

PCA

PCA 란..?

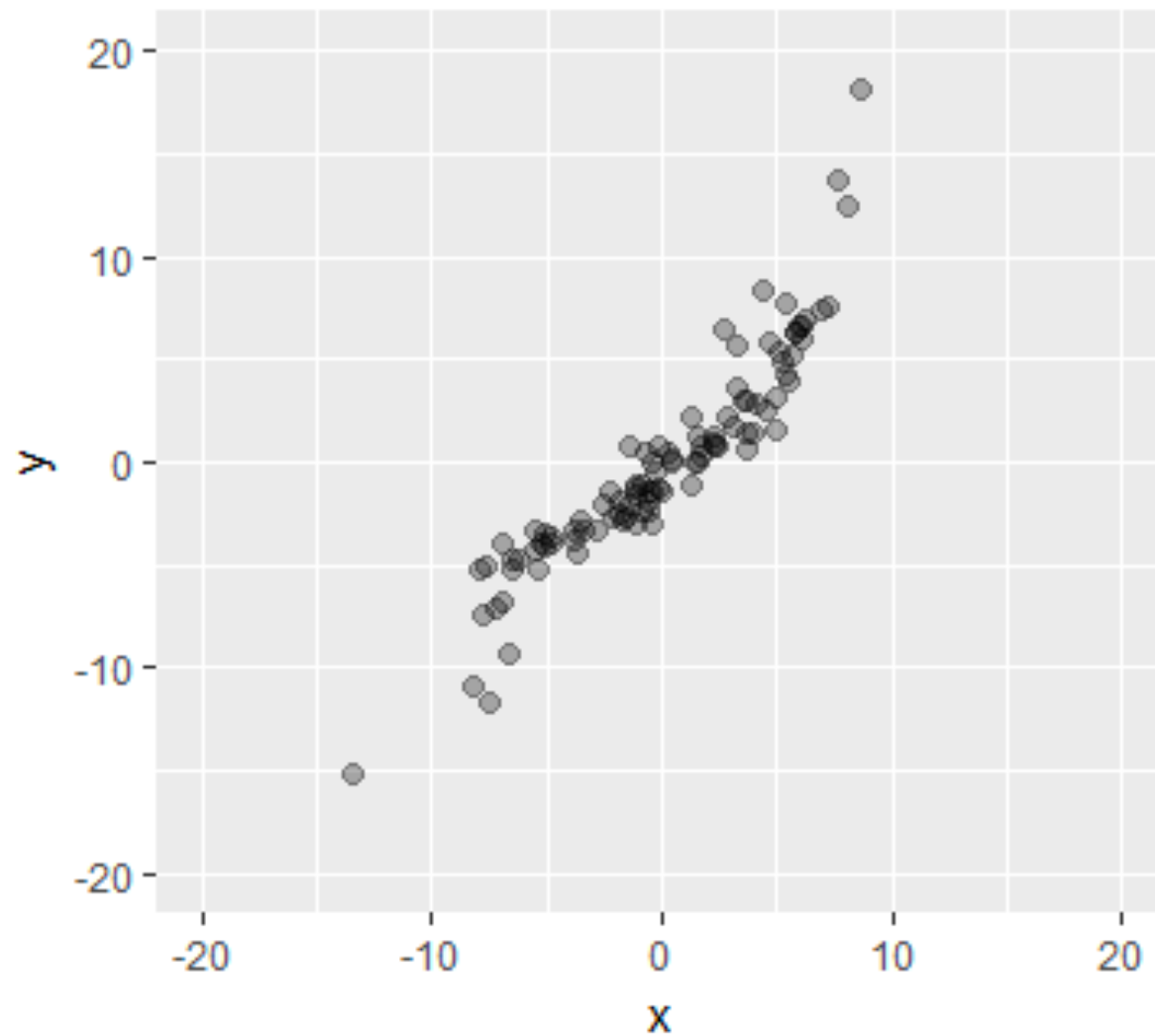
Principle 주된

Component 성분을

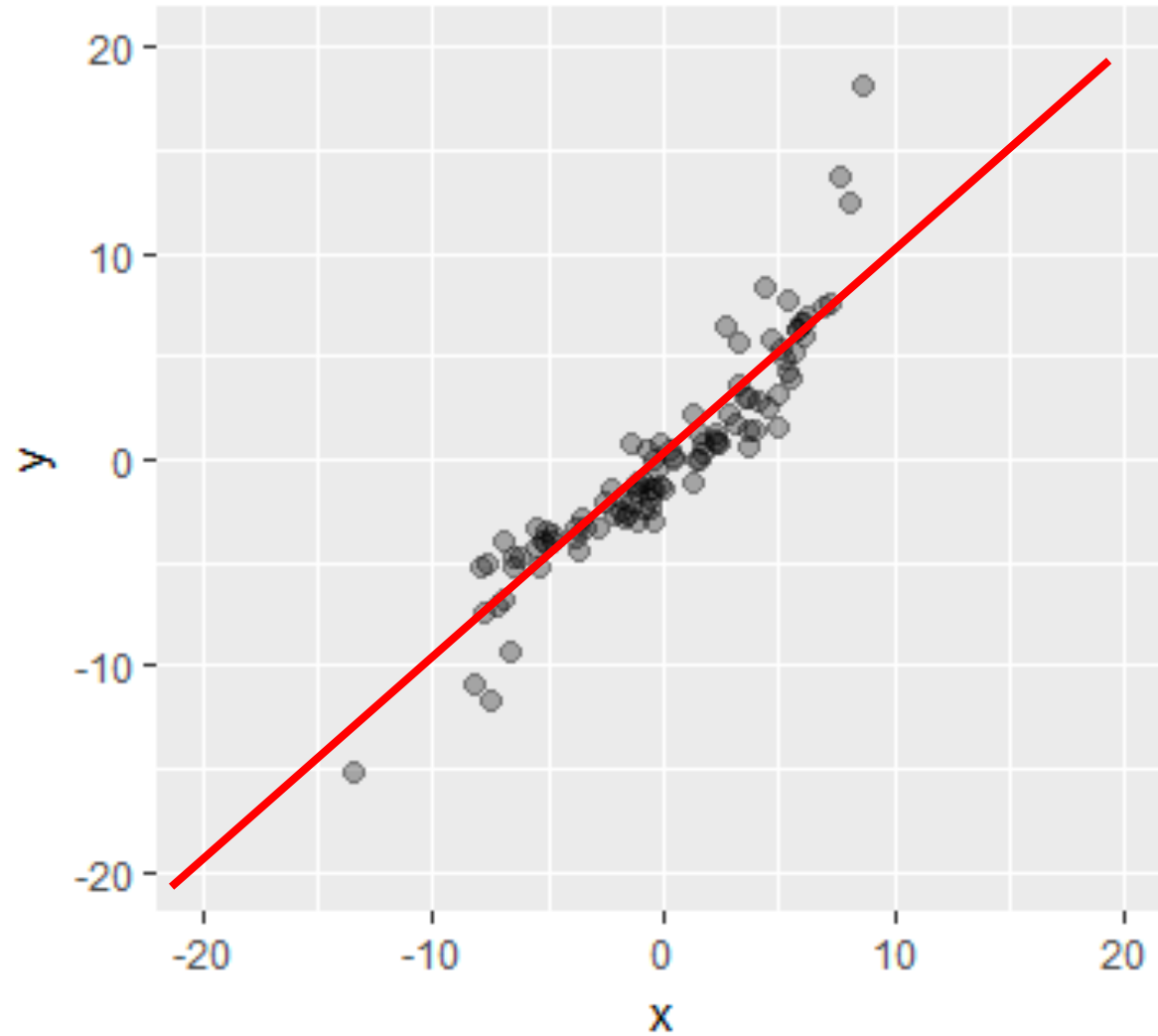
Analysis 분석하자

Thinking..

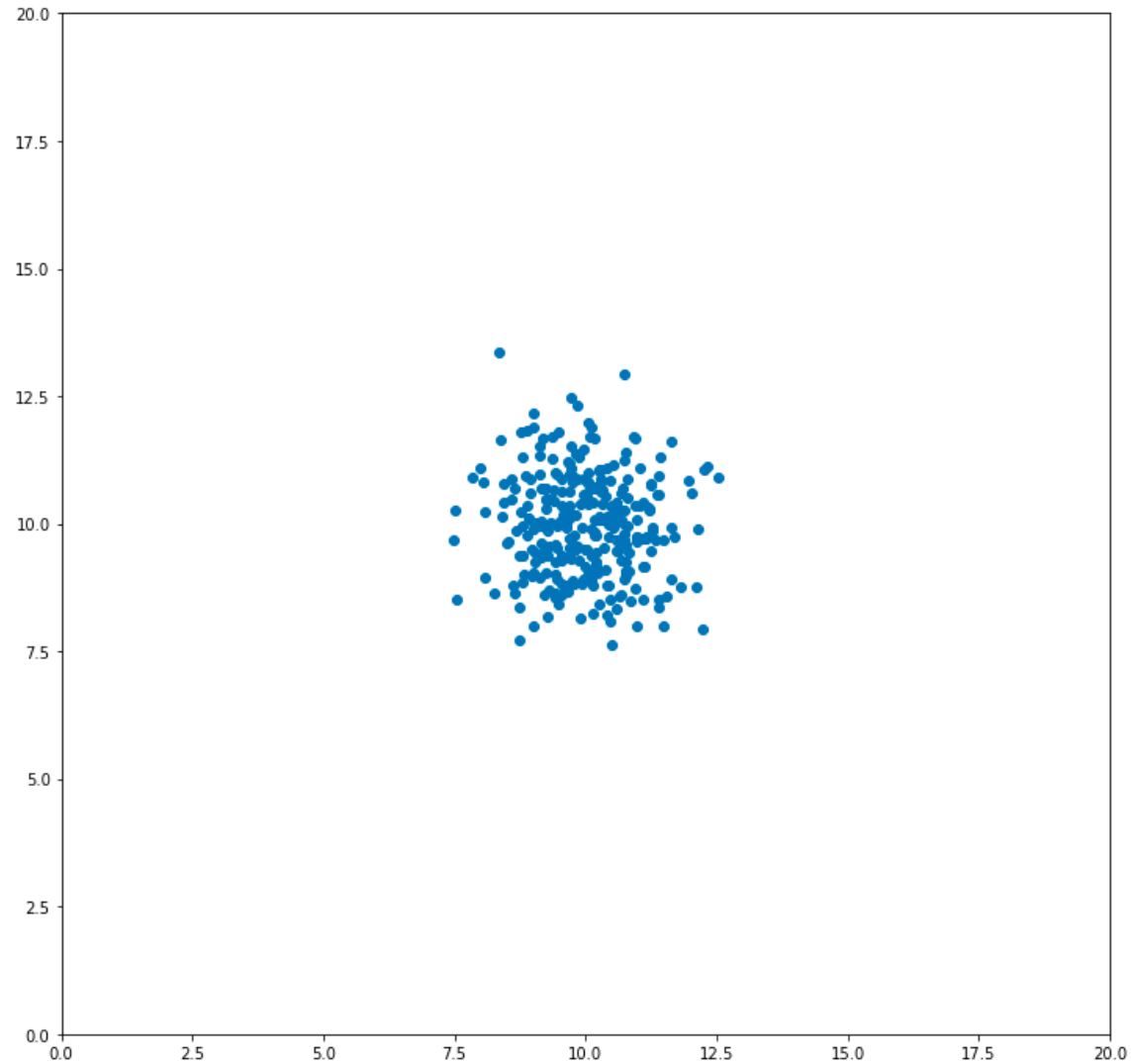
무엇을 하고 싶으신가요?

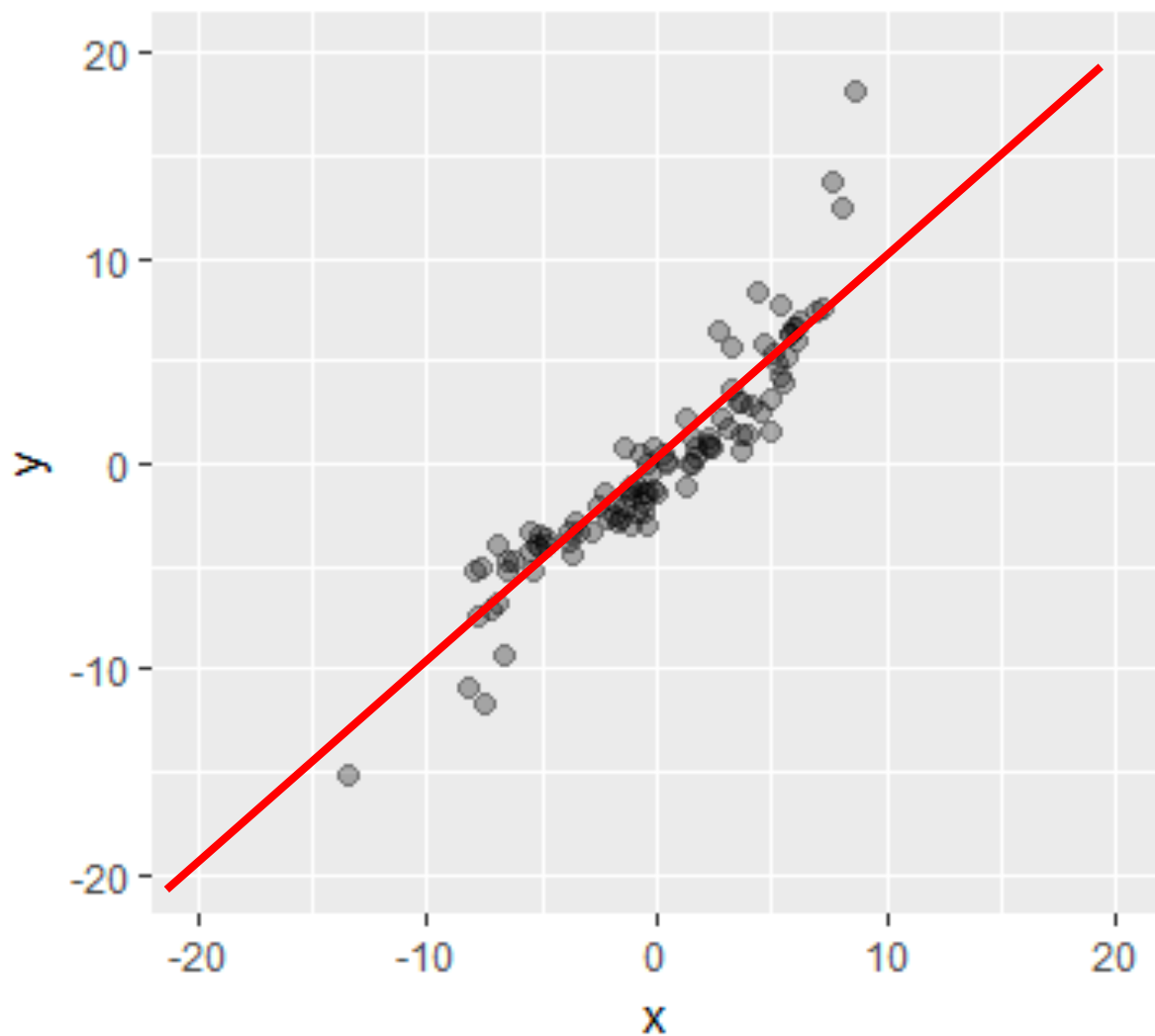


왜 그렇게 생각했나요?



그럼, 이런 경우는 어떨까?



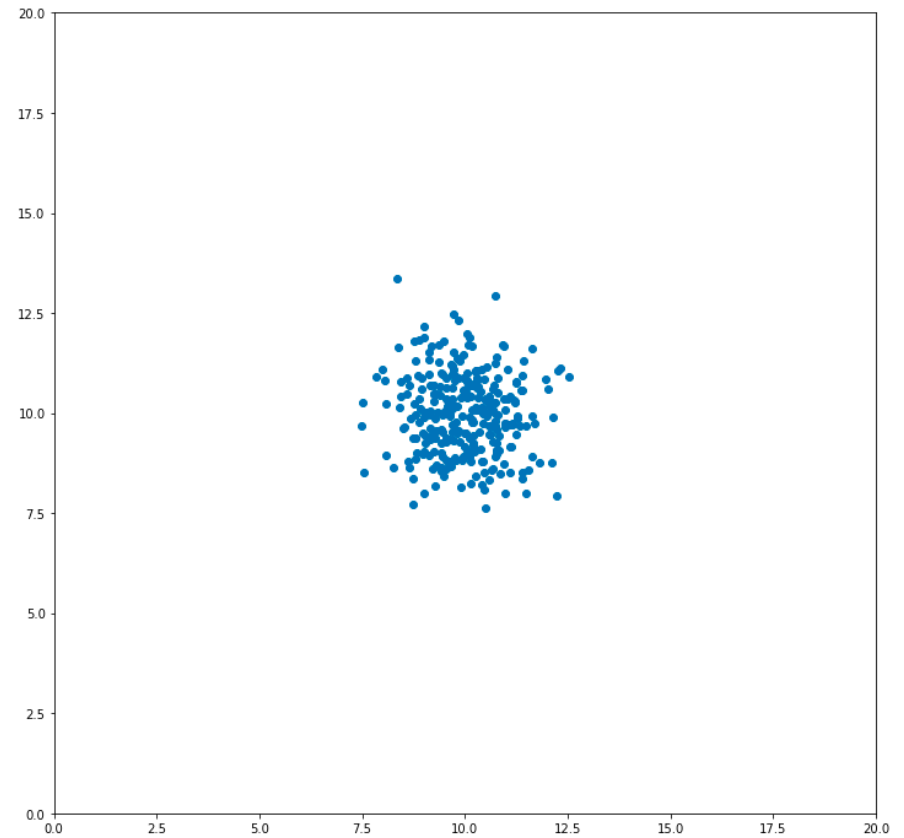
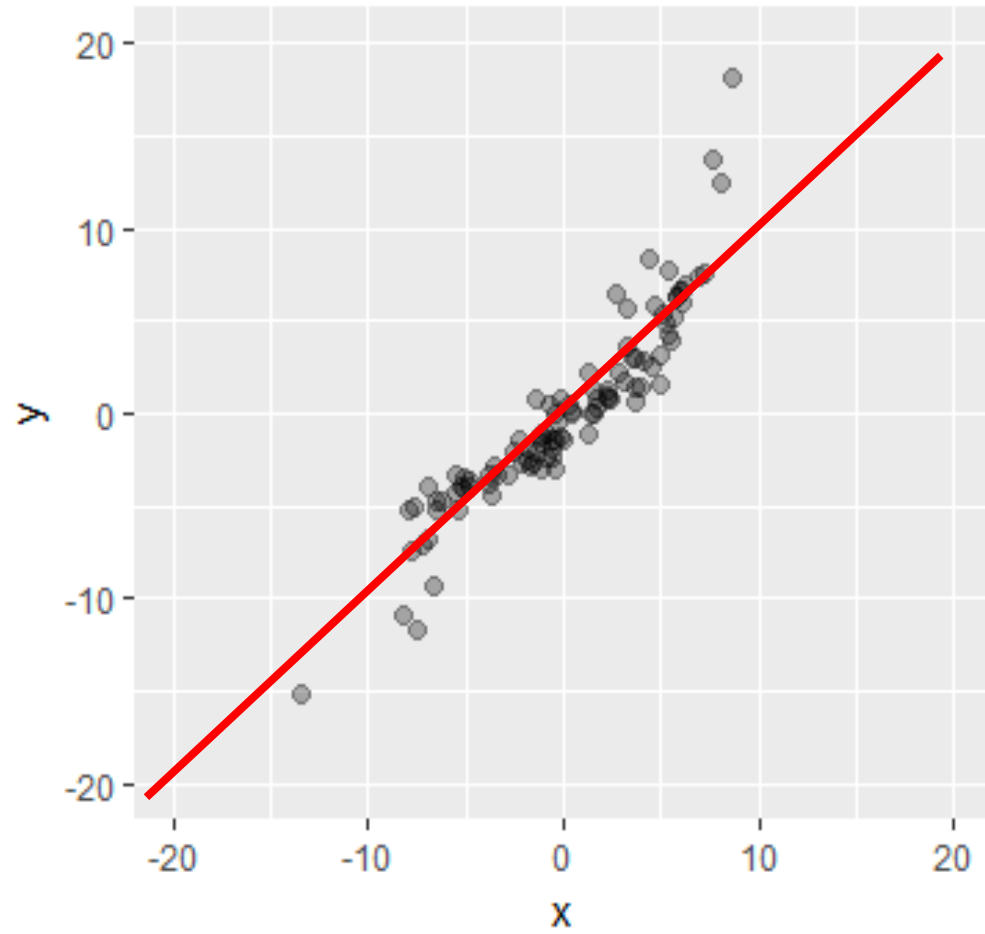


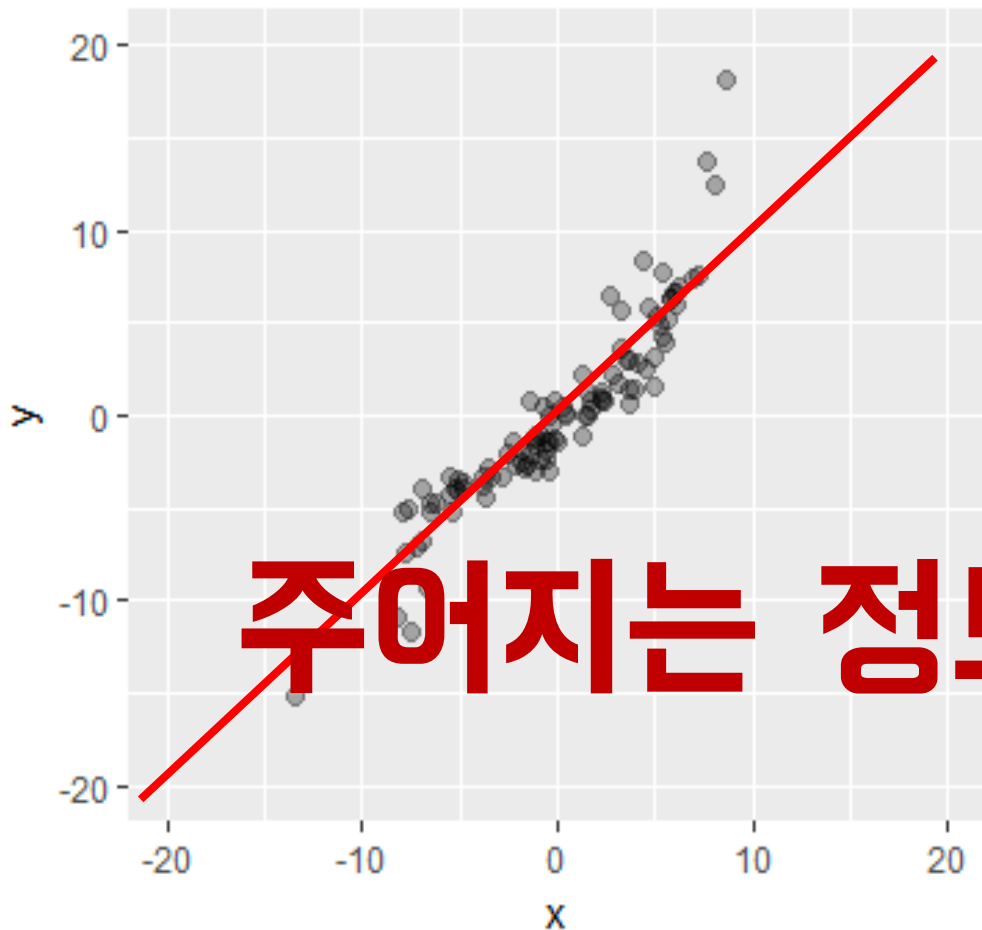
**어떻게 선을 그을 수
있었을까요?**

그냥 그렇게 해야 할 것 같았어요
그래야 마음이 편하거든요

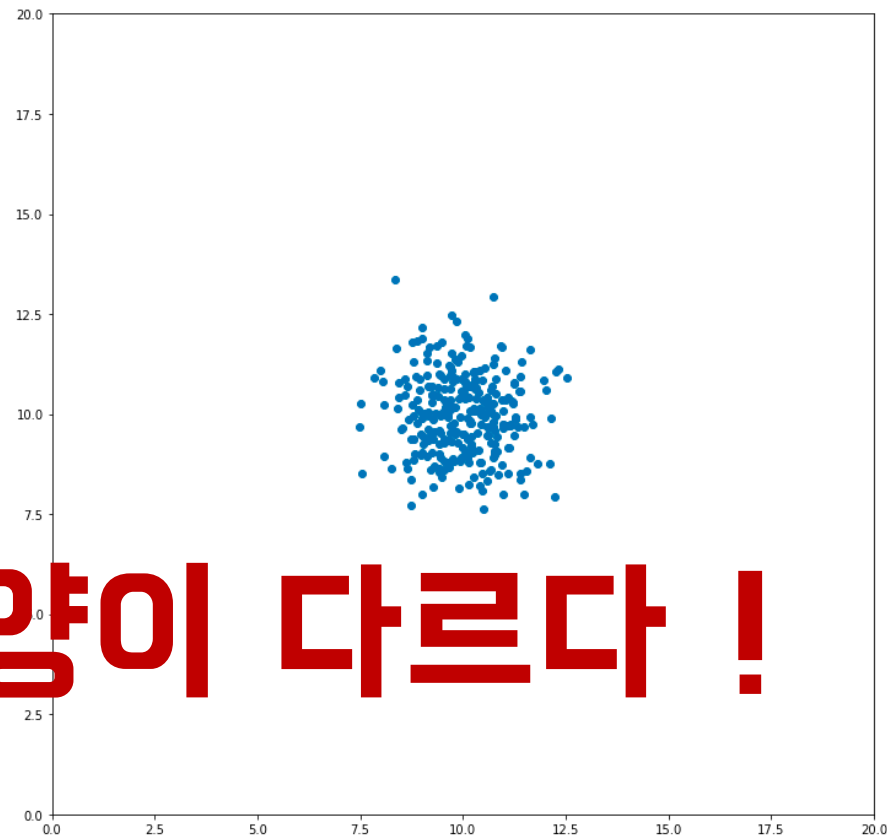
그냥 머리 속에서 이렇게 하래요

두 그림의 차이는 무엇일까요?





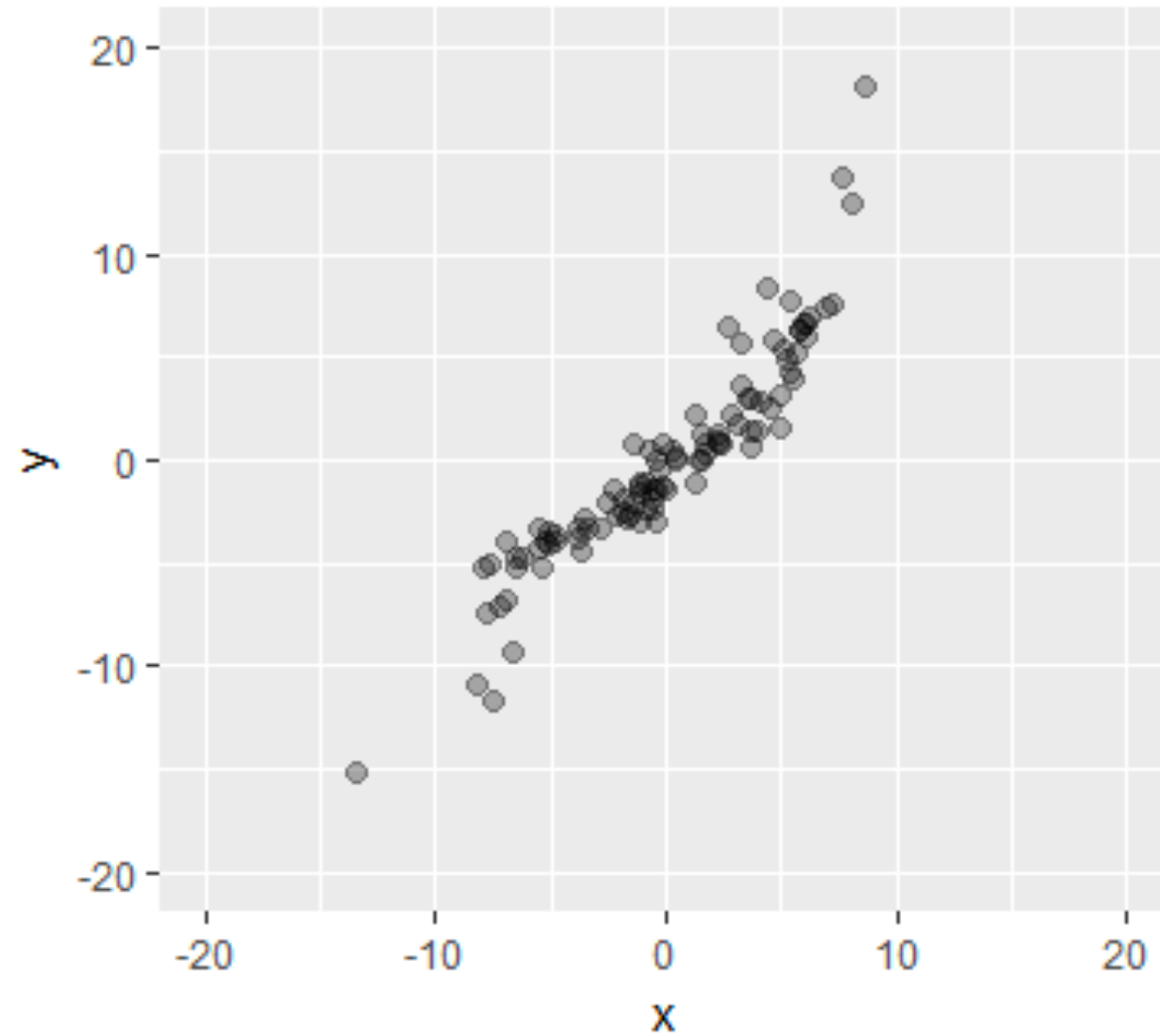
주어지는 정보의 양이 다르다 !



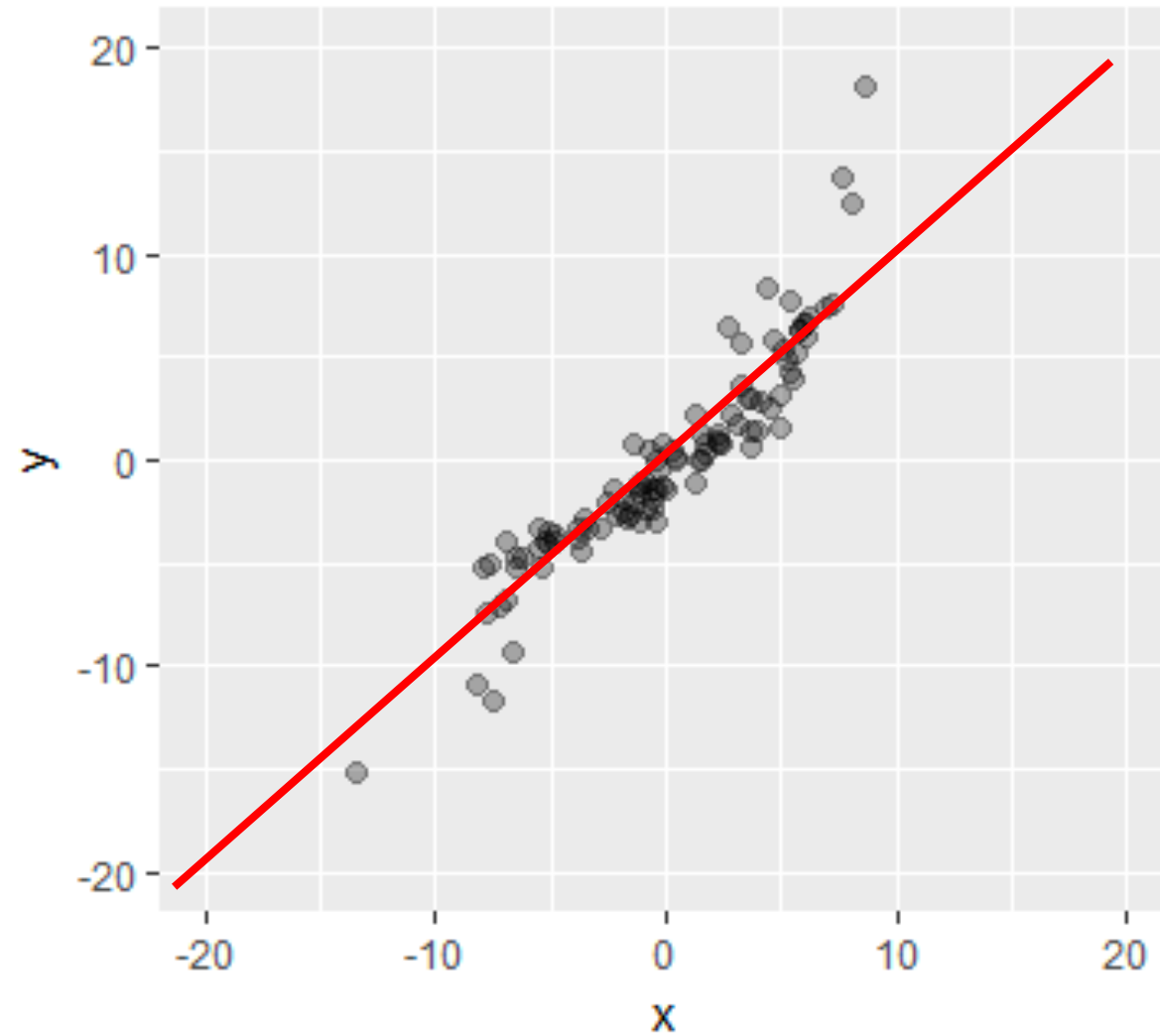
**가로로 퍼져 있음
(분포가) 넓어 보임
다음 점의 위치를 대략 알 수 있음**

**모여 있음
좁아 보임
어디로 튈 지 모르겠음**

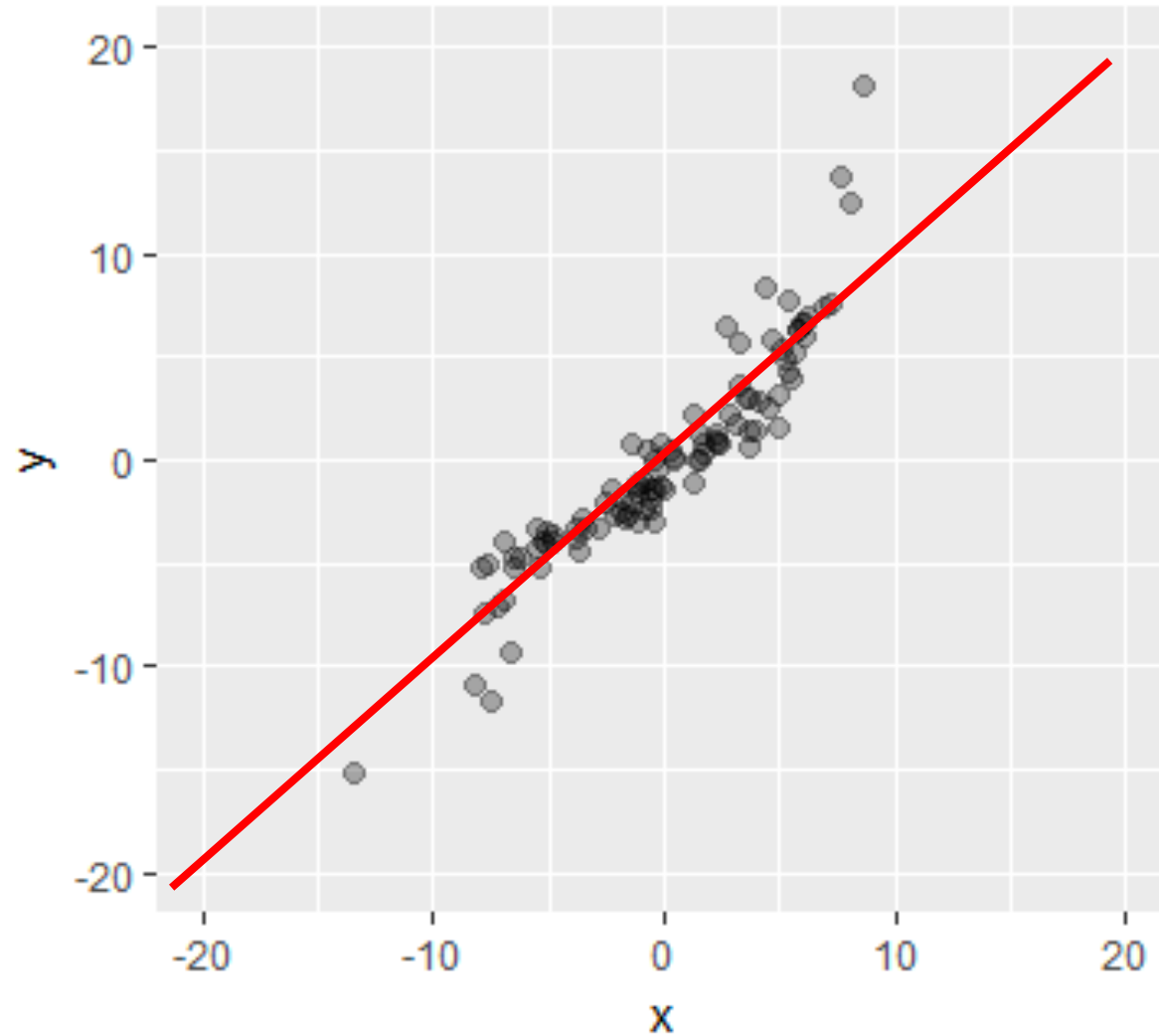
임의의 그래프에서



분산이 가장 큰 방향으로 선을 잡으면



이 방향(**벡터**)는 주어진 데이터에 대한
정보를 최대한 살릴 수 있으니



이것을 **Principle Component** 이라고 합시다



principle

noun

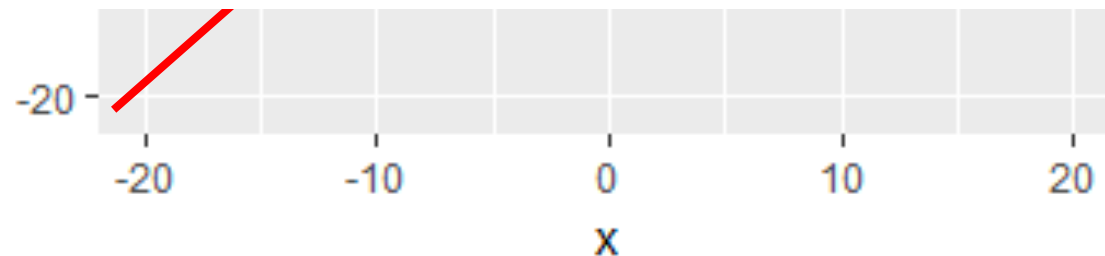
UK  /'prin.sə.pəl/ US  /'prin.sə.pəl/

principle *noun* (IDEA)

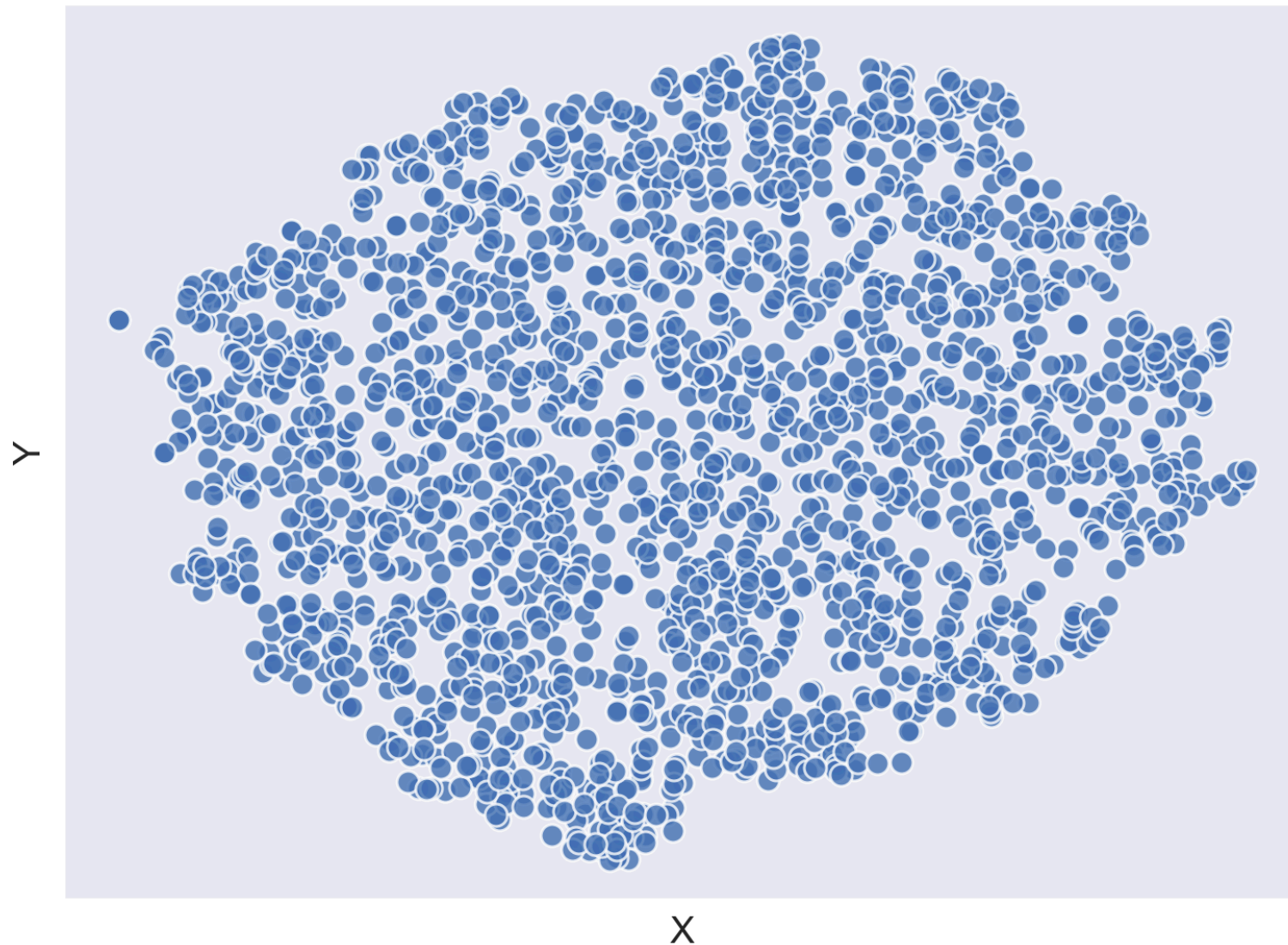


C1 [C]

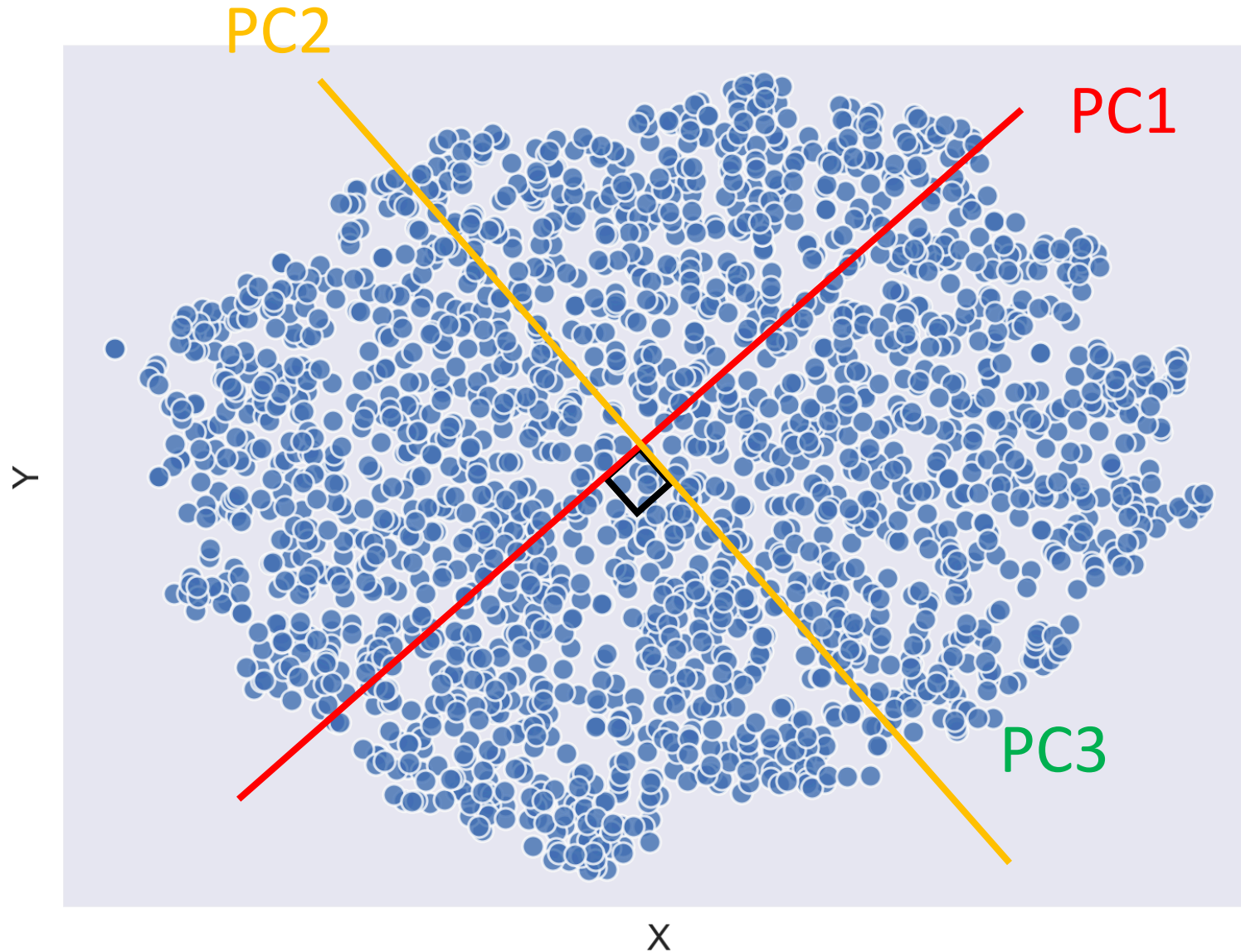
a basic idea or rule that explains or controls how something happens or works:



그럼 이건 ?



여러가지 경우를 생각해 볼 수 있죠.



임의의 데이터가

여러(많은) Principle Component로

구성되어 있다고 가정

**데이터를 구성하고 있는 Principle들을 찾아서
그것을 토대로 데이터의 특징을 알아보는 것 !**

Principle 주된

Component 성분을

Analysis 분석하자

그런데, 차원 축소라면서요..?

만약, 다 뽑을 수 없는 경우라면...

특출한 몇명만 뽑아야 합니다.



데이터를 구성하고 있는 Principle들을 찾아서
그것을 토대로 **데이터의 특징을 알아보는 것 !**

**그 중에서 가장
두드러진 Principle들 선택!**

How..?

두드러진 Principle을

데이터의 정보를 많이 가지고 있을

분산이 최대인 방향을 가진 벡터를

n차원의 데이터

**n x n 공분산 행렬
(Covariance Matrix)**

**고유 분해
(Eigen Decomposition)**

**Eigen Vector들 가운데서
Eigen Value가 가장 큰 벡터**

분산을 가장 크게 만드는 벡터

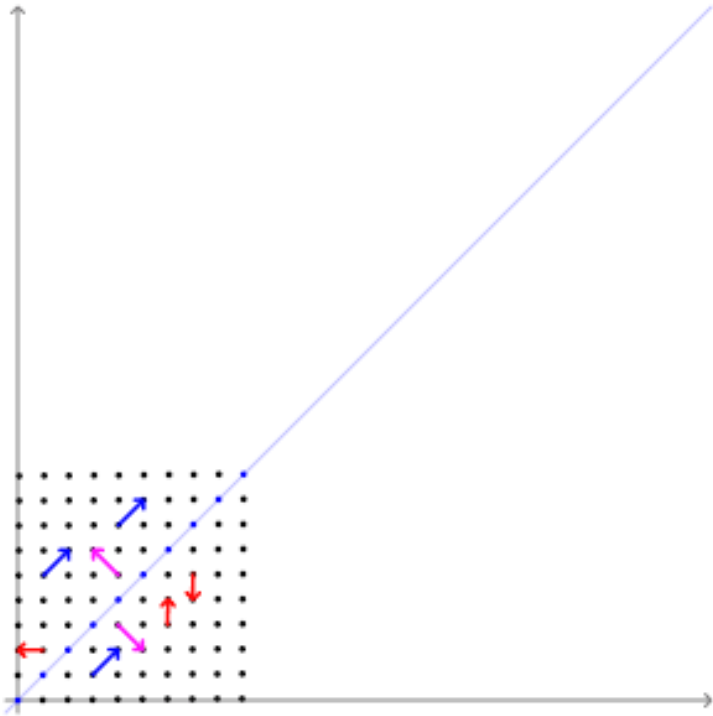
공분산 행렬 (Covariance Matrix)

$$\text{cov}(x, y) = E[(x - m_x)(y - m_y)]$$

$$\text{cov}(X, Y) = \begin{bmatrix} \text{cov}(x_1, y_1) & \cdots & \text{cov}(x_1, y_n) \\ \vdots & & \vdots \\ \text{cov}(x_n, y_1) & \cdots & \text{cov}(x_n, y_n) \end{bmatrix}$$

두 변수의 퍼짐의 정도에 얼마나 상관관계가 있나?

고유 분해 (Eigen Decomposition)



임의의 벡터를 행렬 A 로 변환한다고 했을 때

어떤 벡터는 크기에 변화는 있을 뿐
그 방향은 전혀 변하지 않음

즉, 행렬이 변환하려는 방향과
벡터의 방향이 같음



고유 벡터
(Eigen Vector)

고유 분해 (Eigen Decomposition)

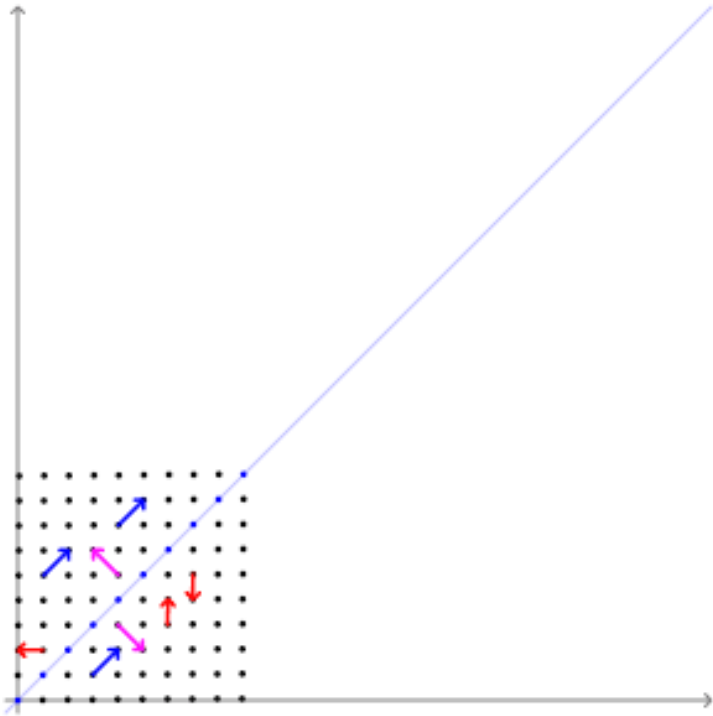
$$Av = \lambda v$$

따라서, 어떤 행렬 A 의 변환에 대해서

스케일의 변화만 존재하는

행렬 A 의 방향성을 잘 설명할 수 있는

특정 벡터를 찾는 과정



공분산 행렬 X 고유 분해

**Covariance
Matrix**

데이터의 각 성분의 분산(퍼짐)의 정도

X

**Eigen
Decomposition**

행렬의 방향성을 내포하는 특정 벡터를 찾는 과정

주어진 데이터에서
가장 큰 분산을 나타내는 벡터를 구할 수 있다!

그래서... PCA는요

방금의 과정을 통해서 만들어진 특출한 벡터 위로

데이터를 **Projection**하면

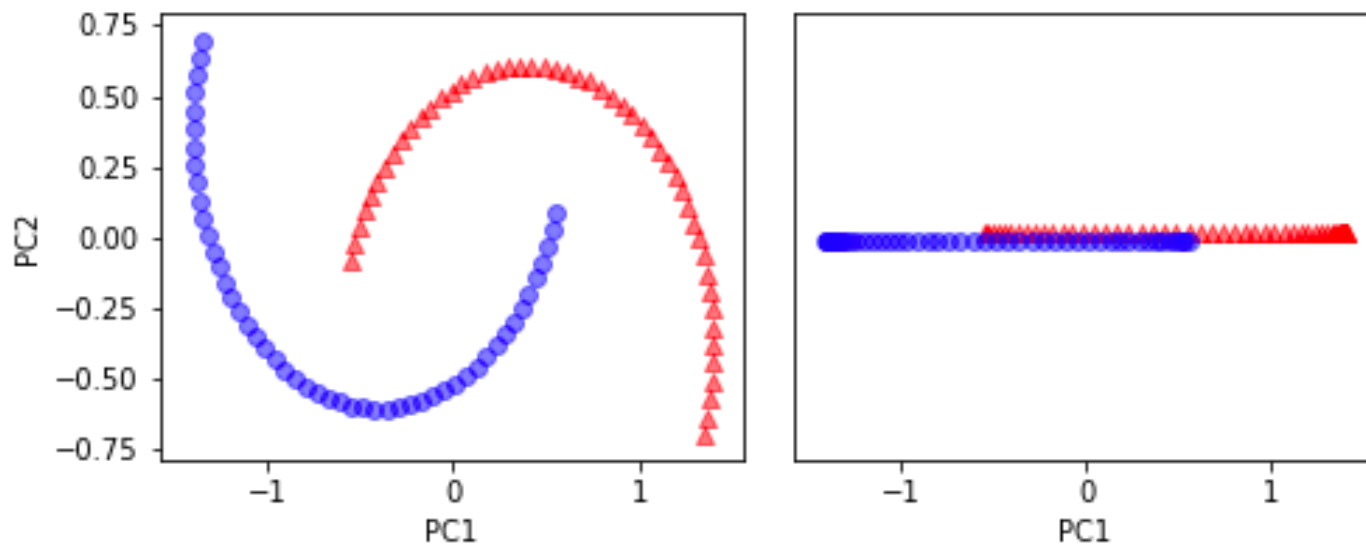
Principle Components로 만들어진
새로운 차원의 데이터 완성!



차원 감소
(Dimension Reduction)

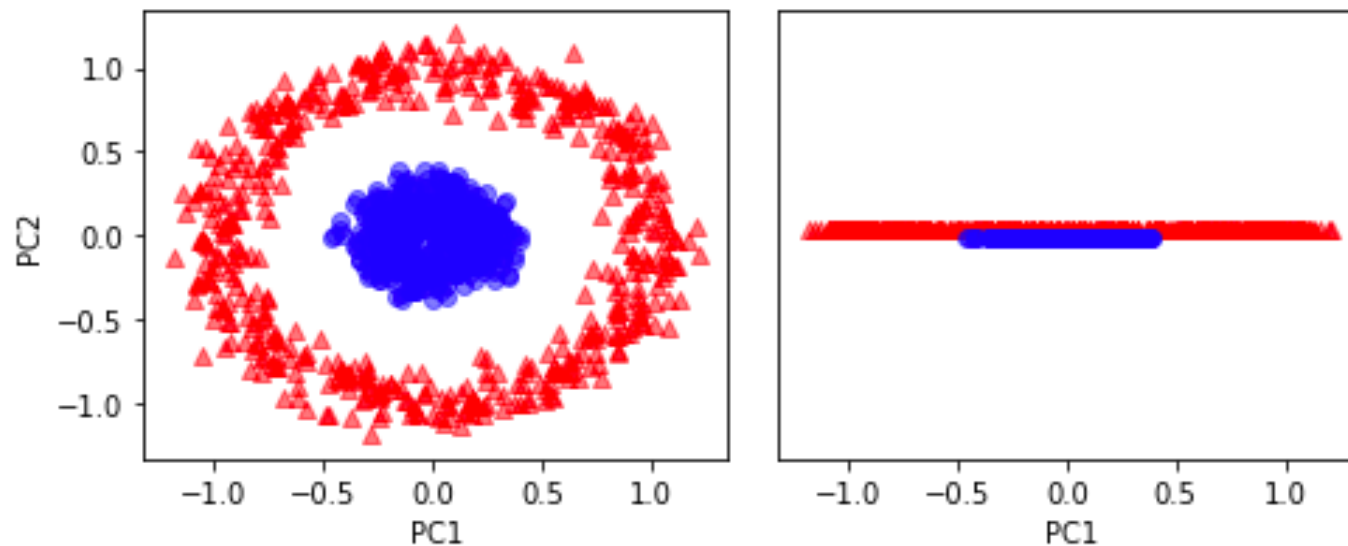
Kernel PCA ???

방금의 과정을 통해서 만들어진 특출한 벡터 위로
데이터를 Projection하려 했으나
선형적으로 해결할 수 있는 문제가 아니네



Kernel PCA ???

방금의 과정을 통해서 만들어진 특출한 벡터 위로
데이터를 Projection하려 했으나
선형적으로 해결할 수 있는 문제가 아니네



Kernel PCA ???

- ▶ Polynomial kernel

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle^d$$

- ▶ RBF kernel

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \exp \left\{ -\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{y}\|^2}{2\sigma^2} \right\}$$

- ▶ Sigmoid kernel

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \tanh(\kappa \langle \mathbf{x}, \mathbf{y} \rangle + \theta),$$

for suitable values of gain κ and threshold θ .

비선형 함수를 빌려 아예 Base를 변경

