

# Όραση Υπολογιστών

1η Εργαστηριακή Άσκηση

Γεώργιος Τσιλιμιγκουνάκης

A.M: 03115085

HMMY, 8ο εξάμηνο

8 Απριλίου 2019

## Μέρος 1: Ανίχνευση Ακμών σε Γκρίζες Εικόνες

Οι ακμές σε μια εικόνα παρουσιάζονται ως σημεία με απότομες μεταβολές στη φωτεινότητα. Στα σημεία αυτά η παράγωγος της εικόνας παρουσιάζει τοπικά ακρότατα. Εμείς θα προσπαθήσουμε να βρούμε τα zero crossings της δεύτερης παραγώγου. Συγκεκριμένα, θα εκτιμήσουμε τη λαπλασιανή της εικόνας με δύο μεθόδους:

- Με γραφική συνέλιξη της εικόνας  $I$  με τη λαπλασιανή της γκαουσσιανής συνάρτησης

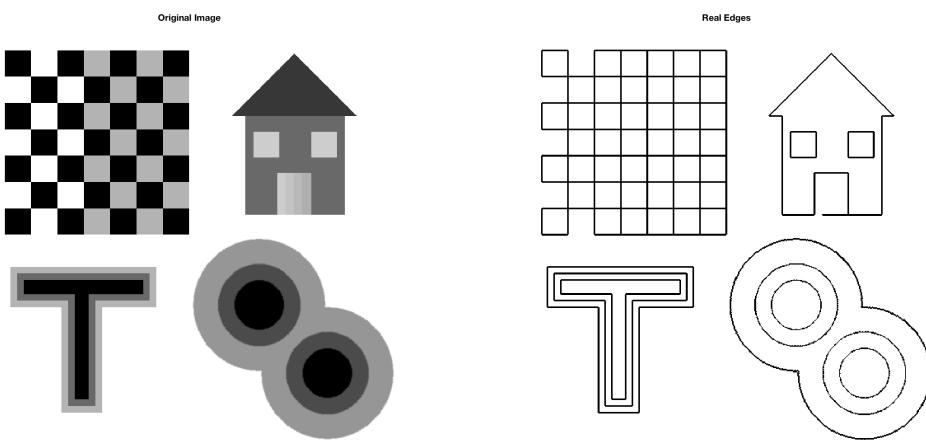
$$L = (\nabla^2 G_\sigma) * I$$

- Με μη γραφική εκτίμηση της Laplacian της  $I$  με μορφολογικά φίλτρα

$$L = I_\sigma \oplus B + I_\sigma \ominus B - 2I_\sigma$$

Τελικά, οι ακμές προκύπτουν ως τα zero crossings της  $L$  στα οποία η εικόνα  $I_\sigma$  έχει μεγάλη κλίση ( $\|\nabla I_\sigma(i, j)\| \geq \theta_{edge} \cdot \max_{x,y} \|\nabla I_\sigma\|$ ).

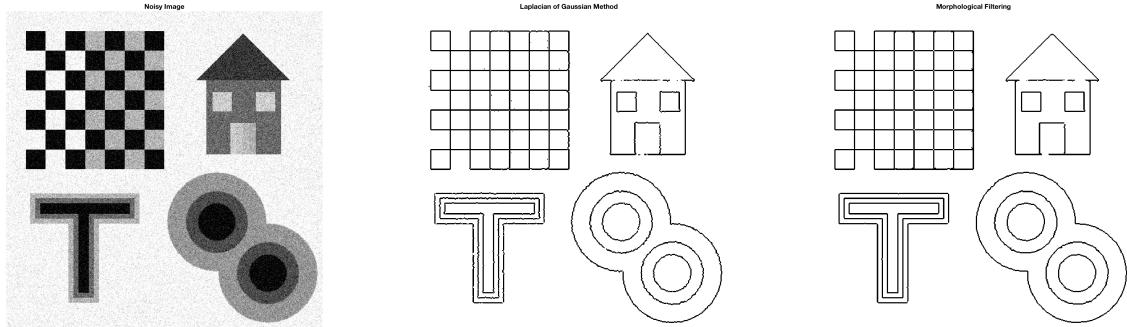
Θα εφαρμόσουμε τις 2 μεθόδους σε εικόνα υπό την παρουσία διαφορετικών επιπέδων θορύβου αλλά και σε πραγματικές εικόνες. Παρακάτω παρουσιάζονται τα αποτελέσματα.



(α') Αρχική εικόνα

(β') Ακμές στην εικόνα

Σχήμα 1: Εικόνα χωρίς θόρυβο

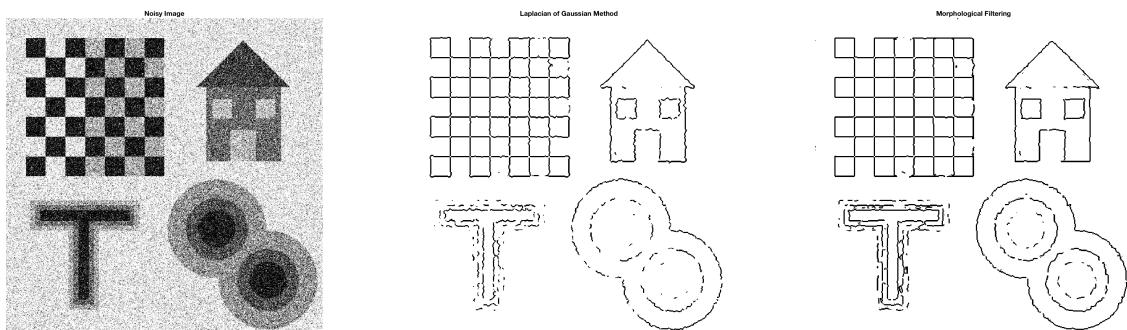


(α') Θορυβώδης εικόνα

(β') Laplacian of Gaussian  
 $\sigma = 1.5, \theta_{edge} = 0.2$   
 ποιότητα  $C = 0.93$

(γ') Μορφολογικά φίλτρα  
 $\sigma = 1.9, \theta_{edge} = 0.2$   
 ποιότητα  $C = 0.95$

Σχήμα 2: Ανάλυση με ύφορυβο  $PSNR = 20dB$



(α') Θορυβώδης εικόνα

(β') Laplacian of Gaussian  
 $\sigma = 2.5, \theta_{edge} = 0.3$   
 ποιότητα  $C = 0.7$

(γ') Μορφολογικά φίλτρα  
 $\sigma = 2.5, \theta_{edge} = 0.25$   
 ποιότητα  $C = 0.79$

Σχήμα 3: Ανάλυση με ύφορυβο  $PSNR = 10dB$

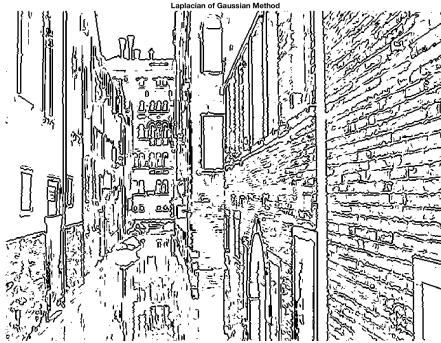
### Σχόλια

Οι δύο μέθοδοι δίνουν πολύ καλά αποτελέσματα υπό την παρουσία χαμηλού ποσοστού ύφορύβου. Η χρήση μορφολογικών φίλτρων υπερτερεί σημαντικά του γραμμικού φιλτραρίσματος όταν το επίπεδο ύφορύβου της εικόνας είναι υψηλό ενώ φυσικά σε αυτή την περίπτωση το έργο της ανίχνευσης των ακμών δυσκολεύει αρκετά, εφόσον έχει χαθεί αρκετή πληροφορία από την αρχική εικόνα. Η τιμή της παραμέτρου  $\theta_{edge}$  επιλέγεται ώστε να μειώνει τον αριθμό των false alarms (αύξηση του recall).

Ακολουθεί η ανάλυση σε πραγματική εικόνα.



(α') Πραγματική εικόνα



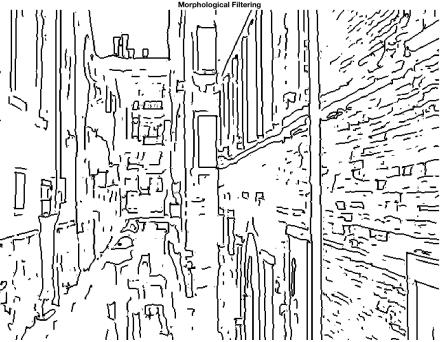
(α') LoG, παράμετροι  $\sigma = 1.3$ ,  $\theta_{edge} = 0.2$



(γ') Μορφολογικά φίλτρα  
 $\sigma = 1.1$ ,  $\theta_{edge} = 0.3$



(β') LoG, παράμετροι  $\sigma = 2.3$ ,  $\theta_{edge} = 0.2$



(δ') Μορφολογικά φίλτρα  
 $\sigma = 3$ ,  $\theta_{edge} = 0.2$

### Σχόλια

Η τιμή της παραμέτρου  $\sigma$  επηρεάζει τη λεπτομερεία που θέλουμε να έχει η ανίχνευση των ακμών. Συγκεκριμένα, με μικρές τιμές της κλίμακας σ ο αλγόριθμος εντοπίζει πολλές ακμές ενώ με μεγαλύτερες τιμές η λεπτομέρεια χάνεται ενώ μπορεί να παραμορφωθεί η γεωμετρία των εντοπισμένων ακμών. Τέλος, παρατηρήσαμε ότι είναι προτυπότερο να έχουμε μεγαλύτερες τιμές της παραμέτρου  $\theta_{edge}$  για μικρότερες τιμές  $\sigma$  ώστε να μειώνονται οι ανεπιθύμητες ακμές.

## Μέρος 2: Ανίχνευση Σημείων Ενδιαφέροντος

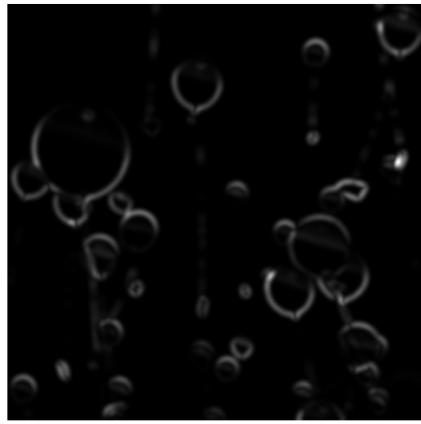
### Ανίχνευση Γωνιών

Θα υλοποιήσουμε τη μέθοδο Harris - Stephens για τον εντοπισμό των γωνιών. Συγκεκριμένα, ως γωνίες μοντελοποιούμε τα σημεία στα οποία υπάρχει σημαντική αλλαγή της περιοχής σε οποιαδήποτε κατεύθυνση κι αν κινηθούμε. Μαθηματικά, ποσοτικοποιείται με τις τιμές των ιδιοτιμών του δομικού τανυστή  $J$ . Συγκεκριμένα, ταυτόχρονα μεγαλές τιμές των ιδιοτιμών  $\lambda_+$ ,  $\lambda_-$  σηματοδοτούν ότι βρισκόμαστε σε γωνία, μεγάλη τιμή σε μια εκ των δύο ιδιοτιμών (και μικρή στην άλλη) ότι βρισκόμαστε πάνω σε ακμή αφού υπάρχει μια κατεύθυνση όπου η γειτονιά δεν αλλάζει αρκετά ενώ τελός μικρές τιμές των ιδιοτιμών σημαίνει πως βρισκόμαστε σε επίπεδη περιοχή. Εφαρμόζωντας τον αλγόριθμο για δύο διαφορετικές εικόνες παίρνουμε τα παρακάτω αποτελέσματα.

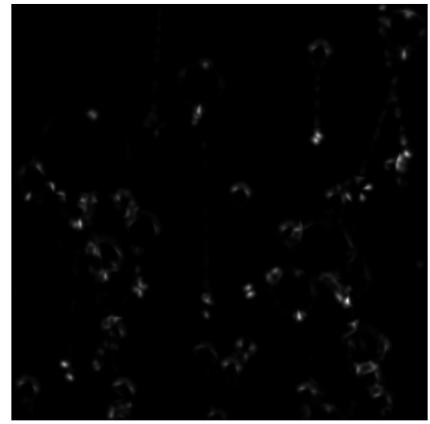


(α') Εικόνα

(β') Εντοπισμένες Γωνίες



( $\alpha'$ ) Πρώτη ιδιοτιμή  $\lambda_+$



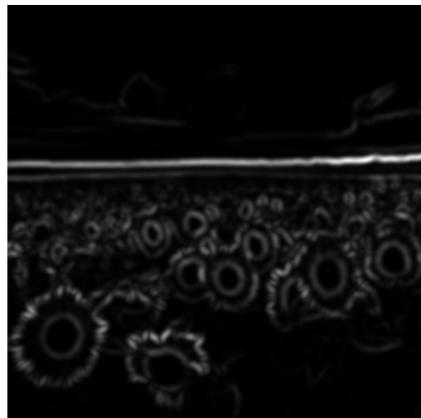
( $\beta'$ ) Δεύτερη ιδιοτιμή  $\lambda_-$



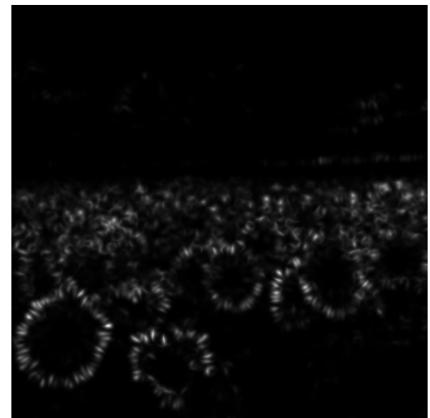
( $\alpha'$ ) Εικόνα



( $\beta'$ ) Εντοπισμένες Γωνίες



( $\gamma'$ ) Πρώτη ιδιοτιμή  $\lambda_+$

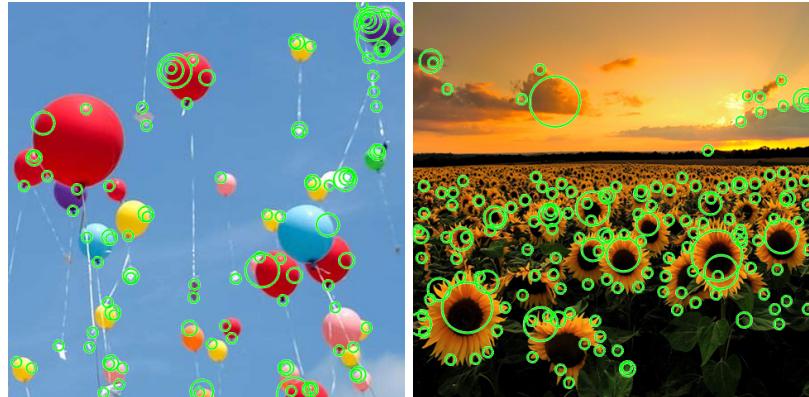


( $\delta'$ ) Δεύτερη ιδιοτιμή  $\lambda_-$

Σημείωση Οι τιμές των παραμέτρων που χρησιμοποιήθηκαν είναι:  $\sigma = 2$ ,  $\rho = 2.5$ ,  $k = 0.05$ ,  $\theta = 0.005$

## Πολυκλιμακωτή Ανίχνευση Γωνιών

Εφαρμόζουμε τον παραπάνω αλγόριθμο για διαφορετικές κλίμακες ( $\sigma_i = s^i \cdot \sigma_0$ ,  $\rho_i = s^i \cdot \rho_0$ ,  $i = 0,..,N-1$ ).



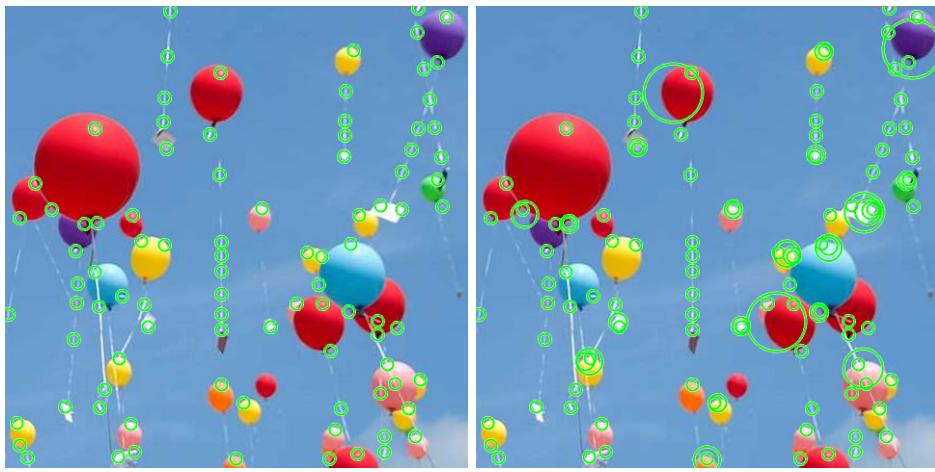
( $\alpha'$ ) MultiScale Edge Detection

( $\beta'$ ) MultiScale Edge Detection

Σημείωση Οι τιμές των παραμέτρων που χρησιμοποιήθηκαν είναι:  $\sigma_0 = 2$ ,  $\rho_0 = 2.5$ ,  $\sigma = 1.5$ ,  $N = 5$ .

## (Πολυκλιμακωτή) Ανίχνευση Blobs

Θα εξετάσουμε ένα κριτήριο αλλαγής της τοπικής καμπυλότητας σε μια γειτονιά ενός σημείου (υπολογίζοντας την ορίζουσα του Hessian πίνακα της εικόνας  $I$ ) για τον εντοπισμό blobs. Θα εφαρμόσουμε, επίσης, το κριτήριο σε πολλαπλές κλίμακες.



( $\alpha'$ ) Blob Detection

( $\beta'$ ) MultiScale Blob Detection

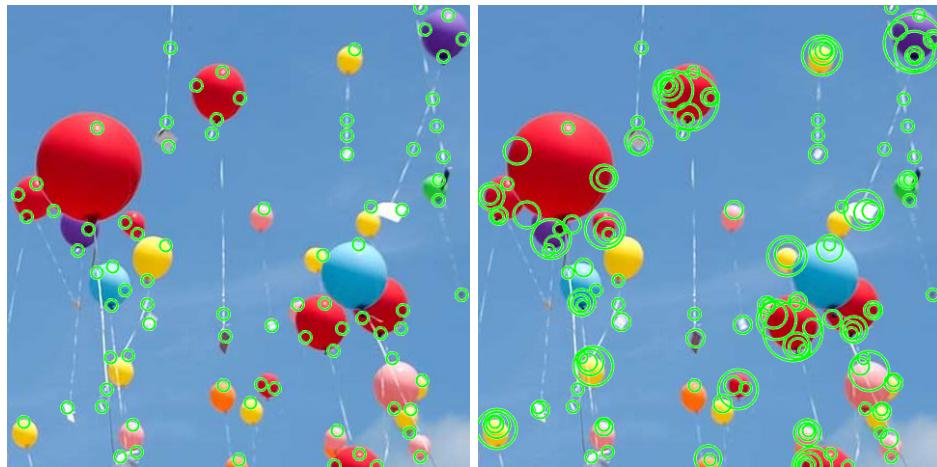


( $\gamma'$ ) Blob Detection

( $\delta'$ ) MultiScale Blob Detection

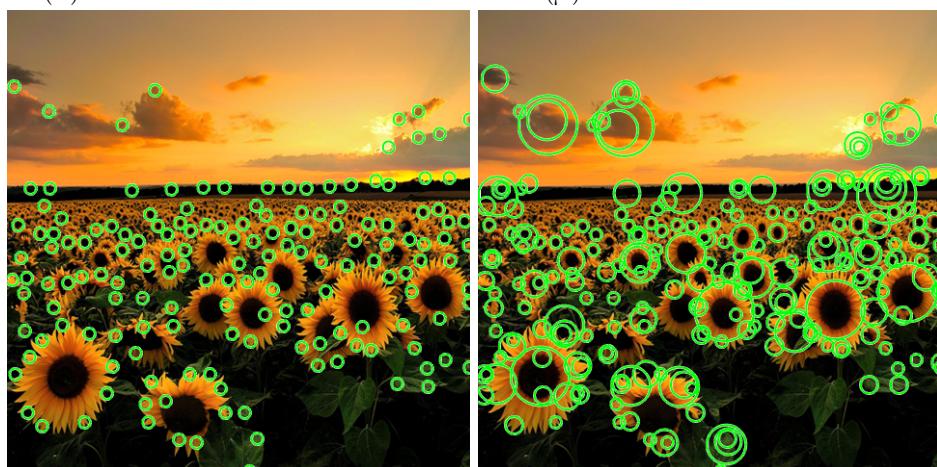
### Επιτάχυνση με τη χρήση Box Filters και Ολοκληρωτικών Εικόνων

Θα προσεγγίσουμε τα φίλτρα 2ης παραγώγου με Box Filters. Το βασικό πλεονέκτημα των Box Filters είναι ότι η πολυπλοκότητα υπολογισμού τους είναι ανεξάρτητη του μέγεθος του παραθύρου εφόσον υλοποιούνται αποτελεσματικά με τη βοήθεια Integral Images. Παρακάτω φαίνονται τα αποτελέσματα.



(α') Blob Detection with Box Filters

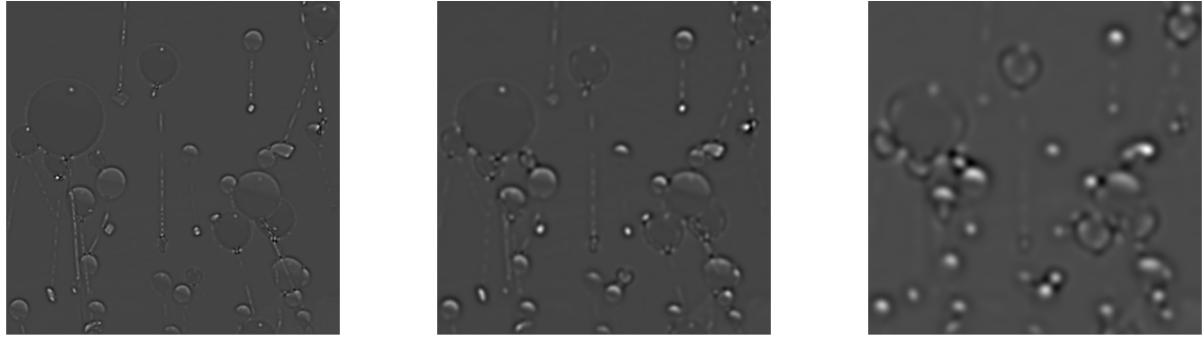
(β') MultiScale Blob Detection



(γ') Blob Detection

(δ') MultiScale Blob Detection

Το μειονέκτημα των Box Filters είναι ότι αποτελούν μια μάλλον απλοϊκή προσέγγιση στα πραγματικά φίλτρα 2ης παραγώγου με αποτέλεσμα να μειώνεται η ακρίβεια της ανάλυσης μας. Αυτό μπορούμε να το παρατηρήσουμε οπτικοποιώντας το κριτήριο  $R(x, y) = \det(H(x, y))$  σύμφωνα με το οποίο γίνεται ο εντοπισμός των blobs. Συγκεκριμένα, για μικρές κλίμακες σημαντικής ποιότητας και λεπτομέρειας της ανάλυσης χάνεται όπως φαίνεται παρακάτω, χωρίς όμως το αποτέλεσμα να είναι κακό. Για μεγαλύτερες κλίμακες, η εικόνα έχει άλλοιων ιδιαίτερων αρκετά και στις δύο μεθόδους, επομένως δε διακρίνουμε σημαντική διαφορά.

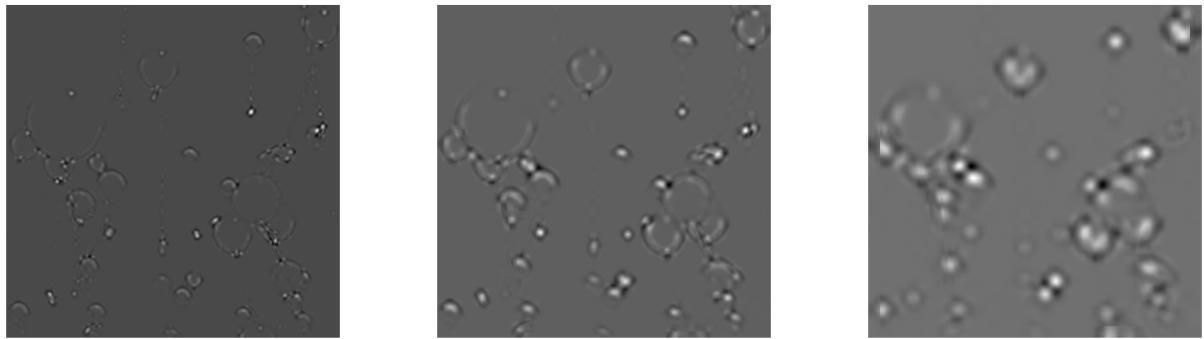


( $\alpha'$ )  $\sigma = 2$

( $\beta'$ )  $\sigma = 4$

( $\gamma'$ )  $\sigma = 8$

$\Sigma\chi\mu\alpha$  12: Κριτήριο  $R(x, y) = \det(H(x, y))$



( $\alpha'$ )  $\sigma = 2$

( $\beta'$ )  $\sigma = 4$

( $\gamma'$ )  $\sigma = 8$

$\Sigma\chi\mu\alpha$  13: Κριτήριο  $R(x, y) = \det(H(x, y))$  με τη χρήση Box Filters