Chapter 1.
한눈에 보는 머신러닝

[왕초보 머신러닝 파티 시즌 2]

POSTECH GSAI 박사과정 이성헌

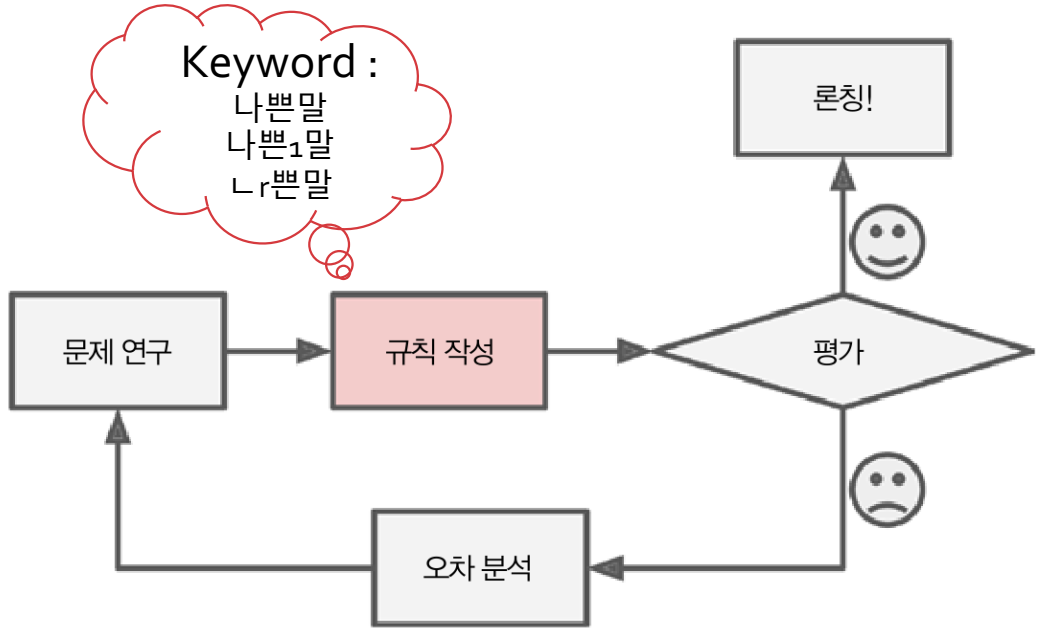
1.1 머신러닝이란?

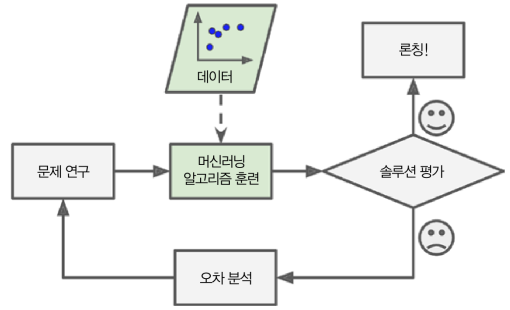
- 머신러닝은 **명시적인 프로그래밍 없이** 컴퓨터가 학습하는 능력을 갖추게 하는 연구 분야다. _아서 새뮤얼, 1959

  - 머신러닝은 문제 푸는 방법을 일일이 가르쳐주는 것이 아니라 **문제집만 던져주면 컴퓨터가 독학하는 것**이다. _이성헌, 2022

1.2
왜 머신러닝을 사용하는가?

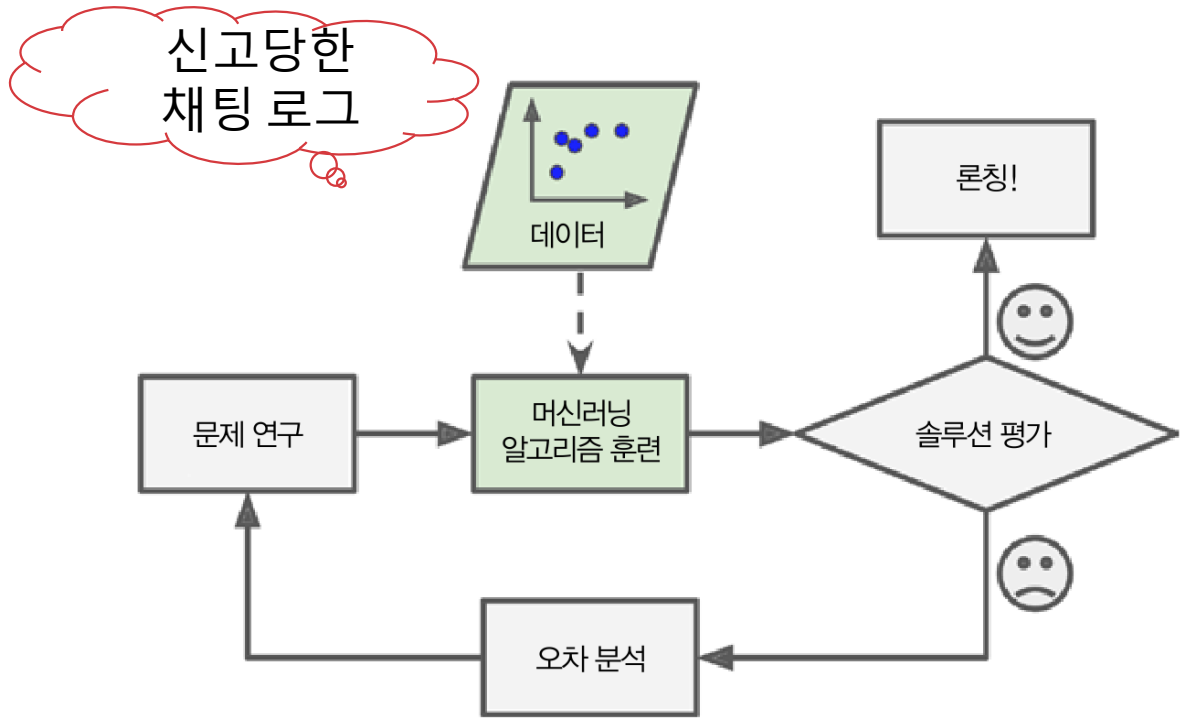
- 전통적인 접근 방법 : Rule Based Model

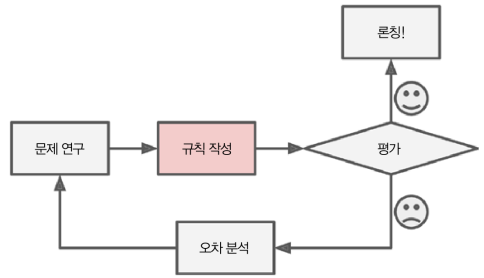




1.2
왜 머신러닝을 사용하는가?

- 머신러닝 접근 방법 : Data Based Model





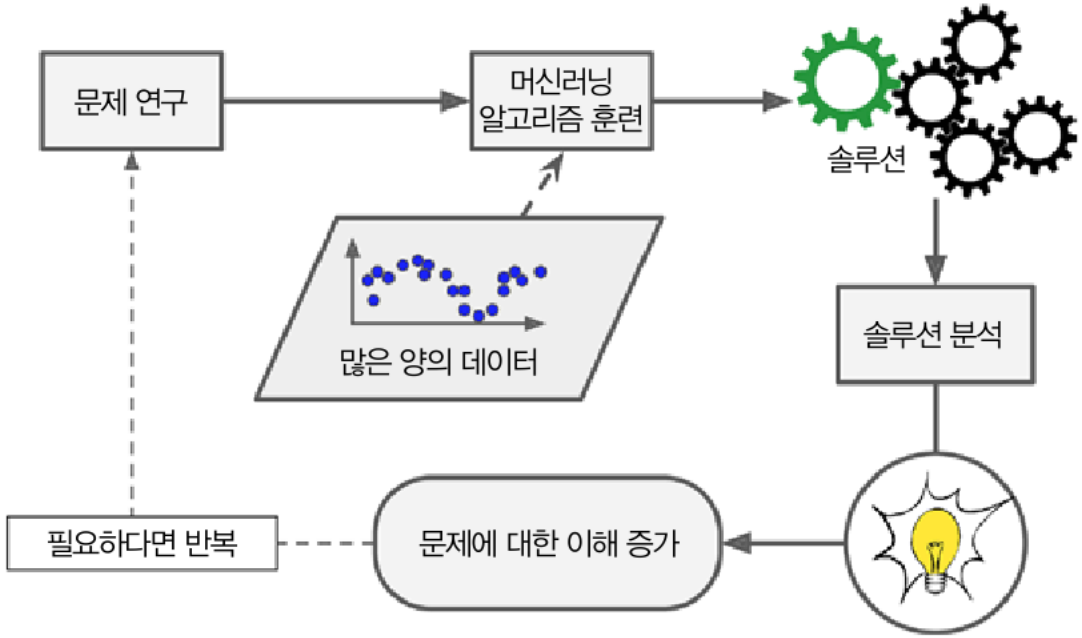
1.2
왜 머신러닝을 사용하는가?

- ***Rule Based Model***
  - 데이터의 패턴을 직접 설계 해야함
  - 새로운 패턴을 찾으려면 새 알고리즘을 만들어야 함
  - 데이터가 많으면 계산 복잡도가 커질 수 있음
  - 문제에 대한 전문적인 지식을 필요로 함
  - 모델의 결과에 대해 이론적으로 설명하기 용이함
  - 데이터가 적어도 잘 작동하는 모델을 설계할 수 있음

- ***Data Based Model***
  - 데이터의 패턴을 스스로 학습함
  - 새로운 패턴도 스스로 찾음
  - 많은 양의 데이터를 처리하는 것에 특화됨
  - 상대적으로 문제에 대한 지식을 덜 요구함
  - 모델의 결과에 대해 이론적으로 설명하기 어려움
  - 데이터가 적으면 모델의 신뢰도를 얻기 어려움

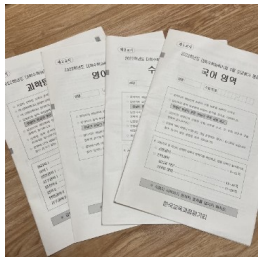
1.2 왜 머신러닝을 사용하는가?

- ***Data Mining***
  - 데이터로부터 유용한 패턴을 자동적으로 추출하는 기법
  - 머신러닝의 솔루션을 분석해 어려운 문제를 더 잘 이해할 수 있음
    - Ex) Random Forest Model의 Feature Importance



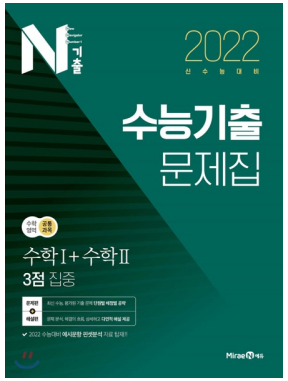
1.4 머신러닝 시스템의 종류

- ***1.4.1 지도 학습과 비지도 학습***
  - 지도학습 : 답지가 있는 문제집으로 공부하는 모델.

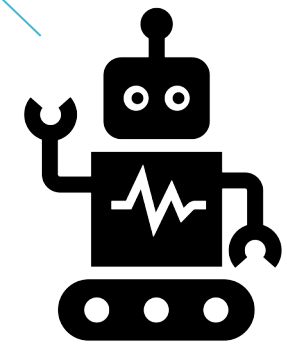


테스트 데이터

성능 평가



학습

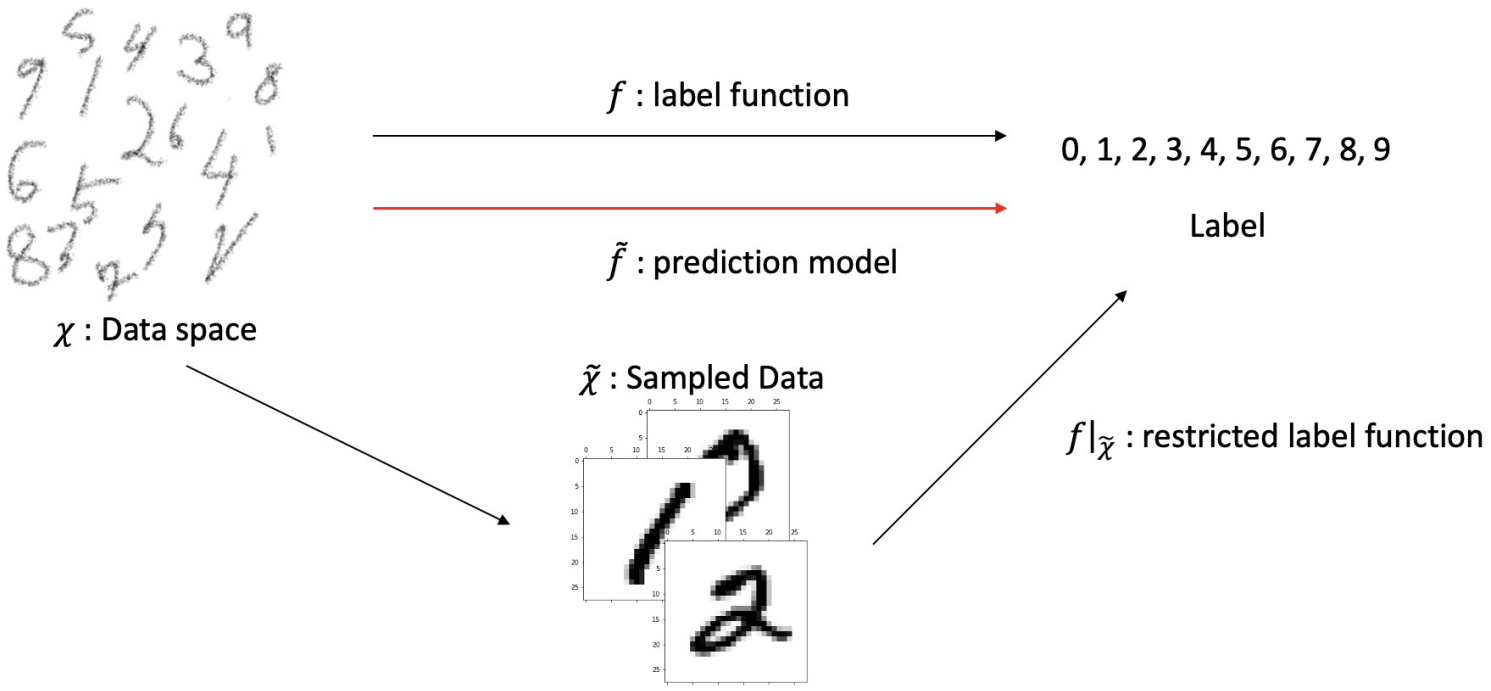


2023년 수능

훈련 데이터

1.4 머신러닝 시스템의 종류

- ***1.4.1 지도 학습과 비지도 학습***
  - 지도학습 : 답지가 있는 문제집으로 공부하는 모델.
  - Prediction function $\bar{f}$을 최대한 f에 가깝게 근사시키는 것이 목적.



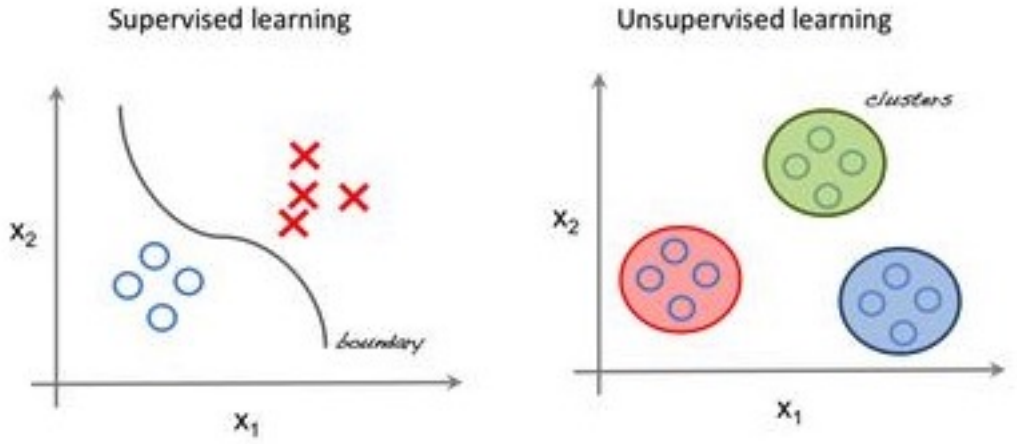
1.4 머신러닝 시스템의 종류

- ***1.4.1 지도 학습과 비지도 학습***
  - 비지도학습 : 답지가 없는 문제를 푸는 모델
    - 군집 : 유사한 패턴의 데이터끼리 묶는 문제

1.4 머신러닝 시스템의 종류

- ***1.4.1 지도 학습과 비지도 학습***
  - 비지도학습 : 답지가 없는 문제를 푸는 모델
    - 군집 : 유사한 패턴의 데이터끼리 묶는 문제
    - 주어진 데이터 셋 χ 에 대하여, χ가 따르는 분포를 추정하는 문제

    - K-means clustering, DBSCAN, t-SNE …

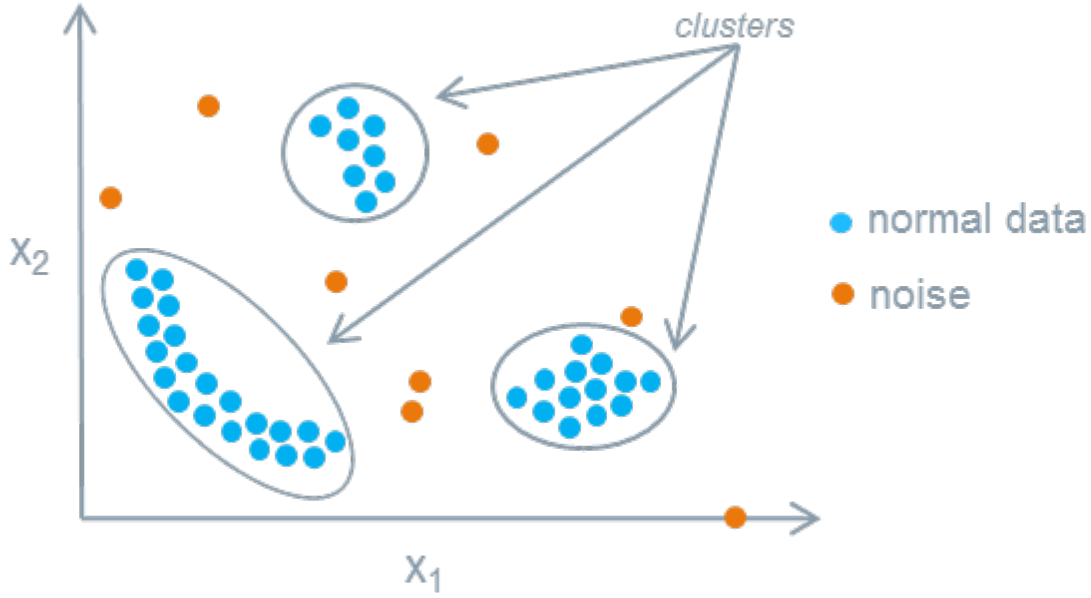


1.4 머신러닝 시스템의 종류

- ***1.4.1 지도 학습과 비지도 학습***
  - 비지도학습 : 답지가 없는 문제를 푸는 모델
    - 이상(특이)치탐지 : 정상 데이터에 섞인 소량의 이상(특이)치를 감지

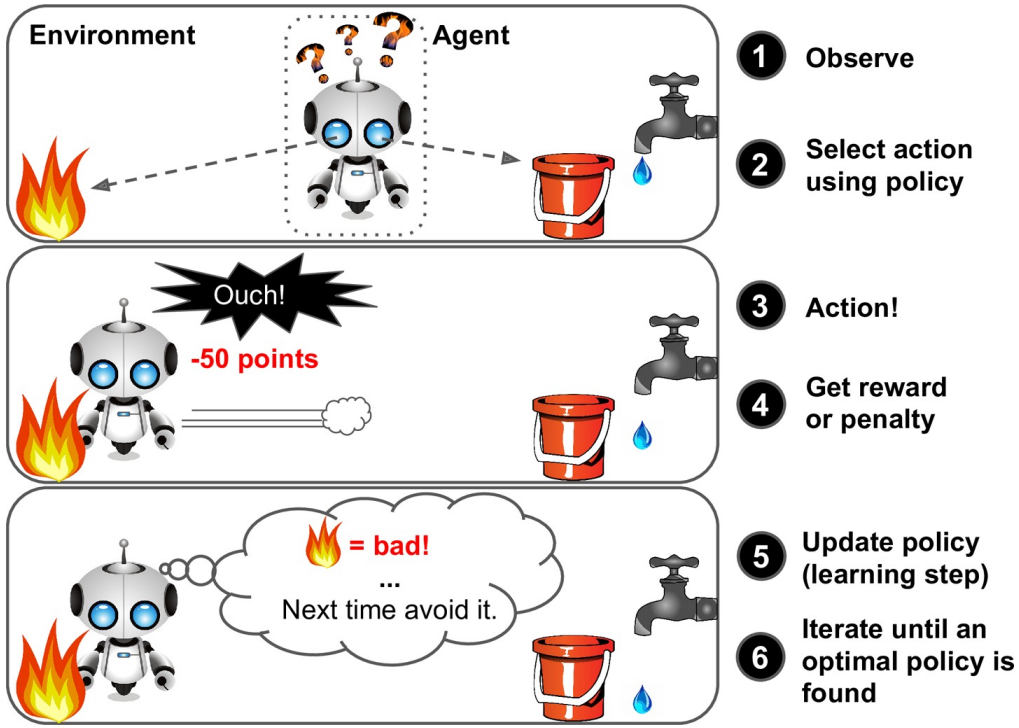
1.4 머신러닝 시스템의 종류

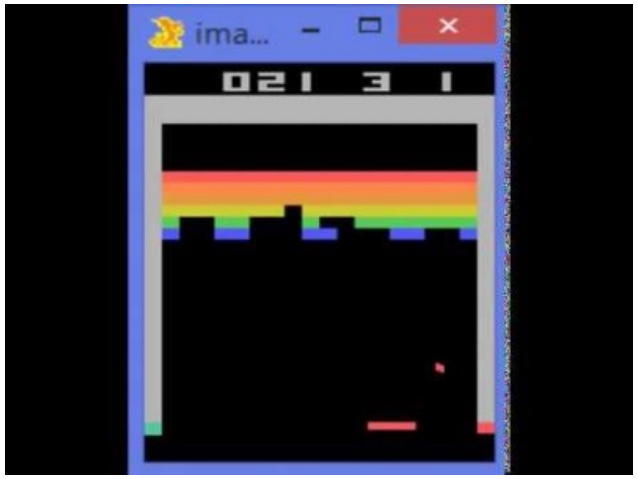
- ***1.4.1 지도 학습과 비지도 학습***
  - 비지도학습 : 답지가 없는 문제를 푸는 모델
    - 이상(특이)치탐지 : 정상 데이터에 섞인 소량의 이상(특이)치를 감지



1.4 머신러닝 시스템의 종류

- ***강화학습 (Reinforcement Learning)***
  - 에이전트와 환경이 상호작용하며 최적의 행동을 찾아나가는 모델

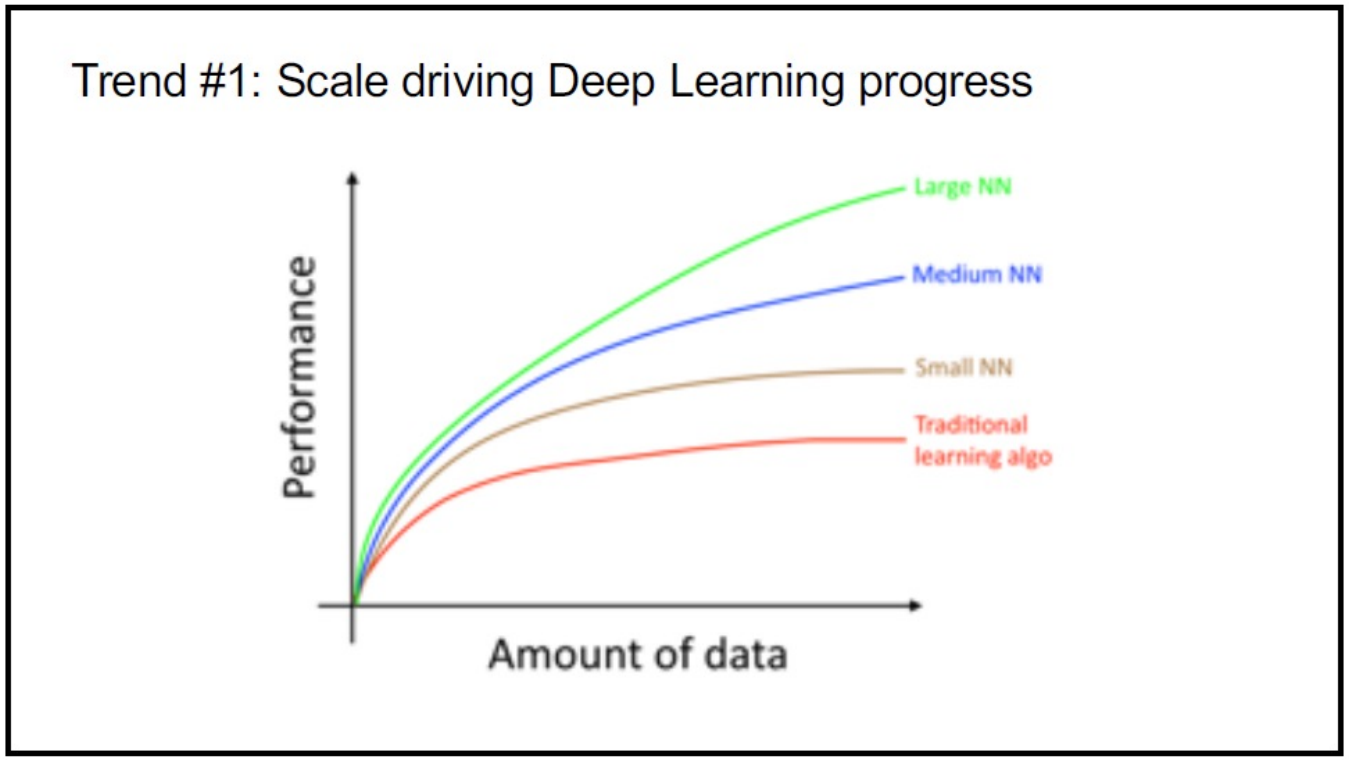




1.5 머신러닝의 주요 도전 과제

- ***1.5.1 충분하지 않은 양의 훈련 데이터***

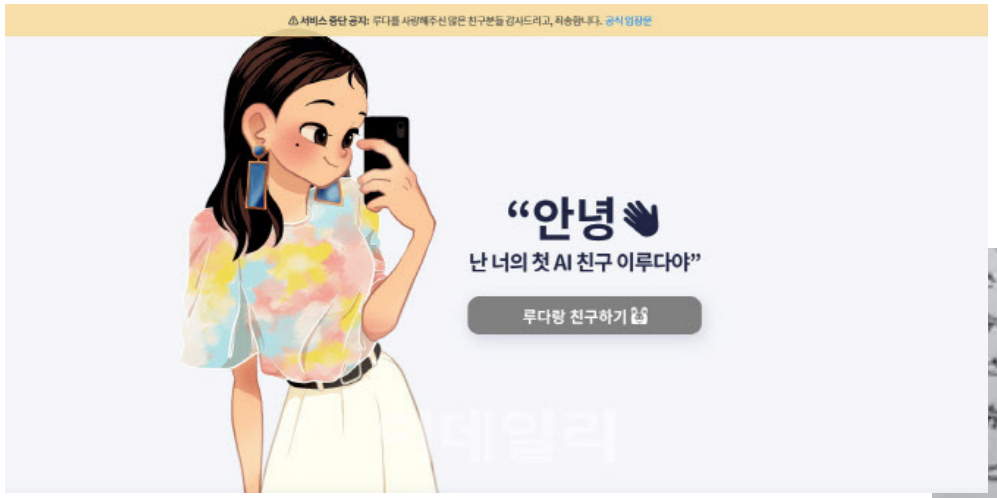
- 머신러닝은 데이터가 많을 수록 더 많은 패턴을 더 정확히 학습합니다.
- 문제를 많이 풀어봐야 시험을 잘 칠 수 있는 것과 마찬가지.
- 그러나, 실전에서 좋은 데이터를 충분히 많이 얻기는 어렵습니다.



1.5 머신러닝의 주요 도전 과제

- ***1.5.2 대표성 없는 훈련 데이터***

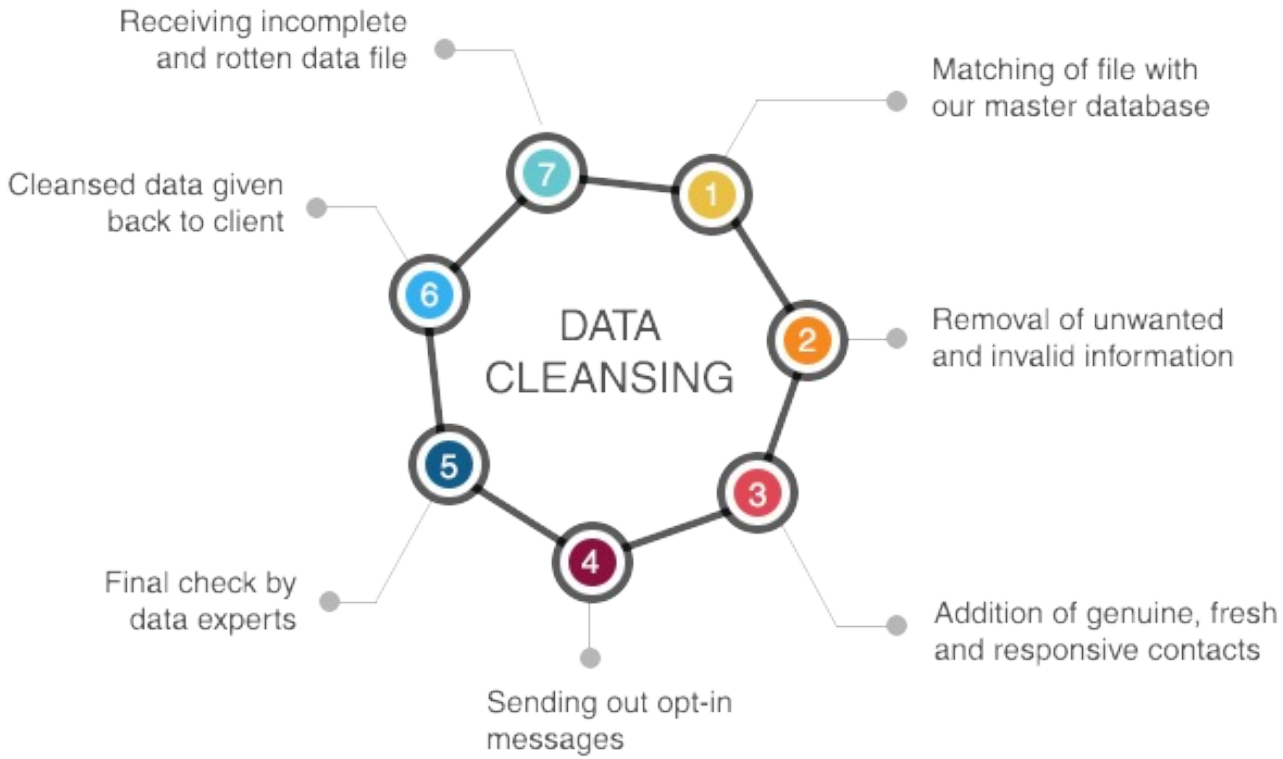
- 훈련 데이터가 모집단을 잘 대표해야 정확한 모델을 얻을 수 있습니다.
- 지엽적인 문제만 풀어서는 좋은 성적을 얻기 힘든 것과 마찬가지.
- 그러나, 생각보다 편향된 데이터가 수집되기가 쉽습니다.



1.5 머신러닝의 주요 도전 과제

- ***1.5.3 낮은 품질의 데이터***

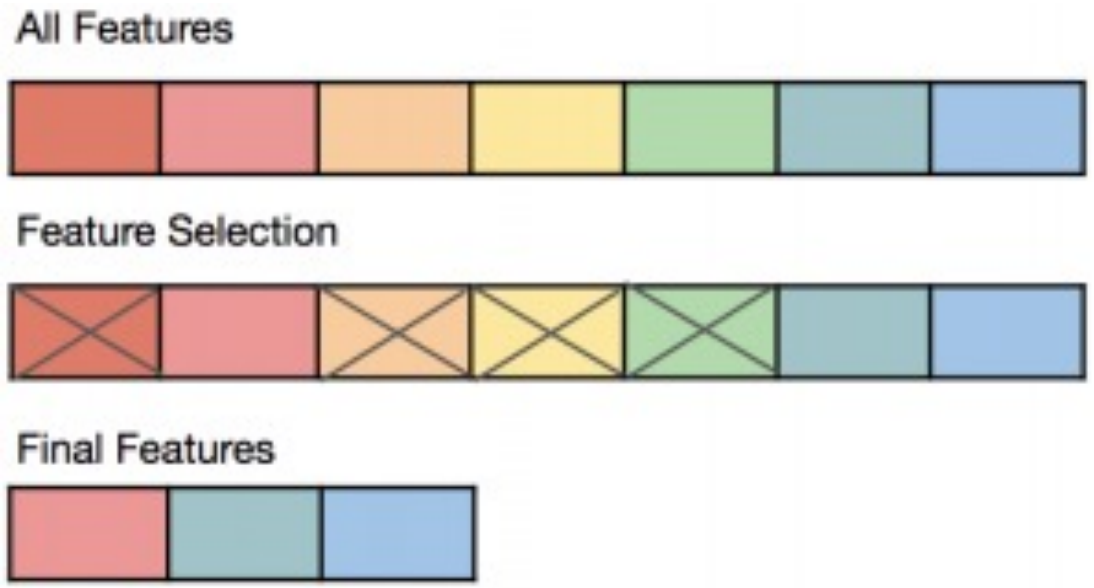
- 훈련 데이터에 에러, 이상치, 노이즈 등이 적어야 잘 작동합니다.
- 오류가 많은 문제집을 풀면 좋은 성적을 얻기 힘든 것과 마찬가지.
- 훈련 데이터의 품질을 정제하고 가공하는 것을 Data Cleansing이라고 합니다.



1.5 머신러닝의 주요 도전 과제

- ***1.5.4 관련 없는 특성***

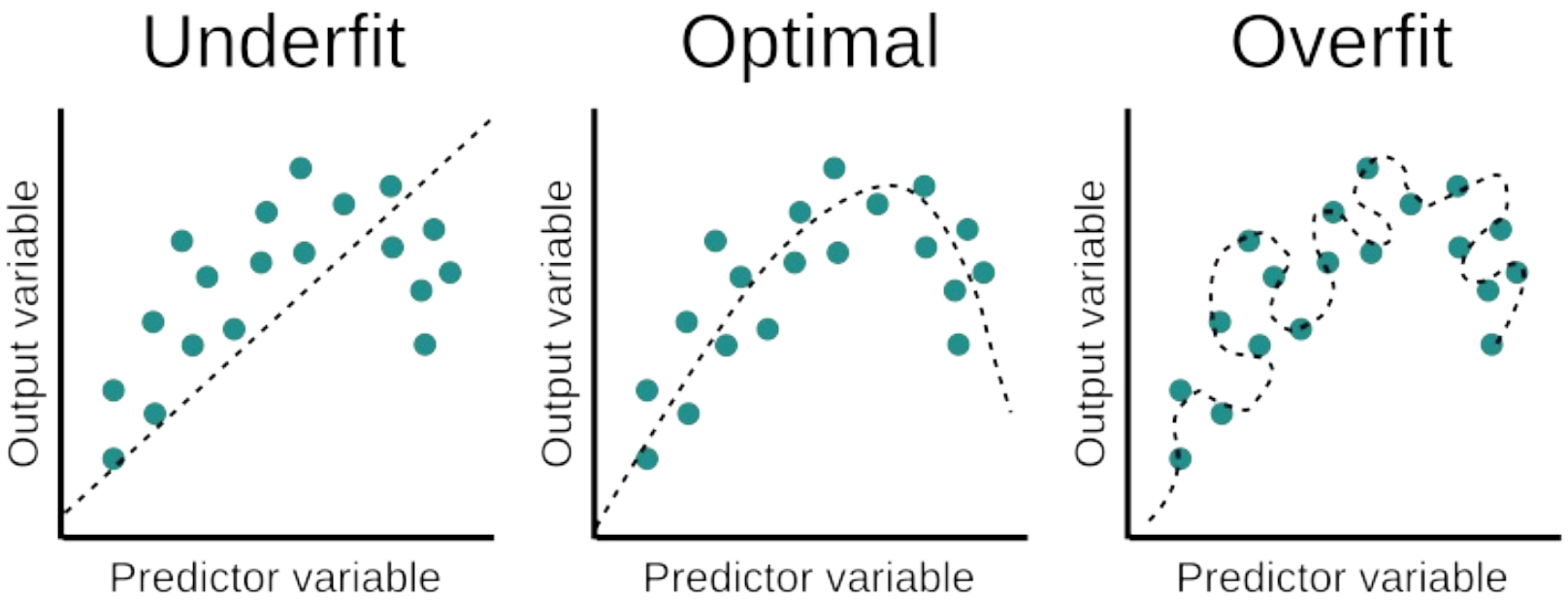
- 훈련 데이터에 쓸모 없는 특성은 적고,
  좋은 특성이 많아야 좋은 모델을 얻습니다.
- "쓰레기를 넣으면 쓰레기가 나온다."
- 특성 공학 (Feature engineering)



1.5 머신러닝의 주요 도전 과제

- ***1.5.5 훈련 데이터 과대적합 (Overfitting)***

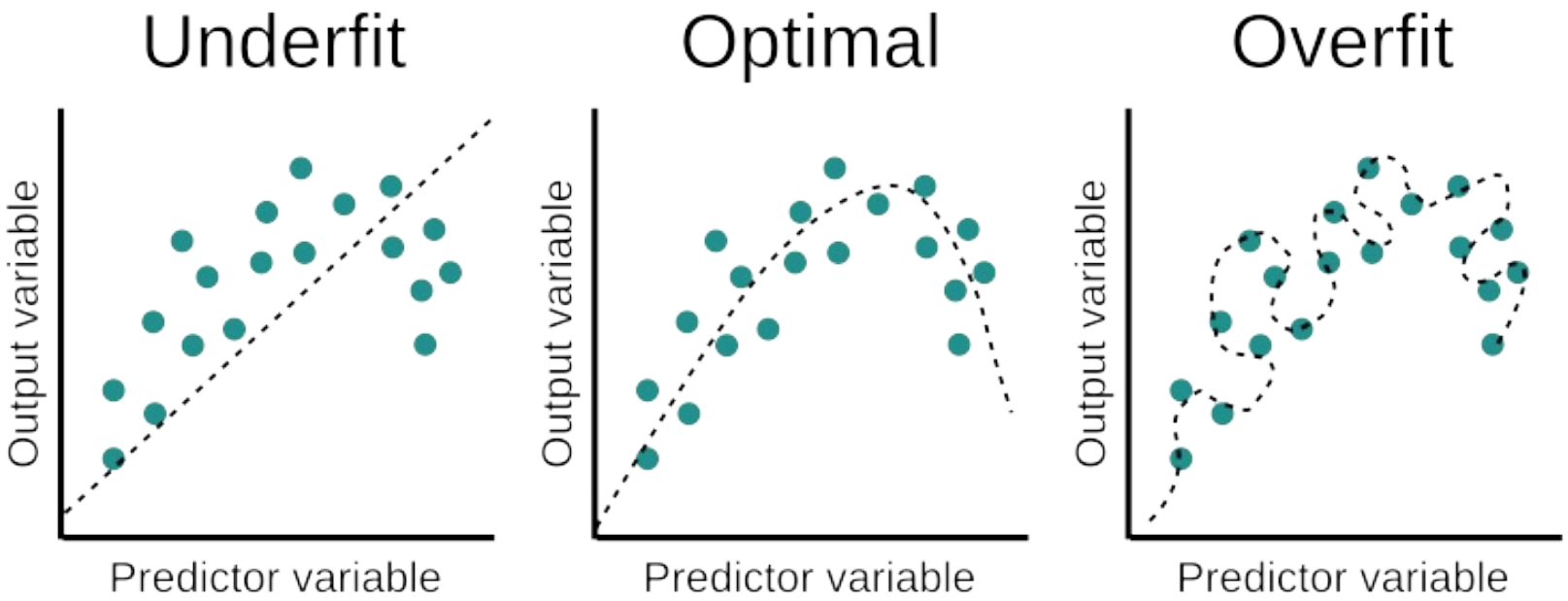
- 모델이 훈련 데이터에 대하여 성급한 일반화를 하지 않도록 유의해야합니다.
- "우리 아이가 내신 점수는 잘 받는데, 모의고사만 치면 점수가 떨어져요"
- 오버피팅을 해결하는 것도 중요하지만,
  오버피팅이 일어났는지 판단하는 것도 중요.



1.5 머신러닝의 주요 도전 과제

- ***1.5.6 훈련 데이터 과소적합 (Underfitting)***

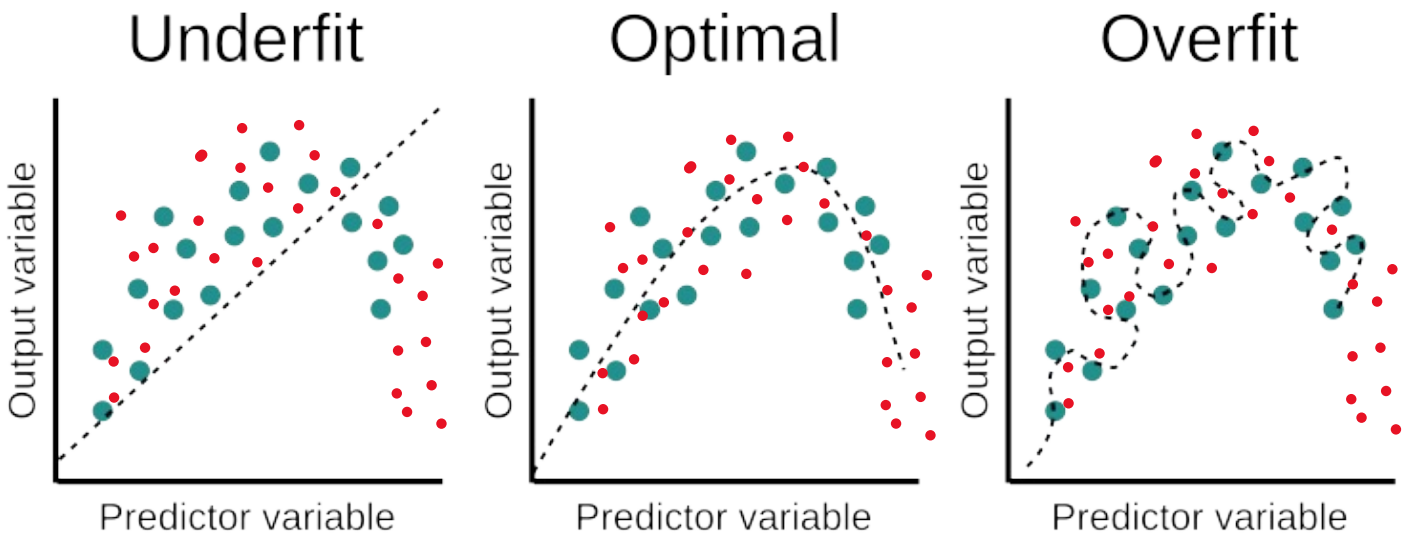
- 모델은 데이터의 복잡도를 충분히 반영할만큼 복잡해야합니다.
- "작년 물수능만 보고 준비하면 올해 불수능에서 큰코다칩니다"
- 더 복잡한 모델을 선택하거나 더 좋은 특성을 제공해줍니다.



1.6 테스트와 검증

훈련시킨 모델이 얼마나 좋은지 어떻게 판단할까?

- 훈련 데이터로 오차를 판단해볼까? (NO!)
- 실제 서비스에 바로 론칭해볼까? (NO!)
- 테스트 데이터를 따로 만들어두고 모델을 평가한다! (YES!)

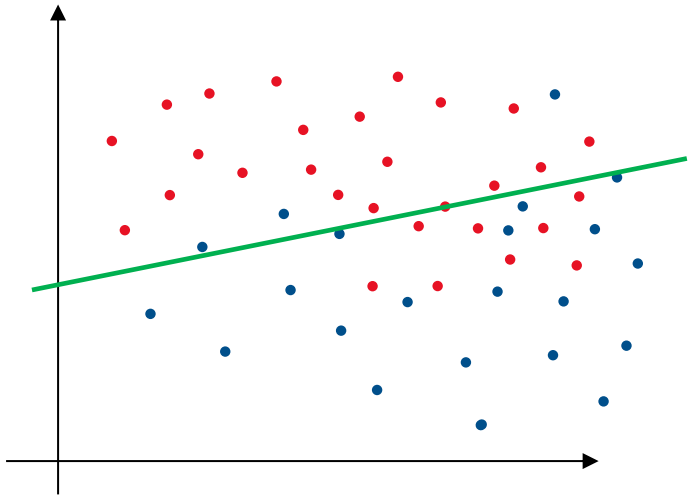


- Test data

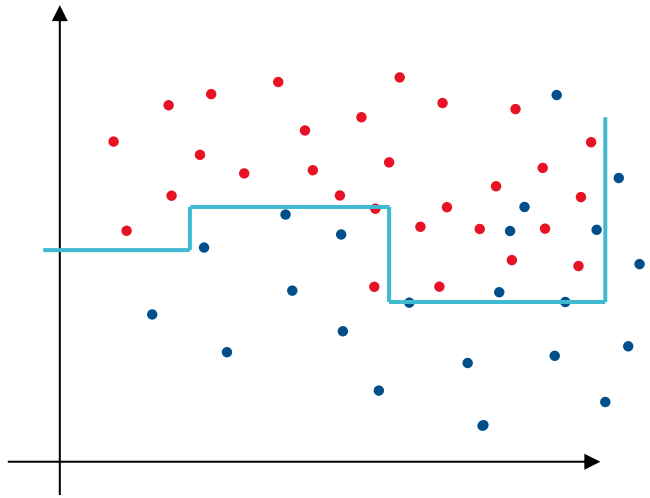
1.6 테스트와 검증

1.6.1 하이퍼파라미터 튜닝과 모델 선택

- **모델 A를 사용할까? 모델 B를 사용할까?**



Model A



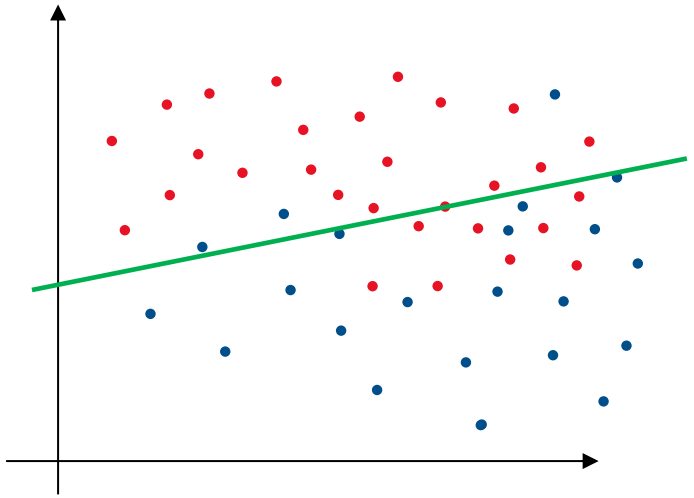
Model B

Test set으로 두 모델의 일반화 오차를 평가해서 선택

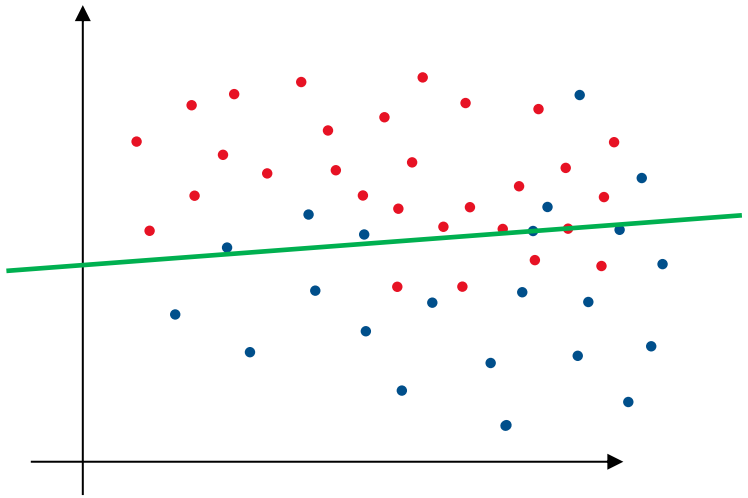
1.6 테스트와 검증

1.6.1 하이퍼파라미터 튜닝과 모델 선택

- **모델 A의 파라미터를 어떻게 결정할까?**



Model A (with L2 norm)



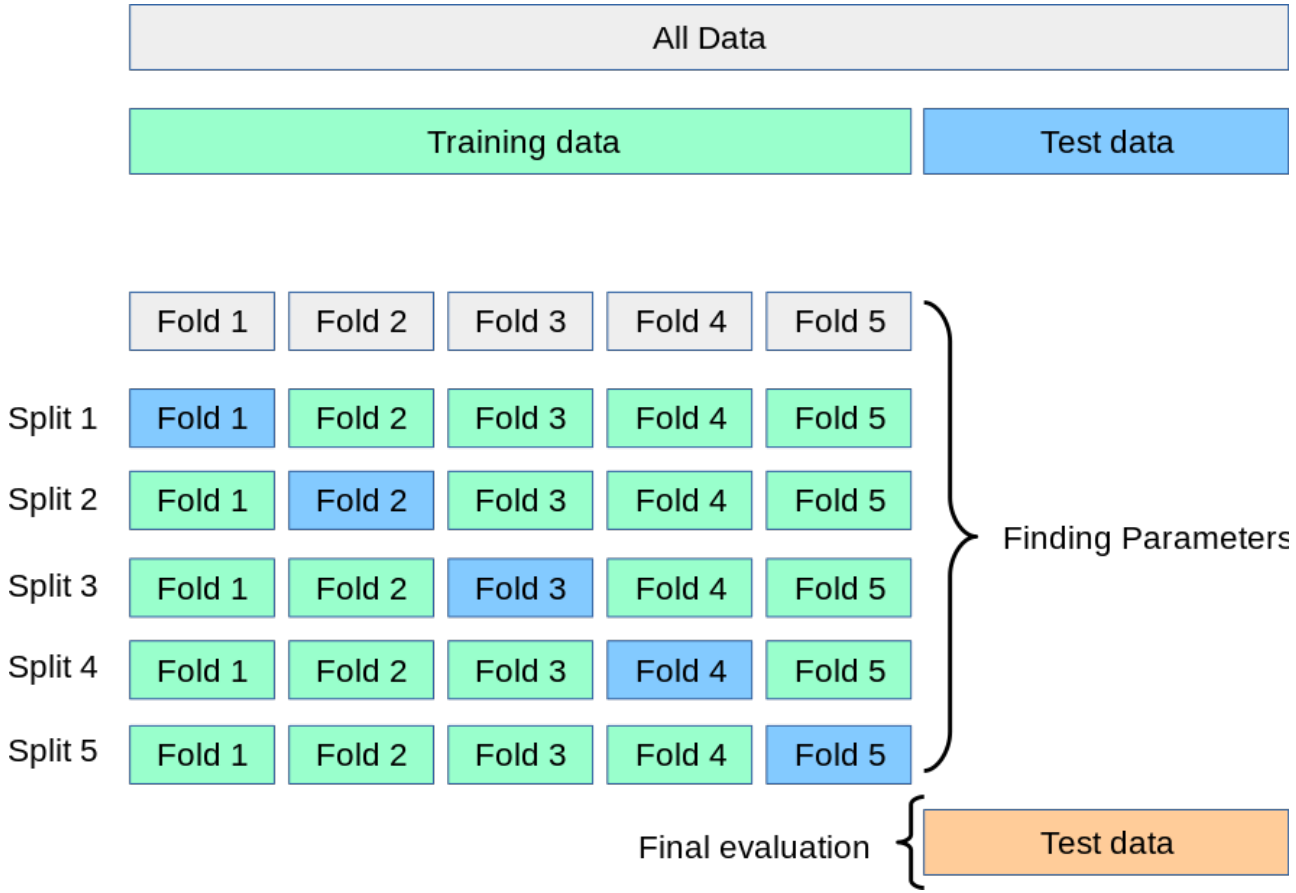
Model A (with L1 norm)

Validation set(⊂ Train set)으로 평가 (Cross-Validation)

1.6 테스트와 검증

1.6.1 하이퍼파라미터 튜닝과 모델 선택

- **K-fold Cross Validation (CV)**



Pipeline Summary