# "Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο"

# Σχολή Ηλεκτρολόγων Μηχανικών & Μηχανικών Η/Υ

# ΌΡΑΣΗ ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΩΝ



8ο Εξάμηνο Ροή Σ

## 1η Εργαστηριακή Άσκηση

Εντοπισμός Σημείων Ενδιαφέροντος και Εξαγωγή Χαρακτηριστικών σε Εικόνες

Αθανασίου Νικόλαος 03112074 Ματακιάς Δημήτρης 03110142 21/3/2016

#### Μέρος 1

#### Ανίχνευση Ακμών σε Γκρίζες Εικόνες

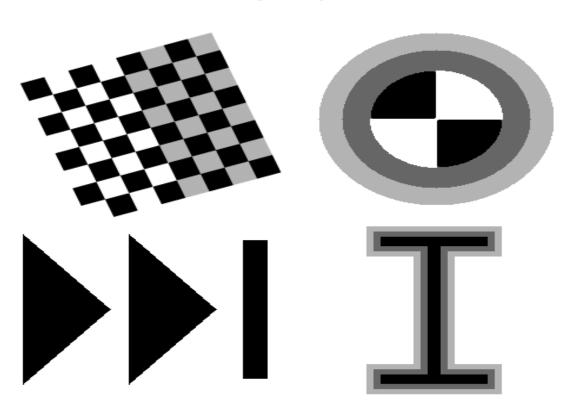
#### 1.1 Δημιουργία Εικόνων Εισόδου

Σκοπός του πρώτου ερωτήματος του πρώτου μέρους της άσκησης είναι το διάβασμα,η δημιουργία και η απεικόνιση των ζητούμενων με ή χωρίς την προσθήκη λευκού Gaussian θορύβου.

#### *1.1.1*

Αρχικά διαβάζουμε τη ζητούμενη εικόνα με χρήση της συνάρτησης *imread* η οποία την δημιουργεί ως πίνακα τιμών στο διάστημα [0(μαύρο),255(άσπρο)] και στη συνέχεια με χρήση της συνάρτησης *im2double* την κανονικοποιούμε στο [0,1] και την πλοττάρουμε με χρήση της *imshow*.

#### Original Image



Σχήμα 1. Απεικόνιση της αρχικής Εικόνας

#### 1.1.2

Στη συνέχεια θα δημιουργήσουμε δύο νέες θορυβώδεις εικόνες για να τις χρησιμοποιήσουμε ως είσοδο αργότερα στην άσκηση κατά την αναίχνευση ακμών. Για τη δημιουργία τους θα προστεθεί στην αρχική εικόνα λεύκος θόρυβος Gaussian με μηδενική μέση τιμή και τυπική απόκλιση  $\sigma_n$  η οποία θα υπολογιστεί για συγκεκριμένες τιμές του  $PSNR\{10dB,20dB\}$ . Επομένως έχουμε:

$$PSNR = 10log_{10} \left( \frac{I_{max} - I_{min}}{\sigma_n} \right) \tag{1}$$

$$\sigma_n = \frac{I_{max} - I_{min}}{10^{PSNR}/10} \tag{2}$$

Όπου:

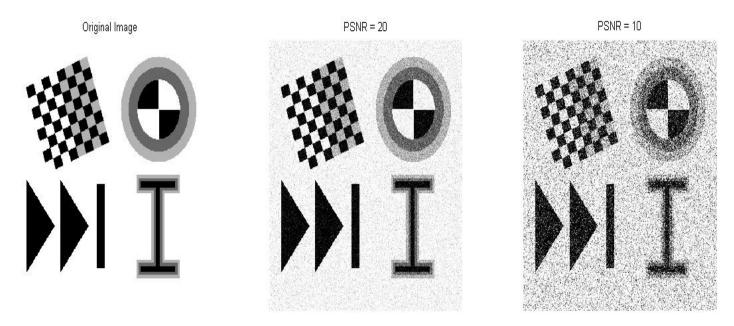
 $I_{max} = max_{x,y}I$ 

 $I_{min} = min_{x,y}I$ 

 $\sigma_n$ : ζητούμενη τυπική απόκλιση της Gaussian

PSNR: Peak - to - Peak signal to Noise Ratio

Σύμφωνα με τη δοθείσα σχέση (1) για την εύρεση της τυπικής απόκλισης για διάφορες τιμές του **PSNR** λύνουμε ως προς την τυπική απόκλιση και προκύπτει η σχέση (2) από την οποία μπορούμε εύκολα να υπολογίσουμε την τυπική απόκλιση για **PSNR**=10,**PSNR**=20 όπως ζητείται στην άσκηση και με τη βοήθεια της *imnoise* να προσθέσουμε θόρυβο στην εικόνα μας.



Σχήμα 2. Απεικόνιση της αρχικής Εικόνας σε αντιπαραβολή με τις δύο θορυβώδεις εικόνες που δημιουργήσαμε για PSNR=20 και PSNR =10.

Παρατηρούμε ότι όπως ήταν αναμενόμενο η αύξηση του **PSNR** και άρα μείωση της τυπικής απόκλισης του θορύβου από την (2) οδηγεί σε μείωση του θορύβου στην εικόνα ενώ την ακριβώς αντίθετη δράση έχει η μείωση του **PSNR** στην εικόνα η οποία εμφανίζεται ορατά πιο θορυβώδης για **PSNR**=10 απ' ότι 20.

#### 1.2 Υλοποίηση Αλγορίθμων Ανίχνευσης Ακμών

Σκοπός του συγκεκριμένου μέρους του πρώτου ερωτήματος είναι η βηματική δημιουργία μιας συνάρτησης EdgeDetect η οποία θα υλοποιεί τον αλγόριθμο ανίχνευσης ακμών που παρατίθεται βηματικά στα παρακάτω ερωτήματα.

#### *1.2.1*

Αρχικά υπολογίζουμε το μέγεθος του πυρήνα η των δύο φίλτρων για δοσμένη διασπορά ( $\sim$ 3) σύμφωνα με τη δοθείσα σχέση στην εκφώνηση και στη συνέχεια με χρήση της fspecial υπολογίζουμε τα ζητούμενα φίλτρα Gaussian και Laplacian-of-Gaussian.

#### 1.2.2

Στη συνέχεια επιχειρούμε την προσέγγιση της Laplacian της εξομαλυμένης εικόνας δηλαδή της:

$$I_{\sigma} = G * I$$

με δύο τρόπους:

♣ Γοαμμικό (linear) L<sub>1</sub>

Δηλαδή σύμφωνα με τη σχέση:

$$L_1 = \nabla^2 I_{\sigma} = (\nabla^2 G_{\sigma}) * I \tag{3}$$

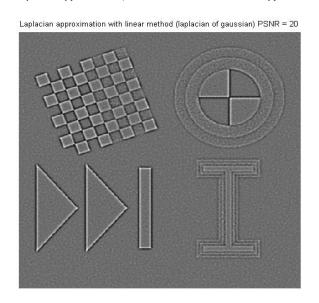
που αποτελεί ουσιαστικά συνέλιξη της εικόνας με την LoG.

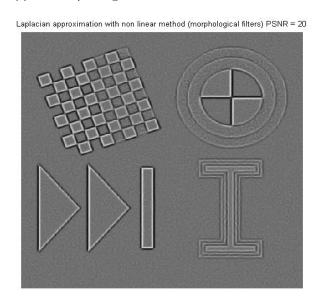
♣ Μη γραμμικό (non linear) L₂

Δηλαδή σύμφωνα με τη σχέση:

$$L_2 = I_{\sigma} \oplus B + I_{\sigma} \ominus B - 2I_{\sigma} \tag{4}$$

Στη συνέχεια παρατίθενται οι αντίστοιχες  $\mathbf{L}_1$ ,  $\mathbf{L}_2$  προσεγγίσεις της  $\mathbf{Laplacian}$ :





 $\Sigma$ χήμα 3. Απεικόνιση της  $L_1$  (αριστερά) δηλαδή της γραμμικής μεθόδου προσέγγισης της λαπλασιανής και της  $L_2$ (δεξιά) που αφορά τη μη γραμμική μέθοδο.

Ακόμη και από την προσέγγιση της λαπλασιανής παρατηρούμε ότι στο μη γραμμικό τρόπο εμφανίζεται όξυνση των ακμών και προδιάθεση για καλύτερα αποτελέσματα απ'ότι στο γραμμικό τυο οποίου η λαπλασιανή εμφανίζει θολωμένες κάποιες ακμές. Είναι σαφώς ορατή η διαφορά μεταξύ των δύο εικόνων από τις οποίες θα συνεχίσει ο αλγόριθμος μας αφού στη δεξιά οι κυριότερες ακμές των σχημάτων έχουν τονιστεί αρκετά ενώ στην αριστερή έχουν θολώσει και κινδυνεύουν να χαθούν κάποιες ακμές.

#### 1.2.3

Στη συνέχεια εντοπίζουμε τα zero-crossings της L ( laplacian ). Αρχικά εντοπίζουμε τα σημεία στα οποία η L είναι >=0 και επομένως κατασκευάζουμε την εικόνα προσήμου της X και στη συνέχεια σύμφωνα με την (5) βρίσκουμε τα zero-crossing της L τα οποία αντιστοιχούν στα σημεία που η Y δηλαδή το περίγραμμας της X έχει τιμή 1.

$$Y = X \oplus B + X \ominus B \approx \partial X \tag{5}$$

Και πάλι επιτυγχάνουμε τους μορφολογικούς μετασχηματισμούς dilation και erosion με χρήση των imerode και imdilate.

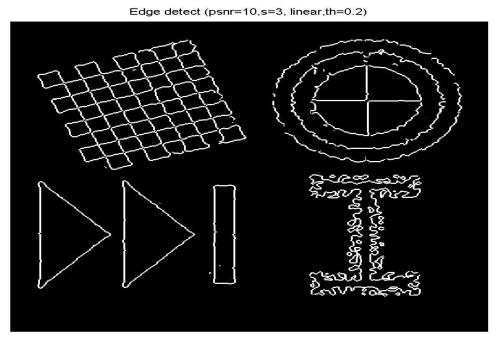
#### 1.2.4

Στη συνέχεια επιλέγουμε να μοατήσουμε όχι όλα τα σημεία που η εικόνα Υ παίονει 1 αλλά μόνο μάποια από αυτά τα οποία πληρούν και τη συνθήκη

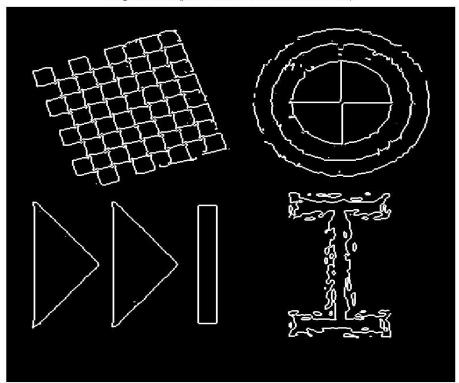
$$\|\nabla I_{\sigma}[i,j]\| > \theta_{edge} \cdot max_{x,y} \|\nabla I_{\sigma}\| \tag{6}$$

με  $\theta_{edge}$  παράμετρο κατωφλίου.

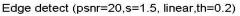
Δηλαδή τελικά κρατάμε τους μηδενισμούς  $\Upsilon$  για τους οποίους η  $\mathbf{I}_{\sigma}$  έχει μεγάλη κλίση σύμφωνα με την σχέση (6).

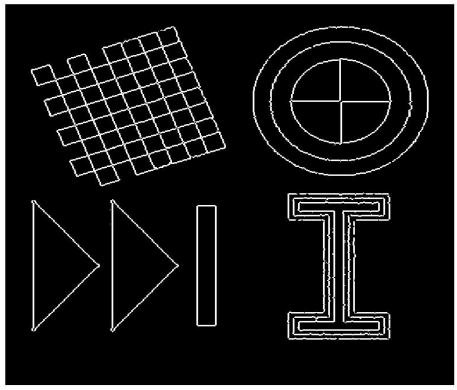


Σχήμα 3. Απεικόνιση του αποτελέσματος της EdgeDetect χρησιμοποιώντας γραμμική μέθοδο προσέγγισης της Laplacian για PSNR=10,σ=3,θ<sub>edge</sub>=0.2 η οποία έδωσε συντελεστή αξιολόγησης υπολογισμένο με τη σχέση (8) (δες παρακάτω) 0.6581.

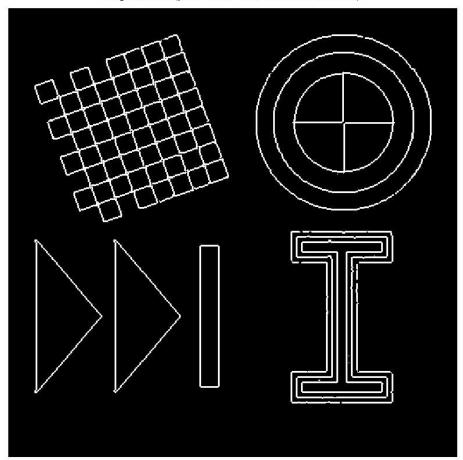


Σχήμα 4. Απεικόνιση του αποτελέσματος της EdgeDetect χρησιμοποιώντας μη γραμμική μέθοδο προσέγγισης της Laplacian για  $PSNR=10,\sigma=3,\theta_{edge}=0.2$  η οποία έδωσε συντελεστή αξιολόγησης υπολογισμένο με τη σχέση (8) (δες παρακάτω) 0.6668.





Σχήμα 5. Απεικόνιση του αποτελέσματος της EdgeDetect χρησιμοποιώντας γραμμική μέθοδο προσέγγισης της Laplacian για PSNR=20,σ=1.5,θ<sub>edge</sub>=0.2 η οποία έδωσε συντελεστή αξιολόγησης υπολογισμένο με τη σχέση (8) (δες παρακάτω) 0.9180.



Σχήμα 6. Απεικόνιση του αποτελέσματος της EdgeDetect χρησιμοποιώντας μη γραμμική μέθοδο προσέγγισης της Laplacian για PSNR=20,σ=1.5,θ<sub>edge</sub>=0.2 η οποία έδωσε συντελεστή αξιολόγησης υπολογισμένο με τη σχέση (8) (δες παρακάτω) 0.9340.

Από τα παραπάνω αποτελέσματα για διάφορες ενδεικτικές δοσμένες παραμέτρους της άσκησης παρατηρούμε ότι η μη γραμμική μέθοδος δίνει καλύτερα αποτελέσματα από τη γραμμική και στην περίπτωση που η εικόνα είναι λιγότερο θορυβώδης αλλά και σε αύτη που είναι περισσότερο. Ο εντοπισμός των ακμών της μη γραμμικής μεθόδου είναι πιο ακριβής και τα αποτελέσματα που δίνει είναι πιο κατοτοπιστικά και οράτα γεγονός που γίνεται περισσότερα αισθητό στην περίπτωση του **PSNR**=10 που η αρχική εικόνα έχει περισσότερο θόρυβο.

### 1.3 Αξιολόγηση των Αποτελεσμάτων Ανίχνευσης Ακμών

Μετά την ολοκλήρωση της υλοποίησης της συνάρτησης ανίχνευσης ακμών EdgeDetect στο τρίτο κομμάτι του πρώτου μέρους θα εστιάσουμε στην παρατήρηση και σύγκριση των αποτελεσμάτων κάθε τρόπου –γραμμικού και μη γραμμικού- για διάφορες τιμές των παραμέτρων και θα δούμε πως αυτές επηρεάζουν τα αποτελέσματα και ποιός τρόπος εκ των δύο ανιχνεύει καλύτερα τις ακμές μιας εικόνας.

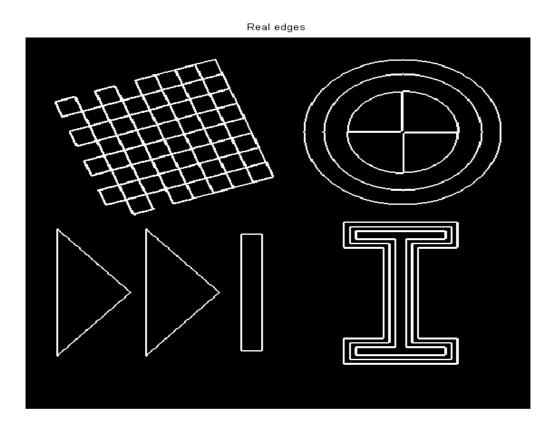
#### 1.3.1

Αρχικά θα επιχειρήσουμε τον παρακάτω απλό τελεστή εύρεσης ακμών:

$$M = (I \oplus B) - (I \ominus B) \tag{7}$$

όπου Ι η αρχική εικόνα.

Να βρούμε τις πραγματικές ακμές της εικόνας δηλαδή θα εφαρμόσουμε τον τελεστή στην αρχική χωρίς θόρυβο εικόνα και στη συνέχεια θα εφαρμόσουμε μια απαραίτητη κατωφλίωση για να προκύψει δυαδική εικόνα. Παρακάτω παρουσιάζεται η έξοδος που προέκυψε μετά την εφαρμογή της (7) και κατωφλίωσης στην αρχική εικόνα.



Σχήμα 7. Απεικόνιση των πραγματικών ακμών της εικόνας με τη χρήση του τελεστή Μ της σχέσης (7).

#### 1.3.2

Στο συγκεκριμένο ερώτημα καλούμαστε να αξιολογήσουμε τα αποτελέσματα της συνάρτησης ανίχνευσης ακμών που υλοποιήσαμε με βάση τον δείκτη αξιολόγηγης:

$$C = \frac{[Pr(D|T) + Pr(T|D)]}{2} \tag{8}$$

Όπου  $\mathbf{T}$  οι ακμές της αληθινής εικόνας και  $\mathbf{D}$  οι ακμές που υπολόγισε η συνάρτηση μας — EdgeDetect- από την θορυβώδη εικόνα. Ο δείκτης  $\mathbf{C}$  αποτελεί το ημιάθροισμα του ποσοστού των στοιχείων που ταυτίζονται από τα  $\mathbf{T}$ ,  $\mathbf{D}$  προς τα στοιχεία του  $\mathbf{T}$  και τα στοιχεία του  $\mathbf{D}$  αντίστοιχα για κάθε όρο. Δηλαδή μας δείχνει πόσες από τις ακμές που βρήκε ο αλγόριθμος μας ταυτίζονται με τις πραγματικές ακμές προς των αριθμό των πραγματικών αριθμών την μία και προς των υπολογισθέντων την άλλη. Παρατηρούμε λοιπόν ότι  $\mathbf{0} \leq \mathbf{C} \leq \mathbf{1}$  και ότι μεγάλες τιμές αυτού του συντελεστή δείχνουν ότι πολλές από τις ακμές που υπολογίσαμε ταυτίζονται με τις πραγματικές ακμές δηλαδή όσο τα δύο σύνολα  $\mathbf{T}$ ,  $\mathbf{D}$  τείνουν να ταυτιστούν τόσο τείνει προς το  $\mathbf{1}$  όπως θα περιμέναμε ενώ στην αντίθετη περίπτωση προς το  $\mathbf{0}$ . Επομένως θέλουμε να εξασφαλίσουμε όσο το δυνατόν μεγαλύτερες τιμές για τον συντελεστή  $\mathbf{C}$  ώστε η ανίχνευση ακμών που υλοποιήσαμε να θεωρηθεί πετυχημένη. Επομένως θα αναζητήσουμε τα μέγιστα αυτού του δείκτη για κάθε μία από τις δύο μεθόδους για κάθεμια από τις θορυβώδεις εικόνες με διαφορετικό  $\mathbf{PSNR}$  (10,20) στο

διάστημα [0.05,0.75] για το  $\theta_{edge}$  και [0.65,6] για την τυπική απόκλιση  $\sigma$  για. Στη συνέχεια παρατίθενται οι τιμές  $(\sigma,\theta)$  στις οποίες κάθε μέθοδος για κάθε διαφορετική εικόνα εμφανίζει μέγιστα.

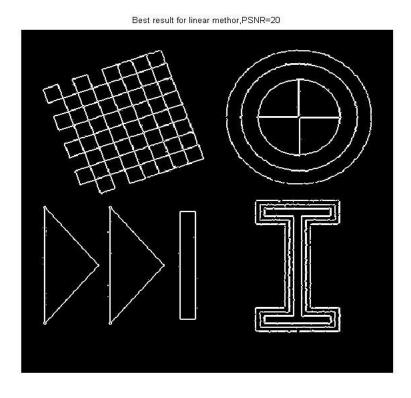
PSNR=20				
Methods	$\theta_{ m edge}$	Σ	С	
Linear	0.195833	1.318750	0.9188	
Non Linear	0.195833	1.318750	0.9363	

PSNR=10				
Methods	$\theta_{ m edge}$	σ	С	
Linear	0.283333	1.764583	0.7228	
Non Linear	0.254167	1.764583	0.7598	

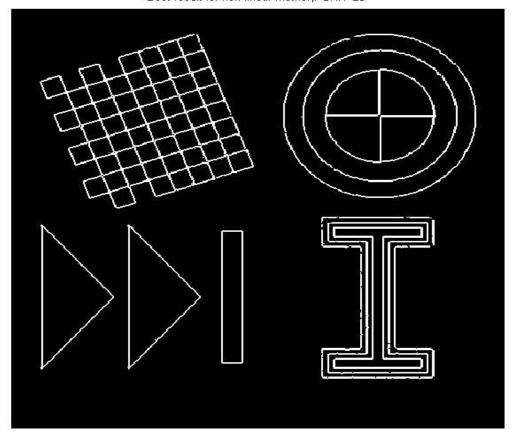
Από τα παραπάνω αποτελέσματα μπορούμε εύκολα να συμπεράνουμε ότι και στις δύο περιπτώσεις αυτό που προηγουμένως είχε παρατηρηθεί όντως ισχύει. Η μη γραμμική μέθοδος παράγει καλύτερα αποτελέσματα απ'ότι η γραμμική μέθοδος αφού ο συντελεστής αξιολόγησης της και στο λίγο αλλά και στον πολύ θόρυβο (PSNR) είναι υψηλότερος συνεπώς προσεγγίζει καλύτερα τις ακμές της πραγματικής εικόνας. Στο επόμενο ερώτημα θα παρουσιαστούν αναλυτικότερα αποτελέσματα σχετικά με τα μέγιστα του πίνακα των C αλλά και οι παραγόμενες εικόνες.

#### 1.3.3

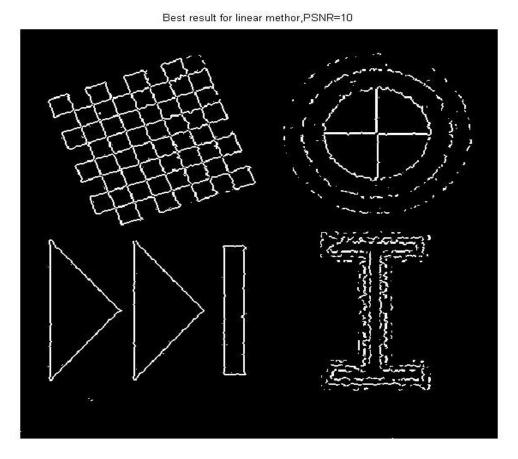
Στην συνέχεια παρουσιάζονται οι έξοδοι της EdgeDetect για τις υψηλότερες τιμές του C που παρουσιάστημαν στο προηγούμενο ερώτημα και για τις δύο μεθόδους και για τα δύο επίπεδα θορύβου:



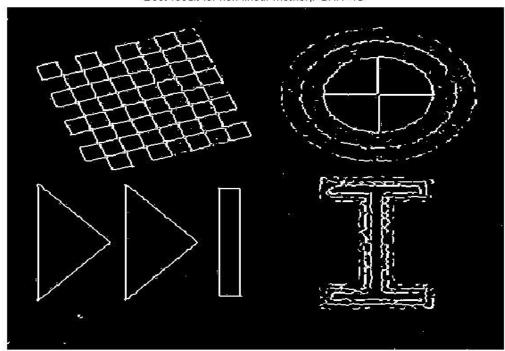
Σχήμα 8. Η έξοδος της *EdgeDetect* με χρήση της γραμμικής μεθόδου για προσέγγιση της Laplacian με PSNR=20 κατά την οποία λαμβάνουμε μέγιστο συντελεστή αξιολόγησης.



Σχήμα 9. Η έξοδος της EdgeDetect με χρήση της μη γραμμικής μεθόδου για προσέγγιση της Laplacian με PSNR=20 κατά την οποία λαμβάνουμε μέγιστο συντελεστή αξιολόγησης.

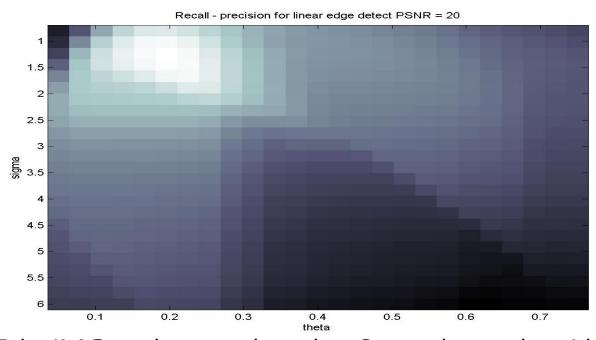


Σχήμα 10. Η έξοδος της EdgeDetect με χρήση της γραμμικής μεθόδου για προσέγγιση της Laplacian με PSNR=10 κατά την οποία λαμβάνουμε μέγιστο συντελεστή αξιολόγησης.



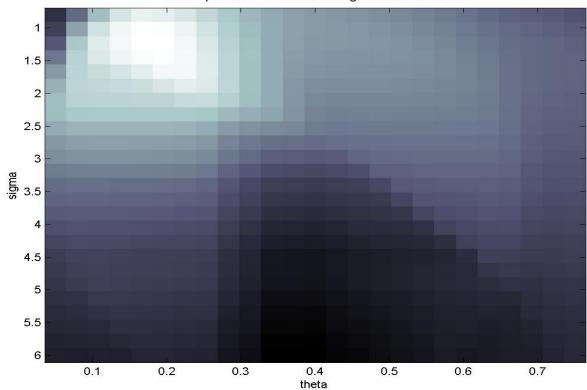
Σχήμα 11. Η έξοδος της EdgeDetect με χρήση της μη γραμμικής μεθόδου για προσέγγιση της Laplacian με PSNR=10 κατά την οποία λαμβάνουμε μέγιστο συντελεστή αξιολόγησης.

Οι παραπάνω εικόνες επιβεβεβαιώνουν το συμπέρασμα ότι η μη γραμμική μέθοδος δίνει καλύτερα αποτελέσματα αφού εντοπίζονται περισσότερες ακμές αλλά και πιο οξυμένες και ταυτισμένες χωρικά με αυτές της αρχικής εικόνας στις εξόδους της μη γραμμικής ανίχνευσης. Στη συνέχεια παρατίθενται για κάθε πιθανό συνδυασμό **PSNR**,εικόνας τα αντίστοιχα 2-D διαγράμματα τιμών του πίνακα C στα οποία παρατηρούνται αναλυτικότερα οι θέσεις και οι τιμές των μεγίστων για κάθε περίπτωση.

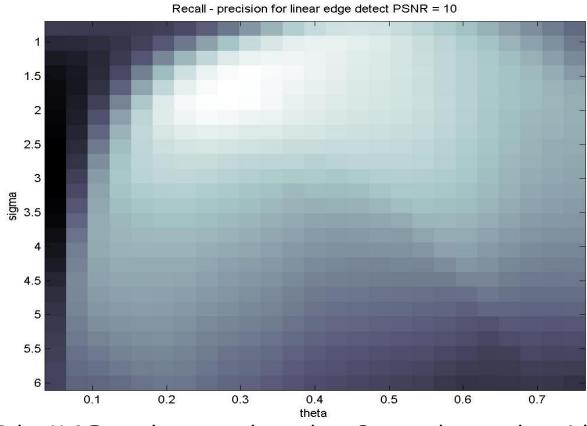


Σχήμα 12. 2-D απεικόνιση των τιμών του πίνακα C που περιέχει τις τιμές του δείκτη αξιολόγησης για διάφορες τιμές της τυπικής απόκλισης(sigma) και της  $\theta_{\rm edge}$ (theta) από τον οποίο εξάχθηκαν τα μέγιστα. Τιμές δείκτη αξιολόγησης C με χρήση της γραμμικής μεθόδου για προσέγγιση της Laplacian με PSNR=20.



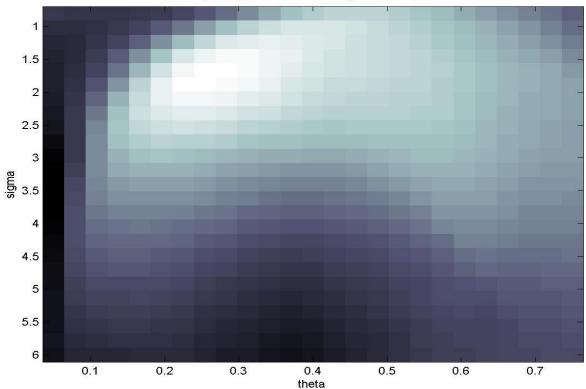


Σχήμα 13. 2-D απεικόνιση των τιμών του πίνακα C που περιέχει τις τιμές του δείκτη αξιολόγησης για διάφορες τιμές της τυπικής απόκλισης(sigma) και της θ<sub>edge</sub>(theta) από τον οποίο εξάχθηκαν τα μέγιστα. Τιμές δείκτη αξιολόγησης C με χρήση της μη γραμμικής μεθόδου για προσέγγιση της Laplacian με PSNR=20.



Σχήμα 14. 2-D απεικόνιση των τιμών του πίνακα C που πεφιέχει τις τιμές του δείκτη αξιολόγησης για διάφοφες τιμές της τυπικής απόκλισης(sigma) και της  $\theta_{\rm edge}$ (theta) από τον οποίο εξάχθηκαν τα μέγιστα. Τιμές δείκτη αξιολόγησης C με χρήση της γφαμμικής μεθόδου για προσέγγιση της Laplacian με PSNR=10.





Σχήμα 15. 2-D απεικόνιση των τιμών του πίνακα C που περιέχει τις τιμές του δείκτη αξιολόγησης για διάφορες τιμές της τυπικής απόκλισης(sigma) και της θ<sub>edge</sub>(theta) από τον οποίο εξάχθηκαν τα μέγιστα. Τιμές δείκτη αξιολόγησης C με χρήση της μη γραμμικής μεθόδου για προσέγγιση της Laplacian με PSNR=10.

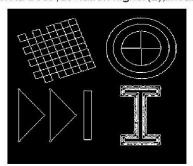


Σχήμα 16. Χρωματικό υπόμνημα 2-D παραπάνω απεικόνισης

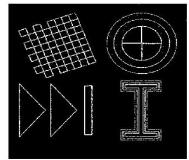
Τα διαγράμματα υλοποιήθηκαν με τη χρήση της imagesc με colormap bone. Παρατηρούμε ότι τα μέγιστα σε όλες τις περιπτώσεις εντοπίζονται στις περιοχές στις οποίες υπολογίστηκαν και παραπάνω. Στην περίπτωση του  $\mathbf{PSNR}=10$  οι υψηλότερες τιμές είναι περισσότερες αλλά σαφώς μικρότερες ( $\sim$ 0.7 αντί  $\sim$ 0.9 στην περίπτωση των 20dB). Στην εικόνα με τα υψηλά επίπεδα θορύβου ( $\mathbf{PSNR}=10$ ) τα μέγιστα εμφανίζονται για  $\theta_{\mathrm{edge}} \in [0.2,0.3]$  και για  $\sigma \in [1.6,1.8]$  και στις δύο περιπτώσεις (linear, non-linear) ενώ για  $\theta_{\mathrm{edge}} \rightarrow 0$  και  $\sigma \in [1.5,4]$  κατά τη γραμμική μέθοδο και  $\sigma \in [2.5,6]$  κατά τη μη γραμμική λαμβάνουμε τις χαμηλότερες τιμές του  $\mathbf{C}$  και άρα τα χειρότερα αποτελέσματα όσον αφορά τον εντοπισμό των ακμών. Αντιστοίχως, στην εικόνα με τα χαμηλά επίπεδα θορύβου ( $\mathbf{PSNR}=20$ ) τα μέγιστα εμφανίζονται για  $\theta_{\mathrm{edge}} \in [0.18,0.23]$  και για  $\sigma \in [1,1.6]$  και στις δύο περιπτώσεις (linear, non-linear) -στην περίπτωση του μη γραμμικού το διάστημα αυτό και για τις δύο παραμέτρους εμφανίζεται ελαφρώς διευρυμένο προς όλες τις κατευθύνσεις - ενώ για  $\theta_{\mathrm{edge}} \in [0.32,0.45]$  και  $\sigma \in [5.5,6]$  κατά τη μη γραμμική μέθοδο και για  $\theta_{\mathrm{edge}} \in [0.6,0.7]$  και  $\sigma \in [5.7,6]$  κατά τη γραμμική λαμβάνουμε τις χαμηλότερες τιμές του  $\mathbf{C}$  και άρα τα χειρότερα αποτελέσματα όσον αφορά τον εντοπισμό των ακμών.

Στη συνέχεια παρατίθενται διάφορες έξοδοι τις EdgeDetect πρατώντας σταθερή και βέλτιστη τη μία παράμετρο και μεταβάλλοντας την άλλη για κάθε περίπτωση εικόνας αλλά και θορύβου.

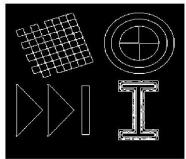
theta best ,deviation higher(2),linear



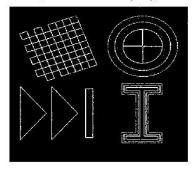
theta best ,  $deviation\ lower(0.7)$  , linear



theta best ,deviation higher(2) ,non-linear

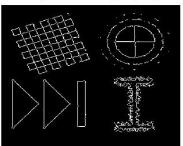


theta best ,deviation lower(0.7),non-linear

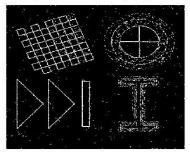


Σχήμα 17. Έξοδοι EdgeDetect για σταθεφή και βέλτιστη –δηλαδή είναι η τιμή που δίνει μέγιστο δείκτη αξιολόγησης- θ<sub>edge</sub> και τυπική απόκλιση μεγαλύτεφη και μικφότεφη αντίστοιχα από το βέλτιστο ,για PSNR=20dB για γραμμική και μη γραμμική μέθοδο αντίστοιχα.

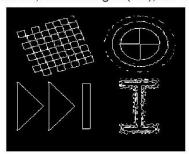
theta best, deviation higher (2.5), linear



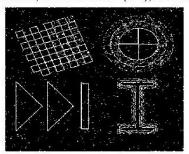
theta best, deviation lower(1.1), non-linear



theta best, deviation higher (2.5), non-linear

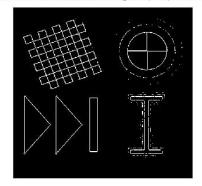


theta best, deviation lower(1.1), non-linear

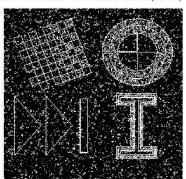


Σχήμα 18. Έξοδοι EdgeDetect για σταθεφή και βέλτιστη –δηλαδή είναι η τιμή που δίνει μέγιστο δείκτη αξιολόγησης- θ<sub>edge</sub> και τυπική απόκλιση μεγαλύτεφη και μικφότεφη αντίστοιχα από το βέλτιστο ,για PSNR=10dB για γραμμική και μη γραμμική μέθοδο αντίστοιχα.

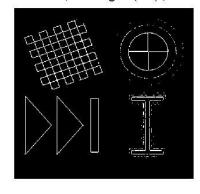
deviation best, theta higher (0.3), linear



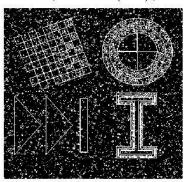
deviation best and for theta lower(0.05), linear



deviation best, theta higher (0.3), non-linear

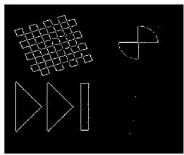


deviation best, theta lower (0.05), non-linear

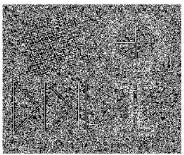


Σχήμα 19. Έξοδοι EdgeDetect για σταθεφή και βέλτιστη –δηλαδή είναι η τιμή που δίνει μέγιστο δείκτη αξιολόγησης- τυπική απόκλιση και θ<sub>edge</sub> μεγαλύτεφο και μικφότεφο αντίστοιχα από το βέλτιστο για PSNR=20dB για γφαμμική και μη γφαμμική μέθοδο αντίστοιχα.

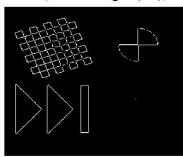
deviation best, theta higher (0.5), linear



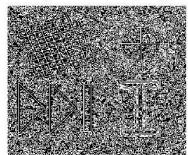
deviation best, theta lower (0.05), linear



deviation best, deviation higher (0.5), non-linear



deviation best, deviation lower(0.05), non-linear



Σχήμα 20. Έξοδοι EdgeDetect για σταθεφή και βέλτιστη –δηλαδή είναι η τιμή που δίνει μέγιστο δείκτη αξιολόγησης- τυπική απόκλιση και θ<sub>edge</sub> μεγαλύτεφο και μικφότεφο αντίστοιχα από το βέλτιστο για PSNR=10dB για γραμμική και μη γραμμική μέθοδο αντίστοιχα.

Παρατηρούμε από τα παραπάνω σχήματα ότι καθώς η γωνία κατωφλίωσης αυξάνεται το αποτέλεσμα χειροτερεύει προς την κατεύθυνση που αναμέναμε αφού χάνονται ακμές ενώ όταν μειώνονται η εικόνα διατηρεί περισσότερο θόρυβο. Αυτό συμβαίνει γιατί όταν έχουμε μεγάλο κατώφλι απορρίπτουμε περισσότερες τιμές και άρα δεν συμπεριλαμβάνουμε όλα τα απαραίτητα zero-crossings συνεπώς «χάνονται» όλο και περισσότερες ακμές. Από την άλλη, όταν το κατώφλι είναι μικρό συμπεριλαμβάνουμε περισσότερο θόρυβο στην εικόνα μας αφού δεν κάνουμε την απαραίτητη κανονικοποίηση-εξομάλυνση της εικόνας επαρκώς παρ'όλα αυτά οι ακμές που εντοπίζονται είναι αρκετές. Όσον αφορά την τυπική απόκλιση στην περίπτωση που αυξάνεται παρατηρούνται αλλοιωμένες οι ακμές που ανιχνεύτηκαν ενώ κατά τη μείωση του διατηρείται παραπάνω θόρυβος στην εικόνα με την ανίχνευση των ακμών να δίνει καλά σχετικά αποτελέσματα. Όλα τα παραπάνω ισχύουν και για τις δύο μεθόδους γραμμική και μη γραμμική αλλά και πάλι η γραμμική παράγει καλύτερους εξόδους σε κάθε περίπτωση.

#### Μέρος 2

#### Ανίχνευση Σημείων Ενδιαφέροντος (Interest Point Detection)

Σκοπός του δεύτερου μέρους της άσκησης είναι η υλοποίηση διάφορων συναρτήσεων απεικονίσεων και εφαρμογή μεθόδων για την αποτελεσματική εστίαση και ανίχνευση διάφορων σημείων ενδιαφέροντος της εικόνας όπως των γωνιών και των blobs.

#### 2.1 Ανίχνευση Γωνιών

Στο πρώτο κομμάτι του δεύτερου μέρους της άσκησης υλοποιούμε τη συνάρτηση CornerDetect η οποία ανιχνεύει τις γωνίες της δοσμένης εικόνας. Για την απεικόνιση των αποτελεσμάτων χρησιμοποιήθηκε η δοσμένη συνάρτηση interest\_points\_visualization.p.

#### *2.1.1*

Αρχικά καλούμαστε να υλοποιήσουμε τη μέθοδο Harris-Stephens για την ενίχνευση των γωνιών τξς εικόνας. Το πρώτο βήμα του αλγορίθμου αποτελείται από τον υπολογισμό του τανυστή  $\mathbf J$  σε κάθε pixel της εικόνας σύμφωνα με τις παρακάτω σχέσεις.

$$J_1(x,y) = G_{\rho} * \left( \frac{\partial (G_{\sigma} * I)}{\partial x} \cdot \frac{\partial (G_{\sigma} * I)}{\partial x} \right) (9)$$

$$J_2(x,y) = G_{\rho} * \left( \frac{\partial (G_{\sigma} * I)}{\partial x} \cdot \frac{\partial (G_{\sigma} * I)}{\partial y} \right) (\mathbf{10})$$

$$J_3(x,y) = G_{\rho} * \left( \frac{\partial (G_{\sigma} * I)}{\partial y} \cdot \frac{\partial (G_{\sigma} * I)}{\partial y} \right) (\mathbf{11})$$

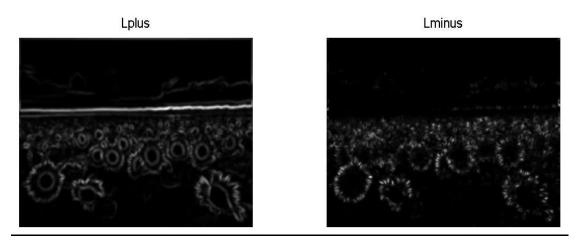
Τα  $G_{\varrho}$ ,  $G_{\sigma}$  αποτελούν 2-D πίναμες ομαλοποίησης ο δεύτερος για να μην επηρεάζεται από λεπτομέρειες της εικόνας και να λαμβάνει υπόψιν μεταβολές σε ακτίνα  $\varrho$  με συντελέστες  $\varrho$ =2.5(ολοκλήρωση) και  $\sigma$ =2(διαφόριση) όπως προτείνονται στην εκφώνηση. Αρχικά κάνουμε την εικόνα grayscale με τη χρήση της rgb2gray συνάρτησης του MATLAB και στη συνέχεια με τη βοήθεια της imfilter και στο πρώτο μέρος υλοποιούμε τις αντίσοιχες Gaussian με τις κατάλληλες παραμέτρους και με πολλαπλασιασμό πινάκων στοιχείο προς στοιχείο(.\*) υπολογίζουμε τα  $J_1$ ,  $J_2$ ,  $J_3$ .

#### 2.1.2

Γίνεται ο υπολογισμός των ιδιοτιμών του J σύμφωνα με τη σχέση:

$$\lambda_{\pm}(x,y) = \frac{1}{2} \left( J_1 + J_3 \pm \sqrt{(J_1 - J_3)^2 + 4J_2^2} \right) (\mathbf{12})$$

Με όλα τα απαραίτητα μεγέθη να έχουν υπολογιστεί από το προηγούμενο ερώτημα. Στη συνέχεια απεικονίζονται οι ιδιοτιμές λ<sub>+</sub>,λ<sub>-</sub>.



Σχήμα 21. Απεικόνιση των  $\lambda_{\pm}$  σαν γκρίζες εικόνες μετά από τους υπολογισμούς σύμφωνα με τις (9),(10),(11),(12).

Παρατηρώντας το Σχήμα 21 προκύπτει ότι σε περιοχές που οι δύο ιδιοτιμές-απεικονίσεις απέχουν αρκετά όπως στα σύννεφα στον ουρανό, ιδιαίτερα στον ορίζοντα και στους κύκλους μέσα στα λουλούδια εντοπίζονται οι ακμές τις εικόνας ενώ στις περιοχές που έχουν μεγάλες τιμές (άσπρες) και οι δύο και φαινομενικά παραπλήσιες εντοπίζονται οι γωνίες της εικόνας όπως στα πέταλα των φύλλων.

#### *2.1.3*

Στη συνέχεια επιχειρούμε να εξάγουμε τις γωνίες της εικόνας με βάση τις ιδιοτιμές που υπολογίσαμε πριν με βάση το παρακάτω κριτήριο.

$$R(x, y) = \lambda_{-}\lambda_{+} - k \cdot (\lambda_{-} + \lambda_{+})^{2}$$
 (13)

Με τη βοήθεια της (13) και του δοσμένου κώδικα της εκφώνησης μετά από κάλεσμα της δοσμένης προαναφερθείσας συνάρτησης προκύπτει η παρακάτω εικόνα:



Σχήμα 21. Απεικόνιση του αποτελέσματος της Corner Detect

Επιλέγουμε τις γωνίες ως μέγιστα σε ένα 3x3 τετραγωνικό παράθυρο και αντιστοιχούν σε τιμή μεγαλύτερη ενός ποσοστού της ολίκης μέγιστης τιμής του κριτηρίου, που εξαρτάται από την παράμετρο  $\theta_{com}$ .



Σχήμα 22. Απεικόνιση του αποτελέσματος της Corner Detect για χαμηλότερο από το προτεινόμενο ρ.



Σχήμα 23. Απεικόνιση του αποτελέσματος της Corner Detect για χαμηλότε<br/>ρο από το προτεινόμενο σ.



 $\underline{\Sigma \chi \dot{\eta} \mu \alpha} \ 23.$  Απεικόνιση του αποτελέσματος της  $Corner\ Detect$  για υψηλότερο από το προτεινόμενο k.



Σχήμα 23. Απεικόνιση του αποτελέσματος της Corner Detect για υψηλότερο από το προτεινόμενο  $\theta_{corn}$ .

Από τους παραπάνω πειραματισμούς προκύπτει ότι το μικρότερο  $\mathbf{\sigma}$  εστιάζει σε περισσότερη λεπτομέρεια στην εικόνα και έτσι έχουμε πιο εστιασμένη ανίχνευση γωνιών ενώ το  $\mathbf{e}$  δεν επηρεάζει σε μεγάλο βαθμό τις γωνίες. Όσον αφορά το  $\mathbf{k}$  και το  $\mathbf{\theta}_{\text{com}}$  η αύξηση τους οδηγεί σε λιγότερες γωνίες ενώ το αντίθετο η μείωση τους πράγμα που είναι λογικό αφού αποτελούν παράγοντες κατωφλιώσης και αξιολόγησης των γωνιών.

### <u>2.2 Πολυκλιμακωτή Ανίχνευση Γωνιών</u>

Σε αυτό το κομμάτι του δεύτερου μέρους θα υλοποιήσουμε ανίχνευση γωνιών για πολλές κλίμακες. Υλοποιούμε τη μέθοδο **Harris-Laplacian** που στη συνέχεια αναλύονται τα δύο στάδια της.

#### *2.2.1*

Αρχικά εφαρμόζουμε όσες φορές είναι η κλίμακα μας(για μας N=4) την CornerDetect για διαφορετικές τιμές των **σ,ρ** που διέπονται από τις σχέσεις:

$$\sigma_0, \sigma_1, ..., \sigma_{N-1} = s^0 \sigma_0, s^1 \sigma_0, ..., s^{N-1} \sigma_0$$
  
 $\rho_0, \rho_1, ..., \rho_{N-1} = s^0 \rho_0, s^1 \rho_0, ..., s^{N-1} \rho_0$ 

Στη συνέχεια υπολογίζουμε την κανονικοποιημένη LoG για καθέ μια επανάληψη και κρατάμε τα σημεία που τη μεγιστοποιούν σε γειτονιά δύο διαδοχικών κλιμάκων.



Σχήμα 24. Απεικόνιση του αποτελέσματος της multiScaleCornerDetect για τις ενδεικτικές παραμέτρους.

Με τη multiscale ανάλυση πετυχαίνουμε τον εντοπισμό στην εικόνα μας και μεγαλύτερων γωνιών όπως παρατηρούμε στα σύννεφα και στον ουρανό αφού δουλεύουμε για παραπάνω από μία κλίμακες και έτσι βρίσκουμε, περισσότερες γωνίες σε διάφορες κλίμακες γεγονός που εξασφαλίζει πιο πλήρες αποτέλεσμα στην ανίχνευση γωνιών.

#### 2.3 Ανίχνευση Blobs

Στη συνέχεια προχωράμε στη μελέτη ενός άλλου σημείου ενδιαφέροντος της εικόνας την ανίχνευση 'blobs', που ορίζονται ως περιοχές με κάποια ομοιογένεια που διαφέρουν σημαντικά από την γειτονιά τους.

#### 2.3.1

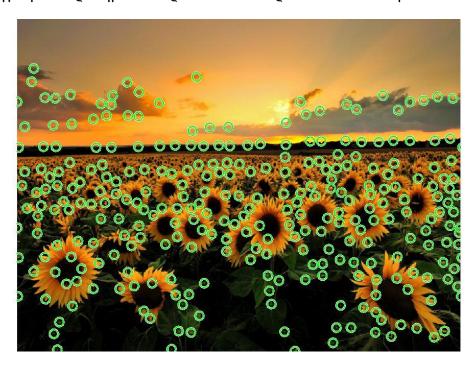
Σε αντιστοιχία με τη μέθοδο που εφαρμόσαμε πριν ως κριτήριο γωνιότητας επιλέγεται η ορίζουσα του πίνακα **Hessian**:

$$H(x,y) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x,y,\sigma) & L_{xy}(x,y,\sigma) \\ L_{xy}(x,y,\sigma) & L_{yy}(x,y,\sigma) \end{bmatrix}$$
(14)

όπου 
$$L_{xx}(x,y,\sigma)=\frac{\partial^2}{\partial x^2}\{I_{\sigma}(x,y)\}, L_{yy}(x,y,\sigma)=\frac{\partial^2}{\partial y^2}\{I_{\sigma}(x,y)\}$$
 και  $L_{xy}(x,y,\sigma)=\frac{\partial^2}{\partial x\partial y}\{I_{\sigma}(x,y)\}.$ 

Κατά συνέπεια υπολογίζονται αρχικά οι δεύτερες παράγωγοι πρώτα υπολογίζοντας τις δεύτερες παραγώγους στον πυρήνα της Gaussian και μετά συνελλίσοντας με την εικόνα προς αποφυγήν πολυπλοκότητας.

Στη συνέχεια λαμβάνοντας ως μετρική την μεγιστοποίηση της παρπάνω ορίζουσας κρατάμε τα κατάλληλα σημεία με κατωφλίωση πανομοιότυπη με αυτή που χρησιμοποιήθηκε στη μέθοδο Harris στο προηγούμενο ερώτημα και προκύπτει το παρακάτω αποτέλεσμα.



Σχήμα 25. Απεικόνιση του αποτελέσματος της BlobDetect για τις ενδεικτικές παραμέτρους.

#### <u>2.4 Πολυκλιμακωτή Ανίχνευση Blobs</u>

*2.4.1* 

Σκοπός του προτελευταίου κομματιού είναι να ανιχνεύσουμε **blobs** σε περισσότερες κλίμακες.

Σχήμα 26. Απεικόνιση του αποτελέσματος της multiScaleBlobDetect για τις ενδεικτικές παραμέτρους.

Παρατηρούμε ότι εντοπίζονται πολύ μεγαλύτερες γειτονιές όσο αυξάνουμε την κλίμακα όπως το κέντρο των λουλουδιών που δεν ανιχνεύθηκε σωστά με μία μικρή σχετικά κλίμακα. Καταφέρνουμε συνεπώς να εντοπίζουμε όλο και περισσότερα αλλά και μεγαλύτερα **blobs**.

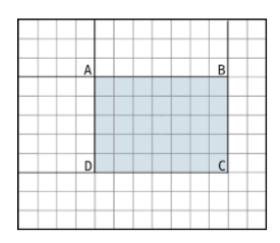
#### 2.5 Επιτάχυνση με τη χρήση Box Filters και Ολοκληρωτικών Εικόνων(Integral Images)

#### 2.5.1

Αρχικά υπολογίζουμε την ολοκληρωτική εικόνα κάνοντας padarray στον πίνακα της εικόνας ώστε να μπορούμε να εφαρμόσουμε και στα περιθώρια (ακριανά pixel της εικόνας) το box filter και στη συνέχεια την υπολογίζουμε με βοήθεια της συνάρτησης cumsum την οποία χρησιμοποιούμε γιατί μπορούμε να υπολογίσουμε οποιοδήποτε φίλτρο βασισμένο σε αθροίσματα εντός ορθογωνίων παραθύρων ανεξάρτητα από το μεγέθος του παραθύρου του φίλτρου.

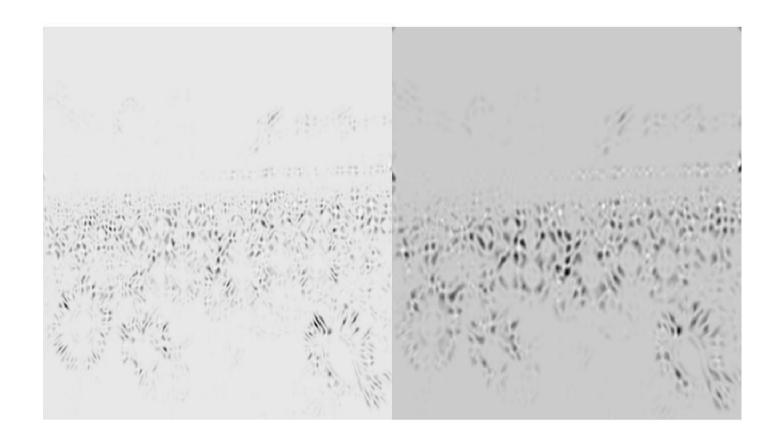
#### *2.5.2*

Σκοπός αυτού του σταδίου είναι ο υπολογισμός των Lxx, Lyy, Lxy τα οποία όπως είδαμε χρησιμοποιούμε για να ανιχνεύσουμε τα σημεία ενδιαφέροντος πιο γρήγορα με χρήση της ολοκληρωτικής εικόνας σύμφωνα με τα Box Filters Dxx, Dyy, Dxy για επιλεχθέν σ. Το άθροισμα των φωτεινοτήτων(τιμών) μιας ορθογώνιας περιοχής που οριοθετείται από τα σημεία A,B,C,D προκύπτει από την ολοκληρωτική εικόνα από τον τύπο  $\Sigma\Sigma_{ABCD}I(i,j)=S_A+S_C-S_B-S_D$  όπως προκύπτει από τη μεθοδολογία του παραρτήματος. Έτσι όπως φαίνεται και από το παρακάτω σχήμα ακολουθώντας τη λογική κατασκευής της ολοκληρωτικής εικόνας οι υπολογισμοί είναι πολύ ευκολότεροι και γρηγορότεροι ιδιαίτερα για πολυκλιμακωτή ανίχνευση που αποτελεί ενδελεχέστερη εξέταση σημείων ενδιαφέροντος της εικόνας.



#### 2.5.3

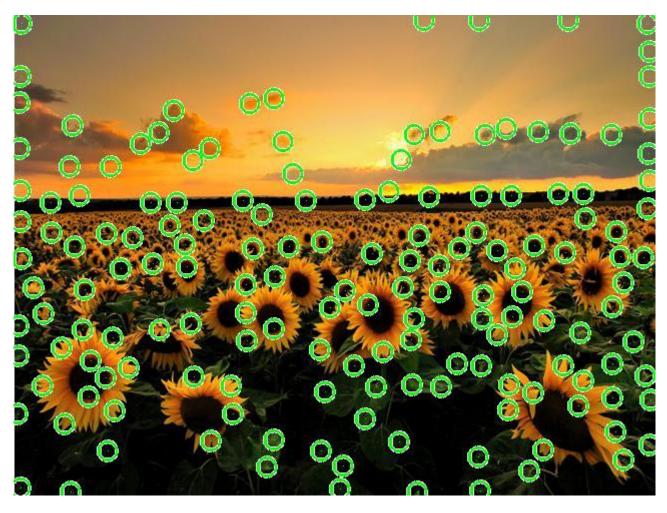
Στο συγκεκριμένο ερώτημα λοιπόν χρησιμοποιήθηκε ο ίδιος αλγόριθμος με πριν με μονή κλίμακα **Box Filters** με μόνη διαφορά τη χρησιμοποίηση διαφοροποιημένου κριτηρίου σύμφωνα με την εκφώνηση το οποίο συγκρίνεται με το προηγούμενο. Ακολουθεί η συγκριτική εικόνα των δύο κριτηρίων γωνιότητας αλλά και οι απεικονίσεις για διάφορα **σ** της ανίχνευσης των σημείων ενδιαφέροντος.



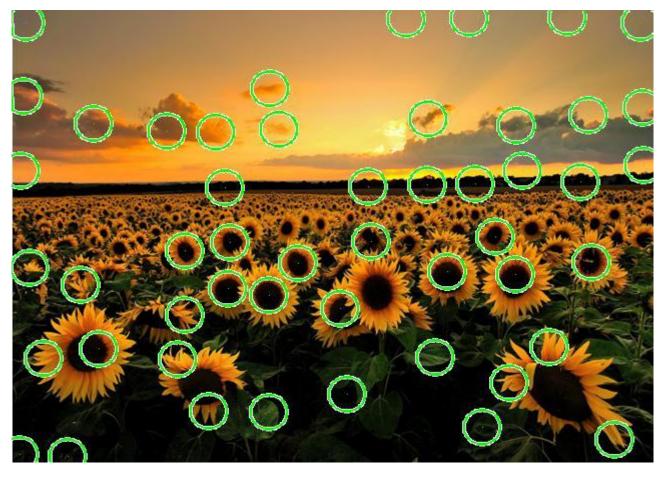
Σχήμα 25. Απεικόνιση των δύο συντελεστών γωνιότητας.

Παρατηρούμε ότι η εφαρμογή των αλγορίθμων παράγει παρόμοιες εικόνες (οι μικρότερες κλίμακες box filter δίνουν ασφαλώς καλύτερη προσέγγιση). Για μεγαλύτερες κλίμακες γίνεται πιο εμφανής η διαφορά των 2 μεθόδων με τα box filters να παράγουν πιο "θολό" κριτήριο R. Προφανώς αυτό οφείλεται στο ότι το box filter ως προσεγγιστική μέθοδος δεν λαμβάνει διαφορετικά βάρη ανάλογα με την απόσταση των γειτονικών pixel.

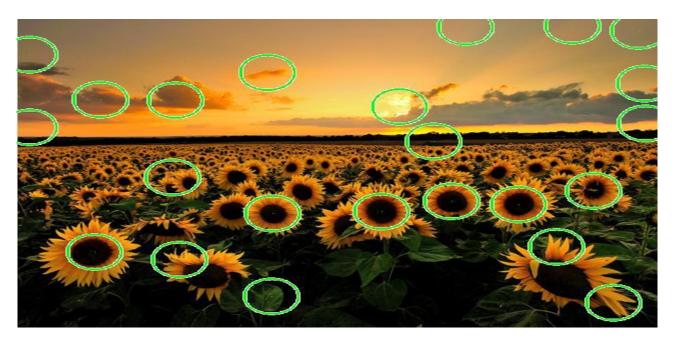
Επιπρόσθετα διαπιστώνουμε από τη σύγκριση των κριτηρίων που προκύπτουν, ότι εξαιτίας της ύπαρξης μεγαλύτερων ακραίων τιμών στο αποτέλεσμα των box filters οι εικόνες εμφανίζουν διαφορά σταθερής ποσότητας (με την εικόνα των box filters να εμφανίζεται πιο λευκή λόγω του μεγαλύτερου μέσου όρου). Επειδή όμως μας ενδιαφέρουν μονάχα οι μεταβολές στο κριτήριο R καθώς και τα τοπικά μέγιστα τελικά δεν επηρεάζει αρνητικά το αποτέλεσμα αυτή η προαναφερθείσα διαφορά.



 $\Sigma$ χήμα 26. Απεικόνιση του αποτελέσματος των Box Filters για σ=3.



 $\underline{\Sigma χήμα 27.}$ Απεικόνιση του αποτελέσματος των Box Filters για σ=6.



Σχήμα 28. Απεικόνιση του αποτελέσματος των Box Filters για σ=9.

Παρατηρούμε ότι όσο αυξάνεται το σ τόσο μειώνεται η ποιότητα και η εστίαση των σημείων ενδιαφέροντος με τη χρήση Box Filters δηλαδή έχουμε μεγαλύτερη απόκλιση σε σχέση με την προηγούμενη μέθοδο. Αυτό σημαίνει ότι η χρήση Box Filters και ολοκληρωτικών εικόνων για τον υπολογισμό των μερικών παραγώγων δευτέρας τάξης της εικόνας έχουμε ένα trade-off μεταξύ ποιότητας και ταχύτητας αφού είναι σαφώς ταχύτερο αλλά χάνει αρκετά στην ποιότητα γεγονός που διορθώνεται κάπως με προσαρμογή σταδιακή των παραμέτρων.

#### 2.5.4

Στο σημείο αυτό επαναλαμβάνουμε τη διαδικασία της πολυκλιμακωτής ανίχνευσης σημείων ενδιαφέροντος με κλίμακες ίδιες με το προηγούμενο ερώτημα και εφαρμόζοντας τα ίδια ακριβώς βήματα όπως και προηγουμένως. Το αποτέλεσμα φαίνεται παρακάτω:



 $\underline{\Sigma \chi \dot{\eta} \mu \alpha}$  29. Απεικόνιση του αποτελέσματος της multiScale για σ=2 s=1.5 N=5  $\theta{=}0.025\pi \alpha \varrho \alpha \mu \dot{\epsilon} \tau \varrho \text{ους}.$ 



Σχήμα 30. Απεικόνιση του αποτελέσματος της multiScale για σ=3 σ=1.35 N=5  $\theta$ =0.025παραμέτρους.

Συγμοίνοντας τη συγμεμοιμένη προσέγγιση με την προηγούμενη μέθοδο του 2.4 παρατηρούμε ότι δίνει αρμετά μαλά αποτελέσματα μαι προσεγγίζει σε αρμετά σημεία το Multiscale του 2.4. Το αποτέλεσμα αυτό ήταν αναμενόμενο αφού υπολογίζονται προσεγγιστικά οι δεύτερες παράγωγοι αντιμετωπίζοντας μαι πάλι το προαναφερθέν trade-off ποιότητας ταχύτητας.