



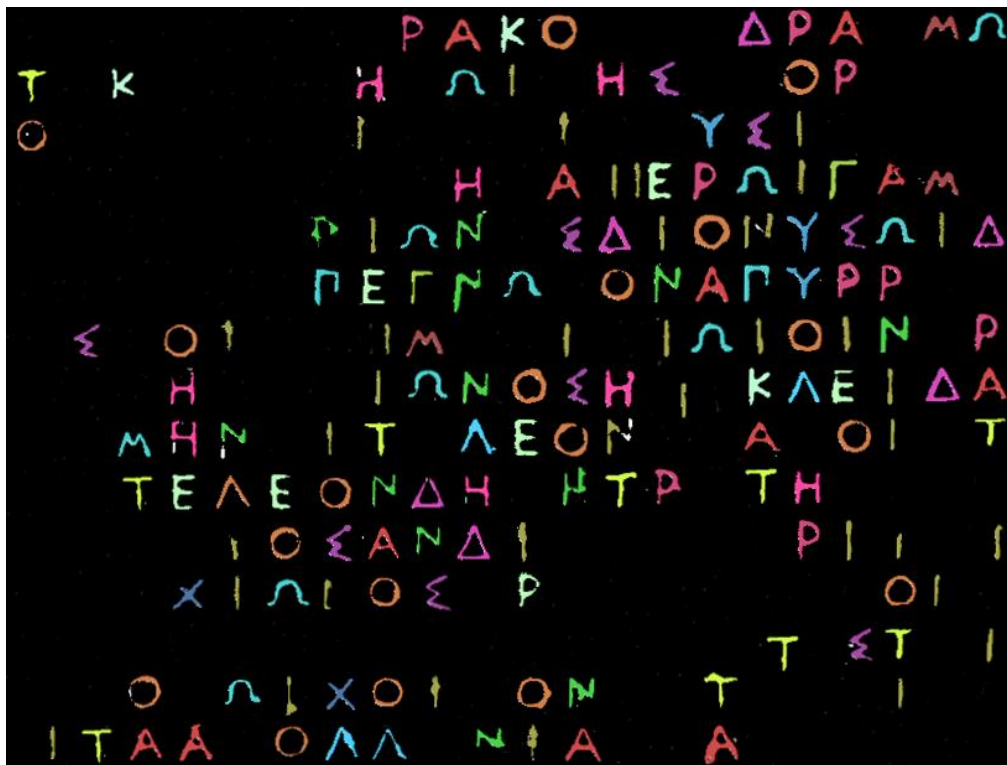
ΕΘΝΙΚΟ ΜΕΤΣΟΒΙΟ ΠΟΛΥΤΕΧΝΕΙΟ

ΣΧΟΛΗ ΑΓΡΟΝΟΜΩΝ ΚΑΙ ΤΟΠΟΓΡΑΦΩΝ ΜΗΧΑΝΙΚΩΝ

ΤΟΜΕΑΣ ΤΟΠΟΓΡΑΦΙΑΣ

ΕΡΓΑΣΤΗΡΙΟ ΤΗΛΕΠΙΣΚΟΠΗΣΗΣ

## «Διερεύνηση Μεθόδων Αυτόματης Αναγνώρισης Ελληνικών Χαρακτήρων σε Εικόνες Αρχαίων Επιγραφών»



ΔΙΠΛΩΜΑΤΙΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ

Βασίλης Ψωμάς

Επιβλέπων Καθηγητής: Δημήτρης Αργιαλάς

Αθήνα, Ιανουάριος 2018

## ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Με την ολοκλήρωση της παρούσας διπλωματικής εργασίας, θα ήθελα μέσα από την καρδιά μου να ευχαριστήσω τον κ. Δημήτρη Αργιαλά, Καθηγητή Ε.Μ.Π. και επιβλέποντα καθηγητή μου, για την εμπιστοσύνη που μου έδειξε, το ιδιαίτερο ενδιαφέρον του, τις πολύτιμες συμβουλές και τις επιστημονικές υποδείξεις. Αν δεν υπήρχε αυτή η δημιουργική παρότρυνση εκ μέρους του για εις βάθος διερεύνηση, η οποία κατάφερε να ταιριάξει με τη δίψα μου για γνώση, η διπλωματική αυτή δε θα ήταν η ίδια.

Θα ήθελα, ακόμα, να ευχαριστήσω θερμά τον κ. Πολ Κολοκούση, μέλος Ε.ΔΙ.Π. Ε.Μ.Π., για το χρόνο που αφιέρωσε για το «debugging» της παρούσας διπλωματικής εργασίας, την υπομονή του και τις περιεκτικές υποδείξεις και λύσεις του. Τη Μαρία Δεκαβάλλα, υποψήφια Διδάκτορα Ε.Μ.Π., για τον αλγόριθμο των 4<sup>ων</sup> διευθύνσεων, και όλο το εργαστήριο Τηλεπισκόπησης για την έμμεση ή άμεση στήριξη του.

Τον καλό μου φίλο, Δημήτρη Μπάρτζη, υποψήφιο Διδάκτορα Ε.Μ.Π., για τη συνεισφορά του στο θεωρητικό και αρχαιολογικό κομμάτι.

Θα ήθελα να ευχαριστήσω τους αρχαιολόγους του Επιγραφικού Μουσείου, Αθανάσιο Θέμο και Ειρήνη Χωρέμη για την ταχεία εξυπηρέτηση και την έκδοση της άδειας φωτογράφισης, καθώς και όλους τους εργαζόμενους του Μουσείου.

Τέλος, να ευχαριστήσω την οικογένεια μου και τους φίλους μου, που είναι δίπλα μου όλα αυτά τα χρόνια και με στηρίζουν.

## ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Η παρούσα διπλωματική εργασία αφορά τη διερεύνηση μεθόδων αυτόματης αναγνώρισης ελληνικών χαρακτήρων σε εικόνες αρχαίων επιγραφών. Οι επιγραφές είναι ένα αναπόσπαστο κομμάτι του αρχαίου ελληνικού πολιτισμού και η σημασία τους είναι τεράστια. Στις επιγραφές συναντώνται ανά τους αιώνες και ανά περιοχή διαφορετικά αλφάβητα. Το αλφάβητο που επιλέχθηκε να αναγνωριστεί είναι το ιωνικό, το οποίο καθιερώθηκε στον ελλαδικό χώρο μετά τον 4<sup>ο</sup> αιώνα π.χ.

Αφότου βρέθηκαν οι κατάλληλες εικόνες επιγραφών, ήταν αναγκαίο να προ-επεξεργαστούν με τέτοιο τρόπο, ώστε να διευκολυνθεί η πολυπλόκτη αναγνώρισή τους. Διαπιστώθηκε ότι το βέλτιστο ήταν οι εικόνες να γίνουν binary, δίνοντας μια τιμή στο φόντο και την άλλη τιμή στα γράμματα, ώστε να διαχωρίζονται πλήρως μεταξύ τους. Δημιουργήθηκαν δυο διαφορετικές μεθοδολογίες προ-επεξεργασίας, από τις οποίες η δεύτερη απέδωσε καλύτερα, και γι' αυτό ήταν αυτή που χρησιμοποιήθηκε στη συνέχεια.

Έχοντας κάνει binary τις εικόνες, η διαδικασία της αναγνώρισης μπορούσε να ξεκινήσει. Αναπτύχθηκαν πέντε μέθοδοι αναγνώρισης. Η πρώτη μέθοδος αναγνώρισης είναι η μέθοδος των 4<sup>ων</sup> περιοχών, η οποία περικλείει το κάθε γράμμα στο ελάχιστο περιγεγραμμένο ορθογώνιο του, το διαιρεί σε 4 ίσες περιοχές και υπολογίζει όλους τους λόγους μέσης φωτεινότητας μεταξύ των περιοχών αυτών. Δημιουργούνται, με βάση αυτούς τους λόγους, κανόνες που περιγράφουν τις κλάσεις τις αντίστοιχες των γραμμάτων κι έτσι επιτυγχάνεται η αναγνώριση των γραμμάτων. Η μέθοδος αυτή δεν αναπτύχθηκε πλήρως.

Η δεύτερη κι η τρίτη μέθοδος, η δομική κι η γεωμετρική αντίστοιχα, είναι μέθοδοι που χρησιμοποιούν την Αντικειμενοστρεφή Ανάλυση Εικόνας και μέσω κατατμήσεων και ταξινομήσεων επιχειρούν την επιθυμητή αναγνώριση. Η δομική βασίζεται σε 4 πρωτόγονα, 4 βασικά συστατικά, από τα οποία αποτελούνται όλα τα γράμματα, αλλά με διαφορετικό συνδυασμό τους. Η γεωμετρική προσπαθεί να περιγράψει το κάθε γράμμα με βάση κάποια γεωμετρικά χαρακτηριστικά. Κι οι δύο μέθοδοι αποτελούνται από ασαφείς κανόνες που περιγράφουν τις κλάσεις, στις οποίες γίνεται η ταξινόμηση των αντικειμένων της κατάτμησης.

Η τέταρτη μέθοδος είναι η μέθοδος που χρησιμοποιεί τον ταξινομητή SVM, έναν ταξινομητή επιβλεπόμενης Μηχανικής Μάθησης, ο οποίος για την εκπαίδευση του τροφοδοτείται με δείγματα των κλάσεων και γεωμετρικά χαρακτηριστικά. Αφότου πραγματοποιηθεί η εκπαίδευση, ο ταξινομητής είναι σε θέση να ταξινομήσει τα γράμματα στις αντίστοιχες κλάσεις τους, δηλαδή να τα αναγνωρίσει.

Η πέμπτη και τελευταία μέθοδος είναι η μικτή, η οποία δεν αποτελεί μόνο μια απλή ένωση της λογικής της δομικής και της γεωμετρικής μεθόδου, μα πολύ περισσότερο μια βελτιστοποίηση και των δυο, για τη δημιουργία μιας γενικευμένης μεθόδου αυτόματης αναγνώρισης ασαφούς λογικής.

Η αξιολόγηση των μεθόδων έγινε με τη χρήση των δεικτών Πληρότητα, Ορθότητα και Ποιότητα. Τα καλύτερα αποτελέσματα παρατηρούνται στη μέθοδο SVM και στη μικτή μέθοδο. Οι μέθοδοι αυτοί είναι και οι πιο εις βάθος ανεπτυγμένες, καθώς και οι μόνες για τις οποίες έγιναν case studies. Η μέθοδος SVM εμφανίζει μεγαλύτερη Πληρότητα, μα μικρότερη Ορθότητα κι εν τέλει μικρότερη Ποιότητα από την μικτή μέθοδο, καθιστώντας έτσι την μικτή μέθοδο τη βέλτιστη για την αναγνώριση των γραμμάτων.

Λέξεις Κλειδιά: Αντικειμενοστρεφής Ανάλυση Εικόνας, Κατάτμηση, Ταξινόμηση, SVM, Αναγνώριση Προτύπων, Ασαφής Λογική, Εξαγωγή Χαρακτηριστικών, Αναγνώριση Χαρακτήρων, Ελληνικές Επιγραφές, Ιωνικό Αλφάβητο.

## ABSTRACT

The present diploma thesis develops various approaches for Greek character automatic recognition on Ancient Greek epigraphic images. Epigraphs are an integral part of the Ancient Greek civilization and undoubtedly of great historical importance. Across the centuries and various regions, evidence for many local variants of the Greek alphabet is found in epigraphs. In this study, the form of alphabet selected for the automatic recognition was the Ionic, which was established in the Greek world after the 4th century BC.

Once the appropriate epigraphic images were selected, it was necessary to preprocess them in such a way, as to facilitate their recognition. It was found that the best method was to make the images binary, giving one value to the background and the other value to the letters, in order to separate them completely. Two different preprocessing approaches were developed, from which the latter was more efficient, and thus it was used.

Having transformed the images into binary, five recognition methods were developed. The first is the method of the 4 regions. According to this, each character is bounded in the minimum bounding rectangle, which is thereafter divided in four equal regions. For each region the mean brightness is calculated and afterwards comparisons are made among the regions based on the mean brightness ratios. Taking into account these mean brightness ratios, rules that describe the classes named after the Greek characters are made, and so character recognition is accomplished. This method was not fully developed.

The second and third method, the structural and geometric respectively, are methods in which the Object-Based Image Analysis is used and the pattern recognition takes place through the processes of segmentation and classification. The structural method is based on four primitives, which all characters are represented of, but in different combinations. According to the geometric method each character is described by using geometric features. Both methods are governed by fuzzy rules that describe the classes, in which the objects of segmentation are classified.

In the fourth method, the SVM classifier, a supervised Machine Learning classifier, is used, which, for its training needs, is provided with samples and geometric features. After training has taken place, the classifier is able to classify the characters in the equivalent categories, and thus to recognize them.

The fifth method is a mixed one. It is not just a simple association of the structural and geometric method logic, but, all the more, the improvement of both of them, with a view to developing a generalized automatic recognition method of fuzzy logic.

The assessment of the developed methods took place with the use of the indicators of Completeness, Correctness and Quality. The SVM and the mixed method were proved to be the most effective. A detailed examination has been carried out based on these two methods

through case studies. The SVM method results indicated higher Completeness but lower Correctness, and eventually lower Quality, than the mixed method. Thereby, the mixed method was finally proved to be the most effective character automatic recognition method.

**Key Words: Object-Based Image Analysis, Segmentation, Classification, SVM Classifier, Pattern Recognition, Fuzzy Logic, Feature Extraction, Character Recognition, Greek Epigraphs, Ionic Alphabet.**

# ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

<b>1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ</b> .....	18
1.1. ΟΡΙΣΜΟΣ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ.....	18
1.2. ΣΚΟΠΟΣ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ.....	18
1.3. ΔΟΜΗ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ.....	18
<b>2. ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ</b> .....	20
2.1. ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΕΠΙΓΡΑΦΙΚΗ ΚΑΙ ΕΛΛΗΝΙΚΕΣ ΕΠΙΓΡΑΦΕΣ .....	20
2.1.1. ΟΡΙΣΜΟΣ, ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟ ΚΑΙ ΣΗΜΑΣΙΑ.....	20
2.1.2. Η ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΑΛΦΑΒΗΤΙΚΗ ΓΡΑΦΗ.....	23
2.1.3. ΜΕΛΕΤΗ ΤΗΣ ΕΠΙΓΡΑΦΗΣ: ΕΝΤΟΠΙΣΜΟΣ, ΑΥΤΟΨΙΑ, ΑΠΟΤΥΠΩΣΗ.....	33
2.2. Η ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟΣΤΡΕΦΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗ ΕΙΚΟΝΑΣ .....	36
2.2.1. ΟΡΙΣΜΟΣ.....	36
2.2.2. ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ ΕΙΚΟΝΑΣ.....	36
2.2.3. ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΕΙΚΟΝΑΣ.....	37
2.2.4. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΟ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟ eCOGNITION.....	38
2.3. Η ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ.....	66
2.3.1. Η ΜΗΧΑΝΗ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΙΚΗΣ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ.....	69
2.4. Η ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΠΡΟΤΥΠΩΝ .....	75
2.4.1. Η ΣΥΝΤΑΚΤΙΚΗ ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΠΡΟΤΥΠΩΝ .....	76
2.4.2. Η ΣΥΝΤΑΥΤΙΣΗ ΠΡΟΤΥΠΟΥ .....	77
2.5. ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ .....	78
2.6. STATE OF THE ART .....	79
<b>3. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ</b> .....	81
3.1. ΔΕΔΟΜΕΝΑ.....	81
3.1.1. ΕΙΚΟΝΕΣ ΑΠΟ ΤΟΝ ΠΑΓΚΟΣΜΙΟ ΙΣΤΟ .....	82
3.1.2. ΕΙΚΟΝΕΣ ΑΠΟ ΤΟ ΕΠΙΓΡΑΦΙΚΟ ΜΟΥΣΕΙΟ.....	88
3.2. ΠΡΟ-ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΕΙΚΟΝΩΝ .....	100
3.2.1. Η ΑΡΧΙΚΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΠΡΟ-ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ.....	101
3.2.2. Η ΤΕΛΙΚΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΠΡΟ-ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ.....	109
3.3. Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΤΩΝ 4 <sup>wv</sup> ΔΙΕΥΘΥΝΣΕΩΝ.....	119
3.4. ΜΕΘΟΔΟΙ ΑΥΤΟΜΑΤΗΣ ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗΣ ΕΛΛΗΝΙΚΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΩΝ .....	121
3.4.1. Η ΜΕΘΟΔΟΣ ΤΩΝ 4 <sup>wv</sup> ΠΕΡΙΟΧΩΝ.....	121
3.4.2. Η ΔΟΜΙΚΗ ΜΕΘΟΔΟΣ.....	130

3.4.3.	Η ΓΕΩΜΕΤΡΙΚΗ ΜΕΘΟΔΟΣ.....	142
3.4.4.	Η ΜΕΘΟΔΟΣ SVM .....	154
3.4.5.	Η ΜΙΚΤΗ ΜΕΘΟΔΟΣ.....	175
<b>4.</b>	<b>ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ.....</b>	<b>204</b>
4.1.	ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ.....	204
4.2.	ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ .....	208
<b>ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α .....</b>		<b>210</b>
<b>ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β .....</b>		<b>220</b>
<b>ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ .....</b>		<b>221</b>



## ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΕΙΚΟΝΩΝ

Εικόνα 1: Πήλινη πινακίδα με σύμβολα Γραμμικής Α (1450 π.Χ.) από το λόφο Καστέλι Χανίων (Πηγή: Αρχαιολογικό Μουσείο, Χανιά) .....	24
Εικόνα 2: Πήλινη Μυκηναϊκή Πινακίδα σε Γραμμική Β (Πηγή: Αρχαιολογικό Μουσείο Αθηνών).....	25
Εικόνα 3: Θεματικός χάρτης απεικόνισης της ομαδοποίησης των αρχαϊκών ελληνικών αλφάβητων (Πηγή: Jeffery Lilian, The local scripts of archaic Greece) .....	29
Εικόνα 4: Αναπαράσταση ιεραρχίας πολλαπλών επιπέδων αντικειμένων, τα οποία αλληλοσυσχετίζονται μεταξύ τους, τόσο όσον αφορά αντικείμενα του ιδίου επιπέδου, όσο και αντικείμενα διαφορετικών επιπέδων. (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011) .....	37
Εικόνα 5: Διάγραμμα ροής κατά την κατάτμηση σε πολλαπλά επίπεδα χωρικής ανάλυσης (multiresolution segmentation). (Πηγή: Μπαμπουρδά, 2012) .....	40
Εικόνα 6: Η ροή εφαρμογής των βασικών διαδικασιών στην Αντικειμενοστρεφή Ανάλυση Εικόνας (Πηγή: Anders et. al., 2010).....	40
Εικόνα 7: Chessboard Segmentation (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011).....	41
Εικόνα 8: Οι συναρτήσεις συμμετοχής που παρέχει το λογισμικό eCognition (Πηγή : eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011).....	42
Εικόνα 9: Ιεραρχική αναπαράσταση των κατηγοριών των ιδιοτήτων που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διπλωματική εργασία .....	43
Εικόνα 10: Ιεραρχική αναπαράσταση των ιδιοτήτων που αφορούν τα αντικείμενα (object features) και χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διπλωματική εργασία .....	44
Εικόνα 11: Η ασυμμετρία ενός αντικειμένου όπως υπολογίζεται από το eCognition (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011).....	47
Εικόνα 12: Το Elliptic fit ενός αντικειμένου όπως υπολογίζεται από το eCognition (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011).....	49
Εικόνα 13: Το Main direction ενός αντικειμένου όπως υπολογίζεται από το eCognition (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011).....	49
Εικόνα 14: Το Rectangular fit ενός αντικειμένου όπως υπολογίζεται από το eCognition (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011).....	50
Εικόνα 15: Το Roundness ενός αντικειμένου όπως υπολογίζεται από το eCognition (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011).....	51
Εικόνα 16: Το αντικείμενο ως raster (μαύρη περιοχή) κι ως vector (κόκκινη γραμμή) μετά τη διανυσματοποίηση (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011).....	51
Εικόνα 17: Παράδειγμα πολυγώνου με μια ορθή γωνία (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011) .....	52

Εικόνα 18: Το Area (excluding inner polygons) όπως υπολογίζεται από το eCognition για ένα πολύγωνο μέσα στο οποίο υπάρχει άλλο πολύγωνο (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011) .....	53
Εικόνα 19: Το Area (including inner polygons) όπως υπολογίζεται από το eCognition για ένα πολύγωνο μέσα στο οποίο υπάρχει άλλο πολύγωνο (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011) .....	53
Εικόνα 20: Η γωνία α όπως σχηματίζεται από τις προεκτάσεις εκατέρωθεν των κόμβων της κύριας γραμμής του σκελετού (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011).....	55
Εικόνα 21: Η μέγιστη τετμημένη ενός αντικειμένου της εικόνας όπως υπολογίζεται από το eCognition με βάση το bounding box (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011).....	57
Εικόνα 22: Η ελάχιστη τετμημένη ενός αντικειμένου της εικόνας όπως υπολογίζεται από το eCognition με βάση το bounding box (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011).....	58
Εικόνα 23: Το κέντρο βάρους ενός αντικειμένου της εικόνας (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011) .....	59
Εικόνα 24: Η μέγιστη τεταγμένη ενός αντικειμένου της εικόνας όπως υπολογίζεται από το eCognition με βάση το bounding box (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011).....	59
Εικόνα 25: Η ελάχιστη τεταγμένη ενός αντικειμένου της εικόνας όπως υπολογίζεται από το eCognition με βάση το bounding box (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011).....	60
Εικόνα 26: Ιεραρχική Αναπαράσταση των ιδιοτήτων που αφορούν τις κλάσεις (class-related features) και τις περιοχές (region features) και χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διπλωματική εργασία.....	61
Εικόνα 27: Το παράθυρο επιλογής ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής του λογισμικού eCognition .....	64
Εικόνα 28: Το παράθυρο class description του λογισμικού eCognition.....	65
Εικόνα 29: Απεικόνιση δεδομένων σε δυο διαστάσεις (Πηγή: eclass.duth.gr) .....	70
Εικόνα 30: Απεικόνιση δεδομένων σε τρεις διαστάσεις (Πηγή: eclass.duth.gr) .....	70
Εικόνα 31: Εύρεση γραμμικού διαχωριστή (Πηγή: eclass.duth.gr) .....	71
Εικόνα 32: Εύρεση γραμμικού διαχωριστή χωρίς ανοχή σφάλματος (Πηγή: eclass.duth.gr) .....	72
Εικόνα 33: Ένα ορθογώνιο παραλληλόγραμμο (b) όπως δομείται από 4 «primitives» (a) (Πηγή: Syntactic Pattern Recognition and Applications, King Sun Fu) .....	76
Εικόνα 34: Η γραμματική της γλώσσας για το παραπάνω παράδειγμα (Πηγή: Syntactic Pattern Recognition and Applications, King Sun Fu).....	77
Εικόνα 35: Το Bounding Rectangle (a) και το TBLR quadrilateral (b).....	80
Εικόνα 36: Η εικόνα «google_1» (Πηγή: Google Images).....	83

Εικόνα 37: Η εικόνα «google_2» (Πηγή: Google Images).....	83
Εικόνα 38: Η εικόνα «google_3» (Πηγή: Google Images).....	84
Εικόνα 39: Η εικόνα «google_4» (Πηγή: Google Images).....	84
Εικόνα 40: Η εικόνα «google_5» (Πηγή: Google Images).....	85
Εικόνα 41: Η εικόνα «google_6» (Πηγή: Google Images).....	85
Εικόνα 42: Η εικόνα «ascsa_1» (Πηγή: ascsa.net) .....	86
Εικόνα 43: Η εικόνα «ascsa_2» (Πηγή: ascsa.net) .....	86
Εικόνα 44: Η εικόνα «ascsa_3» (Πηγή: ascsa.net) .....	87
Εικόνα 45: Η εικόνα «ascsa_4» (Πηγή: ascsa.net) .....	87
Εικόνα 46: Η εικόνα «ascsa_5» (Πηγή: ascsa.net) .....	88
Εικόνα 47: Η εικόνα «ascsa_6» (Πηγή: ascsa.net) .....	88
Εικόνα 48: Η εικόνα «museum_1» .....	90
Εικόνα 49: Η εικόνα «museum_2» .....	90
Εικόνα 50: Η εικόνα «museum_3» .....	91
Εικόνα 51: Η εικόνα «museum_6» .....	91
Εικόνα 52: Η εικόνα «museum_7» .....	92
Εικόνα 53: Η εικόνα «museum_4» .....	92
Εικόνα 54: Η εικόνα «museum_5» .....	93
Εικόνα 55: Η εικόνα «museum_8» .....	93
Εικόνα 56: Η εικόνα «museum_9» .....	93
Εικόνα 57: Η εικόνα «museum_10» .....	94
Εικόνα 58: Η εικόνα «museum_11» .....	94
Εικόνα 59: Η εικόνα «museum_12» .....	95
Εικόνα 60: Η εικόνα «museum_13» .....	95
Εικόνα 61: Η εικόνα «museum_14» .....	96
Εικόνα 62: Η εικόνα «museum_pro_1» .....	97
Εικόνα 63: Η εικόνα «museum_pro_2» .....	97
Εικόνα 64: Η εικόνα «museum_pro_3» .....	98
Εικόνα 65: Η εικόνα «museum_pro_4» .....	98
Εικόνα 66: Η εικόνα «museum_pro_5» .....	99
Εικόνα 67: Η εικόνα «museum_pro_6» .....	99
Εικόνα 68: Η εικόνα «ascsa_2» με απευθείας εφαρμογή κατωφλίωσης.....	100
Εικόνα 69: Η εικόνα «museum_3» με απευθείας εφαρμογή κατωφλίωσης.....	101
Εικόνα 70: Διάγραμμα Ροής αρχικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας .....	101

Εικόνα 71: Η εικόνα «ascsa_2» μετά την εφαρμογή του φίλτρου Smooth [median]	102
Εικόνα 72: Η εικόνα «ascsa_2» μετά την εφαρμογή του φίλτρου Smooth [wavelets]	102
Εικόνα 73: Η εικόνα «ascsa_2» μετά την εφαρμογή του φίλτρου Smooth [bilateral]	103
Εικόνα 74: Η εικόνα «ascsa_4» μετά την εφαρμογή του φίλτρου Edges.....	103
Εικόνα 75: Η εικόνα «ascsa_4» μετά την εφαρμογή του φίλτρου Poster Edges.....	104
Εικόνα 76: Η εικόνα «ascsa_4» μετά την εφαρμογή του φίλτρου Difference of Gaussians.....	104
Εικόνα 77: Η εικόνα «google_5» μετά την εφαρμογή των τεσσάρων πρώτων βημάτων της αρχικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας .....	105
Εικόνα 78: Η εικόνα «google_5» μετά την εφαρμογή όλης της αρχικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας.....	105
Εικόνα 79: Η εικόνα «google_2».....	106
Εικόνα 80: Η εικόνα «google_2» μετά την εφαρμογή του φίλτρου Smooth [wavelets]	106
Εικόνα 81: Η εικόνα «google_2» μετά την εφαρμογή και του φίλτρου Difference of Gaussians.....	107
Εικόνα 82: Η εικόνα «google_2» μετά την κατωφλίωση.....	107
Εικόνα 83: Η εικόνα «google_6».....	108
Εικόνα 84: Η εικόνα «google_6» μετά την εφαρμογή του φίλτρου Smooth [wavelets]	108
Εικόνα 85: Η εικόνα «google_6» μετά την εφαρμογή και του φίλτρου Difference of Gaussians.....	108
Εικόνα 86: Η εικόνα «google_6» μετά την κατωφλίωση.....	109
Εικόνα 87: Διάγραμμα Ροής τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας .....	110
Εικόνα 88: Το κόκκινο κανάλι της εικόνας «museum_10» .....	110
Εικόνα 89: Το πράσινο κανάλι της εικόνας «museum_10» .....	110
Εικόνα 90: Το μπλε κανάλι της εικόνας «museum_10».....	111
Εικόνα 91: Η εικόνα «museum_10» μετά την εφαρμογή του φίλτρου Emboss στο Green Layer της .....	112
Εικόνα 92: Η εικόνα «museum_10» με αντιστροφή των χρωμάτων της μετά την εφαρμογή του φίλτρου Emboss .....	112
Εικόνα 93: Η εικόνα «museum_10» μετά την εφαρμογή όλης της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας.....	113
Εικόνα 94: Η εικόνα «museum_11» .....	113
Εικόνα 95: Το πράσινο κανάλι της εικόνας «museum_11» .....	114

Εικόνα 96: Η εικόνα «museum_11» μετά την εφαρμογή του φίλτρου Emboss στο Green Layer της .....	114
Εικόνα 97: Η εικόνα «museum_11» με αντιστροφή των χρωμάτων της μετά την εφαρμογή του φίλτρου Emboss .....	114
Εικόνα 98: Η εικόνα «museum_11» μετά την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας.....	115
Εικόνα 99: Η εικόνα «museum_1» μετά την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας .....	115
Εικόνα 100: Η εικόνα «museum_3» μετά την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας.....	116
Εικόνα 101: Η εικόνα «museum_4» μετά την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας.....	116
Εικόνα 102: Η εικόνα «museum_5» μετά την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας.....	116
Εικόνα 103: Η εικόνα «museum_12» μετά την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας.....	116
Εικόνα 104: Η εικόνα «museum_13» μετά την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας.....	117
Εικόνα 105: Η εικόνα «museum_pro_2» μετά την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας.....	117
Εικόνα 106: Η εικόνα «museum_pro_3» μετά την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας.....	118
Εικόνα 107: Η εικόνα «museum_pro_4» μετά την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας.....	118
Εικόνα 108: Ο αλγόριθμος των $4^{\omega}$ διευθύνσεων υπολογίζει την απόσταση του κάθε εικονοστοιχείου που ανήκει στο γράμμα άλφα από το όριο του για 8 διαφορετικές διευθύνσεις.....	119
Εικόνα 109: Παράδειγμα εφαρμογής του αλγορίθμου $4^{\omega}$ διευθύνσεων σε εικόνα γραμμάτων υπολογιστή .....	120
Εικόνα 110: Παράδειγμα εφαρμογής του αλγορίθμου $4^{\omega}$ διευθύνσεων στην εικόνα «museum_10» .....	120
Εικόνα 111: Το ελάχιστο περιγεγραμμένο ορθογώνιο για δυο άλφα της binary εικόνας «google_2».....	122
Εικόνα 112: Ο τεμαχισμός του ελάχιστου περιγεγραμμένου ορθογωνίου του πρώτου άλφα της Εικόνας 97 σε τέσσερα ίσα κομμάτια .....	122
Εικόνα 113: Διάγραμμα Ροής των βημάτων της μεθόδου των $4^{\omega}$ περιοχών.....	124
Εικόνα 114: Εφαρμογή του αλγορίθμου «chessboard segmentation» στην binary εικόνα «google_2».....	125
Εικόνα 115: Το παράθυρο «Create Region Variable» του λογισμικού eCognition....	125

Εικόνα 116: Το παράθυρο «Create Mean» του λογισμικού eCognition .....	126
Εικόνα 117: Το παράθυρο «Edit Customized Feature» του λογισμικού eCognition .	126
Εικόνα 118: Οι επιθυμητοί λόγοι φωτεινότητας όπως υπολογίζονται στο παράθυρο «Edit Customized Feature» του λογισμικού eCognition .....	127
Εικόνα 119: Η binary εικόνα «google_1»:.....	130
Εικόνα 120: Η εικόνα «google_1» μετά την εφαρμογή του αλγόριθμου 4 <sup>ωv</sup> διευθύνσεων.....	131
Εικόνα 121: Το παράθυρο του λογισμικού eCognition για το πρώτο επίπεδο κατάτμησης «level1» .....	131
Εικόνα 122: Το επίπεδο κατάτμησης «level1».....	132
Εικόνα 123: Η ιεραρχία των κλάσεων του επιπέδου κατάτμησης «level1».....	132
Εικόνα 124: Η ταξινόμηση του επιπέδου κατάτμησης «level1».....	133
Εικόνα 125: Το παράθυρο εφαρμογής του αλγορίθμου «merge region» στο επίπεδο κατάτμησης «level1» για την κλάση «horizontal».....	134
Εικόνα 126: Το επίπεδο κατάτμησης «level2».....	135
Εικόνα 127: Η ταξινόμηση του επιπέδου κατάτμησης «level2».....	135
Εικόνα 128: Το επίπεδο κατάτμησης «level3».....	136
Εικόνα 129: Η ταξινόμηση του επιπέδου κατάτμησης «level3».....	137
Εικόνα 130: Το επίπεδο κατάτμησης «level4».....	137
Εικόνα 131: Οι κλάσεις που δημιουργούνται για την ταξινόμηση του επιπέδου κατάτμησης «level4» κι ουσιαστικά για την αναγνώριση των γραμμάτων .....	138
Εικόνα 132: Η ταξινόμηση του επιπέδου κατάτμησης «level4».....	141
Εικόνα 133: Οι κλάσεις του επιπέδου κατάτμησης «level4» .....	142
Εικόνα 134: Οι κλάσεις του «project_geometry_1».....	144
Εικόνα 135: Η ταξινόμηση των αντικειμένων του μοναδικού επιπέδου κατάτμησης του «project_geometry_1» .....	144
Εικόνα 136: Τα X Min, X Center, X Max, Y Min, Y Center και Y Max για το γράμμα έψιλον της εικόνας «google_2».....	146
Εικόνα 137: Τα γράμματα με μπλε έχουν «relative_horizontal_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle» πάνω από την τιμή 1.2.....	146
Εικόνα 138: Διαβαθμισμένα από μπλε ως πράσινο τα γράμματα που έχουν «relative_horizontal_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle» από 0.9 ως 1.1 αντίστοιχα.....	147
Εικόνα 139: Τα γράμματα με πράσινο έχουν «relative_vertical_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle» κάτω από 0.8.....	148

Εικόνα 140: Διαβαθμισμένα από μπλε ως πράσινο τα γράμματα που έχουν «width_to_height_of_the_min_bound_rectangle» μεγαλύτερο του 1.....	149
Εικόνα 141: Το επίπεδο κατάτμησης «level1».....	150
Εικόνα 142: Οι κλάσεις του «project_geometry_2».....	150
Εικόνα 143: Η ταξινόμηση του επιπέδου κατάτμησης «level1».....	152
Εικόνα 144: Το παράθυρο εκπαίδευσης του ταξινομητή SVM.....	154
Εικόνα 145: Η εικόνα δοκιμής του ταξινομητή SVM .....	155
Εικόνα 146: Το επίπεδο κατάτμησης «level1» της εικόνας δοκιμής του «project_svm_1» .....	156
Εικόνα 147:Οι κλάσεις του «project_svm_1» .....	156
Εικόνα 148: Τα δείγματα (samples) του «project_svm_1».....	157
Εικόνα 149: Η ταξινόμηση του επιπέδου κατάτμησης «level1» του «project_svm_1» .....	157
Εικόνα 150: Τα δείγματα (samples) του «project_svm_2».....	159
Εικόνα 151: Η ταξινόμηση του επιπέδου κατάτμησης «level1» του «project_svm_2» .....	159
Εικόνα 152: Το παράθυρο του εργαλείου «Feature Space Optimization» .....	160
Εικόνα 153: Το παράθυρο «Advanced Information» του «Feature Space Optimization» .....	161
Εικόνα 154: Ο Πίνακας Απόστασης Ταξινόμησης (Class Separation Distance Matrix) για τα δείγματα των κλάσεων του «project_svm_2».....	162
Εικόνα 155: Τα 31 χαρακτηριστικά του Feature Space Optimization.....	162
Εικόνα 156: Η ταξινόμηση του επιπέδου κατάτμησης «level1» του «project_svm_2» μετά την εφαρμογή του Feature Space Optimization .....	163
Εικόνα 157: Οι κλάσεις του «project_svm_3».....	164
Εικόνα 158: Τα δείγματα των κλάσεων του «project_svm_3» .....	165
Εικόνα 159: Το παράθυρο Feature Space Optimization του «project_svm_3».....	165
Εικόνα 160: Ο Πίνακας Απόστασης Ταξινόμησης (Class Separation Distance Matrix) για τα δείγματα των κλάσεων του «project_svm_3».....	166
Εικόνα 161: Το παράθυρο εκπαίδευσης του ταξινομητή SVM για το «project_svm_3» .....	166
Εικόνα 162: Μεθοδολογία εφαρμογής του εκπαιδευμένου ταξινομητή SVM του «project_svm_3» .....	167
Εικόνα 163: Το επίπεδο κατάτμησης «level1» της εικόνας «museum_10» του «project_svm_3» .....	167
Εικόνα 164: Η εφαρμογή του ταξινομητή SVM στην εικόνα «museum_10» του «project_svm_3» .....	168

Εικόνα 165: Το επίπεδο κατάτμησης «level1» της εικόνας «museum_11» του «project_svm_3» .....	169
Εικόνα 166: Η εφαρμογή του ταξινομητή SVM στην εικόνα «museum_11» του «project_svm_3» .....	169
Εικόνα 167: Το επίπεδο κατάτμησης «level1» της εικόνας «museum_12» του «project_svm_3» .....	170
Εικόνα 168: Η εφαρμογή του ταξινομητή SVM στην εικόνα «museum_12» του «project_svm_3» .....	170
Εικόνα 169: Το επίπεδο κατάτμησης «level1» της εικόνας «museum_13» του «project_svm_3» .....	171
Εικόνα 170: Η εφαρμογή του ταξινομητή SVM στην εικόνα «museum_12» του «project_svm_3» .....	172
Εικόνα 171: Το επίπεδο κατάτμησης «level1» της εικόνας «museum_1» του «project_svm_3» .....	173
Εικόνα 172: Η εφαρμογή του ταξινομητή SVM στην εικόνα «museum_1» του «project_svm_3» .....	173
Εικόνα 173: Το επίπεδο κατάτμησης «level_1» της εικόνας «museum_10» της μικτής μεθόδου .....	176
Εικόνα 174: Η κλάση «primitives» με τις child classes της.....	176
Εικόνα 175: Η ταξινόμηση των αντικειμένων του επιπέδου κατάτμησης «level1» ..	177
Εικόνα 176: Το επίπεδο κατάτμησης «level_2» της εικόνας «museum_10» της μικτής μεθόδου .....	178
Εικόνα 177: Η ταξινόμηση των αντικειμένων του επιπέδου κατάτμησης «level2» ..	178
Εικόνα 178: Το επίπεδο κατάτμησης «level_3» της εικόνας «museum_10» της μικτής μεθόδου .....	179
Εικόνα 179: Η ταξινόμηση των αντικειμένων του επιπέδου κατάτμησης «level3» ..	179
Εικόνα 180: Το επίπεδο κατάτμησης «level_4» της εικόνας «museum_10» της μικτής μεθόδου .....	180
Εικόνα 181: Η αναγνώριση των γραμμάτων της εικόνας «museum_10».....	196
Εικόνα 182: Το επίπεδο κατάτμησης «level4» της εικόνας «museum_11» .....	197
Εικόνα 183: Η αναγνώριση των γραμμάτων της εικόνας «museum_11».....	197
Εικόνα 184: Το επίπεδο κατάτμησης «level4» της εικόνας «museum_12» .....	198
Εικόνα 185: Η αναγνώριση των γραμμάτων της εικόνας «museum_12».....	199
Εικόνα 186: Το επίπεδο κατάτμησης «level4» της εικόνας «museum_13» .....	200
Εικόνα 187: Η αναγνώριση των γραμμάτων της εικόνας «museum_13».....	200
Εικόνα 188: Το επίπεδο κατάτμησης «level4» της εικόνας «museum_1» .....	201
Εικόνα 189: Η αναγνώριση των γραμμάτων της εικόνας «museum_1».....	202



## ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΠΙΝΑΚΩΝ

Πίνακας 1: Οι κύριες παραλλαγές γραφής των γραμμάτων στα αρχαϊκά ελληνικά αλφάβητα ανά περιοχή, με χρωματικές επισημάνσεις κατά την ομαδοποίηση των αρχαϊκών ελληνικών αλφάβητων (Πηγή: Jeffery Lilian, The local scripts of archaic Greece) .....	28
Πίνακας 2: Αντιστοιχία γραμμάτων φοινικικού - ελληνικού αλφάβητου (Πηγή: Wikipedia.org).....	30
Πίνακας 3: Συνοπτική παρουσίαση και περιγραφή των εικόνων που προέρχονται από το Google Images.....	82
Πίνακας 4: Συνοπτική παρουσίαση και περιγραφή των εικόνων που προέρχονται από την Αμερικάνικη Σχολή Κλασικών Σπουδών στην Αθήνα.....	86
Πίνακας 5: Συνοπτική παρουσίαση και περιγραφή των εικόνων που προέρχονται από το Επιγραφικό Μουσείο και τραβήχτηκαν από μένα.....	89
Πίνακας 6: Συνοπτική παρουσίαση και περιγραφή των εικόνων που προέρχονται από το Επιγραφικό Μουσείο και τραβήχτηκαν από τον επίσημο φωτογράφο του.....	96
Πίνακας 7: Οι τιμές των λόγων μέσης φωτεινότητας για το άλφα της Εικόνας 112 .	127
Πίνακας 8: Τα διαστήματα μέσα στα οποία κυμαίνονται οι τιμές των λόγων μέσης φωτεινότητας για τα άλφα της Εικόνας 114 .....	128
Πίνακας 9: Τα διαστήματα μέσα στα οποία κυμαίνονται οι τιμές των λόγων μέσης φωτεινότητας για τα ταυ της Εικόνας 114 .....	129
Πίνακας 10: Τα διαστήματα μέσα στα οποία κυμαίνονται οι τιμές των λόγων μέσης φωτεινότητας για τα σίγμα της Εικόνας 114 .....	129
Πίνακας 11: Τα διαστήματα μέσα στα οποία κυμαίνονται οι τιμές των λόγων μέσης φωτεινότητας για τα έψιλον της Εικόνας 114 .....	129
Πίνακας 12: Περιγραφή των κλάσεων του επιπέδου κατάτμησης «level1» .....	132
Πίνακας 13: Οι δομικοί κανόνες που χρησιμοποιήθηκαν για την περιγραφή ενδεικτικά 12 κλάσεων .....	141
Πίνακας 14: Οι κανόνες που περιγράφουν 12 ενδεικτικά κλάσεις του «project_geometry_2».....	152
Πίνακας 15: Οι δείκτες αξιολόγησης του «project_svm_3» .....	174
Πίνακας 16: Περιγραφή των κλάσεων που χρησιμοποιούνται στα τρία πρώτα επίπεδα κατάτμησης της μικτής μεθόδου .....	176
Πίνακας 17: Οι κανόνες που περιγράφουν τις κλάσεις της μικτής μεθόδου.....	195
Πίνακας 18: Οι δείκτες αξιολόγησης της μικτής μεθόδου .....	203

# 1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

## 1.1. ΟΡΙΣΜΟΣ ΤΟΥ ΠΡΟΒΛΗΜΑΤΟΣ

Οι επιγραφές αποτέλεσαν βασικό μέσο καταγραφής και διάδοσης της πληροφορίας στην αρχαία Ελλάδα. Χωρίς αμφιβολία, είναι ένα αναπόσπαστο κομμάτι του αρχαίου πολιτισμού κι η σημασία τους είναι τεράστια. Στις επιγραφές συναντώνται πολλές και διαφορετικές γραφές, ξεκινώντας από τις πιο πρώιμες, όπως η Γραμμική Α και η Γραμμική Β και φτάνοντας στην πρώτη αλφαβητική γραφή, γύρω στον 8<sup>ο</sup> αιώνα π.χ., την ελληνική αλφαβητική γραφή. Η ελληνική αλφαβητική γραφή στις αρχές της γραφόταν με διαφορετικούς τρόπους σε διαφορετικούς τόπους. Τα ανά την Ελλάδα αυτά αλφάβητα ονομάζονται αρχαϊκά και διέφεραν μεταξύ τους όχι μόνο στον τρόπο γραφής ορισμένων γραμμάτων, αλλά ακόμα και στην ίδια την ύπαρξη αυτών. Τα πράγματα αρχίζουν να αλλάζουν κάπου στον 4<sup>ο</sup> αιώνα π.χ., όταν το ιωνικό αλφάβητο αρχίζει να διαδίδεται και σταδιακά να υιοθετείται.

Η αλήθεια είναι ότι αρχικό ζητούμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας ήταν η αυτόματη αναγνώριση και χρονολόγηση της γραφής της εκάστοτε επιγραφής. Η χρονολόγηση θα μπορούσε να γίνει μέσω της αναγνώρισης των μικρών ή μεγάλων αυτών διαφορών που συναντώνται ανάμεσα στα διαφορετικά αλφάβητα. Για τη χρονολόγηση θα αναπτυσσόταν μια μόνο μέθοδος, η οποία θα μπορούσε να ξεχωρίσει τις διαφορές αυτές και να ταξινομήσει σωστά τα γράμματα στις αντίστοιχες κλάσεις. Προτιμήθηκε, αντ' αυτού, να αναγνωριστεί ένα μόνο αλφάβητο, αλλά να γίνει διερεύνηση των μεθόδων. Το «ευκλίδειο» αλφάβητο, όπως αλλιώς λέγεται το ιωνικό, είναι το αλφάβητο που επιλέχθηκε να αναγνωριστεί αυτόματα στην παρούσα διπλωματική εργασία.

## 1.2. ΣΚΟΠΟΣ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Σκοπός της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η διερεύνηση των μεθόδων της αυτόματης αναγνώρισης ελληνικών χαρακτήρων σε εικόνες αρχαίων επιγραφών. Μέσω της διερεύνησης και υλοποίησης των μεθόδων, θα μπορέσουν να βγουν συμπεράσματα σχετικά με την αποτελεσματικότητα και την αποδοτικότητα τους. Μεγάλη πρόκληση αποτελεί και η σύγκριση μεταξύ μεθόδων rule-based, δηλαδή μεθόδων που διέπονται από κανόνες, και πιο αυτοματοποιημένων μεθόδων, που λειτουργούν με δείγματα και εκπαίδευση.

## 1.3. ΔΟΜΗ ΤΗΣ ΕΡΓΑΣΙΑΣ

Η παρούσα διπλωματική εργασία διαμορφώθηκε σε τέσσερα κεφάλαια. Το πρώτο κεφάλαιο είναι το παρόν κεφάλαιο, στο οποίο γίνεται ορισμός του προβλήματος και αναφέρεται ο σκοπός της εργασίας. Το δεύτερο κεφάλαιο είναι το κεφάλαιο της Ανασκόπησης Βιβλιογραφίας, στο οποίο γίνεται εκτενής αναφορά σε όλες εκείνες τις πληροφορίες που ήταν αναγκαίες, για την εκπόνηση της εργασίας, αλλά και αναγκαίες για την κατανόηση του πρακτικού τμήματός της. Έτσι λοιπόν, παρουσιάζονται πληροφορίες για τις ελληνικές

επιγραφές και την ελληνική αλφαβητική γραφή, πληροφορίες για την Αντικειμενοστρεφή Ανάλυση Εικόνας, τη Μηχανική Μάθηση, την Αναγνώριση Προτύπων και τους Δείκτες Αξιολόγησης των μεθόδων. Τέλος, παρουσιάζεται το State of the Art, το οποίο περιλαμβάνει αντίστοιχες έρευνες, μελέτες και δημοσιεύσεις. Το τρίτο κεφάλαιο είναι το κεφάλαιο της Μεθοδολογίας, στο οποίο παρουσιάζονται τα δεδομένα, οι μεθοδολογίες της προεπεξεργασίας, ο καθοριστικού ρόλου αλγόριθμος των 4<sup>ων</sup> διευθύνσεων και οι μέθοδοι αυτόματης αναγνώρισης. Οι μέθοδοι που αναπτύχθηκαν είναι πέντε, η μέθοδος των 4<sup>ων</sup> περιοχών, η δομική μέθοδος, η γεωμετρική μέθοδος, η μέθοδος SVM κι η μικτή μέθοδος. Το τελευταίο κεφάλαιο είναι το κεφάλαιο των Συμπερασμάτων και των Προοπτικών.

## 2. ΑΝΑΣΚΟΠΗΣΗ ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑΣ

### 2.1. ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΕΠΙΓΡΑΦΙΚΗ ΚΑΙ ΕΛΛΗΝΙΚΕΣ ΕΠΙΓΡΑΦΕΣ

#### 2.1.1. ΟΡΙΣΜΟΣ, ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟ ΚΑΙ ΣΗΜΑΣΙΑ

Η ελληνική επιγραφική μελετά τις επιγραφές, οι οποίες έχουν γραφεί στην ελληνική γλώσσα και σε αλφαβητική γραφή, πάνω σε πάσης φύσεως σκληρό υλικό (πέτρα, πηλό, μέταλλο, ξύλο, οστά). Το αρχαίο ρήμα ἐπιγράφω σημαίνει «χαράσσω ή γράφω πάνω σε μια επιφάνεια» και απαντά συχνά τόσο σε λογοτεχνικά κείμενα όσο και στις ίδιες τις επιγραφές. Επίσης, η λέξη ἐπίγραμμα είχε στην αρχαιότητα και την έννοια της επιγραφής, χωρίς να παραπέμπει κατ' ανάγκη σε έμμετρο κείμενο. Ο Klaffenbach θεωρεί ότι αντικείμενο της επιγραφικής αποτελούν όλα τα άμεσα παραδιδόμενα κείμενα της αρχαιότητας, ανεξάρτητα από το υλικό του φορέα και τον τρόπο γραφής (Klaffenbach, 1989).

Η ελληνική επιγραφική περιλαμβάνει τις ελληνικές επιγραφές από τις αρχές της εμφάνισης της αλφαβητικής γραφής, τον 8ο αιώνα π.Χ., μέχρι και τους πρώτους μεταχριστιανικούς αιώνες. Ο Robert χαρακτηρίζει τον αρχαίο ελληνικό και ρωμαϊκό κόσμο ως «πολιτισμό της επιγραφικής» (Robert, 1981). Οι αρχαίες πόλεις, τα ιερά, οι ναοί, οι δρόμοι ήταν γεμάτοι με επιγραφές κάθε είδους: χιλιάδες στήλες, βάθρα αγαλμάτων, επιτύμβιες επιγραφές, σαρκοφάγοι, οδοδείκτες, αναθήματα σε ιερά, για να απαριθμήσουμε ένα μέρος από τις επιγραφές που ήταν εκτεθειμένες σε κοινή θέα. Ο McLean επισημαίνει ότι στην εποχή τους οι επιγραφές ήταν «εργαλείο διαμόρφωσης της κοινωνίας», καθώς τα επιγραφικά κείμενα σε δημόσια θέα διαδραμάτιζαν ουσιαστικό και ενεργό ρόλο στην πολιτική, κοινωνική και θρησκευτική ζωή των ανθρώπων, μέσα από τη δημοσιοποίηση των νόμων, την ισχυροποίηση των αρχόντων ή την προβολή και προστασία των προνομίων μιας κοινωνικής τάξης (McLean, 2002).

Οι σωζόμενες σήμερα ελληνικές και λατινικές επιγραφές υπολογίζονται περίπου σε μισό εκατομμύριο και αποτελούν ελάχιστο μόνο μέρος των επιγραφών της αρχαιότητας (McLean, 2002). Βέβαια, στην πραγματικότητα ο αριθμός των σωζόμενων επιγραφών δεν είναι δυνατόν να καταμετρηθεί με ακρίβεια, αφού προστίθενται διαρκώς νέα επιγραφικά ευρήματα κυρίως από ανασκαφές, ενώ ταυτόχρονα, λόγω του ανεπαρκούς προσωπικού, δεν υπάρχουν λεπτομερείς καταγραφές όλων των επιγραφικών ευρημάτων, ιδιαίτερα αυτών που χαράχθηκαν σε κινητά ευρήματα, όπως π.χ. τα χαράγματα σε αγγεία. Η πλειονότητα των επιγραφών έχει καταστραφεί λόγω καιρικών συνθηκών, φυσικών φαινομένων, πολέμων και βανδαλισμών. Ήδη από την αρχαιότητα αλλά και σε νεότερες περιόδους, οι λίθινες επιγραφές επαναχρησιμοποιούνταν ως δομικό υλικό, γεγονός που επέτρεψε σε ορισμένες περιπτώσεις και τη διάσωσή τους, ή καταστρέφονταν για την παραγωγή κονιάματος. Επίσης, τα κεραμικά ήταν αναλώσιμα χρηστικά είδη και συχνά απορρίπτονταν, ενώ πολλά μεταλλικά αντικείμενα πέρασαν από τη διαδικασία της τήξης, για να ξαναχρησιμοποιηθεί το μέταλλό τους. Επομένως, η συνεχής ανθρώπινη δραστηριότητα και το γεγονός ότι σήμερα οι περισσότερες επιγραφές δεν βρίσκονται πια στην αρχική τους θέση αλλά είτε εκτίθενται είτε

φυλάσσονται σε κάποιο μουσείο είτε είναι εντοιχισμένες, δεν επιτρέπουν την αναπαράσταση της πραγματικής εικόνας του επιγραφικού πολιτισμού της αρχαιότητας (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).

Η επιβίωση των επιγραφών μέχρι σήμερα οφείλεται κυρίως στο ότι ήταν γραμμένες σε αντικείμενα, τα οποία άντεξαν στη φθορά του χρόνου, ενώ πλήθος άλλων γραπτών κειμένων σε φθαρτά υλικά χάθηκε οριστικά. Αυτή ακριβώς η απώλεια κάθε άλλου αρχαιικού υλικού, εκτός από ορισμένες περιοχές, όπως η Αίγυπτος από την οποία προέρχεται η συντριπτική πλειονότητα των παπυρικών κειμένων, επιβεβαιώνουν την αξία και τη μοναδικότητα των επιγραφών για τη μελέτη του αρχαίου κόσμου. Επιπλέον, τα ελάχιστα γραπτά, λογοτεχνικά ή άλλα, κείμενα σώζονται διαμεσολαβημένα μέσα από συνεχείς αντιγραφές και δεν προσφέρουν μια αντιπροσωπευτική εικόνα της λογοτεχνικής παραγωγής, καθώς το ποιο κείμενο θα αντιγραφόταν και ποιο όχι ήταν ήδη από την αρχαιότητα προϊόν επιλογής. Παρά το γεγονός ότι και οι σωζόμενες επιγραφές είναι τυχαία ευρήματα, εντούτοις, η απίστευτη ποικιλία, το πλήθος και η γεωγραφική διασπορά των επιγραφικών ευρημάτων αναδεικνύουν πολλές πτυχές, άγνωστες από αλλού, της δημόσιας και ιδιωτικής ζωής του αρχαίου κόσμου, οι οποίες συμπληρώνουν τα πολλά κενά που υπάρχουν στην πρόσληψη της αρχαιότητας αποκλειστικά και μόνο από τα σωζόμενα λογοτεχνικά έργα. Μέσω των επιγραφικών κειμένων αναδύεται η εικόνα της εξέλιξης της αρχαίας ελληνικής κοινωνίας σε ένα ευρύτατο χρονικό φάσμα δώδεκα περίπου αιώνων, κατά τους οποίους η αναγραφή σε πάσης φύσεως υλικά και αντικείμενα αποτελούσε αναπόσπαστο στοιχείο ενός ολόκληρου πολιτισμού (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).

Οι επιγραφές, όπως και οι πάπυροι, παρέχουν πολύτιμο πρωτογενές αρχαίο γραπτό υλικό και αποτελούν ανεξάντλητη, διαρκώς ανανεούμενη πηγή πληροφοριών σε αντίθεση με άλλες γραπτές πηγές, οι οποίες παραμένουν οι ίδιες με ελάχιστες νεότερες προσθήκες. Συνήθως, πρωταρχική αξία των επιγραφών θεωρείται η χρήση τους στη συγγραφή της ιστορίας, καθώς αποτελούν σημαντική και συχνά μοναδική ιστορική πηγή για τη μελέτη της αρχαιότητας. Για πολλές περιοχές και πόλεις του ελλαδικού χώρου δεν θα ήταν γνωστό τίποτα, αν δεν υπήρχαν τα αρχαιολογικά ευρήματα και οι επιγραφές, καθώς, εκτός από την Αθήνα και τη Σπάρτη, πολύ λίγες λογοτεχνικές και ιστορικές μαρτυρίες υπάρχουν για άλλες ελληνικές πόλεις και μικρότερους οικισμούς. Νόμοι, ψηφίσματα, συνθήκες, συμμαχίες, κατάλογοι αρχόντων, ονόματα και διατάγματα αυτοκρατόρων δίνουν πολύτιμες πληροφορίες για την πολιτική και την οικονομία των αρχαίων ελληνικών πόλεων από τη σύσταση έως την παρακμή τους και προσφέρουν στον σύγχρονο ιστορικό την απαραίτητη τεκμηρίωση (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).

Οι επιγραφές δεν αποτελούν πηγή μόνο για την επίσημη πολιτική και οικονομική ιστορία αλλά και για την κοινωνία των καθημερινών ανθρώπων, καθώς αποκαλύπτουν την πίστη τους, τις προσδοκίες τους, τα συναισθήματά τους, και έτσι επιτρέπουν να αποκτήσουμε μια ιδέα για ένα πλήθος δημόσιων αλλά και ιδιωτικών δραστηριοτήτων τους. Επιγραφές επιτύμβιες, ιάσεις, αναθήματα στους θεούς, κατάρες, ιδιωτικές επιστολές, αστεϊσμοί, ερωτικά και άσεμνα χαράγματα, εμπορικά σύμβολα προσφέρουν ανεκτίμητο υλικό για την

κατανόηση του αρχαίου κόσμου όχι μόνο στην επίσημη έκφρασή του αλλά και στην ανεπίσημη, ιδιωτική, προσωπική καθημερινότητα. Στις επιγραφές δεν μνημονεύονται μόνο πρόσωπα της δημόσιας ζωής ή μιας κοινωνικής ελίτ αλλά αποκτούν υπόσταση και καθημερινοί άνθρωποι: τεχνίτες, καλλιτέχνες, πιστοί, προσκυνητές, συμποσιαστές, πολεμιστές, έμποροι, άνδρες, γυναίκες, παιδιά (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).

Η αμεσότητα των επιγραφών είναι μοναδική. Το χέρι του αρχαίου χαρακτή, τα ίχνη των εργαλείων που χρησιμοποίησε, η αισθητική του αντίληψη και η επιμέλεια που επέδειξε στη χάραξη, τα λάθη και οι διορθώσεις του αποκαλύπτουν την υλική διάσταση του γραπτού λόγου. Αλλά και το πρόσωπο που πρωταγωνιστεί στην επιγραφή –ο νικητής των αγώνων, ο αποστολέας μιας επιστολής ή ενός μηνύματος σε όστρακο, οι συγγενείς ενός νεκρού που παρήγγειλαν το επιτύμβιο επίγραμμα και προσκαλούν τον περαστικό να σταθεί και να το διαβάσει, ο πιστός που αναθέτει για να ευχαριστήσει τον θεό– όλοι αυτοί είναι υπαρκτά πρόσωπα της αρχαιότητας σε μια στιγμή της καθημερινότητάς τους. Ακόμα και τα πρόχειρα ανορθόγραφα χαράγματα σε βράχους αποκαλύπτουν την προσωπική διάσταση ενός πολιτισμού: το μήνυμα προς κάποιον, την επίδειξη του αλφαριθμητισμού, το προσκύνημα σε έναν ιερό χώρο κ.ο.κ. Όλες οι επιγραφές, από τα επίσημα νομικά και ιερά κείμενα έως τα πρόχειρα ιδιωτικά χαράγματα, έχουν μοναδική αξία, γιατί αποτελούν ψηφίδες του αρχαίου ελληνικού πολιτισμού. Το παλίμψηστο των επιγραφών που συχνά συναντά κάποιος στον ίδιο χώρο, σ' ένα ιερό, στα τείχη μιας πόλης, σ' ένα αρχαίο νεκροταφείο, μαρτυρεί την αδιάσπαστη χρονική συνέχεια των επιγραφικών συνηθειών και την εξέλιξή τους ανά τους αιώνες (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).

Οι επιγραφές αποτελούν επίσης ιδιαίτερα σημαντική πηγή για τη μελέτη της αρχαίας ελληνικής γλώσσας και των διαλέκτων της σε ολόκληρο τον ελληνικό κόσμο. Σώζουν μοναδικά διαλεκτικά στοιχεία για την προφορά από περιοχή σε περιοχή, τις ιδιαιτερότητες και την εξέλιξη των τοπικών διαλέκτων. Επίσης, αποκαλύπτουν όχι μόνο την επίσημη γλώσσα των δημοσίων κειμένων αλλά και τη «δημώδη», όπως αυτή εμφανίζεται σε απλά και πρόχειρα κείμενα της καθημερινότητας. Η συνεισφορά των επιγραφών είναι σημαντική και για την αρχαία ελληνική λογοτεχνία. Πολλές έμμετρες επιγραφές, τα επιγράμματα, ακολουθούν ποιητικά πρότυπα και προσφέρουν επιπλέον στοιχεία για την αρχαία ελληνική μετρική και προσωδία, για τα ποιητικά είδη και τους ποιητικούς λογότυπους ακόμα και από την πολύ πρώιμη περίοδο από την οποία δεν υπάρχουν αντίστοιχες λογοτεχνικές μαρτυρίες. Εξίσου σημαντικές είναι και οι πληροφορίες που δίνουν για το αρχαίο δράμα οι κατάλογοι με ονόματα συγγραφέων, ηθοποιών, τίτλων έργων και παραστάσεων των έργων με την τελική κατάταξη, καθώς και οι πληροφορίες σχετικά με τη ζωή και το έργο αρχαίων συγγραφέων (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).

Η επιγραφική είναι αναπόσπαστα δεμένη με τη φιλολογία και την αρχαιολογία, αφού οι επιγραφές είναι κείμενα χαραγμένα σε κάθε είδους αρχαιολογικά μνημεία και ευρήματα. Μια επιγραφή συχνά αποσαφηνίζει το είδος του μνημείου και προσφέρει σημαντικά στοιχεία, χωρίς τα οποία τα αρχαιολογικά ευρήματα δεν θα ήταν δυνατόν να ταυτιστούν. Ένα ενεπίγραφο βάθρο δίνει τη μοναδική δυνατότητα στον αρχαιολόγο να ερμηνεύσει το

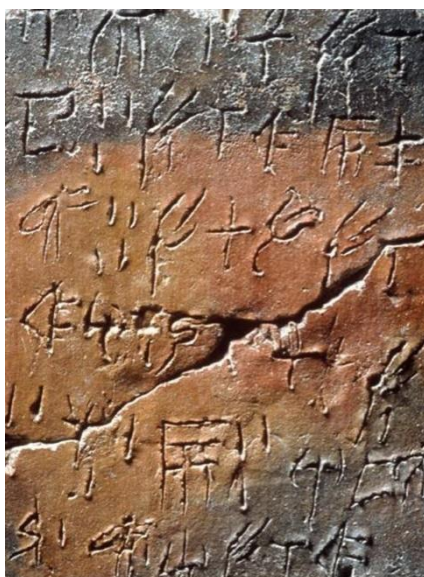
σχετικό ανάθημα, ενώ μια δημόσια επιγραφή σε λίθο με το όνομα μιας πόλης ταυτίζει αυτήν την πόλη, η οποία διαφορετικά θα έμενε για πάντα άγνωστη. Αλλά οι επιγραφές συνεισφέρουν και σε άλλες επιστήμες, όπως η φιλοσοφία και η θρησκείολογία, αφού σώζουν φιλοσοφικές αντιλήψεις της κάθε εποχής, στοιχεία για τελετές και μυστηριακές για λατρείες, λατρεία διαφορετικών θεοτήτων, ακόμα και μη ελληνικών, από περιοχή σε περιοχή, και πλήθος ταφικών και λατρευτικών εθίμων. Ακόμα, επιγραφές με ειδικό περιεχόμενο μπορεί να ενδιαφέρουν και επιστήμες, όπως η νομική, η οικονομία, η αρχιτεκτονική, η ιατρική, οι θετικές και τεχνολογικές επιστήμες κ.ά. για την κατανόηση των απαρχών και της ιστορικής τους εξέλιξης (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).

Ο αρχαίος ελληνικός και ρωμαϊκός κόσμος, χωρίς την εξέχουσα ιδιαιτερότητά του ως «πολιτισμού της επιγραφικής», θα ήταν ένας εντελώς διαφορετικός κόσμος. Αν δεν είχαν διασωθεί τα κάθε είδους ενεπίγραφα αντικείμενα, η σημερινή εικόνα για τον αρχαίο ελληνικό και ρωμαϊκό πολιτισμό θα ήταν διαστρεβλωμένη και μάλλον απόξενη.

## 2.1.2. Η ΕΛΛΗΝΙΚΗ ΑΛΦΑΒΗΤΙΚΗ ΓΡΑΦΗ

Η επιγραφική, όπως ήδη αναφέρθηκε, περιλαμβάνει στο αντικείμενό της μόνο τις επιγραφές σε αλφαβητική γραφή και σε ελληνική γλώσσα. Το ελληνικό αλφάβητο που εμφανίζεται από τον 8ο αιώνα π.Χ. δεν προέκυψε και δεν φαίνεται να έχει κοινά χαρακτηριστικά με κανένα από τα προγενέστερα συστήματα γραφής στον ελλαδικό χώρο ή στον χώρο του Αιγαίου γενικότερα.

Πριν από την εμφάνιση του αλφαβήτου ήταν σε χρήση μη αλφαβητικές γραφές, κατά βάση συλλαβικές, γνωστές ως αιγαιακές γραφές, οι οποίες χρησιμοποιούσαν στο σύστημα συμβόλων τους μικρότερο ή μεγαλύτερο αριθμό ιδεογραμμάτων (Steele, 2013): η κρητική ιερογλυφική (περίπου από το 2100 έως το 1600 π.Χ., αποκλειστικά στην Κρήτη), η Γραμμική Α (περίπου από το 1800 έως το 1450 π.Χ., που ήταν εξέλιξη της ιερογλυφικής και χρησιμοποιήθηκε και παράλληλα με αυτήν) και η Γραμμική Β (περίπου από το 1450 έως το 1200 π.Χ., στην Κρήτη και σε άλλα μέρη του ελλαδικού χώρου, όπου υπήρχαν μυκηναϊκά ανάκτορα). Στην Κύπρο εμφανίζονται δύο συλλαβικές γραφές, το κυπρομινωικό συλλαβάριο το οποίο έχει κοινά στοιχεία με τη Γραμμική Α (περίπου από τον 15ο έως τον 10ο αιώνα π.Χ.) και το κυπριακό συλλαβάριο (περίπου από τον 8ο έως τον 4ο αιώνα π.Χ.). Είναι αξιοσημείωτο ότι το κυπριακό συλλαβάριο παρέμεινε σε χρήση ακόμα και μετά την εισαγωγή του αλφαβήτου στον ελλαδικό χώρο, το οποίο άρχισε να χρησιμοποιείται στην Κύπρο από τα τέλη του 4ου αιώνα π.Χ., αμέσως μετά τον έλεγχο της Κύπρου από την κεντρική διοίκηση των Πτολεμαίων, ένα στοιχείο ενδεικτικό για την ερμηνεία των σύνθετων ζητημάτων υιοθέτησης ενός τρόπου γραφής (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).



*Εικόνα 1: Πήλινη πινακίδα με σύμβολα Γραμμικής Α (1450 π.Χ.) από το λόφο Καστέλι Χανίων (Πηγή: Αρχαιολογικό Μουσείο, Χανιά)*

Η σχέση των συλλαβικών γραφών μεταξύ τους δεν είναι σαφής, καθώς μοιράζονται ορισμένα κοινά χαρακτηριστικά αλλά δεν μπορεί να επιβεβαιωθεί η εξελικτική διαδικασία που οδήγησε στη δημιουργία τους. Από αυτές μόνον η Γραμμική Β και το κυπριακό συλλαβάριο, που αποδίδουν την ελληνική γλώσσα, έχουν αποκρυπτογραφηθεί. Η ελληνική γλώσσα καταγράφεται πρώτη φορά με τη Γραμμική Β, η οποία αποτελεί στην ουσία εξέλιξη της Γραμμικής Α. Βασίζεται κυρίως στη χρήση ανοιχτών συλλαβών με τον συνδυασμό σύμφωνο-φωνήεν και δεν μπορεί να αποδώσει με πληρότητα την ελληνική γλώσσα. Οι επιγραφές σε Γραμμική Β αποτελούνται κυρίως από πήλινες πινακίδες ή άλλα αντικείμενα (π.χ. σφραγίδες), ενώ λίγα από αυτά σχετίζονται με εμπορική δραστηριότητα (π.χ. ενεπίγραφα αγγεία) και μαρτυρούν ότι η γραφή αυτή, υπό τον έλεγχο μιας κλειστής τάξης επαγγελματιών γραφέων, εξυπηρετούσε το σύστημα διοίκησης και οικονομικής διαχείρισης των μυκηναϊκών ανακτόρων. Η αποκλειστική σύνδεση της Γραμμικής Β με αυτό το γραφειοκρατικό σύστημα δεν μπορεί να αποδειχθεί με βεβαιότητα, αφού απουσιάζουν πλήρως επιγραφές σε φθαρτά υλικά. Ωστόσο, τα μέχρι τώρα αρχαιολογικά δεδομένα σε συνδυασμό με την πλήρη απουσία ενεπίγραφων ευρημάτων αμέσως μετά την κατάρρευση των μυκηναϊκών ανακτόρων και μέχρι την εμφάνιση του αλφαβήτου, επιτρέπουν να θεωρήσουμε ότι αυτή η κατάρρευση ήταν και το αίτιο της εξαφάνισης της Γραμμικής Β (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).





Εικόνα 2: Πήλινη Μυκηναϊκή Πινακίδα σε Γραμμική Β (Πηγή: Αρχαιολογικό Μουσείο Αθηνών)

Οι τρεις γραφές που χρησιμοποιήθηκαν για την απόδοση της ελληνικής γλώσσας, η Γραμμική Β, το κυπριακό συλλαβάριο και η αλφαβητική γραφή δεν δημιουργήθηκαν εξ αρχής για την καταγραφή της αλλά αποτέλεσαν προσαρμογή διαφορετικών συστημάτων γραφής που απέδιδαν αρχικά μια διαφορετική γλώσσα. Επίσης, το κυπριακό συλλαβάριο και το ελληνικό αλφάβητο χρησιμοποιήθηκαν και για την απόδοση μη ελληνικών, άγνωστων μέχρι σήμερα, γλωσσών στον ελλαδικό χώρο και στην Κύπρο: το κυπριακό συλλαβάριο της ετεροκυπριακής και το ελληνικό αλφάβητο της ετεοκρητικής, της θρακικής, και μιας γλώσσας που πιθανόν παρουσιάζει συγγένεια με την ετρουσική. Τα ευρήματα αυτά αποδεικνύουν ότι το σχήμα των γραμμάτων και ο τρόπος γραφής δεν σχετίζονται άμεσα με τη γλώσσα την οποία καλούνται να αποδώσουν. Το ίδιο σύστημα γραφής στην πραγματικότητα μπορεί να προσαρμοστεί και να λειτουργήσει ικανοποιητικά, με τις κατάλληλες τροποποιήσεις, σε διαφορετικές γλώσσες. Έτσι, όταν δημιουργείται ή επιλέγεται ένα σύστημα γραφής από τους ομιλητές μιας γλώσσας, αυτό ακολουθεί μια διαδικασία προσαρμογής στο συγκεκριμένο γλωσσικό περιβάλλον, η οποία ενδεχομένως περιλαμβάνει εισαγωγή νέων σχημάτων γραμμάτων, διαφοροποίηση των ήδη υπάρχοντων σχημάτων, ή εξοβελισμό άλλων που είναι περιττά στη συγκεκριμένη γλώσσα. Η επιλογή της γραφής, ο τρόπος προσαρμογής της, η εγκατάλειψη και η αντικατάστασή της με ένα άλλο σύστημα γραφής εξαρτώνται από οικονομικούς, πολιτικούς, κοινωνικούς και γλωσσικούς παράγοντες, οι οποίοι δεν είναι πάντα δυνατόν να προσδιοριστούν (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).

Ενώ τα μη αλφαβητικά συστήματα γραφής στον ελλαδικό χώρο ήταν διαδοχικά και το κάθε νέο σύστημα αποτελούσε τελειοποίηση του προηγούμενου, η αλφαβητική γραφή δεν προέκυψε ως εξέλιξη αυτών των προηγούμενων συστημάτων γραφής (Βουτυράς 2014, Wilson 2009). Σε αντίθεση με τις προηγούμενες συλλαβικές γραφές, το νέο είδος γραφής ήταν ένα αλφάβητο, στο οποίο υπάρχει αντιστοιχία φθόγγου και σχήματος γράμματος και προήλθε από το λεγόμενο «φοινικικό» αλφάβητο. Ο Naveh ορίζει ως «φοινικικό» το αλφάβητο των 22 γραμμάτων με φορά από δεξιά προς τα αριστερά που εμφανίστηκε στην

περιοχή της σημερινής Συρίας και Παλαιστίνης περίπου το 1050 π.Χ. και προέκυψε από την προγενέστερη σημιτική ή πρωτοχαναανιτική γραφή (17ος–15ος αιώνας π.Χ.) (Naveh, 1980).

Η προέλευση του ελληνικού από το φοινικικό αλφάβητο δεν μπορεί να αμφισβητηθεί. Τα περισσότερα ονόματα των γραμμάτων του ακροφωνικού αρχαίου ελληνικού αλφαβήτου είναι μη ελληνικές άκλιτες λέξεις, οι οποίες προέρχονται από τα αντίστοιχα ονόματα των γραμμάτων του φοινικικού αλφαβήτου. Επίσης, η αλφαβητική γραφή προϋπήρχε στην περιοχή της συροπαλαιστινιακής ακτής και είχε ήδη εξελιχθεί και σταθεροποιηθεί σ' αυτό που αποκαλείται φοινικικό αλφάβητο, αφού χρησιμοποιήθηκε για την απόδοση των σημιτικών γλωσσών της περιοχής, πολύ πριν από την εμφάνιση των πρώτων ελληνικών αλφαβητικών επιγραφών. Τα πρώτα δείγματα του ελληνικού αλφαβήτου προέρχονται από τον 8ο αιώνα π.Χ. και μέχρι σήμερα δεν υπάρχουν αρχαιολογικά και επιγραφικά ευρήματα τα οποία να επιβεβαιώνουν τη χρήση της αλφαβητικής γραφής πριν από αυτό το χρονικό όριο (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).

Ο τόπος υιοθέτησης του φοινικικού αλφαβήτου και ο τρόπος διάδοσής του στον ελλαδικό χώρο παραμένει ένα ανοιχτό ζήτημα της έρευνας. Στην πραγματικότητα ο μηχανισμός δημιουργίας και μετάδοσης ενός συστήματος γραφής παραμένει αινιγματικός όχι μόνο για το ελληνικό αλφάβητο αλλά και για άλλα συστήματα γραφής στην αρχαιότητα. Ωστόσο, το ενδιαφέρον των μελετητών για τη μετάδοση της αλφαβητικής γραφής στον ελλαδικό χώρο είναι ιδιαίτερο, ίσως επειδή είναι η πρώτη γραφή που δεν ήταν αποκλειστικό προνόμιο μιας κλειστής τάξης γραφέων και αξιωματούχων, διαδόθηκε πολύ γρήγορα σε αρκετές περιοχές του αρχαίου κόσμου, και αποτελεί ακόμα και σήμερα, μετά την παρέλευση τόσων αιώνων, το πιο διαδεδομένο σύστημα γραφής. Το απλό σύστημα λειτουργίας του αλφαβήτου, η εύκολη απομνημόνευση και εκμάθηση των πολύ λίγων συμβόλων, σε σχέση με κάθε άλλο σύστημα γραφής, η ευελιξία και η προσαρμοστικότητα του σε διαφορετικές γλώσσες οδήγησε στην ταχεία εξάπλωση και την υιοθέτηση της αλφαβητικής γραφής από πολλούς λαούς που δεν μιλούσαν την ίδια γλώσσα. Έτσι, στην ευρύτερη περιοχή της Μεσογείου εμφανίζονται πολλά αλφάβητα, το ελληνικό, το αραμαϊκό, το εβραϊκό, το λυδικό, το φρυγικό, το καρικό, το ετρουσκικό, το λατινικό, τα οποία προέκυψαν από το φοινικικό ή και σε δεύτερη φάση από το ελληνικό αλφάβητο (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).

Οι διαπιστωμένες αρχαιολογικά επαφές Ελλήνων και Φοινίκων ήδη από τον 10ο αιώνα π.Χ. αποτελούν την απαραίτητη προϋπόθεση για τη γνωριμία και την υιοθέτηση του νέου συστήματος γραφής από τους Έλληνες. Οι εμπορικές επαφές των δύο λαών ίσως είναι ικανές για τη μετάδοση του αλφαβήτου, χωρίς να απαιτείται ούτε η μακροχρόνια συνύπαρξη σε μια ορισμένη περιοχή ούτε η ύπαρξη μιας δίγλωσσης κοινότητας, όπως η Αλ-Μίνα στη βόρεια Συρία, που είχε προταθεί από πολλούς μελετητές αλλά στην οποία τελικά δεν επιβεβαιώνεται η διαρκής ελληνική παρουσία με την έννοια της μόνιμης εγκατάστασης. Το πυκνό εμπορικό δίκτυο της εποχής μέσα από τους θαλάσσιους δρόμους της Μεσογείου προσέφερε και αφορμή για πολιτισμικές ανταλλαγές, ανάμεσα στις οποίες ήταν και το αλφάβητο (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).

Χαρακτηριστικό των πρώιμων αρχαϊκών αλφαβήτων, των αλφαβήτων δηλαδή που χρησιμοποιούνται στον ελλαδικό χώρο από τον 8ο έως περίπου τον 4ο αιώνα π.Χ., είναι η ποικιλομορφία τους. Δεν είναι δυνατόν να προσδιοριστεί αν αυτά προέκυψαν με εξελικτικές διαφοροποιήσεις από ένα πρωταρχικό αλφάβητο ή αν υπήρχαν εξαρχής κάποια διαφοροποιημένα αλφάβητα. Παρά τις βασικές ομοιότητές τους, έχουν ταυτόχρονα τόσες διαφορές, ώστε περίπου κάθε περιοχή ή πόλη εμφανίζει το δικό της αναγνωρίσιμο αλφάβητο το οποίο ακολουθεί τη δική του εξελικτική πορεία. Πολλοί λόγοι οδηγούν σε λιγότερο ή περισσότερο δραστικές αλλαγές στο αλφάβητο με το πέρασμα των χρόνων, όπως προσαρμογές σε διαλεκτικά στοιχεία, στυλιστικές επιλογές των χαρακτών, πρακτικές ανάγκες, ακόμα και πιθανές δημόσιες παρεμβάσεις από την πόλη. Ωστόσο, η αυστηρή χρήση ενός συγκεκριμένου τοπικού αλφαβήτου σε μια περιοχή, ή για παράδειγμα σε μια μητρόπολη και στην αποικία της, αποτελεί επιλογή της ίδιας της πόλης και ίσως λειτουργεί και ως στοιχείο της πολιτικής και εθνικής της ταυτότητας (Luraghi, 2010)

Για την κατανόηση και ερμηνεία της λειτουργίας των τοπικών αρχαϊκών αλφαβήτων του ελληνικού κόσμου, έχουν γίνει αρκετές απόπειρες ταξινόμησης και κατηγοριοποίησης. Αρχικά ο Adolph Kirchhoff ταξινόμησε τα αρχαϊκά αλφάβητα με κριτήριο τη χρήση των συμπληρωματικών γραμμάτων (Φ, Χ, Ψ) και αποτύπωσε στον χάρτη με διαφορετικά χρώματα τις τέσσερις κατηγορίες που προέκυψαν: πράσινο για τις περιοχές χωρίς συμπληρωματικά γράμματα (δωρικά νησιά νότιου Αιγαίου: Κρήτη, Θήρα, Μήλος)· μπλε για τις περιοχές της ανατολικής ομάδας, το οποίο διακρίνεται σε βαθύ μπλε (όταν χρησιμοποιούνται και τα τρία συμπληρωματικά γράμματα: Κόρινθος, Μέγαρα, Ρόδος, Χίος, Κέρκυρα, Λευκάδα, δυτική Μικρά Ασία, Μακεδονία κλπ.) και σε ανοιχτό μπλε (όταν χρησιμοποιούνται μόνο τα δύο πρώτα: Αττική, Αίγινα, Πάρος, Νάξος, Δήλος, Σίφνος, Θάσος κλπ.)· και κόκκινο για τις περιοχές της δυτικής ομάδας (Θεσσαλία, Εύβοια, Βοιωτία, Φωκίδα, Λοκρίδα, υπόλοιπη Πελοπόννησος, Κεφαλλονιά, Κάτω Ιταλία, Σικελία, Λυκία κλπ.) (Kirchhoff, 1877). Η Margherita Guarducci ανέλυσε περισσότερο τις διαφορές των αρχαϊκών αλφαβήτων δίνοντας και ένα συνοπτικό πίνακα με σχήματα γραμμάτων (Guarducci, 2008). Η πολύ πιο συστηματική όμως και αναλυτική κατάταξη σε πίνακα των γραμμάτων όλων των αρχαϊκών αλφαβήτων από τη Lilian Jeffery κατέδειξε ότι οι διαφορές των αλφαβήτων δεν περιορίζονται μόνο στα συμπληρωματικά γράμματα αλλά είναι πολύ πιο σύνθετες. Η αναλυτική αυτή κατηγοριοποίηση της Jeffery επέτρεψε την υπό προϋποθέσεις απόδοση μιας επιγραφής σε συγκεκριμένη περιοχή ανάλογα με το αλφάβητό της. Εντούτοις, ανάλογη αναλυτική μελέτη για τα αλφάβητα μετά την κλασική εποχή δεν έχει γίνει ακόμα, παρά το γεγονός ότι τόσο ο Larfeld όσο και η Guarducci προσφέρουν ενδεικτικούς πίνακες για την εξέλιξη των σχημάτων των γραμμάτων του αλφαβήτου. Οι διαφοροποιήσεις όμως ιδιαίτερα μετά το τέλος της ελληνιστικής περιόδου είναι πολύ περισσότερες (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).

Η τέτοιου είδους κατηγοριοποίηση του ελληνικού αλφαβήτου κατά πόλεις και περιοχές είναι ιδιαίτερα σημαντική, γιατί επιτρέπει την κατά προσέγγιση χρονολόγηση των επιγραφών με κριτήριο την εξέλιξη και τις διαφοροποιήσεις των σχημάτων των γραμμάτων σε συνδυασμό με άλλα παλαιογραφικά χαρακτηριστικά.

Γράμμα / Περιοχή	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	Ξ	Ο	Π	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Χ	Ψ	Ω
Λακωνία	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	Χ	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Ψ	(φσ)	–	
Αρκαδία	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	Χ	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Ψ	ϕ	–	
Αχαΐα	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	Χ	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Ψ	ϕ	–	
Ιθάκη	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	(ψμ)	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Ψ	–	–	
Ρόδος	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	Χ	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Ψ	–	–	
Θεσσαλία	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	+	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Ψ	(φσ)	–	
Εύβοια	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	Χ	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Ψ	(φσ)	–	
Βοιωτία	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	(χσ)	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Ψ	(φσ)	–	
Αττική	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	(χσ)	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Χ	(φσ)	–	
Αίγινα	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	(χσ)	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Χ	(φσ)	–	
Νάξος	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	(ησ)	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Χ	(πσ)	–	
Πάρος	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	(χσ)	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Χ	(φσ)	Ω	
Δήλος	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	Ξ	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Χ	–	Ω	
Ιωνία	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	Ξ	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Χ	Ψ	Ω	
Κνίδος	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	Ξ	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Χ	–	Ω	
Μέγαρα	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	Ξ	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Χ	Ψ	–	
Κόρινθος	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	Ξ	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Χ	Ψ	–	
Σικυώνα	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	Ξ	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Χ	–	–	
Αργος	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	Ξ	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Χ	Ψ	–	
Τίρυνθα	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	Ξ	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	Χ	–	8	
Μήλος	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	(κμ)	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	(πh)	(κh)	(πμ)	Ω
Κρήτη	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	(κμ)	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	(πh)	(κh)	(πμ)	–
Θήρα	Α	Β	Γ	Δ	Ε	Ζ	Η	Θ	Ι	Κ	Λ	Μ	Ν	(κμ)	Ο	Ρ	Σ	Τ	Υ	Φ	(πh)	(κh)	(πμ)	–

Πίνακας 1: Οι κύριες παραλλαγές γραφής των γραμμάτων στα αρχαϊκά ελληνικά αλφάβητα ανά περιοχή, με χρωματικές επισημάνσεις κατά την ομαδοποίηση των αρχαϊκών ελληνικών αλφάβητων (Πηγή: Jeffery Lilian, *The local scripts of archaic Greece*)



Εικόνα 3: Θεματικός χάρτης απεικόνισης της ομαδοποίησης των αρχαϊκών ελληνικών αλφάβητων (Πηγή: Jeffery Lilian, *The local scripts of archaic Greece*)

Η ουσιαστική διαφορά του ελληνικού από το συμφωνικό φοινικικό αλφάβητο, το οποίο είχε γράμματα μόνο για τα σύμφωνα και προϋπέθετε γνώση της γλώσσας για να συμπληρωθούν τα φωνήεντα ανάλογα με τα συμφραζόμενα, ήταν η προσθήκη των φωνηέντων ή μάλλον η αλλαγή της φωνητικής αξίας ορισμένων σχημάτων του φοινικικού αλφαβήτου από συμφωνική σε φωνηεντική. Έτσι, προέκυψαν τα φωνήεντα στο ελληνικό αλφάβητο (Α από *alērh*, Ε από το *he*, Ι από το *yoδ*, Ο από το *ayin* και Υ από το *waw*) και δημιουργήθηκε μία γραφή που αποδίδει πολύ πιο πιστά από όλες τις προηγούμενες την ελληνική γλώσσα, εξυπηρετώντας ουσιαστικά το κλιτικό της σύστημα. Υπάρχει η άποψη ότι ορισμένα γράμματα είχαν ήδη αποκτήσει φωνηεντική αξία και στο φοινικικό αλφάβητο ή ότι ορισμένες από τις λαρυγγικές παύσεις ακούγονταν ως φωνήεντα από τους ομιλητές της ελληνικής γλώσσας. Ωστόσο, η παγίωση και η ευρεία χρήση των φωνηέντων ήταν χαρακτηριστικό του ελληνικού αλφαβήτου. Η αντιστοιχία βέβαια μεταξύ σχημάτων και φθόγγων δεν ήταν απόλυτη αλλά οι κατά τόπους βελτιώσεις και τροποποιήσεις είχαν στόχο την επίλυση συγκεκριμένων προβλημάτων και τη σταδιακή τελειοποίηση του αλφαβήτου. Για παράδειγμα σε ορισμένα από τα αρχαϊκά αλφάβητα δεν υπάρχει διάκριση μεταξύ μακρών και βραχέων φωνηέντων και συχνά το ίδιο σχήμα αντιστοιχεί σε περισσότερους φθόγγους (π.χ. το σχήμα Ο απέδιδε, ανάλογα με τα συμφραζόμενα, το βραχύ και το μακρό ο και το ου· το Ε αντιστοιχούσε στο ε, στο η και στο ει· το σχήμα F σε ορισμένες περιοχές απέδιδε το ημίφωνο δίγαμμα αλλά και το σύμφωνο β).

Ορισμένες τροποποιήσεις στο φοινικικό αλφάβητο ήταν απαραίτητες για την προσαρμογή του στην ελληνική γλώσσα (Woodard 1997, Ruijgh 1998, Slings 1998). Έτσι, από το φοινικικό *waw* (F) προέκυψαν το ύψιλον και το δίγαμμα, το οποίο είχε διαφορετικό σχήμα στα

διάφορα τοπικά αλφάβητα και σταδιακά εγκαταλείφθηκε. Τροποποιήσεις έγιναν και στα συριστικά σύμφωνα του φοινικικού αλφαβήτου, τα οποία δεν ήταν όλα απαραίτητα στην ελληνική γλώσσα και η χρήση τους ήταν πολύ διαφοροποιημένη στα τοπικά αλφάβητα. Στις περισσότερες περιοχές διατηρείται το φοινικικό shin (=Σ) ως σίγμα, ενώ σε ορισμένα τοπικά αλφάβητα χρησιμοποιείται το tsade (M=σαν) αντί του σίγμα. Το samek ( ) χρησιμοποιήθηκε ως σχήμα σε ορισμένες περιοχές για να αποδώσει το ζήτα, ενώ αργότερα απέκτησε τη φωνητική αξία του ξι. Σε ορισμένα τοπικά αλφάβητα προστέθηκαν τα λεγόμενα συμπληρωματικά γράμματα (Φ, Χ, Ψ), που δεν υπήρχαν στο φοινικικό, των οποίων η χρήση επεκτάθηκε σταδιακά και στα υπόλοιπα αλφάβητα. Γενικά, θεωρείται ότι αυτή η προσθήκη έγινε σε στάδιο μεταγενέστερο της υιοθέτησης και γι' αυτόν τον λόγο τα αλφάβητα χωρίς τα συμπληρωματικά γράμματα θεωρούνται πρωιμότερα (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).

Φοινικικό		Ελληνικό		Φοινικικό		Ελληνικό							
𐤀	άλεφ	/ʔ/	A A	άλφα	/a/, /aː/	𐤁	Ξ Ξ	ξι	/ks/				
𐤁	μπετ	/b/	𐤂 B	βήτα	/b/	𐤂	Ο Ο	όμικρον	/o/, /oː/ <sup>[26]</sup>				
𐤃	γκίμελ	/g/	𐤄 Γ	γάμμα	/g/	𐤄	Π Π	πι	/p/				
𐤅	ντάλετ	/d/	𐤆 Δ	δέλτα	/d/	𐤆	Τσάντε	/sˤ/	𐤆	– (σαν)	/s/		
𐤇	χε	/h/	𐤈 Ε	έψιλον	/e/, /eː/ <sup>[26]</sup>	𐤈	Φ	κοφ	/q/	𐤈	– (κόππα)	/k/	
𐤉	βάου	/w/	𐤊 –	(δίγαμμα)	/w/	𐤊	Ϝ Ϝ	ρες	/r/	𐤊	Ρ	ρο	/r/
𐤋	ζαϊν	/z/	𐤌 Z	ζήτα	[zɑ](:)	𐤌	ω	σιν	/ʃ/	𐤌	Σ Σ	σίγμα	/s/
𐤍	χετ	/h/	𐤎 Η	ήτα	/h/, /eː/	𐤎	χ	τάου	/t/	𐤎	Τ Τ	ταυ	/t/
𐤏	τετ	/tˤ/	𐤐 Θ	θήτα	/tʰ/	𐤏	Υ	(βάου)	/w/	𐤏	Υ Υ	ύψιλον	/u/, /uː/
𐤑	γιοντ	/j/	𐤒 Ι	ιώτα	/i/, /iː/	–	–	–		–	Φ Φ	φι	/pʰ/
𐤓	καφ	/k/	𐤔 Κ	κάππα	/k/	–	–	–		–	Χ Χ	χι	/kʰ/
𐤕	λαμέντ	/l/	𐤖 Λ	λάμβδα	/l/	–	–	–		–	Ψ Ψ	ψι	/ps/
𐤗	μεμ	/m/	𐤘 Μ	μι	/m/	–	–	–		–	Ω Ω	ωμέγα	/ɔː/
𐤙	νουν	/n/	𐤚 Ν	νι	/n/	–	–	–		–	–	–	

Πίνακας 2: Αντιστοιχία γραμμάτων φοινικικού - ελληνικού αλφαβήτου (Πηγή: Wikipedia.org)

Καθώς η γραφή είναι μια δυναμική και εξελικτική διαδικασία, το αλφάβητο από τον 8ο έως τον 4ο αιώνα μ.Χ. πέρασε από πολλά εξελικτικά στάδια, η μελέτη των οποίων παρέχει χρήσιμες πληροφορίες για τη χρονολόγηση των επιγραφών και γενικότερα για τον αλφαβητισμό στην αρχαία ελληνική κοινωνία. Για την ακριβέστερη χρονολόγηση των επιγραφών αυτών χρειάζεται εξειδικευμένη παρατήρηση των λεπτομερειών του κάθε αλφαβήτου κατά περιοχή και οπωσδήποτε η συνεξέταση των αρχαιολογικών δεδομένων (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).

Τα αρχαϊκά αλφάβητα είναι αμέσως αναγνωρίσιμα λόγω των ιδιαίτερων χαρακτηριστικών τους: φορά των γραμμάτων επί τα λαϊά (σπανιότερα ες ευθύ) ή βουστροφηδόν για πολύστιχα κείμενα, χαρακτηριστικά σχήματα γραμμάτων, στίξη συνήθως με στιγμές σε κάθετη διάταξη ή κάθετη κεραία η οποία συχνά χωρίζει λέξεις ή ομάδες λέξεων. Σταδιακά μέχρι και τον 4ο αιώνα π.Χ., ανάλογα με την περιοχή, εγκαταλείπεται η επί τα λαϊά και η βουστροφηδόν φορά γραφής, όπως και ορισμένα αρχαϊκά γράμματα (το δίγαμμα, το κόππα και το σαν), και παρατηρούνται αλλαγές στα σχήματα των γραμμάτων, τα οποία γίνονται ομοιόμορφα με

μικρές διαφοροποιήσεις σε ολόκληρο τον ελλαδικό χώρο, χωρίς τις επιμέρους διαφορές των αρχαϊκών αλφαβήτων. Η εξέλιξη αυτή οφείλεται στη σταδιακή εξάπλωση του ιωνικού αλφαβήτου το οποίο και υιοθέτησαν οι ελληνικές πόλεις, εγκαταλείποντας τα τοπικά αρχαϊκά αλφάβητα. Μάλιστα στην Αθήνα η αλλαγή αυτή καθιερώθηκε και επισήμως για τα δημόσια κείμενα με ψήφισμα της Εκκλησίας του Δήμου μετά από πρόταση του ρήτορα Αρχίνου, όταν επώνυμος άρχων ήταν ο Ευκλείδης (403/2 π.Χ.).

Αυτό το αλφάβητο, γνωστό ως «ευκλείδειο», επεκτάθηκε σε ολόκληρο τον ελλαδικό χώρο και σταδιακά αντικατέστησε τα προηγούμενα τοπικά αλφάβητα μέχρι τα μέσα ή το τέλος του 4ου αιώνα π.Χ. Δεν σώζονται επίσημες αποφάσεις από άλλες πόλεις, όπως το ψήφισμα του Αρχίνου, αλλά είναι πολύ πιθανόν η καθιέρωση του νέου αλφαβήτου να έγινε με παρόμοιο τρόπο, τουλάχιστον όσον αφορά τις δημόσιες επιγραφές των οποίων η χάραξη ήταν έργο της επίσημης πολιτείας. Με την υιοθέτηση του «ευκλείδειου» αλφαβήτου κατά το τέλος περίπου της κλασικής εποχής και μέχρι το τέλος της ελληνιστικής εποχής το αλφάβητο διακρίνεται και πάλι από συγκεκριμένα και διακριτά χαρακτηριστικά: η φορά γραφής είναι ες ευθύ, τα σχήματα και το μέγεθος των γραμμάτων είναι ομοιόμορφα, εμφανίζονται συμπιλήματα γραμμάτων και εγκαταλείπεται η συχνή στίξη μεταξύ των λέξεων, η οποία χρησιμοποιείται πλέον μόνο για μεγαλύτερα νοηματικά σύνολα. Προς το τέλος της εποχής αρχίζουν οι κεραίες των γραμμάτων να καμπυλώνουν και στα άκρα των κεραιών εμφανίζονται ακρέμονες (arices) ή μικρές απολήξεις. Από την ρωμαϊκή εποχή έως και τους πρώτους μεταχριστιανικούς χρόνους τα παραπάνω γενικά χαρακτηριστικά είναι σταθερά αλλά εμφανίζονται και ορισμένες στυλιστικές επεμβάσεις που χωρίς να αλλάζουν καθοριστικά εντούτοις διαφοροποιούν το σχήμα των γραμμάτων: μηνοειδή σχήματα γραμμάτων, ανοιχτό σχήμα του Ω όπως η μεταγενέστερη μικρογράμματη μορφή του, σχήματα μερικών γραμμάτων γωνιώδη, ρομβοειδή ή τετραγωνισμένα, διακοσμήσεις στις κεραίες (π.χ. σπειροειδή και καμπύλα διακοσμητικά στοιχεία σε εσωτερικές κεραίες), αισθητή αύξηση των συμπιλημάτων γραμμάτων και συντομογραφίες. Ωστόσο, παρά τα γενικά αυτά χαρακτηριστικά του αλφαβήτου, τα παλαιογραφικά χαρακτηριστικά της ύστερης περιόδου δεν έχουν μελετηθεί διεξοδικά, για να είναι διακριτά τα εξελικτικά στάδια του αλφαβήτου. Μετά τον 3ο αιώνα μ.Χ. δεν φαίνεται να υπάρχει μια σταθερή εξέλιξη του σχήματος των γραμμάτων αλλά αντίθετα η τάση να χρησιμοποιούνται διαφορετικά σχήματα για το ίδιο γράμμα στην ίδια επιγραφή.

Το κείμενο μιας αρχαίας επιγραφής γραφόταν με κεφαλαία γράμματα, συνεχόμενα, χωρίς κενά μεταξύ των λέξεων και μεταξύ των στίχων του κειμένου. Αρχικά, δεν ήταν αναγκαίο να συμπίπτει το τέλος της λέξης με το τέλος του στίχου, ούτε να τηρείται ο συλλαβισμός στον χωρισμό των λέξεων, με αποτέλεσμα συχνά να χωρίζεται η λέξη στο σημείο όπου δεν αρκεί η επιφάνεια για τη χάραξη του επόμενου γράμματος, το οποίο χαράσσεται στον επόμενο στίχο (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).

Η στίξη των κειμένων και ο χωρισμός των λέξεων δεν είχαν τον ρόλο που έχουν σε ένα σημερινό κείμενο και πέρασαν από διάφορα εξελικτικά στάδια. Στις πρώιμες επιγραφές δεν φαίνεται να υπάρχει ένας ομοιόμορφος τρόπος χρήσης των σημείων στίξης. Υπάρχουν

επιγραφές με στίξη μετά από κάθε λέξη, άλλες πιο αραιά και άλλες χωρίς καθόλου στίξη. Αρχικά, χρησιμοποιούνται σημεία στίξης (π.χ. δύο ή περισσότερες στιγμές σε κάθετη διάταξη, μία κάθετη κεραία, ανοιχτό ημικύκλιο και αργότερα άλλα σύμβολα, όπως κλειψύδρα, φύλλο κισσού κλπ.) μετά από κάθε λέξη ή μικρό λεκτικό σύνολο (π.χ. άρθρο και ουσιαστικό), πιθανόν ως κατάλοιπα από το φοινικικό συμφωνικό αλφάβητο, στο οποίο ήταν αναγκαίο να δηλωθεί το τέλος της λέξης, το οποίο όμως ήταν εμφανές στην ελληνική γλώσσα από την κατάληξη. Αυτή η συχνή στίξη ουσιαστικά δεν ισοδυναμεί με το σημερινό κενό, το κόμμα ή την τελεία, αλλά περισσότερο σηματοδοτεί το τέλος λέξης ή μικρών λεκτικών συνόλων, χωρίς να είναι βέβαιο αν βοηθούσε στην ανάγνωση. Σταδιακά, τα σημεία στίξης εμφανίζονταν στο τέλος μεγαλύτερων νοηματικών ενοτήτων, επισημαίνοντας την αλλαγή νοήματος. Η αλλαγή αυτή σημειωνόταν επίσης με κενό στο τέλος του στίχου ή με κενό ενός ολόκληρου στίχου. Με αυτόν τον τρόπο γινόταν κάποιας μορφής παραγραφοποίηση. Σε μεγαλύτερα πολύστιχα κείμενα που γράφονταν συνήθως σε τοίχους ενός κτιρίου και όχι σε στήλες με συγκεκριμένο και σχετικά μικρό πλάτος, το κείμενο ακολουθούσε τη διάταξη του παπυρικού κειμένου, δηλαδή γραφόταν σε κάθετες στήλες με ορισμένο σταθερό πλάτος, οι οποίες χωρίζονταν μεταξύ τους με μικρό κενό πλάτους ενός, δύο ή και περισσότερων γραμμμάτων (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).

Το αρχαίο κείμενο χαράσσεται πάνω στη σκληρή επιφάνεια με τρεις διαφορετικούς τρόπους ανάλογα με τη φορά των γραμμμάτων: επί τα λαιά, βουστροφηδόν και ες ευθύ. Οι τρόποι διάταξης στην ενεπίγραφη επιφάνεια μπορεί να υπαγορεύονται από τη φύση και τις ιδιαιτερότητες του φορέα γραφής, την εκμετάλλευση του υπάρχοντος χώρου για χάραξη (π.χ. σε έναν κίονα, ένα άγαλμα ή στο ενδιαμέσο ζωγραφικών παραστάσεων ενός αγγείου) ή στιλιστικές επιλογές μιας συγκεκριμένης εποχής και περιοχής (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).

Επί τα λαιά: το κείμενο της επιγραφής έχει φορά από δεξιά προς τα αριστερά. Αυτή η φορά υπάρχει μόνο σε αρχαϊκές επιγραφές, επειδή πιθανόν είναι ο χαρακτηριστικός τρόποςφοράς των γραμμμάτων του φοινικικού αλφαβήτου, τα σχήματα των οποίων υιοθετήθηκαν και για το ελληνικό αλφάβητο. Ωστόσο, ακόμα και την αρχαϊκή εποχή, κείμενα ενός στίχου μπορεί να έχουν φορά είτε επί τα λαιά είτε ες ευθύ. Όταν το κείμενο αποτελείται από περισσότερους στίχους, τότε όλοι χαράσσονται επί τα λαιά (ή συνηθέστερα βουστροφηδόν).

Βουστροφηδόν: η φορά γραφής αλλάζει εναλλάξ σε κάθε στίχο (η λέξη είναι σύνθετη από το βούϛ + στρέφειν και σημαίνει τον τρόπο που στρέφουν τα βόδια στο όργωμα του χωραφιού). Η βουστροφηδόν φορά γίνεται αμέσως αντιληπτή, γιατί, εκτός από κάποια γράμματα που είναι απολύτως συμμετρικά ή κλειστά (π.χ. Ι, Ο, Θ, Τ), τα υπόλοιπα (π.χ. Β, Γ, Ε, Κ, Ν) χαράσσονται αντίστροφα, γεγονός που βοηθά τον αναγνώστη να παρακολουθήσει τη φορά του κειμένου. Η βουστροφηδόν φορά ίσως είχε πρακτική χρησιμότητα σε μνημειακές επιγραφές πάνω σε τοίχους κτιρίων, όπου το κείμενο εκτεινόταν σε μεγάλη επιφάνεια και η πρώτη σειρά του κειμένου είχε πάντοτε φορά επί τα λαιά, σηματοδοτώντας έτσι την αρχή του. Η χρησιμότητα αυτή μάλλον δεν είχε καμία πρακτική αξία για τη χάραξη κειμένων μικρότερου μεγέθους π.χ. πάνω σε στήλες, όστρακα, αγγεία κλπ. Ίσως η σύμβαση αυτή



θεωρήθηκε αναπόσπαστο στοιχείο της λειτουργίας της γραφής και με το πέρασμα των αιώνων σταδιακά άλλαξε.

Ες ευθύ: φορά γραφής από αριστερά προς τα δεξιά, όμοια με τον σημερινό τρόπο γραφής. Φαίνεται ότι η επί τα λαιά και η ες ευθύ φορά γραφής συνυπήρξαν ήδη από την αρχή της υιοθέτησης του αλφαβήτου, γιατί σώζονται πρώιμες επιγραφές ενός στίχου με φορά και ες ευθύ. Η ες ευθύ φορά επικράτησε σε όλες τις περιοχές του ελληνικού κόσμου ως αποκλειστική φορά γραφής μέχρι το τέλος του 4ου αιώνα π.Χ., όταν δηλαδή και υιοθετήθηκε το ενιαίο αλφάβητο.

Τα περισσότερα κείμενα δεν έχουν κάποια ιδιαίτερη διάταξη στην επιφάνεια. Προσαρμόζονται στις διαστάσεις του προς χάραξη χώρου και η συμμετρία τους εξαρτάται από την εποχή, την ικανότητα του χαρακτή και το προς χάραξη αντικείμενο. Εκτός ίσως από τη στοιχηδόν διάταξη που είναι στυλιστική επιλογή και δεν υπαγορεύεται από τον φορέα γραφής, οι υπόλοιποι τρόποι διάταξης της γραφής εξαρτώνται κυρίως από τους περιορισμούς που θέτει το ίδιο το αντικείμενο και η αναγνωσιμότητα της επιγραφής (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).

### 2.1.3. ΜΕΛΕΤΗ ΤΗΣ ΕΠΙΓΡΑΦΗΣ: ΕΝΤΟΠΙΣΜΟΣ, ΑΥΤΟΨΙΑ, ΑΠΟΤΥΠΩΣΗ

Το πρώτο στάδιο της επιγραφικής μελέτης είναι ο εντοπισμός και η αυτοψία του ενεπίγραφου αντικειμένου. Η εξέταση της ίδιας της επιγραφής και όχι μόνο η μελέτη της από φωτογραφίες ή έκτυπα είναι απαραίτητη για τη δημοσίευση ή την επανέκδοσή της και ο μελετητής πρέπει να δει το ενεπίγραφο αντικείμενο περισσότερες από μία φορές, καθώς προχωρά η έρευνά του και ανακύπτουν νέοι προβληματισμοί. Σε δεύτερο στάδιο, ο μελετητής επισκέπτεται τα μουσεία και την εφορεία αρχαιοτήτων για τον εντοπισμό των ενεπίγραφων αντικειμένων στους χώρους φύλαξης και την αποδελτίωση του καταγεγραμμένου επιγραφικού υλικού, με σκοπό τη σύνταξη καταλόγου επιγραφών. Η πρόσβαση σε δημοσιευμένες ή αδημοσίευτες επιγραφές απαιτεί ειδική άδεια από το μουσείο ή την εφορεία αρχαιοτήτων, όπου αυτές φυλάσσονται, και, αν πρόκειται για αδημοσίευτη επιγραφή, απαιτείται άδεια και από τον ανασκαφέα ή τον αρχαιολόγο υπεύθυνο για τη δημοσίευση του υλικού.

Μετά τον εντοπισμό και την εξασφάλιση της άδειας πρόσβασης στις επιγραφές ακολουθεί η αυτοψία και η προκαταρκτική μελέτη του ενεπίγραφου υλικού. Η σύνταξη του αρχαιολογικού δελτίου συνήθως έχει ήδη γίνει από τον αρμόδιο αρχαιολόγο και συμπεριλαμβάνει πληροφορίες για την ένταξη της επιγραφής στα αρχαιολογικά συμφραζόμενα: ακριβή τόπο εύρεσης, περιοχή, ανασκαφικά στοιχεία, ώστε να μπορεί να συνεξεταστεί με τα συνευρήματά της αν υπάρχουν, λεπτομερή αρχαιολογική περιγραφή, κατάσταση διατήρησης, διαστάσεις και χρονολόγηση του αντικειμένου, ακριβές σημείο χάραξης της επιγραφής στον φορέα γραφής, διαστάσεις ενεπίγραφης επιφάνειας, κατάσταση διατήρησης, μετρήσεις απόστασης ανάμεσα στους στίχους της επιγραφής, μετρήσεις γραμμάτων (ύψος, πλάτος, και βάθος, αν πρόκειται για βαθιά χάραξη), πιθανή

χρονολόγηση, κάθε άλλη παρατήρηση που κρίνεται απαραίτητη και χρήσιμη. Η προσεκτική καταγραφή των πληροφοριών αυτών είναι κρίσιμη, γιατί η πλήρης μελέτη του αντικειμένου που φέρει την επιγραφή και η ερμηνεία του είναι άμεσα συνδεδεμένη και με την ερμηνεία της ίδιας της επιγραφής (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).

Οι μετρήσεις και η αποτύπωση της επιγραφής πρέπει να γίνουν με ακρίβεια, ώστε ο μελετητής να έχει την πληρέστερη δυνατή εικόνα της επιγραφής, για να μπορεί να ελέγχει τα συμπεράσματά του, γιατί η πρόσβαση στον χώρο εύρεσης ή φύλαξης δεν είναι πάντα εύκολη. Επίσης, η μελέτη μέσα από ορισμένους τρόπους αποτύπωσης της ενεπίγραφης επιφάνειας, όπως το απόγραφο, το έκτυπο και οι φωτογραφίες με σύγχρονες μεθόδους, λειτουργεί συμπληρωματικά στην αυτοψία του ενεπίγραφου υλικού (Οικονομάκη και Τζιφόπουλος, 2015).

**Απόγραφο:** η απόδοση του κειμένου της επιγραφής σε μεγαλογράμματη γραφή ακολουθώντας το αρχαίο κείμενο, χωρίς δηλαδή χωρισμό λέξεων και πρόσθετα σημεία στίξης. Το απόγραφο δεν είναι λεπτομερές σχέδιο της επιγραφής αλλά είναι ουσιαστικό στάδιο στη μελέτη, καθώς αποτελεί την πρώτη προσπάθεια απόδοσης του κειμένου, μεταφέροντας στο χαρτί κατά δυνατόν πιστότερα όσα είναι ορατά στην ενεπίγραφη επιφάνεια. Αυτή είναι η πρώτη επαφή του επιγραφικού με το κείμενο, πριν από τη μετατροπή του σε μικρογράμματη γραφή με κανονικά σημεία στίξης.

**Σχέδιο:** το σχέδιο του αντικειμένου και της επιγραφής μπορεί να γίνει από τον επιγραφικό ή από σχεδιαστή. Είναι προτιμότερο ο σχεδιαστής να συνεργάζεται με τον επιγραφικό, ιδιαίτερα όταν η επιγραφή παρουσιάζει έντονες φθορές, καθώς το σχέδιο προϋποθέτει ερμηνευτικές επιλογές ως προς το ποιες χαράξεις ανήκουν σε γράμματα και ποιες όχι και τι είναι τελικά ορατό στην ενεπίγραφη επιφάνεια.

**Φωτογραφία:** αρχικά φωτογραφίζονται με τον κατάλληλο φυσικό ή τεχνητό φωτισμό, ανάλογα με το αν βρίσκεται σε εξωτερικό ή εσωτερικό χώρο, όλες οι όψεις του φορέα της επιγραφής και μετά η ίδια η επιγραφή με κλίμακα, ώστε τα γράμματα να είναι ευανάγνωστα και να αποδίδεται με τον πιο ακριβή τρόπο η επιφάνεια χάραξης. Η φωτογράφιση του εκτύπου όσο είναι ακόμα πάνω στην επιφάνεια του λίθου είναι μερικές φορές βοηθητική, καθώς αναδεικνύει λεπτομέρειες που δεν φαίνονται στη φωτογραφία του αντικειμένου. Ωστόσο, όταν η επιφάνεια είναι πολύ φθαρμένη, η φωτογραφία δεν μπορεί πάντα να αποτυπώσει τις εμβυθύνσεις και τις επιφανειακές φθορές και δεν αρκεί από μόνη της για την ανάγνωση του κειμένου. Όμως, η μέθοδος φωτογράφισης RTI (Reflectance Transformation Imaging), με την επεξεργασία μέσω ηλεκτρονικού υπολογιστή πολλών λήψεων της ενεπίγραφης επιφάνειας, αποδίδει το ανάγλυφο, το σχήμα και το χρώμα της επιφάνειας του αντικειμένου. Η μέθοδος αυτή, με τη δυνατότητα ανάκλασης του φωτισμού από διαφορετικές γωνίες, αναδεικνύει κάθε λεπτομέρεια της επιφάνειας και των γραμμάτων της επιγραφής που συνήθως δεν είναι ορατή με γυμνό μάτι και πολλές φορές ούτε με μικροσκόπιο. Αυτή η μέθοδος αποτελεί μοναδικό εργαλείο για την ανάγνωση προβληματικών επιγραφών, με πολύ κατεστραμμένη, οξειδωμένη επιφάνεια, ή πολύ αβαθή χάραξη. Η συγκεκριμένη μέθοδος έχει ήδη εφαρμοστεί στις πινακίδες της Vindolanda, στον

μηχανισμό των Αντικυθήρων και σε πολλά παπυρικά κείμενα και επιλύει αρκετά από τα προβλήματα ανάγνωσης του κειμένου.

Έκτυπο: το αποτύπωμα της επιφάνειας της επιγραφής σε ειδικό διηθητικό χαρτί. Η κατασκευή εκτύπου γίνεται μόνο σε λίθινες ενεπίγραφες επιφάνειες και απαγορεύεται, όταν ο λίθος είναι εύθρυπτος και μπορεί να διαλυθεί από το χτύπημα με τη βούρτσα, οπότε υπάρχει κίνδυνος να προκληθεί μεγαλύτερη φθορά στην επιφάνεια. Το ειδικό χαρτί βρέχεται, απλώνεται στην ενεπίγραφη επιφάνεια, πιέζεται με ειδική βούρτσα και αφήνεται να στεγνώσει. Με αυτόν τον τρόπο, αποτυπώνεται με ακρίβεια το ανάγλυφο της επιφάνειας της επιγραφής. Η κατασκευή του εκτύπου απαιτεί συγκεκριμένα υλικά και αρκετή εξάσκηση. Η ειδική βούρτσα είναι ξύλινη με συγκεκριμένες διαστάσεις, ορθογώνιο σχήμα κεφαλής και μαλακή φυσική τρίχα, για να μην σκίζεται το χαρτί. Το διηθητικό χαρτί φίλτρου είναι συγκεκριμένου πάχους και βάρους, ώστε να είναι ανθεκτικό στο νερό και να μπορεί ταυτόχρονα με το χτύπημα με τη βούρτσα να εισχωρεί στις κοιλότητες της επιφάνειας του λίθου. Ο λίθος, πριν από την εφαρμογή του χαρτιού, πρέπει να καθαριστεί καλά με νερό, για να φύγει η σκόνη από την επιφάνεια, ώστε το έκτυπο να είναι καθαρό, και η ενεπίγραφη επιφάνεια να στεγνώσει. Το φύλλο χαρτιού έχει συγκεκριμένες διαστάσεις (περίπου 45x60 εκ.), κόβεται με το χέρι και προσαρμόζεται στον λίθο με την πιο τραχιά επιφάνεια προς τα κάτω, ώστε να εξέχει περίπου πέντε εκατοστά περιμετρικά, για να αποτυπωθεί το τελείωμα κάθε πλευράς. Το χαρτί βρέχεται με νερό πριν τοποθετηθεί στην επιφάνεια και όχι μετά την τοποθέτησή του, γιατί, αν υπάρχει μεγάλη ποσότητα νερού, θα σκιστεί κατά το χτύπημα. Αν η επιφάνεια είναι μεγαλύτερη από το μέγεθος του φύλλου προστίθεται και άλλο φύλλο χαρτιού το οποίο εφάπτεται μερικά εκατοστά πάνω από το πρώτο, ώστε τα δύο φύλλα να ενωθούν στο σημείο της επικάλυψης με το χτύπημα της βούρτσας. Αν η επιγραφή είναι πάρα πολύ μεγάλη, η ένωση πολλών φύλλων χαρτιού δυσχεραίνει όχι μόνο την κατασκευή αλλά και τη μετέπειτα φύλαξη του εκτύπου. Για τις μεγάλες ενεπίγραφες επιφάνειες είναι προτιμότερο η επιγραφή να αποτυπώνεται τμηματικά σε χωριστά έκτυπα, τα οποία αργότερα μπορούν να ενωθούν το ένα με το άλλο, για να είναι πλήρης η επιγραφή. Επίσης, αν η επιφάνεια είναι πολύ κατεστραμμένη με πολλές φθορές και εμβαθύνσεις ή αν η χάραξη είναι πολύ βαθιά, είναι προτιμότερο να προστεθούν δύο (μερικές φορές και τρία) φύλλα, το ένα πάνω στο άλλο, ώστε αυτά να ενωθούν σε ένα έκτυπο. Το βρεγμένο φύλλο χαρτιού πιέζεται στην επιφάνεια με κοφτά και συνεχή χτυπήματα της βούρτσας σε κάθετη θέση προς την ενεπίγραφη επιφάνεια. Τα χτυπήματα γίνονται από το κέντρο της επιφάνειας του λίθου προς τα έξω, για να μην εγκλωβίζεται ο αέρας ανάμεσα στην επιφάνεια και στο χαρτί. Η διαδικασία αυτή πρέπει να γίνει σχετικά γρήγορα, για να μην στεγνώσει το χαρτί και να μην απαιτηθούν πολλά χτυπήματα που θα το σκίσουν και θα ταλαιπωρήσουν το ενεπίγραφο αντικείμενο. Αμέσως μετά εφαρμόζονται με τη μύτη της βούρτσας μικρά χτυπήματα στα σημεία, στα οποία έχει εγκλωβιστεί αέρας ή δεν έχει εισχωρήσει καλά το χαρτί στην κοιλότητα των γραμμάτων, καθώς και στις ακμές του λίθου, ώστε να οριστεί με σαφήνεια το περίγραμμα (ύψος και πλάτος) της ενεπίγραφης επιφάνειας. Το έκτυπο, αφού στεγνώσει, αφαιρείται και φυλάσσεται σε κλειστό κουτί, σε μέρος χωρίς υγρασία, όπου μπορεί να διατηρηθεί για πολλά χρόνια. Είναι προτιμότερο να υπάρχουν περισσότερα από ένα έκτυπα για κάθε επιγραφή, αφού δεν πρόκειται για πανομοιότυπα αντίγραφα αλλά το καθένα μπορεί να αποτυπώνει καλύτερα διαφορετικό σημείο της επιφάνειας. Η ανάγλυφη πλευρά του εκτύπου είναι στην ουσία ένα αρνητικό της επιφάνειας του λίθου, το οποίο όμως προσφέρει

με κάθε λεπτομέρεια όλες τις χαράξεις, σκόπιμες ή μη, καθώς και την παραμικρή φθορά της επιφάνειας. Έτσι, είναι δυνατόν να διακρίνουμε τη σκόπιμη χάραξη ενός γράμματος από μια τυχαία φθορά ή να εντοπίσουμε ίχνη κεραιών γραμμάτων που δεν διακρίνονται με την παρατήρηση της ανεπίγραφης επιφάνειας. Το έκτυπο μπορεί να ψηφιοποιηθεί και στη συνέχεια να μελετηθεί μέσω ηλεκτρονικής επεξεργασίας με διαφορετικό φωτισμό, φίλτρα κλπ., για την ευχερέστερη ανάγνωση.

## 2.2. Η ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΟΣΤΡΕΦΗΣ ΑΝΑΛΥΣΗ ΕΙΚΟΝΑΣ

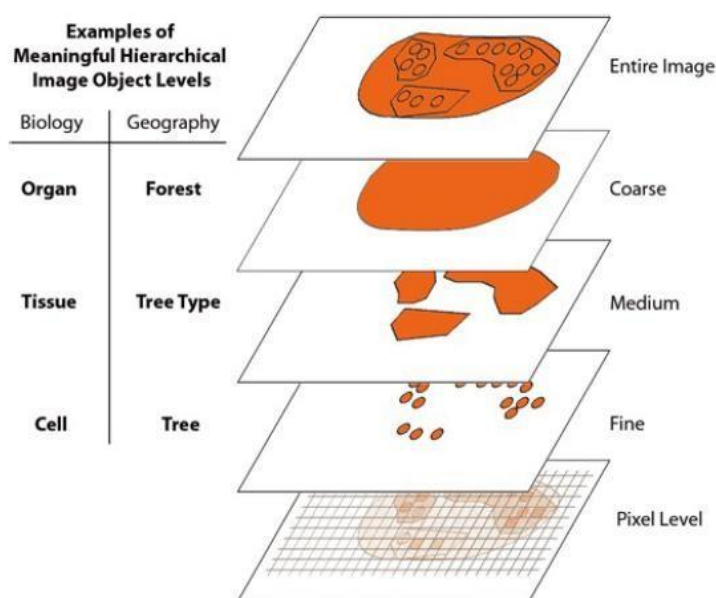
### 2.2.1. ΟΡΙΣΜΟΣ

Η ιδέα πάνω στην οποία βασίζεται η Αντικειμενοστρεφής Ανάλυση Εικόνας (Object-Based Image Analysis) είναι ότι οι απαραίτητες πληροφορίες για την επεξεργασία, ανάλυση και τελικά ερμηνεία μιας εικόνας δεν περιέχονται εξ' ολοκλήρου στα μεμονωμένα εικονοστοιχεία (pixels), αλλά σε νοηματικά αντικείμενα ή τμήματα της και στις αλληλοσυσχετίσεις τους (Δερζέκος και Αργιαλάς 2002, Baatz και Schape 2002). Γι' αυτό, η εικόνα χωρίζεται σε οντότητες μεγαλύτερες του ενός εικονοστοιχείου (pixel) που έχουν «έννοια» και σχετίζονται, έστω και εν μέρει, με αντικείμενα του πραγματικού κόσμου. Η διαδικασία αυτή ονομάζεται κατάτμηση και δημιουργεί μη επικαλυπτόμενα πολύγωνα, τα οποία έχουν σαφή όρια μεταξύ τους και αθροιστικά αποτελούν την εικόνα. Ο βασικός φορέας των πληροφοριών μετά την κατάτμηση είναι αυτά τα πολύγωνα, καθώς επιφέρουν τοπολογικά και ποσοτικά (φασματικά και γεωμετρικά) χαρακτηριστικά. Τη διαδικασία της κατάτμησης ακολουθεί η ταξινόμηση προκειμένου τα αντικείμενα να αντιστοιχιστούν με βάση κάποια κριτήρια σε κλάσεις.

### 2.2.2. ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ ΕΙΚΟΝΑΣ

Η κατάτμηση, είναι, όπως αναφέρθηκε, η διαδικασία δημιουργίας των αντικειμένων και επιτυγχάνεται με διαφορετικούς τρόπους. Ένας απλός τρόπος είναι η χρήση κατωφλιών, αλλά συνήθως δε δίνει ικανοποιητικά αποτελέσματα από άποψη ποιότητας. Ένας άλλος τρόπος είναι οι αλγόριθμοι ανάπτυξης περιοχών, οι οποίοι ενώνουν ατομικά εικονοστοιχεία (pixels) ξεκινώντας από κάποια που αποκαλούνται «σπόροι» (seeds). Η ποιότητα της κατάτμησης με αυτούς τους αλγορίθμους εξαρτάται κυρίως από τον αριθμό των seeds, ενώ συνήθως δεν είναι δυνατός ο έλεγχος του break point, δηλαδή του σημείου στο οποίο ο αλγόριθμος θα σταματήσει να προσθέτει εικονοστοιχεία σε μια περιοχή. Ακόμα, υπάρχει η κατάτμηση βάσει της υψής των δεδομένων, η οποία όμως μπορεί να εφαρμοστεί σε συγκεκριμένους τύπους δεδομένων, σε περιορισμένα είδη υψής και σε επιλύσεις ορισμένων μόνο προβλημάτων. Εναλλακτικό τρόπο αποτελεί η κατάτμηση με τη χρήση ενσωματωμένης βάσης γνώσης από περιοχές εκπαίδευσης. Σαν περιοχές εκπαίδευσης ορίζονται τμήματα της εικόνας για τα οποία είναι γνωστή η χρήση γης που τα περιγράφει. Αυτή η μέθοδος, εκτός της κατάτμησης, ταυτόχρονα ταξινομεί και τα δεδομένα σε εννοιολογικές κατηγορίες, αλλά δεν δημιουργεί πάντα ομοιογενείς περιοχές.

Τέλος, η κατάτμηση σε πολλαπλά επίπεδα χωρικής ανάλυσης, η οποία υλοποιείται και στην παρούσα εργασία, χωρίζει την εικόνα και γενικώς τα υπό επεξεργασία δεδομένα, σε αντικείμενα ενδιαφέροντος σε οποιαδήποτε επιθυμητή ανάλυση, με συνέπεια τη δυνατότητα ταυτόχρονης αναπαράστασης των πληροφοριών της εικόνας σε διάφορες κλίμακες (Εικόνα 4). Η εξαγωγή αυτών των σημασιολογικών αντικειμένων πάντα συσχετίζεται με το υπό επίλυση πρόβλημα, ενώ η υφή και οι φασματικές ιδιότητες των αντικειμένων που θα δημιουργηθούν εξαρτώνται άμεσα από την κλίμακα κατάτμησης (Baatz και Schape, 2002). Η νέα αυτή μεθοδολογία συνδυάζει αλγορίθμους ανάλυσης εικόνας χαμηλού, μεσαίου και υψηλού επιπέδου σε ένα ενιαίο περιβάλλον λογισμικού (Αργιαλάς και Τζώτσος, 2002).



Εικόνα 4: Αναπαράσταση ιεραρχίας πολλαπλών επιπέδων αντικειμένων, τα οποία αλληλοσυσχετίζονται μεταξύ τους, τόσο όσον αφορά αντικείμενα του ίδιου επιπέδου, όσο και αντικείμενα διαφορετικών επιπέδων. (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011)

### 2.2.3. ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΕΙΚΟΝΑΣ

Η ταξινόμηση συνήθως εκτελείται μετά την κατάτμηση, αν και αυτό δεν είναι απόλυτο. Υπάρχουν περιπτώσεις στις οποίες η ταξινόμηση που ακολουθεί ένα στάδιο κατάτμησης χρησιμοποιείται σε επόμενο στάδιο/επίπεδο προκειμένου να γίνει εκ νέου κατάτμηση της εικόνας (κατάτμηση βάσει ταξινόμησης). Με την δημιουργία των αντικειμένων κατά την κατάτμηση, η εικόνα παύει να περιγράφεται πλέον μόνο από τις φασματικές ιδιότητες των εικονοστοιχείων που την αποτελούν, καθώς ο ρόλος των μεμονωμένων εικονοστοιχείων (pixels) στις ανά εικονοστοιχείο προσεγγίσεις ταξινόμησης, αντιστοιχεί τώρα στα αντικείμενα στην αντικειμενοστρεφή ανάλυση, τα οποία και περιγράφονται από ένα πλήθος ιδιοτήτων πέραν των φασματικών.

Οι ιδιότητες αυτές είναι η φασματική υπογραφή τους, το σχήμα, η υφή, η ιεραρχική θέση, η θέση στο χώρο, η θεματική σχέση με τα γειτονικά αντικείμενα καθώς και πληροφορίες που προέρχονται από επιπλέον δεδομένα όπως ψηφιακά μοντέλα εδάφους

κ.α. Έτσι, με χρήση αυτών των χαρακτηριστικών, είτε μεμονωμένων είτε συνδυαστικών, καθώς και με χρήση άλλοτε κατωφλίων κι άλλοτε συναρτήσεων ασαφούς λογικής, επιτυγχάνεται η ταξινόμηση των αντικειμένων στις θεματικές ενότητες που έχουν επιλεγεί.

#### 2.2.4. ΕΦΑΡΜΟΓΗ ΣΤΟ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟ eCOGNITION

Η Αντικειμενοστρεφής Ανάλυση Εικόνας παίρνει σάρκα και οστά στο λογισμικό eCognition, το οποίο χρησιμοποιεί μια μεγάλη γκάμα αλγορίθμων προκειμένου να δημιουργήσει, καταρχάς, τα αντικείμενα, μέσω της κατάτμησης, και στη συνέχεια να τα ταξινομήσει με βάση την πληθώρα των χαρακτηριστικών που τα περιγράφουν σε κάθε περίπτωση. Το λογισμικό αυτό δημιουργήθηκε από την γερμανική εταιρία DEFiNiENS, αλλά σχετικά πρόσφατα εξαγοράστηκε από την αμερικάνικη Trimble, από την οποία και διατίθεται σήμερα. Βασίζεται ακριβώς στην ίδια λογική που βασίζεται κι η Αντικειμενοστρεφής Ανάλυση Εικόνας κι έτσι ταξινομεί αντικείμενα, τα οποία προκύπτουν στο στάδιο της κατάτμησης, κι όχι ατομικά εικονοστοιχεία (per pixel classification). Κυκλοφορούν πολλές εκδόσεις του eCognition με την πιο πρόσφατη να είναι η 9.2. Σε αυτή την έκδοση και μάλιστα στην Developer κι όχι στην Trial εκπονήθηκε η παρούσα διπλωματική εργασία. Η διαφορά ανάμεσα στις εκδόσεις βρίσκεται στους αλγόριθμους, στον όγκο δεδομένων που μπορεί ο χρήστης να εισάγει και στο φιλικό γι' αυτόν περιβάλλον. Τα αποτελέσματα της Αντικειμενοστραφούς Ανάλυσης Εικόνας μπορούν να εξαχθούν υπό μορφή εικόνας raster, αλλά και υπό τη μορφή πολυγώνων vector, διευκολύνοντας έτσι τη συνεργασία του λογισμικού με τα Συστήματα Γεωγραφικών Πληροφοριών (GIS). Η όλη διαδικασία ανάλυσης μιας εικόνας μπορεί να αποθηκευτεί σε ένα μικρού μεγέθους ψηφιακό πρωτόκολλο και να εφαρμοστεί σε άλλες παρόμοιες εικόνες, διατηρώντας σταθερές τις συνθήκες επεξεργασίας και αυτοματοποιώντας την (Δερζέκος και Αργιαλάς, 2002).

##### 2.2.4.1. ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ ΕΙΚΟΝΑΣ ΣΤΟ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟ eCOGNITION

Πρώτο στάδιο ανάλυσης της εικόνας αποτελεί η κατάτμηση. Στόχος της κατάτμησης είναι ο χωρισμός της εικόνας σε ομοιογενή τμήματα μέσω μιας τεχνικής συγχώνευσης τμημάτων της, με καθορισμό από τον χρήστη του επιθυμητού μεγέθους των τελικών αντικειμένων, την επιτρεπόμενη φασματική ανομοιογένεια/ομοιογένεια που θα παρουσιάζουν αυτά αλλά και το πόσο συμπαγή και λεία θα είναι σχηματικά. (Δερζέκος και Αργιαλάς, 2002). Μια επιτυχημένη κατάτμηση οδηγεί σχεδόν πάντα σε αποτελεσματική ανάλυση εικόνων.

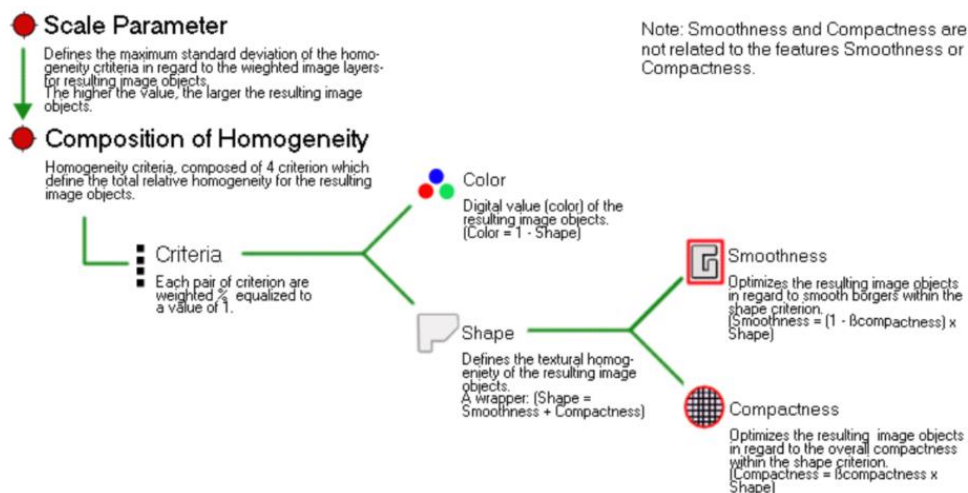
Από την ποικιλία των αλγορίθμων κατάτμησης που προσφέρει το λογισμικό, αυτός που κατά κόρον χρησιμοποιείται είναι ο αλγόριθμος κατάτμησης πολλαπλής κλίμακας (multiresolution segmentation). Ο αλγόριθμος αυτός χρησιμοποιήθηκε και στην παρούσα διπλωματική εργασία, καθώς λαμβάνει υπόψη τόσο την πολυπλοκότητα των δεδομένων, όσο και τη διαφορετική φύση των αντικειμένων. Ο αλγόριθμος αυτός ομογενοποιεί τα στοιχεία της εικόνας βάσει της ομοιογένειας των διαιρεμένων τμημάτων και της ετερογένειας των γειτονικών περιοχών. Κατά τη διαδικασία της κατάτμησης, γίνεται συνάθροιση των γειτονικά εφαιπτόμενων εικονοστοιχείων σε αντικείμενα, λαμβάνοντας

υπόψη τόσο φασματικά όσο και γεωμετρικά χαρακτηριστικά, μέσα από μια διαδικασία ομαδοποίησης με αλληλουχίες ζευγών. Ο αλγόριθμος μπορεί να εφαρμοστεί σε πολλούς τύπους δεδομένων, λαμβάνοντας υπόψη του πολλά βοηθητικά δεδομένα ταυτόχρονα (φασματικά κανάλια, ψηφιακά μοντέλα εδάφους, θεματικά επίπεδα χωρικής πληροφορίας κλπ.).

Το μέγεθος των αντικειμένων που προκύπτουν από την κατάτμηση της εικόνας καθορίζεται από το χρήστη και εξαρτάται από την κλίμακα του αντικειμένου προς χαρτογράφηση, τη χωρική ετερογένεια του τοπίου και τη χωρική ανάλυση της εικόνας. Το αποτέλεσμα του αλγορίθμου της κατάτμησης, καθορίζεται από παράγοντες όπως η παράμετρος κλίμακας (scale parameter), τα ειδικά βάρη των φασματικών καναλιών (image layer weights) και η σύνθεση του κριτηρίου ομοιογένειας (homogeneity criterion) (Εικόνα 5). Η παράμετρος της κλίμακας είναι μια αφηρημένη έννοια που καθορίζει τη μέγιστη επιτρεπόμενη ετερογένεια κατά τη δημιουργία νέων αντικειμένων. Για μια δεδομένη τιμή της παραμέτρου σε ετερογενή δεδομένα, τα αντικείμενα που θα προκύπτουν θα είναι μικρότερου μεγέθους απ' ότι σε μια εικόνα με ομοιογενή δεδομένα. Συνεπώς, όσο μεγαλύτερη είναι η τιμή που δίνεται στην παράμετρο, τόσο μεγαλύτερα είναι τα αντικείμενα που προκύπτουν.

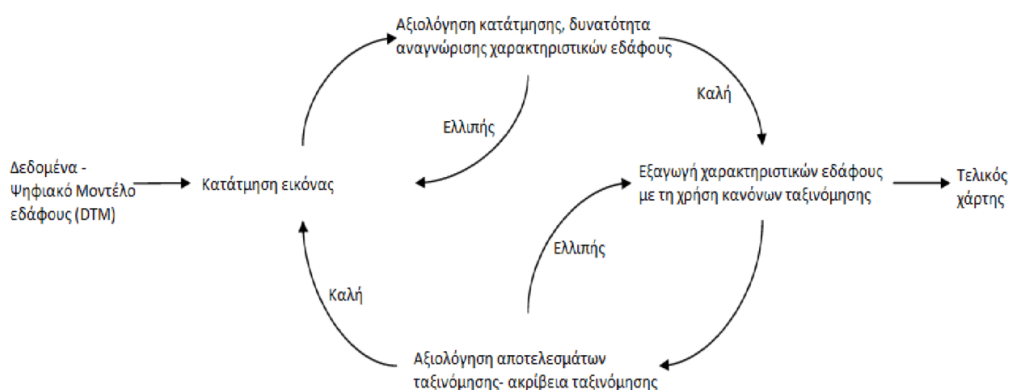
Η παράμετρος που καθορίζει τα ειδικά βάρη των φασματικών καναλιών της εικόνας, επιτρέπει την ακριβή αποτίμηση των φασματικών πληροφοριών των φασματικών καναλιών της εικόνας, ανάλογα με το επιθυμητό αποτέλεσμα στην κατάτμηση. Όσο μεγαλύτερο είναι το ειδικό βάρος που δίνεται σε ένα κανάλι, τόσο περισσότερη είναι η πληροφορία που θα χρησιμοποιηθεί από αυτό κατά την κατάτμηση. Επίσης είναι δυνατή η εισαγωγή θεματικών επιπέδων, ψηφιακών μοντέλων εδάφους, αντί φασματικών καναλιών.

Η σύνθεση του κριτηρίου ομοιογένειας των αντικειμένων, καθορίζει την ομοιογένεια των αντικειμένων, στην οποία αναφέρεται η παράμετρος της κλίμακας κατά τη σύνθεσή τους. Το κριτήριο της σύνθεσης της ομοιογένειας, αποτελείται από δύο επιμέρους κριτήρια. Το ένα είναι το κριτήριο του χρώματος, το οποίο είναι το φασματικό κριτήριο, βάσει του οποίου τα αντικείμενα ενώνονται σε μεγαλύτερα βάσει φασματικής ομοιότητας. Το δεύτερο, είναι το κριτήριο του σχήματος, το οποίο καθορίζει το τελικό σχήμα που θα έχουν τα τελικά αντικείμενα και εμπεριέχει τις συμπληρωματικές έννοιες της ομαλότητας (smoothness) και του συμπαγούς (compactness).



Εικόνα 5: Διάγραμμα ροής κατά την κατάτμηση σε πολλαπλά επίπεδα χωρικής ανάλυσης (multiresolution segmentation). (Πηγή: Μπαμπουρδά, 2012)

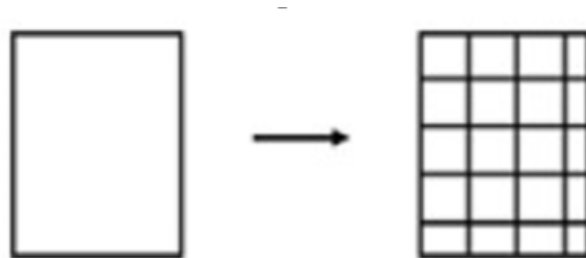
Συνεπώς, η επιλογή των κατάλληλων παραμέτρων για την κατάτμηση γίνεται φωτοερμηνευτικά με επαναληπτικές διαδικασίες «δοκιμής και απόρριψης» (trial and error) ανάλογα με την εκάστοτε εφαρμογή, έως ότου προκύψουν αντικείμενα που θεωρούνται ικανοποιητικά για το σκοπό της. Ένας γενικός κανόνας για την επιλογή της καταλληλότερης κατάτμησης είναι ότι επιδιώκονται τα μεγαλύτερα δυνατά αντικείμενα, τα οποία ωστόσο αποδίδουν όλες τις λεπτομέρειες που επιβάλλεται να αποδοθούν στον τελικό χάρτη της ταξινόμησης. (Εικόνα 6)



Εικόνα 6: Η ροή εφαρμογής των βασικών διαδικασιών στην Αντικειμενοστρεφή Ανάλυση Εικόνας (Πηγή: Anders et. al., 2010)

Εκτός από τον αλγόριθμο κατάτμησης πολλαπλής κλίμακας, στην παρούσα διπλωματική εργασία χρησιμοποιήθηκε κι ο αλγόριθμος κατάτμησης σκακιέρας (chessboard segmentation). Πρόκειται για τον απλούστερο αλγόριθμο κατάτμησης, καθώς, όταν εφαρμόζεται σε επίπεδο εικονοστοιχείων, χωρίζει το σκηνικό σε φαντρία συγκεκριμένου μεγέθους, ενώ όταν εφαρμόζεται σε επίπεδο αντικειμένων δημιουργεί και πάλι φαντρία, τα όρια των οποίων όμως επηρεάζονται από τα υφιστάμενα όρια των αντικειμένων.





Εικόνα 7: Chessboard Segmentation (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011)

#### 2.2.4.2. Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ MERGE REGION

Αφού πραγματοποιηθεί το πρώτο στάδιο της κατάτμησης, το λογισμικό παρέχει τη δυνατότητα ανασχηματισμού των αντικειμένων που έχουν προκύψει από την αρχική κατάτμηση. Αυτός ο ανασχηματισμός πραγματοποιείται με τον αλγόριθμο «merge region», ο οποίος και χρησιμοποιήθηκε σε πολλές περιπτώσεις στην παρούσα διπλωματική εργασία. Ο αλγόριθμος ενώνει όλα τα γειτονικά αντικείμενα μιας κλάσης σε ένα μεγάλο αντικείμενο. Η ταξινόμηση δεν αλλάζει, παρά μόνο μειώνεται ο αριθμός των αντικειμένων (eCognition Developer 8.7 Reference Book, 2011).

#### 2.2.4.3. ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗ ΕΙΚΟΝΑΣ ΣΤΟ ΛΟΓΙΣΜΙΚΟ eCOGNITION

Μετά την κατάτμηση, τα διαθέσιμα προς ανάλυση στοιχεία είναι πλέον ένα πεπερασμένο πλήθος αντικειμένων και όχι ένα τεράστιο σύνολο μεμονωμένων εικονοστοιχείων. Το λογισμικό παρέχει μια πληθώρα εργαλείων για αξιοποίηση των διαφόρων χαρακτηριστικών των αντικειμένων, προκειμένου αυτά να ταξινομηθούν στις κατάλληλες θεματικές κατηγορίες.

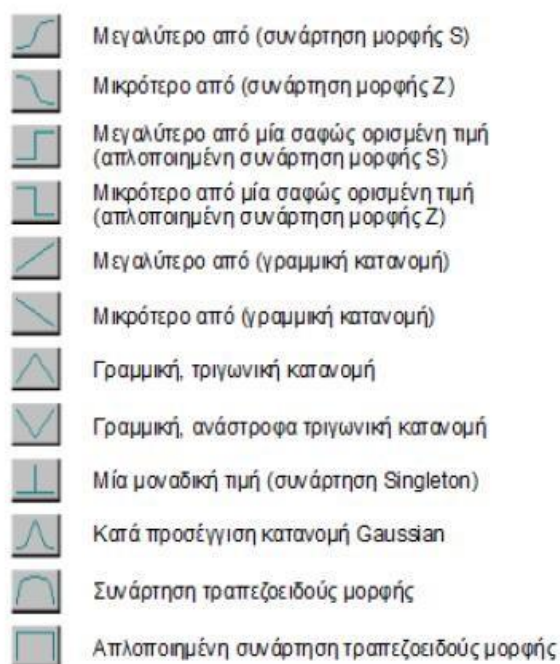
Ακόμα, παρέχει δύο τρόπους ορισμού των συνθηκών των ιδιοτήτων των αντικειμένων:

- τη χρήση των κατωφλίων, όπου ελέγχεται εάν τα αντικείμενα τηρούν τις συνθήκες ορίων των ιδιοτήτων των αντικειμένων ή όχι
- τη χρήση κανόνων ασαφούς λογικής, όπου ορίζεται ο βαθμός συμμετοχής που πρέπει να πληροί η εκάστοτε ιδιότητα του αντικειμένου

Αναλυτικότερα, η ταξινόμηση ασαφούς λογικής πραγματοποιείται με δύο τρόπους:

- με τη χρήση δειγμάτων (samples), όπου ο χρήστης ορίζει για κάθε κλάση, και την οποία ακολουθεί η εφαρμογή της ασαφούς εκδοχής του αλγόριθμου του εγγύτερου γείτονα
- με τη χρήση συναρτήσεων συμμετοχής (membership functions), οι οποίες και πάλι ορίζονται από τον χρήστη και αφορούν τις ιδιότητες των αντικειμένων (Εικόνα 8)

Για κάθε αντικείμενο υπολογίζεται η τιμή συμμετοχής του σε κάθε κατηγορία και κατατάσσεται στην κλάση στην οποία το αντικείμενο παρουσιάζει τη μεγαλύτερη τιμή συμμετοχής.



Εικόνα 8: Οι συναρτήσεις συμμετοχής που παρέχει το λογισμικό eCognition (Πηγή : eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011)

Ταξινόμηση στην ουσία, είναι η ανάθεση κάποιων αντικειμένων σε μια κλάση, ή και σε καμία, σύμφωνα με την περιγραφή της, δηλαδή τις ιδιότητες και τα χαρακτηριστικά που της έχουν αποδοθεί.

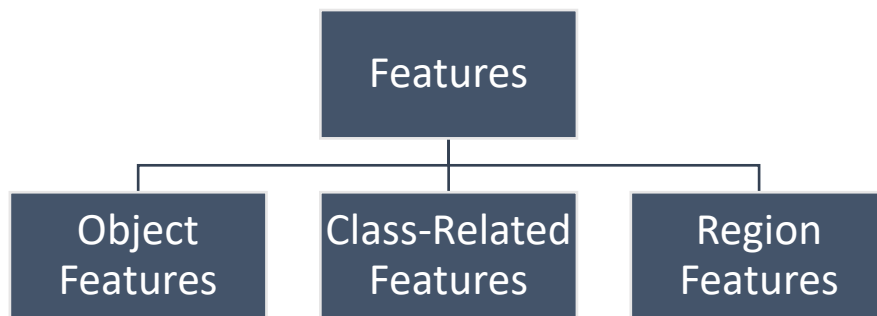
Τα πέντε βασικά στοιχεία της διαδικασίας της ταξινόμησης στα οποία θα γίνει περαιτέρω περιγραφή είναι:

- τα χαρακτηριστικά - οι ιδιότητες των αντικειμένων
- η ασαφής λογική
- οι κλάσεις
- η ιεραρχία των κλάσεων
- οι διάφοροι αλγόριθμοι ταξινόμησης

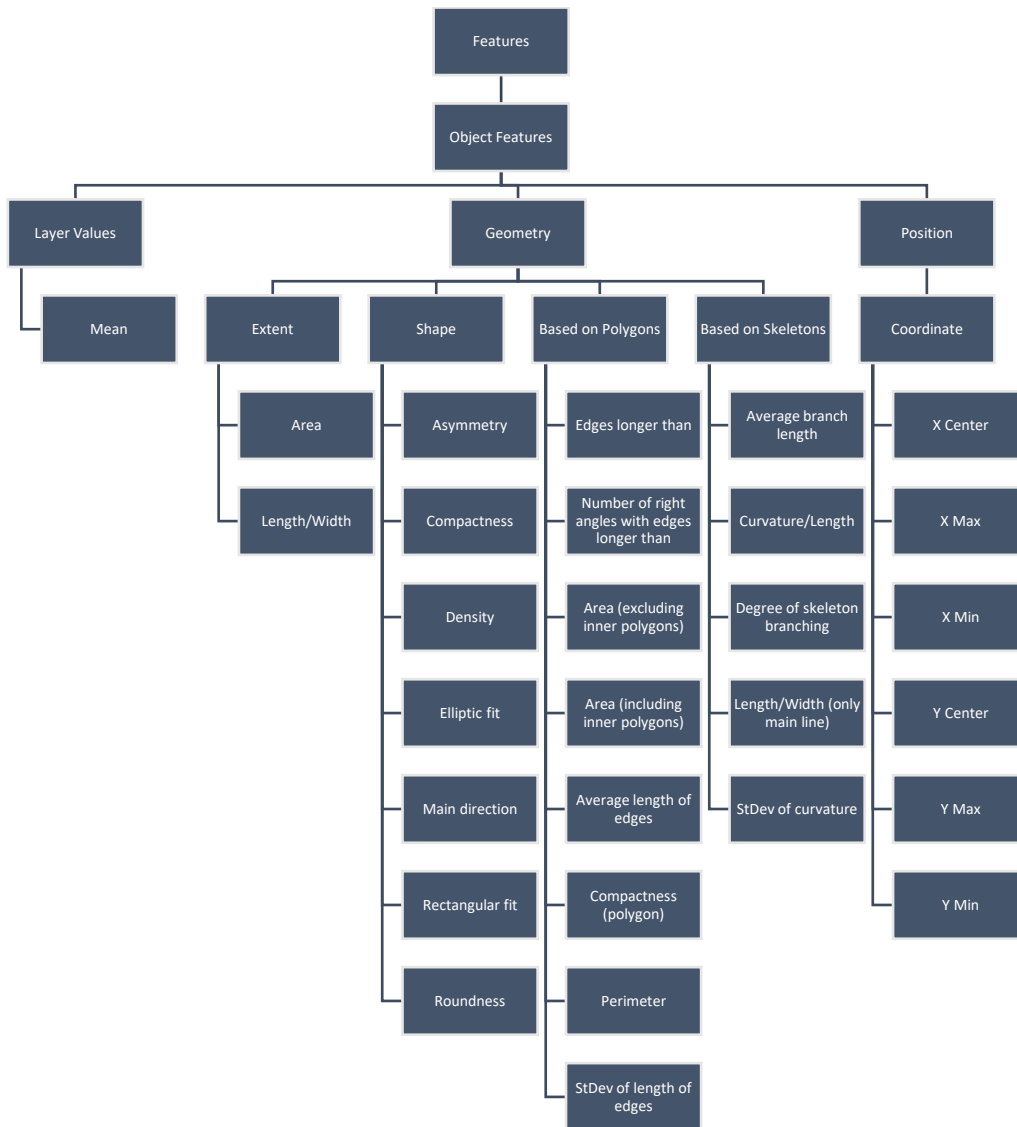
#### 2.2.4.4. ΤΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ – ΟΙ ΙΔΙΟΤΗΤΕΣ ΤΩΝ ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΩΝ

Τα αντικείμενα που προκύπτουν από την κατάτμηση, όταν χρησιμοποιούνται στην διαδικασία της ταξινόμησης, προσφέρουν κάποια πλεονεκτήματα σε σύγκριση με τα μεμονωμένα εικονοστοιχεία (pixels). Περιέχουν, πέραν των φασματικών πληροφοριών των εικονοστοιχείων που τα συνθέτουν, και επιπλέον ιδιότητες όπως το σχήμα, η έκταση, η υφή, καθώς και πλήθος σχεσιακών πληροφοριών, όπως συσχετίσεις με άλλες κατηγορίες ή

αντικείμενα στο ίδιο ή διαφορετικό επίπεδο κατάτμησης. Παρακάτω παρουσιάζονται και περιγράφονται θεωρητικά όλα τα χαρακτηριστικά - ιδιότητες που προσφέρει έτοιμα το eCognition και χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διπλωματική εργασία και τα οποία μπορούν να διακριθούν σε αυτά που αφορούν τα αντικείμενα (object features), σε αυτά που αφορούν τις κλάσεις (class-related features) και αυτά που αφορούν τις περιοχές (region features). Οι τρεις αυτές κατηγορίες φαίνονται και στην Εικόνα 9. Πέρα αυτών, το eCognition δίνει τη δυνατότητα δημιουργίας και προσαρμοσμένων – εξατομικευμένων αριθμητικών και σχεσιακών ιδιοτήτων από το χρήστη. Αυτές οι ιδιότητες παρουσιάζονται θεωρητικά αλλά και πρακτικά στο επόμενο κεφάλαιο.



*Εικόνα 9: Ιεραρχική αναπαράσταση των κατηγοριών των ιδιοτήτων που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διπλωματική εργασία*



Εικόνα 10: Ιεραρχική αναπαράσταση των ιδιοτήτων που αφορούν τα αντικείμενα (object features) και χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διπλωματική εργασία

## Mean

Υπολογίζει τη μέση φωτεινότητα του κάθε αντικειμένου για δεδομένο επίπεδο εικόνας. Το επίπεδο εικόνας αυτό μπορεί να είναι οποιοδήποτε από αυτά που ο χρήστης έχει εισάγει.

Παράμετροι:

- $w_k^B$  είναι το βάρος της φωτεινότητας του επιπέδου εικόνας  $k$  με  $w_k^B = \{0, 1\}$
- $K$  είναι ο αριθμός των επιπέδων εικόνας  $k$  που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό
- $w^B$  είναι το άθροισμα των βαρών φωτεινότητας όλων των επιπέδων εικόνας  $k$  που χρησιμοποιούνται για τον υπολογισμό, με  $w^B = \sum_{k=1}^K w_k^B$
- $\bar{c}_k(v)$  είναι η μέση φωτεινότητα του επιπέδου εικόνας  $k$  του αντικειμένου  $v$

- $c_k^{\min}$  είναι η πιο σκούρα πιθανή τιμή φωτεινότητας του επιπέδου εικόνας  $k$
- $c_k^{\max}$  είναι η πιο ανοιχτή πιθανή τιμή φωτεινότητας του επιπέδου εικόνας  $k$

Τύπος:

$$\bar{c}(v) = \frac{1}{w^B} \sum_{k=1}^K w_k^B \bar{c}_k(v)$$

Εύρος Τιμών:

$$[c_k^{\min}, c_k^{\max}]$$

### Area

Αναφέρεται στον αριθμό των εικονοστοιχείων που αποτελούν ένα αντικείμενο. Αν υπάρχει ενσωματωμένη στην εικόνα πληροφορία σχετικά με τις μονάδες μέτρησης, τότε ο αριθμός των εικονοστοιχείων μετατρέπεται με βάση αυτές. Αλλιώς, το εμβαδόν του ενός εικονοστοιχείου λαμβάνεται ως 1.

Παράμετροι:

- $A_v$  είναι το εμβαδόν του αντικειμένου  $v$
- $\#P_v$  είναι ο συνολικός αριθμός των εικονοστοιχείων που αποτελούν το  $P_v$ , όπου  $P_v$  είναι το πολύγωνο που σχηματίζει το αντικείμενο  $v$
- $u$  είναι το μέγεθος του εικονοστοιχείου στο ενσωματωμένο σύστημα συντεταγμένων, αν αυτό υπάρχει. Αν δεν υπάρχει, τότε  $u = 1$ .

Τύπος:

$$A_v = \#P_v \times u^2$$

Εύρος τιμών:

$$[0, \text{scene size}]$$

### Length/Width

Αναφέρεται στο λόγο του μήκους προς το πλάτος ενός αντικειμένου της εικόνας. Υπάρχουν δύο τρόποι υπολογισμού αυτού:

1. Ο λόγος του μήκους προς το πλάτος ταυτίζεται με το λόγο των ιδιοτιμών του πίνακα συνδιακύμανσης, με τη μεγαλύτερη τιμή να είναι ο αριθμητής του κλάσματος:

$$\gamma_v^{EV} = \frac{\lambda_1(v)}{\lambda_2(v)}$$

2. Με βάση το περιγεγραμμένο κουτί(bounding box):

$$\gamma_v^{BB} = \frac{(k_v^{bb'})^2}{\#P_v}$$

Το Length/Width υπολογίζεται και με τους δύο τρόπους και επικρατέστερη τιμή και τιμή που επιστρέφεται στο χρήστη είναι η μικρότερη των δύο.

Παράμετροι:

- $\#P_v$  είναι ο συνολικός αριθμός των εικονοστοιχείων που αποτελούν το  $P_v$ , όπου  $P_v$  είναι το πολύγωνο που σχηματίζει το αντικείμενο  $v$
- $\lambda_1 \lambda_2$  είναι οι ιδιοτιμές του πίνακα συνδιακύμανσης
- $\gamma_v$  είναι ο λόγος του μήκους προς το πλάτος ενός αντικειμένου  $v$  της εικόνας
- $\gamma_v^{EV}$  είναι ο λόγος των μηκών  $v$  ιδιοτιμών
- $\gamma_v^{BB}$  είναι ο λόγος των μηκών  $v$  του περιγεγραμμένου κουτιού (bounding box)
- $k_v^{BB'}$
- $h_v^{BB'}$
- $a$  είναι ο ρυθμός πλήρωσης του περιγεγραμμένου κουτιού
- $\#P_{xl}$
- $h$
- $w$  είναι το βάρος του επιπέδου εικόνας
- $k_v^{bb1} = \sqrt{(k_v^{bb'})^2 + (1-a)(h_v^{bb'})^2}$
- $a = \frac{\#P_v}{k_v^{bb'} - h_v^{bb'}}$
- $k \cdot h = \#P_v \Rightarrow k = \frac{\#P_v}{w}, h = \frac{\#P_v}{k} \Rightarrow \frac{k}{w} = \frac{k^2}{\#P_{xl}} = \frac{\#P_{xl}}{w^2}$

Τύπος:

$$\gamma_v = \min \gamma_v^{EV}, \max \gamma_v^{BB}$$

Εύρος Τιμών:

$$[0, \infty]$$

### Asymmetry

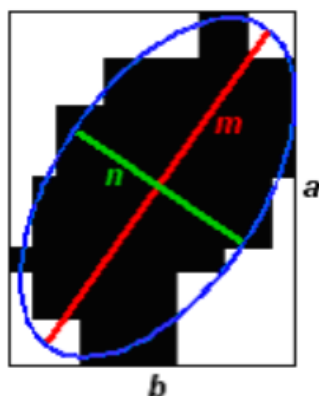
Περιγράφει το σχετικό μήκος του αντικειμένου της εικόνας, συγκρινόμενο με ένα κανονικό πολύγωνο. Μια έλλειψη προσαρμόζεται γύρω από το δεδομένο αντικείμενο της εικόνας, η οποία μπορεί να εκφραστεί με το λόγο των μηκών του μικρότερου και του μεγαλύτερου άξονα της έλλειψης (Εικόνα 11). Οι χαρακτηριστικές τιμές αυτής της ιδιότητας αυξάνονται όσο αυξάνεται η ασυμμετρία του αντικειμένου.

Παράμετροι:

- $\text{Var } X$  είναι η διακύμανση του  $X$
- $\text{Var } Y$  είναι η διακύμανση του  $Y$

Τύπος:

$$\frac{2\sqrt{\frac{1}{4}(\text{Var}X + \text{Var}Y)^2 + (\text{Var}XY)^2} - \text{Var}X \cdot \text{Var}Y}{\text{Var}X + \text{Var}Y}$$



Εικόνα 11: Η ασυμμετρία ενός αντικειμένου όπως υπολογίζεται από το eCognition (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011)

Εύρος Τιμών:

$[0, 1]$

Compactness

Αναφέρεται στο πόσο συμπαγές είναι ένα αντικείμενο κι είναι ο λόγος του μήκους επί το πλάτος του αντικειμένου προς τον αριθμό των εικονοστοιχείων που το αποτελούν.

Παράμετροι:

- $l_v$  είναι το μήκος του αντικειμένου  $v$
- $w_v$  είναι το πλάτος του αντικειμένου  $v$
- $\#P_v$  είναι ο συνολικός αριθμός των εικονοστοιχείων που αποτελούν το  $P_v$ , όπου  $P_v$  είναι το πολύγωνο που σχηματίζει το αντικείμενο  $v$

Τύπος:

$$\frac{l_v w_v}{\#P_v}$$

Εύρος Τιμών:

$[0, \infty]$  ; 1 = ideal.

### Density

Περιγράφει την κατανομή στο χώρο των εικονοστοιχείων ενός αντικειμένου. Στο λογισμικό eCognition το πιο «πυκνό» σχήμα είναι το τετράγωνο. Όσο περισσότερο ένα αντικείμενο σχηματίζεται σαν ένα νήμα, τόσο μικρότερη θα είναι η τιμή της πυκνότητάς του. Η πυκνότητα υπολογίζεται από τον αριθμό των εικονοστοιχείων που σχηματίζουν το αντικείμενο διαιρούμενο με την προσεγγιστική του ακτίνα, η οποία βασίζεται στην συνδιακύμανση.

Παράμετροι:

- $\sqrt{\#P_v}$  είναι η διάμετρος ενός τετράγωνου αντικειμένου με  $\#P_v$  εικονοστοιχεία, όπου  $P_v$  είναι το πολύγωνο που σχηματίζει το αντικείμενο  $v$
- $\sqrt{VarX + VarY}$  είναι η διάμετρος της έλλειψης

Τύπος:

$$\frac{\sqrt{\#P_v}}{1 + \sqrt{VarX + VarY}}$$

Εύρος Τιμών:

$[0, \infty]$  (εξαρτάται από το σχήμα του αντικειμένου)

### Elliptic fit

Αναφέρεται στο κατά πόσο ταιριάζει το αντικείμενο με μία έλλειψη ίδιου μεγέθους κι αναλογιών. Η χαρακτηριστική τιμή 0 σημαίνει ότι δεν ταιριάζει καθόλου, ενώ η χαρακτηριστική τιμή 1 σημαίνει ότι ταιριάζει απόλυτα. Ο υπολογισμός γίνεται με τη βοήθεια μιας έλλειψης ίδιου εμβαδού με το αντικείμενο. Οι αναλογίες των αξόνων της έλλειψης είναι ίσες με τις αναλογίες του μήκους με το πλάτος του αντικειμένου. Συγκρίνεται το εμβαδόν του αντικειμένου που υπάρχει εξωτερικά της έλλειψης με το εμβαδόν εσωτερικά της έλλειψης που δεν ανήκει στο αντικείμενο (Εικόνα 12).

Παράμετροι:

- $\epsilon_v(x, y)$  είναι η ελλειπτική απόσταση προς ένα εικονοστοιχείο με συντεταγμένες  $(x, y)$
- $\#P_v$  είναι ο συνολικός αριθμός των εικονοστοιχείων που αποτελούν το  $P_v$ , όπου  $P_v$  είναι το πολύγωνο που σχηματίζει το αντικείμενο  $v$

Τύπος:

$$\phi = 2 \cdot \frac{\#\{(x, y) \in P_v : \epsilon_v(x, y) \leq 1\}}{\#P_v} - 1$$





Εικόνα 12: Το Elliptic fit ενός αντικειμένου όπως υπολογίζεται από το eCognition (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011)

Εύρος Τιμών:

[0, 1]

Main direction

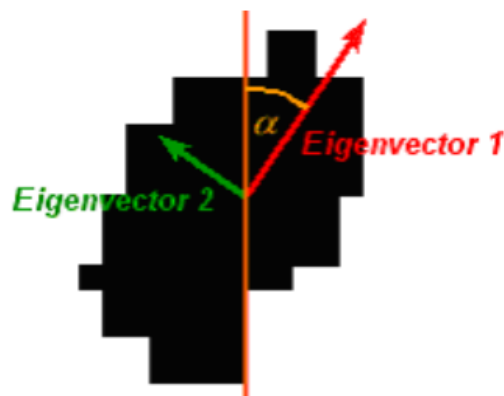
Ορίζεται ως η κατεύθυνση του ιδιοδιανύσματος που ανήκει στη μεγαλύτερη από τις δύο ιδιοτιμές, οι οποίες προέρχονται από τον πίνακα συνδιακύμανσης της χωρικής κατανομής του αντικειμένου της εικόνας (Εικόνα 13).

Παράμετροι:

- $\text{Var } X$  είναι η διακύμανση του  $X$
- $\text{Var } Y$  είναι η διακύμανση του  $Y$
- $\lambda_1$  είναι η μεγαλύτερη από τις δυο ιδιοτιμές του πίνακα συνδιακύμανσης

Τύπος:

$$\frac{180^\circ}{\pi} \tan^{-1}(\text{Var}XY, \lambda_1 - \text{Var}Y) + 90^\circ$$



Εικόνα 13: Το Main direction ενός αντικειμένου όπως υπολογίζεται από το eCognition (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011)

Εύρος Τιμών:  
[0, 180]

### Rectangular Fit

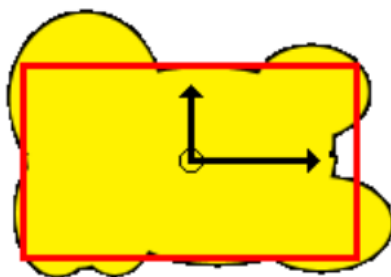
Αναφέρεται στο κατά πόσο ταιριάζει το αντικείμενο με ένα ορθογώνιο ίδιου μεγέθους κι αναλογιών. Η χαρακτηριστική τιμή 0 σημαίνει ότι δεν ταιριάζει καθόλου, ενώ η χαρακτηριστική τιμή 1 σημαίνει ότι ταιριάζει απόλυτα. Ο υπολογισμός βασίζεται σε ένα ορθογώνιο ίδιου εμβαδού με το αντικείμενο. Οι αναλογίες του ορθογωνίου είναι ίσες με τις αναλογίες του μήκους με το πλάτος του αντικειμένου. Συγκρίνεται το εμβαδόν του αντικειμένου που υπάρχει εξωτερικά του ορθογωνίου με το εμβαδόν εσωτερικά του ορθογωνίου που δεν ανήκει στο αντικείμενο (Εικόνα 14).

Παράμετροι:

- $\rho_v(x, y)$  είναι η ελλειπτική απόσταση προς ένα εικονοστοιχείο με συντεταγμένες  $(x, y)$
- $\#P_v$  είναι ο συνολικός αριθμός των εικονοστοιχείων που αποτελούν το  $P_v$ , όπου  $P_v$  είναι το πολύγωνο που σχηματίζει το αντικείμενο  $v$

Τύπος:

$$\frac{\{ \#(x, y) \in P_v : \rho_v(x, y) \leq 1 \}}{\#P_v}$$



Εικόνα 14: Το Rectangular fit ενός αντικειμένου όπως υπολογίζεται από το eCognition (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011)

Εύρος Τιμών:  
[0, 1]

### Roundness

Περιγράφει το κατά πόσο το αντικείμενο μοιάζει με έλλειψη. Υπολογίζεται ως η διαφορά των ακτίνων της περιγεγραμμένης από την εγγεγραμμένη έλλειψη (Εικόνα 15).

Παράμετροι:

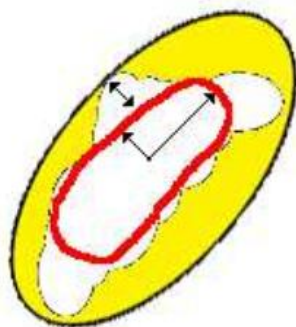
- $\epsilon_v^{\max}$  είναι η ακτίνα της περιγεγραμμένης έλλειψης
- $\epsilon_v^{\min}$  είναι η ακτίνα της εγγεγραμμένης έλλειψης

Τύπος:

$$\epsilon_v^{\max} - \epsilon_v^{\min}$$

Εύρος Τιμών:

$$[0, \infty]$$



Εικόνα 15: Το Roundness ενός αντικειμένου όπως υπολογίζεται από το eCognition (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011)

Edges longer than

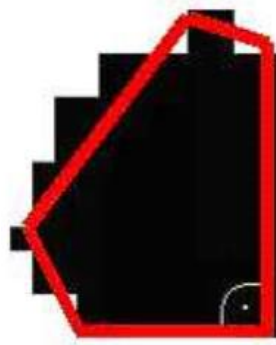
Αναφέρεται στις πλευρές του πολυγώνου, που προκύπτει από τη διανυσματοποίηση των εικονοστοιχείων ενός αντικειμένου, και συγκεκριμένα επιστρέφει τον αριθμό αυτών που έχουν μήκος μεγαλύτερο από μια συγκεκριμένη τιμή (Εικόνα 16). Η τιμή αυτή αποτελεί το ελάχιστο μήκος και καθορίζεται από το χρήστη.



Εικόνα 16: Το αντικείμενο ως raster (μαύρη περιοχή) κι ως vector (κόκκινη γραμμή) μετά τη διανυσματοποίηση (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011)

### Number of right angles with edges longer than

Αναφέρεται στις γωνίες του πολυγώνου, που προκύπτει από τη διανυσματοποίηση των εικονοστοιχείων ενός αντικειμένου, και συγκεκριμένα επιστρέφει τον αριθμό αυτών που είναι ορθές με τουλάχιστον μια από τις δύο πλευρές τους να είναι μεγαλύτερη από ένα κατώφλι. Η τιμή αυτή αποτελεί το ελάχιστο μήκος και καθορίζεται από το χρήστη.



Εικόνα 17: Παράδειγμα πολυγώνου με μια ορθή γωνία (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011)

### Area (excluding inner polygons)

Υπολογίζει το εμβαδόν ενός πολυγώνου, που προκύπτει από τη διανυσματοποίηση των εικονοστοιχείων ενός αντικειμένου, σύμφωνα με το θεώρημα του Green. Το εμβαδόν αυτό δεν περιλαμβάνει τα εμβαδά εσωτερικών πολυγώνων, σε περίπτωση που αυτά υπάρχουν (Εικόνα 18).

Παράμετροι:

- $(x_i, y_i), i = 0, \dots, n$ , με  $x_0 = x_n$  και  $y_0 = y_n$
- $a_i = x_i y_{i+1} - x_{i+1} y_i$

Τύπος:

$$\frac{1}{2} \sum_{i=0}^{n-1} a_i$$



Εικόνα 18: Το Area (excluding inner polygons) όπως υπολογίζεται από το eCognition για ένα πολύγωνο μέσα στο οποίο υπάρχει άλλο πολύγωνο (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011)

### Area (including inner polygons)

Υπολογίζει το εμβαδόν ενός πολυγώνου, που προκύπτει από τη διανυσματοποίηση των εικονοστοιχείων ενός αντικειμένου, συμπεριλαμβανομένων και των εμβαδών εσωτερικών πολυγώνων, σε περίπτωση που αυτά υπάρχουν.



Εικόνα 19: Το Area (including inner polygons) όπως υπολογίζεται από το eCognition για ένα πολύγωνο μέσα στο οποίο υπάρχει άλλο πολύγωνο (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011)

### Average length of edges

Υπολογίζει το μέσο μήκος των πλευρών ενός πολυγώνου, όπως προκύπτει από τη διανυσματοποίηση των εικονοστοιχείων ενός αντικειμένου.

Παράμετροι:

- $X_i$  είναι το μήκος της πλευράς  $i$
- $n$  είναι ο συνολικός αριθμός των πλευρών

Τύπος:

$$\frac{\sum_{i=1}^n X_i}{n}$$

### Compactness (polygon)

Αναφέρεται στο λόγο του εμβαδού ενός πολυγώνου, όπως προκύπτει από τη διανυσματοποίηση των εικονοστοιχείων ενός αντικειμένου, προς το εμβαδόν του κύκλου με την ίδια με το πολύγωνο περίμετρο.

Παράμετροι:

- Area
- Perimeter

Τύπος:

$$\frac{4 \times \pi \times \text{Area}}{\text{Perimeter}^2}$$

Εύρος Τιμών:

[0, 1]

### Perimeter

Αναφέρεται στο άθροισμα όλων των πλευρών ενός πολυγώνου, που προκύπτει από τη διανυσματοποίηση των εικονοστοιχείων ενός αντικειμένου.

### StDev of length of edges

Υπολογίζει την τυπική απόκλιση των μηκών των πλευρών ενός πολυγώνου, που προκύπτει από τη διανυσματοποίηση των εικονοστοιχείων ενός αντικειμένου.

Παράμετροι:

- $x_i$  είναι το μήκος της πλευράς  $i$
- $\bar{X}$  είναι η μέση τιμή όλων των μηκών
- $n$  είναι ο συνολικός αριθμός των πλευρών

Τύπος:

$$\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}{n}}$$

### Average branch length

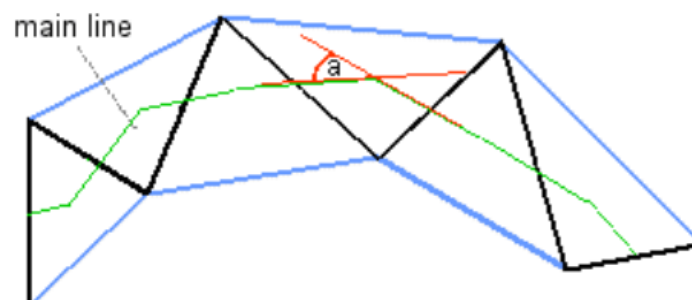
Αναφέρεται στο σκελετό του αντικειμένου και συγκεκριμένα στο μέσο όρο των μηκών όλων των κλάδων ενός αντικειμένου. Η κύρια γραμμή του αντικειμένου είναι ο κλάδος τάξης 0. Ο σκελετός προκύπτει από την ένωση των μέσων των τριγώνων της μεθόδου τριγωνισμού του Delaunay.

Εύρος τιμών:

[0, εξαρτάται από το σχήμα του αντικειμένου]

### Curvature/Length (only main line)

Υπολογίζει το λόγο της καμπυλότητας προς το μήκος της κύριας γραμμής του σκελετού ενός αντικειμένου. Η καμπυλότητα υπολογίζεται ως το άθροισμα όλων των αλλαγών κατεύθυνσης της κύριας γραμμής. Οι αλλαγές κατεύθυνσης αναφέρονται στη γωνία  $\alpha$ , η οποία σχηματίζεται από τις προεκτάσεις εκατέρωθεν των κόμβων της κύριας γραμμής (Εικόνα 20). Ο σκελετός προκύπτει από την ένωση των μέσων των τριγώνων της μεθόδου τριγωνισμού του Delaunay.



Εικόνα 20: Η γωνία  $\alpha$  όπως σχηματίζεται από τις προεκτάσεις εκατέρωθεν των κόμβων της κύριας γραμμής του σκελετού (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011)

Εύρος τιμών:

[0, εξαρτάται από το σχήμα του αντικειμένου]

### Degree of skeleton branching

Αναφέρεται στην υψηλότερη τάξη των κλάδων του σκελετού ενός αντικειμένου. Ο σκελετός προκύπτει από την ένωση των μέσων των τριγώνων της μεθόδου τριγωνισμού του Delaunay.

Εύρος τιμών:

[0, εξαρτάται από το σχήμα του αντικειμένου]

### Length/Width (only main line)

Ο λόγος του μήκους προς το πλάτος της κύριας γραμμής του σκελετού ενός αντικειμένου. Ο σκελετός προκύπτει από την ένωση των μέσων των τριγώνων της μεθόδου τριγωνισμού του Delaunay.

Εύρος τιμών:

[0, εξαρτάται από το σχήμα του αντικειμένου]

### StDev of curvature

Αναφέρεται στην τυπική απόκλιση της καμπυλότητας, όπως προκύπτει από τις αλλαγές στην κατεύθυνση της κύριας γραμμής του σκελετού. Οι αλλαγές κατεύθυνσης αναφέρονται στη γωνία  $\alpha$ , η οποία σχηματίζεται από τις προεκτάσεις εκατέρωθεν των κόμβων της κύριας γραμμής (Εικόνα 20). Ο σκελετός προκύπτει από την ένωση των μέσων των τριγώνων της μεθόδου τριγωνισμού του Delaunay.

Εύρος τιμών:

[0, εξαρτάται από το σχήμα του αντικειμένου]

### X Center

Η τετμημένη του κέντρου ενός αντικειμένου της εικόνας. Ο υπολογισμός βασίζεται στο κέντρο βάρους (γεωμετρικό κέντρο) του αντικειμένου στον εσωτερικό χάρτη.

Παράμετροι:

- $\bar{x}_v$  είναι η τετμημένη του κέντρου ενός αντικειμένου  $v$
- $\bar{x}_v(\text{map})$  είναι η τετμημένη του κέντρου ενός αντικειμένου  $v$  στον εσωτερικό χάρτη και ισούται με  $\frac{1}{\#P_v} \times \sum_{(x_{\text{map}}, y_{\text{map}}) \in P_v} x_{\text{map}}$
- $\#P_v$  είναι ο συνολικός αριθμός των εικονοστοιχείων που αποτελούν το  $P_v$ , όπου  $P_v$  είναι το πολύγωνο που σχηματίζει το αντικείμενο  $v$
- $(x_{\text{map}}, y_{\text{map}})$  είναι οι συντεταγμένες στον εσωτερικό χάρτη
- $sx_{\text{frame}}$  είναι η έκταση κατά x κάθε slice και frame

Τύπος:

$$\bar{x}_v = \bar{x}_v(\text{map}) - \text{floor}\left(\frac{\bar{x}_v(\text{map})}{sx_{\text{frame}}}\right) \times sx_{\text{frame}}$$

Εύρος Τιμών:

[έκταση scene κατά x, 0.5]



## X Max

Η μέγιστη τετμημένη ενός αντικειμένου όπως προκύπτει από το bounding box (Εικόνα 21). Ο υπολογισμός βασίζεται στη μέγιστη τετμημένη του αντικειμένου στον εσωτερικό χάρτη.

Παράμετροι:

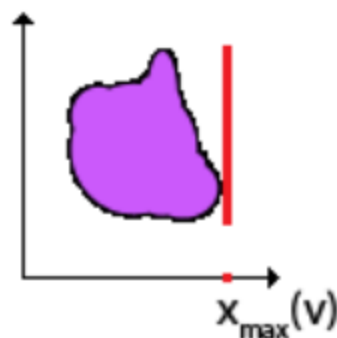
- $x_{max}(v)$  είναι η μέγιστη τετμημένη ενός αντικειμένου  $v$
- $x_{max}(v, \text{map})$  είναι η μέγιστη τετμημένη ενός αντικειμένου  $v$  στον εσωτερικό χάρτη
- $sX_{frame}$  είναι η έκταση κατά x κάθε slice και frame

Τύπος:

$$x_{max}(v) = x_{max}(v, \text{map}) - \text{floor}\left(\frac{\bar{x}_{max}(\text{map})}{sX_{frame}}\right) \times sX_{frame}$$

Εύρος Τιμών:

[1, έκταση scene κατά x]



Εικόνα 21: Η μέγιστη τετμημένη ενός αντικειμένου της εικόνας όπως υπολογίζεται από το eCognition με βάση το bounding box (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011)

## X Min

Η ελάχιστη τετμημένη ενός αντικειμένου όπως προκύπτει από το bounding box (Εικόνα 22). Ο υπολογισμός βασίζεται στην ελάχιστη τετμημένη του αντικειμένου στον εσωτερικό χάρτη.

Παράμετροι:

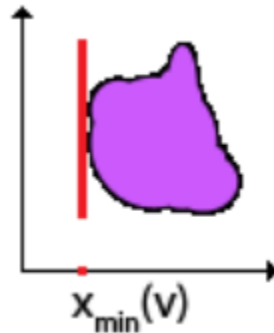
- $x_{min}(v)$  είναι η ελάχιστη τετμημένη ενός αντικειμένου  $v$
- $x_{min}(v, \text{map})$  είναι η ελάχιστη τετμημένη ενός αντικειμένου  $v$  στον εσωτερικό χάρτη
- $sX_{frame}$  είναι η έκταση κατά x κάθε slice και frame

Τύπος:

$$x_{min}(v) = x_{min}(v, \text{map}) - \text{floor}\left(\frac{x_{min}(v, \text{map})}{sx_{frame}}\right) \times sx_{frame}$$

Εύρος Τιμών:

[0, έκταση scene κατά x-1]



Εικόνα 22: Η ελάχιστη τετμημένη ενός αντικειμένου της εικόνας όπως υπολογίζεται από το eCognition με βάση το bounding box (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011)

### Y Center

Η τεταγμένη του κέντρου ενός αντικειμένου της εικόνας. Ο υπολογισμός βασίζεται στο κέντρο βάρους (γεωμετρικό κέντρο) του αντικειμένου στον εσωτερικό χάρτη.

Παράμετροι:

- $\bar{y}_v$  είναι η τεταγμένη του κέντρου ενός αντικειμένου  $v$
- $\bar{y}_v(\text{map})$  είναι η τεταγμένη του κέντρου ενός αντικειμένου  $v$  στον εσωτερικό χάρτη και ισούται με  $\frac{1}{\#P_v} \times \sum_{(x_{\text{map}}, y_{\text{map}}) \in P_v} y_{\text{map}}$
- $\#P_v$  είναι ο συνολικός αριθμός των εικονοστοιχείων που αποτελούν το  $P_v$ , όπου  $P_v$  είναι το πολύγωνο που σχηματίζει το αντικείμενο  $v$
- $(x_{\text{map}}, y_{\text{map}})$  είναι οι συντεταγμένες στον εσωτερικό χάρτη
- $sy_{\text{slice}}$  είναι η έκταση κατά  $y$  κάθε slice και frame

Τύπος:

$$\bar{y}_v = \bar{y}_v(\text{map}) - \text{floor}\left(\frac{\bar{y}_v(\text{map})}{sy_{\text{slice}}}\right) \times sy_{\text{slice}}$$

Εύρος Τιμών:

[0.5, έκταση scene κατά y-0.5]



Εικόνα 23: Το κέντρο βάρους ενός αντικειμένου της εικόνας (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011)

## Y Max

Η μέγιστη τεταγμένη ενός αντικειμένου όπως προκύπτει από το περιγεγραμμένο κουτί (Εικόνα 24). Ο υπολογισμός βασίζεται στη μέγιστη τεταγμένη του αντικειμένου στον εσωτερικό χάρτη.

Παράμετροι:

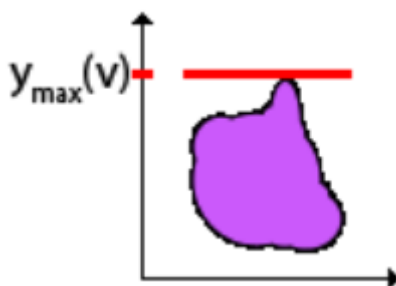
- $y_{\max}(v)$  είναι η μέγιστη τεταγμένη ενός αντικειμένου  $v$
- $y_{\max}(v, \text{map})$  είναι η μέγιστη τεταγμένη ενός αντικειμένου  $v$  στον εσωτερικό χάρτη
- $s_{y\text{slice}}$  είναι η έκταση κατά  $y$  κάθε slice και frame

Τύπος:

$$y_{\max}(v) = \bar{y}_{\max}(v, \text{map}) - \text{floor}\left(\frac{y_{\max}(v, \text{map})}{s_{y\text{slice}}}\right) \times s_{y\text{slice}}$$

Εύρος Τιμών:

[1, έκταση scene κατά  $y$ ]



Εικόνα 24: Η μέγιστη τεταγμένη ενός αντικειμένου της εικόνας όπως υπολογίζεται από το eCognition με βάση το bounding box (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011)

## Y Min

Η ελάχιστη τεταγμένη ενός αντικειμένου όπως προκύπτει από το περιγεγραμμένο κουτί (Εικόνα 25). Ο υπολογισμός βασίζεται στην ελάχιστη τεταγμένη του αντικειμένου στον εσωτερικό χάρτη.

Παράμετροι:

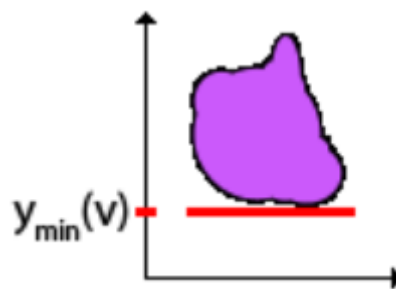
- $y_{\min}(v)$  είναι η ελάχιστη τεταγμένη ενός αντικειμένου  $v$
- $y_{\min}(v, \text{map})$  είναι η ελάχιστη τεταγμένη ενός αντικειμένου  $v$  στον εσωτερικό χάρτη
- $s_{y\text{slice}}$  είναι η έκταση κατά  $y$  κάθε slice και frame

Τύπος:

$$y_{\min}(v) = \bar{y}_{\min}(v, \text{map}) - \text{floor}\left(\frac{y_{\min}(v, \text{map})}{s_{y\text{slice}}}\right) \times s_{y\text{slice}}$$

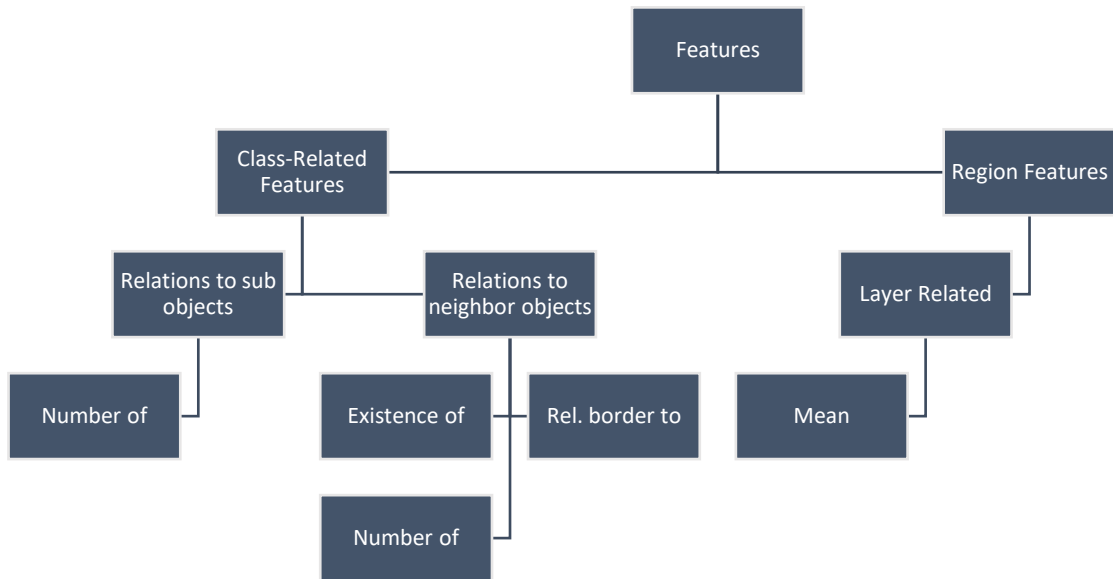
Εύρος Τιμών:

[0, έκταση scene κατά  $y-1$ ]



Εικόνα 25: Η ελάχιστη τεταγμένη ενός αντικειμένου της εικόνας όπως υπολογίζεται από το eCognition με βάση το bounding box (Πηγή: eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011)

Όπως αναφέρθηκε και προηγουμένως οι κατηγορίες των χαρακτηριστικών – ιδιοτήτων των αντικειμένων που χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διπλωματική εργασία είναι τρεις, με πρώτη και κυριότερη αυτή που μόλις παρουσιάστηκε και αφορά τα αντικείμενα (object features). Η δεύτερη κατηγορία αφορά τις κλάσεις (class-related features) και η τρίτη τις περιοχές (region features). Οι δύο τελευταίες κατηγορίες παρουσιάζονται μαζί παρακάτω.



Εικόνα 26: Ιεραρχική Αναπαράσταση των ιδιοτήτων που αφορούν τις κλάσεις (class-related features) και τις περιοχές (region features) και χρησιμοποιήθηκαν στην παρούσα διπλωματική εργασία

#### Relations to sub objects - Number of

Αναφέρεται στον αριθμό των υπό-αντικειμένων που έχουν ταξινομηθεί σε μία συγκεκριμένη κλάση. Τα υπό-αντικείμενα είναι αντικείμενα της εικόνας που βρίσκονται σε χαμηλότερο επίπεδο κατάτμησης.

Παράμετροι:

- $v$  είναι το αντικείμενο της εικόνας
- $d$  είναι η απόσταση μεταξύ γειτόνων
- $m$  είναι μια κλάση με ταξινομημένα σε αυτή αντικείμενα της εικόνας

Τύπος:

$$\#S_v(d, m)$$

Εύρος Τιμών:

$$[0, \infty]$$

#### Relations to neighbor objects – Existence of

Αναφέρεται στην ύπαρξη ενός αντικειμένου της εικόνας, που έχει ταξινομηθεί σε συγκεκριμένη κλάση, περιμετρικά του αντικειμένου για το οποίο γίνεται λόγος. Αν το αντικείμενο αυτό υπάρχει περιμετρικά, τότε η ιδιότητα παίρνει την τιμή 1 (=True), αλλιώς παίρνει την τιμή 0 (=False). Η ακτίνα, δηλαδή η σταθερή απόσταση περιμετρικά του

αντικειμένου στην οποία ψάχνει να βρει το άλλο αντικείμενο, μπορεί να καθοριστεί από το χρήστη.

Τύπος:

$$0 \text{ if } N_v(d, m) = \emptyset, 1 \text{ if } N_v(d, m) \neq \emptyset$$

Εύρος Τιμών:

$$[0, 1]$$

#### Relations to neighbor objects – Number of

Αναφέρεται στον αριθμό των αντικειμένων της εικόνας που έχουν ταξινομηθεί σε μια συγκεκριμένη κλάση και βρίσκονται γειτονικά του αντικειμένου για το οποίο γίνεται λόγος σε συγκεκριμένη απόσταση.

Παράμετροι:

- $v$  είναι το αντικείμενο της εικόνας
- $d$  είναι η απόσταση μεταξύ γειτόνων
- $m$  είναι μια κλάση με ταξινομημένα σε αυτή αντικείμενα της εικόνας

Τύπος:

$$\#N_v(d, m)$$

Εύρος Τιμών:

$$[0, \infty]$$

#### Relations to neighbor objects – Rel. border to

Αναφέρεται στο κατά πόσο το αντικείμενο της εικόνας για το οποίο γίνεται λόγος περιβάλλεται από άλλο αντικείμενο, το οποίο έχει ταξινομηθεί σε συγκεκριμένη κλάση. Η ιδιότητα παίρνει την τιμή 1 όταν το αντικείμενο περιβάλλεται απόλυτα, την τιμή 0.5 όταν περιβάλλεται κατά το ήμισυ και την τιμή 0 όταν δεν περιβάλλεται καθόλου.

Παράμετροι:

- $b(v, u)$  είναι το μήκος του κοινού ορίου μεταξύ των αντικειμένων  $v$  και  $u$
- $N_v(d)$  είναι τα αντικείμενα που βρίσκονται γειτονικά του αντικειμένου για το οποίο γίνεται λόγος σε απόσταση  $d$
- $b_v$  είναι το μήκος του ορίου του αντικειμένου  $v$

Τύπος:

$$\frac{\sum_{u \in N_v(d,m)} b(v,u)}{b_v}$$

Εύρος Τιμών:

$[0, 1]$

#### Region Features – Layer Related – Mean

Υπολογίζει τη μέση φωτεινότητα για μια συγκεκριμένη περιοχή ενός επιπέδου εικόνας. Το επίπεδο εικόνας όπως και η περιοχή καθορίζονται από το χρήστη.

Παράμετροι:

- $\bar{c}_k$  είναι η μέση φωτεινότητα του επιπέδου εικόνας  $k$

Τύπος:

$\bar{c}_k(R)$

Εύρος Τιμών:

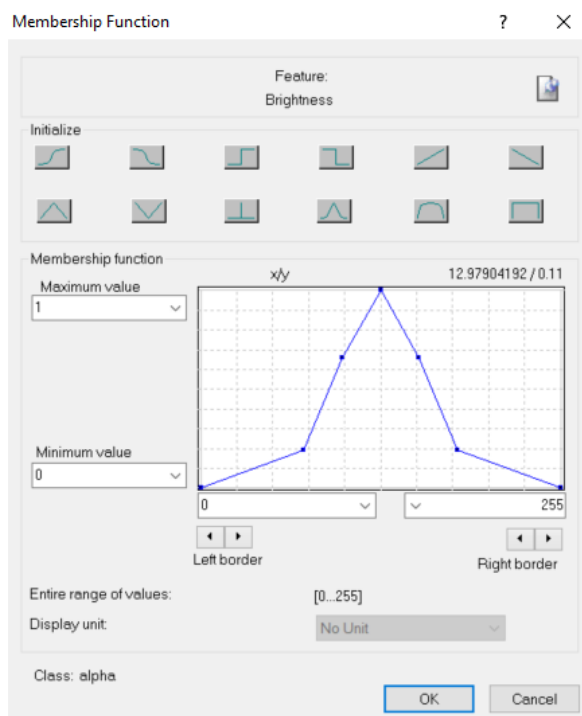
$[c_R^{\min}, c_R^{\max}]$

#### 2.2.4.5. Η ΑΣΑΦΗΣ ΛΟΓΙΚΗ

Η ασαφής λογική αποτελεί μια μαθηματική προσέγγιση ποσοτικοποίησης αβέβαιων μαθηματικών εκφράσεων. Βασική ιδέα είναι η μετατροπή της δυαδικής λογικής των απόλυτων «ΝΑΙ/ΑΛΗΘΕΣ» και «ΟΧΙ/ΨΕΥΔΕΣ» σε διαστήματα τιμών συμμετοχής  $[0,1]$ , με το μηδέν να αντιστοιχεί στο απόλυτο «ΟΧΙ» και το ένα στο απόλυτο «ΝΑΙ», ενώ συμμετέχουν κι οι ενδιάμεσες τιμές. Η ασαφής λογική προσομοιάζει την ανθρώπινη σκέψη περισσότερο από τη δυαδική λογική.

Στο λογισμικό, η ασαφής λογική εμφανίζεται με τη μορφή ασαφών συναρτήσεων συμμετοχής ή με μια ασαφή εκδοχή του αλγόριθμου του Εγγύτερου Γείτονα (Nearest Neighbor) στην περιγραφή της κλάσης. Έτσι, για κάθε αντικείμενο, υπολογίζεται η τιμή συμμετοχής του σε όλες τις θεματικές κατηγορίες και κατατάσσεται σε εκείνη την οποία παίρνει την υψηλότερη τιμή συμμετοχής. Η διαδικασία της ταξινόμησης είναι επαναληπτική με αριθμό επαναλήψεων/κύκλων που ορίζεται από το χρήστη για την αντιμετώπιση των προβλημάτων που μπορεί να προκύψουν, όπως, για παράδειγμα, κάποιο αντικείμενο να έχει ίσο βαθμό συμμετοχής σε δύο κλάσεις/κατηγορίες. Το αντικείμενο επαναταξινομείται με το λογισμικό και τον εκάστοτε αλγόριθμο να συνυπολογίζει τις αλλαγές στην ταξινόμηση του νέου συνόλου αντικειμένων της εικόνας. Η διαδικασία αυτή συμβάλλει στη βελτιστοποίηση της ταξινόμησης, με το να αποδίδει μια μόνο κατηγορία σε κάθε αντικείμενο. Η συγκεκριμένη

προσέγγιση ταξινόμησης επιλέχθηκε για την ανάλυση των αντικειμένων στο eCognition, διότι μεταφράζοντας τιμές ιδιοτήτων σε ασαφείς τιμές, σταθεροποιεί τις ιδιότητες και επιτρέπει τον συνδυασμό τους, ενώ παράλληλα παρέχει διαφανείς και ευπροσάρμοστες περιγραφές των ιδιοτήτων. Ακόμα, καθιστά δυνατό το σχηματισμό σύνθετων χαρακτηριστικών γνωρισμάτων μέσω ιεραρχικής περιγραφής κατηγοριών και μαθηματικών λογικών τελεστών.

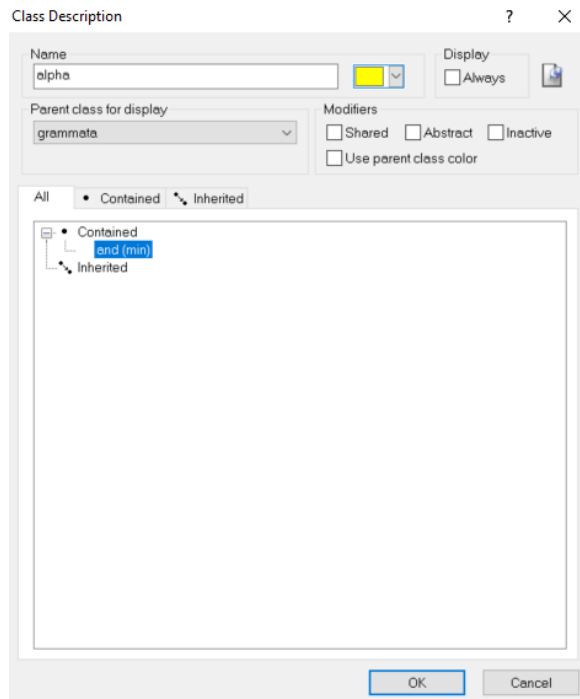


Εικόνα 27: Το παράθυρο επιλογής ασαφούς συνάρτησης συμμετοχής του λογισμικού eCognition

#### 2.2.4.6. ΟΙ ΚΛΑΣΕΙΣ

Οι κλάσεις κι ιδιαίτερα οι περιγραφές τους, αποτελούν δομικό στοιχείο για μια επιτυχημένη κι αξιόπιστη ταξινόμηση. Οι περιγραφές των κλάσεων γίνονται με την εφαρμογή ασαφών συναρτήσεων και λογικών τελεστών στα χαρακτηριστικά των αντικειμένων και μπορούν να οριστούν στο παράθυρο class hierarchy. Σε κάθε συνάρτηση, ο βαθμός συμμετοχής του κάθε αντικειμένου στο χαρακτηριστικό που περιγράφεται αναπαρίσταται στον άξονα των τεταγμένων  $Y$  με τιμή που ανήκει στο πεδίο τιμών  $[0,1]$ , ενώ ο άξονας των τεταγμένων  $X$  ορίζει το εύρος του πεδίου τιμών του κάθε χαρακτηριστικού που περιγράφει μια κατηγορία. Επειδή, στις περισσότερες περιπτώσεις, οι περιγραφές των κλάσεων, ως κριτήρια ταξινόμησης, διαθέτουν περισσότερες από μια ιδιότητες, χρησιμοποιούνται λογικοί τελεστές για τον υπολογισμό μιας τελικής τιμής βαθμού συμμετοχής ανά κατηγορία από τον συνδυασμό των βαθμών συμμετοχής. Η χρήση τελεστών καθιστά δυνατή τη δημιουργία σύνθετων κριτηρίων ταξινόμησης και την δόμηση λεπτομερών εννοιολογικών περιγραφών των θεματικών κατηγοριών.





Εικόνα 28: Το παράθυρο class description του λογισμικού eCognition

#### 2.2.4.7. Η ΙΕΡΑΡΧΙΑ ΤΩΝ ΚΛΑΣΕΩΝ

Ο σκελετός της βάσης γνώσης για την ανάλυση και ταξινόμηση των αντικειμένων είναι στην ουσία η ιεραρχία κλάσεων (class hierarchy). Περιέχει όλες τις κλάσεις στις οποίες θα ταξινομηθούν τα αντικείμενα της εικόνας, καθώς και τις συναρτήσεις συμμετοχής, τους λογικούς τελεστές και τα χαρακτηριστικά που τα περιγράφουν. Παρέχεται η δυνατότητα ιεράρχησης των κλάσεων με τρεις τρόπους, την κληροδότηση (Inheritance), την ομαδοποίηση σε εννοιολογικές ομάδες (groups) και την ιεραρχία δομής (structure hierarchy). Κατά την ιεράρχηση σε ομάδες (group hierarchy) ομαδοποιούνται εννοιολογικά ακόμα και διαφορετικές μεταξύ τους κλάσεις. Στην ιεραρχία κληροδότησης, υπάρχουν οι κύριες/γονικές κατηγορίες (parent classes) και οι υποκατηγορίες/κατηγορίες γόνοι (child classes). Οι κατηγορίες γόνοι περιγράφονται από τα χαρακτηριστικά που κληρονομούν από τις γονικές κατηγορίες στις οποίες ανήκουν, καθώς κι επιπλέον χαρακτηριστικά που αφορούν μόνο αυτές. Μια κατηγορία γόνος μπορεί να έχει περισσότερες από μια γονικές κατηγορίες. Αλλαγές στη γονική κατηγορία κληρονομούνται ταυτόχρονα σε όλες τις κατηγορίες γόνους της. Πρόκειται για ιεράρχηση βάση ομοιοτήτων των χαρακτηριστικών γνωρισμάτων με σκοπό την αυτόματη εισαγωγή ή μεταβολή των χαρακτηριστικών των γονικών κατηγοριών στις κατηγορίες γόνους. Τέλος, η ιεραρχία δομής δε διαφέρει πολύ από την ιεράρχηση σε εννοιολογικές ομάδες, Παρέχει τη δυνατότητα τοποθέτησης όλων των ειδών των κατηγοριών μαζί, σαν βάση για τη διαδικασία κατάτμησης. Σκοπός είναι η ένωση ακόμα κι ετερογενών περιοχών σε μεμονωμένα αντικείμενα (eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011).

#### 2.2.4.8. ΟΙ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΙ ΤΑΞΙΝΟΜΗΣΗΣ

Δυο μέθοδοι ταξινόμησης χρησιμοποιούνται γενικά, η επιβλεπόμενη και η μη επιβλεπόμενη, με την πρώτη να απαιτεί τη συμμετοχή του χρήστη και τη δεύτερη να είναι τελείως ανεξάρτητη της παρουσίας του. Στην ουσία, οι αλγόριθμοι μη επιβλεπόμενης ταξινόμησης ομαδοποιούν αυτόματα αντικείμενα, βάση των ιδιοτήτων τους, και παρουσιάζουν πλεονεκτήματα όπως μεγάλη ταχύτητα, δυνατότητα ανάλυσης των στατιστικών στοιχείων των αντικειμένων και χρησιμεύουν ως δείκτες ανίχνευσης πιθανών κλάσεων στην εκάστοτε απεικόνιση. Παρουσιάζουν, όμως, και σημαντικά μειονεκτήματα, όπως η ανάγκη ερμηνείας των αποτελεσμάτων από το χρήστη, προκειμένου να αποδοθούν σωστά οι κλάσεις που προκύπτουν. Οι αλγόριθμοι επιβλεπόμενης ταξινόμησης, από την άλλη, απαιτούν την εισαγωγή δειγμάτων των κλάσεων από το χρήστη ή την εισαγωγή των λογικών κανόνων και χαρακτηριστικών που περιγράφουν τις κλάσεις. Μειονεκτήματα αυτού του είδους της ταξινόμησης είναι η απαίτηση ακριβών κι εκτενώς λεπτομερών περιγραφών των κλάσεων, κάτι που είναι σχεδόν ανέφικτο, ενώ κι οι περιγραφές των κλάσεων δε μπορούν παρά να είναι εκτιμήσεις των ιδιοτήτων τους, καθιστώντας έτσι την επιβλεπόμενη ταξινόμηση αρκετά απαιτητική όσον αφορά σε μέγεθος απαιτούμενης δουλειάς. Παρουσιάζει, όμως, και πλεονεκτήματα, όπως η *a priori* δημιουργία των επιθυμητών κλάσεων, ο εντοπισμός κι η επαναταξινόμηση λάθος ταξινομημένων αντικειμένων κι η δημιουργία εύκολα κατανοητών κλάσεων, αφού αυτές έχουν δημιουργηθεί από ανθρώπους για ανθρώπους (eCognition Developer 8.7 User's Guide, 2011).

Μια μέθοδος επιβλεπόμενης ταξινόμησης ή καλύτερα μια μέθοδος επιβλεπόμενης μάθησης, η οποία περιλαμβάνει αλγόριθμους μάθησης, που αναλύουν τα δεδομένα που χρησιμοποιούνται για ταξινόμηση είναι η Μηχανή Διανυσματικής Υποστήριξης ή Support Vector Machine. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιήθηκε αρκετά στην παρούσα διπλωματική εργασία κι επομένως κρίνεται σκόπιμο να παρουσιαστεί τόσο η ίδια, όσο και το ευρύτερο επιστημονικό πεδίο πάνω στο οποίο στηρίζεται. Έτσι λοιπόν, στο κεφάλαιο που ακολουθεί γίνεται αναφορά ευρύτερα στο πεδίο της Μηχανικής Μάθησης και περιγράφεται θεωρητικά η Μηχανή Διανυσματικής Υποστήριξης. Το πρακτικό κομμάτι της εφαρμογής της στο λογισμικό eCognition θα παρουσιαστεί στο κεφάλαιο της Μεθοδολογίας.

## 2.3. Η ΜΗΧΑΝΙΚΗ ΜΑΘΗΣΗ

Η Μηχανική Μάθηση ορίζεται το 1959 από τον Arthur Samuel ως το «πεδίο μελέτης που δίνει στους υπολογιστές την ικανότητα να μαθαίνουν, χωρίς να έχουν ρητά προγραμματιστεί». Ο Tom M. Mitchell προτείνει έναν πιο επίσημο ορισμό που χρησιμοποιείται ευρέως: «Ένα πρόγραμμα υπολογιστή λέγεται ότι μαθαίνει από εμπειρία  $E$  ως προς μια κλάση εργασιών  $T$  και ένα μέτρο επίδοσης  $P$ , αν η επίδοσή του σε εργασίες της κλάσης  $T$ , όπως αποτιμάται από το μέτρο  $P$ , βελτιώνεται με την εμπειρία  $E$ » (Mitchell, 1997). Αυτός ο ορισμός είναι σημαντικός για τον καθορισμό της μηχανικής μάθησης σε βασικό λειτουργικό πλαίσιο, ακολουθώντας έτσι την πρόταση του Alan Turing στην εργασία του «Υπολογιστικές Μηχανές και Νοημοσύνη», ότι το ερώτημα αν μπορούν οι μηχανές να σκεφτούν, μπορεί να

αντικατασταθεί με το ερώτημα αν μπορούν οι μηχανές να κάνουν αυτό που εμείς (ως σκεπτόμενες οντότητες) μπορούμε να κάνουμε (Harnad, 2008).

Στο πλαίσιο αυτού του ερωτήματος και δεδομένου ότι είναι αρκετά δύσκολο να δοθεί ένας σαφής και συγκεκριμένος ορισμός για την έννοια της Μηχανικής Μάθησης, η σημασία της πρόκειται να αποσαφηνιστεί με τη βοήθεια μιας παρομοίωσης, αυτής μεταξύ του τρόπου λειτουργίας του ανθρώπινου εγκεφάλου και του υπολογιστή.

Η εκμάθηση μιας οποιασδήποτε δραστηριότητας από τον ανθρώπινο εγκέφαλο επιτυγχάνεται εφόσον πραγματοποιείται για κάποιο αριθμό επαναλήψεων. Για παράδειγμα, η ικανότητα των μικρών παιδιών να αναγνωρίζουν τα διαφορετικά είδη ζώων αποκτάται μέσα από επαναλαμβανόμενη οπτική επαφή με αυτά. Ο χρόνος εμπέδωσης που απαιτείται εξαρτάται από τις ικανότητες του κάθε ατόμου, το βαθμό δυσκολίας της δραστηριότητας, αλλά και τον τρόπο μεταλαμπάδευσης της πληροφορίας. Δηλαδή, αν ένα παιδί μάθει εξ' αρχής να αναγνωρίζει το είδος «σκύλος» ως γάτα λόγω λανθασμένης διδασκαλίας, τότε παρά τις ικανότητες που μπορεί να διαθέτει, η αφομοίωση της πληροφορίας δε θα γίνει σωστά. Επίσης, αν σε ένα παιδί ίδιας ηλικίας διδάχτουν τα μαθηματικά ολοκληρώματα, τότε η έλλειψη ανεπτυγμένων ικανοτήτων και προαπαιτούμενων γνώσεων θα οδηγήσει στην αδυναμία κατανόησής τους ή ακόμα και στην παρανόηση τους. Τέλος, σημειώνεται ότι ακόμα και στην περίπτωση σωστής εκπαίδευσης, πάντα υπάρχει μια πιθανότητα λάθους από το ίδιο το άτομο.

Όσον αφορά τους υπολογιστές, η εκπαίδευση τους πραγματοποιείται με τη δημιουργία μοντέλων εκπαίδευσης. Τα είδη των μοντέλων που μπορούν να κατασκευαστούν είναι άπειρα και κάθε ένα από αυτά έχει διαφορετικά χαρακτηριστικά κι ικανότητες. Ανάλογα με τη θεματολογία της εκπαίδευσης, ένας αριθμός αντιπροσωπευτικών δεδομένων εισάγεται στα μοντέλα. Τα δεδομένα αυτά αποτελούν τη βάση στην οποία θα στηριχτεί η εκμάθηση των μοντέλων μέσα από επαναληπτικές διαδικασίες. Μετά το πέρας μιας επιτυχημένης, το υπολογιστικό σύστημα έχει αναπτύξει ένα βαθμό τεχνητής νοημοσύνης και είναι σε θέση να αναγνωρίζει οποιοδήποτε στοιχείο, διαφορετικό από τα δεδομένα εκπαίδευσης, του δοθεί.

Συμπερασματικά, η λογική που ακολουθείται για την εκπαίδευση των υπολογιστών, είναι παρόμοια με αυτή των ανθρώπων και αποκαλείται Μηχανική Μάθηση. Το μοντέλο εκπαίδευσης που δημιουργείται αντιστοιχίζεται με το ρόλο του εγκεφάλου, αφού από τις ικανότητές του εξαρτάται η ευδοκιμότητα της διαδικασίας. Τα δεδομένα εκπαίδευσης αντιπροσωπεύουν τον τρόπο μεταλαμπάδευσης της πληροφορίας, καθώς αποτελούν τη μοναδική πηγή γνώσης για το μοντέλο κι επομένως πρέπει να είναι επαρκή κι αντιπροσωπευτικά. Είναι αναγκαίο, επίσης, να περιλαμβάνουν πληροφορία ισοδύναμη με το επίπεδο πολυπλοκότητας του μοντέλου και σχετική με τη θεματολογία της εκπαίδευσης.

Οι εργασίες της Μηχανικής Μάθησης συνήθως ταξινομούνται σε τρεις μεγάλες κατηγορίες, ανάλογα με τη φύση του εκπαιδευτικού «σήματος» ή την «ανατροφοδότηση» που υπάρχουν σε ένα σύστημα εκμάθησης (Russell Stuart, Norvig Peter 2003). Αυτές είναι:

- Επιβλεπόμενη μάθηση (supervised learning): Το υπολογιστικό πρόγραμμα δέχεται τις παραδειγματικές εισόδους καθώς και τα επιθυμητά αποτελέσματα από έναν «δάσκαλο», κι ο στόχος είναι να μάθει έναν γενικό κανόνα προκειμένου να αντιστοιχίσει τις εισόδους με τα αποτελέσματα.
- Μη επιβλεπόμενη (unsupervised learning): Χωρίς να παρέχεται κάποια εμπειρία στον αλγόριθμο μάθησης, πρέπει να βρει τη δομή των δεδομένων εισόδου. Η μη επιβλεπόμενη μάθηση μπορεί να είναι αυτοσκοπός (ανακαλύπτοντας κρυμμένα μοτίβα σε δεδομένα) ή μέσο για ένα τέλος (χαρακτηριστικό της μάθησης).
- Ενισχυτική μάθηση: Ένα πρόγραμμα υπολογιστή αλληλεπιδρά με ένα δυναμικό περιβάλλον στο οποίο πρέπει να επιτευχθεί ένας συγκεκριμένος στόχος (όπως η οδήγηση ενός οχήματος), χωρίς κάποιος δάσκαλος να του λέει ρητά αν έχει φτάσει κοντά στο στόχο του. Ένα άλλο παράδειγμα είναι να μάθει να παίζει ένα παιχνίδι εναντίον κάποιου αντιπάλου.

Μια άλλη κατηγοριοποίηση των προβλημάτων μηχανικής μάθησης προκύπτει όταν κάποιος θεωρήσει το επιθυμητό αποτέλεσμα του συστήματος μηχανικής μάθησης:

- Στην ταξινόμηση, τα δεδομένα εισόδου χωρίζονται σε δύο ή περισσότερες κλάσεις, κι η μηχανή πρέπει να κατασκευάσει ένα μοντέλο, το οποίο θα αντιστοιχίζει τα δεδομένα σε μια ή περισσότερες κλάσεις. Αυτό συνήθως εμπύπτει στην επιβλεπόμενη μάθηση. Τα φίλτρα spam είναι ένα παράδειγμα ταξινόμησης, όπου οι εισοδοί είναι τα emails ή άλλα μηνύματα και οι κλάσεις είναι «spam» και «όχι spam»
- Στην παλινδρόμηση, επίσης πρόβλημα επιβλεπόμενης μάθησης, τα αποτελέσματα είναι συνεχή κι όχι διακριτά.
- Στη συσταδοποίηση, όπου ένα σύνολο εισόδων πρόκειται να χωριστεί σε ομάδες. Σε αντίθεση με την ταξινόμηση, οι ομάδες δεν είναι γνωστές εκ των προτέρων, καθιστώντας αυτόν τον διαχωρισμό τυπική εργασία μη επιβλεπόμενης μάθησης.
- Στην εκτίμηση πυκνότητας, όπου βρίσκεται η κατανομή των δεδομένων εισόδου σε κάποιο χώρο.
- Σε προβλήματα μείωσης διαστασιμότητας (dimensionality reduction), τα δεδομένα απλοποιούνται και αντιστοιχίζονται σε ένα χώρο λιγότερων διαστάσεων. Το στατιστικό μοντέλο θεμάτων (topic modeling) είναι ένα σχετικό πρόβλημα, όπου η μηχανή καλείται να βρει έγγραφα που καλύπτουν παρόμοια θέματα από ένα σύνολο εγγράφων γραμμένων σε φυσική γλώσσα.

Όσον αφορά τις προσεγγίσεις της Μηχανικής Μάθησης, οι πιο βασικές είναι οι εξής:

- Εκμάθηση με Δέντρο Απόφασης
- Εκμάθηση με Κανόνες Συσχέτισης
- Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα
- Βαθιά Μάθηση
- Μηχανή Διανυσματικής Υποστήριξης
- Ομαδοποίηση
- Δίκτυα Bayes
- Γενετικοί αλγόριθμοι

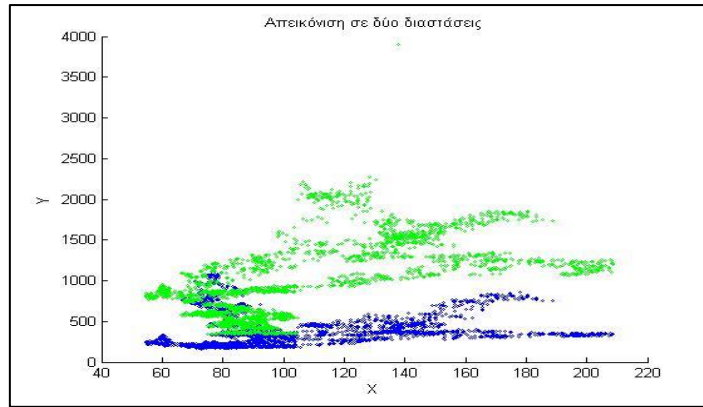
Στην παρούσα διπλωματική εργασία χρησιμοποιήθηκε η Μηχανή Διανυσματικής Υποστήριξης (Support Vector Machine), η οποία είναι ευρέως διαδεδομένη στην αναγνώριση κειμένου κι η οποία θα περιγραφεί παρακάτω.

### 2.3.1. Η ΜΗΧΑΝΗ ΔΙΑΝΥΣΜΑΤΙΚΗΣ ΥΠΟΣΤΗΡΙΞΗΣ

Στην απλούστερη μορφή, επιδίωξη είναι η εκμάθηση του συστήματος στον διαχωρισμό των δεδομένων σε δύο κατηγορίες/κλάσεις. Όταν ο γραμμικός διαχωρισμός δεν είναι δυνατός στον εξεταζόμενο αρχικό χώρο τα διανύσματα προβάλλονται σε ένα χώρο ανώτερων διαστάσεων όπου είναι δυνατή η εύρεση ενός επιπέδου ή υπερεπιπέδου - όταν αναφερόμαστε σε χώρους πάνω από τον τρισδιάστατο - που να επιτυγχάνει το γραμμικό διαχωρισμό των δεδομένων (Huang et al. 2005, Lucarelli and Androutsopoulos 2005).

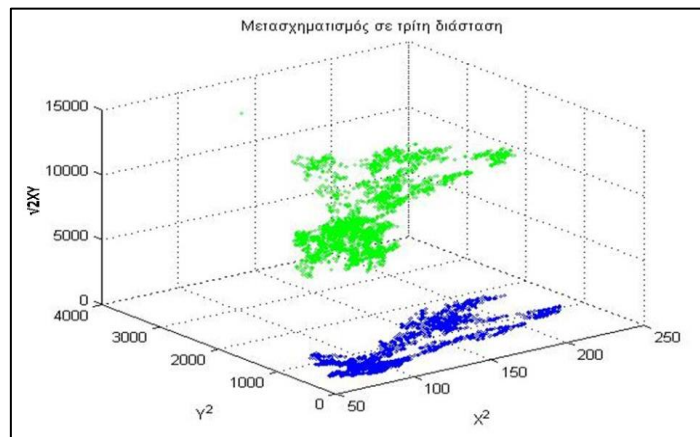
Για τη μετάβαση από τον αρχικό χώρο σε έναν άλλο περισσοτέρων διαστάσεων χρησιμοποιείται μια εξίσωση μετασχηματισμού που προβάλλει τα υπό εξέταση σημεία στον νέο χώρο. Η εξίσωση αυτή ονομάζεται «πυρήνας». Στη βιβλιογραφία η συγκεκριμένη κατηγορία τεχνικών συναντάται ως «μέθοδοι πυρήνων» (kernel methods). Ως υπερεπίπεδο χαρακτηρίζεται το επίπεδο που μπορεί να επιτύχει τη μέγιστη απόσταση στο διαχωρισμό των σημείων των δύο κλάσεων. Για την ευκολότερη εποπτική παρουσίαση της μεθόδου θα χρησιμοποιηθούν οι τρεις πρώτες διαστάσεις.

Θεωρούμε ένα πλήθος σημείων  $x_{ij} \in R^2 (i,j= 1, 2, \dots, n)$  και 2 κλάσεις  $y_i \in \{+1,-1\}$ . Η απεικόνισή τους σε ένα δισδιάστατο επίπεδο δεν παρέχει σημαντική πληροφορία για την ύπαρξη αξιόπιστου γραμμικού διαχωριστή, όπως απεικονίζεται στην Εικόνα 29.



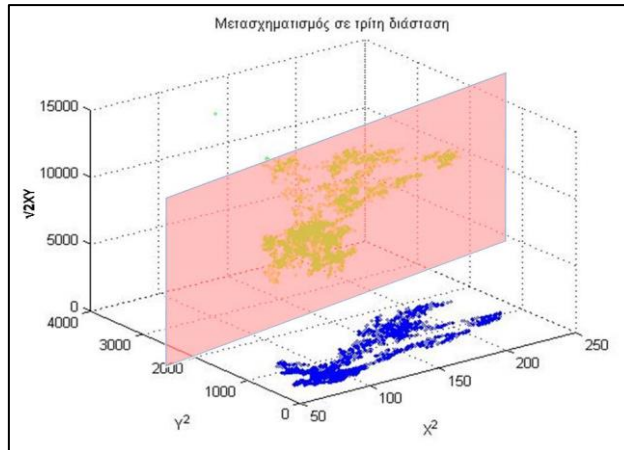
Εικόνα 29: Απεικόνιση δεδομένων σε δυο διαστάσεις (Πηγή: [eclass.duth.gr](http://eclass.duth.gr))

Ωστόσο, χρησιμοποιώντας τη συνάρτηση μετασχηματισμού:  $\vec{F}(x) = \langle x_1^2, x_2^2, \sqrt{2}x_1x_2 \rangle$  μεταβαίνουμε στις τρεις διαστάσεις της Εικόνα 30.



Εικόνα 30: Απεικόνιση δεδομένων σε τρεις διαστάσεις (Πηγή: [eclass.duth.gr](http://eclass.duth.gr))

Εκεί είναι δυνατή η εύρεση ενός γραμμικού διαχωριστή που στη συγκεκριμένη περίπτωση είναι το σκιασμένο επίπεδο της Εικόνα 31.



Εικόνα 31: Εύρεση γραμμικού διαχωριστή (Πηγή: [eclass.duth.gr](http://eclass.duth.gr))

Γενικά η εξίσωση του νέου επιπέδου θα είναι της μορφής:

$$\vec{w}\vec{F}(\vec{x}) + b = 0$$

Και ικανοποιεί τους περιορισμούς για το διαχωρισμό των κλάσεων:

$$\vec{w}\vec{F}(\vec{x}_i) + b \geq 1 \text{ εάν } y_i = 1$$

$$\vec{w}\vec{F}(\vec{x}_i) + b \leq -1 \text{ εάν } y_i = -1$$

ή ισοδύναμα

$$y_i[\vec{w}\vec{F}(\vec{x}_i) + b] \geq 1 \text{ εάν } i = 1, 2, 3, \dots, n$$

Το ζητούμενο υπερεπίπεδο θα βρίσκεται στο μέσον της απόστασης δύο παράλληλων επιπέδων τα οποία εφάπτονται με ένα τουλάχιστον σημείο από κάθε κλάση και απέχει τη μέγιστη απόσταση από αυτά. Τα σημεία που εφάπτονται στα δύο παράλληλα επίπεδα και ουσιαστικά οριοθετούν και την περιοχή τοποθέτησης του άριστου υπερεπιπέδου ονομάζονται διανύσματα υποστήριξης (Εικόνα 32).

Με κατάλληλη προσαρμογή των δύο επιπέδων η εξίσωση που τα απεικονίζει είναι η:

$$\vec{w}\vec{F}(\vec{x}) + b = \pm 1$$

Κατά συνέπεια το πρόβλημά μας μετασχηματίζεται σε ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης της παρακάτω εξίσωσης για την εύρεση του μέγιστου περιθωρίου (margin):

$$\min F(x) = \|\vec{w}\|^2 / 2$$

Υπό την προϋπόθεση:

$$(\vec{w}\vec{F}(\vec{x}_j) + b) * y_j \geq 1$$

Όπου  $x_j$  με  $1 \leq j \leq n$  είναι το διάνυσμα του  $j$ -οστού σημείου και  $y_j \in \{-1, 1\}$  η κλάση του.

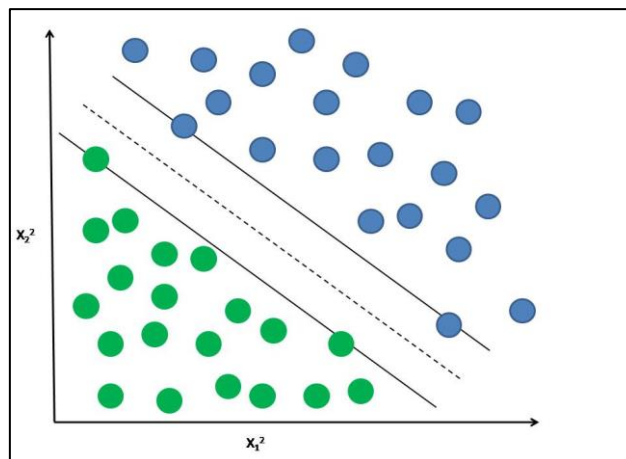
Η λύση του παραπάνω προβλήματος δίνεται από τη λύση της εξίσωσης Lagrange:

$$L_{P1} = \frac{1}{2} \|\vec{w}\|^2 - \sum_{i=1}^N \alpha_i [y_i (\vec{w}\vec{F}(\vec{x}_i) + b) - 1]$$

Όπου  $\alpha_i$  είναι οι μη μηδενικοί πολλαπλασιαστές Lagrange.

Όπως έχει ήδη προαναφερθεί, τα σημεία που χρησιμοποιούνται για τη δημιουργία των παράλληλων επιπέδων αποτελούν μέρος ενός συστήματος επιβλεπόμενης μάθησης. Άρα, τα σημεία ουσιαστικά αποτελούν διανύσματα εκπαίδευσης για τη δημιουργία του υπερεπιπέδου που θα εφαρμοστεί αργότερα για την κατηγοριοποίηση των άγνωστων διανυσμάτων-δειγμάτων δοκιμών.

Οι περιορισμοί των παραπάνω σχέσεων μπορεί να αποδειχτούν εξαιρετικά αυστηροί, καθώς όλα τα διανύσματα εκπαίδευσης πρέπει να βρίσκονται πάνω στα δύο παράλληλα επίπεδα ή εξωτερικά αυτών στο σωστό ημιεπίπεδο.



Εικόνα 32: Εύρεση γραμμικού διαχωριστή χωρίς ανοχή σφάλματος (Πηγή: eclass.duth.gr)

Συνέπεια αυτού του γεγονότος είναι η πιθανή αδυναμία εύρεσης ενός γραμμικού διαχωριστή των διανυσμάτων ώστε να υλοποιούνται οι κλάσεις ή η αδυναμία ικανοποιητικής γενίκευσης του φαινομένου σε πληθώρα διανυσματικών συνόλων δοκιμών. Για την αντιμετώπιση αυτού του φαινομένου είναι δυνατόν να χαλαρώσουν οι περιορισμοί



επιτρέποντας την ύπαρξη διανυσμάτων και εντός των επιπέδων, δημιουργώντας ένα ανεκτικότερο πρόβλημα βελτιστοποίησης.

Η συνάρτηση μετασχηματισμού - όπως την ονομάσαμε πριν - εκφράζεται από τη σχέση  $\vec{F}(\vec{x}_j) \cdot \vec{F}(\vec{x})$  και ονομάζεται πυρήνας της εξίσωσης. Ορίζεται, λοιπόν, ως πυρήνας της εξίσωσης η συνάρτηση:

$$K(\vec{x}_j, \vec{x}_i) = \vec{F}(\vec{x}_j) \cdot \vec{F}(\vec{x}_i)$$

Σύμφωνα με το θεώρημα του Mercer, κάθε συνάρτηση  $K(\vec{x}_j, \vec{x}_i)$  για την οποία ο πίνακας  $K_{ij} = K(\vec{x}_j, \vec{x}_i)$  είναι θετικά ορισμένος υπολογίζει το εσωτερικό γινόμενο των  $\vec{x}_j, \vec{x}_i$  σε κάποιο νέο διανυσματικό χώρο, δηλαδή μπορεί να χρησιμοποιηθεί ως πυρήνας ενός μοντέλου SVM.

Το ενδιαφέρον χαρακτηριστικό της ιδιότητας των συναρτήσεων με τη λειτουργία πυρήνων είναι ότι είναι δυνατός ο υπολογισμός του πυρήνα - πίνακα χωρίς να είναι υποχρεωτικός ο υπολογισμός των πολύ περισσότερων ιδιοτήτων των τιμών των διανυσμάτων που αποτελούν το μοντέλο. Παραδείγματος χάριν, στο μοντέλο που μελετούμε, ο υπολογισμός του υπερεπιπέδου μπορεί να γίνει μέσω του υπολογισμού του πυρήνα και όχι της συνάρτησης μετασχηματισμού. Δεν απαιτείται, δηλαδή, ο υπολογισμός της εξίσωσης  $\vec{F}(\vec{x}) = \langle x_1^2, x_2^2, \sqrt{2}x_1x_2 \rangle$ , αλλά απλά ο υπολογισμός του πυρήνα  $K(\vec{x}_j, \vec{x}_i) = \vec{F}(\vec{x}_j) \cdot \vec{F}(\vec{x}_i)$

Τελικά, η εξίσωση του υπερεπιπέδου γίνεται:

$$\left( \sum_j \alpha_j \cdot y_j \cdot K(\vec{x}_j, \vec{x}_i) \right) + b = 0$$

Η απόφαση για το πρόσημο και την κατηγοριοποίηση ενός άγνωστου διανύσματος σε μία κλάση λαμβάνεται από το πρόσημο της εξίσωσης:

$$g(x) = \text{sign}(\sum_j \alpha_j \cdot y_j \cdot K(\vec{x}_j, \vec{x}_i) + b)$$

Οπότε η τελική εξίσωση ταξινόμησης (λαμβάνοντας το μέσο όρο των  $N_s$  διανυσμάτων υποστήριξης για το  $b$  είναι η:

$$g(x) = \text{Sign} \left( \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i K(x_i, x) + \frac{1}{N_s} \sum_{0 < \alpha_j < C} \left( y_i - \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i K(x_i, x_j) \right) \right)$$

και η μετρούμενη ακρίβεια του κατανεμητή η:

$$Acc = \frac{\sum_{i=1}^N \lambda_i}{N} \times 100$$

Όπως έχει ήδη προαναφερθεί, τα SVM αποτελούν μια μέθοδο επιβλεπόμενης μάθησης που με τη χρήση μιας εξίσωσης μετασχηματισμού - πυρήνα προβάλλουν τα σημεία σε ανώτερους χώρους για την εύρεση γραμμικού διαχωριστή. Βασικά βήματα πριν την έναρξη της επεξεργασίας των δεδομένων αποτελούν η επιλογή του πυρήνα και των δεδομένων εισόδου.

Ο πυρήνας που θα επιλεγεί εξαρτάται σε μεγάλο βαθμό από τη φύση και το εύρος των δεδομένων. Οι συνηθέστεροι πυρήνες που συναντώνται στη βιβλιογραφία είναι:

- Γραμμικός:  $K(\vec{x}_j, \vec{x}_i) = (\vec{x}_i \cdot \vec{x}_j)$
- Πολυωνυμικός:  $K(\vec{x}_j, \vec{x}_i) = (\gamma \cdot \vec{x}_i \cdot \vec{x}_j + 1)^d, \gamma > 0$
- Ακτινωτής βάσης (Radial Basis Function- RBF):  $K(\vec{x}_j, \vec{x}_i) = \exp(-\gamma \cdot \|\vec{x}_i - \vec{x}_j\|^2), \gamma > 0$
- Σιγμοειδής:  $K(\vec{x}_j, \vec{x}_i) = \tanh(\gamma \cdot \vec{x}_i \cdot \vec{x}_j + r)$

Οι συντελεστές  $d, r, \gamma$  αποτελούν παραμέτρους κάθε πυρήνα και πρέπει να επιλεγούν εκ των προτέρων. Για την επιλογή τους υπάρχουν διάφορες μέθοδοι που θα αναπτυχθούν παρακάτω.

Ο γραμμικός πυρήνας δεν προκαλεί μετάβαση σε νέο χώρο. Ωστόσο, καθώς αποτελεί ειδική περίπτωση του πυρήνα ακτινωτής βάσης (Keerthi and Lin, 2003) συνήθως δεν επιλέγεται έναντι του δεύτερου. Ταυτόχρονα, η μη αναγωγή σε χώρους μεγαλύτερων διαστάσεων μπορεί να αποτελέσει σημαντική αδυναμία, καθώς δεν είναι πάντα δυνατή η εύρεση γραμμικού διαχωριστή στις υπάρχουσες διαστάσεις.

Ο σιγμοειδής πυρήνας αποτελεί ειδική περίπτωση του RBF (Lin and Lin, 2003), ενώ δεν ισχύει για όλο το εύρος των παραμέτρων  $C$  και  $r$  (Vapnik, 1995).

Ο πολυωνυμικός πυρήνας διαθέτει εξαιρετική ικανότητα υπολογισμών, ωστόσο απαιτεί την ρύθμιση μεγάλου αριθμού παραμέτρων για το υπερεπίπεδο, απαιτώντας μεγάλο χρονικό ορίζοντα υπολογισμών. Αντίθετα, ο RBF απαιτεί λιγότερους υπολογισμούς -καθώς  $0 \leq K_{ij} \leq 1$ - σε σύγκριση με τον πολυωνυμικό που μπορεί να φτάσει στο άπειρο για μεγάλο εύρος ρυθμίσεων (Hsu, Chang και Lin, 2003). Ένα ακόμη επιχείρημα κατά της χρησιμοποίησης του πολυωνυμικού πυρήνα είναι ότι διαθέτει μεγαλύτερο αριθμό παραμέτρων προσδιορισμού του υπερεπίπεδου απαιτώντας περισσότερους υπολογισμούς σε σχέση με τον πυρήνα ακτινωτής βάσης.

Η ανωτερότητα του πυρήνα ακτινωτής βάσης στην πρόβλεψη συναλλαγματικών ισοτιμιών έναντι των υπολοίπων επιβεβαιώνεται και από τη βιβλιογραφία. Οι J. Kamruzzaman, R. Sarker, και I. Ahmad (2003) συγκρίνουν τους τέσσερις προαναφερόμενους πυρήνες χρησιμοποιώντας τους σε μοντέλα πέντε νομισματικών ισοτιμιών, επιβεβαιώνοντας την ανωτερότητα του RBF στην πρόβλεψη. Σε παρόμοια αποτελέσματα καταλήγουν και οι Ullrich, Seese και Chalup (2006) υλοποιώντας μια σύνθετη μέθοδο εξέτασης αιτιότητας (Granger Test) για την επιλογή των βέλτιστων δεδομένων εισόδου και στη συνέχεια κατασκευή πέντε μοντέλων κατηγοριοποίησης με τη χρήση SVM. Τα αποτελέσματα της μελέτης υπογραμμίζουν την ανωτερότητα του πυρήνα ακτινωτής βάσης στην πρόβλεψη του

φαινομένου. Κατά συνέπεια, επιλέγεται ο συγκεκριμένος πυρήνας για τη μελέτη της ισοτιμίας Ευρώ/ Αμερικανικό Δολάριο.

Για την εφαρμογή της μεθόδου είναι αναγκαία η προεπιλογή του κατάλληλου συντελεστή C (κόστος- ανοχή) και του συντελεστή  $\gamma$  του πυρήνα. Η επιλογή πρέπει να γίνει με τέτοιο τρόπο ώστε το μοντέλο που θα δημιουργηθεί να κατέχει ικανότητες ορθής κατηγοριοποίησης μελλοντικών-άγνωστων δεδομένων. Με άλλα λόγια να υπάρχει η δυνατότητα γενίκευσης.

Στο λογισμικό του eCognition υποστηρίζεται ο ταξινομητής Standard SVM, ο οποίος για κάθε είσοδο προβλέπει σε ποια κατηγορία μεταξύ δύο ανήκει το προς ταξινόμηση αντικείμενο. Υποστηρίζει γραμμικούς και ακτινωτής βάσης πυρήνες και χρησιμοποιεί και τον συντελεστή C. Μικρή τιμή του C επιτρέπει την αγνόηση περιορισμών (large margin), μεγάλη τιμή του C καθιστά δύσκολη την αγνόηση των περιορισμών (narrow margin) και τιμή C ίση με το άπειρο σημαίνει πως επιβάλλονται όλοι οι περιορισμοί (hard margin).

## 2.4. Η ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΠΡΟΤΥΠΩΝ

Η Αναγνώριση Προτύπων (Pattern Recognition) είναι ένα επιστημονικό πεδίο με στόχο την ανάπτυξη αλγορίθμων για την αυτοματοποιημένη απόδοση κάποιας τιμής ή διακριτικού στοιχείου σε εισαγόμενα δεδομένα, συνήθως κωδικοποιημένα ως αλληλουχίες αριθμών. Κατ' αυτόν τον τρόπο, ενδεικτικά, τα δεδομένα αυτόματα ταξινομούνται σε κατηγορίες ή διαχωρίζονται σε ομάδες με βάση κάποια κριτήρια, ακόμα και υπό την παρουσία θορύβου, ο οποίος δυσκολεύει την αναγνώριση, ωθώντας συνήθως τα δεδομένα να μοιάζουν περισσότερο τυχαία απ' όσο πραγματικά είναι.

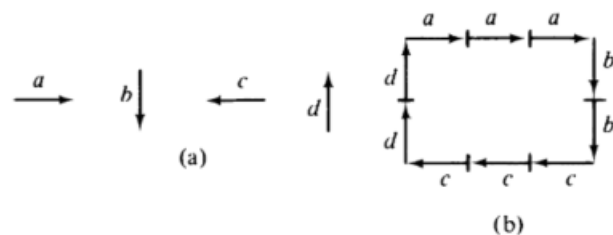
Οι άνθρωποι και οι ευφυείς οργανισμοί έχουν την ικανότητα να ταυτοποιούν πραγματικά δεδομένα, χρησιμοποιώντας τις αισθήσεις τους και την αντιληπτική τους ικανότητα, προκειμένου να λάβουν τις κατάλληλες αποφάσεις, ώστε να επιβιώσουν στο περιβάλλον τους. Μια μηχανή, όπως ένας ηλεκτρονικός υπολογιστής, πρέπει να εκπαιδευθεί κατάλληλα ώστε να αναγνωρίζει πρότυπα (patterns) και να τα κατηγοριοποιεί αυτόματα σε κατηγορίες. Ανάλογα με την εφαρμογή, γίνεται κατάταξη των αντικειμένων σε κλάσεις με τη βοήθεια αλγορίθμων ταξινόμησης.

Η Αναγνώριση Προτύπων από πολλούς θεωρείται πια σχεδόν συνώνυμη με τη Μηχανική Μάθηση, καθώς ακολουθεί τους ίδιους δρόμους, αφού τα συστήματα της μπορούν να εκπαιδευτούν από τα εκπαιδευτικά δεδομένα (training data) στα πλαίσια μιας επιβλεπόμενης μάθησης, αλλά μπορούν και να χρησιμοποιηθούν για να ανακαλύψουν άγνωστα προηγουμένως μοτίβα, όταν δεν υπάρχουν διαθέσιμα εκπαιδευτικά δεδομένα. Παρ' όλα αυτά, στην Αναγνώριση Προτύπων υπάρχει μεγαλύτερο ενδιαφέρον για την επίσημη διατύπωση, εξήγηση κι απεικόνιση του μοτίβου, ενώ η Μηχανική Μάθηση επικεντρώνεται στη μεγιστοποίηση των ποσοστών αναγνώρισης.

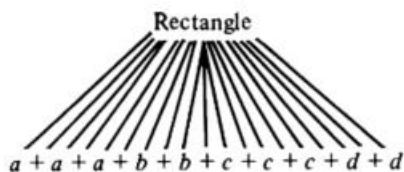
Πριν μερικές δεκαετίες, η Αναγνώριση Προτύπων, σύμφωνα με τον King Sun Fu, είχε δυο βασικές προσεγγίσεις, την «decision-theoretic» και την «syntactic» ή «structural». Στην παρούσα διπλωματική εργασία έγινε υλοποίηση μιας μεθόδου που βασίζεται κατά κόρον στη δεύτερη προσέγγιση κι αυτός είναι ο λόγος που παρακάτω παρουσιάζονται στοιχεία για αυτή.

#### 2.4.1. Η ΣΥΝΤΑΚΤΙΚΗ ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗ ΠΡΟΤΥΠΩΝ

Η Συντακτική Αναγνώριση Προτύπων (Syntactic or Structural Pattern Recognition), σύμφωνα με τον King Sun Fu, δίνει έμφαση στη δομική περιγραφή των μοτίβων, προσπαθώντας να δημιουργήσει μια αντιστοιχία ανάμεσα στη δομή των μοτίβων και στο συντακτικό μιας γλώσσας (Fu, 1982). Στην προσπάθεια να παρουσιάσει την ιεραρχική δομική πληροφορία του κάθε μοτίβου, αποδομεί το ίδιο το μοτίβο σε απλούστερα μοτίβα και τα απλούστερα μοτίβα σε ακόμα απλούστερα μοτίβα και ούτω καθεξής. Τα μοτίβα εμφανίζονται να έχουν δημιουργηθεί από τη σύνθεση απλούστερων μοτίβων, όπως ακριβώς κι οι φράσεις κι οι προτάσεις αποτελούνται από λέξεις κι οι λέξεις από χαρακτήρες. Το απλούστερο μοτίβο επιλέγεται να ονομαστεί «primitive» κι εξ' ορισμού είναι πολύ πιο εύκολο να αναγνωριστεί από το συνολικό μοτίβο. Η γλώσσα, η οποία παρέχει τη δομική περιγραφή των μοτίβων σε όρους σύνθεσης «primitives» ονομάζεται «pattern description language». Οι κανόνες που ορίζουν τον τρόπο σύνθεσης των «primitives» περιγράφονται από τη γραμματική της «pattern description language». Αφού οριστούν τα «primitives», η αναγνώριση γίνεται μέσω μιας συντακτικής ανάλυσης της «πρότασης», με σκοπό να διαπιστωθεί το κατά πόσο η «πρόταση» αυτή είναι συντακτικά σωστή σε σχέση με την αντίστοιχη γραμματική (grammar). Η Συντακτική Αναγνώριση Προτύπων έχει το πλεονέκτημα να μπορεί να περιγράψει μεγάλα και πολύπλοκα μοτίβα χρησιμοποιώντας μόνο κάποια λίγα «primitives» και γραμματικούς κανόνες (grammatical rules). Στην Εικόνα 33 φαίνεται ένα ορθογώνιο παραλληλόγραμμο με τα «primitives» που το αποτελούν, ενώ στην Εικόνα 34 η γραμματική της γλώσσας για το συγκεκριμένο παράδειγμα.



Εικόνα 33: Ένα ορθογώνιο παραλληλόγραμμο (b) όπως δομείται από 4 «primitives» (a) (Πηγή: *Syntactic Pattern Recognition and Applications*, King Sun Fu)



Εικόνα 34: Η γραμματική της γλώσσας για το παραπάνω παράδειγμα (Πηγή: *Syntactic Pattern Recognition and Applications*, King Sun Fu)

## 2.4.2. Η ΣΥΝΤΑΥΤΙΣΗ ΠΡΟΤΥΠΟΥ

Η Συνταύτιση Προτύπου (Template Matching) είναι μια τεχνική στην Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας (Digital Image Processing) και στην Αναγνώριση Προτύπων (Pattern Recognition) που σχετίζεται με την εύρεση μικρών τμημάτων μιας εικόνας που ταιριάζουν με μια εικόνα προτύπου (template image). Στην παρούσα διπλωματική εργασία, υλοποιήθηκε τελευταία μια μέθοδος Συνταύτισης Προτύπου για την αναγνώριση των γραμμάτων, προκειμένου να διαπιστωθεί εγκυκλοπαιδικά αν μπορεί να αποδώσει, και γι' αυτό παρακάτω παρουσιάζονται κάποια γενικά θεωρητικά στοιχεία για αυτή. Συγκεκριμένα, στην τεχνική αυτή αποθηκεύεται ένα ίχνος ή μάσκα ή πρότυπο για κάθε διαφορετικό πρότυπο της εικόνας. Το πρότυπο εισόδου συγκρίνεται με κάθε ένα από τα υπόλοιπα πρότυπα κι η ταξινόμηση βασίζεται σε ένα προαποφασισμένο κριτήριο ομοιότητας. Η απόφαση λαμβάνεται για την αντιστοίχιση της εισόδου σε εκείνο το πρότυπο, για το οποίο η ομοιότητα είναι μεγαλύτερη. Ουσιαστικά το πρόβλημα της Συνταύτισης Προτύπων είναι ένα πρόβλημα εύρεσης του κοντινότερου γείτονα, το οποίο μπορεί να επιλυθεί από τον απλό αλγόριθμο πλήρους αναζήτησης (full-search algorithm).

Η κλασσική διαδικασία της Συνταύτισης Προτύπων περιλαμβάνει τον υπολογισμό της συσχέτισης (cross-correlation) του προτύπου (template) με την εικόνα και τον καθορισμό της απόκλισης, βάσει του μέτρου της μεταξύ τους ομοιότητας. Σε γενικευμένους αλγόριθμους υπολογίζεται η συσχέτιση μεταξύ κάθε θέσης της εικόνας και κάθε περιστροφής και γενικότερα ενός αφινικού μετασχηματισμού του προτύπου, ώστε να συμπεριληφθεί η περίπτωση που το πρωτότυπο υπάρχει περιστραμμένο στην υπό εξέταση εικόνα ή σε διαφορετική κλίμακα. Στη συνέχεια παρουσιάζονται αλγόριθμοι και των δυο κατηγοριών.

Το μειονέκτημα της Συνταύτισης Προτύπων είναι το υψηλό υπολογιστικό κόστος. Στην αναζήτηση ενός αντικειμένου, πολλές μικρές περιοχές μιας εικόνας (παράθυρα) που έχουν το ίδιο μέγεθος με το πρότυπο συγκρίνονται με το πρότυπο.

Ο βασικός αλγόριθμος Συνταύτισης Προτύπων συνίσταται στην ολίσθηση του προτύπου στην περιοχή αναζήτησης και στον υπολογισμό, σε κάθε θέση, της τιμής μιας συνάρτησης παραμόρφωσης ή συσχέτισης που υπολογίζει το βαθμό ανομοιότητας ή ομοιότητας μεταξύ του προτύπου και της εικόνας. Κατόπιν, η θέση ελάχιστης παραμόρφωσης ή μέγιστης συσχέτισης, λαμβάνεται ως ένδειξη της εμφάνισης του προτύπου στην υπό εξέταση εικόνα, με ένα κατώτατο όριο στο μέτρο ανομοιότητας/ομοιότητας, που ρυθμίζεται σύμφωνα με τις

απαιτήσεις της εφαρμογής, ώστε να απορρίπτονται τα μη βέλτιστα ταιριάσματα. Τα χαρακτηριστικά μέτρα παραμόρφωσης που χρησιμοποιούνται στους αλγορίθμους σύμπτωσης είναι το άθροισμα των απόλυτων διαφορών (sum of absolute differences – SAD) και το άθροισμα των τετραγώνων των διαφορών (sum of square differences – SSD), ενώ η ομαλοποιημένη συσχέτιση (normalized cross-correlation – NCC) είναι το δημοφιλέστερο μέτρο συσχέτισης.

Η ομαλοποιημένη συσχέτιση κι η μηδενικής τιμής ομαλοποιημένη συσχέτιση (zero mean normalized cross-correlation – ZNCC) χρησιμοποιούνται ευρέως σαν συναρτήσεις ομοιότητας στη Συνταύτιση Προτύπων, δεδομένου ότι η διαδικασία κανονικοποίησης που ενσωματώνεται στις NCC και ZNCC επιτρέπει το χειρισμό των γραμμικών παραλλαγών της φωτεινότητας. Επιπλέον, χάρη στην αφαίρεση της μέσης έντασης, η συνάρτηση ZNCC είναι ακόμη πιο σθεναρή λύση από την NCC, δεδομένου ότι μπορεί να χειριστεί και τις ομοιόμορφες παραλλαγές φωτεινότητας.

## 2.5. ΔΕΙΚΤΕΣ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗΣ

Για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων της τελικής ταξινόμησης κι επομένως της αναγνώρισης των γραμμάτων επιλέχθηκε μια μέθοδος, η οποία αξιοποιεί βιβλιογραφικά καθιερωμένους δείκτες ποιότητας. Οι δείκτες αυτοί είναι: ο δείκτης Πληρότητας (Completeness), ο δείκτης Ορθότητας (Correctness) κι ο δείκτης Ποιότητας (Quality) (Wiedemann et al. 1998, Mariano et al. 2002, Doucerre et al. 2004).

Ο δείκτης Πληρότητας (Completeness) προσδιορίζει το ποσοστό των δεδομένων ελέγχου που έχουν ανιχνευθεί ή ταξινομηθεί από τον αλγόριθμο και κατά συνέπεια αναδεικνύει κατά πόσο είναι πλήρες το εξαγόμενο αποτέλεσμα. Υπολογίζεται από τον τύπο:

$$Completeness = \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of the ground truth}} = \frac{TP}{TP+FN}$$

όπου True Positives (TP) είναι ο αριθμός των εικονοστοιχείων ή αντικειμένων που έχουν σωστά ταξινομηθεί και False Negatives (FN) ο αριθμός εικονοστοιχείων ή αντικειμένων που από λάθος του αλγορίθμου δεν έχουν ταξινομηθεί.

Ο δείκτης Ορθότητας (Correctness), προσδιορίζει το ποσοστό των δεδομένων ελέγχου που έχουν ταξινομηθεί σωστά από τον αλγόριθμο, δηλαδή κατά πόσο είναι ορθό το εξαγόμενο αποτέλεσμα. Υπολογίζεται από τον τύπο:

$$Correctness = \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected segments}} = \frac{TP}{TP+FP}$$

όπου True Positives (TP) είναι ο αριθμός των εικονοστοιχείων ή αντικειμένων που έχουν σωστά ταξινομηθεί και False Positives (FP) ο αριθμός εικονοστοιχείων ή αντικειμένων που από λάθος του αλγορίθμου έχουν ταξινομηθεί (λάθος).

Ο δείκτης Ποιότητας (Quality) αποτελεί ένα γενικό δείκτη, ο οποίος συνδυάζει τις μετρήσεις για Πληρότητα και Ορθότητα των αποτελεσμάτων κι υπολογίζεται από τον τύπο:

$$Quality = \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected and non-detected segments}} = \frac{TP}{TP+FP+FN}$$

όπου True Positives (TP) είναι ο αριθμός των εικονοστοιχείων ή αντικειμένων που έχουν σωστά ταξινομηθεί, False Positives (FP) ο αριθμός εικονοστοιχείων ή αντικειμένων που από λάθος του αλγορίθμου έχουν ταξινομηθεί (λάθος) και False Negatives (FN) ο αριθμός εικονοστοιχείων ή αντικειμένων που από λάθος του αλγορίθμου δεν έχουν ταξινομηθεί.

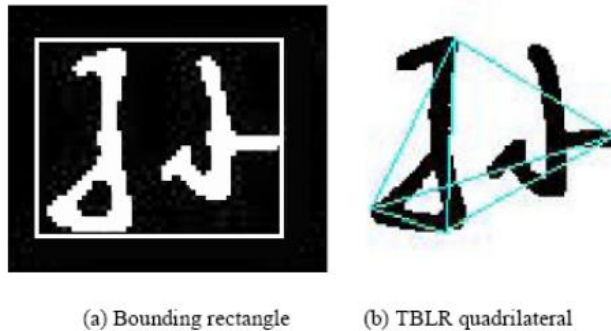
## 2.6. STATE OF THE ART

Για την εκπόνηση της παρούσας διπλωματικής εργασίας, μελετήθηκαν σε βάθος η υπάρχουσα βιβλιογραφία, παλαιότερες και πιο πρόσφατες δημοσιεύσεις. Η αυτόματη αναγνώριση χαρακτήρων είναι ένα αντικείμενο που έχει απασχολήσει πολλούς επιστήμονες, μηχανικούς και προγραμματιστές κι οι μέθοδοι ανάπτυξης ενός τέτοιου συστήματος βασίζονται σε διάφορα συγγενικά επιστημονικά πεδία, όπως η Ανάλυση Εικόνας (Image Analysis), η Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνας (Digital Image Processing), η Όραση Υπολογιστών (Computer Vision), η Μηχανική Μάθηση (Machine Learning), η Αναγνώριση Προτύπων (Pattern Recognition) κλπ. Η αυτόματη αναγνώριση χαρακτήρων σε επιγραφές είναι ένα μικρό κομμάτι αυτού του αντικειμένου και συνεπώς το ίδιο κι η αντίστοιχη έρευνα. Οι δημοσιεύσεις που αναφέρονται παρακάτω αποτέλεσαν πηγή πληροφορίας και έμπνευσης κι αφορούν κάποιες το γενικό αντικείμενο της αυτόματης αναγνώρισης χαρακτήρων, ενώ κάποιες άλλες το συγκεκριμένο αντικείμενο της αυτόματης αναγνώρισης χαρακτήρων σε επιγραφές.

Ο Yasser Alginahi (Taibah University, Kingdom of Saudi Arabia) στη δημοσίευση του «Preprocessing Techniques in Character Recognition» κάνει μια εκτενή και λεπτομερή περιγραφή των τεχνικών προ-επεξεργασίας που απαιτούνται πριν την αυτόματη αναγνώριση των χαρακτήρων. Εξηγεί για ποιο λόγο η προ-επεξεργασία είναι μεγίστης σημασίας και για ποιο λόγο το τελικό αποτέλεσμα αυτής πρέπει να είναι μια εικόνα binary. Προτείνει κι αξιολογεί πολλά φίλτρα και συνδυασμούς φίλτρων.

Οι Jun Tan, Jian Huang Lai, Wei-Shi Zheng (Sun Yat-Sen University, China) στη δημοσίευση τους «Chinese Handwritten writer identification based on Structure Features and extreme learning machine» επιχειρούν να εξάγουν κάποια δομικά χαρακτηριστικά για τα κινέζικα γράμματα, χρησιμοποιώντας το ελάχιστο περιγεγραμμένο ορθογώνιο (Minimum Bounding Rectangle) και ένα είδος τετραπλεύρου που ονομάζουν «TBLR quadrilateral» (Εικόνα 35). Η προ-επεξεργασία των εικόνων περιλαμβάνει την αφαίρεση του θορύβου και την

κανονικοποίηση τους, έτσι ώστε να έχουν όλες το ίδιο μέγεθος. Έπειτα, εξάγονται 25 συνολικά χαρακτηριστικά, όπως είναι, για παράδειγμα, ο λόγος του πλάτους προς το ύψος του MBR, η απόσταση μεταξύ του κέντρου βάρους και του γεωμετρικού κέντρου κλπ. Τα χαρακτηριστικά αυτά αποτελούν μια αποτελεσματική αναπαράσταση των διαφορών των χαρακτήρων και των γραφένων και στη συνέχεια χρησιμοποιούνται από έναν ταξινομητή Μηχανικής Μάθησης που ονομάζουν «Extreme Learning Machine» κι ο οποίος επιλέγει τυχαία τα βάρη εισόδου (input weights), αλλά καθορίζει αναλυτικά τα βάρη εξόδου (output weights). Η διαδικασία της μάθησης γίνεται χρησιμοποιώντας εικόνες χαρακτήρων από βάσεις δεδομένων που περιλαμβάνουν και την πληροφορία για το ποιος είναι ο γραφέας. Ο ταξινομητής, αφότου ολοκληρωθεί η διαδικασία της μάθησης, καλείται να αναγνωρίσει το χαρακτήρα και το γραφέα χαρακτήρων που του δίνονται από άλλες βάσεις δεδομένων.



Εικόνα 35: Το Bounding Rectangle (a) και το TBLR quadrilateral (b)

Οι Soumya A (R V College of Engineering) και G Hemantha Kumar (University of Mysore) στη δημοσίευσή τους «SVM Classifier for the Prediction of Era of an Epigraphical Script» επιχειρούν να αναγνωρίσουν την εποχή κάποιων ινδικών επιγραφών. Η μεθοδολογία τους περιλαμβάνει αρχικά την προ-επεξεργασία των εικόνων (αφαίρεση θορύβου και παραμορφώσεων, κατωφλίωση), έπειτα την κατάτμηση της εικόνας για τη δημιουργία των επιθυμητών αντικειμένων, την εξαγωγή 14 χαρακτηριστικών (γεωμετρικών και φασματικών), την εκπαίδευση της Μηχανής Διανυσματικής Υποστήριξης με τη χρήση δειγμάτων από τις εικόνες των επιγραφών και τέλος την ταξινόμηση των εισαγόμενων εικόνων στην εποχή που ανήκουν.



### 3. ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΚΑΙ ΑΞΙΟΛΟΓΗΣΗ

#### 3.1. ΔΕΔΟΜΕΝΑ

Τα δεδομένα της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι εικόνες από ελληνικές επιγραφές, δηλαδή απλές φωτογραφίες. Ενώ αρχικά η εύρεση των δεδομένων φαινόταν εύκολη διαδικασία, καθώς οι επιγραφές στον ελλαδικό χώρο ξεπερνούν τις εκατό χιλιάδες και πολλές βρίσκονται σε χώρους που είναι ανοιχτοί για το κοινό, εντούτοις δεν ήταν, για διάφορους λόγους. Πρώτα απ' όλα, η φωτογράφιση των επιγραφών σε πολλούς από τους χώρους όπου υπάρχουν απαγορεύεται. Ακόμα κι αν δεν απαγορεύεται, παρατηρήθηκε ότι ο μέσος επισκέπτης τραβάει μια πρόχειρη φωτογραφία, ίσως με το κινητό του, η οποία δεν πληροί τις προδιαγραφές της παρούσας διπλωματικής. Οι προδιαγραφές αυτές προέκυψαν σιγά σιγά μέσω της μεθόδου «δοκιμής κι απόρριψης» (trial and error) κι αναφέρονται στη γωνία λήψης της επιγραφής, στο θόρυβο της εικόνας και στο φωτισμό. Πέρα από αυτά, διαπιστώθηκε ότι ποσοτικά στο Διαδίκτυο δεν είναι αναρτημένες οι αναμενόμενες επιγραφές ή ακόμα κι όσες είναι, δεν είναι ελεύθερες για δωρεάν λήψη. Εξάιρεση αποτελούν οι φωτογραφίες των επιγραφών που έχει αναρτήσει η Αμερικάνικη Σχολή Κλασικών Σπουδών στην Αθήνα στην ηλεκτρονική της σελίδα ([ascsa.net](http://ascsa.net)) κι οι οποίες είναι πολύ καλής ανάλυσης και διατίθενται δωρεάν. Όλα αυτά οδήγησαν στο να πραγματοποιηθεί επίσκεψη στο Επιγραφικό Μουσείο, το οποίο βρίσκεται στην Αθήνα στην οδό Τοσίτσα 1 και το οποίο φιλοξενεί 14000 επιγραφές. Οι επιγραφές αυτές δεν είναι διαθέσιμες για φωτογράφιση, αλλά έπειτα από συνεννόηση με την αρχαιολόγο, κυρία Ειρήνη Χωρέμη, δόθηκε ειδική άδεια στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας, η οποία στάλθηκε κι ηλεκτρονικά σε μένα υπογεγραμμένη από τον αρχαιολόγο του μουσείου, κύριο Αθανάσιο Θέμο. Στο μουσείο πραγματοποιήθηκε φωτογράφιση με επαγγελματική φωτογραφική μηχανή τηρουμένων σχεδόν όλων των προδιαγραφών που προαναφέρθηκαν. Η μόνη προδιαγραφή που δε μπορούσε να τηρηθεί ήταν ο φωτισμός κι αυτό γιατί απαγορεύεται η φωτογράφιση με τη χρήση εξωτερικού τεχνητού φωτός, καθώς ελλοχεύει ο κίνδυνος η έκθεση σε πολύ δυνατό φως να φθείρει, έστω κι ελάχιστα, το μάρμαρο. Αυτό δεν αποτέλεσε πρόβλημα όμως, γιατί η αρχαιολόγος, κυρία Ειρήνη Χωρέμη, είχε την καλοσύνη να μου αποστείλει από το ηλεκτρονικό αποθετήριο του μουσείου όλες τις φωτογραφίες που ζητήθηκαν. Οι φωτογραφίες αυτές είναι τραβηγμένες από επαγγελματία φωτογράφο και μάλιστα με τη χρήση διπλού τεχνητού φωτός, ώστε να δημιουργούνται οι κατάλληλες σκιές στην επιφάνεια της επιγραφής και να είναι πιο ευανάγνωστη.

Έτσι λοιπόν, τα δεδομένα της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι εικόνες προερχόμενες από:

1. τον Παγκόσμιο Ιστό
2. το Επιγραφικό Μουσείο

### 3.1.1. ΕΙΚΟΝΕΣ ΑΠΟ ΤΟΝ ΠΑΓΚΟΣΜΙΟ ΙΣΤΟ

Οι εικόνες από τον Παγκόσμιο Ιστό χωρίζονται σε αυτές που βρέθηκαν μέσω του Google Images με μια απλή αναζήτηση και αυτές που υπήρχαν στο ηλεκτρονικό αποθετήριο της Αμερικάνικης Σχολής Κλασικών Σπουδών στην Αθήνα. Θα χρησιμοποιηθεί από δω και στο εξής η ονομασία «google\_#» για τις πρώτες και «ascsa\_#» για τις δεύτερες, όπου το «#» αντιστοιχεί στον αύξοντα αριθμό της εικόνας. Οι εικόνες αυτές είναι οι πρώτες που βρέθηκαν σε όλη τη διαδικασία της αναζήτησης δεδομένων και γι' αυτό δεν πληρούν απόλυτα τις απαραίτητες προδιαγραφές που προαναφέρθηκαν. Επίσης, αυτός είναι κι ένας λόγος που τελικά χρησιμοποιήθηκαν μόνο ελάχιστες από αυτές στο πρακτικό μέρος της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Ένας άλλος λόγος είναι ότι το είδος γραφής στις περισσότερες δεν είναι αυτό που τελικά επιλέχθηκε να αναγνωρισθεί. Παρ' όλα αυτά, μέσω της διαδικασίας «δοκιμής κι απόρριψης» (trial and error) βοήθησαν στο να δημιουργηθούν οι απαραίτητες προδιαγραφές. Πρόκειται για 12 συνολικά εικόνες, 6 από τον Παγκόσμιο Ιστό και 6 από την Αμερικάνικη Σχολή Κλασικών Σπουδών στην Αθήνα (ASCSA). Στον Πίνακα 3 παρουσιάζονται οι πρώτες 6.

Εικόνα	Πηγή	Έγχρωμη/Ασπρόμαυρη	Μέγεθος	DPI	Είδος/Χρονολογία Γραφής	Ποιότητα/Τήρηση Προδιαγραφών
google_1	Google Images	Έγχρωμη	1300x848	300	Ιωνική με απολήξεις στις κεραίες των γραμμάτων	Καλή
google_2	Google Images	Έγχρωμη	1300x807	72	Ιωνική με απολήξεις στις κεραίες των γραμμάτων	Καλή
google_3	Google Images	Έγχρωμη	723x485	72	Ιωνική με απολήξεις στις κεραίες των γραμμάτων	Μέτρια
google_4	Google Images	Έγχρωμη	1600x1200	96	Ιωνική	Κακή
google_5	Google Images	Έγχρωμη	736x596	96	Βυζαντινή	Μέτρια
google_6	Google Images	Έγχρωμη	700x525	96	Βυζαντινή	Μέτρια

Πίνακας 3: Συνοπτική παρουσίαση και περιγραφή των εικόνων που προέρχονται από το Google Images

Οι «google\_1» και «google 2» (Εικόνα 36 και Εικόνα 37) είναι δυο διαφορετικές φωτογραφίες της ίδια επιγραφής. Αν κι η ανάλυση τους είναι κοντινή, η δεύτερη περιλαμβάνει μεγαλύτερο μέρος του κειμένου, δηλαδή περισσότερα γράμματα, πράγμα πολύ σημαντικό για το πρακτικό μέρος της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Κι οι δυο αυτές επιγραφές χρησιμοποιήθηκαν πολύ, και μάλιστα περισσότερο από κάθε άλλη που βρέθηκε από τον Παγκόσμιο Ιστό. Ο λόγος είναι ότι πληρούν σχεδόν όλες τις προδιαγραφές, καθώς είναι ευκρινέστατες και χωρίς θόρυβο, η γωνία λήψης είναι τέτοια, ώστε να μην υπάρχουν παραμορφώσεις λόγω της κεντρικής προβολής, τα γράμματα είναι χαραγμένα βαθιά και επιχρωματισμένες με κόκκινο χρώμα κι έτσι έχουν μεγάλη αντίθεση με το περιβάλλον τους και η γραφή είναι ιωνική. Ο λόγος που δεν πληρούν απόλυτα όλες τις προδιαγραφές είναι

ότι η γραφή είναι μεν ιωνική, αλλά με απολήξεις στις κεραίες των γραμμάτων, γεγονός που δυσκόλευσε την αναγνώριση τους.



Εικόνα 36: Η εικόνα «google\_1» (Πηγή: Google Images)



Εικόνα 37: Η εικόνα «google\_2» (Πηγή: Google Images)

Οι «google\_3» και «google 4» (Εικόνα 38 και Εικόνα 39) μοιράζονται το ίδιο πρόβλημα, το οποίο είναι η παραμόρφωση των γραμμάτων. Στη μεν «google\_3» αυτό προκύπτει εξαιτίας της γωνίας λήψης της, ενώ στη δε «google 4» εξαιτίας της επιφάνειας πάνω στην οποία είναι χαραγμένη κι η οποία είναι ένας κίονας. Κατά τα άλλα, η εικόνα «google\_3» είναι ευκρινέστατη και χωρίς θόρυβο, τα γράμματα είναι και σε αυτή επιχρωματισμένα με κόκκινο χρώμα κι έτσι παρουσιάζουν υψηλή αντίθεση με το περιβάλλον τους κι η γραφή είναι ίδια με τις «google\_1» και «google 2», δηλαδή ιωνική με απολήξεις στις κεραίες των γραμμάτων.



άλλων, η γραφή που επιλέχθηκε να αναγνωρισθεί είναι η ιωνική, δηλαδή το «ευκλείδειο» αλφάβητο.



Εικόνα 40: Η εικόνα «google\_5» (Πηγή: Google Images)



Εικόνα 41: Η εικόνα «google\_6» (Πηγή: Google Images)

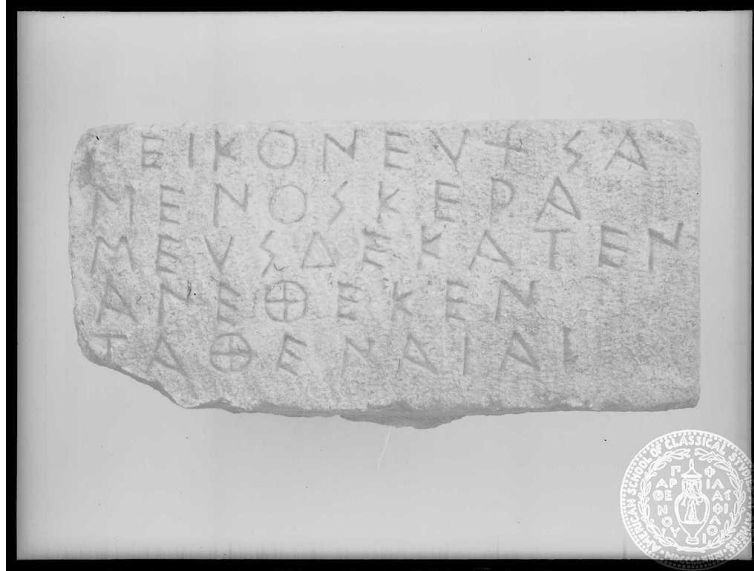
Στον Πίνακα 4 παρουσιάζονται οι 6 εικόνες από το ηλεκτρονικό αποθετήριο της Αμερικάνικης Σχολής Κλασικών Σπουδών στην Αθήνα (ASCSA). Από αυτές δε χρησιμοποιήθηκε κάποια στο πρακτικό μέρος της παρούσας διπλωματικής εργασίας, καθώς δεν είναι τόσο ευδιάκριτες και το είδος γραφής δεν είναι το επιθυμητό.

Εικόνα	Πηγή	Έγχρωμη/Ασπρόμαυρη	Μέγεθος	DPI	Είδος/Χρονολογία Γραφής	Ποιότητα/Τήρηση Προδιαγραφών
ascsa_1	ascsa.net	Ασπρόμαυρη	1024x771	72	Αρχαϊκή	Κακή
ascsa_2	ascsa.net	Έγχρωμη	1024x731	300	Κορινθιακή	Μέτρια
ascsa_3	ascsa.net	Ασπρόμαυρη	724x1024	600	Βυζαντινή	Κακή
ascsa_4	ascsa.net	Ασπρόμαυρη	1024x769	600	Βυζαντινή	Μέτρια
ascsa_5	ascsa.net	Ασπρόμαυρη	1024x772	600	Βυζαντινή	Κακή

ascsa_6	ascsa.net	Ασπρόμαυρη	812x1024	72	Βυζαντινή	Μέτρια
---------	-----------	------------	----------	----	-----------	--------

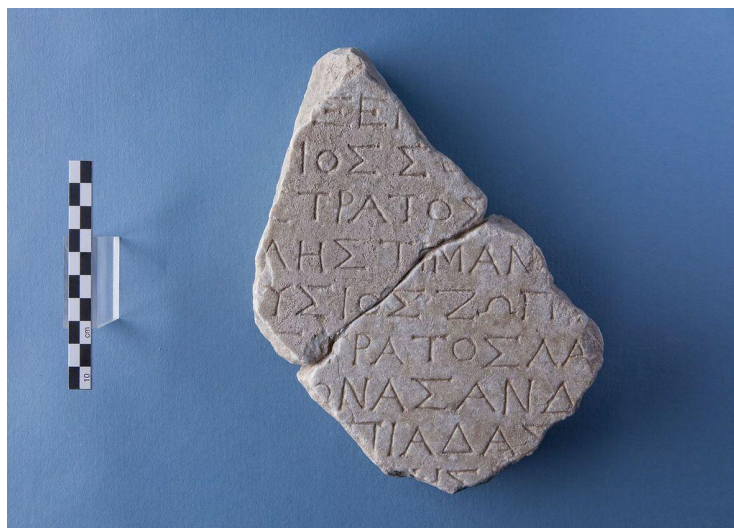
Πίνακας 4: Συνοπτική παρουσίαση και περιγραφή των εικόνων που προέρχονται από την Αμερικάνικη Σχολή Κλασικών Σπουδών στην Αθήνα

Πιο συγκεκριμένα, η εικόνα «ascsa\_1» (Εικόνα 42) είναι αρχαϊκή, το μάρμαρο της επιγραφής παρουσιάζει ζαχαροειδή φθορά, γεγονός που δυσχεραίνει την αναγνώριση των γραμμάτων.



Εικόνα 42: Η εικόνα «ascsa\_1» (Πηγή: ascsa.net)

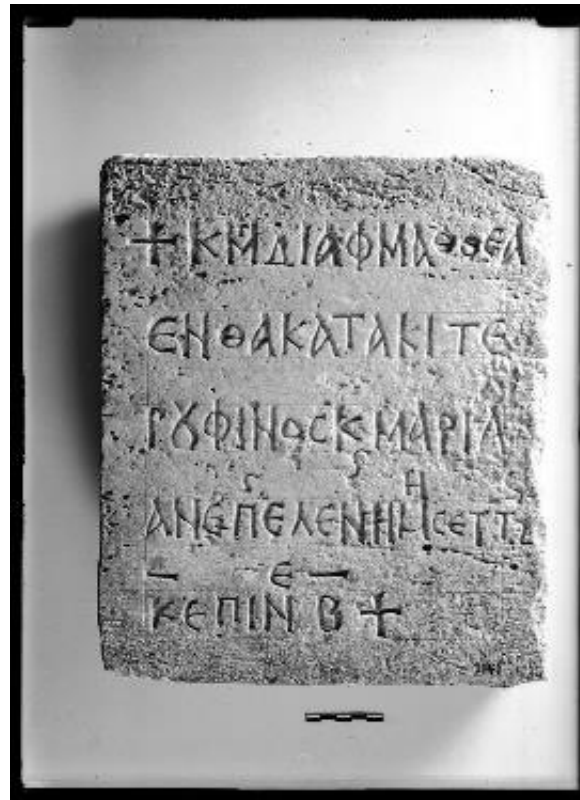
Η εικόνα «ascsa\_2» (Εικόνα 43) είναι η μοναδική έγχρωμη από τις 6 κι η γραφή σε αυτή είναι κορινθιακή. Αν κι η φωτογράφιση της είναι καλή, το μάρμαρο της επιγραφής είναι φθαρμένο και παρουσιάζει απώλεια συνοχής των επιφανειακών κρυστάλλων του.



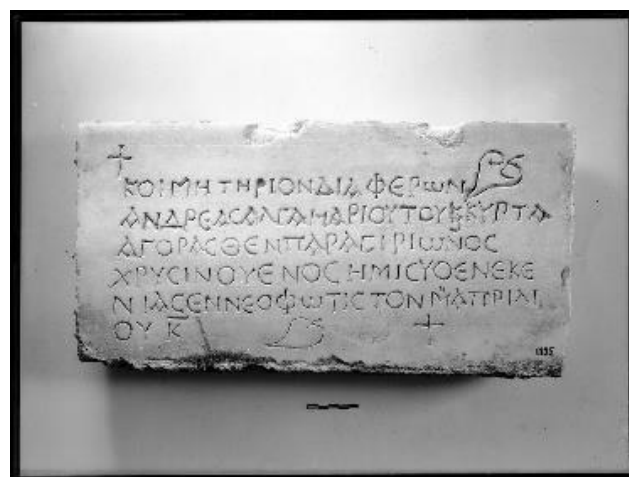
Εικόνα 43: Η εικόνα «ascsa\_2» (Πηγή: ascsa.net)

Οι εικόνες «ascsa\_3», «ascsa\_4», «ascsa\_5» και «ascsa\_6» (Εικόνα 44, Εικόνα 45, Εικόνα 46 και Εικόνα 47) είναι όλες επιγραφές βυζαντινής γραφής. Οι συνθήκες φωτογράφισης είναι

ίδιες στις τρεις πρώτες, ενώ η «ascsa\_6» φαίνεται να είναι πιο υπερεκτεθειμένη στο φως. Το μάρμαρο είναι πολύ φθαρμένο στην «ascsa\_3», αρκετά φθαρμένο στην «ascsa\_5» και λιγότερο στην «ascsa\_6» και την «ascsa\_4». Γενικά, οι 4 αυτές επιγραφές δεν είναι τόσο ευδιάκριτες, με εξαίρεση ίσως την «ascsa\_4».



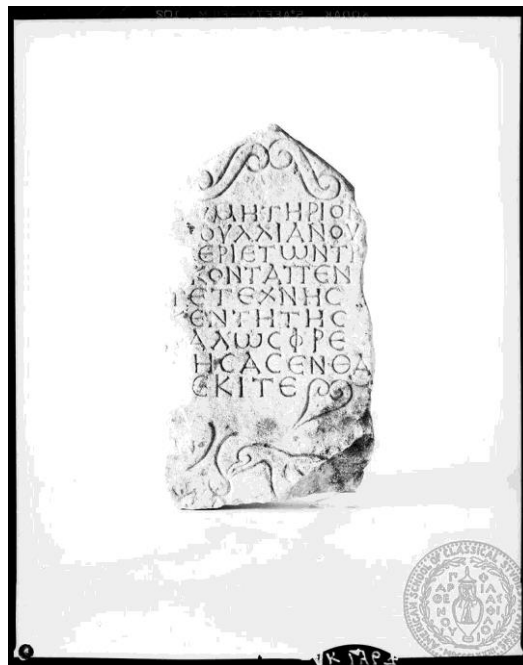
Εικόνα 44: Η εικόνα «ascsa\_3» (Πηγή: ascса.net)



Εικόνα 45: Η εικόνα «ascsa\_4» (Πηγή: ascса.net)



Εικόνα 46: Η εικόνα «ascsa\_5» (Πηγή: ascса.net)



Εικόνα 47: Η εικόνα «ascса\_6» (Πηγή: ascса.net)

### 3.1.2. ΕΙΚΟΝΕΣ ΑΠΟ ΤΟ ΕΠΙΓΡΑΦΙΚΟ ΜΟΥΣΕΙΟ

Εφόσον οι εικόνες των επιγραφών που βρέθηκαν στον Παγκόσμιο Ιστό δεν ήταν ικανοποιητικές, τόσο σε αριθμό, όσο και σε ποιότητα, αποφασίστηκε η επίσκεψη στο Επιγραφικό Μουσείο. Οι εικόνες από τον Παγκόσμιο Ιστό βοήθησαν στο να δημιουργηθούν οι απαραίτητες προδιαγραφές μέσω της «δοκιμής και απόρριψης» (trial and error) κι έτσι όταν έγινε η επίσκεψη στο μουσείο ήταν ήδη γνωστό τόσο το πως πρέπει να τραβηχτεί η φωτογραφία της επιγραφής, όσο και το τι είδους γραφής επιγραφή είναι επιθυμητή. Η φωτογράφιση έγινε από εμένα πολύ προσεχτικά, χωρίς να μετακινηθεί καμία επιγραφή και υπό την εποπτεία αρχαιολόγου. Οι φωτογραφίες τραβήχτηκαν με την Nikon D3200, επαγγελματική φωτογραφική μηχανή, κι είναι όλες έγχρωμες, μεγέθους 6000x4000 στα 300 DPI. Πρόκειται για 100 φωτογραφίες, από τις οποίες τελικά χρησιμοποιήθηκαν οι 14 στην

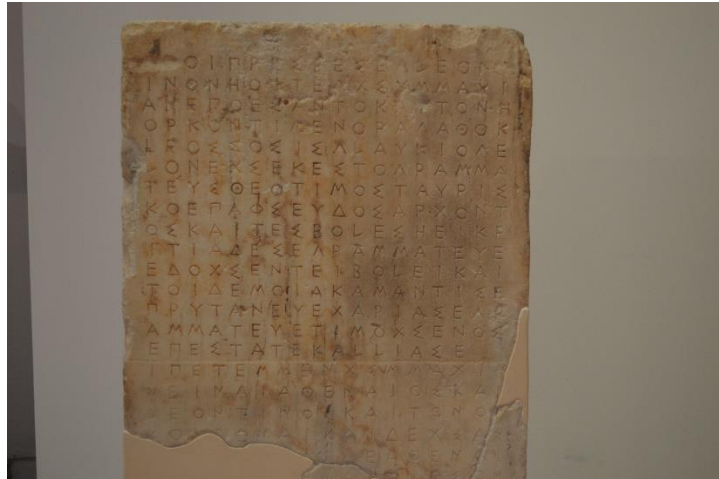


προ-επεξεργασία και παρουσιάζονται συνοπτικά στον Πίνακα 5. Θα χρησιμοποιηθεί η ονομασία «museum\_#», όπου το «#» αντιστοιχεί όπως και προηγουμένως στον αύξοντα αριθμό της εικόνας.

Εικόνα	Πηγή	Έγχρωμη/Ασ πρόμαυρη	Μέγεθος	DPI	Είδος/Χρονολο γία Γραφής	Ποιότητα/Τήρηση Προδιαγραφών
<b>museum_1</b>	Επιγραφικό Μουσείο	Έγχρωμη	6000x4000	300	Ιωνική	Καλή
<b>museum_2</b>	Επιγραφικό Μουσείο	Έγχρωμη	6000x4000	300	Ιωνική	Μέτρια
<b>museum_3</b>	Επιγραφικό Μουσείο	Έγχρωμη	6000x4000	300	Ιωνική	Μέτρια
<b>museum_4</b>	Επιγραφικό Μουσείο	Έγχρωμη	6000x4000	300	Ιωνική	Μέτρια
<b>museum_5</b>	Επιγραφικό Μουσείο	Έγχρωμη	6000x4000	300	Ιωνική	Μέτρια
<b>museum_6</b>	Επιγραφικό Μουσείο	Έγχρωμη	6000x4000	300	Ιωνική	Μέτρια
<b>museum_7</b>	Επιγραφικό Μουσείο	Έγχρωμη	6000x4000	300	Ιωνική	Μέτρια
<b>museum_8</b>	Επιγραφικό Μουσείο	Έγχρωμη	6000x4000	300	Ιωνική	Μέτρια
<b>museum_9</b>	Επιγραφικό Μουσείο	Έγχρωμη	6000x4000	300	Ιωνική	Μέτρια
<b>museum_10</b>	Επιγραφικό Μουσείο	Έγχρωμη	6000x4000	300	Ιωνική	Καλή
<b>museum_11</b>	Επιγραφικό Μουσείο	Έγχρωμη	6000x4000	300	Ιωνική	Καλή
<b>museum_12</b>	Επιγραφικό Μουσείο	Έγχρωμη	6000x4000	300	Ιωνική	Καλή
<b>museum_13</b>	Επιγραφικό Μουσείο	Έγχρωμη	6000x4000	300	Ιωνική	Καλή
<b>museum_14</b>	Επιγραφικό Μουσείο	Έγχρωμη	6000x4000	300	Ιωνική	Μέτρια

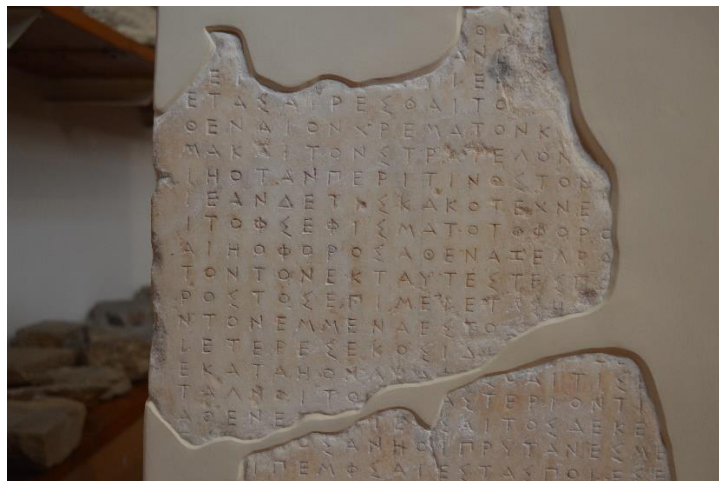
*Πίνακας 5: Συνοπτική παρουσίαση και περιγραφή των εικόνων που προέρχονται από το Επιγραφικό Μουσείο και τραβήχτηκαν από μένα*

Η εικόνα «museum\_1» (Εικόνα 48) είναι σε μεγάλο μέρος της ευκρινής, καθώς είναι βαθιά χαραγμένη και ίσως και επιχρωματισμένη, με αποτέλεσμα τα γράμματα να έχουν μεγάλη αντίθεση και να ξεχωρίζουν. Η γωνία λήψης είναι η επιθυμητή κι έτσι δε δημιουργούνται παραμορφώσεις. Σε ορισμένα μόνο σημεία στα άκρα της είναι φθαρμένη, με αποτέλεσμα η αναγνώριση των γραμμάτων εκεί να δυσχεραίνεται. Ο φωτισμός είναι ο ζητούμενος, καθώς είναι ενιαία όμοιος για όλη την επιγραφή.



Εικόνα 48: Η εικόνα «museum\_1»

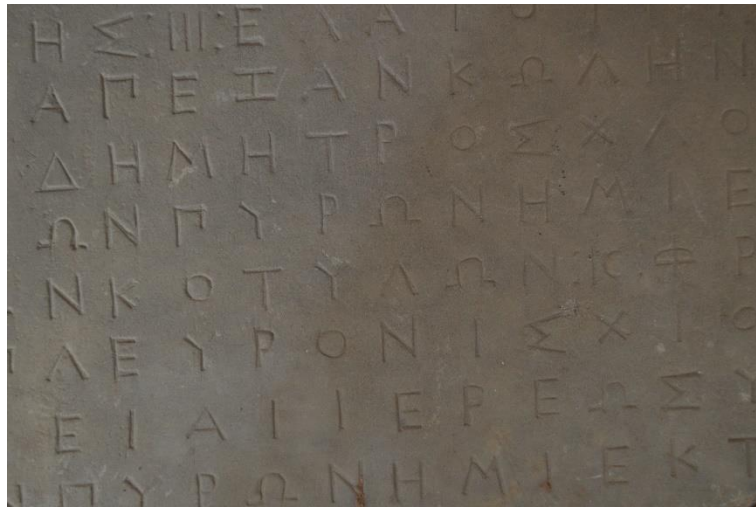
Για την εικόνα «museum\_2» (Εικόνα 49) ισχύουν τα ίδια που ισχύουν για την εικόνα «museum\_1» όσον αφορά τη γωνία λήψης και το φωτισμό. Τα γράμματα, όμως, δεν είναι τόσο ευδιάκριτα σε αυτή, καθώς το μάρμαρο παρουσιάζει ζαχαροειδή φθορά και μικρές ρηγματώσεις.



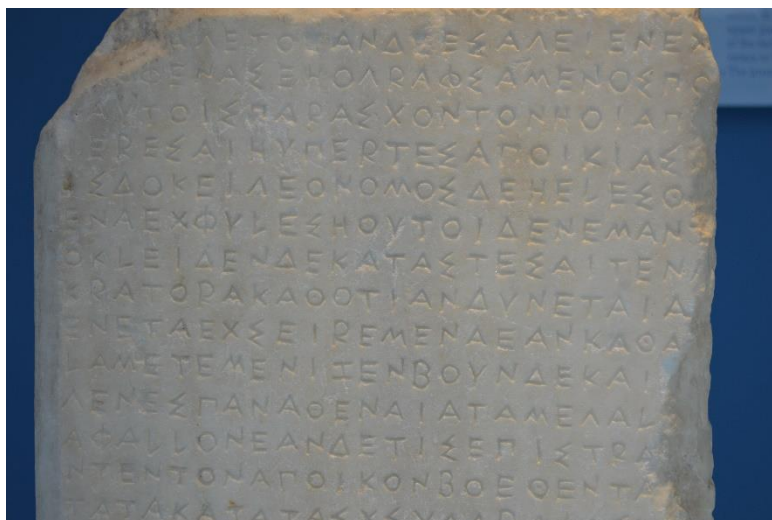
Εικόνα 49: Η εικόνα «museum\_2»

Ο φωτισμός στις εικόνες «museum\_3», «museum\_6» και «museum\_7» (Εικόνα 50, Εικόνα 51 και Εικόνα 52) δεν είναι σύμφωνος με τις απαραίτητες προδιαγραφές. Να σημειωθεί στο σημείο αυτό ότι αυτό ήταν γνωστό και τη στιγμή της φωτογράφισης, αλλά επιλέχθηκαν να φωτογραφηθούν παρόλα αυτά γιατί υπερτερούν σε καθαρότητα και ευκρίνεια. Ακόμη, δεν ήταν δυνατή η βελτίωση των συνθηκών φωτογράφισης, καθώς απαγορεύεται από το μουσείο τόσο η χρήση τεχνητού φωτός, όσο κι η μετακίνηση των επιγραφών. Η εικόνα «museum\_3» παρουσιάζει μια μεγάλη σκιά στο δεξί της μέρος, με αποτέλεσμα τα γράμματα σε αυτό το μέρος να είναι πιο σκούρα από ότι στο αριστερό. Η εικόνα «museum\_6» παρουσιάζει μια μακρόστενη σκιά στο αριστερό της μέρος, ενώ στο πάνω μέρος της υπάρχει

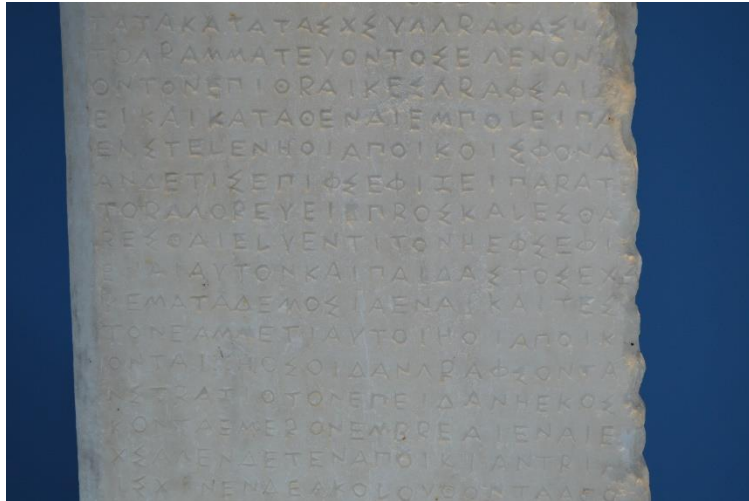
περίσσιος θερμός φωτισμός. Τέλος, η εικόνα «museum\_7» παρουσιάζει μια ελαφριά σκιά στο αριστερό της μέρος.



Εικόνα 50: Η εικόνα «museum\_3»

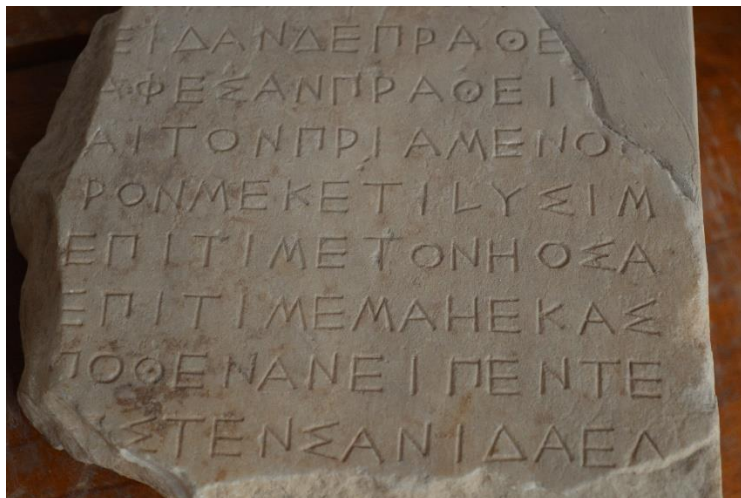


Εικόνα 51: Η εικόνα «museum\_6»

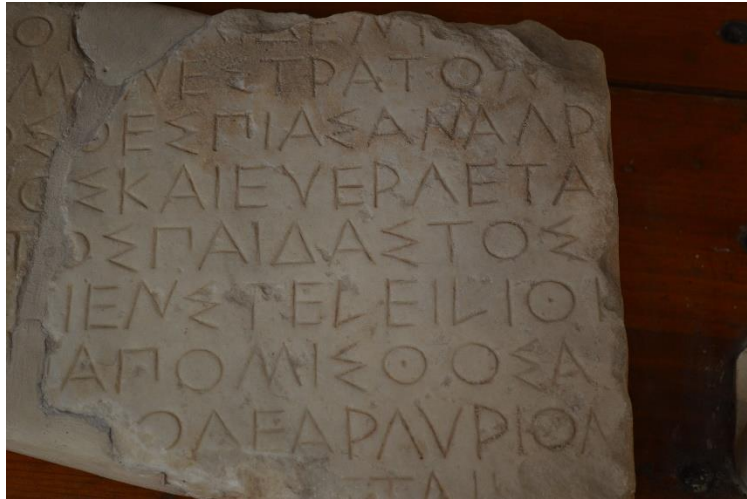


Εικόνα 52: Η εικόνα «museum\_7»

Οι εικόνες «museum\_4» και «museum\_5» (Εικόνα 53 και Εικόνα 54) παρουσιάζουν το ίδιο πρόβλημα προοπτικής, με αποτέλεσμα την ελαφριά παραμόρφωση των γραμμάτων. Αυτό οφείλεται στη θέση που ήταν τοποθετημένες στο μουσείο κι η οποία δεν επέτρεπε την τήρηση των προδιαγραφών για τη γωνία λήψης.

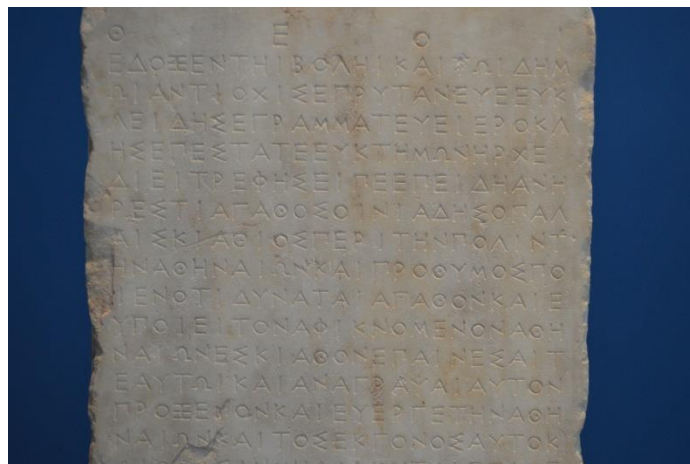


Εικόνα 53: Η εικόνα «museum\_4»

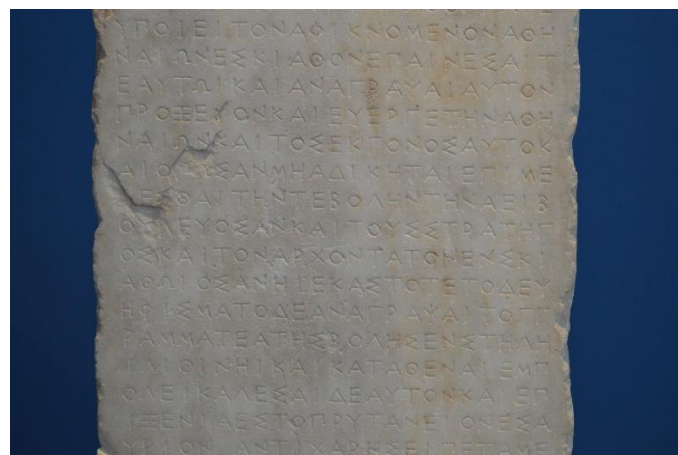


Εικόνα 54: Η εικόνα «museum\_5»

Το μάρμαρο των εικόνων «museum\_8» και «museum\_9» (Εικόνα 55 και Εικόνα 56) παρουσιάζει μεγάλη συνοχή κι ελάχιστες φθορές (ίσως μόνο κάποιες χρωματικές διαφοροποιήσεις). Η χάραξη του είναι υποδειγματική, αλλά ο φωτισμός δε συμβάλλει στο να είναι τόσο ευδιάκριτα τα γράμματα.

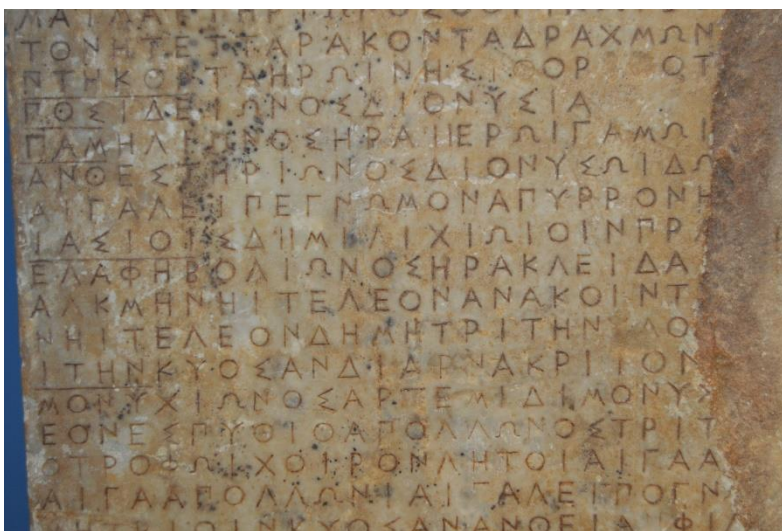


Εικόνα 55: Η εικόνα «museum\_8»

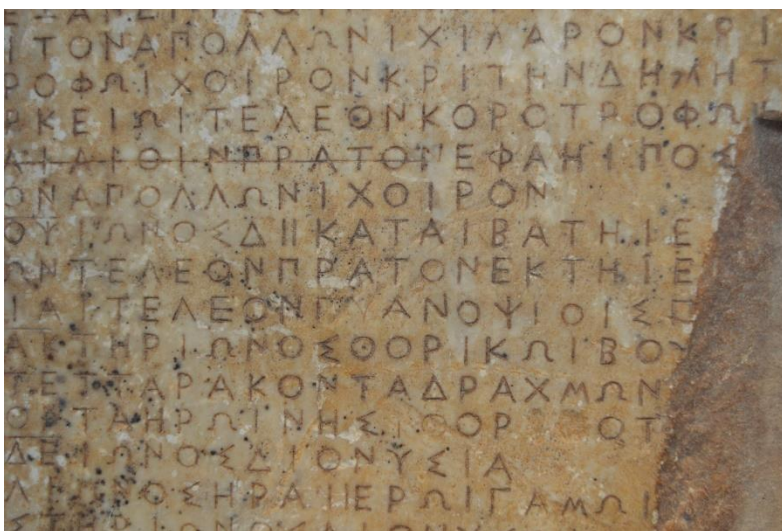


Εικόνα 56: Η εικόνα «museum\_9»

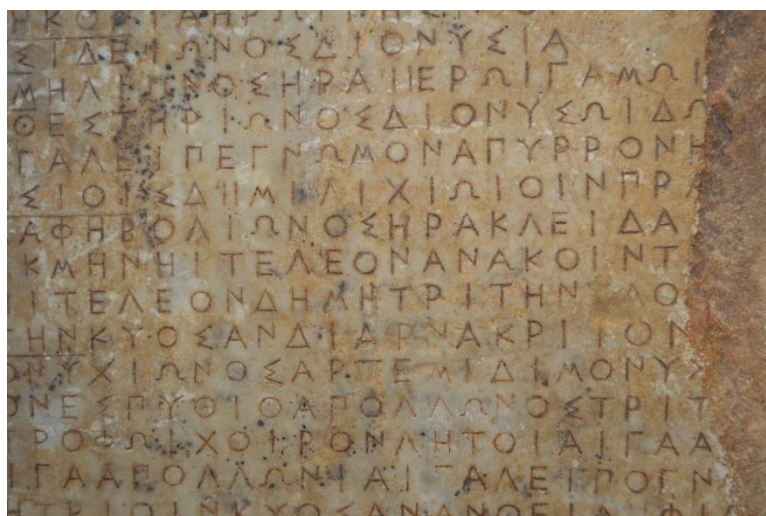
Οι εικόνες «museum\_10», «museum\_11», «museum\_12» και «museum\_13» (Εικόνα 57, Εικόνα 58, Εικόνα 59 και Εικόνα 60) αποτέλεσαν τον πυρήνα ανάπτυξης της μεθοδολογίας αναγνώρισης της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Αν και παρουσιάζουν πολλά είδη φθοράς, όπως χρωματικές διαφοροποιήσεις, ζαχαροποίηση και ελαφριά αποσάθρωση, το γεγονός ότι τα γράμματα είναι επιχρωματισμένα και έχουν πολύ μεγάλη αντίθεση με το περιβάλλον τους τα κατέστησε πολύ ευδιάκριτα τόσο στο ανθρώπινο μάτι, όσο και στον υπολογιστή. Ακόμη, το αλφάβητο της γραφής είναι το επιθυμητό, δηλαδή το ιωνικό και ο φωτισμός είναι ο ζητούμενος ενιαία όμοιος.



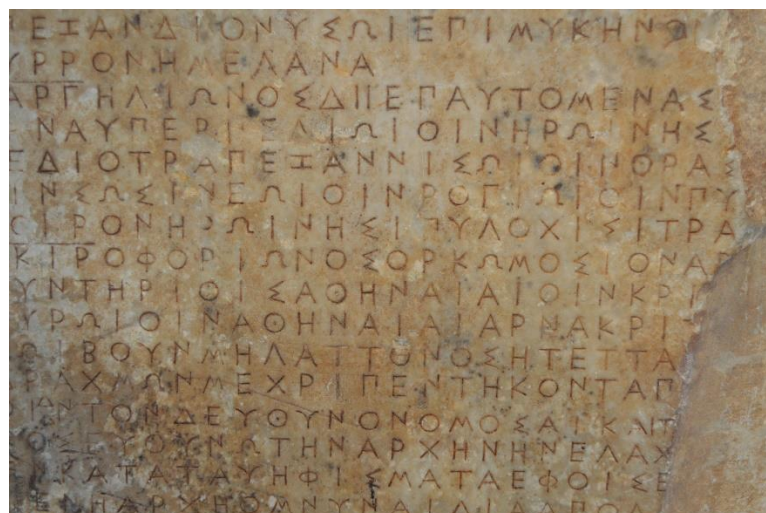
Εικόνα 57: Η εικόνα «museum\_10»



Εικόνα 58: Η εικόνα «museum\_11»

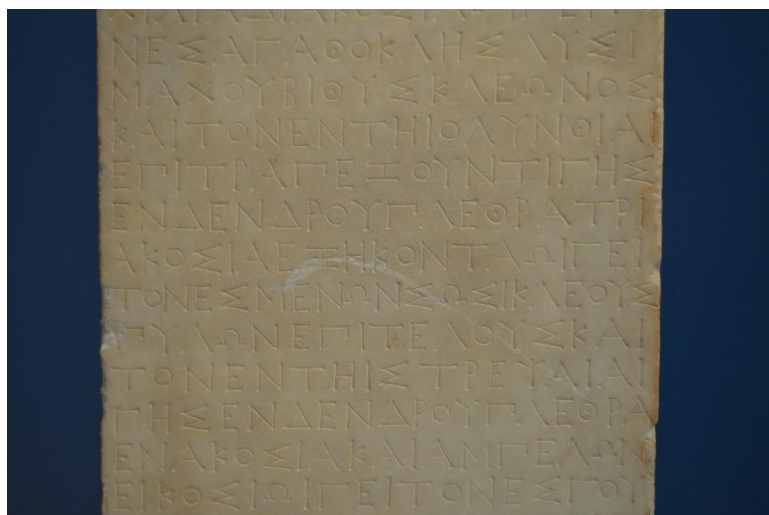


Εικόνα 59: Η εικόνα «museum\_12»



Εικόνα 60: Η εικόνα «museum\_13»

Η εικόνα «museum\_14» (Εικόνα 61) αν και δεν παρουσιάζει σημαντικές φθορές, δεν είναι ευδιάκριτη, καθώς ο φωτισμός δεν είναι ο επιθυμητός και το μάρμαρο δεν είναι βαθιά χαραγμένο. Έτσι, τα γράμματα έχουν σχετικά χαμηλή αντίθεση με το περιβάλλον τους.



Εικόνα 61: Η εικόνα «museum\_14»

Πέρα από τις 14 αυτές φωτογραφίες που τραβήχτηκαν από μένα στο μουσείο, χρησιμοποιήθηκαν κι άλλες 6 τραβηγμένες από τον επίσημο φωτογράφο του. Για αυτές θα χρησιμοποιηθεί η ονομασία «museum\_pro\_#», όπου το «#» αντιστοιχεί όπως και προηγουμένως στον αύξοντα αριθμό της εικόνας. Ακολουθεί πίνακας συνοπτικής παρουσίασης αυτών (Πίνακας 6).

Εικόνα	Πηγή	Έγχρωμη/Ασπρόμαυρη	Μέγεθος	DPI	Είδος/Χρονολογία Γραφής	Ποιότητα/Τήρηση Προδιαγραφών
<b>museum_pro_1</b>	Επιγραφικό Μουσείο	Έγχρωμη	3264x2448	300	Ιωνική	Μέτρια
<b>museum_pro_2</b>	Επιγραφικό Μουσείο	Έγχρωμη	1788x3458	600	Ιωνική	Καλή
<b>museum_pro_3</b>	Επιγραφικό Μουσείο	Ασπρόμαυρη	2453x5214	600	Ιωνική	Μέτρια
<b>museum_pro_4</b>	Επιγραφικό Μουσείο	Ασπρόμαυρη	4042x4960	600	Ιωνική	Καλή
<b>museum_pro_5</b>	Επιγραφικό Μουσείο	Ασπρόμαυρη	2446x5326	600	Ιωνική	Μέτρια
<b>museum_pro_6</b>	Επιγραφικό Μουσείο	Ασπρόμαυρη	3900x4918	600	Ιωνική	Μέτρια

Πίνακας 6: Συνοπτική παρουσίαση και περιγραφή των εικόνων που προέρχονται από το Επιγραφικό Μουσείο και τραβήχτηκαν από τον επίσημο φωτογράφο του

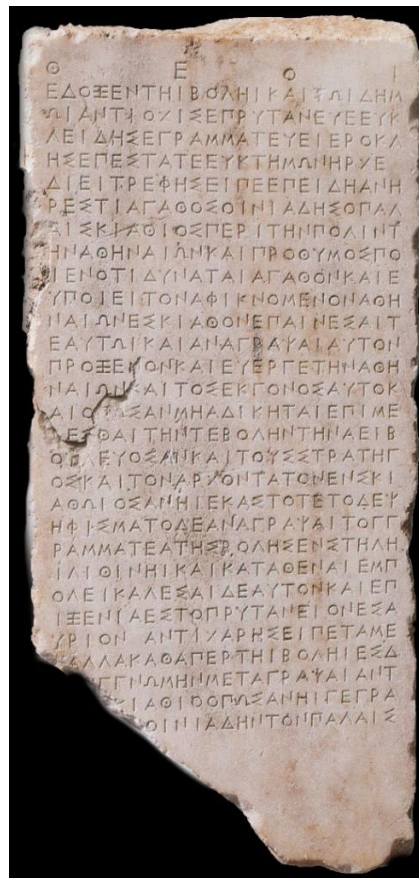
Η επιγραφή της εικόνας «museum\_pro\_1» (Εικόνα 62) παρουσιάζει συνοχή μεταξύ των κρυστάλλων του μαρμάρου της και λίγες φθορές (κυρίως μια μεγάλη εγκάρσια ρηγμάτωση), γεγονός που κάνει τα γράμματα αρκετά ευδιάκριτα.





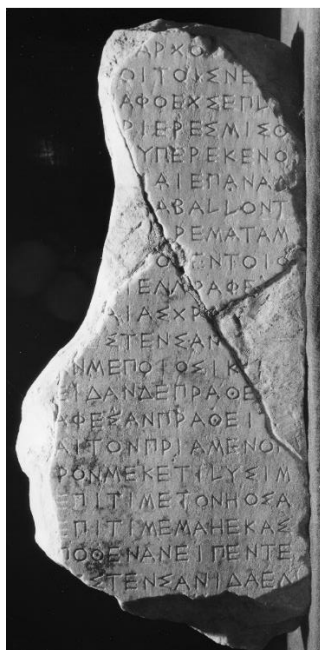
Εικόνα 62: Η εικόνα «museum\_pro\_1»

Η εικόνα «museum\_pro\_2» (Εικόνα 63) είναι μια υποδειγματική εικόνα, καθώς τηρεί όλες τις απαραίτητες προδιαγραφές. Ο φωτισμός κάνει τα γράμματα απόλυτα ευδιάκριτα παρόλες τις φθορές. Το αλφάβητο είναι το επιθυμητό, δηλαδή το ιωνικό και μάλιστα τα γράμματα είναι πολύ ομοιόμορφα και γεωμετρικά γραμμένα.



Εικόνα 63: Η εικόνα «museum\_pro\_2»

Οι εικόνες «museum\_pro\_3» και «museum\_pro\_4» (Εικόνα 64 και Εικόνα 65) είναι αμφότερες ασπρόμαυρες με μια μεγάλη ρηγμάτωση. Τα γράμματα είναι ευδιάκριτα, καθώς ο φωτισμός δημιουργεί τις επιθυμητές σκιές. Στην εικόνα «museum\_pro\_3» παρατηρούνται και κάποιες επιφανειακές φθορές που δυσχεραίνουν την αναγνώριση.

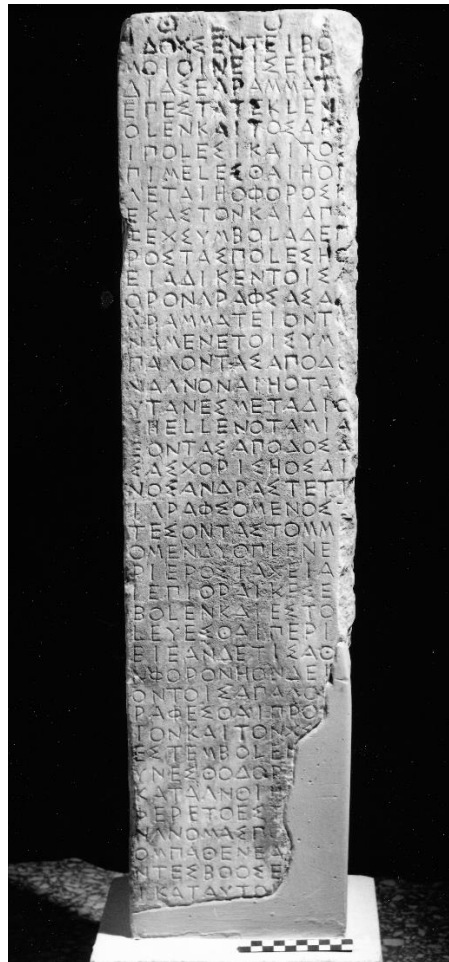


Εικόνα 64: Η εικόνα «museum\_pro\_3»

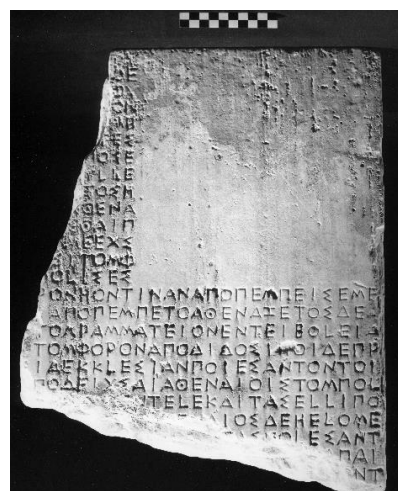


Εικόνα 65: Η εικόνα «museum\_pro\_4»

Οι εικόνες «museum\_pro\_5» και «museum\_pro\_6» (Εικόνα 66 και Εικόνα 67) παρουσιάζουν αρκετές φθορές. Τα γράμματα είναι βαθιά χαραγμένα, γεγονός που τα καθιστά αρκετά ευδιάκριτα.



Εικόνα 66: Η εικόνα «museum\_pro\_5»



Εικόνα 67: Η εικόνα «museum\_pro\_6»

### 3.2. ΠΡΟ-ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΕΙΚΟΝΩΝ

Η προ-επεξεργασία των εικόνων είχε σκοπό να αλλάξει τα δεδομένα, δηλαδή τις εικόνες, με τέτοιο τρόπο, ώστε να διευκολυνθεί σε επόμενο στάδιο η αναγνώριση των γραμμάτων. Διαπιστώθηκε ότι το βέλτιστο είναι οι εικόνες να γίνουν binary, αντιστοιχίζοντας τη μια από τις δύο τιμές σε κάθε γράμμα και την άλλη στο φόντο. Προκειμένου να γίνει αυτό σίγουρα χρειαζόταν κάποια κατωφλίωση. Παρατηρήθηκε, όμως, ότι αυτή η κατωφλίωση όταν γινόταν απευθείας στην αρχική εικόνα δεν απέδιδε, γιατί είτε υπήρχε θόρυβος με τη μορφή κόκκου, ο οποίος οφειλόταν στην ζαχαροειδή φθορά του μαρμάρου (Εικόνα 68), είτε ο φωτισμός δεν ήταν ενιαία όμοιος και τα γράμματα δεν ήταν ομοιόμορφα χαραγμένα, με αποτέλεσμα οι ψηφιακές τιμές που είχαν αποδοθεί σε αυτά να μην ήταν τόσο κοντινές κι έτσι να γίνεται binary, αλλά χωρίς να φαίνονται με τον επιθυμητό τρόπο όλα τα γράμματα ταυτόχρονα (Εικόνα 69).



Εικόνα 68: Η εικόνα «ascsa\_2» με απευθείας εφαρμογή κατωφλίωσης

Στην Εικόνα 68 γίνεται εμφανές ότι η ζαχαροποίηση του μαρμάρου μεταφράζεται ως θόρυβος μετά την κατωφλίωση, ο οποίος δυσχεραίνει αντί να διευκολύνει την αναγνώριση των γραμμάτων.

Στην Εικόνα 69 γίνεται εμφανές ότι η μεγάλη σκιά της εικόνας «museum\_3» έχει ως αποτέλεσμα τα γράμματα να μην έχουν παντού την ίδια ψηφιακή τιμή (τιμή φωτεινότητας), καθώς τα γράμματα που βρίσκονται στην περιοχή της σκιάς έχουν χαμηλότερες κατά μέσο όρο τιμές από αυτά που βρίσκονται εκτός. Αυτό, με απευθείας εφαρμογή κατωφλίωσης, οδηγεί σε μια εικόνα που φαίνονται όπως επιθυμείται μόνο κάποια γράμματα.



Εικόνα 69: Η εικόνα «museum\_3» με απευθείας εφαρμογή κατωφλίωσης

Όλα αυτά οδήγησαν στο να βρεθούν κάποια ενδιάμεσα βήματα προ-επεξεργασίας πριν την κατωφλίωση. Δοκιμάστηκαν διάφορα φίλτρα και δημιουργήθηκαν δυο κύριες μεθοδολογίες προ-επεξεργασίας μέσω της μεθόδου «δοκιμής κι απόρριψης» (trial and error), οι οποίες και παρουσιάζονται παρακάτω. Από αυτές, καθιερώθηκε ως βέλτιστη η δεύτερη.

### 3.2.1. Η ΑΡΧΙΚΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΠΡΟ-ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ

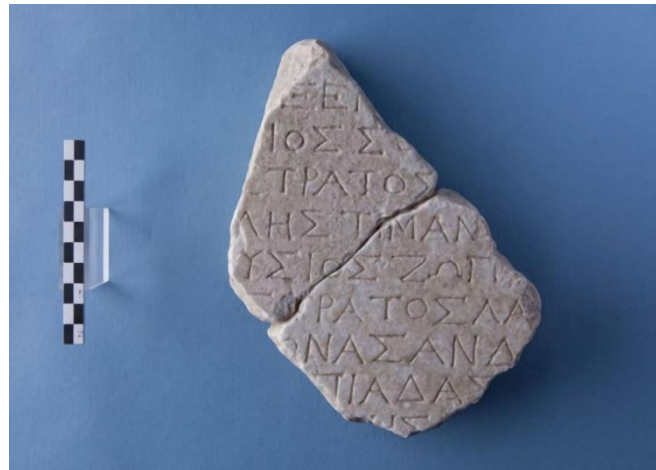
Η αρχική μεθοδολογία προ-επεξεργασίας εστίασε στο να αποθρομβοποιηθεί η εικόνα, να γίνει ενίσχυση των ακμών και βελτίωση της αντίθεσης, ώστε να ξεχωρίζουν καλύτερα τα γράμματα από το φόντο και να συμπιεστεί όσο χρειάζεται, ώστε να παραμείνει μόνο η επιθυμητή πληροφορία. Σκοπός όλων αυτών, φυσικά, να μπορεί να γίνει, μετά, μια κατωφλίωση που να δίνει την επιθυμητή binary εικόνα. Δοκιμάστηκαν διάφορα φίλτρα και συνδυασμοί φίλτρων, μέχρι να καθιερωθούν τα βήματα που φαίνονται παρακάτω στο Διάγραμμα Ροής (Εικόνα 70).



Εικόνα 70: Διάγραμμα Ροής αρχικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας

Το πρώτο βήμα αναφέρεται στις τυχόν παραμορφώσεις που έχουν δημιουργηθεί από τον τρόπο λήψης της εικόνας λόγω της κεντρικής προβολής. Δοκιμάστηκαν στροφές της εικόνας σε όλους τους άξονες και αλλαγές κλίμακας.

Το δεύτερο βήμα έχει να κάνει με την αποθορυβοποίηση. Πολλές από τις εικόνες των επιγραφών, ίσως κι οι περισσότερες, αντιμετώπιζαν προβλήματα φθοράς και κυρίως ζαχαροποίησης, γεγονός που μεταφραζόταν ως θόρυβος. Δοκιμάστηκαν πολλά φίλτρα Smoothing με πιο αποτελεσματικά: το Smooth [median] (David Tschumperlé), το Smooth [wavelets] (J rome Boulanger and David Tschumperl ) και το Smooth [bilateral] (David Tschumperl ). Από αυτά επιλέχθηκε το Smooth [wavelets], καθώς  δινε συγκριτικά τα καλύτερα αποτελέσματα, μειώνοντας σημαντικά το θόρυβο. Παρακάτω παρουσιάζεται η εικόνα «ascsa\_2» με εφαρμογή και των τριών αυτών φίλτρων με τη σειρά που αναφέρθηκαν προηγουμένως (Εικόνα 71, Εικόνα 72 και Εικόνα 73).



Εικόνα 71: Η εικόνα «ascsa\_2» μετά την εφαρμογή του φίλτρου Smooth [median]

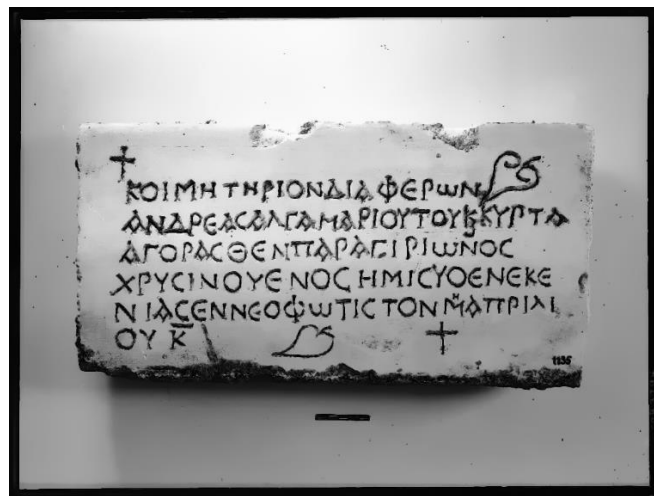


Εικόνα 72: Η εικόνα «ascsa\_2» μετά την εφαρμογή του φίλτρου Smooth [wavelets]

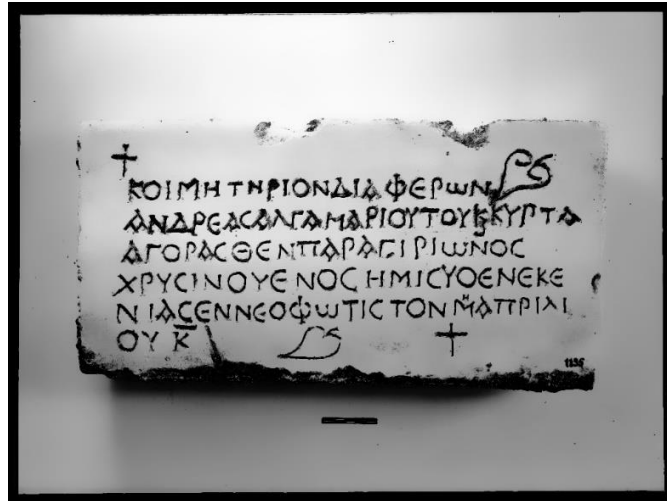


Εικόνα 73: Η εικόνα «ascsa\_2» μετά την εφαρμογή του φίλτρου Smooth [bilateral]

Το τρίτο βήμα αναφέρεται στην ενίσχυση των ακμών, ώστε να ξεχωρίζουν περισσότερο τα όρια των γραμμάτων από το ομαλοποιημένο πια φόντο τους. Δοκιμάστηκαν πολλά φίλτρα Edge Detection με πιο αποτελεσματικά: το Edges (David Tschumperlé), το Poster Edges (David Tschumperlé and David Revoiy) και το Difference of Gaussians (David Tschumperlé). Από αυτά απέδιδε με διαφορά καλύτερα το τελευταίο. Παρακάτω παρουσιάζεται η εικόνα «ascsa\_4» με εφαρμογή και των τριών αυτών φίλτρων με τη σειρά που αναφέρθηκαν προηγουμένως (Εικόνα 74, Εικόνα 75 και Εικόνα 76).



Εικόνα 74: Η εικόνα «ascsa\_4» μετά την εφαρμογή του φίλτρου Edges



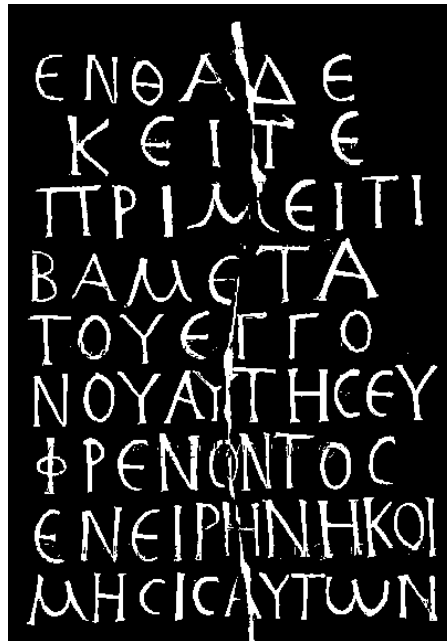
Εικόνα 75: Η εικόνα «asca\_4» μετά την εφαρμογή του φίλτρου Poster Edges



Εικόνα 76: Η εικόνα «asca\_4» μετά την εφαρμογή του φίλτρου Difference of Gaussians

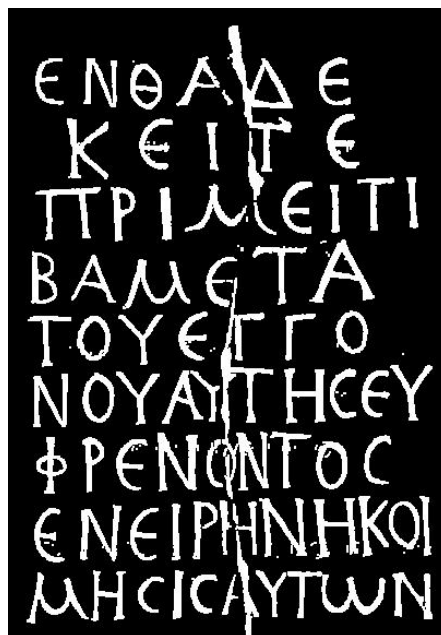
Το τέταρτο βήμα είναι η κατωφλίωση της εικόνας, ώστε να γίνει binary. Όλα τα προηγούμενα βήματα είχαν σκοπό να «προετοιμάσουν» την εικόνα για αυτό το βήμα. Δοκιμάστηκε, πέρα από την κατωφλίωση σε μια τιμή, το φίλτρο Multi Thresholds (Andy Kelday), το οποίο κατωφλιώνει την εικόνα σε μια έως τέσσερις τιμές, αλλά απορρίφθηκε – αν και απέδιδε αρκετά καλά – γιατί κρίθηκε ότι η επιλογή των τιμών αυτών είναι δύσκολο να αυτοματοποιηθεί. Παρακάτω παρουσιάζεται η εικόνα «google\_5» μετά την εφαρμογή του smoothing, της ενίσχυσης ακμών και τελικά της κατωφλίωσης (Εικόνα 77).





Εικόνα 77: Η εικόνα «google\_5» μετά την εφαρμογή των τεσσάρων πρώτων βημάτων της αρχικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας

Το πέμπτο βήμα αναφέρεται σε μορφολογικές αλλαγές (Erosion, Dilation, Opening, Closing) που εφαρμόστηκαν μετά την κατωφλίωση, προκειμένου είτε να κλείσουν κάποια κενά, είτε να ενωθούν σημεία που χωρίστηκαν, είτε να χωριστούν σημεία που ενώθηκαν. Από αυτά, τελικά, χρησιμοποιήθηκε το Dilation (David Tschumperlé) για να καλύψει κάποια κενά στο εσωτερικό των γραμμάτων και να δημιουργήσει έναν πιο συμπαγή σκελετό στο καθένα. Παρακάτω παρουσιάζεται η εικόνα «google\_5» που παρουσιάστηκε και παραπάνω, μετά την εφαρμογή και του μορφολογικού φίλτρου Dilation (Εικόνα 78).



Εικόνα 78: Η εικόνα «google\_5» μετά την εφαρμογή όλης της αρχικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας

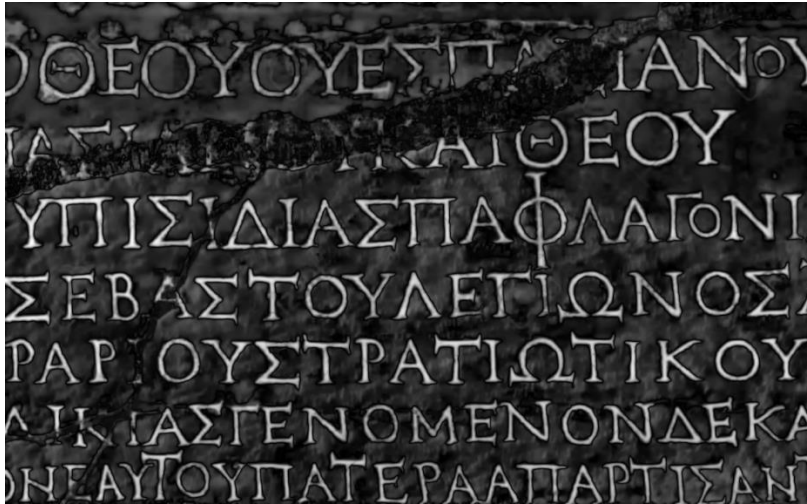
Να σημειωθεί ότι το πρώτο και το τελευταίο βήμα δεν εφαρμόστηκε σε κάθε εικόνα, αφού δεν ήταν πάντα ανάγκη. Με την αρχική μεθοδολογία προ-επεξεργασίας έγιναν binary όλες οι εικόνες που προέρχονταν από τον Παγκόσμιο Ιστό. Διαπιστώθηκε ότι η μεθοδολογία αυτή αποδίδει λίγες μόνο φορές ικανοποιητικά. Τις υπόλοιπες, το αποτέλεσμα που δίνει δε μπορεί να χρησιμοποιηθεί για αυτόματη αναγνώριση. Θα παρουσιαστεί παρακάτω η εφαρμογή όλων των βημάτων της αρχικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας για μια εικόνα που τελικά έδωσε το επιθυμητό αποτέλεσμα και για μια που αυτό δε συνέβη.



Εικόνα 79: Η εικόνα «google\_2»



Εικόνα 80: Η εικόνα «google\_2» μετά την εφαρμογή του φίλτρου Smooth [wavelets]

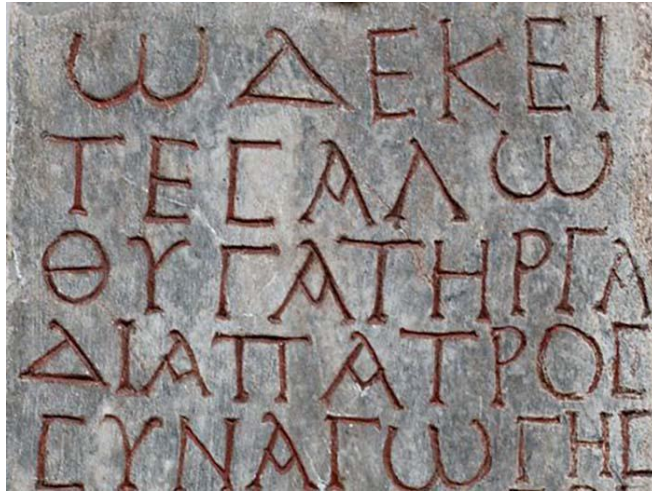


Εικόνα 81: Η εικόνα «google\_2» μετά την εφαρμογή και του φίλτρου *Difference of Gaussians*

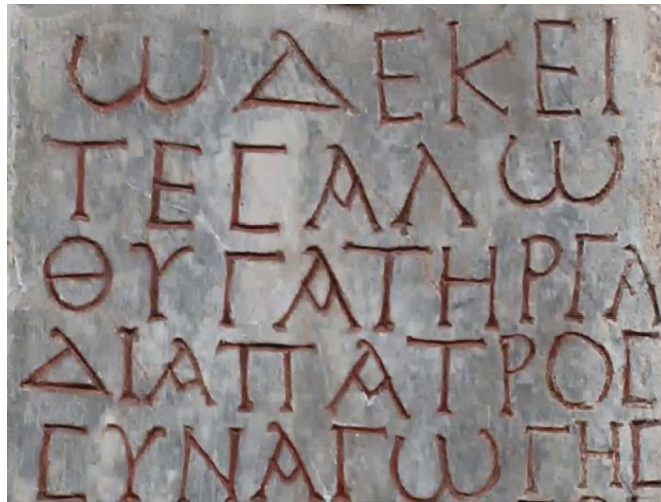


Εικόνα 82: Η εικόνα «google\_2» μετά την κατωφλίωση

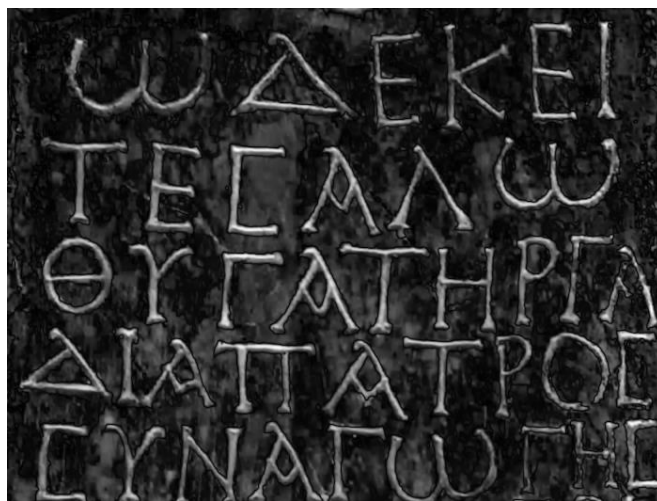
Η εικόνα «google\_2», μετά την εφαρμογή των βημάτων της μεθοδολογίας της αρχικής προεπεξεργασίας, γίνεται μια binary εικόνα στην οποία τα γράμματα είναι απόλυτα ευδιάκριτα. Η εικόνα «google\_2», όμως, εξ' αρχής αποτελούσε μια εικόνα που τηρούσε όλες τις απαραίτητες προδιαγραφές και μάλιστα με το παραπάνω, αφού τα γράμματα σε αυτήν εμφανίζουν πολύ μεγάλη αντίθεση με το περιβάλλον τους, επομένως δεν αποτελεί αντιπροσωπευτικό παράδειγμα αξιολόγησης της μεθοδολογίας της αρχικής προεπεξεργασίας. Αντιπροσωπευτικό παράδειγμα αποτελεί εικόνα «google\_6» που παρουσιάζεται παρακάτω.



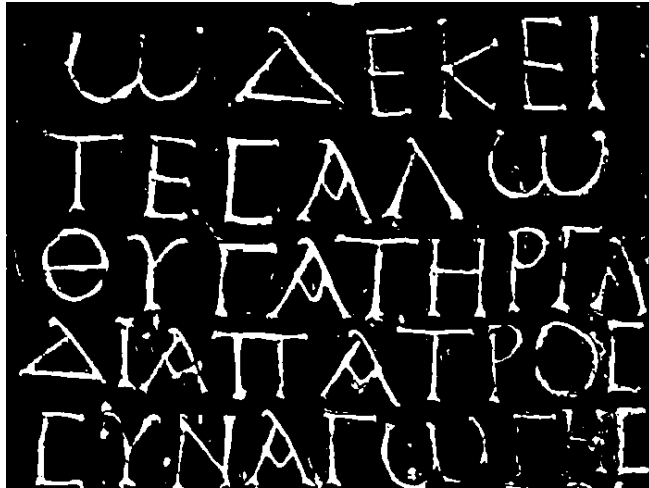
Εικόνα 83: Η εικόνα «google\_6»



Εικόνα 84: Η εικόνα «google\_6» μετά την εφαρμογή του φίλτρου Smooth [wavelets]



Εικόνα 85: Η εικόνα «google\_6» μετά την εφαρμογή και του φίλτρου Difference of Gaussians

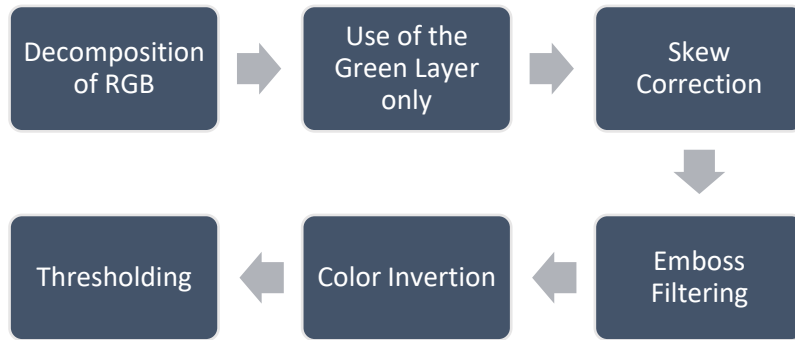


Εικόνα 86: Η εικόνα «google\_6» μετά την κατωφλίωση

Η εικόνα «google\_6», μετά την εφαρμογή των βημάτων της μεθοδολογίας της αρχικής προ-επεξεργασίας, γίνεται μια binary εικόνα, στην οποία ευδιάκριτα είναι λίγο παραπάνω από τα μισά της γράμματα. Από αυτά, όμως, δεν είναι όλα αναγνωρίσιμα άμεσα, καθώς κάποια εμφανίζουν «σπασίματα» κι ασυνέχειες. Για παράδειγμα, στην πρώτη σειρά, ενώ για τον άνθρωπο είναι προφανές, μετά από συλλογισμούς που γίνονται ασυναίσθητα, ότι το πρώτο γράμμα είναι ένα ωμέγα, για τη μέθοδο αναγνώρισης της παρούσας διπλωματικής εργασίας δεν είναι. Ζητούμενο της προ-επεξεργασίας, όπως αναφέρθηκε και παραπάνω, είναι να δίνει μια καθαρή binary εικόνα των γραμμάτων – αν όχι όλων, τότε τουλάχιστον των περισσότερων - που μετά μπορεί να χρησιμοποιηθεί αποτελεσματικά για την εξαγωγή των χαρακτηριστικών και γενικά για την αναγνώριση τους. Η μεθοδολογία της αρχικής προ-επεξεργασίας, λοιπόν, αποτυγχάνει να το κάνει αυτό. Για το λόγο αυτό, διερευνήθηκε παραπάνω η όλη διαδικασία, προκειμένου να βρεθούν διαφορετικές λύσεις κι έτσι δημιουργήθηκε η τελική μεθοδολογία προ-επεξεργασίας.

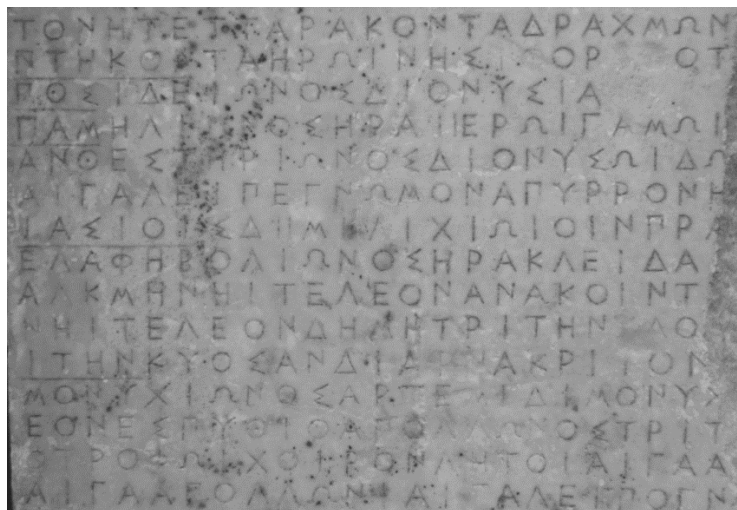
### 3.2.2. Η ΤΕΛΙΚΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΠΡΟ-ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑΣ

Η τελική μεθοδολογία προ-επεξεργασίας ακολούθησε ένα λίγο διαφορετικό μονοπάτι. Χρησιμοποιήθηκε για όλες τις φωτογραφίες που προέρχονταν από το Επιγραφικό Μουσείο κι έδωσε εξαιρετικά αποτελέσματα. Το «μυστικό», ή καλύτερα, το φίλτρο που έκανε τη διαφορά ήταν το Emboss (Andy Kelday), του οποίου η λειτουργία περιγράφεται στη συνέχεια και ο πηγαίος κώδικας περιλαμβάνεται στο **ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β** της παρούσας διπλωματικής εργασίας, γραμμένος στο open-source κέλυφος επεξεργασίας εικόνας G'MIC (gmic.eu). Παρακάτω παρουσιάζεται το Διάγραμμα Ροής των βημάτων της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας (Εικόνα 87).

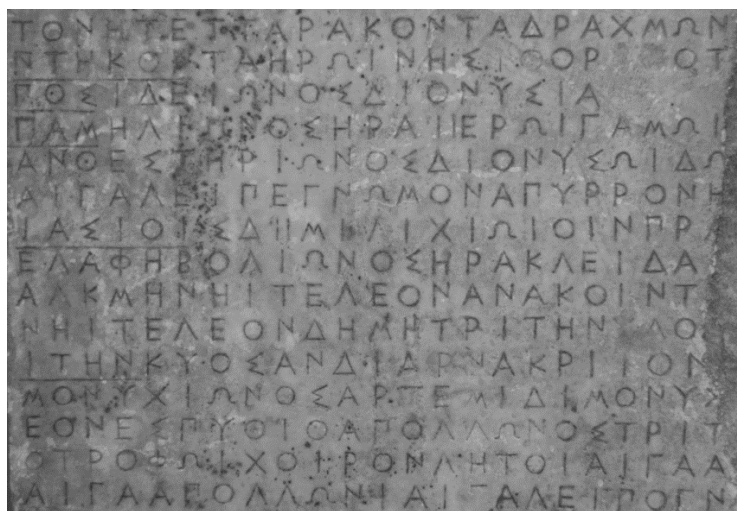


Εικόνα 87: Διάγραμμα Ροής τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας

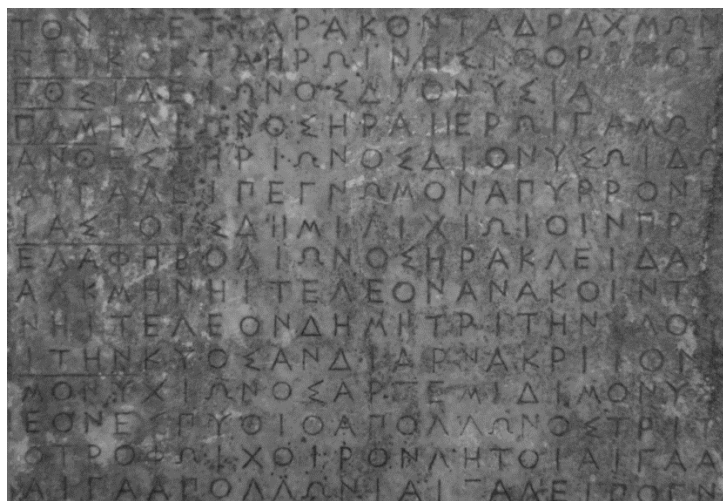
Το πρώτο βήμα αναφέρεται στην αποσύνθεση των καναλιών της έγχρωμης σύνθετης εικόνας, έτσι ώστε να γίνει 3 ανεξάρτητα πια κανάλια (Red Layer, Green Layer, Blue Layer). Παρουσιάζεται παρακάτω η εικόνα «museum\_10» μετά την αποσύνθεση της στα 3 κανάλια (Εικόνα 88, Εικόνα 89 και Εικόνα 90).



Εικόνα 88: Το κόκκινο κανάλι της εικόνας «museum\_10»



Εικόνα 89: Το πράσινο κανάλι της εικόνας «museum\_10»



Εικόνα 90: Το μπλε κανάλι της εικόνας «museum\_10»

Το δεύτερο βήμα έχει να κάνει με τη χρησιμοποίηση μόνο του Green Layer και τη διαγραφή των άλλων δύο καναλιών. Ο λόγος που γίνεται αυτό είναι ότι εξ' ορισμού το πράσινο κανάλι έχει λιγότερο θόρυβο και περισσότερη λεπτομέρεια από τα άλλα δυο. Αυτό συμβαίνει γιατί οι φωτογραφικές μηχανές ακολουθούν τον τρόπο λειτουργίας του ανθρώπινου ματιού, το οποίο είναι πολύ περισσότερο ευαίσθητο στο πράσινο σε σχέση με το κόκκινο ή το μπλε. Έτσι λοιπόν, έχουν στον αισθητήρα τους διπλάσιο αριθμό απειροστών αισθητήρων που «διαβάζουν» πράσινο φως σε σχέση με αυτούς που «διαβάζουν» κόκκινο ή μπλε. Πράγματι, παρατηρώντας καλά τις 3 παραπάνω εικόνες, προκύπτει ότι η Εικόνα 89 που αντιστοιχεί στο πράσινο κανάλι είναι σαφώς πιο ευκρινής.

Το τρίτο βήμα είναι ίδιο με το πρώτο βήμα της προηγούμενης μεθοδολογίας προεπεξεργασίας και αναφέρεται και πάλι σε αλλαγές στην κλίμακα της εικόνας, στροφές και μείωση των τυχόν παραμορφώσεων λόγω της κεντρικής προβολής. Όπως και προηγουμένως, αυτό το βήμα δεν είναι απαραίτητο για κάθε φωτογραφία, αλλά μόνο για όσες αντιμετωπίζουν τέτοιου είδους προβλήματα.

Το τέταρτο βήμα είναι ίσως το καθοριστικότερο, αφού το φίλτρο Emboss (Andy Kelday) είναι αυτό που αποδίδοντας εξαιρετικά, προετοίμασε κατάλληλα την εικόνα για κατωφλίωση. Παρακάτω παρουσιάζεται η εικόνα «museum\_10» μετά την εφαρμογή του φίλτρου στο Green Layer της (Εικόνα 91).



Εικόνα 91: Η εικόνα «museum\_10» μετά την εφαρμογή του φίλτρου Emboss στο Green Layer της

Το πέμπτο βήμα είναι η αντιστροφή των χρωμάτων της εικόνας, καθώς μετά την εφαρμογή του Emboss τα γράμματα έχουν πάρει σκούρους τόνους, ενώ το φόντο ανοιχτούς, γεγονός που πρέπει να αντιστραφεί, προκειμένου η κατωφλίωση να δώσει ευκολότερα το επιθυμητό αποτέλεσμα (τιμή 1 για τα γράμματα, τιμή 0 για το φόντο). Παρακάτω παρουσιάζεται και πάλι η εικόνα «museum\_10» με αντιστροφή των χρωμάτων της μετά την εφαρμογή του φίλτρου Emboss (Εικόνα 92).



Εικόνα 92: Η εικόνα «museum\_10» με αντιστροφή των χρωμάτων της μετά την εφαρμογή του φίλτρου Emboss

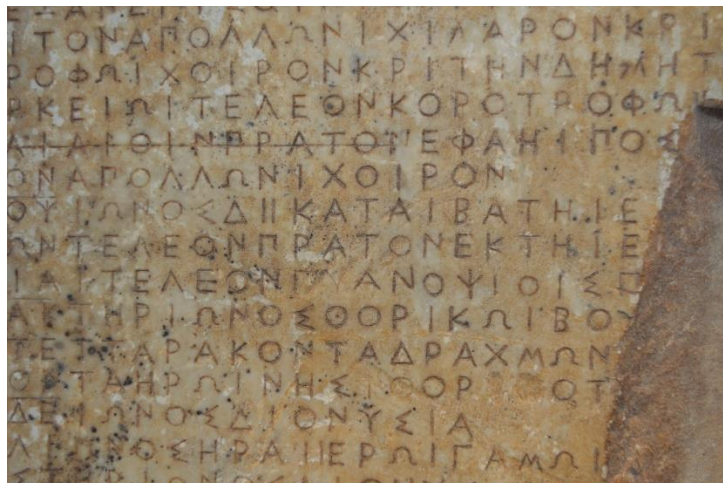
Το τελευταίο βήμα της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας είναι η κατωφλίωση της εικόνας, προκειμένου να γίνει binary. Παρακάτω παρουσιάζεται η εικόνα «museum\_10» μετά την τελική κατωφλίωση της (Εικόνα 93).





Εικόνα 93: Η εικόνα «museum\_10» μετά την εφαρμογή όλης της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας

Η τελική μεθοδολογία προ-επεξεργασίας έδωσε τα επιθυμητά αποτελέσματα και με το παραπάνω. Στην πλειοψηφία των εικόνων, στις οποίες εφαρμόστηκε, είχε ως αποτέλεσμα μια πολύ καθαρή binary εικόνα, στην οποία τα γράμματα είναι ευδιάκριτα. Παρακάτω παρουσιάζεται αναλυτικά η εφαρμογή των βημάτων της για την εικόνα «museum\_11».



Εικόνα 94: Η εικόνα «museum\_11»



Εικόνα 95: Το πράσινο κανάλι της εικόνας «museum\_11»



Εικόνα 96: Η εικόνα «museum\_11» μετά την εφαρμογή του φίλτρου Emboss στο Green Layer της



Εικόνα 97: Η εικόνα «museum\_11» με αντιστροφή των χρωμάτων της μετά την εφαρμογή του φίλτρου Emboss

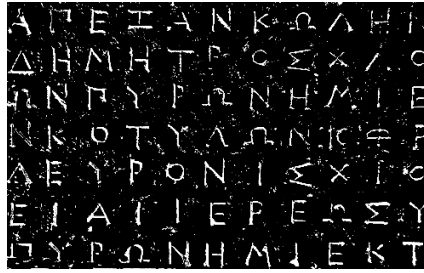


Εικόνα 98: Η εικόνα «tuseumt\_11» μετά την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας

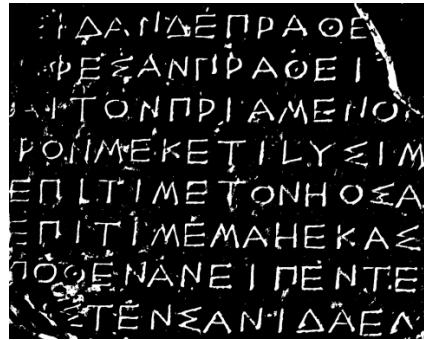
Τέλος, παρουσιάζονται όλες οι binary εικόνες που προέκυψαν από την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας κι οι οποίες χρησιμοποιήθηκαν κατά κόρον στο στάδιο της αυτόματης αναγνώρισης γραμμάτων.



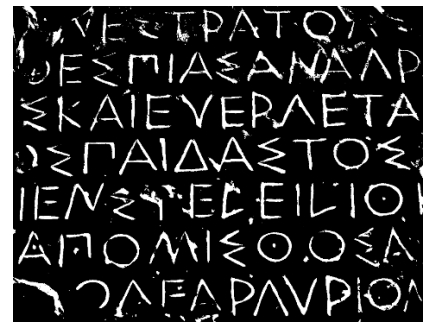
Εικόνα 99: Η εικόνα «tuseumt\_1» μετά την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας



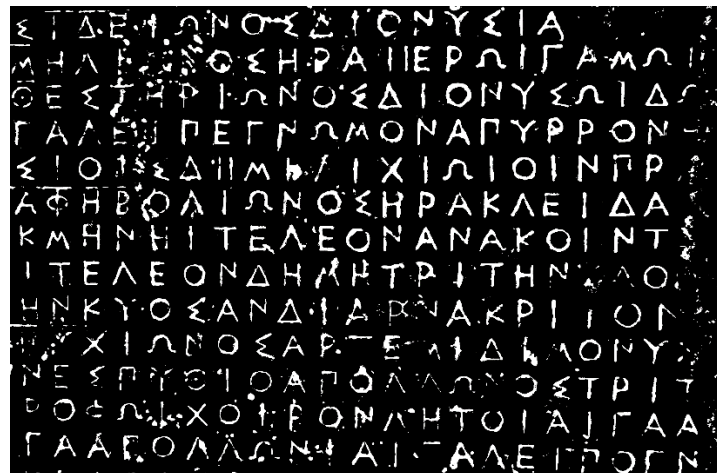
Εικόνα 100: Η εικόνα «museum\_3» μετά την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας



Εικόνα 101: Η εικόνα «museum\_4» μετά την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας



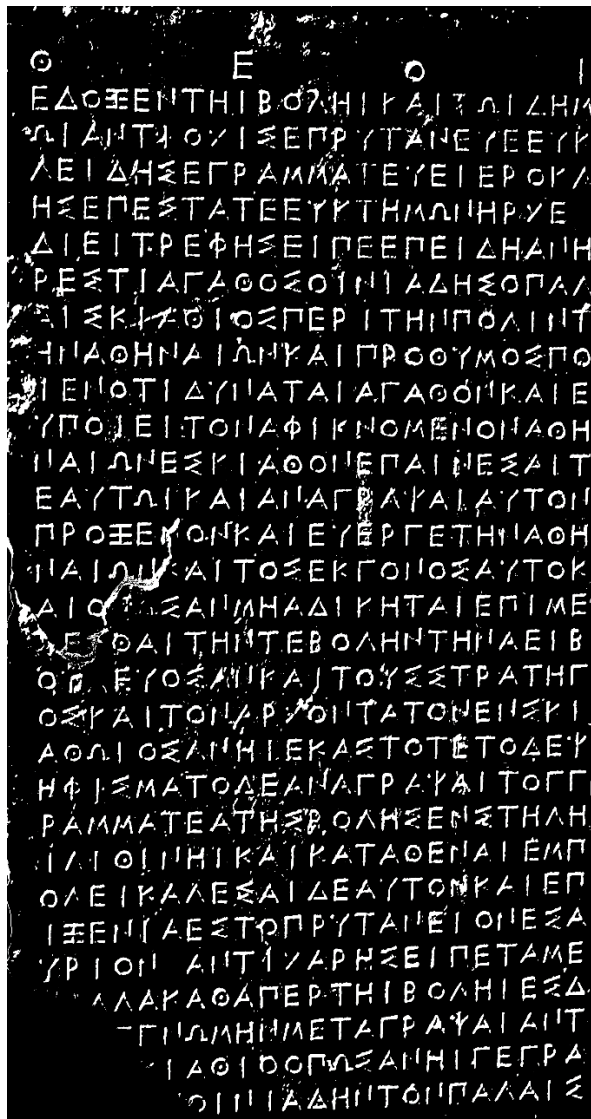
Εικόνα 102: Η εικόνα «museum\_5» μετά την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας



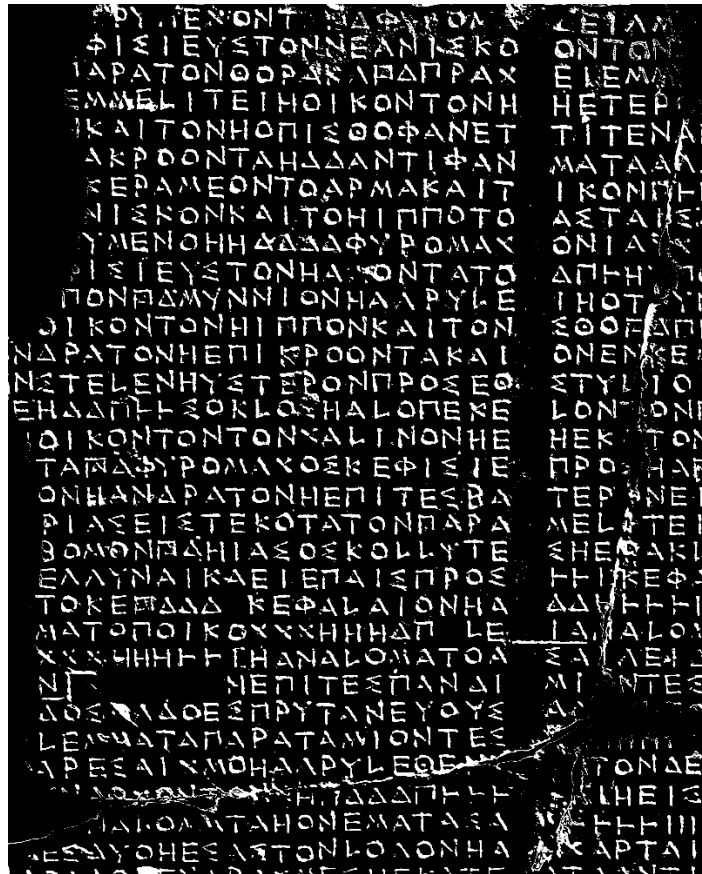
Εικόνα 103: Η εικόνα «museum\_12» μετά την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας



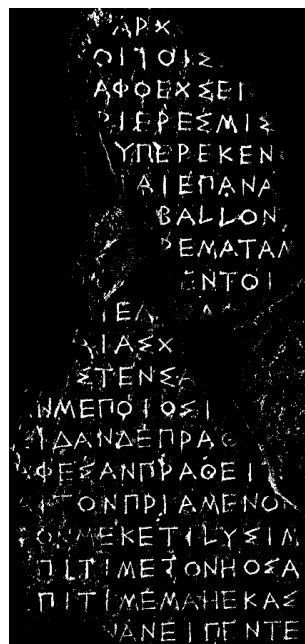
Εικόνα 104: Η εικόνα «museum\_13» μετά την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας



Εικόνα 105: Η εικόνα «museum\_pro\_2» μετά την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας



Εικόνα 106: Η εικόνα «museum\_pro\_3» μετά την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας

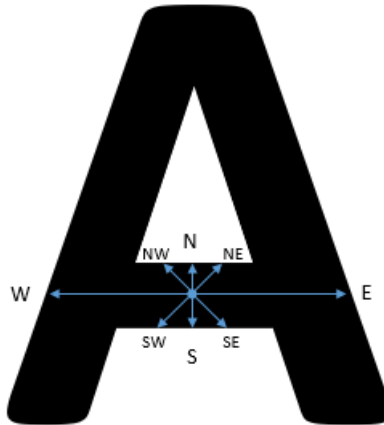


Εικόνα 107: Η εικόνα «museum\_pro\_4» μετά την εφαρμογή της τελικής μεθοδολογίας προ-επεξεργασίας

### 3.3. Ο ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ ΤΩΝ 4<sup>ων</sup> ΔΙΕΥΘΥΝΣΕΩΝ

Η προ-επεξεργασία των εικόνων είχε ως αποτέλεσμα τη μετατροπή τους σε binary εικόνες, στις οποίες τα γράμματα είναι ευδιάκριτα έχοντας τη μέγιστη αντίθεση από το περιβάλλον τους. Αυτό έγινε, όπως προαναφέρθηκε, για να διευκολύνει την αναγνώρισή τους σε επόμενο στάδιο. Για τον ίδιο ακριβώς λόγο έγινε κι η εφαρμογή του αλγορίθμου των 4<sup>ων</sup> διευθύνσεων (Μαρία Δεκαβάλλα) στις ήδη κατωφλιωμένες εικόνες. Η μόνη διαφορά είναι ότι οι binary εικόνες χρησιμοποιήθηκαν σε όλες τις μεθόδους αναγνώρισης, ενώ οι εικόνες που προήλθαν από την εφαρμογή του αλγορίθμου αυτού μόνο σε δυο.

Ο αλγόριθμος των 4<sup>ων</sup> διευθύνσεων αρχικά υπολογίζει την απόσταση του κάθε εικονοστοιχείου που ανήκει σε γράμμα από το όριο του γράμματος για 8 διαφορετικές διευθύνσεις (North, NE, East, South, SW, West, NW) όπως φαίνεται για το γράμμα άλφα στην Εικόνα 108.



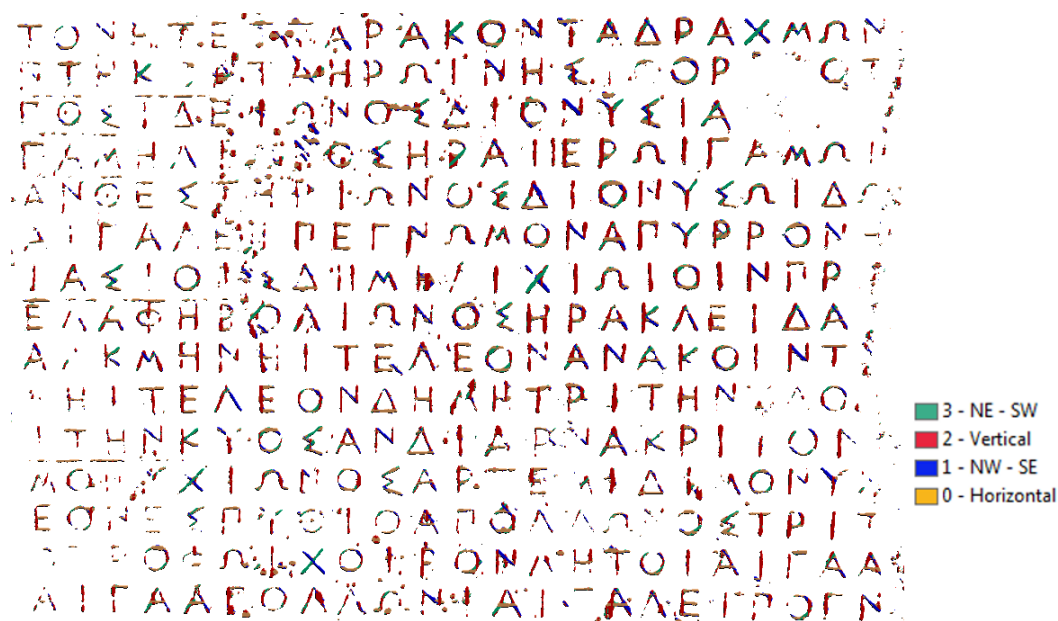
Εικόνα 108: Ο αλγόριθμος των 4<sup>ων</sup> διευθύνσεων υπολογίζει την απόσταση του κάθε εικονοστοιχείου που ανήκει στο γράμμα άλφα από το όριο του για 8 διαφορετικές διευθύνσεις

Στη συνέχεια, αθροίζει τα ζευγάρια αποστάσεων: North + South, NE + SW, East + West, NW + SE. Το ζευγάρι με το μεγαλύτερο άθροισμα ορίζει τη διεύθυνση της ευθείας στην οποία βρίσκεται το pixel. Οι διευθύνσεις είναι 4 πια και για κάθε μια δίνεται μια τιμή. Έτσι, η τιμή 0 αντιστοιχίζεται στα οριζόντια, δηλαδή στο άθροισμα East + West, η τιμή 1 στο άθροισμα NW + SE, η τιμή 2 στα κατακόρυφα, δηλαδή στο άθροισμα North + South κι η τιμή 3 στο άθροισμα NE + SW.

Στο παράδειγμα της Εικόνας 108 το συγκεκριμένο εικονοστοιχείο παρουσιάζει τη μεγαλύτερη απόσταση στο ζευγάρι East + West, επομένως θα δοθεί σε αυτό η τιμή 0. Παρακάτω παρουσιάζεται ένα γενικό παράδειγμα εφαρμογής του αλγορίθμου σε εικόνα γραμμάτων υπολογιστή (Εικόνα 109) και στην εικόνα «museum\_10» (Εικόνα 110).



Εικόνα 109: Παράδειγμα εφαρμογής του αλγορίθμου 4<sup>ων</sup> διευθύνσεων σε εικόνα γραμμάτων υπολογιστή



Εικόνα 110: Παράδειγμα εφαρμογής του αλγορίθμου 4<sup>ων</sup> διευθύνσεων στην εικόνα «museum\_10»

Ο αλγόριθμος των 4<sup>ων</sup> διευθύνσεων είναι γραμμένος στη γλώσσα προγραμματισμού C κι ο πηγαίος κώδικας του περιλαμβάνεται στο **ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α** της παρούσας διπλωματικής εργασίας.



### 3.4. ΜΕΘΟΔΟΙ ΑΥΤΟΜΑΤΗΣ ΑΝΑΓΝΩΡΙΣΗΣ ΕΛΛΗΝΙΚΩΝ ΧΑΡΑΚΤΗΡΩΝ

Η προ-επεξεργασία των εικόνων τις προετοίμασε κατάλληλα για το ζητούμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας, δηλαδή την αναγνώριση των ελληνικών γραμμάτων σε αρχαίες επιγραφές. Οι μέθοδοι που αναπτύχθηκαν είναι πέντε σε αριθμό, αρκετά διαφορετικές μεταξύ τους, και προέκυψαν μέσω μιας διερεύνησης που έγινε, προκειμένου να βρεθεί εκείνη η μέθοδος που δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα. Συγκεκριμένα, από τις πέντε αυτές μεθόδους, η μια είναι μη αυτόματη, ή ίσως οριακά ημιαυτόματη, ενώ οι υπόλοιπες τέσσερις αυτόματες. Από αυτές τις τέσσερις, οι τρεις πραγματοποιούν την αναγνώριση η κάθε μια με διαφορετικό τρόπο, ενώ η τέταρτη με συνδυασμό τρόπων δύο προηγούμενων μεθόδων. Η αλήθεια είναι ότι η ονομασία αυτών υπήρξε ένα ζήτημα, καθώς δεν ακολουθούν όλες την πεπατημένη αντίστοιχων μεθόδων που υπάρχουν στη βιβλιογραφία, παρόλα αυτά επιλέχθηκε να ονομαστούν συνοπτικά και με βάση τον τρόπο που πραγματοποιούν την αναγνώριση (τον τρόπο που γίνεται η ταξινόμηση των αντικειμένων της κατάτμησης ή το είδος των χαρακτηριστικών των αντικειμένων που χρησιμοποιούνται κλπ.).

Έτσι λοιπόν, στο κεφάλαιο αυτό θα παρουσιαστούν οι εξής μέθοδοι:

- Η μέθοδος των 4<sup>ωv</sup> περιοχών
- Η δομική μέθοδος
- Η γεωμετρική μέθοδος
- Η μέθοδος SVM
- Η μικτή μέθοδος

#### 3.4.1. Η ΜΕΘΟΔΟΣ ΤΩΝ 4<sup>ωv</sup> ΠΕΡΙΟΧΩΝ

Η μέθοδος αυτή αποτελεί τη λιγότερο επιτυχημένη μέθοδο, καθώς δε μπόρεσε να ολοκληρωθεί όπως ήταν επιθυμητό. Παρουσιάζεται, γιατί το σκεπτικό της μεθοδολογίας της είναι σωστό και μπορεί να αποδώσει. Στην παρούσα διπλωματική εργασία δεν απέδωσε, γιατί εφαρμόστηκε στο λογισμικό eCognition, το οποίο δεν προσέφερε κάποιο τρόπο να γίνουν αυτόματα οι επιθυμητές ενέργειες. Έτσι, όσα έγιναν, έγιναν χειροκίνητα, γεγονός που αποδείχτηκε πολύ χρονοβόρο, οπότε και τελικά δεν ολοκληρώθηκε, αφού προτιμήθηκε ο χρόνος αυτός να αφιερωθεί σε κάποια άλλη μέθοδο που μπορεί να αποδώσει καλύτερα στο συγκεκριμένο λογισμικό. Σε ένα πιο ανοιχτό περιβάλλον ή ακόμα καλύτερα σε μια γλώσσα προγραμματισμού, η μέθοδος των 4<sup>ωv</sup> περιοχών θα μπορούσε σίγουρα να αυτοματοποιηθεί. Έτσι όπως αναπτύχθηκε, μπορεί να θεωρηθεί ημιαυτόματη ή ακόμα και μη αυτόματη μέθοδος, αποτελώντας εξαίρεση σε σχέση με τις υπόλοιπες αυτόματες μεθόδους της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Η ιδέα στην οποία βασίστηκε είναι ότι έχοντας μια εικόνα μιας επιγραφής, αν καταστεί δυνατό να απομονωθούν ένα-ένα τα γράμματα, εγγράφοντας το κάθε ένα στο ελάχιστο περιγεγραμμένο ορθογώνιο (minimum bounding rectangle - MBR), τότε συγκρίνοντας τις

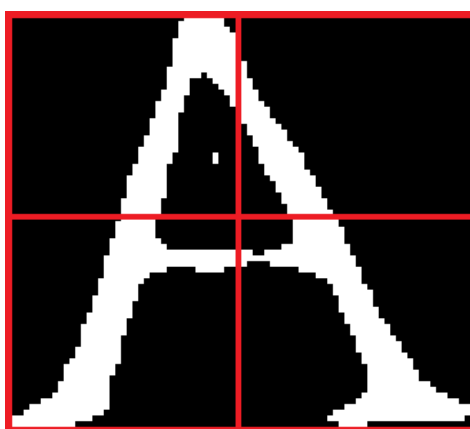
μέσες φωτεινότητες σε κάθε μία από τέσσερις ίσες περιοχές του ορθογωνίου αυτού, θα μπορέσουν να σχηματιστούν κανόνες σχετικοί με τις τιμές αυτές, οι οποίοι θα είναι διαφορετικοί για κάθε γράμμα, κι έτσι θα αναγνωρισθεί το γράμμα.

Αναλύοντας την παραπάνω μεθοδολογία, πρώτο βήμα αποτελεί η απομόνωση των γραμμάτων της επιγραφής κι η εγγραφή τους στο ελάχιστο περιγεγραμμένο ορθογώνιο. Εφόσον το κάθε γράμμα έχει διαφορετικό μέγεθος, τόσο λόγω της ίδιας της φύσης του, όσο και λόγω του γεγονότος ότι είναι χαραγμένο από ανθρώπινο χέρι, διαφορετικό μέγεθος θα έχει και το κάθε περιγεγραμμένο ορθογώνιο. Μάλιστα, ακόμα κι ο τρόπος που εγγράφονται ίδια γράμματα σε αυτό θα είναι διαφορετικός, καθώς μπορεί ένα άλφα να έχει τη μια πλάγια γραμμή του πιο λοξή από αυτή ενός άλλου άλφα και ούτω καθεξής (Εικόνα 111).



Εικόνα 111: Το ελάχιστο περιγεγραμμένο ορθογώνιο για δυο άλφα της binary εικόνας «google\_2»

Επόμενο βήμα αποτελεί ο τεμαχισμός του ελάχιστου περιγεγραμμένου ορθογωνίου σε τέσσερα ίσα μεταξύ τους κομμάτια. Εφόσον τα γράμματα της επιγραφής είναι χαραγμένα από ανθρώπινο χέρι, όπως προαναφέρθηκε, κι έχουν τις ατέλειες που αυτό συνεπάγεται, είναι επόμενο πως οι άξονες που δημιουργούνται από τον τεμαχισμό αυτό δε συμπίπτουν απόλυτα με τους άξονες συμμετρίας. Στην Εικόνα 112 παρουσιάζεται αυτό ακριβώς το γεγονός για το πρώτο άλφα της Εικόνας 113.



Εικόνα 112: Ο τεμαχισμός του ελάχιστου περιγεγραμμένου ορθογωνίου του πρώτου άλφα της Εικόνας 97 σε τέσσερα ίσα κομμάτια

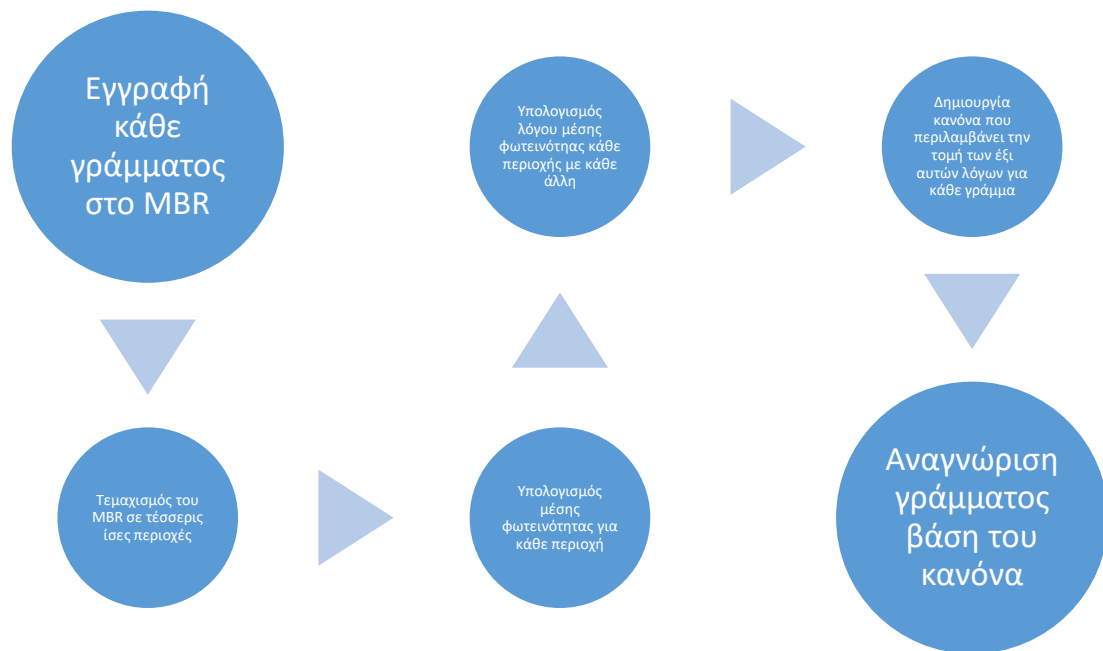
Εφόσον πραγματοποιηθεί ο τεμαχισμός για κάθε ελάχιστο περιγεγραμμένο ορθογώνιο κάθε γράμματος, υπολογίζεται η μέση φωτεινότητα σε κάθε μια από τις τέσσερις αυτές περιοχές. Η εικόνα είναι binary, περιλαμβάνει, δηλαδή, μόνο δυο τιμές, κι επομένως η μέση φωτεινότητα ουσιαστικά αναφέρεται στη σχέση του αριθμού των μαύρων εικονοστοιχείων με τον αριθμό των λευκών εικονοστοιχείων.

Για να διευκολυνθεί η κατανόηση της διαδικασίας, από δω και στο εξής, θα ονομαστεί η κάθε περιοχή ως «region\_#», όπου το «#» αντιστοιχεί στην αρίθμηση που ακολουθείται στα μαθηματικά για τα τέσσερα τεταρτημόρια στο σύστημα καρτεσιανών συντεταγμένων. Έτσι λοιπόν, η πάνω δεξιά περιοχή είναι η region\_1, η κάτω δεξιά η region\_2, η κάτω αριστερά η region\_3 κι η πάνω αριστερά η region\_4. Έχοντας υπολογίσει τις μέσες φωτεινότητες για κάθε μια από αυτές τις περιοχές, τις οποίες θα ονομάσουμε και «mean\_brightness\_#», με το «#» να αντιστοιχεί στον αριθμό της περιοχής, υπολογίζουμε τους λόγους της κάθε μιας με κάθε άλλη, κι έτσι έχουμε τους εξής έξι λόγους:

- $1/2 = \frac{\text{mean\_brightness\_1}}{\text{mean\_brightness\_2}}$
- $1/3 = \frac{\text{mean\_brightness\_1}}{\text{mean\_brightness\_3}}$
- $1/4 = \frac{\text{mean\_brightness\_1}}{\text{mean\_brightness\_4}}$
- $2/3 = \frac{\text{mean\_brightness\_2}}{\text{mean\_brightness\_3}}$
- $2/4 = \frac{\text{mean\_brightness\_2}}{\text{mean\_brightness\_4}}$
- $3/4 = \frac{\text{mean\_brightness\_3}}{\text{mean\_brightness\_4}}$

Οι έξι αυτοί λόγοι όταν συνδεθούν με το λογικό τελεστή «και», δημιουργούν έναν κανόνα που είναι μοναδικός για κάθε γράμμα. Με άλλα λόγια, ο κάθε λόγος φωτεινότητας ενός γράμματος μπορεί να έχει ίδια τιμή ή έστω πολύ κοντινή τιμή με το λόγο φωτεινότητας ενός άλλου γράμματος. Όμως, κι οι έξη λόγοι όταν ισχύουν όλοι μαζί, είναι αδύνατο να έχουν την ίδια τιμή με τους λόγους φωτεινότητας ενός άλλου γράμματος. Έτσι, δημιουργείται μια μοναδικότητα στον κανόνα κάθε γράμματος, η οποία προφανώς αντιστοιχεί και στη μοναδικότητα του κάθε γράμματος, κι η οποία μας επιτρέπει να αναγνωρίσουμε εν τέλει το γράμμα.

Συνοψίζοντας όλα τα παραπάνω, στην Εικόνα 113 φαίνεται το Διάγραμμα Ροής των βημάτων της μεθόδου των 4<sup>ωv</sup> περιοχών.

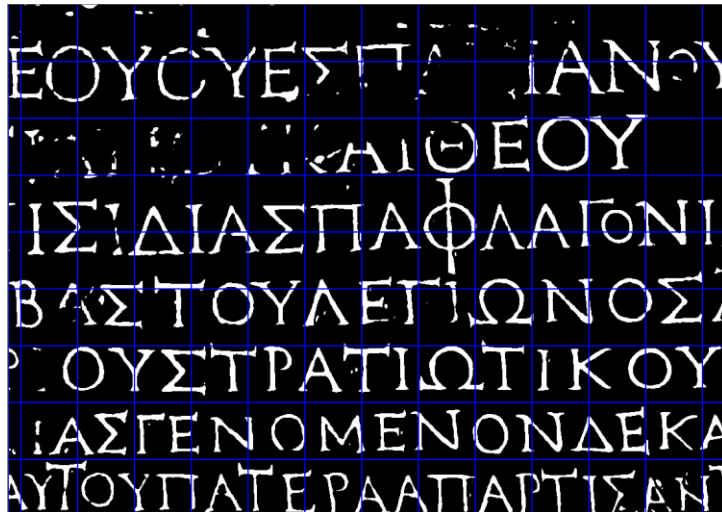


Εικόνα 113: Διάγραμμα Ροής των βημάτων της μεθόδου των 4<sup>ων</sup> περιοχών

Αυτή είναι η λογική κι η μεθοδολογία της μεθόδου των 4<sup>ων</sup> περιοχών. Η υλοποίηση της έπρεπε να γίνει με τέτοιο τρόπο, ώστε όλα τα βήματα να είναι αυτόματα, επομένως κι η αναγνώριση των γραμμάτων – το τελευταίο, δηλαδή, βήμα και το ζητούμενο – να είναι αυτόματη, κάτι που όπως προαναφέρθηκε δεν κατέστη δυνατό στο πλαίσιο της παρούσας διπλωματικής εργασίας και με τη χρησιμοποίηση του λογισμικού eCognition.

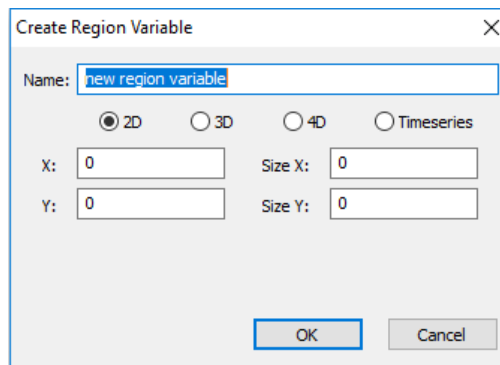
Παρατηρώντας καλά τη μεθοδολογία, δεν αναφέρεται κάπου η κατάτμηση της εικόνας για τη δημιουργία αντικειμένων. Πράγματι, η μέθοδος αυτή είναι πιθανό να μπορεί να υλοποιηθεί και pixel-based, καθώς pixel-based υλοποιήθηκε και στην παρούσα διπλωματική εργασία. Αμφιβολίες περί αυτού παραμένουν, όμως, γιατί το πρώτο βήμα, δηλαδή η εγγραφή του κάθε γράμματος στο MBR, έγινε χειροκίνητα στην παρούσα διπλωματική εργασία, οπότε δεν είναι γνωστό το κατά πόσο θα ήταν απαραίτητη στην αυτοματοποίηση της μεθόδου, για το πρώτο αυτό βήμα, η κατάτμηση της εικόνας. Παρακάτω θα παρουσιαστεί ο τρόπος με τον οποίο η μέθοδος αυτή υλοποιήθηκε στο λογισμικό eCognition και τα αποτελέσματα που τελικά έδωσε.

Σε μια αρχική προσπάθεια αυτοματοποίησης όλης της μεθόδου, χρησιμοποιήθηκε ο αλγόριθμος «chessboard segmentation» του λογισμικού eCognition με τέτοιο συντελεστή κλίμακας, ώστε το κάθε γράμμα της επιγραφής να συμβαίνει να βρίσκεται εντός ενός αντικειμένου της κατάτμησης. Όπως φαίνεται και στην Εικόνα 100, κάτι τέτοιο αποδείχτηκε δύσκολο να συμβεί, παρά τις πολλές δοκιμές κι αλλαγές στο συντελεστή κλίμακας, καθώς η γεωμετρία των ίδιων των κεφαλαίων γραμμάτων είναι τέτοια που δεν έχουν όλα το ίδιο πλάτος.



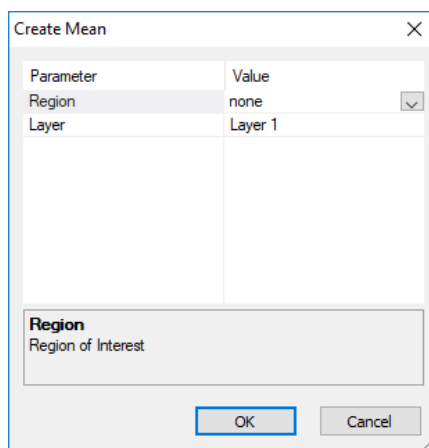
Εικόνα 114: Εφαρμογή του αλγόριθμου «chessboard segmentation» στην binary εικόνα «google\_2»

Έγιναν δοκιμές και με άλλους αλγορίθμους ή με άλλους τρόπους να αυτοματοποιηθεί το πρώτο βήμα, κάτι που τελικά δε συνέβη. Έτσι λοιπόν, τα γράμματα εγγράφονται χειροκίνητα στο MBR, ορίζοντας τις συγκεκριμένες εικονοσυντεταγμένες του για κάθε γράμμα. Αυτό γίνεται χρησιμοποιώντας τα Region Features του eCognition, τα όποια δεν απαιτούν να έχει γίνει κάποια κατάτμηση της εικόνας, αφού δρουν απευθείας στην ίδια την εικόνα pixel-based. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιείται το «Create Region Variable», τόσο για να οριστεί το MBR, όσο και για να οριστούν μετά οι τέσσερις υποπεριοχές του.



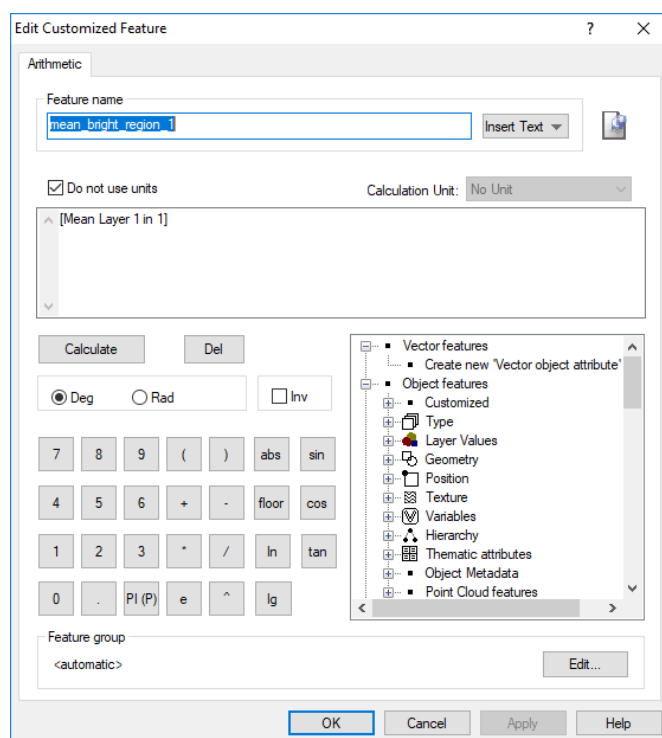
Εικόνα 115: Το παράθυρο «Create Region Variable» του λογισμικού eCognition

Στη συνέχεια, υπολογίζεται για κάθε υποπεριοχή η μέση φωτεινότητα, χρησιμοποιώντας και πάλι στα Region Features, το Layer-Related Mean, το παράθυρο του οποίου φαίνεται στην Εικόνα 116. Για κάποιο λόγο, ενώ αυτό υπολογίζει όντως τη μέση τιμή φωτεινότητας της υποπεριοχής που ορίσαμε, όταν χρησιμοποιείται στη συνέχεια, εμφανίζεται να έχει καταχωρήσει τη λογική τιμή «TRUE» κι όχι αριθμό κινητής υποδιαστολής.



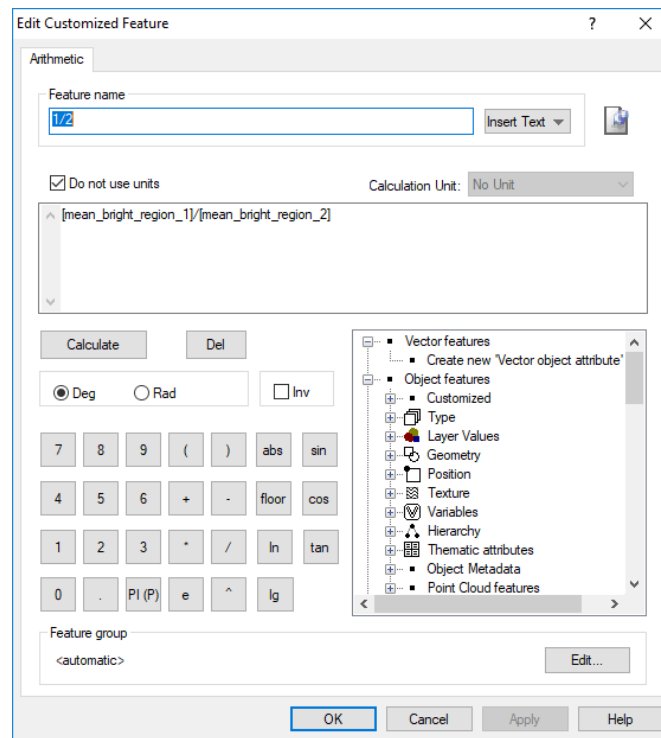
Εικόνα 116: Το παράθυρο «Create Mean» του λογισμικού eCognition

Για να αντιμετωπιστεί το πρόβλημα αυτό, χρησιμοποιήθηκε η επιλογή «Create new Arithmetic Feature» στα «Customized Features», η οποία επιτρέπει τη δημιουργία εξατομικευμένων χαρακτηριστικών, ανάλογα με τις ανάγκες του χρήστη και το παράθυρο της οποίας φαίνεται στην Εικόνα 117. Η επιλογή αυτή επέτρεψε να καταχωρηθεί σε μια καινούρια μεταβλητή, την «mean\_bright\_region\_#», όπου το «#» αντιστοιχεί στον αριθμό της υποπεριοχής, η τιμή της μέσης φωτεινότητας ως αριθμός κινητής υποδιαστολής, προκειμένου να χρησιμοποιηθεί και στη συνέχεια στον υπολογισμό των έξι λόγων φωτεινότητας.



Εικόνα 117: Το παράθυρο «Edit Customized Feature» του λογισμικού eCognition

Οι επιθυμητοί λόγοι φωτεινότητας υπολογίζονται χρησιμοποιώντας και πάλι το «Create new Arithmetic Feature», όπως φαίνεται στην Εικόνα 118.



Εικόνα 118: Οι επιθυμητοί λόγοι φωτεινότητας όπως υπολογίζονται στο παράθυρο «Edit Customized Feature» του λογισμικού eCognition

Έτσι, για παράδειγμα, για το άλφα της Εικόνα 112 έχουμε τα αποτελέσματα που φαίνονται στον παρακάτω πίνακα:

Λόγος Μέσης Φωτεινότητας	Τιμή
1/2	1.364
1/3	1.306
1/4	1.096
2/3	0.9574
2/4	0.8033
3/4	0.8391

Πίνακας 7: Οι τιμές των λόγων μέσης φωτεινότητας για το άλφα της Εικόνας 112

Συνεχίζοντας την ίδια διαδικασία για όλα τα άλφα της εικόνας «google\_2», προκύπτουν τα διαστήματα μέσα στα οποία θα κυμαίνονται οι τιμές των λόγων μέσης φωτεινότητας για αυτό το γράμμα και τα οποία παρουσιάζονται στον Πίνακας 8.

Λόγος Μέσης Φωτεινότητας	Διάστημα Τιμών
1/2	[1,20-1.40]
1/3	[1.15-1.30]
1/4	[1.00-1.20]
2/3	[0.85-1.05]
2/4	[0.70-0.90]
3/4	[0.75-0.95]

Τα διαστήματα αυτά δημιουργούν τον εξής κανόνα:

**ΑΝ**

Στο λόγο 1/2 η τιμή κυμαίνεται ανάμεσα στο 1.20 και στο 1.40

**ΚΑΙ**

Στο λόγο 1/3 η τιμή κυμαίνεται ανάμεσα στο 1.15 και στο 1.30

**ΚΑΙ**

Στο λόγο 1/4 η τιμή κυμαίνεται ανάμεσα στο 1.00 και στο 1.20

**ΚΑΙ**

Στο λόγο 2/3 η τιμή κυμαίνεται ανάμεσα στο 0.85 και στο 1.05

**ΚΑΙ**

Στο λόγο 2/4 η τιμή κυμαίνεται ανάμεσα στο 0.70 και στο 0.90

**ΚΑΙ**

Στο λόγο 3/4 η τιμή κυμαίνεται ανάμεσα στο 0.75 και στο 0.95

**ΤΟΤΕ**

Το γράμμα είναι άλφα

Αντίστοιχα μπορούν να υπολογιστούν τα διαστήματα αυτά για όλα τα γράμματα της εικόνας και να δημιουργηθούν αντίστοιχοι κανόνες. Στα πλαίσια της παρούσας διπλωματικής εργασίας, η διαδικασία αυτή έφτασε μέχρι τον υπολογισμό των διαστημάτων για 4 γράμματα, κι αυτό γιατί διαπιστώθηκε ότι ο τρόπος υλοποίησης της μεθόδου στο eCognition είναι πολύ χρονοβόρος. Τα αποτελέσματα που έδωσε για αυτά τα 4 γράμματα είναι πολύ ελπιδοφόρα κι είναι αυτά που οδήγησαν στο συμπέρασμα ότι η μέθοδος αυτή, σε ένα άλλο πιο ελεύθερο λογισμικό ή ακόμα καλύτερα σε κάποια γλώσσα προγραμματισμού, μπορεί να υλοποιηθεί γρηγορότερα και να είναι αποτελεσματική.

Να σημειωθεί ότι μέχρι το τελευταίο βήμα, δηλαδή την αναγνώριση του γράμματος, δεν ήταν αναγκαία η κατάτμηση της εικόνας. Όμως, είναι ίσως αναγκαία σε αυτό, έτσι ώστε να δημιουργηθούν αντικείμενα που ταυτίζονται με κάθε γράμμα (one object=one letter) κι έτσι η αναγνώριση να γίνει μέσω της ταξινόμησης των αντικειμένων σε κλάσεις που αντιστοιχούν στα 24 γράμματα του ελληνικού αλφάβητου. Η κάθε μια κλάση θα περιλαμβάνει τον αντίστοιχο του γράμματος κανόνα, όπως διαμορφώνεται από τα διαστήματα τιμών των λόγων της μέσης φωτεινότητας.

Ποσοτική αξιολόγηση της μεθόδου δε μπορεί να γίνει, καθώς όπως αναφέρθηκε υπολογίστηκαν διαστήματα μόνο για 4 γράμματα και μόνο σε μια εικόνα. Αυτό που μπορεί να γίνει είναι μια ποιοτική αξιολόγηση, η οποία έχει να κάνει με το κατά πόσο εκτιμάται ότι τα διαστήματα, μέσα στα οποία κινούνται οι τιμές των λόγων φωτεινότητας στους κανόνες, θα οδηγήσουν σε σφάλμα συμπερίληψης ή παράλειψης των γραμμάτων. Βοηθητική για αυτή την αξιολόγηση είναι η παρουσίαση των διαστημάτων των υπόλοιπων 3 γραμμάτων, η οποία γίνεται στους ακόλουθους πίνακες.



Λόγος Μέσης Φωτεινότητας	Διάστημα Τιμών
1/2	[0,70-0,90]
1/3	[0,80-1,00]
1/4	[1,05-1,25]
2/3	[1,00-1,20]
2/4	[1,40-1,60]
3/4	[1,25-1,45]

Πίνακας 9: Τα διαστήματα μέσα στα οποία κυμαίνονται οι τιμές των λόγων μέσης φωτεινότητας για τα ταυ της Εικόνας 114

Λόγος Μέσης Φωτεινότητας	Διάστημα Τιμών
1/2	[0,90-1,10]
1/3	[1,00-1,20]
1/4	[1,10-1,30]
2/3	[1,05-1,25]
2/4	[1,10-1,30]
3/4	[0,95-1,15]

Πίνακας 10: Τα διαστήματα μέσα στα οποία κυμαίνονται οι τιμές των λόγων μέσης φωτεινότητας για τα σίγμα της Εικόνας 114

Λόγος Μέσης Φωτεινότητας	Διάστημα Τιμών
1/2	[0,95-1,15]
1/3	[1,10-1,30]
1/4	[1,15-1,25]
2/3	[1,05-1,25]
2/4	[1,10-1,30]
3/4	[0,95-1,15]

Πίνακας 11: Τα διαστήματα μέσα στα οποία κυμαίνονται οι τιμές των λόγων μέσης φωτεινότητας για τα έψιλον της Εικόνας 114

Παρατηρούμε ότι για γράμματα που δε μοιάζουν, τα διαστήματα των τιμών είναι διαφορετικά μεταξύ τους, γεγονός που μεταφράζεται σε σωστή αναγνώριση των γραμμάτων αυτών, και, δεδομένου ότι οι τιμές αυτές έχουν προκύψει από όλα τα αντίστοιχα γράμματα της Εικόνας 98, δεν υπάρχει σφάλμα παράλειψης. Για να εξηγηθεί καλύτερα το τελευταίο θα δοθεί το εξής παράδειγμα: εφόσον τα διαστήματα τιμών για το γράμμα άλφα έχουν προκύψει λαμβάνοντας υπ' όψη όλα τα άλφα της Εικόνα 112, δεν υπάρχει περίπτωση κάποιο άλφα να παραλειφθεί στην αναγνώριση. Υπάρχει όμως περίπτωση να συμπεριληφθεί κάποιο άλλο γράμμα για άλφα. Ίσως άμα είχαν υπολογιστεί τα διαστήματα τιμών για το γράμμα λάμδα, το οποίο μοιάζει με το άλφα, να είχε παρατηρηθεί σφάλμα συμπερίληψης, δηλαδή κάποια λάμδα να είχαν αναγνωριστεί ως άλφα κι αντίστροφα. Αυτό ακριβώς φαίνεται να συμβαίνει μεταξύ των γραμμάτων έψιλον και σίγμα, καθώς παρατηρώντας τους πίνακές τους, προκύπτει ότι τα διαστήματα των τιμών τους είναι σχεδόν τα ίδια. Αυτός είναι κι ένας ακόμα λόγος που οδήγησε στο να μην επεκταθεί περαιτέρω η ανάπτυξη της συγκεκριμένης μεθόδου, καθώς όντας ήδη χρονοβόρα, φάνηκε πως είναι πολύ πιθανό να εμφανίζονται και σφάλματα συμπερίληψης σε γράμματα που μοιάζουν. Καταλήγοντας, η μέθοδος των 4<sup>ων</sup> περιοχών παρουσιάζεται στην παρούσα διπλωματική εργασία περισσότερο σαν μια εναλλακτική πρόταση αναγνώρισης, χωρίς όμως να είναι διαπιστωμένη ποσοτικά η επιτυχία της, παρά μόνο επιβεβαιωμένες κάποιες ενδείξεις ότι μπορεί να αποδώσει.

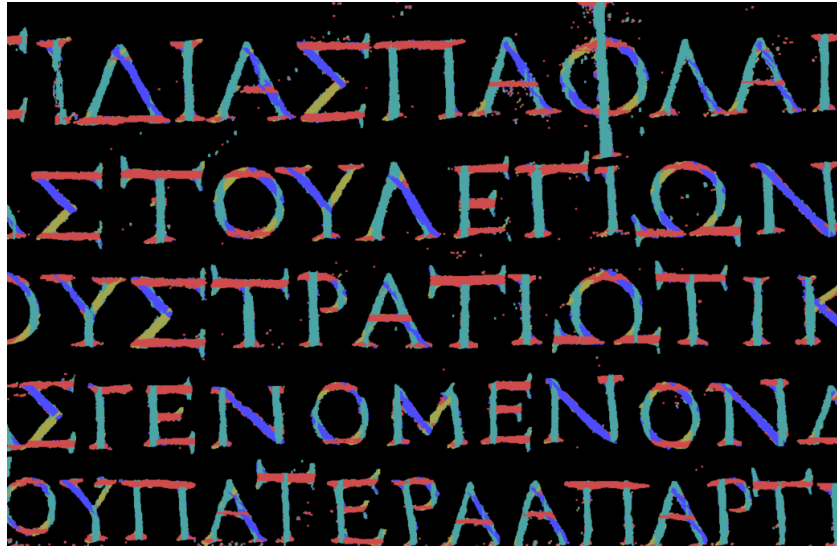
### 3.4.2. Η ΔΟΜΙΚΗ ΜΕΘΟΔΟΣ

Η δομική μέθοδος βασίζεται στις αρχές της Συντακτικής ή Δομικής Αναγνώρισης Προτύπων (Syntactic or Structural Pattern Recognition) κι αρχικά αναπτύχθηκε με βάση την binary εικόνα «google\_1» (Εικόνα 119), στην οποία κι εφαρμόστηκε. Όπως έχει προαναφερθεί, όμως, η εικόνα αυτή αποτελεί μια ιδιαίτερη περίπτωση γραφής, καθώς υπάρχουν απολήξεις στις κεραίες των γραμμάτων, γεγονός που κατά την περίοδο της ανάπτυξης της δεν ήταν γνωστό ότι θα δυσκόλευε τόσο την αναγνώριση. Παρ' όλα αυτά, η δομική μέθοδος, ξεπερνώντας τις όποιες δυσκολίες, έδωσε ικανοποιητικά αποτελέσματα ακόμα και σε αυτή την εικόνα, και γι' αυτό αποτέλεσε και κομμάτι της μικτής μεθόδου, της μεθόδου που θα αναλυθεί τελευταία κι είναι αυτή που απέδωσε καλύτερα από όλες.



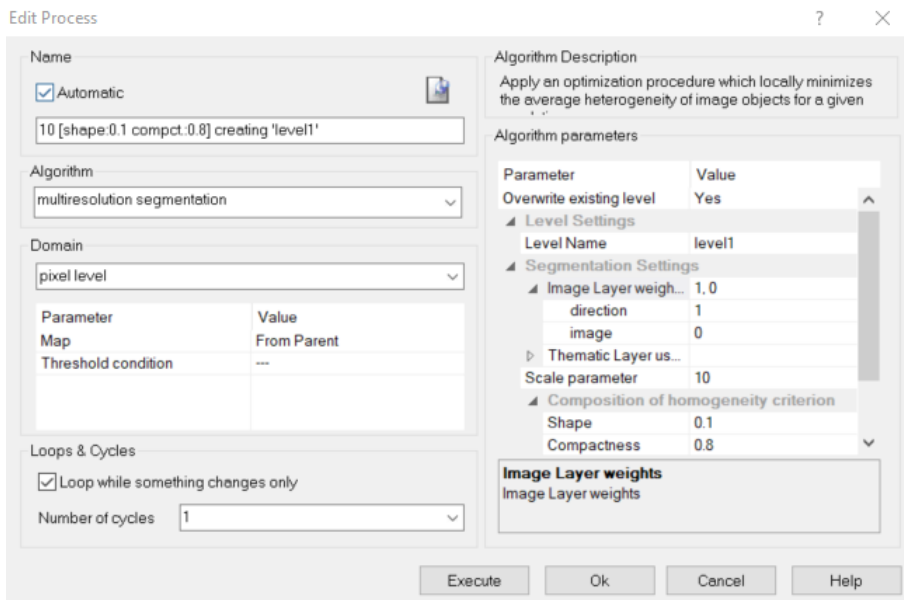
Εικόνα 119: Η binary εικόνα «google\_1»:

Η δομική μέθοδος χρησιμοποιεί κυρίως την εικόνα που έχει προκύψει από την εφαρμογή του αλγορίθμου των  $4^{uv}$  διευθύνσεων στην εικόνα «google\_1» (Εικόνα 120) και προσπαθεί να δημιουργήσει ένα συντακτικό βασισμένο σε 4 θεμέλια (primitives), το οποίο να περιγράφει όλα τα γράμματα του ελληνικού αλφάβητου κι έτσι να οδηγεί στην αναγνώριση τους.



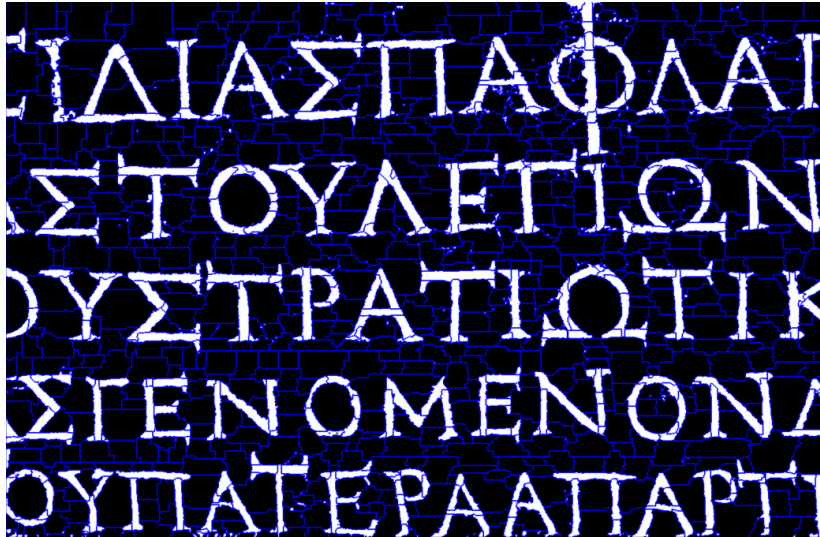
Εικόνα 120: Η εικόνα «google\_1» μετά την εφαρμογή του αλγόριθμου 4<sup>ων</sup> διευθύνσεων

Πιο συγκεκριμένα, γίνονται 4 διαφορετικές κατατμήσεις και δημιουργούνται 4 διαφορετικά επίπεδα, από τα οποία, στα πρώτα 3 η κατάτμηση γίνεται σε τέτοιες κλίμακες, ώστε το κάθε γράμμα να σπάει σε πολλά αντικείμενα, ενώ στο τέταρτο η κατάτμηση γίνεται σε τέτοια κλίμακα, ώστε το κάθε γράμμα να είναι ένα αντικείμενο. Η πρώτη κατάτμηση «multiresolution segmentation» γίνεται στο pixel level με παράμετρο κλίμακας 10, κριτήριο σχήματος 0.1 και κριτήριο συμπαγούς 0.8, ενώ δίνεται βάρος 1 στην εικόνα του αλγόριθμου των 4<sup>ων</sup> διευθύνσεων και 0 στην binary εικόνα. Ενδεικτικά, παρουσιάζεται στην Εικόνα 121 το παράθυρο του λογισμικού eCognition για των πρώτη κατάτμηση.



Εικόνα 121: Το παράθυρο του λογισμικού eCognition για το πρώτο επίπεδο κατάτμησης «level1»

Το αποτέλεσμα της πρώτης κατάτμησης φαίνεται στην Εικόνα 108.



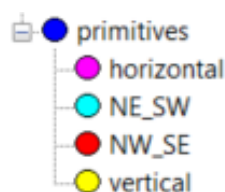
Εικόνα 122: Το επίπεδο κατάτμησης «level1»

Σε αυτό το σημείο δημιουργούνται τα 4 θεμέλια (primitives), τα 4 είδη προσανατολισμένων ευθύγραμμων τμημάτων, τα οποία δεν είναι τίποτα άλλο παρά 4 κλάσεις που έχουν ως κανόνα η κάθε μια ένα αντίστοιχο διάστημα διευθύνσεων. Η κάθε μια κλάση ονομάζεται με βάση το διάστημα διευθύνσεων, κι έτσι η κλάση «horizontal» αντιστοιχεί στα οριζόντια ευθύγραμμα τμήματα, η κλάση «vertical» στα κατακόρυφα, η κλάση «NE\_SW» στα βορειοανατολικά-νοτιοδυτικά κι η κλάση «NW\_SE» στα βορειοδυτικά-νοτιοανατολικά. Για την περιγραφή της κάθε κλάσης χρησιμοποιείται το χαρακτηριστικό Main Direction, όπως φαίνεται στον Πίνακα 12.

Κλάση	Λογικός Τελεστής	Διαγνωστικό Χαρακτηριστικό	Συνάρτηση Συμμετοχής	Αριστερό Όριο	Δεξί Όριο
horizontal	-	Main direction		75	105
vertical	OR	Main direction		10	15
		Main direction		165	170
NE_SW	-	Main direction		10	80
NW_SE	-	Main direction		100	170

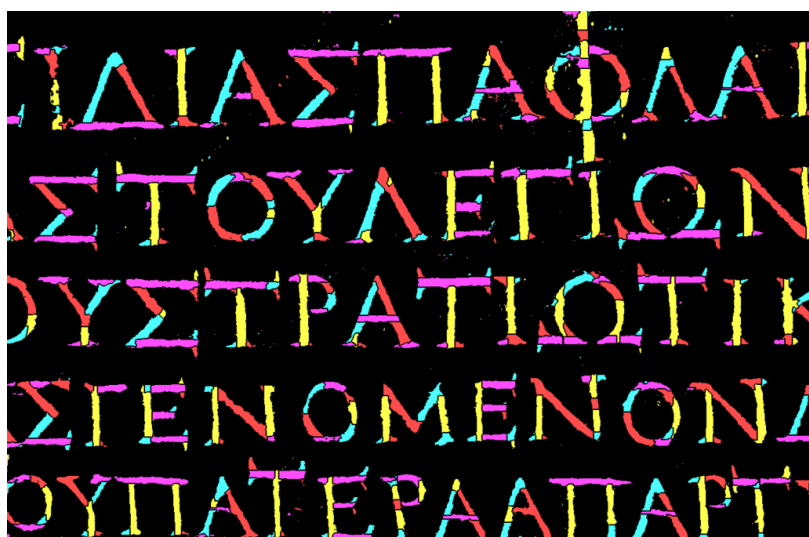
Πίνακας 12: Περιγραφή των κλάσεων του επιπέδου κατάτμησης «level1»

Οι κλάσεις αυτές έχουν ως γόνο την κλάση primitives, η οποία ορίζεται ως εκείνη που έχει τιμή φωτεινότητας 255 στην binary εικόνα, δηλαδή την τιμή που έχουν τα γράμματα σε αυτή. Αυτό γίνεται για να απομονωθούν κατά την επερχόμενη ταξινόμηση τα γράμματα από το φόντο τους, το οποίο δε χρησιμεύει κάπου στην αναγνώριση. Η ιεραρχία των κλάσεων φαίνεται στην Εικόνα 123.



Εικόνα 123: Η ιεραρχία των κλάσεων του επιπέδου κατάτμησης «level1»

Ακολουθεί η ιεραρχική ταξινόμηση των αντικειμένων του «level1» σε αυτές τις κλάσεις, με το αποτέλεσμα να φαίνεται στην Εικόνα 124.

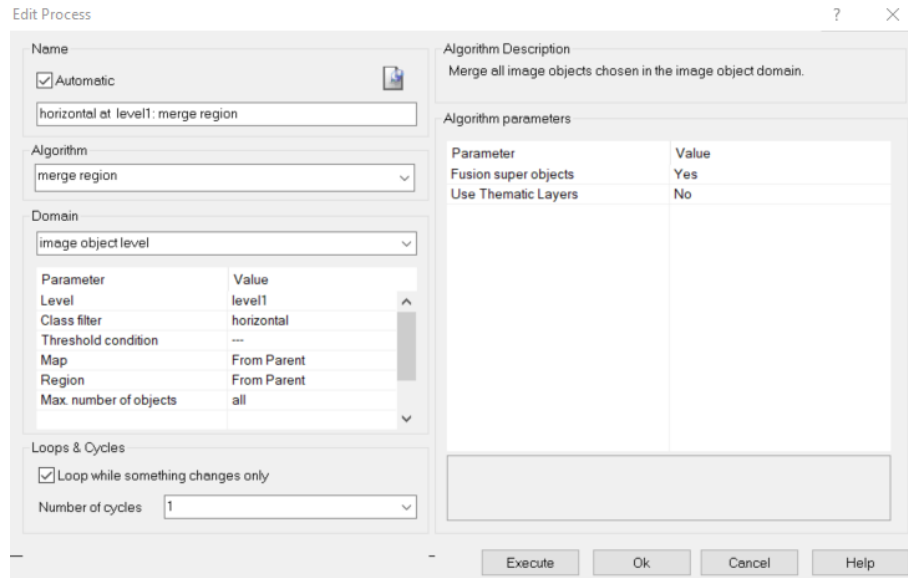


Εικόνα 124: Η ταξινόμηση του επιπέδου κατάτμησης «level1»

Παρατηρείται ότι ήδη σε αυτή την πρώτη ταξινόμηση κάποια γράμματα αρχίζουν να εμφανίζουν την επιθυμητή για την αναγνώριση τους δομή. Για παράδειγμα, το γράμμα δέλτα φαίνεται πως αποτελείται από 3 primitives, ένα οριζόντιο, ένα βορειοανατολικό-νοτιοδυτικό κι ένα βορειοδυτικό-νοτιοανατολικό, δηλαδή αυτό ακριβώς που συμβαίνει και στην πραγματικότητα, αυτό ακριβώς που αντιλαμβάνονται κι οι ανθρώπινες αισθήσεις. Εξάλλου, ζητούμενο της δομικής μεθόδου της παρούσας διπλωματικής εργασίας, είναι, χρησιμοποιώντας τα 4 αυτά primitives, να καταφέρει να δημιουργήσει ένα συντακτικό, το οποίο να έχει άμεση και ρεαλιστική συσχέτιση με όσα αντιλαμβάνεται ο άνθρωπος, κι εν τέλει να οδηγήσει στην αυτόματη αναγνώριση των γραμμάτων. Κλείνοντας αυτή την παρένθεση, παρατηρείται ότι είναι πολλά τα γράμματα που έχουν σχηματίσει την επιθυμητή δομή σε αυτή την πρώτη ταξινόμηση, αλλά υπάρχει ένας παράγοντας που δυσχεραίνει την κατάσταση κι αυτός είναι οι απολήξεις στις κεραίες των γραμμάτων. Παραδείγματος χάρη, όλα τα γράμματα γιώτα αποτελούνται κυρίως από ένα κατακόρυφο primitive, αλλά δυστυχώς όχι μόνο από αυτό, καθώς οι απολήξεις αποτελούν μικρότερα αντικείμενα της κατάτμησης κι έχουν ταξινομηθεί σε άλλες κλάσεις, κι όχι στην «vertical». Αντίστοιχο πρόβλημα εμφανίζεται στα γράμματα σίγμα, ταυ, άλφα, έψιλον, λάμδα, κλπ.

Προκειμένου να αντιμετωπιστεί όσο είναι δυνατόν αυτό το πρόβλημα, επιλέγεται να γίνει χρήση του αλγορίθμου «merge region», έτσι ώστε περιπτώσεις όπως το γάμμα της δεύτερης σειράς, στις οποίες δυο γειτονικά αντικείμενα έχουν ταξινομηθεί σωστά στην ίδια κλάση, αλλά ενδιάμεσα τους παρεμβάλλεται ένα μικρότερο λάθος ταξινομημένο αντικείμενο, να βρουν λύση μέσω της συνένωσης των γειτονικών αντικειμένων. Δεδομένου, κιάλας, ότι η επόμενη κατάτμηση θα γίνει βάση της προηγούμενης ταξινόμησης (classification based segmentation), αυτό σημαίνει ότι στο επόμενο επίπεδο, το οποίο θα έχει και μεγαλύτερη

παράμετρο κλίμακας, είναι πολύ πιθανό οι απολήξεις αυτές να αρχίζουν να συγχωνεύονται με τα γειτονικά μεγαλύτερα τους αντικείμενα. Έτσι, εφαρμόζεται 4 φορές ο αλγόριθμος «merge region» στο επίπεδο «level1», μια φορά για κάθε μια από τις 4 αυτές κλάσεις. Ενδεικτικά, στην Εικόνα 125 παρουσιάζεται το αντίστοιχο παράθυρο του λογισμικού eCognition για την εφαρμογή του αλγορίθμου στην κλάση «horizontal».



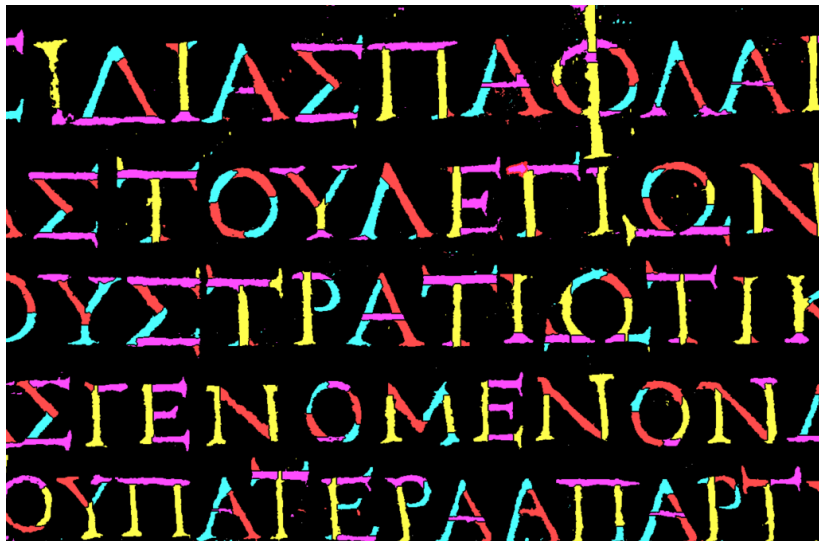
Εικόνα 125: Το παράθυρο εφαρμογής του αλγορίθμου «merge region» στο επίπεδο κατάτμησης «level1» για την κλάση «horizontal»

Στη συνέχεια, πραγματοποιείται η δεύτερη κατάτμηση, η οποία έχει ως αποτέλεσμα τη δημιουργία του επιπέδου «level2» (Εικόνα 126). Η κατάτμηση αυτή γίνεται πια object-based πάνω στα αντικείμενα της κατάτμησης του προηγούμενου επιπέδου. Ως συντελεστής κλίμακας επιλέχθηκε το 20, ως κριτήριο σχήματος ξανά το 0.1 κι ως κριτήριο συμπαγούς ξανά το 0.8. Ακόμα, τα βάρη είναι ακριβώς τα ίδια με αυτά της προηγούμενης κατάτμησης.



Εικόνα 126: Το επίπεδο κατάτμησης «level2»

Χρησιμοποιώντας τις 4 κλάσεις του επιπέδου «level1», πραγματοποιείται η ιεραρχική ταξινόμηση των αντικειμένων του επιπέδου «level2» σε αυτές, με το αποτέλεσμα να είναι αυτό που φαίνεται στην Εικόνα 127.



Εικόνα 127: Η ταξινόμηση του επιπέδου κατάτμησης «level2»

Οι διαφορές αυτής της ταξινόμησης με την προηγούμενη είναι εμφανείς. Γράμματα που στο προηγούμενο επίπεδο αντιμετώπιζαν το πρόβλημα που αναφέρθηκε με τις απολήξεις, πλέον δεν το αντιμετωπίζουν κι εμφανίζουν την επιθυμητή δομή. Για παράδειγμα, το πρώτο πι της τελευταίας γραμμής, του οποίου οι απολήξεις στις κατακόρυφες γραμμές στο προηγούμενο επίπεδο είχαν ταξινομηθεί σε άλλες κλάσεις, κι όχι στην «vertical», τώρα ταξινομούνται σωστά. Έτσι, το γράμμα αυτό εμφανίζεται να αποτελείται σωστά από 3 primitives, ένα οριζόντιο και δύο κατακόρυφα. Το ίδιο ισχύει και για τα δυο νι της προτελευταίας σειράς, για

πολλά άλφα, για ένα έψιλον κλπ. Συμπεραίνεται, λοιπόν, πως το σκεπτικό που ακολουθήθηκε προηγουμένως με τη χρήση του αλγορίθμου «merge region» και δεδομένου του classification based segmentation απέδωσε. Για το λόγο αυτό, πραγματοποιείται και σε αυτό το επίπεδο εφαρμογή του αλγορίθμου αυτού με τον ίδιο ακριβώς τρόπο.

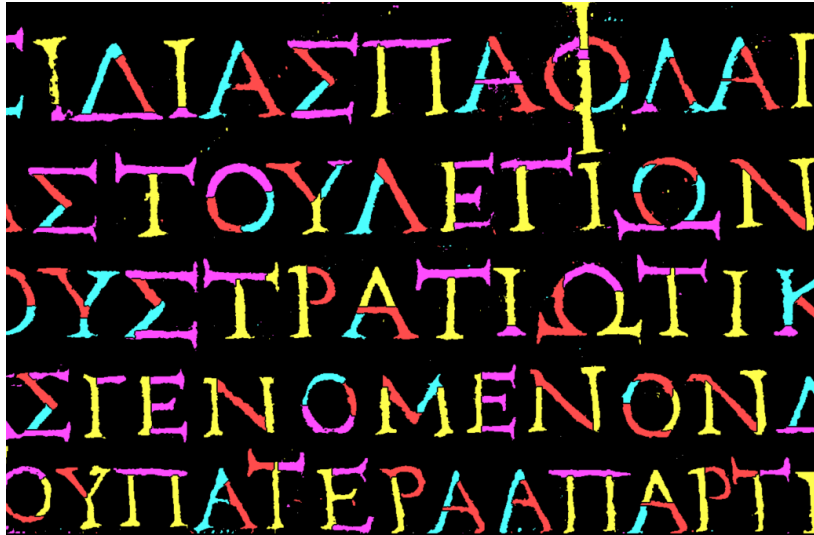
Το επόμενο βήμα είναι η δημιουργία του επιπέδου «level3», η οποία γίνεται με τη χρήση ξανά του αλγορίθμου «multiresolution segmentation» με ακριβώς τις ίδιες παραμέτρους με πριν, εκτός από την παράμετρο της κλίμακας η οποία ορίζεται 30. Το αποτέλεσμα της κατάτμησης φαίνεται στην Εικόνα 128.



Εικόνα 128: Το επίπεδο κατάτμησης «level3»

Στο επίπεδο αυτό παρατηρείται πως σχεδόν όλα τα γράμματα έχουν κατατμηθεί όπως είναι επιθυμητό κι αποτελούνται αντικείμενα που ανταποκρίνονται στην «κοινή λογική», π.χ. το ταυ αποτελείται ένα κατακόρυφο αντικείμενο κι ένα οριζόντιο. Τελευταίο βήμα είναι η ταξινόμηση αυτών των αντικειμένων ξανά στις ίδιες 4 κλάσεις, ώστε να διαπιστωθεί αν όντως έχει δημιουργηθεί η ζητούμενη δομή. Η ταξινόμηση του επιπέδου κατάτμησης «level3» φαίνεται στην Εικόνα 129.





Εικόνα 129: Η ταξινόμηση του επιπέδου κατάτμησης «level3»

Τα περισσότερα γράμματα σε αυτό το επίπεδο έχουν όντως την επιθυμητή δομή, κι έτσι δε χρειάζεται άλλο επίπεδο κατάτμησης για δομικούς λόγους. Το επίπεδο κατάτμησης «level4», λοιπόν, είναι αυτό στο οποίο θα γίνει η αναγνώριση με τον εξής τρόπο: το επίπεδο κατάτμησης «level 4» επιλέγεται να έχει ως παράμετρο κλίμακας έναν πολύ μεγάλο αριθμό, έτσι ώστε κάθε γράμμα να είναι ένα αντικείμενο (1 letter = 1 object). Ο αριθμός αυτός είναι το 200 (οποιοσδήποτε αριθμός επιλεγόταν πάνω από ένα συγκεκριμένο κατώφλι θα οδηγούσε σε αυτό το αποτέλεσμα, καθώς η εικόνα είναι binary, κι έτσι λόγω ετερογένειας ο αλγόριθμος «multiresolution segmentation» δε θα ένωνε ποτέ το άσπρο με το μαύρο). Όλες οι άλλες παράμετροι της κατάτμησης είναι ίδιες με πριν. Το αποτέλεσμα είναι το επίπεδο «level4», το οποίο φαίνεται στην Εικόνα 130.



Εικόνα 130: Το επίπεδο κατάτμησης «level4»

Η αναγνώριση θα γίνει μέσω της ταξινόμησης των γραμμάτων σε κλάσεις. Για το λόγο αυτό, δημιουργούνται κλάσεις που αντιστοιχούν στα γράμματα της ελληνικής αλφαβήτου που περιλαμβάνονται στην εικόνα αυτή (Εικόνα 131). Οι κλάσεις αυτές έχουν ως γόνο την κλάση «letters», η οποία έχει τον ίδιο κανόνα με την κλάση «primitives», προκειμένου να διαχωριστούν τα γράμματα από το φόντο τους.




















Εικόνα 131: Οι κλάσεις που δημιουργούνται για την ταξινόμηση του επιπέδου κατάτμησης «level4» και ουσιαστικά για την αναγνώριση των γραμμάτων































Προτελευταίο βήμα, πριν την τελική ταξινόμηση, αποτελεί η δημιουργία εκείνων των λογικών κανόνων που σχετίζονται με τη δομή των γραμμάτων και οι οποίοι θα περιγράφουν τις αντίστοιχες κλάσεις τους. Ο τρόπος που θα γίνει αυτό για κάθε γράμμα είναι χρησιμοποιώντας τα χαρακτηριστικά «Number of sub objects» και «Relative area of sub objects». Συγκεκριμένα, ορίζοντας την απόσταση μεταξύ του επιπέδου 4 (στο οποίο θα γίνει η ταξινόμηση/αναγνώριση) κι ενός κατώτερου επιπέδου, τα χαρακτηριστικά αυτά εξετάζουν, για ένα αντικείμενο, τον αριθμό των αντικειμένων της επιθυμητής κλάσης που υπάρχουν στην αντίστοιχη περιοχή του αντικειμένου αυτού στην απόσταση που ορίστηκε και το σχετικό εμβαδόν που καταλαμβάνουν.

Για να γίνει πιο κατανοητό, έχει αναφερθεί πως το πρώτο δέλτα της πρώτης γραμμής της εικόνας έχει την επιθυμητή δομή από την πρώτη κιόλας ταξινόμηση. Η απόσταση μεταξύ του «level4», στο οποίο θα γίνει η αναγνώριση, και του «level1», στο οποίο το δέλτα παρουσιάζει την επιθυμητή δομή είναι 3 επίπεδα, δηλαδή 3. Έτσι, το χαρακτηριστικό «Number of sub objects» θα εφαρμοστεί για τις 3 κλάσεις που αντιστοιχούν στα primitives που αποτελούν το δέλτα, δηλαδή τις κλάσεις «horizontal», «NW\_SE» και «NE\_SW» και με απόσταση 3. Συγκεκριμένα, ο κανόνας που θα δημιουργηθεί θα αναφέρει ότι δέλτα είναι εκείνο το γράμμα, το οποίο «κοιτώντας» 3 επίπεδα πιο κάτω στην αντίστοιχη περιοχή, αποτελείται από 1 αντικείμενο που έχει ταξινομηθεί στην κλάση «horizontal», ένα αντικείμενο που έχει ταξινομηθεί στην κλάση «NW\_SE» κι ένα αντικείμενο που έχει ταξινομηθεί στην κλάση «NE\_SW». Ακόμα, ο κανόνας μπορεί να περιλαμβάνει και το γεγονός πως το δέλτα θα

αποτελείται από 0 αντικείμενα που έχουν ταξινομηθεί στην κλάση «vertical». Όσον αφορά το χαρακτηριστικό «Relative area of sub objects», αυτό, λειτουργεί με τον ίδιο ακριβώς τρόπο, μόνο που εξετάζει το σχετικό εμβαδόν που καλύπτει η κάθε κλάση στην αντίστοιχη περιοχή του αντικειμένου στα κάτω επίπεδα. Η χρήση του «Relative area of sub objects» γίνεται για να αντιμετωπιστούν τα σχετικά με τις απολήξεις εναπομείναντα προβλήματα. Για παράδειγμα, στο «level3» τα περισσότερα γιώτα έχουν την επιθυμητή δομή (αποτελούνται από ένα κατακόρυφο primitive), όχι όμως όλα. Κάποια αποτελούνται από ένα κατακόρυφο κι ένα μικρό οριζόντιο primitive, το οποίο είναι στην περιοχή της απόληξης του γράμματος. Το πρόβλημα αυτό αντιμετωπίζεται αν στον κανόνα του γιώτα δε συμπεριληφθεί το χαρακτηριστικό «Number of sub objects», αλλά το «Relative area of sub objects», λέγοντας πως γιώτα είναι το γράμμα αυτό που, σε απόσταση ενός επιπέδου από το επίπεδο 4, η περιοχή του καταλαμβάνεται κατά 75% και πάνω από αντικείμενο ταξινομημένο στην κλάση «vertical».

Στον Πίνακα 12 παρουσιάζονται ενδεικτικά οι δομικοί κανόνες που χρησιμοποιήθηκαν για την περιγραφή 12 κλάσεων κι εν τέλει για την αναγνώριση των αντίστοιχων γραμμάτων.

Κλάση	Λογικός Τελεστής		Διαγνωστικό Χαρακτηριστικό	Συνάρτηση Συμμετοχής	Αριστερό Όριο	Δεξί Όριο
alpha	OR	AND	Number of sub objects horizontal (1)		0	2
			Number of sub objects NE_SW (1)		1	3
			Number of sub objects NW_SE (1)		1	3
			Number of sub objects vertical (1)		-1	1
		AND	Number of sub objects horizontal (2)		0	2
			Number of sub objects NE_SW (2)		1	3
			Number of sub objects NW_SE (2)		1	3
			Number of sub objects vertical (2)		-1	1
		AND	Number of sub objects horizontal (2)		0	2
			Number of sub objects NE_SW (2)		1	3
			Number of sub objects NW_SE (2)		0	2
			Number of sub objects vertical (2)		-1	1
	AND	Rel. area of sub objects horizontal (2)		0.05	0.2	
		Rel. area of sub objects NE_SW (2)		0.35	0.5	
		Rel. area of sub objects NW_SE (2)		0.35	0.5	
		Rel. area of sub objects vertical (2)		-1	1	
delta	AND		Number of sub objects horizontal (2)		0	2

		Number of sub objects NE_SW (2)		0	2
		Number of sub objects NW_SE (2)		0	2
		Number of sub objects vertical (2)		-1	1
<b>epsilon</b>	AND	Number of sub objects horizontal (1)		2	4
		Number of sub objects NE_SW (1)		-1	1
		Number of sub objects NW_SE (1)		-1	1
		Number of sub objects vertical (1)		0	2
<b>gamma</b>	AND	Number of sub objects horizontal (1)		0	2
		Number of sub objects NE_SW (1)		-1	1
		Number of sub objects NW_SE (1)		-1	1
		Number of sub objects vertical (1)		0	2
		Rel. area of sub objects horizontal (1)		0.35	0.5
		Rel. area of sub objects vertical (1)		0.4	0.55
<b>giota</b>	-	Rel. area of sub objects vertical (1)		0.7	0.75
<b>kappa</b>	AND	Rel. area of sub objects NE_SW (2)		0.1	0.25
		Rel. area of sub objects NW_SE (2)		0.1	0.25
		Rel. area of sub objects vertical (2)		0.4	0.6
<b>lamda</b>	AND	Number of sub objects horizontal (1)		-1	1
		Number of sub objects NE_SW (1)		0	2
		Number of sub objects NW_SE (1)		0	2
		Number of sub objects vertical (1)		-1	1
<b>mi</b>	AND	Number of sub objects horizontal (1)		-1	1
		Number of sub objects NE_SW (1)		0	2
		Number of sub objects NW_SE (1)		0	2
		Number of sub objects vertical (1)		1	3
<b>ni</b>	AND	Number of sub objects horizontal (1)		-1	1
		Number of sub objects NE_SW (1)		-1	1
		Number of sub objects NW_SE (1)		0	2
		Number of sub objects vertical (1)		1	3
<b>pi</b>	AND	Number of sub objects horizontal (1)		0	2

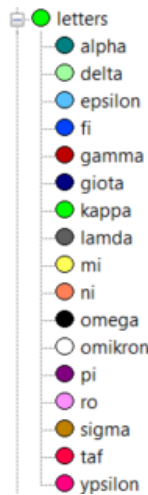
		Number of sub objects NE_SW (1)		-1	1
		Number of sub objects NW_SE (1)		-1	1
		Number of sub objects vertical (1)		0	2
		Rel. area of sub objects vertical (1)		0.6	0.7
ro	AND	Number of sub objects horizontal (1)		-1	1
		Number of sub objects NE_SW (1)		-1	1
		Number of sub objects NW_SE (1)		0	2
		Number of sub objects vertical (1)		0	2
sigma	AND	Number of sub objects horizontal (1)		1	3
		Number of sub objects NE_SW (1)		0	2
		Number of sub objects NW_SE (1)		0	2
		Number of sub objects vertical (1)		-1	1

Πίνακας 13: Οι δομικοί κανόνες που χρησιμοποιήθηκαν για την περιγραφή ενδεικτικά 12 κλάσεων

Τελευταίο βήμα αποτελεί η ταξινόμηση του τελευταίου επιπέδου κατάτμησης που είναι συνώνυμη με την αναγνώριση των γραμμάτων (Εικόνα 132). Στην Εικόνα 133 παρουσιάζονται οι ξανά οι κλάσεις, αυτή τη φορά για να λειτουργήσουν ως υπόμνημα για την ταξινόμηση.



Εικόνα 132: Η ταξινόμηση του επιπέδου κατάτμησης «level4»



Εικόνα 133: Οι κλάσεις του επιπέδου κατάταξης «level4»

Η αξιολόγηση της δομικής μεθόδου έγινε χρησιμοποιώντας τους δείκτες Πληρότητας (Completeness), Ορθότητας (Correctness) και Ποιότητας (Quality). Ως True Positives (TP) λογίστηκαν τα γράμματα εκείνα τα οποία έχουν ταξινομηθεί σε σωστή κλάση από τον αλγόριθμο, False Positives (FP) τα γράμματα που έχουν ταξινομηθεί σε λάθος κλάση και False Negatives (FN) τα γράμματα που δεν έχουν ταξινομηθεί σε καμία κλάση.

Έτσι:

$$\begin{aligned} \text{Completeness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of the ground truth}} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{36}{36 + 12} \\ &= 0.75 = 75\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Correctness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{36}{36 + 6} = 0.857 \\ &= 85.7\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Quality} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected and non detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \\ &= \frac{36}{36 + 6 + 12} = 0.667 = 66.7\% \end{aligned}$$

### 3.4.3. Η ΓΕΩΜΕΤΡΙΚΗ ΜΕΘΟΔΟΣ

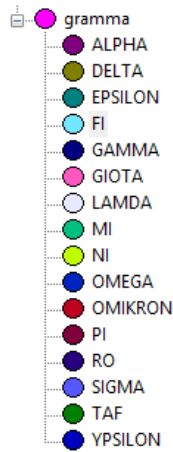
Η γεωμετρική μέθοδος ακολούθησε έναν μακρύ δρόμο, μέχρι να πάρει την τελική της μορφή. Η ιδέα, πάνω στην οποία βασίστηκε, είναι ότι το κάθε γράμμα της ελληνικής αλφαβήτου, έχει, ή ακόμα και είναι, ένα σχήμα. Προκειμένου να αναγνωριστεί λοιπόν, ζητούμενο είναι η

εξαγωγή εκείνων των χαρακτηριστικών που περιγράφουν τη γεωμετρία του. Το πρώτο ερώτημα που τέθηκε σε αυτό το σημείο είναι αν το γράμμα πρέπει να αντιμετωπιστεί σαν ένα ενιαίο αντικείμενο, οπότε να γίνει μόνο μια κατάτμηση, η οποία θα έχει ως αποτέλεσμα κάθε αντικείμενο να είναι και ένα γράμμα (1 object = 1 letter) ή αν θα πρέπει να γίνουν και κατατμήσεις μικρότερης κλίμακας, στις οποίες το γράμμα θα αποτελείται από περισσότερα αντικείμενα. Η απόφαση που πάρθηκε είναι να γίνει το πρώτο, καθώς ο κατακερματισμός του γράμματος σε μικρότερα αντικείμενα είναι αφενός μια λογική που ήδη εφαρμόστηκε στη δομική μέθοδο και αφετέρου φάνηκε να μην είναι αναγκαίος, καθώς τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά, όταν συνδυαστούν σωστά μεταξύ τους, μπορούν να δημιουργήσουν κανόνες που να δρουν απευθείας σε ολόκληρο το γράμμα.

#### 3.4.3.1. ΤΟ «PROJECT\_GEOMETRY\_1»

Η πρώτη εικόνα στην οποία έγινε προσπάθεια ανάπτυξης αυτής της μεθόδου είναι η «google\_1». Διαπιστώθηκε πολύ γρήγορα ότι τα γεωμετρικά χαρακτηριστικά του eCognition είναι ικανοποιητικά, αλλά δεν αρκούν μόνο αυτά. Έτσι, αποφασίστηκε η δημιουργία κάποιων παραπάνω χαρακτηριστικών μέσω της επιλογής «Create new Arithmetic Feature». Δημιουργήθηκαν πολλά χαρακτηριστικά, από τα οποία κάποια ήταν περισσότερο κι άλλα λιγότερο χρήσιμα. Το πρώτο αυτό γεωμετρικό πρότζεκτ, το οποίο χρησιμοποίησε την εικόνα «google\_1» και για το οποίο από δω και στο εξής θα χρησιμοποιηθεί η ονομασία «project\_geometry\_1» στέφθηκε με μια προσωρινή επιτυχία.

Έγινε μια μόνο κατάτμηση της binary εικόνας «google\_1», με συντελεστή κλίμακας 200, κριτήριο σχήματος 0.1 και κριτήριο συμπαγούς 0.8. Αυτή η κατάτμηση είχε το επιθυμητό αποτέλεσμα, δηλαδή το κάθε γράμμα της επιγραφής να είναι ένα αντικείμενο (1 object = 1 letter). Δημιουργήθηκαν κλάσεις (Εικόνα 134), που αντιστοιχούν στα γράμματα του ελληνικού αλφάβητου που υπάρχουν στην εικόνα, και έγινε μια πρώτη προσπάθεια να βρεθούν εκείνα τα χαρακτηριστικά κι οι αντίστοιχες τιμές τους που περιγράφουν καλύτερα την κάθε κλάση. Τέλος, πραγματοποιήθηκε ιεραρχική ταξινόμηση των αντικειμένων στις κλάσεις, το αποτέλεσμα της οποίας φαίνεται στην Εικόνα 135.



Εικόνα 134: Οι κλάσεις του «project\_geometry\_1»



Εικόνα 135: Η ταξινόμηση των αντικειμένων του μοναδικού επιπέδου κατάτμησης του «project\_geometry\_1»

Παρατηρώντας την Εικόνα 135 μπορεί κάποιος να συμπεράνει ότι το «project\_geometry\_1» είναι επιτυχημένο, αφού τα γράμματα έχουν αναγνωριστεί σωστά. Ο λόγος, όμως, που το συγκεκριμένο πρότζεκτ παρουσιάζεται τόσο συνοπτικά είναι ότι στην πραγματικότητα δεν είναι επιτυχημένο, καθώς όταν έγινε δοκιμή να εφαρμοστούν οι κανόνες του σε άλλες εικόνες, το αποτέλεσμα ήταν να αναγνωριστούν ελάχιστα γράμματα. Αυτό συνέβη, γιατί οι κανόνες του δεν είναι όσο γενικοί θα έπρεπε. Οι τιμές των χαρακτηριστικών που αποτελούν τους κανόνες δεν είναι όσο γενικές θα έπρεπε, παρά μόνο ανταποκρίνονται στα γράμματα της εικόνας «google\_1». Το πρότζεκτ αυτό αποτέλεσε, παρ' όλα αυτά, μια πρώτη ένδειξη ότι η γεωμετρική μέθοδος μπορεί να πετύχει. Απέτελεσε, ακόμα, και μια αφετηρία για τη διαμόρφωση εκείνων των γενικών κανόνων, μέσω της «δοκιμής κι απόρριψης», που θα μπορούσαν να ισχύουν για πολλές ή ακόμα και για όλες τις εικόνες των επιγραφών.

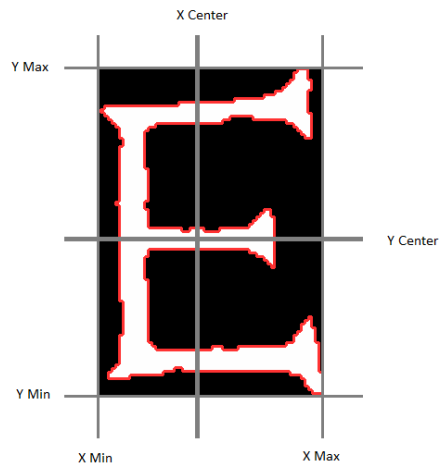


Μέσω της «δοκιμής κι απόρριψης» διαμορφώθηκαν και τα τελικά γεωμετρικά χαρακτηριστικά που δημιουργήθηκαν μέσω της επιλογής «Create new Arithmetic Feature» και που χρησιμοποιήθηκαν στο «project\_geometry\_2», το πρότζεκτ που ακολούθησε το «project\_geometry\_1» και χρησιμοποίησε κυρίως την εικόνα «google\_2». Τα χαρακτηριστικά αυτά παρουσιάζονται αναλυτικά παρακάτω:

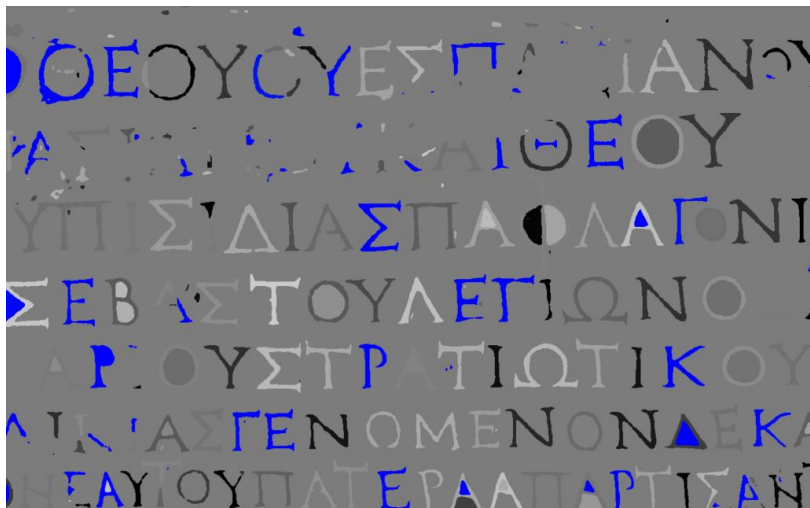
#### 3.4.3.2. ΤΑ ΕΞΑΤΟΜΙΚΕΥΜΕΝΑ ΧΑΡΑΚΤΗΡΙΣΤΙΚΑ ΤΩΝ ΑΝΤΙΚΕΙΜΕΝΩΝ

Το «relative\_horizontal\_position\_of\_the\_gravity\_center\_inside\_the\_min\_bound\_rectangle» είναι ίσο με  $\frac{X_{Max}-X_{Center}}{X_{Center}-X_{Min}}$  κι ουσιαστικά εκφράζει τη σχετική οριζόντια θέση του κέντρου βάρους του αντικειμένου μέσα στο ελάχιστο περιγεγραμμένο ορθογώνιο ή πιο απλά προς τα που έχει την περισσότερη πληροφορία (το περισσότερο βάρος) το γράμμα όσον αφορά τις τετμημένες του. Για να κατανοηθεί ακόμα καλύτερα, το γράμμα έψιλον, για παράδειγμα, το οποίο έχει το περισσότερο βάρος του προς τα αριστερά, καθώς, οι τρεις οριζόντιες γραμμές δεν επηρεάζουν τη μέτρηση, και ενώ αριστερά υπάρχει μια κατακόρυφη γραμμή, δεξιά δεν υπάρχει, θα έχει  $X_{Max} - X_{Center} > X_{Center} - X_{Min}$ , επομένως ο λόγος  $\frac{X_{Max}-X_{Center}}{X_{Center}-X_{Min}}$  θα είναι  $>1$  (Εικόνα 136). Το ίδιο θα ισχύει και για το ρο, το γάμμα, το σίγμα κλπ. Στην Εικόνα 137 παρουσιάζονται με μπλε τα γράμματα της εικόνας «google\_2» που έχουν «relative\_horizontal\_position\_of\_the\_gravity\_center\_inside\_the\_min\_bound\_rectangle» πάνω από την τιμή 1.2.

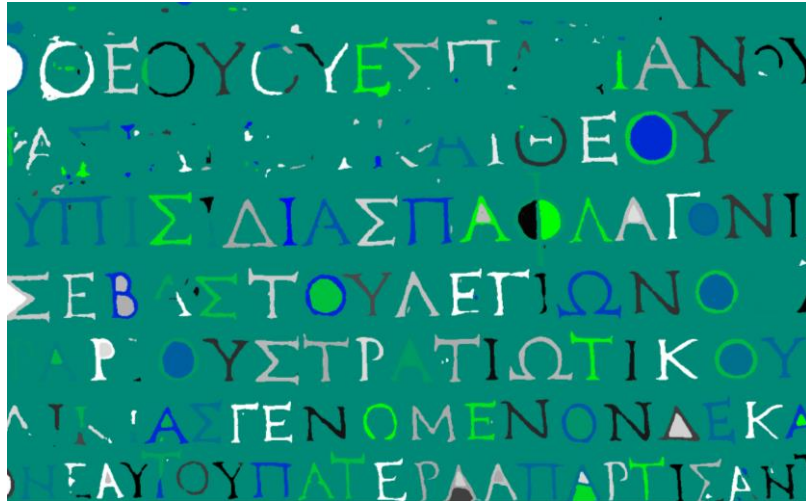
Αντίθετα, αν υπήρχε κάποιο γράμμα που να έχει το περισσότερο βάρος του προς τα δεξιά, τότε ο λόγος  $\frac{X_{Max}-X_{Center}}{X_{Center}-X_{Min}}$  θα ήταν  $<1$ , αφού το  $X_{Center} - X_{Min} > X_{Max} - X_{Center}$ . Κάποιο τέτοιο γράμμα δεν υπάρχει όμως στο ελληνικό αλφάβητο. Την τιμή 1 ή τιμές γύρω από την τιμή 1 σε αυτό το χαρακτηριστικό παίρνουν γράμματα που έχουν το βάρος τους ισομοιρασμένο όσον αφορά τις τετμημένες τους. Για παράδειγμα, γράμματα όπως το άλφα, το δέλτα, το λάμδα, το ήτα κλπ. Στην Εικόνα 138 παρουσιάζονται διαβαθμισμένα από μπλε ως πράσινο τα γράμματα που έχουν «relative\_horizontal\_position\_of\_the\_gravity\_center\_inside\_the\_min\_bound\_rectangle» από 0.9 ως 1.1 αντίστοιχα, δηλαδή τιμές πολύ κοντινές στο 1. Ουσιαστικά αυτά είναι γράμματα που είναι συμμετρικά ως προς την κατακόρυφο που διέρχεται από το μέσο τους.



Εικόνα 136: Τα X Min, X Center, X Max, Y Min, Y Center και Y Max για το γράμμα έψιλον της εικόνας «google\_2»



Εικόνα 137: Τα γράμματα με μπλε έχουν «relative\_horizontal\_position\_of\_the\_gravity\_center\_inside\_the\_min\_bound\_rectangle» πάνω από την τιμή 1.2



Εικόνα 138: Διαβαθμισμένα από μπλε ως πράσινο τα γράμματα που έχουν «relative\_horizontal\_position\_of\_the\_gravity\_center\_inside\_the\_min\_bound\_rectangle» από 0.9 ως 1.1 αντίστοιχα

Όσον αφορά τις τεταγμένες, το «relative\_vertical\_position\_of\_the\_gravity\_center\_inside\_the\_min\_bound\_rectangle» είναι ίσο με  $\frac{Y_{Max}-Y_{Center}}{Y_{Center}-Y_{Min}}$  κι ουσιαστικά εκφράζει τη σχετική κατακόρυφη θέση του κέντρου βάρους του αντικειμένου μέσα στο ελάχιστο περιγεγραμμένο ορθογώνιο ή πιο απλά προς τα που έχει την περισσότερη πληροφορία (το περισσότερο βάρος) το γράμμα όσον αφορά τις τεταγμένες του. Το γράμμα έψιλον της Εικόνα 136, για παράδειγμα θα έχει τιμή κοντά στο 1 σε αυτό το χαρακτηριστικό, καθώς είναι συμμετρικό ως προς τον οριζόντιο άξονα που διέρχεται από το μέσο του. Γράμματα που έχουν  $Y_{Max} - Y_{Center} > Y_{Center} - Y_{Min}$ , δηλαδή γράμματα που έχουν το περισσότερο βάρος τους προς τα κάτω, όπως το δέλτα, το λάμδα, το άλφα, το ωμέγα κλπ., θα έχουν «relative\_vertical\_position\_of\_the\_gravity\_center\_inside\_the\_min\_bound\_rectangle» μεγαλύτερο του 1, ενώ γράμματα όπως το ταυ, το γάμμα, το ύψιλον, το ρο, το πι θα έχουν μικρότερο του 1. Στην Εικόνα 139 παρουσιάζονται με πράσινο τα γράμματα που έχουν τιμές κάτω του 0.8 σε αυτό το χαρακτηριστικό. ≈

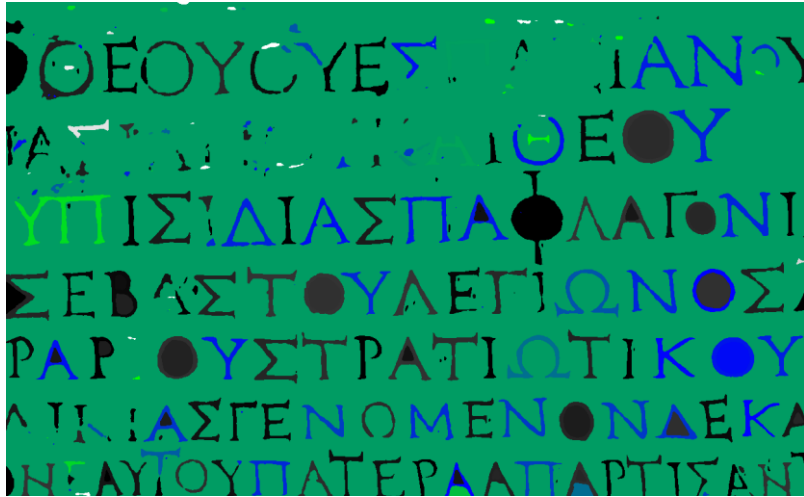


Εικόνα 139: Τα γράμματα με πράσινο έχουν «relative\_vertical\_position\_of\_the\_gravity\_center\_inside\_the\_min\_bound\_rectangle» κάτω από 0.8

Ένα άλλο χαρακτηριστικό που δημιουργήθηκε για την καλύτερη περιγραφή των αντικειμένων είναι το «area\_of\_inner\_holes\_of\_object», το οποίο ισούται με  $Area (including\ inner\ polygons) - Area (excluding\ inner\ polygons)$  και υπολογίζει το εμβαδό των εσωτερικών κενών του γράμματος, αν υπάρχουν. Για ένα ταυ, που δεν έχει κενά, το χαρακτηριστικό αυτό θα έχει τιμή 0, ενώ για ένα άλφα θα έχει τιμή όσο είναι το εμβαδόν του εσωτερικού κενού του.

Δημιουργήθηκε, ακόμα, το «area\_of\_min\_bound\_rectangle», το οποίο ισούται με  $(X\ Max - X\ Min) * (Y\ Max - Y\ Min)$  και υπολογίζει το εμβαδό του ελάχιστου περιγεγραμμένου ορθογωνίου. Το χαρακτηριστικό αυτό, μάλιστα, χρησιμοποιήθηκε για να δημιουργηθεί κι άλλο ένα, το «ratio\_area\_of\_object\_to\_area\_of\_min\_bound\_rectangle», το οποίο ισούται με  $Area/area\_of\_min\_bound\_rectangle$  κι υπολογίζει το λόγο του εμβαδού του αντικειμένου προς το εμβαδόν του ελάχιστου περιγεγραμμένου ορθογωνίου. Με πιο απλά λόγια, εκφράζει το πόσο χώρο καταλαμβάνει το αντικείμενο μέσα στο ελάχιστο περιγεγραμμένο ορθογώνιο του. Ένα γράμμα όπως το γιώτα θα έχει πιο υψηλές τιμές σε σχέση με ένα γράμμα όπως το ταυ.

Το «width\_to\_height\_of\_the\_min\_bound\_rectangle» ισούται με  $(X\ Max - X\ Min)/(Y\ Max - Y\ Min)$  κι υπολογίζει το λόγο του πλάτους προς το ύψος του ελάχιστου περιγεγραμμένου ορθογωνίου. Γράμματα πολύ πλατιά, όπως το μι, το πι, το δέλτα, το ωμέγα θα έχουν τιμή μεγαλύτερη του 1, ενώ γράμματα όπως το γιώτα, που είναι στενά, θα έχουν τιμή μικρότερη. Στην Εικόνα 140 παρουσιάζονται διαβαθμισμένα από μπλε ως πράσινο τα γράμματα που έχουν στο χαρακτηριστικό αυτό τιμές μεγαλύτερες του 1.



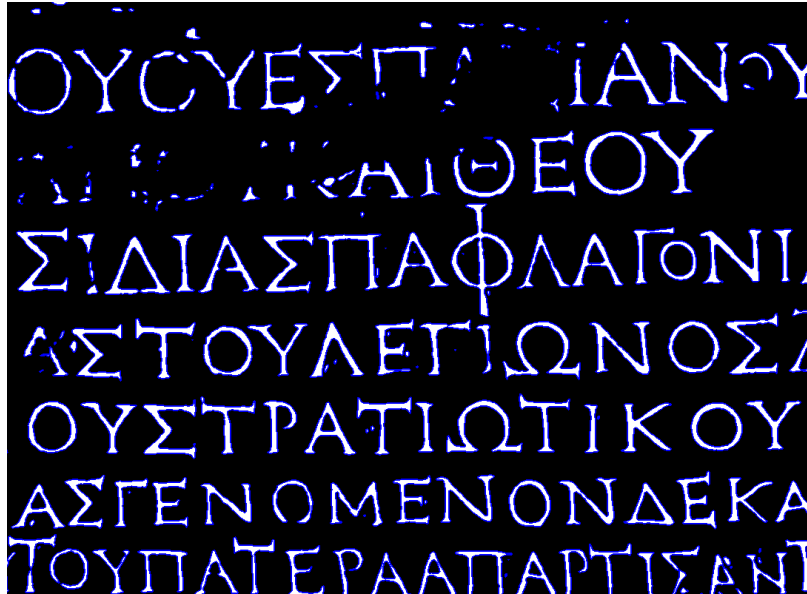
Εικόνα 140: Διαβαθμισμένα από μπλε ως πράσινο τα γράμματα που έχουν «width\_to\_height\_of\_the\_min\_bound\_rectangle» μεγαλύτερο του 1

Τέλος, δημιουργούνται τα χαρακτηριστικά «distance\_between\_center\_of\_min\_bound\_rectangle\_and\_gravity\_center\_x» και «distance\_between\_center\_of\_min\_bound\_rectangle\_and\_gravity\_center\_y», τα οποία αναφέρονται στην απόσταση του κέντρου του MBR και του κέντρου βάρους του γράμματος κατά x και κατά y αντίστοιχα και ισούνται με  $(X_{Min} + ((X_{Max} - X_{Min})/2) - X_{Center})$  και  $Y_{Min} + ((Y_{Max} - Y_{Min})/2) - Y_{Center}$  αντίστοιχα. Γράμματα συμμετρικά και ως προς τους δύο άξονες, όπως το όμικρον και το χι θα έχουν τιμές κοντά στο μηδέν σε αυτό το χαρακτηριστικό, ενώ γράμματα μη συμμετρικά, όπως το γάμμα, θα έχουν τιμές αρκετά μεγαλύτερες ή μικρότερες του 0.

#### 3.4.3.3. ΤΟ «PROJECT\_GEOMETRY\_2»

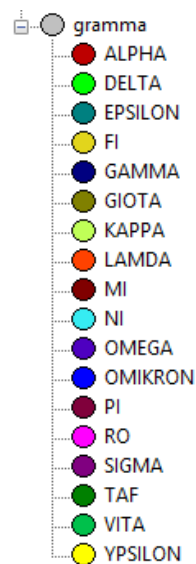
Τα χαρακτηριστικά αυτά, έχοντας σαφή φυσική σημασία, έπαιξαν πολύ σημαντικό ρόλο στην ανάπτυξη του «project\_geometry\_2», καθώς έδωσαν τη δυνατότητα δημιουργίας πιο γενικών κανόνων. Το «project\_geometry\_2» χρησιμοποίησε κυρίως την εικόνα «google\_2», αλλά όχι μόνο αυτή, καθώς, ναι μεν οι κανόνες των κλάσεων αναπτύχθηκαν με βάση αυτή, αλλά, ενδιάμεσα στη διαδικασία, η ισχύ τους ελεγχόταν και σε άλλες εικόνες, όπως στη «museum\_10». Με αυτό τον τρόπο έγινε προσπάθεια να αποφευχθούν τα λάθη του «project\_geometry\_1».

Γίνεται μονάχα μια κατάτμηση στην binary εικόνα «google\_2» με παράμετρο κλίμακας 200, κριτήριο σχήματος 0.1 και κριτήριο συμπαγούς 0.8. Η κατάτμηση αυτή έχει ως αποτέλεσμα τη δημιουργία του επιπέδου «level1» (Εικόνα 141).



Εικόνα 141: Το επίπεδο κατάτμησης «level1»












Το επίπεδο κατάτμησης «level1» θα αποτελέσει το μοναδικό επίπεδο αυτού του πρότζεκτ. Σε αυτό, το κάθε γράμμα αποτελείται από ένα μόνο αντικείμενο (1 object = 1 letter) και σε αυτό θα γίνει κι η ταξινόμηση των κλάσεων, δηλαδή η αναγνώριση τους. Δημιουργούνται, όπως και πριν, κλάσεις για τα γράμματα του ελληνικού αλφαβήτου που υπάρχουν στην εικόνα (Εικόνα 142).



Εικόνα 142: Οι κλάσεις του «project\_geometry\_2»

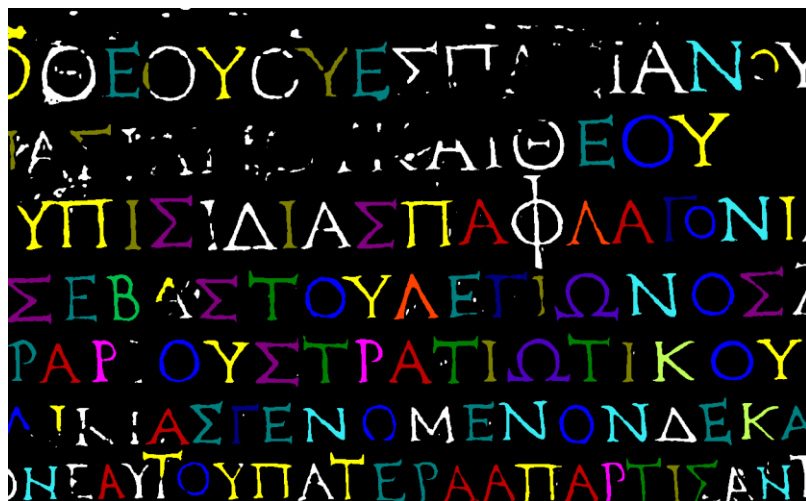
Μέσω της δοκιμής κι απόρριψης, δημιουργούνται, με ασαφή λογική, οι κανόνες που περιγράφουν την κάθε κλάση, 12 από τους οποίους παρουσιάζονται ενδεικτικά στον παρακάτω Πίνακα.

Κλάση	Λογικός Τελεστής	Διαγνωστικό Χαρακτηριστικό	Συνάρτηση Συμμετοχής	Αριστερό Όριο	Δεξί Όριο
ALPHA	AND	area_of_inner_holes_of_object		1	2
		Compactness (polygon)		0.1	0.35
		Length/Width		0.9	1.5
		ratio_area_of_object_to_area_of_min_bound_rectangle		0.15	0.35
		relative_vertical_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.9	1.6
EPSILON	AND	Asymmetry		0.3	0.7
		Length/Width		1.2	1.8
		ratio_area_of_object_to_area_of_min_bound_rectangle		0.2	0.4
		width_to_height_of_the_min_bound_rectangle		0.5	0.8
GAMMA	AND	distance_between_center_of_min_bound_rectangle_and_gravity_center_x		4	5
		distance_between_center_of_min_bound_rectangle_and_gravity_center_y		-13	-7
GIOTA	-	Length/Width		2.5	10
KAPPA	AND	relative_horizontal_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		1.4	2
		relative_vertical_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.8	1
		width_to_height_of_the_min_bound_rectangle		0.9	1.1
LAMDA	AND	area_of_inner_holes_of_object		-1	1
		distance_between_center_of_min_bound_rectangle_and_gravity_center_x		1	3
		distance_between_center_of_min_bound_rectangle_and_gravity_center_y		4	6
NI	AND	area_of_inner_holes_of_object		-1	1
		distance_between_center_of_min_bound_rectangle_and_gravity_center_x		-6	1
		distance_between_center_of_min_bound_rectangle_and_gravity_center_y		-3	2
		Length/Width		1	1.8
		ratio_area_of_object_to_area_of_min_bound_rectangle		0.2	0.4
OMEGA	AND	Compactness		4	5
		Length/Width		1.2	1.5
		Roundness		2.2	2.5
PI	AND	Asymmetry		0.15	0.2
		ratio_area_of_object_to_area_of_min_bound_rectangle		0.2	0.4
		Roundness		2.4	2.9

RO	AND	Length/Width		1.5	1.8
		Main Direction		0	25
		relative_horizontal_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		1	1.8
		relative_vertical_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.5	1
TAF	AND	distance_between_center_of_min_bound_rectangle_and_gravity_center_x		-3	4
		distance_between_center_of_min_bound_rectangle_and_gravity_center_y		-13	-5
		width_to_height_of_the_min_bound_rectangle		0.5	1
ΟΜΙΚΡΟΝ	AND	Asymmetry		0	0.15
		distance_between_center_of_min_bound_rectangle_and_gravity_center_x		-2.5	2
		distance_between_center_of_min_bound_rectangle_and_gravity_center_y		-2	1
		ratio_area_of_object_to_area_of_min_bound_rectangle		0.2	0.35

Πίνακας 14: Οι κανόνες που περιγράφουν 12 ενδεικτικά κλάσεις του «project\_geometry\_2»

Τελευταίο βήμα είναι η αναγνώριση των γραμμάτων της εικόνας «google\_2», η οποία γίνεται με την ταξινόμηση των αντικειμένων του «level1» στις κλάσεις. Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης φαίνεται στην Εικόνα 143.



Εικόνα 143: Η ταξινόμηση του επιπέδου κατάτμησης «level1»

Η αξιολόγηση του «project\_geometry\_2» έγινε κι αυτή χρησιμοποιώντας τους δείκτες Πληρότητας (Completeness), Ορθότητας (Correctness) και Ποιότητας (Quality). Ως True



Positives (TP) λογίστηκαν τα γράμματα εκείνα τα οποία έχουν ταξινομηθεί σε σωστή κλάση από τον αλγόριθμο, False Positives (FP) τα γράμματα που έχουν ταξινομηθεί σε λάθος κλάση και False Negatives (FN) τα γράμματα που δεν έχουν ταξινομηθεί σε καμία κλάση.

Έτσι:

$$\begin{aligned} \text{Completeness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of the ground truth}} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{71}{71 + 7} \\ &= 0.91 = 91\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Correctness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{71}{71 + 10} \\ &= 0.876 = 87.6\% \end{aligned}$$

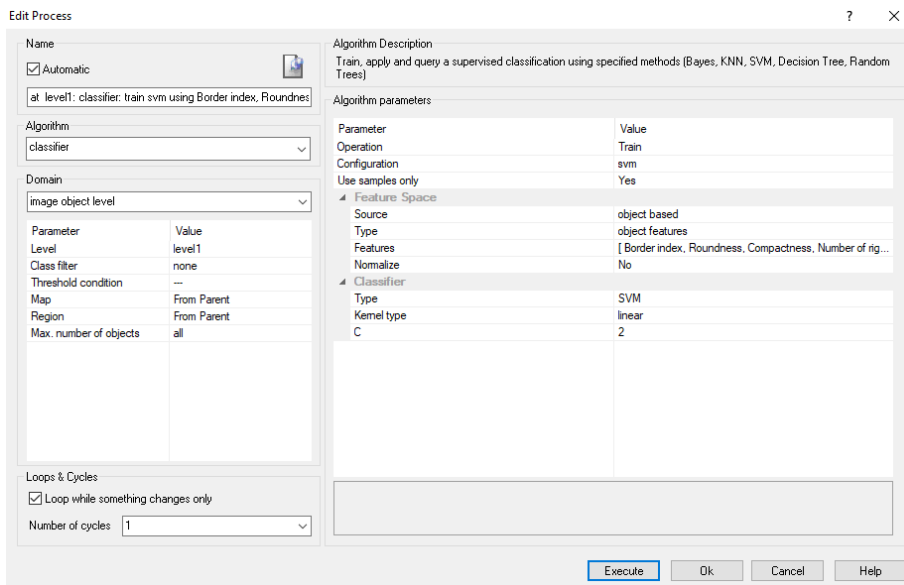
$$\begin{aligned} \text{Quality} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected and non detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \\ &= \frac{71}{71 + 10 + 7} = 0.806 = 80.6\% \end{aligned}$$

Το «project\_geometry\_2» αποτέλεσε το πρώτο πρότζεκτ γεωμετρικής μεθόδου που απέδωσε, χρησιμοποιώντας, μάλιστα, αρκετά γενικούς κανόνες, οι οποίοι διαπιστώθηκε ότι μπορούν να εφαρμοστούν, λιγότερο ή περισσότερο ικανοποιητικά, και σε άλλες εικόνες. Οι δείκτες αξιολόγησης του είναι όλοι ικανοποιητικοί. Συγκριτικά με τη δομική μέθοδο, έχει πολύ κοντινό ποσοστό Ορθότητας, αλλά έχει μεγαλύτερο ποσοστό Πληρότητας, που συνεπάγεται και μεγαλύτερο ποσοστό Ποιότητας. Με λίγα λόγια, στη γεωμετρική μέθοδο είναι εφικτή η δημιουργία κανόνων για όλα τα γράμματα, κι έτσι τα γράμματα που μένουν αταξινομήτα είναι λίγα. Η γεωμετρική μέθοδος, όμως, παραμένει, ως προσέγγιση, μια «λίστα» με τιμές χαρακτηριστικών που περιγράφουν τα γράμματα, ενώ η δομική μέθοδος αναφέρεται στην εξ' ορισμού δομή τους. Μπορεί η δομή να μην είναι πάντα αμφιμονοσήμαντη για όλα τα γράμματα, καθώς π.χ. το γράμμα που έχει δυο γραμμές κατακόρυφες και μια γραμμή οριζόντια δεν είναι μόνο ένα (μπορεί να είναι το πι ή το ήτα), αλλά πάντα θα είναι ανώτερη της απλής περιγραφής, καθώς περιέχει νόημα. Το γεγονός αυτό είναι που οδήγησε στο συνδυασμό των δύο μεθόδων για τη δημιουργία της μικτής μεθόδου, μιας μεθόδου που συνδυάζει τα θετικά τους προς όφελος της αναγνώρισης. Οι κανόνες της γεωμετρικής μεθόδου υπέστησαν αρκετές ακόμα δοκιμές και εφαρμογή και σε άλλες εικόνες, μέχρι να φτάσουν τους τελικούς κανόνες της μικτής μεθόδου, κρίνεται όμως σκόπιμο να μην παρουσιαστούν οι ενδιάμεσοι κανόνες, παρά μόνο οι τελικοί, στο αντίστοιχο κεφάλαιο της μικτής μεθόδου.

### 3.4.4. Η ΜΕΘΟΔΟΣ SVM

Η μέθοδος SVM μοιάζει στα περισσότερα βήματα με τη γεωμετρική μέθοδο, μόνο που αντί να δημιουργούνται κανόνες ασαφής λογικής, μέσω της «δοκιμής κι απόρριψης» και να γίνεται ιεραρχική ταξινόμηση, δίνονται δείγματα (samples) από κάθε κλάση, δηλαδή κάθε γράμμα, και γίνεται ταξινόμηση με τη χρήση του ταξινομητή SVM του eCognition.

Το eCognition λειτουργεί ως εξής όσον αφορά τον ταξινομητή SVM: η διαδικασία της μάθησης ξεκινάει από την εκπαίδευση, τα στοιχεία της οποίας αποθηκεύονται σε μια μεταβλητή (configuration) κι επιλέγεται αν σε αυτή είναι επιθυμητό να χρησιμοποιηθούν μόνο τα δείγματα. Δημιουργείται ο χώρος των χαρακτηριστικών (feature space), για τον οποίο επιλέγεται από πού θα αντλεί πληροφορία (source) και τι είδους πληροφορία (type), καθώς και ποια χαρακτηριστικά θα περιλαμβάνει (features). Τέλος, επιλέγεται το είδος του πυρήνα (kernel type) κι ο συντελεστής C. Στην Εικόνα 144 παρουσιάζεται το παράθυρο εκπαίδευσης του SVM του λογισμικού του eCognition.



Εικόνα 144: Το παράθυρο εκπαίδευσης του ταξινομητή SVM

Πριν γίνει η εκπαίδευση, είναι απαραίτητο να έχει γίνει κάποια κατάτμηση, ώστε να έχει δημιουργηθεί κάποιο επίπεδο, στο οποίο να μπορεί να γίνει η επιλογή των δειγμάτων. Αφότου πραγματοποιηθεί η εκπαίδευση, γίνεται εφαρμογή των στοιχείων της μεταβλητής (configuration) σε μια άλλη εικόνα, δηλαδή ταξινόμηση με βάση την εκπαίδευση. Ουσιαστικά, ο ταξινομητής SVM πρώτα μαθαίνει με βάση τα δείγματα (samples) και χρησιμοποιώντας το χώρο των χαρακτηριστικών (feature space), και έπειτα εφαρμόζει αυτή του τη γνώση σε κάποια άλλη εικόνα.

Τα ερωτηματικά που γεννιούνται σχετίζονται με το πόσα και ποια δείγματα πρέπει να δοθούν, καθώς και με το πόσα και ποια χαρακτηριστικά πρέπει να συμπεριληφθούν στο χώρο των χαρακτηριστικών (feature space).

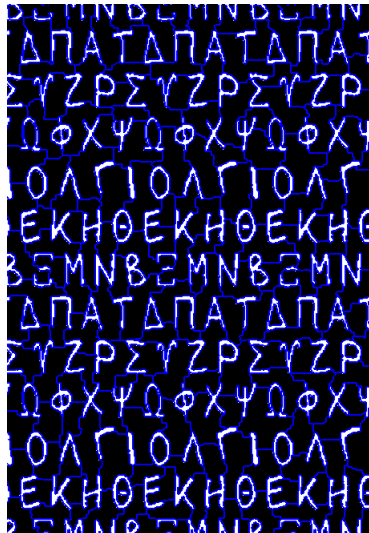
#### 3.4.4.1. ΤΟ «PROJECT\_SVM\_1»

Η πρώτη εικόνα στην οποία εφαρμόστηκε αυτή η μέθοδος είναι μια εικόνα που εσκεμμένα δεν έχει παρουσιαστεί στο κεφάλαιο των Δεδομένων, καθώς δεν αποτελεί εικόνα επιγραφής, παρά μια απλή binary εικόνα χαρακτήρων γραμμένων σε υπολογιστή, χωρίς συγκεκριμένο σημασιολογικό περιεχόμενο. Αυτή η εικόνα αποτέλεσε εικόνα δοκιμής του ταξινομητή SVM και παρουσιάζεται στην Εικόνα 145. Το πρώτο αυτό πρότζεκτ της μεθόδου SVM ονομάζεται «project\_svm\_1».



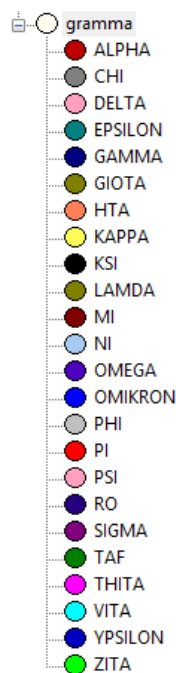
Εικόνα 145: Η εικόνα δοκιμής του ταξινομητή SVM

Σκοπός της χρήσης της εικόνας αυτής είναι ουσιαστικά να κατανοηθεί επί πρακτέου ο τρόπος λειτουργίας του ταξινομητή SVM. Τα αντίστοιχα γράμματα σε αυτή την εικόνα είναι γραμμένα ίδια, δηλαδή π.χ. όλα τα γάμα είναι γραμμένα με τον ίδιο τρόπο, αφού είναι γραμμένα σε υπολογιστή. Επομένως, θεωρητικά, αρκεί να δοθεί ένα μόνο δείγμα από κάθε γράμμα, για να γίνει η εκπαίδευση. Πριν από αυτό, όμως, γίνεται χρήση του αλγορίθμου «multiresolution segmentation» με παράμετρο κλίμακας 200, κριτήριο σχήματος 0.1 και κριτήριο συμπαγούς 0.8. Η κατάτμηση αυτή έχει ως αποτέλεσμα τη δημιουργία του επιπέδου «level1» (Εικόνα 146).



Εικόνα 146: Το επίπεδο κατάτμησης «level1» της εικόνας δοκιμής του «project\_svm\_1»

Δημιουργούνται, όπως και στις προηγούμενες μεθόδους, κλάσεις, οι οποίες αντιστοιχούν στα γράμματα του ελληνικής αλφάβητου που υπάρχουν στην εικόνα (Εικόνα 147).



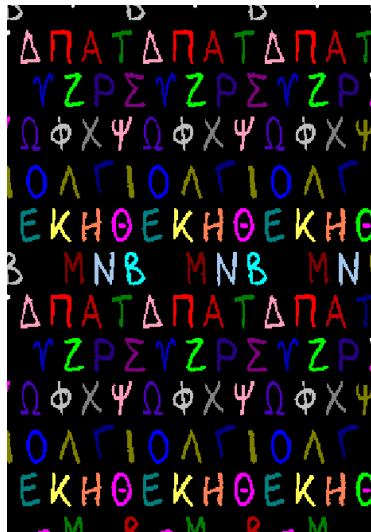
Εικόνα 147:Οι κλάσεις του «project\_svm\_1»

Οι κλάσεις αυτές δεν περιλαμβάνουν κάποιον κανόνα στην περιγραφή τους. Επόμενο βήμα της διαδικασίας αποτελεί η επιλογή των δειγμάτων κάθε κλάσης (Εικόνα 148).



Εικόνα 148: Τα δείγματα (samples) του «project\_svm\_1»

Επειδή τα γράμματα είναι όλα ίδια γραμμένα, κάνουμε την υπόθεση ότι αρκεί ένα δείγμα από το κάθε ένα, για να γίνει αναγνώριση. Όσον αφορά τα χαρακτηριστικά, με τα οποία θα τροφοδοτήσουμε τον ταξινομητή SVM, επιλέγονται κάποια γεωμετρικά χαρακτηριστικά, παρόμοια με αυτά της γεωμετρικής μεθόδου. Στην Εικόνα 144 που έχει προηγηθεί, το παράθυρο εκπαίδευσης του SVM που παρουσιάζεται είναι το παράθυρο εκπαίδευσης του «project\_svm\_1». Πραγματοποιείται η εκπαίδευση κι αμέσως μετά η εφαρμογή του SVM στην ίδια την εικόνα δοκιμής, η οποία έχει ως αποτέλεσμα την ταξινόμηση της Εικόνα 149.



Εικόνα 149: Η ταξινόμηση του επιπέδου κατάτμησης «level1» του «project\_svm\_1»

Τα αποτελέσματα είναι εξαιρετικά. Τα γράμματα είναι όλα ταξινομημένα στη σωστή κλάση. Εξαιρέση αποτελούν ελάχιστα γράμματα που βρίσκονται στην άκρη της εικόνας και εξ' ορισμού δεν ήταν προσδοκώμενο να αναγνωριστούν, καθώς δε φαίνονται ολόκληρα. Οι

δείκτες αξιολόγησης Πληρότητα, Ορθότητα και Ποιότητα είναι πολύ εύκολο να υπολογιστούν, καθώς είναι όλοι 100%, αφού:

$$\begin{aligned} \text{Completeness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of the ground truth}} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{121}{121 + 0} = 1 \\ &= 100\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Correctness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{121}{121 + 0} = 1 \\ &= 100\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Quality} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected and non detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \\ &= \frac{121}{121 + 0 + 0} = 1 = 100\% \end{aligned}$$

Στην ίδια ακριβώς εικόνα, έγιναν δοκιμές τροφοδοτώντας τον ταξινομητή και με διαφορετικά χαρακτηριστικά, και το αποτέλεσμα ήταν πάλι το ίδιο. Το συμπέρασμα που προκύπτει είναι πως ο ταξινομητής SVM μπορεί με μεγάλη ευκολία να ταξινομήσει αντικείμενα που είναι ακριβώς ίδια, έχοντας ακόμα και τις ελάχιστες προϋποθέσεις (ένα δείγμα μόνο για κάθε κλάση και τυχαία επιλεγμένα χαρακτηριστικά). Αν όμως τα αντικείμενα δεν είναι ίδια, αν τα γράμματα, δηλαδή, δεν είναι γραμμένα σε υπολογιστή, αλλά λαξευμένα στο χέρι, όπως συμβαίνει στις επιγραφές, τότε τι θα συμβεί;

#### 3.4.4.2. ΤΟ «PROJECT\_SVM\_2»

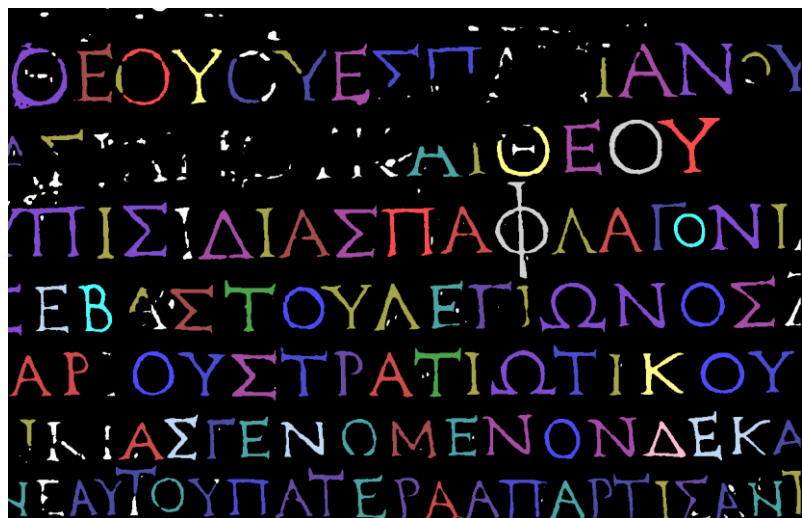
Το ερώτημα αυτό οδήγησε στη δημιουργία του «project\_svm\_2», το οποίο ακολουθεί την ίδια ακριβώς μεθοδολογία με το «project\_svm\_1», μόνο που η εικόνα που χρησιμοποιεί είναι η εικόνα «google\_2».

Πολύ συνοπτικά αναφέρονται τα βήματα αυτά, τα οποία είναι ακριβώς τα ίδια με προηγουμένως. Γίνεται κατάτμηση της binary εικόνας «google\_2» με παράμετρο κλίμακας 200, κριτήριο σχήματος 0.1 και κριτήριο συμπαγούς 0.8 (ίδια με την Εικόνα 141). Η κατάτμηση αυτή έχει ως αποτέλεσμα τη δημιουργία του επιπέδου «level1», στο οποίο το κάθε γράμμα είναι ένα αντικείμενο. Δημιουργούνται κλάσεις, οι οποίες αντιστοιχούν στα γράμματα του ελληνικού αλφάβητου που υπάρχουν στην εικόνα (ίδιες με της Εικόνα 147). Οι κλάσεις αυτές δεν περιλαμβάνουν κάποιον κανόνα στην περιγραφή τους, παρά μόνο χρησιμοποιούνται για την επιλογή των δειγμάτων. Γίνεται η επιλογή των δειγμάτων, όπως φαίνεται στην Εικόνα 150.



Εικόνα 150: Τα δείγματα (samples) του «project\_svm\_2»

Επιλέγεται ένα μόνο δείγμα από κάθε γράμμα. Η διαδικασία συνεχίζει με την εκπαίδευση του ταξινομητή SVM, εφαρμόζοντας τις ίδιες ακριβώς επιλογές με αυτές του «project\_geometry\_1». Γίνεται εφαρμογή του ταξινομητή στο επίπεδο κατάτμησης «level1» και το αποτέλεσμα είναι η ταξινόμηση της Εικόνα 151.



Εικόνα 151: Η ταξινόμηση του επιπέδου κατάτμησης «level1» του «project\_svm\_2»

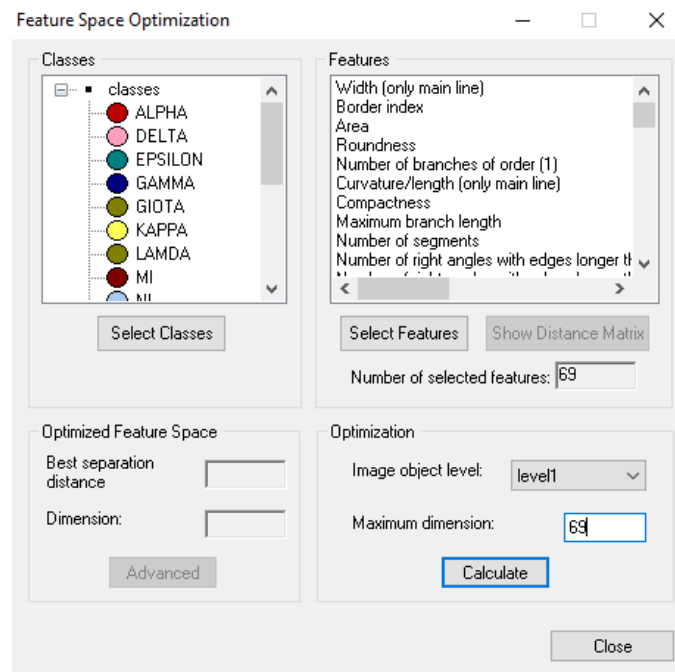
Γίνεται υπολογισμός των δεικτών αξιολόγησης:

$$\begin{aligned}
 \text{Completeness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of the ground truth}} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{40}{40 + 0} = 1 \\
 &= 100\%
 \end{aligned}$$

$$\text{Correctness} = \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{40}{40 + 48} = 0.45 = 45\%$$

$$\text{Quality} = \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected and non detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP + FN} = \frac{40}{40 + 48 + 0} = 0.45 = 45\%$$

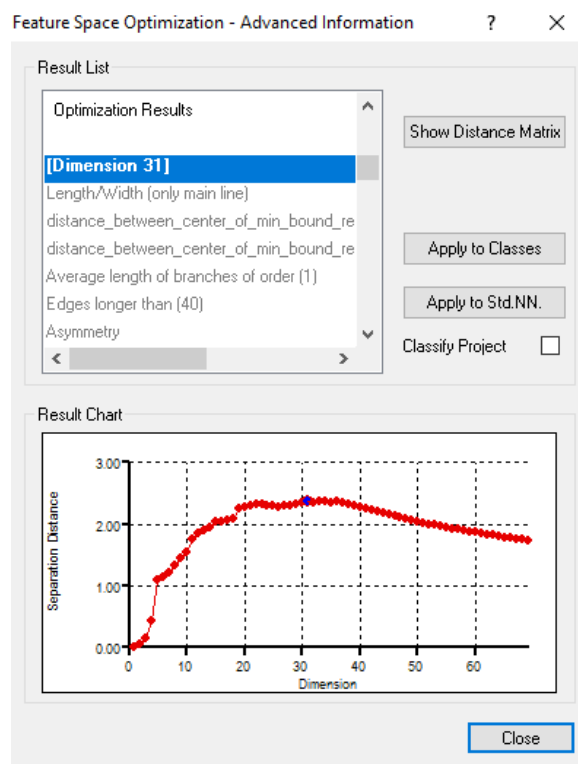
Ποσοτικά από τους δείκτες, αλλά ακόμα και ποιοτικά από την εικόνα της ταξινόμησης, είναι εμφανές, πως η εφαρμογή των ίδιων βημάτων με πριν, δεν απέδωσε στην εικόνα «google\_2». Τα γράμματα της εικόνας αυτής παρουσιάζουν μεγάλες διαφορές μεταξύ τους, καθώς είναι λαξευμένα με το χέρι. Προκειμένου να βελτιωθούν τα αποτελέσματα είναι αναγκαίο να χρησιμοποιηθούν περισσότερα δείγματα και να γίνει καλύτερη επιλογή των χαρακτηριστικών του feature space. Το eCognition δίνει τη δυνατότητα για βελτιστοποίηση της επιλογής των χαρακτηριστικών, μέσω του εργαλείου «Feature Space Optimization». Χρησιμοποιώντας τον ταξινομητή του «εγγύτερου γείτονα» (nearest neighbor), βοηθά στο να βρεθεί ο κατάλληλος συνδυασμός των χαρακτηριστικών, ώστε να βελτιστοποιηθεί ο διαχωρισμός των κλάσεων. Ο τρόπος που λειτουργεί είναι να συγκρίνει τα χαρακτηριστικά επιλεγμένων κλάσεων, για να βρει εκείνο τον συνδυασμό τους, που έχει τη μεγαλύτερη μέση ελάχιστη απόσταση μεταξύ των δειγμάτων των κλάσεων. Στην Εικόνα 152 παρουσιάζεται το παράθυρο του εργαλείου «Feature Space Optimization».



Εικόνα 152: Το παράθυρο του εργαλείου «Feature Space Optimization»



Το εργαλείο αυτό χρησιμοποιείται για τη βελτιστοποίηση της επιλογής των χαρακτηριστικών του «project\_svm\_2». Επιλέγονται όλες οι κλάσεις και 69 χαρακτηριστικά. Ως μέγιστη διάσταση επιλέγεται η 69, ώστε να μην υπάρχει κάποιος περιορισμός. Το αποτέλεσμα φαίνεται στην Εικόνα 153.



Εικόνα 153: Το παράθυρο «Advanced Information» του «Feature Space Optimization»

Η βέλτιστη απόσταση διαχωρισμού βρίσκεται 2.379 κι εμφανίζεται στη «διάσταση» 31, δηλαδή χρησιμοποιώντας 31 συγκεκριμένα χαρακτηριστικά. Ακόμα, το eCognition υπολογίζει και τον Πίνακα Απόστασης Ταξινόμησης (Class Separation Distance Matrix), ο οποίος φαίνεται στην Εικόνα 154.

Class Separation Distance Matrix

Class/Class	ALPHA	OMIKRON	EPSILON	NI	SIGMA	GAMMA	MI	TAF	GIOTA	DELTA	PI	RO	OMEGA	YPSILON	VITA	KAPPA	LAMDA	PHI
Dimension: 31																		
ALPHA	0.000000	9.455779	4.680631	5.464084	7.326815	16.330970	5.901566	9.493005	14.402107	4.191425	14.120347	10.135807	4.743283	6.819891	6.125189	3.937261	2.582218	15.246230
OMIKRON	9.455779	0.000000	13.390118	11.614869	13.293032	20.823469	12.338546	14.673065	16.178140	8.546325	19.355826	14.094367	13.521623	13.565116	4.097176	14.347676	10.902345	12.993018
EPSILON	4.680631	13.390118	0.000000	2.384987	4.688155	11.456312	3.614917	5.593558	7.435070	7.493445	8.121428	4.589887	5.073878	4.235125	7.036242	3.315498	2.972785	21.227098
NI	5.464084	11.614869	2.384987	0.000000	4.085385	15.299008	2.739622	5.664138	7.179582	6.990326	8.310306	4.431052	4.047655	3.214977	6.346620	6.597936	3.353932	22.106209
SIGMA	7.326815	13.293032	4.688155	4.085385	0.000000	9.097361	2.378851	5.588450	9.001393	6.770689	4.351842	2.523699	4.289071	8.151771	8.159518	5.025083	4.220778	24.908943
GAMMA	16.330970	20.823469	11.456312	15.299008	9.097361	0.000000	11.505269	8.273694	13.511731	19.420192	13.126302	6.133942	14.940205	14.875805	16.749434	9.392084	11.415447	35.326685
MI	5.901566	12.338546	3.614917	2.739622	2.378851	11.505269	0.000000	6.426833	9.835217	8.004086	8.065182	4.381490	2.429054	6.177634	6.919427	4.482497	2.925320	22.315809
TAF	9.493005	14.673065	5.593558	5.664138	5.588450	8.273694	6.426833	0.000000	8.732272	13.529772	6.834754	2.956750	10.881954	2.702099	9.929028	5.920045	7.419328	24.653934
GIOTA	14.402107	16.178140	7.179582	7.179582	9.001393	13.511731	9.835217	8.732272	0.000000	10.794210	8.198318	6.036340	15.899499	7.722098	8.314358	11.897728	8.701393	33.810911
DELTA	4.191425	8.546325	7.493445	6.990326	6.770689	19.420192	8.004086	13.529772	10.794210	0.000000	10.528567	11.601583	8.343471	11.161929	5.130746	8.490164	4.496291	19.147513
PI	14.120347	19.355826	8.121428	8.310306	4.351842	13.126302	8.065182	6.834754	8.198318	10.528567	0.000000	6.074387	13.245746	9.050488	11.522746	8.749246	9.952168	29.588275
RO	10.135807	14.094367	4.589887	4.431052	2.923699	6.133942	4.381490	2.956750	6.036340	11.601583	6.074387	0.000000	8.227678	5.879320	8.470245	6.233336	6.537694	27.535563
OMEGA	4.743283	13.521623	5.073878	4.047655	4.289071	14.940205	2.429054	10.881954	15.899499	8.343471	13.245746	8.227678	0.000000	9.962203	10.057192	6.072499	3.238761	22.544586
YPSILON	6.819891	13.565116	4.235125	3.214977	8.151771	14.875805	6.177634	2.702099	7.722098	11.161929	9.050488	5.879320	9.962203	0.000000	7.760001	6.092494	5.796509	21.695145
VITA	6.125189	4.097176	7.036242	6.346620	8.159518	16.749434	6.919427	9.929028	8.314358	5.130746	11.922746	8.470245	10.057192	7.760001	0.000000	8.734092	6.886945	12.740451
KAPPA	3.937261	14.347676	3.315498	6.597936	5.025083	9.392084	4.482497	5.920045	11.897728	8.450164	8.749246	6.233336	6.072499	6.092494	8.734092	0.000000	3.161634	21.580197
LAMDA	2.582218	10.902345	2.972785	3.353932	4.220778	11.415447	2.925320	7.419328	8.701393	4.496291	9.952168	6.537694	3.238761	5.796509	6.886945	3.161634	0.000000	23.476735
PHI	15.246230	12.993018	21.227098	22.106209	24.908943	35.326685	22.315809	24.653934	33.810911	19.147513	29.588275	27.535563	22.544586	21.695145	12.740451	21.580197	23.476735	0.000000

reduce  expand Close

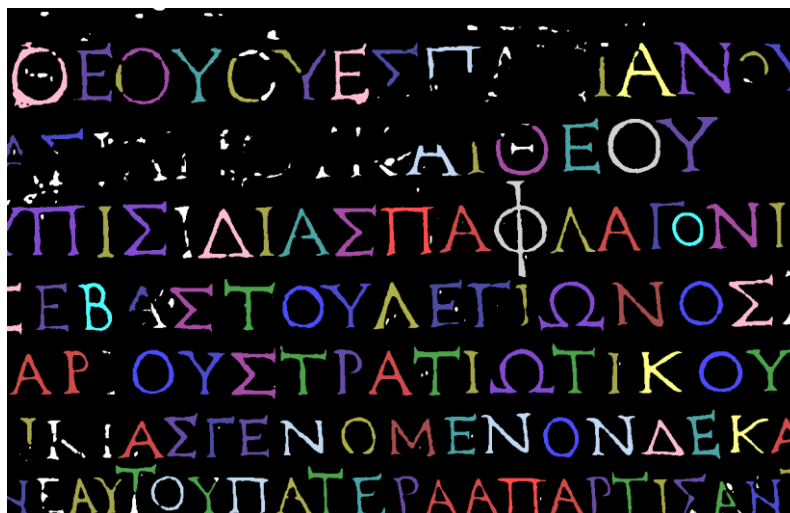
Εικόνα 154: Ο Πίνακας Απόστασης Ταξινόμησης (Class Separation Distance Matrix) για τα δείγματα των κλάσεων του «project\_svm\_2»

Ο πίνακας αυτός, ουσιαστικά, αναφέρεται στο πόσο μοιάζουν μεταξύ τους οι κλάσεις. Μικρός αριθμός σημαίνει ότι δε διαχωρίζονται εύκολα με βάση τα 31 χαρακτηριστικά του Feature Space Optimization, ενώ μεγάλος αριθμός σημαίνει ότι διαχωρίζονται πολύ. Για παράδειγμα, παρατηρείται ότι οι κλάσεις EPSILON, DELTA, OMEGA, KAPPA, LAMDA δε διαχωρίζονται εύκολα από την κλάση ALPHA, ενώ οι κλάσεις OMIKRON, GAMMA, GIOTA, PI, RO και PHI διαχωρίζονται πολύ. Στην Εικόνα 155 παρουσιάζονται τα 31 χαρακτηριστικά του Feature Space Optimization.

- ..... Border index
- ..... Compactness
- ..... Maximum branch length
- ..... Number of segments
- ..... Number of right angles with edges longer than (1)
- ..... Number of right angles with edges longer than (30)
- ..... Number of right angles with edges longer than (20)
- ..... Number of right angles with edges longer than (10)
- ..... Shape index
- ..... Main direction
- ..... Edges longer than (40)
- ..... Edges longer than (30)
- ..... Edges longer than (20)
- ..... Edges longer than (10)
- ..... Stddev of length of edges (polygon)
- ..... Average branch length
- ..... Number of inner objects (polygon)
- ..... Length of main line (regarding cycles)
- ..... Number of segments of order (0)
- ..... Average length of edges (polygon)
- ..... Length/Width (only main line)
- ..... Asymmetry
- ..... distance\_between\_center\_of\_min\_bound\_rectangle\_and\_gravity\_center\_x
- ..... area\_of\_inner\_holes\_of\_object
- ..... subtraction\_horizontal
- ..... subtraction\_vertical
- ..... width\_to\_height\_of\_the\_min\_bound\_rectangle
- ..... relative\_horizontal\_position\_of\_the\_gravity\_center\_inside\_the\_min\_bound\_rectangle
- ..... relative\_vertical\_position\_of\_the\_gravity\_center\_inside\_the\_min\_bound\_rectangle
- ..... distance\_between\_center\_of\_min\_bound\_rectangle\_and\_gravity\_center\_y
- ..... Average length of branches of order (1)

Εικόνα 155: Τα 31 χαρακτηριστικά του Feature Space Optimization

Τα χαρακτηριστικά αυτά χρησιμοποιούνται για τη βελτιστοποίηση της εκπαίδευσης του ταξινομητή SVM του «project\_svm\_2» και σε συνδυασμό με το γεγονός ότι δίνονται δύο δείγματα για τις κλάσεις, για τις οποίες αυτό αυτό είναι δυνατό, το αποτέλεσμα της νέας ταξινόμησης φαίνεται στην Εικόνα 156.



Εικόνα 156: Η ταξινόμηση του επιπέδου κατάτμησης «level1» του «project\_svm\_2» μετά την εφαρμογή του Feature Space Optimization

Το αποτέλεσμα της ταξινόμησης είναι εμφανώς καλύτερο. Υπολογίζονται οι δείκτες αξιολόγησης:

$$\begin{aligned} \text{Completeness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of the ground truth}} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{58}{58 + 0} = 1 \\ &= 100\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Correctness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{58}{58 + 30} \\ &= 0.659 = 65.9\% \end{aligned}$$

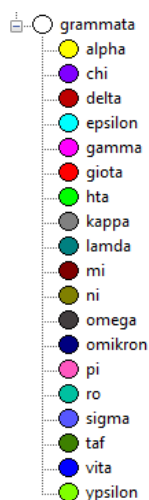
$$\begin{aligned} \text{Quality} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected and non detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \\ &= \frac{58}{58 + 30 + 0} = 0.659 = 65.9\% \end{aligned}$$

Παρατηρείται βελτίωση της τάξης του 45% στην Ορθότητα και την Ποιότητα σε σχέση με πριν, η οποία οφείλεται στο εργαλείο Feature Space Optimization. Επειδή η εικόνα «google\_2»,

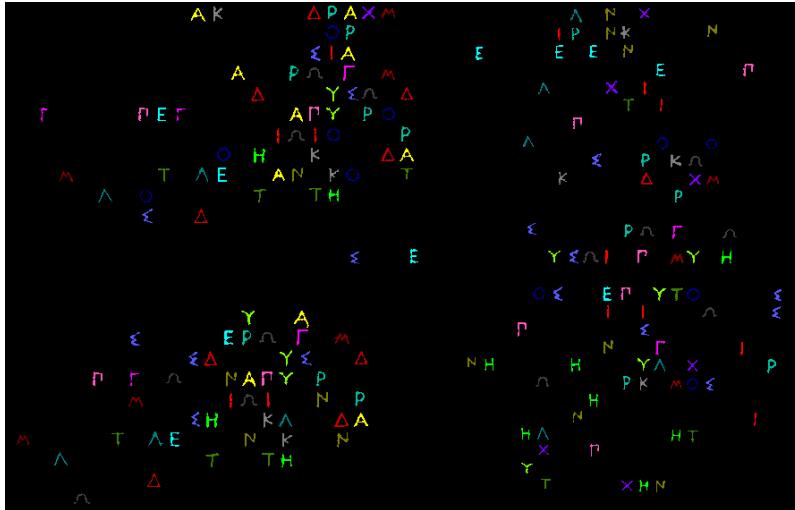
όμως, αποτελεί μια ιδιαίτερη περίπτωση γραφής, καθώς τα γράμματα έχουν απολήξεις στις κεραίες τους, επιλέγεται να δημιουργηθεί ένα τρίτο πρότζεκτ, το «project\_svm\_3», το οποίο θα χρησιμοποιεί εικόνες από το Επιγραφικό Μουσείο. Έτσι, είναι δυνατό να δοθούν και περισσότερα δείγματα στον ταξινομητή, αφού οι εικόνες επιγραφών ιωνικού αλφαβήτου από το Επιγραφικό Μουσείο είναι πολλές, και να γίνουν και case studies. Η μεθοδολογία του «project\_svm\_3» είναι και πάλι η ίδια με των δυο προηγούμενων πρότζεκτ και γι' αυτό θα παρουσιαστεί συνοπτικά.

#### 3.4.4.3. ΤΟ «PROJECT\_SVM\_3»

Δημιουργείται μια εικόνα κολλάζ από εικόνες επιγραφών ιωνικού αλφαβήτου του Επιγραφικού Μουσείου. Σε αυτή την εικόνα θα γίνει η επιλογή των δειγμάτων των κλάσεων. Ο λόγος που έγινε το κολλάζ είναι προφανώς για να μπορεί να αυξηθεί ο αριθμός των δειγμάτων. Ο αριθμός των δειγμάτων επιλέγεται να είναι 10 για κάθε γράμμα. Εισάγεται η εικόνα στο λογισμικό του eCognition, πραγματοποιείται «multiresolution segmentation» με παράμετρο κλίμακας 200, κριτήριο σχήματος 0.1 και κριτήριο συμπαγούς 0.8 και αποτέλεσμα είναι η δημιουργία του επιπέδου κατάτμησης «level1», στο οποίο το κάθε γράμμα είναι ένα αντικείμενο. Οι κλάσεις που δημιουργούνται φαίνονται στην Εικόνα 157. Στο επίπεδο αυτό γίνεται η επιλογή των δειγμάτων, όπως φαίνεται στην Εικόνα 158.

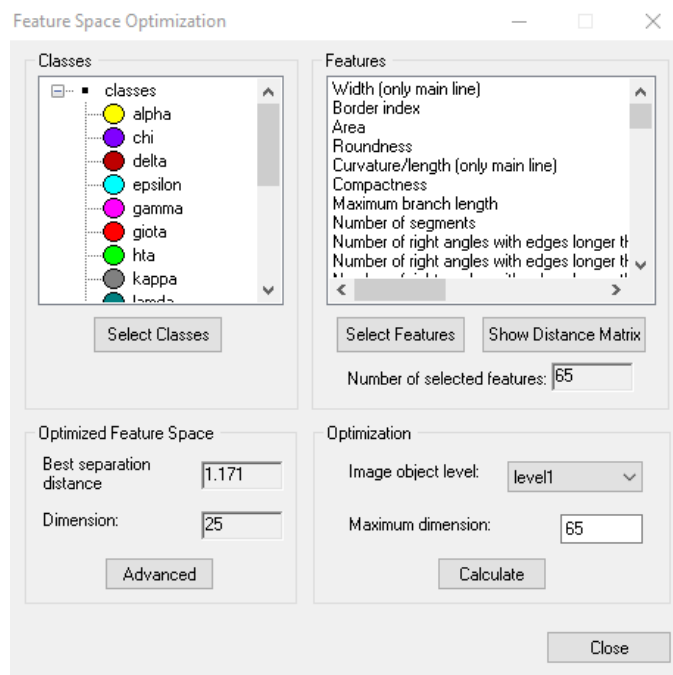


Εικόνα 157: Οι κλάσεις του «project\_svm\_3»



Εικόνα 158: Τα δείγματα των κλάσεων του «project\_svm\_3»

Χρησιμοποιώντας και πάλι το εργαλείο Feature Space Optimization, αυτή τη φορά για τα νέα δείγματα των κλάσεων, προκύπτει η βέλτιστη απόσταση διαχωρισμού, η οποία είναι 1.171 κι εμφανίζεται στη «διάσταση» 25, δηλαδή χρησιμοποιώντας 25 συγκεκριμένα χαρακτηριστικά (Εικόνα 158).



Εικόνα 159: Το παράθυρο Feature Space Optimization του «project\_svm\_3»

Ακόμα, το eCognition υπολογίζει και τον Πίνακα Απόστασης Ταξινόμησης (Class Separation Distance Matrix), ο οποίος φαίνεται στην Εικόνα 160.

Class Separation Distance Matrix

Class/Class	alpha	gamma	delta	epsilon	hta	giota	kappa	landa	mi	ni	omikron	pi	ro	sigma	taf	ypsilon	omega	chi
Dimension: 25																		
alpha	0.000000	13.539959	3.385446	3.612620	2.216178	8.635328	3.553698	2.137520	2.618405	4.389282	3.665204	8.952666	5.599109	2.132045	8.739315	5.379821	2.126883	1.391218
gamma	13.539959	0.000000	25.137072	8.331800	10.340777	16.505560	5.811589	10.896435	7.806753	4.043882	14.051531	2.089540	4.290330	10.580033	4.765303	5.725672	9.203183	11.098426
delta	3.385446	25.137072	0.000000	7.146685	6.209708	12.692407	7.965753	6.136984	8.951270	12.096012	6.398660	19.846783	11.927561	4.582767	22.098806	17.043166	6.602564	5.132617
epsilon	3.612620	8.331800	7.146685	0.000000	2.496162	6.338491	1.729180	4.129838	3.028374	2.868371	5.578990	5.732675	3.315777	1.818474	9.211855	7.455424	3.200567	3.228214
hta	2.216178	10.340777	6.209708	2.496162	0.000000	7.752776	2.722820	2.764854	1.699866	2.233439	3.147591	5.553781	4.009629	2.343551	7.110357	4.952128	1.609958	1.488707
giota	8.635328	16.505560	12.692407	6.338491	7.752776	0.000000	5.876688	12.225600	6.213109	8.689343	10.918251	12.262333	6.951138	5.815050	14.156667	12.857592	9.95421	7.476912
kappa	3.553698	5.811589	7.965753	1.729180	2.722820	5.876688	0.000000	5.153147	2.376509	2.389319	5.438397	4.595518	1.733916	2.428991	7.302302	5.350204	3.901165	2.956102
landa	2.137520	10.896435	6.136984	4.129838	2.764854	12.225600	5.153147	0.000000	2.561207	3.534527	4.495112	7.453357	6.645488	2.487825	7.672043	4.676593	1.244800	2.841073
mi	2.618405	7.806753	8.951270	3.028374	1.699866	6.213109	2.376509	2.561207	0.000000	1.588020	3.987053	3.900605	3.321497	2.121303	4.671986	3.181118	1.171455	1.648756
ni	4.389282	4.043882	12.096012	2.868371	2.233439	8.689343	2.389319	3.534527	1.588020	0.000000	5.245736	1.384488	2.155958	3.556860	3.547574	3.141045	2.470422	2.789383
omikron	3.665204	14.051531	6.338660	5.557890	3.147591	10.918251	5.438397	4.495112	3.987053	5.245736	0.000000	8.751018	4.882424	4.678417	10.223548	6.328606	3.236317	3.689806
pi	8.952666	2.089540	19.846783	5.732675	5.553781	12.262333	4.595518	7.453357	3.900605	1.384488	8.751018	0.000000	2.439543	7.436176	3.002349	4.076374	5.952378	6.616683
ro	5.599109	4.290330	11.927561	3.315777	4.009629	6.951138	1.733916	6.645488	3.321497	2.155958	4.882424	2.439543	0.000000	4.332492	3.935106	3.816862	4.676002	4.060412
sigma	2.132045	10.580033	4.582767	1.818474	2.343551	5.815050	2.428991	2.487825	2.121303	3.556860	4.678417	7.436176	4.332492	0.000000	9.105880	6.797067	2.153279	2.053681
taf	8.739315	4.765303	22.098806	9.211855	7.110357	14.156667	7.302302	7.672043	4.671986	3.547574	10.223548	3.002349	3.935106	9.105880	0.000000	2.195042	6.685487	7.322874
ypsilon	5.379821	5.725672	17.043166	7.455424	4.952128	12.857592	5.950204	4.676593	3.181118	3.141045	6.928606	4.076374	3.816862	6.737067	2.195042	0.000000	4.277008	4.401009
omega	2.126883	9.203183	6.602564	3.200567	1.609958	9.95421	3.901165	1.244800	1.171455	2.470422	3.236317	5.952378	4.676002	2.153279	6.685487	4.277008	0.000000	2.303539
chi	1.391218	11.098426	5.132617	3.228214	1.488707	7.476912	2.556102	2.841073	1.648756	2.789383	3.689806	6.616683	4.060412	2.053681	7.322874	4.401009	2.303539	0.000000

● reduce ○ expand Close

Εικόνα 160: Ο Πίνακας Απόστασης Ταξινόμησης (Class Separation Distance Matrix) για τα δείγματα των κλάσεων του «project\_svm\_3»

Πραγματοποιείται εκπαίδευση του ταξινομητή SVM, χρησιμοποιώντας τα δείγματα της Εικόνας 158 και τα 25 χαρακτηριστικά που προέκυψαν από το εργαλείο Feature Space Optimization (Εικόνα 161).

Edit Process

Name

Automatic

5x: grammata at level1: classifier: train svm using Border inc

Algorithm

Classifier

Domain

image object level

Parameter	Value
Level	level1
Class filter	grammata
Threshold condition	--
Map	From Parent
Region	From Parent
Max. number of objects	all

Loops & Cycles

Loop while something changes only

Number of cycles 5

Algorithm Description

Train, apply and query a supervised classification using specified methods (Bayes, KNN, SVM, Decision Tree, Random Trees)

Algorithm parameters

Parameter	Value
Operation	Train
Configuration	svm
Use samples only	Yes
Feature Space	
Source	object based
Type	object features
Features	[ Border index, Roundness, Compactness, Number of rg...
Normalize	No
Classifier	
Type	SVM
Kemel type	linear
C	2

Execute Ok Cancel Help

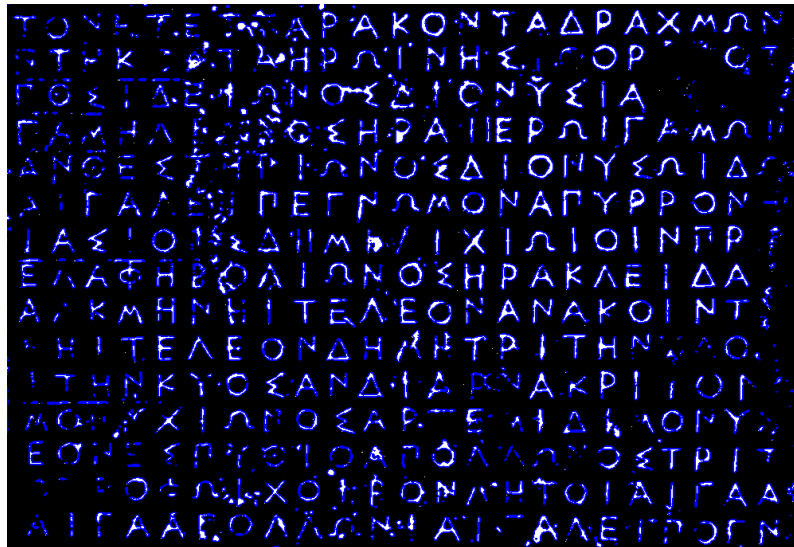
Εικόνα 161: Το παράθυρο εκπαίδευσης του ταξινομητή SVM για το «project\_svm\_3»

Εφόσον η εκπαίδευση του ταξινομητή SVM έχει πραγματοποιηθεί, το μόνο που παραμένει είναι η εφαρμογή σε διάφορες εικόνες. Ο τρόπος εφαρμογής είναι ο εξής: εισάγεται στο ήδη υπάρχον πρότζεκτ η εικόνα, γίνεται κατάτμηση της με τις παραμέτρους που προαναφέρθηκαν (τις συνήθεις παραμέτρους) και τέλος εφαρμογή του ταξινομητή. Τα βήματα αυτά, τα οποία παρουσιάζονται και στην Εικόνα 162, εφαρμόζονται για 5 case studies, δηλαδή για 5 εικόνες.

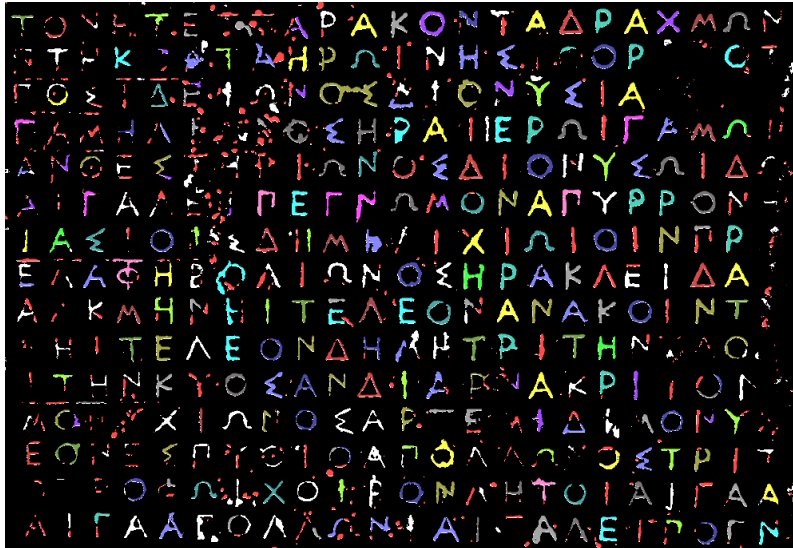


Εικόνα 162: Μεθοδολογία εφαρμογής του εκπαιδευμένου ταξινομητή SVM του «project\_svm\_3»

Πρώτη εικόνα στην οποία γίνεται εφαρμογή είναι η «museum\_10». Το αποτέλεσμα της κατάτμησης φαίνεται στην Εικόνα 163, ενώ της ταξινόμησης στην Εικόνα 164.



Εικόνα 163: Το επίπεδο κατάτμησης «level1» της εικόνας «museum\_10» του «project\_svm\_3»



Εικόνα 164: Η εφαρμογή του ταξινομητή SVM στην εικόνα «museum\_10» του «project\_svm\_3»

Υπολογίζονται οι δείκτες αξιολόγησης:

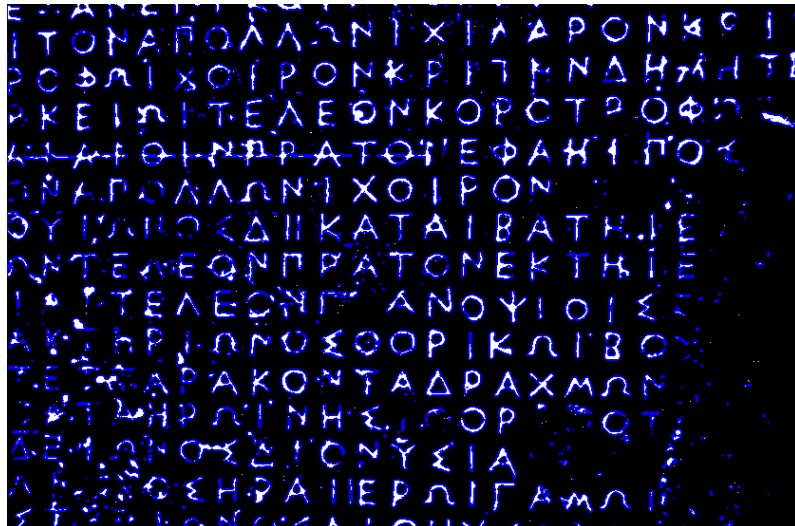
$$\begin{aligned} \text{Completeness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of the ground truth}} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{95}{95 + 7} \\ &= 0.931 = 93.1\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Correctness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{95}{95 + 19} \\ &= 0.833 = 83.3\% \end{aligned}$$

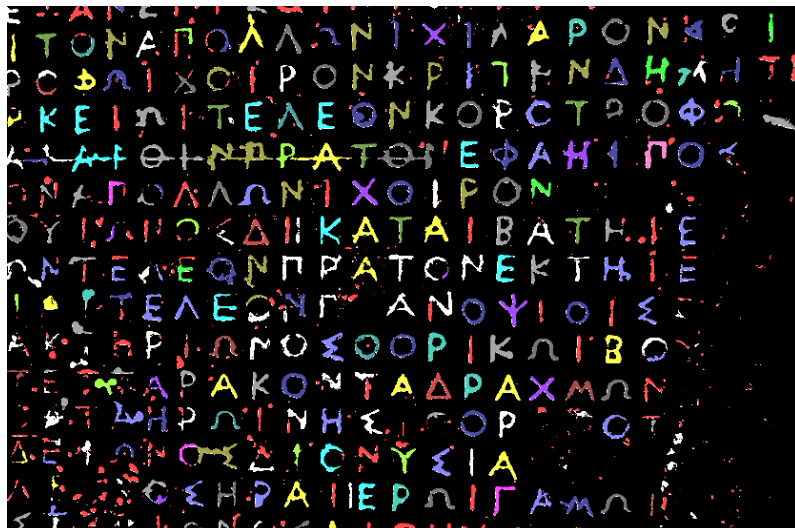
$$\begin{aligned} \text{Quality} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected and non detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \\ &= \frac{95}{95 + 19 + 7} = 0.785 = 78.5\% \end{aligned}$$

Δεύτερη εικόνα στην οποία γίνεται εφαρμογή είναι η «museum\_11». Το αποτέλεσμα της κατάτμησης φαίνεται στην Εικόνα 165, ενώ της ταξινόμησης στην Εικόνα 166.





Εικόνα 165: Το επίπεδο κατάτμησης «level1» της εικόνας «museum\_11» του «project\_svm\_3»



Εικόνα 166: Η εφαρμογή του ταξινομητή SVM στην εικόνα «museum\_11» του «project\_svm\_3»

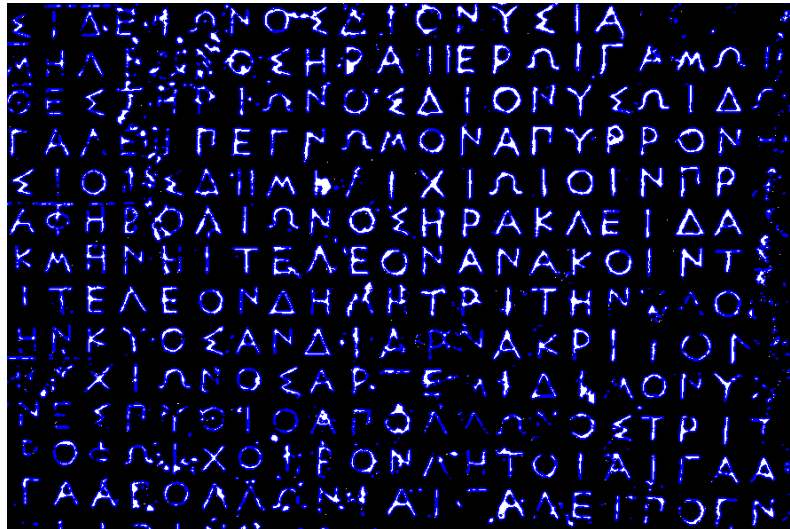
Υπολογίζονται οι δείκτες αξιολόγησης:

$$\begin{aligned}
 \text{Completeness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of the ground truth}} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{86}{86 + 10} \\
 &= 0.896 = 89.6\%
 \end{aligned}$$

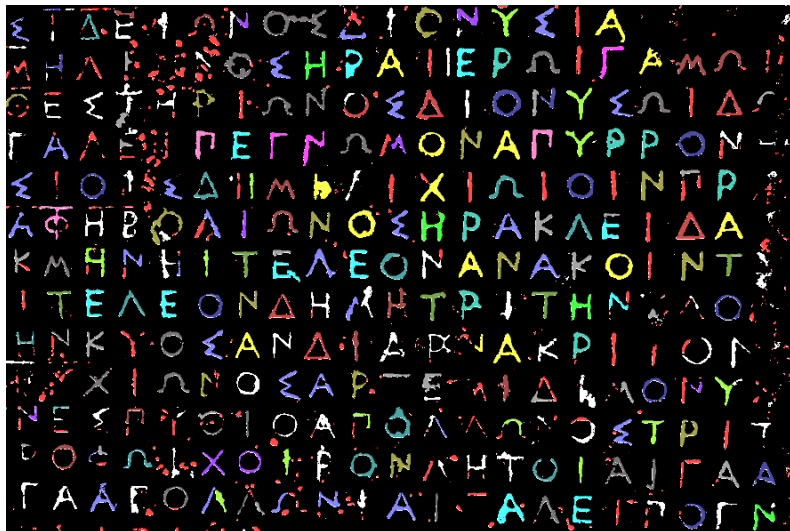
$$\begin{aligned}
 \text{Correctness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{86}{86 + 19} \\
 &= 0.819 = 81.9\%
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 \text{Quality} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected and non detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \\
 &= \frac{86}{86 + 19 + 10} = 0.747 = 74.7\%
 \end{aligned}$$

Τρίτη εικόνα στην οποία γίνεται εφαρμογή είναι η «museum\_12». Το αποτέλεσμα της κατάτμησης φαίνεται στην Εικόνα 167, ενώ της ταξινόμησης στην Εικόνα 168.



Εικόνα 167: Το επίπεδο κατάτμησης «level1» της εικόνας «museum\_12» του «project\_svm\_3»



Εικόνα 168: Η εφαρμογή του ταξινομητή SVM στην εικόνα «museum\_12» του «project\_svm\_3»

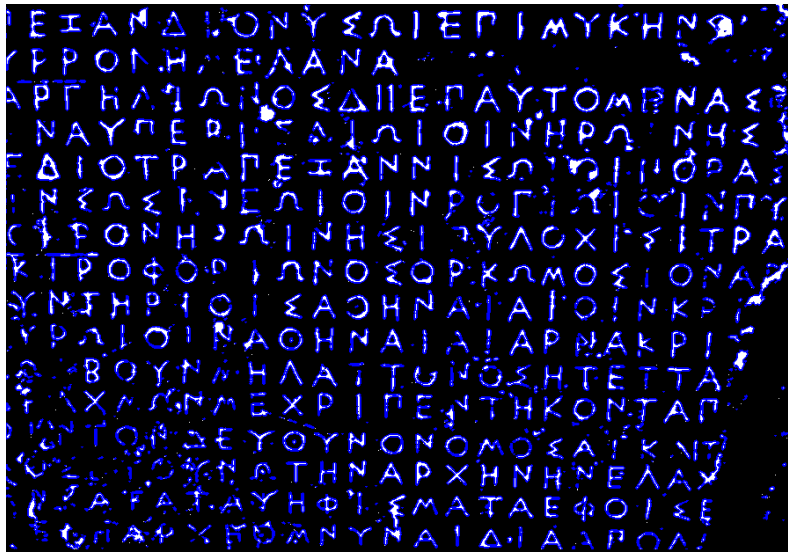
Υπολογίζονται οι δείκτες αξιολόγησης:

$$\begin{aligned} \text{Completeness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of the ground truth}} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{107}{107 + 7} \\ &= 0.938 = 93.8\% \end{aligned}$$

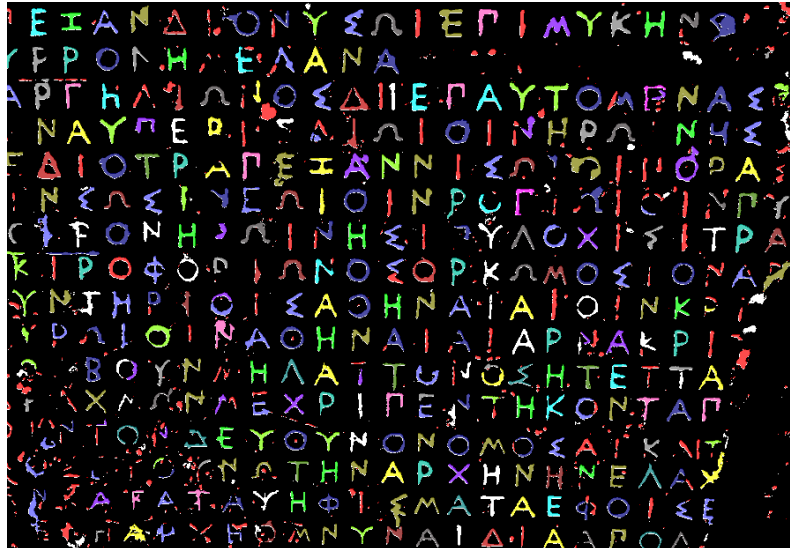
$$\begin{aligned} \text{Correctness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{107}{107 + 18} \\ &= 0.856 = 85.6\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Quality} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected and non detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \\ &= \frac{107}{107 + 18 + 7} = 0.810 = 81\% \end{aligned}$$

Τέταρτη εικόνα στην οποία γίνεται εφαρμογή είναι η «museum\_13». Το αποτέλεσμα της κατάτμησης φαίνεται στην Εικόνα 169, ενώ της ταξινόμησης στην Εικόνα 170.



Εικόνα 169: Το επίπεδο κατάτμησης «level1» της εικόνας «museum\_13» του «project\_svm\_3»



Εικόνα 170: Η εφαρμογή του ταξινομητή SVM στην εικόνα «museum\_12» του «project\_svm\_3»

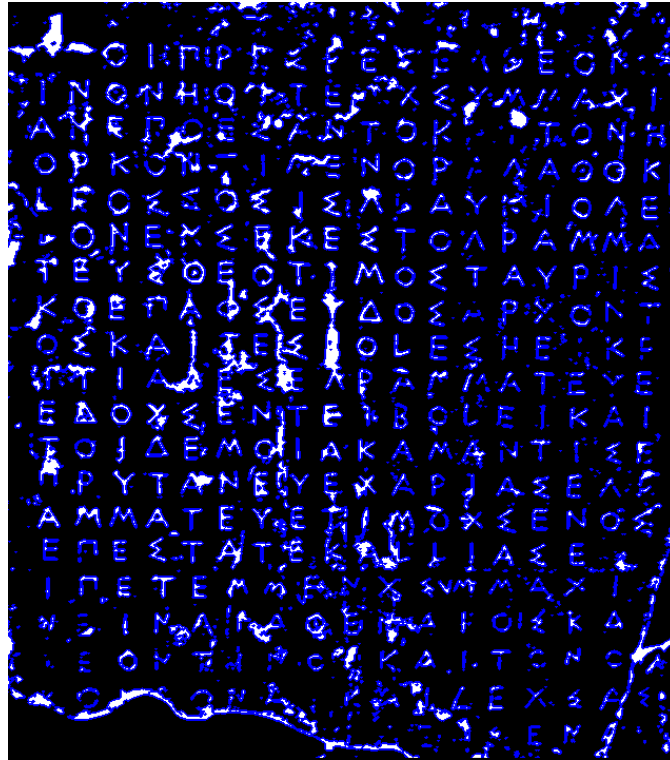
Υπολογίζονται οι δείκτες αξιολόγησης:

$$\begin{aligned} \text{Completeness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of the ground truth}} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{128}{128 + 8} \\ &= 0.941 = 94.1\% \end{aligned}$$

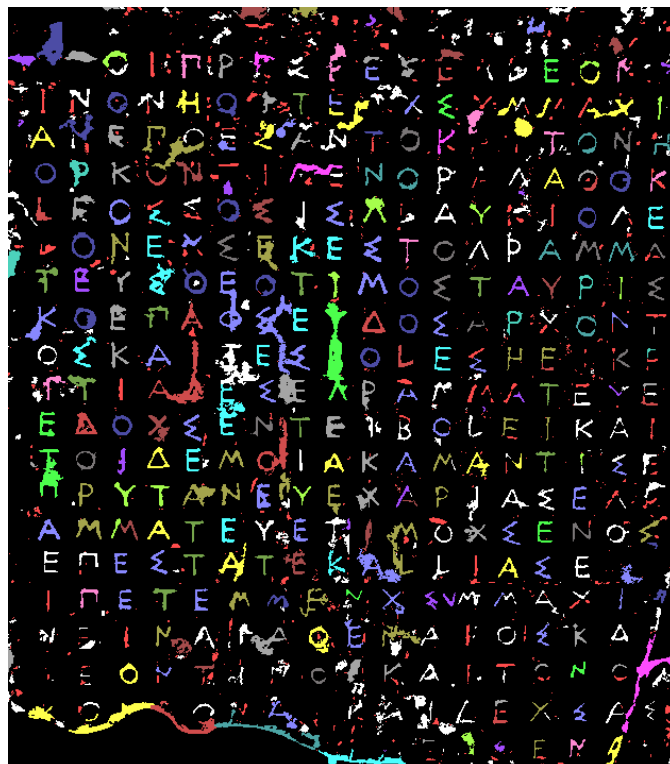
$$\begin{aligned} \text{Correctness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{128}{128 + 28} \\ &= 0.821 = 82.1\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Quality} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected and non detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \\ &= \frac{128}{128 + 28 + 8} = 0.780 = 78\% \end{aligned}$$

Πέμπτη εικόνα στην οποία γίνεται εφαρμογή είναι η «museum\_1». Το αποτέλεσμα της κατάτμησης φαίνεται στην Εικόνα 171, ενώ της ταξινόμησης στην Εικόνα 172.



Εικόνα 171: Το επίπεδο κατάτμησης «level1» της εικόνας «museum\_1» του «project\_svm\_3»



Εικόνα 172: Η εφαρμογή του ταξινομητή SVM στην εικόνα «museum\_1» του «project\_svm\_3»

Υπολογίζονται οι δείκτες αξιολόγησης:

$$\text{Completeness} = \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of the ground truth}} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{64}{64 + 5} \\ = 0.928 = 92.8\%$$

$$\text{Correctness} = \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{64}{64 + 28} \\ = 0.696 = 69.6\%$$

$$\text{Quality} = \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected and non detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \\ = \frac{64}{64 + 28 + 5} = 0.66 = 66\%$$

Τέλος, υπολογίζεται για κάθε δείκτη ο μέσος όρος:

$$\text{Average Completeness} = \frac{93.1 + 89.6 + 93.8 + 94.1 + 92.8}{5} = 92.68\%$$

$$\text{Average Correctness} = \frac{83.3 + 81.9 + 85.6 + 82.1 + 69.6}{5} = 80.50\%$$

$$\text{Average Quality} = \frac{78.5 + 74.7 + 81 + 78 + 66}{5} = 75.64\%$$

Όλοι οι παραπάνω δείκτες αξιολόγησης του «project\_svm\_3» συνοψίζονται στον παρακάτω Πίνακα.

	Completeness	Correctness	Quality
museum_10	93.1	83.3	78.5
museum_11	89.6	81.9	74.7
museum_12	93.8	85.6	81.0
museum_13	94.1	82.1	78.0
museum_1	92.8	69.6	66.0
Average	92.68	80.50	75.64

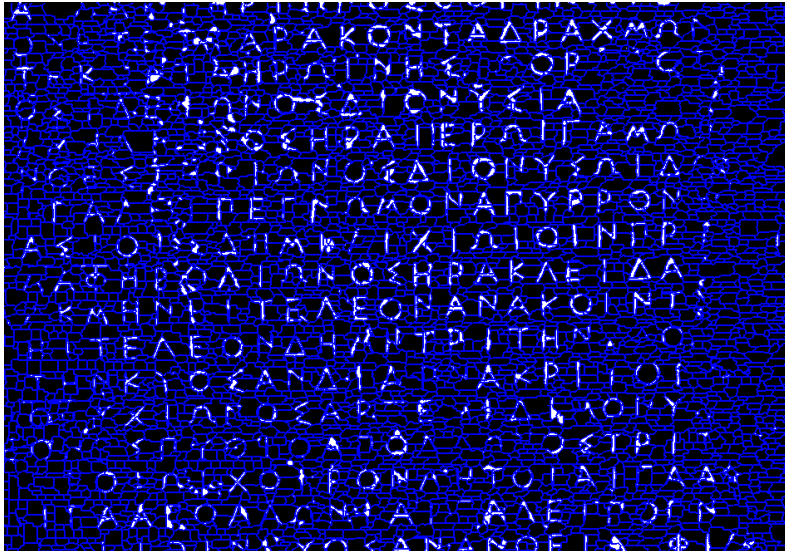
Πίνακας 15: Οι δείκτες αξιολόγησης του «project\_svm\_3»

### 3.4.5. Η ΜΙΚΤΗ ΜΕΘΟΔΟΣ

Η μικτή μέθοδος αποτελεί όχι μόνο μια ένωση της δομικής με τη γεωμετρική μέθοδο, αλλά και μια βελτιστοποίηση και των δυο. Η βελτιστοποίηση αυτή αναφέρεται κυρίως στους κανόνες που περιγράφουν τις κλάσεις. Οι κατατμήσεις που γίνονται είναι αντίστοιχες με της δομικής μεθόδου, δηλαδή 4 στο σύνολο, από τις οποίες οι 3 είναι σε κλίμακες τέτοιες, ώστε το κάθε γράμμα να αποτελείται από πολλά αντικείμενα, ενώ η τέταρτη είναι σε κλίμακα τέτοια, ώστε το κάθε γράμμα να ταυτίζεται με ένα μόνο αντικείμενο. Χρησιμοποιείται σε κάθε κατάτμηση τόσο η εικόνα που προκύπτει από την εφαρμογή του αλγόριθμου των 4<sup>ων</sup> διευθύνσεων, όσο και η binary εικόνα. Οι κλάσεις που δημιουργούνται είναι κι αυτές αντίστοιχες με της δομικής μεθόδου, δηλαδή δημιουργείται η parent class «primitives», που περιλαμβάνει τις κλάσεις «horizontal», «vertical», «NE\_SW», «NW\_SE» και η parent class «letters» που περιλαμβάνει τις κλάσεις τις αντίστοιχες των γραμμάτων του ελληνικού αλφάβητου. Στα τρία πρώτα επίπεδα κατάτμησης γίνεται ταξινόμηση των αντικειμένων στη parent class «primitives» και στις child classes της, ενώ στο τέταρτο επίπεδο γίνεται η αναγνώριση των γραμμάτων, δηλαδή η ταξινόμηση των αντικειμένων στη parent class «letters» και στις child classes της. Η μικτή μέθοδος είναι η μέθοδος που κατάφερε να αποδώσει καλύτερα από όλες, καθώς συνδυάζει και επεκτείνει τα θετικά δυο μεθόδων που ήδη έχουν αποδείξει ότι μπορούν να αναγνωρίσουν ικανοποιητικά τα γράμματα. Αποτελεί μια πραγματική γενικευμένη μέθοδο αυτόματης αναγνώρισης, καθώς οι κανόνες της έχουν δημιουργηθεί έπειτα από μια τεράστια πορεία δοκιμών. Επιλέγεται, μάλιστα, να παρουσιαστούν και case studies, δηλαδή να εφαρμοστεί η μέθοδος σε διαφορετικές εικόνες επιγραφών, έτσι ώστε να πραγματοποιηθεί και μια πιο αντικειμενική αξιολόγηση της. Ακολουθεί μια πιο αναλυτική περιγραφή της μικτής μεθόδου.

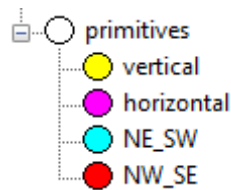
Αρχικά, εισάγεται στο λογισμικό του eCognition η binary εικόνα «museum\_10», καθώς και η εικόνα που προκύπτει από την εφαρμογή του αλγόριθμου 4<sup>ων</sup> διευθύνσεων στην ίδια.

Πραγματοποιείται η πρώτη κατάτμηση με τις συνήθεις παραμέτρους και παράμετρο κλίμακας 10. Δίνεται το ίδιο βάρος και στην binary εικόνα και στην εικόνα του αλγορίθμου. Το αποτέλεσμα αυτής της πρώτης κατάτμησης φαίνεται στην Εικόνα 173.



Εικόνα 173: Το επίπεδο κατάτμησης «level\_1» της εικόνας «museum\_10» της μικτής μεθόδου

Δημιουργείται η parent class «primitives» με τις child classes που προαναφέρθηκαν, όπως φαίνεται στην Εικόνα 174.



Εικόνα 174: Η κλάση «primitives» με τις child classes της

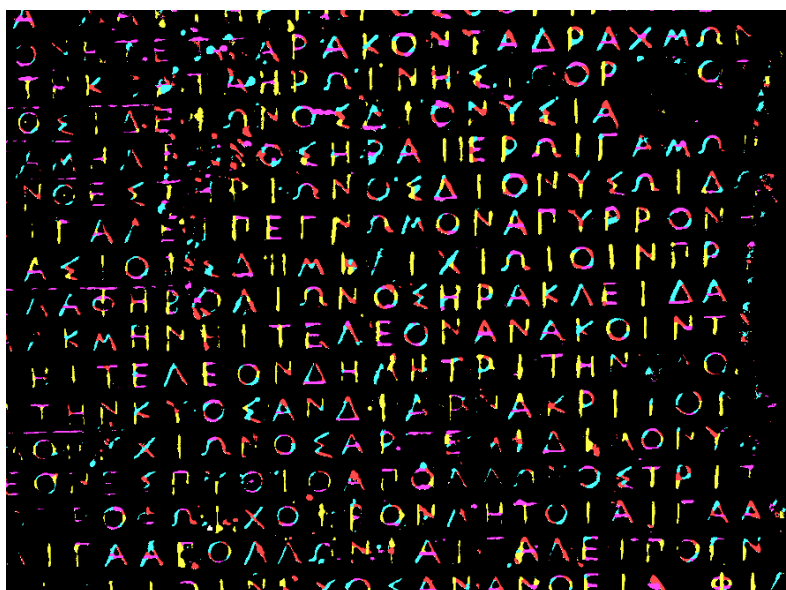
Οι κλάσεις αυτές περιγράφονται από ακριβώς τους ίδιους κανόνες, από τους οποίους περιγράφονταν και στη δομική μέθοδο, παρ' όλα αυτά επιλέγεται να παρουσιαστούν ξανά στον Πίνακα που ακολουθεί για πρακτικούς λόγους.

Κλάση	Λογικός Τελεστής	Διαγνωστικό Χαρακτηριστικό	Συνάρτηση Συμμετοχής	Αριστερό Όριο	Δεξί Όριο
<b>horizontal</b>	-	Main direction		75	105
<b>vertical</b>	OR	Main direction		10	15
		Main direction		165	170
<b>NE_SW</b>	-	Main direction		10	80
<b>NW_SE</b>	-	Main direction		100	170

Πίνακας 16: Περιγραφή των κλάσεων που χρησιμοποιούνται στα τρία πρώτα επίπεδα κατάτμησης της μικτής μεθόδου



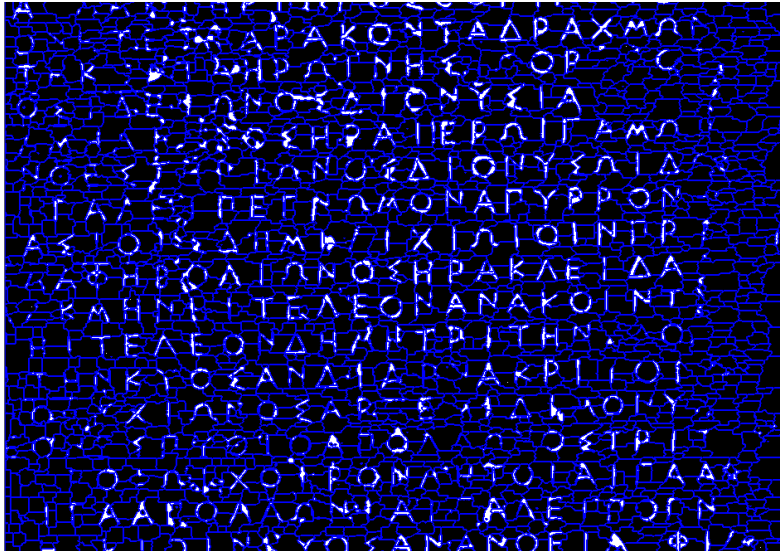
Πραγματοποιείται η ταξινόμηση των αντικειμένων του πρώτου επιπέδου κατάτμησης σε αυτές τις κλάσεις. Το αποτέλεσμα φαίνεται στην Εικόνα 175.



Εικόνα 175: Η ταξινόμηση των αντικειμένων του επιπέδου κατάτμησης «level1»

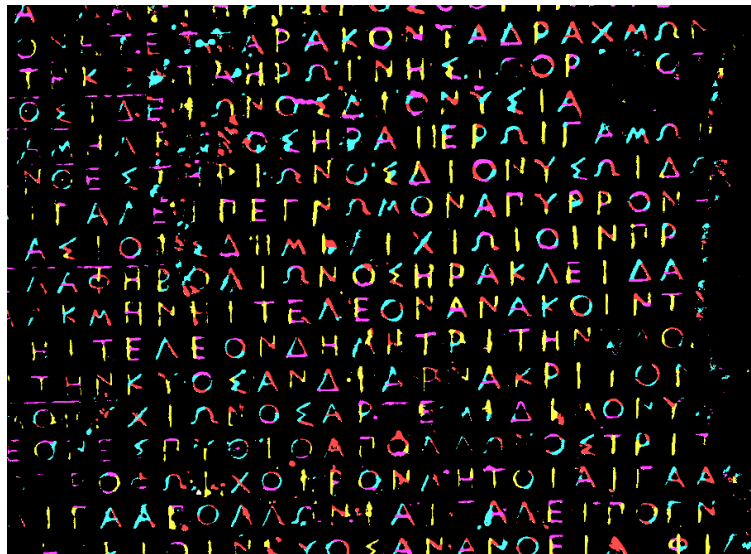
Για τους ίδιους λόγους που αναφέρθηκαν στη δομική μέθοδο, επιλέγεται η χρήση του αλγόριθμου merge region για κάθε μια από τις κλάσεις «horizontal», «vertical», «NE\_SW», «NW\_SE».

Πραγματοποιείται η δεύτερη κατάτμηση και πάλι με τις συνήθεις παραμέτρους, αλλά με παράμετρο κλίμακας 15. Δίνεται το ίδιο βάρος και στην binary εικόνα και στην εικόνα του αλγόριθμου. Το αποτέλεσμα της φαίνεται στην Εικόνα 176.



Εικόνα 176: Το επίπεδο κατάτμησης «level\_2» της εικόνας «museum\_10» της μικτής μεθόδου

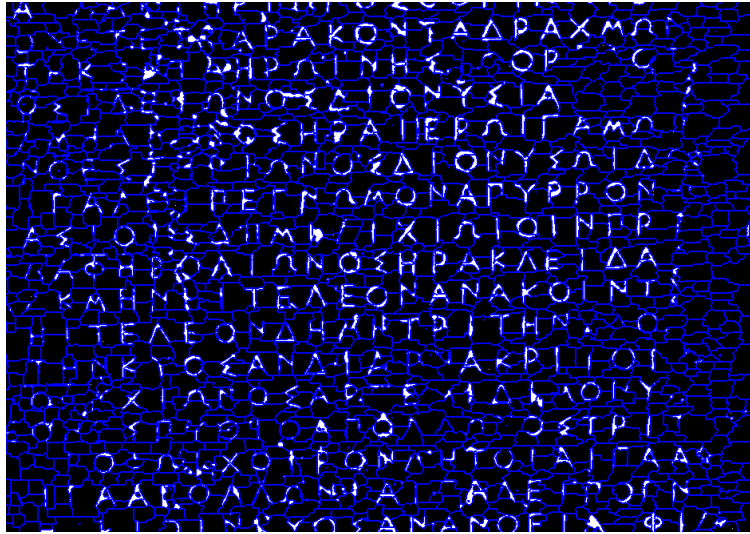
Γίνεται η ταξινόμηση των αντικειμένων του δεύτερου επιπέδου κατάτμησης στις ίδιες κλάσεις, όπως φαίνεται στην Εικόνα 177.



Εικόνα 177: Η ταξινόμηση των αντικειμένων του επιπέδου κατάτμησης «level2»

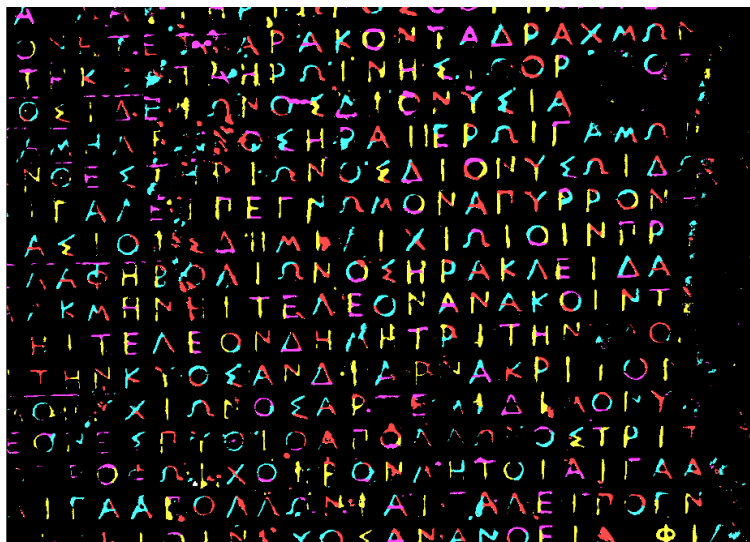
Επιλέγεται και πάλι η χρήση του αλγόριθμου merge region για κάθε μια από τις κλάσεις «horizontal», «vertical», «NE\_SW», «NW\_SE».

Πραγματοποιείται η τρίτη κατάτμηση και πάλι με τις συνήθεις παραμέτρους, αλλά με παράμετρο κλίμακας 20. Το αποτέλεσμα της φαίνεται στην Εικόνα 178.



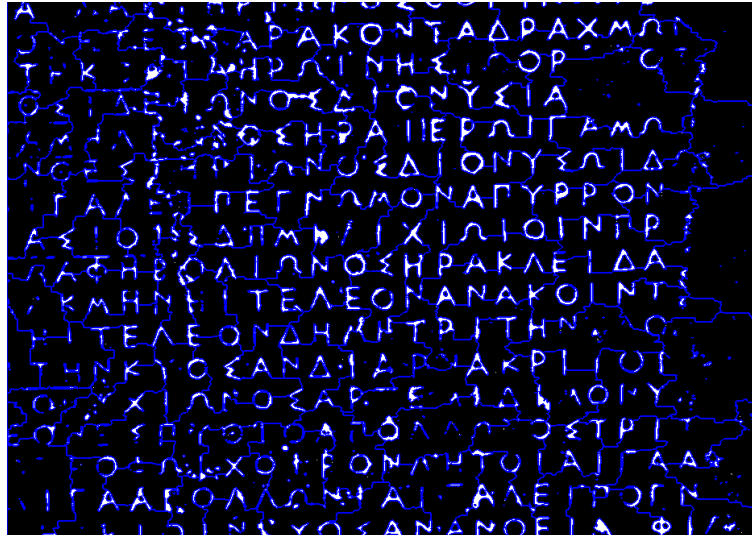
Εικόνα 178: Το επίπεδο κατάτμησης «level\_3» της εικόνας «museum\_10» της μικτής μεθόδου

Γίνεται η ταξινόμηση των αντικειμένων του τρίτου επιπέδου κατάτμησης στις ίδιες κλάσεις, όπως φαίνεται στην Εικόνα 179.



Εικόνα 179: Η ταξινόμηση των αντικειμένων του επιπέδου κατάτμησης «level3»

Πραγματοποιείται η τέταρτη και τελευταία κατάτμηση και πάλι με τις συνήθεις παραμέτρους, αλλά με παράμετρο κλίμακας 200, έτσι ώστε το κάθε γράμμα να αποτελείται από ένα αντικείμενο. Το αποτέλεσμα της φαίνεται στην Εικόνα 180.

































































Εικόνα 180: Το επίπεδο κατάτμησης «level\_4» της εικόνας «museum\_10» της μικτής μεθόδου

























Δημιουργούνται κλάσεις που αντιστοιχούν στα γράμματα της ελληνικής αλφαβήτου, όπως και στις προηγούμενες μεθόδους, όμως με μια διαφορά. Το κάθε γράμμα στη μικτή μέθοδο δεν έχει μόνο μια αντίστοιχη κλάση, αλλά έως τρεις. Μια κλάση με γεωμετρικούς κανόνες που περιγράφουν το γράμμα, μια κλάση με δομικούς κανόνες και μια κλάση με μικτούς κανόνες. Για παράδειγμα, το γράμμα δέλτα έχει τρεις αντίστοιχες κλάσεις, τη «DELTA\_GEOMETRY», τη «DELTA\_STRUCTURE» και τη «DELTA\_MIX». Στην τελική ταξινόμηση του επιπέδου 4 χρησιμοποιείται για κάθε γράμμα η κλάση εκείνη που δίνει τα καλύτερα αποτελέσματα, δηλαδή το σύνολο των κανόνων εκείνων, από τους οποίους το γράμμα μπορεί να αναγνωριστεί καλύτερα. Για κάποια γράμματα που έχουν μοναδική δομή, όπως το γράμμα νι, που είναι το μοναδικό γράμμα του ελληνικού αλφάβητου που αποτελείται από δυο κατακόρυφες γραμμές και μια βορειοδυτική-νοτιοανατολική, αρκούν μονάχα οι δομικοί κανόνες για την αναγνώριση, δηλαδή γίνεται χρήση της κλάσης με τους δομικούς κανόνες. Για γράμματα όπως το γιώτα, που έχουν πολύ χαρακτηριστικές τιμές σε κάποιο γεωμετρικό χαρακτηριστικό, χρησιμοποιείται η κλάση με τους γεωμετρικούς κανόνες. Τέλος, για γράμματα όπως το ήτα, που δεν έχουν μοναδική δομή, ούτε κάποια χαρακτηριστική τιμή σε κάποιο ή κάποια γεωμετρικά χαρακτηριστικά, χρησιμοποιείται η κλάση με τους μικτούς κανόνες.




























Στον Πίνακα 17 παρουσιάζονται οι κανόνες που περιγράφουν τις κλάσεις της μικτής μεθόδου.

Κλάση	Λογικός Τελεστής	Διαγνωστικό Χαρακτηριστικό	Συνάρτηση Συμμετοχής	Αριστερό Όριο	Δεξί Όριο
ALPHA_GEOMETRY	AND	area_of_inner_holes_of_object		1	2





























			Average branch length		15	30
			Compactness (polygon)		0.12	0.34
			Density		1.3	1.8
			Length/Width		0.9	1.5
			ratio_area_of_object_to_area_of_min_bound_rectangle		0.15	0.4
			relative_vertical_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.9	1.6
ALPHA_STRUCTURE	OR	AND	Number of sub objects horizontal (2)		0	2
			Number of sub objects NE_SW (2)		1	3
			Number of sub objects NW_SE (2)		1	3
			Number of sub objects vertical (2)		-1	1
		AND	Number of sub objects horizontal (2)		0	2
			Number of sub objects NE_SW (2)		1	3
			Number of sub objects NW_SE (2)		0	2
			Number of sub objects vertical (2)		-1	1
DELTA_GEOMETRY	AND		Compactness (polygon)		0.31	0.37
			relative_vertical_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		1.4	1.8
DELTA_STRUCTURE	AND		Number of sub objects horizontal (1)		0	2
			Number of sub objects NE_SW (1)		0	2
			Number of sub objects NW_SE (1)		0	2
			Number of sub objects vertical (1)		-1	1
DELTA_MIX	AND		Number of sub objects horizontal (1)		0	2
			Number of sub objects NE_SW (1)		0	2
			Number of sub objects NW_SE (1)		0	2
			Number of sub objects vertical (1)		-1	1
			relative_vertical_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		1.3	2.2
EPSILON_GEOMETRY	AND	AND	area_of_inner_holes_of_object		-1	1
			Asymmetry		0.3	0.8
			Length/Width		1.2	2
			Number of right angles with edges longer than (20)		4	5
			Perimeter		360	480



































			ratio_area_of_object_to_area_of_min_bound_rectangle		0.2	0.55
			Rectangular Fit		0.35	0.65
			relative_horizontal_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		1.2	2.1
			width_to_height_of_the_min_bound_rectangle		0.5	0.8
			Main direction		165	166
			Main direction		14	15
EPSILON_STRUCTURE	AND		Number of sub objects horizontal (2)		2	4
			Number of sub objects NE_SW (2)		-1	1
			Number of sub objects NW_SE (2)		-1	1
			Number of sub objects vertical (2)		0	2
GAMMA_GEOMETRY	AND		Main direction		10	30
			relative_horizontal_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		2.1	2.2
GAMMA_STRUCTURE	AND		Number of sub objects horizontal (1)		0	2
			Number of sub objects NE_SW (1)		-1	1
			Number of sub objects NW_SE (1)		-1	1
			Number of sub objects vertical (1)		0	2
GAMMA_MIX	AND		Number of sub objects horizontal (1)		0	2
			Number of sub objects NE_SW (1)		-1	1
			Number of sub objects NW_SE (1)		-1	1
			Number of sub objects vertical (1)		0	2
			Main direction		10	30
			relative_horizontal_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		2.1	2.2
GIOTA_GEOMETRY	AND	AND	Area		500	1500
		Length/Width		2.4	2.6	
		OR	Main direction		165	166
		Main direction		14	15	
GIOTA_STRUCTURE	AND		Number of sub objects horizontal (2)		-1	1
			Number of sub objects NE_SW (2)		-1	1
			Number of sub objects NW_SE (2)		-1	1
			Number of sub objects vertical (2)		0	2
HTA_GEOMETRY	AND		Asymmetry		0.1	0.3
			Perimeter (polygon)		350	470





























			ratio_area_of_object_to_area_of_min_bound_rectangle		0.3	0.5	
			relative_horizontal_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.8	1.2	
			relative_vertical_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.8	1.2	
			width_to_height_of_the_min_bound_rectangle		0.7	0.85	
HTA_STRUCTURE	AND		Number of sub objects horizontal (2)		0	2	
			Number of sub objects NE_SW (2)		-1	1	
			Number of sub objects NW_SE (2)		-1	1	
			Number of sub objects vertical (2)		1	3	
KAPPA_GEOMETRY	AND		relative_horizontal_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		1.4	2	
			relative_vertical_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.8	1	
			width_to_height_of_the_min_bound_rectangle		0.9	1.05	
KAPPA_STRUCTURE	OR	AND	Number of sub objects horizontal (1)		-1	1	
			Number of sub objects NE_SW (1)		0	2	
			Number of sub objects NW_SE (1)		0	2	
			Number of sub objects vertical (1)		1	3	
	AND	Number of sub objects horizontal (1)		-1	1		
		Number of sub objects NE_SW (1)		0	2		
		Number of sub objects NW_SE (1)		0	2		
		Number of sub objects vertical (1)		0	2		
KAPPA_MIX	AND	OR	AND	Number of sub objects horizontal (1)		-1	1
				Number of sub objects NE_SW (1)		0	2
				Number of sub objects NW_SE (1)		0	2
				Number of sub objects vertical (1)		0	2
		AND	Number of sub objects horizontal (1)		-1	1	
























				Number of sub objects NE_SW (1)		0	2	
				Number of sub objects NW_SE (1)		0	2	
				Number of sub objects vertical (1)		1	3	
				AND	relative_horizontal_position_ of_the_gravity_center_inside _the_min_bound_rectangle		1.4	1.9
					relative_vertical_position_of_ the_gravity_center_inside_th e_min_bound_rectangle		0.8	1.2
LAMDA_GEOMETR Y	AND			Compactness		3	8	
				Compactness (polygon)		0.05	0.2	
				Degree of skeleton branching		0	4	
				Length/Width		0.9	1.25	
				relative_horizontal_position_ of_the_gravity_center_inside _the_min_bound_rectangle		0.8	1.4	
				relative_vertical_position_of_ the_gravity_center_inside_th e_min_bound_rectangle		0.8	1.4	
				Stddev Curvature (only main line)		0.1	1.4	
				Stddev of length of edges (polygon)		3	5	
LAMDA_STRUCTUR E	AND			Number of sub objects horizontal (1)		-1	1	
				Number of sub objects NE_SW (1)		0	2	
				Number of sub objects NW_SE (1)		0	2	
				Number of sub objects vertical (1)		-1	1	
				Number of sub objects horizontal (2)		-1	1	
				Number of sub objects NE_SW (2)		0	2	
				Number of sub objects NW_SE (2)		0	2	
				Number of sub objects vertical (2)		-1	1	
LAMDA_MIX	AND	OR	AND	Number of sub objects horizontal (2)		-1	1	
				Number of sub objects NE_SW (2)		0	2	
				Number of sub objects NW_SE (2)		0	2	
			AND	Number of sub objects vertical (2)		-1	1	
				Number of sub objects horizontal (1)		-1	1	
				Number of sub objects NE_SW (1)		0	2	






		AND	Number of sub objects NW_SE (1)		0	2
			Number of sub objects vertical (1)		-1	1
			Compactness		3	8
			Compactness (polygon)		0.05	0.2
			Degree of skeleton branching		0	4
			Length/Width		0.9	1.25
			relative_horizontal_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.8	1.4
			relative_vertical_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.8	1.4
			Stddev Curvature (only main line)		0.1	1.4
			Stddev of length of edges (polygon)		3	5
MI_GEOMETRY	AND	Average branch length		9	13	
		relative_vertical_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.6	0.95	
		width_to_height_of_the_min_bound_rectangle		1.25	1.5	
MI_STRUCTURE	AND	Number of sub objects horizontal (2)		-1	1	
		Number of sub objects NE_SW (2)		1	3	
		Number of sub objects NW_SE (2)		1	3	
		Number of sub objects vertical (2)		-1	1	
NI_GEOMETRY	AND	Average length of edges (polygon)		6	12	
		Compactness (polygon)		0.1	0.25	
		Density		1.3	1.7	
		Main direction		35	75	
		Perimeter (polygon)		350	480	
		ratio_area_of_object_to_area_of_min_bound_rectangle		0.3	0.5	
		Rectangular Fit		0.25	0.5	
NI_STRUCTURE	AND	Number of sub objects horizontal (2)		-1	1	
		Number of sub objects NE_SW (2)		-1	1	
		Number of sub objects NW_SE (2)		0	2	
		Number of sub objects vertical (2)		1	3	




























<b>OMEGA_GEOMETRY</b>	AND			Asymmetry		0.2	0.5
				Compactness		2.5	5
				Length/Width		1.2	1.7
				Main direction		65	110
				ratio_area_of_object_to_area_of_min_bound_rectangle		0.2	0.4
				Roundness		2	2.5
<b>OMEGA_STRUCTURE</b>	AND			Number of sub objects horizontal (1)		-1	1
				Number of sub objects NE_SW (1)		0	2
				Number of sub objects NW_SE (1)		0	2
				Number of sub objects vertical (1)		-1	1
<b>OMEGA_MIX</b>	AND	OR	AND	Number of sub objects horizontal (1)		0	2
				Number of sub objects NE_SW (1)		0	2
				Number of sub objects NW_SE (1)		0	2
				Number of sub objects vertical (1)		-1	1
		AND	Number of sub objects horizontal (1)		-1	1	
			Number of sub objects NE_SW (1)		0	2	
			Number of sub objects NW_SE (1)		0	2	
			Number of sub objects vertical (1)		-1	1	
	AND			Asymmetry		0.2	0.6
				Average branch length		5.5	10
				Compactness		2.5	5
				Length/Width		1.2	1.7
				Main direction		50	120
				ratio_area_of_object_to_area_of_min_bound_rectangle		0.2	0.4
<b>OMIKRON_GEOMETRY</b>	AND			Asymmetry		0.24	0.25
				Density		1	1.5
				ratio_area_of_object_to_area_of_min_bound_rectangle		0.15	0.45
				Rectangular Fit		0.24	0.25
				Stddev of length of edges (polygon)		3	9
<b>OMIKRON_STRUCTURE</b>	OR	AND	Number of sub objects horizontal (3)		1	3	
			Number of sub objects NE_SW (3)		-1	1	
			Number of sub objects NW_SE (3)		1	3	
			Number of sub objects vertical (3)		1	3	
		AND	Number of sub objects horizontal (3)		1	3	


























				Number of sub objects NE_SW (3)		1	3
				Number of sub objects NW_SE (3)		1	3
				Number of sub objects vertical (3)		-1	1
			AND	Number of sub objects horizontal (3)		0	2
				Number of sub objects NE_SW (3)		1	3
				Number of sub objects NW_SE (3)		1	3
				Number of sub objects vertical (3)		0	2
			AND	Number of sub objects horizontal (3)		1	3
				Number of sub objects NE_SW (3)		1	3
				Number of sub objects NW_SE (3)		0	2
				Number of sub objects vertical (3)		1	3
			AND	Number of sub objects horizontal (3)		1	3
				Number of sub objects NE_SW (3)		0	2
				Number of sub objects NW_SE (3)		1	3
				Number of sub objects vertical (3)		1	3
			AND	Number of sub objects horizontal (3)		1	3
				Number of sub objects NE_SW (3)		1	3
				Number of sub objects NW_SE (3)		1	3
				Number of sub objects vertical (3)		0	2
			AND	Number of sub objects horizontal (3)		0	2
				Number of sub objects NE_SW (3)		1	3
				Number of sub objects NW_SE (3)		1	3
				Number of sub objects vertical (3)		1	3
			AND	Number of sub objects horizontal (3)		0	2
				Number of sub objects NE_SW (3)		1	3
				Number of sub objects NW_SE (3)		0	2
				Number of sub objects vertical (3)		1	3
			AND	Number of sub objects horizontal (3)		1	3
				Number of sub objects NE_SW (3)		1	3
				Number of sub objects NW_SE (3)		0	2

					Number of sub objects vertical (3)		0	2
				AND	Number of sub objects horizontal (3)		1	3
					Number of sub objects NE_SW (3)		0	2
					Number of sub objects NW_SE (3)		0	2
					Number of sub objects vertical (3)		1	3
				AND	Number of sub objects horizontal (3)		1	3
					Number of sub objects NE_SW (3)		0	2
					Number of sub objects NW_SE (3)		1	3
					Number of sub objects vertical (3)		0	2
				AND	Number of sub objects horizontal (3)		1	3
					Number of sub objects NE_SW (3)		1	3
					Number of sub objects NW_SE (3)		1	3
					Number of sub objects vertical (3)		1	3
				AND	Number of sub objects horizontal (3)		-1	1
					Number of sub objects NE_SW (3)		1	3
					Number of sub objects NW_SE (3)		1	3
					Number of sub objects vertical (3)		1	3
				AND	Number of sub objects horizontal (3)		1	3
					Number of sub objects NE_SW (3)		1	3
					Number of sub objects NW_SE (3)		-1	1
					Number of sub objects vertical (3)		1	3
OMIKRON_MIX	OR	AND	OR	AND	Number of sub objects horizontal (3)		1	3
					Number of sub objects NE_SW (3)		-1	1
					Number of sub objects NW_SE (3)		1	3































					Number of sub objects vertical (3)		1	3
			AND		Number of sub objects horizontal (3)		1	3
					Number of sub objects NE_SW (3)		1	3
					Number of sub objects NW_SE (3)		1	3
					Number of sub objects vertical (3)		-1	1
			AND		Number of sub objects horizontal (3)		0	2
					Number of sub objects NE_SW (3)		1	3
					Number of sub objects NW_SE (3)		1	3
					Number of sub objects vertical (3)		0	2
			AND		Number of sub objects horizontal (3)		1	3
					Number of sub objects NE_SW (3)		1	3
					Number of sub objects NW_SE (3)		0	2
					Number of sub objects vertical (3)		1	3
			AND		Number of sub objects horizontal (3)		1	3
					Number of sub objects NE_SW (3)		0	2
					Number of sub objects NW_SE (3)		1	3
					Number of sub objects vertical (3)		1	3
			AND		Number of sub objects horizontal (3)		1	3
					Number of sub objects NE_SW (3)		1	3
					Number of sub objects NW_SE (3)		1	3
					Number of sub objects vertical (3)		0	2
			AND		Number of sub objects horizontal (3)		0	2
					Number of sub objects NE_SW (3)		1	3
					Number of sub objects NW_SE (3)		1	3
					Number of sub objects vertical (3)		1	3
			AND		Number of sub objects horizontal (3)		0	2
					Number of sub objects NE_SW (3)		1	3






























				Number of sub objects NW_SE (3)		0	2
				Number of sub objects vertical (3)		1	3
			AND	Number of sub objects horizontal (3)		1	3
				Number of sub objects NE_SW (3)		1	3
				Number of sub objects NW_SE (3)		0	2
				Number of sub objects vertical (3)		0	2
			AND	Number of sub objects horizontal (3)		1	3
				Number of sub objects NE_SW (3)		0	2
				Number of sub objects NW_SE (3)		0	2
				Number of sub objects vertical (3)		1	3
			AND	Number of sub objects horizontal (3)		1	3
				Number of sub objects NE_SW (3)		0	2
				Number of sub objects NW_SE (3)		1	3
				Number of sub objects vertical (3)		0	2
			AND	Number of sub objects horizontal (3)		1	3
				Number of sub objects NE_SW (3)		1	3
				Number of sub objects NW_SE (3)		1	3
				Number of sub objects vertical (3)		1	3
			AND	Number of sub objects horizontal (3)		-1	1
				Number of sub objects NE_SW (3)		1	3
				Number of sub objects NW_SE (3)		1	3
				Number of sub objects vertical (3)		1	3
			AND	Number of sub objects horizontal (3)		1	3
				Number of sub objects NE_SW (3)		1	3
				Number of sub objects NW_SE (3)		-1	1
				Number of sub objects vertical (3)		1	3
		AND		Average branch length		5	12
				width_to_height_of_the_min _bound_rectangle		0.9	1.1
		AND		Asymmetry		0.24	0.25
				Average branch length		5	12
				Density		1	1.6

















			ratio_area_of_object_to_area_of_min_bound_rectangle		0.15	0.45
			Rectangular Fit		0.26	0.27
			Stddev of length of edges (polygon)		3	9
			width_to_height_of_the_min_bound_rectangle		0.9	1.1
PI_GEOMETRY	AND		Asymmetry		0.3	0.5
			ratio_area_of_object_to_area_of_min_bound_rectangle		0.2	0.4
			relative_horizontal_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		1.5	1.9
			relative_vertical_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.4	0.7
			Roundness		1.5	2.5
PI_STRUCTURE	OR	AND	Number of sub objects horizontal (3)		0	2
			Number of sub objects NE_SW (3)		-1	1
			Number of sub objects NW_SE (3)		-1	1
			Number of sub objects vertical (3)		1	3
		AND	Number of sub objects horizontal (3)		0	2
			Number of sub objects NE_SW (3)		-1	1
			Number of sub objects NW_SE (3)		-1	1
			Number of sub objects vertical (3)		1	3
PI_MIX	AND	OR	Number of sub objects horizontal (3)		0	2
			Number of sub objects NE_SW (3)		-1	1
			Number of sub objects NW_SE (3)		-1	1
			Number of sub objects vertical (3)		1	3
		AND	Number of sub objects horizontal (3)		0	2
			Number of sub objects NE_SW (3)		-1	1
			Number of sub objects NW_SE (3)		-1	1
			Number of sub objects vertical (3)		1	3
		AND	Asymmetry		0.3	0.5
			ratio_area_of_object_to_area_of_min_bound_rectangle		0.2	0.4

			relative_horizontal_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		1.5	1.9
			relative_vertical_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.4	0.7
			Roundness		1.5	2.5
			Compactness		0.2	0.5
			Length/Width		1.5	1.9
			Main direction		0	35
			relative_horizontal_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		1	1.8
			relative_vertical_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.5	1
RO_GEOMETRY	AND					
			Number of sub objects horizontal (1)		0	2
			Number of sub objects NE_SW (1)		-1	1
			Number of sub objects NW_SE (1)		0	2
			Number of sub objects vertical (1)		0	2
		AND	Number of sub objects horizontal (1)		-1	1
			Number of sub objects NE_SW (1)		0	2
			Number of sub objects NW_SE (1)		0	2
			Number of sub objects vertical (1)		0	2
		AND	Number of sub objects horizontal (1)		0	2
			Number of sub objects NE_SW (1)		0	2
			Number of sub objects NW_SE (1)		-1	1
			Number of sub objects vertical (1)		0	2
RO_STRUCTURE	OR					
			Number of sub objects horizontal (1)		0	2
			Number of sub objects NE_SW (1)		0	2
			Number of sub objects NW_SE (1)		-1	1
			Number of sub objects vertical (1)		0	2
		AND	Number of sub objects horizontal (1)		-1	1
			Number of sub objects NE_SW (1)		0	2
RO_MIX	AND	OR				



		AND	Number of sub objects NW_SE (1)		0	2
			Number of sub objects vertical (1)		0	2
			Number of sub objects horizontal (1)		0	2
			Number of sub objects NE_SW (1)		-1	1
			Number of sub objects NW_SE (1)		0	2
		AND	Number of sub objects vertical (1)		0	2
			Compactness (polygon)		0.2	0.6
			Length/Width		1.3	1.9
			Main direction		0	35
			relative_vertical_position_of_ the_gravity_center_inside_th e_min_bound_rectangle		0.5	1
SIGMA_GEOMETRY	AND	OR	Main direction		160	165
			Main direction		15	20
		AND	Average branch length		7	16
			Compactness		2	4
			Length/Width		1	2
			Number of right angles with edges longer than (20)		1	2
			ratio_area_of_object_to_area of_min_bound_rectangle		0.2	0.5
			relative_horizontal_position_ of_the_gravity_center_inside _the_min_bound_rectangle		0.8	1.5
		relative_vertical_position_of_ the_gravity_center_inside_th e_min_bound_rectangle		0.8	1.4	
		TAF_GEOMETRY	AND	OR	Main direction	
Main direction					160	180
AND	Asymmetry				0.2	0.6
	relative_vertical_position_of_ the_gravity_center_inside_th e_min_bound_rectangle				0.3	0.6
TAF_STRUCTURE	OR	AND	Number of sub objects horizontal (1)		0	2
			Number of sub objects NE_SW (1)		-1	1
			Number of sub objects NW_SE (1)		-1	1
			Number of sub objects vertical (1)		0	2
		AND	Number of sub objects horizontal (1)		1	3
			Number of sub objects NE_SW (1)		1	-1
			Number of sub objects NW_SE (1)		-1	1

			Number of sub objects vertical (1)		0	2
YPSILON_GEOMETRY	AND		Main direction		150	180
			Perimeter (polygon)		320	350
			relative_horizontal_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.6	1.1
			relative_vertical_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.4	0.9
YPSILON_STRUCTURE	AND		Number of sub objects horizontal (2)		-1	1
			Number of sub objects NE_SW (2)		0	2
			Number of sub objects NW_SE (2)		0	2
			Number of sub objects vertical (2)		0	2
YPSILON_MIX	AND		Number of sub objects horizontal (2)		-1	1
			Number of sub objects NE_SW (2)		0	2
			Number of sub objects NW_SE (2)		0	2
			Number of sub objects vertical (2)		0	2
			Main direction		150	180
			relative_horizontal_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.6	1.1
			relative_vertical_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.4	0.9
CHI_GEOMETRY	AND		area_of_inner_holes_of_object		-1	1
			Asymmetry		0	0.2
			Degree of skeleton branching		2	10
			ratio_area_of_object_to_area_of_min_bound_rectangle		0.25	0.45
			Rectangular Fit		0.5	0.7
			relative_horizontal_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.8	1.2
			relative_vertical_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.8	1.2
			Stddev Curvature (only main line)		0.2	0.45
			Stddev of length of edges (polygon)		5	7
			width_to_height_of_the_min_bound_rectangle		0.8	1.1
CHI_STRUCTURE	OR	AND	Number of sub objects horizontal (3)		-1	1
			Number of sub objects NE_SW (3)		0	2
			Number of sub objects NW_SE (3)		1	3

				Number of sub objects vertical (3)		-1	1		
			AND	Number of sub objects horizontal (3)		-1	1		
				Number of sub objects NE_SW (3)		1	3		
				Number of sub objects NW_SE (3)		0	2		
				Number of sub objects vertical (3)		-1	1		
				Number of sub objects horizontal (3)		-1	1		
CHI_MIX	AND	OR	AND	Number of sub objects horizontal (3)		-1	1		
				Number of sub objects NE_SW (3)		0	2		
				Number of sub objects NW_SE (3)		1	3		
				Number of sub objects vertical (3)		-1	1		
			AND	Number of sub objects horizontal (3)		-1	1		
				Number of sub objects NE_SW (3)		1	3		
				Number of sub objects NW_SE (3)		0	2		
				Number of sub objects vertical (3)		-1	1		
				AND		relative_vertical_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.8	1.2
						relative_horizontal_position_of_the_gravity_center_inside_the_min_bound_rectangle		0.8	1.2

Πίνακας 17: Οι κανόνες που περιγράφουν τις κλάσεις της μικτής μεθόδου

Η τελική ταξινόμηση των αντικειμένων του επιπέδου 4 της κατάτμησης, δηλαδή η αναγνώριση των γραμμάτων της εικόνας «museum\_10», πραγματοποιείται, όπως φαίνεται στην Εικόνα 181.



Εικόνα 181: Η αναγνώριση των γραμμάτων της εικόνας «museum\_10»

Υπολογίζονται οι δείκτες αξιολόγησης:

$$\begin{aligned} \text{Completeness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of the ground truth}} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{154}{154 + 5} \\ &= 0.969 = 96.9\% \end{aligned}$$

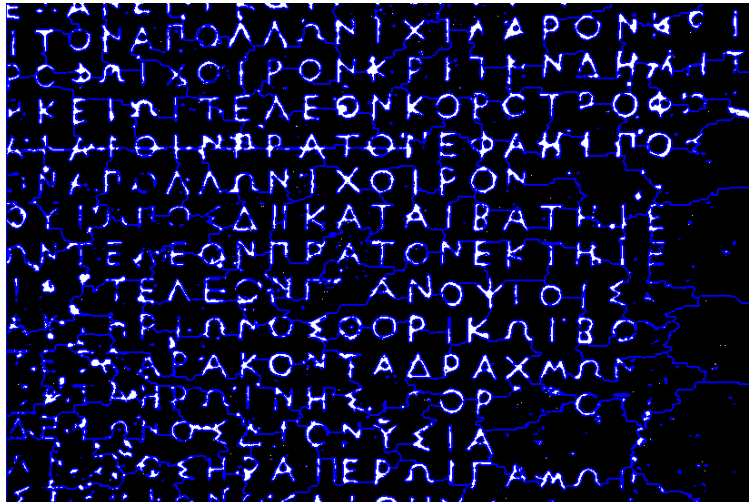
$$\begin{aligned} \text{Correctness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{154}{154 + 1} \\ &= 0.994 = 99.4\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Quality} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected and non detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \\ &= \frac{154}{154 + 1 + 5} = 0.963 = 96.3\% \end{aligned}$$

Να σημειωθεί ότι το «number of all detected and non detected segments» της εικόνας «museum\_10» φαίνεται μεγαλύτερο εδώ από ότι το αντίστοιχο στην SVM μέθοδο, ενώ θα έπρεπε να είναι το ίδιο, γιατί η μικτή μέθοδος κατάφερε να αναγνωρίσει και γράμματα που έχουν φθορές ή είναι σπασμένα, τα οποία κανονικά δε συμπεριλαμβάνονταν στην αξιολόγηση.

Στη συνέχεια, εφαρμόζουμε τη μικτή μέθοδο αναγνώρισης και σε άλλες εικόνες. Η μεθοδολογία είναι η εξής: εισάγεται η binary εικόνα στο λογισμικό, καθώς και η αντίστοιχη της, στην οποία έχει εφαρμοστεί ο αλγόριθμος των 4<sup>ων</sup> διευθύνσεων. Πραγματοποιούνται με

τη σειρά αυτόματα όλες οι κατατμήσεις και οι ταξινομήσεις, όπως προαναφέρθηκαν και η αναγνώριση γίνεται στο επίπεδο κατάτμησης 4, μέσω της ταξινόμησης των αντικειμένων στις αντίστοιχες των γραμμάτων κλάσεις. Ακολουθεί η εφαρμογή της μικτή μεθόδου στην εικόνα «museum\_11». Στην Εικόνα 182 φαίνεται το επίπεδο κατάτμησης «level4», ενώ στην Εικόνα 183 φαίνεται η τελική ταξινόμηση της.



Εικόνα 182: Το επίπεδο κατάτμησης «level4» της εικόνας «museum\_11»



Εικόνα 183: Η αναγνώριση των γραμμάτων της εικόνας «museum\_11»

Υπολογίζονται οι δείκτες αξιολόγησης:

$$\begin{aligned}
 \text{Completeness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of the ground truth}} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{92}{92 + 22} \\
 &= 0.807 = 80.7\%
 \end{aligned}$$

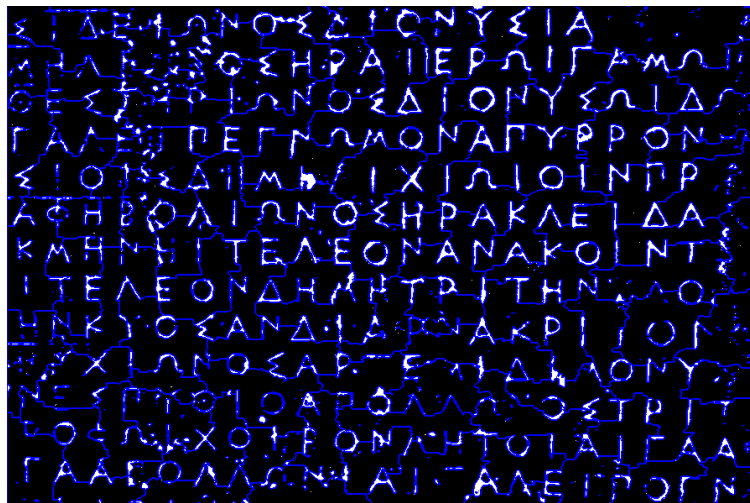
$$\text{Correctness} = \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{92}{92 + 1} = 0.989$$

$$= 98.9\%$$

$$\text{Quality} = \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected and non detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP + FN}$$

$$= \frac{92}{92 + 1 + 22} = 0.800 = 80.0\%$$

Εφαρμόζεται και στην εικόνα «museum\_12» η μικτή μέθοδος αναγνώρισης. Στην Εικόνα 184 φαίνεται το επίπεδο κατάτμησης «level4», ενώ στην Εικόνα 185 φαίνεται η τελική ταξινόμηση της.



Εικόνα 184: Το επίπεδο κατάτμησης «level4» της εικόνας «museum\_12»



Εικόνα 185: Η αναγνώριση των γραμμάτων της εικόνας «museum\_12»

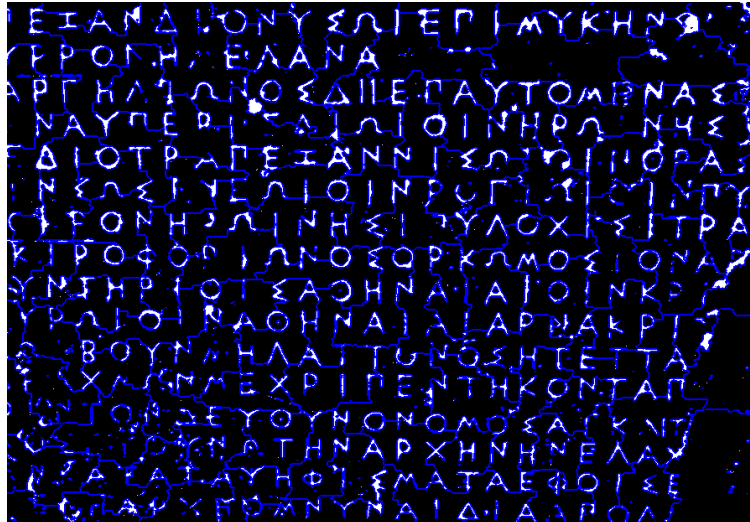
Υπολογίζονται οι δείκτες αξιολόγησης:

$$\begin{aligned} \text{Completeness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of the ground truth}} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{112}{112 + 20} \\ &= 0.840 = 84.0\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Correctness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{112}{112 + 0} = 1 \\ &= 100\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Quality} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected and non detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \\ &= \frac{112}{112 + 0 + 20} = 0.840 = 84.0\% \end{aligned}$$

Εφαρμόζεται και στην εικόνα «museum\_13» η μικτή μέθοδος αναγνώρισης. Στην Εικόνα 186 φαίνεται το επίπεδο κατάτμησης «level4», ενώ στην Εικόνα 187 φαίνεται η τελική ταξινόμηση της.



Εικόνα 186: Το επίπεδο κατάτμησης «level4» της εικόνας «museum\_13»



Εικόνα 187: Η αναγνώριση των γραμμάτων της εικόνας «museum\_13»

Υπολογίζονται οι δείκτες αξιολόγησης:

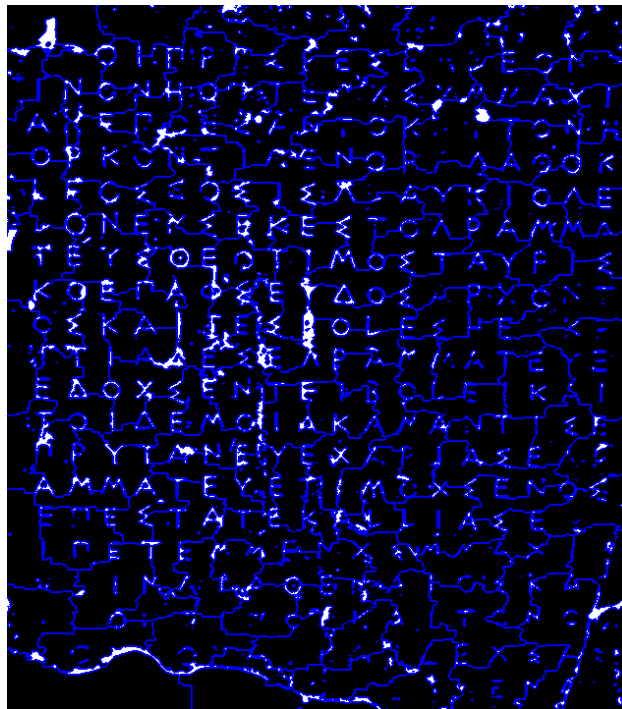
$$\begin{aligned} \text{Completeness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of the ground truth}} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{128}{128 + 34} \\ &= 0.790 = 79.0\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Correctness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{128}{128 + 2} \\ &= 0.985 = 98.5\% \end{aligned}$$



$$\begin{aligned}
 \text{Quality} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected and non detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \\
 &= \frac{128}{128 + 2 + 34} = 0.821 = 82.1\%
 \end{aligned}$$

Τέλος, προκειμένου να μπορεί να γίνει σύγκριση με τη μέθοδο SVM, η μικτή μέθοδος εφαρμόζεται και στην εικόνα «museum\_1». Στην Εικόνα 188 φαίνεται το επίπεδο κατάτμησης «level4», ενώ στην Εικόνα 189 φαίνεται η τελική ταξινόμηση της.



Εικόνα 188: Το επίπεδο κατάτμησης «level4» της εικόνας «museum\_1»



Εικόνα 189: Η αναγνώριση των γραμμάτων της εικόνας «museum\_1»

Υπολογίζονται οι δείκτες αξιολόγησης:

$$\begin{aligned} \text{Completeness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of the ground truth}} = \frac{TP}{TP + FN} = \frac{80}{80 + 15} \\ &= 0.842 = 84.2\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Correctness} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP} = \frac{80}{80 + 2} = 0.976 \\ &= 97.6\% \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Quality} &= \frac{\text{number of correctly detected segments}}{\text{number of all detected and non detected segments}} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \\ &= \frac{80}{80 + 2 + 15} = 0.825 = 82.5\% \end{aligned}$$

Υπολογίζεται για κάθε δείκτη ο μέσος όρος:

$$\text{Average Completeness} = \frac{96.9 + 80.7 + 84.0 + 79.0 + 84.2}{5} = 84.96\%$$

$$\text{Average Correctness} = \frac{99.4 + 98.9 + 100.0 + 98.5 + 97.6}{5} = 98.88\%$$

$$\text{Average Quality} = \frac{96.3 + 80.0 + 84.0 + 82.1 + 82.6}{5} = 85.00\%$$

Όλοι οι παραπάνω δείκτες αξιολόγησης της μικτής μεθόδου συνοψίζονται στον παρακάτω Πίνακα.

	Completeness	Correctness	Quality
museum_10	96.9	99.4	96.3
museum_11	80.7	98.9	80.0
museum_12	84.0	100.0	84.0
museum_13	79.0	98.5	82.1
museum_1	84.2	97.6	82.6
Overall	84.96	98.88	85.00

Πίνακας 18: Οι δείκτες αξιολόγησης της μικτής μεθόδου

Η μικτή μέθοδος δοκιμάστηκε και σε ακόμα περισσότερες εικόνες, δίνοντας, όμως, τα ίδια μέσα αποτελέσματα, κι έτσι, για λόγους οικονομίας, δεν παρουσιάζονται τα υπόλοιπα case studies.

## 4. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ

### 4.1. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ

Ζητούμενο της παρούσας διπλωματικής εργασίας είναι η διερεύνηση των μεθόδων αυτόματης αναγνώρισης ελληνικών χαρακτήρων σε εικόνες αρχαίων επιγραφών. Το αλφάβητο που επιλέχθηκε να αναγνωριστεί είναι το ιωνικό, το οποίο καθιερώθηκε στον ελλαδικό χώρο μετά τον 4<sup>ο</sup> αιώνα π.χ. Το ιωνικό αλφάβητο περιλαμβάνει μόνο κεφαλαία γράμματα και μοιάζει σε μεγάλο βαθμό με το σημερινό αλφάβητο της ελληνικής γλώσσας, τόσο όσον αφορά τα γράμματα που περιλαμβάνει, όσο και τον τρόπο γραφής αυτών.

Αφότου βρέθηκαν οι κατάλληλες εικόνες επιγραφών, ήταν αναγκαίο να προ-επεξεργαστούν με τέτοιο τρόπο, ώστε να διευκολυνθεί η πολυπόθητη αναγνώριση. Διαπιστώθηκε ότι το βέλτιστο είναι οι εικόνες να γίνουν binary, δηλαδή να περιλαμβάνουν μόνο δυο τιμές, μια τιμή που δίνεται στα γράμματα και μια τιμή που δίνεται στο φόντο. Η προ-επεξεργασία ακολούθησε έναν αρχικό δρόμο που συναντάται αρκετά στη βιβλιογραφία κι ο οποίος έδωσε ικανοποιητικά αποτελέσματα, αλλά όχι τα καλύτερα. Αιτία αυτού, η ζαχαροειδής φθορά και γενικότερα οι φθορές των μαρμάρων των επιγραφών, οι οποίες μεταφράζονταν ως θόρυβος στην εικόνα. Έπειτα από πολλές δοκιμές και απορρίψεις, βρέθηκε η τελική μέθοδος προ-επεξεργασίας, η οποία περιλαμβάνει ένα φίλτρο επ' ονόματι «Emboss», το οποίο όμως δεν είναι το συνηθισμένο Emboss που χρησιμοποιείται στην Ψηφιακή Επεξεργασία Εικόνων. Το φίλτρο αυτό κατάφερε, παρά τον θόρυβο της κάθε εικόνας, να εξομαλύνει τις διαφορές που υπάρχουν στο φόντο, να εξομαλύνει τις διαφορές που υπάρχουν στα γράμματα, αλλά να μεγιστοποιήσει τις διαφορές που υπάρχουν μεταξύ φόντου και γραμμάτων. Ουσιαστικά κατάφερε αυτό ακριβώς που ήταν επιθυμητό, προκειμένου σε επόμενο βήμα, με την κατωφλίωση, οι εικόνες να γίνουν «καθαρές» binary. Χωρίς το φίλτρο αυτό, οι binary εικόνες που θα προέκυπταν θα ήταν χειρότερης ποιότητας και με περισσότερο θόρυβο.

Η κατωφλίωση έγινε, κι έτσι, έχοντας πια τις binary εικόνες, η διαδικασία της αναγνώρισης μπορούσε να ξεκινήσει. Αναπτύχθηκαν πέντε μέθοδοι αναγνώρισης. Η πρώτη μέθοδος αναγνώρισης είναι η μέθοδος των 4<sup>ων</sup> περιοχών και είναι η μοναδική μη αυτόματη. Η ιδέα πάνω στην οποία βασίζεται, καθώς και τα αποτελέσματα που έδωσε, δείχνουν, ότι μπορεί, αν αναπτυχθεί περαιτέρω, να πετύχει. Το κάθε γράμμα σε αυτή τη μέθοδο περικλείεται από το ελάχιστο περιγεγραμμένο ορθογώνιο του, το οποίο και χωρίζεται σε 4 ίσα κομμάτια. Υπολογίζεται η μέση φωτεινότητα για κάθε ένα από αυτά τα κομμάτια και συγκρίνεται με τη μέση φωτεινότητα των υπολοίπων. Η αναγνώριση γίνεται μέσω της ταξινόμησης των αντικειμένων – γραμμάτων σε κλάσεις, οι οποίες περιγράφονται από κανόνες σχετικούς με αυτούς τους λόγους μέσης φωτεινότητας. Το γεγονός ότι γράμματα που μοιάζουν στην πραγματικότητα μεταξύ τους, φαίνονται να μπερδεύονται σε αυτή τη μέθοδο, είναι κάτι που, λογικά, μέσα από δοκιμές και με τεχνάσματα μπορεί να αντιμετωπιστεί. Η μέθοδος των 4<sup>ων</sup> περιοχών, στην παρούσα διπλωματική εργασία, παρουσιάστηκε περισσότερο σαν σκεπτικό, παρά σαν εφαρμογή. Το λογισμικό eCognition δεν ενδείκνυται για την ανάπτυξη της. Σε μια

γλώσσα προγραμματισμού, όμως, η μέθοδος των 4<sup>ων</sup> περιοχών θα μπορούσε να αναπτυχθεί περαιτέρω και να αυτοματοποιηθεί πλήρως.

Η δεύτερη μέθοδος που αναπτύχθηκε είναι η δομική μέθοδος. Η δομική μέθοδος βασίζεται στα «primitives», τα οποία είναι ουσιαστικά κάποια βασικά συστατικά. Το κάθε γράμμα αποτελείται από ένα συνδυασμό αυτών, ο οποίος όμως, με τον τρόπο που αναπτύχθηκε η δομική μέθοδος στην παρούσα διπλωματική εργασία, δεν είναι πάντα μοναδικός. Αντίστροφα, ούτε ο κάθε συνδυασμός «primitives» είναι πάντα μοναδικός και καθοριστικός για το γράμμα. Για παράδειγμα, το γράμμα άλφα μπορεί να αποτελείται από δυο πλάγιες γραμμές και μια οριζόντια ή η μια εκ των δυο πλάγιων να σπάει στα δυο στην κατάτμηση, οπότε να αποτελείται από τρεις πλάγιες γραμμές και μια οριζόντια. Και αντίστροφα, το γράμμα που έχει δυο πλάγιες γραμμές και μια οριζόντια δεν είναι μόνο το άλφα, καθώς το ίδιο συμβαίνει και στο δέλτα. Υπάρχουν, όμως, γράμματα που οι συνδυασμοί είναι μοναδικοί. Για ακριβώς αυτά τα γράμματα η δομική μέθοδος είναι χρυσός. Η ανάπτυξη της έγινε χρησιμοποιώντας την Αντικειμενοστρεφή Ανάλυση Εικόνας, δημιουργώντας επίπεδα κατάτμησης και ταξινομώντας τα αντικείμενα κάθε επιπέδου στις εκάστοτε κλάσεις. Καθοριστικό παράγοντα στην υλοποίηση της αποτέλεσε ο αλγόριθμος των 4<sup>ων</sup> διευθύνσεων, καθώς ήταν αυτός που έκανε δυνατή την κατάτμηση της εικόνας με τον επιθυμητό τρόπο, ώστε το κάθε γράμμα να σπάει στα επιθυμητά «primitives». Η δομική μέθοδος σε γενικές γραμμές απέδωσε, αν και υπήρξε πρόβλημα με την αναγνώριση γραμμάτων που εμφανίζουν καμπύλες. Αυτό προκύπτει και ποιοτικά, αλλά και ποσοτικά παρατηρώντας τους δείκτες αξιολόγησης, αφού παρουσιάζει πληρότητα 75%, αλλά ορθότητα 85.7%, δηλαδή δε μπορεί να εντοπίσει τα πάντα, αλλά ό,τι εντοπίζει φαίνεται να είναι σωστό.

Η τρίτη μέθοδος που αναπτύχθηκε είναι η γεωμετρική μέθοδος. Η γεωμετρική μέθοδος βασίζεται σε γεωμετρικά χαρακτηριστικά που περιγράφουν τα γράμματα. Για την ανάπτυξη της χρησιμοποιήθηκε και πάλι η Αντικειμενοστρεφής Ανάλυση Εικόνας, όπως και στη δομική μέθοδο, με τη διαφορά ότι εδώ πραγματοποιείται μόνο μια κατάτμηση και ταξινόμηση. Επιχειρείται δηλαδή να γίνει απευθείας η αναγνώριση σε ένα επίπεδο. Σε γενικές γραμμές αυτό επιτεύχθηκε και μάλιστα ικανοποιητικά. Σημαντικό ρόλο έπαιξε η δημιουργία εξατομικευμένων γεωμετρικών χαρακτηριστικών, πέρα αυτών που περιλαμβάνει το λογισμικό του eCognition, καθώς και η κατανόηση του ποια είναι η φυσική σημασία αυτών. Η γεωμετρική μέθοδος ξεκίνησε από αυστηρούς κανόνες, non fuzzy, και μέσω της δοκιμής κι απόρριψης έφτασε σε πιο γενικούς fuzzy. Η πιο σημαντική διαφορά της με τη δομική μέθοδο είναι ότι αναφέρεται σε χαρακτηριστικά που περιγράφουν τα γράμματα, κι όχι σε αυτό που είναι τα γράμματα. Αναφέρεται σε αυτό που έχουν, όχι αυτό που είναι. Οι δείκτες αξιολόγησης της είναι όλοι υψηλοί και σε συνδυασμό με το γεγονός ότι ο τρόπος προσέγγισης της είναι διαφορετικός από αυτόν της δομικής, επιλέχθηκε ο συνδυασμός της μεθόδου αυτής με τη δομική για τη δημιουργία της μικτής μεθόδου.

Η τέταρτη μέθοδος είναι η μέθοδος που χρησιμοποιεί μεν την Αντικειμενοστρεφή Ανάλυση Εικόνας για τη δημιουργία επιπέδων κατάτμησης, αλλά η ταξινόμηση γίνεται με τη βοήθεια του ταξινομητή SVM και όχι με ιεραρχική ταξινόμηση και ασαφείς κανόνες, όπως συμβαίνει

στις δυο προηγούμενες μεθόδους. Ο ταξινομητής SVM προτού δράσει χρειάζεται εκπαίδευση, η οποία γίνεται τροφοδοτώντας τον με χαρακτηριστικά (features) και δείγματα των δημιουργημένων κλάσεων. Διαπιστώθηκε ότι ενώ για μια εικόνα γραμμένη σε υπολογιστή αρκεί ένα μόνο δείγμα για κάθε γράμμα, για μια εικόνα επιγραφής δεν αρκεί. Αυτό συμβαίνει γιατί στην πρώτη εικόνα τα αντίστοιχα γράμματα είναι όλα ίδια μεταξύ τους, οπότε μπορεί πολύ εύκολα με βάση κάποια χαρακτηριστικά να τα διαχωρίσει. Σε μια επιγραφή, όμως, τα γράμματα λαξεύονται στο χέρι και τα αντίστοιχα δε μοιάζουν και τόσο μεταξύ τους. Διαπιστώθηκε ότι όχι μόνο χρειάζονται περισσότερα δείγματα, αλλά χρειάζεται και βελτιστοποίηση των χαρακτηριστικών με τα οποία τροφοδοτείται ο ταξινομητής. Δηλαδή, αν σε κάποιο χαρακτηριστικό τα περισσότερα γράμματα έχουν κοντινές τιμές, τότε το χαρακτηριστικό αυτό είναι ανίκανο να διαχωρίσει τα γράμματα και άρα ο ταξινομητής δεν πρέπει να τροφοδοτηθεί με αυτό. Η βελτιστοποίηση αυτή έγινε με τη χρήση του ταξινομητή του «εγγύτερου γείτονα» (nearest neighbor), συγκρίνοντας τα χαρακτηριστικά επιλεγμένων κλάσεων, για να βρεθεί εκείνος ο συνδυασμός τους, που έχει τη μεγαλύτερη μέση ελάχιστη απόσταση μεταξύ των δειγμάτων των κλάσεων. Η μέθοδος SVM είναι η πρώτη μέθοδος στην οποία έγιναν case studies, αφότου πραγματοποιήθηκε μια ικανοποιητική εκπαίδευση του ταξινομητή. Επομένως είναι και η πρώτη μέθοδος για την οποία μπορούν να εξαχθούν και πιο γενικευμένα συμπεράσματα. Κοιτώντας τους δείκτες αξιολόγησης προκύπτει ότι ενώ εμφανίζει μεγάλη πληρότητα, η ορθότητα της είναι μεν μεγάλη, αλλά όχι αντίστοιχα μεγάλη. Κρίνοντας από τη διαδρομή που ακολούθησε η μέθοδος αυτή στην παρούσα διπλωματική εργασία, αυτό είναι κάτι που σίγουρα μπορεί να αντιμετωπιστεί τροφοδοτώντας τον ταξινομητή με περισσότερα δείγματα ή/και χαρακτηριστικά.

Η μικτή μέθοδος αποτελεί την τελευταία μέθοδο που αναπτύχθηκε, και, όπως έχει προαναφερθεί, αποτελεί το συνδυασμό της δομικής με τη γεωμετρική μέθοδο. Αυτό δε σημαίνει, όμως, ότι οι κανόνες της είναι απλά η ένωση των κανόνων των δυο προγενέστερων μεθόδων. Σημαίνει ότι ακολουθεί το ίδιο μονοπάτι, όσον αφορά τις κατατμήσεις και τις ταξινομήσεις, αλλά όσον αφορά τους κανόνες καταφέρει να ξεπεράσει κατά πολύ και τις δυο μεθόδους, χρησιμοποιώντας μόνο κάποια βασικά κομμάτια από τους κανόνες τους, και επεκτείνοντας τα με τέτοιο τρόπο, ώστε να γίνουν όσο το δυνατόν καλύτεροι. Εξάλλου, στη μικτή μέθοδο το κάθε γράμμα μπορεί να αναγνωριστεί ή με γεωμετρικούς ή με δομικούς ή με μικτούς κανόνες, και ακόμα και ανεξάρτητη η κάθε μια από αυτές τις τρεις γκάμες κανόνων είναι καλύτερη από τους αντίστοιχους κανόνες της αντίστοιχης μεθόδου. Δηλαδή οι γεωμετρικοί κανόνες της μικτής μεθόδου είναι πιο γενικοί και πιο καλά fuzzy «σμιλευμένοι» από τους αντίστοιχους της γεωμετρικής μεθόδου. Επίσης, οι δομικοί κανόνες της μικτής μεθόδου είναι κι αυτοί πολύ καλύτεροι από τους αντίστοιχους της δομικής μεθόδου, αφού καταφέρνουν να αναγνωρίσουν ακόμα και γράμματα με καμπύλες. Στη μικτή μέθοδο, στην ταξινόμηση του τελευταίου επιπέδου κατάτμησης, το κάθε γράμμα επιλέγεται να αναγνωριστεί από εκείνη τη γκάμα κανόνων που αποδίδει καλύτερα. Η μικτή μέθοδος είναι η δεύτερη μέθοδος στην οποία έγιναν case studies και μάλιστα στις ίδιες εικόνες με της SVM μεθόδου, έτσι ώστε να μπορεί να γίνει σύγκριση. Οι δείκτες αξιολόγησης δείχνουν ξεκάθαρα το πόσο υπερτερεί η μικτή μέθοδος, καθώς μπορεί μεν να υστερεί στην πληρότητα, αλλά τα αποτελέσματα στην ορθότητα και στην ποιότητα είναι τέτοια, που δεν αφήνουν περιθώρια διαφωνίας.

Συνοψίζοντας και καταλήγοντας, είναι εμφανές ότι οι πληρέστερες, ορθότερες και πιο ποιοτικές, είναι η μέθοδος SVM κι η μικτή μέθοδος. Ο μηχανισμός τους είναι διαφορετικός, αλλά τα αποτελέσματα είναι πολύ καλά. Η πρώτη μέθοδος απαιτεί πολλά δεδομένα για την εκπαίδευση της και δεδομένα που είναι προσεκτικά επιλεγμένα, γιατί σε αντίθετη περίπτωση δε θα δώσει τα επιθυμητά αποτελέσματα, αυτό που στη Μηχανική Μάθηση είναι γνωστό ως «garbage in, garbage out». Η δεύτερη μέθοδος βασίζεται σε κανόνες ασαφούς λογικής, οι οποίοι δημιουργούνται μέσω της δοκιμής κι απόρριψης σε λιγότερα δεδομένα κι οι οποίοι, για να είναι επιτυχημένοι, πρέπει να είναι όσο γενικοί πρέπει, αλλά όχι περισσότερο. Η πρώτη μέθοδος είναι μαύρο κουτί όσον αφορά τον τρόπο που κάνει ουσιαστικά την αναγνώριση, καθώς δεν είναι γνωστοί οι κανόνες που προκύπτουν από την εκπαίδευση ή έστω οι τιμές των χαρακτηριστικών με βάση τις οποίες κάνει την ταξινόμηση των αντικειμένων στις κλάσεις, παρ' όλα αυτά, είναι μια γρήγορη χρονικά στην ανάπτυξη της μέθοδος που το μόνο που ζητά είναι πλήθος δειγμάτων και κατάλληλα χαρακτηριστικά. Η δεύτερη μέθοδος είναι σαφώς πιο αργή χρονικά στην ανάπτυξη της, καθώς απαιτεί δοκιμές δοκιμών και συνεχόμενες αλλαγές στους κανόνες έως ότου επιτευχθεί η κατάλληλη γενίκευση, όμως προσφέρει το πλεονέκτημα ότι κάθε στιγμή είναι γνωστοί οι κανόνες και οι τιμές των χαρακτηριστικών με βάση τις οποίες γίνεται η αναγνώριση.

Τέλος, κάποια περαιτέρω συμπεράσματα είναι τα εξής:

Η μετατροπή των εικόνων σε binary είναι απαραίτητη για την αυτόματη αναγνώριση χαρακτήρων, είτε σε επιγραφές, είτε οπουδήποτε. Μπορεί με τη μετατροπή αυτή να χάνεται το μεγαλύτερο μέρος της φασματικής πληροφορίας, αλλά μένει ακριβώς όσο πρέπει να μείνει, ώστε να διαχωρίζεται πλήρως το κάθε γράμμα από το φόντο του.

Τα αλφάβητα στον ελλαδικό χώρο πριν τον 4<sup>ο</sup> αιώνα π.χ. ήταν πολλά και ο τρόπος γραφής των ίδιων γραμμάτων σε διαφορετικές περιοχές ήταν διαφορετικός. Στην παρούσα διπλωματική εργασία επιλέχθηκε να αναγνωριστεί το ιωνικό αλφάβητο. Οι κανόνες που αναπτύχθηκαν (δομικοί και γεωμετρικοί) αφορούν αυτό, παρ' όλα αυτά μπορούν να εφαρμοστούν και σε οποιοδήποτε άλλο αλφάβητο, ακόμα και με μεγάλη επιτυχία. Όσον αφορά τους δομικούς, αναφέρονται εξ' ορισμού σε κάτι πιο γενικό όσον αφορά το κάθε γράμμα, αφού αναφέρονται στα κομμάτια που αποτελείται, κι επομένως ανεξάρτητα του πως έχει γραφεί το γράμμα, οι κανόνες αυτοί θα έχουν ισχύ. Όσον αφορά τους γεωμετρικούς, η γενίκευση που έγινε μέσω της δοκιμής κι απόρριψης σίγουρα έχει ως αποτέλεσμα να ισχύουν για αρκετούς διαφορετικούς τρόπους γραφής, όμως, όχι για όλους. Αυτό ακριβώς το γεγονός, μάλιστα, θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί σε επόμενο στάδιο για την χρονολόγηση της επιγραφής. Εφόσον οι γεωμετρικοί κανόνες μπορούν να σμιλευθούν με τέτοιο τρόπο, ώστε να αναγνωρίζουν γράμματα συγκεκριμένου τρόπου γραφής και συνεπώς συγκεκριμένου αλφάβητου, θα μπορούσαν να δημιουργηθούν ομάδες διαφορετικών γεωμετρικών κανόνων, κάθε μια από τις οποίες αντιστοιχεί ή καλύτερα αναγνωρίζει συγκεκριμένο αλφάβητο. Κι εφόσον το κάθε αλφάβητο αντιστοιχεί σε μια συγκεκριμένη γεωγραφική θέση και μια συγκεκριμένη χρονολογία, θα μπορούσε να εξαχθεί έμμεσα, με αυτό τον τρόπο, περαιτέρω πληροφορία από την επιγραφή.

Η παρούσα διπλωματική εργασία επιλέχθηκε να παραμείνει εντός των ορίων του λογισμικού eCognition, το οποίο να μην έχει πολλές δυνατότητες, αλλά σε καμία περίπτωση όλες. Το γεγονός αυτό ίσως περιόρισε κάπως τις μεθόδους που αναπτύχθηκαν, τόσο ως προς τον τρόπο που αναπτύχθηκαν, όσο και ως προς το ποιες αναπτύχθηκαν. Με άλλα λόγια, υπήρχαν μέθοδοι, όπως κι η μέθοδος των 4<sup>ων</sup> περιοχών, που είτε βρέθηκαν στη βιβλιογραφία, είτε επινοήθηκαν, αλλά δε μπόρεσαν ποτέ να αναπτυχθούν, εξαιτίας των περιορισμών που επέβαλε η χρήση του eCognition. Παρ' όλα αυτά, υπάρχει κι η άλλη όψη του νομίσματος, η οποία είναι ότι το eCognition αποτελεί ένα λογισμικό πλούσιο σε εργαλεία και αλγορίθμους και έτσι κατέστη εφικτή η ανάπτυξη των μεθόδων της παρούσας διπλωματικής εργασίας. Με λίγα λόγια, την ίδια ώρα που η χρήση του σε περιορίζει, σου δίνει και πολλές επιλογές, κι αυτό είναι κάτι που ισχύει για όλα τα λογισμικά κλειστού κώδικα. Μια διέξοδος ως προς τους περιορισμούς είναι η χρήση ενός αλγορίθμου που έχει γραφτεί εκτός του λογισμικού, όπως κι έγινε με τη χρήση του αλγορίθμου 4<sup>ων</sup> διευθύνσεων, ο οποίος είναι γραμμένος στη γλώσσα προγραμματισμού C από τη Μαρία Δεκαβάλλα. Η συμβολή του ήταν καθοριστική, καθώς χωρίς αυτόν δε θα ήταν δυνατή η ανάπτυξη της δομικής κι επομένως ούτε της μικτής μεθόδου.

## 4.2. ΠΡΟΟΠΤΙΚΕΣ

Στην παρούσα διπλωματική εργασία συντελέστηκε ένα αναγκαίο πρώτο βήμα για την αυτόματη αναγνώριση χαρακτήρων σε ελληνικές επιγραφές. Οι προοπτικές είναι πολλές, επιλέγεται να παρουσιαστούν συνοπτικά οι πιο βασικές.

Όσον αφορά την προ-επεξεργασία, η μεθοδολογία της τελικής προ-επεξεργασίας, αν και επιτυχημένη, ακολούθησε έναν δρόμο heuristic, καθώς το φίλτρο «Emboss» έτυχε να κάνει ακριβώς αυτό που ήταν επιθυμητό, έτσι ώστε στο επόμενο βήμα οι εικόνες να γίνουν binary με την κατωφλίωση τους. Θα μπορούσε κάλλιστα να εξεταστεί κάποιος αλγόριθμος τμηματικής κατωφλίωσης ή επιμέρους κατωφλίωσης, ο οποίος ουσιαστικά θα έκανε κατωφλίωσεις σε διαφορετικές τιμές για διαφορετικά τμήματα της εικόνας. Αυτό σίγουρα θα αντιμετώπιζε το πρόβλημα που δημιουργούν οι σκιάσεις και ο φωτισμός στην κατωφλίωση, αλλά δεν είναι σίγουρο αν θα αντιμετώπιζε το πρόβλημα που δημιουργούν οι φθορές του μαρμάρου. Το δεύτερο αυτό πρόβλημα χρήζει περαιτέρω διερεύνησης, προκειμένου να βρεθεί μια στέρεα λύση.

Όσον αφορά τις μεθόδους, έχει ήδη αναφερθεί ότι η μέθοδος των 4<sup>ων</sup> περιοχών έχει εμφανίσει δείγματα ότι μπορεί να αποδώσει, αρκεί η υλοποίηση της να γίνει σε κάποιο διαφορετικό περιβάλλον λογισμικού ή ακόμα καλύτερα σε κάποια γλώσσα προγραμματισμού.

Η δομική κι η γεωμετρική μέθοδος όπως αναπτύχθηκαν μεμονωμένες δεν είναι τελειοποιημένες, αλλά δεν υπάρχει και λόγος να τελειοποιηθούν, καθώς διερευνήθηκε εις



βάθος και τελικά αναπτύχθηκε μια γενικευμένη μέθοδος ασαφούς λογικής, η μικτή μέθοδος, η οποία τις συνδυάζει και τις μετουσιώνει, κι η οποία χωράει ελάχιστες βελτιώσεις. Αυτό μαρτυρείται κι από τα αποτελέσματα της αξιολόγησης, αλλά και a priori από τις τόσες δοκιμές που έγιναν για τη διαμόρφωση των κανόνων της.

Η μέθοδος SVM είναι μια μέθοδος που σίγουρα χρήζει περαιτέρω βελτίωσης, καθώς εξ' ορισμού ο τρόπος λειτουργίας της είναι η εκπαίδευση. Προφανώς η βελτίωση που μπορεί να γίνει αναφέρεται στα δείγματα, τα χαρακτηριστικά με τα οποία τροφοδοτείται και τις αρχικές παραμέτρους της και σχετίζεται με τη χρήση για την οποία γίνεται η αναγνώριση και τα αποτελέσματα που είναι επιθυμητά. Η μέθοδος αυτή αποτελεί και ένα πρώτο μικρό βήμα προς τον κόσμο της Μηχανικής Μάθησης, ο οποίος παρέχει απίστευτα εργαλεία ταξινόμησης ή αναγνώρισης, όπως τα Νευρωνικά Δίκτυα και η Βαθιά Μάθηση, τα οποία μελλοντικά θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για το ζήτημα της παρούσας διπλωματικής εργασίας.

Πέρα από αυτές τις μεθόδους, δοκιμάστηκε κι η ανάπτυξη μιας μεθόδου συνταύτισης προτύπου, η οποία εμφάνισε εξαιρετικά αποτελέσματα, αλλά προτιμήθηκε να μην παρουσιαστεί και αυτή, καθώς κάτι τέτοιο ίσως αποτελούσε υπερβολή. Η αλήθεια είναι ότι η αυτόματη αναγνώριση από μόνη της είναι ένας κλάδος που έχει απίστευτες προοπτικές κι οι μέθοδοι που μπορούν να αναπτυχθούν είναι πραγματικά πάρα πολλές. Σημασία έχει κάθε φορά να είναι γνωστός ο λόγος κι ο σκοπός, καθώς και ποια είναι τα επιθυμητά αποτελέσματα, δεδομένης της χρήσης για την οποία προορίζεται.

Τέλος, όσον αφορά τα χαρακτηριστικά, στην παρούσα διπλωματική εργασία έγινε χρήση λίγο πολύ 70 χαρακτηριστικών. Σίγουρα τα χαρακτηριστικά αυτά είναι πολλά, αλλά το ίδιο σίγουρα υπάρχουν περιθώρια για καινούρια.

Οι παραπάνω προοπτικές αφορούν τις πιθανές ή δυνατές βελτιώσεις ή επεκτάσεις των υπαρχόντων μεθόδων, ή τη διερεύνηση και υλοποίηση καινούριων. Στις προοπτικές, όμως, πρέπει να συμπεριληφθεί και το που θα μπορούσε να φανεί χρήσιμη η αυτόματη αναγνώριση ελληνικών χαρακτήρων σε αρχαίες επιγραφές. Σίγουρα θα μπορούσε να αποτελέσει ένα βοηθητικό εργαλείο για αρχαιολόγους για την ώρα της ανασκαφής σε περίπτωση εύρεσης μιας καινούριας επιγραφής. Πέρα από αυτό, αποτελεί κι έναν αυτόματο, γρήγορο κι αξιόπιστο τρόπο αυτόματης αποτύπωσης της επιγραφής και θα μπορούσε να επεκταθεί και σε έναν αυτόματο τρόπο αυτόματης ψηφιοποίησης του κειμένου της επιγραφής. Μέσω της αναγνώρισης των διαφορών που υπάρχουν στον τρόπο γραφής των αλφαβήτων, θα μπορούσε ακόμα να επεκταθεί και στην αυτόματη χρονολόγηση των επιγραφών και γιατί όχι και στο να αποτελέσει ένα game for purpose για το ευρύ κοινό, το οποίο θα είναι τοποθετημένο σε αρχαιολογικούς χώρους.

## ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Α

### Ο ΠΗΓΑΙΟΣ ΚΩΔΙΚΑΣ ΤΟΥ ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΥ ΤΩΝ $4^{\Omega N}$ ΔΙΕΥΘΥΝΣΕΩΝ

```
#include <stdio.h>
#include <string.h>
#include <stdlib.h>

void error(const char *);
void read_ascii(FILE *);
void letter_segment();
void show_progress(float);
void write_ascii(FILE *, int**);

/* ASCII Header */
int ncols;      /* number of columns */
int nrows;     /* number of rows */
double xllcorner; /* western (left) x-coordinate - corner*/
double yllcorner; /* southern (bottom) y-coordinate - corner */
double cellsize; /* length of one side of a square cell */
double nodata_value; /* value for missing data */

int **in_buffer;
int **out_buffer;

int radius;

int main(int argc, char** argv)
{
    FILE *fpin; /* elevation values file pointer */
                FILE *fpin1; /* prj file pointer */
                FILE *fpout; /* output values file pointer */
                FILE *fpout1; /* output prj file pointer */
```

```

char inpathname[50];
char outpathname[50];
int filelen1, filelen2;
char ch;

if(argc != 3)

    error("Usage parameters: Input_DEM Output_Direction ");

/* Check of file type */
char *pdest = strrchr(argv[1],'.'); /* input */
char *pdest1 = strrchr(argv[2],'.'); /* output */
char ext1[] = ".asc";

/* Check input & output file type */
if(strcmp(pdest, ext1) != 0 && strcmp(pdest1, ext1) != 0 )
    error("Input and Output file type must be ESRI ASCII");

/* open ASCII file */
fpin = fopen(argv[1], "r");
if(fpin == NULL){
    error("The file doesn't exist!");
}

/* find prj file */
filelen1 = strlen(argv[1]);
strncpy(inpathname, argv[1], filelen1-4);
inpathname[filelen1-4] = '\0';
strcat(inpathname, ".prj");

```

```

read_ascii(fpin);

printf("\n\n Letter Segmentation \n\n");
letter_segment( );

/* WRITE OUTPUT */
printf("\n\n Writing output: Segments \n\n");

fpout = fopen(argv[2], "w");
write_ascii(fpout, out_buffer);
}

void error(const char *s) {
    printf("\nLetter Segmentation reports: Error: <%s>.\n",s);
    exit(1);
}

void read_ascii(FILE *fp){
    char value[100];
    long offset;
    int elevation;
    int r, c;
    int prog = 0;

    /* read ASCII header */
    fscanf(fp,"%s %d", value, &ncols);
    fscanf(fp,"%s %d", value, &nrows);
    fscanf(fp,"%s %lf", value, &xllcorner);
    fscanf(fp,"%s %lf", value, &yllcorner);

```

```

fscanf(fp,"%s %lf", value, &cellsize);
fscanf(fp,"%s %lf", value, &nodata_value);
        offset = ftell(fp);

        /* Display of header parameters */
        printf("\n ESRI ASCII Format - Header Display:");
        printf("\n rows = %d", nrows);
        printf("\n columns = %d", ncols);
        printf("\n xllcorner = %lf", xllcorner);
        printf("\n yllcorner = %lf", yllcorner);
        printf("\n cellsize = %lf", cellsize);
        printf("\n nodata value = %lf\n", nodata_value);

        /* Allocate memory of input two dimensional array */
        in_buffer = malloc(sizeof(int) * nrows);
        for(r = 0; r < nrows; r++){
            in_buffer[r] = malloc(sizeof(int) * ncols);
        }

        /* Set pointer to the beginning of the elevation values */
        fseek(fp, offset, SEEK_SET);

printf("\n\n Reading Input \n\n");
        /* Read and store elevation values in buffer */
        for(r = 0; r < nrows; r++){
            for(c = 0; c < ncols; c++){
                fscanf(fp, "%d", &elevation);
                in_buffer[r][c] = elevation;
            }

        prog++;

        show_progress((float)(prog)/(float)(nrows-2));

```

```

    }
}

void write_ascii(FILE *fp, int** out){

    int r, c;
    int prog = 0;

    /* Write header */
    fprintf(fp, "ncols      %d\n", ncols);
    fprintf(fp, "nrows      %d\n", nrows);
    fprintf(fp, "xllcorner    %f\n", xllcorner);
    fprintf(fp, "yllcorner    %f\n", yllcorner);
    fprintf(fp, "cellsize     %f\n", cellsize);
    fprintf(fp, "nodata_value  %f\n", nodata_value);

    for(r = 0; r < nrows; r++){
        for(c = 0; c < ncols; c++)
            fprintf(fp, "%d ", out[r][c]);
        fprintf(fp, "\n");

        prog++;
    }

    show_progress((float)(prog)/(float)(nrows-2));
    }

    fclose(fp);

    for(r = 0; r < nrows; r++)
        free(out[r]);
    free(out);
}

```

```

void letter_segment( )
{
    int r, c, a, b, i;
    int bin[8];
    int x[8], y[8];
    int prog = 0;
    int rad; /* mean value of 8 topographic grains */
    int max;
    int R_E_f, R_NE_f, R_N_f, R_NW_f, R_W_f, R_SW_f, R_S_f, R_SE_f;

    if(nrows > ncols)
        radius = nrows;
    else
        radius = ncols;

    out_buffer = malloc(sizeof(int) * nrows);

    for(r = 0; r < nrows; r++)
        out_buffer[r] = malloc(sizeof(int) * ncols);

    for(r = 0; r < nrows; r++)
        for(c = 0; c < ncols; c++)
            out_buffer[r][c] = nodata_value;

    for(r = 0; r < nrows; r++){
        for(c = 0; c < ncols; c++){
            if(in_buffer[r][c] == 1){
                R_E_f = 0;

```

```

R_NE_f = 0;
R_N_f = 0;
R_NW_f = 0;
R_W_f = 0;
R_SW_f = 0;
R_S_f = 0;
R_SE_f = 0;
/* North Direction */
for(a = 0; a <= radius; a++){
    if(r - a >= 0 && in_buffer[r-a][c] == 1)
        R_N_f = a;
    else
        break;
}
/* South Direction */
for(a = 0; a <= radius; a++){
    if(r + a < nrows && in_buffer[r+a][c] == 1)
        R_S_f = a;
    else
        break;
}
/* East Direction */
for(a = 0; a <= radius; a++){
    if(c + a < ncols && in_buffer[r][c+a] == 1)
        R_E_f = a;
    else
        break;
}
/* West Direction */
for(a = 0; a <= radius; a++){
    if(c - a >= 0 && in_buffer[r][c-a] == 1)
        R_W_f = a;

```



```

else
    break;
}
/* NorthWest Direction */
for(a = 0; a <= radius; a++){
    if(c - a >= 0 && r - a >= 0 && in_buffer[r-a][c-a] == 1)
        R_NW_f = a;
    else
        break;
}
/* SouthEast Direction */
for(a = 0; a <= radius; a++){
    if(c + a < ncols && r + a < nrows && in_buffer[r+a][c+a] == 1)
        R_SE_f = a;
    else
        break;
}
/* SouthWest Direction */
for(a = 0; a <= radius; a++){
    if(r + a < nrows && c - a >= 0 && in_buffer[r+a][c-a] == 1)
        R_SW_f = a;
    else
        break;
}
/* NorthEast Direction */
for(a = 0; a <= radius; a++){
    if(r - a >= 0 && c + a < ncols && in_buffer[r-a][c+a] == 1)
        R_NE_f = a;
    else
        break;
}

```

```
y[0] = R_E_f + R_W_f;  
y[1] = R_SE_f + R_NW_f;  
y[2] = R_S_f + R_N_f;  
y[3] = R_SW_f + R_NE_f;
```

```
max = 0;  
for(i = 0; i < 4; i++)  
    if(max < y[i]){  
        max = y[i];  
        rad = i;  
    }  
}
```

```
if(in_buffer[r][c] == nodata_value)  
    out_buffer[r][c] = nodata_value;  
else  
    out_buffer[r][c] = rad;
```

```
    }  
}
```

```
prog++;  
show_progress((float)(prog)/(float)(nrows-2));  
}
```

```
for(r = 0; r < nrows; r++)
    free(in_buffer[r]);
free(in_buffer);
}
```

```
void show_progress(float progress){

int i, barWidth, pos;

if (progress <= 1.0) {
    barWidth = 70;

    printf(" ");
    pos = barWidth * progress;
    for (i = 0; i < barWidth; ++i) {
        if (i < pos)
            printf("*");
        else if (i == pos)
            printf(">");
        else printf(" ");
    }
    printf("%\r %d %% ", (int)(progress * 100.0));

    progress += 0.01;
}
}
```

## ΠΑΡΑΡΤΗΜΑ Β

### Ο ΠΗΓΑΙΟΣ ΚΩΔΙΚΑΣ ΤΟΥ ΦΙΛΤΡΟΥ «EMBOSS»

```
gcd_emboss : -skip ${1=128}
-repeat $! -l[$>]
--norm --bilateral[0] 2%,30 -norm[-1] --[-2,-1]
--n[0] 0,255 -median[-1] 3 -bilateral[-1] 2%,30
-gcd_srgb2luma[-1] --[-1] $1
--abs[-1] -negate[-1]
--max[-2] 0 -min[-3] 0 -abs[-3]
-pde_flow[1] 20,7,iee
--n[-3] 0,2 -*[-1] [1] -+[0,-1]
--n[-1] 0,2 -*[-1] [1] -+[0,-1]
--n[-2] 0,2 -*[-1] [1] -+[0,-1]
-+[0,2] --[0,3] -k[0]
-gcd_srgb2luminance -c 0,255
-endl -done
```

## ΒΙΒΛΙΟΓΡΑΦΙΑ

- Alginahi Y., 2010, Preprocessing Techniques in Character Recognition. Character Recognition, 1–21.
- Baatz M., Schape A., 2002, Multiresolution Segmentation: an optimization approach for high quality multi-scale image segmentation.
- Cortes C., Vapnik V., 1995, Support-Vector Networks, Machine Learning, Kluwer Academic Publishers, Boston.
- Doucerre P., Agouris P., Stefanidis A., 2004, Automation and Digital Photogrammetric Workstations, Manual of Photogrammetry.
- eCognition Developer 8.7 Reference Book, 2011, Trimble Documentation, Munchen, Germany.
- eCognition Developer 8.7 User Guide, 2011, Trimble Documentation, Munchen, Germany.
- eCognition Developer 9.0 Reference Book, 2014, Trimble Documentation, Munchen, Germany.
- eCognition Developer 9.0 User Guide, 2014, Trimble Documentation, Munchen, Germany.
- Guarducci M., 2008, Η ελληνική επιγραφική. Από τις απαρχές ως την ύστερη ρωμαϊκή αυτοκρατορική περίοδο, MIET.
- Harnad S., 2008, The Annotation Game: On Turing (1950) on Computing, Machinery, and Intelligence.
- Hsu C., Lin C., 2002, A comparison of methods for multi-class support vector machines, IEEE Transactions on Neural Networks.
- Huang W., Nakamori Y., Wang S., Forecasting stock market movement direction with support vector machine, Computers & Operations Research 32, 2513–2522.
- Keerthi S., Lin C., 2003, Asymptotic behaviors of support vector machines with Gaussian kernel, Neural Computation 15 (7), 1667–1689.
- Kirchhoff A., 1877, Studien zur Geschichte des griechischen Alphabets.
- Klaffenbach G., 1982, 1989, 2003, Ελληνική επιγραφική.
- Lin K., Lin C., 2003, A study on reduced support vector machines, IEEE Transactions on Neural Networks.
- Lucarelli G., Androutsopoulos I., 2006, A Greek Named-Entity Recognizer That Uses Support Vector Machines and Active Learning, 4th Hellenic Conference on Artificial Intelligence, SETN.
- Luraghi N., 2010, The Local Scripts from Nature to Culture.

- Mariano V. Y., Park J. H., Kasturi R., Mihalcik H., Doermann D., Drayer T., 2002, Performance evaluation of object detection algorithms, Pattern Recognition, 16th International Conference.
- McLean B., 2002, An Introduction to Greek Epigraphy of the Hellenistic and Roman Periods from Alexander the Great down to the Reign of Constantine (323 B.C. – A.D. 337).
- Mitchell T., 1997, Machine Learning, McGraw Hill.
- Naveh J., 1980, The Greek Alphabet: New Evidence. The Biblical Archaeologist 43:22–25.
- Robert L., 1981, Επιγραφική, Encyclopedie de la Pleiade, Ιστορία και μέθοδοί της.
- Ruijgh C., 1998, Sur la date de la creation de l’alphabet grec, Mnemosyne.
- Russell S., Norvig P., 2003, Artificial Intelligence: A Modern Approach.
- Slings S., 1998, Tsade- and He-: Two Problems in the Early History of the Greek Alphabet, Mnemosyne.
- Soumya A., Hemantha Kumar G., 2011, SVM Classifier for the Prediction of Era of Epigraphical Script, International Journal of Peer to Peer Networks, IJP2P.
- Steele Ph., 2013–2014, Greek Writing Systems, Encyclopedia of Greek Language and Linguistics.
- Tan J., Lai J., Zheng W., 2013. Chinese Handwritten Writer Identification based on Structure Features and Extreme Learning Machine, 2nd ICDAR International Workshop on Automated Forensic Handwriting Analysis, AFHA, 2–6.
- Ullrich C., Seese D., Chalup S., 2006, Foreign exchange trading with support vector machines, 30th Annual Conference of the Gesellschaft fur Klassifikation, Freie Universitat Berlin.
- Wiedemann C., Heipke C., Mayer H., Hinz S., 1998, AUTOMATIC EXTRACTION AND EVALUATION OF ROAD NETWORKS FROM MOMS-2P IMAGERY, Chair for Photogrammetry and Remote Sensing.
- Wilson J., 2009, Literacy, A Companion to Archaic Greece.
- Woodard R., 1997, Greek Writing from Knossos to Homer. A Linguistic Interpretation of the Origin of the Greek Alphabet and the Continuity of Ancient Greek Literacy, Oxford University Press.
- Αργιαλάς Δ., Τζώτσος Α., 2002, Η Συμβολή του eCognition στη Χαρτογράφηση Γεωμορφολογικών Σχηματισμών από Ψηφιακό Μοντέλο Εδάφους, 2ο Πανελλήνιο Συνέδριο Γεωγραφικών Συστημάτων Πληροφοριών, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.
- Αργιαλάς Δ., Τζώτσος Α., Δερζέκος Π., 2002, eCognition: Ένα εργαλείο Χαρτογράφησης Γεωμορφών, 6ο Πανελλήνιο Γεωγραφικό Συνέδριο, Αριστοτέλειο Πανεπιστήμιο Θεσσαλονίκης.
- Βουτυράς Ε., 2014, Η εισαγωγή του αλφαβήτου, Ιστορία της ελληνικής γλώσσας: Από τις αρχές ως την ύστερη αρχαιότητα, Ίδρυμα Μανόλη Τριανταφυλλίδη.

Κούλη Ρ., 2014, Αυτόματη Αναγνώριση των Γεωμορφολογικών και Μορφοτεχνικών Δομών με Αντικειμενοστρεφή Ανάλυση Εικόνας σε Ψηφιακό Μοντέλο Υποθαλάσσιου Αναγλύφου στην περιοχή νότια της Κρήτης, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.

Λιμνιώτη Ι., 2016, Διερεύνηση Μεθόδων Μηχανικής Μάθησης & Αντικειμενοστρεφούς Ανάλυσης στην Ανίχνευση Οδικού Δικτύου από Τηλεπισκοπικές Απεικονίσεις, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.

Οικονομάκη Ν., Τζιφόπουλος Γ., 2015, Εισαγωγή στην Ελληνική Επιγραφική.

Ταυλάκη Χ., 2016, Διερεύνηση της αποτελεσματικότητας των αλγορίθμων Δέντρα Απόφασης και Τυχαία Δάση στην ανίχνευση κτιρίων μέσω της αντικειμενοστρεφούς ανάλυσης υψηλής χωρικής διακριτικής ικανότητας πολυφασματικών εικόνων, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο.

GREYC'S Magic for Image Computing, [gmic.eu](http://gmic.eu).

The American School of Classical Studies At Athens, [www.ascsa.edu.gr](http://www.ascsa.edu.gr).

Πλατφόρμα Τηλεκπαίδευσης Δημοκρίτειου Πανεπιστημίου Θράκης, [eclass.duth.gr](http://eclass.duth.gr).