

인공지능수학 개론

(저자 김종락)

(임시적인) 목록

I. 선형대수와 인공지능

1. 파이썬 소개: 수식 중심으로
2. 선형대수 기초
 - 2.1 실습
3. 행렬의 연산 및 역행렬
 - 3.1 실습
4. 벡터와 공간, 행렬과 사상
 - 4.1 실습
5. 고윳값, 고유벡터
 - 5.1 실습

II. 미적분학과 인공지능

6. 미분과 적분
 - 6.1 실습
7. 편미분과 경사 하강법
 - 7.1 실습

III. 확률과 통계와 관련된 인공지능

8. 조건부 확률과 베이즈 정리
 - 8.1 실습
9. 상관분석과 분산 분석
 - 9.1 실습

IV. 머신러닝과 딥러닝과의 연계

10. 머신러닝 소개
 - 10.1 실습
11. 딥러닝 소개
 - 11.1 실습

Chapter 3. 행렬의 연산 및 역행렬

연립선형방정식을 쉽게 푸는 방법은 없을까?

중학교 때 변수가 두 개인 일차방정식 두 개를 푸는 방법을 기억할 것이다. 가장 핵심적인 방법은 변수 x, y 중의 하나를 소거하여 간단해진 식에서 정답을 구하는 방법이었다. 이것을 소거법이라고 한다. 그런데 놀랍게도 변수가 3개 이상인 경우에도 이 방법이 가장 효율적이라는 것을 알 수 있다. 이것을 가우스-조던 소거법 (Gauss-Jordan elimination method)라고 한다.

이 방법을 정방행렬에 적용할 경우 역행렬을 효과적으로 구할 수 있다. 역행렬의 정의, 대각행렬, 삼각행렬 등에 대하여 알아본다. 또한 행렬이 만족하는 대수적 구조에 대하여 알아본다.

■ 가우스-조단 소거법

- 가우스-조단 소거법(Gauss-Jordan elimination method)

- 연립선형방정식을 표현한 행렬방정식의 **계수행렬** 부분을
기약행 사다리꼴 행렬로 변환하여 해를 구하는 방법

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

$$x_1 = 3, x_2 = -2, x_3 = 4$$

- 행렬방정식 $Ax = b$ 에 행 연산을 하여 좌변의 행렬 A 를 I 로 만들면,
행렬방정식의 해를 구할 수 있음.

(예제). 가우스-조르단 소거법으로 다음을 푸시오.

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

(정답) $x_1 = 2, x_2 = -1, x_3 = 3$

(Exercise) 가우스 소거법으로 다음을 푸시오.

$$\begin{cases} 2x_1 + 2x_2 + 4x_3 = 18 \\ x_1 + 3x_2 + 2x_3 = 13 \\ 3x_1 + x_2 + 3x_3 = 14 \end{cases}$$

(정답) $x_1 = 1, x_2 = 2, x_3 = 3$

●행렬의 거듭제곱

정방행렬 A 에 대하여 A^k 는 A 를 k 번 거듭제곱한 것이다.

$$(1) A^0 = I$$

$$(2) (A^b)^c = A^{bc}$$

$$(3) A^b A^c = A^{b+c}$$

▶ 증명?

▶ A^{-1} 의 의미는?

● 행렬 덧셈과 곱셈은 다음의 성질을 만족한다.

크기가 같은 행렬 A, B, C 와 스칼라 a, b 에 대하여 다음이 만족된다.

- | | |
|---|-------------------|
| (1) $A + \mathbf{0} = \mathbf{0} + A = A$ | (합에 대한 항등원인 영행렬) |
| (2) $IA = AI = A$ | (곱에 대한 항등원인 단위행렬) |
| (3) $A + B = B + A$ | (합에 대한 교환법칙) |
| (4) $(A + B) + C = A + (B + C)$ | (합에 대한 결합법칙) |
| (5) $(AB)C = A(BC)$ | (곱에 대한 결합법칙) |
| (6) $A(B + C) = AB + AC$ | (분배법칙) |
| (7) $(A + B)C = AC + BC$ | (분배법칙) |
| (8) $a(B + C) = aB + aC$ | |
| (9) $(a + b)C = aC + bC$ | |
| (10) $(ab)C = a(bC)$ | |
| (11) $a(BC) = (aB)C = B(aC)$ | |

▶ 이러한 성질을 만족하는 연산 체계를 무엇이라고 부리는가?

● 역행렬

정방행렬 $A = [a_{ij}]_{n \times n}$ 에 대해 다음 성질을 만족하는 행렬 B 를 A 의 **역행렬** inverse matrix 이라 한다.

$$AB = BA = I_n$$

A 의 역행렬은 A^{-1} 로 나타내고, A^{-1} 는 ' A 의 역행렬' 또는 ' A inverse'라고 읽는다. I_n 은 $n \times n$ 단위행렬이다. 행렬과 역행렬의 곱은 단위행렬이 되어야 하므로, 다음 성질을 만족한다.

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

▶ 역행렬은 실수 a 의 역원 a^{-1} 과 같은 역할을 한다.

● 역행렬의 uniqueness

n 차 정방행렬 A 의 역행렬이 존재하면, 하나 뿐이다.

▶ (증명)

● 2차 정방행렬의 역행렬

행렬 $A = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}$ 에 대하여 $ad - bc \neq 0$ 이면,
역행렬은 $A^{-1} = \frac{1}{ad - bc} \begin{bmatrix} d & -b \\ -c & a \end{bmatrix}$ 이다.

▶ (문제) 가우스 소거법을 이용하여 증명하시오.

● 역행렬의 성질

n 차 정방행렬 A, B 가 가역이고 α 가 0아닌 스칼라 일 때 다음을 만족한다.

- (1) A^{-1} 는 가역이고, $(A^{-1})^{-1} = A$ 이다.
- (2) AB 는 가역이고, $(AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1}$ 이다.
- (3) αA 는 가역이고, $(\alpha A)^{-1} = \frac{1}{\alpha}A^{-1}$ 이다.
- (4) A^k 은 가역이고, $(A^{-1})^k = (A^k)^{-1}$ 이다(여기서 k 는 0 이상의 정수이다).

▶ (증명)

● 전치행렬(transpose of A)

$A = (a_{ij})$ 라고 할 때 $A^T = (a_{ji})$ 를 A의 transpose라고 한다.

● 전치행렬의 성질

(1) $(A^T)^T = A$

(2) $(A + B)^T = A^T + B^T$

(3) $(AB)^T = B^T A^T$

(4) $(\alpha A)^T = \alpha A^T$

(5) A가 가역이면, $(A^T)^{-1} = (A^{-1})^T$ 이다.

▶ (증명)

- 대칭행렬(symmetric matrix)과 반대칭행렬(skew-symmetric matrix)

$$A = A^T:$$

$$A = -A^T:$$

- ▶ 대칭행렬의 특징은?
- ▶ 반대칭행렬의 특징은?

- 정방행렬의 표현 방법

(1) 정방행렬 A 에 대해 $A + A^T$ 는 대칭행렬이고 $A - A^T$ 는 반대칭행렬이다.

(2) $A = \frac{1}{2}(A + A^T) + \frac{1}{2}(A - A^T)$ 이다. 즉 정방행렬 A 는 대칭행렬인 $\frac{1}{2}(A + A^T)$ 와 반대칭행렬인 $\frac{1}{2}(A - A^T)$ 의 합으로 나타낼 수 있다.

- ▶ (증명)

● 대각행렬(diagonal matrix)

정방행렬 $A = (a_{ij})$ 에 대하여 $a_{ij} = 0$ if $i \neq j$ 일 때 A 를 대각행렬이라고 한다.

이 경우 간단히 $A = (d_{ii})$ 로 표현한다.

▶ 같은 크기의 두 대각행렬의 곱은 대각행렬이다.

▶ 임의의 n 차 정방행렬 A 와 n 차 대각행렬 D 에 대하여 AD 와 DA 의 관계는?

● 대각합(trace(A))

정방행렬 $A = (a_{ij})$ 에 대하여 대각성분에 있는 원소들의 합을 trace of A 라고 한다.

▶ (예제)

● 대각합의 성질

- (1) n 차 정방행렬 A, B 에 대해, $tr(A+B) = tr(A) + tr(B)$ 이다.
- (2) n 차 정방행렬 A 와 스칼라 c 에 대해, $tr(cA) = c \cdot tr(A)$ 이다.
- (3) $n \times m$ 행렬 A 와 $m \times n$ 행렬 B 에 대해, $tr(AB) = tr(BA)$ 이다.
- (4) n 차 정방행렬 A, B, C 에 대해, $tr(ABC) = tr(CAB) = tr(BCA)$ 이다.

▶ (증명)

● 삼각행렬(triangular matrix)

- upper triangular matrix U

- lower triangular matrix L

▶ (예제)

● (정리)

(1) 상삼각행렬과 상삼각행렬의 곱은 상삼각행렬이다.

(2) 하삼각행렬과 하삼각행렬의 곱은 하삼각행렬이다.

▶ (증명)

● 열벡터와 행벡터의 곱

$m \times 1$ 벡터 \mathbf{u} 와 $n \times 1$ 벡터 \mathbf{v} 가 있을 때, 열벡터인 \mathbf{u} 와 행벡터인 \mathbf{v}^\top 의 곱 \mathbf{uv}^\top 는 $m \times n$ 행렬이 된다.

$$\mathbf{uv}^\top = \begin{bmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_1 & v_2 & \cdots & v_n \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u_1 v_1 & u_1 v_2 & \cdots & u_1 v_n \\ u_2 v_1 & u_2 v_2 & \cdots & u_2 v_n \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_m v_1 & u_m v_2 & \cdots & u_m v_n \end{bmatrix}$$

▶ (예제)

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{v} = \begin{bmatrix} 2 \\ 4 \\ 6 \end{bmatrix} \quad \Rightarrow \quad \mathbf{uv}^\top = \begin{bmatrix} 1 \\ 3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 2 & 4 & 6 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 2 & 4 & 6 \\ 6 & 12 & 18 \end{bmatrix}$$

이것을 $\mathbf{u} \otimes \mathbf{v}$ (u tensor v)라고도 쓴다.

● 행렬 \mathbf{A} 와 열벡터 \mathbf{x} 에 대하여 \mathbf{Ax} 를 쉽게 계산하는 방법은?

●

■ 실습

▶ 행렬을 출력하는 함수

```
import numpy as np

# 행렬 A를 출력하는 함수
def pprint(msg, A):
    print("----", msg, "----")
    (n,m) = A.shape
    for i in range(0, n):
        line = ""
        for j in range(0, m):
            line += "{0:.2f}".format(A[i,j]) + "\t"
        print(line)
    print("")
```

```
A = np.array([[1., 2.], [3., 4.]])
pprint("A", A)
```

```
--- A ---
1.00    2.00
3.00    4.00
```

```
Ainv1 = np.linalg.matrix_power(A, -1) # matrix_power( )를 사용한 역행렬 A^-1 계산
pprint("linalg.matrix_power(A, -1) => Ainv1", Ainv1)
```

```
Ainv2 = np.linalg.inv(A) # inv( )를 사용한 역행렬 A^-1 계산
pprint("np.linalg.inv(A) => Ainv2", Ainv2)
```

```
pprint("A*Ainv1", np.matmul(A, Ainv1)) # 행렬 A와 역행렬 A^-1의 곱
pprint("A*Ainv2", np.matmul(A, Ainv2)) # 행렬 A와 역행렬 A^-1의 곱
```

```
--- linalg.matrix_power(A, -1) => Ainv1 ---
-2.00    1.00
1.50    -0.50
```

```
--- np.linalg.inv(A) => Ainv2 ---
-2.00    1.00
1.50    -0.50
```

```
--- A*Ainv1 ---
1.00    0.00
0.00    1.00
```

```
--- A*Ainv2 ---
1.00    0.00
0.00    1.00
```

```

B = np.random.rand(3,3) # 난수를 이용한 3x3 행렬 B 생성
pprint("B =", B)
Binv = np.linalg.inv(B) # 역행렬 B-1 계산
pprint("Binv =", Binv)
pprint("B*Binv =", np.matmul(B, Binv)) # 행렬 B와 역행렬 B-1의 곱

```

```

--- B = ---
0.44    0.40    0.42
0.28    0.13    0.48
0.52    0.41    0.84

```

```

--- Binv = ---
6.88    12.70   -10.76
-1.23   -11.83    7.43
-3.69   -2.11    4.26

```

```

--- B*Binv = ---
1.00    0.00   -0.00
0.00    1.00   -0.00
0.00    0.00    1.00

```

```

# CX = D의 해 계산
C = np.array([[5, 3, 2, 1], [6, 2, 4, 5], [7, 4, 1, 3], [4, 3, 5, 2]])
D = np.array([[4], [2], [5], [1]])
x = np.matmul(np.linalg.inv(C), D)
pprint("x", x) # 해 x 출력
pprint("C*x", np.matmul(C, x)) # C*x의 결과가 D와 같은지 확인

```

```

--- x ---
1.31
-0.38
-0.31
-0.77

```

```

--- C*x ---
4.00
2.00
5.00
1.00

```