

15기 정규세션

ToBig's 14기 박준영

선형대수학 정리

Appendix

■ 1. 선형대수학 = 선형 + 대수학

선형(Linear)

- 선형 : '선형성'을 갖는다
- 선형성을 갖기 위해서는 2가지를 만족해야한다.
 - Homogeneity(동차성): 임의의 수 x 와 a 에 대해 옆의 식이
 $f(ax_1)=af(x_1)$
항상 성립할 때
 - Additivity(가산성): 임의의 수 x_1 과 x_2 에 대해 옆의 식이
 $f(x_1+x_2)=f(x_1)+f(x_2)$
항상 성립할 때

위 두조건을 만족할 때 **선형성**을 가진다고 말한다!!!

Appendix

■ 2. 용어 정리

Vector : 벡터 공간의 원소

ex) 5차원 벡터: $\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ x_4 \\ x_5 \end{bmatrix}$

Vector의 내적

$$\vec{a} \cdot \vec{b} = \left| \vec{a} \right| \left| \vec{b} \right| \cos \theta$$

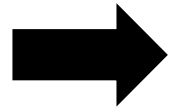
$$\vec{a} \cdot \vec{b} = a_x b_x + a_y b_y + a_z b_z$$

Appendix

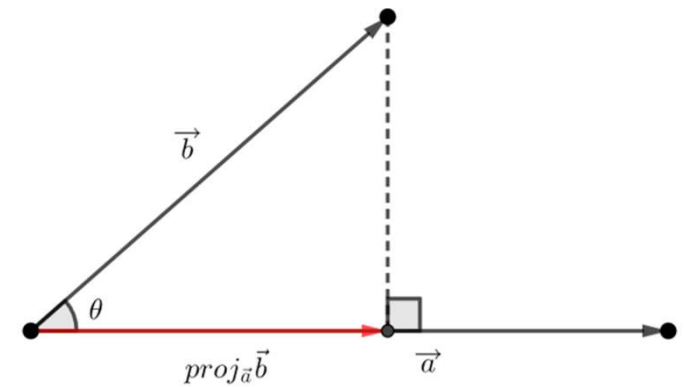
■ 2. 용어 정리

정사영(orthographic projection)

Vector의 내적=0



두 Vector는 서로 직교



Appendix

■ 2. 용어 정리

정방행렬(Square Matrix)

- 행과 열의 수가 같은 행렬 ($n \times n$)

$$A_{n \times n} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix} = (a_{ii})$$

단위행렬(Identity Matrix)

$$AE = EA = A$$

- 주대각선 원소가 모두 1이고 다른 원소는 모두 0인 정방행렬

$$\begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \quad \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$

Appendix

■ 2. 용어 정리

전치행렬(Transpose of a Matrix)

- 행과 열을 교환하는 것, 이때 주대각선의 원소는 바뀌지 않는다.

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \\ 5 & 6 \end{bmatrix}$$

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 2 \\ 3 & 4 \\ 5 & 6 \end{bmatrix}$$

$$A^T = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 5 \\ 2 & 4 & 6 \end{bmatrix}$$

$$A^T = \begin{bmatrix} 1 & 3 & 5 \\ 2 & 4 & 6 \end{bmatrix}$$

Appendix

■ 2. 용어 정리

행렬식(Determinant)

- 정방행렬에서만 정의되며 역행렬의 존재 유무를 알아볼 때, 역행렬을 구할 때 사용된다
- $\det(A)=0$ 이면 A의 역행렬이 존재하지 않는다!
0이 아니면 역행렬이 존재함을 뜻한다!

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

$$A = \begin{pmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & i \end{pmatrix} \rightarrow \det(A) = a(ei - fh) - b(di - fg) + c(dh - eg)$$

$$\det(AB) = \det(A)\det(B) \quad (\text{단, } A, B \text{는 동일크기의 정방행렬})$$

$$\det(A^T) = \det(A)$$

$$\det(A^{-1}) = \frac{1}{\det(A)}$$

$$\det(PAP^{-1}) = \det(A)$$

Appendix

■ 2. 용어 정리

역행렬(Inverse Matrix)

- 원래 행렬과 곱했을 때, 단위행렬이 되는 행렬

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

- 계산식

$$A = \begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix}$$

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

대각합(Trace)

- 정방행렬의 주대각선 성분들의 합
- 행렬의 대각합은 고유값들의 합과 같다

두 정사각행렬 A, B와 실수 c에 대해 아래가 성립한다.

- 1) $tr(A^T) = tr(A)$
- 2) $tr(cA) = c \cdot tr(A)$
- 3) $tr(A+B) = tr(A) + tr(B)$
- 4) $tr(A-B) = tr(A) - tr(B)$
- 5) $tr(AB) = tr(BA)$

Appendix

■ 2. 용어 정리

대각행렬(Diagonal Matrix)

- 주대각원소 외의 원소가 모두 0인 행렬 (보통 정방행렬을 뜻함)
- 계산이 간단해지기 때문에 대각화를 통해 대각행렬로 사용한다

$$\text{diag}(1,2,3,4) = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 4 \end{pmatrix}$$

Appendix

■ 2. 용어 정리

대각행렬(Diagonal Matrix)

- 주대각원소 외의 원소가 모두 0인 행렬 (보통 정방행렬을 뜻함)
- 계산이 간단해지기 때문에 대각화를 통해 대각행렬로 사용한다

$$D = \begin{bmatrix} d_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & d_2 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & d_n \end{bmatrix} \quad D^k = \begin{bmatrix} d_1^k & 0 & \dots & 0 \\ 0 & d_2^k & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & d_n^k \end{bmatrix} \quad D^{-1} = \begin{bmatrix} 1/d_1 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1/d_2 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & 1/d_n \end{bmatrix}$$

Appendix

■ 2. 용어 정리

*고유값(Eigen Value), 고유벡터(Eigen Vector)

- 수학적 의미: 정방행렬 A에 대해 아래 식을 만족하는 스칼라 λ 와 열벡터 v

$$A\mathbf{v} = \lambda\mathbf{v} \quad \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} v_1 \\ \vdots \\ v_n \end{pmatrix} = \lambda \begin{pmatrix} v_1 \\ \vdots \\ v_n \end{pmatrix}$$

■ Eigen value 고유값 = 스칼라 λ

- 선형 변환 A에 의해 벡터의 크기가 변하는 정도

■ Eigen vector 고유벡터 = 열벡터 v

- 정방행렬 A를 선형 변환으로 봤을 때,
- 선형 변환 A에 의한 변환 결과가 자기자신의 λ 배(상수배)가 되는 0이 아닌 벡터

Appendix

■ 2. 용어 정리

행렬의 대각화 = 고유값 분해 (Eigen decomposition)

- 행렬 A를 고유벡터들을 열벡터로 하는 행렬(P)과 고유값을 대각원소로 하는 행렬(Λ)의 곱으로 대각화 분해

$$A = P \Lambda P^{-1}$$

$$\begin{pmatrix} 4 & 2 \\ 3 & 5 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & -1 \\ 3 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 7 & 0 \\ 0 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 2 & -1 \\ 3 & 1 \end{pmatrix}^{-1}$$

eigenvalue λ_1 에 대응하는 eigenvector 1

eigenvalue λ_1

eigenvalue λ_2

eigenvector 2 (eigenvalue λ_2 에 대응하는)

Appendix

■ 2. 용어 정리

행렬의 대각화 = 고유값 분해 (Eigen decomposition)

- 대각화 분해(Eigendecomposition)의 성질

$$\begin{aligned} 1) \quad \det(A) &= \det(P\Lambda P^{-1}) \\ &= \det(P)\det(\Lambda)\det(P)^{-1} \\ &= \det(\Lambda) \\ &= \lambda_1\lambda_2\cdots\lambda_n \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} 2) \quad A^k &= (P\Lambda P^{-1})^k \\ &= (P\Lambda P^{-1})(P\Lambda P^{-1})\cdots(P\Lambda P^{-1}) \\ &= P\Lambda^k P^{-1} \\ &= P \text{diag}(\lambda_1^k, \dots, \lambda_n^k) P^{-1} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} 3) \quad A^{-1} &= (P\Lambda P^{-1})^{-1} \\ &= P\Lambda^{-1}P^{-1} \\ &= P \text{diag}(1/\lambda_1, \dots, 1/\lambda_n) P^{-1} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} 4) \quad \text{tr}(A) &= \text{tr}(P\Lambda P^{-1}) \\ &= \text{tr}(\Lambda) \quad (\because \text{tr}(AB) = \text{tr}(BA)) \\ &= \lambda_1 + \dots + \lambda_n \end{aligned}$$

Appendix

■ 2. 용어 정리

행렬의 대각화 = 고유값 분해 (Eigen decomposition)

- 고유값분해 가능조건
 - $N \times N$ 정방행렬 A 가 N 개의 일차독립인 고유벡터를 가질 때 고유값 분해가 가능하다
 - 일차독립이란?
 - 어떤 벡터들의 집합에서 어느 한 벡터도 다른 벡터들의 일차결합 (벡터들에 어떤 값을 곱하고 더한 형태) 으로 표현될 수 없다면 이 벡터들은 서로 일차독립이다
 - Ex) $(1,0,0), (0,1,0), (0,0,1) \rightarrow$ 이 세개의 벡터는 일차독립이다

Appendix

■ 2. 용어 정리

직교행렬(Orthogonal Matrix)

- 행렬과 행렬의 전치행렬을 곱하면 단위행렬이 되는 경우

$A^T A = A A^T = I$ 인 행렬,

$$A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \text{이라 두면,}$$

$$A^T A = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} = I$$

대칭행렬(Symmetric Matrix)

- 정방행렬 중에서 대각원소를 중심으로 원소 값들이 대칭되는 행렬 $A^T = A$
- 대칭행렬은 항상 고유값 대각화가 가능하며 직교행렬로 대각화 가능하다 $A = P \Lambda P^{-1} = P \Lambda P^T$ $PP^T = E \quad (P^{-1} = P^T)$

Appendix

■ 3. 역행렬(Inverse Matrix)과 행렬식(Determinant)

역행렬의 용도

선형방정식 풀이

$$\begin{array}{l} a_{11}x_1 + a_{12}x_2 + \cdots + a_{1n}x_n = b_1 \\ a_{21}x_1 + a_{22}x_2 + \cdots + a_{2n}x_n = b_2 \\ \vdots \\ a_{n1}x_1 + a_{n2}x_2 + \cdots + a_{nn}x_n = b_n \end{array} \longrightarrow \begin{pmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nn} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_n \end{pmatrix}$$

$$\longrightarrow AX=B \longrightarrow X=A^{-1}B$$

- ⇒ 역행렬은 존재할 수도 있고 존재하지 않을 수도 있음!
- ⇒ 역행렬의 존재여부를 판단할 수 있는 것이 행렬식!

Appendix

■ 3. 역행렬(Inverse Matrix)과 행렬식(Determinant)

역행렬의 성질

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

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

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

$$(sA)^{-1} = \frac{1}{s} A^{-1}$$

$$\det(A^{-1}) = \frac{1}{\det(A)}$$

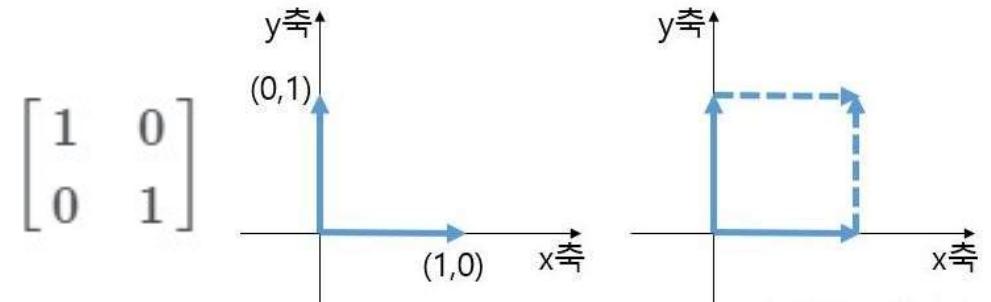
Appendix

■ 3. 역행렬(Inverse Matrix)과 행렬식(Determinant)

행렬식의 기하학적 의미

1. 2X2 행렬

- 두 벡터를 이용해 만들 수 있는 도형의 면적이 해당 행렬의 행렬식의 절대값



2. 3X3 행렬

- 3차원 공간에서 해당 행렬 속 벡터들로 구성된 3차원 도형의 부피

3. nXn 행렬

- N차원 공간의 벡터들로 구성된 도형의 부피

Appendix

■ 3. 역행렬(Inverse Matrix)과 행렬식(Determinant)

행렬식의 용도

1. 역행렬의 존재유무

 $\det(A) = 0$: 역행렬 없음

=> 연립방정식을 만족하는 유일한 해가 존재하지 X

=> 만족하는 해의 개수가 무한대(부정) 이거나 없다(불능)

 $\det(A) \neq 0$: 역행렬 있음

=> 연립방정식을 만족하는 유일해가 존재

Appendix

■ 3. 역행렬(Inverse Matrix)과 행렬식(Determinant)

행렬식의 용도

2. 선형변환

$$P' = AP$$

- 행렬 P 가 행렬 A 와 곱해졌을 때 P' 이 된다면, 행렬 A 는 P 를 P' 으로 변환시켜주는 선형변환으로 해석할 수 있는데,
- 이 때 $\det(A)$ 의 절대값은 선형변환의 크기를 나타내고, 부호는 도형의 방향의 보존유무를 나타낸다
- $\det(A) > 0$ 이면 도형의 방향 보존, $\det < 0$ 이면 도형의 방향 보존되지 않는다.

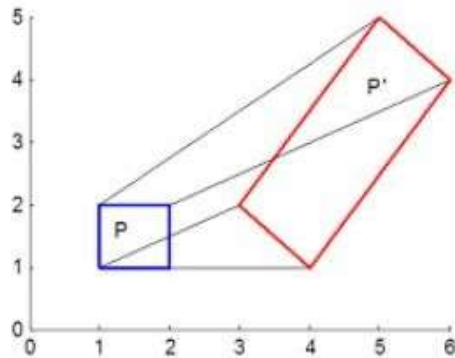
Appendix

■ 3. 역행렬(Inverse Matrix)과 행렬식(Determinant)

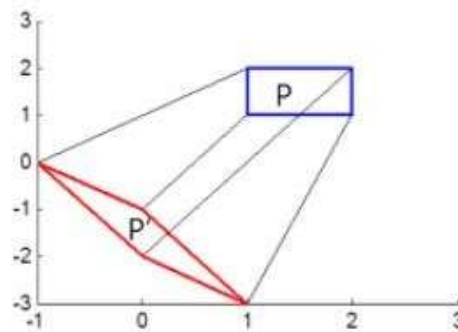
행렬식의 용도

2. 선형변환

면적(P') = $|\det(A)| \times \text{면적}(P)$ (2D의 경우)



$$A = \begin{pmatrix} 1 & 2 \\ -1 & 3 \end{pmatrix}, \det(A)=5$$



$$A = \begin{pmatrix} 1 & -1 \\ -2 & 1 \end{pmatrix}, \det(A)=-1$$

=> 왼쪽 그림은 P 에서 P' 이 될 때, 크기 5배 방향 보존

=> 오른쪽 그림은 P 에서 P' 이 될 때, 크기 1배 방향 보존 X

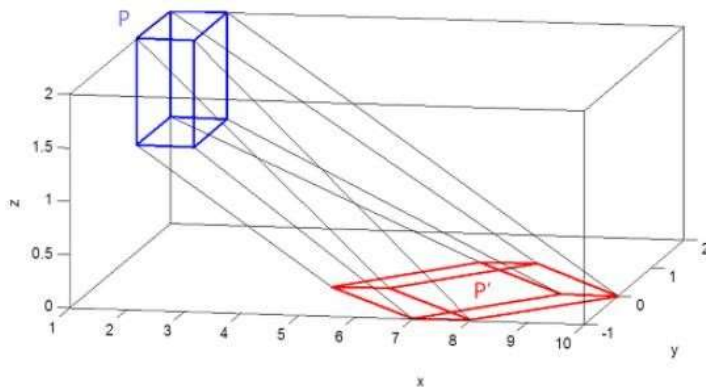
Appendix

■ 3. 역행렬(Inverse Matrix)과 행렬식(Determinant)

행렬식의 용도

2. 선형변환

부피(P') = $|\det(A)| \times$ 부피(P) (3D의 경우)



$$A = \begin{pmatrix} 2 & 2 & 1 \\ -1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \det(A) = 0$$

=> P에서 P'이 될 때, 크기는 0배
=> 즉 평면이 된다!

Appendix

■ 3. 역행렬(Inverse Matrix)과 행렬식(Determinant)

행렬식의 성질

$$\det(A^T) = \det(A)$$

$$\det(A^{-1}) = \frac{1}{\det(A)}$$

$$\det(PAP^{-1}) = \det(A)$$

$$\det(cA) = c^n \det(A) \quad (\text{단, } A \text{는 } n \times n \text{ 정방행렬})$$

$$\begin{vmatrix} a_{11} & 0 \\ \vdots & \ddots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nn} \end{vmatrix} = a_{11}a_{22} \cdots a_{nn}$$

$$\det(\text{diag}(a_{11}, \dots, a_{nn})) = \begin{vmatrix} a_{11} & 0 \\ & \ddots \\ 0 & a_{nn} \end{vmatrix} = a_{11}a_{22} \cdots a_{nn}$$

Q & A

들어주셔서 감사합니다.

Appendix

- 참고자료

13기 최혜빈님 자료

#<https://darkpgmr.tistory.com/103?category=460967>

#<https://m.blog.naver.com/PostView.nhn?blogId=tlaja&logNo=220720682588&proxyReferer=https:%2F%2Fwww.google.com%2F>

#<https://blog.naver.com/PostView.nhn?blogId=ao9364&logNo=221542210272>