

# Xử lý ảnh số và video số nâng cao

Tuần 10: Phân đoạn ảnh

TS. Lý Quốc Ngọc



KHOA CÔNG NGHỆ THÔNG TIN  
TRƯỜNG ĐẠI HỌC KHOA HỌC TỰ NHIÊN

# Nội dung

**10.1. Phát biểu bài toán**

**10.2. Region growing**

**10.3. K-means**

## 10.1. Phát biểu bài toán

Giả sử cần phân đoạn ảnh  $I$  thành  $N$  vùng  $R_1, R_2, \dots, R_N$   
Cần xác định luật phân đoạn  $P(R)$  sao cho

$$I = \bigcup_{i=1}^N R_i$$

$$R_i \cap R_j = \emptyset, \quad i \neq j$$

$$P(R_i) = \text{True}, \quad i = 1, 2, \dots, N$$

$$P(R_i \cup R_j) = \text{False}, \quad i \neq j$$

## 10.2. Region growing

### Nguyên lý

Geometrical proximity + homogeneity  $\rightarrow$  connected  
image regions.

## 10.2. Region growing

### Phương pháp

- Khởi nguồn từ một số điểm mầm, lan tỏa đến khi phủ toàn bộ ảnh.
- Để hiện thực việc lan tỏa cần xác định
  - . Điểm mầm
  - . Luật lan tỏa về vị trí
  - . Luật kiểm tra tính thuần nhất của vùng sau mỗi bước lan tỏa.

## 10.2. Region growing

**Phương pháp**

**. Điểm mầm**

Dựa vào histogram, chọn điểm mầm ứng với đỉnh histogram.

## 10.2. Region growing

**Phương pháp**

**. Luật lan tỏa về vị trí**

Lan tỏa theo lân cận 8.

## 10.2. Region growing

### Phương pháp

. Luật kiểm tra tính thuần nhất của vùng sau mỗi bước lan tỏa.

Tại bước thứ  $k$ , với mỗi vùng  $R_i^{(k)}, i = 1, 2, \dots, N$

Kiểm tra các pixels chưa được phân lớp trong lân cận 8 của mỗi pixel thuộc biên của vùng.

Nếu  $P(R_i^{(k)} \cup \{b_i^{(k)}(x, y)\}) = True$  thì kết nạp pixel  $b_i^{(k)}(x, y)$  vào vùng  $R_i^{(k)}$



## 10.2. Region growing

### Phương pháp

. Luật kiểm tra tính thuần nhất của vùng sau mỗi bước lan tỏa.

$$|f(x, y) - m(R_i^{(k)})| < T$$

$$m(R_i^{(k)}) = (1 / N(R_i^{(k)})) \sum_{(k,l) \in R_i^{(k)}} f(k, l)$$

$$\sigma(R_i^{(k)}) = \left[ (1 / N(R_i^{(k)})) \sum_{(k,l) \in R_i^{(k)}} (f(k, l) - m(R_i^{(k)}))^2 \right]^{1/2}$$

## 10.2. Region growing

### Phương pháp

. Luật kiểm tra tính thuần nhất của vùng sau mỗi bước lan tỏa.

$$m(R_i^{(k+1)}) = (1 / (N(R_i^{(k)}) + 1)) [f(x, y) + N(R_i^{(k)})m(R_i^{(k)})]$$

$$\sigma(R_i^{(k+1)}) = \left[ \begin{aligned} &(1 / (N(R_i^{(k)}) + 1)) [N(R_i^{(k)})\sigma^2(R_i^{(k)}) + \\ &(N(R_i^{(k)}) / (N(R_i^{(k)}) + 1)) (f(x, y) - m(R_i^{(k)}))] \end{aligned} \right]^{1/2}$$

## 10.2. Region growing

Phương pháp

. Luật merge vùng.

$$|m(R_i^{(k+1)}) - m(R_{i'}^{(k+1)})| < k\sigma(R_i^{(k+1)})$$

$$|m(R_i^{(k+1)}) - m(R_{i'}^{(k+1)})| < k\sigma(R_{i'}^{(k+1)})$$

# 10.3. K-means

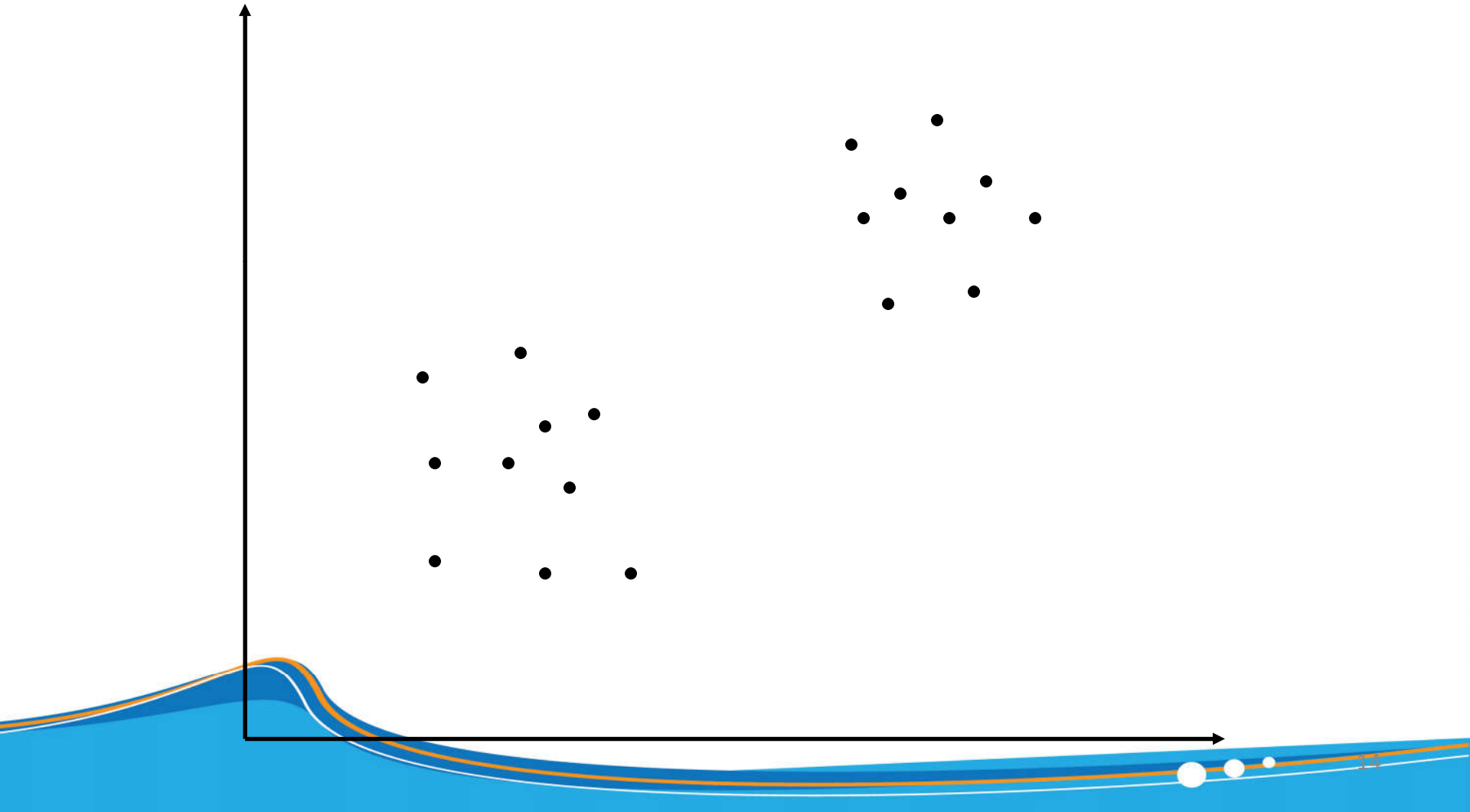
## Nguyên lý

homogeneity -> image regions.

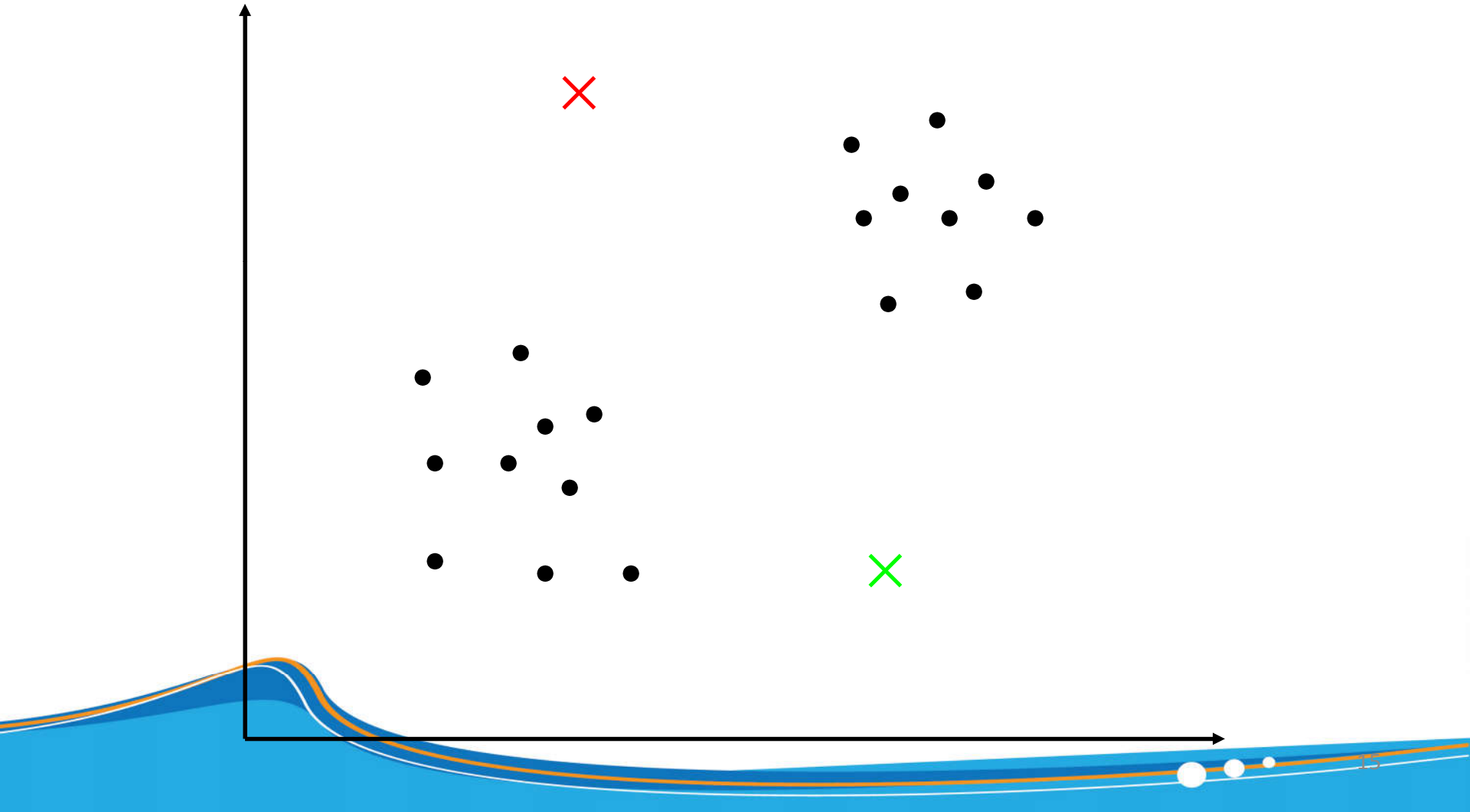
## 10.3. K-means

1. Partition the data points into  $K$  clusters randomly. Find the centroids of each cluster.
2. For each data point:
  - Calculate the distance from the data point to each cluster.
  - Assign the data point to the closest cluster.
3. Recompute the centroid of each cluster.
4. Repeat steps 2 and 3 until there is no further change in the assignment of data points (or in the centroids).

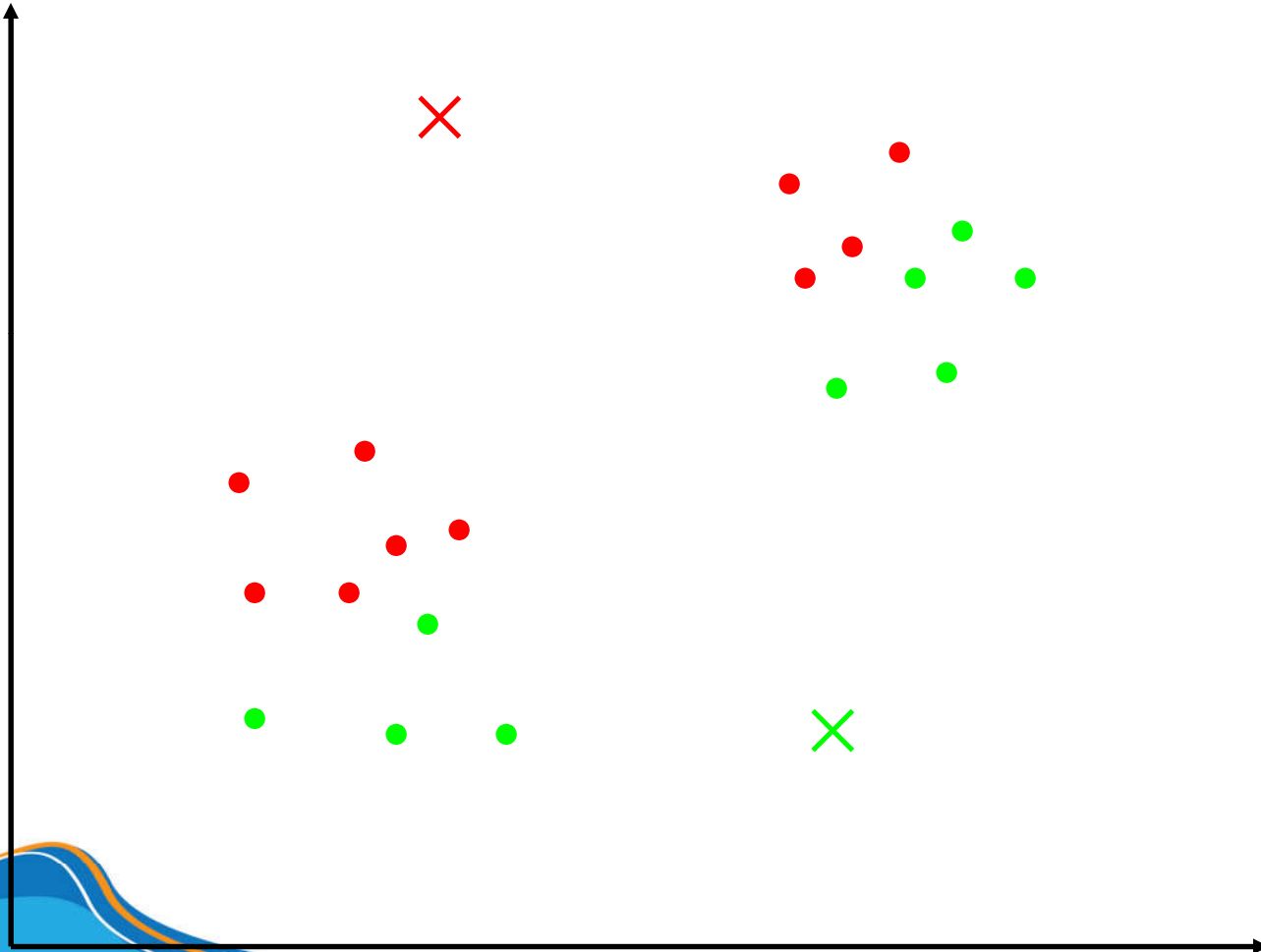
# 10.3. K-means



# 10.3. K-means

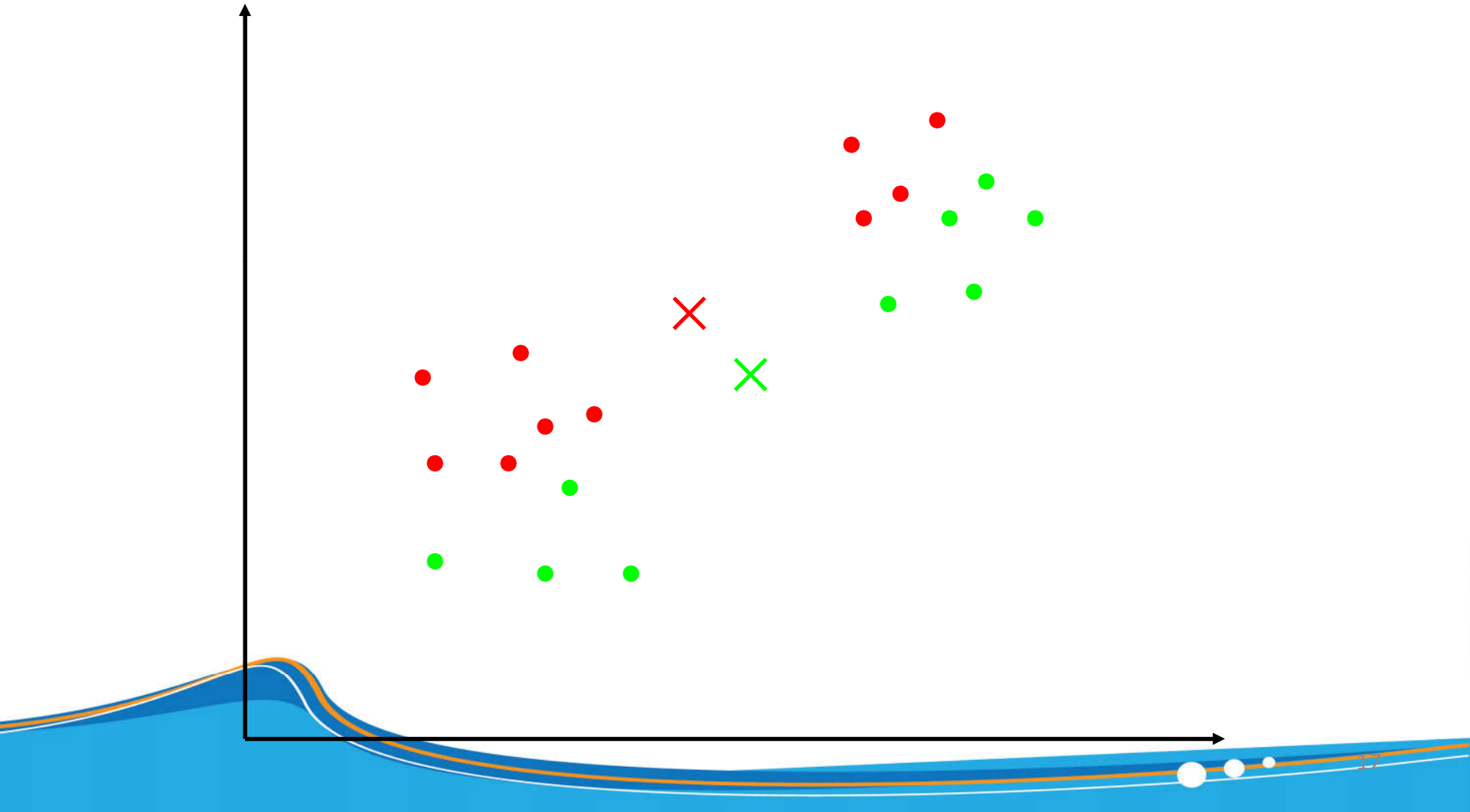


# 10.3. K-means

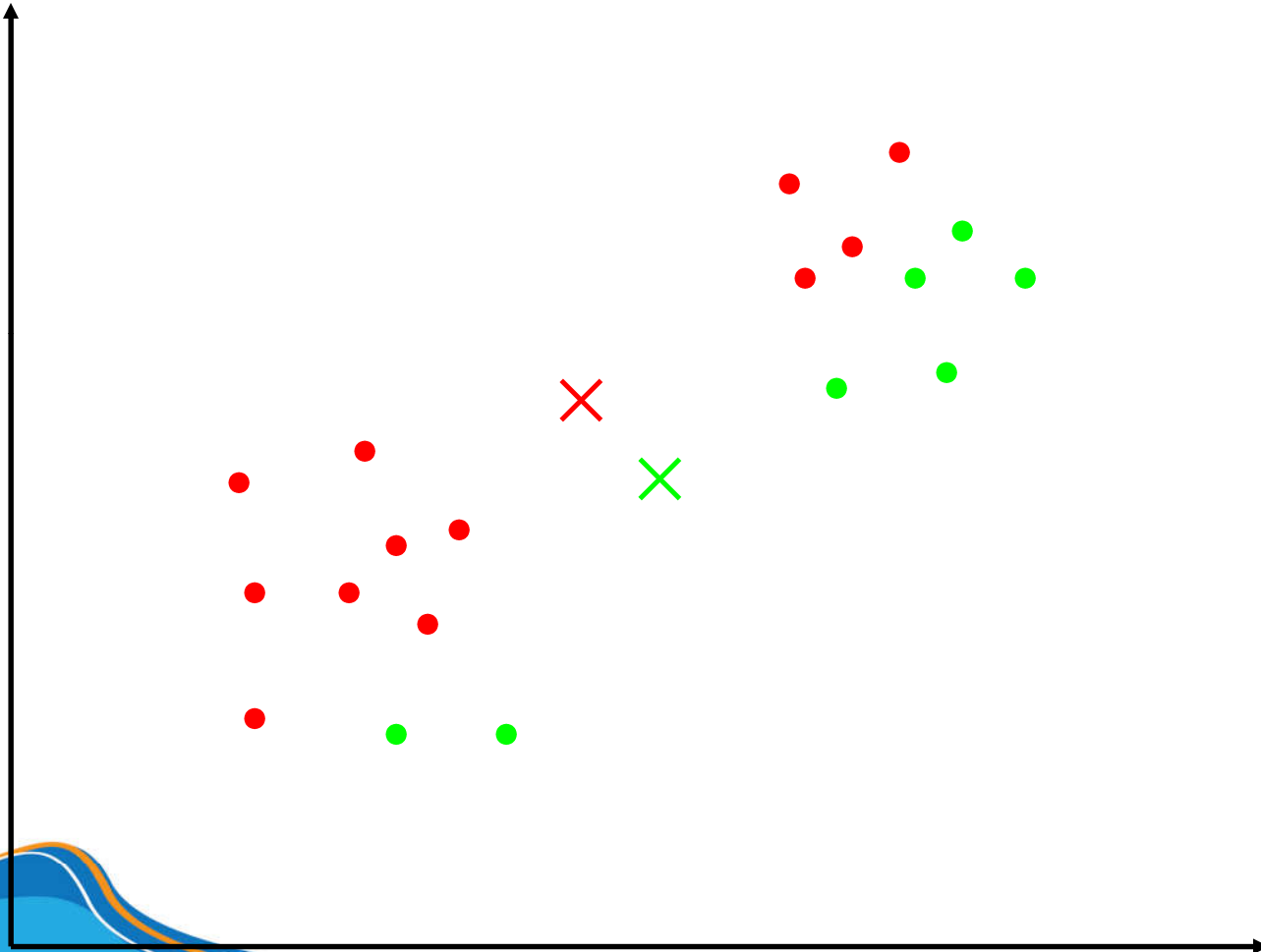




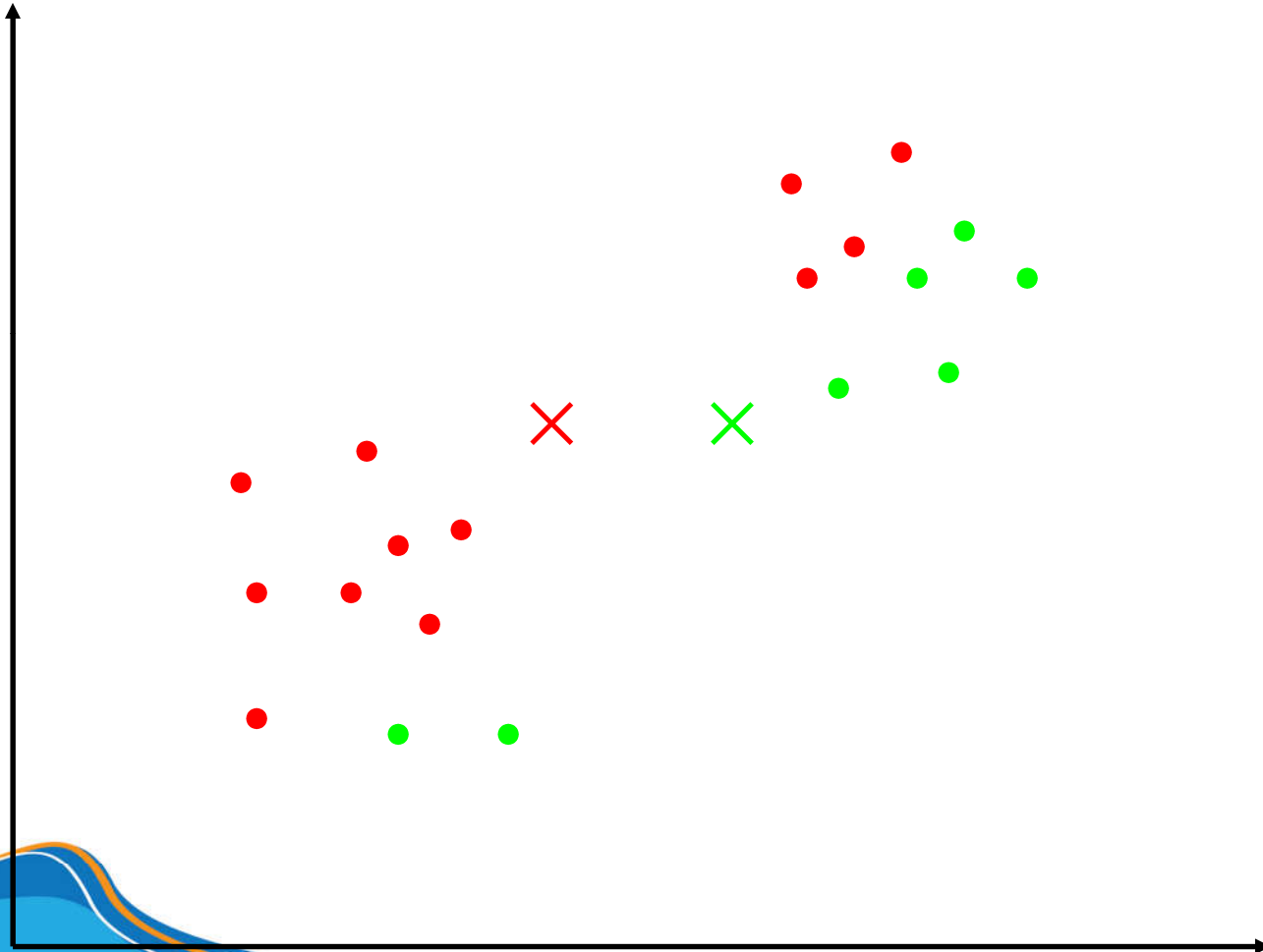
# 10.3. K-means



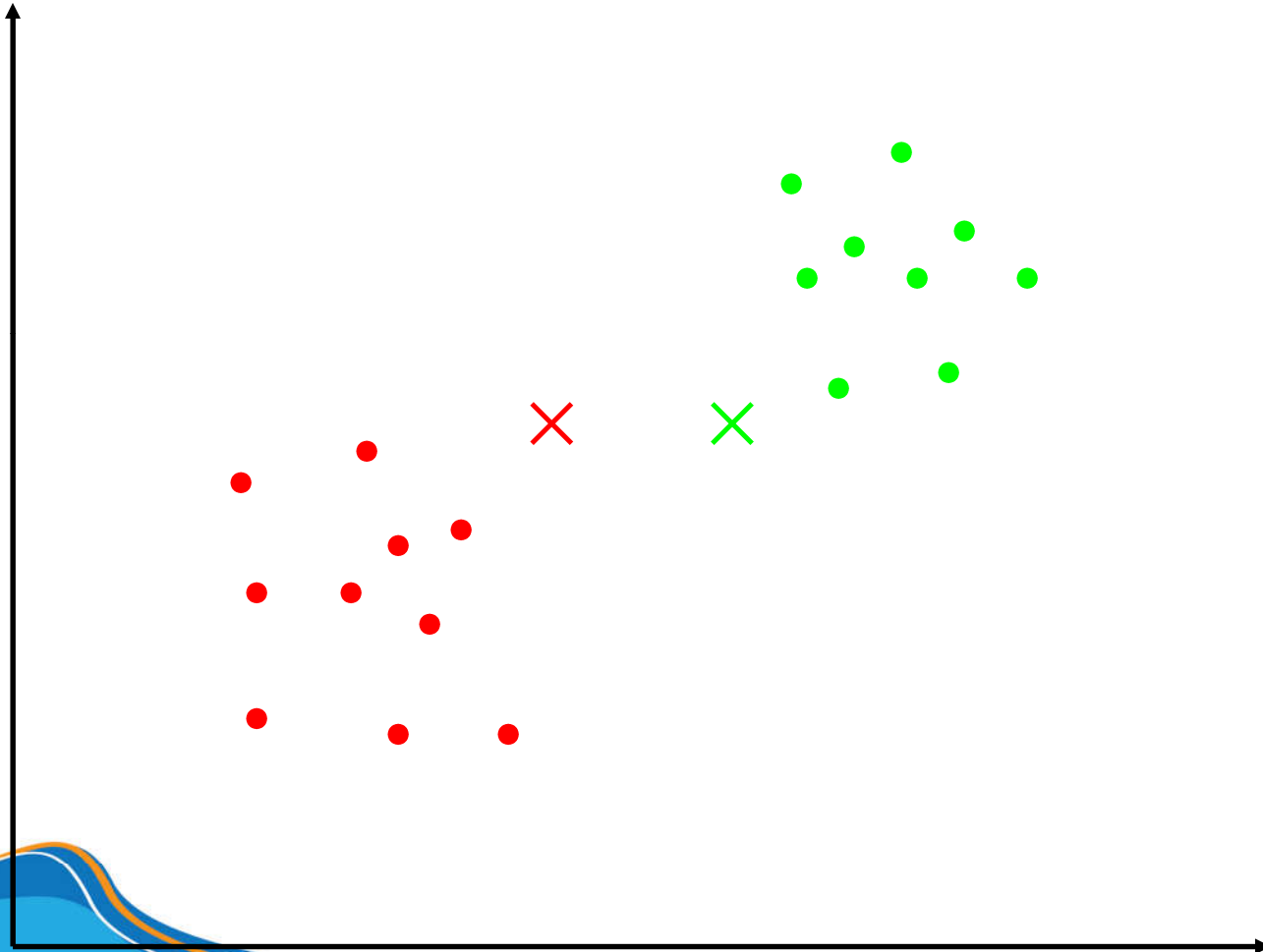
# 10.3. K-means



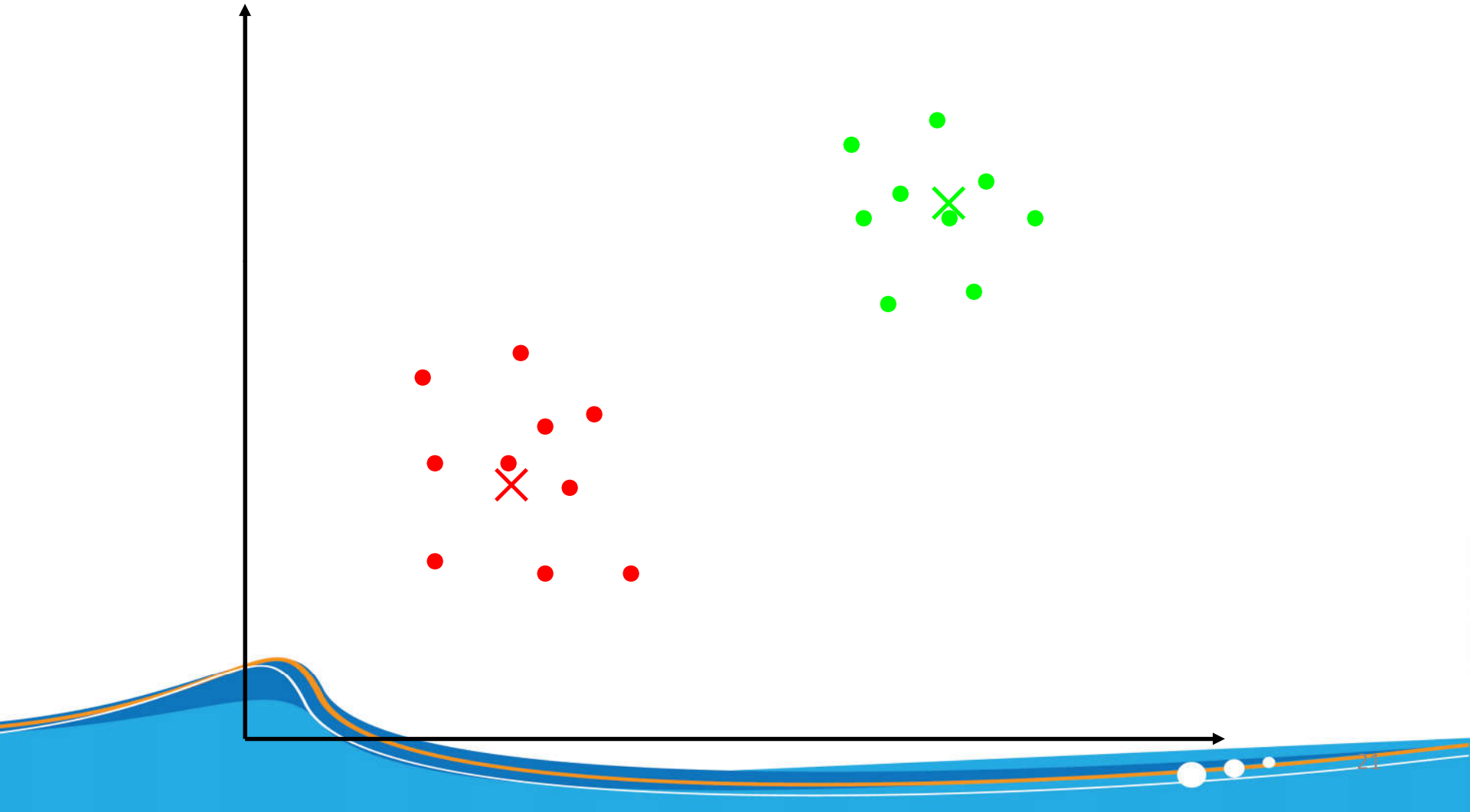
# 10.3. K-means



# 10.3. K-means

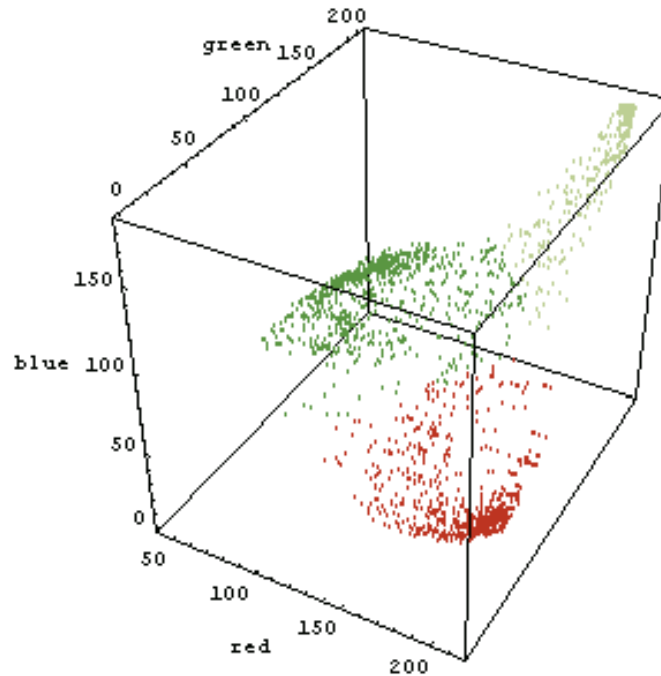


# 10.3. K-means



# 10.3. K-means

- RGB vector



K-means clustering minimizes

$$\sum_{i \in \text{clusters}} \left\{ \sum_{j \in \text{elements of } i\text{'th cluster}} \|x_j - \mu_i\|^2 \right\}$$

# 10.3. K-means

- Example



Original



K=5



K=11

# 10.3. K-means

## Phương pháp

*Function*  $K - means()$

*Initialize*  $k$  prototype  $s (w_1, ..., w_k)$  such that  $w_j = i_l, j \in \{1, ..., k\}, l \in \{1, ..., n\}$

Each cluster  $C_j$  is associated with prototype  $w_j$

Repeat

For each input vector  $i_l$ , where  $l \in \{1, ..., n\}$ ,

do

Assign  $i_l$  to cluster  $C_{j^*}$  with nearest prototype  $w_{j^*}$

For each cluster  $C_j$ , where  $j \in \{1, ..., k\}$ , do

Update the prototype  $w_j$  to the centroid of all samples

currently in  $C_j$ , so that  $w_j = \sum_{i_l \in C_j} i_l / |C_j|$

Computer the error function :

$$E = \sum_{j=1}^k \sum_{i_l \in C_j} |i_l - w_j|^2$$

Until  $E$  does not change significantly or cluster membership no longer changes