回帰分析

モデルの評価

村田 昇

2020.10.20

講義の予定

• 第1日: 回帰モデルの考え方と推定

• 第2日: モデルの評価

• 第3日: モデルによる予測と発展的なモデル

回帰分析の復習

線形回帰モデル

• 目的変数 を 説明変数 で説明する関係式を構成:

- 説明変数: x_1,\ldots,x_p (p 次元)

- 目的変数: y (1 次元)

• 回帰係数 $\beta_0, \beta_1, \ldots, \beta_p$ を用いた一次式:

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p$$

• 誤差項 を含む確率モデルで観測データを表現:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_p x_{ip} + \epsilon_i \quad (i = 1, \dots, n)$$

行列・ベクトルによる簡潔な表現

• デザイン行列:

$$X = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{pmatrix}$$

行列・ベクトルによる簡潔な表現

• ベクトル:

$$\mathbf{y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{\epsilon} = \begin{pmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \vdots \\ \epsilon_n \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_n \end{pmatrix}$$

問題の記述

確率モデル:

$$y = X\beta + \epsilon$$

• 回帰式の評価: 残差平方和 の最小化による推定

$$S(\boldsymbol{\beta}) = (\boldsymbol{y} - X\boldsymbol{\beta})^{\mathsf{T}} (\boldsymbol{y} - X\boldsymbol{\beta})$$

解の表現

• 解の条件: 正規方程式

$$X^\mathsf{T} X \boldsymbol{\beta} = X^\mathsf{T} \boldsymbol{y}$$

• 解の一意性: **Gram 行列** *X*^T*X* が正則

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (X^\mathsf{T} X)^{-1} X^\mathsf{T} \boldsymbol{y}$$

最小二乗推定量の性質

- **あてはめ値** $\hat{\mathbf{y}} = X\hat{\boldsymbol{\beta}}$ は X の列ベクトルの線形結合
- **残差** $\hat{\epsilon} = y \hat{y}$ はあてはめ値 \hat{y} と直交

$$\hat{\boldsymbol{\epsilon}}^{\mathsf{T}}\hat{\boldsymbol{y}} = 0$$

• 回帰式は説明変数と目的変数の 標本平均 を通過

$$\bar{y} = (1, \bar{\boldsymbol{x}}^{\mathsf{T}})\hat{\boldsymbol{\beta}}, \quad \bar{\boldsymbol{x}} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\boldsymbol{x}_{i}, \quad \bar{y} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}y_{i},$$

寄与率

• 決定係数 (R-squared):

$$R^{2} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} \hat{\epsilon}_{i}^{2}}{\sum_{i=1}^{n} (y_{i} - \bar{y})^{2}}$$

• 自由度調整済み決定係数 (adjusted R-squared):

$$\bar{R}^2 = 1 - \frac{\frac{1}{n-p-1} \sum_{i=1}^{n} \hat{\epsilon}_i^2}{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \bar{y})^2}$$

(不偏分散で補正)

残差の性質

あてはめ値

• あてはめ値のさまざまな表現:

$$\hat{\boldsymbol{y}} = X\hat{\boldsymbol{\beta}}$$

$$(\hat{\boldsymbol{\beta}} = (X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}}\boldsymbol{y}$$

$$= X(X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}}\boldsymbol{y}$$

$$(\boldsymbol{y} = X\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon}$$

$$= X(X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}}X\boldsymbol{\beta} + X(X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}}\boldsymbol{\epsilon}$$

$$= X\boldsymbol{\beta} + X(X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}}\boldsymbol{\epsilon}$$

$$= X\boldsymbol{\beta} + X(X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}}\boldsymbol{\epsilon}$$
(B)

- (A) あてはめ値は **観測値の重み付けの和** で表される
- (B) あてはめ値と観測値は 誤差項 の寄与のみ異なる

あてはめ値と誤差の関係

• 残差と誤差の関係:

$$\hat{\epsilon} = y - \hat{y}$$

$$= \epsilon - X(X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}}\epsilon$$

$$= (I - X(X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}})\epsilon \tag{A}$$

- (A) 残差は **誤差の重み付けの和** で表される

ハット行列

• 定義:

$$H = X(X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}}$$

• ハット行列 H による表現:

$$\hat{\boldsymbol{y}} = H \boldsymbol{y}$$

 $\hat{\boldsymbol{\epsilon}} = (I - H) \boldsymbol{\epsilon}$

- あてはめ値や残差は H を用いて簡潔に表現される

ハット行列の性質

- 観測データ (デザイン行列) のみで計算される
- 観測データと説明変数の関係を表す
- 対角成分 (テコ比; leverage) は観測データが自身の予測に及ぼす影響の度合を表す

$$\hat{y}_i = (H)_{ij} y_i + (それ以外のデータの寄与)$$

但し $(A)_{ij}$ は行列 A の (i,j) 成分

- テコ比が小さい:他のデータでも予測が可能
- テコ比が大きい: 他のデータでは予測が困難

演習

問題

- ハット行列 *H* について以下を示しなさい.
 - H は対称行列である.
 - H は累等である。

$$H^2 = H, \quad (I - H)^2 = I - H$$

- 以下の等式が成り立つ.

$$HX = X, \quad X^{\mathsf{T}}H = X^{\mathsf{T}}$$

解答例

• いずれも H の定義にもとづいて計算すればよい

$$H^{\mathsf{T}} = (X(X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}})^{\mathsf{T}}$$

$$H^{2} = (X(X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}})(X(X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}})$$

$$(I - H)^{2} = I - 2H + H^{2}$$

$$HX = (X(X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}})X$$

$$X^{\mathsf{T}}H = (HX)^{\mathsf{T}}$$

推定量の統計的性質

最小二乗推定量の性質

• 推定量と誤差の関係:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (X^\mathsf{T} X)^{-1} X^\mathsf{T} \boldsymbol{y}$$

$$(\boldsymbol{y} = X \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon}$$
を代入)
$$= (X^\mathsf{T} X)^{-1} X^\mathsf{T} X \boldsymbol{\beta} + (X^\mathsf{T} X)^{-1} X^\mathsf{T} \boldsymbol{\epsilon}$$
$$= \boldsymbol{\beta} + (X^\mathsf{T} X)^{-1} X^\mathsf{T} \boldsymbol{\epsilon}$$

• 正規分布の重要な性質:

正規分布に従う独立な確率変数の和は正規分布に従う

推定量の分布

- 誤差の仮定: 平均 0, 分散 σ^2 の正規分布に従う
- 推定量は以下の多変量正規分布に従う

$$\mathbb{E}[\hat{\boldsymbol{\beta}}] = \boldsymbol{\beta}$$
$$Cov(\hat{\boldsymbol{\beta}}) = \sigma^2 (X^\mathsf{T} X)^{-1}$$
$$\hat{\boldsymbol{\beta}} \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\beta}, \sigma^2 (X^\mathsf{T} X)^{-1})$$

演習

問題

- 誤差が平均 0, 分散 σ^2 の正規分布に従うとき、最小二乗推定量 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ について以下を示しなさい.
 - 平均は *β* となる.
 - 共分散行列は $\sigma^2(X^\mathsf{T}X)^{-1}$ となる.

解答例

• 定義にもとづいて計算する

$$\mathbb{E}[\hat{\boldsymbol{\beta}}] = \mathbb{E}[\boldsymbol{\beta} + (X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}}\boldsymbol{\epsilon}]$$
$$= \boldsymbol{\beta} + (X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}}\mathbb{E}[\boldsymbol{\epsilon}]$$
$$= \boldsymbol{\beta}$$

• 定義にもとづいて計算する

$$\begin{aligned} \operatorname{Var}(\hat{\boldsymbol{\beta}}) &= \mathbb{E}[(\hat{\boldsymbol{\beta}} - \boldsymbol{\beta})(\hat{\boldsymbol{\beta}} - \boldsymbol{\beta})^{\mathsf{T}}] \\ &= \mathbb{E}[(X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}}\boldsymbol{\epsilon}\boldsymbol{\epsilon}^{\mathsf{T}}X(X^{\mathsf{T}}X)^{-1}] \\ &= (X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}}\mathbb{E}[\boldsymbol{\epsilon}\boldsymbol{\epsilon}^{\mathsf{T}}]X(X^{\mathsf{T}}X)^{-1} \\ &= (X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}}(\sigma^{2}I)X(X^{\mathsf{T}}X)^{-1} \\ &= \sigma^{2}(X^{\mathsf{T}}X)^{-1} \end{aligned}$$

誤差の評価

各係数の推定量の分布

- 推定された回帰係数の精度を評価:
 - 誤差の分布は平均 0, 分散 σ² の正規分布
 - β の分布:

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{\beta}, \sigma^2(X^\mathsf{T}X)^{-1})$$

p+1 変量正規分布

 $-\hat{\beta}_i$ の分布:

$$\hat{\beta}_j \sim \mathcal{N}(\beta_j, \sigma^2((X^\mathsf{T} X)^{-1})_{jj}) = \mathcal{N}(\beta_j, \sigma^2 \xi_j)$$

$$(A)_{jj} は行列 A の (j, j) (対角) 成分$$

標準誤差

• 標準誤差 (standard error): $\hat{\beta}_j$ の標準偏差の推定量

$$\hat{\sigma}\sqrt{\xi}_j = \sqrt{\frac{1}{n{-}p{-}1}\sum_{i=1}^n \hat{\epsilon}_i^2} \cdot \sqrt{((X^{\mathsf{T}}X)^{-1})_{jj}}$$

- 未知母数 σ^2 は不偏分散 $\hat{\sigma}^2$ で推定
- $-\hat{\beta}_i$ の精度の評価指標

演習

問題

- 以下を示しなさい.
 - 不偏分散 $\hat{\sigma}^2$ が母数 σ^2 の不偏な推定量となる. 以下が成り立つことを示せばよい

$$\mathbb{E}\left[\sum_{i=1}^{n} \hat{\epsilon}_{i}^{2}\right] = (n-p-1)\sigma^{2}$$

解答例

• ハット行列 H を用いた表現を利用する

$$\hat{\boldsymbol{\epsilon}} = (I_n - H)\boldsymbol{\epsilon}$$

$$\mathbb{E}\left[\sum_{i=1}^n \hat{\epsilon}_i^2\right] = \mathbb{E}[\hat{\boldsymbol{\epsilon}}^\mathsf{T}\hat{\boldsymbol{\epsilon}}]$$

$$= \mathbb{E}[\operatorname{tr}(\hat{\boldsymbol{\epsilon}}\hat{\boldsymbol{\epsilon}}^\mathsf{T})]$$

$$= \mathbb{E}[\operatorname{tr}(I_n - H)\boldsymbol{\epsilon}\boldsymbol{\epsilon}^\mathsf{T}(I_n - H)]$$

$$= \operatorname{tr}(I_n - H)\mathbb{E}[\boldsymbol{\epsilon}\boldsymbol{\epsilon}^\mathsf{T}](I_n - H)$$

$$= \operatorname{tr}(I_n - H)(\sigma^2 I_n)(I_n - H)$$

$$= \sigma^2 \operatorname{tr}(I_n - H)$$

但し I_n は $n \times n$ 単位行列

• さらに以下が成立する

$$trH = trX(X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}}$$

$$= tr(X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}}X$$

$$= trI_{p+1}$$

$$= p+1$$

行列のサイズに注意

係数の評価

t-統計量

• 回帰係数の分布に関する定理:

(t-統計量)
$$t = \frac{\hat{\beta}_j - \beta_j}{\hat{\sigma}\sqrt{\xi_j}}$$

t-統計量 は自由度 n-p-1 の t 分布に従う

- 証明には以下の性質を用いる:
 - $-\hat{\sigma}^2$ と $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ は独立となる
 - $-(\hat{\beta}_i \beta_i)/(\sigma\sqrt{\xi_i})$ は標準正規分布に従う
 - $-(n-p-1)\hat{\sigma}^2/\sigma^2 = S/\sigma^2$ は自由度 n-p-1 の χ^2 分布に従う

t-統計量による検定

- 回帰係数 β_i が回帰式に寄与するか否かを検定:
 - 帰無仮説: $\beta_j = 0$ (t-統計量が計算できる)
 - 対立仮説: $\beta_i \neq 0$
- p-値: 確率変数の絶対値が |t| を超える確率

$$(p$$
-値 $) = 2 \int_{|t|}^{\infty} f(x) dx$ (両側検定)

f(x) は自由度 n-p-1 の t 分布の確率密度関数

- 帰無仮説 $\beta_i = 0$ が正しければ p 値は小さくならない

モデルの評価

F-統計量

• ばらつきの比に関する定理:

(F-統計量)
$$F = \frac{\frac{1}{p}S_r}{\frac{1}{n-n-1}S} = \frac{n-p-1}{p} \frac{R^2}{1-R^2}$$

 $\beta_1 = \cdots = \beta_p = 0$ ならば、F-統計量 は自由度 p, n-p-1 の F 分布に従う

- 証明には以下の性質を用いる:
 - $-S_r$ と S は独立となる
 - $-S_r/\sigma^2$ は自由度 p の χ^2 分布に従う
 - $-S/\sigma^2$ は自由度 n-p-1 の χ^2 分布に従う

F-統計量を用いた検定

- 説明変数のうち1つでも役に立つか否かを検定:
 - 帰無仮説: $\beta_1 = \cdots = \beta_p = 0$ $(S_r$ が χ^2 分布になる)
 - 対立仮説: ∃j β_i ≠ 0
- p-値: 確率変数の値が F を超える確率

$$(p$$
-値 $) = \int_{F}^{\infty} f(x)dx$ (片側検定)

f(x) は自由度 p, n-p-1 の F 分布の確率密度関数

- 帰無仮説 $\forall j \beta_i = 0$ が正しければ p 値は小さくならない

解析の事例

データについて

- 気象庁より取得した東京の気候データ
 - 気象庁 https://www.data.jma.go.jp/gmd/risk/obsdl/index.php
 - $-\ \breve{\tau}-\$ https://noboru-murata.github.io/multivariate-analysis/data/tokyo_weather_reg.csv

東京の8月の気候の分析

 気候 (気温, 降雨, 日射, 降雪, 風速, 気圧, 湿度, 雲量) に関するデータ (の一部)

date temp rain solar snow wind press humid cloud 213 2019/8/1 30.5 0.0 20.55 2.5 1008.5 0 1.8 214 2019/8/2 30.2 2.7 1008.4 2.8 0.0 20.24 0 80 215 2019/8/3 29.4 0.0 25.03 0 2.9 1008.7 78 1.0 216 2019/8/4 29.4 0.0 24.62 0 2.8 1009.5 76 3.0 217 2019/8/5 29.8 2.8 0.0 26.72 0 3.0 1009.5 75 218 2019/8/6 30.3 7.5 0.0 24.18 0 3.8 1008.4 76 219 2019/8/7 30.4 0.0 24.10 0 3.1 1007.4 74 6.5 220 2019/8/8 29.9 0.0 22.46 0 2.8 1006.6 78 4.3 221 2019/8/9 30.1 0.0 25.10 0 3.3 1005.5 74 6.5 222 2019/8/10 29.6 0.0 22.69 0 3.2 1005.4 76 4.3 223 2019/8/11 29.4 0.0 23.77 0 2.8 1005.9 76 6.0 224 2019/8/12 28.8 0.5 17.16 0 2.6 1005.7 81 10.0 225 2019/8/13 29.3 0.0 15.57 0 2.6 1003.8 6.8 83 226 2019/8/14 29.2 8.5 15.38 0 3.8 1003.4 85 9.0

- 作成した線形回帰モデルを検討する
 - モデル 1: 気温 = F(気圧)
 - モデル 2: 気温 = F(気圧, 日射)
 - モデル 3: 気温 = F(気圧, 日射, 湿度)
 - モデル 4: 気温 = F(気圧, 日射, 雲量)
- 観測値とあてはめ値の比較

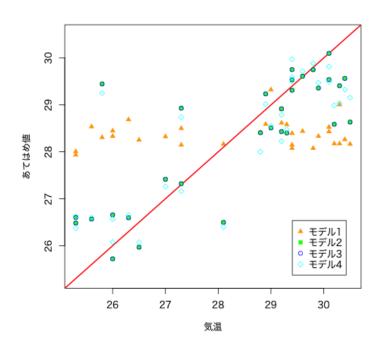


図 1: モデルの比較

• モデル 1: 係数とモデルの評価

```
Call:
```

lm(formula = TW.model1, data = TW.subset, y = TRUE)

Residuals:

Min 1Q Median 3Q Max -2.9372 -1.5395 0.3867 1.4446 2.3344

Coefficients:

Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 117.37523 95.88549 1.224 0.231
press -0.08846 0.09532 -0.928 0.361

Residual standard error: 1.774 on 29 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.02884,Adjusted R-squared: -0.004651 F-statistic: 0.8611 on 1 and 29 DF, p-value: 0.3611

• モデル 2: 係数とモデルの評価

Call:

lm(formula = TW.model2, data = TW.subset, y = TRUE)

Residuals:

Min 1Q Median 3Q Max -3.6477 -0.3836 0.0493 0.5511 1.8650

Coefficients:

Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 197.29993 61.11379 3.228 0.00317 **
press -0.17149 0.06086 -2.818 0.00877 **
solar 0.20863 0.03072 6.792 2.23e-07 ***
--Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.11 on 28 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.6332, Adjusted R-squared: 0.607

F-statistic: 24.17 on 2 and 28 DF, p-value: 7.977e-07

• モデル 3: 係数とモデルの評価

Call:

lm(formula = TW.model3, data = TW.subset, y = TRUE)

Residuals:

Min 1Q Median 3Q Max -3.6475 -0.3836 0.0494 0.5510 1.8652

Coefficients:

Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)

(Intercept) 1.973e+02 6.259e+01 3.152 0.00394 **
press -1.715e-01 6.330e-02 -2.709 0.01158 *
solar 2.085e-01 6.012e-02 3.469 0.00177 **
humid -1.097e-04 6.796e-02 -0.002 0.99872

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.13 on 27 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.6332, Adjusted R-squared: 0.5925 F-statistic: 15.54 on 3 and 27 DF, p-value: 4.553e-06

• モデル 4: 係数とモデルの評価

```
Call:
```

lm(formula = TW.model4, data = TW.subset, y = TRUE)

Residuals:

Min 1Q Median 3Q Max -3.4490 -0.4580 -0.0780 0.7019 1.7003

Coefficients:

Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 198.22420 60.53758 3.274 0.002902 **
press -0.17082 0.06028 -2.834 0.008602 **
solar 0.16740 0.04505 3.716 0.000934 ***
cloud -0.12979 0.10459 -1.241 0.225311

Signif. codes: 0 '*** 0.001 '** 0.01 '* 0.05 '.' 0.1 ' 1

Residual standard error: 1.099 on 27 degrees of freedom Multiple R-squared: 0.653, Adjusted R-squared: 0.6144 F-statistic: 16.94 on 3 and 27 DF, p-value: 2.183e-06

- 決定係数と F-統計量
 - モデル1
 - [1] "R2: 0.0288; adj. R2: -0.00465; F-statistic: 0.861"
 - モデル2
 - [1] "R2: 0.633; adj. R2: 0.607; F-statistic: 24.2"
 - モデル3
 - [1] "R2: 0.633; adj. R2: 0.592; F-statistic: 15.5"
 - モデル4
 - [1] "R2: 0.653; adj. R2: 0.614; F-statistic: 16.9"

次调の予定

- 第1日: 回帰モデルの考え方と推定
- 第2日: モデルの評価
- 第3日: モデルによる予測と発展的なモデル