

CHƯƠNG 4: Phương pháp phân đoạn ảnh

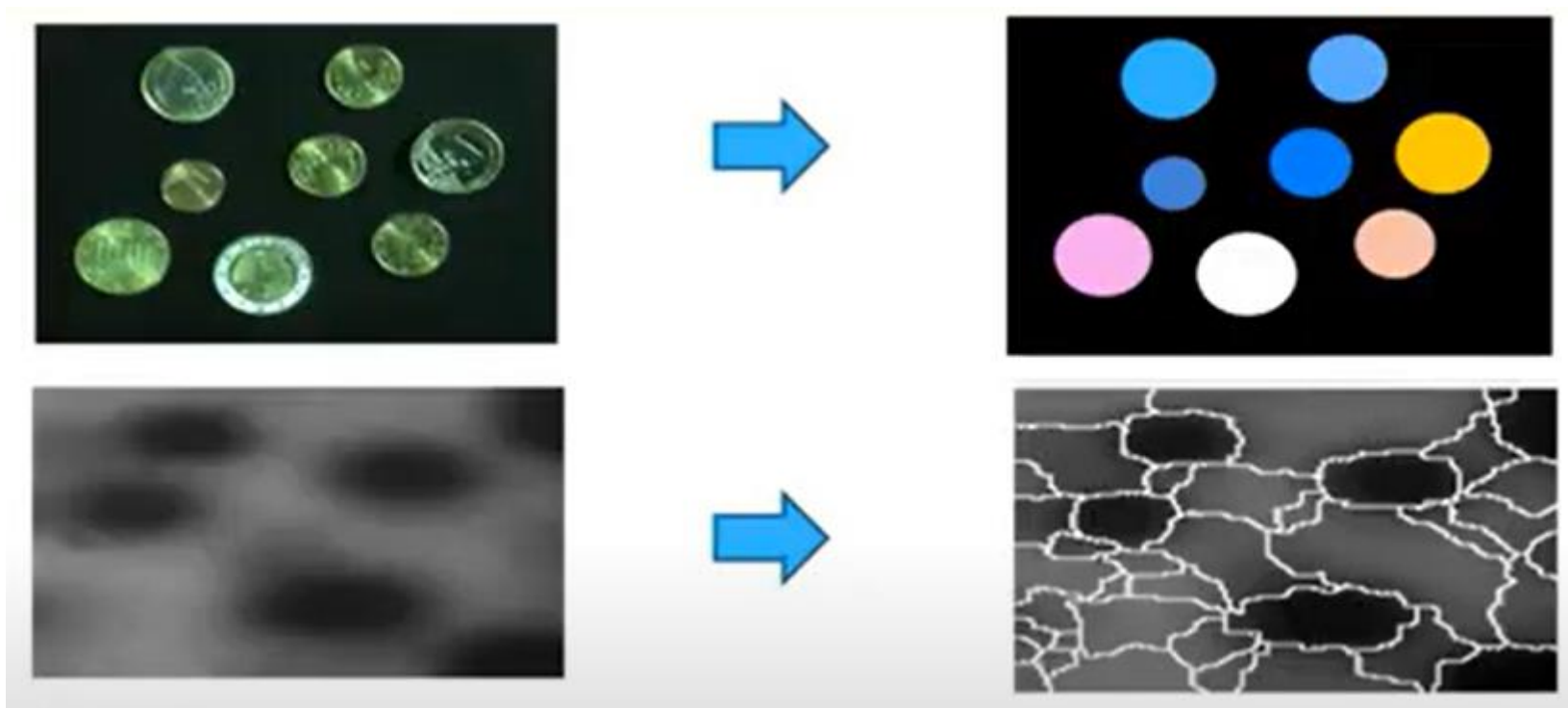
- Tổng quan về phân đoạn ảnh
- Phân đoạn bằng ngưỡng
- Phân đoạn ảnh bằng k-means
- Phân đoạn ảnh bằng MeanShift
- Phân đoạn ảnh bằng Watershed

4.1. Tổng quan về phân đoạn ảnh

- Phân đoạn (Segmentation) được hiểu là quá trình nhóm điểm ảnh thành các vùng sao cho các điểm ảnh trong cùng một vùng có chung đặc điểm, tính chất nào đó, ví dụ như sự tương tự về màu sắc, cường độ hoặc kết cấu.



4.1. Tổng quan về phân đoạn ảnh



4.1. Tổng quan về phân đoạn ảnh



4.1. Tổng quan về phân đoạn ảnh

- Phân đoạn ảnh có ý nghĩa quan trọng trong việc phát hiện các đặc tính và cấu trúc đối tượng trong ảnh vì mỗi vùng thường miêu tả cấu trúc tương ứng với đối tượng trong vùng đó
- Phân đoạn tốt sẽ giúp cho quá trình xử lý ở các bước tiếp theo đạt hiệu quả cao hơn, nâng cao độ chính xác và cũng như tiết kiệm chi phí tính toán

4.1. Tổng quan về phân đoạn ảnh

Các kỹ thuật phân đoạn:

- Phân đoạn dựa theo miền đồng nhất
- Phân đoạn dựa vào biên
- Phân đoạn dựa vào ngưỡng biên độ
- Phân đoạn theo kết cấu (texture)

4.1. Tổng quan về phân đoạn ảnh

Texture

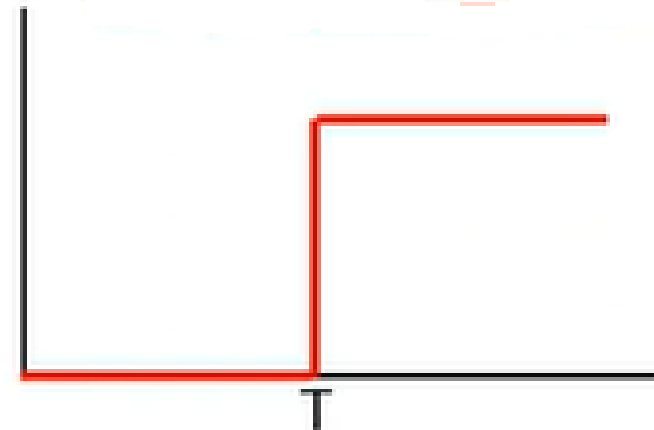
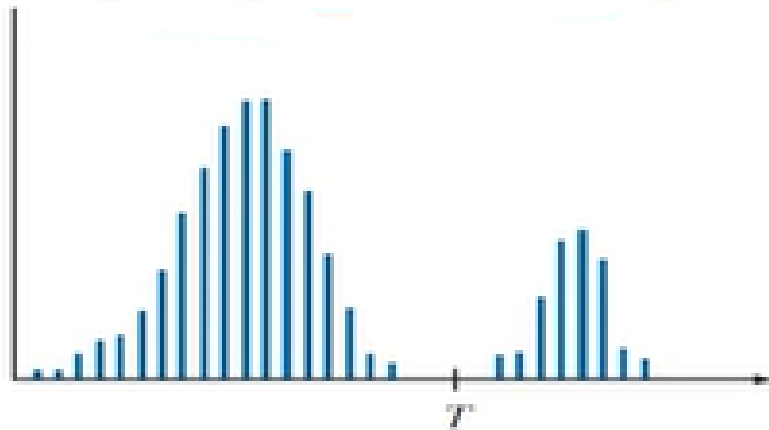


4.2. Phân đoạn bằng ngưỡng

- Phân loại dựa vào số lượng ngưỡng
 - Ngưỡng đơn
 - Ngưỡng kép
 - Đa ngưỡng
- Phân loại dựa vào tính chất biến thiên của ngưỡng
 - Ngưỡng cố định
 - Ngưỡng động
 - Ngưỡng thích nghi

4.2.1. Phân ngưỡng thủ công

$$out(x, y) = \begin{cases} 1 & in(x, y) \geq T \\ 0 & in(x, y) < T \end{cases}$$



Ngưỡng T được áp dụng cho toàn bộ ảnh còn gọi là ngưỡng toàn cục

4.2.2. Phân đoạn ngưỡng tự động

- Ảnh biến đổi phức tạp yêu cầu phân đoạn ảnh cần phải được thiết kế hiệu quả, linh động
- Các thông tin liên quan để phân đoạn
 - Đặc điểm về cường độ sáng của các đối tượng
 - Kích thước của đối tượng
 - Tỷ lệ chiếm chỗ bởi các đối tượng trong ảnh
 - Số lượng đối tượng khác nhau xuất hiện trong cùng ảnh

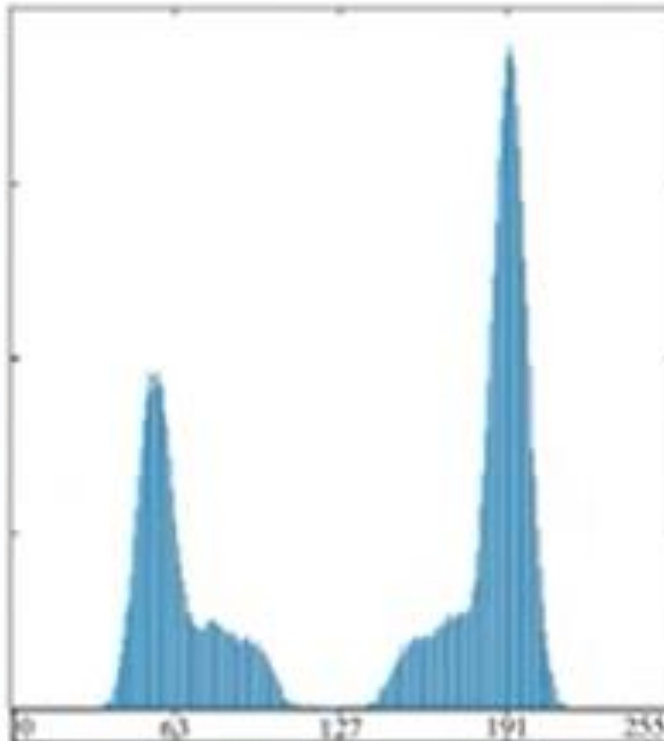
4.2.2.1. Phương pháp lặp chọn ngưỡng

- Lựa chọn một ước lượng ngưỡng khởi tạo T
- Chia hình ảnh thành 2 nhóm R_1 và R_2 bằng cách sử dụng ngưỡng T
- Tính các giá trị trung bình cường độ xám của 2 vùng R_1 và R_2 tương ứng là μ_1 và μ_2
- Chọn giá trị ngưỡng mới là $T = \text{mean}(\mu_1, \mu_2)$
- Lặp lại bước 2 đến bước 4 cho đến khi giá trị trung bình μ_1 và μ_2 không thay đổi

4.2.2.1. Phương pháp lựa chọn ngưỡng



Ảnh gốc



Histogram Ảnh gốc



Ảnh phân đoạn $T=125$

4.2.2.2. Ngưỡng thích nghi cục bộ

- Giải quyết vấn đề ánh sáng không đồng nhất hoặc phân phối không đều giá trị xám của nền
- Tập trung vào các vùng nhỏ của ảnh để chia ảnh thành các ảnh con nhằm tiến hành xác định ngưỡng cho mỗi vùng con đó

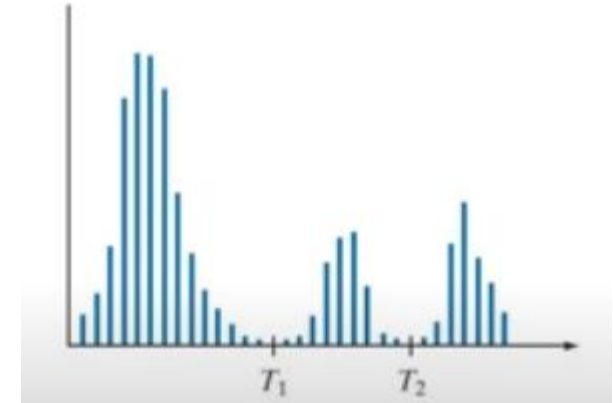
4.2.2.2. Ngưỡng thích nghi cục bộ

- Phân chia ảnh thành $m \times n$ vùng ảnh con nhỏ hơn (chia thành lưới) và chọn ngưỡng T_{ij} cho mỗi ảnh con thứ ij dựa vào lược đồ xám tương ứng
- Phân đoạn tổng thể thu được là tập hợp các vùng phân đoạn ảnh nhỏ



4.2.2.3. Phân đoạn ngưỡng kép

- 1. Lựa chọn 2 ngưỡng T_1 và T_2 theo thuật toán chọn ngưỡng
- 2. Phân đoạn ảnh thành ba tập gồm R_1 , R_2 , R_3
 - R_1 tập gồm các điểm ảnh có giá trị cường độ xám dưới ngưỡng T_1
 - R_2 gồm các điểm ảnh có giá trị trong khoảng ngưỡng từ T_1 đến T_2
 - R_3 gồm các điểm ảnh còn lại có giá trị cường độ xám trên ngưỡng T_2
- 3. Duyệt qua mỗi điểm ảnh thuộc vùng R_2 , nếu điểm ảnh nào có một vùng lân cận thuộc R_1 thì ta gán lại điểm ảnh này đến vùng R_1
- 4. Lặp lại bước 3 cho đến khi không có điểm ảnh nào cần được gán lại
- 5. Gán lại bất cứ điểm ảnh nào còn lại ở vùng R_2 và R_3

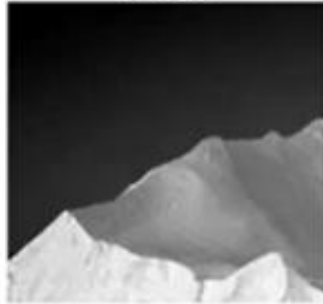


4.2.2.3. Phân đoạn ngưỡng kép

Ví dụ phân đoạn ảnh dựa vào kỹ thuật
cắt ngưỡng đa ngưỡng $T_1 = 80$; $T_2 = 177$

$$g(x, y) = \begin{cases} a & \text{if } f(x, y) > T_2 \\ b & \text{if } T_1 < f(x, y) \leq T_2 \\ c & \text{if } f(x, y) \leq T_1 \end{cases}$$

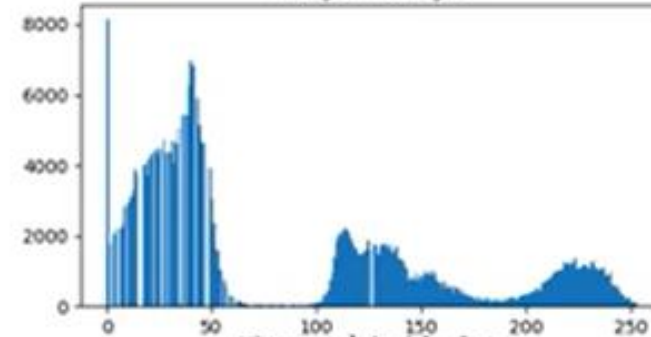
Ảnh gốc



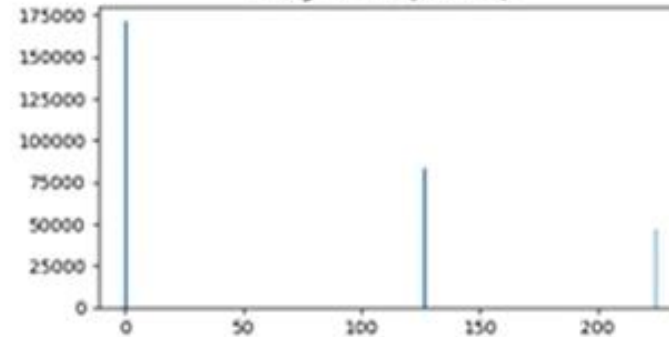
Ảnh phân đoạn bằng cắt đa ngưỡng



Histogram ảnh gốc



Histogram ảnh phân đoạn



Phân chia ảnh vào 3 vùng: Vùng có mức xám = 0, vùng có mức xám = 127 và vùng có mức xám = 255

4.3. Phân đoạn ảnh bằng k-means

- Tư tưởng chính của thuật toán K-Means là tìm cách phân nhóm các đối tượng (objects) đã cho vào K cụm (K là số các cụm được xác định trước, K nguyên dương) sao cho tổng bình phương khoảng cách giữa các đối tượng đến tâm nhóm (centroid) là nhỏ nhất.

4.3. Phân đoạn ảnh bằng k-means

- Phân chia thành k cụm dữ liệu $\{C_1, C_2, \dots, C_k\}$ từ một tập dữ liệu ban đầu gồm n đối tượng trong không gian d chiều $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ ($i=1, \dots, n$), sao cho dữ liệu trong các cụm là tương đồng với nhau nhất.
- $E = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in C_i} D^2(x - m_i)$

E đạt giá trị tối thiểu

m_i là trọng tâm của cụm C_i , D là khoảng cách giữa hai đối tượng.

4.3. Phân đoạn ảnh bằng k-means

- Độ đo khoảng cách D giữa các đối tượng dữ liệu thường được sử dụng là khoảng cách Euclide, vì nó là mô hình khoảng cách dễ lấy đạo hàm và xác định các cực trị tối thiểu.

4.3. Phân đoạn ảnh bằng k-means

- Thuật toán k-means bao gồm các bước cơ bản sau:
- INPUT: Một tập dữ liệu gồm n đối tượng và số các cụm k cần phân chia
- OUTPUT: Tập trọng tâm (m) đại diện cho các cụm C_i ($i=1,...,k$) sao cho hàm tiêu chuẩn E đạt giá trị tối thiểu

4.3. Phân đoạn ảnh bằng k-means

Bước 1: Khởi tạo

- Chọn k đối tượng m_j ($j=1, \dots, k$) là trọng tâm ban đầu của k cụm từ tập dữ liệu (lựa chọn trọng tâm ban đầu có thể được thực hiện ngẫu nhiên hoặc theo kinh nghiệm)

Bước 2: Tính khoảng cách

- Với mỗi đối tượng X_i ($1 \leq i \leq n$) tính khoảng cách từ X_i tới mỗi trọng tâm m_j với $j=1, \dots, k$
- Gán lại cụm cho đối tượng sao cho khoảng cách từ nó đến cụm có trọng tâm gần nhất

4.3. Phân đoạn ảnh bằng k-means

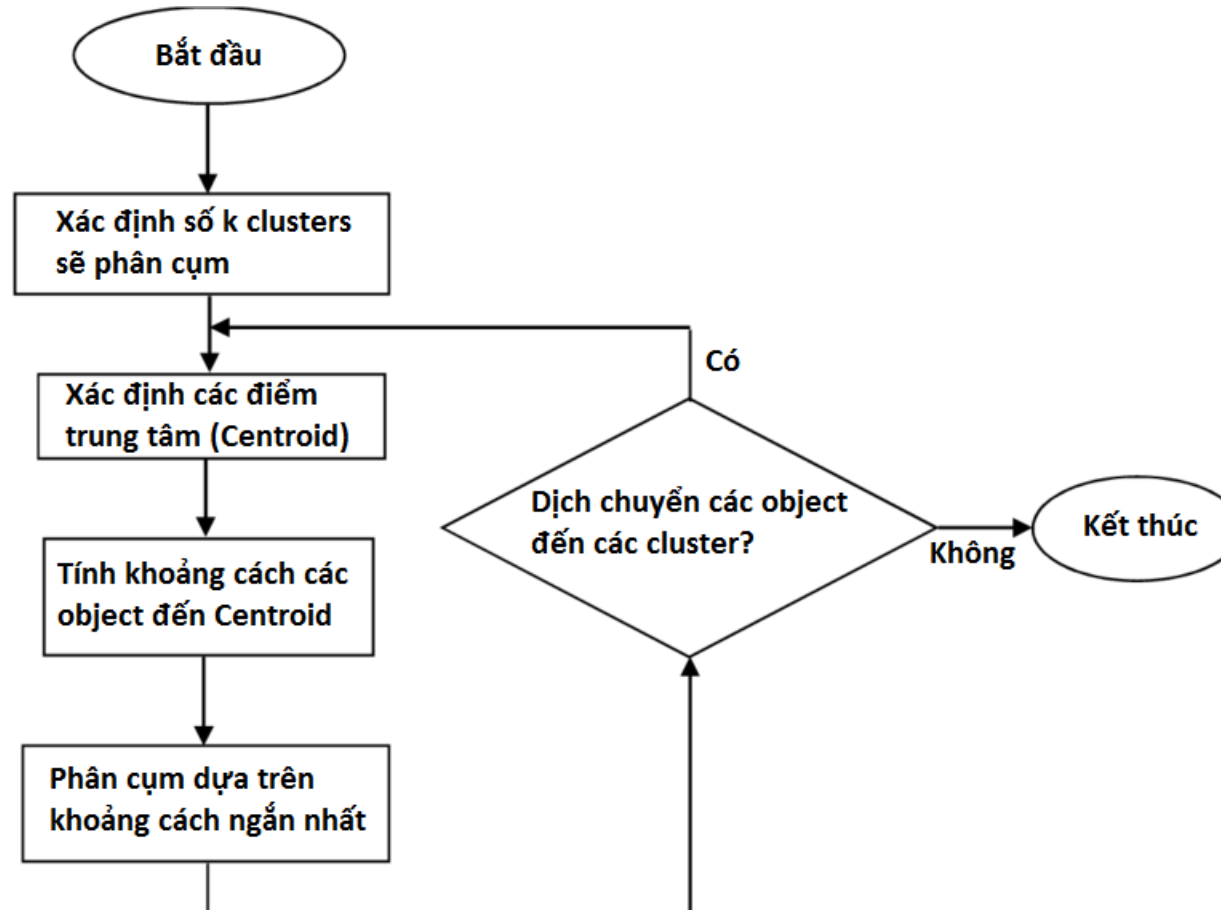
Bước 3: Cập nhật lại trọng tâm

- Mỗi cụm C_j với $j=1, \dots, k$, cập nhật trọng tâm cụm m_j bằng cách tính giá trị trung bình của tất cả đối tượng dữ liệu trong cụm

Bước 4: Điều kiện dừng

- Lặp các bước 2 và 3 cho đến khi các trọng tâm của cụm không thay đổi

4.3. Phân đoạn ảnh bằng k-means



Bước 1. Khởi tạo tâm (centroid) cho 2 nhóm. Giả sử ta chọn A là tâm của nhóm thứ nhất (tọa độ tâm nhóm thứ nhất c1(1,1)) và B là tâm của nhóm thứ 2 (tọa độ tâm nhóm thứ hai c2 (2,1)).

Bước 2. Tính khoảng cách từ các đối tượng đến tâm của các nhóm (Khoảng cách Euclidean)

$$D^0 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 3.61 & 5 \\ 1 & 0 & 2.83 & 4.24 \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} c_1 = (1,1) & \text{group-1} \\ c_2 = (2,1) & \text{group-2} \end{matrix}$$

ABCD

$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 4 & 5 \\ 1 & 1 & 3 & 4 \end{bmatrix}$
 $\begin{matrix} X \\ Y \end{matrix}$

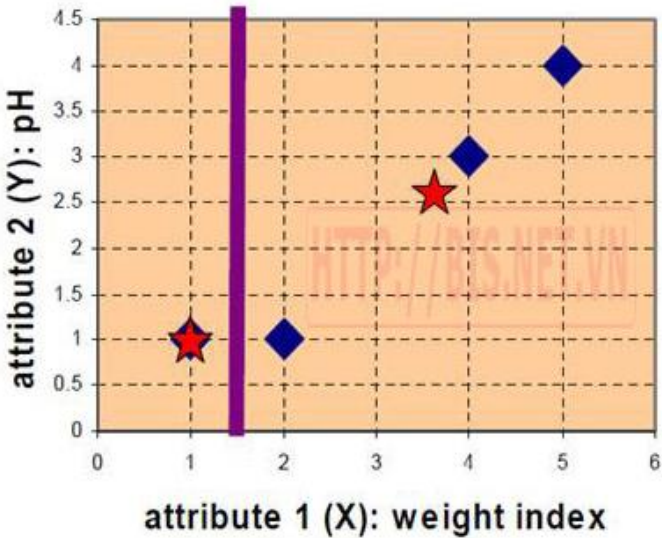
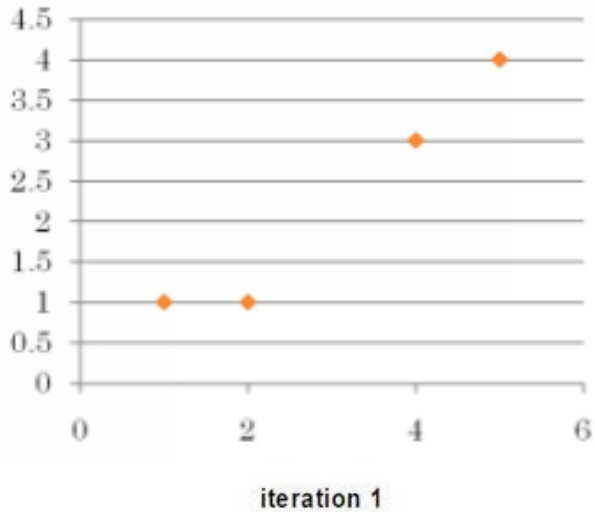
Bước 3. Nhóm các đối tượng vào nhóm gần nhất

$$G^0 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} \text{group-1} \\ \text{group-2} \end{matrix}$$

ABCD

Ta thấy rằng nhóm 1 sau vòng lặp thứ nhất gồm có 1 đối tượng A và nhóm 2 gồm các đối tượng còn lại B,C,D.

Đối tượng	Thuộc tính 1 (X)	Thuộc tính 2 (Y)
A	1	1
B	2	1
C	4	3
D	5	4



- **Bước 5.** Tính lại tọa độ các tâm cho các nhóm mới dựa vào tọa độ của các đối tượng trong nhóm. Nhóm 1 chỉ có 1 đối tượng A nên tâm nhóm 1 vẫn không đổi, $c_1(1,1)$. Tâm nhóm 2 được tính như sau:

$$c_2 = \left(\frac{2+4+5}{3}, \frac{1+3+4}{3} \right) = \left(\frac{11}{3}, \frac{8}{3} \right)$$

Bước 6. Tính lại khoảng cách từ các đối tượng đến tâm mới

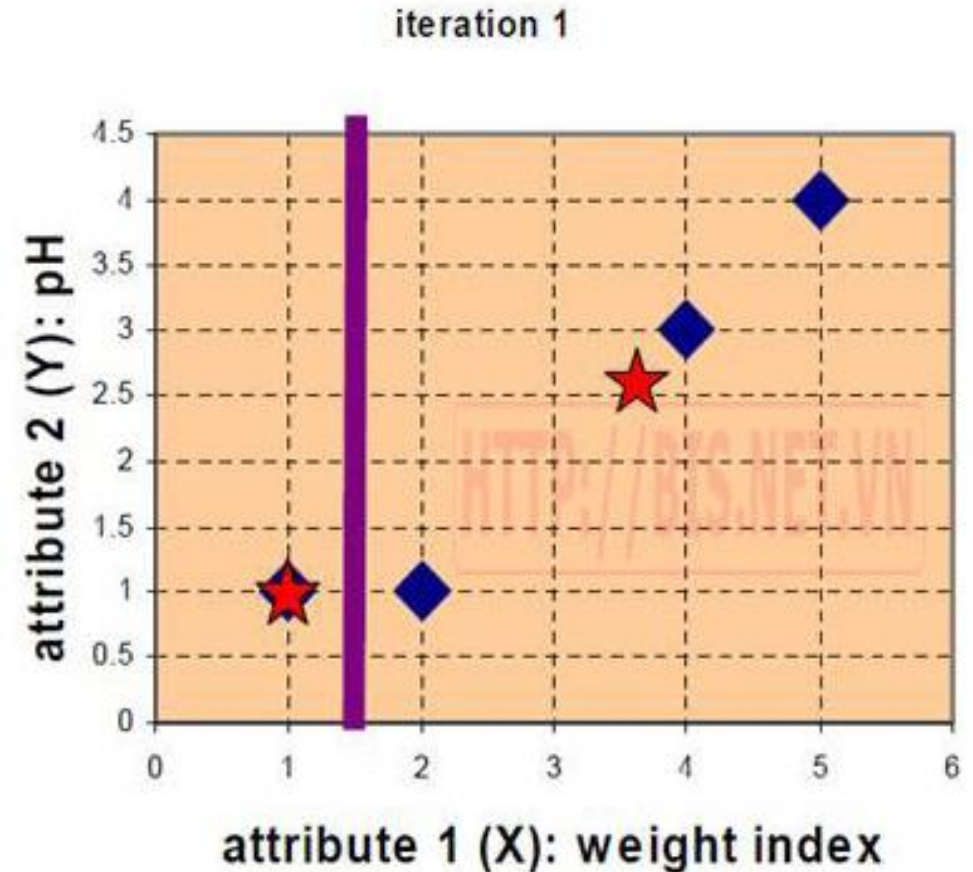
$$D^1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 3.61 & 5 \\ 3.14 & 2.36 & 0.47 & 1.89 \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} c_1 = (1,1) & \text{group-1} \\ c_2 = (\frac{11}{3}, \frac{8}{3}) & \text{group-2} \end{matrix}$$

	A	B	C	D	
	1	2	4	5	X
	1	1	3	4	Y

Bước 7. Nhóm các đối tượng vào nhóm

$$G^1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \begin{matrix} \text{group-1} \\ \text{group-2} \end{matrix}$$

	A	B	C	D
	1	1	0	0
	0	0	1	1



- Bước 8. Tính lại tâm cho nhóm mới

$$\mathbf{c}_1 = \left(\frac{1+2}{2}, \frac{1+1}{2} \right) = \left(1\frac{1}{2}, 1 \right) \quad \mathbf{c}_2 = \left(\frac{4+5}{2}, \frac{3+4}{2} \right) = \left(4\frac{1}{2}, 3\frac{1}{2} \right)$$

Bước 8. Tính lại khoảng cách từ các đối tượng đến tâm mới

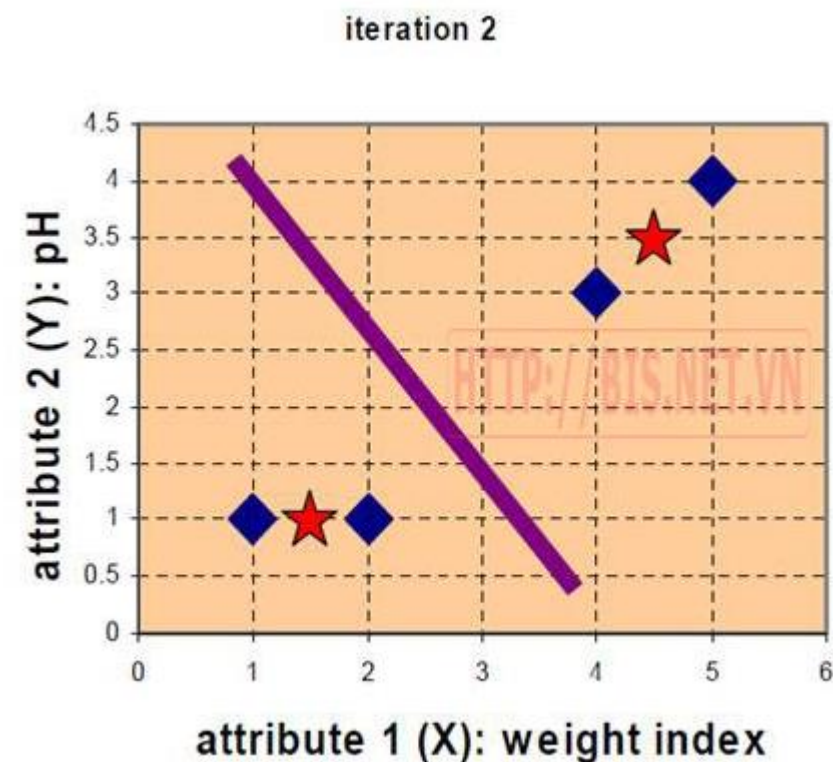
$$\mathbf{D}^2 = \begin{bmatrix} 0.5 & 0.5 & 3.20 & 4.61 \\ 4.30 & 3.54 & 0.71 & 0.71 \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} \mathbf{c}_1 = (1\frac{1}{2}, 1) \text{ group-1} \\ \mathbf{c}_2 = (4\frac{1}{2}, 3\frac{1}{2}) \text{ group-2} \end{array}$$

	A	B	C	D	
$\begin{bmatrix} 1 & 2 & 4 & 5 \end{bmatrix}$	1	2	4	5	X
$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 3 & 4 \end{bmatrix}$	1	1	3	4	Y

Bước 9. Nhóm các đối tượng vào nhóm

$$\mathbf{G}^2 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad \begin{array}{l} \text{group-1} \\ \text{group-2} \end{array}$$

	A	B	C	D
$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$	1	1	0	0
$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$	0	0	1	1



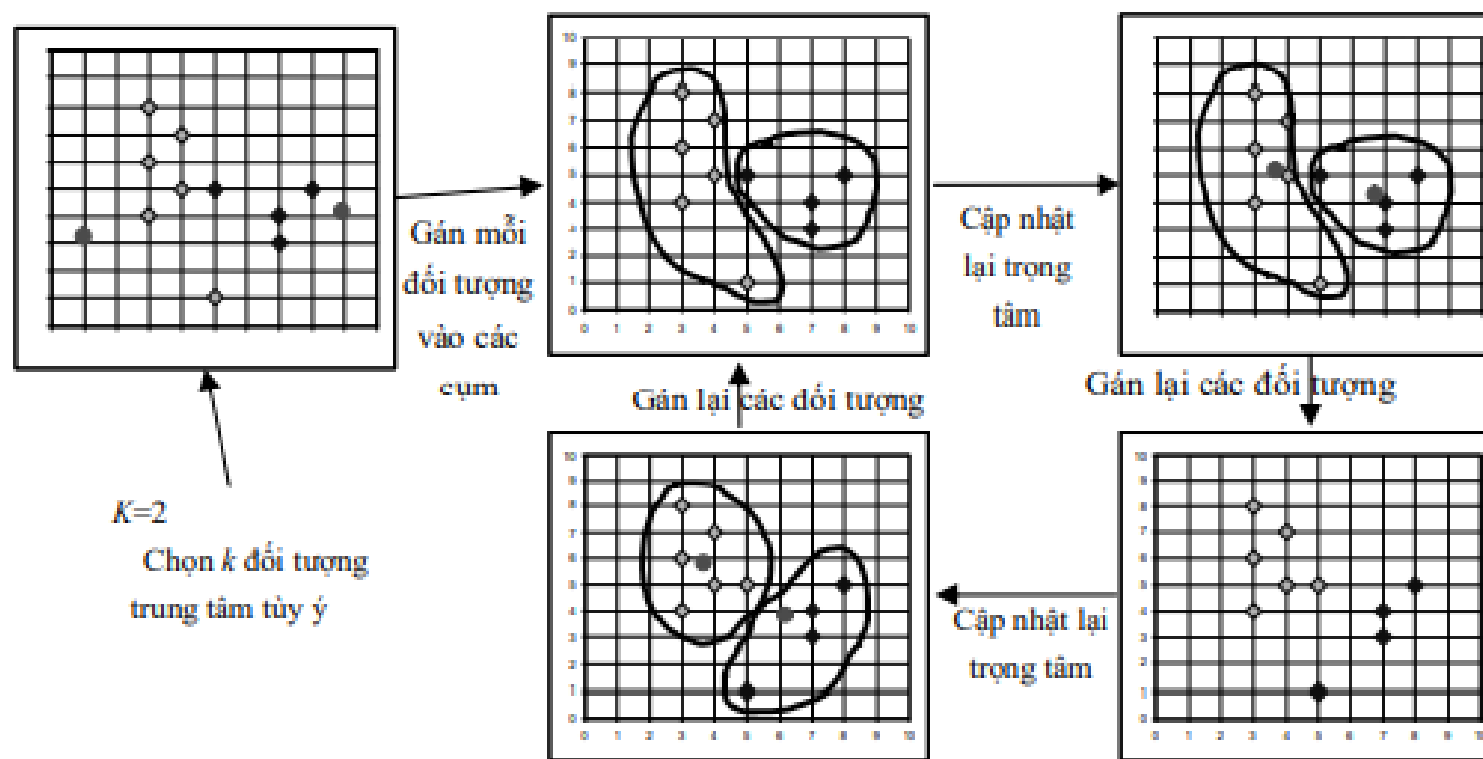
4.3. Phân đoạn ảnh bằng k-means

- Ta thấy $G^2 = G^1$ (Không có sự thay đổi nhóm nào của các đối tượng) nên thuật toán dừng và kết quả phân nhóm như sau:

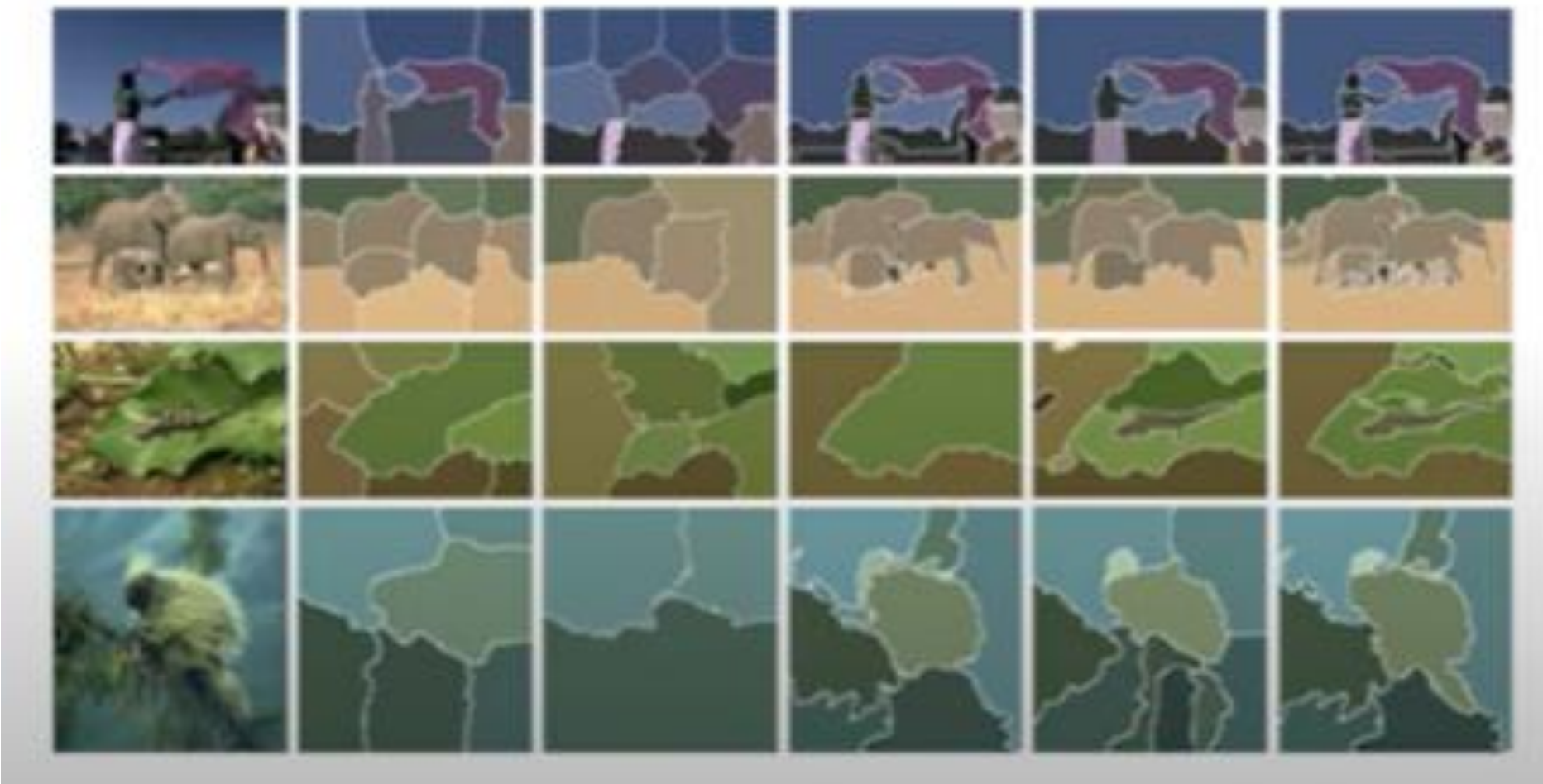
Object	Feature 1 (X): weight index	Feature 2 (Y): pH	Group (result)
Medicine A	1	1	1
Medicine B	2	1	1
Medicine C	4	3	2
Medicine D	5	4	2

4.3. Phân đoạn ảnh bằng k-means

- Minh họa phân cụm bằng k-means



4.3. Phân đoạn ảnh bằng k-means



4.3. Phân đoạn ảnh bằng k-means

- Ưu điểm:
 - Đơn giản
 - Có thể áp dụng đối với tập dữ liệu lớn
- Nhược điểm:
 - Chỉ áp dụng với dữ liệu có thuộc tính số và khám phá ra các cụm có dạng hình cầu
 - Nhạy cảm với nhiễu và các phần tử ngoại lai trong dữ liệu

4.3. Phân đoạn ảnh bằng k-means

- Chất lượng phân cụm dữ liệu phụ thuộc nhiều vào các tham số đầu vào như số cụm k và các trọng tâm được khởi tạo ban đầu
- Trong trường hợp các trọng tâm khởi tạo ban đầu quá lệch so với trọng tâm thực của cụm thì kết quả phân cụm của k-means đạt được rất thấp, nghĩa là các cụm dữ liệu được phân tách rất lệch so với cụm trong thực tế của nó và thời gian hội tụ cũng chậm

4.3. Phân đoạn ảnh bằng k-means

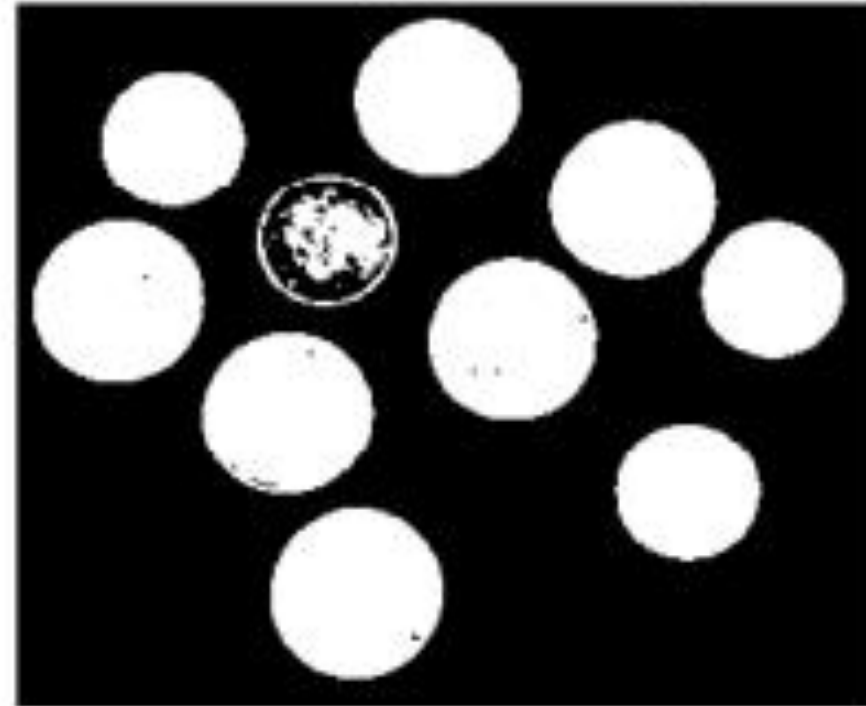
- Nhiều thuật toán kế thừa ý tưởng của thuật toán k-means áp dụng trong phân cụm dữ liệu để giải quyết tập dữ liệu có kích thước lớn đang được áp dụng rất hiệu quả và phổ biến như thuật toán k-medoid, PAM, CLARA, CLARANS, k-prototypes,...

4.3. Phân đoạn ảnh bằng k-means

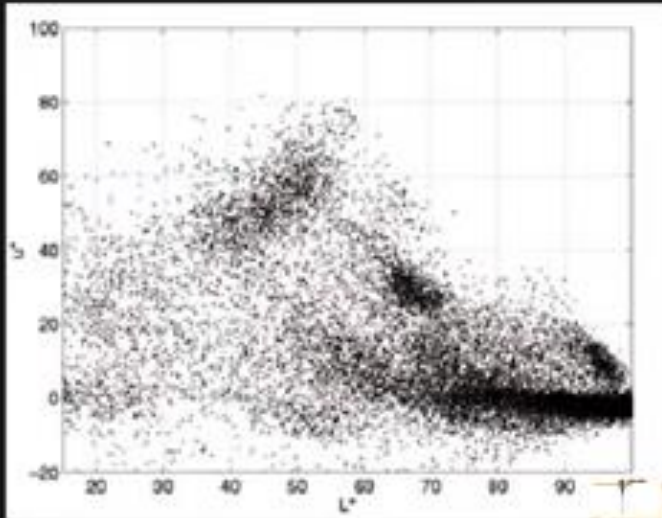
Original image



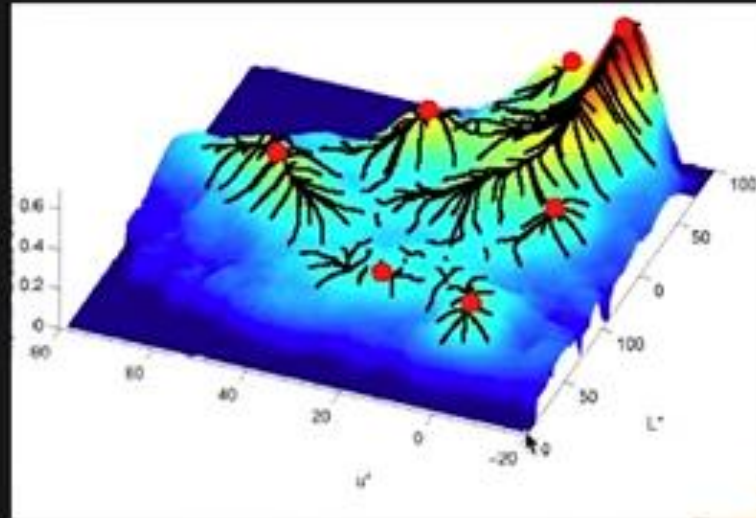
k-means segmentation image



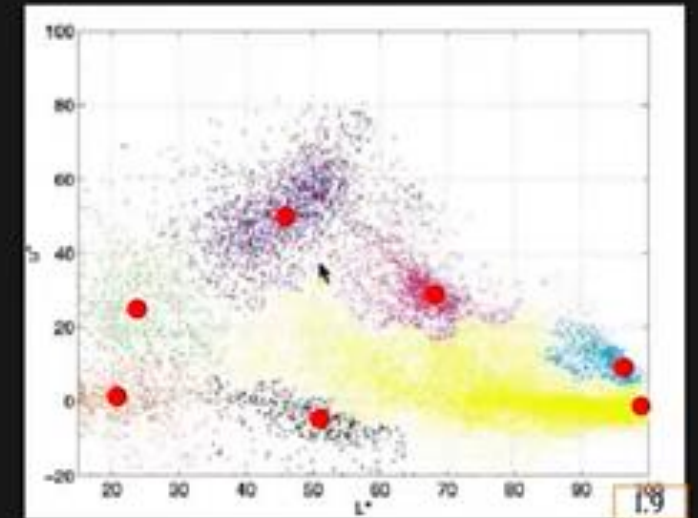
4.4. Kỹ thuật phân đoạn MeanShift



Pixel Feature Distribution

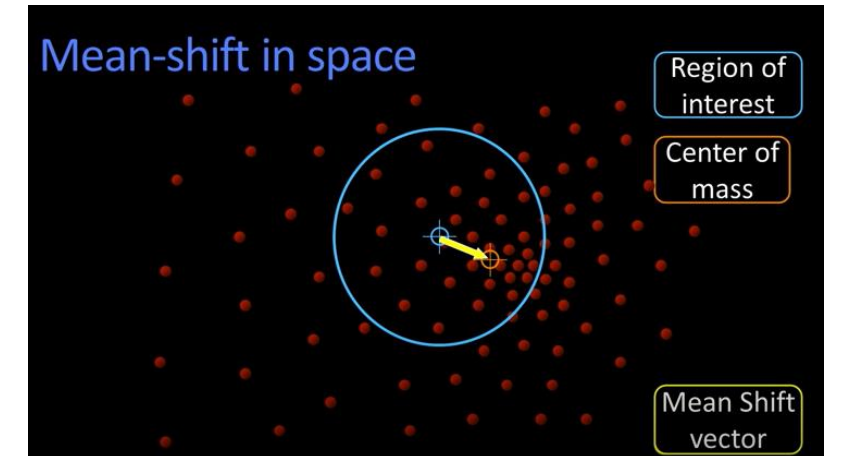
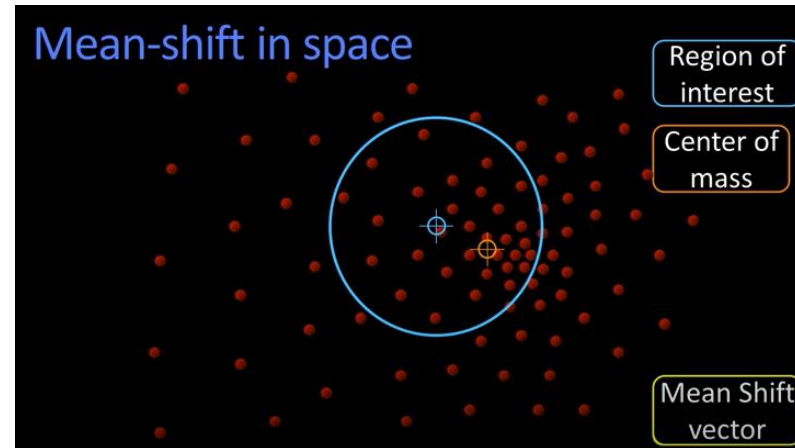
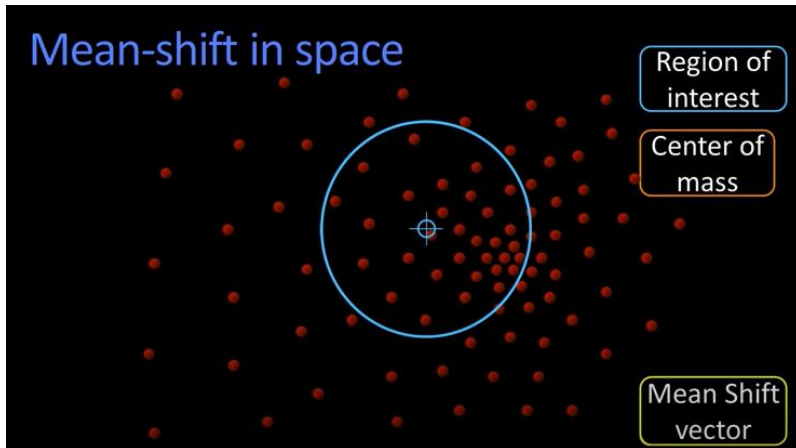
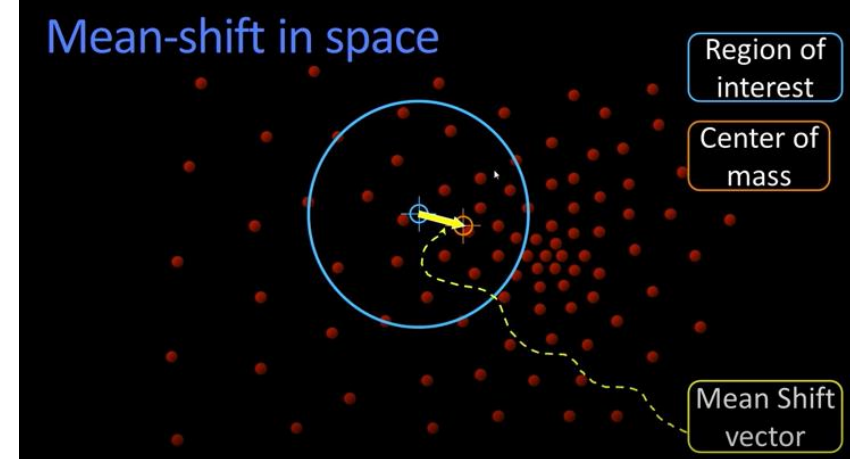
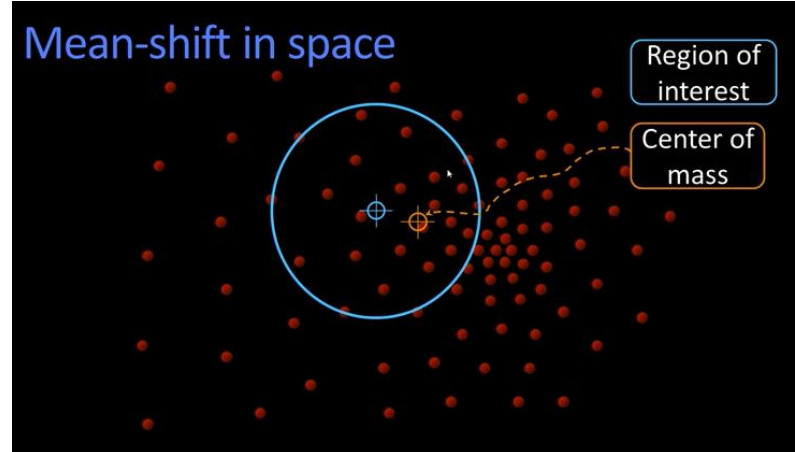
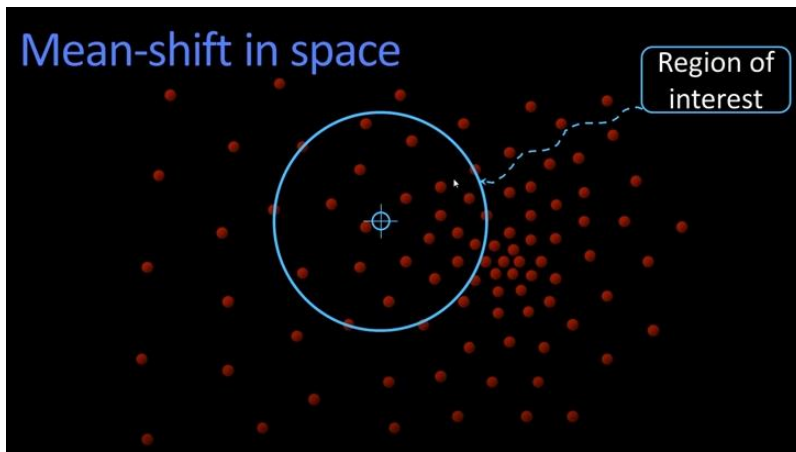


Normalized Density



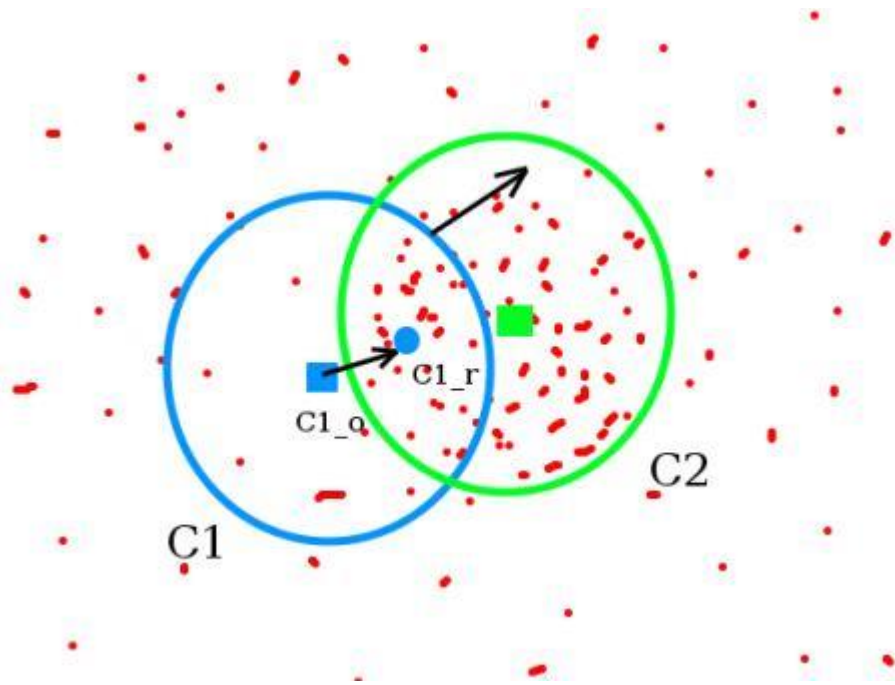
Labeled Clusters and their Centers

4.4. Kỹ thuật phân đoạn MeanShift



4.4. Kỹ thuật phân đoạn MeanShift

Giả sử có tập hợp các điểm. Một window nhỏ được cho (có thể là vòng tròn), nhiệm vụ là di chuyển window đó đến nơi có mật độ pixel lớn nhất (số lượng điểm lớn nhất)



4.4. Kỹ thuật phân đoạn MeanShift

- Đây là kiểu thuật toán lặp, bắt đầu với giá trị khởi tạo x , xác định trước một hàm nhân $K(x_i - x)$ có chức năng tìm kiếm trọng số các điểm lân cận để ước lượng lại giá trị trung bình
- Hàm nhân hay được sử dụng là hàm Gaussian. Hàm Gaussian xác định khoảng cách đến giá trị ước lượng hiện tại được tính theo công thức

$$K(x_i - x) = e^{-c\|x_i - x\|^2}$$

4.4. Kỹ thuật phân đoạn MeanShift

- Trung bình có trọng số các giá trị trong cửa sổ được xác định bởi K như sau:

$$m(x) = \frac{\sum_{x_i \in N(x)} K(x_i - x) x_i}{\sum_{x_i \in N(x)} K(x_i - x)}$$

- Với $N(x)$ là lân cận của x , tập các điểm sao cho $K(x_i - x) \neq 0$

4.4. Kỹ thuật phân đoạn MeanShift

- Giá trị khoảng cách giữa x và giá trị trung bình các lân cận xác định bởi $m(x)-x$ được gọi là khoảng cách meanshift
- Giá trị ước lượng x sẽ được cập nhật bằng giá trị trung bình lân cận $x \leftarrow m(x)$ và lặp lại quá trình cập nhật x cho đến khi $m(x)$ hội tụ

4.4. Kỹ thuật phân đoạn MeanShift

Thuật toán MeanShift được mô tả như sau:

- Cho trước một tập hữu hạn S , với miền giá trị trong không gian Euclidean có n chiều X , K là một hàm nhân phẳng có tính chất:

$$K(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } \|x\| \leq \lambda \\ 0 & \text{if } \|x\| > \lambda \end{cases}$$

- Với mỗi bước lặp, thực hiện gán giá trị $s \leftarrow m(s)$ cho tất cả $s \in S$

4.4. Kỹ thuật phân đoạn MeanShift

- Ước lượng hàm mật độ cho bởi tập thừa các mẫu. Một trong những cách tiếp cận đơn giản nhất là làm trơn dữ liệu, có thể bằng cách điều chỉnh nó với một hàm nhân cố định có độ rộng xác định như sau:

$$f(x) = \sum_i K(x - x_i) = \sum_i k\left(\frac{\|x - x_i\|^2}{h^2}\right)$$

- x_i là các mẫu vào, $k(r)$ là hàm nhân, h là một tham số và được gọi là băng thông (bandwidth)

4.4. Kỹ thuật phân đoạn MeanShift

- Hạn chế: khi số chiều lớn hơn nó trở nên khó đánh giá $f(x)$ trên không gian tìm kiếm phức tạp
- Meanshift sử dụng một biến thể khác trong tối ưu hóa như phương pháp khởi động lại nhiều lần dựa vào độ giảm gradient
- Bắt đầu bằng một ước lượng cực đại địa phương y_k có thể là một giá trị ngẫu nhiên x_1 , meanshift tính giá trị gradient của mật độ ước lượng $f(x)$ tại y_k và lấy một bước dọc gradient theo hướng hiện tại.

4.4. Kỹ thuật phân đoạn MeanShift

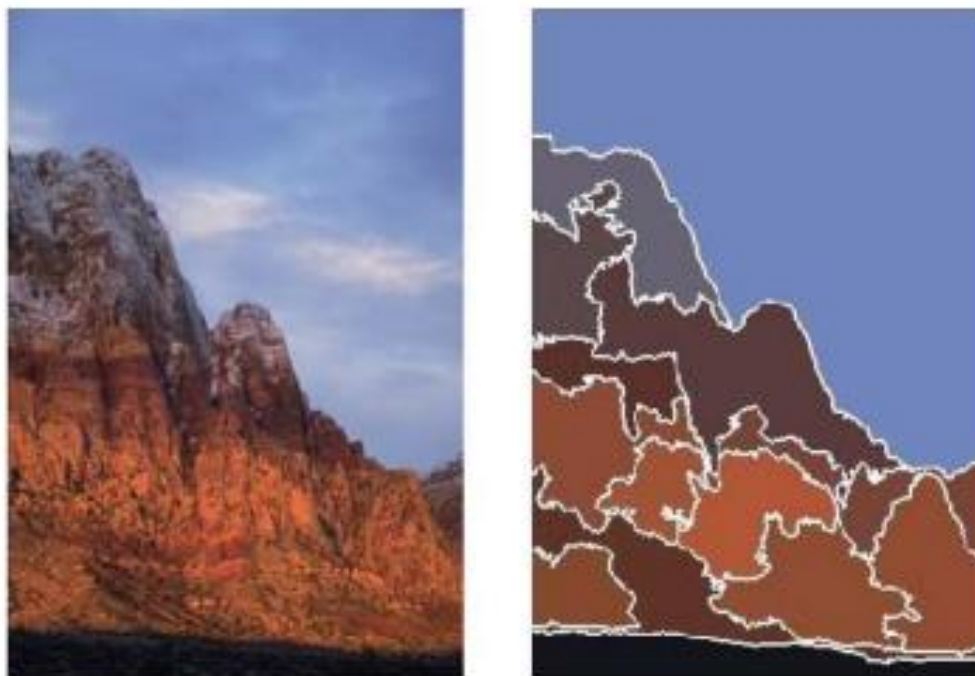
- Một số kiểu của hàm nhân:
- Cho X là không gian Euclidean n chiều, \mathbb{R}^n . Ký hiệu thành phần thứ i của x là x_i . Chuẩn của x là một số không âm $\|x\|^2 = x^T x$
- Một hàm $K: X \rightarrow \mathbb{R}$ được gọi là hàm nhân nếu tồn tại tính chất $k: [0, \infty] \rightarrow \mathbb{R}$, ví dụ như $K(x) = k(\|x\|^2)$ và k có các tính chất sau:

4.4. Kỹ thuật phân đoạn MeanShift

- Hàm không âm
- Hàm không tăng $k(a) \geq k(b)$ nếu $a < b$
- Liên tục từng phần $\int_0^\infty k(r)dr < \infty$
- Hàm phẳng $k(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x \leq \lambda \\ 0 & \text{if } x > \lambda \end{cases}$
- Hàm Gaussian $k(x) = e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$ với độ lệch chuẩn σ như là tham số bằng thông h

4.4. Kỹ thuật phân đoạn MeanShift

- Kỹ thuật meanshift có nhiều ứng dụng trong thực tế như ước lượng chuyển động, nhận dạng đối tượng, phân đoạn ảnh,....



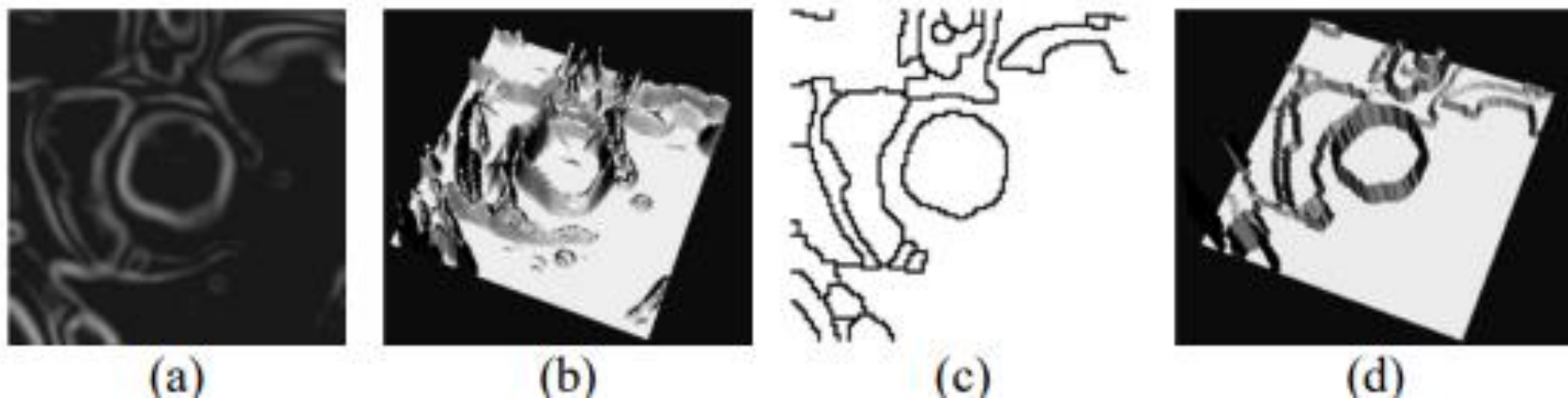
4.5. Phân đoạn ảnh bằng Watershed

- Kỹ thuật phân đoạn watershed nhằm tách đối tượng (foreground) khỏi nền (background) với thông tin về các đường biên đối tượng
- Về cơ bản, ý tưởng của kỹ thuật này dựa vào nguyên lý nước ở lưu vực dâng lên vùng cao hơn. Phương pháp thực hiện biến đổi bắt đầu từ “lưu vực” (hay còn gọi là vũng) được gọi là vùng thấp, lưu vực tương đối bằng phẳng và xây dựng các “đường ranh giới” (được gọi là các đập chắn) được xác định bởi các cạnh (ngăn cách các vũng)

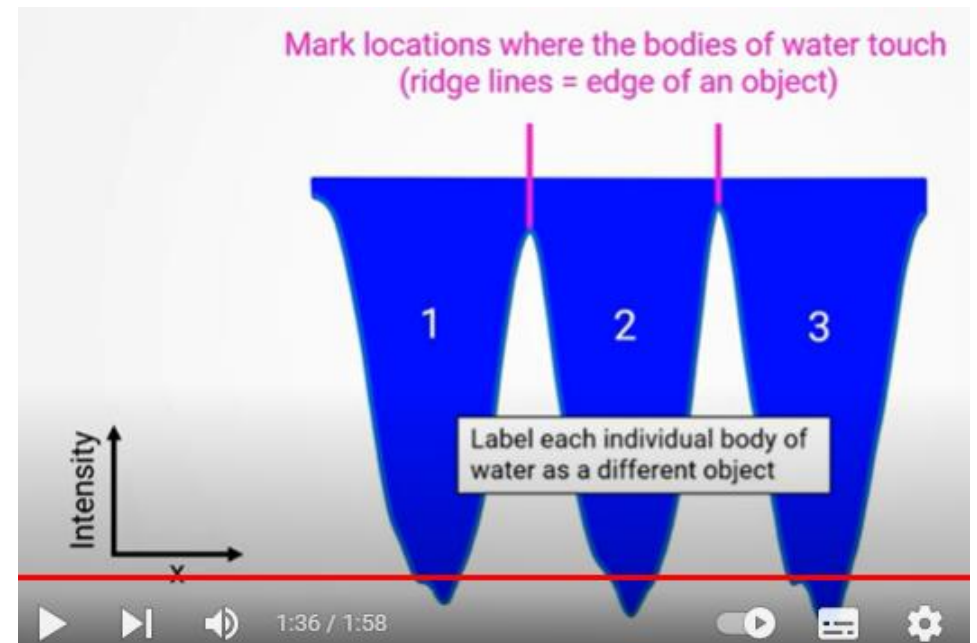
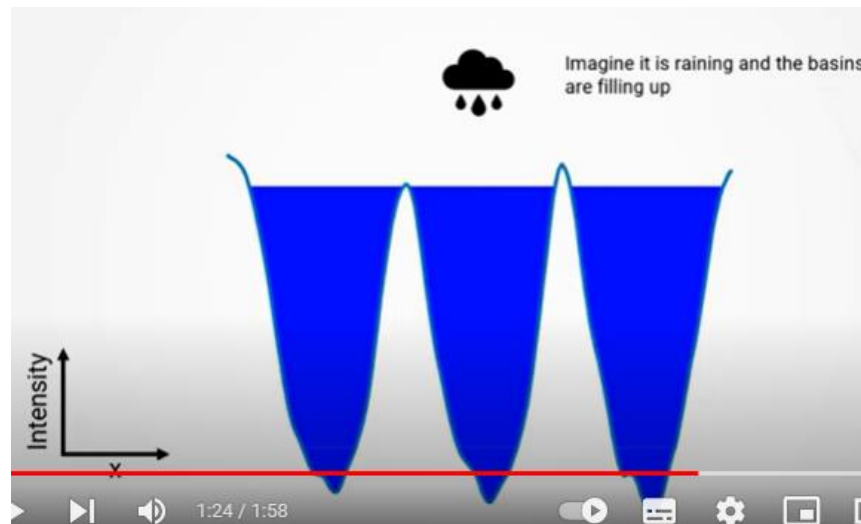
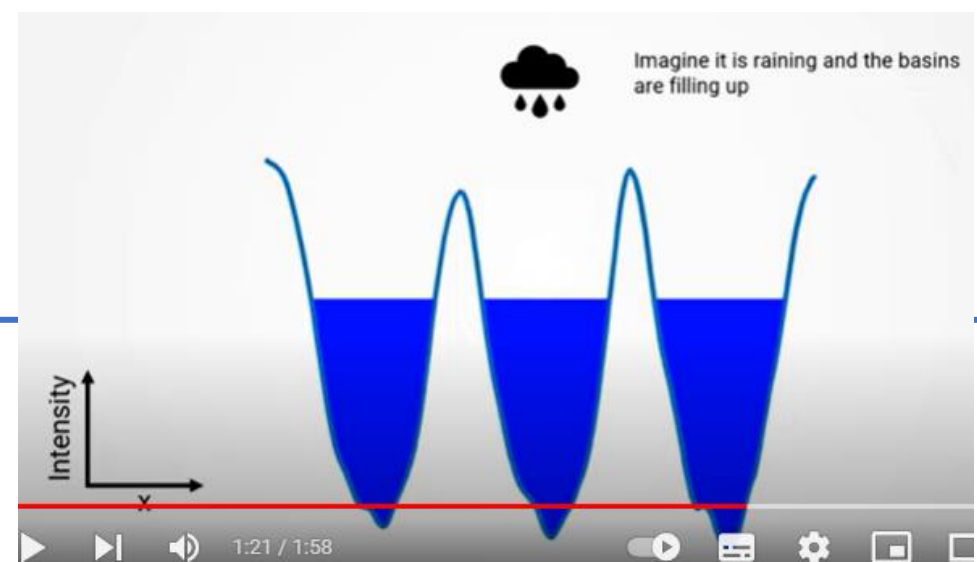
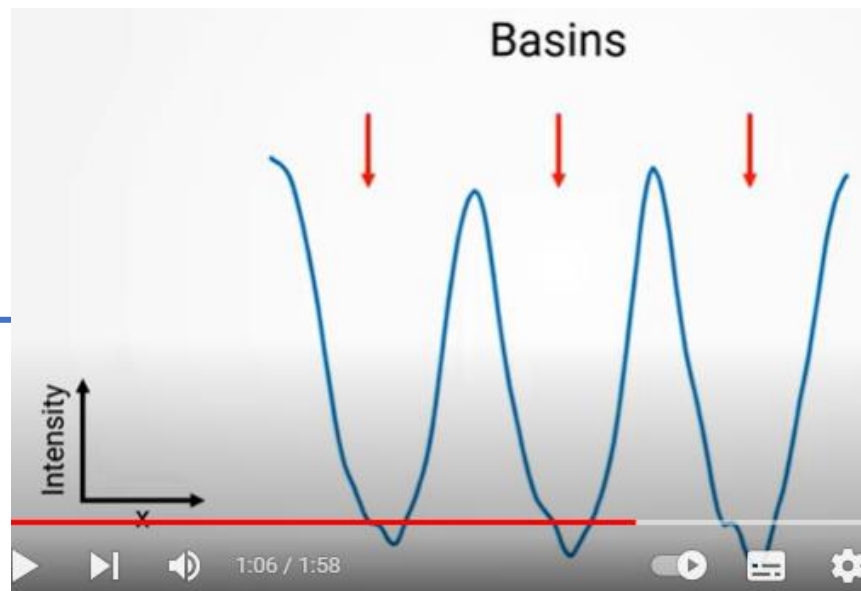
4.5. Phân đoạn ảnh bằng Watershed

- Các pixel có độ sáng cao thuộc về “vùng cao” và pixel có độ sáng thấp thuộc về “vùng thấp” (hay vũng)
- Xuất phát từ vũng để thực hiện lan tỏa bằng cách “dâng nước lên” và gộp các vùng lại theo nguyên tắc “dâng nước”, nước sẽ dần lấp đầy các vùng thấp và đường biên ngăn cách giữa các vũng tạo thành phân đoạn ảnh
- Khi dâng nước lên đạt đỉnh cục bộ theo đường biên giữa các vũng thì hình thành nên vách ngăn tại đường biên đó. Quá trình được thực hiện lặp lại cho đến khi tất cả các pixel đều “ngập nước”, các vách ngăn chính là đường biên giữa các vùng.

4.5. Phân đoạn ảnh bằng Watershed



Hình 4.4. Phân đoạn ảnh bằng Watershed11: (a) ảnh gradient, (b) thể hiện độ cao gradient, (c) vách ngăn theo gradient, (d) thể hiện độ cao vách ngăn



4.5. Phân đoạn ảnh bằng Watershed

- Quá trình phân đoạn theo thuật toán Watershed thực hiện như sau:
- 1) Ảnh vào được chuyển qua ảnh đa mức xám
- 2) Dùng thuật toán tính cường độ và độ dốc biến đổi mức sáng (gọi là ảnh gradient)

4.5. Phân đoạn ảnh bằng Watershed

- 3) Với ảnh gradient nhận được, ta liên tưởng dữ liệu hình ảnh gradient với một đồ địa hình sao cho vùng có cường độ xám thấp là vùng và ngược lại. Tại mỗi điểm ảnh, việc đánh giá dựa vào giá trị mức xám của điểm ảnh đó. Thực hiện quét các điểm ảnh theo trình tự đã sắp xếp để xây dựng các vùng. Mỗi vùng được gán một nhãn riêng biệt để phân biệt giữa các vùng.

4.5. Phân đoạn ảnh bằng Watershed

- 4) Thực hiện quá trình “dâng nước” làm “ngập nước” các điểm ảnh. Bắt đầu tại điểm thấp nhất của vùng rồi cho nước dâng dần lên. Khi nước trong các vùng cạnh nhau có thể hòa vào nhau thì hình thành nên các vách để ngăn 2 vùng này nhập với nhau. Quá trình được thực hiện lặp lại cho đến khi mọi điểm của bề mặt địa hình đều được ngập nước.

4.5. Phân đoạn ảnh bằng Watershed

- Phân đoạn bằng kỹ thuật Watershed cho kết quả tốt hơn nếu có sự xác định hoặc đánh dấu các vị trí đối tượng và vị trí nền một cách hợp lý. Để giải quyết vấn đề này, phương pháp phân đoạn theo kiểm soát đánh dấu (marker controlled) Watershed được thực hiện như sau:

4.5. Phân đoạn ảnh bằng Watershed

- 1) Tính hàm phân đoạn, các vùng tốt được xem là các đối tượng muốn phân loại
- 2) Tìm các đánh dấu vùng tiền cảnh (foreground markers) là các đốm (gồm tập điểm ảnh) liên thông trong vùng của mỗi đối tượng
- 3) Tìm các đánh dấu vùng nền là các vùng điểm ảnh không thuộc về đối tượng nào cả trong ảnh

4.5. Phân đoạn ảnh bằng Watershed

- 4) Điều chỉnh phân đoạn sao cho cực tiểu hóa các vị trí đánh dấu tiền cảnh và nền
- 5) Tính biến đổi Watershed theo hàm điều chỉnh phân đoạn

4.5. Phân đoạn ảnh bằng Watershed

