

# 기초 선형대수 (벡터)

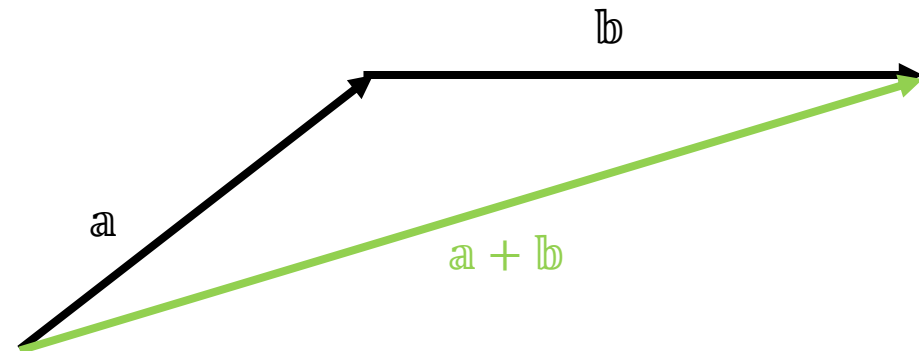
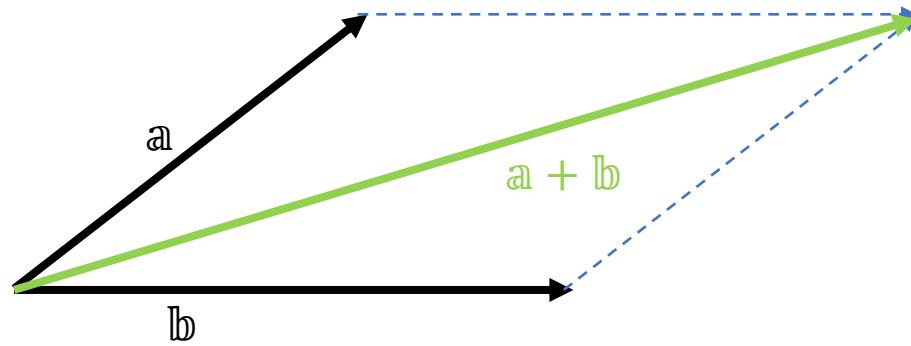
# Vector란?

- Data를 분석할 때, Vector를 왜 배우는가?
  - 전통적인 선형대수학에서는 벡터를 숫자들의 list로 생각하도록 한다.
  - 사물을 list로 표현하여 데이터화 할 수 있다.
    - ▣ 사람을 (키, 몸무게, 나이)로 구성된 list로 표현할 수 있다.
    - ▣ 학생의 시험 성적을 (시험 1 점수, 시험 2 점수, 시험 3 점수, 시험 4 점수)의 list로 표현한다.
  - 벡터로 표현된 데이터는 계산하기 쉽다.
  - python의 list를 사용하여 벡터를 나타낼 수 있다.
    - ▣ python 예제 코드를 보자

# Vector의 정의

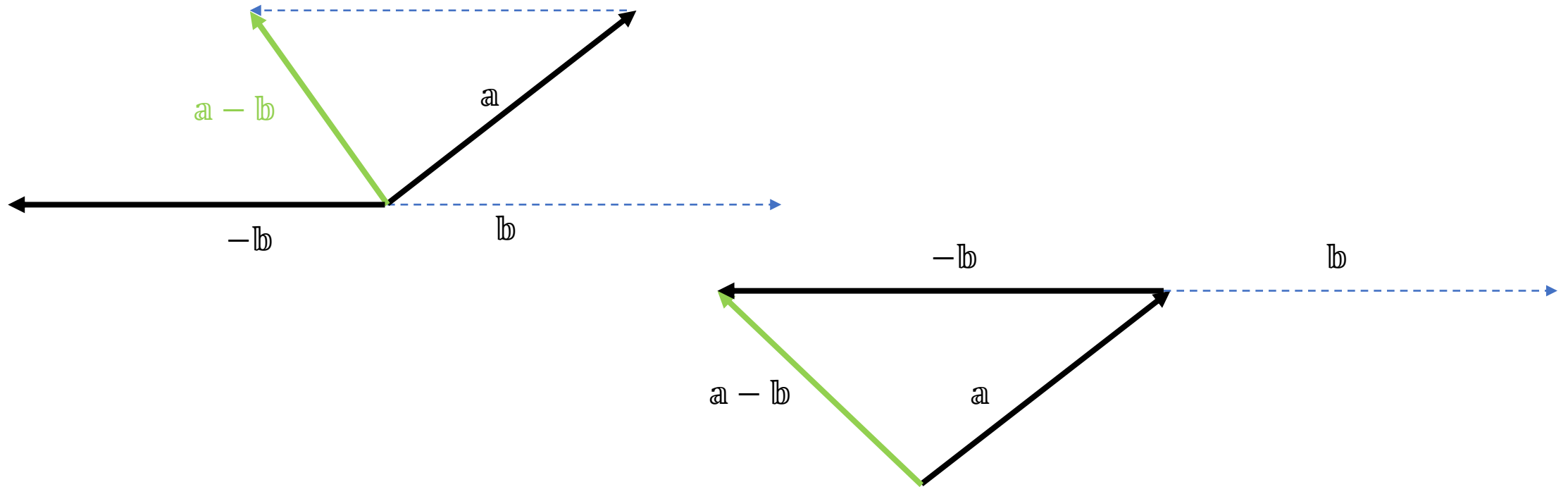
- Vector의 수학적 정의
  - Scalar는 물리에서 표현되는 물리적인 양(Quantity)으로서, 수치값으로 완전하게 표시할 수 있는 양이다.
    - ☞ 배의 속력은 10노트
  - Vector는 물리에서 표현되는 물리적인 양(Quantity)으로서, 수치값과 방향성이 있어야 완전하게 표시할 수 있는 양이다.
    - ☞ 배의 속도는 나침반 상에서 45도 북동방향으로 10노트

# Vector의 덧셈연산



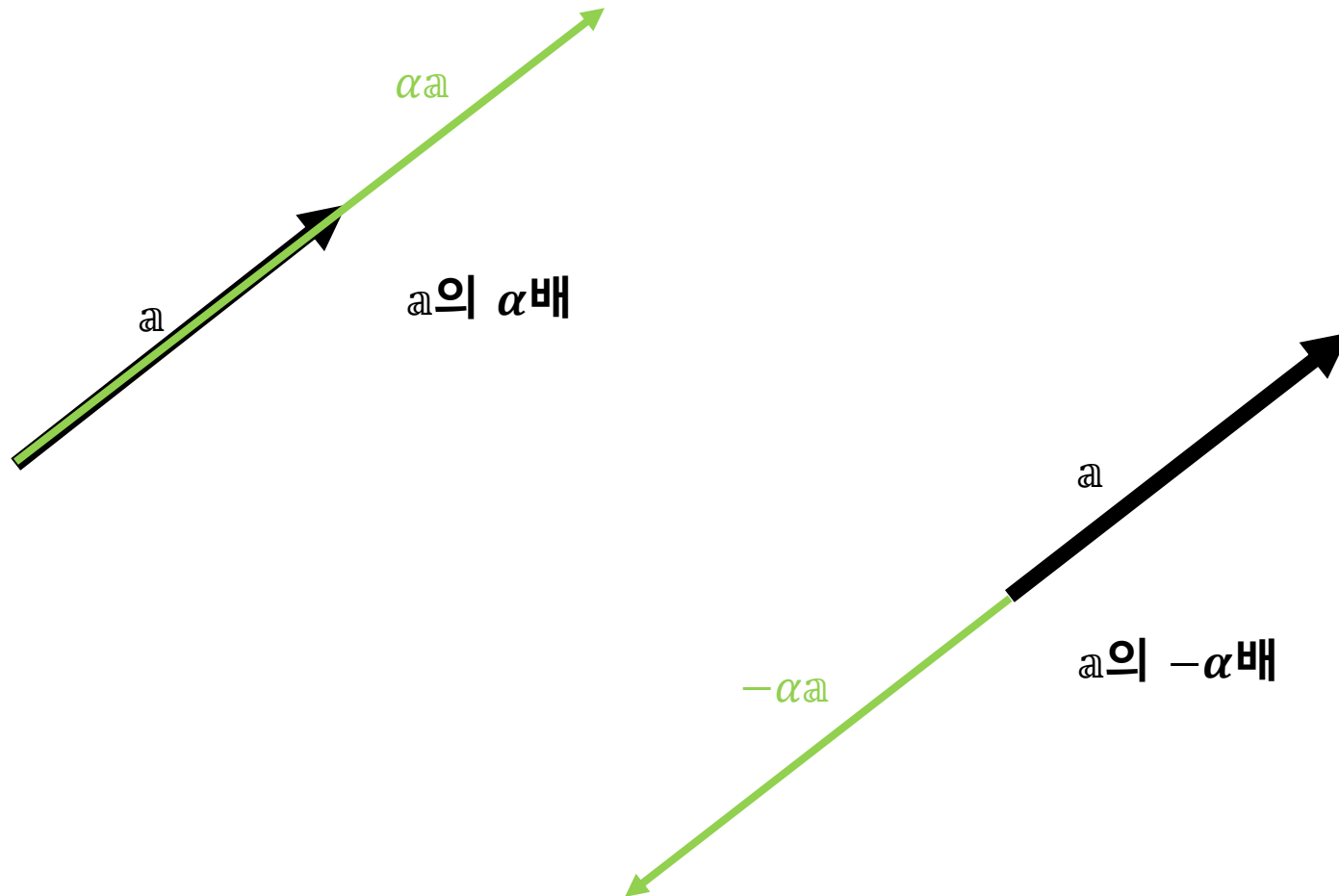
$a$ 의 끝점이  $b$ 방향으로  $b$ 의 길이만큼 평행이동한 결과

# Vector의 뺄셈연산



$a$ 의 끝점이  $-b$  방향으로  $b$ 의 길이만큼 평행이동한 결과

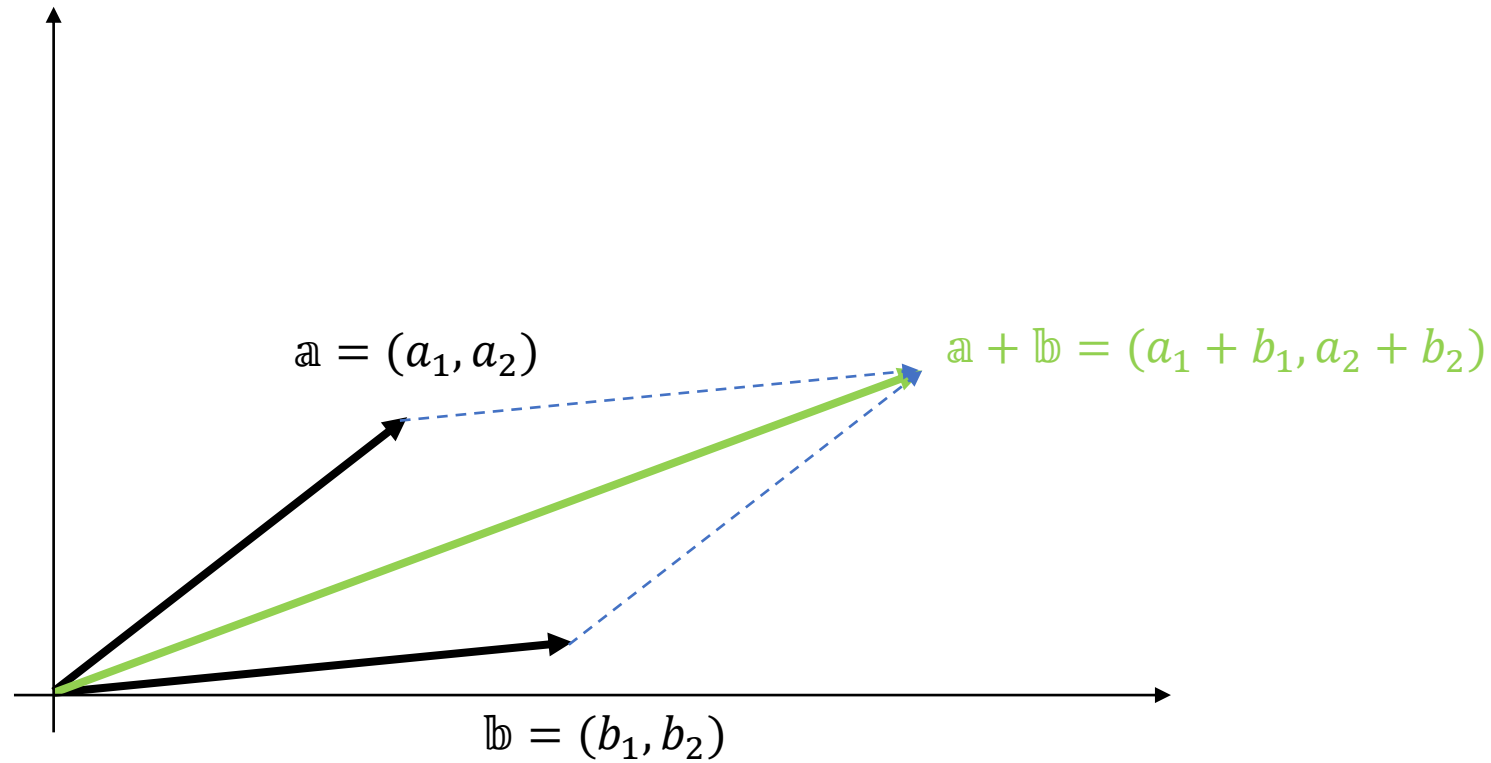
# Vector의 스칼라곱



# 좌표공간에서의 Vector

- 화살표가 벡터를 기하학적으로 표현하는 데 유용하다.
- 우리는 벡터를 대수적으로 표현하려고하고 직교좌표계에 벡터가 있는 것으로 생각한다.
- 직교좌표공간안의 한점은  $x$ 축,  $y$ 축 ... 의 순서쌍과 1:1대응이 이루어진다. 순서쌍에 있는 좌표를 성분(component)이라고 부른다.
- 벡터는 어떤 유한한 차원의 공간에 존재하는 점들이다.
- 따라서 숫자로 구성된 list로 표현할 수 있다.

# 좌표공간에서의 Vector의 덧셈연산



각 컴포넌트를 표시하고 합으로 표현한다.



# 좌표공간에서의 Vector 연산

- 좌표공간에서의 vector 연산의 종류

- $n$ 차원 실수공간  $R^n$ 내의 두 벡터  $\mathbf{v} = (v_1, \dots, v_n)$ ,  $\mathbf{w} = (w_1, \dots, w_n)$ 와 임의의 스칼라  $k$ 에 대하여

- $\mathbf{v} + \mathbf{w} = (v_1 + w_1, \dots, v_n + w_n)$

- $k\mathbf{v} = (kv_1, \dots, kv_n)$

- $-\mathbf{v} = (-v_1, \dots, -v_n)$

- $\mathbf{w} - \mathbf{v} = (w_1 - v_1, \dots, w_n - v_n)$

# 좌표공간에서의 Vector 연산

- 좌표공간에서의 vector의 연산의 성질

- $\mathbf{u}, \mathbf{v}, \mathbf{w}$  : 벡터,  $k, l$  : 스칼라

- 교환법칙  $\mathbf{u} + \mathbf{v} = \mathbf{v} + \mathbf{u}$

- 결합법칙  $(\mathbf{u} + \mathbf{v}) + \mathbf{w} = \mathbf{u} + (\mathbf{v} + \mathbf{w})$

- 항등원  $\mathbf{u} + \mathbf{0} = \mathbf{0} + \mathbf{u}$

- 역원  $\mathbf{u} + (-\mathbf{u}) = \mathbf{0}$

- $(k + l)\mathbf{u} = k\mathbf{u} + l\mathbf{u}$

- $k(\mathbf{u} + \mathbf{v}) = k\mathbf{u} + k\mathbf{v}$

- $k(l\mathbf{u}) = (kl)\mathbf{u}$

- $1\mathbf{u} = \mathbf{u}$

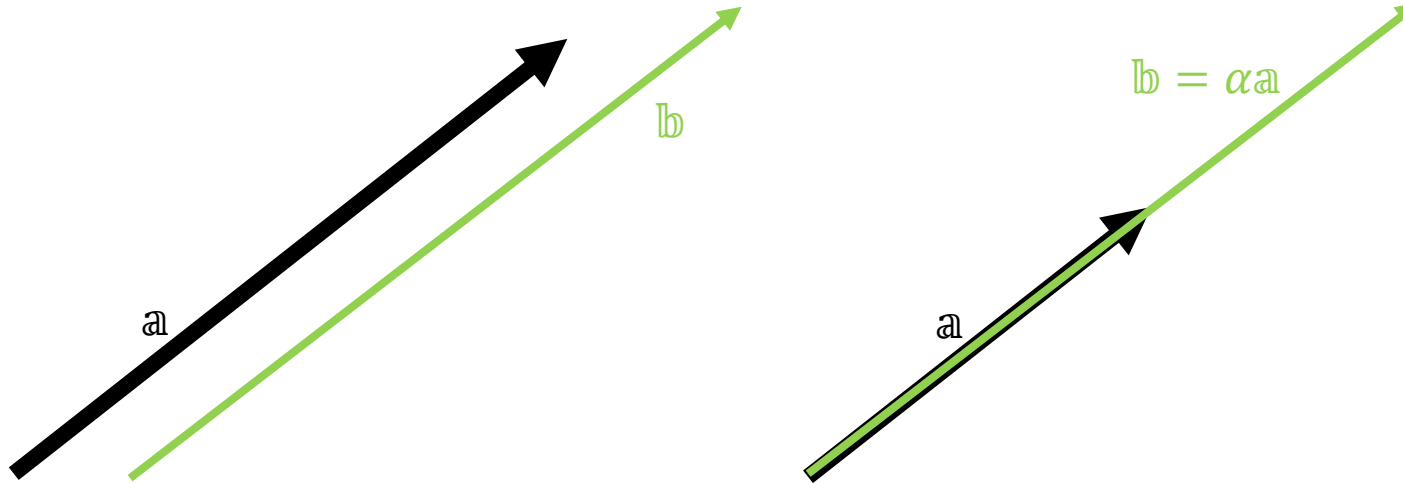
- $0\mathbf{v} = \mathbf{0}$

- $k\mathbf{0} = \mathbf{0}$

- $(-1)\mathbf{v} = -\mathbf{v}$

# 벡터의 평행

- 두 벡터가 평행(parallel), 동일직선상에 있다. (collinear)
  - 한 벡터가 다른 벡터의 스칼라배수인 경우를 뜻한다.



# Vector의 일차결합

- Vector의 일차결합 (Linear Combination)

- $\mathbf{w}, \mathbf{v}_1, \dots, \mathbf{v}_k \in R^n$ , 스칼라  $c_1, \dots, c_k$ 가 주어졌을 때, 벡터  $\mathbf{w}$ 가  $\mathbf{w} = c_1\mathbf{v}_1 + c_2\mathbf{v}_2 + \dots + c_k\mathbf{v}_k$ 로 표현

되면, 벡터  $\mathbf{w}$ 는 벡터  $\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_k$ 의 1차 결합이라고 한다.

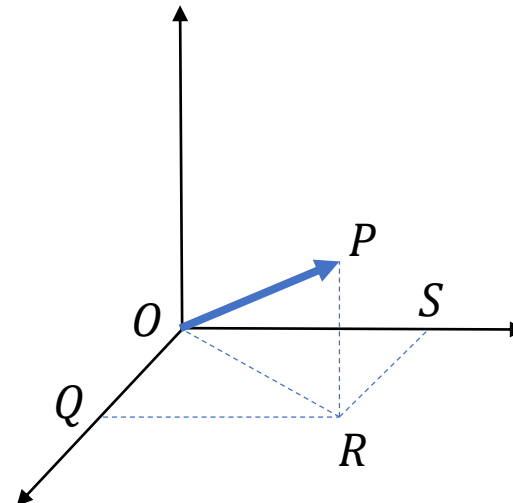
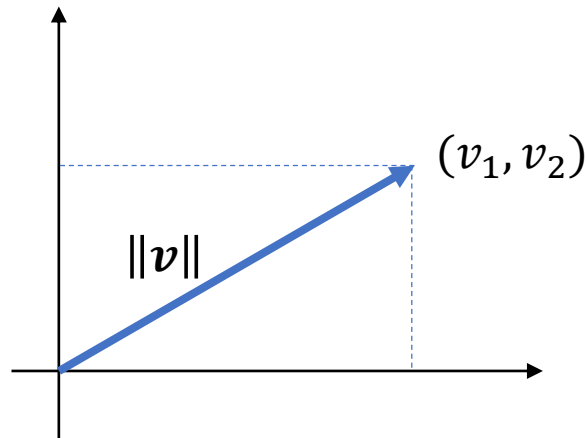
- 이 때  $c_1, c_2, \dots, c_k$ 는 계수(coefficient)라고 한다.

# Row vector / Column vector

- 괄호표기(comma-delimited)로,  $R^n$ 의 좌표공간내에서의 벡터 표기  $\mathbf{v} = (v_1, \dots, v_n)$
- 벡터표기란  $n$ 개의 성분(component)를 정해진 순서로 늘어놓은 것이기 때문에, 벡터의 성분을 올바른 순서대로 적어 주는 어떠한 형식의 표기방식이라도 괄호표기를 대신 할 수 있다.
- $\mathbf{v} = [v_1, v_2, \dots, v_n]$ 을 행벡터 형식이라고 한다. (row vector)
- $\mathbf{v} = [v_1, v_2, \dots, v_n]^T = \begin{bmatrix} v_1 \\ v_2 \\ \vdots \\ v_n \end{bmatrix}$ 를 열벡터 형식이라고 한다. (column vector)

## 2,3차원 Vector의 길이

- $R^2$ 에서 벡터  $\mathbf{v} = (v_1, v_2)$ 의 길이  $\|\mathbf{v}\|$ 는 Pythagoras의 정리에 의하여 다음과 같다.
  - $\|\mathbf{v}\| = \sqrt{v_1^2 + v_2^2}$
  - ex)  $\mathbf{v} = (-3, 2)$ 의 norm?
- $R^3$ 에서 벡터  $\mathbf{v} = (v_1, v_2, v_3)$ 의 길이  $\|\mathbf{v}\|$ 는 Pythagoras의 정리에 의하여 다음과 같다.
  - $\|\mathbf{v}\| = \sqrt{(OQ)^2 + (QR)^2 + (RP)^2} = \sqrt{v_1^2 + v_2^2 + v_3^2}$
  - ex)  $\mathbf{v} = (-3, 2, 1)$ 의 norm?



# $n$ 차원 Vector의 길이

- $\mathbf{v} = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ 이  $R^n$ 의 벡터이면  $\mathbf{v}$ 의 길이(length 또는 norm) 혹은 크기(magnitude)는  $\|\mathbf{v}\|$ 로 표시하며 다음과 같이 정의한다.
  - $\|\mathbf{v}\| = \sqrt{v_1^2 + v_2^2 + \dots + v_n^2}$
- 벡터  $\mathbf{v} \in R^n$ 와 임의의 스칼라  $k$ 에 대하여,
  - $\|\mathbf{v}\| \geq 0$
  - $\|\mathbf{v}\| = 0$ 이 되기 위한 필요충분조건은  $\mathbf{v} = \mathbf{0}$ 이다.
  - $\|k\mathbf{v}\| \geq |k|\|\mathbf{v}\|$

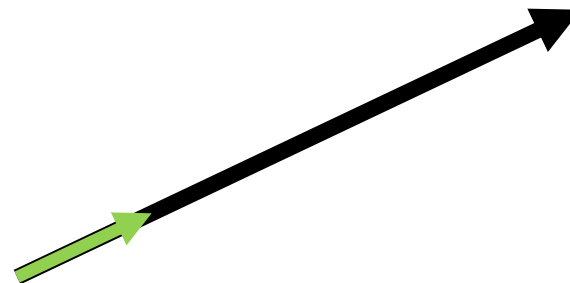
# 단위 벡터

- 단위 벡터(unit vector)
  - 길이가 1인 벡터를 단위벡터라고 한다.
- 영이 아닌 벡터  $\mathbf{v} \in \mathbb{R}^n$ 와 같은 방향을 갖는 단위벡터  $\mathbf{u}$ 는 다음 식으로 구한다.

$$\mathbf{u} = \frac{1}{\|\mathbf{v}\|} \mathbf{v}$$

- 단위벡터를 구하는 과정을 정규화(normalizing)라 한다.

ex)  $\mathbf{v} = (2, 2, -1)$ 의 단위벡터는?

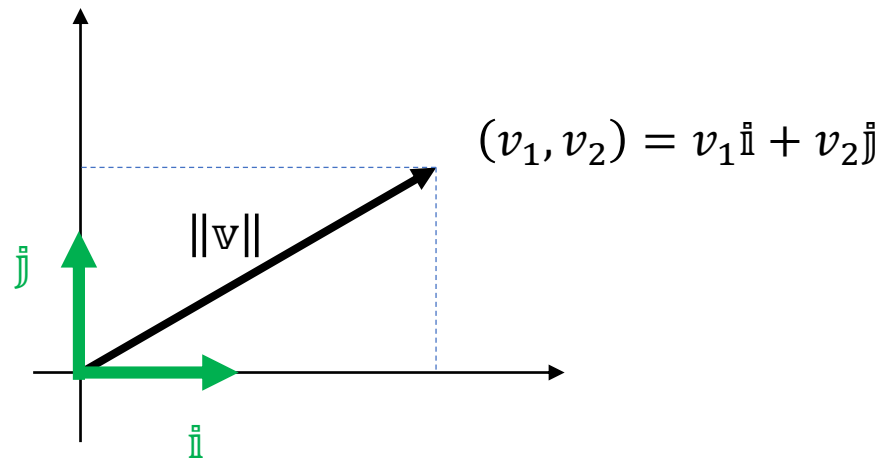


길이가 1인 단위벡터  $\mathbf{u}$



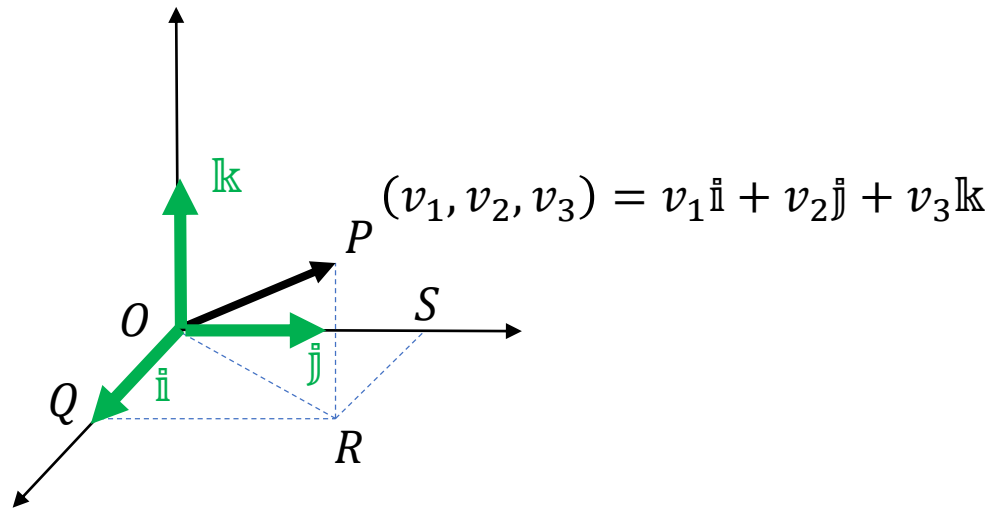
## 2차원 표준 단위 벡터

- $R^2$ 의 직교좌표계에서 양의 좌표축 방향의 단위벡터들을 표준단위벡터라 부른다.
  - $R^2$ 에서는  $\hat{i} = (1,0)$ ,  $\hat{j} = (0,1)$
- $R^2$ 의 모든 벡터  $\mathbf{v} = (v_1, v_2)$ 는 다음과 같이 표준단위벡터들로 표현
  - $\mathbf{v} = (v_1, v_2) = v_1(1,0) + v_2(0,1) = v_1\hat{i} + v_2\hat{j}$



# 3차원 표준 단위 벡터

- $R^3$ 의 직교좌표계에서 양의 좌표축 방향의 단위벡터들을 표준단위벡터라 부른다.
  - $R^3$ 에서는  $\mathbf{i} = (1,0,0)$  ,  $\mathbf{j} = (0,1,0)$  ,  $\mathbf{k} = (0,0,1)$
- $R^3$ 의 모든 벡터  $\mathbf{v} = (v_1, v_2, v_3)$ 는 다음과 같이 표준단위벡터들로 표현
  - $\mathbf{v} = (v_1, v_2, v_3) = v_1(1,0,0) + v_2(0,1,0) + v_3(0,0,1) = v_1\mathbf{i} + v_2\mathbf{j} + v_3\mathbf{k}$

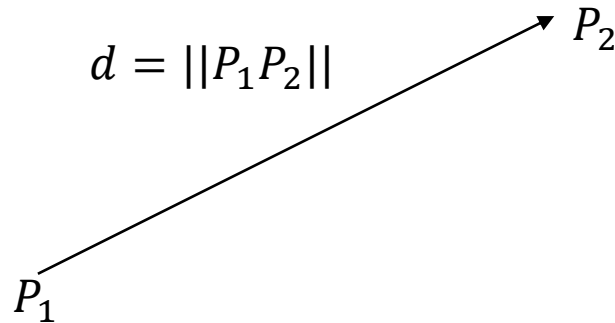


# $n$ 차원 표준 단위 벡터

- 일반적으로  $R^n$ 에서의 표준단위벡터는
  - $\mathbf{e}_1 = (1, 0, \dots, 0)$  ,  $\mathbf{e}_2 = (0, 1, \dots, 0)$  , ... ,  $\mathbf{e}_n = (0, 0, \dots, 1)$
- $R^n$ 의 벡터  $\mathbf{v} = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ 가 다음과 같이 표준단위벡터들으로써 표현될 수 있다.
  - $\mathbf{v} = (v_1, \dots, v_n) = v_1\mathbf{e}_1 + v_2\mathbf{e}_2 + \dots + v_n\mathbf{e}_n$
  - 즉, 벡터가 표준단위벡터의 선형결합(linear combination)으로 나타내어진다.

## 2,3차원의 점들 간의 거리

- $P_1$ 과  $P_2$ 가  $R^2$ 또는  $R^3$ 사이의 점이면 벡터  $P_1, P_2$ 의 길이는 두 점 간 거리  $d$ 와 일치한다.
  - 2차원 :  $d(\mathfrak{U}, \mathfrak{V}) = \|P_1 P_2\| = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$
  - 3차원 :  $d(\mathfrak{U}, \mathfrak{V}) = \|P_1 P_2\| = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 + (z_1 - z_2)^2}$



# $n$ 차원의 점들 간의 거리

- $\mathfrak{U} = (u_1, u_2, \dots, u_n)$  ,  $\mathfrak{V} = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ 이  $R^n$ 의 점이면 이들  $\mathfrak{U}$ 와  $\mathfrak{V}$ 사이의 거리(distance)를  $d(\mathfrak{U}, \mathfrak{V})$ 로 표시하며 다음과 같이 정의한다.

- $d(\mathfrak{U}, \mathfrak{V}) = \|\mathfrak{U} - \mathfrak{V}\| = \sqrt{(u_1 - v_1)^2 + (u_2 - v_2)^2 + \dots + (u_n - v_n)^2}$

ex)  $\mathfrak{U} = (1, 3, -2, 7)$  ,  $\mathfrak{V} = (0, 7, 2, 2)$  두 점 사이의 거리는?

- 거리의 성질

- $d(\mathfrak{U}, \mathfrak{V}) \geq 0$
- $d(\mathfrak{U}, \mathfrak{V}) = 0$ 이 되기 위한 필요충분조건은  $\mathfrak{U} = \mathfrak{V}$ 이다.
- $d(\mathfrak{U}, \mathfrak{V}) = d(\mathfrak{V}, \mathfrak{U})$

# 벡터의 내적

- 벡터의 내적(inner product)은 두 벡터 사이의 각을 재거나 두 벡터가 서로 수직이라는 것을 판별하는데 유용한 곱셈
  - $\mathbf{u} = (u_1, \dots, u_n)$ 과  $\mathbf{v} = (v_1, \dots, v_n)$ 이  $R^n$ 의 벡터일때,  $\mathbf{u}$ 와  $\mathbf{v}$ 의 점곱(dot product) 또는  $\mathbf{u}$ 와  $\mathbf{v}$ 의 Euclid 내적(Euclidean inner product)은  $\mathbf{u} \cdot \mathbf{v}$ 로 표기하며 다음 식과 같이 정의한다.
    - $\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = u_1 v_1 + u_2 v_2 + \dots + u_n v_n$
- ex)  $\mathbf{u} = (-1, 3, 5, 7)$  ,  $\mathbf{v} = (5, -4, 7, 0)$

# 내적의 성질

- $\mathbf{v} = (v_1, v_2, \dots, v_n)$ 
  - $\mathbf{v} \cdot \mathbf{v} = v_1v_1 + v_2v_2 + \dots + v_nv_n = \|\mathbf{v}\|^2$
- 내적의 기본 성질들
  - $\mathbf{u}, \mathbf{v}, \mathbf{w}$ 가  $R^n$ 의 벡터이고  $k$ 가 실수이면
    - $\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = \mathbf{v} \cdot \mathbf{u}$  (대칭성)
    - $\mathbf{u} \cdot (\mathbf{v} + \mathbf{w}) = \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} + \mathbf{u} \cdot \mathbf{w}$  (분배성)
    - $k(\mathbf{u} \cdot \mathbf{v}) = (k\mathbf{u}) \cdot \mathbf{v} = \mathbf{u} \cdot (k\mathbf{v})$  (동치성)
    - $\mathbf{v} \cdot \mathbf{v} \geq 0$  이고  $\mathbf{v} \cdot \mathbf{v} = 0$ 의 필요충분조건은  $\mathbf{v} = \mathbf{0}$  (양수성)
    - $\mathbf{0} \cdot \mathbf{v} = \mathbf{v} \cdot \mathbf{0}$
    - $(\mathbf{v} + \mathbf{u}) \cdot \mathbf{w} = \mathbf{v} \cdot \mathbf{w} + \mathbf{u} \cdot \mathbf{w}$
    - $\mathbf{u} \cdot (\mathbf{v} - \mathbf{w}) = \mathbf{u} \cdot \mathbf{v} - \mathbf{u} \cdot \mathbf{w}$
    - $(\mathbf{v} - \mathbf{u}) \cdot \mathbf{w} = \mathbf{v} \cdot \mathbf{w} - \mathbf{u} \cdot \mathbf{w}$

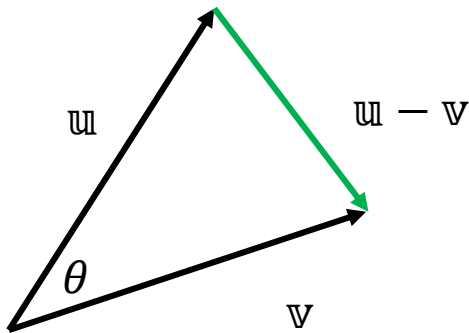
# 벡터의 사잇각

- 만약  $\mathbf{u}$ 와  $\mathbf{v}$ 가  $R^2$  또는  $R^3$ 의 벡터들이고  $\theta$ 가 이들 벡터의 사잇각이라 하면

$$\cos \theta = \frac{\mathbf{u} \cdot \mathbf{v}}{\|\mathbf{u}\| \|\mathbf{v}\|}$$

○  $\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = \|\mathbf{u}\| \|\mathbf{v}\| \cos \theta$

□ 영벡터가 아닌  $\mathbf{u}$ 와  $\mathbf{v}$ 가 수직이기 위한 필요충분조건은 두 벡터의 내적이 0



도출방법)

1. 코사인 제2법칙 :  $\|\mathbf{v} - \mathbf{u}\|^2 = \|\mathbf{v}\|^2 + \|\mathbf{u}\|^2 - 2\|\mathbf{v}\| \|\mathbf{u}\| \cos \theta$

2. 벡터의 길이 :  $\|\mathbf{v} - \mathbf{u}\|^2 = (\mathbf{v} - \mathbf{u}) \cdot (\mathbf{v} - \mathbf{u})$

이 두개가 같음을 보이면, 사잇각이 도출된다.



# 벡터의 직교

- $R^n$ 의 벡터  $\mathbf{u}$ 와  $\mathbf{v}$ 가 직교한다(orthogonal)는 것은  $\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = 0$ 을 만족시키는 경우를 말한다.
- 공집합이 아닌  $R^n$ 의 벡터들의 집합이 **직교집합**(orthogonal set)이라는 것은 이 집합의 임의의 서로 다른 한 쌍의 벡터가 직교하는 것을 말한다.  
ex) 다음 벡터들이  $R^4$ 에서 직교집합을 이루고 있음을 보여라.

$$\mathbf{v}_1 = (1, 2, 2, 4), \mathbf{v}_2 = (-2, 1, -4, 2), \mathbf{v}_3 = (-4, 2, 2, -1)$$

# 벡터의 정규직교

- $R^n$ 의 두 벡터  $\mathbf{u}$ 와  $\mathbf{v}$ 가 정규직교(orthonormal)라는 것은 이들이 직교하고 길이가 1인 경우를 뜻한다.
  - $\mathbf{u} \cdot \mathbf{v} = 0$
  - $\|\mathbf{u}\| = 1, \|\mathbf{v}\| = 1$
- 벡터들의 집합이 **정규직교집합**(orthonormal set)이라는 것은 이 집합의 모든 벡터들의 길이가 1이고 이 집합 속의 서로 다른 임의의 한 쌍의 벡터들이 직교하는 경우를 뜻한다.

ex) 표준단위벡터  $\mathbf{e}_1 = (1, 0, \dots, 0)$ ,  $\mathbf{e}_2 = (0, 1, \dots, 0)$ , ...,  $\mathbf{e}_n = (0, \dots, 0, 1)$

ex) 다음이 정규직교집합을 이루는 것을 보여라.

$$\mathbf{q}_1 = \left(\frac{1}{5}, \frac{2}{5}, \frac{2}{5}, \frac{4}{5}\right), \mathbf{q}_2 = \left(-\frac{2}{5}, \frac{1}{5}, -\frac{4}{5}, \frac{2}{5}\right), \mathbf{q}_3 = \left(-\frac{4}{5}, \frac{2}{5}, \frac{2}{5}, -\frac{1}{5}\right)$$