



- 본 과제는 학회 정규 세션 「Linear Algebra」, 「Basic Statistics」 및 「Math for ML」 일부 내용을 다루며, 개념의 이해와 실제 활용 사례에 대한 이해를 돋기 위해 기획되었습니다. 평가를 위한 것이 아니므로, 주어진 힌트를 적극 활용하시고 학회원 간 토론, Slack의 질의응답을 활용하여 해결해주십시오. 단, 답안 표절은 금지합니다.
- 2/11 (수) 23시 59분까지 Github에 PDF 파일 하나로 제출해주십시오. Github에 제출하는 방법을 모른다면 학술부장 혹은 과제 질의응답을 위한 오픈채팅방을 활용해주십시오.

## 문제 1 선형대수 기초 (Linear Algebra Basic)

### 1. $Ax = b$ 의 동치 조건

$n \times n$  정사각행렬  $A$ 에 대하여 다음 조건들은 동치(equivalent)입니다.

- (a) 행렬  $A$ 는 가역적(invertible)이다.
- (b) 임의의  $n \times 1$  벡터  $b$ 에 대하여 방정식  $Ax = b$ 는 유일한 해를 갖는다.
- (c) 동차 방정식(Homogeneous equation)  $Ax = 0$ 은 오직 자명한 해(trivial solution,  $x = 0$ )만을 갖는다.

#### 1-1. 다음과 같은 삼변수 함수 $f(x, y, z)$ 가 주어져 있습니다.

$$f(x, y, z) = x^2 + y^2 + 1.5z^2 + xy + yz + zx$$

- (1) 이 함수의 헤시안 행렬(Hessian Matrix)  $A$ 를 구하고 PD(Positive Definite), PSD, ND, NSD 중 무엇인지 판별하시오.
- (2) 위에서 구한 행렬  $A$ 의 역행렬  $A^{-1}$ 을 계산하시오.
- (3) 만약 특정 상수  $k$ 에 대해 함수의 항  $xy$ 가  $kxy$ 로 변하여  $\det(A) = 0$ 이 된다면, 조건 (b)는 여전히 성립하는가? 그 이유를 행렬식(determinant)과 관련지어 설명하시오.

#### 1-2. (Optional)

- (1) (a), (b), (c) 세 조건들이 동치임을 증명하시오.
- (2) 행렬  $A$ 가 가역적이라고 가정할 때, 임의의  $b$ 에 대하여  $Ax = b$ 를 만족하는 해  $x$ 가 항상 존재함을 대수적으로 유도하여 증명하고 해당 증명의 의미를 서술하시오.

-1.

$$\begin{aligned}
 (1) \quad f(x, y, z) &= x^2 + y^2 + 1 - 5z^2 + xy + yz + zx \\
 f_x &= 2x + y + z, \quad f_y = 2y + x + z, \quad f_z = -10z + y + x \\
 f_{xx} &= 2, \quad f_{yy} = 2, \quad f_{zz} = 3 \\
 f_{xy} = f_{yx} &= 1, \quad f_{xz} = f_{zx} = 1, \quad f_{yz} = f_{zy} = 1 \\
 \therefore A &= \begin{bmatrix} 2 & 1 & 1 \\ 1 & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 3 \end{bmatrix}
 \end{aligned}$$

$$D_1 = 2 > 0$$

$$D_2 = \begin{vmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 2 \end{vmatrix} = 3 > 0$$

$$D_3 = \det(A) = 2 \begin{vmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 3 \end{vmatrix} - \begin{vmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} 1 & 2 \\ 1 & 1 \end{vmatrix} = 7 > 0$$

$\therefore A$  is Positive Definite (PD).

$$(2) \quad A^{-1} = \begin{bmatrix} \frac{5}{7} & -\frac{2}{7} & -\frac{1}{7} \\ -\frac{2}{7} & \frac{5}{7} & -\frac{1}{7} \\ -\frac{1}{7} & -\frac{1}{7} & \frac{3}{7} \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned}
 (3) \quad A(k) &= \begin{bmatrix} 2 & k & 1 \\ k & 2 & 1 \\ 1 & 1 & 3 \end{bmatrix} \\
 \det(A(k)) &= 2 \begin{vmatrix} 2 & 1 \\ 1 & 3 \end{vmatrix} - k \begin{vmatrix} k & 1 \\ 1 & 3 \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} k & 2 \\ 1 & 1 \end{vmatrix} = -3k^2 + 2k + 8 \\
 &= -(3k+4)(k-2) = 0 \quad \Leftrightarrow \quad k = 2 \text{ or } -\frac{4}{3}
 \end{aligned}$$

If  $\det(A(k)) = 0$ ,  $A(k)$  is singular and not invertible.  
Hence  $A(k)x = b$  does not have a unique solution for all  $b$   
thus the condition (b) does not hold.

-2.

$$\begin{aligned}
 (1) \quad (a) \Rightarrow (b) : \\
 \text{If } A \text{ is invertible, let } x = A^{-1}b. \\
 \text{Then, } Ax = A(A^{-1}b) = b. \\
 \text{Uniqueness: if } Ax = b \text{ and } Ax' = b, \\
 A(x - x') = 0 \Rightarrow x - x' = 0 \Rightarrow x = x'
 \end{aligned}$$

(b)  $\Rightarrow$  (c):

Take  $b = 0$ .

If the solution is unique and  $x = 0$  is a solution,  
it must be the only one.

(c)  $\Rightarrow$  (a):

If  $Ax = 0$  has only the trivial solution,  
the null space is  $\{0\}$  and  $A$  is invertible.

$\therefore (a), (b), (c)$  are equivalent.

## 문제 2 특이값 분해 (SVD)

특이값 분해(SVD)는 대각화와 달리 모든 크기의 행렬에 대해 적용이 가능하며, 그 계산 과정은 다음과 같습니다.

- 항상 대칭 행렬을 이루는 두 행렬  $B^T B, BB^T$ 를 계산하고, 이들의 고유값을 계산해 특이값  $\sigma$ 와 고유 벡터를 통해 직교대각화하여  $B^T B = V D V^T, BB^T = U D U^T$ 를 구합니다.
- 0이 아닌 특이값들을 내림차순으로 나열하여  $\Sigma$ 를 구성하고, 이들을 모두 활용해  $A = U \Sigma V^T$ 를 구합니다.

다음 행렬  $B$ 에 특이값 분해를 적용하였을 때 나오는 행렬  $U, \Sigma, V^T$ 를 각각 구하시오.

$$B = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$B^T = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad B^T B = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\det(B^T B - \lambda I) = \begin{vmatrix} 1-\lambda & 1 & 0 \\ 1 & 1-\lambda & 0 \\ 0 & 0 & 1-\lambda \end{vmatrix} = (1-\lambda) \begin{vmatrix} 1-\lambda & 0 \\ 0 & 1-\lambda \end{vmatrix} - \begin{vmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1-\lambda \end{vmatrix} = (1-\lambda)^2 - (1-\lambda) = (1-\lambda) \lambda (\lambda-2)$$

$$\therefore \lambda_1 = 2, \lambda_2 = 1, \lambda_3 = 0$$

$$\sigma_i = \sqrt{\lambda_i} \quad \Rightarrow \quad \sigma_1 = \sqrt{2}, \sigma_2 = 1, \sigma_3 = 0$$

(i)  $\lambda=2$ :

$$v_1 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

(ii)  $\lambda=1$ :

$$v_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

(iii)  $\lambda=0$ :

$$v_3 = \frac{1}{\sqrt{2}} \begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 0 \end{bmatrix}$$

$$\therefore V = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & 0 & -\frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

$$u_i = \frac{1}{\sigma_i} B v_i$$

$$B v_1 = \begin{bmatrix} \sqrt{2} \\ 0 \end{bmatrix} \Rightarrow u_1 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad B v_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \Rightarrow u_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad \therefore U = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$\therefore \Sigma = \begin{bmatrix} \sqrt{2} & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

## 문제 3 Convex Sets & Functions

### 3-1. Convex Set

1. 다음 집합들이 Convex set인지 증명하시오.

$$C_1 = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 : x + y \leq 1\}$$

$$C_2 = \{x \in \mathbb{R}^n : \|x\|_1 \leq 1\}$$

$$C_3 = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 : y \geq e^x\}$$

2. 함수  $f : \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}$ 가 convex function일 때,  $f$ 의 epigraph인 집합  $S$ 가 convex set임을 보이시오.

$$S = \{(x, t) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R} : t \geq f(x)\}$$

### 3-2. Convex Function

1. Convex 함수의 합성

$f : \mathbf{R}^d \rightarrow \mathbf{R}$ 가 실수 값을 갖는 함수라고 합시다.

(a) 함수  $f(x)$ 와  $g(x)$ 가 convex일 때,  $f(x) + g(x)$  또한 convex임을 보이시오.

(b)  $A$ 와  $b$ 가 호환되는 크기의 행렬과 벡터라고 합시다.  $f(x)$ 가 convex라면  $f(Ax + b)$  또한 convex임을 보이시오.

2. Convex Optimization

또 다른 함수  $f : \mathbf{R}^d \rightarrow \mathbf{R}$ 를 고려해 봅시다.

$$f(x) = \|Ax - b\|^2.$$

오직 convex 함수의 정의만을 사용하여,  $f(x)$ 가  $x \in \mathbf{R}^d$ 에서 convex임을 보이시오.

$$1. (i) C_1 = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 : x+y \leq 1\}$$

Take any  $u = (x_1, y_1), v = (x_2, y_2) \in C_1, \theta \in [0, 1]$ .

Then  $x_1+y_1 \leq 1, x_2+y_2 \leq 1$

$$w = \theta u + (1-\theta)v = (\theta x_1 + (1-\theta)x_2, \theta y_1 + (1-\theta)y_2).$$

$$w_x + w_y = \theta(x_1+y_1) + (1-\theta)(x_2+y_2) \leq \theta \cdot 1 + (1-\theta) \cdot 1 = 1$$

so  $w \in C_1$  and  $C_1$  is convex.

$$(ii) C_2 = \{x \in \mathbb{R}^n : \|x\|_1 \leq 1\}$$

Take  $x_1, x_2 \in C_2, \theta \in [0, 1]$ , let  $x = \theta x_1 + (1-\theta)x_2$ .

$$\|x\|_1 = \|\theta x_1 + (1-\theta)x_2\|_1 \leq \|\theta x_1\|_1 + \|(1-\theta)x_2\|_1$$

$$= \theta \|x_1\|_1 + (1-\theta) \|x_2\|_1$$

$$\leq \theta \cdot 1 + (1-\theta) \cdot 1 = 1$$

thus  $x \in C_2$  and  $C_2$  is convex.

$$(iii) C_3 = \{(x, y) \in \mathbb{R}^2 : y \geq e^x\}$$

Take  $u = (x_1, y_1), v = (x_2, y_2) \in C_3, \theta \in [0, 1]$ .

Then  $y_1 \geq e^{x_1}, y_2 \geq e^{x_2}$

$$w = \theta u + (1-\theta)v = (\theta x_1 + (1-\theta)x_2, \theta y_1 + (1-\theta)y_2) = (x_w, y_w).$$

$$e^{x_w} = e^{\theta x_1 + (1-\theta)x_2} \leq \theta e^{x_1} + (1-\theta) e^{x_2} \quad (\because e^x \text{ is convex})$$

$$y_w = \theta y_1 + (1-\theta)y_2 \geq \theta e^{x_1} + (1-\theta) e^{x_2}$$

Therefore,  $y_w \geq e^{x_w}$  so  $w \in C_3$  and  $C_3$  is convex.

$$2. \text{ Take any } (x_1, t_1), (x_2, t_2) \in S, \theta \in [0, 1].$$

Then  $t_1 \geq f(x_1), t_2 \geq f(x_2)$

$$(x, t) = \theta(x_1, t_1) + (1-\theta)(x_2, t_2) = (\theta x_1 + (1-\theta)x_2, \theta t_1 + (1-\theta)t_2).$$

$$f(\theta x_1 + (1-\theta)x_2) \leq \theta f(x_1) + (1-\theta)f(x_2)$$

since  $t_1 \geq f(x_1)$ ,

$$t = \theta t_1 + (1-\theta)t_2 \geq \theta f(x_1) + (1-\theta)f(x_2) \geq f(\theta x_1 + (1-\theta)x_2).$$

so  $(x, t) \in S$  and  $S$  is convex.

$$1. (a) \text{ For any } x, y \text{ and } \theta \in [0, 1],$$

$$f(\theta x + (1-\theta)y) \leq \theta f(x) + (1-\theta)f(y),$$

$$g(\theta x + (1-\theta)y) \leq \theta g(x) + (1-\theta)g(y)$$

$$(f+g)(\theta x + (1-\theta)y) \leq \theta(f+g)(x) + (1-\theta)(f+g)(y)$$

thus  $f+g$  is convex.

$$(b) \text{ Take any } x_1, x_2 \text{ and } \theta \in [0, 1],$$

$$h(\theta x_1 + (1-\theta)x_2) = f(\theta(x_1 + (1-\theta)x_2) + b)$$

$$= f(\theta(x_1 + b) + (1-\theta)(x_2 + b))$$

$$\leq \theta f(x_1 + b) + (1-\theta)f(x_2 + b)$$

$$= \theta h(x_1) + (1-\theta)h(x_2)$$

$\therefore h$  is convex.

$$2. \text{ Take any } x_1, x_2 \text{ and } \theta \in [0, 1], u = \theta x_1 - b, v = \theta x_2 - b$$

$$f(\theta x_1 + (1-\theta)x_2) - b = \theta u + (1-\theta)v,$$

$$f(\theta x_1 + (1-\theta)x_2) = \|\theta u + (1-\theta)v\|^2$$

$$\|\theta u + (1-\theta)v\|^2 = \theta^2 \|u\|^2 + (1-\theta)^2 \|v\|^2 + 2\theta(1-\theta)u^T v.$$

$$\theta \|u\|^2 + (1-\theta) \|v\|^2 - \|\theta u + (1-\theta)v\|^2 = \theta(1-\theta) \|u - v\|^2 \geq 0.$$

$$\Rightarrow \theta \|u\|^2 + (1-\theta) \|v\|^2 \leq \theta \|u\|^2 + (1-\theta) \|v\|^2$$

$$f(\theta x_1 + (1-\theta)x_2) \leq \theta f(x_1) + (1-\theta)f(x_2)$$

$\therefore f(x) = \|Ax - b\|^2$  is convex on  $\mathbb{R}^d$ .

## 문제 4 정보이론 (Information Theory)

### 4-1. Entropy

확률분포  $p(x, y)$  가 다음과 같이 주어졌다고 합시다.

| $X \setminus Y$ | 0             | 1             |
|-----------------|---------------|---------------|
| 0               | $\frac{1}{3}$ | $\frac{1}{3}$ |
| 1               | 0             | $\frac{1}{3}$ |

다음 값들을 구하시오.

$$(a) H(X), H(Y). \quad H(X) = -\sum p(x) \log_2 p(x) = -\frac{1}{3} \log_2 \frac{1}{3} - \frac{1}{3} \log_2 \frac{1}{3}$$

$$H(Y) = -\frac{1}{3} \log_2 \frac{1}{3} - \frac{1}{3} \log_2 \frac{1}{3}$$

$$(b) H(X | Y), H(Y | X). \quad H(X|Y) = P(Y=0) \cdot 0 + P(Y=1) \cdot 1 = \frac{1}{3} \cdot 0 + \frac{2}{3} \cdot 1 = \frac{2}{3}$$

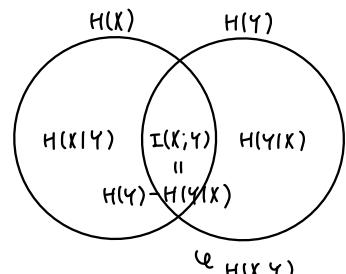
$$H(Y|X) = P(X=0) \cdot 1 + P(X=1) \cdot 0 = \frac{2}{3}$$

$$(c) H(X, Y). \quad H(X, Y) = -\frac{1}{3} \cdot \frac{1}{3} \log_2 \frac{1}{3} = \log_2 3$$

$$(d) H(Y) - H(Y | X). = 0.9183 - \frac{2}{3} = 0.2516$$

$$(e) I(X; Y). = H(X) - H(X|Y) = 0.9183 - \frac{2}{3} = 0.2516$$

(f) (a)부터 (e)까지 구한 양(quantity)들을 벤 다이어그램으로 나타내시오.



### 4-2. KL-divergence

(a)  $D(q||p) = D(p||q)$  가 성립하지 않는 반례를 제시하시오.

$$\text{eg. } p = (1, 0), q = (\frac{1}{2}, \frac{1}{2})$$

$$D(p||q) = \sum p_i \log \frac{p_i}{q_i} = 1 \times \log \frac{1}{\frac{1}{2}} = \log 2 \text{ (finite)}, \quad D(q||p) = \sum q_i \log \frac{q_i}{p_i} \text{ contains } q_1 \log \frac{q_1}{p_1} = \frac{1}{2} \log \frac{1}{0} = \infty$$

(b)  $D(p||q) \geq 0$  임을 보이시오. (Hint : Jensen's Inequality)

$$D(p||q) = \sum p(x) \log \frac{p(x)}{q(x)} = \mathbb{E}_p \left[ \log \frac{p(x)}{q(x)} \right] = \mathbb{E}_p \left[ -\log \frac{q(x)}{p(x)} \right]$$

Let  $z = \frac{q(x)}{p(x)}$ , since  $-\log(\cdot)$  is convex, Jensen gives  $\mathbb{E}_p[-\log z] \geq -\log(\mathbb{E}_p[z])$ .

$$\mathbb{E}_p[z] = \sum p(x) \frac{q(x)}{p(x)} = \sum q(x) = 1$$

$$\therefore D(p||q) = \mathbb{E}_p[-\log z] \geq -\log 1 = 0$$

## Reference

- Elements of Information Theory (2nd Ed.), T. M. Cover & J. A. Thomas
- Convex Optimization for ML, Prof. Changho Suh

## Data Science Lab

담당자: 14 기 박창용, 어희정, 여준호

qkrckddyd0@yonsei.ac.kr

heejung.uh@gmail.com

asap03153@gmail.com