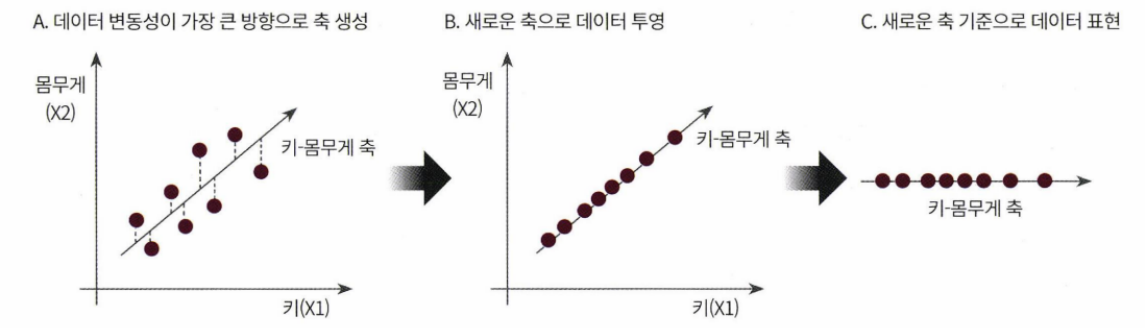
6장 차원 축소

01. 차원 축소(Dimension Reduction) 개요

- **차원 축소** : 많은 피처로 구성된 다차원 데이터 세트의 차원을 축소해 새로운 차원의 데이터 세트를 생성하는 것
- → 일반적으로 차원이 증가할수록 희소한 구조를 가지게 된다. 또한 피처가 많을 경우 다중공선성 문제가 발생할 확률이 높다. 또한 이로 이한 모델의 예측 성능이 저하된다.
- **피처 선택(featrue selelction)**, **피처 추출(feature extraction)** : 차원 축소의 2가지 방법론
- **피처 선택** : 특정 피처에 종속성이 강한 불필요한 피처는 아예 제거하고, 데이터의 특징을 잘 나타내는 주요 피처만 선택하는 것
- **피처 추출** : 기존 피처를 단순 압축이 아닌, 피처를 함축적으로 더 잘 설명할 수 있는 또 다른 공간으로 매핑해 추출하는 것 → 기존 피쳐가 전혀 인지하기 어려웠던 잠재적인 요소(Latent Factor)를 추출한다는데 그 의미가 있음
- 대표적인 차원 축소 알고리즘 : **PCA, LDA, SVD, NMF**
- ex) 이미지 : 이미지 변환과 압축을 통해 과적합 영향령을 작게 만들어 예측 성능을 끌어올릴 수 있다.
- 텍스트 : 단어들의 구성에서 숨겨 있는 시멘틱(Semantic) 의미나 토픽(Topic)을 잠재 요소로 간주하고 이를 찾아 낼 수 있다. (SVD, NMF등의 알고리즘이 사용된다.)

02. PCA(Principal Component Analysis)

- 가장 대표적인 차원 축소 기법이다.
- 여러 변수 간에 존재하는 상관관계를 이용해 이를 대표하는 주성분(Principal Component)을 추출해 차원을 축소하는 기법이다.
- PCA는 가장 높은 분산을 가지는 데이터의 축을 찾아 이 축으로 차원을 축소한다. (분산이 데이터의 특성을 가장 잘 나타낸다는 것으로 간주)



-

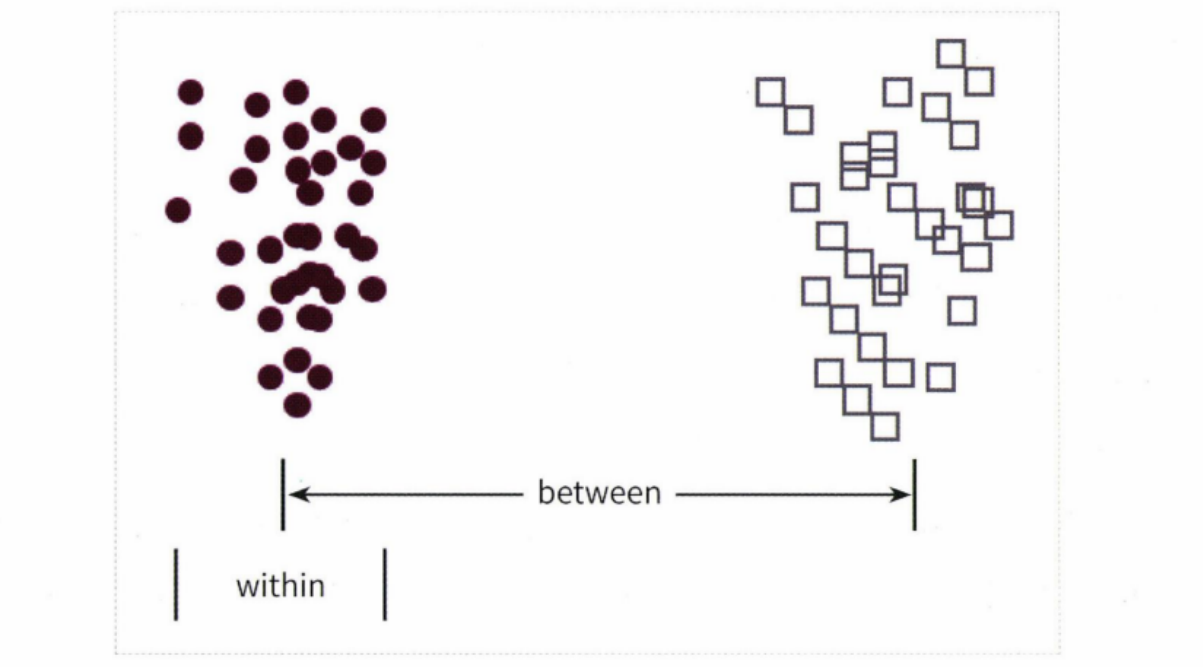
03. LDA(Linear Discriminant Analysis)

- LDA(Linear Discriminatnt Analysis, 선형 판별 분석법) -

방법 : 특정 공간상에서 클래스 분리를 최대화하는 축을 찾기 위해 클래스 간 분산과 클래스 내부 분산의 비율을 최대화하는 방식으로 차원을 축소한다.

EX) 단어가 특정 토픽에 존재할 확률과 문서에 특정 토픽이 존재할 확률을 결합확률로 토픽을 추정하는 기법

뭔소리냐 하면 → 클래스 간 분산은 최대한 크게 가져가고, 클래스 내부 분산은 최대한 작게 가져가는 방식



1. 클래스 내부와 클래스 간 분산 행렬을 구합니다. 이 두 개의 행렬은 입력 데이터의 결정 값 클래스별로 개별 피처의 평균 벡터(mean vector)를 기반으로 구합니다.

2. 클래스 내부 분산 행렬을 S_W, 클래스 간 분산 행렬을 S_B라고 하면 다음 식으로 두 행렬을 고유벡터로 분해할 수 있습니다.

$$S_W^T S_B = \begin{bmatrix} e_1 & \cdots & e_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \lambda_1 & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ 0 & \cdots & \lambda_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_1^T \\ \cdots \\ e_n^T \end{bmatrix}$$

3. 고유값이 가장 큰 순으로 K개(LDA변환 차수만큼) 추출합니다.

4. 고유값이 가장 큰 순으로 추출된 고유벡터를 이용해 새롭게 입력 데이터를 변환합니다.

04. SVD(Singular Value Decomposition)

05. NMF(Non-Negative Matrix Factorization)