**회귀분석**

1. 회귀분석

변수 간의 관계를 모델링하고 예측하는 통계적 기법 중 하나로 주로 연속형 종속 변수와 1개 이상의 범주형/연속형 독립 변수 간의 관계를 파악하고 설명하는 데 사용

1) 회귀분석 유형

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 유형 | 종속변수 | 독립 변수 | 종속 변수와 독립 변수 간 관계의 선형성 |
| 단순 선형 회귀  (simple linear regression) | 1개 | 1개 | 선형 |
| 다중 선형 회귀  (multiple linear regression) | 1개 | 2개 이상 | 선형 |
| 일반 선형 모형  (general linear model) | 2개 이상 | 1개 이상 | 선형 |
| 비선형 회귀  (non-linear regression) | 1개 | 1개 이상 | 비선형 |

2. 단순 선형 회귀(simple linear regression)

- : Independent and Identically Distributed random variable

- 회귀계수(regression coefficient)

: 기울기(slope) , : 절편(intercept)

- : 번째 관측치 오차

**\* 오차항의 4가지 가정**

① 선형성(linearity) : 종속 변수 와 독립변수 는 선형 관계에 있음

② 독립성(independence) : 각각의 오차항은 서로 독립

③ 등분산성(constant variance) : 오차항의 분산은 모두 같음

④ 정규성(normality) : 오차항은 정규분포를 따름

1) 회귀계수 추정(OLS)

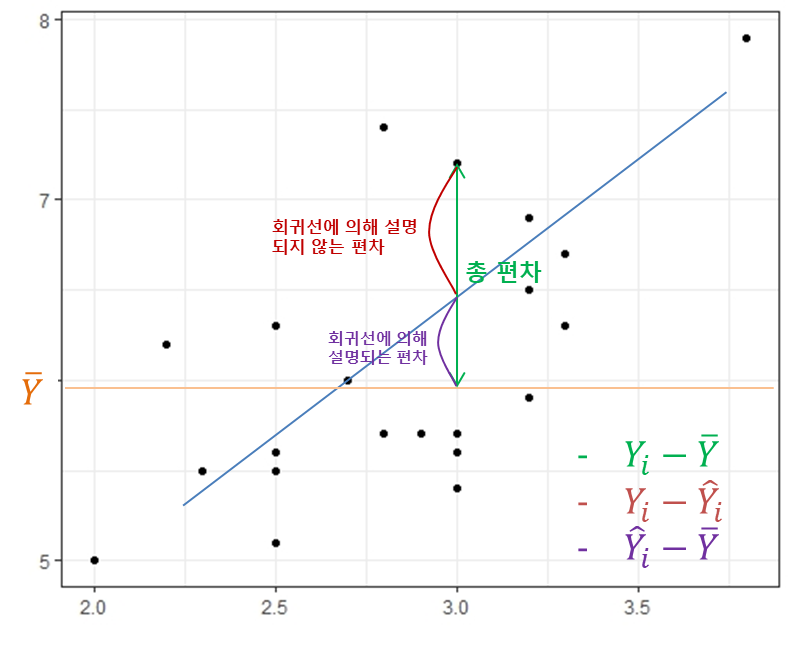
- 최소제곱법(least square method)

관측된 데이터와 모델의 예측값 간의 오차의 제곱을 최소화하여 최적의 회귀계수를 찾는 방법

오차의 제곱합 식인 을 각 회귀계수에 대해 편미분하여 그 값이 0이 되는 과 의 값을 도출하면 아래와 같음

추정된 회귀계수를 통해 회귀식을 추정하면 아래와 같음

**\* 잔차(residual)**

실제 오차를 알 수 없기 때문에 잔차를 이용해 모형을 평가하고 가정을 검토함

TSS = SSR = SSE =

TSS(total sum of squares) = SSR(regression sum of squares) + SSE(residual sum of squares)

[표] 유의성 검정을 위한 분산 분석 표

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 요인(Factor) | 자유도  (Degree of Freedom) | 제곱합  (Sum of Square) | 평균제곱  (Mean Square) | F-value |
| 회귀(regression) | 1 | SSR |  |  |
| 잔차(Residual) | n-2 | SSE |  |  |
| 총(Total) | n-1 | SST |  |  |

검정통계량 : 기각역 :

2) 유의성 검정

[1] 모형 유의성 검정

회귀식에서 기울기()가 0이면 모형이 유의하지 않음. 이를 확인하기 위해 가설검정을 하면 귀무가설과 채택가설이 아래와 같음

vs

통계패키지 결과 Analysis of Variance table을 얻을 수 있음

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Analysis of Variance | | | | | |
| Source | DF | Sum of Squares | Mean Square | F value | Pr>F |
| Model | 1 | SSR | MSR | F | p-value |
| Error | n-2 | SSE | MSE |  |  |
| Corrected Total | n-1 | SST |  |  |  |

p-value < 유의수준()이면 귀무가설 기각 ⇒ 모형이 통계적으로 유의함

[2] 회귀계수 유의성 검정

각 변수의 중요도 및 유의성 파악 가능하며 이를 확인하기 위해 가설검정을 하면 귀무가설과 채택가설이 아래와 같음

vs

검정통계량 : (단, ) 기각역 :

통계패키지 결과 Parameter Estimates table을 얻을 수 있음

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Parameter Estimates | | | | | |
| Variable | DF | Parameter Estimate | Standard Error | t-value | Pr>|t| |
| Intercept | 1 |  | S.E | T | p-value |
| 변수명 | 1 |  | S.E | T | p-value |

변수의 p-value < 유의수준()이면 귀무가설 기각 ⇒ 회귀계수가 통계적으로 유의함

3) 회귀모형 평가

[1] 평균제곱근 오차(Root Mean Square Error)

: 회귀선을 기준으로 실제값이 평균적으로 얼마나 벗어나 있는지 나타내는 값으로 작을수록 좋은 모형임

**\* RMSE는 값의 단위에 영향을 받으므로 절대적인 측도는 아님**

[2] 결정계수(coefficient of determination)

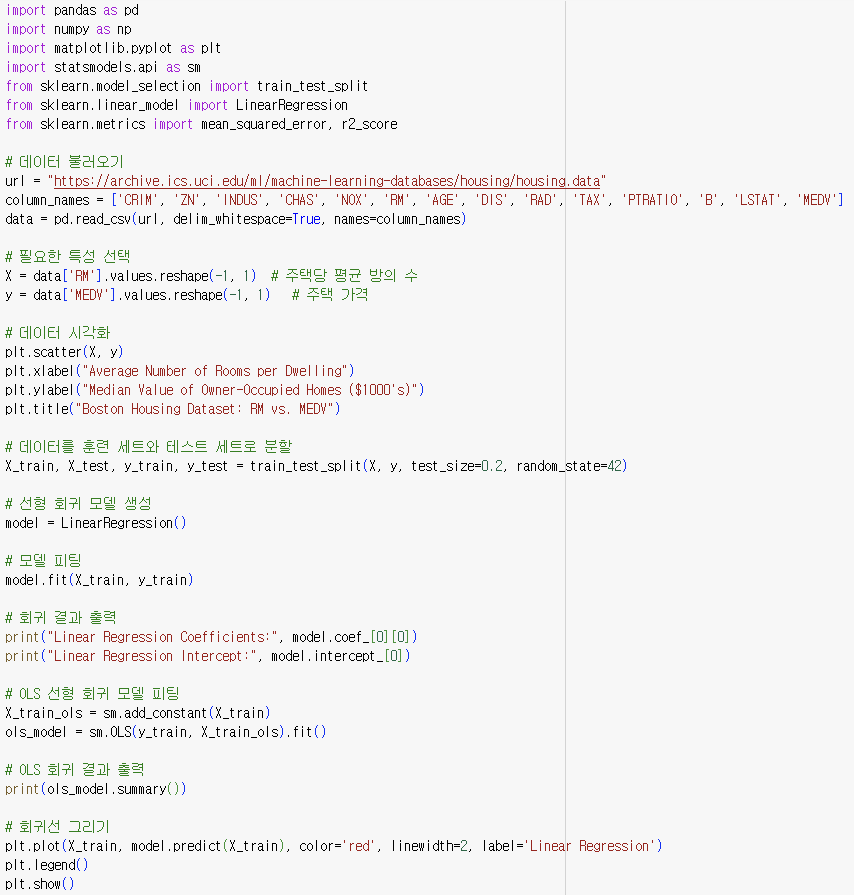
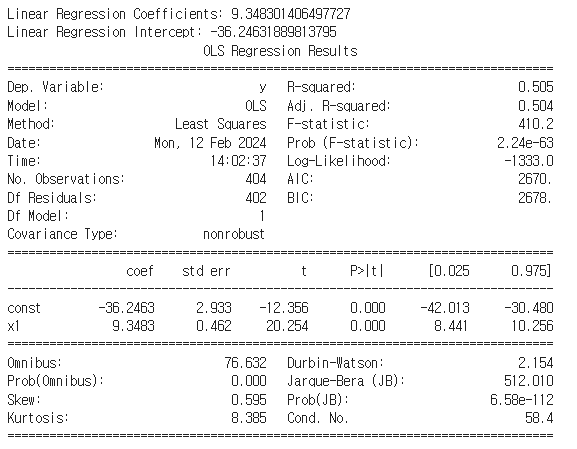
: 총 편차 중에 회귀선에 의해 설명되는 편차의 비율로 1에 가까울수록 모형의 설명력이 높음

**\* 이면 총 편차 중 80%가 모형에 의해 설명할 수 있음**

[3] 수정 결정계수

수정 결정계수는 변수 수가 증가할수록 결정계수 값이 일정 수준 감소하게 변경된 모형 평가지표로 설명 변수 수가 늘어남에 따라 증가하는 경향이 있는 결정계수의 문제점을 보완한 지표임

: 관측치 수 , : 모형에 포함된 설명 변수의 수

[단순 선형 회귀 실습]

3. 다중 선형 회귀(multiple linear regression)

**\* 다중 선형 회귀분석 고려사항**

① 다중공선성(multicollinearity)

: 독립변수 간의 선형 종속이 심한 경우로 차원 축소나 Ridge regression 등을 통해 해결

- VIF가 10보다 크면 다중공선성 문제가 있는 것으로 판단

② 범주형 설명 변수(qualitative predictors)

: 범주형 설명 변수를 어떻게 다룰 것인가에 관한 문제

③ 변수 선택(variable selection)

: 많은 변수로 인한 모형 과적합(overfitting) 문제를 변수 제거를 통해 해결

1) 유의성 검정

[1] 모형 유의성 검정

회귀식에서 기울기가 0이면 모형이 유의하지 않음. 이를 확인하기 위해 가설검정을 하면 귀무가설과 채택가설이 아래와 같음

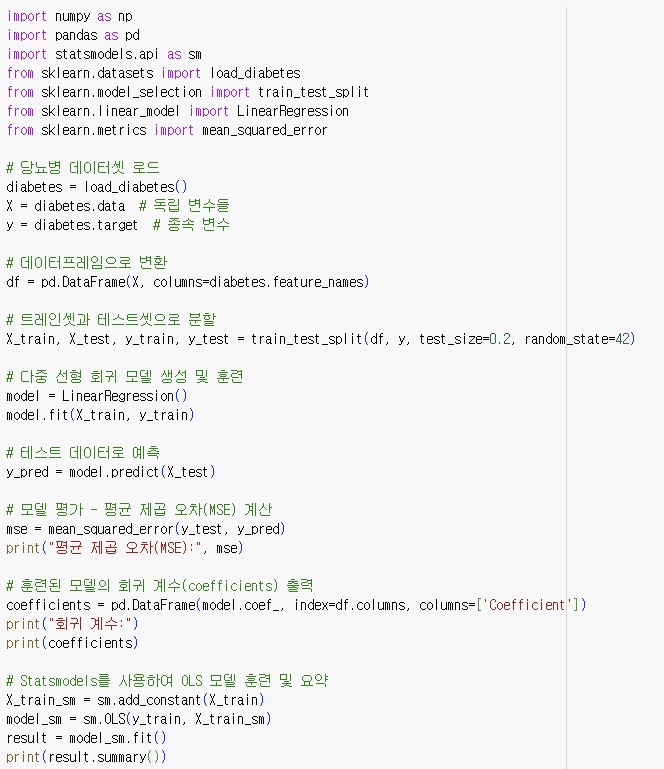
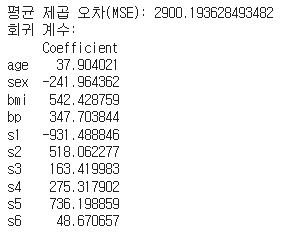
vs

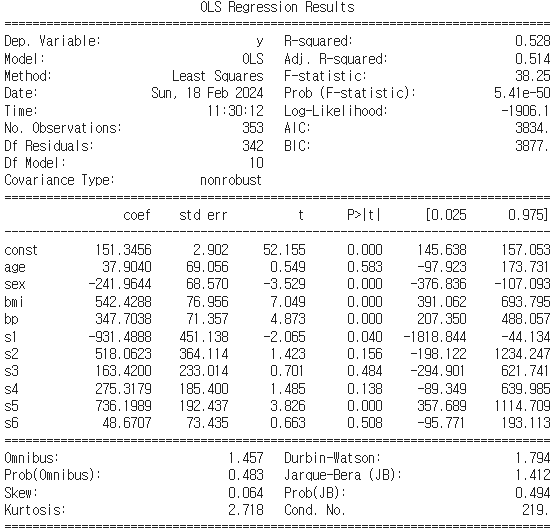
[표] 유의성 검정을 위한 분산 분석 표

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 요인(Factor) | 자유도  (Degree of Freedom) | 제곱합  (Sum of Square) | 평균제곱  (Mean Square) | F-value |
| 회귀(regression) | p | SSR |  |  |
| 잔차(Residual) | n-p-1 | SSE |  |  |
| 총(Total) | n-1 | SST |  |  |

검정통계량 : 기각역 :

F-test에서 p-value < 유의수준()이면 귀무가설 기각 ⇒ 모형이 통계적으로 유의함

[다중 선형 회귀 실습]

2) 범주형 변수를 포함한 모형

범주형 변수를 dummy 변수로 변환하여 활용함

\* dummy 변수

범주형 변수를 0 또는 1의 값으로 변환한 변수

ex) 인 범주형 변수를 선형회귀모델에서 다루는 경우 (범주형 변수 1개)

위와 같이 범주형 변수 를 dummy 변수 로 변환하여 활용함. 변환한 dummy 변수를 활용한 회귀 모델은 다음과 같음.

-

⇒ ( (

- (Female : base line)

-

ex) 인 범주형 변수를 선형회귀모델에서 다루는 경우 (범주형 변수 2개)

위와 같이 2개의 범주형 변수를 dummy 변수 , ,로 변환하여 활용함. 변환한 dummy변수를 활용한 회귀 모델은 다음과 같음.

-

⇒ , ,

, ,

- (Red and Male : base levels)

[범주형 변수가 포함된 선형 회귀 실습]

import pandas as pd

from sklearn.model\_selection import train\_test\_split

from sklearn.linear\_model import LinearRegression

from sklearn.preprocessing import OneHotEncoder

from sklearn.compose import ColumnTransformer

from sklearn.pipeline import Pipeline

from sklearn.metrics import mean\_squared\_error

# 데이터셋 로드

url = "https://raw.githubusercontent.com/ageron/handson-ml2/master/datasets/housing/housing.csv"

df = pd.read\_csv(url)

# 범주형 변수 추가

# 예를 들어, 'ocean\_proximity' 열을 범주형 변수로 설정

df['ocean\_proximity'] = df['ocean\_proximity'].astype('category')

# 독립 변수와 종속 변수 분리

X = df.drop('median\_house\_value', axis=1)

y = df['median\_house\_value']

# 데이터셋을 훈련 데이터와 테스트 데이터로 분할

X\_train, X\_test, y\_train, y\_test = train\_test\_split(X, y, test\_size=0.2, random\_state=42)

# 훈련 데이터에서 결측값이 있는 행 삭제

X\_train = X\_train.dropna()

y\_train = y\_train[X\_train.index]  # 결측값이 삭제된 행에 맞추어 종속 변수도 수정

# 전처리 및 모델링 파이프라인 생성

# 범주형 변수에 대해 One-Hot Encoding을 적용

preprocessor = ColumnTransformer(

    transformers=[('cat', OneHotEncoder(), ['ocean\_proximity'])],

    remainder='passthrough'

)

# 파이프라인 정의

pipeline = Pipeline(steps=[('preprocessor', preprocessor),

                           ('regressor', LinearRegression())])

# 모델 훈련

pipeline.fit(X\_train, y\_train)

# 테스트 데이터에서 결측값이 있는 행 삭제

X\_test = X\_test.dropna()

y\_test = y\_test[X\_test.index]  # 결측값이 삭제된 행에 맞추어 종속 변수도 수정

# 테스트 데이터로 예측

y\_pred = pipeline.predict(X\_test)

# 모델 평가 - 평균 제곱 오차(MSE) 계산

mse = mean\_squared\_error(y\_test, y\_pred)

print("평균 제곱 오차(MSE):", mse)

평균 제곱 오차(MSE): 4830748295.7925415

3) VIF (Variance Inflation Factor)

다중공선성 측정을 위한 지표 중 하나로 각 독립변수의 분산을 다른 독립변수들로부터 설명되는 분산의 비율로 계산

를 나머지 독립변수들의 선형결합으로 설명한 결정계수

⇒ 와 다른 독립 변수들 간 상관관계↑ ⇒ ↑ ⇒ VIF↑

VIF가 10이상일 때 다중공선성 문제가 있는 것으로 판단하고 변수 선택, 변수 변환, 차원 축소, 릿지(Ridge) 등을 통해 해결 가능

[다중공선성 확인 실습]

import pandas as pd

import numpy as np

from statsmodels.stats.outliers\_influence import variance\_inflation\_factor

# 데이터 불러오기

url = "https://raw.githubusercontent.com/jbrownlee/Datasets/master/housing.csv"

df = pd.read\_csv(url, header=None)

# 데이터를 독립 변수와 종속 변수로 분할

X = df.iloc[:, :-1]

# 다중공선성 확인 함수

def check\_vif(X):

    vif\_data = pd.DataFrame()

    vif\_data["Feature"] = X.columns

    vif\_data["VIF"] = [variance\_inflation\_factor(X.values, i) for i in range(len(X.columns))]

    return vif\_data

# 다중공선성 확인

vif\_results = check\_vif(X)

print(vif\_results)

Feature VIF

0 0 2.100373

1 1 2.844013

2 2 14.485758

3 3 1.152952

4 4 73.894947

5 5 77.948283

6 6 21.386850

7 7 14.699652

8 8 15.167725

9 9 61.227274

10 10 85.029547

11 11 20.104943

12 12 11.102025

4) 변수 선택 (Variable Selection)

[1] 전진 선택 (Forward Selection)

① 어떤 변수도 선택하지 않은 상태로 시작

② p-value가 유의수준()보다 작으면서 그 값이 가장 작은 변수를 선택하여 모델에 추가

③ p-value가 유의수준보다 작은 변수가 없을 때까지 반복

[전진 선택 실습]

from sklearn.datasets import load\_diabetes

from sklearn.model\_selection import train\_test\_split

from sklearn.feature\_selection import f\_regression

from sklearn.linear\_model import LinearRegression

# 당뇨병 데이터셋 로드

diabetes = load\_diabetes()

X, y = diabetes.data, diabetes.target

# 훈련 데이터와 테스트 데이터로 분할

X\_train, X\_test, y\_train, y\_test = train\_test\_split(X, y, test\_size=0.2, random\_state=42)

def forward\_selection\_with\_p\_value(X, y):

    selected\_features = []  # 선택된 변수를 저장할 리스트

    while True:

        best\_p\_value = np.inf

        best\_feature\_idx = None

        # 남은 변수 중에서 하나씩 선택하여 추가

        for feature\_idx in range(X.shape[1]):

            if feature\_idx not in selected\_features:

                model = LinearRegression()

                candidate\_features = selected\_features + [feature\_idx]

                model.fit(X\_train[:, candidate\_features], y\_train)

                \_, p\_values = f\_regression(X\_train[:, candidate\_features], y\_train)

                p\_value = p\_values[-1]  # 선택된 변수의 p-value

                # 가장 작은 p-value를 가지는 변수 선택

                if p\_value < best\_p\_value:

                    best\_p\_value = p\_value

                    best\_feature\_idx = feature\_idx

        # 선택된 변수의 p-value가 0.05 이상인 경우 선택 종료

        if best\_p\_value > 0.05:

            break

        # 선택된 변수 추가

        selected\_features.append(best\_feature\_idx)

        # 선택된 변수와 해당 변수의 p-value 출력

        print("Selected feature index:", best\_feature\_idx, ", p-value:", best\_p\_value)

    return selected\_features

# 전진 선택을 사용하여 변수 선택

selected\_features = forward\_selection\_with\_p\_value(X\_train, y\_train)

print("Final selected features:", selected\_features)

Selected feature index: 2 , p-value: 1.3967371945983186e-36

Selected feature index: 8 , p-value: 1.454635456256935e-29

Selected feature index: 3 , p-value: 1.498396400895433e-18

Selected feature index: 7 , p-value: 6.365822767752716e-17

Selected feature index: 9 , p-value: 2.691046221189473e-14

Selected feature index: 6 , p-value: 7.561955225809156e-14

Selected feature index: 4 , p-value: 0.0001607301867091769

Selected feature index: 0 , p-value: 0.00020298294220697687

Selected feature index: 5 , p-value: 0.0035225074702822895

Final selected features: [2, 8, 3, 7, 9, 6, 4, 0, 5]

[2] 후진 제거 (Backward Elimination)

① 모든 변수를 포함한 전체 모델에서 시작

② p-value가 유의수준()보다 크면서 그 값이 가장 큰 변수를 선택하여 모델에서 제거

③ p-value가 유의수준보다 큰 변수가 없을 때까지 반복

[후진 제거 실습]

import numpy as np

import pandas as pd

from sklearn.datasets import load\_diabetes

from sklearn.model\_selection import train\_test\_split

import statsmodels.api as sm

# 데이터셋 로드

diabetes = load\_diabetes()

X, y = diabetes.data, diabetes.target

# 훈련 데이터와 테스트 데이터로 분할

X\_train, X\_test, y\_train, y\_test = train\_test\_split(X, y, test\_size=0.2, random\_state=42)

def backward\_elimination(X, y, significance\_level=0.05):

    # 데이터프레임으로 변환

    X\_df = pd.DataFrame(X)

    y\_df = pd.Series(y, name='target')

    # 모든 변수에 상수항 추가

    X\_df = sm.add\_constant(X\_df)

    num\_vars = X\_df.shape[1]  # 변수의 수

    while True:

        regressor\_OLS = sm.OLS(y\_df, X\_df).fit()  # OLS 모델 적합

        max\_p\_value = max(regressor\_OLS.pvalues.tolist()[1:])  # 상수항을 제외한 최대 p-value

        if max\_p\_value > significance\_level:

            max\_p\_value\_idx = regressor\_OLS.pvalues.to\_numpy().argmax()  # 최대 p-value를 가진 변수의 인덱스

            max\_p\_value\_feature = X\_df.columns[max\_p\_value\_idx]  # 최대 p-value를 가진 변수명

            print("Removed feature:", max\_p\_value\_feature, ", p-value:", max\_p\_value)

            X\_df = X\_df.drop(max\_p\_value\_feature, axis=1)  # 해당 변수 제거

        else:

            break

    selected\_features = [col for col in X\_df.columns if col != 'const']  # 선택된 변수들 (상수항 제외)

    return selected\_features

# 후진 제거를 사용하여 변수 선택

selected\_features = backward\_elimination(X\_train, y\_train)

print("Final selected features:", selected\_features)

Removed feature: 0 , p-value: 0.5834385909128124

Removed feature: 6 , p-value: 0.47122387824364453

Removed feature: 9 , p-value: 0.4526778085390136

Removed feature: 7 , p-value: 0.17367651471849127

Final selected features: [1, 2, 3, 4, 5, 8]

[3] 단계적 선택 (Stepwise Selection)

전진 선택과 후진 제거를 결합한 방법으로 전진 선택과 후진 제거를 반복하여 모델의 성능이 개선되지 않거나 더 이상 변수를 추가하거나 제거할 수 없을 때까지 반복

[4] Lasso, Ridge 회귀

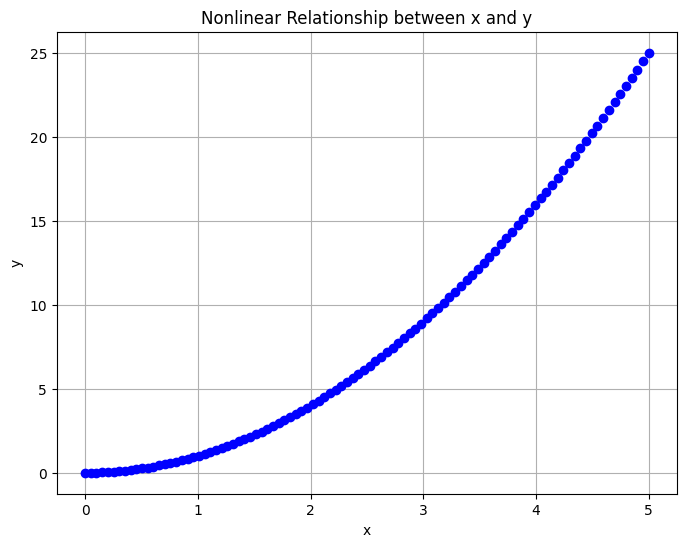
변수 선택과 축소를 동시에 수행

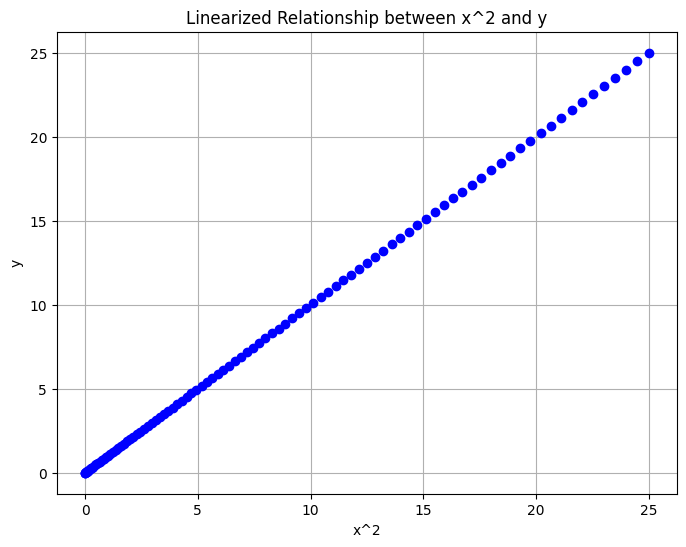
- Lasso 회귀 : 계수를 0으로 만들어 변수 선택

- Ridge 회귀 : 계수를 축소하여 변수의 영향력을 줄임

4. 회귀모형의 가정 진단

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 구분 | 진단 방법 | 해결 방안 |
| 선형성(linearity) | 산점도, 상관계수 | 변수 변환, 비선형 모형 적합 |
| 독립성  (independence) | Durbin-Watson,  ACF(Auto Correlation Function),  잔차 그래프 | ARMA와 같은 시계열 모형 이용 |
| 정규성(normality) | 첨도와 왜도, Q-Q plot, 정규성 검정(Shapiro-Wilk or K-S test) | 변수 변환, 새로운 변수 투입, 모형 수정 |
| 등분산성  (constant variance) | 잔차 등분산 그래프, White test 등 | 변수 변환, 가중회귀분석 |

1) 선형성 진단



[그림] 선형성 가정이 위배된 그래프와 제곱변환을 통해 선형성을 만족시킨 예시

① 잔차와 예측값 간의 산점도 확인

무작위적이지 않고 어떠한 패턴이 보이는 경우 선형성 가정이 위배되었다고 판단

② 종속변수와 독립변수들 간의 산점도 확인

산점도가 직선 형태를 따르지 않는 경우 선형성 가정이 위배되었다고 판단

(상관계수를 이용하면 선형 관계의 정도 및 유의성은 파악 가능하지만 비선형 상관관계를 알 수 없음)

선형성 가정이 위배된 경우 (Lack of Fit) : 독립변수의 제곱 변환 등을 통해 선형성 유도 가능

[선형성 진단 및 선형성 유도 코드]

import numpy as np

import matplotlib.pyplot as plt

from sklearn.datasets import load\_diabetes

from sklearn.linear\_model import LinearRegression

# 당뇨병 데이터셋 로드

diabetes = load\_diabetes()

X, y = diabetes.data[:, np.newaxis, 2], diabetes.target  # 3번째 특성 사용

# 선형 회귀 모델 피팅

model = LinearRegression()

model.fit(X, y)

# 예측값과 잔차 계산

y\_pred = model.predict(X)

residuals = y - y\_pred

# 잔차에 대한 산점도 그리기

plt.scatter(y\_pred, residuals, color='skyblue')

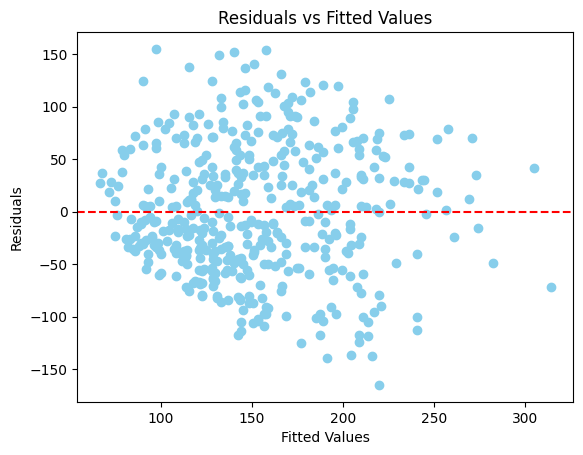
plt.title('Residuals vs Fitted Values')

plt.xlabel('Fitted Values')

plt.ylabel('Residuals')

plt.axhline(y=0, color='red', linestyle='--')  # 잔차가 0인 수평선 추가

plt.show()



import numpy as np

import matplotlib.pyplot as plt

from sklearn.linear\_model import LinearRegression

# 비선형 데이터 생성 (여기서는 2차 함수로 가정)

np.random.seed(0)

X = np.linspace(0, 10, 100)

y = 2 \* X\*\*2 + 3 \* X + np.random.normal(0, 5, 100)

# 선형 회귀 모델 적합

model = LinearRegression()

model.fit(X.reshape(-1, 1), y)

y\_pred = model.predict(X.reshape(-1, 1))

# 잔차 계산

residuals = y - y\_pred

# 변수 변환을 통해 선형성 유도 (제곱 변환을 사용)

X\_transformed = X\*\*2

# 선형 회귀 모델 적합 (변환된 변수 사용)

model\_transformed = LinearRegression()

model\_transformed.fit(X\_transformed.reshape(-1, 1), y)

y\_pred\_transformed = model\_transformed.predict(X\_transformed.reshape(-1, 1))

# 잔차 계산 (변환된 변수 사용)

residuals\_transformed = y - y\_pred\_transformed

# 잔차 산점도 그리기

plt.figure(figsize=(12, 6))

# 원본 데이터의 잔차

plt.subplot(1, 2, 1)

plt.scatter(X, residuals)

plt.xlabel('Feature')

plt.ylabel('Residuals')

plt.title('Residuals Plot for Nonlinear Data')

plt.axhline(y=0, color='r', linestyle='--')  # 잔차가 0 주변에 수평선 추가

# 변수 변환 후 데이터의 잔차

plt.subplot(1, 2, 2)

plt.scatter(X\_transformed, residuals\_transformed)

plt.xlabel('Transformed Feature')

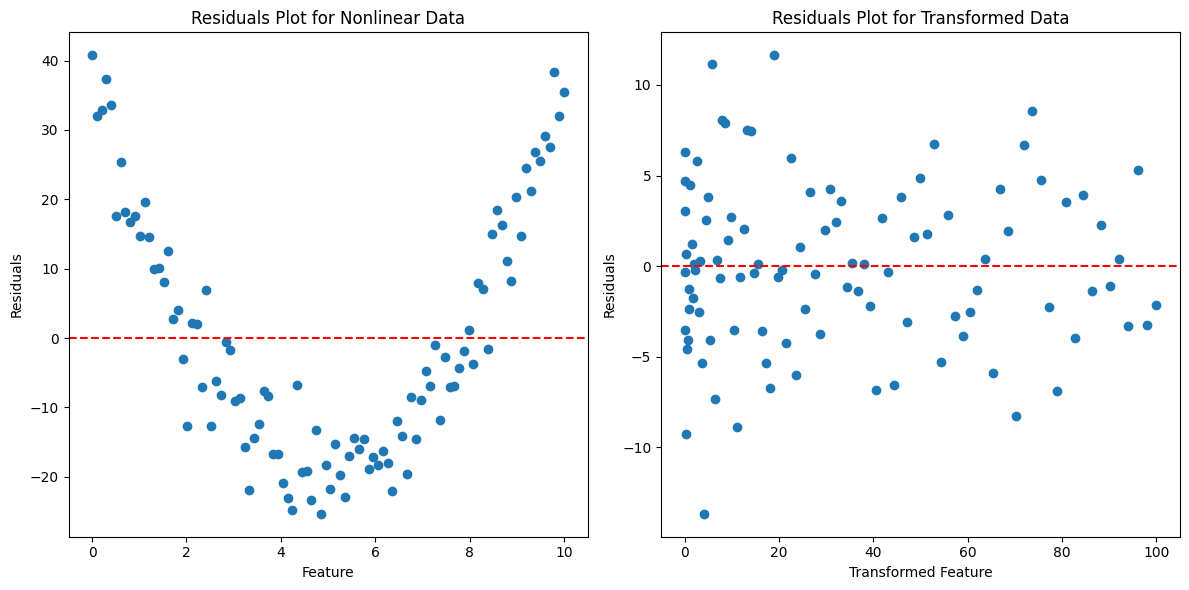
plt.ylabel('Residuals')

plt.title('Residuals Plot for Transformed Data')

plt.axhline(y=0, color='r', linestyle='--')  # 잔차가 0 주변에 수평선 추가

plt.tight\_layout()

plt.show()



2) 독립성 진단

① Durbin-Watson 통계량 확인

잔차들 간의 자기상관 구조를 평가하는 데 사용되며 0과 4 사이의 값을 가짐.

- 0에 가까운 값 : 잔차들 간의 양의 상관관계가 있을 수 있음. (양의 자기상관)

- 2에 가까운 값 : 잔차들이 서로 독립적임. (자기상관 없음)

- 4에 가까운 값 : 잔차들 간의 음의 상관관계가 있을 수 있음. (음의 자기상관)

독립성 가정이 위배된 경우 : 독립 변수나 종속 변수의 로그 변환 또는 제곱근 변환 등을 통해 독립성 유도 가능

[독립성 진단 코드]

import numpy as np

import statsmodels.stats.stattools as sm\_stat

from sklearn.datasets import load\_diabetes

# 당뇨병 데이터셋 로드

diabetes = load\_diabetes()

X, y = diabetes.data, diabetes.target

# 3번째 특성 선택

data = X[:, 2]

# Durbin-Watson 통계량 계산

dw\_statistic = sm\_stat.durbin\_watson(data)

print("Durbin-Watson 통계량:", dw\_statistic)

Durbin-Watson 통계량: 2.0239082867255465

import numpy as np

import statsmodels.api as sm

# 독립성을 위배하는 데이터 생성

np.random.seed(0)

n = 100

x = np.random.randint(0, 10, size=n)

y = np.zeros\_like(x)

for i in range(1, n):

    y[i] = 0.5 \* y[i-1] + x[i] + np.random.normal()

# Durbin-Watson 통계량 계산 (차분 전)

dw\_statistic\_original = sm.stats.stattools.durbin\_watson(y)

print("Durbin-Watson 통계량 (차분 전):", dw\_statistic\_original)

# 차분

y\_diff = np.diff(y)

# Durbin-Watson 통계량 계산 (차분 후)

dw\_statistic\_diff = sm.stats.stattools.durbin\_watson(y\_diff)

print("Durbin-Watson 통계량 (차분 후):", dw\_statistic\_diff)

Durbin-Watson 통계량 (차분 전): 0.16537731717997373

Durbin-Watson 통계량 (차분 후): 2.081200353045013

3) 등분산성 진단

① 잔차와 예측값 간의 산점도 확인

산점도가 균등하게 분포되지 않은 경우 등분산성 가정이 위배되었다고 판단

② 바틀렛(Breusch-Pagan) 검정

잔차의 분산이 독립 변수들과 관련이 있는지 검정

⇒ p-value가 유의수준보다 작으면 등분산성 가정이 위배되었다고 판단

등분산성 가정이 위배된 경우 (Heteroscedasticity) : Box-Cox 변환을 통해 등분산성 유도 가능

\* Box-Cox transformation

: 등분산성을 가정하는 회귀 분석 모델에서 종속 변수의 변환을 수행하는 방법으로 아래와 같이 변환 파라미터 에 의해 변환 형태가 달라짐

Box-Cox transformation으로도 등분산성 가정이 만족되지 않는 경우에는 제곱근 변환 등의 종속 변수 변환 혹은 가중 회귀(weighted regression) 등을 통해 해결 가능

4) 정규성 진단

① 잔차 히스토그램 확인

히스토그램이 종모양을 나타내지 않는 경우 정규성 가정이 위배되었다고 판단

② Q-Q Plot(정규 확률 도표) 확인

Plot이 직선에 가깝지 않다면 정규성 가정이 위배되었다고 판단

정규성이 위배된 경우 : 로그 변환, 제곱근 변환, Box-Cox 변환 등을 통해 잔차를 변환하여 정규성 유도 가능

[정규성 진단 및 정규성 유도 코드]

import numpy as np

import scipy.stats as stats

import matplotlib.pyplot as plt

from sklearn.datasets import load\_iris

import seaborn as sns

# Iris 데이터셋 로드

iris = load\_iris()

data = iris.data[:, 0]  # Iris 데이터셋에서 첫 번째 특성을 사용

# QQ plot과 잔차 히스토그램 그리기

fig, (ax1, ax2) = plt.subplots(1, 2, figsize=(12, 5))

# QQ plot 그리기

stats.probplot(data, dist="norm", plot=ax1)

ax1.set\_title('Q-Q Plot')

ax1.set\_xlabel('Theoretical Quantiles')

ax1.set\_ylabel('Sample Quantiles')

# 잔차 히스토그램 그리기

residuals = data - np.mean(data)

sns.histplot(residuals, kde=True, ax=ax2)

ax2.set\_title('Residuals Histogram')

ax2.set\_xlabel('Residuals')

ax2.set\_ylabel('Frequency')

plt.show()

# Shapiro-Wilk 검정을 사용한 정규성 검정

statistic, p\_value = stats.shapiro(data)

print("Shapiro-Wilk 검정 결과:")

print(f"Statistic: {statistic}, p-value: {p\_value}")

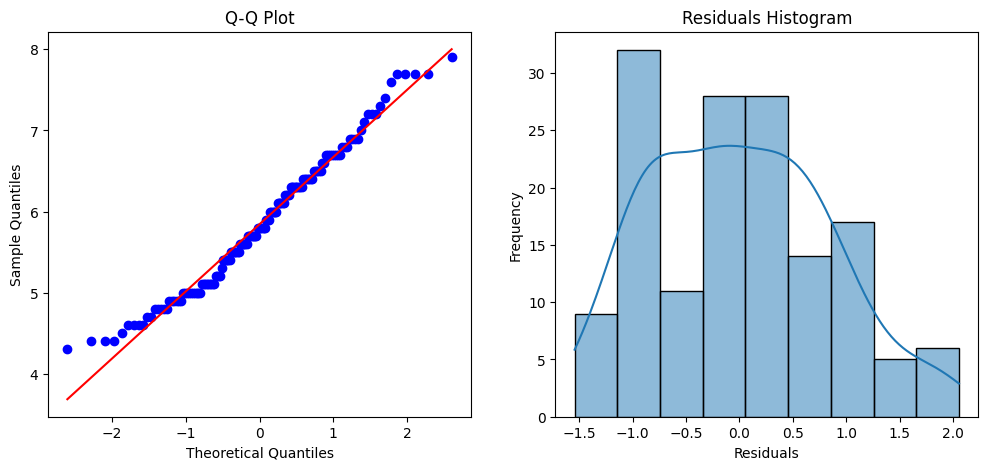
# p-value가 유의수준(일반적으로 0.05)보다 작으면 정규성을 기각할 수 있음

if p\_value < 0.05:

    print("데이터가 정규 분포를 따르지 않음")

else:

    print("데이터가 정규 분포를 따름")



Shapiro-Wilk 검정 결과:

Statistic: 0.9760899543762207, p-value: 0.01018026564270258

데이터가 정규 분포를 따르지 않음

import numpy as np

import scipy.stats as stats

import matplotlib.pyplot as plt

from sklearn.datasets import load\_iris

from scipy.stats import boxcox

# Iris 데이터셋 로드

iris = load\_iris()

data = iris.data[:, 0]  # Iris 데이터셋에서 첫 번째 특성을 사용

# Box-Cox 변환

transformed\_data, lambda\_val = boxcox(data)

# Box-Cox 변환 시 사용된 lambda 값 출력

print("Lambda 값:", lambda\_val)

# QQ plot 그리기

fig, axes = plt.subplots(nrows=1, ncols=2, figsize=(12, 5))

stats.probplot(transformed\_data, dist="norm", plot=axes[0])

axes[0].set\_title('Q-Q Plot after Box-Cox Transformation')

axes[0].set\_xlabel('Theoretical Quantiles')

axes[0].set\_ylabel('Sample Quantiles')

# 잔차 히스토그램 그리기

axes[1].hist(transformed\_data, bins=20, density=True, color='skyblue', edgecolor='black') # 밀도 플로팅을 위해 density=True 설정

axes[1].set\_title('Histogram of Transformed Data with Kernel Density Estimation')

axes[1].set\_xlabel('Transformed Values')

axes[1].set\_ylabel('Density')

# 밀도 추정 곡선 추가

xmin, xmax = axes[1].get\_xlim()

x = np.linspace(xmin, xmax, 100)

p = stats.norm.pdf(x, np.mean(transformed\_data), np.std(transformed\_data))

axes[1].plot(x, p, 'k', linewidth=2)

plt.show()

# Shapiro-Wilk 검정을 사용한 정규성 검정

statistic, p\_value = stats.shapiro(transformed\_data)

print("Shapiro-Wilk 검정 결과:")

print(f"Statistic: {statistic}, p-value: {p\_value}")

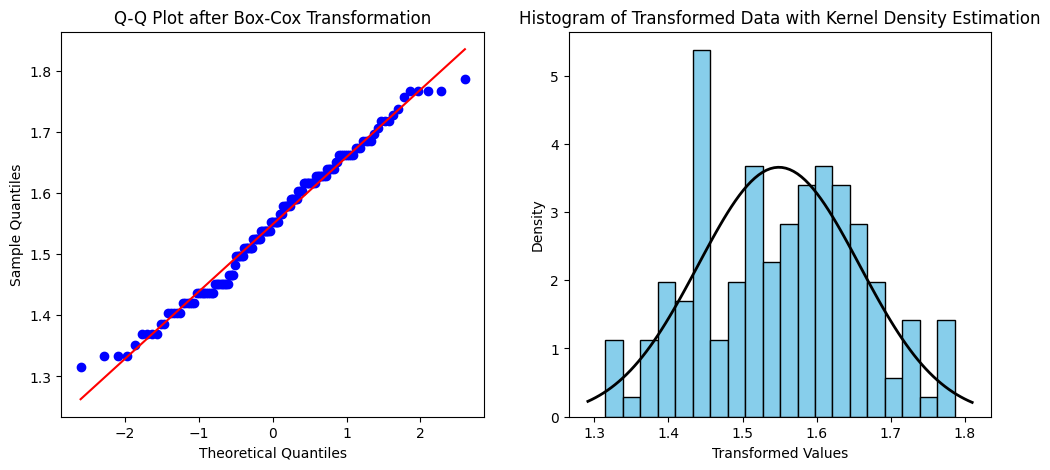
# p-value가 유의수준(일반적으로 0.05)보다 작으면 정규성을 기각할 수 있음

if p\_value < 0.05:

    print("데이터가 정규 분포를 따르지 않음")

else:

    print("데이터가 정규 분포를 따름")

Lambda 값: -0.14475080273816873

Shapiro-Wilk 검정 결과:

Statistic: 0.9825820326805115, p-value: 0.05463974177837372

데이터가 정규 분포를 따름

5. 로지스틱 회귀 (Logistic Regression)

1) 로지스틱 회귀

종속 변수가 이항인 경우에 사용되는 분류방법론으로 종속변수를 0과 1 사이로 산출하게 하는 로지스틱 함수를 사용

- 로지스틱 회귀모형 특징

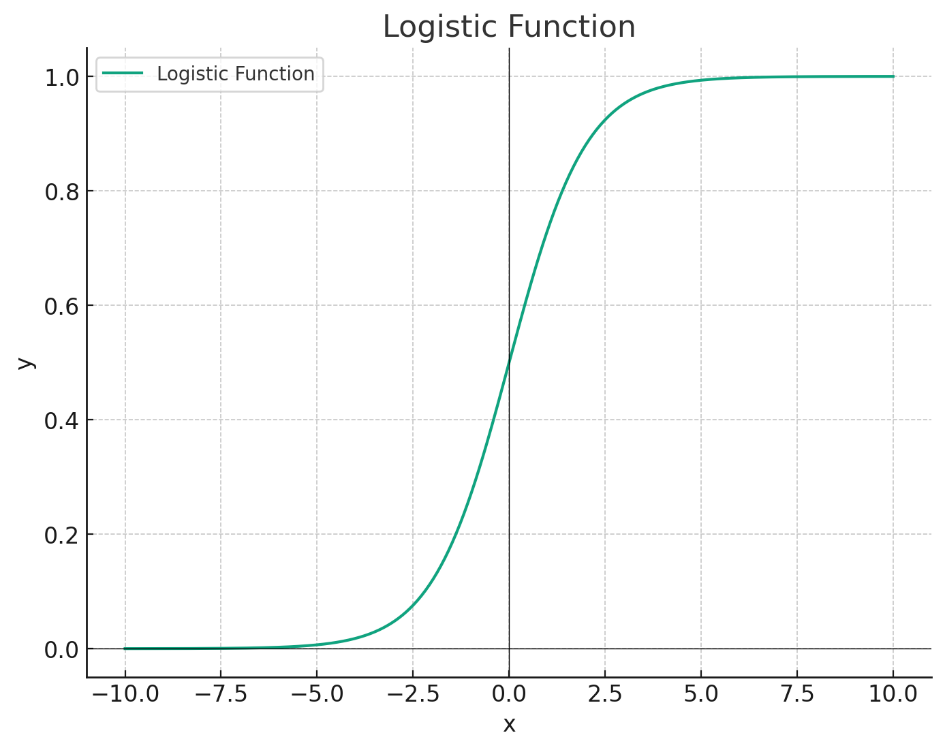
① 회귀모형과 오차항에 대한 정규성, 등분산성, 선형성 가정이 없음

② 소표본인 경우 적합이 잘 되지 않을 수 있음

③ 설명 변수 간 척도(scale) 차이가 큰 경우 모형 접합이 잘 되지 않음

[1] 로지스틱 함수

인수로 -∞와 ∞ 사이의 값을 받을 수 있고 결과로 0과 1 사이의 값을 반환하는 함수로 정확하게 확률 표현이 가능



[2] 오즈(odds)

성공 확률을 실패 확률로 나눈 비를 나타내는 값으로 0과 ∞ 사이의 값을 가짐

[3] 로그-오즈(log-odds) or 로짓(logit)

선형 회귀와는 달리 X가 한 단위 증가할 때 로그-오즈가 만큼 증가

\* 다중 로지스틱 회귀의 경우

2) 회귀계수 추정 및 적합도 검정

[1] 회귀계수 추정

\* 최대우도 추정법 (Maximum Likelihood Estimation, MLE).

관측된 데이터가 주어진 모델 파라미터에서 나올 가능성(우도, Likelihood)을 최대화하는 모수값을 찾는 것으로 추정치 와 은 위의 함수를 최대화하도록 선택됨.

[2] 회귀계수에 대한 가설 검정

주로 Wald 검정 사용

① Wald 검정 (Wald Test)

vs

검정통계량 :

: 회귀계수 추정치 , : 회귀계수 추정치의 표준오차

Wald Test에서 p-value < 유의수준()이면 귀무가설 기각 ⇒ 회귀계수가 통계적으로 유의함

② 우도비 검정 (Likelihood Ratio Test)

전체 모델(모든 예측 변수 포함)과 축소 모델(검정하고자 하는 변수를 제외한 모델) 사이의 우도 비율을 계산하여 사용하며 변수가 여러 개일 때 유용함

③ 점수 검정 (Score Test)

모델 파라미터가 귀무가설 하에 최대우도추정치 근처에 있을 때 사용하며 회귀계수 추정치 없이도 구할 수 있어 유용하지만 복잡한 모델에서는 계산이 어려움

[3] 회귀 모형에 대한 가설 검정

주로 우도비 검정 사용

vs

: 축소 모델의 우도 , : 전체 모델의 우도

우도비 검정에서 p-value < 유의수준()이면 귀무가설 기각 ⇒ 회귀모형이 통계적으로 유의함