## Όραση Υπολογιστών Εργαστήριο 1

Αναστάσιος Στέφανος Αναγνώστου 03119051 Σπυρίδων Παπαδόπουλος 03119058

7 Απριλίου 2023

# 1 Μέρος 1ο

### 1.1 Δημιουργία Εικόνων Εισόδου

Οι εικόνες εισόδου δημιουργούνται διαβάζοντας την δεδομένη εικόνα 'edgetest\_23.png' και προσθέτοντας θόρυβο σε αυτήν. Προστίθεται αντιστοίχως θόρυβος με PSNR 20dB και θόρυβος με PSNR 10dB. Αξιοσημειώτο είναι, ότι ο πρώτος θόρυβος είναι στην πραγματικότητα λιγότερος από τον δεύτερον. Το PSNR ορίζεται ως εξής:

$$PSNR = 20 \log_{10} \left( \frac{I_{max} - I_{min}}{\sigma_n} \right) (dB),$$

$$I_{max} = \max_{x,y} I(x,y), I_{min} = \min_{x,y} I(x,y)$$

$$(1.1)$$

Φαίνεται ότι από τον ορισμό μπορεί να ληφθεί η μεταβλητότητα του θορύβου, βάσει της οποίας τελικά αυτός ορίζεται. Από την έκφραση της μεταβλητότας, μάλιστα, φαίνεται ότι, όσο μεγαλύτερο το PSNR σε dB τόσο μικρότερη είναι τελικά η μεταβλητότητα του θορύβου, πράγμα που επαληθεύει τα προαναφερθέντα.

$$\sigma_n = \frac{(I_{max} - I_{min})}{10^{\frac{PSNR}{20}}} \tag{1.2}$$

## 1.2 Υλοποίηση Αλγορίθμων Ανίχνευσης Ακμών

Η συνάρτηση που θα αναπτυχθεί εφαρμόζει είτε γραμμική είτε μη γραμμική μέθοδο ανίχνευσης ακμών.

#### 1.2.1 Γραμμική Μέθοδος

Η μεν γραμμική μέθοδος επιχειρεί την προσέγγιση της λαπλασιανής της εξομαλυμένης εικόνας χρήσει γραμμικών φίλτρων. Συγκεκριμένα, σύμφωνα με την γραμμική μέθοδο:

$$L = \nabla^2 \left( G_{\sigma} * I \right) = \left( \nabla^2 G_{\sigma} \right) * I \tag{1.3}$$

### 1.2.2 Μη Γραμμική Μέθοδος

Η δε μη γραμμική μέθοδος επιχειρεί την προσέγγιση της λαπλασιανής της εξομαλυμένης εικόνας χρήσει μορφολογικών τελεστών. Συγκεκριμένα, σύμφωνα με την μη γραμμική μέθοδο:

$$I_{\sigma} = G_{\sigma} * I,$$

$$L = I_{\sigma} \oplus B + I_{\sigma} \ominus B - 2I_{\sigma}$$
(1.4)

Αμφότερες οι μέθοδοι, στην συνέχεια, προσεγγίζουν τα σημεία μηδενισμού της λαπλασιανής. Το κάνουν αυτό δημιουργόντας από την λαπλασιανή μία δυαδική εικόνα και βρίσκοντας στην συνέχεια το περίγραμμά της. Τα σημεία μηδενισμού είναι τα σημεία στα οποία το περίγραμμα έχει μοναδιαία τιμή.

$$X = (L >= 0)$$

$$Y = (X \oplus B) - (X \ominus B)$$

$$(i, j) = \arg |Y = 1|$$

$$(1.5)$$

Επειδή, όμως, το κριτήριο αυτό επιστρέφει και σημεία τα οποία δεν ανήκουν σε πραγματικές ακμές, τελικά επιλέγονται τα σημεία αυτά στα οποία η εξομαλυμένη εικόνα παρουσιάζει μεγάλη κλίση:

$$Y[i,j] = 1 \wedge \|\nabla I_{\sigma}[i,j]\| > \theta_{edge} \cdot \max_{x,y} \|\nabla I_{\sigma}\|$$
(1.6)

Η ποιότητα της ανίχνευσης ακμών εξαρτάται από την επιλογή των παραμέτρων  $\sigma, \theta_{edge}, \delta$ ηλαδή αντιστοίχως της παραμέτρου εξομάλυνσης και του κατωφλιού για την αποδοχή μίας ακμής.

### 1.3 Αξιολόγηση των Αποτελεσμάτων Ανίσχνευσης Ακμών

Για να αξιολόγηση των αποτελεσμάτων της συνάρτησης, πρέπει να οριστεί ένα ποιοτικό κριτήριο. Εν προκειμένω ορίζεται ο μέσος όρος μεταξύ των αληθώς ανισχνευθεισών ακμών και των ψευδών ανιχνευθεισών ακμών. Φυσικά, είναι αναγκαία η πληροφορία των αληθινών ακμών. Αυτές βρίσκονται από την αυθεντική, μη θορυβημένη εικόνα, χρήσει ενώ κατωφλιού ως εξής:

$$M = (I \oplus B) - (I \ominus B) \Rightarrow T = (M > \theta_{real}) \tag{1.7}$$

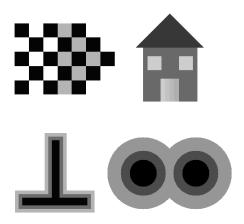
 $\Delta$ εδομένων, λοιπόν, των αληθινών ακμών, το ποιοτικό κριτήριο διατυπώνεται ως:

$$C = \frac{Pr(D|T) + PR(T|D)}{2},$$

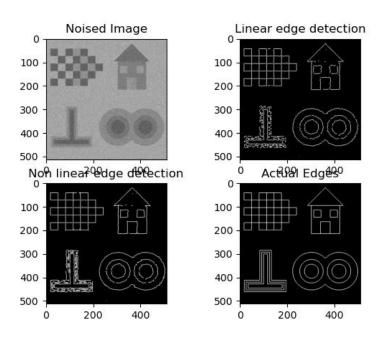
$$Pr(T|D) = \frac{\|D \cap T\|}{\|T\|}$$
(1.8)

## 1.4 Αποτελέσματα Εφαρμογής της Συνάρτησης

Παρατίθενται τα αποτελέσματα εφαρμογής της μεθόδου στην εικόνας edgetest\_23.png.



Σχήμα 1: Η δεδομένη εικόνα εισόδου

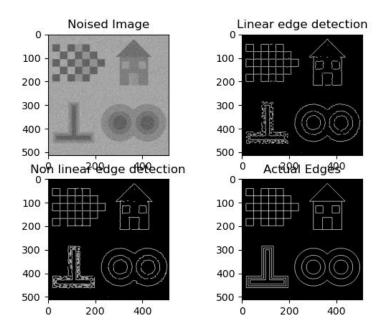


Σχήμα 2: Θόρυβος PSNR 10dB

Όταν η εικόνα 1 θορυβήθηκε με θόρυβο 10 dB PSNR, τα αποτελέσματα ήταν αυτά που φαίνονται στην 2 και οι βαθμολογίες στο κριτήριο ποιότητας οι ακόλουθες:

$$C_{10db-lin} = 0.6182010279466628$$
  
 $C_{10db-non} = 0.7362110886293316$  (1.9)

Ενώ όταν η εικόνα θορυβήθηκε με θόρυβο 20 dB PSNR, τα αποτελέσματα ήταν:



Σχήμα 3: Θόρυβος PSNR 20dB

Με κριτήριο ποιότητας:

$$C_{20db-lin} = 0.9375887192342924$$
  
 $C_{20db-non} = 0.9671201094187654$  (1.10)

Τα αποτελέσματα επιτεύχθηκαν με τις ακόλουθες παράμετρους:

$$\sigma = \begin{bmatrix} 3 & 1.5 \end{bmatrix}, \theta = \begin{bmatrix} 0.2 & 0.2 \end{bmatrix}, \theta_{real} = 0,08 \tag{1.11}$$

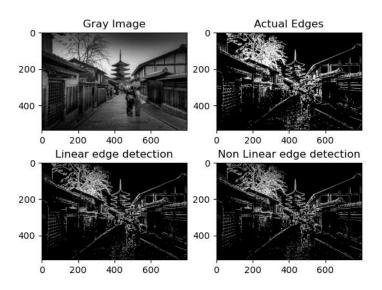
Παρατηρείται ότι η επίδραση του θορύβου είναι καθοριστική, καθώς στην εικόνα με τον λίγοτερο θόρυβο επιτυγχάνεται καλύτερη βαθμολογία στο ποιοτικό κριτήριο. Επίσης, φαίνεται ότι η μη γραμμική μέθοδος πετυχαίνει καλύτερα αποτελέσματα σε κάθε περίπτωση.

# 1.5 Εφαρμογή των Αλγορίθμων Ανίχνευσης Ακμών σε Πραγματικές Εικόνες

Η ίδια συνάρτηση χρησιμοποιήθηκε και για την ανίχνευση ακμών στην πραγματική εικόνα του Kyoto, όπως φαίνεται στην εικόνα 4.



Σχήμα 4: Η πραγματική φωτογραφιά του Kyoto



Σχήμα 5: Ανίχνευση αχμών στην πραγματική φωτογραφιά του Kyoto

Η επεξεργασία έγινε με τις παραμέτρους:

$$\sigma = 0.3, \theta = 0.2, \theta_{real} = 0.23 \tag{1.12}$$

και πέτυχε τις βαθμολογίες:

$$C_{lin} = 0.818604135617401$$
  
 $C_{non} = 0.8188562865181751$  (1.13)

Τα δε οπτικά αποτελέσματα φαίνονται στην εικόνα 5. Τόσο από την βαθμολογία στο ποιοτικό κριτήριο όσο και οπτικά, φαίνεται ότι αμφότερες η γραμμική και η μη γραμμική μέθοδος έδωσαν πολύ καλά αποτελέσματα.

## 2 Μέρος 2ο

Στο σημείο αυτό της εργασίας θα επιχειρηθεί η ανίχνευση διαφόρων χαρακτηριστικών, τόσο σε μία μόνο κλίμακα όσο και σε πολλαπλές κλίμακες.

### 2.1 Ανίχνευση Γωνιών

Πρώτα επιχειρείται ανίχνευση γωνιών. Θα παρουσιαστεί η μεθοδολογία και ταυτοχρόνως τα βήματα της επεξεργασίας, για να γίνει σαφής.

Αρχικά υπολογίζεται ο δομικός τανυστής J και οι ιδιοτιμές του.

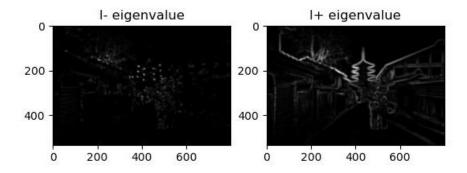
$$J_{1}(x,y) = G_{\rho} * \left(\frac{\partial I_{\sigma}}{\partial x} \cdot \frac{\partial I_{\sigma}}{\partial x}\right) (x,y)$$

$$J_{2}(x,y) = G_{\rho} * \left(\frac{\partial I_{\sigma}}{\partial x} \cdot \frac{\partial I_{\sigma}}{\partial y}\right) (x,y)$$

$$J_{3}(x,y) = G_{\rho} * \left(\frac{\partial I_{\sigma}}{\partial y} \cdot \frac{\partial I_{\sigma}}{\partial y}\right) (x,y)$$

$$\lambda_{\pm}(x,y) = \frac{1}{2} \left(J_{1} + J_{2} \pm \sqrt{(J_{1} - J_{3})^{2} + 4J_{2}^{2}}\right)$$
(2.1)

Οι ιδιοτιμές περιέχουν χρήσιμη πληροφορία σχετικά με τις ακμές και τις γωνίες της εικόνας. Παρακάτω, στην εικόνα 6, δίνεται η απεικόνισή τους ως γκρίζες εικόνες.



Σχήμα 6: Απεικόνιση των ιδιοτιμών της εικόνας ως γκρίζες εικόνες

Φαίνεται ότι η εικόνα η αντιστοιχούσα στην ιδιοτιμή '-' αποτυπώνει έντονα τις απολήξεις του πύργου, δηλαδή τις αιχμηρές γωνίες, ενώ η εικόνα αντιστοιχούσα στην ιδιοτιμή '+' αποτυπώνει έντονα τα περιγράμματα, δηλαδή τις ακμές.

Στην συνέχεια, εξάγεται ένα κριτήριο γωνιότητας συναρτήσει των ιδιοτιμών και μίας σταθεράς k:

$$R(x,y) = \lambda_{-}\lambda_{+} - k \cdot (\lambda_{-} + \lambda_{+})^{2}$$
(2.2)

Τέλος, επιλέγονται ως γωνίες τα σημεία αυτά τα οποία μεγιστοποιούν το κριτήριο εντός τετραγωνικών παραθύρων και αποδίδουν στο κριτήριο γωνιότητας τιμή μεγαλύτερη από ένα κατώφλι.

$$R(x,y) > \theta_{corn} \cdot R_{max} \tag{2.3}$$

Το αποτέλεσμα εφαρμογής αυτών των συνθηκών στην εικόνα-κριτήριο R, για τις παραμέτρους  $\sigma=2, \rho=2.5, k=0.05, \theta_{corn}=0.1$  είναι το ακόλουθο:



Σχήμα 7: Ανίχνευση γωνιών στην εικόνα Kyoto

Φαίνεται ότι έχουν εντοπιστεί με επιτυχία πολλές γωνίες, ειδικά οι αιχμηρές απολίξεις του πύργου αλλά και οι ορθές γωνίες οι σχηματιζόμενες από τους πασάλους των κτιρίτων. Ωστόσο, έχουν αναγνωριστει ως γωνίες και ανεπιθύμητα σημεία, όπως τα κλαδιά του δέντρου. Επομένως, συμπεραίνεται ότι η μέθοδος είναι αποτελεσματική αλλά έχει περιθώριο βελτίωσης.

### 2.2 Πολυκλιμακωτή Ανίχνευση Γωνιών

Ένα σημαντικό μειονέκτημα της προηγούμενης μεθόδου ήταν ότι περιοριζόταν σε μία μόνο κλίμακα, αφού δεχόταν μόνο ένα ζευγάρι παραμέτρων  $(\sigma, \rho)$ . Η ιδέα είναι να εφαρμοσθεί η ίδια μέθοδος N φορές, κλιμακώνοντας γεωμετρικά κάθε φορά τις παραμέτρους με μία παραμέτρο κλίμακας s. Δηλαδή, η επεξεργασία θα γίνεται με τις παραμέτρους:

$$\sigma_0, \sigma_1, ..., \sigma_{N-1} = s^0 \sigma_0, s^1 \sigma_0, ..., \sigma^{N-1} \sigma_0 
\rho_0, \rho_1, ..., \rho_{N-1} = s^0 \rho_0, s^1 \rho_0, ..., \rho^{N-1} \rho_0$$
(2.4)

Λόγω των πολλαπλών κλιμάκων, θα επιλεχθούν πολλά σημεία τα οποία έχουν την ίδια πιθανότητα σφάλματος όπως προηγουμένως. Για αυτόν τον λόγο, επιλέγονται τελικά αυτά τα σημεία-γωνίες τα οποία μεγιστοποιούν κάποιο κριτήριο σε μία περιοχή κλιμάκων. Εν προκειμένω, το κριτήριο επιλέγεται να είναι η κανονικοποιημένη Λαπλασιανή της Γκαουσιανής.

$$|LoG(x, y, \sigma_i)| = \sigma_i^2 |L_x x(x, y, \sigma_i) + L_y y(x, y, \sigma_i)|$$
(2.5)

Ουσιαστικά, το σκεπτικό είναι ότι μία γωνία οφείλει να εντοπίζεται τουλάχιστον σε μία μικρή περιοχή κλιμάκων, όχι μόνο σε μία διακεκριμένη κλίμακα. Το αποτέλεσμα της πολυκλιμακωτής μεθόδου στην ίδια εικόνα φαίνεται παρακάτω:



Σχήμα 8: Πολυκλιμακωτή ανίχνευση γωνιών στην εικόνα Kyoto

Παρατηρείται, ότι εντοπίζονται λιγότερες γωνίες από,τι προηγουμένως. Επιθεωρώντας την εικόνα, παρατηρείται ότι έπαψαν να εντοπίζονται κάποιες ψεύτικες γωνίες, κυρίως αυτές στα ψιλά κλαδιά του δέντρου, παρασέρνοντας όμως και λίγες πραγματικές, όπως αυτές στον πύργο. Ωστόσο, εξακολουθούν να εντοπίζονται εν πολλοίς οι πραγματικές γωνίες, και μάλιστα με μεγαλύτερη βεβαιότητα, αφού περικλείονται από κύκλους διαφόρων κλιμάκων. Συμπερασματικά, η μέθοδος αυτή είναι σαφώς βελτίωση της προηγούμενης, με αντίτιμο μεγαλύτερη υπολογιστική πολυπλοκότητα.

### 2.3 Ανίχνευση Blobs

Η ανίχνευση blobs αναφέρεται γενικώς στην ανίχνευση περιοχών με κάποια ομοιογένεια. Οι περιοχές αυτές βρίσκονται χρήσει των μερικών παραγώγων δευτέρας τάξεως της εξομαλυμένης εικόνας. Συγκεκριμένα, δεδομένου του Χεσιανού πίνακα:

$$H(x,y) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x,y,\sigma) & L_{xy}(x,y,\sigma) \\ L_{xy}(x,y,\sigma) & L_{yy}(x,y,\sigma) \end{bmatrix}$$
(2.6)

Το χριτήριο για τον εντοπισμό περιοχών ομοιογένειας είναι απλώς ο μηδενισμός της ορίζουσας:

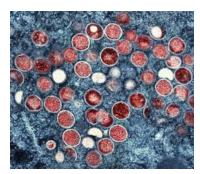
$$R(x,y) = \det |H(x,y)| (x,y) = \arg_{x,y} (R(x,y) = 0)$$
 (2.7)

Επομένως, αναπτύσσεται μεθοδολογία πλήρως ανάλογη με την μεθοδολογία για την ανίχνευση ακμών. Δηλαδή, εξομαλύνεται η εικόνα, υπολογίζεται ο Χεσιανός πίνακας και το κριτήριο R(x,y), εντοπίζονται τα σημεία μηδενισμού και επιλέγονται αυτά τα οποία έχουν τιμή στην εικόνα μεγαλύτερη από κάποιο κατώφλι.

Η μέδοδος εφαρμόζεται στην εικόνα Up, από την ομώνυμη ταινία της Pixar, και σε μία εικόνα ανθρωπίνων κυττάρων. Πρώτη θα εξεταστεί η εφαρμογή στην εικόνα Up.



(α΄) Η εικόνα Up



(β΄) Η εικόνα ανθρωπίνων κυττάρων

Σχήμα 9: Οι αρχικές εικόνες για την ανίχνευση blobs

Παρακάτω, στην εικόνα 10 φαίνονται τα αποτελέσματα για παραμέτρους σ =  $2.5, \theta = 0.005$ 

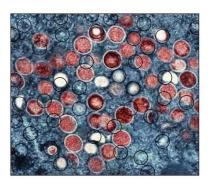


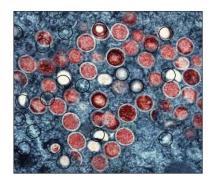
Σχήμα 10: Ανίχνευση blobs στην εικόνα Up

Παρατηρείται, ότι αν και το κατώφλι για την αποδοχή της περιοχής ομοιογένειας είναι πολύ χαμηλό, τα αποτελέσματα είναι πολύ ικανοποιητικά. Συγκεκριμένα, εντοπίζονται οι περιοχές στα μπαλόνια οι οποίες αντανακλούν το φως του ηλίου και έχουν χαρακτηριστική λευκή λάμψη. Επιπλέον, εντοπίζονται οι περιοχές μεταξύ των μπαλονιών στις οποίες υπάρχει σκοτάδι

Εξετάζεται τώρα η εφαρμογή της μεθόδου στην εικόνα των κυττάρων.

Τα αποτελέσματα για τις ίδιες παραμέτρους με πριν είναι αυτά που φαίνονται στην εικόνα 11α΄



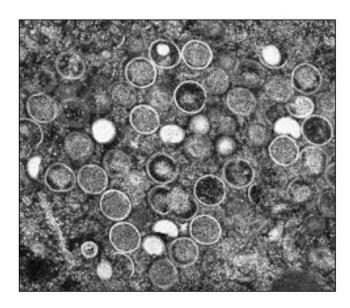


(α΄) Ανίχνευση blobs στην εικόνα ανθρω- (β΄) Ανίχνευση blobs στην εικόνα ανθρωπίνων κυττάρων χαμηλό κατώφλι

πίνων κυττάρων υψηλό κατώφλι

Παρατηρείται, ότι αν και ανιχνεύονται επιτυχώς μερικές από τις λευκές περιοχές

ομοιογένειας, ανιχνεύονται επίσης ανεπιθυμητές περιοχές. Αυτό συμβαίνει, γιατί το περιβάλλον της εικόνας είναι τραχύ, με αποτέλεσμα οποιαδήποτε ομοιογένεια να ξεχωρίζει. Αντιθέτως, ο ουρανός προηγουμένως είναι πολύ ομαλός και ομοιογενής, επομένως δεν ξεχωρίζει. Για αυτόν τον λόγο, προσαρμόζεται η παράμετρος  $\theta \leftarrow 0.25$ . Τα νέα αποτελέσματα φαίνονται στην εικόνα  $11\beta'$ , όπου πλέον ανιχνεύονται σαφώς λίγοτερες περιοχές ομοιογένειες, αλλά ορθότερες.



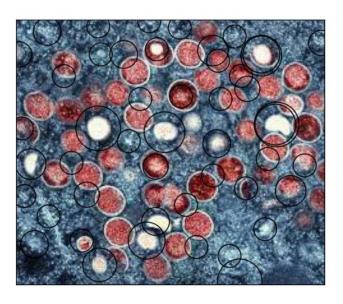
Σχήμα 12: Η εικόνα των κυττάρων γκρίζα

Αξιοσημειώτο είναι το γεγονός ότι οι ερυθρές περιοχές γενικώς δεν ανιχνεύονται, σίγουρα όχι στον ίδιο βαθμό με τις λευκές. Αυτό συμβαίνει γιατί η επεξεργασία γίνεται στην γκρίζα μορφή της εικόνας, επομένως η χρωματική διαφορά απαλείφεται, όπως φαίνεται στην εικόνα 12. Εφόσον η υφή είναι η ίδια, ανεξαρτήτως χρώματος, γίνεται σαφές ότι δεν μπορούν να διακριθούν στον ίδιο βαθμό με τις λευκές. Εκτός από αυτό, συμπεραίνεται ότι σε τραχύ περιβάλλον πρέπει να αυξηθεί το κατώφλι αποδοχής σημείων.

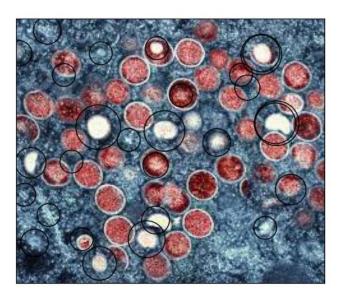
### 2.4 Πολυκλιμακωτή Ανίχνευση Blobs

Για την βελτίωση της μεθόδου χρησιμοποιούνται τώρα πολλαπλές κλίμακες, σε πλήρη αναλογία με την πολυκλιμακωτή ανίχνευση γωνιών.

Στην ειχόνα 13α΄ φαίνεται το αποτέλεσμα της πολυχλιμαχωτής ανίχνευσης blobs για τις τιμές παραμέτρων  $\sigma=3,\theta=0.05,s=1.1,N=8$ . Η ανίχνευση γίνεται σε 8 χλίμαχες του  $\sigma=3$ με παράγοντα το 1.1 χαι χαμηλό χατώφλι. Αντιστοίχως, στην ειχόνα 13β΄ φαίνεται το αποτέλεσμα της πολυχλιμαχωτής ανίχνευσης blobs για τις τιμές παραμέτρων  $\sigma=3,\theta=0.15,s=1.1,N=8$ . Δηλαδή, η ανίχνευση γίνεται σε 8 χλίμαχες του  $\sigma=3$  χαι με υψηλότερο χατώφλι, με παράγοντα το 1.1.



(α΄) Χαμηλό κατώφλι



(β΄) Υψηλό κατώφλι

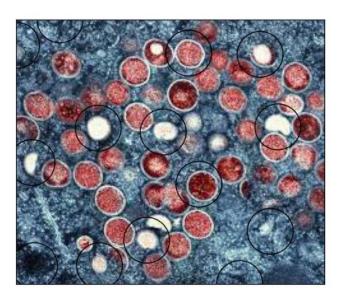
Σχήμα 13: Πολυκλιμακωτή ανίχνευση blobs σε κύτταρα 12

### 2.5 Επιτάχυνση Ανίχνευσης Blobs

Η παραπάνω μέθοδος μπορεί να επιταχυνθεί χρήσει ολοκληρωτικών εικόνων και box filter. Συγκεκριμένα, ο υπολογισμός των μερικών παραγώγων μέχρι στιγμής απαιτούσε την συνέλιξη φίλτρων με την εκάστοτε εικόνα, γεγονός που τον καθιστούσε υπολογιστικά ακριβό. Οι ολοκληρωτικές εικόνες είναι μία τεχνική η οποία επιτρέπει των υπολογισμό συνελίξεων με την εικόνα σε χρόνο ανεξάρτητο του πυρήνα και εξαρτώμενο μόνο από το μέγεθος της εικόνας. Αυτό συμβαίνει, γιατί, χρήσει ολοκληρωτικών εικόνων, το άθροισμα των pixels μίας ορθογώνιας περιοχής μπορεί να υπολογιστεί σε σταθερό χρόνο. Για να επιτευχθεί, όμως, η επιτάχυνση αυτή, χρησιμοποιείται μία προσέγγιση της παραγώγου. Επομένως, πρόκειται για προσεγγιστική μέθοδο και αναμένονται αποκλίσεις από τα προηγούμενα αποτελέσματα.



(α΄) Αποτέλεσμα στην εικόνα  ${\rm Up}$ 



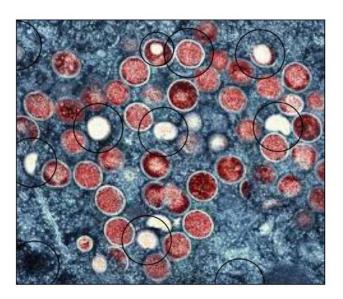
(β΄) Αποτέλεσμα στην εικόνα κυττάρων

Σχήμα 14: Προσέγγιση ανίχνευσης blobs με ολοκληρωτικές εικόνες 14

2.6 Επιτάχυνση Πολυκλιμακωτής Ανίχνευση Blobs



(α΄) Αποτέλεσμα στην εικόνα Up



(β΄) Αποτέλεσμα στην εικόνα κυττάρων

Σχήμα 15: Προσέγγιση πολυκλιμακωτής ανίχνευσης blobs με ολοκληρωτικές εικόνες