

# Linear Algebra for Statistics

## Chapter 3

Instructor: Seokho Lee (서호)

Hankuk University of Foreign Studies

# Chapter 3 스칼라, 벡터, 그리고 행렬

## 3.1 유클리드 공간(Euclidean Space)

모든 실수의 집합을  $\mathbb{R}$  이라 할 때, 이를 기하학적으로 유클리드 1차공간(Euclidean 1-space)라고 부름

x-y 좌표공간은 유클리드 2차공간(Euclidean 2-space)라 부르며 이를  $\mathbb{R}^2$ 로 표기

이를 확장하여 축이  $n$  개인 공간을 유클리드  $n$ 차공간이라 하며  $\mathbb{R}^n$ 으로 표기

어떤 원소  $\mathbf{x}$  가  $n$ 차원 유클리드 공간에서 정의된다면 이를  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ 로 표현

## 3.2 스칼라와 벡터(Scalar and Vector)

### Definition

스칼라와 벡터는 아래와 같이 정의한다.

- 스칼라(scalar) : 크기를 나타내는 값으로 영문소문자로 표시 (예:  $a, b, x, y$ )
- 벡터(vector) : 크기와 방향을 나타내는 값으로 아래와 같이 다양한 표기법을 사용

$$\vec{a} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{a} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix}, \quad \underline{a} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix}, \quad \dots$$

**Remark:** 여기서는  $\mathbf{a}$  표기법을 사용하고 특별한 언급이 없는 한 벡터는 열벡터(column vector)를 의미한다.

벡터는 원소의 개수에 따라 크기가 결정됨.  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2$  은  $3 \times 1$  벡터(three-by-one vector)이며  
 $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2$  는  $2 \times 1$  벡터임

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \\ 10 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{y}^T = (1, 2)$$

열벡터를 기본으로 사용할 때, 행벡터는  $\mathbf{y}^T$  와 같이  $T$ (전치, transpose)를 위첨자로 붙여줌.

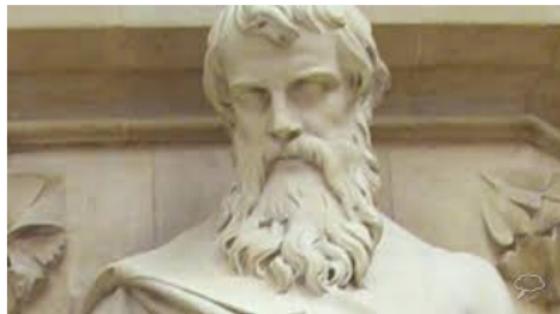


Figure 3.1: 유클리드

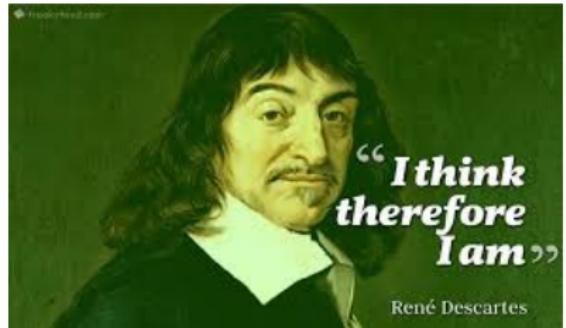


Figure 3.2: 데카르트

### 3.3 데카르트 좌표계(Cartesian Coordinate)

공간을 직교하는 축으로 표현하고 각 축에 대한 좌표를 이용하여 공간 상의 벡터를 표현하는 표기법을 데카르트 좌표계(Cartesian coordinate system) 혹은 유클리드 좌표계(Euclidean coordinate system)이라 한다.

예를 들어 x-y 좌표평면 상의 원점에서 시작하여 점  $(x_1, y_1)$ 에 이르는 벡터를  $\mathbf{a}$ 라고 하면, 이 벡터를 좌표계에서는

$$\mathbf{a} = \begin{pmatrix} x_1 \\ y_1 \end{pmatrix} \quad \text{혹은} \quad \mathbf{a} = (x_1, y_1)^T \quad (3.1)$$

으로 표기한다.

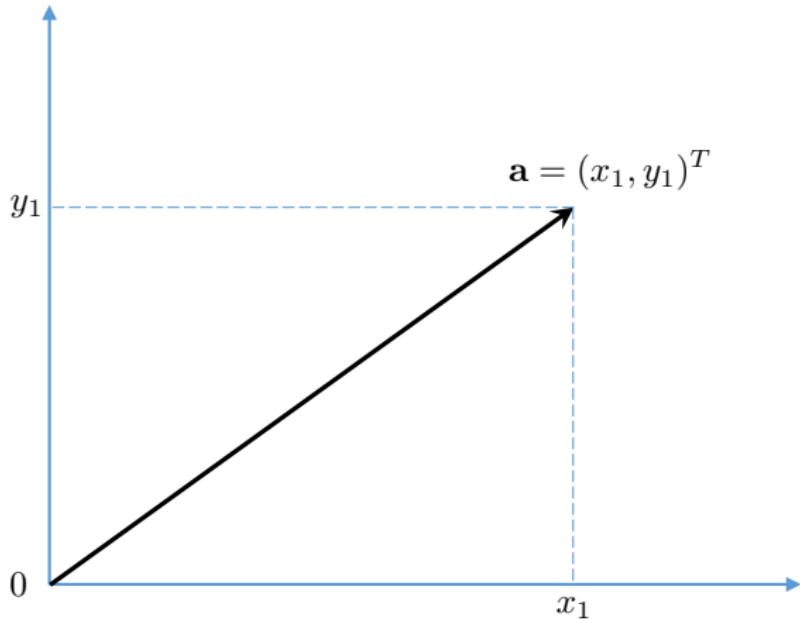


Figure 3.3: 데카르트 좌표계에 표시된 벡터  $\mathbf{a} = (x_1, y_1)^T$

### 3.4 스칼라와 벡터의 크기

스칼라의 크기는 절대값으로 표현

$$|3| = 3, \quad |-10| = 10$$

벡터의 크기는 데카르트 좌표계에서 정의되는 원점으로부터의 거리로서  $\|\mathbf{a}\|$  라고 표기. 이는 아래와 같이 계산되며 벡터  $\mathbf{a}$ 의 노음(norm)이라 부른다.

$$\mathbf{a} = \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ a_3 \end{pmatrix} \quad \rightarrow \quad \|\mathbf{a}\| = \sqrt{a_1^2 + a_2^2 + a_3^2} \quad (3.2)$$

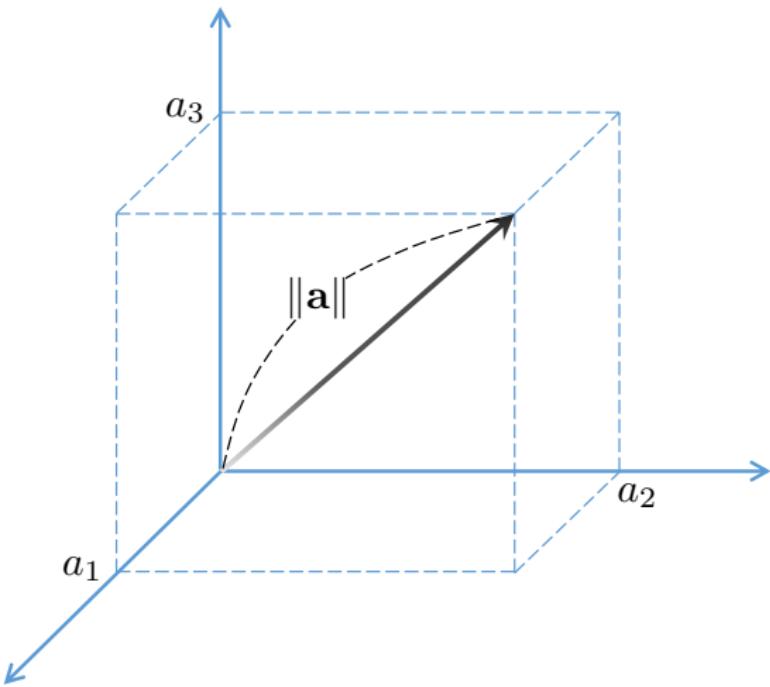


Figure 3.4: 데카르트 좌표계에 표시된 벡터  $\mathbf{a} = (a_1, a_2, a_3)^T$ 의 크기  $\|\mathbf{a}\| = \sqrt{a_1^2 + a_2^2 + a_3^2}$

## Example

아래 스칼라, 혹은 벡터를 유클리드 공간에 표시하고, 그 크기를 구하라.

①  $\mathbf{x} = \begin{pmatrix} 1 \\ -2 \end{pmatrix}$

②  $y = -1$

③  $\mathbf{x}^T = (1, -1, 0)$

## 3.5 벡터의 연산작용

### Definition

스칼라  $a$  와 벡터  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$  간의 곱은 다음과 같이 정의한다.

$$a \times \mathbf{x} = a\mathbf{x} = a \begin{pmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_i \\ \vdots \\ x_n \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} ax_1 \\ \vdots \\ ax_i \\ \vdots \\ ax_n \end{pmatrix}.$$

$a\mathbf{x}$ 는 벡터의 길이를  $a$ 배 하며,  $a$ 가 음수인 경우  $\mathbf{x}$ 의 방향이 바뀌게 된다.

표기법을 간편하게 하기 위해 벡터  $\mathbf{x}$ 를  $\mathbf{x} = (x_i)_{i=1,\dots,n}$  으로 표기한다. 이 경우

$$a\mathbf{x} = a(x_i)_{i=1,\dots,n} = (ax_i)_{i=1,\dots,n}$$

으로 표기할 수 있다.

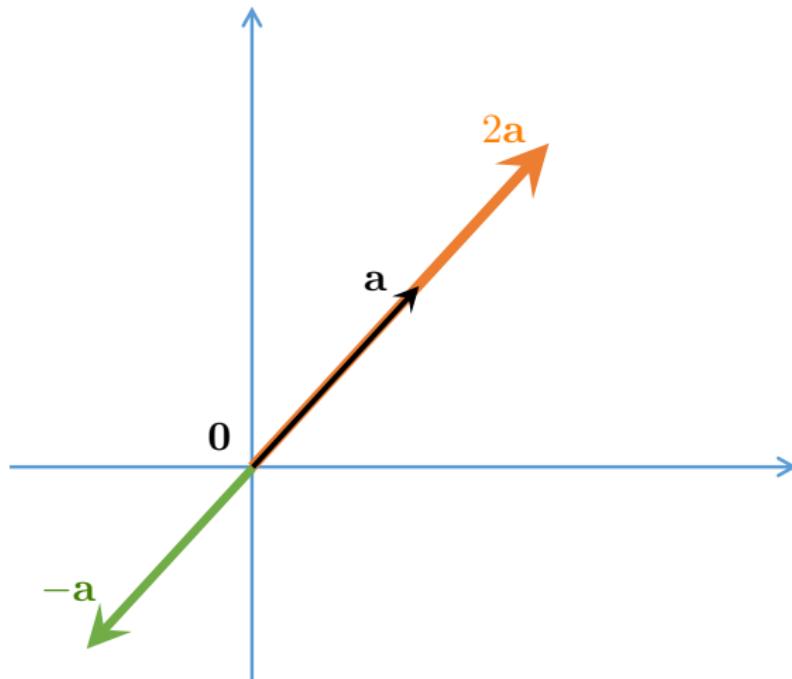


Figure 3.5: 2차원 유클리드 공간에서 정의된 벡터  $\mathbf{a}$ 의 스칼라 곱  $2\mathbf{a}$ ,  $-\mathbf{a}$ 의 모습

## Definition

같은 공간상에서 정의되는 벡터  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$  와 벡터  $\mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$  간의 덧셈 및 뺄셈의 정의는 다음과 같다.

$$\mathbf{x} \pm \mathbf{y} = (x_i \pm y_i)_{i=1,\dots,n}$$

벡터의 덧셈은 두 벡터가 이루는 평행사변형의 사잇각을 통과하는 대각꼭지점까지의 벡터로 표현 가능

벡터의 뺄셈  $\mathbf{x} - \mathbf{y}$  는  $\mathbf{x} + (-\mathbf{y})$  로 표현할 수 있음

**Remark:** 영벡터는 벡터의 모든 원소가 0으로 이루어진 벡터이다.

$$\mathbf{0}_n = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix} = (0)_{i=1,\dots,n} \in \mathbb{R}^n$$

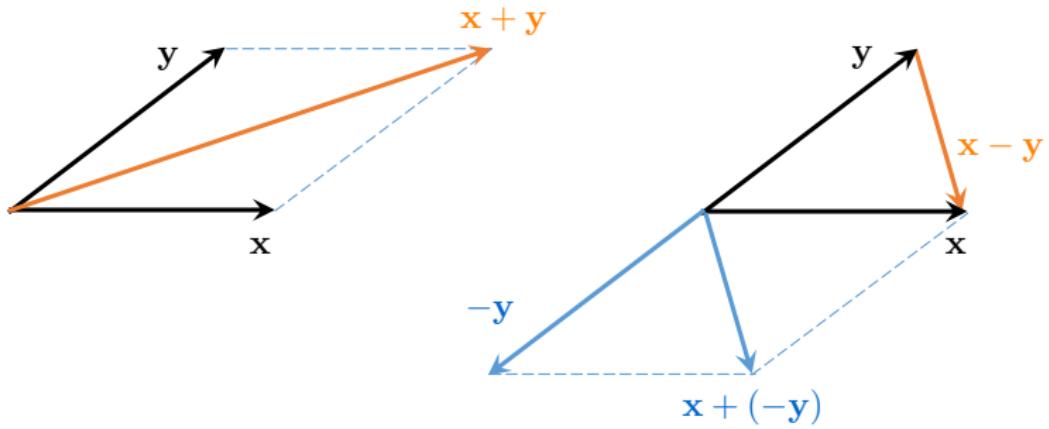


Figure 3.6:  $\mathbb{R}^2$ 에서 정의된 두 벡터  $x, y$ 의 덧셈  $x + y$  과 뺄셈  $x - y$

## Proposition (3.1)

•  $\forall \mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z} \in \mathbb{R}^n$  에 대하여 다음이 성립한다.

①  $\mathbf{x} + \mathbf{y} = \mathbf{y} + \mathbf{x}$

②  $(\mathbf{x} + \mathbf{y}) + \mathbf{z} = \mathbf{x} + (\mathbf{y} + \mathbf{z})$

③  $\mathbf{x} + \mathbf{0}_n = \mathbf{x}$

④  $\mathbf{x} + (-\mathbf{x}) = \mathbf{0}_n$

⑤  $c(\mathbf{x} + \mathbf{y}) = c\mathbf{x} + c\mathbf{y}$ ,  $c$ 는 스칼라

⑥  $(c + d)\mathbf{x} = c\mathbf{x} + d\mathbf{x}$ ,  $c, d$ 는 스칼라

⑦  $1\mathbf{x} = \mathbf{x}$

## Example

벡터  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^3$  가 아래와 같을 때, 다음을 계산하라

$$\mathbf{x} = (3, 4, 0)^T, \quad \mathbf{y} = (2, -1, 2)^T. \quad (3.3)$$

❶  $\mathbf{x} - \mathbf{y}$

❷  $\sqrt{\|\mathbf{x}\|^2 + \|\mathbf{y}\|^2}$

❸  $\|\mathbf{x} + 2\mathbf{y}\|$

## 3.6 벡터의 내적(Inner Product)

### Definition

벡터의 전치(transpose of vector)는 벡터를 구성하는 원소의 행을 열로, 열을 행으로 바꾸는 과정을 말하며 윗첨자  $T$ 를 사용해 표기한다.

### Example

$$\textcircled{1} \quad \mathbf{x} = \begin{pmatrix} 2 \\ 1 \\ 3 \end{pmatrix} \quad \longrightarrow \quad \mathbf{x}^T = (2, 1, 3)$$

$$\textcircled{2} \quad \mathbf{y}^T = (1, 2) \quad \longrightarrow \quad (\mathbf{y}^T)^T = \mathbf{y} = \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix}$$

## Definition

같은 공간에 정의된 두 벡터  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$  의 내적은 다음과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned}\mathbf{x}^T \mathbf{y} &= (x_1, x_2, \dots, x_n) \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix} \\ &= x_1 y_1 + x_2 y_2 + \cdots + x_n y_n \\ &= \sum_{i=1}^n x_i y_i\end{aligned}\tag{3.4}$$

## Example

$$\mathbf{x} = (1, 1)^T, \quad \mathbf{y} = (1, -1)^T, \quad \mathbf{z} = (0, 1)^T$$

①  $\mathbf{x}^T \mathbf{y} = (1)(1) + (1)(-1) = 0$

②  $\mathbf{x}^T \mathbf{z} = (1)(0) + (1)(1) = 1$

③  $\mathbf{y}^T \mathbf{y} = (1)(1) + (-1)(-1) = 2$

## Theorem (정리 3.2)

두 벡터  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$  간의 사잇각을  $\theta$  라고 하면, 내적  $\mathbf{x}^T \mathbf{y}$  는 아래의 성질을 만족한다.

$$\mathbf{x}^T \mathbf{y} = \|\mathbf{x}\| \|\mathbf{y}\| \cos \theta. \quad (3.5)$$

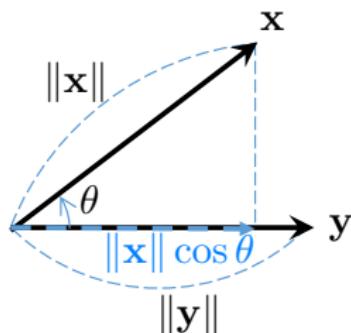


Figure 3.7: 벡터  $\mathbf{x}$  와 벡터  $\mathbf{y}$  의 내적

## Proof.

증명을 간단히 하기 위해,  $\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^2$  라 가정하자.  $\mathbf{x}$  및  $\mathbf{y}$  가 수평축과 이루는 각을 각각  $\theta_1, \theta_2$  라 하면 사잇각은  $\theta = \theta_1 - \theta_2$  이다. 증명을 위해

$$\mathbf{x}^T \mathbf{y} = x_1 y_1 + x_2 y_2 = \|\mathbf{x}\| \|\mathbf{y}\| \cos(\theta_1 - \theta_2) \quad (3.6)$$

를 보이면 충분하다. 삼각함수의 성질에 의해

$$\cos(\theta_1 - \theta_2) = \cos \theta_1 \cos \theta_2 + \sin \theta_1 \sin \theta_2 \quad (3.7)$$

이고

$$\cos \theta_1 = \frac{x_1}{\|\mathbf{x}\|}, \quad \cos \theta_2 = \frac{y_1}{\|\mathbf{y}\|}, \quad \sin \theta_1 = \frac{x_2}{\|\mathbf{x}\|}, \quad \sin \theta_2 = \frac{y_2}{\|\mathbf{y}\|} \quad (3.8)$$

를 이용하면

$$\|\mathbf{x}\| \|\mathbf{y}\| \cos(\theta_1 - \theta_2) = \|\mathbf{x}\| \|\mathbf{y}\| \left( \frac{x_1}{\|\mathbf{x}\|} \frac{y_1}{\|\mathbf{y}\|} + \frac{x_2}{\|\mathbf{x}\|} \frac{y_2}{\|\mathbf{y}\|} \right) = x_1 y_1 + x_2 y_2 = \mathbf{x}^T \mathbf{y} \quad (3.9)$$

가 성립함을 알 수 있다. □

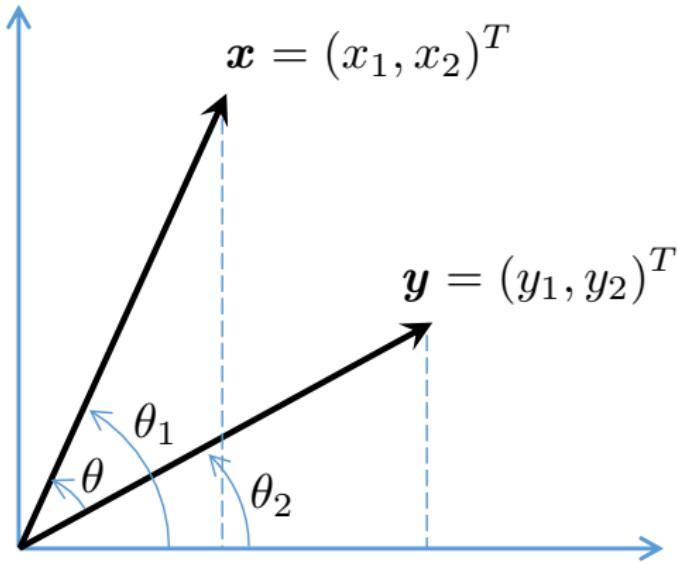


Figure 3.8: 벡터  $\mathbf{x}$  와 벡터  $\mathbf{y}$  의 내적  $\mathbf{x}^T \mathbf{y} = \|\mathbf{x}\| \|\mathbf{y}\| \cos \theta$  의 증명과정

## Proposition (3.3)

벡터  $\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z} \in \mathbb{R}^n$  에 대하여 다음이 성립한다.

- ①  $\mathbf{x}^T \mathbf{y}$  는 스칼라이다.
- ②  $\mathbf{x}^T \mathbf{y} = \mathbf{y}^T \mathbf{x}$
- ③  $\mathbf{x}^T (\mathbf{y} + \mathbf{z}) = \mathbf{x}^T \mathbf{y} + \mathbf{x}^T \mathbf{z}$
- ④  $\mathbf{0}_n^T \mathbf{x} = 0$
- ⑤  $\mathbf{x}^T \mathbf{x} = \|\mathbf{x}\|^2$

## Proof.

내적의 정의  $\mathbf{x}^T \mathbf{y} = \sum_{i=1}^n x_i y_i$  를 이용하면 손쉽게 증명된다. □

## 3.7 직교벡터(Orthogonal Vectors)

두 벡터 간의 사잇각이 직각( $90^\circ$ )을 이룬다면 두 벡터는 서로 **직교한다(orthogonal)**고 말하고 이를 **직교벡터**라 부른다.

직교벡터의 내적은 0이며 역도 성립한다.

$$\mathbf{a}^T \mathbf{b} = \|\mathbf{a}\| \|\mathbf{b}\| \cos\left(\frac{\pi}{2}\right) = \|\mathbf{a}\| \|\mathbf{b}\| \times 0 = 0.$$

### Definition

0 이 아닌 두 벡터  $\mathbf{a}, \mathbf{b}$  간의 사잇각이 직각이면 두 벡터는 **직교벡터(orthognal vectors)**라고 한다.

### Definition

$\mathbf{x}, \mathbf{y} \in \mathbb{R}^n$  에 대하여,  $\|\mathbf{x}\| = \|\mathbf{y}\| = 1$  이고  $\mathbf{x}^T \mathbf{y} = 0$  이면,  $\mathbf{x}$  와  $\mathbf{y}$  는 **직교정규벡터(northonomal vectors)**라 한다.

## Example

다음 세 벡터는 직교정규벡터이다.

$$\mathbf{e}_1 = (1, 0, 0)^T, \quad \mathbf{e}_2 = (0, 1, 0)^T, \quad \mathbf{e}_3 = (0, 0, 1)^T$$

**Remark** 임의의 벡터  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^n$ 에 대하여

$$\mathbf{x}^* = \frac{1}{\|\mathbf{x}\|} \mathbf{x} \tag{3.10}$$

은 항상 길이가 1인 단위벡터(unit vector)가 되며,  $\mathbf{x}^*$ 를  $\mathbf{x}$ 의 정규화벡터(normalized vector)라 하며, 이 과정을 벡터의 정규화(vector normalization)라고 한다.

## Example

아래 벡터가 직교정규벡터가 되기 위한  $c$  값을 구하라.

$$\mathbf{x}_1 = \begin{pmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 \\ \frac{1}{\sqrt{2}} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{x}_2 = \begin{pmatrix} -c \\ \frac{1}{2} \\ c \end{pmatrix}.$$

### 3.8 벡터와 미분

$\mathbf{x}(t) \in \mathbb{R}^2$  가 시점  $t$ 에서의 위치를 나타내며  $x_1(t)$  는 경도,  $x_2(t)$  는 위도를 나타낸다고 하자.

$$\mathbf{x}(t) = \begin{pmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{pmatrix} \quad (3.11)$$

시점  $t + h$ 에서 위치  $\mathbf{x}(t + h)$  는

$$\mathbf{x}(t + h) = \begin{pmatrix} x_1(t + h) \\ x_2(t + h) \end{pmatrix} \quad (3.12)$$

이다. 따라서 시점  $t$ 에서 점의 속도는 다음과 같이 미분으로 주어진다.

$$\mathbf{v}(t) = \frac{d}{dt} \mathbf{x}(t) = \begin{pmatrix} \lim_{h \rightarrow 0} \frac{x_1(x+h) - x_1(x)}{h} \\ \lim_{h \rightarrow 0} \frac{x_2(x+h) - x_2(x)}{h} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{d}{dt} x_1(t) \\ \frac{d}{dt} x_2(t) \end{pmatrix} \quad (3.13)$$

속도의 크기, 혹은 속력은  $\|\mathbf{v}(t)\|$  로 구해진다.

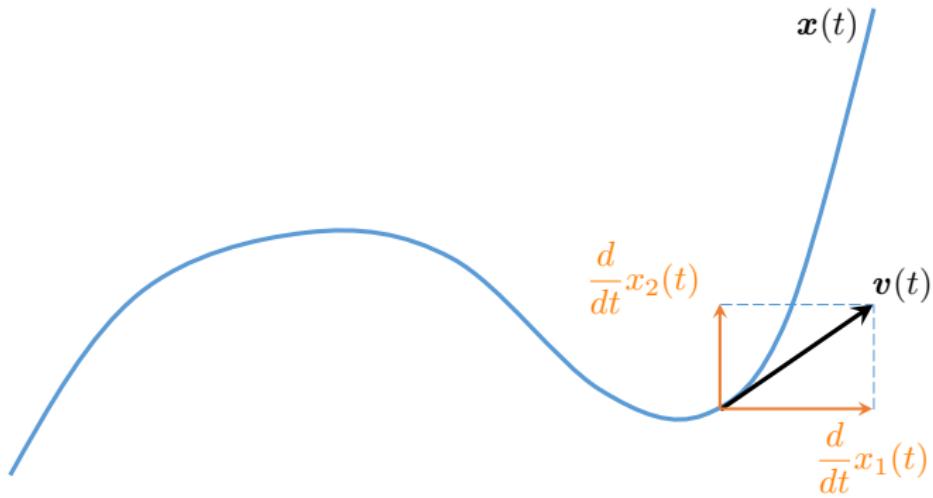


Figure 3.9: 위치벡터  $\mathbf{x}(t)$ 에서 각 수평-수직방향 속도

## Definition

벡터  $\mathbf{x} \in \mathbb{R}^2$  가  $t$  의 함수일 때, 벡터  $\mathbf{x}$  를 스칼라  $t$  로 미분한 벡터는

$$\frac{d}{dt} \mathbf{x}(t) = \begin{pmatrix} \frac{d}{dt} x_1(t) \\ \frac{d}{dt} x_2(t) \\ \vdots \\ \frac{d}{dt} x_n(t) \end{pmatrix} \quad (3.14)$$

이다.

## Example

움직이는 자동차의 위치  $\mathbf{x}$  가 시간  $t$  가 변함에 따라 GPS 상의 (경도, 위도)로 아래와 같이 변한다고 한다.

$$\mathbf{x} = \begin{pmatrix} \cos t \\ \sin t \end{pmatrix}. \quad (3.15)$$

- ① 이 자동차는 어떤 움직임을 하고 있는지 적어라.
- ② 시간이  $\pi/2$  일 때, 이 자동차는 어느 방향으로 진행하고 있는지 동서남북으로 표현하라.

이전 예와 같이 벡터를 스칼라로 미분하는 경우 외에도 스칼라함수를 벡터로 미분할 수 있다.

두개의 변수  $x$  및  $y$ 에 의존하는 함수  $f(x, y)$ 를 고려하면 이는 3차 곡면으로 표현 가능하다.

이를 두 변수로 편미분으로 표현하는 벡터를 기울기벡터(gradient vector)라 한다.

$$\mathbf{g} = \nabla f = \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial x} f(x, y) \\ \frac{\partial}{\partial y} f(x, y) \end{pmatrix} \quad (3.16)$$

기울기벡터는 각 변수 방향의 증가율을 나타낸다.

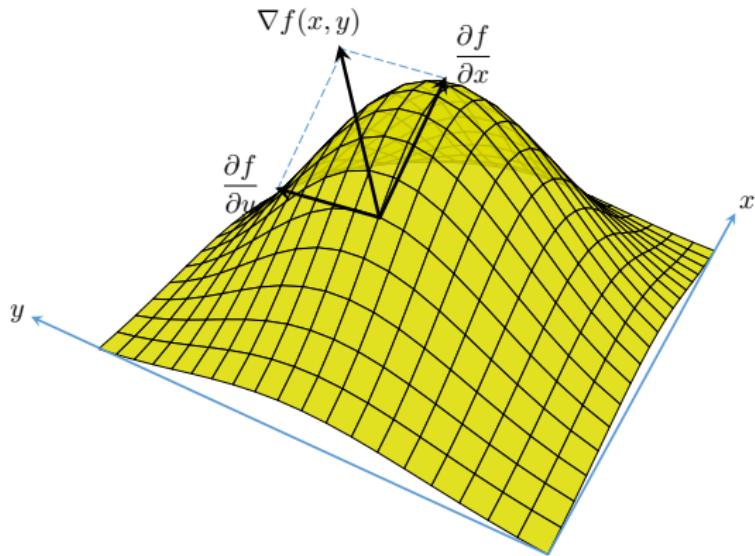


Figure 3.10: 이변량함수  $f(x, y)$  의 기울기벡터  $\nabla f(x, y)$

## Definition

스칼라 함수  $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$  가 벡터  $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T \in \mathbb{R}^n$  의 함수 일 때, 함수  $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$  의 기울기벡터는  $f(x_1, x_2, \dots, x_n)$  을 벡터  $\mathbf{x}$ 로 미분함으로써 얻어지며

$$\nabla f(x_1, x_2, \dots, x_n) = \frac{d}{d\mathbf{x}} f(\mathbf{x}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial}{\partial x_1} f(\mathbf{x}) \\ \frac{\partial}{\partial x_2} f(\mathbf{x}) \\ \vdots \\ \frac{\partial}{\partial x_n} f(\mathbf{x}) \end{pmatrix} \quad (3.17)$$

라고 정의된다. 이 때 각 원소는 각 축 방향의 기울기이다.

## Example

점  $(0, 1, 1)$ 에서 함수  $f(x, y, z) = 3xy - z^2$ 의 각 축 방향의 기울기를 구하라

(풀이)

$$\frac{\partial}{\partial x} f(x, y, z) = 3y$$

$$\frac{\partial}{\partial y} f(x, y, z) = 3x$$

$$\frac{\partial}{\partial z} f(x, y, z) = -2z$$

이고 따라서 기울기벡터는  $\nabla f = (3y, 3x, -2z)^T$ 이다.

### 3.9 코쉬-슈바르츠(Cauchy-Schwartz) 부등식

Theorem (정리 3.9 코쉬-슈바르츠)

실수  $x_i$  와  $y_i$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 에 대하여, 아래 부등식이 항상 성립하며 이를 코쉬-슈바르츠 부등식(Cauchy-Schwartz Inequality)이라고 부른다.

$$(x_1y_1 + x_2y_2 + \dots + x_ny_n)^2 \leq (x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2)(y_1^2 + y_2^2 + \dots + y_n^2)$$

혹은

$$\left( \sum_{i=1}^n x_i y_i \right)^2 \leq \left( \sum_{i=1}^n x_i^2 \right) \left( \sum_{i=1}^n y_i^2 \right) \quad (3.18)$$

## Proof.

$\mathbf{x} = (x_1, \dots, x_n)^T$  및  $\mathbf{y} = (y_1, \dots, y_n)^T$  라 하면,

$$\sum_{i=1}^n x_i y_i = \mathbf{x}^T \mathbf{y}$$

$$\sum_{i=1}^n x_i^2 = \left( \sqrt{x_1^2 + x_2^2 + \dots + x_n^2} \right)^2 = \|\mathbf{x}\|^2$$

$$\sum_{i=1}^n y_i^2 = \left( \sqrt{y_1^2 + y_2^2 + \dots + y_n^2} \right)^2 = \|\mathbf{y}\|^2$$

○]다. 그런데,

$$-1 \leq \cos \theta = \frac{\mathbf{x}^T \mathbf{y}}{\|\mathbf{x}\| \|\mathbf{y}\|} \leq 1$$

○]므로

$$0 \leq (\cos \theta)^2 = \frac{(\mathbf{x}^T \mathbf{y})^2}{\|\mathbf{x}\|^2 \|\mathbf{y}\|^2} \leq 1$$

○]다. 따라서

$$(\mathbf{x}^T \mathbf{y})^2 = \left( \sum_{i=1}^n x_i y_i \right)^2 \leq \left( \sum_{i=1}^n x_i^2 \right) \left( \sum_{i=1}^n y_i^2 \right) = \|\mathbf{x}\|^2 \|\mathbf{y}\|^2.$$