

MACHINE 기계 학습 LEARNING

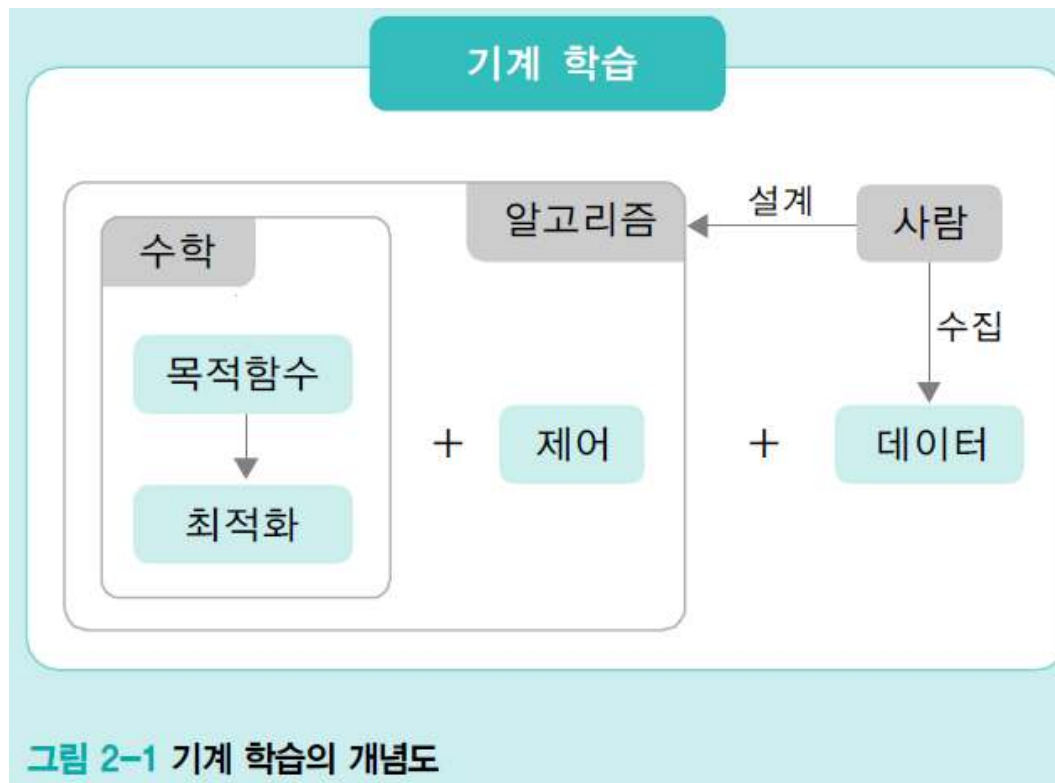
오일석 지음

2장. 기계 학습과 수학

PREVIEW

■ 기계 학습에서 수학의 역할

- 수학은 목적함수를 정의하고, 목적함수가 최저가 되는 점을 찾아주는 최적화 이론 제공
- 최적화 이론에 규제, 모멘텀, 학습률, 멈춤조건과 같은 제어를 추가하여 알고리즘 구축
- 사람은 알고리즘을 설계하고 데이터를 수집함

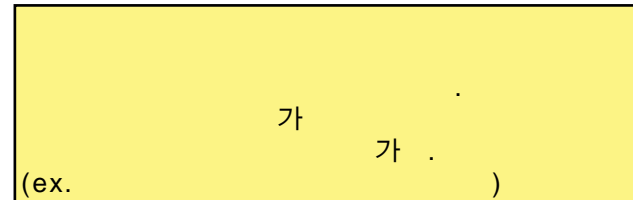


가 가
가
가

(analytic method)
(numerical method)가
(,)

각 절에서 다루는 내용

- 2.1절: 선형대수를 다룬다.
- 2.2절: 확률과 통계를 다룬다.
- 2.3절: 최적화 이론을 다룬다.



- 선형대수: 이 분야의 개념을 이용하면 학습 모델의 매개변수집합, 데이터, 선형연산의 결합 등을 행렬 또는 텐서로 간결하게 표현할 수 있다. 데이터를 분석하여 유용한 정보를 알아내거나 특징 공간을 변환하는 등의 과업을 수행하는 데 핵심 역할을 한다.
- 확률과 통계: 데이터에 포함된 불확실성을 표현하고 처리하는 데 활용한다. 베이즈 이론과 최대 우도 기법을 이용하여 확률 추론을 수행한다.
- 최적화: 목적함수를 최소화하는 최적해를 찾는 데 활용하며, 주로 미분을 활용한 방법을 사용한다. 수학자들이 개발한 최적화 방법을 기계 학습이라는 도메인에 어떻게 효율적으로 적용할지가 주요 관심사이다.

2.1 선형대수

- 2.1.1 벡터와 행렬
- 2.1.2 놈과 유사도
- 2.1.3 퍼셉트론의 해석
- 2.1.4 선형결합과 벡터공간
- 2.1.5 역행렬
- 2.1.6 행렬 분해

2.1.1 벡터와 행렬

■ 벡터

- 샘플을 특징 벡터로 feature vector 표현
- 예) Iris 데이터에서 꽃받침의 길이, 꽃받침의 너비, 꽃잎의 길이, 꽃잎의 너비라는 4개의 특징이 각각 5.1, 3.5, 1.4, 0.2인 샘플

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 5.1 \\ 3.5 \\ 1.4 \\ 0.2 \end{pmatrix}$$

- 여러 개의 특징 벡터를 첨자로 구분

$$\mathbf{x}_1 = \begin{pmatrix} 5.1 \\ 3.5 \\ 1.4 \\ 0.2 \end{pmatrix}, \mathbf{x}_2 = \begin{pmatrix} 4.9 \\ 3.0 \\ 1.4 \\ 0.2 \end{pmatrix}, \mathbf{x}_3 = \begin{pmatrix} 4.7 \\ 3.2 \\ 1.3 \\ 0.2 \end{pmatrix}, \dots, \mathbf{x}_{150} = \begin{pmatrix} 5.9 \\ 3.0 \\ 5.1 \\ 1.8 \end{pmatrix}$$

2.1.1 벡터와 행렬

■ 행렬

- 여러 개의 벡터를 담음
- 훈련집합을 담은 행렬을 설계행렬이라 부름
- 예) Iris 데이터에 있는 150개의 샘플을 설계 행렬 \mathbf{X} 로 표현

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} 5.1 & 3.5 & 1.4 & 0.2 \\ 4.9 & 3.0 & 1.4 & 0.2 \\ 4.7 & 3.2 & 1.3 & 0.2 \\ 4.6 & 3.1 & 1.5 & 0.2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 6.2 & 3.4 & 5.4 & 2.3 \\ 5.9 & 3.0 & 5.1 & 1.8 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & x_{1,3} & x_{1,4} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & x_{2,3} & x_{2,4} \\ x_{3,1} & x_{3,2} & x_{3,3} & x_{3,4} \\ x_{4,1} & x_{4,2} & x_{4,3} & x_{4,4} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{149,1} & x_{149,2} & x_{149,3} & x_{149,4} \\ x_{150,1} & x_{150,2} & x_{150,3} & x_{150,4} \end{pmatrix}$$

← 행 row

↑
열 column

2.1.1 벡터와 행렬

- 행렬 \mathbf{A} 의 전치행렬 \mathbf{A}^T

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nm} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{A}^T = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{21} & \cdots & a_{n1} \\ a_{12} & a_{22} & \cdots & a_{n2} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{1m} & a_{2m} & \cdots & a_{nm} \end{pmatrix}$$

예를 들어, $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 3 & 4 & 1 \\ 0 & 5 & 2 \end{pmatrix}$ 라면 $\mathbf{A}^T = \begin{pmatrix} 3 & 0 \\ 4 & 5 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$

- Iris의 설계 행렬을 전치행렬 표기에 따라 표현하면,

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} \mathbf{x}_1^T \\ \mathbf{x}_2^T \\ \vdots \\ \mathbf{x}_{150}^T \end{pmatrix} \quad \boxed{\phantom{\mathbf{X}}}$$

2.1.1 벡터와 행렬

■ 행렬을 이용하면 수학을 간결하게 표현할 수 있음

- 예) 다항식의 행렬 표현

$$f(\mathbf{x}) = f(x_1, x_2, x_3)$$

$$= 2x_1x_1 - 4x_1x_2 + 3x_1x_3 + x_2x_1 + 2x_2x_2 + 6x_2x_3 - 2x_3x_1 + 3x_3x_2 + 2x_3x_3 + 2x_1 + 3x_2 - 4x_3 + 5$$

$$= (x_1 \ x_2 \ x_3) \begin{pmatrix} 2 & -4 & 3 \\ 1 & 2 & 6 \\ -2 & 3 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} + (2 \ 3 \ -4) \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} + 5$$

$$= \mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} + \mathbf{b}^T \mathbf{x} + c$$

■ 특수한 행렬들

$$\text{정사각행렬} \begin{pmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 1 & 21 & 5 \\ 4 & 5 & 12 \end{pmatrix}, \quad \text{대각행렬} \begin{pmatrix} 50 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 8 \end{pmatrix},$$

$$\text{단위행렬} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \text{대칭행렬} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 11 \\ 2 & 21 & 5 \\ 11 & 5 & 1 \end{pmatrix}$$

2.1.1 벡터와 행렬

■ 행렬 연산

■ 행렬 곱셈 $\mathbf{C} = \mathbf{AB}$, 이때 $c_{ij} = \sum_{k=1,s} a_{ik}b_{kj}$ (2.1)

2*3 행렬 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 3 & 4 & 1 \\ 0 & 5 & 2 \end{pmatrix}$ 와 3*3행렬 $\mathbf{B} = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 1 & 0 & 5 \\ 4 & 5 & 1 \end{pmatrix}$ 을 곱하면 2*3 행렬 $\mathbf{C} = \mathbf{AB} = \begin{pmatrix} 14 & 5 & 24 \\ 13 & 10 & 27 \end{pmatrix}$

- 교환법칙 성립하지 않음: $\mathbf{AB} \neq \mathbf{BA}$
- 분배법칙과 결합법칙 성립: $\mathbf{A}(\mathbf{B} + \mathbf{C}) = \mathbf{AB} + \mathbf{AC}$ 이고 $\mathbf{A}(\mathbf{BC}) = (\mathbf{AB})\mathbf{C}$

■ 벡터의 내적

벡터의 내적 $\mathbf{a} \cdot \mathbf{b} = \mathbf{a}^T \mathbf{b} = \sum_{k=1,d} a_k b_k$ (2.2)

$\mathbf{x}_1 = \begin{pmatrix} 5.1 \\ 3.5 \\ 1.4 \\ 0.2 \end{pmatrix}$ 와 $\mathbf{x}_2 = \begin{pmatrix} 4.9 \\ 3.0 \\ 1.4 \\ 0.2 \end{pmatrix}$ 의 내적 $\mathbf{x}_1 \cdot \mathbf{x}_2$ 는 37.49

2.1.1 벡터와 행렬

■ 텐서

- 3차원 이상의 구조를 가진 숫자 배열
- 예) 3차원 구조의 RGB 컬러 영상

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 4 & 1 & 0 & 3 & 2 & 2 \\ 2 & 0 & 2 & 2 & 3 & 1 \\ 3 & 0 & 1 & 2 & 6 & 7 \\ 3 & 1 & 2 & 3 & 5 & 6 \\ 1 & 2 & 2 & 2 & 2 & 3 \\ 3 & 0 & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 5 & 4 & 1 & 3 & 3 & 3 \\ 2 & 2 & 1 & 2 & 2 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 6 \\ 3 \\ 0 \\ 3 \\ 1 \end{pmatrix}$$

' 0 ' , 1 , 2 .

2.1.2 놈과 유사도

■ 벡터와 행렬의 크기를 놈으로 측정

- 벡터의 p 차 놈

$$p\text{차 놈: } \|\mathbf{x}\|_p = \left(\sum_{i=1,d} |x_i|^p \right)^{\frac{1}{p}} \quad (2.3)$$

$$\text{최대 놈: } \|\mathbf{x}\|_\infty = \max(|x_1|, |x_2|, \dots, |x_d|) \quad (2.4)$$

- 예) $\mathbf{x} = (3 \ -4 \ 1)$ 일 때, 2차 놈은 $\|\mathbf{x}\|_2 = (3^2 + (-4)^2 + 1^2)^{1/2} = 5.099$

2 (Euclidean norm) L2, 가
||X|| .

- 행렬의 프로베니우스 놈

2 .

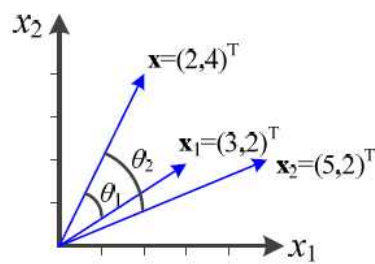
$$\text{프로베니우스 놈: } \|\mathbf{A}\|_F = \left(\sum_{i=1,n} \sum_{j=1,m} a_{ij}^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2.6)$$

$$\text{예를 들어, } \left\| \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 6 & 4 \end{pmatrix} \right\|_F = \sqrt{2^2 + 1^2 + 6^2 + 4^2} = 7.550$$

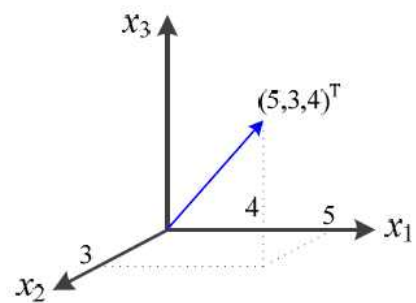
2.1.2 놈과 유사도

■ 유사도와 거리

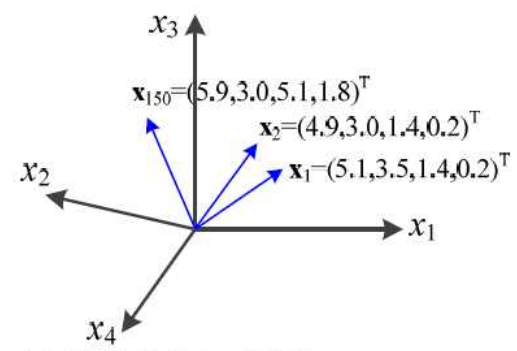
- 벡터를 기하학적으로 해석



(a) 2차원 벡터



(b) 3차원 벡터



(c) 4차원 벡터(Iris 데이터)

그림 2-2 벡터를 기하학적으로 해석

- 코사인 유사도

$$\text{cosine_similarity}(\mathbf{a}, \mathbf{b}) = \frac{\mathbf{a}}{\|\mathbf{a}\|} \cdot \frac{\mathbf{b}}{\|\mathbf{b}\|} = \cos(\theta) \quad (2.7)$$

* : 가 (angle) 가 (magnitude) 가
* : (angle) ,
(ex. 0 - 1) 가 ,
가 L2 ()

놈, 거리 and 유사도

**	(norm)	(distance)
2	가	. L2 , distance
		(distance)

놈(norm)

$$\|\vec{x}\|_2 = \|\vec{x}\| = \sqrt{\vec{x} \cdot \vec{x}} = \sum_{i=1}^N x_i x_i$$

**	(similarity)	(distance)
		? ()
	(angle)	
	(magnitude)	

거리(distance)

$$d_{\text{eudl}}(\vec{x}, \vec{0}) = \|\vec{x} - \vec{0}\| = \|\vec{x}\| = \sqrt{\vec{x} \cdot \vec{x}}$$

**	
(1)	- dist(a, b)
(2)	R(가)) - dist(a, b)
(3)	1 / dist(a, b)

$$d_{\text{eudl}}(\vec{x}, \vec{y}) = \|\vec{x} - \vec{y}\| = \sqrt{(\vec{x} - \vec{y}) \cdot (\vec{x} - \vec{y})} = \sqrt{\vec{x} \cdot \vec{x} + \vec{y} \cdot \vec{y} - 2\vec{x} \cdot \vec{y}}$$

유사도(similarity)

**	vs.
range가	feature scaling 가 range가 dominate

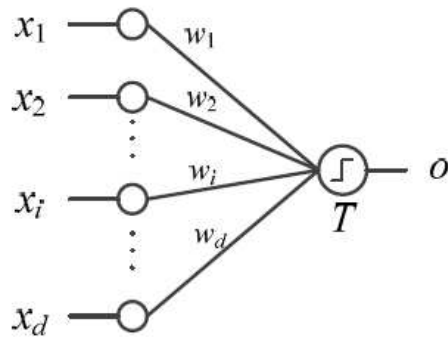
: $\vec{x} \cdot \vec{y}$

: $\frac{\vec{x}}{\|\vec{x}\|} \cdot \frac{\vec{y}}{\|\vec{y}\|}$

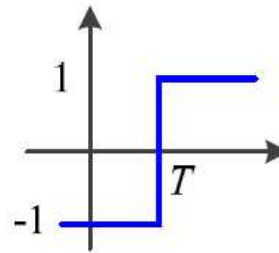
2.1.3 퍼셉트론의 해석

■ 퍼셉트론 가

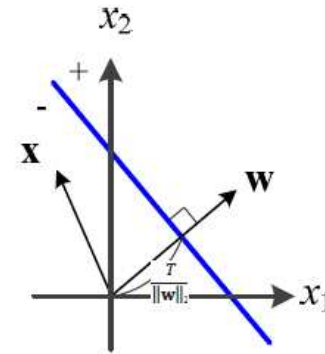
- 1958년 로젠블랫이 고안한 분류기 모델



(a) 퍼셉트론 구조



(b) 계단형 활성화함수(비선형)



(c) 퍼셉트론의 공간 분할

그림 2-3 퍼셉트론의 구조와 동작

- 퍼셉트론의 동작을 수식으로 표현하면,

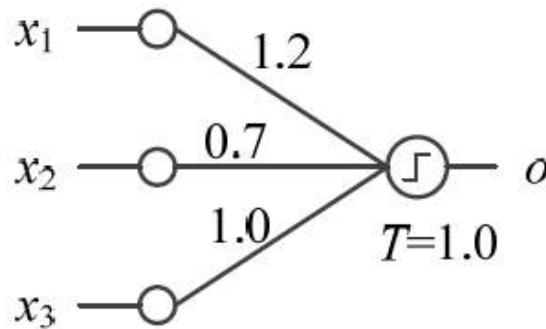
$$o = \tau(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}), \quad \text{이때 } \tau(a) = \begin{cases} 1, & a \geq T \\ -1, & a < T \end{cases} \quad (2.8)$$

- 활성 함수 τ 로는 계단함수 사용

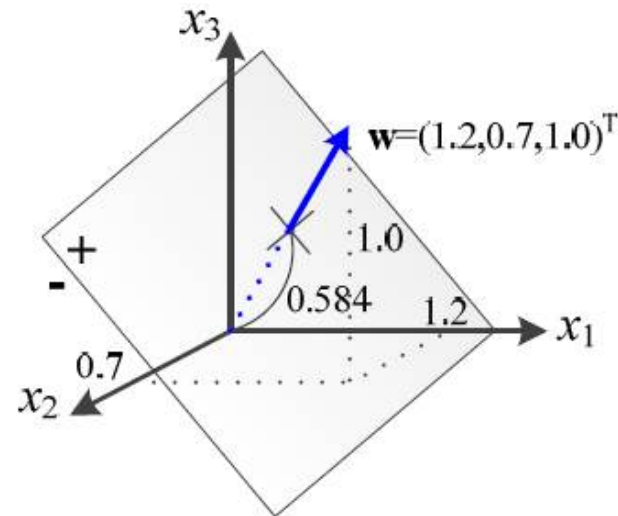
2.1.3 퍼셉트론의 해석

■ 퍼셉트론

- [그림 2-3(c)]의 파란 직선은 두 개의 부분공간을 나누는 결정직선decision line
 - \mathbf{w} 에 수직이고 원점으로부터 $\frac{T}{\|\mathbf{w}\|_2}$ 만큼 떨어져 있음
- 3차원 특징공간은 결정평면decision plane, 4차원 이상은 결정 초평면decision hyperplane
- 예) 3차원 특징공간을 위한 퍼셉트론



(a) 퍼셉트론



(b) 공간 분할(2부류 분류)

그림 2-4 퍼셉트론의 예(3차원)

2.1.3 퍼셉트론의 해석

■ 출력이 여러 개인 퍼셉트론

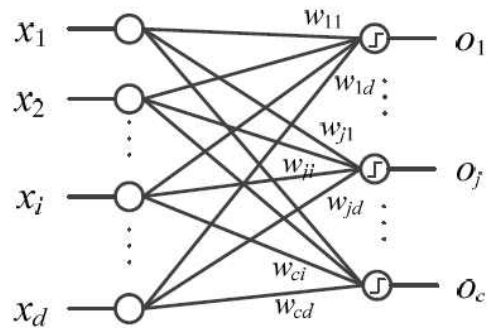


그림 2-5 출력이 여러 개인 퍼셉트론

출력은 벡터 $\mathbf{o} = (o_1, o_2, \dots, o_c)^T$ 로 표기

j 번째 퍼셉트론의 가중치 벡터를

$\mathbf{w}_j = (w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jd})^T$ 와 같이 표기

- 동작을 수식으로 표현하면,

$$\mathbf{o} = \tau \begin{pmatrix} \mathbf{w}_1 \cdot \mathbf{x} \\ \mathbf{w}_2 \cdot \mathbf{x} \\ \vdots \\ \mathbf{w}_c \cdot \mathbf{x} \end{pmatrix}$$

→

행렬로 간결하게 쓰면 $\mathbf{o} = \tau(\mathbf{W}\mathbf{x})$

$$\text{이때 } \mathbf{W} = \begin{pmatrix} \mathbf{w}_1^T \\ \mathbf{w}_2^T \\ \vdots \\ \mathbf{w}_c^T \end{pmatrix}$$

- 가중치 벡터를 각 부류의 기준 벡터로 간주하면, c 개 부류의 유사도를 계산하는 셈

2.1.3 퍼셉트론의 해석

■ 학습의 정의

- 식 (2.10)은 학습을 마친 프로그램을 현장에 설치했을 때 일어나는 과정

분류라는 과정: $\overset{?}{\tilde{\mathbf{o}}} = \tau(\overset{\text{앞}}{\tilde{\mathbf{W}}} \overset{\text{앞}}{\tilde{\mathbf{x}}})$ (2.10)

- 식 (2.11)은 학습 과정

- 학습은 훈련집합의 샘플에 대해 식 (2.11)을 가장 잘 만족하는 \mathbf{w} 를 찾아내는 작업

학습이라는 과정: $\overset{\text{앞}}{\tilde{\mathbf{o}}} = \tau(\overset{?}{\tilde{\mathbf{W}}} \overset{\text{앞}}{\tilde{\mathbf{x}}})$ (2.11)

■ 현대 기계 학습에서 퍼셉트론의 중요성

- 딥러닝은 퍼셉트론을 여러 층으로 확장하여 만들

2.1.4 선형결합과 벡터공간

■ 벡터

- 공간상의 한 점으로 화살표 끝이 벡터의 좌표에 해당

■ 선형결합이 만드는 벡터공간

- 기저벡터 \mathbf{a} 와 \mathbf{b} 의 선형결합

$$\mathbf{c} = \alpha_1 \mathbf{a} + \alpha_2 \mathbf{b}$$

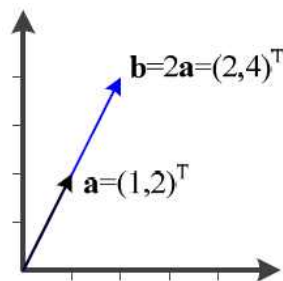
(2.12)

- 선형결합으로 만들어지는 공간을 **벡터공간**이라 부름

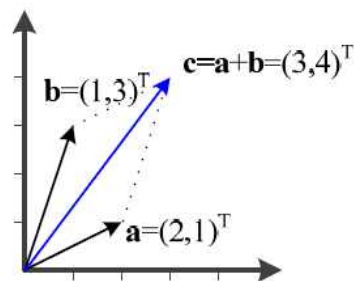
(orthonormal)

가

가 1

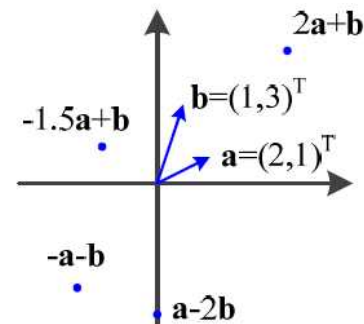


(a) 벡터에 스칼라 곱

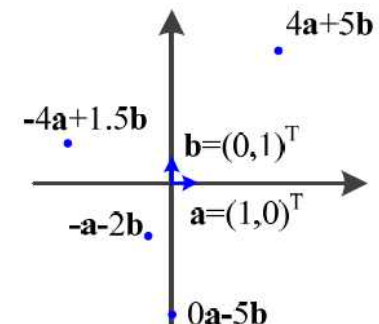


(b) 두 벡터의 덧셈

그림 2-6 벡터의 연산



(a) 기저 벡터와 벡터공간



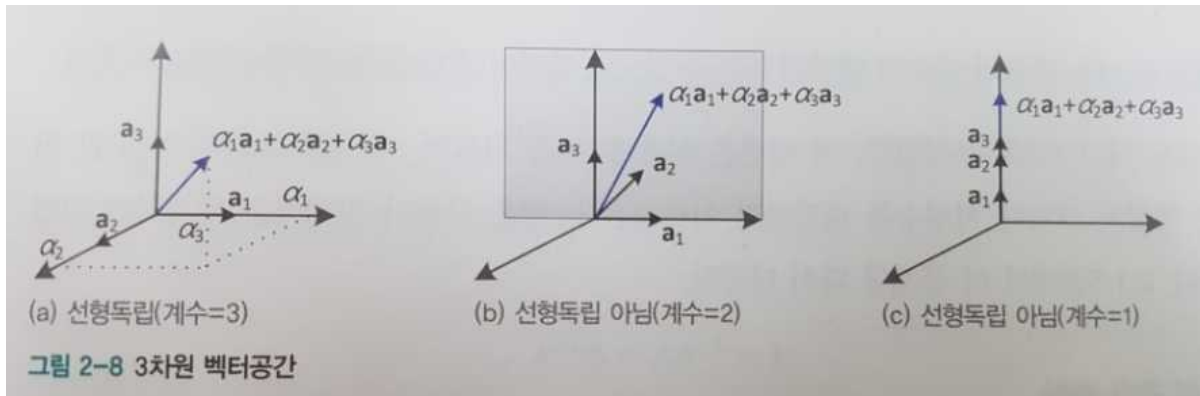
(b) 정규직교 기저 벡터

그림 2-7 벡터공간

2 - 6 (a)				
a	b	"	"	.
,			1	.

2 - 7 (a)				
a	b	"	"	.
,		(basis vector)	2	span
,	a	b	2	.

계수(rank), 벡터공간(vector space)



$$A = \begin{pmatrix} \mathbf{a}_1^T \\ \mathbf{a}_2^T \\ \mathbf{a}_3^T \end{pmatrix}$$

.

2

$$A_1 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, A_2 = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0.8 & 0 & 0.8 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}, A_3 = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0.4 \\ 0 & 0 & 1.0 \\ 0 & 0 & 1.2 \end{pmatrix}, A_4 = \begin{pmatrix} 1 & -2 & 3 & 5 \\ 2 & 2 & -1 & 0 \\ 3 & 0 & 1 & 2 \\ 1 & 0 & 2 & 0 \end{pmatrix}$$

A1 3
(rank) 3 .

A3 2
가 1 .

$$\mathbf{a}_2^T = 0.8\mathbf{a}_1^T + 0.8\mathbf{a}_3^T$$

A2
(rank)가 2 .

**(rank)
가 2 2 .
(full rank) 가
A4 4 가 ?
가

** " "

.

ex) d 1
ex) d c ,
" "

2.1.5 역행렬

■ 역행렬의 원리

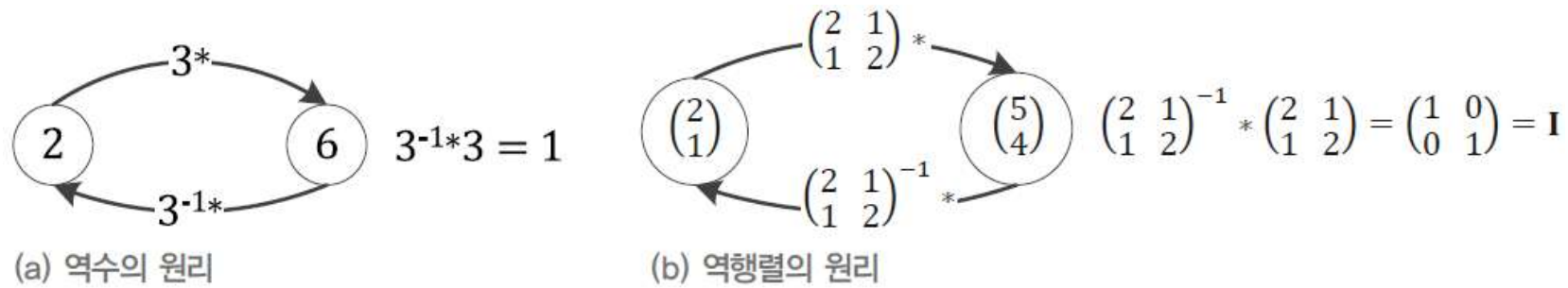


그림 2-9 역행렬

- 정사각행렬 A 의 역행렬 A^{-1}

(singular matrix)

$$A^{-1}A = AA^{-1} = I$$

- 예를 들어, $\begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 6 & 4 \end{pmatrix}$ 의 역행렬은 $\begin{pmatrix} 2 & -0.5 \\ -3 & 1 \end{pmatrix}$

2.1.5 역행렬

■ 정리

정리 2-1 다음 성질은 서로 필요충분조건이다.

- A 는 역행렬을 가진다. 즉, 특이행렬이 아니다.
- A 는 최대계수를 가진다.
- A 의 모든 행이 선형독립이다.
- A 의 모든 열이 선형독립이다.
- A 의 행렬식은 0이 아니다.
- $A^T A$ 는 양의 정부호 positive definite 대칭 행렬이다.
- A 의 고윳값은 모두 0이 아니다.

A			..?
A	가	,	
	가	,	
		,	
	0	,	
...			
A가	가	or A	
	가	.	

2.1.5 역행렬

■ 행렬 A 의 행렬식 $\det(A)$

$$\left. \begin{aligned} \det \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix} &= ad - bc \\ \det \begin{pmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{pmatrix} &= aei + bfg + cdh - ceg - bdi - afh \end{aligned} \right\} \quad (2.15)$$

예를 들어 $\begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 6 & 4 \end{pmatrix}$ 의 행렬식은 $2 \cdot 4 - 1 \cdot 6 = 2$

가 4 x 4
(Gauss - Jordan
elimination)

■ 기하학적 의미

- 2차원에서는 2개의 행 벡터가 이루는 평행사변형의 넓이
- 3차원에서는 3개의 행 벡터가 이루는 평행사각기둥의 부피

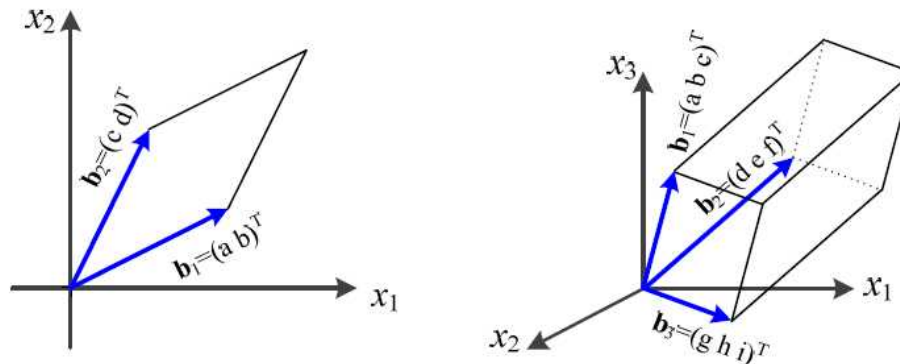
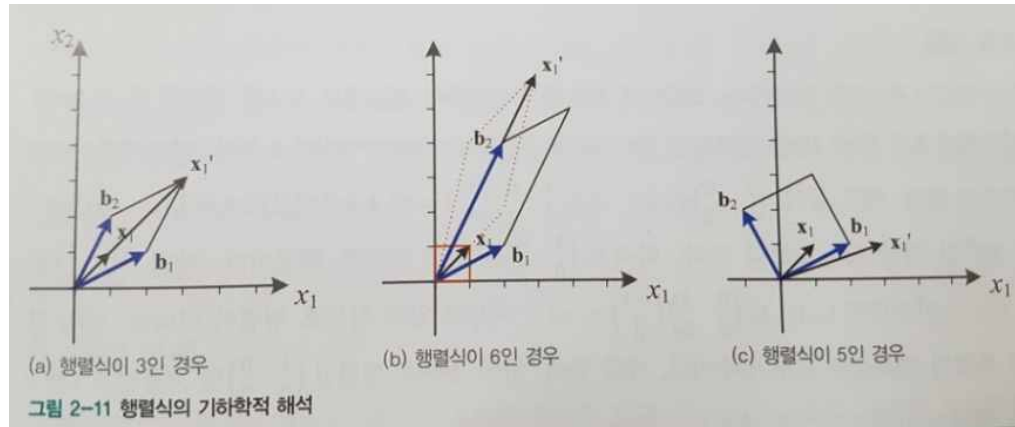


그림 2-10 행렬식의 기하학적 해석

?

2.1.5 역행렬

■ 행렬식의 기하학적 해석



행렬식 크기에 따른 x_1 벡터의 변환

- 2-11(a)의 두 벡터는 $[2 \ 1; 1 \ 2]$ 행렬을 구성하고 행렬식은 3이다. 이 행렬은 $x_1=[1 \ 1]$ 을 $x'_1=[3 \ 3]$ 으로 변환한다.
- 2-11(b)의 두 벡터는 $[2 \ 1; 2 \ 4]$ 행렬을 구성하고 행렬식은 6이다. 이 행렬은 $x_1=[1 \ 1]$ 을 $x'_1=[3 \ 6]$ 으로 변환한다.
- 2-11(c)의 두 벡터는 $[2 \ 1; -1 \ 2]$ 행렬을 구성하고 행렬식은 5이다. 이 행렬은 $x_1=[1 \ 1]$ 을 $x'_1=[3 \ 1]$ 으로 변환한다.

행렬식 크기에 따른 빨간색 정사각형의 변환

- 행렬식의 값만큼 빨간색 정사각형이 확대된다

가 ...

2.1.5 역행렬

■ 행렬식을 이용한 역행렬 구하기

$$A^{-1} = \begin{pmatrix} a & b \\ c & d \end{pmatrix}^{-1} = \frac{1}{\det(A)} \begin{pmatrix} d & -b \\ -c & a \end{pmatrix} = \frac{1}{ad - bc} \begin{pmatrix} d & -b \\ -c & a \end{pmatrix} \quad (2.16)$$

$$\begin{aligned} A^{-1} &= \begin{pmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{pmatrix}^{-1} \\ &= \frac{1}{\det(A)} \begin{pmatrix} (-1)^{1+1} \det \begin{pmatrix} e & f \\ h & i \end{pmatrix} & (-1)^{1+2} \det \begin{pmatrix} d & f \\ g & i \end{pmatrix} & (-1)^{1+3} \det \begin{pmatrix} d & e \\ g & h \end{pmatrix} \\ (-1)^{2+1} \det \begin{pmatrix} b & c \\ h & i \end{pmatrix} & (-1)^{2+2} \det \begin{pmatrix} a & c \\ g & i \end{pmatrix} & (-1)^{2+3} \det \begin{pmatrix} a & b \\ g & h \end{pmatrix} \\ (-1)^{3+1} \det \begin{pmatrix} b & c \\ e & f \end{pmatrix} & (-1)^{3+2} \det \begin{pmatrix} a & c \\ d & f \end{pmatrix} & (-1)^{3+3} \det \begin{pmatrix} a & b \\ d & e \end{pmatrix} \end{pmatrix} \quad (2.17) \\ &= \frac{1}{aei + bfg + cdh - ceg - bdi - afh} \begin{pmatrix} ei - fh & fg - di & dh - eg \\ ch - bi & ai - cg & bg - ah \\ bf - ce & cd - af & ae - bd \end{pmatrix} \end{aligned}$$

2x2 3x3

0 가 0

2.1.5 역행렬

■ 정부호 행렬

(ex. ,) 가
가 .

양의 정부호 행렬 : $\mathbf{0}$ 이 아닌 모든 벡터 \mathbf{x} 에 대해, $\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} > 0$

▪ 예를 들어, $\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$ 는 $(x_1 \ x_2) \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \end{pmatrix} = x_1^2 + 2x_2^2$ 이므로

$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix}$ 는 양의 정부호 행렬

가 . (, 0)
가 . (, 0)

양의 준정부호^{positive semi-definite} 행렬: $\mathbf{0}$ 이 아닌 모든 벡터 \mathbf{x} 에 대해, $\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} \geq 0$

음의 정부호^{negative definite} 행렬: $\mathbf{0}$ 이 아닌 모든 벡터 \mathbf{x} 에 대해, $\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} < 0$

음의 준정부호^{negative semi-definite} 행렬: $\mathbf{0}$ 이 아닌 모든 벡터 \mathbf{x} 에 대해, $\mathbf{x}^T \mathbf{A} \mathbf{x} \leq 0$

indefinite matrix

가 가 .

2.1.6 행렬 분해

■ 분해란? (decomposition) (factorization) .

- 정수 3717은 특성이 보이지 않지만, $3 \times 3 \times 7 \times 59$ 로 소인수 분해를 하면 특성이 보이듯이, 행렬도 분해하면 여러모로 유용함

■ 고윳값과 고유 벡터

- 고유 벡터 \mathbf{v} 와 고윳값 λ

$$\mathbf{A}\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v} \quad (2.20)$$

$$(2.20) \quad 0$$

- 예를 들어, $\begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix} = 3 \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}$ 이고 $\begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix} = 1 \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}$ 이므로, $\lambda_1 = 3, \lambda_2 = 1$ 이고 $\mathbf{v}_1 = \begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \mathbf{v}_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}$

$$\mathbf{A} \quad \text{가} \quad \mathbf{A}^T \mathbf{A} \quad ,$$

2.1.6 행렬 분해

■ 고윳값과 고유 벡터의 기하학적 해석

예제 2-5

[그림 2-12]의 반지름이 1인 원 위에 있는 4개의 벡터 $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3, \mathbf{x}_4$ 가 $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix}$ 에 의해 어떻게 변환되는지 살펴보자. 변환 후의 벡터를 각각 $\mathbf{x}'_1, \mathbf{x}'_2, \mathbf{x}'_3, \mathbf{x}'_4$ 로 표기한다.

$$\mathbf{x}'_1 = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1/\sqrt{2} \\ 1/\sqrt{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3/\sqrt{2} \\ 3/\sqrt{2} \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{x}'_2 = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{x}'_3 = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1/\sqrt{2} \\ -1/\sqrt{2} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1/\sqrt{2} \\ -1/\sqrt{2} \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{x}'_4 = \begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 \\ -1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -1 \\ -2 \end{pmatrix}$$

눈 여겨 볼 점은 \mathbf{A} 의 고유 벡터 $\begin{pmatrix} 1 \\ 1 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix}$ 과 방향이 같은 \mathbf{x}_1 과 \mathbf{x}_3 이다. 이들은 변환 때문에 길이가 달라지더라도 방향은 그대로 유지한다. 식 (2.20)을 충실히 따르고 있다. 이때 길이의 변화는 고윳값 λ 에 따른다. 즉, \mathbf{x}_1 은 3배만큼, \mathbf{x}_3 은 1배만큼 길이가 변한다. 나머지 \mathbf{x}_2 와 \mathbf{x}_4 는 길이와 방향이 모두 변한다. 파란 원 위에 있는 모든 점을 변환하면 빨간색의 타원이 된다. 파란 원 위에 존재하는 무수히 많은 점(벡터) 중에 방향이 바뀌지 않는 것은 고유 벡터에 해당하는 \mathbf{x}_1 과 \mathbf{x}_3 뿐이다.

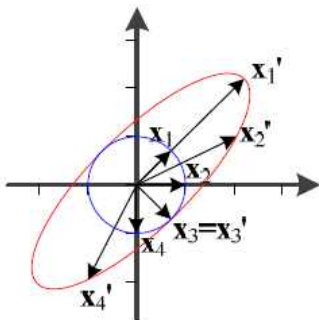


그림 2-12 고유 벡터의 공간 변환

\mathbf{A} , .

0
(orthogonal) .

2.1.6 행렬 분해

- 고윳값 분해 eigen value decomposition

$$A = Q\Lambda Q^{-1} \quad (2.21)$$

- Q 는 A 의 고유 벡터를 열에 배치한 행렬이고 Λ 는 고윳값을 대각선에 배치한 대각행렬
- 예를 들어, $\begin{pmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0.5 & 0.5 \\ 0.5 & -0.5 \end{pmatrix}$
- 고윳값 분해는 정사각행렬에만 적용 가능한데, 기계 학습에서는 정사각행렬이 아닌 경우의 분해도 필요하므로 고윳값 분해는 한계를 가짐

2.1.6 행렬 분해

- $n*m$ 행렬 A 의 특잇값 분해 SVD(singular value decomposition)

$$A = U\Sigma V^T \quad (2.22)$$

- 왼쪽 특이행렬 U 는 AA^T 의 고유 벡터를 열에 배치한 $n*n$ 행렬
- 오른쪽 특이행렬 V 는 A^TA 의 고유 벡터를 열에 배치한 $m*m$ 행렬
- Σ 는 AA^T 의 고유값의 제곱근을 대각선에 배치한 $n*m$ 대각행렬

예를 들어, A 를 $4*3$ 행렬이라고 했을 때 다음과 같이 특잇값 분해가 된다.

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 2 \\ 3 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -0.1914 & -0.2412 & 0.1195 & -0.9439 \\ -0.5144 & 0.6990 & -0.4781 & -0.1348 \\ -0.6946 & -0.6226 & -0.2390 & 0.2697 \\ -0.4651 & 0.2560 & 0.8367 & 0.1348 \end{pmatrix}$$
$$\begin{pmatrix} 3.7837 & 0 & 0 \\ 0 & 2.7719 & 0 \\ 0 & 0 & 1.4142 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -0.7242 & -0.4555 & -0.5177 \\ -0.6685 & 0.2797 & 0.6891 \\ 0.1690 & -0.8452 & 0.5071 \end{pmatrix}$$

2.2 확률과 통계

- 2.2.1 확률 기초
 - 2.2.2 베이즈 정리와 기계 학습
 - 2.2.3 최대 우도
 - 2.2.4 평균과 분산
 - 2.2.5 유용한 확률분포
 - 2.2.6 정보이론
-
- 기계 학습이 처리할 데이터는 불확실한 세상에서 발생하므로, 불확실성을 다루는 확률과 통계를 잘 활용해야 함

2.2.1 확률 기초

■ 확률변수 random variable

■ 예) 윷

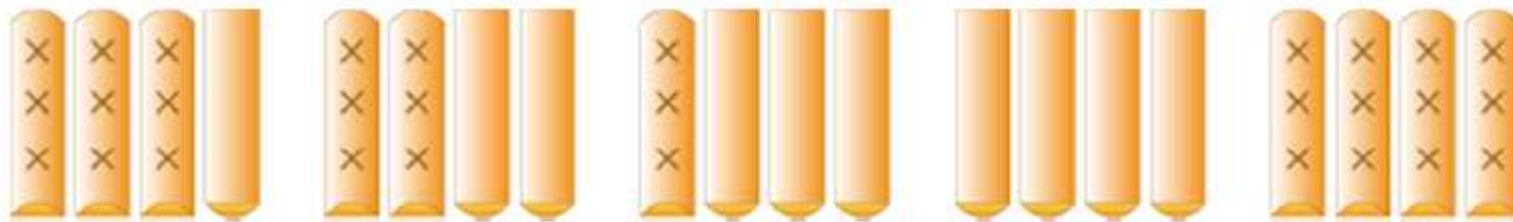


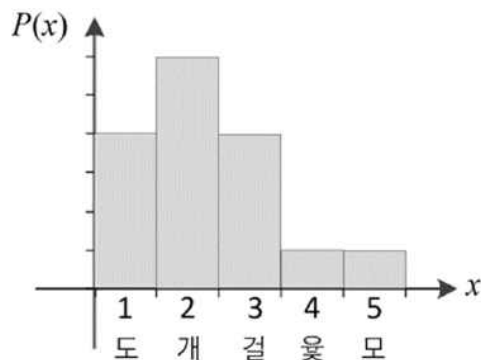
그림 2-13 윷을 던졌을 때 나올 수 있는 다섯 가지 경우(왼쪽부터 도, 개, 걸, 윷, 모)

- 다섯 가지 경우 중 한 값을 갖는 확률변수 x
- x 의 정의역은 {도, 개, 걸, 윷, 모}

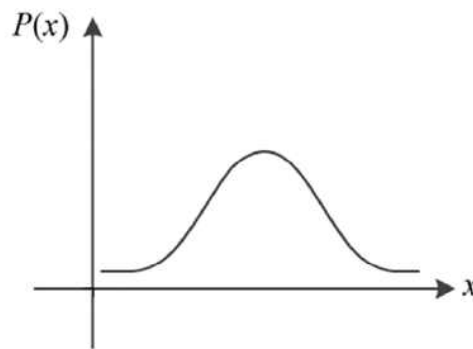
2.2.1 확률 기초

■ 확률분포

$$P(x = \text{도}) = \frac{4}{16}, P(x = \text{개}) = \frac{6}{16}, P(x = \text{걸}) = \frac{4}{16}, P(x = \text{웃}) = \frac{1}{16}, P(x = \text{모}) = \frac{1}{16}$$



(a) 이산인 경우의 확률질량함수



(b) 연속인 경우의 확률밀도함수

그림 2-14 확률분포

■ 확률벡터 random vector

- 예) Iris에서 확률벡터 \mathbf{x} 는 4차원 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, x_3, x_4)^T = (\text{꽃받침 길이}, \text{꽃받침 너비}_1, \text{꽃잎 길이}, \text{꽃잎 너비})^T$

2.2.1 확률 기초

■ 간단한 확률실험 장치

- 주머니에서 번호를 뽑은 다음, 번호에 따라 해당 병에서 공을 뽑고 색을 관찰함
- 번호를 y , 공의 색을 x 라는 확률변수로 표현하면 정의역은 $y \in \{①, ②, ③\}$, $x \in \{\text{파랑, 하양}\}$

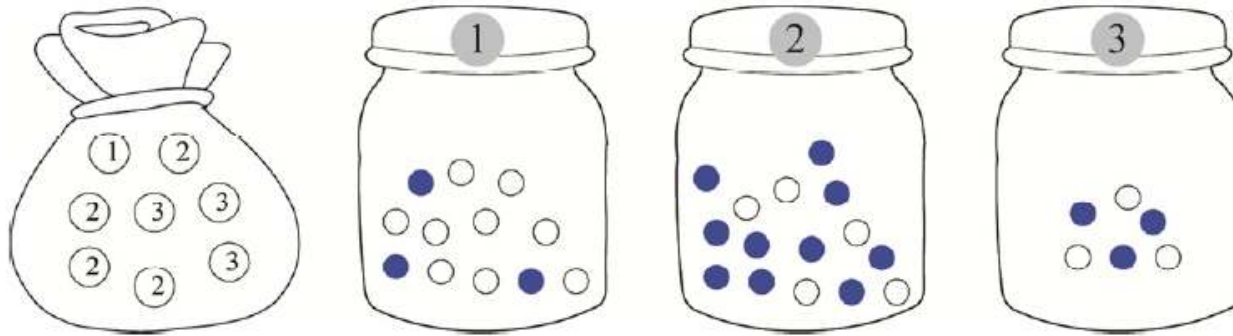
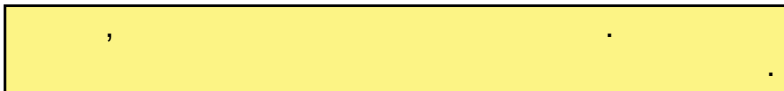


그림 2-15 확률 실험



2.2.1 확률 기초

■ 곱 규칙과 합 규칙

- ①번 카드를 뽑을 확률은 $P(y=\textcircled{1})=P(\textcircled{1})=1/8$
- 카드는 ①번, 공은 하양일 확률은 $P(y=\textcircled{1}, x=\text{하양})=P(\textcircled{1}, \text{하양}) \leftarrow \text{결합확률}$

$$P(y = \textcircled{1}, x = \text{하양}) = P(x = \text{하양} | y = \textcircled{1})P(y = \textcircled{1}) = \frac{9}{12} \frac{1}{8} = \frac{3}{32}$$

▪ 곱 규칙

$$\text{곱 규칙: } P(y, x) = P(x|y)P(y) \quad (2.23)$$

- 하얀 공이 뽑힐 확률

$$\begin{aligned} P(\text{하양}) &= P(\text{하양}|\textcircled{1})P(\textcircled{1}) + P(\text{하양}|\textcircled{2})P(\textcircled{2}) + P(\text{하양}|\textcircled{3})P(\textcircled{3}) \\ &= \frac{9}{12} \frac{1}{8} + \frac{5}{15} \frac{4}{8} + \frac{3}{6} \frac{3}{8} = \frac{43}{96} \end{aligned}$$

▪ 합 규칙

$$\text{합 규칙: } P(x) = \sum_y P(y, x) = \sum_y P(x|y)P(y) \quad (2.24)$$

2.2.2 베이즈 정리와 기계 학습

■ 베이즈 정리 (식 (2.26))

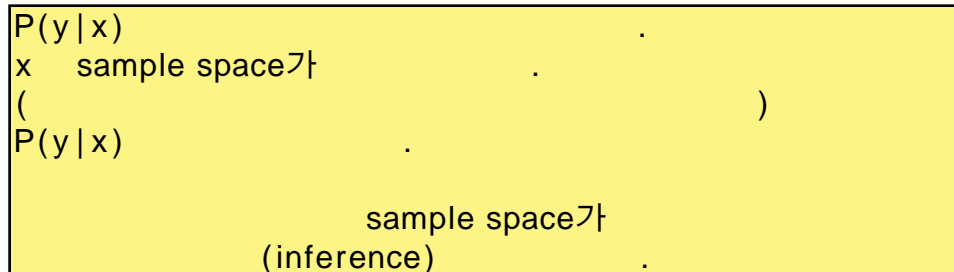
$$P(y, x) = P(x|y)P(y) = P(x, y) = P(y|x)P(x)$$

$$\longrightarrow P(y|x) = \frac{P(x|y)P(y)}{P(x)} \quad (2.26)$$

- 다음 질문을 식 (2.27)로 쓸 수 있음

“하얀 공이 나왔다는 사실만 알고 어느 병에서 나왔는지 모르는데, 어느 병인지 추정하라.”

$$\hat{y} = \operatorname{argmax}_y P(y|x) \quad (2.27)$$



2.2.2 베이즈 정리와 기계 학습

■ 베이즈 정리 (식 (2.26))

■ 베이즈 정리를 적용하면, $\hat{y} = \operatorname{argmax}_y P(y|x = \text{하양}) = \operatorname{argmax}_y \frac{P(x = \text{하양}|y)P(y)}{P(x = \text{하양})}$

■ 세 가지 경우에 대해 확률을 계산하면,

$$P(\text{①}|\text{하양}) = \frac{P(\text{하양}|\text{①})P(\text{①})}{P(\text{하양})} = \frac{\frac{9}{12} \cdot \frac{1}{8}}{\frac{43}{96}} = \frac{9}{43}$$

$$P(\text{②}|\text{하양}) = \frac{P(\text{하양}|\text{②})P(\text{②})}{P(\text{하양})} = \frac{\frac{5}{15} \cdot \frac{4}{8}}{\frac{43}{96}} = \frac{16}{43}$$

$$P(\text{③}|\text{하양}) = \frac{P(\text{하양}|\text{③})P(\text{③})}{P(\text{하양})} = \frac{\frac{3}{6} \cdot \frac{3}{8}}{\frac{43}{96}} = \frac{18}{43}$$

→ ③번 병일 확률이 가장 높음

()
() 가)
p(x) 가 .

■ 베이즈 정리의 해석

$$\overbrace{P(y|x)}^{\text{사후확률}} = \frac{\overbrace{P(x|y)}^{\text{우도}} \overbrace{P(y)}^{\text{사전확률}}}{P(x)}$$

2.2.2 베이즈 정리와 기계 학습

■ 기계 학습에 적용

- 예) Iris 데이터 분류 문제
 - 특징 벡터 \mathbf{x} , 부류 $y \in \{\text{setosa}, \text{versicolor}, \text{virginica}\}$
 - 분류 문제를 argmax 로 표현하면 식 (2.29)

$$\hat{y} = \underset{y}{\text{argmax}} P(y|\mathbf{x}) \quad (2.29)$$

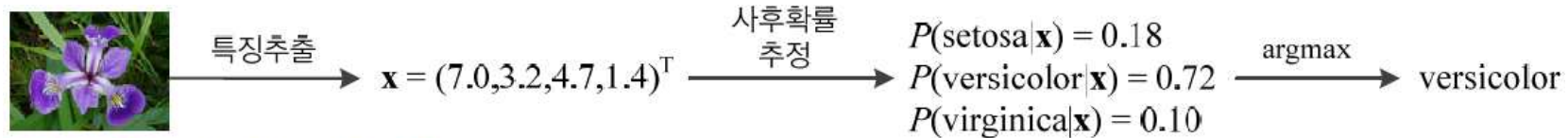
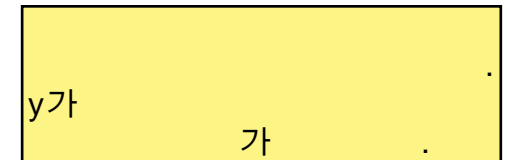


그림 2-16 붓꽃의 부류 예측 과정

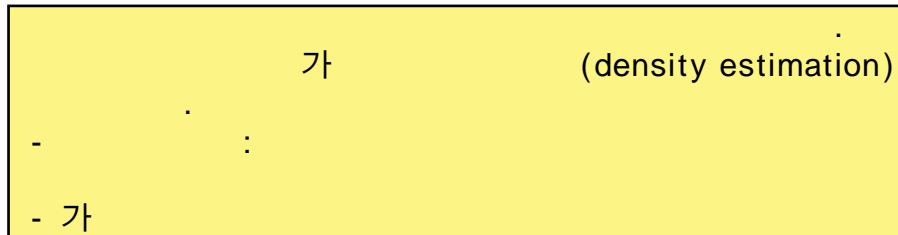
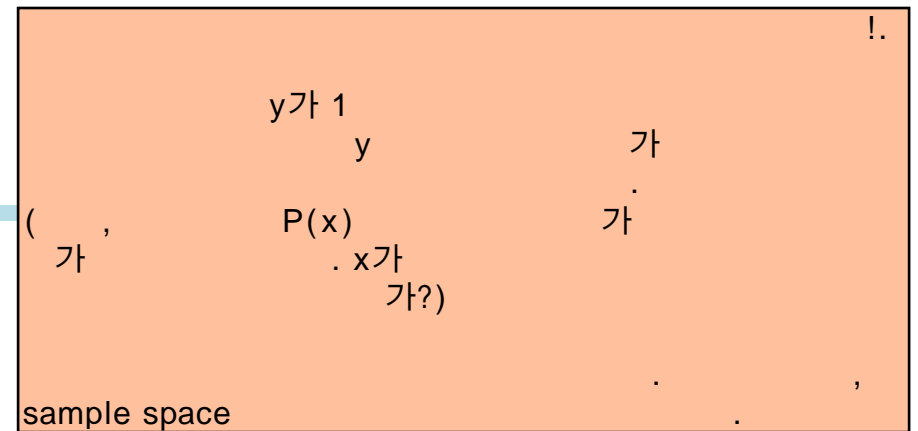
- 사후확률 $P(y|\mathbf{x})$ 를 직접 추정하는 일은 아주 단순한 경우를 빼고 불가능
- 따라서 베이즈 정리를 이용하여 추정함
 - 사전확률은 식 (2.30)으로 추정
 - 우도는 6.4절의 밀도 추정 기법으로 추정

$$\text{사전확률: } P(y = c_i) = \frac{n_i}{n} \quad (2.30)$$

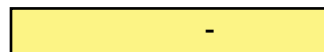
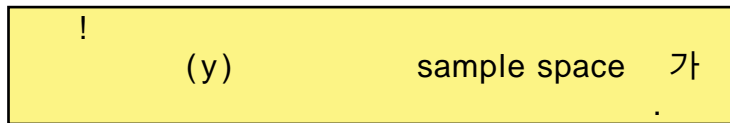


2.2.2 베이즈 정리와 기계 학습

■ 우도 $P(x | y)$ vs. 사후확률 $P(y | x)$



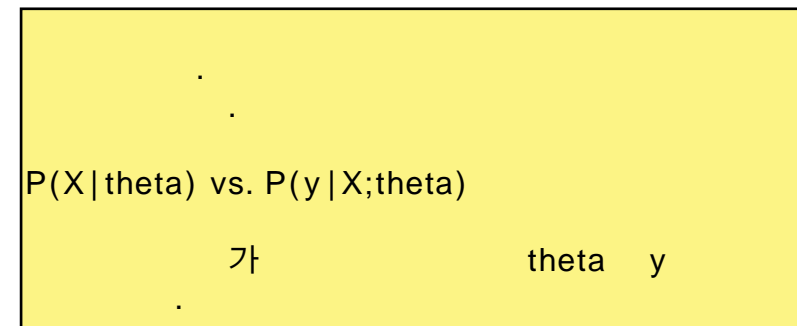
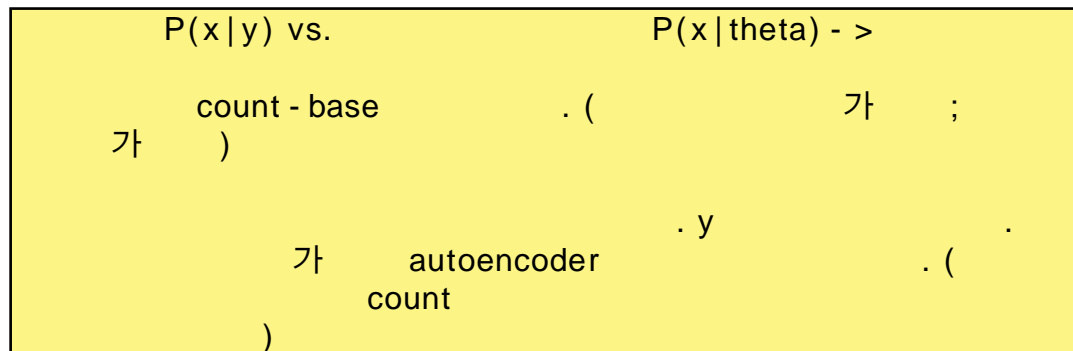
$$\overbrace{P(y|x)}^{\text{사후확률}} = \frac{\overbrace{P(x|y)}^{\text{우도}} \overbrace{P(y)}^{\text{사전확률}}}{P(x)}$$



$$\hat{\theta} = \underset{\theta}{\operatorname{argmax}} P(\mathbb{X}|\theta)$$

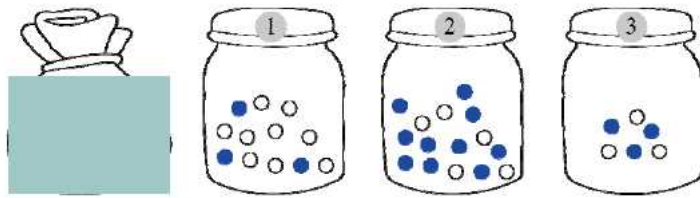


$$\hat{y} = \underset{y}{\operatorname{argmax}} P(y|\mathbf{x})$$

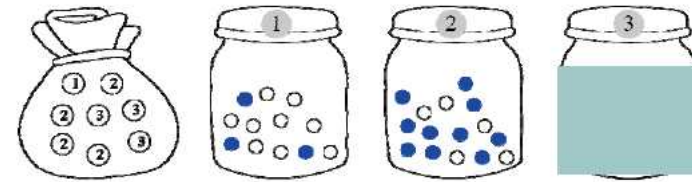


2.2.3 최대 우도

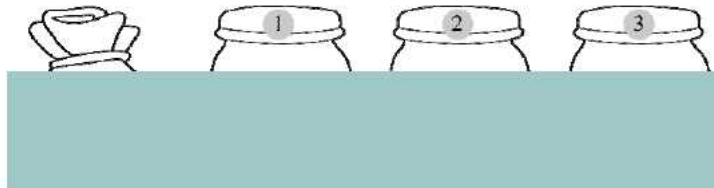
- 매개변수 θ 를 모르는 상황에서 매개변수를 추정하는 문제



(a) $\theta = \{p_1, p_2\}$



(b) $\theta = \{q_3\}$



(c) $\theta = \{p_1, p_2, q_1, q_2, q_3\}$

그림 2-17 매개변수가 감추어진 여러 가지 상황

- 예) [그림 2-17(b)] 상황

데이터집합 $\mathbb{X} = \{\bullet \circ \circ \bullet \circ \bullet \circ \circ \bullet \bullet \circ \circ\}$

“데이터 \mathbb{X} 가 주어졌을 때, \mathbb{X} 를 발생시켰을 가능성을 최대로 하는 매개변수 $\theta = \{q_3\}$ 의 값을 찾아라.”

2.2.3 최대 우도

■ 최대 우도법

- [그림 2-17(b)] 문제를 수식으로 쓰면,

$$\hat{q}_3 = \operatorname{argmax}_{q_3} P(\mathbb{X}|q_3) \quad (2.31)$$

- 일반화 하면,

$$\text{최대 우도 추정: } \hat{\theta} = \operatorname{argmax}_{\theta} P(\mathbb{X}|\theta) \quad (2.32)$$

- 수치 문제를 피하기 위해 로그 표현으로 바꾸면,

$$\text{최대 로그우도 추정: } \hat{\theta} = \operatorname{argmax}_{\theta} \log P(\mathbb{X}|\theta) = \operatorname{argmax}_{\theta} \sum_{i=1}^n \log P(\mathbf{x}_i|\theta) \quad (2.34)$$

2.2.4 평균과 분산

- 데이터의 요약 정보로서 평균과 분산

$$\left. \begin{aligned} \text{평균 } \mu &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \\ \text{분산 } \sigma^2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2 \end{aligned} \right\} \quad (2.36)$$

- 평균 벡터와 공분산 행렬

$$\boldsymbol{\mu} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i \quad (2.37)$$

$$\boldsymbol{\Sigma} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_i - \boldsymbol{\mu})^T \quad (2.39)$$

$$\boldsymbol{\Sigma} = \begin{pmatrix} \sigma_{11} & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1d} \\ \sigma_{21} & \sigma_{22} & \cdots & \sigma_{2d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{d1} & \sigma_{d2} & \cdots & \sigma_{dd} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & \sigma_{12} & \cdots & \sigma_{1d} \\ \sigma_{21} & \sigma_2^2 & \cdots & \sigma_{2d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sigma_{d1} & \sigma_{d2} & \cdots & \sigma_d^2 \end{pmatrix}$$

2.2.4 평균과 분산

■ 평균 벡터와 공분산 행렬 예제

예제 2-7

Iris 데이터베이스의 샘플 중 8개만 가지고 공분산 행렬을 계산하자.

$$\mathbb{X} = \{\mathbf{x}_1 = \begin{pmatrix} 5.1 \\ 3.5 \\ 1.4 \\ 0.2 \end{pmatrix}, \mathbf{x}_2 = \begin{pmatrix} 4.9 \\ 3.0 \\ 1.4 \\ 0.2 \end{pmatrix}, \mathbf{x}_3 = \begin{pmatrix} 4.7 \\ 3.2 \\ 1.3 \\ 0.2 \end{pmatrix}, \mathbf{x}_4 = \begin{pmatrix} 4.6 \\ 3.1 \\ 1.5 \\ 0.2 \end{pmatrix}, \mathbf{x}_5 = \begin{pmatrix} 5.0 \\ 3.6 \\ 1.4 \\ 0.2 \end{pmatrix}, \mathbf{x}_6 = \begin{pmatrix} 5.4 \\ 3.9 \\ 1.7 \\ 0.4 \end{pmatrix}, \mathbf{x}_7 = \begin{pmatrix} 4.6 \\ 3.4 \\ 1.4 \\ 0.3 \end{pmatrix}, \mathbf{x}_8 = \begin{pmatrix} 5.0 \\ 3.4 \\ 1.5 \\ 0.2 \end{pmatrix}\}$$

먼저 평균벡터를 구하면 $\boldsymbol{\mu} = (4.9125, 3.3875, 1.45, 0.2375)^T$ 이다. 첫 번째 샘플 \mathbf{x}_1 을 식 (2.39)에 적용하면 다음과 같다.

$$\begin{aligned} (\mathbf{x}_1 - \boldsymbol{\mu})(\mathbf{x}_1 - \boldsymbol{\mu})^T &= \begin{pmatrix} 0.1875 \\ 0.1125 \\ -0.05 \\ -0.0375 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0.1875 & 0.1125 & -0.05 & -0.0375 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 0.0325 & 0.0211 & -0.0094 & -0.0070 \\ 0.0211 & 0.0127 & -0.0056 & -0.0042 \\ -0.0094 & -0.0056 & 0.0025 & 0.0019 \\ -0.0070 & -0.0042 & 0.0019 & 0.0014 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

나머지 7개 샘플도 같은 계산을 한 다음, 결과를 모두 더하고 8로 나누면 다음과 같은 공분산 행렬을 얻는다.

$$\boldsymbol{\Sigma} = \begin{pmatrix} 0.0661 & 0.0527 & 0.0181 & 0.0083 \\ 0.0527 & 0.0736 & 0.0181 & 0.0130 \\ 0.0181 & 0.0181 & 0.0125 & 0.0056 \\ 0.0083 & 0.0130 & 0.0056 & 0.0048 \end{pmatrix}$$

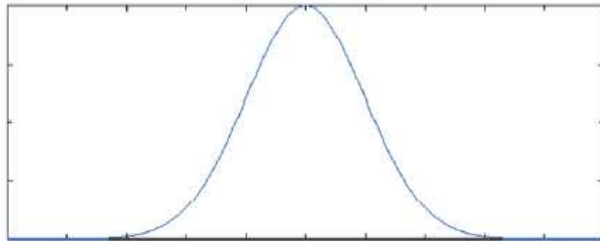
2.2.5 유용한 확률분포

■ 가우시안 분포

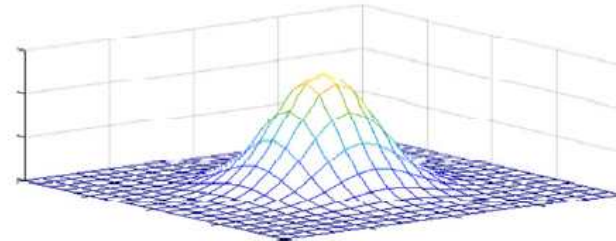
- 평균 μ 와 분산 σ^2 으로 정의

$$N(x; \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x - \mu}{\sigma}\right)^2\right)$$

. ()



(a) 1차원



(b) 2차원

그림 2-19 가우시안 분포

- 다차원 가우시안 분포: 평균벡터 μ 와 공분산행렬 Σ 로 정의

$$N(\mathbf{x}; \mu, \Sigma) = \frac{1}{\sqrt{|\Sigma|}\sqrt{(2\pi)^d}} \exp\left(-\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \mu)^T \Sigma^{-1}(\mathbf{x} - \mu)\right)$$

2.2.5 유용한 확률분포

■ 베르누이 분포

- 성공($x=1$) 확률 p 이고 실패($x=0$) 확률이 $1-p$ 인 분포

$$Ber(x; p) = p^x (1 - p)^{1-x} = \begin{cases} p, & x = 1 \text{ 일 때} \\ 1 - p, & x = 0 \text{ 일 때} \end{cases}$$

■ 이항 분포

- 성공 확률이 p 인 베르누이 실험을 m 번 수행할 때 성공할 횟수의 확률분포

$$B(x; m, p) = C_m^x p^x (1 - p)^{m-x} = \frac{m!}{x! (m - x)!} p^x (1 - p)^{m-x}$$

p m 2 가

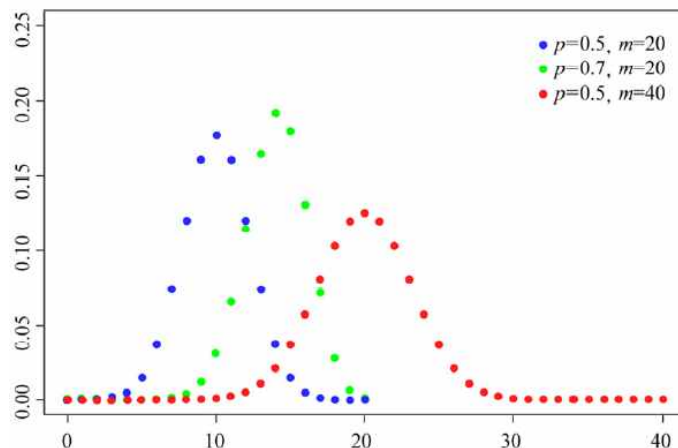


그림 2-20 이항 분포

$m = 1$

, $Ber(x; p) = B(x; 1, p)$

2.2.6 정보이론

■ 메시지가 지닌 정보를 수량화할 수 있나?

- "고비 사막에 눈이 왔다"와 "대관령에 눈이 왔다"라는 두 메시지 중 어느 것이 더 많은 정보를 가지나?
- 정보이론의 기본 원리 → **확률이 작을수록 많은 정보** .

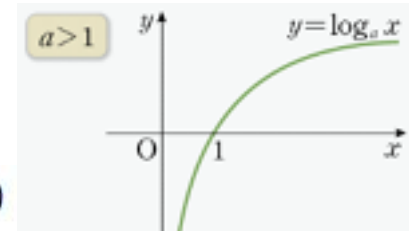
■ 자기 정보 self information . A single value

- 사건(메시지) e_i 의 정보량 (단위: 비트 또는 나츠)

$$\left(\frac{1}{P(e_i)} \right) = \frac{1}{P(e_i)}$$

$$h(e_i) = -\log_2 P(e_i) \quad \text{또는} \quad h(e_i) = -\log_e P(e_i)$$

(2.44)



가

(-)

■ 엔트로피 . distribution

- 확률변수 x 의 불확실성을 나타내는 엔트로피

$$\text{이산 확률분포} \quad H(x) = - \sum_{i=1,k} P(e_i) \log_2 P(e_i) \quad \text{또는} \quad H(x) = - \sum_{i=1,k} P(e_i) \log_e P(e_i) \quad (2.45)$$

$$\text{연속 확률분포} \quad H(x) = - \int_{\mathbb{R}} P(x) \log_2 P(x) \quad \text{또는} \quad H(x) = - \int_{\mathbb{R}} P(x) \log_e P(x) \quad (2.46)$$

가 e_i

,

.

2.2.6 정보이론

■ 자기 정보와 엔트로피 예제

예제 2-8

웃을 나타내는 확률변수를 x 라 할 때 x 의 엔트로피는 다음과 같다.

$$H(x) = -\left(\frac{4}{16}\log_2\frac{4}{16} + \frac{6}{16}\log_2\frac{6}{16} + \frac{4}{16}\log_2\frac{4}{16} + \frac{1}{16}\log_2\frac{1}{16} + \frac{1}{16}\log_2\frac{1}{16}\right) = 2.0306\text{비트}$$

주사위는 눈이 6개인데 모두 1/6이라는 균일한 확률을 가진다. 이 경우 엔트로피를 계산하면 다음과 같다.

$$H(x) = -\left(\frac{1}{6}\log_2\frac{1}{6} + \frac{1}{6}\log_2\frac{1}{6} + \frac{1}{6}\log_2\frac{1}{6} + \frac{1}{6}\log_2\frac{1}{6} + \frac{1}{6}\log_2\frac{1}{6} + \frac{1}{6}\log_2\frac{1}{6}\right) = 2.585\text{ 비트}$$

- 주사위가 웃보다 엔트로피가 높은 이유는?

가 .
가 . (가 , 가
)
가 가
가 , 5 가 6

2.2.6 정보이론

■ 교차 엔트로피 cross entropy

- 두 확률분포 P 와 Q 사이의 교차 엔트로피

$$H(P, Q) = - \sum_x P(x) \log_2 Q(x) = - \sum_{i=1,k} P(e_i) \log_2 Q(e_i) \quad (2.47)$$

- 식을 전개하면,

$$\begin{aligned} H(P, Q) &= - \sum_x P(x) \log_2 Q(x) \\ &= - \sum_x P(x) \log_2 P(x) + \sum_x P(x) \log_2 P(x) - \sum_x P(x) \log_2 Q(x) \\ &= H(P) + \sum_x P(x) \log_2 \frac{P(x)}{Q(x)} \end{aligned}$$

KL 다이버전스

2.2.6 정보이론

■ KL 다이버전스

- 식 (2.48)은 P 와 Q 사이의 KL 다이버전스
- 두 확률분포 사이의 거리를 계산할 때 주로 사용

$$KL(P \parallel Q) = \sum_x P(x) \log_2 \frac{P(x)}{Q(x)} \quad (2.48)$$

가 .
P Q가 0
 , KL(P||Q) KL(Q||P)
가 .

■ 교차 엔트로피와 KL 다이버전스의 관계

$$\begin{aligned} P \text{와 } Q \text{의 교차 엔트로피 } H(P, Q) &= H(P) + \sum_x P(x) \log_2 \frac{P(x)}{Q(x)} \\ &= P \text{의 엔트로피} + P \text{와 } Q \text{ 간의 KL 다이버전스} \end{aligned} \quad (2.49)$$

(MSE) ()
, 가 .
()

2.2.6 정보이론

예제 2-9

[그림 2-21]과 같이 정상적인 주사위와 찌그러진 주사위가 있는데, 정상적인 주사위의 확률분포는 P , 찌그러진 주사위의 확률분포는 Q 를 따르며, P 와 Q 가 다음과 같이 분포한다고 가정하자.

$$P(1) = \frac{1}{6}, P(2) = \frac{1}{6}, P(3) = \frac{1}{6}, P(4) = \frac{1}{6}, P(5) = \frac{1}{6}, P(6) = \frac{1}{6}$$
$$Q(1) = \frac{3}{12}, Q(2) = \frac{1}{12}, Q(3) = \frac{1}{12}, Q(4) = \frac{1}{12}, Q(5) = \frac{3}{12}, Q(6) = \frac{3}{12}$$



(a) 정상 주사위



(b) 찌그러진 주사위

그림 2-21 확률분포가 다른 두 주사위

확률분포 P 와 Q 사이의 교차 엔트로피와 KL 다이버전스는 다음과 같다.

$$H(P, Q) = -\left(\frac{1}{6}\log_2 \frac{3}{12} + \frac{1}{6}\log_2 \frac{1}{12} + \frac{1}{6}\log_2 \frac{1}{12} + \frac{1}{6}\log_2 \frac{1}{12} + \frac{1}{6}\log_2 \frac{3}{12} + \frac{1}{6}\log_2 \frac{3}{12}\right) = 2.7925$$
$$KL(P \parallel Q) = \frac{1}{6}\log_2 \frac{2}{3} + \frac{1}{6}\log_2 2 + \frac{1}{6}\log_2 2 + \frac{1}{6}\log_2 2 + \frac{1}{6}\log_2 \frac{2}{3} + \frac{1}{6}\log_2 \frac{2}{3} = 0.2075$$

[예제 2-8]에서 P 의 엔트로피 $H(P)$ 는 2.585이었다. 따라서 식 (2.49)가 성립함을 알 수 있다.

2.3 최적화

- 2.3.1 매개변수 공간의 탐색
- 2.3.2 미분
- 2.3.3 경사 하강 알고리즘

(,) 가 .

■ 순수 수학 최적화와 기계 학습 최적화의 차이

- 순수 수학의 최적화 예) $f(x_1, x_2) = -(\cos(x_1^2) + \sin(x_2^2))^2$ 의 최저점을 찾아라.
- 기계 학습의 최적화는 단지 **훈련집합**이 주어지고, 훈련집합에 따라 정해지는 목적함수의 최저점을 찾아야 함
 - 데이터로 미분하는 과정 필요 → 오류 역전파 알고리즘 (3.4절)
 - 주로 SGD(스토캐스틱 경사 하강법) 사용

가 (=) .

2.3.1 매개변수 공간의 탐색

■ 학습 모델의 매개변수 공간

- 높은 차원에 비해 훈련집합의 크기가 작아 참인 확률분포를 구하는 일은 불가능함
- 따라서 기계 학습은 적절한 모델을 선택하고, 목적함수를 정의하고, 모델의 매개변수 공간을 탐색하여 목적함수가 최저가 되는 최적점을 찾는 전략 사용 → 특징 공간에서 해야 하는 일을 모델의 매개변수 공간에서 하는 일로 대치한 셈
- [그림 2-22]는 여러 예제 (θ 는 매개변수, $J(\theta)$ 는 목적함수)

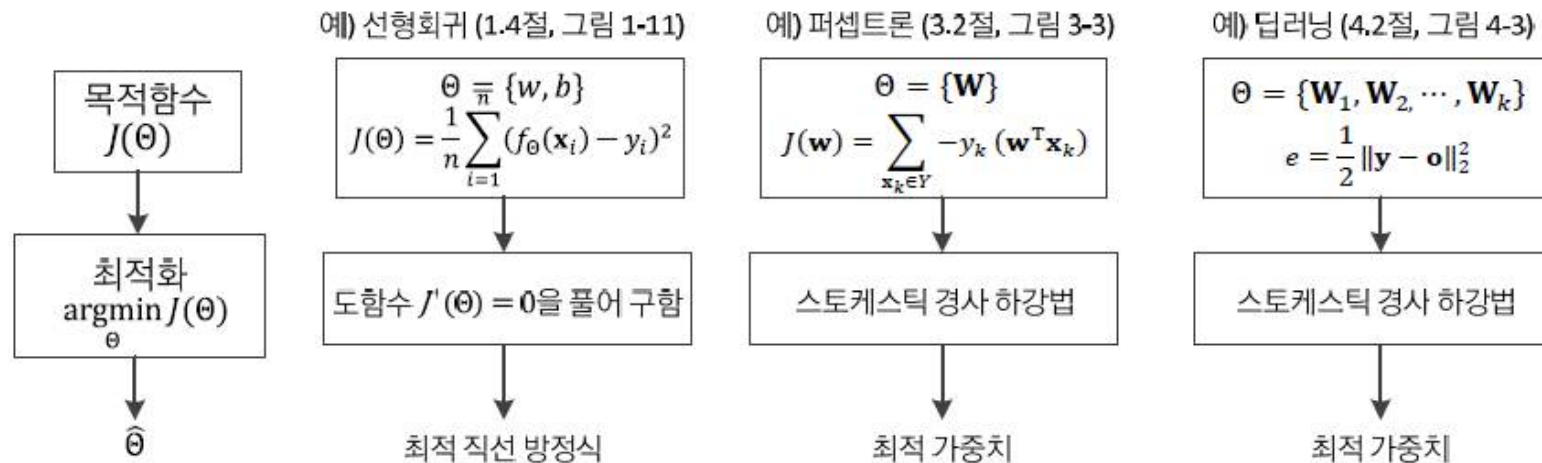


그림 2-22 최적화를 이용한 기계 학습의 문제풀이 과정

2.3.1 매개변수 공간의 탐색

■ 학습 모델의 매개변수 공간

■ 특징 공간보다 수 배~수만 배 넓음

- [그림 2-22]의 선형회귀에서는 특징 공간은 1차원, 매개변수 공간은 2차원
- MNIST 인식하는 딥러닝 모델은 784차원 특징 공간, 수십만~수백만 차원의 매개변수 공간

■ [그림 2-23] 개념도의 매개변수 공간: \hat{x} 은 전역 최적해, x_2 와 x_4 는 지역 최적해

- x_2 와 같이 전역 최적해에 가까운 지역 최적해를 찾고 만족하는 경우 많음

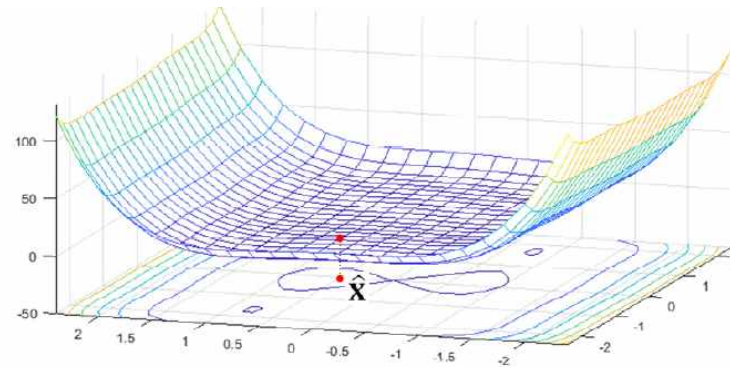
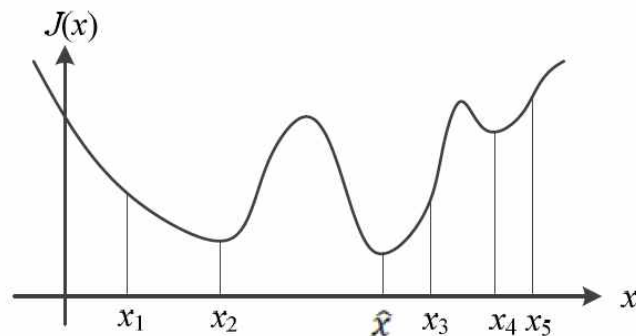


그림 2-23 최적해 탐색

■ 기계 학습이 해야 할 일을 식으로 정의하면,

$$J(\Theta) \text{를 최소로 하는 최적해 } \hat{\Theta} \text{을 찾아라. 즉, } \hat{\Theta} = \underset{\Theta}{\operatorname{argmin}} J(\Theta) \quad (2.50)$$

2.3.1 매개변수 공간의 탐색

■ 최적화 문제 해결

- 낱낱탐색 exhaustive search 알고리즘
 - 차원이 조금만 높아져도 적용 불가능
 - 예) 4차원 Iris에서 각 차원을 1000 구간으로 나눈다면 총 1000^4 개의 점을 평가해야 함
- 무작위 탐색 알고리즘
 - 아무 전략이 없는 순진한 알고리즘

알고리즘 2-1 낱낱탐색 알고리즘

입력: 훈련집합 \mathbb{X} 와 \mathbb{Y}

출력: 최적해 $\hat{\theta}$

```
1 가능한 해를 모두 생성하여 집합  $S$ 에 저장한다.
2  $min$ 을 충분히 큰 값으로 초기화한다.
3 for ( $S$ 에 속하는 각 점  $\theta_{current}$ 에 대해)
4     if( $J(\theta_{current}) < min$ )  $min = J(\theta_{current})$ ,  $\theta_{best} = \theta_{current}$ 
5  $\hat{\theta} = \theta_{best}$ 
```

알고리즘 2-2 무작위 탐색 알고리즘

입력: 훈련집합 \mathbb{X} 와 \mathbb{Y}

출력: 최적해 $\hat{\theta}$

```
1  $min$ 을 충분히 큰 값으로 초기화한다.
2 repeat
3     무작위로 해를 하나 생성하고  $\theta_{current}$ 라 한다.
4     if( $J(\theta_{current}) < min$ )  $min = J(\theta_{current})$ ,  $\theta_{best} = \theta_{current}$ 
5 until(멈춤 조건)
6  $\hat{\theta} = \theta_{best}$ 
```

2.3.1 매개변수 공간의 탐색

- [알고리즘 2-3]은 기계 학습이 사용하는 전형적인 알고리즘
 - 라인 3에서는 목적함수가 작아지는 방향을 주로 미분으로 찾아냄

알고리즘 2-3 기계 학습이 사용하는 전형적인 탐색 알고리즘(1장의 [알고리즘 1-1]과 같음)

입력: 훈련집합 \mathbb{X} 와 \mathbb{Y}

출력: 최적해 $\hat{\theta}$

```
1  난수를 생성하여 초기해  $\theta$ 을 설정한다.  
2  repeat  
3       $J(\theta)$ 가 작아지는 방향  $d\theta$ 를 구한다.  
4       $\theta = \theta + d\theta$   
5  until(멈춤 조건)  
6   $\hat{\theta} = \theta$ 
```

2.3.2 미분

■ 미분에 의한 최적화

■ 미분의 정의

$$f'(x) = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{f(x + \Delta x) - f(x)}{\Delta x}, \quad f''(x) = \lim_{\Delta x \rightarrow 0} \frac{f'(x + \Delta x) - f'(x)}{\Delta x} \quad (2.51)$$

- 1차 도함수 $f'(x)$ 는 함수의 기울기, 즉 값이 커지는 방향을 지시함
- 따라서 $-f'(x)$ 방향에 목적함수의 최저점이 존재
- [알고리즘 2-3]에서 **d0**로 $-f'(x)$ 를 사용함 ← 경사 하강 알고리즘의 핵심 원리

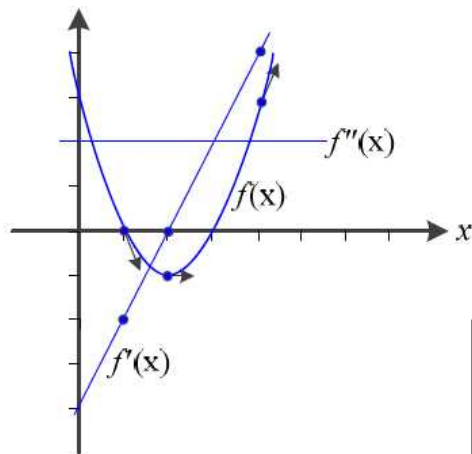


그림 2-24 간단한 미분 예제

$$y = f(x) = x^2 - 4x + 3$$

$$y' = f'(x) = 2x - 4$$

1.

2. dTheta

- >

- >

가

2.3.2 미분

■ 편미분

- 변수가 여러 개인 함수의 미분
- 미분값이 이루는 벡터를 **그레디언트**라 부름
- 여러 가지 표기: $\nabla f, \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}}, \left(\frac{\partial f}{\partial x_1}, \frac{\partial f}{\partial x_2}\right)^T$
- 예)

$$\left. \begin{aligned} f(\mathbf{x}) = f(x_1, x_2) &= \left(4 - 2.1x_1^2 + \frac{x_1^4}{3}\right)x_1^2 + x_1x_2 + (-4 + 4x_2^2)x_2^2 \\ \nabla f = f'(\mathbf{x}) = \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} &= \left(\frac{\partial f}{\partial x_1}, \frac{\partial f}{\partial x_2}\right)^T = (2x_1^5 - 8.4x_1^3 + 8x_1 + x_2, 16x_2^3 - 8x_2 + x_1)^T \end{aligned} \right\} \quad (2.52)$$

■ 기계 학습에서 편미분

- 매개변수 집합 Θ 에 많은 변수가 있으므로 편미분을 사용

2.3.2 미분

■ 편미분으로 얻은 그레이디언트에 따라 최저점을 찾아가는 예제

예제 2-10

초기점 $\mathbf{x}_0 = (-0.5, 0.5)^T$ 라고 하자. \mathbf{x}_0 에서의 그레이디언트는 $f'(\mathbf{x}_0) = (-2.5125, -2.5)^T$ 즉, $\nabla f|_{\mathbf{x}_0} = (-2.5125, -2.5)^T$ 이다. [그림 2-25]는 \mathbf{x}_0 에서 그레이디언트를 화살표로 표시하고 있어, $-f'(\mathbf{x}_0)$ 은 최저점의 방향을 제대로 가리키는 것을 확인할 수 있다. 하지만 얼마만큼 이동하여 다음 점 \mathbf{x}_1 로 옮겨갈지에 대한 방안은 아직 없다. 2.3.3절에서 공부하는 경사 하강법은 이에 대한 답을 제공한다.

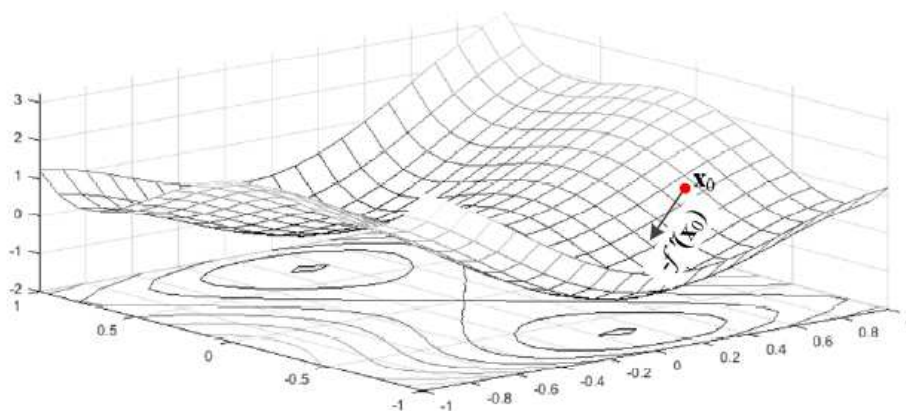


그림 2-25 그레이디언트는 최저점으로 가는 방향을 알려 줌

2.3.2 미분

■ 독립변수와 종속변수의 구분

- 식 (1.2)에서 x 는 독립변수, y 는 종속변수

$$y = wx + b \quad (1.2)$$

- 기계 학습에서 이런 해석은 무의미 (왜냐하면 예측 단계를 위한 해석에 불과)
- 최적화는 예측 단계가 아니라 학습 단계에 필요
 - 식 (1.8)에서 θ 가 독립변수이고 $e = J(\theta)$ 라 하면 e 가 종속변수임

$$J(\theta) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (f_{\theta}(\mathbf{x}_i) - y_i)^2 \quad (1.8)$$

- [그림 2-22]는 여러 가지 사례를 보여줌

2.3.2 미분

■ 연쇄법칙

- 합성함수 $f(x) = g(h(x))$ 와 $f(x) = g(h(i(x)))$ 의 미분

$$\left. \begin{aligned} f'(x) &= g'(h(x))h'(x) \\ f'(x) &= g'(h(i(x)))h'(i(x))i'(x) \end{aligned} \right\} \quad (2.53)$$

- 예) $f(x) = 3(2x^2 - 1)^2 - 2(2x^2 - 1) + 5$ 일 때 $h(x) = 2x^2 - 1$ 로 두면,

$$f'(x) = \underbrace{(3 * 2(2x^2 - 1) - 2)}_{g'(h(x))} \underbrace{(2 * 2x)}_{h'(x)} = 48x^3 - 32x$$

■ 다층 퍼셉트론은 합성함수

- $\frac{\partial o_i}{\partial u_{23}^1}$ 를 계산할 때 연쇄법칙 적용
- 3.4절(오류 역전파)에서 설명

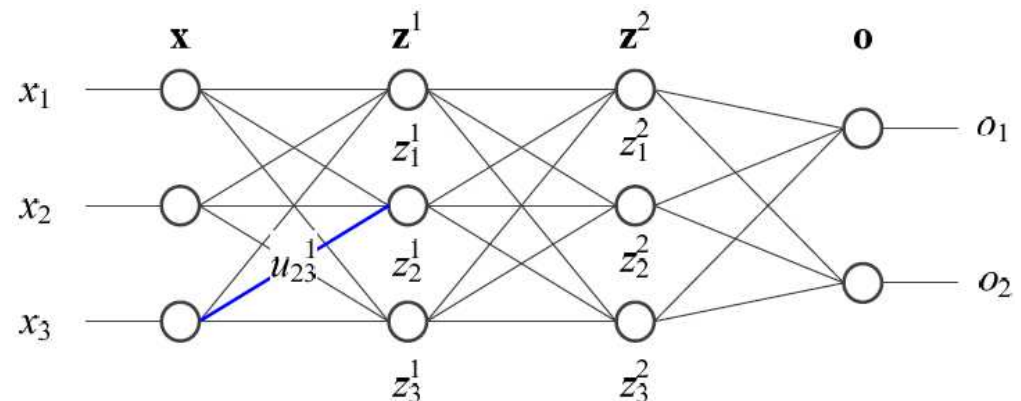


그림 2-26 다층 퍼셉트론은 합성함수

2.3.2 미분

■ 야코비언 행렬

- 함수 $\mathbf{f}: \mathbb{R}^d \mapsto \mathbb{R}^m$ 을 미분하여 얻은 행렬

$$\text{야코비언 행렬 } \mathbf{J} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \frac{\partial f_1}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_1}{\partial x_d} \\ \frac{\partial f_2}{\partial x_1} & \frac{\partial f_2}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_2}{\partial x_d} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_m}{\partial x_1} & \frac{\partial f_m}{\partial x_2} & \dots & \frac{\partial f_m}{\partial x_d} \end{pmatrix}$$

예)

$$\mathbf{f}: \mathbb{R}^2 \mapsto \mathbb{R}^3 \text{ 인 } \mathbf{f}(\mathbf{x}) = (2x_1 + x_2^2, -x_1^2 + 3x_2, 4x_1x_2)^T$$

$$\mathbf{J} = \begin{pmatrix} 2 & 2x_2 \\ -2x_1 & 3 \\ 4x_2 & 4x_1 \end{pmatrix} \quad \mathbf{J}|_{(2,1)^T} = \begin{pmatrix} 2 & 2 \\ -4 & 3 \\ 4 & 8 \end{pmatrix}$$

■ 헤시안 행렬

- 2차 편도함수

$$\text{헤시안 행렬 } \mathbf{H} = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 x_2} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_1 x_n} \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 x_2} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_2 x_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f}{\partial x_n x_1} & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n x_2} & \dots & \frac{\partial^2 f}{\partial x_n x_n} \end{pmatrix}$$

예)

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}) &= f(x_1, x_2) \\ &= \left(4 - 2.1x_1^2 + \frac{x_1^4}{3}\right)x_1^2 + x_1x_2 + (-4 + 4x_2^2)x_2^2 \end{aligned}$$

$$\mathbf{H} = \begin{pmatrix} 10x_1^4 - 25.2x_1^2 + 8 & 1 \\ 1 & 48x_2^2 - 8 \end{pmatrix}$$

$$\mathbf{H}|_{(0,1)^T} = \begin{pmatrix} 8 & 1 \\ 1 & 40 \end{pmatrix}$$

2.3.3 경사 하강 알고리즘

- 식 (2.58)은 경사 하강법이 낮은 곳을 찾아가는 원리

- $\mathbf{g} = d\mathbf{\Theta} = \frac{\partial J}{\partial \mathbf{\Theta}}$ 이고, ρ 는 학습률

$$\mathbf{\Theta} = \mathbf{\Theta} - \rho \mathbf{g}$$

(2.58)

- 배치 경사 하강 알고리즘

- 샘플의 그레디언트를 평균한 후 한꺼번에 갱신

알고리즘 2-4 배치 경사 하강 알고리즘(BGD)

입력: 훈련집합 \mathbb{X} 와 \mathbb{Y} , 학습률 ρ

출력: 최적해 $\hat{\mathbf{\Theta}}$

```
1  난수를 생성하여 초기해  $\mathbf{\Theta}$ 를 설정한다.
2  repeat
3       $\mathbb{X}$ 에 있는 샘플의 그레디언트  $\nabla_1, \nabla_2, \dots, \nabla_n$ 을 계산한다.
4       $\nabla_{total} = \frac{1}{n} \sum_{i=1, n} \nabla_i$  // 그레디언트 평균을 계산
5       $\mathbf{\Theta} = \mathbf{\Theta} - \rho \nabla_{total}$ 
6  until(멈춤 조건)
7   $\hat{\mathbf{\Theta}} = \mathbf{\Theta}$ 
```

훈련집합

$$\mathbb{X} = \{\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n\}$$

$$\mathbb{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_n\}$$

2.3.3 경사 하강 알고리즘

■ 스토캐스틱 경사 하강 SGD(stochastic gradient descent) 알고리즘

- 한 샘플의 그레이디언트를 계산한 후 즉시 갱신
- 라인 3~6을 한 번 반복하는 일을 한 세대라 부름

알고리즘 2-5 스토캐스틱 경사 하강 알고리즘(SGD)

입력: 훈련집합 \mathbb{X} 와 \mathbb{Y} , 학습률 ρ

출력: 최적해 $\hat{\Theta}$

```
1  난수를 생성하여 초기해  $\Theta$ 를 설정한다.  
2  repeat  
3     $\mathbb{X}$ 의 샘플의 순서를 섞는다.  
4    for ( $i=1$  to  $n$ )  
5       $i$ 번째 샘플에 대한 그레이디언트  $\nabla_i$ 를 계산한다.  
6       $\Theta = \Theta - \rho \nabla_i$   
7  until(멈춤 조건)  
8   $\hat{\Theta} = \Theta$ 
```

- 다른 방식의 구현([알고리즘 2-5]의 라인 3~6을 다음 코드로 대체)

```
3   $\mathbb{X}$ 에서 임의로 샘플 하나를 뽑는다.  
4  뽑힌 샘플의 그레이디언트  $\nabla$ 를 계산한다.  
5   $\Theta = \Theta - \rho \nabla$ 
```