回帰分析

予測と発展的なモデル

村田 昇

2020.10.27

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:

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

問題設定

確率モデル:

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

• 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

• 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

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

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

事例

• 東京の8月の気候 (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 0 2.5 1008.5
                                                    1.8
214 2019/8/2 30.2 0.0 20.24 0 2.7 1008.4
                                                 80 2.8
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 0.0 26.72 0 3.0 1009.5
218 2019/8/6 30.3 0.0 24.18 0 3.8 1008.4
                                                 75
                                                     2.8
                                                    7.5
                                                 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
                             0 2.8 1005.9
223 2019/8/11 29.4 0.0 23.77
                                                 76 6.0
                             0 2.6 1005.7
0 2.6 1003.8
0 3.8 1003.4
224 2019/8/12 28.8 0.5 17.16
                                                 81 10.0
225 2019/8/13 29.3 0.0 15.57
                                                 83
                                                     6.8
226 2019/8/14 29.2 8.5 15.38
                                                     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)
- 説明変数と目的変数の関係
- 観測値とあてはめ値の比較

モデルの評価

- 決定係数
 - モデル1
 - [1] "R2: 0.0288; adj. R2: -0.00465"
 - モデル2

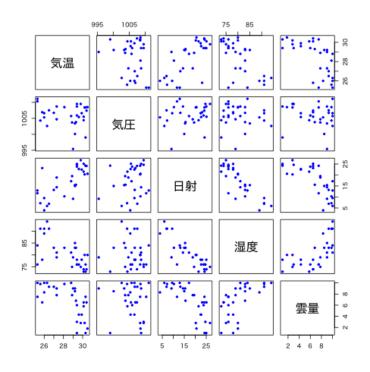


図 1: 説明変数と目的変数の散布図

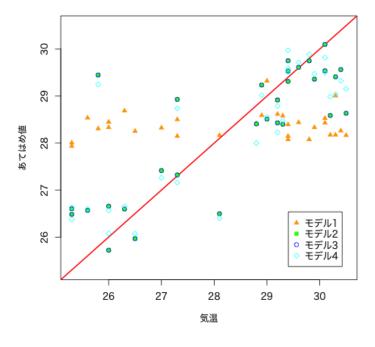


図 2: モデルの比較

- [1] "R2: 0.633; adj. R2: 0.607"
 - モデル3(モデル2より改善しているとは言えない)
- [1] "R2: 0.633; adj. R2: 0.592"
 - モデル4(モデル2より改善している)
- [1] "R2: 0.653; adj. R2: 0.614"

F-統計量による検定

- 説明変数のうち1つでも役に立つか否かを検定する
 - 帰無仮説: $\beta_1 = \cdots = \beta_p = 0$
 - 対立仮説: $\exists j \beta_j \neq 0$ (少なくとも 1 つは役に立つ)
- F-統計量: 決定係数 (または残差) を用いて計算

$$F = \frac{n - p - 1}{p} \frac{R^2}{1 - R^2}$$

• p-値: 自由度 p, n-p-1 の F 分布で計算

モデルの評価

- 決定係数と F-統計量
 - モデル1
 - [1] "R2: 0.0288; adj. R2: -0.00465; F-stat: 0.861; p-val: 0.361"
 - モデル2
 - [1] "R2: 0.633; adj. R2: 0.607; F-stat: 24.2; p-val: 7.98e-07"
 - モデル 3
 - [1] "R2: 0.633; adj. R2: 0.592; F-stat: 15.5; p-val: 4.55e-06"
 - モデル4
 - [1] "R2: 0.653; adj. R2: 0.614; F-stat: 16.9; p-val: 2.18e-06"

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する
 - 帰無仮説: $\beta_j = 0$
 - 対立仮説: $\beta_i \neq 0$ (β_i は役に立つ)
- t-統計量: 各係数ごと、ξは (X^TX)⁻¹ の対角成分

$$t = \frac{\hat{\beta}_j}{\hat{\sigma}\sqrt{\xi_j}}$$

• p-値: 自由度 n-p-1 の t 分布を用いて計算

モデルの評価

- 回帰係数の推定量と t-統計量
 - モデル1

Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 117.0000 95.9000 1.220 0.231
press -0.0885 0.0953 -0.928 0.361

- モデル2

Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 197.000 61.1000 3.23 3.17e-03
press -0.171 0.0609 -2.82 8.77e-03
solar 0.209 0.0307 6.79 2.23e-07

- 回帰係数の推定量と *t*-統計量 (つづき)
 - モデル3

Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 197.00000 62.6000 3.15000 0.00394
press -0.17100 0.0633 -2.71000 0.01160
solar 0.20900 0.0601 3.47000 0.00177
humid -0.00011 0.0680 -0.00161 0.99900

- モデル4 (雲量の回帰係数は有用でないことを示唆)

回帰モデルによる予測

予測

• 新しいデータ (説明変数) x に対する 予測値

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

• 予測値は元データの目的変数の重み付け線形和

$$\hat{y} = \boldsymbol{w}(\boldsymbol{x})^{\mathsf{T}} \boldsymbol{y}$$

重みは元データと新規データの説明変数で決定

$$\boldsymbol{w}(\boldsymbol{x})^{\mathsf{T}} = (1, \boldsymbol{x}^{\mathsf{T}})(X^{\mathsf{T}}X)^{-1}X^{\mathsf{T}}$$

予測値の性質

• 推定量は以下の性質をもつ多変量正規分布

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

• この性質を利用して以下の3つの値の違いを評価

$$\hat{y} = (1, \boldsymbol{x}^\mathsf{T})\hat{\boldsymbol{\beta}}$$
 (回帰式による予測値) $\tilde{y} = (1, \boldsymbol{x}^\mathsf{T})\boldsymbol{\beta}$ (最適な予測値) $y = (1, \boldsymbol{x}^\mathsf{T})\boldsymbol{\beta} + \epsilon$ (観測値)

 \hat{y} と y は独立な正規分布に従うことに注意

演習

問題

- 誤差が平均 0, 分散 σ^2 の正規分布に従うとき,以下の間について答えなさい.
 - 予測値 ŷ の平均を求めなさい.
 - 予測値 ŷ の分散を求めなさい.

解答例

• 定義にもとづいて計算する

$$\begin{split} \mathbb{E}[\hat{y}] &= \mathbb{E}[(1, \boldsymbol{x}^\mathsf{T})\hat{\boldsymbol{\beta}}] \\ &= (1, \boldsymbol{x}^\mathsf{T})\mathbb{E}[\hat{\boldsymbol{\beta}}] \\ &= (1, \boldsymbol{x}^\mathsf{T})\boldsymbol{\beta} \\ &= \tilde{y} \end{split}$$

真の回帰式による最適な予測値

• 定義にもとづいて計算する

$$\begin{aligned} \operatorname{Var}(\hat{y}) &= \operatorname{Var}((1, \boldsymbol{x}^\mathsf{T})(\hat{\boldsymbol{\beta}} - \boldsymbol{\beta})) \\ &= (1, \boldsymbol{x}^\mathsf{T}) \operatorname{Cov}(\hat{\boldsymbol{\beta}} - \boldsymbol{\beta})(1, \boldsymbol{x}^\mathsf{T})^\mathsf{T} \\ &= (1, \boldsymbol{x}^\mathsf{T}) \operatorname{Cov}(\hat{\boldsymbol{\beta}})(1, \boldsymbol{x}^\mathsf{T})^\mathsf{T} \\ &= (1, \boldsymbol{x}^\mathsf{T}) \sigma^2 (X^\mathsf{T} X)^{-1} (1, \boldsymbol{x}^\mathsf{T})^\mathsf{T} \\ &= \sigma^2 (1, \boldsymbol{x}^\mathsf{T}) (X^\mathsf{T} X)^{-1} (1, \boldsymbol{x}^\mathsf{T})^\mathsf{T} \end{aligned}$$

信頼区間

最適な予測値との差

• 差の分布は以下の平均・分散の正規分布

$$\check{\boldsymbol{x}}^{\mathsf{T}} = (1, \boldsymbol{x}^{\mathsf{T}})$$

$$\mathbb{E}[\tilde{y} - \hat{y}] = \check{\boldsymbol{x}}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{\beta} - \check{\boldsymbol{x}}^{\mathsf{T}} \mathbb{E}[\hat{\boldsymbol{\beta}}] = 0$$

$$\mathrm{Var}(\tilde{y} - \hat{y}) = \underbrace{\sigma^2 \check{\boldsymbol{x}}^{\mathsf{T}} (X^{\mathsf{T}} X)^{-1} \check{\boldsymbol{x}}}_{\hat{\boldsymbol{\beta}} \text{ 0 推定誤差による分散}} = \sigma^2 \gamma_c(\boldsymbol{x})^2$$

• 正規化による表現

$$\frac{\tilde{y} - \hat{y}}{\sigma \gamma_c(\boldsymbol{x})} \sim \mathcal{N}(0, 1)$$

信頼区間

• 未知の分散を不偏分散で推定

$$Z = rac{ ilde{y} - \hat{y}}{\hat{\sigma} \gamma_c(x)} \sim \Im(n-p-1)$$
 (t-分布)

• 確率 α の信頼区間 (最適な予測値 \tilde{y} が入ることが期待される区間)

$$\mathfrak{I}_{\alpha}^{c} = (\hat{y} - C_{\alpha}\hat{\sigma}\gamma_{c}(\boldsymbol{x}), \ \hat{y} + C_{\alpha}\hat{\sigma}\gamma_{c}(\boldsymbol{x}))$$

ただし C_{α} は以下を満たす定数

$$P(|Z| < C_{\alpha}|Z \sim \mathfrak{T}(n-p-1)) = \alpha$$

演習

問題

- 以下の問に答えなさい.
 - 信頼区間について以下の式が成り立つことを示しなさい.

$$P(\tilde{y} \in \mathfrak{I}^c_{\alpha}) = \alpha$$

- 観測値と予測値の差 $y-\hat{y}$ の平均と分散を求めなさい.

解答例

• C_{α} の定義にもとづいて計算すればよい

$$\alpha = P(|Z| < C_{\alpha})$$

$$= P\left(\left|\frac{\tilde{y} - \hat{y}}{\hat{\sigma}\gamma_{c}(\boldsymbol{x})}\right| < C_{\alpha}\right)$$

$$= P\left(|\tilde{y} - \hat{y}| < C_{\alpha}\hat{\sigma}\gamma_{c}(\boldsymbol{x})\right)$$

$$= P\left(-C_{\alpha}\hat{\sigma}\gamma_{c}(\boldsymbol{x}) < \tilde{y} - \hat{y} < C_{\alpha}\hat{\sigma}\gamma_{c}(\boldsymbol{x})\right)$$

$$= P\left(\hat{y} - C_{\alpha}\hat{\sigma}\gamma_{c}(\boldsymbol{x}) < \tilde{y} < \hat{y} + C_{\alpha}\hat{\sigma}\gamma_{c}(\boldsymbol{x})\right)$$

• 定義にもとづいて計算する

$$\mathbb{E}[y - \hat{y}] = \mathbb{E}[y] - \mathbb{E}[\hat{y}]$$

$$= \tilde{y} - \tilde{y}$$

$$= 0$$

$$Var(y - \hat{y}) = Var(y) + Var(\hat{y})$$

$$= \sigma^2 + \sigma^2(1, \mathbf{x}^{\mathsf{T}})(X^{\mathsf{T}}X)^{-1}(1, \mathbf{x}^{\mathsf{T}})^{\mathsf{T}}$$

予測区間

観測値との差

• 差の分布は以下の平均・分散の正規分布

$$\mathbb{E}[y - \hat{y}] = \check{\boldsymbol{x}}^{\mathsf{T}} \boldsymbol{\beta} + \mathbb{E}[\boldsymbol{\epsilon}] - \check{\boldsymbol{x}}^{\mathsf{T}} \mathbb{E}[\hat{\boldsymbol{\beta}}] = 0$$

$$\operatorname{Var}(y - \hat{y}) = \underbrace{\sigma^2 \check{\boldsymbol{x}}^{\mathsf{T}} (X^{\mathsf{T}} X)^{-1} \check{\boldsymbol{x}}}_{\hat{\boldsymbol{\beta}} \text{ $\emptyset} \text{ #} \bar{x} \text{ #} \hat{x} \text{ #} \hat{x} \text{ } \hat{x} \text{ } \hat{y} \text{ } \hat{y} \text{ } \hat{x} \text{ } \hat{x} \text{ } \hat{y} \text{ } \hat{y} \text{ } \hat{x} \text{ } \hat{x} \text{ } \hat{y} \text{ } \hat{y} \text{ } \hat{x} \text{ } \hat{x} \text{ } \hat{y} \text{ } \hat{y} \text{ } \hat{x} \text{ } \hat{x} \text{ } \hat{y} \text{ } \hat{y} \text{ } \hat{x} \text{ } \hat{x} \text{ } \hat{x} \text{ } \hat{y} \text{ } \hat{y} \text{ } \hat{x} \text{ } \hat{x} \text{ } \hat{x} \text{ } \hat{y} \text{ } \hat{y} \text{ } \hat{x} \text{ } \hat{y} \text{ } \hat{y} \text{ } \hat{x} \text{ } \hat{x}$$$

• 正規化による表現

$$\frac{y-\hat{y}}{\sigma\gamma_n(x)} \sim \mathcal{N}(0,1)$$

予測区間

• 未知の分散を不偏分散で推定

$$Z = \frac{y - \hat{y}}{\hat{\sigma}\gamma_p(x)} \sim \Im(n-p-1)$$
 (t-分布)

 確率 α の予測区間 (観測値 y が入ることが期待される区間)

$$\mathfrak{I}_{\alpha}^{p} = (\hat{y} - C_{\alpha}\hat{\sigma}\gamma_{p}(\boldsymbol{x}), \ \hat{y} + C_{\alpha}\hat{\sigma}\gamma_{p}(\boldsymbol{x}))$$

ただし C_{α} は以下を満たす定数

$$P(|Z| < C_{\alpha}|Z \sim \mathfrak{T}(n-p-1)) = \alpha$$

• $\gamma_p > \gamma_c$ なので信頼区間より広くなる

事例: 信頼区間と予測区間

- 東京の気候データを用いて以下を試みる
 - 8月のデータで回帰式を推定する
 - 気温 = F(気圧, 日射, 雲量) (モデル 4)
 - 上記のモデルで9月のデータを予測する

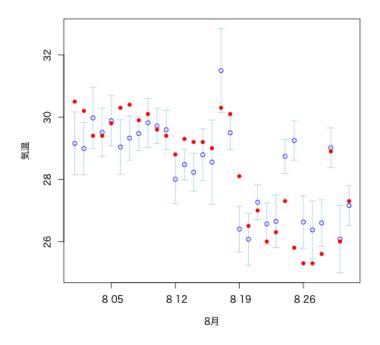


図 3:8月のあてはめ値の信頼区間

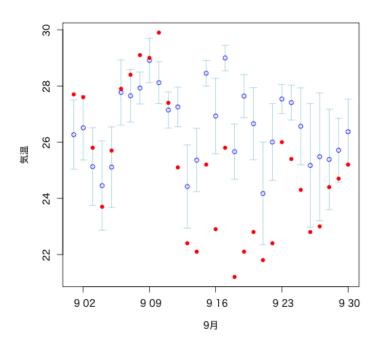


図 4:9月の予測値の信頼区間

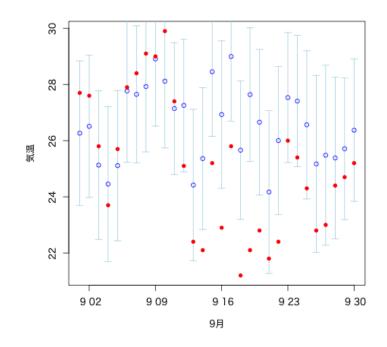


図 5:9月の予測値の予測区間

非線形の関係

非線形な関係のモデル化

- 目的変数 Y
- 説明変数 X_1, \ldots, X_p
- 説明変数の追加で対応可能
 - 交互作用 (交差項): X_iX_j のような説明変数の積
 - 非線形変換: $\log(X_k)$ のような関数による変換

事例: 非線形な関係を含むモデル

- 東京の気候データの問題で
 - 日射量, 気圧, 湿度, 雲量の線形回帰モデル
 - 湿度と雲量の交互作用を加えた線形回帰モデル を比較してみる
- 日射量, 気圧, 湿度, 雲量の線形回帰モデル

```
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
                        62.0000 3.1900 0.00371
(Intercept) 198.00000
                          0.0701 2.3300 0.02780
solar
             0.16300
                          0.0628 -2.7100
                                         0.01180
press
             -0.17000
humid
             -0.00507
                          0.0675 -0.0751
                                         0.94100
             -0.13000
                          0.1070 -1.2200 0.23300
cloud
```

[1] "R2: 0.653; adj. R2: 0.6; F-stat: 12.2; p-val: 1e-05"

• 湿度と雲量の交互作用を加えた線形回帰モデル

```
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 199.0000
                    60.4000 3.30 0.00294
                      0.0687
                               2.56 0.01690
solar
            0.1760
            -0.1930
                       0.0629 -3.07 0.00507
press
                       0.1920
humid
            0.2780
                              1.44 0.16100
                                1.48 0.15200
                       1.5800
            2.3400
cloud
                              -1.56 0.13100
humid:cloud -0.0316
                       0.0202
```

[1] "R2: 0.684; adj. R2: 0.621; F-stat: 10.8; p-val: 1.27e-05"

カテゴリカル変数

カテゴリカル変数

- 悪性良性や血液型などの数値ではないデータ
- 適切な方法で数値に変換して対応:
 - 2値の場合は 0,1 を割り当てる
 - * 悪性:1
 - * 良性:0
 - 3 値以上の場合は **ダミー変数** を利用する (カテゴリ数-1 個)
 - * A型: (1,0,0)
 - * B型: (0,1,0)
 - * O型: (0,0,1)
 - * AB型: (0,0,0)

事例: カテゴリカル変数の利用

- 東京の気候データ (1年分) を用いて気温を回帰する以下のモデルを検討する
 - 降水の有無を表すカテゴリカル変数を用いたモデル (雨が降ると気温が変化することを検証する モデル)
 - 月をカテゴリカル変数として加えたモデル(月毎の気温の差を考慮して検証するモデル)
- 降水の有無を表すカテゴリカル変数を用いたモデル

```
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept) 15.80 0.508 31.10 2.77e-104
rainTRUE 1.98 0.848 2.34 1.98e-02
```

[1] "R2: 0.0149 ; adj. R2: 0.0122 ; F-stat: 5.48 ; p-val: 0.0198"

• 月をカテゴリカル変数として加えたモデル

```
Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
             5.67 0.480 11.80 2.10e-27
(Intercept)
rainTRUE
             -1.21
                       0.309
                              -3.91 1.13e-04
month2
              1.77
                      0.697
                               2.54 1.14e-02
              5.28
                              7.73 1.15e-13
month3
                      0.683
              8.37
                               12.20 1.30e-28
month4
                       0.689
month5
             14.60
                       0.679
                               21.40 8.65e-66
month6
             16.60
                       0.693
                               24.00 4.94e-76
month7
             19.30
                       0.707
                               27.20 1.04e-88
                       0.685
                               33.80 1.06e-112
month8
             23.20
month9
             19.80
                      0.690
                              28.70 2.38e-94
month10
             14.40
                      0.694 20.80 4.42e-63
```

month11 7.91 0.691 11.40 5.66e-26 month12 3.19 0.683 4.67 4.26e-06

[1] "R2: 0.887 ; adj. R2: 0.883 ; F-stat: 231 ; p-val: 0"