XỬ LÝ ẢNH SỐ
Trích xuất đặc trưng ảnh

GIỚI THIỆU

Trong phần này chúng ta sẽ tìm hiểu về các đặc trưng:

- Đặc trưng màu
- Đặc trưng mức xám
- Đặc trưng hình dạng
- Đặc trưng lược đồ xám

Hệ thống phân loại ảnh

Các bước cơ bản của quá trình phân tích ảnh:

- Tiền xử lý
- Phân đoạn (phát hiện đối tượng)
- *Trích xuất đặc trưng*
- Lựa chọn đặc trưng
- Huấn luyện bộ phân loại
- Đánh giá hiệu năng bộ phân loại

Các đặc trưng cho phân tích ảnh

Ứng dụng:

- Cảm biến từ xa
- Ảnh y tế
- Nhận dạng ký tự
- Thị giác máy

....

Mục tiêu chính của trích xuất đặc trưng ảnh:

Với một hình ảnh hoặc một vùng trong hình ảnh, hãy tạo ra các đặc trưng để cung cấp cho bộ phân loại để phân loại hình ảnh vào một trong các lớp có thể.

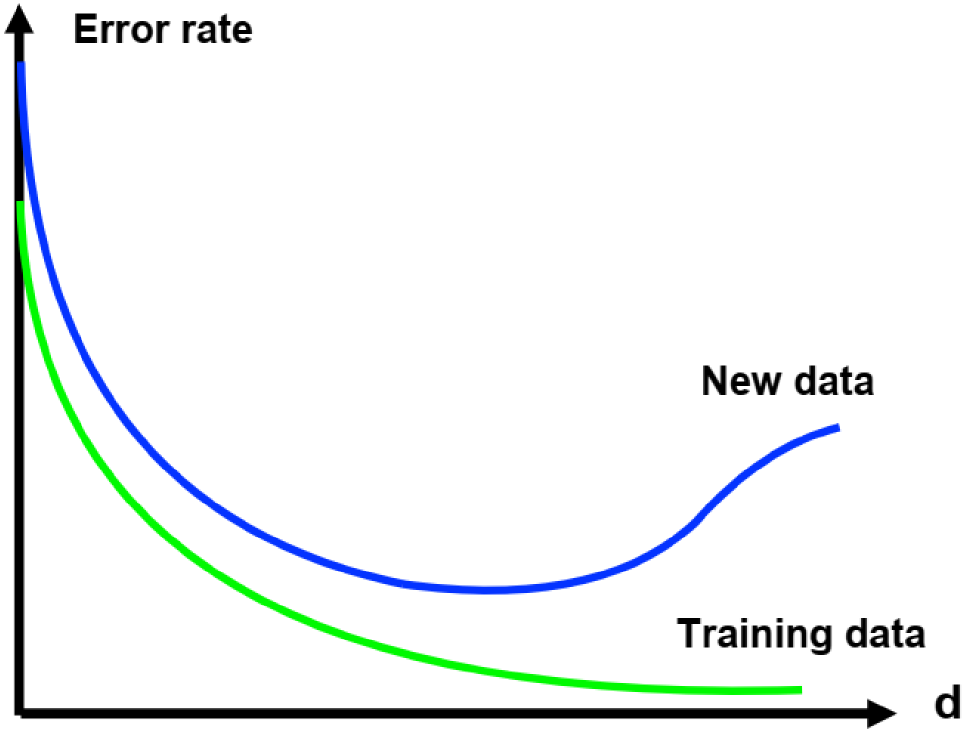
Trích xuất đặc trưng

Mục tiêu là tạo ra các đặc trưng thể hiện thuộc tính có khả năng đóng gói thông tin cao:

- Trích xuất thông tin từ dữ liệu thô sao cho thông tin có khả năng phân biệt giữa các lớp.
- Trích xuất các đặc trưng sao cho sự thay đổi trong mỗi lớp là thấp và sự thay đổi giữa các lớp là cao.
- Loại bỏ thông tin thừa.

- Thông tin trong ảnh f [i, j] phải được giảm bớt để đạt được sự phân loại tin cậy (có tính tổng quát)
- Hình ảnh 64x64 $\Longrightarrow$ không gian đặc trưng 4096 chiều!

Ảnh hưởng của kích thước



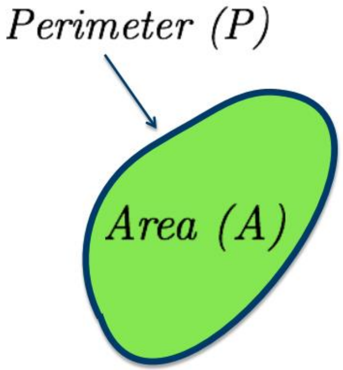
$$\vec{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \dots \\ x_d \end{bmatrix}$$

Các loại đặc trưng (đặc trưng vùng)

- Đặc trưng màu
- Đặc trưng mức xám
- Đặc trưng hình dạng
- Đặc trưng lược đồ (kết cấu)

Đặc trưng hình dạng

- Diện tích (area) của một vùng được định nghĩa là số pixel trong khu vực.
- Chu vi (perimeter) của một vùng là chiều dài của ranh giới của nó.
- $compactness = \frac{p^2}{A}$ (4π đối với hình tròn (giá trị nhỏ nhất của nó) và 16 đối với hình vuông)
- $circularity = \frac{4\pi A}{p^2}$ (1 đối với hình tròn (giá trị lớn nhất của nó) và π/4 đối với hình vuông).



Đặc trưng hình dạng

a b

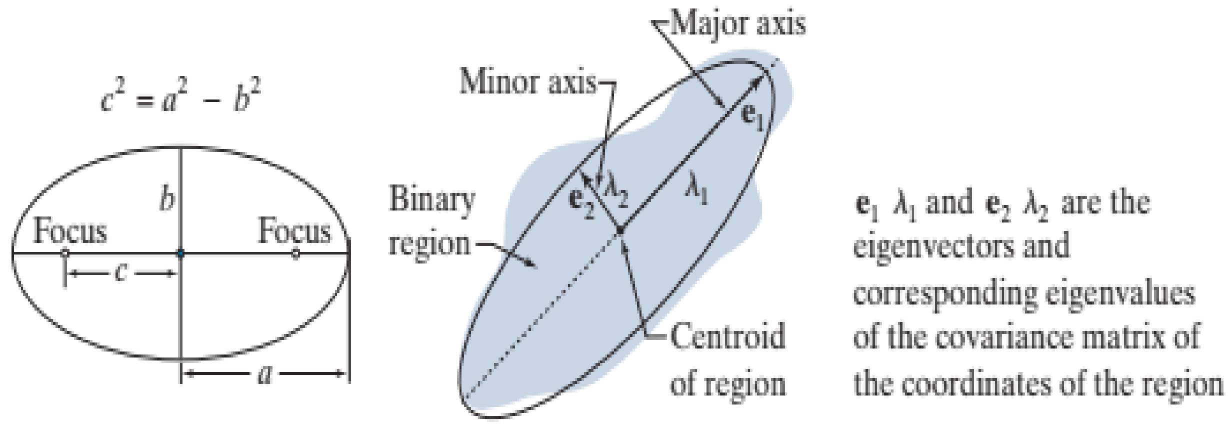


FIGURE 11.21 (a) An ellipse in standard form. (b) An ellipse approximating a region in arbitrary orientation.

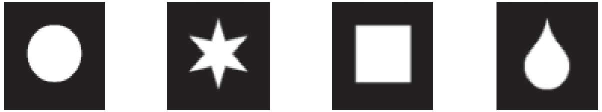
$$eccentricity = \frac{\sqrt{\lambda_1^2 - \lambda_2^2}}{\lambda_1} = \sqrt{1 - (\lambda_2/\lambda_1)^2} \qquad \lambda_1 \geq \lambda_2$$

(Độ lệch tâm)

Ví dụ đặc trưng hình dạng

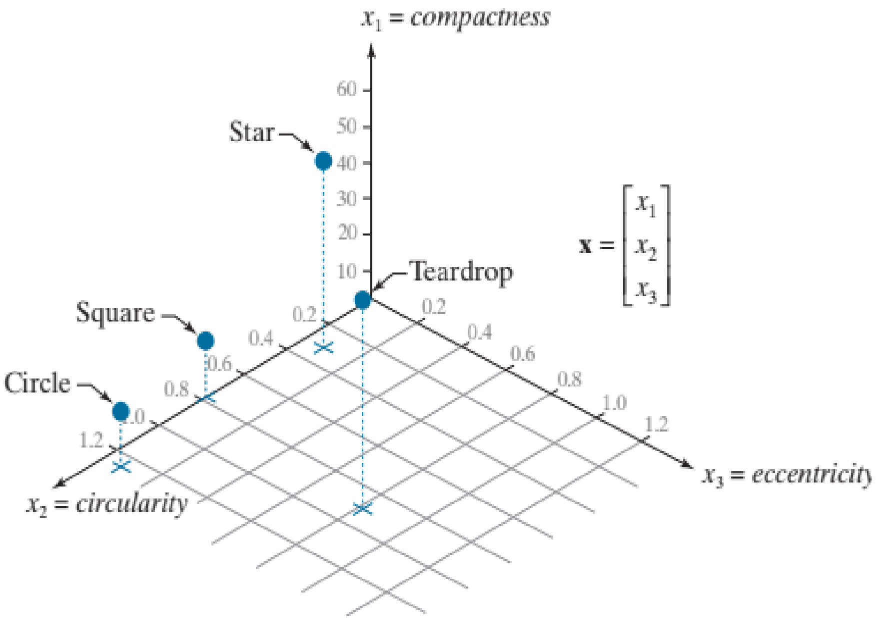
a b c d

FIGURE 11.22 Compactness, circularity, and eccentricity of some simple binary regions.



Descriptor	a	b	c	d
Compactness	10.1701	42.2442	15.9836	13.2308
Circularity	1.2356	0.2975	0.7862	0.9478
Eccentricity	0.0411	0.0636	0	0.8117

FIGURE 11.23 The descriptors from Fig. 11.22 in 3-D feature space. Each dot shown corresponds to a feature vector whose components are the three corresponding descriptors in Fig. 11.22.



Ví dụ sử dụng đặc trưng diện tích

- Ngay cả một bộ mô tả đơn giản như diện tích chuẩn hóa cũng có thể khá hữu ích để trích xuất thông tin từ hình ảnh.
- Ví dụ, với một hình ảnh hồng ngoại vệ tinh vào ban đêm của châu Mỹ.
- Bảng cùng với các hình ảnh hiển thị (theo vùng từ trên xuống dưới) tỷ lệ của vùng bị chiếm bởi màu trắng (các đèn) và tổng vùng sáng ở cả bốn vùng. Ví dụ, một phép đo đơn giản như thế này có thể đưa ra một ước tính tương đối về vùng tiêu thụ năng lượng điện. Các dữ liệu có thể được tinh chỉnh bằng cách chuẩn hóa nó đối với diện tích đất trên mỗi vùng, đối với số dân số, v.v…

FIGURE 11.24 Infrared images of the Americas at night. (Courtesy of NOAA.)

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

Đặc trưng kết cấu (texture)

a b c

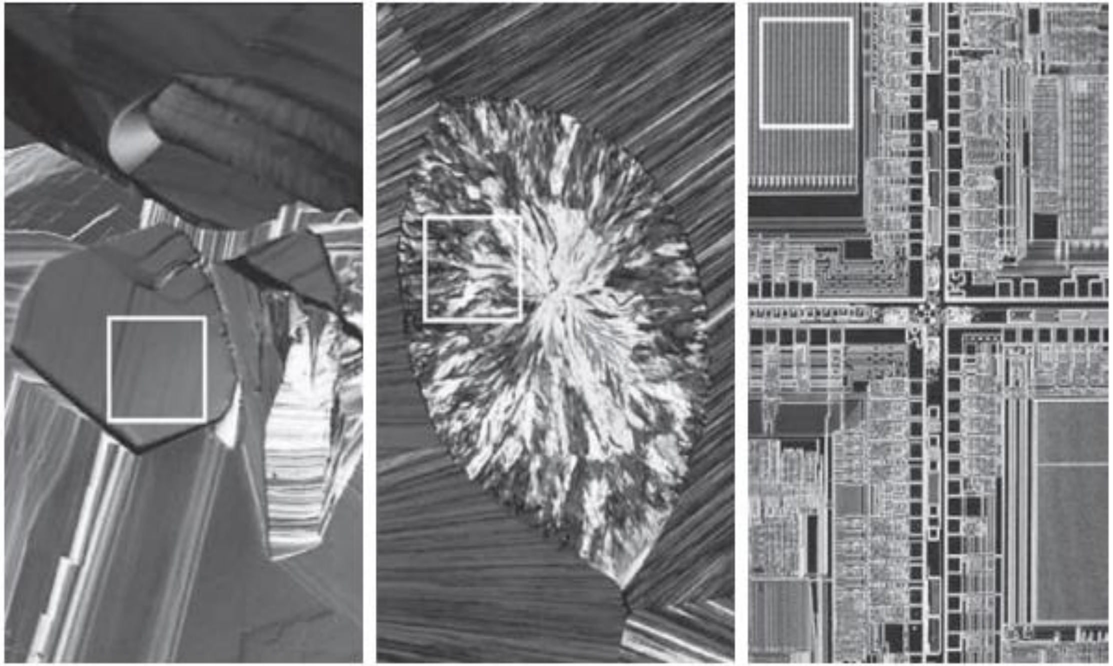


FIGURE 11.29 The white squares mark, from left to right, smooth, coarse, and regular textures. These are optical microscope images of a superconductor, human cholesterol, and a microprocessor. (Courtesy of Dr. Michael W. Davidson, Florida State University.)

Đặc trưng kết cấu (texture)

- Mặc dù không tồn tại định nghĩa chính thức về kết cấu, nhưng trực quan bộ mô tả này cung cấp các thước đo về các đặc tính như độ mịn, độ thô và tính đều đặn.
- Các phương pháp tiếp cận thống kê mô tả các đặc điểm của kết cấu là mịn, thô, sần sùi, v.v...

Phương pháp thống kê

- Một trong những cách tiếp cận đơn giản nhất để mô tả kết cấu là sử dụng các moment thống kê của biểu đồ cường độ của hình ảnh hoặc vùng.
- Gọi z là biến ngẫu nhiên biểu thị cường độ và đặt $p(z_i), I = 0,1,2,\dots,L-1$ là biểu đồ chuẩn hóa tương ứng, trong đó L là số mức cường độ riêng biệt.
- Moment bậc n của z về trung bình là:

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

Phương pháp thống kê

- $\mu_n(z) = \sum_{i=0}^{L-1}(z_i - m)^n p(z_i)$
- $\mu_0 = 1$ và $\mu_1 = 0$
- Moment bậc hai [phương sai $\sigma^2(z) = \mu_2(z)$] đặc biệt quan trọng trong mô tả kết cấu. Nó là một thước đo của độ tương phản cường độ có thể được sử dụng để thiết lập các mô tả về độ mịn cường độ tương đối.
- Ví dụ: $R(z) = 1 - \frac{1}{1+\sigma^2(z)}$
- $R(z)$ = 0 đối với các vùng có cường độ không đổi (phương sai bằng 0 ở đó) và tiếp cận 1 đối với các giá trị $\sigma^2(z)$ lớn

Phương pháp thống kê

- Một phép đo kết cấu hữu ích dựa trên biểu đồ bao gồm thước đo tính đồng nhất, được định nghĩa là:

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

- Phép đo entropy trung bình:

$$e(z) = -\sum_{i=0}^{L-1} p(z_i) log p(z_i)$$

- Vì p ∈[0, 1] và tổng của chúng bằng 1 nên U là cực đại đối với một hình ảnh trong đó tất cả các mức cường độ đều bằng nhau (đồng nhất một cách tối đa) và giảm từ đó.
- Entropy là một thước đo của sự biến đổi, và bằng 0 cho một hình ảnh không đổi.

Ví dụ: Bộ mô tả kết cấu dựa trên biểu đồ

- Mean: cường độ trung bình.
- Standard deviation: Độ lệch chuẩn.
- Moment bậc 3

a b c

FIGURE 11.29 The white squares mark, from left to right, smooth, coarse, and regular textures. These are optical microscope images of a superconductor, human cholesterol, and a microprocessor. (Courtesy of Dr. Michael W. Davidson, Florida State University.)

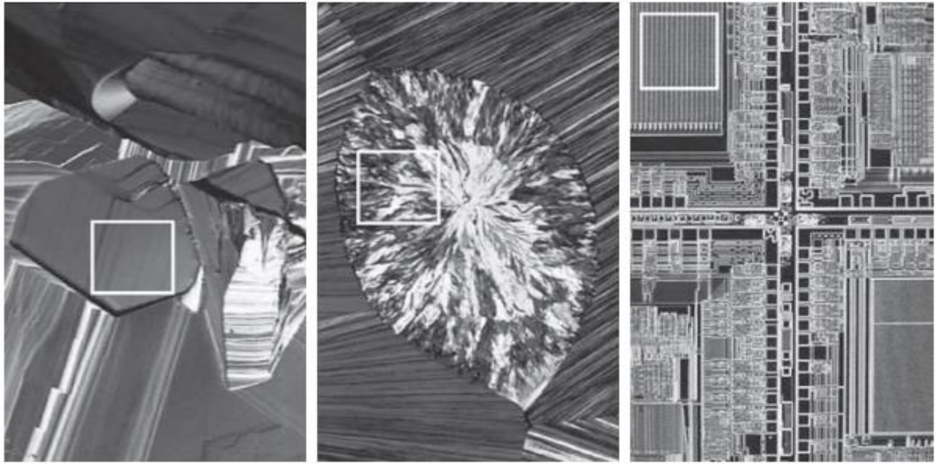


TABLE 11.2
Statistical texture measures for the subimages in Fig. 11.29.

Texture	Mean	Standard deviation	*R* (normalized)	3rd 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

Ví dụ: Bộ mô tả kết cấu dựa trên biểu đồ

- Giá trị trung bình chỉ mô tả cường độ trung bình của từng vùng và chỉ hữu ích khi đưa ra ý tưởng chung về cường độ, không phải kết cấu.
- Độ lệch chuẩn mang tính thông tin nhiều hơn; những con số hiển thị rõ ràng rằng kết cấu đầu tiên có ít thay đổi về cường độ hơn đáng kể (nó mịn hơn) so với hai kết cấu còn lại. Kết cấu thô hiện ra rõ ràng qua thước đo này.
- Các nhận xét tương tự dành cho R, bởi vì nó đo lường về cơ bản giống như độ lệch chuẩn.

TABLE 11.2
Statistical texture measures for the subimages in Fig. 11.29.

Texture	Mean	Standard deviation	*R* (normalized)	3rd 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

TABLE 11.2
Statistical texture measures for the subimages in Fig. 11.29.

Texture	Mean	Standard deviation	R (normalized)	3rd 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

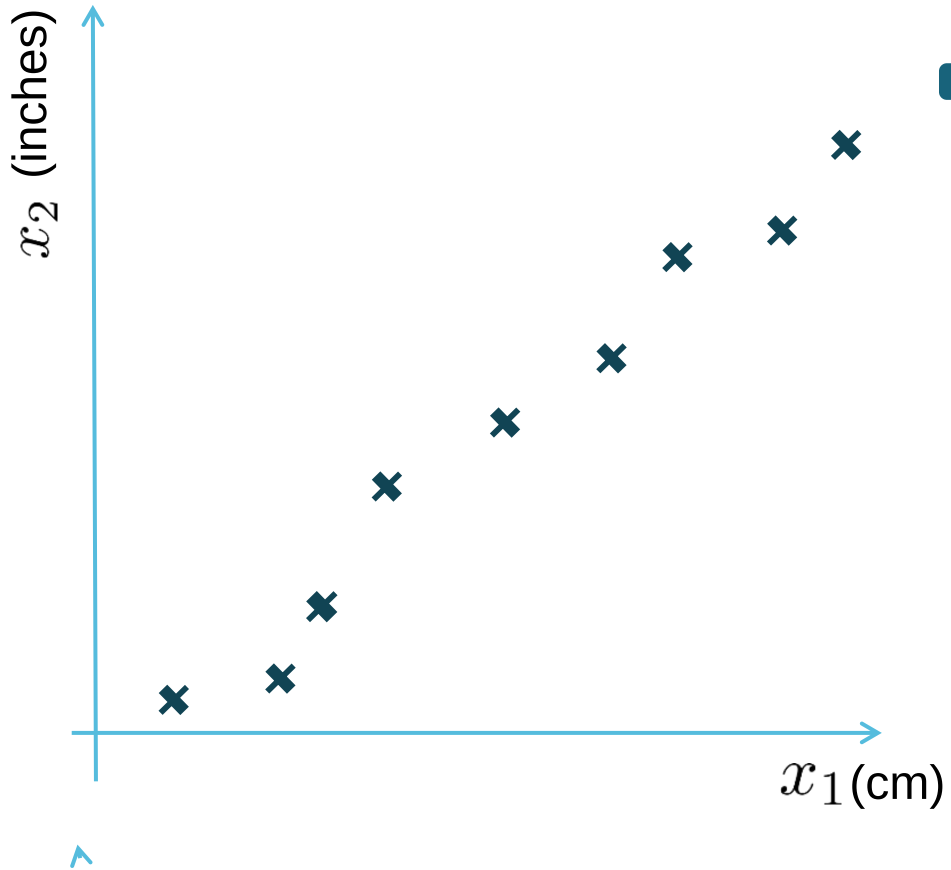
- Moment bậc ba rất hữu ích cho xác định tính đối xứng của biểu đồ và liệu chúng có bị lệch sang trái (giá trị âm) hay sang phải (giá trị dương). Điều này cho biết liệu các mức cường độ có thiên về phía tối hay sáng của giá trị trung bình.
- Nhìn vào thước đo của sự đồng nhất, ta thấy hình ảnh đầu tiên mượt mà hơn (đồng đều hơn phần còn lại) và rằng hình ảnh ngẫu nhiên nhất (độ đồng đều thấp nhất) tương ứng với kết cấu thô.
- Các giá trị entropy tăng lên khi độ đồng đều giảm, dẫn đến kết luận tương tự về kết cấu của các vùng cũng như cách đo độ đồng đều đã làm. Hình ảnh nhỏ đầu tiên có mức độ cường độ thay đổi thấp nhất và hình ảnh thô có sự thay đổi nhiều nhất. Kết cấu thông thường nằm giữa hai thái cực đối với cả hai phép đo này.

Phân tích thành phần chính (PCA- Principle Components Analysis)

- Phân cụm:
  - Một cách để gán một điểm dữ liệu giá trị thực phức tạp vào một biến phân loại đơn lẻ.
- Giảm chiều dữ liệu:
  - Một cách khác để đơn giản hóa các loại dữ liệu nhiều chiều phức tạp.
  - Đưa dữ liệu về vector giá trị thực có số chiều ít hơn.

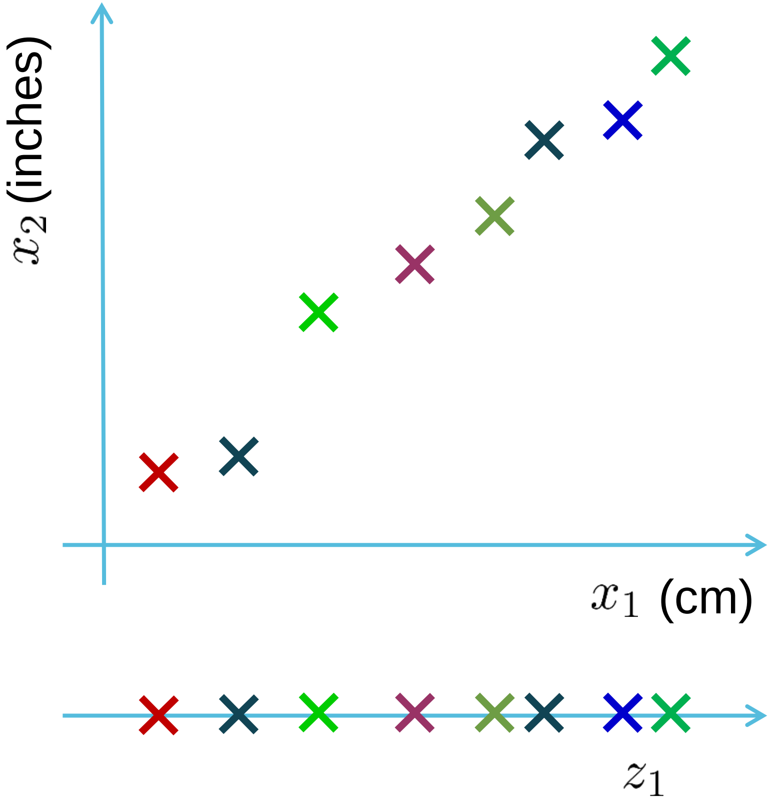
- Cho các điểm dữ liệu d chiều
- Chuyển đổi chúng thành các điểm dữ liệu có r chiều (r<d) sao cho tổn thất thông tin là ít nhất.

Nén dữ liệu



- Dữ liệu 2D giảm xuống dữ liệu 1D

Nén dữ liệu



Dữ liệu 2D giảm xuống dữ liệu 1D

$$x^{(1)} \rightarrow z^{(1)}$$

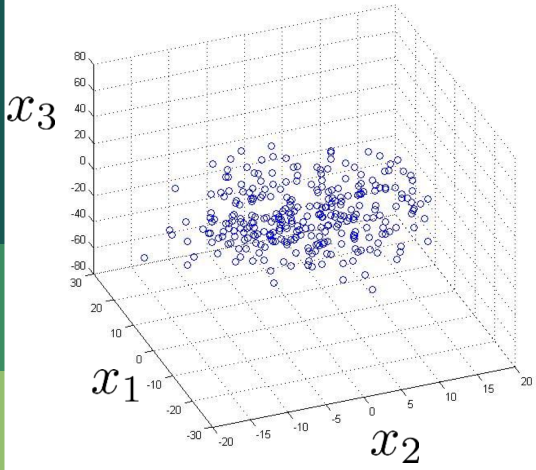
$$x^{(2)} \rightarrow z^{(2)}$$

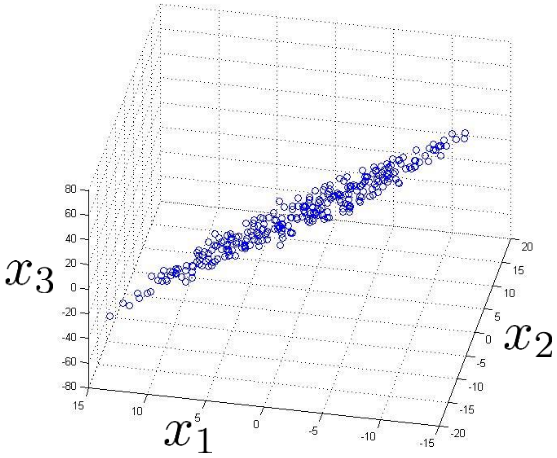
$$\vdots$$

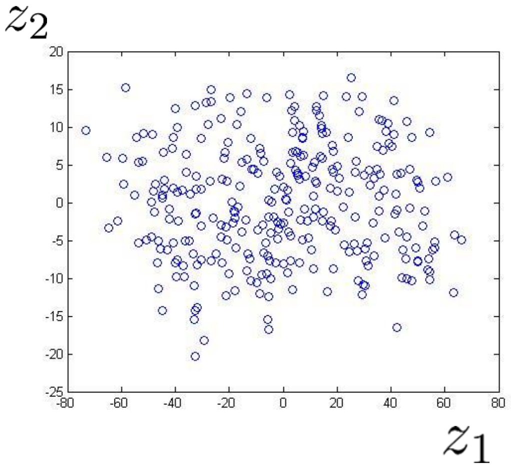
$$x^{(m)} \rightarrow z^{(m)}$$

Nén dữ liệu

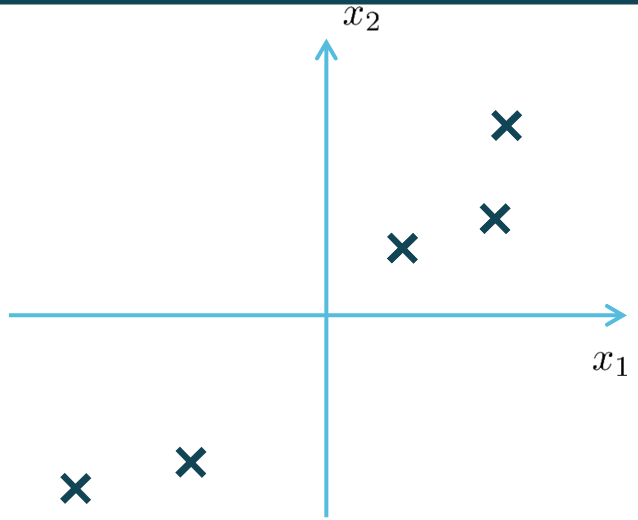
Giảm dữ liệu từ 3D xuống 2D

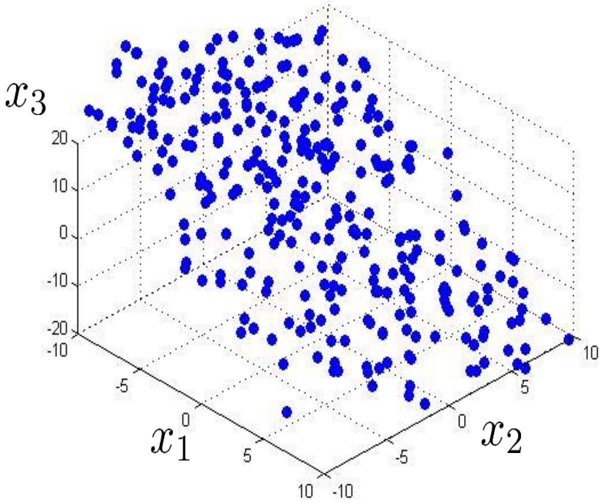






Xây dựng bài toán PCA





Giảm từ 2D thành 1D: Tìm một hướng (một vector $u^{(1)} \in R^n$) sao cho phép chiếu dữ liệu trên hướng đó có sai số phép chiếu là tối thiểu.

Giảm từ n-D thành k-D: Tìm k vector $u^{(1)}, u^{(2)}, \dots, u^{(k)}$ sao cho phép chiếu dữ liệu trên các vector đó có sai số phép chiếu là tối thiểu.

Phân tích thành phần chính (PCA-Principle Components Analysis)

Mục tiêu: Tìm phép chiếu r chiều sao cho lưu giữ phương sai tốt nhất.

1. Tính vector trung bình μ và ma trận hiệp phương sai Σ.
2. Tính toán eigenvector và eigenvalue của Σ
3. Chọn ra r eigenvector quan trọng nhất.
4. Chiếu các điểm lên không gian con mới:

$$y = A(x - \mu)$$

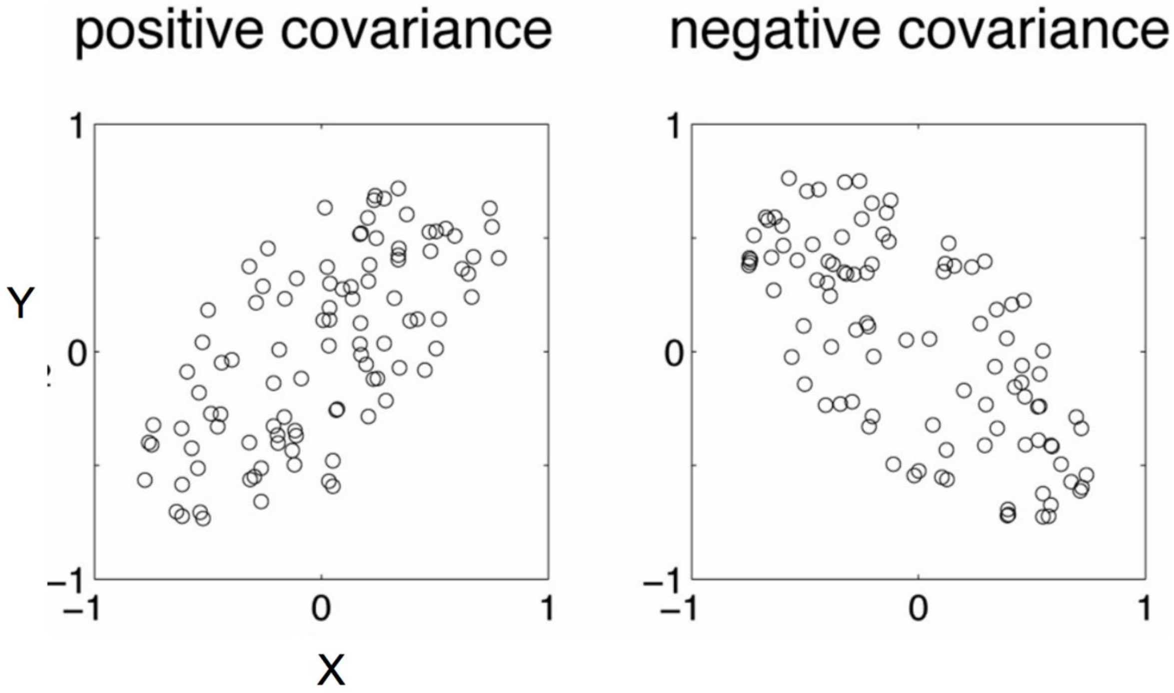
ở đó y là điểm dữ liệu mới, x là điểm dữ liệu cũ và các hàng của A là các eigenvector.

Hiệp phương sai

- Phương sai và hiệp phương sai:
    - Đo "độ trải rộng" của một tập hợp các điểm xung quanh tâm của khối (trung bình-mean).
- Phương sai:
    - Đo độ lệch so với giá trị trung bình của các điểm trong một chiều.
- Hiệp phương sai:
    - Đo mức độ biến thiên cùng nhau của hai chiều với nhau (sự thay đổi của một chiều so với giá trị trung bình với một chiều khác).

- **Hiệp phương sai được đo giữa hai chiều**
- **Hiệp phương sai xem liệu có mối quan hệ giữa hai chiều**
- **Hiệp phương sai giữa một chiều chính là phương sai**

Hiệp phương sai



Dương: Cả hai chiều tăng hoặc giảm cùng nhau

Âm: Một chiều tăng còn một chiều giảm

Hiệp phương sai

- Hiệp phương sai được sử dụng để tìm quan hệ giữa các chiều trong tập dữ liệu nhiều chiều.

$$q_{jk} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(X_{ij} - E(X_j)\right)(X_{ik} - E(X_k))$$

Eigenvector và Eigenvalue

$$Ax = \lambda x$$

A: Ma trận vuông
λ: Eigenvector hay vector riêng
X: Eigenvalue giá trị riêng

- ***Vector zero không thể là một vector riêng***
- ***Gía trị zero có thể là một giá trị riêng***

Eigenvector và Eigenvalue

Ax = λx

A: Ma trận vuông
λ: Eigenvector hay vector riêng
X: Eigenvalue giá trị riêng

Ví dụ

$$Show\ x = \begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix} is\,an\,eigenvector\ for\ A = \begin{bmatrix} 2 & -4 \\ 3 & -6 \end{bmatrix}$$

$$Solution: Ax = \begin{bmatrix} 2 & -4 \\ 3 & -6 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$But\ \ for\ \ \lambda = 0,\ \ \lambda x = 0\begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$Thus, x\ is\,an\,eigenvector\,of\ A, and\ \lambda = 0\ is\,an\,eigenvalue.$$

Eigenvector và Eigenvalue

$Ax = \lambda x$ → $Ax - \lambda x = 0$

$(A - \lambda I)x = 0$

Nếu định nghĩa một ma trận mới B: → $B = A - \lambda I$

$Bx = 0$

Nếu B có nghịch đảo → $x = B^{-1}0 = 0$ ✗ **Nhưng vector 0 KHÔNG thể là vector riêng.**

x sẽ là vector riêng của A khi và chỉ khi B không khả nghịch, hay det(B)=0 :

$$\boxed{\det(A - \lambda I) = 0}$$

Eigenvector và Eigenvalue

Ví dụ 1: Tìm giá trị riêng của $A = \begin{bmatrix} 2 & -12 \\ 1 & -5 \end{bmatrix}$

$$|\lambda I - A| = \begin{vmatrix} \lambda - 2 & 12 \\ -1 & \lambda + 5 \end{vmatrix} = (\lambda - 2)(\lambda + 5) + 12$$

$$= \lambda^2 + 3\lambda + 2 = (\lambda + 1)(\lambda + 2)$$ => hai giá trị riêng: –1, – 2

Ví dụ 2: Tìm giá trị riêng của $A = \begin{bmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 0 & 2 & 0 \\ 0 & 0 & 2 \end{bmatrix}$

$$|\lambda I - A| = \begin{vmatrix} \lambda - 2 & -1 & 0 \\ 0 & \lambda - 2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda - 2 \end{vmatrix} = (\lambda - 2)^3 = 0$$

λ = 2 là giá trị riêng bội 3.

PCA

Input: $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^D$: $\mathcal{D} = \{\mathbf{x}_1, \ldots, \mathbf{x}_N\}$

Tập vector cơ sở: $\mathbf{u}_1, \ldots, \mathbf{u}_K$

Tóm lược vector *X (D chiều)* bằng vector đặc trưng *K* chiều *h(x)*

$$h(\mathbf{x}) = \begin{bmatrix} \mathbf{u}_1 \cdot \mathbf{x} \\ \mathbf{u}_2 \cdot \mathbf{x} \\ \cdots \\ \mathbf{u}_K \cdot \mathbf{x} \end{bmatrix}$$

PCA

$$\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \ldots, \mathbf{u}_K]$$

Các vector cơ sở là trực giao:

$$\mathbf{u}_i^T \mathbf{u}_j = 0$$

$$||\mathbf{u}_j|| = 1$$

Biểu diễn dữ liệu mới *h(x)*:

$$z_j = \mathbf{u}_j \cdot \mathbf{x}$$

$$h(\mathbf{x}) = [z_1, \ldots, z_K]^T$$

PCA

$$\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \ldots, \mathbf{u}_K]$$

Biểu diễn dữ liệu mới *h(x)*

$$h(\mathbf{x}) = \mathbf{U}^T \mathbf{x}$$

$$h(\mathbf{x}) = \mathbf{U}^T (\mathbf{x} - \mu_0)$$

$$\rightarrow \quad \mu_0 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \mathbf{x}_i$$

PCA

$$\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \ldots, \mathbf{u}_K]$$

Biểu diễn dữ liệu mới *h(x)*

$$h(\mathbf{x}) = \mathbf{U}^T\mathbf{x}$$

$$h(\mathbf{x}) = \mathbf{U}^T(\mathbf{x} - \mu_0)$$

$$\rightarrow \quad \mu_0 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\mathbf{x}_i$$

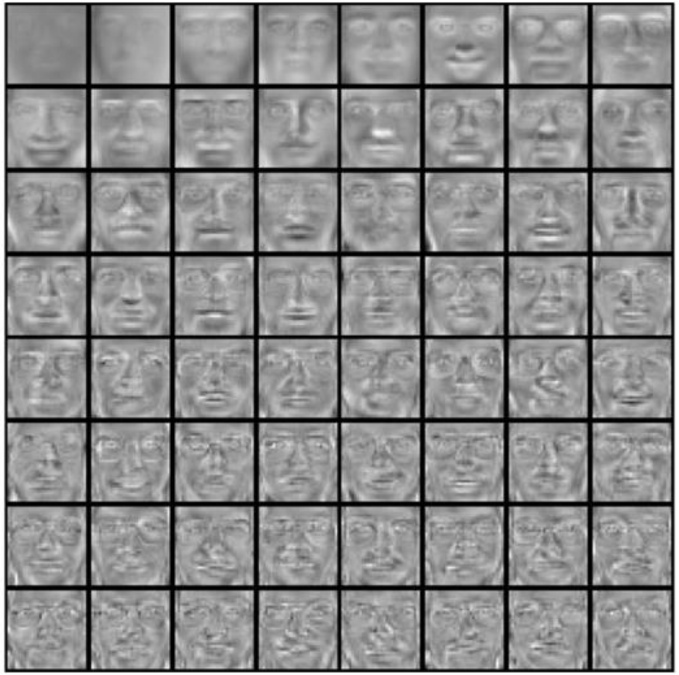
Ví dụ: Không gian của tất cả ảnh khuôn mặt

- Khi coi khuôn mặt là các vector gồm các giá trị pixel, ảnh khuôn mặt có số chiều cực kỳ cao:
  - Ảnh 100 x 100 = 10.000 chiều
  - Chậm và tốn nhiều không gian lưu trữ.
- Chúng ta muốn mô hình hóa một cách hiệu quả không gian con của các ảnh khuôn mặt:

Ví dụ: Eigenface

Mean: μ

Top eigenvectors: $u_1, \ldots u_k$

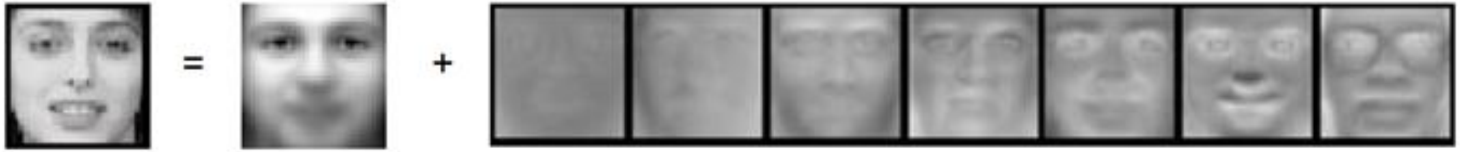


Biểu diễn và tái tạo

- Khuôn mặt "x" trong tọa độ "không gian khuôn mặt":

$$\mathbf{x} \rightarrow [\mathbf{u}_1^{\mathrm{T}}(\mathbf{x}-\mu), \ldots, \mathbf{u}_k^{\mathrm{T}}(\mathbf{x}-\mu)]$$
$$= \quad w_1, \ldots, w_k$$

- Tái tạo:



$$\hat{x} = \mu + w_1u_1 + w_2u_2 + w_3u_3 + w_4u_4 + \ldots$$

Ứng dụng: Nén ảnh

Ảnh gốc

- Chia ảnh gốc 372x492 thành các patches:
- Mỗi patch là một trường hợp chứa 12x12 pixels
- Mỗi patch coi là một vector 144-D

Ứng dụng: Nén ảnh

144D

16D

Ứng dụng: Nén ảnh

144D

16D

6D

3D