

# Xử lý ảnh

## Chương 5: Nhận dạng ảnh

Biên soạn: Phạm Văn Sự

Bộ môn Xử lý tín hiệu và Truyền thông  
Khoa Kỹ thuật Điện tử I  
Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông

ver.19a



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Tổng quan về nhận dạng ảnh

Tổng quan về nhận dạng ảnh

Nhận dạng là quá trình phân loại các đối tượng và gán các đối tượng vào những lớp thích hợp (gán cho chúng một tên gọi) dựa theo những quy luật và các mẫu chuẩn

- Có 2 lớp phương pháp nhận dạng chính:
  - ▶ Lớp phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định
  - ▶ Lớp phương pháp dựa trên cấu trúc



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

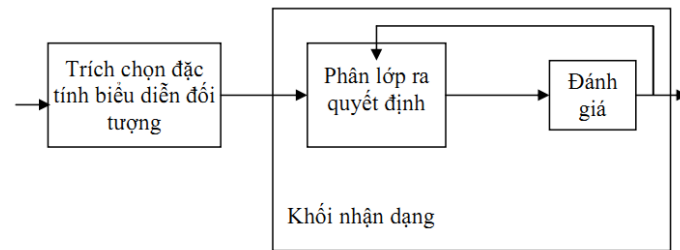
---

---

# Tổng quan về nhận dạng ảnh

## Tổng quan hệ thống nhận dạng

- Lựa chọn mô hình biểu diễn đối tượng (đặc trưng của đối tượng)
- Lựa chọn luật quyết định (thuật toán nhận dạng) và suy diễn quá trình học
- Học nhận dạng và đánh giá



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

# Tổng quan về nhận dạng ảnh

## Học trong nhận dạng

- Trung tâm của quá trình nhận dạng là quá trình học
- Quá trình học là nhằm cải thiện, điều chỉnh việc phân loại đối tượng thành các lớp
  - ▶ Học có giám sát (supervised learning):
    - ★ Dựa trên thông tin (tri thức) đã biết trước của các mẫu chuẩn: số lớp đối tượng, đặc trưng của các lớp, ...
    - ★ Mẫu cần nhận dạng được so sánh với các mẫu chuẩn → thuộc lớp nào
  - ▶ Học không giám sát (unsupervised learning):
    - ★ Không có sẵn thông tin (tri thức) về các lớp, các đặc trưng của các lớp
    - ★ ⇒ Tự phải áp dụng mọi cách tốt nhất để định ra các lớp khác nhau và xác định đặc của các lớp nhằm phân loại phù hợp yêu cầu



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Tổng quan

- Là một phần của quá trình làm dữ liệu trở nên có ích (phù hợp) với các phân tích bằng máy tính
- Có hai lựa chọn cơ bản biểu diễn đối tượng ảnh:
  - ▶ Biểu diễn theo các đặc trưng bên ngoài (ví dụ: biên, đường bao)
    - ★ Lựa chọn khi mục tiêu quan tâm là các đặc trưng về hình dạng đối tượng
  - ▶ Biểu diễn theo các đặc trưng bên trong (ví dụ: đặc trưng các điểm ảnh cấu thành đối tượng)
    - ★ Lựa chọn khi mục tiêu quan tâm là các đặc tính của vùng đối tượng (ví dụ: hình ảnh, cấu trúc bề mặt, ...)
  - ▶ Ứng dụng thực tế thường sử dụng kết hợp cả hai phương thức biểu diễn
- Các đặc trưng đối tượng được lựa chọn như một biểu diễn phải không hoặc ít nhạy cảm với những thay đổi về kích thước đối tượng, phép dịch chuyển, phép quay.



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Tổng kết

- Có nhiều cách biểu diễn đối tượng biên, vùng ảnh:
  - ▶ Mã chuỗi: Mã chuỗi, số biểu diễn nhỏ nhất, mã chuỗi khác biệt
  - ▶ Xấp xỉ đa giác: Xấp xỉ đa giác với chu vi nhỏ nhất, Kỹ thuật hợp, Kỹ thuật tách
  - ▶ Khóa
  - ▶ Các phân đoạn biên
  - ▶ Các bộ khung



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Tổng kết

- Một số mô tả cơ bản:
  - ▶ Độ dài biên
  - ▶ Đường kính biên
  - ▶ Độ lệch tâm
  - ▶ Độ cong
- Chỉ số mô tả hình dạng
- Mô tả bằng hệ số biến đổi Fourier
- Các moment thống kê



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Kết luận

- Một số mô tả đơn giản:
  - ▶ Diện tích vùng
  - ▶ Chu vi vùng
  - ▶ Độ chặt của vùng
  - ▶ Độ tròn của vùng
  - ▶ Giá trị trung bình mức xám các điểm ảnh của vùng
  - ▶ Giá trị trung vị mức xám các điểm ảnh của vùng
  - ▶ Giá trị mức xám lớn nhất, nhỏ nhất của vùng
  - ▶ Số điểm ảnh có giá trị mức xám trên/dưới giá trị mức xám trung bình
- Các mô tả tô-pô
- Các mô tả kết cấu bề mặt
  - ▶ Các đặc trưng thống kê kết cấu bề mặt
  - ▶ Các đặc trưng cấu trúc kết cấu bề mặt
  - ▶ Các đặc trưng phổ kết cấu bề mặt
- Các bất biến moment



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Kết luận

- Mô tả đối tượng bởi véc-tơ  $\mathbf{x}$
- Xác định véc-tơ trung bình  $\mathbf{m}_x$  và ma trận hiệp phương sai  $\mathbf{C}_x$ 
  - ▶ Tìm các véc-tơ trị riêng và các giá trị trị riêng (với sắp xếp giá trị giảm dần)
- Lập ma trận biến đổi  $\mathbf{A}$  với các hàng là các véc-tơ trị riêng
- Thực hiện biến đổi các thành phần chính  $\mathbf{y} = \mathbf{A}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)$
- Khôi phục  $\mathbf{x} = \mathbf{A}^T \mathbf{y} + \mathbf{m}_x$  hoặc xấp xỉ bởi  $k$  thành phần chính đầu tiên  
 $\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{A}_k^T \mathbf{y} + \mathbf{m}_x$



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả quan hệ - Kết luận

- Định nghĩa tập các phần tử nguyên thủy
  - ▶ Công thức hóa tính cấu trúc của vùng ảnh/biên ảnh theo hàm của các phần tử nguyên thủy
- Chuỗi mô tả
  - ▶ Rất thích hợp cho trường hợp tính kết nối của các phần tử nguyên thủy có thể biểu diễn theo cách đầu-đuôi hoặc liên tục
- Cây mô tả
  - ▶ Thích hợp cho trường hợp các vùng/phần có tính giống nhau nhưng không nằm liên tục



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Tổng quan

- Các phương pháp nhận dạng dựa trên lý thuyết quyết định sử dụng các hàm quyết định (còn gọi là hàm phân biệt)

Gọi  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$  là véc-tơ mẫu. Với  $W$  lớp mẫu  $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_W$ , bài toán cơ bản trong nhận dạng mẫu dựa trên lý thuyết quyết định là tìm  $W$  hàm quyết định  $d_1(\mathbf{x}), d_2(\mathbf{x}), \dots, d_W(\mathbf{x})$  có tính chất:

- Nếu một véc-tơ mẫu  $\mathbf{x}$  thuộc lớp mẫu  $\omega_i$  thì  $d_i(\mathbf{x}) > d_j(\mathbf{x}) \forall j \in [1, 2, \dots, W], i \neq j$
- Biên vùng quyết định phân tách lớp mẫu  $\omega_i$  và  $\omega_j$  là các giá trị véc-tơ  $\mathbf{x}$  sao cho:
  - $d_i(\mathbf{x}) = d_j(\mathbf{x})$
  - Hay  $d_{ij}(\mathbf{x}) = d_i(\mathbf{x}) - d_j(\mathbf{x}) = 0$ 
    - $\Rightarrow d_{ij}(\mathbf{x}) > 0$  với các mẫu  $\mathbf{x} \in \omega_i$ ;  $d_{ij}(\mathbf{x}) < 0$  với các mẫu  $\mathbf{x} \in \omega_j$
    - Phương trình  $d_{ij}(\mathbf{x}) = 0$  ứng với đường biên vùng quyết định (1-D,  $n = 2$ ); mặt phẳng biên vùng quyết định (2-D,  $n = 3$ ); mặt siêu phẳng biên vùng quyết định (n-D,  $n > 3$ )

Cần xây dựng hàm quyết định thỏa mãn các tính chất mong muốn

Notes

## Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đối sánh mẫu

- Biểu diễn mỗi lớp mẫu bởi một véc-tơ mẫu chuẩn  $\mathbf{z}_i$  ( $i = 1, 2, \dots, W$ )
  - Mẫu cần phân loại  $\mathbf{x}$  được gán vào lớp mẫu  $\omega_j$  mà nó "gần nhất" theo nghĩa của một "độ đo" định trước với véc-tơ mẫu chuẩn  $\mathbf{z}_j$ :  $\mathbf{x} \in \omega_j = \arg \min_i D_i(\mathbf{x}, \mathbf{z}_i)$
- "Độ đo":
  - Khoảng cách Euclidean  $\Rightarrow$  Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu
    - Khoảng cách Euclidean:  $D_i(\mathbf{x}, \mathbf{z}_i) = \|\mathbf{x} - \mathbf{z}_i\| = \sqrt{(\mathbf{x} - \mathbf{z}_i)^T (\mathbf{x} - \mathbf{z}_i)} \Rightarrow d_j(\mathbf{x}) = -D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j) = -\sqrt{(\mathbf{x} - \mathbf{z}_j)^T (\mathbf{x} - \mathbf{z}_j)}$
    - Bình phương khoảng cách Euclidean:  $D_i(\mathbf{x}, \mathbf{z}_i) = \|\mathbf{x} - \mathbf{z}_i\|^2 = (\mathbf{x} - \mathbf{z}_i)^T (\mathbf{x} - \mathbf{z}_i) \Rightarrow d_j(\mathbf{x}) = -D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j) \approx \mathbf{x}^T \mathbf{z}_j - \frac{1}{2} \mathbf{m}_j^T \mathbf{m}_j$
    - Khoảng cách "taxi":  $D_i(\mathbf{x}, \mathbf{z}_i) = \sum_{k=1}^n |x_k - z_{ki}| \Rightarrow d_j(\mathbf{x}) = -D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j) = -\sum_{k=1}^n |x_k - z_{kj}|$
    - Khoảng cách Mahalanobis:  $D_i(\mathbf{x}, \mathbf{z}_i) = \|\mathbf{x} - \mathbf{z}_i\|_{\mathbf{C}_i^{-1}}^2 = (\mathbf{x} - \mathbf{z}_i)^T \mathbf{C}_i^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{z}_i)$
  - Độ tương quan  $\Rightarrow$  Phân loại mẫu theo sự tương quan
    - $\gamma(x, y) = 1$ : tương quan lớn nhất;  $\gamma(x, y) = -1$ : tương quan nhỏ nhất

Notes

## Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thống kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Tổng kết

- Nếu  $p(\omega_i|\mathbf{x}) > p(\omega_j|\mathbf{x}) \quad \forall j \neq i \Rightarrow \mathbf{x} \in \omega_i$ 
  - ▶  $p(\omega_k|\mathbf{x})$ : xác suất thuộc lớp  $\omega_k$  khi đã quan sát thấy mẫu  $\mathbf{x}$  xuất hiện
- $\Leftrightarrow$  Hàm quyết định  $d_j(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}|\omega_j)p(\omega_j) \quad (j = 1, 2, \dots, W)$ 
  - ▶  $p(\mathbf{x}|\omega_j)$ : hàm mật độ phân bố xác suất của các mẫu trong lớp  $\omega_j$
  - ▶  $p(\omega_j)$ : xác suất tiên nghiệm của lớp mẫu thứ  $j \quad (j = 1, 2, \dots, W)$
- $\Rightarrow$  Cần ước lượng các hàm  $p(\mathbf{x}|\omega_j)$  và  $p(\omega_j)$ 
  - ▶  $p(\omega_j)$  được ước lượng từ thông tin bài toán cần giải
    - ★ Thường giả thiết các lớp mẫu đồng xác suất:  $p(\omega_j) = \frac{1}{W}$
  - ▶ Ước lượng  $p(\mathbf{x}|\omega_j)$  rất phức tạp
    - ★ Thường xấp xỉ phân bố Gausse:  $p(\mathbf{x}|\omega_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sqrt{|\mathbf{C}_j|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)}$
    - ★  $\mathbf{m}_j, \mathbf{C}_j$ : véc-tơ trung bình, ma trận hiệp phương sai của lớp  $\omega_j$
- Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse:  
$$d_j(\mathbf{x}) = \ln(p(\omega_j)) - \frac{1}{2} \ln(|\mathbf{C}_j|) - \frac{1}{2} [(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)] \quad (j = 1, 2, \dots, W)$$



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại theo  $k$  lân cận gần nhất

- $\equiv$  Thuật toán  $k$  láng giềng
- Là một phương pháp phân lớp mẫu có giám sát đơn giản

**Thực hiện huấn luyện:** Lưu tất cả các véc-tơ mẫu chuẩn của tập dữ liệu huấn luyện

**Quá trình phân loại:**

1. Tìm kiếm  $k \quad (k \in \mathbb{Z}^+)$  véc-tơ mẫu chuẩn lân cận "gần nhất" mẫu cần phân loại  $\mathbf{x}$
2. Mẫu  $\mathbf{x}$  được gán cho lớp  $\omega_j$  nếu trong  $k$  lân cận vừa xác định được có đa số mẫu  $\in \omega_j$

- Dễ thực thi và kiểm soát; dễ thực thi bằng tính toán song song
- Gần như tối ưu khi số mẫu lớn
- Sử dụng thông tin cục bộ  $\rightarrow$  có thể thu thập cập nhật
- Thông tin yêu cầu lưu trữ lớn
- Lớp có số mẫu đồng trong tập mẫu có xu thế thống trị

▶ Sử dụng trong các ứng dụng để đánh giá ảnh hưởng của mẫu



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát tiêu biểu - Phân nhóm dựa trên khoảng cách lớn nhất

**Input:** Tập mẫu cần phân nhóm; Chọn hệ số ngưỡng  $\theta$  thích hợp

**Output:** Tập các mẫu đã được phân nhóm

- ❶ Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu  $\mathbf{x}_1$ , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên  $\omega_1$ :  $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_1$ ; Khởi động biến đếm số lớp mẫu  $N = 1$
- ❷ Sắp xếp từ các mẫu còn lại, tìm một mẫu  $\mathbf{x}_2$  "xa nhất" so với  $\mathbf{z}_1$ : "coi" đó là tâm của lớp mẫu mới  $\omega_2$ :  $\mathbf{z}_2 = \mathbf{x}_2$ ;  $N+ = 1$ 
  - Tính  $T = D(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2)$
- ❸ Lặp cho đến khi các mẫu được phân nhóm hết:
  - ❶ Với các mẫu chưa được phân nhóm  $\mathbf{x}_j$ : Tính  $D_{ji} = D(\mathbf{x}_j, \mathbf{z}_i)$  ( $i = 1, \dots, N$ )
  - ❷ Tính  $D[m] = \arg \max_j D_{ji}$
  - ❸ So sánh  $D[m]$  với  $\theta T$ :
    - ★ Nếu  $D[m] > \theta T \Rightarrow \mathbf{x}_m$  được coi là mẫu chuẩn của lớp mẫu mới  $\omega_{N+1}$ :  $N+ = 1$ ;  $\mathbf{z}_N = \mathbf{x}_m$ ; Cập nhật ngưỡng:  $T = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N D(\mathbf{z}_i, \mathbf{z}_j)$
    - ★ Nếu  $D[m] < \theta T \Rightarrow$  Phân nhóm cho các mẫu còn lại theo thuật toán tối thiểu; Thoát

Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát tiêu biểu - Thuật toán  $K$  trung bình

**Input:** Tập mẫu cần phân thành  $K$  nhóm; Giá trị ngưỡng  $T$  thích hợp

**Output:** Tập mẫu đã được phân thành  $K$  nhóm

- ❶ Lựa chọn  $K$  mẫu làm các mẫu chuẩn khởi đầu của  $K$  lớp  $\omega_1(1), \omega_2(1), \dots, \omega_K(1)$ ; coi chúng là tâm của các lớp tương ứng:  $\mathbf{z}_1(1), \mathbf{z}_2(1), \dots, \mathbf{z}_K(1)$
- ❷ Phân lớp các mẫu chưa phân nhóm theo khoảng cách tối thiểu
  - Mẫu  $\mathbf{x}$  được phân vào nhóm  $\omega_i$  nếu  $D(\mathbf{x}, \mathbf{z}_i(n)) \leq D(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j(n)) \forall j = 1, 2, \dots, K, i \neq j$
- ❸ Tính các tâm mới của mỗi nhóm  $\omega_i(n)$  bằng trung bình các điểm thuộc nhóm
  - $\mathbf{z}_i(n+1) = \frac{1}{N} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_i(n)} \mathbf{x}$
- ❹ So sánh  $\mathbf{z}_i(n)$  và  $\mathbf{z}_i(n+1)$ :
  - Nếu  $D(\mathbf{z}_i(n), \mathbf{z}_i(n+1)) < T \forall i$  (hoặc  $\sum_{i=1}^K D(\mathbf{z}_i(n), \mathbf{z}_i(n+1)) < T$ )  $\Rightarrow$  Thoát
  - Ngược lại, quay lại bước 2

Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---



## Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát tiêu biểu - Thuật toán ISODATA

- $\equiv$  Interactive Self Organizing DATa Analysis
- Thuật toán mềm dẻo
  - ▶ Không cần cố định các lớp trước

1. Lựa chọn một phân hoạch ban đầu
  - ▶ Tâm các phân hoạch chọn bất kỳ
2. Phân nhóm các mẫu chưa được phân nhóm theo khoảng cách tối thiểu
3. Tách đôi nhóm ban đầu nếu khoảng cách lớn hơn ngưỡng  $T_1$
4. Xác định phân hoạch mới trên cơ sở các tâm vừa xác định lại; Xác định các tâm mới của các phân hoạch mới thu được
5. Nhóm các vùng với tâm mới theo ngưỡng  $T_2$
6. Lặp lại các thao tác trên cho đến khi thỏa mãn tiêu chuẩn phân hoạch

XỬ LÝ ẢNH SỐ

Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan

- Mô hình bộ não và hệ thống tế bào thần kinh
- Thực hiện tính toán xử lý song song
- Thực hiện quá trình học
- Sử dụng những nguyên tắc rất đơn giản
- Đáp ứng rất phức tạp
  - ▶ Phụ thuộc vào cấu trúc mạng, các hệ số liên kết và cơ chế cập nhật các hệ số cùng với hàm tính toán tại mỗi phần tử của mạng
- Thích hợp cho các ứng dụng giải các bài toán tối ưu, ...
- Các loại chính:
  - ▶ Học có giám sát:
    - ★ Mạng lan truyền tiến: MLP, ...
    - ★ Mạng hồi quy: Hopfield, ...
  - ▶ Học không có giám sát:
    - ★ Mạng tự tổ chức: SOM, ...

KHOA KỸ THUẬT ĐIỆN TỬ  
PTIT  
XỬ LÝ ẢNH SỐ

Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Cấu trúc tổng quát mạng nơ-ron

- Các node mô phỏng các nơ-ron
  - ▶ Các node tiếp nhận dữ liệu đầu vào: Lớp vào
    - ★ Số node ở lớp vào: Kích thước lớp vào
  - ▶ Các node đưa thông tin kết luận ra: Lớp ra
    - ★ Số node ở lớp ra: Kích thước lớp ra
  - ▶ Một số lớp trung gian (nếu có): Lớp ẩn
- Trọng số các đường liên kết mô phỏng các kết nối giữa các nơ-ron (khớp nối thần kinh - synapse)
  - ▶  $w_{ij}$



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

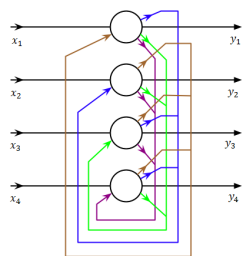
---

---

## Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield

- Do J.J. Hopfield đề xuất năm 1982
- Thuộc lớp mạng nơ-ron hồi quy; Sử dụng phương pháp học có giám sát
  - ▶ Các liên kết giữa các node là đầy đủ
  - ▶ Các node mạng hồi quy lại các node khác và/hoặc chính nó
  - ▶ Thực hiện ánh xạ tín hiệu theo kiểu tự kết hợp
  - ▶ Mô phỏng được khả năng tự kết hợp (hồi tưởng) của bộ não người
    - ★ "Cảm nhận" được thời gian và trí nhớ của các trạng thái trước đó



- Có 1 lớp: số node vào bằng số lớp ra; Không có lớp ẩn
- Yêu cầu các đầu vào có giá trị  $\pm 1$
- Trọng số nối từ node thứ  $j$  đến node thứ  $i$ :  
 $w_{ij} \Rightarrow$  Ma trận trọng số  $\mathbf{W} = [w_{ij}]$ 
  - ▶  $w_{ii} = 0 \forall i; w_{ij} = w_{ji}$
- Hàm kích hoạt của mỗi node:  
 $O_j = \text{sign}\{Net_j\} = \text{sign}\{\sum_{i=1}^m w_{ij}x_i\}$



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Huấn luyện mạng

- Mạng Hopfield học dựa trên nguyên tắc có giám sát
- Với một tập mẫu huấn luyện  $\{\mathbf{x}_k\}$  ( $k = 1, 2, \dots, p$ ): Xây dựng ma trận trọng số  $\mathbf{W}$  sao cho  $\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{W}) \forall k = 1, 2, \dots, p$

**Input:** Tập gồm  $p$  mẫu thuộc tập huấn luyện  $\{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_p\}$

**Output:** Ma trận trọng số  $\mathbf{W}$

- 1  $w_{ij} = \sum_{k=1}^p x_{ki} x_{kj} \forall i \neq j; w_{ij} = 0 \forall i = j$ 
  - ▶  $x_{ki}$  là phần tử thứ  $i$  của véc-tơ mẫu  $\mathbf{x}_k$



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Sử dụng mạng

- Quá trình tính toán đáp ứng ra với một mẫu cần phân loại đầu vào là một quá trình lặp

**Input:** Mạng Hopfield đã được huấn luyện; Mẫu cần phân lớp  $\mathbf{x}$

**Output:** Đáp ứng ra của mạng ứng với mẫu cần phân lớp

- 1 Khởi đầu  $\mathbf{x}_0 = \mathbf{x}$
- 2 Lặp việc tính toán cho đến khi thỏa mãn điều kiện dừng:
  - ▶ Tính đáp ứng  $\mathbf{y}_k$  của mạng ứng với  $\mathbf{x}_k$  lan truyền một lần trong mạng:  
 $\mathbf{y}_k = \mathbf{O}_k = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{W})$ 
    - ★ Nếu  $\mathbf{y}_k \neq \mathbf{x}_k \Rightarrow k+ = 1$  với  $\mathbf{x}_k = \mathbf{y}_{k-1}$
    - ★ Nếu  $\mathbf{y}_k = \mathbf{x}_k \Rightarrow$  Thoát

- Trong suốt quá trình tính toán,  $\mathbf{W}$  không thay đổi



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Một số tình huống nảy sinh

- 1 Mạng không hội tụ
- 2 Mạng hội tụ với  $\mathbf{x}_n = \mathbf{x}$
- 3 Mạng hội tụ với  $\mathbf{x}_n = \mathbf{x}_s$
- 4 Mạng hội tụ với  $\mathbf{x}_n \neq \mathbf{x}_s \forall \mathbf{x}_s \in$  tập mẫu huấn luyện
- 5 Mạng hội tụ với  $\mathbf{x}_n$  nào đó trong các mục 2,3,4 nhưng là ảnh ngược



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Kohonen - Tổng quan

- Do Teuvo Kohonen đề xuất năm 1989
- $\equiv$  Mạng tự tổ chức, Bản đồ tự tổ chức (SOM)
- Thuộc lớp mạng nơ-ron học không giám sát
- Rất giống với mạng nơ-ron sinh học cả về cấu tạo lẫn cơ chế học
- Thực hiện ánh xạ các mẫu vào (chiều bất kỳ) nên một "bản đồ" rời rạc 1 hoặc 2 chiều theo thứ tự topo
  - ▶ Các mẫu "gần" nhau trong không gian mẫu đầu vào sẽ nằm gần nhau trên "bản đồ"



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Kohonen - Cấu trúc

- Cấu tạo gồm một lớp mạng phân bố trong mặt phẳng hai chiều theo dạng lưới
  - ▶ Mỗi node có cùng số node trong từng lớp láng giềng
    - ★ Mỗi node chỉ nối với một số node lân cận
  - ▶ Tất cả các node đều được nối với một dãy các đầu vào
    - ★ Đường nối giữa đầu vào thứ  $i$  với node thứ  $j$  có trọng số  $w_{ji}$
- Phản hồi của mạng mang tính địa phương
  - ▶ Với một mẫu vào, chỉ có sự thay đổi ứng với một vùng lân cận ứng với vị trí có thể của ảnh mẫu trên "bản đồ"
    - ★  $\Rightarrow$  Vùng kích hoạt có thể chỉ ra "vị trí" của mẫu vào



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Kohonen - Huấn luyện mạng

- Quá trình học của mạng Kohonen dựa trên kỹ thuật học cạnh tranh, không cần có tập mẫu huấn luyện

**Input:** Tập mẫu

**Output:** Ma trận trọng số

- 1 Khởi động trọng số cho các node
  - ▶ Có giá trị ngẫu nhiên, rất nhỏ
- 2 Lặp cho đến khi các thay đổi của các trọng số có thể bỏ qua HOẶC đã vượt quá số lần lặp cần thiết:
  - 1 Với mỗi mẫu vào:
    - ★ Cạnh tranh: Tìm một node "chiến thắng": node (1) ứng với đáp ứng ra cực đại; HOẶC (2) có trọng số "gần" với mẫu vào nhất
    - ★ Hợp tác: Tìm các node "láng giềng"
    - ★ Thích ứng: Cập nhật trọng số các node tìm được
- 3 Giảm nhỏ kích thước vùng láng giềng (nếu cần)

Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Kohonen - Huấn luyện mạng

- Node có đáp ứng ra cực đại ứng với một mẫu vào  $\mathbf{x} = (x_1 x_2 \dots x_n)^T$ :  
$$c = \underset{j}{\operatorname{argmax}}\{O_j\} = \underset{j}{\operatorname{max}}\{\sum_{i=1}^n x_i w_{ji}\}$$
- Node có trọng số "gần" với mẫu vào  $\mathbf{x}$ :  
$$c = \underset{j}{\operatorname{argmin}}\{error_j\} = \underset{j}{\operatorname{min}}\{\sum_{i=1}^n (x_i - w_{ji})^2\}$$
- Các node được gọi là "láng giềng" của node "chiến thắng" nếu chúng nằm trong một giới hạn "khoảng cách" so với node "chiến thắng" trên "bản đồ"
- Cập nhật trọng số (1)  $w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \mu \mathfrak{N}(k, j, m)(1 - x_i w_{ji})$ ; HOẶC (2)  $w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \mu \mathfrak{N}(k, j, m)(x_i - w_{ji})$ 
  - $\mathfrak{N}(k, j, m)$ : hàm lân cận giữa node  $j$  và  $m$  ở lần lặp thứ  $k$ 
    - ★ Có thể là hàm ngưỡng hoặc hàm Gausse



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

## Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Kohonen - Sử dụng mạng

**Input:** SOM đã được huấn luyện; Mẫu cần phân lớp  $\mathbf{x}$

**Output:** Vùng (node) tương ứng với mẫu  $\mathbf{x}$

- ➊ Sử dụng ma trận trọng số  $\mathbf{W}$  tìm node "chiến thắng" ứng với đầu vào  $\mathbf{x}$ 
  - ▶ Tìm được vị trí tương ứng trên "bản đồ"



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

# Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc - Kết luận

- Dựa trên các mô tả cấu trúc của đối tượng
- Sử dụng khái niệm tương đương với khoảng cách nhỏ nhất làm độ đo tính giống nhau (tương đồng, tương tự nhau)
- Hai phương pháp cơ bản cho biên đối tượng:
  - ▶ Đối sánh các chỉ số mô tả hình dạng
    - ★ Độ tương tự (độ giống nhau) giữa hai chuỗi  $a$  và  $b$  có chỉ số mô tả tương ứng là  $s(a)$  và  $s(b)$ :  $k = \operatorname{argmax}_j (s_j(a) = s_j(b))$
    - ★ Khoảng cách giữa hai chuỗi  $a$  và  $b$ :  $D(a, b) = \frac{1}{k}$
  - ▶ Đối sánh chuỗi mô tả cấu trúc
    - ★ Tổng số các vị trí tương ứng của hai chuỗi  $a = a_1 a_2 \dots a_n$  và  $b = b_1 b_2 \dots b_m$  trùng nhau:  $\alpha = \sum_j (a_j = b_j)$
    - ★ Số vị trí tương ứng không giống nhau:  $\beta = \max(|a|, |b|) - \alpha$
    - ★ Độ giống nhau giữa hai chuỗi mô tả cấu trúc:  $R = \frac{\alpha}{\beta}$



Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---

Notes

---

---

---

---

---

---

---

---

---

---