09강

인공지능

컴퓨터 시각과 패턴인식(2)

컴퓨터과학과 이병래 교수

학습목차

01

정규화

1. 영상의 정규화

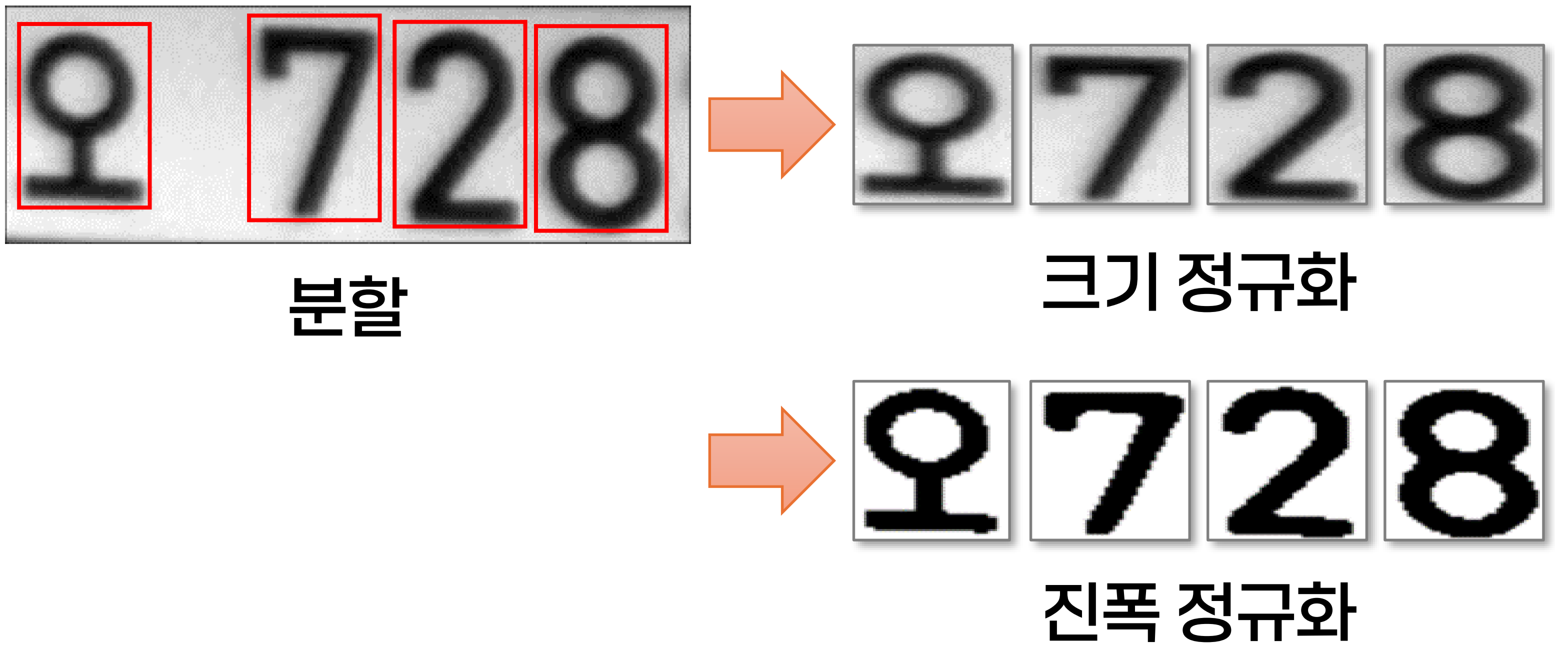
정규화(normalization)란?

- 패턴의 변형을 회복하여 기준이 되는 패턴으로 변환하는 것

2. 정규화의 유형

- 위치, 크기, 진폭 등

예



02

영상의 표현

1. 영상표현과 패턴인식

- 패턴인식(pattern recognition)이란?
  - 다양한 형태의 패턴을 식별하고 해석하기 위한 이론 및 알고리즘을 탐구하는 분야
  - 대상 패턴을 처리하기 좋은 형태로 표현할 필요가 있음

특징(feature): 식별하려는 대상 패턴의 고유한 특성을 나타내는 정보

시각 패턴 인식: 선, 에지(edge), 모퉁이(corner), 덩어리(blob) 등

1. 영상표현과 패턴인식

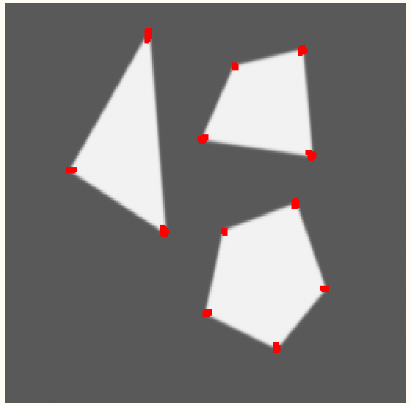
특징 추출

- 영상으로부터 특징을 검출하는 과정

예 삼각형, 사각형 등의 다각형 패턴을 구분하는 시스템

⇨ 입력 대상이 다각형으로 한정된다면 꼭짓점의 개수만으로 식별할 수 있음

⇨ 해리스(Harris)의 모퉁이 검출기(corner detector)



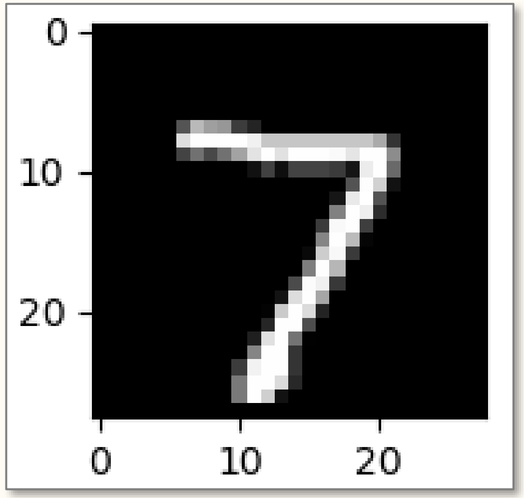
1. 영상표현과 패턴인식

특징 추출

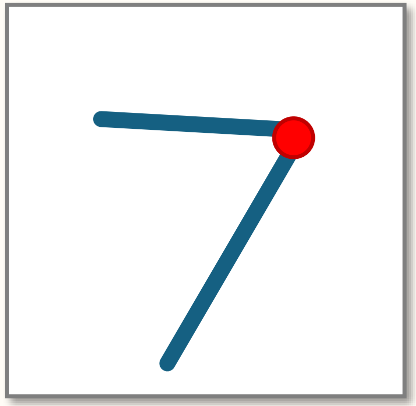
- 영상으로부터 특징을 검출하는 과정

예 숫자 패턴의 인식

⇨ 숫자의 획 정보를 표현하는 특징



28×28×1byte

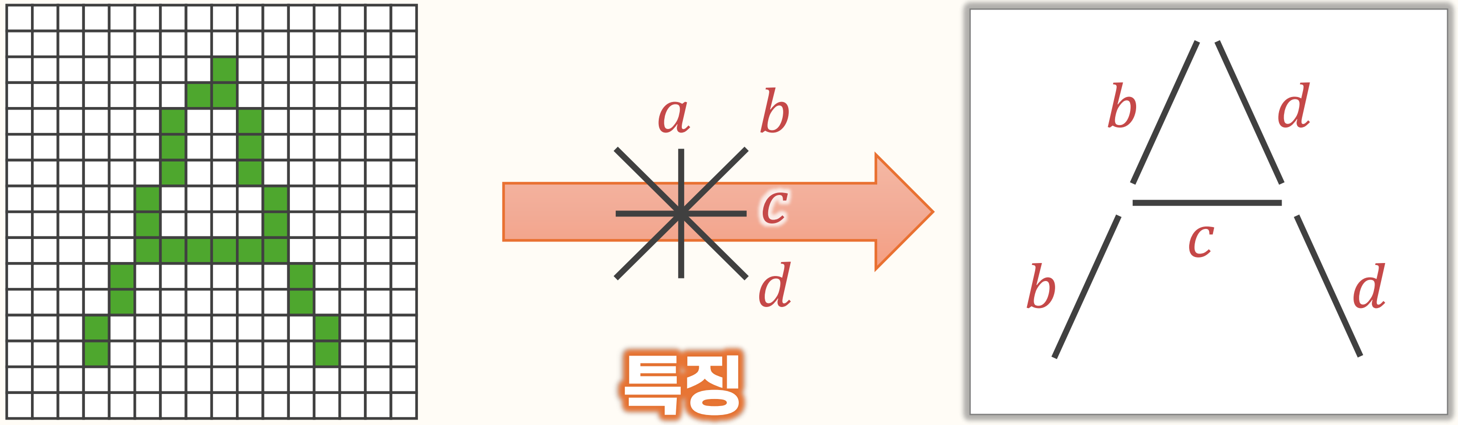


2. 특징의 형태

기호 형태의 특징

- 패턴의 기본 요소들을 기호로 표현

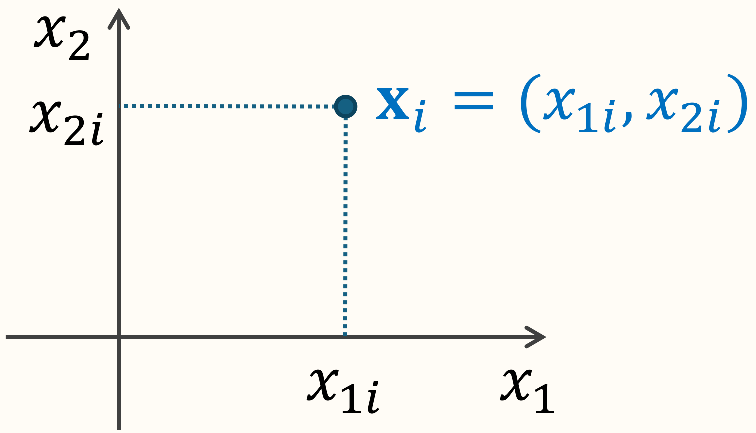
예 문자의 골격 구조



2. 특징의 형태

벡터 형태의 특징

- 수치 형태의 값들이 나열된 형태



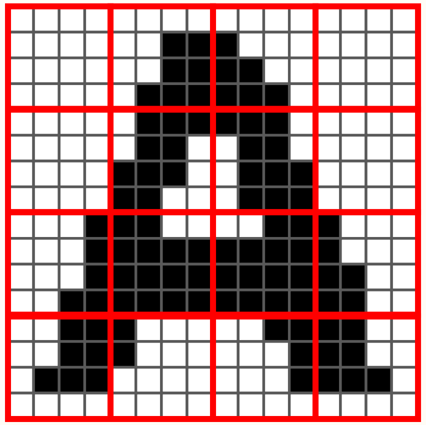
특징공간 (feature space) → 특징벡터를 구성하는 각각의 요소를 하나의 축으로 하는 공간

❖ d개의 특징 요소 ⇨ d차원 특징공간

2. 특징의 형태

벡터 형태의 특징

예 그물망(mesh) 특징



원 영상

x_1	x_2	x_3	x_4
x_5	x_6	x_7	x_8
x_9	x_{10}	x_{11}	x_{12}
x_{13}	x_{14}	x_{15}	x_{16}

그물망

0	7	6	0
0	10	11	0
5	14	14	6
7	2	4	7

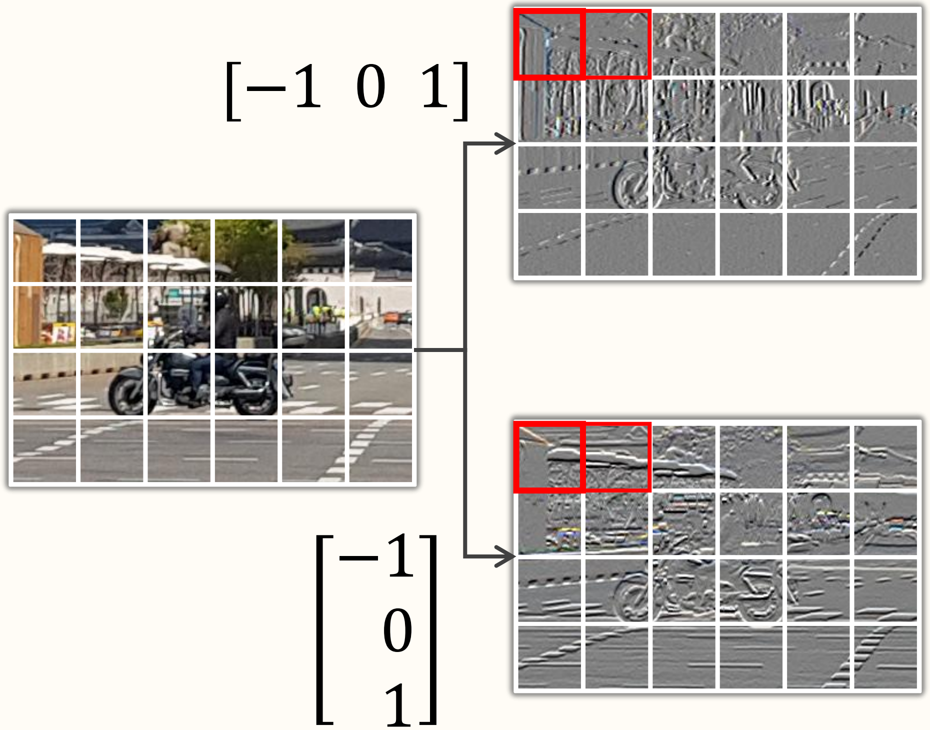
문자의 그물망 표현

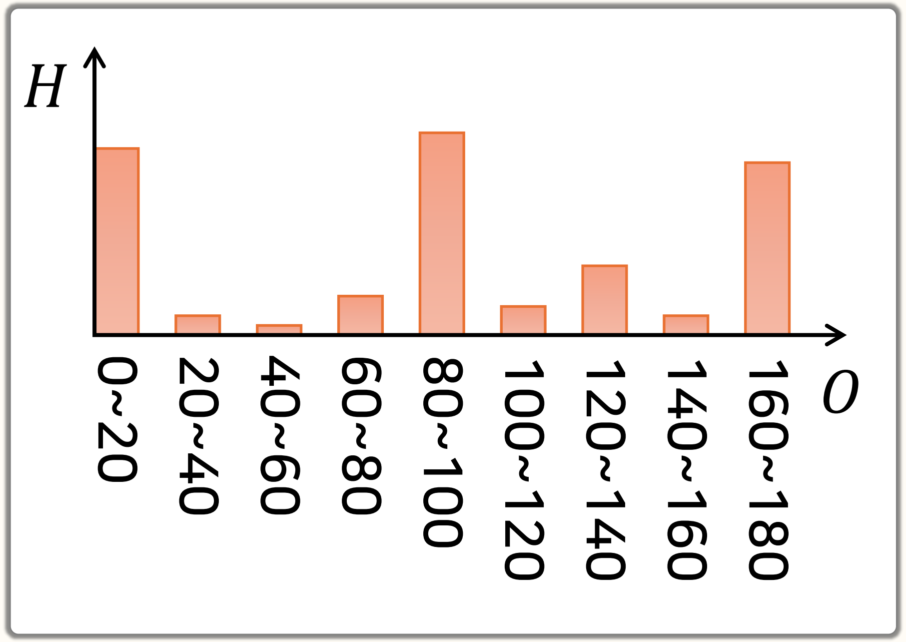
$$\mathbf{x} = (0, 7, 6, 0, 0, 10, 11, 0, 5, 14, 14, 6, 7, 2, 4, 7)$$

2. 특징의 형태

벡터 형태의 특징

예 HOG(Histogram of Oriented Gradients)



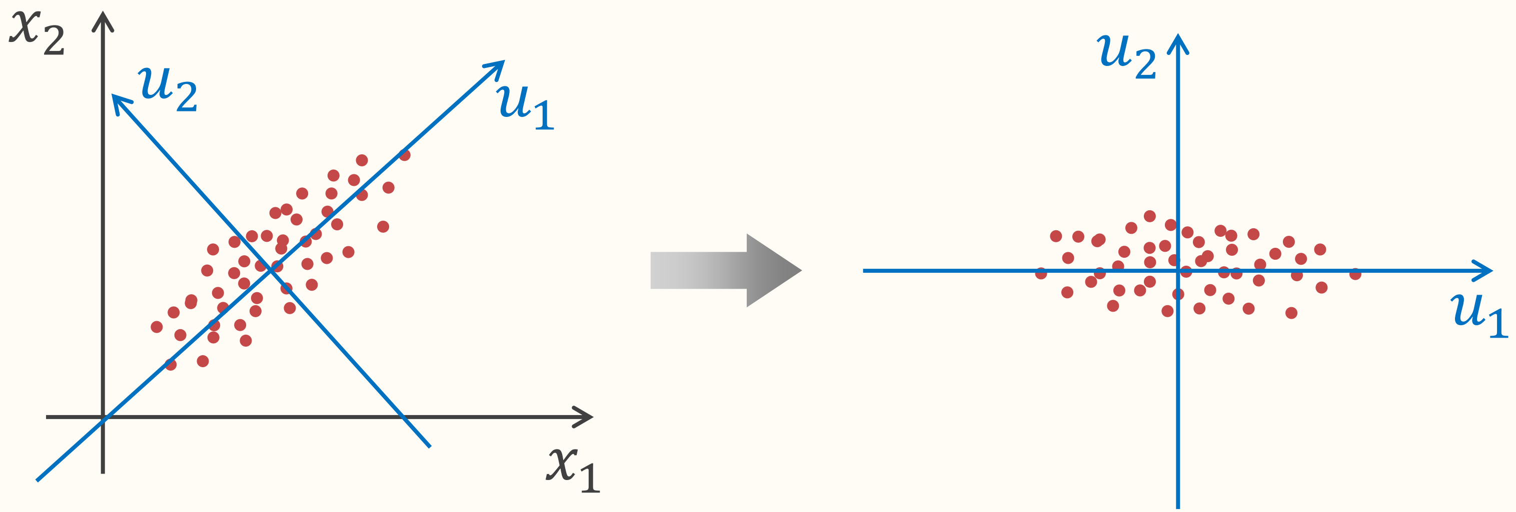


2. 특징의 형태

벡터 형태의 특징

- 주성분 분석(PCA: principal component analysis)
  - 데이터 집합에서 가장 큰 변동을 보이는 성분(주성분)을 식별함
  - 각 성분 사이의 상관관계를 최소화하는 공간으로 직교변환함

➡ 특징 추출, 차원 축소

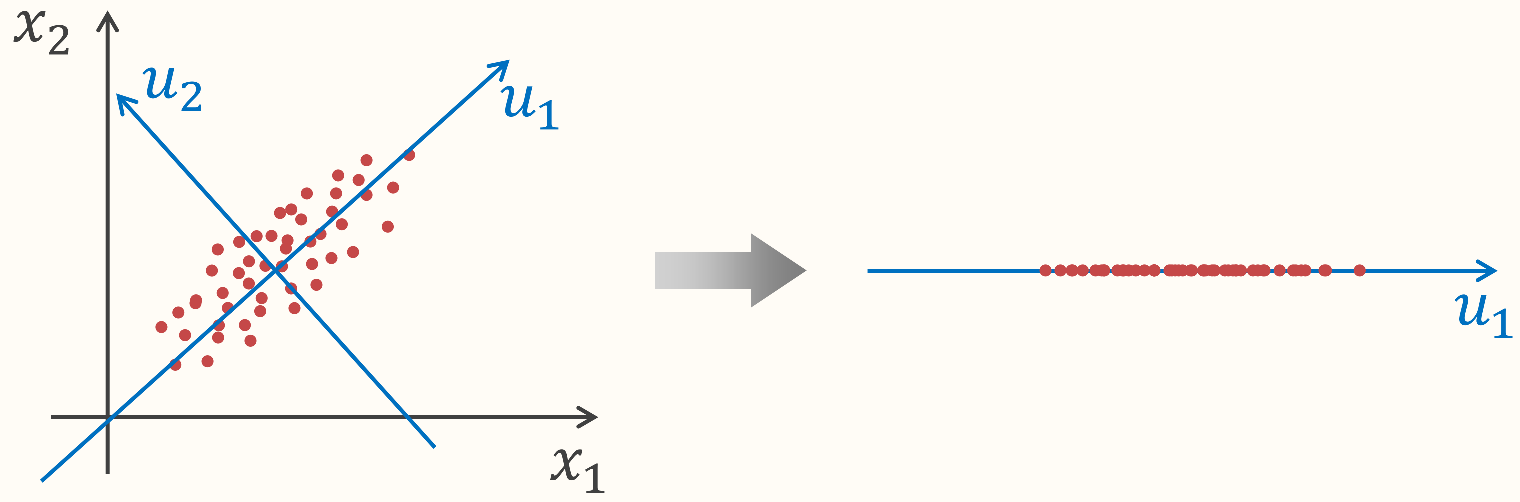


2. 특징의 형태

벡터 형태의 특징

- 주성분 분석(PCA: principal component analysis)
  - 데이터 집합에서 가장 큰 변동을 보이는 성분(주성분)을 식별함
  - 각 성분 사이의 상관관계를 최소화하는 공간으로 직교변환함

➡ 특징 추출, 차원 축소



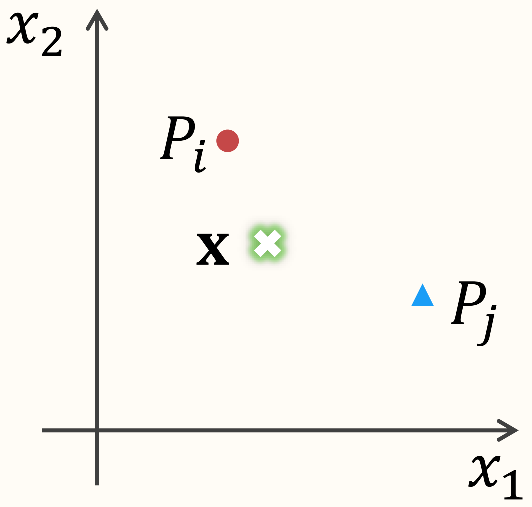
03

거리측정자

1. 거리측정자의 개념

거리측정자(distance measure)란?

- 특징벡터 사이의 거리를 측정하는 기준



1. 거리측정자의 개념

거리측정자가 만족해야 할 공리

- 특징벡터 x와 y 사이의 거리측정자 J

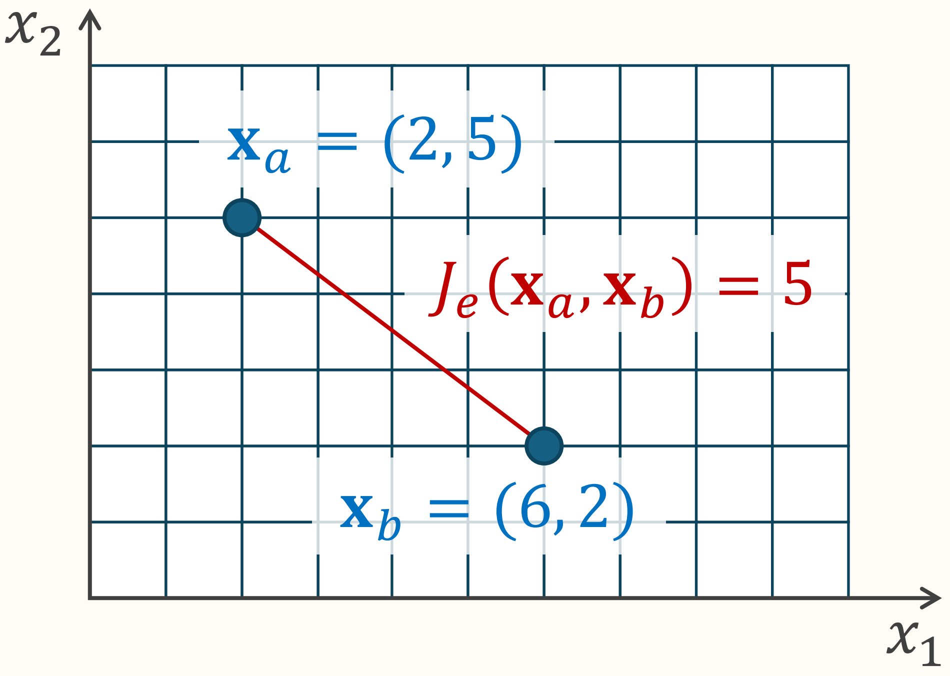
1. $J(\mathbf{x},\mathbf{y}) = 0 \;\; iff \;\; \mathbf{x} = \mathbf{y}$
2. $J(\mathbf{x},\mathbf{y}) \geq 0$
3. $J(\mathbf{x},\mathbf{y}) = J(\mathbf{y},\mathbf{x})$
4. $J(\mathbf{x},\mathbf{y}) + J(\mathbf{y},\mathbf{z}) \geq J(\mathbf{x},\mathbf{z})$

⇨ 거리공간(metric space)

2. 거리측정자의 종류

유클리드 거리(Euclidean distance)

$$J_e(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_l) = \left[\sum_{i=1}^{d} (x_{ik} - x_{il})^2\right]^{1/2}$$



2. 거리측정자의 종류

해밍 거리(Hamming distance)

- 특징벡터의 변수들이 '예-아니오', '있다-없다' 등의 불 값을 다루는 경우 사용하는 거리측정자
- 배타적 논리합(XOR) 연산 사용

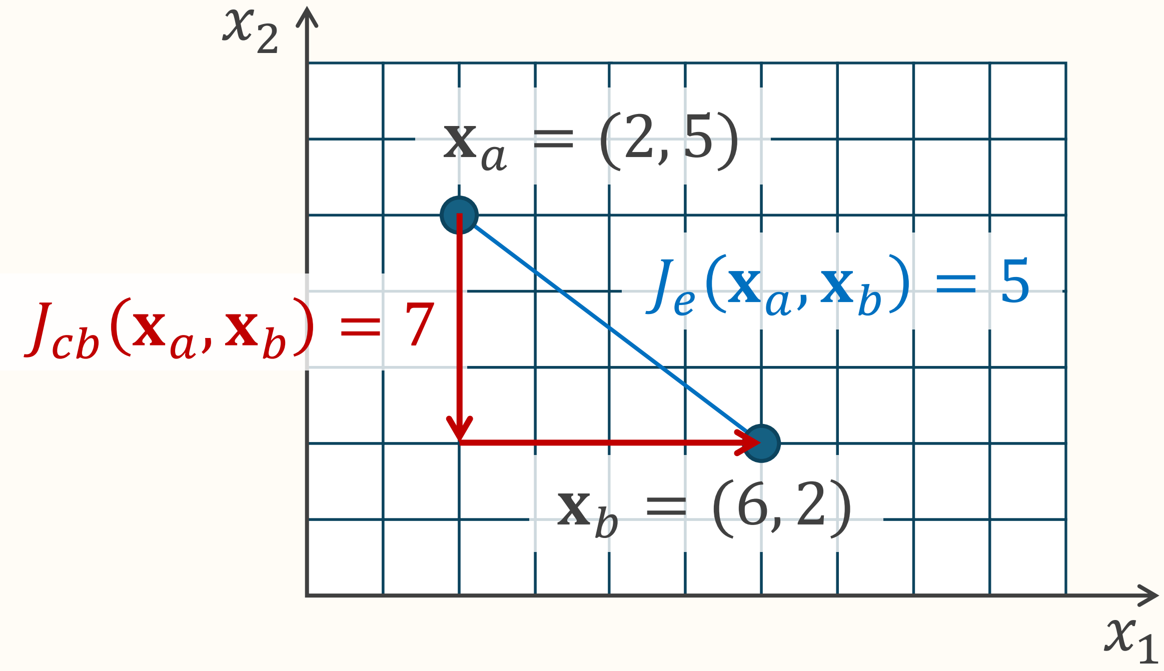
$$J_h(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_l) = \sum_{i=1}^{d} (x_{ik} \oplus x_{il})$$

2. 거리측정자의 종류

도시블록 거리(맨해튼 거리)

- 각각의 축에 대한 거리의 합으로 정의되는 거리

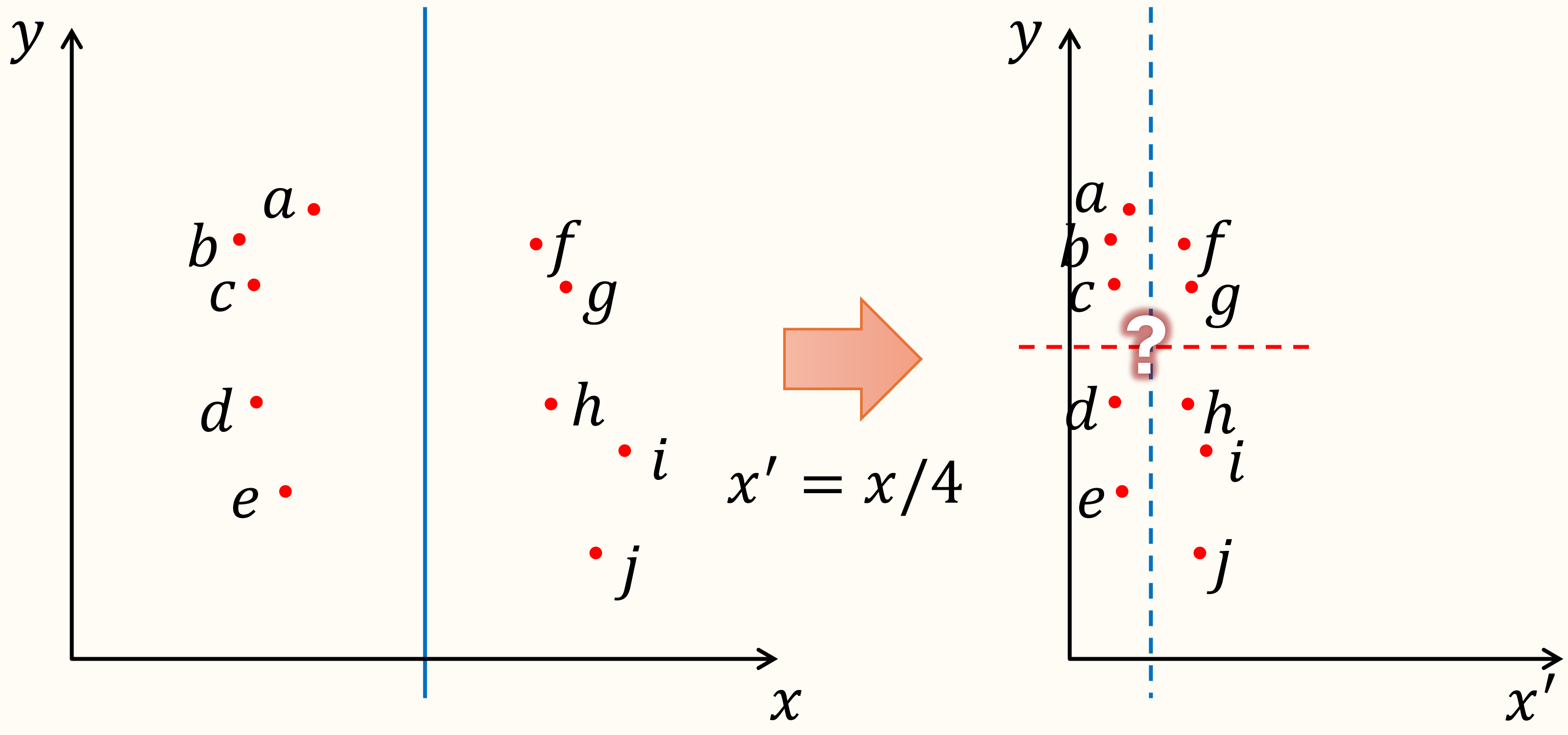
$$J_{cb}(\mathbf{x}_k, \mathbf{x}_l) = \sum_{i=1}^{d} |x_{ik} - x_{il}|$$



2. 거리측정자의 종류

마할라노비스 거리(Mahalanobis distance)

- 각 축의 성격이 서로 다를 때 적용할 수 있는 거리



2. 거리측정자의 종류

마할라노비스 거리(Mahalanobis distance)

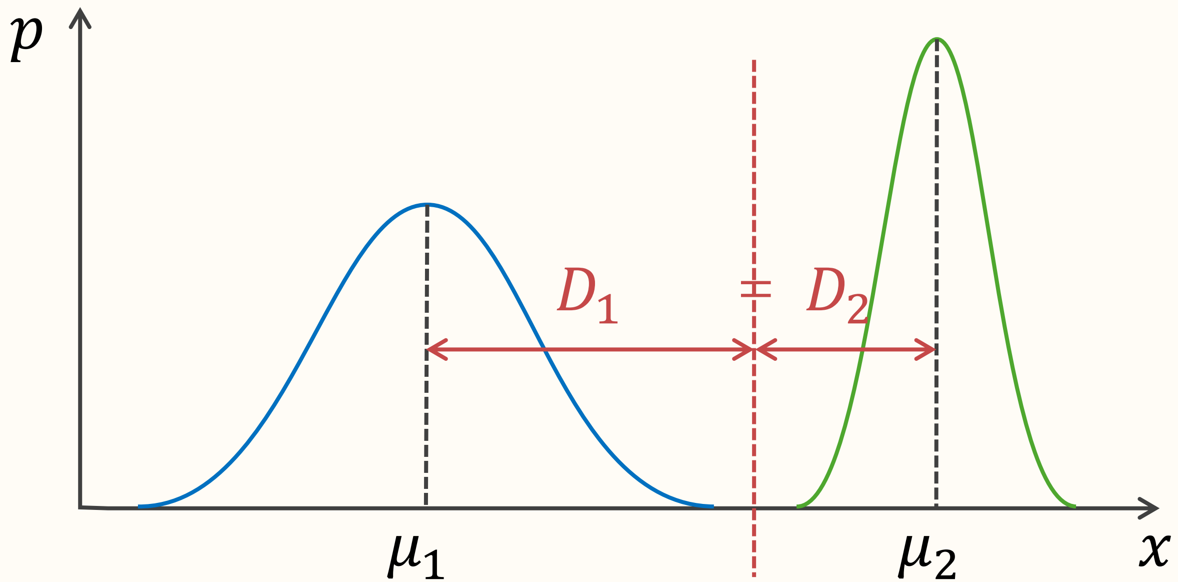
- 통계적인 분포를 고려한 척도를 사용
- 군집의 평균벡터를 $\boldsymbol{\mu}$, 공분산 행렬을 Σ라 할 때, 어떠한 특징벡터 $\mathbf{x}_1$과 평균벡터 $\boldsymbol{\mu}$ 사이의 마할라노비스 거리 D는

$$D^2 = (\mathbf{x}_1 - \boldsymbol{\mu})^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} (\mathbf{x}_1 - \boldsymbol{\mu})$$

여기서 $\boldsymbol{\Sigma} = E[(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu})^T]$

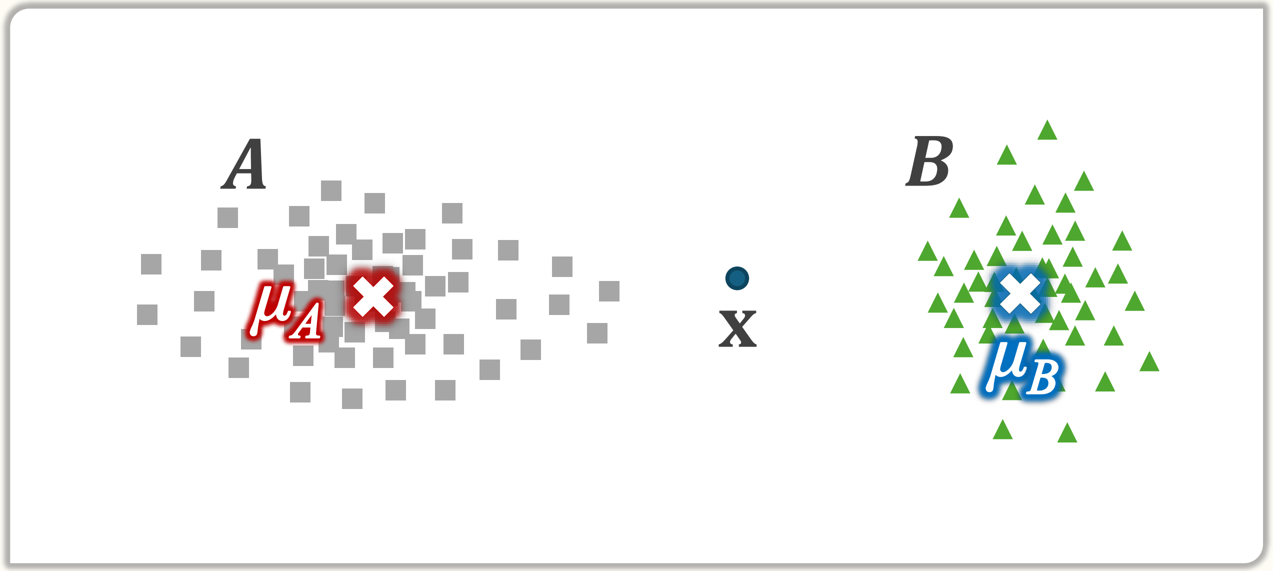
2. 거리측정자의 종류

■ 마할라노비스 거리(Mahalanobis distance)



2. 거리측정자의 종류

마할라노비스 거리(Mahalanobis distance)



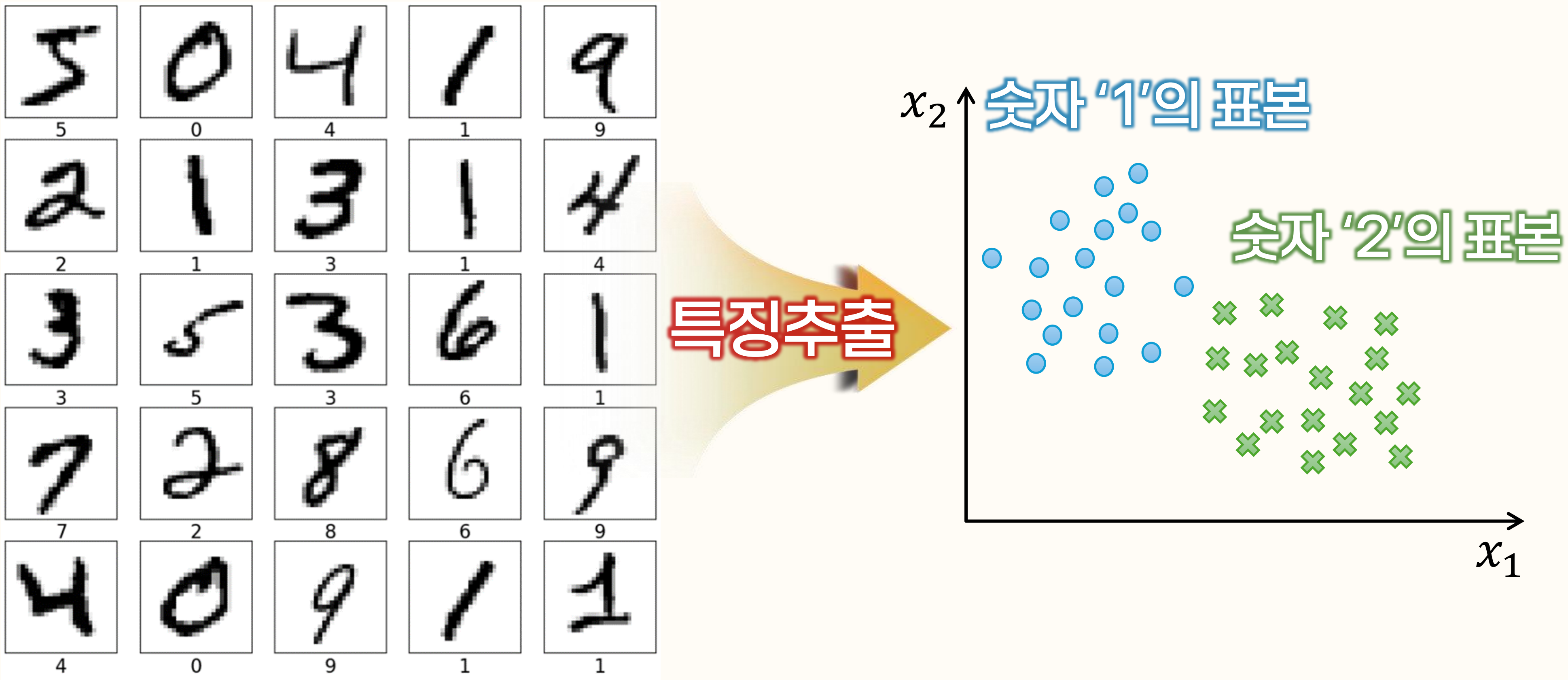
04

패턴인식

1. 패턴인식의 개념

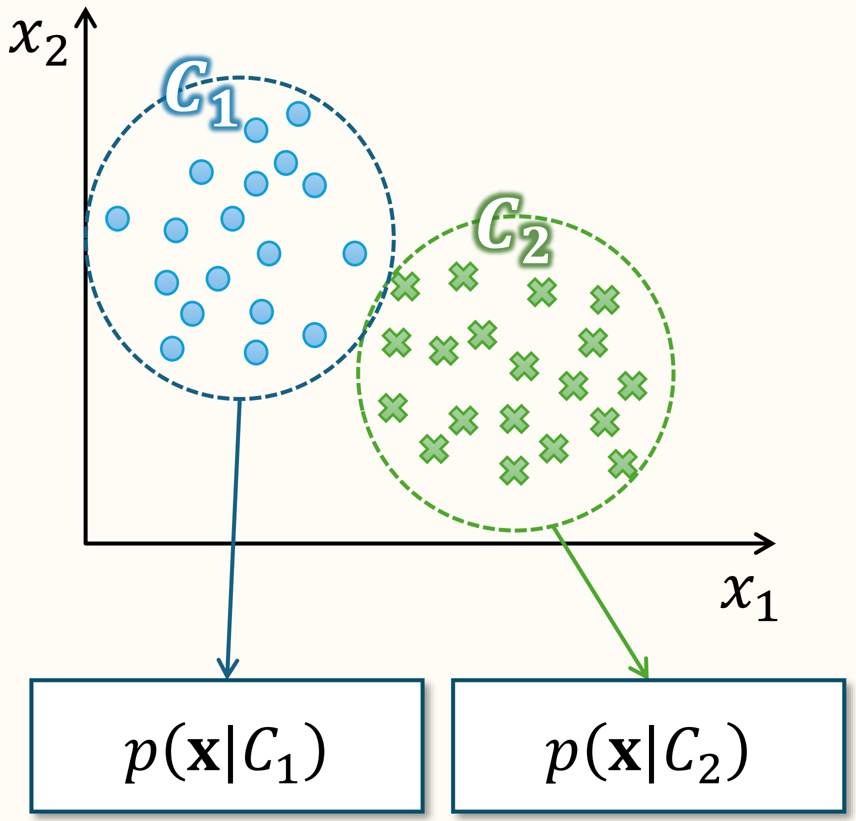
통계적 분류 기법의 기본 개념

MNIST 훈련용 데이터 집합



1. 패턴인식의 개념

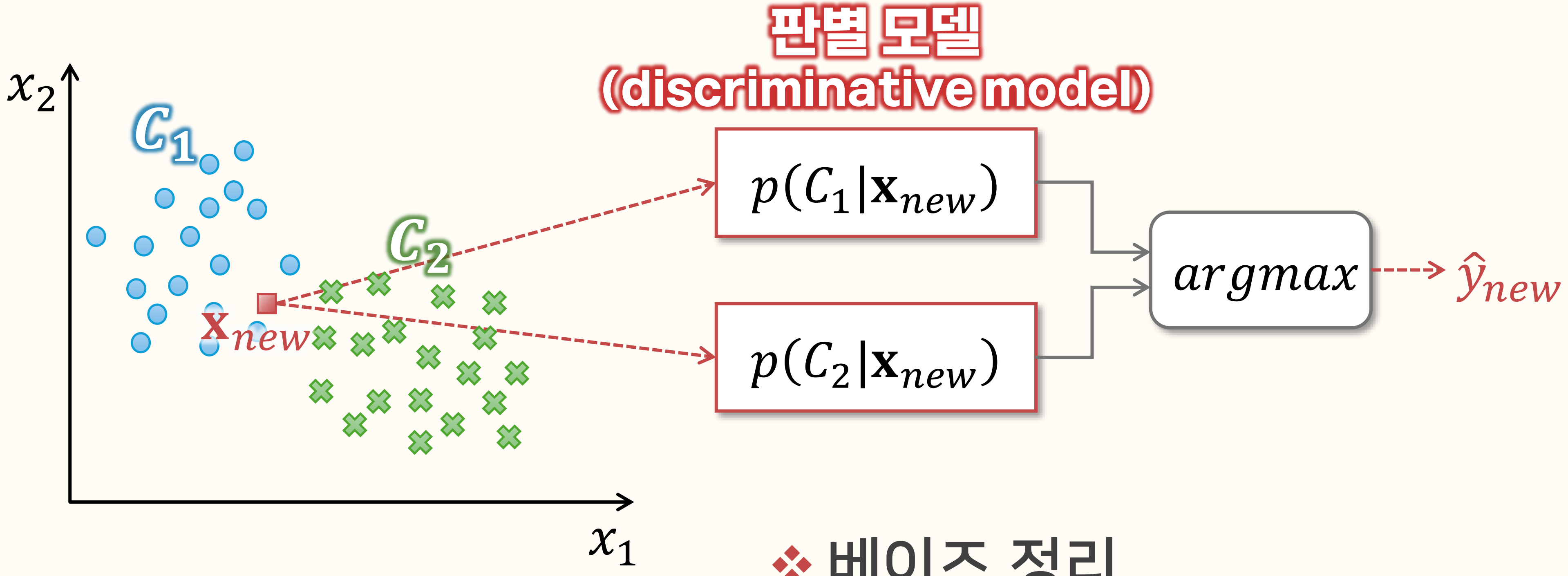
통계적 분류 기법의 기본 개념



생성 모델(generative model)

1. 패턴인식의 개념

통계적 분류 기법의 기본 개념



$p(\mathbf{x}|C_1)$ $p(\mathbf{x}|C_2)$

생성 모델(generative model)

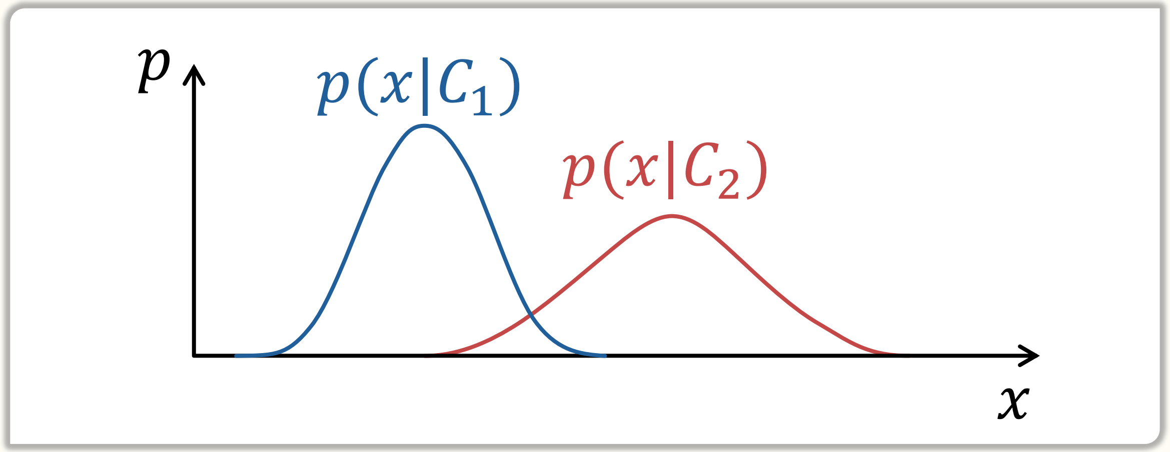
❖ 베이즈 정리

$$p(C|\mathbf{x}) \cdot p(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}|C) \cdot p(C)$$

2. 베이즈 분류기

베이즈 분류기의 개념

- 미지의 특징벡터 $\mathbf{x}$가 두 클래스 C_1과 C_2 중 어느 것에 속하는지의 식별



$p(C_1|\mathbf{x}) > p(C_2|\mathbf{x})$ → $\mathbf{x}$는 C_1

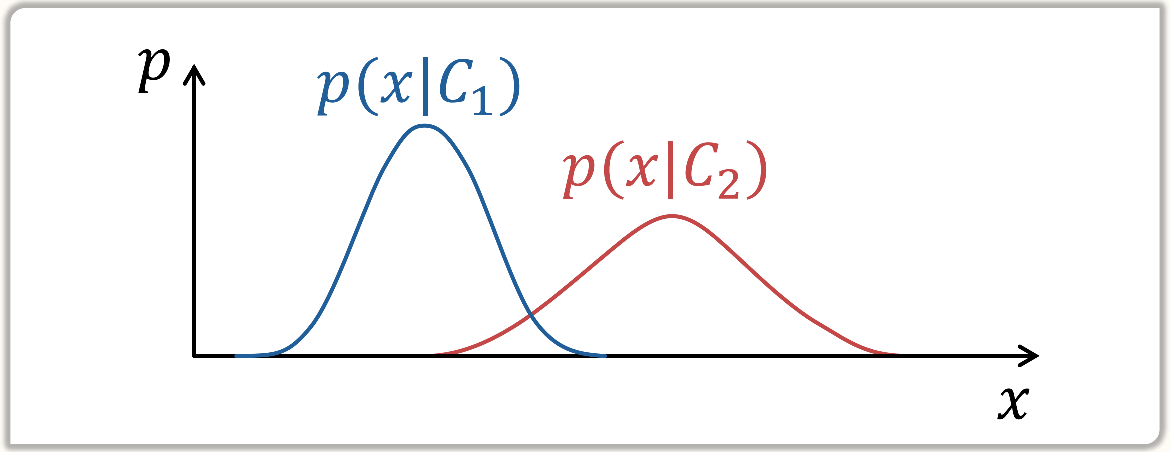
$p(C_1|\mathbf{x}) < p(C_2|\mathbf{x})$ → $\mathbf{x}$는 C_2

❖ 베이즈 규칙 : $p(C|\mathbf{x}) \cdot p(\mathbf{x}) = p(\mathbf{x}|C) \cdot p(C)$

2. 베이즈 분류기

베이즈 분류기의 개념

- 미지의 특징벡터 $\mathbf{x}$가 두 클래스 C_1과 C_2 중 어느 것에 속하는지의 식별



$$p(\mathbf{x}|C_1)\cdot p(C_1) > p(\mathbf{x}|C_2)\cdot p(C_2)$$ ➔ $\mathbf{x}$는 C_1

$$p(\mathbf{x}|C_1)\cdot p(C_1) < p(\mathbf{x}|C_2)\cdot p(C_2)$$ ➔ $\mathbf{x}$는 C_2

2. 베이즈 분류기

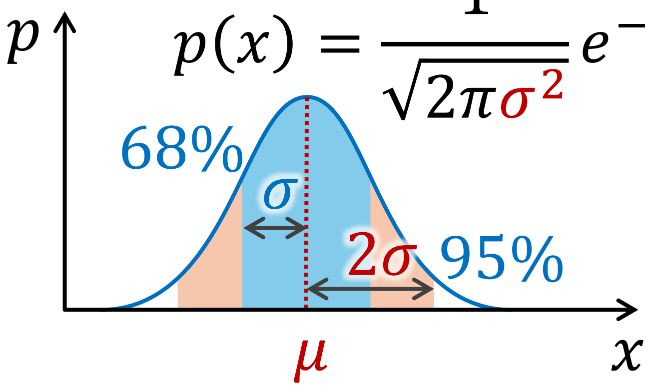
- 학습표본으로부터 확률밀도를 결정하는 방법

① 매개변수(parametric) 방식

- 특징공간상에서 패턴의 분포가 잘 알려진 모델을 따른다고 가정함

예 가우시안(Gaussian) 모델

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-(x-\mu)^2/2\sigma^2}$$



2. 베이즈 분류기

학습표본으로부터 확률밀도를 결정하는 방법

① 매개변수(parametric) 방식

- 특징공간상에서 패턴의 분포가 잘 알려진 모델을 따른다고 가정함
- 모집단 확률 모델의 매개변수(평균, 분산 등)를 학습 표본 집합을 이용하여 추정함
- 가정한 모델이 실제 대상에 잘 맞지 않는 경우 오류가 발생할 가능성이 높아짐

2. 베이즈 분류기

- 학습표본으로부터 확률밀도를 결정하는 방법

② 비 매개변수(nonparametric) 방식

- 유사한 입력은 유사한 출력을 낸다고 가정함
- 근접한 위치에 있는 패턴들은 같은 클래스에 속할 가능성이 높다고 봄
- 미지의 패턴에 대한 특징벡터가 주어지면 정해진 거리측정자와 학습 표본 집합을 이용하여 각각의 클래스에 속할 확률이나 거리 등을 계산하여 분류함

2. 베이즈 분류기

- 학습표본으로부터 확률밀도를 결정하는 방법

② 비 매개변수(nonparametric) 방식

- 예: 파즌 창(Parzen window)
  - $\mathbf{x}$를 중심으로 한 단위 초입방체 안에 속하는 학습 표본의 수를 이용하여 $p(\mathbf{x})$를 추정함
- 많은 양의 학습 표본들을 기억하고 있어야 하며, 거리 계산의 대상이 많으므로 계산 복잡도가 높음

3. 매개변수 방식

최대가능도 추정(maximum likelihood estimation)

- 학습 표본 데이터집합(D)이 관찰될 가능성이 최대인 매개변수를 찾아 모집단의 매개변수(θ)를 추정하는 방법

표본집합 $D = \{x_1, x_2, \cdots, x_n\}$

매개변수 θ

가능도 $L(\theta) = p(x_1, x_2, \cdots, x_n | \theta)$

$$= \prod_{i=1}^{n} p(x_i | \theta)$$

$$\Rightarrow \hat{\theta}_{MLE} = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}}\, L(\theta)$$

3. 매개변수 방식

최대가능도 추정(maximum likelihood estimation)

- 학습 표본 데이터집합(D)이 관찰될 가능성이 최대인 매개변수를 찾아 모집단의 매개변수(θ)를 추정하는 방법

표본집합 $D = \{x_1, x_2, \cdots, x_n\}$

매개변수 θ

가능도 $L(\theta) = p(x_1, x_2, \cdots, x_n | \theta)$

$$= \prod_{i=1}^{n} p(x_i | \theta)$$

$$\Rightarrow \hat{\theta}_{MLE} = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} \ln L(\theta) = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} \sum_{i=1}^{n} \ln p(x_i | \theta)$$

3. 매개변수 방식

최대가능도 추정(maximum likelihood estimation)

예 가우시안 확률밀도함수 매개변수의 MLE 추정($\theta = (\mu, \sigma)$)

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-(x-\mu)^2/2\sigma^2}$$

$$\begin{aligned} l(\theta) &= \ln L(\theta), \quad \theta = (\mu, \sigma) \\ &= \sum_{i=1}^{n} \ln \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-(x_i-\mu)^2/2\sigma^2} \\ &= -\frac{n}{2}\ln 2\pi - n\ln\sigma - \frac{1}{2\sigma^2}\sum_{i=1}^{n}(x_i-\mu)^2 \end{aligned}$$

3. 매개변수 방식

최대가능도 추정(maximum likelihood estimation)

예 가우시안 확률밀도함수 매개변수의 MLE 추정($\theta = (\mu, \sigma)$)

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-(x-\mu)^2/2\sigma^2}$$

$$(\hat{\mu}, \hat{\sigma}) = \underset{(\mu,\sigma)}{\operatorname{argmax}}\, l(\mu, \sigma), \quad l(\mu, \sigma) = -\frac{n}{2}\ln 2\pi - n \ln \sigma - \frac{1}{2\sigma^2}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \mu)^2$$

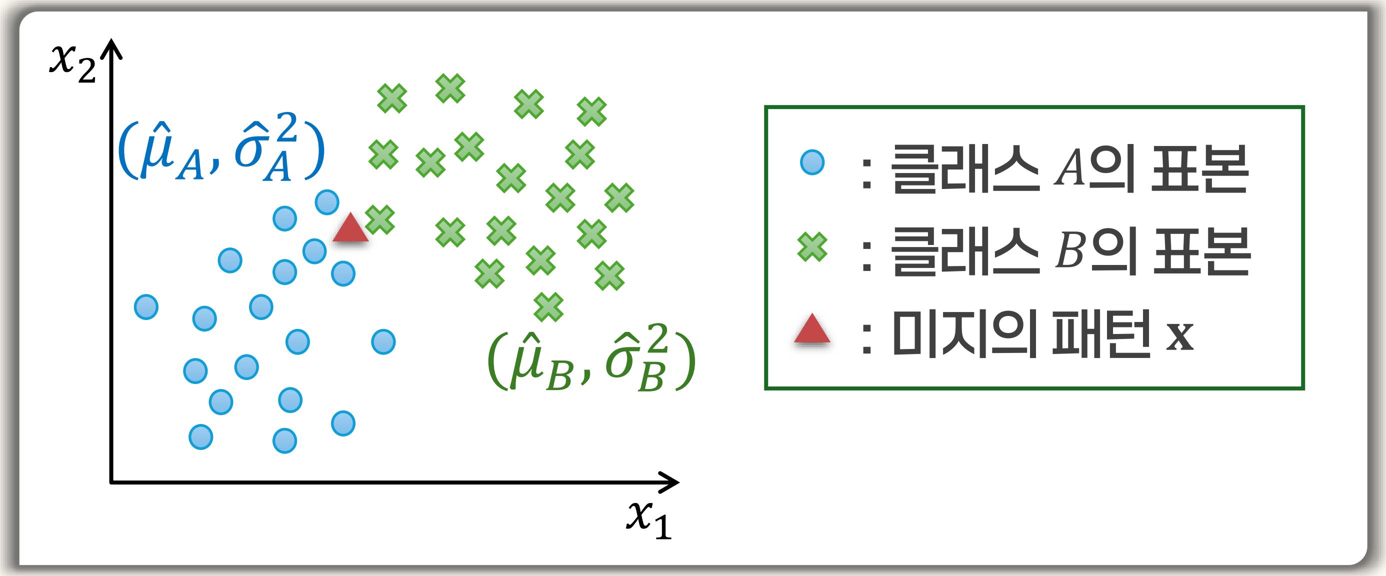
$$\frac{\partial}{\partial \mu} l(\mu, \sigma) = 0 \quad \Rightarrow \quad \hat{\mu} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i$$

$$\frac{\partial}{\partial \sigma} l(\mu, \sigma) = 0 \quad \Rightarrow \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(x_i - \hat{\mu})^2$$

3. 매개변수 방식

최대가능도 추정(maximum likelihood estimation)

- 패턴의 식별
  - 추정된 매개변수를 이용하여 계산된 확률에 따라 식별



$$p(x|A) \cdot p(A) \ ? \ p(x|B) \cdot p(B)$$

> 또는 <

4. 비 매개변수 방식

k-근접이웃(k-NN, k-Nearest Neighbor)

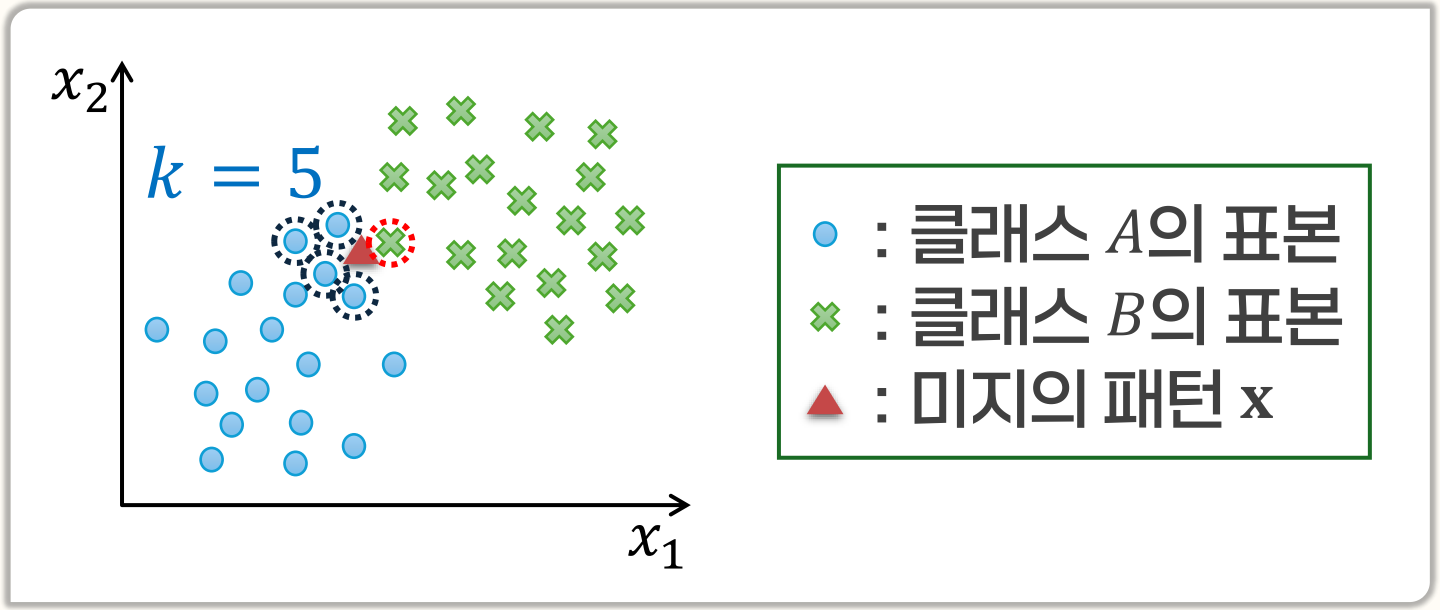
- 학습 표본 데이터들을 이용하여 미지의 패턴이 어느 클래스에 속하는지 판별
- 학습 표본: (특징벡터, 소속 클래스)
- 미지의 패턴 $\mathbf{x}$가 클래스 ω_j에 속할 확률 $p(\omega_j|\mathbf{x})$
  - 학습 표본들 중 $\mathbf{x}$에 가장 가까운 k개의 표본 중 ω_j에 속하는 표본이 k_j개라면

$$p(\omega_j|\mathbf{x}) = k_j/k$$

→ k_j가 가장 큰 클래스 ω_j에 속하는 것으로 판별함

4. 비 매개변수 방식

■ k-근접이웃(k-NN, k-Nearest Neighbor)



▲는 클래스 A

5. 판별식 기반 식별 방법

선형 판별식을 이용한 식별

- 구분하고자 하는 군집의 경계가 볼록하다면 선형함수로 정의되는 판별식으로 클래스를 식별할 수 있음
- n차원 공간의 초평면 방정식:

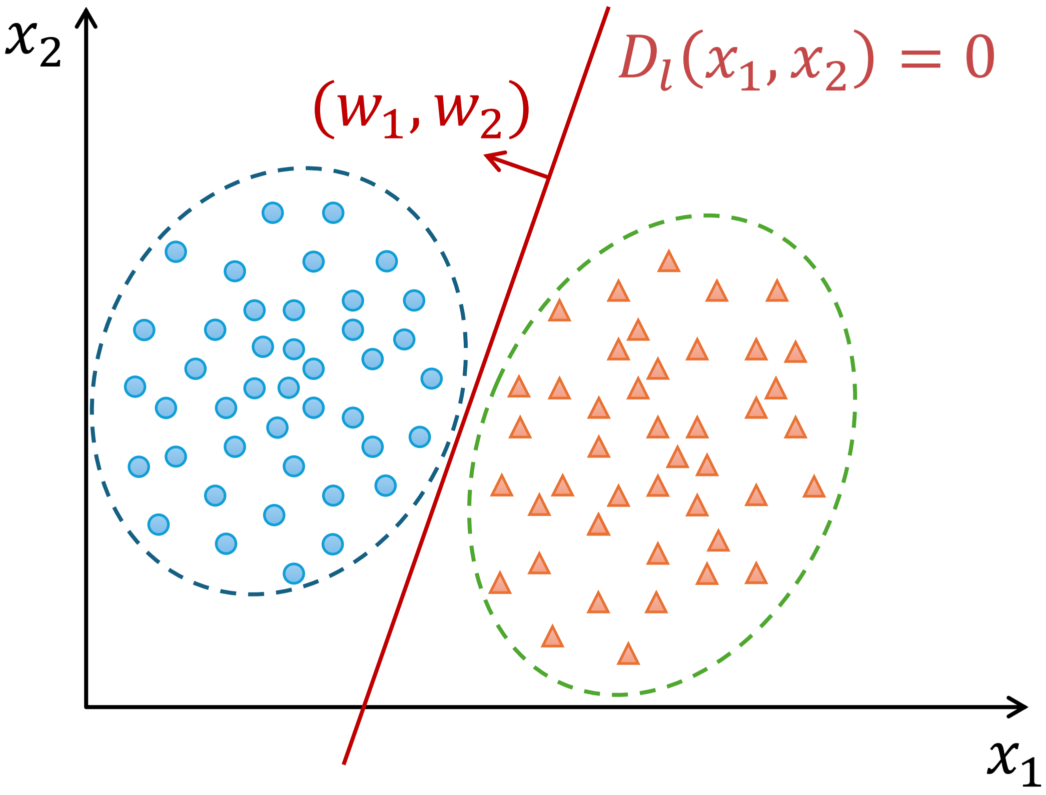
$$w_1x_1 + w_2x_2 + \cdots + w_nx_n + w_0 = 0$$

→ 선형 판별식 $D_l(x_1, x_2, \cdots, x_n)$

$$D_l(x_1, x_2, \cdots, x_n) = w_1x_1 + w_2x_2 + \cdots + w_nx_n + w_0$$

5. 판별식 기반 식별 방법

◪ 선형 판별식을 이용한 식별



$D_l(x_1, x_2) > 0$

→ (x_1, x_2)는 C_1

$D_l(x_1, x_2) < 0$

→ (x_1, x_2)는 C_2

- ○ 클래스 C_1
- △ 클래스 C_2

5. 판별식 기반 식별 방법

판별식을 구하는 방법

- 머신러닝을 통해 판별식의 가중치 $w_0, w_1, \cdots, w_n$을 학습함
  - 선형 판별 분석(Linear Discriminant Analysis: LDA)
  - 서포트 벡터 머신(Support Vector Machine: SVM)
  - 로지스틱 회귀(logistic regression)
  - 신경회로망/딥 러닝

정리하기

- 식별 대상 패턴은 다양한 형태의 변형이 가해지므로, 이러한 변형을 회복하여 기준이 되는 패턴으로 변환하는 정규화 과정을 거친다.
- 패턴의 식별에 사용되는 정보를 특징이라고 하며, 기호열 형태나 벡터 형식 등으로 표현된다.
- 주성분 분석은 선형 변환을 통하여 특징요소 간 상관관계를 최소화하는 공간으로 변환한다.
- 특징공간 상에서 좌표들 사이의 거리를 구하기 위한 거리측정자를 정의하여 사용한다.

정리하기

- 문제 영역에 따라 유클리드 거리, 해밍거리, 도시블록 거리, 마할라노비스 거리 등의 거리측정자를 선택하여 사용할 수 있다.

- 베이즈 분류기는 미지의 특징벡터가 주어졌을 때 그 벡터가 각각의 클래스에 속할 조건확률이 가장 큰 클래스로 분류한다.

- 학습표본으로부터 확률밀도를 결정하는 방법에는 모집단의 확률 모델의 매개변수를 표본집합으로부터 추정하는 매개변수 방식과 거리 척도와 학습 표본 집합을 이용하여 각각의 클래스에 속할 확률을 계산하는 비 매개변수 방식이 있다.

정리하기

- 최대가능도 추정(MLE)은 확률 모델의 매개변수를 추정하는 방식으로, 학습 표본 데이터 집합이 관찰될 가능성이 최대인 매개변수를 찾는다.

- k-근접이웃 방식은 미지의 패턴의 특징벡터와 가장 가까운 k개의 학습 표본을 찾아, 그 중 가장 많은 표본이 포함된 클래스로 인식한다.

- 선형 판별 분석(LDA), 서포트 벡터 머신(SVM), 로지스틱 회귀, 신경회로망 등을 이용하여 학습된 판별식을 이용하여 패턴을 분류할 수 있다.

10 강

다음시간안내 ▶▶▶

머신러닝(1)