## Linear\_algebra/Matrix Algebra.md

## 2.1 Matrix Operations

### **Matrix multiplication**

$$A(B\mathbf{x}) = (\mathbf{AB})(\mathbf{x})$$

행렬곱은 분배가 가능하고 벡터의 집합으로 볼 수 있으니 성립

#### Theorem 1, 2

대부분 행렬연산의 선형 연산 법칙들의 나열이다.(분배 법칙과 같은 선형성의 특징들) AB! = BA 정도만 주의하고 넘어갈 것

### **Transpose of a Matrix**

[m\*n]행렬A의전치행렬은[n\*m]크기이며 $A^T$ 로표기한다.

각 행이 열로 열이 행으로 변하는 것이며 양 대각 끄터머리를 잡고 회전시킨다고 생각하면 된다.

#### **Treorem 3**

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

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

3. 모든실수
$$r$$
에 대해,  $(rA)^T = rA^T$ 

$$4. (AB)^T = B^T A^T$$

$$(AB)_{ij} = a_{i1}b_{1j} + a_{i2}b_{2j}... + a_{in}b_{nj} \ (AB)_{ij}^T = a_{j1}b_{1i} + a_{j2}b_{2i}... + a_{jn}b_{ni}$$

첫번째식 결과 행렬의 1행 2열 원소 ->i:1, j:2을 예로 생각해보자 얘는 transpose하면 2행 1열로 이동하겠지? 이건 A의 2번행과 B의 1번열의 결과이다. 즉 i, j위치만 바꿔주면 된다는 뜻

$$(BA)_{ij} = b_{i1}a_{1j} + b_{i2}a_{2j}... + b_{in}a_{nj} \ (B^TA^T)_{ij} = b_{1i}a_{j1} + b_{2i}a_{j2}... + b_{ni}a_{jn}$$

## 2.2 The Inverse of a Matrix

#### **Invertible Matrix**

$$CA = I \ and \ AC = I$$

[nxn] 크기의 행렬 A에 대해 위와 같은 성질을 만족하는 [nxn] 행렬 C를 A에 대해 Invertible 하다고 말한다.

#### Theorem 4

$$A=egin{bmatrix} a & b \ c & d \end{bmatrix}$$
 에서  $ad-bc
eq 0$  일때 A는 invertible하다.

또한
$$A^{-1}=rac{1}{ad-bc}egin{bmatrix} d & -b \ -c & a \end{bmatrix}$$
이다.

# aib= cid =) ==== ad= bc .. ad= be were affect scalled Dogs

즉 ad-bc는 두 벡터가 독립이어야할 조건이라고 볼 수 있다.

#### Theorem 5

A가 invertible한 [nxn]행렬일때 행렬방정식  $A\mathbf{x}=\mathbf{b}$  의 unique solution은  $\mathbf{x}=\mathbf{A}^{-1}\mathbf{b}$  이다.  $(A^{-1}$ 이 달 라붙는 위치 주의)

$$A\mathbf{x} = \mathbf{b}$$
  $A^{-1}A\mathbf{x} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{b}$   $I\mathbf{x} = \mathbf{x} = \mathbf{A}^{-1}\mathbf{b}$ 

#### Theorem 6

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

 $(AB)^{-1} = B^{-1}A^{-1}$  아래와 같이 생각하면 된다.

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

3. 
$$(A^T)^{-1} = (A^{-1})^T$$
  
 $(A^T)^{-1} * A^T = I$ 

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

$$(A^{-1})^T * A^T = (AA^{-1})^T = I^T = I$$

정리 5에서 inverse matrix의 uniquness를 증명했으니 두항의 inverse는 같다->두 항이 같다

## **Elementary Matrices**

기본행렬이라 부르는 놈인데 항등행렬(I)에 한번의 행연산을 적용한 행렬을 말한다.

$$E_1 = egin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \ 0 & 1 & 0 \ -4 & 0 & 1 \end{bmatrix} E_2 = egin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \ 1 & 0 & 0 \ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} E_3 = egin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \ 0 & 1 & 0 \ 0 & 0 & 5 \end{bmatrix}$$

왼쪽부터 replacement, interchange, scailing을 적용한 기본행렬이다.

$$\left(\begin{array}{cccc} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 4 & 0 & 1 \end{array}\right) \cdot \left(\begin{array}{cccc} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ -4 & 0 & 1 \end{array}\right) = \left(\begin{array}{cccc} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{array}\right)$$

E를 I로 만드는 E의 역행렬  $E^{-1}$ 은 E와 반대의? 연산이다.

- [mxn] 행렬 A에 한번의 행연산 적용
- [mxm] 행렬 E에 같은 행연산 적용 후 EA 이 둘의 결과는 같다

#### Theorem 7

[nxn] 행렬 A가 I와 행상등하다면 A는 invertible하다. A를 I로 보내는 행연산의 집합  $E_1, E_2, E_n$ 이 있다고 가정해보자

- 1.  $(E_1, E_2, E_n)A = I_n$
- 2.  $(E_1, E_2, E_n)^{-1}(E_1, E_2, E_n)A = (E_1, E_2, E_n)^{-1}I_n$
- 3.  $A = (E_1, E_2, E_n)^{-1}$
- 4.  $A^{-1} = ((E_1, E_2, E_n)^{-1})^{-1} = (E_1, E_2, E_n)$

첫줄의 좌항 = 마지막줄의 우항

 $\therefore$   $(E_1,E_2,E_n)$ 는 A를 I로 보내는 연산임과 동시에 I를  $A^{-1}$ 로 보내는 연산이다.

## 2.3 Characterizations of Invertible Matrices

#### **Theorem8 The Invertible Matrix Theorem**

- a. A is an invertible matrix  $CA\mathbf{x} = C\mathbf{0} = \mathbf{0}$ b. There is an  $n \times n$  matrix C such that  $CA = \Gamma$ c. The equation Ax = 0 has only the trivial solution ono all O column d. A has n pivot positions  $\nearrow$ e. A is row equivalent to the identity  $n \times n$  matrix  $AD\mathbf{b} = I\mathbf{b} = \mathbf{b}$ There is an  $n \times n$  matrix D such that AD = I $\mathbf{x} = D\mathbf{b}$ g. The equation  $A\mathbf{x} = \mathbf{b}$  has at least one solution for each  $\mathbf{b}$  in  $\mathbb{R}^n$ h. The columns of A span R<sup>n</sup> HALLES of 2 20 ? The linear transformation  $\mathbf{x} \mapsto A\mathbf{x}$  maps  $\mathbb{R}^n$  onto  $\mathbb{R}^n$ j. The columns of A form a linearly independent set [C,C]k. The linear transformation  $\mathbf{x} \mapsto A\mathbf{x}$  is one-to-one *l.*  $A^T$  is an invertible matrix
- 위 모든 항은 동치이다.
- c:  $A\mathbf{x} = \mathbf{0}$  가 trivial solution을 가지지 않았다면  $CA\mathbf{x} = \mathbf{0}$ ,  $I\mathbf{x} = \mathbf{0}$ 를 만족할 수 없다.
- d: all 0 column을 가지면 linearly dependent->nontrivial solution
- ${
  m e}$ :  $A^{-1}$ 이 존재하는가? 와 동치 저 위에 4번에서  $A^{-1}$ 도 결국 행연산의 집합임을 알 수 있다. g랑 h는 나중에

## 2.4 Partitioned Matrices

좀 Trivial한 파트라 생각된다.

행렬곱 AB하려면 A의 col 수와 B의 row 수가 같아야 하는데 이를 쪼개서 연산해도 결과는 같다.

## 2.5 Matrix Factorization

Factorization은 두개 이상의 행렬의 곱을 뜻한다. ex)A = BC

#### **LU Factorization**

$$A = egin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \ * & 1 & 0 \ * & * & 1 \end{bmatrix} egin{bmatrix} x & * & * & * \ 0 & x & * & 0 \ 0 & 0 & x & 0 \end{bmatrix}$$

A를 [nxn] 행렬 L과 [nxm] 행렬 U로 만드는 행위를 LU 분해라고 한다. L은 unit lower traingular matrix이고 U는 echelon form을 만족해야한다.

U를 만드는 과정만 알면 자연스레 L 구할 수 있다.

A를 replacement만을 사용해 echelon form을 만든다고 생각해보자

$$E_{v}...E_{2}E_{1}A = U$$

 $A = (E_n ... E_2 E_1)^{-1} U = LU$  즉 L은 A를 U로 보내는 연산들의 집합이다.

echelon form을 만드는 과정에서 replacement만을 사용했으므로  $E_n$ 의 주대각 위로는 전부0이다. 이러한 연산의 집합 역시 동일한 성질을 가지므로 L이 주대각 위로 전부0인것

## **2.6** Subspace of $\mathbb{R}^n$

아래 세가지 속성을 만족하는 set H를  $\mathbb{R}^n$ 의 subspace라 한다.

- 1. Zero vecotr가 H에 속해있다.
- 2. H에  $\mathbf{u}$ 와  $\mathbf{v}$ 가 속해있을때  $\mathbf{u} + \mathbf{v}$ 역시 H에 속해있다.
- 3. H에  $\mathbf{u}$ 가 속해있을때 scalar c에 대해  $c\mathbf{u}$  역시 H에 속해있다.
- 2, 3번 성질을 closed under addition and scalar multiplication이라 하고 선형성을 가진다고도 한다.

#### Column space

행렬A의 column space는 A의 모든 열의 선형조합이며 colA로 표기한다.

$$A = egin{bmatrix} a_1 & ... & a_n \end{bmatrix} \ col A = Span\{a_1, ..., a_n\}$$

즉 "Ax=b에 해가 있는가"는 "b는 ColA에 속하는가"와 동일하다.

## **Null space**

homogenous equation Ax=0를 만족하는 모든 해를 A의 null space라 하고 Nul A로 표기한다. 이 부분 영상 체크

## **Basis for a Subspace**

 $\mathbb{R}^n$ 차원 subspace H에 대해 선형독립 즉, H를 span하는 set을 H의 basis라 한다.

standard basis for  $\mathbb{R}^n$  basis 중 identity mat의 column vector를 Standard basis라 한다.  $\{e_1,e_2,...,e_n\}$  example 자유변수 구하는것도 영상 체크 다 까먹음...