



ΕΠΕΞΕΡΓΑΣΙΑ ΕΙΚΟΝΑΣ

Τμήμα Μηχανικών Πληροφορικής & Υπολογιστών

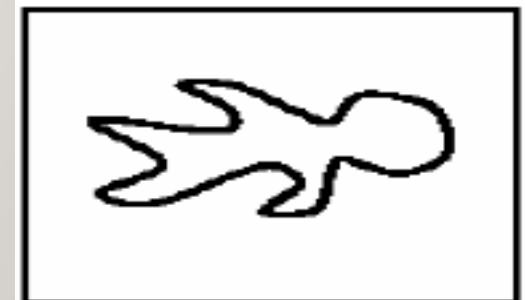
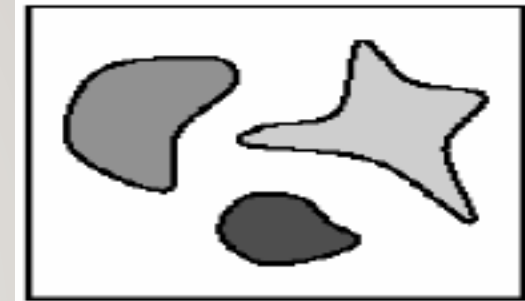
Διδάσκων: ΤΡΙΓΚΑ ΜΑΡΙΑ

Διάλεξη 6η

Ακαδημαϊκό έτος 2024-2025

ΤΙ ΕΙΝΑΙ Η ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ

- Η κατάτμηση εικόνας είναι η λειτουργία κατάτμησης μιας εικόνας σε μια συλλογή συνδεδεμένων συνόλων pixel.
- Κριτήρια τμηματοποίησης: μια τμηματοποίηση είναι μια κατάτμηση μιας εικόνας I σε ένα σύνολο περιοχών S που ικανοποιεί:
 - $\cup S_i = S$ Η διαίρεση καλύπτει ολόκληρη την εικόνα.
 - $S_i \cap S_j = \emptyset, i \neq j$ Μη διασταυρούμενες περιοχές.
 - $\forall S_i, P(S_i) = \text{true}$ Η ομοιογένεια ικανοποιείται από κάθε περιοχή.
 - $P(S_i \cup S_j) = \text{false}, i \neq j, S_i \text{ adjacent } S_j$ Η ένωση γειτονικών περιοχών δεν το ικανοποιεί.



ΕΜΠΕΙΡΙΚΟΙ ΚΑΝΟΝΕΣ (GESTALT LAWS)

1. Εγγύτητα: τα διακριτικά που βρίσκονται κοντά τείνουν να ομαδοποιούνται. (Proximity)
2. Ομοιότητα: παρόμοια διακριτικά τείνουν να ομαδοποιούνται μαζί. (Similarity)
3. Κοινή μοίρα: οι μάρκες που έχουν συνεκτική κίνηση τείνουν να ομαδοποιούνται. (Common fate)
4. Κοινή περιοχή: τα διακριτικά που βρίσκονται μέσα στην ίδια κλειστή περιοχή τείνουν να ομαδοποιούνται. (Common region)
5. Παραλληλισμός: οι παράλληλες καμπύλες ή μάρκες τείνουν να ομαδοποιούνται. (Parallelism)
6. Κλείσιμο: μάρκες ή καμπύλες που τείνουν να οδηγούν σε κλειστές καμπύλες τείνουν να ομαδοποιούνται. (Closure)
7. Συμμετρία: οι καμπύλες που οδηγούν σε συμμετρικές ομάδες ομαδοποιούνται. (Symmetry)
8. Συνέχεια: τα διακριτικά που οδηγούν σε «συνεχείς» καμπύλες τείνουν να ομαδοποιούνται. (Continuity)
9. Γνωστή διαμόρφωση: tokens που, όταν ομαδοποιούνται, οδηγούν σε ένα οικείο αντικείμενο, τείνουν να ομαδοποιούνται μαζί. (Familiar configuration)

ΣΤΗΝ ΠΡΑΞΗ



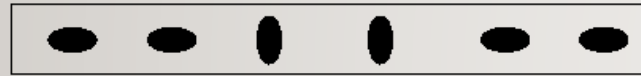
Not grouped



Proximity



Similarity



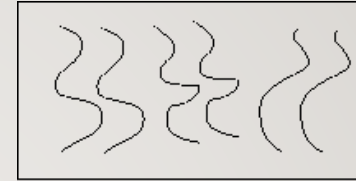
Similarity



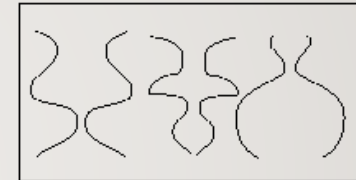
Common Fate



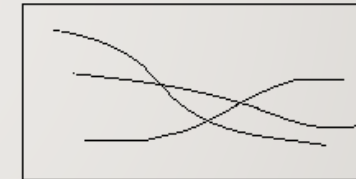
Common Region



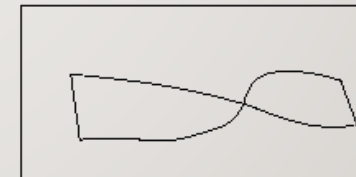
Parallelism



Symmetry

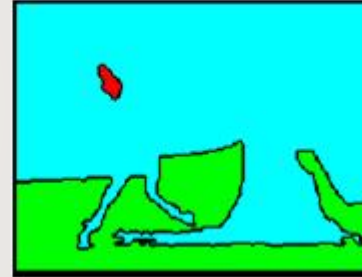
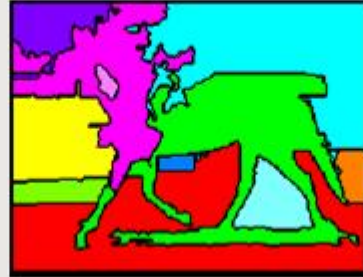
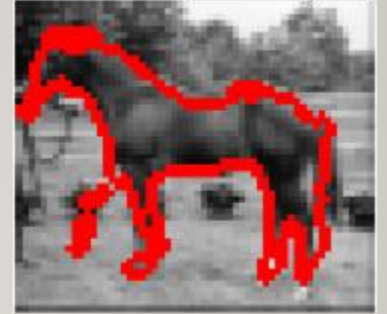
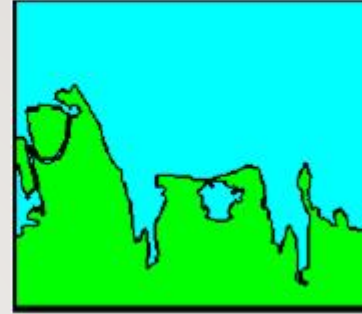


Continuity



Closure

ΤΥΠΟΙ ΤΜΗΜΑΤΟΠΟΙΗΣΗΣ

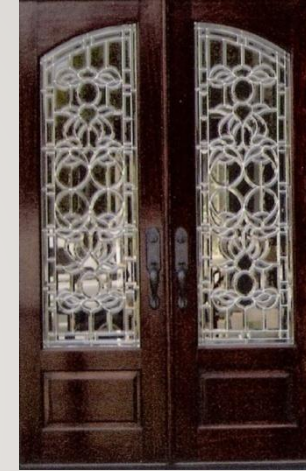


Bottom-up: ομαδοποιεί tokens με παρόμοια χαρακτηριστικά

Up-bottom: ομαδοποιεί tokens που πιθανότατα ανήκουν στο ίδιο αντικείμενο

ΜΕΡΙΚΑ ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ

Similarity



Symmetry

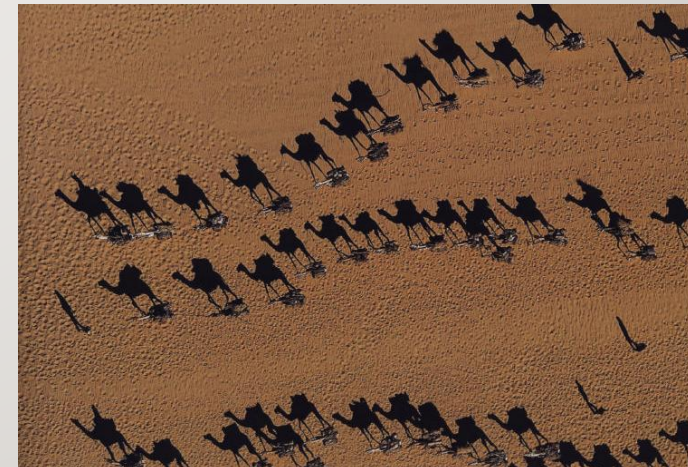


ΜΕΡΙΚΑ ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ

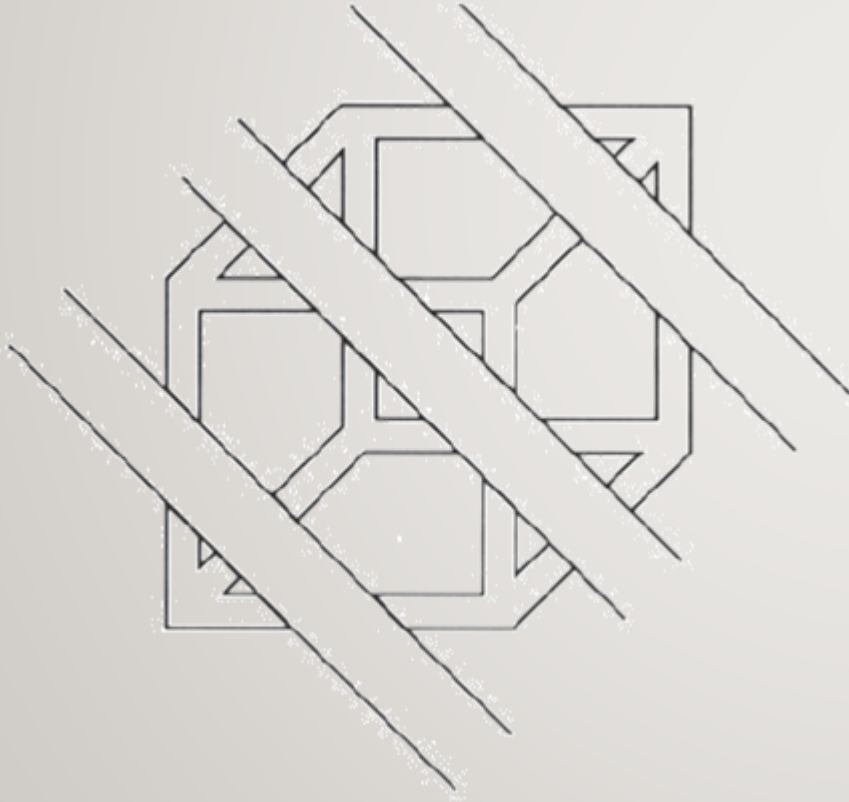
Proximity



Common fate



ΜΕΡΙΚΑ ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑΤΑ



Continuity, explanation by occlusion

ΛΟΓΟΙ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ

- Απλοποίηση εικόνας: μια εικόνα μπορεί να περιέχει εκατομμύρια pixel αλλά μόνο λίγες περιοχές
- Παρόμοια pixel σε μια περιοχή τείνουν να ανήκουν στην ίδια κατηγορία αντικειμένων
- Μπορεί να δώσει το σχήμα ενός αντικειμένου
- Οι περιοχές είναι μια περιγραφή υψηλότερου επιπέδου του περιεχομένου εικόνας
- Για τη δημιουργία δεδομένων για αλγόριθμους υψηλότερης ταξινόμησης, π.χ. Bayesian ταξινομητές ή νευρωνικά δίκτυα
- Η σημασιολογική περιγραφή του περιεχομένου εικόνας επιτρέπει την αποτελεσματική κατά προσέγγιση αντιστοίχιση σε συστήματα ανάκτησης εικόνας βάσει περιεχομένου

ΤΥΠΟΙ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ (IMAGE SEGMENTATION)

Υπάρχουν διάφοροι τύποι που χρησιμοποιούνται σε επεξεργασία εικόνας και όραση υπολογιστών για την ανάλυση και αναγνώριση αντικειμένων σε εικόνες. Κάθε μέθοδος εφαρμόζεται ανάλογα με τις ανάγκες της ανάλυσης και τα χαρακτηριστικά της εικόνας.

Ακολουθούν μερικοί κύριοι τύποι κατατμήσης εικόνας:

Κατατμήση βάσει κατωφλίου (Thresholding Segmentation):

Αυτή η τεχνική βασίζεται στη χρήση ενός κατωφλίου έντασης χρώματος για να διαχωριστούν περιοχές της εικόνας. Αν τα επίπεδα γκρι ή τα χρώματα είναι διαφορετικά, η κατατμήση είναι πιο εύκολη. Το Global Thresholding χρησιμοποιεί ένα σταθερό κατώφλι, ενώ το Adaptive Thresholding το προσαρμόζει τοπικά.

Κατατμήση βάσει ανίχνευσης ακμών (Edge-based Segmentation):

Εστιάζει στον εντοπισμό των ορίων ανάμεσα σε διαφορετικές περιοχές με ανάλυση της αλλαγής έντασης (π.χ., με τη χρήση φίλτρων Sobel ή Canny). Χρησιμοποιείται για τον διαχωρισμό περιοχών με σαφή όρια.

ΤΥΠΟΙ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ ΕΙΚΟΝΑΣ (IMAGE SEGMENTATION)

Κατατμήση βάσει περιοχής (Region-based Segmentation):

Εξετάζει τις περιοχές της εικόνας για κοινά χαρακτηριστικά, όπως επίπεδα έντασης ή χρώματος. Περιλαμβάνει τεχνικές όπως το Region Growing, όπου επιλέγεται μια αρχική περιοχή και αυτή "μεγαλώνει" όταν περιλαμβάνει παρόμοια εικονοστοιχεία, και το Region Splitting and Merging, όπου η εικόνα διαιρείται και επανενώνεται σύμφωνα με κάποια κριτήρια.

Κατατμήση βάσει συμπλέγματος (Clustering-based Segmentation):

Χρησιμοποιεί αλγόριθμους συμπλέγματος, όπως τον k-means, για την ομαδοποίηση των εικονοστοιχείων βάσει χαρακτηριστικών όπως το χρώμα ή η ένταση. Τα εικονοστοιχεία ομαδοποιούνται σε κατηγορίες, προσδιορίζοντας τις περιοχές της εικόνας.

Κατατμήση Υπερεικονιστοιχείων (Superpixel Segmentation):

Διαχωρίζει την εικόνα σε μικρές ομάδες εικονοστοιχείων που ονομάζονται superpixels, τα οποία προσφέρουν πιο αποδοτική επεξεργασία της εικόνας. Συχνά χρησιμοποιούνται σε συνδυασμό με άλλες μεθόδους κατατμήσης.

ΥΠΕΝΘΥΜΙΣΗ ΣΤΑ ΓΡΗΓΟΡΑ

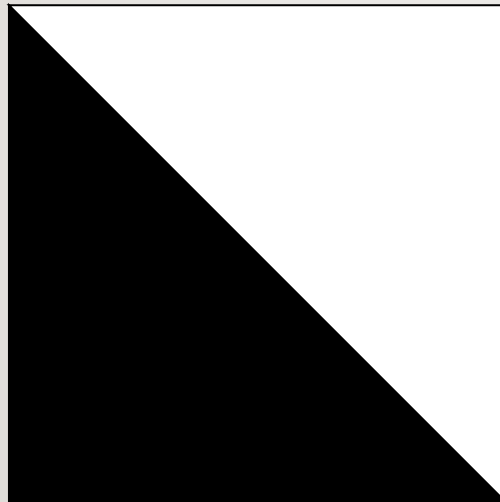
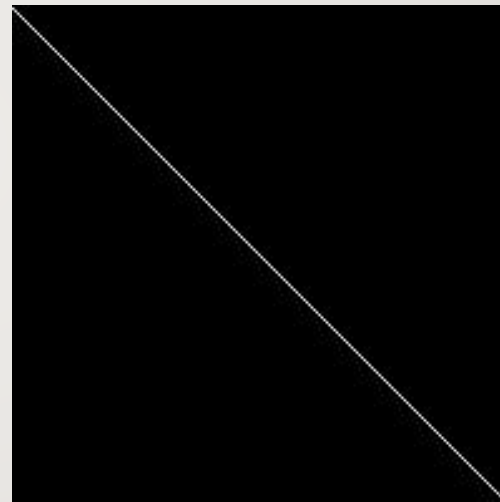


Image with Edge



Edge Location

Η ΕΝΝΟΙΑ ΤΗΣ ΠΑΡΑΧΩΡΗΣΗΣ

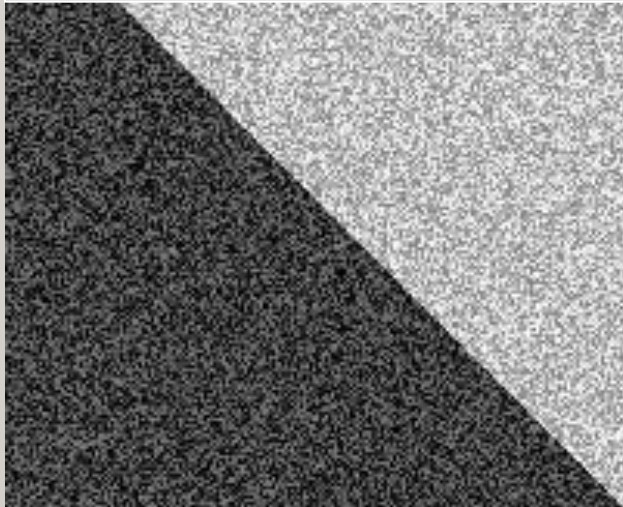
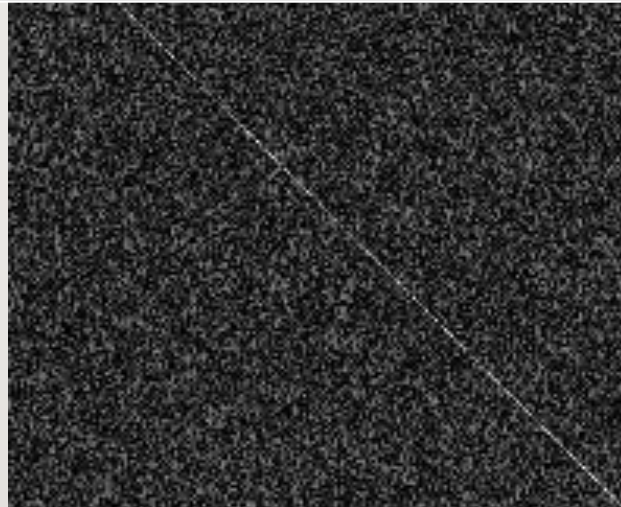
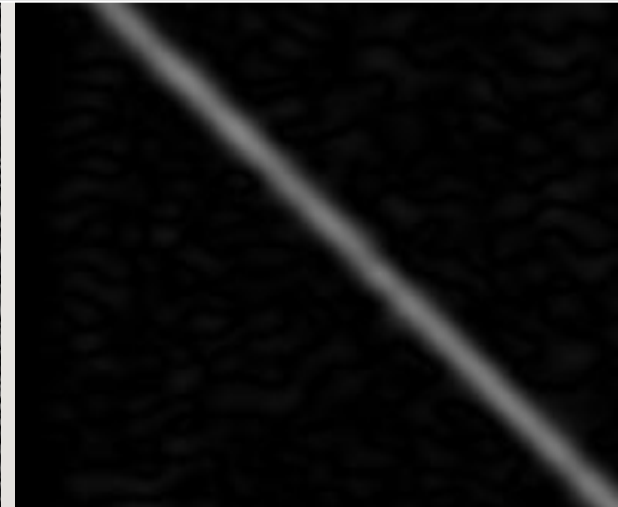


Image + Noise



Derivatives detect
edge *and* noise



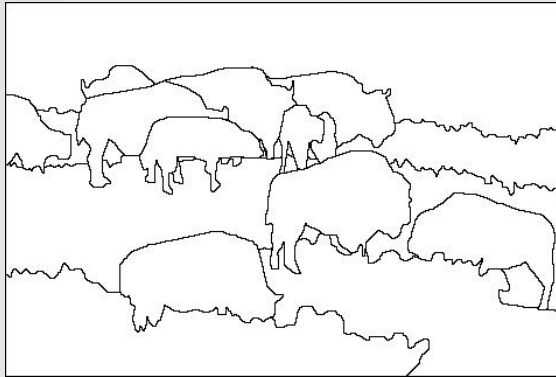
Smoothed derivative removes
noise, but blurs edge

ΑΠΟ ΤΙΣ ΑΚΜΕΣ ΣΤΗΝ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ

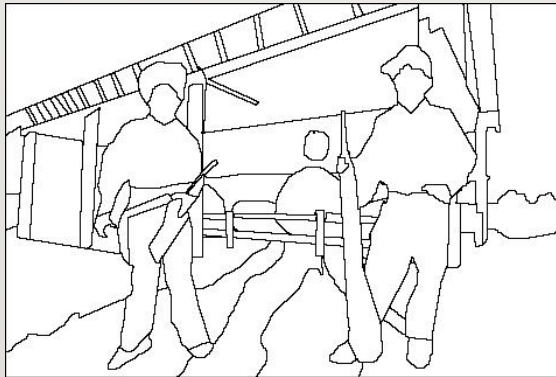
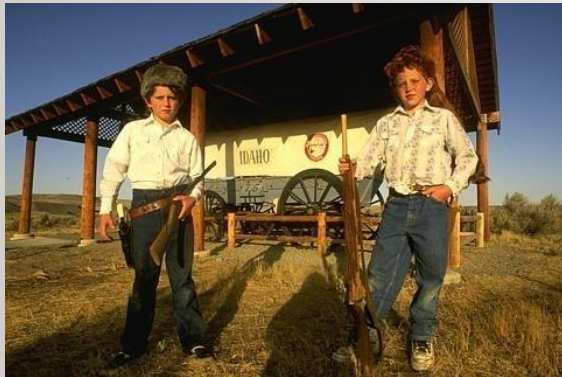
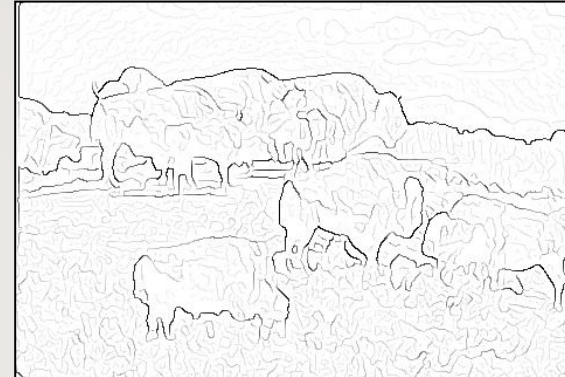
image



human segmentation

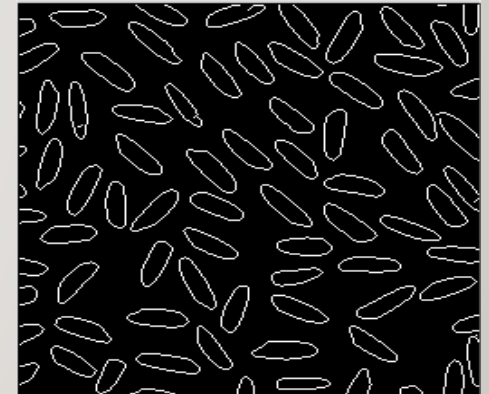
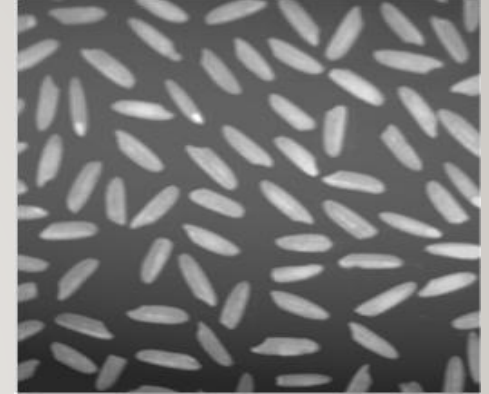


gradient magnitude



ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ ΒΑΣΗ ΑΚΜΩΝ

- Αυτή η προσέγγιση προσδιορίζει τα δυνατά άκρα σε μια εικόνα ελπίζοντας ότι αυτά αντιστοιχούν σε όρια αντικειμένων.
- Οι ακμές επεκτείνονται ή διαγράφονται έτσι ώστε να δημιουργούνται κλειστά όρια. Ονομάζεται "Χαλάρωση Άκρων".
- Καλό μόνο για απλές εικόνες.
- Το σχήμα μπορεί στη συνέχεια να χρησιμοποιηθεί για αναγνώριση.



ΕΝΤΟΠΙΣΜΟΣ ΑΣΥΝΕΧΕΙΩΝ

$\mathcal{W}_1$	$\mathcal{W}_2$	$\mathcal{W}_3$
$\mathcal{W}_4$	$\mathcal{W}_5$	$\mathcal{W}_6$
$\mathcal{W}_7$	$\mathcal{W}_8$	$\mathcal{W}_9$

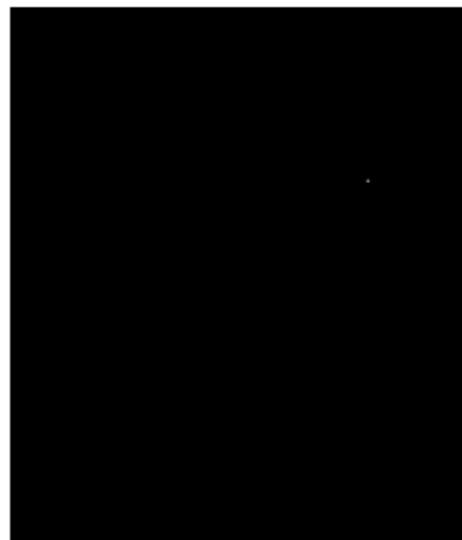
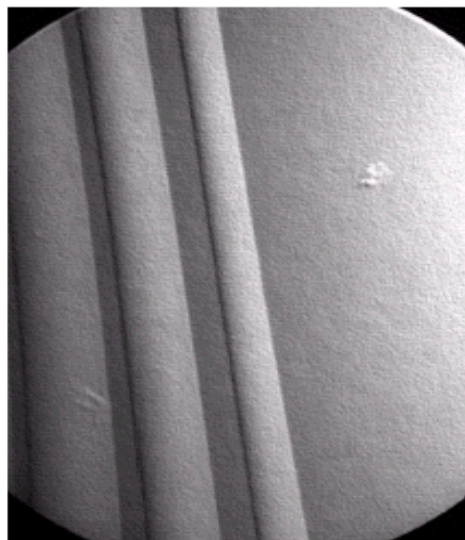
- ανιχνεύουν τους τρεις βασικούς τύπους ασυνεχειών σε επίπεδο γκρι
 - σημεία, γραμμές, ακμές
- Ο συνηθισμένος τρόπος είναι να περάσει μια μάσκα μέσα από την εικόνα

ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΣΗΜΕΙΟΥ

- Ένα σημείο έχει ανιχνευθεί στη θέση στην οποία είναι κεντραρισμένη η μάσκα αν $|R| \geq T$
- όπου T είναι ένα μη αρνητικό όριο, R είναι το άθροισμα των γινομένων των συντελεστών με τα επίπεδα του γκρι που περιέχονται στην περιοχή που περικλείεται από το σήμα.
- Η μάσκα είναι ίδια με τη Λαπλασιανή μάσκα
- Οι μόνες διαφορές που θεωρούνται ενδιαφέροντες είναι αυτές που είναι αρκετά μεγάλες (που καθορίζονται από το T) ώστε να θεωρούνται μεμονωμένα σημεία.

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ



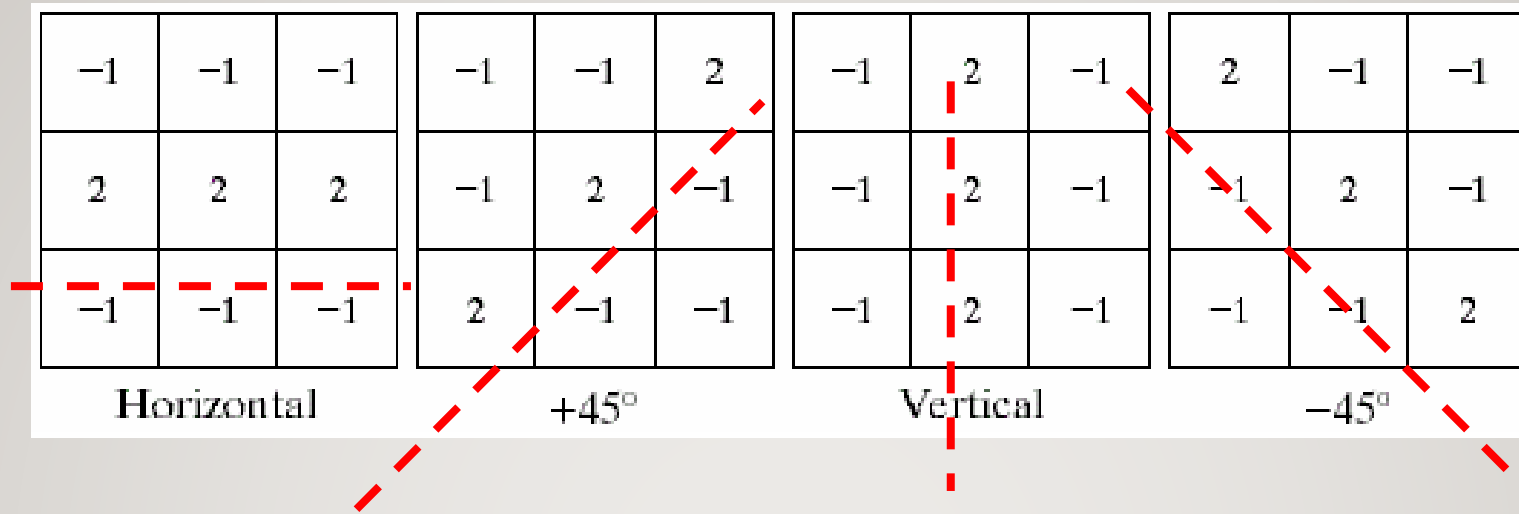
-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

a
b c d

FIGURE 10.2

(a) Point detection mask.
(b) X-ray image of a turbine blade with a porosity.
(c) Result of point detection.
(d) Result of using Eq. (10.1-2).
(Original image courtesy of X-TEK Systems Ltd.)

ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΓΡΑΜΜΗΣ



Μάσκες γραμμής

- Η οριζόντια μάσκα θα έχει μέγιστη απόκριση όταν μια γραμμή πλάτους 1 pixel διέρχεται από τη μεσαία σειρά της μάσκας και όταν το φόντο είναι σταθερό. Το ίδιο και για τις άλλες μάσκες.
- Σημείωση: η προτιμώμενη κατεύθυνση κάθε μάσκας σταθμίζεται με μεγαλύτερο συντελεστή (δηλαδή, 2) από άλλες πιθανές κατευθύνσεις.
- Για να ανιχνεύσουμε σκοτεινές γραμμές χρειαζόμαστε $R < T$ και $T < 0$; Για να ανιχνεύσουμε φωτεινές γραμμές χρειαζόμαστε $R > T > 0$; Για ανίχνευση όλων θέτουμε $|R| > T > 0$.

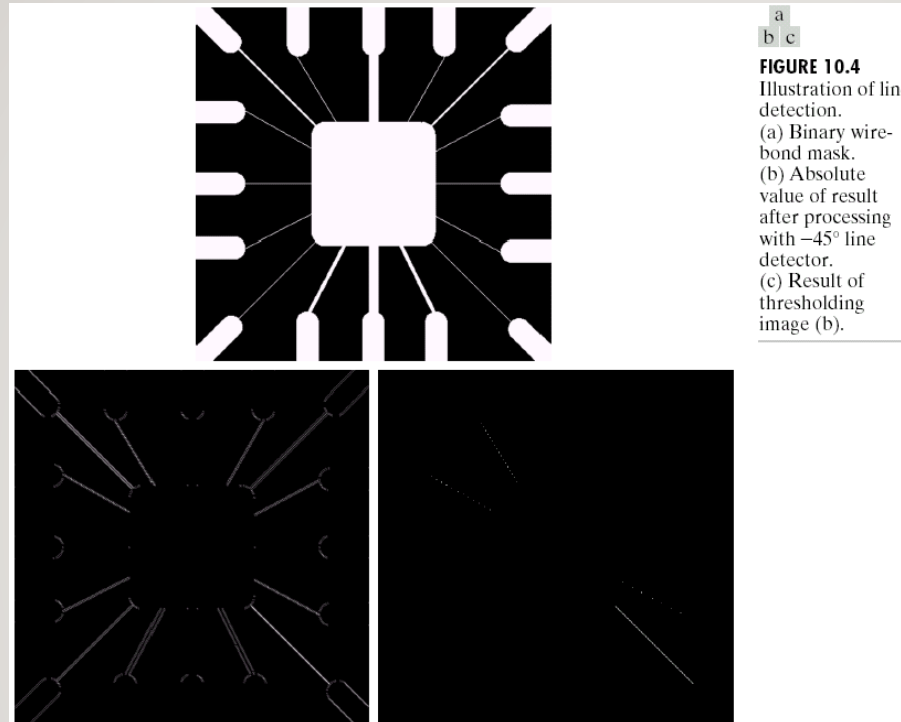
ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΓΡΑΜΜΗΣ

- Εφαρμόζουμε κάθε μάσκα στην εικόνα
- Apply every mask on the image
- Έστω R_1, R_2, R_3, R_4 η απόκριση των οριζόντιας, +45 μοίρες, κάθετης και -45 μοίρες масκών, αντίστοιχα.
- Αν σε ένα συγκεκριμένο σημείο στην εικόνα $|R_i| > |R_j|$, για όλα τα $j \neq i$, αυτό το σημείο λέγεται ότι είναι περισσότερο πιθανό να συσχετίζεται με γραμμή στην κατεύθυνση της μάσκας i .

ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΓΡΑΜΜΗΣ

- Εναλλακτικά, εάν μας ενδιαφέρει να ανιχνεύσουμε όλες τις γραμμές σε μια εικόνα προς την κατεύθυνση που ορίζεται από μια δεδομένη μάσκα, απλώς περνάμε τη μάσκα μέσα από την εικόνα και ορίζουμε το κατώφλι της απόλυτης τιμής του αποτελέσματος.
- Τα σημεία που απομένουν είναι οι ισχυρότερες αποκρίσεις, οι οποίες, για γραμμές «πάχους» ενός εικονοστοιχείου, αντιστοιχούν πλησιέστερα στην κατεύθυνση που ορίζεται από τη μάσκα.

ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ



ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΜΩΝ

z_1	z_2	z_3
z_4	z_5	z_6
z_7	z_8	z_9

a
b c
d e
f g

FIGURE 10.8
A 3×3 region of an image (the z 's are gray-level values) and various masks used to compute the gradient at point labeled z_5 .

-1	0	0	-1
0	1	1	0

Roberts

-1	-1	-1	-1	0	1
0	0	0	-1	0	1
1	1	1	-1	0	1

Prewitt

-1	-2	-1	-1	0	1
0	0	0	-2	0	2
1	2	1	-1	0	1

Sobel

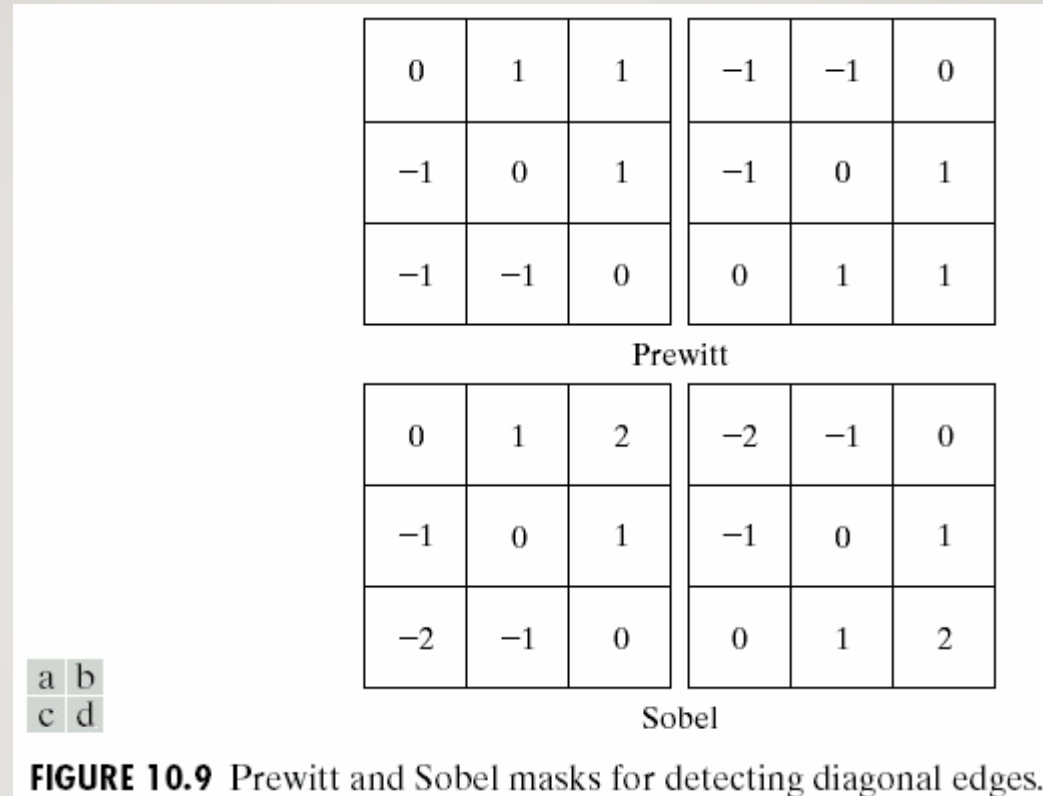
$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$$

$$G = |G_x| + |G_y| \text{ or}$$

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$$

$$\alpha = \tan^{-1} \left(\frac{G_y}{G_x} \right)$$

ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΔΙΑΓΩΝΙΩΝ ΑΚΜΩΝ

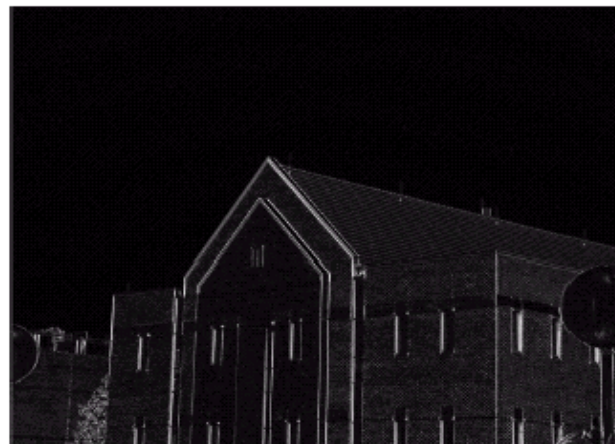


ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΜΩΝ - ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ

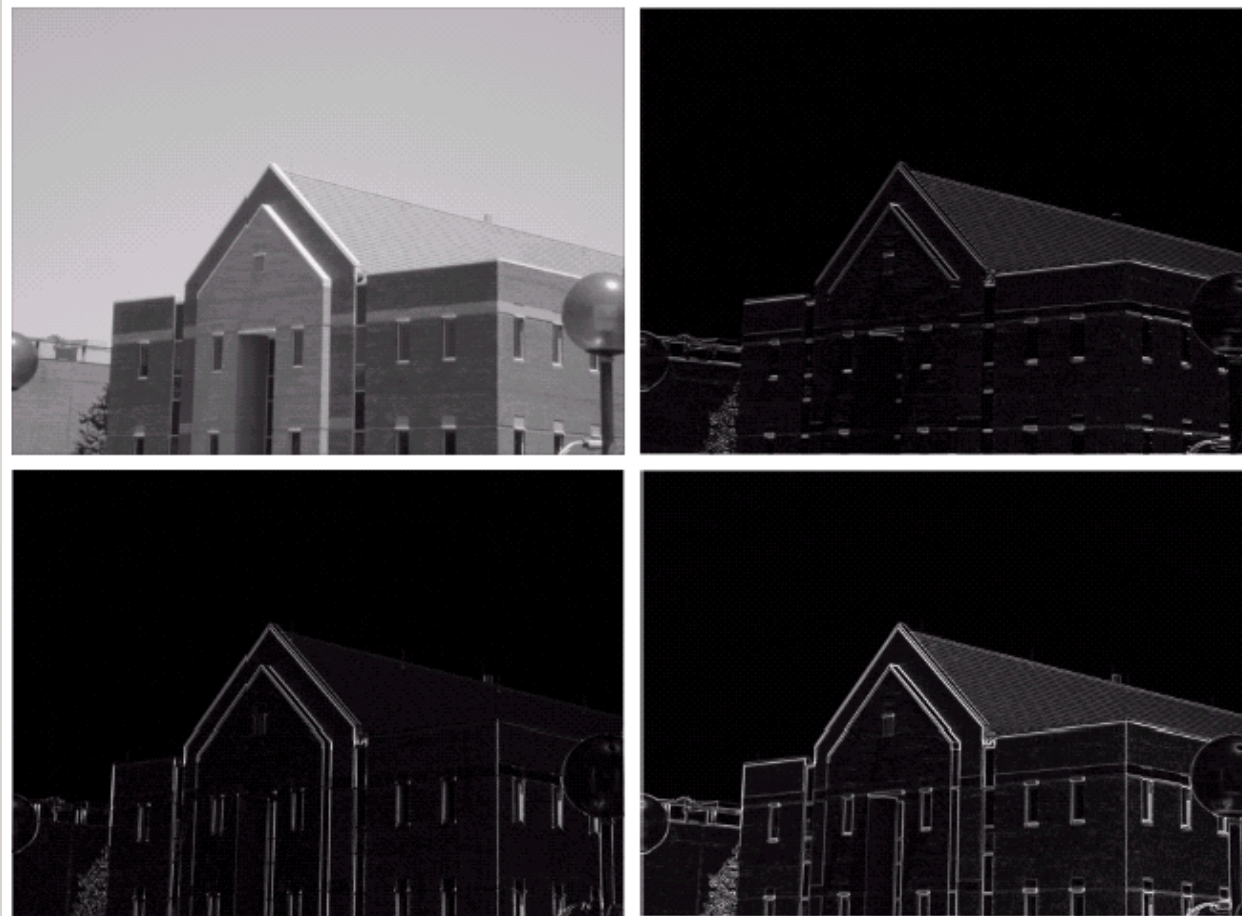
a	b
c	d

FIGURE 10.10

(a) Original image. (b) $|G_x|$, component of the gradient in the x -direction. (c) $|G_y|$, component in the y -direction. (d) Gradient image, $|G_x| + |G_y|$.



ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΜΩΝ - ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ



a	b
c	d

FIGURE 10.11
Same sequence as
in Fig. 10.10, but
with the original
image smoothed
with a 5×5
averaging filter.

ΑΝΙΧΝΕΥΣΗ ΑΚΜΩΝ - ΠΑΡΑΔΕΙΓΜΑ



a b

FIGURE 10.12
Diagonal edge
detection.

(a) Result of using
the mask in
Fig. 10.9(c).

(b) Result of using
the mask in
Fig. 10.9(d). The
input in both cases
was Fig. 10.11(a).

ΑΛΛΕΣ ΔΙΑΘΕΣΙΜΕΣ ΤΕΧΝΙΚΕΣ

- Histogram-based
- Clustering-based
- Region growing
- Split-and-merge
- Morphological
- Graph-based

ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ ΜΕ ΒΑΣΗ ΤΟ ΙΣΤΟΓΡΑΜΜΑ



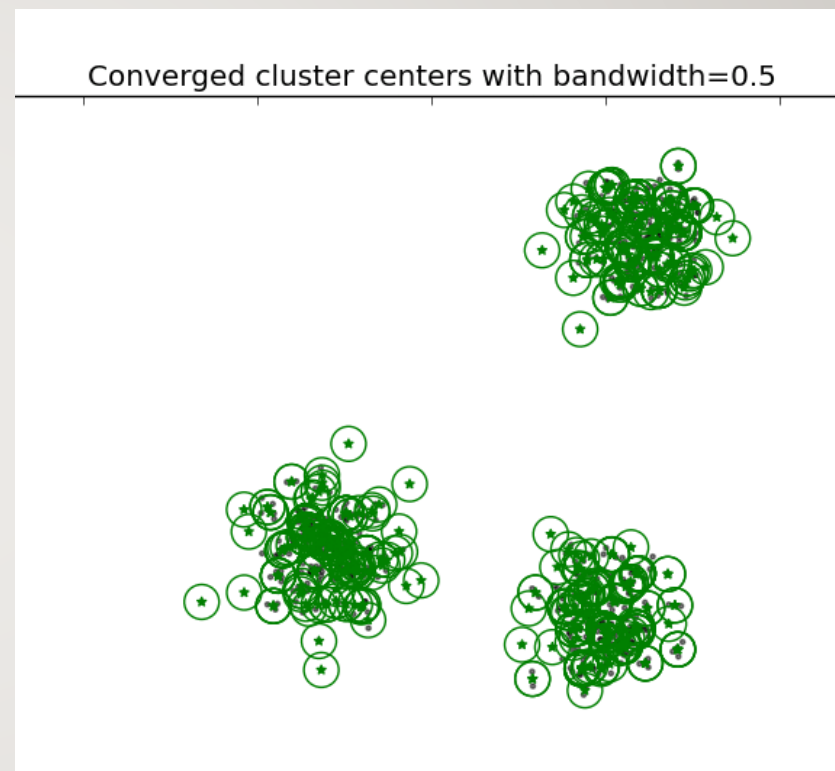
- Μπορούμε να μειώσουμε τον αριθμό των χρωμάτων σε K και αντιστοιχίζοντας κάθε pixel στο πλησιέστερο χρώμα.
- Παραπάνω φαίνεται αν χρησιμοποιήσουμε δύο χρώματα.

ΣΥΣΤΑΔΟΠΟΙΗΣΗ & ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ

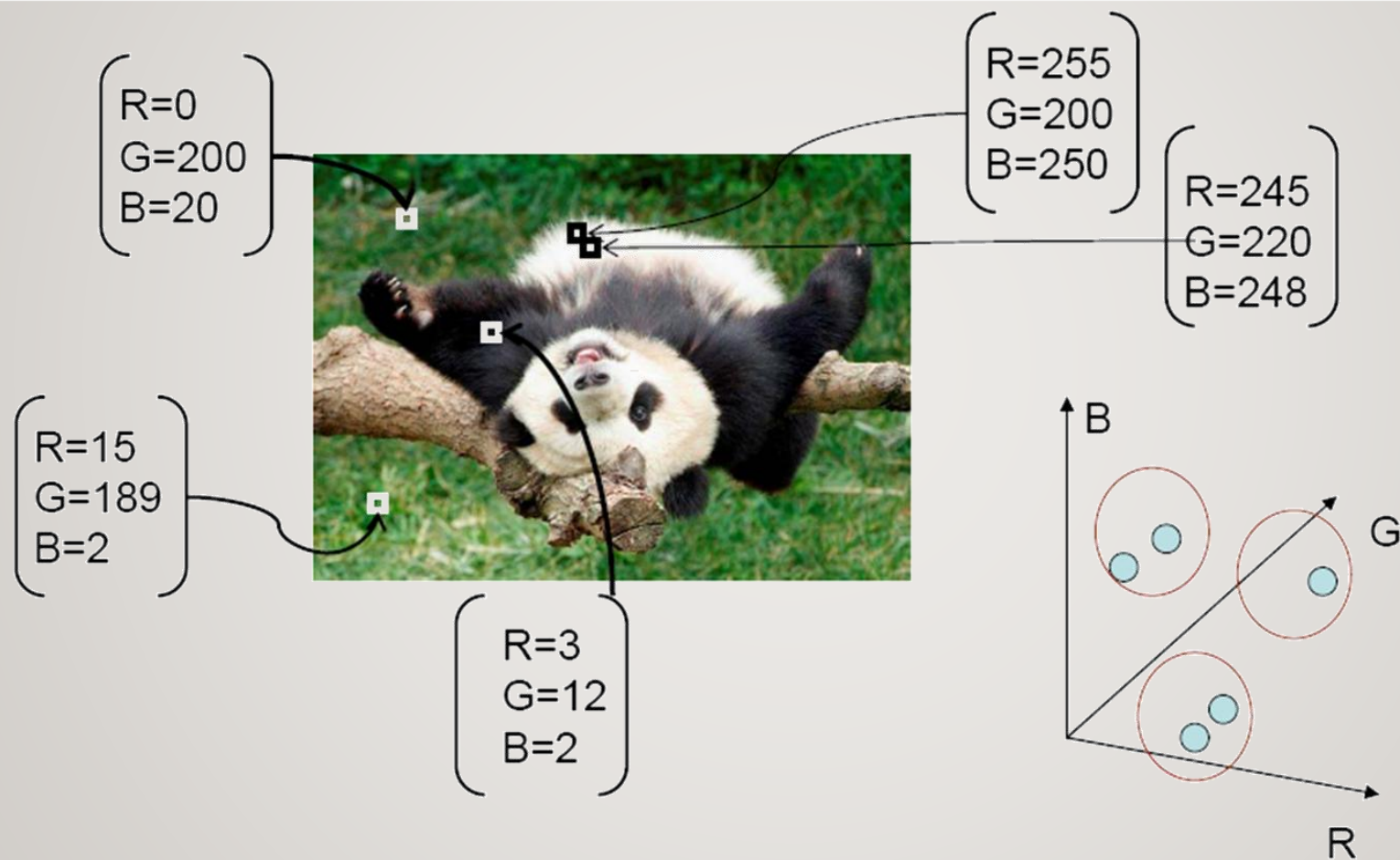
K-Means



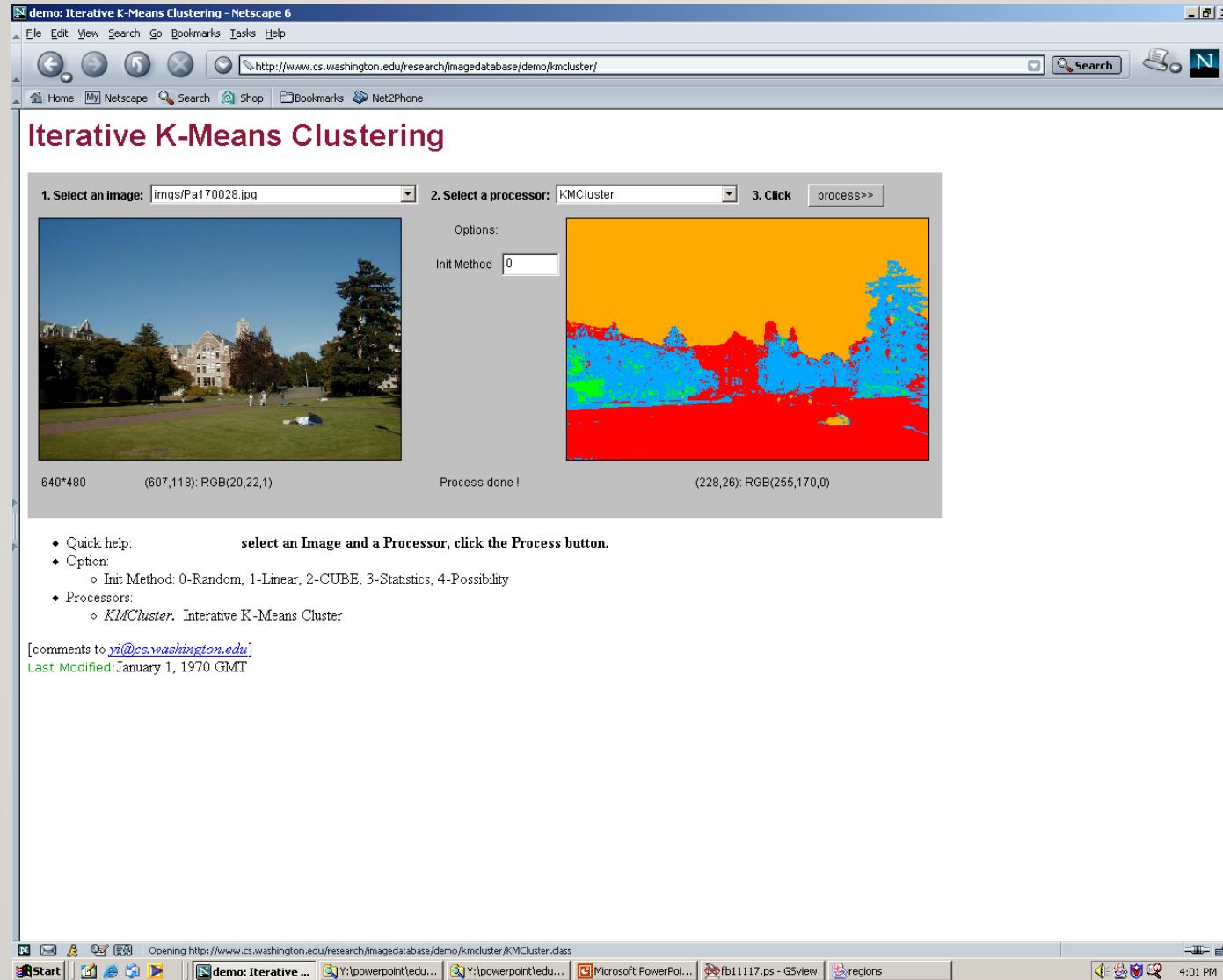
Mean Shift



ΤΙΜΕΣ ΕΙΣΟΔΟΥ



ΤΜΗΜΑΤΟΠΟΙΗΣΗ ΜΕΣΩ K-MEANS



Συσταδοποίηση με βάση το χρώμα με χρήση του k-means.

ΤΜΗΜΑΤΟΠΟΙΗΣΗ ΜΕΣΩ K-MEANS

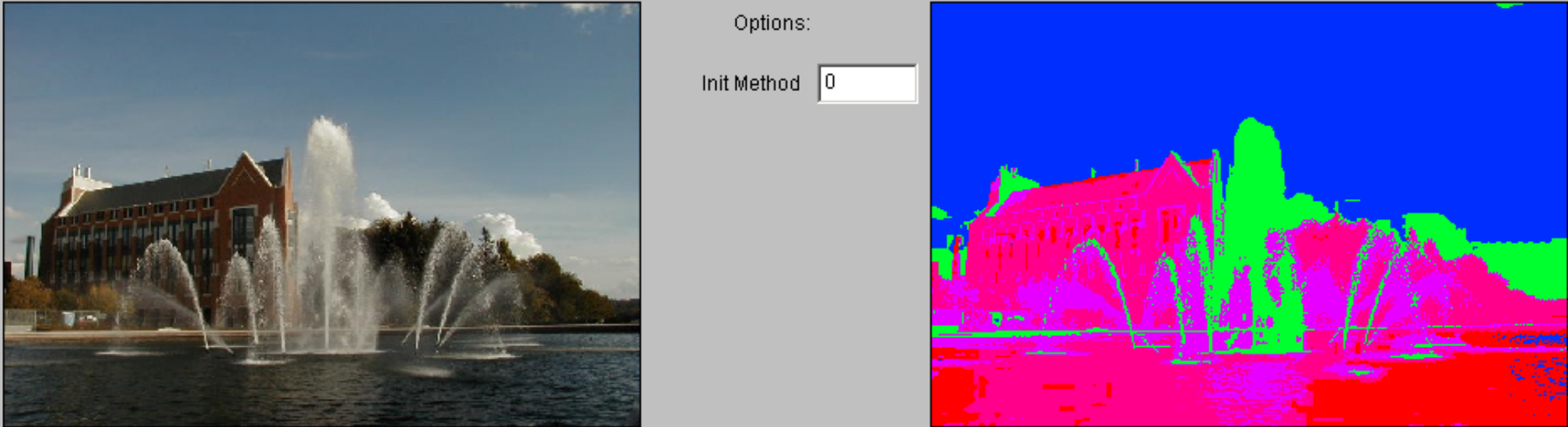
1. Select an image: 2. Select a processor: 3. Click

Options:
Init Method

640*480 (636,95): RGB(102,130,151)

Process done !

(590,209): RGB(0,46,255)



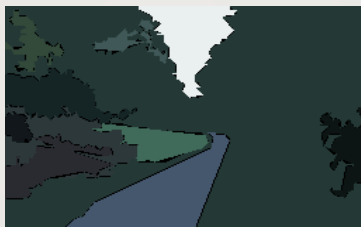
Συσταδοποίηση με βάση το χρώμα με χρήση του k-means.

ΕΚΤΟΣ ΑΠΟ ΧΡΩΜΑ, ΤΙ ΑΛΛΟ ΕΧΩ;

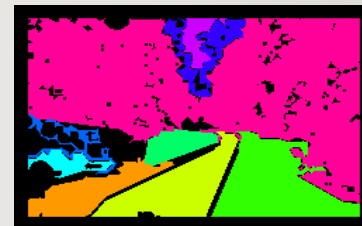
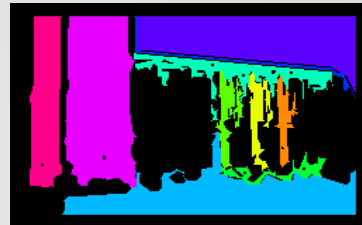
Αρχικές εικόνες



Περιοχές Χρώματος



Περιοχές Υφής



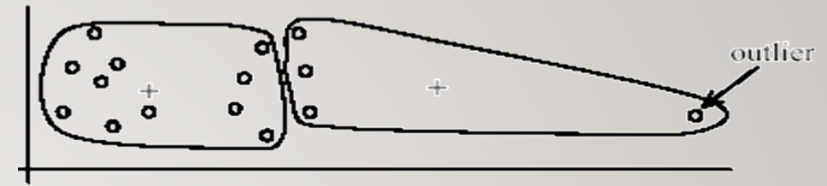
K-MEANS

Πλεονεκτήματα:

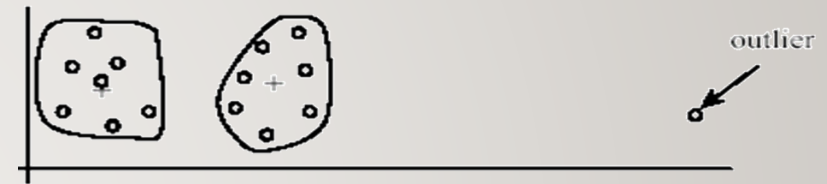
- Απλός, γρήγορος στον υπολογισμό
- Συγκλίνει στο τοπικό ελάχιστο τετράγωνο σφάλματος εντός του συμπλέγματος

Μειονεκτήματα:

- Ρύθμιση K;
- Ευαίσθητο στα αρχικά κέντρα Ευαίσθητο σε ακραίες τιμές
- Ανιχνεύει σφαιρικά σμήνη



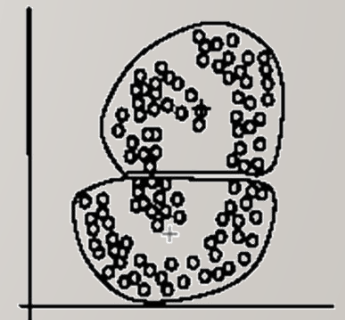
(A): Undesirable clusters



(B): Ideal clusters



(A): Two natural clusters



(B): *k*-means clusters

ΠΑΡΑΛΛΑΓΕΣ

Παραλλαγές K-Means:

- Διαφορετικοί τρόποι αρχικοποίησης των κέντρων των συστάδων
- Διαφορετικά κριτήρια διακοπής.
- Δυναμικές μέθοδοι για τον προσδιορισμό του σωστού αριθμού συστάδων (K) για μια δεδομένη εικόνα.

Πρόβλημα: τμηματοποίηση βάσει ιστογράμματος και ομαδοποίησης χρησιμοποιώντας χρώμα/υφή/κ.λπ. μπορεί να δημιουργήσει ακατάστατες/θορυβώδεις (meshy/noisy) περιοχές.

(Γιατί;) Πώς μπορούν να διορθωθούν αυτά;

MEAN SHIFT ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ

Ακολουθεί μια σύντομη επισκόπηση της ομαδοποίησης/τμηματοποίησης Mean Shift:

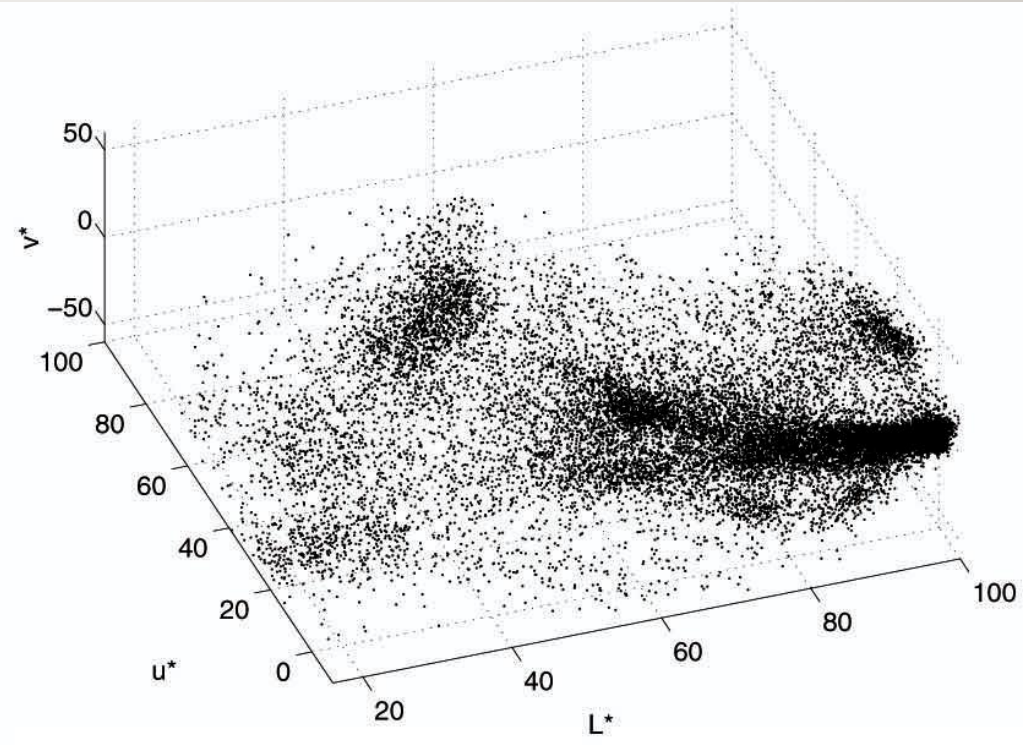
- **Μη παραμετρική ομαδοποίηση:** Η μέση μετατόπιση είναι μια μη παραμετρική τεχνική ομαδοποίησης με βάση την πυκνότητα που δεν απαιτεί εκ των προτέρων καθορισμό του αριθμού των συστάδων.
- **Εκτίμηση πυκνότητας πυρήνα:** Χρησιμοποιεί έναν πυρήνα (συνήθως Gaussian) για να εκτιμήσει την πυκνότητα των σημείων δεδομένων στον χώρο χαρακτηριστικών και προσδιορίζει συστάδες με βάση περιοχές υψηλής πυκνότητας.
- **Μετατόπιση μέσου όρου:** Ο αλγόριθμος μετατοπίζει επαναληπτικά τα σημεία δεδομένων προς το μέσο όρο των σημείων εντός μιας καθορισμένης ακτίνας (εύρος ζώνης) μέχρι τη σύγκλιση, ομαδοποιώντας σημεία που συγκλίνουν στον ίδιο μέσο όρο ως συστάδα.
- **Παράμετρος εύρους ζώνης:** Το εύρος ζώνης (ακτίνα επιρροής) ελέγχει το μέγεθος των συστάδων. Ένα μεγαλύτερο εύρος ζώνης οδηγεί σε λιγότερες, μεγαλύτερες συστάδες, ενώ ένα μικρότερο δημιουργεί περισσότερες, μικρότερες συστάδες.

MEAN SHIFT ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ

- Ο αλγόριθμος mean shift αναζητά τρόπους λειτουργίας ή τοπικά μέγιστα πυκνότητας στον χώρο χαρακτηριστικών.

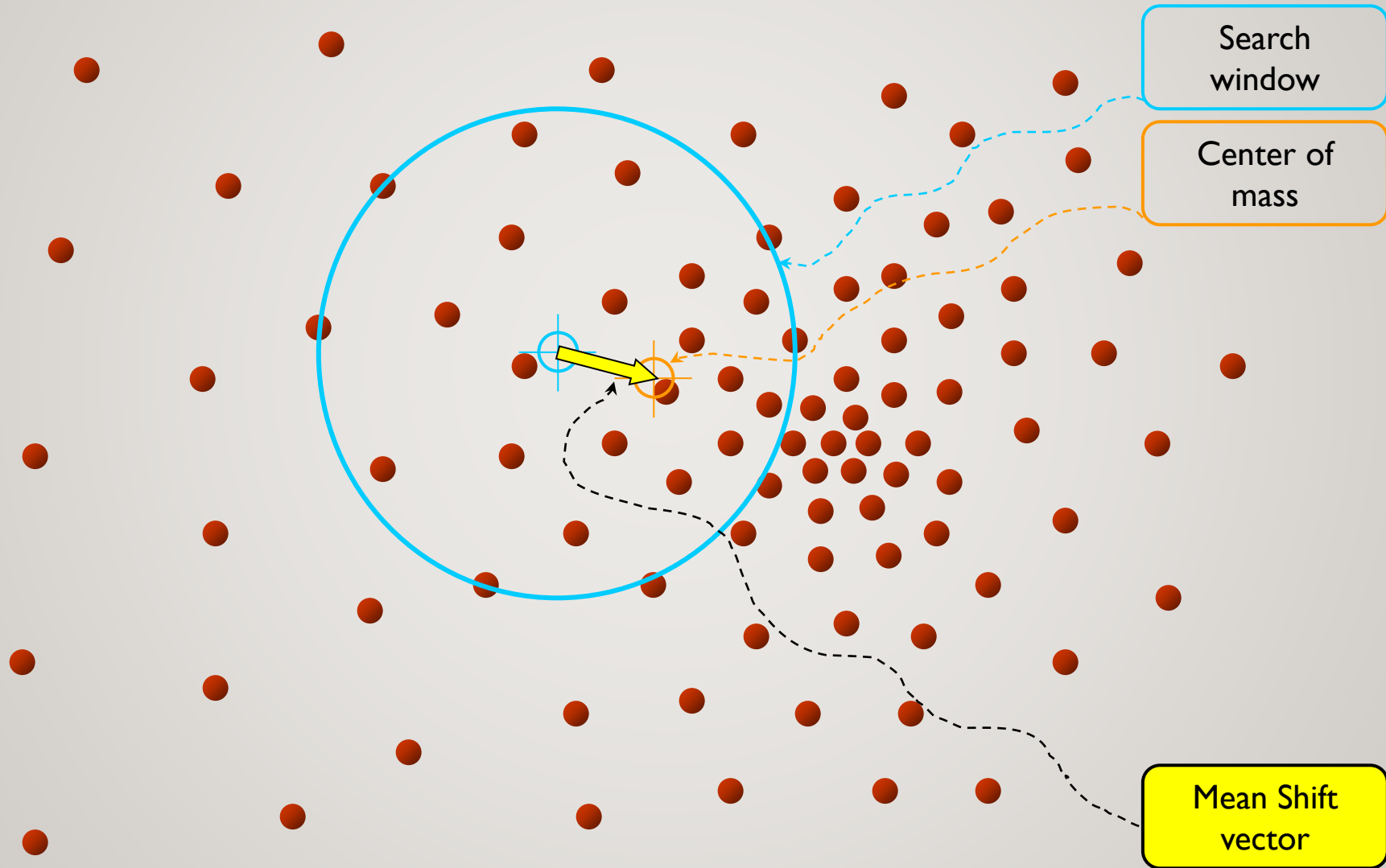


Image

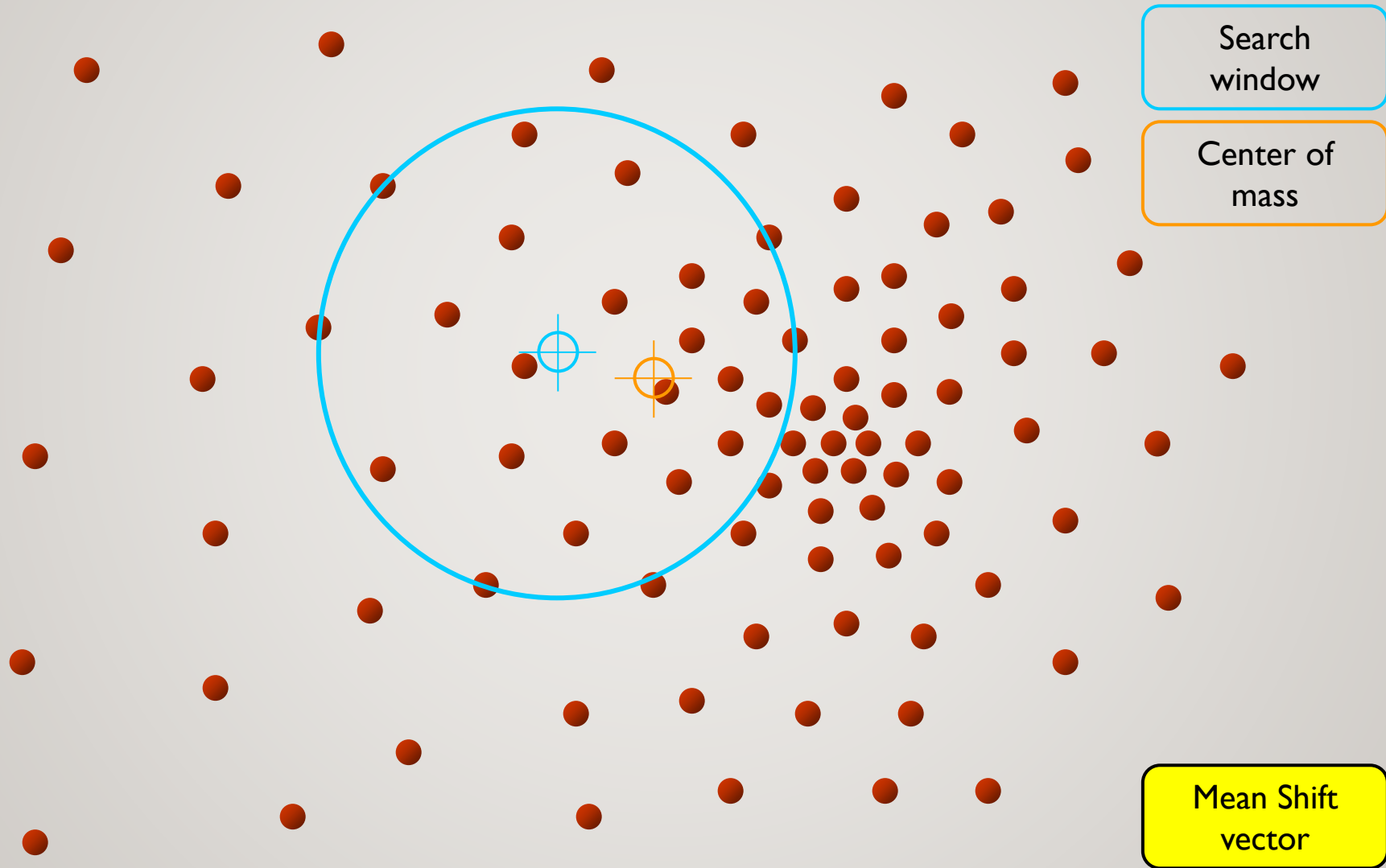


Feature space ($L^*u^*v^*$ color values)

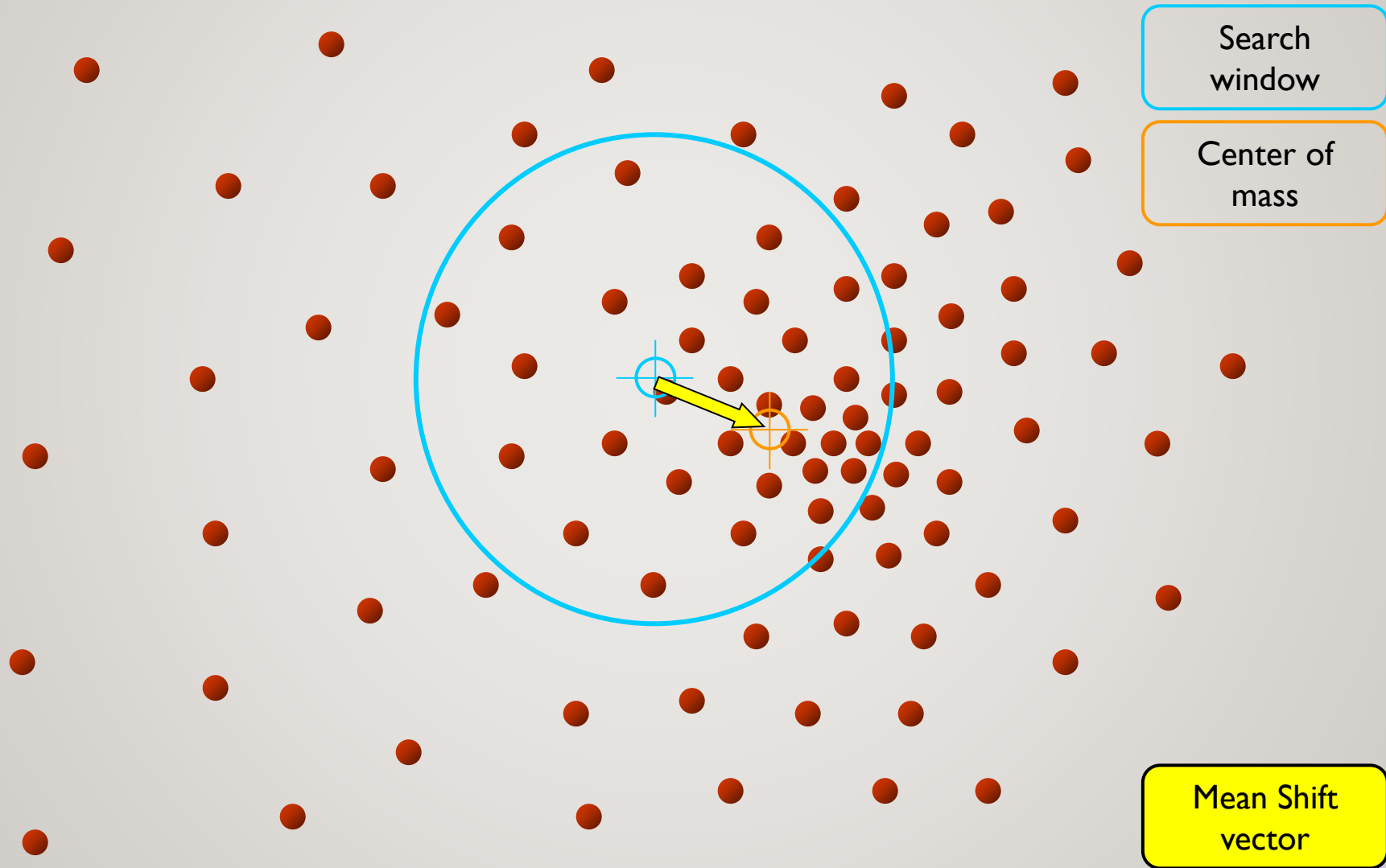
MEAN SHIFT ALGORITHM



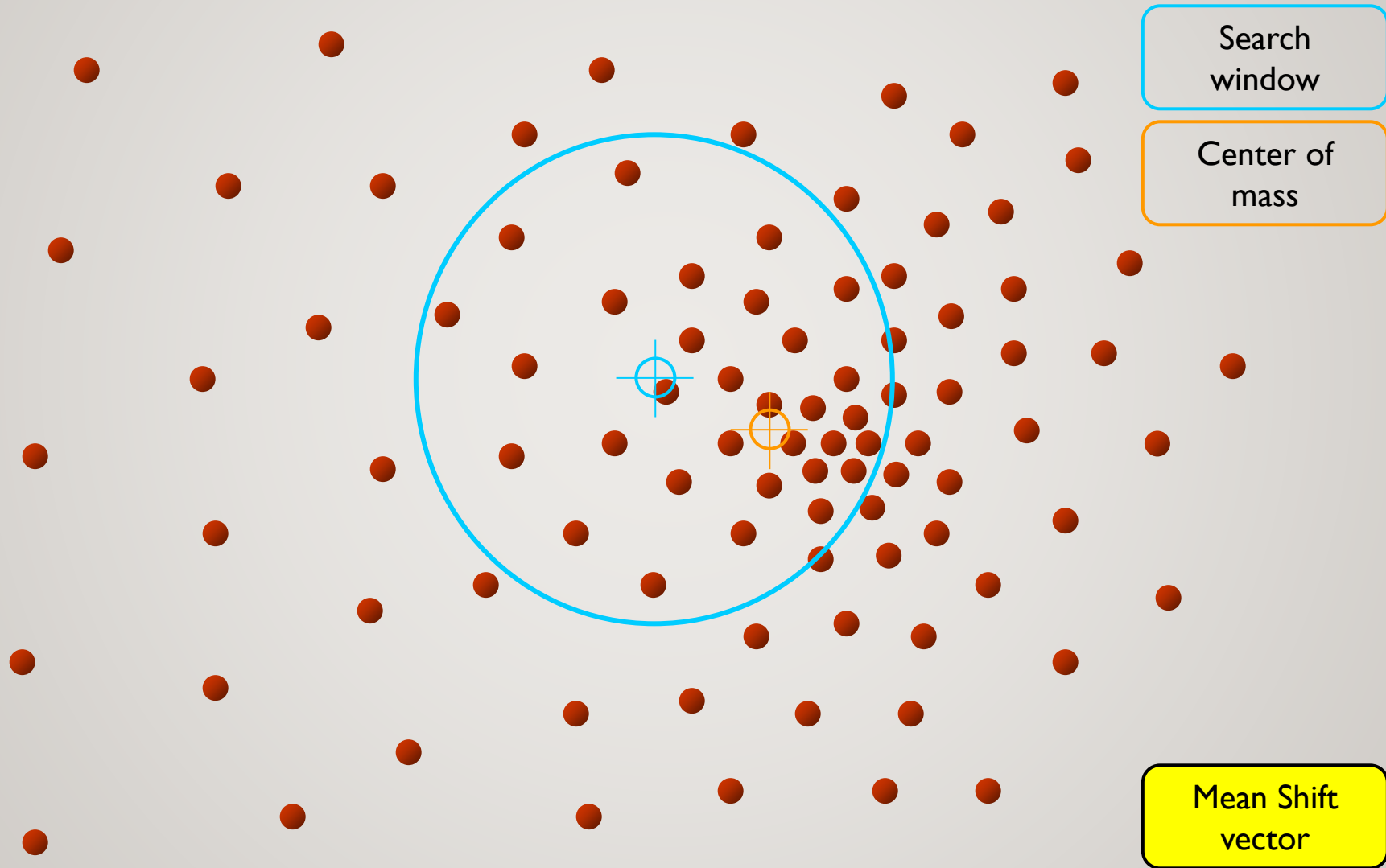
MEAN SHIFT ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ



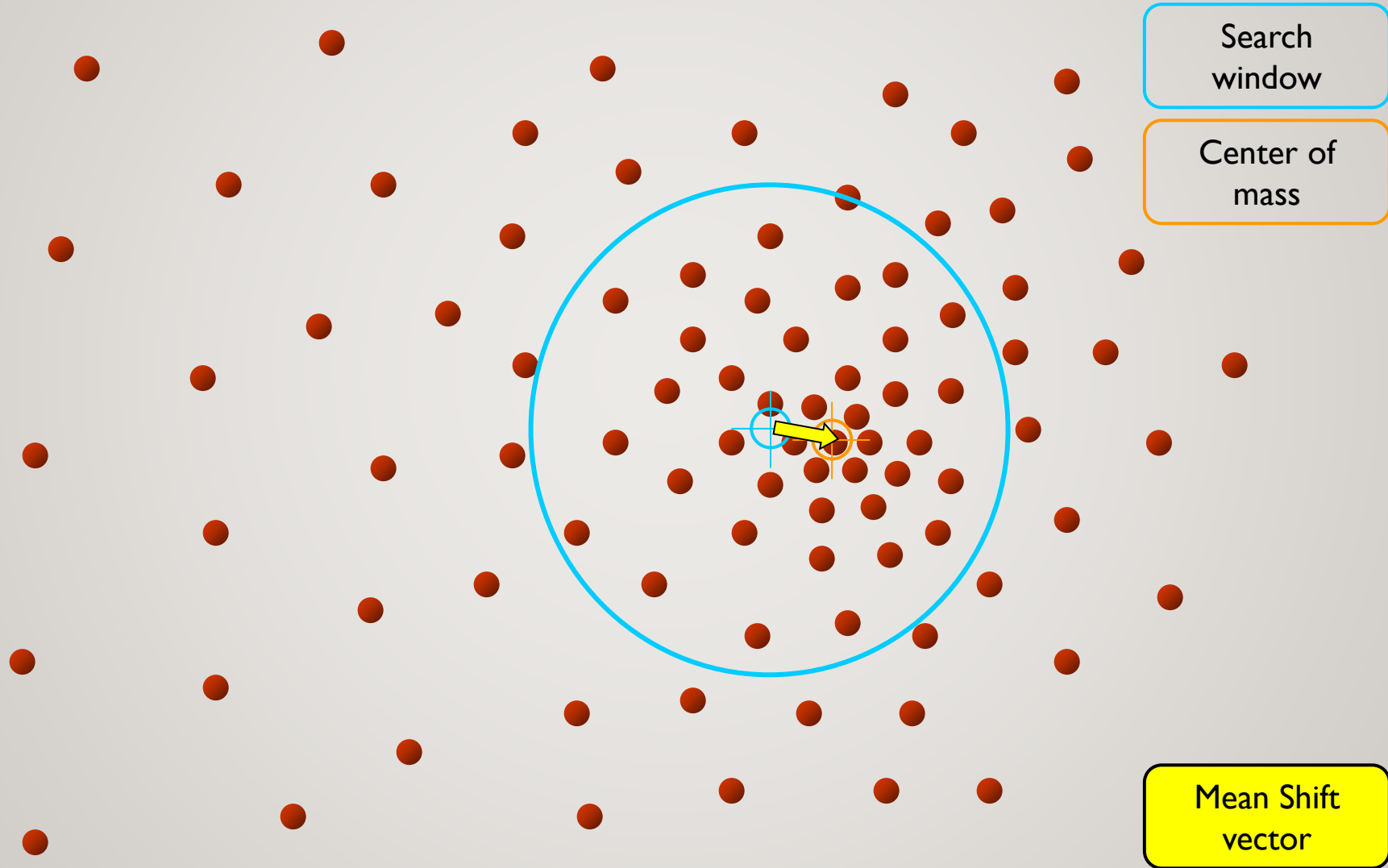
MEAN SHIFT ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ



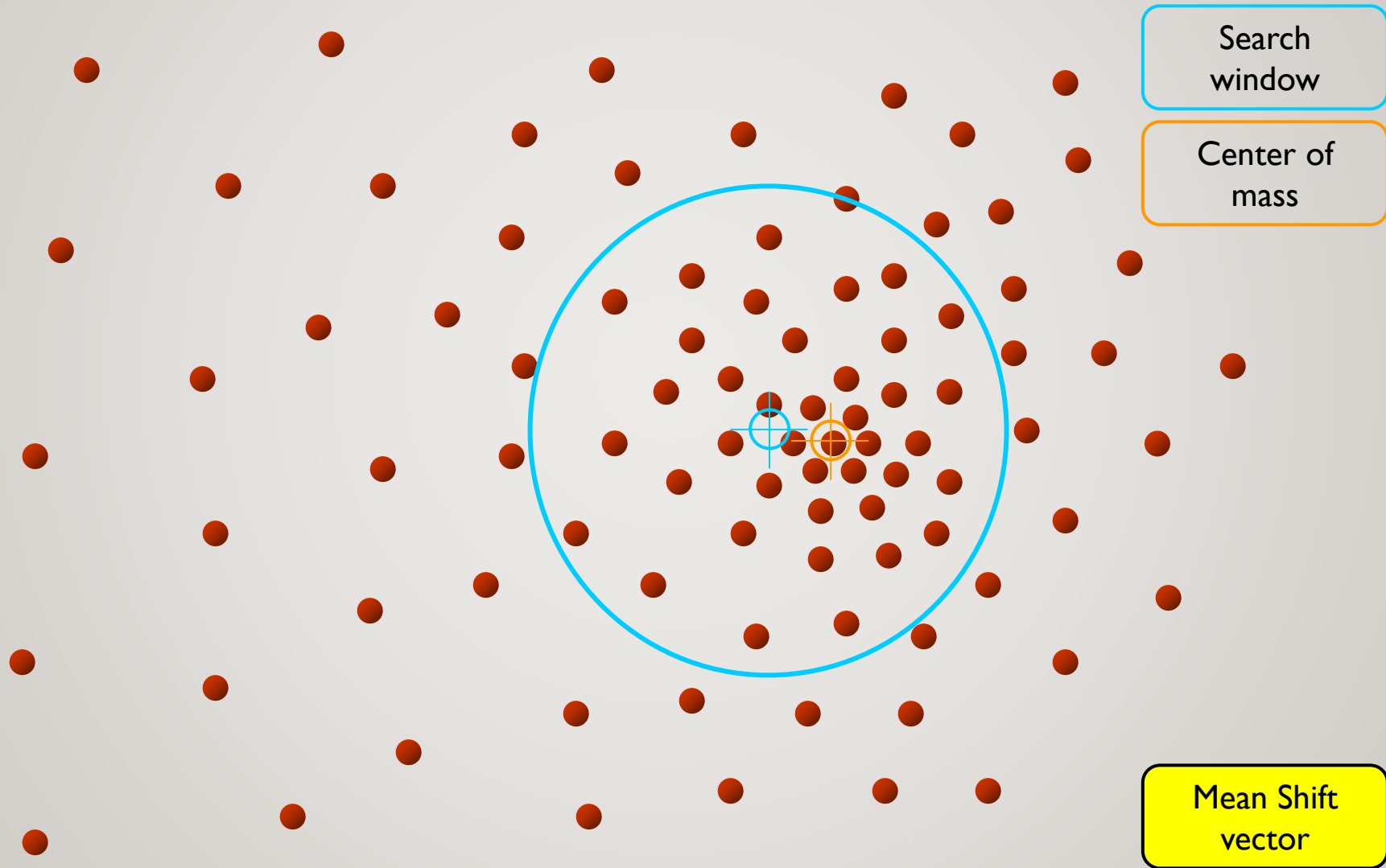
MEAN SHIFT ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ



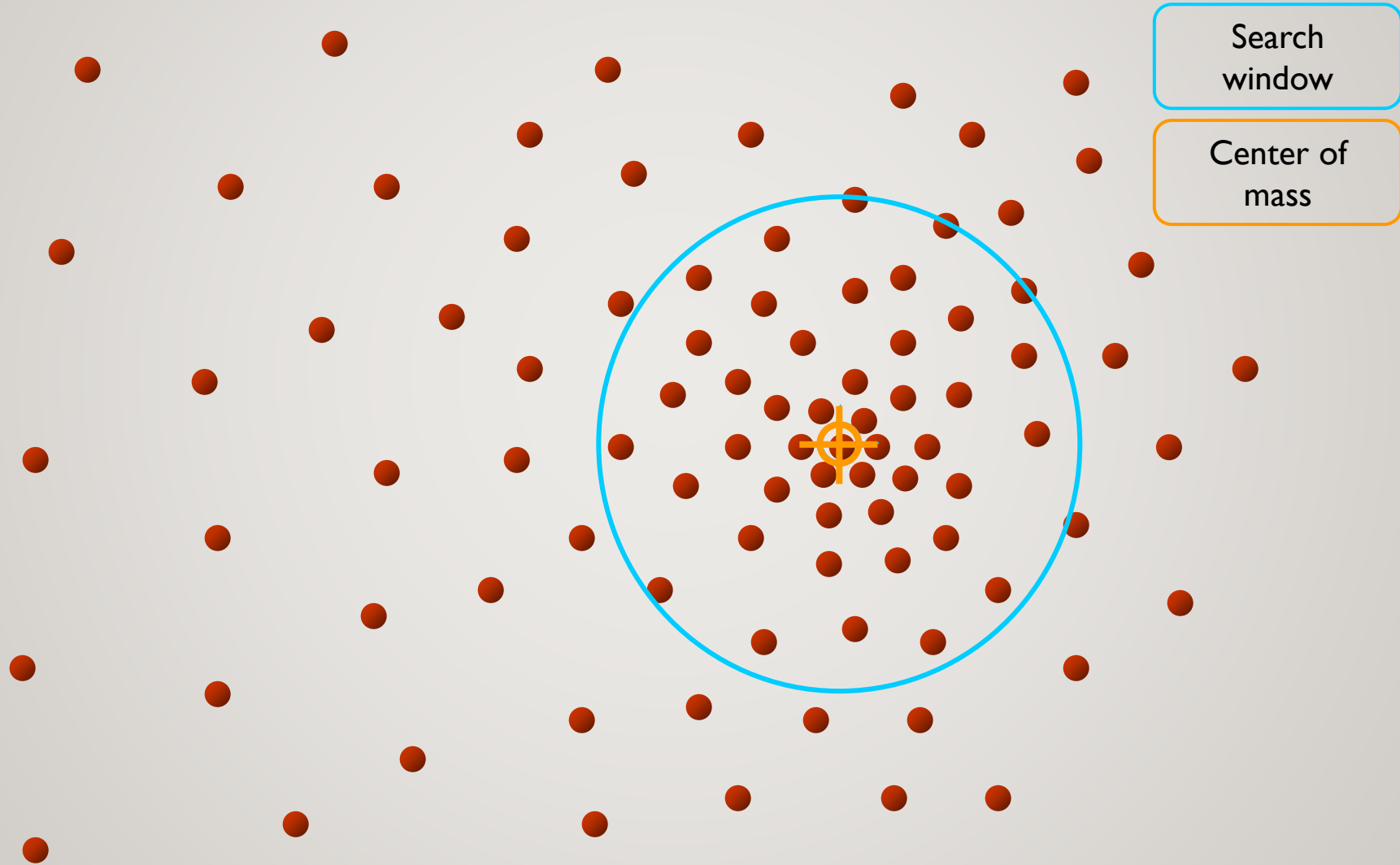
MEAN SHIFT ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ



MEAN SHIFT ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ

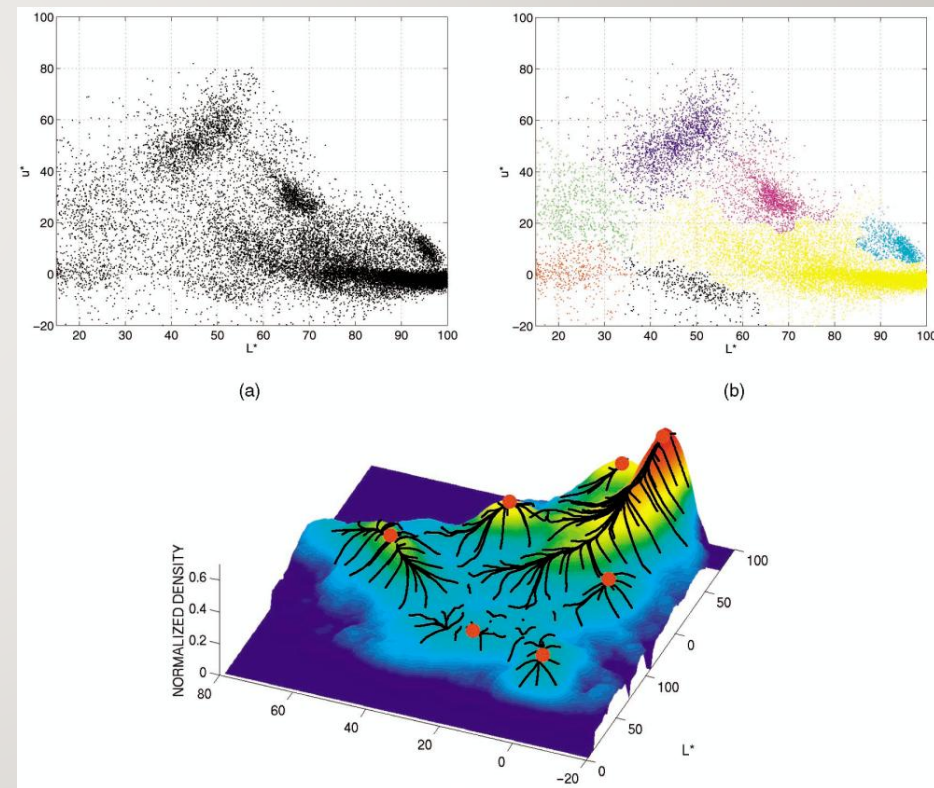


MEAN SHIFT ΑΛΓΟΡΙΘΜΟΣ

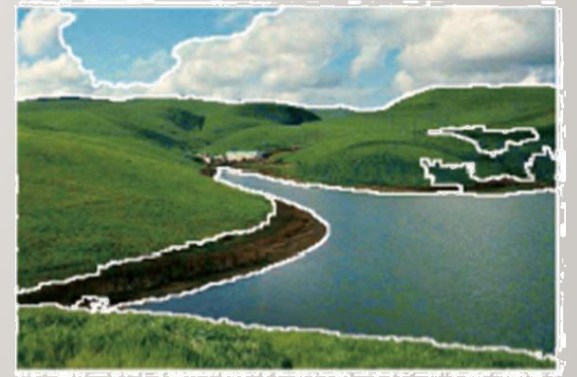


MEAN SHIFT ΣΥΣΤΑΔΟΠΟΙΗΣΗ/ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ

- Βρίσκει χαρακτηριστικά (χρώμα, διαβαθμίσεις, υφή, κ.λπ.)
- Αρχικοποιεί τα παράθυρα σε μεμονωμένα σημεία χαρακτηριστικών
- Εκτελεί τη μέση μετατόπιση για κάθε παράθυρο μέχρι τη σύγκλιση
- Συγχωνεύει παράθυρα που καταλήγουν κοντά στην ίδια "αιχμή" (peak) ή λειτουργία (mode).



ΑΠΟΤΕΛΕΣΜΑΤΑ ΚΑΤΑΤΜΗΣΗΣ ΜΕΑΝ SHIFT



MEAN SHIFT

Πλεονεκτήματα:

- Δεν υποθέτει σχήμα στις συστάδες
- Επιλογή μίας παραμέτρου (μέγεθος παραθύρου)
- Γενική τεχνική
- Βρίσκει πολλαπλούς τρόπους λειτουργίας

Μειονεκτήματα:

- Επιλογή μεγέθους παραθύρου
- Δεν κλιμακώνει καλά με τη διάσταση του χώρου χαρακτηριστικών

ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΠΕΡΙΟΧΗΣ (REGION GROWING)

- Οι τεχνικές ανάπτυξης περιοχής ξεκινούν με ένα εικονοστοιχείο μιας πιθανής περιοχής και προσπαθούν να το αναπτύξουν προσθέτοντας γειτονικά εικονοστοιχεία έως ότου τα εικονοστοιχεία που συγκρίνονται είναι πολύ ανόμοια.
- Το πρώτο εικονοστοιχείο που επιλέγεται μπορεί να είναι μόνο το πρώτο εικονοστοιχείο χωρίς ετικέτα στην εικόνα ή μπορεί να επιλεγεί ένα σύνολο από εικονοστοιχεία (μη αυτόματα ή αυτόματα) από την εικόνα.
- Πρέπει να ορίσουμε ένα μέτρο ομοιότητας μεταξύ ενός εικονοστοιχείου και ενός συνόλου εικονοστοιχείων καθώς και έναν κανόνα που λαμβάνει μια απόφαση για ανάπτυξη με βάση αυτό το μέτρο.



ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΠΕΡΙΟΧΗΣ (REGION GROWING)

- Συνήθως, χρησιμοποιείται ένα στατιστικό τεστ για να αποφασιστεί ποια pixel μπορούν να προστεθούν σε μια περιοχή.
- Η περιοχή είναι ένας πληθυσμός με παρόμοια στατιστικά στοιχεία. Χρησιμοποιείτε στατιστικό τεστ για να δείτε εάν ο γείτονας στα σύνορα ταιριάζει στον πληθυσμό της περιοχής.
- Έστω R η περιοχή N pixel μέχρι στιγμής και p είναι ένα γειτονικό pixel με γκρι τόνο g .
- Η μέση τιμή $\bar{X}$ και δειγματική διασπορά S^2 (sample variance) ορίζονται

$$\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{(r,c) \in R} I(r,c)$$

$$S^2 = \frac{1}{N} \sum_{(r,c) \in R} (I(r,c) - \bar{X})^2$$

ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΠΕΡΙΟΧΗΣ (REGION GROWING)

- Στατιστιστικό τεστ

$$T = \left(\frac{(N-1)N}{(N+1)} (p - \bar{X})^2 / S^2 \right)^{1/2}$$

- Έχει κατανομή T_{N-1} αν όλα τα pixels στην περιοχή R και το εξεταζόμενο p είναι independent and identically distributed Gaussians (i.i.d. assumption).

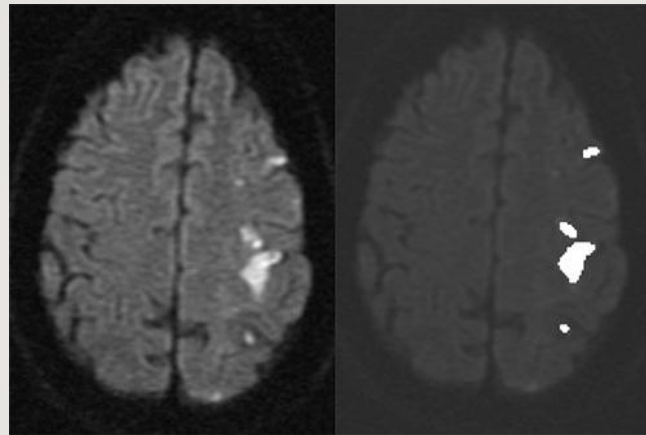
ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΠΕΡΙΟΧΗΣ (REGION GROWING)

- Για την κατανομή T , στατιστικοί πίνακες μας δίνουν την πιθανότητα $\Pr(T \leq t)$ για δεδομένους βαθμούς ελευθερίας και επίπεδο εμπιστοσύνης επιλέγοντας κατάλληλο κατώφλι t .
- Αν ίσχυει ότι το υπολογισμένο $T \leq t$ για το επιθυμητό επίπεδο εμπιστοσύνης, πρόσθεσε το p στην περιοχή R και ανανέωσε τη μέση τιμή και τη διασπορά χρησιμοποιώντας το p .
- Εάν το T είναι πολύ υψηλό, η τιμή p δεν είναι πιθανό να έχει προκύψει από τον πληθυσμό των pixel στο R , ξεκινήστε μια νέα περιοχή.
- Πολλές άλλες στατιστικές μέθοδοι και μέθοδοι που βασίζονται στην απόσταση έχουν επίσης προταθεί για την ανάπτυξη της περιοχής.

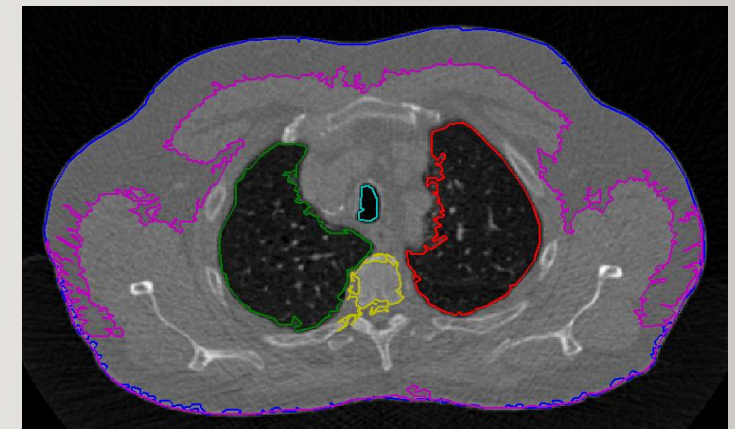
ΑΝΑΠΤΥΞΗ ΠΕΡΙΟΧΗΣ (REGION GROWING)



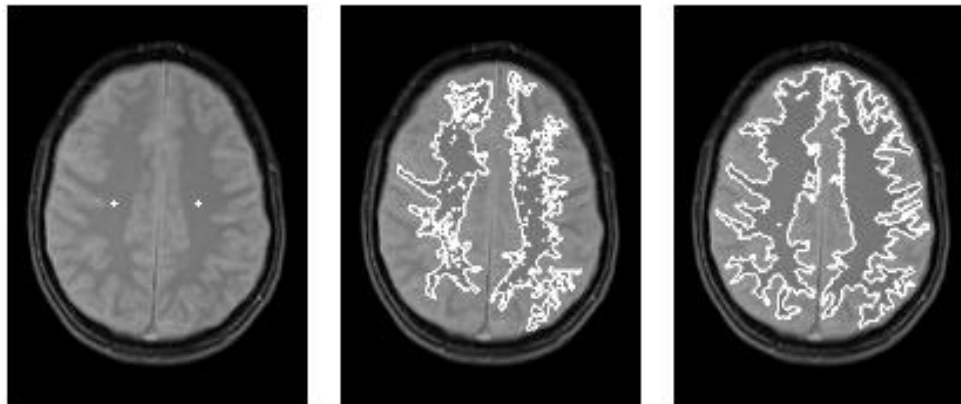
<http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/19084-region-growing>



<http://www.bigr.nl/website/static/research/regrow.html>



<http://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/32532-region-growing-2d3d-grayscale>



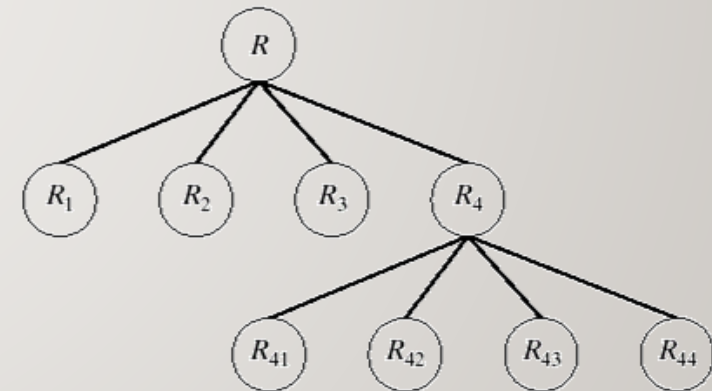
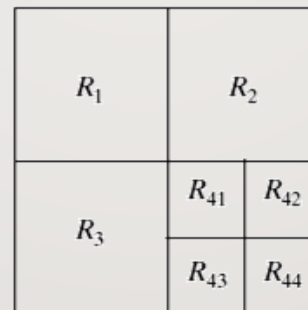
<http://www.creatis.insa-lyon.fr/~grenier/?p=172>

SPLIT-AND-MERGE

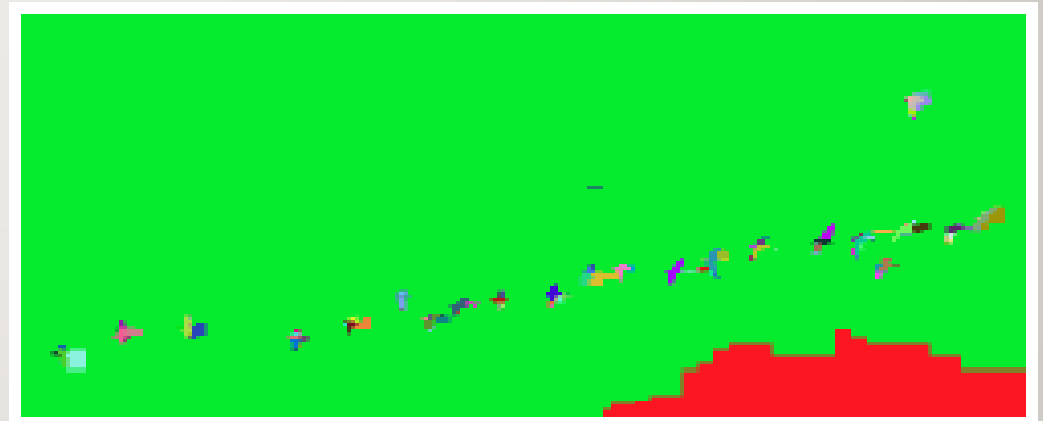
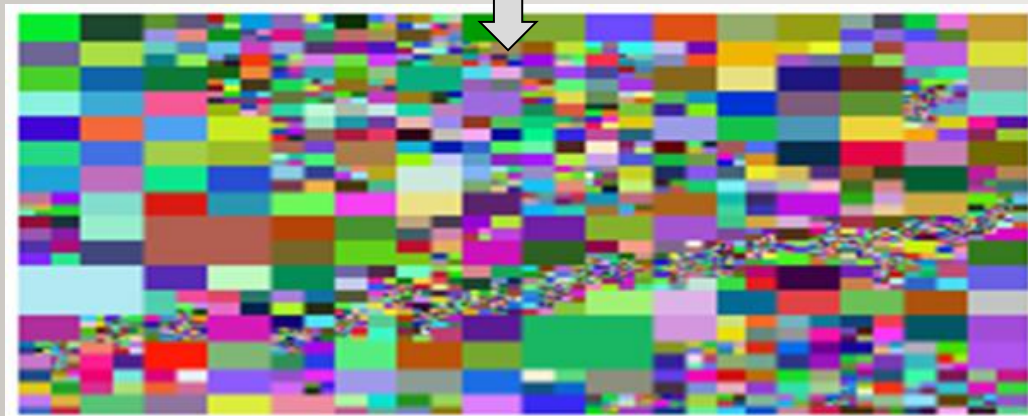
1. Ξεκινήστε με ολόκληρη την εικόνα.
2. Εάν η απόκλιση είναι πολύ υψηλή, διασπάστε την σε τεταρτημόρια.
3. Συγχωνεύστε τυχόν γειτονικές περιοχές που είναι αρκετά παρόμοιες.
4. Επαναλάβετε τα βήματα 2 και 3, επαναλαμβανόμενα μέχρι να μην υπάρξει άλλος διαχωρισμός ή συγχώνευση.

Ιδέα: καλά

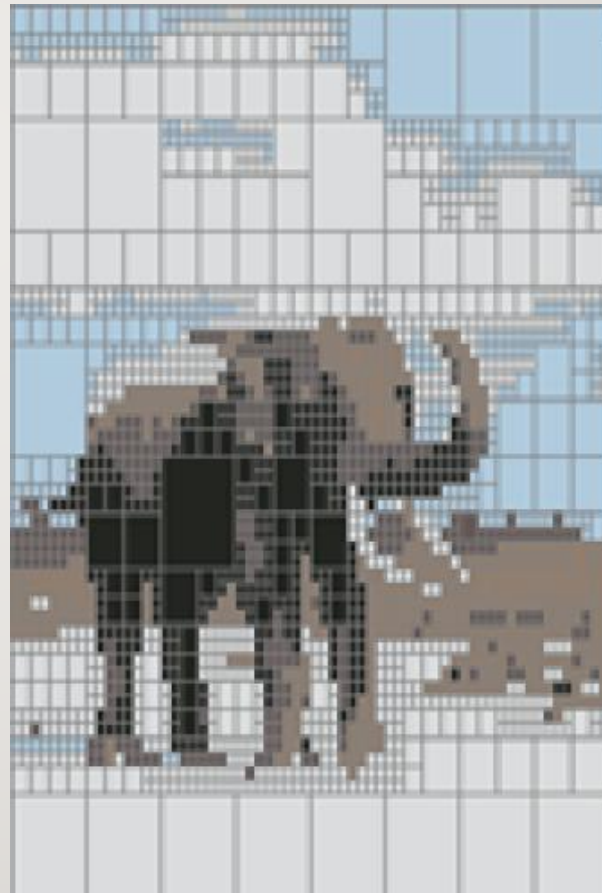
Αποτελέσματα: κατά μπλοκ



SPLIT-AND-MERGE

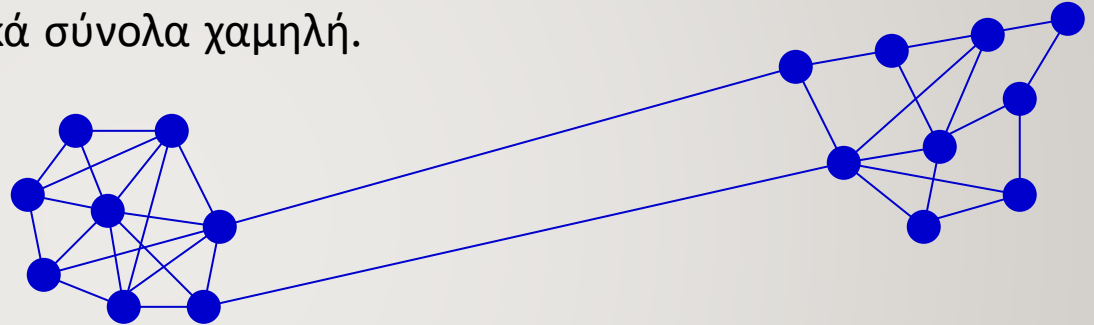


SPLIT-AND-MERGE



ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ ΒΑΣΙΣΜΕΝΗ ΣΕ ΓΡΑΦΟ (GRAPH-BASED)

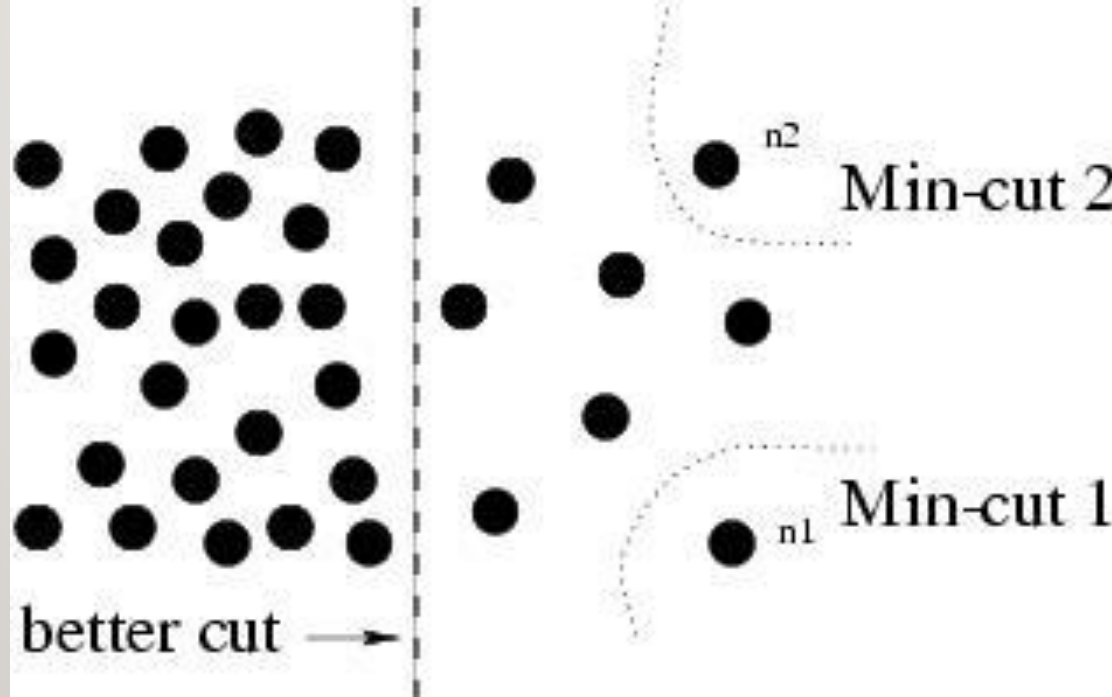
- Μια εικόνα αντιπροσωπεύεται από ένα γράφημα του οποίου οι κόμβοι είναι pixel ή μικρές ομάδες pixel.
- Ο στόχος είναι να χωριστούν οι κόμβοι σε διαφορετικά σύνολα, έτσι ώστε η ομοιότητα σε κάθε σύνολο να είναι υψηλή και σε διαφορετικά σύνολα χαμηλή.



- Έστω $G = (V, E)$ γράφημα. Κάθε ακμή (u, v) έχει ένα βάρος $w(u, v)$ που αντιπροσωπεύει την ομοιότητα μεταξύ u και v .
- Το γράφημα G μπορεί να χωριστεί σε 2 ξεχωριστά γραφήματα με σύνολα κόμβων A και B αφαιρώντας τις ακμές που συνδέουν αυτά τα σύνολα.
- Έστω $\text{cut}(A, B) = \sum_{u \in A, v \in B} w(u, v)$.
- Ένας τρόπος για τον τεμαχισμό του G είναι να βρείτε την ελάχιστη περικοπή (minimum cut).

ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ ΒΑΣΙΣΜΕΝΗ ΣΕ ΓΡΑΦΟ (GRAPH-BASED)

- Πρόβλημα ελάχιστης περικοπής (minimum cut): Το βάρος της περικοπής είναι ανάλογο με τον αριθμό των ακμών στην περικοπή. Τείνει να παράγει μικρές, μεμονωμένες συνιστώσες.



ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ ΒΑΣΙΣΜΕΝΗ ΣΕ ΓΡΑΦΟ (GRAPH-BASED)

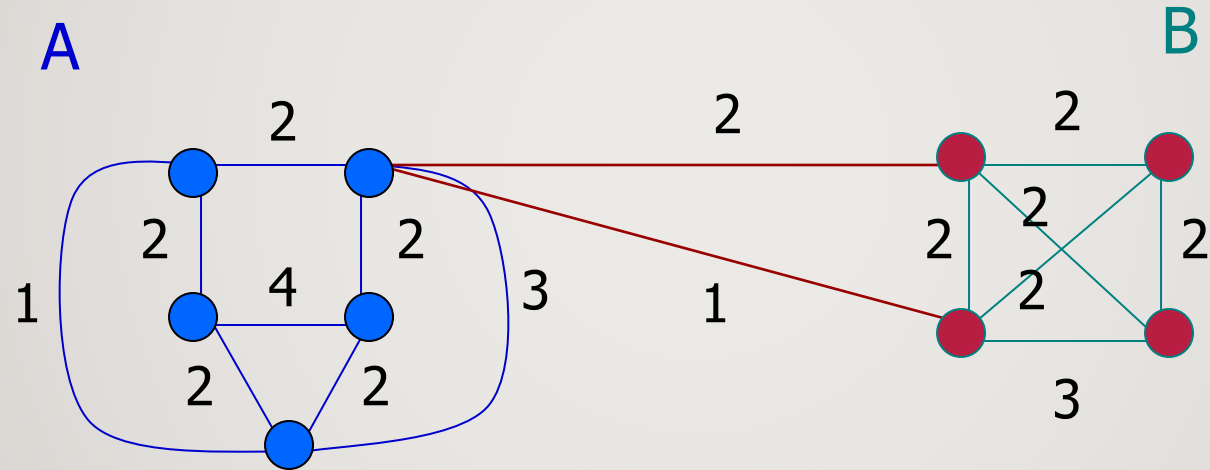
- Shi και Malik πρότειναν το **normalized cut**.

$$Ncut(A,B) = \frac{cut(A,B)}{assoc(A,V)} + \frac{cut(A,B)}{assoc(B,V)} \quad \text{Normalized cut}$$

$$assoc(A,V) = \sum_{u \in A, t \in V} w(u,t)$$

Πόσο το A είναι συνδεδεμένο
στο γράφο ως σύνολο.

ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ ΒΑΣΙΣΜΕΝΗ ΣΕ ΓΡΑΦΟ (GRAPH-BASED)



$$\text{Ncut}(A,B) = \frac{3}{21} + \frac{3}{16}$$

ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ $NCUT(A, B)$

- Το $Cut(A, B)$ είναι το άθροισμα των βαρών των ακμών μεταξύ των συνόλων A και B .

οι ακμές με βάρη είναι: από A προς B : 2 και 1

Συνολικό βάρος κοπής: $Cut(A, B) = 2 + 1 = 3$

- $assoc(A, V)$ είναι το συνολικό άθροισμα των βαρών των ακμών που συνδέονται με κόμβους του A .

- Εσωτερικές ακμές εντός του A : 2, 2, 2, 4, 2, 2, 3, 1 $\rightarrow$ Σύνολο = 18

- Εξωτερικές ακμές προς B : 2, 1 $\rightarrow$ Σύνολο = 3

$assoc(A, V) = 18 + 3 = 21$

ΥΠΟΛΟΓΙΣΜΟΣ $NCUT(A, B)$

- $assoc(B, V)$ είναι το συνολικό άθροισμα των βαρών των ακμών που συνδέονται με κόμβους του B.
- Εσωτερικές ακμές εντός του B: 2, 2, 2, 2, 2, 3 $\rightarrow$ Σύνολο = 13
- Εξωτερικές ακμές προς A: 2, 1 $\rightarrow$ Σύνολο = 3

$$assoc(B) = 13 + 3 = 16$$

Στον τύπο για το $Ncut(A, B)$ αντικαθιστούμε τις τιμές: $Cut(A, B) = 3$, $assoc(A, V) = 21$, $assoc(B, V) = 16$, άρα

$$Ncut(A, B) = 3/21 + 3/16$$

ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ ΒΑΣΙΣΜΕΝΗ ΣΕ ΓΡΑΦΟ (GRAPH-BASED)

- Οι Shi και Malik μετέτρεψαν τις περικοπές γραφήματος σε πρόβλημα ιδιοδιανύσματος/ιδιοτιμής.
- Ρυθμίστε ένα σταθμισμένο γράφημα $G = (V, E)$
 - V είναι το σύνολο των (N) pixel.
 - Το E είναι ένα σύνολο σταθμισμένων ακμών (το βάρος w_{ij} δίνει την ομοιότητα μεταξύ των κόμβων i και j).
 - διάνυσμα $d = [d_1 \ d_2 \ .. \ d_N]$ μήκους N όπου d_i είναι το άθροισμα των βαρών από τον κόμβο i σε όλους τους άλλους κόμβους.
 - D είναι ένας διαγώνιος πίνακας $N \times N$ με d στη διαγώνιο του.
 - $N \times N$ συμμετρικός πίνακας W : $W_{ij} = w_{ij}$.

ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ ΒΑΣΙΣΜΕΝΗ ΣΕ ΓΡΑΦΟ (GRAPH-BASED)

- Έστω x χαρακτηριστικό διάνυσμα ενός συνόλου A από κόμβους.

- $x_i = 1$ αν ο κόμβος i ανήκει στο σύνολο A
- $x_i = -1$ αλλιώς

- Έστω y συνεχής προσέγγιση του x $y = (1 + x) - \frac{\sum_{x_i > 0} d_i}{\sum_{x_i < 0} d_i} (1 - x).$

- Λύνετε το σύστημα των εξισώσεων

$$(D - W) \cdot y = \lambda \cdot D \cdot y \text{ για τα ιδιοδιανύσματα } y \text{ και τις ιδιοτιμές } \lambda.$$

- Χρησιμοποιήστε το ιδιοδιάνυσμα y με τη δεύτερη μικρότερη ιδιοτιμή για να διαιρέσετε το γράφημα ($y \rightarrow x \rightarrow A$).
- Εάν αξίζει περαιτέρω υποδιαίρεση, επαναλάβετε αναδρομικά.

ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ ΒΑΣΙΣΜΕΝΗ ΣΕ ΓΡΑΦΟ (GRAPH-BASED)

- Τα βάρη $w(i, j)$ των ακμών μπορούν να οριστούν ως

$$w(i, j) = e^{-\|F(i)-F(j)\|^2/\sigma_I^2} \cdot \begin{cases} e^{-\|X(i)-X(j)\|^2/\sigma_X^2} & \text{if } \|X(i)-X(j)\|^2 < r \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

όπου

- $X(i)$ είναι η χωρική θέση του κόμβου i
- $F(i)$ είναι το διάνυσμα χαρακτηριστικών του κόμβου i τα οποία μπορεί να είναι intensity, color, texture, motion...
- Ο τύπος έχει ρυθμιστεί έτσι ώστε το $w(i, j)$ να είναι 0 για κόμβους που απέχουν πολύ μεταξύ τους.

ΚΑΤΑΤΜΗΣΗ ΒΑΣΙΣΜΕΝΗ ΣΕ ΓΡΑΦΟ (GRAPH-BASED)

