

Xử lý ảnh

Chương 5: Nhận dạng ảnh

Biên soạn: Phạm Văn Sư

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

ver.17a



Chương 5: Nhận dạng ảnh

Nội dung chính

- ① Tổng quan về nhận dạng ảnh
- ② Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh
 - Mẫu và lớp mẫu
 - Biểu diễn đối tượng ảnh
 - Mô tả đối tượng ảnh
- ③ Nhận dạng ảnh
 - Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định
 - Các phương pháp cấu trúc



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

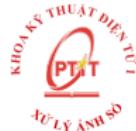


Tổng quan về nhận dạng ảnh

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:

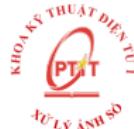


Tổng quan về nhận dạng ảnh

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 :



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 : Sử dụng các đặc trưng là những mô tả định lượng (độ dài, diện tích, cấu trúc bề mặt, ...) để thực hiện nhận dạng



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 : Sử dụng các đặc trưng là những mô tả định lượng (độ dài, diện tích, cấu trúc bề mặt, ...) để thực hiện nhận dạng
- ▶ Lớp phương pháp dựa trên cấu trúc :



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 : Sử dụng các đặc trưng là những mô tả định lượng (độ dài, diện tích, cấu trúc bề mặt, ...) để thực hiện nhận dạng
- ▶ Lớp phương pháp dựa trên cấu trúc : Sử dụng các đặc trưng là những mô tả định tính (các mô tả quan hệ, ...) để thực hiện nhận dạng



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)



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



Tổng quan về nhận dạng ảnh

Tổng quan hệ thống nhận dạng

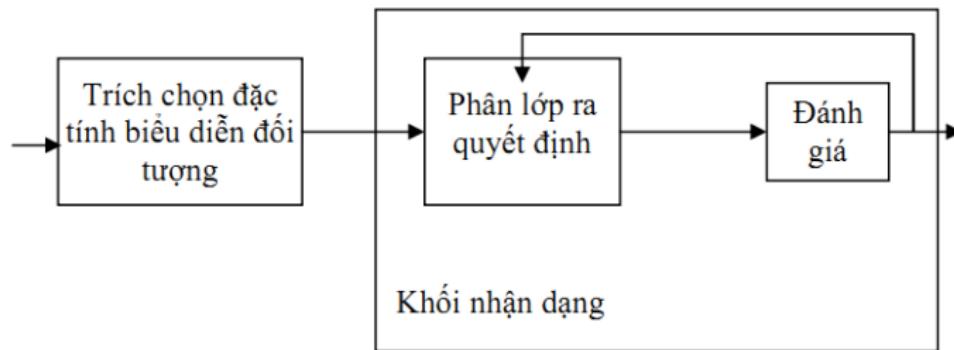
- Lựa chọn mô hình biểu diễn đối tượng (đặc trưng của đối tượng)
- Lựa chọn luật quyết định (thuật toán nhận dạng) và suy diễn quá trình học
- Học nhận dạng và đánh giá



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



Tổng quan về nhận dạng ảnh

Học trong nhận dạng

- Trung tâm của quá trình nhận dạng là quá trình học



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



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):



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, ...



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



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):



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



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



Chương 5: Nhận dạng ảnh

Nội dung chính

- 1 Tổng quan về nhận dạng ảnh
- 2 Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh
 - Mẫu và lớp mẫu
 - Biểu diễn đối tượng ảnh
 - Mô tả đối tượng ảnh
- 3 Nhận dạng ảnh
 - Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định
 - Các phương pháp cấu trúc



Chương 5: Nhận dạng ảnh

Nội dung chính

- 1 Tổng quan về nhận dạng ảnh
- 2 Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh
 - Mẫu và lớp mẫu
 - Biểu diễn đối tượng ảnh
 - Mô tả đối tượng ảnh
- 3 Nhận dạng ảnh
 - Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định
 - Các phương pháp cấu trúc



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu

- Mẫu (pattern) là một sự sắp xếp của các mô tả (hay của các đặc trưng)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu

- Mẫu (pattern) là một sự sắp xếp của các mô tả (hay của các đặc trưng)
- Có 3 cách tổ chức mẫu thường dùng:



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu

- Mẫu (pattern) là một sự sắp xếp của các mô tả (hay của các đặc trưng)
- Có 3 cách tổ chức mẫu thường dùng:
 - ▶ Véc-tơ mẫu (vector): $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu

- Mẫu (pattern) là một sự sắp xếp của các mô tả (hay của các đặc trưng)
- Có 3 cách tổ chức mẫu thường dùng:
 - ▶ Véc-tơ mẫu (vector): $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$
 - ★ x_i là một mô tả (đặc trưng) thứ i



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu

- Mẫu (pattern) là một sự sắp xếp của các mô tả (hay của các đặc trưng)
- Có 3 cách tổ chức mẫu thường dùng:
 - ▶ Véc-tơ mẫu (vector): $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$
 - ★ x_i là một mô tả (đặc trưng) thứ i
 - ★ Thường dùng cho các mô tả định lượng (các đặc trưng định lượng)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu

- Mẫu (pattern) là một sự sắp xếp của các mô tả (hay của các đặc trưng)
- Có 3 cách tổ chức mẫu thường dùng:
 - ▶ Véc-tơ mẫu (vector): $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$
 - ★ x_i là một mô tả (đặc trưng) thứ i
 - ★ Thường dùng cho các mô tả định lượng (các đặc trưng định lượng)
 - ▶ Chuỗi mẫu (string): $\mathbf{x} = \dots abababab \dots$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu

- Mẫu (pattern) là một sự sắp xếp của các mô tả (hay của các đặc trưng)
- Có 3 cách tổ chức mẫu thường dùng:
 - ▶ Véc-tơ mẫu (vector): $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$
 - ★ x_i là một mô tả (đặc trưng) thứ i
 - ★ Thường dùng cho các mô tả định lượng (các đặc trưng định lượng)
 - ▶ Chuỗi mẫu (string): $\mathbf{x} = \dots abababab \dots$
 - ★ Thường dùng cho các mô tả cấu trúc



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu

- Mẫu (pattern) là một sự sắp xếp của các mô tả (hay của các đặc trưng)
- Có 3 cách tổ chức mẫu thường dùng:
 - ▶ Véc-tơ mẫu (vector): $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$
 - ★ x_i là một mô tả (đặc trưng) thứ i
 - ★ Thường dùng cho các mô tả định lượng (các đặc trưng định lượng)
 - ▶ Chuỗi mẫu (string): $\mathbf{x} = \dots abababab \dots$
 - ★ Thường dùng cho các mô tả cấu trúc
 - ★ Phù hợp với việc mô tả mối quan hệ cấu trúc các đối tượng một cách tương đối với cấu trúc nguyên tố



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu

- Mẫu (pattern) là một sự sắp xếp của các mô tả (hay của các đặc trưng)
- Có 3 cách tổ chức mẫu thường dùng:
 - ▶ Véc-tơ mẫu (vector): $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$
 - ★ x_i là một mô tả (đặc trưng) thứ i
 - ★ Thường dùng cho các mô tả định lượng (các đặc trưng định lượng)
 - ▶ Chuỗi mẫu (string): $\mathbf{x} = \dots abababab \dots$
 - ★ Thường dùng cho các mô tả cấu trúc
 - ★ Phù hợp với việc mô tả mối quan hệ cấu trúc các đối tượng một cách tương đối với cấu trúc nguyên tố
 - ▶ Cây mẫu (tree)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu

- Mẫu (pattern) là một sự sắp xếp của các mô tả (hay của các đặc trưng)
- Có 3 cách tổ chức mẫu thường dùng:
 - ▶ Véc-tơ mẫu (vector): $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$
 - ★ x_i là một mô tả (đặc trưng) thứ i
 - ★ Thường dùng cho các mô tả định lượng (các đặc trưng định lượng)
 - ▶ Chuỗi mẫu (string): $\mathbf{x} = \dots abababab \dots$
 - ★ Thường dùng cho các mô tả cấu trúc
 - ★ Phù hợp với việc mô tả mối quan hệ cấu trúc các đối tượng một cách tương đồng với cấu trúc nguyên tố
 - ▶ Cây mẫu (tree)
 - ★ Một kỹ thuật tổ chức các đặc trưng một cách hữu hiệu (powerful) cho nhiều ứng dụng



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

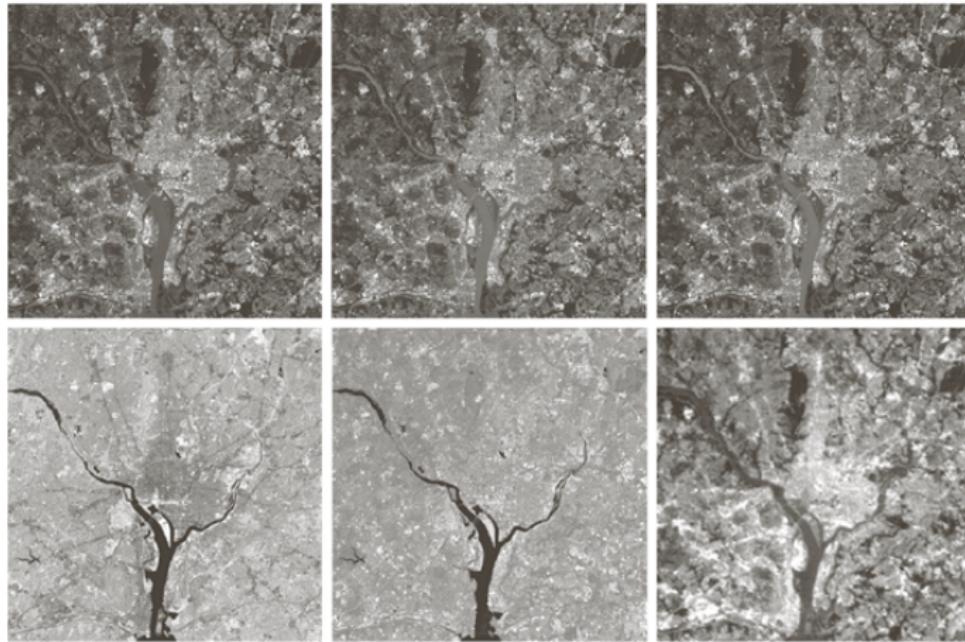
Mẫu và lớp mẫu: Mẫu

- Mẫu (pattern) là một sự sắp xếp của các mô tả (hay của các đặc trưng)
- Có 3 cách tổ chức mẫu thường dùng:
 - ▶ Véc-tơ mẫu (vector): $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$
 - ★ x_i là một mô tả (đặc trưng) thứ i
 - ★ Thường dùng cho các mô tả định lượng (các đặc trưng định lượng)
 - ▶ Chuỗi mẫu (string): $\mathbf{x} = \dots abababab \dots$
 - ★ Thường dùng cho các mô tả cấu trúc
 - ★ Phù hợp với việc mô tả mối quan hệ cấu trúc các đối tượng một cách tương đồng với cấu trúc nguyên tố
 - ▶ Cây mẫu (tree)
 - ★ Một kỹ thuật tổ chức các đặc trưng một cách hữu hiệu (powerful) cho nhiều ứng dụng
 - ★ Sử dụng mối quan hệ cấu trúc "được tạo bởi"



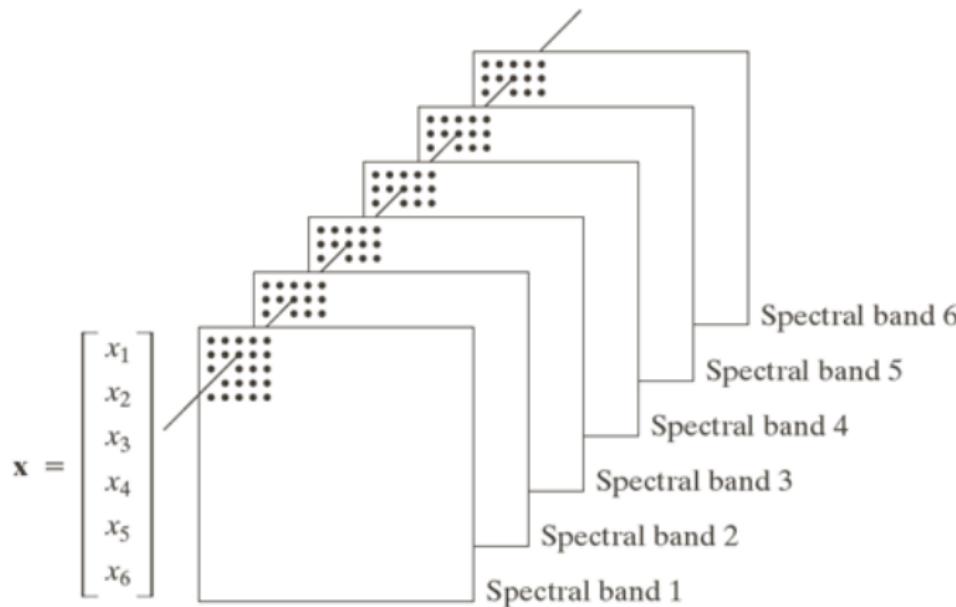
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu - Minh họa cách thành lập véc-tơ mẫu



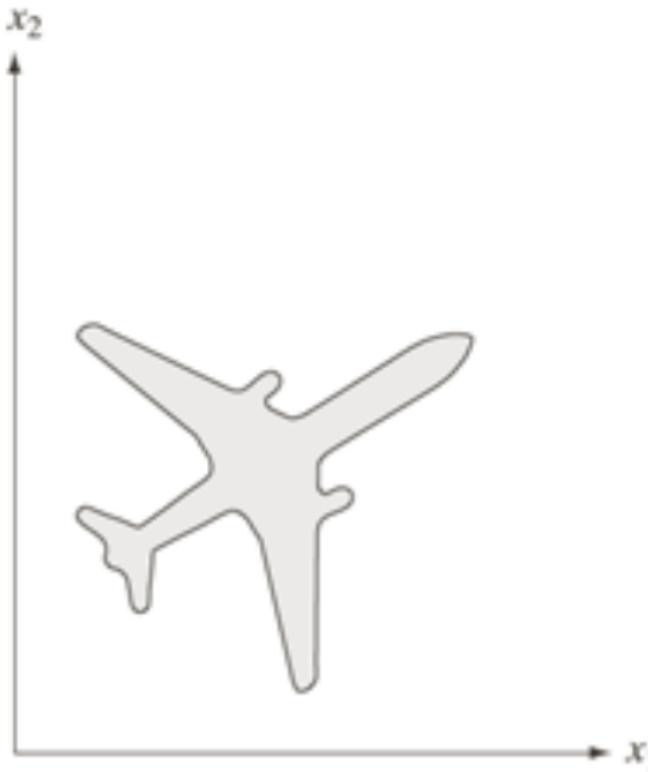
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu - Minh họ cách thành lập véc-tơ mẫu



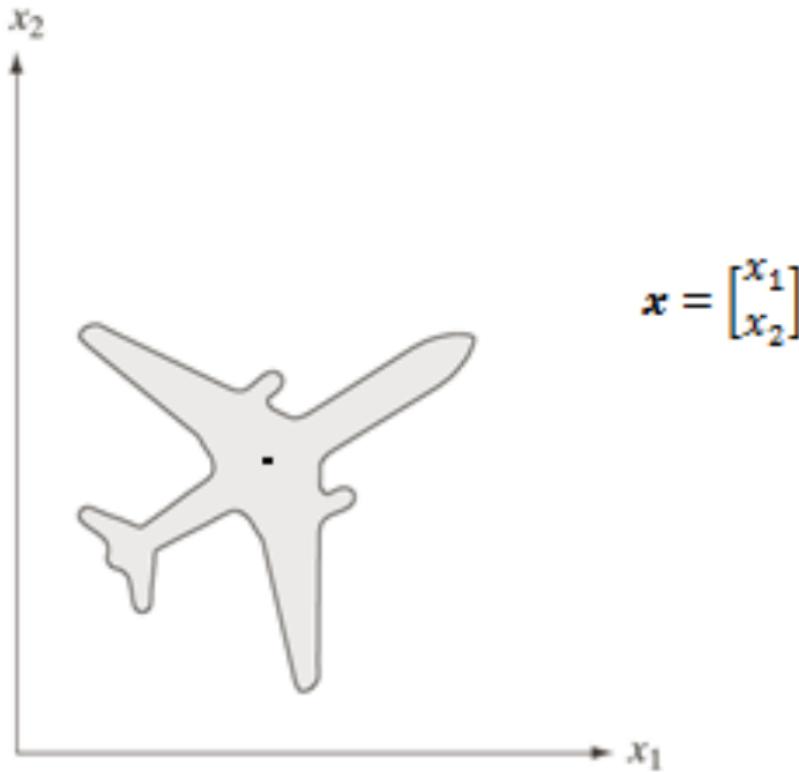
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu - Minh họa cách thành lập véc-tơ mẫu



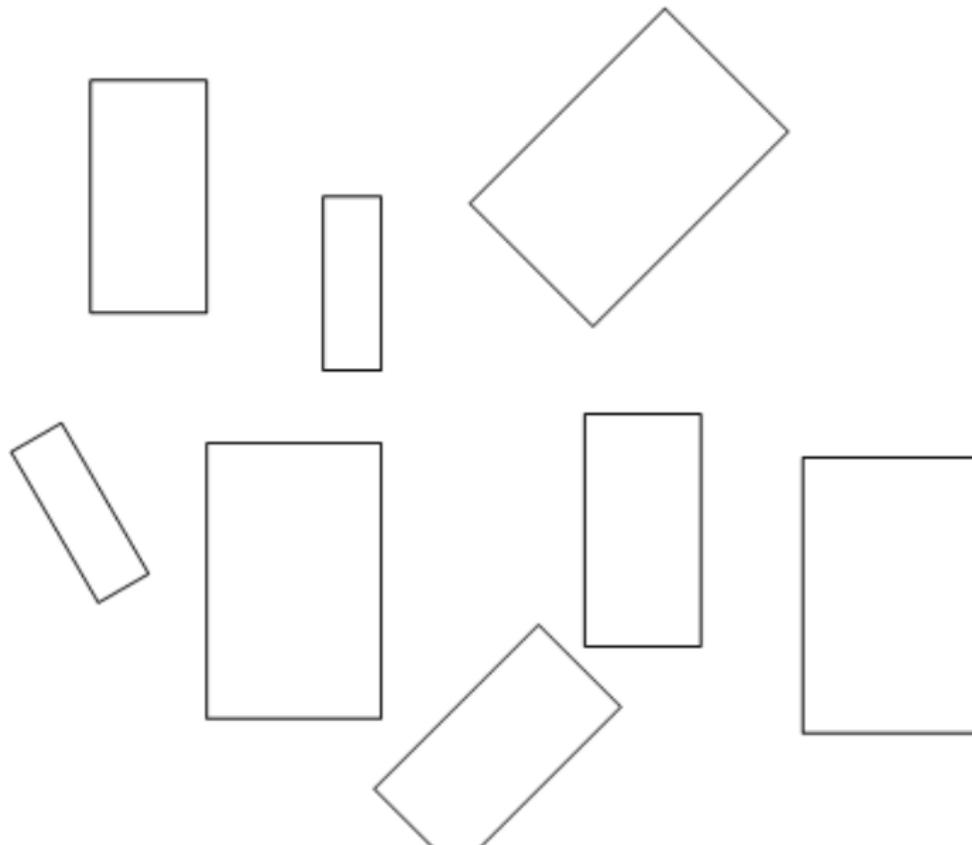
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu - Minh họa cách thành lập véc-tơ mẫu



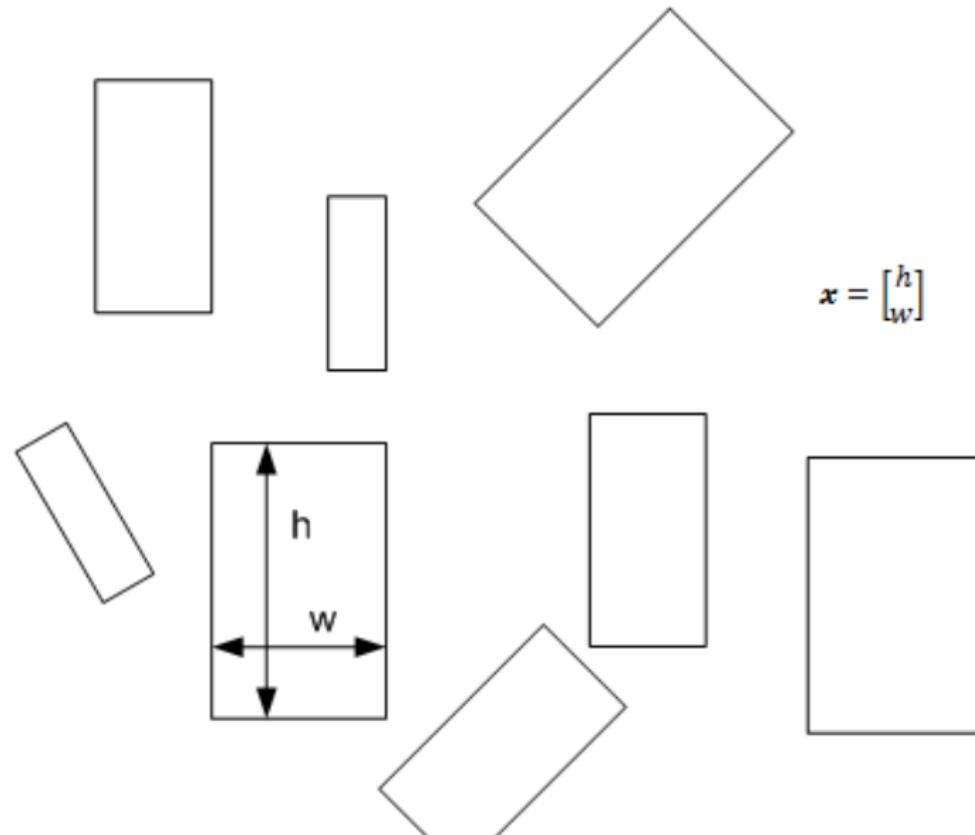
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu - Minh họa cách thành lập véc-tơ mẫu



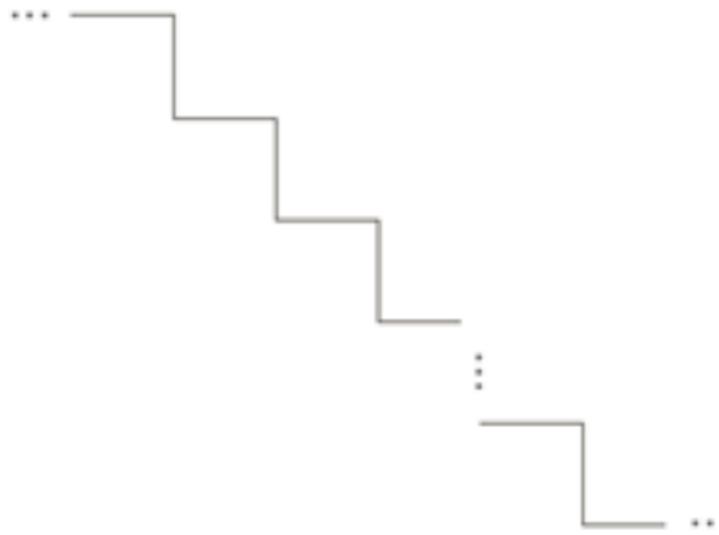
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu - Minh họa cách thành lập véc-tơ mẫu



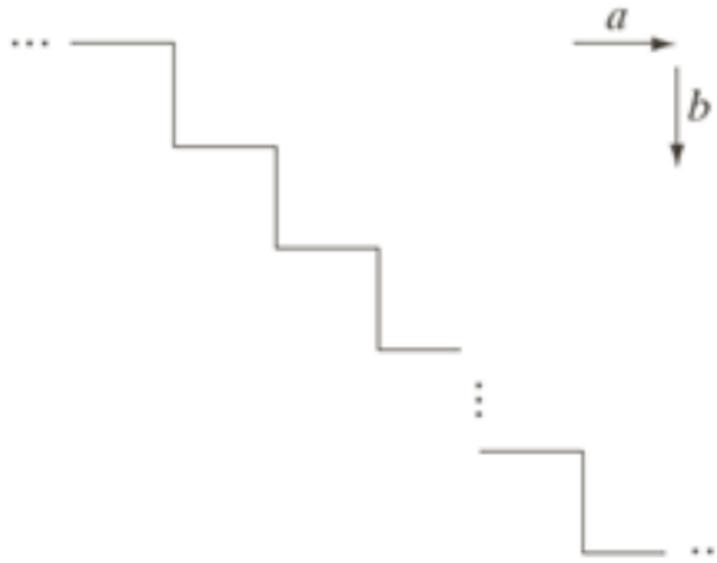
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu - Minh họa cách thành lập chuỗi mẫu



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu - Minh họa cách thành lập chuỗi mẫu



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu - Minh họa cách thành lập chuỗi mẫu



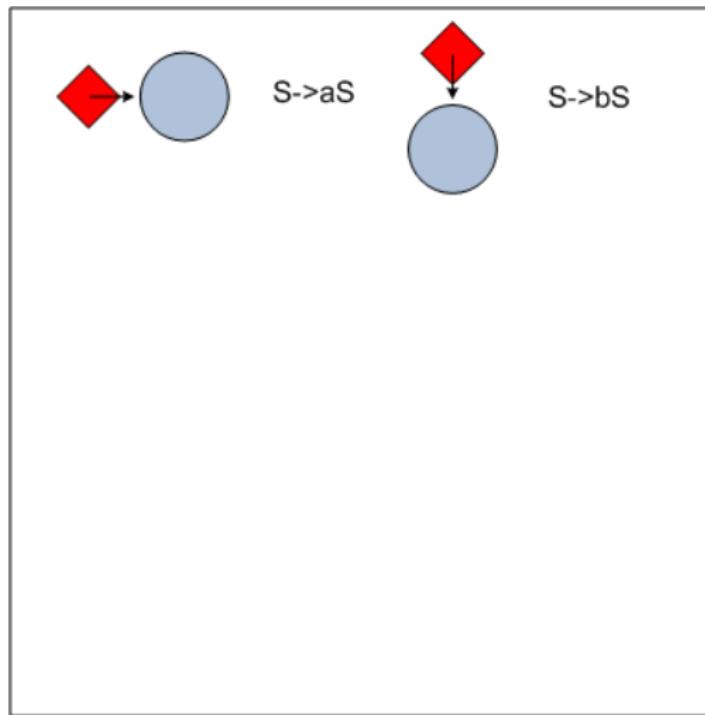
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu - Minh họa cách thành lập chuỗi mẫu



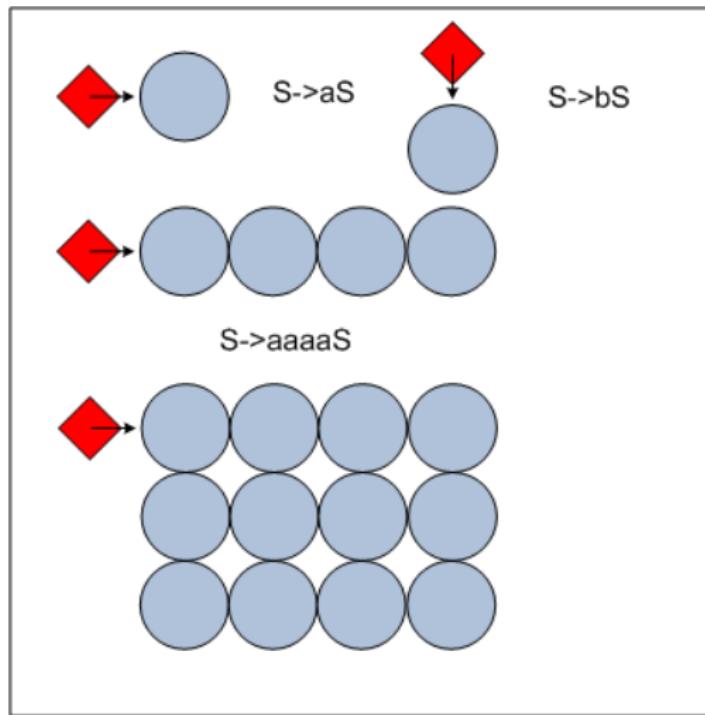
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu - Minh họa cách thành lập chuỗi mẫu



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu - Minh họa cách thành lập chuỗi mẫu



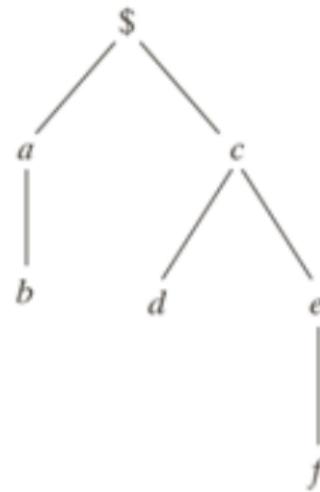
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu - Minh họa cách thành lập cây mẫu



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu - Minh họa cách thành lập cây mẫu



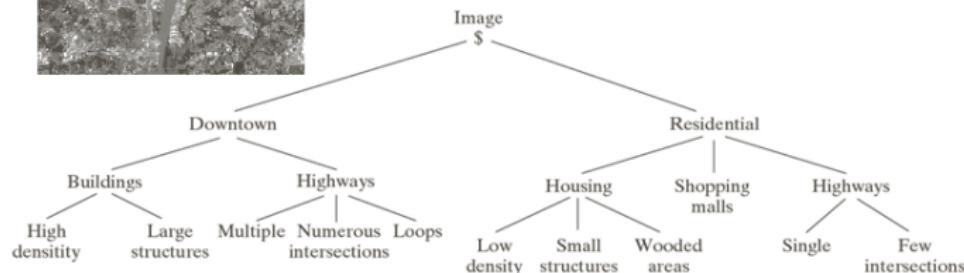
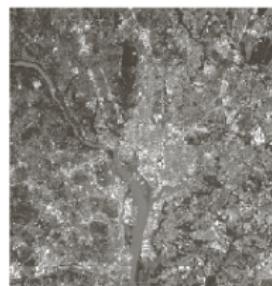
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu - Minh họa cách thành lập cây mẫu



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Mẫu - Minh họa cách thành lập cây mẫu



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Lớp mẫu

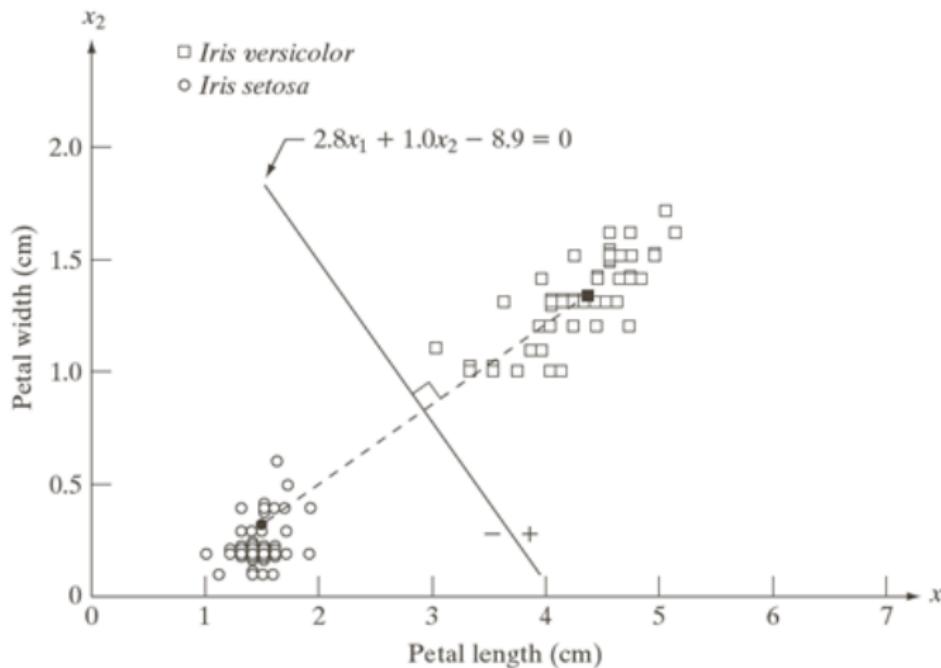
- Lớp mẫu (pattern class) là một họ các mẫu có một số tính chất chung



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Lớp mẫu

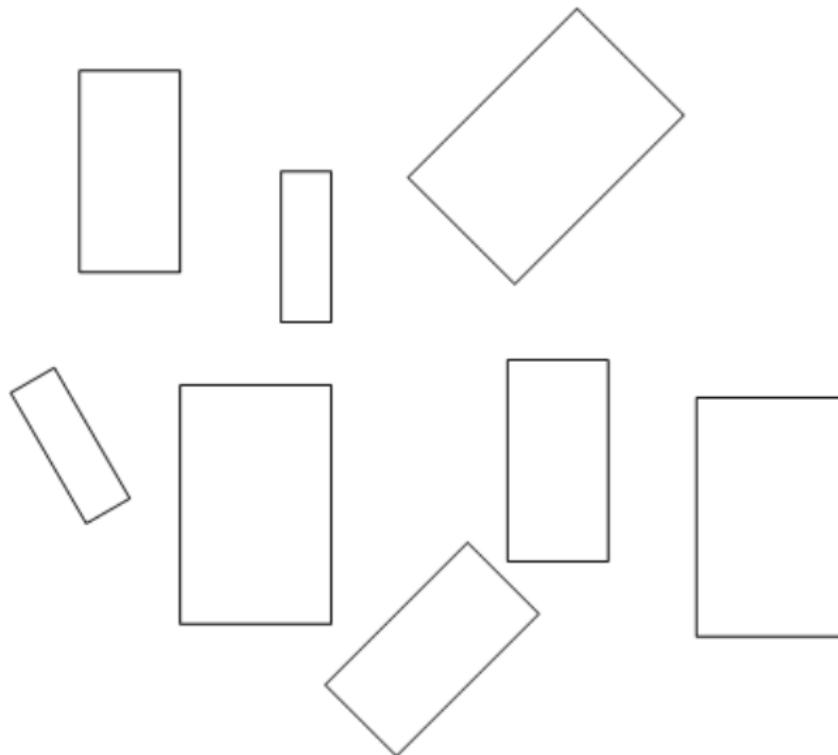
- Lớp mẫu (pattern class) là một họ các mẫu có một số tính chất chung



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Lớp mẫu

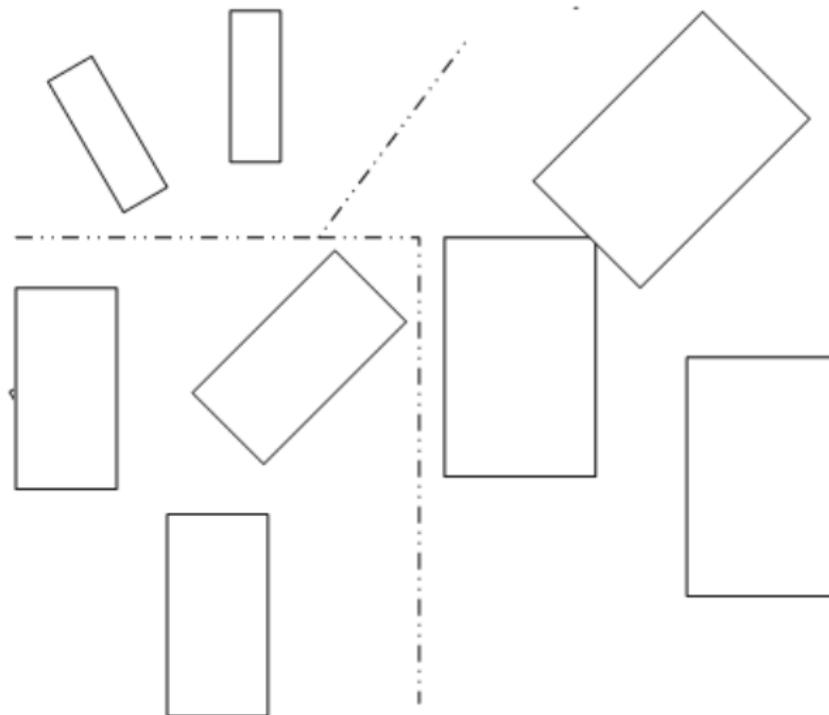
- Lớp mẫu (pattern class) là một họ các mẫu có một số tính chất chung



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mẫu và lớp mẫu: Lớp mẫu

- Lớp mẫu (pattern class) là một họ các mẫu có một số tính chất chung



Chương 5: Nhận dạng ảnh

Nội dung chính

- 1 Tổng quan về nhận dạng ảnh
- 2 Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh
 - Mẫu và lớp mẫu
 - Biểu diễn đối tượng ảnh
 - Mô tả đối tượng ảnh

- 3 Nhận dạng ảnh
 - Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định
 - Các phương pháp cấu trúc



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



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 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)



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 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)



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, ...)



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



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.

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi

- Các mã chuỗi (chain codes) được sử dụng biểu diễn đường bao (biên) của một đối tượng bằng một dãy liên thông (kết nối) các đoạn thẳng với độ dài và hướng xác định



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi

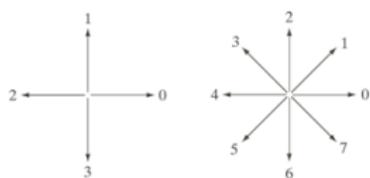
- Các mã chuỗi (chain codes) được sử dụng biểu diễn đường bao (biên) của một đối tượng bằng một dãy liên thông (kết nối) các đoạn thẳng với độ dài và hướng xác định
 - ▶ ≡ Mã chuỗi Freeman



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi

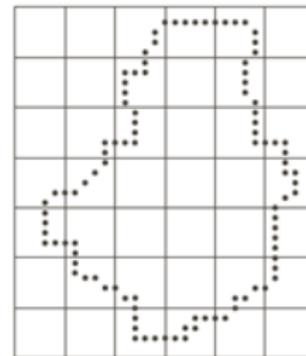
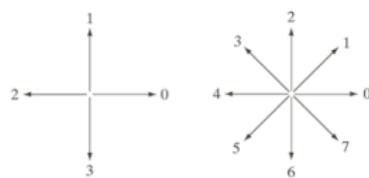
- Các mã chuỗi (chain codes) được sử dụng biểu diễn đường bao (biên) của một đối tượng bằng một dãy liên thông (kết nối) các đoạn thẳng với độ dài và hướng xác định
 - ≡ Mã chuỗi Freeman



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi

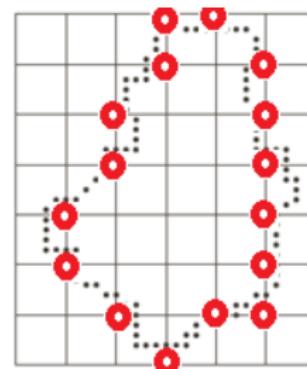
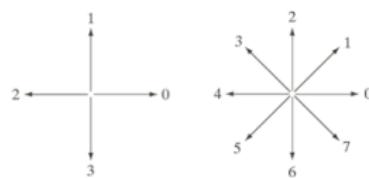
- Các mã chuỗi (chain codes) được sử dụng biểu diễn đường bao (biên) của một đối tượng bằng một dãy liên thông (kết nối) các đoạn thẳng với độ dài và hướng xác định
 - ≡ Mã chuỗi Freeman



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi

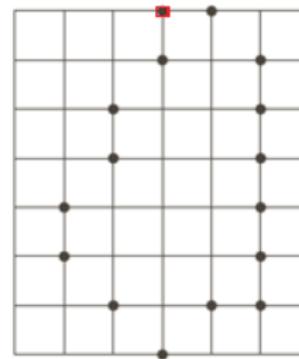
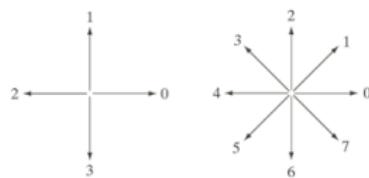
- Các mã chuỗi (chain codes) được sử dụng biểu diễn đường bao (biên) của một đối tượng bằng một dãy liên thông (kết nối) các đoạn thẳng với độ dài và hướng xác định
 - ≡ Mã chuỗi Freeman



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi

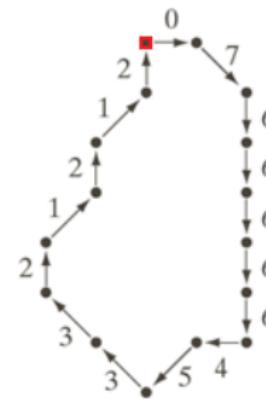
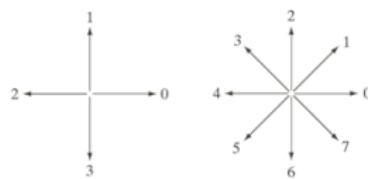
- Các mã chuỗi (chain codes) được sử dụng biểu diễn đường bao (biên) của một đối tượng bằng một dãy liên thông (kết nối) các đoạn thẳng với độ dài và hướng xác định
 - ▶ ≡ Mã chuỗi Freeman



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi

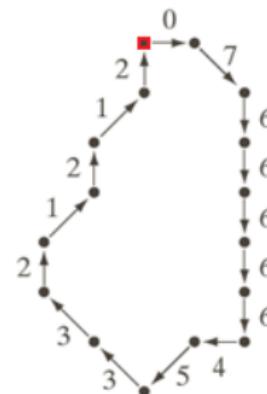
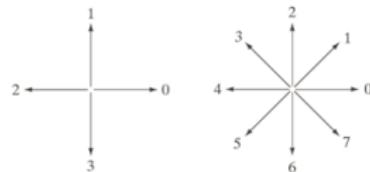
- Các mã chuỗi (chain codes) được sử dụng biểu diễn đường bao (biên) của một đối tượng bằng một dãy liên thông (kết nối) các đoạn thẳng với độ dài và hướng xác định
 - ▶ ≡ Mã chuỗi Freeman



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi

- Các mã chuỗi (chain codes) được sử dụng biểu diễn đường bao (biên) của một đối tượng bằng một dãy liên thông (kết nối) các đoạn thẳng với độ dài và hướng xác định
 - ≡ Mã chuỗi Freeman



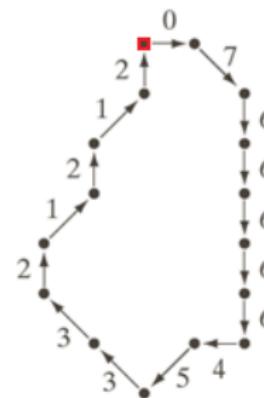
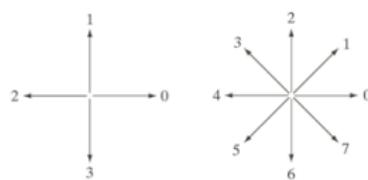
- Mã chuỗi (chain code) với mã 8 (8-code):

0 – 7 – 6 – 6 – 6 – 6 – 6 – 4 – 5 – 3 – 3 – 2 – 1 – 2 – 1 – 2

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi

- Các mã chuỗi (chain codes) được sử dụng biểu diễn đường bao (biên) của một đối tượng bằng một dãy liên thông (kết nối) các đoạn thẳng với độ dài và hướng xác định
 - ▶ ≡ Mã chuỗi Freeman

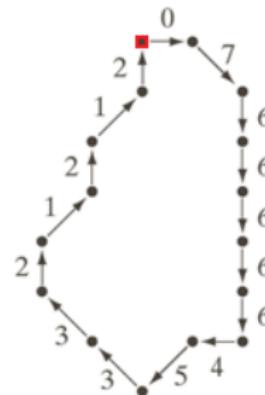
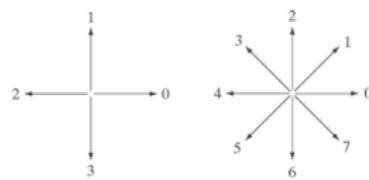


- Mã chuỗi (chain code) với mã 8 (8-code): 0766666453321212

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi

- Các mã chuỗi (chain codes) được sử dụng biểu diễn đường bao (biên) của một đối tượng bằng một dãy liên thông (kết nối) các đoạn thẳng với độ dài và hướng xác định
 - ≡ Mã chuỗi Freeman

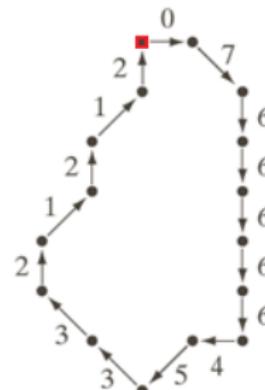
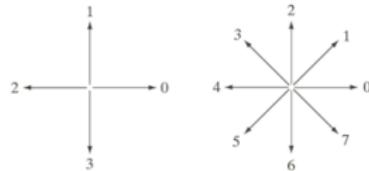


- Mã chuỗi (chain code) với mã 8 (8-code): 0766666453321212
- Số biểu diễn nhỏ nhất (integer of minimum magnitude): 0766666453321212

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi

- Các mã chuỗi (chain codes) được sử dụng biểu diễn đường bao (biên) của một đối tượng bằng một dãy liên thông (kết nối) các đoạn thẳng với độ dài và hướng xác định
 - ≡ Mã chuỗi Freeman



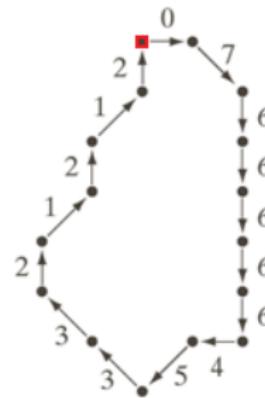
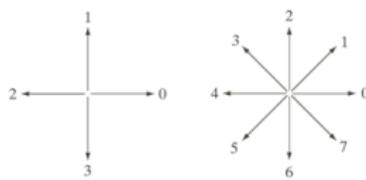
- Mã chuỗi (chain code) với mã 8 (8-code): 0766666453321212
- Số biểu diễn nhỏ nhất (integer of minimum magnitude): 0766666453321212
- Mã chuỗi khác biệt (first difference):

0 - (7) - 7 - (7) - 6 - (0) - 6 - (0) - 6 - (0) - 6 - (6) - 4 - (1) - 5 - (6)

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi

- Các mã chuỗi (chain codes) được sử dụng biểu diễn đường bao (biên) của một đối tượng bằng một dãy liên thông (kết nối) các đoạn thẳng với độ dài và hướng xác định
 - ▶ ≡ Mã chuỗi Freeman

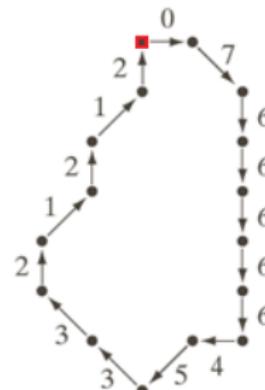
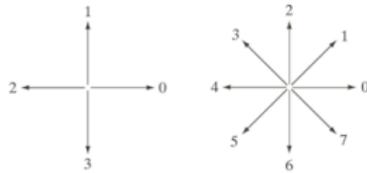


- Mã chuỗi (chain code) với mã 8 (8-code): 0766666453321212
 - Số biểu diễn nhỏ nhất (integer of minimum magnitude): 0766
 - Mã chuỗi khác biệt (first difference): 770000616077171

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi

- Các mã chuỗi (chain codes) được sử dụng biểu diễn đường bao (biên) của một đối tượng bằng một dãy liên thông (kết nối) các đoạn thẳng với độ dài và hướng xác định
 - ▶ ≡ Mã chuỗi Freeman

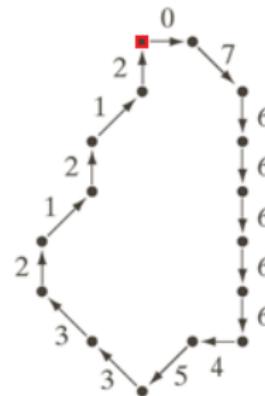
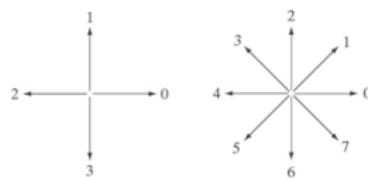


- Mã chuỗi (chain code) với mã 8 (8-code): 0766666453321212
 - Số biểu diễn nhỏ nhất (integer of minimum magnitude): 0766666453321212
 - Mã chuỗi khác biệt (first difference):
 $(6)-0-(7)-7-(7)-6-(0)-6-(0)-6-(0)-6-(0)-6-(6)-4-(1)-5-$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi

- Các mã chuỗi (chain codes) được sử dụng biểu diễn đường bao (biên) của một đối tượng bằng một dãy liên thông (kết nối) các đoạn thẳng với độ dài và hướng xác định
 - ≡ Mã chuỗi Freeman



- Mã chuỗi (chain code) với mã 8 (8-code): 0766666453321212
- Số biểu diễn nhỏ nhất (integer of minimum magnitude): 0766666453321212
- Mã chuỗi khác biệt (first difference): 6770000616077171

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi - Giảm nhỏ độ dài chuỗi mã và giảm nhỏ ảnh hưởng của sự thay đổi



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi - Giảm nhỏ độ dài chuỗi mã và giảm nhỏ ảnh hưởng của sự thay đổi



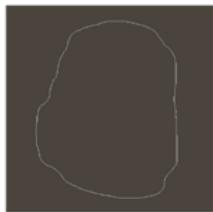
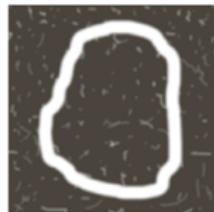
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi - Giảm nhỏ độ dài chuỗi mã và giảm nhỏ ảnh hưởng của sự thay đổi



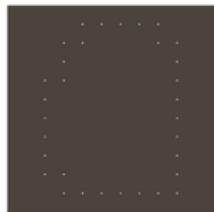
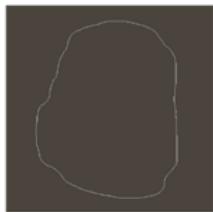
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi - Giảm nhỏ độ dài chuỗi mã và giảm nhỏ ảnh hưởng của sự thay đổi



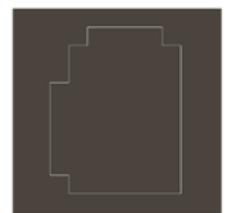
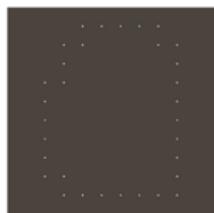
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi - Giảm nhỏ độ dài chuỗi mã và giảm nhỏ ảnh hưởng của sự thay đổi



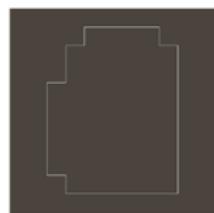
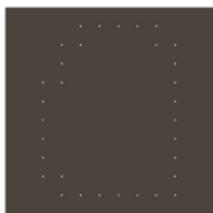
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi - Giảm nhỏ độ dài chuỗi mã và giảm nhỏ ảnh hưởng của sự thay đổi



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi - Giảm nhỏ độ dài chuỗi mã và giảm nhỏ ảnh hưởng của sự thay đổi

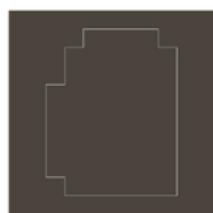
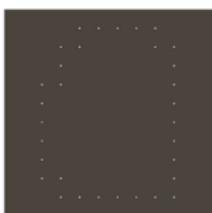


- Mã chuỗi (chain code) với mã 8 (8-code):

000060666666664444444242222202202

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

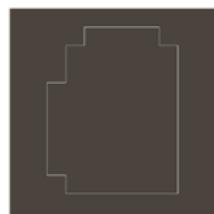
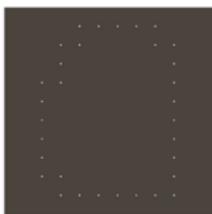
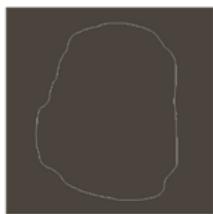
Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi - Giảm nhỏ độ dài chuỗi mã và giảm nhỏ ảnh hưởng của sự thay đổi



- Mã chuỗi (chain code) với mã 8 (8-code):
00006066666666444444242222202202
- Số biểu diễn nhỏ nhất (integer of minimum magnitude):
00006066666666444444242222202202

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các mã chuỗi - Giảm nhỏ độ dài chuỗi mã và giảm nhỏ ảnh hưởng của sự thay đổi



- Mã chuỗi (chain code) với mã 8 (8-code):

00006066666666444444242222202202

- Số biểu diễn nhỏ nhất (integer of minimum magnitude):

00006066666666444444242222202202

- Mã chuỗi khác biệt (first difference): 00062600000006000006260000620626

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các khóa

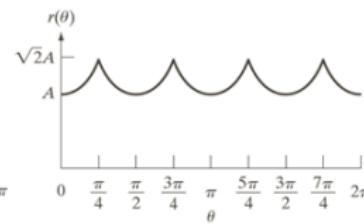
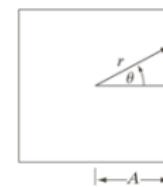
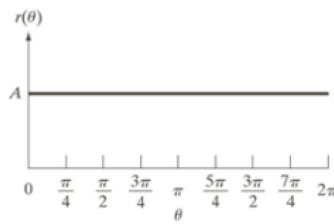
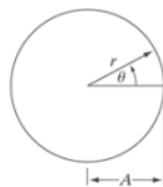
- Một khóa (signature) là một biểu diễn dạng hàm 1 chiều của đối tượng



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các khóa

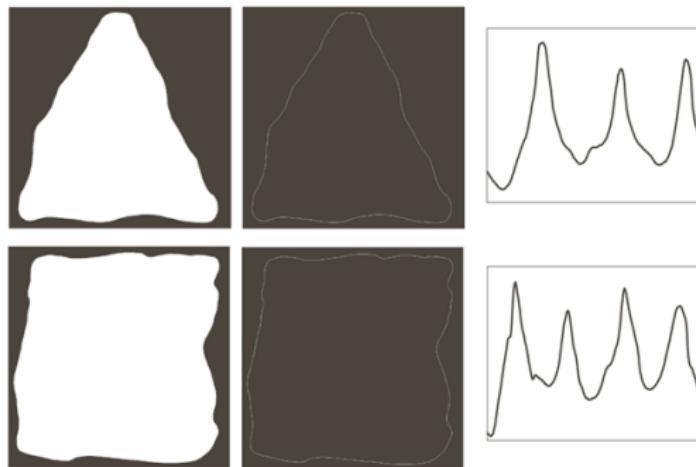
- Một khóa (signature) là một biểu diễn dạng hàm 1 chiều của đối tượng
 - ▶ Có nhiều cách tạo khóa của một đối tượng



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các khóa

- Một khóa (signature) là một biểu diễn dạng hàm 1 chiều của đối tượng
 - Có nhiều cách tạo khóa của một đối tượng



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các phân đoạn biên

- Phân rã một biên thành các phân đoạn biên



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các phân đoạn biên

- Phân rã một biên thành các phân đoạn biên

- ▶ Biểu diễn theo phân đoạn biên bắt biên với kích thước và tính định hướng của hình dạng đối tượng



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các phân đoạn biên

- Phân rã một biên thành các phân đoạn biên

- ▶ Biểu diễn theo phân đoạn biên bắt biên với kích thước và tính định hướng của hình dạng đối tượng
- ▶ Công cụ hiệu quả cho phân đoạn biên là vùng bao lồi, tập khuyết lồi

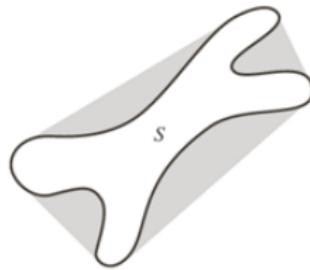


Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các phân đoạn biên

- Phân rã một biên thành các phân đoạn biên

- ▶ Biểu diễn theo phân đoạn biên bắt biên với kích thước và tính định hướng của hình dạng đối tượng
- ▶ Công cụ hiệu quả cho phân đoạn biên là vùng bao lồi, tập khuyết lồi

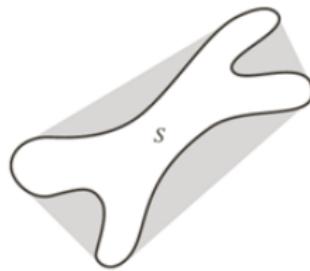


Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các phân đoạn biên

- Phân rã một biên thành các phân đoạn biên

- Biểu diễn theo phân đoạn biên bắt biên với kích thước và tính định hướng của hình dạng đối tượng
- Công cụ hiệu quả cho phân đoạn biên là vùng bao lồi, tập khuyết lồi



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung

- Một phương pháp biểu diễn quan trọng là biểu diễn ở dạng đồ thị



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung

- Một phương pháp biểu diễn quan trọng là biểu diễn ở dạng đồ thị
 - ▶ Có thể thực hiện với biểu diễn thông qua bộ khung của vùng



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung

- Một phương pháp biểu diễn quan trọng là biểu diễn ở dạng đồ thị
 - ▶ Có thể thực hiện với biểu diễn thông qua bộ khung của vùng
 - ★ Bộ khung của vùng có thể được định nghĩa thông qua phép chuyển đổi trực medial (MAT)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung

- Một phương pháp biểu diễn quan trọng là biểu diễn ở dạng đồ thị
 - ▶ Có thể thực hiện với biểu diễn thông qua bộ khung của vùng
 - ★ Bộ khung của vùng có thể được định nghĩa thông qua phép chuyển đổi trực medial (MAT)
 - ▶ ⇒ Sử dụng các phương thức làm mảnh ảnh



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung

- Một phương pháp biểu diễn quan trọng là biểu diễn ở dạng đồ thị
 - ▶ Có thể thực hiện với biểu diễn thông qua bộ khung của vùng
 - ★ Bộ khung của vùng có thể được định nghĩa thông qua phép chuyển đổi trực medial (MAT)
 - ▶ ⇒ Sử dụng các phương thức làm mảnh ảnh

Một điểm ảnh p thuộc một vùng R có biên B . p là một điểm thuộc trực medial (bộ khung) của vùng R nếu p có nhiều hơn một láng giềng "gần nhất" thuộc B

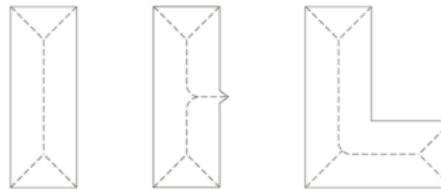


Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung

- Một phương pháp biểu diễn quan trọng là biểu diễn ở dạng đồ thị
 - ▶ Có thể thực hiện với biểu diễn thông qua bộ khung của vùng
 - ★ Bộ khung của vùng có thể được định nghĩa thông qua phép chuyển đổi trực medial (MAT)
 - ▶ ⇒ Sử dụng các phương thức làm mảnh ảnh

Một điểm ảnh p thuộc một vùng R có biên B . p là một điểm thuộc trực medial (bộ khung) của vùng R nếu p có nhiều hơn một láng giềng "gần nhất" thuộc B

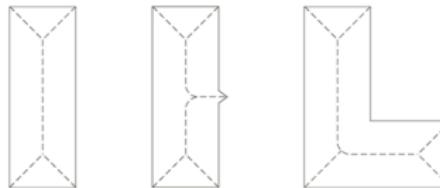


Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung

- Một phương pháp biểu diễn quan trọng là biểu diễn ở dạng đồ thị
 - ▶ Có thể thực hiện với biểu diễn thông qua bộ khung của vùng
 - ★ Bộ khung của vùng có thể được định nghĩa thông qua phép chuyển đổi trực medial (MAT)
 - ▶ ⇒ Sử dụng các phương thức làm mảnh ảnh

Một điểm ảnh p thuộc một vùng R có biên B . p là một điểm thuộc trực medial (bộ khung) của vùng R nếu p có nhiều hơn một láng giềng "gần nhất" thuộc B



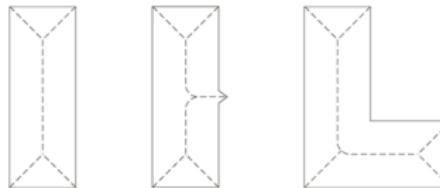
Làm mảnh ảnh:

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung

- Một phương pháp biểu diễn quan trọng là biểu diễn ở dạng đồ thị
 - ▶ Có thể thực hiện với biểu diễn thông qua bộ khung của vùng
 - ★ Bộ khung của vùng có thể được định nghĩa thông qua phép chuyển đổi trực medial (MAT)
 - ▶ ⇒ Sử dụng các phương thức làm mảnh ảnh

Một điểm ảnh p thuộc một vùng R có biên B . p là một điểm thuộc trực medial (bộ khung) của vùng R nếu p có nhiều hơn một láng giềng "gần nhất" thuộc B



Làm mảnh ảnh:

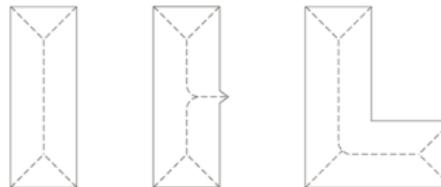
- Lắp việc xóa các điểm biên sao cho:

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung

- Một phương pháp biểu diễn quan trọng là biểu diễn ở dạng đồ thị
 - ▶ Có thể thực hiện với biểu diễn thông qua bộ khung của vùng
 - ★ Bộ khung của vùng có thể được định nghĩa thông qua phép chuyển đổi trực medial (MAT)
 - ▶ ⇒ Sử dụng các phương thức làm mảnh ảnh

Một điểm ảnh p thuộc một vùng R có biên B . p là một điểm thuộc trực medial (bộ khung) của vùng R nếu p có nhiều hơn một láng giềng "gần nhất" thuộc B



Làm mảnh ảnh:

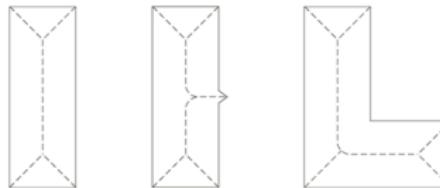
- Lắp việc xóa các điểm biên sao cho:
 - ① Không được xóa các điểm thuộc đầu cuối nhánh của bộ khung

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung

- Một phương pháp biểu diễn quan trọng là biểu diễn ở dạng đồ thị
 - ▶ Có thể thực hiện với biểu diễn thông qua bộ khung của vùng
 - ★ Bộ khung của vùng có thể được định nghĩa thông qua phép chuyển đổi trực medial (MAT)
 - ▶ ⇒ Sử dụng các phương thức làm mảnh ảnh

Một điểm ảnh p thuộc một vùng R có biên B . p là một điểm thuộc trực medial (bộ khung) của vùng R nếu p có nhiều hơn một láng giềng "gần nhất" thuộc B



Làm mảnh ảnh:

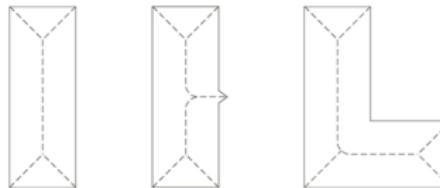
- Lắp việc xóa các điểm biên sao cho:
 - ❶ Không được xóa các điểm thuộc đầu cuối nhánh của bộ khung
 - ❷ Không làm đứt gãy tính kết nối các điểm thuộc bộ khung

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung

- Một phương pháp biểu diễn quan trọng là biểu diễn ở dạng đồ thị
 - ▶ Có thể thực hiện với biểu diễn thông qua bộ khung của vùng
 - ★ Bộ khung của vùng có thể được định nghĩa thông qua phép chuyển đổi trực medial (MAT)
 - ▶ ⇒ Sử dụng các phương thức làm mảnh ảnh

Một điểm ảnh p thuộc một vùng R có biên B . p là một điểm thuộc trực medial (bộ khung) của vùng R nếu p có nhiều hơn một láng giềng "gần nhất" thuộc B



Làm mảnh ảnh:

- Lắp việc xóa các điểm biên sao cho:
 - ① Không được xóa các điểm thuộc đầu cuối nhánh của bộ khung
 - ② Không làm đứt tính kết nối các điểm thuộc bộ khung
 - ③ Không gây ra việc co ảnh quá mức của vùng đang xét

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung - Thuật toán

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung - Thuật toán

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5

- $N(p_1) = p_2 + p_3 + \dots + p_9$: số láng giềng 8 có giá trị bằng 1 của p_1

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung - Thuật toán

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5

- $N(p_1) = p_2 + p_3 + \dots + p_9$: số láng giềng 8 có giá trị bằng 1 của p_1
- $T(p_1)$: số chuyển đổi $0 \rightarrow 1$ trong dãy thứ tự $p_2 p_3 \dots p_9$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung - Thuật toán

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5

- $N(p_1) = p_2 + p_3 + \dots + p_9$: số láng giềng 8 có giá trị bằng 1 của p_1
- $T(p_1)$: số chuyển đổi 0 → 1 trong dãy thứ tự $p_2 p_3 \dots p_9$

Input: Ảnh nhị phân I (vùng đối tượng: 1; vùng nền: 0); Các điểm ảnh biên

Output: Bộ khung của vùng đối tượng

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung - Thuật toán

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5

- $N(p_1) = p_2 + p_3 + \dots + p_9$: số láng giềng 8 có giá trị bằng 1 của p_1
- $T(p_1)$: số chuyển đổi 0 → 1 trong dãy thứ tự $p_2 p_3 \dots p_9$

Input: Ảnh nhị phân I (vùng đối tượng: 1; vùng nền: 0); Các điểm ảnh biên

Output: Bộ khung của vùng đối tượng

- Lặp cho đến khi không còn điểm biên nào cần được xóa:

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung - Thuật toán

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5

- $N(p_1) = p_2 + p_3 + \dots + p_9$: số láng giềng 8 có giá trị bằng 1 của p_1
- $T(p_1)$: số chuyển đổi 0 → 1 trong dãy thứ tự $p_2 p_3 \dots p_9$

Input: Ảnh nhị phân I (vùng đối tượng: 1; vùng nền: 0); Các điểm ảnh biên

Output: Bộ khung của vùng đối tượng

- Lặp cho đến khi không còn điểm biên nào cần được xóa:
 - ① Duyệt toàn bộ biên, thiết lập cờ xóa cho các điểm biên p_1 nếu thỏa mãn:

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung - Thuật toán

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5

- $N(p_1) = p_2 + p_3 + \dots + p_9$: số láng giềng 8 có giá trị bằng 1 của p_1
- $T(p_1)$: số chuyển đổi 0 → 1 trong dãy thứ tự $p_2 p_3 \dots p_9$

Input: Ảnh nhị phân I (vùng đối tượng: 1; vùng nền: 0); Các điểm ảnh biên

Output: Bộ khung của vùng đối tượng

- Lặp cho đến khi không còn điểm biên nào cần được xóa:
 - ① Duyệt toàn bộ biên, thiết lập cờ xóa cho các điểm biên p_1 nếu thỏa mãn:
 - (a) $2 \leq N(p_1) \leq 6$;

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung - Thuật toán

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5

- $N(p_1) = p_2 + p_3 + \dots + p_9$: số láng giềng 8 có giá trị bằng 1 của p_1
- $T(p_1)$: số chuyển đổi 0 → 1 trong dãy thứ tự $p_2 p_3 \dots p_9$

Input: Ảnh nhị phân I (vùng đối tượng: 1; vùng nền: 0); Các điểm ảnh biên

Output: Bộ khung của vùng đối tượng

- Lặp cho đến khi không còn điểm biên nào cần được xóa:
 - ➊ Duyệt toàn bộ biên, thiết lập cờ xóa cho các điểm biên p_1 nếu thỏa mãn:
 - (a) $2 \leq N(p_1) \leq 6$;
 - (b) $T(p_1) = 1$;

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung - Thuật toán

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5

- $N(p_1) = p_2 + p_3 + \dots + p_9$: số láng giềng 8 có giá trị bằng 1 của p_1
- $T(p_1)$: số chuyển đổi 0 → 1 trong dãy thứ tự $p_2 p_3 \dots p_9$

Input: Ảnh nhị phân I (vùng đối tượng: 1; vùng nền: 0); Các điểm ảnh biên

Output: Bộ khung của vùng đối tượng

- Lặp cho đến khi không còn điểm biên nào cần được xóa:
 - ➊ Duyệt toàn bộ biên, thiết lập cờ xóa cho các điểm biên p_1 nếu thỏa mãn:
 - (a) $2 \leq N(p_1) \leq 6$;
 - (b) $T(p_1) = 1$;
 - (c) $p_2 * p_4 * p_6 = 0$;

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung - Thuật toán

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5

- $N(p_1) = p_2 + p_3 + \dots + p_9$: số láng giềng 8 có giá trị bằng 1 của p_1
- $T(p_1)$: số chuyển đổi 0 → 1 trong dãy thứ tự $p_2 p_3 \dots p_9$

Input: Ảnh nhị phân I (vùng đối tượng: 1; vùng nền: 0); Các điểm ảnh biên

Output: Bộ khung của vùng đối tượng

- Lặp cho đến khi không còn điểm biên nào cần được xóa:
 - ➊ Duyệt toàn bộ biên, thiết lập cờ xóa cho các điểm biên p_1 nếu thỏa mãn:
 - (a) $2 \leq N(p_1) \leq 6$;
 - (b) $T(p_1) = 1$;
 - (c) $p_2 * p_4 * p_6 = 0$;
 - (d) $p_4 * p_6 * p_8 = 0$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung - Thuật toán

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5

- $N(p_1) = p_2 + p_3 + \dots + p_9$: số láng giềng 8 có giá trị bằng 1 của p_1
- $T(p_1)$: số chuyển đổi 0 → 1 trong dãy thứ tự $p_2 p_3 \dots p_9$

Input: Ảnh nhị phân I (vùng đối tượng: 1; vùng nền: 0); Các điểm ảnh biên

Output: Bộ khung của vùng đối tượng

- Lặp cho đến khi không còn điểm biên nào cần được xóa:
 - ➊ Duyệt toàn bộ biên, thiết lập cờ xóa cho các điểm biên p_1 nếu thỏa mãn:
 - (a) $2 \leq N(p_1) \leq 6$;
 - (b) $T(p_1) = 1$;
 - (c) $p_2 * p_4 * p_6 = 0$;
 - (d) $p_4 * p_6 * p_8 = 0$
 - ➋ Xóa các điểm biên có cờ xóa

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung - Thuật toán

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5

- $N(p_1) = p_2 + p_3 + \dots + p_9$: số láng giềng 8 có giá trị bằng 1 của p_1
- $T(p_1)$: số chuyển đổi 0 → 1 trong dãy thứ tự $p_2 p_3 \dots p_9$

Input: Ảnh nhị phân I (vùng đối tượng: 1; vùng nền: 0); Các điểm ảnh biên

Output: Bộ khung của vùng đối tượng

- Lặp cho đến khi không còn điểm biên nào cần được xóa:
 - ➊ Duyệt toàn bộ biên, thiết lập cờ xóa cho các điểm biên p_1 nếu thỏa mãn:
 - (a) $2 \leq N(p_1) \leq 6$;
 - (b) $T(p_1) = 1$;
 - (c) $p_2 * p_4 * p_6 = 0$;
 - (d) $p_4 * p_6 * p_8 = 0$
 - ➋ Xóa các điểm biên có cờ xóa
 - ➌ Duyệt toàn bộ biên mới, thiết lập cờ xóa cho các điểm biên p_1 nếu thỏa mãn:

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung - Thuật toán

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5

- $N(p_1) = p_2 + p_3 + \dots + p_9$: số láng giềng 8 có giá trị bằng 1 của p_1
- $T(p_1)$: số chuyển đổi 0 → 1 trong dãy thứ tự $p_2 p_3 \dots p_9$

Input: Ảnh nhị phân I (vùng đối tượng: 1; vùng nền: 0); Các điểm ảnh biên

Output: Bộ khung của vùng đối tượng

- Lặp cho đến khi không còn điểm biên nào cần được xóa:
 - ➊ Duyệt toàn bộ biên, thiết lập cờ xóa cho các điểm biên p_1 nếu thỏa mãn:
 - (a) $2 \leq N(p_1) \leq 6$;
 - (b) $T(p_1) = 1$;
 - (c) $p_2 * p_4 * p_6 = 0$;
 - (d) $p_4 * p_6 * p_8 = 0$
 - ➋ Xóa các điểm biên có cờ xóa
 - ➌ Duyệt toàn bộ biên mới, thiết lập cờ xóa cho các điểm biên p_1 nếu thỏa mãn:
 - (a) $2 \leq N(p_1) \leq 6$;

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung - Thuật toán

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5

- $N(p_1) = p_2 + p_3 + \dots + p_9$: số láng giềng 8 có giá trị bằng 1 của p_1
- $T(p_1)$: số chuyển đổi 0 → 1 trong dãy thứ tự $p_2 p_3 \dots p_9$

Input: Ảnh nhị phân I (vùng đối tượng: 1; vùng nền: 0); Các điểm ảnh biên

Output: Bộ khung của vùng đối tượng

- Lặp cho đến khi không còn điểm biên nào cần được xóa:
 - ➊ Duyệt toàn bộ biên, thiết lập cờ xóa cho các điểm biên p_1 nếu thỏa mãn:
 - (a) $2 \leq N(p_1) \leq 6$;
 - (b) $T(p_1) = 1$;
 - (c) $p_2 * p_4 * p_6 = 0$;
 - (d) $p_4 * p_6 * p_8 = 0$
 - ➋ Xóa các điểm biên có cờ xóa
 - ➌ Duyệt toàn bộ biên mới, thiết lập cờ xóa cho các điểm biên p_1 nếu thỏa mãn:
 - (a) $2 \leq N(p_1) \leq 6$;
 - (b) $T(p_1) = 1$;

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung - Thuật toán

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5

- $N(p_1) = p_2 + p_3 + \dots + p_9$: số láng giềng 8 có giá trị bằng 1 của p_1
- $T(p_1)$: số chuyển đổi 0 → 1 trong dãy thứ tự $p_2 p_3 \dots p_9$

Input: Ảnh nhị phân I (vùng đối tượng: 1; vùng nền: 0); Các điểm ảnh biên

Output: Bộ khung của vùng đối tượng

- Lặp cho đến khi không còn điểm biên nào cần được xóa:
 - ➊ Duyệt toàn bộ biên, thiết lập cờ xóa cho các điểm biên p_1 nếu thỏa mãn:
 - (a) $2 \leq N(p_1) \leq 6$;
 - (b) $T(p_1) = 1$;
 - (c) $p_2 * p_4 * p_6 = 0$;
 - (d) $p_4 * p_6 * p_8 = 0$;
 - ➋ Xóa các điểm biên có cờ xóa
 - ➌ Duyệt toàn bộ biên mới, thiết lập cờ xóa cho các điểm biên p_1 nếu thỏa mãn:
 - (a) $2 \leq N(p_1) \leq 6$;
 - (b) $T(p_1) = 1$;
 - (c) $p_2 * p_4 * p_8 = 0$;

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung - Thuật toán

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5

- $N(p_1) = p_2 + p_3 + \dots + p_9$: số láng giềng 8 có giá trị bằng 1 của p_1
- $T(p_1)$: số chuyển đổi 0 → 1 trong dãy thứ tự $p_2 p_3 \dots p_9$

Input: Ảnh nhị phân I (vùng đối tượng: 1; vùng nền: 0); Các điểm ảnh biên

Output: Bộ khung của vùng đối tượng

- Lặp cho đến khi không còn điểm biên nào cần được xóa:
 - ➊ Duyệt toàn bộ biên, thiết lập cờ xóa cho các điểm biên p_1 nếu thỏa mãn:
 - (a) $2 \leq N(p_1) \leq 6$;
 - (b) $T(p_1) = 1$;
 - (c) $p_2 * p_4 * p_6 = 0$;
 - (d) $p_4 * p_6 * p_8 = 0$
 - ➋ Xóa các điểm biên có cờ xóa
 - ➌ Duyệt toàn bộ biên mới, thiết lập cờ xóa cho các điểm biên p_1 nếu thỏa mãn:
 - (a) $2 \leq N(p_1) \leq 6$;
 - (b) $T(p_1) = 1$;
 - (c) $p_2 * p_4 * p_8 = 0$;
 - (d) $p_2 * p_6 * p_8 = 0$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung - Thuật toán

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5

- $N(p_1) = p_2 + p_3 + \dots + p_9$: số láng giềng 8 có giá trị bằng 1 của p_1
- $T(p_1)$: số chuyển đổi 0 → 1 trong dãy thứ tự $p_2 p_3 \dots p_9$

Input: Ảnh nhị phân I (vùng đối tượng: 1; vùng nền: 0); Các điểm ảnh biên

Output: Bộ khung của vùng đối tượng

- Lặp cho đến khi không còn điểm biên nào cần được xóa:
 - ➊ Duyệt toàn bộ biên, thiết lập cờ xóa cho các điểm biên p_1 nếu thỏa mãn:
 - (a) $2 \leq N(p_1) \leq 6$;
 - (b) $T(p_1) = 1$;
 - (c) $p_2 * p_4 * p_6 = 0$;
 - (d) $p_4 * p_6 * p_8 = 0$
 - ➋ Xóa các điểm biên có cờ xóa
 - ➌ Duyệt toàn bộ biên mới, thiết lập cờ xóa cho các điểm biên p_1 nếu thỏa mãn:
 - (a) $2 \leq N(p_1) \leq 6$;
 - (b) $T(p_1) = 1$;
 - (c) $p_2 * p_4 * p_8 = 0$;
 - (d) $p_2 * p_6 * p_8 = 0$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung - Thuật toán

p_9	p_2	p_3
p_8	p_1	p_4
p_7	p_6	p_5

- $N(p_1) = p_2 + p_3 + \dots + p_9$: số láng giềng 8 có giá trị bằng 1 của p_1
- $T(p_1)$: số chuyển đổi 0 → 1 trong dãy thứ tự $p_2 p_3 \dots p_9$

Input: Ảnh nhị phân I (vùng đối tượng: 1; vùng nền: 0); Các điểm ảnh biên

Output: Bộ khung của vùng đối tượng

- Lặp cho đến khi không còn điểm biên nào cần được xóa:
 - ➊ Duyệt toàn bộ biên, thiết lập cờ xóa cho các điểm biên p_1 nếu thỏa mãn:
 - (a) $2 \leq N(p_1) \leq 6$;
 - (b) $T(p_1) = 1$;
 - (c) $p_2 * p_4 * p_6 = 0$;
 - (d) $p_4 * p_6 * p_8 = 0$
 - ➋ Xóa các điểm biên có cờ xóa
 - ➌ Duyệt toàn bộ biên mới, thiết lập cờ xóa cho các điểm biên p_1 nếu thỏa mãn:
 - (a) $2 \leq N(p_1) \leq 6$;
 - (b) $T(p_1) = 1$;
 - (c) $p_2 * p_4 * p_8 = 0$;
 - (d) $p_2 * p_6 * p_8 = 0$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Biểu diễn đối tượng ảnh: Các bộ khung - Thuật toán - Minh họa



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:



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



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



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



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



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



Chương 5: Nhận dạng ảnh

Nội dung chính

- 1 Tổng quan về nhận dạng ảnh
- 2 Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh
 - Mẫu và lớp mẫu
 - Biểu diễn đối tượng ảnh
 - Mô tả đối tượng ảnh

- 3 Nhận dạng ảnh
 - Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định
 - Các phương pháp cấu trúc



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Độ dài biên

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Độ dài biên

- ▶ \propto số điểm ảnh dọc theo biên



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Độ dài biên
 - ▶ \propto số điểm ảnh dọc theo biên
- Đường kính biên



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Độ dài biên
 - ▶ \propto số điểm ảnh dọc theo biên
- Đường kính biên
 - ▶ $Diam(B) = \max_{i,j}[D(p_i, p_j)]$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Độ dài biên
 - ▶ \propto số điểm ảnh dọc theo biên
- Đường kính biên
 - ▶ $Diam(B) = \max_{i,j}[D(p_i, p_j)]$
- Độ lệch tâm



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Độ dài biên
 - ▶ \propto số điểm ảnh dọc theo biên
- Đường kính biên
 - ▶ $Diam(B) = \max_{i,j}[D(p_i, p_j)]$
- Độ lệch tâm
 - ▶ Tỷ lệ độ dài trực chính trên độ dài trực phụ (các trực chính và phụ hình học)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Độ dài biên
 - ▶ \propto số điểm ảnh dọc theo biên
- Đường kính biên
 - ▶ $Diam(B) = \max_{i,j}[D(p_i, p_j)]$
- Độ lệch tâm
 - ▶ Tỷ lệ độ dài trực chính trên độ dài trực phụ (các trực chính và phụ hình học)
- Độ cong



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Độ dài biên
 - ▶ \propto số điểm ảnh dọc theo biên
- Đường kính biên
 - ▶ $Diam(B) = \max_{i,j}[D(p_i, p_j)]$
- Độ lệch tâm
 - ▶ Tỷ lệ độ dài trực chính trên độ dài trực phụ (các trực chính và phụ hình học)
- Độ cong
 - ▶ Tốc độ thay đổi độ dốc của biên



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - ▶ Độ tuổi của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - ▶ Độ tuổi của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - Bậc của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - Bậc của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



- Mã chuỗi: 0321

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - ▶ Độ tuổi của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



- Mã chuỗi: 0321
- Mã chuỗi khác biệt: 3333

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - Bậc của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



- Mã chuỗi: 0321
- Mã chuỗi khác biệt: 3333
- Chỉ số mô tả hình dạng: 3333

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - Bậc của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



- Mã chuỗi: 0321
- Mã chuỗi khác biệt: 3333
- Chỉ số mô tả hình dạng: 3333

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - Bậc của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



- Mã chuỗi: 0321
- Mã chuỗi khác biệt: 3333
- Chỉ số mô tả hình dạng: 3333

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - Bậc của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



- Mã chuỗi: 0321
- Mã chuỗi khác biệt: 3333
- Chỉ số mô tả hình dạng: 3333

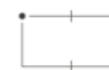


- Mã chuỗi: 003221

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - Bậc của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



- Mã chuỗi: 0321
- Mã chuỗi khác biệt: 3333
- Chỉ số mô tả hình dạng: 3333
- Mã chuỗi: 003221
- Mã chuỗi khác biệt: 303303

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - Bậc của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



- Mã chuỗi: 0321
- Mã chuỗi khác biệt: 3333
- Chỉ số mô tả hình dạng: 3333

- Mã chuỗi: 003221
- Mã chuỗi khác biệt: 303303
- Chỉ số mô tả hình dạng: 033033

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - Bậc của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



- Mã chuỗi: 0321
- Mã chuỗi khác biệt: 3333
- Chỉ số mô tả hình dạng: 3333

- Mã chuỗi: 003221
- Mã chuỗi khác biệt: 303303
- Chỉ số mô tả hình dạng: 033033

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - Bậc của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



- Mã chuỗi: 0321
- Mã chuỗi khác biệt: 3333
- Chỉ số mô tả hình dạng: 3333

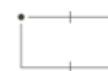
- Mã chuỗi: 003221
- Mã chuỗi khác biệt: 303303
- Chỉ số mô tả hình dạng: 033033



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - Bậc của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



- Mã chuỗi: 0321
- Mã chuỗi khác biệt: 3333
- Chỉ số mô tả hình dạng: 3333
- Mã chuỗi: 003221
- Mã chuỗi khác biệt: 303303
- Chỉ số mô tả hình dạng: 033033



- 00332211

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - Bậc của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



- Mã chuỗi: 0321
- Mã chuỗi khác biệt: 3333
- Chỉ số mô tả hình dạng: 3333

- Mã chuỗi: 003221
- Mã chuỗi khác biệt: 303303
- Chỉ số mô tả hình dạng: 033033



- 00332211
- 30303030

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - Bậc của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



- Mã chuỗi: 0321
- Mã chuỗi khác biệt: 3333
- Chỉ số mô tả hình dạng: 3333

- Mã chuỗi: 003221
- Mã chuỗi khác biệt: 303303
- Chỉ số mô tả hình dạng: 033033



- 00332211
- 30303030
- 03030303



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - Bậc của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



- Mã chuỗi: 0321
- Mã chuỗi khác biệt: 3333
- Chỉ số mô tả hình dạng: 3333

- Mã chuỗi: 003221
- Mã chuỗi khác biệt: 303303
- Chỉ số mô tả hình dạng: 033033



- 00332211
 - 30303030
 - 03030303
- 03032211



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - Bậc của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



- Mã chuỗi: 0321
- Mã chuỗi khác biệt: 3333
- Chỉ số mô tả hình dạng: 3333

- Mã chuỗi: 003221
- Mã chuỗi khác biệt: 303303
- Chỉ số mô tả hình dạng: 033033



- 00332211
 - 30303030
 - 03030303
- 03032211
 - 33133030



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

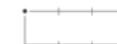
Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - Bậc của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



- Mã chuỗi: 0321
- Mã chuỗi khác biệt: 3333
- Chỉ số mô tả hình dạng: 3333

- Mã chuỗi: 003221
- Mã chuỗi khác biệt: 303303
- Chỉ số mô tả hình dạng: 033033



- 00332211
 - 30303030
 - 03030303
- 03032211
 - 33133030
 - 03033133

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - Bậc của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



- Mã chuỗi: 0321
- Mã chuỗi khác biệt: 3333
- Chỉ số mô tả hình dạng: 3333

- Mã chuỗi: 003221
- Mã chuỗi khác biệt: 303303
- Chỉ số mô tả hình dạng: 033033



- 00332211
- 30303030
- 03030303

- 03032211
- 33133030
- 03033133

- 00032221

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - Bậc của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



- Mã chuỗi: 0321
- Mã chuỗi khác biệt: 3333
- Chỉ số mô tả hình dạng: 3333

- Mã chuỗi: 003221
- Mã chuỗi khác biệt: 303303
- Chỉ số mô tả hình dạng: 033033



- 00332211
- 30303030
- 03030303

- 03032211
- 33133030
- 03033133

- 00032221
- 30033003

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng

- Chỉ số mô tả hình dạng (shape number): biểu diễn mã chuỗi khác biệt bằng số nguyên nhỏ nhất
 - Bậc của chỉ số mô tả hình dạng: số chữ số trong biểu diễn chỉ số mô tả hình dạng



- Mã chuỗi: 0321
- Mã chuỗi khác biệt: 3333
- Chỉ số mô tả hình dạng: 3333

- Mã chuỗi: 003221
- Mã chuỗi khác biệt: 303303
- Chỉ số mô tả hình dạng: 033033



- 00332211
- 30303030
- 03030303

- 03032211
- 33133030
- 03033133

- 00032221
- 30033003
- 00330033

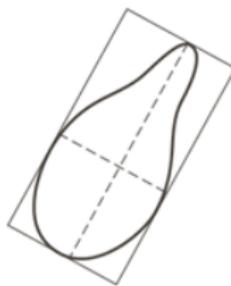
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng - Minh họa giảm tính phụ thuộc vào định hướng biên



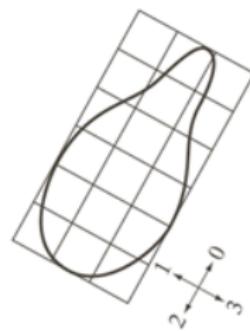
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng - Minh họa giảm tính phụ thuộc vào định hướng biên



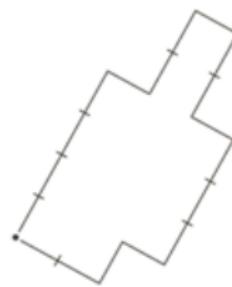
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng - Minh họa giảm tính phụ thuộc vào định hướng biên



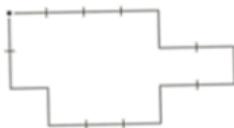
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng - Minh họa giảm tính phụ thuộc vào định hướng biên



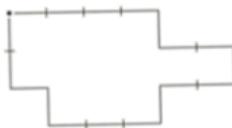
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng - Minh họa giảm tính phụ thuộc vào định hướng biên



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

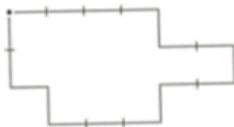
Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng - Minh họa giảm tính phụ thuộc vào định hướng biên



- Mã chuỗi: 000030032232221211

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

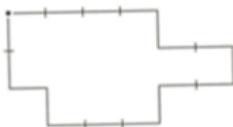
Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng - Minh họa giảm tính phụ thuộc vào định hướng biên



- Mã chuỗi: 000030032232221211
- Mã chuỗi khác biệt: 300031033013003130

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

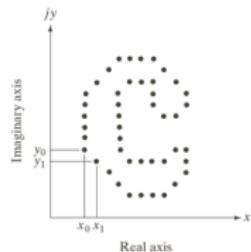
Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Chỉ số mô tả hình dạng - Minh họa giảm tính phụ thuộc vào định hướng biên



- Mã chuỗi: 000030032232221211
- Mã chuỗi khác biệt: 300031033013003130
- Chỉ số mô tả hình dạng: 000310330130031303

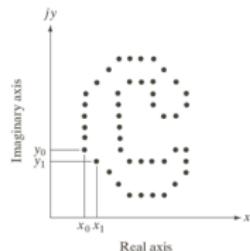
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các mô tả hệ số Fourier



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

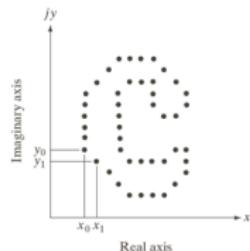
Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các mô tả hệ số Fourier



- Dãy điểm biên $\{(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_{K-1}, y_{K-1})\}$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

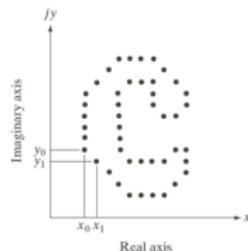
Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các mô tả hệ số Fourier



- Dãy điểm biên $\{(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_{K-1}, y_{K-1})\}$
 - ▶ $x_k \triangleq x(k)$, $y_k \triangleq y(k)$, $s(k) \triangleq x(k) + jy(k)$ ($k = 1, 2, \dots, K - 1$)

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

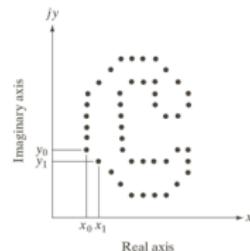
Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các mô tả hệ số Fourier



- Dãy điểm biên $\{(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_{K-1}, y_{K-1})\}$
 - ▶ $x_k \triangleq x(k)$, $y_k \triangleq y(k)$, $s(k) \triangleq x(k) + jy(k)$ ($k = 1, 2, \dots, K - 1$)
 - ▶ $s(k) \xrightarrow{DFT} a(u)$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

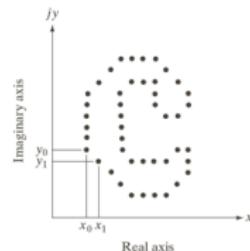
Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các mô tả hệ số Fourier



- Dãy điểm biên $\{(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_{K-1}, y_{K-1})\}$
 - ▶ $x_k \triangleq x(k)$, $y_k \triangleq y(k)$, $s(k) \triangleq x(k) + jy(k)$ ($k = 1, 2, \dots, K - 1$)
 - ▶ $s(k) \xrightarrow{DFT} a(u)$
 - ★ $a(u) = \sum_{k=0}^{K-1} s(k) e^{-j2\pi uk/K}$ ($u = 1, 2, \dots, K - 1$)

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

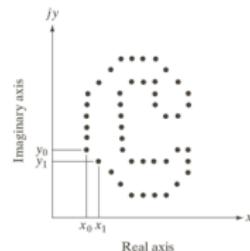
Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các mô tả hệ số Fourier



- Dãy điểm biên $\{(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_{K-1}, y_{K-1})\}$
 - ▶ $x_k \triangleq x(k)$, $y_k \triangleq y(k)$, $s(k) \triangleq x(k) + jy(k)$ ($k = 1, 2, \dots, K - 1$)
 - ▶ $s(k) \xrightarrow{DFT} a(u)$
 - ★ $a(u) = \sum_{k=0}^{K-1} s(k)e^{-j2\pi uk/K}$ ($u = 1, 2, \dots, K - 1$)
 - ★ $a(u)$: các mô tả hệ số Fourier của biên

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

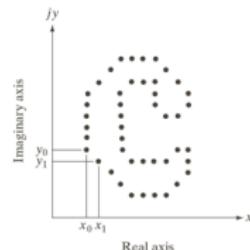
Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các mô tả hệ số Fourier



- Dãy điểm biên $\{(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_{K-1}, y_{K-1})\}$
 - ▶ $x_k \triangleq x(k)$, $y_k \triangleq y(k)$, $s(k) \triangleq x(k) + jy(k)$ ($k = 1, 2, \dots, K - 1$)
 - ▶ $s(k) \xrightarrow{DFT} a(u)$
 - ★ $a(u) = \sum_{k=0}^{K-1} s(k)e^{-j2\pi uk/K}$ ($u = 1, 2, \dots, K - 1$)
 - ★ $a(u)$: các mô tả hệ số Fourier của biên
 - ▶ Khôi phục biên xấp xỉ bằng chỉ P hệ số Fourier đầu tiên:

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

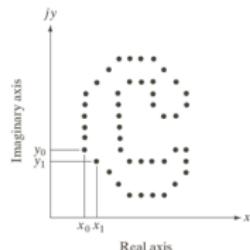
Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các mô tả hệ số Fourier



- Dãy điểm biên $\{(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_{K-1}, y_{K-1})\}$
 - ▶ $x_k \triangleq x(k)$, $y_k \triangleq y(k)$, $s(k) \triangleq x(k) + jy(k)$ ($k = 1, 2, \dots, K - 1$)
 - ▶ $s(k) \xrightarrow{DFT} a(u)$
 - ★ $a(u) = \sum_{k=0}^{K-1} s(k)e^{-j2\pi uk/K}$ ($u = 1, 2, \dots, K - 1$)
 - ★ $a(u)$: các mô tả hệ số Fourier của biên
 - ▶ Khôi phục biên xấp xỉ bằng chỉ P hệ số Fourier đầu tiên:
 - ★ $\hat{s}(k) = \frac{1}{P} \sum_{u=0}^{P-1} a(u)e^{j2\pi uk/P}$ ($k = 1, 2, \dots, K - 1$)

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các mô tả hệ số Fourier



- Dãy điểm biên $\{(x_0, y_0), (x_1, y_1), \dots, (x_{K-1}, y_{K-1})\}$
 - ▶ $x_k \triangleq x(k)$, $y_k \triangleq y(k)$, $s(k) \triangleq x(k) + jy(k)$ ($k = 1, 2, \dots, K - 1$)
 - ▶ $s(k) \xrightarrow{DFT} a(u)$
 - ★ $a(u) = \sum_{k=0}^{K-1} s(k)e^{-j2\pi uk/K}$ ($u = 1, 2, \dots, K - 1$)
 - ★ $a(u)$: các mô tả hệ số Fourier của biên
 - ▶ Khôi phục biên xấp xỉ bằng chỉ P hệ số Fourier đầu tiên:
 - ★ $\hat{s}(k) = \frac{1}{P} \sum_{u=0}^{P-1} a(u)e^{j2\pi uk/P}$ ($k = 1, 2, \dots, K - 1$)
- Các mô tả hệ số Fourier mang thông tin cơ bản tống thê của biên

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các mô tả hệ số Fourier - Minh họa



Hình: Biên gốc

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các mô tả hệ số Fourier - Minh họa



Hình: Biên gốc



Hình: 50% hệ số

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các mô tả hệ số Fourier - Minh họa



Hình: Biên gốc



Hình: 50% hệ số



Hình: 10% hệ số

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các mô tả hệ số Fourier - Minh họa



Hình: Biên gốc



Hình: 50% hệ số



Hình: 10% hệ số



Hình: 5% hệ số

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các mô tả hệ số Fourier - Minh họa



Hình: Biên gốc



Hình: 50% hệ số



Hình: 10% hệ số



Hình: 5% hệ số



Hình: 2.5% hệ số

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các mô tả hệ số Fourier - Minh họa



Hình: Biên gốc



Hình: 50% hệ số



Hình: 10% hệ số



Hình: 5% hệ số



Hình: 2.5% hệ số

Hình: 1.25% hệ số

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các mô tả hệ số Fourier - Minh họa



Hình: Biên gốc



Hình: 50% hệ số



Hình: 10% hệ số



Hình: 5% hệ số



Hình: 2.5% hệ số



Hình: 1.25% hệ số



Hình: 0.63% hệ số

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các mô tả hệ số Fourier - Minh họa



Hình: Biên gốc



Hình: 50% hệ số



Hình: 10% hệ số



Hình: 5% hệ số



Hình: 2.5% hệ số



Hình: 1.25% hệ số



Hình: 0.63% hệ số



Hình: 0.28% hệ số

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các moment thống kê

- Hình dạng các phân đoạn biên có thể được mô tả một cách định lượng bằng các moment thống kê



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các moment thống kê

- Hình dạng các phân đoạn biên có thể được mô tả một cách định lượng bằng các moment thống kê



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các moment thống kê

- Hình dạng các phân đoạn biên có thể được mô tả một cách định lượng bằng các moment thống kê



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các moment thống kê

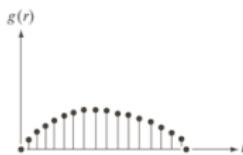
- Hình dạng các phân đoạn biên có thể được mô tả một cách định lượng bằng các moment thống kê



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các moment thống kê

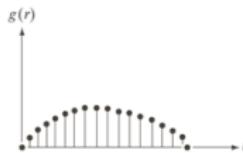
- Hình dạng các phân đoạn biên có thể được mô tả một cách định lượng bằng các moment thống kê



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các moment thống kê

- Hình dạng các phân đoạn biên có thể được mô tả một cách định lượng bằng các moment thống kê

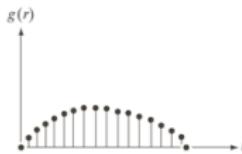


- Coi biên độ của hàm $g()$ như một biến ngẫu nhiên rời rạc v

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các moment thống kê

- Hình dạng các phân đoạn biên có thể được mô tả một cách định lượng bằng các moment thống kê

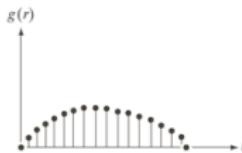


- Coi biên độ của hàm $g()$ như một biến ngẫu nhiên rời rạc v
 - Tính lược đồ phân bố tần suất $p(v_i)$ ($i = 0, 1, \dots, A - 1$)

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các moment thống kê

- Hình dạng các phân đoạn biên có thể được mô tả một cách định lượng bằng các moment thống kê

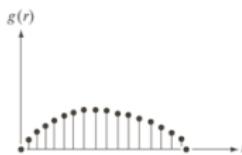


- Coi biên độ của hàm $g()$ như một biến ngẫu nhiên rời rạc v
 - Tính lược đồ phân bố tần suất $p(v_i)$ ($i = 0, 1, \dots, A - 1$)
 - Moment bậc n : $\mu_n(v) = \sum_{i=0}^{A-1} (v_i - m)^n p(v_i)$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả biên ảnh - Các moment thống kê

- Hình dạng các phân đoạn biên có thể được mô tả một cách định lượng bằng các moment thống kê



- Coi biên độ của hàm $g()$ như một biến ngẫu nhiên rời rạc v
 - Tính lược đồ phân bố tần suất $p(v_i)$ ($i = 0, 1, \dots, A-1$)
 - Moment bậc n : $\mu_n(v) = \sum_{i=0}^{A-1} (v_i - m)^n p(v_i)$
 - Giá trị trung bình: $m = \sum_{i=0}^{A-1} v_i p(v_i)$

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:



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



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



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



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



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

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



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



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Diện tích của vùng



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Diện tích của vùng
 - ▶ Số điểm ảnh trong vùng



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Diện tích của vùng
 - ▶ Số điểm ảnh trong vùng
- Chu vi của vùng



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Diện tích của vùng
 - ▶ Số điểm ảnh trong vùng
- Chu vi của vùng
 - ▶ Chiều dài đường biên của vùng



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Diện tích của vùng
 - ▶ Số điểm ảnh trong vùng
- Chu vi của vùng
 - ▶ Chiều dài đường biên của vùng
- Độ chặt (compactness)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Diện tích của vùng
 - ▶ Số điểm ảnh trong vùng
- Chu vi của vùng
 - ▶ Chiều dài đường biên của vùng
- Độ chặt (compactness)
 - ▶ $\equiv \frac{(\text{chu vi})^2}{\text{diện tích}}$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Diện tích của vùng
 - ▶ Số điểm ảnh trong vùng
- Chu vi của vùng
 - ▶ Chiều dài đường biên của vùng
- Độ chặt (compactness)
 - ▶ $\equiv \frac{(\text{chu vi})^2}{\text{diện tích}}$
- Độ tròn (circularity ratio)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Diện tích của vùng
 - ▶ Số điểm ảnh trong vùng
- Chu vi của vùng
 - ▶ Chiều dài đường biên của vùng
- Độ chặt (compactness)
 - ▶ $\equiv \frac{(\text{chu vi})^2}{\text{diện tích}}$
- Độ tròn (circularity ratio)
 - ▶ $R_c \triangleq \frac{\text{diện tích vùng}}{\text{diện tích đường tròn cùng chu vi}}$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Diện tích của vùng
 - ▶ Số điểm ảnh trong vùng
- Chu vi của vùng
 - ▶ Chiều dài đường biên của vùng
- Độ chặt (compactness)
 - ▶ $\equiv \frac{(\text{chu vi})^2}{\text{diện tích}}$
- Độ tròn (circularity ratio)
 - ▶ $R_c \triangleq \frac{\text{diện tích vùng}}{\text{diện tích đường tròn cùng chu vi}} = \frac{4\pi A}{P^2}$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Diện tích của vùng
 - ▶ Số điểm ảnh trong vùng
- Chu vi của vùng
 - ▶ Chiều dài đường biên của vùng
- Độ chặt (compactness)
 - ▶ $\equiv \frac{(\text{chu vi})^2}{\text{diện tích}}$
- Độ tròn (circularity ratio)
 - ▶ $R_c \triangleq \frac{\text{diện tích vùng}}{\text{diện tích đường tròn cùng chu vi}} = \frac{4\pi A}{P^2}$
 - ★ $\equiv 1$: Đường tròn; $\equiv \frac{\pi}{4}$: Hình vuông

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Diện tích của vùng
 - ▶ Số điểm ảnh trong vùng
- Chu vi của vùng
 - ▶ Chiều dài đường biên của vùng
- Độ chặt (compactness)
 - ▶ $\equiv \frac{(\text{chu vi})^2}{\text{diện tích}}$
- Độ tròn (circularity ratio)
 - ▶ $R_c \triangleq \frac{\text{diện tích vùng}}{\text{diện tích đường tròn cùng chu vi}} = \frac{4\pi A}{P^2}$
 - ★ $\equiv 1$: Đường tròn; $\equiv \frac{\pi}{4}$: Hình vuông
- Giá trị trung bình mức xám các điểm ảnh của vùng

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Diện tích của vùng
 - ▶ Số điểm ảnh trong vùng
- Chu vi của vùng
 - ▶ Chiều dài đường biên của vùng
- Độ chặt (compactness)
 - ▶ $\equiv \frac{(\text{chu vi})^2}{\text{diện tích}}$
- Độ tròn (circularity ratio)
 - ▶ $R_c \triangleq \frac{\text{diện tích vùng}}{\text{diện tích đường tròn cùng chu vi}} = \frac{4\pi A}{P^2}$
 - ★ $\equiv 1$: Đường tròn; $\equiv \frac{\pi}{4}$: Hình vuông
- Giá trị trung bình mức xám các điểm ảnh của vùng
- Giá trị trung vị mức xám các điểm ảnh của vùng



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Diện tích của vùng
 - ▶ Số điểm ảnh trong vùng
- Chu vi của vùng
 - ▶ Chiều dài đường biên của vùng
- Độ chặt (compactness)
 - ▶ $\equiv \frac{(\text{chu vi})^2}{\text{diện tích}}$
- Độ tròn (circularity ratio)
 - ▶ $R_c \triangleq \frac{\text{diện tích vùng}}{\text{diện tích đường tròn cùng chu vi}} = \frac{4\pi A}{P^2}$
 - ★ $\equiv 1$: Đường tròn; $\equiv \frac{\pi}{4}$: Hình vuông
- 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



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

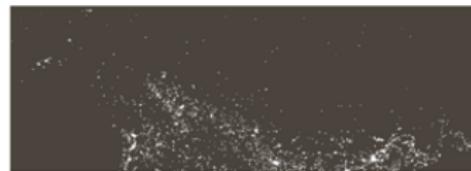
Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Một số mô tả cơ bản

- Diện tích của vùng
 - ▶ Số điểm ảnh trong vùng
- Chu vi của vùng
 - ▶ Chiều dài đường biên của vùng
- Độ chặt (compactness)
 - ▶ $\equiv \frac{(\text{chu vi})^2}{\text{diện tích}}$
- Độ tròn (circularity ratio)
 - ▶ $R_c \triangleq \frac{\text{diện tích vùng}}{\text{diện tích đường tròn cùng chu vi}} = \frac{4\pi A}{P^2}$
 - ★ $\equiv 1$: Đường tròn; $\equiv \frac{\pi}{4}$: Hình vuông
- 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

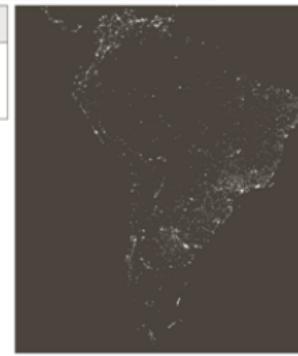


Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Một số mô tả cơ bản - Minh họa



Region no. (from top)	Ratio of lights per region to total lights
1	0.204
2	0.640
3	0.049
4	0.107



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô tả topo

- Topology là việc nghiên cứu của các tính chất của một hình không bị ảnh hưởng bởi bất cứ sự biến dạng nào



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô tả topo

- Topology là việc nghiên cứu của các tính chất của một hình không bị ảnh hưởng bởi bất cứ sự biến dạng nào
 - Một mô tả topo có thể được định nghĩa bằng số lượng vùng lỗ

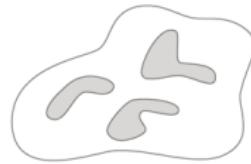


- Vùng quan tâm có 2 vùng lỗ

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô tả topo

- Topology là việc nghiên cứu của các tính chất của một hình không bị ảnh hưởng bởi bất cứ sự biến dạng nào
 - Một mô tả topo có thể được định nghĩa bằng số lượng vùng lõi
 - Một tính chất topo hữu ích khác cho mô tả vùng: các thành phần kết nối



- Vùng quan tâm có 3 phần tử kết nối

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô tả topo

- Topology là việc nghiên cứu của các tính chất của một hình không bị ảnh hưởng bởi bất cứ sự biến dạng nào
 - Một mô tả topo có thể được định nghĩa bằng số lượng vùng lõi
 - Một tính chất topo hữu ích khác cho mô tả vùng: các thành phần kết nối
 - Chỉ số Euler: $E = \text{Số phần tử kết nối}(C) - \text{Số vùng lõi}(H)$



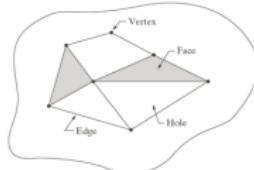
- Vùng quan tâm chữ A có $E = 0$
- Vùng quan tâm chữ B có $E = -1$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô tả topo

- Topology là việc nghiên cứu của các tính chất của một hình không bị ảnh hưởng bởi bất cứ sự biến dạng nào
 - Một mô tả topo có thể được định nghĩa bằng số lượng vùng lõi
 - Một tính chất topo hữu ích khác cho mô tả vùng: các thành phần kết nối
 - Chỉ số Euler: $E = \text{Số phần tử kết nối}(C) - \text{Số vùng lõi}(H)$
 - Mô tả topo có thể được định nghĩa thông qua mạng đa giác (polygonal networks): số mặt (F), số đỉnh V , số cạnh Q

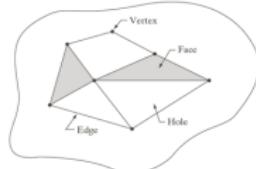


Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô tả topo

- Topology là việc nghiên cứu của các tính chất của một hình không bị ảnh hưởng bởi bất cứ sự biến dạng nào

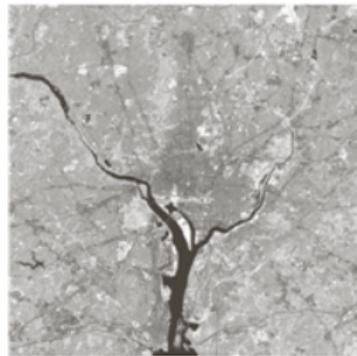
- Một mô tả topo có thể được định nghĩa bằng số lượng vùng lõi
- Một tính chất topo hữu ích khác cho mô tả vùng: các thành phần kết nối
- Chỉ số Euler: $E = \text{Số phần tử kết nối}(C) - \text{Số vùng lõi}(H)$
- Mô tả topo có thể được định nghĩa thông qua mạng đa giác (polygonal networks): số mặt (F), số đỉnh V , số cạnh Q
 - ★ Công thức Euler: $E = C - H = V - Q + F$



- $E = V - Q + F = 7 - 11 + 2 = -2$
- $E = C - H = 1 - 3 = -2$

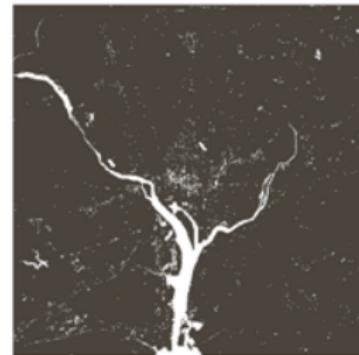
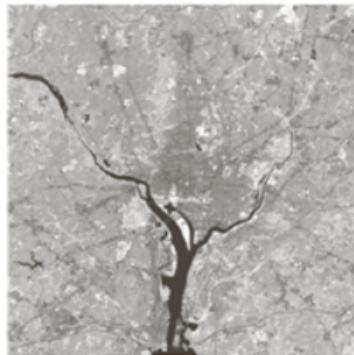
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô tả topo - Minh họa



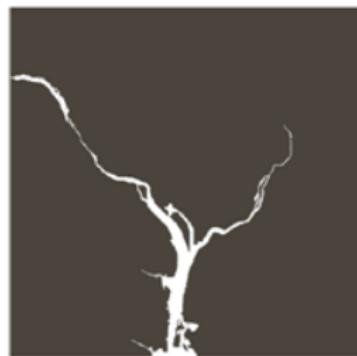
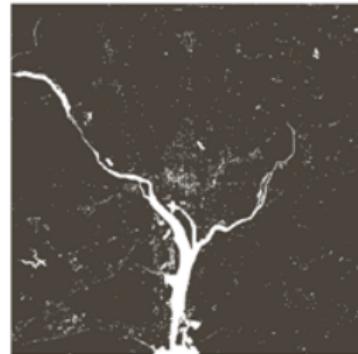
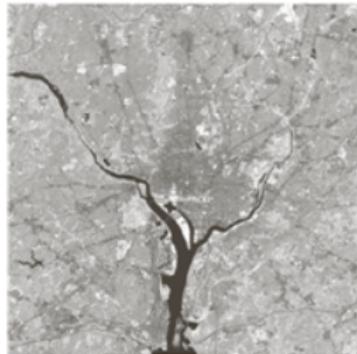
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô tả topo - Minh họa



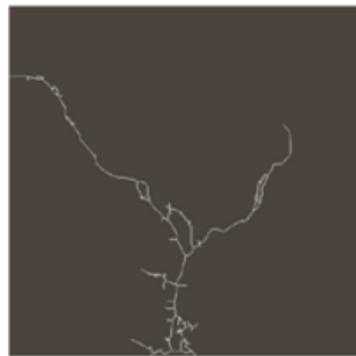
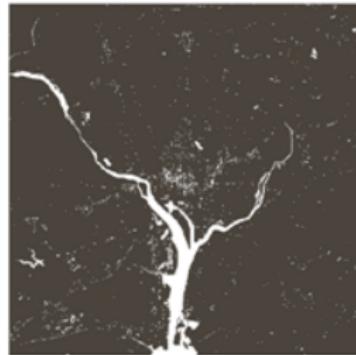
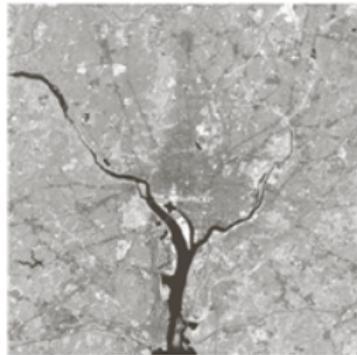
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô tả topo - Minh họa



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô tả topo - Minh họa



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Các mô tả đơn giản

- Sử dụng các moment thống kê



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Các mô tả đơn giản

- Sử dụng các moment thông kê

- ▶ Mức xám z_i ($i = 0, 1, \dots, L - 1$) với xác suất $p(z_i)$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Các mô tả đơn giản

- Sử dụng các moment thông kê

- ▶ Mức xám z_i ($i = 0, 1, \dots, L - 1$) với xác suất $p(z_i)$
 - ★ Giá trị trung bình $m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i)$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Các mô tả đơn giản

- Sử dụng các moment thông kê

- ▶ Mức xám z_i ($i = 0, 1, \dots, L - 1$) với xác suất $p(z_i)$

- ★ Giá trị trung bình $m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i)$

- ★ Moment bậc n : $\mu_n(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^n p(z_i)$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Các mô tả đơn giản

- Sử dụng các moment thông kê

- Mức xám z_i ($i = 0, 1, \dots, L - 1$) với xác suất $p(z_i)$

- Giá trị trung bình $m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i)$

- Moment bậc n : $\mu_n(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^n p(z_i)$

- $\mu_2(z) = \sigma^2(z)$: đo lường độ tương phản mức xám

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Các mô tả đơn giản

- Sử dụng các moment thông kê

- ▶ Mức xám z_i ($i = 0, 1, \dots, L - 1$) với xác suất $p(z_i)$

- ★ Giá trị trung bình $m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i)$

- ★ Moment bậc n : $\mu_n(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^n p(z_i)$

- $\mu_2(z) = \sigma^2(z)$: đo lường độ tương phản mức xám

- ▶ Độ trơn nhẵn tương đối: $R(z) = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(z)}$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Các mô tả đơn giản

- Sử dụng các moment thông kê

- ▶ Mức xám z_i ($i = 0, 1, \dots, L - 1$) với xác suất $p(z_i)$

- ★ Giá trị trung bình $m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i)$

- ★ Moment bậc n : $\mu_n(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^n p(z_i)$

- $\mu_2(z) = \sigma^2(z)$: đo lường độ tương phản mức xám

- ▶ Độ trơn nhẵn tương đối: $R(z) = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(z)}$

- ★ $R(z) = 0$: vùng có mức xám không đổi; $R(z) = 1$: vùng có $\sigma^2(z)$ rất lớn



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Các mô tả đơn giản

- Sử dụng các moment thông kê

- ▶ Mức xám z_i ($i = 0, 1, \dots, L - 1$) với xác suất $p(z_i)$

- \star Giá trị trung bình $m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i)$

- \star Moment bậc n : $\mu_n(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^n p(z_i)$

- $\mu_2(z) = \sigma^2(z)$: đo lường độ tương phản mức xám

- ▶ Độ trơn nhẵn tương đối: $R(z) = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(z)}$

- $\star R(z) = 0$: vùng có mức xám không đổi; $R(z) = 1$: vùng có $\sigma^2(z)$ rất lớn

- $\mu_3(z)$: đo lường độ lệch của lược đồ xám

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Các mô tả đơn giản

- Sử dụng các moment thông kê

- ▶ Mức xám z_i ($i = 0, 1, \dots, L - 1$) với xác suất $p(z_i)$

- ★ Giá trị trung bình $m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i)$

- ★ Moment bậc n : $\mu_n(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^n p(z_i)$

- $\mu_2(z) = \sigma^2(z)$: đo lường độ tương phản mức xám

- ▶ Độ trơn nhẵn tương đối: $R(z) = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(z)}$

- ★ $R(z) = 0$: vùng có mức xám không đổi; $R(z) = 1$: vùng có $\sigma^2(z)$ rất lớn

- $\mu_3(z)$: đo lường độ lệch của lược đồ xám

- $\mu_4(z)$: đo lường tính phẳng tương đối của lược đồ xám

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Các mô tả đơn giản

- Sử dụng các moment thông kê

- ▶ Mức xám z_i ($i = 0, 1, \dots, L - 1$) với xác suất $p(z_i)$

- \star Giá trị trung bình $m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i)$

- \star Moment bậc n : $\mu_n(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^n p(z_i)$

- $\mu_2(z) = \sigma^2(z)$: đo lường độ tương phản mức xám

- ▶ Độ trơn nhẵn tương đối: $R(z) = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(z)}$

- $\star R(z) = 0$: vùng có mức xám không đổi; $R(z) = 1$: vùng có $\sigma^2(z)$ rất lớn

- $\mu_3(z)$: đo lường độ lệch của lược đồ xám

- $\mu_4(z)$: đo lường tính phẳng tương đối của lược đồ xám

- Tính đồng đều: $U(z) = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(z_i)$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Các mô tả đơn giản

- Sử dụng các moment thông kê

- ▶ Mức xám z_i ($i = 0, 1, \dots, L - 1$) với xác suất $p(z_i)$

- \star Giá trị trung bình $m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i)$

- \star Moment bậc n : $\mu_n(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^n p(z_i)$

- $\mu_2(z) = \sigma^2(z)$: đo lường độ tương phản mức xám

- ▶ Độ trơn nhẵn tương đối: $R(z) = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(z)}$

- $\star R(z) = 0$: vùng có mức xám không đổi; $R(z) = 1$: vùng có $\sigma^2(z)$ rất lớn

- $\mu_3(z)$: đo lường độ lệch của lược đồ xám

- $\mu_4(z)$: đo lường tính phẳng tương đối của lược đồ xám

- Tính đồng đều: $U(z) = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(z_i)$

- ▶ $U(z)$: cực đại khi các giá trị mức xám phân bố đều



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Các mô tả đơn giản

- Sử dụng các moment thống kê

- ▶ Mức xám z_i ($i = 0, 1, \dots, L - 1$) với xác suất $p(z_i)$

- ★ Giá trị trung bình $m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i)$

- ★ Moment bậc n : $\mu_n(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^n p(z_i)$

- $\mu_2(z) = \sigma^2(z)$: đo lường độ tương phản mức xám

- ▶ Độ trơn nhẵn tương đối: $R(z) = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(z)}$

- ★ $R(z) = 0$: vùng có mức xám không đổi; $R(z) = 1$: vùng có $\sigma^2(z)$ rất lớn

- $\mu_3(z)$: đo lường độ lệch của lược đồ xám

- $\mu_4(z)$: đo lường tính phẳng tương đối của lược đồ xám

- Tính đồng đều: $U(z) = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(z_i)$

- ▶ $U(z)$: cực đại khi các giá trị mức xám phân bố đều

- Entropy trung bình: $e(z) = -\sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \log_2 p(z_i)$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Các mô tả đơn giản

- Sử dụng các moment thống kê

- ▶ Mức xám z_i ($i = 0, 1, \dots, L - 1$) với xác suất $p(z_i)$

- \star Giá trị trung bình $m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i)$

- \star Moment bậc n : $\mu_n(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^n p(z_i)$

- $\mu_2(z) = \sigma^2(z)$: đo lường độ tương phản mức xám

- ▶ Độ trơn nhẵn tương đối: $R(z) = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(z)}$

- $\star R(z) = 0$: vùng có mức xám không đổi; $R(z) = 1$: vùng có $\sigma^2(z)$ rất lớn

- $\mu_3(z)$: đo lường độ lệch của lược đồ xám

- $\mu_4(z)$: đo lường tính phẳng tương đối của lược đồ xám

- Tính đồng đều: $U(z) = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(z_i)$

- ▶ $U(z)$: cực đại khi các giá trị mức xám phân bố đều

- Entropy trung bình: $e(z) = -\sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \log_2 p(z_i)$

- ▶ Đo lường tính thay đổi



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Các mô tả đơn giản

- Sử dụng các moment thống kê

- ▶ Mức xám z_i ($i = 0, 1, \dots, L - 1$) với xác suất $p(z_i)$

- \star Giá trị trung bình $m = \sum_{i=0}^{L-1} z_i p(z_i)$

- \star Moment bậc n : $\mu_n(z) = \sum_{i=0}^{L-1} (z_i - m)^n p(z_i)$

- $\mu_2(z) = \sigma^2(z)$: đo lường độ tương phản mức xám

- ▶ Độ trơn nhẵn tương đối: $R(z) = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2(z)}$

- $\star R(z) = 0$: vùng có mức xám không đổi; $R(z) = 1$: vùng có $\sigma^2(z)$ rất lớn

- $\mu_3(z)$: đo lường độ lệch của lược đồ xám

- $\mu_4(z)$: đo lường tính phẳng tương đối của lược đồ xám

- Tính đồng đều: $U(z) = \sum_{i=0}^{L-1} p^2(z_i)$

- ▶ $U(z)$: cực đại khi các giá trị mức xám phân bố đều

- Entropy trung bình: $e(z) = -\sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) \log_2 p(z_i)$

- ▶ Đo lường tính thay đổi

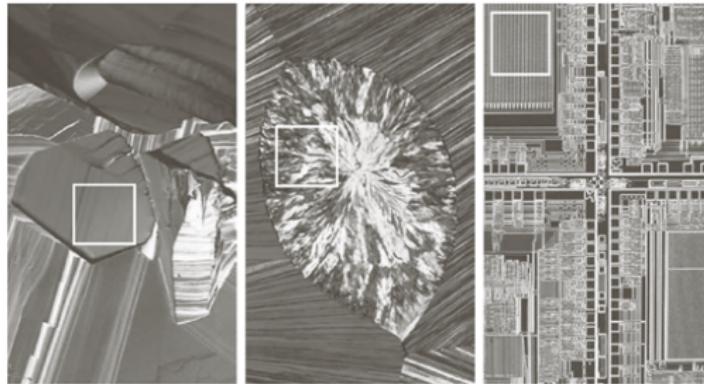
- $\star = 0$: ảnh có mức xám là hằng số



AUTOMATIC
PROCESSING

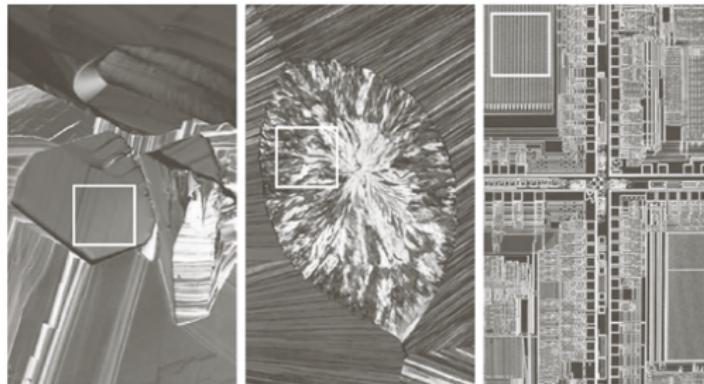
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Các mô tả đơn giản - Minh họa



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thống kê - Các mô tả đơn giản - Minh họa



Texture	Mean	Standard deviation	R (normalized)	Third moment	Uniformity	Entropy
Smooth	82.64	11.79	0.002	-0.105	0.026	5.434
Coarse	143.56	74.63	0.079	-0.151	0.005	7.783
Regular	99.72	33.73	0.017	0.750	0.013	6.674

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời

- Ma trận tần suất đồng thời: $G_{[L \times L]} = [g_{ij}]$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời

- Ma trận tần suất đồng thời: $G_{[L \times L]} = [g_{ij}]$

- ▶ g_{ij} : tần suất cặp điểm ảnh có giá trị mức xám z_i và z_j ($1 \leq i, j \leq L$) xuất hiện trong ảnh f tại các cặp vị trí xác định theo một luật Q



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thống kê - Ma trận tần suất đồng thời

- Ma trận tần suất đồng thời: $G_{[L \times L]} = [g_{ij}]$

- ▶ g_{ij} : tần suất cặp điểm ảnh có giá trị mức xám z_i và z_j ($1 \leq i, j \leq L$) xuất hiện trong ảnh f tại các cặp vị trí xác định theo một luật Q

	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1	2	0	0	0	1	1	0
2	0	0	0	0	1	1	0	0
3	0	1	0	1	0	0	0	0
4	0	0	1	0	1	0	0	0
5	2	0	1	0	1	0	0	0
6	1	3	0	0	0	0	0	1
7	0	0	0	0	1	1	0	2
8	1	0	0	0	0	2	2	1

Image f

Co-occurrence matrix \mathbf{G}

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời

- Ma trận tần suất đồng thời: $G_{[L \times L]} = [g_{ij}]$
 - ▶ g_{ij} : tần suất cặp điểm ảnh có giá trị mức xám z_i và z_j ($1 \leq i, j \leq L$) xuất hiện trong ảnh f tại các cặp vị trí xác định theo một luật Q
- G thường được giảm về kích thước phù hợp tính toán K ($< L$)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời

- Ma trận tần suất đồng thời: $G_{[L \times L]} = [g_{ij}]$
 - ▶ g_{ij} : tần suất cặp điểm ảnh có giá trị mức xám z_i và z_j ($1 \leq i, j \leq L$) xuất hiện trong ảnh f tại các cặp vị trí xác định theo một luật Q
- G thường được giảm về kích thước phù hợp tính toán K ($< L$)
- Số cặp điểm ảnh thỏa mãn luật Q : $n = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K g_{ij}$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời

- Ma trận tần suất đồng thời: $G_{[L \times L]} = [g_{ij}]$
 - ▶ g_{ij} : tần suất cặp điểm ảnh có giá trị mức xám z_i và z_j ($1 \leq i, j \leq L$) xuất hiện trong ảnh f tại các cặp vị trí xác định theo một luật Q
- G thường được giảm về kích thước phù hợp tính toán K ($< L$)
- Số cặp điểm ảnh thỏa mãn luật Q : $n = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K g_{ij}$
- Xác suất của một cặp (z_i, z_j) thỏa mãn luật Q : $p_{ij} = \frac{g_{ij}}{n}$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời

- Ma trận tần suất đồng thời: $G_{[L \times L]} = [g_{ij}]$
 - ▶ g_{ij} : tần suất cặp điểm ảnh có giá trị mức xám z_i và z_j ($1 \leq i, j \leq L$) xuất hiện trong ảnh f tại các cặp vị trí xác định theo một luật Q
- G thường được giảm về kích thước phù hợp tính toán K ($< L$)
- Số cặp điểm ảnh thỏa mãn luật Q : $n = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K g_{ij}$
- Xác suất của một cặp (z_i, z_j) thỏa mãn luật Q : $p_{ij} = \frac{g_{ij}}{n}$
 - ▶ $m_r = \sum_{i=1}^K i \sum_{j=1}^K p_{ij}$; $m_c = \sum_{j=1}^K j \sum_{i=1}^K p_{ij}$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời

- Ma trận tần suất đồng thời: $G_{[L \times L]} = [g_{ij}]$
 - ▶ g_{ij} : tần suất cặp điểm ảnh có giá trị mức xám z_i và z_j ($1 \leq i, j \leq L$) xuất hiện trong ảnh f tại các cặp vị trí xác định theo một luật Q
- G thường được giảm về kích thước phù hợp tính toán K ($< L$)
- Số cặp điểm ảnh thỏa mãn luật Q : $n = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K g_{ij}$
- Xác suất của một cặp (z_i, z_j) thỏa mãn luật Q : $p_{ij} = \frac{g_{ij}}{n}$
 - ▶ $m_r = \sum_{i=1}^K i \sum_{j=1}^K p_{ij}$; $m_c = \sum_{j=1}^K j \sum_{i=1}^K p_{ij}$
 - ▶ $\sigma_r^2 = \sum_{i=1}^K (i - m_r)^2 \sum_{j=1}^K p_{ij}$; $\sigma_c^2 = \sum_{j=1}^K (j - m_c)^2 \sum_{i=1}^K p_{ij}$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời

- Ma trận tần suất đồng thời: $G_{[L \times L]} = [g_{ij}]$
 - ▶ g_{ij} : tần suất cặp điểm ảnh có giá trị mức xám z_i và z_j ($1 \leq i, j \leq L$) xuất hiện trong ảnh f tại các cặp vị trí xác định theo một luật Q
- G thường được giảm về kích thước phù hợp tính toán K ($< L$)
- Số cặp điểm ảnh thỏa mãn luật Q : $n = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K g_{ij}$
- Xác suất của một cặp (z_i, z_j) thỏa mãn luật Q : $p_{ij} = \frac{g_{ij}}{n}$
 - ▶ $m_r = \sum_{i=1}^K i \sum_{j=1}^K p_{ij}$; $m_c = \sum_{j=1}^K j \sum_{i=1}^K p_{ij}$
 - ▶ $\sigma_r^2 = \sum_{i=1}^K (i - m_r)^2 \sum_{j=1}^K p_{ij}$; $\sigma_c^2 = \sum_{j=1}^K (j - m_c)^2 \sum_{i=1}^K p_{ij}$
- $P(i) \triangleq \sum_{j=1}^K p_{ij}$; $P(j) \triangleq \sum_{i=1}^K p_{ij}$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời

- Ma trận tần suất đồng thời: $G_{[L \times L]} = [g_{ij}]$
 - ▶ g_{ij} : tần suất cặp điểm ảnh có giá trị mức xám z_i và z_j ($1 \leq i, j \leq L$) xuất hiện trong ảnh f tại các cặp vị trí xác định theo một luật Q
- G thường được giảm về kích thước phù hợp tính toán K ($< L$)
- Số cặp điểm ảnh thỏa mãn luật Q : $n = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K g_{ij}$
- Xác suất của một cặp (z_i, z_j) thỏa mãn luật Q : $p_{ij} = \frac{g_{ij}}{n}$
 - ▶ $m_r = \sum_{i=1}^K i \sum_{j=1}^K p_{ij}$; $m_c = \sum_{j=1}^K j \sum_{i=1}^K p_{ij}$
 - ▶ $\sigma_r^2 = \sum_{i=1}^K (i - m_r)^2 \sum_{j=1}^K p_{ij}$; $\sigma_c^2 = \sum_{j=1}^K (j - m_c)^2 \sum_{i=1}^K p_{ij}$
- $P(i) \triangleq \sum_{j=1}^K p_{ij}$; $P(j) \triangleq \sum_{i=1}^K p_{ij}$
 - ▶ $\Rightarrow m_r = \sum_{i=1}^K iP(i)$; $m_c = \sum_{j=1}^K jP(j)$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời

- Ma trận tần suất đồng thời: $G_{[L \times L]} = [g_{ij}]$
 - ▶ g_{ij} : tần suất cặp điểm ảnh có giá trị mức xám z_i và z_j ($1 \leq i, j \leq L$) xuất hiện trong ảnh f tại các cặp vị trí xác định theo một luật Q
- G thường được giảm về kích thước phù hợp tính toán K ($< L$)
- Số cặp điểm ảnh thỏa mãn luật Q : $n = \sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K g_{ij}$
- Xác suất của một cặp (z_i, z_j) thỏa mãn luật Q : $p_{ij} = \frac{g_{ij}}{n}$
 - ▶ $m_r = \sum_{i=1}^K i \sum_{j=1}^K p_{ij}$; $m_c = \sum_{j=1}^K j \sum_{i=1}^K p_{ij}$
 - ▶ $\sigma_r^2 = \sum_{i=1}^K (i - m_r)^2 \sum_{j=1}^K p_{ij}$; $\sigma_c^2 = \sum_{j=1}^K (j - m_c)^2 \sum_{i=1}^K p_{ij}$
- $P(i) \triangleq \sum_{i=1}^K p_{ij}$; $P(j) \triangleq \sum_{j=1}^K p_{ij}$
 - ▶ $\Rightarrow m_r = \sum_{i=1}^K iP(i)$; $m_c = \sum_{j=1}^K jP(j)$
 - ▶ $\Rightarrow \sigma_r^2 = \sum_{i=1}^K (i - m_r)^2 P(i)$; $\sigma_c^2 = \sum_{j=1}^K (j - m_c)^2 P(j)$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời - Các mô tả

- Xác suất cực đại: $\max_{i,j}\{p_{ij}\}$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời - Các mô tả

- Xác suất cực đại: $\max_{i,j}\{p_{ij}\}$
 - ▶ Đo lường đáp ứng mạnh nhất của G

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời - Các mô tả

- Xác suất cực đại: $\max_{i,j} \{p_{ij}\}$
 - ▶ Đo lường đáp ứng mạnh nhất của G
- Sự tương quan: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{(i-m_r)(j-m_c)p_{ij}}{\sigma_r \sigma_c}$ ($\sigma_r \neq 0, \sigma_c \neq 0$)

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời - Các mô tả

- Xác suất cực đại: $\max_{i,j}\{p_{ij}\}$
 - ▶ Đo lường đáp ứng mạnh nhất của G
- Sự tương quan: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{(i-m_r)(j-m_c)p_{ij}}{\sigma_r \sigma_c}$ ($\sigma_r \neq 0, \sigma_c \neq 0$)
 - ▶ Đo lường mức độ tương quan của một điểm ảnh với các lân cận trên toàn bộ ảnh

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời - Các mô tả

- Xác suất cực đại: $\max_{i,j} \{p_{ij}\}$
 - ▶ Đo lường đáp ứng mạnh nhất của G
- Sự tương quan: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{(i-m_r)(j-m_c)p_{ij}}{\sigma_r \sigma_c}$ ($\sigma_r \neq 0, \sigma_c \neq 0$)
 - ▶ Đo lường mức độ tương quan của một điểm ảnh với các lân cận trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [-1, 1]$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời - Các mô tả

- Xác suất cực đại: $\max_{i,j} \{p_{ij}\}$
 - ▶ Đo lường đáp ứng mạnh nhất của G
- Sự tương quan: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{(i-m_r)(j-m_c)p_{ij}}{\sigma_r \sigma_c}$ ($\sigma_r \neq 0, \sigma_c \neq 0$)
 - ▶ Đo lường mức độ tương quan của một điểm ảnh với các lân cận trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [-1, 1]$
- Độ tương phản: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i-j)^2 p_{ij}$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời - Các mô tả

- Xác suất cực đại: $\max_{i,j} \{p_{ij}\}$
 - ▶ Đo lường đáp ứng mạnh nhất của G
- Sự tương quan: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{(i-m_r)(j-m_c)p_{ij}}{\sigma_r \sigma_c}$ ($\sigma_r \neq 0, \sigma_c \neq 0$)
 - ▶ Đo lường mức độ tương quan của một điểm ảnh với các lân cận trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [-1, 1]$
- Độ tương phản: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i-j)^2 p_{ij}$
 - ▶ Đo lường độ tương phản giữa một điểm ảnh và các lân cận của nó trên toàn bộ ảnh



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời - Các mô tả

- Xác suất cực đại: $\max_{i,j} \{p_{ij}\}$
 - ▶ Đo lường đáp ứng mạnh nhất của G
- Sự tương quan: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{(i-m_r)(j-m_c)p_{ij}}{\sigma_r \sigma_c}$ ($\sigma_r \neq 0, \sigma_c \neq 0$)
 - ▶ Đo lường mức độ tương quan của một điểm ảnh với các lân cận trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [-1, 1]$
- Độ tương phản: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i-j)^2 p_{ij}$
 - ▶ Đo lường độ tương phản giữa một điểm ảnh và các lân cận của nó trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [0, (K-1)^2]$: 0 - G có các phần tử hằng số

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời - Các mô tả

- Xác suất cực đại: $\max_{i,j} \{p_{ij}\}$
 - ▶ Đo lường đáp ứng mạnh nhất của G
- Sự tương quan: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{(i-m_r)(j-m_c)p_{ij}}{\sigma_r \sigma_c}$ ($\sigma_r \neq 0, \sigma_c \neq 0$)
 - ▶ Đo lường mức độ tương quan của một điểm ảnh với các lân cận trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [-1, 1]$
- Độ tương phản: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i-j)^2 p_{ij}$
 - ▶ Đo lường độ tương phản giữa một điểm ảnh và các lân cận của nó trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [0, (K-1)^2]$: 0 - G có các phần tử hằng số
- Tính đồng đều: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_{ij}^2$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời - Các mô tả

- Xác suất cực đại: $\max_{i,j} \{p_{ij}\}$
 - ▶ Đo lường đáp ứng mạnh nhất của G
- Sự tương quan: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{(i-m_r)(j-m_c)p_{ij}}{\sigma_r \sigma_c}$ ($\sigma_r \neq 0, \sigma_c \neq 0$)
 - ▶ Đo lường mức độ tương quan của một điểm ảnh với các lân cận trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [-1, 1]$
- Độ tương phản: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i-j)^2 p_{ij}$
 - ▶ Đo lường độ tương phản giữa một điểm ảnh và các lân cận của nó trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [0, (K-1)^2]$: 0 - G có các phần tử hằng số
- Tính đồng đều: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_{ij}^2$
 - ▶ \equiv Năng lượng, đo lường tính đồng nhất của cấu trúc bề mặt



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời - Các mô tả

- Xác suất cực đại: $\max_{i,j} \{p_{ij}\}$
 - ▶ Đo lường đáp ứng mạnh nhất của G
- Sự tương quan: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{(i-m_r)(j-m_c)p_{ij}}{\sigma_r \sigma_c}$ ($\sigma_r \neq 0, \sigma_c \neq 0$)
 - ▶ Đo lường mức độ tương quan của một điểm ảnh với các lân cận trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [-1, 1]$
- Độ tương phản: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i-j)^2 p_{ij}$
 - ▶ Đo lường độ tương phản giữa một điểm ảnh và các lân cận của nó trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [0, (K-1)^2]$: 0 - G có các phần tử hằng số
- Tính đồng đều: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_{ij}^2$
 - ▶ \equiv Năng lượng, đo lường tính đồng nhất của cấu trúc bề mặt
 - ▶ $\in [0, 1]$: 1 - Ảnh với các mức xám đồng nhất



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời - Các mô tả

- Xác suất cực đại: $\max_{i,j} \{p_{ij}\}$
 - ▶ Đo lường đáp ứng mạnh nhất của G
- Sự tương quan: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{(i-m_r)(j-m_c)p_{ij}}{\sigma_r \sigma_c}$ ($\sigma_r \neq 0, \sigma_c \neq 0$)
 - ▶ Đo lường mức độ tương quan của một điểm ảnh với các lân cận trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [-1, 1]$
- Độ tương phản: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i-j)^2 p_{ij}$
 - ▶ Đo lường độ tương phản giữa một điểm ảnh và các lân cận của nó trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [0, (K-1)^2]$: 0 - G có các phần tử hằng số
- Tính đồng đều: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_{ij}^2$
 - ▶ \equiv Năng lượng, đo lường tính đồng nhất của cấu trúc bề mặt
 - ▶ $\in [0, 1]$: 1 - Ảnh với các mức xám đồng nhất
- Tính đồng nhất: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{p_{ij}}{1+|i-j|}$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời - Các mô tả

- Xác suất cực đại: $\max_{i,j} \{p_{ij}\}$
 - ▶ Đo lường đáp ứng mạnh nhất của G
- Sự tương quan: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{(i-m_r)(j-m_c)p_{ij}}{\sigma_r \sigma_c}$ ($\sigma_r \neq 0, \sigma_c \neq 0$)
 - ▶ Đo lường mức độ tương quan của một điểm ảnh với các lân cận trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [-1, 1]$
- Độ tương phản: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i-j)^2 p_{ij}$
 - ▶ Đo lường độ tương phản giữa một điểm ảnh và các lân cận của nó trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [0, (K-1)^2]$: 0 - G có các phần tử hằng số
- Tính đồng đều: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_{ij}^2$
 - ▶ \equiv Năng lượng, đo lường tính đồng nhất của cấu trúc bề mặt
 - ▶ $\in [0, 1]$: 1 - Ảnh với các mức xám đồng nhất
- Tính đồng nhất: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{p_{ij}}{1+|i-j|}$
 - ▶ Đo lường độ gần về mặt không gian của sự phân bố các thành phần của G



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời - Các mô tả

- Xác suất cực đại: $\max_{i,j} \{p_{ij}\}$
 - ▶ Đo lường đáp ứng mạnh nhất của G
- Sự tương quan: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{(i-m_r)(j-m_c)p_{ij}}{\sigma_r \sigma_c}$ ($\sigma_r \neq 0, \sigma_c \neq 0$)
 - ▶ Đo lường mức độ tương quan của một điểm ảnh với các lân cận trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [-1, 1]$
- Độ tương phản: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i-j)^2 p_{ij}$
 - ▶ Đo lường độ tương phản giữa một điểm ảnh và các lân cận của nó trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [0, (K-1)^2]$: 0 - G có các phần tử hằng số
- Tính đồng đều: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_{ij}^2$
 - ▶ \equiv Năng lượng, đo lường tính đồng nhất của cấu trúc bề mặt
 - ▶ $\in [0, 1]$: 1 - Ảnh với các mức xám đồng nhất
- Tính đồng nhất: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{p_{ij}}{1+|i-j|}$
 - ▶ Đo lường độ gần về mặt không gian của sự phân bố các thành phần của G
 - ▶ $\in [0, 1]$: 1 - G là ma trận đường chéo



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thống kê - Ma trận tần suất đồng thời - Các mô tả

- Xác suất cực đại: $\max_{i,j} \{p_{ij}\}$
 - ▶ Đo lường đáp ứng mạnh nhất của G
- Sự tương quan: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{(i-m_r)(j-m_c)p_{ij}}{\sigma_r \sigma_c}$ ($\sigma_r \neq 0, \sigma_c \neq 0$)
 - ▶ Đo lường mức độ tương quan của một điểm ảnh với các lân cận trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [-1, 1]$
- Độ tương phản: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i-j)^2 p_{ij}$
 - ▶ Đo lường độ tương phản giữa một điểm ảnh và các lân cận của nó trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [0, (K-1)^2]$: 0 - G có các phần tử hằng số
- Tính đồng đều: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_{ij}^2$
 - ▶ \equiv Năng lượng, đo lường tính đồng nhất của cấu trúc bề mặt
 - ▶ $\in [0, 1]$: 1 - Ảnh với các mức xám đồng nhất
- Tính đồng nhất: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{p_{ij}}{1+|i-j|}$
 - ▶ Đo lường độ gần về mặt không gian của sự phân bố các thành phần của G
 - ▶ $\in [0, 1]$: 1 - G là ma trận đường chéo
- Entropy: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_{ij} \log_2(p_{ij})$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thống kê - Ma trận tần suất đồng thời - Các mô tả

- Xác suất cực đại: $\max_{i,j} \{p_{ij}\}$
 - ▶ Đo lường đáp ứng mạnh nhất của G
- Sự tương quan: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{(i-m_r)(j-m_c)p_{ij}}{\sigma_r \sigma_c}$ ($\sigma_r \neq 0, \sigma_c \neq 0$)
 - ▶ Đo lường mức độ tương quan của một điểm ảnh với các lân cận trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [-1, 1]$
- Độ tương phản: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K (i-j)^2 p_{ij}$
 - ▶ Đo lường độ tương phản giữa một điểm ảnh và các lân cận của nó trên toàn bộ ảnh
 - ▶ $\in [0, (K-1)^2]$: 0 - G có các phần tử hằng số
- Tính đồng đều: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_{ij}^2$
 - ▶ \equiv Năng lượng, đo lường tính đồng nhất của cấu trúc bề mặt
 - ▶ $\in [0, 1]$: 1 - Ảnh với các mức xám đồng nhất
- Tính đồng nhất: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K \frac{p_{ij}}{1+|i-j|}$
 - ▶ Đo lường độ gần về mặt không gian của sự phân bố các thành phần của G
 - ▶ $\in [0, 1]$: 1 - G là ma trận đường chéo
- Entropy: $\sum_{i=1}^K \sum_{j=1}^K p_{ij} \log_2(p_{ij})$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời - Minh họa ứng dụng (1)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời - Minh họa ứng dụng (1)



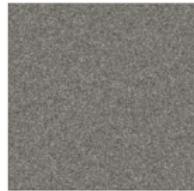
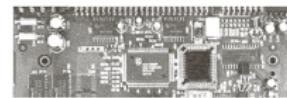
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thống kê - Ma trận tần suất đồng thời - Minh họa ứng dụng (1)



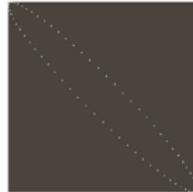
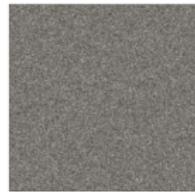
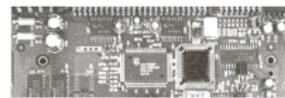
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thống kê - Ma trận tần suất đồng thời - Minh họa ứng dụng (1)



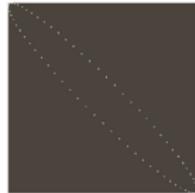
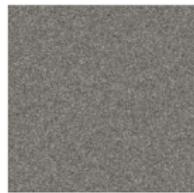
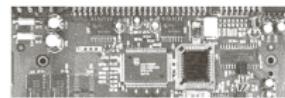
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thống kê - Ma trận tần suất đồng thời - Minh họa ứng dụng (1)



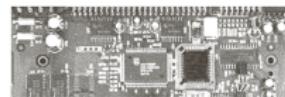
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thống kê - Ma trận tần suất đồng thời - Minh họa ứng dụng (1)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

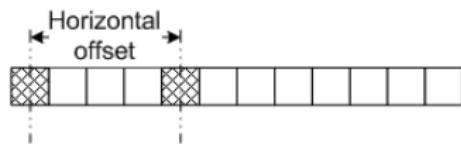
Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thống kê - Ma trận tần suất đồng thời - Minh họa ứng dụng (1)



Normalized Co-occurrence Matrix	Descriptor					
	Max Probability	Correlation	Contrast	Uniformity	Homogeneity	Entropy
G_1/n_1	0.00006	-0.0005	10838	0.00002	0.0366	15.75
G_2/n_2	0.01500	0.9650	570	0.01230	0.0824	6.43
G_3/n_3	0.06860	0.8798	1356	0.00480	0.2048	13.58

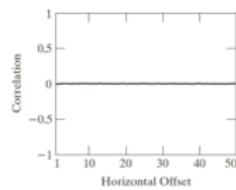
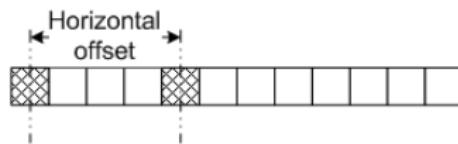
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thông kê - Ma trận tần suất đồng thời - Minh họa ứng dụng (2)



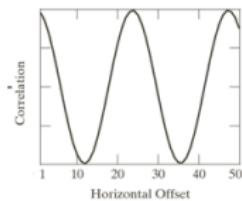
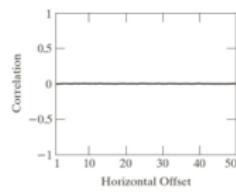
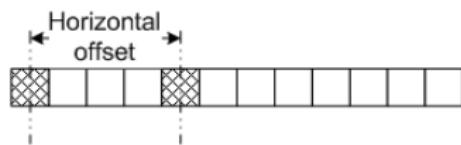
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thống kê - Ma trận tần suất đồng thời - Minh họa ứng dụng (2)



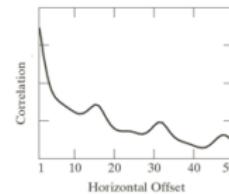
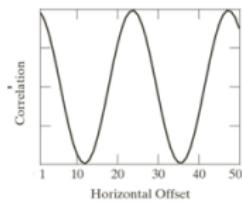
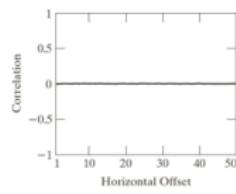
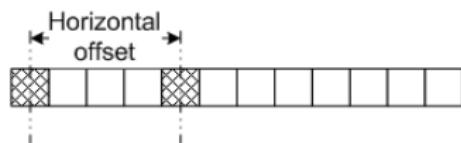
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thống kê - Ma trận tần suất đồng thời - Minh họa ứng dụng (2)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả thống kê - Ma trận tần suất đồng thời - Minh họa ứng dụng (2)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả cấu trúc

- Tiếp cận mô tả đối tượng theo sự sắp đặt tương đối với các phần tử nguyên tố của ảnh



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả cấu trúc

- Tiếp cận mô tả đối tượng theo sự sắp đặt tương đối với các phần tử nguyên tố của ảnh
 - ▶ Các phần tử nguyên tố cấu trúc có thể được dùng để tạp thành các cấu trúc phức tạp bằng một số luật



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả cấu trúc

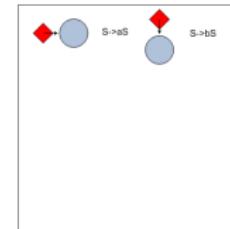
- Tiếp cận mô tả đối tượng theo sự sắp đặt tương đối với các phần tử nguyên tố của ảnh
 - ▶ Các phần tử nguyên tố cấu trúc có thể được dùng để tạp thành các cấu trúc phức tạp bằng một số luật
 - ▶ Cơ sở của các mô tả quan hệ (relational descriptions)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả cấu trúc

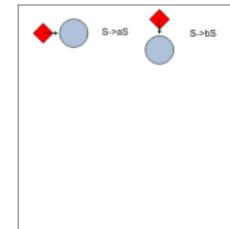
- Tiếp cận mô tả đối tượng theo sự sắp đặt tương đối với các phần tử nguyên tố của ảnh
 - ▶ Các phần tử nguyên tố cấu trúc có thể được dùng để tạp thành các cấu trúc phức tạp bằng một số luật
 - ▶ Cơ sở của các mô tả quan hệ (relational descriptions)
- Giả sử luật $S \rightarrow aS$: "đường tròn phía bên phải"



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả cấu trúc

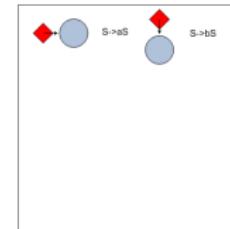
- Tiếp cận mô tả đối tượng theo sự sắp đặt tương đối với các phần tử nguyên tố của ảnh
 - ▶ Các phần tử nguyên tố cấu trúc có thể được dùng để tạp thành các cấu trúc phức tạp bằng một số luật
 - ▶ Cơ sở của các mô tả quan hệ (relational descriptions)
- Giả sử luật $S \rightarrow aS$: "đường tròn
phía bên phải"
 - ▶ $\Rightarrow aaaaS$: dãy 4 đường tròn lần lượt bên phải của nhau



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả cấu trúc

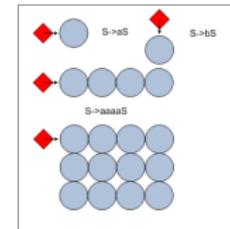
- Tiếp cận mô tả đối tượng theo sự sắp đặt tương đối với các phần tử nguyên tố của ảnh
 - ▶ Các phần tử nguyên tố cấu trúc có thể được dùng để tạp thành các cấu trúc phức tạp bằng một số luật
 - ▶ Cơ sở của các mô tả quan hệ (relational descriptions)
- Giả sử luật $S \rightarrow aS$: "đường tròn phía bên phải"
 - ▶ $\Rightarrow aaaaS$: dãy 4 đường tròn lần lượt bên phải của nhau
- Giả sử thêm luật $S \rightarrow bS$: "đường tròn bên dưới"; $S \rightarrow cS$: "đường tròn phía bên trái"



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả cấu trúc

- Tiếp cận mô tả đối tượng theo sự sắp đặt tương đối với các phần tử nguyên tố của ảnh
 - ▶ Các phần tử nguyên tố cấu trúc có thể được dùng để tạp thành các cấu trúc phức tạp bằng một số luật
 - ▶ Cơ sở của các mô tả quan hệ (relational descriptions)
- Giả sử luật $S \rightarrow aS$: "đường tròn phía bên phải"
 - ▶ $\Rightarrow aaaaS$: dãy 4 đường tròn lần lượt bên phải của nhau
- Giả sử thêm luật $S \rightarrow bS$: "đường tròn bên dưới"; $S \rightarrow cS$: "đường tròn phía bên trái"
 - ▶ $\Rightarrow aaabccbaa$: ma trận 3×3 các đường tròn



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phổ

- Phổ Fourier lý tưởng cho mô tả tính định hướng của các kết cấu có tính tuần hoàn hoặc gần như tuần hoàn trong ảnh



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phổ

- Phổ Fourier lý tưởng cho mô tả tính định hướng của các kết cấu có tính tuần hoàn hoặc gần như tuần hoàn trong ảnh
- 3 Đặc trưng của phổ hữu ích trong việc mô tả kết cấu bề mặt:



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phổ

- Phổ Fourier lý tưởng cho mô tả tính định hướng của các kết cấu có tính tuần hoàn hoặc gần như tuần hoàn trong ảnh
- 3 Đặc trưng của phổ hữu ích trong việc mô tả kết cấu bề mặt:
 - ▶ Các đỉnh phổ chính: hướng chính của các cấu trúc kết cấu bề mặt



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phổ

- Phổ Fourier lý tưởng cho mô tả tính định hướng của các kết cấu có tính tuần hoàn hoặc gần như tuần hoàn trong ảnh
- 3 Đặc trưng của phổ hữu ích trong việc mô tả kết cấu bề mặt:
 - ▶ Các đỉnh phổ chính: hướng chính của các cấu trúc kết cấu bề mặt
 - ▶ Vị trí các đỉnh phổ trên trục tần số: chu kỳ/tần số không gian cơ bản của cấu trúc kết cấu bề mặt



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phổ

- Phổ Fourier lý tưởng cho mô tả tính định hướng của các kết cấu có tính tuần hoàn hoặc gần như tuần hoàn trong ảnh
- 3 Đặc trưng của phổ hữu ích trong việc mô tả kết cấu bề mặt:
 - ▶ Các đỉnh phổ chính: hướng chính của các cấu trúc kết cấu bề mặt
 - ▶ Vị trí các đỉnh phổ trên trục tần số: chu kỳ/tần số không gian cơ bản của cấu trúc kết cấu bề mặt
 - ▶ Tính thống kê của các thành phần không tuần hoàn



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phổ

- Phổ Fourier lý tưởng cho mô tả tính định hướng của các kết cấu có tính tuần hoàn hoặc gần như tuần hoàn trong ảnh
- 3 Đặc trưng của phổ hữu ích trong việc mô tả kết cấu bề mặt:
 - ▶ Các đỉnh phổ chính: hướng chính của các cấu trúc kết cấu bề mặt
 - ▶ Vị trí các đỉnh phổ trên trục tần số: chu kỳ/tần số không gian cơ bản của cấu trúc kết cấu bề mặt
 - ▶ Tính thống kê của các thành phần không tuần hoàn
- Hàm phổ trong hệ tọa độ cực $S(r, \theta)$:



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phổ

- Phổ Fourier lý tưởng cho mô tả tính định hướng của các kết cấu có tính tuần hoàn hoặc gần như tuần hoàn trong ảnh
- 3 Đặc trưng của phổ hữu ích trong việc mô tả kết cấu bề mặt:
 - ▶ Các đỉnh phổ chính: hướng chính của các cấu trúc kết cấu bề mặt
 - ▶ Vị trí các đỉnh phổ trên trục tần số: chu kỳ/tần số không gian cơ bản của cấu trúc kết cấu bề mặt
 - ▶ Tính thống kê của các thành phần không tuần hoàn
- Hàm phổ trong hệ tọa độ cực $S(r, \theta)$:
 - ▶ $S_\theta(r)$: đặc tính phổ dọc theo tia θ (θ cố định)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phổ

- Phổ Fourier lý tưởng cho mô tả tính định hướng của các kết cấu có tính tuần hoàn hoặc gần như tuần hoàn trong ảnh
- 3 Đặc trưng của phổ hữu ích trong việc mô tả kết cấu bề mặt:
 - ▶ Các đỉnh phổ chính: hướng chính của các cấu trúc kết cấu bề mặt
 - ▶ Vị trí các đỉnh phổ trên trục tần số: chu kỳ/tần số không gian cơ bản của cấu trúc kết cấu bề mặt
 - ▶ Tính thống kê của các thành phần không tuần hoàn
- Hàm phổ trong hệ tọa độ cực $S(r, \theta)$:
 - ▶ $S_\theta(r)$: đặc tính phổ dọc theo tia θ (θ cố định)
 - ★ Cho biết các đỉnh phổ



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phổ

- Phổ Fourier lý tưởng cho mô tả tính định hướng của các kết cấu có tính tuần hoàn hoặc gần như tuần hoàn trong ảnh
- 3 Đặc trưng của phổ hữu ích trong việc mô tả kết cấu bề mặt:
 - ▶ Các đỉnh phổ chính: hướng chính của các cấu trúc kết cấu bề mặt
 - ▶ Vị trí các đỉnh phổ trên trục tần số: chu kỳ/tần số không gian cơ bản của cấu trúc kết cấu bề mặt
 - ▶ Tính thống kê của các thành phần không tuần hoàn
- Hàm phổ trong hệ tọa độ cực $S(r, \theta)$:
 - ▶ $S_\theta(r)$: đặc tính phổ dọc theo tia θ (θ cố định)
 - ★ Cho biết các đỉnh phổ
 - ★ $S(r) = \sum_{\theta=0}^{\pi} S_\theta(r)$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phổ

- Phổ Fourier lý tưởng cho mô tả tính định hướng của các kết cấu có tính tuần hoàn hoặc gần như tuần hoàn trong ảnh
- 3 Đặc trưng của phổ hữu ích trong việc mô tả kết cấu bề mặt:
 - ▶ Các đỉnh phổ chính: hướng chính của các cấu trúc kết cấu bề mặt
 - ▶ Vị trí các đỉnh phổ trên trục tần số: chu kỳ/tần số không gian cơ bản của cấu trúc kết cấu bề mặt
 - ▶ Tính thống kê của các thành phần không tuần hoàn
- Hàm phổ trong hệ tọa độ cực $S(r, \theta)$:
 - ▶ $S_\theta(r)$: đặc tính phổ dọc theo tia θ (θ cố định)
 - ★ Cho biết các đỉnh phổ
 - ★ $S(r) = \sum_{\theta=0}^{\pi} S_\theta(r)$
 - ▶ $S_r(\theta)$: đặc tính phổ trên đường tròn bán kính r (r cố định)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phổ

- Phổ Fourier lý tưởng cho mô tả tính định hướng của các kết cấu có tính tuần hoàn hoặc gần như tuần hoàn trong ảnh
- 3 Đặc trưng của phổ hữu ích trong việc mô tả kết cấu bề mặt:
 - ▶ Các đỉnh phổ chính: hướng chính của các cấu trúc kết cấu bề mặt
 - ▶ Vị trí các đỉnh phổ trên trục tần số: chu kỳ/tần số không gian cơ bản của cấu trúc kết cấu bề mặt
 - ▶ Tính thống kê của các thành phần không tuần hoàn
- Hàm phổ trong hệ tọa độ cực $S(r, \theta)$:
 - ▶ $S_\theta(r)$: đặc tính phổ dọc theo tia θ (θ cố định)
 - ★ Cho biết các đỉnh phổ
 - ★ $S(r) = \sum_{\theta=0}^{\pi} S_\theta(r)$
 - ▶ $S_r(\theta)$: đặc tính phổ trên đường tròn bán kính r (r cố định)
 - ★ Cho biết có sự tồn tại sự tuần hoàn hay không



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phổ

- Phổ Fourier lý tưởng cho mô tả tính định hướng của các kết cấu có tính tuần hoàn hoặc gần như tuần hoàn trong ảnh
- 3 Đặc trưng của phổ hữu ích trong việc mô tả kết cấu bề mặt:
 - ▶ Các đỉnh phổ chính: hướng chính của các cấu trúc kết cấu bề mặt
 - ▶ Vị trí các đỉnh phổ trên trục tần số: chu kỳ/tần số không gian cơ bản của cấu trúc kết cấu bề mặt
 - ▶ Tính thống kê của các thành phần không tuần hoàn
- Hàm phổ trong hệ tọa độ cực $S(r, \theta)$:
 - ▶ $S_\theta(r)$: đặc tính phổ dọc theo tia θ (θ cố định)
 - ★ Cho biết các đỉnh phổ
 - ★ $S(r) = \sum_{\theta=0}^{\pi} S_\theta(r)$
 - ▶ $S_r(\theta)$: đặc tính phổ trên đường tròn bán kính r (r cố định)
 - ★ Cho biết có sự tồn tại sự tuần hoàn hay không
 - ★ $S(\theta) = \sum_{r=1}^{R_0} S_r(\theta)$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

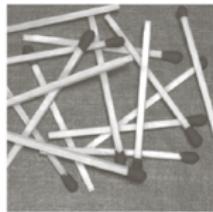
Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phổ

- Phổ Fourier lý tưởng cho mô tả tính định hướng của các kết cấu có tính tuần hoàn hoặc gần như tuần hoàn trong ảnh
- 3 Đặc trưng của phổ hữu ích trong việc mô tả kết cấu bề mặt:
 - ▶ Các đỉnh phổ chính: hướng chính của các cấu trúc kết cấu bề mặt
 - ▶ Vị trí các đỉnh phổ trên trục tần số: chu kỳ/tần số không gian cơ bản của cấu trúc kết cấu bề mặt
 - ▶ Tính thống kê của các thành phần không tuần hoàn
- Hàm phổ trong hệ tọa độ cực $S(r, \theta)$:
 - ▶ $S_\theta(r)$: đặc tính phổ dọc theo tia θ (θ cố định)
 - ★ Cho biết các đỉnh phổ
 - ★ $S(r) = \sum_{\theta=0}^{\pi} S_\theta(r)$
 - ▶ $S_r(\theta)$: đặc tính phổ trên đường tròn bán kính r (r cố định)
 - ★ Cho biết có sự tồn tại sự tuần hoàn hay không
 - ★ $S(\theta) = \sum_{r=1}^{R_0} S_r(\theta)$
 - ▶ Với mỗi cặp giá trị (r, θ) , cặp $[S(r), S(\theta)]$ tạo thành cặp mô tả phổ năng lượng của kết cấu bề mặt của ảnh/vùng ảnh



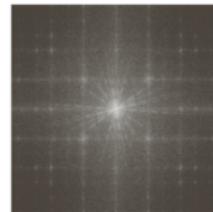
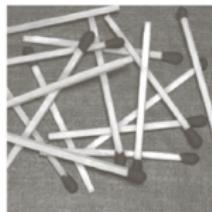
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phô - Minh họa



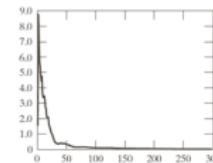
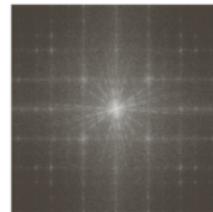
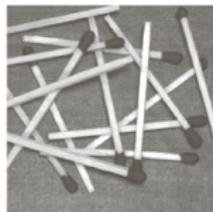
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phô - Minh họa



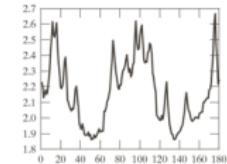
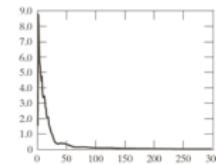
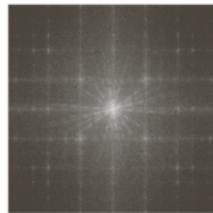
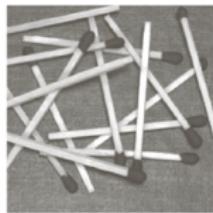
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phô - Minh họa



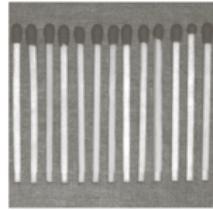
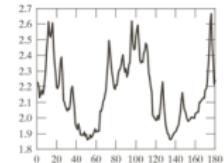
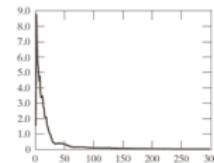
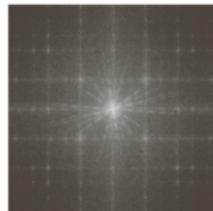
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phô - Minh họa



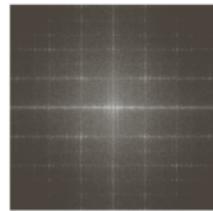
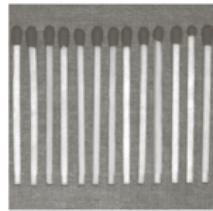
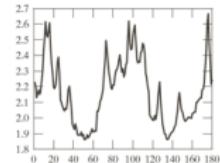
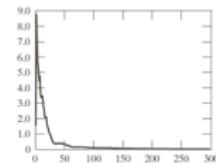
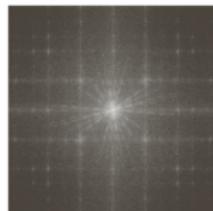
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phô - Minh họa



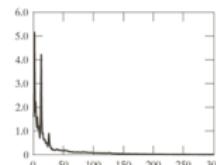
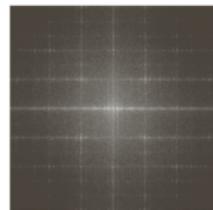
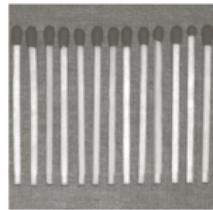
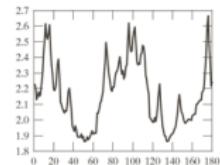
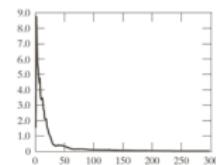
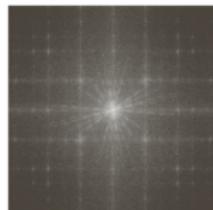
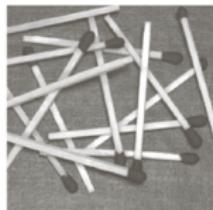
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phô - Minh họa



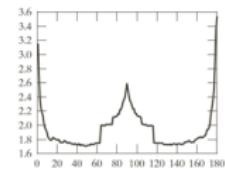
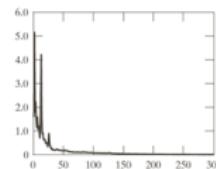
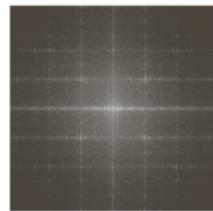
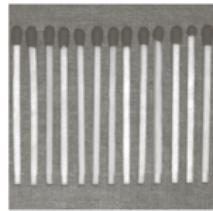
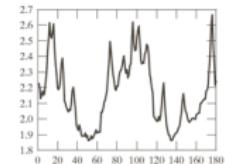
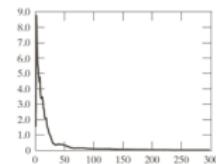
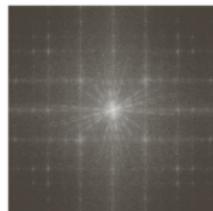
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phô - Minh họa



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các mô kết cấu bề mặt - Các mô tả phô - Minh họa



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các bất biến moment

- Dựa trên thống kê đa biến (multivariate statistics)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các bất biến moment

- Dựa trên thống kê đa biến (multivariate statistics)
- Moment bậc $(p + q)$ hai chiều của hàm ảnh số $f(x, y)$ ($M \times N$):
 $m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y)$ ($p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots$)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các bất biến moment

- Dựa trên thống kê đa biến (multivariate statistics)
- Moment bậc $(p + q)$ hai chiều của hàm ảnh số $f(x, y)$ ($M \times N$):

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y) \quad (p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots)$$

► $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$; $\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các bất biến moment

- Dựa trên thống kê đa biến (multivariate statistics)
- Moment bậc $(p + q)$ hai chiều của hàm ảnh số $f(x, y)$ ($M \times N$):

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y) \quad (p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots)$$

► $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$; $\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$

- Moment trung tâm bậc $(p + q)$ hai chiều:

$$\mu_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots)$$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các bất biến moment

- Dựa trên thống kê đa biến (multivariate statistics)
- Moment bậc $(p + q)$ hai chiều của hàm ảnh số $f(x, y)$ ($M \times N$):

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y) \quad (p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots)$$

► $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$; $\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$

- Moment trung tâm bậc $(p + q)$ hai chiều:

$$\mu_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots)$$

- Moment trung tâm chuẩn hóa: $\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^{\gamma}}$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các bất biến moment

- Dựa trên thống kê đa biến (multivariate statistics)
- Moment bậc $(p + q)$ hai chiều của hàm ảnh số $f(x, y)$ ($M \times N$):

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y) \quad (p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots)$$

► $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$; $\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$

- Moment trung tâm bậc $(p + q)$ hai chiều:

$$\mu_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots)$$

- Moment trung tâm chuẩn hóa: $\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^{\gamma}}$

★ $\gamma = \frac{p+q}{2} + 1 \quad (p + q = 2, 3, \dots)$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các bất biến moment

- Dựa trên thống kê đa biến (multivariate statistics)
- Moment bậc $(p + q)$ hai chiều của hàm ảnh số $f(x, y)$ ($M \times N$):
 $m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y)$ ($p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots$)
 - ▶ $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$; $\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$
 - ▶ Moment trung tâm bậc $(p + q)$ hai chiều:
 $\mu_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y)$ ($p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots$)
 - ▶ Moment trung tâm chuẩn hóa: $\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^{\gamma}}$
 - ★ $\gamma = \frac{p+q}{2} + 1$ ($p + q = 2, 3, \dots$)
- Tập 7 moment bất biến với phép dịch, quay, thay đổi tỷ lệ, ảnh gương được xây dựng từ các moment bậc hai và bậc ba:

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các bất biến moment

- Dựa trên thống kê đa biến (multivariate statistics)

- Moment bậc $(p + q)$ hai chiều của hàm ảnh số $f(x, y)$ ($M \times N$):

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y) \quad (p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots)$$

► $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$; $\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$

- Moment trung tâm bậc $(p + q)$ hai chiều:

$$\mu_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots)$$

- Moment trung tâm chuẩn hóa: $\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^{\gamma}}$

$$\star \quad \gamma = \frac{p+q}{2} + 1 \quad (p + q = 2, 3, \dots)$$

- Tập 7 moment bất biến với phép dịch, quay, thay đổi tỷ lệ, ảnh gương được xây dựng từ các moment bậc hai và bậc ba:

- $\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các bất biến moment

- Dựa trên thống kê đa biến (multivariate statistics)

- Moment bậc $(p + q)$ hai chiều của hàm ảnh số $f(x, y)$ ($M \times N$):

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y) \quad (p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots)$$

► $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$; $\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$

- Moment trung tâm bậc $(p + q)$ hai chiều:

$$\mu_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots)$$

- Moment trung tâm chuẩn hóa: $\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^{\gamma}}$

$$\star \quad \gamma = \frac{p+q}{2} + 1 \quad (p + q = 2, 3, \dots)$$

- Tập 7 moment bất biến với phép dịch, quay, thay đổi tỷ lệ, ảnh gương được xây dựng từ các moment bậc hai và bậc ba:

- $\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}$

- $\phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các bất biến moment

- Dựa trên thống kê đa biến (multivariate statistics)

- Moment bậc $(p + q)$ hai chiều của hàm ảnh số $f(x, y)$ ($M \times N$):

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y) \quad (p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots)$$

► $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$; $\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$

- Moment trung tâm bậc $(p + q)$ hai chiều:

$$\mu_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots)$$

- Moment trung tâm chuẩn hóa: $\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^{\gamma}}$

$$\star \quad \gamma = \frac{p+q}{2} + 1 \quad (p + q = 2, 3, \dots)$$

- Tập 7 moment bất biến với phép dịch, quay, thay đổi tỷ lệ, ảnh gương được xây dựng từ các moment bậc hai và bậc ba:

- $\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}$

- $\phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$

- $\phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các bất biến moment

- Dựa trên thống kê đa biến (multivariate statistics)
- Moment bậc $(p + q)$ hai chiều của hàm ảnh số $f(x, y)$ ($M \times N$):
 $m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y)$ ($p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots$)
 - ▶ $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$; $\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$
 - ▶ Moment trung tâm bậc $(p + q)$ hai chiều:
 $\mu_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y)$ ($p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots$)
 - ▶ Moment trung tâm chuẩn hóa: $\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^{\gamma}}$
 - ★ $\gamma = \frac{p+q}{2} + 1$ ($p + q = 2, 3, \dots$)
- Tập 7 moment bất biến với phép dịch, quay, thay đổi tỷ lệ, ảnh gương được xây dựng từ các moment bậc hai và bậc ba:
 - ▶ $\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}$
 - ▶ $\phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$
 - ▶ $\phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2$
 - ▶ $\phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các bất biến moment

- Dựa trên thống kê đa biến (multivariate statistics)
 - Moment bậc $(p + q)$ hai chiều của hàm ảnh số $f(x, y)$ ($M \times N$)

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x,y) \quad (p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots)$$

► $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$; $\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$

- Moment trung tâm bậc ($p + q$) hai chiều:

$$\mu_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots)$$

- Moment trung tâm chuẩn hóa: $\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_q}$

$$\star \quad \gamma = \frac{p+q}{2} + 1 \quad (p+q = 2, 3, \dots)$$

- Tập 7 moment bất biến với phép dịch, quay, thay đổi tỷ lệ, ảnh gương được xây dựng từ các moment bậc hai và bậc ba:

- $\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}$

$$\phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$$

$$\phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2$$

$$\phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})$$

$$\phi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})/(\eta_{30} + 2\eta_{12})$$

$$\eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các bất biến moment

- Dựa trên thống kê đa biến (multivariate statistics)
- Moment bậc $(p + q)$ hai chiều của hàm ảnh số $f(x, y)$ ($M \times N$):
 $m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y)$ ($p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots$)
 - ▶ $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$; $\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$
 - ▶ Moment trung tâm bậc $(p + q)$ hai chiều:
 $\mu_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y)$ ($p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots$)
 - ▶ Moment trung tâm chuẩn hóa: $\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^{\gamma}}$
 - ★ $\gamma = \frac{p+q}{2} + 1$ ($p + q = 2, 3, \dots$)
- Tập 7 moment bất biến với phép dịch, quay, thay đổi tỷ lệ, ảnh gương được xây dựng từ các moment bậc hai và bậc ba:
 - ▶ $\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}$
 - ▶ $\phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$
 - ▶ $\phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2$
 - ▶ $\phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2$
 - ▶ $\phi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$
 - ▶ $\phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})$

KHOA
PTIT
HỌC
TỰ
LÝ
ANH
SƠ

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các bất biến moment

- Dựa trên thống kê đa biến (multivariate statistics)
- Moment bậc $(p + q)$ hai chiều của hàm ảnh số $f(x, y)$ ($M \times N$):

$$m_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} x^p y^q f(x, y) \quad (p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots)$$

► $\bar{x} = \frac{m_{10}}{m_{00}}$; $\bar{y} = \frac{m_{01}}{m_{00}}$

- Moment trung tâm bậc $(p + q)$ hai chiều:

$$\mu_{pq} = \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (x - \bar{x})^p (y - \bar{y})^q f(x, y) \quad (p = 0, 1, 2, \dots, q = 0, 1, 2, \dots)$$

- Moment trung tâm chuẩn hóa: $\eta_{pq} = \frac{\mu_{pq}}{\mu_{00}^{\gamma}}$

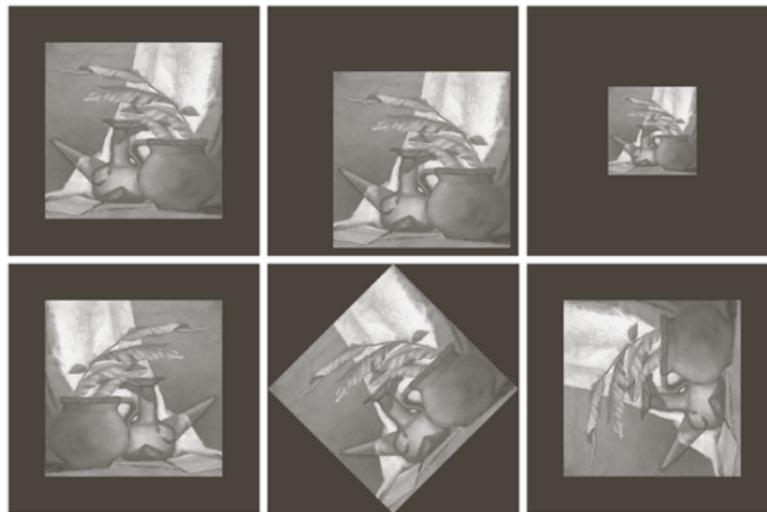
$$\star \quad \gamma = \frac{p+q}{2} + 1 \quad (p + q = 2, 3, \dots)$$

- Tập 7 moment bất biến với phép dịch, quay, thay đổi tỷ lệ, ảnh gương được xây dựng từ các moment bậc hai và bậc ba:

- $\phi_1 = \eta_{20} + \eta_{02}$
- $\phi_2 = (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2$
- $\phi_3 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2$
- $\phi_4 = (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2$
- $\phi_5 = (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$
- $\phi_6 = (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03})$
- $\phi_7 = (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2]$

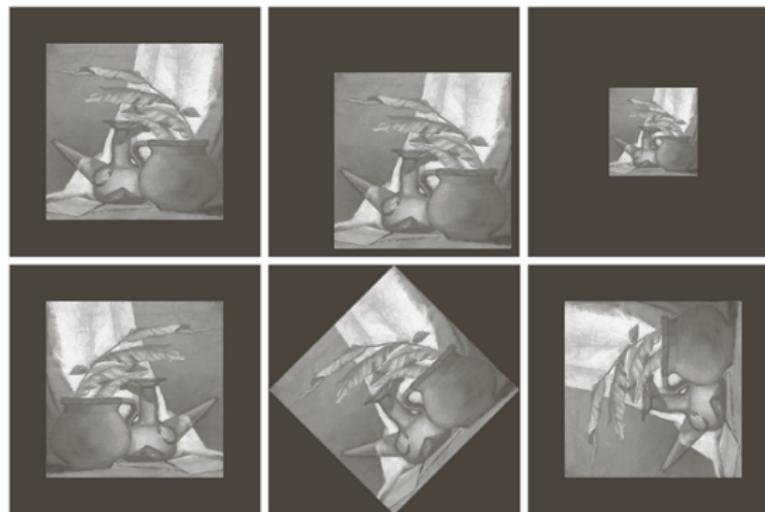
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các bất biến moment - Minh họa



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả vùng ảnh - Các bất biến moment - Minh họa



Moment Invariant	Original Image	Translated	Half Size	Mirrored	Rotated 45°	Rotated 90°
ϕ_1	2.8662	2.8662	2.8664	2.8662	2.8661	2.8662
ϕ_2	7.1265	7.1265	7.1257	7.1265	7.1266	7.1265
ϕ_3	10.4109	10.4109	10.4047	10.4109	10.4115	10.4109
ϕ_4	10.3742	10.3742	10.3719	10.3742	10.3742	10.3742
ϕ_5	21.3674	21.3674	21.3924	21.3674	21.3663	21.3674
ϕ_6	13.9417	13.9417	13.9383	13.9417	13.9417	13.9417
ϕ_7	-20.7809	-20.7809	-20.7724	20.7809	-20.7813	-20.7809

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:



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



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

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

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



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 chật của vùng
- ▶ Độ tròn của vùng
- ▶ Giá trị trung bình mức xám các điểm ảnh của vùng



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 chật 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



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



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



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 chật 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



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 chật 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



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 chật 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



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 chật 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



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 chật 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 thông kê kết cấu bề mặt
- ▶ Các đặc trưng cấu trúc kết cấu bề mặt
- ▶ Các đặc trưng phổ kết cấu bề mặt

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 chật 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

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Véc-tơ trung bình, ma trận hiệp phương sai

- Mỗi điểm ảnh được mô tả bởi n giá trị khác nhau: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Véc-tơ trung bình, ma trận hiệp phương sai

- Mỗi điểm ảnh được mô tả bởi n giá trị khác nhau: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$
 - ▶ Ví dụ ảnh màu RGB: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3]$ với x_i ($i = 1, 2, 3$) là các giá trị màu tương ứng



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Véc-tơ trung bình, ma trận hiệp phương sai

- Mỗi điểm ảnh được mô tả bởi n giá trị khác nhau: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$
 - ▶ Ví dụ ảnh màu RGB: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3]$ với x_i ($i = 1, 2, 3$) là các giá trị màu tương ứng
- \mathbf{x} : đại lượng ngẫu nhiên



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Véc-tơ trung bình, ma trận hiệp phương sai

- Mỗi điểm ảnh được mô tả bởi n giá trị khác nhau: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$
 - ▶ Ví dụ ảnh màu RGB: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3]$ với x_i ($i = 1, 2, 3$) là các giá trị màu tương ứng
- \mathbf{x} : đại lượng ngẫu nhiên
 - ▶ Véc-tơ trung bình: $\mathbf{m}_x = E\{\mathbf{x}\}$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Véc-tơ trung bình, ma trận hiệp phương sai

- Mỗi điểm ảnh được mô tả bởi n giá trị khác nhau: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$
 - ▶ Ví dụ ảnh màu RGB: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3]$ với x_i ($i = 1, 2, 3$) là các giá trị màu tương ứng
- \mathbf{x} : đại lượng ngẫu nhiên
 - ▶ Véc-tơ trung bình: $\mathbf{m}_x = E\{\mathbf{x}\}$
 - ★ Đánh giá dựa trên K mẫu véc-tơ: $\mathbf{m}_x \approx \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{x}_k$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Véc-tơ trung bình, ma trận hiệp phương sai

- Mỗi điểm ảnh được mô tả bởi n giá trị khác nhau: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$
 - ▶ Ví dụ ảnh màu RGB: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3]$ với x_i ($i = 1, 2, 3$) là các giá trị màu tương ứng
- \mathbf{x} : đại lượng ngẫu nhiên
 - ▶ Véc-tơ trung bình: $\mathbf{m}_x = E\{\mathbf{x}\}$
 - ★ Đánh giá dựa trên K mẫu véc-tơ: $\mathbf{m}_x \approx \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{x}_k$
 - ▶ Ma trận hiệp phương sai (covariance matrix): $\mathbf{C}_x = E\{(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)^T\}$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Véc-tơ trung bình, ma trận hiệp phương sai

- Mỗi điểm ảnh được mô tả bởi n giá trị khác nhau: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$
 - ▶ Ví dụ ảnh màu RGB: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3]$ với x_i ($i = 1, 2, 3$) là các giá trị màu tương ứng
- \mathbf{x} : đại lượng ngẫu nhiên
 - ▶ Véc-tơ trung bình: $\mathbf{m}_x = E\{\mathbf{x}\}$
 - ★ Đánh giá dựa trên K mẫu véc-tơ: $\mathbf{m}_x \approx \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{x}_k$
 - ▶ Ma trận hiệp phương sai (covariance matrix): $\mathbf{C}_x = E\{(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)^T\}$
 - ★ \mathbf{C}_x : $[n \times n]$; thực, đối xứng

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Véc-tơ trung bình, ma trận hiệp phương sai

- Mỗi điểm ảnh được mô tả bởi n giá trị khác nhau: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$
 - ▶ Ví dụ ảnh màu RGB: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3]$ với x_i ($i = 1, 2, 3$) là các giá trị màu tương ứng
- \mathbf{x} : đại lượng ngẫu nhiên
 - ▶ Véc-tơ trung bình: $\mathbf{m}_x = E\{\mathbf{x}\}$
 - ★ Đánh giá dựa trên K mẫu véc-tơ: $\mathbf{m}_x \approx \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{x}_k$
 - ▶ Ma trận hiệp phương sai (covariance matrix): $\mathbf{C}_x = E\{(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)^T\}$
 - ★ \mathbf{C}_x : $[n \times n]$; thực, đối xứng
 - ★ $c_{ii} = E\{(x_i - \bar{x}_i)^2\}$: phương sai của x_i

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Véc-tơ trung bình, ma trận hiệp phương sai

- Mỗi điểm ảnh được mô tả bởi n giá trị khác nhau: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$
 - ▶ Ví dụ ảnh màu RGB: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3]$ với x_i ($i = 1, 2, 3$) là các giá trị màu tương ứng
- \mathbf{x} : đại lượng ngẫu nhiên
 - ▶ Véc-tơ trung bình: $\mathbf{m}_x = E\{\mathbf{x}\}$
 - ★ Đánh giá dựa trên K mẫu véc-tơ: $\mathbf{m}_x \approx \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{x}_k$
 - ▶ Ma trận hiệp phương sai (covariance matrix): $\mathbf{C}_x = E\{(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)^T\}$
 - ★ \mathbf{C}_x : $[n \times n]$; thực, đối xứng
 - ★ $c_{ii} = E\{(x_i - \bar{x}_i)^2\}$: phương sai của x_i
 - ★ $c_{ij} = E\{(x_i - \bar{x}_i)(x_j - \bar{x}_j)\}$: hiệp phương sai giữa x_i và x_j

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Véc-tơ trung bình, ma trận hiệp phương sai

- Mỗi điểm ảnh được mô tả bởi n giá trị khác nhau: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$
 - ▶ Ví dụ ảnh màu RGB: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3]$ với x_i ($i = 1, 2, 3$) là các giá trị màu tương ứng
- \mathbf{x} : đại lượng ngẫu nhiên
 - ▶ Véc-tơ trung bình: $\mathbf{m}_x = E\{\mathbf{x}\}$
 - ★ Đánh giá dựa trên K mẫu véc-tơ: $\mathbf{m}_x \approx \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{x}_k$
 - ▶ Ma trận hiệp phương sai (covariance matrix): $\mathbf{C}_x = E\{(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)^T\}$
 - ★ \mathbf{C}_x : $[n \times n]$; thực, đối xứng
 - ★ $c_{ii} = E\{(x_i - \bar{x}_i)^2\}$: phương sai của x_i
 - ★ $c_{ij} = E\{(x_i - \bar{x}_i)(x_j - \bar{x}_j)\}$: hiệp phương sai giữa x_i và x_j
 - ★ Nếu x_i và x_j không tương quan $\rightarrow c_{ij} = c_{ji} = 0$ ($\forall i, j$)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Véc-tơ trung bình, ma trận hiệp phương sai

- Mỗi điểm ảnh được mô tả bởi n giá trị khác nhau: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$
 - ▶ Ví dụ ảnh màu RGB: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3]$ với x_i ($i = 1, 2, 3$) là các giá trị màu tương ứng
- \mathbf{x} : đại lượng ngẫu nhiên
 - ▶ Véc-tơ trung bình: $\mathbf{m}_x = E\{\mathbf{x}\}$
 - ★ Đánh giá dựa trên K mẫu véc-tơ: $\mathbf{m}_x \approx \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{x}_k$
 - ▶ Ma trận hiệp phương sai (covariance matrix): $\mathbf{C}_x = E\{(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)^T\}$
 - ★ \mathbf{C}_x : $[n \times n]$; thực, đối xứng
 - ★ $c_{ii} = E\{(x_i - \bar{x}_i)^2\}$: phương sai của x_i
 - ★ $c_{ij} = E\{(x_i - \bar{x}_i)(x_j - \bar{x}_j)\}$: hiệp phương sai giữa x_i và x_j
 - ★ Nếu x_i và x_j không tương quan $\rightarrow c_{ij} = c_{ji} = 0$ ($\forall i, j$)
 - ★ Đánh giá dựa trên K mẫu véc-tơ: $\mathbf{C}_x \approx \frac{1}{K} \mathbf{x} \mathbf{x}^T - \mathbf{m}_x \mathbf{m}_x^T$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Véc-tơ trung bình, ma trận hiệp phương sai

- Mỗi điểm ảnh được mô tả bởi n giá trị khác nhau: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$
 - ▶ Ví dụ ảnh màu RGB: $\mathbf{x} = [x_1, x_2, x_3]$ với x_i ($i = 1, 2, 3$) là các giá trị màu tương ứng
- \mathbf{x} : đại lượng ngẫu nhiên
 - ▶ Véc-tơ trung bình: $\mathbf{m}_x = E\{\mathbf{x}\}$
 - ★ Đánh giá dựa trên K mẫu véc-tơ: $\mathbf{m}_x \approx \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \mathbf{x}_k$
 - ▶ Ma trận hiệp phương sai (covariance matrix): $\mathbf{C}_x = E\{(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)^T\}$
 - ★ \mathbf{C}_x : $[n \times n]$; thực, đối xứng
 - ★ $c_{ii} = E\{(x_i - \bar{x}_i)^2\}$: phương sai của x_i
 - ★ $c_{ij} = E\{(x_i - \bar{x}_i)(x_j - \bar{x}_j)\}$: hiệp phương sai giữa x_i và x_j
 - ★ Nếu x_i và x_j không tương quan $\rightarrow c_{ij} = c_{ji} = 0$ ($\forall i, j$)
 - ★ Đánh giá dựa trên K mẫu véc-tơ: $\mathbf{C}_x \approx \frac{1}{K} \mathbf{xx}^T - \mathbf{m}_x \mathbf{m}_x^T$

Xem xét tập gồm 4 véc-tơ: $\mathbf{x}_1 = (0, 0, 0)^T$, $\mathbf{x}_2 = (1, 0, 0)^T$, $\mathbf{x}_3 = (1, 1, 0)^T$,
 $\mathbf{x}_4 = (1, 0, 1)^T$

$$\Rightarrow \mathbf{m}_x = \frac{1}{4}(3, 1, 1)^T$$

$$\Rightarrow \mathbf{C}_x = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 3 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & -1 \\ 1 & -1 & 3 \end{bmatrix}$$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Biến đổi Hotelling

- Ma trận hiệp phương sai \mathbf{C}_x :



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Biến đổi Hotelling

- Ma trận hiệp phương sai \mathbf{C}_x :

- ▶ \mathbf{e}_i : véc-tơ trị riêng; λ_i : giá trị riêng tương ứng sao cho $\lambda_i \geq \lambda_{i+1}$
 $(i = 1, 2, \dots, n)$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Biến đổi Hotelling

- Ma trận hiệp phương sai \mathbf{C}_x :

- \mathbf{e}_i : véc-tơ trị riêng; λ_i : giá trị riêng tương ứng sao cho $\lambda_i \geq \lambda_{i+1}$
($i = 1, 2, \dots, n$)

- Ma trận các véc-tơ trị riêng \mathbf{A} : các hàng là các véc-tơ trị riêng \mathbf{e}_i

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Biến đổi Hotelling

- Ma trận hiệp phương sai \mathbf{C}_x :

- \mathbf{e}_i : véc-tơ trị riêng; λ_i : giá trị riêng tương ứng sao cho $\lambda_i \geq \lambda_{i+1}$
($i = 1, 2, \dots, n$)

- Ma trận các véc-tơ trị riêng \mathbf{A} : các hàng là các véc-tơ trị riêng \mathbf{e}_i

Sử dụng ma trận các véc-tơ trị riêng \mathbf{A} làm ma trận biến đổi ánh xạ \mathbf{x} thành \mathbf{y} theo công thức: $\mathbf{y} = \mathbf{A}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Biến đổi Hotelling

- Ma trận hiệp phương sai \mathbf{C}_x :

► \mathbf{e}_i : véc-tơ trị riêng; λ_i : giá trị riêng tương ứng sao cho $\lambda_i \geq \lambda_{i+1}$
($i = 1, 2, \dots, n$)

- Ma trận các véc-tơ trị riêng \mathbf{A} : các hàng là các véc-tơ trị riêng \mathbf{e}_i

Sử dụng ma trận các véc-tơ trị riêng \mathbf{A} làm ma trận biến đổi ánh xạ \mathbf{x} thành \mathbf{y} theo công thức: $\mathbf{y} = \mathbf{A}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)$

- ≡ Phép biến đổi các thành phần chính



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Biến đổi Hotelling

- Ma trận hiệp phương sai \mathbf{C}_x :

► \mathbf{e}_i : véc-tơ trị riêng; λ_i : giá trị riêng tương ứng sao cho $\lambda_i \geq \lambda_{i+1}$
($i = 1, 2, \dots, n$)

- Ma trận các véc-tơ trị riêng \mathbf{A} : các hàng là các véc-tơ trị riêng \mathbf{e}_i

Sử dụng ma trận các véc-tơ trị riêng \mathbf{A} làm ma trận biến đổi ánh xạ \mathbf{x} thành \mathbf{y} theo công thức: $\mathbf{y} = \mathbf{A}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)$

- \equiv Phép biến đổi các thành phần chính
- $\mathbf{m}_y = E\{\mathbf{y}\} = 0$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Biến đổi Hotelling

- Ma trận hiệp phương sai \mathbf{C}_x :

► \mathbf{e}_i : véc-tơ trị riêng; λ_i : giá trị riêng tương ứng sao cho $\lambda_i \geq \lambda_{i+1}$
($i = 1, 2, \dots, n$)

- Ma trận các véc-tơ trị riêng \mathbf{A} : các hàng là các véc-tơ trị riêng \mathbf{e}_i

Sử dụng ma trận các véc-tơ trị riêng \mathbf{A} làm ma trận biến đổi ánh xạ \mathbf{x} thành \mathbf{y} theo công thức: $\mathbf{y} = \mathbf{A}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)$

- \equiv Phép biến đổi các thành phần chính

- $\mathbf{m}_y = E\{\mathbf{y}\} = 0$

- $\mathbf{C}_y = \mathbf{A}\mathbf{C}_x\mathbf{A}^T = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & 0 \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \lambda_n \end{bmatrix}$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Biến đổi Hotelling

- Ma trận hiệp phương sai \mathbf{C}_x :

► \mathbf{e}_i : véc-tơ trị riêng; λ_i : giá trị riêng tương ứng sao cho $\lambda_i \geq \lambda_{i+1}$
($i = 1, 2, \dots, n$)

- Ma trận các véc-tơ trị riêng \mathbf{A} : các hàng là các véc-tơ trị riêng \mathbf{e}_i

Sử dụng ma trận các véc-tơ trị riêng \mathbf{A} làm ma trận biến đổi ánh xạ \mathbf{x} thành \mathbf{y} theo công thức: $\mathbf{y} = \mathbf{A}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)$

- \equiv Phép biến đổi các thành phần chính

- $\mathbf{m}_y = E\{\mathbf{y}\} = 0$

- $\mathbf{C}_y = \mathbf{A}\mathbf{C}_x\mathbf{A}^T = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & 0 \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \lambda_n \end{bmatrix}$

- Khôi phục \mathbf{x} từ \mathbf{y} : $\mathbf{x} = \mathbf{A}^T\mathbf{y} + \mathbf{m}_x$

Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Biến đổi Hotelling

- Ma trận hiệp phương sai \mathbf{C}_x :

► \mathbf{e}_i : véc-tơ trị riêng; λ_i : giá trị riêng tương ứng sao cho $\lambda_i \geq \lambda_{i+1}$
($i = 1, 2, \dots, n$)

- Ma trận các véc-tơ trị riêng \mathbf{A} : các hàng là các véc-tơ trị riêng \mathbf{e}_i

Sử dụng ma trận các véc-tơ trị riêng \mathbf{A} làm ma trận biến đổi ánh xạ \mathbf{x} thành \mathbf{y} theo công thức: $\mathbf{y} = \mathbf{A}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)$

- \equiv Phép biến đổi các thành phần chính

- $\mathbf{m}_y = E\{\mathbf{y}\} = 0$

- $\mathbf{C}_y = \mathbf{A}\mathbf{C}_x\mathbf{A}^T = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & 0 \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \lambda_n \end{bmatrix}$

- Khôi phục \mathbf{x} từ \mathbf{y} : $\mathbf{x} = \mathbf{A}^T\mathbf{y} + \mathbf{m}_x$

► Nếu chỉ sử dụng k véc-tơ trị riêng ứng với k giá trị riêng lớn nhất thành lập ma trận biến đổi: \mathbf{A}_k ($[k \times n]$)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Biến đổi Hotelling

- Ma trận hiệp phương sai \mathbf{C}_x :

► \mathbf{e}_i : véc-tơ trị riêng; λ_i : giá trị riêng tương ứng sao cho $\lambda_i \geq \lambda_{i+1}$
($i = 1, 2, \dots, n$)

- Ma trận các véc-tơ trị riêng \mathbf{A} : các hàng là các véc-tơ trị riêng \mathbf{e}_i

Sử dụng ma trận các véc-tơ trị riêng \mathbf{A} làm ma trận biến đổi ánh xạ \mathbf{x} thành \mathbf{y} theo công thức: $\mathbf{y} = \mathbf{A}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)$

- \equiv Phép biến đổi các thành phần chính

- $\mathbf{m}_y = E\{\mathbf{y}\} = 0$

- $\mathbf{C}_y = \mathbf{A}\mathbf{C}_x\mathbf{A}^T = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & 0 \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \lambda_n \end{bmatrix}$

- Khôi phục \mathbf{x} từ \mathbf{y} : $\mathbf{x} = \mathbf{A}^T\mathbf{y} + \mathbf{m}_x$

► Nếu chỉ sử dụng k véc-tơ trị riêng ứng với k giá trị riêng lớn nhất thành lập
ma trận biến đổi: \mathbf{A}_k ($[k \times n]$)
★ Khôi phục được: $\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{A}_k^T\mathbf{y} + \mathbf{m}_x$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Biến đổi Hotelling

- Ma trận hiệp phương sai \mathbf{C}_x :

► \mathbf{e}_i : véc-tơ trị riêng; λ_i : giá trị riêng tương ứng sao cho $\lambda_i \geq \lambda_{i+1}$
($i = 1, 2, \dots, n$)

- Ma trận các véc-tơ trị riêng \mathbf{A} : các hàng là các véc-tơ trị riêng \mathbf{e}_i

Sử dụng ma trận các véc-tơ trị riêng \mathbf{A} làm ma trận biến đổi ánh xạ \mathbf{x} thành \mathbf{y} theo công thức: $\mathbf{y} = \mathbf{A}(\mathbf{x} - \mathbf{m}_x)$

- \equiv Phép biến đổi các thành phần chính

- $\mathbf{m}_y = E\{\mathbf{y}\} = 0$

- $\mathbf{C}_y = \mathbf{A}\mathbf{C}_x\mathbf{A}^T = \begin{bmatrix} \lambda_1 & & & 0 \\ & \lambda_2 & & \\ & & \ddots & \\ 0 & & & \lambda_n \end{bmatrix}$

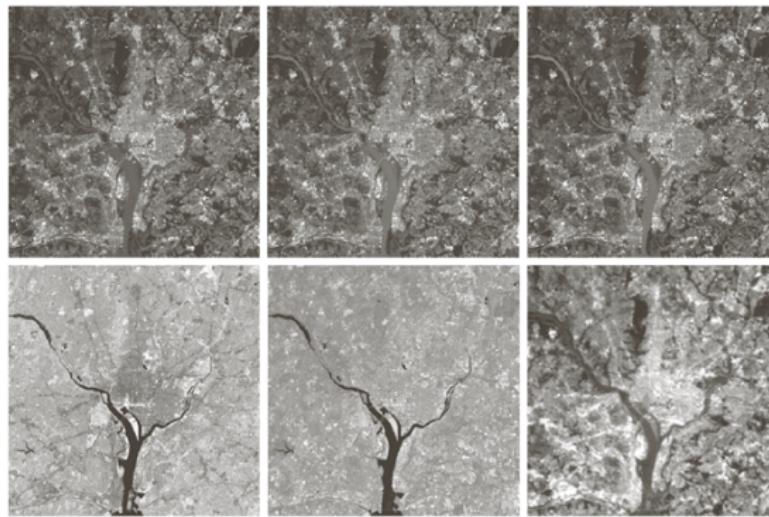
- Khôi phục \mathbf{x} từ \mathbf{y} : $\mathbf{x} = \mathbf{A}^T\mathbf{y} + \mathbf{m}_x$

► Nếu chỉ sử dụng k véc-tơ trị riêng ứng với k giá trị riêng lớn nhất thành lập
ma trận biến đổi: \mathbf{A}_k ($[k \times n]$)
★ Khôi phục được: $\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{A}_k^T\mathbf{y} + \mathbf{m}_x$



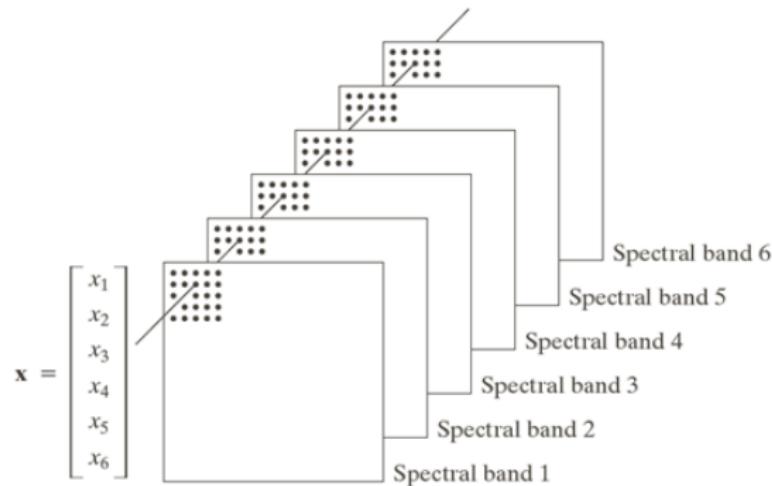
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Minh họa (1)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Minh họa (1)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

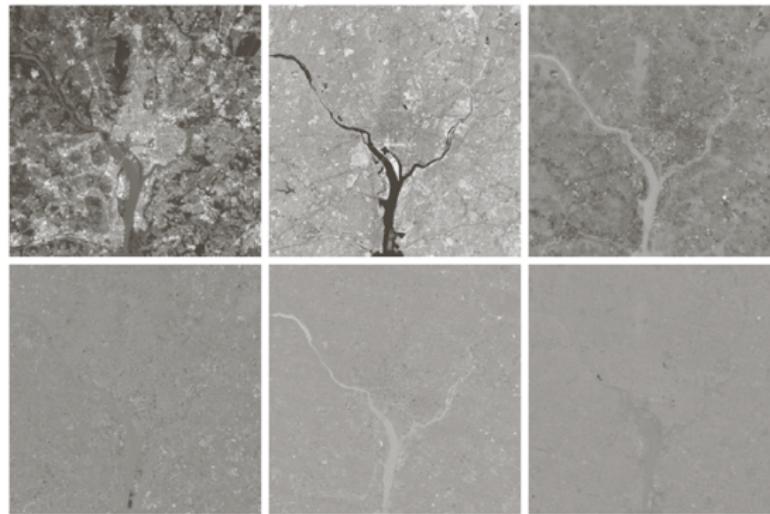
Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Minh họa (1)

λ_1	λ_2	λ_3	λ_4	λ_5	λ_6
10344	2966	1401	203	94	31



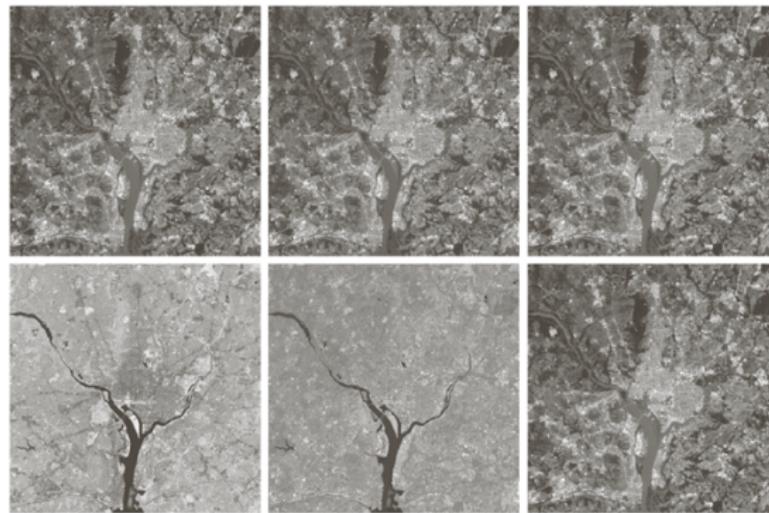
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Minh họa (1)



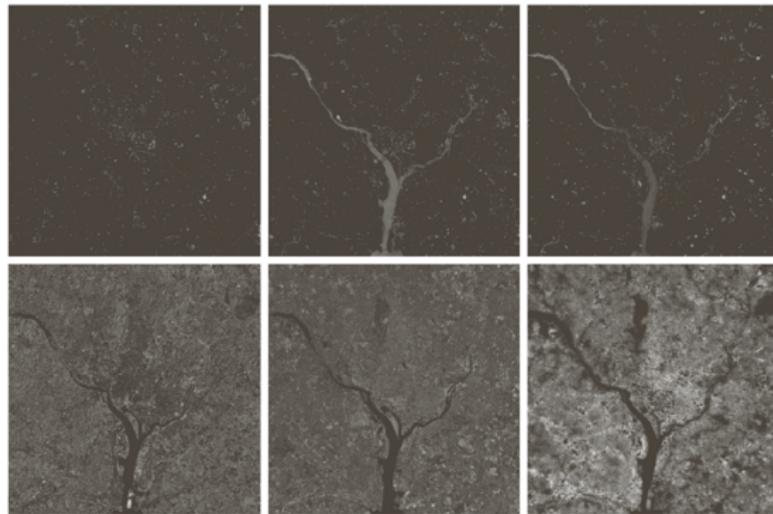
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Minh họa (1)



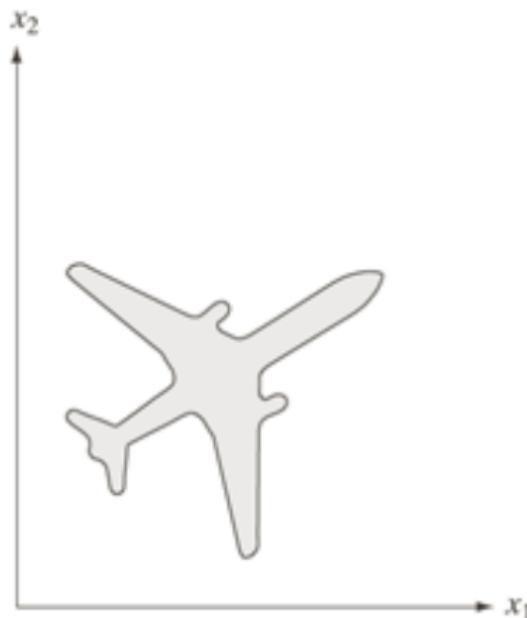
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Minh họa (1)



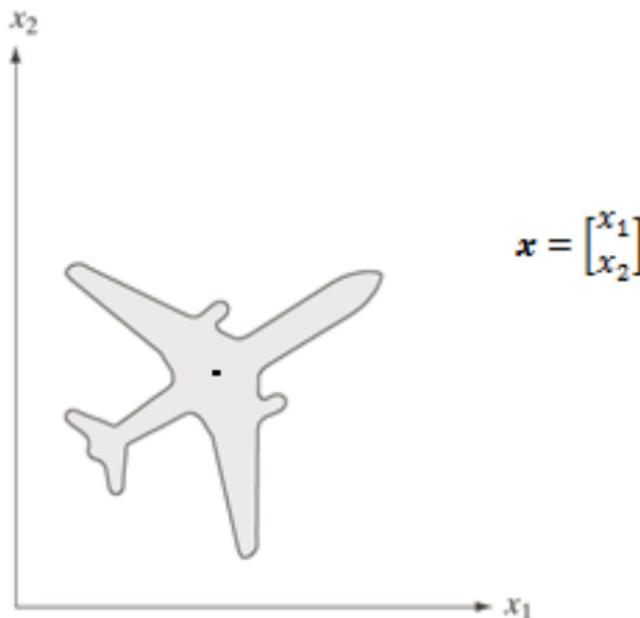
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Minh họa (2)



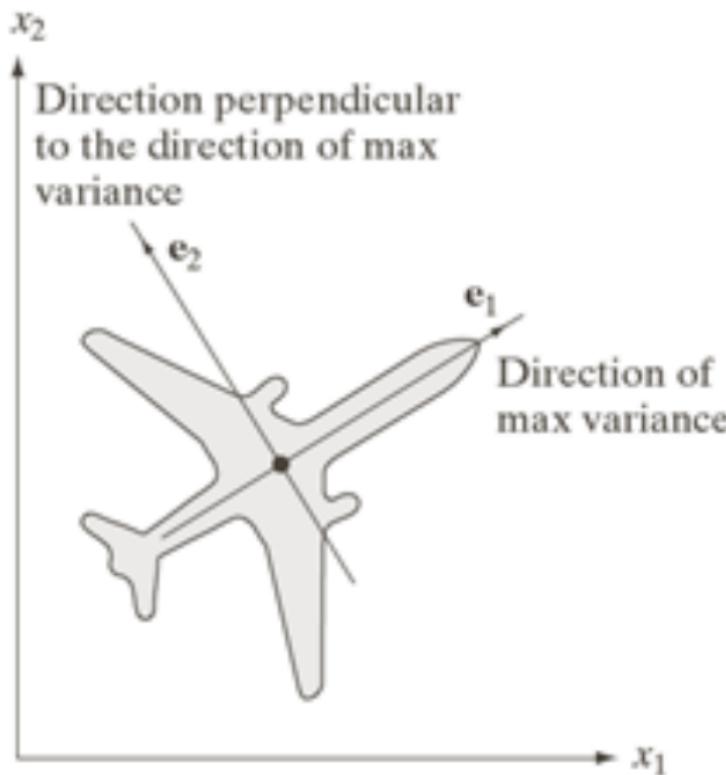
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Minh họa (2)



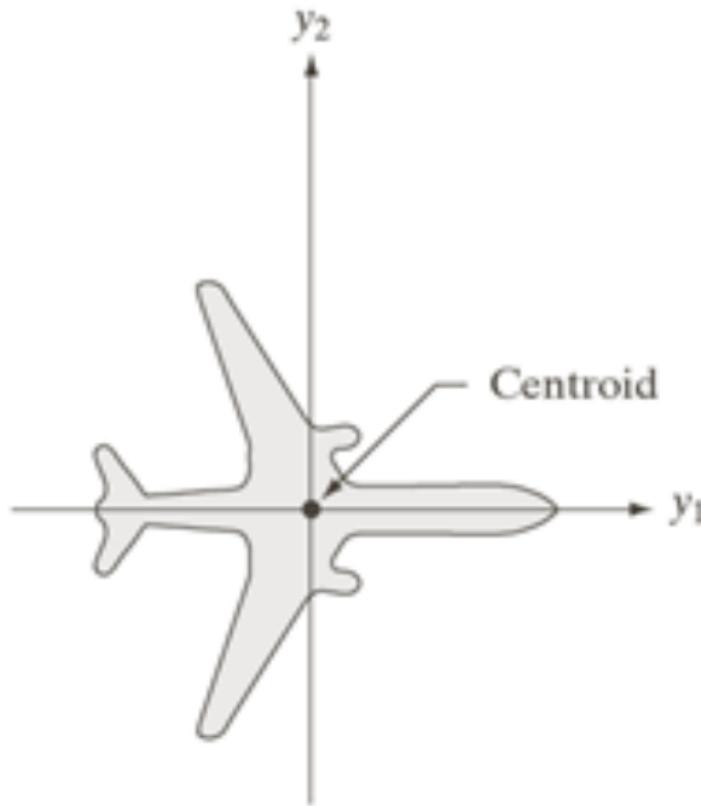
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Minh họa (2)



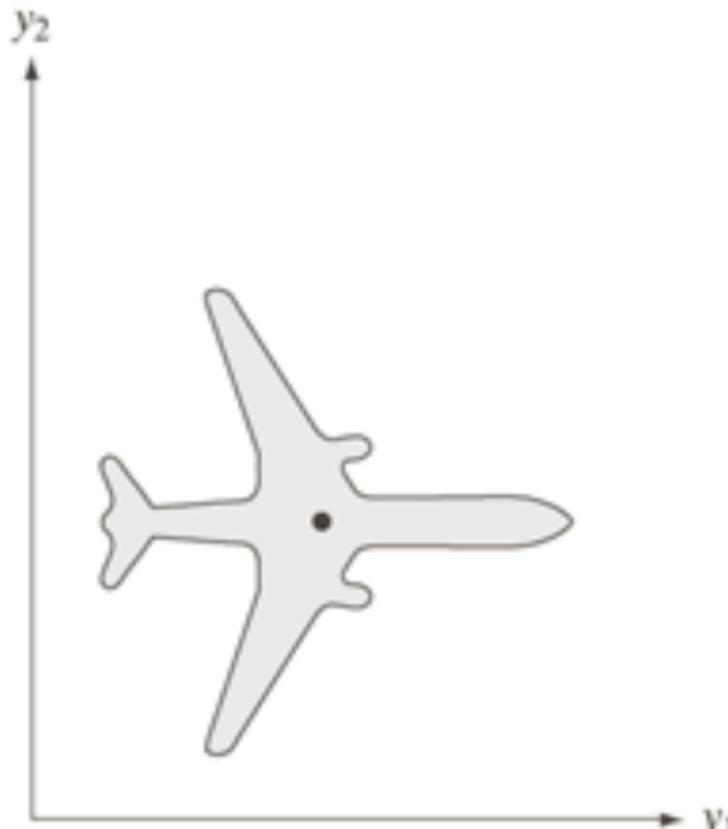
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Minh họa (2)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Minh họa (2)



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

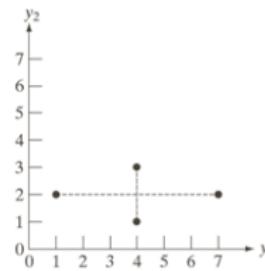
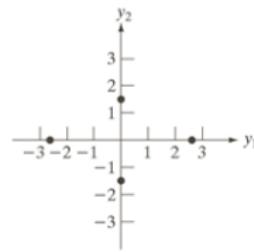
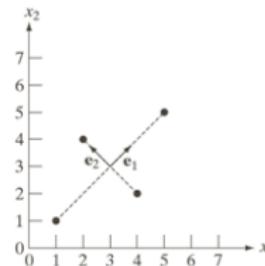
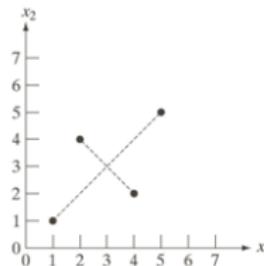
Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Minh họa (2)

- Ví dụ: bốn điểm $(1, 1)$, $(2, 4)$, $(4, 2)$, và $(5, 5)$

► $\Rightarrow \mathbf{m}_x = (3, 3)^T$

► $\Rightarrow \mathbf{C}_x = \begin{bmatrix} 3.333 & 2.00 \\ 2.00 & 3.333 \end{bmatrix}$

► $\Rightarrow \mathbf{e}_1 = (0.707, 0.707)^T$; $\mathbf{e}_2 = (-0.707, 0.707)^T$



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 x



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



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)



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



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 x
- Xác định véc-tơ trung bình m_x và ma trận hiệp phương sai 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 A với các hàng là các véc-tơ trị riêng
- Thực hiện biến đổi các thành phần chính $y = A(x - m_x)$



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

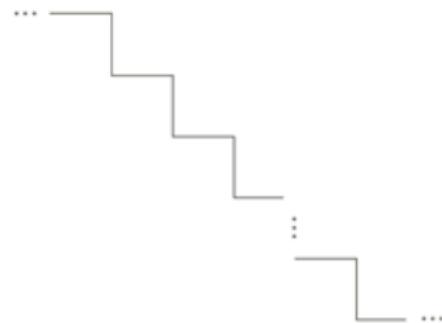
Mô tả đối tượng ảnh: Sử dụng các thành phần chính để mô tả đối tượng - Kết luận

- 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
$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{A}_k^T \mathbf{y} + \mathbf{m}_x$$



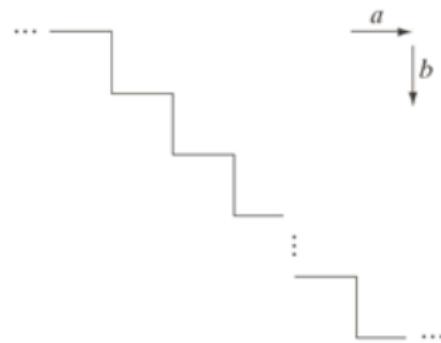
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả quan hệ



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả quan hệ



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

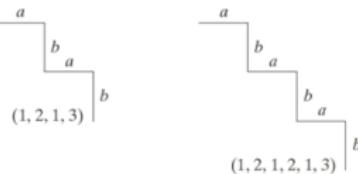
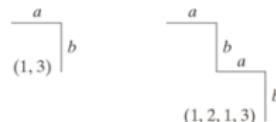
Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả quan hệ



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả quan hệ

- (1) $S \rightarrow aA$,
- (2) $A \rightarrow bS$, and
- (3) $A \rightarrow b$,



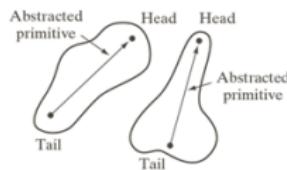
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả quan hệ



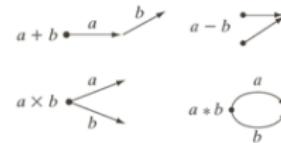
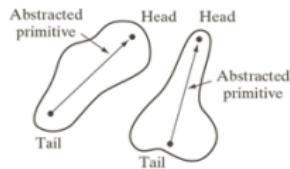
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả quan hệ



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả quan hệ



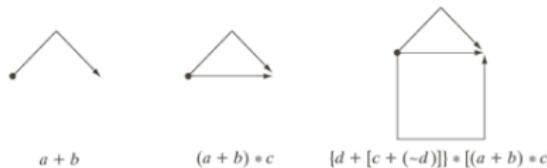
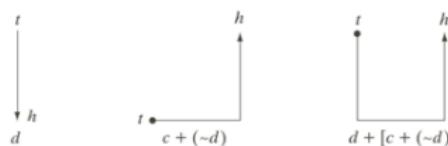
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả quan hệ



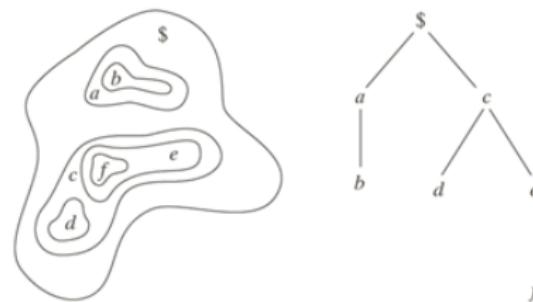
Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả quan hệ



Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

Mô tả đối tượng ảnh: Các mô tả quan hệ



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



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



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



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



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



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



Chương 5: Nhận dạng ảnh

Nội dung chính

1 Tổng quan về nhận dạng ảnh

2 Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

- Mẫu và lớp mẫu
- Biểu diễn đối tượng ảnh
- Mô tả đối tượng ảnh

3 Nhận dạng ảnh

- Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định
- Các phương pháp cấu trúc



Chương 5: Nhận dạng ảnh

Nội dung chính

1 Tổng quan về nhận dạng ảnh

2 Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

- Mẫu và lớp mẫu
- Biểu diễn đối tượng ảnh
- Mô tả đối tượng ảnh

3 Nhận dạng ảnh

- Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định
- Các phương pháp cấu trúc



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)



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:



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 ω_i thì $d_i(\mathbf{x}) > d_j(\mathbf{x}) \forall j \in [1, 2, \dots, W], i \neq j$



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 ω_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 ω_i và ω_j là các giá trị véc-tơ \mathbf{x} sao cho:



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 ω_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 ω_i và ω_j là các giá trị véc-tơ \mathbf{x} sao cho:
 - ▶ $d_i(\mathbf{x}) = d_j(\mathbf{x})$



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 ω_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 ω_i và ω_j là các giá trị véc-tơ \mathbf{x} sao cho:
 - ▶ $d_i(\mathbf{x}) = d_j(\mathbf{x})$
 - ▶ Hay $d_{ij}(\mathbf{x}) = d_i(\mathbf{x}) - d_j(\mathbf{x}) = 0$



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 ω_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 ω_i và ω_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 $\mathbf{x} \in \omega_j$



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 ω_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 ω_i và ω_j là các giá trị véc-tơ \mathbf{x} sao cho:

$$\triangleright d_i(\mathbf{x}) = d_j((\mathbf{x}))$$

$$\triangleright \text{Hay } d_{ij}(\mathbf{x}) = d_i(\mathbf{x}) - d_j(\mathbf{x}) = 0$$

★ $\Rightarrow d_{ij}(\mathbf{x}) > 0$ 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, $n > 3$)

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 ω_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 ω_i và ω_j là các giá trị véc-tơ \mathbf{x} sao cho:

$$\triangleright d_i(\mathbf{x}) = d_j((\mathbf{x}))$$

$$\triangleright \text{Hay } d_{ij}(\mathbf{x}) = d_i(\mathbf{x}) - d_j(\mathbf{x}) = 0$$

★ $\Rightarrow d_{ij}(\mathbf{x}) > 0$ 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

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



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
 - ▶ Mẫu cần phân loại được gán vào lớp mẫu mà nó "gần nhất" theo nghĩa của một độ đo định trước với véc-tơ mẫu chuẩn



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
 - ▶ Mẫu cần phân loại được gán vào lớp mẫu mà nó "gần nhất" theo nghĩa của một độ đo định trước với véc-tơ mẫu chuẩn
 - ★ Khoảng cách Euclidean \Rightarrow Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu



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
 - ▶ Mẫu cần phân loại được gán vào lớp mẫu mà nó "gần nhất" theo nghĩa của một độ đo định trước với véc-tơ mẫu chuẩn
 - ★ Khoảng cách Euclidean \Rightarrow Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu
 - ★ Độ tương quan \Rightarrow Phân loại mẫu theo sự tương quan



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đôi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu

- Giả sử véc-tơ mẫu chuẩn của mỗi lớp mẫu là véc-tơ trung bình của các mẫu thuộc lớp đó: $\mathbf{m}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x}_j \in \omega_j} (\mathbf{x})_j \quad (j = 1, 2, \dots, W, N_j = |\omega_j|)$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đôi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu

- Giả sử véc-tơ mẫu chuẩn của mỗi lớp mẫu là véc-tơ trung bình của các mẫu thuộc lớp đó: $\mathbf{m}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x}_j \in \omega_j} (\mathbf{x})_j$ ($j = 1, 2, \dots, W$, $N_j = |\omega_j|$)
- Độ đo khoảng cách Euclidean giữa mẫu cần phân loại \mathbf{x} và véc-tơ mẫu chuẩn thứ j : $D_j(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x} - \mathbf{m}_j\|$ ($j = 1, 2, \dots, W$)



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đôi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu

- Giả sử véc-tơ mẫu chuẩn của mỗi lớp mẫu là véc-tơ trung bình của các mẫu thuộc lớp đó: $\mathbf{m}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x}_j \in \omega_j} (\mathbf{x})_j$ ($j = 1, 2, \dots, W$, $N_j = |\omega_j|$)
- Độ đo khoảng cách Euclidean giữa mẫu cần phân loại \mathbf{x} và véc-tơ mẫu chuẩn thứ j : $D_j(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x} - \mathbf{m}_j\|$ ($j = 1, 2, \dots, W$)
 - ▶ $\|\mathbf{a}\| = (\mathbf{a}^T \mathbf{a})^{1/2}$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đôi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu

- Giả sử véc-tơ mẫu chuẩn của mỗi lớp mẫu là véc-tơ trung bình của các mẫu thuộc lớp đó: $\mathbf{m}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x}_j \in \omega_j} (\mathbf{x})_j$ ($j = 1, 2, \dots, W$, $N_j = |\omega_j|$)
- Độ đo khoảng cách Euclidean giữa mẫu cần phân loại \mathbf{x} và véc-tơ mẫu chuẩn thứ j : $D_j(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x} - \mathbf{m}_j\|$ ($j = 1, 2, \dots, W$)
 - ▶ $\|\mathbf{a}\| = (\mathbf{a}^T \mathbf{a})^{1/2}$

$$\omega_i = \arg \min_j D_j(\mathbf{x})$$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đôi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu

- Giả sử véc-tơ mẫu chuẩn của mỗi lớp mẫu là véc-tơ trung bình của các mẫu thuộc lớp đó: $\mathbf{m}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x}_j \in \omega_j} (\mathbf{x})_j$ ($j = 1, 2, \dots, W$, $N_j = |\omega_j|$)
- Độ đo khoảng cách Euclidean giữa mẫu cần phân loại \mathbf{x} và véc-tơ mẫu chuẩn thứ j : $D_j(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x} - \mathbf{m}_j\|$ ($j = 1, 2, \dots, W$)
 - ▶ $\|\mathbf{a}\| = (\mathbf{a}^T \mathbf{a})^{1/2}$

$$\omega_i = \arg \min_j D_j(\mathbf{x})$$

- \Leftrightarrow Hàm quyết định $d_j(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_j - \frac{1}{2} \mathbf{m}_j^T \mathbf{m}_j$ ($j = 1, 2, \dots, W$)



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đôi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu

- Giả sử véc-tơ mẫu chuẩn của mỗi lớp mẫu là véc-tơ trung bình của các mẫu thuộc lớp đó: $\mathbf{m}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x}_j \in \omega_j} (\mathbf{x})_j$ ($j = 1, 2, \dots, W$, $N_j = |\omega_j|$)
- Độ đo khoảng cách Euclidean giữa mẫu cần phân loại \mathbf{x} và véc-tơ mẫu chuẩn thứ j : $D_j(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x} - \mathbf{m}_j\|$ ($j = 1, 2, \dots, W$)
 - ▶ $\|\mathbf{a}\| = (\mathbf{a}^T \mathbf{a})^{1/2}$

$$\omega_i = \arg \min_j D_j(\mathbf{x})$$

- \Leftrightarrow Hàm quyết định $d_j(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_j - \frac{1}{2} \mathbf{m}_j^T \mathbf{m}_j$ ($j = 1, 2, \dots, W$)

$$\omega_i = \arg \max_j d_j(\mathbf{x})$$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đôi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu

- Giả sử véc-tơ mẫu chuẩn của mỗi lớp mẫu là véc-tơ trung bình của các mẫu thuộc lớp đó: $\mathbf{m}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x}_j \in \omega_j} (\mathbf{x})_j$ ($j = 1, 2, \dots, W$, $N_j = |\omega_j|$)
- Độ đo khoảng cách Euclidean giữa mẫu cần phân loại \mathbf{x} và véc-tơ mẫu chuẩn thứ j : $D_j(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x} - \mathbf{m}_j\|$ ($j = 1, 2, \dots, W$)
 - ▶ $\|\mathbf{a}\| = (\mathbf{a}^T \mathbf{a})^{1/2}$

$$\omega_i = \arg \min_j D_j(\mathbf{x})$$

- \Leftrightarrow Hàm quyết định $d_j(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_j - \frac{1}{2} \mathbf{m}_j^T \mathbf{m}_j$ ($j = 1, 2, \dots, W$)

$$\omega_i = \arg \max_j d_j(\mathbf{x})$$

- Biên vùng quyết định giữa lớp mẫu ω_i và ω_j :

$$d_{ij}(\mathbf{x}) = d_i(\mathbf{x}) - d_j(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T (\mathbf{m}_i - \mathbf{m}_j) - \frac{1}{2} (\mathbf{m}_i - \mathbf{m}_j)^T (\mathbf{m}_i + \mathbf{m}_j) = 0$$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đôi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu

- Giả sử véc-tơ mẫu chuẩn của mỗi lớp mẫu là véc-tơ trung bình của các mẫu thuộc lớp đó: $\mathbf{m}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x}_j \in \omega_j} (\mathbf{x})_j$ ($j = 1, 2, \dots, W$, $N_j = |\omega_j|$)
- Độ đo khoảng cách Euclidean giữa mẫu cần phân loại \mathbf{x} và véc-tơ mẫu chuẩn thứ j : $D_j(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x} - \mathbf{m}_j\|$ ($j = 1, 2, \dots, W$)
 - ▶ $\|\mathbf{a}\| = (\mathbf{a}^T \mathbf{a})^{1/2}$

$$\omega_i = \arg \min_j D_j(\mathbf{x})$$

- \Leftrightarrow Hàm quyết định $d_j(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_j - \frac{1}{2} \mathbf{m}_j^T \mathbf{m}_j$ ($j = 1, 2, \dots, W$)

$$\omega_i = \arg \max_j d_j(\mathbf{x})$$

- Biên vùng quyết định giữa lớp mẫu ω_i và ω_j :

$$d_{ij}(\mathbf{x}) = d_i(\mathbf{x}) - d_j(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T (\mathbf{m}_i - \mathbf{m}_j) - \frac{1}{2} (\mathbf{m}_i - \mathbf{m}_j)^T (\mathbf{m}_i + \mathbf{m}_j) = 0$$

- ▶ Xác định mặt phẳng chia vuông góc với trục nối \mathbf{m}_i và \mathbf{m}_j



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đôi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu

- Giả sử véc-tơ mẫu chuẩn của mỗi lớp mẫu là véc-tơ trung bình của các mẫu thuộc lớp đó: $\mathbf{m}_j = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x}_j \in \omega_j} (\mathbf{x})_j$ ($j = 1, 2, \dots, W$, $N_j = |\omega_j|$)
- Độ đo khoảng cách Euclidean giữa mẫu cần phân loại \mathbf{x} và véc-tơ mẫu chuẩn thứ j : $D_j(\mathbf{x}) = \|\mathbf{x} - \mathbf{m}_j\|$ ($j = 1, 2, \dots, W$)
 - ▶ $\|\mathbf{a}\| = (\mathbf{a}^T \mathbf{a})^{1/2}$

$$\omega_i = \arg \min_j D_j(\mathbf{x})$$

- \Leftrightarrow Hàm quyết định $d_j(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_j - \frac{1}{2} \mathbf{m}_j^T \mathbf{m}_j$ ($j = 1, 2, \dots, W$)

$$\omega_i = \arg \max_j d_j(\mathbf{x})$$

- Biên vùng quyết định giữa lớp mẫu ω_i và ω_j :

$$d_{ij}(\mathbf{x}) = d_i(\mathbf{x}) - d_j(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T (\mathbf{m}_i - \mathbf{m}_j) - \frac{1}{2} (\mathbf{m}_i - \mathbf{m}_j)^T (\mathbf{m}_i + \mathbf{m}_j) = 0$$

- ▶ Xác định mặt phán chia vuông góc với trục nối \mathbf{m}_i và \mathbf{m}_j

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đôi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu - Minh họa

Hai lớp mẫu là thủy tiên màu phức hợp (*iris versicolor*) và thủy tiên cánh cong (*iris setosa*), ký hiệu là ω_1 và ω_2 . Xây dựng véc-tơ mẫu $\mathbf{x} = (x_1, x_2)^T$, với x_1 và x_2 lần lượt của các đặc trưng là độ dài và bề rộng của cánh hoa. Biết các véc-tơ trung bình mẫu của mỗi lớp mẫu là $\mathbf{m}_1 = (4.3, 1.3)^T$ và $\mathbf{m}_2 = (1.5, 0.3)^T$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đôi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu - Minh họa

Hai lớp mẫu là thủy tiên màu phức hợp (*iris versicolor*) và thủy tiên cánh cong (*iris setosa*), ký hiệu là ω_1 và ω_2 . Xây dựng véc-tơ mẫu $\mathbf{x} = (x_1, x_2)^T$, với x_1 và x_2 lần lượt của các đặc trưng là độ dài và bề rộng của cánh hoa. Biết các véc-tơ trung bình mẫu của mỗi lớp mẫu là $\mathbf{m}_1 = (4.3, 1.3)^T$ và $\mathbf{m}_2 = (1.5, 0.3)^T$

- Xây dựng hàm quyết định cho các lớp mẫu

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đôi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu - Minh họa

Hai lớp mẫu là thủy tiên màu phức hợp (*iris versicolor*) và thủy tiên cánh cong (*iris setosa*), ký hiệu là ω_1 và ω_2 . Xây dựng véc-tơ mẫu $\mathbf{x} = (x_1, x_2)^T$, với x_1 và x_2 lần lượt của các đặc trưng là độ dài và bề rộng của cánh hoa. Biết các véc-tơ trung bình mẫu của mỗi lớp mẫu là $\mathbf{m}_1 = (4.3, 1.3)^T$ và $\mathbf{m}_2 = (1.5, 0.3)^T$

- Xây dựng hàm quyết định cho các lớp mẫu
- Tìm hàm biên quyết định của hai lớp mẫu



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đôi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu - Minh họa

Hai lớp mẫu là thủy tiên màu phức hợp (*iris versicolor*) và thủy tiên cánh cong (*iris setosa*), ký hiệu là ω_1 và ω_2 . Xây dựng véc-tơ mẫu $\mathbf{x} = (x_1, x_2)^T$, với x_1 và x_2 lần lượt của các đặc trưng là độ dài và bề rộng của cánh hoa. Biết các véc-tơ trung bình mẫu của mỗi lớp mẫu là $\mathbf{m}_1 = (4.3, 1.3)^T$ và $\mathbf{m}_2 = (1.5, 0.3)^T$

- Xây dựng hàm quyết định cho các lớp mẫu
- Tìm hàm biên quyết định của hai lớp mẫu
- $d_1(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_1 - \frac{1}{2} \mathbf{m}_1^T \mathbf{m}_1$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đôi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu - Minh họa

Hai lớp mẫu là thủy tiên màu phức hợp (*iris versicolor*) và thủy tiên cánh cong (*iris setosa*), ký hiệu là ω_1 và ω_2 . Xây dựng véc-tơ mẫu $\mathbf{x} = (x_1, x_2)^T$, với x_1 và x_2 lần lượt của các đặc trưng là độ dài và bề rộng của cánh hoa. Biết các véc-tơ trung bình mẫu của mỗi lớp mẫu là $\mathbf{m}_1 = (4.3, 1.3)^T$ và $\mathbf{m}_2 = (1.5, 0.3)^T$

- Xây dựng hàm quyết định cho các lớp mẫu
- Tìm hàm biên quyết định của hai lớp mẫu

- $d_1(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_1 - \frac{1}{2} \mathbf{m}_1^T \mathbf{m}_1 = 4.3x_1 + 1.3x_2 - 10.1$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đôi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu - Minh họa

Hai lớp mẫu là thủy tiên màu phức hợp (*iris versicolor*) và thủy tiên cánh cong (*iris setosa*), ký hiệu là ω_1 và ω_2 . Xây dựng véc-tơ mẫu $\mathbf{x} = (x_1, x_2)^T$, với x_1 và x_2 lần lượt của các đặc trưng là độ dài và bề rộng của cánh hoa. Biết các véc-tơ trung bình mẫu của mỗi lớp mẫu là $\mathbf{m}_1 = (4.3, 1.3)^T$ và $\mathbf{m}_2 = (1.5, 0.3)^T$

- Xây dựng hàm quyết định cho các lớp mẫu
- Tìm hàm biên quyết định của hai lớp mẫu

$$\bullet \quad d_1(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_1 - \frac{1}{2} \mathbf{m}_1^T \mathbf{m}_1 = 4.3x_1 + 1.3x_2 - 10.1$$

$$\bullet \quad d_2(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_2 - \frac{1}{2} \mathbf{m}_2^T \mathbf{m}_2$$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đôi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu - Minh họa

Hai lớp mẫu là thủy tiên màu phức hợp (*iris versicolor*) và thủy tiên cánh cong (*iris setosa*), ký hiệu là ω_1 và ω_2 . Xây dựng véc-tơ mẫu $\mathbf{x} = (x_1, x_2)^T$, với x_1 và x_2 lần lượt của các đặc trưng là độ dài và bề rộng của cánh hoa. Biết các véc-tơ trung bình mẫu của mỗi lớp mẫu là $\mathbf{m}_1 = (4.3, 1.3)^T$ và $\mathbf{m}_2 = (1.5, 0.3)^T$

- Xây dựng hàm quyết định cho các lớp mẫu
- Tìm hàm biên quyết định của hai lớp mẫu

- $d_1(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_1 - \frac{1}{2} \mathbf{m}_1^T \mathbf{m}_1 = 4.3x_1 + 1.3x_2 - 10.1$
- $d_2(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_2 - \frac{1}{2} \mathbf{m}_2^T \mathbf{m}_2 = 1.5x_1 + 0.3x_2 - 1.17$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đôi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu - Minh họa

Hai lớp mẫu là thủy tiên màu phức hợp (*iris versicolor*) và thủy tiên cánh cong (*iris setosa*), ký hiệu là ω_1 và ω_2 . Xây dựng véc-tơ mẫu $\mathbf{x} = (x_1, x_2)^T$, với x_1 và x_2 lần lượt của các đặc trưng là độ dài và bề rộng của cánh hoa. Biết các véc-tơ trung bình mẫu của mỗi lớp mẫu là $\mathbf{m}_1 = (4.3, 1.3)^T$ và $\mathbf{m}_2 = (1.5, 0.3)^T$

- Xây dựng hàm quyết định cho các lớp mẫu
- Tìm hàm biên quyết định của hai lớp mẫu

- $d_1(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_1 - \frac{1}{2} \mathbf{m}_1^T \mathbf{m}_1 = 4.3x_1 + 1.3x_2 - 10.1$
- $d_2(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_2 - \frac{1}{2} \mathbf{m}_2^T \mathbf{m}_2 = 1.5x_1 + 0.3x_2 - 1.17$
- $d_{12}(\mathbf{x}) = d_1(\mathbf{x}) - d_2(\mathbf{x})$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đôi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu - Minh họa

Hai lớp mẫu là thủy tiên màu phức hợp (*iris versicolor*) và thủy tiên cánh cong (*iris setosa*), ký hiệu là ω_1 và ω_2 . Xây dựng véc-tơ mẫu $\mathbf{x} = (x_1, x_2)^T$, với x_1 và x_2 lần lượt của các đặc trưng là độ dài và bề rộng của cánh hoa. Biết các véc-tơ trung bình mẫu của mỗi lớp mẫu là $\mathbf{m}_1 = (4.3, 1.3)^T$ và $\mathbf{m}_2 = (1.5, 0.3)^T$

- Xây dựng hàm quyết định cho các lớp mẫu
- Tìm hàm biên quyết định của hai lớp mẫu

- $d_1(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_1 - \frac{1}{2} \mathbf{m}_1^T \mathbf{m}_1 = 4.3x_1 + 1.3x_2 - 10.1$
- $d_2(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_2 - \frac{1}{2} \mathbf{m}_2^T \mathbf{m}_2 = 1.5x_1 + 0.3x_2 - 1.17$
- $d_{12}(\mathbf{x}) = d_1(\mathbf{x}) - d_2(\mathbf{x}) = 2.8x_1 + 1.0x_2 - 8.9 = 0$

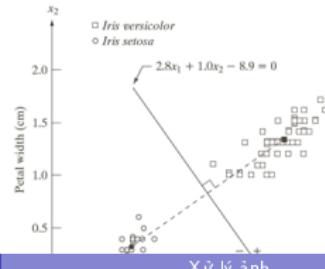
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đôi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo khoảng cách tối thiểu - Minh họa

Hai lớp mẫu là thủy tiên màu phức hợp (*iris versicolor*) và thủy tiên cánh cong (*iris setosa*), ký hiệu là ω_1 và ω_2 . Xây dựng véc-tơ mẫu $\mathbf{x} = (x_1, x_2)^T$, với x_1 và x_2 lần lượt của các đặc trưng là độ dài và bề rộng của cánh hoa. Biết các véc-tơ trung bình mẫu của mỗi lớp mẫu là $\mathbf{m}_1 = (4.3, 1.3)^T$ và $\mathbf{m}_2 = (1.5, 0.3)^T$

- Xây dựng hàm quyết định cho các lớp mẫu
- Tìm hàm biên quyết định của hai lớp mẫu

- $d_1(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_1 - \frac{1}{2} \mathbf{m}_1^T \mathbf{m}_1 = 4.3x_1 + 1.3x_2 - 10.1$
- $d_2(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_2 - \frac{1}{2} \mathbf{m}_2^T \mathbf{m}_2 = 1.5x_1 + 0.3x_2 - 1.17$
- $d_{12}(\mathbf{x}) = d_1(\mathbf{x}) - d_2(\mathbf{x}) = 2.8x_1 + 1.0x_2 - 8.9 = 0$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đối sánh mẫu - Phân loại mẫu theo độ tương quan

- Hệ số tương quan chuẩn hóa:

$$\gamma(x, y) = \frac{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [w(s, t) - \bar{w}][f(x + s, y + t) - \bar{f}_{xy}]}{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [w(s, t) - \bar{w}]^2 \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [f(x + s, y + t) - \bar{f}_{xy}]^2}$$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đối sánh mẫu - Phân loại mẫu theo độ tương quan

- Hệ số tương quan chuẩn hóa:

$$\gamma(x, y) = \frac{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [w(s, t) - \bar{w}][f(x + s, y + t) - \bar{f}_{xy}]}{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [w(s, t) - \bar{w}]^2 \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [f(x + s, y + t) - \bar{f}_{xy}]^2}$$

- ▶ w : mẫu chuẩn

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đối sánh mẫu - Phân loại mẫu theo độ tương quan

- Hệ số tương quan chuẩn hóa:

$$\gamma(x, y) = \frac{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [w(s, t) - \bar{w}][f(x + s, y + t) - \bar{f}_{xy}]}{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [w(s, t) - \bar{w}]^2 \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [f(x + s, y + t) - \bar{f}_{xy}]^2}$$

- ▶ w : mẫu chuẩn
 - ★ w kích thước $m \times n$: $m = 2a + 1$, $n = 2b + 1$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đối sánh mẫu - Phân loại mẫu theo độ tương quan

- Hệ số tương quan chuẩn hóa:

$$\gamma(x, y) = \frac{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [w(s, t) - \bar{w}][f(x + s, y + t) - \bar{f}_{xy}]}{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [w(s, t) - \bar{w}]^2 \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [f(x + s, y + t) - \bar{f}_{xy}]^2}$$

- ▶ w : mẫu chuẩn
 - ★ w kích thước $m \times n$: $m = 2a + 1$, $n = 2b + 1$
 - ★ \bar{w} : giá trị trung bình các hệ số của cửa sổ w



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đối sánh mẫu - Phân loại mẫu theo độ tương quan

- Hệ số tương quan chuẩn hóa:

$$\gamma(x, y) = \frac{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [w(s, t) - \bar{w}][f(x + s, y + t) - \bar{f}_{xy}]}{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [w(s, t) - \bar{w}]^2 \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [f(x + s, y + t) - \bar{f}_{xy}]^2}$$

- ▶ w : mẫu chuẩn
 - ★ w kích thước $m \times n$: $m = 2a + 1$, $n = 2b + 1$
 - ★ \bar{w} : giá trị trung bình các hệ số của cửa sổ w
- ▶ \bar{f}_{xy} : giá trị trung bình phần ảnh $f(x, y)$ bao trùm bởi cửa sổ w



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đối sánh mẫu - Phân loại mẫu theo độ tương quan

- Hệ số tương quan chuẩn hóa:

$$\gamma(x, y) = \frac{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [w(s, t) - \bar{w}] [f(x + s, y + t) - \bar{f}_{xy}]}{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [w(s, t) - \bar{w}]^2 \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [f(x + s, y + t) - \bar{f}_{xy}]^2}$$

- ▶ w : mẫu chuẩn
 - ★ w kích thước $m \times n$: $m = 2a + 1$, $n = 2b + 1$
 - ★ \bar{w} : giá trị trung bình các hệ số của cửa sổ w

- ▶ \bar{f}_{xy} : giá trị trung bình phần ảnh $f(x, y)$ bao trùm bởi cửa sổ w

- $-1 \leq \gamma(x, y) \leq 1$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đối sánh mẫu - Phân loại mẫu theo độ tương quan

- Hệ số tương quan chuẩn hóa:

$$\gamma(x, y) = \frac{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [w(s, t) - \bar{w}] [f(x + s, y + t) - \bar{f}_{xy}]}{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [w(s, t) - \bar{w}]^2 \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [f(x + s, y + t) - \bar{f}_{xy}]^2}$$

- ▶ w : mẫu chuẩn
 - ★ w kích thước $m \times n$: $m = 2a + 1$, $n = 2b + 1$
 - ★ \bar{w} : giá trị trung bình các hệ số của cửa sổ w
- ▶ \bar{f}_{xy} : giá trị trung bình phần ảnh $f(x, y)$ bao trùm bởi cửa sổ w

- $-1 \leq \gamma(x, y) \leq 1$

- ▶ $\gamma(x, y) = 1$: tương quan lớn nhất, tương hợp nhất

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đối sánh mẫu - Phân loại mẫu theo độ tương quan

- Hệ số tương quan chuẩn hóa:

$$\gamma(x, y) = \frac{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [w(s, t) - \bar{w}][f(x + s, y + t) - \bar{f}_{xy}]}{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [w(s, t) - \bar{w}]^2 \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [f(x + s, y + t) - \bar{f}_{xy}]^2}$$

- ▶ w : mẫu chuẩn
 - ★ w kích thước $m \times n$: $m = 2a + 1$, $n = 2b + 1$
 - ★ \bar{w} : giá trị trung bình các hệ số của cửa sổ w
- ▶ \bar{f}_{xy} : giá trị trung bình phần ảnh $f(x, y)$ bao trùm bởi cửa sổ w

- $-1 \leq \gamma(x, y) \leq 1$

- ▶ $\gamma(x, y) = 1$: tương quan lớn nhất, tương hợp nhất
 - ★ Chuẩn hóa của mẫu chuẩn w trùng với vùng ảnh chuẩn hóa của f

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đối sánh mẫu - Phân loại mẫu theo độ tương quan

- Hệ số tương quan chuẩn hóa:

$$\gamma(x, y) = \frac{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [w(s, t) - \bar{w}][f(x + s, y + t) - \bar{f}_{xy}]}{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [w(s, t) - \bar{w}]^2 \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [f(x + s, y + t) - \bar{f}_{xy}]^2}$$

- ▶ w : mẫu chuẩn

- ▶ w kích thước $m \times n$: $m = 2a + 1$, $n = 2b + 1$

- ▶ \bar{w} : giá trị trung bình các hệ số của cửa sổ w

- ▶ \bar{f}_{xy} : giá trị trung bình phần ảnh $f(x, y)$ bao trùm bởi cửa sổ w

- $-1 \leq \gamma(x, y) \leq 1$

- ▶ $\gamma(x, y) = 1$: tương quan lớn nhất, tương hợp nhất

- ▶ Chuẩn hóa của mẫu chuẩn w trùng với vùng ảnh chuẩn hóa của f

- ▶ $\gamma(x, y) = -1$: tương quan tối thiểu, có ít sự tương đồng nhất



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đối sánh mẫu - Phân loại mẫu theo độ tương quan

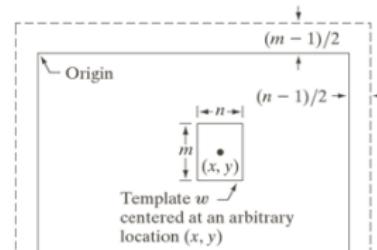
- Hệ số tương quan chuẩn hóa:

$$\gamma(x, y) = \frac{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [w(s, t) - \bar{w}][f(x + s, y + t) - \bar{f}_{xy}]}{\sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [w(s, t) - \bar{w}]^2 \sum_{s=-a}^a \sum_{t=-b}^b [f(x + s, y + t) - \bar{f}_{xy}]^2}$$

- ▶ w : mẫu chuẩn
 - ★ w kích thước $m \times n$: $m = 2a + 1$, $n = 2b + 1$
 - ★ \bar{w} : giá trị trung bình các hệ số của cửa sổ w
- ▶ \bar{f}_{xy} : giá trị trung bình phần ảnh $f(x, y)$ bao trùm bởi cửa sổ w

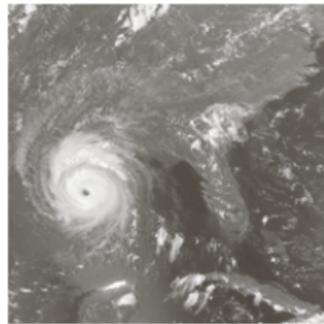
- $-1 \leq \gamma(x, y) \leq 1$

- ▶ $\gamma(x, y) = 1$: tương quan lớn nhất, tương hợp nhất
 - ★ Chuẩn hóa của mẫu chuẩn w trùng với vùng ảnh chuẩn hóa của f
- ▶ $\gamma(x, y) = -1$: tương quan tối thiểu, có ít sự tương đồng nhất



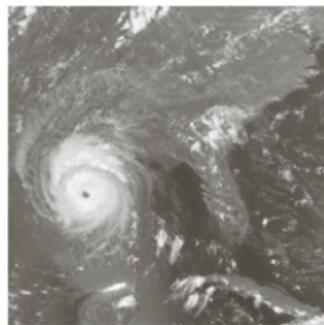
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đồi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo độ tương quan - Minh họa



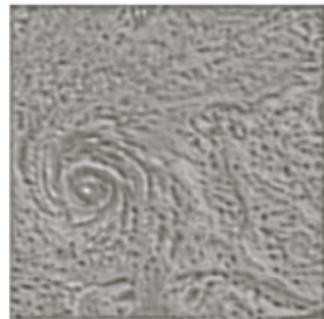
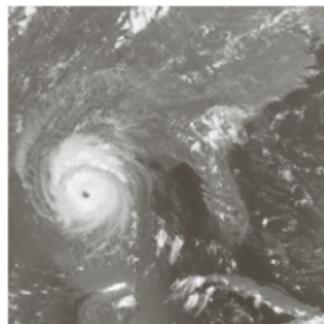
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đồi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo độ tương quan - Minh họa



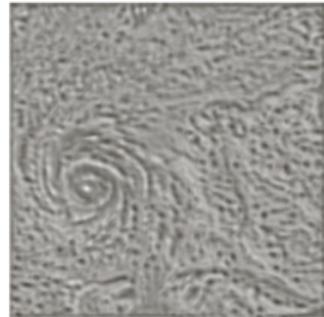
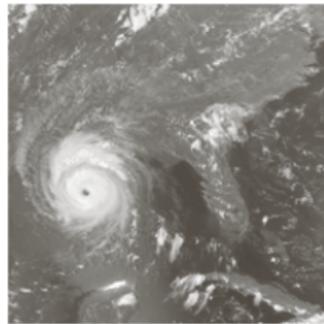
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đồi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo độ tương quan - Minh họa



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Đồi sánh mẫu - Phân loại mẫu theo độ tương quan - Minh họa



Nhận dạng ảnh

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

- Biểu diễn mỗi lớp mẫu bởi một véc-tơ mẫu chuẩn \mathbf{z}_i ($i = 1, 2, \dots, W$)



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 ω_j mà nó "gần nhất" theo nghĩa của một "độ đo" định trước với véc-tơ mẫu chuẩn \mathbf{z}_j : $\mathbf{x} \in \omega_j = \arg \min_i D_i(\mathbf{x}, \mathbf{z}_i)$



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 ω_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":



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 ω_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



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 ω_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: $D_i(\mathbf{x}, \mathbf{z}_i) = \|\mathbf{x} - \mathbf{z}_i\| = \sqrt{(\mathbf{x} - \mathbf{z}_i)^T (\mathbf{x} - \mathbf{z}_i)} \Rightarrow d_j(\mathbf{x}) = -D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j) = -\sqrt{(\mathbf{x} - \mathbf{z}_j)^T (\mathbf{x} - \mathbf{z}_j)}$

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 ω_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: $D_i(\mathbf{x}, \mathbf{z}_i) = \|\mathbf{x} - \mathbf{z}_i\|^2 = (\mathbf{x} - \mathbf{z}_i)^T (\mathbf{x} - \mathbf{z}_i) \Rightarrow d_j(\mathbf{x}) = -D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j) \approx \mathbf{x}^T \mathbf{z}_j - \frac{1}{2} \mathbf{m}_j^T \mathbf{m}_j$

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 ω_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": $D_i(\mathbf{x}, \mathbf{z}_i) = \sum_{k=1}^n |x_k - z_{ki}| \Rightarrow d_j(\mathbf{x}) = -D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j) = -\sum_{k=1}^n |x_k - z_{kj}|$

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 ω_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: $D_i(\mathbf{x}, \mathbf{z}_i) = \|\mathbf{x} - \mathbf{z}_i\|_{\mathbf{C}_i^{-1}}^2 = (\mathbf{x} - \mathbf{z}_i)^T \mathbf{C}_i^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{z}_i)$



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 ω_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

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 ω_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

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Cơ sở

- Với một mẫu xác định \mathbf{x} , xác suất mẫu đó thuộc lớp mẫu ω_i nào đó: $p(\omega_i | \mathbf{x})$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Cơ sở

- Với một mẫu xác định \mathbf{x} , xác suất mẫu đó thuộc lớp mẫu ω_i nào đó: $p(\omega_i|\mathbf{x})$
- Một mẫu \mathbf{x} thực tế thuộc lớp mẫu ω_i nhưng được phân loại vào lớp mẫu ω_j
⇒ Xảy ra thất bại phân loại: L_{ij}

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Cơ sở

- Với một mẫu xác định \mathbf{x} , xác suất mẫu đó thuộc lớp mẫu ω_i nào đó: $p(\omega_i|\mathbf{x})$
- Một mẫu \mathbf{x} thực tế thuộc lớp mẫu ω_i nhưng được phân loại vào lớp mẫu ω_j
⇒ Xảy ra thất bại phân loại: L_{ij}
- Một mẫu \mathbf{x} có thể thuộc bất cứ một lớp mẫu nào trong W lớp mẫu



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Cơ sở

- Với một mẫu xác định \mathbf{x} , xác suất mẫu đó thuộc lớp mẫu ω_i nào đó: $p(\omega_i|\mathbf{x})$
- Một mẫu \mathbf{x} thực tế thuộc lớp mẫu ω_i nhưng được phân loại vào lớp mẫu ω_j
⇒ Xảy ra thất bại phân loại: L_{ij}
- Một mẫu \mathbf{x} có thể thuộc bất cứ một lớp mẫu nào trong W lớp mẫu
 - ▶ Độ thất bại phân loại trung bình xảy ra trong việc phân mẫu \mathbf{x} và lớp mẫu ω_j :
 $r_j(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\omega_k|\mathbf{x})$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Cơ sở

- Với một mẫu xác định \mathbf{x} , xác suất mẫu đó thuộc lớp mẫu ω_i nào đó: $p(\omega_i|\mathbf{x})$
- Một mẫu \mathbf{x} thực tế thuộc lớp mẫu ω_i nhưng được phân loại vào lớp mẫu ω_j
⇒ Xảy ra thất bại phân loại: L_{ij}
- Một mẫu \mathbf{x} có thể thuộc bất cứ một lớp mẫu nào trong W lớp mẫu
 - ▶ Độ thất bại phân loại trung bình xảy ra trong việc phân mẫu \mathbf{x} và lớp mẫu ω_j :
$$r_j(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\omega_k|\mathbf{x}) = \frac{1}{p(\mathbf{x})} \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\mathbf{x}|\omega_k) p(\omega_k)$$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Cơ sở

- Với một mẫu xác định \mathbf{x} , xác suất mẫu đó thuộc lớp mẫu ω_i nào đó: $p(\omega_i|\mathbf{x})$
- Một mẫu \mathbf{x} thực tế thuộc lớp mẫu ω_i nhưng được phân loại vào lớp mẫu ω_j
⇒ Xảy ra thất bại phân loại: L_{ij}
- Một mẫu \mathbf{x} có thể thuộc bất cứ một lớp mẫu nào trong W lớp mẫu
 - ▶ Độ thất bại phân loại trung bình xảy ra trong việc phân mẫu \mathbf{x} và lớp mẫu ω_j :
$$r_j(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\omega_k|\mathbf{x}) = \frac{1}{p(\mathbf{x})} \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\mathbf{x}|\omega_k) p(\omega_k)$$
$$\approx \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\mathbf{x}|\omega_k) p(\omega_k)$$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Cơ sở

- Với một mẫu xác định \mathbf{x} , xác suất mẫu đó thuộc lớp mẫu ω_i nào đó: $p(\omega_i|\mathbf{x})$
- Một mẫu \mathbf{x} thực tế thuộc lớp mẫu ω_i nhưng được phân loại vào lớp mẫu ω_j
⇒ Xảy ra thất bại phân loại: L_{ij}
- Một mẫu \mathbf{x} có thể thuộc bất cứ một lớp mẫu nào trong W lớp mẫu
 - ▶ Độ thất bại phân loại trung bình xảy ra trong việc phân mẫu \mathbf{x} và lớp mẫu ω_j :
$$r_j(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\omega_k|\mathbf{x}) = \frac{1}{p(\mathbf{x})} \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\mathbf{x}|\omega_k) p(\omega_k)$$
$$\approx \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\mathbf{x}|\omega_k) p(\omega_k)$$
 - ★ ≡ Độ thất bại trung bình có điều kiện, độ rủi ro trung bình có điều kiện



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Cơ sở

- Với một mẫu xác định \mathbf{x} , xác suất mẫu đó thuộc lớp mẫu ω_i nào đó: $p(\omega_i|\mathbf{x})$
- Một mẫu \mathbf{x} thực tế thuộc lớp mẫu ω_i nhưng được phân loại vào lớp mẫu ω_j
⇒ Xảy ra thất bại phân loại: L_{ij}
- Một mẫu \mathbf{x} có thể thuộc bất cứ một lớp mẫu nào trong W lớp mẫu
 - ▶ Độ thất bại phân loại trung bình xảy ra trong việc phân mẫu \mathbf{x} và lớp mẫu ω_j :
$$r_j(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\omega_k|\mathbf{x}) = \frac{1}{p(\mathbf{x})} \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\mathbf{x}|\omega_k) p(\omega_k)$$
$$\approx \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\mathbf{x}|\omega_k) p(\omega_k)$$
 - ★ ≡ Độ thất bại trung bình có điều kiện, độ rủi ro trung bình có điều kiện
 - ★ $p(\mathbf{x}|\omega_k)$: hàm mật độ phân bố xác suất của các mẫu thuộc lớp mẫu ω_k



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Cơ sở

- Với một mẫu xác định \mathbf{x} , xác suất mẫu đó thuộc lớp mẫu ω_i nào đó: $p(\omega_i|\mathbf{x})$
- Một mẫu \mathbf{x} thực tế thuộc lớp mẫu ω_i nhưng được phân loại vào lớp mẫu ω_j
⇒ Xảy ra thất bại phân loại: L_{ij}
- Một mẫu \mathbf{x} có thể thuộc bất cứ một lớp mẫu nào trong W lớp mẫu
 - ▶ Độ thất bại phân loại trung bình xảy ra trong việc phân mẫu \mathbf{x} và lớp mẫu ω_j :
$$r_j(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\omega_k|\mathbf{x}) = \frac{1}{p(\mathbf{x})} \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\mathbf{x}|\omega_k) p(\omega_k)$$
$$\approx \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\mathbf{x}|\omega_k) p(\omega_k)$$
 - ★ ≡ Độ thất bại trung bình có điều kiện, độ rủi ro trung bình có điều kiện
 - ★ $p(\mathbf{x}|\omega_k)$: hàm mật độ phân bố xác suất của các mẫu thuộc lớp mẫu ω_k
 - ★ $p(\omega_k)$: xác suất của lớp mẫu ω_k , xác suất tiên nghiệm



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Cơ sở

- Với một mẫu xác định \mathbf{x} , xác suất mẫu đó thuộc lớp mẫu ω_i nào đó: $p(\omega_i|\mathbf{x})$
- Một mẫu \mathbf{x} thực tế thuộc lớp mẫu ω_i nhưng được phân loại vào lớp mẫu ω_j
⇒ Xảy ra thất bại phân loại: L_{ij}
- Một mẫu \mathbf{x} có thể thuộc bất cứ một lớp mẫu nào trong W lớp mẫu
 - ▶ Độ thất bại phân loại trung bình xảy ra trong việc phân mẫu \mathbf{x} và lớp mẫu ω_j :
$$r_j(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\omega_k|\mathbf{x}) = \frac{1}{p(\mathbf{x})} \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\mathbf{x}|\omega_k) p(\omega_k)$$
$$\approx \sum_{k=1}^W L_{kj} p(\mathbf{x}|\omega_k) p(\omega_k)$$
 - ★ ≡ Độ thất bại trung bình có điều kiện, độ rủi ro trung bình có điều kiện
 - ★ $p(\mathbf{x}|\omega_k)$: hàm mật độ phân bố xác suất của các mẫu thuộc lớp mẫu ω_k
 - ★ $p(\omega_k)$: xác suất của lớp mẫu ω_k , xác suất tiên nghiệm

Phân loại Bayes

Thực hiện gán một mẫu cần phân loại \mathbf{x} vào lớp mẫu ω_i nếu $r_i(\mathbf{x}) < r_j(\mathbf{x})$
($j = 1, 2, \dots, W$)

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Cơ sở - Hàm quyết định

- $L_{ij} = 1 - \delta_{ij}$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Cơ sở - Hàm quyết định

- $L_{ij} = 1 - \delta_{ij}$
 - ▶ $\delta_{ij} = 1$ nếu $i = j$: Phân loại đúng có độ thất bại phân loại bằng 0



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Cơ sở - Hàm quyết định

- $L_{ij} = 1 - \delta_{ij}$

- ▶ $\delta_{ij} = 1$ nếu $i = j$: Phân loại đúng có độ thắt bại phân loại bằng 0
- ▶ $\delta_{ij} = 0$ nếu $i \neq j$: Mọi phân loại sai đều có độ thắt bại phân loại bằng 1



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Cơ sở - Hàm quyết định

- $L_{ij} = 1 - \delta_{ij}$
 - ▶ $\delta_{ij} = 1$ nếu $i = j$: Phân loại đúng có độ thắt bại phân loại bằng 0
 - ▶ $\delta_{ij} = 0$ nếu $i \neq j$: Mọi phân loại sai đều có độ thắt bại phân loại bằng 1
- $r_j(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^W (1 - \delta_{kj}) p(\mathbf{x}|\omega_k) p(\omega_k)$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Cơ sở - Hàm quyết định

- $L_{ij} = 1 - \delta_{ij}$
 - ▶ $\delta_{ij} = 1$ nếu $i = j$: Phân loại đúng có độ thắt bại phân loại bằng 0
 - ▶ $\delta_{ij} = 0$ nếu $i \neq j$: Mọi phân loại sai đều có độ thắt bại phân loại bằng 1
- $r_j(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^W (1 - \delta_{kj}) p(\mathbf{x}|\omega_k) p(\omega_k) = p(\mathbf{x}) - p(\mathbf{x}|\omega_j) p(\omega_j)$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Cơ sở - Hàm quyết định

- $L_{ij} = 1 - \delta_{ij}$
 - ▶ $\delta_{ij} = 1$ nếu $i = j$: Phân loại đúng có độ thắt bại phân loại bằng 0
 - ▶ $\delta_{ij} = 0$ nếu $i \neq j$: Mọi phân loại sai đều có độ thắt bại phân loại bằng 1
- $r_j(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^W (1 - \delta_{kj}) p(\mathbf{x}|\omega_k) p(\omega_k) = p(\mathbf{x}) - p(\mathbf{x}|\omega_j) p(\omega_j)$
- \Rightarrow Phân loại Bayes sẽ phân mẫu \mathbf{x} và lớp mẫu ω_i nếu $\forall j \in [1, W], j \neq i$:
 $p(\mathbf{x}|\omega_i) p(\omega_i) > p(\mathbf{x}|\omega_j) p(\omega_j)$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Cơ sở - Hàm quyết định

- $L_{ij} = 1 - \delta_{ij}$
 - ▶ $\delta_{ij} = 1$ nếu $i = j$: Phân loại đúng có độ thât bại phân loại bằng 0
 - ▶ $\delta_{ij} = 0$ nếu $i \neq j$: Mọi phân loại sai đều có độ thât bại phân loại bằng 1
- $r_j(\mathbf{x}) = \sum_{k=1}^W (1 - \delta_{kj}) p(\mathbf{x}|\omega_k) p(\omega_k) = p(\mathbf{x}) - p(\mathbf{x}|\omega_j) p(\omega_j)$
- \Rightarrow Phân loại Bayes sẽ phân mẫu \mathbf{x} và lớp mẫu ω_i nếu $\forall j \in [1, W], j \neq i$:
 $p(\mathbf{x}|\omega_i) p(\omega_i) > p(\mathbf{x}|\omega_j) p(\omega_j)$

Hàm quyết định Bayes

$$d_j(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}|\omega_j) p(\omega_j) \quad (j = 1, 2, \dots, W)$$

Nhận dạng ảnh

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

- Phân loại lớp Bayes đạt tối ưu theo nghĩa tối thiểu hóa độ thất bại phân loại trung bình

Nhận dạng ảnh

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

- Phân loại lớp Bayes đạt tối ưu theo nghĩa tối thiểu hóa độ thất bại phân loại trung bình

- ▶ Yêu cầu biết: (1) hàm mật độ phân bô xác suất các mẫu x thuộc lớp ω_j : $p(x|\omega_j)$; (2) xác suất của lớp mẫu ω_j : $p(\omega_j)$

Nhận dạng ảnh

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

- Phân loại lớp Bayes đạt tối ưu theo nghĩa tối thiểu hóa độ thất bại phân loại trung bình

- ▶ Yêu cầu biết: (1) hàm mật độ phân bô xác suất các mẫu \mathbf{x} thuộc lớp ω_j : $p(\mathbf{x}|\omega_j)$; (2) xác suất của lớp mẫu ω_j : $p(\omega_j)$
 - ★ \Rightarrow Cần ước lượng các hàm xác suất này

Nhận dạng ảnh

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

- Phân loại lớp Bayes đạt tối ưu theo nghĩa tối thiểu hóa độ thất bại phân loại trung bình
 - ▶ Yêu cầu biết: (1) hàm mật độ phân bô xác suất các mẫu x thuộc lớp ω_j : $p(x|\omega_j)$; (2) xác suất của lớp mẫu ω_j : $p(\omega_j)$
 - ★ ⇒ Cần ước lượng các hàm xác suất này
- Ước lượng $p(\omega_j)$: dựa vào thông tin bài toán

Nhận dạng ảnh

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

- Phân loại lớp Bayes đạt tối ưu theo nghĩa tối thiểu hóa độ thất bại phân loại trung bình
 - ▶ Yêu cầu biết: (1) hàm mật độ phân bô xác suất các mẫu x thuộc lớp ω_j : $p(x|\omega_j)$; (2) xác suất của lớp mẫu ω_j : $p(\omega_j)$
 - ★ ⇒ Cần ước lượng các hàm xác suất này
- Ước lượng $p(\omega_j)$: dựa vào thông tin bài toán
 - ▶ Thường cho các lớp mẫu có xác suất tương đồng: $p(\omega_j) = \frac{1}{W}$

Nhận dạng ảnh

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

- Phân loại lớp Bayes đạt tối ưu theo nghĩa tối thiểu hóa độ thất bại phân loại trung bình
 - ▶ Yêu cầu biết: (1) hàm mật độ phân bô xác suất các mẫu x thuộc lớp ω_j : $p(x|\omega_j)$; (2) xác suất của lớp mẫu ω_j : $p(\omega_j)$
 - ★ ⇒ Cần ước lượng các hàm xác suất này
- Ước lượng $p(\omega_j)$: dựa vào thông tin bài toán
 - ▶ Thường cho các lớp mẫu có xác suất tương đồng: $p(\omega_j) = \frac{1}{W}$
- Ước lượng $p(x|\omega_j)$: phức tạp

Nhận dạng ảnh

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

- Phân loại lớp Bayes đạt tối ưu theo nghĩa tối thiểu hóa độ thất bại phân loại trung bình
 - ▶ Yêu cầu biết: (1) hàm mật độ phân bô xác suất các mẫu \mathbf{x} thuộc lớp ω_j : $p(\mathbf{x}|\omega_j)$; (2) xác suất của lớp mẫu ω_j : $p(\omega_j)$
 - ★ ⇒ Cần ước lượng các hàm xác suất này
- Ước lượng $p(\omega_j)$: dựa vào thông tin bài toán
 - ▶ Thường cho các lớp mẫu có xác suất tương đồng: $p(\omega_j) = \frac{1}{W}$
- Ước lượng $p(\mathbf{x}|\omega_j)$: phức tạp
 - ▶ Xấp xỉ phân bô Gausse: $p(\mathbf{x}|\omega_j) = \frac{1}{\sqrt[2]{2\pi} \sqrt{|\mathbf{C}_j|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)}$



Nhận dạng ảnh

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

- Phân loại lớp Bayes đạt tối ưu theo nghĩa tối thiểu hóa độ thất bại phân loại trung bình

- ▶ Yêu cầu biết: (1) hàm mật độ phân bô xác suất các mẫu \mathbf{x} thuộc lớp ω_j : $p(\mathbf{x}|\omega_j)$; (2) xác suất của lớp mẫu ω_j : $p(\omega_j)$
 - ★ ⇒ Cần ước lượng các hàm xác suất này

- Ước lượng $p(\omega_j)$: dựa vào thông tin bài toán

- ▶ Thường cho các lớp mẫu có xác suất tương đồng: $p(\omega_j) = \frac{1}{W}$

- Ước lượng $p(\mathbf{x}|\omega_j)$: phức tạp

- ▶ Xấp xỉ phân bô Gausse: $p(\mathbf{x}|\omega_j) = \frac{1}{\sqrt[3]{2\pi}\sqrt{|\mathbf{C}_j|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)}$
 - ★ Véc-tơ trung bình: $\mathbf{m}_j = E_j\{\mathbf{x}\}$



Nhận dạng ảnh

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

- Phân loại lớp Bayes đạt tối ưu theo nghĩa tối thiểu hóa độ thất bại phân loại trung bình
 - ▶ Yêu cầu biết: (1) hàm mật độ phân bô xác suất các mẫu \mathbf{x} thuộc lớp ω_j : $p(\mathbf{x}|\omega_j)$; (2) xác suất của lớp mẫu ω_j : $p(\omega_j)$
 - ★ ⇒ Cần ước lượng các hàm xác suất này
- Ước lượng $p(\omega_j)$: dựa vào thông tin bài toán
 - ▶ Thường cho các lớp mẫu có xác suất tương đồng: $p(\omega_j) = \frac{1}{W}$
- Ước lượng $p(\mathbf{x}|\omega_j)$: phức tạp
 - ▶ Xấp xỉ phân bô Gausse: $p(\mathbf{x}|\omega_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sqrt{|\mathbf{C}_j|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)}$
 - ★ Véc-tơ trung bình: $\mathbf{m}_j = E_j\{\mathbf{x}\} = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_j} \mathbf{x}$ ($N_j = |\omega_j|$)

Nhận dạng ảnh

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

- Phân loại lớp Bayes đạt tối ưu theo nghĩa tối thiểu hóa độ thất bại phân loại trung bình

- ▶ Yêu cầu biết: (1) hàm mật độ phân bô xác suất các mẫu \mathbf{x} thuộc lớp ω_j : $p(\mathbf{x}|\omega_j)$; (2) xác suất của lớp mẫu ω_j : $p(\omega_j)$
 - ★ ⇒ Cần ước lượng các hàm xác suất này

- Ước lượng $p(\omega_j)$: dựa vào thông tin bài toán

- ▶ Thường cho các lớp mẫu có xác suất tương đồng: $p(\omega_j) = \frac{1}{W}$

- Ước lượng $p(\mathbf{x}|\omega_j)$: phức tạp

- ▶ Xấp xỉ phân bô Gausse: $p(\mathbf{x}|\omega_j) = \frac{1}{\sqrt[3]{2\pi}\sqrt{|\mathbf{C}_j|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)}$

- ★ Véc-tơ trung bình: $\mathbf{m}_j = E_j\{\mathbf{x}\} = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_j} \mathbf{x}$ ($N_j = |\omega_j|$)

- ★ Ma trận hiệp phương sai: $\mathbf{C}_j = E_j\{(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)^T (\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)\}$



Nhận dạng ảnh

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

- Phân loại lớp Bayes đạt tối ưu theo nghĩa tối thiểu hóa độ thất bại phân loại trung bình

- ▶ Yêu cầu biết: (1) hàm mật độ phân bô xác suất các mẫu \mathbf{x} thuộc lớp ω_j : $p(\mathbf{x}|\omega_j)$; (2) xác suất của lớp mẫu ω_j : $p(\omega_j)$
 - ★ ⇒ Cần ước lượng các hàm xác suất này

- Ước lượng $p(\omega_j)$: dựa vào thông tin bài toán

- ▶ Thường cho các lớp mẫu có xác suất tương đồng: $p(\omega_j) = \frac{1}{W}$

- Ước lượng $p(\mathbf{x}|\omega_j)$: phức tạp

- ▶ Xấp xỉ phân bô Gausse: $p(\mathbf{x}|\omega_j) = \frac{1}{\sqrt[3]{2\pi}\sqrt{|\mathbf{C}_j|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)}$

- $$\star \text{ Véc-tơ trung bình: } \mathbf{m}_j = E_j\{\mathbf{x}\} = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_j} \mathbf{x} \quad (N_j = |\omega_j|)$$

- $$\star \text{ Ma trận hiệp phương sai: } \mathbf{C}_j = E_j\{(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)^T (\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)\} = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_j} \mathbf{x}\mathbf{x}^T - \mathbf{m}_j\mathbf{m}_j^T$$



Nhận dạng ảnh

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

- Phân loại lớp Bayes đạt tối ưu theo nghĩa tối thiểu hóa độ thất bại phân loại trung bình
 - ▶ Yêu cầu biết: (1) hàm mật độ phân bô xác suất các mẫu \mathbf{x} thuộc lớp ω_j : $p(\mathbf{x}|\omega_j)$; (2) xác suất của lớp mẫu ω_j : $p(\omega_j)$
 - ★ ⇒ Cần ước lượng các hàm xác suất này
- Ước lượng $p(\omega_j)$: dựa vào thông tin bài toán
 - ▶ Thường cho các lớp mẫu có xác suất tương đồng: $p(\omega_j) = \frac{1}{W}$
- Ước lượng $p(\mathbf{x}|\omega_j)$: phức tạp
 - ▶ Xấp xỉ phân bô Gausse: $p(\mathbf{x}|\omega_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sqrt{|\mathbf{C}_j|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)}$
 - ★ Véc-tơ trung bình: $\mathbf{m}_j = E_j\{\mathbf{x}\} = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_j} \mathbf{x}$ ($N_j = |\omega_j|$)
 - ★ Ma trận hiệp phương sai: $\mathbf{C}_j = E_j\{(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)^T (\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)\} = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_j} \mathbf{x}\mathbf{x}^T - \mathbf{m}_j\mathbf{m}_j^T$
- Xét $d_j(\mathbf{x}) = \ln(p(\mathbf{x}|\omega_j)p(\omega_j))$



Nhận dạng ảnh

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

- Phân loại lớp Bayes đạt tối ưu theo nghĩa tối thiểu hóa độ thất bại phân loại trung bình

- ▶ Yêu cầu biết: (1) hàm mật độ phân bô xác suất các mẫu \mathbf{x} thuộc lớp ω_j : $p(\mathbf{x}|\omega_j)$; (2) xác suất của lớp mẫu ω_j : $p(\omega_j)$
 - ★ ⇒ Cần ước lượng các hàm xác suất này

- Ước lượng $p(\omega_j)$: dựa vào thông tin bài toán

- ▶ Thường cho các lớp mẫu có xác suất tương đồng: $p(\omega_j) = \frac{1}{W}$

- Ước lượng $p(\mathbf{x}|\omega_j)$: phức tạp

- ▶ Xấp xỉ phân bô Gausse: $p(\mathbf{x}|\omega_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sqrt{|\mathbf{C}_j|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)}$

- ★ Véc-tơ trung bình: $\mathbf{m}_j = E_j\{\mathbf{x}\} = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_j} \mathbf{x}$ ($N_j = |\omega_j|$)

- ★ Ma trận hiệp phương sai: $\mathbf{C}_j = E_j\{(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)^T (\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)\} = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_j} \mathbf{x}\mathbf{x}^T - \mathbf{m}_j\mathbf{m}_j^T$

- Xét $d_j(\mathbf{x}) = \ln\left(p(\mathbf{x}|\omega_j)p(\omega_j)\right) = \ln(p(\mathbf{x}|\omega_j)) + \ln(p(\omega_j))$



Nhận dạng ảnh

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

- Phân loại lớp Bayes đạt tối ưu theo nghĩa tối thiểu hóa độ thất bại phân loại trung bình

- ▶ Yêu cầu biết: (1) hàm mật độ phân bô xác suất các mẫu \mathbf{x} thuộc lớp ω_j : $p(\mathbf{x}|\omega_j)$; (2) xác suất của lớp mẫu ω_j : $p(\omega_j)$
 - ★ ⇒ Cần ước lượng các hàm xác suất này

- Ước lượng $p(\omega_j)$: dựa vào thông tin bài toán

- ▶ Thường cho các lớp mẫu có xác suất tương đồng: $p(\omega_j) = \frac{1}{W}$

- Ước lượng $p(\mathbf{x}|\omega_j)$: phức tạp

- ▶ Xấp xỉ phân bô Gausse: $p(\mathbf{x}|\omega_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sqrt{|\mathbf{C}_j|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)}$
 - ★ Véc-tơ trung bình: $\mathbf{m}_j = E_j\{\mathbf{x}\} = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_j} \mathbf{x}$ ($N_j = |\omega_j|$)
 - ★ Ma trận hiệp phương sai: $\mathbf{C}_j = E_j\{(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)^T (\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)\} = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_j} \mathbf{x} \mathbf{x}^T - \mathbf{m}_j \mathbf{m}_j^T$

- Xét $d_j(\mathbf{x}) = \ln(p(\mathbf{x}|\omega_j)p(\omega_j)) = \ln(p(\mathbf{x}|\omega_j)) + \ln(p(\omega_j))$

- ▶ $\Rightarrow d_j(\mathbf{x}) = \ln(p(\omega_j)) - \frac{1}{2} \ln(|\mathbf{C}_j|) - \frac{1}{2} [(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)]$ ($j = 1, 2, \dots, W$)



Nhận dạng ảnh

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

- Phân loại lớp Bayes đạt tối ưu theo nghĩa tối thiểu hóa độ thất bại phân loại trung bình
 - ▶ Yêu cầu biết: (1) hàm mật độ phân bô xác suất các mẫu \mathbf{x} thuộc lớp ω_j : $p(\mathbf{x}|\omega_j)$; (2) xác suất của lớp mẫu ω_j : $p(\omega_j)$
 - ★ ⇒ Cần ước lượng các hàm xác suất này
- Ước lượng $p(\omega_j)$: dựa vào thông tin bài toán
 - ▶ Thường cho các lớp mẫu có xác suất tương đồng: $p(\omega_j) = \frac{1}{W}$
- Ước lượng $p(\mathbf{x}|\omega_j)$: phức tạp
 - ▶ Xấp xỉ phân bô Gausse: $p(\mathbf{x}|\omega_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sqrt{|\mathbf{C}_j|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)}$
 - ★ Véc-tơ trung bình: $\mathbf{m}_j = E_j\{\mathbf{x}\} = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_j} \mathbf{x}$ ($N_j = |\omega_j|$)
 - ★ Ma trận hiệp phương sai: $\mathbf{C}_j = E_j\{(\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)^T (\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)\} = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_j} \mathbf{x}\mathbf{x}^T - \mathbf{m}_j\mathbf{m}_j^T$
- Xét $d_j(\mathbf{x}) = \ln(p(\mathbf{x}|\omega_j)p(\omega_j)) = \ln(p(\mathbf{x}|\omega_j)) + \ln(p(\omega_j))$
 - ▶ $\Rightarrow d_j(\mathbf{x}) = \ln(p(\omega_j)) - \frac{1}{2}\ln(|\mathbf{C}_j|) - \frac{1}{2}[(\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)]$ ($j = 1, 2, \dots, W$)
 - ★ Nếu $\mathbf{C}_j = \mathbf{C}$ ($j = 1, 2, \dots, W$) $\Rightarrow d_j(\mathbf{x}) = \ln(p(\omega_j)) + \mathbf{x}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{m}_j - \frac{1}{2} \mathbf{m}_j^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{m}_j$ ($j = 1, 2, \dots, W$)

Nhận dạng ảnh

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

- Phân loại lớp Bayes đạt tối ưu theo nghĩa tối thiểu hóa độ thất bại phân loại trung bình

- ▶ Yêu cầu biết: (1) hàm mật độ phân bô xác suất các mẫu \mathbf{x} thuộc lớp ω_j : $p(\mathbf{x}|\omega_j)$; (2) xác suất của lớp mẫu ω_j : $p(\omega_j)$
 - ★ ⇒ Cần ước lượng các hàm xác suất này

- Ước lượng $p(\omega_j)$: dựa vào thông tin bài toán

- ▶ Thường cho các lớp mẫu có xác suất tương đồng: $p(\omega_j) = \frac{1}{W}$

- Ước lượng $p(\mathbf{x}|\omega_j)$: phức tạp

- ▶ Xấp xỉ phân bô Gausse: $p(\mathbf{x}|\omega_j) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sqrt{|\mathbf{C}_j|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)}$

- ★ Véc-tơ trung bình: $\mathbf{m}_j = E_j\{\mathbf{x}\} = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_j} \mathbf{x}$ ($N_j = |\omega_j|$)

- ★ Ma trận hiệp phương sai: $\mathbf{C}_j = E_j\{(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)^T (\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)\} = \frac{1}{N_j} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_j} \mathbf{x}\mathbf{x}^T - \mathbf{m}_j\mathbf{m}_j^T$

- Xét $d_j(\mathbf{x}) = \ln(p(\mathbf{x}|\omega_j)p(\omega_j)) = \ln(p(\mathbf{x}|\omega_j)) + \ln(p(\omega_j))$

- ▶ $\Rightarrow d_j(\mathbf{x}) = \ln(p(\omega_j)) - \frac{1}{2}\ln(|\mathbf{C}_j|) - \frac{1}{2}[(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)]$ ($j = 1, 2, \dots, W$)
 - ★ Nếu $\mathbf{C}_j = \mathbf{C}$ ($j = 1, 2, \dots, W$) $\Rightarrow d_j(\mathbf{x}) = \ln(p(\omega_j)) + \mathbf{x}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{m}_j - \frac{1}{2} \mathbf{m}_j^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{m}_j$ ($j = 1, 2, \dots, W$)
 - ★ Nếu $\mathbf{C} = \mathbf{I}$ (ma trận đơn vị), và $p(\omega_j) = 1/W \Rightarrow d_j(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{m}_j - \frac{1}{2} \mathbf{m}_j^T \mathbf{m}_j$



Nhận dạng ảnh

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

- Nếu $p(\omega_i|\mathbf{x}) > p(\omega_j|\mathbf{x}) \forall j \neq i \Rightarrow \mathbf{x} \in \omega_i$

Nhận dạng ảnh

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

- Nếu $p(\omega_i|\mathbf{x}) > p(\omega_j|\mathbf{x}) \forall j \neq i \Rightarrow \mathbf{x} \in \omega_i$
 - ▶ $p(\omega_k|\mathbf{x})$: xác suất thuộc lớp ω_k khi đã quan sát thấy mẫu \mathbf{x} xuất hiện

Nhận dạng ảnh

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

- Nếu $p(\omega_i|\mathbf{x}) > p(\omega_j|\mathbf{x}) \forall j \neq i \Rightarrow \mathbf{x} \in \omega_i$
 - ▶ $p(\omega_k|\mathbf{x})$: xác suất thuộc lớp ω_k khi đã quan sát thấy mẫu \mathbf{x} xuất hiện
- \Leftrightarrow Hàm quyết định $d_j(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}|\omega_j)p(\omega_j)$ ($j = 1, 2, \dots, W$)



Nhận dạng ảnh

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

- Nếu $p(\omega_i|\mathbf{x}) > p(\omega_j|\mathbf{x}) \forall j \neq i \Rightarrow \mathbf{x} \in \omega_i$
 - ▶ $p(\omega_k|\mathbf{x})$: xác suất thuộc lớp ω_k khi đã quan sát thấy mẫu \mathbf{x} xuất hiện
- \Leftrightarrow Hàm quyết định $d_j(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}|\omega_j)p(\omega_j)$ ($j = 1, 2, \dots, W$)
 - ▶ $p(\mathbf{x}|\omega_j)$: hàm mật độ phân bô xác suất của các mẫu trong lớp ω_j

Nhận dạng ảnh

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

- Nếu $p(\omega_i|\mathbf{x}) > p(\omega_j|\mathbf{x}) \forall j \neq i \Rightarrow \mathbf{x} \in \omega_i$
 - ▶ $p(\omega_k|\mathbf{x})$: xác suất thuộc lớp ω_k khi đã quan sát thấy mẫu \mathbf{x} xuất hiện
- \Leftrightarrow Hàm quyết định $d_j(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}|\omega_j)p(\omega_j)$ ($j = 1, 2, \dots, W$)
 - ▶ $p(\mathbf{x}|\omega_j)$: hàm mật độ phân bô xác suất của các mẫu trong lớp ω_j
 - ▶ $p(\omega_j)$: xác suất tiên nghiệm của lớp mẫu thứ j ($j = 1, 2, \dots, W$)

Nhận dạng ảnh

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

- Nếu $p(\omega_i|\mathbf{x}) > p(\omega_j|\mathbf{x}) \forall j \neq i \Rightarrow \mathbf{x} \in \omega_i$
 - ▶ $p(\omega_k|\mathbf{x})$: xác suất thuộc lớp ω_k khi đã quan sát thấy mẫu \mathbf{x} xuất hiện
- \Leftrightarrow Hàm quyết định $d_j(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}|\omega_j)p(\omega_j)$ ($j = 1, 2, \dots, W$)
 - ▶ $p(\mathbf{x}|\omega_j)$: hàm mật độ phân bô xác suất của các mẫu trong lớp ω_j
 - ▶ $p(\omega_j)$: xác suất tiên nghiệm của lớp mẫu thứ j ($j = 1, 2, \dots, W$)
- \Rightarrow Cần ước lượng các hàm $p(\mathbf{x}|\omega_j)$ và $p(\omega_j)$



Nhận dạng ảnh

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

- Nếu $p(\omega_i|\mathbf{x}) > p(\omega_j|\mathbf{x}) \forall j \neq i \Rightarrow \mathbf{x} \in \omega_i$
 - ▶ $p(\omega_k|\mathbf{x})$: xác suất thuộc lớp ω_k khi đã quan sát thấy mẫu \mathbf{x} xuất hiện
- \Leftrightarrow Hàm quyết định $d_j(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}|\omega_j)p(\omega_j)$ ($j = 1, 2, \dots, W$)
 - ▶ $p(\mathbf{x}|\omega_j)$: hàm mật độ phân bô xác suất của các mẫu trong lớp ω_j
 - ▶ $p(\omega_j)$: xác suất tiên nghiệm của lớp mẫu thứ j ($j = 1, 2, \dots, W$)
- \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

Nhận dạng ảnh

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

- Nếu $p(\omega_i|\mathbf{x}) > p(\omega_j|\mathbf{x}) \forall j \neq i \Rightarrow \mathbf{x} \in \omega_i$
 - ▶ $p(\omega_k|\mathbf{x})$: xác suất thuộc lớp ω_k khi đã quan sát thấy mẫu \mathbf{x} xuất hiện
- \Leftrightarrow Hàm quyết định $d_j(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}|\omega_j)p(\omega_j)$ ($j = 1, 2, \dots, W$)
 - ▶ $p(\mathbf{x}|\omega_j)$: hàm mật độ phân bô xác suất của các mẫu trong lớp ω_j
 - ▶ $p(\omega_j)$: xác suất tiên nghiệm của lớp mẫu thứ j ($j = 1, 2, \dots, W$)
- \Rightarrow Cân 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: $p(\omega_j) = \frac{1}{W}$

Nhận dạng ảnh

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

- Nếu $p(\omega_i|\mathbf{x}) > p(\omega_j|\mathbf{x}) \forall j \neq i \Rightarrow \mathbf{x} \in \omega_i$
 - ▶ $p(\omega_k|\mathbf{x})$: xác suất thuộc lớp ω_k khi đã quan sát thấy mẫu \mathbf{x} xuất hiện
- \Leftrightarrow Hàm quyết định $d_j(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}|\omega_j)p(\omega_j)$ ($j = 1, 2, \dots, W$)
 - ▶ $p(\mathbf{x}|\omega_j)$: hàm mật độ phân bô xác suất của các mẫu trong lớp ω_j
 - ▶ $p(\omega_j)$: xác suất tiên nghiệm của lớp mẫu thứ j ($j = 1, 2, \dots, W$)
- \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

Nhận dạng ảnh

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

- Nếu $p(\omega_i|\mathbf{x}) > p(\omega_j|\mathbf{x}) \forall j \neq i \Rightarrow \mathbf{x} \in \omega_i$
 - ▶ $p(\omega_k|\mathbf{x})$: xác suất thuộc lớp ω_k khi đã quan sát thấy mẫu \mathbf{x} xuất hiện
- \Leftrightarrow Hàm quyết định $d_j(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}|\omega_j)p(\omega_j)$ ($j = 1, 2, \dots, W$)
 - ▶ $p(\mathbf{x}|\omega_j)$: hàm mật độ phân bô xác suất của các mẫu trong lớp ω_j
 - ▶ $p(\omega_j)$: xác suất tiên nghiệm của lớp mẫu thứ j ($j = 1, 2, \dots, W$)
- \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 bô Gausse: $p(\mathbf{x}|\omega_j) = \frac{1}{\sqrt[3]{2\pi}\sqrt{|\mathbf{C}_j|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)}$



Nhận dạng ảnh

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

- Nếu $p(\omega_i|\mathbf{x}) > p(\omega_j|\mathbf{x}) \forall j \neq i \Rightarrow \mathbf{x} \in \omega_i$
 - ▶ $p(\omega_k|\mathbf{x})$: xác suất thuộc lớp ω_k khi đã quan sát thấy mẫu \mathbf{x} xuất hiện
- \Leftrightarrow Hàm quyết định $d_j(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}|\omega_j)p(\omega_j)$ ($j = 1, 2, \dots, W$)
 - ▶ $p(\mathbf{x}|\omega_j)$: hàm mật độ phân bô xác suất của các mẫu trong lớp ω_j
 - ▶ $p(\omega_j)$: xác suất tiên nghiệm của lớp mẫu thứ j ($j = 1, 2, \dots, W$)
- \Rightarrow Cân 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 bô Gausse: $p(\mathbf{x}|\omega_j) = \frac{1}{\sqrt[3]{2\pi}\sqrt{|\mathbf{C}_j|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)}$
 - ★ \mathbf{m}_j , \mathbf{C}_j : véc-tơ trung bình, ma trận hiệp phương sai của lớp ω_j



Nhận dạng ảnh

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

- Nếu $p(\omega_i|\mathbf{x}) > p(\omega_j|\mathbf{x}) \forall j \neq i \Rightarrow \mathbf{x} \in \omega_i$
 - ▶ $p(\omega_k|\mathbf{x})$: xác suất thuộc lớp ω_k khi đã quan sát thấy mẫu \mathbf{x} xuất hiện
- \Leftrightarrow Hàm quyết định $d_j(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}|\omega_j)p(\omega_j)$ ($j = 1, 2, \dots, W$)
 - ▶ $p(\mathbf{x}|\omega_j)$: hàm mật độ phân bô xác suất của các mẫu trong lớp ω_j
 - ▶ $p(\omega_j)$: xác suất tiên nghiệm của lớp mẫu thứ j ($j = 1, 2, \dots, W$)
- \Rightarrow Cân 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 bô Gausse: $p(\mathbf{x}|\omega_j) = \frac{1}{\sqrt[3]{2\pi}\sqrt{|\mathbf{C}_j|}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x}-\mathbf{m}_j)}$
 - ★ \mathbf{m}_j , \mathbf{C}_j : véc-tơ trung bình, ma trận hiệp phương sai của lớp ω_j
- Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse:
$$d_j(\mathbf{x}) = \ln(p(\omega_j)) - \frac{1}{2}\ln(|\mathbf{C}_j|) - \frac{1}{2}[(\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)^T \mathbf{C}_j^{-1} (\mathbf{x} - \mathbf{m}_j)] \quad (j = 1, 2, \dots, W)$$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa (1)

Xem xét bài toán 1-D ($n = 1$) với $W = 2$ lớp mẫu có hàm mật độ phân bố xác suất theo phân bố Gausse, kỳ vọng m_1, m_2 và phương sai σ_1^2, σ_2^2 tương ứng.



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa (1)

Xem xét bài toán 1-D ($n = 1$) với $W = 2$ lớp mẫu có hàm mật độ phân bố xác suất theo phân bố Gausse, kỳ vọng m_1, m_2 và phương sai σ_1^2, σ_2^2 tương ứng.

- Công thức hàm các quyết định



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa (1)

Xem xét bài toán 1-D ($n = 1$) với $W = 2$ lớp mẫu có hàm mật độ phân bố xác suất theo phân bố Gausse, kỳ vọng m_1, m_2 và phương sai σ_1^2, σ_2^2 tương ứng.

- Công thức hàm các quyết định
- Xác định biên vùng quyết định khi $p(\omega_1) = p(\omega_2) = 1/2$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa (1)

Xem xét bài toán 1-D ($n = 1$) với $W = 2$ lớp mẫu có hàm mật độ phân bố xác suất theo phân bố Gausse, kỳ vọng m_1, m_2 và phương sai σ_1^2, σ_2^2 tương ứng.

- Công thức hàm các quyết định
- Xác định biên vùng quyết định khi $p(\omega_1) = p(\omega_2) = 1/2$
- pdf của phân bố Gausse với kỳ vọng m phương sai σ^2 : $f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}}$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa (1)

Xem xét bài toán 1-D ($n = 1$) với $W = 2$ lớp mẫu có hàm mật độ phân bố xác suất theo phân bố Gausse, kỳ vọng m_1, m_2 và phương sai σ_1^2, σ_2^2 tương ứng.

- Công thức hàm các quyết định
- Xác định biên vùng quyết định khi $p(\omega_1) = p(\omega_2) = 1/2$
- pdf của phân bố Gausse với kỳ vọng m phương sai σ^2 : $f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}}$
- \Rightarrow Hàm quyết định $d_j(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j^2}} e^{-\frac{(x-m_j)^2}{2\sigma_j^2}} p(\omega_j)$ ($j = 1, 2$)

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa (1)

Xem xét bài toán 1-D ($n = 1$) với $W = 2$ lớp mẫu có hàm mật độ phân bố xác suất theo phân bố Gausse, kỳ vọng m_1, m_2 và phương sai σ_1^2, σ_2^2 tương ứng.

- Công thức hàm các quyết định
- Xác định biên vùng quyết định khi $p(\omega_1) = p(\omega_2) = 1/2$
- pdf của phân bố Gausse với kỳ vọng m phương sai σ^2 : $f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}}$
- \Rightarrow Hàm quyết định $d_j(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j^2}} e^{-\frac{(x-m_j)^2}{2\sigma_j^2}} p(\omega_j)$ ($j = 1, 2$)
- Biên vùng quyết định giữa hai lớp mẫu là một điểm x_0 thỏa mãn $d_1(x) = d_2(x)$ (hay $d_{12}(x) = d_1(x) - d_2(x) = 0$)



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa (1)

Xem xét bài toán 1-D ($n = 1$) với $W = 2$ lớp mẫu có hàm mật độ phân bố xác suất theo phân bố Gausse, kỳ vọng m_1, m_2 và phương sai σ_1^2, σ_2^2 tương ứng.

- Công thức hàm các quyết định
- Xác định biên vùng quyết định khi $p(\omega_1) = p(\omega_2) = 1/2$
- pdf của phân bố Gausse với kỳ vọng m phương sai σ^2 : $f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}}$
- \Rightarrow Hàm quyết định $d_j(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j^2}} e^{-\frac{(x-m_j)^2}{2\sigma_j^2}} p(\omega_j)$ ($j = 1, 2$)
- Biên vùng quyết định giữa hai lớp mẫu là một điểm x_0 thỏa mãn $d_1(x) = d_2(x)$ (hay $d_{12}(x) = d_1(x) - d_2(x) = 0$)
 - ▶ Vì $p(\omega_1) = p(\omega_2) \Rightarrow$ điểm biên ứng với $p(x_0|\omega_1) = p(x|\omega_2)$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa (1)

Xem xét bài toán 1-D ($n = 1$) với $W = 2$ lớp mẫu có hàm mật độ phân bố xác suất theo phân bố Gausse, kỳ vọng m_1, m_2 và phương sai σ_1^2, σ_2^2 tương ứng.

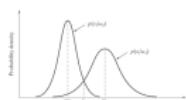
- Công thức hàm các quyết định
- Xác định biên vùng quyết định khi $p(\omega_1) = p(\omega_2) = 1/2$
- pdf của phân bố Gausse với kỳ vọng m phương sai σ^2 : $f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}}$
- \Rightarrow Hàm quyết định $d_j(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j^2}} e^{-\frac{(x-m_j)^2}{2\sigma_j^2}} p(\omega_j)$ ($j = 1, 2$)
- Biên vùng quyết định giữa hai lớp mẫu là một điểm x_0 thỏa mãn $d_1(x) = d_2(x)$ (hay $d_{12}(x) = d_1(x) - d_2(x) = 0$)
 - ▶ Vì $p(\omega_1) = p(\omega_2) \Rightarrow$ điểm biên ứng với $p(x_0|\omega_1) = p(x|\omega_2)$
 - ★ Điểm biên là điểm giao của hai hàm mật độ phân bố xác suất $p(x|\omega_1)$ và $p(x|\omega_2)$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa (1)

Xem xét bài toán 1-D ($n = 1$) với $W = 2$ lớp mẫu có hàm mật độ phân bố xác suất theo phân bố Gausse, kỳ vọng m_1, m_2 và phương sai σ_1^2, σ_2^2 tương ứng.

- Công thức hàm các quyết định
- Xác định biên vùng quyết định khi $p(\omega_1) = p(\omega_2) = 1/2$
- pdf của phân bố Gausse với kỳ vọng m phương sai σ^2 : $f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}}$
- \Rightarrow Hàm quyết định $d_j(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_j^2}} e^{-\frac{(x-m_j)^2}{2\sigma_j^2}} p(\omega_j)$ ($j = 1, 2$)
- Biên vùng quyết định giữa hai lớp mẫu là một điểm x_0 thỏa mãn $d_1(x) = d_2(x)$ (hay $d_{12}(x) = d_1(x) - d_2(x) = 0$)
 - ▶ Vì $p(\omega_1) = p(\omega_2) \Rightarrow$ điểm biên ứng với $p(x_0|\omega_1) = p(x|\omega_2)$
 - ★ Điểm biên là điểm giao của hai hàm mật độ phân bố xác suất $p(x|\omega_1)$ và $p(x|\omega_2)$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa (2)

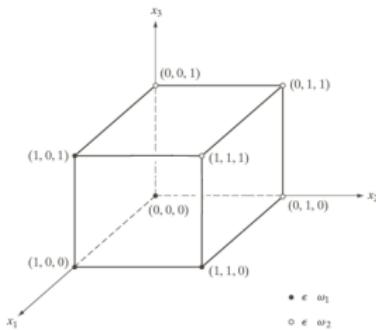
Xem xét bài toán 3-D ($n=3$) với $W = 2$
lớp mẫu có biểu diễn như hình vẽ. Giả sử
các mẫu có phân bố Gausse. Các lớp
mẫu có xác suất tương đồng nhau
 $p(\omega_1) = p(\omega_2) = 1/2$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa (2)

Xem xét bài toán 3-D ($n=3$) với $W = 2$ lớp mẫu có biểu diễn như hình vẽ. Giả sử các mẫu có phân bố Gausse. Các lớp mẫu có xác suất tương đồng nhau $p(\omega_1) = p(\omega_2) = 1/2$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa (2)

Xem xét bài toán 3-D ($n=3$) với $W = 2$
lớp mẫu có biểu diễn như hình vẽ. Giả sử
các mẫu có phân bố Gausse. Các lớp
mẫu có xác suất tương đồng nhau
 $p(\omega_1) = p(\omega_2) = 1/2$

- Véc-tơ trung bình mẫu của mỗi lớp
 $\mathbf{m}_1 = \frac{1}{4}(3, 1, 1)^T$ và $\mathbf{m}_2 = \frac{1}{4}(1, 3, 3)^T$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa (2)

Xem xét bài toán 3-D ($n=3$) với $W = 2$
lớp mẫu có biểu diễn như hình vẽ. Giả sử
các mẫu có phân bố Gausse. Các lớp
mẫu có xác suất tương đồng nhau
 $p(\omega_1) = p(\omega_2) = 1/2$

- Véc-tơ trung bình mẫu của mỗi lớp
 $\mathbf{m}_1 = \frac{1}{4}(3, 1, 1)^T$ và $\mathbf{m}_2 = \frac{1}{4}(1, 3, 3)^T$
- Ma trận hiệp phương sai

$$\mathbf{C}_1 = \mathbf{C}_2 = \mathbf{C} = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 3 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & -1 \\ 1 & -1 & 3 \end{bmatrix}$$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa (2)

Xem xét bài toán 3-D ($n=3$) với $W = 2$
lớp mẫu có biểu diễn như hình vẽ. Giả sử
các mẫu có phân bố Gausse. Các lớp
mẫu có xác suất tương đồng nhau
 $p(\omega_1) = p(\omega_2) = 1/2$

- Véc-tơ trung bình mẫu của mỗi lớp
 $\mathbf{m}_1 = \frac{1}{4}(3, 1, 1)^T$ và $\mathbf{m}_2 = \frac{1}{4}(1, 3, 3)^T$
- Ma trận hiệp phương sai

$$\mathbf{C}_1 = \mathbf{C}_2 = \mathbf{C} = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 3 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & -1 \\ 1 & -1 & 3 \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow \mathbf{C}^{-1} = \begin{bmatrix} 8 & -4 & -4 \\ -4 & 8 & 4 \\ -4 & 4 & 8 \end{bmatrix}$$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa (2)

Xem xét bài toán 3-D ($n=3$) với $W = 2$ lớp mẫu có biểu diễn như hình vẽ. Giả sử các mẫu có phân bố Gausse. Các lớp mẫu có xác suất tương đồng nhau $p(\omega_1) = p(\omega_2) = 1/2$

- Hàm quyết định $d_j(x) = x^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{m}_j - \frac{1}{2} \mathbf{m}_j^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{m}_j$

- Véc-tơ trung bình mẫu của mỗi lớp $\mathbf{m}_1 = \frac{1}{4}(3, 1, 1)^T$ và $\mathbf{m}_2 = \frac{1}{4}(1, 3, 3)^T$
- Ma trận hiệp phương sai

$$\mathbf{C}_1 = \mathbf{C}_2 = \mathbf{C} = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 3 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & -1 \\ 1 & -1 & 3 \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow \mathbf{C}^{-1} = \begin{bmatrix} 8 & -4 & -4 \\ -4 & 8 & 4 \\ -4 & 4 & 8 \end{bmatrix}$$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa (2)

Xem xét bài toán 3-D ($n=3$) với $W = 2$ lớp mẫu có biểu diễn như hình vẽ. Giả sử các mẫu có phân bố Gausse. Các lớp mẫu có xác suất tương đồng nhau $p(\omega_1) = p(\omega_2) = 1/2$

- Véc-tơ trung bình mẫu của mỗi lớp $\mathbf{m}_1 = \frac{1}{4}(3, 1, 1)^T$ và $\mathbf{m}_2 = \frac{1}{4}(1, 3, 3)^T$
- Ma trận hiệp phương sai

$$\mathbf{C}_1 = \mathbf{C}_2 = \mathbf{C} = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 3 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & -1 \\ 1 & -1 & 3 \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow \mathbf{C}^{-1} = \begin{bmatrix} 8 & -4 & -4 \\ -4 & 8 & 4 \\ -4 & 4 & 8 \end{bmatrix}$$

- Hàm quyết định

$$d_j(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{m}_j - \frac{1}{2} \mathbf{m}_j^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{m}_j$$

- ▶ $d_1(\mathbf{x}) = 4x_1 - 1.5;$
 $d_2(\mathbf{x}) = -4x_1 + 8x_2 + 8x_3 - 5.5$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa (2)

Xem xét bài toán 3-D ($n=3$) với $W = 2$ lớp mẫu có biểu diễn như hình vẽ. Giả sử các mẫu có phân bố Gausse. Các lớp mẫu có xác suất tương đồng nhau $p(\omega_1) = p(\omega_2) = 1/2$

- Véc-tơ trung bình mẫu của mỗi lớp $\mathbf{m}_1 = \frac{1}{4}(3, 1, 1)^T$ và $\mathbf{m}_2 = \frac{1}{4}(1, 3, 3)^T$
- Ma trận hiệp phương sai

$$\mathbf{C}_1 = \mathbf{C}_2 = \mathbf{C} = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 3 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & -1 \\ 1 & -1 & 3 \end{bmatrix}$$

► $\Rightarrow \mathbf{C}^{-1} = \begin{bmatrix} 8 & -4 & -4 \\ -4 & 8 & 4 \\ -4 & 4 & 8 \end{bmatrix}$

- Hàm quyết định $d_j(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{m}_j - \frac{1}{2} \mathbf{m}_j^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{m}_j$
 - $d_1(\mathbf{x}) = 4x_1 - 1.5;$
 - $d_2(\mathbf{x}) = -4x_1 + 8x_2 + 8x_3 - 5.5$

- \Rightarrow Biên vùng quyết định $d_{12}(\mathbf{x}) = d_1(\mathbf{x}) - d_2(\mathbf{x}) = 8x_1 - 8x_2 - 8x_3 + 4 = 0$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa (2)

Xem xét bài toán 3-D ($n=3$) với $W = 2$ lớp mẫu có biểu diễn như hình vẽ. Giả sử các mẫu có phân bố Gausse. Các lớp mẫu có xác suất tương đồng nhau $p(\omega_1) = p(\omega_2) = 1/2$

- Véc-tơ trung bình mẫu của mỗi lớp $\mathbf{m}_1 = \frac{1}{4}(3, 1, 1)^T$ và $\mathbf{m}_2 = \frac{1}{4}(1, 3, 3)^T$
- Ma trận hiệp phương sai

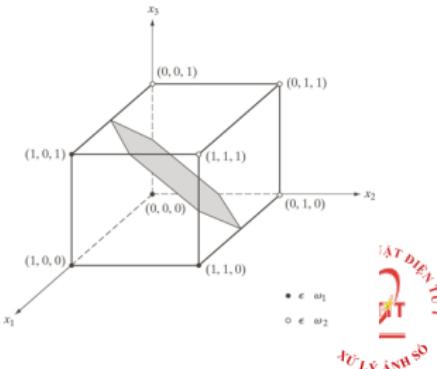
$$\mathbf{C}_1 = \mathbf{C}_2 = \mathbf{C} = \frac{1}{16} \begin{bmatrix} 3 & 1 & 1 \\ 1 & 3 & -1 \\ 1 & -1 & 3 \end{bmatrix}$$

► $\Rightarrow \mathbf{C}^{-1} = \begin{bmatrix} 8 & -4 & -4 \\ -4 & 8 & 4 \\ -4 & 4 & 8 \end{bmatrix}$

- Hàm quyết định

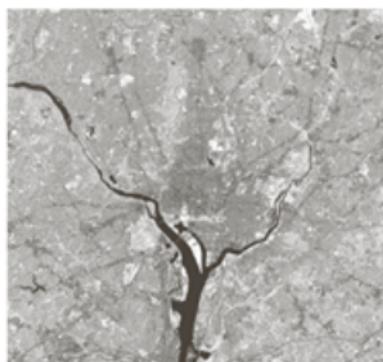
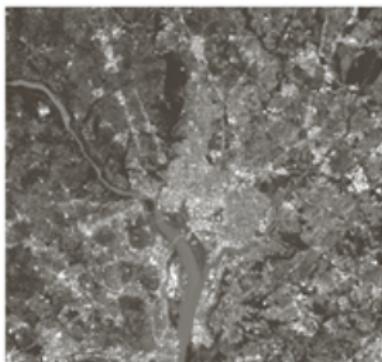
$$d_j(\mathbf{x}) = \mathbf{x}^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{m}_j - \frac{1}{2} \mathbf{m}_j^T \mathbf{C}^{-1} \mathbf{m}_j$$

► $d_1(\mathbf{x}) = 4x_1 - 1.5;$
 $d_2(\mathbf{x}) = -4x_1 + 8x_2 + 8x_3 - 5.5$



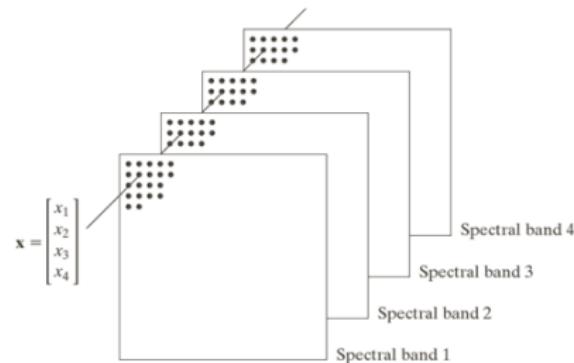
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa ứng dụng



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa ứng dụng



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa ứng dụng



Nhận dạng ảnh

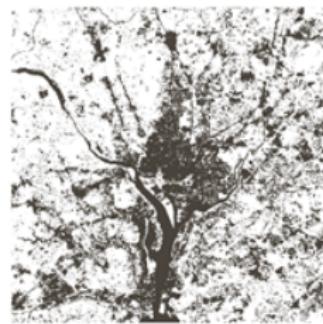
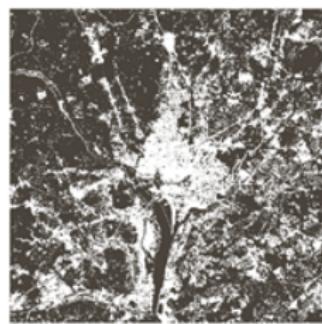
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa ứng dụng

Class	No. of Samples	Training Patterns				Independent Patterns					
		Classified into Class			% Correct	Class	No. of Samples	Classified into Class			% Correct
		1	2	3				1	2	3	
1	484	482	2	0	99.6	1	483	478	3	2	98.9
2	933	0	885	48	94.9	2	932	0	880	52	94.4
3	483	0	19	464	96.1	3	482	0	16	466	96.7



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Phân loại mẫu thông kê tối ưu - Phân loại Bayes cho các lớp mẫu Gausse - Minh họa ứng dụng



Nhận dạng ảnh

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

- \equiv Thuật toán k lảng giềng

Nhận dạng ảnh

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

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



Nhận dạng ảnh

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

- \equiv Thuật toán k lảng 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:



Nhận dạng ảnh

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

- \equiv Thuật toán k lảng 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 ($k \in \mathbb{Z}^+$) véc-tơ mẫu chuẩn lân cận "gần nhất" mẫu cần phân loại x



Nhận dạng ảnh

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

- \equiv Thuật toán k lảng 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 ($k \in \mathbb{Z}^+$) véc-tơ mẫu chuẩn lân cận "gần nhất" mẫu cần phân loại x
- ② Mẫu x được gán cho lớp ω_j nếu trong k lân cận vừa xác định được có đa số mẫu $\in \omega_j$



Nhận dạng ảnh

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

- \equiv Thuật toán k lảng 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 ($k \in \mathbb{Z}^+$) véc-tơ mẫu chuẩn lân cận "gần nhất" mẫu cần phân loại x
 - ② Mẫu x được gán cho lớp ω_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



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 ($k \in \mathbb{Z}^+$) véc-tơ mẫu chuẩn lân cận "gần nhất" mẫu cần phân loại x
- ② Mẫu x được gán cho lớp ω_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



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 ($k \in \mathbb{Z}^+$) véc-tơ mẫu chuẩn lân cận "gần nhất" mẫu cần phân loại x
- ② Mẫu x được gán cho lớp ω_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



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 ($k \in \mathbb{Z}^+$) véc-tơ mẫu chuẩn lân cận "gần nhất" mẫu cần phân loại x
- ② Mẫu x được gán cho lớp ω_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**



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 ($k \in \mathbb{Z}^+$) véc-tơ mẫu chuẩn lân cận "gần nhất" mẫu cần phân loại x
- ② Mẫu x được gán cho lớp ω_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 đông trong tập mẫu có xu thế thống trị**



Nhận dạng ảnh

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

- \equiv Thuật toán k lảng 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:

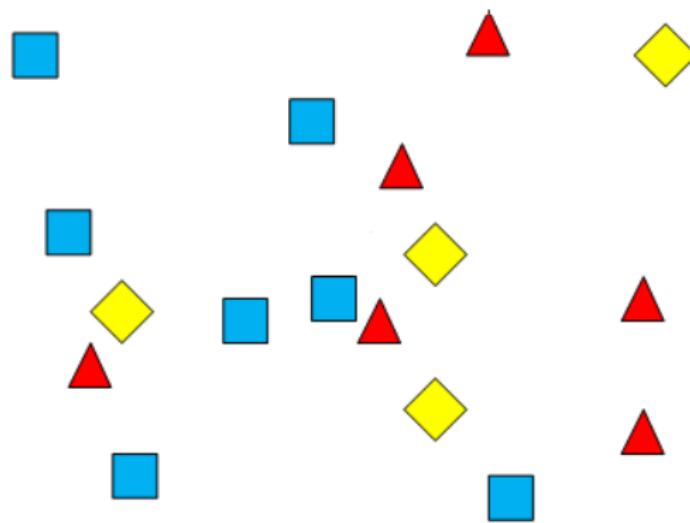
- ① Tìm kiếm k ($k \in \mathbb{Z}^+$) véc-tơ mẫu chuẩn lân cận "gần nhất" mẫu cần phân loại x
- ② Mẫu x được gán cho lớp ω_j nếu trong k lân cận vừa xác định được có đa số mẫu $\in \omega_j$

- 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 đông trong tập mẫu có xu thế thống trị**



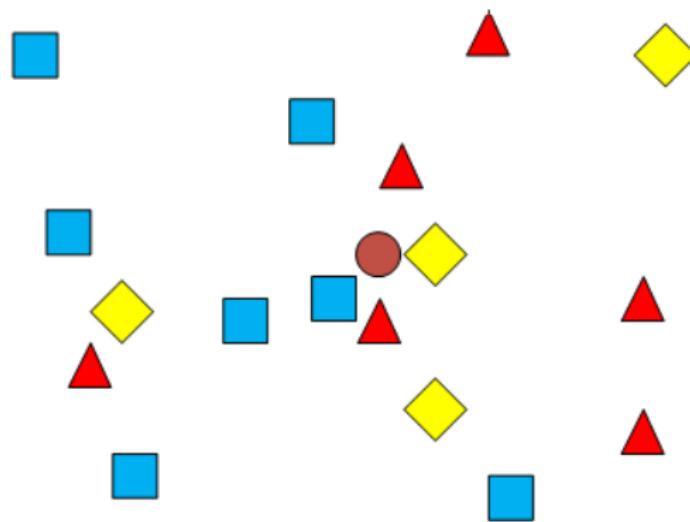
Nhận dạng ảnh

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



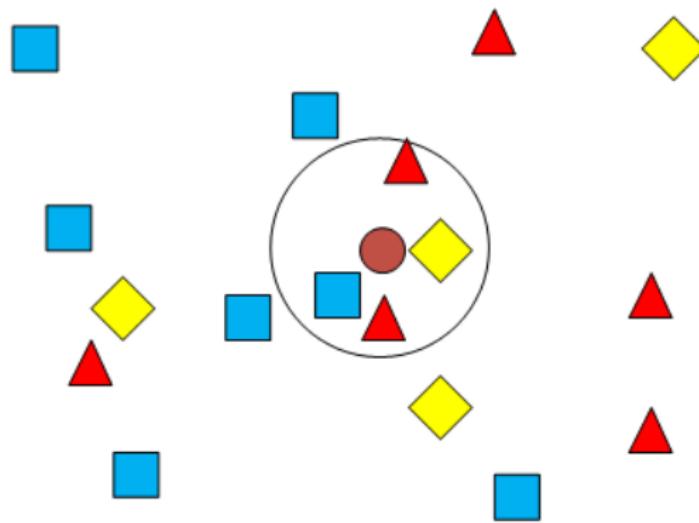
Nhận dạng ảnh

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



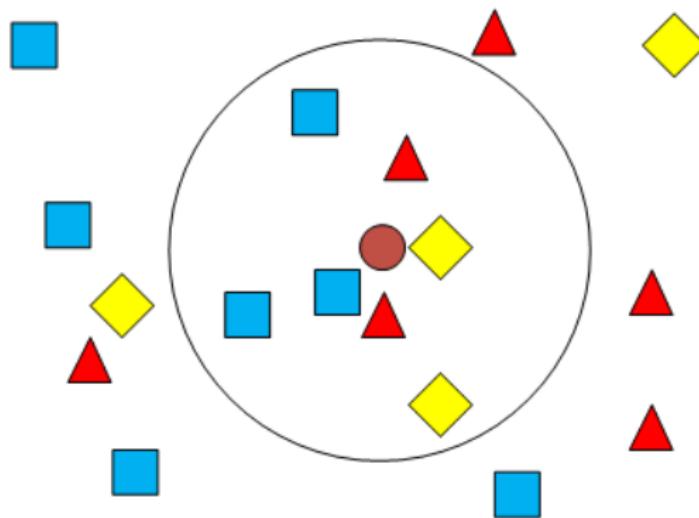
Nhận dạng ảnh

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



Nhận dạng ảnh

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



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 đơn giản

Input: Tập mẫu cần phân lớp; Chọn "độ đo" thích hợp với một ngưỡng T

Output: Tập mẫu được phân thành các lớp

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 đơn giản

Input: Tập mẫu cần phân lớp; Chọn "độ đo" thích hợp với một ngưỡng T

Output: Tập mẫu được phân thành các lớp

- ❶ Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_0 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_0$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$

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 đơn giản

Input: Tập mẫu cần phân lớp; Chọn "độ đo" thích hợp với một ngưỡng T

Output: Tập mẫu được phân thành các lớp

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_0 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_0$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ② Lặp cho đến khi tất cả các mẫu được phân nhóm hết: Lựa chọn véc-tơ mẫu x tiếp theo chưa được phân nhóm trong các mẫu còn lại:

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 đơn giản

Input: Tập mẫu cần phân lớp; Chọn "độ đo" thích hợp với một ngưỡng T

Output: Tập mẫu được phân thành các lớp

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_0 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_0$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ② Lặp cho đến khi tất cả các mẫu được phân nhóm hết: Lựa chọn véc-tơ mẫu \mathbf{x} tiếp theo chưa được phân nhóm trong các mẫu còn lại:
 - ① Tính "khoảng cách" giữa mẫu chọn với "tâm" các lớp mẫu đã được thiết lập cho đến thời điểm hiện tại: $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j)$ ($j = 1, \dots, N$)

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 đơn giản

Input: Tập mẫu cần phân lớp; Chọn "độ đo" thích hợp với một ngưỡng T

Output: Tập mẫu được phân thành các lớp

- ❶ Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_0 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_0$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ❷ Lặp cho đến khi tất cả các mẫu được phân nhóm hết: Lựa chọn véc-tơ mẫu \mathbf{x} tiếp theo chưa được phân nhóm trong các mẫu còn lại:
 - ❶ Tính "khoảng cách" giữa mẫu chọn với "tâm" các lớp mẫu đã được thiết lập cho đến thời điểm hiện tại: $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j)$ ($j = 1, \dots, N$)
 - ❷ Thực hiện so sánh các giá trị $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j)$ ($j = 1, \dots, N$) với T

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 đơn giản

Input: Tập mẫu cần phân lớp; Chọn "độ đo" thích hợp với một ngưỡng T

Output: Tập mẫu được phân thành các lớp

- ❶ Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_0 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_0$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ❷ Lặp cho đến khi tất cả các mẫu được phân nhóm hết: Lựa chọn véc-tơ mẫu \mathbf{x} tiếp theo chưa được phân nhóm trong các mẫu còn lại:
 - ❶ Tính "khoảng cách" giữa mẫu chọn với "tâm" các lớp mẫu đã được thiết lập cho đến thời điểm hiện tại: $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j)$ ($j = 1, \dots, N$)
 - ❷ Thực hiện so sánh các giá trị $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j)$ ($j = 1, \dots, N$) với T
 - * Nếu $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j) < T \Rightarrow \mathbf{x} \in \omega_j$

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 đơn giản

Input: Tập mẫu cần phân lớp; Chọn "độ đo" thích hợp với một ngưỡng T

Output: Tập mẫu được phân thành các lớp

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_0 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_0$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ② Lặp cho đến khi tất cả các mẫu được phân nhóm hết: Lựa chọn véc-tơ mẫu \mathbf{x} tiếp theo chưa được phân nhóm trong các mẫu còn lại:
 - ① Tính "khoảng cách" giữa mẫu chọn với "tâm" các lớp mẫu đã được thiết lập cho đến thời điểm hiện tại: $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j)$ ($j = 1, \dots, N$)
 - ② Thực hiện so sánh các giá trị $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j)$ ($j = 1, \dots, N$) với T
 - * Nếu $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j) < T \Rightarrow \mathbf{x} \in \omega_j$
 - * Nếu $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j) > T \forall j \Rightarrow \mathbf{x}$ được coi là mẫu chuẩn của lớp mẫu mới ω_{N+1} :
 $N+1 = 1; \mathbf{z}_{N+1} = \mathbf{x}$

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 đơn giản

Input: Tập mẫu cần phân lớp; Chọn "độ đo" thích hợp với một ngưỡng T

Output: Tập mẫu được phân thành các lớp

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_0 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_0$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ② Lặp cho đến khi tất cả các mẫu được phân nhóm hết: Lựa chọn véc-tơ mẫu \mathbf{x} tiếp theo chưa được phân nhóm trong các mẫu còn lại:
 - ① Tính "khoảng cách" giữa mẫu chọn với "tâm" các lớp mẫu đã được thiết lập cho đến thời điểm hiện tại: $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j)$ ($j = 1, \dots, N$)
 - ② Thực hiện so sánh các giá trị $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j)$ ($j = 1, \dots, N$) với T
 - * Nếu $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j) < T \Rightarrow \mathbf{x} \in \omega_j$
 - * Nếu $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j) > T \forall j \Rightarrow \mathbf{x}$ được coi là mẫu chuẩn của lớp mẫu mới ω_{N+1} :
 $N+1 = 1; \mathbf{z}_{N+1} = \mathbf{x}$
- ③ Tính lại $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j)$ ($j = 1, \dots, N$) với toàn bộ các véc-tơ mẫu \mathbf{x} và gán lại các mẫu về nhóm mà có $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j)$ ($j = 1, \dots, N$) có giá trị tối thiểu

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 đơn giản

Input: Tập mẫu cần phân lớp; Chọn "độ đo" thích hợp với một ngưỡng T

Output: Tập mẫu được phân thành các lớp

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_0 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_0$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ② Lặp cho đến khi tất cả các mẫu được phân nhóm hết: Lựa chọn véc-tơ mẫu \mathbf{x} tiếp theo chưa được phân nhóm trong các mẫu còn lại:
 - ① Tính "khoảng cách" giữa mẫu chọn với "tâm" các lớp mẫu đã được thiết lập cho đến thời điểm hiện tại: $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j)$ ($j = 1, \dots, N$)
 - ② Thực hiện so sánh các giá trị $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j)$ ($j = 1, \dots, N$) với T
 - * Nếu $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j) < T \Rightarrow \mathbf{x} \in \omega_j$
 - * Nếu $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j) > T \forall j \Rightarrow \mathbf{x}$ được coi là mẫu chuẩn của lớp mẫu mới ω_{N+1} :
 $N+1 = 1; \mathbf{z}_{N+1} = \mathbf{x}$
- ③ Tính lại $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j)$ ($j = 1, \dots, N$) với toàn bộ các véc-tơ mẫu \mathbf{x} và gán lại các mẫu về nhóm mà có $D_j(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j)$ ($j = 1, \dots, N$) có giá trị tối thiểu
- Rất nhạy cảm với giá trị của ngưỡng T và thứ tự của các mẫu được chọn

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 đơn giản - Minh họa

Trên mặt phẳng, xét các điểm $(0.5, 3.5)$, $(1.5, 4.1)$, $(1.8, 0.5)$, $(2.5, 0.6)$, $(1.1, 3.1)$,
 $(3.2, 3.4)$. Sử dụng khoảng cách hình học Euclidean làm độ đo để thực hiện phân
lớp cho các điểm đã cho.

- $T = 2$

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 đơn giản - Minh họa

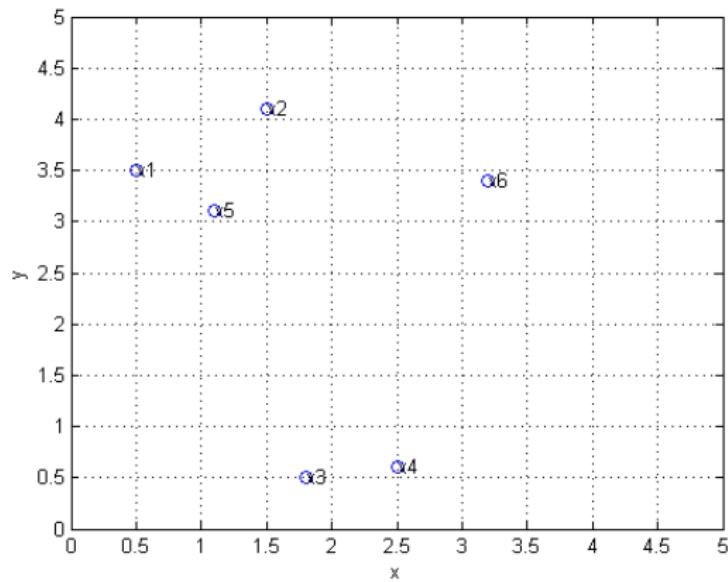
Khoảng cách Euclidean giữa các điểm:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1.1662 & 3.2696 & 3.5228 & 0.7211 & 2.7019 \\ 1.1662 & 0 & 3.6125 & 3.6401 & 1.0770 & 1.8385 \\ 3.2696 & 3.6125 & 0 & 0.7071 & 2.6926 & 3.2202 \\ 3.5228 & 3.6401 & 0.7071 & 0 & 2.8653 & 2.8862 \\ 0.7211 & 1.0770 & 2.6926 & 2.8653 & 0 & 2.1213 \\ 2.7019 & 1.8385 & 3.2202 & 2.8862 & 2.1213 & 0 \end{bmatrix}$$



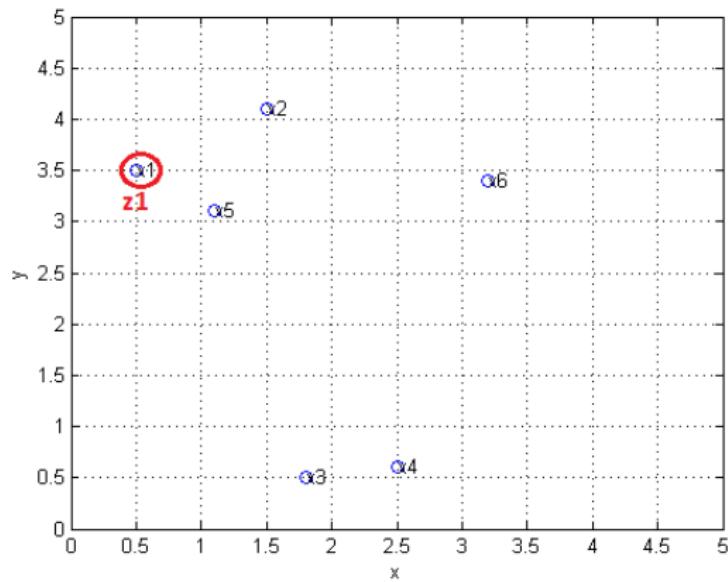
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm đơn giản - Minh họa



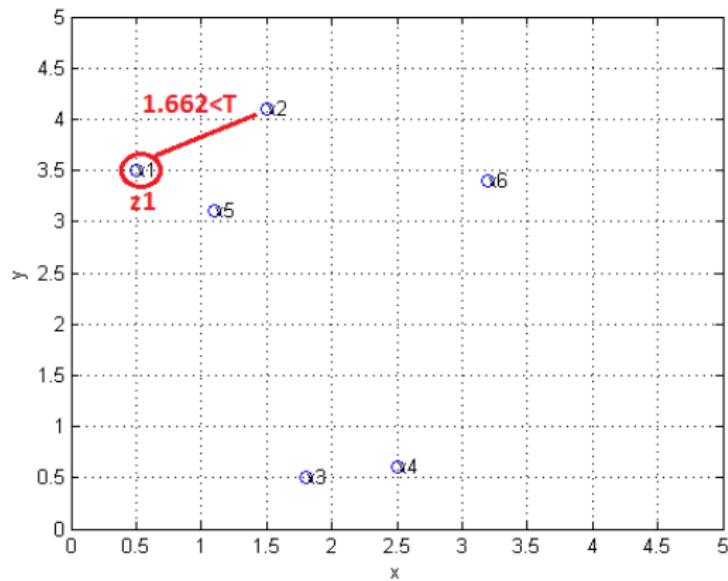
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm đơn giản - Minh họa



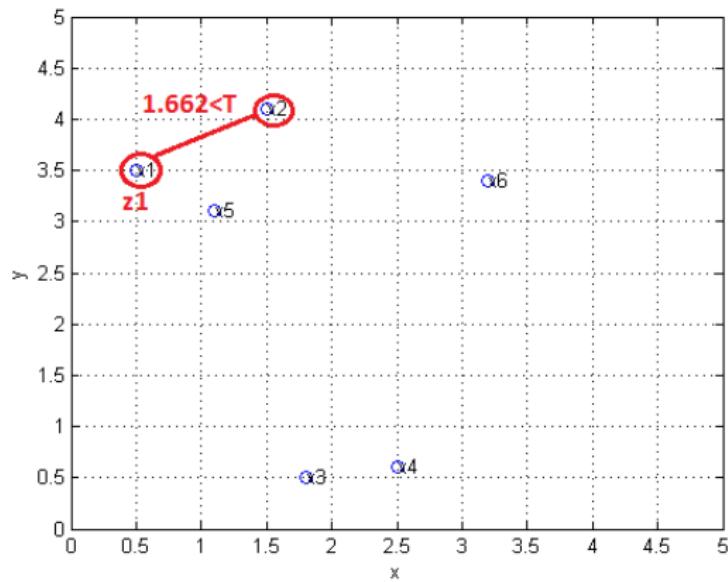
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm đơn giản - Minh họa



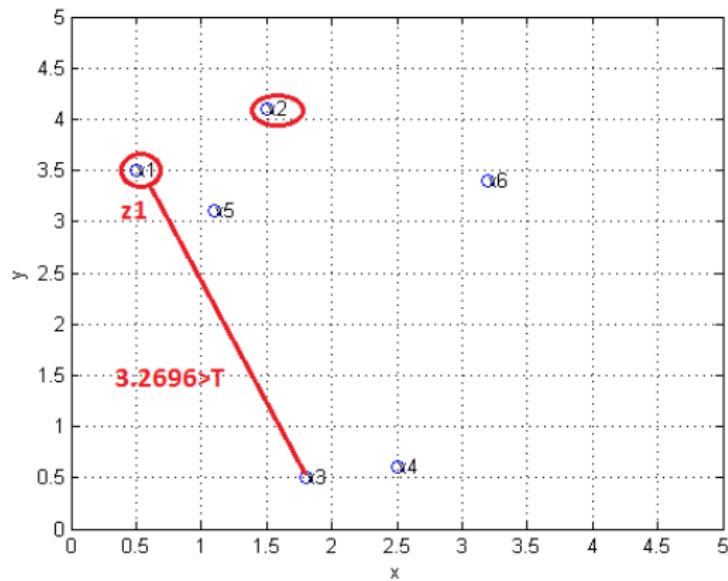
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm đơn giản - Minh họa



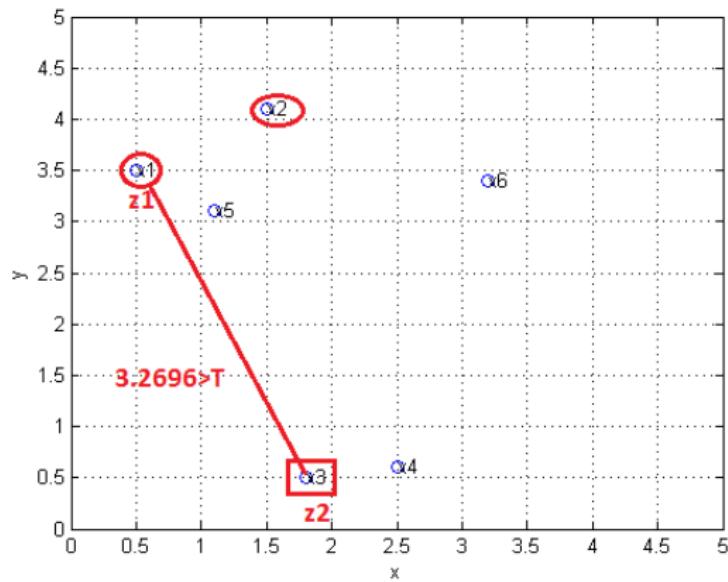
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm đơn giản - Minh họa



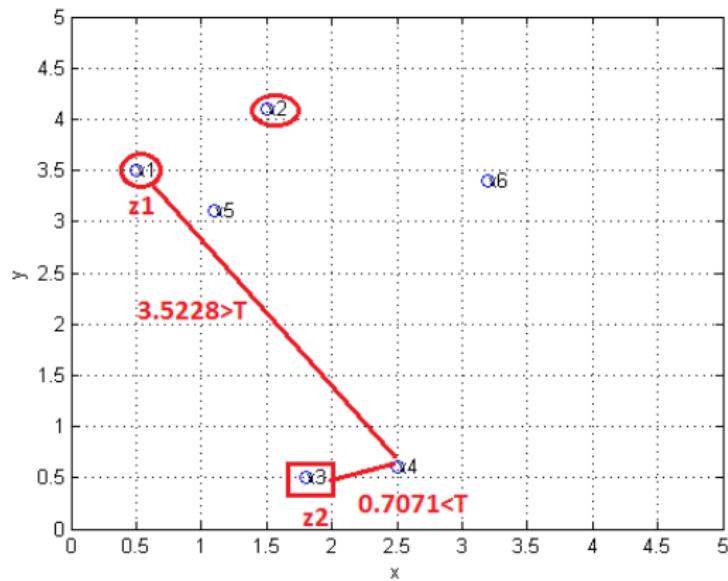
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm đơn giản - Minh họa



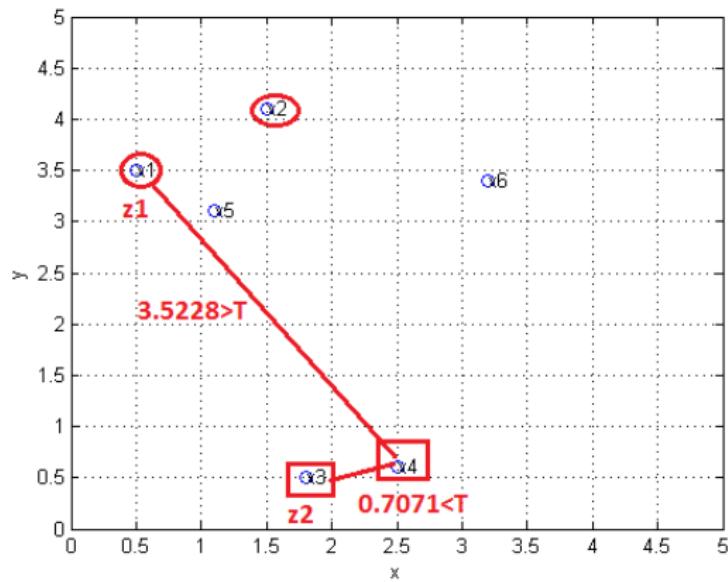
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm đơn giản - Minh họa



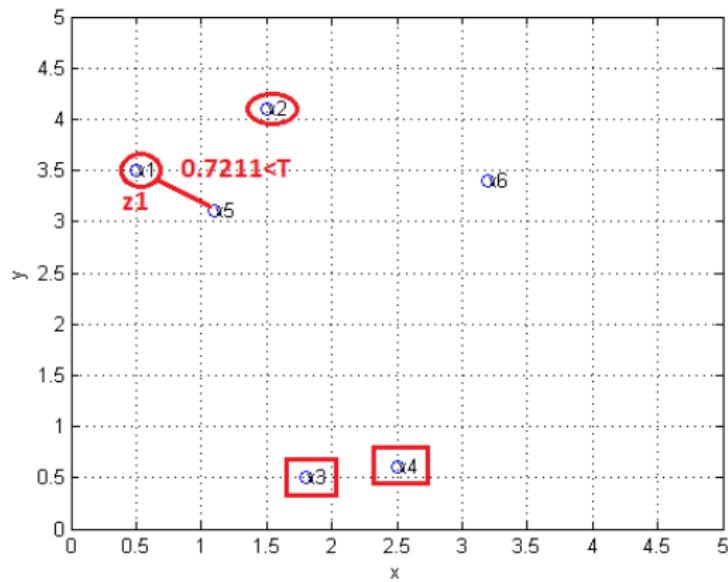
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm đơn giản - Minh họa



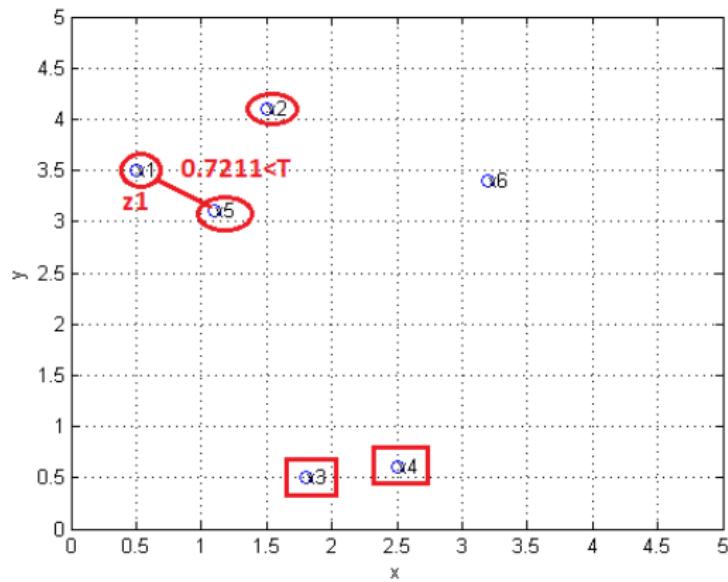
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm đơn giản - Minh họa



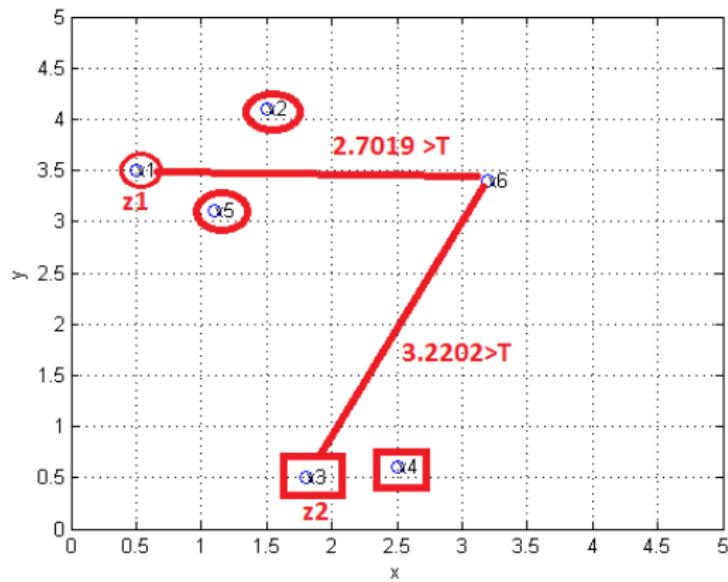
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm đơn giản - Minh họa



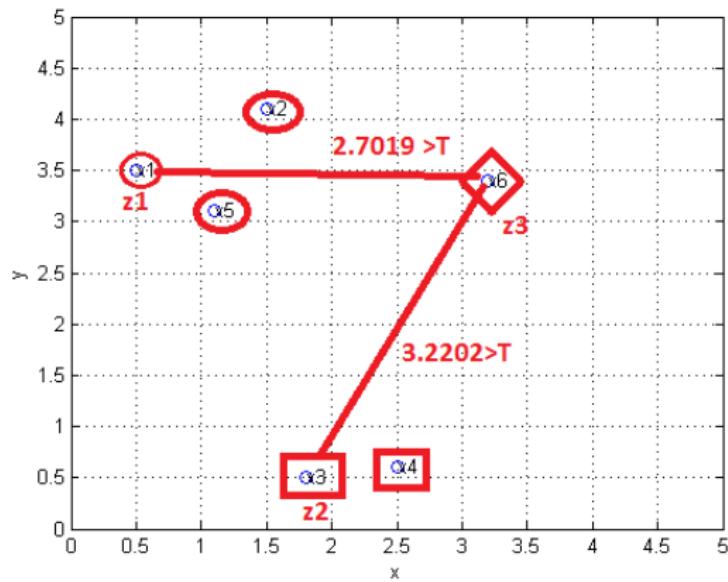
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm đơn giản - Minh họa



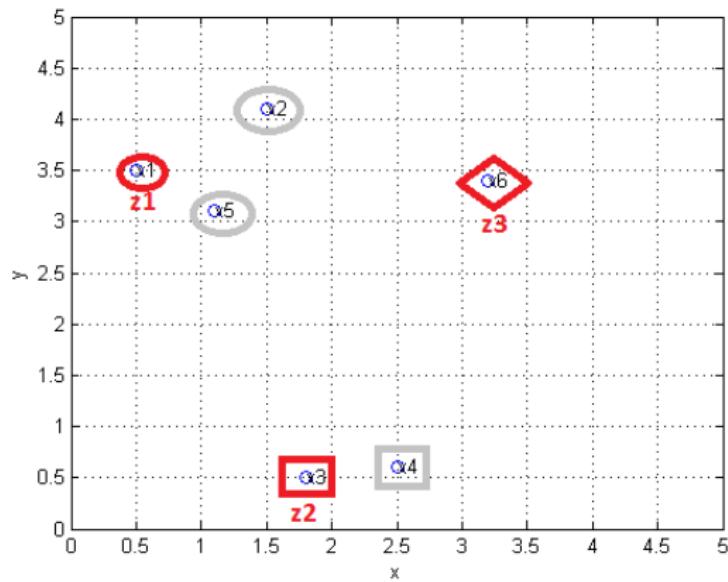
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm đơn giản - Minh họa



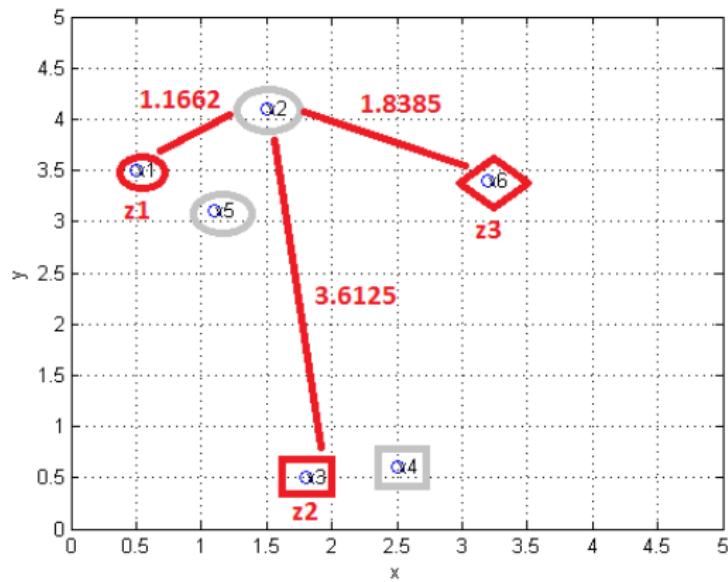
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm đơn giản - Minh họa



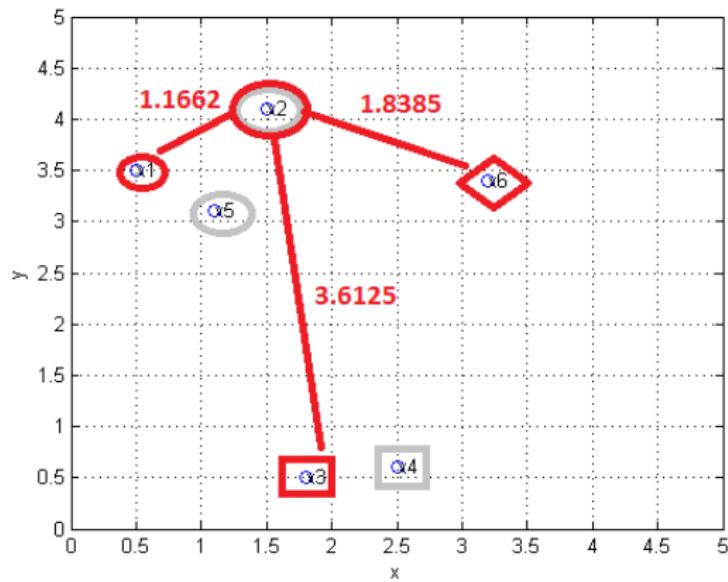
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm đơn giản - Minh họa



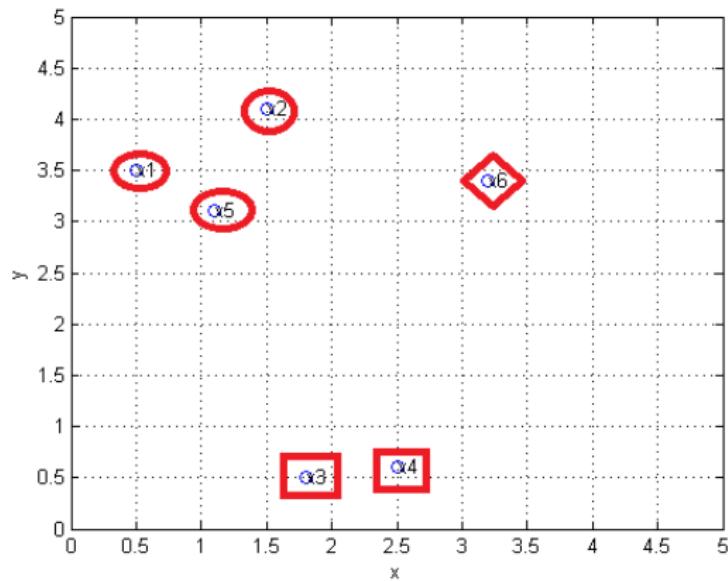
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm đơn giản - Minh họa



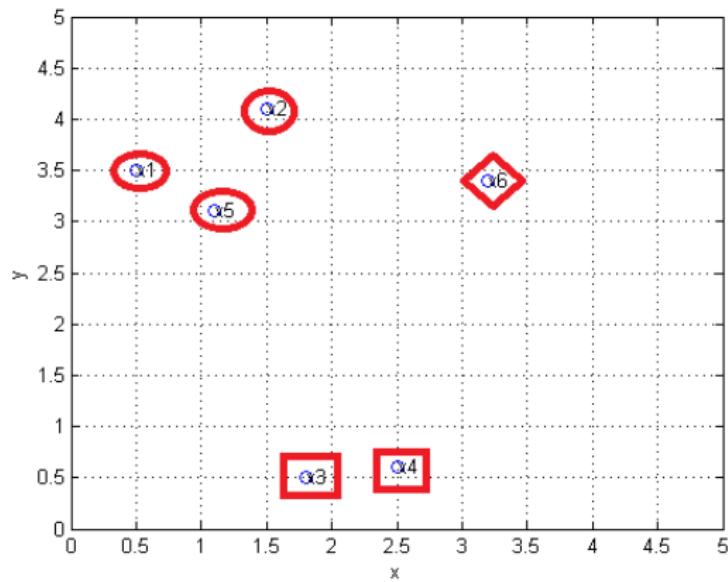
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm đơn giản - Minh họa



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 đơn giản - Minh họa



- Kết quả phân được 3 nhóm: $\{x_1, x_2, x_5\}$, $\{x_3, x_4\}$, và $\{x_6\}$

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 θ thích hợp

Output: Tập các mẫu đã được phân nhóm

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 θ thích hợp

Output: Tập các mẫu đã được phân nhóm

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_1 , "coi" là tâm lớp mẫu
đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_1$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$

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 θ thích hợp

Output: Tập các mẫu đã được phân nhóm

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_1 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_1$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ② 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 ω_2 : $\mathbf{z}_2 = \mathbf{x}_2$; $N+ = 1$

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 θ thích hợp

Output: Tập các mẫu đã được phân nhóm

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_1 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_1$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ② 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 ω_2 : $\mathbf{z}_2 = \mathbf{x}_2$; $N+ = 1$
 - ▶ Tính $T = D(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2)$

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 θ thích hợp

Output: Tập các mẫu đã được phân nhóm

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_1 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_1$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ② 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 ω_2 : $\mathbf{z}_2 = \mathbf{x}_2$; $N+ = 1$
 - ▶ Tính $T = D(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2)$
- ③ Lặp cho đến khi các mẫu được phân nhóm hết:

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 θ thích hợp

Output: Tập các mẫu đã được phân nhóm

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_1 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_1$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ② 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 ω_2 : $\mathbf{z}_2 = \mathbf{x}_2$; $N+ = 1$
 - ▶ Tính $T = D(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2)$
- ③ Lặp cho đến khi các mẫu được phân nhóm hết:
 - ① Với các mẫu chưa được phân nhóm \mathbf{x}_j : Tính $D_{ji} = D(\mathbf{x}_j, \mathbf{z}_i)$ ($i = 1, \dots, N$)

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 θ thích hợp

Output: Tập các mẫu đã được phân nhóm

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_1 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_1$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ② 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 ω_2 : $\mathbf{z}_2 = \mathbf{x}_2$; $N+ = 1$
 - ▶ Tính $T = D(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2)$
- ③ Lặp cho đến khi các mẫu được phân nhóm hết:
 - ① Với các mẫu chưa được phân nhóm \mathbf{x}_j : Tính $D_{ji} = D(\mathbf{x}_j, \mathbf{z}_i)$ ($i = 1, \dots, N$)
 - ② Tính $D[m] = \arg \max_j D_{ji}$

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 θ thích hợp

Output: Tập các mẫu đã được phân nhóm

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_1 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_1$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ② 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 ω_2 : $\mathbf{z}_2 = \mathbf{x}_2$; $N+ = 1$
 - ▶ Tính $T = D(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2)$
- ③ Lặp cho đến khi các mẫu được phân nhóm hết:
 - ① Với các mẫu chưa được phân nhóm \mathbf{x}_j : Tính $D_{ji} = D(\mathbf{x}_j, \mathbf{z}_i)$ ($i = 1, \dots, N$)
 - ② Tính $D[m] = \arg \max_j D_{ji}$
 - ③ So sánh $D[m]$ với θT :

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 θ thích hợp

Output: Tập các mẫu đã được phân nhóm

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_1 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_1$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ② 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 ω_2 : $\mathbf{z}_2 = \mathbf{x}_2$; $N+ = 1$
 - ▶ Tính $T = D(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2)$
- ③ Lặp cho đến khi các mẫu được phân nhóm hết:
 - ① Với các mẫu chưa được phân nhóm \mathbf{x}_j : Tính $D_{ji} = D(\mathbf{x}_j, \mathbf{z}_i)$ ($i = 1, \dots, N$)
 - ② Tính $D[m] = \arg \max_j D_{ji}$
 - ③ So sánh $D[m]$ với θT :
 - * Nếu $D[m] > \theta T \Rightarrow \mathbf{x}_m$ được coi là mẫu chuẩn của lớp mẫu mới ω_{N+1} : $N+ = 1$; $\mathbf{z}_N = \mathbf{x}_m$; Cập nhật ngưỡng: $T = \frac{1}{2N} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N D(\mathbf{z}_i, \mathbf{z}_j)$

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 θ thích hợp

Output: Tập các mẫu đã được phân nhóm

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_1 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_1$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ② 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 ω_2 : $\mathbf{z}_2 = \mathbf{x}_2$; $N+ = 1$
 - ▶ Tính $T = D(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2)$
- ③ Lặp cho đến khi các mẫu được phân nhóm hết:
 - ① Với các mẫu chưa được phân nhóm \mathbf{x}_j : Tính $D_{ji} = D(\mathbf{x}_j, \mathbf{z}_i)$ ($i = 1, \dots, N$)
 - ② Tính $D[m] = \arg \max_j D_{ji}$
 - ③ So sánh $D[m]$ với θT :
 - ★ Nếu $D[m] > \theta T \Rightarrow \mathbf{x}_m$ được coi là mẫu chuẩn của lớp mẫu mới ω_{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

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 - Minh họa

Trên mặt phẳng, xét các điểm $(0.5, 3.5)$, $(1.5, 4.1)$, $(1.8, 0.5)$, $(2.5, 0.6)$, $(1.1, 3.1)$,
 $(3.2, 3.4)$. Sử dụng khoảng cách hình học Euclidean làm độ đo để thực hiện phân
lớp cho các điểm đã cho.

- $\theta = 1.2$



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 - Minh họa

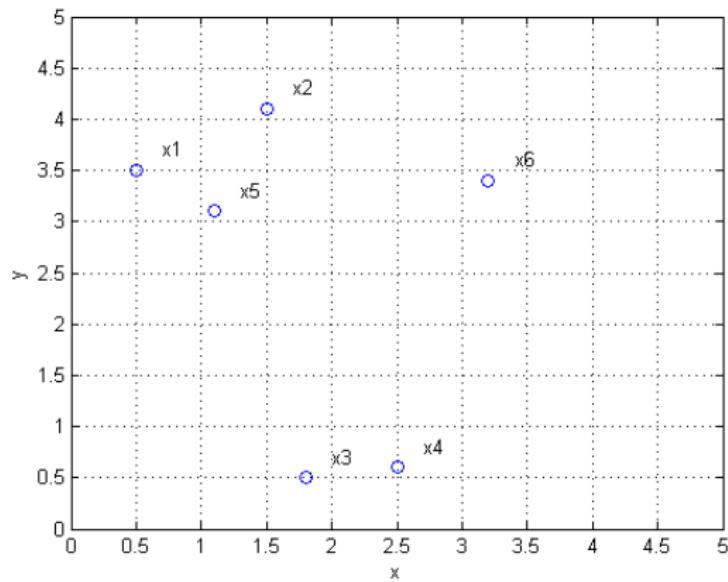
Khoảng cách Euclidean giữa các điểm:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1.1662 & 3.2696 & 3.5228 & 0.7211 & 2.7019 \\ 1.1662 & 0 & 3.6125 & 3.6401 & 1.0770 & 1.8385 \\ 3.2696 & 3.6125 & 0 & 0.7071 & 2.6926 & 3.2202 \\ 3.5228 & 3.6401 & 0.7071 & 0 & 2.8653 & 2.8862 \\ 0.7211 & 1.0770 & 2.6926 & 2.8653 & 0 & 2.1213 \\ 2.7019 & 1.8385 & 3.2202 & 2.8862 & 2.1213 & 0 \end{bmatrix}$$



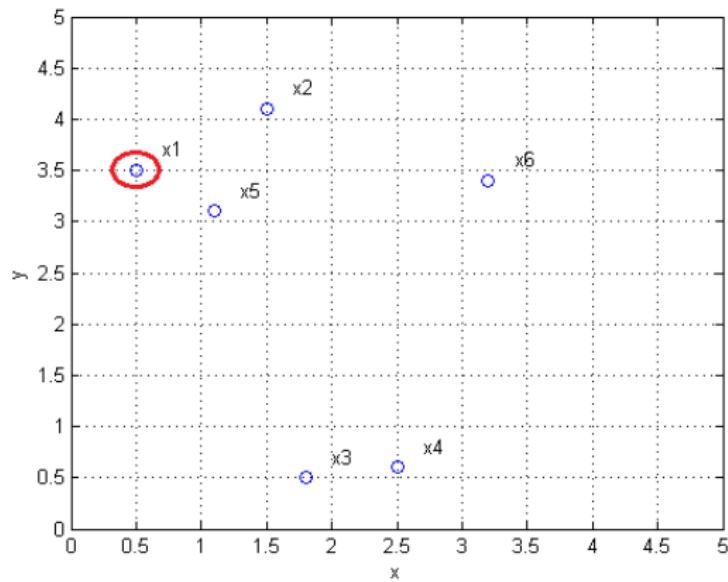
Nhận dạng ảnh

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 - Minh họa



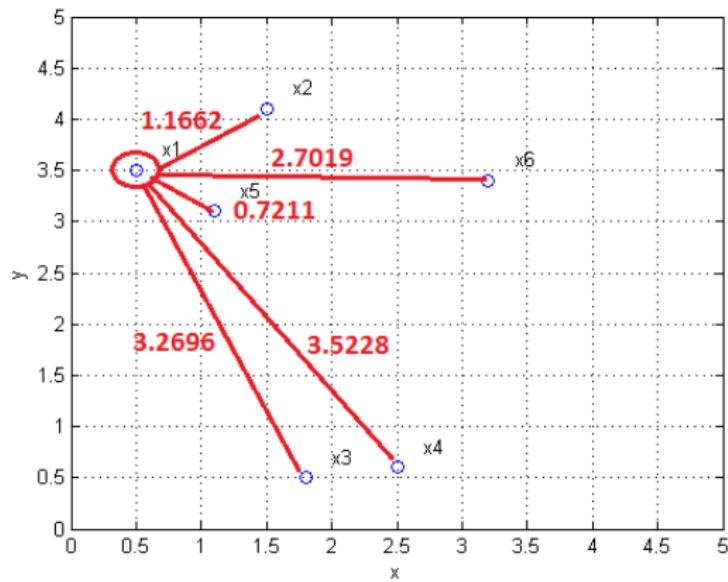
Nhận dạng ảnh

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 - Minh họa



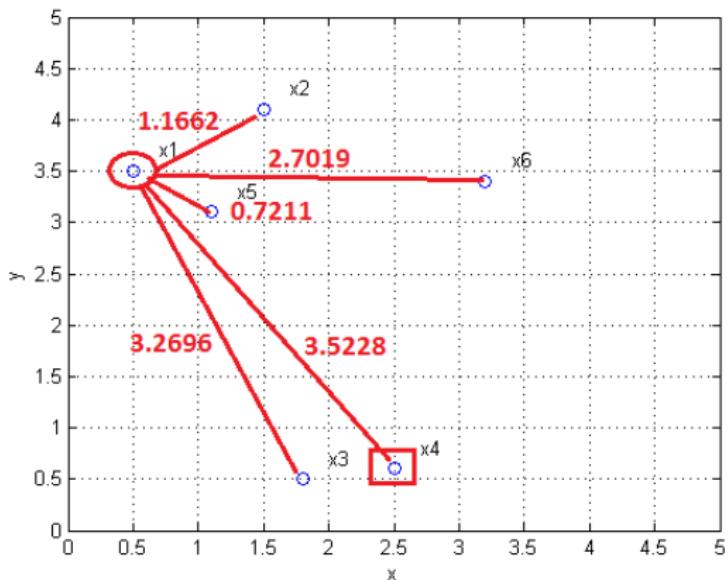
Nhận dạng ảnh

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 - Minh họa



Nhận dạng ảnh

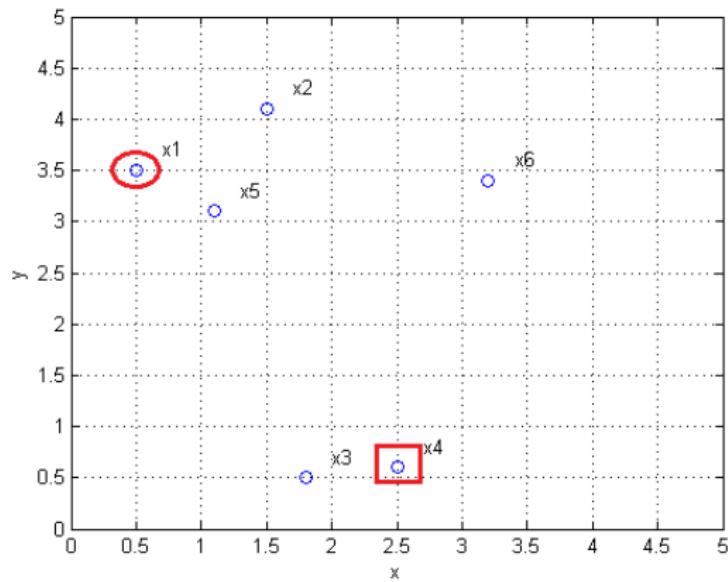
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm dựa trên khoảng cách lớn nhất - Minh họa



- $T = 3.5228$

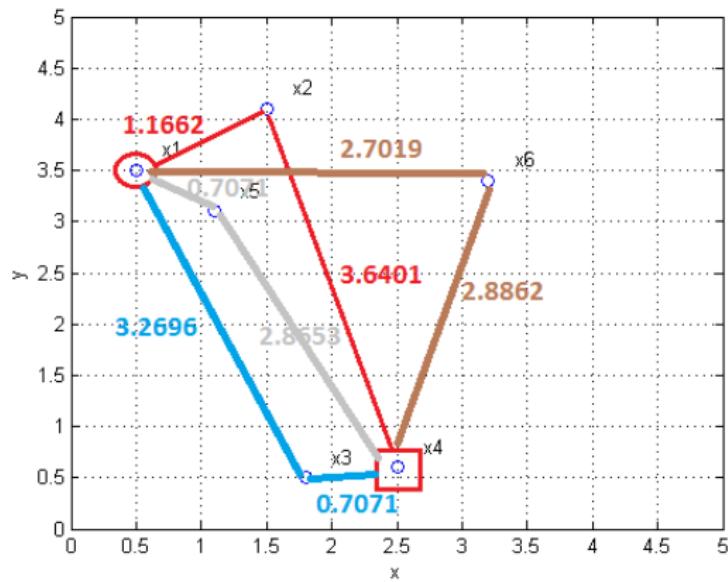
Nhận dạng ảnh

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 - Minh họa



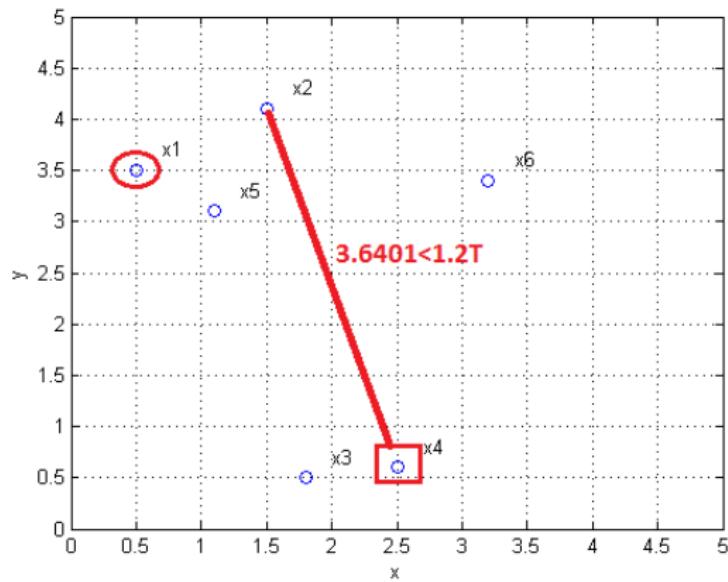
Nhận dạng ảnh

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 - Minh họa



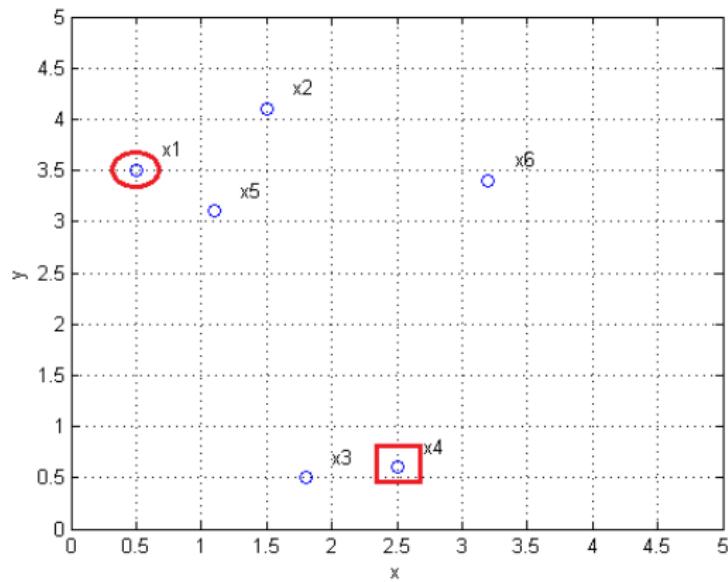
Nhận dạng ảnh

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 - Minh họa



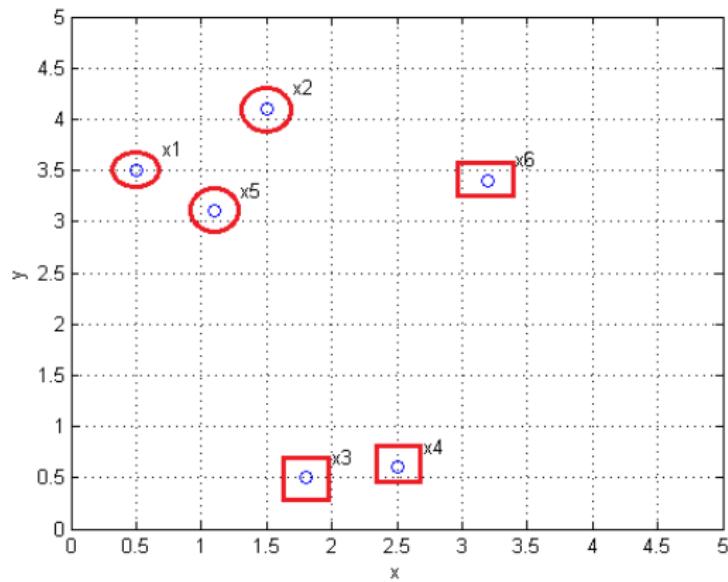
Nhận dạng ảnh

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 - Minh họa



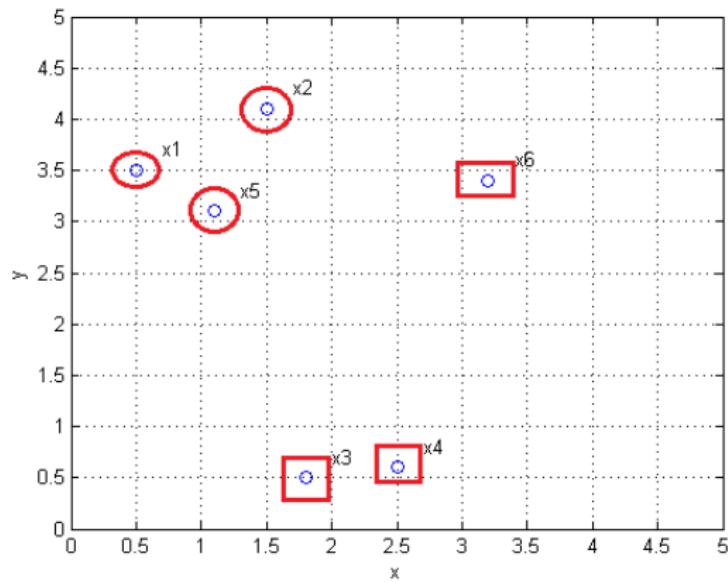
Nhận dạng ảnh

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 - Minh họa



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 - Minh họa



- Kết quả phân được 2 nhóm: $\{x_1, x_2, x_5\}$, $\{x_3, x_4, x_6\}$

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-nhỏ nhất

Input: Tập dữ liệu cần phân lớp

Output: Tập dữ liệu đã được phân lớp

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-nhỏ nhất

Input: Tập dữ liệu cần phân lớp

Output: Tập dữ liệu đã được phân lớp

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_1 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_1$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$

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-nhỏ nhất

Input: Tập dữ liệu cần phân lớp

Output: Tập dữ liệu đã được phân lớp

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_1 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_1$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ② 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 ω_2 : $\mathbf{z}_2 = \mathbf{x}_2$; $N+ = 1$

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-nhỏ nhất

Input: Tập dữ liệu cần phân lớp

Output: Tập dữ liệu đã được phân lớp

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_1 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_1$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ② 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 ω_2 : $\mathbf{z}_2 = \mathbf{x}_2$; $N+ = 1$
 - ▶ Tính ngưỡng $T = D(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2)$

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-nhỏ nhất

Input: Tập dữ liệu cần phân lớp

Output: Tập dữ liệu đã được phân lớp

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_1 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_1$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ② 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 ω_2 : $\mathbf{z}_2 = \mathbf{x}_2$; $N+ = 1$
 - ▶ Tính ngưỡng $T = D(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2)$
- ③ Lặp cho đến khi tất cả các mẫu được phân nhóm hết:

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-nhỏ nhất

Input: Tập dữ liệu cần phân lớp

Output: Tập dữ liệu đã được phân lớp

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_1 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_1$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ② 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 ω_2 : $\mathbf{z}_2 = \mathbf{x}_2$; $N+ = 1$
 - ▶ Tính ngưỡng $T = D(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2)$
- ③ Lặp cho đến khi tất cả các mẫu được phân nhóm hết:
 - ① Với các mẫu chưa được phân nhóm \mathbf{x}_j : Tính $D_{min}^{(j)} = \min_i \{D(\mathbf{x}_j, \mathbf{z}_i)\}$

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-nhỏ nhất

Input: Tập dữ liệu cần phân lớp

Output: Tập dữ liệu đã được phân lớp

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_1 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_1$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ② 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 ω_2 : $\mathbf{z}_2 = \mathbf{x}_2$; $N+ = 1$
 - ▶ Tính ngưỡng $T = D(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2)$
- ③ Lặp cho đến khi tất cả các mẫu được phân nhóm hết:
 - ① Với các mẫu chưa được phân nhóm \mathbf{x}_j : Tính $D_{min}^{(j)} = \min_i \{D(\mathbf{x}_j, \mathbf{z}_i)\}$
 - ② Tính $D_{max}[m] = \max_j \{D_{min}^{(j)}\}$

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-nhỏ nhất

Input: Tập dữ liệu cần phân lớp

Output: Tập dữ liệu đã được phân lớp

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_1 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_1$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ② 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 ω_2 : $\mathbf{z}_2 = \mathbf{x}_2$; $N+ = 1$
 - ▶ Tính ngưỡng $T = D(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2)$
- ③ Lặp cho đến khi tất cả các mẫu được phân nhóm hết:
 - ① Với các mẫu chưa được phân nhóm \mathbf{x}_j : Tính $D_{min}^{(j)} = \min_i \{D(\mathbf{x}_j, \mathbf{z}_i)\}$
 - ② Tính $D_{max}[m] = \max_j \{D_{min}^{(j)}\}$
 - ③ So sánh $D_{max}[m]$ với $T/2$:

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-nhỏ nhất

Input: Tập dữ liệu cần phân lớp

Output: Tập dữ liệu đã được phân lớp

- ① Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_1 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_1 : $\mathbf{z}_1 = \mathbf{x}_1$; Khởi động biến đếm số lớp mẫu $N = 1$
- ② 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 ω_2 : $\mathbf{z}_2 = \mathbf{x}_2$; $N+ = 1$
 - ▶ Tính ngưỡng $T = D(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2)$
- ③ Lặp cho đến khi tất cả các mẫu được phân nhóm hết:
 - ① Với các mẫu chưa được phân nhóm \mathbf{x}_j : Tính $D_{min}^{(j)} = \min_i \{D(\mathbf{x}_j, \mathbf{z}_i)\}$
 - ② Tính $D_{max}[m] = \max_j \{D_{min}^{(j)}\}$
 - ③ So sánh $D_{max}[m]$ với $T/2$:
 - ★ Nếu $D_{max}[m] > \frac{T}{2} \Rightarrow \mathbf{x}_m$ được coi là mẫu chuẩn của lớp mẫu mới ω_{N+1} :
 $N+ = 1$; $\mathbf{z}_N = \mathbf{x}_m$; Cập nhật ngưỡng $T = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N D(\mathbf{z}_i, \mathbf{z}_j)}{\sum_{k=1}^{N-1} \frac{k(k+1)}{2}}$

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-nhỏ nhất

Input: Tập dữ liệu cần phân lớp

Output: Tập dữ liệu đã được phân lớp

- ❶ Lựa chọn một véc-tơ mẫu "chuẩn giả sử" khởi đầu \mathbf{x}_1 , "coi" là tâm lớp mẫu đầu tiên ω_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 ω_2 : $\mathbf{z}_2 = \mathbf{x}_2$; $N+ = 1$
 - ▶ Tính ngưỡng $T = D(\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2)$
- ❸ Lặp cho đến khi tất cả các mẫu được phân nhóm hết:
 - ❶ Với các mẫu chưa được phân nhóm \mathbf{x}_j : Tính $D_{min}^{(j)} = \min_i \{D(\mathbf{x}_j, \mathbf{z}_i)\}$
 - ❷ Tính $D_{max}[m] = \max_j \{D_{min}^{(j)}\}$
 - ❸ So sánh $D_{max}[m]$ với $T/2$:
 - ★ Nếu $D_{max}[m] > \frac{T}{2} \Rightarrow \mathbf{x}_m$ được coi là mẫu chuẩn của lớp mẫu mới ω_{N+1} :
 $N+ = 1$; $\mathbf{z}_N = \mathbf{x}_m$; Cập nhật ngưỡng $T = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N D(\mathbf{z}_i, \mathbf{z}_j)}{\sum_{k=1}^{N-1} \frac{k(k+1)}{2}}$
 - ★ Nếu $D_{max}[m] < \frac{T}{2} \Rightarrow$ Phân nhóm cho các mẫu còn lại theo khoảng cách tối thiểu; Thoát

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-nhỏ nhất - Minh họa

Trên mặt phẳng, xét các điểm $(0.5, 3.5)$, $(1.5, 4.1)$, $(1.8, 0.5)$, $(2.5, 0.6)$, $(1.1, 3.1)$,
 $(3.2, 3.4)$. Sử dụng khoảng cách hình học Euclidean làm độ đo để thực hiện phân
lớp cho các điểm đã cho.



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-nhỏ nhất - Minh họa

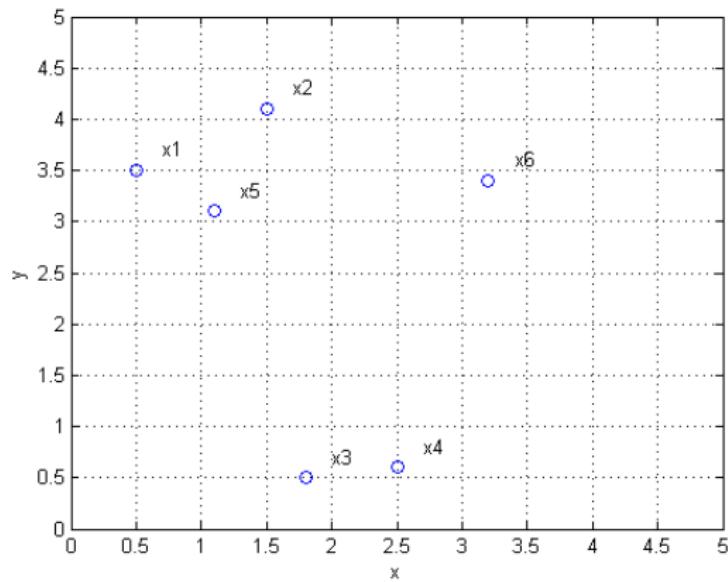
Khoảng cách Euclidean giữa các điểm:

0	1.1662	3.2696	3.5228	0.7211	2.7019
1.1662	0	3.6125	3.6401	1.0770	1.8385
3.2696	3.6125	0	0.7071	2.6926	3.2202
3.5228	3.6401	0.7071	0	2.8653	2.8862
0.7211	1.0770	2.6926	2.8653	0	2.1213
2.7019	1.8385	3.2202	2.8862	2.1213	0



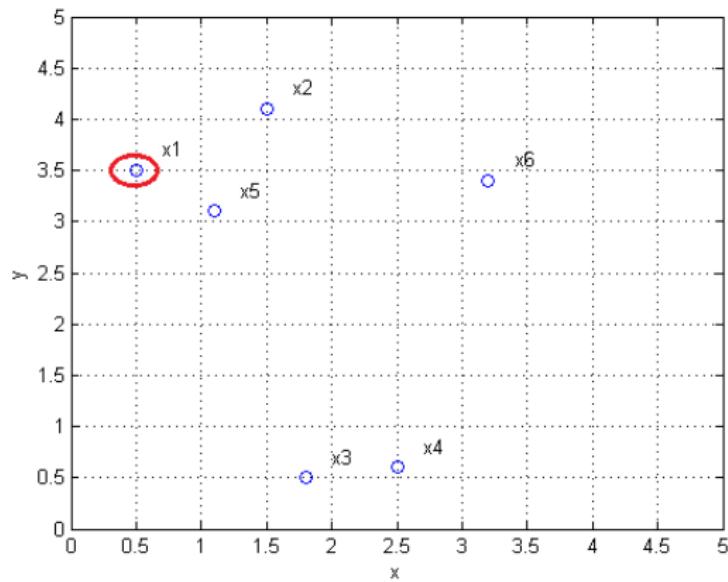
Nhận dạng ảnh

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-nhỏ nhất - Minh họa



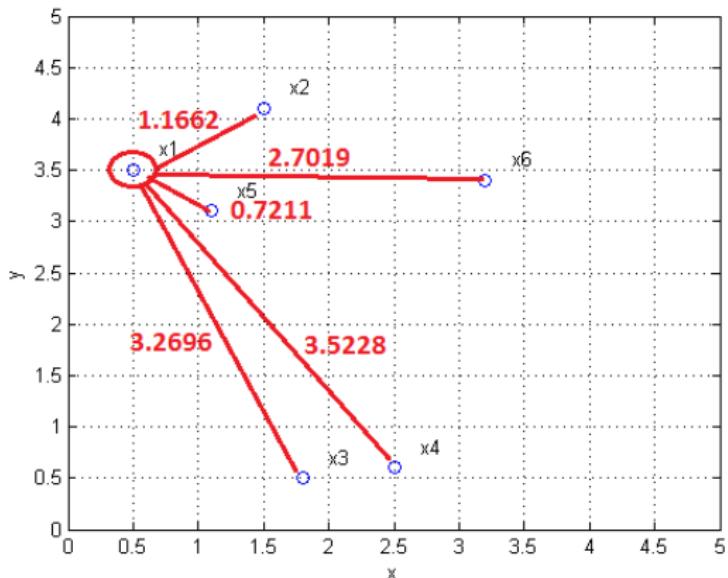
Nhận dạng ảnh

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-nhỏ nhất - Minh họa



Nhận dạng ảnh

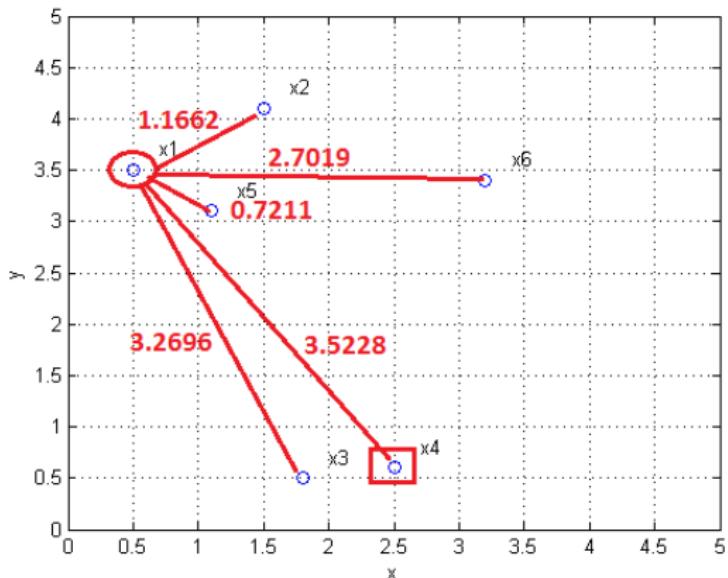
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm dựa trên khoảng cách lớn nhất-nhỏ nhất - Minh họa



- $T = 3.5228$

Nhận dạng ảnh

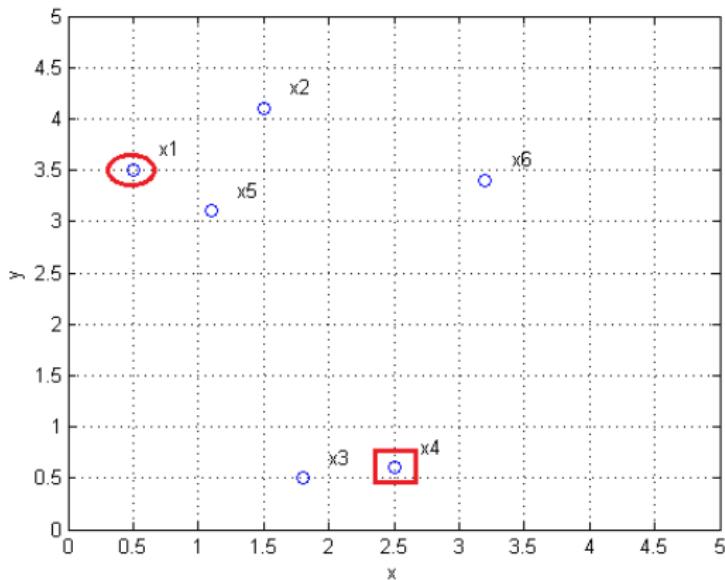
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm dựa trên khoảng cách lớn nhất-nhỏ nhất - Minh họa



- $T = 3.5228$

Nhận dạng ảnh

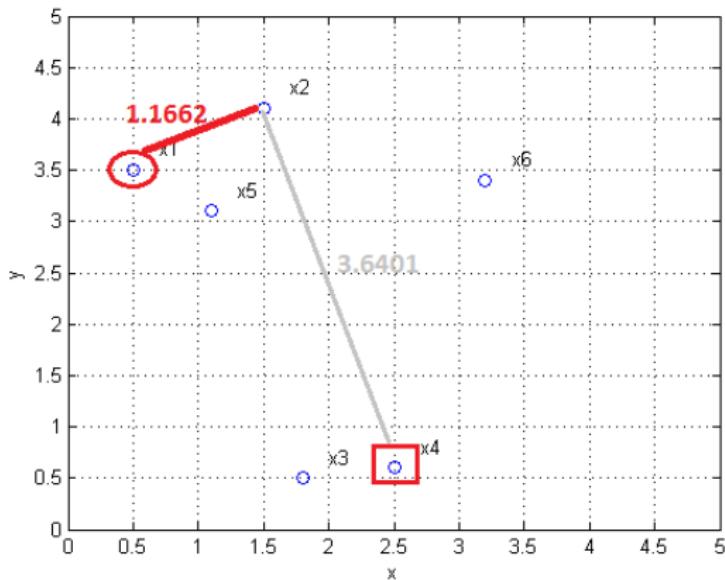
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm dựa trên khoảng cách lớn nhất-nhỏ nhất - Minh họa



- $T = 3.5228$

Nhận dạng ảnh

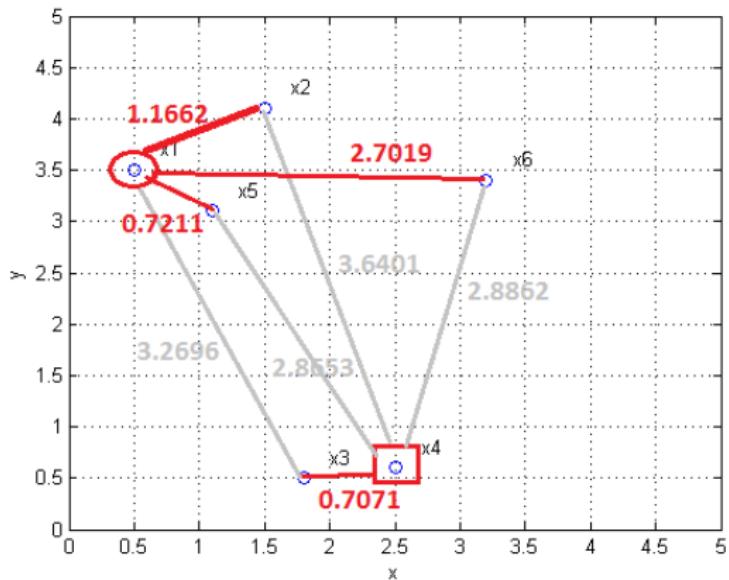
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm dựa trên khoảng cách lớn nhất-nhỏ nhất - Minh họa



- $T = 3.5228$

Nhận dạng ảnh

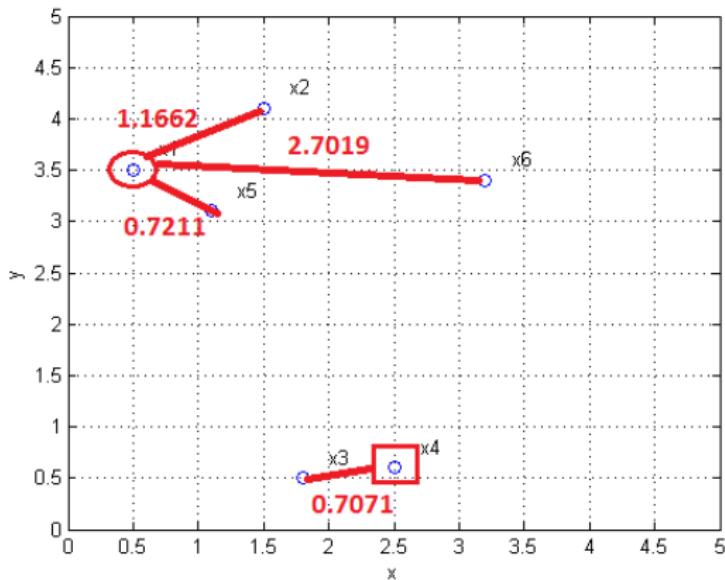
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm dựa trên khoảng cách lớn nhất-nhỏ nhất - Minh họa



- $T = 3.5228$

Nhận dạng ảnh

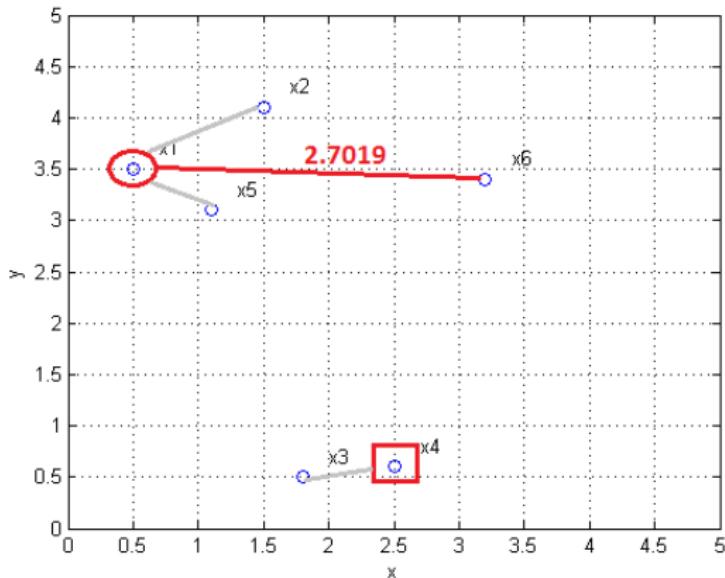
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm dựa trên khoảng cách lớn nhất-nhỏ nhất - Minh họa



- $T = 3.5228$

Nhận dạng ảnh

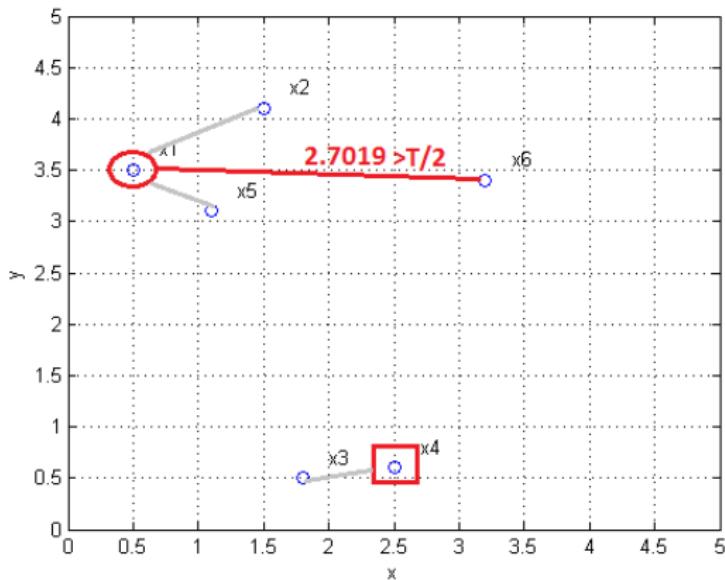
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm dựa trên khoảng cách lớn nhất-nhỏ nhất - Minh họa



- $T = 3.5228$

Nhận dạng ảnh

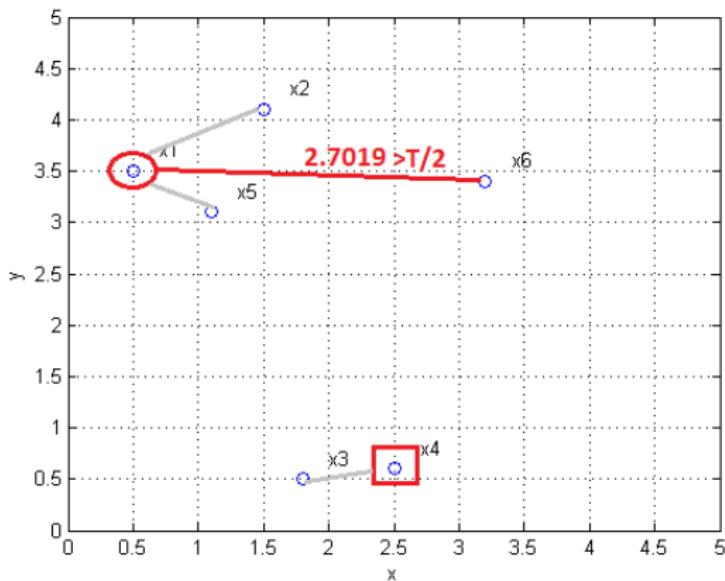
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm dựa trên khoảng cách lớn nhất-nhỏ nhất - Minh họa



- $T = 3.5228$

Nhận dạng ảnh

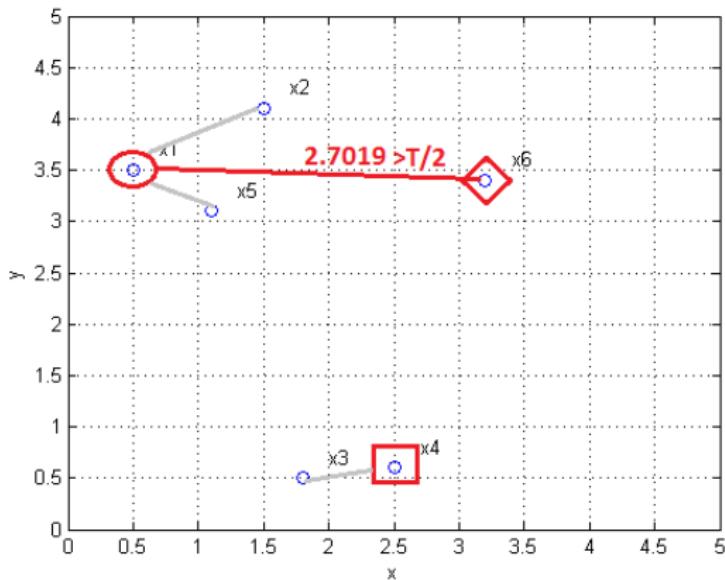
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm dựa trên khoảng cách lớn nhất-nhỏ nhất - Minh họa



- $T = (3.5228 + 2.7019 + 2.8862)/2 = 4.5555$

Nhận dạng ảnh

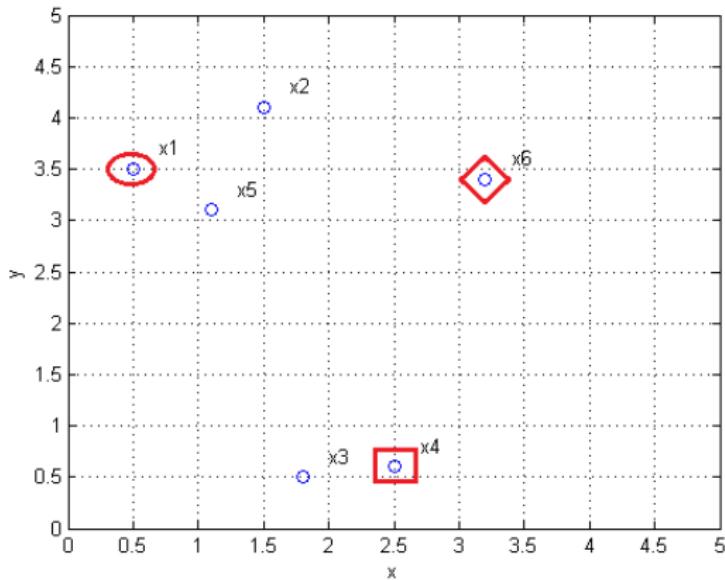
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm dựa trên khoảng cách lớn nhất-nhỏ nhất - Minh họa



- $T = (3.5228 + 2.7019 + 2.8862)/2 = 4.5555$

Nhận dạng ảnh

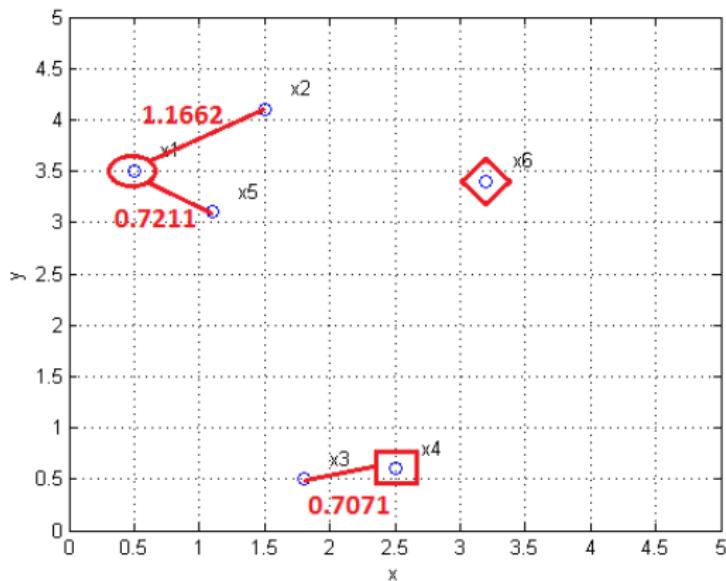
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm dựa trên khoảng cách lớn nhất-nhỏ nhất - Minh họa



- $T = (3.5228 + 2.7019 + 2.8862)/2 = 4.5555$

Nhận dạng ảnh

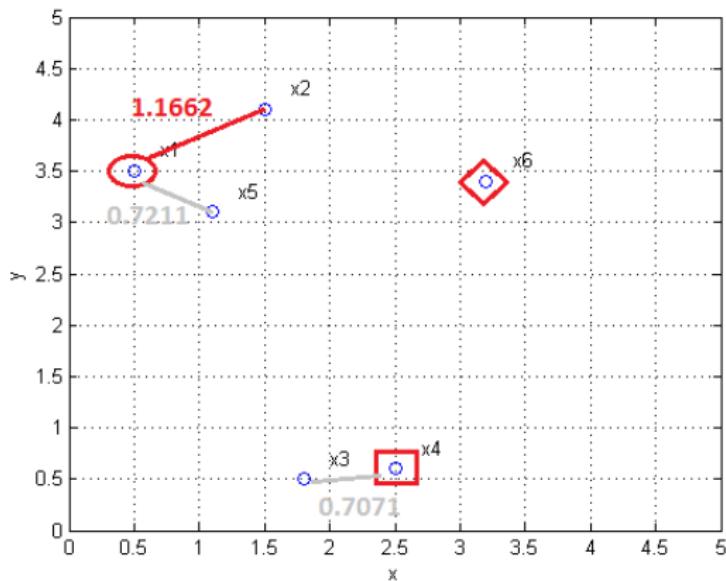
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm dựa trên khoảng cách lớn nhất-nhỏ nhất - Minh họa



- $T = (3.5228 + 2.7019 + 2.8862)/2 = 4.5555$

Nhận dạng ảnh

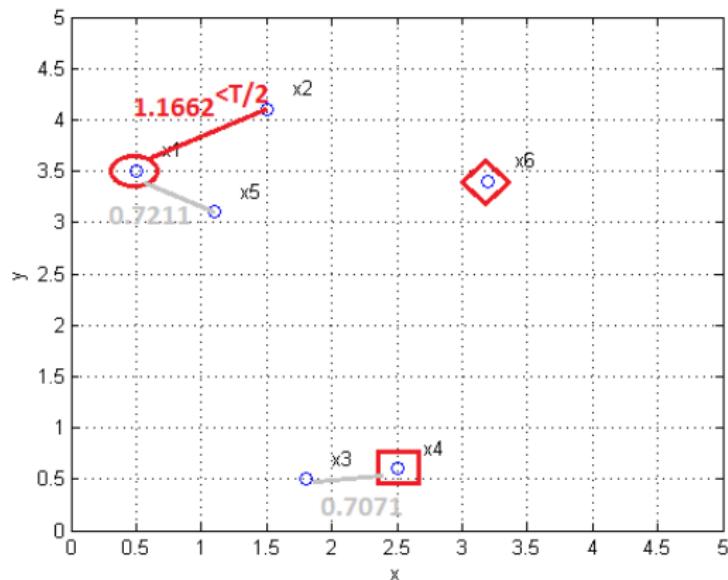
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm dựa trên khoảng cách lớn nhất-nhỏ nhất - Minh họa



- $T = (3.5228 + 2.7019 + 2.8862)/2 = 4.5555$

Nhận dạng ảnh

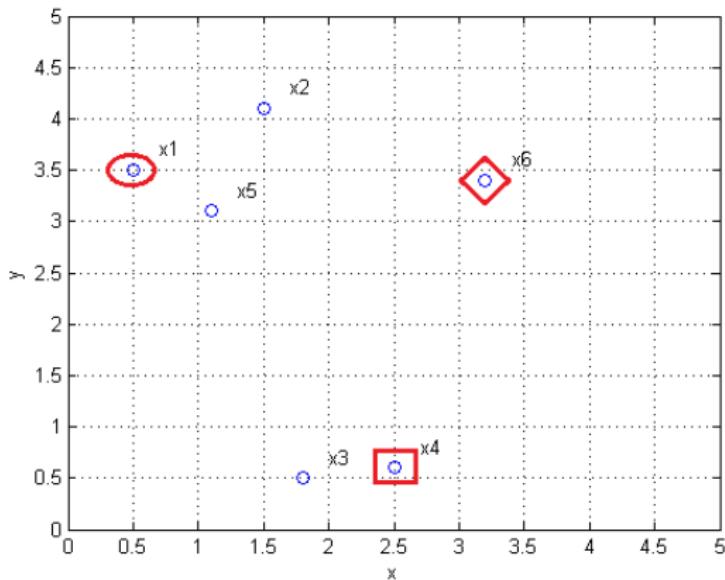
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm dựa trên khoảng cách lớn nhất-nhỏ nhất - Minh họa



- $T = (3.5228 + 2.7019 + 2.8862)/2 = 4.5555$

Nhận dạng ảnh

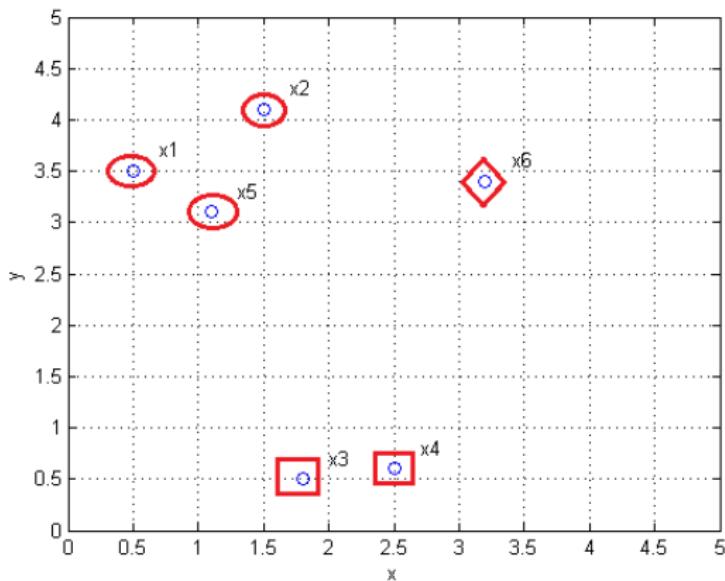
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm dựa trên khoảng cách lớn nhất-nhỏ nhất - Minh họa



- $T = (3.5228 + 2.7019 + 2.8862)/2 = 4.5555$

Nhận dạng ảnh

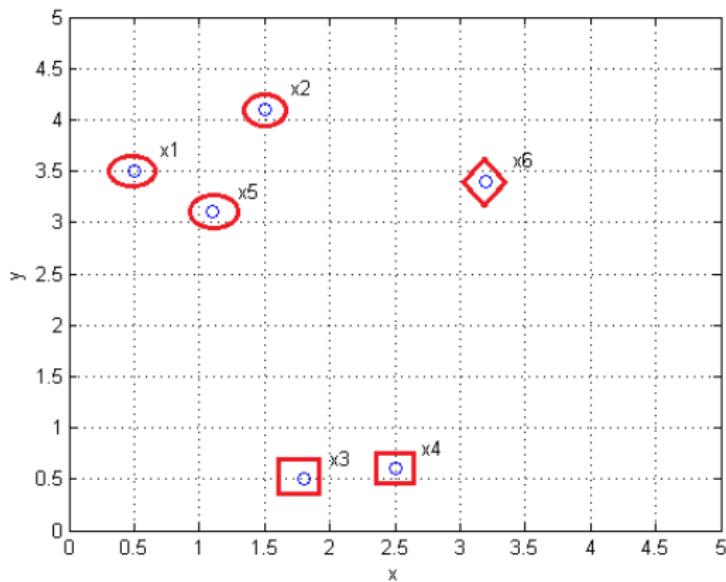
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Phân nhóm dựa trên khoảng cách lớn nhất-nhỏ nhất - Minh họa



- $T = (3.5228 + 2.7019 + 2.8862)/2 = 4.5555$

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-nhỏ nhất - Minh họa



- $T = (3.5228 + 2.7019 + 2.8862)/2 = 4.5555$
- Kết quả phân được 3 nhóm $\{x_1, x_2, x_5\}$, $\{x_3, x_4\}$, và $\{x_6\}$

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

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

- ① 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: $\mathbf{z}_1(1), \mathbf{z}_2(1), \dots, \mathbf{z}_K(1)$

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

- ① 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: $\mathbf{z}_1(1), \mathbf{z}_2(1), \dots, \mathbf{z}_K(1)$
- ② Phân lớp các mẫu chưa phân nhóm theo khoảng cách tối thiểu

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

- ① 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: $\mathbf{z}_1(1), \mathbf{z}_2(1), \dots, \mathbf{z}_K(1)$
- ② Phân lớp các mẫu chưa phân nhóm theo khoảng cách tối thiểu
 - ▶ Mẫu \mathbf{x} được phân vào nhóm ω_i nếu $D(\mathbf{x}, \mathbf{z}_i(n)) \leq D(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j(n)) \forall j = 1, 2, \dots, K, i \neq j$

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

- ① 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: $\mathbf{z}_1(1), \mathbf{z}_2(1), \dots, \mathbf{z}_K(1)$
- ② Phân lớp các mẫu chưa phân nhóm theo khoảng cách tối thiểu
 - ▶ Mẫu \mathbf{x} được phân vào nhóm ω_i nếu $D(\mathbf{x}, \mathbf{z}_i(n)) \leq D(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j(n)) \forall j = 1, 2, \dots, K, i \neq j$
- ③ Tính các tâm mới của mỗi nhóm $\omega_i(n)$ bằng trung bình các điểm thuộc nhóm

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

- ① 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: $\mathbf{z}_1(1), \mathbf{z}_2(1), \dots, \mathbf{z}_K(1)$
- ② Phân lớp các mẫu chưa phân nhóm theo khoảng cách tối thiểu
 - ▶ Mẫu \mathbf{x} được phân vào nhóm ω_i nếu $D(\mathbf{x}, \mathbf{z}_i(n)) \leq D(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j(n)) \forall j = 1, 2, \dots, K, i \neq j$
- ③ Tính các tâm mới của mỗi nhóm $\omega_i(n)$ bằng trung bình các điểm thuộc nhóm
 - ▶ $\mathbf{z}_i(n+1) = \frac{1}{N} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_i(n)} \mathbf{x}$

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

- ① 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: $\mathbf{z}_1(1), \mathbf{z}_2(1), \dots, \mathbf{z}_K(1)$
- ② Phân lớp các mẫu chưa phân nhóm theo khoảng cách tối thiểu
 - ▶ Mẫu \mathbf{x} được phân vào nhóm ω_i nếu $D(\mathbf{x}, \mathbf{z}_i(n)) \leq D(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j(n)) \forall j = 1, 2, \dots, K, i \neq j$
- ③ Tính các tâm mới của mỗi nhóm $\omega_i(n)$ bằng trung bình các điểm thuộc nhóm
 - ▶ $\mathbf{z}_i(n+1) = \frac{1}{N} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_i(n)} \mathbf{x}$
- ④ So sánh $\mathbf{z}_i(n)$ và $\mathbf{z}_i(n+1)$:

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

- ① 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: $\mathbf{z}_1(1), \mathbf{z}_2(1), \dots, \mathbf{z}_K(1)$
- ② Phân lớp các mẫu chưa phân nhóm theo khoảng cách tối thiểu
 - ▶ Mẫu \mathbf{x} được phân vào nhóm ω_i nếu $D(\mathbf{x}, \mathbf{z}_i(n)) \leq D(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j(n)) \forall j = 1, 2, \dots, K, i \neq j$
- ③ Tính các tâm mới của mỗi nhóm $\omega_i(n)$ bằng trung bình các điểm thuộc nhóm
 - ▶ $\mathbf{z}_i(n+1) = \frac{1}{N} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_i(n)} \mathbf{x}$
- ④ 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

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

- ① 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: $\mathbf{z}_1(1), \mathbf{z}_2(1), \dots, \mathbf{z}_K(1)$
- ② Phân lớp các mẫu chưa phân nhóm theo khoảng cách tối thiểu
 - ▶ Mẫu \mathbf{x} được phân vào nhóm ω_i nếu $D(\mathbf{x}, \mathbf{z}_i(n)) \leq D(\mathbf{x}, \mathbf{z}_j(n)) \forall j = 1, 2, \dots, K, i \neq j$
- ③ Tính các tâm mới của mỗi nhóm $\omega_i(n)$ bằng trung bình các điểm thuộc nhóm
 - ▶ $\mathbf{z}_i(n+1) = \frac{1}{N} \sum_{\mathbf{x} \in \omega_i(n)} \mathbf{x}$
- ④ 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

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 - Minh họa

Trên mặt phẳng, xét các điểm $(0.5, 3.5)$, $(1.5, 4.1)$, $(1.8, 0.5)$, $(2.5, 0.6)$, $(1.1, 3.1)$,
 $(3.2, 3.4)$. Sử dụng khoảng cách hình học Euclidean làm độ đo để thực hiện phân
lớp cho các điểm đã cho. Hãy phân các điểm đã cho thành 3 nhóm, với ngưỡng
 $T = 1.0$



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 - Minh họa

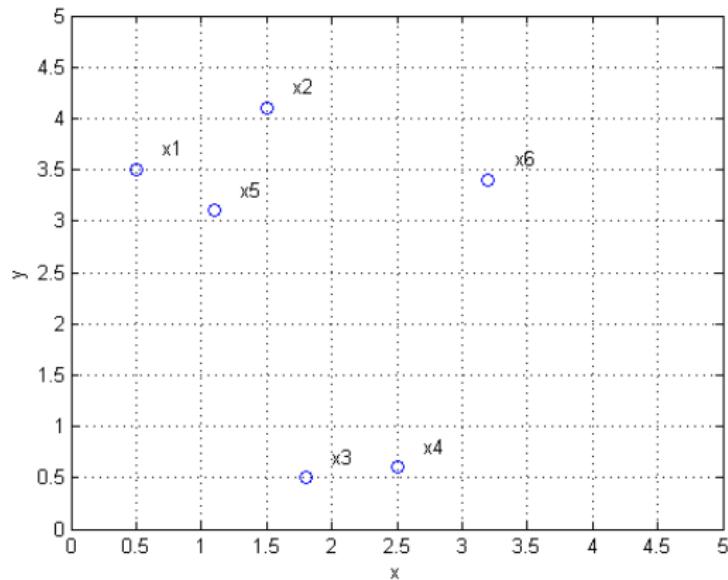
Khoảng cách Euclidean giữa các điểm:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1.1662 & 3.2696 & 3.5228 & 0.7211 & 2.7019 \\ 1.1662 & 0 & 3.6125 & 3.6401 & 1.0770 & 1.8385 \\ 3.2696 & 3.6125 & 0 & 0.7071 & 2.6926 & 3.2202 \\ 3.5228 & 3.6401 & 0.7071 & 0 & 2.8653 & 2.8862 \\ 0.7211 & 1.0770 & 2.6926 & 2.8653 & 0 & 2.1213 \\ 2.7019 & 1.8385 & 3.2202 & 2.8862 & 2.1213 & 0 \end{bmatrix}$$



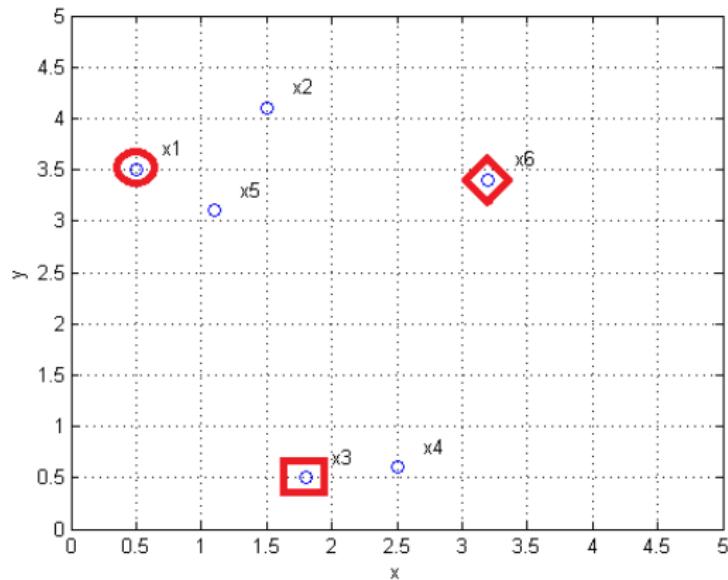
Nhận dạng ảnh

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 - Minh họa



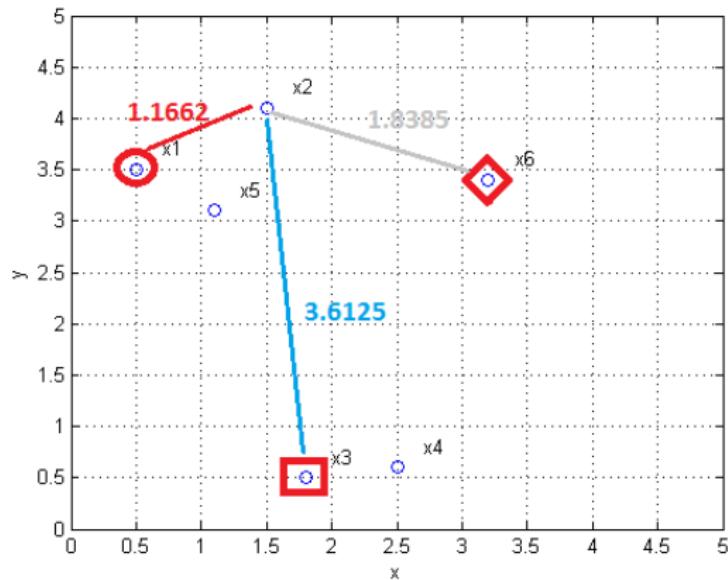
Nhận dạng ảnh

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 - Minh họa



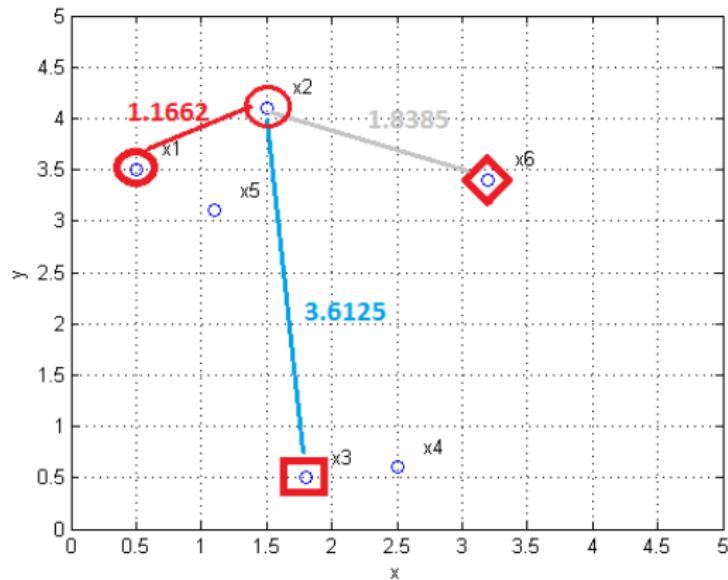
Nhận dạng ảnh

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 - Minh họa



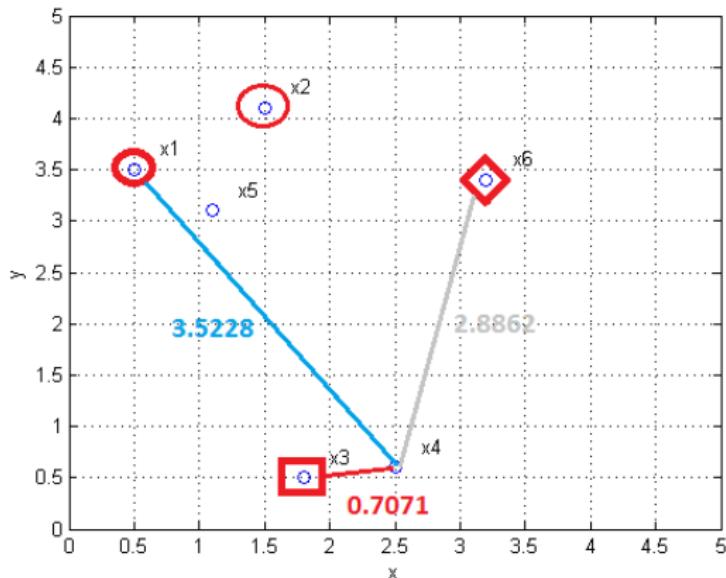
Nhận dạng ảnh

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 - Minh họa



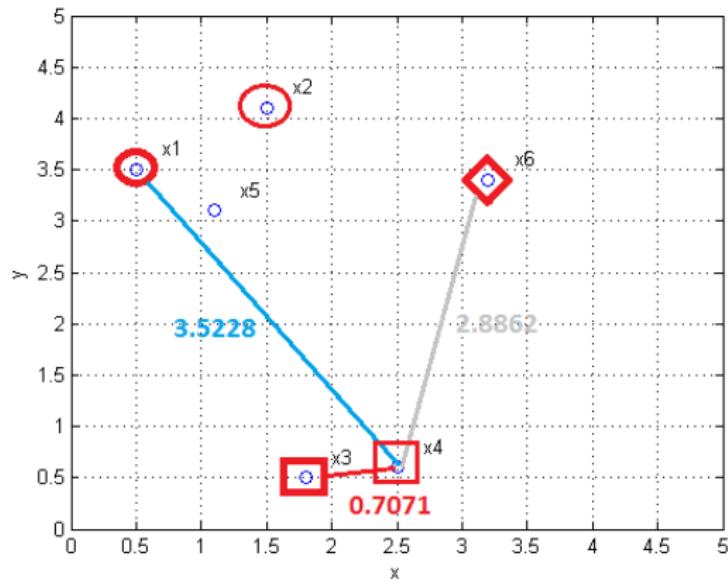
Nhận dạng ảnh

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 - Minh họa



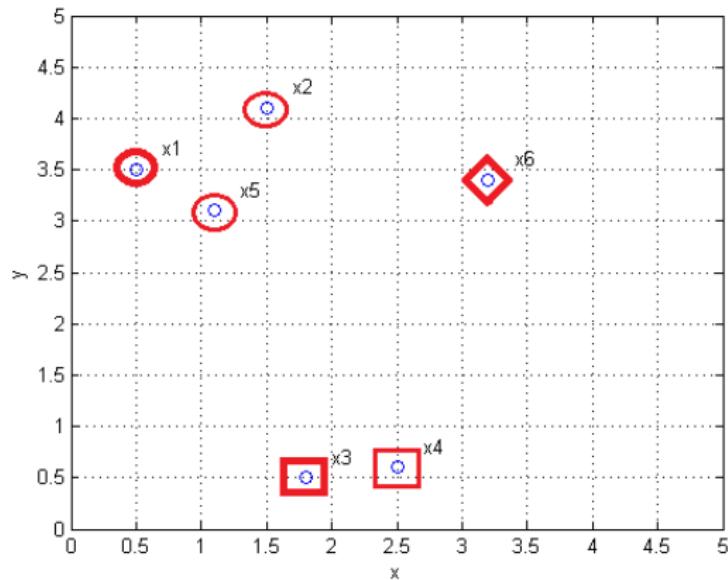
Nhận dạng ảnh

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 - Minh họa



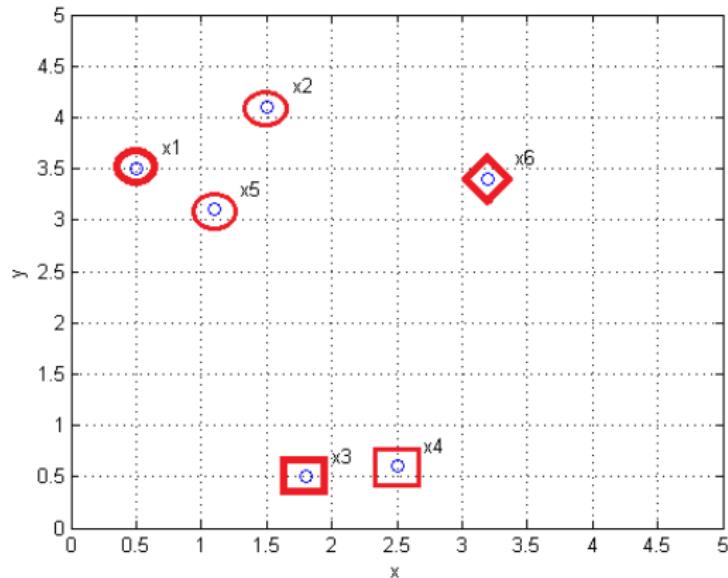
Nhận dạng ảnh

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 - Minh họa



Nhận dạng ảnh

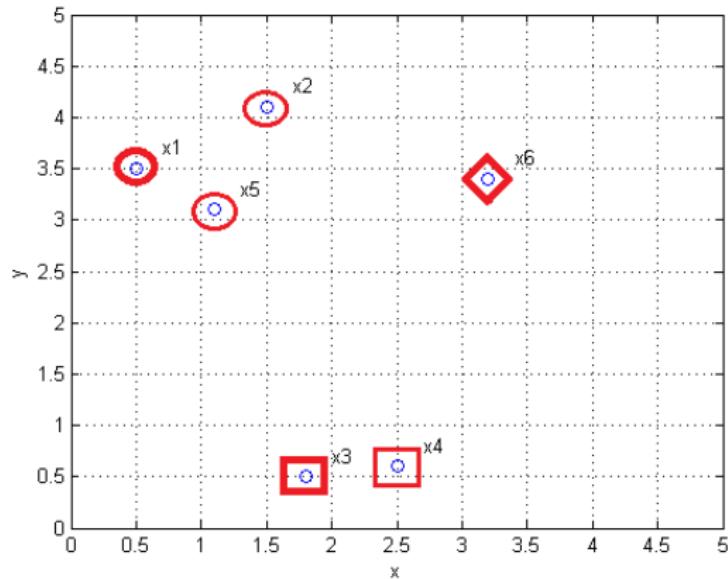
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Thuật toán K trung bình - Minh họa



- $$z_1(2) = \frac{1}{3}(x_1 + x_2 + x_5), z_2(2) = \frac{1}{2}(x_3 + x_4), z_3(2) = z_3(1)$$

Nhận dạng ảnh

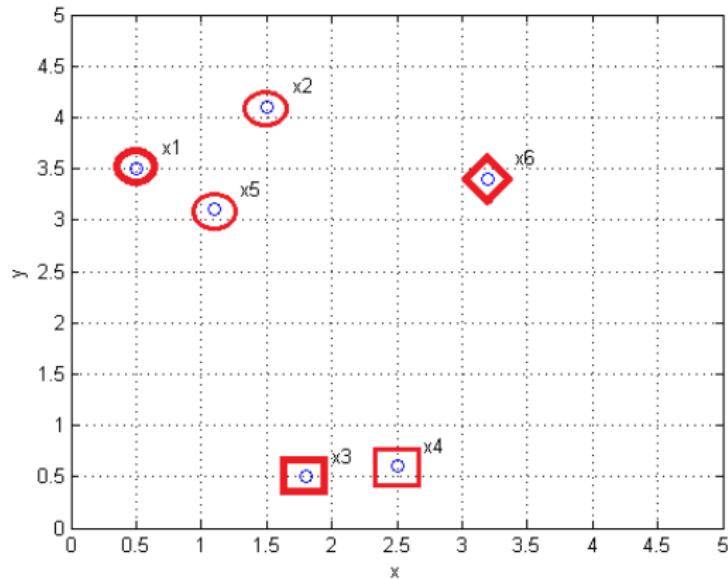
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Một số thuật toán nhận dạng không giám sát
tiêu biểu - Thuật toán K trung bình - Minh họa



- $z_1(2) = \frac{1}{3}(x_1 + x_2 + x_5)$, $z_2(2) = \frac{1}{2}(x_3 + x_4)$, $z_3(2) = z_3(1)$
- $\Rightarrow D(z_1(1), z_1(2)) < T$, $D(z_2(1), z_2(2)) < T$, $D(z_3(1), z_3(2)) < T$

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 - Minh họa



- $z_1(2) = \frac{1}{3}(x_1 + x_2 + x_5)$, $z_2(2) = \frac{1}{2}(x_3 + x_4)$, $z_3(2) = z_3(1)$
- $\Rightarrow D(z_1(1), z_1(2)) < T$, $D(z_2(1), z_2(2)) < T$, $D(z_3(1), z_3(2)) < T$

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

- ≡ Interactive Self Organizing DATa Analysis



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

- ≡ Interactive Self Organizing DATa Analysis
- Thuật toán mềm dẻo



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

- ≡ Interactive Self Organizing DATa Analysis
- Thuật toán mềm dẻo
 - ▶ Không cần celly định các lớp trước



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

- ≡ Interactive Self Organizing DATa Analysis
- Thuật toán mềm dẻo
 - ▶ Không cần celly định các lớp trước

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

- ≡ Interactive Self Organizing DATa Analysis
- Thuật toán mềm dẻo
 - ▶ Không cần celly định các lớp trước

① Lựa chọn một phân hoạch ban đầu

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

- ≡ 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

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

- ≡ 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

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

- ≡ 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

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

- ≡ 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

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

- ≡ 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

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

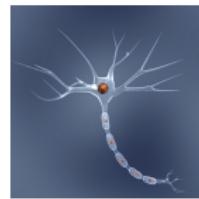
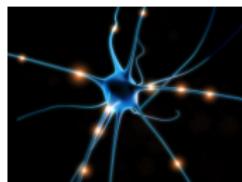
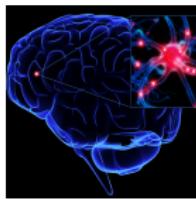
- ≡ Interactive Self Organizing DATa Analysis
- Thuật toán mềm dẻo
 - ▶ Không cần cố định các lớp trước

- 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 thác trên cho đến khi thỏa mãn tiêu chuẩn phân hoạch

Nhận dạng ảnh

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

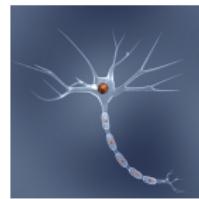
- Mô hình bộ não và hệ thống tế bào thần kinh



Nhận dạng ảnh

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

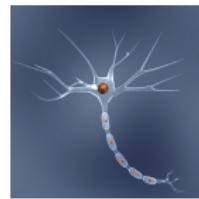
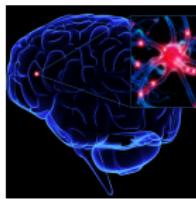
- Mô hình bộ não và hệ thống tế bào thần kinh
- Thực hiện tính toán xử lý song song



Nhận dạng ảnh

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

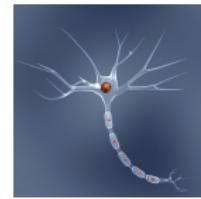
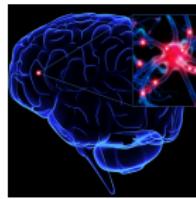
- Mô hình bộ não và hệ thống tế bào thần kinh
- Thực hiện tính toán xử lý song song
- Thực hiện quá trình học



Nhận dạng ảnh

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

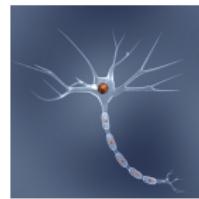
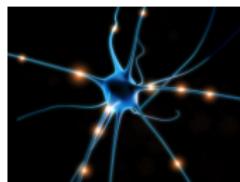
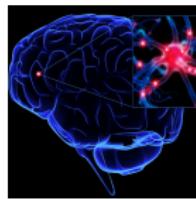
- Mô hình bộ não và hệ thống tế bào thần kinh
- Thực hiện tính toán xử lý song song
- Thực hiện quá trình học
- Sử dụng những nguyên tắc rất đơn giản



Nhận dạng ảnh

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

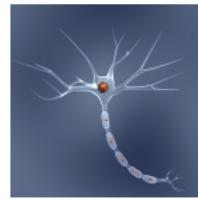
- Mô hình bộ não và hệ thống tế bào thần kinh
- Thực hiện tính toán xử lý song song
- Thực hiện quá trình học
- Sử dụng những nguyên tắc rất đơn giản
- Đáp ứng rất phức tạp



Nhận dạng ảnh

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

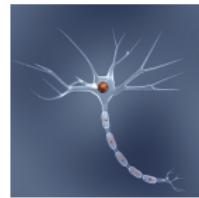
- Mô hình bộ não và hệ thống tế bào thần kinh
- Thực hiện tính toán xử lý song song
- Thực hiện quá trình học
- Sử dụng những nguyên tắc rất đơn giản
- Đáp ứng rất phức tạp
 - ▶ Phụ thuộc vào cấu trúc mạng, các hệ số liên kết và cơ chế cập nhật các hệ số cùng với hàm tính toán tại mỗi phần tử của mạng



Nhận dạng ảnh

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

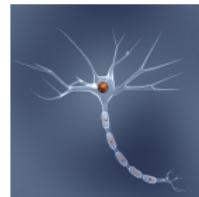
- Mô hình bộ não và hệ thống tế bào thần kinh
- Thực hiện tính toán xử lý song song
- Thực hiện quá trình học
- Sử dụng những nguyên tắc rất đơn giản
- Đáp ứng rất phức tạp
 - ▶ Phụ thuộc vào cấu trúc mạng, các hệ số liên kết và cơ chế cập nhật các hệ số cùng với hàm tính toán tại mỗi phần tử của mạng
- Thích hợp cho các ứng dụng giải các bài toán tối ưu, ...



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, ...

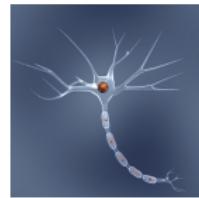
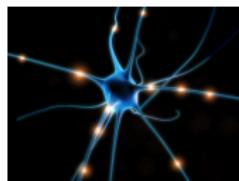


- Các loại chính:

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:

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, ...

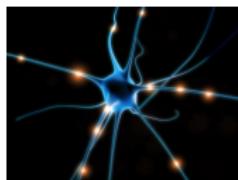


- Các loại chính:
 - ▶ Học có giám sát:
 - ★ Mạng lan truyền tiền: MLP, ...

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, ...



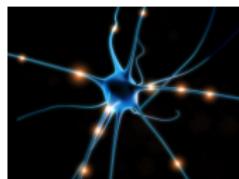
- Các loại chính:

- ▶ Học có giám sát:
 - ★ Mạng lan truyền tiên: MLP, ...
 - ★ Mạng hồi quy: Hopfield, ...

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, ...



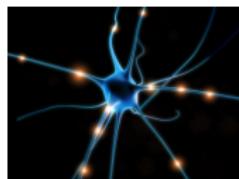
- Các loại chính:

- ▶ Học có giám sát:
 - ★ Mạng lan truyền tiên: MLP, ...
 - ★ Mạng hồi quy: Hopfield, ...
- ▶ Học không có giám sát:

Nhận dạng ảnh

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

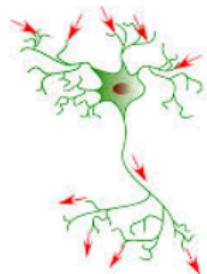
- Mô hình bộ não và hệ thống tế bào thần kinh
- Thực hiện tính toán xử lý song song
- Thực hiện quá trình học
- Sử dụng những nguyên tắc rất đơn giản
- Đáp ứng rất phức tạp
 - ▶ Phụ thuộc vào cấu trúc mạng, các hệ số liên kết và cơ chế cập nhật các hệ số cùng với hàm tính toán tại mỗi phần tử của mạng
- Thích hợp cho các ứng dụng giải các bài toán tối ưu, ...



- Các loại chính:
 - ▶ Học có giám sát:
 - ★ Mạng lan truyền tiên: MLP, ...
 - ★ Mạng hồi quy: Hopfield, ...
 - ▶ Học không có giám sát:

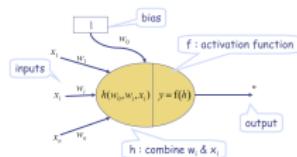
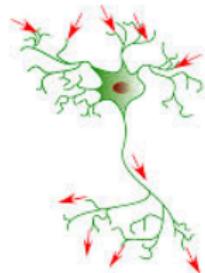
Nhận dạng ảnh

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



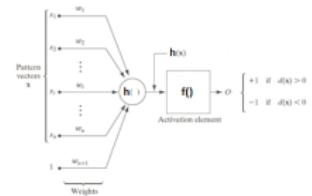
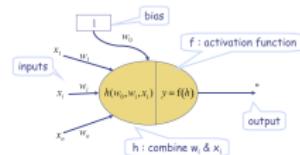
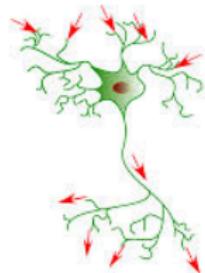
Nhận dạng ảnh

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



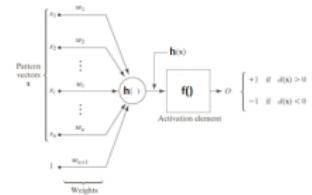
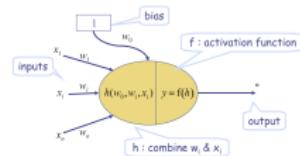
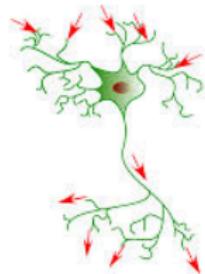
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tông quan - Mô hình hóa nơ-ron



Nhận dạng ảnh

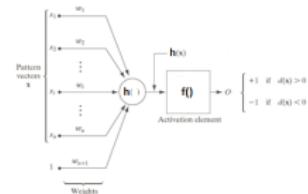
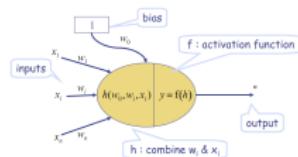
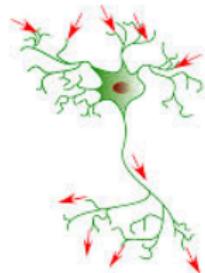
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tông quan - Mô hình hóa nơ-ron



- Một số hàm kích hoạt phổ biến:

Nhận dạng ảnh

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

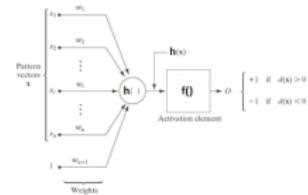
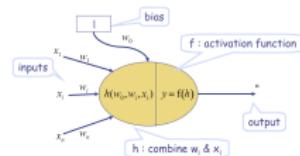
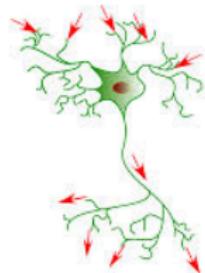


- Một số hàm kích hoạt phổ biến:

- Hàm xích-ma (sigmoidal function): $O = d(x) = f(h(x), \rho) = \frac{1}{1+e^{-\frac{x}{\rho}}}$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tông quan - Mô hình hóa nơ-ron



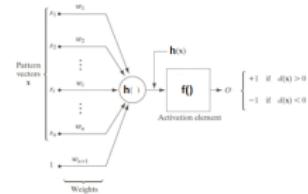
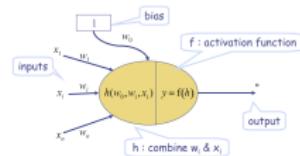
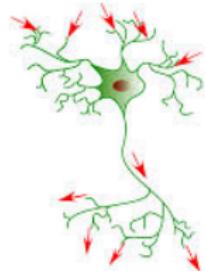
- Một số hàm kích hoạt phổ biến:

- Hàm xích-ma (sigmoidal function): $O = d(x) = f(h(x), \rho) = \frac{1}{1+e^{-\frac{x}{\rho}}}$

- $\star h(x) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_{n+1}$

Nhận dạng ảnh

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



- Một số hàm kích hoạt phổ biến:

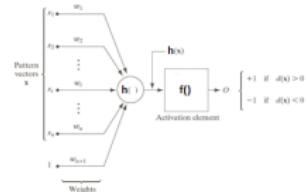
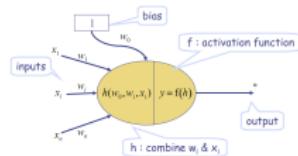
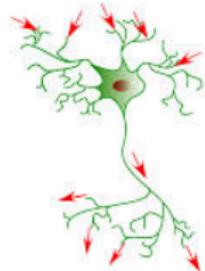
- Hàm xích-ma (sigmoidal function): $O = d(x) = f(h(x), \rho) = \frac{1}{1+e^{-\frac{h}{\rho}}}$

$$\star \quad h(x) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_{n+1}$$

- Hàm đối xứng: $O = d(x) = f(h(x), \sigma = w_{n+1}) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{h^2}{2\sigma^2}}$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tôp quan - Mô hình hóa nơ-ron



- Một số hàm kích hoạt phổ biến:

- Hàm xích-ma (sigmoidal function): $O = d(x) = f(h(x), \rho) = \frac{1}{1+e^{-\frac{h}{\rho}}}$

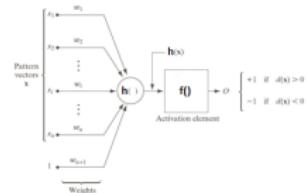
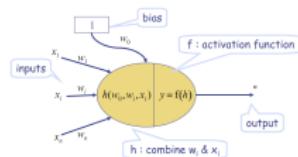
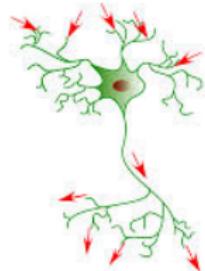
$$\star \quad h(x) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_{n+1}$$

- Hàm đối xứng: $O = d(x) = f(h(x), \sigma = w_{n+1}) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{h^2}{2\sigma^2}}$

$$\star \quad h(x) = \sum_{i=1}^n (x_i - w_i)^2$$

Nhận dạng ảnh

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

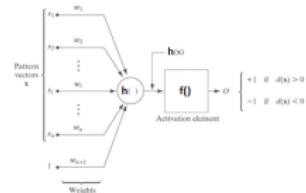
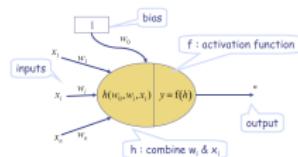
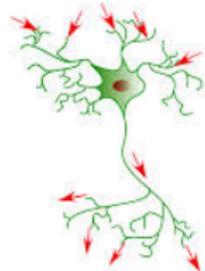


- Một số hàm kích hoạt phổ biến:

- Hàm xích-ma (sigmoidal function): $O = d(x) = f(h(x), \rho) = \frac{1}{1+e^{-\frac{x}{\rho}}}$
 - $\star h(x) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_{n+1}$
- Hàm đối xứng: $O = d(x) = f(h(x), \sigma = w_{n+1}) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{x^2}{2\sigma^2}}$
 - $\star h(x) = \sum_{i=1}^n (x_i - w_i)^2$
- Hàm tuyến tính: $O = d(x) = f(h(x)) = h(x)$

Nhận dạng ảnh

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



- Một số hàm kích hoạt phổ biến:

- Hàm xích-ma (sigmoidal function): $O = d(x) = f(h(x), \rho) = \frac{1}{1+e^{-\frac{h}{\rho}}}$

- $\star h(x) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_{n+1}$

- Hàm đối xứng: $O = d(x) = f(h(x), \sigma = w_{n+1}) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{h^2}{2\sigma^2}}$

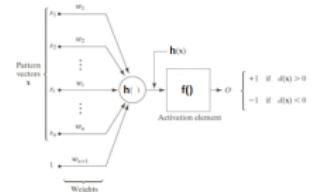
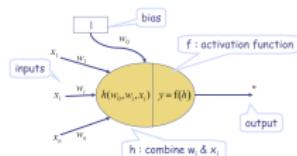
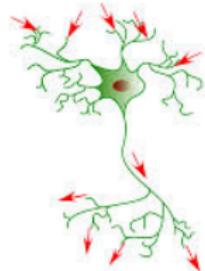
- $\star h(x) = \sum_{i=1}^n (x_i - w_i)^2$

- Hàm tuyến tính: $O = d(x) = f(h(x)) = h(x)$

- $\star h(x) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_{n+1}$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tôp quan - Mô hình hóa nơ-ron



- Một số hàm kích hoạt phổ biến:

- Hàm xích-ma (sigmoidal function): $O = d(x) = f(h(x), \rho) = \frac{1}{1+e^{-\frac{h}{\rho}}}$

- $$h(x) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_{n+1}$$

- Hàm đối xứng: $O = d(x) = f(h(x), \sigma = w_{n+1}) = \frac{1}{2\pi\sigma} e^{-\frac{h^2}{2\sigma^2}}$

- $$h(x) = \sum_{i=1}^n (x_i - w_i)^2$$

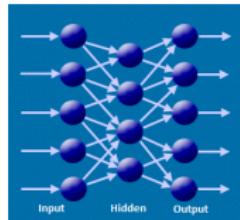
- Hàm tuyến tính: $O = d(x) = f(h(x)) = h(x)$

- $$h(x) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_{n+1}$$

- Kết quả quyết định: $= +1$ nếu $d(x) > 0$; $= -1$ nếu $d(x) \leq 0$

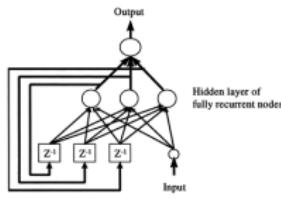
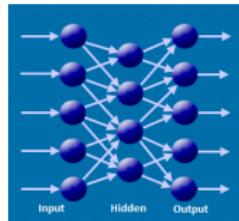
Nhận dạng ảnh

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



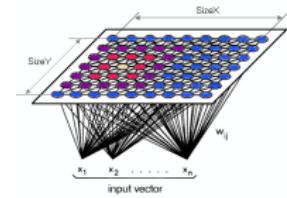
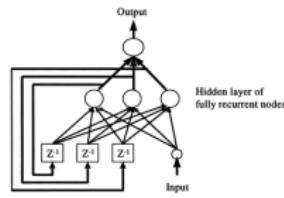
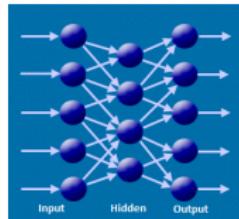
Nhận dạng ảnh

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



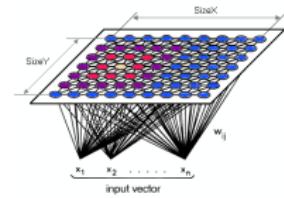
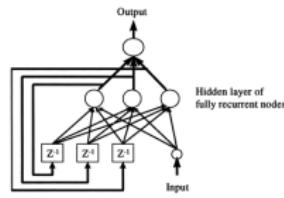
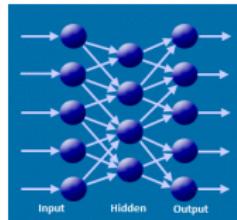
Nhận dạng ảnh

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



Nhận dạng ảnh

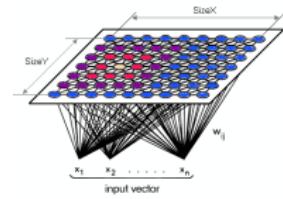
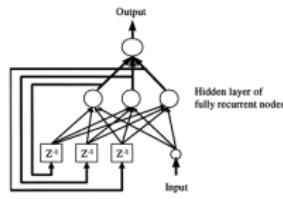
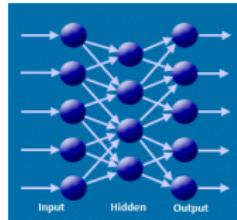
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tôp quan - Cấu trúc tổng quát mạng nơ-ron



- Các node mô phỏng các nơ-ron

Nhận dạng ảnh

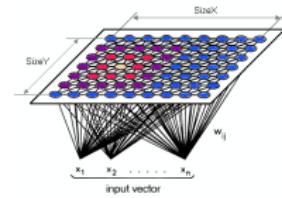
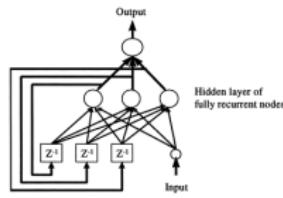
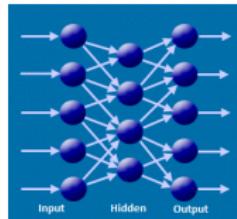
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Cấu trúc tổng quát mạng nơ-ron



- Các node mô phỏng các nơ-ron
 - ▶ Các node tiếp nhận dữ liệu đầu vào: Lớp vào

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

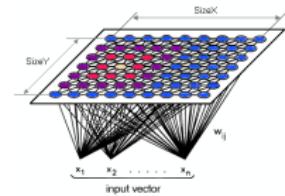
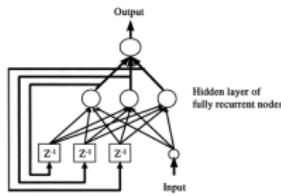
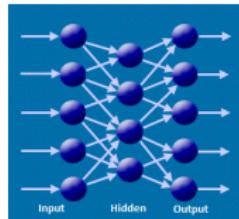


- Các node mô phỏng các nơ-ron

- ▶ Các node tiếp nhận dữ liệu đầu vào: Lớp vào
 - ★ Số node ở lớp vào: Kích thước lớp vào - Thường bằng chiều của véc-tơ mẫu (số thành phần đặc trưng/mô tả sử dụng)

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

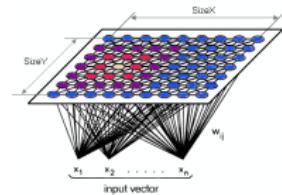
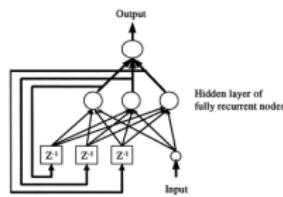
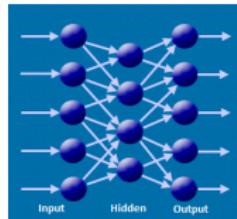


- Các node mô phỏng các nơ-ron

- ▶ Các node tiếp nhận dữ liệu đầu vào: Lớp vào
 - ★ Số node ở lớp vào: Kích thước lớp vào - Thường bằng chiều của véc-tơ mẫu (số thành phần đặc trưng/mô tả sử dụng)
- ▶ Các node đưa thông tin kết luận ra: Lớp ra

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

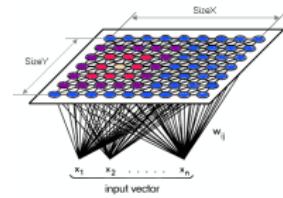
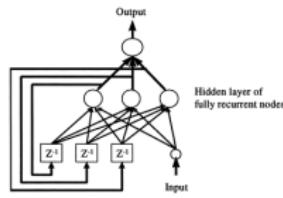
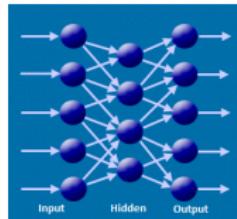


- Các node mô phỏng các nơ-ron

- ▶ Các node tiếp nhận dữ liệu đầu vào: Lớp vào
 - ★ Số node ở lớp vào: Kích thước lớp vào - Thường bằng chiều của véc-tơ mẫu (số thành phần đặc trưng/mô tả sử dụng)
- ▶ Các node đưa thông tin kết luận ra: Lớp ra
 - ★ Số node ở lớp ra: Kích thước lớp ra - Thường bằng số lớp cần phân nhóm

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

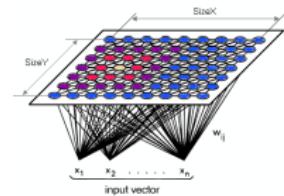
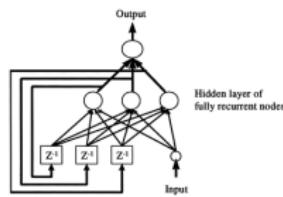
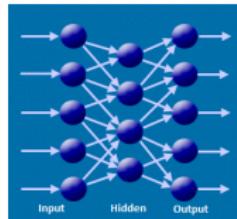


- Các node mô phỏng các nơ-ron

- ▶ Các node tiếp nhận dữ liệu đầu vào: Lớp vào
 - ★ Số node ở lớp vào: Kích thước lớp vào - Thường bằng chiều của véc-tơ mẫu (số thành phần đặc trưng/mô tả sử dụng)
- ▶ Các node đưa thông tin kết luận ra: Lớp ra
 - ★ Số node ở lớp ra: Kích thước lớp ra - Thường bằng số lớp cần phân nhóm
- ▶ Một số lớp trung gian (nếu có): Lớp ẩn

Nhận dạng ảnh

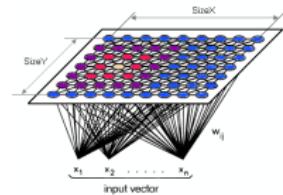
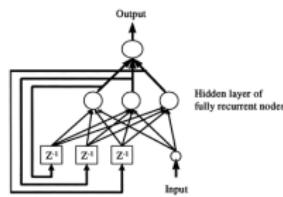
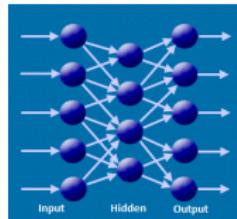
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Cấu trúc tổng quát mạng nơ-ron



- 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 - Thường bằng chiều của véc-tơ mẫu (số thành phần đặc trưng/mô tả sử dụng)
 - ▶ Các node đưa thông tin kết luận ra: Lớp ra
 - ★ Số node ở lớp ra: Kích thước lớp ra - Thường bằng số lớp cần phân nhóm
 - ▶ 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)

Nhận dạng ảnh

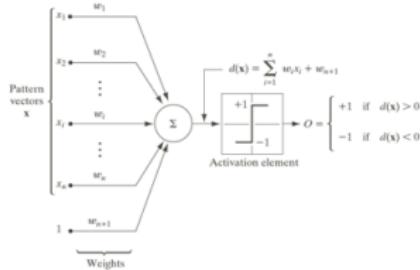
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Cấu trúc tổng quát mạng nơ-ron



- 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 - Thường bằng chiều của véc-tơ mẫu (số thành phần đặc trưng/mô tả sử dụng)
 - ▶ Các node đưa thông tin kết luận ra: Lớp ra
 - ★ Số node ở lớp ra: Kích thước lớp ra - Thường bằng số lớp cần phân nhóm
 - ▶ 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}

Nhận dạng ảnh

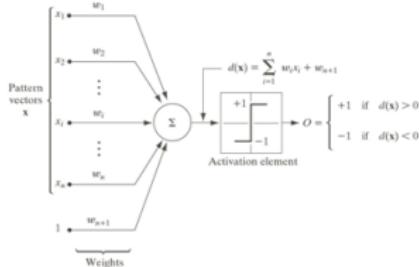
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (1)



Nhận dạng ảnh

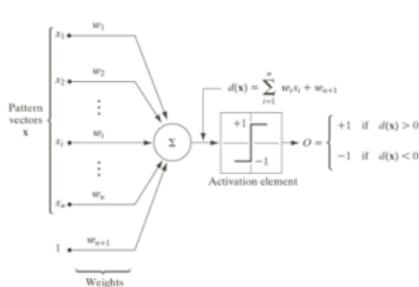
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tông quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (1)

$$\bullet d(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_{n+1}$$



Nhận dạng ảnh

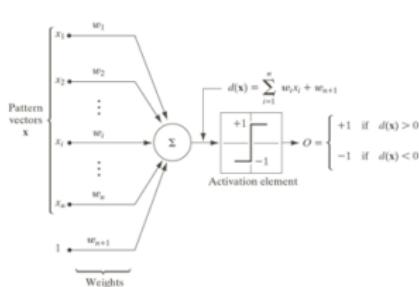
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (1)



- $d(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_{n+1}$
- Phân ngưỡng quyết định:

Nhận dạng ảnh

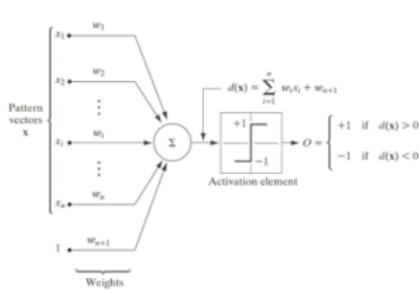
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (1)



- $d(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_{n+1}$
- Phân ngưỡng quyết định:
 - ▶ $d(\mathbf{x}) > 0 \Rightarrow$ Đầu ra = +1: $\mathbf{x} \in \omega_1$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (1)



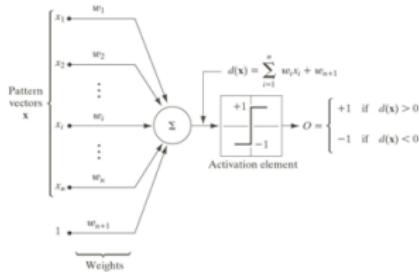
$$d(x) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_{n+1}$$

• Phân ngưỡng quyết định:

- ▶ $d(x) > 0 \Rightarrow$ Đầu ra = +1: $x \in \omega_1$
- ▶ $d(x) < 0 \Rightarrow$ Đầu ra = -1: $x \in \omega_2$

Nhận dạng ảnh

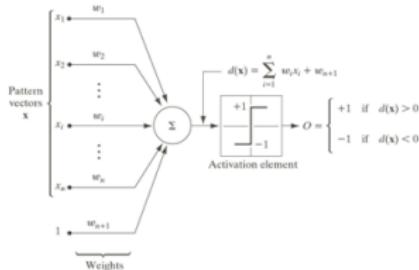
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (1)



- $d(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_{n+1}$
- Phân ngưỡng quyết định:
 - ▶ $d(\mathbf{x}) > 0 \Rightarrow$ Đầu ra = +1: $\mathbf{x} \in \omega_1$
 - ▶ $d(\mathbf{x}) < 0 \Rightarrow$ Đầu ra = -1: $\mathbf{x} \in \omega_2$
- Biên vùng quyết định: $d(\mathbf{x}) = 0$

Nhận dạng ảnh

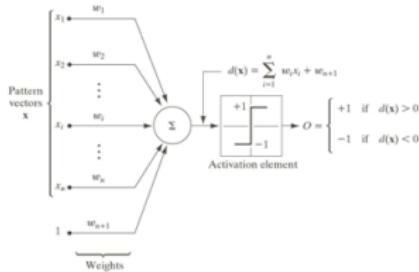
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tông quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (1)



- $d(x) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_{n+1}$
- Phân ngưỡng quyết định:
 - ▶ $d(x) > 0 \Rightarrow$ Đầu ra = +1: $x \in \omega_1$
 - ▶ $d(x) < 0 \Rightarrow$ Đầu ra = -1: $x \in \omega_2$
- Biên vùng quyết định: $d(x) = 0$
 - ▶ $w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n + w_{n+1} = 0$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (1)



- $\mathbf{w} \triangleq [w_1, w_2, \dots, w_n, w_{n+1}]^T; \mathbf{y} = [x_1, x_2, \dots, x_n, 1]^T$

$$d(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_{n+1}$$

- Phân ngưỡng quyết định:

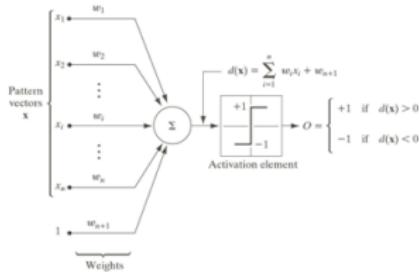
- ▶ $d(\mathbf{x}) > 0 \Rightarrow$ Đầu ra = +1: $\mathbf{x} \in \omega_1$
- ▶ $d(\mathbf{x}) < 0 \Rightarrow$ Đầu ra = -1: $\mathbf{x} \in \omega_2$

- Biên vùng quyết định: $d(\mathbf{x}) = 0$

- ▶ $w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n + w_{n+1} = 0$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tông quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (1)



- $\mathbf{w} \triangleq [w_1, w_2, \dots, w_n, w_{n+1}]^T$; $\mathbf{y} = [x_1, x_2, \dots, x_n, 1]^T$
 - ▶ $d(\mathbf{y}) = \sum_{i=1}^{n+1} w_i y_i$

$$d(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_{n+1}$$

- Phân ngưỡng quyết định:

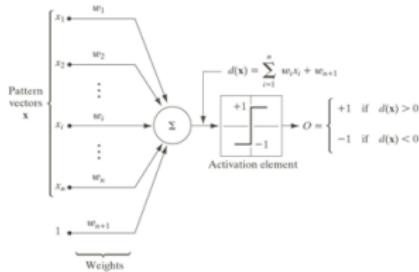
- ▶ $d(\mathbf{x}) > 0 \Rightarrow$ Đầu ra = +1: $\mathbf{x} \in \omega_1$
- ▶ $d(\mathbf{x}) < 0 \Rightarrow$ Đầu ra = -1: $\mathbf{x} \in \omega_2$

- Biên vùng quyết định: $d(\mathbf{x}) = 0$

- ▶ $w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n + w_{n+1} = 0$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tông quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (1)



- $\mathbf{w} \triangleq [w_1, w_2, \dots, w_n, w_{n+1}]^T$; $\mathbf{y} = [x_1, x_2, \dots, x_n, 1]^T$
 - ▶ $d(\mathbf{y}) = \sum_{i=1}^{n+1} w_i y_i = \mathbf{w}^T \mathbf{y}$

$$d(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_{n+1}$$

- Phân ngưỡng quyết định:

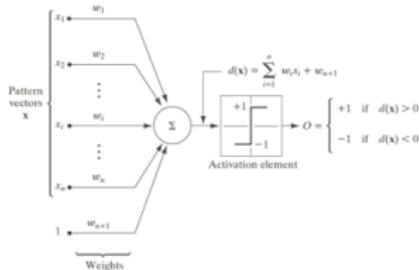
- ▶ $d(\mathbf{x}) > 0 \Rightarrow$ Đầu ra = +1: $\mathbf{x} \in \omega_1$
- ▶ $d(\mathbf{x}) < 0 \Rightarrow$ Đầu ra = -1: $\mathbf{x} \in \omega_2$

- Biên vùng quyết định: $d(\mathbf{x}) = 0$

- ▶ $w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n + w_{n+1} = 0$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tông quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (1)



- $d(\mathbf{x}) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_{n+1}$
- Phân ngưỡng quyết định:
 - ▶ $d(\mathbf{x}) > 0 \Rightarrow$ Đầu ra = +1: $\mathbf{x} \in \omega_1$
 - ▶ $d(\mathbf{x}) < 0 \Rightarrow$ Đầu ra = -1: $\mathbf{x} \in \omega_2$
- Biên vùng quyết định: $d(\mathbf{x}) = 0$
 - ▶ $w_1 x_1 + w_2 x_2 + \dots + w_n x_n + w_{n+1} = 0$

- $\mathbf{w} \triangleq [w_1, w_2, \dots, w_n, w_{n+1}]^T; \mathbf{y} = [x_1, x_2, \dots, x_n, 1]^T$
 - ▶ $d(\mathbf{y}) = \sum_{i=1}^{n+1} w_i y_i = \mathbf{w}^T \mathbf{y}$

Với một tập các mẫu chuẩn (tập huấn luyện) thuộc các lớp, tìm \mathbf{w} để cho phép phân lớp các mẫu thành hai nhóm

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

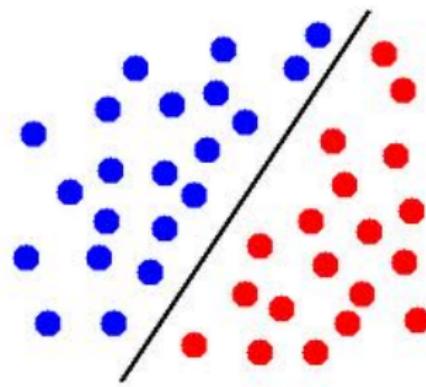
- Giả thiết hai lớp mẫu có thể phân tách tuyến tính



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

- Giả thiết hai lớp mẫu có thể phân tách tuyến tính



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

Input: Tập dữ liệu huấn luyện cho các lớp mẫu; Hệ số hiệu chỉnh $c > 0$

Output: Véc-tơ trọng số w



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

Input: Tập dữ liệu huấn luyện cho các lớp mẫu; Hệ số hiệu chỉnh $c > 0$

Output: Véc-tơ trọng số w

- ❶ Khởi tạo $w(1)$ (có thể là một véc-tơ bất kỳ)



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

Input: Tập dữ liệu huấn luyện cho các lớp mẫu; Hệ số hiệu chỉnh $c > 0$

Output: Véc-tơ trọng số w

- ❶ Khởi tạo $w(1)$ (có thể là một véc-tơ bất kỳ)
- ❷ Lặp với các mẫu thuộc tập huấn luyện cho đến hội tụ



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

Input: Tập dữ liệu huấn luyện cho các lớp mẫu; Hệ số hiệu chỉnh $c > 0$

Output: Véc-tơ trọng số w

- ① Khởi tạo $w(1)$ (có thể là một véc-tơ bất kỳ)
- ② Lặp với các mẫu thuộc tập huấn luyện cho đến hội tụ
 - ▶ Nếu $y(k) \in \omega_1$ và $w^T(k)y(k) \leq 0$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

Input: Tập dữ liệu huấn luyện cho các lớp mẫu; Hệ số hiệu chỉnh $c > 0$

Output: Véc-tơ trọng số w

- ❶ Khởi tạo $w(1)$ (có thể là một véc-tơ bất kỳ)
- ❷ Lặp với các mẫu thuộc tập huấn luyện cho đến hội tụ
 - ▶ Nếu $y(k) \in \omega_1$ và $w^T(k)y(k) \leq 0$
 - * $w(k+1) = w(k) - cy(k)$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

Input: Tập dữ liệu huấn luyện cho các lớp mẫu; Hệ số hiệu chỉnh $c > 0$

Output: Véc-tơ trọng số w

- ❶ Khởi tạo $w(1)$ (có thể là một véc-tơ bất kỳ)
- ❷ Lặp với các mẫu thuộc tập huấn luyện cho đến hội tụ
 - ▶ Nếu $y(k) \in \omega_1$ và $w^T(k)y(k) \leq 0$
 - * $w(k+1) = w(k) - cy(k)$
 - ▶ Nếu $y(k) \in \omega_2$ và $w^T(k)y(k) \geq 0$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

Input: Tập dữ liệu huấn luyện cho các lớp mẫu; Hệ số hiệu chỉnh $c > 0$

Output: Véc-tơ trọng số w

- ❶ Khởi tạo $w(1)$ (có thể là một véc-tơ bất kỳ)
- ❷ Lặp với các mẫu thuộc tập huấn luyện cho đến hội tụ
 - ▶ Nếu $y(k) \in \omega_1$ và $w^T(k)y(k) \leq 0$
 - * $w(k+1) = w(k) - cy(k)$
 - ▶ Nếu $y(k) \in \omega_2$ và $w^T(k)y(k) \geq 0$
 - * $w(k+1) = w(k) + cy(k)$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

Input: Tập dữ liệu huấn luyện cho các lớp mẫu; Hệ số hiệu chỉnh $c > 0$

Output: Véc-tơ trọng số \mathbf{w}

- ❶ Khởi tạo $\mathbf{w}(1)$ (có thể là một véc-tơ bất kỳ)
- ❷ Lặp với các mẫu thuộc tập huấn luyện cho đến hội tụ
 - ▶ Nếu $\mathbf{y}(k) \in \omega_1$ và $\mathbf{w}^T(k)\mathbf{y}(k) \leq 0$
 - * $\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) - c\mathbf{y}(k)$
 - ▶ Nếu $\mathbf{y}(k) \in \omega_2$ và $\mathbf{w}^T(k)\mathbf{y}(k) \geq 0$
 - * $\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k) + c\mathbf{y}(k)$
 - ▶ Các trường hợp khác: $\mathbf{w}(k+1) = \mathbf{w}(k)$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

Input: Tập dữ liệu huấn luyện cho các lớp mẫu; Hệ số hiệu chỉnh $c > 0$

Output: Véc-tơ trọng số w

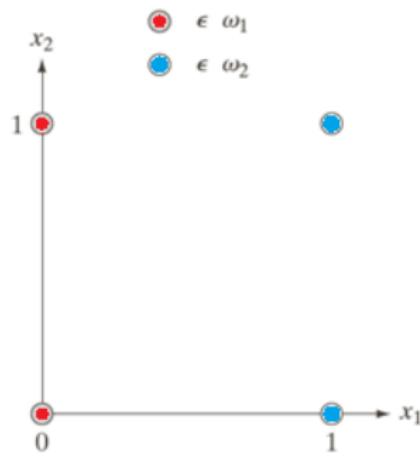
- ❶ Khởi tạo $w(1)$ (có thể là một véc-tơ bất kỳ)
- ❷ Lặp với các mẫu thuộc tập huấn luyện cho đến hội tụ
 - ▶ Nếu $y(k) \in \omega_1$ và $w^T(k)y(k) \leq 0$
 - * $w(k+1) = w(k) - cy(k)$
 - ▶ Nếu $y(k) \in \omega_2$ và $w^T(k)y(k) \geq 0$
 - * $w(k+1) = w(k) + cy(k)$
 - ▶ Các trường hợp khác: $w(k+1) = w(k)$

Xét hai lớp ω_1 và ω_2 với các tập véc-tơ thuộc tập huấn luyện tương ứng $\{(0,0)^T, (0,1)^T\}$ và $\{(1,0)^T, (1,1)^T\}$.

- Tìm véc-tơ trọng số w để thực hiện phân lớp cho các lớp đã cho
- Sử dụng véc-tơ trọng số đạt được thực hiện phân nhóm cho các véc-tơ $(0.3, 0.6)^T$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

- Lập các véc-tơ huấn luyện mở rộng: $\{\mathbf{y}(1) = (0, 0, 1)^T, \mathbf{y}(2) = (0, 1, 1)^T\}$ cho lớp ω_1 ; và $\{\mathbf{y}(3) = (1, 0, 1)^T, \mathbf{y}(4) = (1, 1, 1)^T\}$ cho lớp ω_2

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

- Lập các véc-tơ huấn luyện mở rộng: $\{\mathbf{y}(1) = (0, 0, 1)^T, \mathbf{y}(2) = (0, 1, 1)^T\}$ cho lớp ω_1 ; và $\{\mathbf{y}(3) = (1, 0, 1)^T, \mathbf{y}(4) = (1, 1, 1)^T\}$ cho lớp ω_2
- Chọn $c = 1$; $\mathbf{w}(1) = \mathbf{0}$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

- Lập các véc-tơ huấn luyện mở rộng: $\{\mathbf{y}(1) = (0, 0, 1)^T, \mathbf{y}(2) = (0, 1, 1)^T\}$ cho lớp ω_1 ; và $\{\mathbf{y}(3) = (1, 0, 1)^T, \mathbf{y}(4) = (1, 1, 1)^T\}$ cho lớp ω_2
- Chọn $c = 1$; $\mathbf{w}(1) = \mathbf{0}$
- $k = 1$: $\mathbf{y}(1) \in \omega_1$; $\mathbf{w}^T(1)\mathbf{y}(1) = 0 \Rightarrow \mathbf{w}(2) = \mathbf{w}(1) + \mathbf{y}(1) = (0, 0, 1)^T$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

- Lập các véc-tơ huấn luyện mở rộng: $\{\mathbf{y}(1) = (0, 0, 1)^T, \mathbf{y}(2) = (0, 1, 1)^T\}$ cho lớp ω_1 ; và $\{\mathbf{y}(3) = (1, 0, 1)^T, \mathbf{y}(4) = (1, 1, 1)^T\}$ cho lớp ω_2
- Chọn $c = 1$; $\mathbf{w}(1) = \mathbf{0}$
- $k = 1$: $\mathbf{y}(1) \in \omega_1$; $\mathbf{w}^T(1)\mathbf{y}(1) = 0 \Rightarrow \mathbf{w}(2) = \mathbf{w}(1) + \mathbf{y}(1) = (0, 0, 1)^T$
- $k = 2$: $\mathbf{y}(2) \in \omega_1$; $\mathbf{w}^T(2)\mathbf{y}(2) = 1 \Rightarrow \mathbf{w}(3) = \mathbf{w}(2) = (0, 0, 1)^T$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

- Lập các véc-tơ huấn luyện mở rộng: $\{\mathbf{y}(1) = (0, 0, 1)^T, \mathbf{y}(2) = (0, 1, 1)^T\}$ cho lớp ω_1 ; và $\{\mathbf{y}(3) = (1, 0, 1)^T, \mathbf{y}(4) = (1, 1, 1)^T\}$ cho lớp ω_2
- Chọn $c = 1$; $\mathbf{w}(1) = \mathbf{0}$
- $k = 1$: $\mathbf{y}(1) \in \omega_1$; $\mathbf{w}^T(1)\mathbf{y}(1) = 0 \Rightarrow \mathbf{w}(2) = \mathbf{w}(1) + \mathbf{y}(1) = (0, 0, 1)^T$
- $k = 2$: $\mathbf{y}(2) \in \omega_1$; $\mathbf{w}^T(2)\mathbf{y}(2) = 1 \Rightarrow \mathbf{w}(3) = \mathbf{w}(2) = (0, 0, 1)^T$
- $k = 3$: $\mathbf{y}(3) \in \omega_2$; $\mathbf{w}^T(3)\mathbf{y}(3) = 1 \Rightarrow \mathbf{w}(4) = \mathbf{w}(3) - \mathbf{y}(3) = (-1, 0, 0)^T$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

- Lập các véc-tơ huấn luyện mở rộng: $\{\mathbf{y}(1) = (0, 0, 1)^T, \mathbf{y}(2) = (0, 1, 1)^T\}$ cho lớp ω_1 ; và $\{\mathbf{y}(3) = (1, 0, 1)^T, \mathbf{y}(4) = (1, 1, 1)^T\}$ cho lớp ω_2
- Chọn $c = 1$; $\mathbf{w}(1) = \mathbf{0}$
- $k = 1$: $\mathbf{y}(1) \in \omega_1$; $\mathbf{w}^T(1)\mathbf{y}(1) = 0 \Rightarrow \mathbf{w}(2) = \mathbf{w}(1) + \mathbf{y}(1) = (0, 0, 1)^T$
- $k = 2$: $\mathbf{y}(2) \in \omega_1$; $\mathbf{w}^T(2)\mathbf{y}(2) = 1 \Rightarrow \mathbf{w}(3) = \mathbf{w}(2) = (0, 0, 1)^T$
- $k = 3$: $\mathbf{y}(3) \in \omega_2$; $\mathbf{w}^T(3)\mathbf{y}(3) = 1 \Rightarrow \mathbf{w}(4) = \mathbf{w}(3) - \mathbf{y}(3) = (-1, 0, 0)^T$
- $k = 4$: $\mathbf{y}(4) \in \omega_2$; $\mathbf{w}^T(4)\mathbf{y}(4) = -1 \Rightarrow \mathbf{w}(5) = \mathbf{w}(4) = (-1, 0, 0)^T$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

- Lập các véc-tơ huấn luyện mở rộng: $\{\mathbf{y}(1) = (0, 0, 1)^T, \mathbf{y}(2) = (0, 1, 1)^T\}$ cho lớp ω_1 ; và $\{\mathbf{y}(3) = (1, 0, 1)^T, \mathbf{y}(4) = (1, 1, 1)^T\}$ cho lớp ω_2
- Chọn $c = 1$; $\mathbf{w}(1) = \mathbf{0}$
- $k = 1$: $\mathbf{y}(1) \in \omega_1$; $\mathbf{w}^T(1)\mathbf{y}(1) = 0 \Rightarrow \mathbf{w}(2) = \mathbf{w}(1) + \mathbf{y}(1) = (0, 0, 1)^T$
- $k = 2$: $\mathbf{y}(2) \in \omega_1$; $\mathbf{w}^T(2)\mathbf{y}(2) = 1 \Rightarrow \mathbf{w}(3) = \mathbf{w}(2) = (0, 0, 1)^T$
- $k = 3$: $\mathbf{y}(3) \in \omega_2$; $\mathbf{w}^T(3)\mathbf{y}(3) = 1 \Rightarrow \mathbf{w}(4) = \mathbf{w}(3) - \mathbf{y}(3) = (-1, 0, 0)^T$
- $k = 4$: $\mathbf{y}(4) \in \omega_2$; $\mathbf{w}^T(4)\mathbf{y}(4) = -1 \Rightarrow \mathbf{w}(5) = \mathbf{w}(4) = (-1, 0, 0)^T$
- Lặp lại quá trình huấn luyện với $\mathbf{y}(5) = \mathbf{y}(1)$, $\mathbf{y}(6) = \mathbf{y}(2)$, $\mathbf{y}(7) = \mathbf{y}(3)$, $\mathbf{y}(8) = \mathbf{y}(4)$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

- Lập các véc-tơ huấn luyện mở rộng: $\{\mathbf{y}(1) = (0, 0, 1)^T, \mathbf{y}(2) = (0, 1, 1)^T\}$ cho lớp ω_1 ; và $\{\mathbf{y}(3) = (1, 0, 1)^T, \mathbf{y}(4) = (1, 1, 1)^T\}$ cho lớp ω_2
- Chọn $c = 1$; $\mathbf{w}(1) = \mathbf{0}$
- $k = 1$: $\mathbf{y}(1) \in \omega_1$; $\mathbf{w}^T(1)\mathbf{y}(1) = 0 \Rightarrow \mathbf{w}(2) = \mathbf{w}(1) + \mathbf{y}(1) = (0, 0, 1)^T$
- $k = 2$: $\mathbf{y}(2) \in \omega_1$; $\mathbf{w}^T(2)\mathbf{y}(2) = 1 \Rightarrow \mathbf{w}(3) = \mathbf{w}(2) = (0, 0, 1)^T$
- $k = 3$: $\mathbf{y}(3) \in \omega_2$; $\mathbf{w}^T(3)\mathbf{y}(3) = 1 \Rightarrow \mathbf{w}(4) = \mathbf{w}(3) - \mathbf{y}(3) = (-1, 0, 0)^T$
- $k = 4$: $\mathbf{y}(4) \in \omega_2$; $\mathbf{w}^T(4)\mathbf{y}(4) = -1 \Rightarrow \mathbf{w}(5) = \mathbf{w}(4) = (-1, 0, 0)^T$
- Lặp lại quá trình huấn luyện với $\mathbf{y}(5) = \mathbf{y}(1)$, $\mathbf{y}(6) = \mathbf{y}(2)$, $\mathbf{y}(7) = \mathbf{y}(3)$, $\mathbf{y}(8) = \mathbf{y}(4)$
- Quá trình hội tụ với $k = 14$: $\mathbf{w}(14) = (-2, 0, 1)^T$

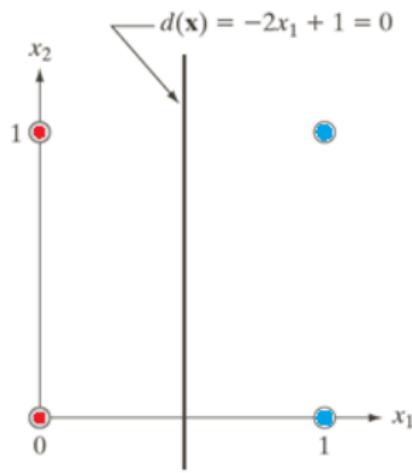
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

- Lập các véc-tơ huấn luyện mở rộng: $\{\mathbf{y}(1) = (0, 0, 1)^T, \mathbf{y}(2) = (0, 1, 1)^T\}$ cho lớp ω_1 ; và $\{\mathbf{y}(3) = (1, 0, 1)^T, \mathbf{y}(4) = (1, 1, 1)^T\}$ cho lớp ω_2
- Chọn $c = 1$; $\mathbf{w}(1) = \mathbf{0}$
- $k = 1$: $\mathbf{y}(1) \in \omega_1$; $\mathbf{w}^T(1)\mathbf{y}(1) = 0 \Rightarrow \mathbf{w}(2) = \mathbf{w}(1) + \mathbf{y}(1) = (0, 0, 1)^T$
- $k = 2$: $\mathbf{y}(2) \in \omega_1$; $\mathbf{w}^T(2)\mathbf{y}(2) = 1 \Rightarrow \mathbf{w}(3) = \mathbf{w}(2) = (0, 0, 1)^T$
- $k = 3$: $\mathbf{y}(3) \in \omega_2$; $\mathbf{w}^T(3)\mathbf{y}(3) = 1 \Rightarrow \mathbf{w}(4) = \mathbf{w}(3) - \mathbf{y}(3) = (-1, 0, 0)^T$
- $k = 4$: $\mathbf{y}(4) \in \omega_2$; $\mathbf{w}^T(4)\mathbf{y}(4) = -1 \Rightarrow \mathbf{w}(5) = \mathbf{w}(4) = (-1, 0, 0)^T$
- Lặp lại quá trình huấn luyện với $\mathbf{y}(5) = \mathbf{y}(1)$, $\mathbf{y}(6) = \mathbf{y}(2)$, $\mathbf{y}(7) = \mathbf{y}(3)$, $\mathbf{y}(8) = \mathbf{y}(4)$
- Quá trình hội tụ với $k = 14$: $\mathbf{w}(14) = (-2, 0, 1)^T \Rightarrow$ Hàm quyết định $d(\mathbf{y}) = -2y_1 + 1 \Rightarrow d(\mathbf{x}) = -2x_1 + 1$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)



Nhận dạng ảnh

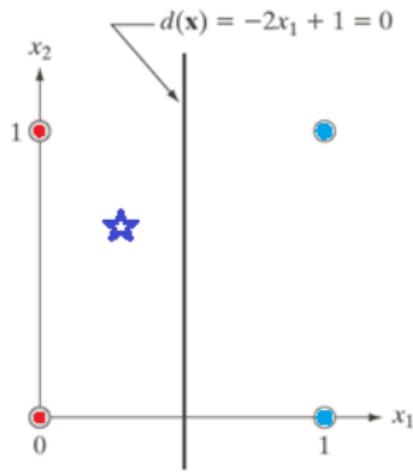
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tổng quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

- $d(\mathbf{y}) = \mathbf{w}^T \mathbf{y} = (-2, 0, 1)(0.3, 0.6, 1)^T$

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Tông quan - Minh họa cho bài toán phân lớp đơn giản (2)

- $d(\mathbf{y}) = \mathbf{w}^T \mathbf{y} = (-2, 0, 1)(0.3, 0.6, 1)^T = 0.4 > 0 \Rightarrow \mathbf{x} = (0.3, 0.6)^T \in \omega_1$



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



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



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



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



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



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



Nhận dạng ảnh

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

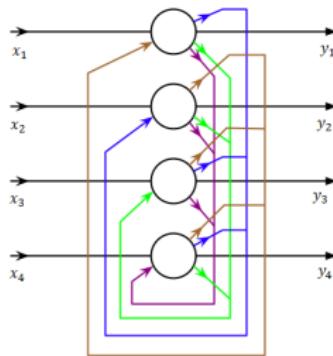
- Do J.J. Hopfield đề xuất năm 1982
- Thuộc lớp mạng nơ-ron hồi quy; Sử dụng phương pháp học có giám sát
 - ▶ Các liên kết giữa các node là đầy đủ
 - ▶ Các node mạng hồi quy lại các node khác và/hoặc chính nó
 - ▶ Thực hiện ánh xạ tín hiệu theo kiểu tự kết hợp
 - ▶ Mô phỏng được khả năng tự kết hợp (hồi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



Nhận dạng ảnh

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

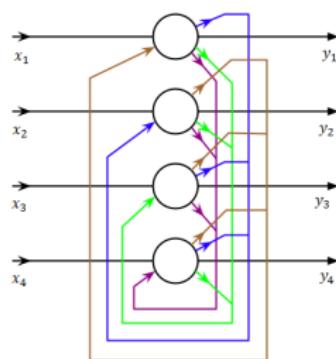
- Do J.J. Hopfield đề xuất năm 1982
- Thuộc lớp mạng nơ-ron hồi quy; Sử dụng phương pháp học có giám sát
 - ▶ Các liên kết giữa các node là đầy đủ
 - ▶ Các node mạng hồi quy lại các node khác và/hoặc chính nó
 - ▶ Thực hiện ánh xạ tín hiệu theo kiểu tự kết hợp
 - ▶ Mô phỏng được khả năng tự kết hợp (hồi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



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

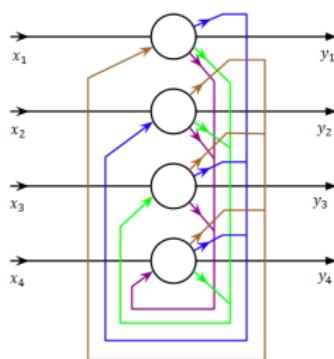


- Có 1 lớp: số node vào bằng số lớp ra; Không có lớp ẩn

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

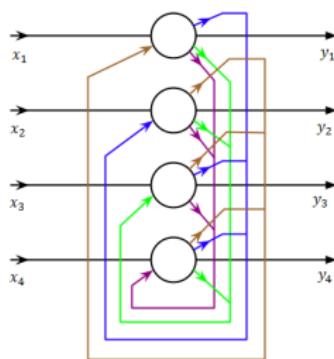


- Có 1 lớp: số node vào bằng số lớp ra; Không có lớp ẩn
- Yêu cầu các đầu vào có giá trị ± 1

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

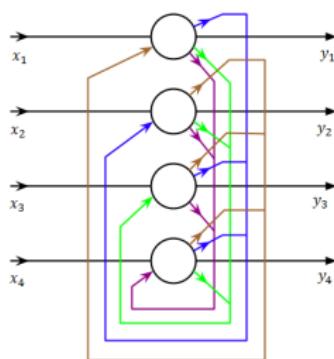


- Có 1 lớp: số node vào bằng số lớp ra; Không có lớp ẩn
- Yêu cầu các đầu vào có giá trị ± 1
- Trọng số nối từ node thứ j đến node thứ i : $w_{ij} \Rightarrow$ Ma trận trọng số $\mathbf{W} = [w_{ij}]$

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

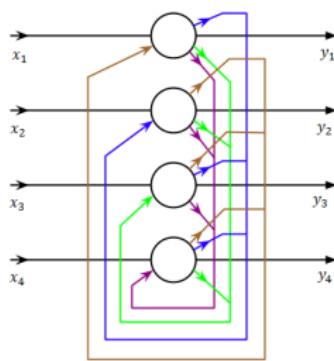


- Có 1 lớp: số node vào bằng số lớp ra; Không có lớp ẩn
- Yêu cầu các đầu vào có giá trị ± 1
- Trọng số nối từ node thứ j đến node thứ i :
 $w_{ij} \Rightarrow$ Ma trận trọng số $\mathbf{W} = [w_{ij}]$
 - ▶ $w_{ii} = 0 \quad \forall i; w_{ij} = w_{ji}$

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 ± 1
- Trọng số nối từ node thứ j đến node thứ i : $w_{ij} \Rightarrow$ Ma trận trọng số $\mathbf{W} = [w_{ij}]$
 - ▶ $w_{ii} = 0 \quad \forall i; w_{ij} = w_{ji}$
- Hàm kích hoạt của mỗi node:
$$O_j = sign\{Net_j\} = sign\{\sum_{i=1}^m w_{ij} x_i\}$$

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



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 $\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{W}) \quad \forall k = 1, 2, \dots, p$



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 $\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{W}) \quad \forall k = 1, 2, \dots, p$

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}



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 $\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{W}) \quad \forall k = 1, 2, \dots, p$

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 $w_{ij} = \sum_{k=1}^p x_{ki}x_{kj} \quad \forall i \neq j; \quad w_{ii} = 0 \quad \forall i = j$



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



Nhận dạng ảnh

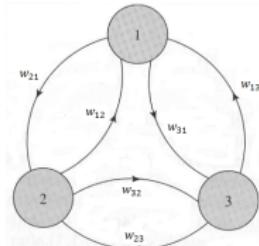
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Huấn luyện mạng

- 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}

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



Nhận dạng ảnh

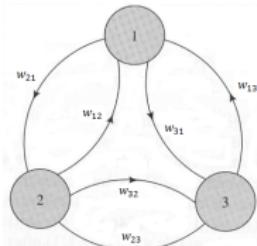
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Huấn luyện mạng

- 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}

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



Xây dựng ma trận hệ số \mathbf{W} để mạng "học thuộc" các mẫu:



Nhận dạng ảnh

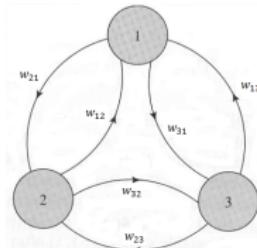
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Huấn luyện mạng

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



Nhận dạng ảnh

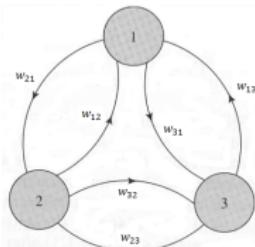
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Huấn luyện mạng

- 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}

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



- Coi vùng trắng có giá trị bằng -1 , vùng đen có giá trị $+1$

Nhận dạng ảnh

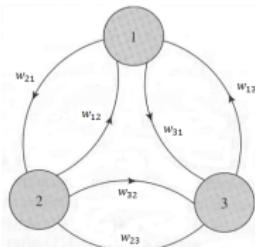
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Huấn luyện mạng

- 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}

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



- Coi vùng trắng có giá trị bằng -1 , vùng đen có giá trị $+1$
 - $\Rightarrow \mathbf{x}_1 = (-1, -1, 1)$, $\mathbf{x}_2 = (1, -1, -1)^T$, và $\mathbf{x}_3 = (-1, 1, 1)^T$
 - Lập $\hat{\mathbf{x}}_1 = (-1, 1, -1)^T$ (các phần tử đen nhất của các véc-tơ mẫu),
 $\hat{\mathbf{x}}_2 = (-1, -1, 1)^T$, và $\hat{\mathbf{x}}_3 = (1, 1, 1)^T$

Nhận dạng ảnh

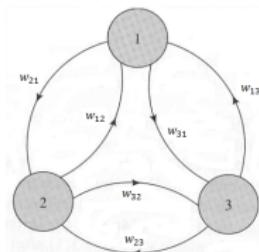
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Huấn luyện mạng

- 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}

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



Nhận dạng ảnh

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

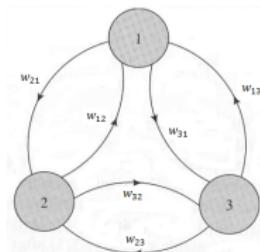
- Mạng Hopfield học dựa trên nguyên tắc có giám sát
- Với một tập mẫu huấn luyện $\{\mathbf{x}_k\}$ ($k = 1, 2, \dots, p$): Xây dựng ma trận trọng số \mathbf{W} sao cho $\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{W}) \forall k = 1, 2, \dots, p$

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}

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

- $w_{11} = 0;$



Nhận dạng ảnh

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

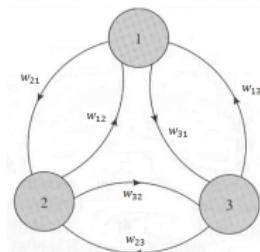
- Mạng Hopfield học dựa trên nguyên tắc có giám sát
- Với một tập mẫu huấn luyện $\{\mathbf{x}_k\}$ ($k = 1, 2, \dots, p$): Xây dựng ma trận trọng số \mathbf{W} sao cho $\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{W}) \forall k = 1, 2, \dots, p$

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}

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

- $w_{11} = 0; w_{12} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_2$



Nhận dạng ảnh

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

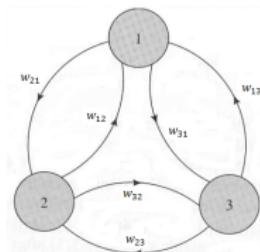
- Mạng Hopfield học dựa trên nguyên tắc có giám sát
- Với một tập mẫu huấn luyện $\{\mathbf{x}_k\}$ ($k = 1, 2, \dots, p$): Xây dựng ma trận trọng số \mathbf{W} sao cho $\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{W}) \forall k = 1, 2, \dots, p$

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}

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

- $w_{11} = 0; w_{12} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_2 = -1;$



Nhận dạng ảnh

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

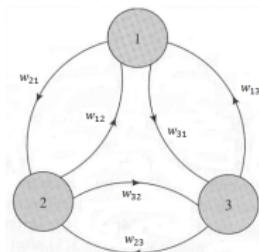
- Mạng Hopfield học dựa trên nguyên tắc có giám sát
- Với một tập mẫu huấn luyện $\{\mathbf{x}_k\}$ ($k = 1, 2, \dots, p$): Xây dựng ma trận trọng số \mathbf{W} sao cho $\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{W}) \forall k = 1, 2, \dots, p$

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}

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

- $w_{11} = 0; w_{12} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_2 = -1; w_{13} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_3$



Nhận dạng ảnh

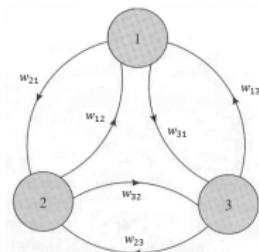
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Huấn luyện mạng

- 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}

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



- $w_{11} = 0; w_{12} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_2 = -1; w_{13} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_3 = -3$

Nhận dạng ảnh

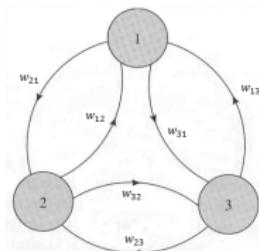
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Huấn luyện mạng

- 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}

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



- $w_{11} = 0; w_{12} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_2 = -1; w_{13} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_3 = -3$
- $w_{21} = \hat{\mathbf{x}}_2^T \hat{\mathbf{x}}_1$

Nhận dạng ảnh

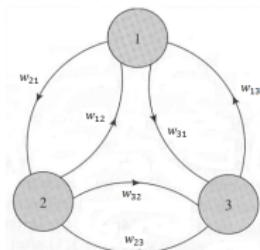
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Huấn luyện mạng

- 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}

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



- $w_{11} = 0; w_{12} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_2 = -1; w_{13} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_3 = -3$
- $w_{21} = \hat{\mathbf{x}}_2^T \hat{\mathbf{x}}_1 = -1;$

Nhận dạng ảnh

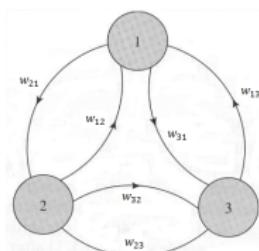
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Huấn luyện mạng

- 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}

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



- $w_{11} = 0; w_{12} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_2 = -1; w_{13} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_3 = -3$
- $w_{21} = \hat{\mathbf{x}}_2^T \hat{\mathbf{x}}_1 = -1; w_{22} = 0;$

Nhận dạng ảnh

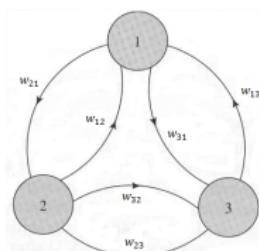
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Huấn luyện mạng

- 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}

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



- $w_{11} = 0; w_{12} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_2 = -1; w_{13} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_3 = -3$
- $w_{21} = \hat{\mathbf{x}}_2^T \hat{\mathbf{x}}_1 = -1; w_{22} = 0; w_{23} = \hat{\mathbf{x}}_2^T \hat{\mathbf{x}}_3 = 1$

Nhận dạng ảnh

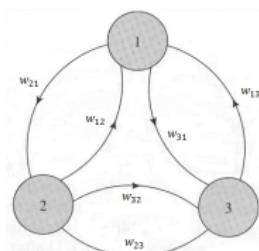
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Huấn luyện mạng

- 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}

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



- $w_{11} = 0; w_{12} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_2 = -1; w_{13} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_3 = -3$
- $w_{21} = \hat{\mathbf{x}}_2^T \hat{\mathbf{x}}_1 = -1; w_{22} = 0; w_{23} = \hat{\mathbf{x}}_2^T \hat{\mathbf{x}}_3 = 1$

Nhận dạng ảnh

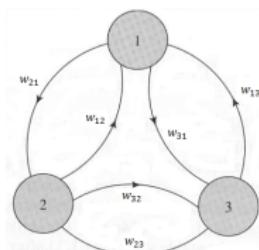
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Huấn luyện mạng

- 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}

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



- $w_{11} = 0; w_{12} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_2 = -1; w_{13} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_3 = -3$
- $w_{21} = \hat{\mathbf{x}}_2^T \hat{\mathbf{x}}_1 = -1; w_{22} = 0; w_{23} = \hat{\mathbf{x}}_2^T \hat{\mathbf{x}}_3 = 1$
- $w_{31} = \hat{\mathbf{x}}_3^T \hat{\mathbf{x}}_1$

KHOA
PTIT
HUẤT ĐIỂM TỰ
AULY ANH SƠ

Nhận dạng ảnh

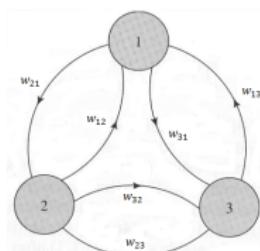
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Huấn luyện mạng

- 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}

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



- $w_{11} = 0; w_{12} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_2 = -1; w_{13} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_3 = -3$
- $w_{21} = \hat{\mathbf{x}}_2^T \hat{\mathbf{x}}_1 = -1; w_{22} = 0; w_{23} = \hat{\mathbf{x}}_2^T \hat{\mathbf{x}}_3 = 1$
- $w_{31} = \hat{\mathbf{x}}_3^T \hat{\mathbf{x}}_1 = -3;$

KHOA
PTIT
HUẤT ĐIỂM TỰ
AULY ANH SƠ

Nhận dạng ảnh

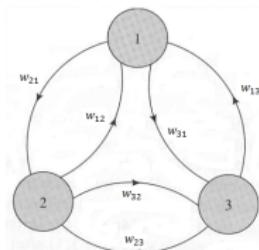
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Huấn luyện mạng

- 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}

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



- $w_{11} = 0; w_{12} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_2 = -1; w_{13} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_3 = -3$
- $w_{21} = \hat{\mathbf{x}}_2^T \hat{\mathbf{x}}_1 = -1; w_{22} = 0; w_{23} = \hat{\mathbf{x}}_2^T \hat{\mathbf{x}}_3 = 1$
- $w_{31} = \hat{\mathbf{x}}_3^T \hat{\mathbf{x}}_1 = -3; w_{32} = \hat{\mathbf{x}}_3^T \hat{\mathbf{x}}_2 = 1$

KHOA
PTIT
HUẤT ĐIỂM TỰ
LÝ ANH SƠ

Nhận dạng ảnh

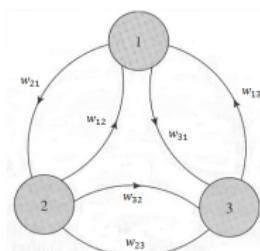
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Huấn luyện mạng

- 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}

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



- $w_{11} = 0; w_{12} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_2 = -1; w_{13} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_3 = -3$
- $w_{21} = \hat{\mathbf{x}}_2^T \hat{\mathbf{x}}_1 = -1; w_{22} = 0; w_{23} = \hat{\mathbf{x}}_2^T \hat{\mathbf{x}}_3 = 1$
- $w_{31} = \hat{\mathbf{x}}_3^T \hat{\mathbf{x}}_1 = -3; w_{32} = \hat{\mathbf{x}}_3^T \hat{\mathbf{x}}_2 = 1; w_{33} = 0$

KHOA
PTIT
HUẤT ĐIỂM TỰ
LÝ ANH SƠ

Nhận dạng ảnh

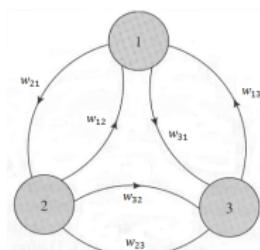
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Huấn luyện mạng

- 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}

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



- $w_{11} = 0; w_{12} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_2 = -1; w_{13} = \hat{\mathbf{x}}_1^T \hat{\mathbf{x}}_3 = -3$
- $w_{21} = \hat{\mathbf{x}}_2^T \hat{\mathbf{x}}_1 = -1; w_{22} = 0; w_{23} = \hat{\mathbf{x}}_2^T \hat{\mathbf{x}}_3 = 1$
- $w_{31} = \hat{\mathbf{x}}_3^T \hat{\mathbf{x}}_1 = -3; w_{32} = \hat{\mathbf{x}}_3^T \hat{\mathbf{x}}_2 = 1; w_{33} = 0$

KHOA
PTIT
HUẤT ĐIỂM TỰ
LÝ ANH SƠ

Nhận dạng ảnh

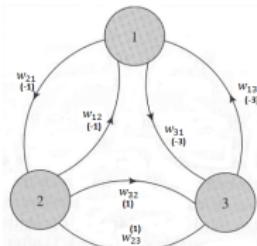
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Huấn luyện mạng

- 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}

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



$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} 0 & -1 & -3 \\ -1 & 0 & 1 \\ -3 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

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



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 x

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



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 x

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

- Khởi đầu $x_0 = x$



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 x

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

- Khởi đầu $x_0 = x$
- Lặp việc tính toán cho đến khi thỏa mãn điều kiện dừng:



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 x

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

- Khởi đầu $x_0 = x$
- Lặp việc tính toán cho đến khi thỏa mãn điều kiện dừng:

▶ Tính đáp ứng y_k của mạng ứng với x_k lan truyền một lần trong mạng:
 $y_k = O_k = f(x_k, W)$



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 x

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

- Khởi đầu $x_0 = x$
- Lặp việc tính toán cho đến khi thỏa mãn điều kiện dừng:

▶ Tính đáp ứng y_k của mạng ứng với x_k lan truyền một lần trong mạng:
 $y_k = O_k = f(x_k, W)$

★ Nếu $y_k \neq x_k \Rightarrow k+ = 1$ với $x_k = y_{k-1}$



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 x

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

① Khởi đầu $x_0 = x$

② Lặp việc tính toán cho đến khi thỏa mãn điều kiện dừng:

▶ Tính đáp ứng y_k của mạng ứng với x_k lan truyền một lần trong mạng:
 $y_k = O_k = f(x_k, W)$

★ Nếu $y_k \neq x_k \Rightarrow k+ = 1$ với $x_k = y_{k-1}$

★ Nếu $y_k = x_k \Rightarrow$ Thoát



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 x

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

① Khởi đầu $x_0 = x$

② Lặp việc tính toán cho đến khi thỏa mãn điều kiện dừng:

▶ Tính đáp ứng y_k của mạng ứng với x_k lan truyền một lần trong mạng:
 $y_k = O_k = f(x_k, W)$

★ Nếu $y_k \neq x_k \Rightarrow k+ = 1$ với $x_k = y_{k-1}$

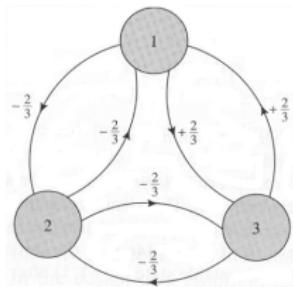
★ Nếu $y_k = x_k \Rightarrow$ Thoát

- Trong suốt quá trình tính toán, W không thay đổi



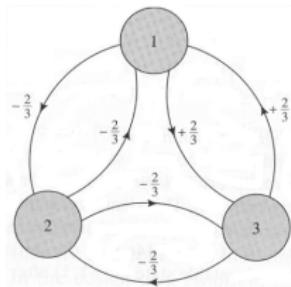
Nhận dạng ảnh

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



Nhận dạng ảnh

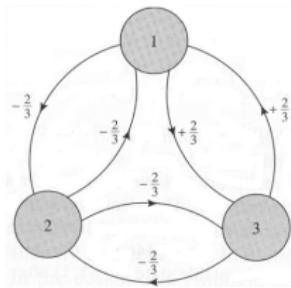
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Sử dụng mạng - Minh họa



Thực hiện tìm đáp ứng ra của mạng
ứng với mẫu vào $(-1, -1, -1)^T$

Nhận dạng ảnh

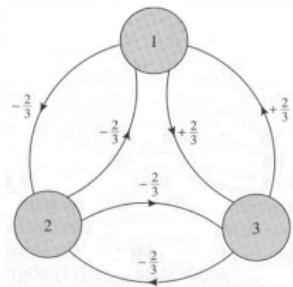
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Sử dụng mạng - Minh họa



$$W = \frac{1}{3} \begin{bmatrix} 0 & -2 & 2 \\ -2 & 0 & -2 \\ 2 & -2 & 0 \end{bmatrix}$$

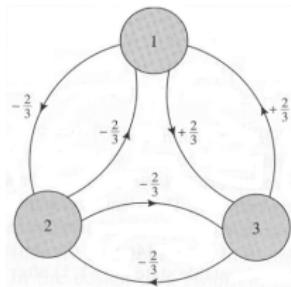
Nhận dạng ảnh

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



Nhận dạng ảnh

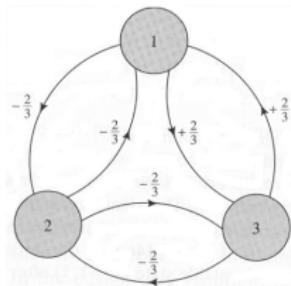
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Sử dụng mạng - Minh họa



- $\mathbf{x}_0 = (-1, -1, -1)^T$

Nhận dạng ảnh

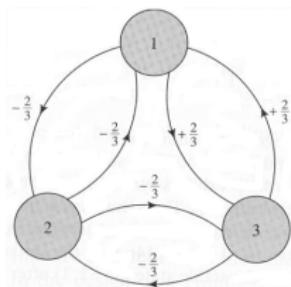
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Sử dụng mạng - Minh họa



- $\mathbf{x}_0 = (-1, -1, -1)^T$
- $\Rightarrow \hat{\mathbf{y}}_0 = \mathbf{W}\mathbf{x}_0 = \frac{1}{3}(0, 4, 0)^T \Rightarrow \mathbf{y}_0 = sgn\{\hat{\mathbf{y}}_0\} = (1, 1, 1)^T$

Nhận dạng ảnh

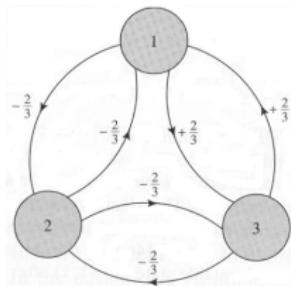
Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định: Nhận dạng sử dụng mạng nơ-ron - Mạng Hopfield - Sử dụng mạng - Minh họa



- $\mathbf{x}_0 = (-1, -1, -1)^T$
- $\Rightarrow \hat{\mathbf{y}}_0 = \mathbf{W}\mathbf{x}_0 = \frac{1}{3}(0, 4, 0)^T \Rightarrow \mathbf{y}_0 = sgn\{\hat{\mathbf{y}}_0\} = (1, 1, 1)^T$
 - ▶ Để thấy $\mathbf{y}_0 \neq \mathbf{x}_0 \Rightarrow$ Tiếp tục lặp với $\mathbf{x}_1 = (1, 1, 1)^T$

Nhận dạng ảnh

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

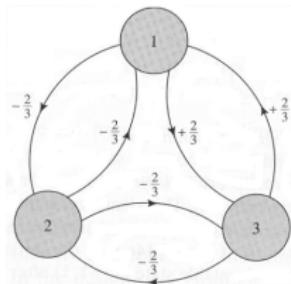


- $\mathbf{x}_0 = (-1, -1, -1)^T$
- $\Rightarrow \hat{\mathbf{y}}_0 = \mathbf{W}\mathbf{x}_0 = \frac{1}{3}(0, 4, 0)^T \Rightarrow \mathbf{y}_0 = sgn\{\hat{\mathbf{y}}_0\} = (1, 1, 1)^T$
 - ▶ Để thấy $\mathbf{y}_0 \neq \mathbf{x}_0 \Rightarrow$ Tiếp tục lặp với $\mathbf{x}_1 = (1, 1, 1)^T$

- Tương tự $\hat{\mathbf{y}}_1 = \mathbf{W}\mathbf{x}_1 = \frac{1}{3}(0, -4, 0)^T \Rightarrow \mathbf{y}_1 = sgn\{\hat{\mathbf{y}}_1\} = (1, -1, 1)^T$

Nhận dạng ảnh

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

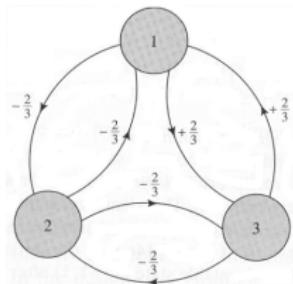


- $\mathbf{x}_0 = (-1, -1, -1)^T$
- $\Rightarrow \hat{\mathbf{y}}_0 = \mathbf{W}\mathbf{x}_0 = \frac{1}{3}(0, 4, 0)^T \Rightarrow \mathbf{y}_0 = sgn\{\hat{\mathbf{y}}_0\} = (1, 1, 1)^T$
 - ▶ Để thấy $\mathbf{y}_0 \neq \mathbf{x}_0 \Rightarrow$ Tiếp tục lặp với $\mathbf{x}_1 = (1, 1, 1)^T$

- Tương tự $\hat{\mathbf{y}}_1 = \mathbf{W}\mathbf{x}_1 = \frac{1}{3}(0, -4, 0)^T \Rightarrow \mathbf{y}_1 = sgn\{\hat{\mathbf{y}}_1\} = (1, -1, 1)^T$
 - ▶ Để thấy $\mathbf{y}_1 \neq \mathbf{x}_1 \Rightarrow$ Tiếp tục lặp với $\mathbf{x}_2 = (1, -1, 1)^T$

Nhận dạng ảnh

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

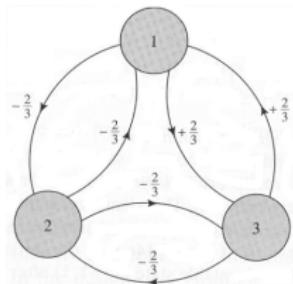


- $\mathbf{x}_0 = (-1, -1, -1)^T$
- $\Rightarrow \hat{\mathbf{y}}_0 = \mathbf{W}\mathbf{x}_0 = \frac{1}{3}(0, 4, 0)^T \Rightarrow \mathbf{y}_0 = sgn\{\hat{\mathbf{y}}_0\} = (1, 1, 1)^T$
 - ▶ Để thấy $\mathbf{y}_0 \neq \mathbf{x}_0 \Rightarrow$ Tiếp tục lặp với $\mathbf{x}_1 = (1, 1, 1)^T$

- Tương tự $\hat{\mathbf{y}}_1 = \mathbf{W}\mathbf{x}_1 = \frac{1}{3}(0, -4, 0)^T \Rightarrow \mathbf{y}_1 = sgn\{\hat{\mathbf{y}}_1\} = (1, -1, 1)^T$
 - ▶ Để thấy $\mathbf{y}_1 \neq \mathbf{x}_1 \Rightarrow$ Tiếp tục lặp với $\mathbf{x}_2 = (1, -1, 1)^T$
- Tương tự $\hat{\mathbf{y}}_2 = \mathbf{W}\mathbf{x}_2 = \frac{1}{3}(4, -4, 4)^T \Rightarrow \mathbf{y}_2 = sgn\{\hat{\mathbf{y}}_2\} = (1, -1, 1)^T$

Nhận dạng ảnh

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

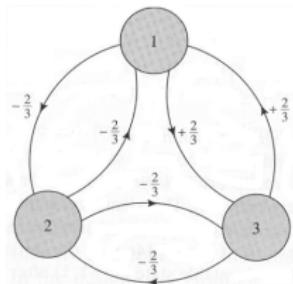


- $\mathbf{x}_0 = (-1, -1, -1)^T$
- $\Rightarrow \hat{\mathbf{y}}_0 = \mathbf{W}\mathbf{x}_0 = \frac{1}{3}(0, 4, 0)^T \Rightarrow \mathbf{y}_0 = sgn\{\hat{\mathbf{y}}_0\} = (1, 1, 1)^T$
 - ▶ Để thấy $\mathbf{y}_0 \neq \mathbf{x}_0 \Rightarrow$ Tiếp tục lặp với $\mathbf{x}_1 = (1, 1, 1)^T$

- Tương tự $\hat{\mathbf{y}}_1 = \mathbf{W}\mathbf{x}_1 = \frac{1}{3}(0, -4, 0)^T \Rightarrow \mathbf{y}_1 = sgn\{\hat{\mathbf{y}}_1\} = (1, -1, 1)^T$
 - ▶ Để thấy $\mathbf{y}_1 \neq \mathbf{x}_1 \Rightarrow$ Tiếp tục lặp với $\mathbf{x}_2 = (1, -1, 1)^T$
- Tương tự $\hat{\mathbf{y}}_2 = \mathbf{W}\mathbf{x}_2 = \frac{1}{3}(4, -4, 4)^T \Rightarrow \mathbf{y}_2 = sgn\{\hat{\mathbf{y}}_2\} = (1, -1, 1)^T$
 - ▶ Để thấy $\mathbf{y}_2 = \mathbf{x}_2 \Rightarrow$ Thoát

Nhận dạng ảnh

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



- $\mathbf{x}_0 = (-1, -1, -1)^T$
- $\Rightarrow \hat{\mathbf{y}}_0 = \mathbf{W}\mathbf{x}_0 = \frac{1}{3}(0, 4, 0)^T \Rightarrow \mathbf{y}_0 = sgn\{\hat{\mathbf{y}}_0\} = (1, 1, 1)^T$
 - ▶ Để thấy $\mathbf{y}_0 \neq \mathbf{x}_0 \Rightarrow$ Tiếp tục lặp với $\mathbf{x}_1 = (1, 1, 1)^T$

- Tương tự $\hat{\mathbf{y}}_1 = \mathbf{W}\mathbf{x}_1 = \frac{1}{3}(0, -4, 0)^T \Rightarrow \mathbf{y}_1 = sgn\{\hat{\mathbf{y}}_1\} = (1, -1, 1)^T$
 - ▶ Để thấy $\mathbf{y}_1 \neq \mathbf{x}_1 \Rightarrow$ Tiếp tục lặp với $\mathbf{x}_2 = (1, -1, 1)^T$
- Tương tự $\hat{\mathbf{y}}_2 = \mathbf{W}\mathbf{x}_2 = \frac{1}{3}(4, -4, 4)^T \Rightarrow \mathbf{y}_2 = sgn\{\hat{\mathbf{y}}_2\} = (1, -1, 1)^T$
 - ▶ Để thấy $\mathbf{y}_2 = \mathbf{x}_2 \Rightarrow$ Thoát
- Kết quả $(-1, -1, -1)^T \mapsto (1, -1, 1)^T$

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

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 $x_n = x$



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 $x_n = x$
- ③ Mạng hội tụ với $x_n = x_s$



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

- ➊ Mạng không hội tụ
- ➋ Mạng hội tụ với $x_n = x$
- ➌ Mạng hội tụ với $x_n = x_s$
- ➍ Mạng hội tụ với $x_n \neq x_s \quad \forall x_s \in \text{tập mẫu huấn luyện}$



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 $x_n = x$
- ③ Mạng hội tụ với $x_n = x_s$
- ④ Mạng hội tụ với $x_n \neq x_s \quad \forall x_s \in \text{tập mẫu huấn luyện}$
- ⑤ Mạng hội tụ với x_n nào đó trong các mục 2,3,4 nhưng là ảnh ngược



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



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
- ≡ Mạng tự tổ chức, Bản đồ tự tổ chức (SOM)



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
- ≡ Mạng tự tổ chức, Bản đồ tự tổ chức (SOM)
- Thuộc lớp mạng nơ-ron học không giám sát



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
- ≡ 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



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
- ≡ 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" rỗng rạc 1 hoặc 2 chiều theo thứ tự topo



Nhận dạng ảnh

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

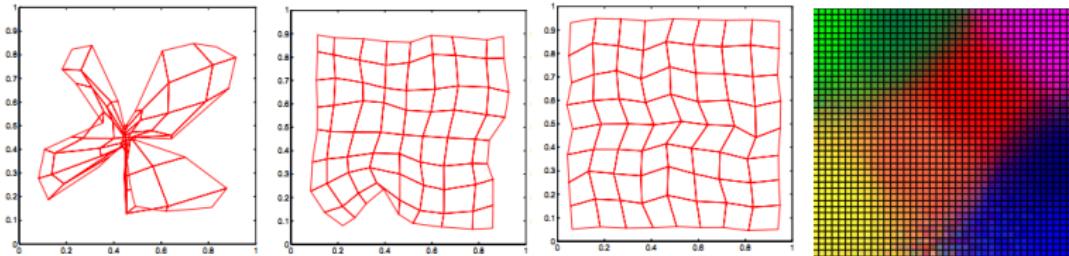
- Do Teuvo Kohonen đề xuất năm 1989
- ≡ Mạng tự tổ chức, Bản đồ tự tổ chức (SOM)
- Thuộc lớp mạng nơ-ron học không giám sát
- Rất giống với mạng nơ-ron sinh học cả về cấu tạo lẫn cơ chế học
- Thực hiện ánh xạ các mẫu vào (chiều bất kỳ) nên một "bản đồ" rải rác 1 hoặc 2 chiều theo thứ tự topo
 - ▶ Các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



Nhận dạng ảnh

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

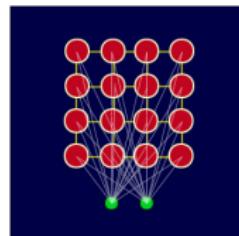
- Do Teuvo Kohonen đề xuất năm 1989
- ≡ Mạng tự tổ chức, Bản đồ tự tổ chức (SOM)
- Thuộc lớp mạng nơ-ron học không giám sát
- Rất giống với mạng nơ-ron sinh học cả về cấu tạo lẫn cơ chế học
- Thực hiện ánh xạ các mẫu vào (chiều bất kỳ) nên một "bản đồ" rải rác 1 hoặc 2 chiều theo thứ tự topo
 - ▶ Các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



Nhận dạng ảnh

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

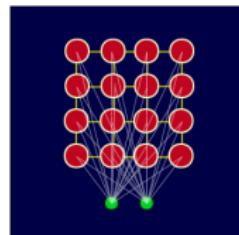
- Cấu tạo gồm một lớp mạng phân bố trong mặt phẳng hai chiều theo dạng lưới



Nhận dạng ảnh

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

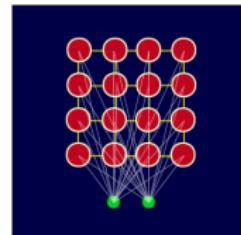
- Cấu tạo gồm một lớp mạng phân bố trong mặt phẳng hai chiều theo dạng lưới
 - ▶ Mỗi node có cùng số node trong từng lớp láng giềng



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

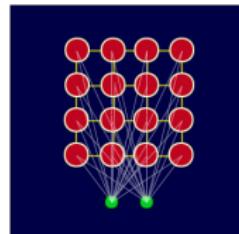


Nhận dạng ảnh

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

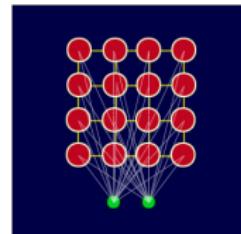


Nhận dạng ảnh

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}

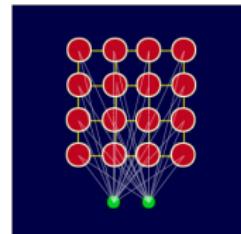


Nhận dạng ảnh

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}



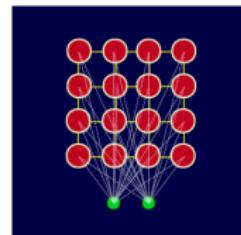
- Phản hồi của mạng mang tính địa phương

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

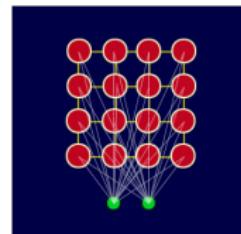
- ▶ Với một mẫu vào, chỉ có sự thay đổi ứng với một vùng lân cận ứng với vị trí có thể của ảnh mẫu trên "bản đồ"

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

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



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

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

- Khởi động trọng số cho các node

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

- Khởi động trọng số cho các node
 - Có giá trị ngẫu nhiên, rất nhỏ

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

- Khởi động trọng số cho các node
 - Có giá trị ngẫu nhiên, rất nhỏ
- Lặp cho đến khi các thay đổi của các trọng số có thể bỏ qua HOẶC đã vượt quá số lần lặp cần thiết:

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

- Khởi động trọng số cho các node
 - Có giá trị ngẫu nhiên, rất nhỏ
- Lặp cho đến khi các thay đổi của các trọng số có thể bỏ qua HOẶC đã vượt quá số lần lặp cần thiết:
 - Với mỗi mẫu vào:

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

- Khởi động trọng số cho các node
 - Có giá trị ngẫu nhiên, rất nhỏ
- Lặp cho đến khi các thay đổi của các trọng số có thể bỏ qua HOẶC đã vượt quá số lần lặp cần thiết:
 - 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

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

- Khởi động trọng số cho các node
 - Có giá trị ngẫu nhiên, rất nhỏ
- Lặp cho đến khi các thay đổi của các trọng số có thể bỏ qua HOẶC đã vượt quá số lần lặp cần thiết:
 - 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"

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

- Khởi động trọng số cho các node
 - Có giá trị ngẫu nhiên, rất nhỏ
- Lặp cho đến khi các thay đổi của các trọng số có thể bỏ qua HOẶC đã vượt quá số lần lặp cần thiết:
 - 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

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

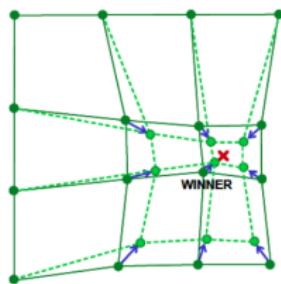
Input: Tập mẫu

Output: Ma trận trọng số

- Khởi động trọng số cho các node
 - Có giá trị ngẫu nhiên, rất nhỏ
- Lặp cho đến khi các thay đổi của các trọng số có thể bỏ qua HOẶC đã vượt quá số lần lặp cần thiết:
 - 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
- Giảm nhỏ kích thước vùng láng giềng (nếu cần)

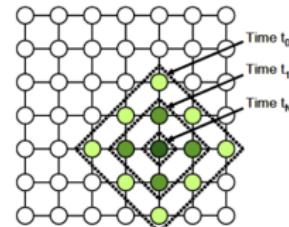
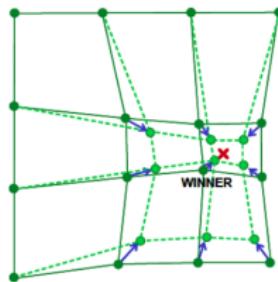
Nhận dạng ảnh

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



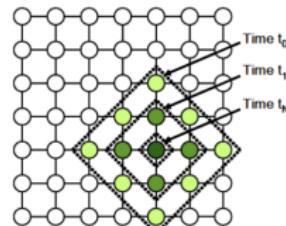
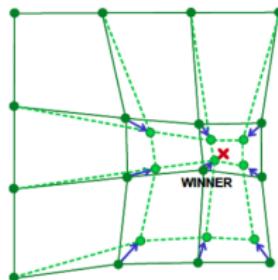
Nhận dạng ảnh

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



Nhận dạng ảnh

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

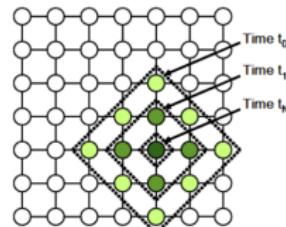
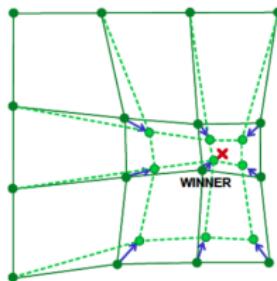


- Node có đáp ứng ra cực đại ứng với một mẫu vào $\mathbf{x} = (x_1 x_2 \dots x_n)^T$:

$$c = \operatorname{argmax}_j \{O_j\} = \max_j \left\{ \sum_{i=0}^n x_i w_{ji} \right\}$$

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 $\mathbf{x} = (x_1 x_2 \dots x_n)^T$:

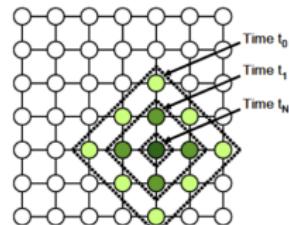
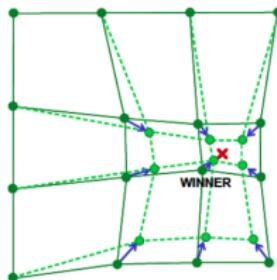
$$c = \operatorname{argmax}_j \{O_j\} = \max_j \left\{ \sum_{i=0}^n x_i w_{ji} \right\}$$

- Node có trọng số "gần" với mẫu vào \mathbf{x} :

$$c = \operatorname{argmin}_j \{error_j\} = \min_j \left\{ \sum_{i=1}^n (x_i - w_{ji})^2 \right\}$$

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 $\mathbf{x} = (x_1 x_2 \dots x_n)^T$:

$$c = \operatorname{argmax}_j \{O_j\} = \max_j \left\{ \sum_{i=0}^n x_i w_{ji} \right\}$$

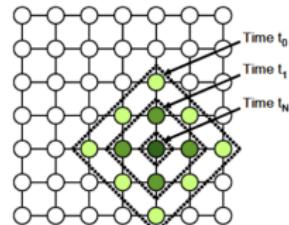
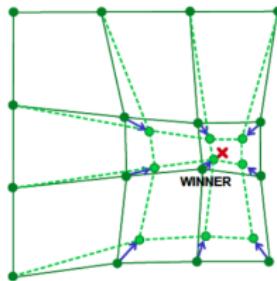
- Node có trọng số "gần" với mẫu vào \mathbf{x} :

$$c = \operatorname{argmin}_j \{error_j\} = \min_j \left\{ \sum_{i=1}^n (x_i - w_{ji})^2 \right\}$$

- Các node được gọi là "làng giềng" của node "chiến thắng" nếu chúng nằm trong một giới hạn "khoảng cách" so với node "chiến thắng" trên "bản đồ"

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 $\mathbf{x} = (x_1 x_2 \dots x_n)^T$:

$$c = \operatorname{argmax}_j \{O_j\} = \max_j \left\{ \sum_{i=0}^n x_i w_{ji} \right\}$$

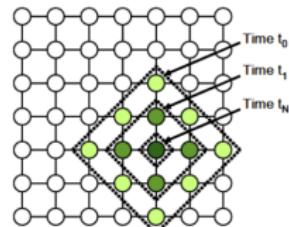
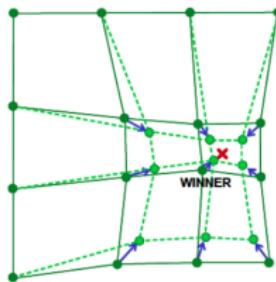
- Node có trọng số "gần" với mẫu vào \mathbf{x} :

$$c = \operatorname{argmin}_j \{error_j\} = \min_j \left\{ \sum_{i=1}^n (x_i - w_{ji})^2 \right\}$$

- Các node được gọi là "làng 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) $w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \mu \eta(k, j, m)(1 - x_i w_{ji})$; HOẶC (2) $w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \mu \eta(k, j, m)(x_i - w_{ji})$

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 $\mathbf{x} = (x_1 x_2 \dots x_n)^T$:

$$c = \operatorname{argmax}_j \{O_j\} = \max_j \left\{ \sum_{i=0}^n x_i w_{ji} \right\}$$

- Node có trọng số "gần" với mẫu vào \mathbf{x} :

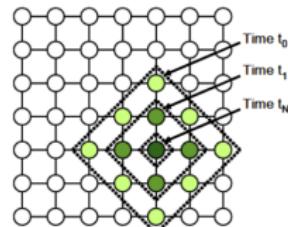
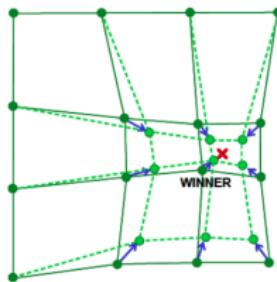
$$c = \operatorname{argmin}_j \{error_j\} = \min_j \left\{ \sum_{i=1}^n (x_i - w_{ji})^2 \right\}$$

- Các node được gọi là "làng 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) $w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \mu \eta(k, j, m)(1 - x_i w_{ji})$; HOẶC (2) $w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \mu \eta(k, j, m)(x_i - w_{ji})$

► $\eta(k, i, m)$: hàm lân cận giữa node i và m ở lần lặp thứ k

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 $\mathbf{x} = (x_1 x_2 \dots x_n)^T$:

$$c = \operatorname{argmax}_j \{O_j\} = \max_j \left\{ \sum_{i=0}^n x_i w_{ji} \right\}$$

- Node có trọng số "gần" với mẫu vào \mathbf{x} :

$$c = \operatorname{argmin}_j \{error_j\} = \min_j \left\{ \sum_{i=1}^n (x_i - w_{ji})^2 \right\}$$

- Các node được gọi là "làng 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) $w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \mu \eta(k, j, m)(1 - x_i w_{ji})$; HOẶC (2) $w_{ji}(k+1) = w_{ji}(k) + \mu \eta(k, j, m)(x_i - w_{ji})$

► $\eta(k, i, m)$: hàm lân cận giữa node i và m ở lần lặp thứ k

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 x

Output: Vùng (node) tương ứng với mẫu x



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 x

Output: Vùng (node) tương ứng với mẫu x

- ① Sử dụng ma trận trọng số W tìm node "chiến thắng" ứng với đầu vào x



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 x

Output: Vùng (node) tương ứng với mẫu x

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



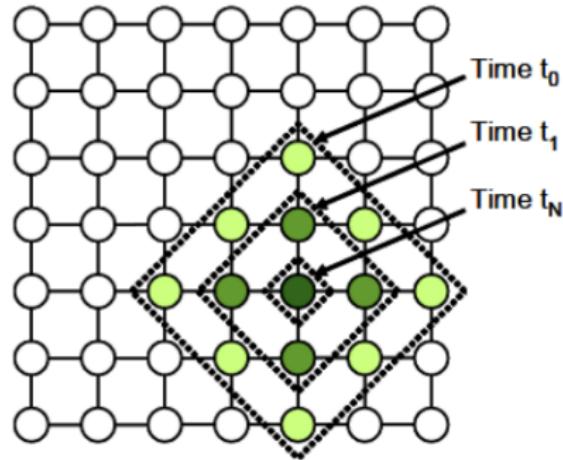
Nhận dạng ảnh

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 x

Output: Vùng (node) tương ứng với mẫu x

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



Chương 5: Nhận dạng ảnh

Nội dung chính

1 Tổng quan về nhận dạng ảnh

2 Biểu diễn và mô tả đối tượng ảnh

- Mẫu và lớp mẫu
- Biểu diễn đối tượng ảnh
- Mô tả đối tượng ảnh

3 Nhận dạng ảnh

- Các phương pháp dựa trên lý thuyết quyết định
- Các phương pháp cấu trúc



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đổi sánh các chỉ số mô tả hình dạng

- Dựa trên chỉ số mô tả hình dạng của biên các vùng/đôi tượng ảnh



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đổi sánh các chỉ số mô tả hình dạng

- Dựa trên chỉ số mô tả hình dạng của biên các vùng/đôi tượng ảnh
- Sử dụng một khái niệm tương tự như khái niệm khoảng cách tối thiểu để so sánh các chuỗi chỉ số mô tả hình dạng



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đôi sánh các chỉ số mô tả hình dạng

- Dựa trên chỉ số mô tả hình dạng của biên các vùng/đôi tượng ảnh
- Sử dụng một khái niệm tương tự như khái niệm khoảng cách tối thiểu để so sánh các chuỗi chỉ số mô tả hình dạng

Hình dạng các biên a và b được gọi là có độ tương tự nhau (độ giống nhau - similarity) bằng k nếu k là bậc lớn nhất mà các chỉ số mô tả hình dạng tương ứng của chúng $s(a)$ và $s(b)$ còn trùng nhau. Nói cách khác:

$$s_j(a) = s_j(b) \quad \text{với } j = 4, 6, \dots, k$$

$$s_j(a) \neq s_j(b) \quad \text{với } j = k + 2, k + 4, \dots$$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đôi sánh các chỉ số mô tả hình dạng

- Dựa trên chỉ số mô tả hình dạng của biên các vùng/đôi tượng ảnh
- Sử dụng một khái niệm tương tự như khái niệm khoảng cách tối thiểu để so sánh các chuỗi chỉ số mô tả hình dạng

Hình dạng các biên a và b được gọi là có độ tương tự nhau (độ giống nhau - similarity) bằng k nếu k là bậc lớn nhất mà các chỉ số mô tả hình dạng tương ứng của chúng $s(a)$ và $s(b)$ còn trùng nhau. Nói cách khác:

$$s_j(a) = s_j(b) \quad \text{với } j = 4, 6, \dots, k$$

$$s_j(a) \neq s_j(b) \quad \text{với } j = k + 2, k + 4, \dots$$

- k càng lớn \Rightarrow a và b càng giống nhau



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đôi sánh các chỉ số mô tả hình dạng

- Dựa trên chỉ số mô tả hình dạng của biên các vùng/đôi tượng ảnh
- Sử dụng một khái niệm tương tự như khái niệm khoảng cách tối thiểu để so sánh các chuỗi chỉ số mô tả hình dạng

Hình dạng các biên a và b được gọi là có độ tương tự nhau (độ giống nhau - similarity) bằng k nếu k là bậc lớn nhất mà các chỉ số mô tả hình dạng tương ứng của chúng $s(a)$ và $s(b)$ còn trùng nhau. Nói cách khác:

$$s_j(a) = s_j(b) \quad \text{với } j = 4, 6, \dots, k$$

$$s_j(a) \neq s_j(b) \quad \text{với } j = k + 2, k + 4, \dots$$

- k càng lớn \Rightarrow a và b càng giống nhau
▶ $a = b \rightarrow k = +\infty$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đổi sánh các chỉ số mô tả hình dạng

- Dựa trên chỉ số mô tả hình dạng của biên các vùng/đôi tượng ảnh
- Sử dụng một khái niệm tương tự như khái niệm khoảng cách tối thiểu để so sánh các chuỗi chỉ số mô tả hình dạng

Hình dạng các biên a và b được gọi là có độ tương tự nhau (độ giống nhau - similarity) bằng k nếu k là bậc lớn nhất mà các chỉ số mô tả hình dạng tương ứng của chúng $s(a)$ và $s(b)$ còn trùng nhau. Nói cách khác:

$$s_j(a) = s_j(b) \quad \text{với } j = 4, 6, \dots, k$$

$$s_j(a) \neq s_j(b) \quad \text{với } j = k+2, k+4, \dots$$

- k càng lớn \Rightarrow a và b càng giống nhau
▶ $a = b \rightarrow k = +\infty$

Khoảng cách giữa hai biên a và b được định nghĩa là nghịch đảo độ tương tự nhau: $D(a, b) = \frac{1}{k}$

A KỸ THUẬT ĐIỀU

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đổi sánh các chỉ số mô tả hình dạng

- Dựa trên chỉ số mô tả hình dạng của biên các vùng/đôi tượng ảnh
- Sử dụng một khái niệm tương tự như khái niệm khoảng cách tối thiểu để so sánh các chuỗi chỉ số mô tả hình dạng

Hình dạng các biên a và b được gọi là có độ tương tự nhau (độ giống nhau - similarity) bằng k nếu k là bậc lớn nhất mà các chỉ số mô tả hình dạng tương ứng của chúng $s(a)$ và $s(b)$ còn trùng nhau. Nói cách khác:

$$s_j(a) = s_j(b) \quad \text{với } j = 4, 6, \dots, k$$

$$s_j(a) \neq s_j(b) \quad \text{với } j = k+2, k+4, \dots$$

- k càng lớn \Rightarrow a và b càng giống nhau
▶ $a = b \rightarrow k = +\infty$

Khoảng cách giữa hai biên a và b được định nghĩa là nghịch đảo độ tương tự nhau: $D(a, b) = \frac{1}{k}$

A KỸ THUẬT ĐIỀU

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đổi sánh các chỉ số mô tả hình dạng

- Dựa trên chỉ số mô tả hình dạng của biên các vùng/đôi tượng ảnh
- Sử dụng một khái niệm tương tự như khái niệm khoảng cách tối thiểu để so sánh các chuỗi chỉ số mô tả hình dạng

Hình dạng các biên a và b được gọi là có độ tương tự nhau (độ giống nhau - similarity) bằng k nếu k là bậc lớn nhất mà các chỉ số mô tả hình dạng tương ứng của chúng $s(a)$ và $s(b)$ còn trùng nhau. Nói cách khác:

$$s_j(a) = s_j(b) \quad \text{với } j = 4, 6, \dots, k$$

$$s_j(a) \neq s_j(b) \quad \text{với } j = k+2, k+4, \dots$$

- k càng lớn \Rightarrow a và b càng giống nhau
▶ $a = b \rightarrow k = +\infty$

Khoảng cách giữa hai biên a và b được định nghĩa là nghịch đảo độ tương tự nhau: $D(a, b) = \frac{1}{k}$

A KỸ THUẬT ĐIỀU

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đổi sánh các chỉ số mô tả hình dạng

- Dựa trên chỉ số mô tả hình dạng của biên các vùng/đôi tượng ảnh
- Sử dụng một khái niệm tương tự như khái niệm khoảng cách tối thiểu để so sánh các chuỗi chỉ số mô tả hình dạng

Hình dạng các biên a và b được gọi là có độ tương tự nhau (độ giống nhau - similarity) bằng k nếu k là bậc lớn nhất mà các chỉ số mô tả hình dạng tương ứng của chúng $s(a)$ và $s(b)$ còn trùng nhau. Nói cách khác:

$$s_j(a) = s_j(b) \quad \text{với } j = 4, 6, \dots, k$$

$$s_j(a) \neq s_j(b) \quad \text{với } j = k+2, k+4, \dots$$

- k càng lớn \Rightarrow a và b càng giống nhau
▶ $a = b \rightarrow k = +\infty$

Khoảng cách giữa hai biên a và b được định nghĩa là nghịch đảo độ tương tự nhau: $D(a, b) = \frac{1}{k}$

A KỸ THUẬT ĐIỀU

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đổi sánh các chỉ số mô tả hình dạng

- Dựa trên chỉ số mô tả hình dạng của biên các vùng/đôi tượng ảnh
- Sử dụng một khái niệm tương tự như khái niệm khoảng cách tối thiểu để so sánh các chuỗi chỉ số mô tả hình dạng

Hình dạng các biên a và b được gọi là có độ tương tự nhau (độ giống nhau - similarity) bằng k nếu k là bậc lớn nhất mà các chỉ số mô tả hình dạng tương ứng của chúng $s(a)$ và $s(b)$ còn trùng nhau. Nói cách khác:

$$s_j(a) = s_j(b) \quad \text{với } j = 4, 6, \dots, k$$

$$s_j(a) \neq s_j(b) \quad \text{với } j = k+2, k+4, \dots$$

- k càng lớn \Rightarrow a và b càng giống nhau
▶ $a = b \rightarrow k = +\infty$

Khoảng cách giữa hai biên a và b được định nghĩa là nghịch đảo độ tương tự nhau: $D(a, b) = \frac{1}{k}$

A KỸ THUẬT ĐIỀU

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đổi sánh các chỉ số mô tả hình dạng

- Dựa trên chỉ số mô tả hình dạng của biên các vùng/đôi tượng ảnh
- Sử dụng một khái niệm tương tự như khái niệm khoảng cách tối thiểu để so sánh các chuỗi chỉ số mô tả hình dạng

Hình dạng các biên a và b được gọi là có độ tương tự nhau (độ giống nhau - similarity) bằng k nếu k là bậc lớn nhất mà các chỉ số mô tả hình dạng tương ứng của chúng $s(a)$ và $s(b)$ còn trùng nhau. Nói cách khác:

$$s_j(a) = s_j(b) \quad \text{với } j = 4, 6, \dots, k$$

$$s_j(a) \neq s_j(b) \quad \text{với } j = k+2, k+4, \dots$$

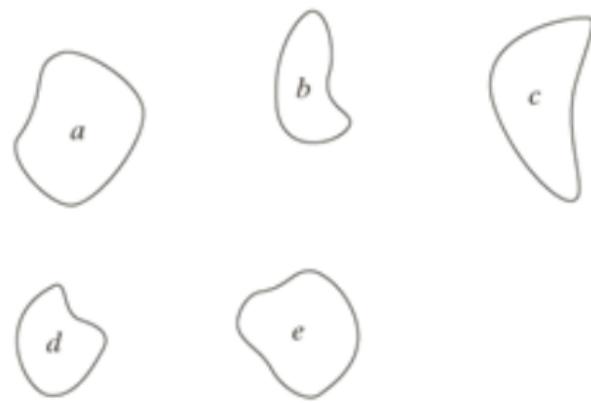
- k càng lớn \Rightarrow a và b càng giống nhau
▶ $a = b \rightarrow k = +\infty$

Khoảng cách giữa hai biên a và b được định nghĩa là nghịch đảo độ tương tự nhau: $D(a, b) = \frac{1}{k}$

A KỸ THUẬT ĐIỀU

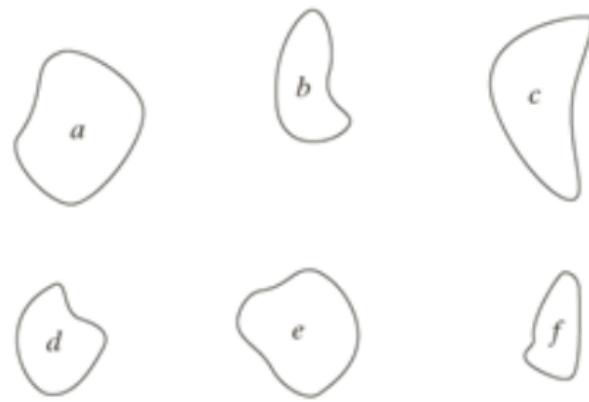
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đôi sánh các chỉ số mô tả hình dạng - Minh họa



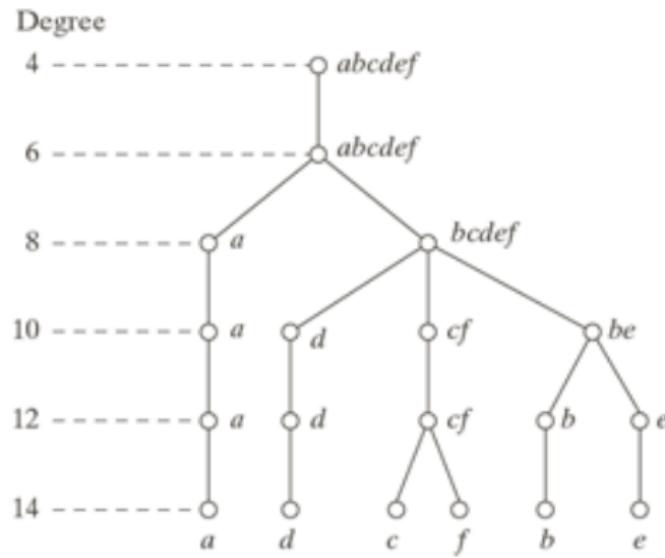
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đôi sánh các chỉ số mô tả hình dạng - Minh họa



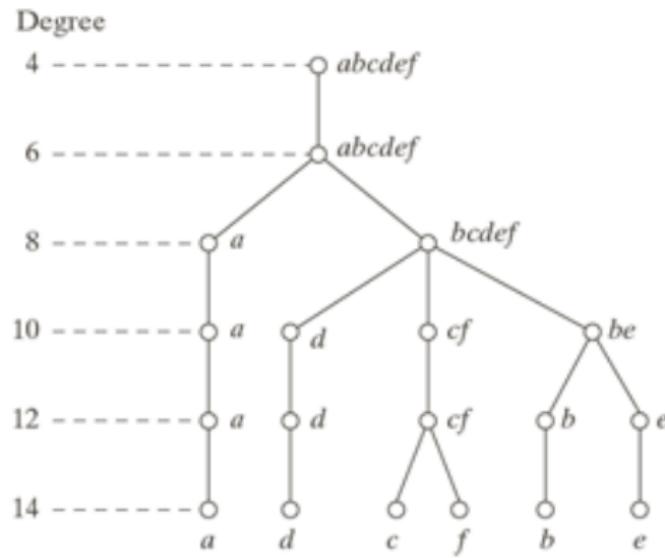
Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đôi sánh các chỉ số mô tả hình dạng - Minh họa



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đôi sánh các chỉ số mô tả hình dạng - Minh họa



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đối sánh chuỗi

- Sử dụng mô tả cấu trúc quan hệ với biểu diễn cấu trúc bằng chuỗi các phần tử nguyên thủy



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đối sánh chuỗi

- Sử dụng mô tả cấu trúc quan hệ với biểu diễn cấu trúc bằng chuỗi các phần tử nguyên thủy

Hai chuỗi mô tả $a = a_1a_2 \dots a_n$ và $b = b_1b_2 \dots b_m$ được gọi là trùng nhau ở vị trí thứ k nếu $a_k = b_k$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đối sánh chuỗi

- Sử dụng mô tả cấu trúc quan hệ với biểu diễn cấu trúc bằng chuỗi các phần tử nguyên thủy

Hai chuỗi mô tả $a = a_1a_2 \dots a_n$ và $b = b_1b_2 \dots b_m$ được gọi là trùng nhau ở vị trí thứ k nếu $a_k = b_k$

Tổng số vị trí trùng nhau giữa hai chuỗi mô tả $a = a_1a_2 \dots a_n$ và $b = b_1b_2 \dots b_m$:
 $\alpha = \sum_k (a_k = b_k)$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đối sánh chuỗi

- Sử dụng mô tả cấu trúc quan hệ với biểu diễn cấu trúc bằng chuỗi các phần tử nguyên thủy

Hai chuỗi mô tả $a = a_1 a_2 \dots a_n$ và $b = b_1 b_2 \dots b_m$ được gọi là trùng nhau ở vị trí thứ k nếu $a_k = b_k$

Tổng số vị trí trùng nhau giữa hai chuỗi mô tả $a = a_1 a_2 \dots a_n$ và $b = b_1 b_2 \dots b_m$:
 $\alpha = \sum_k (a_k = b_k)$

Số vị trí không giống nhau giữa hai chuỗi mô tả $a = a_1 a_2 \dots a_n$ và $b = b_1 b_2 \dots b_m$: $\beta = \max(|a|, |b|) - \alpha$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đối sánh chuỗi

- Sử dụng mô tả cấu trúc quan hệ với biểu diễn cấu trúc bằng chuỗi các phần tử nguyên thủy

Hai chuỗi mô tả $a = a_1 a_2 \dots a_n$ và $b = b_1 b_2 \dots b_m$ được gọi là trùng nhau ở vị trí thứ k nếu $a_k = b_k$

Tổng số vị trí trùng nhau giữa hai chuỗi mô tả $a = a_1 a_2 \dots a_n$ và $b = b_1 b_2 \dots b_m$:
 $\alpha = \sum_k (a_k = b_k)$

Số vị trí không giống nhau giữa hai chuỗi mô tả $a = a_1 a_2 \dots a_n$ và $b = b_1 b_2 \dots b_m$: $\beta = \max(|a|, |b|) - \alpha$

- $\beta = 0$ chỉ khi $a = b$



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đối sánh chuỗi

- Sử dụng mô tả cấu trúc quan hệ với biểu diễn cấu trúc bằng chuỗi các phần tử nguyên thủy

Hai chuỗi mô tả $a = a_1 a_2 \dots a_n$ và $b = b_1 b_2 \dots b_m$ được gọi là trùng nhau ở vị trí thứ k nếu $a_k = b_k$

Tổng số vị trí trùng nhau giữa hai chuỗi mô tả $a = a_1 a_2 \dots a_n$ và $b = b_1 b_2 \dots b_m$:
 $\alpha = \sum_k (a_k = b_k)$

Số vị trí không giống nhau giữa hai chuỗi mô tả $a = a_1 a_2 \dots a_n$ và $b = b_1 b_2 \dots b_m$: $\beta = \max(|a|, |b|) - \alpha$

- $\beta = 0$ chỉ khi $a = b$

Độ tương đồng giữa hai chuỗi a và b : $R = \frac{\alpha}{\beta} = \frac{\alpha}{\max(|a|, |b|) - \alpha}$

CS THUẬT ĐIỆN

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đối sánh chuỗi

- Sử dụng mô tả cấu trúc quan hệ với biểu diễn cấu trúc bằng chuỗi các phần tử nguyên thủy

Hai chuỗi mô tả $a = a_1 a_2 \dots a_n$ và $b = b_1 b_2 \dots b_m$ được gọi là trùng nhau ở vị trí thứ k nếu $a_k = b_k$

Tổng số vị trí trùng nhau giữa hai chuỗi mô tả $a = a_1 a_2 \dots a_n$ và $b = b_1 b_2 \dots b_m$:
 $\alpha = \sum_k (a_k = b_k)$

Số vị trí không giống nhau giữa hai chuỗi mô tả $a = a_1 a_2 \dots a_n$ và $b = b_1 b_2 \dots b_m$: $\beta = \max(|a|, |b|) - \alpha$

- $\beta = 0$ chỉ khi $a = b$

Độ tương đồng giữa hai chuỗi a và b : $R = \frac{\alpha}{\beta} = \frac{\alpha}{\max(|a|, |b|) - \alpha}$

- $R = +\infty$ khi $a = b$; $R = 0$ khi không có bất cứ ký hiệu tương ứng nào trong

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đối sánh chuỗi

- Sử dụng mô tả cấu trúc quan hệ với biểu diễn cấu trúc bằng chuỗi các phần tử nguyên thủy

Hai chuỗi mô tả $a = a_1 a_2 \dots a_n$ và $b = b_1 b_2 \dots b_m$ được gọi là trùng nhau ở vị trí thứ k nếu $a_k = b_k$

Tổng số vị trí trùng nhau giữa hai chuỗi mô tả $a = a_1 a_2 \dots a_n$ và $b = b_1 b_2 \dots b_m$:
 $\alpha = \sum_k (a_k = b_k)$

Số vị trí không giống nhau giữa hai chuỗi mô tả $a = a_1 a_2 \dots a_n$ và $b = b_1 b_2 \dots b_m$: $\beta = \max(|a|, |b|) - \alpha$

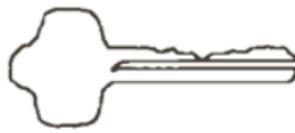
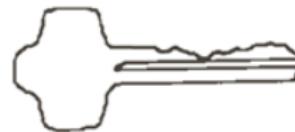
- $\beta = 0$ chỉ khi $a = b$

Độ tương đồng giữa hai chuỗi a và b : $R = \frac{\alpha}{\beta} = \frac{\alpha}{\max(|a|, |b|) - \alpha}$

- $R = +\infty$ khi $a = b$; $R = 0$ khi không có bất cứ ký hiệu tương ứng nào trong

Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đôi sánh chuỗi - Minh họa



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đôi sánh chuỗi - Minh họa

R	1.a	1.b	1.c	1.d	1.e	1.f
1.a	∞					
1.b	16.0	∞				
1.c	9.6	26.3	∞			
1.d	5.1	8.1	10.3	∞		
1.e	4.7	7.2	10.3	14.2	∞	
1.f	4.7	7.2	10.3	8.4	23.7	∞



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đôi sánh chuỗi - Minh họa

R	2.a	2.b	2.c	2.d	2.e	2.f
2.a	∞					
2.b	33.5	∞				
2.c	4.8	5.8	∞			
2.d	3.6	4.2	19.3	∞		
2.e	2.8	3.3	9.2	18.3	∞	
2.f	2.6	3.0	7.7	13.5	27.0	∞



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đôi sánh chuỗi - Minh họa

R	1.a	1.b	1.c	1.d	1.e	1.f
2.a	1.24	1.50	1.32	1.47	1.55	1.48
2.b	1.18	1.43	1.32	1.47	1.55	1.48
2.c	1.02	1.18	1.19	1.32	1.39	1.48
2.d	1.02	1.18	1.19	1.32	1.29	1.40
2.e	0.93	1.07	1.08	1.19	1.24	1.25
2.f	0.89	1.02	1.02	1.24	1.22	1.18



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc: Đôi sánh chuỗi - Minh họa

<i>R</i>	1.a	1.b	1.c	1.d	1.e	1.f
1.a	∞					
1.b	16.0	∞				
1.c	9.6	26.3	∞			
1.d	5.1	8.1	10.3	∞		
1.e	4.7	7.2	10.3	14.2	∞	
1.f	4.7	7.2	10.3	8.4	23.7	∞

<i>R</i>	2.a	2.b	2.c	2.d	2.e	2.f
2.a	∞					
2.b	33.5	∞				
2.c	4.8	5.8	∞			
2.d	3.6	4.2	19.3	∞		
2.e	2.8	3.3	9.2	18.3	∞	
2.f	2.6	3.0	7.7	13.5	27.0	∞

<i>R</i>	1.a	1.b	1.c	1.d	1.e	1.f
2.a	1.24	1.50	1.32	1.47	1.55	1.48
2.b	1.18	1.43	1.32	1.47	1.55	1.48
2.c	1.02	1.18	1.19	1.32	1.39	1.48
2.d	1.02	1.18	1.19	1.32	1.29	1.40
2.e	0.93	1.07	1.08	1.19	1.24	1.25
2.f	0.89	1.02	1.02	1.24	1.22	1.18



Nhận dạng ảnh

Các phương pháp cấu trúc - Kết luận

- Dựa trên các mô tả cấu trúc của đối tượng



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)



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:



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:
 - ▶ Đôi sánh các chỉ số mô tả hình dạng



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:
 - ▶ Đôi 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 $s(b)$: $k = \arg \max_j (s_j(a) = s_j(b))$



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:
 - ▶ Đôi 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 $s(b)$: $k = \arg \max_j (s_j(a) = s_j(b))$
 - ★ Khoảng cách giữa hai chuỗi a và b : $D(a, b) = \frac{1}{k}$



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 $s(b)$: $k = \arg \max_j (s_j(a) = s_j(b))$
 - ★ Khoảng cách giữa hai chuỗi a và b : $D(a, b) = \frac{1}{k}$
 - ▶ Đối sánh chuỗi mô tả cấu trúc



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 biện 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 $s(b)$: $k = \arg \max_j (s_j(a) = s_j(b))$
 - ★ 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: $\alpha = \sum_j (a_j = b_j)$



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 biện 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 $s(b)$: $k = \arg \max_j (s_j(a) = s_j(b))$
 - ★ 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: $\beta = \max(|a|, |b|) - \alpha$



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 $s(b)$: $k = \arg \max_j (s_j(a) = s_j(b))$
 - ★ 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: $R = \frac{\alpha}{\beta}$