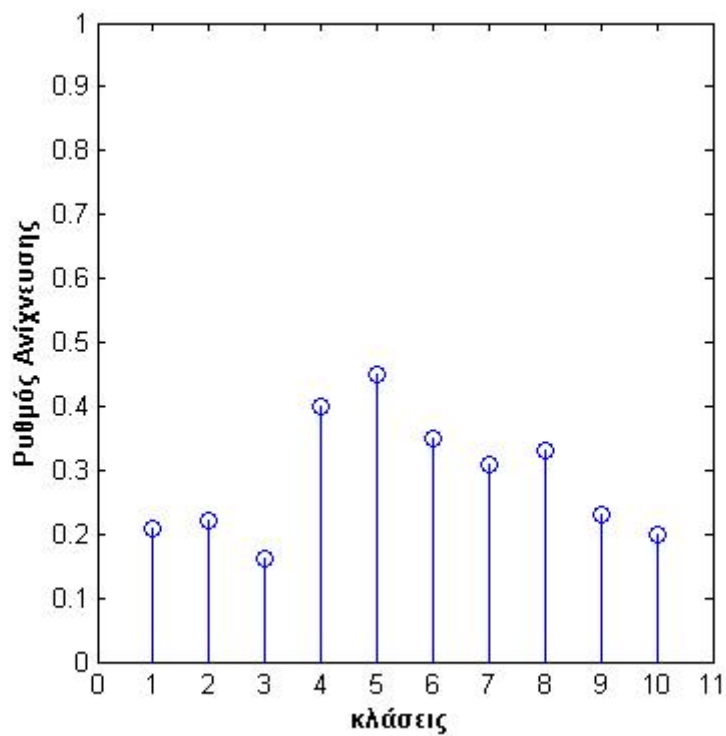


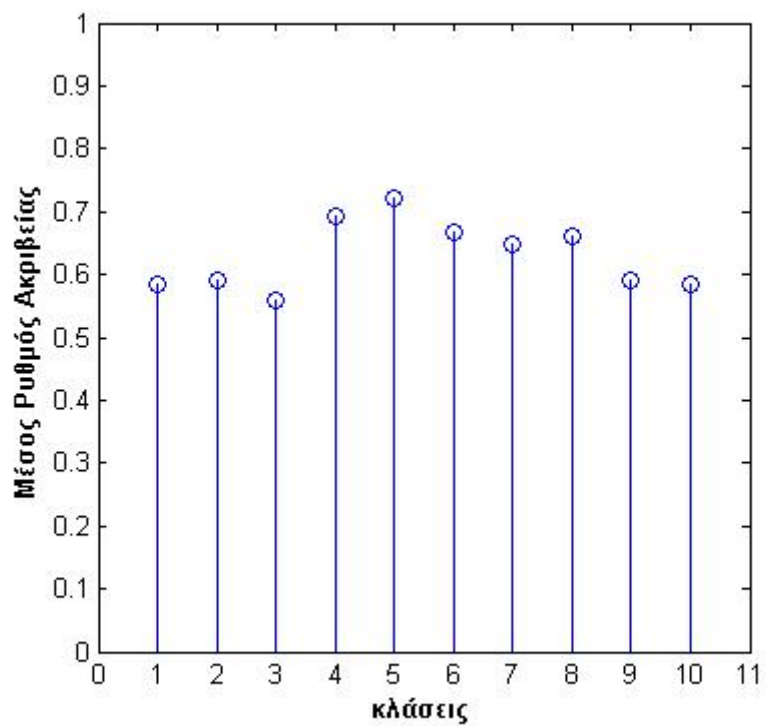
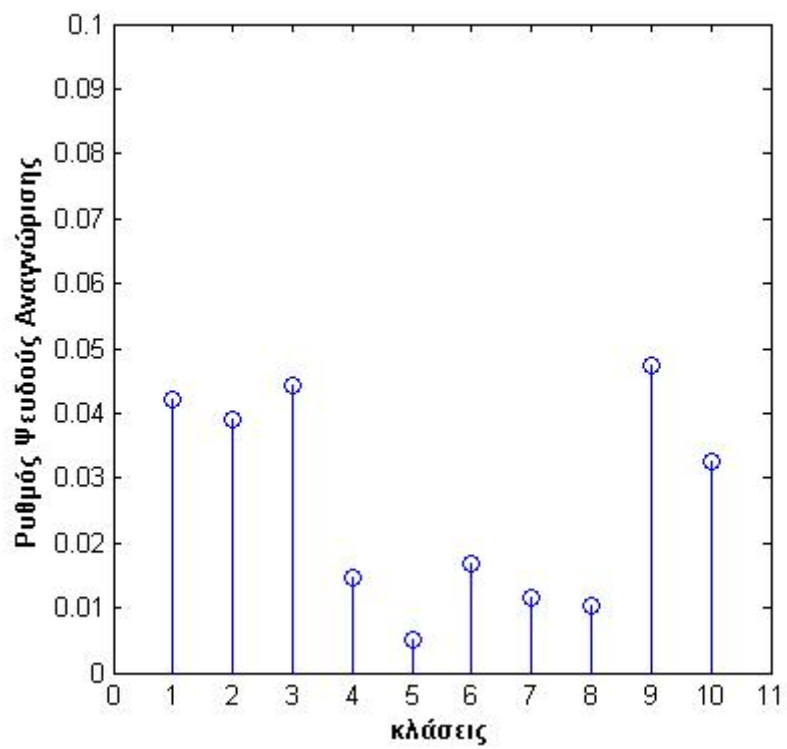
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ταξινομητής Μηχανής Στοιχειωδών Διανυσμάτων Υποστήριξης	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Διάταξη Χρώματος (Color Layout)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,4000	0,0453	0,6773	0,3227
2	0,4300	0,0298	0,7001	0,2999
3	0,3800	0,0367	0,6717	0,3283
4	0,4600	0,0333	0,7133	0,2867
5	0,8300	0	0,9150	0,0850
6	0,5000	0,0264	0,7368	0,2632
7	0,5500	0,0140	0,7680	0,2320
8	0,7400	0,0026	0,8687	0,1313
9	0,4100	0,0316	0,6892	0,3108
10	0,4100	0,0349	0,6876	0,3124

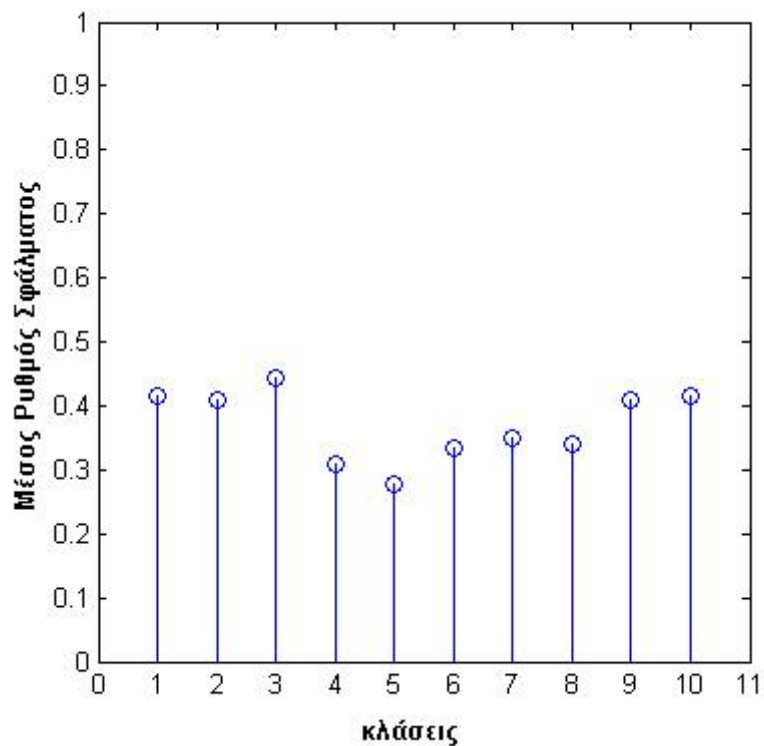




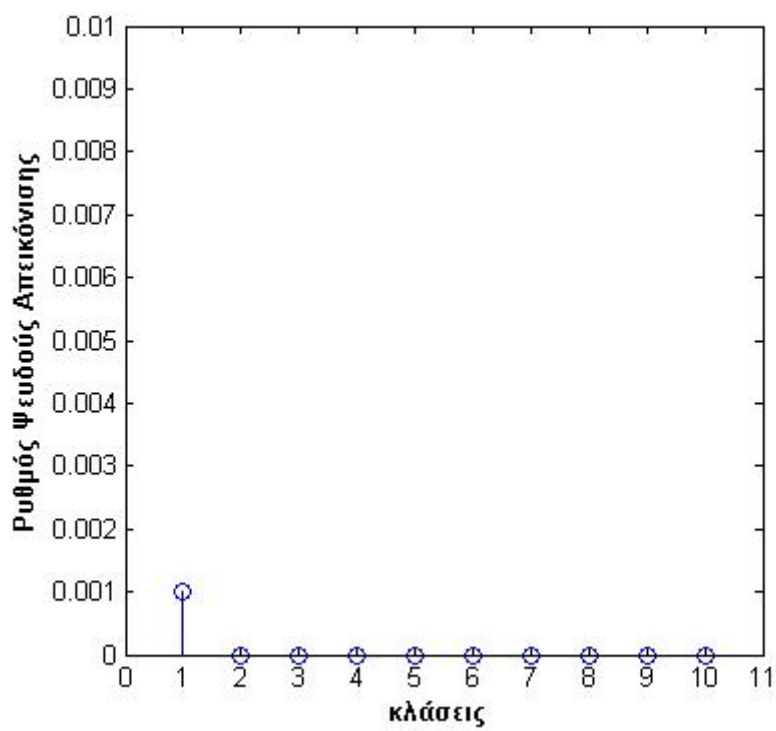
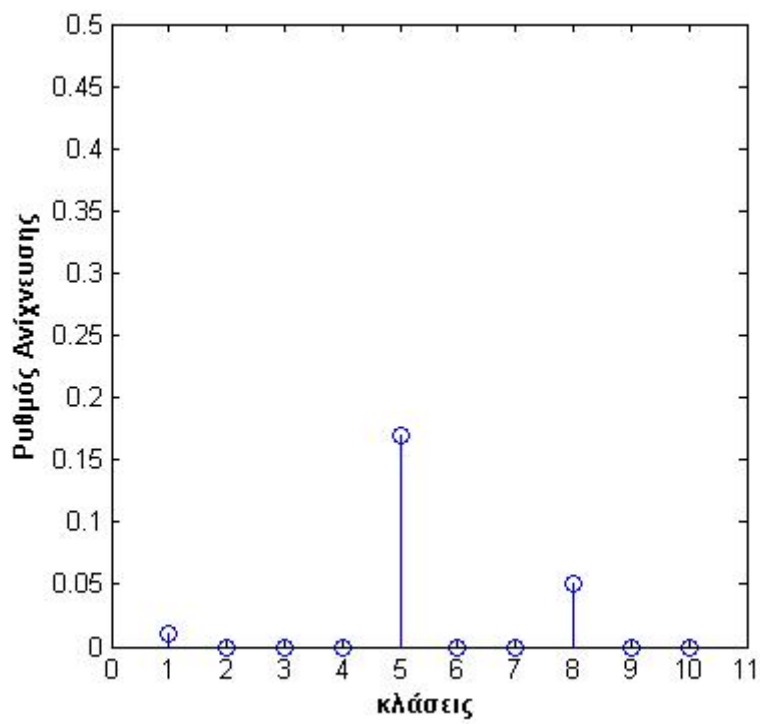
ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ταξινομητής Μηχανής Στοιχειωδών Διανυσμάτων Υποστήριξης	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ Ομοιογενής Υφή (<i>Homogenous Texture</i>)			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,2100	0,0420	0,5840	0,4160
2	0,2200	0,0391	0,5904	0,4096
3	0,1600	0,0443	0,5578	0,4422
4	0,4000	0,0146	0,6927	0,3073
5	0,4500	0,0050	0,7225	0,2775
6	0,3500	0,0168	0,6666	0,3334
7	0,3100	0,0117	0,6492	0,3508
8	0,3300	0,0103	0,6598	0,3402
9	0,2300	0,0474	0,5913	0,4087
10	0,2000	0,0327	0,5837	0,4163

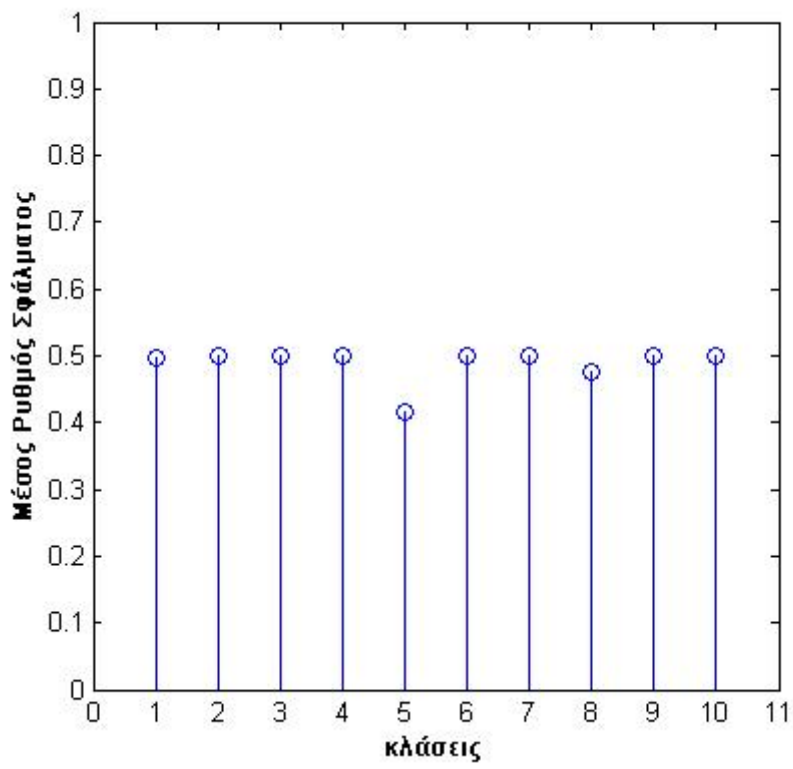






ΤΑΞΙΝΟΜΗΤΗΣ Ταξινομητής Μηχανής Στοιχειωδών Διανυσμάτων Υποστήριξης	ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ <i>Ιστόγραμμα Ακών (Edge Histogram)</i>			
	Ρυθμός Ανίχνευσης	Ρυθμός Ψευδούς Αναγνώρισης	Μέσος Ρυθμός Ακρίβειας	Μέσος Ρυθμός Σφάλματος
1	0,0100	0,0010	0,5045	0,4955
2	0	0	0,5000	0,5000
3	0	0	0,5000	0,5000
4	0	0	0,5000	0,5000
5	0,1700	0	0,5850	0,4150
6	0	0	0,5000	0,5000
7	0	0	0,5000	0,5000
8	0,0500	0	0,5250	0,4750
9	0	0	0,5000	0,5000
10	0	0	0,5000	0,5000





ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Όπως διαπιστώνουμε από τα αποτελέσματα εφαρμογής των ταξινομητών στο σύνολο των χαρακτηριστικών, οι μισοί από αυτούς εμφανίζουν πολύ καλά ποσοστά Ανίχνευσης. Εξαιρέση αποτελούν ο Απλός Γκαουσιανός ταξινομητής, ο ταξινομητής Parzen Density Estimator, ο ταξινομητής Ανάλυσης Κυριών Συνιστωσών και ο ταξινομητής Μηχανής Στοιχειωδών Διανυσμάτων Υποστήριξης που παρουσιάζουν μηδενικά ποσοστά. Ο ταξινομητής Αυτοοργανούμενου Χαρτη εμφανίζει επίσης πολύ μικρά ποσοστά.

Όσον αφορά τα αποτελέσματα της ταξινόμησης σε καθένα από τα μεμονωμένα χαρακτηριστικά, παρατηρούμε γενικά καλά ποσοστά Ανίχνευσης (μέχρι και 95%), ενώ τα ποσοστά Ακρίβειας κυμαίνονται γύρω στο 50% με 70% . Από την άλλη παρατηρούμε γενικά μικρά ποσοστά Ψευδούς Αναγνώρισης και Μέσου Σφάλματος.

Επίσης τα χαρακτηριστικά που περιγράφουν το χρώμα και την κατανομή του, εμφανίζουν καλύτερα ποσοστά από τα χαρακτηριστικά περιγραφής της υφής. Τέλος παρατηρούμε ότι αν και κάποιοι ταξινομητές παρουσιάζουν πολύ μικρά ή μηδενικά ποσοστά Ανίχνευσης και Ψευδούς Απικόνισης, η Μέση Ακρίβεια τους και το Μέσο Σφάλμα ανέρχονται στο 50%.

ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- [1] One Class Classification - Concept Learning in the Absence of Counter Examples, David Martinus Johannes, 2001
- [2] Data Description Toolbox dd_tools 1.5.0 - A Matlab toolbox for data description, outlier and novelty detection, 2006
- [3] Color Descriptors, Jens-Rainer Ohm, Leszek Cieplinski, Heon J. Kim, Santhana Krishnamachari, B. S. Manjunath, Dean S. Messing and Akio Yamada
- [4] Texture Descriptors, Yanglim Choi, Chee Sun Won, Yong Man Ro and B. S. Manjunath
- [5] Artificial Immune System-based Music Genre Classification, D.N. Sotiropoulos, A.S. Lampropoulos, and G.A. Tsihrintzis
- [6] Fusing MPEG-7 visual descriptors for image classification, Evaggelos Spyrou, Herve Le Borgne, Theofilos Mailis, Eddie Cooke, Yannis Avrithis, and Noel O'Connor