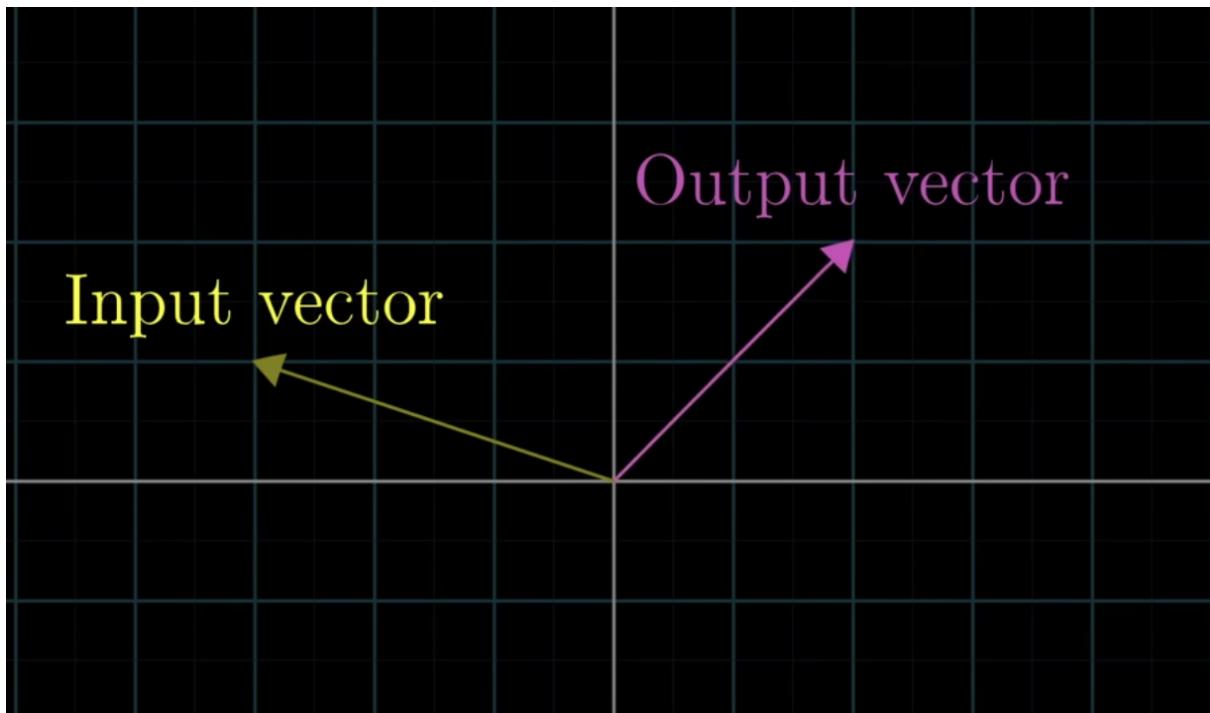


# Matrices

## 선형 변환(Linear Transformation)

변환 = 함수 : 인풋을 아웃풋으로 변환한다.

선형대수에서 ‘변환’은 특정 벡터를 다른 벡터로 변경하는 것과 같은 것이다.

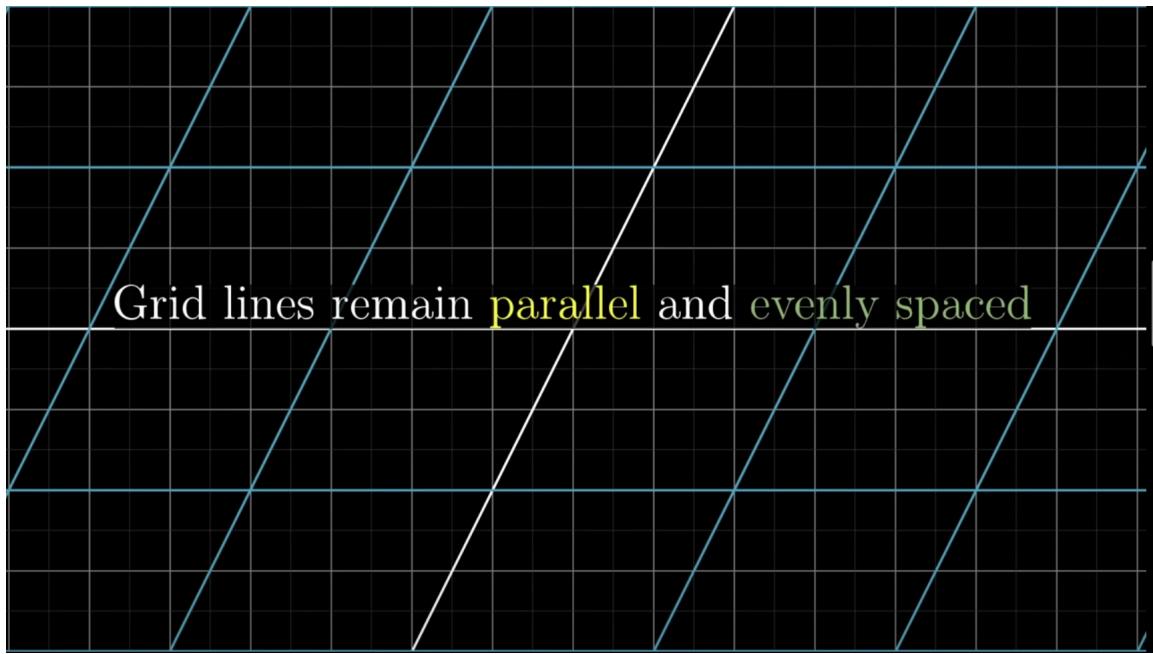


‘변환’은 움직임으로 이해하면 좋다. 즉 입력 벡터를 출력 벡터로 변환하는 것은 입력 벡터를 움직여서 출력 벡터로 바꾸는 것으로 생각 할 수 있다.

선형대수에서 변환은 몇 가지로 제한 된다. 그 중 하나가 ‘선형 변환’ 이다.

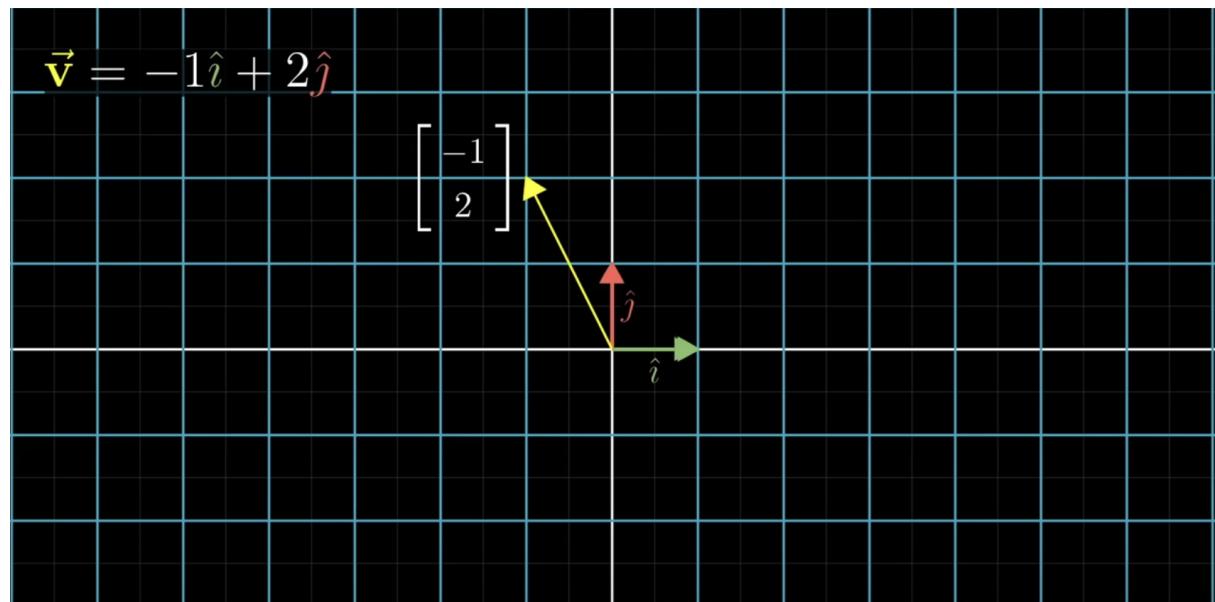
선형적이라는 것은 두가지 속성을 가진다.

1. 모든 선 들은 휘지 않은 직선이어야 한다.
2. 원점은 변환 이후에도 여전히 원점이어야 한다.

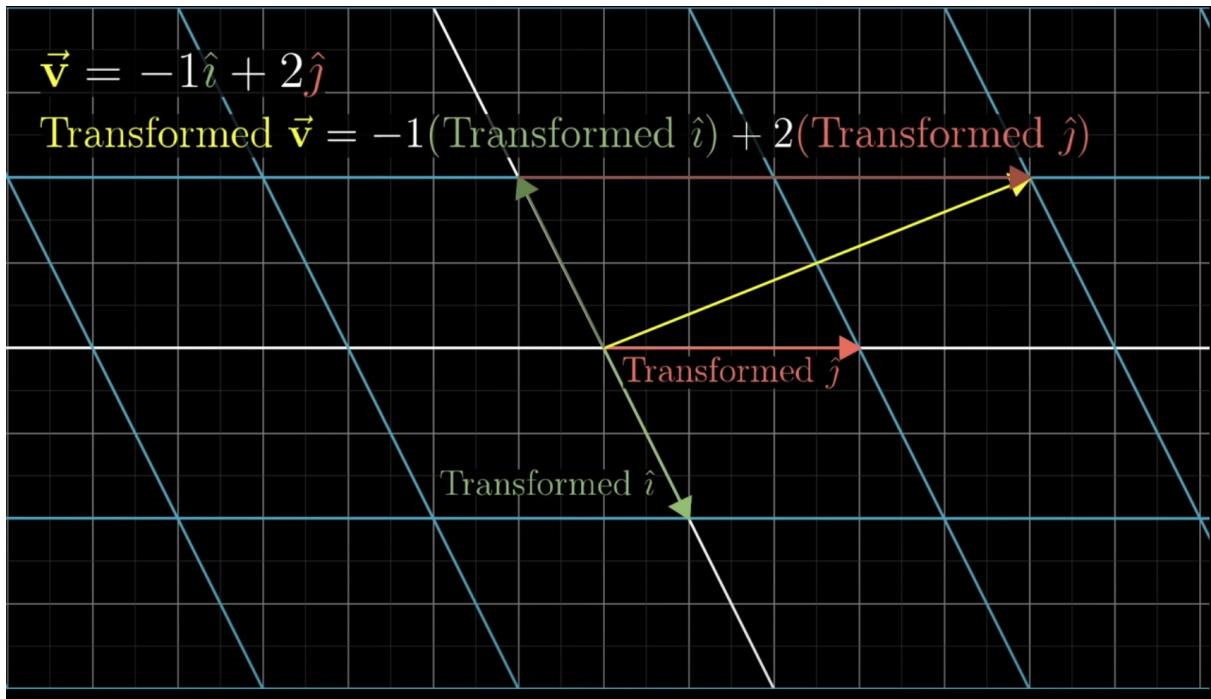


따라서 선형 변환에서는 격자 라인들이 변형 이후에도 여전히 '평행'하고 '동일한 간격'으로 있어야 한다. (그렇지 않으면 대각선을 그으면 구부러지기 때문)

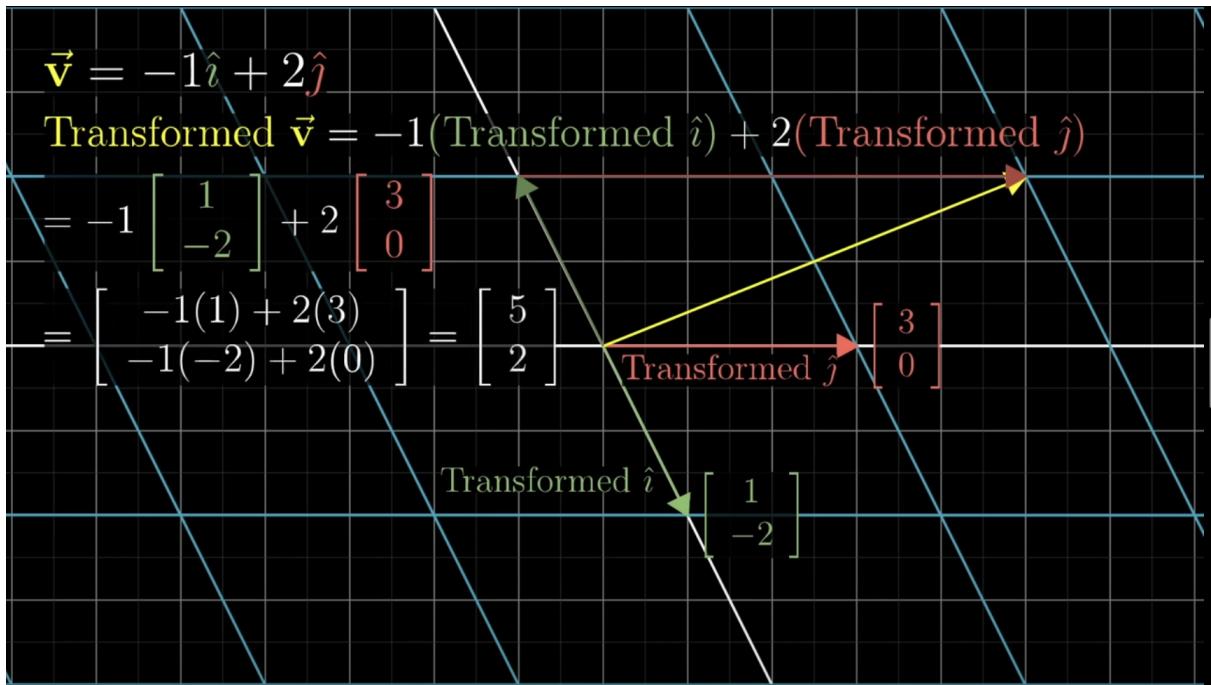
## 그렇다면 '선형 변환'은 어떻게 수치적으로 표현 할 수 있을까?



두 개의 기저 벡터가 어떻게 변하는지만 알면 된다. 위 그림에서 벡터  $v[-1,2]$ 는  $i\text{-hat}$ ,  $j\text{-hat}$  두 기저 벡터가 있을 때,  $i\text{-hat}$  벡터의  $-1$ 배,  $j\text{-hat}$  벡터의  $2$ 배를 의미한다.



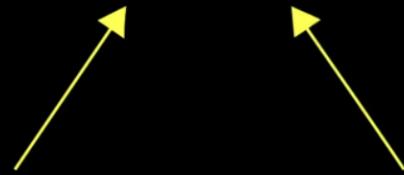
변환 후에도  $i$ 의  $-1$ 배,  $j$ 의  $2$ 배로 같은 선형 결합을 유지하는 것을 확인 할 수 있다. 이 격자선들이 계속 평행하고 균등하게 분포하는 것이 중요하다.



즉  $i$ -hat과  $j$ -hat의 변형 위치만 알면 변환 후의 벡터  $v=1[5,-2]$ 을 추론할 수 있는 것이다. (변환을 볼 필요가 없다.)

“2x2 Matrix”

$$\begin{bmatrix} 3 & 2 \\ -2 & 1 \end{bmatrix}$$



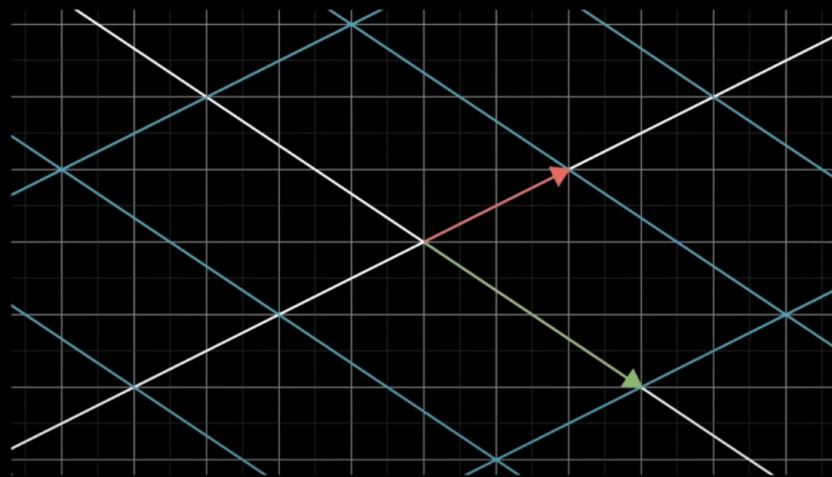
Where  $\hat{i}$  lands Where  $\hat{j}$  lands

다시 말해 2차원 선형 변환은 4개의 숫자 =  $i\text{-hat}$ 의 x,y 좌표와  $j\text{-hat}$ 의 x,y좌표로 설명이 가능 한데, 이 숫자들은  $2 \times 2$  숫자 형태로 나타내는 것이 일반적이고 이것이  $2 \times 2$  행렬이다.

즉 선형 변환은 매트릭스로 나타낼 수 있다.

“2x2 Matrix”

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



매트릭스는 선형변환에 필요한 정보를 나타낼 뿐이다.

즉 첫째열  $[a, c]$ 과 둘째열  $[b, d]$ 는 각각 기저벡터의 도착점이다.

“2x2 Matrix”

$$\begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \quad \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}$$

$$x \begin{bmatrix} a \\ c \end{bmatrix} + y \begin{bmatrix} b \\ d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} ax + by \\ cx + dy \end{bmatrix}$$

이 변환(매트릭스)를 어떤 벡터에 적용하면 위와 같다. 즉 벡터가 매트릭스를 통해 선형변화가 이루어진 것이다.

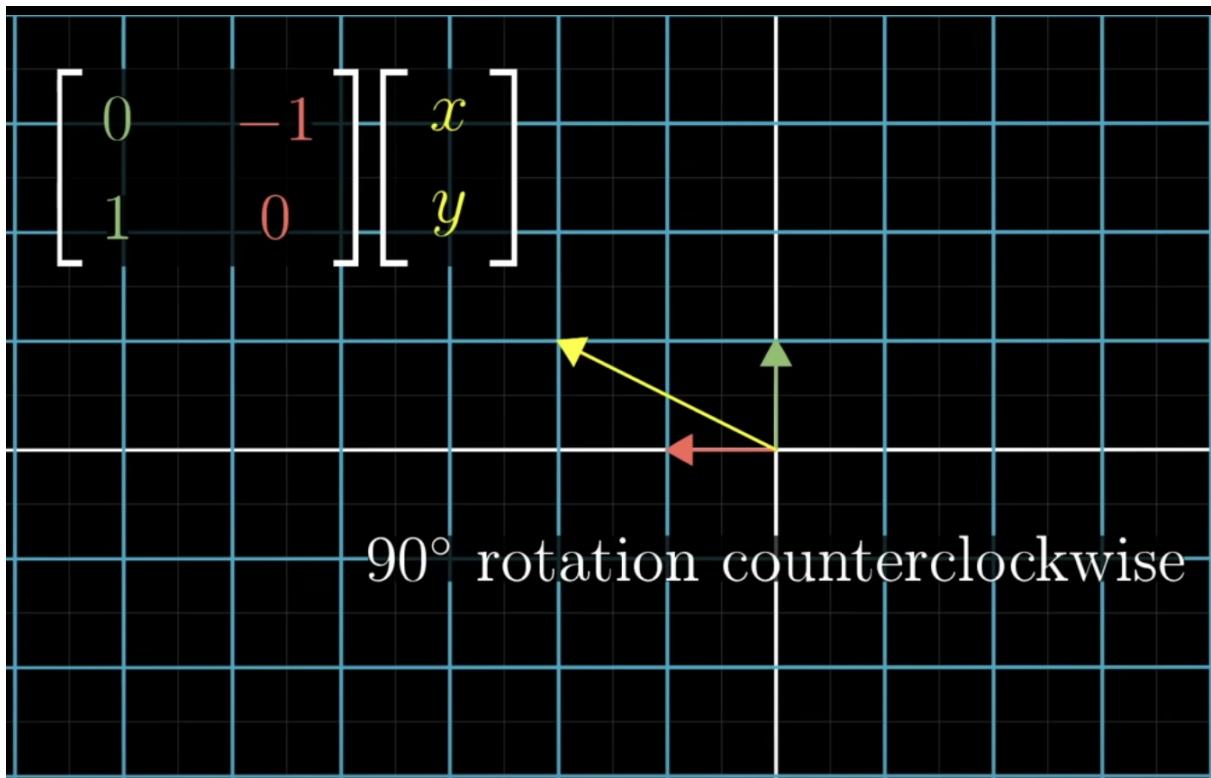
“2x2 Matrix”

$$\begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} = x \begin{bmatrix} a \\ c \end{bmatrix} + y \begin{bmatrix} b \\ d \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} ax + by \\ cx + dy \end{bmatrix}$$

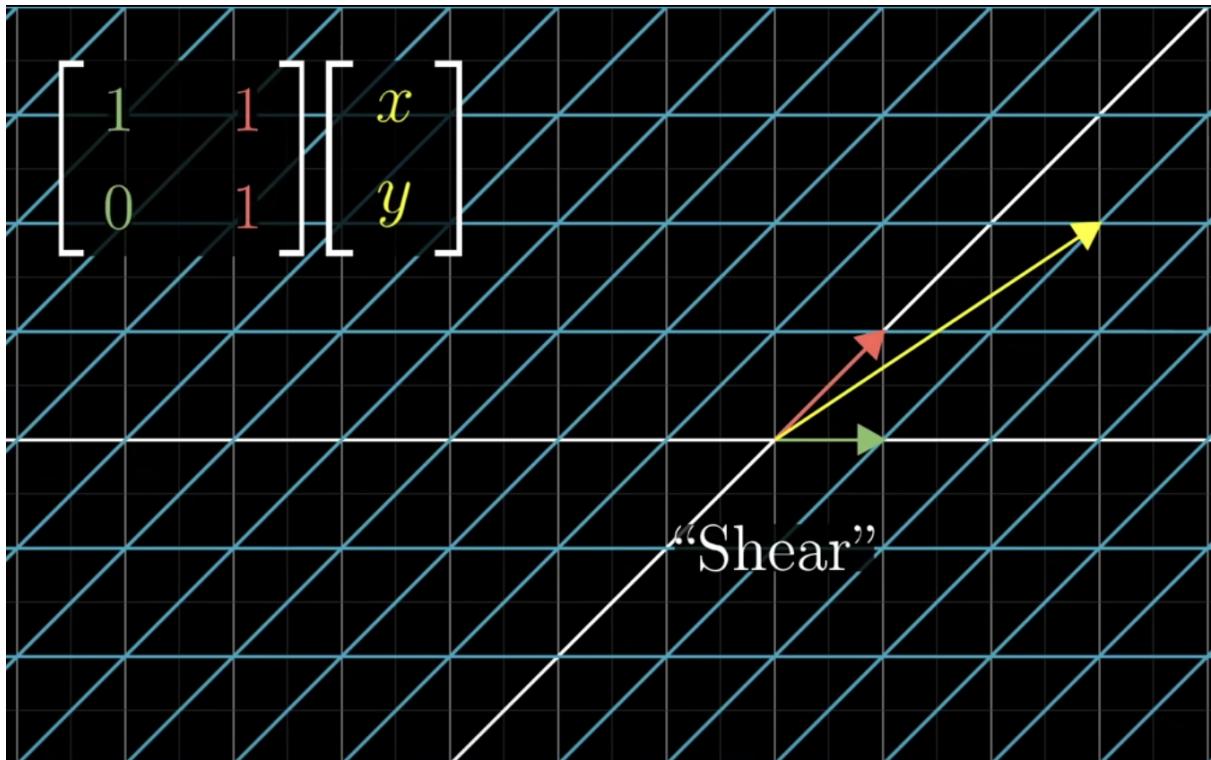
고등학교때 배운 행렬의 곱셈으로 표현이 가능하다.

## 몇 가지 변환의 예

몇 가지 변환을 알아보면 아래와 같다.

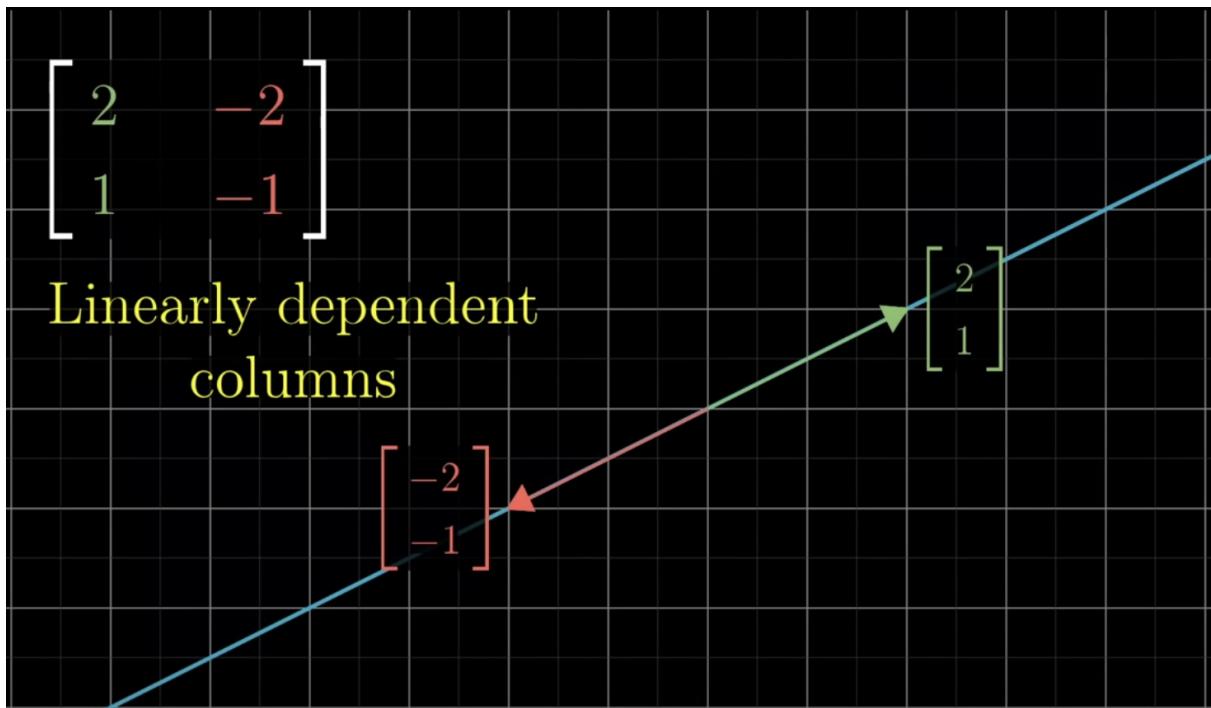


반시계 90도 돌림



shear 변환( $\hat{i}$ -hat은 그대로,  $\hat{j}$ -hat은  $(1,1)$ 로)

# 선형 종속적인 기저 벡터들로 이루어진 매트릭스



만약  $i\text{-hat}, j\text{-hat}$ 이 선형 종속(linear dependent) 관계에 있다면, (즉 하나가 다른 하나의 스케일링 버전) 이 선형 변환은 2차원 공간을 수축 시켜 하나의 선으로 바뀐다.

## 요약

즉 선형 변환은 평행하고 균등 간격의 격자선을 유지하고 원점을 유지하며 공간을 이동하는 방법이다. 이는 숫자적으로 기저 벡터들의 변형 후 좌표값들로 표현이 가능하고 이를 매트릭스라 한다.

즉 매트릭스를 볼 때 이를 공간의 변환으로 생각해보자!

## Matrix Multiplication

매트릭스에 벡터를 곱하는 것은 수식적으로 벡터를 선형 변환(linear transformation) 하는 것과 같다.

$$\underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}}_{\text{Shear}} \underbrace{\left( \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \right)}_{\text{Rotation}} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix}}_{\text{Composition}}$$

선형 변환 후 다시 선형 변환 하는 것은 결국엔 한 번의 선형 변환으로 표현 할 수 있다. 따라서 행렬의 곱은 언제나 기하학적으로 한 변환을 적용한 후 다른 변환을 적용하는 것과 같다 는 것을 알아두자.

$f(g(x))$

Read right to left

$\overleftarrow{\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}} = \begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$

$\underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}}_{\text{Shear}} \underbrace{\begin{bmatrix} 0 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}}_{\text{Rotation}} = \underbrace{\begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}}_{\text{Composition}}$

변환은 오른쪽에서 왼쪽 순으로 읽는다. 이는 함수를 읽는 원리와 같기 때문이다.

$$\begin{array}{c}
 M_2 \qquad M_1 \\
 \overbrace{\qquad\qquad}^{} \qquad \overbrace{\qquad\qquad}^{}
 \end{array}
 \left[ \begin{array}{cc} 0 & 2 \\ 1 & 0 \end{array} \right]
 \left[ \begin{array}{cc} 1 & -2 \\ 1 & 0 \end{array} \right] = \left[ \begin{array}{cc} ? & ? \\ ? & ? \end{array} \right]$$

First here

행렬을 곱할 때는 i-hat과 j-hat의 위치를 생각한다. i-hat의 경우 처음엔 [1,1]에 위치한다

$$\begin{array}{c}
 M_2 \qquad M_1 \\
 \overbrace{\qquad\qquad}^{} \qquad \overbrace{\qquad\qquad}^{}
 \end{array}
 \left[ \begin{array}{cc} 0 & 2 \\ 1 & 0 \end{array} \right]
 \left[ \begin{array}{cc} 1 & -2 \\ 1 & 0 \end{array} \right] = \left[ \begin{array}{cc} ? & ? \\ ? & ? \end{array} \right]$$
  

$$\left[ \begin{array}{cc} 0 & 2 \\ 1 & 0 \end{array} \right]
 \left[ \begin{array}{c} 1 \\ 1 \end{array} \right] = 1 \left[ \begin{array}{c} 0 \\ 1 \end{array} \right] + 1 \left[ \begin{array}{c} 2 \\ 0 \end{array} \right] = \left[ \begin{array}{c} 2 \\ 1 \end{array} \right]$$

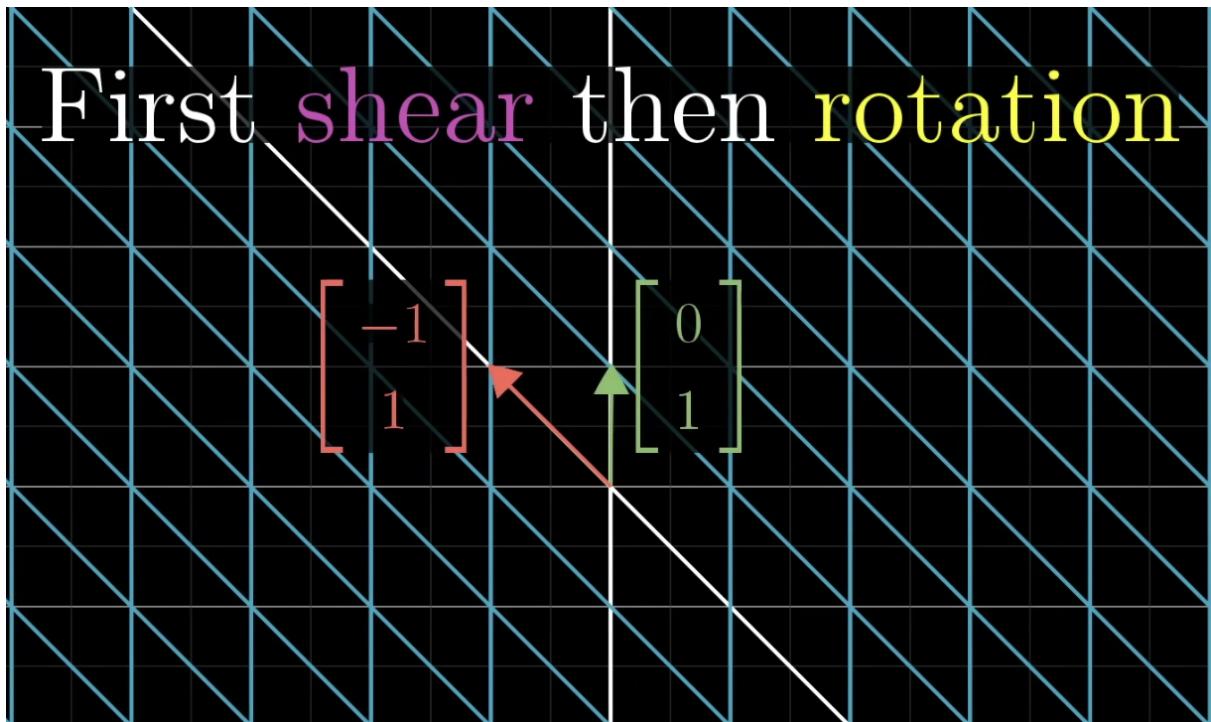
그 다음 M2 행렬로 선형 변환을 한 위치 [2,1]에 존재하게 된다.

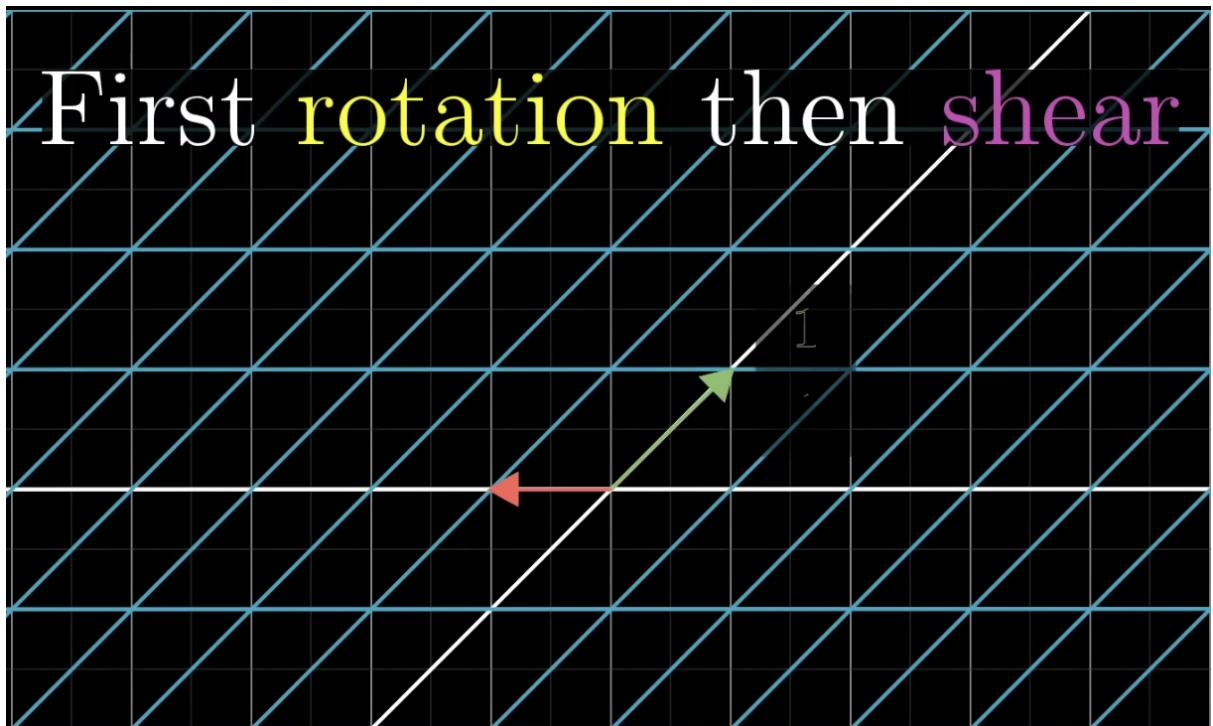
$$\overbrace{\begin{bmatrix} 0 & 2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}}^{M_2} \overbrace{\begin{bmatrix} 1 & -2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}}^{M_1} = \begin{bmatrix} 2 & ? \\ 1 & ? \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0 & 2 \\ 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} -2 \\ 0 \end{bmatrix} = -2 \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} + 0 \begin{bmatrix} 2 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ -2 \end{bmatrix}$$

j-hat도 마찬가지 원리로 처음 위치 [-2,0] 이었다가 M2 행렬로 선형변환을 한 후 [0,-2]에 위치하게 된다.

그러면  $M_1 \cdot M_2$  와  $M_2 \cdot M_1$ 은 같은 결과일까? 즉 두 행렬을 곱할때 순서가 상관이 있을까?





두 결과는 다르다.

Associativity:  $(AB)C \stackrel{???}{=} A(BC)$

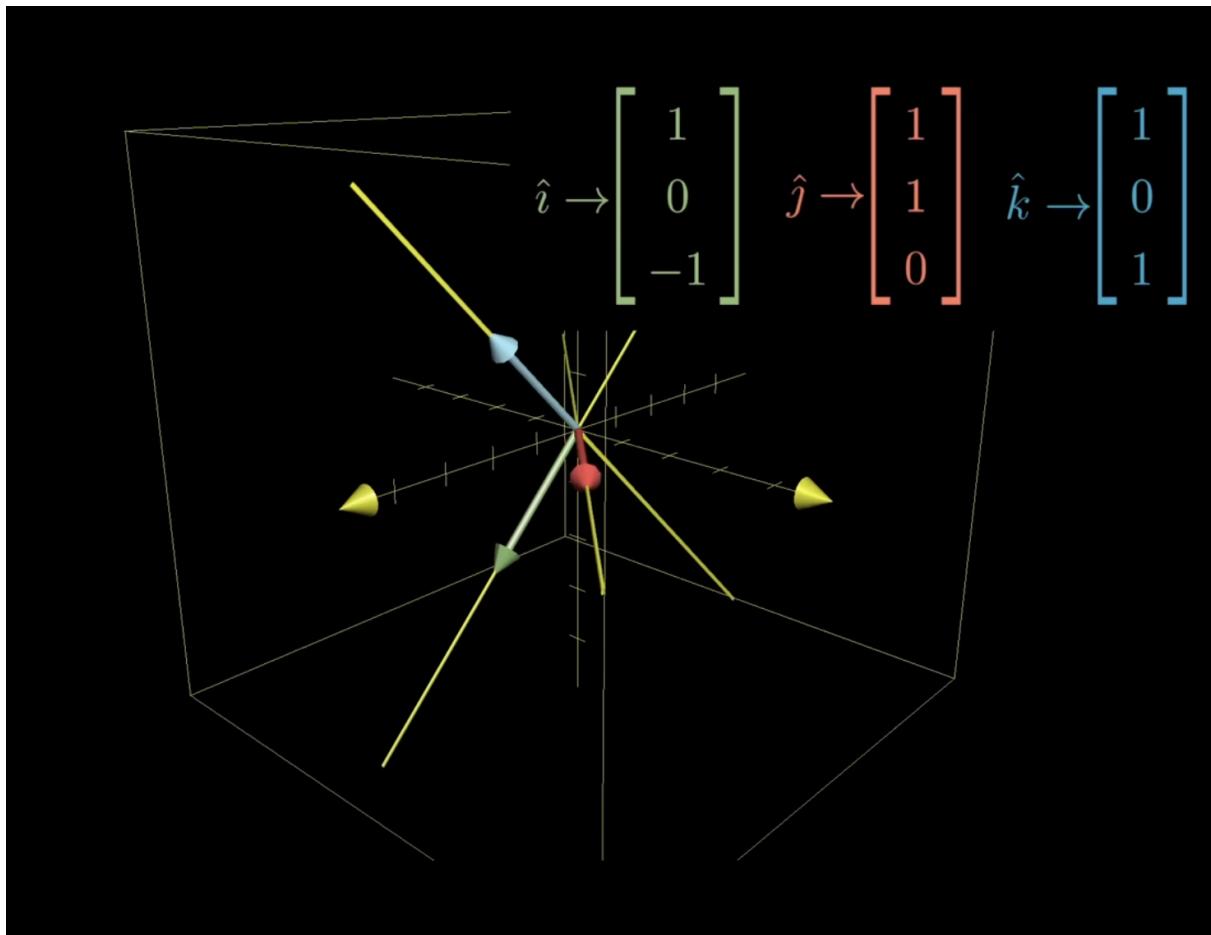
$$\begin{bmatrix} a & b \\ c & d \end{bmatrix} \left( \begin{bmatrix} e & f \\ g & h \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i & j \\ k & l \end{bmatrix} \right)$$

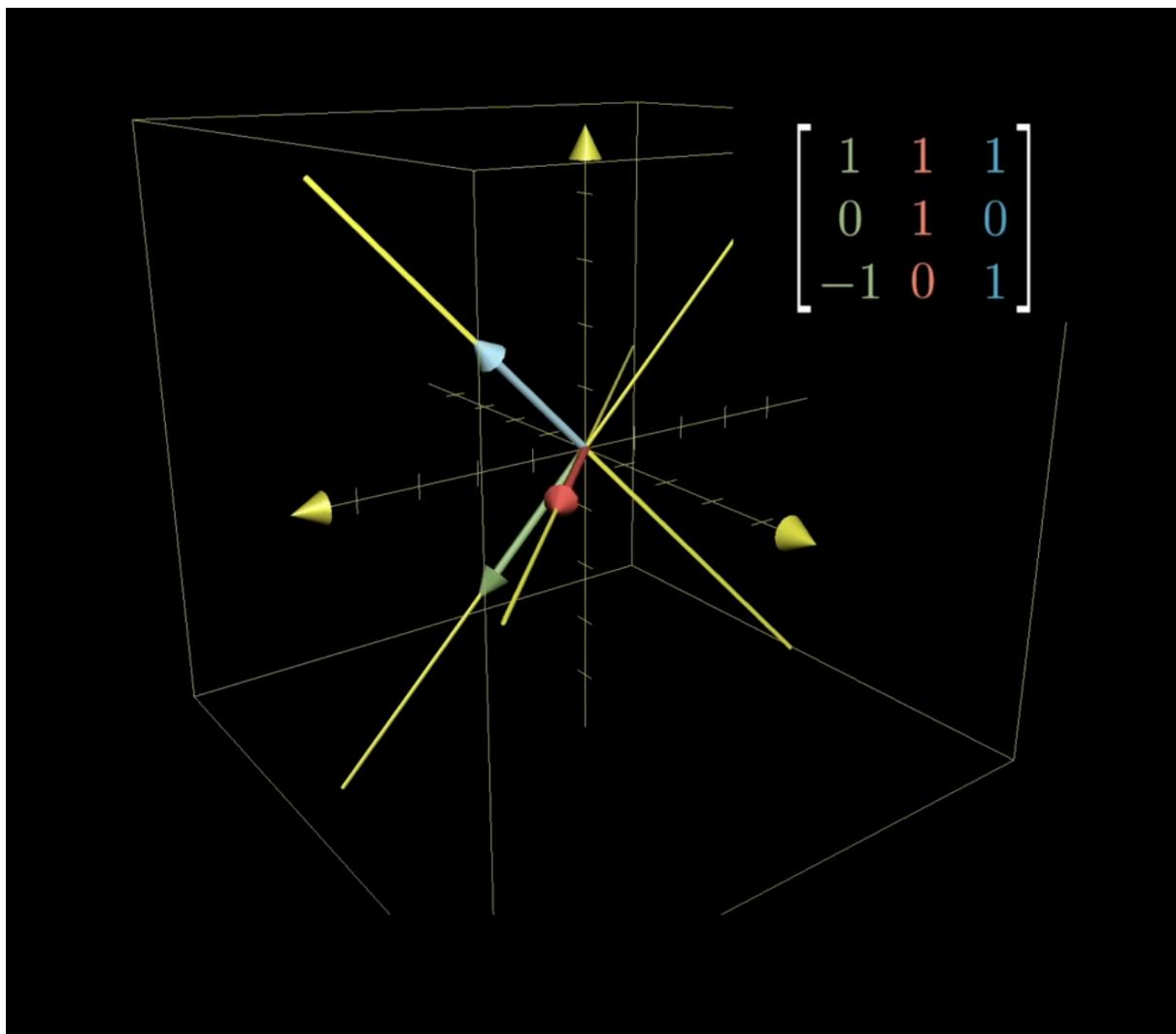
그러면 결합법칙은 어떻게 성립하는 것일까?

가령  $A(BC)$  와  $(AB)C$ 는 같은데, 왜냐면 선형 변환의 순서가 어디 위치하는지 상관이 없기 때문이다.

## Three-Dimensional Transformation

3차원에서도 2차원과 마찬가지로 행렬은 입력 벡터를 움직여서 출력 벡터를 만든다. 역시 마찬가지로 이는 기저 벡터의 위치를 알면 파악이 가능하다.





3차원의 기저벡터들 i-hat, j-hat, k-hat의 좌표를  $3 \times 3$  행렬에 적어 표시 할 수 있다.

$$\begin{array}{c}
 \text{Input vector} \\
 \left[ \begin{array}{ccc} 0 & 1 & 2 \\ 3 & 4 & 5 \\ 6 & 7 & 8 \end{array} \right] \left[ \begin{array}{c} \overbrace{x} \\ \overbrace{y} \\ \overbrace{z} \end{array} \right] = x \left[ \begin{array}{c} 0 \\ 3 \\ 6 \end{array} \right] + y \left[ \begin{array}{c} 1 \\ 4 \\ 7 \end{array} \right] + z \left[ \begin{array}{c} 2 \\ 5 \\ 8 \end{array} \right]
 \end{array}$$

Transformation                                      Output vector

2차원때와 마찬가지로 벡터가 3차원 행렬로 선형변환된 이후의 결과 벡터를 얻으려면 벡터의 좌표를 각각에 대응하는 열과 곱하면 된다.

Second transformation

$$\overbrace{\begin{bmatrix} 0 & -2 & 2 \\ 5 & 1 & 5 \\ 1 & 4 & -1 \end{bmatrix}}^{\text{First transformation}} \begin{bmatrix} 0 & 1 & 2 \\ 3 & 4 & 5 \\ 6 & 7 & 8 \end{bmatrix}$$

3차원 행렬의 곱도 2차원과 마찬가지로 연속된 선형 변화로 생각할 수 있다.