



머신러닝의 기본 개념 및 방법론의 분류



Key words

#머신러닝 #지도학습 #회귀

#분류 #비지도학습 #군집

#차원축소 #추천시스템 #강화학습

머신러닝 기본 개념

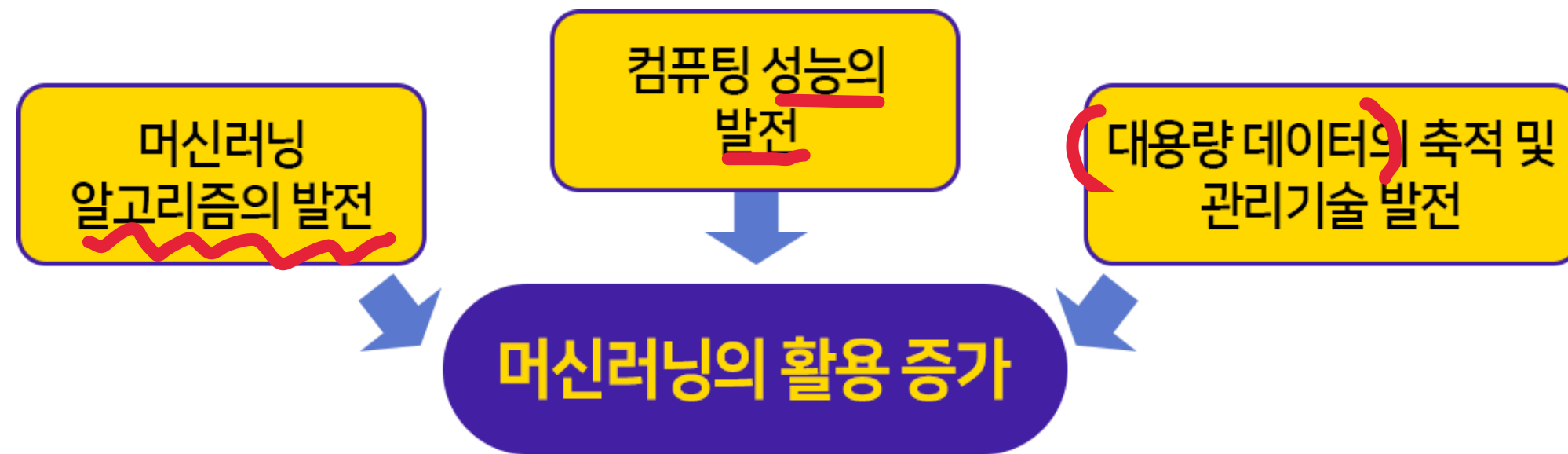
머신러닝

- 컴퓨터 시스템에 명시적으로 프로그래밍 하지 않더라도 데이터를 스스로 학습하여 문제를 해결할 수 있게 하는 기술을 의미.
- 사람이 인지하기 어려운 복잡한 규칙과 패턴을 파악하여 의미있는 결과를 얻을 수 있음.

머신러닝 기본 개념

머신러닝의 발전

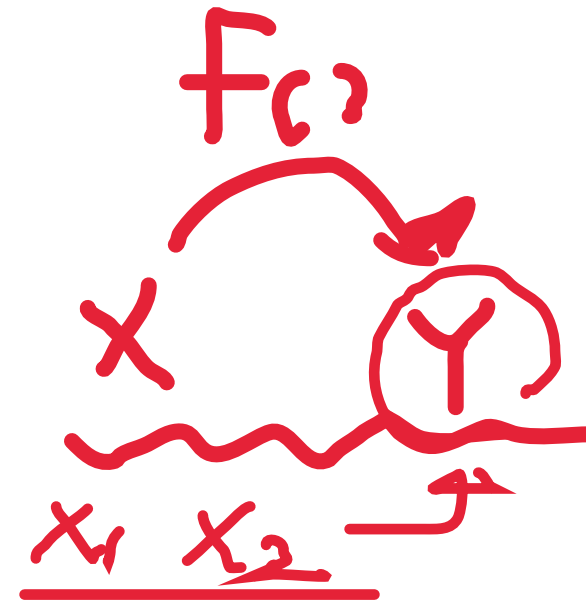
점차 약점들을 극복하고 조건들이 충족해진 결과 나타났다.



머신러닝 방법론의 분류

I 지도학습 (Supervised Learning)

- 라벨이 있는 훈련용 데이터에서, 여러 특성변수를 이용하여 목표변수인 라벨(label)을 예측하도록 모델을 학습함.
- 라벨의 데이터 타입에 따라 라벨이 연속형이면 회귀(regression) 알고리즘, 라벨이 범주형이면 분류(classification) 알고리즘으로 구분함.
- 대표 알고리즘.
 - Linear Regression, k-nearest Neighbors, Logistic Regression, Softmax Regression
 - Decision Tree, SVM, Random Forest, Boosting, Neural Network, Deep Learning.

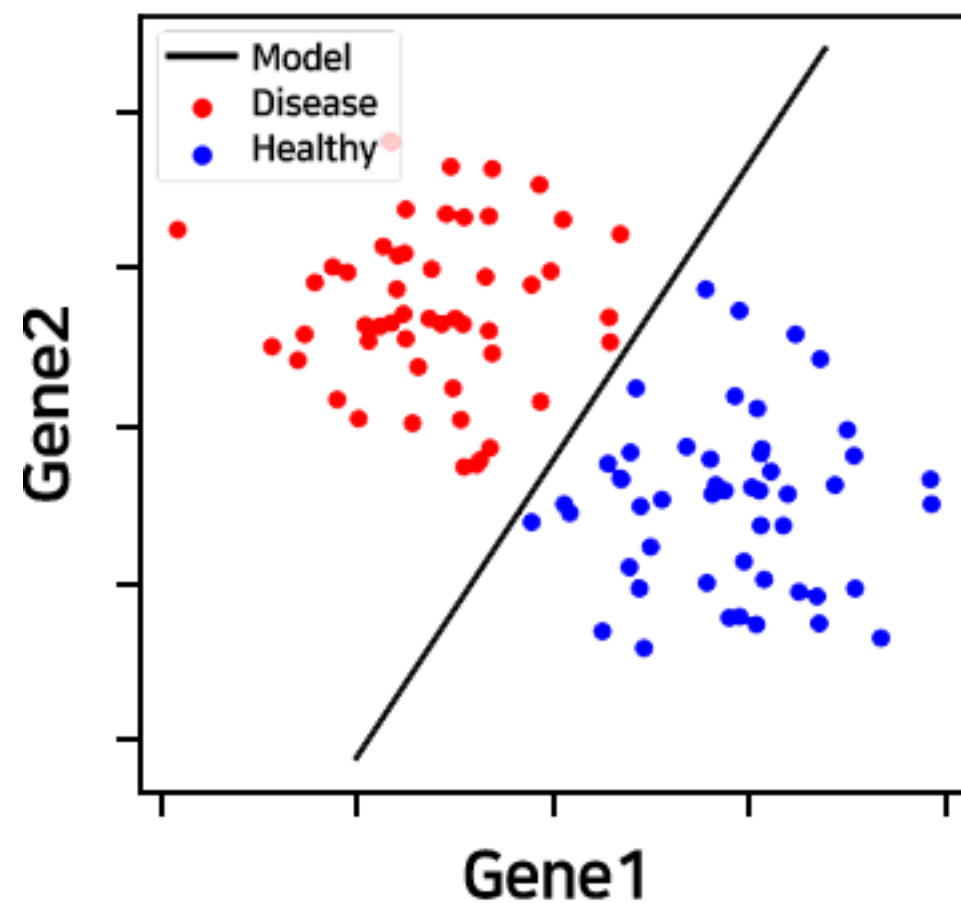


머신러닝 방법론의 분류

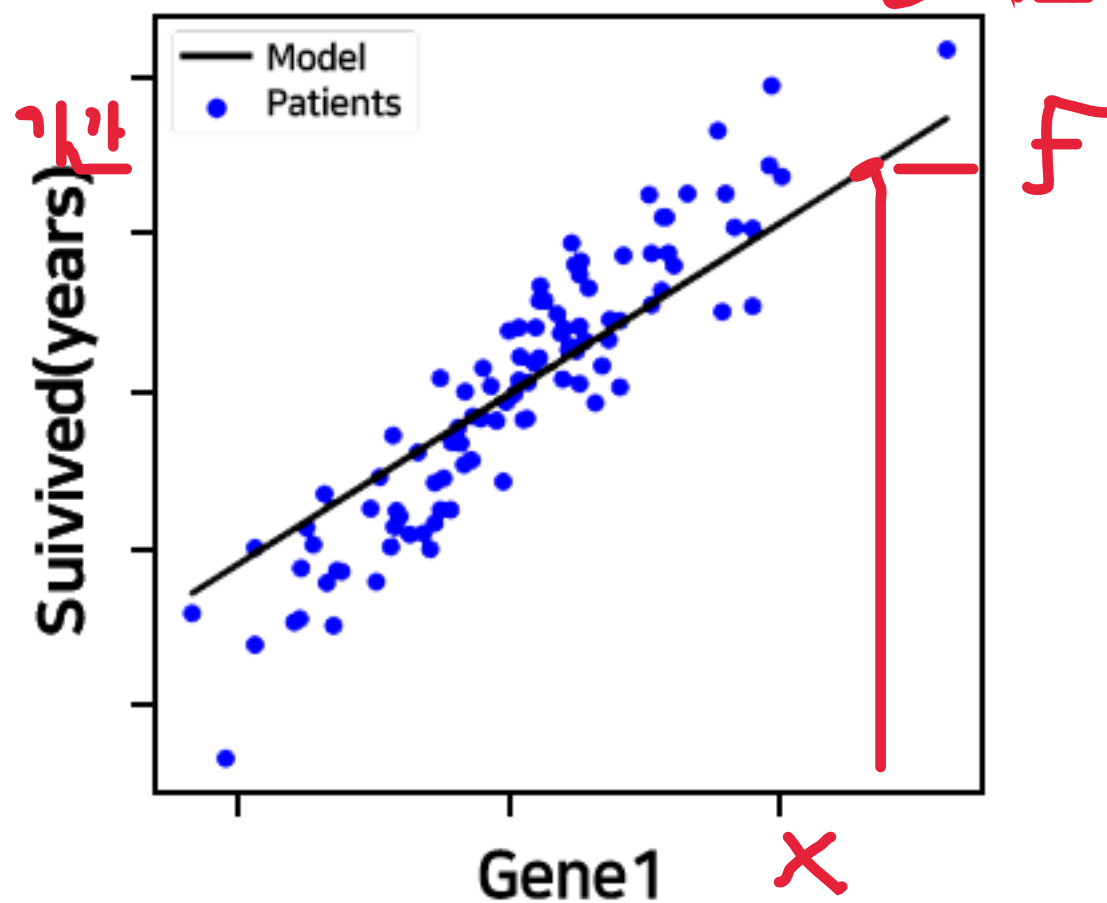
지도학습 (Supervised Learning)

- 분류(classification) VS 회귀(regression)

구입에 따라 구분(공통점)
Classification



Regression
관계 파악



머신러닝 방법론의 분류

I 비지도학습 (Unsupervised Learning)

- 라벨이 없는 훈련용 데이터에서 특징 변수들 간의 관계나 유사성을 기반으로 의미있는 패턴을 추출. $\text{높았} \times (\text{라벨})$
- 자율학습 이라고도 함.
- 군집화 (clustering), 차원축소 (dimension reduction), 추천시스템 (recommendation) 등에 활용됨.
- 대표 알고리즘.
 - k-means Clustering, Hierarchical Clustering, PCA, t-SNE, Apriori, Auto-Encoders.

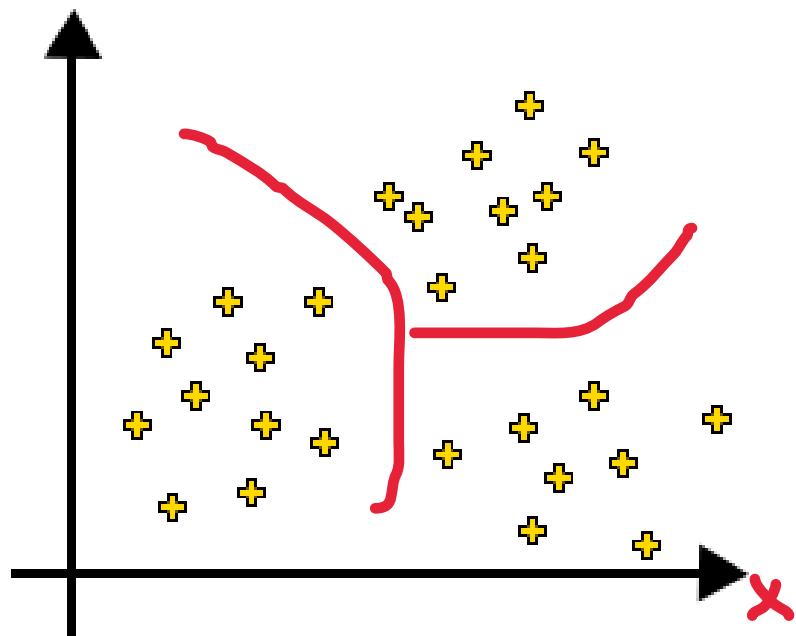
머신러닝 방법론의 분류

■ 비지도학습 (Unsupervised Learning)

- 군집화(clustering)

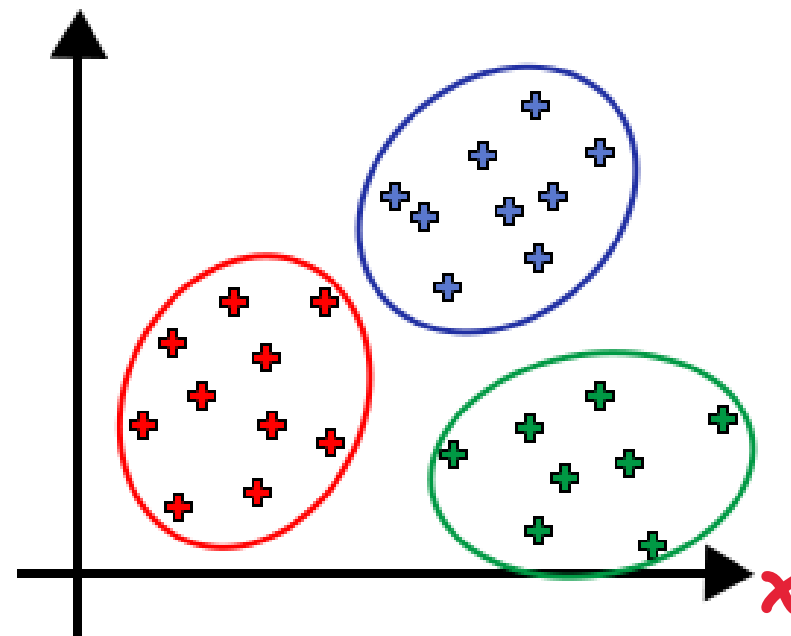
원소끼리/과제된 유사성

Before K-Means



K-Means

After K-Means

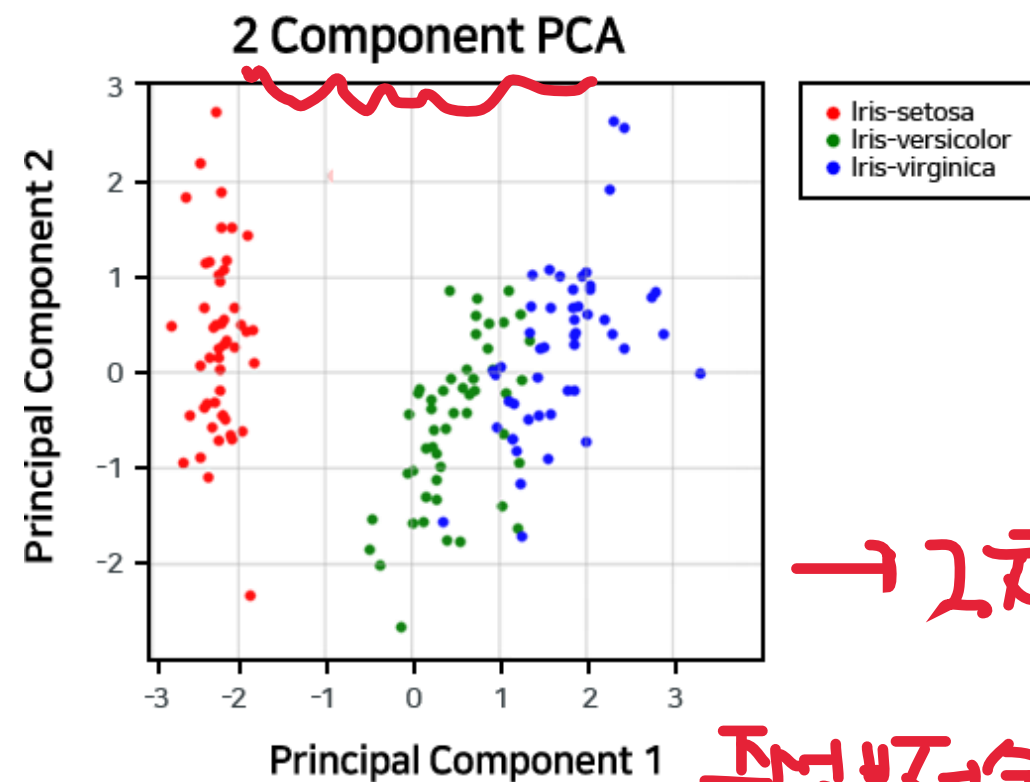


머신러닝 방법론의 분류

비지도학습 (Unsupervised Learning)

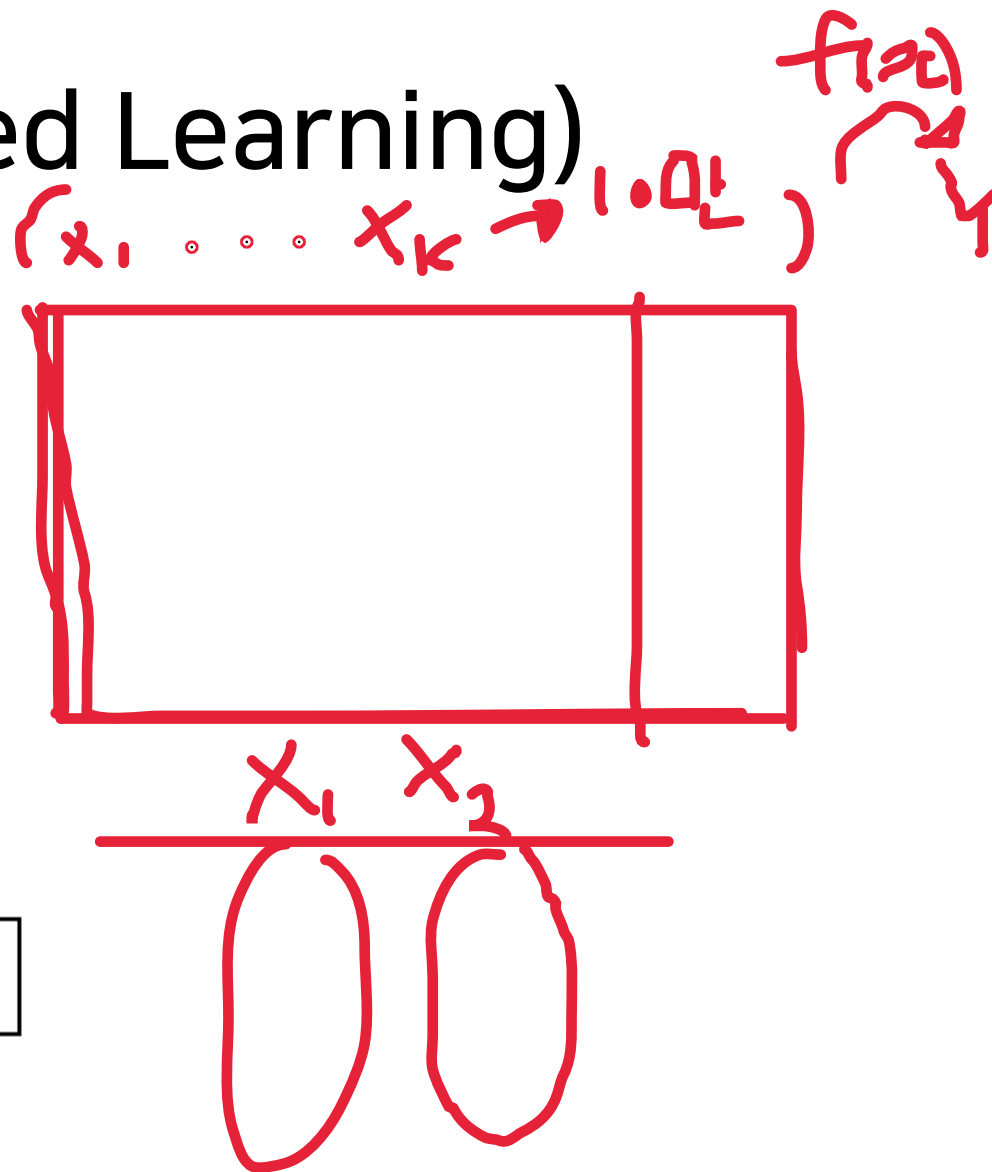
- 차원축소(dimension reduction)

	x sepal length	x sepal width	x petal length	x petal width	target
0	5.1	3.5	1.4	0.2	Iris-setosa
1	4.9	3.0	1.4	0.2	Iris-setosa
2	4.7	3.2	1.3	0.2	Iris-setosa
3	4.6	3.1	1.5	0.2	Iris-setosa
4	5.0	3.6	1.4	0.2	Iris-setosa



차원 축소

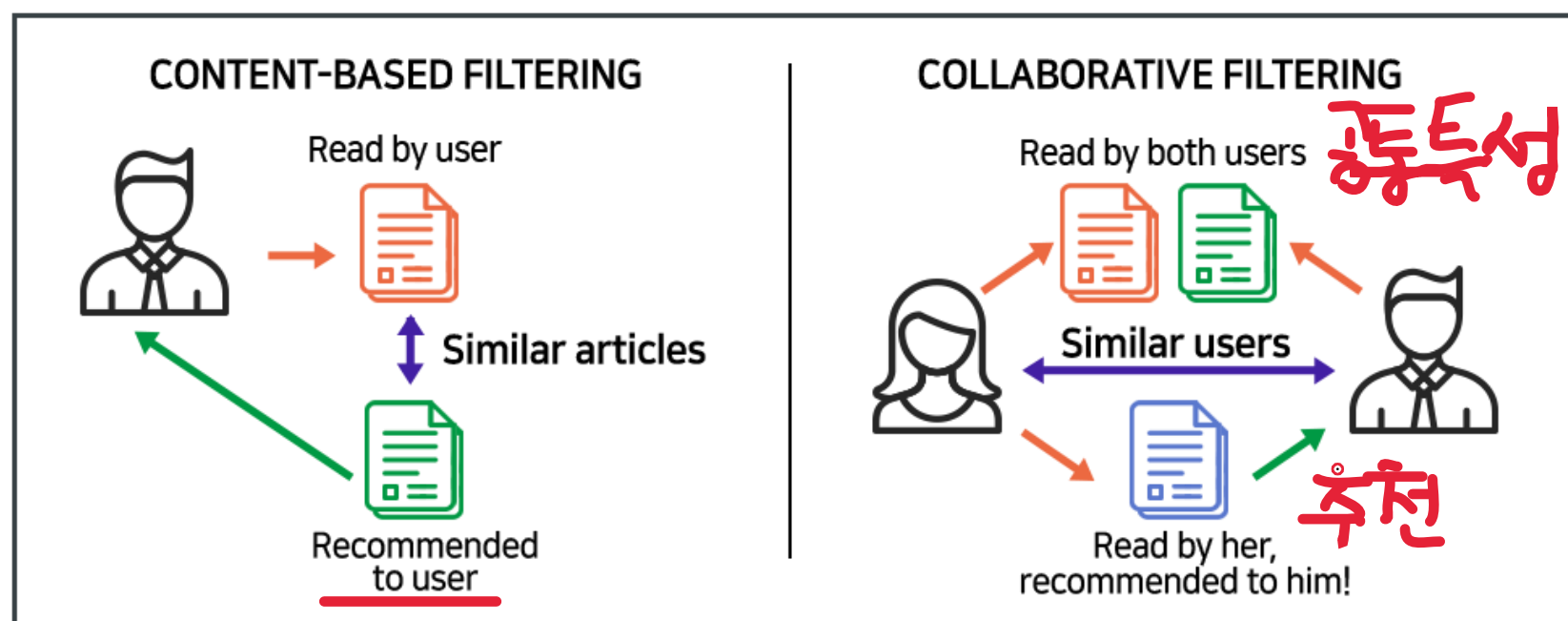
→ 2차원 시각화



머신러닝 방법론의 분류

■ 비지도학습 (Unsupervised Learning)

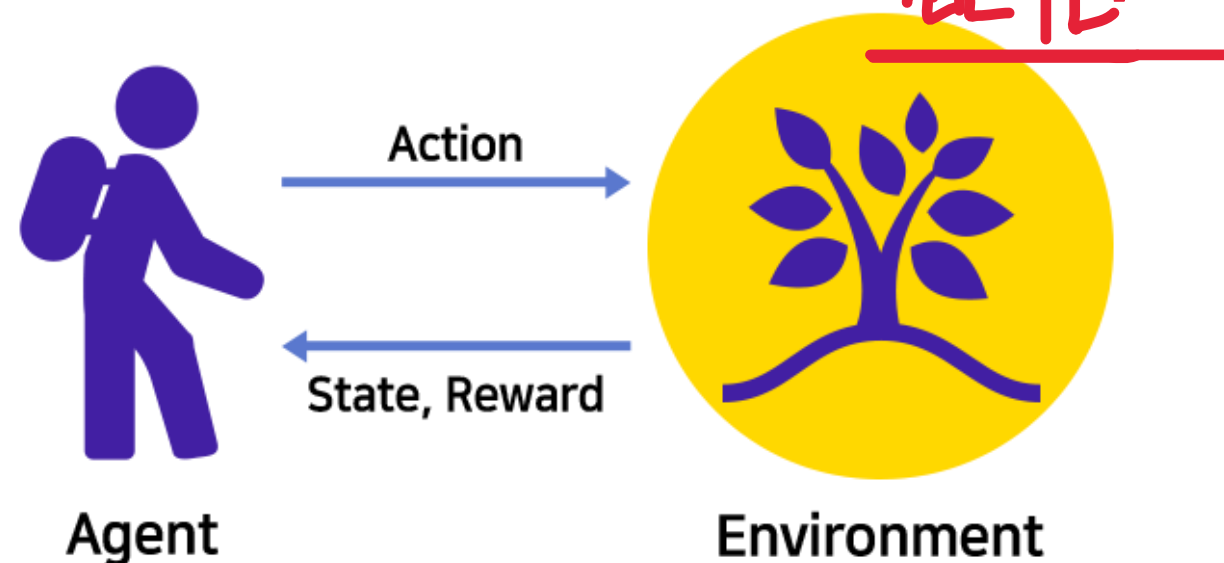
- 추천시스템(recommendation)



머신러닝 방법론의 분류

I 강화학습 (Reinforcement Learning)

- 행동하는 주체(agent)가 있고 행동을 했을 때의 Policy에 따라 상태(state)와 보상(reward)을 바꿔주는 환경(environment)으로 구성됨.
- 주체가 매번 어떠한 행동(action)을 하면 환경에 의해 상태와 보상이 바뀌면서 주체는 보상이 가장 커지는 방향으로 계속 학습해 나가게 됨. 최대한
- 대표 알고리즘.
 - SARSA, Q-Learning





머신러닝 모델의 검증 및 평가



Key words

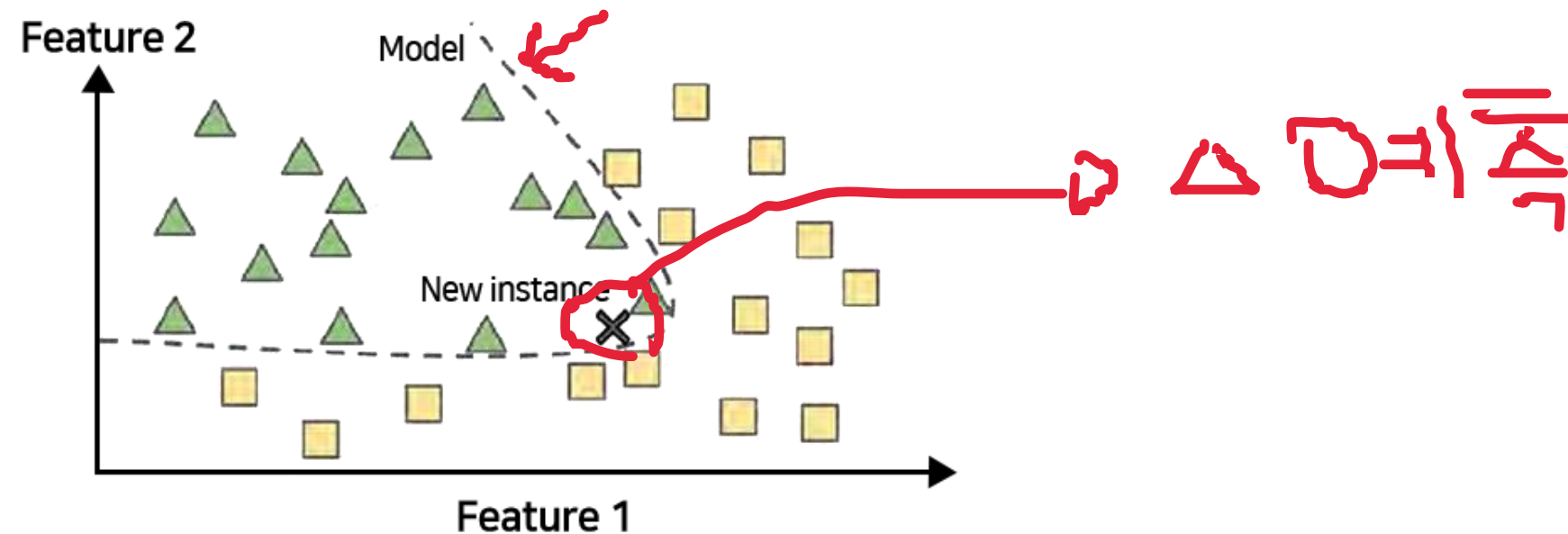
#과대적합 #훈련자료 #검증자료
#평가자료 #교차검증 #편향 #분산

머신러닝 모델의 분석 절차

일반화 능력

I 모델 기반 지도학습 알고리즘의 일반적인 분석 절차

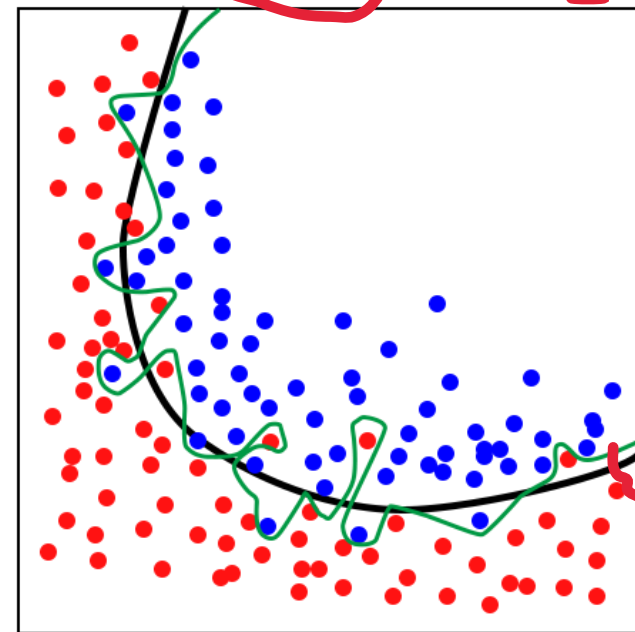
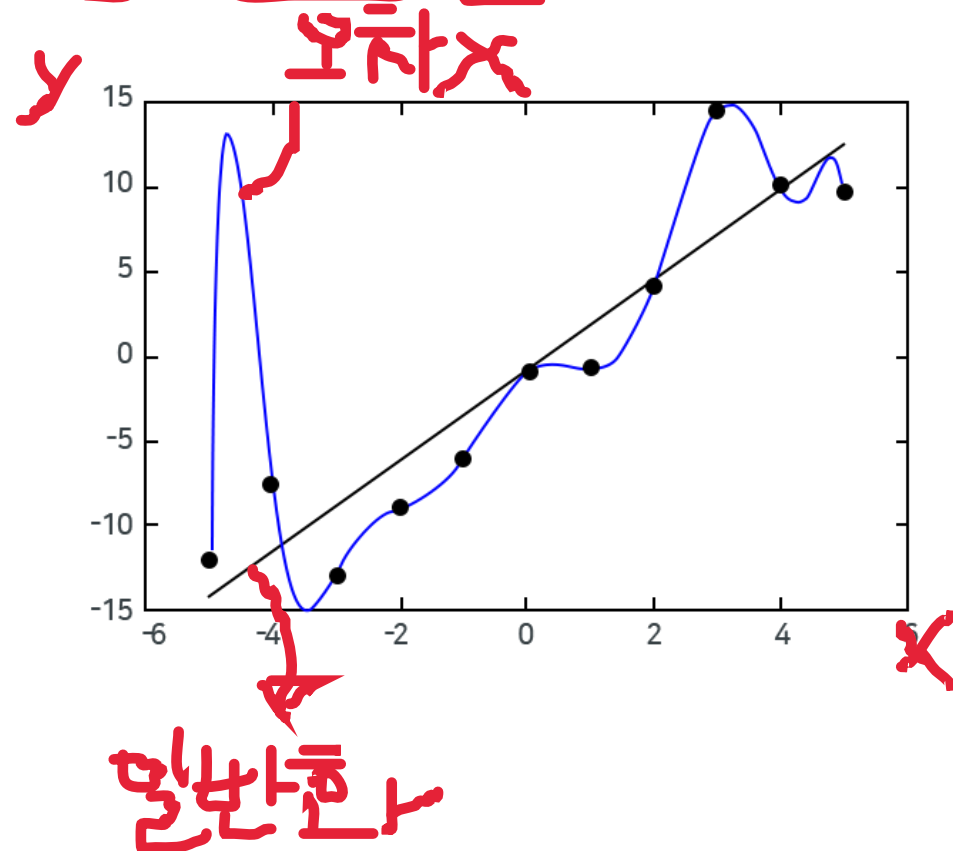
- 주어진 데이터 전처리 및 탐색.
- 적절한 모델을 선택.
- 주어진 데이터로 모델을 훈련시킴.
- 훈련된 모델을 적용하여 새로운 데이터에 대한 예측을 수행.



머신러닝 모델의 검증 및 평가

과대적합(overfitting)의 문제

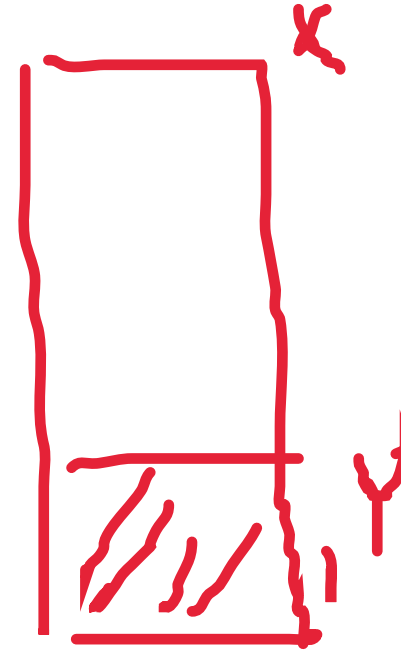
- 주어진 자료는 거의 완벽한 예측이 가능하지만, 미래의 새로운 자료에 대한 예측력이 떨어지는 문제.
- 복잡한 알고리즘을 사용하여 데이터를 훈련하는 경우 과대적합 문제를 항상 염두에 두어야 함.



머신러닝 모델의 검증 및 평가

모델의 검증 및 평가 개요

- 모델 평가의 필요성 ~~X~~ → Y 검증
- 과대적합을 막고 일반화 오차를 줄이기 위해서는,
새로운 데이터에 얼마나 잘 일반화될지를 파악해야 함.
- 모델 적합에 사용된 자료를 평가를 위해 재활용하지 않고,
평가만을 위한 데이터를 확보할 필요가 있음.



머신러닝 모델의 검증 및 평가

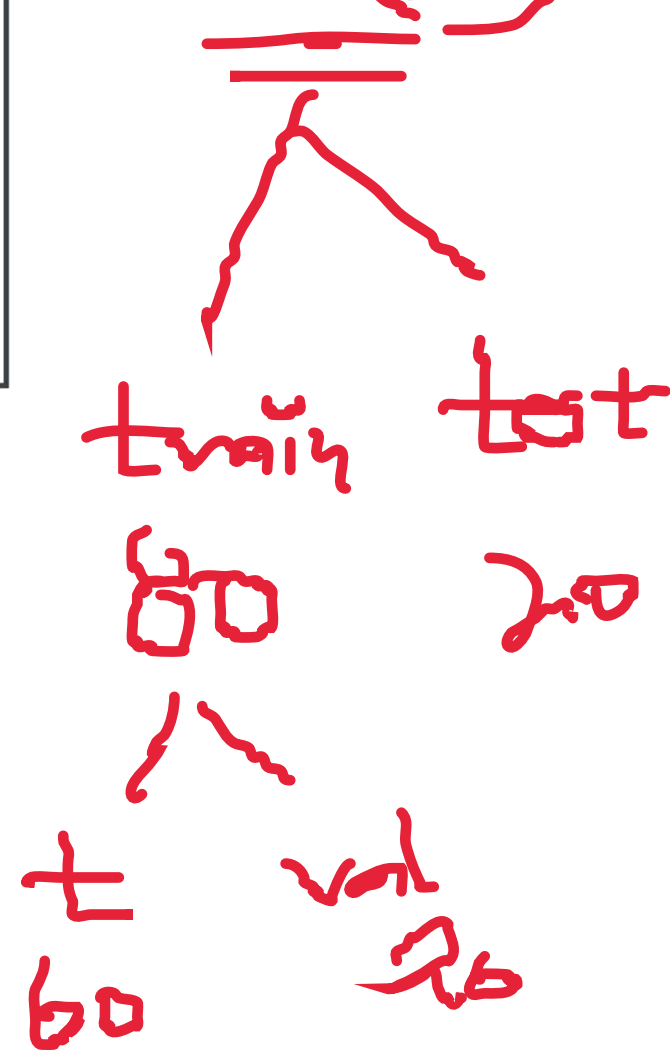
모델 검증 및 평가를 위한 데이터의 구분 : Hold-out 방식

- 주어진 자료를 다음의 세 그룹으로 랜덤하게 분할한 뒤, ————→ 모델 검증
주어진 목적에 따라 각각 모델의 훈련, 검증, 평가에 활용함.



1) 훈련 데이터(Training data):

- 모델의 학습을 위해 사용되는 자료.



머신러닝 모델의 검증 및 평가

모델 검증 및 평가를 위한 데이터의 구분 : Hold-out 방식

- 주어진 자료를 다음의 세 그룹으로 랜덤하게 분할한 뒤, 주어진 목적에 따라 각각 모델의 훈련, 검증, 평가에 활용함.



2) 검증 데이터(Validation data):

- 훈련 자료로 적합되는 모델을 최적의 성능으로 튜닝하기 위해 사용되는 자료.
- 훈련에 필요한 하이퍼파라미터 (hyperparameter)를 조정하거나, 변수선택(model selecting) 등에 이용.

잘못된

0.1 0.5 1.1
잘못된거?
하루를 통해 평가

머신러닝 모델의 검증 및 평가

모델 검증 및 평가를 위한 데이터의 구분 : Hold-out 방식

- 주어진 자료를 다음의 세 그룹으로 랜덤하게 분할한 뒤,
주어진 목적에 따라 각각 모델의 훈련, 검증, 평가에 활용함.



3) 평가 데이터(Test data):

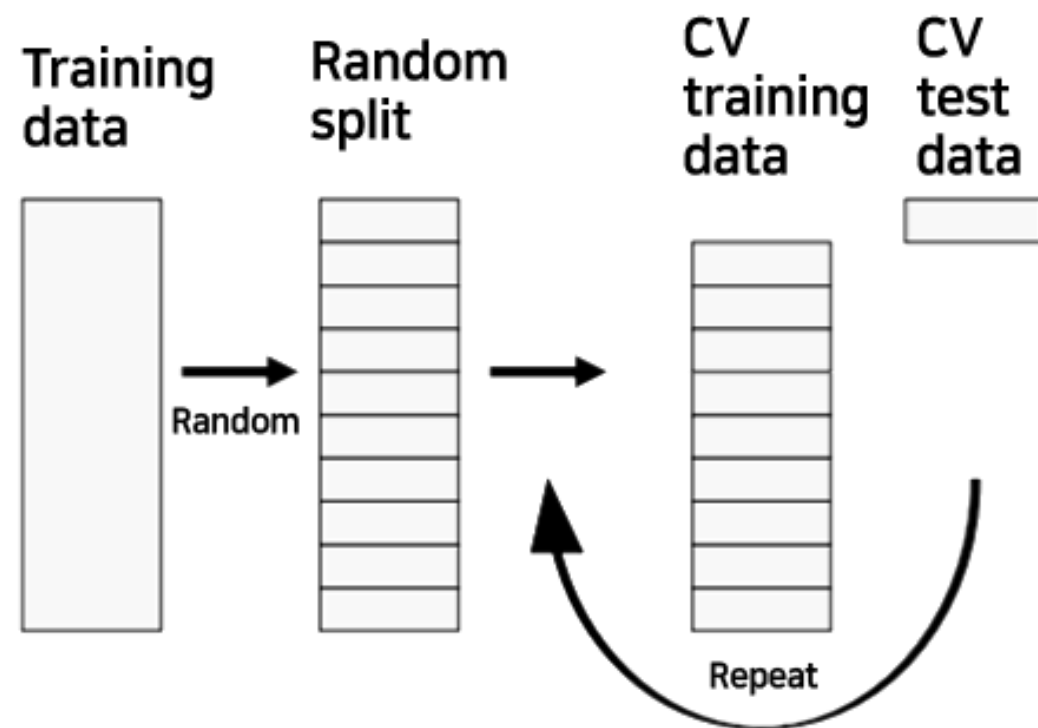
- 훈련 및 검증 자료로 적합된 최종 모델이 미래에 주어질 새로운 자료에 대하여 얼마나 좋은 성과를 갖는지를 평가하는데 사용되는 자료.

일반화 평가.

Acc Train
Acc Test

머신러닝 모델의 검증 및 평가

- 모델 검증 및 평가를 위한 데이터의 구분
 - K-fold 교차검증(Cross-validation) 방식**
 - 자료의 수가 충분하지 않은 경우에는 훈련 데이터에서 너무 많은 양의 데이터를 검증 또는 평가 데이터에 뺏기지 않도록 교차 검증(cross-validation) 기법을 사용.



머신러닝 모델의 검증 및 평가

모델 검증 및 평가를 위한 데이터의 구분 : K-fold 교차검증(Cross-validation) 방식

- 자료를 균등하게 k 개의 그룹으로 분할한 뒤
- 각 j 에 대하여, j 번째 그룹을 제외한 나머지 $k-1$ 개 그룹의 자료를 이용하여 모델을 적합.
- j 번째 그룹의 자료에 적합된 모델을 적용한 뒤 예측오차를 구함.
- $j=1, \dots, k$ 에 대하여 위의 과정을 반복한 뒤, k 개의 예측오차의 평균을 구함.
- 예측오차의 평균값을 기준으로, 모델의 검증 또는 평가를 수행

3-fold cv

1
2
3

train

1, 2

1, 3

1, 1

test

3

2

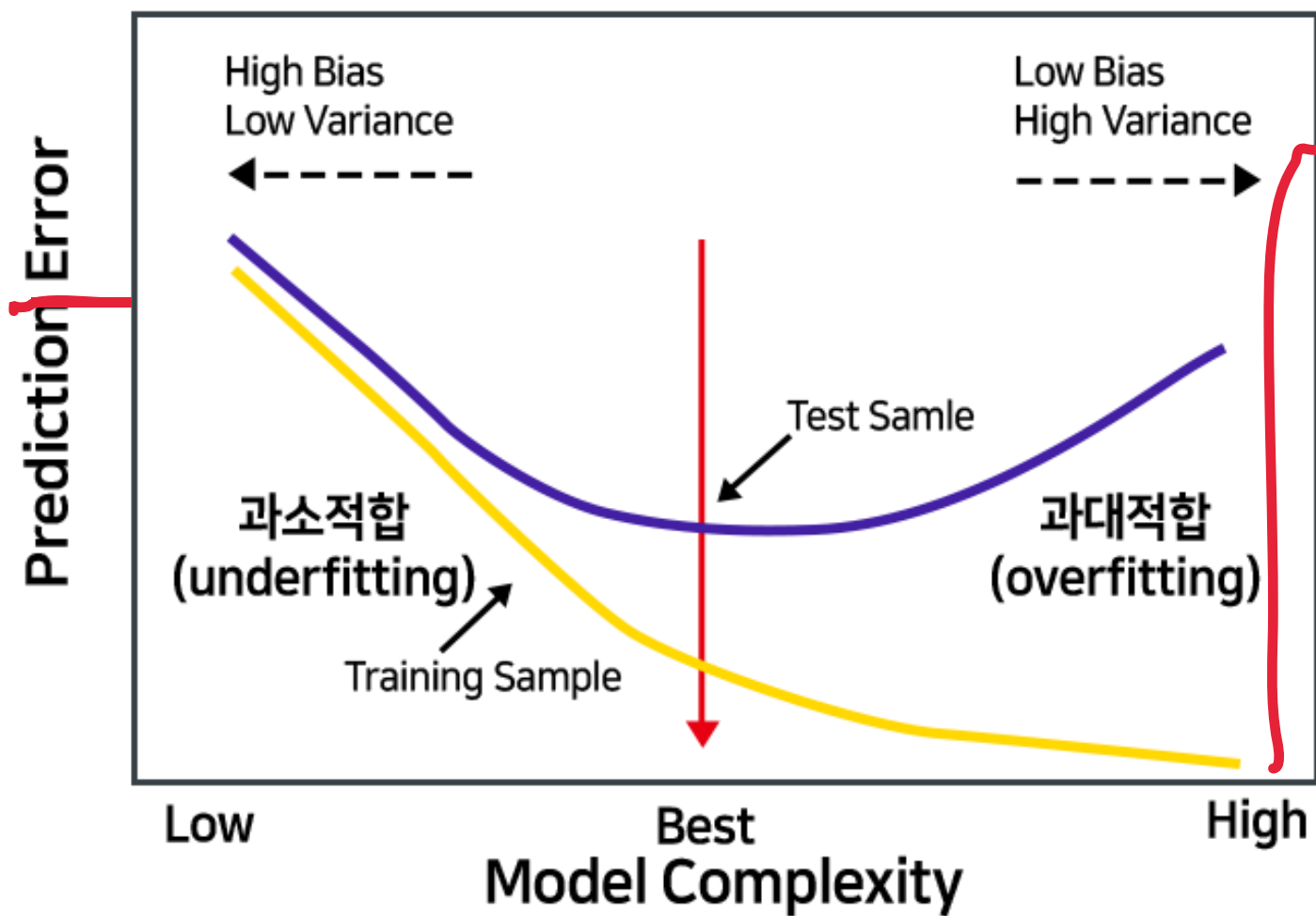
1

Test error > train error \Rightarrow 과적합

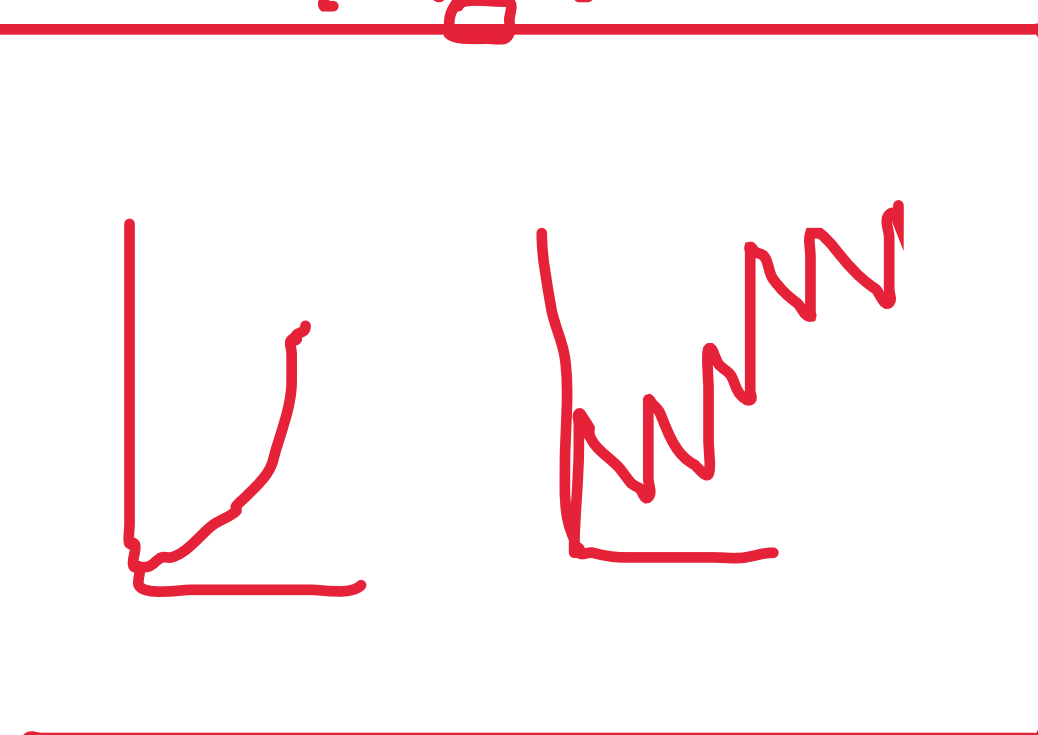
일반화 오차 및 편향-분산 트레이드 오프

편향-분산 트레이드 오프(Bias-Variance Trade off)

- 모델의 복잡한 정도에 따라 훈련 데이터와 평가 데이터의 예측오차는 일반적으로 다음과 같은 패턴을 보이게 됨.



편향 감소
분산 증가

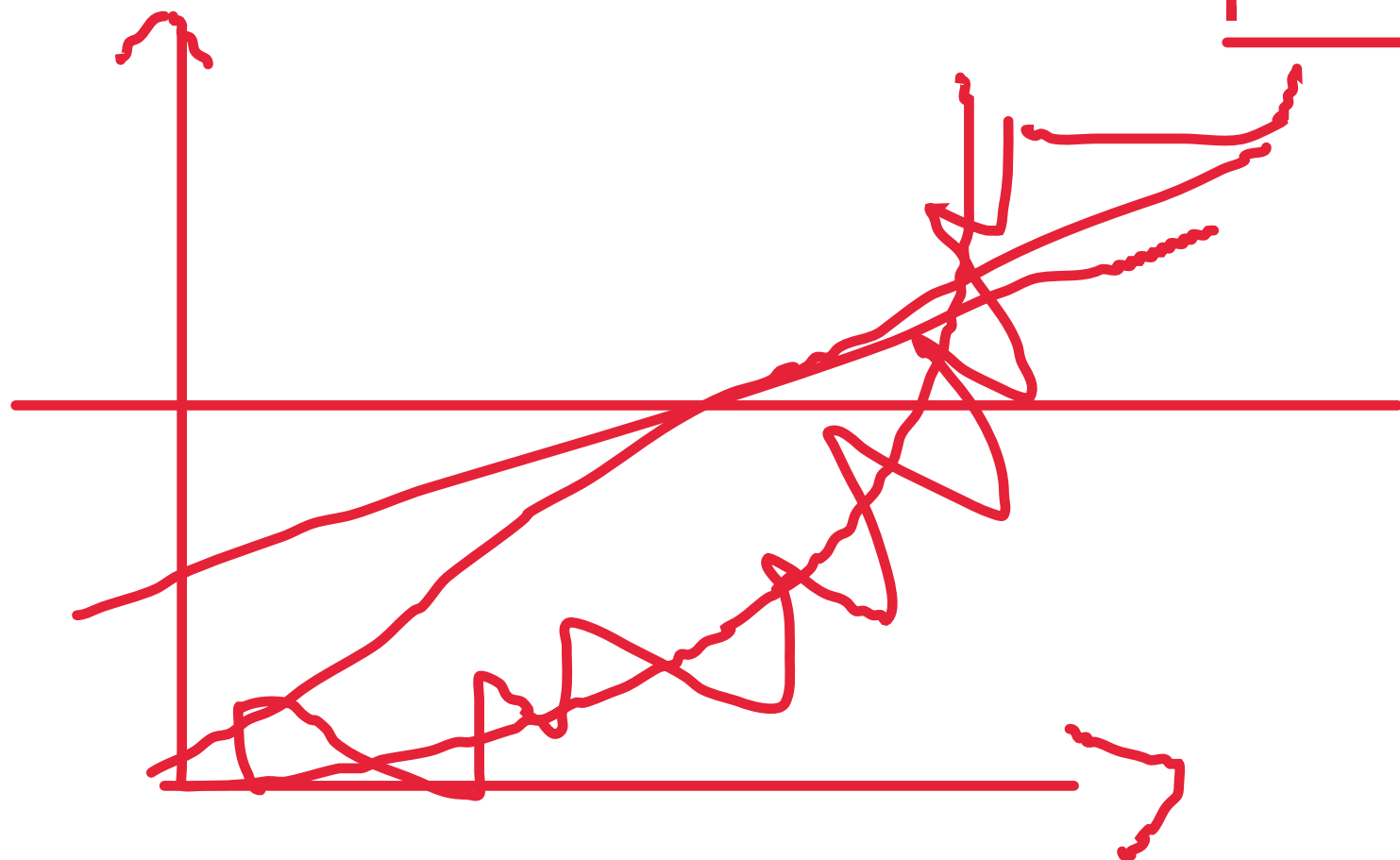


complexity \uparrow \rightarrow bias \downarrow

일반화 오차 및 편향-분산 트레이드 오프

과대적합을 막기 위한 방법

- 훈련 데이터를 많이 확보.
- 모델의 복잡도를 낮춤.
 - 특성 변수의 수를 줄이거나 차원 축소.
 - 파라미터에 규제(regularization)를 적용.



Bias - 정확도 낮게 함

복잡도가 높으면 bias 가 낮고
복잡도가 높으면 bias 가 높다.

머신러닝 모델의 평가지표



Key words

#RMSE #결정계수(R^2) #정오분류표
#정확도 #오분류율 #정밀도 #재현율
#ROC 곡선 #AUC

지도학습 모델의 평가 지표

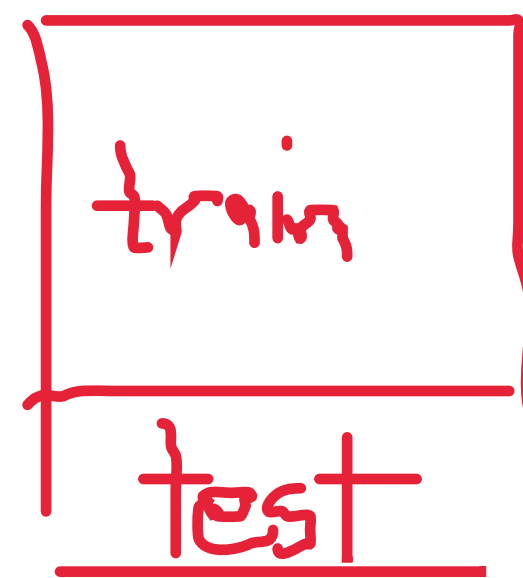
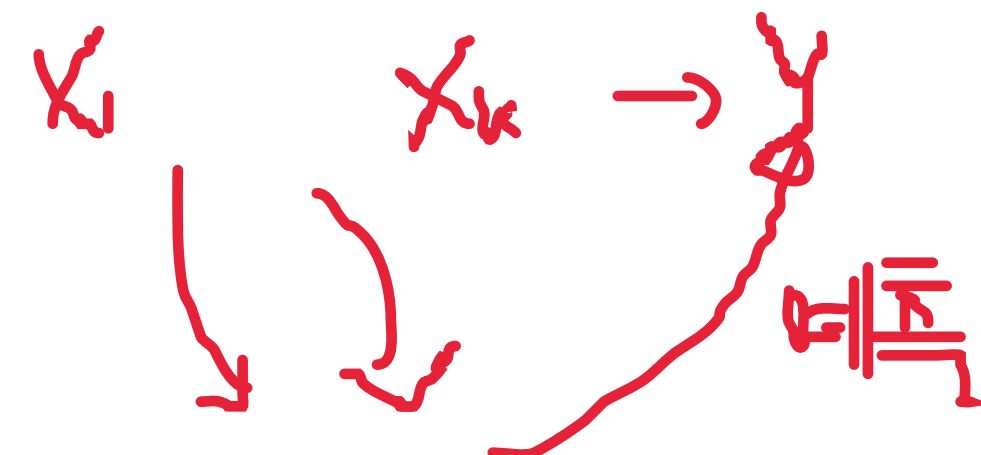
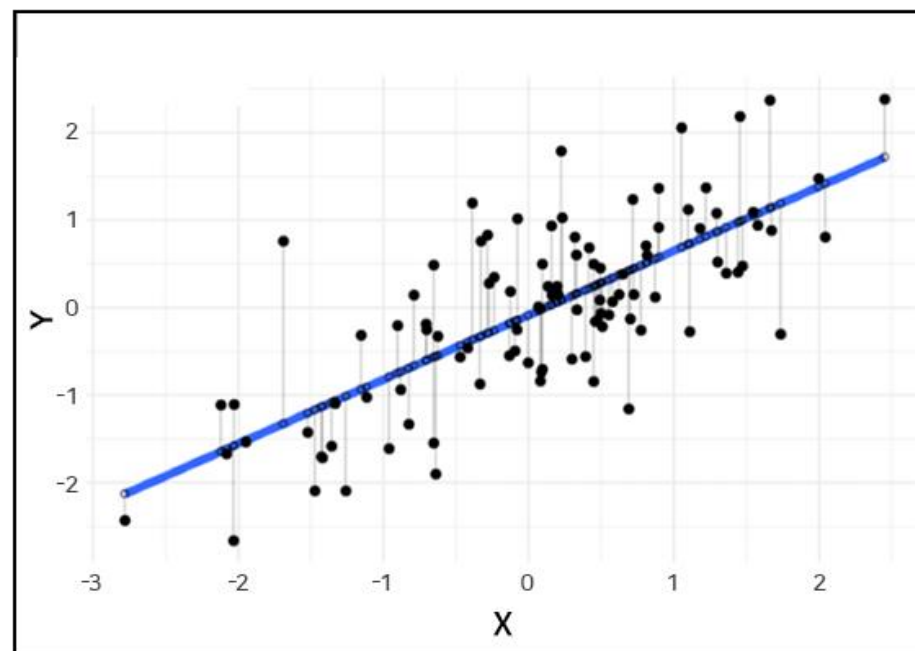
회귀(Regression) 모델의 평가 지표

- RMSE (Root mean square error)

$$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2} \rightarrow \text{+해치기}$$

- R-square (결정계수)

$$1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$$



$$y_i - \hat{y}_i = \text{오차}$$

평균

지도학습 모델의 평가지표

회귀(Regression) 모델의 평가 지표

- MAE (mean absolute error)

$$\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$$

절대값

1) 오차의 부호만 제거해서 이를 평균한 값.

2) MAE가 10이면 오차가 평균적으로 10 정도 발생한다고 이해.

± 10 / 위마래 평균

- MAPE (mean average percentage error)

$$100 \times \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \right)$$

1) 실제 값 대비 오차가 차지하는 비중이 평균적으로 얼마인지 확인.

오차의 평균 비중

지도학습 모델의 평가지표

분류(Classification) 모델의 평가 지표

- 정오분류표 (confusion matrix)

정오분류표		모형에 의한 예측	
		Negative	positive
실제 자료	Negative	A (TN, true negative)	B (FP, false positive)
	Positive	C (FN, false negative)	D (TP, true positive)

지도학습 모델의 평가지표

분류(Classification) 모델의 평가 지표

ID	X1	...	Xk	Y	P(Y=1) 예측값	Y예측값
1	0.5736		0.5	1	0.9960	1
2	0.9876		0.2	1	0.9875	1
3	0.4366		0.7	1	0.9845	1
4	0.8791		0.3	1	0.8893	1
5	0.8462		0.0	0	0.7628	1
6	0.2198		0.4	1	0.7070	1
7	0.2911		0.2	0	0.6808	1
89	0.1512		0.4	0	0.0480	0
90	0.9824		0.1	0	0.0383	0
91	0.6375		0.7	1	0.0249	0
92	0.4177		0.7	1	0.0218	0
93	0.0116		0.0	0	0.0161	0
94	0.5114		0.4	0	0.0036	0

분류기준값 : <u>0.5</u>		예측범주	
		0	1
실제 범주	0	40	12
	1	7	35

관심범주에 포함

지도학습 모델의 평가지표

분류(Classification) 모델의 평가 지표

- 정확도, 정분류율 (Accuracy)
- 전체 관찰치 중 정분류된 관찰치의 비중.

$$\frac{A + D}{A + B + C + D} = \frac{TN + TP}{TN + FP + FN + TP}$$

정확도만으로 부족.

		예측	
		Negative	positive
실제	Negative	A (TN)	B (FP)
	Positive	C (FN)	D (TP)

balance의 중요

지도학습 모델의 평가지표

I 분류(Classification) 모델의 평가 지표

■ 정밀도 (Precision)

- Positive 로 예측한 것 중에서 실제 범주도 Positive인 데이터의 비율.

$$\frac{D}{B + D} = \frac{TP}{FP + TP}$$

B!!

■ 재현율 (Recall)

- 실제 범주가 Positive인 것 중에서 Positive 로 예측된 데이터의 비율.

$$\frac{D}{C + D} = \frac{TP}{FN + TP}$$

대) 망진단

		예측	
		Negative	positive
실제	Negative	A (TN)	B (FP)
	Positive	C (FN)	D (TP)

지도학습 모델의 평가지표

분류(Classification) 모델의 평가 지표

ROC(Receiver operating characteristic) 도표

- 분류의 결정임계값(threshold)에 따라 달라지는 TPR(민감도, sensitivity)과 FPR(1-특이도, 1-specificity)의 조합을 도표로 나타냄.

1) TPR : True Positive Rate (=sensitivity(민감도))

1인 케이스에 대해 1로 잘 예측한 비율.

2) FPR : False Positive Rate (=1-specificity(특이도))

0인 케이스에 대해 1로 잘못 예측한 비율.

		예측	
		Negative	positive
실제	Negative	A (TN)	B (FP)
	Positive	C (FN)	D (TP)

지도학습 모델의 평가지표

분류(Classification) 모델의 평가 지표

- ROC(Receiver operating characteristic) 도표

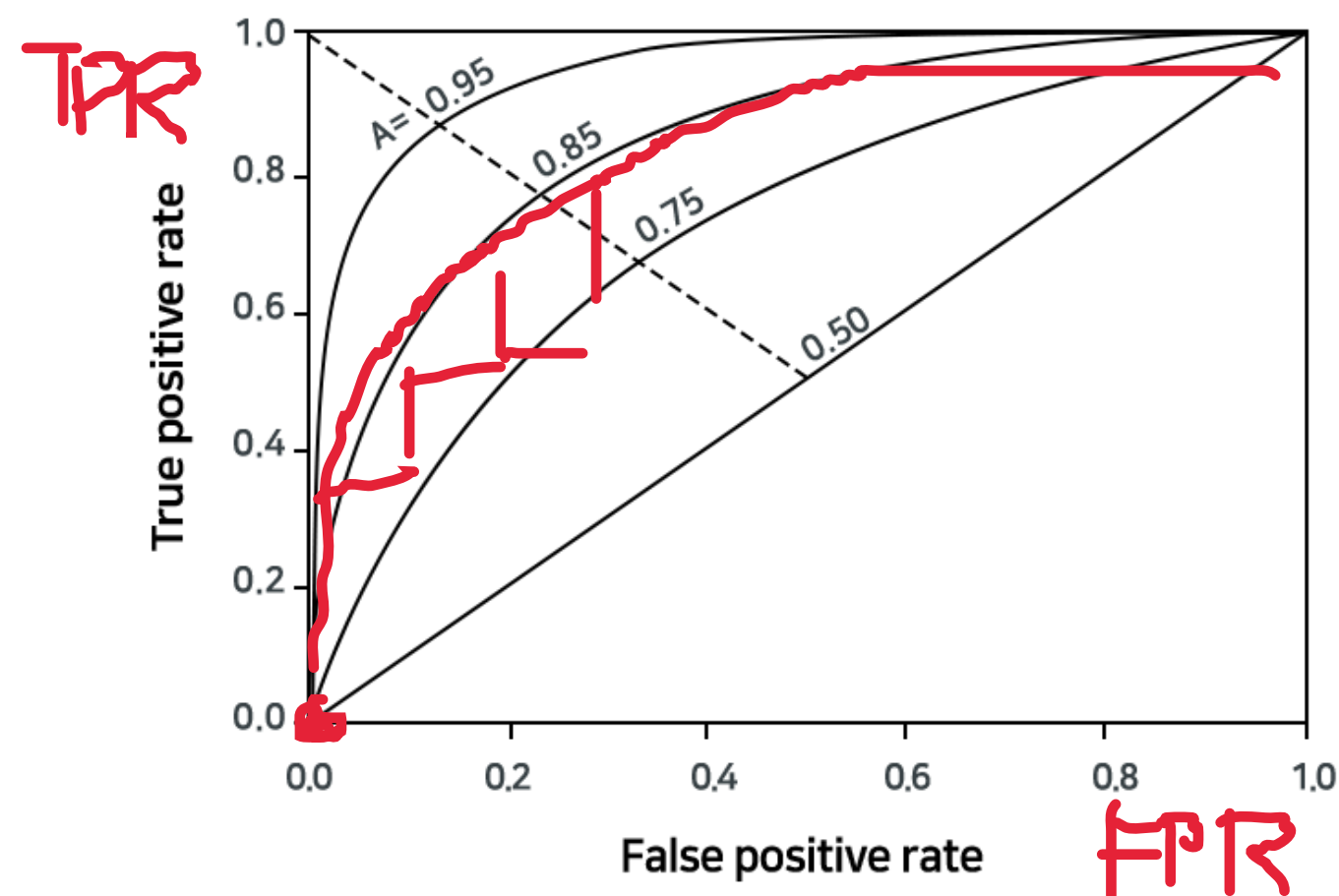
3) 임계값이 1이면 $FPR=0$, $TPR=0$

4) 임계값을 1에서 0으로 낮춰감에 따라 FPR 과 TPR 은 동시에 증가함.

5) FPR 이 증가하는 정도보다 TPR 이 빠르게 증가하면 이상적.

→ 왼쪽 위 꼭지점에 가까울수록 좋음.

신비롭 형상.



지도학습 모델의 평가지표

■ 분류(Classification) 모델의 평가 지표

- AUC (Area Under the Curve)

- ROC 곡선 아래의 면적.
- 가운데 대각선의 직선은 랜덤한 수준의 이진분류에 대응되며, 이 경우 AUC는 0.5임.
- 1에 가까울수록 좋은 수치. FPR이 작을 때 얼마나 큰 TPR을 얻는지에 따라 결정됨.

