Aichemist Session

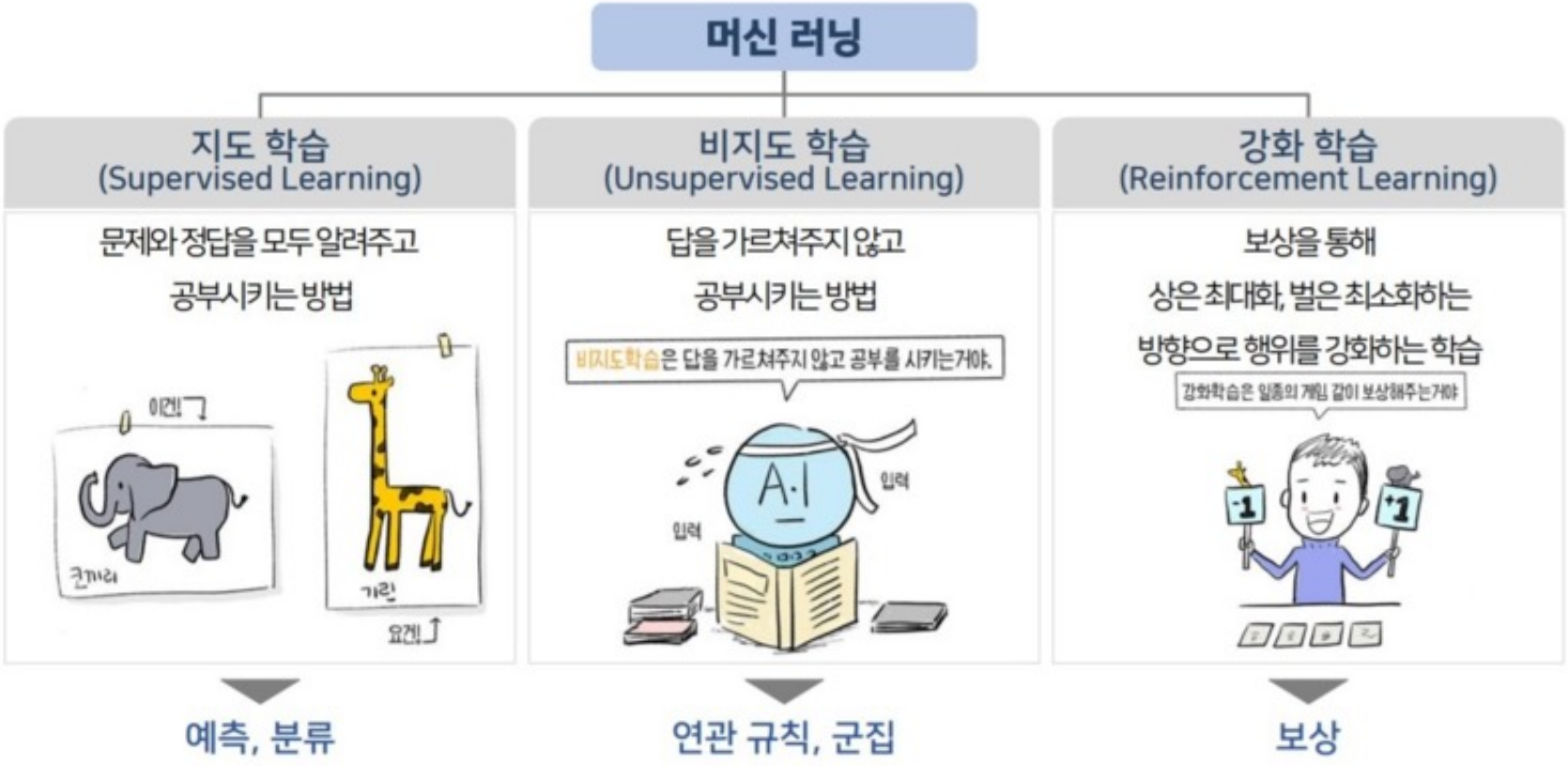
CHAP 01 파이썬 기반의 머신러닝과 생태계 이해

머신러닝의 분류

- 데이터를 기반으로 패턴을 학습하고 결과를 예측하는 알고리즘 기법

- 소프트웨어 코드만으로는 해결하기 어려운 복잡한 문제들에 활용
- 머신러닝은 문제를 관통하는 일정한 패턴을 찾기 어려운 경우에도, 데이터를 기반으로 숨겨진 패턴을 인지해 문제 해결

머신러닝의 개념


머신 러닝
지도 학습
(Supervised Learning)
문제와 정답을 모두 알려주고
공부시키는 방법
이건 코끼리
이건 기린
비지도 학습
(Unsupervised Learning)
답을 가르쳐주지 않고
공부시키는 방법
비지도학습은 답을 가르쳐주지 않고 공부를 시키는거야.
A.I
입력
입력
강화 학습
(Reinforcement Learning)
보상을 통해
상은 최대화, 벌은 최소화하는
방향으로 행위를 강화하는 학습
강화학습은 일종의 게임 같이 보상해주는거야
예측, 분류
연관 규칙, 군집
보상

지도학습 vs 비지도학습

1. 지도학습 : 레이블 데이터를 활용한 학습

- 분류
- 회귀
- 추천 시스템
- 시각/음성 감지/인지
- 텍스트 분석, NLP

2. 비지도학습 : 입력 데이터를 비슷한 특징끼리 모아 새로운 데이터에 대한 결과 예측

- 클러스터링
- 차원 축소

+) 강화학습 : 데이터 없이 그냥 해보면서 그에 따른 보상을 받으며 학습하는 것

데이터 전쟁

“garbage in, garbage out"

머신러닝 알고리즘도 중요하지만, 좋은 데이터가 있어야 좋은 결과도 나오는 것.

최적의 머신러닝 알고리즘을 구축하는 능력도 중요하지만,

데이터를 이해하고 효율적으로 가공, 처리, 추출해

최적의 데이터를 기반으로 알고리즘을 구동할 수 있도록 준비하는 능력이 더 중요할 수도 있다.

넘파이

- 파이썬에서 선형대수 기반의 프로그램을 쉽게 만들 수 있도록 지원하는 대표적인 패키지
- 넘파이 모듈 불러오기

  import numpy as np

- 알고리즘의 입력 데이터와 출력 데이터를 넘파이 배열 타입으로 사용하므로

  넘파이를 이해하는 것은 파이썬 기반의 머신러닝에서 매우 중요!

판다스

기본 이해

- Pandas 핵심 개체 : DataFrame
- Series와 DataFrame
- Series : 칼럼이 하나뿐인 데이터 구조체
- DataFrame: 칼럼이 여러 개인 데이터 구조체 (여러 개의 Series)

*numpy&pandas에 관한 자세한 사항은 백과사전 pdf를 참고 !

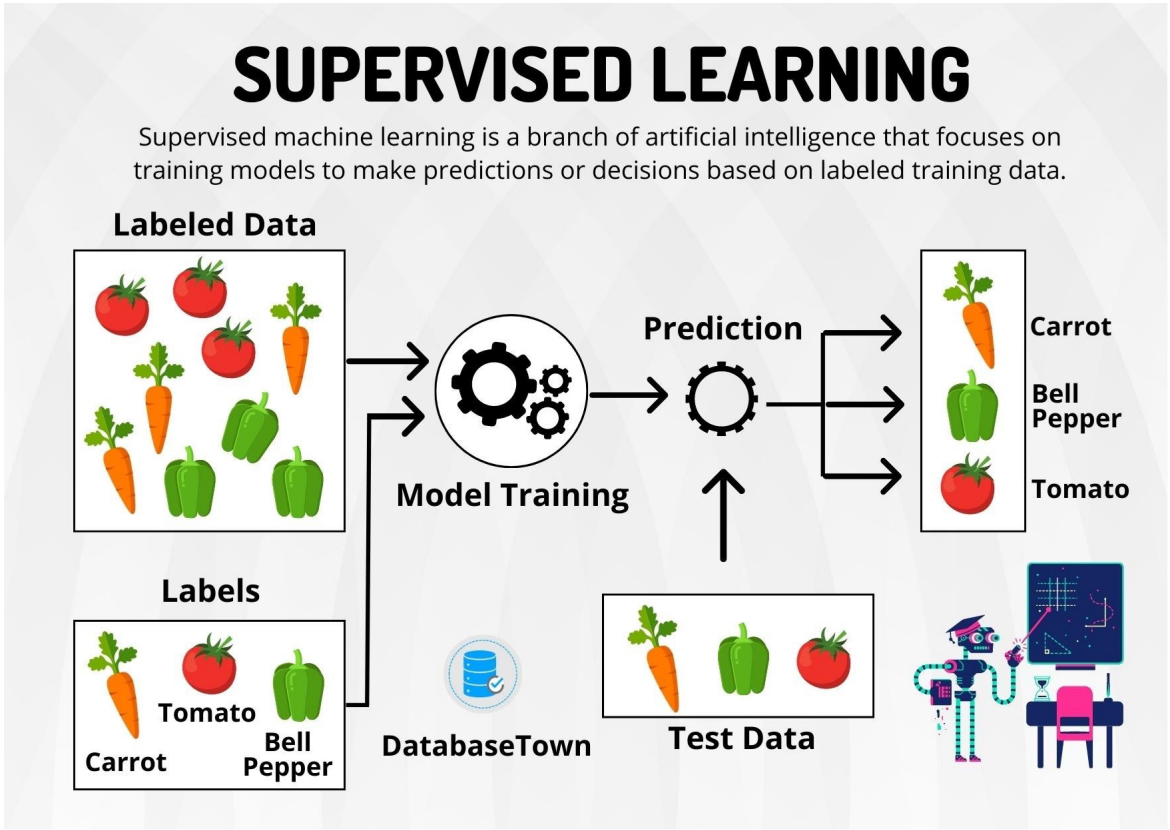
Aichemist Session

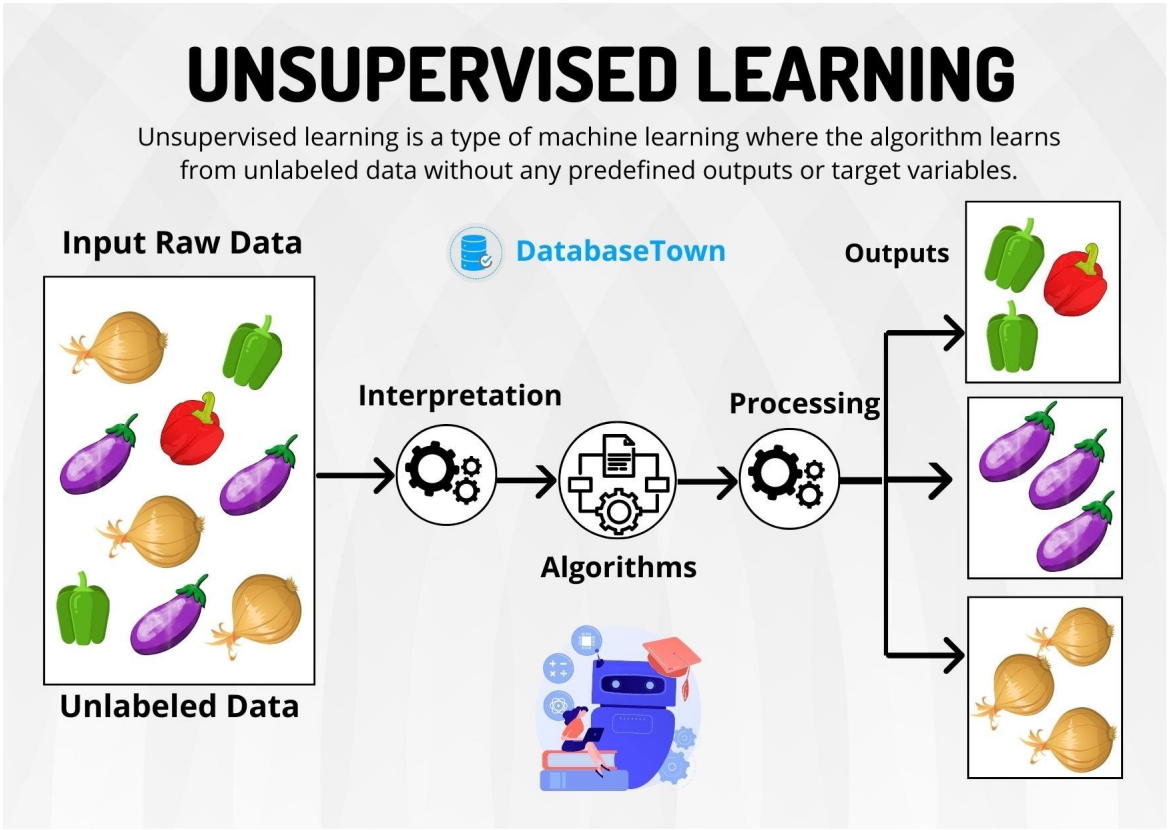
CHAP 02 사이킷런으로 시작하는 머신러닝

CONTENTS

사이킷런으로 시작하는 머신러닝

1. 지도학습 vs 비지도 학습





02.

첫 번째 머신러닝 만들어보기 – 붓꽃 품종 예측

머신러닝 프로세스

1. 데이터 세트 분리: train_test_split()
2. 모델 학습 : fit()
3. 예측 수행 : predict()
4. 평가 : accuracy_score()

*예측 성능 평가를 위한 별도 데이터

1. 데이터를 학습용 데이터 와 테스트용 데이터 로 분리
2. 학습 데이터 기반으로 ML 알고리즘 적용해 모델 학습
3. 학습된 ML 모델을 이용해 테스트 데이터 예측
4. 예측 결과값과 테스트 데이터의 실제 결과값 비교해 모델 성능 평가

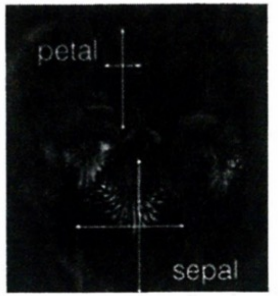
붓꽃 데이터 세트 기반의 머신러닝 분류 예측 수행 프로세스

학습 데이터

번호	꽃받침 길이	꽃받침 너비	꽃잎 길이	꽃잎 너비	Iris 꽃 종류
1	5.1	3.5	1.4	0.2	Setosa
2	4.9	3.0	1.4	0.2	Setosa
.....					.....
5.0	6.4	3.5	4.5	1.2	Versicolor
.....					.....
150	5.9	3.0	5.0	1.8	Virginica

학습 데이터로 모델 학습

모델학습



학습 모델 통해 테스트 데이터의 레이블 값 예측

예측된 레이블 값과 실제 레이블 값 예측 정확도 평가

테스트 데이터

번호	꽃받침 길이	꽃받침 너비	꽃잎 길이	꽃잎 너비	Iris 꽃 종류는?
1	5.1	3.5	1.4	0.2	?
2	4.9	3.0	1.4	0.2	Setosa
.....					.....

학습된 모델로 테스트 데이터 예측

평가

〈붓꽃 데이터 세트 기반의 ML 분류 예측 수행 프로세스〉

03.

사이킷런의 기반 프레임워크 익히기

Estimator 이해 및 fit( ), predict( ) 메서드

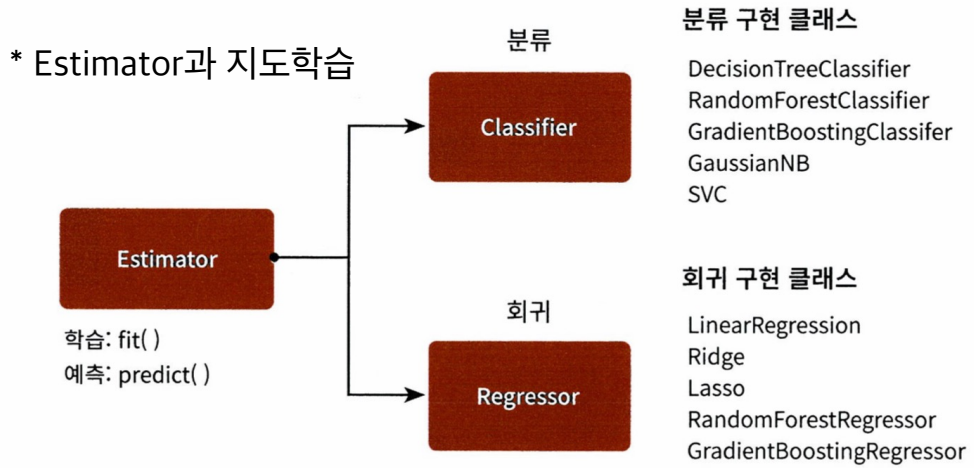
Estimator

- 데이터셋을 기반으로 머신러닝 결과를 예측하는 class 객체
- 지도학습의 모든 알고리즘을 구현한 클래스

1) 지도학습

- 분류(Classification)과 회귀(Regression)로 구성 -> Estimator 클래스
- 모델 학습을 위한 fit( )과 모델 예측을 위한 predict( ) 도 Estimator 내부에서 구현
- 평가 함수, 하이퍼 파라미터 튜닝 클래스의 경우 Estimator 를 인자로 받아 Estimator 내의 학습, 예측 함수를 호출해 진행

Estimator 이해 및 fit( ), predict( ) 메서드



2) 비지도학습

- 차원 축소, 클러스터링, 피처 추출(Feature Extraction) 등의 클래스
- fit( )과 transform( ) 내부 구현 (하나로 결합한 fit_transform( ) 제공)
  - fit(): 입력 데이터의 형태에 맞춰 데이터를 변환하기 위한 사전 구조 맞춤
  - transform(): 이후 입력 데이터의 차원 변환, 클러스터링 등 실제 작업 수행

사이킷런의 주요 모듈

- 피처 처리

Sklearn.preprocessing	데이터 전처리에 필요한 기능
Sklearn.feature_selection	알고리즘에 큰 영향을 미치는 feature를 우선순위대로 셀렉션 작업 수행
Sklearn.feature_extraction	텍스트 데이터와 이미지 데이터의 벡터화된 feature 추출

사이킷런의 주요 모듈

- 피처 처리 & 차원 축소

Sklearn.decomposition	차원 축소 관련된 알고리즘	PCA, NMF, Truncated SVD

- 데이터 분리, 검증 & 파라미터 튜닝

Sklearn.model_selection	교차 검증을 위한 학습/테스트 분리, 최적 파라미터 추출	Train_test_split, GridSearchCV

사이킷런의 주요 모듈

- 평가

Sklearn.metrics	성능 측정 방법 제공	Accuracy, Precision, Recall, ROC-AUC, RMSE 등

사이킷런의 주요 모듈

- ML 알고리즘

Sklearn.ensemble	앙상블 알고리즘 제공	RandomForest, Adaboost, Gradient boosting 등
Sklearn.linear_model	회귀 알고리즘 제공	선형회귀, 릿지, 라쏘, 로지스틱 등
Sklearn.naïve_bayes	나이브 베이즈 알고리즘 제공	가우시안 NB, 다항분포 NB 등

사이킷런의 주요 모듈

- ML 알고리즘

Sklearn.neighbors	최근접 이웃 알고리즘 제공	KNN
Sklearn.svm	서포트 벡터 머신 알고리즘 제공	
Sklearn.tree	의사 결정 트리 알고리즘 제공	Decision tree 등
Sklearn.cluster	비지도 클러스터링 알고리즘 제공	K-평균, 계층형, DBSCAN

04.

Model Selection 모듈 소개

학습/테스트 데이터 세트 분리

1. train_test_split( )

   from sklearn.model_selection import train_test_split

   - 학습/테스트 데이터 세트 분리
   - 반환값: train_X, test_X, train_y, test_y 튜플 형태
   - 주요 파라미터

     test_size , test_size

     Shuffle

     Random_state

교차 검증

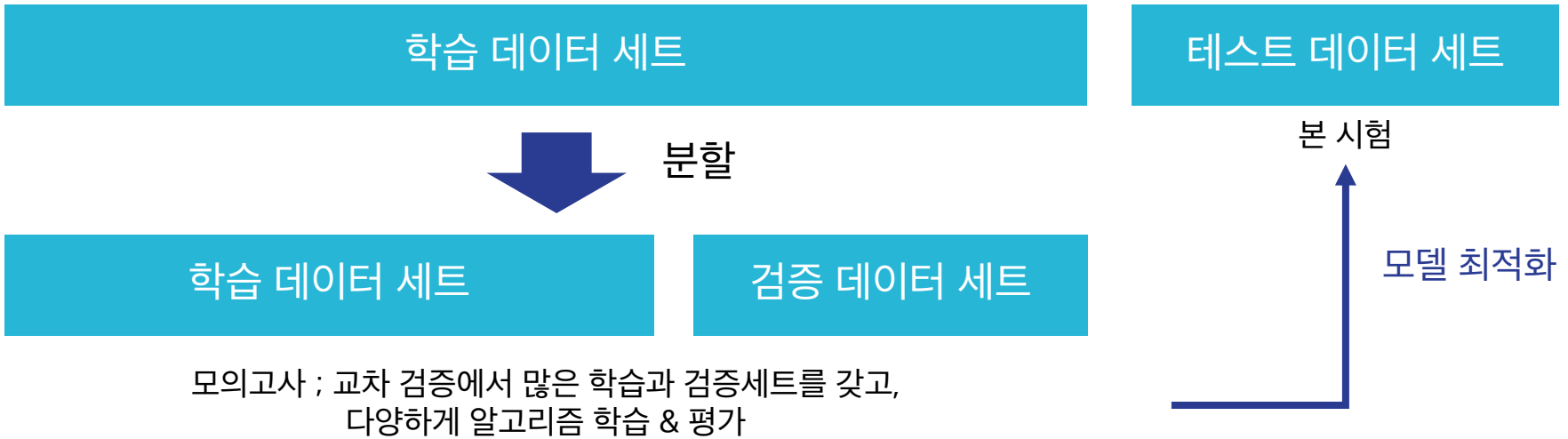
- 과적합 방지

* 모델이 **학습 데이터에만 과도하게 최적화**되어,
실제 예측을 다른 데이터로 수행하면 성능이 떨어지는 현상

- 데이터 편중을 막기 위해 별도의 여러 세트로 구성된 학습/테스트 세트에서 학습과 평가 수행

**쉽게 말해, 모의고사를 여러 번 보고, 본 시험을 보는 것 !*

각 세트(=모의고사)의 결과를 기반으로 하이퍼 파라미터 튜닝 등의 모델 최적화 진행

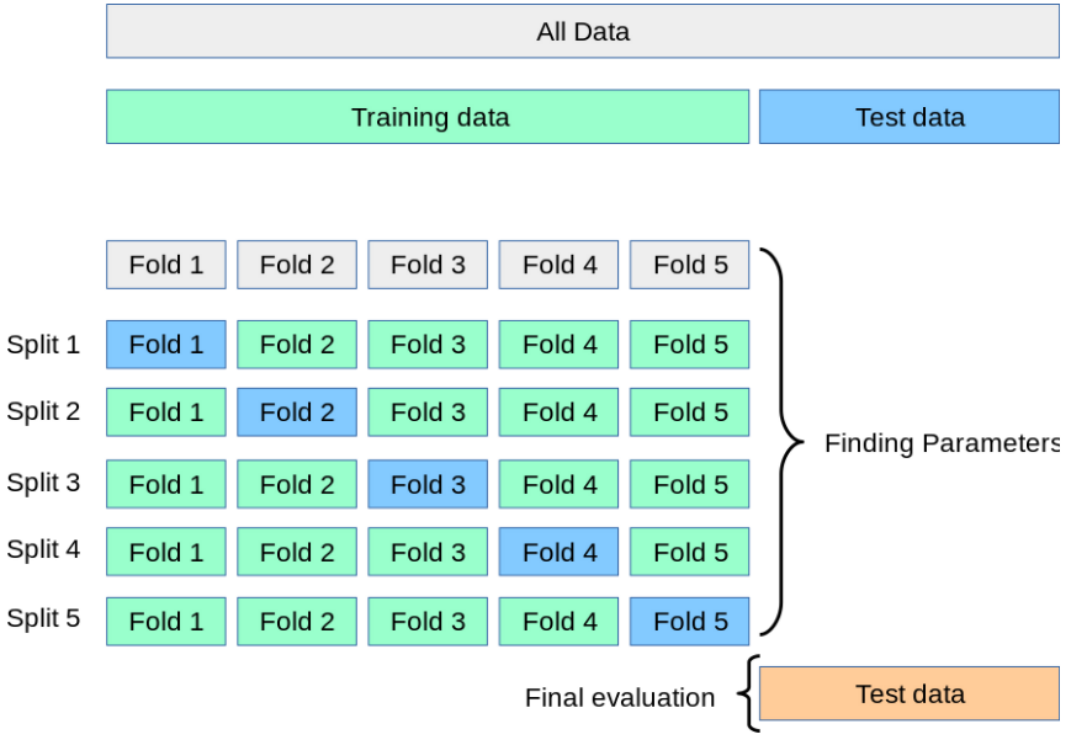


K 폴드 교차 검증

- K개의 데이터 폴드 세트를 만들어 k번 만큼 각 폴드 세트에 학습과 검증 평가를 반복적으로 수행
- 가장 보편적인 교차 검증 기법
  - From sklearn.model_selection import Kfold
- n_splits 파라미터를 이용해 데이터 세트를 지정
  - kf = KFold(n_splits = 5)

    5개의 폴드 세트로 분리하는 kf 객체 생성
  - kf.split(ar)

    폴드별 학습&검증용 테스트의 인덱스를 array 형태로 반환



Stratified K 폴드

* 특정 값이 많거나 적어, 값의 분포가 치우치고 왜곡된 것

- 불균형한 분포도를 가진 Y 데이터 집합을 위한 k 폴드 방식

* 가질 수 있는 값이 정수이며, 연속되지 않고 뚝뚝 끊어진 값

- 이산값 형태의 레이블(Y)을 가진 데이터 한해 적용 - 분류, 로지스틱 회귀 등

  - From sklearn.model_selection import StratifiedkFold

- 원본 데이터의 Y 분포를 먼저 고려한 뒤 이 분포와 동일하게 학습/검증 데이터 분배

  - Skfold = StrtifiedKFold(n_splits=3)

Stratified K 폴드

Stratified K 폴드 교차 검증 과정

1. 폴드 세트 설정

2. for 루프에서 반복적으로 학습/검증용 인덱스 추출

3. 반복적으로 학습&예측 수행해 예측 성능 반환

How to make it simpler ?

cross_val_score( )

- 교차 검증 과정을 한꺼번에 수행해주는 API
  - From sklearn.model_selection import cross_val_score, cross_validate

- 배열 형태의 지정된 성능 지표 측정값 반환
- 주요 파라미터
  - Estimator: Classifer 또는 Regressor
  - X: 피처 데이터 세트 (X에 해당하는 데이터)
  - y: 레이블 데이터 세트 (target 값)
  - scoring: 예측 성능 평가 지표
  - cv: 교차 검증 폴드 수 (default : 5)

cross_validate( )

- cross_val_score() 과 유사하지만, 여러 개의 평가 지표 반환 가능
  - + 학습 데이터 성능 평가 지표와 수행시간도 함께 제공
  - From sklearn.model_selection import cross_val_score, cross_validate
- dict 형태의 각 폴드별 test_score, fit_time 등 반환
- 주요 파라미터
  - Estimator: Classifer 또는 Regressor
  - X: 피처 데이터 세트(X에 해당하는 데이터)
  - y: 레이블 데이터 세트 (target 값)
  - Scoring: 예측 성능 평가 지표 - [‘accuracy’, ‘roc-auc’]처럼 리스트 형으로 여러 개 지정 가능
  - Cv: 교차 검증 폴드 수 (default : 3)
  - Return_train_score: 훈련 폴드에 대한 점수(train_score)와 score_time(default: True)

GridSearchCV - 교차검증과 최적 하이퍼 파라미터 튜닝을 한 번에

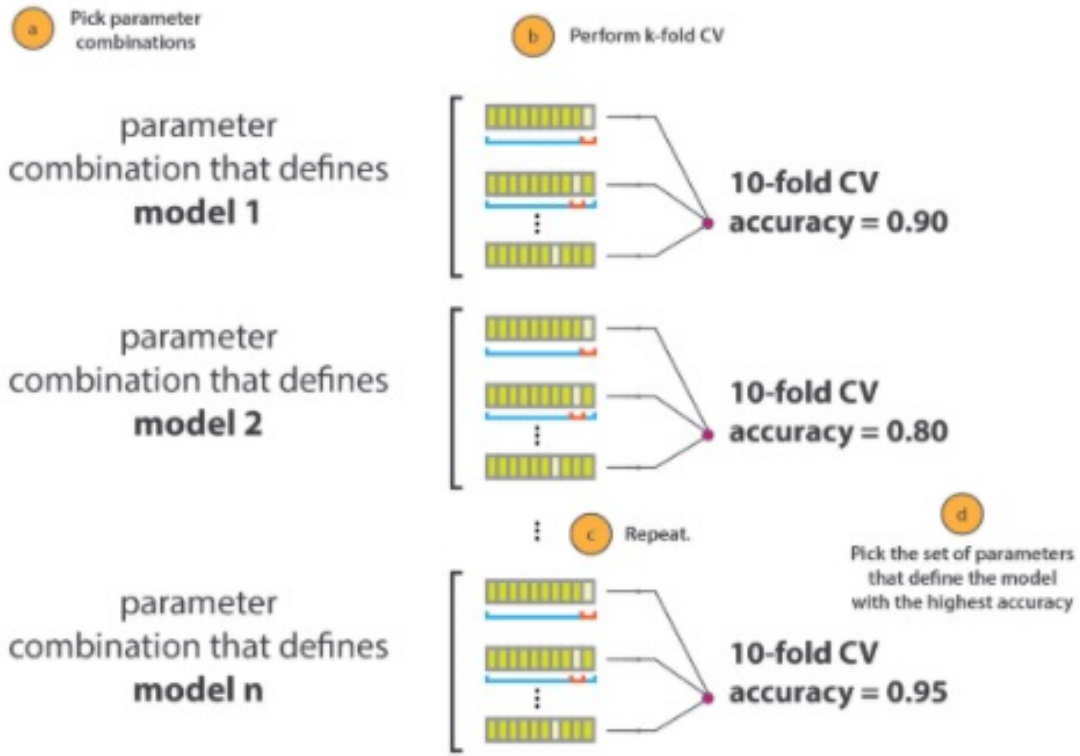
1. 기본 정보

- 교차 검증을 기반으로 하이퍼 파라미터의 최적 값을 찾는 api
- 하이퍼 파라미터를 순차적으로 변경하며 최고 성능 파라미터 조합을 찾아준다
- 주요 파라미터
  - Estimator: Classifer 또는 Regressor, pipeline
  - param_grid: (dict 형태) estimator 튜닝을 위해 파라미터명과 여러 파라미터 값들 지정
  - scoring: 예측 성능 평가 지표
  - cv: 교차 검증을 위해 분할되는 학습/테스트 세트의 개수
  - refit : 가장 최적의 하이퍼 파라미터를 찾은 뒤 estimator 객체에 재학습 (default: True)

GridSearchCV - 교차검증과 최적 하이퍼 파라미터 튜닝을 한 번에

2. 과정

1. 파라미터 조합들 중 하나를 선택해 모델 생성
2. 입력받은 cv 만큼 교차검증해 성능 평가
3. 모든 파라미터 조합들에 대해 이 과정을 반복
4. 가장 성능이 좋은 파라미터 조합을 채택



GridSearchCV - 교차검증과 최적 하이퍼 파라미터 튜닝을 한 번에

3. attributes

cv_results_	(dict 형태) 파라미터별 score	grid.cv_results_
best_estimators_	(estimator) 파라미터가 최적화된 모델	grid.best_estimators_
best_score	(float) 가장 좋은 모델의 성능 평균값	grid.best_score_
best_params_	(dict) 최적의 파라미터	grid.best_params_

05.

데이터 전처리

결손값 (Null 값) 처리

1. 피처들 중 Null 값이 적은 경우

   해당 피처의 평균값 등으로 대체

   이때 피처의 중요도에 따라 대체값 선정에 유의 **중요한 피처를 냅다 평균으로 대체해버리면, 예측 결과가 왜곡됨 !*

2. 피처들 중 Null 값 많은 경우

   해당 피처를 드랍 하는 게 일반적

데이터 인코딩

1. Label Encoding

- 문자열 값을 숫자형 카테고리 값으로 변환
  - From sklearn.preprocessing import LabelEncoder
- 일괄적 숫자값으로 변환되면서 특정 알고리즘에서는 예측 성능 저하 문제 발생

  * 선형 회귀 등

- 숫자의 **크고 작음에 대한 특성**이 작용되기 때문.

  왼쪽 예시의 1, 2, 3은 단순한 **"카테고리 값"**이지
  1이 작은, 3은 큰 중요도를 가지는 것은 아님. 즉, 숫자 그 자체의 의미가 아니다 !

- 트리 계열의 ML 알고리즘에서 사용 추천

  * 선형 회귀 등과는 다르게 숫자의 특성을 반영하지 않는 머신러닝 알고리즘이기 때문.

데이터 인코딩

2. One-hot Encoding

- 일괄적 숫자 형태로만 변환하는 레이블 인코딩의 문제점을 해결한 인코딩 방식
- 행 형태의 피처 고유 값을 열 형태로 차원 변환
  - from sklearn.preprocessing import OneHotEncoder
- 고유 값에 해당하는 칼럼에만 1, 나머지는 0 표시

color
red
green
blue
red

one-hot encoding →

color_red	color_green	color_blue
1	0	0
0	1	0
0	0	1
1	0	0

각각 어떤 인코딩 방식을 적용한걸까?

ID	과일
1	사과
2	바나나
3	체리

원-핫 인코딩

* 고유 값에 해당하는 칼럼에만 1

ID	사과	바나나	체리
1	1	0	0
2	0	1	0
3	0	0	1

레이블 인코딩

* 일괄 숫자 카테고리형으로 변환

ID	과일
1	0
2	1
3	2

데이터 인코딩

사이킷런의 인코더는 문자를 숫자형으로 변환 후, 인코딩

get_dummies()

- 원 핫 인코딩을 더 쉽게 해주는 판다스 API
- 사이킷런과 달리 숫자형 변환 필요없이 바로 인코딩 가능
- 데이터 프레임을 인수로 받음

피처 스케일링

1. 표준화

- 각 피처 값을 가우시안 정규분포 (평균=0, 분산 =1)를 가진 값으로 변환
- 일부 ML 알고리즘이 데이터를 가우시안 분포 형태로 가정하고 구현했기 때문에 표준화를 거치는 것이 예측 성능 향상에 도움이 된다.

2. 정규화

- 서로 다른 피처의 크기를 0과 1 사이 값으로 통일 (음수가 있을 경우 -1과 1 사이)
- 피처들의 크기를 통일하기 위해 크기를 변환. 동일한 크기단위 로 비교하기 위함

* 키가 140이고 몸무게가 80일 때, 140>80이라고 해서 몸무게가 적고, 키가 큰 것이 아님.
두 값을 비교하기 위해선 크기를 맞추어야 함.

피처 스케일링

1. StandardScaler

- 표준화 지원 클래스
- 특히 SVM, 선형 회귀 , 로지스틱 회귀 전 표준화 적용

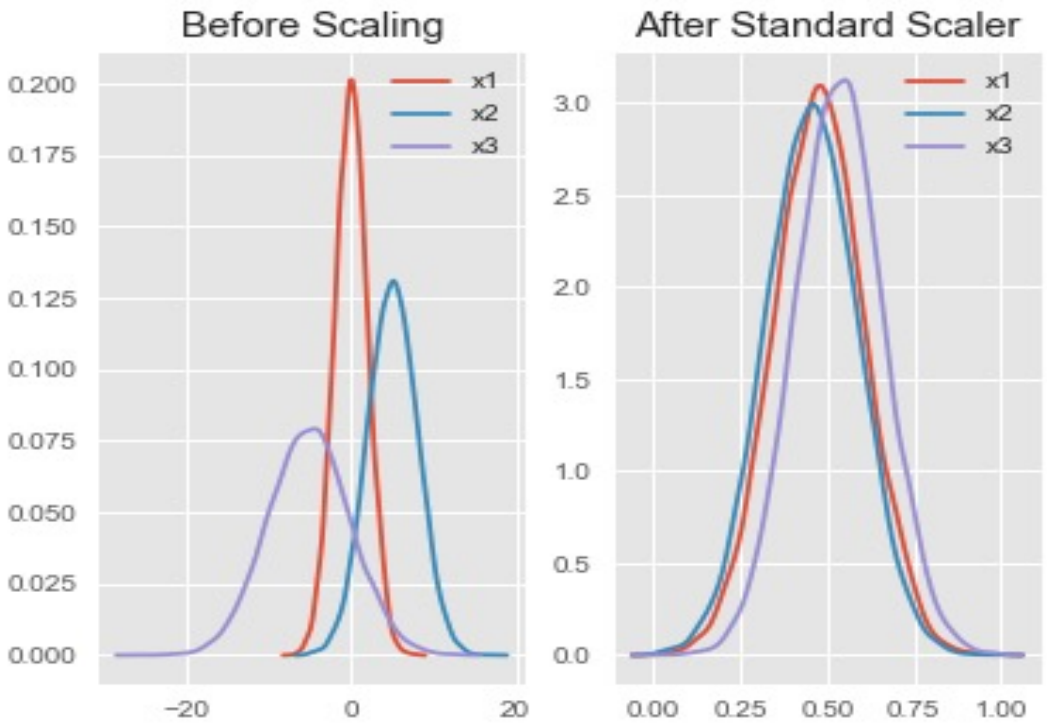
  위의 모델들은 데이터를 가우시안 분포 형태로 가정하고 구현했기 때문에, 사전 표준화가 예측 성능을 향상시킴

2. MinMaxScaler 이용

- 데이터값을 0과 1 사이의 범위로 변환 (음수 존재 시, -1~1)
- 데이터 분포가 가우시안 분포가 아닐 경우 적용해볼 수 있음

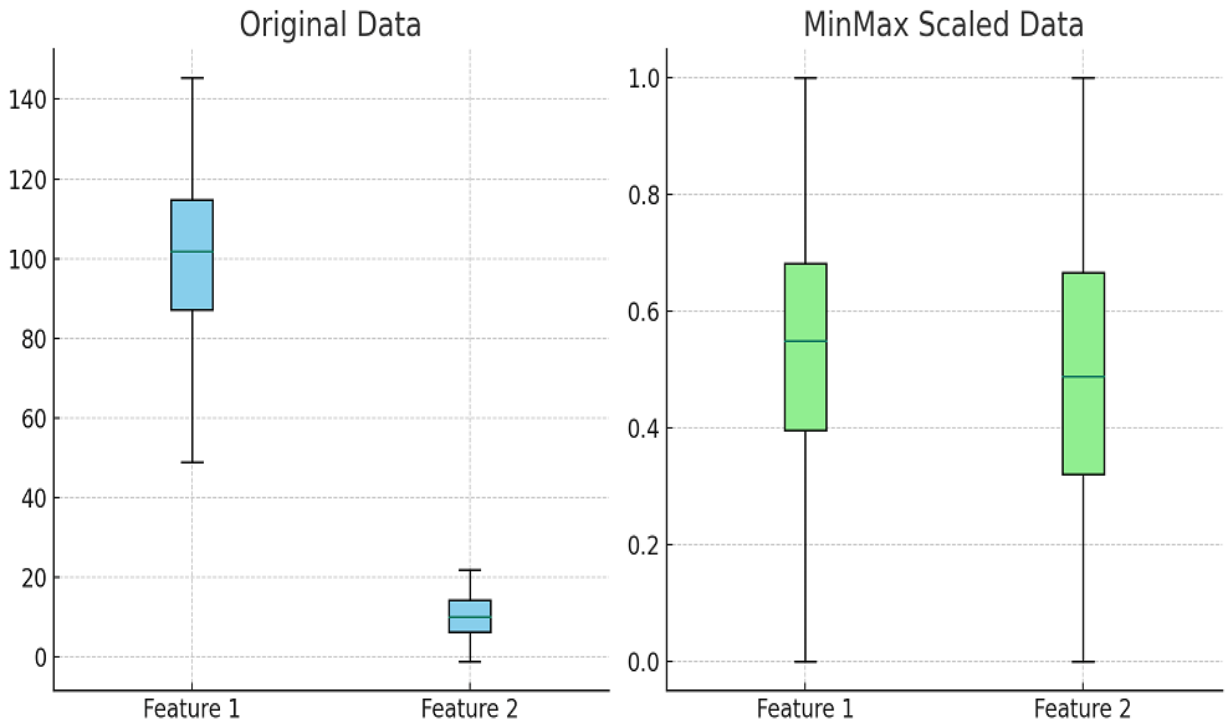
$$x_{scaled} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}$$

피처 스케일링



StandardScaler

표준 정규 분포 형태로 스케일링



MinMaxScaler

피처 크기가 0 ~ 1 사이로 맞춰짐

학습&테스트 데이터의 스케일링 변환 시 유의점

- 데이터 스케일링 시 사용하는 메서드
  - fit() : 데이터 변환을 위한 최대 최솟값 등의 기준 정보 설정을 적용
  - transform() : 설정된 정보로 데이터를 변환
  - fit_transform() : 한 번에 적용

이 때, 학습 데이터와 테스트 데이터 각각에 fit()을 적용한다면, 오류가 발생한다.

가령, 두 데이터 집단이 **각각의 fit()에 따른 서로 다른 기준 정보**를 가져서, 스케일링의 기준이 달라지므로,

학습 데이터에서는 10이 1로, 테스트 데이터에서는 5가 1로 스케일링 되는 등의 오류 발생 !

```
# MinMaxScaler() Scaler객체 생성.
scaler = MinMaxScaler()
# 학습 데이터에 대해서 fit(), transform() 수행.
scaler.fit(X_train)
scaled_X_train = scaler.transform(X_train)

# 테스트 데이터에서는 다시 fit()이나 fit_transform()을 수행하지 않고 transform만 수행.
scaled_X_test = scaler.transform(X_test)
```

* 애초에 학습과 테스트로 데이터를 분리하기 전,
전체 데이터 세트에 스케일링을 적용하는 것이 더욱 바람직하다

머신러닝 데이터 분석 프로세스 정리

0. 문제 정의 및 데이터 수집

1. 데이터 탐색

   데이터가 어떻게 생겼는지, 어떤 특성을 가졌는지, 그래서 어떤 모델을 쓸 지 고민하는 과정

2. 데이터 전처리

   Null 값 처리, scaling, 인코딩 등 => sklearn.preprocessing 모듈

3. 데이터 세트 분리

   => train_test_split()

4. 모델 학습 (학습 데이터 이용)

   데이터 특성별 모델 선택

   교차 검증 => sklearn.model_selection 모듈

5. 모델 성능 평가 (테스트 데이터 이용)

   평가 및 최적화 => sklearn.model_selection 모듈

수고하셨습니다