



Πανεπιστήμιο Πειραιώς – Τμήμα Πληροφορικής  
Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών  
«Προηγμένα Συστήματα Πληροφορικής»

**Μεταπτυχιακή Διατριβή**

Τίτλος Διατριβής	<b>Υλοποίηση συστήματος ανάκτησης εικόνων με βάση το περιεχόμενο</b>
Όνοματεπώνυμο Φοιτητή	<b>Κωνσταντίνος Βόγιας</b>
Πατρώνυμο	<b>Ιωάννης</b>
Αριθμός Μητρώου	<b>ΜΠΣΠ/09002</b>
Επιβλέπων	<b>Ιωάννης Θεοδωρίδης, Αν.Καθηγητής</b>

ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΠΕΡΔΑΛΗ

**Τριμελής Εξεταστική Επιτροπή**

Ι. Θεοδωρίδης  
Αν. Καθηγητής

Ι. Σίσκος  
Καθηγητής

Ν. Πελέκης  
Λέκτορας

**Περιεχόμενα**

Περίληψη.....	4
Abstract .....	4
Εισαγωγή .....	5
Σχετικές Εργασίες.....	5
Αντικείμενο Εργασίας.....	6
Ανάλυση Απαιτήσεων.....	10
Στρατηγική Επίλυσης Προβλημάτων-Ανάλυση Συστήματος .....	12
Εφαρμογές-Αποτίμηση.....	23
Αναλυτικό Case Study .....	23
Μετρήσεις Απόδοσης-Στατιστικά .....	32
Συμπεράσματα-Ανοικτά Θέματα .....	63
Μελλοντικές Βελτιώσεις.....	64
Αναφορές.....	66
Γλωσσάρι .....	69
Πίνακας Εικόνων .....	69
Παράρτημα .....	70
Τεχνικά χαρακτηριστικά εφαρμογής.....	70
Οδηγίες Εγκατάστασης Image Miner .....	71
Αλλαγές-Βελτιώσεις υποσυστήματος Pattern Miner.....	72

## Περίληψη

Οι εικόνες αποτελούν μια πλούσια πηγή πληροφοριών. Η εξόρυξη αυτών των πληροφοριών μπορεί να οδηγήσει σε κρίσιμα συμπεράσματα όσον αφορά το περιεχόμενο της εκάστοτε εικόνας. Η αναγνώριση εικόνας μπορεί να γίνει είτε με εξαγωγή και χρήση μεταδεδομένων είτε με επεξεργασία του περιεχομένου της. Τα συστήματα που αναγνωρίζουν εικόνες με βάση το περιεχόμενό αυτών, ονομάζονται CBIR (Content-Based Image Retrieval) συστήματα ανάκτησης εικόνων και έχουν ως στόχο την αναγνώριση εικόνων με βάση το περιεχόμενό τους και όχι με βάση μεταδεδομένα που σχετίζονται με αυτές (Lew, Nicu, Djeraba, & Ramesh, 2006). Μια από τις τεχνικές που χρησιμοποιούνται σε αυτά τα συστήματα, συνδυάζει την Ανάλυση Εικόνας για εξαγωγή χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου με διαδικασίες Εξόρυξης Γνώσης (συσταδοποίηση, ταξινόμηση, εξαγωγή κανόνων συσχέτισης) και σύγκρισης των προτύπων που προκύπτουν. Στόχος αυτής της εργασίας είναι η ανάπτυξη ενός συστήματος ανάκτησης εικόνας το οποίο θα ενοποιεί το σύστημα σύγκρισης και διαχείρισης προτύπων PatternMiner (Kotsifakos, Ntoutsis, Vrahoritis, & Theodoridis, 2008) με μια βάση εικόνων και με χρήση συναρτήσεων σύγκρισης προτύπων θα πραγματοποιεί την ανάκτηση των εικόνων. Επιπλέον θα μελετηθεί η δυνατότητα προσθήκης σημασιολογίας στο σύστημα με σκοπό τον σημασιολογικό χαρακτηρισμό και ανάκτηση των εικόνων.

## Abstract

Digital Images are a rich source of valuable information. The extraction of such information may lead to crucial conclusions regarding the content of each image used. Image recognition is possible by using image metadata or by processing its digital content. The systems that recognize images based on their content are known as CBIR (Content-Based Image Retrieval) and are designed to identify images based on their content and not on the metadata associated with (Lew, Nicu, Djeraba, & Ramesh, 2006). One of the techniques used in these systems, combine traditional image analysis algorithms for low level features extraction and data mining techniques such as classification, clustering and association rules extraction. After this, an image pattern is exported which represents the results of image mining. In this work our goal is to develop a CBIR system which integrates a pattern management and comparison system (Pattern Miner) with an image database. Furthermore, we will try to add semantics to the system for the semantic image classification and retrieval using a relevant ontology.

## Εισαγωγή

Η ραγδαία ανάπτυξη της πληροφορικής σε συνδυασμό με την όλο και αυξανόμενη ανάγκη για διαδραστική επαφή των ανθρώπων με τον υπολογιστή έχει σαν αποτέλεσμα την όλο και αυξανόμενη χρήση ψηφιακών εικόνων. Αυτό σε συνδυασμό με την ανάγκη για εξαγωγή χρήσιμων πληροφοριών από τα δεδομένα εικόνων που δεν είναι εμφανή οπτικά και μπορούν να οδηγήσουν στην εξαγωγή πολύ κρίσιμων συμπερασμάτων, οδηγεί στην εφαρμογή τεχνικών εξόρυξης γνώσης σε εικόνες. Οι παραδοσιακές τεχνικές (συνήθως εξαντλητικές) ανάλυσης περιεχομένου εικόνας είναι αρκετά αργές για να χρησιμοποιηθούν στις σημερινές τεράστιες βάσεις δεδομένων εικόνων με αποτέλεσμα να παρουσιάζουν χαμηλή απόδοση. Αντίθετα, η χρήση τεχνικών εξόρυξης γνώσης μπορεί να δώσει μια αρκετά αποτελεσματική και αξιόπιστη λύση στο παραπάνω πρόβλημα.

Επιπροσθέτως, δεν είναι δυνατόν κάθε φορά που τίθεται από έναν χρήστη κάποιο ερωτήματα σε μια βάση δεδομένων εικόνων, να γίνεται εκ νέου ανάλυση όλων των αποθηκευμένων εικόνων. Μία λύση σε αυτό το πρόβλημα είναι η εξαγωγή ενός προτύπου της εικόνας τη στιγμή που πρόκειται να αποθηκευτεί στην βάση δεδομένων. Με τον τρόπο αυτό επιταχύνεται σημαντικά η διαδικασία ανάλυσης και εξαγωγής συμπερασμάτων και αυτό γιατί χρησιμοποιούμε πρότυπα και όχι εικόνες των οποίων το μέγεθος είναι πολύ μεγαλύτερο.

Σύμφωνα με τους (Min & Shuangyuan, 2010) η διαδικασία εξόρυξης γνώσης από δεδομένα εικόνων περιλαμβάνει τα εξής βασικά στάδια:

1. *Προεπεξεργασία Δεδομένων*  
Στο στάδιο αυτό γίνεται μια πρώτη επεξεργασία όλων των εικόνων έτσι ώστε να αποφευχθούν προβλήματα που μπορεί να προκληθούν από εικόνες κακής ποιότητας τα οποία μειώνουν σημαντικά την απόδοση της διαδικασίας εξόρυξης γνώσης.
2. *Εξαγωγή πολυδιάστατων χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου εικόνας.*  
Μόλις ολοκληρωθεί η διαδικασία προεπεξεργασίας των δεδομένων ακολουθεί η φάση εξαγωγής χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου από αυτά. Για τις εικόνες τα κυριότερα χαρακτηριστικά είναι το χρώμα, η υφή και το σχήμα.
3. *Εξόρυξη γνώσης από τα προκύπτοντα διανύσματα τιμών.*  
Σε αυτό το στάδιο μπορούν να χρησιμοποιηθούν διάφορες τεχνικές όπως η ταξινόμηση, η κατηγοριοποίηση, η εξαγωγή κανόνων συσχέτισης, η χρήση νευρωνικών δικτύων κτλ για την εξαγωγή γνώσης υψηλού επιπέδου.

## Σχετικές Εργασίες

Ο όρος Ανάκτηση εικόνας με βάση το περιεχόμενο (Content-Based Image Retrieval) παρουσιάστηκε πρώτη φορά το 1992, όταν χρησιμοποιήθηκε από τον T.Kato για να περιγράψει πειράματα που σχετίζονται με την αυτόματη ανάκτηση εικόνων από μια βάση δεδομένων με βάση τα χρώματα και τα σχήματα από τα οποία αυτές αποτελούνται. Από εκεί και έπειτα ο όρος αυτός χρησιμοποιήθηκε για να περιγράψει τη διαδικασία ανάκτησης των επιθυμητών εικόνων από μια μεγάλη συλλογή εικόνων με βάση τα χαρακτηριστικά των εικόνων αυτών (Lew, Nicu, Djeraba, & Ramesh, 2006). Οι τεχνικές που χρησιμοποιούνται προέρχονται από άλλα επιστημονικά πεδία όπως η στατιστική, η αναγνώριση προτύπων, τεχνητή όραση κ.α και υλοποιούνται από τα CBIR συστήματα.

Κύριο χαρακτηριστικό των CBIR συστημάτων είναι ότι η ανάκτηση εικόνων γίνεται με χρήση μέτρων ομοιότητας τα οποία υπολογίζονται από τα χαμηλού επιπέδου χαρακτηριστικά εικόνας (Χρώμα, Υφή, Σχήμα). Τα συστήματα αυτά συνήθως περιλαμβάνουν λειτουργίες πολυδιάστατης, συνήθως εξαντλητικής αναζήτησης στοιχείων στο σύνολο των διανυσμάτων χαρακτηριστικών εικόνας (Iakovidis, et al., 2007). Μερικά από τα γνωστότερα συστήματα που λειτουργούν με αυτόν τον τρόπο είναι το QBIC (Faloutsos, et al., 1994), Netra (Ma & Manjunath, 1999), VisualSEEK (Smith & Chang, 1996). Αυτή η τεχνική αν και έχει καλά αποτελέσματα, ωστόσο είναι αρκετά χρονοβόρα ειδικά για περιπτώσεις όπου οι χρησιμοποιούμενες βάσεις δεδομένων είναι πολύ μεγάλες.

Κάποιες ερευνητικές προσπάθειες που έγιναν στο παρελθόν προκειμένου να βελτιωθεί η απόδοση αυτών των συστημάτων επικεντρώθηκαν κυρίως σε τεχνικές δημιουργίας ευρετηρίων εικόνας (image indexing) χρησιμοποιώντας δομές δεδομένων όπως είναι τα: R-Trees (Faloutsos, et al., 1994), ευρετηριακά δέντρα χαρακτηριστικών (Grosky & Mehrotra, 1990), εικονικά ευρετηριακά δέντρα (Jian Kang & Narasimhalu, 1994) και δενδρικά πλέγματα (Wei-Min & Jen-Hao, 2005.).

Μια άλλη προσέγγιση για τη βελτίωση της απόδοσης των CBIR συστημάτων είναι η χρήση τεχνικών συσταδοποίησης των χαρακτηριστικών που έχουν εξαχθεί από μια εικόνα (Stehling, Nascimento, & Falcao, 2001).

Τέλος μια επέκταση των συστημάτων ανάκτησης εικόνων με βάση το περιεχόμενο περιλαμβάνει τη σημασιολογική ερμηνεία του περιεχομένου της με χρήση οντολογιών (Penta, Picariello, & Tanca, 2007), (Mezaris, Kompatsiaris, & Strintzis, 2003).

## Αντικείμενο Εργασίας

Η παρούσα εργασία στηρίζεται στη ευφυή δημιουργία, αποθήκευση και σύγκριση προτύπων εικόνας τα οποία προκύπτουν σαν αποτέλεσμα της χρήσης οντολογιών και τεχνικών εξόρυξης γνώσης. Η ιδέα αυτή περιγράφεται στις εργασίες (Theodoridis, et al., 2007), (Iakovidis, Pelekis, Kotsifakos, Koranakis, Karanikas, & Theodoridis, 2009), (Bartolini, Ciaccia, Ntoutsi, Patella, & Theodoridis, 2001).

Με την εργασία αυτή γίνεται προσπάθεια υλοποίησης μιας ιδέας που περιλαμβάνει τη συνδυαστική χρήση ήδη υπαρχουσών τεχνικών επεξεργασίας και αναγνώρισης εικόνων (Iakovidis, et al., 2007). Οι συνδυαστικές αυτές τεχνικές περιλαμβάνουν αρχικά την εξαγωγή των κατάλληλων χαρακτηριστικών εικόνας (Χρώμα, Υφή, Σχήμα) στη συνέχεια την εφαρμογή σε αυτά τεχνικών συσταδοποίησης για την παραγωγή των αντίστοιχων προτύπων και τέλος την αποθήκευση και σύγκριση των προτύπων. Επίσης η ιδέα της σημασιολογικής ανάλυσης εικόνων είναι αρκετά πρόσφατη σε αυτά τα συστήματα.

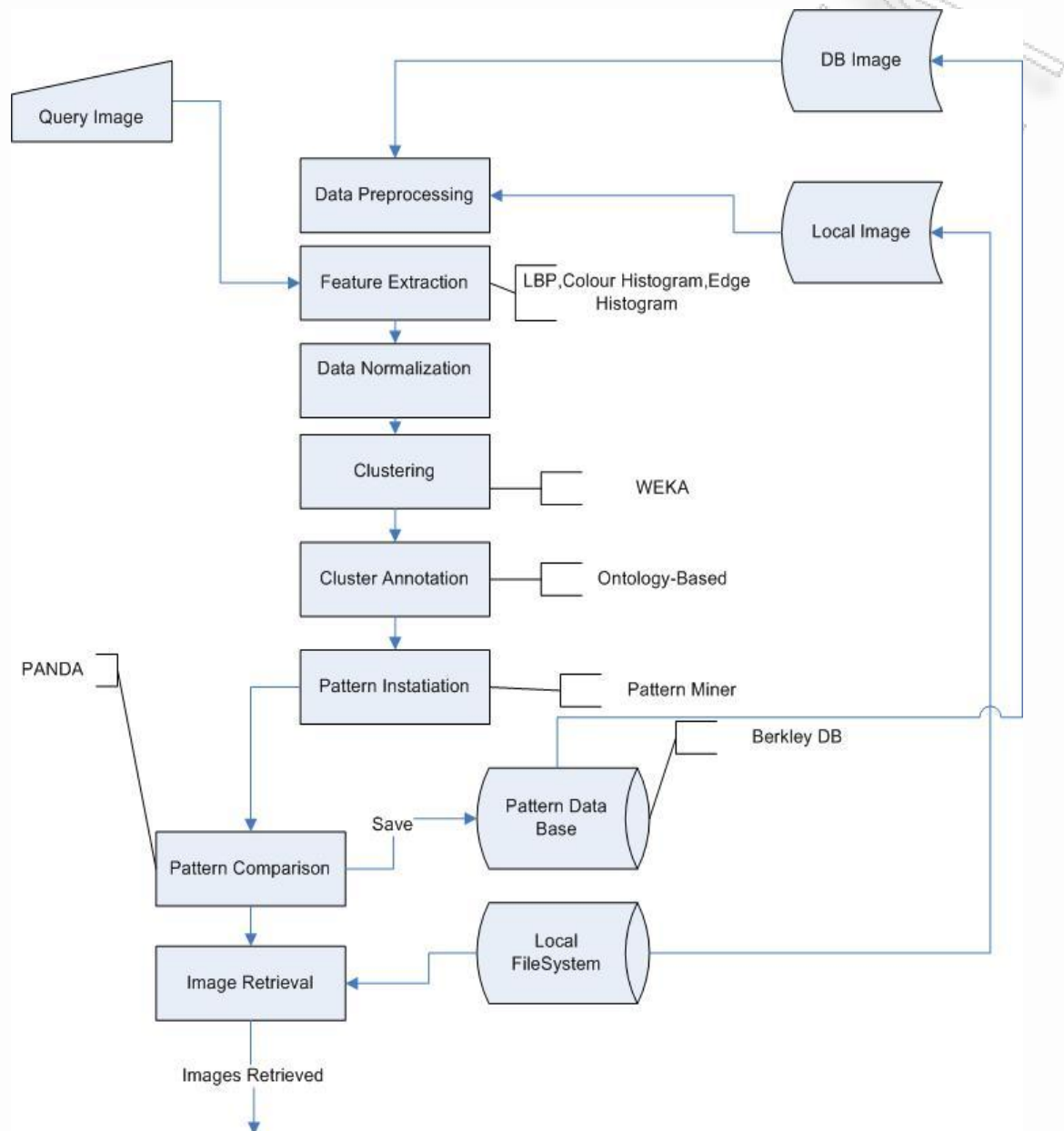
Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με τους παρακάτω τρόπους:

1. Με χρήση εκπαιδευμένου νευρωνικού δικτύου (Breen, Khan, & Ponnusamy, 2002) (Tirakis & Kollias, 1993).
2. Με χρήση οντολογιών (HynÄonen, Styrman, & Saarela, 2002) (Koletsis & Petrakis).

Όσον αφορά τη σημασιολογική ανάλυση των αποθηκευμένων εικόνων, αυτή στηρίζεται στη χρήση οντολογίας με συγκεκριμένο αντικείμενο (περιγραφή περιβάλλοντος). Η σημασιολογική ανάλυση θα γίνεται με τρόπο ημιαυτόματο και σκοπός της είναι να δώσει τη δυνατότητα στον εκάστοτε χρήστη να εκφράζει σημασιολογικά ερωτήματα (π.χ «Ανάκτησε τις εικόνες που περιέχουν νερό»).

Η προσέγγιση που θα ακολουθήσουμε όσον αφορά τη λειτουργικότητα του συστήματος περιλαμβάνει τα εξής στάδια όπως φαίνονται και στην παρακάτω εικόνα.

Στην εικόνα αυτή παρουσιάζονται τα βήματα επεξεργασίας του συστήματος μαζί με το λογισμικό που χρησιμοποιείται για κάθε ένα από αυτά.



**Εικ 1.Αναπαράσταση λειτουργικότητας συστήματος.**

1. Προεπεξεργασία δεδομένων κ εξαγωγή χαρακτηριστικών εικόνας.

Αρχικά οι εικόνες που θα χρησιμοποιηθούν για ανάλυση προεπεξεργάζονται έτσι ώστε να μειωθεί ο κίνδυνος εξαγωγής λανθασμένων συμπερασμάτων κατά τη διαδικασία της εξόρυξης γνώσης λόγω κατεστραμμένων η κακής γενικότερα ποιότητας εικόνων.

Έπειτα ακολουθεί το στάδιο στο οποίο το σύστημά μας θα εξάγει τα στοιχεία χαμηλού επιπέδου της εικόνας. Τα στοιχεία αυτά πρέπει να σχετίζονται με κάποια βασικά χαρακτηριστικά της εικόνας όπως

είναι το χρώμα, η υφή και το σχήμα. Γενικά η υφή αποτελεί ίσως το πιο αντιπροσωπευτικό χαρακτηριστικό μιάς εικόνας για αυτό και η έρευνα μας επικεντρώθηκε κυρίως σε αυτή. Οι αλγόριθμοι που θα επιλεγθούν για την εξαγωγή των παραπάνω χαρακτηριστικών πρέπει να επιλεγθούν με βάση τόσο την απόδοση (ταχύτητα, πολυπλοκότητα κτλ.) όσο και τις τιμές που θα προκύπτουν μιας και αυτές θα χρησιμοποιηθούν κατά τη διαδικασία της συσταδοποίησης. Κάποιες λύσεις είναι: η χρήση του αλγόριθμου LBP (Local Binary Patterns) (Ahonen, Hadid, & Pietikainen, 2006) για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών υφής. Για την εξαγωγή των τιμών του χρώματος θα χωρίσουμε την εικόνα σε blocks το μέγεθος των οποίων θα καθορίζει ο ίδιος ο χρήστης και από αυτά θα παίρνουμε τη μέση τιμή χρώματος. Η διαδικασία αυτή θα εφαρμόζεται για κάθε μία από τις 3 βασικές μπάντες (RGB) της εικόνας. Επίσης μια καλή λύση για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών υφής είναι η εξαγωγή των τιμών χρώματος με τον τρόπο που περιγράφηκε παραπάνω αφού εφαρμοστούν πρώτα στην εικόνα συνελκτικές μάσκες (Sobel, Prewitt, Roberts Convolution Masks)(Εξαγωγή Ακμών).

Η ποιότητα των χαρακτηριστικών που εξάγονται σε αυτό το στάδιο επηρεάζει σημαντικά την τελική αναπαράσταση της εικόνας στο αντίστοιχο πρότυπο για αυτό και είναι σημαντικό να καταλήξουμε στους αλγόριθμους που είναι αποδοτικότεροι στην εξαγωγή χαρακτηριστικών.

## *2. Κανονικοποίηση Δεδομένων.*

Τα χαρακτηριστικά που εξάγουμε από κάποια εικόνα έχουν συνήθως ένα συγκεκριμένο εύρος τιμών (π.χ 0-255) το οποίο σε αρκετές περιπτώσεις δεν είναι το ίδιο για κάθε ένα από αυτά. Αυτό δημιουργεί την ανάγκη κανονικοποίησης τους σε ένα συγκεκριμένο εύρος (π.χ 0 έως 1) έτσι ώστε όλα να έχουν το ίδιο βάρος κατά τη διαδικασία σύγκρισης των αντίστοιχων προτύπων. Επιπλέον θα πρέπει να έχουμε υπόψη ότι κάποια είδη πληροφορίας που σχετίζονται με τις τιμές των χαρακτηριστικών, με την κανονικοποίηση χάνονται. Για παράδειγμα η πληροφορία κυρίαρχου χρώματος, δηλαδή το ότι η τιμή του κόκκινου είναι μεγαλύτερη από αυτή του πράσινου και αυτή από την τιμή του μπλε, χάνεται στην περίπτωση που οι τιμές κάθε καναλιού (RGB) κανονικοποιηθούν στο διάστημα [0,1]. Αυτό ισχύει γενικά για τα χαρακτηριστικά τα οποία χαρακτηρίζονται από περισσότερες από μία διαστάσεις (π.χ το χρώμα με βάση το πρότυπο RGB αποτελείται από τρεις διαστάσεις).

## *3. Συσταδοποίηση.*

Αφού γίνει η εξαγωγή των χαρακτηριστικών της εικόνας και κανονικοποιηθούν τα δεδομένα, στη συνέχεια αυτά χρησιμοποιούνται σαν είσοδος στο πρόγραμμα WEKA το οποίο αναλαμβάνει να κάνει την συσταδοποίηση. Το σύστημα μας πρέπει να δίνει τη δυνατότητα στον χρήστη να επιλέξει τον αλγόριθμο συσταδοποίησης (EM, KMeans) και να ορίσει τις τιμές σε κάποιες βασικές παραμέτρους αυτών όπως είναι ο αριθμός των συστάδων που θα εξαχθούν κτλ.

## *4. Σημασιολογική Ανάλυση Συστάδας.*

Στο στάδιο αυτό με βάση τα εξαχθέντα χαρακτηριστικά της εικόνας γίνεται η σημασιολογική ανάλυση κάθε συστάδας. Για τον σκοπό θα υλοποιήσουμε μια δική μας οντολογία μιας και η υλοποίηση όσο και η χρησιμοποίησή της είναι αρκετά εύκολη και γρήγορη με καλά αποτελέσματα. Η υλοποίηση της οντολογίας θα γίνει με τη βοήθεια του εργαλείου Protégé και για τον εννοιολογικό σχεδιασμό θα χρησιμοποιήσουμε τη βιβλιοθήκη WordNet.

## *5. Δημιουργία Προτύπου Εικόνας.*

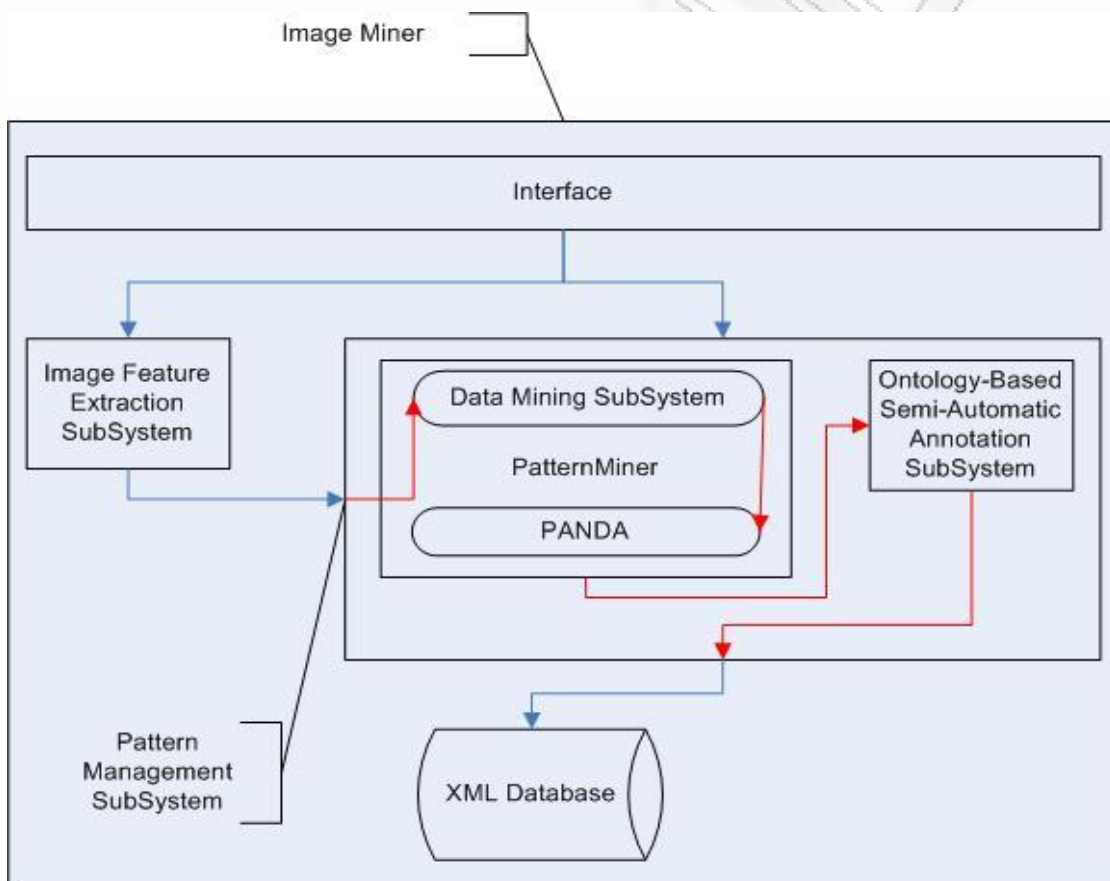
Αφού ολοκληρωθεί επιτυχώς τόσο η συσταδοποίηση όσο και η σημασιολογική ανάλυση της εικόνας στη συνέχεια δημιουργείται το αντίστοιχο πρότυπο. Το πρότυπο αυτό έχει τη μορφή XML αρχείου. Περιλαμβάνει τα κύρια αποτελέσματα της συσταδοποίησης (αριθμός συστάδων, μέση τιμή και τυπική απόκλιση κάθε συστάδας κτλ) καθώς και τα αντίστοιχα tags της αντίστοιχης οντολογίας. Στη συνέχεια το δημιουργηθέν πρότυπο είτε αποθηκεύεται σε μια βάση δεδομένων XML εγγράφων (Oracle Berkley



DB) είτε χρησιμοποιείται σαν ερώτημα και συγκρίνεται με τα αποθηκευμένα πρότυπα στη αντίστοιχη βάση.

#### 6. Σύγκριση Προτύπων.

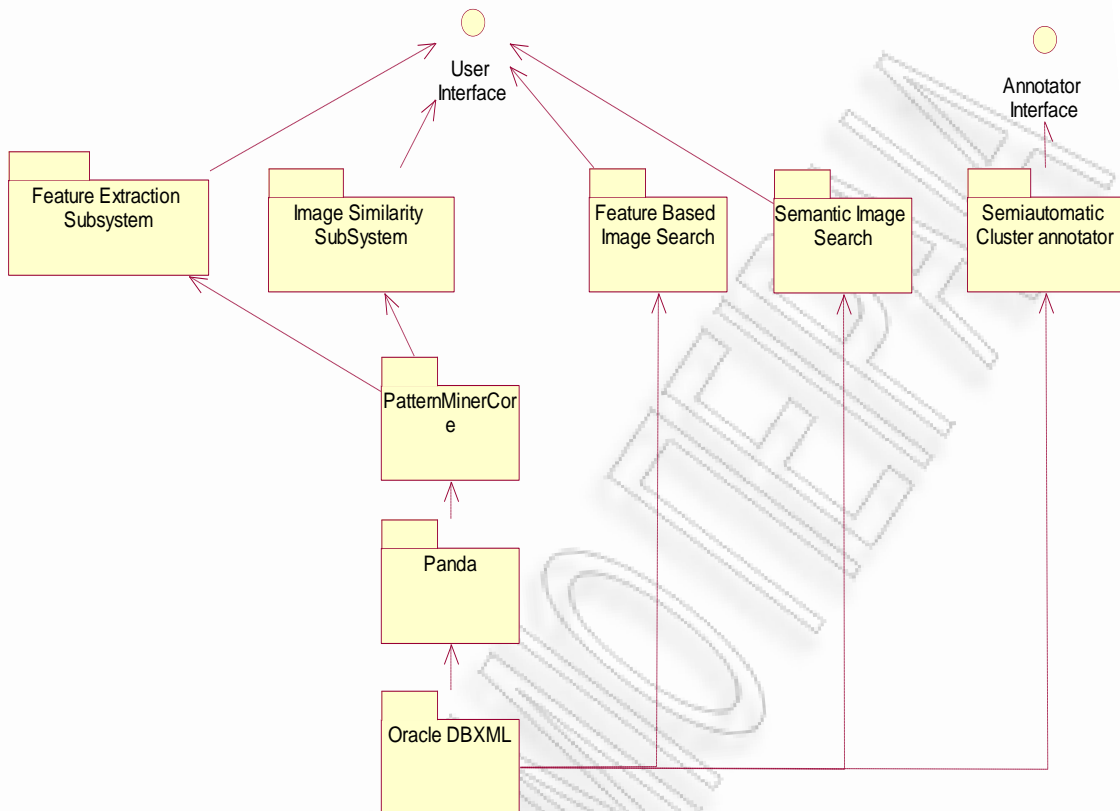
Το στάδιο αυτό μπορεί να θεωρηθεί και σαν πυρήνας της εφαρμογής. Η σύγκριση των προτύπων γίνεται με χρήση της πλατφόρμας PANDA (Patterns for Next generation Database systems). Με βάση αυτήν την πλατφόρμα η ομοιότητα δύο εικόνων καθορίζεται από τις δομικές και μετρικές αποστάσεις που χαρακτηρίζουν δυο πρότυπα οι οποίες με χρήση κάποιας συναθροιστικής συνάρτησης παράγουν μια τελική απόσταση (Iakovidis, et al., 2007). Η πλατφόρμα PANDA (Bartolini, Ciaccia, Ntoutsis, Patella, & Theodoridis, A Unified and Flexible Framework for Comparing Simple and Complex Patterns, 2004) αποτελεί μέρος της εφαρμογής PatternMiner (Kotsifakos, Ntoutsis, Vrahoritidis, & Theodoridis, 2008) που λειτουργεί σαν σύστημα διαχείρισης προτύπων. Η εφαρμογή μας θα διαχειρίζεται (δημιουργία, αποθήκευση κτλ.) τα πρότυπα εικόνων με τη βοήθεια του Pattern Miner. Στην εικόνα 2 φαίνεται η δομή του συστήματός μας.



**Εικ 2. Η αρχιτεκτονική του Image Miner.**

Όπως φαίνεται και στην παραπάνω εικόνα το Image Miner επεκτείνει το PatternMiner με το υποσύστημα σημασιολογικής ταξινόμησης εικόνων. Επίσης υλοποιήσαμε το υποσύστημα εξαγωγής χαρακτηριστικών το οποίο στέλνει στο PatternMiner τα εξαχθέντα δεδομένα προκειμένου να παραχθούν τα αντίστοιχα πρότυπα εικόνων.

Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται η αρχιτεκτονική της εφαρμογής με χρήση διαγράμματος πακέτων όπως αυτά ορίζονται από τη γλώσσα περιγραφής UML (Object Management Group).



Εικ 3. Αναπαράσταση της αρχιτεκτονικής της εφαρμογής με χρήση UML.

## Ανάλυση Απαιτήσεων

Στην ενότητα αυτή θα γίνει ανάλυση των απαιτήσεων όπως αυτές διαμορφώνονται για κάθε υποσύστημα της εφαρμογής.

*Υποσύστημα προεπεξεργασίας και εξαγωγής χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου εικόνας.*

Το υποσύστημα αυτό αρχικά προεπεξεργάζεται τα αρχικά δεδομένα(εικόνας). Στόχος είναι όλα αυτά να έρθουν σε ένα καλό επίπεδο αναπαράστασης. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί με τεχνικές εξομάλυνσης, αφαίρεσης θορύβου εικόνας κτλ. Επίσης επειδή το μέγεθος των εικόνων ποικίλλει, προκειμένου να αντιμετωπιστούν καταστάσεις έλλειψης πόρων συστήματος (κυρίως μνήμης) όλες για όλες τις εικόνες θα γίνεται κλιμάκωση των διαστάσεων τους.

Το υποσύστημα αυτό επίσης αναλαμβάνει να εξάγει τα χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου εικόνας. Το σύνολο των χαρακτηριστικών που εξάγονται περιλαμβάνει χαρακτηριστικά χρώματος, υφής και θέσης. Οι αλγόριθμοι που θα επιλεγθούν, πρέπει να χαρακτηρίζονται από υψηλή απόδοση και αυτό γιατί οι χρόνοι απόκρισης του προγράμματος μπορεί να αυξηθούν δραματικά λόγω της φύσης των δεδομένων που χρησιμοποιούνται. Επίσης τα δεδομένα που εξάγονται θα πρέπει να αποθηκεύονται με συγκεκριμένο τρόπο σε αρχεία συγκεκριμένης μορφής (.arff), έτσι ώστε να μπορεί αυτό να χρησιμοποιηθεί σαν είσοδος στο υποσύστημα εξόρυξης γνώσης. Επιπροσθέτως, θα πρέπει να δημιουργηθεί κατάλληλη διεπαφή έτσι ώστε να δίνεται η δυνατότητα πλήρους παραμετροποίησης από το χρήστη. Επειδή γενικά η διαδικασία εξαγωγής χαρακτηριστικών απαιτεί αρκετούς υπολογιστικούς πόρους κυρίως σε μνήμη, θεωρήσαμε σωστό πριν ξεκινήσει αυτή, να κλιμακώσουμε το μέγεθος των

χρησιμοποιούμενων εικόνων στις διαστάσεις 150x150. Η επιλογή των συγκεκριμένων τιμών είναι σχετικά αυθαίρετη και αυτό γιατί σκεφτήκαμε ότι θα πρέπει το μέγεθος να είναι τέτοιο έτσι ώστε να είναι διαχειρίσιμο από τη μνήμη του εκάστοτε συστήματος και παράλληλα να προσφέρει αρκετή πληροφορία για εξόρυξη γνώσης.

#### *Υποσύστημα Εξόρυξης Γνώσης.*

Το υποσύστημα εξόρυξης γνώσης που θα χρησιμοποιήσουμε, θα πρέπει να περιλαμβάνει τις πιο πολλές γνωστές τεχνικές καθώς και τους αντίστοιχους αλγόριθμους εξόρυξης γνώσης. Επίσης είναι πολύ σημαντικό να έχει υλοποιημένες προγραμματιστικές διεπαφές μιας και με αυτόν τον τρόπο θα το χρησιμοποιήσουμε. Ένα από τα προγράμματα που ικανοποιεί όλες τις παραπάνω απαιτήσεις είναι το Weka (The University Of Waikato).

#### *Υποσύστημα εξαγωγής και διαχείρισης προτύπων.*

Το υποσύστημα διαχείρισης προτύπων που θα χρησιμοποιήσουμε πρέπει να παρέχει όλες τις βασικές λειτουργίες δημιουργίας, επεξεργασίας και αποθήκευσης προτύπων καθώς και τις αντίστοιχες προγραμματιστικές διεπαφές. Τα πρότυπα θα πρέπει να αποθηκεύονται σε μορφή τέτοια ώστε να είναι ανεξάρτητα του προγράμματος που θα χρησιμοποιήσει κανείς για να τα επεξεργαστεί. Σε αυτό μπορεί να βοηθήσει η γλώσσα περιγραφής xml. Η εφαρμογή που θα χρησιμοποιηθεί αποτελεί μια ολοκληρωμένη λύση στη διαχείριση προτύπων PatternMiner (Kotsifakos, Ntoutsi, Vrahoritis, & Theodoridis, 2008) .

#### *Υποσύστημα Αποθήκευσης Προτύπων.*

Όπως αναφέρθηκε προηγουμένως τα πρότυπα που παράγονται αποθηκεύονται σε μορφή xml επομένως η χρήση μιας xml βάσης δεδομένων αποτελεί μια καλή λύση για την αποθήκευση αυτών. Η βάση που θα χρησιμοποιήσουμε θα πρέπει να χαρακτηρίζεται από υψηλή απόδοση για κάθε μια από τις βασικές λειτουργίες της καθώς και να προσφέρει προγραμματιστικές διεπαφές για όλο το φάσμα λειτουργιών που προσφέρει. Μια λύση που ικανοποιεί όλες τις παραπάνω απαιτήσεις είναι η Berkeley DB XML (Oracle) .

#### *Υποσύστημα σύγκρισης εικόνων.*

Το υποσύστημα αυτό δέχεται σαν είσοδο είτε μια εικόνα της οποίας το αντίστοιχο πρότυπο είναι αποθηκευμένο στην βάση xml εγγράφων, είτε αυτή βρίσκεται στο σύστημα αρχείων. Για τη σύγκριση των εικόνων συγκρίνονται τα πρότυπα αυτών με τη βοήθεια του Pattern Miner . Συγκεκριμένα, χρησιμοποιείται το πρότυπο της επιλεγείσας εικόνας με όλα τα υπόλοιπα της βάσης. Αν δεν υπάρχει πρότυπο για την εικόνα που έχει επιλεγεί (περίπτωση που η εικόνα προέρχεται από το σύστημα αρχείων) τότε πρώτα παράγεται το αντίστοιχο πρότυπο και στη συνέχεια γίνεται η σύγκριση με τα υπόλοιπα. Το αποτέλεσμα της σύγκρισης χαρακτηρίζεται από ένα σκορ ανομοιότητας. Με βάση αυτό το σκορ παρουσιάζονται οι εικόνες-αποτελέσματα. Δηλαδή πρώτες είναι οι εικόνες με το χαμηλότερο σκορ (περισσότερο όμοιες) και ακολουθούν οι εικόνες που είναι περισσότερο ανόμοιες με την αρχική εικόνα-ερώτημα. Το υποσύστημα αυτό δίνει τη δυνατότητα στο χρήστη να ορίσει όλες τις παραμέτρους που αφορούν τη σύγκριση, όπως είναι τα μέτρα απόστασης (Ευκλείδεια, Cohen κτλ.) .

#### *Υποσύστημα ημιαυτόματης σημασιολογικής σήμανσης συστάδων εικόνας.*

Εφόσον η σημασιολογική σήμανση των συστάδων εικόνας γίνεται ημιαυτόματα, θα πρέπει να δίνεται η δυνατότητα στον χρήστη είτε να χαρακτηρίζει κάποιες συστάδες χειροκίνητα είτε να επιλέγει να γίνει σήμανση όλων των συστάδων των εικόνων με αυτοματοποιημένο τρόπο. Απαραίτητη προϋπόθεση για να γίνει το δεύτερο είναι αρχικά να έχουν χαρακτηριστεί κάποιες συστάδες χειροκίνητα. Θα πρέπει λοιπόν το υποσύστημα αυτό να παρουσιάζει με κατανοητό τρόπο τις συστάδες κάθε εικόνας καθώς και όλες τις πληροφορίες που σχετίζονται με αυτές έτσι ώστε να μπορεί ο χρήστης να χαρακτηρίσει μία συστάδα με όσο το δυνατόν μεγαλύτερη ακρίβεια. Θα πρέπει επίσης να προσφέρεται ένας αρκετά

μεγάλος αριθμός λέξεων έτσι ώστε να επιτυγχάνεται μεγαλύτερη ακρίβεια χαρακτηρισμού. Οι λέξεις αυτές θα προέρχονται από τους κόμβους οντολογίας.

*Υποσύστημα σημασιολογικής αναζήτησης εικόνων.*

Το υποσύστημα αυτό δίνει τη δυνατότητα στον χρήστη να εκφράζει βασικά ερωτήματα σημασιολογικής αναζήτησης. Θα προφέρει ένα σύνολο λέξεων αναζήτησης (προέρχονται από την ίδια οντολογία από τις λέξεις τις οποίες χαρακτηρίστηκαν οι αρχικά οι συστάδες) καθώς και τις αντίστοιχες λογικές πράξεις (AND ,OR). Μόλις ο χρήστης θέσει κάποιο ερώτημα τότε με βάση το σημασιολογικό χαρακτηρισμό των συστάδων θα επιστρέφονται όλες οι εικόνες που περιέχουν συστάδες είτε με το όνομα που έδωσε ο χρήστης είτε με το όνομα κόμβων της οντολογίας που αποτελούν παιδιά του κόμβου που έδωσε ο χρήστης στο ερώτημα του. Στο σημείο αυτό πρέπει να αναφέρουμε ότι για τη διαχείριση της οντολογίας θα χρησιμοποιηθεί το σύστημα δημιουργίας και διαχείρισης οντολογιών Jena Framework (Semantic Web Framework).

*Υποσύστημα αναζήτησης με βάση τα χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου.*

Πέρα από την σημασιολογική αναζήτηση δίνεται η δυνατότητα να θέσει κανείς ερωτήματα που σχετίζονται με τα χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου που χαρακτηρίζουν μία συστάδα. Πρόκειται δηλαδή για αναζήτηση εικόνων που περιέχουν μία ή περισσότερες συστάδες που είναι όμοιες με τα χαρακτηριστικά που έθεσε ο χρήστης στο ερώτημά του. Συγκεκριμένα, δίνεται η δυνατότητα στον χρήστη να επιλέξει το χρώμα καθώς και την υφή της συστάδας. Σε αυτό το σημείο είναι σημαντικό να αναφέρουμε ότι θα πρέπει το πρόγραμμα να καλύπτει το σημασιολογικό κενό που δημιουργείται μεταξύ των αριθμητικών τιμών χρώματος και υφής με την αντίστοιχη σημασία τους. Μόλις ολοκληρωθεί η αναζήτηση παρουσιάζονται οι εικόνες που ικανοποιούν το συγκεκριμένο ερώτημα. Για λόγους επαλήθευσης, κάθε εικόνα-αποτέλεσμα περιέχει μια ένδειξη της θέσης της συστάδας στην αντίστοιχη εικόνα.

*Υποσύστημα διαχείρισης οντολογίας.*

Όπως ήδη έχει αναφερθεί οι λέξεις χαρακτηρισμού συστάδας καθώς και η σημασιολογική αναζήτηση βασίζονται στη χρήση οντολογίας. Για αυτό το σύστημα που διαχειρίζεται την οντολογία πρέπει να προσφέρει ολοκληρωμένες προγραμματιστικές διεπαφές. Θα πρέπει επίσης η διαχείριση της οντολογίας να γίνεται με απλό τρόπο και οι ανάγκες για προγραμματιστικούς πόρους να είναι μειωμένες. Ένα ολοκληρωμένο σύστημα διαχείρισης οντολογίας είναι το Jena Frame Work (Semantic Web Framework) του οποίου τις προγραμματιστικές διεπαφές θα χρησιμοποιήσουμε στην εφαρμογή μας.

Τέλος όσον αφορά το συνολικό σύστημα αυτό θα πρέπει να ενοποιεί όλα τα υποσυστήματα, να προσφέρει όλες τις απαραίτητες διεπαφές ώστε να διευκολύνει τον εκάστοτε χρήστη και να είναι απλό και αποδοτικό.

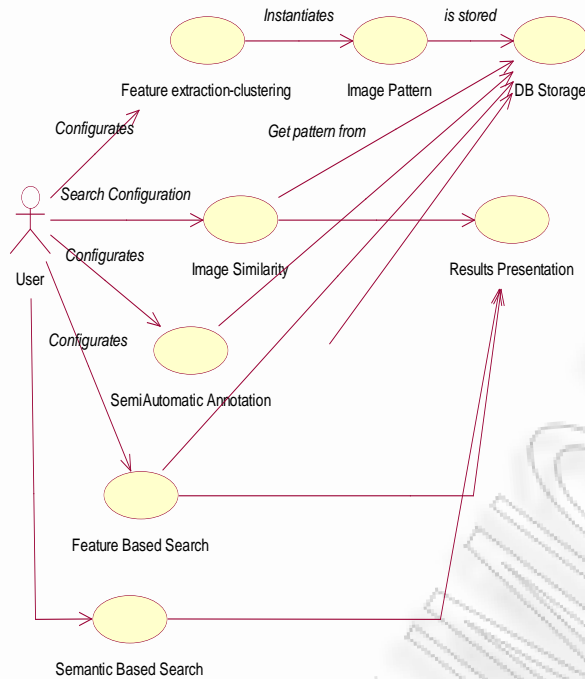
## **Στρατηγική Επίλυσης Προβλημάτων-Ανάλυση Συστήματος**

Στην ενότητα αυτή θα διαμορφώσουμε τη στρατηγική με την οποία θα υλοποιήσουμε τις διάφορες λειτουργίες του συστήματος και επιπλέον θα γίνει ανάλυση αυτών.

Ο λογική που θα ακολουθηθεί όσον αφορά την ανάλυση των βασικών και των επιμέρους λειτουργιών που τις απαρτίζουν, στηρίζεται στην αντικειμενοστραφή προσέγγιση RUP (Rational Unified Process) (IBM, 2003).

Η **Rational Unified Process(RUP)** αποτελεί μια επαναληπτική μέθοδο ανάπτυξης λογισμικού. Δημιουργήθηκε από την εταιρεία Rational Software που αποτελεί μέρος της IBM από το 2003. Η RUP δεν είναι μια ενιαία συγκεκριμένη διαδικασία, αλλά μάλλον ένα προσαρμόσιμο πλαίσιο διαδικασίας, που προορίζεται να προσαρμόζεται από τις οργανώσεις και ομάδες ανάπτυξης λογισμικού του έργου που επιλέγουν τα στοιχεία της διαδικασίας που είναι κατάλληλα για τις ανάγκες τους.

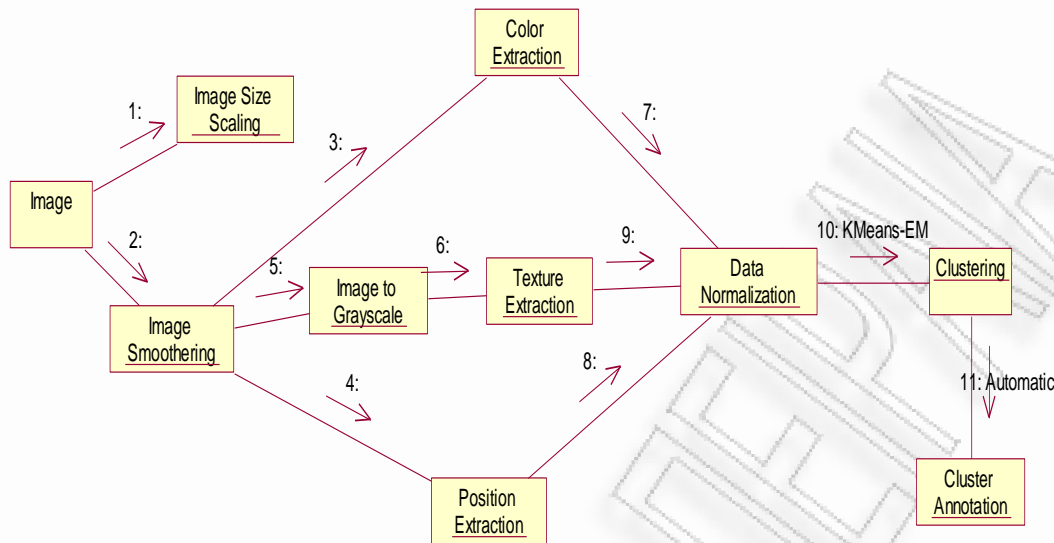
Στην εικόνα 4 γίνεται παρουσίαση των βασικών λειτουργιών του συστήματος με χρήση διαγράμματος use case.



**Εικ 4. Αναλυτική μελέτη περίπτωσης εφαρμογής.**

*Προεπεξεργασία δεδομένων και εξαγωγή χαρακτηριστικών εικόνας χαμηλού επιπέδου.*

Πριν γίνει η εξαγωγή των χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου είναι σημαντικό να γίνει κάποια προεπεξεργασία των δεδομένων. Συγκεκριμένα θα εφαρμόσουμε τεχνικές εξομάλυνσης εικόνας (image smoothing) και θα γίνει κλιμάκωση του μεγέθους τους έτσι ώστε να αποφευχθούν καταστάσεις έλλειψης μνήμης κατά την ανάλυση τους.



**Εικ 5. Παρουσίαση διαδικασίας προπεξεργασίας δεδομένων και εξαγωγής χαρακτηριστικών εικόνας χαμηλού επιπέδου με χρήση διαγράμματος συνεργασίας.**

Στη συνέχεια ακολουθεί η διαδικασία εξαγωγής χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου. Τα χαρακτηριστικά που θα εξάγουμε είναι τα εξής : χρώμα, υφή και θέση. Γενικά ο αριθμός των χαρακτηριστικών παίζει σπουδαίο ρόλο τόσο στα αποτελέσματα της συσταδοποίησης όσο και στην γενικότερη απόδοση του συστήματος. Συγκεκριμένα, όσο περισσότερα χαρακτηριστικά εξαχθούν για μια εικόνα τόσο πιο ακριβής θα είναι η περιγραφή της αντίστοιχης συστάδας. Δεν θα πρέπει όμως να ξεχνάμε ότι πολύ μεγάλος αριθμός χαρακτηριστικών μπορεί να οδηγήσει σε ακριβώς αντίθετα αποτελέσματα. Επίσης για να εξαχθεί ένας μεγάλος αριθμός χαρακτηριστικών απαιτούνται υπολογιστικοί πόροι πράγμα που σημαίνει ότι πέφτει και η απόδοση του συστήματος.

Μια άλλη παράμετρος που επηρεάζει την απόδοση της εξαγωγής χαρακτηριστικών είναι οι αλγόριθμοι που θα χρησιμοποιηθούν. Για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών υφής θα χρησιμοποιήσουμε τον αλγόριθμο LBP (Local Binary Patterns) (Ahoenen, Hadid, & Pietikainen, 2006) μιας και είναι πολύ αποδοτικός και απλός στην υλοποίηση. Όσον αφορά την εξαγωγή των τιμών του χρώματος θα χωρίσουμε την εικόνα σε blocks το μέγεθος των οποίων θα καθορίζει ο ίδιος ο χρήστης και από αυτά θα παίρνουμε τη μέση τιμή χρώματος. Η διαδικασία αυτή θα εφαρμόζεται για κάθε μία από τις 3 βασικές μπάντες (RGB) της εικόνας. Ακριβώς με τον ίδιο τρόπο θα εξάγουμε και τα χαρακτηριστικά θέσης. Με τον τρόπο αυτόν επιτυγχάνουμε να εξάγουμε τον ίδιο αριθμό τιμών για κάθε χαρακτηριστικό, πράγμα απαραίτητο για τη διαδικασία συσταδοποίησης.

#### Κανονικοποίηση Δεδομένων.

Για την κανονικοποίηση των δεδομένων θα χρησιμοποιηθεί η κανονικοποίηση τύπου min-max στο διάστημα [0,1].

Για την min-max κανονικοποίηση χρησιμοποιείται ο ακόλουθος τύπος:

$$v' = \frac{v - \min_A}{\max_A - \min_A} \cdot \text{new\_max}_A - \text{new\_min}_A + \text{new\_min}_A$$

Ο παραπάνω τύπος για το διάστημα [0,1] γίνεται:

$$v' = \frac{v - \min_A}{\max_A - \min_A}$$



Το πρόβλημα της κανονικοποίησης πολυδιάστατων χαρακτηριστικών έγκειται στη φύση των χαρακτηριστικών και στο τρόπο με τον οποίο αυτά αναπαριστώνται. Το χρώμα για παράδειγμα με βάση το πρότυπο RGB περιγράφεται από τρία βασικά κανάλια χρώματος (Red, Green, Blue) η σχέση των οποίων καθώς και οι αντίστοιχες τιμές τους καθορίζουν το τελικό χρώμα. Όταν λοιπόν οι αρχικές τιμές για κάθε κανάλι κανονικοποιούνται σε ένα νέο διάστημα τιμών θα πρέπει στο τέλος η σχέση που τις συνέδεε αρχικά να ισχύει και μετά το τέλος της κανονικοποίησης. Ουσιαστικά στόχος είναι να διατηρήσουμε τη σχέση που συνδέει τις διάφορες διαστάσεις ενός χαρακτηριστικού και μετά το τέλος της κανονικοποίησης. Αυτό δεν σημαίνει ότι σε κάθε πολυδιάστατο χαρακτηριστικό οι διαστάσεις πάντα έχουν κάποια σχέση μεταξύ τους (θα μπορούσε η υφή για παράδειγμα να περιγράφεται από πολλά διαφορετικά μέτρα τα οποία είναι άσχετα μεταξύ τους) δηλαδή δεν υφίσταται πάντα πρόβλημα κανονικοποίησης πολυδιάστατων χαρακτηριστικών. Το στοιχείο που καθορίζει το αν θα πρέπει να διατηρήσουμε η όχι τη σχέση των διαστάσεων είναι η φύση του χαρακτηριστικού που μελετάμε καθώς και ο τρόπος περιγραφής του.

Μια λύση για το πρόβλημα της κανονικοποίησης πολυδιάστατων χαρακτηριστικών είναι να χρησιμοποιήσουμε βάρη. Συγκεκριμένα θα χρησιμοποιήσουμε βάρη μόνο για το χαρακτηριστικό χρώματος μιας και είναι το μόνο πολυδιάστατο καθώς και γιατί επιβάλλει κάτι τέτοιο ο τρόπος περιγραφής του.

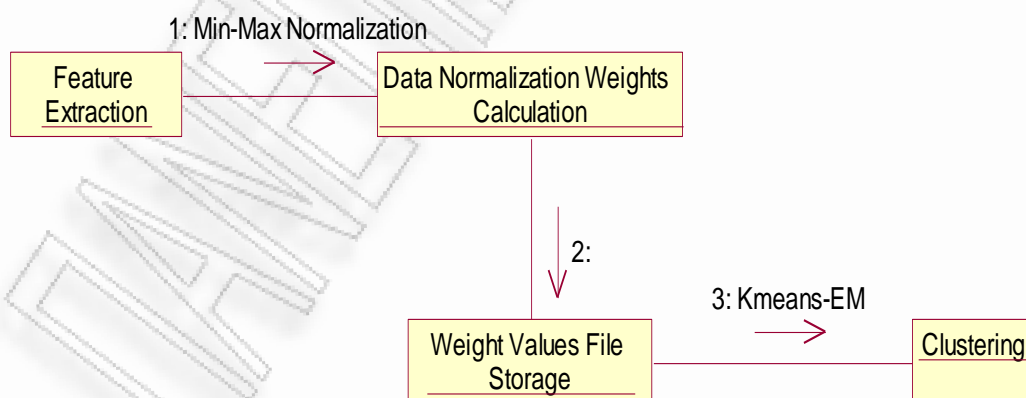
Οι τιμές των βαρών διαμορφώνονται με τέτοιο τρόπο ώστε οι διαφορές των νέων τιμών για κάθε διάσταση χαρακτηριστικού να είναι ίδιες με τις παλιές χρησιμοποιώντας τον εξής τύπο:

$$w_c = \frac{\mu_c}{\sum_{i=first\ dimension}^{last\ dimension} \mu_i}$$

Όπου  $c$  είναι η διάσταση του χαρακτηριστικού (π.χ για το χρώμα το κανάλι του κόκκινου)

Το  $\mu$  αντιπροσωπεύει την μέση τιμή των τιμών που έχουν εξαχθεί για κάθε διάσταση.

Η διαδικασία της κανονικοποίησης ολοκληρώνεται με αποθήκευση των υπολογισθέντων βαρών σε αρχείο. Ο λόγος για τον οποίο αποθηκεύουμε τα βάρη στηρίζεται στην ανάγκη κανονικοποίησης των χαρακτηριστικών στο αρχικό τους διάστημα τιμών με σκοπό να μεταφράσουμε αυτές τις τιμές σε λέξεις.



**Εικ 6.Κανονικοποίηση δεδομένων.**

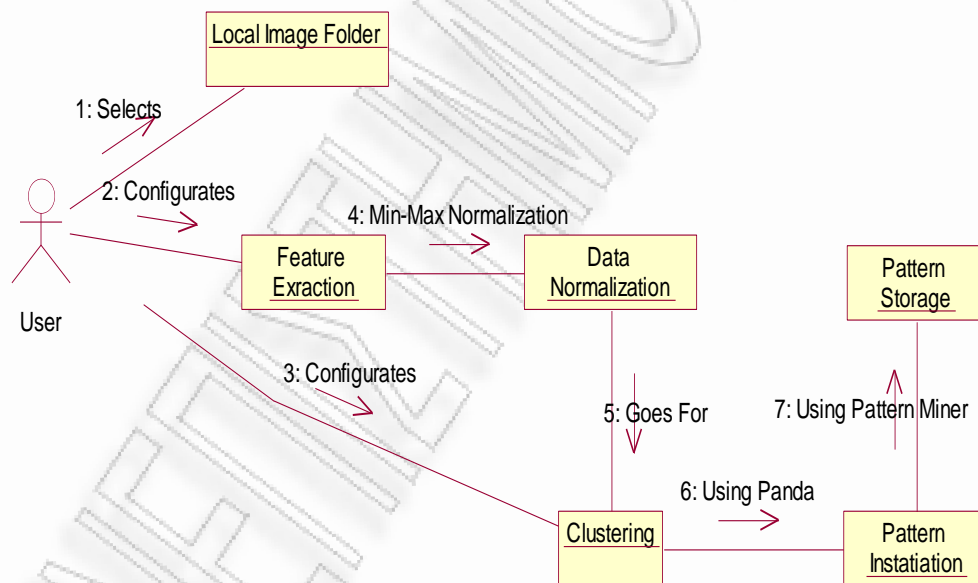
**Τμηματοποίηση Εικόνας(Εξαγωγή συστάδων).**

Για την τμηματοποίηση της εικόνας θα χρησιμοποιήσουμε τεχνικές συσταδοποίησης, οι οποίες θα εφαρμοστούν στα εξαχθέντα χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου. Οι αλγόριθμοι συσταδοποίησης που θα χρησιμοποιηθούν είναι ο EM και ο KMEANS. Οι συστάδες που προκύπτουν από αυτή τη διαδικασία αποτελούν μη επικαλυπτόμενες περιοχές της αρχικής εικόνας, πράγμα το οποίο σημαίνει ότι η ένωση όλων των συστάδων είναι η ίδια η εικόνα.

**Παραγωγή Προτύπου εικόνας.**

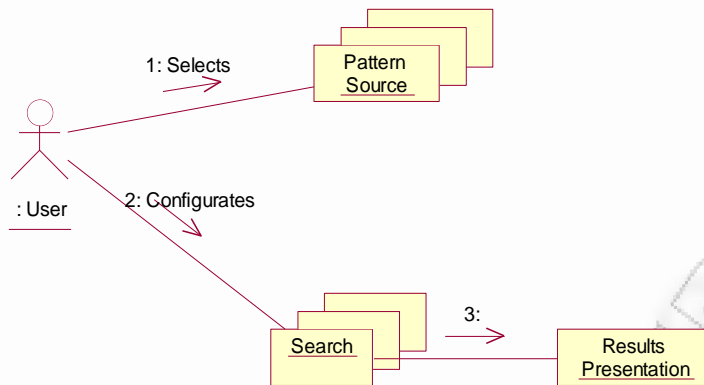
Το πρότυπο εικόνας χρησιμοποιείται για να αποθηκεύσουμε σε αυτό όλη τη χρήσιμη πληροφορία που προκύπτει σαν αποτέλεσμα της συσταδοποίησης. Η πληροφορία αυτή σχετίζεται με τα χαρακτηριστικά των συστάδων (μέση τιμή, τυπική απόκλιση για κάθε χαρακτηριστικό) prior probability (δείχνει το μέγεθος της συστάδας) κτλ. Για την αναπαράσταση αυτής της πληροφορίας θα χρησιμοποιήσουμε την PMML που αποτελεί επέκταση της XML και χρησιμοποιείται για την περιγραφή των αποτελεσμάτων διαδικασιών εξόρυξης γνώσης.

Στην εικόνα 6 παρουσιάζεται η διαδικασία παραγωγής προτύπου εικόνας μέχρι την αποθήκευση αυτού στην αντίστοιχη βάση προτύπων.

**Εικ 7.Παραγωγή Προτύπου εικόνας.****Σύγκριση Εικόνων.**

Για την σύγκριση των εικόνων θα χρησιμοποιήσουμε τα μέτρα που περιγράφονται στην εργασία (Ραμπαούνη, 2009). Στόχος είναι να δίνονται εναλλακτικές επιλογές όσον αφορά τον τρόπο υπολογισμού των αποστάσεων, έτσι ώστε να διευκολύνεται η εξαγωγή χρήσιμων συμπερασμάτων. Μπορεί δηλαδή μια απόσταση π.χ η ευκλείδεια να λειτουργεί καλύτερα με ένα συγκεκριμένο είδος εικόνων. Ο χρήστης θα μπορεί να επιλέξει την προέλευση της εικόνας η οποία θα συγκριθεί με τις εικόνες τα πρότυπα των οποίων είναι αποθηκευμένα στη βάση δεδομένων. Η εικόνα αυτή μπορεί να προέρχεται είτε από το σύνολο εικόνων στη βάση είτε από το τοπικό σύστημα αρχείων.





**Εικ 8. Διαδικασία σύγκρισης εικόνων.**

*Ημιαυτόματος Χαρακτηρισμός Συστάδας*

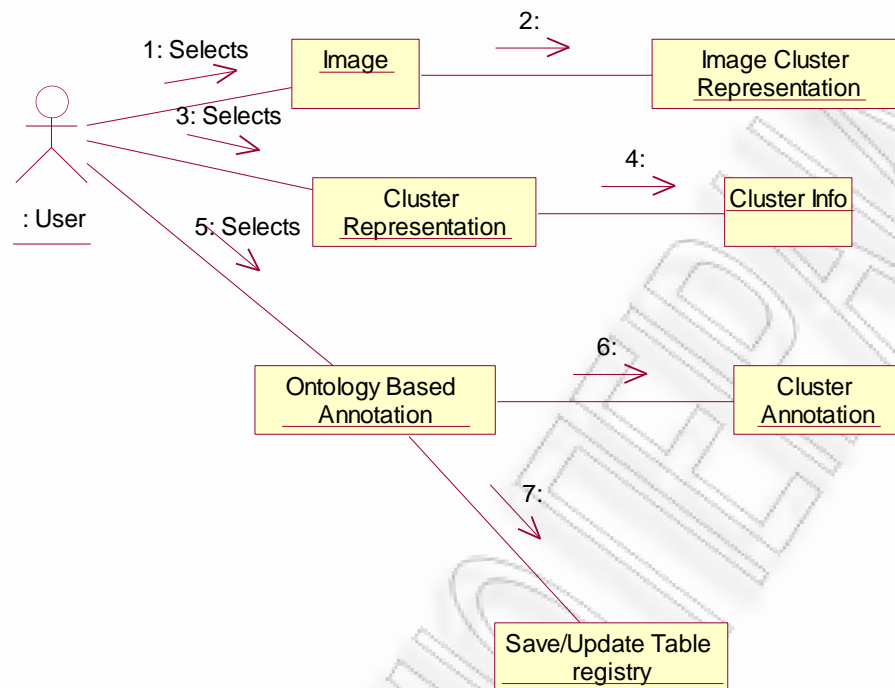
Η λειτουργία αυτή αποτελεί απαραίτητη προϋπόθεση για την λειτουργία σημασιολογικής αναζήτησης εικόνων. Όπως ήδη αναφέρθηκε, αρχικά θα πρέπει ο χρήστης να ορίσει χειροκίνητα τον χαρακτηρισμό μιας ή περισσότερων συστάδων. Στη συνέχεια με βάση τους χαρακτηρισμούς που ορίστηκαν, το σύστημα θα δίνει τη δυνατότητα πλήρως αυτοματοποιημένου χαρακτηρισμού όλων των υπολοίπων συστάδων.

Βασική ιδέα στην υλοποίηση της παραπάνω λειτουργικότητας είναι να χρησιμοποιήσουμε ένα πίνακα της παρακάτω μορφής.

Cluster_Name	Red_Mean_Min	Red_Mean_Max	Green_Mean_Min	Green_Mean_Max	Blue_Mean_Min	Blue_Mean_Max	Texture_Min	Texture_Max	Xcoord_Min	Xcoord_Max	Ycoord_Min	Ycoord_Max	Algorithm
River	88,28833333	88,28833333	213,1759375	213,1759375	137,9288985	137,9288985	35,5473	35,5473	50,376	50,376	71,4288	71,4288	KMEANS
Tree	24,07666667	115,2646491	95,6258125	205,9259204	27,9237	60,1779	28,9687	109,3851	18,9264	87,384	74,0784	113,3616	KMEANS
Sky	141,9824567	217,0320652	153,8033395	254,6761207	194,0774444	254,1207632	86,1441	92,075	78,2256	114,0528	19,3008	37,9056	KMEANS
Cloud	240,5083333	240,5083333	254,574025	254,574025	253,0826848	253,0826848	4,0386	4,0386	69,9024	69,9024	21,6624	21,6624	KMEANS
Sea	206,117499	206,117499	252,6535619	252,6535619	246,6634537	246,6634537	112,5474	112,5474	44,2992	44,2992	63,7968	63,7968	KMEANS
Ground	126,4984964	126,4984964	186,9911041	186,9911041	57,2457	57,2457	24,1681	24,1681	94,9584	94,9584	112,4112	112,4112	KMEANS
Sand	253,2941804	253,2941804	178,6973005	178,6973005	81,61580921	81,61580921	52,6796	52,6796	110,7696	110,7696	109,8768	109,8768	KMEANS
Bush	129,6425	129,6425	154,7348229	154,7348229	97,93562065	97,93562065	14,6431	14,6431	107,3712	107,3712	89,5728	89,5728	KMEANS
Rocks	244,217	244,217	246,86722	246,86722	242,4688462	242,4688462	10,922	10,922	47,7552	47,7552	69,8448	69,8448	KMEANS

**Εικ 9. Μορφή πίνακα σημασιολογικού χαρακτηρισμού συστάδας.**

Όπως φαίνεται και στην παραπάνω εικόνα, στον πίνακα αυτό αποθηκεύουμε τον χαρακτηρισμό της συστάδας καθώς και τις τιμές χαρακτηριστικών που έχει (χρώμα, υφή, θέση). Για κάθε χαρακτηριστικό αποθηκεύουμε ουσιαστικά το διάστημα επιτρεπόμενων τιμών. Το διάστημα αυτό διαμορφώνεται από τον χρήστη μέσω του χειροκίνητου χαρακτηρισμού συστάδων.



**Εικ 10. Διαδικασία χειροκίνητου χαρακτηρισμού συστάδας.**

Όσο περισσότερες συστάδες έχει χαρακτηρίσει με τον ίδιο τίτλο τόσο πιο ακριβή θα είναι τα διαστήματα χαρακτηριστικών για τον συγκεκριμένο τίτλο.

Συγκεκριμένα, τα διαστήματα χαρακτηριστικών διαμορφώνονται ως εξής: η πρώτη συστάδα που παίρνει ένα συγκεκριμένο τίτλο από τον χρήστη είναι αυτή που καθορίζει τις αρχικές τιμές των διαστημάτων χαρακτηριστικών. Για παράδειγμα αν αυτή έχει μέση τιμή κόκκινου ίση με 150 τότε στις αντίστοιχες στήλες *Red\_mean\_min* και *Red\_mean\_max* θα καταχωρηθεί η παραπάνω τιμή. Αν η επόμενη συστάδα που χαρακτηριστεί με τον ίδιο τίτλο έχει μέση τιμή κόκκινου μικρότερη ή μεγαλύτερη από αυτήν που έχει καταχωρηθεί ήδη τότε καταχωρείται στο αντίστοιχο πεδίο (*Red\_mean\_min* ή *Red\_mean\_max*). Το ίδιο γίνεται και για τα υπόλοιπα χαρακτηριστικά. Με αυτόν τον τρόπο διαμορφώνονται σταδιακά τα διαστήματα επιτρεπόμενων τιμών για τα χαρακτηριστικά συστάδας.

Για να μπορεί να εφαρμοστεί η διαδικασία αυτοματοποιημένου χαρακτηρισμού σε όλες τις υπόλοιπες μη χαρακτηρισμένες συστάδες, πρέπει να υπάρχει ο παραπάνω πίνακας που περιέχει τους ορισμούς των διαστημάτων χαρακτηριστικών. Για να χαρακτηριστεί μία συστάδα γίνονται τα εξής: Υπολογίζονται οι αποστάσεις των χαρακτηριστικών της συστάδας υπό χαρακτηρισμό με τις τιμές των χαρακτηριστικών που έχει ορίσει ο χρήστης για κάποιο χαρακτηρισμό. Οι αποστάσεις αυτές υπολογίζονται με τον εξής τύπο:

$$D = \sum_{i=1}^n w \times \mu_i$$

Όπου  $n$  =το πλήθος χαρακτηριστικών,

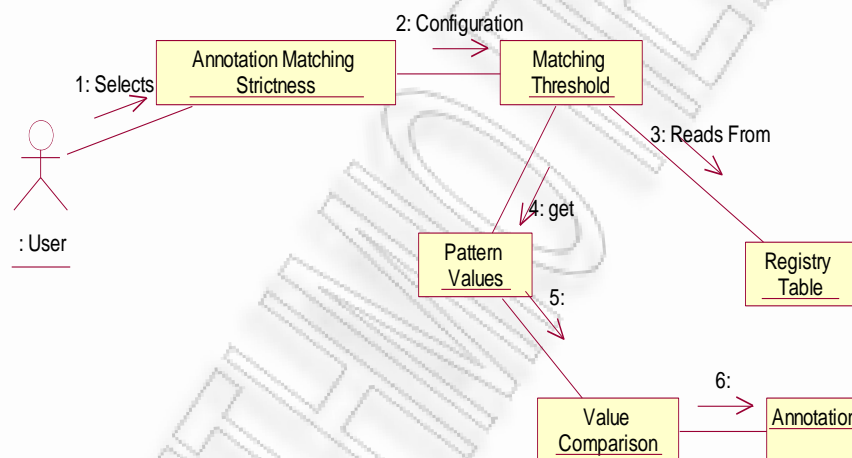
$w$  =το βάρος χαρακτηριστικού και υπολογίζεται από τον τύπο:

$$w = \frac{1}{\text{Αριθμός Διαστάσεων}}$$

Και  $\mu = \frac{d_1+d_2}{2}$ , όπου  $d_1 = \text{τιμή χαρακτηριστικού} - \text{ελάχιστη τιμή χαρακτηριστικού ορισμού}$

$$d_2 = \text{τιμή χαρακτηριστικού} - \text{μέγιστη τιμή χαρακτηριστικού ορισμού}$$

Η μικρότερη από όλες τις προκύπτουσες αποστάσεις είναι αυτή που καθορίζει τον τίτλο της συστάδας. Με αυτήν τη λογική όμως όλες οι συστάδες θα χαρακτηρίζονται, ακόμη και αν ο χρήστης έχει δώσει τον ορισμό μόνο για ένα τίτλο, πράγμα που σημαίνει ότι ο χαρακτηρισμός τις πιο πολλές φορές θα είναι ανακριβής. Για το λόγο αυτό εισάγουμε τη χρήση κατώφλιων. Αν η μικρότερη απόσταση που προκύπτει ξεπερνάει τα κατώφλια που έχουν οριστεί τότε ο η συστάδα θεωρείται «αχαρακτήριστη» διαφορετικά παίρνει τον τίτλο από τον αντίστοιχο ορισμό. Θα χρησιμοποιήσουμε 2 διαφορετικά κατώφλια έτσι ώστε να επιτυγχάνεται αυστηρό, χαλαρό και πολύ χαλαρό ταιριάσμα χαρακτηρισμών. Στην περίπτωση του πολύ χαλαρού ταιριάσματος δεν χρησιμοποιείται κατώφλι. Η επιλογή των τιμών κατώφλιων έγινε κατόπιν πειραμάτων στα οποία μελετήθηκε η απόδοση της διαδικασίας ταιριάσματος για τις διάφορες τιμές αυτών.



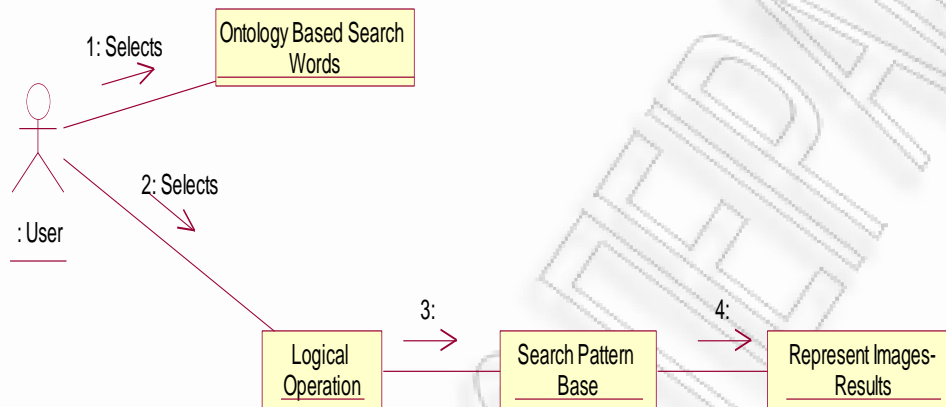
**Εικ 11. Διαδικασία αυτοματοποιημένου χαρακτηρισμού συστάδας.**

Ο πίνακας ορισμού του εύρους τιμών για κάθε χαρακτηριστικό αποθηκεύεται σε αρχείο τύπου excel. Ο μέγιστος αριθμός αρχείων που μπορεί να προκύψουν είναι 2 ένα για τον αλγόριθμο KMeans και ένα για τον EM. Όταν κάποιος χρήστης τρέξει την εφαρμογή για πρώτη φορά δεν θα υπάρχουν αυτά τα αρχεία οπότε όταν επιλέξει κάποια αρχεία εικόνων να αποθηκευτούν στη βάση (τα πρότυπά τους συγκεκριμένα) τότε οι αντίστοιχες συστάδες θα χαρακτηριστούν ως «μη αναγνωρισμένες». Αν όμως υπάρχουν τα αρχεία με τους πίνακες ορισμού τότε θα πραγματοποιηθεί και η διαδικασία ταιριάσματος χαρακτηρισμού χρησιμοποιώντας κατώφλι χαλαρού ταιριάσματος. Τα αρχεία που περιέχουν τους πίνακες ορισμού δημιουργούνται όταν γίνει για πρώτη φορά χειροκίνητος χαρακτηρισμός συστάδας από τον χρήστη.

#### Σημασιολογική αναζήτηση.

Μόλις ολοκληρωθεί η διαδικασία ημιαυτόματου χαρακτηρισμού συστάδων, θα δίνεται η δυνατότητα στον χρήστη να συντάξει σημασιολογικά ερωτήματα με τα οποία γίνεται αναζήτηση εικόνων με βάση τη σημασιολογία των συστάδων τους. Για τη λειτουργικότητα αυτή θα χρησιμοποιηθεί οντολογία (σε RDF μορφή). Ο χρήστης μπορεί να επιλέξει από ένα σύνολο(προκύπτει από τις ονομασίες των κόμβων της οντολογίας) χαρακτηρισμών τις λέξεις εκείνες καθώς και τη λογική(AND, OR) που τις συνδέει για να συντάξει το αντίστοιχο σημασιολογικό ερώτημα. Ωστόσο δεν έχει ολοκληρωθεί η διαδικασία ακόμη. Επιπροσθέτως, θα πρέπει να χρησιμοποιηθεί και η δομή της οντολογίας, έτσι ώστε στο ερώτημα να προστεθούν και τα ονόματα των κόμβων που συνδέονται κληρονομικά με τους κόμβους που αρχικά επέλεξε ο χρήστης(π.χ αν ο χρήστης επέλεξε τη λέξη νερό τότε στο ερώτημα θα πρέπει να προστεθούν και οι έννοιες ποτάμι και θάλασσα). Μόλις ολοκληρωθεί η σύνταξη του ερωτήματος τότε αυτό

υλοποιείται και εφαρμόζεται με χρήση της γλώσσας ερωτημάτων για xml έγγραφα, XQuery (W3C XML XQuery). Στη συνέχεια παρουσιάζονται τα αποτελέσματα. Η σημασιολογική αναζήτηση και η παρουσίαση των αποτελεσμάτων της αποτελεί έναν έμμεσο τρόπο επαλήθευσης της διαδικασίας ημιαυτόματου χαρακτηρισμού συστάδας.



**Εικ 12. Διαδικασία σημασιολογικής αναζήτησης.**

Αναζήτηση με βάση τα χαρακτηριστικά συστάδας.

Όπως αναφέρθηκε στο κεφάλαιο της Ανάλυσης Απαιτήσεων η λειτουργία αυτή δίνει τη δυνατότητα στο χρήστη να ορίσει τα χαρακτηριστικά συστάδας (χρώμα και υφή) για τα οποία θα γίνει αναζήτηση. Στην ενότητα αυτή θα περιγράψουμε τον τρόπο με τον οποίο θα καλύψουμε το σημασιολογικό κενό που διαμορφώνεται μεταξύ των αριθμητικών τιμών χρώματος και υφής με τις αντίστοιχες σημασίες τους.

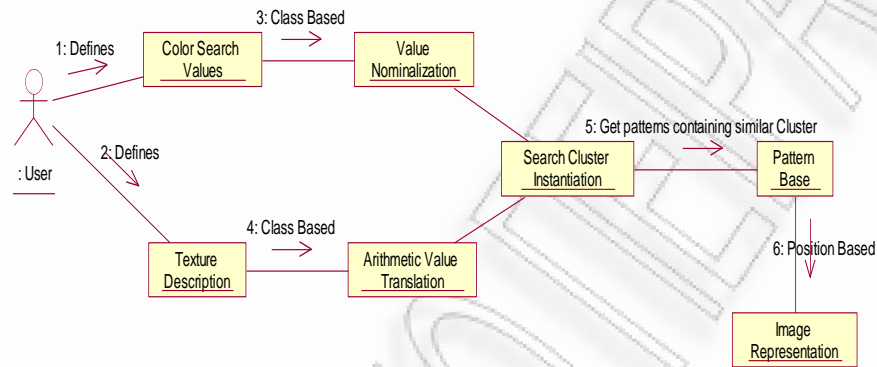
Όσον αφορά το χρώμα θα χρησιμοποιήσουμε το πρότυπο RGB. Ο χρήστης καλείται να δώσει τις αριθμητικές τιμές του χρώματος κάθε καναλιού. Επειδή είναι πολύ σπάνιο οι τιμές χρώματος για κάποιο από τα τρία κανάλια μιας εικόνας να είναι ακριβώς ίδιες με τις αντίστοιχες κάποιας άλλης κατόπιν δοκιμών συμπεραίνουμε ότι η απόδοση του συστήματος είναι πολύ χαμηλή. Για το λόγο αυτό αποφασίσαμε να χωρίσουμε το φάσμα των αριθμητικών τιμών για κάθε χρώμα σε κλάσεις (4 κλάσεις: little[red,green,blue], less[red,green,blue], medium[red,green,blue], very[red,green,blue]). Οι τιμές που αντιπροσωπεύει κάθε κλάση προκύπτουν διαισθητικά. Ο αριθμός των κλάσεων είναι θέμα επιλογής και εξαρτάται από το πόση ακρίβεια χαρακτηρισμού είναι αναγκαία. Κάθε κλάση περιέχει σχεδόν τον ίδιο αριθμό αριθμητικών τιμών. Οπότε η κλάση «Little» για παράδειγμα θα περιέχει τιμές στο διάστημα [0,64] κ.ο.κ. Επομένως αντί να χρησιμοποιούμε αριθμητικές τιμές, χρησιμοποιούμε τα ονόματα των κλάσεων στα οποία αυτές ανήκουν. Με τον τρόπο αυτό αυξάνονται σημαντικά οι πιθανότητες ομοιότητας.

Τόσο οι τιμές που ορίζει ο χρήστης κατά την αναζήτηση όσο και οι αντίστοιχες τιμές χρώματος που είναι αποθηκευμένες σε κάθε πρότυπο μεταφράζονται στις αντίστοιχες κλάσεις. Στη συνέχεια συγκρίνονται. Σε αυτό το σημείο πρέπει να πούμε ότι οι τιμές που περιέχονται στα αντίστοιχα πρότυπα πριν μεταφραστούν στις αντίστοιχες κλάσεις πρέπει να κανονικοποιηθούν στο διάστημα [0,255] μιας και είναι στο διάστημα [0,1].

Όσον αφορά την υφή, επειδή ο εκάστοτε χρήστης δεν είναι εύκολο να γνωρίζει τι μπορεί να σημαίνει κάποια αριθμητική τιμή υφής για αυτό θα ακολουθήσουμε ακριβώς την ίδια προσέγγιση με αυτή του χρώματος με τη διαφορά ότι ο χρήστης δεν θα δίνει αριθμητικές τιμές αλλά θα επιλέγει κατευθείαν την ονομασία υφής (π.χ very smooth) η οποία θα μεταφράζεται στο αντίστοιχο εύρος τιμών. Όπως έχει ήδη αναφερθεί για την εξαγωγή χαρακτηριστικών υφής χρησιμοποιούμε τον αλγόριθμο LBP (Ojala &

Pietikäinen, 1996). Με βάση τον συγκεκριμένο αλγόριθμο όσο μεγαλύτερη είναι η αριθμητική τιμή ενός χαρακτηριστικού κάποιας συστάδας τόσο πιο τραχιά είναι αυτή η συστάδα. Θα χρησιμοποιήσουμε και σε αυτήν την περίπτωση 4 κλάσεις αριθμητικών τιμών (very smooth, smooth, rough, very rough).

Μόλις ολοκληρωθεί το ερώτημα τότε παρουσιάζονται οι εικόνες που ικανοποιούν το ερώτημα αυτό. Μια εικόνα θεωρείται ότι ικανοποιεί συγκεκριμένα κριτήρια αν και μόνο αν περιέχει τουλάχιστον μια συστάδα τα χαρακτηριστικά της οποίας μοιάζουν με αυτά (ανήκουν δηλαδή στην ίδια κλάση τιμών είτε χρώματος είτε υφής).



**Εικ 13. Αναζήτηση με βάση τα χαρακτηριστικά συστάδας.**

Κατά την παρουσίαση των εικόνων για λόγους επαλήθευσης χρησιμοποιείται ένας δείκτης ο οποίος δείχνει το σημείο στην εικόνα στο οποίο βρίσκεται το κέντρο βάρους της αντίστοιχης συστάδας. Για την λειτουργικότητα αυτή χρησιμοποιούνται τα χαρακτηριστικά θέσης της συστάδας που μοιάζει με αυτήν που περιέγραψε ο χρήστης στο ερώτημα που έθεσε.

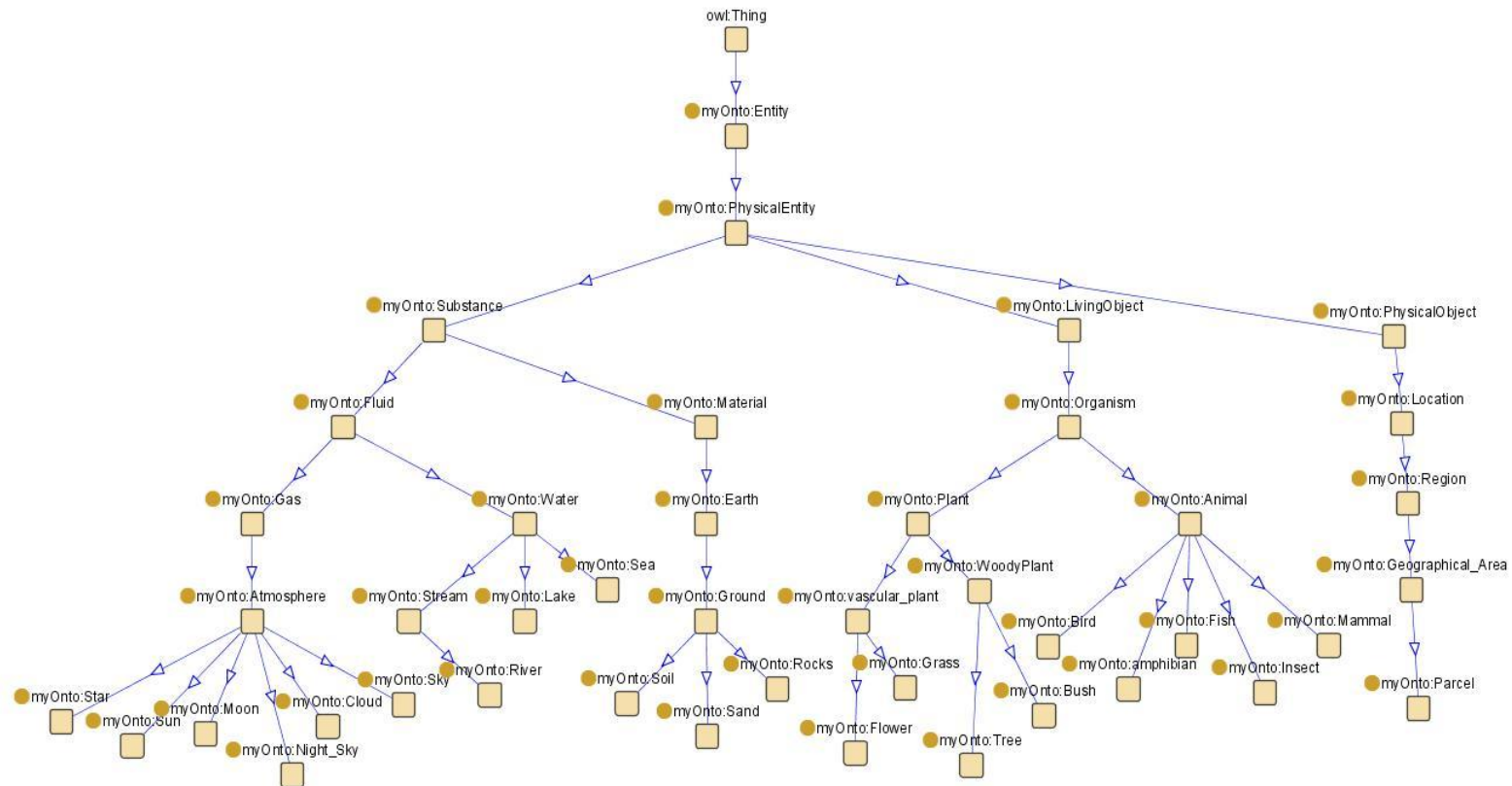
#### Δημιουργία Οντολογίας.

Στο σημείο αυτό θα παρουσιάσουμε τη δομή και το περιεχόμενο της οντολογίας που χρησιμοποιήσαμε στην εφαρμογή μας.

Μια οντολογία είναι μια τυπική αναπαράσταση γνώσης η οποία αποτελείται από ένα σύνολο εννοιών που αφορούν έναν συγκεκριμένο τομέα οι οποίες σχετίζονται μεταξύ τους. Χρησιμοποιούνται για να περιγράψουν αυτόν τον τομέα καθώς και για να διευκολύνουν την εξαγωγή συμπερασμάτων (Wikipedia, 2011). Όσο πιο ολοκληρωμένη είναι μια οντολογία εννοιολογικά τόσο μεγαλύτερος είναι και ο αριθμός συμπερασμάτων που μπορούν προκύψουν από αυτήν.

Για τον λεκτικό χαρακτηρισμό των εννοιών καθώς και για τη διαμόρφωση της ιεραρχίας που τις συνδέει χρησιμοποιήθηκε το WordNet (WordNet). Η οντολογία που υλοποιήσαμε περιέχει μια βασική ιεραρχία εννοιών που σχετίζονται με τον περιβαλλοντικό τομέα καθώς και με τους έμβιους οργανισμούς που ζουν σε αυτό. Για τον σχεδιασμό της οντολογίας χρησιμοποιήσαμε το Protégé v.3.4.5. Για την υλοποίηση της οντολογίας χρησιμοποιήθηκε η γλώσσα OWL. Η OWL είναι μια γλώσσα δημιουργίας οντολογικών δηλώσεων, αναπτύχθηκε σαν απόγονος των γλωσσών RDF και RDFS. Σκοπός της owl είναι να χρησιμοποιείται στον παγκόσμιο ιστό και όλα τα στοιχεία της (κλάσεις, ιδιότητες, έννοιες) ορίζονται σαν πόροι τύπου RDF και προσδιορίζονται από συγκεκριμένα URIs (Wikipedia, 2011).





Εικ 14. Οντολογία προγράμματος.

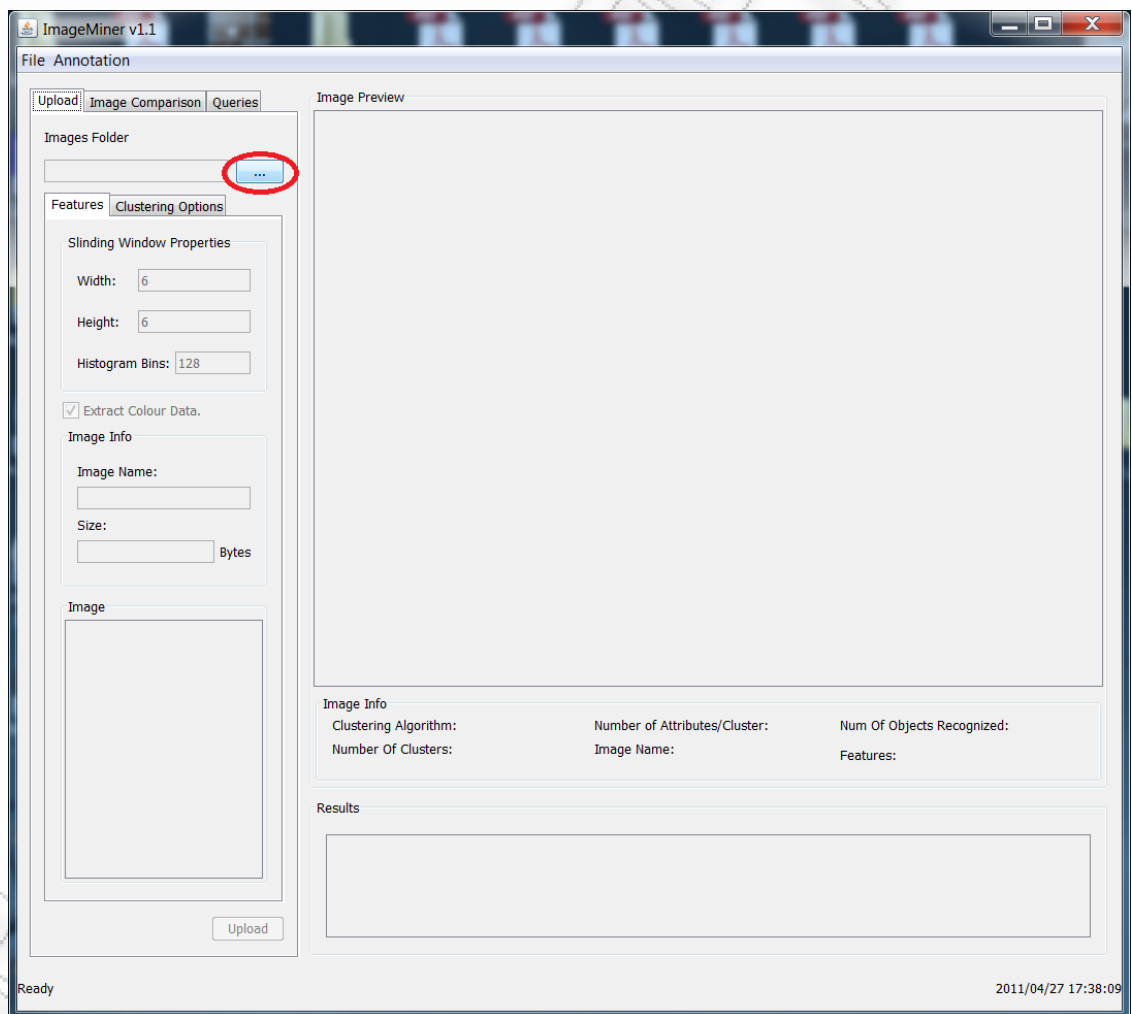
## Εφαρμογές-Αποτίμηση

### Αναλυτικό Case Study

Στην ενότητα αυτή θα γίνει παρουσίαση των κυριότερων λειτουργιών και πως αυτές μπορούν να εφαρμοστούν μέσω της εφαρμογής μας.

1. Εξαγωγή χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου

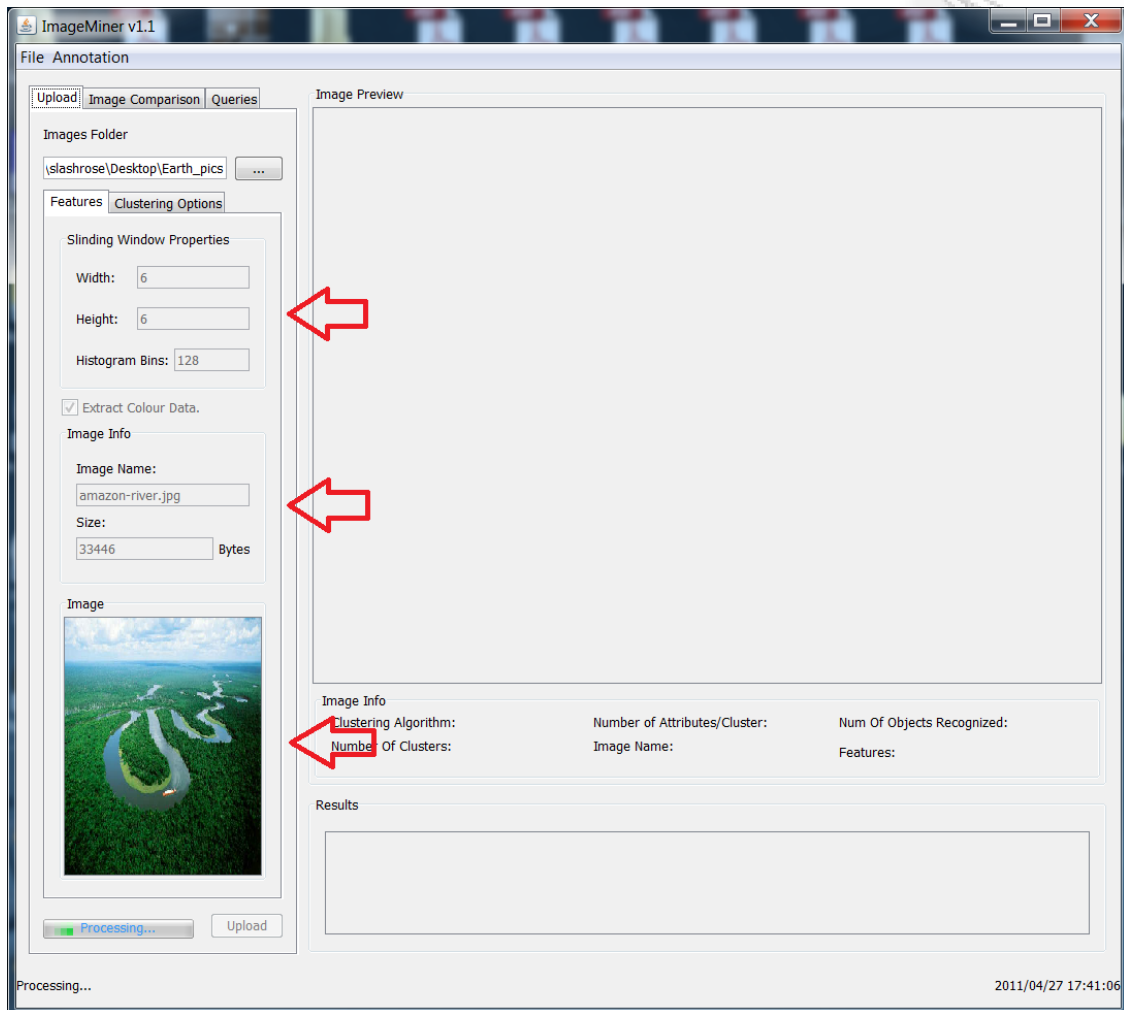
Αρχικά ο χρήστης θα πρέπει να επιλέξει τον φάκελο στον οποίο περιέχονται οι εικόνες προς ανάλυση.



Εικ 15. Επιλογή φακέλου εικόνων προς ανάλυση.

Ένας από τους περιορισμούς της εφαρμογής είναι το ότι ο τύπος εικόνων που μπορεί να επεξεργαστεί είναι μόνον τύπου JPEG (Elysium LTD). Επομένως ο φάκελος θα πρέπει να περιέχει εικόνες αυτού του τύπου.

Μόλις γίνει επιλογή του αντίστοιχου φακέλου, ο χρήστης στη συνέχεια καλείται να ορίσει τις παραμέτρους με βάση τις οποίες θα γίνει τόσο η εξαγωγή των χαρακτηριστικών όσο και η συσταδοποίηση.



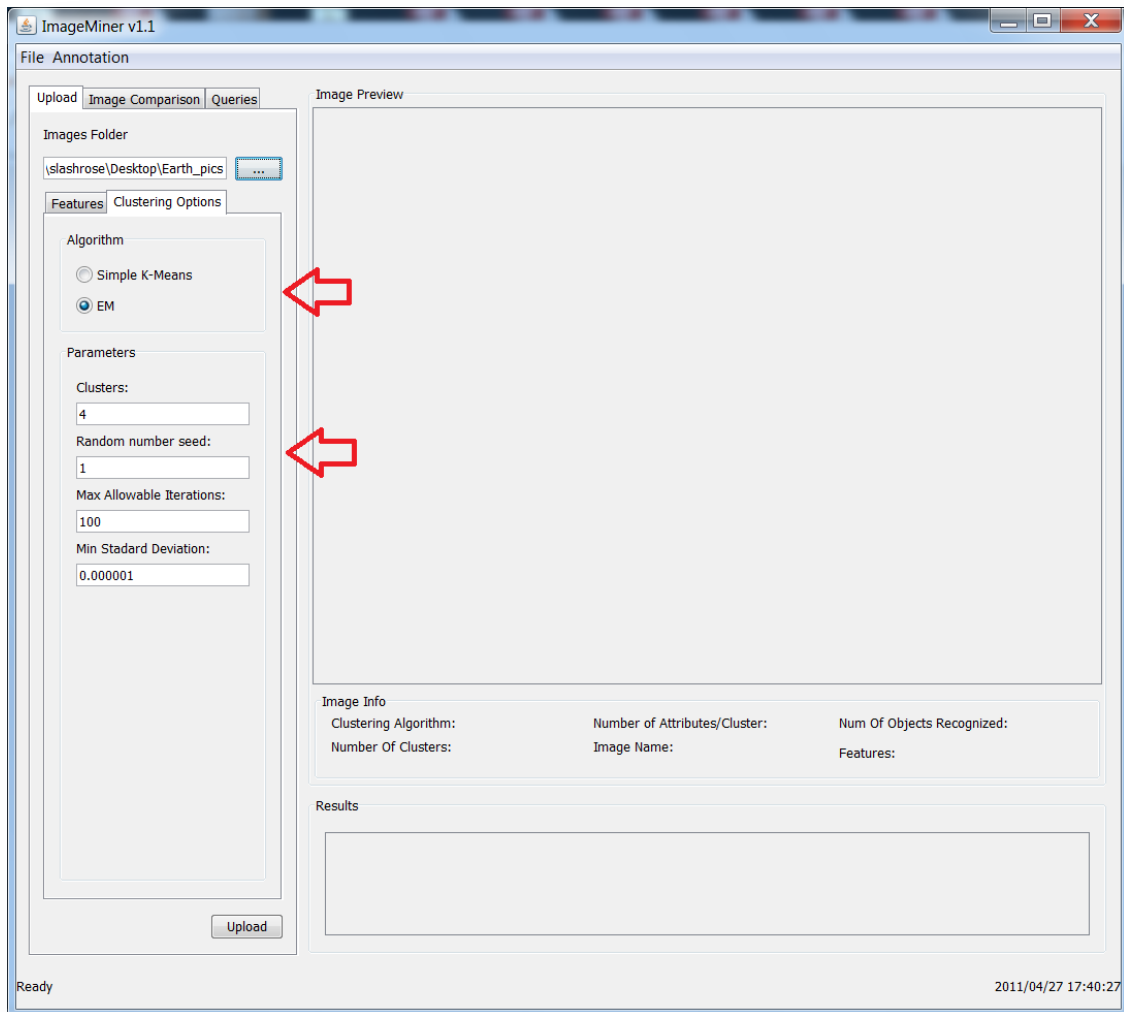
**Εικ 16.Καρτέλα ορισμού παραμέτρων για την εξαγωγή χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου.**

Στην καρτέλα Upload υπάρχουν οι καρτέλες Features και Clustering Options. Στην καρτέλα Features ο χρήστης μπορεί να ορίσει τις τιμές των παραμέτρων που σχετίζονται με την εξαγωγή των χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου εικόνας. Όπως φαίνεται και στην παραπάνω εικόνα μπορεί να ορίσει τις διαστάσεις του κινούμενου παραθύρου αλλά και τον αριθμό των Histogram Bins. Γενικά όσο μεγαλύτερο είναι το μέγεθος του παραθύρου τόσο γρηγορότερα εξαγονται τα χαρακτηριστικά αλλά και τόσο περισσότερη ανακριβή είναι. Επίσης όσο μεγαλώνει ο αριθμός των histogram bins τόσο μεγαλύτερη θα είναι η ακρίβεια της συσταδοποίησης η οποία όμως θα ολοκληρωθεί με αρκετή καθυστέρηση.

Στο panel με τίτλο Image Info παρουσιάζονται κάποιες βασικές πληροφορίες της εικόνας που αναλύεται και σχετίζονται με το μέγεθος αυτής και το αντίστοιχο όνομά της. Στο τελευταίο panel (Image) παρουσιάζεται η αντίστοιχη εικόνα σε μορφή προεπισκόπησης.

Στη συνέχεια ο χρήστης καλείται να ορίσει τις παραμέτρους που σχετίζονται με τη διαδικασία της συσταδοποίησης. Αυτές βρίσκονται στην καρτέλα Clustering Options και φαίνονται στην παρακάτω εικόνα.





**Εικ 17. Καρτέλα Ορισμού των παραμέτρων συσταδοποίησης.**

Όπως φαίνεται και στην παραπάνω εικόνα ο χρήστης μπορεί να επιλέξει τον αλγόριθμο συσταδοποίησης (K-Means ή EM). Στην συνέχεια πρέπει να ορίσει τον αριθμό των συστάδων που θα εξαχθούν τη μεταβλητή Random Number Seed, τον μέγιστο αριθμό επιτρεπόμενων επαναλήψεων καθώς και την ελάχιστη επιτρεπόμενη τυπική απόκλιση.

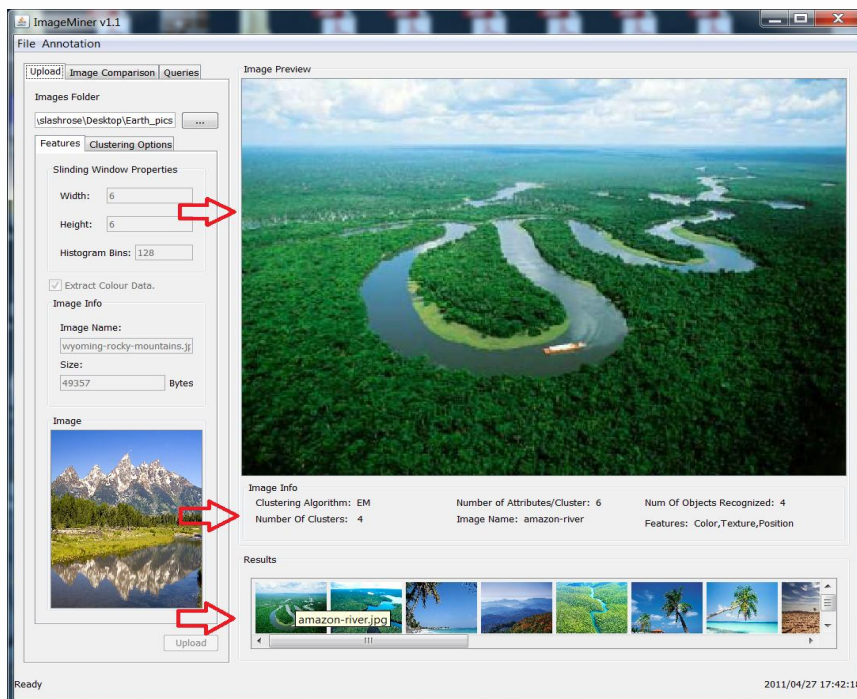
Όπως και στην προηγούμενη καρτέλα, έτσι και εδώ οι τιμές που θα δώσει ο χρήστης στις διάφορες παραμέτρους επηρεάζουν τόσο το χρόνο ολοκλήρωσης της διαδικασίας αλλά και την ποιότητα των αποτελεσμάτων της συσταδοποίησης. Για αυτό ο ορισμός των παραμέτρων πρέπει να γίνεται με μεγάλη προσοχή. Αρκετά συχνά ο χρήστης-αναλυτής θα πρέπει να λάβει υπόψη του και το περιεχόμενο των εικόνων που πρόκειται να αναλυθούν για τον επιτυχημένο ορισμό αυτών των παραμέτρων.

Μόλις ο χρήστης ολοκληρώσει τον ορισμό των παραπάνω παραμέτρων, το σύστημα είναι έτοιμο να ξεκινήσει τη διαδικασία ανάλυσης των εικόνων που επέλεξε. Για να ξεκινήσει η διαδικασία πρέπει να πατήσει το κουμπί Upload.

Η διαδικασία ανάλυσης της εικόνας ξεκινάει με εξαγωγή των χαρακτηριστικών χρώματος, υφής και θέσης της εικόνας. Στη συνέχεια τα αποτελέσματα αυτά αφού κανονικοποιηθούν στο διάστημα [0,1] χρησιμοποιούνται σαν είσοδος στη διαδικασία συσταδοποίησης. Μόλις αυτή ολοκληρωθεί παράγεται το αντίστοιχο πρότυπο της εικόνας και αν υπάρχει αρχείο ορισμού τίτλων συστάδας τότε γίνεται και annotation διαφορετικά κάθε συστάδα χαρακτηρίζεται ως μη αναγνωρισμένη. Μόλις παραχθεί το

αντίστοιχο πρότυπο στη συνέχεια αυτό αποθηκεύεται στη βάση προτύπων. Το σύστημα συντηρεί έναν κατάλογο στον οποίο μεταφέρονται οι εικόνες που έχουν αναλυθεί έτσι ώστε να μπορεί να τις ανακτά όποτε αυτό κρίνεται απαραίτητο.

Μόλις ολοκληρωθεί η διαδικασία ανάλυσης των εικόνων το σύστημα φαίνεται ως εξής:



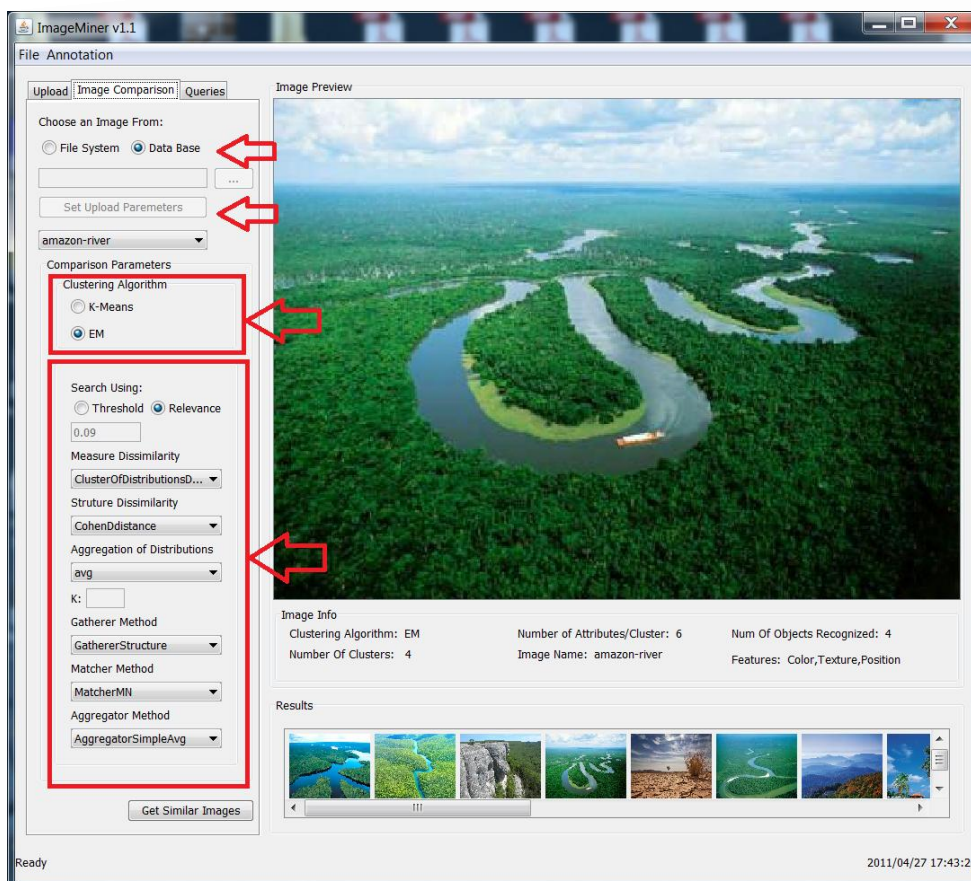
**Εικ 18. Εικόνα της εφαρμογής κατά την ολοκλήρωση της ανάλυσης εικόνων.**

Όπως φαίνεται στην παραπάνω εικόνα, στο κάτω μέρος της εφαρμογής παρουσιάζονται οι εικόνες που έχουν αναλυθεί. Ο χρήστης επιλέγοντας κάποια από αυτές τις εικόνες μπορεί να τη δει σε μεγέθυνσης στο Panel Image Preview, παράλληλα παρουσιάζονται και κάποιες πληροφορίες που σχετίζονται με τα αποτελέσματα της ανάλυσης της. Παρουσιάζεται ο αλγόριθμος που χρησιμοποιήθηκε κατά την συσταδοποίηση, ο αριθμός των συστάδων που έχουν εξαχθεί, ο αριθμός των attributes από τα οποία αποτελείται κάθε συστάδα, το όνομα της εικόνας, ο αριθμός των συστάδων που έχουν αναγνωριστεί κατά τη διαδικασία του annotation και τέλος το είδος των χαρακτηριστικών που έχουν εξαχθεί (Χρώμα, Υφή, Θέση).

Επίσης με δεξί κλικ πάνω σε κάθε εικόνα που βρίσκεται στο panel results μπορεί ο χρήστης να μπορεί να διαγράψει αυτή ή και όλες τις εικόνες.

## 2. Σύγκριση Εικόνων

Δίπλα από την καρτέλα Upload βρίσκεται η καρτέλα Image Comparison. Στην καρτέλα αυτή μπορεί ο χρήστης να ορίσει ένα σύνολο παραμέτρων που σχετίζονται με τη διαδικασία σύγκρισης εικόνων. Αυτή φαίνεται στην παρακάτω εικόνα.



Εικ 19. Καρτέλα σύγκρισης εικόνων-προτύπων.

Αρχικά ο χρήστης μπορεί να επιλέξει την προέλευση της εικόνας για την οποία θα γίνει αναζήτηση. Η εικόνα αυτή μπορεί να είναι είτε κάποια από αυτές που έχουν αναλυθεί είτε κάποια που βρίσκεται στο τοπικό σύστημα αρχείων. Για τη σύγκριση των εικόνων γίνεται σύγκριση των αντίστοιχων προτύπων τους. Οπότε στην περίπτωση που επιλέξει ο χρήστης να χρησιμοποιήσει σαν εικόνα επερώτησης κάποια εικόνα από το file system του υπολογιστή του, θα πρέπει να γίνει πρώτα ανάλυση αυτής για να παραχθεί το αντίστοιχο πρότυπο. Για αυτό το λόγο μπορεί να επιλέξει το κουμπί Set Upload Parameters για να ορίσει τις παραμέτρους συσταδοποίησης και εξαγωγής χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου.

Στην περίπτωση που ο χρήστης επιλέξει η εικόνα αναζήτησης να είναι από αυτές που έχουν ήδη αναλυθεί, τότε πρέπει να επιλέξει τον αλγόριθμο με τον οποίο έγινε η συσταδοποίηση των χαρακτηριστικών της. Στη συνέχεια καλείται να επιλέξει την αντίστοιχη εικόνα καθώς και όλες τις παραμέτρους σύγκρισης όπως αυτά ορίζονται στην εργασία (Ραμπαούνη, 2009).

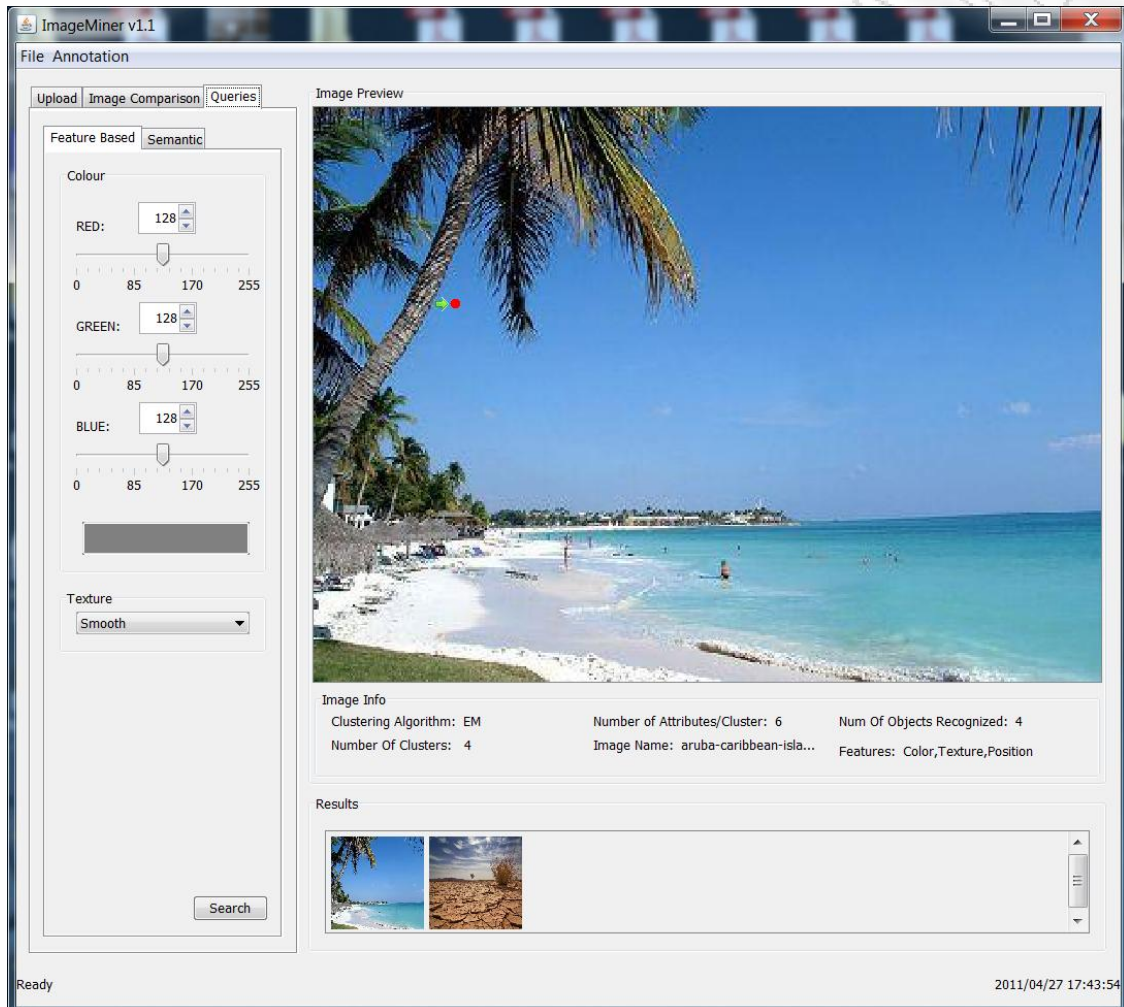
Σε αυτό το σημείο πρέπει να αναφέρουμε ότι το σύστημά μας δίνει τη δυνατότητα στο χρήστη δύο επιλογών σύγκρισης. Μπορεί είτε να ορίσει κάποιο κατώφλι στα σκορ σύγκρισης οπότε να παρουσιασθούν οι αντίστοιχες εικόνες που ικανοποιούν αυτή τη συνθήκη, είτε να επιλέξει να παρουσιασθούν οι εικόνες με σειρά ομοιότητας.

Τονίζουμε ότι η σύγκριση γίνεται με βάση τα χαρακτηριστικά των συστάδων και όχι με βάση το annotation τους.



### 3. Αναζήτηση με βάση τα χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου.

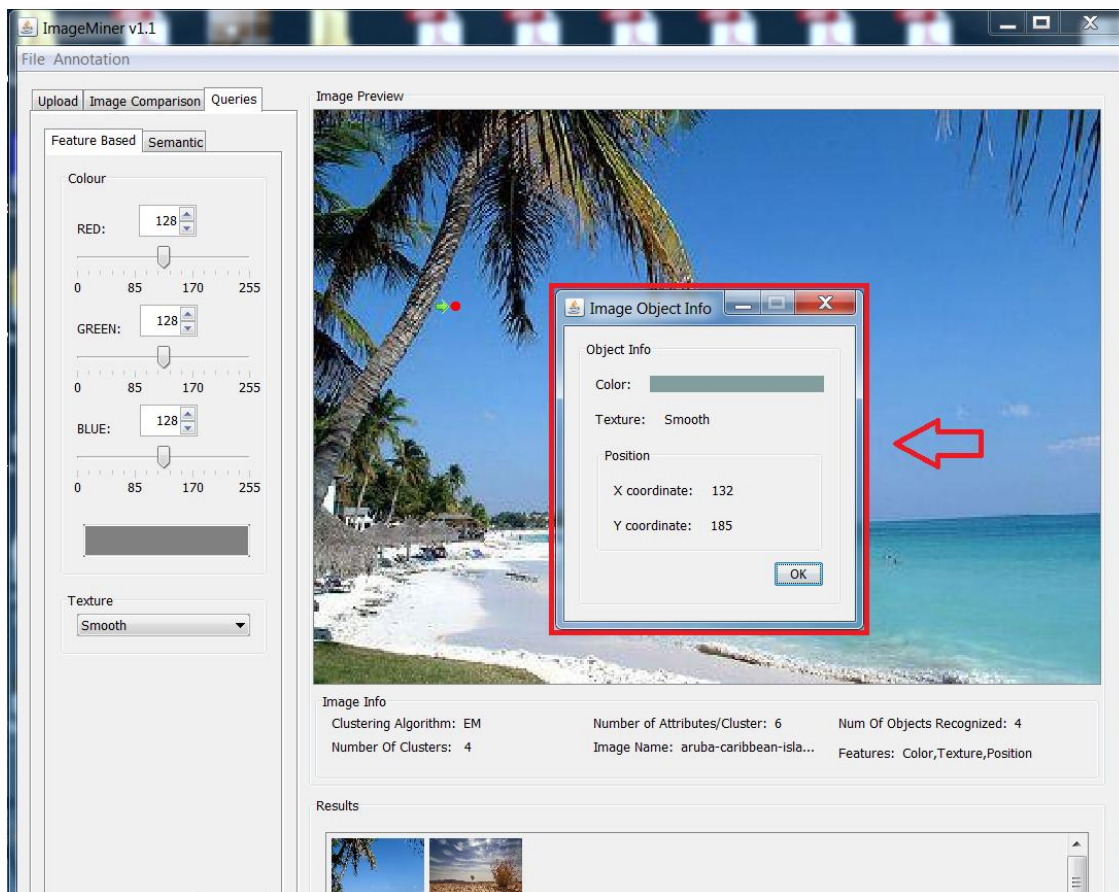
Πέρα από τη σύγκριση των εικόνων μπορεί κανείς να αναζητήσει εικόνες οι οποίες ικανοποιούν συγκεκριμένα κριτήρια. Τα κριτήρια αυτά μπορεί να σχετίζονται είτε με τα χαρακτηριστικά συστάδας όπως είναι το χρώμα και η υφή είτε με το annotation αυτής. Η καρτέλα Queries χρησιμοποιείται για αυτόν τον σκοπό και αποτελείται από δύο υποκαρτέλες την Feature Based και την Semantic.



**Εικ 20. Αναζήτηση εικόνων με βάση τα χαρακτηριστικά συστάδας(Χρώμα, Υφή).**

Όπως φαίνεται στην παραπάνω εικόνα στη feature based αναζήτηση, δίνεται η δυνατότητα στον χρήστη να ορίσει τις τιμές χρώματος καθώς και τον χαρακτηρισμό υφής συστάδας. Στη συνέχεια γίνεται αναζήτηση όλων εκείνων των εικόνων που περιέχουν τουλάχιστον μία συστάδα με τα χαρακτηριστικά αυτά. Τα αποτελέσματα της αναζήτησης αυτής παρουσιάζονται στο panel «Results». Με αριστερό κλικ πάνω στις εικόνες-αποτελέσματα παρουσιάζεται η αντίστοιχη εικόνα σε μεγέθυνση η οποία περιέχει μια ένδειξη του κέντρου βάρους της συστάδας που ικανοποιεί τα κριτήρια που έθεσε ο χρήστης. Η θέση της ένδειξης αυτής καθορίζεται από τις συντεταγμένες x και y της αντίστοιχης συστάδας. Η λειτουργικότητα αυτή προστέθηκε με σκοπό επαλήθευσης των αποτελεσμάτων που προκύπτουν από κάθε ερώτημα αναζήτησης.

Με αριστερό κλικ πάνω στην ένδειξη μπορεί κανείς να δει όλες τις πληροφορίες που αφορούν τα χαρακτηριστικά(υφή, χρώμα, θέση) της συστάδας όπως φαίνεται και στην παρακάτω εικόνα:

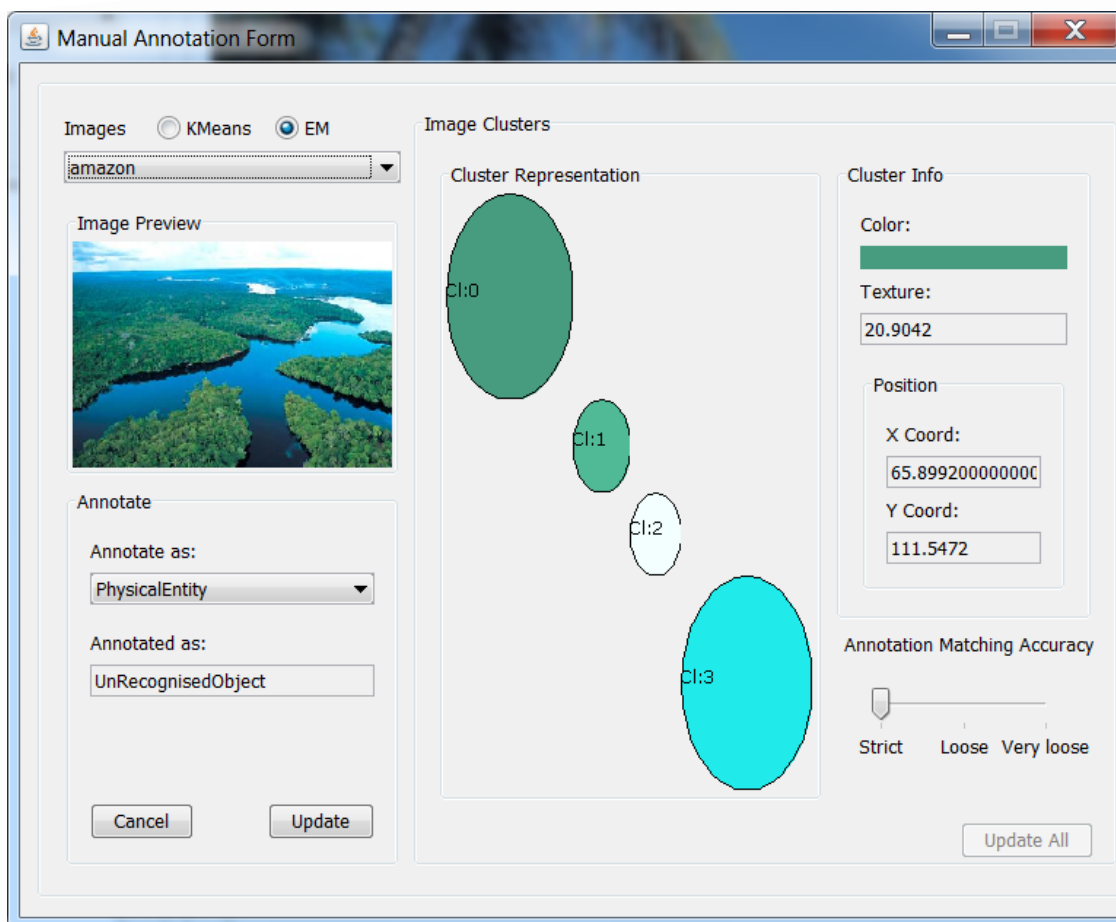


**Εικ 21. Πληροφορίες συστάδας εικόνας.**

*4. Ημιαυτόματος χαρακτηρισμός συστάδων εικόνας.*

Πριν περιγράψουμε τη διαδικασία σημασιολογικής αναζήτησης εικόνας, πρέπει να παρουσιάσουμε πως γίνεται η διαδικασία σημασιολογικού χαρακτηρισμού συστάδας μιάς και αυτή αποτελεί το πρώτο βήμα.

Επιλέγοντας από το μενού την επιλογή Annotator → Manual Annotator εμφανίζεται η φόρμα ημιαυτόματου σημασιολογικού χαρακτηρισμού συστάδας κάτι που φαίνεται και στην παρακάτω εικόνα.



**Εικ 22. Φόρμα ημιαυτόματου σημασιολογικού χαρακτηρισμού συστάδας.**

Επιλέγοντας τον κατάλληλο αλγόριθμο συσταδοποίησης, παρουσιάζονται οι αντίστοιχες εικόνες που έχουν συσταδοποιηθεί με τον συγκεκριμένο αλγόριθμο. Στο panel «Image Preview» παρουσιάζεται η εικόνα σε προεπισκόπηση. Η προεπισκόπηση αυτή παίζει κυρίως επαληθευτικό ρόλο. Κάτω ακριβώς από το panel προεπισκόπησης εικόνας βρίσκεται το σύνολο των λέξεων τις οποίες μπορεί να χρησιμοποιήσει ο χρήστης για τον χαρακτηρισμό συστάδας. Συγκεκριμένα, κάτω από την ετικέτα «Annotate as» βρίσκεται το σύνολο των λέξεων χαρακτηρισμού. Αυτό προκύπτει με χρήση οντολογίας. Κάτω από την ετικέτα «Annotated as» βρίσκεται το πεδίο που δείχνει τον τρέχοντα χαρακτηρισμό της συστάδας που επιλέχθηκε.

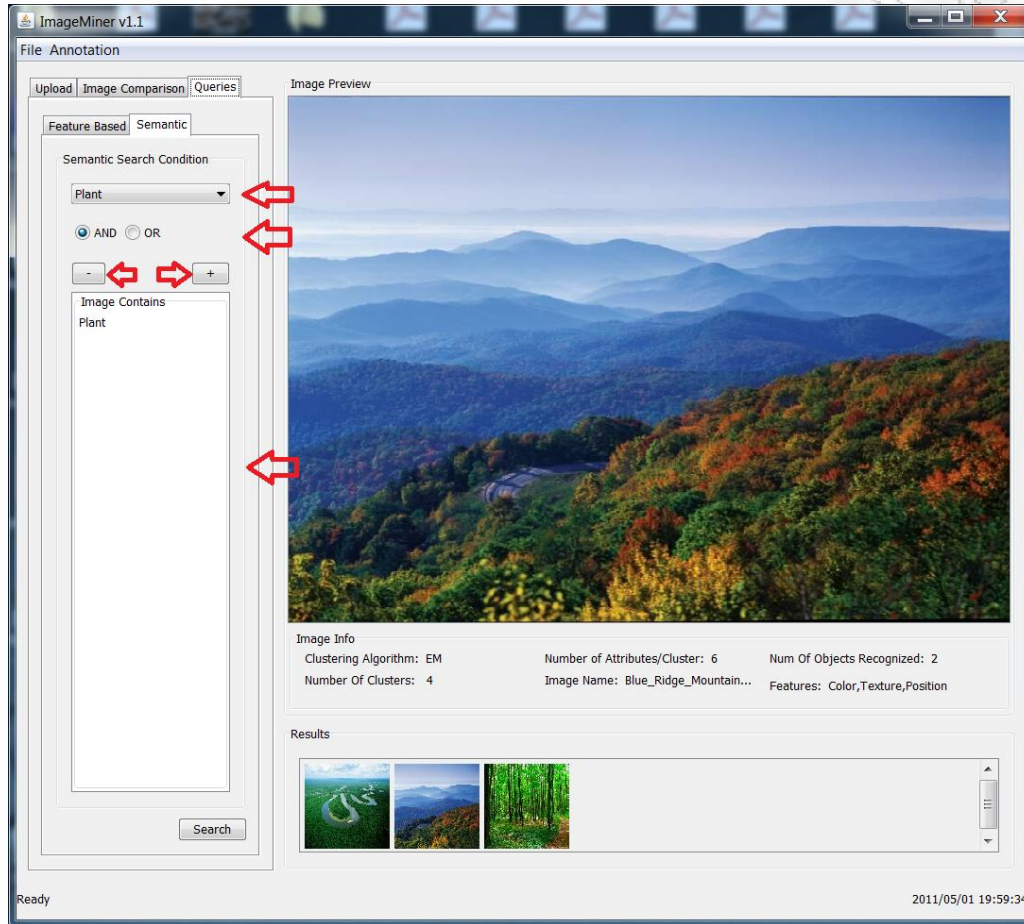
Στο panel με τίτλο «Cluster Representation» γίνεται παρουσίαση των συστάδων της εικόνας που επιλέχθηκε αρχικά. Για την παρουσίαση κάθε συστάδας χρησιμοποιούνται τα χαρακτηριστικά χρώματος καθώς και το prior probability κάθε συστάδας έτσι ώστε να αναπαρασταθεί το μέγεθος της συστάδας. Ο χρήστης μπορεί να επιλέξει μια συστάδα από την παραπάνω αναπαράσταση. Τότε θα παρουσιασθούν όλες οι πληροφορίες που σχετίζονται με αυτήν. Επίσης ορίζοντας ένα νέο όνομα σημασιολογικού χαρακτηρισμού και πατώντας το κουμπί «Update» μπορεί να ανανεώσει τον τρέχοντα χαρακτηρισμό συστάδας. Αυτός είναι και ο χειροκίνητος τρόπος χαρακτηρισμού συστάδας. Μόλις ο χρήστης χαρακτηρίσει μια ή περισσότερες συστάδες μπορεί να κουμπιά «Update All» και να επιλέξει την ακρίβεια του χαρακτηρισμού. Με αυτόν τον τρόπο γίνεται ο αυτοματοποιημένη διαδικασία χαρακτηρισμού συστάδας. Προφανώς όσο περισσότεροι είναι οι χειροκίνητοι χαρακτηρισμοί τόσο μεγαλύτερη ακρίβεια θα παρουσιάζει ο αυτόματος χαρακτηρισμός συστάδας.

Στο panel «Cluster Info» παρουσιάζονται οι τιμές των χαρακτηριστικών υψής, χρώματος και θέσης της συστάδας.



### 5. Σημασιολογική Αναζήτηση Εικόνας.

Μόλις ο χρήστης χαρακτηρίσει όλες τις συστάδες, στη συνέχεια μπορεί να εκφράσει σημασιολογικά ερωτήματα. Αυτή η δυνατότητα δίνεται στην καρτέλα Queries→Semantic. Η καρτέλα αυτή παρουσιάζεται στην παρακάτω εικόνα.



**Εικ 23.Σημασιολογική αναζήτηση εικόνων.**

Όπως φαίνεται στην παραπάνω εικόνα ο χρήστης μπορεί να επιλέξει ένα σύνολο χαρακτηρισμών προς αναζήτηση καθώς και τη λογική σχέση που θα τις συνδέει. Με το κουμπί «Search» ξεκινάει η σημασιολογική αναζήτηση. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιείται η δομή της οντολογίας που χρησιμοποιήθηκε για να δώσει τις λέξεις αναζήτησης, έτσι ώστε να μην επιστρέφονται μόνο οι εικόνες που περιέχουν κάποια συστάδα με τον συγκεκριμένο χαρακτηρισμό αλλά και όλες εκείνες οι εικόνες που περιέχουν συστάδες με τίτλο που συνδέεται εννοιολογικά με αυτούς που επέλεξε αρχικά ο χρήστης. Στην συγκεκριμένη εικόνα επιλέξαμε το σύστημα να αναζητήσει όλες εκείνες τις εικόνες που περιέχουν φυτά. Οι εικόνες που επέστρεψε το σύστημα μπορεί να περιέχουν δέντρα, θάμνους κτλ που είναι φυτά.

## Μετρήσεις Απόδοσης-Στατιστικά

Στην ενότητα αυτή θα παρουσιάσουμε κάποια στατιστικά στοιχεία έτσι ώστε να φανεί η αποδοτικότητα του συστήματός αλλά και να καταλήξουμε στους παράγοντες εκείνους καθώς και στον τρόπο με τον οποίο αυτοί επηρεάζουν την συνολική απόδοση του συστήματος.

Τα μέτρα που θα μελετηθούν είναι ο χρόνος(ms) ανάλυσης και φόρτωσης των εικόνων στην βάση προτύπων, ο χρόνος αναζήτησης παρόμοιων εικόνων(ms) και ο χρόνος του αυτόματου annotation(ms) για κάθε αλγόριθμο συσταδοποίησης (EM, KMEANS) καθώς και συναρτήσει του αριθμού των εικόνων. Επίσης θα μελετηθεί πως επηρεάζει ο χρήστης τα αποτελέσματα της αναζήτησης παρόμοιων εικόνων.

Το σύστημα που θα γίνουν οι δοκιμές έχει τα εξής χαρακτηριστικά:

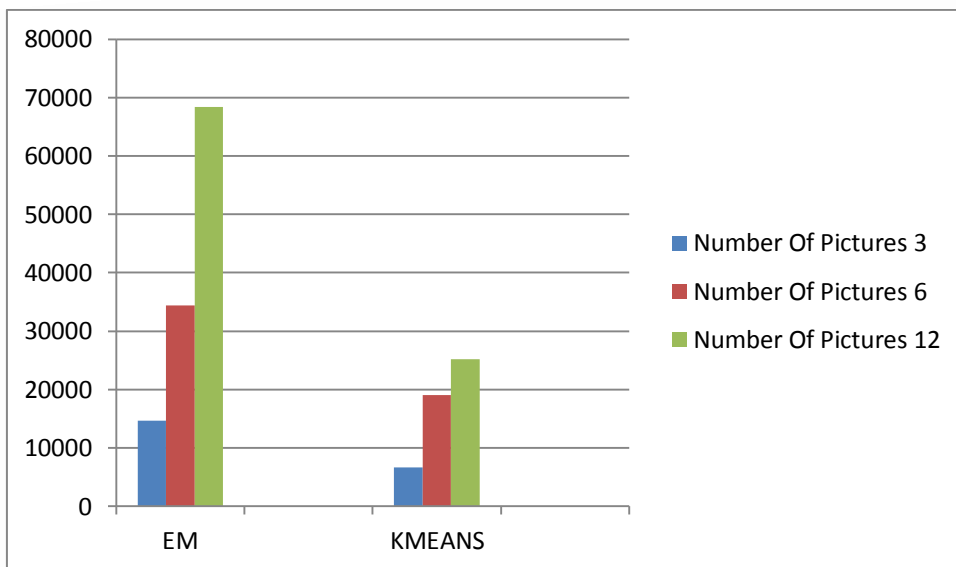
Χαρακτηριστικό	Μέγεθος
Επεξεργαστής	Intel(R) Core(TM)2 Duo Cpu T5800 @2.00GHz
Μνήμη RAM	4,00 GB
Λειτουργικό Σύστημα	Windows 7 Professional 32 bit
Σκληρός Δίσκος	Western Digital Capacity:320 GB Rotational Speed: 5,400 RPM Buffer Size:8MB

### Πίνακας 1: Πίνακας χαρακτηριστικών υπολογιστή δοκιμών.

Αρχικά θα μελετήσουμε τον χρόνο ανάλυσης και φόρτωσης των εικόνων στην βάση προτύπων. Όπως αναφέρθηκε και στο κεφάλαιο ανάλυσης της εφαρμογής η διαδικασία αυτή περιλαμβάνει διαδικασίες προεπεξεργασίας εικόνας, διαδικασίες εξαγωγής χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου, κανονικοποίηση δεδομένων, συσταδοποίηση των εξαχθέντων στοιχείων, annotation εξαχθέντων συστάδων, παραγωγή του αντίστοιχου προτύπου και αποθήκευση αυτού στην αντίστοιχη βάση προτύπων. Το σύνολο του χρόνου όλων αυτών των διαδικασιών καθορίζει τον χρόνο εκτέλεσης της διαδικασίας ανάλυσης εικόνων. Επίσης κάθε μια από τις παραπάνω διαδικασίες μπορεί να επηρεάσει την συνολική καθυστέρηση.

Ακολουθεί διάγραμμα στο οποίο φαίνεται η συνολική διάρκεια της ανάλυσης εικόνας για τους διάφορους αλγόριθμους συσταδοποίησης καθώς και για διαφορετικό αριθμό εικόνων προς επεξεργασία.





**Εικ 24. Διάγραμμα χρονικής διάρκειας της διαδικασίας ανάλυσης εικόνας συναρτήσει του αλγόριθμου συσταδοποίησης και του αριθμού εικόνων.**

Για την εξαγωγή των παραπάνω δεδομένων χρησιμοποιήσαμε σταθερό μέγεθος συρόμενου παραθύρου (6x6), σταθερό αριθμό σπόρων ιστογράμματος(128), σταθερό αριθμό εξαχθέντων συστάδων (4), μέγιστο αριθμό επαναλήψεων (100) για τη συσταδοποίηση και ελάχιστη επιθυμητή τυπική απόκλιση ίση με 0.000001.

Στο παραπάνω διάγραμμα φαίνεται ότι για τον αλγόριθμο EM η ανάλυση εικόνας διαρκεί αρκετά περισσότερο από την αντίστοιχη στον KMEANS. Επίσης φαίνεται καθαρά ότι όσο αυξάνεται ο αριθμός των εικόνων προς ανάλυση τόσο αυξάνεται και ο χρόνος εκτέλεσης κάτι που είναι απόλυτα λογικό. Τέλος οι αποκλίσεις μεταξύ των χρόνων εκτέλεσης για διαφορετικό αριθμό εικόνων στον EM αλγόριθμο είναι πιο έντονες σε σχέση με τις αντίστοιχες του KMEANS.

Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται η χρονική διάρκεια κάθε επιμέρους διαδικασίας της ανάλυσης εικόνας για ένα συγκεκριμένο αριθμό εικόνων προς ανάλυση(12 εικόνες) χρησιμοποιώντας τον EM σαν αλγόριθμο συσταδοποίησης.

Call Tree - Method	Time [%]	Time	Invocations
AWT-EventQueue-0	68369 ms (100%)	68369 ms (100%)	1
- imagemining.MainFrame.uploadImages ()	68369 ms (100%)	68369 ms (100%)	1
- imagemining.MainFrame.exportStorePattern (java.io.File)	51983 ms (76%)	51983 ms (76%)	12
- Self time	27157 ms (39,7%)	27157 ms (39,7%)	12
- PatternMiner.clusterers.emCMD.createPmml (String, String, String, String, String)	24547 ms (35,9%)	24547 ms (35,9%)	12
- PatternMiner.clusterers.emCMD.pmmlDocument ()	18886 ms (27,6%)	18886 ms (27,6%)	12
- PatternMiner.clusterers.emCMD.clusteringModel ()	18278 ms (26,7%)	18278 ms (26,7%)	12
- imagemining.Annotation.getObjectAnnotations (int, int, PatternMiner.core.FastVector, String)	14449 ms (21,1%)	14449 ms (21,1%)	12
- PatternMiner.clusterers.variances.scatterValue (String, int, int)	3802 ms (5,6%)	3802 ms (5,6%)	12
- Self time	25,3 ms (0%)	25,3 ms (0%)	12
- PatternMiner.core.Instances.numAttributes ()	0,395 ms (0%)	0,395 ms (0%)	204
- PatternMiner.core.Instances.attribute (int)	0,224 ms (0%)	0,224 ms (0%)	72
- imagemining.Annotation.<init> (String, String, int)	0,063 ms (0%)	0,063 ms (0%)	12
- PatternMiner.core.FastVector.elementAt (int)	0,030 ms (0%)	0,030 ms (0%)	96
- PatternMiner.clusterers.emCMD.dataDictionary ()	592 ms (0,9%)	592 ms (0,9%)	12
- PatternMiner.clusterers.emCMD.pmmlIntro ()	9,86 ms (0%)	9,86 ms (0%)	12
- Self time	2,63 ms (0%)	2,63 ms (0%)	12
- PatternMiner.clusterers.emCMD.header ()	2,29 ms (0%)	2,29 ms (0%)	12
- PatternMiner.storeDbxml.DBxml_env.store2Dbxml (String, String, String, String, String)	5052 ms (7,4%)	5052 ms (7,4%)	12
- Self time	351 ms (0,5%)	351 ms (0,5%)	12
- PatternMiner.core.Instances.<init> (java.io.Reader)	250 ms (0,4%)	250 ms (0,4%)	12
- PatternMiner.core.Instances.attribute (int)	0,957 ms (0%)	0,957 ms (0%)	648
- PatternMiner.clusterers.emCMD.checkDomStrAttr (PatternMiner.core.Instances)	0,359 ms (0%)	0,359 ms (0%)	12
- PatternMiner.core.Attribute.numValues ()	0,201 ms (0%)	0,201 ms (0%)	72
- PatternMiner.core.Instances.numAttributes ()	0,154 ms (0%)	0,154 ms (0%)	420
- PatternMiner.core.FastVector.addElement (Object)	0,146 ms (0%)	0,146 ms (0%)	144
- PatternMiner.core.FastVector.elementAt (int)	0,084 ms (0%)	0,084 ms (0%)	144

**Εικ 25.Χρονική διάρκεια των επιμέρους διαδικασιών της ανάλυσης εικόνας για τον EM αλγόριθμο για σύνολο 12 εικόνων προς ανάλυση.**

Για την παραγωγή του παραπάνω στιγμιότυπου χρησιμοποιήσαμε τον Profiler του Net Beans 6.9.1

Συνεχίζοντας, θα μελετήσουμε πως μπορούν οι επιμέρους διαδικασίες να επηρεάσουν τον συνολικό χρόνο εκτέλεσης της ανάλυσης εικόνας καθώς και από ποιους παράγοντες αυτές επηρεάζονται.

*Προεπεξεργασία Εικόνας*

Στη φάση αυτή γίνεται κλιμάκωση της αρχικής εικόνας σε ένα προκαθορισμένο μέγεθος, στη συνέχεια γίνεται εξομάλυνση χρώματος και τέλος μετατρέπεται σε ασπρόμαυρη για εξαγωγή των χαρακτηριστικών υφής. Από τα παραπάνω καταλαβαίνουμε ότι το αρχικό μέγεθος της εικόνας επηρεάζει αρνητικά τη διαδικασία κλιμάκωσης, το περιεχόμενο της εικόνας τη διαδικασία εξομάλυνσης και μετατροπής της σε ασπρόμαυρη. Συγκεκριμένα, όσο πιο πολύπλοκη είναι μια εικόνα τόσο επιβαρύνεται ο χρόνος εξομάλυνσης και μετατροπής της σε ασπρόμαυρη.

*Εξαγωγή χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου.*

Η διαδικασία αυτή επηρεάζεται από το μέγεθος του κινούμενου παραθύρου σε συνδυασμό με τον αριθμό σπόρων ιστογράμματος. Συγκεκριμένα, όσο μεγαλώνουν οι διαστάσεις παραθύρου τόσο μειώνεται ο χρόνος εξαγωγής των χαρακτηριστικών. Επίσης όσο αυξάνει ο αριθμός των σπόρων ιστογράμματος τόσο αυξάνει και ο χρόνος εκτέλεσης της εξαγωγής χαρακτηριστικών. Συνδυασμός των παραπάνω μπορεί να εξισορροπήσει το χρόνο εκτέλεσης. Προφανώς όσο μεγαλώνει ο χρόνος εκτέλεσης της διαδικασίας αυτής αυτό σημαίνει ότι και ο αριθμός των δεδομένων που εξάγονται είναι μεγαλύτερος.

*Κανονικοποίηση Δεδομένων.*

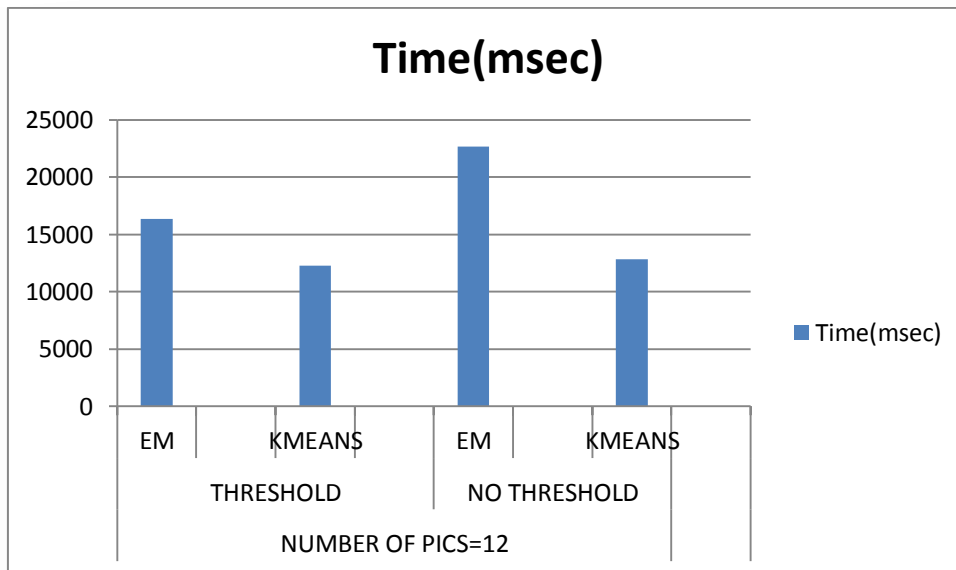
Ο χρόνος που κάνει αυτή η διαδικασία να ολοκληρωθεί εξαρτάται κυρίως από τα αποτελέσματα της προηγούμενης διαδικασίας. Δηλαδή όσο μεγαλύτερος είναι ο αριθμός δεδομένων τόσο θα μεγαλώνει και η καθυστέρηση της. Ένας ακόμη παράγοντας που επηρεάζει την κανονικοποίηση είναι το είδος της κανονικοποίησης δηλαδή η αλγοριθμική πολυπλοκότητα της.

*Συσταδοποίηση εξαχθέντων χαρακτηριστικών.*

Η διαδικασία συσταδοποίησης εξαρτάται από τον αριθμό των συστάδων προς εξαγωγή, όσο περισσότερες συστάδες πρέπει να εξαχθούν τόσο επιβαρύνεται ο χρόνος περαίωσης της διαδικασίας αυτής. Μια άλλη παράμετρος που επηρεάζει τον χρόνο συσταδοποίησης είναι ο αριθμός των επαναλήψεων καθώς και η ελάχιστη επιθυμητή τυπική απόκλιση.

*Αυτόματο Annotation.*

Στο παρακάτω διάγραμμα φαίνονται οι χρόνοι εκτέλεσης της διαδικασίας αυτόματου annotation συναρτήσει του αριθμού των εικόνων και του αλγόριθμου συσταδοποίησης για τις περιπτώσεις που είτε χρησιμοποιείται είτε όχι κατώφλι.



**Εικ 26. Διάγραμμα χρονικής διάρκειας της διαδικασίας αυτόματου annotation.**

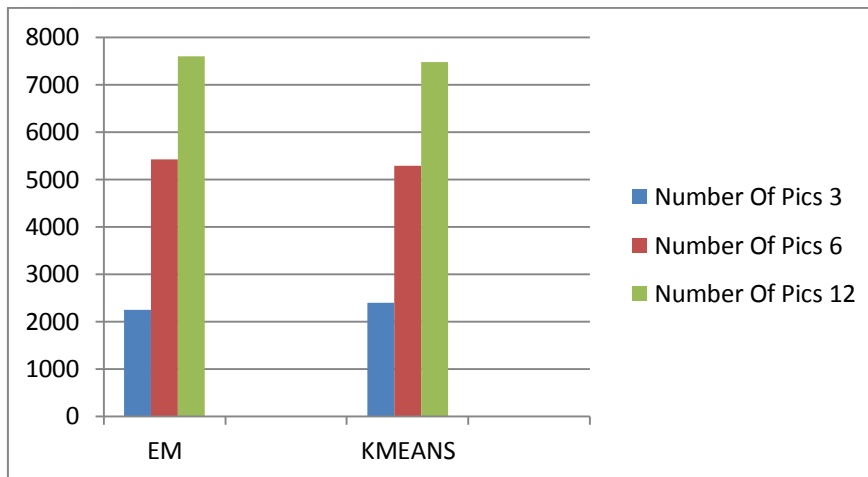
Όπως φαίνεται και στην παραπάνω εικόνα ο χρόνος αυτόματου χαρακτηρισμού συστάδας για κάθε αλγόριθμο συσταδοποίησης όταν δεν χρησιμοποιείται κατώφλι είναι λίγο μεγαλύτερος από αυτόν όπου χρησιμοποιείται. Αυτό είναι λογικό γιατί όταν δεν χρησιμοποιείται κατώφλι τότε όλες οι συστάδες χαρακτηρίζονται ενώ όταν χρησιμοποιείται δεν ισχύει κάτι τέτοιο πάντα δηλαδή στην πρώτη περίπτωση χαρακτηρίζονται περισσότερες συστάδες από την δεύτερη. Επίσης πρέπει να έχουμε υπόψη ότι ο χρόνος χαρακτηρισμού συστάδας είναι μεγαλύτερος από τον χρόνο ελέγχου για το αν ανήκει μια συστάδα σε έναν συγκεκριμένο χαρακτηρισμό (χρήση κατωφλίου).

#### *Παραγωγή και αποθήκευση προτύπου.*

Ο χρόνος παραγωγής του προτύπου εικόνας επηρεάζεται από τον χρόνο συσταδοποίησης και χαρακτηρισμού συστάδας. Ο χρόνος αποθήκευσης προτύπου εξαρτάται από το σύστημα στο οποίο τρέχει η εφαρμογή καθώς και από τις ρυθμίσεις της βάσης προτύπων (μέγεθος cache κτλ).

Συνεχίζοντας, θα μελετήσουμε το πώς επηρεάζεται ο χρόνος αναζήτησης παρόμοιων εικόνων. Στην παρακάτω εικόνα φαίνεται ο χρόνος αναζήτησης παρόμοιων εικόνων συναρτήσει του αλγόριθμου συσταδοποίησης και του αριθμού εικόνων στη βάση. Για τις συγκεκριμένες δοκιμές χρησιμοποιήσαμε και για τους δυο αλγόριθμους τα εξής μέτρα:

Structure Dissimilarity	Cohen Distance
Aggregation Of Distributions	Avg
Gatherer Method	Gatherer Structure Dependent
Matcher Method	Matcher MN
Aggregator Method	Aggregator Simpler AVG



**Εικ 27. Διάγραμμα χρονικής διάρκειας της διαδικασίας αναζήτησης παρόμοιων εικόνων συναρτήσει του αλγόριθμου συσταδοποίησης και του αριθμού των εικόνων στη βάση.**

Όπως φαίνεται και στην παραπάνω εικόνα οι χρόνοι αναζήτησης για κάθε αλγόριθμο δεν διαφέρουν και πολύ κάτι που περιμέναμε άλλωστε. Επίσης παρατηρούμε ότι όσο αυξάνει ο αριθμός των εικόνων τόσο αυξάνει και ο χρόνος ολοκλήρωσης της αναζήτησης, παρατήρηση αναμενόμενη. Θα μπορούσαμε μελλοντικά να μελετήσουμε επίσης το πώς επηρεάζεται ο χρόνος συναρτήσεως των διαφόρων μέτρων υπολογισμού της απόστασης δυο εικόνων.

Τελειώνοντας, θα μελετήσουμε πως ο χρήστης μπορεί να επηρεάσει τα αποτελέσματα της αναζήτησης παρόμοιων εικόνων. Πέρα από τις ρυθμίσεις που μπορεί να ορίσει για τις διαδικασίες εξαγωγής χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου θα πρέπει να λάβει σοβαρά υπόψη του και το περιεχόμενο των εικόνων που θα χρησιμοποιήσει προς ανάλυση. Με αυτόν τον τρόπο μπορεί να επιλέξει βέλτιστες ρυθμίσεις συσταδοποίησης. Για παράδειγμα αν οι εικόνες που προορίζονται προς ανάλυση παρουσιάζουν μεγάλη πολυπλοκότητα τότε θα πρέπει και ο αριθμός των συστάδων προς εξαγωγή να αυξηθεί. Επίσης θα πρέπει να αυξηθεί και ο αριθμός των επαναλήψεων του εκάστοτε αλγόριθμου για καλύτερα αποτελέσματα καθώς και να μειώσει την τιμή της ελάχιστης τυπικής απόκλισης. Με αυτόν τον τρόπο ένα πρότυπο θα αντιπροσωπεύει ακριβέστερα την αντίστοιχη εικόνα. Στην περίπτωση που οι εικόνες έχουν μικρή πολυπλοκότητα αναπαράστασης ο χρήστης θα πρέπει να κάνει το αντίστροφο από τα παραπάνω κυρίως για λόγους οικονομίας υπολογιστικών πόρων.

Επίσης ο εκάστοτε χρήστης μπορεί να επηρεάσει τα αποτελέσματα αναζήτησης ανάλογα με τα μέτρα σύγκρισης και υπολογισμού απόστασης που θα επιλέξει.

Στη συνέχεια θα μελετήσουμε την αποτελεσματικότητα της λειτουργίας σύγκρισης εικόνων για τα διάφορα μέτρα σύγκρισης που χρησιμοποιούνται. Κριτήριο αποτελεσματικότητας θα θεωρηθεί το οπτικό αισθητήριο. Αρχικά θα μελετήσουμε τα αντίστοιχα μέτρα για κάθε αλγόριθμο συσταδοποίησης και στη συνέχεια θα συγκρίνουμε τα αποτελέσματα για κάθε αλγόριθμο έτσι ώστε να καταλήξουμε στον πιο αποδοτικό συνδυασμό. Οι παράμετροι συσταδοποίησης και για τους δύο αλγόριθμους θα είναι οι εξής:

Μέγεθος παραθύρου	6x6
Σπόροι ιστογράμματος	128
Αριθμός συστάδων	6
Μέγιστος αριθμός επαναλήψεων	100
Ελάχιστη τυπική απόκλιση	0.000001

Για τα πειράματά μας θα χρησιμοποιήσουμε εικόνες που αναπαριστούν περιβαλλοντικά τοπία (νησιά, ερήμους, ποτάμια, βουνά, λίμνες, δάση). Η ανάκτηση των εικόνων έγινε με χρήση της μηχανής

αναζήτησης Google. Για κάθε είδος τοπίου ανακτήσαμε 4 παρόμοιες εικόνες(σε επίπεδο χρώματος και υφής) έτσι ώστε να μπορέσουμε να ερμηνεύσουμε ευκολότερα τα αποτελέσματα αναζήτησης και να διαπιστώσουμε έτσι την αποτελεσματικότητα του συστήματός μας. Το σύνολο των δεδομένων που χρησιμοποιήσαμε για τα πειράματά μας περιέχει 20 εικόνες.

Σε αυτό το σημείο πρέπει να ορίσουμε ένα ποσοστό επιτυχίας με βάση το οποίο θα γίνεται η αξιολόγηση των αποτελεσμάτων. Συγκεκριμένα, όταν οι εικόνες που επιστρέφονται σαν αποτελέσματα είναι παρόμοιες σε χρώματα και υφή θα θεωρούμε ότι η ανάκτηση ήταν επιτυχής. Στο τέλος κάθε πειράματος θα δίνεται το αντίστοιχο ποσοστό επιτυχίας.

*Αλγόριθμος EM*

*Μελέτη με βάση το Aggregation of Distributions*

*1<sup>ο</sup> πείραμα*

Οι παράμετροι του πρώτου πειράματος είναι οι εξής:

Measure Dissimilarity	ClusterOfDistributionsDistance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggragation of Distributions	Avggood
Gatherer Method	GathererStructureDependent
Matcher Method	MatcherDistribution
Aggragator Method	AggregatorSimpleAvg

**Αποτελέσματα**





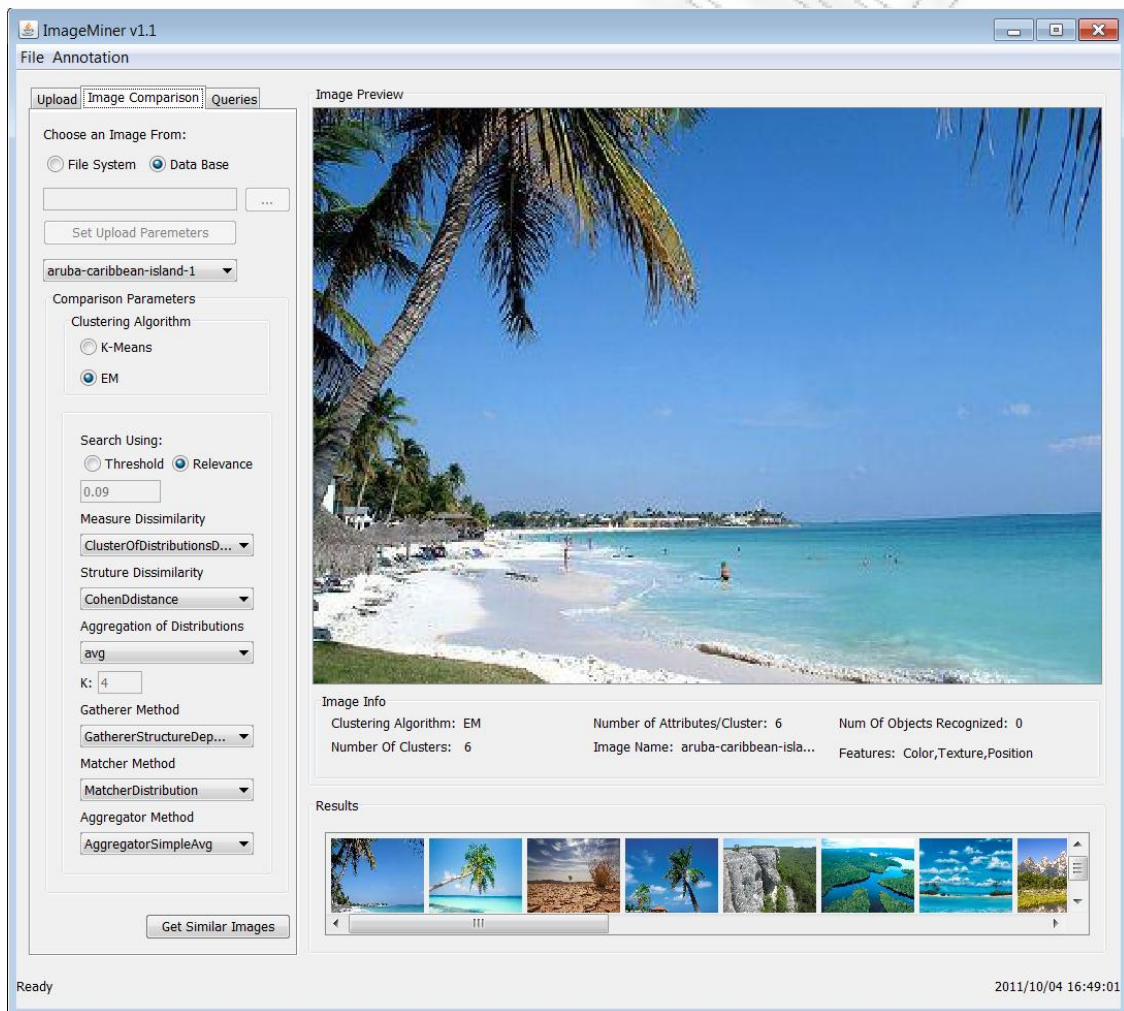
Όπως βλέπουμε τα αποτελέσματα ανάκτησης δεν είναι καλά καθώς οι εικόνες που προέκυψαν δεν σχετίζονται σχεδόν καθόλου σε επίπεδο χρώματος. **Ποσοστό επιτυχίας 1 εικόνας στις 20.**

2<sup>ο</sup> πείραμα

Οι παράμετροι του δεύτερου πειράματος είναι οι εξής:

Measure Dissimilarity	ClusterOfDistributionsDistance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggregation of Distributions	Avg
Gatherer Method	GathererStructureDependent
Matcher Method	MatcherDistribution
Aggregator Method	AggregatorSimpleAvg

Αποτελέσματα



Τα αποτελέσματα αυτής της αναζήτησης είναι σχετικά καλά καθώς βλέπουμε ότι οι εικόνες που επιστρέφονται παρουσιάζουν ομοιότητα. **Ποσοστό επιτυχίας 3 στις 20.**

3<sup>ο</sup> πείραμα

Οι παράμετροι του τρίτου πειράματος είναι οι εξής:

Measure Dissimilarity	ClusterOfDistributionsDistance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggragation of Distributions	Min
Gatherer Method	GathererStructureDepedent
Matcher Method	MatcherDistribution
Aggragator Method	AggregatorSimpleAvg

## Αποτελέσματα

ImageMiner v1.1

File Annotation

Upload Image Comparison Queries

Choose an Image From:

File System  Data Base

Set Upload Parameters

home-The\_Amazon\_River

Comparison Parameters

Clustering Algorithm

K-Means  EM

Search Using:

Threshold  Relevance

0.09

Measure Dissimilarity

ClusterOfDistributionsD...

Structure Dissimilarity

CohenDistance

Aggregation of Distributions

min

K:

Gatherer Method

GathererStructureDep...

Matcher Method

MatcherDistribution

Aggregator Method

AggregatorSimpleAvg

Get Similar Images

Image Preview

Image Info

Clustering Algorithm: EM      Number of Attributes/Cluster: 6      Num Of Objects Recognized: 0

Number Of Clusters: 6      Image Name: home-The\_Amazon\_...      Features: Color,Texture,Position

Results

Ready 2011/10/04 16:46:45

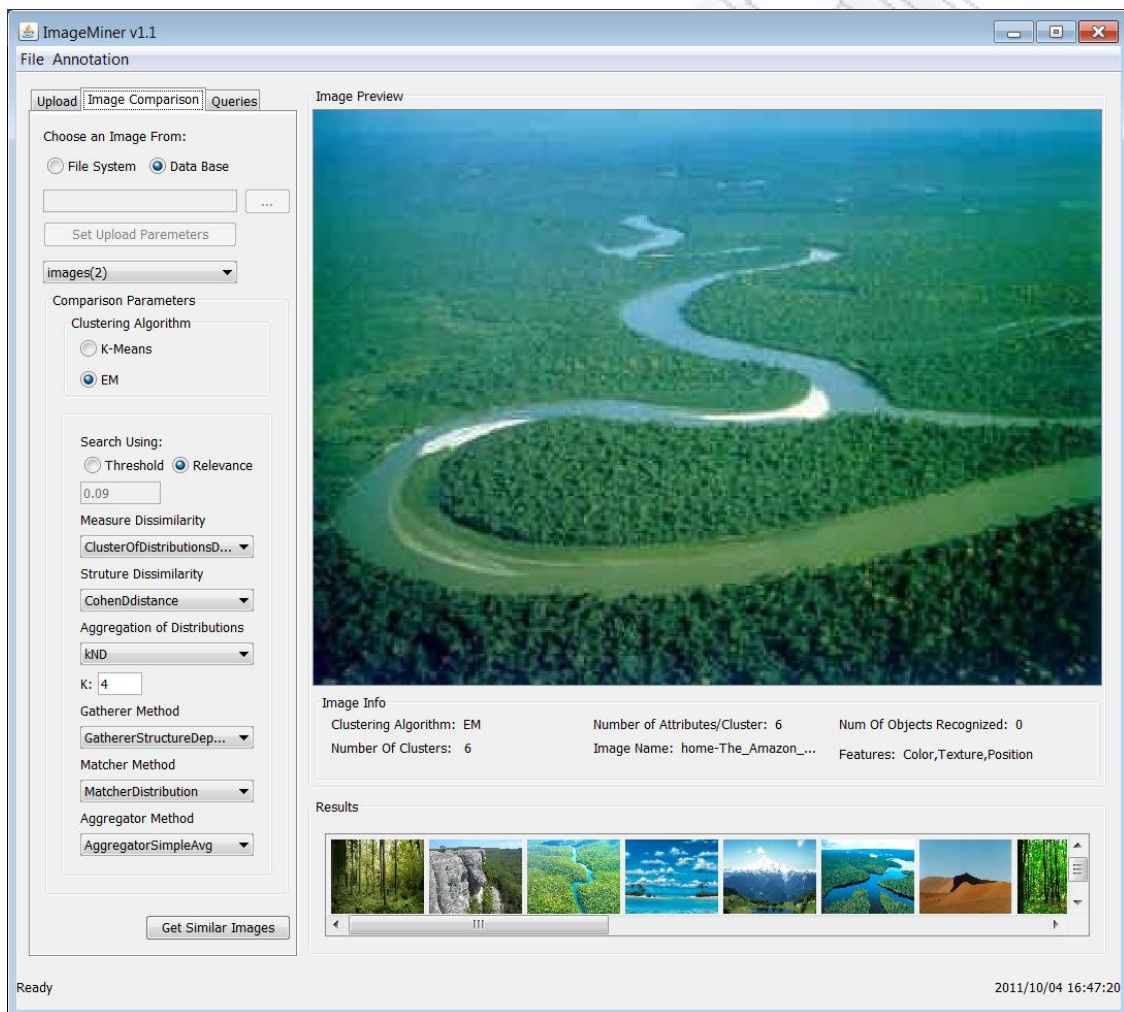
Στα παραπάνω αποτελέσματα έχουμε ποσοστό επιτυχίας 2 στις 20.

4<sup>ο</sup> πείραμα

Οι παράμετροι του τέταρτου πειράματος είναι οι εξής:

Measure Dissimilarity	ClusterOfDistributionsDistance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggragation of Distributions	Knd(k=4)
Gatherer Method	GathererStructureDepedent
Matcher Method	MatcherDistribution
Aggragator Method	AggregatorSimpleAvg

## Αποτελέσματα



Τα αποτελέσματα στην παραπάνω εικόνα είναι μη αναμενόμενα καθώς βγαίνει ότι η εικόνα ερώτημα μοιάζει περισσότερο με άλλη εικόνα από την ίδια.

**Ποσοστό επιτυχίας 0 στις 20.**

Από τα παραπάνω αποτελέσματα βλέπουμε ότι τα καλύτερα αποτελέσματα προκύπτουν χρησιμοποιώντας το μέτρο avg για το Aggregation of Distributions.

Συνεχίζουμε τα πειράματα μελετώντας το Gatherer Method χρησιμοποιώντας Aggregation of Distributions το avg.



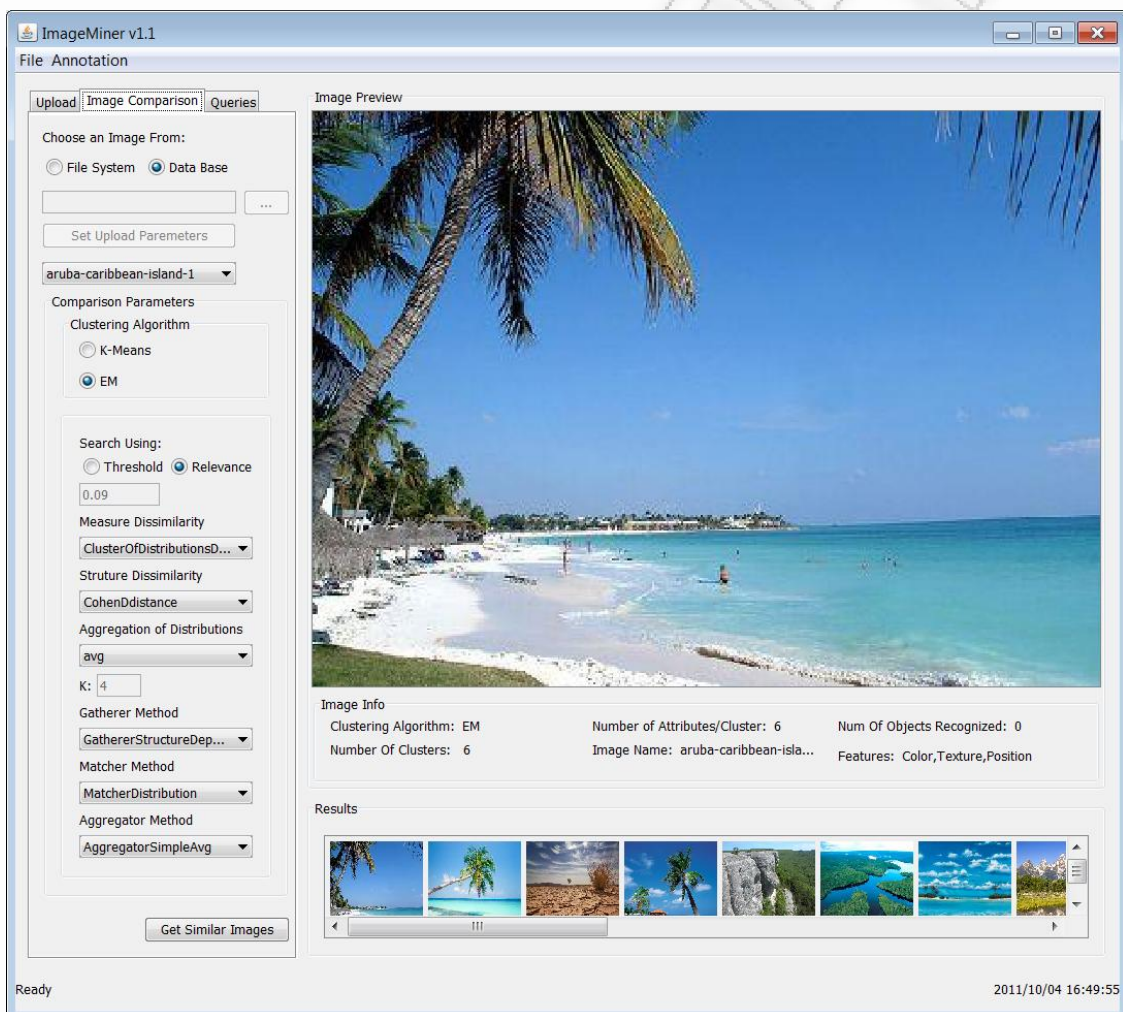
## Μελέτη με βάση το Gatherer Method

1<sup>ο</sup> πείραμα

Οι παράμετροι του πρώτου πειράματος είναι οι εξής:

Measure Dissimilarity	ClusterOfDistributionsDistance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggregation of Distributions	Avg
Gatherer Method	GathererStructureDependent
Matcher Method	MatcherDistribution
Aggregator Method	AggregatorSimpleAvg

## Αποτελέσματα



Τα αποτελέσματα αυτής της αναζήτησης είναι σχετικά καλά καθώς βλέπουμε ότι οι εικόνες που επιστρέφονται παρουσιάζουν ομοιότητα. **Ποσοστό επιτυχίας 3 στις 20.**

2<sup>ο</sup> πείραμα

Οι παράμετροι του δεύτερου πειράματος είναι οι εξής:

Measure Dissimilarity	ClusterOfDistributionsDistance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggragation of Distributions	Avg
Gatherer Method	GathererStructure
Matcher Method	MatcherDistribution
Aggragator Method	AggregatorSimpleAvg

## Αποτελέσματα



**Ποσοστό επιτυχίας: 2 εικόνες στις 20.**

Κατόπιν τούτου για τη συνέχεια των πειραμάτων μας θα επιλέξουμε το GathererStructureDependent αλγόριθμο.

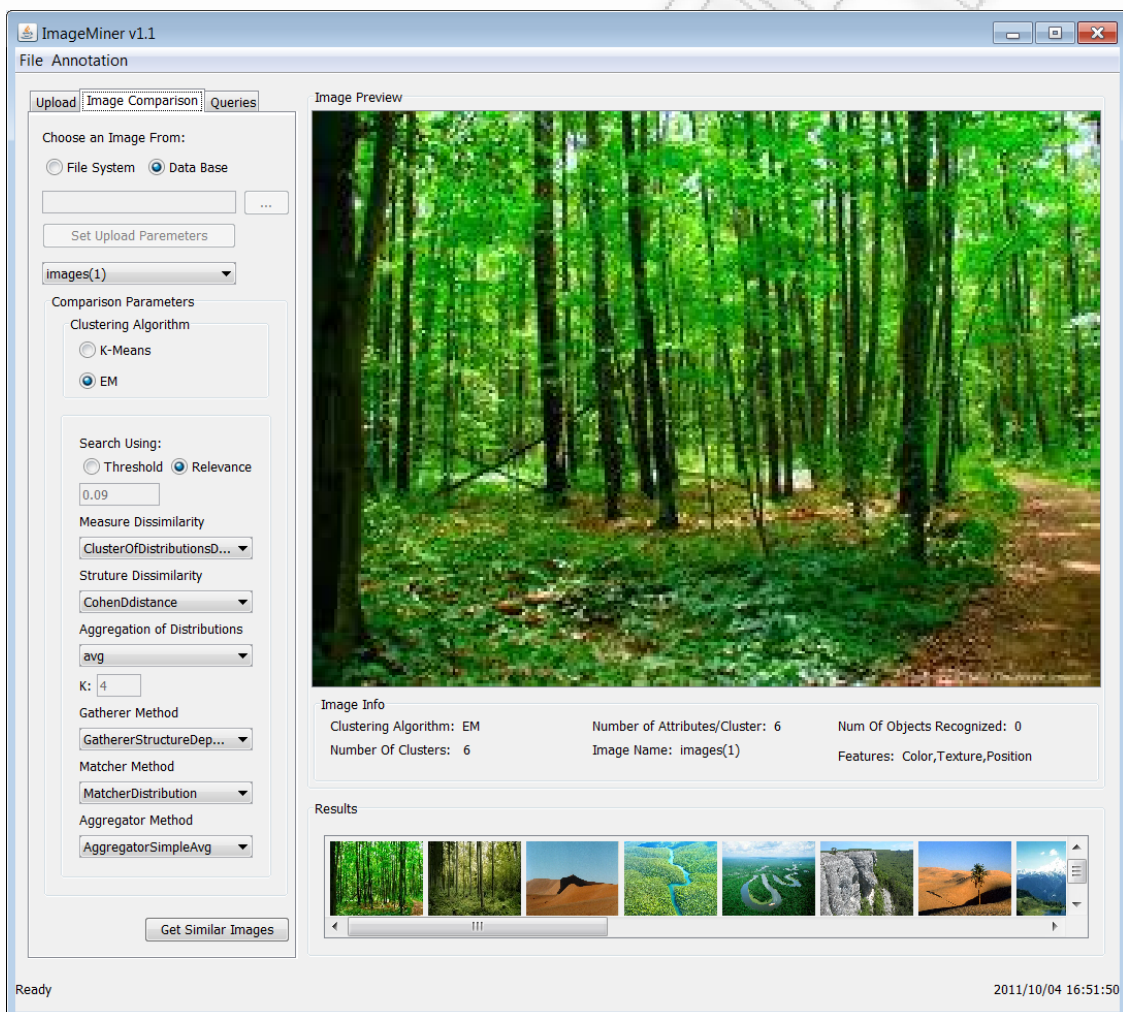
## Μελέτη με βάση το Matcher Method

1<sup>ο</sup> πείραμα

Οι παράμετροι του πρώτου πειράματος είναι οι εξής:

Measure Dissimilarity	ClusterOfDistributionsDistance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggregation of Distributions	Avg
Gatherer Method	GathererStructureDependent
Matcher Method	MatcherDistribution
Aggregator Method	AggregatorSimpleAvg

## Αποτελέσματα



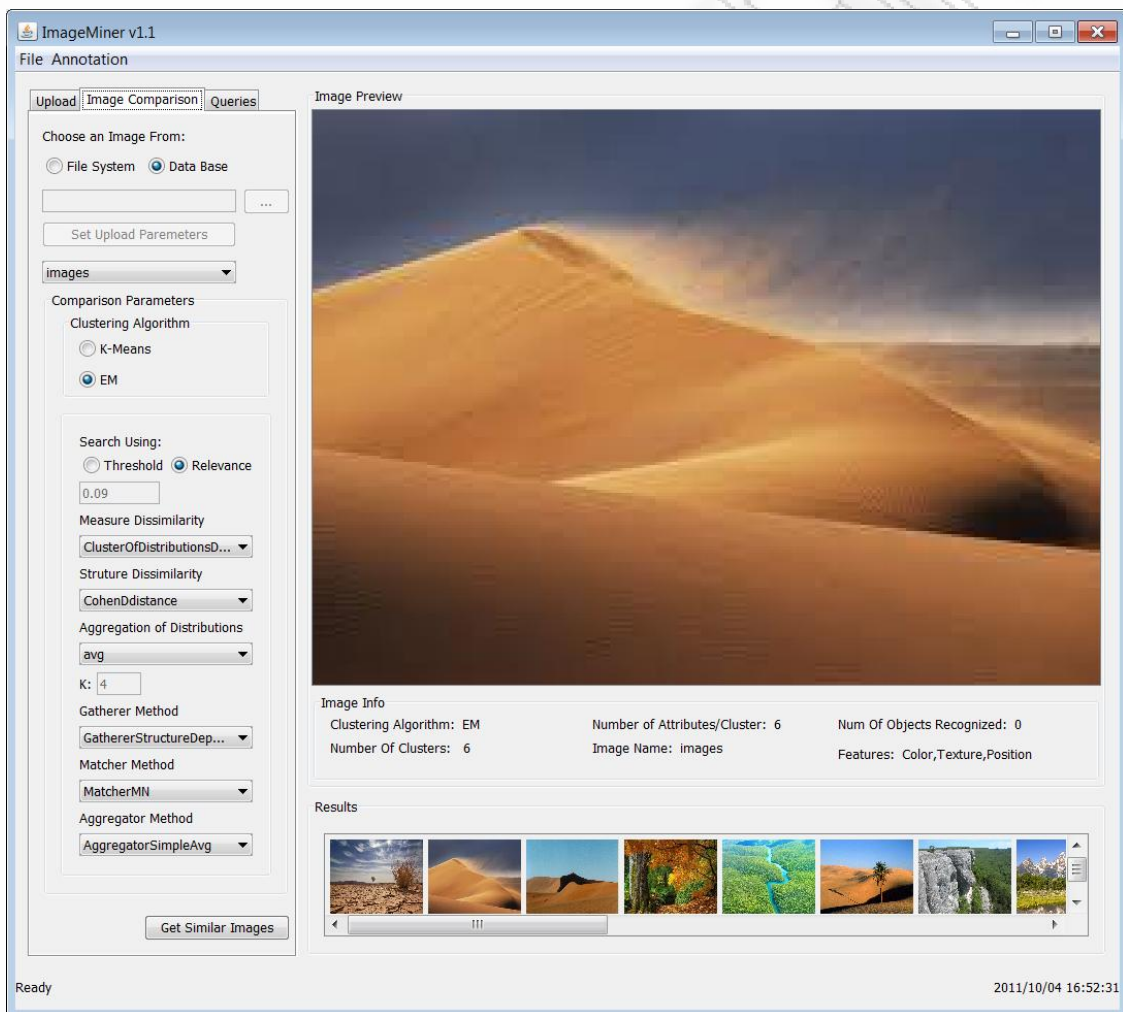
Στην παραπάνω εικόνα βλέπουμε ότι τα αποτελέσματα είναι μάλλον μέτρια. Βλέπουμε ότι οι δύο πρώτες εικόνες μοιάζουν χρωματικά αλλά και όσον αφορά την υφή η τρίτη εικόνας ωστόσο είναι εντελώς ανόμοια η τέταρτη και η πέμπτη μοιάζουν χρωματικά κυρίως. **Ποσοστό επιτυχίας : 2 στις 20.**

2<sup>ο</sup> πείραμα

Οι παράμετροι του δεύτερου πειράματος είναι οι εξής:

Measure Dissimilarity	ClusterOfDistributionsDistance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggragation of Distributions	Avg
Gatherer Method	GathererStructureDependent
Matcher Method	MatcherMN
Aggragator Method	AggregatorSimpleAvg

## Αποτελέσματα



Τα παραπάνω αποτελέσματα είναι αρκετά καλά καθώς η σειρά των εικόνων όπως εμφανίζονται έχει νόημα (σχετίζονται χρωματικά). Ποσοστό επιτυχίας : **3 εικόνες στις 20.**



Όπως βλέπουμε στην δεύτερη περίπτωση τα αποτελέσματα είναι αρκετά καλά σε σχέση με αυτά της πρώτης. Ολοκληρώνοντας τα πειράματα για τον αλγόριθμο EM καταλήγουμε ότι ο καλύτερος συνδυασμός μέτρων σύγκρισης είναι ο εξής:

Measure Dissimilarity	ClusterOfDistributionsDistance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggragation of Distributions	Avg
Gatherer Method	GathererStructureDependent
Matcher Method	MatcherMN
Aggragator Method	AggregatorSimpleAvg

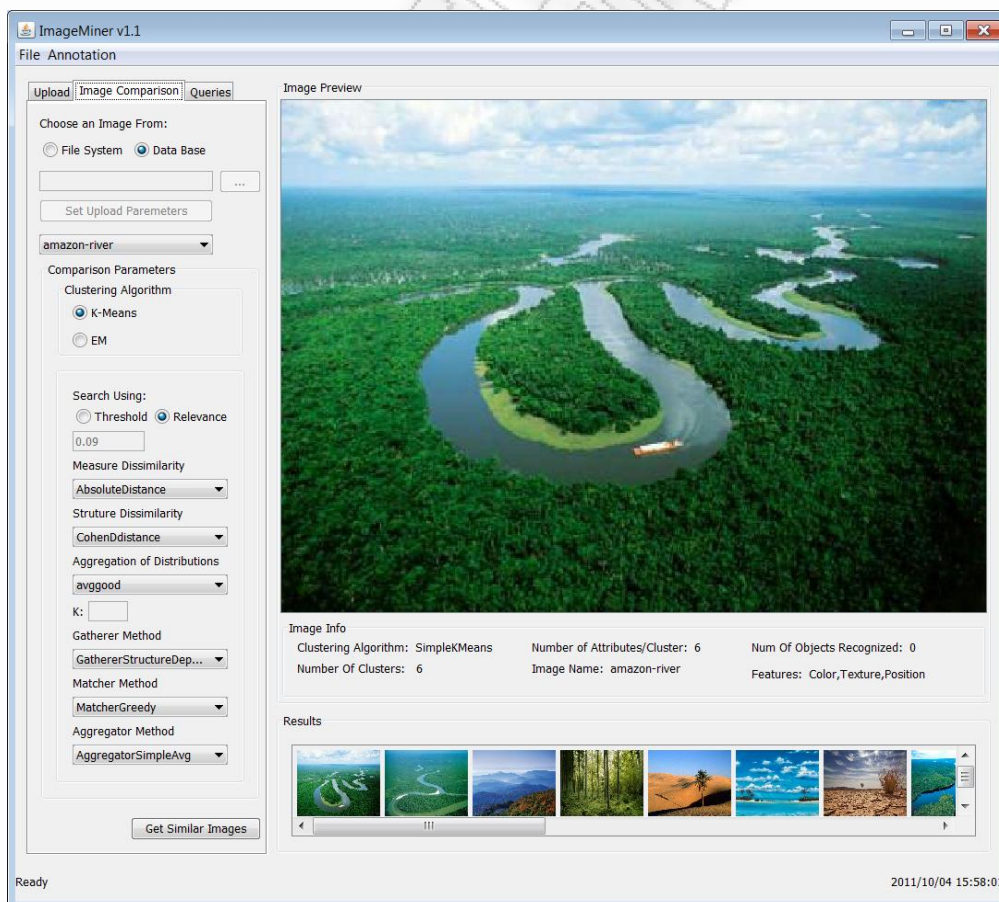
*Αλγόριθμος KMeans*

*Μελέτη με βάση το Aggregation of Distributions*

*1<sup>ο</sup> πείραμα*

Measure Dissimilarity	Absolute Distance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggragation of Distributions	AvgGood
Gatherer Method	GathererStructureDependent
Matcher Method	MatcherGreedy
Aggragator Method	AggregatorSimpleAvg

*Αποτελέσματα*





Τα αποτελέσματα που προκύπτουν είναι αρκετά μέτρια **με ποσοστό επιτυχίας: 2 εικόνες στις 20.**

2<sup>ο</sup> πείραμα

Measure Dissimilarity	Absolute Distance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggragation of Distributions	Avg
Gatherer Method	GathererStructureDependent
Matcher Method	MatcherGreedy
Aggragator Method	AggregatorSimpleAvg

## Αποτελέσματα



Τα αποτελέσματα που προκύπτουν είναι αρκετά καθώς τουλάχιστον οι 4 πρώτες εικόνες μοιάζουν μεταξύ τους. **Ποσοστό επιτυχίας: 4 εικόνες στις 20.**

3<sup>ο</sup> πείραμα

Measure Dissimilarity	AbsoluteDistance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggragation of Distributions	Min
Gatherer Method	GathererStructureDependent
Matcher Method	MatcherGreedy
Aggregator Method	AggregatorSimpleAvg

## Αποτελέσματα



Αν εξαιρέσει κανείς την πρώτη εικόνα όλες οι υπόλοιπες είναι εντελώς ανόμοιες πράγμα που μας οδηγεί σε **ποσοστό επιτυχίας : 1 εικόνα στις 20**.

4<sup>ο</sup> πείραμα

Measure Dissimilarity	Absolute Distance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggragation of Distributions	Knd(k=4)
Gatherer Method	GathererStructureDependent
Matcher Method	MatcherGreedy
Aggregator Method	AggregatorSimpleAvg

## Αποτελέσματα

**Ποσοστό επιτυχίας: 1 εικόνα στις 20.**

Με βάση τα παραπάνω αποτελέσματα βλέπουμε ότι για το μέτρο avg προκύπτουν τα καλύτερα αποτελέσματα.

## Μελέτη με βάση το Gatherer Method

1<sup>ο</sup> πείραμα

Measure Dissimilarity	Absolute Distance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggragation of Distributions	Avg
Gatherer Method	GathererStructure
Matcher Method	MatcherGreedy
Aggragator Method	AggregatorSimpleAvg

## Αποτελέσματα

ImageMiner v1.1

File Annotation

Upload Image Comparison Queries

Choose an Image From:

File System  Data Base

Set Upload Parameters

images(1)

Comparison Parameters

Clustering Algorithm

K-Means  EM

Search Using:

Threshold  Relevance

0.09

Measure Dissimilarity

AbsoluteDistance

Structure Dissimilarity

CohenDistance

Aggregation of Distributions

avg

K: 4

Gatherer Method

GathererStructure

Matcher Method

MatcherGreedy

Aggregator Method

AggregatorSimpleAvg

Get Similar Images

Image Preview

Image Info

Clustering Algorithm: SimpleKMeans Number of Attributes/Cluster: 6 Num Of Objects Recognized: 0

Number Of Clusters: 6 Image Name: images(1) Features: Color,Texture,Position

Results

Ready 2011/10/04 16:21:58

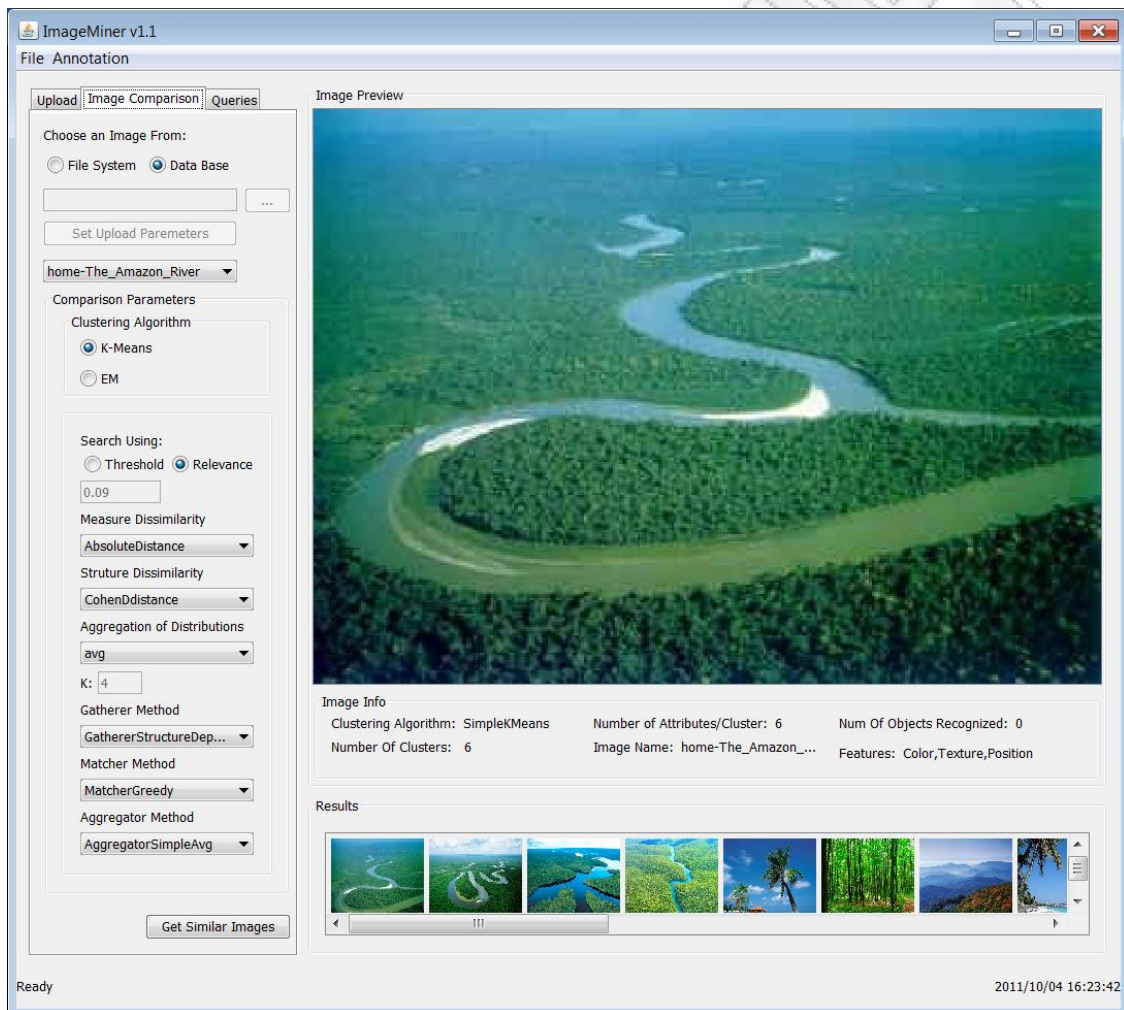
Τα αποτελέσματα που προκύπτουν είναι καλά καθώς όλες οι εικόνες σχετίζονται χρωματικά. **Ποσοστό επιτυχίας: 2 στις 20.**



2<sup>ο</sup> πείραμα

Measure Dissimilarity	Absolute Distance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggregation of Distributions	Avg
Gatherer Method	GathererStructureDependent
Matcher Method	MatcherGreedy
Aggregator Method	AggregatorSimpleAvg

## Αποτελέσματα



Με τις συγκεκριμένους αλγόριθμους βλέπουμε ότι τα αποτελέσματα είναι πολύ καλά με **ποσοστό επιτυχίας: 4 εικόνες στις 20.**



3<sup>ο</sup> πείραμα

Measure Dissimilarity	Absolute Distance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggragation of Distributions	Avg
Gatherer Method	GathererSimpleZeroAvg
Matcher Method	MatcherGreedy
Aggregator Method	AggregatorSimpleAvg

## Αποτελέσματα

ImageMiner v1.1

File Annotation

Upload | Image Comparison | Queries

Choose an Image From:

File System  Data Base

Set Upload Parameters

lone\_palm\_sahara\_desert

Comparison Parameters

Clustering Algorithm

K-Means  EM

Search Using:

Threshold  Relevance

0,09

Measure Dissimilarity

AbsoluteDistance

Structure Dissimilarity

CohenDistance

Aggregation of Distributions

avg

K: 4

Gatherer Method

GathererZeroSimpleAvg

Matcher Method

MatcherGreedy

Aggregator Method

AggregatorSimpleAvg

Get Similar Images

Image Preview

Image Info

Clustering Algorithm: SimpleKMeans    Number of Attributes/Cluster: 6    Num Of Objects Recognized: 0

Number Of Clusters: 6    Image Name: lone\_palm\_sahara\_d...    Features: Color,Texture,Position

Results

Ready

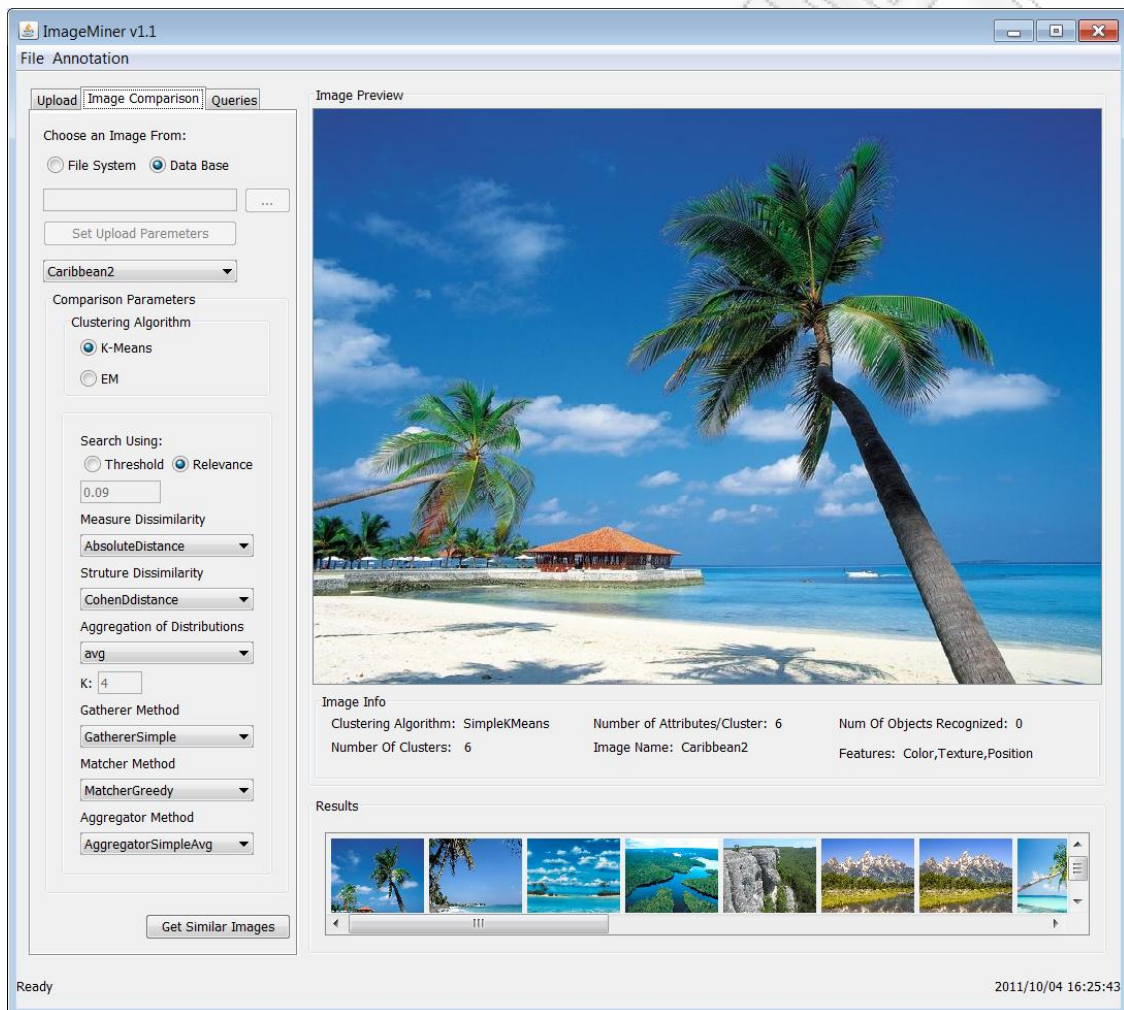
2011/10/04 16:24:30

**Ποσοτό επιτυχίας : 3 εικόνες στις 20.**

4<sup>ο</sup> πείραμα

Measure Dissimilarity	Absolute Distance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggregation of Distributions	Avg
Gatherer Method	GathererSimple
Matcher Method	MatcherGreedy
Aggregator Method	AggregatorSimpleAvg

## Αποτελέσματα



**Ποσοστό επιτυχίας: 3 εικόνες στις 20.**

Τα καλύτερα αποτελέσματα προκύπτουν για το μέτρο GathererStructureDependent.

## Μελέτη με βάση το Matcher Method

1<sup>ο</sup> πείραμα

Measure Dissimilarity	Absolute Distance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggragation of Distributions	Avg
Gatherer Method	GathererStructureDep
Matcher Method	MatcherGreedy
Aggragator Method	AggregatorSimpleAvg

## Αποτελέσματα

Στα παραπάνω αποτελέσματα βλέπουμε ότι η τρίτη εικόνα αν και δεν αναπαριστά το ίδιο περιβαλλοντικό σκηνικό ωστόσο μοιάζει πολύ χρωματικά με τις γειτονικές πράγμα που μας κάνει να την προσμετρήσουμε στις εικόνες που προέκυψαν με επιτυχία. **Ποσοστό επιτυχίας : 4 εικόνες στις 20.**



2<sup>ο</sup> πείραμα

Measure Dissimilarity	Absolute Distance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggragation of Distributions	Avg
Gatherer Method	GathererStructureDep
Matcher Method	MatcherHungarian
Aggragator Method	AggregatorSimpleAvg

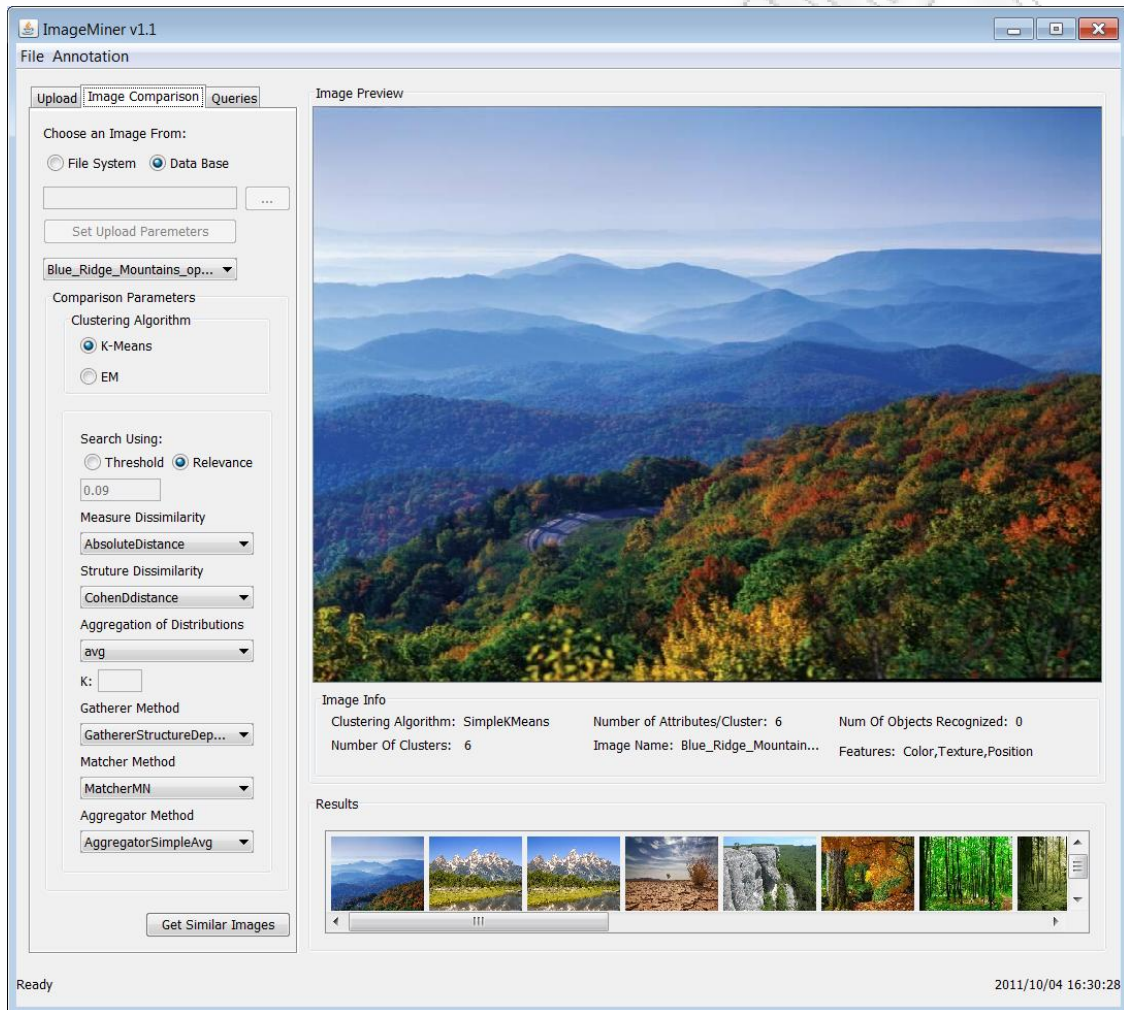
## Αποτελέσματα

Τα αποτελέσματα τις παραπάνω αναζήτησης είναι μη αποδεκτά καθώς βρέθηκε εικόνα η οποία μοιάζει περισσότερο με την εικόνα-ερώτημα απ' ότι η ίδια(εικόνα-ερώτημα ) στον εαυτό της.  
**Ποσοστό επιτυχίας : 0 εικόνες στις 20.**

3<sup>ο</sup> πείραμα

Measure Dissimilarity	Absolute Distance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggragation of Distributions	Avg
Gatherer Method	GathererStructureDep
Matcher Method	MatcherMN
Aggregator Method	AggregatorSimpleAvg

## Αποτελέσματα



Όπως φαίνεται και στις παραπάνω εικόνες τα καλύτερα αποτελέσματα εξάγονται για το μέτρο Matcher Greedy.



## Μελέτη με βάση το Aggregator Method

1<sup>ο</sup> πείραμα

Measure Dissimilarity	Absolute Distance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggragation of Distributions	Avg
Gatherer Method	GathererStructureDep
Matcher Method	MatcherGreedy
Aggragator Method	AggregatorSimpleAvg

## Αποτελέσματα

Ποσοστό επιτυχίας : 3 εικόνες στις 20.

2<sup>ο</sup> πείραμα

Measure Dissimilarity	Absolute Distance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggragation of Distributions	Avg
Gatherer Method	GathererStructureDep
Matcher Method	MatcherGreedy
Aggragator Method	AggregatorMax

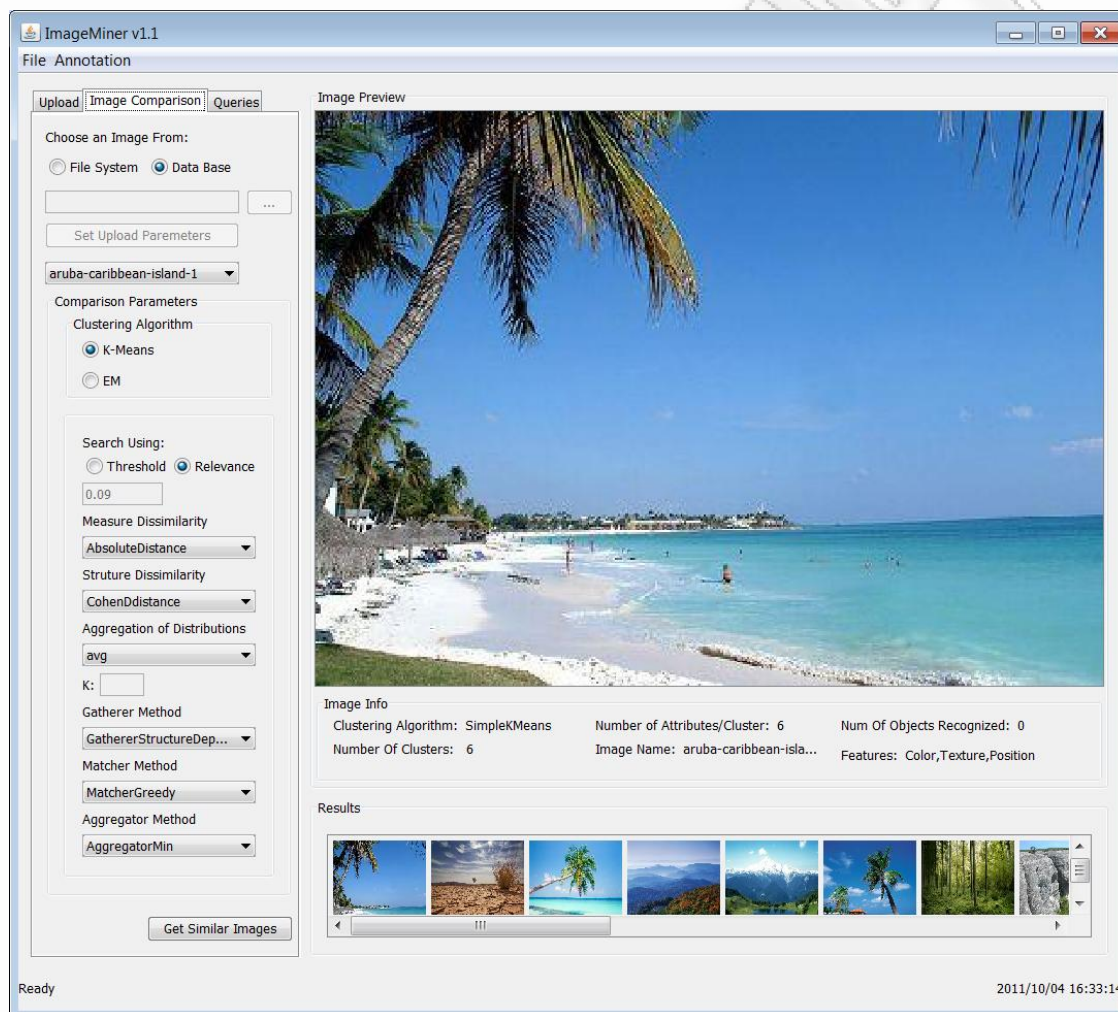
## Αποτελέσματα

**Ποσοστό επιτυχίας : 3 εικόνες στις 20.**

3<sup>ο</sup> πείραμα

Measure Dissimilarity	Absolute Distance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggregation of Distributions	Avg
Gatherer Method	GathererStructureDep
Matcher Method	MatcherGreedy
Aggregator Method	AggregatorMin

## Αποτελέσματα



Όπως φαίνεται και στα παραπάνω πειράματα τα καλύτερα αποτελέσματα προκύπτουν για το μέτρο AggregatorSimpleAvg.

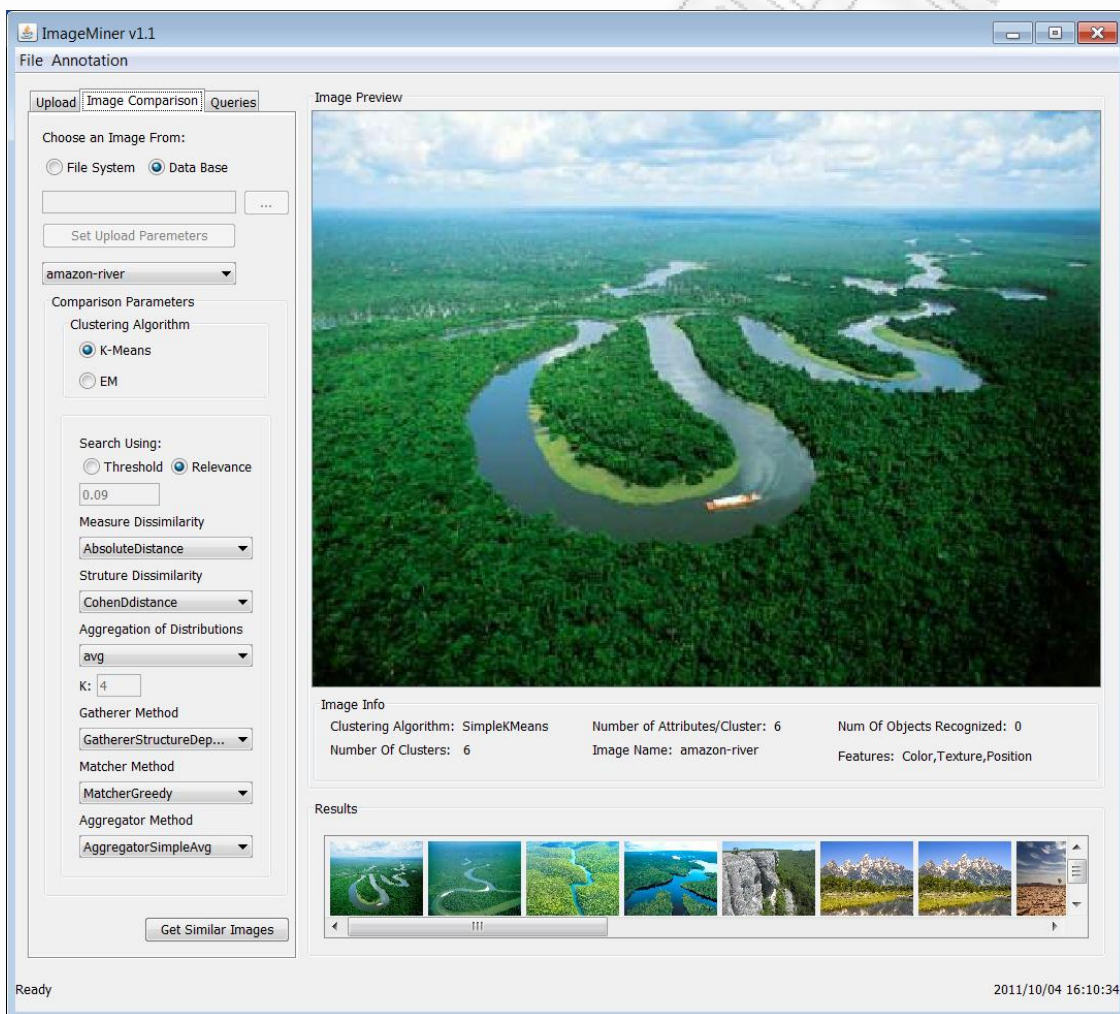


Μελέτη με βάση το Measure Dissimilarity

1<sup>ο</sup> πείραμα

Measure Dissimilarity	Absolute Distance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggragation of Distributions	Avg
Gatherer Method	GathererStructureDep
Matcher Method	MatcherGreedy
Aggragator Method	AggregatorSimpleAvg

Αποτελέσματα



**Ποσοστό επιτυχίας: 4 εικόνες στις 20.**

2<sup>ο</sup> πείραμα

Measure Dissimilarity	Scaled Distance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggregation of Distributions	Avg
Gatherer Method	GathererStructureDep
Matcher Method	MatcherGreedy
Aggregator Method	AggregatorSimpleAvg

## Αποτελέσματα

**Ποσοστό επιτυχίας: 3 εικόνες στις 20.**



Βλέπουμε λοιπόν ότι για το μέτρο Absolute Distance προκύπτουν τα καλύτερα αποτελέσματα.

Συνοψίζοντας, για τον αλγόριθμο Kmeans τα καλύτερα αποτελέσματα προκύπτουν για τα μέτρα του παρακάτω πίνακα.

Measure Dissimilarity	Absolute Distance
Structure Dissimilarity	CohenDistance
Aggragation of Distributions	Avg
Gatherer Method	GathererStructureDep
Matcher Method	MatcherGreedy
Aggragator Method	AggregatorSimpleAvg

### Σύγκριση αλγορίθμων Kmeans και EM.

Στην ενότητα αυτή θα συγκρίνουμε τα καλύτερα αποτελέσματα που προέκυψαν για τον αλγόριθμο Kmeans με τα αντίστοιχα του αλγόριθμου EM για να καταλήξουμε στο ποιος είναι καλύτερος για το συγκεκριμένο dataset.

### Αποτελέσματα Kmeans

ImageMiner v1.1

File Annotation

Upload | Image Comparison | Queries

Choose an Image From:

File System  Data Base

Set Upload Parameters

amazon-river

Comparison Parameters

Clustering Algorithm

K-Means  EM

Search Using:

Threshold  Relevance

0.09

Measure Dissimilarity

AbsoluteDistance

Structure Dissimilarity

CohenDistance

Aggregation of Distributions

avg

K: 4

Gatherer Method

GathererStructureDep...

Matcher Method

MatcherGreedy

Aggregator Method

AggregatorSimpleAvg

Get Similar Images

Image Preview

Image Info

Clustering Algorithm: SimpleKMeans    Number of Attributes/Cluster: 6    Num Of Objects Recognized: 0

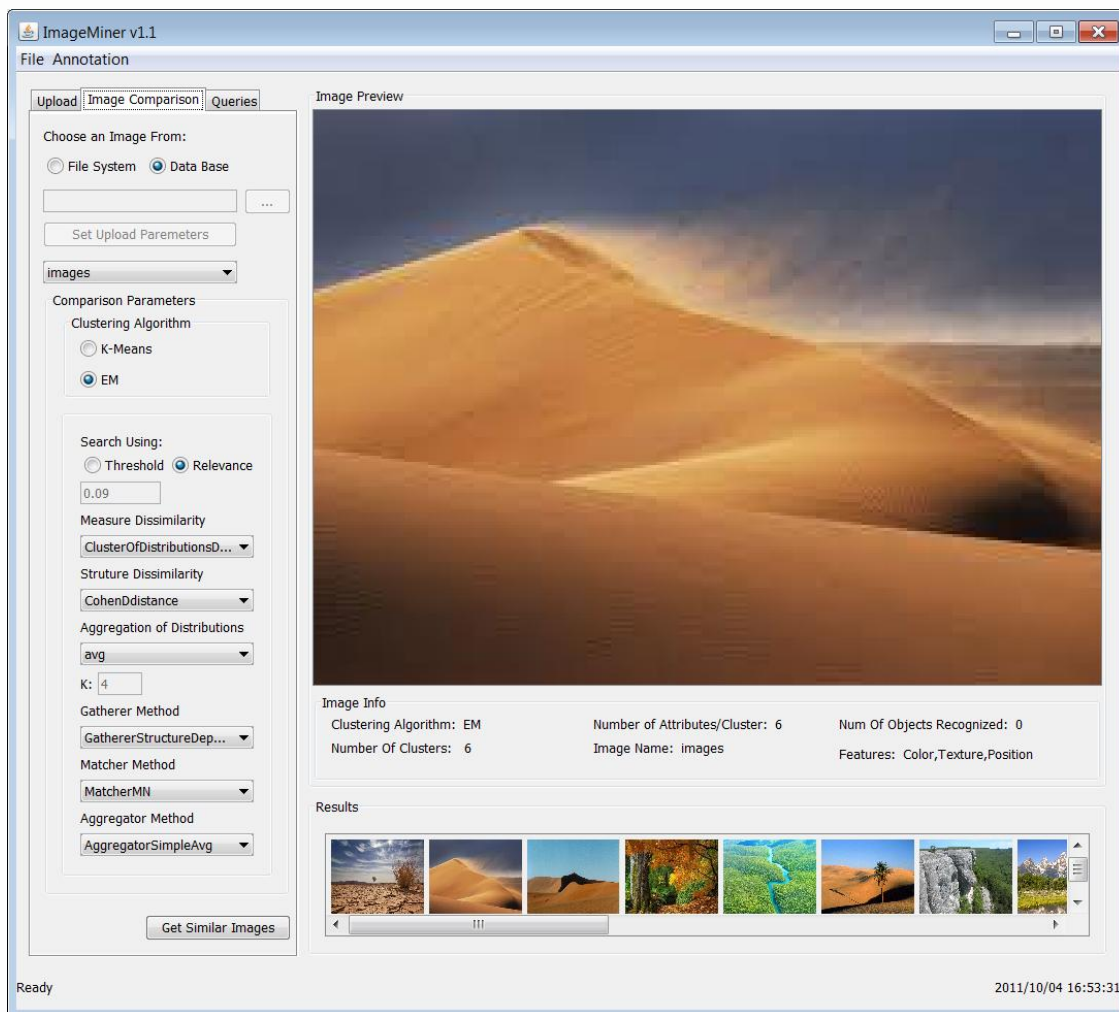
Number Of Clusters: 6    Image Name: amazon-river    Features: Color,Texture,Position

Results

Ready

2011/10/04 16:12:10

## Αποτελέσματα EM



Από τα παραπάνω συμπεραίνουμε ότι για τον αλγόριθμο Kmeans προκύπτουν καλύτερα αποτελέσματα σε σχέση με αυτά του EM χωρίς όμως να παρατηρούνται μεγάλες αποκλίσεις.

## Συμπεράσματα-Ανοικτά Θέματα

Με αυτήν την εργασία είδαμε ότι για την ανάλυση εικόνας πέρα από τις γνωστές τεχνικές μπορούμε να χρησιμοποιήσουμε διαδικασίες εξόρυξης γνώσης. Απαραίτητη προϋπόθεση για να γίνει αυτό είναι η εξαγωγή των κατάλληλων χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου από την εικόνα. Σημαντικό ρόλο στην επιλογή των χαρακτηριστικών που θα εξάγουμε παίζουν παράμετροι όπως το περιεχόμενο των εικόνων, οι αλγόριθμοι εξαγωγής χαρακτηριστικών και το είδος των εικόνων.

Επίσης είναι σημαντικός και ο αριθμός των χαρακτηριστικών που θα εξαχθούν. Μικρός αριθμός εξαχθέντων χαρακτηριστικών δεν επιτρέπει τη λεπτομερή διάκριση των εικόνων. Αντιθέτως μεγάλος αριθμός εξαχθέντων χαρακτηριστικών επηρεάζει την απόδοση του συστήματος και μπορεί να επηρεάσει επίσης τη διάκριση των εικόνων, καθώς μια εικόνα χαρακτηρίζεται από πολυδιάστατα χαρακτηριστικά. Επομένως ο αριθμός των εξαχθέντων χαρακτηριστικών είναι μια σημαντική απόφαση στη διαδικασία ανάλυσης εικόνας με χρήση τεχνικών εξόρυξης γνώσης.

Τα συνήθη χαρακτηριστικά που εξάγονται είναι το χρώμα, η υφή, το σχήμα και η θέση.

Ένα ακόμη θέμα που επηρεάζει τα αποτελέσματα της συσταδοποίησης είναι η διαδικασία κανονικοποίησης των δεδομένων. Τις πιο πολλές φορές επειδή τα χαρακτηριστικά που εξάγονται από τα δεδομένα έχουν διαφορετικό εύρος τιμών, κρίνεται αναγκαίο οι τιμές αυτές να κανονικοποιηθούν σε ένα συγκεκριμένο εύρος έτσι ώστε όλα τα χαρακτηριστικά να έχουν το ίδιο βάρος στη διαδικασία υπολογισμού των αποστάσεων προτύπων. Ωστόσο αυτό κάποιες φορές δεν είναι αρκετό καθώς κάποια χαρακτηριστικά μπορεί να περιγράφονται από περισσότερες από μία διαστάσεις (π.χ το RGB χρώμα περιγράφεται από τα κανάλια R,G,B). Σε αυτήν την περίπτωση κρίναμε απαραίτητο να ορίσουμε επιπλέον βάρη έτσι ώστε να μην χάνεται η πληροφορία της κυρίαρχης διάστασης(π.χ κόκκινο).

Όσον αφορά την παραμετροποίηση της διαδικασίας συσταδοποίησης θα πρέπει να λαμβάνεται υπόψη το περιεχόμενο των εικόνων, καθώς και η γεωμετρία αυτών (Jain, Murty, & Flynn, 1999). Αν για παράδειγμα οι εικόνες που θα χρησιμοποιηθούν για συσταδοποίηση παρουσιάζουν μικρή διακύμανση τιμών για τα διάφορα χαρακτηριστικά τους τότε θα πρέπει για παράδειγμα ο αριθμός των συστάδων προς εξαγωγή να είναι μικρός όπως και ο αριθμός των iterations. Γενικότερα παρατηρούμε ότι όσο μεγαλύτερη ανομοιομορφία παρουσιάζουν οι εικόνες προς ανάλυση και σύγκριση, τόσο μεγαλώνουν και οι πιθανότητες η συσταδοποίηση να μην εξάγει βάσιμα αποτελέσματα.

Στον τομέα σύγκρισης των προτύπων εικόνων, παρατηρούμε ότι το είδος των αλγορίθμων συσταδοποίησης επηρεάζει τα αποτελέσματα της σύγκρισης. Συγκεκριμένα, ο αλγόριθμος K-Means παρουσιάζει αρκετά καλύτερη απόδοση σε σχέση με τον EM. Επίσης η επιλογή των μέτρων ομοιότητας παίζει σημαντικό ρόλο στην σύγκριση των εικόνων καθώς και ο τρόπος με τον οποίο αυτά υπολογίζονται(τρόπος συνδυασμού συστάδων για τον υπολογισμό της συνολικής απόστασης δύο προτύπων εικόνας).

Όσον αφορά τη λειτουργία αναζήτησης εικόνων με βάση τα χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου, προκειμένου να αυξήσουμε την απόδοσή της χωρίσαμε τις διάφορες τιμές χαρακτηριστικών σε κλάσεις. Με αυτόν τον τρόπο επιτυγχάνουμε να μειώσουμε τον αριθμό των τιμών σύγκρισης. Όσο μεγαλύτερος είναι ο αριθμός των κλάσεων που χρησιμοποιούνται τόσο μεγαλύτερη είναι η ακρίβεια του συστήματος επερωτήσεων. Ωστόσο αυτό δε σημαίνει πάντα μεγαλύτερη απόδοση. Συγκεκριμένα επειδή το σύστημα επερωτήσεων πριν τη διαδικασία αυτή ήταν υπερβολικά ακριβές, οι εικόνες που επέστρεφε έπρεπε να έχουν τιμές χαρακτηριστικών ακριβώς ίδιες με αυτές που όρισε σαν κριτήριο αναζήτησης ο χρήστης με αποτέλεσμα σπάνια να επιστρέφονται κάποιες στο τέλος της διαδικασίας αυτής. Με την τακτική αυτή καταφέραμε να επιστρέφονται εικόνες οι οποίες είναι παρόμοιες και όχι απόλυτα όμοιες. Θέμα έρευνας μπορεί να αποτελέσει ο τρόπος ορισμού των κλάσεων και των αντίστοιχων ορίων τους.

Σχετικά με τη λειτουργία χαρακτηρισμού συστάδας, αποφασίσαμε αυτή να γίνεται με ημιαυτόματο τρόπο. Ο λόγος για τον οποίο πήραμε αυτήν την απόφαση είναι το ότι με τον ημιαυτόματο χαρακτηρισμό εκμεταλλευόμαστε τα θετικά στοιχεία του χειροκίνητου και του αυτόματου χαρακτηρισμού συστάδας. Ο χρήστης ορίζει τα χαρακτηριστικά που θα έχει η έννοια μιας συγκεκριμένης συστάδας. Με αυτόν τον τρόπο δεν χρειάζεται οι τιμές των χαρακτηριστικών για όλες τις έννοιες να είναι αποθηκευμένες αλλά ένας μικρός αριθμός. Η ακρίβεια χαρακτηρισμού συστάδας εξαρτάται από τον ίδιο τον χρήστη. Όσο περισσότερες έννοιες ορίσει τόσο μεγαλύτερη θα είναι και ακρίβεια χαρακτηρισμού. Ωστόσο δεν είναι υποχρεωμένος να χαρακτηρίσει κάθε πιθανή συστάδα χειροκίνητα.

Όσον αφορά το αυτοματοποιημένο μέρος της διαδικασίας ταιριάσματος εννοιών, αποφασίσαμε να χρησιμοποιήσουμε κατώφλια τα οποία θα ορίζουν τα όρια των τιμών κάθε χαρακτηριστικού για κάθε έννοια. Επίσης δίνεται η δυνατότητα στο χρήστη να επιλέξει είτε αυστηρό ταιρίασμα, είτε λιγότερο αυστηρό είτε χαλαρό (δεν χρησιμοποιείται κατώφλι). Θέμα έρευνας μπορεί να αποτελέσει το πώς μπορούν να οριστούν αυτά τα κατώφλια. Για την συγκεκριμένη εφαρμογή οι τιμές επιλέχθηκαν κατόπιν πειραμάτων.

Για την διαδικασία έξυπνης αναζήτησης εικόνων υλοποιήσαμε και χρησιμοποιήσαμε μια οντολογία με σκοπό αυτή να προσφέρει τις έννοιες αλλά και την δομή που τις συνδέει για τον τομέα περιγραφής περιβαλλοντικών στοιχείων. Με αυτόν τον τρόπο καταφέραμε να εισάγουμε ένα επίπεδο ευφυΐας στην εφαρμογή απλά και αποδοτικά. Ωστόσο υπάρχουν κάποια ζητήματα τα οποία πρέπει να λυθούν και αφορούν κυρίως τη σημασιολογική συνέπεια της οντολογίας. Όσο μεγαλύτερη συνέπεια-ακρίβεια έχει τόσο πιο ευφυή και κοντά στην πραγματικότητα θα είναι τα αποτελέσματα της αντίστοιχης αναζήτησης.

## Μελλοντικές Βελτιώσεις.

Στην ενότητα αυτή θα παρουσιάσουμε κάποιες βελτιώσεις που μπορούν να γίνουν επί του υπάρχοντος συστήματος.

Το σύστημα εξαγωγής χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου μπορεί να επεκταθεί εξαγοντας και χαρακτηριστικά σχήματος. Με αυτόν τον τρόπο θα γίνουν πιο ακριβή τα αποτελέσματα της συσταδοποίησης και θα διακρίνονται καλύτερα οι εξαχθείσες συστάδες – αντικείμενα της εικόνας. Επίσης η ποιότητα των χαρακτηριστικών που ήδη έχουν εξαχθεί, έχει πολλά περιθώρια βελτίωσης. Θα μπορούσαμε να χρησιμοποιήσουμε το πρότυπο Mpeg7 (Martinez, 2004) για το είδος χαρακτηριστικών καθώς και τους προτεινόμενους αλγόριθμους για την εξαγωγή τους.

Όσον αφορά τον αριθμό των κλάσεων καθώς και των αντίστοιχων ορίων τους που χρησιμοποιούνται στη διαδικασία αναζήτησης με βάση τα χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου μπορούμε να εξαγάγουμε κανόνες συσχέτισης που θα τα καθορίζουν. Με αυτόν τον τρόπο ο αριθμός και τα όρια των κλάσεων θα ποικίλλει ανάλογα των είδους των εικόνων που χρησιμοποιούνται.

Ο τρόπος καθορισμού των κατωφλίων κατά τη διαδικασία ταιριάσματος εννοιών είναι ακόμη ένα θέμα το οποίο θα μπορούσε να προσεγγιστεί με πολύ πιο ευφυή τρόπο. Μια λύση θα ήταν οι τιμές των κατωφλίων να προσαρμόζονται ανάλογα με τις τιμές των χαρακτηριστικών που χαρακτηρίζουν μια έννοια. Αυτό θα μπορούσε να γίνει είτε με χρήση κάποιου νευρωνικού δικτύου, είτε με εξαγωγή κανόνων συσχέτισης.

Η εξαγωγή κανόνων συσχέτισης από τα χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου εικόνας και κυρίως από τα χαρακτηριστικά θέσης μπορεί να βελτιώσει σημαντικά την ποιότητα χαρακτηρισμού κάθε συστάδας (Muda, Lewis, Payne, & Weal, 2009).

Μια επιπλέον επέκταση που μπορεί να γίνει στο σύστημά μας είναι κατά τη σημασιολογική αναζήτηση να δίνεται η δυνατότητα στο χρήστη να αναζητά εικόνες και με βάση τη χωρική

πληροφορία. Έτσι θα μπορεί κανείς να ψάξει για εικόνες οι οποίες περιέχουν ένα δέντρο το οποίο βρίσκεται αριστερά από ένα ποτάμι κ.ο.κ.

Επίσης με περαιτέρω χρήση της εννοιολογικής δομής της οντολογίας θα μπορούσαμε να επεκτείνουμε το σύστημά μας έτσι ώστε να παρέχει λειτουργίες αυτόματης ταξινόμησης εικόνων σε ομάδες με βάση τον χαρακτηρισμό των συστάδων τους. Αυτή η λειτουργία θα ήταν πολύ χρήσιμη σε συστήματα που χρησιμοποιούν πολύ μεγάλο αριθμό δεδομένων πράγμα που καθιστά την χειροκίνητη ταξινόμηση αδύνατη.

Τέλος η δυνατότητα ο εκάστοτε χρήστης να μπορεί να επιλέγει την οντολογία της αρεσκείας του θα έκανε την εφαρμογή μας χρήσιμη για οποιονδήποτε τομέα. Θα μπορούσε έτσι να χρησιμοποιηθεί σε τομείς όπως η ιατρική (επεξεργασία ακτινολογικών πλακών), η εγκληματολογία (επεξεργασία εικόνων ίριδας ή δακτυλικών αποτυπωμάτων)κ.ο.κ



## Αναφορές

- Ahonen, T., Hadid, A., & Pietikainen, M. (2006, Dec). Face Description with Local Binary Patterns: Application to Face Recognition. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on* , σσ. 2037-2041.
- Ban, X., Lv, X., & Chen, J. (2009, Dec). Color image retrieval and classification using fuzzy similarity measure and fuzzy clustering method. *Decision and Control, 2009 held jointly with the 2009 28th Chinese Control Conference. CDC/CCC 2009. Proceedings of the 48th IEEE Conference on* , σσ. 7777-7782.
- Bartolini, I., Ciaccia, P., Ntoutsis, I., Patella, M., & Theodoridis, Y. (2001). A unified and Flexible Framework for Comparing Simple and Complex Patterns. *PANDA "Patterns for Next-generation DAtabase systems"* , σσ. 496-499.
- Bartolini, I., Ciaccia, P., Ntoutsis, I., Patella, M., & Theodoridis, Y. (2004). A Unified and Flexible Framework for Comparing Simple and Complex Patterns. *PANDA "Patterns for Next-generation DAtabase systems"* .
- Breen, C., Khan, L., & Ponnusamy, A. (2002, Sept). Image classification using neural networks and ontologies. *Database and Expert Systems Applications, 2002. Proceedings. 13th International Workshop on* , σσ. 98- 102.
- Eero HyvÄonen, A. S. *Ontology-Based Image Retrieval*. Helsinki.
- Elysium LTD. (n.d.). *JPEG*. Ανάκτηση 04 12, 2011, από <http://www.jpeg.org/>
- Faloutsos, C., Barber, R., Flickner, M., Hafner, J., Niblack, W., Petkovic, D., και συν. (1994). Efficient and Effective Querying by Image Content. *Journal of Intelligent Information Systems* , σσ. 231--262.
- Grosky, W., & Mehrotra, R. (1990). Indexed-Based Object Recognition in. *Computer Vision, Graphics, and Image* (σσ. 416-436). USA: Academic Press Professional.
- HyvÄonen, E., Styrman, A., & Saarela, S. (2002). Ontology-based image retrieval. σσ. 15-27.
- Iakovidis, D., Kotsifakos, E., Pelekis, N., Karanikas, H., Kopanakis, I., και συν. (2007). *Pattern-Based Retrieval of Cultural Heritage*. Athens, Greece.
- Iakovidis, D., Pelekis, N., Kotsifakos, E., Kopanakis, I., Karanikas, H., & Theodoridis, Y. (2009, July). A Pattern Similarity Scheme for Medical Image Retrieval. *Information Technology in Biomedicine, IEEE Transactions on* , σσ. 442 -450.
- IBM. (2003). *Rational Unified Process*,. Ανάκτηση 11 3, 2010, από <http://www-01.ibm.com/software/awdtools/rup/#>
- Jain, A., Murty, M., & Flynn, P. (1999). *Data Clustering: A Review*. ACM COMPUTING SURVEYS.
- Jian Kang, W., & Narasimhalu, A. (1994, Summer). Identifying faces using multiple retrievals. *Multimedia, IEEE* , σσ. 27 -38.
- Koletsis, P., & Petrakis, E. *SIA: Semantic Image Annotation using Ontologies and Image Content Analysis*. Chania.
- Kotsifakos, E., Ntoutsis, I., Vrahoritits, Y., & Theodoridis, Y. (2008). Monitoring Patterns through an Integrated Management and Mining Tool. Στο W. a. Daelemans, *Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases* (σσ. 678-683). Springer Berlin / Heidelberg.

- Lew, M. S., Nicu, S., Djeraba, C., & Ramesh, J. (2006, 1). Content-based Multimedia Information Retrieval: State of the Art and Challenges. *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications, and Applications (TOMCCAP)* .
- Ma, W.-Y., & Manjunath, B. (1999). NeTra: A toolbox for navigating large image databases. *Multimedia Systems* , σσ. 184-198.
- Martvnez, J. (2004, October). Ανάκτηση 09 8, 2010, από <http://mpeg.chiariglione.org/standards/mpeg-7/mpeg-7.htm>
- Mezaris, V., Kompatsiaris, I., & Strintzis, M. (2003, Sept). An ontology approach to object-based image retrieval. *Image Processing, 2003. ICIP 2003. Proceedings. 2003 International Conference on* , σσ. II - 511-14 vol.3.
- Min, H., & Shuangyuan, Y. (2010, Aug). Overview of Image Mining Research. *Computer Science and Education (ICCSE), 2010 5th International Conference on* , σσ. 1868 -1870.
- Muda, Z., Lewis, P., Payne, T., & Weal, M. (2009, Nov). Enhanced image annotations based on spatial information extraction and ontologies. *Signal and Image Processing Applications (ICSIPA), 2009 IEEE International Conference on* , σσ. 173 -178.
- Object Management Group. (n.d.). *OMG*. Ανάκτηση 11 14, 2010, από <http://www.uml.org/>
- Ojala, T., & Pietikäinen, M. (1996). *Texture analysis in industrial applications*. Springer-Verlag.
- Oracle. (n.d.). *Oracle*. Ανάκτηση 12 09, 2010, από <http://www.oracle.com/technetwork/database/berkeleydb/overview/index.html>
- Penta, A., Picariello, A., & Tanca, L. (2007, Sept). Towards a definition of an Image Ontology. *Database and Expert Systems Applications, 2007. DEXA '07. 18th International Workshop on* , σσ. 74 -78.
- Qizhi Xiao, K. Q. (2007). *Image Mining for Robot Vision Based on Concept Analysis*. Sanya ,China: IEEE.
- Qizhi Xiao, K. Q. (2007). Image Mining for Robot Vision Based on Concept Analysis. *Proceedings of the 2007 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*. Sanya ,China: IEEE.
- Semantic Web Framework. (n.d.). *Jena* , . Ανάκτηση 12 7, 2010, από <http://jena.sourceforge.net/>
- Smith, J., & Chang, S. (1996). Visualeek: A Fully Automated Content-Based Image Query System. *MULTIMEDIA '96 Proceedings of the fourth ACM international conference on Multimedia* (σσ. 87-98). New York: ACM.
- Stehling, R., Nascimento, M., & Falcao, A. (2001). An Adaptive and Efficient Clustering-Based Approach for Content-Based Image Retrieval in Image Databases. *International Symposium on* , (σσ. 56-365,).
- The University Of Waikato. (n.d.). *WEKA*. Ανάκτηση 02 17, 2011, από <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>
- Theodoridis, Y., Iakovidis, D., Kotsifakos, E., Pelekis, N., Karanikas, H., Kopanakis, I., και συν. (2007). *Pattern-Based Retrieval of Cultural Heritage Images*. Athens.
- Thomas Franz, S. S. (n.d.). *Comm Ontology*. Ανάκτηση Dec 12, 2010, από Semantic Web: <http://comm.semanticweb.org/>
- Tirakis, A., & Kollias, S. (1993, April). Efficient image classification using neural networks and multiresolution analysis. *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1993. ICASSP-93., 1993 IEEE International Conference on* , σσ. 641-644.

W3C XML XQuery. (n.d.). *XQUERY*. Ανάκτηση 04 20, 2011, από Ubiquitous Web Domain:  
<http://www.w3.org/XML/Query/>

Wei-Min, J., & Jen-Hao, H. (2005.). An Efficient Content Based Image Retrieval System Using the Mesh-of-Trees Architecture. *Information Science and Engineering* , σσ. 797-808.

Wikipedia. (2011, 5 8). Ανάκτηση 5 18, 2011, από  
[http://en.wikipedia.org/wiki/Ontology\\_\(information\\_science\)](http://en.wikipedia.org/wiki/Ontology_(information_science))

*WordNet*. (n.d.). Ανάκτηση 05 2, 2011, από A lexical database for english:  
<http://wordnet.princeton.edu/>

Ραμπαούνη, Δ. (2009). *Η έννοια της ομοιότητας και της επίβλεψης προτύπων μέσω ενός Συστήματος Διαχείρισης Βάσης Προτύπων*. Πειραιάς: Πανεπιστήμιο Πειραιώς.

## Γλωσσάρι

annotation: Λεκτικός χαρακτηρισμός συστάδας. ....	25
CBIR:Συστήματα Αναγνώρισης και ανάκτησης εικόνων με βάση το περιεχόμενο .....	4
cluster:Συστάδα .....	4
data mining: Εξόρυξη γνώσης.....	4
Feature Based: Αναζήτηση με βάση τα χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου .....	28
image mining:Εξόρυξη Γνώσης από εικόνες. ....	4
Semantic: Σημασιολογική αναζήτηση .....	28
Εξόρυξης Γνώσης: Η διαδικασία ημιαυτόματης ανάλυσης μεγάλων Βάσεων Δεδομένων με στόχο την εύρεση χρήσιμης πληροφορίας.....	4
μεταδεδομένων: Δεδομένα περιγραφής.....	4
χαρακτηριστικά χαμηλού επιπέδου: Αριθμητικά χαρακτηριστικά που περιγράφουν μια εικόνα. ....	10

## Πίνακας Εικόνων.

Εικ 1.Αναπαράσταση λειτουργικότητας συστήματος.....	7
Εικ 2. Η αρχιτεκτονική του Image Miner.....	9
Εικ 3. Αναπαράσταση της αρχιτεκτονικής της εφαρμογής με χρήση UML.....	10
Εικ 4.Αναλυτική μελέτη περίπτωσης εφαρμογής. ....	13
Εικ 5. Παρουσίαση διαδικασίας προπεξεργασίας δεδομένων και εξαγωγής χαρακτηριστικών εικόνας χαμηλού επιπέδου με χρήση διαγράμματος συνεργασίας.....	14
Εικ 6.Κανονικοποίηση δεδομένων. ....	15
Εικ 7.Παραγωγή Προτύπου εικόνας.....	16
Εικ 8. Διαδικασία σύγκρισης εικόνων.....	17
Εικ 9. Μορφή πίνακα σημασιολογικού χαρακτηρισμού συστάδας. ....	17
Εικ 10. Διαδικασία χειροκίνητου χαρακτηρισμού συστάδας. ....	18
Εικ 11. Διαδικασία αυτοματοποιημένου χαρακτηρισμού συστάδας.....	19
Εικ 12. Διαδικασία σημασιολογικής αναζήτησης.....	20
Εικ 13.Αναζήτηση με βάση τα χαρακτηριστικά συστάδας. ....	21
Εικ 14. Οντολογία προγράμματος. ....	22
Εικ 15. Επιλογή φακέλου εικόνων προς ανάλυση.....	23
Εικ 16.Καρτέλα ορισμού παραμέτρων για την εξαγωγή χαρακτηριστικών χαμηλού επιπέδου. ....	24
Εικ 17. Καρτέλα Ορισμού των παραμέτρων συσταδοποίησης. ....	25
Εικ 18. Εικόνα της εφαρμογής κατά την ολοκλήρωση της ανάλυσης εικόνων.....	26
Εικ 19. Καρτέλα σύγκρισης εικόνων-προτύπων.....	27
Εικ 20. Αναζήτηση εικόνων με βάση τα χαρακτηριστικά συστάδας(Χρώμα, Υφή). ....	28
Εικ 21.Πληροφορίες συστάδας εικόνας. ....	29
Εικ 22.Φόρμα ημιαυτόματου σημασιολογικού χαρακτηρισμού συστάδας. ....	30
Εικ 23.Σημασιολογική αναζήτηση εικόνων.....	31
Πίνακας 1:Πίνακας χαρακτηριστικών υπολογιστή δοκιμών. ....	32
Εικ 24.Διάγραμμα χρονικής διάρκειας της διαδικασίας ανάλυσης εικόνας συναρτήσει του αλγόριθμου συσταδοποίησης και του αριθμού εικόνων. ....	33
Εικ 25.Χρονική διάρκεια των επιμέρους διαδικασιών της ανάλυσης εικόνας για τον EM αλγόριθμο για σύνολο 12 εικόνων προς ανάλυση.....	34
Εικ 26.Διάγραμμα χρονικής διάρκειας της διαδικασίας αυτόματου annotation. ....	35
Εικ 27.Διάγραμμα χρονικής διάρκειας της διαδικασίας αναζήτησης παρόμοιων εικόνων συναρτήσει του αλγόριθμου συσταδοποίησης και του αριθμού των εικόνων στη βάση. ....	36

## Παράρτημα

### Τεχνικά χαρακτηριστικά εφαρμογής.

Στην ενότητα αυτή θα γίνει παρουσίαση κάποιων τεχνικών χαρακτηριστικών της εφαρμογής έτσι ώστε να γίνει και πιο κατανοητή η διαδικασία εγκατάστασής της.

Το Image Miner ενοποιεί τα συστήματα Panda και Image Miner V2 για την ανάλυση και διαχείριση προτύπων εικόνας. Επιπροσθέτως δίνει τη δυνατότητα ημιαυτόματου σημασιολογικού χαρακτηρισμού των συστάδων εικόνας έτσι ώστε να δίνεται η δυνατότητα στο χρήστη να εκφράζει ερωτήματα σημασιολογικού περιεχομένου στη βάση προτύπων.

Έχει υλοποιηθεί σε Java (jdk 1.6) με χρήση του εργαλείου Net Beans (έκδοση 6.9.1) και προορίζεται να χρησιμοποιηθεί σε περιβάλλον Windows(NT,2000,XP,Vista,7). Ακολουθεί αναλυτικός πίνακας που περιέχει τις χρησιμοποιούμενες βιβλιοθήκες τις αντίστοιχες εκδόσεις τους καθώς και τον ρόλο που επιτελούν.

Όνομα Βιβλιοθήκης	Ρόλος	Έκδοση
<b>Pattern Miner</b>	Ολοκληρωμένο σύστημα διαχείρισης προτύπων	2
<b>JAI</b>	Επεξεργασία Εικόνας	1.1.2
<b>Weka</b>	Εξόρυξη Γνώσης	2.4.7
<b>JMathLib</b>	Βιβλιοθήκη προχωρημένων μαθηματικών πράξεων(Υπολογισμός ιστογραμμάτων κτλ.)	
<b>DBXML</b>	Διαχείριση Βάσης Προτύπων	2.2.13
<b>JDom</b>	Διαχείριση xml εγγράφων	
<b>PANDA</b>	Διαχείριση προτύπων.	
<b>Jena Framework</b>	Διαχείριση Οντολογιών	2.6.3
<b>JExcel</b>	Διαχείριση αρχείων excel	

Πίνακας 2. Πίνακας χρησιμοποιούμενων Βιβλιοθηκών.

Απαίτηση	Προτεινόμενη
<b>CPU</b>	Core Duo CPU 2.00 GHz
<b>Ram</b>	512MB η περισσότερο
<b>Disk space</b>	25MB
<b>Λειτουργικό Σύστημα</b>	Windows 7
<b>Τύπος εικόνων</b>	JPG

Πίνακας 3. Πίνακας Απαιτήσεων εφαρμογής.



## Οδηγίες Εγκατάστασης Image Miner.

Για την επιτυχή εγκατάσταση του Image Miner πρέπει να γίνουν τα παρακάτω βήματα:

1. Εγκατάσταση της Java (Java Runtime Enviroment) Standard Edition v1.3.0 η νεότερη.
2. Εγκατάσταση συστήματος εξόρυξης γνώσης WEKA.3.4.7  
Μόλις εγκατασταθεί επιτυχώς το σύστημα εξόρυξης γνώσης πρέπει να προσθέσουμε στο CLASSPATH τα παρακάτω:
  - a) pathToWeka\Weka;
  - b) pathToWeka\Weka.jar;
3. Εγκατάσταση βάσης προτύπων Berkley DB XML v2.2.13  
Μόλις εγκατασταθεί επιτυχώς η βάση προτύπων τότε πρέπει να προσθέσουμε στο CLASSPATH τις παρακάτω βιβλιοθήκες:
  - a) pathToDBXML\jar\dbxml.jar;
  - b) pathToDBXML \jar\db.jar;
  - c) pathToDBXML \jar\dbxmlexamples.jar;
  - d) pathToDBXML \jar\dbexamples.jar
4. Διαμόρφωση περιβάλλοντος Image Miner.  
Σε αυτό το στάδιο διαμορφώνουμε το περιβάλλον λειτουργίας του Image Miner. Ανοίγοντας κανείς το φάκελο με τίτλο ImageMiner.V1\_Installer μπορεί να δει το αρχείο δέσμης ενεργειών με τίτλο Install.bat. Τρέχοντας αυτό το αρχείο δημιουργούνται στη διεύθυνση C:\ οι απαραίτητοι φάκελοι και μεταφέρονται σε αυτούς τα αντίστοιχα αρχεία (το εκτελέσιμο της εφαρμογής, οι χρησιμοποιούμενες βιβλιοθήκες κτλ.). Έτσι όταν θα τρέξει κανείς το αρχείο Install.bat θα δημιουργηθεί ο φάκελος C:\ImageMiner, ο οποίος θα περιέχει τον υποφάκελο data\_files που έχει υποφάκελο τον norm\_data στον οποίο αποθηκεύονται τα αρχεία που περιέχουν τα κανονικοποιημένα δεδομένα προς συσταδοποίηση. Επίσης ο φάκελος ImageMiner περιέχει τον υποφάκελο dbxml στον οποίο βρίσκεται η βάση δεδομένων με τίτλο Cluster.dbxml το αρχείο για τη δημιουργία της resetTables.bat και το αντίστοιχο Script.txt που περιέχει την εντολή δημιουργίας του αντίστοιχου container. Πέρα από το φάκελο dbxml υπάρχει και ο φάκελος dist ο οποίος περιέχει το εκτελέσιμο της εφαρμογής, τις βιβλιοθήκες που χρησιμοποιούνται από αυτήν καθώς και αρχεία όπως αυτό που περιέχει την οντολογία. Υπάρχει επίσης ο υποφάκελος με τίτλο Images στον οποίο αποθηκεύονται όλες οι εικόνες που έχουν αναλυθεί επιτυχώς από το σύστημα έτσι ώστε να μπορούν να ανακτηθούν μελλοντικά. Υπάρχει επίσης ο υποφάκελος rmm1\_files ο οποίος περιέχει τα xml πρότυπα εικόνων όπως είναι αυτά τη στιγμή αποθήκευσης τους στην αντίστοιχη βάση προτύπων. Ο ρόλος αυτού του φακέλου είναι κυρίως επαληθευτικός. Υπάρχει επίσης ο φάκελος Rates στον οποίο αποθηκεύονται σε αρχεία κειμένου τα βάρη που χρησιμοποιήθηκαν για την κανονικοποίηση των τιμών των διαφόρων μέτρων με σκοπό αυτά να χρησιμοποιηθούν μελλοντικά για επαναφορά στις αρχικές τους τιμές (διάστημα 0-255). Τέλος υπάρχει και ο φάκελος results\_arff που περιέχει πληροφορίες που αφορούν τα αποτελέσματα της συσταδοποίησης.  
Επίσης μπορεί κανείς να δει το αρχείο clearDirectories.bat το οποίο μπορεί να χρησιμοποιήσει ο χρήστης για να διαγράψει τα περιεχόμενα όλων των φακέλων που αποτελούν το περιβάλλον του Image Miner.

## **Αλλαγές-Βελτιώσεις υποσυστήματος Pattern Miner.**

Για να μπορέσουμε να χρησιμοποιήσουμε το Pattern Miner στην εφαρμογή μας κρίθηκε απαραίτητο να γίνουν κάποιες αλλαγές-βελτιώσεις. Στην ενότητα αυτή γίνεται παρουσίαση των αλλαγών αυτών έτσι ώστε αυτές να χρησιμοποιηθούν μελλοντικά για βελτίωση του Pattern Miner.

Αρχικά πρέπει να αναφέρουμε ότι χρησιμοποιήσαμε ένα μέρος των λειτουργιών του Pattern Miner και όχι όλες και αυτό γιατί δεν χρειάστηκαν όλες. Ως εκ τούτου για λόγους οικονομίας πόρων χρησιμοποιήθηκαν μόνο τα εξής πακέτα:

- GUIDm
- Clusterers
- Comparison
- Core
- storedbxml

Από το πακέτο GUIDm χρησιμοποιήσαμε μόνο την κλάση Constants.java την οποία τροποποιήσαμε ελαφρώς έτσι ώστε οι χρησιμοποιούμενες διευθύνσεις να δείχνουν στο φάκελο που περιέχει το περιβάλλον του ImageMiner και όχι του Pattern Miner.

Από το πακέτο clusterers χρησιμοποιήσαμε όλες τις κλάσεις που υπάρχουν αρχικά στο Pattern Miner. Ωστόσο τις κλάσεις createClusteringCentroids.java και createClusteringOfDistributions.java τις τροποποιήσαμε ελαφρώς. Συγκεκριμένα προσθέσαμε κάποιες μεθόδους οι οποίες παρέχουν περισσότερες πληροφορίες συστάδας όπως είναι ο αλγόριθμος συσταδοποίησης και τα ονόματα των attributes συστάδας. Επίσης προσθέσαμε την μέθοδο getClusters με την οποία μπορούμε να πάρουμε τα αντικείμενα των συστάδων.

Επίσης επεκτείναμε τις κλάσεις emCMD.java και simpleKMeansCMD.java έτσι ώστε σε κάθε πρότυπο να περιέχεται και ο λεκτικός χαρακτηρισμός κάθε συστάδας.

Μια ακόμη αλλαγή έγινε στην κλάση normaliseArff.java. Αυτή τροποποιήθηκε έτσι ώστε να γίνει κανονικοποίηση βαρών λαμβάνοντας υπόψη τις διαστάσεις κάθε μέτρου(χρώμα, υφή, θέση) χωρίς να χάνεται η επικρατούσα διάσταση και επίσης τα υπολογισθέντα βάρη αποθηκεύονται για μελλοντική χρήση. Αυτή η αλλαγή κρίθηκε απαραίτητη λόγω της φύσης των δεδομένων.

Από το πακέτο comparison χρησιμοποιήθηκαν όλες οι κλάσεις με εξαίρεση την κλάση cmpSetOfItemsets.java. Καμία από αυτές δεν τροποποιήθηκε.

Τέλος από το πακέτο storedbxml χρησιμοποιήθηκε η κλάση DBxml\_env.java. Αυτή τροποποιήθηκε στην συνάρτηση createEnvn έτσι ώστε να χρησιμοποιείται το default μέγεθος cache και όχι κάποιο προκαθορισμένο όπως ίσχυε σε παλαιότερη έκδοση του Pattern Miner και αυτό λόγω των πολλών σφαλμάτων τύπου Kernel Panic που παρατηρήθηκαν.

Τέλος όσον αφορά το Pattern Miner παρατηρήθηκαν προβλήματα που σχετίζονται με το όνομα των αρχείων που χρησιμοποιούνται σαν είσοδος. Συγκεκριμένα, παρατηρήθηκε ότι αν ο τίτλος του αρχείου περιέχει χαρακτήρες κενού τότε δεν μπορεί να τα διαβάσει. Για αυτό το λόγο στο Image Miner μόλις ο χρήστης επιλέξει κάποιο φάκελο εικόνων, αμέσως μετά ελέγχονται οι τίτλοι τους και αν περιέχουν χαρακτήρες κενού εξαλείφονται.