클린업 1주차

3팀 선형대수학

황정현 고경현 김지민 반경림 전효림

INDEX

- 1. 선형대수 소개
 - 2. 기본 개념
- 3. 선형방정식과 선형결합
 - 4. 선형변환
- 5. 선대, 딥러닝을 만나다

1

선형대수 소개

선형대수 소개



선형대수



통계 분석의 시작점

선형성을 바탕으로 선형변환과 그때의 공간에 대해 연구하는 대수학의 한 분야



선형대수 소개



선형대수





데이터의 처리

데이터프레임화

차원축소



공간적 조작

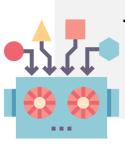




이론적 바탕

머신러닝의 기반

통계 모델의 원리



2

기본 개념

선형성



함수 f는 선형이다

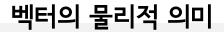


가산성 임의의 수 x와 y에 대해 f(x + y) = f(x) + f(y)

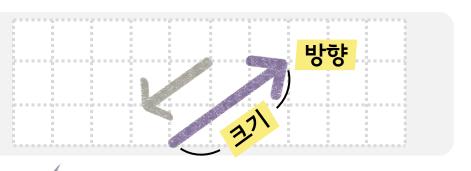
동차성 임의의 수 x와 상수 a에 대해 f(ax) = a • f(x)

기본개념

벡터(vector)의 개념



' 어느 <mark>방향</mark>으로 <mark>얼마만큼</mark>의 힘 또는 속도를 갖는지 ' *≠ 스칼라(scalar)*



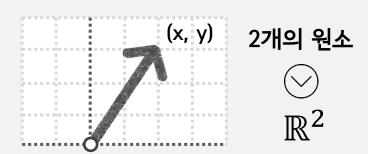
데이터분석의 기본 단위



다른 데이터를 구성하는 기본

데이터를 <mark>선형적 관점</mark>에서 이해할 수 있는 핵심 매개

선형대수학의 공간적 이해



- 원소(component): 벡터를 구성하는 값
- 벡터공간(vector space, ℝ): 벡터로 이뤄지는 공간
- n개의 원소로 이뤄진 벡터는 n차원 공간에 있음

벡터의 연산

수식적으로 계산하기

벡터의 연산은 원소끼리 이루어짐

$$v = \left[\begin{array}{c} a \\ b \end{array}\right] \quad w = \left[\begin{array}{c} c \\ d \end{array}\right]$$

상수배

덧셈

$$v + w = \begin{bmatrix} a+c \\ b+d \end{bmatrix}$$

뺄셈

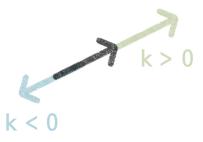
$$v - w = \begin{bmatrix} a-c \\ b-d \end{bmatrix}$$

기본개념

벡터의 연산

기하학적으로 계산하기

상수배



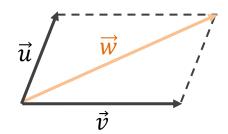
벡터에 상수 k를 곱한다



벡터의 길이를 k배 한다

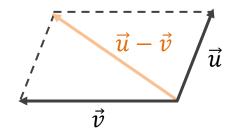
덧셈

벡터 u에서 벡터 v만큼 이동하면서 생기는 평행사변형의 대각선이 u+v, 즉 벡터 w



뺄셈

벡터 v에 대해 -1배 한 뒤 벡터 u와 더하면 벡터 u-v



벡터의 연산법칙

 \mathbb{R}^n 의 벡터 x, y, z와 스칼라 h, k에 대하여 다음이 성립한다.



•
$$x + y = y + x$$

•
$$(x + y) + z = x + (y + z)$$

•
$$x + 0 = x = 0 + x$$

•
$$x + (-x) = 0 = (-x) + x$$

•
$$k \cdot (x + y) = kx + ky$$

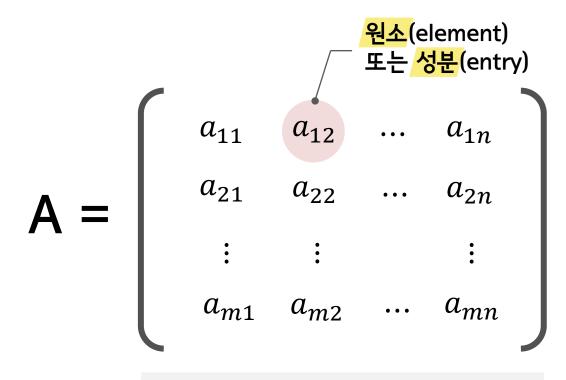
•
$$(h + k) \cdot x = hx + kx$$

•
$$(h \cdot k) \cdot x = h \cdot (k \cdot x)$$

•
$$1 \cdot x = x$$

행렬(matrix)의 개념

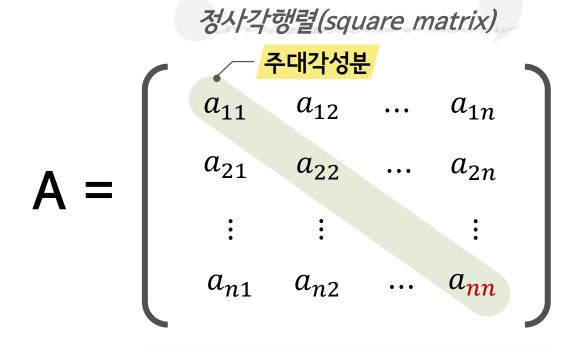
• 실수를 직사각형 모양의 행과 열로 배열한 형태



행 m개와 열 n개로 이루어진m x n 크기의 행렬

행렬(matrix)의 개념

• 실수를 직사각형 모양의 행과 열로 배열한 형태



행 n개와 열 n개로 이루어진 n x n 크기의 행렬

행렬의 연산

상수배

모든 원소에 같은 상수를 곱함

합

크기가 같은 두 행렬에서 같은 위치에 있는 원소끼리 합함

$$A = \left[\begin{array}{cc} 1 & 2 \\ 3 & 0 \end{array}\right] \qquad B = \left[\begin{array}{cc} 0 & 6 \\ 1 & 3 \end{array}\right]$$

$$B = \left[\begin{array}{cc} 0 & 6 \\ 1 & 3 \end{array} \right]$$

$$3A = \begin{bmatrix} 1.3 & 2.3 \\ 3.3 & 0.3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 & 6 \\ 9 & 0 \end{bmatrix}$$

$$3A = \begin{bmatrix} 1.3 & 2.3 \\ 3.3 & 0.3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 3 & 6 \\ 9 & 0 \end{bmatrix} A+B = \begin{bmatrix} 1+0 & 2+6 \\ 3+1 & 0+3 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 8 \\ 4 & 3 \end{bmatrix}$$

행렬의 연산

앞 행렬의 열과 뒤 행렬의 행이 크기가 같을 때, 원소의 곱의 합



애왕 행렬의 곱은 교환법칙이 성립하지 않음, 즉 AB ≠ BA

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 3 & 2 & 1 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \\ 2 & 1 \end{bmatrix}$$

$$AB = \begin{pmatrix} 1 \cdot 2 + 2 \cdot 1 + 3 \cdot 2 & 1 \cdot 1 + 2 \cdot 2 + 3 \cdot 1 \\ 3 \cdot 2 + 2 \cdot 1 + 1 \cdot 2 & 3 \cdot 1 + 2 \cdot 2 + 1 \cdot 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 10 & 8 \\ 10 & 8 \end{pmatrix}$$

행렬의 종류

영행렬 0 0 0 0 0 0 0 0 0

모든 원소가 **0**인 행렬 (0)

기본개념

행렬의 종류

영행렬 0 0 0 0 0 0 0 0 0

모든 원소가 0인 행렬 (0)

정방행렬 9 4 2 1 8 0 3 0 9

행과 열의 개수가 같은 정사각형 행렬 대각행렬 -2 0 0 0 1 0 0 0 9

정방행렬 중 주대각선 이외의 값이 0인 행렬 단위행렬 1 0 0 0 1 0 0 0 1

대각행렬 중 <mark>주대각성분이</mark> 1인 행렬 (I)

행렬의 종류

0 0 0

0

모든 원소가 0인 행렬 (0)

2 x 3

6 0

3 x 2

A

전치행렬

행렬 A의 행과 열을 교환하여 얻은 행렬 A^T

정방행렬

9

8

3 9

행과 열의 개수가 같은 정사각형 행렬

대각행렬

9

정방행렬 중 주대각선 이외의 값이 0인 행렬

단위행렬

정방행렬의 전치행렬은

주대각선을

기준으로 대칭

대각행렬 중 주대각성분이 1인 행렬 (I)

역행렬



Properties

$$(A^{-1})^{-1} = A$$

 $(AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1}$
 $(A^T)^{-1} = (A^{-1})^T$

2 x 2 matrix의 경우

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

역행렬

행렬 A는 오직 하나의 역행렬만 가질 수 있기 때문에

$$(A^{-1})^{-1} = A$$
 역행렬을 가진다
해가 유일하다 $_{\ell}$ (unique) $\frac{1}{ad - bc}$ $\begin{pmatrix} d - b \\ -c & a \end{pmatrix}$ $\begin{pmatrix} A^{-1} \end{pmatrix}^{-1} = \begin{pmatrix} A^{-1} \end{pmatrix}^{T}$ 모두 같은 말!

3

선형방정식과 선형결합

선형방정식(Linear equation)

양의 정수 n에 대하여,
$$a_1x_1 + a_2x_2 + \cdots + a_nx_n = b$$
 형태로 표현되는 식

하나 이상의 선형방정식 집합은 **연립선형방정식**

선형방정식(Linear equation)



문자의 개수가 많거나 일반화된 해를 찾기 힘들 때 <mark>행렬과 벡터를 이용</mark>한 선형방정식의 꼴로 만들어 해결할 수 있다!

Ax = b 판별 및 해 구하기



문자의 개수가 많거나 일반화된 해를 찾기 힘들 때 행렬과 벡터를 이용한 선형방정식의 꼴로 만들어 해결할 수 있다!

Gauss-Jordan Elimination



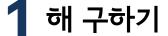
Carl Friedrich Gauss



Wilhelm Jordan

계수만으로 행렬을 생성한 후
Elementary Row Operation을 이용하여
Row Echelon Form으로 만들어
연립선형방정식의 해를 구함

Ax = b 판별 및 해 구하기



/ Elementary Row Operation (ERO, 기본 행 연산)

두 행을 교환한다

Ax = b 판별 및 해 구하기

1 해 구하기

Elementary Row Operation (ERO, 기본 행 연산)

한 행에 0이 아닌 실수를 곱한다

 $\begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \end{bmatrix} \implies 2 \begin{bmatrix} 2 & 4 \\ R_{1} \rightarrow 2 \times R_{1} \end{bmatrix}$

Ax = b 판별 및 해 구하기

1 해 구하기

✓ Elementary Row Operation (ERO, 기본 행 연산)

한 행에 0이 아닌 실수배를 하여 다른 행에 더한다

Ax = b 판별 및 해 구하기

해 구하기

Row Echelon Form (REF)

1 1 -2 0 1

0 0 0 1 3

0 0 0 0

성분이 모두 0인 행이 존재하면 그 행은 행렬의 맨 아래에 위치

Ax = b 판별 및 해 구하기

▋ 해 구하기

Row Echelon Form (REF)

1 1 -2 0 1

0 0 0 1 3

0 0 0 0

각 행에서 처음으로 나타나는 0이 아닌 성분은 1

Leading 1 (선행성분, pivot)

Ax = b 판별 및 해 구하기

┨ 해 구하기

Row Echelon Form (REF)

1 1 -2 0 1

0 0 0 1 3

0 0 0 0

(i+1)행의 선행성분은i행의 선행성분보다오른쪽에 위치

Ax = b 판별 및 해 구하기

1 해 구하기

Reduced Row Echelon Form (RREF)

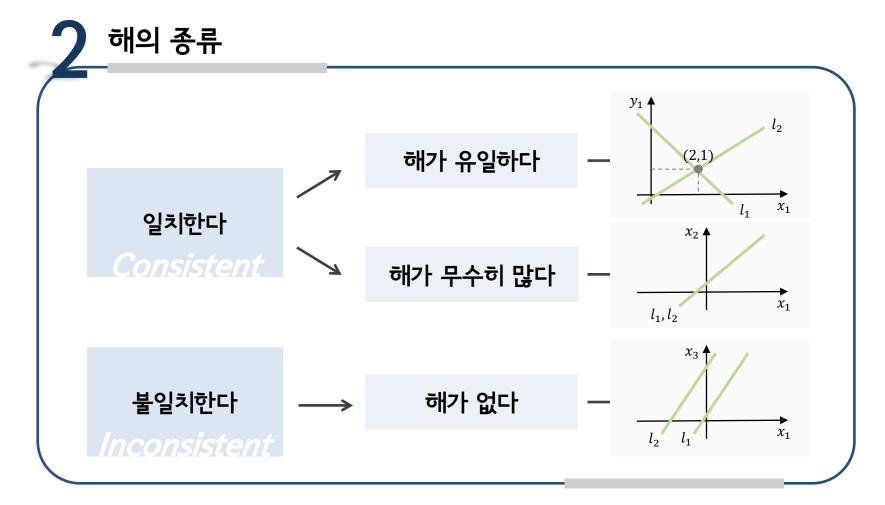
1 1 -2 0 1

0 0 0 1 3

0 0 0 0

Leading 1을 포함하는 열의 선행선분 외의 성분은 모두 0

Ax = b 판별 및 해 구하기



Ax = b 판별 및 해 구하기

🧣 해의 판별



사전 작업

 Ax = b 를 <mark>행렬 [A | b] 로 만들고 G-J 소거법을</mark> 이용해

 RREF인 [H | c] 로 만든다

$$\begin{cases}
-2x - 5y + 2z = -3 & -2 -5 & 2 & -3 \\
x + 3y = 4 & 1 & 3 & 0 & 4 \\
y + 3z = 6 & 0 & 1 & 3 & 6
\end{cases}$$

Ax = b 판별 및 해 구하기

🧣 해의 판별



H의 모든 열에 leading 1이 존재할 때 🔵 유일한 해가 있다

$$x = -5$$
$$y = 3$$

$$z = 1$$

Ax = b 판별 및 해 구하기

3 해의 판별



H의 일부 행에 leading 1이 없고, 오른쪽 숫자가 0일 때

○ 해가 무수히 많다

$$x = -2t + 3$$

 $y = -t + 1$
 $z = t$

자유변수(free variable) : z에 의해 x, y 설명

Ax = b 판별 및 해 구하기

3 해의 판별



H의 일부 행에 leading 1이 없고, 오른쪽 숫자가 0이 아닐 때

>) 해가 없다

위 선형방정식을 만족시키는 해는 존재하지 않음

선형결합(Linear combination)

• 벡터들을 상수배와 벡터 덧셈을 통해 조합하여 새로운 벡터를 얻는 연산

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \left(\begin{array}{ccc} a_1 & a_2 & \cdots & a_n \end{array}\right) \left(\begin{array}{c} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{array}\right) = a_1x_1 + a_2x_2 + \cdots + a_nx_n$$

선형결합(Linear combination)과 span

• 벡터들을 상수배와 벡터 덧셈을 통해 조합하여 새로운 벡터를 얻는 연산

$$\mathbf{A}\mathbf{x} = \left(\begin{array}{ccc} a_1 & a_2 & \cdots & a_n \end{array}\right) \left(\begin{array}{c} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{array}\right) = \begin{array}{c} a_1 x_1 + a_2 x_2 + \cdots + a_n x_n \\ span\{a_1 \ a_2 \ \cdots \ a_n\} \end{array}$$

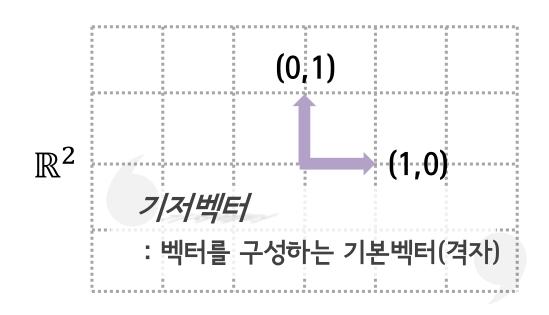


 $m \times n$ 행렬 A와 n개의 원소를 가진 벡터 x를 곱할 때,

a:의 조합 = span

선형방정식과 선형결합

span의 공간적 이해



2차원 벡터공간 내 모든 벡터는 기저벡터인 (0, 1)과 (1, 0)의 span(조합)을 통해 표현할 수 있음

선형방정식과 선형결합

span의 공간적 이해

다음주를 기다H하H주시H오!



(0,1)

/

Ax = b의 해가 존재한다 벡터는 기저벡터인

2차원 벡터공간 내

a의 조합으로 b를 표현할 수 있다 (1, 0)의

벡터 b가 span(a1, a2, …, an)에 있다

4

선형변환

선형 '변환'의 의미



Linear Transformation



DUTPUT

Input이 선형<mark>변환</mark>을 거침으로써 Output으로 나오는, 일종의 함수

선형방정식 Ax = b를 '변환'의 관점에서 이해해보자!

$$\begin{pmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 3 \end{pmatrix}$$

x라는 input에 A라는 변환을 거쳐 b라는 새로운 output 반환

선형 '변환'의 의미



INPUT Ax = b의 해를 찾고자 하는 것은 곧OUTPUT A를 곱했을 때 b로 변환되는 벡터 x를 찾는 것이다!

선형방정식 Ax = b를 '변환'의 관점에서 이해해보자!

$$\begin{pmatrix} 2 & -1 \\ -1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 \\ 3 \end{pmatrix}$$

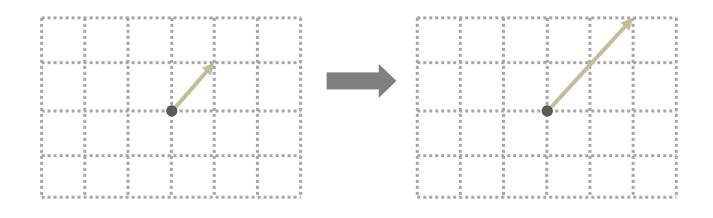
x라는 input에 A라는 변환을 거쳐 b라는 새로운 output 반환

'선형' 변환의 의미 (1) 수식적 의미

 $\mathsf{T}: \mathbb{R}^n \to \mathbb{R}^m$ 일때,

정의역에 존재하는 임의의 벡터 u, v에 대해

•
$$T(u + v) = T(u) + T(v)$$



'선형' 변환의 의미 (2) 공간적 의미

$$T\begin{bmatrix} 1\\1 \end{bmatrix} = 1T\begin{bmatrix} 1\\0 \end{bmatrix} + 1T\begin{bmatrix} 0\\1 \end{bmatrix}$$

$$= 1\begin{bmatrix} 2 & -3\\1 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 1\\0 \end{bmatrix} + 1\begin{bmatrix} 2 & -3\\1 & 1 \end{bmatrix}\begin{bmatrix} 0\\1 \end{bmatrix}$$

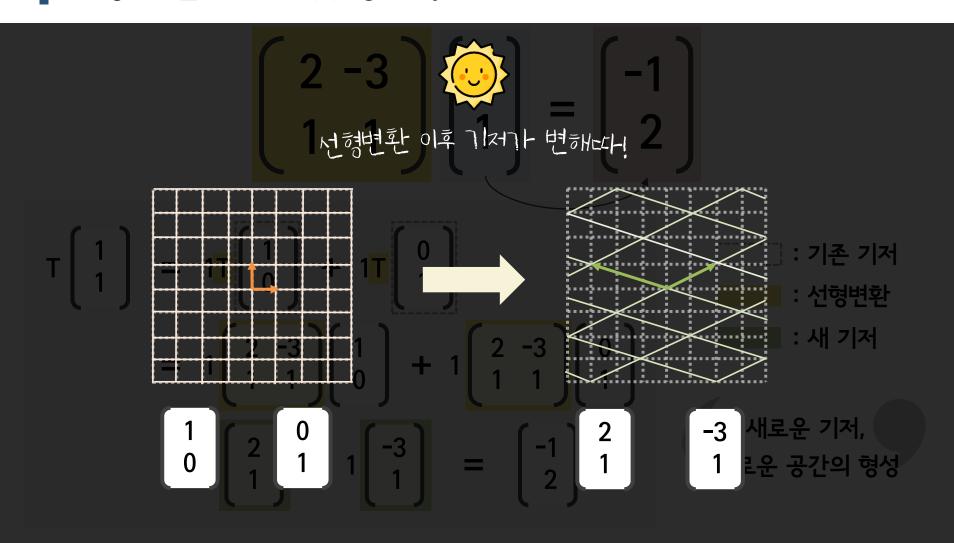
$$= 1\begin{bmatrix} 2\\1 \end{bmatrix} + 1\begin{bmatrix} -3\\1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -1\\2 \end{bmatrix}$$

: 기존 기저

: 선형변환

: 새 기저

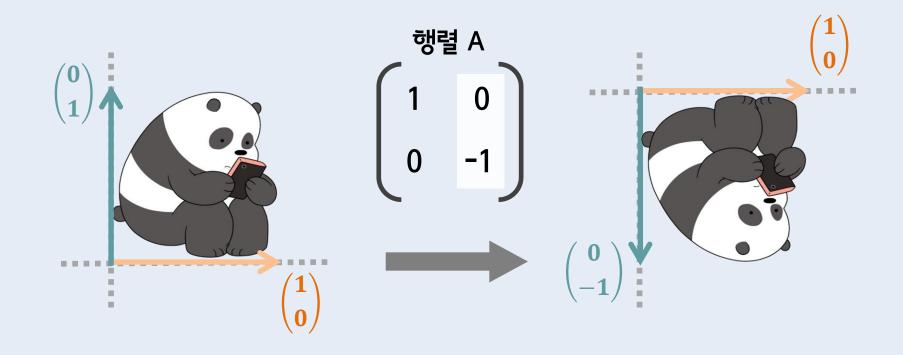
새로운 기저, 새로운 공간의 형성 '선형' 변환의 의미 (2) 공간적 의미



선형변환의 종류

Reflection

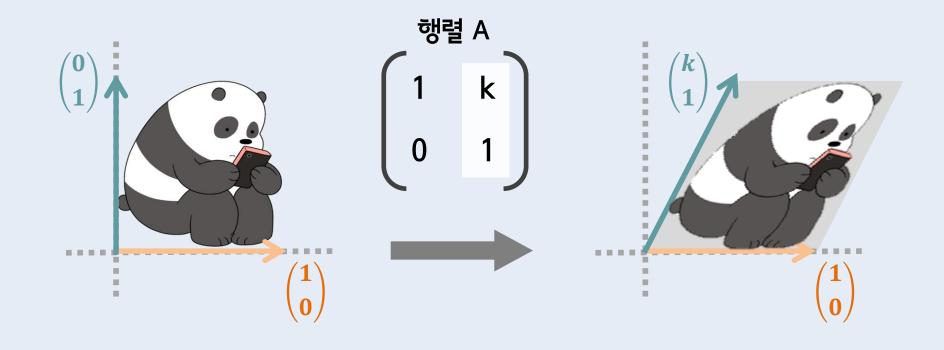
- 특정 축을 중심으로 벡터를 반전
- 각각의 벡터 (1,0), (0,1)이 선형변환 행렬 A에 의해 반전



선형변환의 종류

Shear

- 평행사변형으로 변환
- 각각의 벡터 (1,0), (0,1)이 선형변환 행렬 A에 의해 평행사변형 꼴로 변환

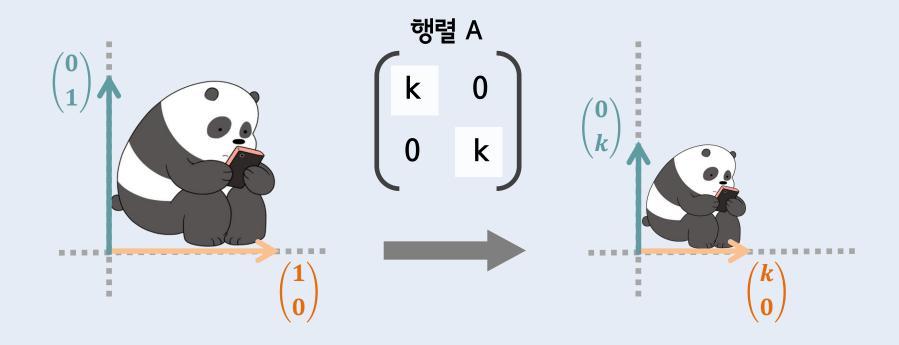


선형변환

선형변환의 종류

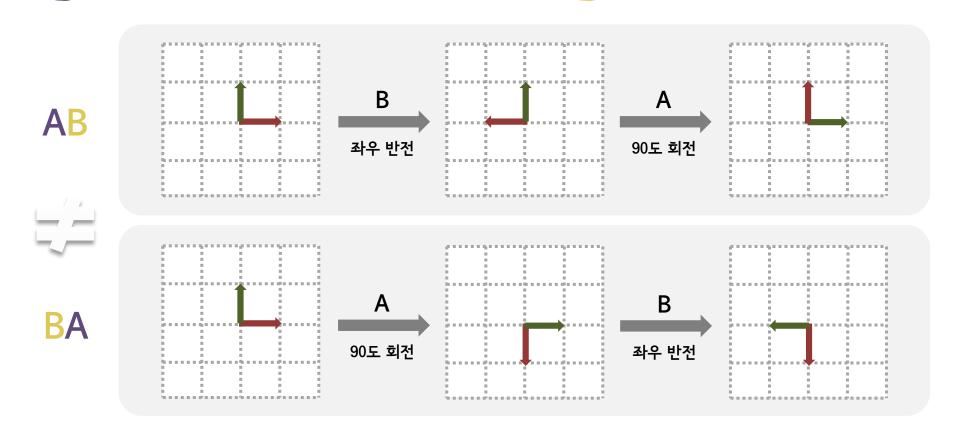
- Contractions · 특정 k배로 수축 또는 확장

- **Expansions** 각각의 벡터 (1,0), (0,1)이 선형변환 행렬 A에 의해 축소됨 (k < 0)



선형변환으로 AB와 BA가 다름을 이해하기

- A 공간을 오른쪽으로 90° 회전시키는 선형변환
- B 공간을 좌우로 뒤집는 선형변환



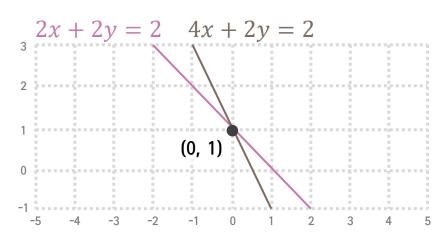
선형변환으로 Gauss-Jordan 소거법 이해하기

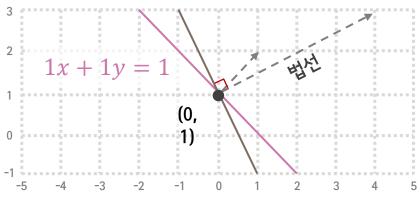
선형변환의 차원에서 선형방정식
$$\begin{cases} 2x + 2y = 2 \\ 4x + 2y = 2 \end{cases}$$
을 풀어보자!

1 Ax = b를 [A | b] 형태로 변경

$$\left(\begin{array}{c|cc}2&2&2\\4&2&2\end{array}\right)$$

2 Scaling (R1 x 0.5)



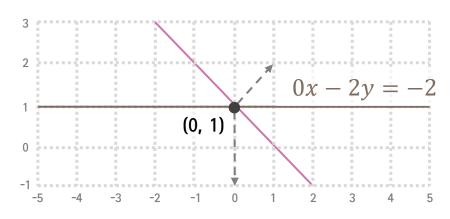


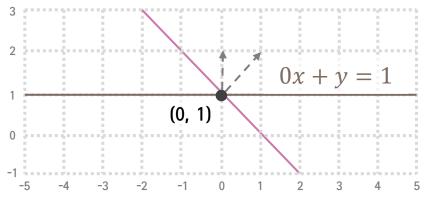
선형변환으로 Gauss-Jordan 소거법 이해하기

선형변환의 차원에서 선형방정식 $\begin{cases} 2x + 2y = 2 \\ 4x + 2y = 2 \end{cases}$ 을 풀어보자!

3 Subtraction (R2 - 4 x R1)

4 Scaling (R2 x -0.5)

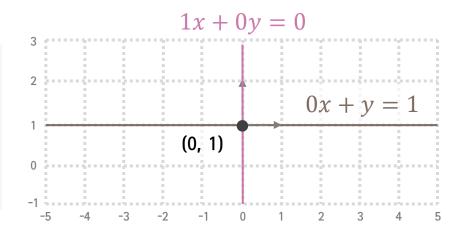




선형변환으로 Gauss-Jordan 소거법 이해하기

선형변환의 차원에서 선형방정식
$$\begin{cases} 2x + 2y = 2 \\ 4x + 2y = 2 \end{cases}$$
을 풀어보자!

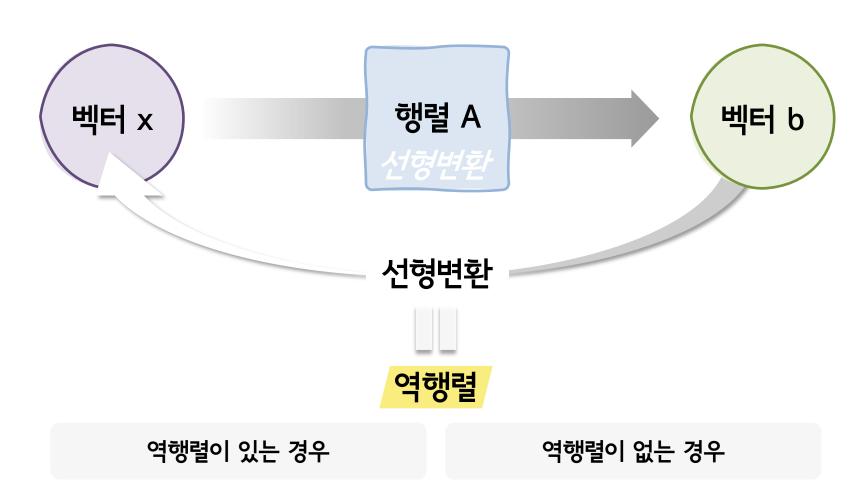
$$\left(\begin{array}{c|cc} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \end{array}\right)$$





축이 원래의 x축·y축과 평행해짐

선형변환으로 역행렬 이해하기



선형변환으로 역행렬 이해하기

역행렬이 있는 경우

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

$$A = \begin{bmatrix} 2 & 1 \\ -1 & 2 \end{bmatrix}$$

$$A^{-1} = \begin{bmatrix} 2/5 & -1/5 \\ 1/5 & 2/5 \end{bmatrix}$$

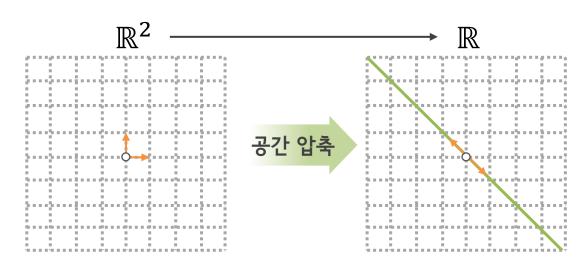


정방행렬 A의 <mark>역행렬이 존재</mark>한다

- Ax = b가 유일한 해를 갖는다(unique)
- 😑 특정 x를 선형변환한 Ax가 유일하다
- **x와 Ax가 서로 일대일 대응이다**

선형변환으로 역행렬 이해하기

🤈 역행렬이 없는 경우



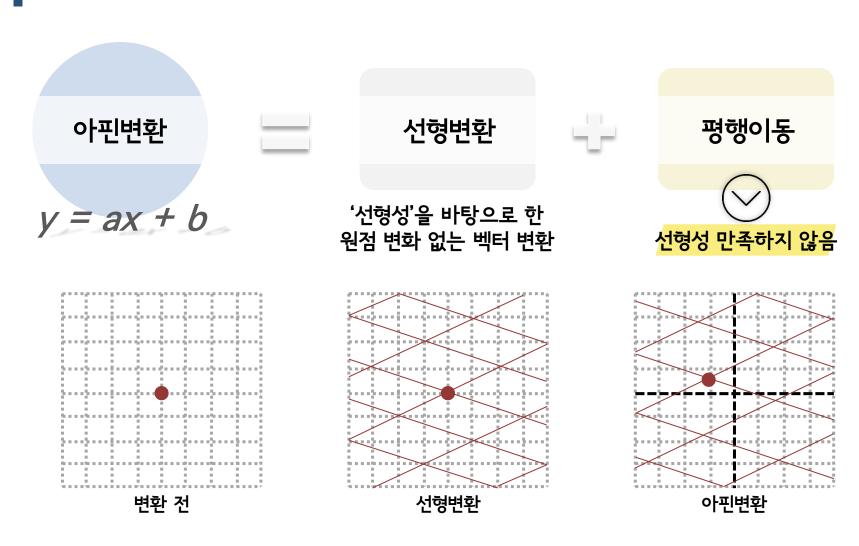
1차원 벡터를 어떠한 특정 2차원 벡터로 되돌려야 하는지 알 수 없다

- Ax = b의 해가 유일하지 않다
- **역행렬이 존재하지 않는다**

5

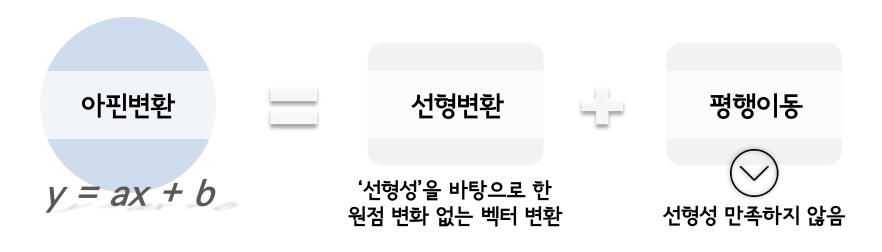
선대, 딥러닝을 만나다

Affine transformation



선대, 딥러닝을 만나다

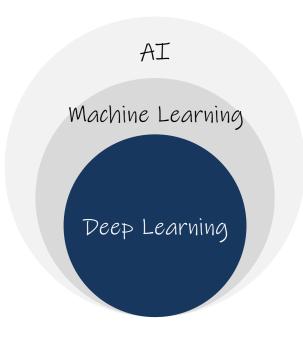
Affine transformation



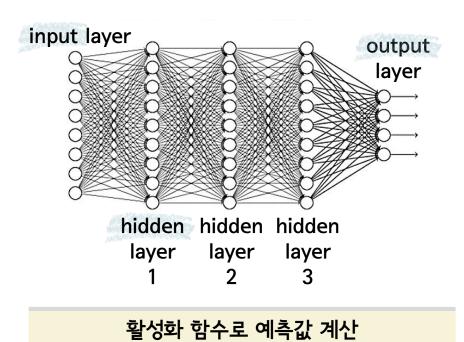
a
$$\begin{bmatrix} 2 \\ 1 \end{bmatrix}$$
 + b $\begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}$ + 1 $\begin{bmatrix} c \\ d \end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix} 2 & 1 & c \\ 1 & 2 & d \end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix} a \\ b \\ 1 \end{bmatrix}$ 선형결합 A*x* (3차원)

선대, 딥러닝을 만나다

딥러닝



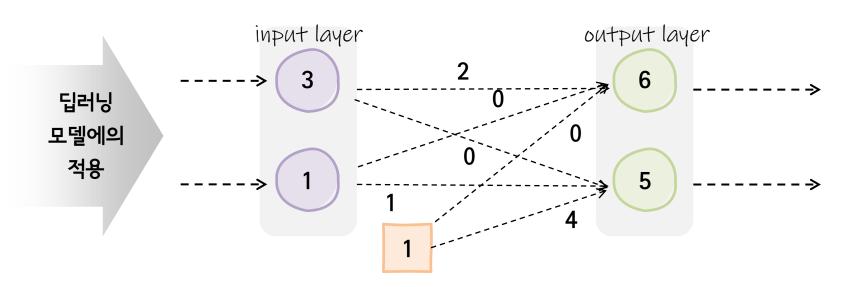
- 인공신경망을 이용하는 머신러닝
- 주로 비정형데이터 분석에 사용



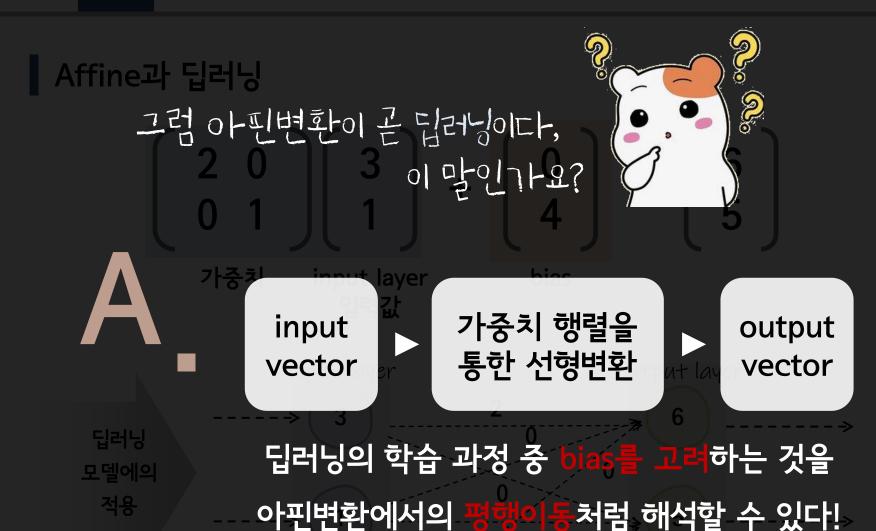
손실함수로 예측과 실제의 오차 측정

손실함수를 바탕으로 가중치 업데이트

Affine과 딥러닝



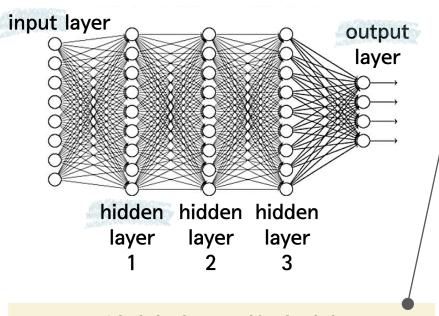
선대, 딥러닝을 만나다





선대, 딥러닝을 만나다

Affine과 딥러닝



활성화 함수로 예측값 계산

손실함수로 예측과 실제의 오차 측정

손실함수를 바탕으로 가중치 업데이트

sigmoid, tanh, ···· 비선형 활성화 함수를 이용하는 이유

선형함수 f(x) = kx를 이용해 n번 층을 쌓음



 $k^n x$

즉, k^n 을 한 번 적용하는 것과 같아 여러 hidden layer을 쌓으며 가중치를 업데이트하는 이점이 없음

!다음주 예고!

다음주에는



- ☆ 공간개념 이해하기 ☆

 부분공간, 기저, Rank
 - ♡ 직교와 투영벡터 ♡
- 🥶 선대, 회귀를 만나다 😾

THANK YOU