



MACHINE 기계 학습 LEARNING

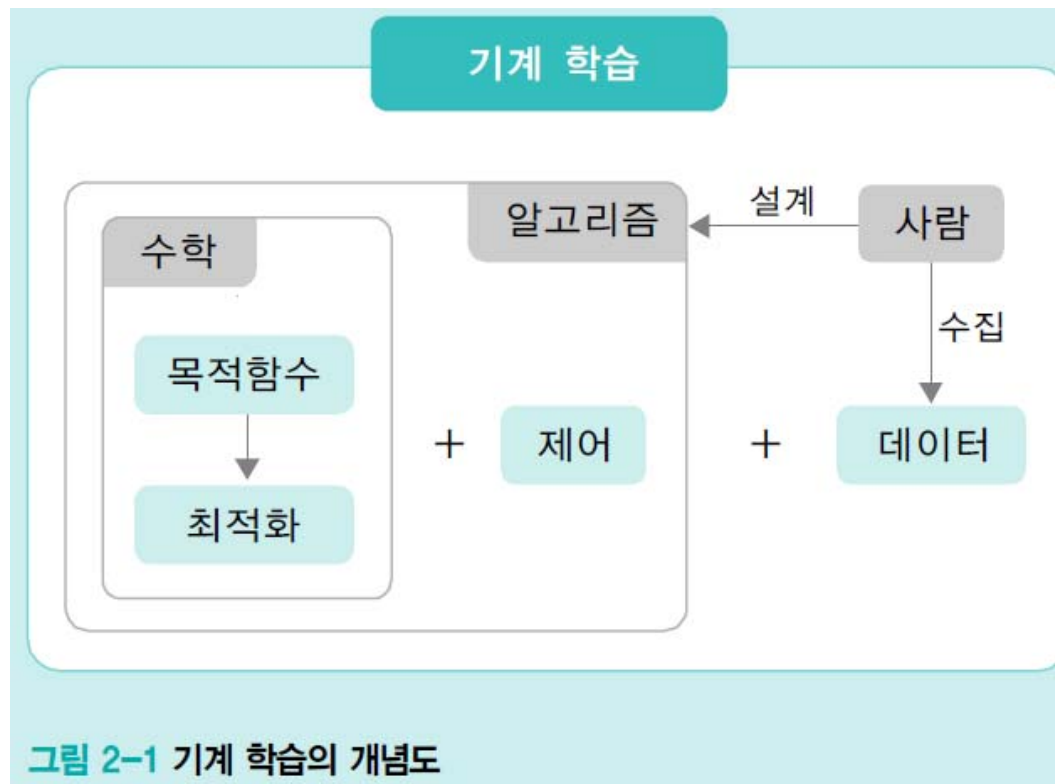
오일석 지음



PREVIEW

■ 기계 학습에서 수학의 역할

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



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,

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

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

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

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 $\|\mathbf{x}\|_2 = (3^2 + (-4)^2 + 1^2)^{1/2} = 5.099$

■ 행렬의 프로베니우스 놈

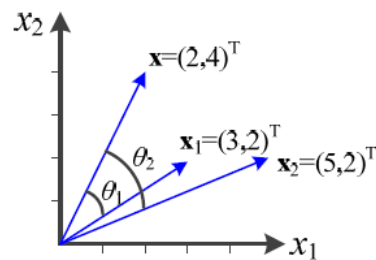
$$\text{프로베니우스 놈: } \|\mathbf{A}\|_F = \left(\sum_{i=1,n} \sum_{j=1,m} a_{ij}^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (2.6)$$

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

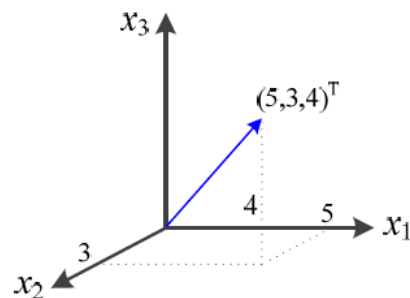
2.1.2 놈과 유사도

■ 유사도와 거리

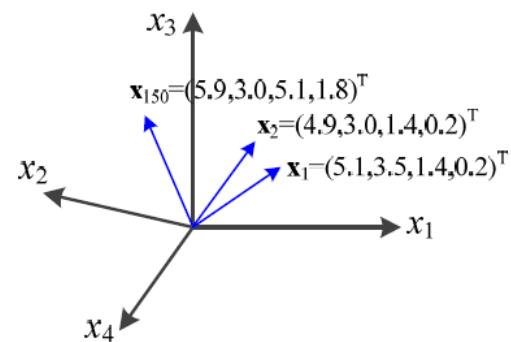
- 벡터를 기하학적으로 해석



(a) 2차원 벡터



(b) 3차원 벡터



(c) 4차원 벡터(Iris 데이터)

그림 2-2 벡터를 기하학적으로 해석

- 코사인 유사도

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

2.1.3 퍼셉트론의 해석

■ 퍼셉트론

- 1958년 로젠블랫이 고안한 분류기 모델

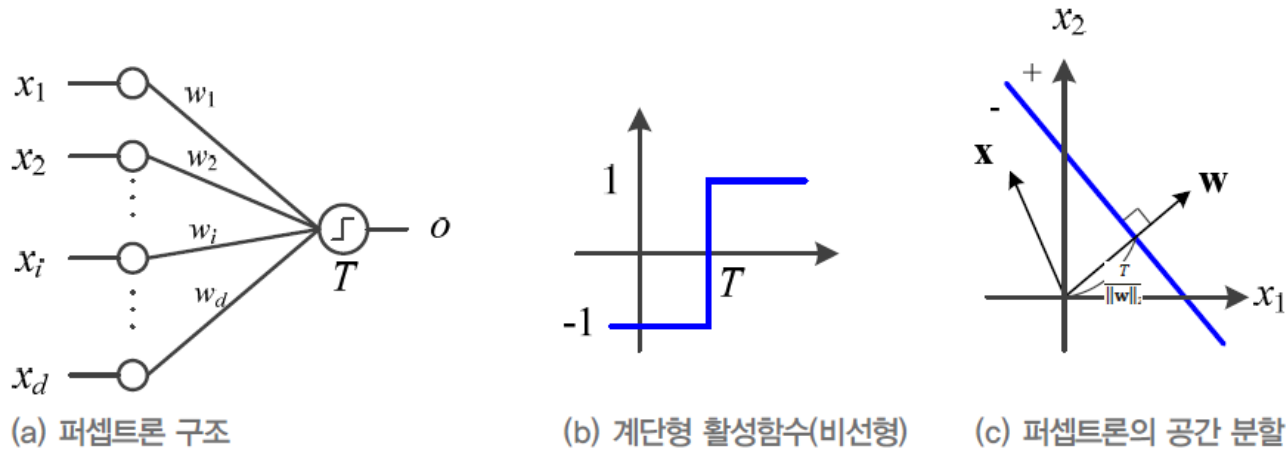


그림 2-3 퍼셉트론의 구조와 동작

- 퍼셉트론의 동작을 수식으로 표현하면,

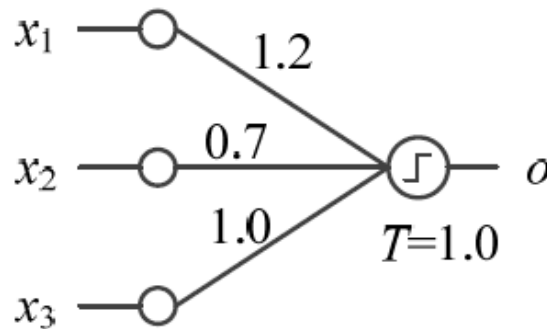
$$o = \tau(\mathbf{w} \cdot \mathbf{x}), \quad \text{이때} \quad \tau(a) = \begin{cases} 1, & a \geq T \\ -1, & a < T \end{cases} \quad (2.8)$$

- 활성화 함수 τ 로는 계단함수 사용

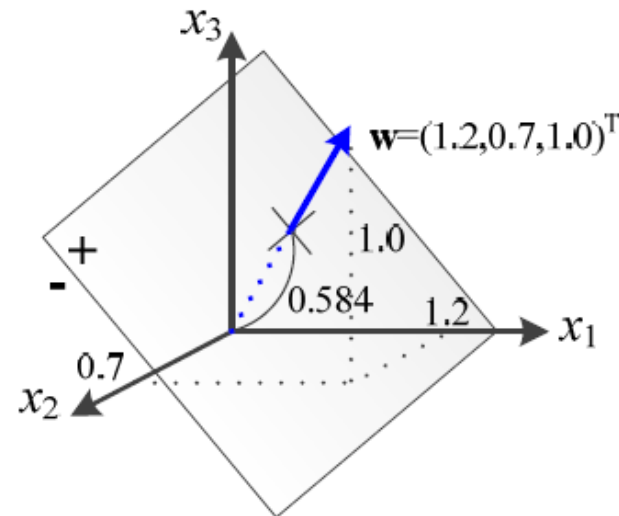
2.1.3 퍼셉트론의 해석

■ 퍼셉트론

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



(a) 퍼셉트론

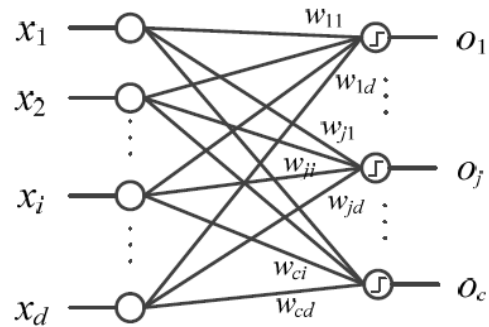


(b) 공간 분할(2부류 분류)

그림 2-4 퍼셉트론의 예(3차원)

2.1.3 퍼셉트론의 해석

■ 출력이 여러 개인 퍼셉트론



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

그림 2-5 출력이 여러 개인 퍼셉트론

- 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

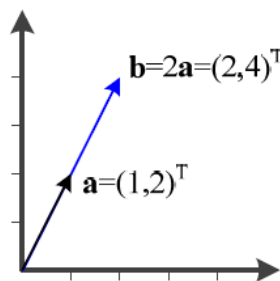
■ 선형결합이 만드는 벡터공간

- 기저벡터 \mathbf{a} 와 \mathbf{b} 의 선형결합

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

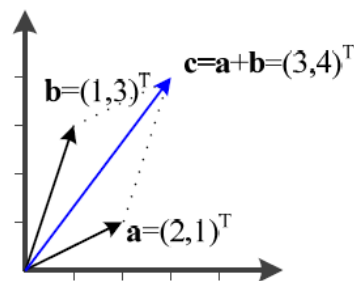
(2.12)

- 선형결합으로 만들어지는 공간을 **벡터공간**이라 부름

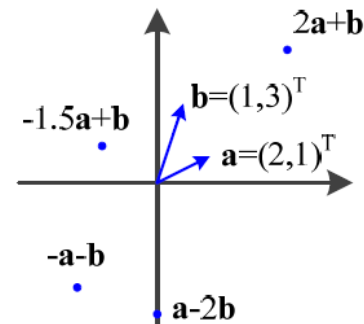


(a) 벡터에 스칼라 곱

그림 2-6 벡터의 연산

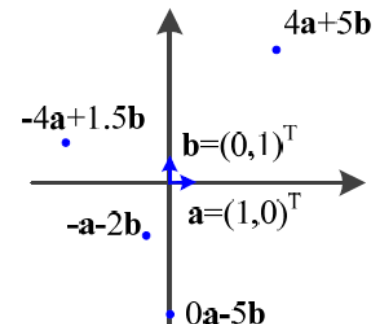


(b) 두 벡터의 덧셈



(a) 기저 벡터와 벡터공간

그림 2-7 벡터공간



(b) 정규직교 기저 벡터

2.1.5 역행렬

■ 역행렬의 원리

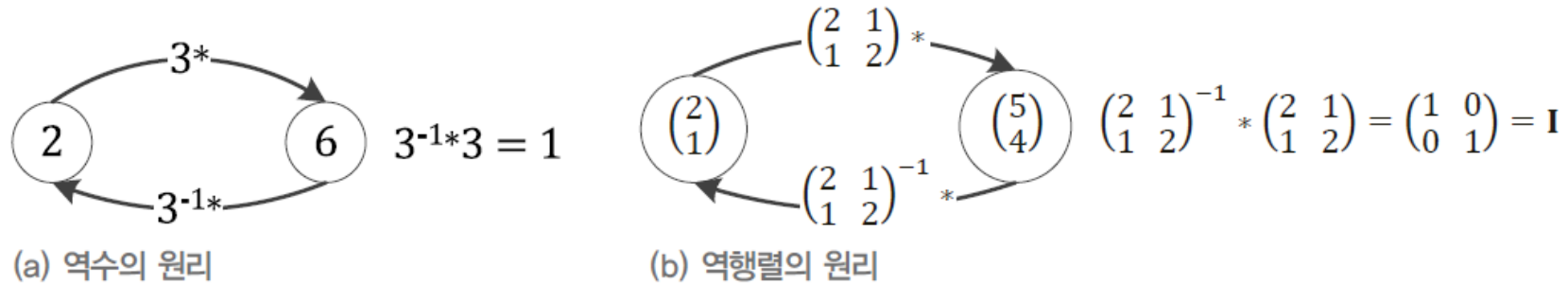


그림 2-9 역행렬

- 정사각행렬 A 의 역행렬 A^{-1}

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

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