

# Statsmodels

최필주

- 널리 사용되는 데이터 분석용 패키지 중 하나
- 주로 활용되는 기능
  - 회귀분석(regression analysis)
  - 시계열분석(time-series analysis)
- Statsmodels의 특징
  - R을 이용한 통계 분석 및 시계열 분석을 파이썬에도 제공
    - R에서 사용하는 formula와 데이터셋 제공

# Statsmodels 기본 다루기

## ◎ Statsmodels 설치하기

### ■ pip 사용

In

```
pip install -U statsmodels
```

### ■ Anaconda 사용

In

```
conda install -c conda-forge statsmodels
```

## ◎ Import하기

In

```
import statsmodels.api as sm
```

## ○ Statsmodels에서 제공되는 데이터셋 가져오기

- `sm.datasets.item.load_pandas()` 함수 사용
- DataFrame 접근 형태

In

```
df = sm.datasets.item.load_pandas().data
```

- `sm.dataset??` 확인해보기

## 예시 – 심장 이식 수술 결과 데이터

### ■ 데이터 정보

```
In [1]: import statsmodels.api as sm
heart_data = sm.datasets.heart
print(heart_data.SOURCE)
print(heart_data.DESCRLONG)
print(heart_data.NOTE)
```

Miller, R. (1976). Least squares regression with censored data. Biometrika, 63 (3), 449-464.

This data contains the survival time after receiving a heart transplant, the age of the patient and whether or not the survival time was censored.

::

Number of Observations - 69

Number of Variables - 3

Variable name definitions::

death - Days after surgery until death

age - age at the time of surgery

censored - indicates if an observation is censored. 1 is uncensored

## 예시 – 심장 이식 수술 결과 데이터

### ■ 데이터

```
In [2]: df = heart_data.load_pandas().data  
df.tail()
```

Out [2]:

	survival	censors	age
64	14.0	1.0	40.3
65	167.0	0.0	26.7
66	110.0	0.0	23.7
67	13.0	0.0	28.9
68	1.0	0.0	35.2

## ○ R에서 제공되는 데이터셋 가져오기

- `sm.datasets.get_rdataset('item', package = 'package')` 함수
- 목록
  - <http://vincentarelbundock.github.io/Rdatasets/datasets.html>
- DataFrame 접근 형태

**In**

```
data = sm.datasets.get_rdataset('item', package = 'package')  
df = data.data
```



## 예시1 - 타이타닉 데이터

### ■ 데이터 가져오기

```
In [1]: import statsmodels.api as sm
data = sm.datasets.get_rdataset("Titanic", package="datasets")
df = data.data
df.tail()
```

Out [1]:

	Class	Sex	Age	Survived	Freq
27	Crew	Male	Adult	Yes	192
28	1st	Female	Adult	Yes	140
29	2nd	Female	Adult	Yes	80
30	3rd	Female	Adult	Yes	76
31	Crew	Female	Adult	Yes	20

### ■ 설명을 보고 싶을 경우: `__doc__` 참조

```
In [2]: print(data.__doc__[:1005])
```

## 예시2 – MASS 패키지의 deaths 데이터 가져오기

### ■ 데이터 가져오기

```
In [2]: data = sm.datasets.get_rdataset("deaths", "MASS")  
  
df = data.data  
df.tail()
```

Out [2]:

	time	value
67	<a href="#">1979.583333</a>	1354
68	<a href="#">1979.666667</a>	1333
69	<a href="#">1979.750000</a>	1492
70	<a href="#">1979.833333</a>	1781
71	<a href="#">1979.916667</a>	1915

- 시계열 데이터
- 1974년부터 1979년까지 영국의 호흡기 질환 사망자수
- 시간표기: 1년 1.0, 1개월 1/12

### ■ 데이터 설명 확인해보기

## 예시2 – MASS 패키지의 deaths 데이터 가져오기

- 시간 정보 데이터 시각화해서 확인해보기 – 자료형 바꾸기

```
In [3]: def yearfraction2datetime(yearfraction, startyear=0):  
        import datetime  
        import dateutil  
        year = int(yearfraction) + startyear  
        month = int(round(12 * (yearfraction - year)))  
        delta = dateutil.relativedelta.relativedelta(months=month)  
        date = datetime.datetime(year, 1, 1) + delta  
        return date  
  
df["datetime"] = df.time.map(yearfraction2datetime)  
df.tail()
```

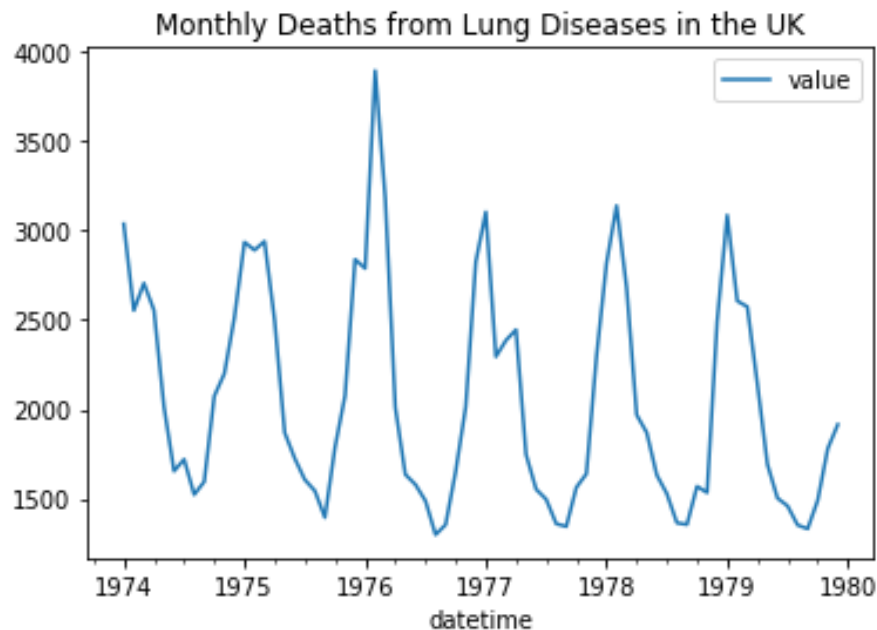
Out [3]:

	time	value	datetime
67	<a href="#">1979.583333</a>	1354	1979-08-01
68	<a href="#">1979.666667</a>	1333	1979-09-01
69	<a href="#">1979.750000</a>	1492	1979-10-01
70	<a href="#">1979.833333</a>	1781	1979-11-01
71	<a href="#">1979.916667</a>	1915	1979-12-01

## 예시2 – MASS 패키지의 deaths 데이터 가져오기

- 시간 정보 데이터 시각화해서 확인해보기 – 시각화

```
In [5]: import matplotlib.pyplot as plt
from matplotlib inline
df.plot(x="datetime", y="value")
plt.title(data.title)
plt.show()
```



# Statsmodels를 이용한 회귀분석

## ○ Statsmodels을 이용한 선형 회귀분석

- OLS를 이용한 선형 회귀 분석 수행
  - OLS(Ordinary Least Square): 가장 기본적인 선형 회귀 방법, 잔차제곱합(RSS, Residual Sum of Squares)가 최소값을 갖도록 함

## ○ 실습

- 실습1: Statsmodels에서 제공되는 유방암 데이터 사용
- 실습2: R 데이터 셋에서 제공되는 타이타닉 생존자 데이터 사용
- 실습3: Statsmodels에서 제공되는 심장 이식 수술 데이터 사용

## ○ 데이터 가져오기

### ■ 데이터 정보 확인

```
In [1]: import statsmodels.api as sm
cancer_data = sm.datasets.cancer
print(cancer_data.SOURCE)
print(cancer_data.DESCRLONG)
print(cancer_data.NOTE)
```

This is the breast cancer data used in Owen's empirical likelihood. It is taken from Rice, J.A. Mathematical Statistics and Data Analysis.

[http://www.cengage.com/statistics/discipline\\_content/dataLibrary.html](http://www.cengage.com/statistics/discipline_content/dataLibrary.html)

The number of breast cancer observances in various counties  
::

Number of observations: 301

Number of variables: 2

Variable name definitions:

cancer - The number of breast cancer observances

population - The population of the county

## ○ 데이터 가져오기

- X, Y에 데이터 저장하기 – DataFrame 사용

```
In [2]: df = cancer_data.load_pandas().data  
df.tail()
```

Out [2]:

	cancer	population
296	250.0	62931.0
297	267.0	63476.0
298	244.0	66676.0
299	248.0	74005.0
300	360.0	88456.0

```
In [3]: X = df.population  
Y = df.cancer
```



## ○ 데이터 가져오기

- X, Y에 데이터 저장하기 – 각각 가져오기

```
In [4]: data = cancer_data.load()
print(data.exog_name, data.endog_name)
X = cancer_data.load().exog
Y = cancer_data.load().endog
```

['population'] cancer

- endog (endogenous): 종속변수(y)를 의미
- exog (exogenous): 독립변수(x)를 의미

## ○ 데이터 가져오기

- X, Y에 데이터 저장하기 – 각각 가져오기

```
In [4]: data = cancer_data.load()
print(data.exog_name, data.endog_name)
X = cancer_data.load().exog
Y = cancer_data.load().endog
```

['population'] cancer

- endog (endogenous): 종속변수(y)를 의미
- exog (exogenous): 독립변수(x)를 의미

## ○ 데이터 분석하기

- OLS를 이용한 선형 회귀 분석 - R-style formulas

```
In [5]: import statsmodels.formula.api as smf  
  
model = smf.ols('cancer ~ population', data = df)
```

- OLS를 이용한 선형 회귀 분석

```
In [6]: X = sm.add_constant(X, prepend=False)  
model = sm.OLS(Y, X)
```

- `X = sm.add_constant(X, prepend = False)` 없이 해보기

## ○ 분석 결과

```
In [20]: fit = model.fit()
fit.summary()
```

Out [20]:

OLS Regression Results

Dep. Variable:	cancer	R-squared:	0.935			
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.935			
Method:	Least Squares	F-statistic:	4315.			
Date:	Sun, 04 Aug 2019	Prob (F-statistic):	1.04e-179			
Time:	16:55:50	Log-Likelihood:	-1198.1			
No. Observations:	301	AIC:	2400.			
Df Residuals:	299	BIC:	2408.			
Df Model:	1					
Covariance Type:	nonrobust					
	coef	std err	t P> t  [0.025 0.975]			
population	0.0036	5.45e-05	65.686	0.000	0.002	0.000
const	-0.5261	0.969	-0.543	0.588	-2.433	1.381
Omnibus:	67.515	Durbin-Watson:	1.822			
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	1431.216			
Skew:	0.040	Prob(JB):	1.64e-311			
Kurtosis:	13.682	Cond. No.	2.30e+04			

각각 확인도 가능

```
In [9]: fit.pvalues
```

```
Out [9]: array([1.03663835e-179, 5.87649244e-001])
```

## ○ 분석 결과의 의미 - 적합모델

- Dep. variable: 종속변수
- Model: 적합모델
- Method: 파라미터 적합 방법
- No. Observations: 사용된 관찰 개수
- DF Residuals: 잔차의 자유도
  - 관찰 개수에서 파라미터의 수를 뺀 값
- DF Model: 모델에서 추정하는 파라미터의 개수(상수항은 제외)

Dep. Variable:	cancer
Model:	OLS
Method:	Least Squares
Date:	Sun, 04 Aug 2019
Time:	16:55:50
No. Observations:	301
Df Residuals:	299
Df Model:	1

## ○ 분석 결과의 의미 – 적합 정도

### ■ 결정계수

- R-Squared: 분석 결과의 적합도
- Adj. R-Squared: 파라미터 개수와 관찰 개수에 따라 조정된 값

### ■ F-statistic

- 간단히 회귀가 단순평균보다 좋은지를 나타냄
- Prob (F-statistic): 운 좋게 F-statistic에 도달할 확률. 충분히 낮다면 회귀가 단순평균보다 훨씬 더 좋다는 것 확신 가능, 0.05 이하여야 함

### ■ 모델의 평가

- AIC(Akaike Information Criterion): 관찰 개수와 모델 자체의 복잡성을 기반으로 모델 평가, 낮을 수록 좋음
- BIC(Bayesian Information Criterion): AIC와 유사

R-squared:	0.935
Adj. R-squared:	0.935
F-statistic:	4315.
Prob (F-statistic):	1.04e-179
Log-Likelihood:	-1198.1
AIC:	2400.
BIC:	2408.

## ○ 분석 결과의 의미 – 적합 정도

### ■ R-squared의 계산

```
In [32]: import numpy as np
         fitted_values = fit.predict(X)
         mean_sum_squared_errors = np.sum((Y-Y.mean())**2)
         regr_sum_squared_errors = np.sum((Y-fitted_values)**2)
         (mean_sum_squared_errors - regr_sum_squared_errors) / mean_sum_squared_errors
```

```
Out [32]: 0.9351930401579102
```

## ○ 분석 결과의 의미 – 계수 정보

- coef: 추정계수

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
population	0.0036	5.45e-05	65.686	0.000	0.003	0.004
const	-0.5261	0.969	-0.543	0.588	-2.433	1.381

- std err: 추정계수의 표준오차

- 클수록 추정계수의 불확실성 증가

- t: 선형관계(관련성)가 존재하는 정도 (노이즈 대비 시그널)

- 제곱하면 F-statistic 값이 나옴
- 크다: 표준 편차가 작다 → 독립-종속 변수간 상관도 높음
- 작다: 표준 편차가 크다 → 관계 낮음

- $P > |t|$ : t에 대한 P value



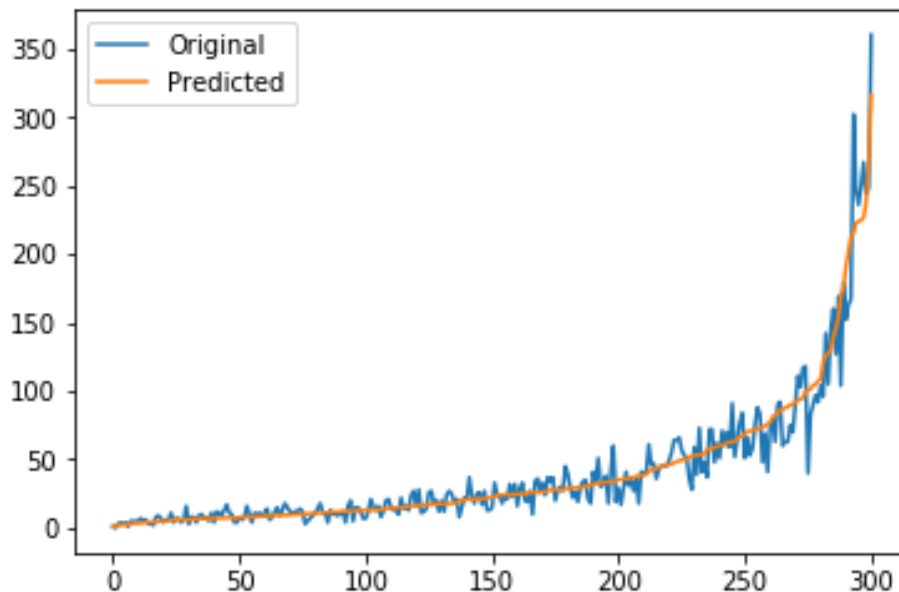
## ○ 분석 결과의 의미 – 잔차 분석

- Skew(비대칭도)
  - 평균 주위 잔차의 대칭 측정값
  - 0일 수록 대칭
- Kurtosis(첨도)
  - 잔차의 분포 모양
  - 종 모양이면 0, 음수는 평평한 분포, 양수면 뾰족한 분포
- Omnibus: 비대칭도와 첨도를 결합한 통계 테스트
  - Pro(Omnibus): Omnibus를 확률로 변환한 것
- Durbin-Watson
  - 잔차 사이의 상관관계 여부. 시간 기반 데이터 분석과 관련있음
- Jarque-Bera(JB)
  - 비대칭도와 첨도의 또 다른 테스트
- Cond. No
  - 다중공선성에 대한 테스트. 여러 개의 독립변수를 작업할 때 다름

Omnibus:	67.515	Durbin-Watson:	1.822
Prob(Omnibus):	0.000	Jarque-Bera (JB):	1431.216
Skew:	0.040	Prob(JB):	1.64e-311
Kurtosis:	13.682	Cond. No.	2.30e+04

## ○ 분석 결과 시각화

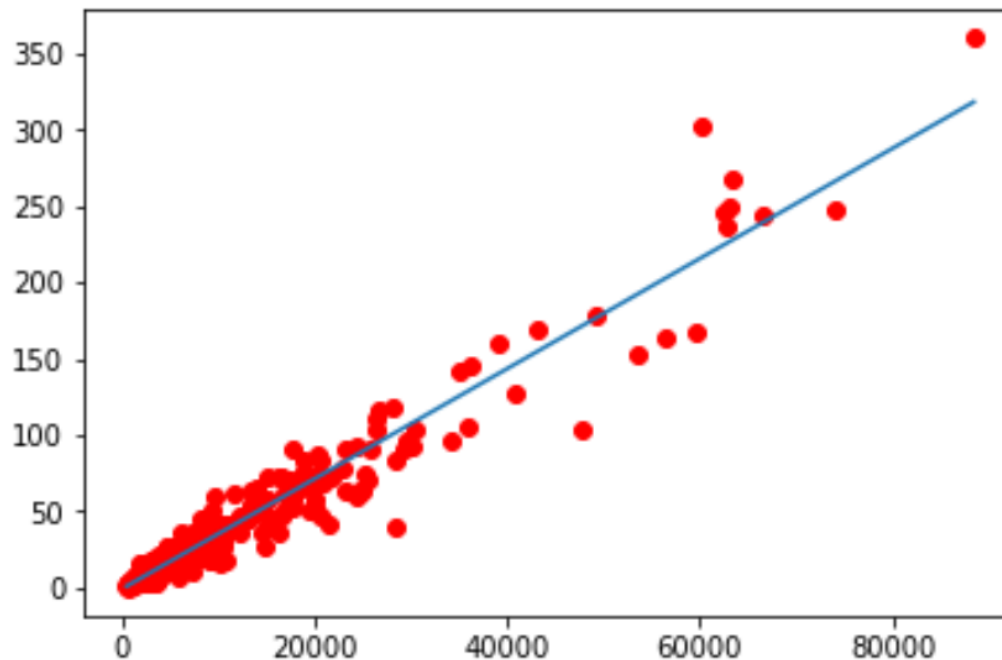
```
In [44]: import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
plt.plot(Y, label = 'Original')
plt.plot(fitted_values, label = 'Predicted')
plt.legend()
plt.show()
```



## ○ 분석 결과 시각화 (p.24의 coef 값 사용)

```
In [7]: ▶ import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
plt.scatter(X.population, Y, label = 'Original', color = 'red')
plt.plot(X.population, X.population * 0.0036 - 0.5261, label = 'Predict')
```

Out[7]: [<matplotlib.lines.Line2D at 0x15767170>]



## ○ 데이터 가져오기

### ■ 데이터 정보 확인

```
In [1]: import pandas as pd
import statsmodels.api as sm
titanic_data = sm.datasets.get_rdataset("Titanic", package="datasets")
```

```
In [2]: print(titanic_data.__doc__[:1005])
```

```
+-----+-----+-----+
| No | Name      | Levels                |
+-----+-----+-----+
| 1  | Class     | 1st, 2nd, 3rd, Crew  |
+-----+-----+-----+
| 2  | Sex       | Male, Female         |
+-----+-----+-----+
| 3  | Age       | Child, Adult         |
+-----+-----+-----+
| 4  | Survived  | No, Yes              |
+-----+-----+-----+
```

## ○ 데이터 가져오기

- 데이터 저장하기 – DataFrame 사용

```
In [3]: df = titanic_data.data  
df.tail()
```

Out [3]:

	Class	Sex	Age	Survived	Freq
27	Crew	Male	Adult	Yes	192
28	1st	Female	Adult	Yes	140
29	2nd	Female	Adult	Yes	80
30	3rd	Female	Adult	Yes	76
31	Crew	Female	Adult	Yes	20

## ○ 데이터 가져오기

### ■ X, Y에 데이터 저장하기

```
In [13]: survived_mapping = {"No": 0, "Yes": 1}
class_mapping = {"1st": 3, "2nd": 2, "3rd": 1, "Crew": 0}
sex_mapping = {"Male": 1, "Female": 0}
age_mapping = {"Adult": 1, "Child": 0}

y = df['Survived'].map(survived_mapping)
X = pd.DataFrame({
    "Class": df['Class'].map(class_mapping),
    "Sex": df['Sex'].map(sex_mapping),
    "Age": df['Age'].map(age_mapping)})
X = sm.add_constant(X)
X.tail()
```

Out [13]:

	const	Class	Sex	Age
27	1.0	0	1	1
28	1.0	3	0	1
29	1.0	2	0	1
30	1.0	1	0	1
31	1.0	0	0	1

## ○ 분석 결과

```
In [15]: fit = sm.OLS(y, X).fit()
fit.summary()
```

Out [15]:

OLS Regression Results

<b>Dep. Variable:</b>	Survived	<b>R-squared:</b>	0.000
<b>Model:</b>	OLS	<b>Adj. R-squared:</b>	-0.107
<b>Method:</b>	Least Squares	<b>F-statistic:</b>	0.000
<b>Date:</b>	Sun, 04 Aug 2019	<b>Prob (F-statistic):</b>	1.00
<b>Time:</b>	21:01:40	<b>Log-Likelihood:</b>	-23.225
<b>No. Observations:</b>	32	<b>AIC:</b>	54.45
<b>Df Residuals:</b>	28	<b>BIC:</b>	60.31
<b>Df Model:</b>	3		
<b>Covariance Type:</b>	nonrobust		

	coef	std err	t	P> t	[0.025	0.975]
const	0.5000	0.207	2.415	0.023	0.076	0.924
Class	-3.261e-16	0.085	-3.86e-15	1.000	-0.173	0.173
Sex	2.429e-16	0.189	1.29e-15	1.000	-0.387	0.387
Age	2.498e-16	0.189	1.32e-15	1.000	-0.387	0.387

<b>Omnibus:</b>	505.225	<b>Durbin-Watson:</b>	0.125
<b>Prob(Omnibus):</b>	0.000	<b>Jarque-Bera (JB):</b>	5.333
<b>Skew:</b>	-0.000	<b>Prob(JB):</b>	0.0695
<b>Kurtosis:</b>	1.000	<b>Cond. No.</b>	5.84

## ○ 분석과정

- 데이터 가져오기: statsmodels에서 제공되는 데이터 사용
  - `sm.datasets`, `load_pandas()`
- X, Y 설정
  - `sm.add_constant`
- 모델 적용 및 분석 결과 확인
  - `sm.OLS(Y, X).fit()`, `summary()`