

# 回帰分析

## 回帰モデルの考え方と推定

村田 昇

## 講義の内容

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

## 回帰分析の考え方

### 回帰分析

- ある変量を別の変量で説明する関係式を構成
- 関係式: **回帰式** (regression equation)
  - 説明される側: **目的変数**, 被説明変数, 従属変数, 応答変数
  - 説明する側: **説明変数**, 独立変数, 共変量
- 説明変数の数による分類:
  - 一つの場合: **単回帰** (simple regression)
  - 複数の場合: **重回帰** (multiple regression)

### 一般の回帰の枠組

- 説明変数:  $x_1, \dots, x_p$  (p 次元)
- 目的変数:  $y$  (1 次元)
- 回帰式:  $y$  を  $x_1, \dots, x_p$  で説明するための関係式

$$y = f(x_1, \dots, x_p)$$

- 観測データ: n 個の  $(y, x_1, \dots, x_p)$  の組

$$\{(y_i, x_{i1}, \dots, x_{ip})\}_{i=1}^n$$

## 線形回帰

- 任意の  $f$  では一般的すぎて分析に不向き
- $f$  として 1 次関数を考える  
ある定数  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$  を用いた式:

$$f(x_1, \dots, x_p) = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \dots + \beta_p x_p$$

- 1 次関数の場合: **線形回帰** (linear regression)
- 一般の場合: 非線形回帰 (nonlinear regression)
- 非線形関係は新たな説明変数の導入で対応可能
  - 適切な多項式  $x_j^2, x_j x_k, x_j x_k x_l, \dots$
  - その他の非線形変換  $\log x_j, x_j^\alpha, \dots$
  - 全ての非線形関係ではない

## 回帰係数

- 線形回帰式:

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

- $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ : **回帰係数** (regression coefficients)
- $\beta_0$ : **定数項 / 切片** (constant term / intersection)
- 線形回帰分析 (linear regression analysis):  
**未知の回帰係数をデータから決定する分析方法**

## 回帰の確率モデル

- 回帰式の不確定性:
  - データは一般に観測誤差などランダムな変動を含む
  - 回帰式がそのまま成立することは期待できない
- 確率モデル: データのばらつきを表す項  $\epsilon_i$  を追加

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

- $\epsilon_1, \dots, \epsilon_n$ : **誤差項 / 攪乱項** (error / disturbance term)
  - \* 誤差項は独立な確率変数と仮定
  - \* 多くの場合, 平均 0, 分散  $\sigma^2$  の正規分布を仮定
- **推定** (estimation): 観測データから  $(\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)$  を決定

## 回帰係数の推定

### 残差

- **残差** (residual): 回帰式で説明できない変動
- 回帰係数  $\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)^\top$  を持つ回帰式の残差:

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

- 残差  $e_i(\beta)$  の絶対値が小さいほど当てはまりがよい

## 最小二乗法

- 残差平方和 (residual sum of squares):

$$S(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{i=1}^n e_i(\boldsymbol{\beta})^2$$

- 最小二乗推定量 (least squares estimator):

残差平方和  $S(\boldsymbol{\beta})$  を最小にする  $\boldsymbol{\beta}$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1, \dots, \hat{\beta}_p)^\top = \arg \min_{\boldsymbol{\beta}} S(\boldsymbol{\beta})$$

## 行列の定義

- デザイン行列 (design matrix):

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

## ベクトルの定義

- 目的変数, 誤差, 回帰係数のベクトル:

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

## 行列・ベクトルによる表現

- 確率モデル:

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

- 残差平方和:

$$S(\boldsymbol{\beta}) = (\mathbf{y} - X\boldsymbol{\beta})^\top (\mathbf{y} - X\boldsymbol{\beta})$$

## 解の条件

- 解  $\boldsymbol{\beta}$  では残差平方和の勾配は零ベクトル

$$\frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\beta}} S(\boldsymbol{\beta}) = \left( \frac{\partial S}{\partial \beta_0}(\boldsymbol{\beta}), \frac{\partial S}{\partial \beta_1}(\boldsymbol{\beta}), \dots, \frac{\partial S}{\partial \beta_p}(\boldsymbol{\beta}) \right)^\top = \mathbf{0}$$

## 演習

### 問題

- 残差平方和  $S(\boldsymbol{\beta})$  をベクトル  $\boldsymbol{\beta}$  で微分して解の条件を求めなさい

### 解答例

- 残差平方和を展開しておく

$$\begin{aligned} S(\boldsymbol{\beta}) &= (\mathbf{y} - X\boldsymbol{\beta})^\top (\mathbf{y} - X\boldsymbol{\beta}) \\ &= \mathbf{y}^\top \mathbf{y} - \mathbf{y}^\top X\boldsymbol{\beta} - (X\boldsymbol{\beta})^\top \mathbf{y} + (X\boldsymbol{\beta})^\top X\boldsymbol{\beta} \\ &= \mathbf{y}^\top \mathbf{y} - \mathbf{y}^\top X\boldsymbol{\beta} - \boldsymbol{\beta}^\top X^\top \mathbf{y} + \boldsymbol{\beta}^\top X^\top X\boldsymbol{\beta} \end{aligned}$$

- ベクトルによる微分を行うと以下ようになる

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\beta}} S(\boldsymbol{\beta}) &= -(\mathbf{y}^\top X)^\top - X^\top \mathbf{y} + (X^\top X + (X^\top X)^\top) \boldsymbol{\beta} \\ &= -2X^\top \mathbf{y} + 2X^\top X\boldsymbol{\beta} \end{aligned}$$

- したがって  $\boldsymbol{\beta}$  の満たす条件は以下となる

$$\begin{aligned} -2X^\top \mathbf{y} + 2X^\top X\boldsymbol{\beta} &= 0 \quad \text{より} \\ X^\top X\boldsymbol{\beta} &= X^\top \mathbf{y} \end{aligned}$$

### 補足

- 成分ごとの計算は以下ようになる

$$\frac{\partial S}{\partial \beta_j}(\boldsymbol{\beta}) = -2 \sum_{i=1}^n \left( y_i - \sum_{k=0}^p \beta_k x_{ik} \right) x_{ij} = 0$$

ただし,  $x_{i0} = 1$  ( $i = 1, \dots, n$ ),  $j = 0, 1, \dots, p$

$$\sum_{i=1}^n x_{ij} \left( \sum_{k=0}^p x_{ik} \beta_k \right) = \sum_{i=1}^n x_{ij} y_i \quad (j = 0, 1, \dots, p)$$

$x_{ij}$  は行列  $X$  の  $(i, j)$  成分であることの注意

## 正規方程式

### 正規方程式

- 正規方程式 (normal equation):

$$X^\top X\boldsymbol{\beta} = X^\top \mathbf{y}$$

- Gram 行列 (Gram matrix):  $X^\top X$ 
  - $(p+1) \times (p+1)$  行列 (正方行列)
  - 正定対称行列 (固有値が非負)

## 正規方程式の解

- 正規方程式の基本的な性質
  - 正規方程式は必ず解をもつ (一意に決まらない場合もある)
  - 正規方程式の解は最小二乗推定量であるための必要条件
- 解の一意性の条件:
  - Gram 行列  $X^T X$  が **正則**
  - $X$  の列ベクトルが独立 (後述)
- 正規方程式の解:

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

## 最小二乗推定量の性質

### 解析の上での良い条件

- 最小二乗推定量がただ一つだけ存在する条件
    - $X^T X$  が正則
    - $X^T X$  の階数が  $p+1$
    - $X$  の階数が  $p+1$
    - $X$  の列ベクトルが **1 次独立**
- これらは同値条件

### 解析の上での良くない条件

- 説明変数が 1 次従属: **多重共線性** (multicollinearity)
- 多重共線性が強くないように説明変数を選択
  - $X$  の列 (説明変数) の独立性を担保する
  - 説明変数が互いに異なる情報をもつように選ぶ
  - 似た性質をもつ説明変数の重複は避ける

## 推定の幾何学的解釈

- **あてはめ値 / 予測値** (fitted values / predicted values):

$$\hat{y} = X\hat{\beta} = \hat{\beta}_0 X_{\text{第 0 列}} + \cdots + \hat{\beta}_p X_{\text{第 } p \text{ 列}}$$

- 最小二乗推定量  $\hat{y}$  の幾何学的性質:
  - $L[X]$ :  $X$  の列ベクトルが張る  $\mathbb{R}^n$  の部分線形空間
  - $X$  の階数が  $p+1$  ならば  $L[X]$  の次元は  $p+1$  (解の一意性)
  - $\hat{y}$  は  $y$  の  $L[X]$  への直交射影
  - **残差** (residuals)  $\hat{\epsilon} = y - \hat{y}$  はあてはめ値  $\hat{y}$  に直交

$$\hat{\epsilon} \cdot \hat{y} = 0$$

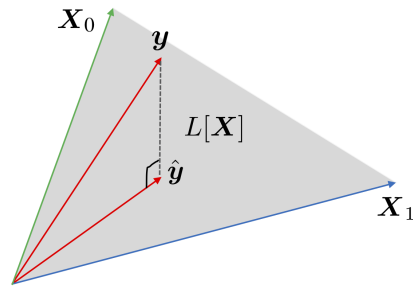


図 1:  $n = 3, p + 1 = 2$  の場合の最小二乗法による推定

## 線形回帰式と標本平均

- $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, \dots, x_{ip})^\top$ : 説明変数の  $i$  番目の観測データ
- 説明変数および目的変数の標本平均:

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \mathbf{x}_i, \quad \bar{y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i,$$

- $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  が最小二乗推定量のとき以下が成立:

$$\bar{y} = (1, \bar{\mathbf{x}}^\top) \hat{\boldsymbol{\beta}}$$

## 演習

### 問題

- 最小二乗推定量について以下を示しなさい
  - 残差の標本平均が 0 となる
 以下を示せばよい

$$\mathbf{1}^\top (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}) = \mathbf{1}^\top \hat{\boldsymbol{\epsilon}} = 0$$

ただし  $\mathbf{1} = (1, \dots, 1)^\top$  とする

- 回帰式が標本平均を通る

$$\bar{y} = (1, \bar{\mathbf{x}}^\top) \hat{\boldsymbol{\beta}}$$

### 解答例

- 残差の表現を整理する

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\epsilon}} &= \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}} = \mathbf{y} - \mathbf{X} \hat{\boldsymbol{\beta}} \\ &= \mathbf{y} - \mathbf{X} (\mathbf{X}^\top \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^\top \mathbf{y} \end{aligned}$$

- 左から  $X^T$  を乗じる

$$X^T \mathbf{y} - X^T X (X^T X)^{-1} X^T \mathbf{y} = X^T \mathbf{y} - X^T \mathbf{y} = 0$$

- 行列  $X$  の 1 列目が  $\mathbf{1}$  であることより明らか
- 説明変数の標本平均をデザイン行列で表す

$$\mathbf{1}^T X = n(1, \bar{\mathbf{x}}^T)$$

- したがって以下が成立する

$$\begin{aligned} n(1, \bar{\mathbf{x}}^T) \hat{\boldsymbol{\beta}} &= \mathbf{1}^T X \hat{\boldsymbol{\beta}} \\ &= \mathbf{1}^T \hat{\mathbf{y}} = \mathbf{1}^T \mathbf{y} \\ &= n\bar{y} \end{aligned}$$

## 残差の分解

### 最小二乗推定量の残差

- 観測値と推定値  $\hat{\boldsymbol{\beta}}$  による予測値の差:

$$\hat{\epsilon}_i = y_i - (\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_{i1} + \cdots + \hat{\beta}_p x_{ip}) \quad (i = 1, \dots, n)$$

- 誤差項  $\epsilon_1, \dots, \epsilon_n$  の推定値
- 全てができるだけ小さいほど良い
- 予測値とは独立に偏りが無いほど良い

- 残差ベクトル:

$$\hat{\boldsymbol{\epsilon}} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}} = (\hat{\epsilon}_1, \hat{\epsilon}_2, \dots, \hat{\epsilon}_n)^T$$

### 平方和の分解

- 標本平均のベクトル:  $\bar{\mathbf{y}} = \bar{y}\mathbf{1} = (\bar{y}, \bar{y}, \dots, \bar{y})^T$
- いろいろなばらつき
  - $S_y = (\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}})^T (\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}})$ : 目的変数のばらつき
  - $S = (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})^T (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})$ : 残差のばらつき ( $\hat{\boldsymbol{\epsilon}}^T \hat{\boldsymbol{\epsilon}}$ )
  - $S_r = (\hat{\mathbf{y}} - \bar{\mathbf{y}})^T (\hat{\mathbf{y}} - \bar{\mathbf{y}})$ : あてはめ値(回帰)のばらつき
- 3つのばらつき(平方和)の関係

$$(\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}})^T (\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}}) = (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}})^T (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}) + (\hat{\mathbf{y}} - \bar{\mathbf{y}})^T (\hat{\mathbf{y}} - \bar{\mathbf{y}})$$

$$S_y = S + S_r$$

## 演習

### 問題

- 以下の関係式を示しなさい
  - あてはめ値と残差のベクトルが直交する

$$\hat{\mathbf{y}}^T(\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}) = \hat{\mathbf{y}}^T \hat{\boldsymbol{\epsilon}} = 0$$

- 残差平方和の分解が成り立つ

$$S_y = S + S_r$$

### 解答例

- 残差の表現を整理する

$$\begin{aligned}\hat{\boldsymbol{\epsilon}} &= \mathbf{y} - \mathbf{X}(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \\ &= (\mathbf{I} - \mathbf{X}(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T) \mathbf{y}\end{aligned}$$

- 左から  $\hat{\mathbf{y}}$  を乗じる

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{y}}^T \hat{\boldsymbol{\epsilon}} &= \hat{\boldsymbol{\beta}}^T \mathbf{X}^T (\mathbf{I} - \mathbf{X}(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T) \mathbf{y} \\ &= \hat{\boldsymbol{\beta}}^T (\mathbf{X}^T - \mathbf{X}^T \mathbf{X}(\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T) \mathbf{y} \\ &= \hat{\boldsymbol{\beta}}^T (\mathbf{X}^T - \mathbf{X}^T) \mathbf{y} = 0\end{aligned}$$

- 以下の関係を用いて展開すればよい

$$\mathbf{y} - \bar{\mathbf{y}} = \mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}} + \hat{\mathbf{y}} - \bar{\mathbf{y}}$$

ただし  $\bar{\mathbf{y}} = \bar{y} \mathbf{1}$  である

- このとき以下の項は 0 になる

$$(\hat{\mathbf{y}} - \bar{\mathbf{y}})^T (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}) = \hat{\mathbf{y}}^T (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}) - \bar{y} \mathbf{1}^T (\mathbf{y} - \hat{\mathbf{y}}) = 0$$

## 決定係数

### 回帰式の寄与

- ばらつきの分解:

$$S_y \text{ (目的変数)} = S \text{ (残差)} + S_r \text{ (あてはめ値)}$$

- 回帰式で説明できるばらつきの比率:

$$(\text{回帰式の寄与率}) = \frac{S_r}{S_y} = 1 - \frac{S}{S_y}$$

- 回帰式のあてはまり具合を評価する代表的な指標



## 決定係数 ( $R^2$ 値)

- 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):

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

- 不偏分散で補正している

## 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>
  - データ [https://noboru-murata.github.io/multivariate-analysis/data/tokyo\\_weather.csv](https://noboru-murata.github.io/multivariate-analysis/data/tokyo_weather.csv)

### 東京の8月の気候の分析

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

	month	day	day_of_week	temp	rain	solar	snow	wdir	wind	press	humid	cloud
214	8	1	Sat	26.1	0.5	19.79	0	NE	2.6	1009.3	77	7.8
215	8	2	Sun	26.3	0.0	19.53	0	SSE	2.4	1011.0	75	5.5
216	8	3	Mon	27.2	0.0	24.73	0	SSE	2.4	1011.0	74	3.8
217	8	4	Tue	28.3	0.0	24.49	0	SSE	2.9	1012.2	77	4.3
218	8	5	Wed	29.1	0.0	24.93	0	S	2.9	1013.4	76	3.3
219	8	6	Thu	28.5	0.0	24.02	0	SSE	3.9	1010.5	79	7.8
220	8	7	Fri	29.5	0.0	22.58	0	S	3.4	1005.0	71	7.5
221	8	8	Sat	28.1	0.0	15.49	0	SE	2.7	1006.1	79	8.3
222	8	9	Sun	28.7	0.0	19.96	0	SSE	2.4	1006.9	77	9.5
223	8	10	Mon	30.5	0.0	20.26	0	SE	2.4	1010.3	73	10.0
224	8	11	Tue	31.7	0.0	25.50	0	S	4.0	1009.7	67	2.8
225	8	12	Wed	30.0	0.5	18.24	0	SSE	2.5	1009.0	79	6.8
226	8	13	Thu	29.4	21.5	19.01	0	N	2.2	1006.4	82	5.0
227	8	14	Fri	29.4	0.0	19.85	0	SE	2.8	1005.5	78	2.0

- 気温を説明する4つの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)
- 関連するデータの散布図

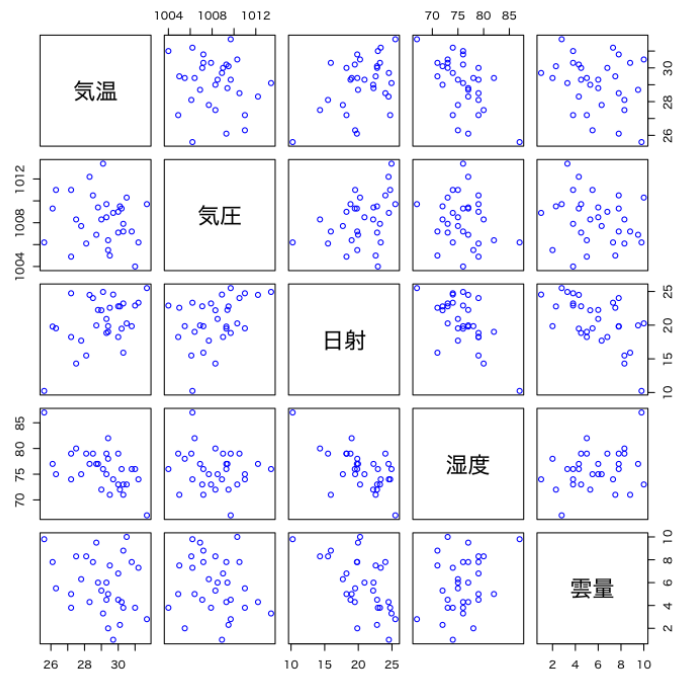


図 2: 散布図

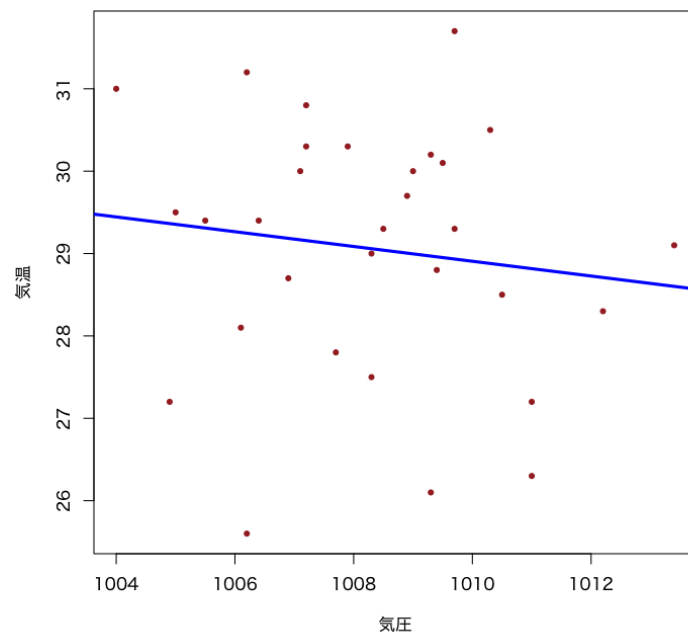


図 3: モデル 1

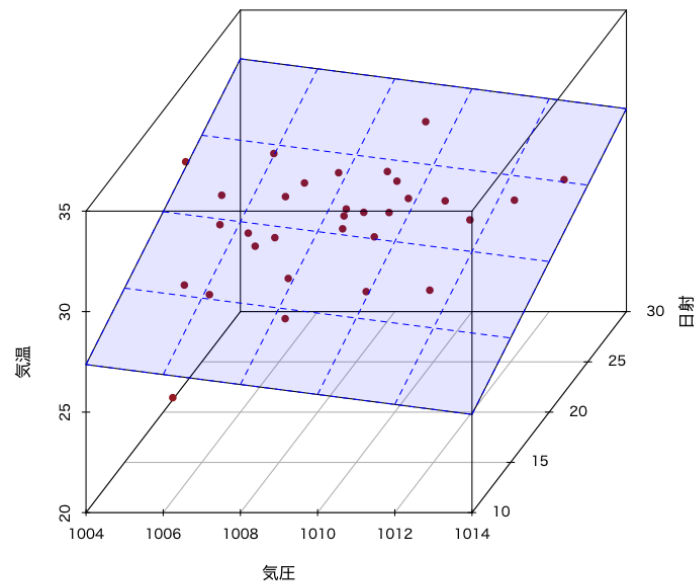


図 4: モデル 2

- モデル 1 の推定結果
- モデル 2 の推定結果
- 観測値とあてはめ値の比較
- 決定係数・自由度調整済み決定係数
  - モデル 1: 気温 =  $F(\text{気圧})$   
[1] "R2: 0.0169 ; adj. R2: -0.017"
  - モデル 2: 気温 =  $F(\text{気圧}, \text{日射})$   
[1] "R2: 0.32 ; adj. R2: 0.271"
  - モデル 3: 気温 =  $F(\text{気圧}, \text{日射}, \text{湿度})$   
[1] "R2: 0.422 ; adj. R2: 0.358"
  - モデル 4: 気温 =  $F(\text{気圧}, \text{日射}, \text{雲量})$   
[1] "R2: 0.32 ; adj. R2: 0.245"

## 次週の予定

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

