



# 인공지능수학

(선형대수학)



# 개요

## 벡터, 행렬

### 특징

노름, 거리, 차원,  
내적, 행렬식

### 연산

벡터합, 스칼라곱,  
행렬합, 행렬곱

### 특수형태

영행렬, 음행렬, 단위행렬,  
역행렬, 대각행렬,  
전치행렬 등

### 선형문제

선형결합

기본행변환

가우스-조르단 소거법

### 알고리즘

LU분해

QR분해

최소제곱법

그람-슈미트 방법

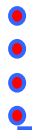
### 행렬의 특성값

고윳값&고유벡터

특잇값

특잇값분해  
(SVD)

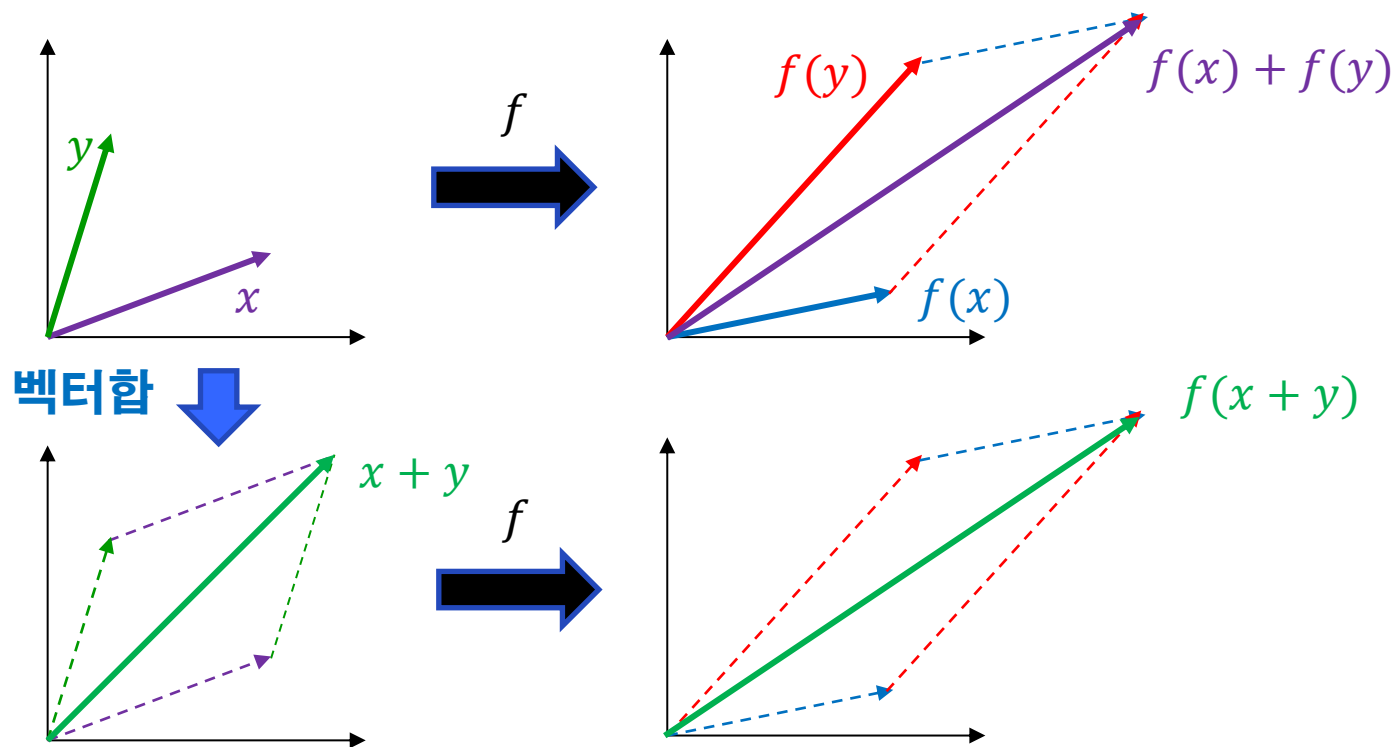


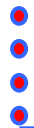


# 선형성

## ■ “선형” 이란?

$$\alpha f(x) + \beta f(y) = f(\alpha x + \beta y)$$





# 선형다항식

## ■ “선형다항식” 이란?

$$Ax = b$$

선형방정식

$$3x = 2$$

선형연립방정식

$$\begin{cases} 2x + 3y = 4 \\ 3x + 6y = 9 \end{cases}$$

행렬방정식

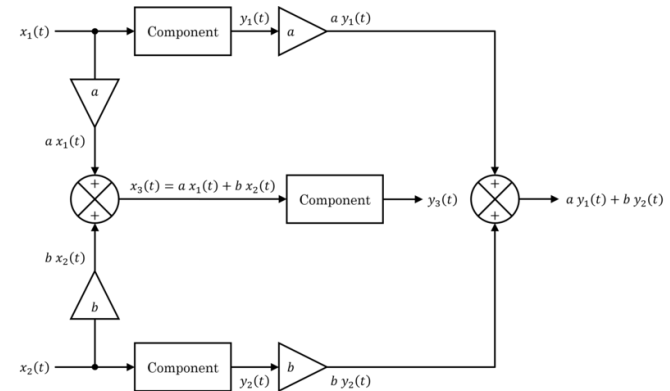
$$\begin{pmatrix} 1 & 1 \\ 2 & 3 \end{pmatrix} x = \begin{pmatrix} 4 \\ 9 \end{pmatrix}$$



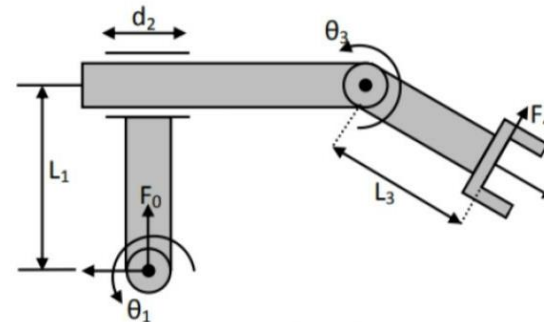
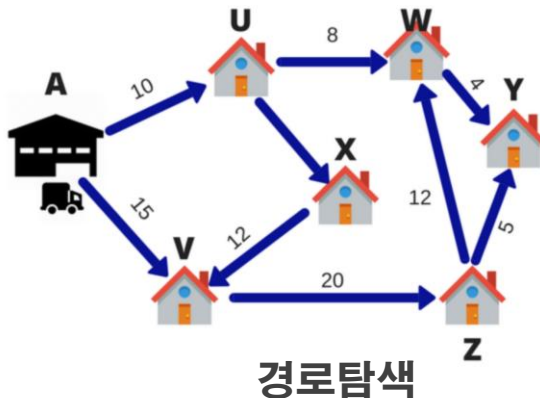
# 선형대수가 응용되는 분야

| Benefit Contribution<br>per Unit of Each Activity |       |       |       |       | Minimum<br>Acceptable<br>Level |
|---|-------|-------|-------|-------|--------------------------------|
| Benefit   | 1     | 2     | 3     | 4     |                                |
| P   | 2     | -1    | 4     | 3     | 80                             |
| Q   | 1     | 4     | -1    | 2     | 60                             |
| R   | 3     | 5     | 4     | -1    | 110                            |
| Unit cost   | \$400 | \$600 | \$500 | \$300 |                                |

경제경영 : 선형계획법



선형회로 위 전력계산

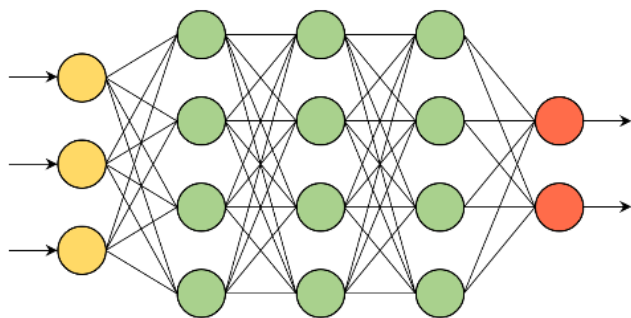


로봇공학 등...

# 선형대수가 응용되는 분야

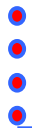
## 딥러닝에서의 선형다항식

- 딥러닝이란 선형다항식을 이용하여 만들어지는 AI 구조이다.



||

$$\begin{pmatrix} w_{11}^{(4)} & w_{12}^{(4)} & w_{13}^{(4)} & w_{14}^{(4)} \\ w_{21}^{(4)} & w_{22}^{(4)} & w_{23}^{(4)} & w_{24}^{(4)} \end{pmatrix} \left( \dots f \left( \begin{pmatrix} w_{11}^{(1)} & w_{12}^{(1)} & w_{13}^{(1)} \\ w_{21}^{(1)} & w_{22}^{(1)} & w_{23}^{(1)} \\ w_{31}^{(1)} & w_{32}^{(1)} & w_{33}^{(1)} \\ w_{41}^{(1)} & w_{42}^{(1)} & w_{43}^{(1)} \end{pmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{bmatrix} \right) \right)$$



# 선형결합

## Remind : 그래프로 표현하는 행렬연산

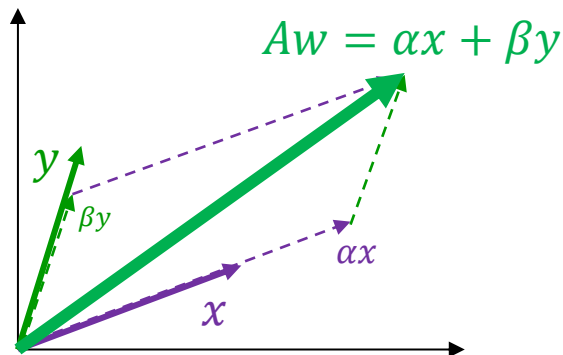
예시)

$$A = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 \\ x_2 & y_2 \end{bmatrix} = [x \ y]$$

$$w = \begin{bmatrix} \alpha \\ \beta \end{bmatrix}$$

$$B = \begin{bmatrix} \alpha_1 & \alpha_2 \\ \beta_1 & \beta_2 \end{bmatrix} = [u \ v]$$

행렬-벡터곱

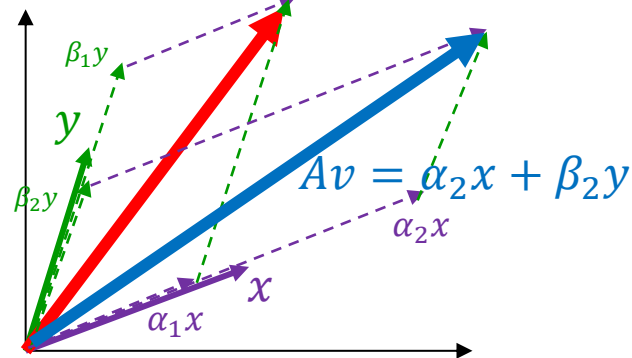


\* It makes a new vector, using column vectors of matrix

행렬-행렬곱

$$AB = [Au \ Av]$$

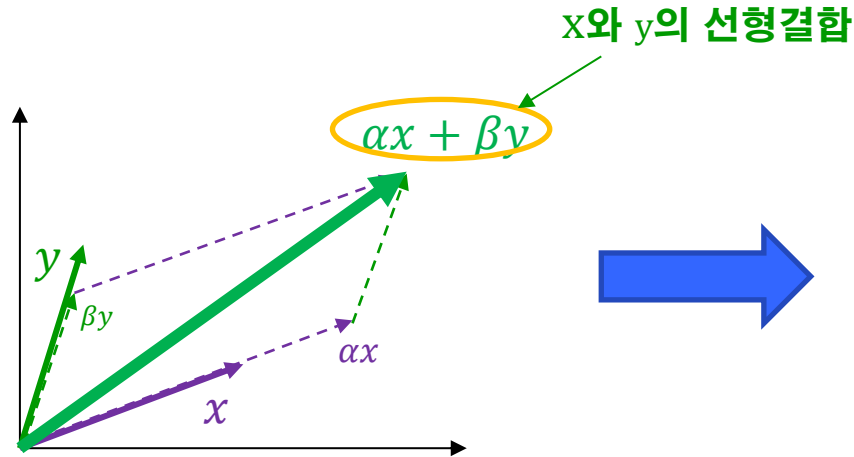
$$Au = \alpha_1 x + \beta_1 y$$



\* It's changed column vectors of the matrix.

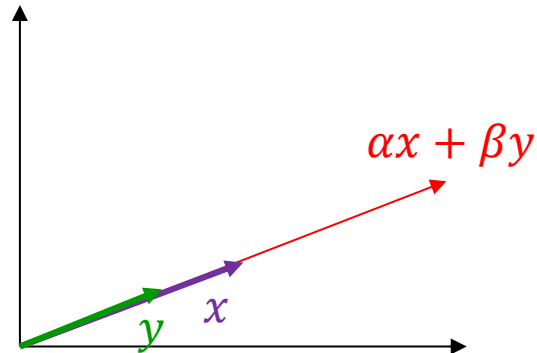
# 선형결합(linear combination)

## ■ 선형결합(일차결합); 벡터들의 스칼라배의 합인 벡터



$Aw = 0$  라고 할 때  
 $\alpha$  와  $\beta$  는 무엇인가?

**정답 :**  $\alpha = 0, \beta = 0$   
(값이 유일하게 존재함)



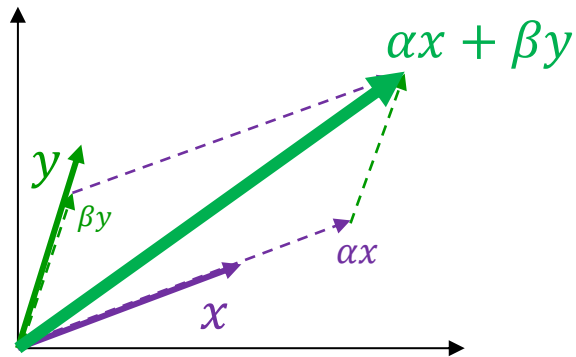
$Aw = 0$  라고 할 때  
 $\alpha$  와  $\beta$  는 무엇인가?

**정답 :**  $\alpha = n, \beta = -n$   
(값이 무한히 많음)



# 선형결합

## ■ 일차독립(linearly independent)



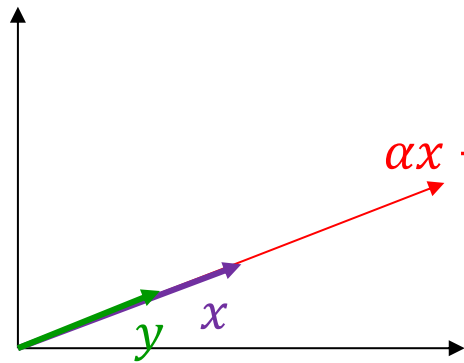
$Aw = 0$  라고 할 때  
 $\alpha$  와  $\beta$ 는 무엇인가?

**정답 :**  $\alpha = 0, \beta = 0$   
(값이 유일하게 존재함)

값이 유일한 경우,  $x$  &  $y$ 를 **일차독립**이라 한다.

# 선형결합

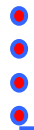
## ■ 일차종속(linearly dependent)



$Aw = 0$  라고 할 때  
 $\alpha$  와  $\beta$ 는 무엇인가?

**정답 :**  $\alpha = n, \beta = -n$   
(값이 무한히 많음)

값이 무한히 많은 경우,  $x$  &  $y$ 를 **일차종속**이라 한다.



# 선형결합

## ■ 일차종속의 예시

예시)

$$x = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix}, y = \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \end{bmatrix}$$

$$-2x + y = -2 \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

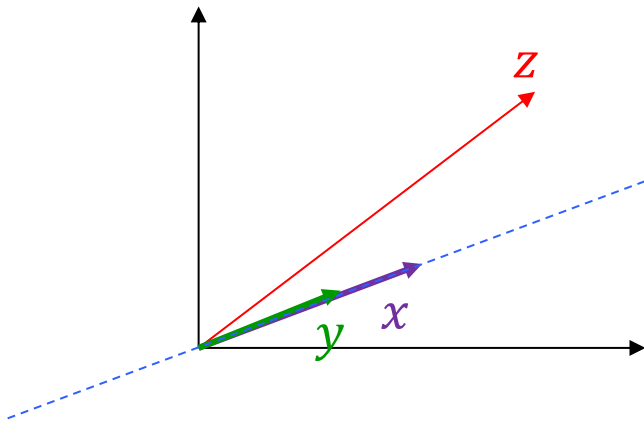
위의 경우,  $x$  &  $y$ 는 **일차종속**이다.



# 선형결합과 생성(span)

## ■ 일차종속과 생성

이 경우,  $x$  &  $y$ 의 선형결합으로  $z$ 를 만들 수 있는가?

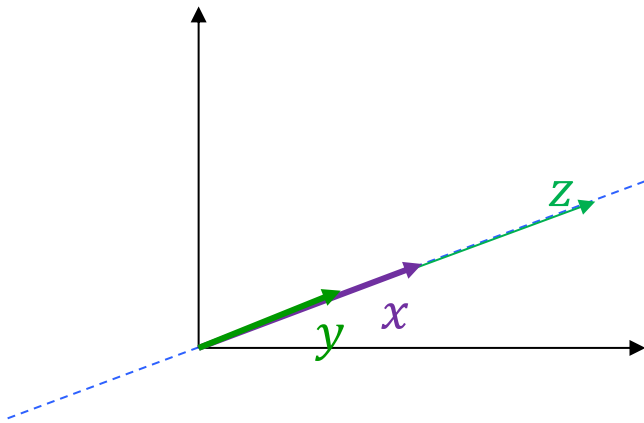


**NO!!!**

# 선형결합과 생성(span)

## ■ 일차종속과 생성

이 경우,  $x$  &  $y$ 의 선형결합으로  $z$ 를 만들 수 있는가?



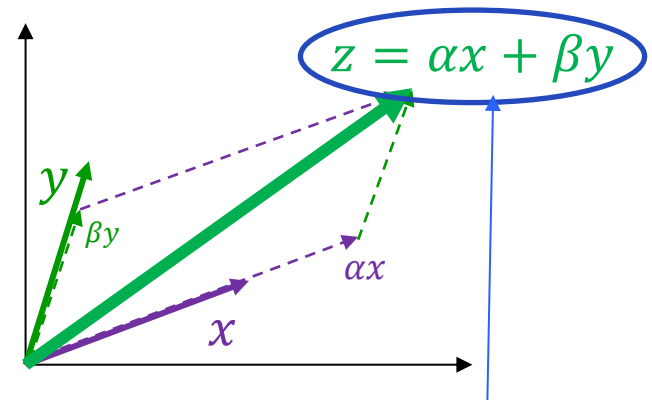
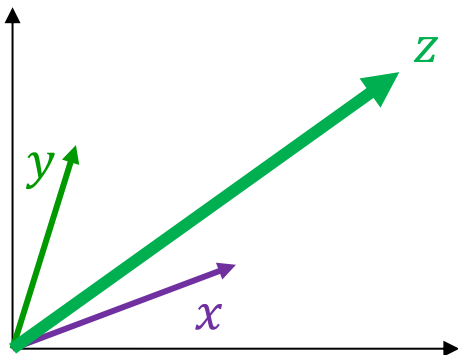
**Yes!!**

무한히 많은  $z$ 를 만들 수 있다!

# 선형결합과 생성(span)

## ■ 일차독립과 생성

이 경우,  $x$  &  $y$ 의 선형결합으로  $z$ 를 만들 수 있는가?



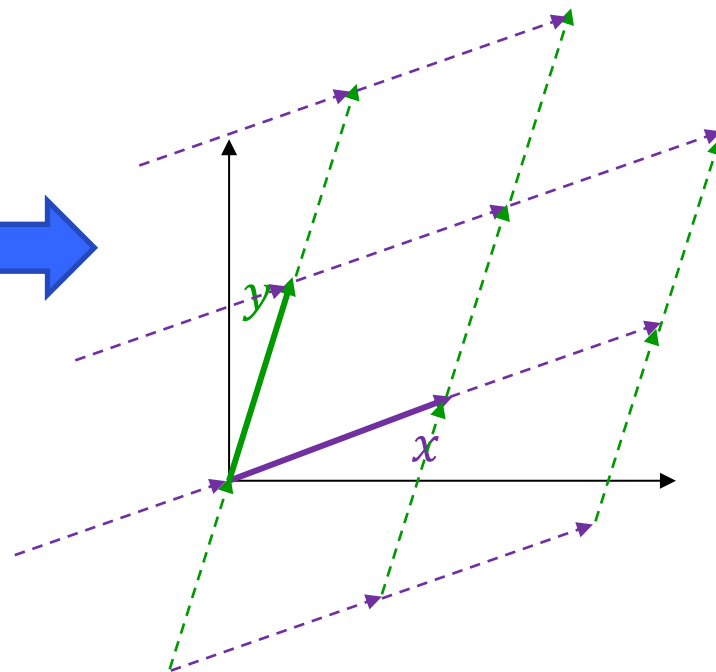
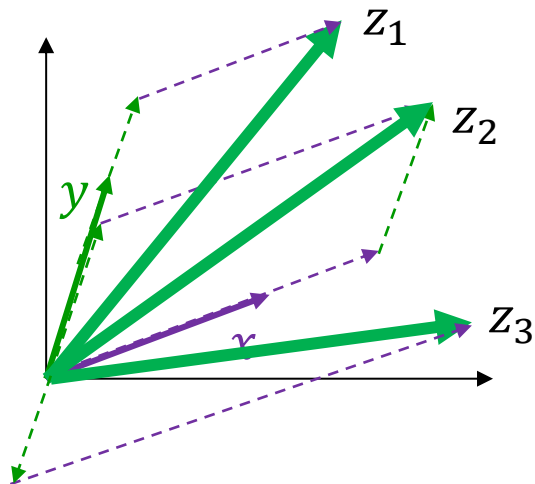
$z$ 는  $x$  &  $y$ 로 생성되었다!

# 선형결합과 생성(span)

## ■ 일차독립과 생성

일차독립인  $x$  &  $y$ 를 이용하면  
 $xy$ 평면 위의 모든 벡터를  
표현할 수 있다!

$x$ - $y$  평면 =  $\text{span}(x, y)$



# 선형결합과 생성(span)

## ■ 일차독립과 생성

예시)

$$x = \begin{bmatrix} 3 \\ 1 \end{bmatrix}$$

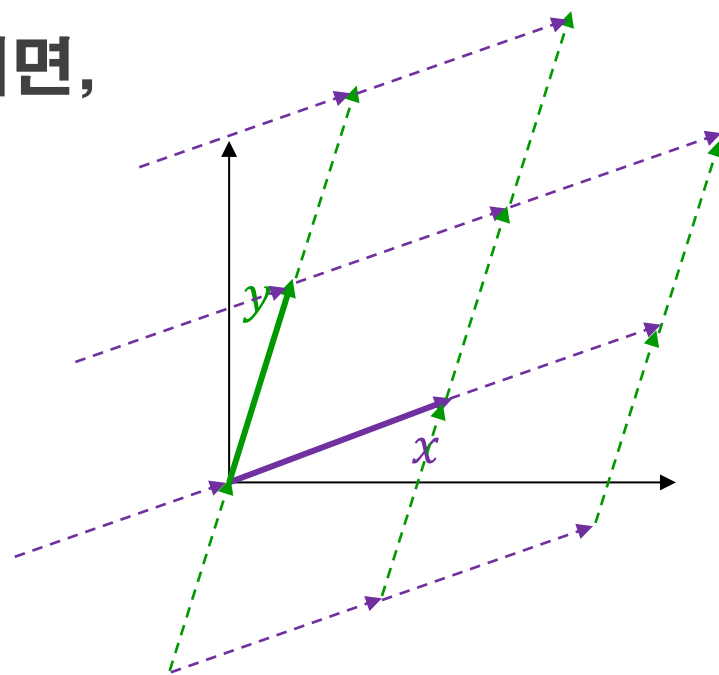
$$y = \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \end{bmatrix}$$

$S = \{x, y\}$ 일 때,

$$\text{Span}(S) = \{\alpha x + \beta y \mid x, y \in S\}$$

$x, y$ 가 일차독립이면,

$$\text{Span}(S) = \mathbb{R}^2$$





# 선형결합과 생성(span)

## ■ 생성, 기저, 차원

예시)

$$x = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 3 \end{bmatrix}$$

$$y = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{bmatrix}$$

$$z = \begin{bmatrix} 2 \\ 3 \\ 8 \end{bmatrix}$$

$S = \{x, y, z\}$ 이면  $\text{Span}(S) = R^3$

왜냐하면  $x, y, z$  는 선형독립이다.

이 때,  $S$ 를  $R^3$ 의 **기저(basis)**라 한다.

**기저** : 공간을 생성하기 위해 필요한  
일차독립인 벡터로 구성된 집합

$|S| = 3$ 은  $R^3$ 의 **차원(dimension)**이라 한다.

**차원** : 기저의 크기

# 선형방정식의 풀이

## 행렬-벡터곱의 응용

선형연립방정식 
$$\begin{cases} 2x + 3y = 4 \\ 4x + 7y = 9 \end{cases}$$



행렬방정식 
$$\begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 4 & 7 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 4 \\ 9 \end{pmatrix}$$

계수행렬

# 선형방정식의 풀이

## 방정식을 푸는 방법

### 연립방정식

$$\begin{cases} 2x + 3y = 4 \cdots (1) \\ 4x + 7y = 9 \cdots (2) \end{cases}$$

$$\downarrow \text{(식2)} - 2 \times \text{(식1)}$$

$$\begin{cases} 2x + 3y = 4 \\ y = 1 \end{cases} \quad \rightarrow$$

$$\downarrow \text{(식1)} - 3 \times \text{(식2)}$$

$$\begin{cases} 2x = 1 \\ y = 1 \end{cases}$$

**정답 :**  $x = \frac{1}{2}, y = 1$

행렬

계수행렬

$$\begin{pmatrix} 2 & 3 & \vdots & 4 \\ 4 & 7 & \vdots & 9 \end{pmatrix}$$

$$\downarrow \text{(행 2)} - 2 \times \text{(행 1)}$$

$$\begin{pmatrix} 2 & 3 & \vdots & 4 \\ 0 & 1 & \vdots & 1 \end{pmatrix}$$

$$\downarrow \text{(행 1)} - 3 \times \text{(행 2)}$$

$$\begin{pmatrix} 2 & 0 & \vdots & 1 \\ 0 & 1 & \vdots & 1 \end{pmatrix}$$

$$\downarrow \text{(행 1)} \div 2$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & \vdots & \frac{1}{2} \\ 0 & 1 & \vdots & 1 \end{pmatrix}$$

# 선형방정식의 풀이

## ■ 기초행변환

Case 1.

$$(\text{행 } n) \times \alpha$$

$$\left( \begin{array}{ccc|c} 1 & 1 & \vdots & 1 \\ 2 & 1 & \vdots & 3 \end{array} \right)$$

$$(\text{행 } 1) \times 3$$

$$\left( \begin{array}{ccc|c} 3 & 3 & \vdots & 3 \\ 2 & 1 & \vdots & 3 \end{array} \right)$$

Case 2.

$$(\text{행 } n) \leftrightarrow (\text{행 } m)$$

$$\left( \begin{array}{ccc|c} 2 & 3 & \vdots & 4 \\ 4 & 7 & \vdots & 9 \end{array} \right)$$

$$(\text{행 } 1) \leftrightarrow (\text{행 } 2)$$

$$\left( \begin{array}{ccc|c} 4 & 7 & \vdots & 9 \\ 2 & 3 & \vdots & 4 \end{array} \right)$$

Case 3.

$$(\text{행 } n) - \alpha \times (\text{행 } m)$$

$$\left( \begin{array}{ccc|c} 2 & 3 & \vdots & 4 \\ 4 & 7 & \vdots & 9 \end{array} \right)$$

$$(\text{행 } 2) - 2 \times (\text{행 } 1)$$

$$\left( \begin{array}{ccc|c} 2 & 3 & \vdots & 4 \\ 0 & 1 & \vdots & 1 \end{array} \right)$$

# 선형방정식의 풀이

## ■ 행사다리꼴 행렬(Row Echelon Form matrix)

선행요소

대각행렬

$$X = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 4 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}$$

행사다리꼴 행렬(REF)

$$X = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 1 & 5 \\ 0 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 2 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 4 \end{bmatrix}$$
$$X = \begin{bmatrix} 2 & 2 & 0 & 3 & 1 \\ 0 & 1 & 1 & 2 & 2 \\ 0 & 0 & 5 & 1 & 3 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 4 \end{bmatrix}$$

## 기약행사다리꼴 행렬(Reduced REF; RREF)


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

\*선행요소가 전부 "1"

# 선형방정식의 풀이

## ■ 가우스-조르단 소거법

- 가우스-조르단 소거법은 **선형연립방정식을 풀기위해 사용**되는 대표적인 알고리즘이다.
- 알고리즘에서는 **오로지 기본행변환만을 이용**하며, 다음과 같이 두 단계의 과정으로 나뉜다.
  - 1) 첫 번째 : forward elimination
    - 주어진 행렬을 행사다리꼴 행렬로 변환한다.
  - 2) 두 번째 : back substitution
    - 행사다리꼴 행렬을 기약행사다리꼴 행렬로 변환한다.

| 계수행렬   | 가우스-조르단<br>소거법   | RREF   |
|--|--|--|
| $\left( \begin{array}{ccc c} 2 & 1 & -1 & 8 \\ -3 & -1 & 2 & -11 \\ -2 & 1 & 2 & -3 \end{array} \right)$ |  | $\left( \begin{array}{ccc c} 1 & 0 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & 0 & 3 \\ 0 & 0 & 1 & -1 \end{array} \right)$ |

# 선형방정식의 풀이

## 가우스-조르단 소거법

예시)

$$\begin{pmatrix} 2 & 1 & -1 & \vdots & 8 \\ -3 & -1 & 2 & \vdots & -11 \\ -2 & 1 & 2 & \vdots & -3 \end{pmatrix}$$

$\downarrow$ 
  
 (행 2) +  $\frac{3}{2} \times$ (행 1)  
 (행 3) + (행 1)

$$\begin{pmatrix} 2 & 1 & -1 & \vdots & 8 \\ 0 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \vdots & 1 \\ 0 & 2 & 1 & \vdots & 5 \end{pmatrix}$$

$\downarrow$ 
  
 (행 3) - 4×(행 2)

$$\begin{pmatrix} 2 & 1 & -1 & \vdots & 8 \\ 0 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \vdots & 1 \\ 0 & 0 & -1 & \vdots & 1 \end{pmatrix}$$

$\downarrow$ 
  
 (행 2) +  $\frac{1}{2} \times$ (행 3)  
 (행 1) - (행 3)

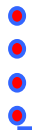
$$\begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 & \vdots & 7 \\ 0 & \frac{1}{2} & 0 & \vdots & \frac{3}{2} \\ 0 & 0 & -1 & \vdots & 1 \end{pmatrix}$$

$\downarrow$ 
  
 (행 2) × 2  
 (행 3) × (-1)

$$\begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 & \vdots & 7 \\ 0 & 1 & 0 & \vdots & 3 \\ 0 & 0 & 1 & \vdots & -1 \end{pmatrix}$$

$\downarrow$ 
  
 (행 1) - (행 2)  
 (행 1) ×  $\frac{1}{2}$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \vdots & 2 \\ 0 & 1 & 0 & \vdots & 3 \\ 0 & 0 & 1 & \vdots & -1 \end{pmatrix}$$



# 개 요

## 벡터, 행렬

### 특징

노름, 거리, 차원,  
내적, **행렬식**

### 연산

벡터합, 스칼라곱,  
행렬합, 행렬곱

### 특수형태

영행렬, 음행렬, 단위행렬,  
역행렬, 대각행렬,  
전치행렬 등

### 선형문제

선형결합

기본행변환

가우스-조르단 소거법

### 알고리즘

**LU분해**

QR분해

최소제곱법

그람-슈미트 방법

### 행렬의 특성값

고윳값&고유벡터

특잇값

특잇값분해  
(SVD)



# Review : IT기술과 선형대수

## 선형 데이터

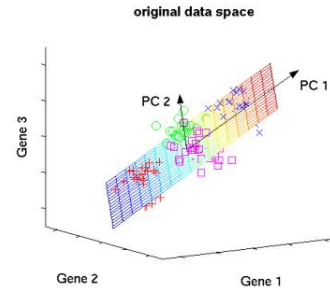
```
target_diff=> select target_date, target_time, server_time, cpu_index, cpu_index, device
```

| target_date | target_time | server_time | cpu_index | cpu_index | device |
|-------------|-------------|-------------|-----------|-----------|--------|
| 2016-12-26  | 02:29:30    | 1482737402  |           |           |        |
| 2016-12-26  | 02:32:29    | 1482737582  | 2         | 12        |        |
| 2016-12-26  | 02:32:29    | 1482737582  | 1         | 13        |        |
| 2016-12-26  | 02:35:29    | 1482737582  | 2         | 19        |        |
| 2016-12-26  | 02:35:29    | 1482737762  | 1         | 14        |        |
| 2016-12-26  | 02:35:29    | 1482737762  | 2         | 19        |        |
| 2016-12-26  | 02:38:29    | 1482737942  | 1         | 16        |        |
| 2016-12-26  | 02:38:29    | 1482737942  | 2         | 18        |        |
| 2016-12-26  | 02:41:30    | 1482738123  | 1         | 13        |        |
| 2016-12-26  | 02:41:30    | 1482738123  | 2         | 19        |        |
| 2016-12-26  | 02:41:30    | 1482738302  | 1         | 15        |        |
| 2016-12-26  | 02:44:29    | 1482738302  | 1         | 15        |        |
| 2016-12-26  | 02:44:29    | 1482738482  | 2         | 18        |        |

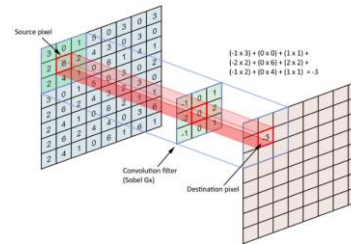
## 행렬

$$\begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} & A_{13} & \cdots & A_{1n} \\ A_{21} & A_{22} & A_{23} & \cdots & A_{2n} \\ A_{31} & A_{32} & A_{33} & \cdots & A_{3n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ A_{m1} & A_{m2} & A_{m3} & \cdots & A_{mn} \end{pmatrix}$$

## 데이터 분석



## 데이터 처리

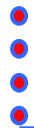


## 고속연산



데이터 분석을 위해서  
데이터 처리기술이 필요!

데이터 처리를 위해서  
고속연산 기술이 필요!



# 고속연산?



카를 프리드리히 가우스  
(1777~1855)

초등학생이었던 가우스는 1부터 100까지의  
합을 구하는 문제를  $\frac{100(100+1)}{2}$  라는 식으로  
빠르게 계산하였다!

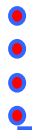
$$\begin{array}{r} 1 + 2 + \dots + 99 + 100 \\ 100 + 99 + \dots + 2 + 1 \\ \hline 101 + 101 + \dots + 101 + 101 \end{array}$$

실제로 1부터  $n$ 까지의 합을 구하려면 몇 번 계산해야 할까?

1)  $1 + 2 + \dots + (n - 1) + n$  : 덧셈  $n - 1$  번

2)  $\frac{n(n+1)}{2}$  : 덧셈 1번, 곱셈 1번, 나눗셈 1번  $\longrightarrow$  1보다 빠른연산





# 계산량

## ■ 계산량이란?

- 실제로 값을 구할때까지 필요한 계산횟수 또는 계산 소요시간

예시)

$$x = \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{bmatrix}, y = \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \\ 1 \end{bmatrix}$$

Q1)  $x \cdot y$ 을 구하시오.

$$x \cdot y = 1 \times 2 + 2 \times 4 + 3 \times 1 = 13$$

Q2)  $x \cdot y$ 의 계산량은 얼마인가?

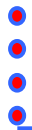
곱셈 : 3 번

덧셈 : 2 번

총 소요시간 :  $3t_1 + 2t_2$

$t_1$  : 곱셈 1회에 걸리는 시간

$t_2$  : 덧셈 1회에 걸리는 시간



# 계산량

예시)

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}, y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}$$

Q1)  $x \cdot y$ 을 구하시오.

$$x \cdot y = x_1 \times y_1 + x_2 \times y_2 + \cdots + x_n \times y_n$$

Q2)  $x \cdot y$ 의 계산량은 얼마인가?

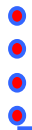
곱셈 :  $n$  번

덧셈 :  $n - 1$  번

총 소요시간 :  $nt_1 + (n - 1)t_2$

$t_1$  : 곱셈 1회에 걸리는 시간

$t_2$  : 덧셈 1회에 걸리는 시간



# 계산복잡도

## ■ 계산복잡도 : 빅오(Big-O) 표기법

- 소요시간에 미치는 영향력이 가장 큰 변수(주로 최대차수인 변수)를 이용하여 복잡도를 나타내는 방법.

예시)

| 연산 소요시간                      | 계산복잡도    |             |
|------------------------------|----------|-------------|
| $nt_1 + (n - 1)t_2$          | $O(n)$   | 다항식 시간(P)   |
| $(n + 1)t_1 + 2n^2t_2 + t_3$ | $O(n^2)$ |             |
| $(2^n + n + 1)t_1$           | $O(2^n)$ | 비다항식 시간(NP) |
| $(n^5 + n^2 + 1)t_1 + n!t_2$ | $O(n!)$  |             |

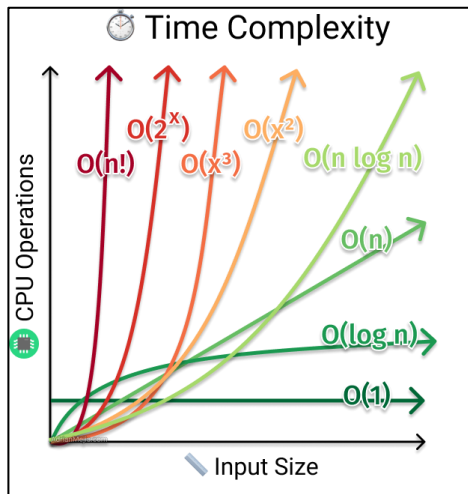
# 계산복잡도

## ■ 효율적인 계산이란?

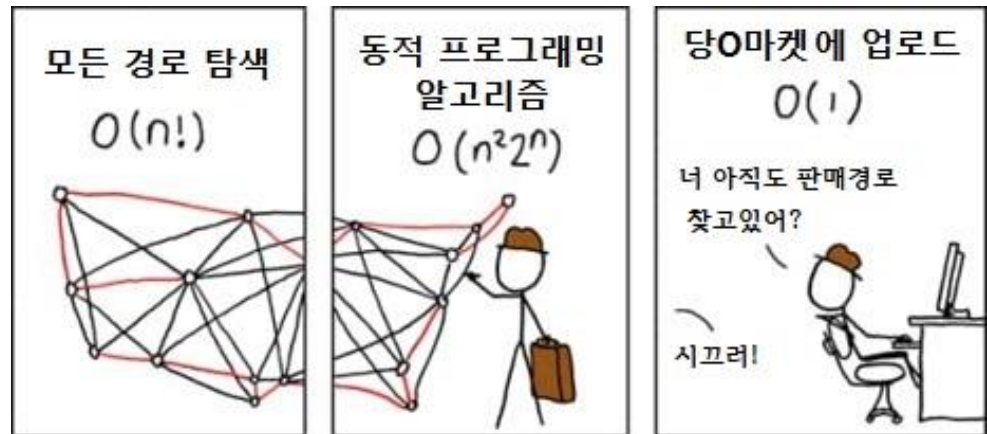
- 낮은 차수의 다항식 시간을 가진 계산방법

## ■ 고속연산이란?

- 수학적 / 공학적 기법을 전부 동원하여 구현한 효율적인 연산방법

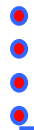


계산복잡도 그래프



효율적인 계산? (외판원 문제)

수학이 많은 문제를 해결해주지만,  
가끔 수학이 아닌 방법으로도 문제를 해결할 수 있다!



# 역행렬

## ■ 역행렬과 행렬방정식의 해

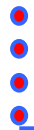
Q)  $A$ 는 행렬,  $b$ 는 벡터일 때,  
다음 행렬방정식의 해는 어떻게 구할 수 있는가?

$$Ax = b$$

A)  $A^{-1}$ 를 찾은 뒤  $x = A^{-1}b$ 를 계산한다.

하지만 어떻게  $A^{-1}$ 를 찾을 수 있을까?





# 행렬식과 역행렬

## ■ 행렬식과 역행렬

- 행렬식이란 주어진 정방행렬로 인한 변화량을 나타내는 스칼라값.
- 행렬식이 0이 아니라면 주어진 정방행렬은 역행렬이 존재한다.

$2 \times 2$ 행렬의 경우  $A = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}$

$$\det(A) = \begin{vmatrix} a & b \\ c & d \end{vmatrix} = ad - bc$$

$$A^{-1} = \frac{1}{\det(A)} \begin{bmatrix} d & -b \\ -c & a \end{bmatrix}$$

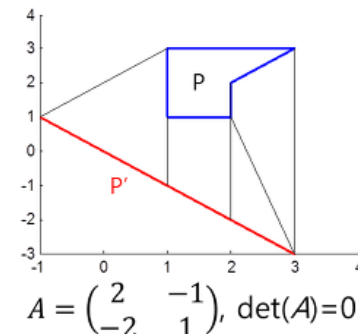
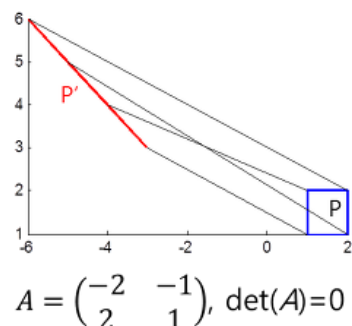
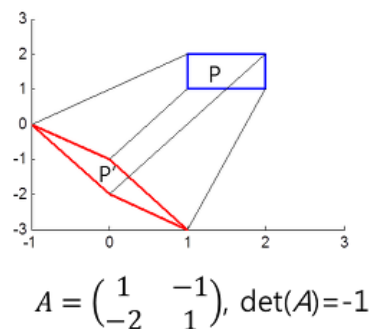
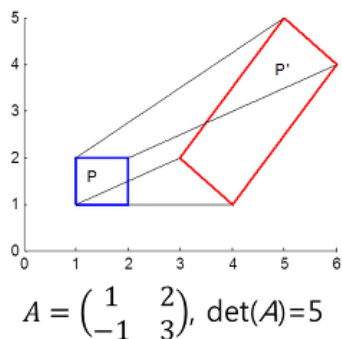




# 행렬식(Determinant)

## ■ 행렬식의 특징

- 행렬방정식이 주어졌을 때 정방행렬의 행렬식이 0 이 아니라면, 주어진 행렬방정식은 유일한 해를 갖는다.
- 행렬식은 선형변환 시 단위 면적의 변화량(선형변환의 scale 성분)을 나타낸다.



# 인공지능과 선형대수

## 행렬식과 역행렬

3 × 3 행렬의 경우

$$A = \begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{bmatrix}$$

$a_{ij}$  의 여인자 (Cofactor of  $a$ ) =  $C_{11} = \begin{vmatrix} e & f \\ h & i \end{vmatrix}$

$a_{ij}$  의 여인자 (Cofactor of  $i$ ) =  $C_{33} = \begin{vmatrix} a & b \\ d & e \end{vmatrix}$

$a_{ij}$  의 여인자 (Cofactor of  $b$ ) =  $C_{12} = \begin{vmatrix} d & f \\ g & i \end{vmatrix}$

**\*\*일반적으로,  $a_{ij}$ 의 여인자**

$$C_{ij} = (-1)^{i+j} \det A_{ij}$$

Three 3x3 matrices illustrating the removal of rows and columns for cofactor calculation:

- Matrix 1:  $\begin{bmatrix} \text{a} & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{bmatrix}$  (Removal of row 1, column 1)
- Matrix 2:  $\begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & \text{i} \end{bmatrix}$  (Removal of row 3, column 3)
- Matrix 3:  $\begin{bmatrix} a & \text{b} & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{bmatrix}$  (Removal of row 1, column 2)

# 인공지능과 선형대수

## 행렬식과 역행렬

$3 \times 3$  행렬의 경우

$$A = \begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{bmatrix}$$

라플라스 전개  
[여인자 전개]

$$\det(A) = a \begin{vmatrix} e & f \\ h & i \end{vmatrix} + b \begin{vmatrix} d & f \\ g & i \end{vmatrix} + c \begin{vmatrix} d & e \\ g & h \end{vmatrix} = aC_{11} + bC_{12} + cC_{13}$$

$$A^{-1} = \frac{1}{\det(A)} \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & C_{13} \\ C_{21} & C_{22} & C_{23} \\ C_{31} & C_{32} & C_{33} \end{bmatrix}^T$$

# 인공지능과 선형대수

## 행렬식과 역행렬

$$n \times n \text{ 행렬} : A = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} \quad \det(A) = a_{11}C_{11} + \cdots + a_{1n}C_{1n} = \sum_{j=1}^n a_{1j}C_{1j}$$

임의의 i행, j열에 대한 라플라스 전개,

$$\det(A) = a_{i1}C_{i1} + \cdots + a_{in}C_{in} = \sum_{j=1}^n a_{ij}C_{ij} \quad [i \text{ 행 확장}]$$

$$\det(A) = a_{1j}C_{1j} + \cdots + a_{nj}C_{nj} = \sum_{i=1}^n a_{ij}C_{ij} \quad [j \text{ 열 확장}]$$

$$A^{-1} = \frac{1}{\det(A)} \begin{bmatrix} C_{11} & \cdots & C_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{n1} & \cdots & C_{nn} \end{bmatrix}^T$$

# 인공지능과 선형대수

## 역행렬을 풀기 위한 계산량

$n \times n$  행렬의 경우  $A = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix}$

- $\det(A)$ 를 계산하자.  $A$ 가  $4 \times 4$  행렬이라면

$$C_{11} = \begin{vmatrix} a_{22} & a_{23} & a_{24} \\ a_{32} & a_{33} & a_{34} \\ a_{42} & a_{43} & a_{44} \end{vmatrix} = a_{22} \begin{vmatrix} a_{33} & a_{34} \\ a_{43} & a_{44} \end{vmatrix} + a_{23} \begin{vmatrix} a_{32} & a_{34} \\ a_{42} & a_{44} \end{vmatrix} + a_{24} \begin{vmatrix} a_{32} & a_{33} \\ a_{42} & a_{43} \end{vmatrix}$$

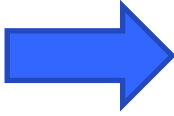
하나의  $C_{ij}$  값을 계산하려면  $2 \times 2$  행렬을 3번 계산하는 것이 필요하다.

따라서,  $\det(A)$  값을 구하려면  $C_{ij}$  를 4 번 계산하는 것이 필요함!

- $n \times n$ 의 경우, **행렬식  $\det(A)$  은  $O(n!)$ 의 시간 복잡도를 갖는다.**

# 인공지능과 선형대수

## 가우스-조단 소거법의 응용

| 확장행렬   | 가우스-조단<br>소거법  | RREF   |
|--|--|--|
| $\left( \begin{array}{ccc c} 2 & 1 & -1 & 8 \\ -3 & -1 & 2 & -11 \\ -2 & 1 & 2 & -3 \end{array} \right)$ |  | $\left( \begin{array}{ccc c} 1 & 0 & 0 & 2 \\ 0 & 1 & 0 & 3 \\ 0 & 0 & 1 & -1 \end{array} \right)$ |

  $A^{-1}$  가 존재하는 경우에

| 확장행렬  | 가우스-조단<br>소거법   | RREF  |
|---|---|---|
| $\left( \begin{array}{c c} A & b \end{array} \right)$ |  | $\left( \begin{array}{c c} I & A^{-1}b \end{array} \right)$ |

# 인공지능과 선형대수

## 가우스-조던 소거법의 응용

$$\begin{array}{ccc} \text{확장행렬} & & \text{가우스-조단 소거법} & & \text{RREF} \\ \left( \begin{array}{c|c} A & b \end{array} \right) & \xrightarrow{\quad} & \left( \begin{array}{c|c} I & A^{-1}b \end{array} \right) \end{array}$$



$$\begin{array}{ccc} \text{확장행렬} & & \text{가우스-조단 소거법} & & \text{RREF} \\ \left( \begin{array}{c|c} A & I \end{array} \right) & \xrightarrow{\quad} & \left( \begin{array}{c|c} I & A^{-1} \end{array} \right) \end{array}$$

# 인공지능과 선형대수

## 가우스-조단 소거법의 응용

예제.

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & | & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 2 & | & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & 3 & | & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\downarrow$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & | & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 2 & | & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & | & 0 & -1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\downarrow$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 & | & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & | & -1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & | & 0 & -1 & 1 \end{pmatrix}$$

$$\downarrow$$

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & | & 2 & -1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & | & -1 & 2 & -1 \\ 0 & 0 & 1 & | & 0 & -1 & 1 \end{pmatrix}$$

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

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



# 인공지능과 선형대수

## ❖ 역행렬을 구하기 위한 계산량

$$n \times n \text{ 행렬의 경우 } A = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix}$$

### • 가우스-조단 소거법을 사용한다.

- 각 행에 대해서  $n$  번의 실행시간이 필요하다.
- 하삼각부분을 삭제하기 위해서는  $(n-1)+(n-2)+\cdots+1 = \frac{n(n-1)}{2}$  번의 계산이 필요함.
- 우삼각 부분을 삭제하는 데도  $(n-1)+(n-2)+\cdots+1 = \frac{n(n-1)}{2}$  번의 계산 필요함.

❖  $n \times n$  행렬을 가우스-조단 소거법으로 역행렬을 구할 경우,  
 $A^{-1}$  를 구하는데 필요한 시간은  $O(n^3)$ 의 시간 복잡도를 갖는다

# 인공지능과 선형대수

✓ 가우스-조단 소거법을 이용하여 선형 방정식을 계산하기 위한 시간 복잡도

■ 다음과 같이  $n$  개의 선형방정식이 주어졌다고 가정하

$$(1) a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n = b_1$$

$$(2) a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n = b_2$$

$$\vdots$$

$$(n) a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \cdots + a_{nn}x_n = b_n$$



# 인공지능과 선형대수

- ✓ 가우스-조단 소거법을 이용하여 선형 방정식을 계산하기 위한 시간 복잡도

## ■ 모든 행에서 첫 번째 변수 $x_1$ 를 소거해 보자

$$-\frac{a_{21}}{a_{11}} \cdot (1) + (2), -\frac{a_{31}}{a_{11}} \cdot (1) + (3), \dots, -\frac{a_{n1}}{a_{11}} \cdot (1) + (n)$$

$$\begin{aligned} (1) & a_{11}^{(1)} x_1 + a_{12}^{(1)} x_2 + \dots + a_{1n}^{(1)} x_n = b_1^{(1)} \\ (2) & a_{22}^{(1)} x_2 + \dots + a_{2n}^{(1)} x_n = b_2^{(1)} \\ & \vdots \\ (n) & a_{n2}^{(1)} x_2 + \dots + a_{nn}^{(1)} x_n = b_n^{(1)} \end{aligned}$$

$$a_{ij}^{(1)} = a_{ij}^{(0)}, b_i^{(1)} = b_i^{(0)} \quad (i = 1)$$
$$a_{ij}^{(1)} = 0 \quad (i \neq 1, j = 1)$$
$$a_{ij}^{(1)} = a_{ij}^{(0)} - \frac{a_{i1}^{(0)}}{a_{11}^{(0)}} a_{1j}^{(0)}, b_i^{(1)} = b_i^{(0)} - \frac{a_{i1}^{(0)}}{a_{11}^{(0)}} b_1^{(0)} \quad (i \neq 1, j \geq 2)$$

# 인공지능과 선형대수

- ✓ 가우스-조단 소거법을 이용하여 선형 방정식을 계산하기 위한 시간 복잡도

## ■ 모든 행에서 두번째 변수 $x_2$ 를 소거해 보자

$$-\frac{a_{12}^{(1)}}{a_{22}^{(1)}} \cdot (2) + (1), -\frac{a_{32}^{(1)}}{a_{22}^{(1)}} \cdot (2) + (3), \dots, -\frac{a_{n2}^{(1)}}{a_{22}^{(1)}} \cdot (2) + (n)$$
$$\begin{array}{lcl} (1) & a_{11}^{(2)} x_1 & + \dots + a_{1n}^{(2)} x_n = b_1^{(2)} \\ (2) & a_{22}^{(2)} x_2 + \dots + a_{2n}^{(2)} x_n & = b_2^{(2)} \\ & \vdots & \\ (n) & & + \dots + a_{nn}^{(2)} x_n = b_n^{(2)} \end{array}$$
$$a_{ij}^{(2)} = a_{ij}^{(1)}, b_i^{(2)} = b_i^{(1)} \quad (i = 2, 2 \leq j \leq n)$$
$$a_{ij}^{(2)} = 0 \quad (i \neq 2, j = 2)$$
$$a_{ij}^{(2)} = a_{ij}^{(1)} - \frac{a_{i2}^{(1)}}{a_{22}^{(1)}} a_{2j}^{(1)}, b_i^{(2)} = b_i^{(1)} - \frac{a_{i2}^{(1)}}{a_{22}^{(1)}} b_2^{(1)} \quad (i \neq 2, j \geq 3)$$

# 인공지능과 선형대수

- ✓ 가우스-조단 소거법을 이용하여 선형 방정식을 계산하기 위한 시간 복잡도

■ 앞서의 과정을 모든 변수  $x_3 \dots, x_n$  에 대해 반복해보면

$$\begin{array}{ll} (1) & a_{11}^{(n-1)} x_1 = b_1^{(n-1)} \\ (2) & a_{22}^{(n-1)} x_2 = b_2^{(n-1)} \\ & \vdots \\ (n) & a_{nn}^{(n-1)} x_n = b_n^{(n-1)} \end{array}$$

■ 위 방정식에서 다음과 같은 결과를 얻을 수 있다.

$$x_1 = \frac{b_1^{(n-1)}}{a_{11}^{(n-1)}}, x_2 = \frac{b_2^{(n-1)}}{a_{22}^{(n-1)}}, \dots, x_n = \frac{b_n^{(n-1)}}{a_{nn}^{(n-1)}}$$

# 인공지능과 선형대수

## ❖ 역행렬을 위한 시간복잡도 비교

| 계산 방법                               | Big-O 표기법      |
|-------------------------------------|----------------|
| 라플라스 전개                             | $O(n!)$        |
| 가우스조단 소거법                           | $O(n^3)$       |
| Strassen algorithm <sup>[1]</sup>   | $O(n^{2.807})$ |
| Coppersmith-Winograd <sup>[2]</sup> | $O(n^{2.376})$ |

참고 : (Wikipedia : Computational complexity of mathematical operations)

[https://en.wikipedia.org/wiki/Computational\\_complexity\\_of\\_mathematical\\_operations](https://en.wikipedia.org/wiki/Computational_complexity_of_mathematical_operations)

[1] Volker Strassen (Aug 1969). "Gaussian elimination is not optimal". Numerische Mathematik. 13 (4): 354–356.

[2] D. Coppersmith; S. Winograd (1981). "On the asymptotic complexity of matrix multiplication". Proc. 22nd Annual Symposium on Foundations of Computer Science (FOCS). pp. 82–90

# 인공지능과 선형대수

❖ LU 분해? 왜 분해를 하는가?

예제) 다항식 분해 (인수분해)

질문1) 다음 방정식을 풀어라  $x^5 - 15x^3 - 10x^2 + 24x$ .

정답) 여러가지 이유로 **매우 어려운 문제이다.**

※ 위 방정식을 해결할 수있는 형식화된 식을 찾을 수 있는가?

# 인공지능과 선형대수

## ❖ 왜 분해하는가?

질문2) 다음 방정식을 풀어라.

$$x^5 - 15x^3 - 10x^2 + 24x.$$

위 방정식에 대해 우리는 다음과 같은 사실을 알고 있다:

$$x^5 - 15x^3 - 10x^2 + 24x = x(x - 1)(x + 2)(x + 3)(x - 4)$$

정답)  $x = 0, 1, -2, -3, 4$

답을 구하는 과정은 매우 쉽다. 이미 방정식이 인수 분해가 되어 있기 때문이다!

때때로, 분해는 해를 찾는 데 많은 도움을 준다.

행렬 분해도 또한 행렬 계산에 유용하게 활용된다.



# 인공지능과 선형대수

## ❖ LU 분해

하삼각행렬

$$L = \begin{bmatrix} \bullet & 0 & 0 \\ \bullet & \bullet & 0 \\ \bullet & \bullet & \bullet \end{bmatrix}$$

상삼각행렬

$$U = \begin{bmatrix} \bullet & \bullet & \bullet \\ 0 & \bullet & \bullet \\ 0 & 0 & \bullet \end{bmatrix}$$

LU decomposition

$$A \longrightarrow LU$$

$$\begin{bmatrix} \star & \star & \star \\ \star & \star & \star \\ \star & \star & \star \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \blacksquare & 1 & 0 \\ \blacksquare & \blacksquare & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \blacklozenge & \blacklozenge & \blacklozenge \\ 0 & \blacklozenge & \blacklozenge \\ 0 & 0 & \blacklozenge \end{bmatrix}$$

대각 요소는 1이 되어야 한다.

# 인공지능과 선형대수

## ❖ LU 분해

### 문제

주어진 연립 방정식

$$\begin{cases} a_{11}x_1 + \cdots + a_{1n}x_n = b_1 \\ \vdots \\ a_{n1}x_1 + \cdots + a_{nn}x_n = b_n \end{cases}$$

주어진 조건

$a_{11}, \dots, a_{nn}$  은 결정됨.

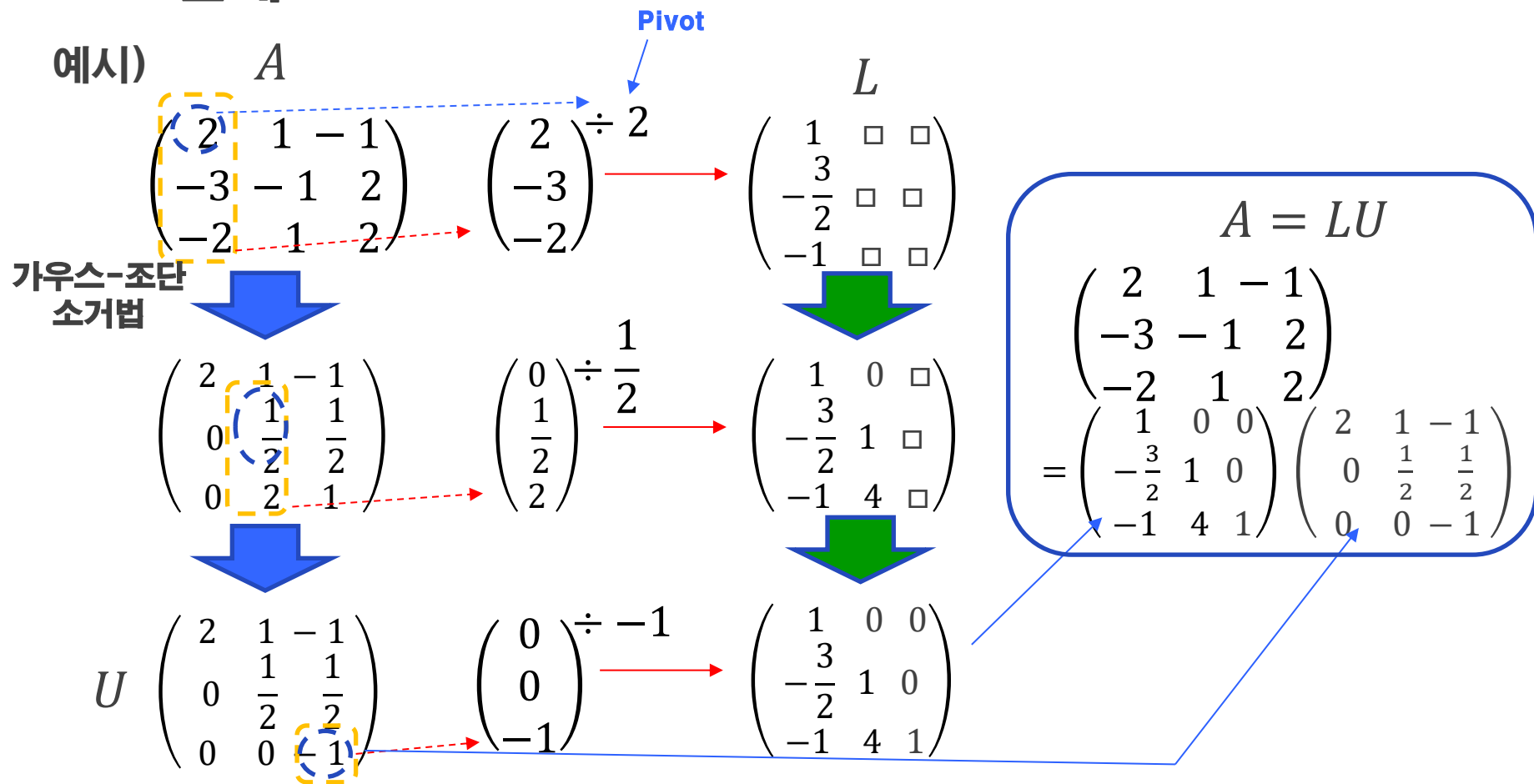
$b_1, \dots, b_n$  값은 가변적

❖ 방정식  $Ax=b$  에 대해

주어진  $b=(b_1, \dots, b_n)$  를 갖는 해  $x$  를 쉽고 효율적으로 구할 수 있다.

# 인공지능과 선형대수

## ❖ LU 분해



# 인공지능과 선형대수

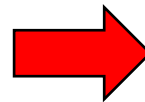
## ❖ LU 분해법을 이용한 $Ax = LUx = b$ 의 해 구하기

예시)

$$Ax = LUx = b$$

$$\begin{pmatrix} 2 & 1 & -1 \\ -3 & -1 & 2 \\ -2 & 1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -\frac{3}{2} & 1 & 0 \\ -1 & 4 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & 1 & -1 \\ 0 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix}$$

단계 1.  $Ly = b$  인  $y$  구하기



단계 2.  $Ux = y$  인  $x$  구하기

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ -\frac{3}{2} & 1 & 0 \\ -1 & 4 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix}$$



$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ y_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ \frac{7}{2} \\ -10 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} 2 & 1 & -1 \\ 0 & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 \\ \frac{7}{2} \\ -10 \end{pmatrix}$$

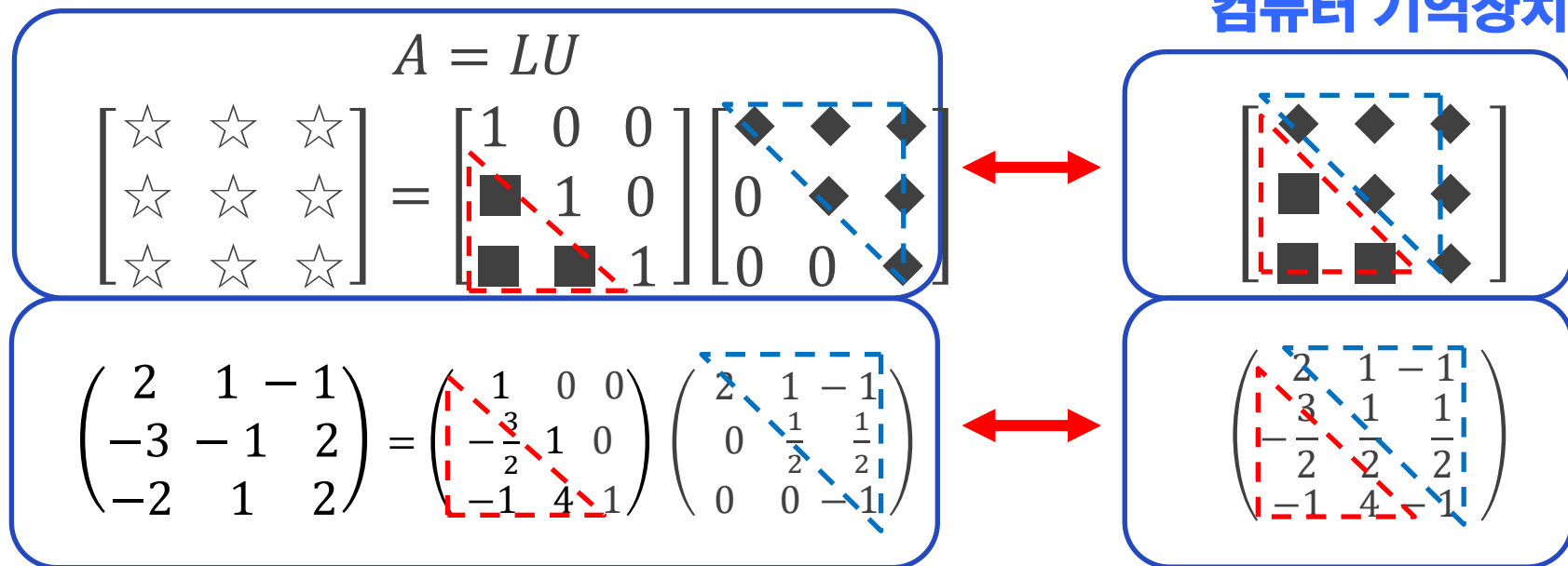


$$\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 7 \\ -3 \\ 10 \end{pmatrix}$$

# 인공지능과 선형대수

## ❖ LU 분해 : 공간 복잡도 (Space Complexity)

- ✓ LU 분해 에서의 공간에 대한 효율성
  - L U 행렬을 하나의 행렬로 표현하여 공간 절약



# 인공지능과 선형대수

## ❖ LU 분해 : 시간 복잡도 (Time Complexity)

✓ 문제해결( $Ax = y$ 의 해 구하기)을 위한 복잡도 비교

| 계산 방법         | Big-O 표기법          |
|---------------|--------------------|
| 가우스-조단 소거법    | $O(n^3)$           |
| LU 분해         | $O(n^3)$           |
| LU 분해 후의 단계 1 | $O(\frac{n^2}{2})$ |
| LU 분해 후의 단계 2 | $O(\frac{n^2}{2})$ |

← 단지 1 번 필요

LU 분해후 2 단계가  
필요함

# 정 리

## 벡터, 행렬

### 특징

노름, 거리, 차원,  
내적, **행렬식**

### 연산

벡터합, 스칼라곱,  
행렬합, 행렬곱

### 특수형태

영행렬, 음행렬, 단위행렬,  
역행렬, 대각행렬,  
전치행렬 등

### 선형문제

선형결합

기본행변환

가우스-조르단 소거법

### 알고리즘

**LU분해**

QR분해

최소제곱법

그람-슈미트 방법

### 행렬의 특성값

고윳값&고유벡터

특잇값

특잇값분해  
(SVD)