



# 데이터 과학 기반의 파이썬 빅데이터 분석

## Chapter 11 분류 분석

# 목차

01 [로지스틱 회귀 분석] 특징 데이터로 유방암 진단하기

02 [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

# 학습목표

- 로지스틱 회귀의 이진 분류를 이해한다.
- 로지스틱 회귀 분석을 이용하여 질병 진단을 할 수 있다.
- 결정 트리의 다중 분류를 이해한다.
- 결정 트리 분석을 이용하여 움직임을 분류할 수 있다.

# 01. [로지스틱 회귀 분석] 특징 데이터로 유방암 진단하기

## ■ 분석 미리보기

특징 데이터로 유방암 진단하기	
목표	로지스틱 회귀 분석을 이용해 유방암에 영향을 미치는 특징 데이터를 분석하고 유방암 여부를 진단하는 예측 모델을 생성한다.
핵심 개념	로지스틱 회귀, 시그모이드 함수, 성능 평가 지표, 오차 행렬, 정밀도, 재현율, F1 스코어, ROC 기반 AUC 스코어
데이터 준비	유방암 진단 데이터: 사이킷런 내장 데이터셋
데이터 탐색	1. 사이킷런 데이터셋에서 제공하는 설명 확인: <code>b_cancer.DESCR</code> 2. 사이킷런 데이터셋에 지정된 X 피처와 타겟 피처 결합 3. 로지스틱 회귀 분석을 위해 X 피처 값을 정규 분포 형태로 스케일링: <code>b_cancer_scaled = scaler.fit_transform(b_cancer.data)</code>
분석 모델 구축	사이킷런의 로지스틱 회귀 모델 구축
결과 분석	성능 평가 지표 계산: <code>confusion_matrix</code> , <code>accuracy_score</code> , <code>precision_score</code> , <code>recall_score</code> , <code>f1_score</code> , <code>roc_auc_score</code>

# 01. [로지스틱 회귀 분석] 특징 데이터로 유방암 진단하기

## 1 목표 설정

- 목표: 유방암 특징을 측정한 데이터에 로지스틱 회귀 분석을 수행하여 유방암 발생을 예측

## 2 핵심 개념 이해

### ■ 로지스틱 회귀

- 분류에 사용하는 기법으로 선형 회귀와 달리 S자 함수를 사용하여 참(True, 1)과 거짓(False, 0)을 분류

### ■ 시그모이드 함수

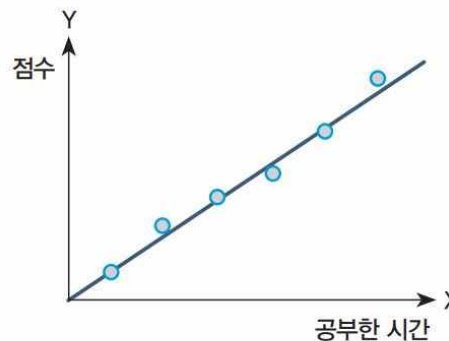
- 로지스틱 회귀에서 사용하는 S자 함수
- x의 값이 커지면 y의 값은 1에 근사하게 되고 x의 값이 작아지면 y의 값은 0에 근사하게 되어

S자 형태의 그래프가 됨

- 두 개의 값을 분류하는 이진 분류에 사용

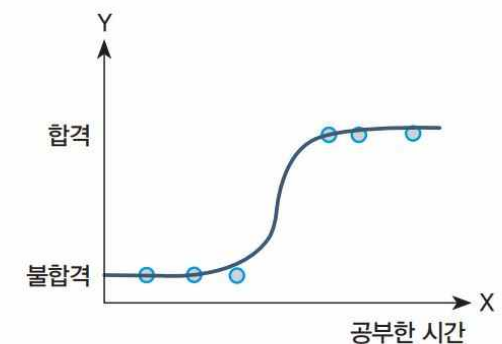
- 방정식 
$$y = \frac{1}{1+e^{ax+b}}$$

공부 시간	1	3	5	7	9	11
점수	40	55	65	70	80	95



(a) 선형 회귀와 선형 함수

공부 시간	1	3	5	7	9	11
점수	불합격	불합격	불합격	합격	합격	합격



(b) 로지스틱 회귀와 S자 함수

그림 11-1 선형 회귀와 로지스틱 회귀 비교

# 01. [로지스틱 회귀 분석] 특징 데이터로 유방암 진단하기

## 2 핵심 개념 이해

- 로지스틱 회귀 모델의 성능 평가 지표
  - 선형 회귀 모델은 실제값과 예측값의 오차에 기반한 지표(MAE, MSE, RMSE, R<sup>2</sup>)를 사용
  - 로지스틱 회귀 모델은 이진 분류 결과를 평가하기 위해 오차 행렬에 기반한 성능 지표인 정밀도, 재현율, F1 스코어, ROC\_AUC를 사용
- 오차 행렬
  - 행렬을 사용해 이진 분류의 예측 오류를 나타내는 지표
  - 행은 실제 클래스의 Negative/Positive 값, 열은 예측 클래스의 Negative/ Positive
    - TN: Negative가 참인 경우      TP: Positive가 참인 경우
    - FN: Negative가 거짓인 경우    FP: Positive가 거짓인 경우
  - 사이킷런에서는 오차 행렬을 구하기 위해 **confusion\_matrix** 함수를 제공

		예측 클래스 (Predicted Class)	
		Negative(0)	Positive(1)
실제 클래스 (Actual Class)	Negative(0)	00 TN (True Negative)	01 FP (False Positive)
	Positive(1)	10 FN (False Negative)	11 TP (True Positive)

→ 실제값이 Positive인 것

↓  
예측값이 Positive인 것

• 정확도 =  $\frac{\text{예측 결과와 실제값이 동일한 건수}}{\text{전체 데이터 수}} = \frac{(TN+TP)}{(TN+FP+FN+TP)}$

# 01. [로지스틱 회귀 분석] 특징 데이터로 유방암 진단하기

## 2 핵심 개념 이해

### ■ 정밀도

- 예측이 Positive인 것(FP+TP) 중에서, 참인 것(TP)의 비율을 의미
- 정밀도는 Positive 예측 성능을 더 정밀하게 평가하기 위한 지표로 사용
- 사이킷런에서는 정밀도를 구하기 위해 **precision\_score** 함수를 제공

$$\bullet \text{ 정밀도} = \frac{TP}{(FP+TP)}$$

### ■ 재현율

- 실제값이 Positive인 것(FN+TP) 중에서 참인 것(TP)의 비율을 의미
- 실제 Positive인 데이터를 정확히 예측했는지 평가하는 지표 (민감도 또는 TPR)
- 사이킷런에서는 재현율을 구하기 위해 **recall\_score** 함수를 제공

$$\bullet \text{ 재현율} = \frac{TP}{(FN+TP)}$$

### ■ F1 스코어

- 정밀도와 재현율을 결합한 평가 지표
- 정밀도와 재현율이 서로 트레이드 오프 관계(상충 관계)인 문제점을 고려하여 정확한 평가를 위해 많이 사용
- 사이킷런에서는 F1 스코어를 구하기 위해 **f1\_score** 함수를 제공

$$\bullet \text{ F1 스코어} = \frac{2}{\frac{1}{\text{재현율}} + \frac{1}{\text{정밀도}}} = 2 \times \frac{\text{정밀도} \times \text{재현율}}{\text{정밀도} + \text{재현율}}$$

# 01. [로지스틱 회귀 분석] 특징 데이터로 유방암 진단하기

## 2 핵심 개념 이해

■ ROC (Receiver Operation characteristic Curve) 기반 AUC (Area Under Curve) 스코어

– 오차 행렬의  $FPR_{FP\ Rate}$  이 변할 때  $TPR_{TP\ Rate}$  이 어떻게 변하는지를 나타내는 곡선

- » FPR: 실제 Negative인 데이터를 Positive로 거짓<sub>False</sub> 예측한 비율
- » TPR: 실제 Positive인 데이터를 Positive로 참<sub>True</sub> 예측한 비율 (재현율, 민감도)

$$FPR = \frac{FP}{(FP+TN)}$$

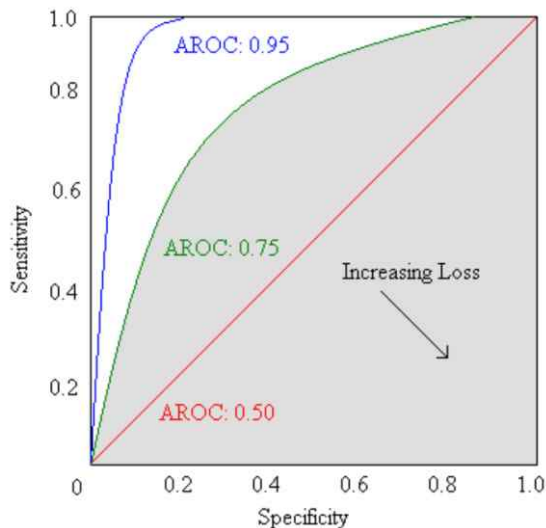
$$TPR = \frac{TP}{(FN+TP)}$$

		예측 클래스 (Predicted Class)	
		Negative(0)	Positive(1)
실제 클래스 (Actual Class)	Negative(0)	00 TN (True Negative)	01 FP (False Positive)
	Positive(1)	10 FN (False Negative)	11 TP (True Positive)

예측값이 Positive인 것

그림 11-2 오차 행렬

- ROC 기반의 AUC 값은 ROC 곡선 밑의 면적을 구한 것으로 1에 가까울수록 좋은 성능을 의미
- 사이킷런에서는 ROC 기반의 AUC를 구하기 위해 **roc\_auc\_score** 함수를 제공





# 01. [로지스틱 회귀 분석] 특징 데이터로 유방암 진단하기

## 3 데이터 준비 및 탐색

### 1. 사이킷런에서 제공하는 데이터셋

표 11-1 사이킷런에서 제공하는 주요 데이터셋

데이터셋	샘플 갯수	독립 변수	종속 변수	데이터 로드 함수
<del>보스턴 주택 가격 데이터</del>	<del>506</del>	<del>13개</del>	<del>주택 가격</del>	<del>load_boston()</del>
붓꽃(아이리스) 데이터	150	4개	붓꽃 종류: setosa, versicolor, virginica	load_iris()
당뇨병 환자 데이터	442	10개	당뇨병 수치	load_diabetes()
숫자 0~9를 손으로 쓴 흑백 데이터	1797	64개	숫자: 0~9	load_digits()
와인의 화학 성분 데이터	178	13개	와인 종류: 0, 1, 2	load_wine()
체력 검사 데이터	20	3개	체력 검사 점수	load_linnerud()
유방암 진단 데이터	569	30개	악성(malignant), 양성(benign): 1, 0	load_breast_cancer()

# 01. [로지스틱 회귀 분석] 특징 데이터로 유방암 진단하기

## 3 데이터 준비 및 탐색

### 2. 사이킷런의 유방암 진단 데이터셋 사용하기

#### 1. 데이터 준비하기

In [1]: 사이킷런에서 제공하는 데이터셋 [sklearn.datasets](#) 중에서 유방암진단 데이터셋을 사용하기 위해 **load\_breast\_cancer**를 임포트

In [2]: 데이터셋을 로드하여 객체 **b\_cancer**를 생성

```
In [1]: import numpy as np
import pandas as pd

from sklearn.datasets import load_breast_cancer
```

```
In [2]: b_cancer = load_breast_cancer()
```

# 01. [로지스틱 회귀 분석] 특징 데이터로 유방암 진단하기

## 3 데이터 준비 및 탐색

### 2. 사이킷런의 유방암 진단 데이터셋 사용하기

#### 2. 데이터 탐색하기

In [3]: 데이터셋에 대한 설명을 확인

```
In [3]: print(b_cancer.DESCR)
```

```
.. _breast_cancer_dataset:
```

```
Breast cancer wisconsin (diagnostic) dataset
```

```
-----  
**Data Set Characteristics:**
```

```
:Number of Instances: 569
```

```
:Number of Attributes: 30 numeric, predictive attributes and the class
```

```
:Attribute Information:
```

- radius (mean of distances from center to points on the perimeter)
- texture (standard deviation of gray-scale values)
- perimeter
- area
- smoothness (local variation in radius lengths)
- compactness (perimeter<sup>2</sup> / area - 1.0)
- concavity (severity of concave portions of the contour)
- concave points (number of concave portions of the contour)
- symmetry
- fractal dimension ("coastline approximation" - 1)

The mean, standard error, and "worst" or largest (mean of the three worst/largest values) of these features were computed for each image, resulting in 30 features. For instance, field 0 is Mean Radius, field 10 is Radius SE, field 20 is Worst Radius.

- class:
  - WDBC-Malignant
  - WDBC-Benign

:Summary Statistics:

	Min	Max
radius (mean):	6.981	28.11
texture (mean):	9.71	39.28
perimeter (mean):	43.79	188.5
area (mean):	143.5	2501.0
smoothness (mean):	0.053	0.163
compactness (mean):	0.019	0.345
concavity (mean):	0.0	0.427
concave points (mean):	0.0	0.201
symmetry (mean):	0.106	0.304
fractal dimension (mean):	0.05	0.097
radius (standard error):	0.112	2.873
texture (standard error):	0.36	4.885
perimeter (standard error):	0.757	21.98
area (standard error):	6.802	542.2
smoothness (standard error):	0.002	0.031
compactness (standard error):	0.002	0.135
concavity (standard error):	0.0	0.396
concave points (standard error):	0.0	0.053
symmetry (standard error):	0.008	0.079
fractal dimension (standard error):	0.001	0.03
radius (worst):	7.93	36.04
texture (worst):	12.02	49.54
perimeter (worst):	50.41	251.2
area (worst):	185.2	4254.0
smoothness (worst):	0.071	0.223
compactness (worst):	0.027	1.058

# 01. [로지스틱 회귀 분석] 특징 데이터로 유방암 진단하기

## 3 데이터 준비 및 탐색

### 2. 사이킷런의 유방암 진단 데이터셋 사용하기

#### 2. 데이터 탐색하기

In [4]: 데이터셋 객체의 **data** 배열 `b_cancer.data`, 즉 독립 변수 X가 되는 피처를 DataFrame 자료형으로 변환하여 `b_cancer_df`를 생성

In [5]: 유방암 유무 class로 사용할 `diagnosis` 컬럼을 `b_cancer_df`에 추가하고 데이터셋 객체의 **target** 컬럼 `b_cancer.target`을 저장

In [6]: `b_cancer_df`의 데이터 샘플 5개를 출력 `b_cancer_df.head()`하여 확인

```
In [4]: b_cancer_df = pd.DataFrame(b_cancer.data, columns = b_cancer.feature_names)
```

```
In [5]: b_cancer_df['diagnosis'] = b_cancer.target
```

```
In [6]: b_cancer_df.head()
```

Out[6]:

	mean radius	mean texture	mean perimeter	mean area	mean smoothness	mean compactness	mean concavity	mean concave points	mean symmetry	c
0	17.99	10.38	122.80	1001.0	0.11840	0.27760	0.3001	0.14710	0.2419	
1	20.57	17.77	132.90	1326.0	0.08474	0.07864	0.0869	0.07017	0.1812	
2	19.69	21.25	130.00	1203.0	0.10960	0.15990	0.1974	0.12790	0.2069	
3	11.42	20.38	77.58	386.1	0.14250	0.28390	0.2414	0.10520	0.2597	
4	20.29	14.34	135.10	1297.0	0.10030	0.13280	0.1980	0.10430	0.1809	

5 rows × 31 columns

# 01. [로지스틱 회귀 분석] 특징 데이터로 유방암 진단하기

## 3 데이터 준비 및 탐색

### 2. 사이킷런의 유방암 진단 데이터셋 사용하기

#### 3. 데이터셋의 크기와 독립 변수 X가 되는 피처에 대한 정보를 확인

In [7]: `b_cancer_df.shape`를 사용하여 데이터셋의 행의 개수(데이터 샘플 개수)와 열의 개수(변수 개수)를 확인  
행의 개수가 569이므로 데이터 샘플이 569개, 열의 개수가 31이므로 변수가 31개 있음

In [8]: `b_cancer_df`에 대한 정보를 확인 `b_cancer_df.info()` / 30개의 피처(독립 변수 X) 이름과 1개의 종속 변수 이름을 확인 가능  
**diagnosis**는 악성이면 1, 양성이면 0의 값이므로 유방암 여부에 대한 이진 분류의 **class**로 사용할 종속 변수가 됨

```
In [7]: print('유방암 진단 데이터셋 크기 : ', b_cancer_df.shape)
```

유방암 진단 데이터셋 크기 : (569, 31)

```
In [8]: b_cancer_df.info()
```

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>

RangeIndex: 569 entries, 0 to 568

Data columns (total 31 columns):

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	mean radius	569 non-null	float64
1	mean texture	569 non-null	float64
2	mean perimeter	569 non-null	float64
3	mean area	569 non-null	float64
4	mean smoothness	569 non-null	float64
5	mean compactness	569 non-null	float64
6	mean concavity	569 non-null	float64
7	mean concave points	569 non-null	float64
8	mean symmetry	569 non-null	float64
9	mean fractal dimension	569 non-null	float64

10	radius error	569 non-null	float64
11	texture error	569 non-null	float64
12	perimeter error	569 non-null	float64
13	area error	569 non-null	float64
14	smoothness error	569 non-null	float64
15	compactness error	569 non-null	float64
16	concavity error	569 non-null	float64
17	concave points error	569 non-null	float64
18	symmetry error	569 non-null	float64
19	fractal dimension error	569 non-null	float64
20	worst radius	569 non-null	float64
21	worst texture	569 non-null	float64
22	worst perimeter	569 non-null	float64
23	worst area	569 non-null	float64
24	worst smoothness	569 non-null	float64
25	worst compactness	569 non-null	float64
26	worst concavity	569 non-null	float64
27	worst concave points	569 non-null	float64
28	worst symmetry	569 non-null	float64
29	worst fractal dimension	569 non-null	float64
30	diagnosis	569 non-null	int32

dtypes: float64(30), int32(1)

memory usage: 135.7 KB

# 01. [로지스틱 회귀 분석] 특징 데이터로 유방암 진단하기

## 3 데이터 준비 및 탐색

### 2. 사이킷런의 유방암 진단 데이터셋 사용하기

#### 4. 로지스틱 회귀 분석에 피처로 사용할 데이터를 평균이 0, 분산이 1이 되는 정규 분포 형태로 맞추기

In [9]: 사이킷런의 전처리 패키지에 있는 정규 분포 스케일러 `StandardScaler`를 임포트하고 사용할 객체 `scaler`를 생성

In [10]: 피처로 사용할 데이터 `b_cancer.data`에 대해 정규 분포 스케일링을 수행 `scaler.fit_transform()`하여 `b_cancer_scaled`에 저장

In [11]~[12]: 정규 분포 스케일링 후에 값이 조정된 것을 확인

```
In [9]: from sklearn.preprocessing import StandardScaler
        scaler = StandardScaler()
```

```
In [10]: b_cancer_scaled = scaler.fit_transform(b_cancer.data)
```

```
In [11]: print(b_cancer.data[0])
```

```
[1.799e+01 1.038e+01 1.228e+02 1.001e+03 1.184e-01 2.776e-01 3.001e-01
 1.471e-01 2.419e-01 7.871e-02 1.095e+00 9.053e-01 8.589e+00 1.534e+02
 6.399e-03 4.904e-02 5.373e-02 1.587e-02 3.003e-02 6.193e-03 2.538e+01
 1.733e+01 1.846e+02 2.019e+03 1.622e-01 6.656e-01 7.119e-01 2.654e-01
 4.601e-01 1.189e-01]
```

```
In [12]: print(b_cancer_scaled[0])
```

```
[ 1.09706398 -2.07333501  1.26993369  0.9843749   1.56846633  3.28351467
  2.65287398  2.53247522  2.21751501  2.25574689  2.48973393 -0.56526506
  2.83303087  2.48757756 -0.21400165  1.31686157  0.72402616  0.66081994
  1.14875667  0.90708308  1.88668963 -1.35929347  2.30360062  2.00123749
  1.30768627  2.61666502  2.10952635  2.29607613  2.75062224  1.93701461]
```



# 01. [로지스틱 회귀 분석] 특징 데이터로 유방암 진단하기

## 4 분석 모델 구축 및 결과 분석

### 1. 로지스틱 회귀를 이용하여 분석 모델 구축하기

In [13]: 필요한 모듈을 임포트

In [14]: diagnosis를 Y, 정규 분포로 스케일링한 b\_cancer\_scaled를 X로 설정

In [15]: 전체 데이터 샘플 569개를 학습 데이터:평가 데이터=7:3으로 분할test\_size=0.3함

In [16]: 로지스틱 회귀 분석 모델 객체lr\_b\_cancer를 생성

In [17]: 학습 데이터X\_train, Y\_train로 모델 학습을 수행fit()함

In [18]: 학습이 끝난 모델에 대해 평가 데이터 X\_test를 가지고 예측을 수행predict()하여 예측값 Y\_predict를 구함

```
In [13]: from sklearn.linear_model import LogisticRegression
from sklearn.model_selection import train_test_split
```

```
In [14]: # X, Y 설정하기
Y = b_cancer_df['diagnosis']
X = b_cancer_scaled
```

```
In [15]: # 훈련용 데이터와 평가용 데이터 분할하기
X_train, X_test, Y_train, Y_test = train_test_split(X, Y, test_size=0.3, random_state=0)
```

```
In [16]: # 로지스틱 회귀 분석 : (1)모델 생성
lr_b_cancer = LogisticRegression()
```

```
In [17]: # 로지스틱 회귀 분석 : (2)모델 훈련
lr_b_cancer.fit(X_train, Y_train)
```

```
Out[17]: LogisticRegression()
```

```
In [18]: # 로지스틱 회귀 분석 : (3)평가 데이터에 대한 예측 수행 -> 예측 결과 Y_predict 구하기
Y_predict = lr_b_cancer.predict(X_test)
```

# 01. [로지스틱 회귀 분석] 특징 데이터로 유방암 진단하기

## 4 분석 모델 구축 및 결과 분석

### 1. 로지스틱 회귀를 이용하여 분석 모델 구축하기

※ 주피터 노트북 버전 확인

- 실습하는 아나콘다의 주피터 노트북 버전에 따라 실행 결과가 조금 다르게 나타날 수 있음
- 노트북 화면 상단의 [Help]- [About] 메뉴에서 확인

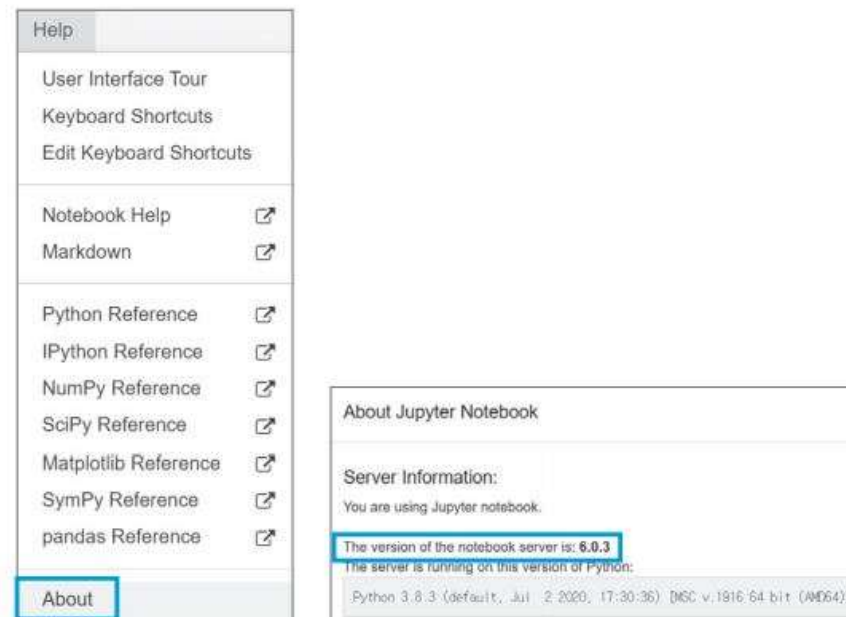


그림 11-3 주피터 노트북 버전 확인



# 01. [로지스틱 회귀 분석] 특징 데이터로 유방암 진단하기

## 4 분석 모델 구축 및 결과 분석

### 2. 생성한 모델의 성능 확인하기

In [19]: 필요한 모듈 импорт

In [20]: 평가를 위해 7:3으로 분할한 171개의 test 데이터에 대해 이진 분류의 성능 평가 기본이 되는 오차 행렬을 구함  
실행 결과를 보면 TN이 60개, FP가 3개, FN이 1개, TP가 107개인 오차 행렬이 구해짐

In [21]: 성능 평가 지표인 정확도, 정밀도, 재현율, F1 스코어, ROC-AUC 스코어를 구함

In [22]~[23]: 성능 평가 지표를 출력하여 확인

```
In [19]: from sklearn.metrics import confusion_matrix, accuracy_score  
from sklearn.metrics import precision_score, recall_score, f1_score, roc_auc_score
```

```
In [20]: # 오차 행렬  
confusion_matrix(Y_test, Y_predict)
```

```
Out[20]: array([[ 60,   3],  
               [  1, 107]], dtype=int64)
```

```
In [21]: accuracy = accuracy_score(Y_test, Y_predict)  
precision = precision_score(Y_test, Y_predict)  
recall = recall_score(Y_test, Y_predict)  
f1 = f1_score(Y_test, Y_predict)  
roc_auc = roc_auc_score(Y_test, Y_predict)
```

```
In [22]: print('정확도: {0:.3f}, 정밀도: {1:.3f}, 재현율: {2:.3f}, F1: {3:.3f}'.format(accuracy, precision, recall, f1))  
정확도: 0.977, 정밀도: 0.973, 재현율: 0.991, F1: 0.982
```

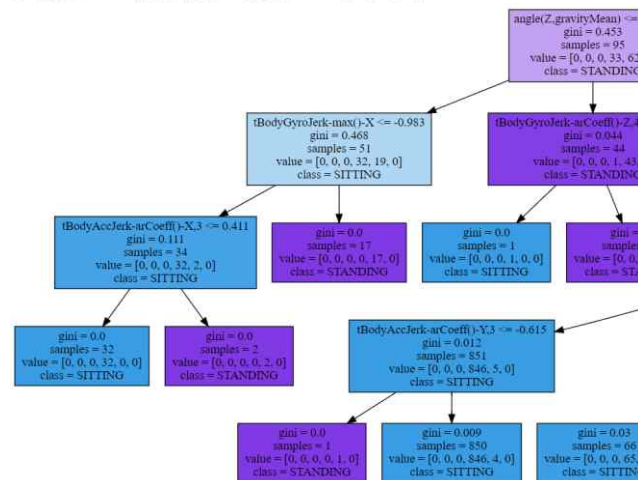
```
In [23]: print('ROC_AUC: {0:.3f}'.format(roc_auc))  
ROC_AUC: 0.972
```

## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### ■ 분석 미리보기

센서 데이터로 움직임 분류하기	
목표	스마트폰으로 수집한 센서 데이터를 분석하여 사람의 움직임에 대한 분류 모델을 생성하고 새로운 데이터에 대한 움직임 유형을 예측하여 분류한다.
핵심 개념	결정 트리, 정보 이득 지수, 지니 계수, Graphviz 패키지
데이터 준비	센서 데이터: UCI Machine Learning Repository에서 다운로드
데이터 탐색	1. 피쳐 이름 파일을 로드하여 객체로 저장 2. 훈련 데이터셋을 파일에서 로드하여 객체로 저장 3. 평가 데이터셋을 파일에서 로드하여 객체로 저장 4. 레이블 이름 파일을 로드하여 객체로 저장
분석 모델 구축	사이킷런의 결정 트리 모델 구축: 결정 트리 모델의 생성, 훈련, 예측
결과 분석	1. 성능 평가 지표 계산: accuracy_score 2. 결정 트리의 하이퍼 매개변수 변경에 대한 정확도 분석 3. 최적 결정 트리 모델 생성: GridSearchCV 4. 중요 피쳐 분석: feature_importances_
결과 시각화	

Graphviz 패키지를 사용한 트리 시각화



## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 1 목표 설정

- 목표: 스마트폰에서 수집한 센서 데이터를 분석하여 사람의 움직임을 분류 하는 모델을 생성  
새로운 데이터에 대해 움직임 유형을 예측해서 분류

### 2 핵심 개념 이해

#### ■ 결정 트리

- 머신러닝 알고리즘 중에서 직관적으로 이해하기 쉬워서 다중 분류에 많이 사용
- 데이터 안에서 if/else 기반으로 규칙을 찾아 학습하여 트리 구조의 분류 규칙을 만듦
- 결정 트리의 구조는 규칙 조건(if)을 나타내는 규칙 노드와 분류가 결정된 클래스 값이 표시된 리프 노드로 구성
- 데이터의 균일도를 계산하는 대표적인 방법으로 정보 이득 지수와 지니 계수가 있음

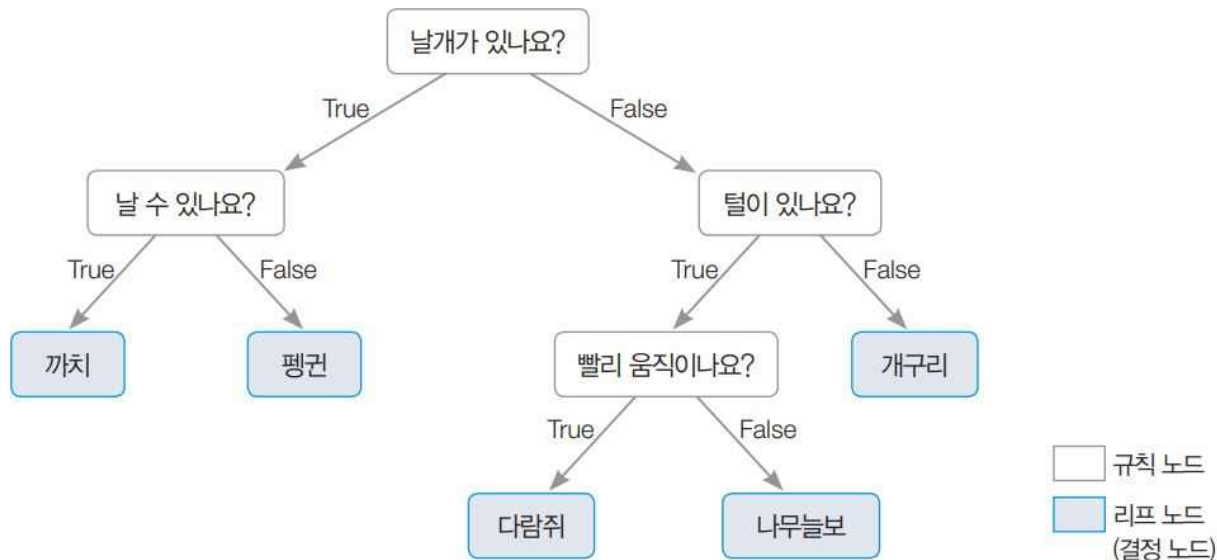


그림 11-4 {개구리, 펭귄, 까치, 나무늘보, 다람쥐}를 분류하기 위한 결정 트리

## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 2 핵심 개념 이해

#### ■ 정보 이득 지수

- 정보 이득은 엔트로피 개념을 기반으로 함
  - » 엔트로피: 데이터 집합의 혼잡도를 의미
  - » 데이터 집합에 다른 데이터 추가 → 균일도가 떨어짐 → 혼잡도가 높아지므로 엔트로피가 높아짐
  - » 데이터 집합에 같은 데이터 추가 → 균일도가 높아짐 → 혼잡도가 떨어지므로 엔트로피가 낮아짐
- 정보 이득 지수: 혼잡도가 줄어들어 얻게 되는 이득을 의미하는 것으로, (1-엔트로피)로 계산
- 결정 트리: 정보 이득 지수가 높은 피처를 분할 기준으로 사용

#### ■ 지니 계수

- 경제학에서 소득의 불균형 정도를 나타내는 지니계수를 머신러닝에서는 데이터의 순도를 나타내기 위해 사용
- 결정 트리에서는 지니 계수가 높을수록 순도가 낮은 데이터 집합을 의미
- 지니 계수가 0이면 완전 순수한 데이터 집합을 의미
- 결정 트리: 지니 계수가 낮은 피처를 분할 기준으로 사용

## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 2 핵심 개념 이해

#### DecisionTreeClassifier

- 사이킷런에서 제공하는 결정 트리 분류 모델

표 11-2 DecisionTreeClassifier의 주요 매개변수

매개변수	설명
min_samples_split	노드를 분할하기 위한 최소 샘플 데이터 개수(default: 2)
min_samples_leaf	리프 노드가 되기 위한 최소 샘플 데이터 개수
max_features	최적의 분할을 위해 고려할 최대 피처 개수 • None: 모든 피처 사용 • int: 사용할 피처 개수를 설정 • float: 사용할 피처 개수를 퍼센트로 설정 • sqrt: $\sqrt{(\text{전체 피처 개수})}$ 를 계산하여 설정 • auto: sqrt와 동일 • log: $\log_2(\text{전체 피처 개수})$ 를 계산하여 설정
max_depth	트리의 최대 깊이
max_leaf_nodes	리프 노드에 들어가는 샘플 데이터의 최대 개수

#### Graphviz

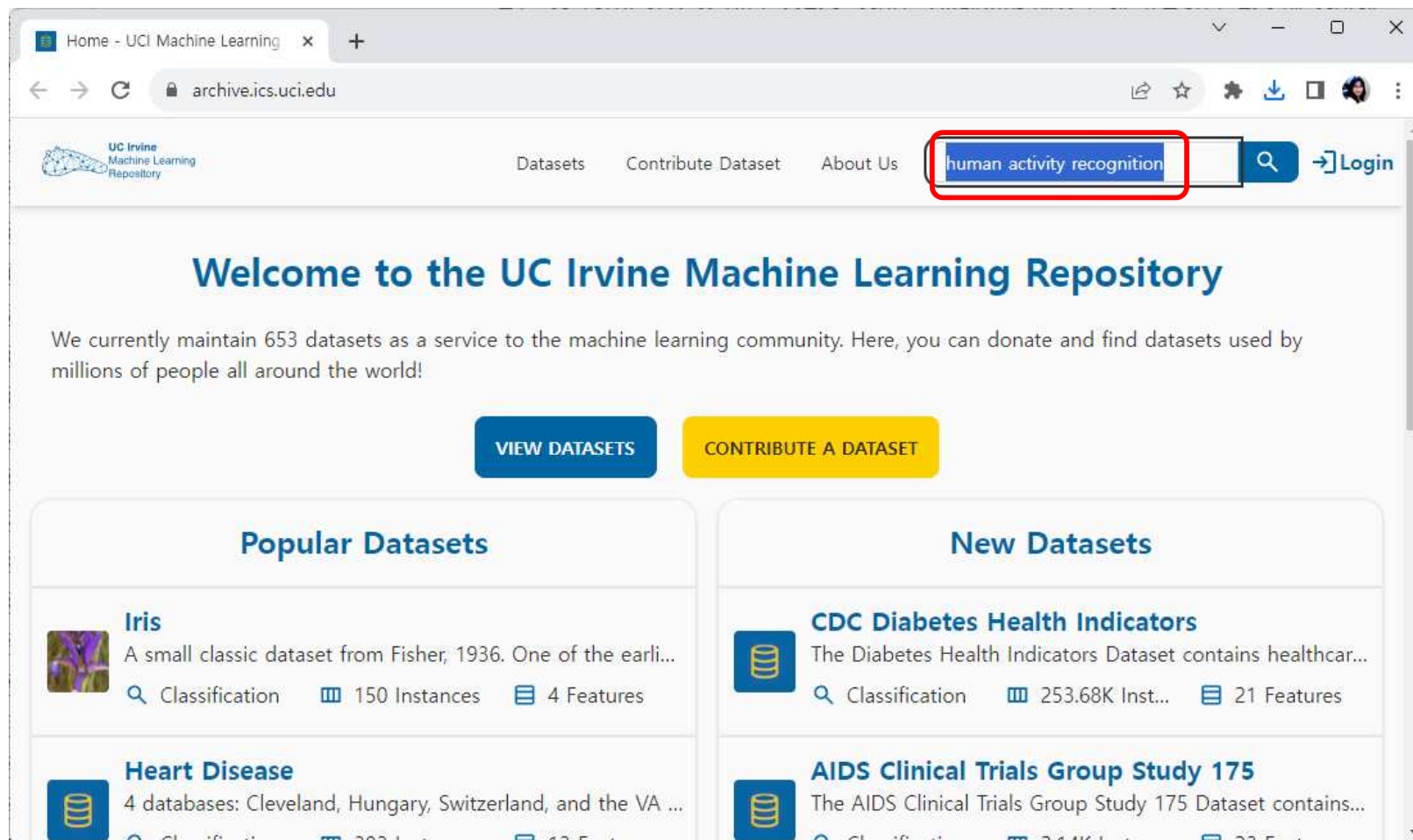
- 패키지 결정 트리 시각화에 사용하는 패키지
- 다이어그램을 그리기 위해 AT&T에서 개발한 그래프 시각화 오픈 소스 프로그램

## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 3 데이터 준비

#### 1. 센서 데이터 다운로드하기

1. UCI Machine Learning Repository (<https://archive.ics.uci.edu>)에 접속하여 'human activity recognition'을 검색

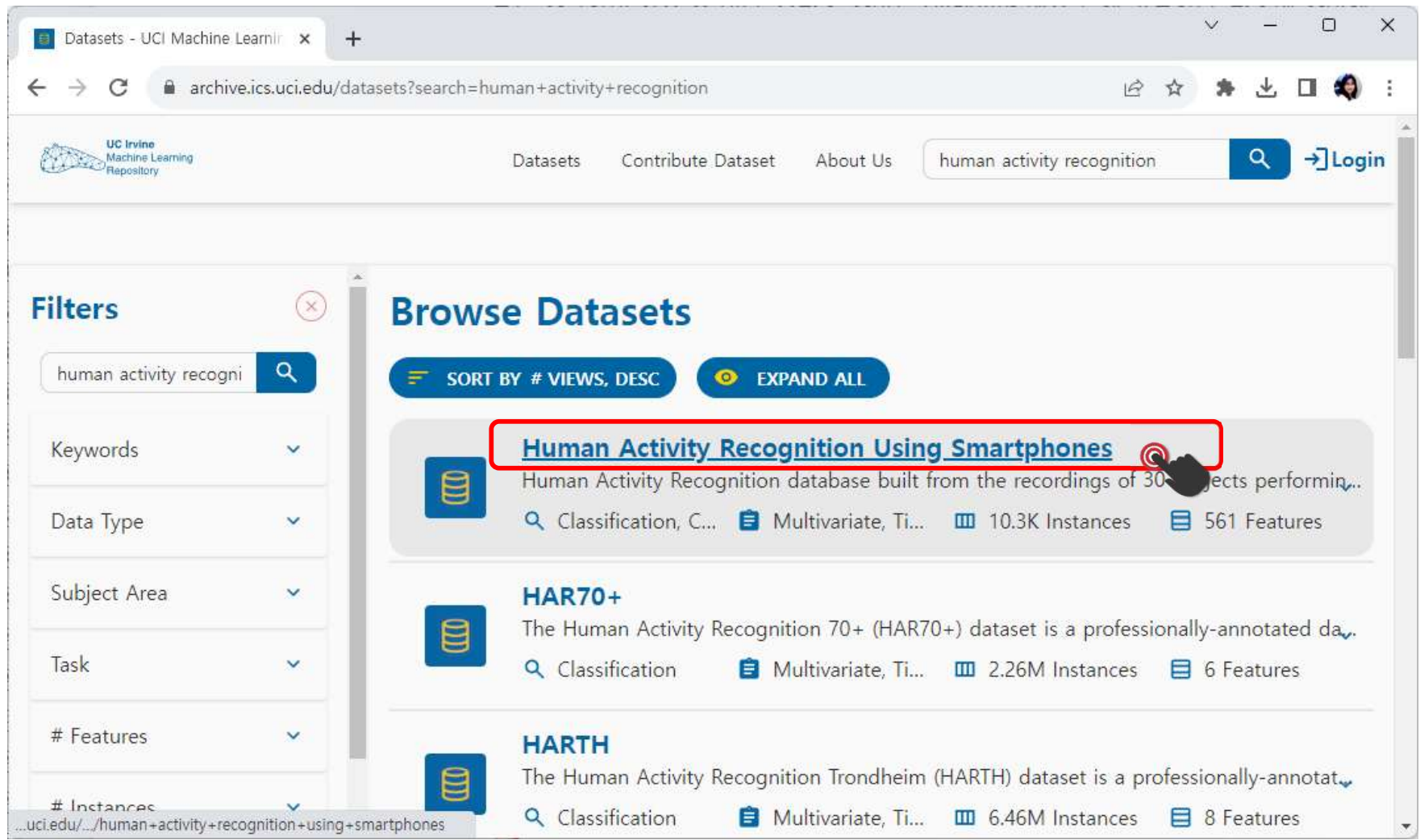




## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 3 데이터 준비

1. 센서 데이터 다운로드하기
2. 검색 결과 목록에서 'Human Activity Recognition Using Smartphones' 클릭



## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 3 데이터 준비

#### 1. 센서 데이터 다운로드하기

3. 'Human Activity Recognition Using Smartphones' 페이지에서 "DOWNLOAD" 클릭하여  
'human+activity+recognition+using+smartphones.zip'을 다운로드

Human Activity Recognition Using Smartphones

Donated on 12/9/2012

Human Activity Recognition database built from the recordings of 30 subjects performing activities of daily living (ADL) while carrying a waist-mounted smartphone with embedded inertial sensors.

Dataset Characteristics	Subject Area	Associated Tasks
Multivariate, Time-Series	Computer Science	Classification, Clustering

Feature Type	# Instances	# Features
-	10299	-

**Dataset Information**

**Creators**

- Jorge Reyes-Ortiz
- Davide Anguita
- Alessandro Ghio
- Luca Oneto
- Xavier Parra

**DOWNLOAD**

**CITE**

2 citations  
40782 views

https://archive.ics.uci.edu/static/public/240/human+activity+recognition+using+smartphones.zip



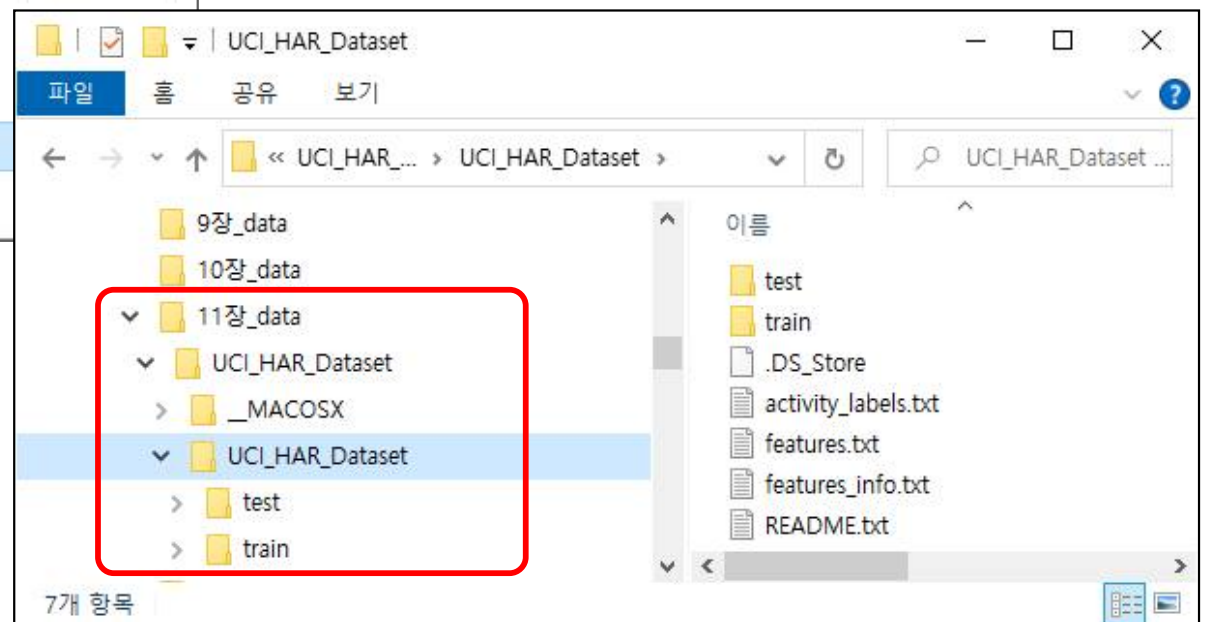
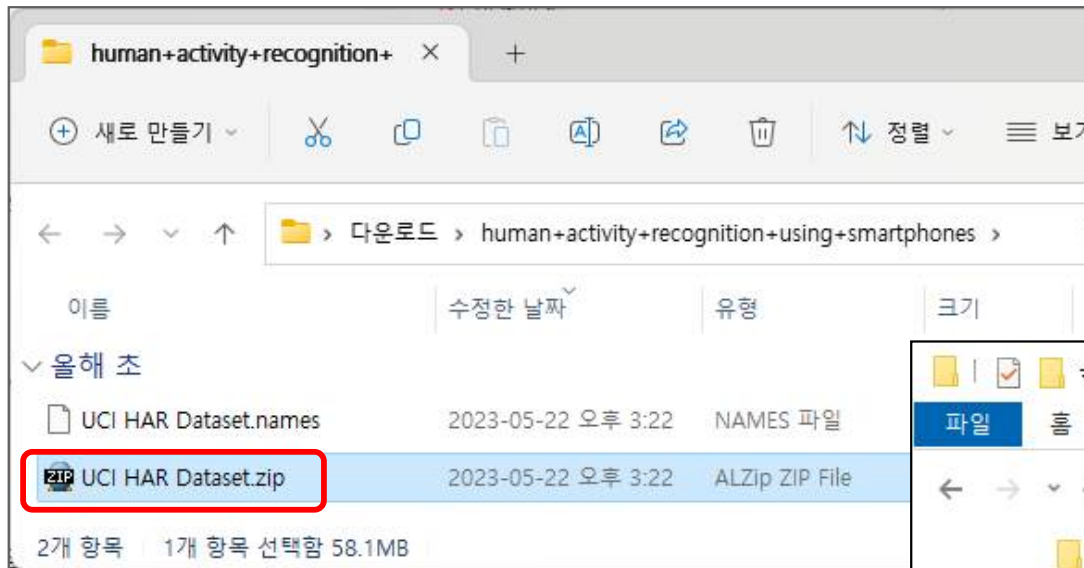
## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 3 데이터 준비

#### 1. 센서 데이터 다운로드하기

4. 'human+activity+recognition+using+smartphones.zip'을 압축을 풀고 'UCI HAR Dataset.zip' 파일을 'My\_Python' 폴더 안에 11장\_data 폴더를 만든 뒤, 11장\_data 폴더로 옮기고 압축 풀기.

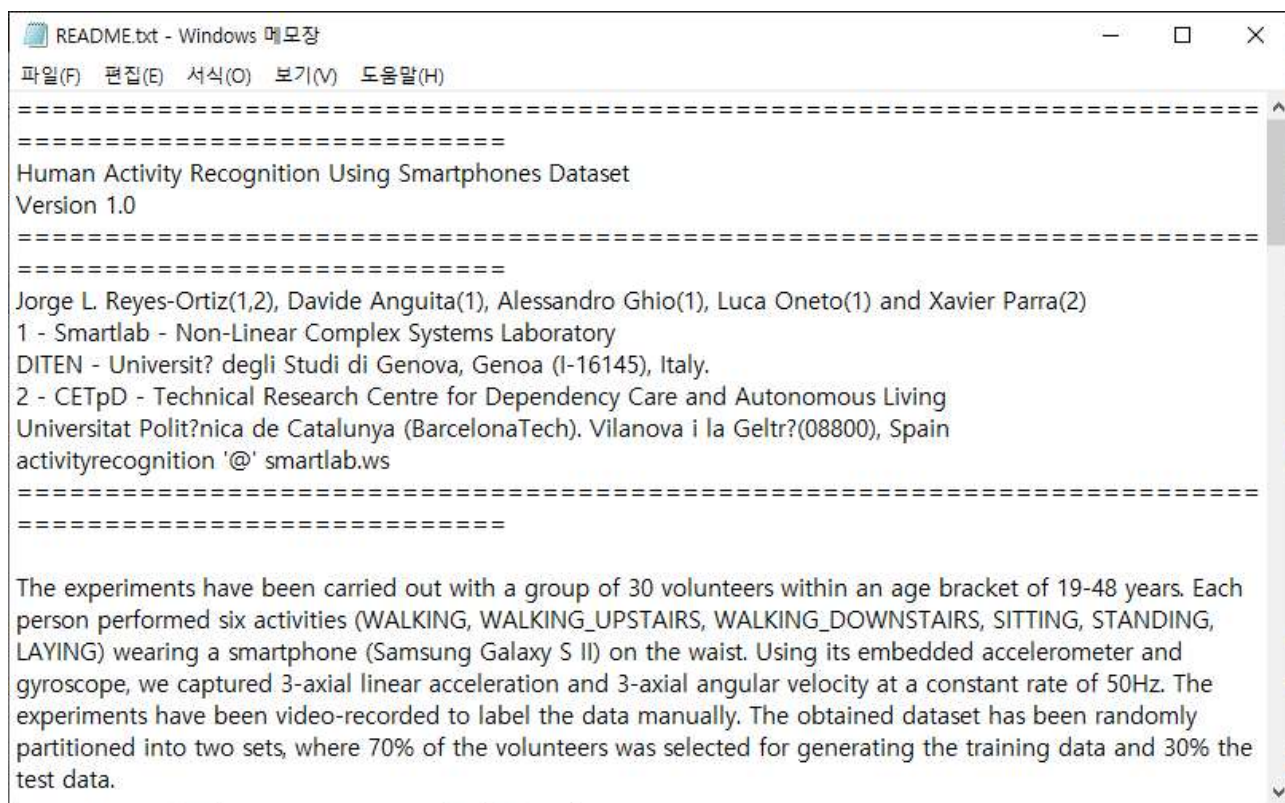
압축을 푼 후에 폴더 이름을 'UCI\_HAR\_Dataset'으로 변경 (하위 폴더의 이름도 함께 변경)



## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 4 데이터 탐색

- 훈련용과 테스트용 데이터셋 확인하기
  - 다운로드한 데이터에 대한 설명은 **README.txt** 파일에 있음
  - Feature 목록은 features.txt. 파일에 있음



README.txt - Windows 메모장

파일(F) 편집(E) 서식(O) 보기(V) 도움말(H)

=====

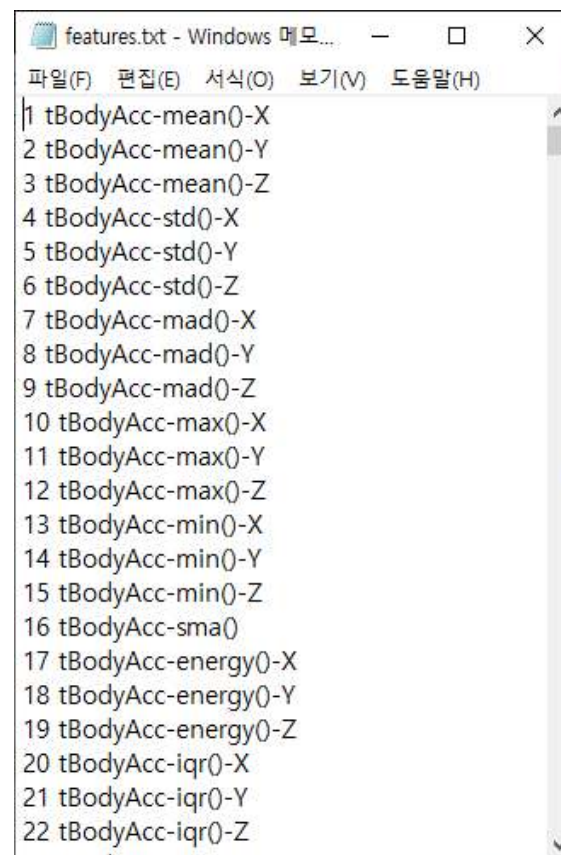
Human Activity Recognition Using Smartphones Dataset  
Version 1.0

=====

Jorge L. Reyes-Ortiz(1,2), Davide Anguita(1), Alessandro Ghio(1), Luca Oneto(1) and Xavier Parra(2)  
1 - Smartlab - Non-Linear Complex Systems Laboratory  
DITEN - Università degli Studi di Genova, Genoa (I-16145), Italy.  
2 - CETpD - Technical Research Centre for Dependency Care and Autonomous Living  
Universitat Politècnica de Catalunya (BarcelonaTech), Vilanova i la Geltrú(08800), Spain  
activityrecognition '@' smartlab.ws

=====

The experiments have been carried out with a group of 30 volunteers within an age bracket of 19-48 years. Each person performed six activities (WALKING, WALKING\_UPSTAIRS, WALKING\_DOWNSTAIRS, SITTING, STANDING, LAYING) wearing a smartphone (Samsung Galaxy S II) on the waist. Using its embedded accelerometer and gyroscope, we captured 3-axial linear acceleration and 3-axial angular velocity at a constant rate of 50Hz. The experiments have been video-recorded to label the data manually. The obtained dataset has been randomly partitioned into two sets, where 70% of the volunteers was selected for generating the training data and 30% the test data.



features.txt - Windows 메모장

파일(F) 편집(E) 서식(O) 보기(V) 도움말(H)

1 tBodyAcc-mean()-X  
2 tBodyAcc-mean()-Y  
3 tBodyAcc-mean()-Z  
4 tBodyAcc-std()-X  
5 tBodyAcc-std()-Y  
6 tBodyAcc-std()-Z  
7 tBodyAcc-mad()-X  
8 tBodyAcc-mad()-Y  
9 tBodyAcc-mad()-Z  
10 tBodyAcc-max()-X  
11 tBodyAcc-max()-Y  
12 tBodyAcc-max()-Z  
13 tBodyAcc-min()-X  
14 tBodyAcc-min()-Y  
15 tBodyAcc-min()-Z  
16 tBodyAcc-sma()  
17 tBodyAcc-energy()-X  
18 tBodyAcc-energy()-Y  
19 tBodyAcc-energy()-Z  
20 tBodyAcc-iqr()-X  
21 tBodyAcc-iqr()-Y  
22 tBodyAcc-iqr()-Z

## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 4 데이터 탐색

- 훈련용과 테스트용 데이터셋 확인하기
  - **activity\_labels.txt**를 보면 WALKING, WALKING\_UPSTAIRS, WALKING\_DOWNSTAIRS, SITTING, STANDING, LAYING과 같은 6가지 움직임이 있는 것을 확인
  - 결정 트리 모델을 사용해서 6가지 움직임 분류하고자 함



## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 4 데이터 탐색

- 훈련용과 테스트용 데이터셋 확인하기

1. 주피터 노트북에서 '11장\_결정트리분석'으로 노트북 페이지를 추가하고 입력

In [1]: 필요한 모듈을 임포트하고 설치되어 있는 pandas 버전을 확인

```
In [1]: import numpy as np
import pandas as pd

pd.__version__
```

## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 4 데이터 탐색

#### ■ 훈련용과 테스트용 데이터셋 확인하기

1. 주피터 노트북에서 '11장\_결정트리분석'으로 노트북 페이지를 추가하고 입력

In [2]~[5]: 피쳐 이름이 있는 features.txt 파일을 열어서 내용을 확인.

561개 피쳐가 있는데 **feature\_name**만 추출해서 리스트로 저장

```
In [2]: # 피쳐 이름 파일 읽어오기
feature_name_df = pd.read_csv('./11장_data/UCI_HAR_Dataset/UCI_HAR_Dataset/features.txt',#
                               sep='#s+', header=None, names=['index', 'feature_name'], engine='python')
```

```
In [3]: feature_name_df.head()
```

Out [3]:

	index	feature_name
0	1	tBodyAcc-mean()-X
1	2	tBodyAcc-mean()-Y
2	3	tBodyAcc-mean()-Z
3	4	tBodyAcc-std()-X
4	5	tBodyAcc-std()-Y

```
In [4]: feature_name_df.shape
```

Out [4]: (561, 2)

```
In [5]: # index 제거하고, feature_name만 리스트로 저장
feature_name = feature_name_df.iloc[:, 1].values.tolist()
```

```
In [6]: feature_name[:5]
```

Out [6]: ['tBodyAcc-mean()-X',  
 'tBodyAcc-mean()-Y',  
 'tBodyAcc-mean()-Z',  
 'tBodyAcc-std()-X',  
 'tBodyAcc-std()-Y']



## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 4 데이터 탐색

#### ■ 훈련용과 테스트용 데이터셋 확인하기

2. X\_train, X\_test, Y\_train, Y\_test 데이터 파일도 분석에 사용할 수 있도록 준비

In [7]~[8]: train 폴더와 test 폴더에는 훈련용 X/Y 데이터와 테스트용 X/Y 데이터가 txt 파일로 들어 있음

파일을 읽어서 저장하고 크기를 확인하면 X\_train.shape, Y\_train.shape, X\_test.shape, Y\_test.shape 훈련용 데이터는 7,352개  
테스트용 데이터는 2,947개로 구성되 있음

```
In [7]: X_train = pd.read_csv('./11장_data/UCI_HAR_Dataset/UCI_HAR_Dataset/train/X_train.txt', delim_whitespace=True, header=None, encoding='latin-1')
X_train.columns = feature_name

X_test = pd.read_csv('./11장_data/UCI_HAR_Dataset/UCI_HAR_Dataset/test/X_test.txt', delim_whitespace=True, header=None, encoding='latin-1')
X_test.columns = feature_name

Y_train = pd.read_csv('./11장_data/UCI_HAR_Dataset/UCI_HAR_Dataset/train/y_train.txt', sep='\\s+', header=None, names=['action'], engine='python')
Y_test = pd.read_csv('./11장_data/UCI_HAR_Dataset/UCI_HAR_Dataset/test/y_test.txt', sep='\\s+', header=None, names=['action'], engine='python')
```

**교재 코드 수정**

```
In [8]: X_train.shape, Y_train.shape, X_test.shape, Y_test.shape
```

```
Out[8]: ((7352, 561), (7352, 1), (2947, 561), (2947, 1))
```

#### 코드 복사용

```
X_train = pd.read_csv('./11장_data/UCI_HAR_Dataset/UCI_HAR_Dataset/train/X_train.txt', delim_whitespace=True, header=None, encoding='latin-1')
X_train.columns = feature_name

X_test = pd.read_csv('./11장_data/UCI_HAR_Dataset/UCI_HAR_Dataset/test/X_test.txt', delim_whitespace=True, header=None, encoding='latin-1')
X_test.columns = feature_name

Y_train = pd.read_csv('./11장_data/UCI_HAR_Dataset/UCI_HAR_Dataset/train/y_train.txt', sep='\\s+', header=None, names=['action'], engine='python')
Y_test = pd.read_csv('./11장_data/UCI_HAR_Dataset/UCI_HAR_Dataset/test/y_test.txt', sep='\\s+', header=None, names=['action'], engine='python')
```

## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 4 데이터 탐색

#### ■ 훈련용과 테스트용 데이터셋 확인하기

2. X\_train, X\_test, Y\_train, Y\_test 데이터 파일도 분석에 사용할 수 있도록 준비

In [9]: 훈련용 X 데이터는 feature\_name에서 확인했던 561개 피처로 구성되어 있음

In [9]: X\_train.info()

X\_train.head()

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 7352 entries, 0 to 7351
Columns: 561 entries, tBodyAcc-mean()-X to angle(Z,gravityMean)
dtypes: float64(561)
memory usage: 31.5 MB
```

Out [9]:

	tBodyAcc-mean()-X	tBodyAcc-mean()-Y	tBodyAcc-mean()-Z	tBodyAcc-std()-X	tBodyAcc-std()-Y	tBodyAcc-std()-Z	tBodyAcc-mad()-X	tBodyAcc-mad()-Y	tBodyAcc-mad()-Z	tBodyAcc-max()-X	...	fBodyBodyGyroJerkMag-meanFreq()	fBodyBo
0	0.288585	-0.020294	-0.132905	-0.995279	-0.983111	-0.913526	-0.995112	-0.983185	-0.923527	-0.934724	...	-0.074323	
1	0.278419	-0.016411	-0.123520	-0.998245	-0.975300	-0.960322	-0.998807	-0.974914	-0.957686	-0.943068	...	0.158075	
2	0.279653	-0.019467	-0.113462	-0.995380	-0.967187	-0.978944	-0.996520	-0.963668	-0.977469	-0.938692	...	0.414503	
3	0.279174	-0.026201	-0.123283	-0.996091	-0.983403	-0.990675	-0.997099	-0.982750	-0.989302	-0.938692	...	0.404573	
4	0.276629	-0.016570	-0.115362	-0.998139	-0.980817	-0.990482	-0.998321	-0.979672	-0.990441	-0.942469	...	0.087753	

5 rows × 561 columns

## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 4 데이터 탐색

- 훈련용과 테스트용 데이터셋 확인하기

- 2. X\_train, X\_test, Y\_train, Y\_test 데이터 파일도 분석에 사용할 수 있도록 준비

In [10]: Y 데이터는 6가지 움직임에 대한 레이블(분류할 class)값으로 되어있으므로, 각 레이블의 데이터 개수 `value_counts()` 를 확인

```
In [10]: print(Y_train['action'].value_counts())
```

```
action
6    1407
5    1374
4    1286
1    1226
2    1073
3     986
Name: count, dtype: int64
```



## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 4 데이터 탐색

- 훈련용과 테스트용 데이터셋 확인하기

- 2. X\_train, X\_test, Y\_train, Y\_test 데이터 파일도 분석에 사용할 수 있도록 준비

In [11]~[13] : 레이블 이름이 있는 파일인 activity\_labels.txt에서 label\_name만 추출해 리스트로 저장

```
In [11]: label_name_df = pd.read_csv('./11장_data/UCI_HAR_Dataset/UCI_HAR_Dataset/activity_labels.txt', sep='\\s+', header=None, names=['index', 'l
```

```
In [12]: # index 제거하고, feature_name만 리스트로 저장
label_name = label_name_df.iloc[:, 1].values.tolist()
```

```
In [13]: label_name
```

```
Out [13]: ['WALKING',
           'WALKING_UPSTAIRS',
           'WALKING_DOWNSTAIRS',
           'SITTING',
           'STANDING',
           'LAYING']
```

## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 5 분석 모델 구축 및 결과 분석

#### 1. 결정 트리 분류 분석 모델 구축하기

– 6개 움직임을 분류하기 위한 결정 트리 모델 구축

In [14]: 사이킷런을 사용하여 결정 트리 분류 분석을 하기 위해 **sklearn.tree**패키지에 있는 **DecisionTreeClassifier** 모듈을 импорт

In [15]: 훈련용 데이터와 테스트용 데이터는 이미 준비되어 있으므로 모델 생성 작업을 수행

In [16]: 모델 훈련을 수행, 훈련이 끝나고 출력된 결정 트리 모델의 매개변수에서 `riterion = 'gini'`는 분할 기준으로 지니 계수를 사용한다는 의미 (Jupyter Notebook 버전에 따라 생성된 결정트리 모델의 매개변수가 출력되지 않을 수도 있음)

In [17]: 평가 데이터로 예측을 수행하고 예측값을 `Y_predict`에 저장

```
In [14]: from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
```

```
In [15]: # 결정 트리 분류 분석 : 1) 모델 생성
dt_HAR = DecisionTreeClassifier(random_state=156)
```

```
In [16]: # 결정 트리 분류 분석 : 2) 모델 훈련
dt_HAR.fit(X_train, Y_train)
```

```
Out [16]:
DecisionTreeClassifier
DecisionTreeClassifier(random_state=156)
```

```
In [17]: # 결정 트리 분류 분석 : 3) 평가 데이터에 대한 예측 수행 -> 예측 결과 Y_predict 구하기
Y_predict = dt_HAR.predict(X_test)
```

## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 5 분석 모델 구축 및 결과 분석

#### 2. 생성한 모델의 분류정확도 높이기

##### 1. 결과 분석하기 - 생성된 결정 트리 모델의 분류 정확도 성능을 확인

In [18]: 정확도 측정을 위해 accuracy\_score 모듈을 임포트

In [19]: 테스트용 데이터의 Y\_test 값과 결정 트리 모델에서 예측한 Y\_predict의 오차를 기반으로 계산한 정확도 점수를 확인

In [20]: 결정 트리 모델 학습을 통해 자동 설정되어 있는 하이퍼 매개변수를 확인

» 결정 트리 모델의 하이퍼 매개변수를 수정하면 정확도를 높일 수 있음

```
In [18]: from sklearn.metrics import accuracy_score
```

```
In [19]: accuracy = accuracy_score(Y_test, Y_predict)
print('결정 트리 예측 정확도 : {0:.4f}'.format(accuracy))
```

결정 트리 예측 정확도 : 0.8548

\*\* 성능 개선을 위해 최적 파라미터 값 찾기

```
In [20]: print('결정 트리의 현재 하이퍼 파라미터 : \n', dt_HAR.get_params())
```

결정 트리의 현재 하이퍼 파라미터 :

```
{'ccp_alpha': 0.0, 'class_weight': None, 'criterion': 'gini', 'max_depth': None, 'max_features': None, 'max_
leaf_nodes': None, 'min_impurity_decrease': 0.0, 'min_samples_leaf': 1, 'min_samples_split': 2, 'min_weight_f
raction_leaf': 0.0, 'random_state': 156, 'splitter': 'best'}
```

## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 5 분석 모델 구축 및 결과 분석

#### 2. 생성한 모델의 분류정확도 높이기

2. 최적의 하이퍼 매개변수를 찾기 : GridSearchCV 모듈 사용

In [21]: GridSearchCV 모듈을 임포트

In [22]: GridSearchCV를 사용하여 결정 트리의 하이퍼 매개변수 중에서 트리의 깊이를 6, 8, 10, 12, 16, 20, 24로 변경하면서 결정 트리 모델 7개를 생성하여 모델 학습 `grid_cv.fit()`을 수행

```
In [21]: from sklearn.model_selection import GridSearchCV
```

```
In [22]: params = {
    'max_depth' : [ 6, 8, 10, 12, 16, 20, 24]
}

grid_cv = GridSearchCV(dt_HAR, param_grid=params, scoring='accuracy',
                       cv=5, return_train_score=True)
grid_cv.fit(X_train , Y_train)
```

Out [22]:

```
GridSearchCV
GridSearchCV(cv=5, estimator=DecisionTreeClassifier(random_state=156),
             param_grid={'max_depth': [6, 8, 10, 12, 16, 20, 24]},
             return_train_score=True, scoring='accuracy')
  estimator: DecisionTreeClassifier
    DecisionTreeClassifier(random_state=156)
      DecisionTreeClassifier
        DecisionTreeClassifier(random_state=156)
```

## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 5 분석 모델 구축 및 결과 분석

#### 2. 생성한 모델의 분류정확도 높이기

2. 최적의 하이퍼 매개변수를 찾기 : GridSearchCV 모듈 사용

In [23]: GridSearchCV를 사용하여 생성한 7개 모델의 param\_max\_depth, mean\_test\_score, mean\_train\_score를 확인

In [24]: 7개 모델 중에서 최고 평균 정확도와 그때의 최적 max\_depth를 출력하여 확인

```
In [23]: cv_results_df = pd.DataFrame(grid_cv.cv_results_)
cv_results_df[['param_max_depth', 'mean_test_score', 'mean_train_score']]
```

Out [23]:

	param_max_depth	mean_test_score	mean_train_score
0	6	0.850791	0.944879
1	8	0.851069	0.982692
2	10	0.851209	0.993403
3	12	0.844135	0.997212
4	16	0.851344	0.999660
5	20	0.850800	0.999966
6	24	0.849440	1.000000

```
In [24]: print('최고 평균 정확도 : {0:.4f}, 최적 하이퍼 파라미터 : {1}'.format(grid_cv.best_score_ , grid_cv.best_params_))

최고 평균 정확도 : 0.8513, 최적 하이퍼 파라미터 : {'max_depth': 16}
```



## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 5 분석 모델 구축 및 결과 분석

#### 2. 생성한 모델의 분류정확도 높이기

3. 최적의 하이퍼 매개변수를 찾기 : max\_depth와 함께 min\_samples\_split을 조정

In [25]: max\_depth를 8, 16, 20으로, min\_samples\_split를 8, 16, 24로 변경하면서 결정 트리 모델을 생성하여 모델 학습grid\_cv.fit()을 수행

```
In [25]: params = {  
    'max_depth' : [ 8, 16, 20 ],  
    'min_samples_split' : [ 8, 16, 24 ]  
}  
  
grid_cv = GridSearchCV(dt_HAR, param_grid=params, scoring='accuracy',  
                        cv=5, return_train_score=True)  
grid_cv.fit(X_train , Y_train)
```

Out [25]:

```
GridSearchCV  
GridSearchCV(cv=5, estimator=DecisionTreeClassifier(random_state=156),  
             param_grid={'max_depth': [8, 16, 20],  
                         'min_samples_split': [8, 16, 24]},  
             return_train_score=True, scoring='accuracy')  
  estimator: DecisionTreeClassifier  
    DecisionTreeClassifier(random_state=156)  
      DecisionTreeClassifier  
    DecisionTreeClassifier(random_state=156)
```

## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 5 분석 모델 구축 및 결과 분석

#### 2. 생성한 모델의 분류정확도 높이기

3. 최적의 하이퍼 매개변수를 찾기 : max\_depth와 함께 min\_samples\_split을 조정

In [26]: GridSearchCV를 사용하여 생성한 9개 모델의 param\_max\_depth, min\_samples\_split, mean\_test\_score, mean\_train\_score를 확인

In [27]: GridSearchCV를 사용하여 생성한 모델 중에서 최고 평균 정확도와 최적 하이퍼 매개변수를 출력하여 확인

```
In [26]: cv_results_df = pd.DataFrame(grid_cv.cv_results_)
cv_results_df[['param_max_depth', 'param_min_samples_split', 'mean_test_score', 'mean_train_score']]
```

Out [26]:

	param_max_depth	param_min_samples_split	mean_test_score	mean_train_score
0	8	8	0.852023	0.981468
1	8	16	0.854879	0.979836
2	8	24	0.851342	0.978237
3	16	8	0.844136	0.994457
4	16	16	0.847127	0.990479
5	16	24	0.849439	0.986772
6	20	8	0.846040	0.994491
7	20	16	0.848624	0.990479
8	20	24	0.849167	0.986772

```
In [27]: print('최고 평균 정확도 : {0:.4f}, 최적 하이퍼 파라미터 : {1}'.format(grid_cv.best_score_, grid_cv.best_params_))
```

최고 평균 정확도 : 0.8549, 최적 하이퍼 파라미터 : {'max\_depth': 8, 'min\_samples\_split': 16}

## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 5 분석 모델 구축 및 결과 분석

#### 2. 생성한 모델의 분류정확도 높이기

4. 최적 모델 `grid_cv.best_estimator_`을 사용하여 테스트 데이터에 대한 예측 수행

In [28]: GridSearchCV의 객체인 `grid_cv`의 `best_estimator_` 속성에 저장되어 있는 최적 모델 `best_dt_HAR`에 대하여 테스트 데이터 `X_test`에 대한 예측 `predict()`을 수행하고 정확도를 출력하여 확인

```
In [28]: best_dt_HAR = grid_cv.best_estimator_  
best_Y_predict = best_dt_HAR.predict(X_test)  
best_accuracy = accuracy_score(Y_test, best_Y_predict)  
  
print('best 결정 트리 예측 정확도 : {0:,.4f}'.format(best_accuracy))  
  
best 결정 트리 예측 정확도 : 0.8717
```



## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 5 분석 모델 구축 및 결과 분석

#### 2. 생성한 모델의 분류정확도 높이기

5. `feature_importances_` 속성을 사용하여 각 피처의 중요도를 알아내기

In [29]: 중요 피처를 그래프로 나타내기 위한 모듈을 임포트

In [30]: 최적 결정 트리 모델 `best_dt_HAR`의 `feature_importances_`를 객체에 저장하고 막대 그래프로 그리기 위해 Series 자료형으로 변환하여 저장

In [31]: 중요도 값을 오름차순 정렬하여 상위 10개만 `feature_top10`에 저장

```
In [29]: import seaborn as sns  
import matplotlib.pyplot as plt
```

```
In [30]: feature_importance_values = best_dt_HAR.feature_importances_  
feature_importance_values_s = pd.Series(feature_importance_values, index=X_train.columns)
```

```
In [31]: feature_top10 = feature_importance_values_s.sort_values(ascending=False)[:10]
```

## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

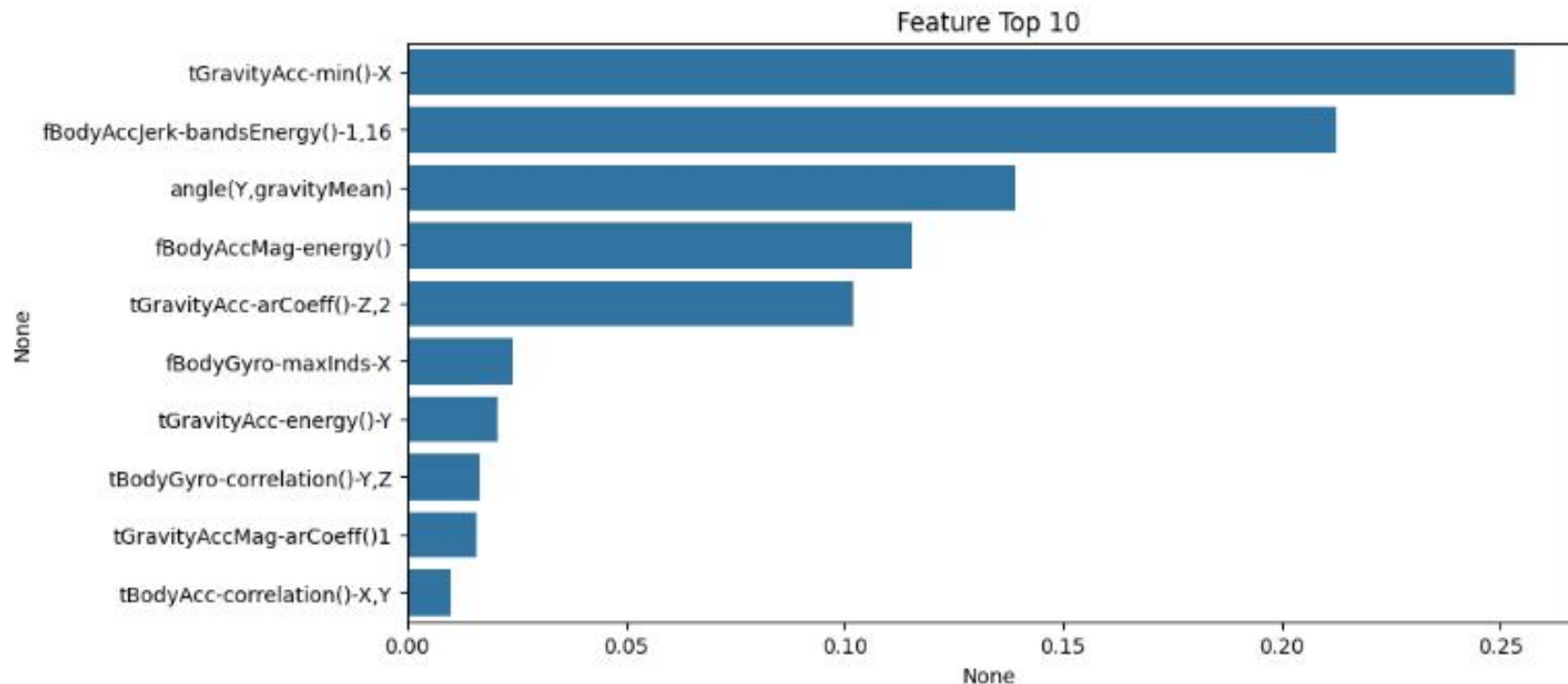
### 5 분석 모델 구축 및 결과 분석

#### 2. 생성한 모델의 분류정확도 높이기

5. `feature_importances_` 속성을 사용하여 각 피처의 중요도를 알아내기

In [32]: 중요 피처 10개를 막대 그래프로 나타냄

```
In [32]: plt.figure(figsize = (10, 5))
plt.title('Feature Top 10')
sns.barplot(x=feature_top10, y=feature_top10.index)
plt.show()
```



## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

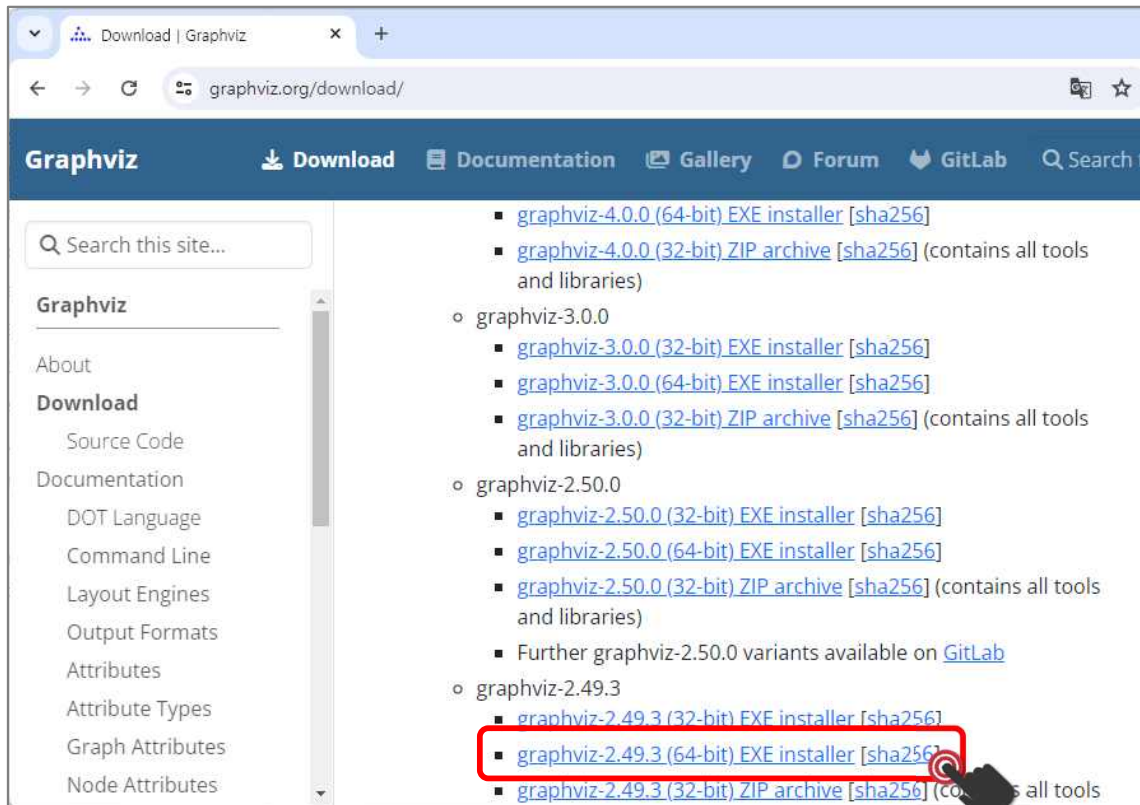
### 6 결과 시각화

#### 1. 결정 트리 모델의 트리 구조를 그림으로 시각화하기

1. 결정 트리 시각화를 제공하는 Graphviz 패키지는 별도의 설치 작업이 필요

<https://graphviz.org/download/> 에서

graphviz-2.49.3(64-bit)EXE installer 를 다운로드하고 실행하여 설치



## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 6 결과 시각화

1. 결정 트리 모델의 트리 구조를 그림으로 시각화하기
  2. [설치 경로를 환경 변수에 직접 설정](#)하고,
  3. Graphviz 패키지를 파이썬으로 사용하기 위해 파이썬 래퍼 모듈인 graphviz를 설치

```
In [33]: !pip install graphviz
```

## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 6 결과 시각화

#### 1. 결정 트리 모델의 트리 구조를 그림으로 시각화하기

4. 인터페이스 모듈 `export_graphviz`를 임포트하고 결정트리 파일(dot파일) 생성

In [34]: Graphviz 인터페이스 모듈인 `export_graphviz`를 임포트, 결정 트리 모델 `best_dt_HAR`의 트리 구조 정보를 dot 파일로 생성

```
from sklearn.tree import export_graphviz

# export_graphviz()의 호출 결과로 out_file로 지정된 tree.dot 파일을 생성.
export_graphviz(best_dt_HAR, out_file="./11장_data/tree.dot", class_names=label_name, feature_names = feature_name,
                impurity=True, filled=True)
```

## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 6 결과 시각화

#### 1. 결정 트리 모델의 트리 구조를 그림으로 시각화하기

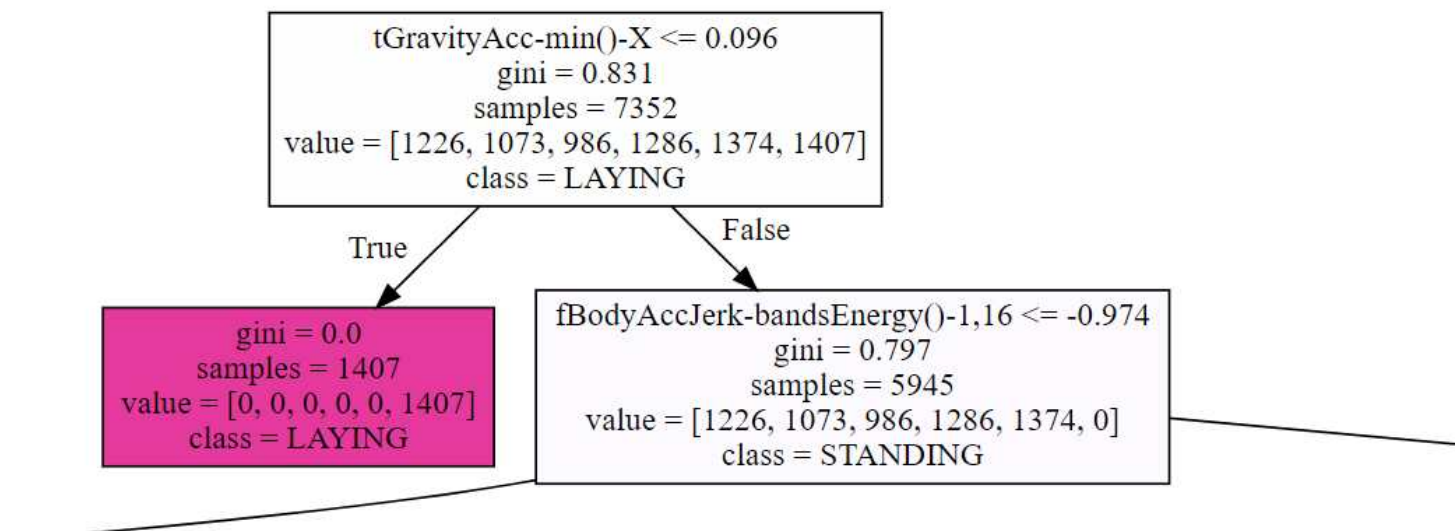
##### 5. 결정트리 파일을 읽어서 시각화하기

In [35]: dot 파일을 읽어서 트리 구조를 그림으로 나타냄

```
import graphviz

# 위에서 생성된 tree.dot 파일을 Graphviz 읽어서 Jupyter Notebook상에서 시각화
with open("./11장_data/tree.dot") as f:
    dot_graph = f.read()

graphviz.Source(dot_graph)
```





## 02. [결정 트리 분석 + 산점도/선형 회귀 그래프] 센서 데이터로 움직임 분류하기

### 6 결과 시각화

#### 1. 결정 트리 모델의 트리 구조를 그림으로 시각화하기

- 시각화된 트리 그래프를 보면 561개 피처를 사용하여 depth가 8인 결정 트리를 작성한 것을 확인

