## NBA 2023-24 Analysis

Sangkon Han

2024-12-12

NBA 2023-24 시즌 데이터는 총 300개의 행과 31개의 열로 구성된 데이터셋으로, 각 팀의 시즌 기록과 관련된 다양한 통계 정보를 제공합니다. 주요 변수로는 시즌(Season), 팀명(Team), 승리(W), 패배(L), 순위(Finish), 평균 연령(Age), 평균 키(Ht.), 평균 몸무게(Wt.) 등이 있으며, 경기 수(G), 출전 시간(MP), 야투(FG, FGA, FG%), 3점슛(3P, 3PA, 3P%), 2점슛(2P, 2PA, 2P%), 자유투(FT, FTA, FT%), 공격 리바운드(ORB), 수비 리바운드(DRB), 총 리바운드(TRB), 어시스트(AST), 스틸(STL), 블록(BLK), 턴오버(TOV), 파울(PF), 득점(PTS) 등이 포함됩니다. 이 데이터는 시즌별 팀 성과 분석, 선수들의 경기력 비교, 주요 경기 지표의 상관관계 분석 등을 수행하는 데 유용합니다(Knuth 1984).

## **Table of contents**

1	Loading Datasets	2
2	Linear Regression feature selection	6
3	Performing the train, test, split-linear regression style	7
4	Making the model	8
5	Finding the coefficients and intercepts of the regression model equation	g
6	Evaluating model's accuracy	10
7	Viewing results of predictions on a scatterplot	11

### 1 Loading Datasets

Source: Article Notebook

```
import pandas as pd
pd.set_option("display.max_columns", 8)
```

Source: Article Notebook

NBA 2023-24 시즌 데이터는 총 300개의 행과 31개의 열로 구성된 데이터셋으로, 각 팀의 시즌 기록과 관련된 다양한 통계 정보를 제공합니다. 주요 변수로는 시즌(Season), 팀명(Team), 승리(W), 패배(L), 순위(Finish), 평균 연령(Age), 평균 키(Ht.), 평균 몸무게(Wt.) 등이 있으며, 경기 수(G), 출전 시간(MP), 야투(FG, FGA, FG%), 3점슛(3P, 3PA, 3P%), 2점슛(2P, 2PA, 2P%), 자유투(FT, FTA, FT%), 공격 리바운드(ORB), 수비 리바운드(DRB), 총 리바운드(TRB), 어시스트(AST), 스틸(STL), 블록(BLK), 턴오버(TOV), 파울(PF), 득점(PTS) 등이 포함됩니다. 이 데이터는 시즌별 팀 성과 분석, 선수들의 경기력 비교, 주요 경기 지표의 상관관계 분석 등을 수행하는 데 유용합니다(Knuth 1984).

Source: Article Notebook

```
nba = pd.read_csv("NBA_2023-24.csv")
nba.info()
```

<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 300 entries, 0 to 299
Data columns (total 31 columns):

#	Column	Non-Null Count	Dtype
0	Season	300 non-null	object
1	Team	300 non-null	object
2	W	300 non-null	int64
3	L	300 non-null	int64
4	Finish	300 non-null	int64
5	Age	300 non-null	float64
6	Ht.	300 non-null	object
7	Wt.	300 non-null	int64
8	G	300 non-null	int64
9	MP	300 non-null	int64
10	FG	300 non-null	int64
11	FGA	300 non-null	int64
12	FG%	300 non-null	float64

13	3P	300	non-null	int64
14	3PA	300	non-null	int64
15	3P%	300	non-null	float64
16	2P	300	non-null	int64
17	2PA	300	non-null	int64
18	2P%	300	non-null	float64
19	FT	300	non-null	int64
20	FTA	300	non-null	int64
21	FT%	300	non-null	float64
22	ORB	300	non-null	int64
23	DRB	300	non-null	int64
24	TRB	300	non-null	int64
25	AST	300	non-null	int64
26	STL	300	non-null	int64
27	BLK	300	non-null	int64
28	TOV	300	non-null	int64
29	PF	300	non-null	int64
30	PTS	300	non-null	int64

dtypes: float64(5), int64(23), object(3)

memory usage: 72.8+ KB

Source: Article Notebook

NBA.head()는 데이터프레임의 상위 5개 행을 미리보기 형태로 보여주는 함수로, 데이터의 구조와 내용을 빠르게 파악할 수 있도록 도와줍니다. 이를 통해 각 열(컬럼)의 데이터 유형, 예시 값, 범위 등을 확인할수 있어 데이터 전처리 및 분석 계획을 수립하는 데 유용합니다. 예를 들어, NBA 2023-24 시즌 데이터의 경우, NBA.head()를 통해 팀명(Team), 시즌(Season), 승리(W), 패배(L) 등 주요 지표의 초기 데이터를 확인할 수 있으며, 데이터의 이상치나 결측치의 존재 여부를 빠르게 파악할 수 있습니다.

Source: Article Notebook

#### nba.head()

_									
	Season	Team	W	L	•••	BLK	TOV	PF	PTS
0	2023-24	Atlanta Hawks	36	46		369	1110	1522	9703
1	2022 - 23	Atlanta Hawks	41	41		401	1060	1541	9711
2	2021-22	Atlanta Hawks	43	39		348	972	1534	9343
3	2020-21	Atlanta Hawks	41	31		342	953	1392	8186
4	2019-20	Atlanta Hawks	20	47		341	1086	1548	7488

### 2 Linear Regression feature selection

Feature Selection은 선형 회귀(Linear Regression) 모델의 성능을 향상시키기 위해 중요한 변수를 선택하고 불필요한 변수를 제거하는 과정입니다. 올바른 특성(Feature)을 선택하면 모델의 복잡도를 줄이고, 과적합(Overfitting)을 방지하며, 해석 가능한 모델을 만들수 있습니다.

종속 변수(W, 승리 수)에 가장 큰 영향을 미치는 독립 변수(Feature) 5개를 선택하도록 하겠습니다.

- SelectKBest: 피처 선택을 위해 사용되는 함수로, 가장 중요한 K개의 피처를 선택합니다.
  - score\_func=f\_regression: f\_regression 함수를 사용하여 각 독립 변수와 종속 변수(y)
     간의 통계적 관계(선형 회귀)를 측정합니다.
  - k=5: 가장 중요한 5개의 피처를 선택하라는 의미입니다.
- f regression은 피처의 F-값을 계산하고, p-값을 바탕으로 중요한 피처를 결정합니다.

Source: Article Notebook

```
X = nba.drop(["Season", "Team", "W", "Ht."], axis=1)
y = nba["W"]
```

Source: Article Notebook

```
from sklearn.feature_selection import SelectKBest, f_regression
features = SelectKBest(score_func=f_regression, k=5)
features.fit(X, y)
selectedFeatures = X.columns[features.get_support()]
```

Source: Article Notebook

```
X = nba[selectedFeatures]
y = nba["W"]
```

# 3 Performing the train, test, split-linear regression style

데이터를 훈련 세트와 테스트 세트로 분할합니다.

이 코드는 X,y 데이터를 훈련 세트(80%)와 테스트 세트(20%)로 분할합니다. 훈련 세트는 모델 학습에 사용되며, 테스트 세트는 모델 성능을 평가하는 데 사용됩니다.  $random\_state=42$ 는 데이터의 재현성을 보장하기 위해 사용됩니다. 이 코드는 머신러닝 모델을 학습하고 평가할 때 필수적인 절차입니다.

Source: Article Notebook

### 4 Making the model

LinearRegression()을 사용하여 선형 회귀 모델을 생성하고, fit() 메서드로 훈련 데이터(X\_train, y\_train)를 사용해 모델을 학습합니다. 각 피처의 회귀 계수를 확인하면, 특성이 종속 변수(W)와 어떻게 관계가 있는지 해석할 수 있습니다. 절편(Intercept)도 함께 출력되어, 독립 변수가 0일 때 종속 변수가 갖는 기본값을 알수 있습니다.  $R^2$ 스코어는 모델의 설명력을 나타내며, 1에 가까울수록 더 좋은 모델입니다. MSE (평균 제곱 오차)는 예측값과 실제값 간의 차이의 제곱합을 평균한 값으로, 작을수록 더 좋은 모델입니다.

Source: Article Notebook

```
from sklearn.linear_model import LinearRegression
nba_model = LinearRegression()
nba_model.fit(X_train, y_train)
```

#### LinearRegression()

Source: Article Notebook

```
y_predictions = nba_model.predict(X_test)
y_predictions
```

```
array([24.7743466 , 45.07294498, 55.02968247, 57.74842782, 57.1520216 , 50.95072228, 30.23293152, 54.65468128, 27.59435315, 32.89768513, 21.76897972, 53.2773989 , 31.15039269, 22.65035576, 37.48095445, 53.19758145, 32.06329958, 28.19597675, 43.59553105, 58.5635895 , 30.604084 , 39.66243894, 49.10548945, 40.52661603, 52.26575229, 44.73626208, 32.72735547, 32.1790696 , 37.54137081, 22.15529642, 53.85378355, 61.96208648, 35.77551939, 42.4319417 , 40.60806046, 37.04052241, 45.49911597, 39.77779156, 24.15053368, 53.5521565 , 41.2798195 , 39.3270993 , 46.59151032, 48.03243751, 36.85342386, 48.55913468, 36.68835153, 18.22255011, 31.50257529, 47.44562655, 42.8108434 , 38.18889155, 35.49265951, 53.07278349, 48.37935041, 53.4662262 , 62.10579586, 52.44909605, 32.22103838, 41.7442117 ])
```

# 5 Finding the coefficients and intercepts of the regression model equation

```
Source: Article Notebook

nba_model.coef_

array([ -0.43165159, -1.41415591, 0.56853489, 41.70619907, -33.69559578])

Source: Article Notebook

nba_model.intercept_

np.float64(46.22288627744338)
```

## 6 Evaluating model's accuracy

Source: Article Notebook

from sklearn.metrics import mean\_absolute\_percentage\_error
mean\_absolute\_percentage\_error(y\_test,y\_predictions)

np.float64(0.07435717467549478)

# 7 Viewing results of predictions on a scatterplot

Source: Article Notebook

```
import matplotlib.pyplot as plt
plt.scatter(y_test, y_predictions, color="red")
plt.xlabel('Actual values')
plt.ylabel('Predicted values')
plt.title('Actual vs Predicted values')
plt.show()
```

#### Actual vs Predicted values

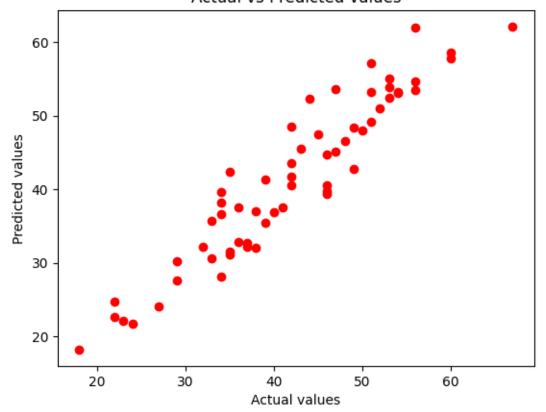


Figure 7.1: Actual vs Predicted

Source: Article Notebook

Knuth, Donald E. 1984. "Literate Programming." Comput.~J.~27 (2): 97–111. https://doi.org/10.1093/comjnl/27.2.97.