



ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟΝ ΑΘΗΝΩΝ
ΕΠΙΣΤΗΜΟΝ ΤΗΣ ΙΑΤΡΙΚΗΣ
ΜΕ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΗ ΒΙΟΛΟΓΙΚΗ

Τμηματοποίηση και υπολογισμός διαμήκτου αγγείων σε
οφθαλμολογικά δεδομένα

Χριστοδουλίδης Αργύριος

A. M. :43

ΒΙΒΛΙΟΤΗΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
Υπό Ξυπόδο
Δρ. Δελημπασής Κωνσταντίνος
(Π.Α. 407/80)

Λοβία, 2009

Στους γονείς μου
και
τον αδερφό μου Βαγγέλη



ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

Πρόλογος	6
Περίληψη	7
Abstract	8
Μέρος 1^ο Εισαγωγή	9
1.1 Εισαγωγικά	10
1.1.1 Εξωτερική όψη.....	10
1.1.2 Ανατομία οφθαλμικού κόγχου	11
1.1.3 Ανατομία οφθαλμού.....	11
1.1.4 Ανατομία αμφιβληστροειδή	12
1.1.5 Δομή αμφιβληστροειδή.....	14
1.1.6 Αγγείωση και άρδευση του αμφιβληστροειδή	15
1.1.7 Μέθοδοι οφθαλμικής απεικόνισης.....	16
1.1.8 Τα μέσα οφθαλμοσκόπησης.....	16
1.1.9 Δομές του φυσιολογικού βυθού	21
1.1.10 Παθολογία που προκαλεί αλλαγές αγγείων αμφιβληστροειδή	22
1.2 Αλγόριθμοι τμηματοποίησης αγγείων	23
1.2.1 Κατηγορίες Αλγόριθμων τμηματοποίησης	24
1.2.2 Τεχνικές Αναγνώρισης Πρότυπων	24
1.2.3 Τεχνικές Πολύ-κλιμάκωσης.....	24
1.2.4 Τεχνικές Βασισμένες στον Σκελετό.....	25
1.2.5 Τεχνικές Ανάπτυξης Περιοχών	25
1.2.6 Τεχνικές Διαφορικής Γεωμετρίας	26
1.2.7 Τεχνικές Φίλτρου Ταιριάσματος (Matched Filtering).....	27
1.2.8 Τεχνικές Μορφολογικών Τελεστών.....	28
1.2.9 Τεχνικές Βασισμένες σε Μοντέλα	30
1.2.10 Παραμορφώσιμα Μοντέλα.....	30

1.2.11 Τεχνικές Βασισμένες στην Ιχθυλάτηση	31
1.2.12 Τεχνικές Βασισμένες στην Τεχνητή Νοημοσύνη και τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα	32
1.3 Αλγόριθμοι υπολογισμού διαμέτρων	32
1.4 Στόχος της εργασίας	35
Μέρος 2^ο Υλικά και Μέθοδοι	36
2.1 Εισαγωγικά	37
2.2 Υλικά	38
2.3 Μέθοδοι Τμηματοποίησης	40
2.3.1 Διαδικασία προ-επεξεργασίας	40
2.3.2 Μέθοδος επεξεργασίας Εσσιανού πίνακα	41
2.3.4 Μέθοδος εύρεσης μέτρου αγγείωσης	44
2.3.5 Μέθοδος αυτό-συσχέτισης	48
2.3.6 Μέθοδος ανάπτυξης περιοχών	51
2.3.7 Εφαρμογή αλγορίθμου Εσσιανού/ανάπτυξης περιοχών	53
2.3.8 Εφαρμογή αλγορίθμου μέτρου αγγείωσης/ανάπτυξης περιοχών	54
2.3.9 Εφαρμογή αλγορίθμου αυτό-συσχέτισης/ανάπτυξης περιοχών	56
2.3.10 Μέθοδος του Dijkstra	57
2.3.11 Υλοποίηση αλγορίθμου του Dijkstra	61
2.4 Μέθοδος Υπολογισμού Διαμέτρων	64
2.4.1 Εξαγωγή προφίλ φωτεινότητας	64
2.4.2 Αλγόριθμος ψηφιακού διαφορικού αναλυτή	64
2.4.3 Προσαρμογή καμπύλης	67
2.4.4 Εξαγωγή διαμέτρων από την μέθοδο της επεξεργασίας του Εσσιανού πίνακα	73
2.4.5 Εξαγωγή διαμέτρων από την μέθοδο του Dijkstra	74
2.4.6 Μέθοδος εξαγωγής διαμέτρων από την χειροκίνητη τμηματοποίηση	74
Μέρος 3^ο Αποτελέσματα	78
3.1 Εισαγωγικά	79

3.2 Τμηματοποίηση αγγείων	79
3.2.1 Τμηματοποίηση με χρήση μέτρου αγγείωσης και ανάπτυξης περιοχών	79
3.2.2 Συμπεράσματα	87
3.3 Κεντρικοί άξονες	89
3.3.1 Κεντρικοί άξονες επεξεργασίας Εσσιανού πίνακα/αυτό-συσχέτισης	89
3.3.2 Κεντρικοί άξονες στην μέθοδο του Dijkstra	95
3.3.3 Συμπεράσματα	97
3.4 Διάμετροι	99
3.4.1 Αποτελέσματα υπολογισμού διαμέτρων στην μέθοδο επεξεργασίας του Εσσιανού πίνακα	99
3.4.2 Αποτελέσματα υπολογισμού διαμέτρων στην μέθοδο του Dijkstra	102
3.4.3 Συμπεράσματα	103
3.5 Προοπτικές	104
Βιβλιογραφία	105
Παράρτημα: κώδικας Matlab	110

Πρόλογος

Η παρούσα πτυχιακή εργασία μου ανατέθηκε τον Νοέμβριο του 2007, η παράδοση της εργασίας αυτής πραγματοποιήθηκε τον Ιούνιο του 2009 κάτω από την επίβλεψη του Δρ. Δελήμπαση Κωνσταντίνου.

Πρώτα από όλα θα ήθελα να ευχαριστήσω τον υπεύθυνο και επιβλέπον κύριο Δελήμπαση Κωνσταντίνου, για την εμπιστοσύνη που έδειξε αναθέτοντας μου αυτήν την εργασία, για την καθοδήγηση του καθ' όλη την διάρκεια της και κυρίως τον ευχαριστώ θερμά, για το αμείωτο ενδιαφέρον, για τις γνώσεις που μου μετέδωσε καθώς και την ευκαιρία να ασχοληθώ με ένα ενδιαφέρον αντικείμενο. Ακόμα, θα ήθελα να ευχαριστήσω τα μέλη της τριμελούς επιτροπής Δρ. Μαγκλογιάννη Ηλία και Δρ. Μπάγκο Παντελή, οι οποίοι είναι επίκουροι καθηγητές του Τμήματος Πληροφορικής με εφαρμογές στη Βιοϊατρική.

Τέλος, την οικογένεια μου για την στήριξη, το ενδιαφέρον και την συμπαράσταση που μου προσέφεραν όλο αυτό τον καιρό. Καταλήγοντας, θα ήθελα να απευθύνω ένα ευχαριστώ σε όλους τους φίλους μου και συμφοιτητές για τις ατελείωτες ώρες αναλύσεων και προβληματισμών πάνω στο αντικείμενο.

Περίληψη

Ορισμένες παθήσεις του αμφιβληστροειδή, όπως η διαβητική αμφιβληστροειδοπάθεια (Δ.Α.) και η υπερτασική αμφιβληστροειδοπάθεια (Υ.Α.) αποτελούν σήμερα την κυριότερη αιτία επιδείνωσης της όρασης στον αναπτυσσόμενο κόσμο. Οι αιτίες που τις προκαλούν συνδέονται άμεσα με την γενική κατάσταση της συστηματικής κυκλοφορίας, των αρτηριδίων και φλεβιδίων. Η οφθαλμοσκόπηση και η επισκόπηση του αμφιβληστροειδή γενικότερα αποτελεί την μόνη κλινική μέθοδο έγκαιρης διάγνωσης της Δ.Α., Υ.Α όπως επίσης και τις ενδείξεις των πρώτων στοιχείων εμφάνισης του διαβήτη.

Για την αυτοματοποιημένη τμηματοποίηση και εξαγωγή των διαμέτρων των αγγείων του αμφιβληστροειδή έχουν χρησιμοποιηθεί διάφορες τεχνικές βασισμένες στην αναγνώριση προτύπων, στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα, στα μοντέλα και την ιχνηλάτηση αγγείων.

Στην εργασία μας μελετήσαμε διάφορες τεχνικές επεξεργασίας και ανάλυσης ψηφιακών εικόνων αμφιβληστροειδούς που προέρχονται από την φωτογράφιση του βυθού.

Στο 1ο μέρος γίνεται μια αναφορά στην ανατομία του ανθρώπινου οφθαλμού καθώς και στις διάφορες τεχνικές απεικόνισης του. Επίσης, αναλύονται ορισμένες τεχνικές τμηματοποίησης και υπολογισμού των διαμέτρων αγγείων που προέρχονται από διάφορες τεχνικές απεικόνισης.

Στο 2ο μέρος αναπτύσσονται οι τεχνικές για την τμηματοποίηση, την εξαγωγή των κεντρικών αξόνων και των υπολογισμό των διαμέτρων των αγγείων από τις ψηφιακές εικόνες του αμφιβληστροειδή.

Στο 3ο μέρος παρουσιάζονται τα αποτελέσματα από την εφαρμογή των αλγορίθμων καθώς τα συγκρίνουμε με τα δεδομένα από χειροκίνητη τμηματοποίηση από ειδικό παρατηρητή.

Abstract

Some retina diseases like diabetic retinopathy (D.R.) and hypertension retinopathy (H.R.) are the major cause of vision problems in the developed world. The cause of appearance of these diseases is associated with the general condition of the systematic circulation of the vessels. Ophthalmoscopy and retina inspection are the main clinical methods for the diagnosis of D.R., H.R. and to indentify the early symptoms of diabetes.

Several methods had been used for the automatic segmentation and width measurements of the retina vessels based on pattern recognition, artificial neural network, based on models and tracking techniques.

In our labor we researched several techniques for the digital image processing of the ophthalmological data. The data were consisting of retina images that were received by fundus camera.

In the 1st part we describe the anatomy of the human eye and the techniques of imaging. Moreover we analyze some algorithms for the segmentation and width measurements of vessels that come from several imaging techniques.

In the 2nd part we analyze the algorithms that we used for the segmentation, central axis extraction and width measurements of the retina images.

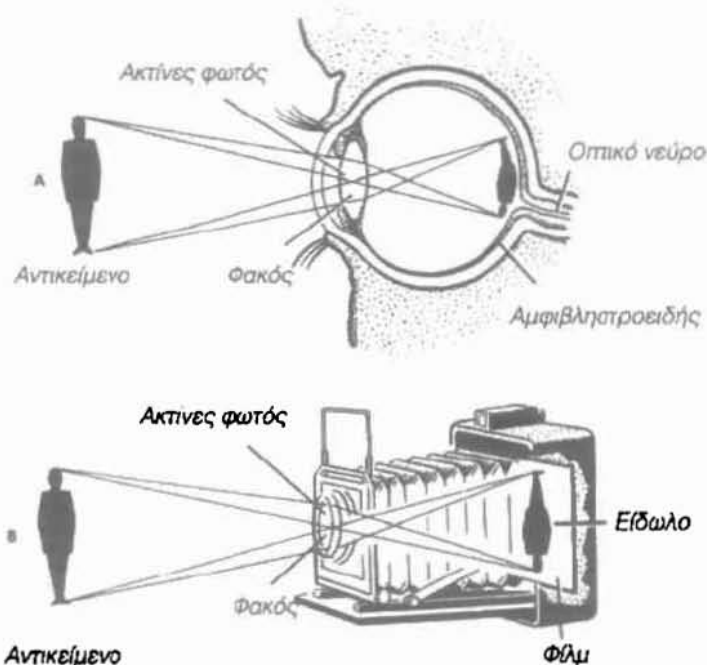
In the 3rd part we present the results from the application of the algorithms in the images while we compare it with the ground truth.

Μέρος 1ο
Εισαγωγή

1.1 Εισαγωγικά

Η όραση είναι μια από τις πέντε αισθήσεις του ανθρώπου, ίσως η βασικότερη, αφού το μεγαλύτερο ποσοστό των πληροφοριών που λαμβάνονται σε καθημερινή βάση είναι από την οπτική συσκευή. Το όργανο που είναι υπεύθυνο για τις λειτουργίες της όρασης στον άνθρωπο είναι ο οφθαλμός και όλα τα ανατομικά στοιχεία τα οποία συνδέονται με αυτό. Ο οφθαλμός θα μπορούσε να προσομοιαστεί ως μια φωτογραφική μηχανή (Σχήμα 1.1) αφού λαμβάνει εικόνες από το περιβάλλον, με λειτουργίες όπως η αυτόματη εστίαση (προσαρμογή κρυσταλοειδή φακού), η αυτόματη προσαρμογή σε συνθήκες ελάχιστου φωτισμού (σκοτοπική όραση), ο αυτόματος καθαρισμός των φακών της (εκκρίσεις δακρυϊκού αδένου), η αποτύπωση της λαμβανόμενης εικόνας σε φιλμ (προβολή στην επιφάνεια του αμφιβληστροειδή) και η ταχυστάτη σύνδεση με έναν υπολογιστή τελευταίας τεχνολογίας (οπτικό νεύρο).

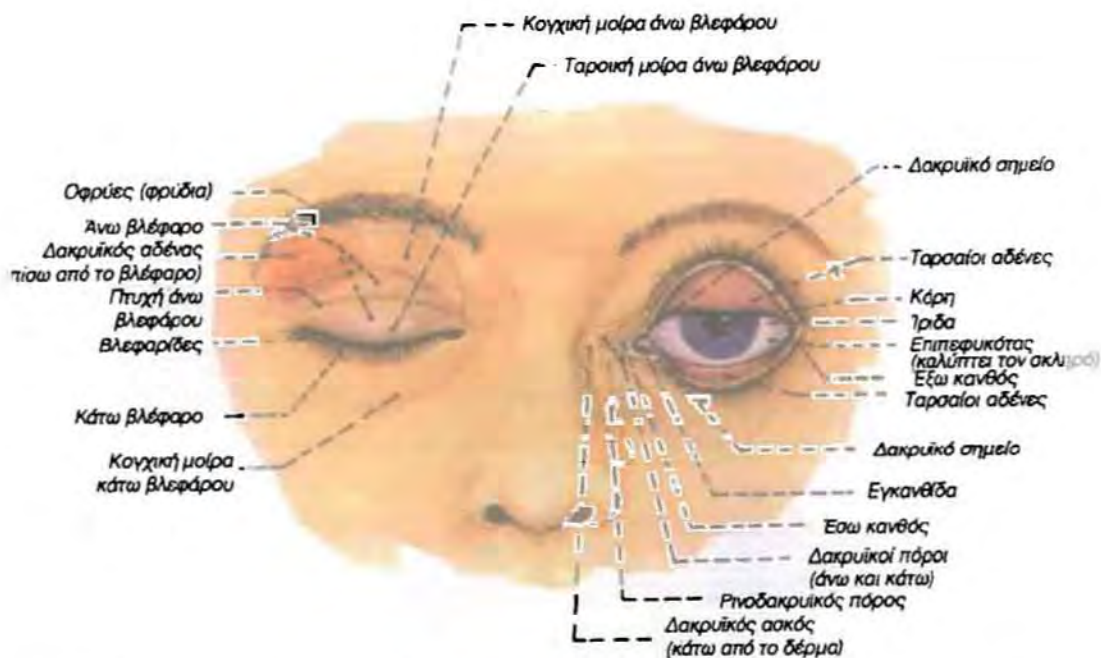
Η συνεισφορά του ανθρώπινου οφθαλμού στην επεξεργασία των δεδομένων της όρασης είναι προκαταρκτική, δηλαδή, το μάτι συλλέγει την ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία στο ορατό φάσμα (400nm – 700nm) και τη μεταβιβάζει στις ανώτερες ιεραρχικά δομές του εγκεφαλικού ινιακού λοβού ως βιοηλεκτρικό σήμα, οι οποίες τέλος, τη μεταφράζουν σε αντίληψη της πραγματικότητας.



α β Σχήμα 1.1 Σχηματικά ο μηχανισμός της όρασης (α) σε σύγκριση με τη λειτουργία μιας φωτογραφικής μηχανής(β) [2].

1.1.1 Εξωτερική όψη

Όταν λέμε "οφθαλμό", εννοούμε το βολβό που έχει σχήμα σφαίρας μαζί με τα διάφορα εξαρτήματα του. Αυτά μπορεί να είναι προστατευτικά, όπως τα βλέφαρα, και επικουρικά μέρη, όπως οι οφθαλμοκινητικοί μύες, το δακρυϊκό σύστημα και ο επιπεφυκότας. Όταν εξετάζουμε εξωτερικά την περιοχή των ματιών βλέπουμε πως ο βολβός σκεπάζεται σε αρκετή έκταση από τα δύο βλέφαρα (το άνω και το κάτω) (Σχήμα 1.2). Η ανατομική θέση των οφθαλμών είναι η πρόσθια επιφάνεια του κρανίου.



Σχήμα 1.2 Εξωτερική όψη του οφθαλμού, με ανοιχτά βλέφαρα και αναστροφή του άνω βλέφαρου (δεξιά) και με κλειστά βλέφαρα (αριστερά)[2].

1.1.2 Ανατομία οφθαλμικού κόγχου

Ο οφθαλμικός βολβός προστατεύεται από μια οστέινη κοιλότητα στο κρανίο η οποία ονομάζεται *οφθαλμικός κόγχος*. Ο οφθαλμικός κόγχος τοποθετείται στο σπλαχνικό κρανίο. Έχει σχήμα τετράπλευρης πυραμίδας με την κορυφή προς τα πίσω, έσω και λίγο άνω. Υπάρχουν δύο κόγχοι, ένας από κάθε πλευρά του μέσου οβελιαίου επιπέδου της κεφαλής. Ο κόγχος από μπροστά κλείνεται από τα βλέφαρα και το βολβό του οφθαλμού. Το περιεχόμενο του κόγχου περιλαμβάνει τον οφθαλμό, το *δακρυϊκό αδέν*, λίπος, αιμοφόρα αγγεία, νεύρα, λείες και γραμμωτές μυϊκές ίνες, ελαστικό κολλαγόνο και χονδρικό ιστό.

Τρήματα και σχίσματα υπάρχουν μεταξύ του κόγχου και του μέσου βόθρου, των κόλπων του προσώπου και επιτρέπουν τη διόδο αγγείων και νεύρων. Το *οπτικό τρήμα* σχηματίζεται από τις ρίζες της ελάσσονος πτέρυγας του σφηνοειδούς οστού. Δίνει επικοινωνία μεταξύ της κοιλότητας του κόγχου και του μέσου κρανιακού βόθρου και χωρίζεται με λεπτή οστέινη δεσμίδα από το υπερκόγχιο σχίσμα. Από το οπτικό τρήμα εξέρχεται το οπτικό νεύρο και εισέρχεται στην κόγχη η οφθαλμική αρτηρία.

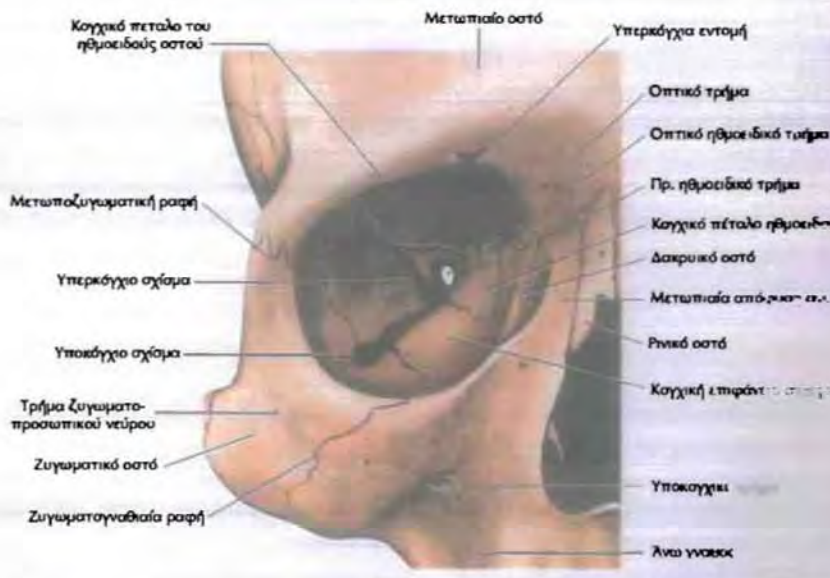
1.1.3 Ανατομία οφθαλμού

Αν πραγματοποιήσουμε οβελιαία τομή στον οφθαλμό μπορούμε να δούμε μέσα σε αυτόν δύο άνισους χώρους: έναν μικρότερο χώρο, τον χώρο του υδατοειδούς, ο οποίος βρίσκεται μπροστά από τον κρυσταλλοειδή φακό και έναν μεγαλύτερο, τον υαλοειδικό χώρο πίσω από τον φακό.

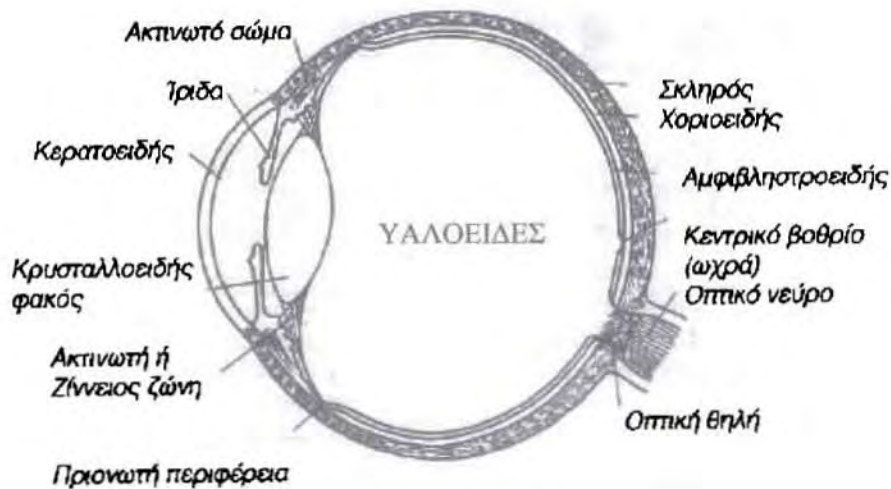
Ο χώρος του υαλοειδούς είναι γεμάτος από έναν πυκνόρρευστο υγρό, συνήθως σε κατάσταση γέλης (gel) το υαλοειδές ή υαλώδες σώμα. Οι χιτώνες του οφθαλμού εκτός από τον εξωτερικό που αποτελείται από τον κερατοειδή και σκληρό είναι:

1. ο *ραγοειδής* ή *αγγειώδης* χιτώνας.
2. ο *αμφιβληστροειδικός* χιτώνας που αποτελεί τον αισθητηριακό χιτώνα του οφθαλμού.

Ο αμφιβληστροειδής, ο οποίος μας ενδιαφέρει ιδιαίτερα, αν και αρχίζει να εκτείνεται από την κυκλική περιφέρεια της θηλής σταματά απότομα στην επίπεδη μοίρα του κυκλικού (ακτινωτού) σώματος. Η περιοχή αυτή ονομάζεται πριονωτή περιφέρεια και είναι μια οδοντωτή ζώνη που αποτελεί το τέλος του πολύστιβου αισθητηριακού αμφιβληστροειδή (Σχήμα 1.4).



Σχήμα 1.3 Ο οστέινος κόγχος: άποψη από εμπρός. Φαίνονται τα σημαντικότερα ανατομικά στοιχεία όπως τα οστά, τα τρήματα και τα σχίσματα [1].



Σχήμα 1.4 Οβελιαία παράσταση του ανθρώπινου οφθαλμού [2].

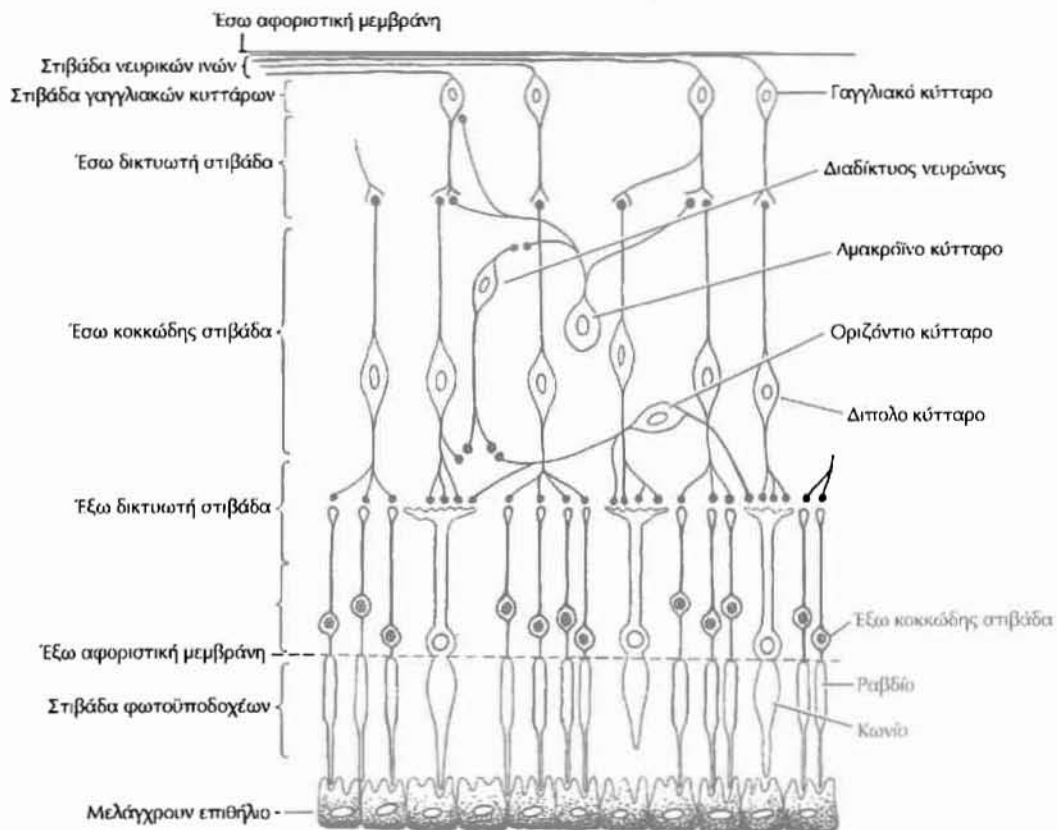
1.1.4 Ανατομία αμφιβληστροειδή

Ο αμφιβληστροειδής είναι ο εσωτερικός αισθητηριακός χιτώνας του βολβού του οφθαλμού και βρίσκεται μεταξύ του χοριοειδή και του υαλώδους σώματος. Έχει ιδιαίτερα περίπλοκη οργάνωση. Ο αμφιβληστροειδής εκτείνεται από την κυκλική περιφέρεια της θηλής του οπτικού νεύρου μέχρι την πριονωτή περιφέρεια.

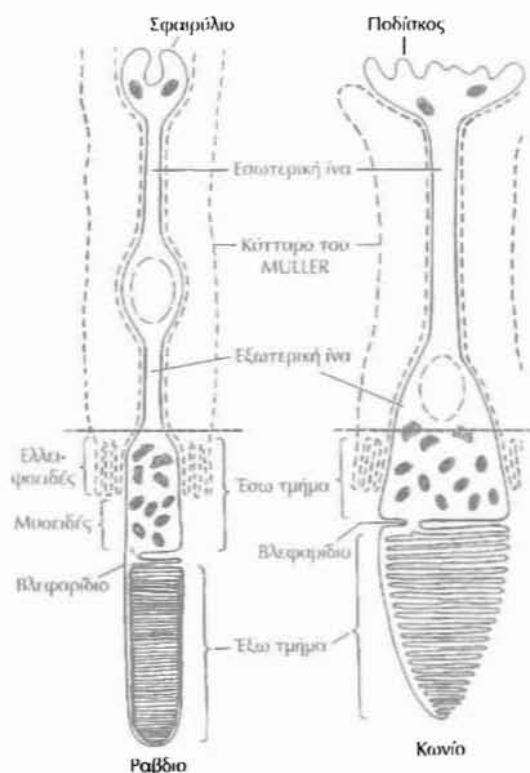
Ο αμφιβληστροειδής εμφανίζει μια έξω μελαγχρωματική μονόστιβη μοίρα, η οποία προέρχεται από την έξω στοιβάδα του οφθαλμικού κυστιδίου και είναι το μελάγχρουν επιθήλιο του αμφιβληστροειδή (M. E.) και μια έσω νευρική πολύστιβη μοίρα, η οποία προέρχεται από την έσω στοιβάδα του οφθαλμικού κυστιδίου και αποτελεί τον ιδίως αμφιβληστροειδή η νευρικό αμφιβληστροειδή.

Στον αμφιβληστροειδή η φωτεινή ενέργεια μετατρέπεται μετά από φωτοχημική διεργασία σε νευρικά σήματα (Σχήμα 1.6). Εδώ υπάρχουν οι τρεις πρώτοι νευρώνες της οπτικής οδού που θα μεταφέρει την οπτική πληροφορία μέχρι τα ανώτερα κέντρα όρασης στο κεντρικό νευρικό σύστημα. Αυτοί οι νευρώνες είναι οι φωτοϋποδοχείς (ραβδία και κωνία), τα δίπολα κύτταρα και τα γαγγλιακά κύτταρα (Σχήμα 1.5).

Υπάρχουν και άλλα νευρικά κύτταρα στον αμφιβληστροειδή τα οριζόντια και τα αμακροϊνά τα οποία επεξεργάζονται το νευρικό σήμα που παράγεται από τον οπτικό ερέθισμα. Έτσι μπορούμε να πούμε ότι ο αμφιβληστροειδής είναι ο χιτώνας του οφθαλμού στον οποίο τα οπτικά ερεθίσματα μετατρέπονται σε νευρικές ώσεις, υφίστανται μια ιδιαίτερη πολύπλοκη πρώτη επεξεργασία και στη συνέχεια μεταδίδονται προς το κεντρικό νευρικό σύστημα.



Σχήμα 1.5 Σχηματική παράσταση των στοιβάδων του αμφιβληστροειδή [1].



Σχήμα 1.6 Κύτταρα φωτοϋποδοχέων [1].

1.1.5 Δομή αμφιβληστροειδή

Ο αμφιβληστροειδής ιεραρχείται σε 10 στριβάδες στις οποίες η κάθε μια δεν αντιπροσωπεύει μια καινούρια κυτταρική σύνθεση και δεν είναι πραγματικές στριβάδες αλλά σχηματίζονται από το μελαγχρουν επιθήλιο, τα νευρωνικά κύτταρα του αμφιβληστροειδή και τις μεταξύ τους προεκβολές και συνάψεις.

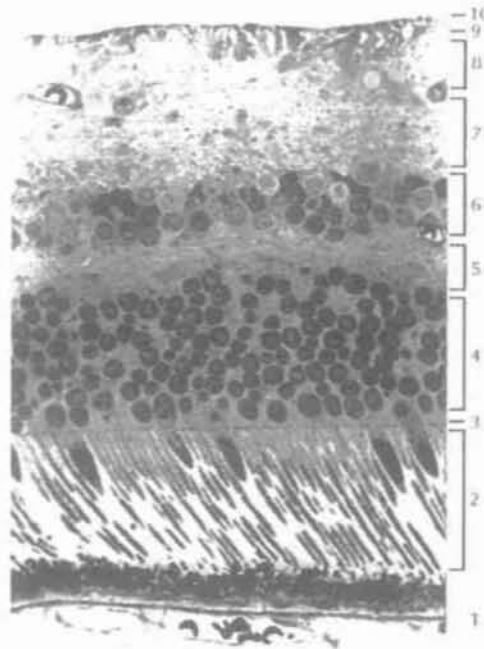
Οι 10 στριβάδες διατεταγμένες από έξω προς τα μέσα είναι οι ακόλουθες (Σχήμα 1.7):

1. Το μελαγχρουν επιθήλιο (Μ.Ε.)
2. Η στριβάδα των φωτοϋποδοχέων (ραβδία και κωνία)
3. Ο έξω αφοριστικός υμένας
4. Η έξω κοκκώδη στριβάδα
5. Η έξω δικτυωτή στριβάδα
6. Η έσω κοκκώδη στριβάδα
7. Η έσω δικτυωτή στριβάδα
8. Η στριβάδα των γαγγλιακών κυττάρων
9. Η στριβάδα των νευρικών ιών
10. Ο έσω αφοριστικός υμένας

Το μελαγχρουν επιθήλιο του αμφιβληστροειδή (Μ. Ε.) είναι η εξωτερική στριβάδα του αμφιβληστροειδή και σχηματίζεται από ένα μόνο στίχο κυττάρων τα οποία περιέχουν μελανοσώματα (μελανίνη) τα οποία απορροφούν ένα μέρος του φωτός που προσπίπτει στον χιτώνα και έτσι ελαττώνεται ο υπέρμετρος σκεδασμός του.

Επόμενες σημαντικές κυτταρικές δομές είναι οι φωτοϋποδοχείς. Στην κατηγορία αυτή ανήκουν τα *ραβδία* και τα *κωνία*, τα οποία είναι ειδικά αισθητηριακά κύτταρα που περιέχουν φωτοχρωστικές και απορροφούν τα φωτόνια της φωτεινής ακτινοβολίας. Οι ονομασίες κωνίο και ραβδίο προέρχονται από το σχήμα των φωτοϋποδοχέων. Εκείνο που χαρακτηρίζει ουσιαστικά τα ραβδία και τα κωνία είναι τα λειτουργικά τους χαρακτηριστικά,

δηλαδή, τα ραβδία ενεργοποιούνται σε χαμηλές εντάσεις φωτισμού, ενώ τα κωνία σε υψηλές εντάσεις φωτισμού.



Σχήμα 1.7 Μικρογραφία αμφιβληστροειδικού ιστού ολικού πάχους. Τα νούμερα αντιστοιχούν στις στιβάδες του αμφιβληστροειδούς και αναφέρονται στο κείμενο [1].

1.1.6 Αγγείωση και άρδευση του αμφιβληστροειδή

Η άρδευση του αμφιβληστροειδή προέρχεται για τις εσωτερικές στιβάδες του αμφιβληστροειδή από την Κεντρική Αρτηρία του Αμφιβληστροειδή (ΚΑΑ). Τα αμφιβληστροειδικά αγγεία προέρχονται από την ΚΑΑ και την Κεντρική Φλέβα του Αμφιβληστροειδή (ΚΦΑ).

Η ΚΑΑ είναι κλάδος της οφθαλμικής αρτηρίας που εκφύεται από την έσω καρωτίδα. Η ΚΑΑ εισέρχεται στον αμφιβληστροειδή μέσω του δίσκου της θηλής, συνήθως λίγο πιο ρινικά από το κέντρο. Διχάζεται σε άνω και κάτω κλάδο που στη συνέχεια ο καθένας διαιρείται σε κροταφικό και ρινικό. Οι διαίρεσεις αυτές συνεχίζονται προς την περιφέρεια ενώ οι κροταφικοί κλάδοι σχηματίζουν τόξα γύρω από την περιοχή της ωχράς στην πορεία τους προς τον περιφερικό αμφιβληστροειδή. Τα αγγεία βρίσκονται στη στιβάδα των νευρικών ινών ακριβώς κάτω από την έσω αφοριστική μεμβράνη. Τα αμφιβληστροειδικά αρτηρίδια εμφανίζουν διακλάδωση κατά ορθή γωνία στον οπίσθιο πόλο του οφθαλμού και διχοτομική ή σαν Y προς την περιφέρεια. Τα αγγεία του αμφιβληστροειδούς είναι τελικά και δεν αναστομώνονται (ενώνονται) σε οποιοδήποτε άλλο σύστημα αγγείων. Η ΚΑΑ μετά την είσοδο της στον αμφιβληστροειδή και κοντά στη θηλή χάνει το έσω ελαστικό πέταλο και την συνεχή μυϊκή στιβάδα και γίνεται αρτηρίδιο.

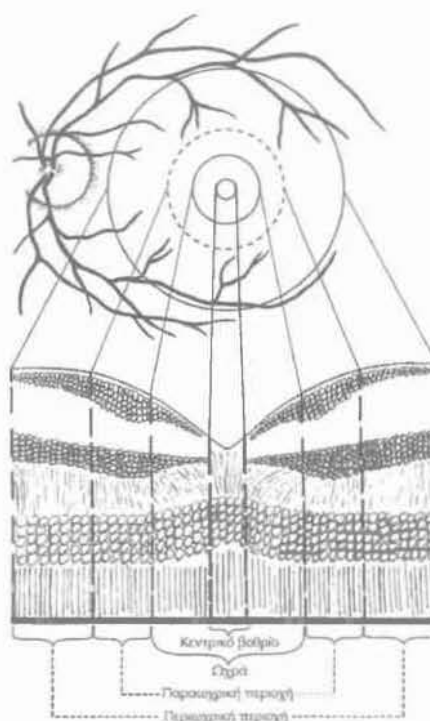
Μεταξύ των αρτηριδίων και των φλεβιδίων υπάρχει πλούσιο τριχοειδικό δίκτυο. Στην ουσία υπάρχουν δυο τριχοειδικά δίκτυα ένα εν τω βαθεί στην έσω κοκκιώδη στιβάδα, προς τη μεριά της έξω δικτυωτής στιβάδας και ένα επιφανειακό στη στιβάδα των γαγγλιακών κυττάρων και των νευρικών ινών. Ο αμφιβληστροειδής δεν έχει αγγεία πιο έξω από την έξω δικτυωτή στιβάδα.

Τα αμφιβληστροειδικά αγγεία περιβάλλονται από ανάγγεια ζώνη. Στην κεντρική περιοχή της ωχράς κηλίδας σε διάμετρο 0,5 mm απουσιάζουν πλήρως τα αγγεία ακόμη και τα τριχοειδή (Σχήμα 1.8). Η περιοχή αυτή αγγειώνεται μόνο από τα χοριοτριχοειδή και από τα γύρω τριχοειδή της ωχρικής περιοχής του αμφιβληστροειδή. Στην περιφέρεια η αγγείωση τερματίζει περίπου 1 mm από την προιονωτή περιφέρεια με σχηματισμό τριχοειδικών αγκυλών.

Τα αμφιβληστροειδικά τριχοειδή είναι κατασκευασμένα από 1 στίχο θυριδωτού ενδοθηλίου το οποίο περιβάλλεται από διακοπόμενη στιβάδα περικυττάρων. Τα περικύτταρα εμφανίζουν συσταλτικότητα που διευκολύνει την αιματική ροή.

1.1.7 Μέθοδοι οφθαλμικής απεικόνισης

Για να γίνει ορατός ο βυθός του οφθαλμού πρέπει να φωτισθεί κατάλληλα και η παρατήρηση του να γίνει στον ίδιο άξονα με του φωτισμού του. Η απεικόνιση των εσωτερικών οφθαλμολογικών δομών, βασίζεται στην ιδιότητα του αμφιβληστροειδή να αντανακλά τις φωτεινές ακτίνες οι οποίες προέρχονται από εστιασμένη απ' ευθείας φωτεινή πηγή. Έτσι, σε συνθήκες περιβάλλοντος φωτισμού ο βυθός δεν φαίνεται, ενώ όταν φωτισθεί κατάλληλα, φαίνεται το είδωλο του βυθού στο επίπεδο της κόρης σαν ροδόχρωμη κορική ανταύγεια. Ένα κατάλληλο οπτικό σύστημα, όπως π.χ. ένας συγκεντρωτικός φακός, μπορεί να συλλάβει τις ακτίνες που αναδύονται από τον φωτισμένο βυθό του εξεταζόμενου οφθαλμού και να τις εστιάσει για να συλλεχθούν. Η αντίληψη του ευκρινούς ειδώλου του φωτισμένου βυθού λέγεται *οφθαλμοσκόπηση*. Για την άνετη οφθαλμοσκόπηση είναι επιθυμητή η μέγιστη διαστολή της κόρης, -μυδρίαση-, η οποία επιτυγχάνεται με κατάλληλα φάρμακα, ανεξαρτήτως του φωτισμού. Η συλλογή των εικόνων της οφθαλμοσκόπησης γίνεται με το οφθαλμοσκόπιο.



Σχήμα 1.8 Περιοχές του αμφιβληστροειδούς και αντίστοιχη ιστολογική αρχιτεκτονική [1].

1.1.8 Τα μέσα οφθαλμοσκόπησης

Η *σχισμοειδής λυχνία* (slit lamp) μαζί με το άμεσο και το έμμεσο οφθαλμοσκόπιο αποτελούν τα πιο συχνά χρησιμοποιούμενα όργανα στην κλινική πράξη. Η σχισμοειδής λυχνία αποτελείται από ένα διόφθαλμο μικροσκόπιο συνδεδεμένο με μια ρυθμιζόμενη πηγή φωτός. Μεταξύ της φωτεινής πηγής και του εξεταζόμενου σημείου του οφθαλμού παρεμβάλλεται διάφραγμα που επιτρέπει τη μεταβολή των χαρακτηριστικών της φωτεινής δέσμης από τον εξεταστή. Στην καθημερινή πράξη η δέσμη αυτή του φωτός διατάσσεται έτσι ώστε να έχει σχισμοειδή μορφή και έτσι δίνει την ονομασία της σε αυτήν.

Υπάρχουν διαφορετικοί τύποι σχισμοειδούς λυχνίας, οι οποίοι έχουν τα ίδια βασικά χαρακτηριστικά. Η κατασκευή τους είναι τέτοια ώστε ο άξονας περιστροφής της φωτεινής δέσμης και του μικροσκοπίου να είναι κοινός. Επίσης, το σημείο εστίασης του μικροσκοπίου συμπίπτει με το σημείο εστίασης της φωτεινής δέσμης.

Ένα ακόμη κοινό σημείο είναι και η σημαντική απόσταση ανάμεσα στο μικροσκόπιο και το μάτι του ασθενή. Η απόσταση αυτή επιτρέπει χειρισμούς κατά την κλινική εξέταση και δίνει τη δυνατότητα να χρησιμοποιηθεί σειρά από ειδικούς φακούς που επιτρέπουν την εξέταση του υαλοειδούς υγρού και του αμφιβληστροειδή. Πέρα από αυτά το ίδιο το μικροσκόπιο περιέχει πρίσματα που μειώνουν το μήκος του, αντιστρέφουν το είδωλο κάθετα και οριζόντια έτσι ώστε να εμφανίζεται στον εξεταστή όρθιο και με τη σωστή θέση.

Η σχισμοειδής λυχνία με αλλαγές της δέσμης του φωτός και με τη χρήση ειδικών φίλτρων και επικουρικών οργάνων μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την εξέταση όλων των τμημάτων του οφθαλμού. Μερικές από αυτές τις χρήσεις περιγράφονται παρακάτω.

1. Χρήση της δέσμης:
 - a. Άμεσος εστιακός φωτισμός για την εξέταση του κερατοειδούς.
 - b. Διάχυτος φωτισμός για την εξέταση του κρυσταλλοειδούς φακού.
 - c. Πλάγιος φωτισμός.
 - d. Οπίσθιος φωτισμός όταν θέλουμε να απεικονίσουμε δομές που φωτίζονται από την αντανάκλαση του φωτός από τον χοριοειδή.
 - e. Κατοπτρική ανάκλαση για την εξέταση του ενδοθηλίου του κερατοειδούς.
 - f. Σκληρικός σκεδασμός.
2. Χρήση ειδικών φίλτρων:
 - a. Μπλε του κοβαλτίου για την τονομέτρηση (ενδοφθάλμια πίεση).
 - b. Πράσινο (ανέρυθρο) για την εξέταση του αμφιβληστροειδή.
3. Χρήση ειδικών χρωστικών:
 - a. Φλουορεσκεΐνη: Η φλουορεσκεΐνη σε μορφή σταγόνων χρησιμοποιείται ευρέως για την εξέταση τονομετρίας. Επίσης, η φλουορεσκεΐνη σε μορφή διαλύματος χρησιμοποιείται στην φλουοροαγγειογραφία μια μέθοδο απεικόνισης των αγγείων του βυθού.
4. Χρήση ειδικών φακών:
 - a. Ο φακός εξέτασης βυθού Goldmann: Ο φακός αυτός χρησιμοποιείται για την εξέταση του βυθού. Είναι κατασκευασμένος από οργανικό γυαλί, και έχει βάρος 2g. Η επιφάνεια του εφάπτεται στον κερατοειδή έχει διάμετρο 7.6mm και η πρόσθια επιφάνεια 15mm. Κατά την εξέταση ο φακός εφάπτεται στον αναισθητοποιημένο κερατοειδή με τη χρήση ειδικού υγρού πλήρωσης. Ο εξεταστής χαμηλώνει το κάτω βλέφαρο του ασθενή και τοποθετεί τον φακό στον οφθαλμό προσέχοντας να μην χαθεί το ειδικό υγρό και να μην παρεμβληθούν φυσαλίδες αέρα. Για την βυθοσκόπηση είναι απαραίτητη η μυδρίαση. Χρησιμοποιούνται κυρίως οι μεγεθύνσεις 10x και 16x.
 - b. Ο τριεδρικός (τρικατοπτρικός) φακός Goldmann: Ο φακός αυτός είναι φακός επαφής και χρησιμοποιείται για την εξέταση του αμφιβληστροειδή (Σχήμα 1.9). Είναι φτιαγμένος από οργανικό γυαλί και έχει σχήμα κώνου. Η πλευρά που εφάπτεται στον κερατοειδή έχει κοίλο σχήμα. Η κεντρική πλευρά του αμφιβληστροειδή εξετάζεται διαμέσου του κέντρου του φακού. Η περιφέρεια του αμφιβληστροειδή εξετάζεται με τη βοήθεια τριών επίπεδων καθρεπτών (έδρες) που είναι τοποθετημένοι σε διαφορετικές γωνίες (59°, 66° και 73°) σε σχέση με τον άξονα του φακού, ενώ η θέση τους αντιστοιχεί σε μεσημβρινούς που απέχουν μεταξύ τους 120°. Με τη βοήθεια των καθρεπτών αυτών είναι δυνατή η εξέταση διαφορετικών ζωνών της περιφέρειας του αμφιβληστροειδή.



Σχήμα 1.9 Φακός εξέτασης βυθού και ο τριεδρικός φακός Goldmann [1].

- c. Φακοί θετικών διοπτριών (78D-90D-60D-Superfield-Superupil): Είναι ισχυροί φακοί, οι οποίοι δεν εφάπτονται στο μάτι του ασθενή και σχηματίζουν πραγματικό ανεστραμμένο είδωλο του αμφιβληστροειδή. Το είδωλο στην συνέχεια μεγεθύνεται από το μικροσκόπιο της σχισμοειδούς λυχνίας. Φακοί με μεγαλύτερη ισχύ έχουν μεγαλύτερο πεδίο αλλά μικρότερη μεγέθυνση. Με τη χρήση ειδικών τεχνικών κατασκευάζονται φακοί που δίνουν μεγάλο πεδίο, αλλά και ικανοποιητική μεγέθυνση (Superfield), ή κάνουν δυνατή τη βυθοσκόπηση της περιφέρειας του αμφιβληστροειδούς χωρίς ικανοποιητική μυδρίαση (Superupil).
- d. Φακοί αρνητικών διοπτριών: Είναι φακοί που επιτρέπουν την εξέταση του αμφιβληστροειδή χωρίς να έρχονται σε επαφή με το μάτι του ασθενή. Έχουν το πλεονέκτημα, σε σχέση με τους παραπάνω επαπτόμενους φακούς, ότι σχηματίζουν ορθό είδωλο αλλά είναι πιο δύσκολοι στη χρήση.

Το άμεσο οφθαλμοσκόπιο (Σχήμα 1.10α) αποτελείται από πηγή που φωτίζει το βυθό και οπή, δια της οποίας γίνεται δυνατή η παρατήρηση του ειδώλου του, στον ίδιο άξονα με τον φωτισμό, χωρίς την παρεμβολή της προσπίπτουσας δέσμης. Δεν απαιτείται η παρεμβολή άλλων οπτικών συστημάτων και δεν είναι δυνατή η έμμεση παρατήρηση περιοχών που δεν φωτίζονται (άμεση οφθαλμοσκόπηση). Το είδωλο του βυθού σχηματίζεται πίσω από τον κρυσταλλοειδή φακό του εξεταζόμενου φανταστικό, μεγεθυμένο και ορθό. Η μέση απόσταση οφθαλμοσκόπησης είναι 3 cm. Το είδωλο του βυθού φαίνεται μεγεθυμένο κατά 15x.

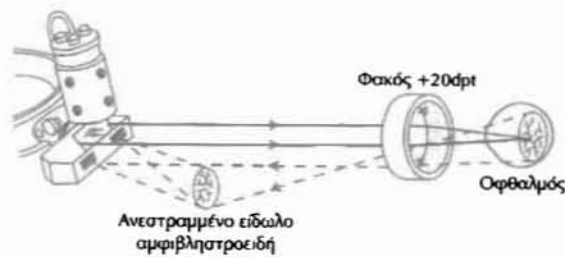


Σχήμα 1.10 Άμεσο (α) και έμμεσο οφθαλμοσκόπιο (β) [1].

Η άμεση οφθαλμοσκόπηση διενεργείται σε σκοτεινό χώρο. Το δεξί μάτι (του εξεταστή) εξετάζει το δεξί (του ασθενούς) και το αριστερό μάτι το αριστερό, ενώ ο εξεταζόμενος ατενίζει το άπειρο. Για την οφθαλμοσκόπηση της θηλής του οπτικού νεύρου, κατ' αρχήν, μέσα από την οπή παρατήρησης, εντοπίζεται στον χώρο ο οφθαλμός και εξετάζεται η κορική ανταύγεια. Στη συνέχεια με ελαφρώς λοξή προσπέλαση του βολβού, προς την κορυφή του κόγχου, γίνεται δυνατή η αντίληψη του ειδώλου του βυθού γύρω από

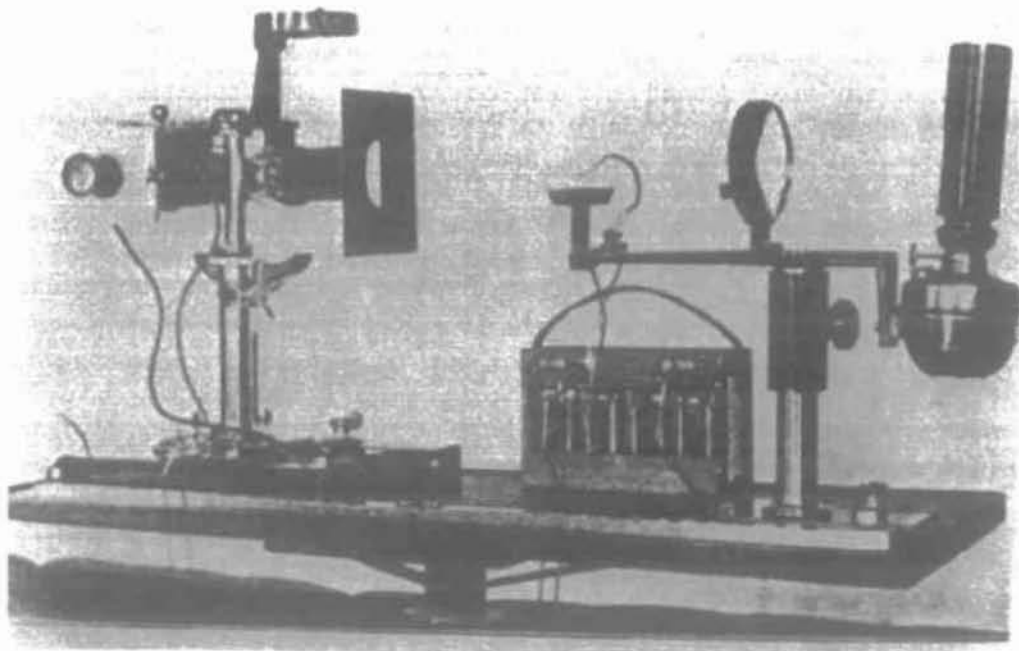
την θηλή. Η κλίση του οφθαλμοσκοπίου κροταφικά, ρινικά, προς τα πάνω και κάτω, καθιστά δυνατή της εξέταση του οπίσθιου πόλου και της μέσης περιφέρειας του βυθού.

Το έμμεσο οφθαλμοσκόπιο (Σχήμα 1.10β, 1.11) είναι ένα κοίλο κάτοπτρο με κεντρική οπή ή άλλη οπτική διάταξη, που συγκεντρώνει το φωτισμό εντός της υαλοειδούς κοιλότητας και φωτίζει έτσι διάχυτα το βυθό, ενώ ταυτόχρονα επιτρέπει την ομοαξονική του παρατήρηση. Μόλις ο βυθός φωτισθεί, το είδωλο του σχηματίζεται στο άπειρο, πραγματικό και ανεστραμμένο. Με την παρεμβολή συγκλίνοντος φακού σε απόσταση ανάλογη με την εστιακή του, το είδωλο του βυθού εστιάζεται σε πλησιέστερο επίπεδο. Σε αυτό το εστιασμένο είδωλο πρέπει να προσαρμοστεί ο εξετάζων οφθαλμός, που βλέπει το είδωλο του βυθού σαφές και περιστραμμένο κατά 180° γύρω από τον οπτικό άξονα. Η διάχυτα φωτιζόμενη περιοχή του βυθού είναι μεγαλύτερη από ότι κατά την άμεση οφθαλμοσκόπηση. Η μεγέθυνση κυμαίνεται από 2-5x.

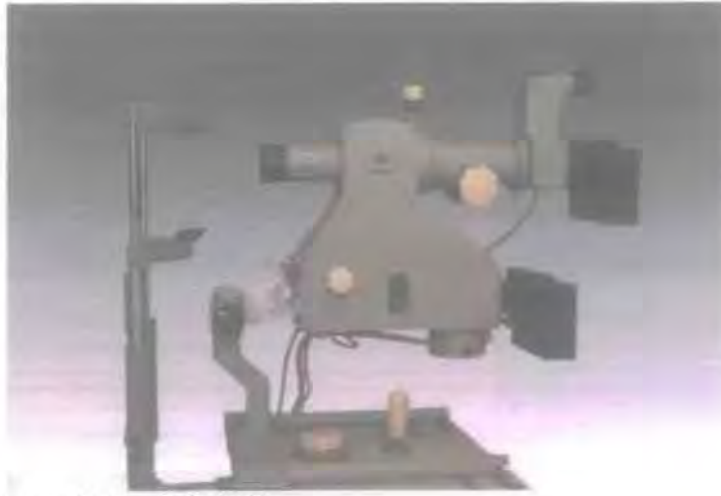


Σχήμα 1.11 Αρχή λειτουργίας του έμμεσου οφθαλμοσκοπίου [1].

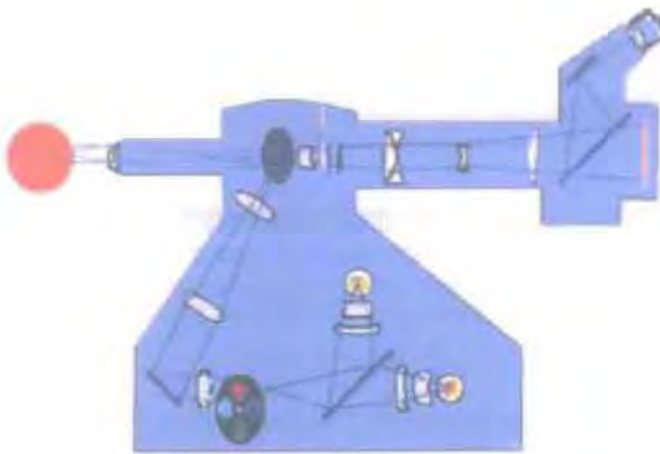
Μία επιπλέον μέθοδος είναι η φωτογράφιση του βυθού. Καθώς το είδωλο του φωτισμένου βυθού κατά την έμμεση οφθαλμοσκόπηση είναι πραγματικό, μπορεί να αποτυπωθεί με την χρήση φωτογραφική μηχανής ή κάμερας. Το εύρος του κεντρικού βυθού που είναι δυνατόν να φωτογραφηθεί κυμαίνεται συνήθως από 30° - 60° περί του οπτικού άξονα, ενώ είναι δυνατές και ειδικές λήψεις της μέσης περιφέρειας του βυθού. Διάφορα φίλτρα μπορεί να παρεμβληθούν για τη φωτογράφιση με ανέρυθρο φώς (560nm) και για την φλουοροαγγειογραφία (520-530nm).



Σχήμα 1.12 Η πρώτη στερεοσκοπική κάμερα βυθού (Thorner 1909) [3].



Σχήμα 1.13 Σύγχρονη κάμερα βυθού [6].



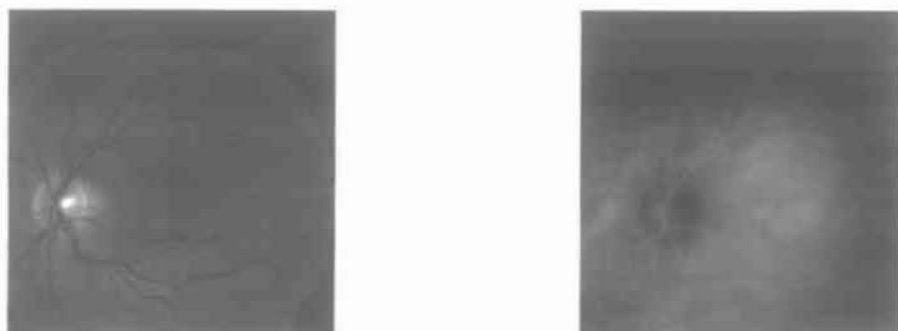
Σχήμα 1.14 Εσωτερικό τυπικής κάμερας βυθού [4].

Μια επιπλέον μέθοδος επισκόπησης του βυθού του ασθενή είναι η αγγειογραφία. Η αγγειογραφία αποτελεί δυναμική-φωτογραφική ή κινηματογραφική, διαγνωστική μέθοδο απεικόνισης της ενδοαγγειακής κυκλοφορίας του αίματος και της εξωαγγειακής διάχυσης των συστατικών του στο βυθό του οφθαλμού. Βασίζεται στο φαινόμενο του φθορισμού της νατριούχου φλουοροσκεΐνης ($C_{20}H_{12}O_5Na$ – μοριακού βάρους 376.67 daltons). Φθορισμός είναι η εκπομπή φωτός μεγαλύτερου μήκους κύματος, μετά τη συνεχή διέγερση από ηλεκτρομαγνητική ακτινοβολία (π.χ. διέγερση με μπλε φως 465-490nm, επανεκομπή στο κιτρινοπράσινο 520-530nm). Η απεικόνιση των αγγείων του βυθού αρχίζει 7 sec μετά την ταχεία έγχυση διαλύματος σε κεντρική φλέβα.

Η κινηματογραφική απεικόνιση της κυκλοφορίας του βυθού επιτυγχάνεται χάρη σε κυκλοφορικούς και ανατομικούς λόγους. Οι κυκλοφορικοί λόγοι, που καθιστούν δυνατή την φλουοροαγγειογραφία, είναι οι διαφορετικοί χρόνοι άφιξης και κυκλοφορίας του μετώπου αίματος που φέρει την χρωστική, το οποίο πρώτα φθάνει στον χοριοειδή και τη θηλή από τις οπίσθιες βραχείες ακτινοειδείς αρτηρίες και 1 sec αργότερα στον αμφιβληστροειδή από την κεντρική αρτηρία. Οι ανατομικοί λόγοι είναι, αφενός, η στιβαδωτή διάταξη των χιτώνων και αφετέρου, οι αδιαπέραστοι στη φλουοροσκεΐνη φραγμοί (έξω μελαχρο-επιθηλιακός, ενδοθηλιακός αιματο-αμφιβληστροειδικός φραγμός).

Τέλος γίνεται χρήση της αγγειογραφίας με πράσινο της ινδοκυανίνης. Το πράσινο της ινδοκυανίνης (Indocyanin green – ICG) συνδέεται κατά 90% με τις λιποπρωτεΐνες του πλάσματος με αποτέλεσμα, σε αντίθεση με τη φλουοροσκεΐνη, να μην εγκαταλείπει ούτε τα αγγεία του χοριοειδούς. Έτσι τα αγγεία του αμφιβληστροειδούς απεικονίζονται επί των αγγείων του χοριοειδούς, με αποτέλεσμα τη μειωμένη χωρική ανάλυση της εικόνας. Η ICG διεγείρεται από φως μεγάλου μήκους κύματος, κοντά στο υπέρυθρο και απεικονίζει τις εν τω

βαθεί βλάβες κάτω από το μελαγχρόν επιθήλιο. Η αγγειογραφία με ICG χρησιμοποιείται ως συμπλήρωμα της φλουοροαγγειογραφίας για την απεικόνιση της παθολογίας του χοριοειδούς.



Σχήμα 1.15 Α) Ανέρυθρη εικόνα αμφιβληστροειδούς (πριν την ενδοφλέβια χορήγηση φθορίζοντος υγρού, β) αγγειογραφία με χρήση πράσινου της Ινδοκυανίνης (ICG). Παρατηρείται μια συνεχή απεικόνιση των αγγείων του χοριοειδούς [1].

1.1.9 Δομές του φυσιολογικού βυθού

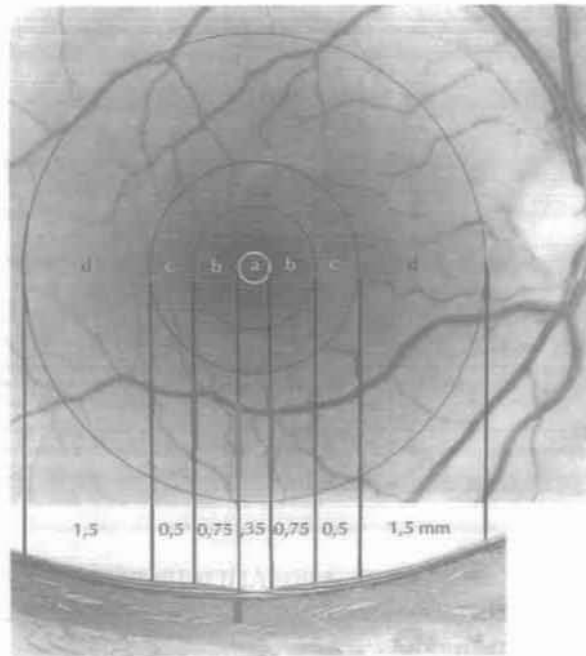
Ως βυθός ορίζεται η περιοχή που είναι οφθαλμοσκοπικά ορατή κατά την εξέταση του πυθμένα του βολβού. Διακρίνεται σε δύο ζώνες: τον *κεντρικό βυθό* και την *περιφέρεια του βυθού*, μέση και απώτερη.

Οφθαλμοσκοπικά, ως κεντρικός βυθός ή οπίσθιος πόλος του βολβού, νοείται η ελλειπτική περιοχή διαμέτρου 6-7.5 mm, που είναι ορατή, με μυδριασμένη κόρη, περί τις 30° -50° γύρω από τον άξονα της όρασης και εκτείνεται ανάμεσα σε ανατομικά σημαντικά στοιχεία, τη θηλή του οπτικού νεύρου ή αλλιώς και οπτικό δίσκο και τα μεγάλα αγγειακά τόξα, κροταφικούς κλάδους της κεντρικής αρτηρίας και φλέβας. Ως μέση περιφέρεια νοείται η προς τα εμπρός επόμενη ζώνη, μέχρι τον ισημερινό του βολβού και ως άπω περιφέρεια η ζώνη, από τον ισημερινό μέχρι την οδοντωτή περιφέρεια του αμφιβληστροειδούς και την αρχή της επίπεδης μοίρας του ακτινωτού σώματος. Ως ωχρά κηλίδα χαρακτηρίζεται ο κεντρικός βόθρος της ιστολογικά οριζόμενης ωχρικής περιοχής, ως ωχρικός βόθρος το κεντρικό βοθρίο και ως κεντρικό βοθρίο ο ανατομικός πυθμένας του κεντρικού βοθρίου (Σχήμα 1.16).

Η θηλή του οπτικού νεύρου φαίνεται σαν ροδοκίτρινος κυκλικός ή ελλειπτικός δίσκος, διαμέτρου 1.5 mm. Καθώς οι χιτώνες του βολβού δε φθάνουν πάντα ακριβώς ως το όριο της θηλής, είναι δυνατόν να παραμένει ακάλυπτος από μελάγχρον επιθήλιο.

Οι αρτηρίες του αμφιβληστροειδούς, κλάδοι της, κεντρικής του αρτηρίας, αναδύονται από το κέντρο της θηλής. Οι διακλαδώσεις ξεκινούν εμπρός ή πίσω από το ηθμοειδές πέταλο και κατανέμονται με παραλλαγές κατά τα άνω, κάτω ρινικό και κροταφικό τεταρτημόριο του βυθού. Οι αρτηρίες με διάμετρο αυλού από 100 έως 8μm, πορεύονται κατά τις επιφανειακές στιβάδες του αμφιβληστροειδούς. Παριστάνουν τελικές αρτηρίες καθώς διχοτομούνται διαρκώς κατά την πορεία τους και καταλήγουν χωρίς αναστομώσεις στην περιφέρεια. Περί το κεντρικό βοθρίο της ωχράς καταλήγουν σε τριχοειδικό δακτύλιο διαμέτρου 0.25 mm, εγκαταλείποντας κεντρική ανάγγεια περιοχή. Τα τριχοειδή, μέσης διαμέτρου 5μm, κατανέμονται σε δύο δίκτυα, ένα επιφανειακότερο κατά τη στιβάδα των οπτικών ινών και νευρικών κυττάρων και ένα βαθύτερο κατά την έσω κοκκώδη αντίστοιχα.

Οι φλέβες κατευθύνονται βαθύτερα, κατά την έσω κοκκώδη στιβάδα, ακολουθούν ανάλογη αλλά αντίστροφη προς τις αρτηρίες συμβολή και πορεία και σχηματίζουν κατά το ηθμοειδές πέταλο του σκληρού την, διαμέτρου αυλού 200μm, κεντρική φλέβα του αμφιβληστροειδούς.



Σχήμα 1.16 Κεντρική περιοχή του αμφιβληστροειδούς και περιοχή της ωχράς [1].

1.1.10 Παθολογία που προκαλεί αλλαγές αγγείων αμφιβληστροειδή

Πέρα από την φυσιολογική δομή του βυθού και τον αντίστοιχων χαρακτηριστικών του, κάποιες ασθένειες προκαλούν αλλοιώσεις στους χιτώνες, στην οπτική θηλή και στα αγγεία του στον αμφιβληστροειδή. Αυτές οι ασθένειες μπορούν να προκαλέσουν φυσικές αλλαγές στις φλέβες ή τις αρτηρίες όπως αλλαγή στις διαμέτρους, το χρώμα τους, την δημιουργία ανευρυσμάτων και γενικά αλλαγή στην μορφή τους όπως επίσης και νεοαγγείωση, δημιουργία δηλαδή καινούριων αγγείων. Παρακάτω θα περιγράψουμε τις πιο σημαντικές από αυτές.

ΔΙΑΒΗΤΙΚΗ ΑΜΦΙΒΛΗΣΤΡΟΕΙΔΟΠΑΘΕΙΑ (Δ.Α.)

Η ασθένεια αυτή είναι μικροαγγειοπάθεια, η οποία οφείλεται στον σακχαρώδη διαβήτη (Σ.Δ.) και προσβάλλει τον αμφιβληστροειδή. Η Δ.Α. είναι η κύρια αιτία σοβαρής αναπηρίας της όρασης για τις ηλικίες 20-64 ετών στις δυτικές-αναπτυγμένες χώρες, όπου η συχνότητα του διαβήτη στο γενικό πληθυσμό κυμαίνεται από 4-5%. Η διάρκεια του σακχαρώδη διαβήτη (Σ.Δ.) συνδέεται άμεσα με αυξημένη συχνότητα Δ.Α. τόσο σε ινσουλοεξαρτώμενους (Διαβήτη τύπου Ι) όσο και μη ινσουλοεξαρτώμενους διαβητικούς (Διαβήτη τύπου ΙΙ). Μετά από διάρκεια 20 ετών της νόσου το 99% των ασθενών με ινσουλοεξαρτώμενο και το 60% με μη ινσουλοεξαρτώμενο Σ.Δ. εμφανίζουν κάποιο βαθμό Δ.Α.

Ρεολογικοί και τοιχωματικοί παράγοντες συσχετίζουν την ύπαρξη του Σ.Δ. και της εμφάνισης της Δ.Α. Η συνεχή έκθεση σε παρατεταμένη γλυκαιμία επί μεγάλο χρονικό διάστημα προκαλεί βλάβη των αγγειακών τοιχωμάτων. Στα τριχοειδή του αμφιβληστροειδή παρατηρείται πάχυνση των αγγειακών τοιχωμάτων. Παράλληλα με τα παραπάνω υπάρχει αυξημένη συγκόλληση των αιμοπεταλίων και των ερυθροκυττάρων που ως αποτέλεσμα έχει την δυσκολία της ροής του αίματος.

Τα συμπτώματα της Δ.Α. ποικίλουν αναλόγως την βαρύτητα της. Οι παράγοντες που αναφέρθηκαν οδηγούν σε απόφραξη των τριχοειδών με συνέπεια την προοδευτική δυσκολία στην όραση. Η Δ.Α. διακρίνεται σε παραγωγική και μη παραγωγική.



Σχήμα 1.17 Χαρακτηριστικό παράδειγμα μεταβολής της όρασης σε ασθενή με διαβητική αμφιβληστροειδοπάθεια. Η α) είναι η κανονική εικόνα ενώ η β) μετά από την εκδήλωση της νόσου (βαριά μορφή) [5].

ΥΠΕΡΤΑΣΙΚΗ ΑΜΦΙΒΛΗΣΤΡΟΕΙΔΟΠΑΘΕΙΑ

Ως συστηματική αρτηριακή υπέρταση ορίζεται το ελάχιστο διαστολική πίεσης 90mmHg και το ελάχιστο της συστολικής πίεσης 140mmHg. Η συστηματική αρτηριακή υπέρταση μπορεί να προκαλέσει αλλοιώσεις και βλάβες που αφορούν στον αμφιβληστροειδή, στο χοριοειδή και στο οπτικό νεύρο. Τα πιο συχνά κλινικά ευρήματα στην υπερτασική αμφιβληστροειδοπάθεια είναι η στένωση και ή διεύρυνση των αρτηριδίων του αμφιβληστροειδή, πολυέλικτη-οφιοειδής πορεία των αρτηριδίων και αύξηση της αντανάκλασης στο φως των αγγείων.

ΑΓΓΕΙΑΚΕΣ ΑΠΟΦΡΑΞΕΙΣ

Οι αποφράξεις χωρίζονται σε φλεβικές, οι οποίες είναι πιο συχνές και στις αρτηριακές με συχνότερα αποτελέσματα νεοαγγείωση, συστολή φλεβών και αρτηριών. Παράγοντες που συνυπάρχουν για την εμφάνιση της φλεβικής απόφραξης είναι η συστηματική υπέρταση, η αρτηριοσκλήρυνση, ο σακχαρώδης διαβήτης, το κάπνισμα, η υπερμετρωπία και το γλαύκωμα. Αναλόγως την θέση στην οποία εντοπίζονται εμφανίζονται και αντίστοιχα κλινικά συμπτώματα όπως η διαστολή, η οφιοειδής πορεία των φλεβών και η νεοαγγείωση. Στην περίπτωση των αρτηριακών αποφράξεων οι αιτίες που την προκαλούν είναι:

1. Απόφραξη του αρτηριακού αυλού από έμβολα (θρόμβους).
2. Στένωση και απόφραξη αυλού λόγω αθηροσκλήρωσης και θρόμβωσης, και η αρτηριοσκλήρυνση.
3. Ελάττωση της άρδευσης του αμφιβληστροειδή λόγω συστηματικής υπότασης.

1.2 Αλγόριθμοι τμηματοποίησης αγγείων

Με τις τελευταίες επιστημονικές εξελίξεις στον τομέα της απεικονιστικής τεχνολογίας, η ιατρική απεικόνιση έχει αναπτυχθεί σε απαραίτητο εργαλείο για την κλινική πράξη. Οι πιο διαδεδομένες από τις χρησιμοποιούμενες τεχνολογίες περιλαμβάνουν την απεικόνιση μαγνητικού συντονισμού (Magnetic Resonance Imaging -MRI), η αξονική υπολογιστική τομογραφία (Computer Tomography -CT) η απεικόνιση υπερήχων (Ultrasound imaging -US) και η οφθαλμοσκόπηση που περιλαμβάνει την απεικόνιση του βυθού του αμφιβληστροειδούς. Η χρήση αυτών των τεχνολογιών στην καθημερινή κλινική πρακτική παράγει εικόνες οι οποίες περιλαμβάνουν αξιολογήσιμες πληροφορίες για τα ανατομικά χαρακτηριστικά και τους παθοφυσιολογικούς δείκτες του ασθενούς από τον ιατρό. Οι πληροφορίες αυτές δεν είναι δυνατό να εξαχθούν από την απλή παράθεση του ιστορικού ή την πρωτογενή εξέταση του ασθενούς. Σχεδόν για κάθε μία από τις προαναφερθείσες απεικονιστικές τεχνικές, έχουν αναπτυχθεί μέθοδοι για την απεικόνιση των αγγείων διαφόρων ανατομικών περιοχών του ανθρώπινου σώματος. Για την αγγειογραφία ακτίνων X

(X-Ray angiography) χρησιμοποιείται έγχυση ραδιοσκιερού υλικού και ψηφιακή αφαίρεση. Η χρήση απεικόνισης μαγνητικού συντονισμού επιτυγχάνει αγγειογραφία με χρήση κατάλληλων παλμοσειρών (Magnetic Resonance Angiography). Η καταγραφή των αγγείων του αμφιβληστροειδούς γίνεται μέσω της απλής οφθαλμοσκόπησης μέσω ψηφιακών οφθαλμοσκοπίων ή με χρήση της τεχνικής της φλουοροαγγειογραφίας (fluoroscopy), σύμφωνα με την οποία ενχύεται ενδοφλέβια φθορίζον υγρό (φλουοροσκεΐνη, ή ινδοκυανίνη) το οποίο και προκαλεί την έντονη καταγραφή των αγγείων.

Η απεικόνιση των αγγειακών δόμων σε ιατρικές εικόνες αποτελεί σημαντικό βήμα για τη διάγνωση και θεραπεία ασθενειών τόσο της οφθαλμολογίας, όσο και της συστηματικής κυκλοφορίας (βλ. 1.1.10 Παθολογία που προκαλεί αλλαγές αγγείων αμφιβληστροειδή). Επιπλέον το αμφιβληστροειδικό αγγειακό δίκτυο αποτελεί αντιπροσωπευτικό δείγμα για την μελέτη της συστηματικής κυκλοφορίας. Έτσι έχουν μελετηθεί μία σειρά υπολογιστικών προβλημάτων για την επίλυση διαφόρων πρακτικών εφαρμογών, όπως, η αυτοματοποιημένη τμηματοποίηση των αγγείων, η μέτρηση του πλάτους τους, η χωρική ταύτιση (spatial registration) των αγγείων ασθενούς που εληφθησαν σε διαφορετικές χρονικές στιγμές και η εφαρμογή αυτοματοποιημένης διάγνωσης σε συστήματα μηχανογράφησης ραδιολογικού εργαστηρίου (Radiology Information Systems –RIS).

1.2.1 Κατηγορίες Αλγόριθμων τμηματοποίησης

Σύμφωνα με την διεθνή βιβλιογραφία έχουν ερευνηθεί συγκεκριμένες τεχνικές τμηματοποίησης αγγείων οι οποίες χρησιμοποιούνται για την επεξεργασία των οφθαλμολογικών δεδομένων του ασθενούς αλλά και για την χωρική ταύτιση τους (registration) από διάφορες πηγές απεικονιστικών δεδομένων. Πιο συγκεκριμένα, οι αλγόριθμοι ή τεχνικές τμηματοποίησης μπορούν να χωριστούν στις ακόλουθες κύριες κατηγορίες: (1) τεχνικές αναγνώρισης πρότυπων, (2) προσεγγίσεις βάσει μοντέλων, (3) προσεγγίσεις βάσει ιχνηλάτησης (tracking-based), (4) τεχνικές βασισμένες στην τεχνητή νοημοσύνη και τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Οι κατηγορίες αυτές περιλαμβάνουν επιμέρους μεθόδους οι οποίες συνήθως εμπεριέχουν το στάδιο της προεπεξεργασία της βιοϊατρικής εικόνας. Στην μελέτη των C. Kirbas και F. K. H. Quek [7], συνοψίζονται πρόσφατες τεχνικές στην τμηματοποίηση αγγείων και αναλύονται οι πιο πάνω κατηγορίες.

1.2.2 Τεχνικές Αναγνώρισης Πρότυπων

Η τμηματοποίηση με χρήση μεθόδων αναγνώρισης πρότυπων έχει σχέση με την αυτόματη ανίχνευση ή κατηγοριοποίηση αντικειμένων ή και χαρακτηριστικών. Ο άνθρωπος έχει πολύ μεγάλη προσαρμοστικότητα και δυνατότητα στην επίλυση προβλημάτων τα οποία απαιτούν την χρήση μεθόδων αναγνώρισης πρότυπων. Όποτε μερικές τεχνικές χρησιμοποιούν την φυσική δυνατότητα του ανθρώπου στην αναγνώριση πρότυπων και την προσαρμόζουν στα υπολογιστικά συστήματα. Στο πεδίο της τμηματοποίησης αγγείων οι τεχνικές αναγνώρισης πρότυπων έχουν ως στόχο τον εντοπισμό της δομής και των χαρακτηριστικών των αγγείων αυτοματοποιημένα. Σύμφωνα με την διεθνή βιβλιογραφία οι μέθοδοι τμηματοποίησης αναγνώρισης προτύπων χωρίζονται σε έξη υποκατηγορίες: (1) προσέγγιση πολύ-κλιμάκωσης, (2) προσεγγίσεις βασισμένες στον σκελετό της εικόνας (κεντρικός άξονας), (3) μέθοδοι ανάπτυξης περιοχών, (4) μέθοδοι διαφορικής γεωμετρίας, (5) μέθοδοι φίλτρου ταιριάσματος και (6) μέθοδοι μορφολογικών τελεστών.

1.2.3 Τεχνικές Πολύ-κλιμάκωσης

Οι τεχνικές αυτές πραγματοποιούν διεργασίες τμηματοποίησης στις διαφορετικές αναλύσεις της εικόνας. Το ουσιαστικότερο πλεονέκτημα αυτής της τεχνικής είναι η ταχύτητα επεξεργασίας της εικόνας. Οι βασικές δομές όπως τα μεγάλα αγγεία μπορούν να εξαχθούν από χαμηλότερες αναλύσεις της εικόνας ενώ τα μικρά αγγεία από υψηλότερες. Ένα

πλεονέκτημα είναι η αυξημένη αντοχή (robustness) αφού τα μεγάλα αγγεία εξάγονται από χαμηλότερες αναλύσεις και στη συνέχεια οι διακλαδώσεις ή τα μικρότερα αγγεία από υψηλότερες.

Παραδείγματα εφαρμογής της πιο πάνω τεχνικής εμφανίζονται στην μελέτη των A. Sarwal and A. P. Dhawan [8] στην οποία ανακατασκευάζονται τρισδιάστατες στεφανιαίες αρτηρίες από τρεις διαφορετικές οπτικές γωνίες με ταίριασμα των διακλαδώσεων σε κάθε οπτική πλευρά. Η μέθοδος τους βασίζεται στη χρήση γραμμικού προγραμματισμού. Για την βελτίωση της αντοχής (robustness) της μεθόδου αναφορικά με το ταίριασμα, η διαδικασία ταίριασματος πραγματοποιείται σε τρεις διαφορετικές αναλύσεις της εικόνας. Οι ισχυρότεροι κλάδοι του αγγειακού δένδρου εξάγονται σε μεγαλύτερες αναλύσεις ενώ οι πιο αδύναμοι κλάδοι από χαμηλότερες αναλύσεις. Τα αποτελέσματα της πιο πάνω τεχνικής στη συνέχεια χρησιμοποιούνται για την τρισδιάστατη ανακατασκευή.

1.2.4 Τεχνικές Βασισμένες στον Σκελετό

Οι τεχνικές αυτές εξάγουν τον κεντρικό άξονα των αγγείων μιας εικόνας. Στη συνέχεια το δίκτυο των αγγείων δημιουργείται με την ένωση των κεντρικών αξόνων. Διαφορετικές τεχνικές χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή των κεντρικών αξόνων μερικές από τις οποίες είναι οι εξής: (1) εφαρμογή κατωφλιοποίησης (thresholding) και στη συνέχεια ένωση των περιοχών, (2) κατωφλιοποίηση και στη συνέχεια εφαρμογή μεθόδων λέπτυνσης των αξόνων και (3) απομόνωση των κεντρικών αξόνων με χρήση γράφων (graph). Σε μερικές εφαρμογές στις οποίες τα απεικονιστικά δεδομένα είναι τρισδιάστατα τα αποτελέσματα της εφαρμογής των μεθόδων τμηματοποίησης τα οποία βασίζονται στην εύρεση του κεντρικού άξονα συνδυάζονται ώστε να προκύψει το αγγειακό δίκτυο.

Επίσης, οι Y. Kawata και συν. [9] περιγράφουν στην μελέτη τους την προσέγγιση τους για την ανάλυση της αγγειακής δομής και τον εντοπισμό διάφορων ασθενειών που σχετίζονται με τα αγγεία από απεικονιστικά δεδομένα προερχόμενα από κωνοειδούς ακτίνας CT εικόνες (cone-beam CT images). Αρχικά, μια διαδικασία περιγραφής με γράφους εξάγει τις καμπυλόγραμμες δομές κεντρικών αξόνων του αγγειακού δικτύωματος με χρήση κατωφλιοποίησης, εξαφάνισης μικρών συνδεδεμένων στοιχείων και τρισδιάστατης σύμπτυξης. Τέλος, μια διεργασία τρισδιάστατης αναπαράστασης επιφανειών εξάγει τα χαρακτηριστικά των κυρτών και κοίλων μορφών των αγγειακών επιφανειών.

1.2.5 Τεχνικές Ανάπτυξης Περιοχών

Οι τεχνικές αυτές τμηματοποιούν τα εικονοστοιχεία τα οποία ανήκουν σε ένα αντικείμενο σε περιοχές. Η κατάτμηση πραγματοποιείται κάνοντας χρήση προκαθορισμένων κριτηρίων. Για το λόγο αυτό μπορούμε να ορίσουμε δυο κριτήρια αυτό της ομοιότητας και της αυτό χωρικής εγγύτητας. Έτσι, δυο εικονοστοιχεία μπορούν να συσχετισθούν ως όμοια (ανήκουν στο ίδιο αντικείμενο) αν έχουν ίδια χαρακτηριστικά φωτεινότητας ή αν είναι κοντά μεταξύ τους. Η απλή εφαρμογή της τμηματοποίησης περιλαμβάνει την διαδικασία της κατωφλιοποίησης και στη συνέχεια επισήμανσης (labeling) των στοιχείων. Μια άλλη μέθοδος είναι να βρεθούν τα όρια των περιοχών μέσω της ανίχνευσης ακμών και στη συνέχεια η διαδικασία της τμηματοποίησης να χρησιμοποιήσει αυτές τις πληροφορίες για να εξάγει τις περιοχές. Το βασικό μειονέκτημα στην μέθοδο της ανάπτυξης περιοχών είναι ότι αρκετά συχνά χρειάζεται ένα σημείο αρχικοποίησης («σπόρος» -seed point) για την έναρξη της διαδικασίας τμηματοποίησης, το οποίο απαιτεί την αλληλεπίδραση του χρήστη. Επίσης, λόγω των διαφορών στην ένταση της φωτεινότητας στις περιοχές της εικόνας μπορεί να εμφανιστεί το φαινόμενο της υπερτμηματοποίησης το οποίο έχει ως αποτέλεσμα την δημιουργία τρύπας στην εικόνα. Ως αποτέλεσμα των παραπάνω μπορεί να χρειαστεί να πραγματοποιηθεί ένα είδος μετά-επεξεργασίας των τμηματοποιημένων αποτελεσμάτων.

Οι J. F. O'Brien και N. F. Ezquerria [10] στην μελέτη τους αναπτύσσουν μια μέθοδο για την αυτόματη τμηματοποίηση των στεφανιαίων αρτηριών από αγγειογραφήματα βασισμένη σε χρονικούς, χωρικούς, και δομικούς περιορισμούς. Σαν πρώτο βήμα προ-

επεξεργασίας ο αλγόριθμος φιλτράρει την εικόνα με ένα χαμηλοπερατό (low-pass) φίλτρο. Σαν δεύτερο βήμα, ο χρήστης επιλέγει τα αρχικά στοιχεία (seeds). Στη συνέχεια, το σύστημα εφαρμόζει την μέθοδο της ανάπτυξης περιοχών από αυτά τα επιλεγμένα σημεία ώστε να εξάγει τις αρχικές θέσεις των αγγείων της εικόνας. Αφού, εξαχθούν τα αρχικά αγγεία, πραγματοποιείται μια διαδικασία εξαγωγής του σκελετού εφαρμόζοντας μια δοκιμασία τύπου μπαλονιού (balloon test). Πιο συγκεκριμένα, αρχικά ένας δίσκος αρχικοποιείται στο υπό έλεγχο σημείο και διευρύνεται ως ότου συναντήσει ένα εικονοστοιχείο υποβάθρου (αυτή η περίπτωση ονομάζεται χτύπημα -hit). Αν στο ίδιο pixel εμφανιστούν δύο χτυπήματα σε αντιδιαμετρικά ίσες αποστάσεις από το κεντρικό σημείο τότε το κεντρικό pixel αποτελεί ένα σημείο του κεντρικού άξονα του αγγείου (centerline). Μετά την διαδικασία σκελετοποίησης στα τμήματα των αγγείων τα οποία δεν εντοπίστηκαν εφαρμόζεται ένας αλγόριθμος χωρικής επέκτασης.

1.2.6 Τεχνικές Διαφορικής Γεωμετρίας

Οι τεχνικές αυτές θεωρούν τις εικόνες ως χάρτες υψόμετρου με την έννοια ότι σε κάθε pixel αντιστοιχεί ένα συγκεκριμένο υψόμετρο ανάλογα με την τιμή του. Έτσι μια δισδιάστατη εικόνα μπορεί να αναπαρασταθεί σαν μια τρισδιάστατη επιφάνεια στην οποία η τρίτη διάσταση είναι το ύψος. Αν αρχίσουμε από ένα τυχαίο εικονοστοιχείο σε αυτό τον χάρτη και ακολουθήσουμε το κατά μήκος ίχνος τις πιο απότομης σε κλίση διαδρομής θα φτάσουμε σε ένα τοπικό μέγιστο το οποίο αποτελεί μια κορυφογραμμή. Οι κορυφές είναι αμετάβλητες στους συσχετισμένους γεωμετρικούς μετασχηματισμούς (affine geometric transformation). Αυτές οι ιδιότητες χρησιμοποιούνται στην κατηγοριοποίηση των βιοϊατρικών εικόνων. Στη διαφορική γεωμετρία μια τρισδιάστατη επιφάνεια μπορεί να περιγράψει από δυο βασικά μεγέθη καμπυλότητας, την μέγιστη καμπυλότητα, την ελάχιστη καμπυλότητα και τις αντίστοιχες κατευθύνσεις οι οποίες ονομάζονται βασικές κατευθύνσεις και είναι ορθοκανονικές, δηλαδή, σχηματίζουν ορθή γωνία μεταξύ τους. Αυτά τα χαρακτηριστικά είναι επίσης αμετάβλητα υπό την επίδραση συνδεδεμένων μετασχηματισμών (affine transformation) και για αυτό το λόγο χρησιμοποιούνται ευρύτατα στην τμηματοποίηση αγγείων (vessel segmentation) και την χωρική ταύτιση (spatial registration) ιατρικών εικόνων. Τα βασικά μεγέθη καμπυλότητας αντιστοιχούν στις ιδιοτιμές του πίνακα Weingarten και οι αντίστοιχες κατευθύνσεις στα ιδιοδιανύσματα του ίδιου πίνακα. Τα σημεία των κορυφών (crest), τα οποία είναι φυσικά χαρακτηριστικά των επιφανειών, αποτελούν το τοπικό μέγιστο της μέγιστης καμπυλότητας της επιφάνειας. Τα σημεία των κορυφών (crest) της επιφάνειας αντιστοιχούν στους κεντρικούς άξονες των αγγειακών δόμων.

Οι E. Bullitt and S. R. Aylward [11] στην μελέτη τους περιγράφουν τον προσδιορισμό του αγγειακού δένδρου μέσω εικόνας τρισδιάστατου όγκου. Αρχικά το στάδιο της τμηματοποίησης ξεκινά με τον καθορισμό των αρχικών σημείων (seeds) σε κάθε αγγείο του δικτύωματος. Στη συνέχεια, καθορίζεται ένας χάρτης κορυφής (ένταση) ο οποίος αναπαριστά τον κεντρικό άξονα των αγγείων. Επίσης, σε κάθε σημείο της κορυφής υπολογίζεται η διάμετρος. Τέλος, το δίκτυο των αγγείων παρουσιάζεται με έναν γράφο στον οποίο το κάθε αγγείο περιέχει πληροφορίες για την θέση σε σχέση με τα υπόλοιπα.

Η εργασία των J. J. Staal και συν. [12] πραγματεύεται τον εντοπισμό των κορυφογραμμών των αγγείων μέσω του Εσσιανού πίνακα και στη συνέχεια πραγματοποιείται ανάπτυξη περιοχών στα σημεία που ικανοποιούν κάποια κριτήρια. Τέλος επιλέγονται κάποια χαρακτηριστικά στοιχεία για την κατηγοριοποίηση τους από τα pixel τα οποία βρέθηκαν ως αγγεία. Η εργασία αυτή θα χρησιμοποιηθεί για να συγκρίνουμε τα αποτελέσματα μας (βλ. 3.2.1 Τμηματοποίηση). Στην εργασία – ανασκόπηση των M. Sofka και συν. [13] περιγράφεται η χρήση του Εσσιανού πίνακα σε διαφορετική κλίμακα εικόνας, ενώ στην εργασία των A. F. Frangi και συν. [14] περιγράφεται ο ορισμός και η χρήση του μέτρου αγγείωσης, βασισμένο και πάλι στον Εσσιανό πίνακα της εικόνας. Επίσης, η μέθοδος που περιγράφεται από τους F. Zana και J. Klein [15] αποτελεί συνδυασμό εφαρμογής διαφορικής γεωμετρίας και μορφολογικών τελεστών. Πιο συγκεκριμένα βασίζεται στο γεγονός ότι τα αγγειακά πρότυπα σε εικόνες αμφιβληστροειδή είναι φωτεινά χαρακτηριστικά τα οποία περιγράφονται από

μορφολογικές ιδιότητες όπως, η γραμμικότητα, η συνδετικότητα και η καμπυλότητα των αγγείων. Έτσι χρησιμοποιείται μορφολογία για τον τονισμό των αγγείων. Όμως επειδή και πρότυπα του background ταιριάζουν σε αυτήν την περιγραφή συνδυάζονται όλα τα παραπάνω με την συνεκτικότητα της καμπυλότητας. Ο αλγόριθμος αποτελείται από τα παρακάτω βήματα: 1) αποθορυβοποίηση, 2)φιλτράρισμα με ένα γκαουσιανό φίλτρο για την ενίσχυση συγκεκριμένων δομών, 3)εκτίμηση της καμπυλότητας και 4) γραμμικό φιλτράρισμα. Η μέθοδος αυτή χρησιμοποιείται για τη σύγκριση των αποτελεσμάτων μας (βλ. 3.2.1 Τμηματοποίηση)

Οι K. Kriessan και συν. [16] στην μελέτη τους περιγράφουν μια μέθοδο κατευθυντικής ανισοτροπικής διάχυσης (Directional Anisotropic Diffusion -DAD) η οποία υπολογίζεται μέσω συνέλιξης με μια γκαουσιανή συνάρτησης ώστε να μειωθεί ο θόρυβος στην εικόνα. Η μέθοδος τους, η οποία είναι μια πιο γενική μορφή της μελέτης των P. Perona και J. Malik [17], βασίζεται στην διαφόριση της διάχυσης στην κατεύθυνση της κλήσης και στην κατεύθυνση της ελαχίστης και μεγίστης καμπυλότητας. Η κατευθυντική ανισοτροπική διάχυση μειώνει τον θόρυβο στην εικόνα χωρίς να εισάγει στοιχειά θόλωσης της εικόνας. Ο αλγόριθμος εφαρμόζεται σε ένα phantom set (εικόνες τεχνητά φτιαγμένες) που περιέχει εικόνες σχήματος τοροειδούς (torus) με διαφορετικές ακτίνες και ένα σετ από εικόνες αγγείων. Τέλος πραγματοποιείται μια σύγκριση των αποτελεσμάτων της μεθόδου της ανισοτροπικής διάχυσης και της μεθόδου της γκαουσιανής συνέλιξης.

Επίσης, στην εργασία τους οι M. E. Martinez-Perez και συν. [18] εφαρμόζουν μεθόδους βασισμένες στη διαφορική γεωμετρία ως εξής: Αρχικά εντοπίζουν τις κορυφογραμμές (ridges) των εικόνων οι οποίες αποτελούν τα αγγεία μέσω της επεξεργασίας του Εσσιανού πίνακα και αφού βρουν τα κεντρικά σημεία των αγγείων εφαρμόζοντας την τεχνική της ανάπτυξης περιοχών ώστε να εξάγουν το τελικό αποτέλεσμα της τμηματοποίησης. Η εργασία είναι σημαντική γιατί θα την χρησιμοποιήσουμε όπως και προηγούμενες για να συγκρίνουμε τα αποτελέσματα μας (βλ. 3.2.1 Τμηματοποίηση)

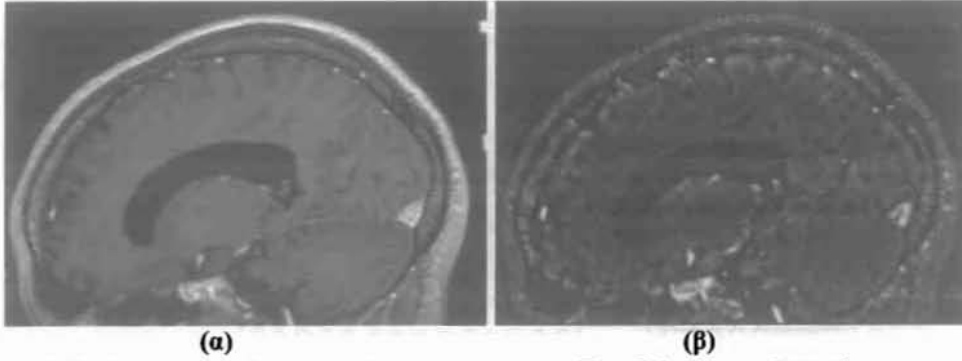
1.2.7 Τεχνικές Φίλτρου Ταιριάσματος (Matched Filtering)

Η τεχνική φίλτρου ταιριάσματος (matched filtering) αποτελεί μία από τις πρώτες τεχνικές που χρησιμοποιήθηκαν για την τμηματοποίηση αγγείων από δισδιάστατες (2D) και τρισδιάστατες (3D) εικόνες. Στην εργασία των S. C. Chaudhuri και συν. [20] θεωρούν ότι επειδή το προφίλ των αγγείων από εικόνες του αμφιβληστροειδή έχει μορφή η οποία προσεγγίζεται από μια συνάρτηση με γκαουσιανή καμπύλη μπορεί να εφαρμοστεί ένα περιστρεφόμενο δυσδιάστατο φίλτρο ταιριάσματος. Έτσι τα τμήματα των αγγείων σε διαφορετικές κατευθύνσεις και διαμέτρους μπορούν να τμηματοποιηθούν εφαρμόζοντας την πράξη της συνέλιξης μεταξύ της εικόνας και των διαφόρων περιστρεφμένων κατά 15° μοίρες εκδοχών του φίλτρου ταιριάσματος, σε συνδυασμό με διαφορετικές τιμές της τυπικής απόκλισης σ της γκαουσιανής και επιλέγοντας κάθε φορά την μεγαλύτερη απόκριση του φίλτρου. Τέλος, τα αγγεία εξάγονται με εφαρμογή κατωφλίωσης στο αποτέλεσμα της συνέλιξης. Η εργασία αυτή είναι σημαντική γιατί θα χρησιμοποιηθεί για την σύγκριση των αποτελεσμάτων μας (βλ. 3.2.1 Τμηματοποίηση). Όπως και η εργασία των X. Jiang και D. Mojon [19], σύμφωνα με την οποία προτείνεται μία μέθοδο προσαρμοστική τοπικής κατωφλιοποίησης η οποία εφαρμόζει ένα κατώφλι, του οποίου η τιμή του μεταβάλλεται, σε ένα pixel αναλόγως τα χαρακτηριστικά της γειτονίας του. Σειρά εργασιών (π.χ. G. K. Matsopoulos και συν. [21]) βασίστηκε στην εργασία [20]. Μία πιο πρόσφατη εργασία (A. Hoover και συν. [22]) χρησιμοποίησε τις προαναφερθείσες κατευθυντικές μάσκες και αξιοποίησε τοπικά και ολικά χαρακτηριστικά αγγείων για την τμηματοποίηση του αγγειακού δικτύου των αγγειογραφιών.

Μία διαφορετική προσέγγιση, αυτή των Nai-Xiang Lian και συν. [23] χρησιμοποίησε την παραδοχή ότι θεωρώντας τοπικά ευθύγραμμα αγγεία, η συσχέτιση της εικόνας σε κάθε σημείο με ένα παράθυρο κατάλληλου μεγέθους που εξάγεται από την ίδια εικόνα και

περιστρέφεται κατά 180° μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την τμηματοποίηση των αγγείων της εικόνας.

Άλλο παράδειγμα εφαρμογής της παραπάνω τεχνικής αποτελεί η εργασία των Y. Sato και συν. [24] στην οποία παρουσιάζεται ένα τρισδιάστατο πολύ-κλιμακωτό φίλτρο ενίσχυσης γραμμών για την τμηματοποίηση καμπυλόγραμμων δόμων σε ιατρικές εικόνες. Αυτό το φίλτρο βασίζεται στις κατευθυνόμενες δεύτερες παραγωγούς των εξομαλυμένων εικόνων μέσω πολύ-κλιμακωτών φίλτρων κατανομής τύπου Gaussian. Παράδειγμα της εφαρμογής του αλγορίθμου δίνεται παρακάτω (Σχήμα 1.18).



Σχήμα 1.18 Εικόνα που προέρχεται από MR και απεικονίζει οβελιαία τομή στο ύψος του κρανίου. Η α) είναι η αρχική εικόνα ενώ η β) μετά το φιλτράρισμα για την ενίσχυση των γραμμών. [24]

Η απλή συνέλιξη της εικόνας με τα φίλτρα ταιριάσματος δεν είναι αρκετή για την τμηματοποίηση των αγγειακών δόμων, έτσι συχνά επακολουθούν διαφορές μέθοδοι επεξεργασίας εικόνας όπως η καταωφλιοποίηση και η μέθοδος της ανάπτυξης περιοχών.

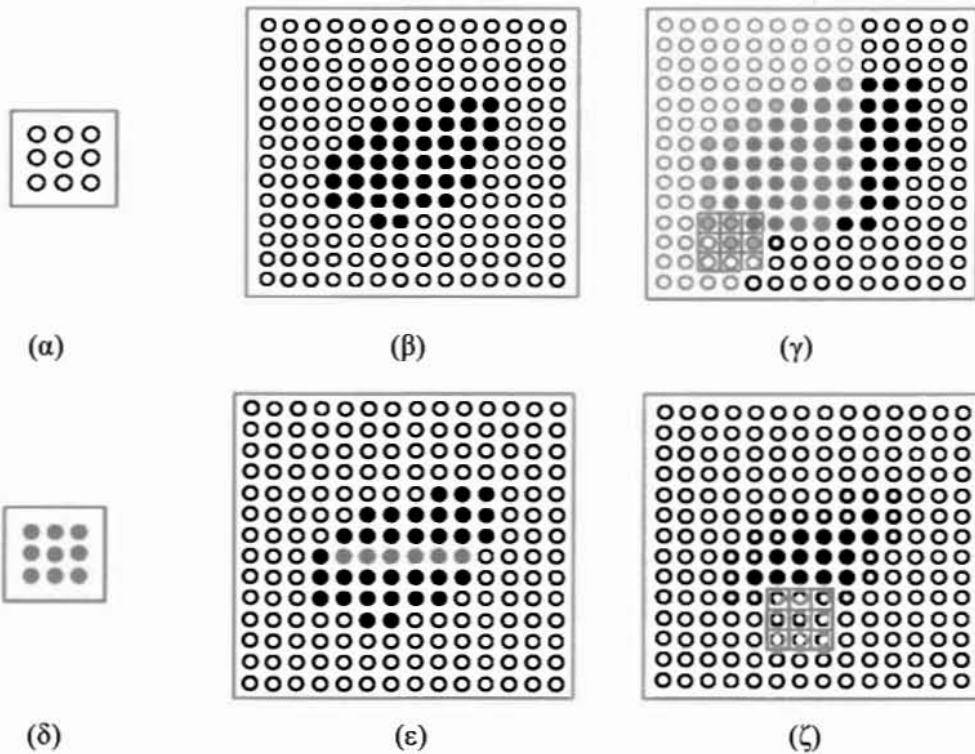
1.2.8 Τεχνικές Μορφολογικών Τελεστών

Η μορφολογία μιας εικόνας, γενικά, σχετίζεται με την μελέτη της μορφής ή της φόρμας των αντικειμένων. Οι τεχνικές που βασίζονται στην μορφολογία διευκολύνουν την κατάτμηση και αναζητούν αντικείμενα ενδιαφέροντος μέσω διάφορων πράξεων συνόλων, όπως το γέμισμα χώρων και η εξαφάνιση ανεπιθύμητων δομών. Οι μορφολογικοί τελεστές εφαρμόζουν δομικά στοιχεία (structuring elements) στην εικόνα. Μπορούν να εφαρμοστούν τόσο σε δυαδικές εικόνες, όσο και σε εικόνες κλίμακας του γκρι. Η θεμελίωση και η επινόηση των βασικών μορφολογικών πράξεων προήλθε από τους P. A. Maragos και συν. ([25], [26]) οι οποίοι εισήγαγαν τις κύριες τεχνικές και τους βασικούς τελεστές σχετικά με την μορφολογική επεξεργασία της εικόνας. Οι δυο κυριότεροι μορφολογικοί τελεστές που χρησιμοποιούνται είναι η διαστολή (Dilation) (εξ. 1.1) και η διάβρωση (Erosion) (εξ. 1.2). Η διαστολή επεκτείνει τα αντικείμενα, εξαφανίζει οπές και ενώνει ασύνδετες περιοχές. Από την άλλη η πράξη της διάβρωσης προκαλεί σμίκρυνση των αντικειμένων απαλείφοντας σταδιακά τα μικρά αντικείμενα. Η εφαρμογή αυτών των πράξεων πραγματοποιείται με χρήση ενός δομικού παραθύρου το οποίο μετατοπίζεται κατά πλάτος και κατά μήκος της εικόνας.

$$A \oplus B = \bigcup_{b \in B} A_b \quad (1.1)$$

$$A \ominus B = \bigcap_{b \in B} A_{-b} \quad (1.2)$$

όπου A είναι η δυαδική εικόνα και B το δομικό παράθυρο.



α	β	γ
δ	ε	ζ

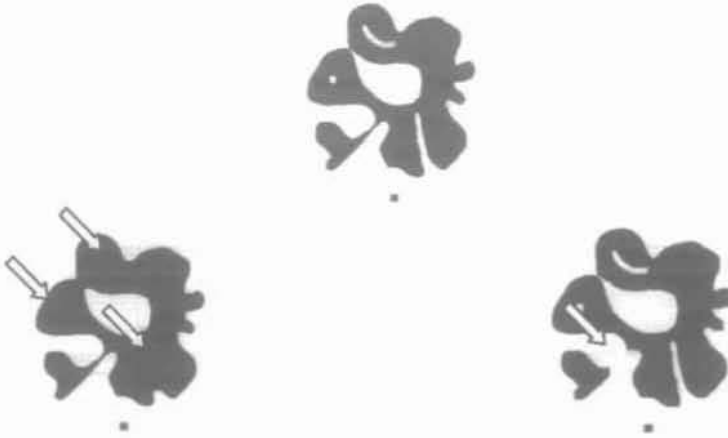
Εικόνα 1.19 Μορφολογική διαστολή και διάβρωση. Το δομικό στοιχείο (α), (δ) εφαρμόζεται στην αρχική εικόνα (β) και (δ) με αποτέλεσμα την μορφολογική διαστολή (γ) και διάβρωση (ζ). Στην εικόνα (γ) το αποτέλεσμα είναι τα γκρι μαζί με τα μαύρα pixels ενώ στην (ζ) τα μαύρα.

Επέκταση των παραπάνω πράξεων είναι η πράξη του μορφολογικού κλεισίματος (Closing) και ανοίγματος (Opening) οι οποίες ορίζονται από τους τύπους (εξ. 1.3), (εξ. 1.4). Το μορφολογικό κλείσιμο είναι η διάβρωση της εικόνας ακολουθούμενη από τον τελεστή της διαστολής και γίνεται χρήση του σε περιπτώσεις γεμίσματος μικρών κενών. Ενώ το μορφολογικό άνοιγμα είναι η διαστολή της εικόνας ακολουθούμενη από τον τελεστή της διάβρωσης και γίνεται χρήση του σε περιπτώσεις απαλοιφής μικρών αντικειμένων (Σχήμα 1.20)

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (1.3)$$

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (1.4)$$

Εφαρμογή των τεχνικών μορφολογικής επεξεργασίας σε εικόνες αγγείων παρουσιάζεται στη μελέτη των F. Zana και J. C. Klein [28] η οποία παρουσιάζει έναν αλγόριθμο κατάτμησης αγγείων από αγγειογραφικές εικόνες του αμφιβληστροειδή βασισμένη σε μορφολογική και γραμμική επεξεργασία. Οι συγγραφείς επινόησαν ένα γεωμετρικό μοντέλο για όλα τα πιθανά μοτίβα αυτών των αντικειμένων για την εξαγωγή των δομών, οι οποίες ομοιάζουν ψευδώς με αυτές των αγγείων. Σαν πρώτο βήμα, όλες οι φωτεινές κορυφές που σχηματίζουν κύκλο εξήχθησαν έτσι ώστε να μπορούν να τμηματοποιηθούν τα μικροαγγεία των διαβητικών ασθενών από τις εικόνες. Στη συνέχεια, γραμμικά φωτεινά σχήματα και βασικά χαρακτηριστικά εξάγονται κάνοντας χρήση μαθηματικών μορφολογικών τελεστών και διαφορικών ιδιοτήτων των σχημάτων της εικόνας όπως για παράδειγμα η καμπυλότητα η οποία υπολογίζεται μέσω της εφαρμογής ένα φίλτρο τύπου λαπλασιανής (Laplacian).



α
β γ

Σχήμα 1.20 Παράδειγμα της εφαρμογής του μορφολογικού κλεισίματος και ανοίγματος σε μια εικόνα (α). Η δεύτερη εικόνα (β) είναι το μορφολογικό κλείσιμο της (α) ενώ η (γ) το μορφολογικό άνοιγμα της (α). Με τα βέλη επισημάνονται οι διαφορές που προέκυψαν μετά την εφαρμογή των τελεστών.[27]

Επίσης, στην μελέτη των B. D. Thackray και A.C. Nelson [29] περιγράφεται μια μέθοδος η οποία εξάγει αγγειακά τμήματα χρησιμοποιώντας ένα σετ από οκτώ(8) μορφολογικούς τελεστές, κάθε ένας από τους οποίους αντιστοιχεί σε ένα συγκεκριμένο προσανατολισμό των αγγείων. Το σύστημα που ανέπτυξαν στη συνέχεια εφαρμόζει ένα σχήμα προσαρμοστικής κατωφλίωσης ώστε να εξάγει τα τμήματα των αγγείων από εικόνες ψηφιακής αφαιρετικής αγγειογραφίας.

1.2.9 Τεχνικές Βασισμένες σε Μοντέλα

Η κατηγορία των παραμορφώσιμων μοντέλων περιλαμβάνει δυο προσεγγίσεις 1) Τα ενεργά περιγράμματα –active snakes και 2) Τα γεωμετρικά παραμορφώσιμα μοντέλα. Οι τεχνικές οι οποίες βασίζονται στα μοντέλα εφαρμόζονται για την εύρεση των περιγραμμάτων των αντικειμένων χρησιμοποιώντας παραμετρικές καμπύλες οι οποίες παραμορφώνονται υπό την επίδραση εσωτερικών και εξωτερικών δυνάμεων. Η εργασία των V. Mahadevan και συν. [30] περιγράφει ένα παραμετρικό μοντέλο αγγείου οι τιμές των παραμέτρων του οποίου υπολογίζονται μέσω σύγκρισης με τα τοπικά χαρακτηριστικά της εικόνας και βελτιστοποίησης. Σειρά μελετών αξιοποίησαν καμπύλες B-Splines NURBS για την μοντελοποίηση του κεντρικού άξονα των αγγείων και την τμηματοποίηση των αγγείων, τόσο σε 2 όσο και σε 3 διαστάσεις [31], [32].

1.2.10 Παραμορφώσιμα Μοντέλα

Τα μοντέλα ενεργών περιγραμμάτων ή snakes αποτελούν μια ειδική περίπτωση μιας γενικής τεχνικής η οποία ταιριάζει ένα παραμορφώσιμο μοντέλο μέσω της ελαχιστοποίησης των εσωτερικών και εξωτερικών δυνάμεων οι οποίες ασκούνται σε αυτό. Ένα snake περιλαμβάνει ένα σύνολο από σημεία έλεγχου, που ονομάζονται snaxels, τα οποία είναι συνδεδεμένα μεταξύ τους. Κάθε snaxel περιέχει ενέργεια, η οποία αυξάνεται ή μειώνεται ανάλογα με τις δυνάμεις οι οποίες επιδρούν σε αυτό. Οι δυνάμεις που ενεργούν στο snake είναι γνωστές ως εξωγενείς ή ενδογενείς. Υπάρχει ένας φυσικός διαχωρισμός σε αυτές τις δυο δυνάμεις, οι ενδογενείς δυνάμεις βοηθούν στην επιβολή εξομαλυντικού περιορισμού στο snake ενώ οι εξωγενείς επιβάλλουν κίνηση του προς τα επιθυμητά χαρακτηριστικά της εικόνας όπως ακμές και γραμμές. Τα ενεργά περιγράμματα εκφράζονται μαθηματικά ως παραμετρικές καμπύλες της μορφής $C(v(s)): [0,1] \rightarrow R^2$, όπου $v(s) = (x(s), y(s))$ είναι η παραμετρική αναπαράσταση της καμπύλης. Οι καμπύλες αυτές κινούνται στο επίπεδο της

εικόνας έτσι ώστε να ελαχιστοποιείται η ενεργεία μιας συνάρτησης. Η συνολική ενεργεία του snake είναι:

$$E_{snake} = \int_0^1 E_{snake}(v(s)) ds \quad (1.5)$$

όπου η συνολική ενεργεία αποτελείται από το άθροισμα της εσωτερικής και της εξωτερικής ενέργειας μαζί με κάποιους όρους ελέγχου σύμφωνα με τους τύπους:

$$E_{snake} = \int_0^1 [E_{internal}(v(s)) + E_{image}(v(s)) + E_{external}(v(s))] ds \quad (1.6)$$

όπου ο πρώτος όρος αντιστοιχεί στην εσωτερική ενέργεια της καμπύλης και δίνεται από την σχέση:

$$E_{internal}(v) = \alpha_{elasticity} E_{elasticity}(v) + \beta_{bending} E_{bending}(v) \quad (1.7)$$

Ο δεύτερος αντιστοιχεί στην εξωτερική ενέργεια της καμπύλης και δίνεται από την σχέση :

$$E_{external}(v) = \gamma_{line} E_{line}(v) + \gamma_{edge} E_{edge}(v) \quad (1.8)$$

Εφαρμογή των τεχνικών των παραμορφώσιμων μοντέλων σε εικόνες που προέρχονται από την απεικόνιση της καρωτίδας μέσω υπερήχων παρουσιάζεται στην μελέτη των C. P. Loizou και συν. [33] στην οποία αρχικά εφαρμόζεται φίλτράρισμα της εικόνας για τον καθορισμό των αρχικών σημείων που θα εφαρμοστεί το snake και στην συνέχεια η τμηματοποίηση των τοιχωμάτων και των αθηρωματικών πλακών από την μετακίνηση του ενεργού περιγράμματος προς τις ακμές.

1.2.11 Τεχνικές Βασισμένες στην Ιχνηλάτηση

Τεχνικές ιχνηλάτησης αγγείων έχουν αναφερθεί στην βιβλιογραφία για την εξαγωγή αγγειακών δομών. Στην εργασία των L. Pedersen και συν. [34] ο αλγόριθμος εύρεσης ελαχίστου μονοπατιού του Dijkstra εφαρμόζεται για την εξαγωγή του κεντρικού άξονα μεταξύ δύο σημείων τα οποία ορίστηκαν από τον χρήστη. Τα εικονοστοιχεία της εικόνας θεωρούνται ως κόμβοι ενός γράφου και το βάρος σε κάθε κόμβο καθορίζεται σαν μια συνάρτηση της φωτεινότητας της εικόνας. Η μέθοδος εφαρμόζει ένα μοντέλο μιας συνάρτησης τύπου γκαουσιανής στο προφίλ των φωτεινοτήτων των αγγείων για να μπορέσει να εκτιμήσει την διάμετρο τους. Επιπλέον στην μελέτη των K. Roop και συν. [35], ο αλγόριθμος του Dijkstra εφαρμόζεται για την εξαγωγή του κεντρικού άξονα των αγγείων μεταξύ δύο σημείων τα οποία αρχικοποιήθηκαν από τον χρήστη. Η μέθοδος τους αξιοποιεί ένα μέτρο αγγείωσης, κατά πόσο δηλαδή κάποιο εικονοστοιχείο ανήκει σε αγγείο η όχι, υπολογισμένο από τις ιδιοτιμές του Εσσιανού πίνακα. Η ίδια διαδικασία χρησιμοποιήθηκε από τους O. Wink και συν. [36] αλλά σε δεδομένες εικόνες τριών διαστάσεων προερχόμενες από απεικόνιση μαγνητικού συντονισμού (MR) στεφανιαίας αγγειογραφίας.

Ένας αριθμός μελετών οι οποίες χρησιμοποιούν αλγόριθμους ιχνηλάτησης αγγείων συνδυάστηκε με τεχνικές παραμορφώσιμων μοντέλων και μία τεχνική ελαχιστοποίησης συναρτησιακών ενέργειας για την εξαγωγή αγγείων, π.χ. (D. Rueckert και συν. [37]), (D. Geiger και συν. [38]), (N. H. Solouma και συν. [39]). Οι παραπάνω μελέτες συνήθως εφαρμόζουν ένα σύνθετο παραμετρικό μοντέλο, εξάγουν τον κεντρικό άξονα των αγγείων αλλά χρειάζεται η εφαρμογή επιπλέον, ενός επόμενου σταδίου μεταεπεξεργασίας, για τον εντοπισμό επιπλέον αγγειακών χαρακτηριστικών όπως για παράδειγμα ο προσανατολισμός τους. Ο διερευνητικός αλγόριθμος των A. Can και συν. [40], επεκτάθηκε στην μελέτη των K.

Fritzsche και συν. [41] στην οποία χρησιμοποιούνται δυο προσανατολισμένα φίλτρα ανίχνευσης ακμών για τον εντοπισμό των παράλληλων ορίων των αγγείων σε ιχνηλάτηση εικόνων βυθού.

1.2.12 Τεχνικές Βασισμένες στην Τεχνητή Νοημοσύνη και τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα

Σαν πεδίο εφαρμογής των νευρωνικών δικτύων ορίζεται η προσομοίωση της βιολογικής μάθησης και της αναγνώρισης προτύπων. Τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα (Τ.Ν.Δ.) αποτελούν μια προσέγγιση ταξινόμησης. Ένα από τα πλεονεκτήματα για την χρήση τους στην τμηματοποίηση ιατρικών εικόνων είναι η δυνατότητα μη γραμμικής ταξινόμησης των pixel της εικόνας σε «αγγεία» ή «μη αγγεία», βάσει των χαρακτηριστικών που παρουσιάζονται στο υποσύνολο εκμάθησης δεδομένων. Ένα μειονέκτημα είναι ότι θα πρέπει να υπάρχει επανεκπαίδευση του δικτύου σε περίπτωση εισαγωγής καινούριων χαρακτηριστικών.

Παραδειγματικά αναφέρεται ότι εφαρμογή των ΤΝΔ οπίσθιας διάδοσης σφάλματος έχει αναφερθεί στην εργασία των M. Goldbaum και συν. [42], στην οποία τμηματοποιημένα αντικείμενα κατηγοριοποιούνται ως «αγγεία» ή «μη αγγεία», καθώς και σε αυτήν των V. Bombardier και συν. [43] στην οποία ΤΝΔ χρησιμοποιούνται για την εξαγωγή ακμών και διακλαδώσεων σε εικόνες ψηφιακής αφαιρετικής αγγειογραφίας.

Επίσης στην μελέτη M. Niemeijer και συν.[44] η οποία χρησιμοποιείται για την σύγκριση των αποτελεσμάτων (Βλ. 3.2.1 Τμηματοποίηση). Εφαρμόζεται μια μέθοδος τμηματοποίησης η οποία χρησιμοποιεί την τεχνική της κατηγοριοποίησης με επίβλεψη. Πιο συγκεκριμένα, για κάθε pixel της εικόνας υπολογίζονται μία σειρά χαρακτηριστικών που περιλαμβάνουν την απόκριση της συνέλιξης της εικόνας με μία γκαουσιανή μάσκα και τις μερικές παραγώγους της 1 και 2 τάξης. Τα χαρακτηριστικά αυτά χρησιμοποιούνται για την εκμάθηση και τον έλεγχο ενός κατηγοριοποιητή KNN με $K=30$, ο οποίος κατηγοριοποιεί τα pixel της εικόνας σαν «αγγεία» και «μη αγγεία».

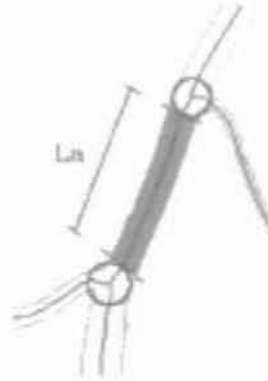
1.3 Αλγόριθμοι υπολογισμού διαμέτρου

Το επόμενο μέρος της εργασίας αναφερόταν στον υπολογισμό των διαμέτρων των αγγείων από τα οφθαλμολογικά δεδομένα. Στην διεθνή βιβλιογραφία έχουν μελετηθεί και προταθεί αρκετές μέθοδοι για την εκτίμηση των διαμέτρων των αγγείων είτε σε οφθαλμολογικές εικόνες είτε σε άλλες μεθόδους απεικόνισης που εμφανίζουν αγγεία. Οι περισσότερες από αυτές για να εξάγουν την διάμετρο βασίζονται στην ιδέα της εξαγωγής μιας καθέτου κατά μήκος του τοπικού προσανατολισμού του αγγείου, δηλαδή ενός προφίλ.

Μια διαφορετική προσέγγιση είναι αυτή που περιγράφεται από τους M. E. Martinez-Perez και συν. [45], αρχικά πραγματοποιείται τμηματοποίηση σε εικόνες του βυθού ώστε να εξάγουν τον κεντρικό άξονα και στην συνέχεια μελετώνται διάφορα γεωμετρικά και τοπολογικά χαρακτηριστικά συμπεριλαμβανομένης και της διαμέτρου. Πιο συγκεκριμένα, τμηματοποιούν τα αγγεία με χρήση των πρώτης και δευτέρας τάξης μερικών παραγώγων, της μέγιστης κλίσης και της βασικής καμπυλότητας. Στη συνέχεια, πραγματοποιείται λέπτυνση για την εξαγωγή του κεντρικού άξονα και τελικά υπολογίζεται η διάμετρος σε κάθε αγγείο με χρήση μεθόδων μορφολογίας. Για την εξαγωγή της διαμέτρου αρχικά υπολογίζεται η επιφάνεια που καταλαμβάνει το αγγείο. Αρχικά, εντοπίζονται τα σημεία διακλάδωσης στο αγγειακό δίκτυο και στη συνέχεια στα σημεία αυτά εφαρμόζεται ένα μορφολογικό στοιχείο τύπου δίσκου από το οποίο ξεκινούν δύο παράλληλες μεταξύ τους καθώς και με τον κεντρικό άξονα ευθείες οι οποίες επεκτείνονται κατά μήκος του αγγείου μέχρι την επόμενη διακλάδωση ή το τέλος. Από αυτές τις ευθείες, σχηματίζεται μια περιοχή η οποία έχει ένα συγκεκριμένο εμβαδόν, έτσι καταλήγοντας στην μελέτη εισάγεται ο παρακάτω τύπος ο οποίος χρησιμοποιείται για την εκτίμηση των διαμέτρων (εξ. 1.8)

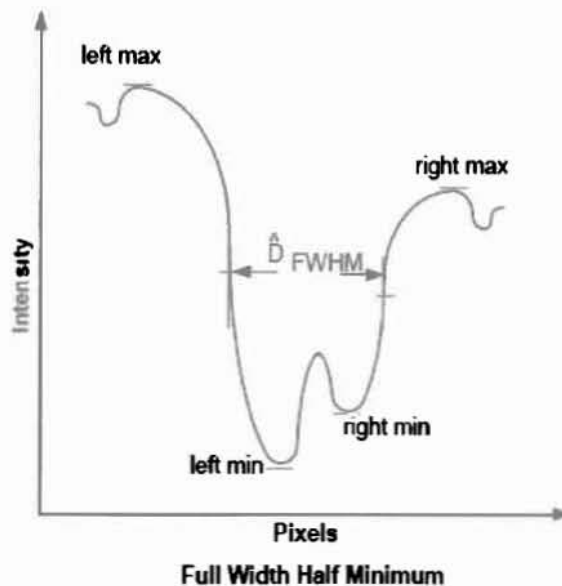
$$d = \frac{A}{L_a} \quad (1.8)$$

όπου A είναι η επιφάνεια που εκτιμήθηκε και L_a το μήκος της επιφάνειας (Σχήμα 1.21).



Σχήμα 1.21 Παράδειγμα υπολογισμού των μεταβλητών A, L_a ενός αγγείου για την εκτίμηση της διαμέτρου του. Όπως φαίνεται εφαρμόζεται ένας δίσκος από την αρχή ως την επόμενη διακλάδωση και επεκτείνονται δυο παράλληλες ευθείες. Η περιοχή που περικλείεται ενδιάμεσα των γραμμών θα είναι η επιφάνεια. Έτσι για να βρούμε την μέση διάμετρο κατά μήκος του αγγείου διαιρούμε την επιφάνεια με το μήκος της [45].

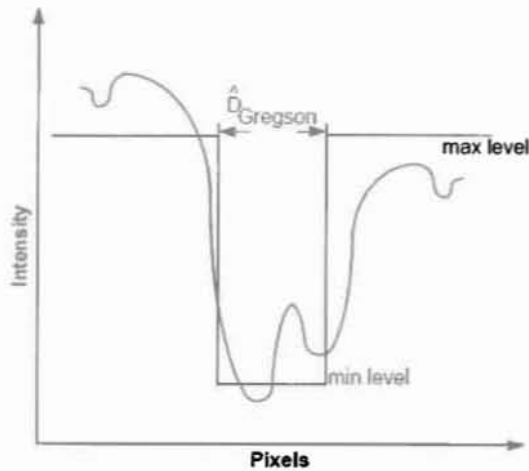
Σε μια σειρά άρθρων έχει προταθεί ένας τρόπος για την εξαγωγή των διαμέτρων των αγγείων από τα προφίλ των φωτεινότητων σε κάθε σημείο του κεντρικού άξονα του αγγείου. Στην εργασία τους οι Brinchmann-Hansen και συν. [47] πρότειναν μια μέθοδο για την μέτρηση των διαμέτρων των αγγείων από προφίλ φωτεινότητων κάθετων στα αγγεία. Την προσέγγιση τους την ονόμασαν πλήρες πλάτος στο μισό μέγιστο (Full Width at Half Maximum). Η μέθοδος αυτή αναγνωρίζει τα σημεία με την ελάχιστη και μέγιστη φωτεινότητα κατά μήκος του προφίλ του αγγείου. Το pixel με το ήμισυ της φωτεινότητας του μεγίστου καθορίζεται επί του προφίλ εκατέρωθεν του μεγίστου. Το εκτιμώμενο πλάτος είναι η απόσταση μεταξύ των σημείων που είναι στην μέσο από κάθε πλευράς (Σχήμα 1.22).



Σχήμα 1.22 Παράδειγμα της εφαρμογής του F.W.H.M. σε ένα τυπικό προφίλ αγγείου [47].

Σε μια παρόμοια μελέτη όπως αυτή περιγράφεται από τους P. H. Gregson και συν. [48] υπάρχει μια διαφοροποίηση σε σχέση με το μοντέλο το οποίο εφαρμόζεται πιο πάνω για

την εκτίμηση των διαμέτρων. Πιο συγκεκριμένα, το μοντέλο αποτελείται από ένα ορθογώνιο προφίλ συγκεκριμένου ύψους το οποίο προσαρμόζεται στο δεδομένο κάθε φορά προφίλ φωτεινότητας των αγγείων. Το ύψος του μοντέλου υπολογίζεται κάθε φορά αφαιρώντας το ελάχιστο από το μέγιστο επίπεδο. Τέλος, το πλάτος του ορθογωνίου, άρα και του αγγείου, ρυθμίζεται μέχρι η περιοχή κάτω από το μοντέλο να είναι ίση με αυτή των φωτεινότητων του αγγείου.



Σχήμα 1.23 Παράδειγμα της εκτίμησης της διαμέτρου μέσω της μεθόδου του Gregson [48].

Επίσης, σε μια άλλη προσέγγιση, όπως αυτή περιγράφεται από τους L. Gang και συν. [46] εφαρμόζεται ο υπολογισμός της διαμέτρου των αγγείων μέσω της εφαρμογής φίλτρων ταιριάσματος γκαουσιανής κατανομής τα οποία έχουν συγκεκριμένη τυπική απόκλιση σ . Στη συνέχεια η διάμετρος του αγγείου μετράται από τον ειδικό, χειροκίνητα. Υπολογίζεται έτσι μια μαθηματική γραμμική έκφραση που αντιστοιχεί την τυπική απόκλιση του φίλτρου με την πραγματική διάμετρο του αγγείου (εξ. 1.9). Επιπλέον στην διεθνή βιβλιογραφία έχουν προταθεί εναλλακτικές φόρμουλες που αντιστοιχίζουν την διακύμανση του φίλτρου με την διάμετρο. Πιο συγκεκριμένα, στην μελέτη [50] θεωρείται ο τύπος (Εξ. 1.10), σύμφωνα με τον οποίο αντιστοιχίζεται η τυπική απόκλιση σ με τη διάμετρο, επίσης στην εργασία των C. Heneghan και συν. [49] θεωρείται ότι τα όρια των τοιχωμάτων των αγγείων είναι στα σημεία τα οποία η κλίση μιας γκαουσιανής συνάρτησης είναι μέγιστη, δηλαδή, ότι τα όρια του αγγείου απέχουν απόσταση σ , για κάθε πλευρά, από την μέση τιμή (εξ. 1.11).

$$\text{Διάμετρος} = \begin{cases} 2,35 * \sigma + 0,99 & (1.9) \end{cases}$$

$$\text{Διάμετρος} = \begin{cases} 2,35 * \sigma & (1.10) \end{cases}$$

$$\text{Διάμετρος} = \begin{cases} 2 * \sigma & (1.11) \end{cases}$$

Για να μπορέσουμε να ελέγξουμε ποια από τις τρεις φόρμουλες ανταποκρίνεται στην ακριβέστερη εκτίμηση της πραγματικής διαμέτρου έπρεπε να εφαρμόσουμε ορισμένες διαδικασίες. Ως στόχο έχουν, αρχικά, την εξαγωγή των προφίλ των αγγείων και στην συνέχεια την προσαρμογή μιας γκαουσιανής συνάρτησης για την εξαγωγή της τυπικής απόκλισης σ με την οποία μπορούμε να υπολογίσουμε την διάμετρο. Περιληπτικά η διαδικασία μπορεί να περιγραφεί ως εξής:

1. Για κάθε σημείο του κεντρικού άξονα του αγγείου, εξαγωγή του προφίλ της φωτεινότητας του αγγείου.
2. Για κάθε εξαγόμενο προφίλ φωτεινότητας προσαρμογής της παραμετρικής γκαουσιανής καμπύλης, μέσω εξαντλητικής βελτιστοποίησης.
3. Για την τυπική απόκλιση σ της βέλτιστης γκαουσιανής καμπύλης, υπολογισμός της εκτιμώμενης διαμέτρου από τις σχέσεις εξ. 1.9, εξ. 1.10 και εξ. 1.11.

1.4 Στόχος της εργασίας

Η σύγχρονη τάση στην αντιμετώπιση των προβλημάτων που προκύπτουν στην ιατρική είναι η εφαρμογή μεθοδολογιών και τρόπου σκέψης από τις θετικές επιστήμες, όπως μαθηματικά, φυσική, χημεία, μηχανική και επιστήμη υπολογιστών, για την εξαγωγή ποσοτικοποιημένων και μετρήσιμων μεγεθών, ώστε να υποβοηθηθεί η διάγνωση και η αξιολόγηση της αποτελεσματικότητας του θεραπευτικού σχήματος. Με αυτόν τον τρόπο πραγματοποιείται ένας διαφορετικός τρόπος ποσοτικής προσέγγισης για την διάγνωση και θεραπεία διάφορων ασθενειών.

Ειδικότερα για τις εικόνες του αμφιβληστροειδή, μπορούν να εξαχθούν πολλά ποσοτικοποιημένα και μετρήσιμα μεγέθη, ενώ μεγάλος αριθμός ασθενειών παράγει συμπτώματα που αλλοιώνουν τη μορφολογία του αμφιβληστροειδούς (π.χ. Διαβητική αμφιβληστροειδοπάθεια, Υπερτασική αμφιβληστροειδοπάθεια). Αν υπήρχε ένα πλήρως αυτοματοποιημένο υπολογιστικό σύστημα το οποίο να εξάγει ποσοτικά χαρακτηριστικά από εικόνες του αμφιβληστροειδή, τότε αυτό θα μπορούσε να υποβοηθήσει στη διάγνωση και συνεπώς στην θεραπεία των σχετικών ασθενειών.

Στόχος της παρούσας εργασίας είναι ο συνδυασμός κατάλληλων μεθόδων βασισμένων στη διεθνή βιβλιογραφία για την αυτοματοποιημένη εξαγωγή των αγγείων και υπολογισμό των διαμέτρων τους.

Η υλοποίηση μιας υπολογιστικά αυτοματοποιημένης μεθόδου η οποία θα μπορούσε να βοηθήσει στην κατεύθυνση αυτή δεν είναι τετριμμένο θέμα. Προσεγγίζοντας ερευνητικά το θέμα ανακύπτει το θεμελιώδες πρόβλημα της βελτιστοποίησης της ακρίβειας κατά την τμηματοποίηση των αγγείων και τον υπολογισμό των διαμέτρων τους, έτσι ώστε να προσεγγίζεται κατά το δυνατόν η απόδοση του ειδικού παρατηρητή. Για το λόγο αυτό, έγινε μία σειρά από υλοποιήσεις παραλλαγών των σχετικών μεθόδων της διεθνή βιβλιογραφία και αναπτύχθηκαν τεχνικές αξιολόγησης και σύγκρισης των αποτελεσμάτων.

Οι αλγόριθμοι που χρησιμοποιήσαμε για την τμηματοποίηση και τον υπολογισμό της διαμέτρου ανήκουν στις κατηγορίες που αναλύθηκαν στις προηγούμενες ενότητες. Πιο συγκεκριμένα χρησιμοποιήσαμε 1) Μεθόδους αναγνώρισης προτύπων, 2) Μεθόδους ιχνηλάτησης και 3) Την διαδικασία εφαρμογής γκαουσιανών φίλτρων ταιριάσματος τυπικής απόκλισης σ για τον υπολογισμό των διαμέτρων.

Μέρος 2^ο
Υλικά και Μέθοδοι

2.1 Εισαγωγικά

Στην ενότητα αυτή θα παρουσιαστούν οι μέθοδοι τις οποίες υλοποιήσαμε στο πλαίσιο της επεξεργασίας των οφθαλμολογικών εικόνων.

Ο πρώτος αλγόριθμος που αναπτύξαμε κάνοντας χρήση των αρχών της διαφορικής γεωμετρίας παράγει σαν αποτέλεσμα υποψήφια κεντρικά σημεία των αγγειακών δομών. Τον αλγόριθμο αυτό θα ονομάζουμε «*Μέθοδος επεξεργασίας Εσσιανού Πίνακα*».

Ο δεύτερος αλγόριθμος εφαρμόζοντας ένα φίλτρο αγγειακής ενίσχυσης στο σύνολο της εικόνας παράγει σαν έξοδο την απόκριση του φίλτρου, δηλαδή, το κατά πόσο κάθε pixel ανήκει σε αγγείο τον οποίο και θα ονομάζουμε «*Μέθοδος μέτρου Αγγείωσης*».

Ο επόμενος αλγόριθμος που αναπτύξαμε ανήκει στην κατηγορία της εφαρμογής φίλτρων ταιριάσματος (matched filtering). Πιο συγκεκριμένα αναπτύσσοντας ένα φίλτρο *αυτό-συσχέτισης* και εφαρμόζοντας το στο σύνολο της εικόνας μπορούμε να εξάγουμε μικρά τμήματα αγγείων. Η τέταρτη μέθοδος που αναπτύξαμε ανήκει στην κατηγορία της *ανάπτυξης περιοχών*, στην εργασία μας η διαδικασία αυτή χρησιμοποιήθηκε ώστε να εφαρμοστεί στα αποτελέσματα των προηγούμενων τριών αλγορίθμων και όχι ως ξεχωριστή μέθοδος. Πιο συγκεκριμένα αν την εφαρμόσουμε στο αποτέλεσμα της επεξεργασίας του Εσσιανού πίνακα, το οποίο παράγει υποψήφια κεντρικά σημεία αγγείων – μη αγγείων, μπορούμε να επιτύχουμε την εξαγωγή μόνο των επιθυμητών κεντρικών σημείων. Την μέθοδο αυτή την εφαρμόσαμε επίσης και στο αποτέλεσμα των μεθόδων του μέτρου αγγείωσης και στην αυτό-συσχέτιση. Ο τελευταίος αλγόριθμος που αναπτύξαμε ήταν του Dijkstra, δηλαδή, η αναζήτηση ελαχίστου μονοπατιού σε γράφο από μοναδική πηγή ο οποίος προσαρμόστηκε στις οφθαλμολογικές εικόνες.

Για να μπορέσουμε να συγκρίνουμε την αποτελεσματικότητα των διαφορετικών μεθόδων που αναπτύξαμε, προχωρήσαμε σε συστηματοποίηση των αποτελεσμάτων που θα αναλύσουμε στην ενότητα των μετρήσεων ως εξής:

- Η τμηματοποίηση των αγγειακών δομών.
- Η εύρεση των κεντρικών αξόνων των αγγείων.
- Ο υπολογισμός της διαμέτρου των αγγείων.

Ο παρακάτω πίνακας (Πίνακας 2.1) παρουσιάζει συνοπτικά την συστηματοποίηση που πραγματοποιήθηκε στην εργασία μας αναφορικά με τα αποτελέσματα τα οποία παράγει η κάθε μέθοδος. Οι επόμενες υποενότητες έχουν ως στόχο την ανάλυση των αλγορίθμων που υλοποιήθηκαν. Η πρώτη μέθοδος που θα αναλυθεί είναι η διαδικασία επεξεργασίας του Εσσιανού πίνακα.

Πίνακας 2.1 Αντιστοιχία μεθόδων και αποτελεσμάτων που αναπτύχθηκαν. Για κάθε μεθόδου που αναπτύχθηκε αντιστοιχεί ένα είδος αποτελέσματος το οποίο εξάγαμε. Το σύμβολο « + » αντιστοιχεί στην ύπαρξη της διαδικασίας ενώ το σύμβολο « - » στην απουσία της.

ΜΕΘΟΔΟΙ					
Α Π Ο Τ Ε Λ Ε Σ Μ Α Τ Α		Εσσιανός / Ανάπτυξη περιοχών	Μέτρο Αγγείωση / Ανάπτυξη περιοχών	Αυτο- συσχέτιση / Ανάπτυξη περιοχών	Dijkstra
	Τμηματοποίηση	-	+	-	-
	Κεντρικοί άξονες	+	-	+	+
	Διάμετροι	+	-	-	+

2.2 Υλικά

Για να μπορέσουν να εφαρμοστούν και να αξιολογηθούν, οι μέθοδοι που αναπτύχθηκαν έπρεπε να βρεθεί ένα κοινό πλαίσιο πάνω στο οποίο θα εργαζόμασταν. Τα υλικά τα οποία χρησιμοποιήσαμε για την ανάπτυξη, δοκιμαστική εκτέλεση και τελική εκτέλεση των μεθόδων ήταν ένα σύνολο οφθαλμολογικών εικόνων από τη βάση δεδομένων DRIVE[®] η οποία είναι ελεύθερα διαθέσιμη από το Διαδίκτυο. Οι πρώτοι επιστήμονες που δημιούργησαν και χρησιμοποίησαν την βάση αυτή ήταν οι J. J. Staal και συν. [12] για τις ανάγκες ενός ερευνητικού προγράμματος. Αρκετοί ερευνητές, σε παγκόσμια κλίμακα, έχουν εργαστεί πάνω στη βάση αυτή για την εφαρμογή και αξιολόγηση των μεθόδων τους και επομένως αποτελεί ένα αξιόλογο εργαλείο. Η συγκεκριμένη βάση δεδομένων προέρχεται από ένα ερευνητικό πρόγραμμα και περιέχει συνολικά 40 εικόνες βυθού. Από αυτές 7 παρουσιάζουν παθολογία (εκχύσεις, αιμορραγίες, αλλαγές στο μελαγχρόν επιθήλιο). Οι οφθαλμολογικές αυτές εικόνες ελήφθησαν σε ψηφιακή μορφή μέσω μιας κάμερας βυθού Canon CR5 nonmydriartic 3CCD με 45° φωτογραφικό πεδίο (Field Of View), (Σχήμα 2.1). Για την απεικόνιση του βυθού ενός ασθενή μέσω της χρήσης της παραπάνω κάμερας δεν χρειάζεται η εφαρμογή μυδριατικών φαρμάκων για την διαστολή της κόρης οπότε προσφέρει το πλεονέκτημα της άνεσης για τον εξεταζόμενο.



Σχήμα 2.1 Κάμερα βυθού Canon CR5 nonmydriartic 3CCD με 45° φωτογραφικό πεδίο.

Οι εικόνες που είχαμε στην διάθεση μας έχουν ανάλυση 768x584 εικονοστοιχεία με 8 bit/χρωματικό κανάλι και πεδίο λήψης περίπου 540 εικονοστοιχείων. Παράδειγμα μιας εικόνας από την DRIVE[®] φαίνεται παρακάτω (Σχήμα 2.2).

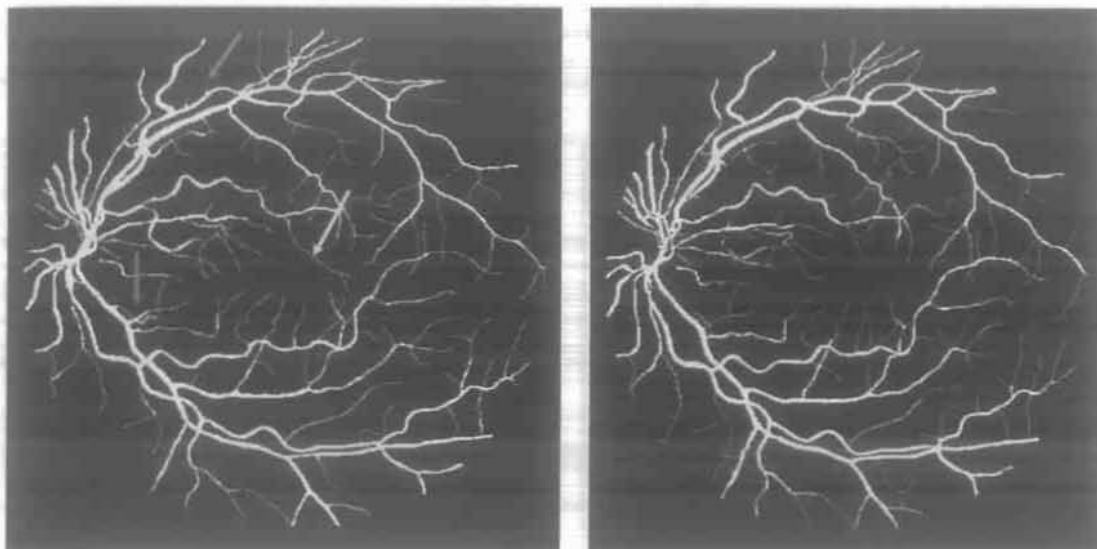


Σχήμα 2.2 Παράδειγμα τυπικής εικόνα αμφιβληστροειδή της βάσης το FOV είναι περίπου 580 pixel.

Οι 40 εικόνες της βάσης τμηματοποιήθηκαν χειροκίνητα από τρεις διαφορετικούς παρατηρητές, από έναν φοιτητή της επιστήμης των υπολογιστών, τον συγγραφέα και έναν ειδικό οφθαλμίατρο. Και στους τρεις ζητήθηκε να μαρκάρουν το σύνολο των pixel για τα οποία ήταν τουλάχιστον 70% σίγουροι ότι ανήκαν σε αγγεία ή ήταν αγγεία. Για την εφαρμογή της παραπάνω διαδικασίας ο συγγραφέας και ο φοιτητής εκπαιδεύτηκαν από τον οφθαλμίατρο.

Οι παραπάνω εικόνες χωρίστηκαν σε 2 σετ των 20 εικόνων. Οι εικόνες στο δεύτερο σετ τμηματοποιήθηκαν από τον μη ειδικό και τον οφθαλμίατρο (ειδικό) ενώ αυτές του πρώτου σετ τμηματοποιήθηκαν δύο φορές που ως αποτέλεσμα είχε την εξαγωγή δύο επιπλέον υποκατηγοριών της A και της B. Η A κατηγορία σημάνθηκε από τον οφθαλμίατρο και τον φοιτητή ενώ η B από τον συγγραφέα. Στην εργασία μας θα ασχοληθούμε μόνο με το πρώτο σετ το οποίο περιέχει τις 2 υποκατηγορίες: την A η οποία θεωρείται ως η ιδανική τμηματοποίηση (ground truth) και την B που είναι η τμηματοποίηση από έναν μη ειδικό παρατηρητή (non expert human observer). Στο επόμενο σχήμα (Σχήμα 2.3) φαίνεται ένα παράδειγμα από την ιδανική χειροκίνητη τμηματοποίηση -ground truth. Παρατηρούμε τις μικροδιαφορές που υπάρχουν στην ανίχνευση των αγγειακών δομών μεταξύ της ιδανικής τμηματοποίησης και της τμηματοποίησης από τον μη ειδικό παρατηρητή, κυρίως των μικρών αγγείων, παραδείγματα των οποίων σημάνθηκαν με βέλη. Τις 20 εικόνες που χρησιμοποιήσαμε θα τις ονομάζουμε ως Image_01, Image_02, Image_03 κ.ο.κ. Τα ποιοτικά και ποσοτικά αποτελέσματα που παρατίθενται στην παρούσα εργασία συγκρίνονται με την ιδανική τμηματοποίηση του ειδικού οφθαλμίατρο (ground truth).

Οι αρχικές εικόνες οι οποίες είναι διαθέσιμες από την βάση δεδομένων είναι έγχρωμες με χρήση του χρωματικού μοντέλου RGB (Red Green Blue). Για να είναι δυνατή η εφαρμογή των μεθόδων που θα αναπτυχθούν παρακάτω, είναι απαραίτητος ο μετασχηματισμός στο επίπεδο φωτεινότητας του γκρι.



α	β
---	---

Σχήμα 2.3 Εικόνες από την χειροκίνητη τμηματοποίηση. Τα βέλη επισημαίνουν ενδεικτικές μικροδιαφορές στην αντίληψη των αγγείων (α) από τον ειδικό παρατηρητή (expert human observer, ground truth) σε σύγκριση με τον μη ειδικό παρατηρητή (non expert human observer) (β).

2.3 Μέθοδοι Τμηματοποίησης

2.3.1 Διαδικασία προ-επεξεργασίας

Σκοπός της εφαρμογής της διαδικασίας προ-επεξεργασίας που θα αναλύσουμε είναι η μετατροπή της εικόνας στο επίπεδο φωτεινότητας του γκρι στο οποίο τα αγγεία φαίνονται πιο σκούρα από το υπόβαθρο, δηλαδή, επιτυγχάνουμε την αύξηση της αντίθεσης μεταξύ των αγγείων και του υπόβαθρου. Έτσι υλοποιήσαμε μια συνάρτηση την οποία εφαρμόσαμε σε αρκετές μεθόδους για αυτό από εδώ και στο εξής θα την αναφέρουμε ως αλγόριθμο προ-επεξεργασίας (pre-processing). Για την μετατροπή από το χρωματικό επίπεδο RGB στο επίπεδο φωτεινότητας του γκρι σε κάθε pixel (x_0, y_0) θα πρέπει να χρησιμοποιήσουμε το παρακάτω σταθμισμένο άθροισμα (Εξ. 2.1):

$$\text{Gray}(x_0, y_0) = 0,2989 R(x_0, y_0) + 0,5870 G(x_0, y_0) + 0,1140 B(x_0, y_0) \quad (2.1)$$

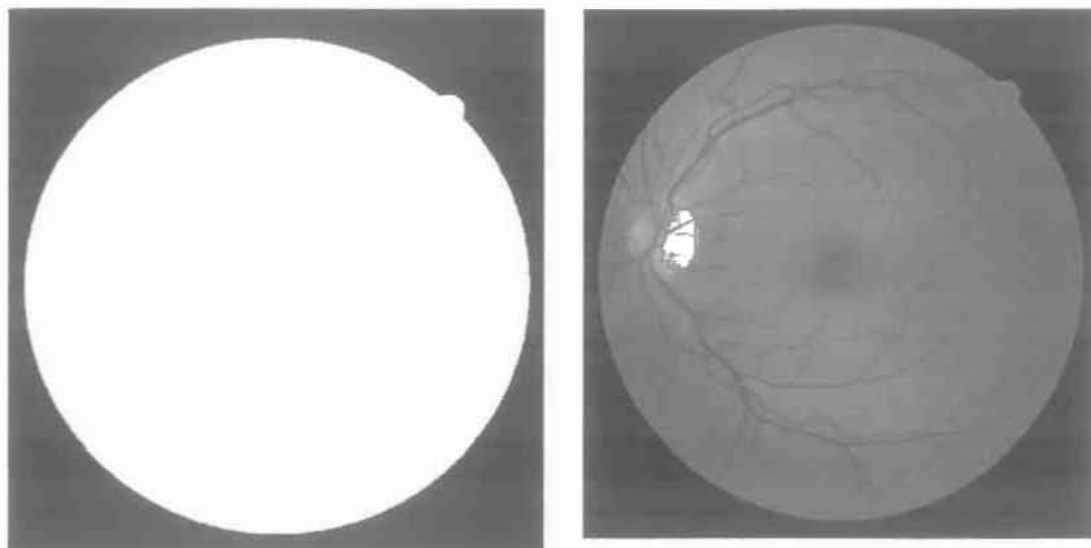
όπου R , B και G είναι η συνεισφορά του κόκκινου, μπλε και του πράσινου χρώματος αντίστοιχα [51].

Ένα επιπλέον βήμα της προ-επεξεργασίας ήταν η διαθεσιμότητα μιας δυαδικής μάσκας (Σχήμα 2.4 α) για κάθε εικόνα, η οποία χρησιμοποιείται πολλαπλασιαστικά (στοιχείο προς στοιχείο) για την απόρριψη των περιοχών των διαθέσιμων εικόνων που δεν περιέχουν πληροφορία ενδιαφέροντος. Η συνάρτηση προ-επεξεργασίας περιλαμβάνει τα εξής βήματα:

Βήματα αλγορίθμου προ-επεξεργασίας (preprocessing.m):

1. Εισαγωγή της RGB εικόνας.
2. Μετατροπή σε εικόνα αποχρώσεων γκρι μέσω της εφαρμογής της Εξ. (2.1).
3. Εφαρμογή της δυαδικής μάσκας, μέσω πολλαπλασιασμού, στην εικόνα αποχρώσεων γκρι.

Αποτέλεσμα της εφαρμογής των παραπάνω είναι η δημιουργία της εικόνας (Σχήμα 2.4 β) η οποία είναι έτοιμη για εισαγωγή στις βασικές μεθόδους επεξεργασίας για την τμηματοποίηση των αγγείων, την εξαγωγή των κεντρικών αξόνων και τον υπολογισμό των διαμέτρων.



α β Σχήμα 2.4 Εφαρμογή της συνάρτησης pre-processing στην εικόνα Image_01. Η α) είναι η δυαδική μάσκα που προσφέρεται από την βάση για την εικόνα ενώ η β) η εικόνα στο επίπεδο του γκρι.

2.3.2 Μέθοδος επεξεργασίας Εσσιανού πίνακα

Στην μελέτη των G. K. Matsopoulos και συν. [52] όπως και στην εργασία του C. Steger [53] προτείνεται μια μέθοδος για την εύρεση των κεντρικών αξόνων αγγειακών δομών. Η βασική προσέγγιση θεωρεί την εικόνα σαν μια συνάρτηση δύο ακεραίων μεταβλητών $Z(x,y)$ και στη συνέχεια γίνεται προσπάθεια να εξαχθούν καμπυλόγραμμες δομές της εικόνας όπως για παράδειγμα οι κεντρικές γραμμές των αγγείων στις οφθαλμολογικές εικόνες. Στις παραπάνω μελέτες ο εντοπισμός των βασικών γραμμών ανάγεται στον εντοπισμό των θέσεων οι οποίες σχηματίζουν κορυφογραμμές (ridges) και βρίσκονται με μεθόδους διαφορικής γεωμετρίας.

Η διαδικασία έχει ως εξής. Αρχικά εκτιμώνται οι δεύτεροι παραγωγοί διαδοχικά ως προς x και y της εικόνας σε κάθε pixel (x_0, y_0) :

$$I_{xx}(x_0, y_0) = \frac{\partial^2 I}{\partial x^2} \Big|_{(x_0, y_0)} \quad (2.2)$$

$$I_{xy}(x_0, y_0) = \frac{\partial^2 I}{\partial x \partial y} \Big|_{(x_0, y_0)} \quad (2.3)$$

$$I_{yy}(x_0, y_0) = \frac{\partial^2 I}{\partial y^2} \Big|_{(x_0, y_0)} \quad (2.4)$$

Ο υπολογισμός των παραγώγων γίνεται εφαρμόζοντας συνέλιξη με κατάλληλα δυσδιάστατα (2D) φίλτρα που υλοποιούν τη αντίστοιχη παράγωγο της γκαουσιανής κατανομής, με τυπική απόκλιση σ . Κατασκευάζεται ο Εσσιανός πίνακας (εξ. 2.5) υπολογίζονται οι ιδιοτιμές και τα ιδιοδιανύσματα του.

$$H(x_0, y_0) = \begin{bmatrix} I_{xx}(x_0, y_0) & I_{xy}(x_0, y_0) \\ I_{xy}(x_0, y_0) & I_{yy}(x_0, y_0) \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Αποτέλεσμα της ανάλυσης του Ερσιανού πίνακα είναι να αντιστοιχίζεται ένα σετ δύο ιδιοτιμών $\lambda_1(x_0, y_0), \lambda_2(x_0, y_0)$ σε κάθε pixel. Στην συνέχεια στα ζευγάρια λ_1, λ_2 κάθε εικονοστοιχείου υπολογίζεται η μέγιστη ιδιοτιμή.

$$\lambda_{\max} = \max(\lambda_1, \lambda_2) \quad (2.6)$$

Έτσι επιλέγεται το pixel ως υποψήφιο για την κεντρική γραμμή του αγγείου αν $\lambda_{\max} > \theta$ σε περιπτώσεις που τα αγγεία στην εικόνα είναι πιο σκοτεινά από το υπόβαθρο ή $\lambda_{\max} < \theta$ σε περιπτώσεις που τα αγγεία στην εικόνα είναι πιο φωτεινά από το υπόβαθρο. Έστω $\mathbf{u} = (u_x, u_y)$, $u_x^2 + u_y^2 = 1$, είναι το ιδιοδιάνυσμα που αντιστοιχεί στη μέγιστη αρνητική ιδιοτιμή (αν πρόκειται να εξαχθούν σημεία κορυφογραμμής) ή στη μέγιστη θετική ιδιοτιμή (αν πρόκειται να εξαχθούν σημεία που είναι σε κοιλάδα). Τότε, το σημείο (x_0, y_0) είναι ένα σημείο κορυφογραμμής (αντίστοιχα κοιλάδας) εάν η πρώτη παράγωγος κατά την κατεύθυνση του ιδιοδιανύσματος \mathbf{u} στο (x_0, y_0) μηδενίζεται δηλαδή, θα ισχύει :

$$\langle \nabla I(x, y), \mathbf{u} \rangle = 0 \quad (2.6)$$

όπου $\langle \rangle$ συμβολίζει τον τελεστή του εσωτερικού γινομένου. Επειδή όμως το παραπάνω εσωτερικό γινόμενο δεν μηδενίζεται λόγω της διακριτής φύσης των δεδομένων, εφαρμόζεται η υπόθεση ότι ένα pixel στο σημείο (x_0, y_0) είναι σημείο του κεντρικού άξονα ενός αγγείου αν υπάρχουν πραγματικοί αριθμοί Δ_x, Δ_y τέτοιοι ώστε να ισχύει:

$$\langle \nabla I(x_0 + \Delta x, y_0 + \Delta y), \mathbf{u} \rangle = 0 \quad (2.7)$$

Όπου Δ_x, Δ_y :

$$(\Delta x, \Delta y) \in [-0.5, 0.5] \times [-0.5, 0.5] \quad (2.8)$$

Η έννοια που έχει το παραπάνω είναι ότι επιδιώκουμε το μηδενισμό του εσωτερικού γινομένου στην γειτονία ενός pixel (x_0, y_0) και όχι ακριβώς στο σημείο (x_0, y_0) .

Τα ανάπτυγμα Taylor της συνάρτησης $I(x_0, y_0)$ κοντά σε ένα σημείο (x_0, y_0) δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$\begin{aligned} I(x, y) \approx & I(x_0, y_0) + [(x - x_0)I_x(x_0, y_0) + (y - y_0)I_y(x_0, y_0)] \\ & + \frac{1}{2} [(x - x_0)^2 I_{xx}(x_0, y_0) + 2(x - x_0)(y - y_0)I_{xy}(x_0, y_0) \\ & + (y - y_0)^2 I_{yy}(x_0, y_0)] \end{aligned} \quad (2.8 \alpha)$$

Όπου I_x, I_y , είναι οι παράγωγοι πρώτης τάξης ως προς x και y . Έτσι καταλήγοντας στην μελέτη θεωρείται ότι :

$$(\Delta x, \Delta y) = (tu_x, tu_y) \quad t \in \mathcal{R} \quad (2.9)$$

Όπως επίσης και :

$$t = - \frac{u_x I_x(x_0, y_0) + u_y I_y(x_0, y_0)}{u_x^2 I_{xx}(x_0, y_0) + 2u_x u_y I_{xy}(x_0, y_0) + u_y^2 I_{yy}(x_0, y_0)} \quad (2.10)$$

Τελικά προκύπτει από τις (εξ. 2.7), (εξ. 2.8) και (εξ. 2.9) ότι θα έχουμε ένα σημείο κεντρικού άξονα στο σημείο $(x_0 + t, y_0 + t)$ αν ισχύει ότι :

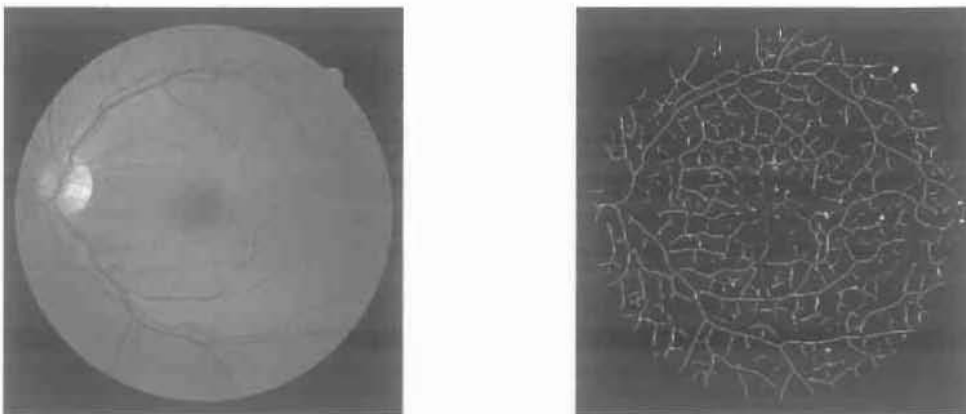
$$|tu_x + tu_y| < 1 \quad (2.11)$$

Ο αλγόριθμος που αναπτύχθηκε για τις ανάγκες της εργασίας εκμεταλλεύεται τις αρχές που αναπτύσσονται πιο πάνω για την εύρεση των κεντρικών σημείων των αγγείων. Για να μπορέσουμε να εφαρμόσουμε την διαδικασία θα πρέπει να χρησιμοποιήσουμε την συνάρτηση προ-επεξεργασίας ώστε να μετατρέψουμε την έγχρωμη εικόνα RGB στο επίπεδο φωτεινότητας του γκρι. Στη συνέχεια, θα πρέπει να οριστεί η τιμή της τυπικής απόκλισης για το δυοδιάστατο γκαουσιανό φίλτρο και τελικά η εκτέλεση των βημάτων του κυρίως αλγορίθμου ως εξής:

Βήματα αλγορίθμου εύρεσης κεντρικών σημείων (Hessian.m):

1. Δημιουργία των δυοδιάστατων γκαουσιανών φίλτρων δεύτερης τάξης ως προς xx , xy , yy κατάλληλης τυπικής απόκλισης σ .
2. Εύρεση του Εσσιανού πίνακα για κάθε pixel μέσω συνέλιξης της εικόνας με τα φίλτρα.
3. Εξαγωγή των ιδιοτιμών για κάθε pixel.
4. Εύρεση των υποψηφίων κεντρικών σημείων από το λ_{\max} (Εξ.2.6).
5. Για τα υποψήφια pixel υπολογισμός των αντίστοιχων ιδιοδιανυσμάτων $\mathbf{u} = (u_x, u_y)$ και της τιμής της μεταβλητής t (Εξ.2.10).
6. Εξαγωγή από το σύνολο των υποψηφίων Pixel αυτών για τα οποία ισχύει η (Εξ. 2.11).

Η εφαρμογή των παραπάνω βημάτων στις ανέρρυθρες εικόνες έχει ως συνέπεια την εξαγωγή κεντρικών σημείων αγγείων όσο και pixel τα οποία δίνουν απόκριση αλλά δεν ανήκουν σε αγγεία δηλαδή που ικανοποιούν το κριτήριο $|tu_x + tu_y| < 1$ (Εξ. 2.11). Όπως είχαμε τονίσει και παραπάνω η εξαγωγή των κεντρικών σημείων μόνο των αγγείων ανάγεται στην εφαρμογή επιπλέον και της μεθόδου της ανάπτυξης περιοχών η οποία θα αναλυθεί σε επόμενη ενότητα. Το παρακάτω παραδείγματα (Σχήμα 2.5) που θα παραθέσουμε μας δείχνει ακριβώς την έξοδο μετά την εφαρμογή των παραπάνω βημάτων με το μέγεθος $\sigma = 4$ για την τυπική απόκλιση της γκαουσιανής συνάρτησης.



α β Σχήμα 2.5 Παράδειγμα εφαρμογής της μεθόδου επεξεργασίας του Εσσιανού πίνακα για την εξαγωγή κεντρικών σημείων αγγειακών δομών στην εικόνα Image_01. Η πρώτη εικόνα (α) είναι η ανέρρυθρη μετά τον βασικό μετασχηματισμό ενώ η δεύτερη (β) είναι η εξαγωγή του συνόλου των pixel τα οποία ικανοποιούν το κριτήριο $|tu_x + tu_y| < 1$ με $\sigma = 4$.

2.3.4 Μέθοδος εύρεσης μέτρου αγγείωσης

Στην μελέτη του A. F. Frangi και συν. [14] και των S. Bouattour και D. Paulus [54] περιγράφεται ένας τρόπος επεξεργασίας της εικόνας, για την ενίσχυση των αγγείων σε δισδιάστατες εικόνες ψηφιακής αφαιρετικής αγγειογραφίας, καθώς και τρισδιάστατες εικόνες αγγειογραφίας μαγνητικού συντονισμού, ο οποίος μπορεί να έχει επέκταση και στις εικόνες του αμφιβληστροειδή. Πιο συγκεκριμένα, η ενίσχυση των αγγείων αναλύεται ως μια διαδικασία επεξεργασίας η οποία προσπαθεί να εξάγει γεωμετρικές δομές τύπου σωλήνα (tubular) για τρισδιάστατες εικόνες και γεωμετρικές δομές τύπου έλλειψης σε δισδιάστατες εικόνες, σε αντιστοιχία με την πραγματική δομή των αγγείων. Επειδή τα αγγεία εμφανίζονται σε διαφορετικά μεγέθη ως προς την διάμετρο τους εισάγεται και η παράμετρος του μεταβλητού μεγέθους (scale). Μια συνηθισμένη προσέγγιση για την ανάλυση της συμπεριφοράς μιας εικόνας, L , σε τοπικό επίπεδο είναι να θεωρήσουμε την επέκταση του αναπτύγματος Taylor στην γειτονία ενός σημείου \mathbf{x}_0 όπως στην εξ. (2.8^α) ξαναγράφοντας την σχέση σε διανυσματική μορφή:

$$L(\mathbf{x}_0 + \delta \mathbf{x}, s) \approx L(\mathbf{x}_0, s) + \delta \mathbf{x}^T \bar{\nabla}_s L \Big|_{\mathbf{x}_0} + \delta \mathbf{x}^T \mathbf{H}_s L \Big|_{\mathbf{x}_0} \delta \mathbf{x} \quad (2.12)$$

Η επέκταση του πολυωνόμου Taylor προσεγγίζει την δομή της εικόνας μέχρι και την δεύτερη τάξη. Όπου $\bar{\nabla}_s$ είναι ο τελεστής κλίσης (gradient) της εικόνας και \mathbf{H}_s ο Εσσιανός (Hessian) πίνακας ο οποίος σχηματίζεται από τις μερικές παραγώγους δεύτερης τάξης της εικόνας για δεδομένο σημείο \mathbf{x}_0 και σ του μεγέθους scale.

$$\bar{\nabla}_s L \Big|_{\mathbf{x}_0} = \left(\frac{\partial L(\mathbf{x}_0)}{\partial x}, \frac{\partial L(\mathbf{x}_0)}{\partial y} \right) \quad (2.13)$$

$$\mathbf{H}_s L \Big|_{\mathbf{x}_0} = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 L(\mathbf{x}_0)}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 L(\mathbf{x}_0)}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 L(\mathbf{x}_0)}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 L(\mathbf{x}_0)}{\partial y^2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} L_{xx}(\mathbf{x}_0) & L_{xy}(\mathbf{x}_0) \\ L_{xy}(\mathbf{x}_0) & L_{yy}(\mathbf{x}_0) \end{pmatrix} \quad (2.14)$$

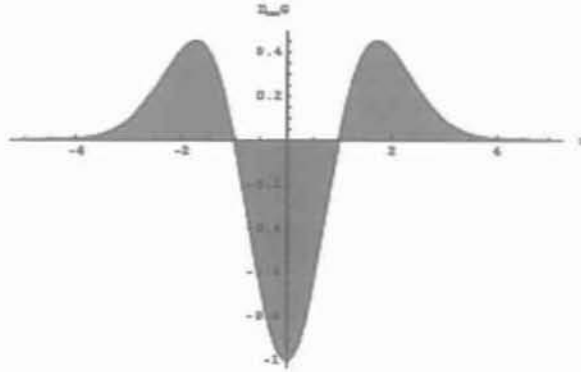
Στην παραπάνω σχέση (εξ. 2.14) οι μερικές παράγωγοι δεύτερης τάξης ως προς x και y σε κάθε pixel \mathbf{x}_0 συμβολίζονται με L_{xx}, L_{yy}, L_{xy} . Για τον υπολογισμό των μερικών παραγώγων της εικόνας L που χρησιμοποιούνται στο διάνυσμα κλίσης και τον Εσσιανό πίνακα του αναπτύγματος Taylor (εξ. 2.12) χρησιμοποιείται η συνέλιξη με την αντίστοιχη μερική παράγωγο της γκαουσιανής συνάρτησης δύο διαστάσεων, όπως δίνεται στη σχέση (Εξ. 2.15).

$$G(\mathbf{x}, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{\|\mathbf{x}\|^2}{2\sigma^2}} = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{\|x+y\|^2}{2\sigma^2}} \quad (2.15)$$

Χρησιμοποιώντας τις ιδιότητες του γραμμικού τελεστή της συνέλιξης, μπορεί να υπολογιστεί η παράγωγος της εικόνας L , αφού παραγωγιστεί μία δισδιάστατη γκαουσιανή συνάρτηση και συνελιχθεί με την εικόνα L . Η παράμετρος σ καθορίζει το σχήμα της γκαουσιανής, έτσι ώστε υψηλές τιμές του σ να οδηγούν σε εντοπισμό εκτεταμένων μεταβολών στις τιμές της εικόνας L .

$$\frac{\partial}{\partial x} L(x, \sigma) = \sigma' L(x) * \frac{\partial}{\partial x} G(x, \sigma) \quad (2.16)$$

Η μελέτη και η χρήση των δευτέρας τάξης μερικών παραγώγων του Εσσιανού πίνακα, στηρίζεται στο γεγονός ότι η συνέλιξη της εικόνας L με την δεύτερης τάξης παράγωγο της δισδιάστατης γκαουσιανής (Σχήμα 2.6), η οποία κατευθύνεται παράλληλα με τον τοπικό άξονα του αγγείου, θα παράγει μέγιστη απόκριση όταν το διάστημα $[-\sigma, \sigma]$ συμπίπτει με τη διάμετρο του αγγείου.



Σχήμα 2.6 Η δεύτερη παράγωγο του φίλτρου γκαουσιανής (Gaussian) ανιχνεύει την αντίθεση στο εύρος $(-\sigma, \sigma)$. Στην περίπτωση μας $\sigma=1$.

Έστω $\lambda_{\sigma,k}$ η ιδιοτιμή k που αντιστοιχεί στον \mathbf{H}_{σ} . Από τον ορισμό των ιδιοτιμών μπορούμε να εξάγουμε τα ιδιοδιανύσματα $\mathbf{u}_{\sigma,k}, k=1,2$ για κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας, για διαφορετικές τιμές της τυπικής απόκλισης σ .

$$\mathbf{u}_{\sigma,k}^T \mathbf{H}_{\sigma} \mathbf{u}_{\sigma,k} = \lambda_{\sigma,k} \quad (2.17)$$

Η εξαγωγή των ιδιοδιανυσμάτων ορίζει δυο ορθοκανονικές κατευθύνσεις, οι οποίες είναι παράλληλες με την κατεύθυνση της μέγιστης και της ελάχιστης καμπυλότητας που παρουσιάζει η επιφάνεια $z(x, y) = L(x, y)$ που ορίζεται από την εικόνα $L(x, y)$. Η τιμή της καμπυλότητας της επιφάνειας κατά μήκος κάθε μίας από τις δύο κατευθύνσεις δίνεται από την αντίστοιχη ιδιοτιμή. Οι ιδιοτιμές για κάθε pixel των εικόνων του αμφιβληστροειδή (λ_1, λ_2) με $\lambda_1 < \lambda_2$ θα έχουν συγκεκριμένη συμπεριφορά ανάλογα με την ανατομική περιοχή που ενδιαφερόμαστε έτσι συμφωνά με τον πίνακα (Πινάκας 2.2) :

Πίνακας 2.2 Διακύμανση στις τιμές των ιδιοτιμών ανάλογα με την δομή του αντικείμενου στην δισδιάστατη εικόνα (όπου $X =$ χαμηλή, $Y =$ υψηλή, $\Theta =$ θορυβώδης, $+/- =$ πρόσημο). Στην περίπτωση εικόνων που περιέχουν φωτεινά $(-)$ σκοτεινά $(+)$ αγγεία ενδιαφερόμαστε για τιμές $\lambda_1 = X$ (X), $\lambda_2 = -Y$ ($+Y$).

λ_1	λ_2	Μορφή δομής
Θ	Θ	Με θόρυβο, μη συγκεκριμένη κατεύθυνση
X	$-Y$	Σωληνοειδής (φωτεινή) tubular-like
X	$+Y$	Σωληνοειδής (σκοτεινή) tubular-like
$-Y$	$-Y$	Σταγονοειδής (φωτεινή) blob-like
$+Y$	$+Y$	Σταγονοειδής (σκοτεινή) blob-like

Καταλήγοντας, στην μελέτη αυτή προτείνεται η εφαρμογή των παραπάνω στοιχείων στο επίπεδο της εικόνας μέσω μιας συνάρτησης η οποία αναγνωρίζει και ενισχύει αγγειακές δομές συμφώνα με τον παρακάτω τρόπο:

Αρχικά καθορίζεται ο λόγος των απόλυτων τιμών των ιδιοτιμών λ_1, λ_2 ο οποίος στην περίπτωση των pixel αγγείου έχει μικρή τιμή:

$$R_B = \frac{|\lambda_1|}{|\lambda_2|} \quad (2.18)$$

Στη συνέχεια, καθορίζεται το άθροισμα της (Εξ. 2.19) το οποίο στην περίπτωση των pixel αγγείου έχει μικρή τιμή:

$$S = \sqrt{\sum_{i < D} \lambda_i^2} \quad (2.19)$$

όπου D η διάσταση της εικόνας. Επομένως για τις δισδιάστατες εικόνες του αμφιβληστροειδή θα έχουμε:

$$S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2} \quad (2.20)$$

Οι σχέσεις 2.18 και 2.20 συνδυάζονται για να οριστεί η συνάρτηση μέτρο αγγείωσης (vesselness) και η οποία αποτελεί μέτρο της βεβαιότητας ότι ένα pixel ανήκει σε αγγείο, συμφώνα με τον παρακάτω τύπο:

$$V_0(s) = \begin{cases} 0 & \text{αν } \lambda_2 > 0, \text{ αλλιώς} \\ \exp\left(-\frac{R_B^2}{2\beta^2}\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{S^2}{2c^2}\right)\right) & \end{cases} \quad (2.21)$$

όπου β, c είναι κατώφλια ελέγχου των τιμών.

Το μετρό αγγείωσης υπολογίζεται για διαφορετικές τιμές της παραμέτρου σ . Τελικά το μέτρο της αγγείωσης υπολογίζεται ως το μέγιστο μέτρο αγγείωσης για διαφορετικές τιμές της παραμέτρου σ :

$$V_0(\mathbf{x}_0) = \max_{(\sigma_{\min} < \sigma < \sigma_{\max})} V_0(\mathbf{x}_0, \sigma, \gamma) \quad (2.22)$$

όπου η τιμή της παραμέτρου γ -Εξ. (2.16)- τίθεται συνήθως ίση με 1.

Ο αλγόριθμος που υλοποιήσαμε για την επεξεργασία της εικόνας περιλαμβάνει τις αρχές που ισχύουν για την εύρεση του μέτρου αγγείωσης όπως αναπτύχθηκαν πιο πάνω. Αρχικά για την εισαγωγή της εικόνας στον βασικό αλγόριθμο θα πρέπει να χρησιμοποιήσουμε την συνάρτηση προ-επεξεργασίας ώστε να μετατρέψουμε την έγχρωμη εικόνας RGB στο επίπεδο φωτεινότητας του γκρι.

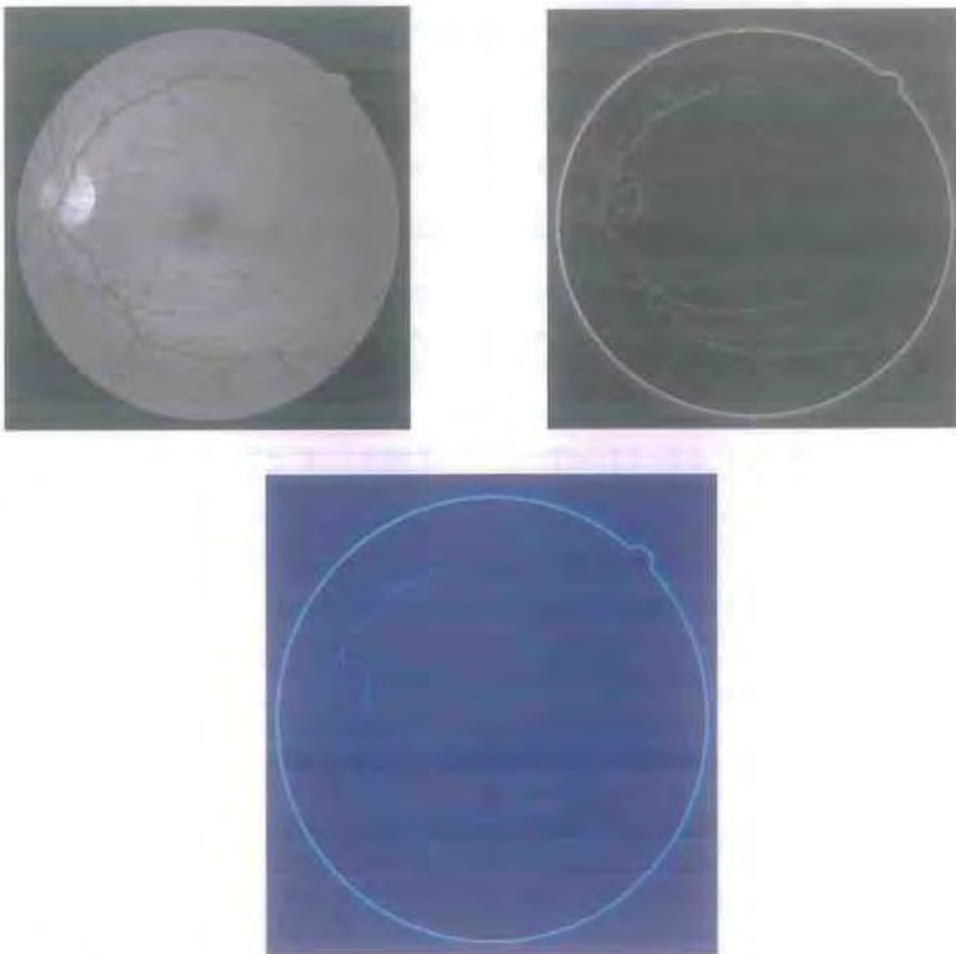
Μετά την βασική προ-επεξεργασία της εικόνας, η οποία είναι η ίδια με της μεθόδου εύρεσης κεντρικών σημείων, και τον ορισμό των παραμέτρων πραγματοποιείται η εύρεση του μέτρου αγγείωσης σε κάθε pixel της εικόνας σύμφωνα με τα παρακάτω αλγοριθμικά βήματα:

Βήματα αλγορίθμου vesselness(Vesselness.m):

1. Για την πρώτη ως την τελευταία τιμή του σ επανάληψη.
 - 1.1. Δημιουργία των φίλτρων παραγώγων $2^{\text{ης}}$ τάξης της γκαουσιανής κατανομής τυπικής απόκλισης σ .
 - 1.2. Κανονικοποίηση των φίλτρων.
 - 1.3. Κανονικοποίηση, ως προς το σ , των φίλτρων με την μεταβλητή $\gamma=1$.
 - 1.4. Για κάθε pixel της οφθαλμολογικής εικόνας επανάληψη.
 - 1.5. Εύρεση του Εσσιανού πίνακα (εξ.2.14) μέσω συνέλιξης της εικόνας με τα φίλτρα.
 - 1.5.1. εύρεση των ιδιοτιμών λ_1, λ_2 .
 - 1.5.2. Εξαγωγή του αθροίσματος S της Εξ. (2.20).
 - 1.5.3. Εξαγωγή του γεωμετρικού λόγου R_B , Εξ. (2.18).
 - 1.5.4. Εφαρμογή του μέτρου αγγείωσης $V_0(s)$ Εξ. (2.20).
 - 1.5.5. Αποθήκευση του ισχυρότερου μέτρου αγγείωσης για το τρέχον pixel και της αντίστοιχης τιμής του σ .

Τέλος

Αποτέλεσμα της εφαρμογής του αλγορίθμου είναι η εξαγωγή του μέτρου αγγείωσης σε κάθε pixel της εικόνας (Σχήμα 2.8). Η μεταβλητή που χρησιμοποιήσαμε ήταν η τυπική απόκλιση της γκαουσιανής συνάρτησης η οποία είχε το εύρος $\sigma=1,2,3,\dots,8$.



α	β
γ	

Σχήμα 2.8 Εφαρμογή της μεθόδου εύρεσης μέτρου αγγείωσης στην εικόνα Image_01. Η πρώτη (α) είναι η αρχική ανέρυσθη εικόνα, η επόμενη (β) η V_0 στο επίπεδο του γκρι και η τελευταία (γ) η V_0 στο επίπεδο του ψευδοχρώματος για καλύτερη οπτικοποίηση.

2.3.5 Μέθοδος αυτό-συσχέτισης

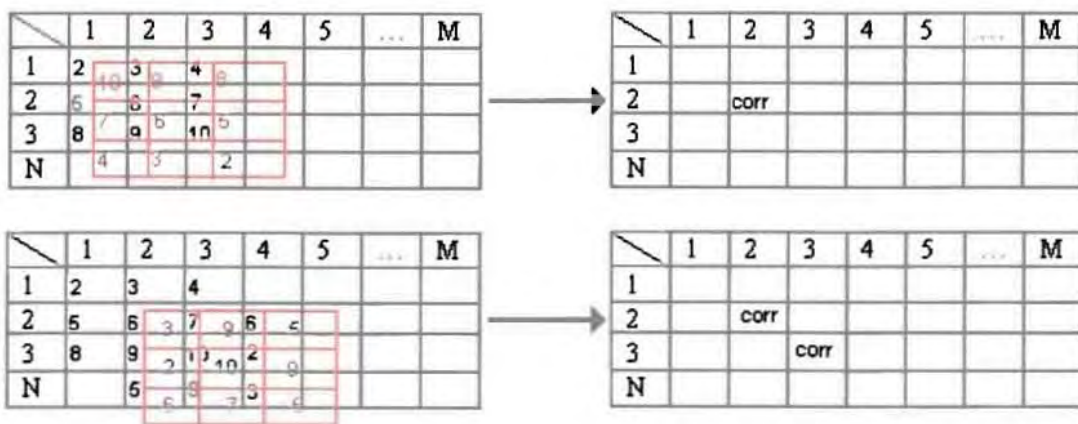
Η έρευνα για την επινόηση καινοτόμων και αποδοτικότερων μεθόδων για την εξαγωγή των αγγείων σε εικόνες από αμφιβληστροειδή οδήγησε στην σύλληψη μιας καινούριας μεθόδου η οποία στηρίζεται σε μεθόδους φίλτρων ταιριάσματος. Στην μελέτη των Nai-Xiang Lian και συν. [23] αναπτύσσεται μια μέθοδο για την επεξεργασία της εικόνας ώστε να ενισχυθούν οι αγγειακές δομές, μέσω της χρήσης ενός φίλτρου αυτό-συσχέτισης. Μέσω κατάλληλων μαθηματικών φορμαλισμών αποδεικνύεται ότι το αποτέλεσμα της εφαρμογής του προτεινόμενου φίλτρου ταιριάσματος ελαττώνει τον θόρυβο στον εντοπισμό των αγγείων στην εικόνα.

Αρχικά, ορίζεται ως φίλτρο ταιριάσματος η περιοχή του τρέχοντος pixel (x_0, y_0) περιστρεφόμενη κατά 180° μοίρες και στη συνέχεια πραγματοποιείται ο υπολογισμός του συντελεστή διαδιάστατης συσχέτισης μεταξύ του φίλτρου και της περιοχής του (x_0, y_0) σύμφωνα με τον τύπο:

$$corr(x_0, y_0) = \frac{\sum_{x=-m}^m \sum_{y=-n}^n (A_{x_0+x, y_0+y} - \bar{A})(B_{x_0-x, y_0-y} - \bar{B})}{\sqrt{\left(\sum_m \sum_n (A_{x_0+x, y_0+y} - \bar{A})^2\right) \left(\sum_x \sum_y (B_{x_0-x, y_0-y} - \bar{B})^2\right)}} \quad (2.23)$$

όπου A είναι η το τμήμα της εικόνας διαστάσεων $(2m+1) \times (2n+1)$ και B το αντίστοιχο περιστραμμένο φίλτρο ίδιας διάστασης. Με \bar{A}, \bar{B} συμβολίζονται οι μέσες τιμές του τμήματος της εικόνας και του φίλτρου αντίστοιχα. Το αποτέλεσμα που εξάγεται, έχει πεδίο τιμών το διάστημα $[-1, 1]$ με 1 απόλυτη ταύτιση και -1 απόλυτη αντιταύτιση μεταξύ του περιστρεφμένου παραθύρου και της εικόνας. Η διαδικασία επαναλαμβάνεται για κάθε (x_0, y_0) της εικόνας.

Η παραπάνω διαδικασία στηρίζεται διαισθητικά στο γεγονός ότι μπορούμε να εξάγουμε αγγειακές δομές περιστρέφοντας κατά 180° τμήματα της εικόνας τα οποία περιλαμβάνουν αγγεία μικρού μήκους ώστε να θεωρούνται σχεδόν ευθύγραμμα και συσχετίζοντας τα με τα αντίστοιχα πραγματικά τμήματα στην εικόνα. Στο παρακάτω παράδειγμα (Σχήμα 2.9) φαίνεται μια υποθετική εφαρμογή των παραπάνω σε μια εικόνα - πίνακα διαστάσεων M, N .



Σχήμα 2.9 Υποθετική εφαρμογή του φίλτρου ταιριάσματος σε μια εικόνα - πίνακα. Αρχικά υπολογίζεται το περιστραμμένο παράθυρο κατά 180° μεγέθους 3×3 και στην συνέχεια σε μια καινούρια εικόνα αναθέεται η τιμή του η , η οποία θα είναι στο εύρος $[-1, 1]$, στις συντεταγμένες που έχει το κέντρο του παραθύρου την δεδομένη στιγμή. Η διαδικασία συνεχίζεται κατά μήκος και πλάτος της εικόνας μέχρι το παράθυρο να φτάσει στο τέλος.

Για καλύτερα αποτελέσματα της εφαρμογής της μεθόδου, σε κάθε σημείο της εικόνας δοκιμάστηκε μία σειρά παραθύρων διαφορετικών μεγεθών και αναζητήθηκε το μέγεθος που παράγει τη μέγιστη απόκριση. Φίλτρα διαφορετικών μεγεθών παράγουν υψηλότερες αποκρίσεις σε αγγεία διαμέτρου λίγων pixel μικρότερα από το μέγεθος του παραθύρου.

Τα αποτελέσματα της παραπάνω επεξεργασίας των εικόνων παρουσιάζουν λανθασμένα υψηλή απόκριση στα ενδιάμεσα σημεία μεταξύ δύο παράλληλων κοντινών αγγείων. Έτσι για την εξαίρεση των παραπάνω λανθασμένων αγγείων προτείνεται ένα είδος επιλογής από το σύνολο των αγγείων αυτών τα οποία ικανοποιούν κάποια κριτήρια τα οποία είναι τα εξής:

- 1) Αν τα αγγεία στην ανέρυθρη εικόνα είναι πιο φωτεινά από το υπόβαθρο τότε αν η μέση τιμή της γειτονιάς του κεντρικού pixel στο παράθυρο είναι μεγαλύτερη από την φωτεινότητα του κεντρικού σημείου τότε το κεντρικό pixel του παραθύρου δεν είναι αγγείο.
- 2) Αν τα αγγεία στην ανέρυθρη εικόνα είναι πιο σκοτεινά από το υπόβαθρο τότε αν η μέση τιμή της γειτονιάς του κεντρικού pixel στο παράθυρο είναι μικρότερη από την φωτεινότητα του κεντρικού σημείου τότε το κεντρικό pixel του παραθύρου δεν είναι αγγείο.

Επειδή οι εικόνες που έχουμε περιέχουν φωτεινά αγγεία σε σχέση με το υπόβαθρο άρα θα ακολουθήσουμε την δεύτερη συνθήκη. Στην παρούσα εργασία μας, στηριχθήκαμε στις παραπάνω αρχές και παραδοχές που αναπτύχθηκαν για την δημιουργία μιας διαδικασίας επεξεργασίας των εικόνων του αμφιβληστροειδή. Υλοποιήθηκαν δυο συναρτήσεις, η *auto-correlation* που αντιστοιχεί στην εξαγωγή του μέτρου αυτό-συσχέτισης δεδομένης μιας εικόνας για το σύνολο της και η *false-vessel* η οποία διορθώνει τα εσφαλμένα αγγεία τα οποία εξήχθησαν από την πρώτη συνάρτηση.

Βήματα αλγορίθμου *auto-correlation*(*Self_matched.m*):

1. Εισαγωγή της ανέρυθρης εικόνας *I* και ορισμός των παραμέτρων: διαστάσεις μετακινούμενου παραθύρου *w* και αρχικοποίηση των εικόνων που θα ανατεθεί το αποτέλεσμα *E*.
2. Για την πρώτη ως την τελευταία τιμή του *w*.
 - 2.1. Δημιουργία κενού κυλιόμενου παραθύρου.
 - 2.2. Για το μήκος και το πλάτος της ανέρυθρης εικόνας *I* επανάληψη.
 - 2.2.1. Γέμισμα του παραθύρου με τις περιστρεμμένες κατά 180° τιμές της φωτεινότητας της ανέρυθρης εικόνας.
 - 2.2.2. Υπολογισμός της μεταβλητής *corr* (εξ.2.23).
 - 2.2.3. Ανάθεση στην εικόνα *E* της τιμής *corr*.
 - 2.2.4. Υπολογισμός και αποθήκευση του συντελεστή συσχέτισης της μέγιστης τιμής απόκρισης για όλες τις διαστάσεις του παραθύρου.

Τέλος

Τέλος

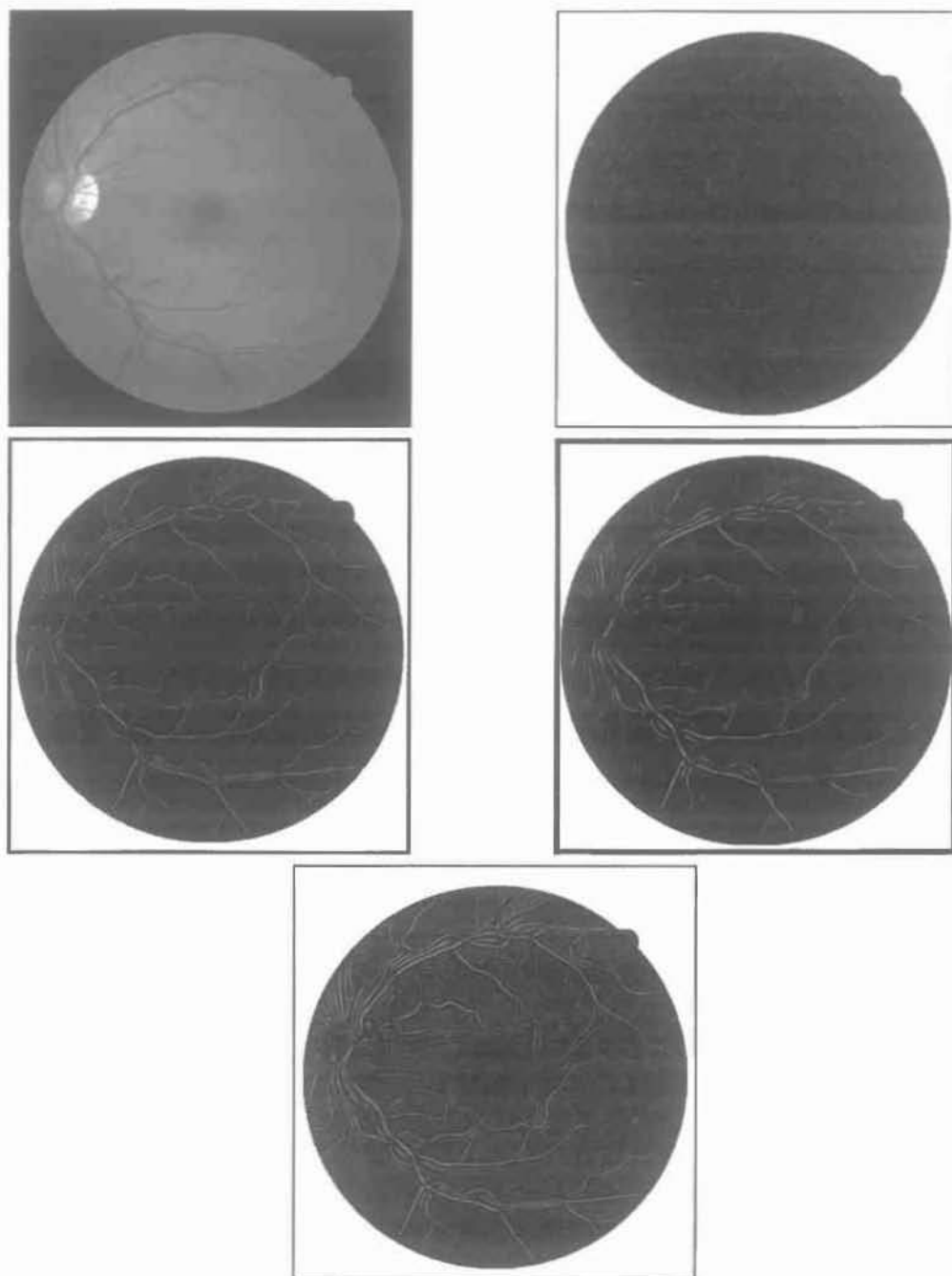
Βήματα αλγορίθμου *false-vessel*(*Remove_false_vessel.m*):

1. Δημιουργία κενού παραθύρου συγκεκριμένων διαστάσεων.
2. Δημιουργία κενής εικόνας *F*.
3. Για το μήκος και το πλάτος της εικόνας *E*.
 - 3.1. Για κάθε pixel της *E* για το οποίο έχουμε απόκριση επανάληψη.
 - 3.1.1. Γέμισμα του παραθύρου με τιμές από τις αντίστοιχες τιμές φωτεινότητας των συντεταγμένων της *I*.
 - 3.1.2. Υπολογισμός της μέση τιμής του παραθύρου.
 - 3.1.3. Αν η μέση τιμή < από το κεντρικό pixel της *I* τότε.
 - 3.1.3.1. Το αντίστοιχο pixel της *F* είναι αγγείο.

Τέλος

Τέλος

Αποτέλεσμα της εφαρμογής στην εικόνα Image_01 φαίνεται στο ακόλουθο σχήμα (Σχήμα 2.10). Για να εφαρμοστεί η συνάρτηση false-vessel πρέπει να έχουμε δυαδική εικόνα και όχι εικόνα διαβαθμίσεων του γκρι την οποία παράγει ο αλγόριθμος αυτό-συσχέτισης. Έτσι για να μπορέσει να εφαρμοστεί η συνάρτηση ανίχνευσης λανθασμένων pixel θα πρέπει να γίνει πρώτα η επεξεργασία με την μέθοδο της ανάπτυξης περιοχών και στη συνέχεια η εφαρμογή του αλγορίθμου. Την διαδικασία αυτή θα την αναλύσουμε σε επόμενη ενότητα.



α	β
γ	δ
ε	

Σχήμα 2.10 Εφαρμογή της μεθόδου φίλτρου αυτό-συσχέτισης στην εικόνα Image_01 για διάφορα μεγέθη μετακινούμενων παραθύρων. Η α) είναι η αρχική ανέρυθρη, η β), παρουσιάζει το αποτέλεσμα της αυτό-συσχέτισης (μεταβλητή corr) μετά την εφαρμογή του φίλτρου με μέγεθος κυλιόμενου παραθύρου 5x5, η τρίτη μετά την εφαρμογή κυλιόμενου παραθύρου μεγέθους 9x9 και η τέταρτη (δ) με μέγεθος 15x15. Η τελευταία εικόνα (ε) είναι η μέγιστη αυτό-συσχέτιση για κάθε pixel στο εύρος του παραθύρου που δώσαμε. Όπως βλέπουμε υπάρχει μια διακύμανση στην ανίχνευση αγγειακών δομών διαφορετικής διαμέτρου αλλάζοντας το μέγεθος του παραθύρου.

2.3.6 Μέθοδος ανάπτυξης περιοχών

Οι δύο προαναφερθείσες μέθοδοι εύρεσης μέτρου αγγείωσης και αυτό-συσχέτισης παράγουν ως αποτέλεσμα εικόνα με υψηλές τιμές στα pixel αγγείων. Ο απλούστερος τρόπος τμηματοποίησης των αγγείων είναι η καταφλίωση της εικόνας απόκρισης των προηγούμενων μεθόδων, ο οποίος όμως δεν παράγει ικανοποιητικά αποτελέσματα. Για την επεξεργασία των αγγειακών δομών στις εικόνες του αμφιβληστροειδή υλοποιήσαμε και εφαρμόσαμε την μέθοδο της ανάπτυξης περιοχών (Region_Growing). Αντικειμενικός σκοπός της μεθόδου ανάπτυξης περιοχών είναι η διαίρεση της εικόνας σε περιοχές [55]. Στην εργασία μας αυτό μπορεί να αναχθεί στην κατηγοριοποίηση των pixel σε αγγεία και μη-αγγεία.

Για την προσέγγιση αυτή χρειάζεται μια ορισμένη βασική διατύπωση. Έστω ότι η R αναπαριστά ολόκληρη την περιοχή της εικόνας, μπορούμε να αντιληφθούμε την κατάτμηση σαν μια διαδικασία η οποία διαιρεί την περιοχή R σε πλήθος n υποπεριοχών, R_1, R_2, \dots, R_n , έτσι ώστε να ισχύουν κάποιες συνθήκες:

$$1. \bigcup_{i=1}^n R_i = R \quad (2.24)$$

$$2. \text{ Η } R_i \text{ είναι μια συνδεδεμένη περιοχή με } i = 1, 2, \dots, n \quad (2.25)$$

$$3. R_i \cap R_j = \emptyset \text{ για όλα τα } i \text{ και } j \text{ με } i \neq j \quad (2.26)$$

$$4. P(R_i) = \text{TRUE για } i = 1, 2, \dots, n \quad (2.27)$$

$$5. P(R_i \cup R_j) = \text{FALSE για όλες τις γειτονικές περιοχές } R_i \text{ και } R_j. \quad (2.28)$$

όπου, $P(R_k)$ είναι μια λογική δήλωση η οποία καθορίζει ένα κριτήριο ομοιότητας μεταξύ των σημείων στο σύνολο R_k και το σύμβολο \emptyset αντιπροσωπεύει το κενό σύνολο.

Η ανάλυση των παραπάνω προϋποθέσεων μας δίνει κάποια συμπεράσματα. Η πρώτη συνθήκη μας δείχνει ότι η τμηματοποίηση πρέπει να είναι ολοκληρωμένη, δηλαδή, κάθε εικονοστοιχείο της εικόνας θα πρέπει να ανήκει σε μια περιοχή. Η δεύτερη συνθήκη προϋποθέτει ότι τα σημεία σε μια περιοχή πρέπει να είναι συνδεδεμένα με μια προκαθορισμένη έννοια. Η τρίτη συνθήκη μας παρουσιάζει ότι οι περιοχές δεν θα πρέπει να συνδέονται. Η τέταρτη συνθήκη ασχολείται με τις ιδιότητες οι οποίες πρέπει να ικανοποιούνται σε μια κατατεταγμένη περιοχή, για παράδειγμα, ισχύει $P(R_i) = \text{TRUE}$ αν όλα τα εικονοστοιχεία της περιοχής R_i έχουν το ίδιο επίπεδο φωτεινότητας. Τέλος, η καταληκτική συνθήκη μας παρουσιάζει ότι οι περιοχές R_i και R_j είναι διαφορετικές.

Η μέθοδος της ανάπτυξης περιοχών είναι μια διαδικασία η οποία ομαδοποιεί τα εικονοστοιχεία ή τις υποπεριοχές σε ευρύτερες, βασισμένη σε προκαθορισμένα κριτήρια. Η βασική προσέγγιση είναι η έναρξη της μεθόδου με την δημιουργία ενός σετ αρχικών σημείων ή «σπόρων» (seeds) και από αυτά τα σημεία η ανάπτυξη των περιοχών μέσω της προσάρτησης σε κάθε αρχικό σημείο του συνόλου των γειτονικών εικονοστοιχείων τα οποία έχουν παρόμοιες ιδιότητες, για παράδειγμα ένα συγκεκριμένο εύρος φωτεινότητας στο επίπεδο του γκρι.

Στην εργασία των G. K. Matsopoulos και συν. [52] προτείνεται μια μέθοδο εύρεσης κεντρικών αξόνων αγγείων του αμφιβληστροειδή η οποία εκμεταλλεύεται την μέθοδο της ανάπτυξης περιοχών. Αρχικά παρεμβάλλεται η διαδικασία εύρεσης των υποψήφιων κεντρικών σημείων των αγγείων όπως αναλύθηκε στην παράγραφο επεξεργασίας του Εσσιανού πίνακα και στη συνέχεια επιλέγονται δύο τιμές καταφλίου, μία υψηλή τιμή T_H και μία χαμηλή τιμή T_L . Κάθε εικονοστοιχείο με τιμή λ η οποία υπερβαίνει κατ' απόλυτη τιμή το κατώφλι T_H , θεωρείται ότι είναι ο «γεννήτορας» του κεντρικού άξονα ενός αγγείου. Στη

συνέχεια, ένα σημείο κορυφής (κοιλιάδας) θεωρείται ότι ανήκει στο συγκεκριμένο κεντρικό άξονα εφόσον η ιδιοτιμή λ είναι μεγαλύτερη από το κατώφλι T_L ($T_L < T_H$) και υπάρχει ένα «μονοπάτι» από εικονοστοιχεία (τα οποία ανήκουν στον κεντρικό άξονα) που το συνδέει με το «γεννήτορα». Οι τιμές των δύο κατωφλίων T_L και T_H εξαρτώνται από την εκάστοτε εικόνα. Όμως εν γένει ισχύει ότι $T_H \in [0,3, 0,5]$ και $T_L \in [0, 0,3]$ (οι τιμές είναι κανονικοποιημένες ως προς τη μέγιστη, κατ' απόλυτη τιμή, λ). Αν κατά τη διάρκεια εύρεσης των εικονοστοιχείων τα οποία ανήκουν στον κεντρικό άξονα ενός αγγείου βρεθεί κάποιο εικονοστοιχείο το οποίο ανήκει σε δύο ή περισσότερους κεντρικούς άξονες, τότε αυτό χαρακτηρίζεται ως σημείο διακλάδωσης. Τα βασικά στάδια του αλγορίθμου που υλοποιήσαμε περιγράφονται ως εξής:

Βήματα αλγορίθμου ανάπτυξης περιογών(Region_growing.m):

1. Εισαγωγή της εικόνας Preprocessed η οποία προέρχεται από τις μεθόδους επεξεργασίας του Εσσιανού, μέτρου αγγείωσης και αυτό-συσχέτισης και δημιουργία της «κενής» εικόνας Segmentation.
2. Ορισμός των τιμών του άνω κατωφλίου T_H και κάτω κατωφλίου T_L .
3. Δημιουργία της κενής ουράς Queue.
4. Ψάξιμο κατά μήκος και κατά πλάτος των τιμών των pixel της Preprocessed.
 - 4.1. Επιλογή του πρώτου pixel το οποίο 1^ο) έχει τιμή φωτεινότητας μεγαλύτερη ή ίση με T_H , 2^ο) το αντίστοιχο pixel στην Segmentation είναι αχρωμάτιστο και εισαγωγή του στην Queue.
 - 4.2. Όσο η Queue $\neq (\emptyset)$
 - 4.2.1. Χρωματισμός της Segmentation βάση των συντεταγμένων που δίνονται από την κεφαλή της Queue και εξαγωγή της.
 - 4.2.2. Επιλογή του συνόλου των 4 γειτονικών pixel στην Preprocessed τα οποία ικανοποιούν τρία κριτήρια α) έχουν μεγαλύτερη τιμή φωτεινότητας από το T_L , β) τα αντίστοιχα pixel της Segmentation είναι αχρωμάτιστα και γ) είναι εντός των ορίων της εικόνας.
 - 4.2.3. Εισαγωγή των παραπάνω pixel στο τέλος της ουράς.

Τέλος
Τέλος

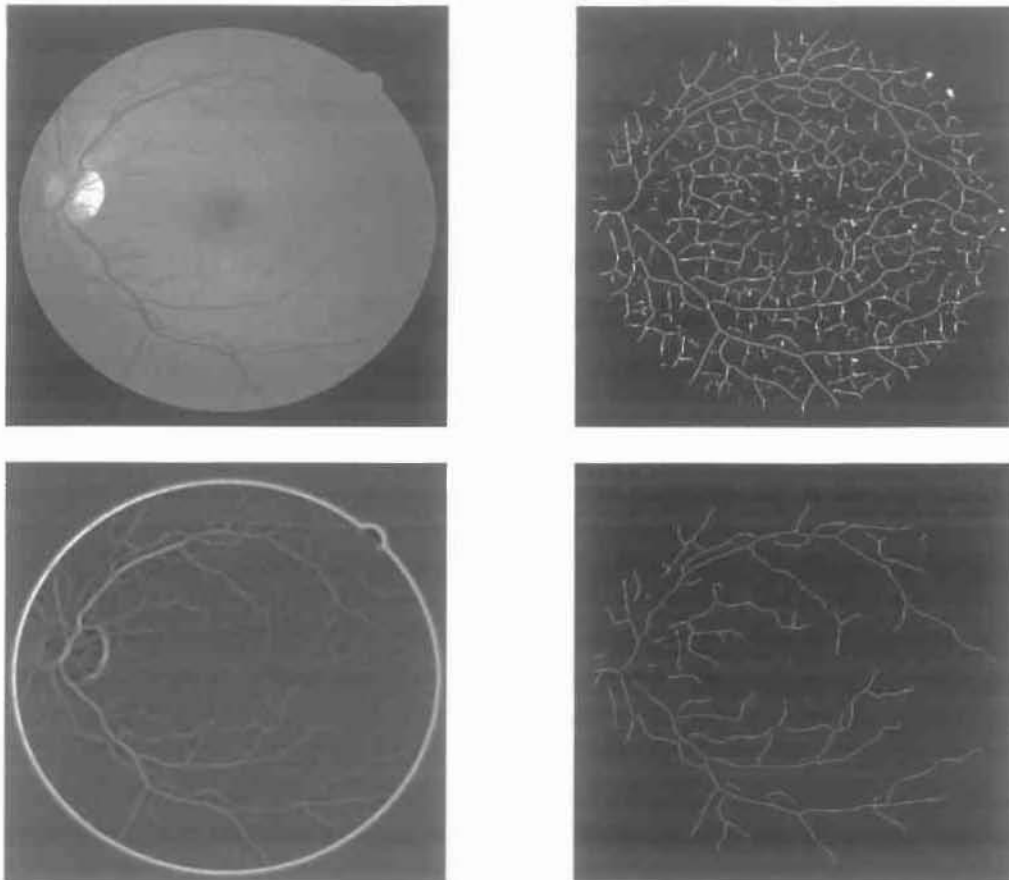
Η υλοποίηση του αλγορίθμου θεωρεί ως αρχικά σημεία ή «σπόρους» (seed points) τα pixel τα οποία η ένταση φωτεινότητας στο επίπεδο του γκρι είναι μεγαλύτερη από την τιμή του ανώτερου κατωφλίου (T_H) και δεν έχουν ξαναεπιλεγεί. Στην συνέχεια από τα αρχικά σημεία (seed_points) προσαρτούνται τα γειτονικά pixel τα οποία έχουν τιμή φωτεινότητας μεγαλύτερη από το κατώτερο κατώφλι (T_L) και δεν έχουν ξαναεπιλεγεί. Το αποτέλεσμα είναι η δημιουργία δυο περιοχών: pixel αγγείων και όλα τα υπόλοιπα εικονοστοιχεία (μη αγγεία). Οι τιμές των δυο κατωφλίων στον αλγόριθμο έχουν υπολογιστεί εμπειρικά, δηλαδή, με διαδοχικές δοκιμές ώστε να παραχθεί το βέλτιστο αποτέλεσμα.

Η μέθοδος αυτή παρεμβλήθηκε των προηγούμενων τριών, δηλαδή, της επεξεργασίας του Εσσιανού, της εφαρμογής του φίλτρου αγγείωσης και της αυτό συσχέτισης ώστε να παράγουμε τα εξής αποτελέσματα τα οποία και θα παραθέσουμε ως υποενότητες.

2.3.7 Εφαρμογή αλγορίθμου Εσσιανού/ανάπτυξης περιοχών

Με αυτήν την εφαρμογή προσπαθούμε να εξάγουμε τον κεντρικό άξονα των αγγείων. Αρχικά, πραγματοποιούμε την προ-επεξεργασία στην δεδομένη εικόνα ώστε να παράγουμε την αντίστοιχη ανέρυθρη. Στη συνέχεια, εφαρμόζοντας τον αλγόριθμο της επεξεργασίας του Εσσιανού πίνακα με κατάλληλες τιμές στην μεταβλητή της τυπικής απόκλισης σ των δισδιάστατων γκαουσιανών φίλτρων (Εξ. 2.2-2.4) καθώς και με την εφαρμογή του κριτηρίου (Εξ. 2.11) παράγουμε τα υποψήφια pixel του κεντρικού άξονα.

Το επόμενο στάδιο είναι η επιλογή των πραγματικών pixel που αντιστοιχούν στον κεντρικό αγγειακό άξονα. Σε αυτήν την φάση με χρήση του αλγορίθμου της ανάπτυξης περιοχών με είσοδο την εικόνα που προέρχεται από την (Εξ.2.6) και περιέχει τις μέγιστες ιδιοτιμές μπορούμε να τμηματοποιήσουμε τον τελικό κεντρικό άξονα θεωρώντας ως αρχικά σημεία ή σπόρους (seeds) τα pixel τα οποία έχουν μεγαλύτερη τιμή φωτεινότητας από το άνω κατώφλι (T_H) και έχουν σημειωθεί ως υποψήφια (από την μέθοδο του Εσσιανού). Τέλος, ενώνοντας τα αρχικά με γειτονικά pixel τα οποία έχουν φωτεινότητα μεγαλύτερη από το κάτω κατώφλι (T_L) μπορούμε να καταλήξουμε στο τελικό αποτέλεσμα. Παρακάτω παρατίθεται ένα σχετικό παράδειγμα (Σχήμα 2.11).

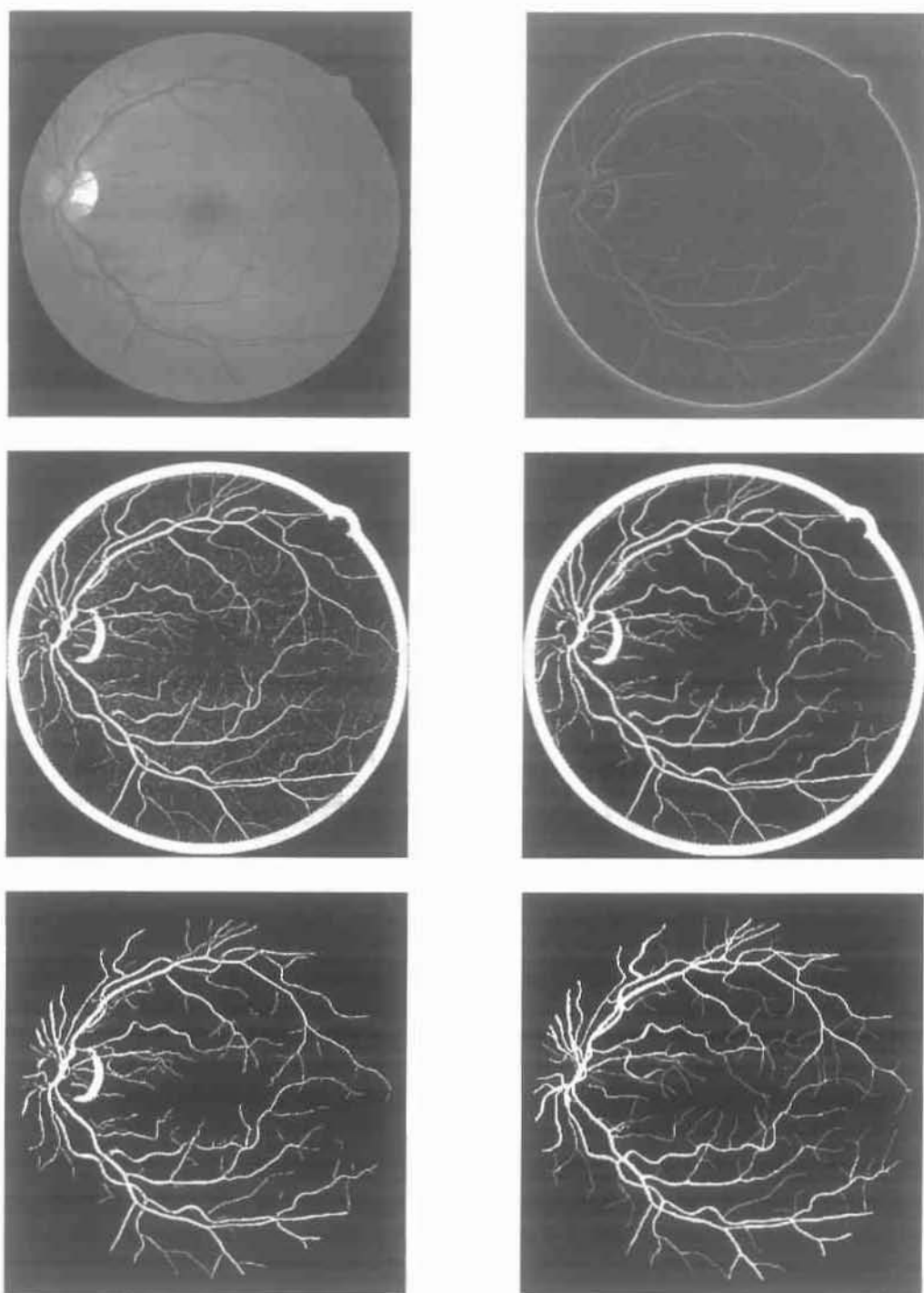


Σχήμα 2.11 : Παράδειγμα της εφαρμογής της μεθόδου ανάπτυξης περιοχών στον αλγόριθμο επεξεργασίας του Εσσιανού πίνακα: α) προεπεξεργασμένη εικόνα (Image_01), β) το αποτέλεσμα της εξαγωγής των υποψήφιων κεντρικών σημείων με τυπική απόκλιση $\sigma = 4$. Η τρίτη (γ) εικόνα περιέχει την L_{max} και θα εισαχθεί στον αλγόριθμο ανάπτυξης περιοχών μαζί με την μεταβλητή T_L έτσι ώστε από τις τιμές αυτής να γίνει ο έλεγχος για την ικανοποίηση του κριτηρίου για την επέκταση των seed_points. Τέλος, η τελευταία (δ) εικόνα είναι η εξαγωγή των κεντρικών αγγειακών δομών. Οι μεταβλητές των κατωφλίων είναι $T_H=0,1$, $T_L=0$.

2.3.8 Εφαρμογή αλγορίθμου μέτρου αγγείωσης/ανάπτυξης περιοχών

Με τις παρακάτω διαδικασίες προσπαθούμε να τμηματοποιήσουμε τις αγγειακές δομές. Σε αυτή την μέθοδο εφαρμόσαμε σαν είσοδο το αποτέλεσμα της εξαγωγής του μέτρου αγγείωσης από τις εικόνες του αμφιβληστροειδή. Αρχικά, υπολογίζεται το μέτρο αγγείωσης σύμφωνα με τις διαδικασίες που αναλύσαμε και στην συνέχεια εισάγεται η εικόνα στον αλγόριθμο ανάπτυξης περιοχών μαζί με τις τιμές των μεταβλητών του άνω και κάτω κατωφλίου. Στην διαδικασία αυτή επιλέγονται ως αρχικά σημεία το σύνολο των pixel τα οποία έχουν μεγαλύτερη φωτεινότητα από το άνω κατώφλι (T_H) και γίνεται επέκτασή τους προσαρτώντας τα γειτονικά τα οποία ικανοποιούν το κριτήριο της ένωσης, να έχουν δηλαδή φωτεινότητα μεγαλύτερη από το κάτω κατώφλι (T_L). Παράδειγμα εφαρμογής φαίνεται στο παρακάτω σχήμα (Σχήμα 2.12).

Επειδή το αποτέλεσμα από την εφαρμογή της μεθόδου της ανάπτυξης περιοχών είναι θορυβώδες (Σχήμα 2.12 γ, δ), δηλαδή εμφανίζονται αποκρίσεις από το υπόβαθρο και από τα όρια του πεδίου λήψης της εικόνας εφαρμόσαμε τις δύο παρακάτω διαδικασίες για την εξαγωγή των αντικειμένων που μας ενδιαφέρουν. Αναλυτικότερα, χρησιμοποιήσαμε ένα φίλτρο μεγέθους σύμφωνα με το οποίο μπορούν να τμηματοποιηθούν συνδεδεμένα αντικείμενα συγκεκριμένου μεγέθους. Στον αλγόριθμο μας ορίσαμε ότι αντικείμενα με μέγεθος κάτω από Area=20 pixel θεωρούνται ως «μη αγγεία». Επίσης, πραγματοποιήσαμε μορφολογική διάβρωση της μάσκας που αντιστοιχεί στην κάθε εικόνα με χρήση δομικού αντικειμένου διαστάσεων περίπου 13 pixel και στην συνέχεια την συνδυάσαμε με την εικόνα (Σχήμα 2.12 γ) ώστε να προκύψει το τελικό αποτέλεσμα της τμηματοποίησης (Σχήμα 2.12 ε).



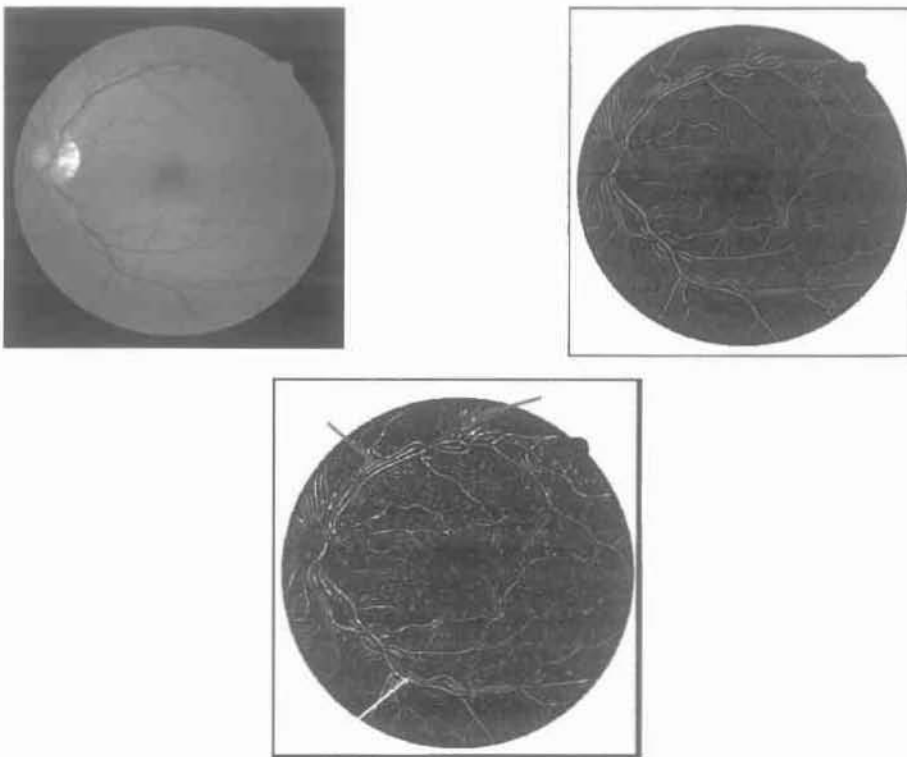
α	β
γ	δ
ε	ζ

Σχήμα 2.12 Εφαρμογή της ανάπτυξης περιοχών στο αποτέλεσμα της μεθόδου εύρεσης του μέτρου αγγείωσης στην εικόνα *Image_01*. Η α) είναι η ανέρυθρη αρχική εικόνα. Η β) το αποτέλεσμα της εξαγωγής του μέτρου αγγείωσης, η γ) η δυαδική τμηματοποιημένη εικόνα μετά την εφαρμογή της διαδικασίας της ανάπτυξης περιοχών με τις μεταβλητές T_H , T_L . Η επόμενη εικόνα (δ) είναι η γ) μετά την εφαρμογή φίλτρου μεγέθους, δηλαδή, αποκοπή συνδεδεμένων στοιχείων συγκεκριμένου μεγέθους στην περίπτωση μας $Area=20$. Τέλος, η ε) μας δίνει το τελικό αποτέλεσμα το οποίο είναι η τμηματοποίηση των αγγείων. Η τελευταία εικόνα ζ) είναι η τμηματοποίηση από τον ειδικό.

2.3.9 Εφαρμογή αλγορίθμου αυτό-συσχέτισης/ανάπτυξης περιοχών

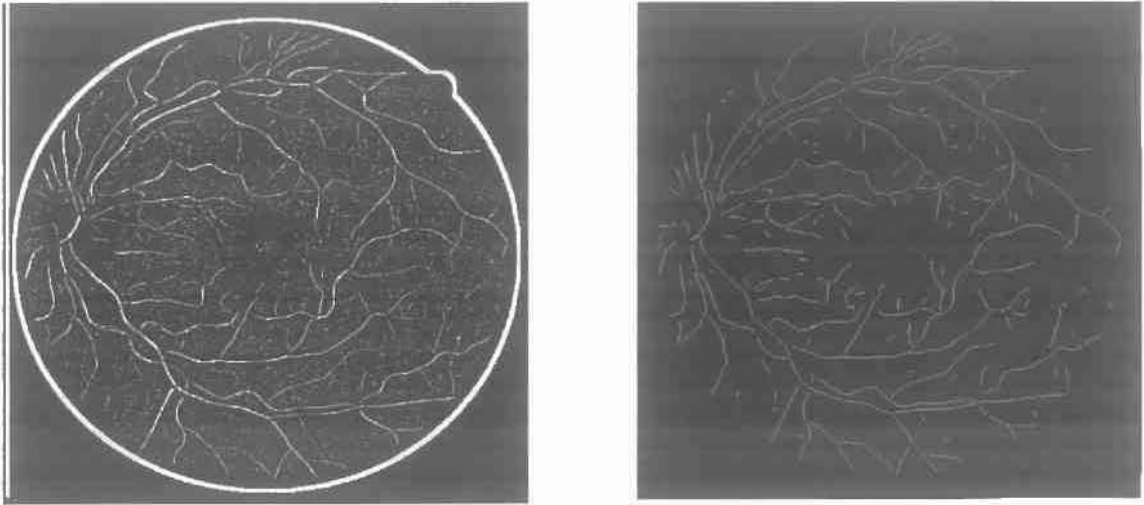
Με αυτήν την εφαρμογή προσπαθούμε να εξάγουμε τον κεντρικό άξονα των αγγείων. Όπως και στις προηγούμενες περιπτώσεις ξεκινάμε με την προ-επεξεργασία στην δεδομένη εικόνα ώστε να παράγουμε την αντίστοιχη ανέρυθρη. Στη συνέχεια, εφαρμόζοντας τον αλγόριθμο της αυτό-συσχέτισης με κατάλληλες τιμές στην μεταβλητή του εύρους του παραθύρου υπολογίζουμε τον συντελεστή αυτό-συσχέτισης για κάθε pixel (x_0, y_0) για τα διάφορα μεγέθη του παραθύρου και επιλέγουμε την βέλτιστη αυτό-συσχέτιση.

Το επόμενο στάδιο είναι η εφαρμογή του αλγορίθμου της ανάπτυξης περιοχών με είσοδο την εικόνα που προέρχεται από την (Εξ. 2.23) και περιέχει την αυτό-συσχέτιση θεωρώντας ως αρχικά σημεία ή σπόρους (seeds) τα pixel τα οποία έχουν μεγαλύτερη τιμή φωτεινότητα από το άνω κατώφλι (T_H). Στη συνέχεια, ενώνουμε τα αρχικά με τα γειτονικά pixel τα οποία έχουν φωτεινότητα μεγαλύτερη από το κάτω κατώφλι (T_L). Τέλος, εφαρμόζουμε διαδοχικά τις διαδικασίες της τμηματοποίησης μεγέθους για την εξαγωγή των απομονωμένων pixel και της μορφολογικής διάβρωσης της μάσκας (βλ. 2.3.8 Εφαρμογή αλγορίθμου μέτρου αγγείωσης/ανάπτυξης περιοχών) για να λάβουμε το τελικό αποτέλεσμα. Παρακάτω παρατίθεται ένα σχετικό παράδειγμα (Σχήμα 2.13). Όμως στο αποτέλεσμα όπως φαίνεται στο σχήμα (2.13γ) έχουμε λανθασμένες αποκρίσεις αγγείων, ανάμεσα από παράλληλα μεταξύ τους αγγεία, όπως δείχνουν και τα βέλη και για αυτό εφαρμόζουμε τον αλγόριθμο ανίχνευσης λανθασμένων αγγείων false-vessel για την εξάλειψη τους. Στο (Σχήμα 2.14) φαίνεται το τελικό αποτέλεσμα.



α	β
γ	

Σχήμα 2.13 Αποτέλεσμα της εφαρμογής της μεθόδου ανάπτυξης περιοχών στην έξοδο από τον αλγόριθμο της αυτό-συσχέτισης. Η α) είναι η Image_01, η β) το αποτέλεσμα της αυτό-συσχέτισης. Τέλος, η γ) είναι η κατωφλιοποίηση μέσω της ανάπτυξης περιοχών με μεταβλητές $T_H=0,4$, $T_L=0,2$, όπως παρατηρούμαι εξάγονται επιπλέον αποκρίσεις, οι οποίες μερικές από αυτές φαίνονται με τα βελάκια (κόκκινο, πράσινο, κίτρινο) και στην πραγματικότητα δεν αποτελούν αγγεία αλλά θόρυβο λόγω των ατελειών που έχει το φίλτρο και πρέπει να εξαχθούν.

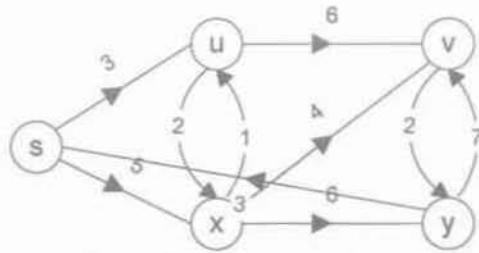


Σχήμα 2.14 Εφαρμογή της συνάρτησης *false-vessel* στην εικόνα *Image_01*. Όπως φαίνεται έχουν εξαφανιστεί τα εσφαλμένα αγγεία και μετά την διαδικασία εξαγωγής των απομονωμένων pixel το αποτέλεσμα είναι αρκετά καλό εντοπίζοντας το σύνολο των κεντρικών αξόνων των αγγείων που υπάρχουν στην αρχική εικόνα.

2.3.10 Μέθοδος του Dijkstra

Ο αλγόριθμος του E. W. Dijkstra [57] ο οποίος επινοήθηκε από τον Edsger Dijkstra, αποτελεί μια μέθοδο εύρεσης του μονοπατιού ελάχιστου κόστους από μοναδική πηγή (single-source shortest-path) σε έναν κατευθυνόμενο γράφο με θετικές τιμές στις ακμές του. Ο αλγόριθμος αν και είναι ευρέως διαδεδομένος σε πικοίλες εφαρμογές (πχ στο διαμοιρασμό των υπολογιστικών δικτύων) έχει προκαλέσει το επιστημονικό ενδιαφέρον για την εφαρμογή του στον τομέα της ιατρικής πληροφορικής και πιο συγκεκριμένα στην τμηματοποίηση ιατρικών εικόνων.

Αρχικά θα πρέπει να δοθούν κάποιοι ορισμοί και οι βασικές αρχές σύμφωνα με τις οποίες λειτουργεί ο αλγόριθμος. Ένας γράφος (V, E) είναι ένα διατεταγμένο ζεύγος των πεπερασμένων συνόλων V και E . Τα στοιχεία του V ονομάζονται κορυφές ή κόμβοι, ενώ τα στοιχεία του E ονομάζονται ακμές ή γραμμές. Κάθε ακμή του E συνδέει δυο διαφορετικές κορυφές του V και δηλώνεται με το ζεύγος $(i, j) \in V^2, i \neq j$ όπου τα i και j είναι οι δυο διαφορετικές κορυφές που συνδέονται μέσω μίας ακμής. Γενικά υπάρχουν δυο είδη ακμών, μια ακμή με προσανατολισμό είναι μια κατευθυνόμενη ακμή, ενώ μια ακμή χωρίς προσανατολισμό είναι μια μη κατευθυνόμενη ακμή. Οι γράφοι χωρίζονται σε δυο κατηγορίες ανάλογα με το είδος των ακμών που περιλαμβάνουν, στους κατευθυνόμενους γράφους και στους μη κατευθυνόμενους γράφους. Εισάγοντας την έννοια της βεβαρημένης ακμής μπορούμε να ορίσουμε το βεβαρυμένο γράφημα G ως μια διατεταγμένη τριάδα (V, E, w) στην οποία το w είναι μια συνάρτηση αντιστοίχισης βαρών στις ακμές $w: (v_1, v_2) \in V \rightarrow R$. Για τον αλγόριθμο του Dijkstra θα πρέπει τα βάρη στις ακμές να είναι πάντα μεγαλύτερα ή ίσα με το μηδέν ενώ σε άλλους αλγορίθμους επιτρέπεται να υπάρχουν και αρνητικά βάρη (π.χ. αλγόριθμος Bellman-Ford). Παράδειγμα ενός βεβαρυμένου κατευθυνόμενου γραφήματος δίνεται στην παρακάτω εικόνα.



Σχήμα 2.15 Παράδειγμα βεβαρημένου κατευθυνόμενου γραφήματος. Κάθε ακμή έχει συγκεκριμένο προσανατολισμό προς μια μοναδική κορυφή και έχει ένα συγκεκριμένο βάρος το οποίο αντιπροσωπεύει το κόστος μετάβασης, π.χ. $w(s,u)=3$.

Ένα μέγεθος το οποίο μας ενδιαφέρει στους γράφους είναι το μονοπάτι, το οποίο ορίζεται ως η σειρά με την οποία θα ακολουθήσουμε τις κορυφές από την αρχή ή την πηγή ως την κορυφή προορισμού. Ο αλγόριθμος του Dijkstra βρίσκει μονοπάτι ελάχιστου κόστους δηλαδή την βέλτιστη διαδρομή από την κορυφή-πηγή έως την κορυφή προορισμού. Το βάρος ενός μονοπατιού $p = \{v_1, v_2, \dots, v_k\}$ ενός κατευθυνόμενου γραφήματος (V, E, w) ορίζεται ως το άθροισμα των βαρών των άκμων που το αποτελούν (εξ. 2.29):

$$w(p) = \sum_{i=2}^k w(v_{i-1}, v_i) \tag{2.29}$$

Έτσι το βάρος του ελάχιστου μονοπατιού από μία κορυφή u στην v δίνεται ως εξής (εξ. 2.30):

$$w(u, v) = \begin{cases} \min(w(\{p_i\}) : u \xrightarrow{p} v) \\ \infty \end{cases} \tag{2.30}$$

όπου $\{p_i\}$ το σύνολο των δυνατών μονοπατιών που συνδέουν τις δύο κορυφές. Αν δεν υπάρχει μονοπάτι που να συνδέει τις κορυφές u, v τότε το ο αλγόριθμος επιστρέφει άπειρη τιμή ως βάρος του μονοπατιού.

Για την υλοποίηση του αλγορίθμου του Dijkstra χρησιμοποιείται η τεχνική της χαλάρωσης ακμών (relaxation), όπως περιγράφεται μεταξύ άλλων και από τους T. H. Cormer και συν. [56]. Αυτή η διαδικασία με συνεχείς επαναλήψεις μειώνει το άνω όριο του πραγματικού βαρους του βέλτιστου μονοπατιού για κάθε κορυφή μέχρι το όριο να είναι ίσο με το μικρότερο μονοπάτι. Αρχικά για την εφαρμογή της χαλάρωσης των άκμων θα πρέπει να αρχικοποιήσουμε το δεδομένο γράφο για μια μοναδική πηγή, έστω s . Για κάθε κορυφή $v \in V$ έχουμε το χαρακτηριστικό $d[v]$ το οποίο είναι ο εκτιμητής ελαχίστου μονοπατιού. Επίσης, επειδή το τελικό αποτέλεσμα το οποίο μας είναι απαραίτητο δεν είναι μόνο το βάρος του ελάχιστου μονοπατιού το οποίο επιτυγχάνει ο αλγόριθμος του Dijkstra για κάθε κορυφή αλλά και η βέλτιστη διαδρομή από άποψη κόστους θα πρέπει να ορίσουμε την παράμετρο π για κάθε κορυφή η οποία θα περιέχει σαν τιμές της την προηγούμενη κορυφή, η οποία προηγείται (predessor) της v στο διατεταγμένο μονοπάτι. Η αρχικοποίηση της μεταβλητής π για κάθε κορυφή του γράφου είναι η τιμή NULL (κενό). Μετά το πέρας της εκτέλεσης του αλγορίθμου, ξεκινώντας από την κορυφή –προορισμό ανακτάμε το ζητούμενο μονοπάτι χρησιμοποιώντας την πληροφορία που έχει αποθηκευθεί στην μεταβλητή π .

Έτσι έχουμε τον παρακάτω αλγόριθμο για την αρχικοποίηση μιας μοναδικής πηγής (Initialize-Single-Source) s:

Βήματα αλγορίθμου Initialize-Single-Source (G,s):

1. Για κάθε κορυφή $v \in V[G]$ επανάληψη.
 - 1.1. $d[v] = \infty$
 - 1.2. $\pi[v] = \text{Null}$
- Τέλος
2. $d[s] = 0$

Παρακάτω θα περιγράψουμε την διαδικασία χαλάρωσης των ακμών. Έστω ακμή (u,v) ενός κατευθυνόμενου γραφήματος και ας θεωρήσουμε ότι στην τρέχουσα επανάληψη του αλγορίθμου έχουμε καταλήξει στην κορυφή u με κόστος $d[u]$, η κορυφή v έχει κόστος (υπολογισμένο στην τρέχουσα επανάληψη) $d[v]$ ενώ το κόστος μετάβασης από το u στο v είναι $w(u,v)$, ίσο με το βάρος της ακμής (u,v) . Αν $d[v]$ είναι μεγαλύτερο του κόστους μετάβασης μέσω της ακμής (u,v) τότε ενημέρωσε το $d[v]$ θέτοντας το ίσο με $d[u] + w(u,v)$ και τίθεται η μεταβλητή $\pi(v) = u$. Τα βήματα της διαδικασίας χαλάρωσης περιγράφονται σε ψευδοκώδικα ως εξής:

Βήματα αλγορίθμου Relax (u,v,w):

1. Αν $d[v] > d[u] + w(u,v)$ τότε
 - $d[v] = d[u] + w(u,v)$
 - $\pi[v] = u$
- Τέλος



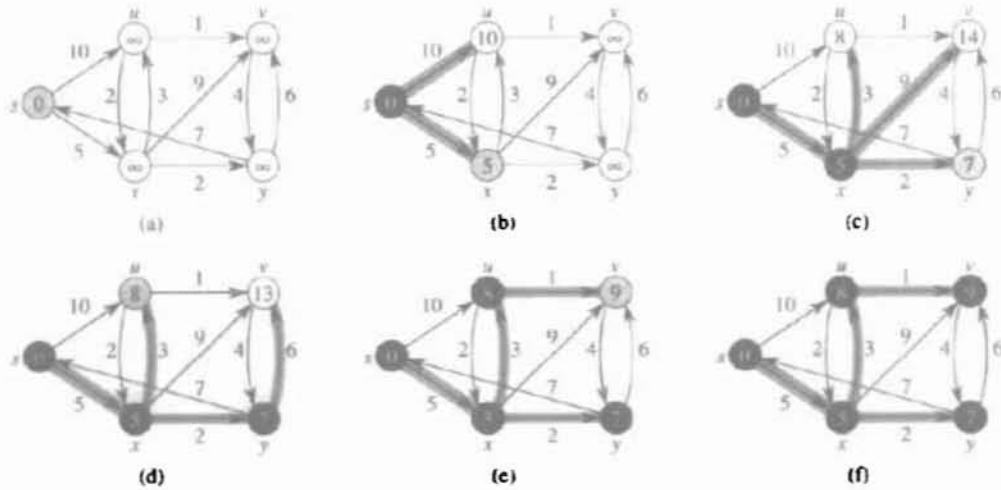
Σχήμα 2.16 Παράδειγμα της διαδικασίας χαλάρωσης για μια ακμή (u,v) . Η εκτίμηση για το ελάχιστο μονοπάτι σε κάθε κορυφή φαίνεται μέσα σε αυτήν. Στην πρώτη εικόνα (α) ισχύει ότι $d[v] > d[u] + w(u,v)$ άρα $d[v] = d[u] + w(u,v)$ ενώ στην δεύτερη περίπτωση (β) δεν αλλάζει η εκτίμηση [56].

Ο αλγόριθμος του Dijkstra για την υλοποίηση του χρειάζεται ένα σειτ S το οποίο περιέχει τις κορυφές με υπολογισμένες τις ελάχιστες αποστάσεις από την πηγή s και μια ουρά προτεραιότητας Q (First In First Out) η οποία περιέχει το σύνολο των κορυφών $V-S$. Επίσης, περιλαμβάνει την διαδικασία της αρχικοποίησης και της χαλάρωσης σύμφωνα με τα παρακάτω βήματα:

Βήματα αλγορίθμου Dijkstra (G,w,s):

1. Αρχικοποίηση μοναδικής πηγής (G,s) .
2. $S = \emptyset$.
3. Όσο $Q = Q \cup V[G]$ επανάληψη
 - 3.1. $u =$ Εξαγωγή ελάχιστου στοιχείου του Q .
 - 3.2. Για κάθε γειτονική κορυφή v του u .
 - 3.2.1. Χαλάρωση των ακμών (u,v,w) .
- Τέλος
- Τέλος

Παράδειγμα της εφαρμογής του αλγορίθμου σε έναν γράφο φαίνεται παρακάτω:



Σχήμα 2.17 Εκτέλεση του αλγορίθμου του Dijkstra. Οι σκιασμένες ακμές μας δείχνουν προηγούμενες τιμές, δηλαδή, αν η ακμή (u,v) σκιαστεί τότε $\pi(v)=u$. Οι μαύρες κορυφές ανήκουν στο σύνολο S ενώ οι λευκές στην ουρά προτεραιότητας Q . Κάθε σκιασμένη κορυφή είναι η επιλεγμένη κορυφή με το ελάχιστο εκτιμώμενο βάρος οπότε επιλέγεται σαν την επόμενη κορυφή u στον αλγόριθμο. Στο βήμα (a) έχει εκτελεστεί η αρχικοποίηση του γράφου ως προς την πηγή s . Στο βήμα (b)-(f) εκτελείται και ολοκληρώνεται ο αλγόριθμος για το σύνολο του γράφου κατέχοντας τις τιμές d και π για κάθε κορυφή [56].

a	b	c
d	e	f

Έχοντας λοιπόν τις τιμές d και π για κάθε κορυφή σε έναν γράφο μπορούμε να εξάγουμε την ελάχιστη διαδρομή σύμφωνα με τον αλγόριθμο εμφάνισης μονοπατιού (Print_Path). Ο αλγόριθμος αυτός με δεδομένο τις τιμές του π δηλαδή την κορυφή από την οποία προήλθαμε και πραγματοποιήσαμε την χαλάρωση για κάθε κόμβο εφαρμόζει την πράξη της αναδρομής ώστε τελικά να εξάγουμε το επιθυμητό αποτέλεσμα.

Βήματα αλγορίθμου Print_Path(G,s,v):

1. Αν $v=s$ τότε
 - 1.1. εμφάνιση του s .
2. Αλλιώς αν $\pi[v]=\text{NULL}$ τότε
 - 2.1. εμφάνιση «Δεν υπάρχει κανένα μονοπάτι από το s στο v ».
3. Αλλιώς Print_Path(G,s, $\pi[v]$)
 - 3.1. Εμφάνιση του v .

Τέλος

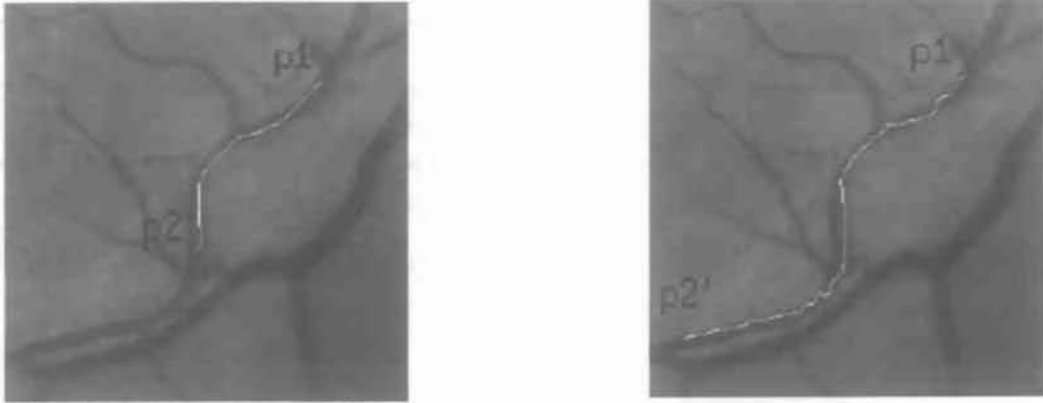
Ο αλγόριθμος εύρεσης ελαχίστου μονοπατιού του Dijkstra μπορεί να εφαρμοστεί στις οφθαλμολογικές εικόνες, αν αντιστοιχίσουμε τις εικόνες μας ως ένα βεβαρημένο μη-κατευθυνόμενο γράφο του οποίου οι κορυφές είναι τα εικονοστοιχεία και οι ακμές του γράφου συνδέουν τα γειτονικά pixel με βάρη που υπολογίζονται από τις τιμές της εικόνας. Έτσι μπορούμε να βρούμε την καλύτερη διαδρομή από άποψη κόστους από ένα σημείο της εικόνας σε οποιοδήποτε άλλο.

Στην εργασία των L. Pedersen και συν. [34] αναπτύχθηκε μια μέθοδος τμηματοποίησης αγγείων του αμφιβληστροειδή βασισμένη στον αλγόριθμο εύρεσης ελαχίστου μονοπατιού του Dijkstra, η οποία μεταξύ δύο αρχικοποιημένων σημείων μέσα σε ένα αγγείο βρίσκει την διαδρομή ελάχιστου κόστους μεταξύ τους. Ως βάρος της ακμής που συνδέει δύο γειτονικά pixel χρησιμοποιήθηκε η τιμή της εικόνας στο δεύτερο pixel. Θεωρώντας ότι στις οφθαλμολογικές εικόνες τα pixel αγγεία έχουν χαμηλότερη τιμή από το υπόβαθρο, η ελάχιστη διαδρομή θα βρίσκεται εξολοκλήρου μέσα σε αγγείο. Στην εργασία τους για τον υπολογισμό του κόστους οποιαδήποτε διαδρομής μεταξύ δύο σημείων μέσα σε ένα αγγείο χρησιμοποίησαν των παρακάτω τύπο (2.31):

$$\delta = \sum_{p=p_1}^{p_2} \|I(p) - I\|_w \quad (2.31)$$

όπου $I(p)$ είναι η τιμή της εικόνας στα pixel p , μεταξύ του αρχικού και τελικού pixel p_1, p_2 . Ο συντελεστής w παίρνει τιμές 1 και $\sqrt{2}$ για οριζόντια/κάθετη μετακίνηση και διαγώνια μετακίνηση αντίστοιχα από το τρέχον στο επόμενο pixel. Επίσης, I είναι η μέση φωτεινότητα της γειτονιάς των 8 pixel του αρχικού και τελικού pixel p_1, p_2 .

Τα αποτελέσματα τα οποία εμφανίζονται στην μελέτη είναι αρκετά ικανοποιητικά για περιπτώσεις στις οποίες είναι σχετικά κοντινά τα αρχικοποιημένα σημεία από τον χρήστη.



Σχήμα 2.18 Παράδειγμα της εφαρμογής του παραπάνω αλγορίθμου με δύο σημεία p_1-p_2 σε ένα αγγείο. Τα αποτελέσματα είναι πολύ καλά ακόμα και αν το αγγείο που μας ενδιαφέρει είναι κοντά σε άλλο (β).

Στην εργασία μας εξετάσαμε τη χρησιμότητα της εφαρμογής στον αλγόριθμο εύρεσης ελαχίστου μονοπατιού του Dijkstra, των τιμών των pixel αλλά και επιπλέον παραμέτρων της εικόνας όπως τα ιδιοδιανύσματα, οι ιδιοτιμές του Εσσιανού πίνακα (Hessian) ή το μέτρο αγγείωσης (vesselness). Μια σχετική εργασία πραγματοποιήθηκε από τους O. Wink και συν. [36] στην οποία υλοποιείται η τμηματοποίηση σε τρισδιάστατες εικόνες στεφανιαίων αγγείων για κλινικούς σκοπούς. Η διαδικασία χωρίζεται σε δύο στάδια 1^{ον} την ενίσχυση των αγγείων μέσω της χρήσης ενός φίλτρου «αγγείωσης» [14] και 2^{ον} την εφαρμογή του αλγορίθμου του Dijkstra για την τελική εξαγωγή του αγγείου που είναι απαραίτητο. Λαμβάνοντας υπόψη όλα τα παραπάνω υλοποιήσαμε έναν αλγόριθμο ο οποίος δέχεται ως είσοδο την δεδομένη εικόνα του αμφιβληστροειδή μαζί με τα δύο αρχικοποιημένα σημεία του χρήστη, τα οποία βρίσκονται εντός του αγγείου και καθορίζουν την αρχή και το τέλος του ελάχιστου μονοπατιού και εξάγεται ο κεντρικός άξονας του αγγείου σαν το διατεταγμένο ελάχιστο μονοπάτι. Παρακάτω θα αναλύσουμε διεξοδικότερα τις διαδικασίες οι οποίες παρεμβάλλονται.

2.3.11 Υλοποίηση αλγορίθμου του Dijkstra

Σε αυτήν την ενότητα θα παρουσιάσουμε τις διαδικασίες και υπό-διαδικασίες οι οποίες ακολουθήθηκαν για την εξαγωγή των μέσω του αλγορίθμου του Dijkstra. Αρχικά, εφαρμόστηκε ο αλγόριθμος της προ-επεξεργασίας της αρχικής έγχρωμης εικόνας ώστε να μετατραπεί σε γκρι.

Το επόμενο στάδιο στην διαδικασία που αναπτύχθηκε ήταν η εύρεση του μέτρου αγγείωσης της εικόνας (vesselness). Σκοπός της παρούσας εργασίας είναι η μελέτη της επίδρασης του μέτρου αγγείωσης στον αλγόριθμο του Dijkstra ο οποίος όπως αναφέρθηκε στο ([36]) παράγει ικανοποιητικά αποτελέσματα σε σχέση με την τιμή της φωτεινότητας των pixel. Η διαδικασία ενίσχυσης (vesselness) αγγειακών δομών έχει περιγράψει σε προηγούμενες ενότητες.

Το τελικό και πιο σημαντικό στάδιο στον αλγόριθμο που υλοποιήσαμε ήταν αυτό της δημιουργίας, παραμετροποίησης και εφαρμογής του αλγορίθμου του Dijkstra στις εικόνες για την εξαγωγή του κεντρικού άξονα. Σαν είσοδο του αλγορίθμου ορίσαμε τις εικόνες από την μέθοδο εύρεσης μέτρου αγγείωσης και την αλληλεπίδραση του χρήστη, δηλαδή την επιλογή των δύο σημείων. Η διαδικασία χωρίζεται σε δύο κύρια στάδια.

1. Τον υπολογισμό των ελάχιστων αποστάσεων από το πρώτο σημείο προς όλα τα υπόλοιπα το οποίο θα ονομάζουμε αλγόριθμος του Dijkstra.
2. Την εξαγωγή του ελάχιστου μονοπατιού ανάμεσα στα δύο σημεία το οποίο θα ονομάζουμε αλγόριθμος Backtrack και θα είναι παρόμοιος με τον *Print_Path*.

1^ο Στάδιο:

Τα βήματα που περιλαμβάνονται είναι ίδια με αυτά του αλγορίθμου Dijkstra μαζί με την χαλάρωση που αναλύθηκαν στην προηγούμενη ενότητα. Αρχικά γίνεται η αρχικοποίηση του γράφου-εικόνας ως προς το πρώτο σημείο που διάλεξε ο χρήστης. Για την αρχικοποίηση δημιουργήθηκαν δύο πίνακες οι οποίοι χρησιμοποιούνται σε όλη την διάρκεια εκτέλεσης του αλγορίθμου. Ο πρώτος είναι ο πίνακας των εκτιμητών ελάχιστων αποστάσεων d , στον οποίο ανατίθεται η τιμή μηδέν στις συντεταγμένες του πρώτου σημείου και μια μεγάλη τιμή για όλες τις υπόλοιπες θέσεις και ο δεύτερος είναι ο πίνακας π που περιέχει τις συντεταγμένες προηγούμενων κορυφών από τις οποίες προήλθε η πράξη της χαλάρωσης. Ο παραπάνω πίνακας για να δημιουργηθεί θεωρήθηκε ότι αποτελείται από δύο άλλους πίνακες τον π_x και τον π_y . Ο πρώτος περιέχει τις τετμημένες x και ο δεύτερος τις τεταγμένες y . Επίσης δημιουργούνται άλλοι δύο πίνακες ο πρώτος αντιστοιχεί στον S ο οποίος περιέχει τις κορυφές τις οποίες έχει γίνει μια αρχική εκτίμηση και ο επόμενος πίνακας που αντιστοιχεί στον Q ο οποίος περιέχει το σύνολο $V-S$.

Βήματα υλοποιημένου αλγορίθμου Dijkstra(djk_fun.m):

1. Αρχικοποίηση του αλγορίθμου ως προς το πρώτο σημείο που έδωσε ο χρήστης:
 - 1.1. Ανάθεση στον πίνακα d σε όλες τις συντεταγμένες του μίας μεγάλης τιμής εκτός του πρώτου σημείου στην οποία γίνεται ανάθεση της τιμής 0.
 - 1.2. Ανάθεση στον πίνακα π των τιμών -1 εκτός του πρώτου σημείου στην οποία γίνεται ανάθεση της τιμής 0.
 - 1.3. Ανάθεση στον πίνακα S για όλες τις συντεταγμένες της τιμής -1 που σημαίνει ότι δεν έχουν ελεγχτεί τα συγκεκριμένα pixel από τον αλγόριθμο εκτός από το πρώτο σημείο στο οποίο ανατίθεται η τιμή 1.
 - 1.4. Δημιουργία και ανάθεση στην ουρά προτεραιότητας Q των κατάλληλων τιμών.
2. Όσο $Q \neq \emptyset$ επανάληψη.
 - 2.1. Επιλογή του ελάχιστου γείτονα μέσω της επιλογής του ελάχιστου στοιχείου από το σύνολο Q .
 - 2.2. Έλεγχος των τεσσάρων γειτόνων του επιλεγμένου σημείου.
 - 2.3. Αν είναι εντός των ορίων της εικόνας και η τιμή του d στη θέση που ελέγχουμε, δηλαδή του γείτονα, είναι μεγαλύτερη από το άθροισμα της προηγούμενης θέσης στον d με την τιμή της εικόνας στην θέση που ήμασταν πιο πριν, δηλαδή, ισχύει η συνθήκη της χαλάρωσης και δεν έχει ξανά επιλεγεί το pixel τότε:
 - 2.3.1. Αλλαγή της κατάστασης του pixel που ελέγχεται σε ελεγμένο.
 - 2.3.2. Αλλαγή της τιμής d στο συγκεκριμένο σημείο σύμφωνα με την πράξη της χαλάρωσης, δηλαδή, $d[v]=d[u]+w(u,v)$.
 - 2.3.3. Αλλαγή της τιμής του π στο συγκεκριμένο σημείο από -1 στις συντεταγμένες του σημείου που προήλθαμε.
 - 2.3.4. Εισαγωγή στην ουρά Q .

Τέλος

Τέλος

2^ο Στάδιο:

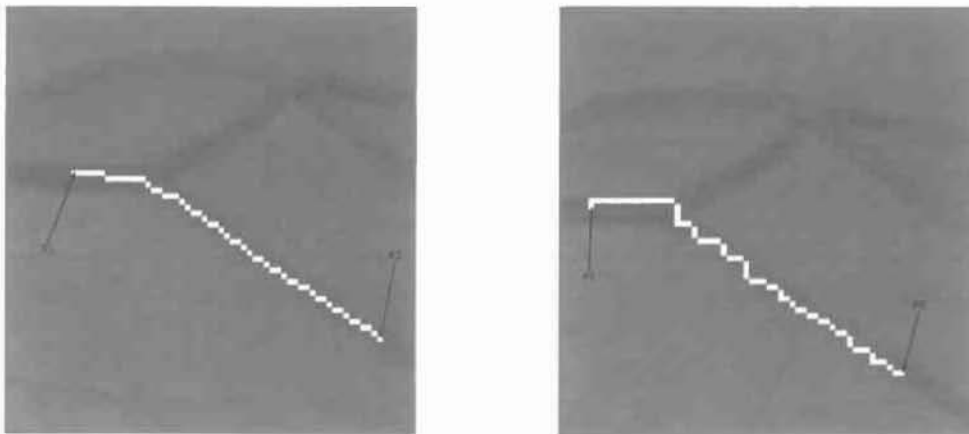
Σε αυτό το στάδιο αφού έχει εκτελεστεί ο αλγόριθμος του Dijkstra υπολογίζεται η ελάχιστη διαδρομή από το πρώτο σημείο προς το δεύτερο το οποίο έχει δώσει ο χρήστης. Για την εκτέλεση του απαραίτητος είναι ο πίνακας π και πιο σωστά οι πίνακες π_x και π_y , οι οποίοι περιέχουν σε κάθε θέση την συντεταγμένη από την οποία προήλθε η πράξη της χαλάρωσης.

Βήματα υλοποιημένου αλγορίθμου Backtrack(backtrack_fun.m):

1. Εισαγωγή του δεύτερου σημείου το επέλεξε ο χρήστης.
 2. Όσο δεν έχουμε φτάσει στο τέλος επανάληψη.
 - 2.1. Καλούμε τον πίνακα π_x, π_y , ο οποίος περιέχει τις θέσεις από τις οποίες φτάσαμε στην θέση (δεύτερη που έδωσε ο χρήστης) που βρισκόμαστε.
 - 2.2. Σώσιμο σε μια μεταβλητή, ουρά, των συντεταγμένων.
- Τέλος
3. Εμφάνιση της ακολουθίας της ουράς, η οποία θα είναι το ελάχιστο μονοπάτι.

Η εφαρμογή του αλγορίθμου μπορεί να πραγματοποιηθεί σε μεγαλύτερο αριθμό από τα δύο σημεία αυτό υλοποιείται εύκολα με την εισαγωγή μίας επανάληψης η οποία σε κάθε εκτέλεση επιλέγει διαφορετικά ζεύγη συντεταγμένων. Δηλαδή, αν ο χρήστης επιλέξει τα σημεία $[x_1, y_1] - [x_2, y_2]$ και θα υπολογίσει την ελάχιστη διαδρομή ενώ στην επόμενη επανάληψη θα θεωρήσει σαν ζευγάρια τα σημεία $[x_2, y_2] - [x_3, y_3]$ μέχρι να εξαντλήσει τα σημεία εισόδου.

Μερικά ενδεικτικά παραδείγματα της εφαρμογής του αλγορίθμου μας δίνονται παρακάτω (Σχήμα 2.22).



α β Σχήμα 2.22 Παράδειγμα εφαρμογής του αλγορίθμου με είσοδο την εικόνα με το vesselness (α) και με είσοδο την μετασχηματισμένη εικόνα (β). Όπως φαίνεται το ίχνος τμηματοποίησης στην δεύτερη περίπτωση είναι αρκετά πιο θορυβώδες.

Η ανάλυση που πραγματοποιήσαμε σχετικά με τις μεθόδους που υλοποιήθηκαν έχει ως αποτέλεσμα 1) την τμηματοποίηση και 2) την εξαγωγή των κεντρικών αξόνων των αγγείων. Το επόμενο βήμα είναι ο υπολογισμός των διαμέτρων των αγγείων. Στις επόμενες ενότητες θα παρουσιάσουμε τις διεργασίες που αναπτύχθηκαν.

2.4 Μέθοδος Υπολογισμού Διαμέτρων

2.4.1 Εξαγωγή προφίλ φωτεινότητων

Το πρώτο βήμα στον υπολογισμό των διαμέτρων είναι η εξαγωγή του προφίλ των φωτεινότητων του αγγείου από κάθε σημείο του κεντρικού άξονα των τμηματοποιημένων εικόνων. Η εξαγωγή του προφίλ μπορεί να αναχθεί στην εξαγωγή σε κάθε σημείο του κάθετου διανύσματος και της προέκτασης του, έτσι μπορούμε να διακρίνουμε δύο τρόπους για την εξαγωγή των κάθετων και των προεκτάσεων του αναλόγως τις πληροφορίες τις οποίες έχουμε στην διάθεση επιπλέον από τον κεντρικό άξονα.

1. Την χρήση της γεωμετρικής ερμηνείας των βασικών χαρακτηριστικών του Εσσιανού πίνακα από την μέθοδο επεξεργασίας του.
2. Την χρήση της πληροφορίας του μονοπατιού του κεντρικού άξονα μετά την τμηματοποίηση μέσω του αλγορίθμου του Dijkstra.

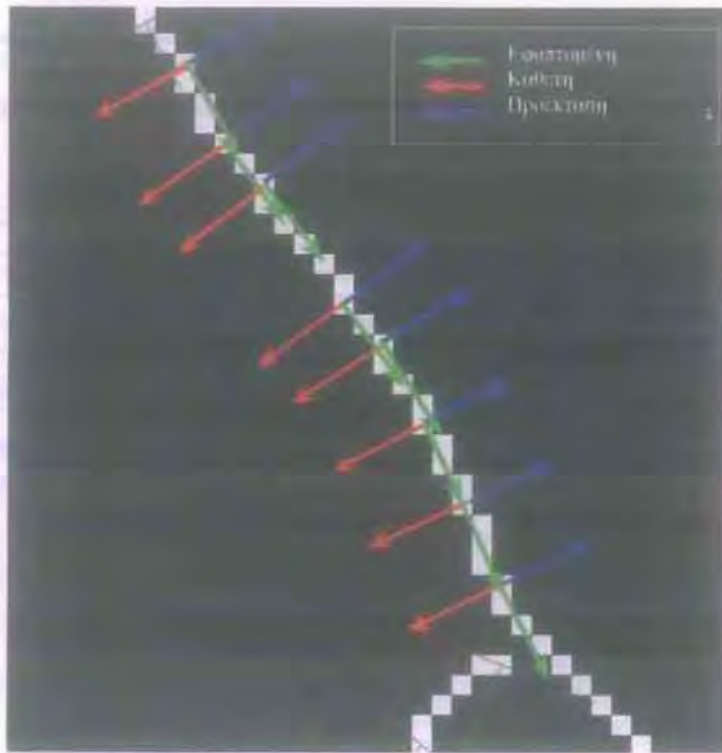
Για την πρώτη περίπτωση εργαστήκαμε σύμφωνα με τις αρχές της διαφορικής γεωμετρίας. Έτσι κάθε εικόνα μπορεί να περιγραφεί σαν επιφάνεια στον τρισδιάστατο χώρο. Σύμφωνα με την μέθοδο της επεξεργασίας του Εσσιανού πίνακα κάθε σημείο χαρακτηρίζεται από το μέγεθος της καμπυλότητας, το οποίο αναλύεται στην μέγιστη και στην ελάχιστη καμπυλότητα. Η μέγιστη ιδιοτιμή του πίνακα αποτελεί την μέγιστη καμπυλότητα ενώ η ελάχιστη ιδιοτιμή την ελάχιστη καμπυλότητα, με το αντίστοιχο ιδιοδιάνυσμα της μέγιστης καμπυλότητας να καθορίζει την διεύθυνση της εφαπτομένης που χρειαζόμαστε. Εκμεταλλευόμενοι την μέγιστη καμπυλότητα μπορούμε να εξάγουμε το κάθετο διάνυσμα καθώς και την προέκταση, σε οποιοδήποτε σημείο της εικόνας, ως εξής : Αν για ένα δεδομένο σημείο (x_0, y_0) της εικόνας μας προχωρήσουμε κατά την διεύθυνση της μέγιστης καμπυλότητας που ορίζεται από το ιδιοδιάνυσμα $\mathbf{u} = (u_x, u_y)$ τότε βρίσκουμε την εφαπτομένη.

Εφόσον έχουμε εξάγει την εφαπτομένη σε κάθε σημείο μπορούμε να υπολογίσουμε το αντίστοιχο κάθετο διάνυσμα καθώς και την προέκταση του μέσω των ιδιοτήτων της γεωμετρίας αφού θα αλλάζει μόνο η κατεύθυνση.

Έτσι μπορούμε να καθορίσουμε το ευθύγραμμο τμήμα που ορίζεται από τα σημεία $\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2$ εκατέρωθεν του (x_0, y_0) , ως εξής: $\mathbf{p}_1 = (x_0 + Lu_x, y_0 + Lu_y)$, $\mathbf{p}_2 = (x_0 - Lu_x, y_0 - Lu_y)$

2.4.2 Αλγόριθμος ψηφιακού διαφορικού αναλυτή

Με την εφαρμογή των αλγορίθμων για την εύρεση των καθέτων στους κεντρικούς άξονες ως αποτέλεσμα έχουμε την εξαγωγή δύο αντιδιαμετρικών σημείων για κάθε pixel του κεντρικού άξονα, το πρώτο αντιστοιχεί στην κάθετη και το άλλο στην προέκταση της κάθετης. Ανάμεσα από τα δύο σημεία στην πραγματικότητα θα υπάρχουν διακυμάνσεις στην φωτεινότητα των εικονοστοιχείων γιατί το κεντρικό σημείο ανήκει κατά προσέγγιση στο κέντρο του αγγείου. Για να μπορέσουμε να υλοποιήσουμε την εξαγωγή αξιόπιστων προφίλ φωτεινότητων υλοποιήσαμε τον αλγόριθμο του ψηφιακού διαφορικού αναλυτή (Digital Differential Analyzer -DDA) [58]. Ο αλγόριθμος αυτός χρησιμοποιήθηκε ώστε να μπορέσουμε να λάβουμε τα σωστότερα σημεία μεταξύ της κάθετου και της προέκτασης της.



Σχήμα 2.23 Εφαρμογή της διαδικασίας εξαγωγής των διανυσμάτων σε ένα κομμάτι κεντρικού άξονα ενός αγγείου. Το κάθε βέλος αναλόγως το χρώμα αντιστοιχεί σε μια συγκεκριμένη κατεύθυνση. Τα πράσινα βέλη είναι οι εφαπτόμενες σε κάθε σημείο του κεντρικού άξονα, τα κόκκινα βέλη είναι οι κάθετες σε κάθε σημείο ενώ τα μπλε οι προεκτάσεις των κάθετων διανυσμάτων. Στην πραγματικότητα για κάθε σημείο του κεντρικού άξονα θα έχουμε τα τρία διανύσματα αλλά στο σχήμα τα οπτικοποιήσαμε αραιά για λόγους κατανόησης.

Γενικά σαν στόχο έχουμε την επιλογή των *pixel* τα οποία βρίσκονται όσο γίνεται πιο κοντά στην μαθηματική πορεία της ευθείας. Ο αλγόριθμος που υλοποιήσαμε ανήκει στην κατηγορία των αυξητικών αλγορίθμων καθώς ο υπολογισμός κάθε επόμενου *pixel*, προκύπτει με βάση το προηγούμενο *pixel*. Έστω ότι έχουμε δύο αντιδιαμετρικά σημεία $p_1 = (x_1, y_1)$, $p_2 = (x_2, y_2)$ και θέλουμε να επιλέξουμε το σύνολο των ενδιάμεσων σημείων τα οποία ανταποκρίνονται στην πραγματική ευθεία. Αρχικά, θα υπολογίσουμε την μετατόπιση $\Delta x = x_2 - x_1$ στον άξονα των $x'x$ όπως και την μετατόπιση $\Delta y = y_2 - y_1$ στον άξονα των $y'y$. Στη συνέχεια, υπολογίζουμε σε ποιόν άξονα υπάρχει μεγαλύτερη μεταβολή της απόστασης ανάμεσα στα δύο σημεία. Αναλόγως τον άξονα στον οποίο εμφανίζεται η μεγαλύτερη μεταβολή επιλέγεται και το αντίστοιχο βήμα για την μετατόπιση στο επόμενο εικονοστοιχείο. Αν η μετατόπιση είναι μεγαλύτερη στον άξονα των $x'x$ τότε θα ισχύει ότι κάθε επόμενο $pixel_{i+1}$ θα έχει συντεταγμένες:

$$pixel_{i+1} = \left(x_i + 1, y_i + \frac{\Delta y}{\Delta x} \right) \quad (2.32)$$

Ενώ αν η μετατόπιση είναι μεγαλύτερη στον άξονα των $y'y$ τότε θα ισχύει ότι κάθε επόμενο $pixel_{i+1}$ θα έχει συντεταγμένες:

$$pixel_{i+1} = \left(x_i + \frac{\Delta x}{\Delta y}, y_i + 1 \right) \quad (2.33)$$

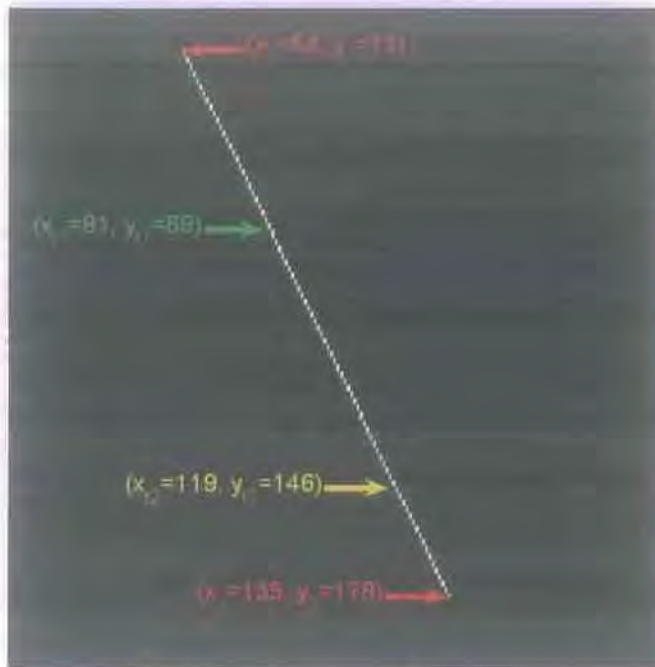
Επειδή όμως η ποσότητα $\frac{\Delta y}{\Delta x}$ τις περισσότερες φορές δεν είναι ακέραια θα πρέπει να στρογγυλοποιήσουμε το αποτέλεσμα. Επομένως, ο αλγόριθμος που υλοποιήσαμε μπορεί να περιγραφεί σύμφωνα με τα παρακάτω βήματα:

Βήματα αλγορίθμου ψηφιακού διαφορικού αναλυτή(Dijkstra segmentation.m-eksagwi width hessian.m):

1. Για δύο σημεία $p_1(x_1, y_1)$, $p_2(x_2, y_2)$ υπολογισμός των μεταβλητών Δx , Δy .
2. Αν $|\Delta x| > |\Delta y|$ τότε.
 - 2.1. Ανάθεση στην μεταβλητή βήματος της ανάλογης τιμή: $step = |\Delta x|$.
3. Αλλιώς.
 - 3.1. Ανάθεση στην μεταβλητή βήματος της ανάλογης τιμή: $step = |\Delta y|$.
- Τέλος.
4. Ανάθεση στην μεταβλητή της οριζόντιας μετατόπισης της ποσοιότητας: $x_{\text{αύξηση}} = \frac{\Delta x}{step}$.
5. Ανάθεση στην μεταβλητή της κάθετης μετατόπισης της ποσοιότητας: $y_{\text{αύξηση}} = \frac{\Delta y}{step}$.
6. Για το πρώτο μέχρι με το τελευταίο σημείο επανάληψη
 - 6.1. Οι συντεταγμένες του επόμενου επιλεγμένου pixel θα είναι: $Pixel_{i+1} = \text{round}(x_i + x_{\text{αύξηση}}, y_i + y_{\text{αύξηση}})$.
- Τέλος

Ένα παράδειγμα εφαρμογής του παραπάνω αλγορίθμου δίνεται παρακάτω και στο (Σχήμα 2.24). Αρχικά έχουμε επιλέξει δύο τυχαία σημεία, το πρώτο με συντεταγμένες (x_1, y_1) και το δεύτερο με συντεταγμένες (x_2, y_2) . Το αποτέλεσμα της εφαρμογής της μεθόδου του διαφορικού αναλυτή είναι η επιλογή άρα και ο χρωματισμός των ενδιάμεσων σημείων τα οποία προσεγγίζουν την μαθηματική ευθεία μεταξύ των δύο σημείων. Πράγματι μπορούμε να επαληθεύσουμε αν η ευθεία που σχηματίστηκε προσεγγίζει την πραγματική αν για οποιοδήποτε τυχαίο σημείο αντικαθιστώντας τις συντεταγμένες του στην γενική εξίσωση της ευθείας που σχηματίζεται από τα δύο αρχικά σημεία (εξ. 2.34) εξάγουμε ότι ισχύει η σχέση.

$$y = y_1 + \frac{y_2 - y_1}{x_2 - x_1} (x - x_1) \quad (2.34)$$



Σχήμα 2.24 Εφαρμογή του αλγορίθμου του ψηφιακού διαφορικού αναλυτή. Η μαθηματική ευθεία μεταξύ των σημείων $(x_1 = 54, y_1 = 13)$ και $(x_2 = 135, y_2 = 178)$ εφαρμόζοντας την (εξ. 2.34) είναι $y = 13 + 2.057(x - 54)$ αν επιλέξουμε δύο τυχαία σημεία πάνω στην ευθεία έστω (x_{t1}, y_{t1}) , (x_{t2}, y_{t2}) και αντικαταστήσουμε για κάθε περίπτωση στην ευθεία την τετμημένη x τότε αν η τεταγμένη y που εξάγουμε ισούται με την πραγματική τότε το σημείο βρίσκεται πάνω στην μαθηματική ευθεία. Στο σχήμα και τα δύο τυχαία σημεία βρίσκονται πάνω στην μαθηματική ευθεία.

Αν αναθέσουμε σε μια ουρά τις τιμές των φωτεινότητων στο επίπεδο του γκρι της ανέρυθρης αρχικής εικόνας για τα αντίστοιχα σημεία τότε θα έχουμε το προφίλ των φωτεινότητων του αγγείου που μας ενδιαφέρει.

Το επόμενο βήμα για την εξαγωγή των διαμέτρων των αγγείων είναι η διαδικασία της προσαρμογής μιας καμπύλης στο προφίλ των φωτεινότητων που εξάγαμε σύμφωνα με την παραπάνω διαδικασία. Στην επόμενη ενότητα θα περιγράψουμε την μέθοδο που υλοποιήσαμε.

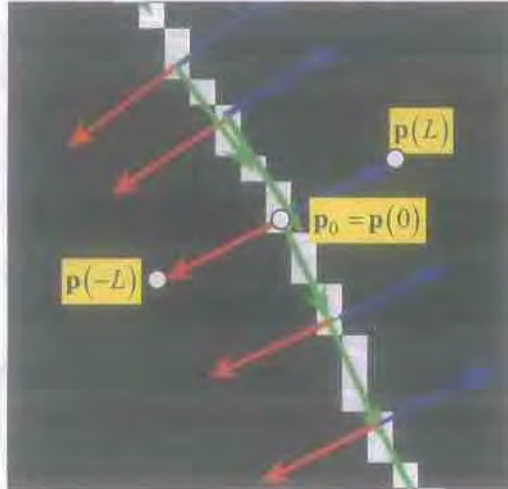
2.4.3 Προσαρμογή καμπύλης

Η μέθοδος που αναπτύξαμε βασίζεται βιβλιογραφικά στην προσαρμογή των δεδομένων του προφίλ $y(t) = I(\mathbf{p}), \mathbf{p} = \mathbf{p}_0 + t\mathbf{u}, t \in [-L, L]$ της εικόνας στο σημείο $\mathbf{p}_0 = (x_0, y_0)$ που καθορίστηκε ως κεντρικός άξονας του αγγείου βάσει της προαναφερθείσας επεξεργασίας με τον Ευσσιανό πίνακα ή την μέθοδο εύρεσης βέλτιστης διαδρομής του Dijkstra και σε διεύθυνση σύμφωνα με το διάνυσμα της μέγιστης καμπυλότητας $\mathbf{u} = (u_x, u_y)$. Για την προσαρμογή αυτή εφαρμόζεται μία παραμετρική γκαουσιανή καμπύλη της οποίας η ανεξάρτητη μεταβλητή t καθορίζει την απόσταση κάθε σημείου $\mathbf{p}(t)$ της ευθείας που διέρχεται από το \mathbf{p}_0 και είναι παράλληλη στο \mathbf{u} , από το άκρο $\mathbf{p}(-L)$. Παρόμοια προσέγγιση μοντελοποίησης του προφίλ της εικόνας από μία γκαουσιανή καμπύλη αναφέρεται συχνά στη βιβλιογραφία.

$$g(t) = Ae^{-\frac{(\|p(t)-p(-L)\|-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.35)$$

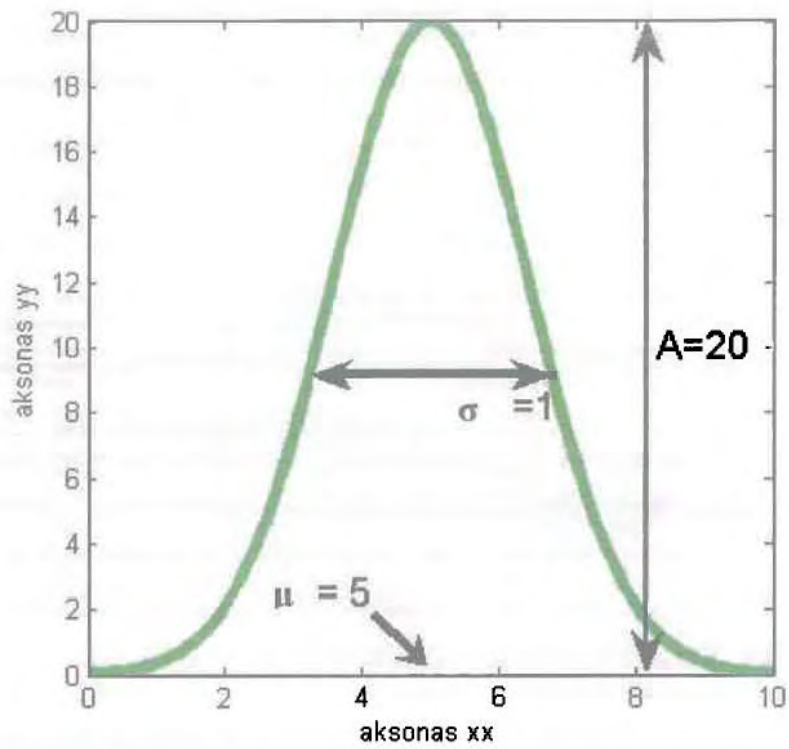
Πράγματι αν παρατηρήσουμε προσεκτικά οι φωτεινότητες ενός τυπικού προφίλ προσεγγίζουν μια συνάρτηση τύπου γκαουσιανής. Στην συνέχεια, για την γενική καμπύλη που θα προσαρμόζαμε στα δεδομένα μας ορίσαμε τρεις παραμέτρους,

1. Τη θέση εμφάνισης της μέγιστης τιμή της συνάρτησης μ .
2. Η τυπική απόκλιση σ , δηλαδή, το εύρος της «καμπάνας».
3. Το πλάτος της, δηλαδή, το ύψος το οποίο θα φτάνει η κορυφή.

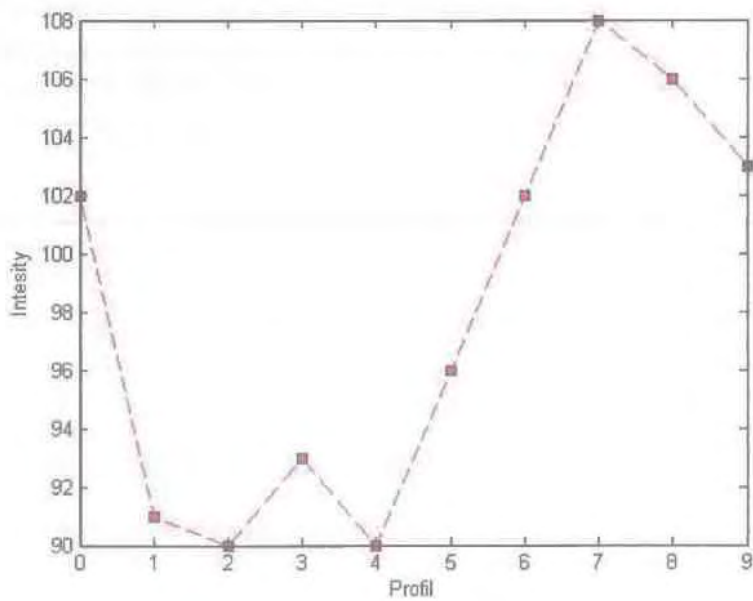


Σχήμα 2.25 Τα σημεία του προφίλ που εξάγουμε σε σχέση με τα διανύσματα, το κάθετο και η προέκτασή του. Το πρώτο σημείο είναι το $p_0 - \mathbf{u}L$ ενώ το τελευταίο είναι το $p_0 + \mathbf{u}L$ όπου $p_0 = (x_0, y_0)$ το σημείο του κεντρικού άξονα και $\mathbf{u}L = 5$ το καθορίσαμε έτσι ώστε σε όλες τις εικόνες να καλύψουμε όλες τις περιπτώσεις διαμέτρων των αγγείων για όλες τις εικόνες.

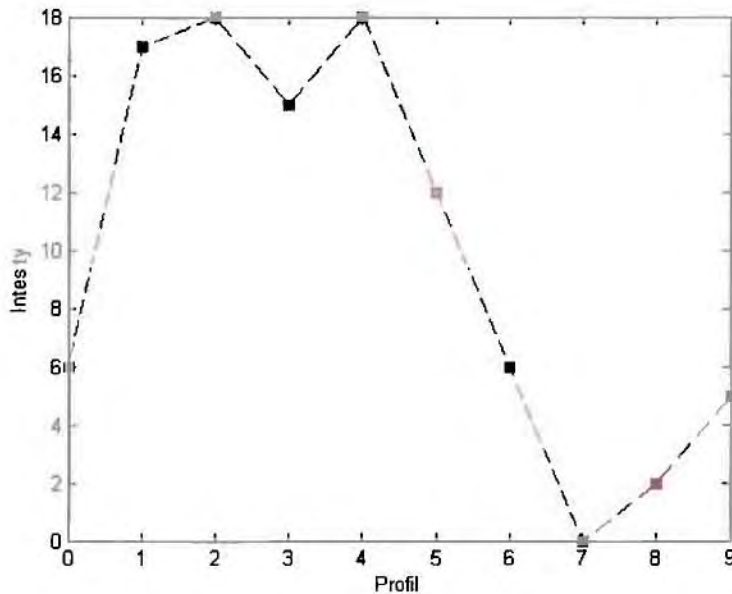
Αρχικά το προφίλ το οποίο εξάγουμε έχει την μορφή μιας αντιστραμμένης γκαουσιανής επειδή τα αγγεία είναι πιο σκούρα από το υπόβαθρο οπότε μετασχηματίσαμε το δεδομένο προφίλ $y_1(t) = \max(y(t)) - y(t)$. Έτσι το νέο προφίλ για τη προσαρμογή θα έχει ελάχιστη τιμή ίση με το 0 και μέγιστη τιμή ίση με τη διαφορά της μέγιστης τιμής μείον την ελάχιστη τιμή του αρχικού προφίλ $y(t)$ (Σχήμα 2.27 β).



Σχήμα 2.26 Τυπική γραφική παράσταση της τιμής της γκαουσιανής καμπύλης $g(t)$ σαν συνάρτηση του $\|p(t)-p(-L)\|$.



(α)



(β)

Σχήμα 2.27 (α) Το προφίλ $y(t) = I(p)$ της εικόνας I κατά μήκος της ευθείας $p(t)$ και (β) το μετασχηματισμένο προφίλ $y_1(t)$ το οποίο θα αποτελέσει τα δεδομένα για την προσαρμογή της παραμετρικής καμπύλης.

Η ακτίνα επιτρεπόμενων τιμών των παραπάνω παραμέτρων της γκαουσιανής καμπύλης ορίστηκε ως εξής:

- Η θέση εμφάνισης της μέγιστης τιμή της συνάρτησης μ .
- Την διακύμανση σ , δηλαδή, το εύρος της «καμπάνας».
- Το πλάτος της, δηλαδή, το ύψος το οποίο θα φτάνει η κορυφή

Για τις παραπάνω παραμέτρους ορίσαμε κάποιες αρχικές τιμές πολύ μικρές και με συνεχείς επαναλήψεις αυξήσαμε την τιμή κάθε ποσότητας που μας ενδιέφερε. Για να μπορέσει να γίνει επιλογή των τιμών που μας ενδιαφέρουν προχωρήσαμε στον υπολογισμό ενός σφάλματος, το άθροισμα των τετραγώνων της απόστασης των εκτιμώμενων από των πειραματικών τιμών είναι ένα επαρκές μέτρο για τον υπολογισμό της απόκλισης το οποίο και εφαρμόσαμε (Εξ .2.36):

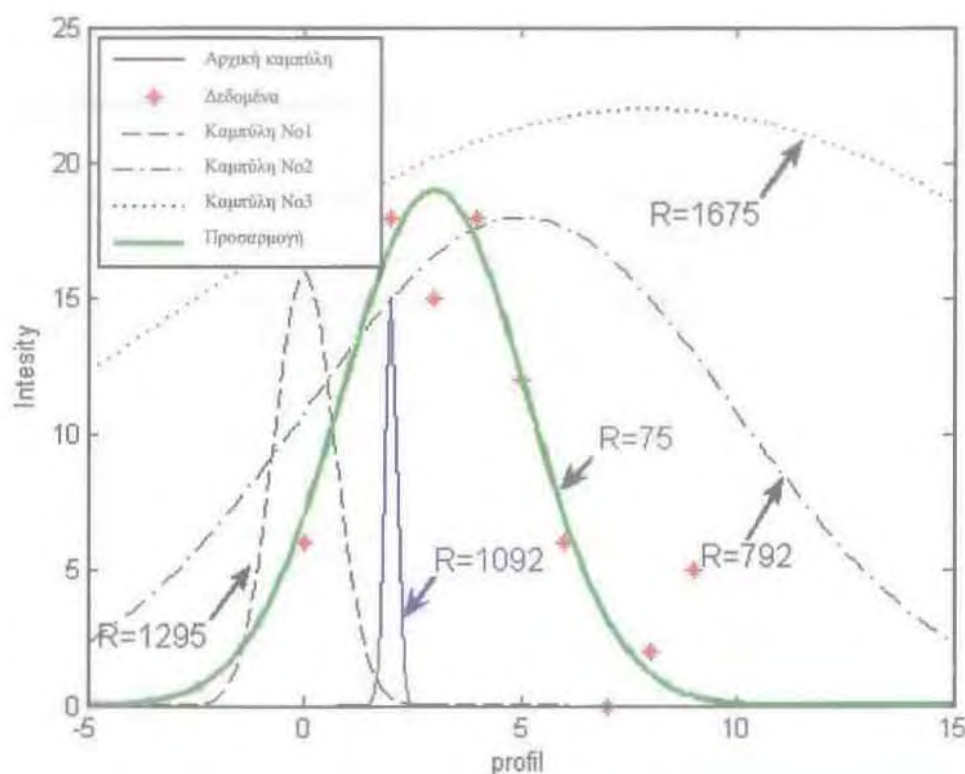
$$E = \sum_{t \in [-L, L]} (g(t) - y_1(t))^2 \quad (2.36)$$

Έτσι μπορέσαμε να επιτύχουμε την βέλτιστη προσαρμογή όταν το σφάλμα θα ήταν το ελάχιστο. Για την υλοποίηση των παραπάνω αναπτύξαμε τον παρακάτω αλγόριθμο ο οποίος για είσοδο του προφίλ των φωτεινοτήτων των αγγείων εξάγει τις τιμές των μεταβλητών για τις οποίες μια συνάρτηση τύπου γκαουσιανής προσαρμόζεται καλύτερα.

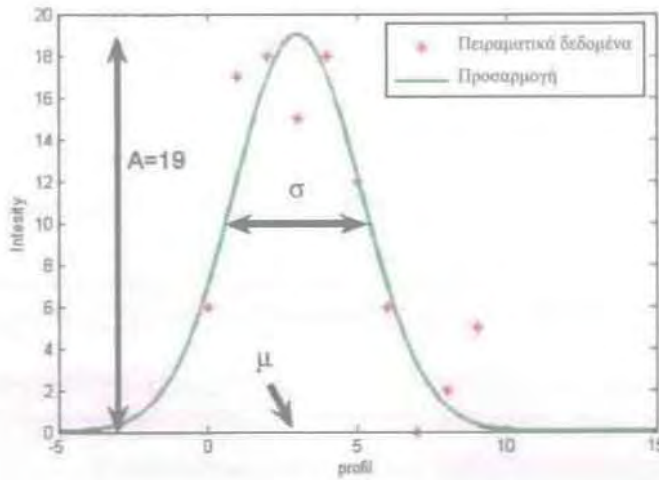
Βήματα αλγορίθμου προσαρμογής καμπύλης(Intensive search.m):

1. Μετασχηματισμός του προφίλ των φωτεινότητων.
2. Υπολογισμός αρχικού σφάλματος προσαρμογής E_0 και ανάθεση στην μεταβλητή ελάχιστου σφάλματος $E_{\min}=E_0$.
3. Για όλες τις τιμές του πλάτους A επανάληψη.
 - 3.1. Για όλες τις τιμές της τυπικής απόκλισης σ επανάληψη.
 - Για όλες τις τιμές της μέση τιμής μ επανάληψη.
 - Υπολογισμός της γκαουσιανής συνάρτησης $g(t)$.
 - Υπολογισμός του σφάλματος E (εξ.2.36).
 - Αν $E < E_{\min}$ τότε $E_{\min}=E$ και ανάθεση στο διάνυσμα p των βέλτιστων τιμών των μεταβλητών.

Τέλος
Τέλος
Τέλος



Σχήμα 2.28 Στιγμιότυπα της εφαρμογής της διαδικασίας προσαρμογής της γκαουσιανής συνάρτησης $g(t)$ σε τυχαίο προφίλ φωτεινότητας (κόκκινοι σταυροί). Για κάθε περίπτωση παρατίθεται και το σφάλμα για σύγκριση. Η μπλε καμπύλη αποτελεί την περίπτωση εφαρμογής της $g(t)$ με τις αρχικές μικρές τιμές στις παραμέτρους. Το σφάλμα σε αυτήν την περίπτωση είναι $R=1092$. Οι επόμενες τρεις μαύρες καμπύλες με τις διαφορετικού τύπου γραμμές έχουν σφάλμα $R=1295$, $R=792$ και $R=1675$ αντίστοιχα. Τέλος, έχουμε την καλύτερη προσαρμογή σύμφωνα με την πράσινη καμπύλη όταν το σφάλμα είναι $R=75$.

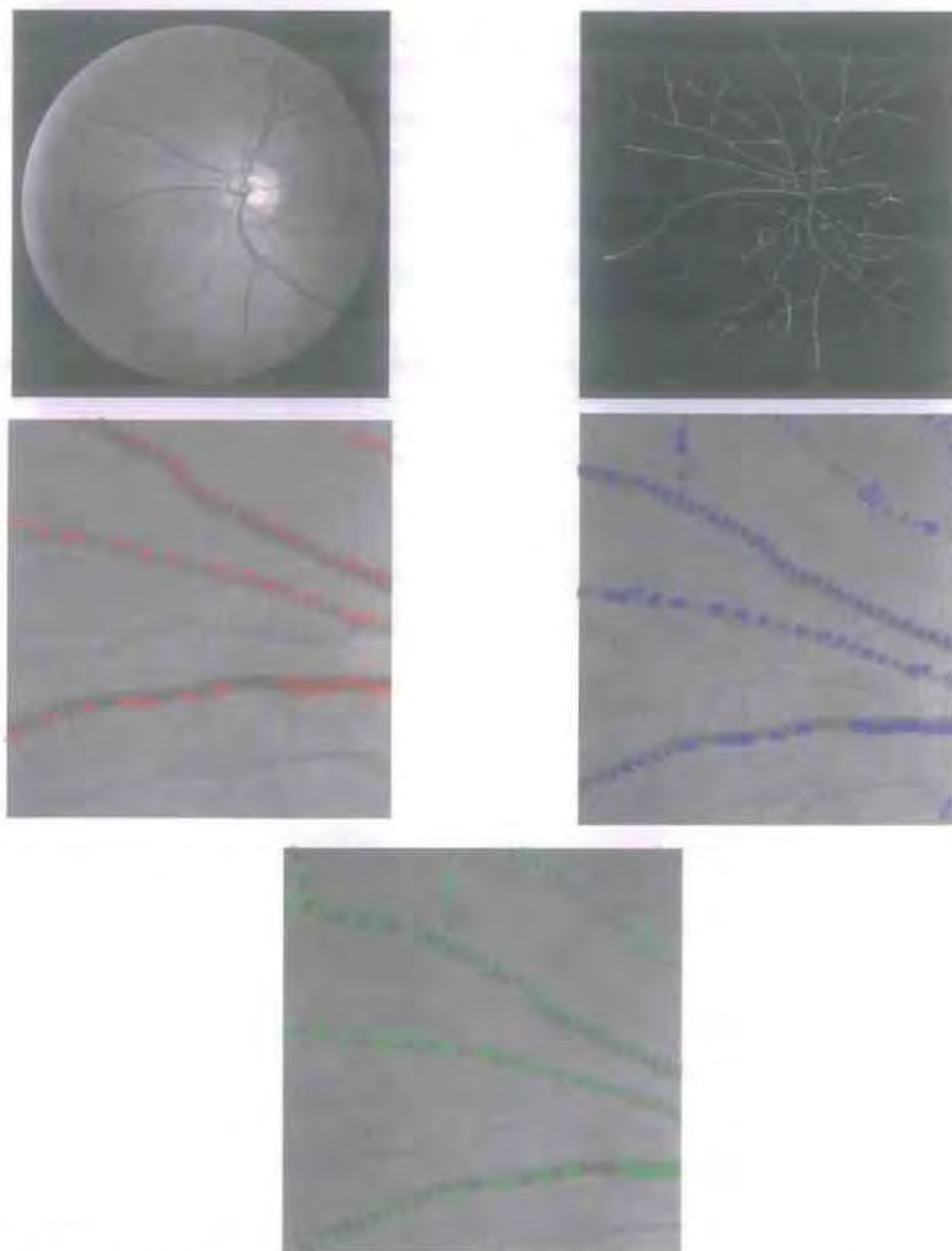


Σχήμα 2.29 Η γκαουσιανή καμπύλη που προσαρμόζει καλύτερα τα πειραματικά δεδομένα. Οι τιμές των παραμέτρων που δίνουν το βέλτιστο αποτέλεσμα είναι: α) Το πλάτος της $g(t)$, $A=19$, β) η θέση εμφάνισης της μέγιστης τιμής μ , $\mu_{\text{mean}}=3$ και γ) η τυπική απόκλιση σ , $\sigma=1.5$.

Στόχος των παραπάνω αλγορίθμων που αναπτύχθηκαν στην ενότητα της εξαγωγής των διαμέτρων ήταν η υλοποίηση των μεθόδων που απαιτούνταν για την εξαγωγή της διαμέτρου όταν έχουμε σαν πληροφορία μόνο τον κεντρικό άξονα. Στις παρακάτω δύο υποενότητες θα αναφέρουμε τις διαδικασίες που περιλαμβάνονται για την εξαγωγή των διαμέτρων από εικόνες που προέρχονται από την μέθοδο επεξεργασίας του Εσσιανού πίνακα, την μέθοδο του Dijkstra και την εξαγωγή των διαμέτρων από τις εικόνες που προέρχονται από την χειροκίνητη τμηματοποίηση του ειδικού.

2.4.4 Εξαγωγή διαμέτρων από την μέθοδο της επεξεργασίας του Εσσιανού πίνακα

Οι μέθοδοι που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι εξής. Αρχικά η πληροφορία που έχουμε είναι ο κεντρικός άξονας των αγγείων που εντοπίστηκαν. Για κάθε pixel εξάγεται το προφίλ φωτεινότητας με εφαρμογή της μεθόδου εύρεσης των κάθετων διανυσμάτων και της μεθόδου του ψηφιακού διαφορικού αναλυτή. Τέλος, εκτιμάται η διάμετρος των αγγείων μέσω της εφαρμογής της διαδικασίας προσαρμογής μιας γκαουσιανής συνάρτησης. Παραδείγματα της εφαρμογής των παραπάνω φαίνονται στο παρακάτω σχήμα (Σχήμα 2.30)



α	β
γ	δ
ε	

Σχήμα 2.30 Παράδειγμα εφαρμογής της μεθόδου υπολογισμού των διαμέτρων. Οι πρώτες δύο εικόνες είναι η αρχική και ο κεντρικός άξονας της. Οι υπόλοιπες είναι η οπτικοποίηση της εκτίμησης της διαμέτρου. Η γ) είναι η εφαρμογή της φόρμουλας εξ. 1.9, η δ) η εφαρμογή της (ξ. 1.10 και η ε) της εξ. 1.11.

2.4.5 Εξαγωγή διαμέτρων από την μέθοδο του Dijkstra

Για τον υπολογισμό των διαμέτρων των αγγείων στην μέθοδο του Dijkstra επίσης χρησιμοποιήθηκαν οι παραπάνω μέθοδοι για την εξαγωγή των διαμέτρων (εξαγωγή προφίλ, προσαρμογή καμπύλης). Στο σχήμα (Σχήμα 2.31) φαίνεται παράδειγμα της εξαγωγής της διαμέτρου.



Σχήμα 2.31 Παράδειγμα του υπολογισμού της διαμέτρου σε ένα αγγείο με την μέθοδο του Dijkstra.

2.4.6 Μέθοδος εξαγωγής διαμέτρων από την χειροκίνητη τμηματοποίηση

Για να μπορέσουμε να αξιολογήσουμε τα αποτελέσματα του υπολογισμού των διαμέτρων από τις μεθόδους της επεξεργασίας του Εσσιανού και την μέθοδο του Dijkstra έπρεπε να βρούμε ένα κοινό πλαίσιο σύγκρισης. Αυτό το πλαίσιο ήταν η εξαγωγή των διαμέτρων από τις χειροκίνητα τμηματοποιημένα εικόνες μέσω συγκεκριμένης διαδικασίας την οποία και θα αναλύσουμε.

Στην βιβλιογραφία δεν αναφέρεται πουθενά κάποια τυποποιημένη μέθοδο εξαγωγής των διαμέτρων αν έχουμε ως πληροφορία ολόκληρο το αγγειακό δίκτυο όπως στην περίπτωση μας οι ground-truth εικόνες εκτός από την παρακάτω περίπτωση των C. Heneghan και συν. [49] κατά την οποία εκμεταλλεύτηκαν την ιδέα ότι μέσω ενός διανύσματος το οποίο περιστρέφεται γύρω από το κέντρο του στα σημεία του κεντρικού άξονα του αγγείου μπορούμε να βρούμε την διάμετρο στο σημείο που έχουμε το μικρότερο σε πλάτος διάνυσμα. Για τον λόγο αυτό αναπτύξαμε μια δική μας μέθοδο για τον υπολογισμό των διαμέτρων στις εικόνες από την χειροκίνητη τμηματοποίηση του ειδικού (ground-truth).

Η αρχική πληροφορία η οποία έχουμε είναι το σύνολο των pixel τα οποία απαρτίζουν τα αγγεία (Σχήμα 3. α), από αυτή μπορούμε να εξάγουμε τον κεντρικό άξονα μέσω της διαδικασίας σκελετετοποίησης (Σχήμα 9. β). Αφού εξάγουμε τον κεντρικό άξονα στη συνέχεια

κάθε pixel του θα αντιπροσωπεύει και μια διάμετρο. Αφού έχουμε τα παραπάνω μπορούμε να εργαστούμε όπως και στην μέθοδο εύρεσης των διαμέτρων από τους προηγούμενους αλγόριθμους αλλά με κάποιες αλλαγές. Η βασική διαφοροποίηση είναι ότι δεν χρειάζεται να πραγματοποιήσουμε προσαρμογή κάποιας καμπύλης μετά την εξαγωγή των προφίλ αφού είμαστε σχετικά σίγουροι για τα όρια των αγγείων-μη αγγείων.

Όπως και στις προηγούμενες μεθόδους που αναλύσαμε πραγματοποιήσαμε εξαγωγή του προφίλ μέσω της διαδικασίας εύρεσης των διανυσμάτων και του ψηφιακού διαφορικού αναλυτή έτσι και σε αυτήν την διαδικασία που αναλύουμε εφαρμόσαμε τα παραπάνω. Πιο συγκεκριμένα, στην περίπτωση εξαγωγής του κεντρικού άξονα βάσει της μεθόδου εύρεσης βέλτιστης διαδρομής (Dijkstra), όπως και στην εξαγωγή διατεταγμένου περιγράμματος βάσει της σκελετοποιημένης δυαδικής εικόνας (τμηματοποιημένης από ειδικό παρατηρητή), η πληροφορία που διαθέτουμε για να εξάγουμε το προφίλ είναι η διαδρομή του κεντρικού άξονα. Σε αυτήν την περίπτωση μπορούμε να βρούμε τα κάθετα διανύσματα ως εξής: Αν έχουμε οποιαδήποτε διαδρομή $c(t) = (x(t), y(t)) \in R^2$ στις δύο διαστάσεις, το κάθετο διάνυσμα $n(t)$ σε οποιοδήποτε σημείο της $c(t)$ υπολογίζεται ως $n(t) = (-y'(t), x'(t))$. Στην παρούσα εργασία, οι συντεταγμένες της $c(t)$ είναι φυσικοί αριθμοί, $c(t) = (x(t), y(t)) \in R^2$, με συνέπεια η παραγωγή της $(-y'(t), x'(t))$ ως προς την παράμετρο t να υπολογίζεται αριθμητικά ως η συνέλιξη με την παράγωγο πρώτης τάξης μίας γκαουσιανής, όπως παρακάτω:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= x(t) * \frac{dg(t)}{dt} \\ \dot{y}(t) &= y(t) * \frac{dg(t)}{dt} \end{aligned} \tag{2.37}$$

όπου η παράγωγο της γκαουσιανής ορίζεται ως εξής: $\frac{dg(t)}{dt} = -\frac{t^2}{\sigma^2} g(t)$,

$$g(t) = Ae^{-\frac{t^2}{2\sigma^2}}, t \in [-3\sigma, 3\sigma].$$

Θεωρώντας ένα αρχικό σημείο κεντρικού άξονα αγγείου (x_0, y_0) υπολογίστηκε το κάθετο διάνυσμα Εξ. (2.37) και υπολογίστηκαν οι συντεταγμένες 2 σημείων (x_1, y_1) , (x_2, y_2) εκατέρωθεν του (x_0, y_0) (Σχήμα 2.30 γ,δ). Για τα σημεία (x_1, y_1) , (x_2, y_2) εφαρμόστηκε η μέθοδος του ψηφιακού διαφορικού αναλυτή η οποία παρήγαγε τις ακέραιες συντεταγμένες των pixel της εικόνας τα οποία βρίσκονται επί του ευθύγραμμου τμήματος που καθορίζεται από τα (x_1, y_1) , (x_2, y_2) . Έτσι υπολογίστηκε το προφίλ του αγγείου αποτελούμενο από τις τιμές της εικόνας στα pixel επί του εν λόγω ευθύγραμμου τμήματος.

Επόμενο βήμα ήταν η εκτίμηση της διαμέτρου του αγγείου δεδομένου, του αντίστοιχου προφίλ. Η εκτίμηση αυτή μπορεί να αναχθεί στον υπολογισμό της απόστασης μεταξύ των δύο ορίων του αγγείου και επειδή τα όρια καθορίζονται εύκολα ως τα ακραία pixel της πολυπληθέστερης συνεχόμενης ομάδας pixel με τιμή ίση με 1. Για τον λόγο αυτό χρησιμοποιήσαμε τις κανονικές εκφράσεις τις οποίες και θα εξηγήσουμε παρακάτω.

Οι κανονικές εκφράσεις (regular expressions) αποτελούν εργαλείο για την αναγνώριση και εντοπισμό συμβολοσειρών ενδιαφέροντος σε κείμενα ή μεγαλύτερες συμβολοσειρές. Στην περίπτωση μας το προφίλ είναι η συμβολοσειρά που έχουμε σαν δεδομένη και τα όρια του αγγείου είναι αυτά που θέλουμε να εντοπίσουμε. Τα όρια των αγγείων είναι τα pixel με τιμή 1 (αγγείο) τα οποία είτε έπονται είτε προηγούνται από 0 (μη αγγείο). Έτσι διακρίναμε δύο περιπτώσεις για τον εντοπισμό των ορίων:

1. Τον εντοπισμό των θέσεων για ακολουθίες «01», μη-αγγείο αγγείο, κατά μήκος του αγγείου.
2. Τον εντοπισμό των θέσεων για ακολουθίες «10», αγγείο μη-αγγείο, κατά μήκος του αγγείου.

Στην περίπτωση κατά την οποία το προφίλ περιέχει δυο αγγεία τότε προχωρήσαμε στην επιλογή του αγγείου με την μεγαλύτερη απόσταση μεταξύ των ορίων του. Παραδείγματα τυπικών προφίλ της χειροκίνητα τμηματοποιημένα εικόνας καθώς και της εξαγωγής τους δίνονται παρακάτω (Πίνακα 2.3).

Πίνακας 2.3 Παράδειγμα εξαγωγής της απόστασης μεταξύ των ορίων του μεγαλύτερου τμήματος αγγείων από τυχαία προφίλ φωτεινότητας μέσω των κανονικών εκφράσεων.

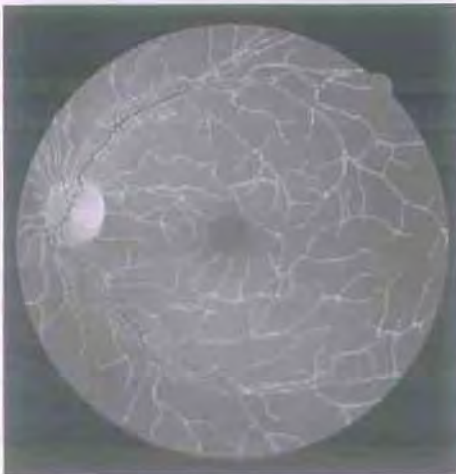
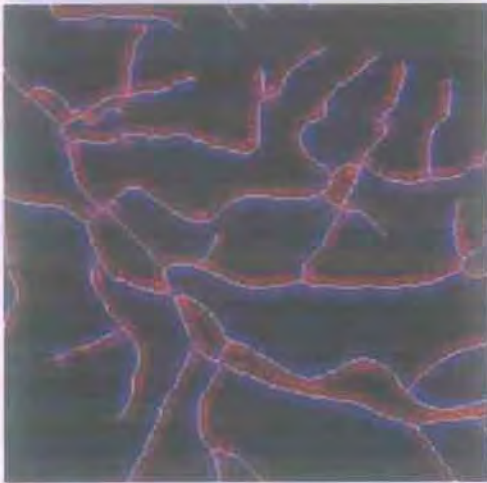
Προφίλ	Εντοπισμός θέσεων Ορίου: μη αγγείο-αγγείο	Εντοπισμός θέσεων Ορίου: αγγείο – μη αγγείο	Μέγιστη απόσταση (αριθμός παρεμβαλλόμενων pixel)
0111111110	[2]	[9]	8
0001111000	[4]	[7]	4
1111000110	[1],[8]	[4],[9]	4
0110010000	[2],[6]	[3],[6]	3

Τέλος, αφού εξάγαμε τις θέσεις των ορίων, μέσα στο προφίλ, που μας ενδιαφέρουν υπολογίσαμε την ευκλείδεια απόσταση τους βάσει των συντεταγμένων τους στην εικόνα, η οποία και θεωρείται τελικά η διάμετρος του αγγείου στο σημείο (x_0, y_0) .

Τα παραπάνω υλοποιήθηκαν σε μια συνάρτηση της οποίας τα βήματα περιγράφονται παρακάτω.

Βήματα αλγορίθμου εξαγωγής διαμέτρων από την χειροκίνητη τμηματοποίηση(manual width.m):

1. Εξαγωγή του κεντρικού άξονα της χειροκίνητα τμηματοποιημένης εικόνας.
 2. Για το πρώτο μέχρι το τελευταίο σημείο του κεντρικού άξονα επανάληψη.
 - 2.1. Δημιουργία του προφίλ σε κάθε σημείο του κεντρικού άξονα με εφαρμογή των διαδικασιών της εξ (2.37) και του αλγορίθμου ψηφιακού διαφορικού αναλυτή.
 - 2.2. Εκτίμηση του αριστερού και δεξιού ορίου του αγγείου μέσω κανονικών εκφράσεων.
 - 2.3. Υπολογισμός της ευκλείδειας απόστασης των δύο σημείων.
- Τέλος.



α	β
γ	δ
ε	ζ

Σχήμα 2.32 Εφαρμογή της διαδικασίας εύρεσης διαμέτρων σε μια χειροκίνητα τμηματοποιημένη εικόνα από ειδικό. Η (α) είναι η τμηματοποίηση από τον ειδικό (ground-truth), η δεύτερη εικόνα (β) είναι ο κεντρικός άξονας που εξάγαμε μέσω της σκελετοποίησης. Στη συνέχεια, στις επόμενες δύο εικόνες (γ,δ) φαίνονται τα διανύσματα που υπολογίσαμε και τέλος στις τελευταίες εικόνες παρουσιάζονται σε εναπόθεση από πάνω οι εκτιμήσεις των διαμέτρων για όλη την εικόνα (ε) καθώς και για μια μεγέθυνση της (ζ) .

Μέρος 3^ο
Αποτελέσματα

3.1 Εισαγωγικά

Για να ελέγξουμε την αποτελεσματικότητα των αλγορίθμων τμηματοποίησης και υπολογισμού των διαμέτρων χρησιμοποιήσαμε τις εικόνες οπτικού βυθού, οι οποίες προέρχονται από την ελεύθερη βάση δεδομένων στο Διαδίκτυο την Drive® [12]. Η βάση αποτελείται από δύο σύνολα 20 εικόνων το κάθε ένα. Για χάρη της σύγκρισης χρησιμοποιήσαμε το πρώτο σετ το οποίο περιέχει την τμηματοποίηση από έναν ειδικό παρατηρητή (ground truth), στην συγκεκριμένη περίπτωση οφθαλμίατρο.

3.2 Τμηματοποίηση αγγείων

Στην παρούσα παράγραφο παρουσιάζονται αποτελέσματα από την εκτέλεση των διαφορετικών αλγορίθμων για τις διαφορετικές μεθόδους τμηματοποίησης των αγγείων από τις οφθαλμολογικές εικόνες της βάσης δεδομένων DRIVE®.

3.2.1 Τμηματοποίηση με χρήση μέτρου αγγείωσης και ανάπτυξης περιοχών

Για την μέθοδο που αξιολογήσαμε οι παράμετροι εισόδου ήταν η εικόνα προς επεξεργασία η οποία προέρχονταν από την βάση δεδομένων, η τυπική απόκλιση της γκαουσιανής συνάρτησης σ η οποία ορίστηκε στο διάστημα [1,2,3,...,8] για όλες τις εικόνες και οι τιμές του άνω κατωφλίου (T_H) και κάτω κατωφλίου (T_L) για κάθε εικόνα.

Για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων, ως πιο πρόσφορη μέθοδος θεωρήθηκε αυτή των T. J. MacGillivray και συν. [59] σύμφωνα με την οποία τα αποτελέσματα της τμηματοποίησης αξιολογούνται όπως και αυτά της δυαδικής κατηγοριοποίησης. Κάθε pixel του αποτελέσματος της τμηματοποίησης κατηγοριοποιείται σε δύο κλάσεις: «αγγείο» και «μη αγγείο». Στις ίδιες κλάσεις κατηγοριοποιούνται και τα pixel της αντίστοιχης εικόνας που έχει τμηματοποιηθεί από τον ειδικό. Έτσι για τον έλεγχο του αποτελέσματος μίας αυτόματης μεθόδου τμηματοποίησης χρησιμοποιούμε την εικόνα του αποτελέσματος της τμηματοποίησης από τον ειδικό (ground truth), βάσει της οποίας, κάθε pixel μπορεί να εμπίπτει σε τέσσερις περιπτώσεις:

1. Αληθές θετικό (True Positive-TP): το pixel τμηματοποιήθηκε από την εν λόγω μέθοδο ως «αγγείο» και από τον ειδικό ως «αγγείο».
2. Αληθές αρνητικό (True Negative -TN): το pixel τμηματοποιήθηκε από την εν λόγω μέθοδο ως «μη αγγείο» και από τον ειδικό ως «μη αγγείο».
3. Ψευδές θετικό (False Positive- FP): το pixel τμηματοποιήθηκε από την εν λόγω μέθοδο ως «αγγείο» και από τον ειδικό ως «μη αγγείο».
4. Ψευδές αρνητικό (False Negative -FN): το pixel τμηματοποιήθηκε από την εν λόγω μέθοδο ως «μη αγγείο», ενώ από τον ειδικό ως «αγγείο».

Αφού κατηγοριοποιηθούν τα pixel της εξόδου του αλγορίθμου μπορούμε να οπτικοποιήσουμε το αποτέλεσμα μέσω της ανάθεσης τιμών σε κάθε κατηγορία π.χ. True Positive=1, True Negative =2, False Positive=3, False Negative=4 και στην συνέχεια να ορίσουμε ποσοότητες για την αξιολόγηση του αλγορίθμου. Οι καθιερωμένες ποσοότητες για την αξιολόγηση των αποτελεσμάτων είναι η ευαισθησία - sensitivity, η ειδικότητα - specificity και η ακρίβεια - accuracy της τμηματοποίησης που ορίζονται παρακάτω:

- **Ευαισθησία:** το ποσοστό των pixel τα οποία στην πραγματικότητα ανήκουν σε αγγεία και τα οποία σωστά αναγνωρίστηκαν ως αγγεία από τον αλγόριθμο.

$$\text{Ευαισθησία} = \frac{\text{πλήθος True_Positives}}{\text{πλήθος True_Positives} + \text{πλήθος False_Negatives}}$$

- **Ειδικότητα:** το ποσοστό των pixel τα οποία στην πραγματικότητα ανήκουν σε μη αγγεία και τα οποία σωστά αναγνωρίστηκαν ως μη αγγεία από τον αλγόριθμο

$$\text{Ειδικότητα} = \frac{\text{πλήθος True_Negatives}}{\text{πλήθος True_Negatives} + \text{πλήθος False_Positives}}$$

- **Ακρίβεια:** το ποσοστό των σωστών αποτελεσμάτων, αγγείων – μη αγγείων.

$$\text{Ακρίβεια} = \frac{\text{πλήθος True Positives} + \text{πλήθος True Negatives}}{\text{πλήθος True Positives} + \text{πλήθος True Negatives} + \text{πλήθος False Positives} + \text{πλήθος False Negatives}}$$

Το ποσοστό της ευαισθησίας μας δείχνει το πόσο καλά ανταποκρίνεται ο αλγόριθμος στην αναγνώριση των pixel τα οποία ανήκουν σε αγγεία από το πρότυπο μας . Αν η ευαισθησία είχε αποτέλεσμα 100% τότε ο αλγόριθμος θα μπορούσε να εντοπίσει με απόλυτη επιτυχία τα αγγεία .

Το ποσοστό της ειδικότητας μας δείχνει το πόσο καλά ανταποκρίνεται ο αλγόριθμος στην αναγνώριση όλων των μη-αγγείων από το πρότυπο μας ως μη-αγγεία. Αν η ειδικότητα είχε αποτέλεσμα 100% τότε ο αλγόριθμος θα μπορούσε να εντοπίσει με απόλυτη επιτυχία τα μη-αγγεία. Το ποσοστό της ειδικότητας στην εφαρμογή μας θα είναι αρκετά υψηλό γιατί το πλήθος των αληθές αρνητικών είναι πολλές τάξεις μεγαλύτερο από τα υπόλοιπα μεγέθη λόγω του background.

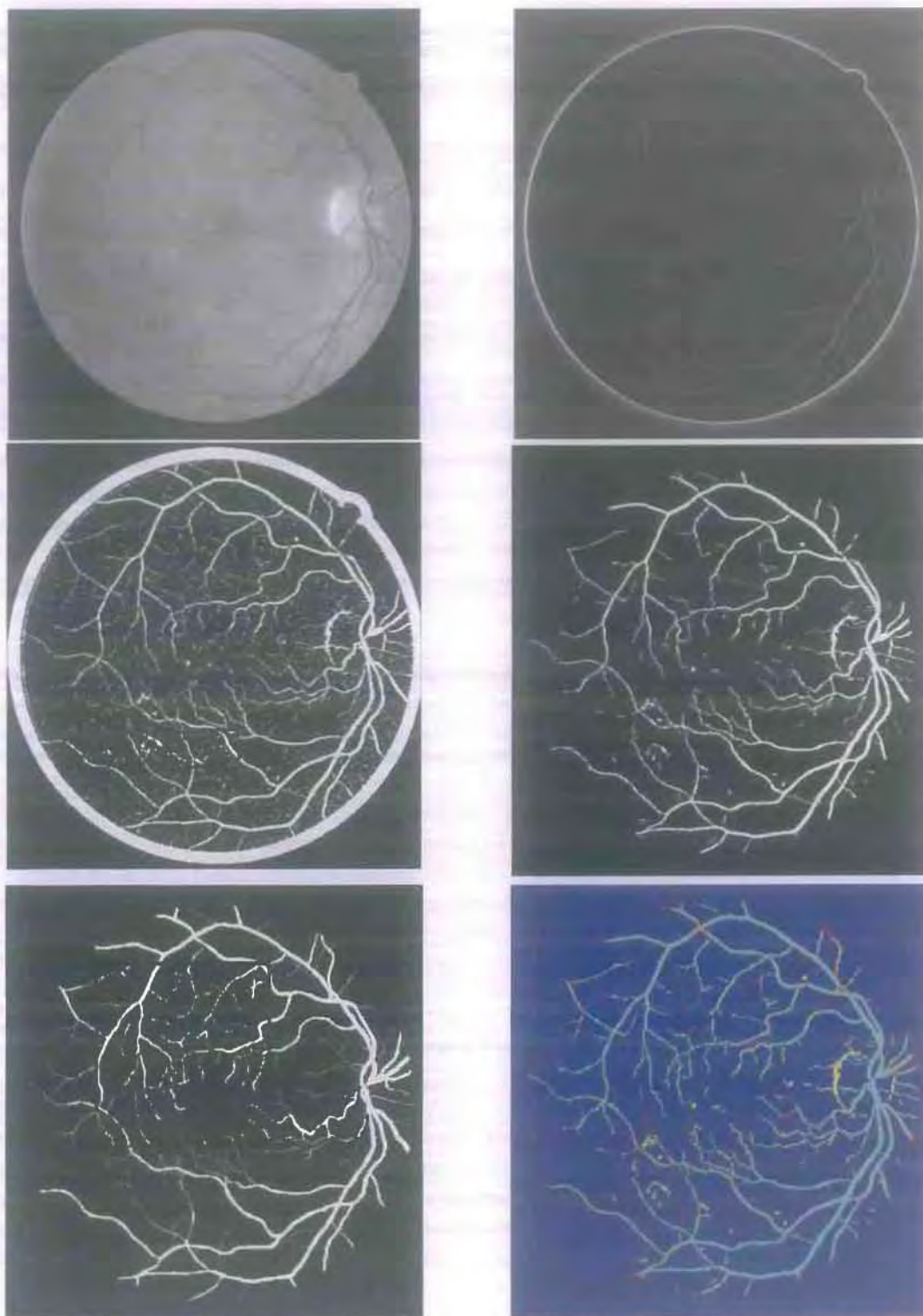
Το ποσοστό της ακρίβειας μας δείχνει το πόσο καλά ανταποκρίνεται ο αλγόριθμος στον εντοπισμό και των αγγείων και των μη-αγγείων. Αν η ακρίβεια είχε αποτέλεσμα 100 % τότε ο αλγόριθμος θα μπορούσε να εντοπίσει με απόλυτη επιτυχία τα μη-αγγεία ως μη-αγγεία και τα αγγεία ως αγγεία. Όπως και στην ειδικότητα το ποσοστό είναι μεγάλο για το ίδιο λόγο και η ακρίβεια θα έχει μεγάλο ποσοστό. Οι προηγούμενες μεταβλητές μπορούν να εισαχθούν σε ένα πίνακα αληθείας (confusion matrix) (Πίνακας 3.1).

Πίνακας 3.1 Πίνακας αληθείας μαζί με τα μέτρα Ευαισθησία, Ειδικότητα, Ακρίβεια

		Ground_truth	
		αγγείο	όχι αγγείο
Αλγόριθμος	αγγείο	Αληθές θετικό	Ψευδές θετικό
	όχι αγγείο	Ψευδές αρνητικό	Αληθές αρνητικό
		↓	↓
		Ευαισθησία	Ειδικότητα

Η βάση δεδομένων από την οποία λάβαμε τα δεδομένα [12] περιλαμβάνει επίσης αποτελέσματα τμηματοποίησης αγγείων σε μορφή πίνακα αληθείας από ένα αριθμό δημοσιευμένων αλγορίθμων. Έτσι, μπορούμε να πραγματοποιήσουμε σύγκριση όχι μόνο ως προς το αποτέλεσμα της χειροκίνητης τμηματοποίησης αγγείων των εικόνων της βάσης, αλλά και να εξάγουμε επιπλέον συμπεράσματα σε σύγκριση με τα αποτελέσματα των αλγορίθμων της βιβλιογραφίας που δημοσιεύονται. Παρακάτω θα παραθέσουμε ένα παράδειγμα της εφαρμογής του αλγορίθμου σε μία εικόνα (Σχήμα 3.1), στη συνέχεια θα παραθέσουμε τις μετρήσεις για όλες τις εικόνες σε έναν πίνακα (Πίνακας 3.2) και τέλος θα περιγράψουμε τα συμπεράσματα.

Έστω ότι θέλουμε να επεξεργαστούμε την εικόνα Image_14. Αρχικά έχουμε ορίσει ότι το $\sigma = [1, 2, 3, \dots, 8]$ για όλες τις εικόνες. Ακολουθεί η συνήθης προεπεξεργασία της εικόνας και υπολογίζεται σε κάθε pixel της εικόνας το μέτρο αγγείωσης (Vesselness). Στη συνέχεια ορίζονται οι τιμές των κατωφλίων (T_H και T_L) και εκτελείται ο αλγόριθμος ανάπτυξης περιοχών (Region_growing). Τέλος, αναθέτονται τιμές στα pixel αναλόγως στην κατηγορία που ανήκουν (π.χ. True Positive=1, True Negative =2, False Positive=3, False Negative=4) και υπολογίζεται ο πίνακας αληθείας και οι τιμές της ευαισθησία, ειδικότητας και ακρίβειας.



α	β
γ	δ
ε	ζ

Σχήμα 3.1 Παράδειγμα της εφαρμογής του αλγορίθμου τμηματοποίησης στην εικόνα Image_14 (α) η οποία εμφανίζεται ως ανέρυθρη. Η δεύτερη εικόνα (β) είναι το μέτρο αγγείωσης. Η τρίτη εικόνα είναι το αποτέλεσμα της ανάπτυξης περιοχών με τις μεταβλητές των κατωφλίων T_H και T_L . Η επόμενη (δ) είναι η το αποτέλεσμα της εφαρμογής της απομάκρυνσης αντικειμένων με μέγεθος μικρότερο ή ίσο των 20 pixel, καθώς και του πολλαπλασιασμού της τμηματοποιημένης εικόνας με την μορφολογική διάβρωση της αρχικής μάσκας για την εξαγωγή του περιγράμματος. Η ε) είναι η αντίστοιχη ground_truth εικόνα ενώ η τελευταία (ζ) είναι η οπτικοποιημένη σύγκριση της εικόνας δ) με την εικόνα ε). Πιο συγκεκριμένα, η εικόνα (ζ) έχει πεδίο τιμών το {1,2,3,4}, σύμφωνα με τα παρακάτω: True_negative=1, True_positive=2, False_positive=3, False_negative=4.

Μετά την επεξεργασία των μεγεθών κατηγοριοποίησης (TP, TN, FP, FN) που εξάγονται από το προηγούμενο παράδειγμα μπορούμε να υπολογίσουμε τα μέτρα της ευαισθησίας, ειδικότητας και ακρίβειας. Για την εικόνα Image_14 υπολογίζουμε ότι:

$$\text{Ευαισθησία} = 0,746 \text{ ή } 74,6 \%$$

$$\text{Ειδικότητα} = 0,963 \text{ ή } 96,3 \%$$

$$\text{Ακρίβεια} = 0,939 \text{ ή } 93,9 \%$$

Τα παραπάνω μπορούν να εξηγηθούν ως εξής: Το σύνολο των pixel τα οποία βρέθηκαν ως αληθώς θετικά (True positive), δηλαδή ότι είναι αγγεία στον αλγόριθμο και στην πραγματικότητα εμφανίζονται ως αγγεία στο ground truth, εμφανίζονται στην εικόνα ((Σχήμα 3.1 ζ) με το χρώμα γαλάζιο (τιμή 1). Το σύνολο των pixel τα οποία βρέθηκαν ως αληθώς αρνητικά (True negative), δηλαδή ότι είναι μη αγγεία στον αλγόριθμο και στην πραγματικότητα εμφανίζονται ως «μη αγγεία» στο ground truth, έχουν το χρώμα σκούρο μπλε (τιμή 2). Τα pixel τα οποία έχουν χρώμα κίτρινο είναι αυτά που είναι ψευδές θετικά (False positive), δηλαδή, έχουν εμφανιστεί ως αγγεία στον αλγόριθμο ενώ στην πραγματικότητα ανήκουν στην κατηγορία των μη αγγείων (τιμή 3). Τέλος, τα κόκκινα pixel είναι τα ψευδές αρνητικά (False negative), δηλαδή, στον αλγόριθμο έχουν εμφανιστεί ως όχι αγγεία ενώ στην πραγματικότητα είναι αγγεία (τιμή 4).

Στο παραπάνω παράδειγμα βλέπουμε ότι και τα τρία μέτρα έδωσαν αρκετά καλά ποσοστά σε σύγκριση με τα δημοσιευμένα αποτελέσματα των άλλων έξι (6) διαθέσιμων μεθόδων (Πίνακας 3.2). Πιο συγκεκριμένα σύμφωνα με τον (Πίνακα 3.2) ο οποίος παρουσιάζει συγκεντρωτικά τα αποτελέσματα του αλγορίθμου μας με τους άλλους της βάσης καθώς και με το πρότυπο βλέπουμε ότι για την εικόνα Image_14 η ευαισθησία στην τμηματοποίηση από τον μη-ειδικό παρατηρητή (Human observer) είναι 77,1 % και ο αλγόριθμος των M. E. Martinez-Perez και συν. [18] παράγει 80,9 % αντίθετα στην ακρίβεια όλη βγάζουν υψηλές τιμές. Τέλος, η ειδικότητα που εξάγουμε έχει ποσοστό 96,3 %, δηλαδή ο αλγόριθμος μας έχει εντοπίσει με ποσοστό επιτυχίας (96,3%) τα μη-αγγεία.

Στην βάση δεδομένων η οποία διατίθεται δωρεάν μέσω του Διαδικτύου υπάρχουν αποτελέσματα και από άλλες εργασίες. Οι εργασίες αυτές έχουν θέμα την τμηματοποίηση των αγγείων του αμφιβληστροειδή αλλά έχουν διαφορετικό τρόπο υλοποίησης σε σχέση με τον δικό μας για αυτό το λόγο έχουν και διαφορετικά αποτελέσματα. Οι αλγόριθμοι των εργασιών αυτών αναλύθηκαν συνοπτικά στο 1^ο μέρος (βλ. *αλγόριθμοι τμηματοποίησης αγγείων 1.2*). Οι εργασίες που χρησιμοποιήθηκαν είναι οι εξής: 1) S. C. Chaudhuri και συν. [20], χρήση φίλτρων ταιριάσματος. 2) X. Jiang και συν. [19], εφαρμογή προσαρμοστικής τοπικής καταφλοιοποίησης. 3) M. Niemeijer και συν. [44], χρήση μεθόδου τεχνητής νοημοσύνης, 4) M. E. Martinez-Perez και συν. [18], τεχνικές διαφορικής γεωμετρίας. 5) J. J. Staal και συν. [12], μέθοδοι διαφορικής γεωμετρίας και ανάπτυξης περιοχών και 6) F. Zana και J. Klein [15], κατά την οποία γίνεται επίσης χρήση μορφολογικών τελεστών.

Πίνακας 3.2 Συγκριτικά στοιχεία ποσοτικοποίησης της τμηματοποίησης (% ευαισθησία, ειδικότητα και ακρίβεια) μεταξύ της μεθόδου «Μέτρο Αγγείωσης /Ανάπτυξη περιοχών» και των μεθόδων τα αποτελέσματα των οποίων είναι διαθέσιμα στον ιστότοπο της βάσης δεδομένων DRIVE για τις εικόνες.

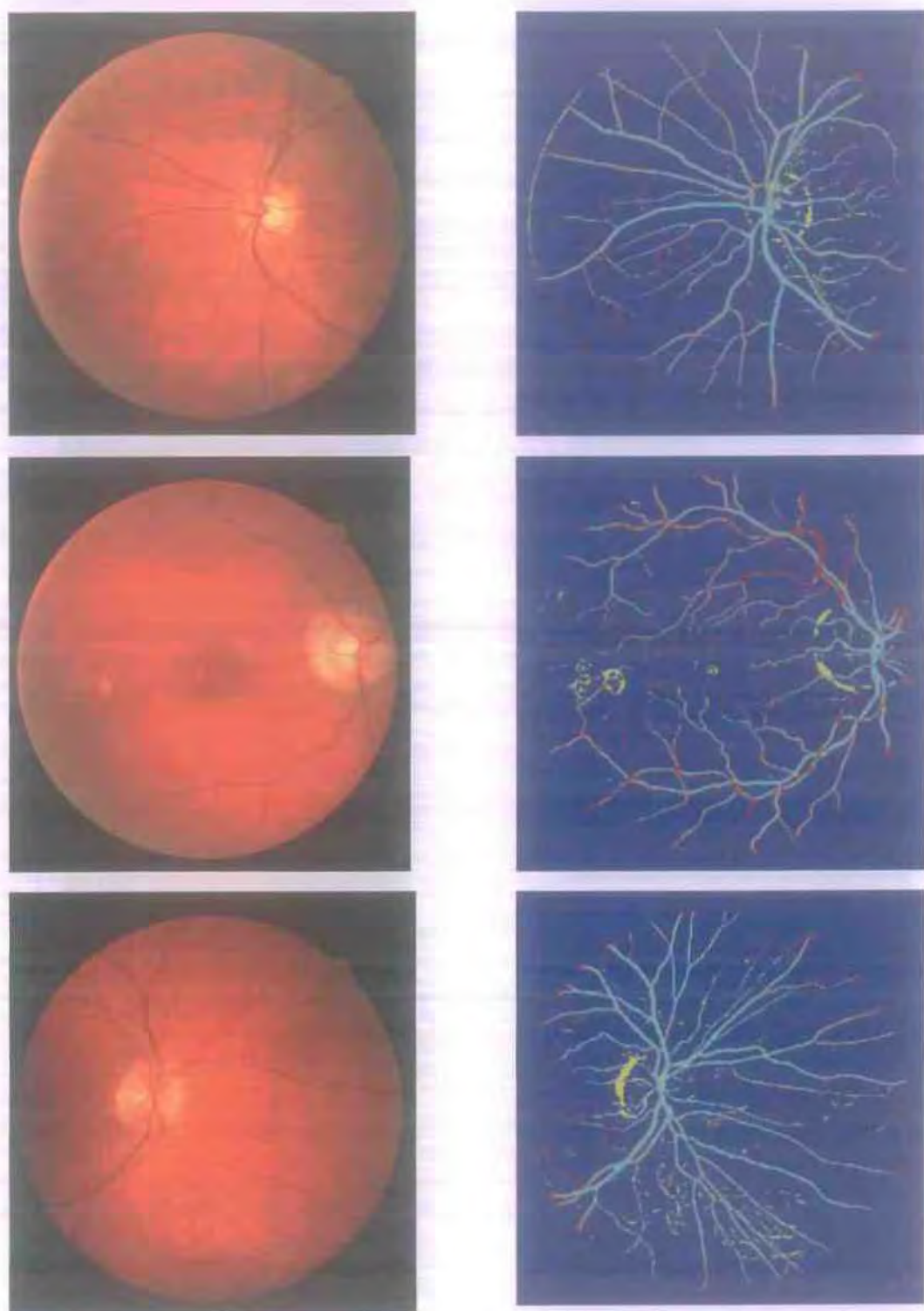
Εικόνα	Μετρήσεις	Human Observer	Chau dhuri [20]	Jiang [19]	Niemeijer [44]	Perez [18]	Staal [12]	Zana [15]	Vesselness
1	Ευαισθησία%	79,7	27,6	71,4	71,9	79,6	77,8	77,3	74,4
	Ειδικότητα %	97,2	99,7	94,9	97,2	96,1	97,1	97,5	95,9
	Ακρίβεια %	94,9	90,3	91,8	93,9	93,9	94,6	94,9	94,0
2	Ευαισθησία%	82,4	35,6	71,6	77,3	80,3	77,6	72,2	63,0
	Ειδικότητα %	97,1	99,5	95,9	97,8	96,1	98,0	98,3	93,3
	Ακρίβεια %	94,9	89,9	92,3	94,7	93,8	94,9	94,4	93,1
3	Ευαισθησία%	74,3	19,8	60,1	62,8	73,4	67,6	72,6	55,0
	Ειδικότητα %	97,4	99,7	96,3	98,3	95,6	97,6	95,8	92,2
	Ακρίβεια %	94,1	88,1	91,0	93,2	92,4	93,2	92,4	91,3
4	Ευαισθησία%	78,3	28,6	63,1	71,7	77,6	73,7	65,3	63,1
	Ειδικότητα %	97,4	98,6	97,0	98,3	94,8	97,9	98,1	94,1
	Ακρίβεια %	94,9	89,3	92,4	94,8	92,5	94,7	93,7	93,2
5	Ευαισθησία%	73,8	42,6	66,3	61,3	71,3	69,2	62,8	62,9
	Ειδικότητα %	98,0	98,2	96,7	99,1	95,7	98,2	98,1	94,0
	Ακρίβεια %	94,7	90,7	92,6	94,0	92,4	94,2	93,3	93,1
6	Ευαισθησία%	75,4	1,2	55,6	60,8	0,2	63,0	61,0	58,6
	Ειδικότητα %	96,7	99,1	97,5	98,8	98,6	98,6	98,0	93,1
	Ακρίβεια %	93,6	85,3	91,6	93,4	84,7	93,6	92,8	92,1
7	Ευαισθησία%	68,6	46,7	64,4	67,6	74,0	70,6	63,8	62,9
	Ειδικότητα %	98,5	97,6	97,1	98,4	94,7	97,9	97,5	94,1
	Ακρίβεια %	94,5	90,8	92,8	94,3	91,9	94,3	93,1	92,8
8	Ευαισθησία%	66,0	11,0	56,6	59,8	66,7	64,4	51,8	49,2
	Ειδικότητα %	93,8	99,7	97,6	97,9	95,0	98,4	99,1	92,6
	Ακρίβεια %	94,3	88,5	92,4	93,1	91,4	94,1	93,2	91,7
9	Ευαισθησία%	76,9	7,0	59,7	53,9	59,2	59,4	53,9	66,9
	Ειδικότητα %	97,0	98,8	98,1	99,2	96,7	99,1	98,6	95,3
	Ακρίβεια %	94,6	88,0	93,6	93,9	92,3	94,4	93,3	93,4
10	Ευαισθησία%	71,7	67,9	68,0	66,1	76,8	72,9	67,5	73,6
	Ειδικότητα %	97,9	95,9	96,6	98,4	94,4	97,4	97,7	96,1
	Ακρίβεια %	94,8	92,5	93,2	94,5	92,3	94,5	94,1	92,6
11	Ευαισθησία%	75,9	84,5	68,6	68,5	75,4	74,3	68,0	68,3
	Ειδικότητα %	97,5	81,9	95,4	97,6	94,2	97,2	96,9	95,0
	Ακρίβεια %	94,7	82,3	91,9	93,9	91,8	94,2	93,1	93,3
12	Ευαισθησία%	77,1	17,6	61,6	67,0	73,4	72,3	65,2	69,8
	Ειδικότητα %	97,7	98,7	95,9	98,2	95,0	97,7	97,6	95,4
	Ακρίβεια %	95,1	88,6	91,6	94,3	92,3	94,5	93,6	93,7
13	Ευαισθησία%	80,4	22,2	59,0	65,1	67,0	67,0	60,4	64,8
	Ειδικότητα %	96,2	98,6	96,9	98,5	96,1	98,3	98,1	93,9
	Ακρίβεια %	93,9	87,8	91,5	93,8	91,9	93,9	92,7	92,3
14	Ευαισθησία%	77,1	13,6	69,7	75,8	80,9	77,7	72,6	74,6
	Ειδικότητα %	97,9	99,7	95,9	96,8	94,4	96,9	97,6	96,3
	Ακρίβεια %	95,5	89,6	92,8	94,3	92,8	94,6	94,6	93,9
15	Ευαισθησία%	80,0	35,7	77,7	78,8	88,4	82,5	74,3	72,0
	Ειδικότητα %	97,2	98,8	92,5	95,4	85,0	95,1	96,4	96,5
	Ακρίβεια %	95,4	92,3	90,9	93,7	85,4	93,8	94,1	94,0
16	Ευαισθησία%	77,9	21,4	65,7	69,1	73,3	72,5	69,2	69,1
	Ειδικότητα %	97,5	98,7	96,6	98,2	95,4	98,2	97,7	95,1
	Ακρίβεια %	95,0	88,6	92,6	94,4	92,5	94,9	94,0	93,9
17	Ευαισθησία%	73,3	1,9	52,7	59,7	61,2	60,9	61,4	67,0

Εικόνα	Μετρήσεις	Human Observer	Chau dhuri [20]	Jiang [19]	Niemeijer [44]	Perez [18]	Staal [12]	Zana [15]	Vesselness
	Ειδικότητα %	98,0	99,7	97,7	98,6	97,2	98,9	94,2	95,1
	Ακρίβεια %	94,9	87,6	92,2	93,8	92,8	98,7	94,1	93,3
	Ευαισθησία%	85,8	20,2	64,1	69,0	73,8	73,3	69,9	67,3
18	Ειδικότητα %	96,1	98,5	96,2	97,6	95,6	97,6	97,3	95,5
	Ακρίβεια %	94,9	89,5	92,5	94,3	93,1	94,8	94,1	94,4
19	Ευαισθησία%	90,6	7,5	73,8	79,8	86,3	86,5	84,2	83,0
	Ειδικότητα %	96,0	99,2	94,3	97,9	93,8	97,1	96,8	97,4
	Ακρίβεια %	95,4	88,1	91,9	95,7	92,9	95,8	95,7	95,2
20	Ευαισθησία%	87,0	30,6	65,9	72,6	78,5	75,5	65,8	62,9
	Ειδικότητα %	95,4	98,3	96,0	98,0	94,9	97,4	98,0	95,4
	Ακρίβεια %	94,5	91,1	92,8	95,3	93,2	95,1	94,6	94,0

Όπως βλέπουμε στον πίνακα ποσοτικοποίησης της τμηματοποίησης (% ευαισθησία, ειδικότητα και ακρίβεια) μεταξύ της μεθόδου τμηματοποίησης «Μέτρο Αγγείωσης /Ανάπτυξη περιοχών» και των αλγορίθμων που διατίθενται στην βάση δεδομένων (Πίνακα 3.2) η μέθοδος μας εμφανίζει % ευαισθησία στο εύρος [49,2% ..., 83%], ειδικότητα [92,2%,..., 97,4%] και ακρίβεια με εύρος [91,3%,..., 95,2%].

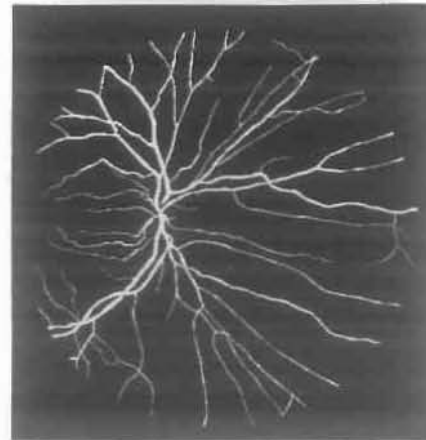
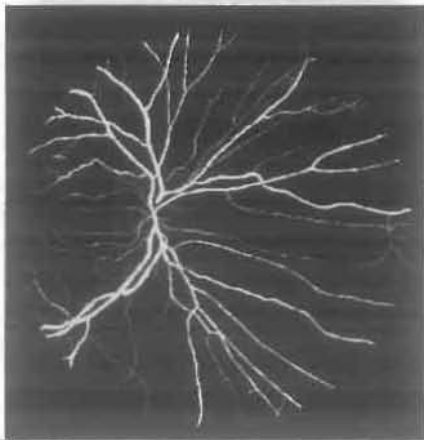
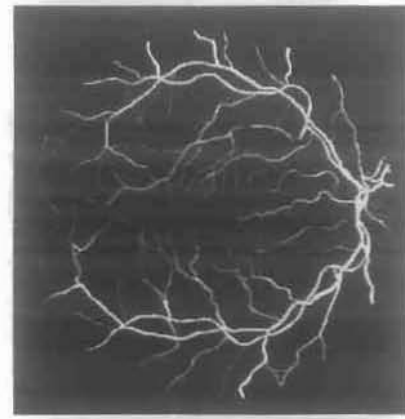
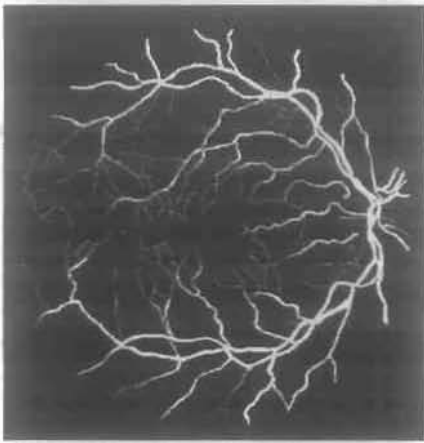
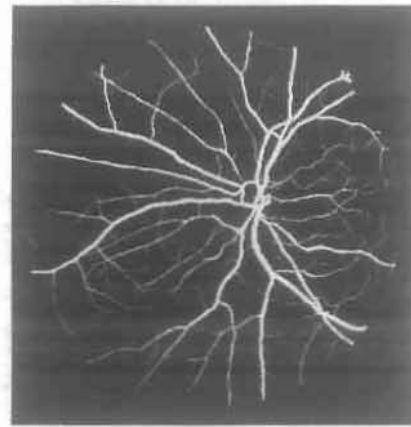
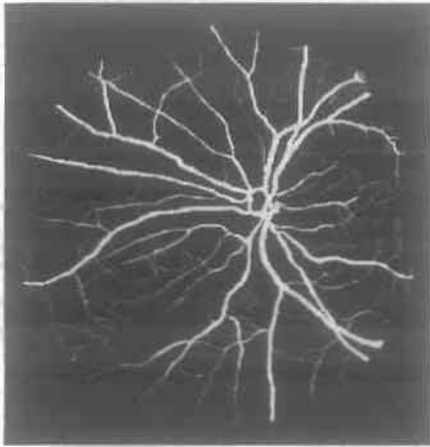
Η ειδικότητα και ακρίβεια όπως είπαμε επηρεάζονται από το πλήθος των αληθώς αρνητικών pixel (εικονοστοιχεία υπόβαθρου) που υπάρχουν για αυτό και όλες οι μετρήσεις παρουσιάζουν ποσότητες μεγαλύτερες από 82%. Για τον υπολογισμό αυτών των μεγεθών θα πρέπει να τονίσουμε ότι αφαιρέσαμε τα pixel τα οποία βρίσκονται εκτός της μάσκας και τα οποία δεν αντιστοιχούν στο πεδίο λήψης (FOV) της οφθαλμοσκόπησης.

Παρακάτω θα παραθέσουμε ένα παράδειγμα (Σχήμα 3.2 – 3.3) από την εφαρμογή της μεθόδου σε μερικές εικόνες. Τέλος, θα παραθέσουμε τα συμπεράσματα στα οποία θα πραγματοποιήσουμε μια εκτενέστερη ανάλυση του Πίνακα 3.2



α	β
γ	δ
ε	ζ

Σχήμα 3.2 Μερικά παραδείγματα από την εφαρμογή του αλγορίθμου τμηματοποίησης. Οι εικόνες είναι η Image_04 (α, β), η Image_08 (γ, δ) και η Image_15 (ε, ζ). Οι δεξιές εικόνες (β, δ, ζ) αντιπροσωπεύουν την οπτικοποίηση των ποσοτήτων του πίνακα κατηγοριοποίησης (True_negative=1, True_positive=2, False_positive=3, False_negative=4) Αναθέτοντας κατάλληλες τιμές σε κάθε pixel ανάλογα την κατηγορία που εμπίπτει μπορέσαμε να οπτικοποιήσουμε τις δομές που αναγνωρίζουμε σωστά ως αγγεία-μη αγγεία (γαλάζιο-σκούρο μπλε), καθώς και τις λανθασμένες αποκρίσεις αγγείων-μη αγγείων (κίτρινο-κόκκινο). Για τις τιμές της ευαισθησίας, ειδικότητας και ακρίβειας βλ. Πίνακα 3.2.



α	β
γ	δ
ε	ζ

Σχήμα 3.3 Εικόνες χειροκίνητης τμηματοποίησης με α,γ,ε την ground truth (τμηματοποίηση από τον ειδικό) και β,δ,ζ την τμηματοποίηση από τον μη ειδικό (human observer). Οι συγκεκριμένες εικόνες είναι οι αντίστοιχες της Image_04 (α,β), Image_08 (γ,δ) και Image_15(ε,ζ).

3.2.2 Συμπεράσματα

Για να μπορέσουμε να εξάγουμε σωστά συμπεράσματα δημιουργήσαμε μια κατάταξη στην οποία παρουσιάζουμε τις επιδόσεις της μεθόδου vesselness σε σχέση με τους άλλους αλγόριθμους (Πίνακας 3.3). Με αυτήν την κατάταξη συγκρίνουμε σε πόσες εικόνες είχε καλύτερο αποτέλεσμα (ποσοστιαία) η μέθοδος μας. Η καλύτερη επίδοση θα είναι η 20/20 που σημαίνει ότι σε όλες τις εικόνες είχαμε το υψηλότερο ποσοστό ενώ η χειρότερη θα είναι όταν έχουμε 0/20 που σημαίνει ότι σε όλες τις εικόνες είχαμε το χαμηλότερο ποσοστό.

Πίνακας 3.3 Ο αριθμός των εικόνων στις οποίες ο αλγόριθμος τμηματοποίησης βάσει του μέτρου αγγείωσης υπερτερεί έναντι των άλλων μεθόδων. Στην πρώτη στήλη παραθέτουμε την μέθοδο προς σύγκριση και στις υπόλοιπες στήλες τα μεγέθη που ποσοτικοποιήθηκαν (ευαισθησία, ειδικότητα, ακρίβεια). Οι επιδόσεις είναι της μορφής εικόνες με μεγαλύτερο ποσοστό/σύνολο των εικόνων.

Αλγόριθμοι	Καλύτερες επιδόσεις/σύνολο		
	Ευαισθησία	Ειδικότητα	Ακρίβεια
Human observer	1/20	2/20	0/20
Chaudhuri και συν.	19/20	2/20	20/20
Jiang και συν.	12/20	3/20	17/20
Niemeijer και συν.	8/20	1/20	3/20
Perez και συν.	3/20	7/20	16/20
Staal και συν.	3/20	0/20	1/20
Zana και συν.	8/20	3/20	5/20

Μπορούμε να καθορίσουμε και το εύρος σύμφωνα με το οποίο οι επιδόσεις μας θα είναι χειρότερες/ίδιες/καλύτερες αυτό το εύρος θα είναι [0-7/8-12/13-20]. Όπως φαίνεται από τον προηγούμενο πίνακα (Πίνακας 3.3) βλέπουμε ότι την χειρότερη κατάταξη την είχαμε στην σύγκριση μας με τον Human observer όπως και οι υπόλοιποι αλγόριθμοι. Ενώ, την καλύτερη κατάταξη την είχαμε όταν συγκριθήκαμε με τον αλγόριθμο των Chaudhuri. Αμέσως επόμενη καλύτερη επίδοση είχαμε έναντι των Jiang στη οποία μπορούμε να θεωρηθούμε ως καλύτερη μέθοδος ενώ οι υπόλοιποι αλγόριθμοι είχαν καλύτερα αποτελέσματα από του vesselness.

Συμπερασματικά με βάση τους προηγούμενους πίνακες αποτελεσμάτων για την βάση μπορούμε να πούμε ότι όλες οι μέθοδοι – συμπεριλαμβανομένης και της Vesselness- έχουν πολύ καλά αποτελέσματα αναφορικά με την ειδικότητα και την ακρίβεια πράγμα που σημαίνει ότι εντοπίζουν εύκολα τα μη αγγεία όπως επίσης και τα αγγεία μαζί με τα μη αγγεία. Αυτό εν μέρει το θετικό αποτέλεσμα όπως περιγράφηκε πιο πριν επηρεάζεται σε μεγάλο βαθμό από το γεγονός ότι οι εικόνες έχουν πάρα πολλά pixel τα οποία είναι του background. Για αυτόν τον λόγο εξετάσαμε διεξοδικότερα την ευαισθησία στην οποία και έχουμε καλύτερες επιδόσεις και κατάταξη από την ειδικότητα και ακρίβεια (Πίνακας 3.3).

Παρατηρώντας την πρώτη στήλη του Πίνακα 3.2 προκύπτει ότι η ευαισθησία της τμηματοποίησης του μη ειδικού παρατηρητή είναι σημαντικά κατώτερη αυτής του ειδικού και όχι ιδιαίτερα ανώτερη από αυτή των υπολογιστικών μεθόδων υπό σύγκριση. Επίσης, αναφορικά με την σύγκριση μεταξύ της απόδοσης των διάφορων αλγορίθμων το εύρος το οποίο κυμαίνονται τα αποτελέσματα στην ευαισθησία για όλες τις εικόνες είναι 0,2% για το χαμηλότερο ποσοστό για την μέθοδο των Perez. στην εικόνα Image_06 και 88,4% για το υψηλότερο ποσοστό για την μέθοδο των Perez. στην εικόνα Image_15.

Η καλύτερη μέθοδος, αναφορικά με την ευαισθησία σύμφωνα με τον πίνακα είναι αυτή των M. Martinez-Perez αφού εμφανίζει την υψηλότερη σε σχέση με του υπόλοιπους αλγόριθμους στο σύνολο των εικόνων, εξαιρουμένης της χειροκίνητης τμηματοποίησης από τον μη ειδικό (Human observer) η οποία έχει τα υψηλότερα ποσοστά από όλους για όλα τα μέτρα. Τα χαμηλότερα ποσοστά, αντίστοιχα, στην ευαισθησία παρουσιάζονται από τον S. Chaudhuri, τα οποία είναι χαμηλότερα από την εφαρμογή μας.

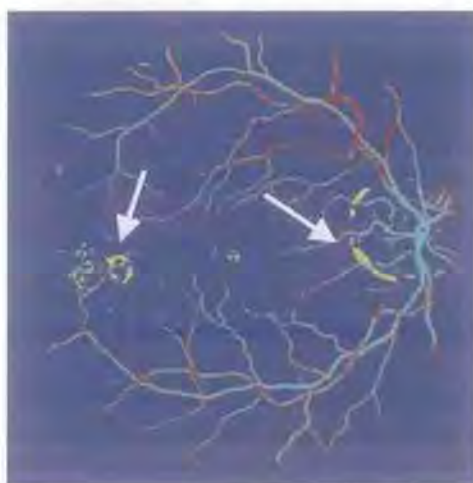
Για την ειδικότητα και την ακρίβεια το εύρος των τιμών της μεθόδου μας ήταν [92,2% ,..., 97,4%] και [91,3% ,..., 95,2%]. Τα καλύτερα αποτελέσματα αναφορικά με την ευαισθησία την έχουν ο αλγόριθμος των S. Chaudhuri ενώ τα χειρότερα ο αλγόριθμος vesselness (11/20 εικόνες με χειρότερη επίδοση). Για την ακρίβεια τα καλύτερα αποτελέσματα τα έχει ο αλγόριθμος των J.J. Staal ενώ την χειρότερη επίδοση ο αλγόριθμος των S. Chaudhuri με εύρος [82,3% ,..., 92,5%].

Ο αλγόριθμος ο οποίος μελετήσαμε δίνει αρκετά καλά αποτελέσματα και με μια απλή σύγκριση μπορεί να κατηγοριοποιηθεί στη μέση των αποτελεσμάτων (Πίνακας 3.3), αφού σύμφωνα με τον παραπάνω πίνακα τέσσερις στις έξι περιπτώσεις έχουμε ίδια ή και καλύτερη επίδοση με χειρότερη περίπτωση την εικόνα Image_08 με ευαισθησία 49,18% την στιγμή που η τμηματοποίηση από τον μη ειδικό στην ίδια εικόνα δίνει 66% και οι αλγόριθμοι [Chaudhuri:11%, Jiang:56,6% , Niemeijer:59,8% Perez:66,7%, Staal:64,4%, Zana:51,8%] ενώ την καλύτερη επίδοση την έχουμε στην εικόνα Image_19 με ευαισθησία 82,96% την στιγμή που η τμηματοποίηση από τον μη ειδικό στην ίδια εικόνα δίνει 90,6%, δηλαδή μια αρκετά καλή προσέγγιση, ενώ οι τιμές των υπόλοιπων αλγορίθμων είναι [Chaudhuri:7,5%,Jiang:73,8%,Niemeijer:79,8%,Perez:86,3%, Staal:86,5%,Zana:84,2%].

Οι παρατηρήσεις και τα συμπεράσματα τα οποία μπορούμε να εξάγουμε από όλα παραπάνω είναι ότι ο αλγόριθμος ο οποίος υλοποιήσαμε εκμεταλλεύεται πλήρως την ιδιότητα της μεταβλητής σ για εντοπισμό αγγείων τα οποία έχουν διακυμάνσεις στο μέγεθος τους και την διάμετρό τους το οποίο φαίνεται και από τις εικόνες. Επίσης, το αποτέλεσμα της τμηματοποίησης δεν είναι θορυβώδες και προσεγγίζει, τις περισσότερες φορές, το οπτικοποιημένο αποτέλεσμα της χειροκίνητης τμηματοποίησης του μη ειδικού (human observer).

Ως μειονεκτήματα της προτεινόμενης μεθόδου μπορούν να αναφερθούν τα ακόλουθα.

- Όπως φαίνεται από τις εικόνες στα παραδείγματα η μέθοδος δεν χειρίζεται ως ειδική περίπτωση την περιοχή της οπτικής θηλής ή του οπτικού δίσκου έτσι εμφανίζεται ως κατατμημένη με χρώμα κίτρινο, δηλαδή, στην πραγματικότητα δεν αποτελεί αγγειακή δομή ενώ ο αλγόριθμος την θεωρεί ως αγγείο έτσι επηρεάζεται το αποτέλεσμα της ακρίβειας δηλαδή της ικανότητας του αλγορίθμου να εντοπίζει τα αγγεία και τα μη αγγεία (Σχήμα 3.4).
- Επιπλέον, ο αλγόριθμος μας δίνει απόκριση σε παθολογικές περιπτώσεις οι οποίες είναι εμφανής και σημαντικές μεν αλλά δεν είναι μέρος των αγγειακών δομών δε οπότε δεν μας ενδιαφέρει η τμηματοποίηση τους (Σχήμα 3.4).



Σχήμα 3.4 Απόκριση της οπτικής θηλής και της παθολογίας του αμφιβληστροειδή ως αγγείο. Τα βέλη δείχνουν τις λανθασμένες αποκρίσεις αγγειακών δομών (False_positive) για αυτό και έχουν χρώμα κίτρινο.

3.3 Κεντρικοί άξονες

Για την μέθοδο της τμηματοποίησης, η οποία αναλύθηκε στην προηγούμενη ενότητα, υπήρχαν διαθέσιμα δεδομένα ακρίβειας τμηματοποίησης αγγείων από πολλές μεθόδους της βιβλιογραφίας. Αντίθετα όσον αφορά την ανάλυση των αποτελεσμάτων από την εξαγωγή των κεντρικών αξόνων από τη επεξεργασία του Εσσιανού πίνακα, την μέθοδο του Dijkstra και της αυτό-συσχέτισης, τα διαθέσιμα δεδομένα για σύγκριση και έλεγχο των αλγορίθμων που μελετήσαμε ήταν μόνο οι εικόνες από την χειροκίνητη τμηματοποίηση (ground truth) από τον ειδικό. Για τον λόγο αυτό θεωρήσαμε ως κοινό μέτρο αξιολόγησης, την μέση απόσταση των κεντρικών αξόνων.

Το μέτρο που θα χρησιμοποιήσουμε ορίζει την απόκλιση των κεντρικών γραμμών των αγγείων σε pixel μεταξύ της εικόνας που έχουμε ορίσει ως πρότυπο (-groundtruth) και αυτής που θέλουμε να κάνουμε έλεγχο. Το μέτρο αυτό δεν εξετάζει την πληροφορία της διαμέτρου, αφού στην πραγματικότητα τα αγγεία θα επεκτείνονται και από τις δύο πλευρές τις γραμμής αυτής, των αγγείων. Έτσι είναι αρκετά ικανοποιητικό για τον σκοπό των οποίου θέλουμε να το χρησιμοποιήσουμε. Το μέτρο αυτό μπορεί να οριστεί ως εξής:

$$\text{Μέση Απόσταση Αξόνων} = \frac{\sum_{i=1}^N D_i}{N} \quad (3.1)$$

όπου D_i είναι η ευκλείδεια απόσταση ενός σημείου του προς σύγκριση κεντρικού άξονα από το αντίστοιχο σημείο του πρότυπου κεντρικού άξονα και όπου N είναι το πλήθος των pixel του κεντρικού άξονα προς σύγκριση.

Για την εφαρμογή του μέτρου αξιολόγησης θα πρέπει στις εικόνες που θα συγκρίνουμε να έχουμε του κεντρικούς άξονες των αγγείων και όχι μόνο τα αγγεία, οπότε όσες εικόνες περιέχουν δομές με απόκριση πάνω από 1 pixel είτε αυτές είναι χειροκίνητα τμηματοποιημένες είτε μέσω των αλγορίθμων που εφαρμόσαμε θα πρέπει να υποστούν μετασχηματισμό μορφολογικής σκελετοποίησης [60].

Για να μπορέσουμε να βρούμε την ευκλείδεια απόσταση μεταξύ του σημείου προς σύγκριση και του αντίστοιχου σημείου της πρότυπης εικόνας προχωρήσαμε στον μετασχηματισμό απόστασης της εικόνας ground truth. Κάθε σημείο της μετασχηματισμένης εικόνας έχει σαν τιμές την ευκλείδεια απόσταση από το κοντινότερο pixel κεντρικού άξονα. Η ευκλείδεια απόσταση D σε μία εικόνα μεταξύ δύο σημείων $p(x_1, y_1)$, $q(x_2, y_2)$ μπορεί να οριστεί ως εξής:

$$D(p, q) = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2} \quad (3.2)$$

3.3.1 Κεντρικοί άξονες επεξεργασίας Εσσιανού πίνακα/αυτό-συσχέτισης

Για την τμηματοποίηση του κεντρικού άξονα των αγγείων εκτελέσαμε τους αλγορίθμους ως εξής, αρχικά για την μέθοδο της επεξεργασίας του Εσσιανού πίνακα εφόσον έχουμε ορίσει την τιμή της τυπικής απόκλισης σ των γκαουσιανών φίλτρων υπολογίσαμε τα υποψήφια κεντρικά σημεία και τέλος εισάγαμε το αποτέλεσμα στην υπό-διαδικασία της ανάπτυξης περιοχών με τις δεδομένες μεταβλητές T_H , T_L , οι οποίες υπολογίστηκαν εμπειρικά για το καλύτερο αποτέλεσμα. Αντίστοιχα, για την μέθοδο της αυτό-συσχέτισης, τρέξαμε τον αλγόριθμο με μεγέθη παραθύρων $2w+1$ pixel, όπου w λαμβάνει ακέραιες τιμές στο διάστημα $[2, 7]$ και αντίστοιχα το αποτέλεσμα της αρχικής προ-επεξεργασίας το εισάγαμε στην υπό-διαδικασία της ανάπτυξης περιοχών με τις τιμές των μεταβλητών T_H , T_L οι οποίες δεν θα

συμπίπτουν για αντίστοιχες εικόνες με αυτές της μεθόδου του Εσσιανού πίνακα. Τέλος, εφαρμόσαμε στο αποτέλεσμα την μέθοδο της αποκοπής των εσφαλμένων αγγείων όπως αναλύσαμε σε προηγούμενη ενότητα.

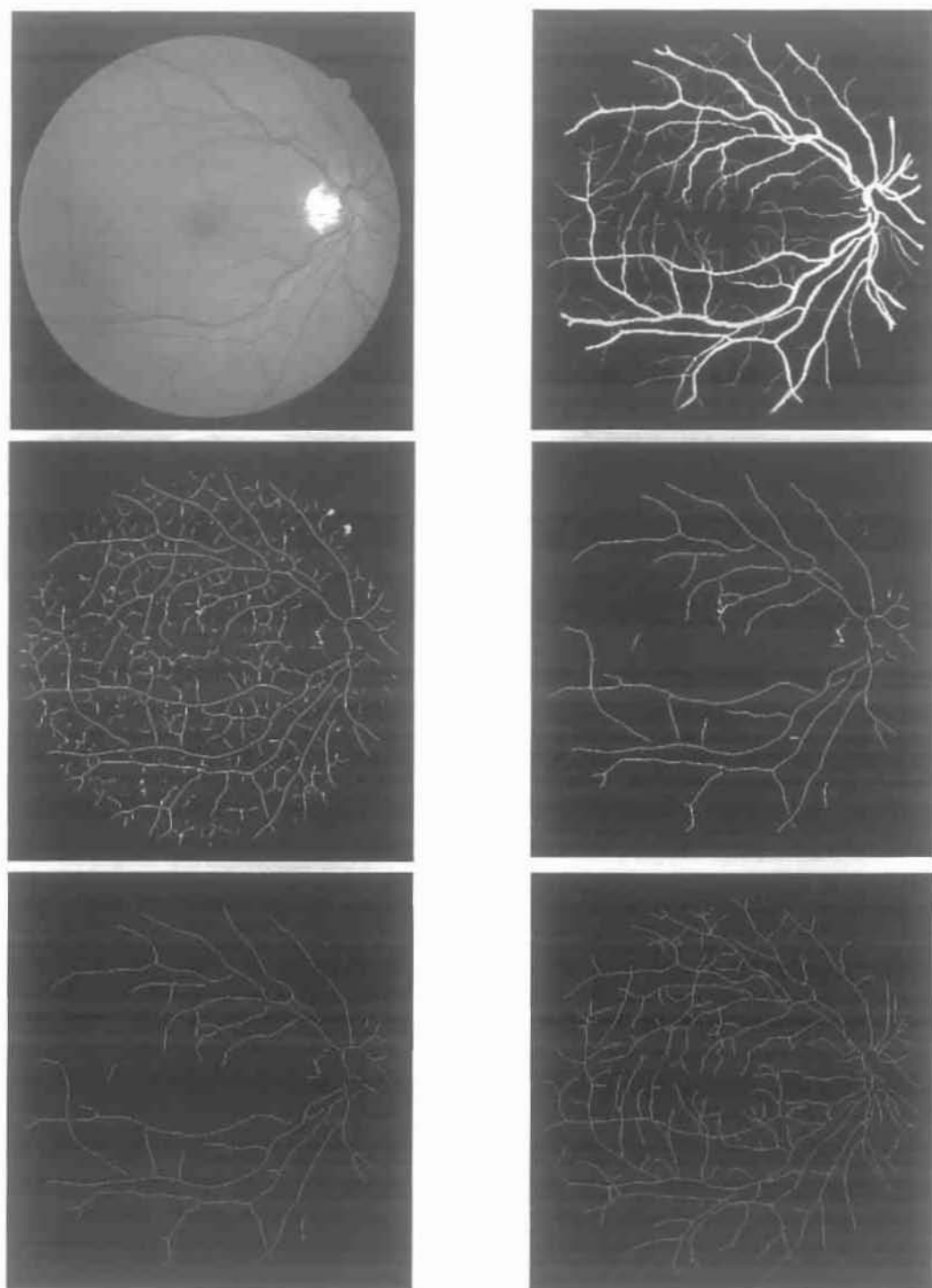
Παρακάτω παραθέτουμε μερικά παραδείγματα από την εφαρμογή των αλγορίθμων σε μερικές εικόνες (Σχήμα 3.4-3.7). Όπως και τους συγκεντρωτικούς πίνακες των αποτελεσμάτων της απόστασης των κεντρικών αξόνων αλγορίθμου-πρότυπο.

Για την συνολική εξαγωγή συμπερασμάτων μπορούμε να δώσουμε τους συγκεντρωτικούς πίνακες αποτελεσμάτων των μετρήσεων των αποστάσεων των κεντρικών αξόνων για τις μεθόδους που αναπτύξαμε (Πίνακας 3.4). Στον πίνακα αυτό παραθέσαμε την μέση απόσταση των αξόνων μεταξύ του ground truth - αλγορίθμου επεξεργασίας Εσσιανού πίνακα, ground truth - αλγόριθμος αυτό-συσχέτισης και ground truth - human observer (τμηματοποίηση από μη ειδικό παρατηρητή).

Πίνακας 3.4 Τα αποτελέσματα της μέσης απόστασης των κεντρικών αξόνων για τις 20 εικόνες της βάσης δεδομένων με την μέθοδο Επεξεργασίας Εσσιανού πίνακα/αυτό-συσχέτισης. Στην πρώτη στήλη είναι η δεδομένη εικόνα, στην δεύτερη και τρίτη είναι το αποτέλεσμα της μέσης απόστασης σε pixel της σύγκρισης ειδικού-αλγορίθμου και στην τελευταία στήλη είναι οι συγκρίσεις μεταξύ των αποτελεσμάτων ειδικού-μη ειδικού. Τονισμένες οι τιμές που έχουν το καλύτερο αποτέλεσμα για κάθε εικόνα. Επίσης, έχει υπολογιστεί η μέση τιμή και η απόκλιση των τιμών.

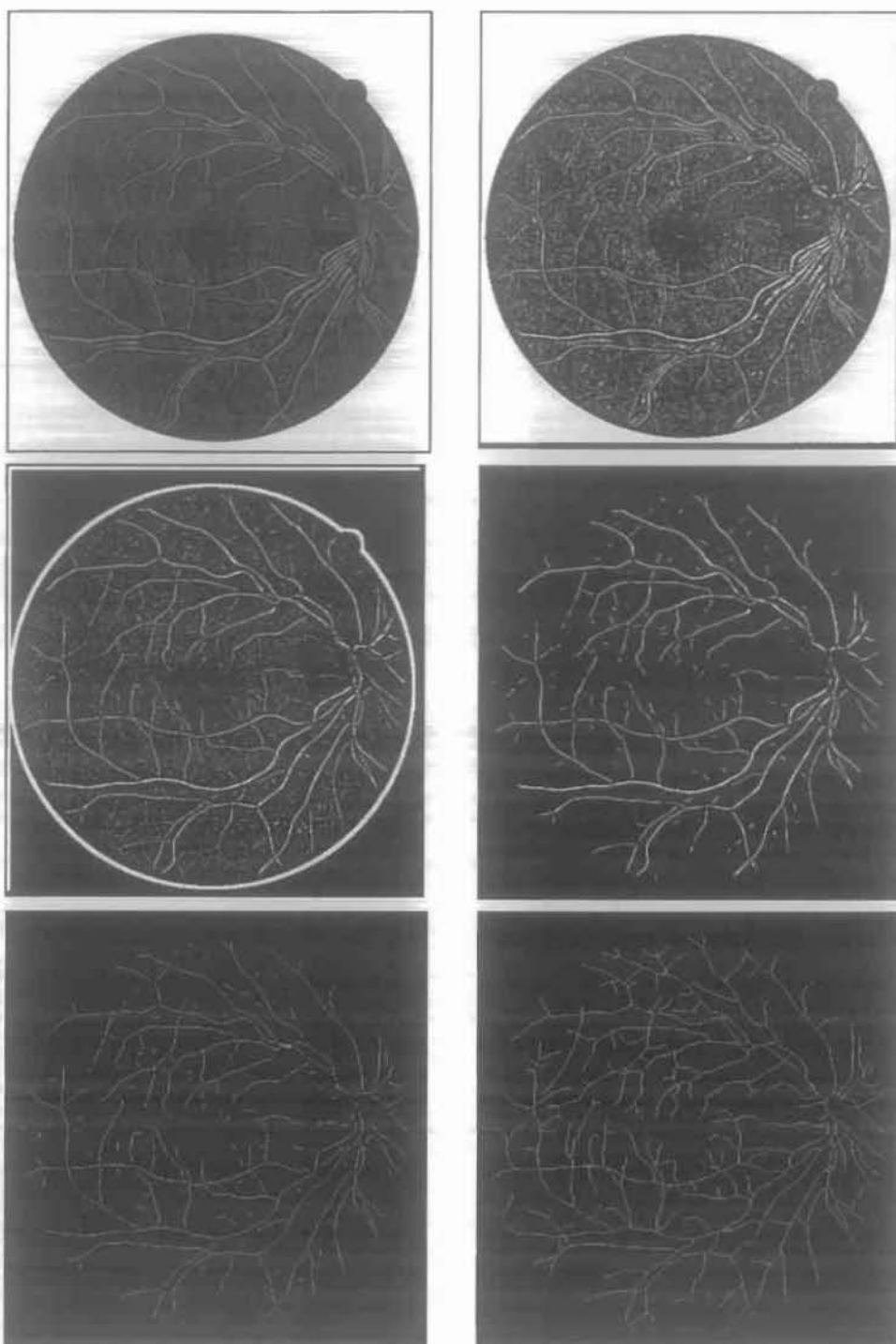
Εικόνα	Μέση απόσταση αξόνων από τμηματοποίησης ειδικού		
	Μέθοδος τμηματοποίησης Εσσιανού	Μέθοδος τμηματοποίησης Αυτό-συσχέτισης	Τμηματοποίηση μη ειδικού
1	1,16	0,97	0,81
2	0,89	0,90	1,29
3	1,58	1,15	1,37
4	1,07	1,03	1,47
5	1,06	0,91	1,21
6	1,31	0,88	1,62
7	2,41	1,40	1,15
8	1,47	1,15	1,27
9	1,12	1,40	1,56
10	1,91	0,95	1,18
11	1,14	0,66	1,19
12	2,88	1,19	1,31
13	1,10	0,85	1,34
14	1,24	1,68	1,23
15	1,33	2,56	1,15
16	0,99	1,21	1,47
17	1,10	0,94	1,33
18	1,51	1,01	1,67
19	1,10	1,46	1,62
20	1,38	1,09	2,18
Μέση τιμή	1,387	1,169	1,371
Απόκλιση	0,246	0,166	0,076

Για κάθε εικόνα και μέθοδο υπολογίσαμε την (εξ. 3.1). Όπως μπορούμε να δούμε οι τιμές των μέσων αποστάσεων, για τους αλγόριθμους, έχουν εύρος [0,66,...,2,88] pixel, ενώ για την τμηματοποίηση του μη ειδικού αντίστοιχα εύρος [0,81,...,2,18] pixel. Όπως φαίνεται και στον πίνακα έχουμε τονίσει τις καλύτερες επιδόσεις για κάθε εικόνα, δηλαδή της καλύτερες εκτιμήσεις της θέσης του κεντρικού άξονα των αγγείων.



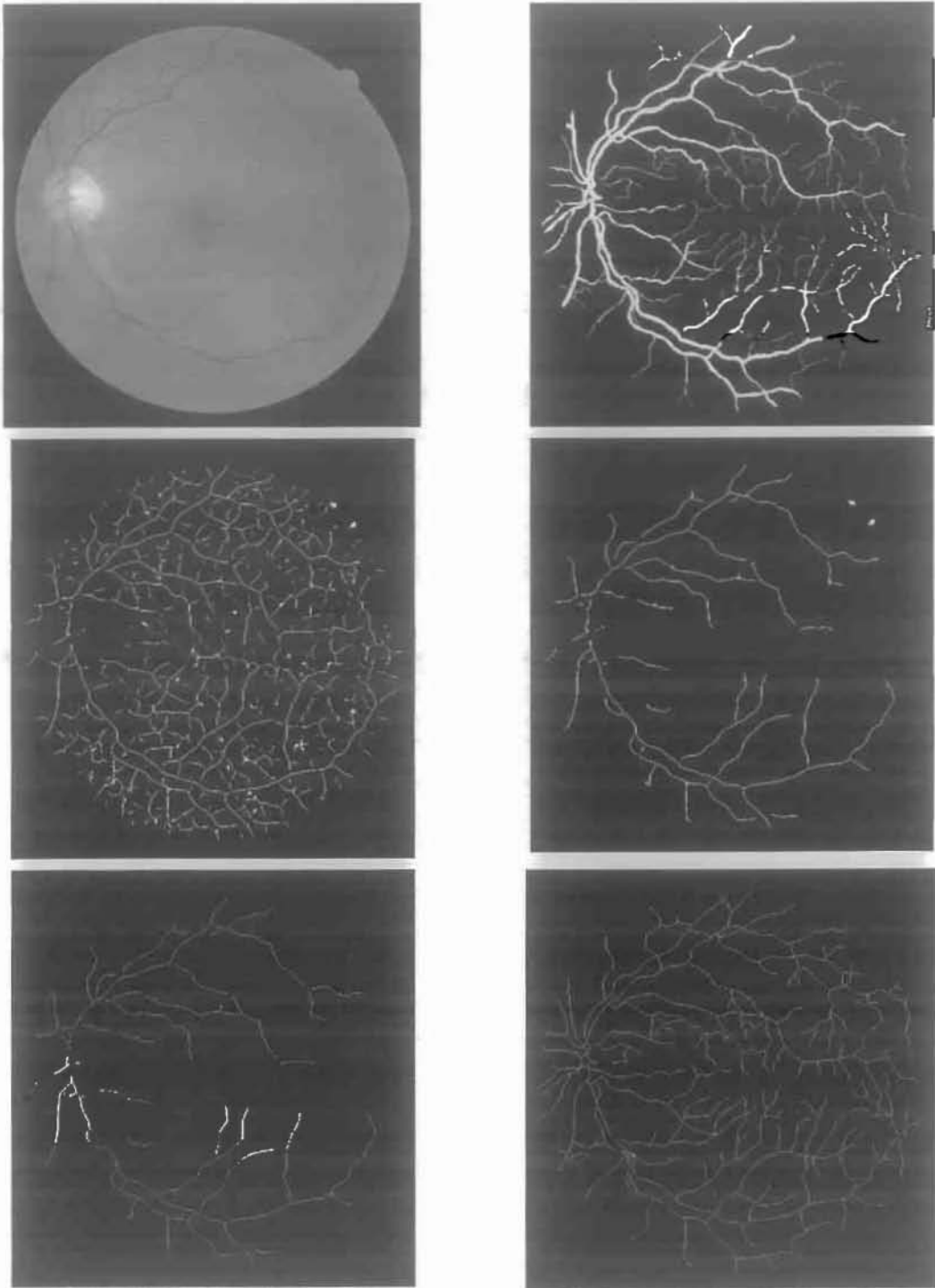
α	β
γ	δ
ε	ζ

Σχήμα 3.4 Παράδειγμα εφαρμογής του αλγορίθμου Επεξεργασίας του Εσσιανού πίνακα/ανάπτυξης περιοχών στην εικόνα Image_02. Στην εικόνα α) φαίνεται η ανέρυθρη εικόνα από την βάση. Στην β) η αντίστοιχη χειροκίνητη από τον ειδικό, στην γ) η εξαγωγή των κορυφογραμμών, στην δ) η τμηματοποίηση με την εφαρμογή της ανάπτυξης περιοχών με μεταβλητές $Threshold_high=0,1$, $Threshold_low=-0,3$. Η δ) είναι η έξοδος της διαδικασίας λέπτυνσης και η ζ) είναι το αποτέλεσμα λέπτυνσης της β). Για αυτήν την εικόνα η μέση απόσταση των αξόνων είναι $D= 0,892$ pixel . Όπως βλέπουμε το μέτρο αυτό δεν λαμβάνει υπόψη του και αγγεία τα οποία δεν εντοπίστηκαν.



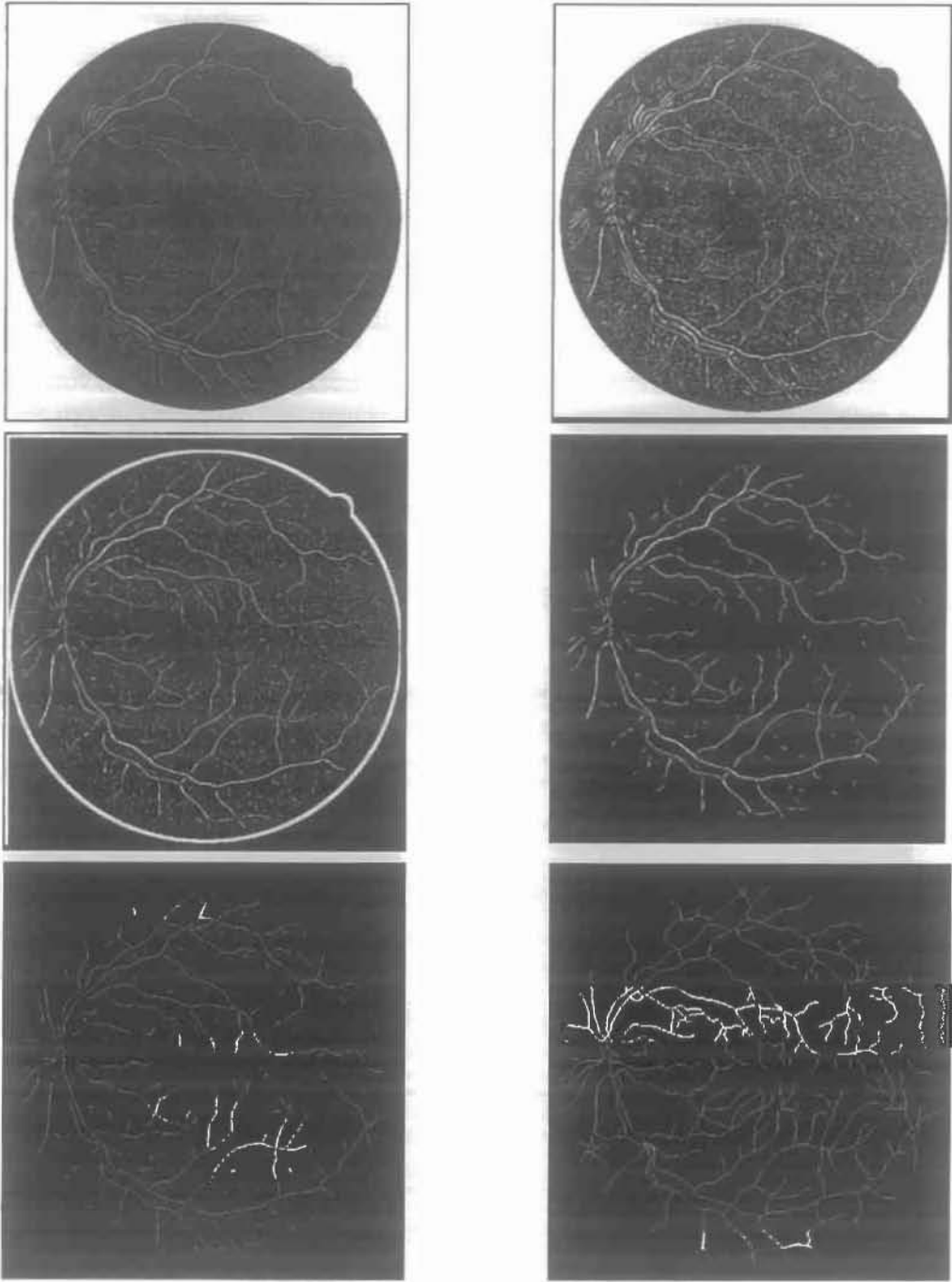
α	β
γ	δ
ε	ζ

Σχήμα 3.5 Εφαρμογή της διαδικασίας αυτό-συσχέτισης/ανάπτυξη περιοχών στην εικόνα Image_02. Η α) είναι το αποτέλεσμα την μέγιστης αυτό-συσχέτισης στο εύρος $w=[2,3,\dots,7]$. Η β) είναι το αποτέλεσμα της εφαρμογής της ανάπτυξης περιοχών με μεταβλητές $T_H=0,4$, $\bar{I}_L=0,2$. Η γ) είναι η έξοδος της διαδικασίας εξαγωγής λανθασμένων αγγείων, η δ) είναι η καθαρισμένη εικόνα γ). Τέλος, η ε) είναι η δ) με τους κεντρικούς άξονες και η ζ) η ground truth μετά την διαδικασία της λέπτυνσης. Για το αποτέλεσμα η μέση απόσταση των αξόνων είναι $D= 0,9$ pixel.



α	β
γ	δ
ε	ζ

Σχήμα 3.6 Παράδειγμα εφαρμογής του αλγορίθμου Επεξεργασίας του Εσσιανού πίνακα/ανάπτυξη περιοχών στην εικόνα Image_09. Στην εικόνα α) φαίνεται η ανέρυθρη εικόνα από την βάση δεδομένων. Στην β) η αντίστοιχη χειροκίνητη από τον ειδικό, στην γ) η εξαγωγή των κορυφογραμμών, στην δ) η τμηματοποίηση με την εφαρμογή της ανάπτυξης περιοχών με τις μεταβλητές T_B T_L . Η δ) είναι η έξοδος της διαδικασίας λέπτυνσης και η ζ) είναι η β) αφού έχει υποστεί λέπτυνση. Για αυτήν την εικόνα η μέση απόσταση των αξόνων είναι $D=1,12$ pixel. Σημειώνεται ότι το μέτρο αυτό δεν λαμβάνει υπόψη του και αγγεία τα οποία δεν εντοπίστηκαν.



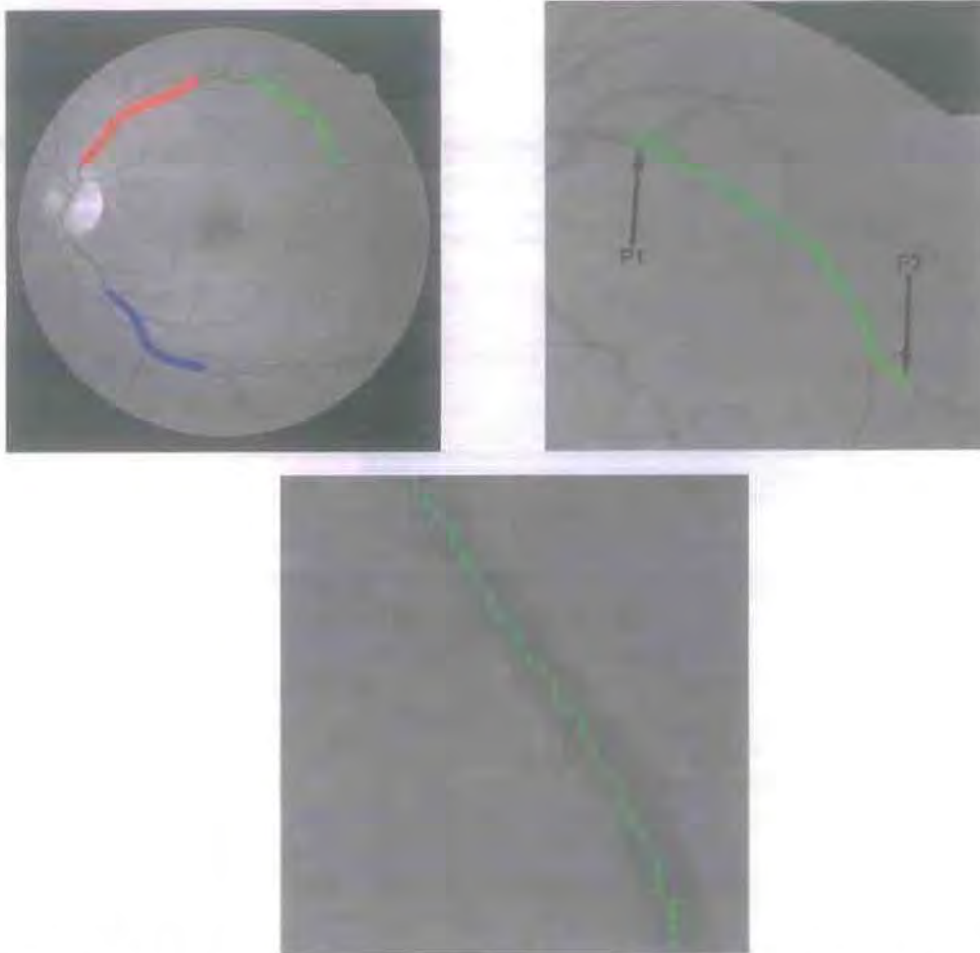
α	β
γ	δ
ε	ζ

Σχήμα 3.7 Εφαρμογή της διαδικασίας αυτό-συσχέτισης/ανάπτυξη περιοχών στην εικόνα Image_09. Η α) είναι το αποτέλεσμα την μέγιστης αυτό-συσχέτισης στο εύρος $w=[2,\dots,7]$. Η β) είναι το αποτέλεσμα της εφαρμογής της ανάπτυξης περιοχών με μεταβλητές T_H, T_L . Η γ) είναι η έξοδο της διαδικασίας εξαγωγής λανθασμένων αγγείων, η δ) είναι η καθαρισμένη εικόνα γ). Τέλος, η ε) είναι η δ) με τους κεντρικούς άξονες και η ζ) η manual μετά την διαδικασία της λέπτυνσης. Για το αποτέλεσμα η μέση απόσταση των αξόνων είναι $D=1,4$ pixel.

Στις εικόνες (Σχήμα 3.4^ε, 3.5^ε, 3.6^ε, 3.7^ε) φαίνονται τα αποτελέσματα εξαγωγής του κεντρικού άξονα από τις εικόνες Image_02, Image_09, όπως παρατηρούμαι μέσω του αλγορίθμου μας εξάγεται το μεγαλύτερο ποσοστό των αγγείων που περιλαμβάνονται στην ανέρυθη εικόνα και που εξήχθησαν από τον ειδικό, βέβαια θα πρέπει να τονιστεί ότι υπάρχουν και αποκρίσεις από λανθασμένα αγγεία τα οποία φυσικά προσφέρουν στο αποτέλεσμα της μέτρησης.

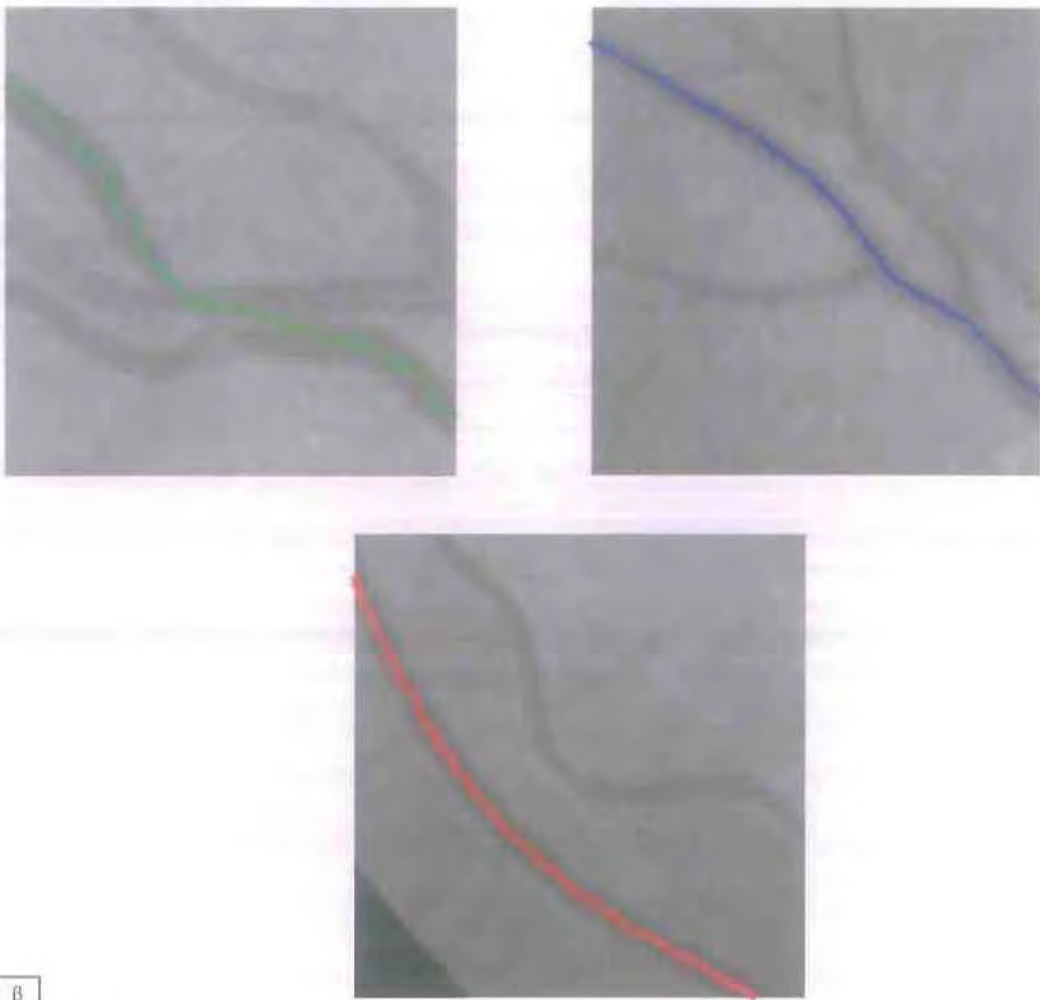
3.3.2 Κεντρικοί άξονες στην μέθοδο του Dijkstra

Εφαρμόσαμε το μέτρο της μέσης απόστασης των κεντρικών αξόνων (Εξ. 3.1) επιπλέον και στην μέθοδο εύρεσης του μονοπατιού ελάχιστου κόστους από μοναδική πηγή, δηλαδή στον αλγόριθμο του Dijkstra. Σε κάθε οφθαλμολογική εικόνα επιλέξαμε τρία αγγεία. Για κάθε αγγείο επιλέξαμε δύο σημεία και στην συνέχεια τρέξαμε τον αλγόριθμο ώστε να υπολογίσουμε τον κεντρικό άξονα του. Ορισμένα αποτελέσματα από την εφαρμογή φαίνονται στα παρακάτω σχήματα όπως επίσης και στον Πίνακα 3.5 φαίνονται τα αποτελέσματα της απόστασης των κεντρικών αξόνων.



α	β
γ	

Σχήμα 3.8 Επιλογή τριών αγγείων και εξαγωγή του κεντρικού άξονα τους. Στην αρχική εικόνα Image_01 (α) φαίνεται το αποτέλεσμα της εφαρμογής του αλγορίθμου του Dijkstra σε τρία αγγεία, (κόκκινο, μπλε και πράσινο). Στην δεύτερη εικόνα (β) φαίνεται το τρίτο αγγείο μεγεθυμένο. Για την εξαγωγή του αποτελέσματος επιλέξαμε πρώτα το σημείο P1 και στην συνέχεια το P2. Τέλος, η τελευταία εικόνα (γ) δείχνει λεπτομερώς το ίχνος ή τον κεντρικό άξονα που δημιούργησε η μέθοδος μεταξύ των αρχικοποιημένων σημείων μέσα στο αγγείο.



α	β
γ	

Σχήμα 3.9 Εξαγωγή των κεντρικών αξόνων στις εικόνες Image_02 (κόκκινο αγγείο)(α) , Image_07(μπλε αγγείο) (β), Image_11 (πράσινο αγγείο)(γ).

Πίνακας 3.5 Αποτελέσματα υπολογισμού των αποστάσεων σε pixel των κεντρικών αξόνων των αγγείων μεταξύ της μεθόδου του Dijkstra και της χειροκίνητης τμηματοποίησης από ειδικό (ground truth).

Εικόνα	Απόσταση Κεντρικών Αξόνων	Εικόνα	Απόσταση Κεντρικών Αξόνων
1	0,70	11	0,85
2	0,68	12	0,65
3	1,21	13	1,20
4	0,53	14	0,74
5	0,61	15	0,56
6	0,74	16	0,92
7	0,78	17	0,70
8	0,82	18	0,75
9	0,85	19	1,08
10	0,85	20	0,54

Ο Πίνακας 3.5 περιέχει την απόσταση των κεντρικών αξόνων της τμηματοποίησης του Dijkstra με την χειροκίνητη τμηματοποίηση από τον ειδικό. Θα πρέπει να προσέξουμε ότι η σύγκριση πραγματοποιήθηκε μόνο για τα αγγεία τα οποία επιλεγόταν από τον χρήστη και όχι σε όλη την εικόνα. Το εύρος των τιμών των κεντρικών αξόνων κυμαίνεται [0,53,...,1,21].

3.3.3 Συμπεράσματα

Σε αυτήν την υπό-ενότητα θα παραθέσουμε τα συμπεράσματα που εξάγονται από τα αποτελέσματα των μεθόδων που εφαρμόσαμε για την εξαγωγή του κεντρικού άξονα των αγγείων.

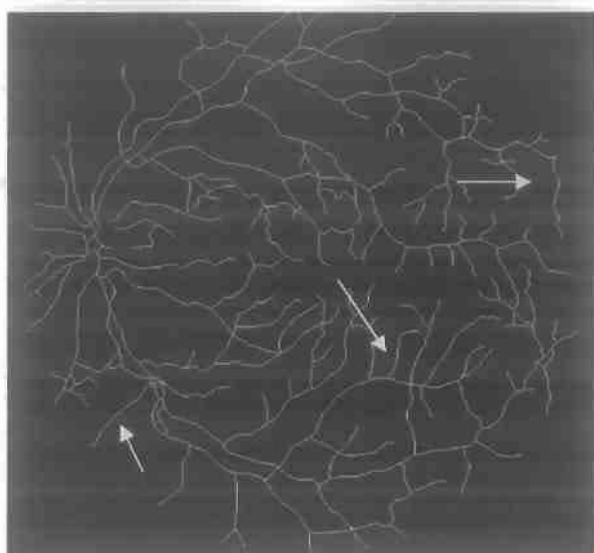
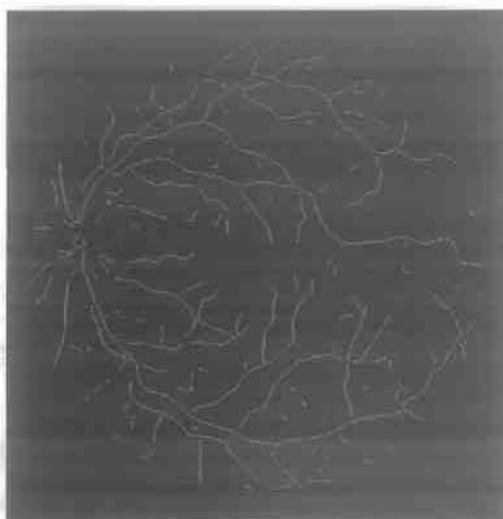
Αρχικά, στον Πίνακα 3.4 παρατηρούμε ότι κατά μέσο όρο η μέθοδος επεξεργασίας του Εσσιανού πίνακα/ανάπτυξης περιοχών υπερτερεί ελαφρά έναντι των αποτελεσμάτων από τον μη ειδικό, αφού 11/20 εικόνες έχουν μικρότερη εκτιμώμενη απόσταση. Όσον αναφορά την μέθοδο της αυτό-συσχέτισης βλέπουμε ότι η μέθοδος υπερτερεί σημαντικά έναντι του μη ειδικού αφού σε αυτή την περίπτωση 16/20 εικόνες έχουν μικρότερη εκτιμώμενη απόσταση όπως επίσης και έναντι του Εσσιανού αλγορίθμου αφού σε αυτήν την περίπτωση 14/20 εικόνες έχουν καλύτερη εκτιμώμενη απόσταση. Από τις τρεις μεθόδους μπορούμε να εξάγουμε το συμπέρασμα ότι την καλύτερη εκτίμηση του κεντρικού άξονα την παράγει ο αλγόριθμος της αυτό-συσχέτισης/ανάπτυξης περιοχών. Αυτό ενισχύεται και από το γεγονός ότι έχει την μικρότερη μέση τιμή. Όμως, η απόκλιση (variance) των τιμών είναι μικρότερη στην χειροκίνητη τμηματοποίηση πράγμα το οποίο οφείλεται στο εύρος των τιμών για κάθε περίπτωση (οι αλγόριθμοι έχουν μεγαλύτερο εύρος).

Το καλύτερο αποτέλεσμα –για την μέθοδο του Εσσιανού- εξάγεται στην 2^η εικόνα με $d=0,89$ το οποίο είναι μικρότερο σε σχέση με την μέθοδο χειροκίνητης τμηματοποίησης ($d=1,29$). Ενώ το καλύτερο αποτέλεσμα – για την μέθοδο αυτόσυσχέτισης- παράγεται στην 13^η εικόνα με $d=0,85$.

Σύμφωνα με τον Πίνακα 3.4 η μέθοδος της αυτό-συσχέτισης παρουσιάζεται σαν η καλύτερη από όλες ακόμα και από την χειροκίνητη τμηματοποίηση του μη ειδικού το οποίο είναι ένα σημαντικό ζήτημα που πρέπει να αναλυθεί. Το παραπάνω μπορεί να οφείλεται εν μέρει στο γεγονός ότι κεντρικοί άξονες μικρών αγγείων που εμείς με τις μεθόδους μας δεν εντοπίζουμε αλλά ο human observer εντοπίζει (Σχήμα 3.10 βέλη), δεν συμμετέχουν στον υπολογισμό για τις δικές μας μεθόδους.

Καταλήγοντας μπορούμε να συμπεράνουμε ότι παρόλο τα παραπάνω ζητήματα η μέθοδος της αυτό-συσχέτισης παράγει καλύτερα αποτελέσματα από τη μέθοδο επεξεργασίας Εσσιανού πίνακα εκμεταλλευόμενη την παράμετρο του μεταβλητού παραθύρου που εισάγαμε με τμήμα τους υπολογιστικούς πόρους σε χώρο και χρόνο που καταλαμβάνει.

Αναφορικά με την μέθοδο του Dijkstra τίθεται το θέμα της σύγκρισης με τα αντίστοιχα αγγεία από την μέθοδο επεξεργασίας του Εσσιανού και της αυτό-συσχέτισης. Η μόνη σύγκριση που μπορούμε να πραγματοποιήσουμε είναι αυτή του εύρους των τιμών των αποστάσεων μεταξύ των μεθόδων. Έτσι στον Dijkstra έχουμε εύρος [0,53,...,1,21] ενώ στον αλγόριθμο της αυτό-συσχέτισης [0,85,...,2,56].



α	β
γ	

Σχήμα 3.10 Παράδειγμα της εξαγωγής του κεντρικού άξονα με την μέθοδο επεξεργασίας του Εσσιανού πίνακα (α), την μέθοδο της αυτό-συσχέτισης (β) και την χειροκίνητη τμηματοποίηση (γ). Όπως παρατηρούμαι (βέλη) υπάρχει μεγαλύτερη λεπτομέρεια στην εξαγωγή των μικρότερων αγγείων το οποίο συνεισφέρει στην μέση απόσταση ενώ αντίθετα στις δύο μεθόδους μας (α, β) δεν έχουμε εξάγει τόσα πολλά αγγεία.

3.4 Διάμετροι

Αρχικά, δημιουργήσαμε μια μέθοδο για τον υπολογισμό των διαμέτρων των εικόνων που τμηματοποιήθηκαν από τους ειδικούς (manual_width.m). Στη συνέχεια για τις ίδιες εικόνες εφαρμόσαμε τους αλγορίθμους για τον υπολογισμό των διαμέτρων. Τέλος, συγκρίναμε τα δύο αποτελέσματα για την εξαγωγή των συμπερασμάτων.

Για την σύγκριση της απόκλισης των αποτελεσμάτων χρησιμοποιήσαμε το μέτρο root mean square distance –RMSD– το οποίο είναι συχνά χρησιμοποιούμενο για την μέτρηση των διαφορών μεταξύ των πραγματικών τιμών και των εκτιμητών για ένα μοντέλο. Για παράδειγμα, αν θεωρήσουμε ότι ο υπολογισμός της διαμέτρου στις εικόνες τμηματοποίησης από τον ειδικό είναι το διάνυσμα $\theta_1 = [\chi_{1,1}, \chi_{1,2}, \dots, \chi_{1,n}]$ και το οποίο κατά κάποιο τρόπο το θεωρούμε ως το πρότυπο και ο υπολογισμός των διαμέτρων με τους αλγορίθμους στα ίδια σημεία είναι το διάνυσμα $\theta_2 = [\chi_{2,1}, \chi_{2,2}, \dots, \chi_{2,n}]$, τότε το RMSD θα δίνεται από τον παρακάτω τύπο (Εξ 3.3):

$$RMSD(\theta_1, \theta_2) = \sqrt{MSE(\theta_1, \theta_2)} = \sqrt{E((\theta_1 - \theta_2)^2)} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\chi_{1,i} - \chi_{2,i})^2}{n}} \quad (3.3)$$

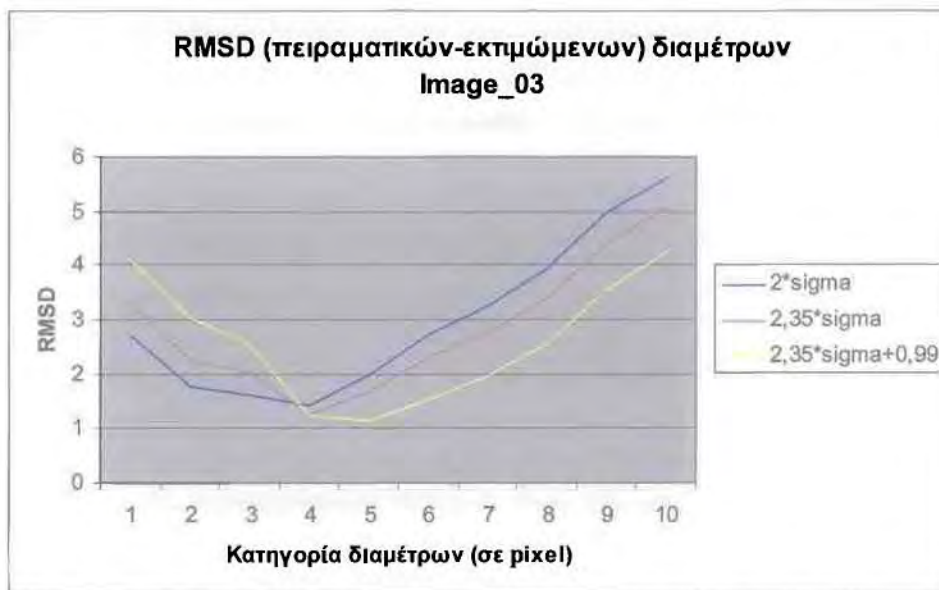
3.4.1 Αποτελέσματα υπολογισμού διαμέτρων στην μέθοδο επεξεργασίας του Εσσιανού πίνακα

Τα αποτελέσματα για τον υπολογισμό της διαμέτρου σε pixel μεταξύ των χειροκίνητα τμηματοποιημένων εικόνων από τον ειδικό (ground truth) και του αλγορίθμου επεξεργασίας του Εσσιανού πίνακα δίνονται στους παρακάτω πίνακες. Σύμφωνα με την διεθνή βιβλιογραφία υπάρχουν τρεις μέθοδοι για την εξαγωγή της διαμέτρου των αγγείων του αμφιβληστροειδή αν γνωρίζουμε το προφίλ κατά μήκος των αγγείων. Αρχικά θα πρέπει να προσαρμόσουμε μια καμπύλη με προκαθορισμένη μορφή στα δεδομένα του προφίλ και στη συνέχεια από την καμπύλη αυτή, η οποία θα έχει γκαουσιανή μορφή να εξάγουμε την τυπική απόκλιση σ . Οι τρεις μέθοδοι χρησιμοποιούν το μέγεθος της τυπικής απόκλισης ώστε να εξάγουν την διάμετρο. Ο πρώτος τρόπος θεωρεί τον τύπο: $2,35\sigma + 0,99$ (εξ. 1.9), Ο δεύτερος τρόπος θεωρεί τον τύπο: $2,35\sigma$ (Εξ. 1.10) ενώ ο τελευταίος τύπος θεωρεί ότι τα όρια του αγγείου θα είναι στα σημεία του προφίλ του αγγείου στα οποία μηδενίζεται η πρώτη παράγωγος, δηλαδή, ισχύει ότι 2σ (Εξ. 1.11).

Για την εξαγωγή συμπερασμάτων εφαρμόσαμε τις παραπάνω τρεις φόρμουλες και συνοψίσαμε τα αποτελέσματα στους παρακάτω πίνακες (Πίνακας 3.6, 3.7), όπως επίσης και στα γραφήματα τα οποία παριστάνουν την πορεία του σφάλματος RMSD αναλόγως την κατηγορία διαμέτρων.

Πίνακας 3.6 Αποτελέσματα υπολογισμού του **RMSD** των διαμέτρων για την εικόνα **Image_02** μεταξύ της **ground truth** και της μεθόδου επεξεργασίας Εσσιανού για τις διάφορες ομάδες των διαμέτρων όπως και συνολικά.

Εύρος τιμών Διαμέτρων (pixel)		Πλήθος Pixel κεντρικού άξονα	RMSD		
Από	Έως		2σ	2,35σ	2,35σ+0,99
0	1	167	2,703	3,306	4,104
1	2	88	1,761	2,253	3,019
2	3	150	1,624	2,008	2,519
3	4	234	1,418	1,268	1,238
4	5	218	1,993	1,672	1,126
5	6	195	2,715	2,292	1,523
6	7	126	3,263	2,776	1,944
7	8	82	3,940	3,417	2,551
8	9	38	4,976	4,435	3,536
9	10	23	5,616	5,069	4,217
Συνολικό		1359	2,602	2,484	2,390



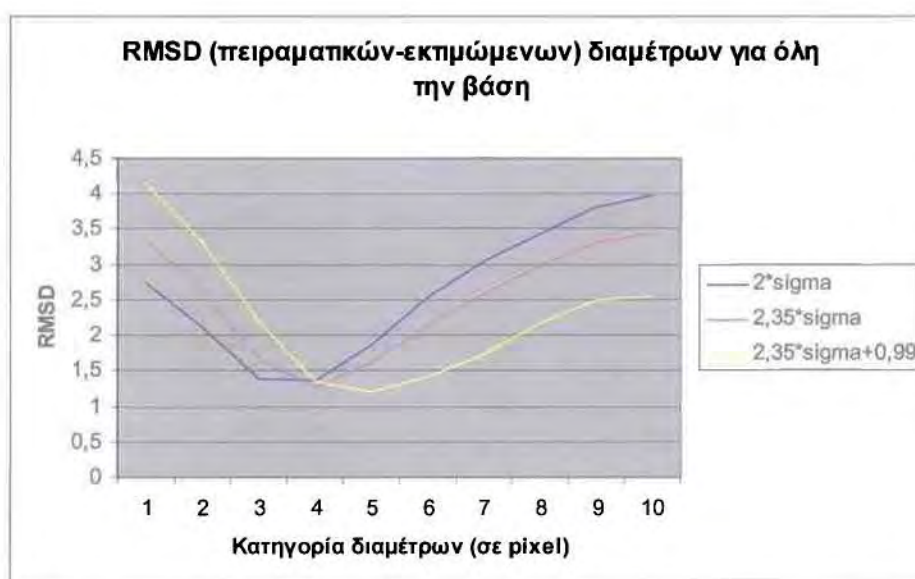
Σχήμα 3.10 Γραφική παράσταση του **RMSD** για την εικόνα **Image_03.bmp**. Παρατηρούμε ότι οι τρεις μέθοδοι έχουν ένα κοινό εύρος στο οποίο το σφάλμα συγκλίνει αυτό είναι όλα τα pixel με διαμέτρους μεταξύ 3 και 4 pixel.

Εφόσον έχουμε στην διάθεση μας και τις 20 εικόνες από την βάση μπορούμε να βγάλουμε ένα γενικό συμπέρασμα για την συμπεριφορά της μεθόδου μας σε όλες τις διαθέσιμες εικόνες της βάση δεδομένων. Πιο συγκεκριμένα θα πραγματοποιήσουμε την διαδικασία υπολογισμού διαμέτρων σε όλη τη βάση σε όλες τις εικόνες ξεχωριστά και στη συνέχεια για κάθε ομάδα διαμέτρων όπως και στην πρώτη εικόνα θα υπολογίσουμε το **RMSD**. Τα αποτελέσματα φαίνονται παρακάτω. Πιο συγκεκριμένα ο Πίνακας 3.7 δείχνει τα αποτελέσματα υπολογισμού του **RMSD** των διαμέτρων για όλες τις εικόνες του σετ A της βάσης, μεταξύ της **ground truth** και της μεθόδου επεξεργασίας Εσσιανού για τις διάφορες ομάδες των διαμέτρων.

Πίνακας 3.7 Αποτελέσματα υπολογισμού του **RMSD** των διαμέτρων για όλες τις εικόνες του σετ **A** της βάσης, μεταξύ της *ground truth* και της μεθόδου επεξεργασίας Εσσιανού για τις διάφορες ομάδες των διαμέτρων.

Εύρος τιμών Διαμέτρων (pixel)		Πλήθος Pixel κεντρικού άξονα	RMSD		
Από	Έως		2σ	2,35σ	2,35σ+0,99
0	1	1272	2,734	3,343	4,142
1	2	2579	2,111	2,616	3,329
2	3	4334	1,386	1,681	2,182
3	4	4292	1,359	1,281	1,349
4	5	4094	1,872	1,618	1,212
5	6	2812	2,535	2,149	1,414
6	7	1465	3,050	2,584	1,731
7	8	792	3,447	2,984	2,161
8	9	365	3,807	3,328	2,499
9	10	220	3,976	3,451	2,538
Συνολικό		22225	2,327	2,255	2,239

Για την καλύτερη οπτικοποίηση των αποτελεσμάτων παρακάτω παραθέτουμε το αντίστοιχο γράφημα. Το οποίο παρουσιάζει γραφικά το σφάλμα (RMSD) για όλη τη βάση και για τις τρεις μεθόδους.



Σχήμα 3.11 Αντίστοιχο γράφημα του **RMSD** για όλες τις εικόνες του σετ **A** της βάσης **DRIVE**. Παρατηρούμε ότι οι τρεις μέθοδοι έχουν ένα κοινό εύρος στο οποίο το σφάλμα συγκλίνει αυτό είναι όλα τα pixel με διαμέτρους $4 < \text{Διάμετρος} \leq 5$.

Στην πρώτη περίπτωση κατά την οποία υπολογίζουμε τις διαμέτρους σύμφωνα με την μέθοδο της επεξεργασίας του Εσσιανού πίνακα (Πίνακες 3.7, 3.6) βλέπουμε ότι ο αριθμός των pixel σε κάθε κατηγορία μειώνεται όσο μεγαλώνει η κατηγορία έτσι π.χ. για την εικόνα *Image_03* έχουμε για την κατηγορία $2 < \text{Διάμετρος} \leq 3$, 150 pixel κεντρικού άξονα (διαμέτρους) ενώ για την κατηγορία $6 < \text{Διάμετρος} \leq 7$, 126 pixel. Το ίδιο συμβαίνει και αν συγκρίνουμε ολόκληρη την βάση. Σε αυτήν την περίπτωση για την κατηγορία $2 < \text{Διάμετρος} \leq 3$ έχουμε 4334 pixel ενώ στην κατηγορία $6 < \text{Διάμετρος} \leq 7$, 1465 pixel.

Επίσης, από τα γραφήματα μπορούμε να παρατηρήσουμε την πορεία του σφάλματος σε σχέση με την ομάδα των διαμέτρων όπως επίσης και σε σύγκριση με τους άλλους τρόπους εκτίμησης της σχέσης των σ - διαμέτρου.

3.4.2 Αποτελέσματα υπολογισμού διαμέτρων στην μέθοδο του Dijkstra

Για τον υπολογισμό των διαμέτρων των αγγείων μέσω της μεθόδου εξαγωγής του κεντρικού άξονα του Dijkstra εργαστήκαμε σύμφωνα με τα παρακάτω βήματα. Αρχικά αφού πραγματοποιήθηκε η προ-επεξεργασία της εικόνας μέσω της κλασσικής μεθόδου στη συνέχεια έγινε η εφαρμογή της μεθόδου εξαγωγής του μέτρου αγγείωσης. Έπειτα εισαγάγαμε τις εικόνες στον αλγόριθμο τμηματοποίησης (Dijkstra_segmentation.m) με την επιλογή από τον χρήστη δύο σημείων σε τρία αγγεία σε κάθε εικόνα από το σύνολο των 20 εικόνων της βάσης.

Ο συγκεντρωτικός πίνακας για τα αποτελέσματα του υπολογισμού του σφάλματος RMSD για όλες τις εικόνες δίνεται παρακάτω (Πίνακας 3.8). Για κάθε εικόνα εξήχθησαν τρία αγγεία το πρώτο χρωματίστηκε ως κόκκινο (red), το δεύτερο ως μπλε (blue) και το τρίτο ως πράσινο (green).

Πίνακας 3.8 Αποτελέσματα υπολογισμού RMSD διαμέτρων στην μέθοδο του Dijkstra σε σχέση με τις διαμέτρους που μετρήθηκαν με την χειροκίνητη τμηματοποίηση από τον ειδικό. Για τις είκοσι διαθέσιμες εικόνες έχουν εξαχθεί οι διάμετροι τριών αγγείων. Τα τρία επιλεγμένα αγγεία φαίνονται χρωματισμένα κόκκινο, μπλε και πράσινο σε μία ενδεικτική εικόνα (Σχήμα 3.8 α). Στη συνέχεια έχουν υπολογιστεί τα σφάλματα, δηλαδή το RMSD για κάθε μέθοδο υπολογισμού των διαμέτρων τα οποία περιλαμβάνονται στις τρεις τελευταίες στήλες.

Εικόνα	Αγγείο	RMSD		
		2σ	2,35σ	2,35σ+0,99
1	Αγγείο1(red)	3,319	2,829	2,052
	Αγγείο2(blue)	2,510	2,269	1,936
	Αγγείο3(green)	1,213	1,031	1,139
2	Αγγείο1(red)	3,819	3,607	3,035
	Αγγείο2(blue)	2,557	2,142	1,474
	Αγγείο3(green)	2,716	2,285	1,643
3	Αγγείο1(red)	2,156	2,464	2,930
	Αγγείο2(blue)	4,241	3,850	3,354
	Αγγείο3(green)	3,246	2,777	2,037
4	Αγγείο1(red)	4,054	3,843	3,077
	Αγγείο2(blue)	3,248	2,915	2,374
	Αγγείο3(green)	3,111	2,860	2,527
5	Αγγείο1(red)	2,362	2,192	2,071
	Αγγείο2(blue)	2,515	2,099	1,531
	Αγγείο3(green)	2,240	2,251	2,371
6	Αγγείο1(red)	2,325	2,037	1,635
	Αγγείο2(blue)	3,101	2,883	2,540
	Αγγείο3(green)	3,042	2,469	1,744
7	Αγγείο1(red)	3,977	3,656	2,779
	Αγγείο2(blue)	3,484	3,112	2,220
	Αγγείο3(green)	2,638	2,325	1,541
8	Αγγείο1(red)	3,437	3,119	2,568
	Αγγείο2(blue)	4,084	3,664	2,872
	Αγγείο3(green)	2,009	1,706	1,251
9	Αγγείο1(red)	3,292	3,060	2,512
	Αγγείο2(blue)	2,732	2,385	1,853
	Αγγείο3(green)	2,359	1,977	1,238
10	Αγγείο1(red)	2,637	2,456	2,280
	Αγγείο2(blue)	2,993	2,507	1,701
	Αγγείο3(green)	2,401	1,997	1,397
11	Αγγείο1(red)	3,113	2,782	2,136
	Αγγείο2(blue)	1,737	2,204	2,843
	Αγγείο3(green)	4,215	4,298	4,101
12	Αγγείο1(red)	3,221	2,666	1,805

	Αγγείο2(blue)	3,044	2,629	2,219
	Αγγείο3(green)	1,758	1,553	1,628
13	Αγγείο1(red)	3,492	2,925	2,093
	Αγγείο2(blue)	3,690	3,472	3,049
	Αγγείο3(green)	2,917	3,347	3,822
14	Αγγείο1(red)	2,556	2,208	1,594
	Αγγείο2(blue)	2,683	2,355	1,770
	Αγγείο3(green)	1,708	1,515	1,725
15	Αγγείο1(red)	2,376	2,866	3,493
	Αγγείο2(blue)	1,749	1,422	1,458
	Αγγείο3(green)	2,117	2,054	2,264
16	Αγγείο1(red)	2,810	2,403	1,735
	Αγγείο2(blue)	2,628	2,216	1,429
	Αγγείο3(green)	2,474	2,126	1,625
17	Αγγείο1(red)	2,067	2,017	1,951
	Αγγείο2(blue)	2,099	1,718	1,407
	Αγγείο3(green)	1,935	1,729	1,615
18	Αγγείο1(red)	1,620	1,312	1,224
	Αγγείο2(blue)	1,941	2,345	2,887
	Αγγείο3(green)	1,283	1,690	2,412
19	Αγγείο1(red)	1,188	1,868	2,677
	Αγγείο2(blue)	1,573	1,433	1,710
	Αγγείο3(green)	1,948	2,374	3,009
20	Αγγείο1(red)	2,766	2,715	2,528
	Αγγείο2(blue)	2,015	1,726	1,420
	Αγγείο3(green)	2,275	2,506	2,936

3.4.3 Συμπεράσματα

Αρχικά παρατηρώντας τα γραφήματα (Σχήμα 3.10-3.11) βλέπουμε ότι η εκτίμηση της διαμέτρου μέσω του τύπου $2.35\sigma+0.99$ για το διάστημα $0 < \text{Διάμετρος} \leq 4$ έχει μεγαλύτερες τιμές σφάλματος από τις άλλες κατηγορίες (2.35σ , 2σ) ενώ για τις περιπτώσεις με διάμετρο μεγαλύτερη των 4 pixel τα αποτελέσματα αντιστρέφονται. Αυτό έχει την ερμηνεία ότι η καλύτερη εκτίμηση των διαμέτρων για αγγεία διαμέτρου ≤ 4 pixel μπορεί να πραγματοποιηθεί με εφαρμογή της σχέσης $2.35\sigma+0.99$ ενώ αντίθετα για αγγεία με διάμετρο > 4 pixel η καλύτερη σχέση είναι η 2σ .

Αυτή όμως η προσέγγιση θεωρεί ότι σε κάθε κατηγορία διαμέτρων εμπίπτουν ίσο πλήθος pixel κεντρικού άξονα πράγμα το οποίο στην πραγματικότητα δεν συμβαίνει και το οποίο φαίνεται στον (Πίνακα 3.6, 3.7). Έτσι θα πρέπει να υπολογίσουμε συνολικά το σφάλμα RMSD για κάθε φόρμουλα χωρίς να κάνουμε ομαδοποίηση των διαμέτρων. Πραγματοποιώντας την σύγκριση αυτή μπορούμε να διαπιστώσουμε ότι η καλύτερη σχέση που συνδέει την τυπική απόκλιση με την διάμετρο είναι η $2.35\sigma+0.99$ ανεξαρτήτως της πραγματικής διαμέτρου. Έτσι μπορούμε αν εφαρμόσουμε την σχέση $2.35\sigma+0.99$ (εξ. 1.9) στις εικόνες ώστε να μπορούμε να εξάγουμε τις πιο αξιόπιστες διαμέτρους.

Στην επόμενη περίπτωση κατά την οποία συγκρίναμε τις συναρτήσεις στην μέθοδο εξαγωγής διαμέτρων μέσω του αλγόριθμου του Dijkstra μπορούμε να εξάγουμε τα εξής. Η εξίσωση $2.35\sigma+0.99$ είχε καλύτερες επιδόσεις σε 45/60 αγγεία, δηλαδή, περίπου 75%. Τελικά, ανεξάρτητα από τις μεθόδους (Εσσιανός-Dijkstra) βρήκαμε την καλύτερη σχέση μεταξύ της τυπικής απόκλισης σ της γκαουσιανής και της πραγματικής διαμέτρου που είναι η σχέση: $2.35\sigma+0.99$.

3.5 Προοπτικές

Στην παρούσα πτυχιακή εξετάστηκαν διάφοροι αλγόριθμοι για την τμηματοποίηση, την εξαγωγή του κεντρικού άξονα όπως και για τον υπολογισμό των διαμέτρων των αγγείων σε ψηφιακές εικόνες αμφιβληστροειδή.

Ορισμένες βασικές βελτιώσεις και μελλοντικές εργασίες που μπορούν να πραγματοποιηθούν στους αλγορίθμους τους οποίους υλοποιήσαμε και αξιολογήσαμε είναι οι εξής.

- Ανάπτυξη περιοχών: Καταρχάς για να μπορέσουμε να εφαρμόσουμε την υπό-διαδικασία της ανάπτυξης περιοχών θα πρέπει οι τιμές των ορίων του κατωφλίου T_H , T_L να διερευνηθούν εμπειρικά με συνεχείς δοκιμές, από τις οποίες να προκύψουν διαφορετικά αποτελέσματα ευαισθησίας, ειδικότητας και ακρίβειας της τμηματοποίησης. Πιο συγκεκριμένα, αν τα T_H , T_L αυξηθούν τότε θα μειωθεί η ευαισθησία και θα αυξηθεί η ειδικότητα, ενώ αν μειωθούν, τότε θα αυξηθούν και η ευαισθησία και η ειδικότητα. Τα αποτελέσματα αυτά μπορούν να μελετηθούν με χρήση καμπύλων R.O.C. (Receiving Operating Characteristic), ώστε να προκύψουν βέλτιστες τιμές.
- Αυτό-συσχέτιση: Την μέθοδο αυτή την τροποποιήσαμε έτσι ώστε να χρησιμοποιείται διαφορετικό μέγεθος μετακινούμενο παραθύρου, αυτή η προσαρμογή είχε ως αποτέλεσμα την αύξηση της κατανάλωσης υπολογιστικών πόρων (μνήμης, χρόνου). Μια παραλλαγή και τροποποίηση του κώδικα έτσι ώστε να είναι πιο αποδοτικός θα ήταν προς την σωστή κατεύθυνση.
- Μέτρο αγγείωσης: Όπως αναφέραμε στα συμπεράσματα της τμηματοποίησης μέσω της εφαρμογής αυτής της μεθόδου, η διαδικασία που περιγράψαμε (Μέτρο αγγείωσης/ανάπτυξης περιοχών) δεν λαμβάνει ως ειδικές περιπτώσεις δομές που δεν μας ενδιαφέρουν (οπτικός δίσκος, παθολογίες) και δεν είναι αγγεία. Έτσι ως αποτέλεσμα έχουμε την μείωση της ειδικότητας και ακρίβειας της μεθόδου. Έτσι αν μελλοντικά προβλεφθεί η τμηματοποίηση τέτοιων δομών το αποτέλεσμα θα είναι καλύτερο.
- Αξιολόγηση μέσω της μέσης απόστασης των αξόνων: Το βασικό πρόβλημα το οποίο τίθεται σε αυτήν την περίπτωση και μελλοντικά μπορεί να διερευνηθεί είναι ότι στην εκτίμηση της απόστασης συμπεριλαμβάνονται μόνο οι άξονες που έχουν βρεθεί. Έτσι μια παραμετροποίηση της μεθόδου ώστε να συμπεριλαμβάνει στην τελική απόσταση και τα αγγεία τα οποία δεν τμηματοποιήθηκαν με κατάλληλη βαρύτητα θα ήταν προς την σωστή κατεύθυνση.
- Υπολογισμός διαμέτρων: Η περαιτέρω διερεύνηση της σχέσης που βρήκαμε μεταξύ της τυπικής απόκλισης σ και της διαμέτρου κρίνεται πολύ σημαντική έτσι ώστε να αποφασίσουμε αν το μέτρο αυτό είναι ικανοποιητικό.
- Δεδομένα: Οι μέθοδοι που αναφέρονται θα πρέπει να ελεγχθούν και σε άλλες βάσεις δεδομένων πέρα της DRIVE όπως επίσης και σε άλλου τύπου δεδομένα π.χ. φλουοροαγγειογραφίες, αγγειογραφίες για τον έλεγχο των δυνατοτήτων τους.

Βιβλιογραφία

1. Ν. Τ. Στάγκος, “Κλινική οφθαλμολογία”, *university studio press*, Θεσσαλονίκη 2002.
2. Μ. Παπασταμόπουλος, “Μελέτη σύγχρονων τεχνικών επεξεργασίας και ανάλυσης οφθαλμιατρικών εικόνων και εικόνων video-βρογχοσκοπίου επεμβατικής πνευμονολογίας με ιδιαίτερο κλινικό ενδιαφέρον”, M.Sc Thesis, Δ.Μ.Π. στη βιοϊατρική τεχνολογία, Αθήνα 2005.
3. C. Hood, “Stereophotography in ophthalmology: Part 1”, *Journal of Audiovisual Media in Medicine*, vol. 9, pp. 135-140, 1986.
4. R. A. Laing and L. A. Danisch, “An objective focusing method for fundus photography”, *Investigative Ophthalmology*, vol. 14, No. 4, p. 329-333, April 1975.
5. URL: <http://www.nei.nih.gov/health/diabetic/>
6. URL: <http://www.niscorp.us/specials - Zeiss FF4 Fundus Camera.htm>
7. C. Kirbas and F. K. H. Quek, “A Review of Vessel Extraction Techniques and Algorithms”, *Vision Interfaces and System Laboratory (VISlab), Department of Computer Science and Engineering, Wright State University, Dayton, Ohio*, November 2002.
8. Sarwal and A. P. Dhawan, “3-d reconstruction of coronary arteries”, *IEEE Conf. Eng. in Medicine and Bio.*, vol. 1, pp. 504-505, 1994.
9. Y. Kawata, N. Niki, and T. Kumazaki, “An approach for detecting blood vessel diseases from cone-beam CT image”, *IEEE Int. Conf. on Image Processing*, pp. 500-503, 1995.
10. J. F. O'Brien and N. F. Ezquerria, “Automated segmentation of coronary vessels in angiographic image sequences utilizing temporal, spatial structural constraints”, *Proc. SPIE Conf. Visualization in Biomed. Computing*, 1994.
11. E. Bullitt and S.R. Aylward, “Analysis of time-varying images using 3d vascular models”, *Proc. Applied Imagery Pat. Recog. Works.*, pp. 9-14, October 2001.
12. J. J. Staal, M.D. Abramoff, M. Niemeijer, M.A. Viergever, B. van Ginneken, “Ridge based vessel segmentation in color images of the retina”, *IEEE Transactions on Medical Imaging 2004*, vol. 23 pp. 501-509.
13. M. Sofka, and C. V. Stewart, “Retinal Vessel Extraction Using Multiscale Matched Filters, Confidence and Edge Measures”, *Technical Report # 05-20, Department of Computer Science, Rensselaer Polytechnic Institute, Troy, New York*. August 16, 2005.
14. A. F. Frangi, W. J. Niessen, K. L. Vincken, and M. A. Viergever, “Multiscale vessel enhancement filtering”, *Proceedings of the 1st International Conference of Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (MICCAI 1998)*, pages 130–137, 1998.

15. F. Zana and J. Klein, "Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation", *IEEE Transactions on Image Processing*, 10(7), pp. 1010-1019, 2001.
16. K. Krissian, G. Malandain, and N. Ayache, "Directional anisotropic diffusion applied to segmentation of vessels in 3d images", *Technical Report 3064*, INRIA, 1996.
17. P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion", *PAMI*, vol. 12, pp. 629-639, July 1990.
18. M. E. Martinez-Perez, A. Hughes, A. Stanton, S. Thom, A. Bharath, and K. Parker, "Scale-space analysis for the characterisation of retinal blood vessels", *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention - MICCAI'99*, C. Taylor and A. Colchester, eds., pp. 90-97, 1999.
19. X. Jiang and D. Mojon, "Adaptive local thresholding by verification-based multithreshold probing with application to vessel detection in retinal images", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 25(1), pp. 131-137, 2003.
20. S.C. Chaudhuri, N. Katz, M. Nelson, and M. Goldbaum, "Detection of blood vessels in retinal images using two dimensional blood vessel filters", *IEEE Trans. on Med. Img.*, vol. 8, September 1989.
21. G. K. Matsopoulos, N. A. Mouravliansky, K. K. Delibasis, and K. S. Nikita, "Automatic Retinal Image Registration Scheme Using Global Optimization Techniques", *IEEE Transaction on information technology in biomedicine*, VOL. 3, NO. 1, March 1999.
22. A. Hoover, V. Kouznetsova, and M. Goldbaum, "Locating Blood Vessels in Retinal Images by Piecewise Threshold Probing of A Matched Filter Response", *IEEE Transaction on medical imaging*, Vol. 19, No. 3, March 2000.
23. Nai-Xiang Lian, V. Zagorodvon and Yap-Peng Tan, "Retinal Vessel Detection Using Self-Matched Filtering.", *IEEE International Conference on Image Processing*, p33. 1997.
24. Y. Sato, S. Nakajima, N. Shiraga, H. Atsumi, S. Yoshida, T. Koller, G. Gerig, and R. Kikinis, "3d multi-scale line filter for segmentation and visualization of curvilinear structures in medical images", *IEEE Medical Image Analysis*, vol. 2, pp. 143-168, June 1998.
25. P. A. Maragos and R. W. Schafer, "Morphological filters-Part I: Their Set-Theoretic Analysis and Relations to Linear Shift-Invariant Filters", *IEEE Trans. Acoustics, Speech, Signal Processing*, vol. 35, pp. 1170-1184, 1987.
26. P. A. Maragos and R. W. Schafer, "Morphological filters-Part II: Their relations to median, order-statistics, and stack filters", *IEEE Trans. Acoustics, Speech, Signal Processing*, vol. 35, pp. 1170-1184, 1987.
27. W. K. Pratt, "Digital Image Processing", *Third Edition*, John Willey & Sons, Inc. , 2001.

28. F. Zana and J.C. Klein, "Robust segmentation of vessels from retinal angiography", *IEEE International Conference on Digital Signal Processing*, vol. 2, pp. 1087-1090, 1997.
29. B. D. Thackray and A. C. Nelson, "Semi-automatic segmentation of vascular network images using a rotating structuring element (rose) with mathematical morphology and dual feature thresholding", *IEEE Trans. on Med. Img.*, vol. 12, pp. 385-392, September 1993.
30. V. Mahadevan, H. Narasimha-Iyer, B. Roysam, and H. Tanenbaum, "Robust model-based vasculature detection in noisy biomedical images", *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, vol. 8, no. 2, pp. 360-376, 2004.
31. A. F. Frangi, W. J. Niessen, P. J. Nederkoorn, J. Bakker, W. P. T. M. Mali, and M. A. Viergever, "Quantitative analysis of vascular morphology from 3D MR angiograms: in vitro and in vivo results", *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 45, no. 2, pp. 311-322, 2001.
32. W. Cai, F. Dacheil, and M. Meissner, "Centerline optimization using vessel quantification model", *Medical Imaging 2005—Physiology, Function, and Structure from Medical Images*, vol. 5746 of *Proceedings of SPIE*, no. II, pp. 796-803, San Diego, California, USA, February 2005.
33. C. P. Loizou, C. S. Pattichis, M. Pantziaris, T. Tyllis, A. Nicolaides, "Snakes based segmentation of the common carotid artery intima media", *Med. Bio. Eng. Comput.*, 45:35-49, 2007.
34. L. Pedersen, M. Grunkin, B. Ersboll, K. Madsen, M. Larsen, N. Christoffersen and U. Skands, "Quantitative measurements of changes in retinal vessel diameter in ocular fundus images", *Pattern Recognition Letters*, 21:1215-1223, 2000.
35. K. Poon, G. Hamarneh, and R. Abugharbieh, "Live-Vessel: Extending Livewire for Simultaneous Extraction of Optimal Medial and Boundary Paths in Vascular Images N. Ayache, S. Ourselin, A. Maeder (Eds.)", *MICCAI 2007, Part II*, LNCS 4792, pp. 444-451, 2007, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2007.
36. O. Wink, A. F. Frangi, B. Verdonck, M. A. Viergever and W. J. Niessen, "3D MRA Coronary Axis Determination Using a Minimum Cost Path Approach", *Magnetic Resonance in Medicine*, 47:1169-1175, 2002.
37. D. Rueckert, P. Burger, S. M. Forbat, R. D. Mohiaddin, and G. Z. Yang, "Automatic tracking of the aorta in cardiovascular MR images using deformable models", *IEEE Trans. On Med. Img.*, vol. 16, pp. 581-590, October 1997.
38. D. Geiger, A. Gupta, L. A. Costa, and J. Vlontzos, "Dynamic programming for detecting, tracking, and matching deformable contours", *PAMI*, vol. 17, pp. 294-302, 1995.
39. N. H. Solouma, A.-B. M. Youssef, Y. A. Badr and Y. M. Kadah, "A new real-time retinal tracking system for image-guided laser treatment", *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 49(9):1059-1067, 2002.
40. A. Can, H. Shen, J. N. Turner, H. L. Tanenbaum, and B. Roysam, "Rapid automated tracing and feature extraction from live high-resolution retinal fundus images using

- direct exploratory algorithms”, *IEEE Trans. Inform. Technol. Biomed.*, vol. 3, no. 2, pp. 125–138, June 1999.
41. K. Fritzsche, A. Can, H. Shen, C. Tsai, J. Turner, H. Tanenbaum, C. Stewart, and B. Roysam, “Automated model based segmentation, tracing and analysis of retinal vasculature from digital fundus images”, *State-of-The-Art Angiography, Applications and Plaque Imaging Using MR, CT, Ultrasound and X-Rays*, J. S. Suri and S. Laxminarayan, Eds. New York: Academic, 2003, pp. 225–298.
 42. M. Goldbaum, S. Moezzi, A. Taylor, S. Chatterjee, J. Boyd, E. Hunter, and R. Jain, “Automated diagnosis and image understanding with object extraction, object classification, and inferencing in retinal images”, *IEEE Int. Conf. on Image Processing*, 1996.
 43. V. Bombardier, M. C. Jaluente, A. Bubel, and J. Bremont, “Cooperation of two fuzzy segmentation operators for digital subtracted angiograms analysis”, *IEEE Conference on Fuzzy Systems*, vol. 2, pp. 1057–1062, 1997.
 44. M. Niemeijer, J. J. Staal, B. van Ginneken, M. Loog and M.D. Abramoff, “Comparative study of retinal vessel segmentation methods on a new publicly available database”,
 45. M. E. Martinez-Perez, A. D. Hughes, A. V. Stanton, S. A. Thom, N. Chapman, A. A. Bharath, and K. H. Parker, “Retinal Vascular Tree Morphology: A Semi-Automatic Quantification”, *IEEE transaction on biomedical engineering*, VOL. 49, NO. 8, August 2002.
 46. L. Gang, O. Chutatape, and S. M. Krishnan, “Detection and Measurement of Retinal Vessels in Fundus Images Using Amplitude Modified Second-Order Gaussian Filter”, *IEEE transaction on biomedical engineering*, VOL. 49, NO. 2, February 2002.
 47. Brinchmann-Hansen, O., Engvold, O., “Microphotometry of the blood column and the light streak on retinal vessels in fundus photographs”, *Acta Ophthalmolog. Suppl.* 179, 9-19., 1986.
 48. P. H. Gregson, Z. Shen, R. C. Scott, and V. Kozousek, “Automated grading of venous beading,” *Computers and Biomedical Research*, vol. 28, pp. 291–304, 1995.
 49. C. Heneghan, J. Flynn, M. O’Keefe and M. Cahill, “Characterization of changes in blood vessel width and tortuosity in retinopathy of prematurity using image analysis”, *Medical Image Analysis*, 6 (2002) 407–429.
 50. K. H. Fritzsche, “Computer vision algorithms for retinal vessel width change detection and quantification”, *A proposal to conduct doctoral study at Rensselaer Polytechnic Institute*, October 2002.
 51. N. Παπαμάρκος, “Ψηφιακή Επεξεργασία και Ανάλυση Εικόνας”, *Εκδότης, Γκιούρδας B.*, 2005
 52. G. K. Matsopoulos, P. A. Asvestas, N. A. Mouravliansky and K. K. Delibasis, “Multimodal Registration of Retinal Images Using Self Organizing Maps”, *IEEE Transactions On Medical Imaging*, vol. 23, no. 12, December 2004.
 53. C. Steger, “An Unbiased Detector of Curvilinear Structures”, *IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 20, no. 2, February 1998.

54. S. Bouattour and D. Paulus, "Vessel Enhancement in 2D Angiographic Images".
55. Gonzalez and Woods, " Digital Image Processing 2nd edition" ,*Prentice Hall*, 2002.
56. T. H. Cormer, C. E. Leiserson, R. L. Rivest, " Introduction to Algorithms", *MIT press*, 2000.
57. E. W. Dijkstra, "A note on two problems in connection with graphs", *Numer. Math.*, 1:269-271,1959.
58. Θ. Θεοχάρης, Α. Μπέμ, " Γραφικά αρχές και αλγόριθμοι", *Εκδόσεις Συμμετρία*, 1999.
59. T. J. MacGillivray, N. Patton, F. N. Doubal, C. Graham and J. M. Wardlaw, "Fractal Analysis of the Retinal Vascular Network in Fundus Images", *Proceedings of the 29th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, pp. 6455-6458, 2007.
60. Lam, L., Seong-Whan Lee, and Ching Y. Suen, "Thinning Methodologies-A Comprehensive Survey", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 9, page 879, September 1992.

Παράρτημα: κώδικας Matlab

Σε αυτήν την ενότητα θα παραθέσουμε τους κώδικες που αναπτύξαμε στην πλατφόρμα Matlab 7.0.14. και που αναλύθηκαν σε μορφή ψευδογλώσσας στο κεφάλαιο των μεθόδων (Μέρος 2^ο Υλικά και Μέθοδοι).

preprocessing.m

```
%-----pre-processing.m-----
%Υλοποίηση του script προ-επεξεργασίας (pre-processing)
%Διαβάζεται η εικόνα που επιλέγει ο χρήστης από την βάση δεδομένων
%και συνδυάζεται με την αντίστοιχη μάσκα που προσφέρεται για να
%προκύψει η ανέρυθρη, φιλτραρισμένη Εικόνα
%-----

clear all
cd ...\Drive\test\images          %path που περιέχει τις εικόνες
onoma=input('Eisagetai thn eikona gia diavasma(1-20) ');

%Διάβασμα της έγχρωμης εικόνας
D=dir;
a_1=D(2*onoma+1).name;
Eikona =imread(a_1);

%Μετασχηματισμός σε ανέρυθρη
Eikona=rgb2gray(Eikona);
cd ...\Drive\test\mask          %path που περιέχει τις μάσκες
D=dir;
a_1=D(onoma+2).name;

%Διάβασμα της μάσκας
Mask =imread(a_1);

%Υπολογισμός της τελικής εικόνας
Eikona=double(Eikona_test).*double(Mask/255);
```

Hessian.m

```
function [ux, uy, L, L1, L2, BW_image]=Hessian(Eikona, sigma)
%-----Hessian.m-----
%Υλοποίηση του αλγορίθμου επεξεργασίας του Εοσιανού πίνακα
%Εισάγεται η προ-επεξεργασμένη εικόνα Eikona και η τυπική απόκλιση
%των γκαουσιανών φίλτρων και εξάγονται 2 εικόνες+2 εικόνες
% 1)Η δυαδική εικόνα BW_image που περιέχει τα υποψήφια κεντρικά
%σημεία
% 2)Η εικόνα L η οποία περιέχει τις ιδιοτιμές Lmax για κάθε pixel
%όπως επίσης και τις L1,L2(1η ιδιοτιμή,2η ιδιοτιμή)
% 3)Τα ιδιοδιανύσματα ux, uy
%-----

%Δημιουργία των γκαουσιανών φίλτρων
sigma2 = sigma * sigma;
wsize = ceil(4*sigma);
[x1,y1] = meshgrid(-wsize : wsize);
G = exp(-(x1.*x1 + y1.*y1) / (2*sigma2)) / (2*pi*sigma2);
Gx = -(x1/sigma2).*G;
Gy = -(y1/sigma2).*G;
Gxx = (x1.*x1 - sigma2) .* G / (sigma2 * sigma2);
Gxy = (x1.* y1) .* G / (sigma2 * sigma2);
```



```
Gyy = (y1.*y1 - sigma2) .* G / (sigma2 * sigma2);
```

```
%Φιλτράρισμα της εικόνας  
Ix = imfilter(d,Gx,'conv');  
Iy = imfilter(d,Gy,'conv');  
Ixx = imfilter(d,Gxx,'conv');  
Ixy = imfilter(d,Gxy,'conv');  
Iyy = imfilter(d,Gyy,'conv');  
%H = [Ixx Ixy;Ixy Iyy];
```

```
%Υπολογισμός των ιδιοτιμών για κάθε pixel  
b = -(Ixx + Iyy);  
c = Ixx.*Iyy - Ixy.*Ixy;  
a = 1;  
q = -0.5 * (b + sign(b) .* real(sqrt(b.*b - 4*a*c)));  
L1 = q/a;  
L2 = c./q;
```

```
%Υπολογισμός της μέγιστη ιδιοτιμής  
L=max(L1,L2);  
indx = find(L > 0);
```

```
%Υπολογισμός των ιδιοδιανυσμάτων  
ux = 1 ./ sqrt(1 + ((L(indx) - Ixx(indx)).^2) ./ (Ixy(indx).^2));  
uy = ((L(indx)-Ixx(indx)).*ux)./Ixy(indx);
```

```
%Υπολογισμός του κριτηρίου t  
t = -(ux.*Ix(indx) + uy.*Iy(indx)) ./ (ux.*ux.*Ixx(indx) +  
uy.*uy.*Iyy(indx) + 2*ux.*uy.*Ixy(indx));  
p = find(abs(t.*ux) + abs(t.*uy) < 1);  
indx1 = indx(p);  
BW_image = uint8(zeros(size(d)));  
BW_image(indx1) = 255;
```

Vesselness.m

```
function [maxV] =Vesselness(I, sigma)  
%-----Vesselness.m-----  
%Υλοποίηση του αλγορίθμου εύρεσης μέτρου αγγείωσης (vesselness)  
%Εισάγεται η προ-επεξεργασμένη εικόνα I και το εύρος της τυπικής  
%απόκλισης sigma των γκαουσιανών φίλτρων και εξάγεται το μέγιστο  
%μέτρο αγγείωσης  
%-----  
  
%Έλεγχος για σφάλμα εισαγωγής  
if nargin == 1  
    sigma = 1;  
end  
  
%Ορισμός μεταβλητών  
K = length(sigma);  
[Nr Nc] = size(I);  
Rb = ones(Nr,Nc,K);  
S = zeros(Nr,Nc,K);  
gamma = 1.0;  
  
for k=1:K  
    s = sigma(k);  
    w2 = ceil(5*s);
```

```

[x,y] = meshgrid(-w2:w2);
fac = s^gamma;

%Δημιουργία των γκαουσιανών φίλτρων για την συνέλιξη
h = exp(-(x.*x + y.*y)/(2*s*s))/(2*pi*s*s);
hx = -x.*h/(s*s);
hy = -y.*h/(s*s);
hxx = (x.*x-s*s).*h/(s*s*s*s);
hyy = (y.*y-s*s).*h/(s*s*s*s);
hxy = (x.*y).*h/(s*s*s*s);

%Κανονικοποίηση των φίλτρων
hx = -hx /sum(sum(hx.*x));
hy = -hy /sum(sum(hy.*y));
hxx = 2*hxx/sum(sum(hxx.*x.*x));
hyy = 2*hyy/sum(sum(hyy.*y.*y));
hxy = hxy/sum(sum(hxy.*x.*y));

%Κανονικοποίηση ως προς την μεταβλητή gamma
hxn = fac*hx;
hyn = fac*hy;
hxxn = fac*hxx;
hyy = fac*hyy;
hxy = fac*hxy;

%Φιλτράρισμα
Ixx = imfilter(I , hxxn,'conv','replicate');
Ixy = imfilter(I , hxy,'conv','replicate');
Iyy = imfilter(I , hyy,'conv','replicate');
Ix = imfilter(I , hxn,'conv','replicate');
Iy = imfilter(I , hyn,'conv','replicate');

%Υπολογισμός των ιδιοτιμών
b = -(Ixx + Iyy);
c = Ixx.*Iyy - Ixy.*Ixy;
a = 1;
q = -0.5 * (b + sign(b) .* real(sqrt(b.*b - 4*a*c)));
q(q == 0) = 1e-6;
l1 = q / a;
l2 = c ./ q;
lmax = max(l1,l2);
absl1 = abs(l1);
absl2 = abs(l2);

%Υπολογισμός των μεταβλητών S,Rb
S(:, :, k) = lmax;
Rb(:, :, k) = min(absl1,absl2) ./ max(absl1,absl2);

end;

b = 0.5;
c = 0.25*max(I(:));

%Υπολογισμός του μέτρου αγγείωσης για κάθε sigma
V = exp(-Rb.*Rb/(2*b*b)) .* (1 - exp(-S/(2*c*c)));

%Υπολογισμός του μέγιστου μέτρου αγγείωσης
[maxV] = max(V, [], 3);

```

Self_matched.m

```
function [maxC, C] = Self_matched(I, window)
%-----self_matched.m-----
%Υλοποίηση του αλγορίθμου αυτό-συσχέτισης (auto_correlation)
%Εισάγεται η προ-επεξεργασμένη εικόνα I και το εύρος του
%μετακινούμενου παραθύρου window
%Εξάγεται το μέτρο της μέγιστης αυτό-συσχέτισης για τα μεγέθη του
%παραθύρου (maxC)
%Η αυτό-συσχέτιση για κάθε παράθυρο συγκεκριμένων διαστάσεων window
%-----

%Ορισμός των μεταβλητών: μέγεθος εικόνας, εύρος παραθύρου και
δημιουργία κενής εικόνας
[Nr Nc] = size(I);
K = length(window);
C = zeros(Nr,Nc,K);
for (k=1:K)
    s = window(k);
    c=zeros(2*s+1,2*s+1);
    for (Xo=1+s:size(I,1)-s)
        for (Yo=1+s:size(I,2)-s)

            %Υπολογισμός του περιστρεμμένου μετακινούμενου παραθύρου
            c=I(Xo-s:Xo+s,Yo-s:Yo+s);
            c=rot90(c,2);
            a=c-mean2(c);
            b=I(Xo-s:Xo+s,Yo-s:Yo+s)-mean2(I(Xo-s:Xo+s,Yo-s:Yo+s));

            %Υπολογισμός του συντελεστή αυτό-συσχέτισης
            C(Xo,Yo,k)=
            sum(sum(a.*b))/sqrt(sum(sum(a.*a))*sum(sum(b.*b)));
        end;
    end;
end;

%Υπολογισμός της μέγιστης αυτό-συσχέτισης
maxC = max(C, [], 3);
```

Remove_false_vessel.m

```
function [Clear_Vessel]=Remove_false_vessel(B, Eikona)
%-----Remove_false_vessel.m-----
%Υλοποίηση του αλγορίθμου false_vessel
%Εισάγεται η εικόνα B η οποία προέρχεται από την εφαρμογή της
%ανάπτυξης περιοχών και η αρχική ανέρυσθη εικόνα (Eikona)
%Εξάγεται η βελτιωμένη εικόνα (Clear_Vessel)
%-----

%Ορισμός του μεγέθους του μετακινούμενου παραθύρου
w=7;
window=zeros(2*w+1,2*w+1);

%Αρχικοποίηση της τελικής εικόνας
Clear_vessel=zeros(size(d));
vessel=zeros(size(d));
for(i=1+w:size(d,1)-w)
    for(j=1+w:size(d,2)-w)
        if(B(i,j)==255)
            window=d(i-w:i+w,j-w:j+w);
            neighborhood_mean=mean2(window);
            if(neighborhood_mean<d(i,j))
```



```

        vessel(i,j)=255;
    end;
end;
end;
Clear_Vessel=B-vessel;

```

Region_growing.m

```

function [B]=Region_growing(seg, TH, TL)
%-----Region_growing.m-----
%Υλοποίηση του αλγορίθμου της ανάπτυξης περιοχών %(region_growing)
%Εισάγεται η εικόνα seg η οποία προέρχεται από τις μεθόδους
%επεξεργασίας Εσσιανού, μέτρου αγγείωσης και αυτό-συσχέτισης όπως και
%οι τιμές των 2 κατωφλίων
%Παράγεται η τελική κατωφλιοποιημένη εικόνα (B)
%-----

Threshold_high=TH;
Threshold_low=TL;
B=zeros(size(seg));
for(i=2:size(seg,1)-1)
    for(j=2:size(seg,2)-1)
        if(B(i,j)==0)&(seg(i,j)>=Threshold_high)
            qX(1)=i;
            qY(1)=j;
            while (length(qX))>0
                B(qX(1),qY(1))=255;
                qX(1)=[];
                qY(1)=[];
                if(seg(i-1,j)>Threshold_low)&(B(i-1,j)==0)
                    qX=[qX,i-1];
                    qY=[qY,j];
                end;
                if(seg(i,j+1)>Threshold_low)&(B(i,j+1)==0)
                    qX=[qX,i];
                    qY=[qY,j+1];
                end;
                if(seg(i+1,j)>Threshold_low)&(B(i+1,j)==0)
                    qX=[qX,i+1];
                    qY=[qY,j];
                end;
                if(seg(i,j-1)>Threshold_low)&(B(i,j-1)==0)
                    qX=[qX,i];
                    qY=[qY,j-1];
                end;
            end;
        end;
    end;
end;

```

Dijkstra_segmentation.m

```

%-----Dijkstra_segmentation.m-----
%Υλοποίηση του αλγορίθμου της εξαγωγής του κεντρικού άξονα με την
%μέθοδο του Dijkstra
%Πραγματοποιείται προ-επεξεργασία της εικόνας (μετατροπή σε
%ανέρυθρη), ή εξαγωγή του μέτρου αγγείωση και τέλος η εφαρμογή του
%αλγορίθμου του Dijkstra
%-----

```



```

%Διάβασμα και προ-επεξεργασία της εικόνας
cd ...\DRIVE\test\images
onoma=input('Eisagetai thn eikona gia diavasma ');
D=dir;
a_1=D(2*onoma+1).name;
Eikona=imread(a_1);
Eikona=rgb2gray(Eikona);
cd ...\DRIVE\test\mask
D=dir;
a_1=D(onoma+2).name;
Mask =imread(a_1);
Eikona =double(Eikona).*double(Mask /255);

%Εύρεση του μέτρου αγγείωσης της εικόνας
I=Eikona;
I=double(I);
[ux, uy, l, l1, l2, BW]=Hessian(I,4);
lmax=max(l1,l2);
lmin=min(l1,l2);
ind1=find(lmax>0);
beta=0.5;
gama=0.25*max(I(:));
S=lmax(ind1);
l1 = l1(ind1);
l2 = l2(ind1);
absl1 = abs(l1);
absl2 = abs(l2);
Rb=min(absl1,absl2) ./ max(absl1,absl2);
V=zeros(size(I));
V(ind1) = exp(-Rb.*Rb/(2*beta*beta)) .* (1 - exp(-S/(2*gama*gama)));
queueX=[];
queueY=[];
c1=0;
c=0;
I1=V;

%Αντιστροφή του vesselness
I1=max(max(V))-V;
while(c==0)
    fig1=figure;
    imshow(mat2gray(Eikona));

    %Επιλογή από την αρχική εικόνα των δύο σημείων
    [x,y]=getpts(fig1);
    pathx_all=[];
    pathy_all=[];
    end_pathx=[];
    end_pathy=[];
    c1=c1+1;
    for i=length(x)-1:-1:1
        x1=round(x(i));
        y1=round(y(i));
        x2=round(x(i+1));
        y2=round(y(i+1));

        %Καλείται η κυρίως συνάρτηση djk_fun.m
        [d,px,py,NN]=djk_fun(I1,y1,x1,1);

        %Καλείται η συνάρτηση για την δημιουργία του ελάχιστου
        %μονοπατιού backtrack_fun.m
        [pathx,pathy,b]=backtrack_fun(I1,px,py,y2,x2);
    end
end

```

```

    pathx_all=[pathx_all,pathx];
    pathy_all=[pathy_all,pathy];
end
end_pathx=pathx_all';
end_pathy=pathy_all';

%Δημιουργία των 2 πινάκων queueX, queueY οι οποίοι περιέχουν τις
%συντεταγμένες του βέλτιστου μονοπατιού των 3 αγγείων (επειδή τα
%μονοπάτια μπορεί να μην έχουν ίδια διάσταση εισαγωγή στα
%μικρότερα από αυτά μηδενικών για να έχουν ίδιες διαστάσεις)
resize=size(queueX,1)-size(end_pathx,1);
if (resize>0)
    patch=abs(resize);
    end_pathx(end+patch,1)=0;
    end_pathy(end+patch,1)=0;
end
if (resize<0)
    patch=abs(resize);
    queueX(end+patch,:)=0;
    queueY(end+patch,:)=0;
end
queueX(:,c1)=end_pathx;
queueY(:,c1)=end_pathy;

%Ο χρήστης θα πρέπει να εισάγει «0» για συνέχεια, οτιδήποτε άλλο
%για να τερματιστεί η διαδικασία
c=input('Eisagetai o(arithmos) gia sinexeia ');
close(gcf)
end

```

djk_fun.m

```

function [d,px,py,NN]=djk_fun(I,x0,y0,npar0)
%-----djk_fun.m-----
%Εισαγωγή της ανέρυθρης εικόνας I και των συντεταγμένων (x,y) του
%πρώτου σημείου
%Εξαγωγή των πινάκων με τις εκτιμώμενες ελάχιστες αποστάσεις προς
%κάθε pixel της εικόνας
%-----

%Αρχικοποίηση των πινάκων για την χαλάρωση
a=double(I);
NN=-ones(size(I));
[Nlin,Ncol]=size(I);
v0=I(x0,y0);
k=0;
d=ones(size(a))*1e9;
px=-ones(size(a));
py=-ones(size(a));
d(x0,y0)=0;
px(x0,y0)=x0;
py(x0,y0)=y0;
QS=ones(size(a));
Qxy=[x0,y0];
Qd=[0];
NN(x0,y0)=1;
m0=max(max(d));

%Όσο η ουρά δεν είναι άδεια
while ~isempty(Qxy)
    m=m0;

```

```

[Qdmin, iQd]=min(Qd);
xymin=Qxy(iQd,:);
xmin=xymin(1); ymin=xymin(2);
Qxy(iQd,:)=[];
Qd(iQd)=[];

%Ελεγχος του νότιου γείτονα
if xmin+1<=Nlin & d(xmin+1,ymin)>d(xmin,ymin)+abs(v0-
a(xmin+1,ymin))*NN(xmin+1,ymin)^npar0;
    NN(xmin+1,ymin)=NN(xmin,ymin)+1;
    d(xmin+1,ymin)=d(xmin,ymin)+abs(v0-
a(xmin+1,ymin))*NN(xmin+1,ymin)^npar0;
    px(xmin+1,ymin)=xmin;
    py(xmin+1,ymin)=ymin;
    Qxy(end+1,:)=[xmin+1,ymin];
    Qd(end+1)=d(xmin+1,ymin);
end

%Ελεγχος του βόρειου γείτονα
if xmin-1>0 & d(xmin-1,ymin)>d(xmin,ymin)+abs(v0-a(xmin-
1,ymin))*NN(xmin-1,ymin)^npar0;
    NN(xmin-1,ymin)=NN(xmin,ymin)+1;
    d(xmin-1,ymin)=d(xmin,ymin)+abs(v0-a(xmin-1,ymin))*NN(xmin-
1,ymin)^npar0;
    px(xmin-1,ymin)=xmin;
    py(xmin-1,ymin)=ymin;
    Qxy(end+1,:)=[xmin-1,ymin];
    Qd(end+1)=d(xmin-1,ymin);
end

%Ελεγχος του ανατολικού γείτονα
if ymin+1<=Ncol & d(xmin,ymin+1)>d(xmin,ymin)+abs(v0-
a(xmin,ymin+1))*NN(xmin,ymin+1)^npar0; % size(a,1)
    NN(xmin,ymin+1)=NN(xmin,ymin)+1;
    d(xmin,ymin+1)=d(xmin,ymin)+abs(v0-
a(xmin,ymin+1))*NN(xmin,ymin+1)^npar0;
    px(xmin,ymin+1)=xmin;
    py(xmin,ymin+1)=ymin;
    Qxy(end+1,:)=[xmin,ymin+1];
    Qd(end+1)=d(xmin,ymin+1);
end

%Ελεγχος του δυτικού γείτονα
if ymin-1>0 & d(xmin,ymin-1)>d(xmin,ymin)+abs(v0-a(xmin,ymin-
1))*NN(xmin,ymin-1)^npar0
    NN(xmin,ymin-1)=NN(xmin,ymin)+1;
    d(xmin,ymin-1)=d(xmin,ymin)+abs(v0-a(xmin,ymin-
1))*NN(xmin,ymin-1)^npar0;
    px(xmin,ymin-1)=xmin;
    py(xmin,ymin-1)=ymin;
    Qxy(end+1,:)=[xmin,ymin-1];
    Qd(end+1)=d(xmin,ymin-1);
end
end
end

```


backtrack_fun.m

```
function [pathx,pathy,b]=back_track_fun(a,px,py,x0,y0)
%----- backtrack_fun.m-----
%Εισάγουμε την εικόνα, τους πίνακες px,py με συντεταγμένες τις
%κορυφές που προήλθαμε και πραγματοποιήσαμε χαλάρωση στο δεδομένο
%pixel (x,y) και το δεύτερο σημείο που επέλεξε ο χρήστης
%Εξάγει το μονοπάτι (pathx,pathy) μεταξύ των 2 σημείων
%-----

b=zeros(size(a));
cp=1;
pathx=[];
pathy=[];
while ~(px(x0,y0)==x0 & py(x0,y0)==y0)
    x0=px(x0,y0);
    y0=py(x0,y0);
    pathx(cp)=x0;
    pathy(cp)=y0;
    cp=cp+1;
    b(x0,y0)=255;
end
```

Dijkstra_segmentation.m(συνέχεια)

```
%----- Dijkstra_segmentation.m(συνέχεια)-----
%Ο αλγόριθμος αυτός υπολογίζει τις διαμέτρους στα μονοπάτια που
%εξάγαμε σύμφωνα με το προηγούμενο
%-----

%Διαδικασία για την εύρεση των διαστάσεων των μονοπατιών (μπορεί να
%περιέχουν μηδενικά για να έχουν ίδιες διαστάσεις και τα 3)
real_index=zeros(1,size(queueX,2));
counter=1;
while(counter<=size(queueX,2))
    index=find(queueX(:,counter)>0);
    real_index(counter)=index(end);
    counter=counter+1;
end

%Διαδικασία για την εύρεση των κάθετων διανυσμάτων στην διαδρομή
sigma=3;
sigma2=sigma*sigma;
x=-3*sigma:3*sigma;
g=exp(-x.^2/sigma2);
g1=(-2*x/sigma2).*g;
width_sigma=zeros(size(queueX));
for(dj=1:size(queueX,2))
    pathx=queueX(1:real_index(dj),dj);
    pathy=queueY(1:real_index(dj),dj);
    gx=imfilter(pathx',g1,'same','conv');
    gy=imfilter(pathy',g1,'same','conv');
    gx1=gx./sqrt(gx.^2+gy.^2);
    gy1=gy./sqrt(gx.^2+gy.^2);

    %Εύρεση των σημείων που είναι στην προέκταση της κάθετης, της
    εφαιτομένης και της προέκταση της κάθετης
    for i=1:length(pathx)
        Pi=pathx(i)+gy1(i)*5;
        Pj=pathy(i)-gx1(i)*5;
        Pbx=pathx(i)-gy1(i)*5;
        Pby=pathy(i)+gx1(i)*5;
```



```

dx=Pbx-Pi;
dy=Pby-Pj;

%Εφαρμογή του αλγόριθμου του ψηφιακού διαφορικού αναλυτή
x=Pi;
y=Pj;
if(abs(dx)>abs(dy))
    foot=abs(dx);
else
    foot=abs(dy);
end;
xIncrement=dx/double(foot);
yIncrement=dy/double(foot);
counter=1;
for(k=0:foot)
    x=x+xIncrement;
    y=y+yIncrement;

    %Εξαγωγή του αντίστοιχου προφίλ φωτεινότητας από την
    αρχική εικόνα I
    queue_Intesity(counter)=Eikona(round(x),round(y));
    queue_XY(counter)=k;
    counter=counter+1;
end;
x=0;
y=0;
x=queue_XY;
y=queue_Intesity;;
x=x';
y=y';

%Αντιστροφή και μετασχηματισμός του προφίλ
y(:)=max(y)-y(:);

%Εφαρμογή της συνάρτησης της προσαρμογής της καμπύλης για τον
%υπολογισμό της τυπικής απόκλισης της γκαουσιανής
p=intesive_search(x,y);
beta=p(2);
width_sigma(i,dj)=beta;
end;
end

```

Intensive_search.m

```

function [p]=intesive_search(x,y)
%----- intensive_search.m -----
%Εισάγεται το προφίλ φωτεινότητας του αγγείου και εξάγονται οι τιμές
%των παραμέτρων για τις οποίες έχουμε την βέλτιστη προσαρμογή της
%γκαουσιανής συνάρτησης
%[Πλάτος, τυπική απόκλιση, μέση τιμή]
%-----

X_obs=x;
Y_obs=y;

%Υπολογισμός της γκαουσιανής με αρχικές συνθήκες [15,0.1,2] και
%ανάθεση του σφάλματος στην μεταβλητή min
a1=exp((-1/(2*0.1)^2)*(X_obs-2).^2);
g1=15*a1;
min=sum((Y_obs-g1).^2);
p=[15,0.1,2];

```

```

for(A=max(Y_obs)-5:max(Y_obs)+5)
  for(sigma_gaus=0.1:0.2:10)
    for(M=1:1:9)
      a1=exp((-1/(2*sigma_gaus)^2)*(X_obs-M).^2);
      g1=A*a1;
      R=sum((Y_obs-g1).^2);
      if(R<min)
        min=R;
        p=[A, sigma_gaus, M];
      end
    end
  end
end
end
a1=exp((-1/(2*sigma_gaus)^2)*(X_obs-p(3)).^2);
g1=p(1)*a1;

```

eksagwgi_width_hessian.m

```

%----- eksagwgi_width_hessian.m-----
%Εισαγωγή της εικόνας που περιέχει τους κεντρικούς άξονες
%Εξαγωγή της διαμέτρου σε κάθε σημείο του κεντρικού άξονα
%-----

[ux, uy, L, L1, L2, BW_image]=Hessian(Eikona, 4)

%Υπολογισμός του κεντρικού άξονα
[mask]=Region_growing(Eikona, TH, TL)
Segment_image=mask;

%Λέπτυση του αποτελέσματος για εξαγωγή μόνο του κεντρικού άξονα
Centerlines=bwmorph(Segment_image, 'thin', 15);
t1=zeros(size(d));
t2=zeros(size(d));
t1(indx)=ux;
t2(indx)=uy;

%Υπολογισμός των κάθετων διανυσμάτων σε κάθε pixel ως συνάρτηση της
%καμπυλότητας
t1=t1./sqrt(t1.^2+t2.^2);
t2=t2./sqrt(t1.^2+t2.^2);
for(i=1:size(d,1))
  for(j=1:size(d,2))
    if(Centerlines(i,j)>0)

      %Εύρεση των σημείων που είναι στην προέκταση της κάθετης,
      %της εφαπτομένης και της προέκταση της κάθετης
      P1=(i+5*t1(i,j));
      P2=(j-5*t2(i,j));
      Pbx=(i+5*t2(i,j));
      Pby=(j+5*t1(i,j));
      Pi(i,j)=(i-5*t2(i,j));
      Pj(i,j)=(j-5*t1(i,j));
      dx=Pbx-Pi(i,j);
      dy=Pby-Pj(i,j);

      %Εφαρμογή του αλγορίθμου του ψηφιακού διαφορικού αναλυτή
      x=Pi(i,j);
      y=Pj(i,j);
      if(abs(dx)>abs(dy))
        foot=abs(dx);
      else
        foot=abs(dy);
      end
    end
  end
end

```

```

end;
xIncrement=dx/double (foot);
yIncrement=dy/double (foot);
counter=1;
    for (k=0:foot)
        x=x+xIncrement;
        y=y+yIncrement;

        %Εξαγωγή του προφίλ φωτεινοτήτων από την αρχική
        queue_Intesity(counter)=d(round(x),round(y));
        queue_XY(counter)=k;
        counter=counter+1;
    end;
x=0;
y=0;
x=queue_XY;
y=queue_Intesity;;
x=x';
y=y';
var_x=x;
var_y=y;

%Μετασχηματισμός του προφίλ
y(:)=max(y)-y(:);

%Εφαρμογή της Intensive_search.m
[p]=intensive_search(x,y);
beta=p(2);
if(beta>0)
    sigma_width=beta;
    Sigma_centerline(i,j)=sigma_width;
end
end
end
end
end

```

manual_width.m

```

%----- manual_width.m -----
%Εισαγωγή της χειροκίνητα τμηματοποιημένης εικόνας (ground truth) και
%εξαγωγή των διαμέτρων
%-----

%Διάβασμα της χειροκίνητα τμηματοποιημένης εικόνας
cd ...\DRIVE\test\1st_manual
onoma=input('Eisagetai thn eikona gia diavasma ');
D=dir;
a_1=D(2+onoma).name;
manual=imread(a_1);

%Λέπτιυση της εικόνας για την εξαγωγή του κεντρικού άξονα
BW1=bwmorph(manual,'thin',20);
manual=manual/255;

pathx=[];
pathy=[];
traced=BW1;
manual_diameter2=zeros(size(BW1));

```

```

%Διαδικασία για την εξαγωγή των κάθετων και την προέκτασή τους
sigma=3;
sigma2=sigma*sigma;
x=-3*sigma:3*sigma;
g=exp(-x.^2/sigma2);
gl=(-2*x/sigma2).*g;
for(pointer_x=1:size(manual,1))
    for(pointer_y=1:size(manual,2))
        if(traced(pointer_x,pointer_y)>0)
            B=[];
            pathx=[];
            pathy=[];
            gx=[];
            gy=[];
            gx1=[];
            gy1=[];

            %Εντολή για την ανίχνευση του μονοπατιού του κεντρικού
            %άξονα
            B=bwtraceboundary(traced,[pointer_x
            pointer_y],'S',8,inf,'clockwise');
            t=isempty(B);
            if(t==0)
                pathx=B(1:end,1);
                pathy=B(1:end,2);
                gx=imfilter(pathx',gl,'same','conv');
                gy=imfilter(pathy',gl,'same','conv');
                gx1=gx./sqrt(gx.^2+gy.^2);
                gy1=gy./sqrt(gx.^2+gy.^2);
            end
            if(sum(isnan(gx1))==0)
                for(i=1:length(pathx))
                    Pi=pathx(i)+gy1(i)*5;
                    Pj=pathy(i)-gx1(i)*5;
                    Pbx=pathx(i)-gy1(i)*5;
                    Pby=pathy(i)+gx1(i)*5;
                    dx=Pbx-Pi;
                    dy=Pby-Pj;

                    %Εφαρμογή της διαδικασίας DDA
                    x=Pi;
                    y=Pj;
                    if(abs(dx)>abs(dy))
                        foot=abs(dx);
                    else
                        foot=abs(dy);
                    end;
                    xIncrement=dx/double(foot);
                    yIncrement=dy/double(foot);
                    x1=[];
                    y1=[];
                    Dm2=[];
                    string_profile='';
                    for(k=0:foot)
                        x=x+xIncrement;
                        y=y+yIncrement;

                        %Εξαγωγή του προφίλ σε μορφή
                        %συμβολοσειράς
                        string_profile(end+1)=num2str(manual(round(x),round(y)));
                    end
                end
            end
        end
    end
end

```



```

        x1(end+1)=round(x);
        y1(end+1)=round(y);
    end;

    %Χρήση κανονικών εκφράσεων για τον εντοπισμό
    %των ορίων του προφίλ, δηλαδή του αγγείου
    string_profile(end+1)='0';
    s1=regexp(string_profile,'[1]+[0]');
    s2=regexp(string_profile,'[1][0]');
    s3=[];
    s3(1,:)=s1;
    s3(2,:)=s2;
    s4=abs(s3(1,:)-s3(2,:))+1;
    [sdiff,ind]=max(s4);
    maxs=s3(:,ind);
    Di=max(s4);
    Dm2(1,1)=x1(maxs(1));
    Dm2(2,1)=x1(maxs(2));
    Dm2(1,2)=y1(maxs(1));
    Dm2(2,2)=y1(maxs(2));

    %Υπολογισμός της ευκλείδειας απόστασης των
    %ορίων που βρήκαμε
    Dm=sqrt(diff(Dm2(:,1))^2+diff(Dm2(:,2))^2);
    if(Dm==0)
        Dm=1;
    end
    diameter_manual2(i)=Dm;
end
    for(k=1:length(pathx))
        traced(pathx(k),pathy(k))=0;
        manual_diameter2(pathx(k),pathy(k))=diameter_manual2(k)
    end
end
end
end
end
end
end

```