

Chapter 04 - 벡터공간 (The Vector Space)

4.1 선형결합(일차결합) - Linear combination

4.1.1 선형결합의 정의

- Definition 4.1.1 : v_1, \dots, v_n 각각을 벡터라고 하면, v_1, \dots, v_n 의 선형결합을 다음과 같은 합이라고 정의하자.

$$\alpha_1 v_1 + \dots + \alpha_n v_n$$

여기서, $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 은 스칼라이다. 이 선형결합에서 $\alpha_1, \dots, \alpha_n$ 각각은 계수라고 한다. α_1 은 v_1 의 계수이고, α_2 는 v_2 의 계수이며, ..., α_n 은 v_n 의 계수이다.

4.1.2 선형결합의 사용

Example 4.1.5 평균얼굴 - p.126 이미지의 평균을 선형결합으로 나타낼 수 있다.

```
1 import numpy as np
2 import matplotlib.pyplot as plt
3 from PIL import Image
4
5 # 이미지 파일 불러오기
6 u = Image.open('./images/img01.PNG')
7 v = Image.open('./images/img02.PNG')
8 w = Image.open('./images/img03.PNG')
9 u = u.convert('L')
10 v = v.convert('L')
11 w = w.convert('L')
12 v = v.resize(u.size) # 이미지 사이즈를 u의 사이즈와 같게 맞추기
13 w = w.resize(u.size)
14
15 # 이미지 파일을 np.ndarray를 이용해 배열로 만들기
16 u = np.ndarray(u, dtype='float32')
17 v = np.ndarray(v, dtype='float32')
18 w = np.ndarray(w, dtype='float32')
19
20 # 스칼라 (1/3)을 곱하여 선형결합 하기
21 lin_comb = (1/3) * (u + v + w)
22 plt.imshow(lin_comb, cmap='Greys_r')
```

4.1.3 계수에서 선형결합으로

길이가 n 인 벡터들의 리스트 $[v_1, \dots, v_n]$ 에 대해, 길이가 n 인 계수들의 리스트 $[\alpha_1, \dots, \alpha_n]$ 를 대응하는 선형결합 $\alpha_1 v_1 + \dots + \alpha_n v_n$ 에 매핑하는 함수 f 가 있다. 이 함수는 주어진 정의역(domain)원소에 대해 함수의 상(image, 함수값)을 찾는 문제라고 볼 수 있다.

Quiz 4.1.7 `lin_comb(vlist, clist)` 를 정의해 보자.

```

1 def lin_comb(vlist, clist):
2     return sum([coeff * v for coeff, v in zip(vlist, clist)])
3
4 vlist = [1, 2, 3]
5 clist = [2, 2, 2]
6 lin_comb(vlist, clist)

```

4.2 생성(Span)

- Definition : 벡터들 v_1, \dots, v_n 의 모든 선형결합으로 이루어진 집합을 이 벡터들의 생성(Span)이라 하고 $Span\{v_1, \dots, v_n\}$ 라고 쓴다.

실수 \mathbb{R} 또는 복소수 \mathbb{C} 와 같은 무한 필드 위의 벡터들에 대해, Span은 보통 무한집합이다. 유한필드인 $GF(2)$ 상의 벡터들에 대한 Span은 유한하다.

Quiz 4.2.2 필드 $GF(2)$ 상의 $Span\{[1, 1], [0, 1]\}$ 에 몇 개의 벡터가 있는가?

>>Answer :

$$\begin{aligned}
 0[1, 1] + 0[0, 1] &= [0, 0] \\
 0[1, 1] + 1[0, 1] &= [0, 1] \\
 1[1, 1] + 0[0, 1] &= [1, 1] \\
 1[1, 1] + 1[0, 1] &= [1, 0]
 \end{aligned}$$

Quiz 4.2.4 2-벡터들로 구성되는 집합에서 공집합 \emptyset 의 생성에는 몇 개의 벡터가 있는가?

>>Answer : 빈 할당(empty assignment)으로 $[0, 0]$

Quiz 4.2.5 \mathbb{R} 상의 2-벡터 $[2, 3]$ 의 생성 즉, $Span\{[2, 3]\}$ 에는 몇 개의 벡터가 있는가?

>>Answer : $Span\{\alpha[2, 3] : \alpha \in \mathbb{R}\}$ 이다. 즉 무한개가 있다. 원점과 $[2, 3]$ 을 지나는 직선 위의 점들을 구성한다.

Quiz 4.2.6 $Span\{v\}$ 가 유한개의 벡터들로 구성되는 \mathbb{R} 상의 2-벡터 v 는 무엇인가?

>>Answer : 영벡터 $[0, 0]$ 이다.

4.2.2 선형방정식들의 시스템이 암시하는 다른 방정식들 - 생략

4.2.3 생성자(Generator)

- Definition : Υ 을 벡터들의 집합이라 하고, 만약 v_1, \dots, v_n 이 $\Upsilon = Span\{v_1, \dots, v_n\}$ 을 만족하는 벡터들이면, $\{v_1, \dots, v_n\}$ 은 Υ 에 대한 생성집합(*generating set*)이라 하고 벡터 v_1, \dots, v_n 을 Υ 에 대한 생성자(*generator*)들 이라고 한다.

Example 4.2.11 $\{[3, 0, 0], [0, 2, 0], [0, 0, 1]\}$ 은 \mathbb{R}^3 에 대한 생성집합이라고 하기 위해서는 아래의 두 가지를 보여줘야 한다.

- 모든 선형결합은 \mathbb{R}^3 내의 벡터이다.
- \mathbb{R}^3 내의 모든 벡터는 선형결합이다.

첫 번째 경우는 \mathbb{R}^3 가 \mathbb{R} 상의 모든 3-벡터들을 포함하므로 명백하다. 두 번째의 경우를 증명하기 위해서는 $[x, y, z]$ 를 \mathbb{R}^3 내의 임의의 벡터라고 하자. $[x, y, z]$ 는 선형결합으로 쓸 수 있음을 보여야 한다.

$$[x, y, z] = \frac{x}{3}[3, 0, 0] + \frac{y}{2}[0, 2, 0] + z[0, 0, 1]$$

4.2.4 선형결합의 선형결합

위의 Example 4.2.11에서 \mathbb{R}^3 에 대한 또 다른 생성집합은 $\{[1, 0, 0], [1, 1, 0], [1, 1, 1]\}$ 이라고 하면 이 집합의 생성(Span)이 \mathbb{R}^3 의 모든 생성을 포함한다는 것을 증명해야 한다. 위의 $\{[3, 0, 0], [0, 2, 0], [0, 0, 1]\}$ 벡터 각각을 선형결합으로 나타내면 된다.

$$\begin{aligned}[3, 0, 0] &= 3[1, 0, 0] \\ [0, 2, 0] &= -2[1, 0, 0] + 2[1, 1, 0] \\ [0, 0, 1] &= -1[1, 0, 0] - 1[1, 1, 0] + 1[1, 1, 1]\end{aligned}$$

4.2.5 표준 생성자 (Standard generator)

위의 Example 4.2.11에서 $[x, y, z]$ 를 벡터 $[3, 0, 0], [0, 2, 0], [0, 0, 1]$ 의 선형결합으로 표현하는 식을 보았다. 이 식은 세 개의 벡터들이 특수한 형태를 가지기 때문이다. 만약 $[1, 0, 0], [0, 1, 0], [0, 0, 1]$ 을 사용한다면 더욱 간단하게 표현할 수 있다.

$$[x, y, z] = x[1, 0, 0] + y[0, 1, 0] + z[0, 0, 1]$$

위의 세 벡터를 \mathbb{R}^3 에 대한 표준 생성자라 하고 e_0, e_1, e_2 로 나타낸다. 예를 들어, \mathbb{R}^4 에 대한 표준 생성자는 e_0, e_1, e_2, e_3 을 사용하고 $[1, 0, 0, 0], [0, 1, 0, 0], [0, 0, 1, 0], [0, 0, 0, 1]$ 을 의미한다.

임의의 양의 정수 n 에 대해, \mathbb{R}^n 에 대한 표준 생성자는 아래와 같다.

$$\begin{aligned}e_0 &= [1, 0, 0, 0, \dots, 0] \\ e_1 &= [0, 1, 0, 0, \dots, 0] \\ e_2 &= [0, 0, 1, 0, \dots, 0] \\ &\vdots \\ e_n &= [0, 0, 0, 0, \dots, 1]\end{aligned}$$

Quiz 4.2.13 함수, `standard(D, one)` 을 작성해보자. 이 함수는 주어진 정의역 `D` 와 주어진 숫자 `one` 에 대해 \mathbb{R}^D 에 대한 표준 생성자들의 리스트를 리턴한다.

```
1 from vec import Vec
2
3 def standard(D, one):
4     return [Vec(D, {k: one/one}) for k in D]
5
6 standard({'A', 'B', 'C'}, 2)
```

4.3 벡터들의 집합에 대한 기하학적 구조

4.3.1 \mathbb{R} 상의 벡터들의 생성에 대한 기하학적 구조

하나의 영이 아닌 벡터 v 의 모든 선형결합에 대해 고려해 보자.

$$\text{Span}\{v\} = \{\alpha v : \alpha \in \mathbb{R}\}$$

위의 집합은 원점과 점 v 를 지나는 직선을 형성한다. 직선은 1차원 객체이다. 공집합에 대한 Span은 영벡터이며, 이러한 생성(Span)은 0차원 객체로써 하나의 점으로 구성된다.

Example 4.3.1 $\text{Span}\{[1, 0], [0, 1]\}$ 은 무엇일까? 이 벡터들은 \mathbb{R}^2 에 대한 표준 생성자들이고 따라서, 모든 2-벡터는 생성 (Span) 내에 있다. 즉, $\text{Span}\{[1, 0], [0, 1]\}$ 은 유클리드 평면의 모든 점을 표현한다.

Example 4.3.4 모든 두 개의 서로 다른 벡터들은 평면을 생성할까? $\text{Span}\{[1, 2], [2, 4]\}$ 은 평면을 생성할까? 이 집합의 선형결합은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned}\alpha_1[1, 2] + \alpha_2[2, 4] &= \alpha_1[1, 2] + \alpha_2(2[1, 2]) \\ &= \alpha_1 + (\alpha_2 \cdot 2)[1, 2] \\ &= (\alpha_1 + 2\alpha_2)[1, 2]\end{aligned}$$

따라서, $\text{Span}\{[1, 2], [2, 4]\} = \text{Span}\{[1, 2]\}$ 이다. 즉, 평면이 아니라 직선을 형성한다. 위의 예들을 통해, \mathbb{R} 상의 두 벡터의 생성은 평면 또는 평면보다 차원이 낮은 객체(직선 또는 점)이다. 임의의 벡터들의 집합에 대한 생성은 원점을 포함해야 한다. 그이유는 모든 계수가 0인 경우 원점이기 때문이다.

점, 직선, 또는 평면과 같은 기하적 객체는 *플랫(flat)*라 한다.

- Hypothesis : \mathbb{R} 상의 k 벡터들의 Span(생성)은 원점을 포함하는 k -차원의 flat 또는 원점을 포함하는 더 낮은 차원의 flat을 형성한다.
 - 영벡터의 생성(Span)은 점, 즉 영차원 객체를 형성한다. 바로 원점이다.
 - 하나의 벡터의 생성은 원점을 지나는 직선, 즉 1차원의 객체, 또는 원점을 형성한다.
 - 두 벡터의 생성은 원점을 지나는 평면, 즉 2차원 객체, 또는 원점을 지나는 직선, 또는 원점을 형성한다.

4.3.2 동차 선형시스템의 해집합에 대한 기하학적 구조

평면을 표현하는 좀 더 익숙한 방법은 방정식이다. 예를 들어 $\{(x, y, z) \in \mathbb{R}^3 : ax + by + cz = d\}$ 이다. 원점이 방정식 $ax + by + cz = d$ 를 만족하기 위해서는 d 는 0이어야 한다. 앞으로의 예제나 개념들은 원점 $(0, 0, 0)$ 을 포함하는 평면에 대해 설명한다.

- Definition : 우변이 0인 선형방정식은 *동차 선형방정식(homogeneous linear equation)*이다.

Example 4.3.7 평면 $\text{Span}\{[1, 0, 1.65], [0, 1, 1]\}$ 은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\{(x, y, z) \in \mathbb{R}^3 : 1.65x + 1y - 1z = 0\}$$

위의 방정식을 도트곱을 이용하면 아래와 같이 쓸 수 있다.

$$\{[x, y, z] \in \mathbb{R}^3 : [1.65, 1, -1] \cdot [x, y, z] = 0\}$$

위의 식을 `matplotlib` 모듈을 이용하여 코드로 나타내면 다음과 같다.

```
1 from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
2
3 xx, yy = np.meshgrid(range(10), range(10))
4
5 zz = 1.65*xx + 1.0*yy # 1.65x + 1y = 1z
6
7 ax = plt.subplot(projection='3d')
8 ax.plot_surface(xx, yy, zz)
9 plt.show()
```

- Definition : 우변이 모두 0인 선형시스템(선형방정식들의 컬렉션)은 *동차 선형시스템(homogeneous linear system)*이라고 한다.
- Hypothesis : 원점을 포함하는 flat은 동차 선형시스템의 해집합이다.

4.3.3 원점을 포함하는 flat의 두 가지 표현

위에서 원점을 포함하는 *flat*을 나타내는 두 가지 방법을 살펴보았다.

- 어떤 벡터들의 *Span*(생성)을 이용
- 동차 선형시스템의 해집합을 이용

```
1 from mpl_toolkits.mplot3d import Axes3D
2
3 xx, yy = np.meshgrid(range(10), range(10))
4
5 z1 = -4*xx + yy
6 z2 = -1*yy
7 ax = plt.subplot(projection='3d')
8 ax.plot_surface(xx, yy, z1, color='blue', alpha=.5, linewidth=0, zorder=-1)
9 ax.plot_surface(xx, yy, z2, color='red', alpha=.5, linewidth=0, zorder=1)
10 plt.show()
```

4.4 벡터공간

4.4.1 두 표현의 공통점은 무엇인가?

4.4.3에서 설명한 두 가지 표현법에 대한 연관성을 알아보자. F^D 의 부분집합 \mathcal{V} 는 \mathcal{V} 가 F 상의 어떤 D -벡터들의 생성 (*Span*)이거나 선형시스템의 해가 되거나에 상관없이 아래의 세 가지 성질을 가진다.

- **Property V1**: \mathcal{V} 는 영벡터를 포함한다.
- **Property V2**: 모든 벡터 v 에 대해, 만약 \mathcal{V} 가 v 를 포함하면 \mathcal{V} 는 모든 스칼라 α 에 대해 αv 를 포함하고 "스칼라-벡터 곱에 대해 닫혀있다"라고 한다.
- **Property V3**: 모든 벡터들의 쌍 u, v 에 대해, 만약 \mathcal{V} 가 u, v 를 포함하면 \mathcal{V} 는 $u + v$ 를 포함하고 \mathcal{V} 는 벡터 덧셈에 대해 닫혀있다.

$\mathcal{V} = \text{Span}\{v_1, \dots, v_n\}$ 이라고 하면, \mathcal{V} 는 다음을 만족한다.

- **Property V1 because**

$$0 v_1 + \dots + 0 v_n$$

- **Property V2 because**

$$\text{if } v = \beta_1 v_1 + \dots + \beta_n v_n \text{ then } \alpha v = \alpha \beta_1 v_1 + \dots + \alpha \beta_n v_n$$

- **Property V3 because**

$$\begin{array}{lll} \text{if} & u & = \alpha_1 v_1 + \dots + \alpha_n v_1 \\ \text{and} & v & = \beta_1 v_1 + \dots + \beta_n v_n \\ \text{then} & u + v & = (\alpha_1 + \beta_1)v_1 + \dots + (\alpha_n + \beta_n)v_n \end{array}$$

이제, \mathcal{V} 는 해집합 $\{x : a_1 \cdot x = 0, \dots, a_m \cdot x = 0\}$ 이라고 하면, \mathcal{V} 는 다음을 만족한다.

- Property V1 because

$$\mathbf{a}_1 \cdot \mathbf{0} = 0, \quad \dots, \quad \mathbf{a}_m \cdot \mathbf{0} = 0$$

- Property V2 because

$$\begin{array}{ll} \text{if} & \mathbf{a}_1 \cdot \mathbf{v} = 0, \quad \dots, \quad \mathbf{a}_m \cdot \mathbf{v} = 0 \\ \text{then} & \alpha(\mathbf{a}_1 \cdot \mathbf{v}) = 0, \quad \dots, \quad \alpha(\mathbf{a}_m \cdot \mathbf{v}) = 0 \\ \text{so} & \mathbf{a}_1 \cdot (\alpha \mathbf{v}) = 0, \quad \dots, \quad \mathbf{a}_m \cdot (\alpha \mathbf{v}) = 0 \end{array}$$

- Property V3 because

$$\begin{array}{ll} \text{if} & \mathbf{a}_1 \cdot \mathbf{u} = 0, \quad \dots, \quad \mathbf{a}_m \cdot \mathbf{u} = 0 \\ \text{and} & \mathbf{a}_1 \cdot \mathbf{v} = 0, \quad \dots, \quad \mathbf{a}_m \cdot \mathbf{v} = 0 \\ \text{then} & \mathbf{a}_1 \cdot \mathbf{u} + \mathbf{a}_1 \cdot \mathbf{v} = 0, \quad \dots, \quad \mathbf{a}_m \cdot \mathbf{u} + \mathbf{a}_m \cdot \mathbf{v} = 0 \\ \text{so} & \mathbf{a}_1 \cdot (\mathbf{u} + \mathbf{v}) = 0, \quad \dots, \quad \mathbf{a}_m \cdot (\mathbf{u} + \mathbf{v}) = 0 \end{array}$$

4.4.2 벡터공간의 정의와 예

- Definition : 벡터들의 집합 \mathcal{V} 는 *Property V1, V2, V3*을 만족하면 *벡터공간*이라고 한다.
 - 따라서, 어떤 벡터들의 생성(Span)은 벡터공간이다.
 - 또한, 동차 선형시스템(homogeneous linear system)의 해집합은 벡터공간이다.
 - 원점을 포함하는 (직선 or 평면) *flat*은 어떤 벡터들의 생성(Span) 또는 선형시스템의 해집합으로 표현할 수 있으므로 벡터공간이다.
 - 임의의 필드 F 와 임의의 유한 정의역 D 에 대해, F 상의 D -벡터들의 집합 F^D 는 벡터공간이다.

$\rightarrow F^D$ 는 영벡터를 포함하고 스칼라-벡터 곱과 벡터 덧셈에 대해 닫혀있다. 예를 들어, $\mathbb{R}^2, \mathbb{R}^3, GF(2)^4$ 는 벡터공간이다.
 - 임의의 필드 F 와 임의의 유한 정의역 D 에 대해, 영벡터로 구성되는 한 원소 집합 0_D 는 벡터공간이다.

Proof

The set $\{0_D\}$ certainly contains the zero vector, so Property V1 holds. For any scalar α , $\alpha 0_D = 0_D$, so Property V2 holds: $\{0_D\}$ is closed under scalar-vector multiplication. Finally, $0_D + 0_D = 0_D$, so Property V3 holds: $\{0_D\}$ is closed under vector addition. □

4.4.3 부분공간(Subspace)

- Definition : 만약 \mathcal{V} 와 \mathcal{W} 는 벡터공간이고 \mathcal{V} 가 \mathcal{W} 의 부분집합이면, \mathcal{V} 는 \mathcal{W} 의 *부분공간*이라고 한다.

Example 4.4.11: 집합 $\{[0, 0]\}$ 은 $\{\alpha[2, 1] : \alpha \in \mathbb{R}\}$ 의 부분공간이고, $\{\alpha[2, 1] : \alpha \in \mathbb{R}\}$ 은 \mathbb{R}^2 의 부분공간이다.

Example 4.4.12: 집합 \mathbb{R}^2 는 \mathbb{R}^3 에 포함되지 않기 때문에 \mathbb{R}^3 의 부분공간이 아니다.

Example 4.4.13: \mathbb{R}^2 에 포함된 벡터공간은 무엇인가?

- 가장 작은 벡터공간은 $\{[0, 0]\}$ 이다.
- 가장 큰 벡터공간은 \mathbb{R}^2 이다.

- 임의의 영이 아닌 벡터 $[a, b]$ 에 대해, 원점과 $[a, b]$ 를 지나는 직선 $\text{Span}\{[a, b]\}$ 는 벡터공간이다.

\mathbb{R}^2 가 임의의 다른 부분공간을 가질까? \mathcal{V} 는 \mathbb{R}^2 의 부분공간이라 하자. \mathcal{V} 는 영(0)이 아닌 어떤 벡터 $[a, b]$ 를 가지고 또한 $\text{Span}\{[a, b]\}$ 에 속하지 않는 어떤 다른 벡터 $[c, d]$ 를 가진다고 가정하고, 이 경우 $\mathcal{V} = \mathbb{R}^2$ 임을 증명해보자.

- Lemma 4.4.14: $ad \neq bc$

- Proof

$[a, b] \neq [0, 0]$ 이므로 $a \neq 0$ 또는 $b \neq 0$ 이거나 둘다 0이 아니다.

Case 1: $a \neq 0$ 일 경우, $\alpha = \frac{c}{a}$ 라고 하면, $[c, d]$ 는 $\text{Span}\{[a, b]\}$ 내에 있지 않으므로, $[c, d] \neq \alpha[a, b]$ 이어야 한다. 앞의 가정에서 $\alpha = \frac{c}{a}$ 이라고 했으므로, $c = \alpha a$ 이다. 따라서, $d \neq \alpha b$ 이어야 한다. α 에 $\frac{c}{a}$ 를 대입하면 $d \neq \frac{c}{a}b$ 이다. 따라서,

$$ad \neq bc$$

Case 2: $b \neq 0$ 일 경우, $\alpha = \frac{d}{b}$ 라고 하면, 위의 Case 1과 마찬가지로 $[c, d] \neq \alpha[a, b]$ 이고, $c \neq \alpha a$ 이다.

- 이제, $\mathcal{V} = \mathbb{R}^2$ 임을 증명 하기 위해 \mathbb{R}^2 의 모든 벡터는 \mathcal{V} 내의 두 벡터 즉, $[a, b]$ 와 $[c, d]$ 의 선형결합으로 나타낼 수 있음을 보여준다.

$[p, q]$ 를 \mathbb{R}^2 내 임의의 벡터라고 하고, $\alpha = \frac{dp-cq}{ad-bc}, \beta = \frac{aq-bp}{ad-bc}$ 라고 하면, 아래와 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} & \alpha[a, b] + \beta[c, d] \\ &= \frac{1}{ad-bc} [(pd-qc)a + (aq-bp)c, (pd-qc)b + (aq-bp)d] \\ &= \frac{1}{ad-bc} [adp-bcp, adq-bcq] \\ &= [p, q] \end{aligned}$$

$[p, q]$ 는 \mathbb{R}^2 의 임의의 원소이므로, $\mathbb{R}^2 = \text{Span}\{[a, b], [c, d]\}$ 이다. \mathcal{V} 는 $[a, b]$ 와 $[c, d]$ 를 포함하고 스칼라-벡터 곱셈과 벡터 덧셈에 대해 닫혀 있으므로, $\mathcal{V} = \mathbb{R}^2$ 임을 증명한다.

4.4.4 *추상(Abstract) 벡터공간 - 생략

4.5 아핀(Affine) 공간

4.5.1 원점을 지나지 않는 flat

3장 벡터 - 3.6.1 원점을 지나지 않는 선분과 직선에서 선분을 평행이동하여, 즉, $f([x, y]) = [x, y] + [0.5, 1]$ 과 같은 함수를 적용하여 얻을 수 있다는 것을 알아보았다. 이제 이것을 벡터공간 \mathcal{V} 로 생각해 보면 아래와 같이 표현할 수 있다.

$$\{a + v : v \in \mathcal{V}\}$$

따라서, 위의 집합은 α 를 지나는 (원점을 지나지 않는) 직선이다.

```
1 X = np.linspace(-4, 10, num=50, endpoint=True)
2 # 원점을 지나는 직선
3 Y = (2/3) * X
4
5 # [X+0.5, y+1] 평행이동
6 Y2 = (2/3) * (X+0.5) + (2/3)
7
8 fig, ax = plt.subplots()
```

```

9
10 for spine in ['left', 'bottom']:
11     ax.spines[spine].set_position('zero')
12
13 # Hide the other spines...
14 for spine in ['right', 'top']:
15     ax.spines[spine].set_color('none')
16
17
18 ax.plot(X, Y)
19 ax.plot(X, Y2)
20 ax.annotate('translation', xy=(3.5, 3), xycoords='data',
21             xytext=(0.8, 0.95), textcoords='axes fraction',
22             arrowprops=dict(facecolor='black', shrink=0.001),
23             horizontalalignment='right', verticalalignment='top')
24 ax.axis([-4, 10, -4, 10])
25 ax.grid()
26
27 plt.show()

```

이제는 평면에 대해 적용해 보자.

Example 4.5.1 점 $u_1 = [1, 0, 4.4]$, $u_2 = [0, 1, 4]$, $u_3 = [0, 0, 3]$ 을 지나는 평면이 있다. 이평면을 벡터공간의 평행이동으로 어떻게 나타낼 수 있을까?

$a = u_2 - u_1$, $b = u_3 - u_1$ 라 하고, \mathcal{V} 는 벡터공간 $Span\{a, b\}$ 라고 하자. 그러면 평면의 평행이동은 $u_1 + \mathcal{V}$ 로 나타낼 수 있다.

따라서, 평면 $u_1 + \mathcal{V}$ 는 점 u_1, u_2, u_3 을 포함하는 평면이다. `matplotlib` 모듈을 이용하여 나타내면 아래와 같다.

```

1  xx, yy = np.meshgrid(range(10), range(10))
2
3  zz = 1.4*xx + 1.0*yy  ## 1.4 X + y - z = 0
4  zz2 = 1.4*xx + 1.0*yy + 3  # 1.4x + y - z + 3 = 0  즉, z축으로 +3만큼 평행이동
5
6  ax = plt.subplot(projection='3d')
7  ax.plot_surface(xx, yy, zz, alpha=.5, linewidth=0, zorder=-1, color='orange')
8  ax.plot_surface(xx, yy, zz2, alpha=.5, linewidth=0, zorder=-1)
9  ax.scatter([1, 0, 0], [0, 1, 0], [4.4, 4, 3], color='red')
10 plt.show()

```

4.5.2 아핀결합(Affine combinations)

3.6.4에서 점 u 와 v 를 지나는 직선을 나타내는 방법을 살펴보았다.

- Definition : 선형결합 $\alpha_1 u_1 + \dots + \alpha_n u_n$ 에서 계수들의 합 즉, $\alpha_1 + \dots + \alpha_n = 1$ 이면 *아핀결합(Affine combination)*이라고 한다.

Example 4.5.4: Example 4.5.1에서 u_1, u_2, u_3 을 지나는 평면을 다음과 같이 표현했다.

$$u_1 + \mathcal{V}$$

여기서, $\mathcal{V} = Span\{u_2 - u_1, u_3 - u_1\}$ 이다. \mathcal{V} 에 있는 벡터들은 아래의 선형결합으로 나타낼 수 있다.

$$\alpha(u_2 - u_1) + \beta(u_3 - u_1)$$

따라서, $u_1 + \mathcal{V}$ 내의 벡터들은 다음의 선형결합으로 표현할 수 있다.

$$u_1 + \alpha(u_2 - u_1) + \beta(u_3 - u_1)$$

$$= (1 - \alpha - \beta)u_1 + \alpha u_2 + \beta u_3$$

$\gamma = 1 - \alpha - \beta$ 라고 하면

$$\gamma u_1 + \alpha u_2 + \beta u_3$$

즉 $u_1 + \mathcal{V}$ 내 벡터들은 u_1, u_2, u_3 의 모든 아핀결합들로 구성된 집합이다.

- Definition : 어떤 벡터 컬렉션의 모든 아핀결합으로 구성된 집합은 그 컬렉션의 *Affine hull*이라고 한다.

Example 4.5.5: $\{[0.5, 1], [3.5, 3]\}$ 의 Affine hull은 무엇인가? 3.6.4 에서 보았듯이,

$$\{\alpha[3.5, 3] + \beta[0.5, 1] : \alpha, \beta \in \mathbb{R}, \alpha, \beta \geq 0, \alpha + \beta = 1\}$$

즉, $[0.5, 1]$ 과 $[3.5, 3]$ 을 지나는 직선이다.

Example 4.5.6: $\{[1, 2, 3]\}$ 의 Affine hull은 무엇인가?

아핀결합으로 나타내면 $\alpha[1, 2, 3]$ 이다. 계수는 α 하나 밖에 없으므로 $\alpha = 1$ 이다. 따라서, Affine hull 은 하나의 벡터 $[1, 2, 3]$ 으로 구성된다.

- Proposition
 - 1-벡터 컬렉션의 Affine hull은 한 점(컬렉션 내의 하나의 벡터), 즉 0-차원 객체이다.
 - 2-벡터 컬렉션의 Affine hull은 직선(두 벡터를 지나는 직선), 즉 1-차원 객체이다.
 - 3-벡터 컬렉션의 Affine hull은 평면(세 벡터를 지나는 평면), 즉 2-차원 객체이다.

Example 4.5.7: $\{[2, 3], [3, 4], [4, 5]\}$ 의 Affine hull은 무엇인가?

위의 Proposition 대로라면 3-벡터 이므로 Affine hull 은 평면이라고 생각하겠지만, 실제로 코드를 작성해 보면 직선이다. 그 이유는 위의 세 벡터들이 한 직선 상에 놓여있기 때문이다.

```

1  X = np.linspace(-4, 10, num=50, endpoint=True)
2
3  Y = X + 1
4
5  fig, ax = plt.subplots()
6
7  for spine in ['left', 'bottom']:
8      ax.spines[spine].set_position('zero')
9
10 # Hide the other spines...
11 for spine in ['right', 'top']:
12     ax.spines[spine].set_color('none')
13
14
15 ax.plot(X, Y)
16 ax.scatter([2, 3, 4], [3, 4, 5])
17 ax.annotate('(2, 3)', xy=(2, 3))
18 ax.annotate('(3, 4)', xy=(3, 4))
19 ax.annotate('(4, 5)', xy=(4, 5))
20 ax.axis([-4, 10, -4, 10])
21 ax.grid()
22
23 plt.show()
```

4.5.3 아핀공간 (Affine Space)

- Definition : 아핀공간은 벡터공간을 평행이동한 결과이다. 즉, 집합 \mathcal{A} 는 다음을 만족하는 벡터 a 와 벡터공간 \mathcal{V} 가 있으면 아핀공간이다.

$$\mathcal{A} = \{a + v : v \in \mathcal{V}\}$$

즉, $\mathcal{A} = v + \mathcal{V}$ 이다.

- Lemma 4.5.10 : 임의의 벡터 u_1, \dots, u_n 에 대해 다음이 성립한다.

$$\{\alpha_1 u_1 + \dots + \alpha_n u_n : \sum_{i=1}^n \alpha_i = 1\}$$

$$= \{u_1 + v : v \in \text{Span}\{u_2 - u_1, \dots, u_n - u_1\}\}$$

즉, u_1, \dots, u_n 의 Affine hull은 u_1 을 $u_2 - u_1, \dots, u_n - u_1$ 의 생성(Span)에 있는 각 벡터에 더함으로써 얻어지는 집합과 동일하다.

Proof

Every vector in $\text{Span}\{u_2 - u_1, \dots, u_n - u_1\}$ can be written in the form

$$\alpha_2 (u_2 - u_1) + \dots + \alpha_n (u_n - u_1)$$

so every vector in the right-hand side of Equation 3.2 can be written in the form

$$u_1 + \alpha_2 (u_2 - u_1) + \dots + \alpha_n (u_n - u_1)$$

which can be rewritten (using homogeneity and distributivity as in Example 3.5.1 (Page 165)) as

$$(1 - \alpha_2 - \dots - \alpha_n) u_1 + \alpha_2 u_2 + \dots + \alpha_n u_n \quad (3.3)$$

which is an affine combination of u_1, u_2, \dots, u_n since the coefficients sum to one. Thus every vector in the right-hand side of Equation 3.2 is in the left-hand side.

Conversely, for every vector $\alpha_1 u_1 + \alpha_2 u_2 + \dots + \alpha_n u_n$ in the left-hand side, since $\sum_{i=1}^n \alpha_i = 1$, we infer $\alpha_1 = 1 - \alpha_2 - \dots - \alpha_n$, so the vector can be written as in Line 3.3, which shows that the vector is in the right-hand side. \square

위의 내용에서 아핀공간을 아래의 두 가지 방법으로 표현할 수 있다는 것을 알 수 있다.

- $a + \mathcal{V}$, 여기서 \mathcal{V} 는 어떤 벡터들의 생성 즉, 벡터공간
- 어떤 벡터들의 Affine hull

4.5.4 아핀공간을 선형시스템의 해집합으로 표현하기

4.3.2에서 원점을 포함하는 flat이 동차 선형시스템(homogeneous linear system)으로 표현할 수 있는 예들을 보았다. 이번에는 원점을 포함하지 않는 flat을 비동차 선형시스템의 해집합으로 표현해보자.

Example 4.5.12: Example 4.5.1에서 보았듯이, 점 $[1, 0, 4.4]$, $[0, 1, 4]$, $[0, 0, 3]$ 을 지나는 평면은 이 점들의 Affine hull이다. 이 평면은 또한 방정식 $1.4x + y - z = -3$ 의 해집합이며 다음과 같이 나타낼 수 있다. ($ax + by + cz + d = 0$ 에 대입하여 연립방정식을 풀면 된다.)

$$\{[x, y, z] \in \mathbb{R}^3 : [1.4, 1, -1] \cdot [x, y, z] = -3\}$$

아래는 위의 예제에 대한 그래프를 `matplotlib`을 이용해 나타냈다.

```

1  xx, yy = np.meshgrid(range(10), range(10))
2
3  zz = 1.4*xx + 1.0*yy + 3 # 1.4x + y + -z + 3 = 0 즉, z축으로 +3만큼 평행이동
4
5  ax = plt.subplot(projection='3d')
6  ax.plot_surface(xx, yy, zz, alpha=.5, linewidth=0, zorder=-1)
7  ax.scatter([1, 0, 0], [0, 1, 0], [4.4, 4, 3], color='red')
8  plt.show()

```

4.5.5 두 가지 표현법 - 다시 보기

4.3.3에서 원점을 포함하는 flat들에 대해 살펴 보았 듯이 두 가지 방법으로 표현할 수 있다.
한 가지 방법은 Span으로 표현하는 방법이 있고, 다른 하나는 해집합을 이용해 표현하는 방법이 있다.

```

1  xx, yy = np.meshgrid(range(30), range(30))
2
3  z1 = -4*xx + yy
4  z2 = -1*yy
5  ax = plt.subplot(projection='3d')
6  ax.plot([0, 4, 40], [0, -1, -10], [0, 1, 10])
7  ax.plot([0, 0, 0], [0, 1, 30], [0, 1, 30])
8  ax.plot([0, 1, 10, 15], [0, 2, 20, 30], [0, -2, -20, -30], color='red')
9  ax.plot_surface(xx, yy, z1, color='cyan', alpha=.5, linewidth=0, zorder=-1)
10 ax.plot_surface(xx, yy, z2, color='yellow', alpha=.7, linewidth=0, zorder=1)
11 plt.show()

```

4.6 동차 혹은 비동차 선형시스템

4.4 에서 동차 선형시스템의 해집합이 벡터공간인 것을 알아 보았다.

4.6.1 일반적인 선형시스템에 대응하는 동차 선형시스템

- Lemma : u_1 을 선형방정식들의 시스템의 해라고 하면

$$a_1 \cdot x = \beta_1$$

\vdots

$$a_m \cdot x = \beta_m$$

그리고, 또 다른 벡터 u_2 가 해가 될 필요충분조건은 $u_2 - u_1$ 이 대응하는 동차 방정식들의 시스템에 대한 해가 되는 것이다.

$$a_1 \cdot x = 0$$

\vdots

$$a_m \cdot x = 0$$

- Proof

$i = 1, \dots, m$ 에 대해, $a_i \cdot u_1 = \beta_i$ 이고, $a_i \cdot u_2 = \beta_i$ 이다. 따라서, $a_i \cdot u_2 - a_i \cdot u_1 = 0$ 이고
 $a_i(u_2 - u_1) = 0$

동차 선형시스템에 대한 해집합을 벡터공간 \mathcal{V} 라고 하면 Lemma 를 아래와 같이 나타낼 수 있다.

- u_2 가 original 선형시스템에 대한 해가 될 필요충분조건은 $u_2 - u_1$ 이 \mathcal{V} 내에 있는 것이다.

$v = u_2 - u_1$ 이라 하면 ($u_2 = u_1 + v$) 다음과 같이 쓸 수 있다.

- $u_1 + v$ 가 original 선형시스템에 대한 해가 될 필요충분조건은 v 가 \mathcal{V} 내에 있어야 한다.

즉,

$$\{solutions_to_original_linear_system\} = \{u_1 + v : v \in \mathcal{V}\}$$

우변의 집합은 아핀공간(Affine Space) 이다.

- Theorem : 임의의 선형시스템에 대해, 해집합은 공집합이거나 또는 아핀공간이다.

4.6.2 해의 개수 - 다시보기

Corollary : 선형 시스템의 해가 유일(unique)하게 될 필요충분조건은 동차 선형시스템에 대한 유일한 해가 영벡터일 때 이다.