# 머신러닝을 위한 파이쎈 핵심정리

- 1 NumPy 패키지의 주요 기능을 살펴본다 3
- 2 Pandas 패키지의 주요 기능을 살펴본다 30

# NumPy 소개

- Numerical Python
- 파이썬의 내장 타입인 리스트보다 데이터의 저장 및 처리에 있어 효율적인 NumPy 배열을 제공
- 선형 대수와 관련된 기능을 제공
- 파이썬을 기반으로 한 데이터 과학 도구의 핵심 패키지
  - ※ 데이터 사이언스 영역의 대부분의 도구(Pandas, Scipy, scikit-learn 패키지 등)가 Numpy 기반

#### NumPy패키지와배열(ndarray) 객체

```
1 import numpy as np Numpy를 import할 때 일반적으로 사용하는 별칭

1 np.array([1, 4, 2, 5, 3])
Array: 동질의데이터를 다룰수 있는 구조
array([1, 4, 2, 5, 3])

1 np.array([1, 2, 3, 4], dtype=np.float 데이터 타입
array([1., 2., 3., 4.])

1 np.array([range(i, i + 3) for i in [1, 4, 7]])
array([[1, 2, 3], [4, 5, 6], [7, 8, 9]])
array([7, 8, 9]])
```

```
1 np.zeros(10) 1차원으로만들고 0으로채움
array([0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0., 0.])

1 np.ones((3, 5)) 2차원으로만들고 1으로채움
array([[1., 1., 1., 1., 1.],
       [1., 1., 1., 1., 1.]])

1 np.full((2, 3), 5) 초기값음임의로설정
array([[5, 5, 5],
       [5, 5, 5]])
```

```
1 np.arange(0, 10, 2)
array([0, 2, 4, 6, 8])
1 np.linspace(0, 100, 5, dtype=int) 교통하게;
```

array([ 0, 25, 50, 75, 100])

균등하게 interval을 구성

```
np.random.random((3, 3))
                                           0~1사이 난수 배열 생성
array([[0.56235288, 0.71738895, 0.96925213],
      [0.75709755, 0.78407142, 0.2614919],
       [0.54033566, 0.17707708, 0.93600132]])
    np.random.randint(0, 10, (3, 3))
                                          설정한 구간(0~9까지) 내의 난수 배열 생성
array([[7, 9, 1],
      [5, 9, 1],
      [0, 6, 9]])
                                        설정한 평균, 표준편차 정규분포확률에 의한 난
    np.random.normal(0, 1, (3, 3))
                                                    수 배열 생성
array([[-1.27670118, -0.85089473, -0.12022143],
       [ 0.27042133, 0.01918626, 0.83638446],
       [ 0.54611631, 0.89703639, -0.97728234]])
```

#### NumPy배열객체의주요속성

seed값을 주면 재현성 문제 해결(동일한 seed로

초기화 하면 동일한 순서의 난수가 생성됨)

Ndim: 차원정보

Size : 원소의 개수 Dtype : 데이터 타입

Shape: 행/열 원소 구조 정보

```
arr1 = np.random.randint(10, size=6)
    arr2 = np.random.randint(10, size=(2, 3))
    |print("arr1:\n%s" % arr1)
    print("ndim: %d, shape: %s, size: %d, dtype: %s₩n" %
           (arr1.ndim, arr1.shape, arr1.size, arr1.dtype))
    print("arr2:\munks" % arr2)
    |print("ndim: %d, shape: %s, size: %d, dtype: %s" 🔏
           (arr2.ndim, arr2.shape, arr2.size, arr2.dtype))
arr1:
[503379]
ndim: 1, shape: (6,), size: 6, dtype: int32
arr2:
[[3 5 2]
 [4 7 6]]
ndim: 2, shape: (2, 3), size: 6, dtype: int32
```

np.random.seed(0)

#### NumPy배열객체의<u>인덱싱</u>

단일 원소에 접근하는 기법

```
1 arr1
array([5, 0, 3, 3, 7, 9])
  1 arr1[0], arr1[5]
(5, 9)
  1 arr1[-6], arr1[-1]
                           맨 마지막 데이터
(5, 9)
   arr2
array([[3, 5, 2],
       [4, 7, 6]])
   arr2[0]
array([3, 5, 2])
```

```
1 arr2[0, 0], arr2[0, 2] []을 사용해행/열인덱스정보기술
(3, 2)

1 arr2[-1, -3], arr2[-1, -1]
(4, 6)

1 arr2[0, 0] = 9
2 arr2

array([[9, 5, 2], [4, 7, 6]])
```

#### NumPy배열객체의<u>슬라이싱</u>

부분집합 추출 [start:end:step] 형태

```
1 arr1 = np.arange(10)

array([0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9])

1 arr1[0:5:1]

array([0, 1, 2, 3, 4])

1 arr1[:5:1]

array([0, 1, 2, 3, 4])

1 arr1[:5:], arr1[:5]
```

(array([0, 1, 2, 3, 4]), array([0, 1, 2, 3, 4]))

```
1 | arr1[:], arr1[::]
```

||어있는 슬라이싱 연산자를 활용할 경우 | 전체집합을 부분집합으로 반환

(array([0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9]), array([0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9]))

```
1 arr1[2:9:2], arr1[2::2]
(array([2, 4, 6, 8]), array([2, 4, 6, 8]))

1 arr1[: -1] step이음수인경우거꾸로출력
array([9, 8, 7, 6, 5, 4, 3, 2, 1, 0])

1 arr1[-1:-11:-1]
array([9, 8, 7, 6, 5, 4, 3, 2, 1, 0])

1 arr1[5::-1]
array([5, 4, 3, 2, 1, 0])
```

```
1 arr2 = np.arange(12).reshape
                                        행/열 변환
 2 arr2
array([[0, 1, 2, 3],
                                -1 : 정해지지 않음을 의미
                              (열을 4개로 맞춰서 3행4열로 변환)
     [4, 5, 6, 7],
      [8, 9, 10, 11]])
 1 arr2[:3, :4]
array([[0, 1, 2, 3],
      [4, 5, 6, 7],
      [8, 9, 10, 11]])
  1 arr2[:, :]
array([[0, 1, 2, 3],
      [4, 5, 6, 7],
      [8, 9, 10, 11]])
```

```
arr2[:2, :3]
array([[0, 1, 2],
       [4, 5, 6]])
   arr2[:2, 2::-1]
array([[2, 1, 0],
       [6, 5, 4]])
 1 arr2[1:, -1]
array([ 7, 11])
 1 arr2[-1, :], arr2[-1]
(array([8, 9, 10, 11]), array([8, 9, 10, 11]))
```

#### NumPy배열객체의연결

```
1 arr2 = arr1.reshape(-1, 3)
 2 arr2
array([[1, 2, 3],
       [4, 5, 6]])
    np.concatenate([arr2, arr2], axis=0)
                                           배열의 축(방향)
array([[1, 2, 3],
       [4, 5, 6],
       [1, 2, 3],
       [4, 5, 6]])
    np.concatenate([arr2, arr2], axis=1)
array([[1, 2, 3, 1, 2, 3],
       [4, 5, 6, 4, 5, 6]])
```

#### NumPy배열객체의내장함수사용

```
Python의 loop는 속도가 느리기 때문에
                                                   numpy 내장함수(vectorize function)를
    np.random.seed(0)
                                                           사용하는 것을 권장
    | arr2 = np.random.randint(1, 10, (3, 4))
   larr2
array([[6, 1, 4, 4],
       [8, 4, 6, 3],
       [5, 8, 7, 9]])
    np.sum(arr2), arr2.sum()
                                   np.sum(array), array.sum(): array의 합계
(65, 65)
    np.sum(arr2, axis=0), arr2.sum(axis=0)
                                               축 방향으로 합계 계산
(array([19, 13, 17, 16]), array([19, 13, 17, 16]))
    np.sum(arr2, axis=1), arr2.sum(axis=1)
(array([15, 21, 29]), array([15, 21, 29]))
```

#### NumPy배열객체와<u>브로드캐스팅</u>

행열구조를 동일하게 맞춰주는 것

```
np.random.seed(0)
 3 \mid X = np.random.random((10, 3))
array([[0.5488135 , 0.71518937, 0.60276338],
       [0.54488318, 0.4236548, 0.64589411],
       [0.43758721, 0.891773 , 0.96366276],
       [0.38344152, 0.79172504, 0.52889492],
       [0.56804456, 0.92559664, 0.07103606],
       [0.0871293 , 0.0202184 , 0.83261985],
       [0.77815675, 0.87001215, 0.97861834],
       [0.79915856, 0.46147936, 0.78052918],
       [0.11827443, 0.63992102, 0.14335329],
       [0.94466892, 0.52184832, 0.41466194]])
    Xmean = X.mean(axis=0)
   Xmean
array([0.52101579, 0.62614181, 0.59620338])
```

X: 10x3 배열 Xmean: 1x3 배열 서로 다른 크기의 배열 간 연산을 위해 브로드캐스팅으로 구조를 맞춤

```
1 | Xcentered = X - Xmean
```

2 | Xcentered

각 원소에 해당하는 열의 평균을 뺀 결과

#### NumPy배열객체의부울배열과마스킹연산

```
np.random.seed(0)
 3 \mid X = \text{np.random.randint}(1, 10, \text{size}=(3, 4))
array([[6, 1, 4, 4],
       [8, 4, 6, 3],
       [5, 8, 7, 9]])
    (X > 5) & (X < 8)
array([[ True, False, False, False],
                                       X는 5보다 크고 8보다 작은 조건에 대한 부울
       [False, False, True, False],
                                       (bool) 배열 생성
       [False, False, True, False]])
    np.sum((X > 5) & (X < 8))
                                   X는 5보다 크고 8보다 작은 조건을 만족하는 원소
                                   (bool 배열이 true인 원소)에 대해서만 sum을 계산
```

np.sum((X > 5) | (X < 8))

```
1 np.sum((X > 5) & (X < 8), axis=0)
array([1, 0, 2, 0])

1 np.sum((X > 5) & (X < 8), axis=1)
array([1, 1, 1])

1 X[(X > 5) & (X < 8)] 조건에 맞는 원소들만 추출
array([6, 6, 7])
```

## Py의 주요 기능

#### NumPy배열객체와<u>팬시인덱싱</u>

인덱스 배열을 만족하는 부분집합을 추출

```
1 X = np.arange(12).reshape((3, 4))
 2 X
array([[0, 1, 2, 3],
      [4, 5, 6, 7],
      [8, 9, 10, 11]])
 1 | row = np.array([0, 1, 2])
                               인덱스 배열
 2 | col = np.array([1, 2, 3])
   X[row]
                               X에 인덱스(row) 전달
```

```
array([[ 0, 1, 2, 3],
     [4, 5, 6, 7],
     [8, 9, 10, 11]])
```

#### NumPy배열객체와복합인덱싱

```
1 X = np.zeros(12).reshape((3, 4))
array([[0., 0., 0., 0.],
       [0., 0., 0., 0.],
       [0., 0., 0., 0.]])
  1 \mid X[1, 0] = 1
array([[0., 0., 0., 0.],
       [1., 0., 0., 0.],
       [0., 0., 0., 0.]
  1 \mid X[1, [1, 3]] = 1
array([[0., 0., 0., 0.],
       [1., 1., 0., 1.],
       [0., 0., 0., 0.]])
```

#### NumPy배열객체의정렬

```
np.random.seed(0)
 3 \times = \text{np.array(np.random.randint(10, size=5))}
array([5, 0, 3, 3, 7])
                              np.sort(x) : x를 순서대로 정렬한 배열을 반환
(x 원본은 바뀌지 않음)
  1 np.sort(x)
array([0, 3, 3, 5, 7])
array([5, 0, 3, 3, 7])
                                x.sort(): x를 순서대로 정렬(x 원본이 변경)
  1 x.sort()
 1 x
array([0, 3, 3, 5, 7])
```

#### Pandas 소개

- NumPy를 기반으로 개발된 패키지
- 유연한 인덱스를 가진 1차원 배열의 구조의 Series 객체와 유연한 행 인덱스와 열 인덱스 를 가진 2차원 배열의 구조의 DataFrame 객체를 제공
- 강력한 데이터 연산 기능을 제공
- DataFrame 객체는 여러 데이터 타입을 사용할 수 있으며, 값의 누락 역시 허용

#### Pandas패키지와Series객체

```
pandas를 import할 때
             import pandas as pd
                                        일반적으로 사용하는 별칭
             data = pd.Series(np.linspace(0, 1, num=5))
                                                        pd.Series로 데이터 구성
          2 data
              0.00
              0.25
              0.50
IIIUE
                       valu
              0.75
              1.00
         dtvpe: float64
             data.values
                                     series 객체의 values는 numpy.ndarray 타입
         array([0. , 0.25, 0.5 , 0.75, 1. ])
             type(data.values)
         numpy.ndarray
             data.index
         RangeIndex(start=0, stop=5, step=1)
```

Series에서도 numpy 기반의 인덱싱, 슬라이싱, 마스킹, 팬시 인덱싱 사용 가능

```
data[1]
0.25
    data[2:4]
    0.50
    0.75
dtype: float64
    data[(data > 0.1) & (data < 0.6)]
    0.25
    0.50
dtype: float64
    data[[2, 4]]
    0.5
```

4 1.0 dtype: float64

```
1 | list(data.keys())
                                                                Series.keys(): index를 반환
          [0, 1, 2, 3, 4]
           1 | list(data.items())
                                                                Series.itmes(): index와 value 쌍을 반환
          [(0, 0.0), (1, 0.25), (2, 0.5), (3, 0.75), (4, 1.0)]
           1 data.index = ["a", "b", "c", "d", "e"]
                                                        Index를 숫자가 아닌 값으로 설정 가능
           2 data
              0.00
              0.25
              0.50
inde
              0.75
              1.00
         dtype: float64
              data.index
          Index(['a', 'b', 'c', 'd', 'e'], dtype='object')
```

#### Series객체와loc인덱서,iloc인덱서의활용

```
data.loc["a"]
                                           loc 인덱서: 명시적 인덱스에 대해 사용
                                           iloc: 암묵적 인덱스에 대해 사용
0.0
    data.loc["a":"c"]
                       "a"에서 "c"까지
  0.00
  0.25
    0.50
dtype: float64
    data.loc[["a", "c"]]
    0.0
    0.5
dtype: float64
    data.loc[data > 0.7]
    0.75
    1.00
dtype: float64
```

```
1 data.iloc[0]
```

0.0

data.iloc[0:3]

a 0.00

b 0.25

c 0.50

dtype: float64

0~2까지 → "a"에서 "c"까지

(슬라이싱의 경우 암묵적 인덱스 활용 시 end 인덱스는 미포함됨. loc와 iloc의 차이에 주의)

```
1 data.iloc[[0, 2]]
```

a 0.0

c 0.5

dtype: float64

#### Pandas패키지와DataFrame객체

DataFrame : 행 인덱스와 열 이름으로 구성 (다양한 타입의 데이터를 사용 가능)

```
np.random.seed(0)
2
3 df = pd.DataFrame(np.random.randint(10, size=(3, 4)), columns=['coll', 'col2', 'col3', 'col4'])
4 df
```

	col1	col2	col3	col4
0	5	0	3	3
1	7	9	3	5
2	2	1	7	6

DataFrame 객체의 values는 numpy.ndarray 타입

1 df ["co12"]

column의 이름을 key로 접근하는 방법

0 0 1 9 2 4

Name: col2, dtype: int32

1 df.col2

column의 이름을 key로 접근하는 방법

) () | 9 | 4

Name: col2, dtype: int32

#### DataFrame객체와loc인덱서, iloc인덱서의활용



```
1 df.loc 0:2 "col2":"col3"]

col2 col3

0 0 3

1 9 3

2 4 7

1 df.loc[(df["col2"] > 2) & (df["col3"] < 5), "col2":"col3"]
```

col2 col3

```
1 df.iloc[0, 1:3]

col2 0 iloc에서는 1,2행 반환 (end 인덱스 미포함)

Name: 0, dtype: int32

1 df.iloc[0:1, 1:3]

col2 col3
0 0 3

1 df.iloc[[0], 1:3]
```

col2 col3

1 df.iloc[0:3, 1:3]

	col2	col3
0	0	3
1	9	3
2	4	7

### DataFrame객체의열추가

1 df

	col1	col2	col3	col4
0	5	0	3	3
1	7	9	3	5
2	2	4	7	6

#### 새로운 열 추가

```
1 df["total"] = df.sum(axis=1)
2 df
```

	col1	col2	col3	col4	total
0	5	0	3	3	11
1	7	9	3	5	24
2	2	4	7	6	19

### DataFrame객체의행과열제거

```
1 df = df.drop(columns=["col4", "total"], axis=1)
2 df
```

	col1	col2	col3
0	5	0	3
1	7	9	3
2	2	4	7

```
1 df.drop(index=1, axis=0)
```

행 제거

열 제거

	col1	col2	col3
0	5	0	3
2	2	4	7

#### DataFrame객체의널값 연산

np.nan : 널 값(존재하지 않는 값) (nan : not a number)

```
      0
      1
      2

      0
      1.0
      2.0
      3

      1
      4.0
      5.0
      6

      2
      NaN
      8.0
      9

      3
      10.0
      NaN
      12
```

1 df.dropna(axis=0)

df.dropna(): NaN값이 존재하는 행 또는 열 제거

	0	1	2
0	1.0	2.0	3
1	4.0	5.0	6

1 df.fillna(df.mean(axis=0))

df.fillna(value) : NaN값을 특정 값으로 대체

 0
 1
 2

 0
 1.0
 2.0
 3

 1
 4.0
 5.0
 6

 2
 5.0
 8.0
 9

 3
 10.0
 5.0
 12

#### DataFrame객체의조인

```
1 df1 = pd.DataFrame({'name': ['이순신', '강감찬', '을지문덕', '김유신'],
2 'dept': ['연구개발', '영업', '연구개발', '인사']})
3 df2 = pd.DataFrame({'emp_name': ['강감찬', '을지문덕', '이순신', '이순신'],
4 'project': ["S", "D", "A", "S"]})
1 pd.merge(df1, df2, left_on="name", right_on="emp_name").drop("emp_name", axis=1)
```

중복되는 열을 제거하기 위함

	name	dept	project
0	이순신	연구개발	Α
1	이순신	연구개발	S
2	강감찬	영업	S
3	을지문덕	연구개발	D

pd.merge() : 두 DataFrame을 동일한 값을 가진 colum값(left\_on, right\_on)을 기준으로 연결

1 pd.merge(df1, df2, how="outer" left\_on="name", right\_on="emp\_name").drop("emp\_name", axis=1)

	name	dept	project
0	이순신	연구개발	Α
1	이순신	연구개발	S
2	강감찬	영업	S
3	을지문덕	연구개발	D
4	김유신	인사	NaN

outer join 키워드 (Join이 안된 행을 누락시키지 않도록 할 때 사용)

### DataFrame객체의정렬

```
1 import seaborn as sns
2 titanic = sns.load_dataset("titanic")
3 titanic.head()
```

	survived	pclass	sex	age	sibsp	parch	fare	embarked	class	who	adult_male	deck	em
0	0	3	male	22.0	1	0	7.2500	S	Third	man	True	NaN	Sc
1	1	1	female	38.0	1	0	71.2833	С	First	woman	False	С	
2	1	3	female	26.0	0	0	7.9250	S	Third	woman	False	NaN	Sc
3	1	1	female	35.0	1	0	53.1000	S	First	woman	False	С	Sc
4	0	3	male	35.0	0	0	8.0500	S	Third	man	True	NaN	Sc

### DataFrame객체의정렬

#### 운임(내림차순), 성별(오름차순)으로 정렬

head(): 데이터프레임의 앞부분 일부만 발취 tail(): 데이터프레임의 끝부분 일부만 발췌

titanic.sort\_values(by=["fare", "sex"], ascending=[False, True]).head()

	survived	pclass	sex	age	sibsp	parch	fare	embarked	class	who	adult_male	deck
258	1	1	female	35.0	0	0	512.3292	С	First	woman	False	NaN
679	1	1	male	36.0	0	1	512.3292	С	First	man	True	В
737	1	1	male	35.0	0	0	512.3292	С	First	man	True	В
88	1	1	female	23.0	3	2	263.0000	S	First	woman	False	С
341	1	1	female	24.0	3	2	263.0000	S	First	woman	False	С

#### DataFrame객체의그룹연산

그룹화할컬럼지정 그룹연산할컬럼 그룹연산방법

1 titanic groupby("sex") [["survived"]] .aggregate("mean")

survived

sex

female 0.742038

male 0.188908

apply() 함수를 이용해 결과값을 가공처리

1 titanic.groupby("sex") [["survived"]] .aggregate("mean") .apply(lambda x: x - x.mean())

평균을 0으로 표준화

survived

sex

female 0.276565

male -0.276565

#### DataFrame객체와피벗테이블

