

# 回帰 (regression)

- ・ 黒木玄
- ・ 2022-07-13～2022-07-17

このノートではJulia言語 (<https://julialang.org/>)を使用している:

- ・ [Julia言語のインストールの仕方の一例 \(https://nbviewer.org/github/genkuroki/msfd28/blob/master/install.ipynb\)](https://nbviewer.org/github/genkuroki/msfd28/blob/master/install.ipynb)

自明な誤りを見つけたら、自分で訂正して読んで欲しい。大文字と小文字の混同や書き直しが不完全な場合や符号のミスは非常によくある。

このノートに書いてある式を文字通りにそのまま読んで正しいと思ってしまうとひどい目に会う可能性が高い。しかし、数が使われている文献には大抵の場合に文字通りに読むと間違っている式や主張が書いてあるので、内容を理解した上で訂正しながら読んで利用しなければいけない。実践的に数学を使う状況では他人が書いた式をそのまま信じていけない。

このノートの内容よりもさらに詳しいノートを自分で作ると勉強になるだろう。膨大な時間を取られることになるが、このノートの内容に関係することで飯を食っていく可能性がある人にはそのためにかけた時間は無駄にならないと思われる。

## 目次

- ▼ [1 回帰 \(regression\)](#)
  - [1.1 回帰の超一般論](#)
- ▼ [2 線形回帰](#)
  - [2.1 線形回帰のデータ](#)
  - [2.2 線形回帰モデルの構成要素](#)
  - [2.3 デザイン行列 \(計画行列, design matrix\)](#)
  - [2.4 正規分布による線形回帰の統計モデルの記述](#)
  - [2.5 正規分布で書かれた統計モデルの最尤法から最小二乗法による線形回帰が得られること](#)
  - [2.6  \$\beta\$ と \$\sigma^2\$ の不偏推定量](#)
  - [2.7 例: 平均の推定の場合](#)
  - [2.8 例: 単回帰の場合](#)
  - [2.9 Julia言語による回帰直線の計算の最も簡単な例](#)
  - [2.10 多変量正規分布の定義](#)
  - [2.11 問題: 多変量正規分布と \$\chi^2\$ 分布の関係](#)
  - [2.12 真の回帰函数と推定された回帰函数](#)
  - [2.13 信頼区間 \(標準正規分布版\)](#)
  - [2.14 信頼区間 \(分布版\)](#)
  - [2.15 予測区間](#)
- ▼ [3 線形回帰の計算例](#)
  - ▼ [3.1 信頼区間と予測区間のプロット](#)
    - [3.1.1 信頼区間と予測区間のテストプロット](#)
    - [3.1.2 回帰直線の信頼区間と予測区間](#)
    - [3.1.3 多項式回帰の信頼区間と予測区間 \(オーバーフィッティングの例\)](#)
  - ▼ [3.2 信頼区間と予測区間に応するP値函数のプロット](#)
    - [3.2.1 信頼区間と予測区間に応するP値函数のテストプロット](#)
    - [3.2.2 回帰直線の信頼区間と予測区間に応するP値函数](#)
    - [3.2.3 回帰直線の信頼区間に応するP値函数の動画](#)
    - [3.2.4 多項式回帰の信頼区間と予測区間に応するP値函数](#)
- ▼ [4 ロジスティック回帰](#)
  - [4.1 ロジスティック函数とロジット函数](#)
  - [4.2 ロジスティック回帰のデータ](#)
  - [4.3 ロジスティック回帰でのリンク函数](#)
  - [4.4 ロジスティック回帰の統計モデル](#)
  - [4.5 最尤法](#)
  - [4.6 スコア統計量とFisher情報量行列](#)
  - [4.7 問題: 一般的の場合のスコア統計量とFisher情報量行列](#)
  - [4.8  \$\beta\$ の推定量の分布の正規分布近似](#)
  - [4.9 ロジスティック回帰における  \$\beta\_0 + \beta\_1 x\$  に関する Wald型のP値函数と信頼区間](#)
  - [4.10 ロジスティック回帰における  \$\beta\_1\$  に関する Wald型のP値函数と信頼区間](#)
- ▼ [5  \$x\_i\$  達の値も1または0の場合のロジスティック回帰](#)
  - [5.1  \$x\_i\$  達の値も1または0の場合にロジスティック回帰モデルは2つの二項分布モデルに等しい](#)
  - [5.2  \$x\_i\$  達の値も1または0の場合のスコア統計量とFisher情報量行列](#)

[5.3  \$x\_i\$  達の値も1または0の場合のWald型のP値函数と信頼区間](#)

▼ [5.4  \$x\_i\$  達の値も1または0の場合のWilson型のP値函数と信頼区間](#)

[5.4.1 A=0で定まる条件付き確率分布の正規分布近似](#)

[5.4.2 与えられた対数オッズ比パラメータの値  \$\beta\_1\$  に対する  \$\beta\_0\$  の推定量に関する公式](#)

[5.4.3 対数オッズ比パラメータ  \$\beta\_1\$  に関するWilson型のP値函数と信頼区間の構成](#)

[5.5  \$x\_i\$  達の値も1または0の場合にロジスティック回帰の一般化の役に立ち方](#)

In [1]:

```

1 ENV["LINES"], ENV["COLUMNS"] = 100, 100
2 using Base.Threads
3 using BenchmarkTools
4 using DataFrames
5 using Distributions
6 using LinearAlgebra
7 using Memoization
8 using Optim
9 using Printf
10 using QuadGK
11 using RCall
12 @rimport stats as R
13 using Random
14 Random.seed!(4649373)
15 using Roots
16 using SpecialFunctions
17 using StaticArrays
18 using StatsBase
19 using StatsFuns
20 using StatsPlots
21 default(fmt = :png, size = (400, 250),
22         titlefontsize = 10, guidefontsize=9, plot_titlefontsize = 12)
23 using SymPy

```

In [2]:

```

1 # Override the Base.show definition of SymPy.jl:
2 # https://github.com/JuliaPy/SymPy.jl/blob/29c5bfd1d10ac53014fa7fef468bc8deccadc2fc/src/types.
3
4 @eval SymPy function Base.show(io::IO, ::MIME"text/latex", x::SymbolicObject)
5     print(io, as_markdown("\\displaystyle " *
6                           sympy.latex(x, mode="plain", fold_short_frac=false)))
7 end
8 @eval SymPy function Base.show(io::IO, ::MIME"text/latex", x::AbstractArray{Sym})
9     function toeqnarray(x::Vector{Sym})
10        a = join(["\\displaystyle " *
11                  sympy.latex(x[i]) for i in 1:length(x)], "\\\\")
12        """\\left[ \\begin{array}{r} a \\end{array} \\right]"""
13    end
14    function toeqnarray(x::AbstractArray{Sym,2})
15        sz = size(x)
16        a = join([join("\\displaystyle " .* map(sympy.latex, x[i,:]), "&")
17                  for i in 1:sz[1]], "\\\\")
18        "\\left[ \\begin{array}{c} * repeat(\"r\",sz[2]) * \"} * a * \\end{array} \\right]"
19    end
20    print(io, as_markdown(toeqnarray(x)))
21 end

```

In [3]:

```

1 safemul(x, y) = x == 0 ? x : isnan(x) ? typeof(x)(Inf) : x*y
2 safediv(x, y) = x == 0 ? x : isnan(y) ? zero(y) : x/y
3
4 x ≈ y = x < y || x ≈ y
5
6 mypdf(dist, x) = pdf(dist, x)
7 mypdf(dist::DiscreteUnivariateDistribution, x) = pdf(dist, round(Int, x))
8
9 distname(dist::Distribution) = replace(string(dist), r".*\" => "")
10 myskewness(dist) = skewness(dist)
11 mykurtosis(dist) = kurtosis(dist)
12 function standardized_moment(dist::ContinuousUnivariateDistribution, m)
13     μ, σ = mean(dist), std(dist)
14     quadgk(x → (x - μ)^m * pdf(dist, x), extrema(dist)...)[1] / σ^m
15 end
16 myskewness(dist::MixtureModel{Univariate, Continuous}) =
17     standardized_moment(dist, 3)
18 mykurtosis(dist::MixtureModel{Univariate, Continuous}) =
19     standardized_moment(dist, 4) - 3

```

Out[3]: mykurtosis (generic function with 2 methods)

# 1 回帰 (regression)

このノートでは回帰 (regression)について簡単に説明する。

## 1.1 回帰の超一般論

一般に、回帰はデータの数値が  $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$  の形式で各々の  $y_i$  が数値  $x_i$  に依存して決まるという場合を、パラメータ  $x = (x_1, \dots, x_n)$ ,  $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_d)$  を持つ  $y = (y_1, \dots, y_n)$  に関する確率密度函数(または確率質量函数)

$$p(y|x, \theta) \quad (\text{または } P(y|x, \theta))$$

でモデル化することによって行われるパラメータ  $\theta$  の推定のことである。

比率の信頼区間の計算で使われる統計モデルは、二項分布モデル

$$P(k|n, p) = \binom{n}{k} p^k (1-p)^{n-k} \quad (k = 0, 1, \dots, n)$$

であった。この場合には  $y$  にあたる変数が  $k$  で、 $x$  にあたる変数はない。

平均の信頼区間の  $t$  分布を使った信頼区間の計算で使われる統計モデルは、正規分布の標本分布モデル

$$p(y|\mu, \sigma) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{n/2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (y_i - \mu)^2\right) \\ (\mu, \sigma \in \mathbb{R}, \sigma > 0, y = (y_1, \dots, y_n) \in \mathbb{R}^n)$$

であるとみなせる(実際には中心極限定理による近似がうまく行っているという弱い仮定のもとで、その平均の信頼区間は実用的に使用可能)。この場合には上の  $y$  にあたる変数がこの場合の  $y$  で、 $x$  にあたる変数はない。

$x$  にあたる変数がモデルのパラメータとして登場することが、回帰(regression)の特徴である。

## 2 線形回帰

### 2.1 線形回帰のデータ

データは以下の形で得られると仮定する:

$$(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n) \in \mathbb{R}^2.$$

これを2つのベクトルで表す:

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix}, \quad y = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}.$$

### 2.2 線形回帰モデルの構成要素

$r < n$  であると仮定する。

$r$  個の函数  $f_1, \dots, f_r : \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$  が与えられているとし、その一次結合を決める **回帰係数** パラメータ  $\beta_1, \dots, \beta_r \in \mathbb{R}$  が与えられているとし、

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_n \end{bmatrix}, \quad f = \begin{bmatrix} f_1 \\ \vdots \\ f_r \end{bmatrix}, \quad f(x_i) = \begin{bmatrix} f_1(x_i) \\ \vdots \\ f_r(x_i) \end{bmatrix}$$

とおく。このとき、

$$f(x_i)^T \beta = \sum_{j=1}^r \beta_j f_j(x_i)$$

ここで、 $f(x_i)^T$  は縦ベクトル  $f(x_i)$  を転置して得られる横ベクトルを意味する。

さらに、分散パラメータ  $\sigma^2 > 0$  が与えられているとする。

## 2.3 デザイン行列 (計画行列, design matrix)

デザイン行列  $X$  を次のように定める:

$$X = [f(x_1) \ f(x_2) \ \cdots \ f(x_n)]^T \\ = \begin{bmatrix} f(x_1)^T \\ f(x_2)^T \\ \vdots \\ f(x_n)^T \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_1(x_1) & f_2(x_1) & \cdots & f_r(x_1) \\ f_1(x_2) & f_2(x_2) & \cdots & f_r(x_2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_1(x_n) & f_2(x_n) & \cdots & f_r(x_n) \end{bmatrix}.$$

すなわち、以上の文脈において、デザイン行列  $X$  は  $r$  次元の縦ベクトル  $f(x_i)$  達を横に  $n$  個並べてできる行列の転置として定義され、 $n \times r$  行列になる。 $r < n$  と仮定していたので、 $X$  は縦方向に長い行列になる。

このとき、

$$X\beta = \left[ \sum_{j=1}^r \beta_j f_j(x_i) \right]_{i=1}^n.$$

以下では簡単のため、デザイン行列  $X$  のランクは可能な最大値である  $r$  であると仮定する。(数値的にはほとんどの場合にそうなる。)

このとき  $\mathbb{R}^n$  の部分空間  $X\mathbb{R}^r = \{X\beta \mid \beta \in \mathbb{R}^r\}$  の次元は  $r$  になり、行列  $X$  の定める線形写像  $X : \mathbb{R}^r \rightarrow \mathbb{R}^n, \beta \mapsto X\beta$  は単射になる。

さらに、そのとき  $r \times r$  行列  $X^T X$  が可逆になることも示せる。ここで  $X^T$  は  $X$  の転置を表す。

## 2.4 正規分布による線形回帰の統計モデルの記述

統計モデルとして、 $y$  に関する次の確率密度函数を採用する:

$$p(y|X, \beta, \sigma^2) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{n/2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|y - X\beta\|^2\right).$$

ここで、 $\| \cdot \|$  は通常のEuclidノルム(成分の2乗の和の平方根)を意味する:

$$\|y - X\beta\|^2 = \sum_{i=1}^n \left( y_i - \sum_{j=1}^r \beta_j f_j(x_i) \right)^2.$$

$Y = [Y_i]_{i=1}^n$  をこの統計モデルに従うベクトル値確率変数とすると、

$$Y = X\beta + \varepsilon$$

と書ける。ここで、ベクトル値確率変数  $\varepsilon = [\varepsilon_i]_{i=1}^n$  の成分達  $\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n$  はそれが平均 0、分散  $\sigma^2$  の正規分布に従う独立な確率変数達になる。ゆえに、

$$E[Y] = X\beta, \quad E[\varepsilon\varepsilon^T] = \sigma^2 I.$$

ここで  $I$  は  $n$  次の単位行列を表す。

このモデル内では、仮想的なデータの数値  $Y_i$  が  $f_j(x_i)$  達の一次結合  $\sum_{j=1}^r \beta_j f_j(x_i)$  で近似され、それらの差

$$Y_i - \sum_{j=1}^r \beta_j f_j(x_i)$$

が平均 0、分散  $\sigma^2$  の正規分布に従ってランダムに決まっていると考える。

**注意:**  $Y$  はベクトル値確率変数だが、デザイン行列  $X$  は確率変数ではない。

## 2.5 正規分布で書かれた統計モデルの最尤法から最小二乗法による線形回帰が得られること

上の統計モデルのデータの数値  $x, y$  に関する尤度函数  $(\beta, \sigma^2) \mapsto p(y|X, \beta, \sigma^2)$  を最小化するパラメータ  $\beta, \sigma^2$  の値から、最小二乗法が得られることを説明しよう。(デザイン行列  $X$  は  $x$  から決まる。)

尤度函数の対数の  $-2$  倍は次の形になる:

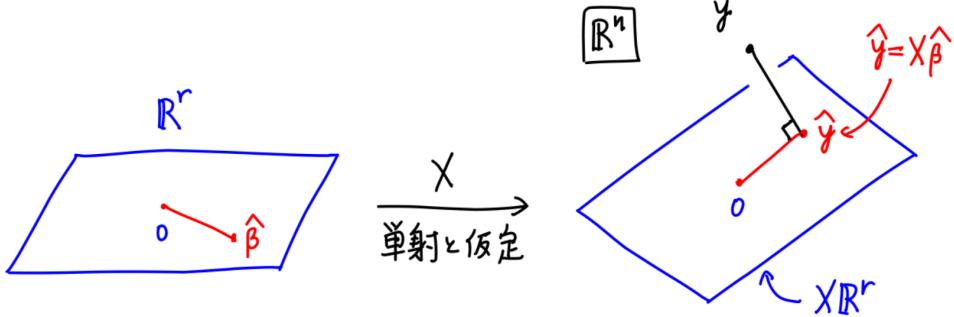
$$L(\beta, \sigma^2) = -2 \log p(y|X, \beta, \sigma^2) = \frac{1}{\sigma^2} \|y - X\beta\|^2 + n \log \sigma^2 + n \log(2\pi).$$

これを最小にする  $\beta, \sigma^2$  を求めよう.

データの数値として与えられた  $y$  とパラメータ  $\beta$  に依存する  $X\beta$  の距離の2乗  $\|y - X\beta\|^2$  を最小にする  $X\beta$  はベクトル  $y \in \mathbb{R}^n$  の部分空間  $X\mathbb{R}^r$  への直交射影  $\hat{y}$  になる.

そのとき,  $X : \mathbb{R}^r \rightarrow \mathbb{R}^n$  は単射なので  $\hat{y} = X\hat{\beta}, \hat{\beta} \in \mathbb{R}^r$  と一意に表される.

以下の図を見よ.



$\sigma^2$  を  $y$  とその直交射影  $\hat{y}$  の距離の2乗と定める:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \|y - \hat{y}\|^2 = \frac{1}{n} \|y - X\hat{\beta}\|^2.$$

このとき,

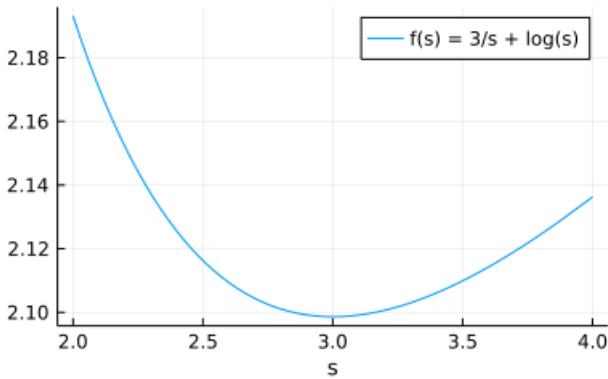
$$L(\hat{\beta}, \sigma^2) = \frac{n\hat{\sigma}^2}{\sigma^2} + n \log \sigma^2 + n \log(2\pi).$$

を最小化する  $\sigma^2$  は  $\sigma^2 = \hat{\sigma}^2$  になることを確認できる.

(一般に  $\sigma^2 > 0$  の函数  $\sigma^2 \mapsto a/\sigma^2 + \log \sigma^2$  ( $a > 0$ ) は  $\sigma^2 = a$  で最小になる. 実際,  $f(s) = a/s + \log s$  について  $f'(s) = (s-a)/s^2$  なので,  $s < a$  のとき  $f'(s) < 0$  で  $f(s)$  は単調減少し,  $s > a$  のとき  $f'(s) > 0$  で  $f(s)$  は単調増加する. ゆえに  $f(s)$  は  $s = a$  で最小になる.)

```
In [4]: 1 plot(s → 3/s + log(s), 2, 4; label="f(s) = 3/s + log(s)", xguide="s")
```

Out[4]:



ベクトル  $y$  の部分空間  $X\mathbb{R}^r$  への直交射影  $\hat{y} = X\hat{\beta}$  の具体的な形を求めよう.

ベクトル  $y - \hat{y} = y - X\hat{\beta}$  は部分空間  $X\mathbb{R}^r$  と直交するので, 任意の  $\gamma \in \mathbb{R}^r$  について

$$0 = (X\gamma, y - X\hat{\beta}) = (X\gamma)^T (y - X\hat{\beta}) = \gamma^T X^T (y - X\hat{\beta}).$$

ここで,  $(\cdot, \cdot)$  は通常の内積(成分の積の和)を表す. ベクトル  $\gamma \in \mathbb{R}^r$  は任意なので,

$$X^T (y - X\hat{\beta}) = 0, \quad \text{すなわち} \quad X^T X \hat{\beta} = X^T y.$$

$X$  のランクが可能な最大値  $r$  になると仮定していたので,  $X^T X$  は可逆になるのであった. ゆえに

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

これと、

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \|y - X\hat{\beta}\|^2$$

を合わせると、尤度函数  $(\beta, \sigma^2) \mapsto p(y|X, \beta, \sigma^2)$  を最小化するパラメータ値が得られる。

これが正規分布で記述された統計モデルの最尤法の解である。

$x, y$  から  $\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y$  を求めて、 $\beta = \hat{\beta}$  とおくと、二乗和  $\|y - X\beta\|$  が最小化されるので、回帰係数  $\beta$  をその  $\hat{\beta}$  として求める方法を **最小二乗法** と呼ぶ。

$y - \hat{y} = y - X\hat{\beta}$  を **残差 (residual error)** と呼ぶ。

**注意:** 以上の議論によって、最小二乗法は本質的に直交射影を作る操作であることも分かる。このように内積に関する線形代数を理解していれば、その中に最小二乗法の理論も含まれていると考えることができる。線形代数は普遍的に役に立つ道具である。

## 2.6 $\beta$ と $\sigma^2$ の不偏推定量

この節では、前々節で記述した統計モデルに従う確率変数  $Y$  とは別に、ベクトル値確率変数  $y = [y_i]_{i=1}^n$  で次の条件を満たすものを使用する：

$$y = X\beta + e, \quad E[e] = 0, \quad E[ee^T] = \sigma^2 I.$$

このベクトル値確率変数  $y$  を使うことは、正規分布で記述された統計モデルの設定を大幅にゆるめることを意味している。この節ではそのような状況を扱う。

上の条件中の  $E[ee^T] = \sigma^2 I$  の左辺は  $e$  の分散共分散行列であることに注意せよ。

(一般に  $n$  次元ベクトル値確率変数  $V = [V_i]_{i=1}^n$  について、 $\mu = E[V]$  のとき、 $n \times n$  の対称行列  $E[(V - \mu)(V - \mu)^T]$  を  $V$  の分散共分散行列 (variance-covariance matrix) と呼ぶ。その  $(i, i)$  成分は  $V_i$  の分散になっており、 $i \neq j$  に関する  $(i, j)$  成分は  $V_i$  と  $V_j$  の共分散になっている。)

上の仮定の下で、 $y$  の平均と分散共分散行列はそれぞれ次のようになる：

$$E[y] = X\beta, \quad E[(y - X\beta)(y - X\beta)^T] = E[ee^T] = \sigma^2 I.$$

この設定における最小二乗法は次のように書ける：

$$\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y, \quad \hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \|y - X\hat{\beta}\|^2.$$

このとき、

$$E[\hat{\beta}] = (X^T X)^{-1} X^T X\beta = \beta$$

なので、 $\hat{\beta}$  は  $\beta$  の不偏推定量になっている。

以下では  $\sigma^2$  の不偏推定量を構成する。

ベクトル値確率変数  $\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y$  の分散共分散行列は

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

より、

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

なので、次のように計算される：

$$E[(\hat{\beta} - \beta)(\hat{\beta} - \beta)^T] = (X^T X)^{-1} X^T E[ee^T] X(X^T X)^{-1} = \sigma^2 (X^T X)^{-1}.$$

2つ目の等号で  $E[ee^T] = \sigma^2 I$  を使った。

$X\hat{\beta}$  の分散共分散行列は、

$$X\hat{\beta} - X\beta = X(\hat{\beta} - \beta), \quad (X\hat{\beta} - X\beta)(X\hat{\beta} - X\beta)^T = X(\hat{\beta} - \beta)(\hat{\beta} - \beta)^T X^T$$

より、次のように計算される：

$$E[(X\hat{\beta} - X\beta)(X\hat{\beta} - X\beta)^T] = X E[(\hat{\beta} - \beta)(\hat{\beta} - \beta)^T] X^T = \sigma^2 X(X^T X)^{-1} X^T.$$

2つ目の等号で, 上で示した  $E[(\hat{\beta} - \beta)(\hat{\beta} - \beta)^T] = \sigma^2(X^T X)^{-1}$  を使った.

$X(X^T X)^{-1}X^T$  は  $\mathbb{R}^n$  からその部分空間  $X\mathbb{R}^r$  への直交射影を与える行列であった. (特に対称行列でかつ二乗しても不变であることにも注意せよ.)

残差  $y - X\hat{\beta}$  の分散共分散行列は,

$$\begin{aligned} y - X\hat{\beta} &= y - X(X^T X)^{-1}X^T y = (I - X(X^T X)^{-1}X^T)y \\ E[y - X\hat{\beta}] &= E[y] - X(X^T X)^{-1}X^T E[y] = X\beta - X(X^T X)^{-1}X^T X\beta = 0 \end{aligned}$$

より, 次のように計算される:

$$\begin{aligned} E[(y - X\hat{\beta})(y - X\hat{\beta})^T] &= (I - X(X^T X)^{-1}X^T)E[yy^T](I - X(X^T X)^{-1}X^T)^T \\ &= \sigma^2(I - X(X^T X)^{-1}X^T)(I - X(X^T X)^{-1}X^T)^T \\ &= \sigma^2(I - X(X^T X)^{-1}X^T). \end{aligned}$$

ここで,  $E[yy^T] = \sigma^2 I$  および,  $X(X^T X)^{-1}X^T$  が  $\mathbb{R}^n$  から  $X\mathbb{R}^r$  への直交射影を与える行列であったことから,  $I - X(X^T X)^{-1}X^T$  が  $\mathbb{R}^n$  から  $X\mathbb{R}^r$  の直交補空間への射影を与える行列になり, 特に対称行列でかつ二乗しても不变になることを使った.

トレースの中で行列の順序を巡回的に回してもトレースの値は不变なので,

$$\text{tr}(X(X^T X)^{-1}X^T) = \text{tr}((X^T X)^{-1}X^T X) = \text{tr}(I_r) = r.$$

ここで  $I_r$  は  $r$  次の単位行列を表す. この結果と

$$\|y - X\hat{\beta}\|^2 = (y - X\hat{\beta})^T(y - X\hat{\beta}) = \text{tr}((y - X\hat{\beta})(y - X\hat{\beta})^T)$$

を使うと,

$$\begin{aligned} E[\|y - X\hat{\beta}\|^2] &= \text{tr}(E[(y - X\hat{\beta})(y - X\hat{\beta})^T]) \\ &= \sigma^2 \text{tr}(I - X(X^T X)^{-1}X^T) = (n - r)\sigma^2. \end{aligned}$$

2つめの等号で上で示した  $E[(y - X\hat{\beta})(y - X\hat{\beta})^T] = \sigma^2(I - X(X^T X)^{-1}X^T)$  を用い, 3つ目の等号で上で示した  $\text{tr}(X(X^T X)^{-1}X^T) = r$  を使った.

ゆえに,

$$\hat{s}^2 = \frac{1}{n - r} \|y - X\hat{\beta}\|^2 = \frac{n}{n - r} \sigma^2$$

とおくと,

$$E[\hat{s}^2] = \sigma^2.$$

すなわち,  $\hat{s}^2 = \|y - X\hat{\beta}\|^2/(n - r)$  は  $\sigma^2$  の不偏推定量である.

$\sigma^2$  の不偏推定量を作るためには残差の二乗和  $\|y - X\hat{\beta}\|^2$  を  $n$  ではなく,  $n - r$  で割らなければいけない.

## 2.7 例: 平均の推定の場合

線形回帰は平均の推定を含む.

$r = 1$  とし,  $f_j(x_i)$  と  $\beta_j$  のインデックス  $j$  として 1 ではなく 0 を使うことにし,

$$f_0(x_i) = 1, \quad \beta_0 = \mu, \quad \hat{\beta}_0 = \hat{\mu}$$

の場合について考える. このとき, 計画行列  $X$  は  $n$  次元縦ベクトルになり,

$$X = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}, \quad X\beta = \begin{bmatrix} \mu \\ \mu \\ \vdots \\ \mu \end{bmatrix}.$$

ゆえに,  $X^T X = n$ ,  $X^T y = \sum_{i=1}^n y_i$  となるので,

$$\hat{\mu} = (X^T X)^{-1} X^T y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i =: \bar{y}.$$

さらに,  $y - X\hat{\beta} = [y_i - \hat{\mu}]_{i=1}^n = [y_i - \bar{y}]_{i=1}^n$  より,

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \|y - X\hat{\beta}\|^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2.$$

これは,  $\sigma^2$  の不偏推定量になるように  $n - 1$  で割らずに,  $n$  で割って作った場合の標本分散になっている.

前節で示したように  $\sigma^2$  の不偏推定量  $\hat{s}^2$  は  $n - r = n - 1$  で割ることによって得られる:

$$\hat{s}^2 = \frac{1}{n-1} \|y - X\hat{\beta}\|^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2.$$

この結果は不偏分散の話の線形回帰の理論を使った再現になっている.

## 2.8 例: 単回帰の場合

$r = 2$  とし,  $f_j(x_i)$  と  $\beta_j$  のインデックス  $j$  として 1, 2 ではなく 0, 1 を使うことにし,

$$f_0(x_i) = 1, \quad f_1(x_i) = x_i$$

の場合を考える. さらに, 以下のようにおく:

$$\begin{aligned} \bar{x} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i, & \bar{y} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i, \\ \bar{x^2} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2, & \bar{y^2} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i^2, & \bar{xy} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i y_i. \end{aligned}$$

このとき,  $x_i$  達と  $y_i$  達の不变補正をしていない標本分散と標本共分散はそれぞれ次のように書ける:

$$\begin{aligned} \hat{\sigma}_x^2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 = \bar{x^2} - \bar{x}^2, \\ \hat{\sigma}_y^2 &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 = \bar{y^2} - \bar{y}^2, \\ \hat{\sigma}_{xy} &= \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) = \bar{xy} - \bar{x}\bar{y}. \end{aligned} \tag{*}$$

このとき, デザイン行列  $X$  については, 以下が成立していることをちょっとした計算で確認できる(自分で確認してみよ):

$$\begin{aligned} X &= \begin{bmatrix} 1 & x_1 \\ 1 & x_2 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & x_n \end{bmatrix}, & X^T X &= n \begin{bmatrix} 1 & \bar{x} \\ \bar{x} & \bar{x^2} \end{bmatrix}, \\ X^T y &= n \begin{bmatrix} \bar{y} \\ \bar{xy} \end{bmatrix}, & (X^T X)^{-1} &= \frac{1}{n(\bar{x^2} - \bar{x}^2)} \begin{bmatrix} \bar{x^2} & -\bar{x} \\ -\bar{x} & 1 \end{bmatrix}. \end{aligned}$$

ゆえに,

$$\bar{x^2}\bar{y} - \bar{x}\bar{xy} = \bar{x^2}\bar{y} - \bar{x}^2\bar{y} + \bar{x}^2\bar{y} - \bar{x}\bar{xy} = \hat{\sigma}_x^2\bar{y} - \hat{\sigma}_{xy}\bar{x}$$

が成立していることに注意すれば,

$$\begin{bmatrix} \hat{\beta}_0 \\ \hat{\beta}_1 \end{bmatrix} = \hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y = \begin{bmatrix} \bar{y} - (\hat{\sigma}_{xy}/\hat{\sigma}_x^2)\bar{x} \\ \hat{\sigma}_{xy}/\hat{\sigma}_x^2 \end{bmatrix}.$$

すなわち, 次の回帰直線の公式が得られた:

$$\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_* = \bar{y} + \frac{\hat{\sigma}_{xy}}{\hat{\sigma}_x^2} (x_* - \bar{x}).$$

$\hat{\sigma}^2$  の公式も求めよう.

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

より,

$$\begin{aligned}\|y - X\hat{\beta}\|^2 &= y^T(I - X(X^T X)^{-1}X^T)^T(I - X(X^T X)^{-1}X^T)y \\ &= y^T(I - X(X^T X)^{-1}X^T)y \\ &= y^T y - (X^T y)^T(X^T X)^{-1}X^T y.\end{aligned}$$

そして,

$$\begin{aligned}y^T y &= n\bar{y}^2, \\ (X^T y)^T(X^T X)^{-1}X^T y &= \frac{n}{\hat{\sigma}_x^2} \left( \bar{x}^2 - 2\bar{x}\bar{y}\bar{xy} + \bar{xy}^2 \right)\end{aligned}$$

および上の(\*)を使って整理すると,

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{1}{n} \|y - X\hat{\beta}\|^2 = \frac{\hat{\sigma}_x^2 \hat{\sigma}_y^2 - \hat{\sigma}_{xy}^2}{\hat{\sigma}_x^2}.$$

前々節の結果より,  $\sigma^2$  の不偏推定量  $\hat{s}^2$  は  $n$  ではなく,  $n - r = n - 2$  で割ることによって次のようにして得られる:

$$\hat{s}^2 = \frac{1}{n - 2} \|y - X\hat{\beta}\|^2 = \frac{n}{n - 2} \frac{\hat{\sigma}_x^2 \hat{\sigma}_y^2 - \hat{\sigma}_{xy}^2}{\hat{\sigma}_x^2}.$$

$x_i$  達と  $y_i$  達の不偏分散と不偏共分散を

$$s_x^2 = \frac{n}{n - 1} \hat{\sigma}_x^2, \quad s_y^2 = \frac{n}{n - 1} \hat{\sigma}_y^2, \quad s_{xy} = \frac{n}{n - 1} \hat{\sigma}_{xy}$$

と書くと,

$$\begin{aligned}\beta_0 &= \bar{y} - \frac{\hat{\sigma}_{xy}}{\hat{\sigma}_x^2} \bar{x} = \bar{y} - \frac{s_{xy}}{s_x^2} \bar{x}, \quad \beta_1 = \frac{\hat{\sigma}_{xy}}{\hat{\sigma}_x^2} = \frac{s_{xy}}{s_x^2}, \\ \hat{\sigma}^2 &= \frac{n - 1}{n} \frac{s_x^2 s_y^2 - s_{xy}^2}{s_x^2}, \quad \hat{s}^2 = \frac{n - 1}{n - 2} \frac{s_x^2 s_y^2 - s_{xy}^2}{s_x^2}.\end{aligned}$$

以上の公式は

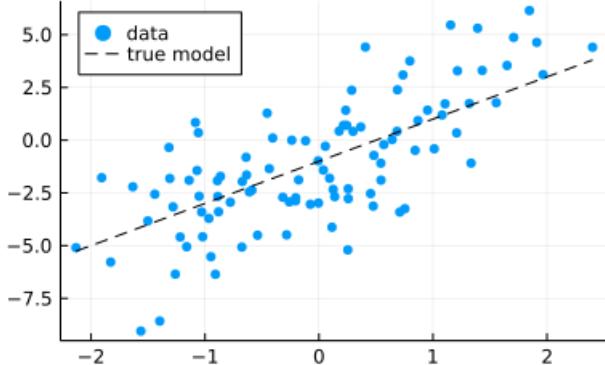
- ・「標本分布について」のノート  
(<https://nbviewer.org/github/genkuroki/Statistics/blob/master/2022/04%20Distribution%20of%20samples.ipynb>).

の「最小二乗法による線形回帰」の節で得た公式に一致する。

## 2.9 Julia言語による回帰直線の計算の最も簡単な例

```
In [5]: 1 # パッケージの読み込みなど
2 using Distributions
3 using StatsPlots
4 using Random
5 Random.seed!(4649373)
6
7 # テストデータのランダム生成
8 n = 100
9 x = rand(Normal(0, 1), n);
10 e = rand(Normal(0, 1), n);
11 β = [-1, 2]
12 σ = 2
13 y = @. β[1] + β[2]*x + σ*e;
14 scatter(x, y; label="data", legend=:topleft, msc=:auto)
15 plot!(xstar → β[1] + β[2]*xstar; label="true model", c=:black, ls=:dash)
```

Out[5]:



```
In [6]: 1 # デザイン行列
2 X = x .^ (0:1)';
3
4 # デザイン行列の上から5行分を表示
5 X[1:5, :]
```

Out[6]:  $5 \times 2$  Matrix{Float64}:

1.0	0.843695
1.0	0.286651
1.0	-0.117361
1.0	1.43215
1.0	-1.39703

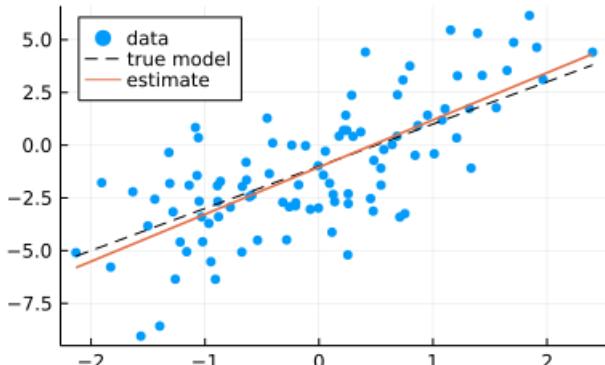
```
In [7]: 1 # 線形回帰
2 # 以下は  $\hat{\beta} = X'X \setminus X'y$  もしくは  $\hat{\beta} = \text{inv}(X'*X) * X'*y$  と同値
3  $\hat{\beta} = X \setminus y$ 
```

Out[7]: 2-element Vector{Float64}:

-1.0404163851842536
2.235682111246987

```
In [8]: 1 # 結果をプロット
2 scatter(x, y; label="data", legend=:topleft, msc=:auto)
3 plot!(xstar → β[1] + β[2]*xstar; label="true model", c=:black, ls=:dash)
4 plot!(xstar →  $\hat{\beta}[1] + \hat{\beta}[2]*xstar$ ; label="estimate", c=2, lw=1.5)
```

Out[8]:



julia>

で ] を押した後に,

pkg> add Distributions, StatsPlots

を実行し,

pkg>

でバックスペースキーを押して,

julia>

の状態に上のコードを貼り付ければ上と同じことをできるはずである.

Julia言語では最小二乗法による回帰は  $\hat{\beta} = X \setminus y$  だけで可能である.

$X'$  は  $X$  の転置(の複素共役)を意味する.

## 2.10 多変量正規分布の定義

$\mu \in \mathbb{R}^n$  と固有値がすべて正の  $n$  次の実対称行列  $\Sigma$  に対して, 多変量正規分布

$$\text{MvNormal}(\mu, \Sigma)$$

の確率密度函数を次のように定める:

$$p(y|\mu, \Sigma) = \frac{1}{\det(2\pi\Sigma)^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(y - \mu)^T \Sigma^{-1} (y - \mu)\right) \quad (y \in \mathbb{R}^n)$$

例えば,  $\mu = (m, m, \dots, m)$ ,  $\Sigma = \sigma^2 I$  ( $I$  は  $n$  次の単位行列で  $\sigma^2 > 0$ ) のとき,

$$p(y|\mu, \Sigma) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{n/2}} \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{i=1}^n (y_i - m)^2\right).$$

これは正規分布の標本分布  $\text{Normal}(m, \sigma^2)^n$  の密度函数に等しい.

## 2.11 問題: 多変量正規分布と $\chi^2$ 分布の関係

前節の  $n$  変量正規分布  $\text{MvNormal}(\mu, \Sigma)$  を考える:

$$p(y|\mu, \Sigma) = \frac{1}{\det(2\pi\Sigma)^{1/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}(y - \mu)^T \Sigma^{-1} (y - \mu)\right) \quad (y \in \mathbb{R}^n).$$

この分布に従う  $n$  次元ベクトル値確率変数を  $Y$  と書き, 確率変数  $\chi^2$  を

$$\chi^2 = (Y - \mu)^T \Sigma^{-1} (Y - \mu)$$

と定めると,  $\chi^2$  は自由度  $n$  の  $\chi^2$  分布に従うことを見せる.

**解答例:** 實対称行列  $\Sigma$  は直交行列  $U$  で対角化できる.

$$\Sigma = UD^2U^{-1} = UD^2U^T, \quad D = \text{diag}(\sigma_1, \dots, \sigma_n), \quad \sigma_i > 0.$$

このとき,

$$\det(2\pi\Sigma)^{1/2} = \prod_{i=1}^n (2\pi\sigma_i^2)^{1/2} = (2\pi)^{n/2} \sigma_1 \cdots \sigma_n.$$

さらに,  $x = [x_i]_{i=1}^n = D^{-1}U^T(y - \mu)$  とおくと,  $\Sigma^{-1} = UD^{-2}U^T$  より

$$(y - \mu)^T \Sigma^{-1} (y - \mu) = x^T x$$

となり, 直交行列による変換が体積を保つことより,

$$|dy_1 \cdots dy_n| = \sigma_1 \cdots \sigma_n |dx_1 \cdots dx_n|$$

となるので,

$$\begin{aligned}
p(y|\mu, \Sigma) |dy_1 \cdots dy_n| &= \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \sigma_1 \cdots \sigma_n} \exp\left(-\frac{1}{2}(y - \mu)^T \Sigma^{-1}(y - \mu)\right) |dy_1 \cdots dy_n| \\
&= \frac{1}{(2\pi)^{n/2}} \exp\left(-\frac{1}{2}x^T x\right) |dx_1 \cdots dx_n| \\
&= \frac{1}{(2\pi)^{n/2}} \exp\left(-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n x_i^2\right) |dx_1 \cdots dx_n|.
\end{aligned}$$

ゆえに、変数  $x$  に対応するベクトル値確率変数を  $X = [X_i]_{i=1}^n$  と書くと、 $X_1, \dots, X_n$  はそれぞれが標準正規分布に従う独立な確率変数達になり、

$$\chi^2 = (Y - \mu)^T \Sigma^{-1} (Y - \mu) = X^T X = \sum_{i=1}^n X_i^2$$

となるので、 $\chi^2$  は自由度  $n$  の  $\chi^2$  分布に従う。

解答終

## 2.12 真の回帰函数と推定された回帰函数

「 $\beta$ と $\sigma^2$ の不偏推定量」の節の仮定の下で、 $x_* \in \mathbb{R}$  の函数

$$f(x_*)^T \beta = \sum_{j=1}^r \beta_j f_j(x_*)$$

を **真の回帰函数** と呼び、

$$f(x_*)^T \hat{\beta} = \sum_{j=1}^r \hat{\beta}_j f_j(x_*)$$

を **推定された回帰函数** と呼ぶことにする。

**注意:** 真の回帰函数の「真の」の意味は「現実における真の」という意味ではない。

## 2.13 信頼区間 (標準正規分布版)

この節では、「 $\beta$ と $\sigma^2$ の不偏推定量」の節で仮定した条件に加えて、ベクトル値  $\hat{\beta} = (X^T X)^{-1} X^T y$  が近似的に多変量正規分布に従い、 $\hat{s}^2 \approx \sigma^2$  という近似が成立していると仮定する。

このとき、「 $\beta$ と $\sigma^2$ の不偏推定量」の節で示した結果

$$E[\hat{\beta}] = \beta, \quad E[(\hat{\beta} - \beta)(\hat{\beta} - \beta)^T] = \sigma^2 (X^T X)^{-1}$$

より、次の近似が成立している：

$$\hat{\beta} \sim \text{MvNormal}(\beta, \hat{s}^2 (X^T X)^{-1}), \text{ approximately.}$$

ゆえに、 $x_* \in \mathbb{R}$  について、

$$f(x_*)^T \hat{\beta} \sim \text{Normal}\left(f(x_*)^T \beta, \widehat{\text{SE}}_{f(x_*)^T \hat{\beta}}\right), \text{ approximately.}$$

ここで、

$$\widehat{\text{SE}}_{f(x_*)^T \hat{\beta}} = \hat{s} \sqrt{f(x_*)^T (X^T X)^{-1} f(x_*)}$$

これより、真の回帰函数の  $x_* \in \mathbb{R}$  の値  $f(x_*)^T \beta$  に関する仮説  $f(x_*)^T \beta = f(x_*)^T \beta_0$  のP値と  $f(x_*)^T \beta$  の値の信頼区間を定義できる。

**仮説  $f(x_*)^T \beta = f(x_*)^T \beta_0$  のP値の定義:**  $t(x_*, \beta_0)$  を

$$t(x_*, \beta_0) = \frac{f(x_*)^T \hat{\beta} - f(x_*)^T \beta_0}{\widehat{\text{SE}}_{f(x_*)^T \hat{\beta}}} = \frac{f(x_*)^T \hat{\beta} - f(x_*)^T \beta_0}{\hat{s} \sqrt{f(x_*)^T (X^T X)^{-1} f(x_*)}}$$

と定め、P値を次のように定める：

$$\text{pvalue}_{\text{Normal}}(y|X, f(x_*)^T \beta = f(x_*)^T \beta_0) = 2(1 - \text{cdf}(\text{Normal}(0, 1), |t(x_*, \beta_0)|)).$$

真の回帰函数上の値  $f(x_*)^T \beta$  の信頼度  $1 - \alpha$  の信頼区間の定義:  $z_{\alpha/2}$  を

$$z_{\alpha/2} = \text{quantile}(\text{Normal}(0, 1), 1 - \alpha/2).$$

と定め, 信頼区間を次のように定める:

$$\text{confint}_{\text{Normal}}^{f(x_*)^T \beta}(y|X) = \left[ f(x_*)^T \hat{\beta} - z_{\alpha/2} \widehat{\text{SE}}_{f(x_*)^T \hat{\beta}}, f(x_*)^T \hat{\beta} + z_{\alpha/2} \widehat{\text{SE}}_{f(x_*)^T \hat{\beta}} \right].$$

## 2.14 信頼区間 (t分布版)

前節の標準正規分布を使って定義されたP値と信頼区間の  $t$  分布を使った補正を構成しよう.

そのために, 前節までに仮定していた条件よりもさらに強い次の条件を仮定する:

$$e = [e_i]_{i=1}^n \sim \text{Normal}(0, \sigma)^n = \text{MvNormal}(0, \sigma^2 I).$$

これは正規分布で記述されていた統計モデル内の設定に戻ったことを意味している.

このとき,

$$\hat{\beta} \sim \text{MvNormal}(\beta, \sigma^2 (X^T X)^{-1}).$$

ゆえに,  $x_* \in \mathbb{R}$  について,

$$f(x_*)^T \hat{\beta} \sim \text{Normal}\left(f(x_*)^T \beta, \text{SE}_{f(x_*)^T \hat{\beta}}\right).$$

ここで,

$$\text{SE}_{f(x_*)^T \hat{\beta}} = \sigma \sqrt{f(x_*)^T (X^T X)^{-1} f(x_*)}.$$

さらに,

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

が部分空間  $X\mathbb{R}^r$  の直交補空間( $n - r$  次元になる)へのベクトル値確率変数  $e \sim \text{MvNormal}(0, \sigma^2 I)$  の直交射影であることから,

$$\frac{(n - r)\hat{s}^2}{\sigma^2} = \|y - X\hat{\beta}\|^2 \sim \text{Chisq}(n - r)$$

となることを示せる.(「多変量正規分布と $\chi^2$ 分布の関係」を使えば容易に示される.)

$\hat{y} = X\hat{\beta}$  と  $y - \hat{y} = y - X\hat{\beta}$  が独立であることより(その独立性はそれらが直交することから導かれる),  $f(x_*)^T \hat{\beta}$  と  $(n - r)\hat{s}^2/\sigma^2 = \|y - X\hat{\beta}\|^2$  が独立になることも導かれるので, 一般に独立な確率変数達  $Z \sim \text{Normal}(0, 1)$  と  $Y \sim \text{Chisq}(\nu)$  について,

$$\frac{Z}{\sqrt{Y/\nu}} \sim \text{TDist}(\nu)$$

となることより,

$$t(x_*, \beta) = \frac{f(x_*)^T \hat{\beta} - f(x_*)^T \beta}{\widehat{\text{SE}}_{f(x_*)^T \hat{\beta}}} = \frac{f(x_*)^T \hat{\beta} - f(x_*)^T \beta}{\hat{s} \sqrt{f(x_*)^T (X^T X)^{-1} f(x_*)}} \sim \text{TDist}(n - r).$$

これを使うと  $t$  分布を使って補正したP値と信頼区間を以下のように定義できる:

仮説  $f(x_*)^T \beta = f(x_*)^T \beta_0$  のP値の定義:  $t(x_*, \beta_0)$  を

$$t(x_*, \beta_0) = \frac{f(x_*)^T \hat{\beta} - f(x_*)^T \beta_0}{\widehat{\text{SE}}_{f(x_*)^T \hat{\beta}}} = \frac{f(x_*)^T \hat{\beta} - f(x_*)^T \beta_0}{\hat{s} \sqrt{f(x_*)^T (X^T X)^{-1} f(x_*)}}$$

と定め, P値を次のように定める:

$$\text{pvalue}_{\text{TDist}}(y|X, f(x_*)^T \beta = f(x_*)^T \beta_0) = 2(1 - \text{cdf}(\text{TDist}(n - r), |t(x_*, \beta_0)|)).$$

真の回帰函数上の値  $f(x_*)^T \beta$  の信頼度  $1 - \alpha$  の信頼区間の定義:  $t_{\nu, \alpha/2}$  を

$$t_{\nu, \alpha/2} = \text{quantile}(\text{TDist}(\nu), 1 - \alpha/2).$$

と定め、信頼区間を次のように定める:

$$\text{confint}_{\text{TDist}}^{f(x_*)^T \hat{\beta}}(y|X) = \left[ f(x_*)^T \hat{\beta} - t_{n-r,\alpha/2} \widehat{\text{SE}}_{f(x_*)^T \hat{\beta}}, f(x_*)^T \hat{\beta} + t_{n-r,\alpha/2} \widehat{\text{SE}}_{f(x_*)^T \hat{\beta}} \right].$$

## 2.15 予測区間

前節の仮定  $e \sim \text{Normal}(0, \sigma)^n$  に加えて、さらに

$$\begin{bmatrix} e \\ e_* \end{bmatrix} \sim \text{Normal}(0, \sigma)^{n+1}$$

と仮定し、任意に  $x_* \in \mathbb{R}$  を取り、

$$y_* = f(x_*)^T \beta + e_*$$

とおく。このとき、

$$y_* - f(x_*)^T \hat{\beta} = f(x_*)^T \beta - f(x_*)^T \hat{\beta} + e_* \sim \text{Normal}\left(0, \text{SE}_{y_* - f(x_*)^T \hat{\beta}}\right).$$

ここで、

$$\text{SE}_{y_* - f(x_*)^T \hat{\beta}} = \sigma \sqrt{1 + f(x_*)^T (X^T X)^{-1} f(x_*)}.$$

前節の  $\text{SE}_{f(x_*)^T \hat{\beta}}$  との違いは平方根の中に  $e_*$  の分散から出て来た 1 が含まれていることである。

これより、

$$\widehat{\text{SE}}_{y_* - f(x_*)^T \hat{\beta}} = \hat{s} \sqrt{1 + f(x_*)^T (X^T X)^{-1} f(x_*)}.$$

とおくと、前節と同様にして、

$$\frac{y_* - f(x_*)^T \hat{\beta}}{\widehat{\text{SE}}_{y_* - f(x_*)^T \hat{\beta}}} \sim \text{TDist}(n-r).$$

これを使って、 $y_*$  の **予測区間** (prediction interval)を次のように定義できる:

$$\text{predint}_{\text{TDist}}^{y_*}(y|X) = \left[ f(x_*)^T \hat{\beta} - t_{n-r,\alpha/2} \widehat{\text{SE}}_{y_* - f(x_*)^T \hat{\beta}}, f(x_*)^T \hat{\beta} + t_{n-r,\alpha/2} \widehat{\text{SE}}_{y_* - f(x_*)^T \hat{\beta}} \right].$$

前節の  $\widehat{\text{SE}}_{f(x_*)^T \hat{\beta}}$  と  $\widehat{\text{SE}}_{y_* - f(x_*)^T \hat{\beta}}$  の違いは、後者の定義式の平方根中に 1 が含まれていることである。だから、予測区間は信頼区間よりも必ず広くなる。そうなる理由は  $y_*$  の定義を見れば明らかで、 $y_*$  の定義にはノイズの項  $e_*$  が含まれている。その分だけ区間の幅が広くなる。

## 3 線形回帰の計算例

以下において CI, PI はそれぞれ

- 真の回帰函数の値の信頼区間 (confidence interval)
- 真の回帰函数 + ノイズの予測区間 (prediction interval)

の略である。

### 3.1 信頼区間と予測区間のプロット

```
In [9]: 1 function plot_linreg_confint_predint(x, y, F...; α = 0.05, kwargs...)
2     n = length(x)
3     r = length(F)
4     X = [f_j(x_i) for x_i in x, f_j in F] # design matrix
5     β̂ = X \ y # equivalent to β̂ = X*(X'X)\X'y
6     ŷ = X * β̂ # orthogonal projection of y onto XR^T
7     ŝ = norm(y - ŷ)/√(n - r) # ŝ^2 is the unbiased estimator of σ^2
8     @show n r α
9     m = @show quantile(TDist(n-r), 1-α/2)
10    @show β̂ ŝ
11
12    f̂(xstar) = sum(β̂_j * f_j(xstar) for (β̂_j, f_j) in zip(β̂, F))
13    f(xstar) = [f_j(xstar) for f_j in F]
14    invXX = inv(X'X)
15    g(xstar) = ŝ * √( f̂(xstar)' * invXX * f̂(xstar)) # for CI
16    h(xstar) = ŝ * √(1 + f̂(xstar)' * invXX * f̂(xstar)) # for PI
17
18    a, b = extrema(x)
19    a, b = a - 0.05(b-a), b + 0.05(b-a)
20    scatter(x, y; label="data", msc=:auto, c=1)
21    plot!(xstar → f̂(xstar), a, b; label="", c=:red)
22    plot!(xstar → f̂(xstar) - m*g(xstar), a, b;
23        label="$(100(1-α))% CI", c=2, ls=:dash)
24    plot!(xstar → f̂(xstar) + m*g(xstar), a, b;
25        label="", c=2, ls=:dash)
26    plot!(xstar → f̂(xstar) - m*h(xstar), a, b;
27        label="$(100(1-α))% PI", c=3, ls=:dashdot)
28    plot!(xstar → f̂(xstar) + m*h(xstar), a, b;
29        label="", c=3, ls=:dashdot)
30    plot!(size=(520, 250), legend=:outertopright)
31    plot!(; kwargs...)
32 end
```

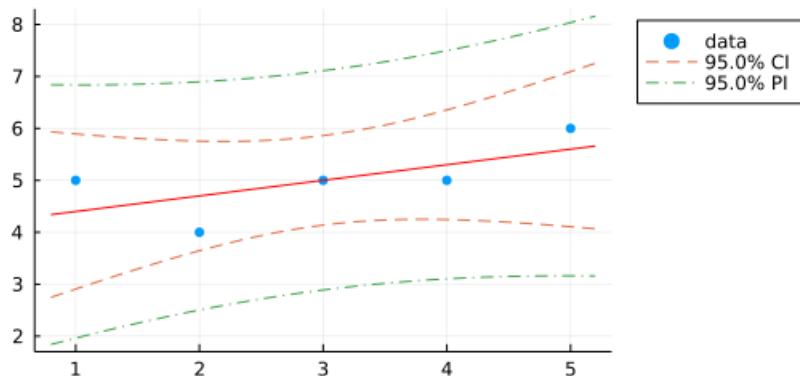
Out[9]: plot\_linreg\_confint\_predint (generic function with 1 method)

### 3.1.1 信頼区間と予測区間のテストプロット

```
In [10]: 1 x = 1:5
2 y = [5, 4, 5, 5, 6]
3 plot_linreg_confint_predint(x, y, (x → x^k for k in 0:1)...)
```

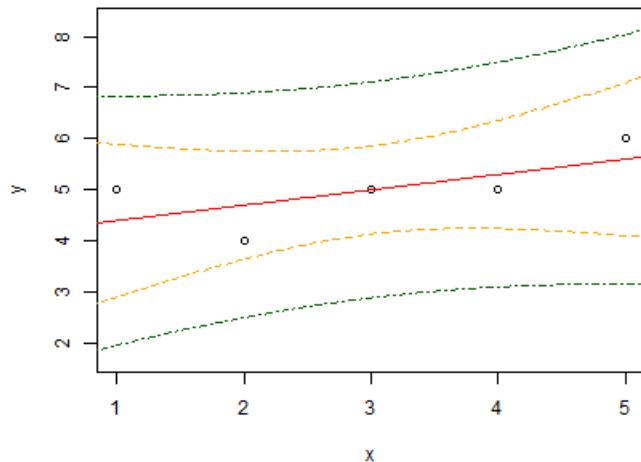
```
n = 5
r = 2
α = 0.05
quantile(TDist(n - r), 1 - α / 2) = 3.1824463052837078
β̂ = [4.1, 0.2999999999999993]
ŝ = 0.6055300708194982
```

Out[10]:



In [11]:

```
1 @rput x y
2 reg = R"""reg = lm(y ~ x)"""
3 R"""
4 xstars = data.frame(x = seq(-0.5, 5.5, 0.02))
5 conf.interval = predict(reg, newdata = xstars, interval = 'confidence', level = 0.95)
6 pred.interval = predict(reg, newdata = xstars, interval = 'prediction', level = 0.95)
7
8 plot(x, y, ylim = c(1.7, 8.3), yaxp=c(2, 9, 7))
9 lines(xstars$x, conf.interval[, 1], col = 'red')
10 lines(xstars$x, conf.interval[, 2], col = 'orange', lty=2)
11 lines(xstars$x, conf.interval[, 3], col = 'orange', lty=2)
12 lines(xstars$x, pred.interval[, 2], col = 'darkgreen', lty=4)
13 lines(xstars$x, pred.interval[, 3], col = 'darkgreen', lty=4)
14 """
15 reg
```



Out[11]: RObject{VecSxp}

```
Call:
lm(formula = y ~ x)

Coefficients:
(Intercept)          x
        4.1          0.3
```

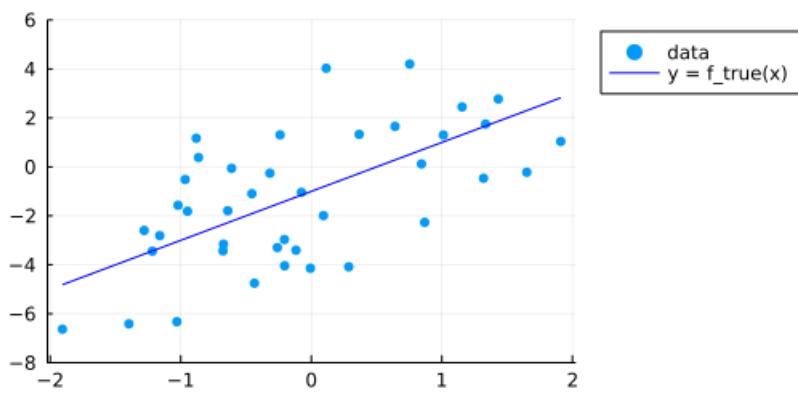
以上によって、このノートのコードの結果とRによる計算結果のプロットは一致していることがわかった。

### 3.1.2 回帰直線の信頼区間と予測区間

In [12]:

```
1 Random.seed!(4649373)
2
3 n = 40
4 f_true(x) = -1 + 2x
5 x = rand(Normal(0,1), n)
6 y = f_true.(x) + rand(Normal(0, 2), n)
7 scatter(x, y; label="data", legend=:topleft, msc=:auto)
8 plot!(f_true, extrema(x)...; label="y = f_true(x)", c=:blue)
9 plot!(size=(520, 250), legend=:outertopright)
10 plot!(ylim=(-8, 6))
```

Out[12]:

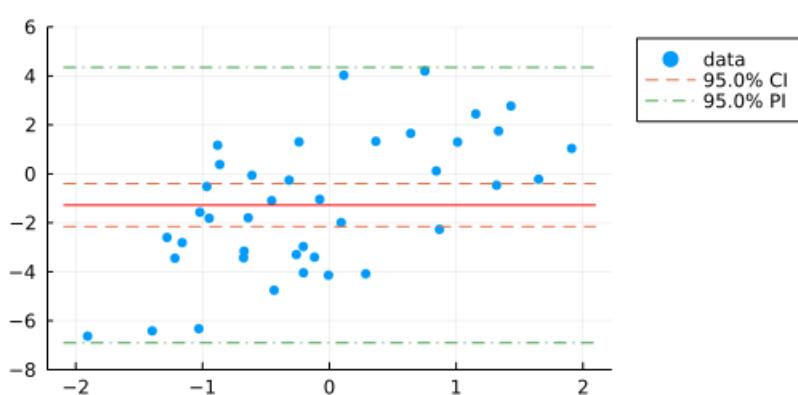


In [13]:

```
1 plot_linreg_confint_predint(x, y, (x → x^k for k in 0:0)...)
2 plot!(ylim=(-8, 6))
```

```
n = 40
r = 1
α = 0.05
quantile(TDist(n - r), 1 - α / 2) = 2.0226909200367604
β̂ = [-1.277501664364963]
ŝ = 2.745840198360994
```

Out[13]:



```
In [14]: 1 plot_linreg_confint_predint(x, y, (x → x^k for k in 0:1)...)  
2 plot!(ylim=(-8, 6))  
  
n = 40  
r = 2  
α = 0.05  
quantile(TDist(n - r), 1 - α / 2) = 2.0243941639119694  
β̂ = [-1.1102478114961913, 1.7549089886753286]  
Ŝ = 2.222022308287274
```

The figure displays a scatter plot with data points represented by blue circles. A solid red line represents the linear regression fit. Two dashed lines, one orange and one green, represent the 95.0% confidence interval (CI) and prediction interval (PI) respectively. The x-axis ranges from -2 to 2, and the y-axis ranges from -8 to 6.

### 3.1.3 多項式回帰の信頼区間と予測区間（オーバーフィッティングの例）

```
In [15]: 1 Random.seed!(4649373)
2
3 n = 30
4 f_true(x) = sin(x)
5 x = range(-π, π, n)
6 y = f_true.(x) + rand(Normal(0, 0.3), n)
7 scatter(x, y; label="data", legend=:topleft, msc=:auto)
8 plot!(f_true, extrema(x)...; label="y = f_true(x)", c=:blue)
9 plot!(size=(520, 250), legend=:outerbottomright)
10 plot!(ylim=(-2.5, 2.5))
```

Out[15]:

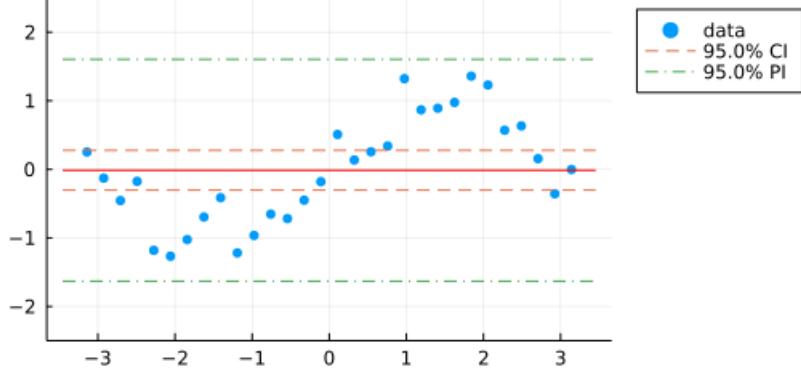
A scatter plot showing data points (blue circles) and a fitted curve (blue line). The x-axis ranges from -3 to 3, and the y-axis ranges from -2 to 2. The data points follow a parabolic shape, and the fitted curve is a smooth blue line passing through the general trend of the data.

x	y (data)	y ( $f_{\text{true}}(x)$ )
-3.0	0.3	-0.1
-2.8	0.0	0.0
-2.6	-0.3	-0.3
-2.4	-0.8	-0.7
-2.2	-1.2	-1.1
-2.0	-1.5	-1.4
-1.8	-1.0	-1.0
-1.6	-0.5	-0.6
-1.4	-0.8	-0.8
-1.2	-1.0	-1.0
-1.0	-1.2	-1.2
-0.8	-0.8	-0.8
-0.6	-0.5	-0.5
-0.4	-0.2	-0.2
-0.2	0.0	0.0
0.0	0.0	0.0
0.2	0.3	0.3
0.4	0.5	0.5
0.6	0.3	0.3
0.8	0.5	0.5
1.0	0.8	0.8
1.2	0.9	0.9
1.4	0.9	0.9
1.6	0.8	0.8
1.8	0.6	0.6
2.0	0.9	0.9
2.2	0.8	0.8
2.4	0.5	0.5
2.6	0.2	0.2
2.8	0.0	0.0
3.0	-0.2	-0.2

```
In [16]: 1 plot_linreg_confint_predint(x, y, (x → x^k for k in 0:0)...)  
2 plot!(ylim=(-2.5, 2.5))
```

```
n = 30
r = 1
α = 0.05
quantile(TDist(n - r), 1 - α / 2) = 2.0452296421327034
β̂ = [-0.012921569974331694]
̂ = 0.7781229227974805
```

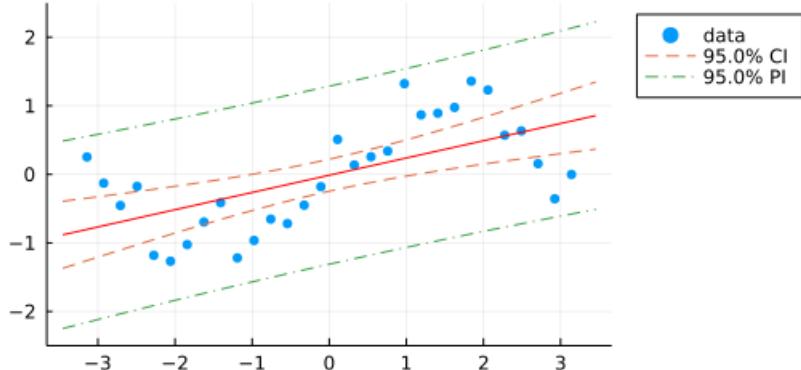
Out[16]:



```
In [17]: 1 plot_linreg_confint_predint(x, y, (x → x^k for k in 0:1)...)
2 plot!(ylim=(-2.5, 2.5))
```

```
n = 30
r = 2
alpha = 0.05
quantile(TDist(n - r), 1 - alpha / 2) = 2.0484071417952445
beta = [-0.012921569974331675, 0.25146544548096655]
s = 0.6235650870768796
```

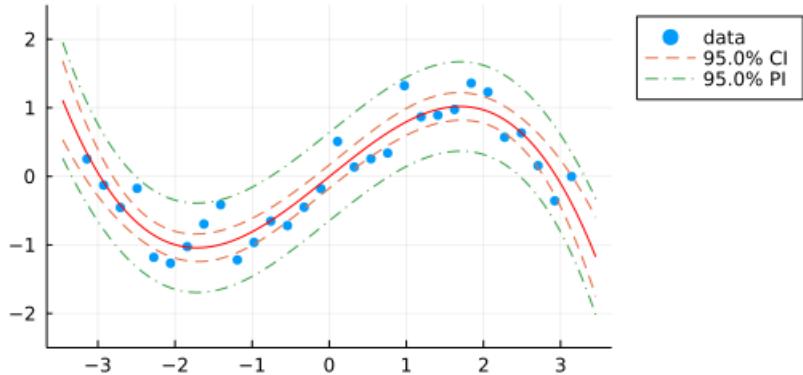
Out[17]:



```
In [18]: 1 plot_linreg_confint_predint(x, y, (x → x^k for k in 0:3)...)  
2 plot!(ylim=(-2.5, 2.5))
```

```
n = 30  
r = 4  
α = 0.05  
quantile(TDist(n - r), 1 - α / 2) = 2.0555294386428726  
ŷ = [-0.004868037850388715, 0.9055404522516881, -0.0022900460140340695, -0.10348024677024828]  
ŝ = 0.3018043730527076
```

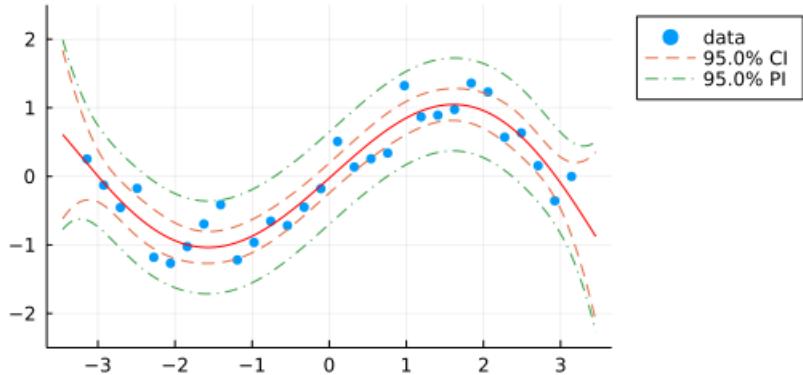
Out[18]:



```
In [19]: 1 plot_linreg_confint_predint(x, y, (x → x^k for k in 0:5)...)  
2 plot!(ylim=(-2.5, 2.5))
```

```
n = 30  
r = 6  
α = 0.05  
quantile(TDist(n - r), 1 - α / 2) = 2.0638985616280254  
ŷ = [-0.026428141042331734, 1.0071582696511716, 0.0182525867063003, -0.14879998365691066, -0.0022800938849420445, 0.003892016571707278]  
ŝ = 0.3078837919499401
```

Out[19]:



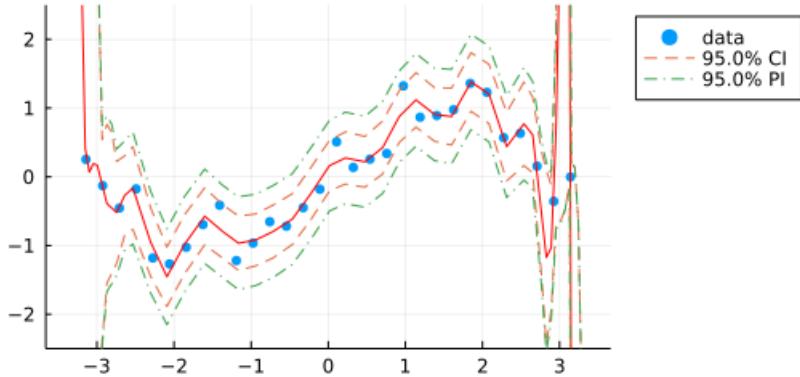
```
In [20]: 1 plot_linreg_confint_predit(x, y, (x → x^k for k in 0:19)...)
2 plot!(ylim=(-2.5, 2.5))
```

```

n = 30
r = 20
α = 0.05
quantile(TDist(n - r), 1 - α / 2) = 2.228138851986274
β̂ = [0.14247028140681808, 1.2914469265448518, -2.862708649041329, -3.1780625037772205, 7.5180553
80487802, 7.790792095545583, -8.165629013870868, -8.17395305360277, 4.666047726772347, 4.3453609
37853182, -1.5269201557827485, -1.3012484041405847, 0.2944652989355421, 0.22929508226073686, -0.
03296579977722806, -0.023587239919145065, 0.001976582640073381, 0.0013103573390256058, -4.899517
106916385e-5, -3.03631361879396e-5]
̂ = 0.24567191751997788

```

Out[20]:



サンプルサイズ  $n = 30$  のときに、 $r - 1 = 19$  次の多項式函数で推定された回帰函数はぐちゃぐちゃになってしまっており、左右の端の方で信頼区間と予測区間の幅が爆発している。

これは過剰適合(オーバーフィッティング, overfitting)の典型例になっている。

パラメータが多いモデルで推定を行うと過剰適合が起こり易い。

この問題に対処するための方法に、パラメータの動き方に制限を付ける正則化やモデルの適切な複雑さを知るための赤池情報量規準(AIC)やベイズ統計でのWAICなどがある。以下はそれらの検索のためのリンクである。

- 正則化回帰 (<https://www.google.com/search?q=%E6%AD%A3%E5%89%87%E5%8C%96+%E5%9B%9E%E5%B8%B0%E3%83%A2%E3%83%87%E3%83%AB>)
  - 赤池情報量規準 (<https://www.google.com/search?q=%E8%B5%A4%E6%B1%A0%E6%83%85%E5%A0%B1%E9%87%8F%E8%A6%8F%E6%BA%96>)
  - WAIC ベイズ (<https://www.google.com/search?q=WAIC+%E3%83%99%E3%82%A4%E3%82%BA>)

### 3.2 信頼区間と予測区間に対応するP値函数のプロット

In [21]:

```

1 function plot_linreg_pvalue_functions(x, y, F...;
2     α = 0.05, xstars=nothing, ystars=nothing, kwargs...)
3 n = length(x)
4 r = length(F)
5 X = [f_j(xi) for xi in x, f_j in F] # design matrix
6 ŷ̂ = X \ y # equivalent to ŷ̂ = X*(X'X)\X'y
7 ŷ̂ = X * ŷ̂ # orthogonal projection of y onto XRT
8 ŷ̂ = norm(y - ŷ̂)/sqrt(n - r) # ŷ̂ is the unbiased estimator of σ2
9 @show n r α
10 m = @show quantile(TDist(n - r), 1-α/2)
11 @show ŷ̂ ŷ̂
12
13 ŷ̂(xstar) = sum(ŷ̂_j * f_j(xstar) for (ŷ̂_j, f_j) in zip(ŷ̂, F))
14 f(xstar) = [f_j(xstar) for f_j in F]
15 invXX = inv(X'X)
16 g(xstar) = ŷ̂ * sqrt(f(xstar)' * invXX * f(xstar)) # for CI
17 h(xstar) = ŷ̂ * sqrt(1 + f(xstar)' * invXX * f(xstar)) # for PI
18 tdist = TDist(n - r)
19 G(xstar, ystar) = 2ccdf(tdist, abs(ystar - ŷ̂(xstar))/g(xstar)) # pval of CI
20 H(xstar, ystar) = 2ccdf(tdist, abs(ystar - ŷ̂(xstar))/h(xstar)) # pval of PI
21
22 if isnothing(xstars)
23     a, b = extrema(x)
24     a, b = a - 0.05(b-a), b + 0.05(b-a)
25     xstars = range(a, b, 400)
26 end
27 a, b = extrema(xstars)
28 if isnothing(ystars)
29     c, d = extrema(y)
30     c, d = c - 0.1m*(d-c), d + 0.1m*(d-c)
31     ystars = range(c, d, 400)
32 end
33 c, d = extrema(ystars)
34
35 P = plot(; legend=:topleft, colorbar=false)
36 heatmap!(xstars, ystars, sqrt(G))
37 scatter!(x, y; label="", c=:cyan, msc=1)
38 plot!(xstar → ŷ̂(xstar) - m*g(xstar), a, b;
39     label="$(100(1-α))% CI", c=:orange, ls=:dash)
40 plot!(xstar → ŷ̂(xstar) + m*g(xstar), a, b;
41     label="", c=:orange, ls=:dash)
42 plot!(; xlim=(a, b), ylim=(c, d))
43 title!("P-value function of CI")
44
45 Q = plot(; legend=:topleft, colorbar=false)
46 heatmap!(xstars, ystars, sqrt(H))
47 scatter!(x, y; label="", c=:cyan, msc=1)
48 plot!(xstar → ŷ̂(xstar) - m*h(xstar), a, b;
49     label="$(100(1-α))% PI", c=:lightgreen, ls=:dash)
50 plot!(xstar → ŷ̂(xstar) + m*h(xstar), a, b;
51     label="", c=:lightgreen, ls=:dash)
52 plot!(; xlim=(a, b), ylim=(c, d))
53 title!("P-value function of PI")
54
55 plot(P, Q; size=(800, 300), layout=(1, 2), kwargs...)
56 end

```

Out[21]: plot\_linreg\_pvalue\_functions (generic function with 1 method)

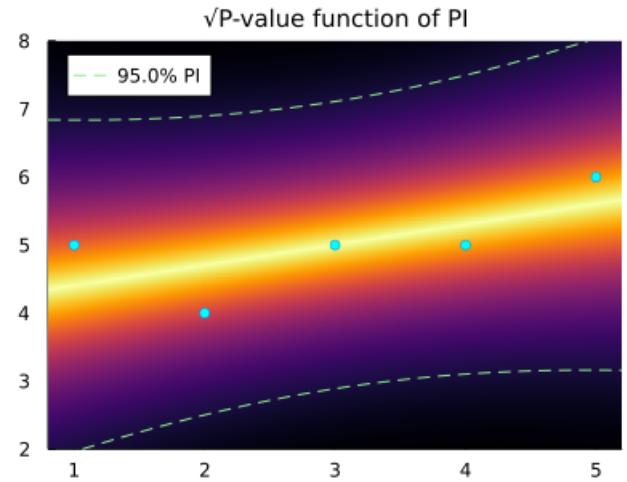
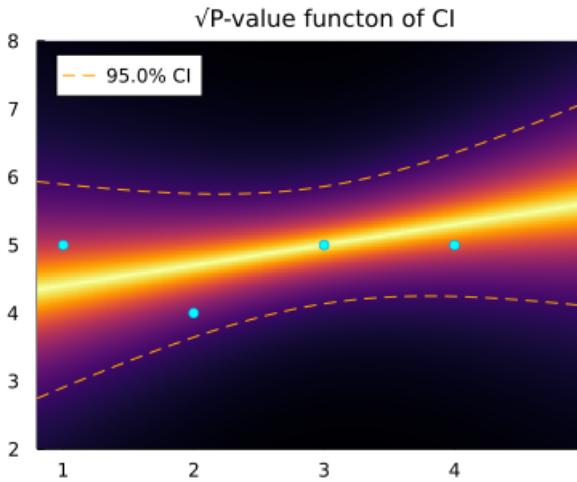
### 3.2.1 信頼区間と予測区間に対応するP値函数のテストプロット

In [22]:

```
1 x = 1:5
2 y = [5, 4, 5, 5, 6]
3 plot_linreg_pvalue_functions(x, y, (x → x^k for k in 0:1)...
4     ystars=range(2, 8, 400))
```

```
n = 5
r = 2
α = 0.05
quantile(TDist(n - r), 1 - α / 2) = 3.1824463052837078
β̂ = [4.1, 0.2999999999999993]
ŝ = 0.6055300708194982
```

Out[22]:



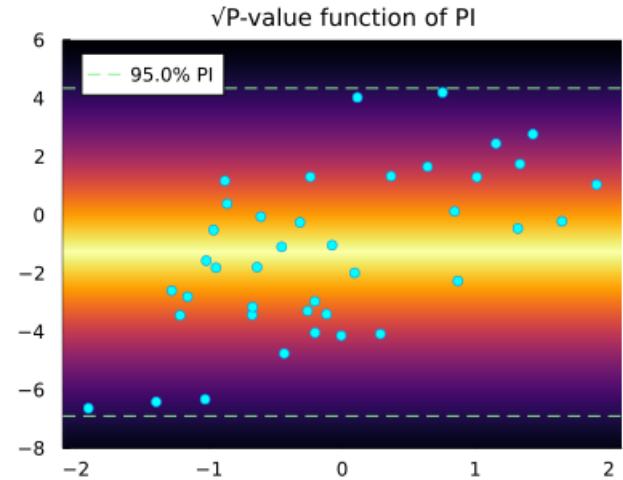
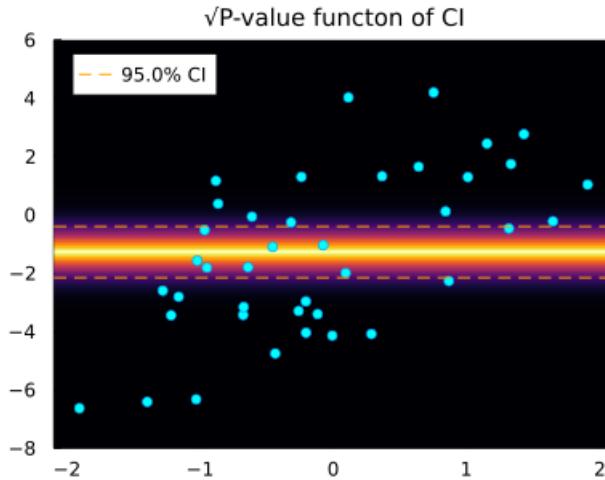
### 3.2.2 回帰直線の信頼区間と予測区間に応するP値函数

```
In [23]: 1 Random.seed!(4649373)
```

```
1 Random.seed!(4649373)
2
3 n = 40
4 f_true(x) = -1 + 2x
5 x = rand(Normal(0,1), n)
6 y = f_true.(x) + rand(Normal(0, 2), n)
7
8 plot_linreg_pvalue_functions(x, y, (x → x^k for k in 0:0)...;
9     ystars=range(-8, 6, 400))
```

```
n = 40
r = 1
α = 0.05
quantile(TDist(n - r), 1 - α / 2) = 2.0226909200367604
β̂ = [-1.277501664364963]
̂ = 2.745840198360994
```

Out[23]:



In [24]:

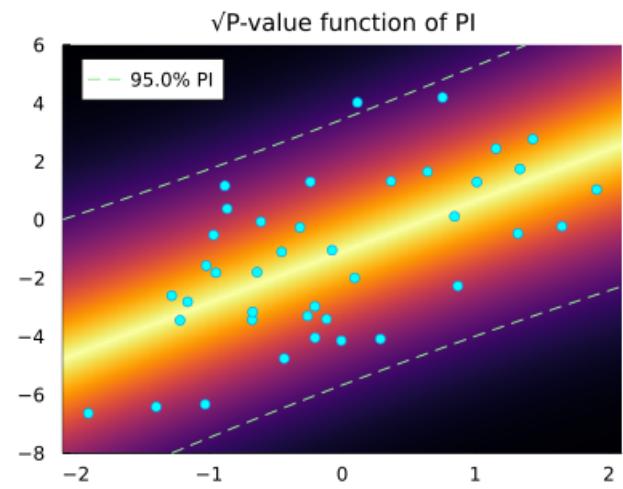
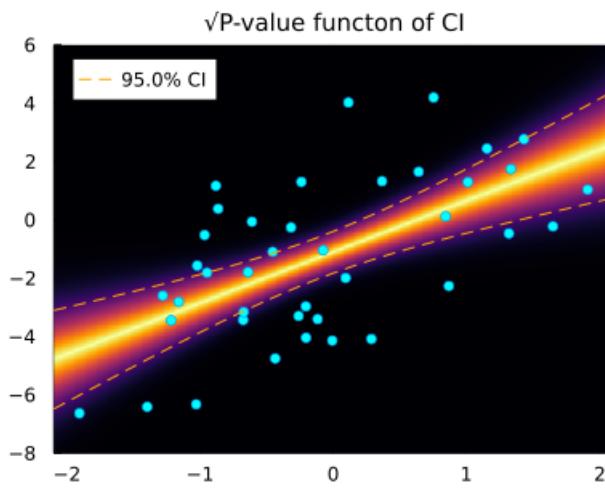
```
1 plot_linreg_pvalue_functions(x, y, (x → x^k for k in 0:1)...;
2      ystars=range(-8, 6, 400))
```

```

n = 40
r = 2
α = 0.05
quantile(TDist(n - r), 1 - α / 2) = 2.0243941639119694
β̂ = [-1.1102478114961913, 1.7549089886753286]
ŝ = 2.222022308287274

```

Out[24]:



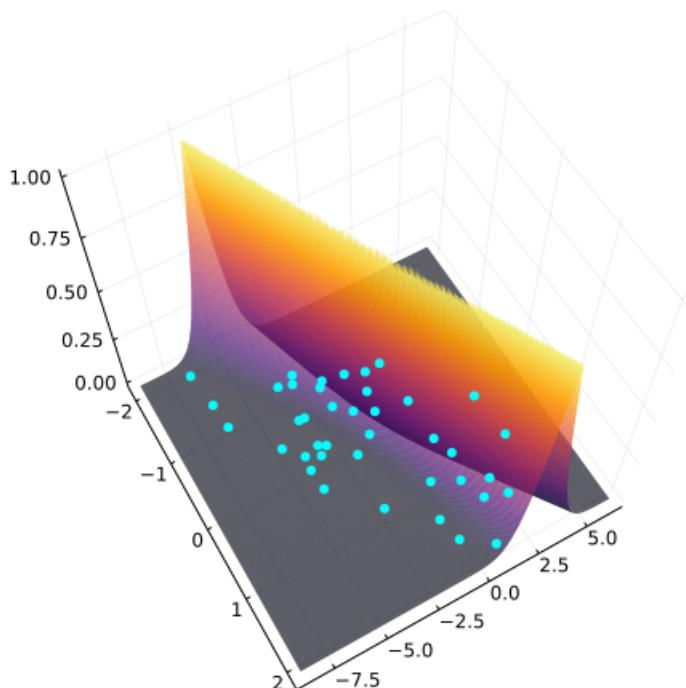
### 3.2.3 回帰直線の信頼区間に対応するP値函数の動画

In [25]:

```

1 function plot_linreg_confint_pvalfunc_3d(x, y, F...;
2     α = 0.05, camera=(60, 60), xstars=nothing, ystars=nothing, kwargs...)
3 n = length(x)
4 r = length(F)
5 X = [f_j(xi) for xi in x, f_j in F] # design matrix
6 ŷ̂ = X \ y # equivalent to ŷ̂ = X*(X'X)\X'y
7 ŷ̂ = X * ŷ̂ # orthogonal projection of y onto XR^x
8 ŷ̂ = norm(y - ŷ̂)/sqrt(n - r) # ŷ̂ is the unbiased estimator of σ²
9 tdist = TDist(n - r)
10 m = quantile(tdist, 1 - α/2)
11
12 ŷ̂(xstar) = sum(ŷ̂_j * f_j(xstar) for (ŷ̂_j, f_j) in zip(ŷ̂, F))
13 f(xstar) = [f_j(xstar) for f_j in F]
14 invXX = inv(X'X)
15 g(xstar) = ŷ̂ * sqrt(f(xstar)' * invXX * f(xstar))
16 G(xstar, ystar) = 2ccdf(tdist, abs(ystar - ŷ̂(xstar))/g(xstar))
17
18 if isnothing(xstars)
19     a, b = extrema(x)
20     a, b = a - 0.05(b-a), b + 0.05(b-a)
21     xstars = range(a, b, 400)
22 end
23 a, b = extrema(xstars)
24 if isnothing(ystars)
25     c, d = extrema(y)
26     c, d = c - 0.1m*(d-c), d + 0.1m*(d-c)
27     ystars = range(c, d, 400)
28 end
29 c, d = extrema(ystars)
30
31 P = plot(; colorbar=false)
32 surface!(xstars, ystars, G; camera, alpha=0.9)
33 scatter3d!(x, y, zeros(length(x)); label="", c=:cyan, msc=:auto)
34 plot!(size=(600, 500))
35 plot!(; kwargs...)
36 end
37
38 Random.seed!(4649373)
39
40 n = 40
41 f_true(x) = -1 + 2x
42 x = rand(Normal(0,1), n)
43 y = f_true.(x) + rand(Normal(0, 2), n)
44
45 plot_linreg_confint_pvalfunc_3d(x, y, (x → x^k for k in 0:1)...)
```

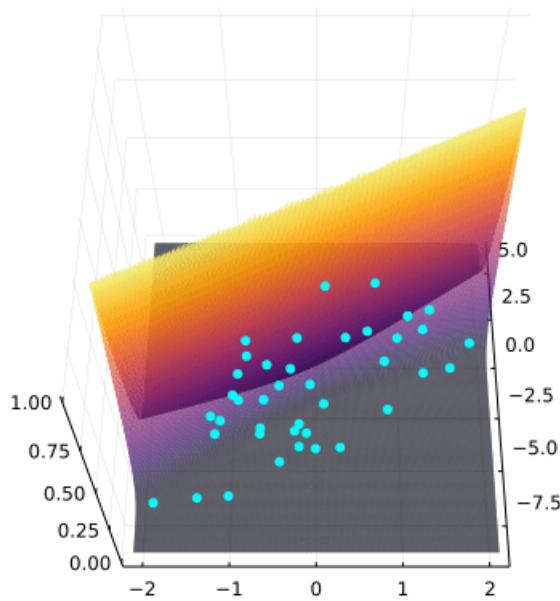
Out[25]:



```
In [26]: 1 anim = @animate for t in 0:5:359
2     plot_linreg_confint_pvalfunc_3d(x, y, (x→x^k for k in 0:1)...; camera=(t, 60))
3 end
4 gif(anim, "images/anim_linreg_confint_pvalfunc_3d.gif")
```

```
[ Info: Saved animation to
  fn = D:\OneDrive\work\Statistics\2022\images\anim_linreg_confint_pvalfunc_3d.gif
@ Plots D:\.julia\packages\Plots\MzLN\src\animation.jl:130
```

Out[26]:



PDFファイルではこのアニメーションは動かない。動いている様子を見たい人は以下のリンク先を参照せよ。

- 線形回帰の信頼区間に応するP値関数  
([https://github.com/genkuroki/Statistics/blob/master/2022/images/anim\\_linreg\\_confint\\_pvalfunc\\_3d.gif](https://github.com/genkuroki/Statistics/blob/master/2022/images/anim_linreg_confint_pvalfunc_3d.gif))

### 3.2.4 多項式回帰の信頼区間と予測区間に応するP値関数

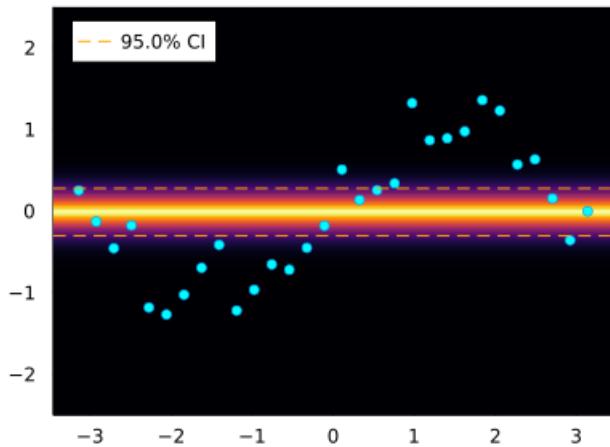
In [27]:

```
1 Random.seed!(4649373)
2
3 n = 30
4 f_true(x) = sin(x)
5 x = range(-π, π, n)
6 y = f_true.(x) + rand(Normal(0, 0.3), n)
7 plot_linreg_pvalue_functions(x, y, (x → x^k for k in 0:0)...;
8     ystars=range(-2.5, 2.5, 400))
```

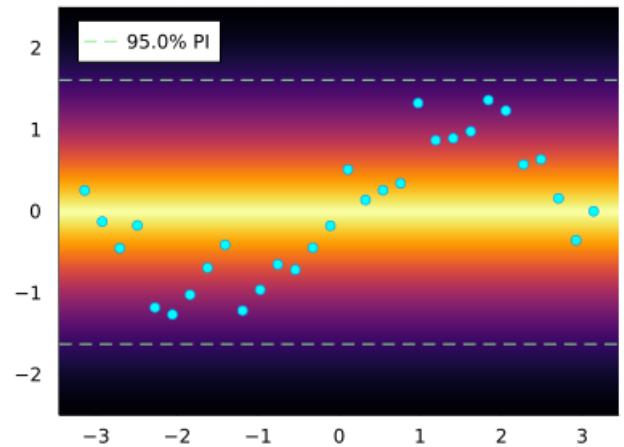
```
n = 30
r = 1
α = 0.05
quantile(TDist(n - r), 1 - α / 2) = 2.0452296421327034
β̂ = [-0.012921569974331694]
\$̂ = 0.7781229227974805
```

Out[27]:

✓P-value function of CI



✓P-value function of PI



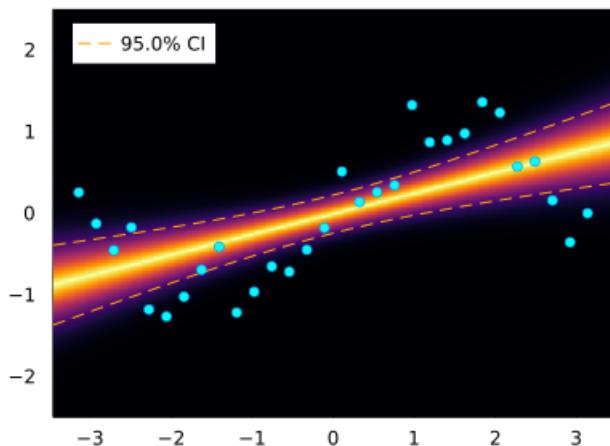
In [28]:

```
1 plot_linreg_pvalue_functions(x, y, (x → x^k for k in 0:1)...;
2     ystars=range(-2.5, 2.5, 400))
```

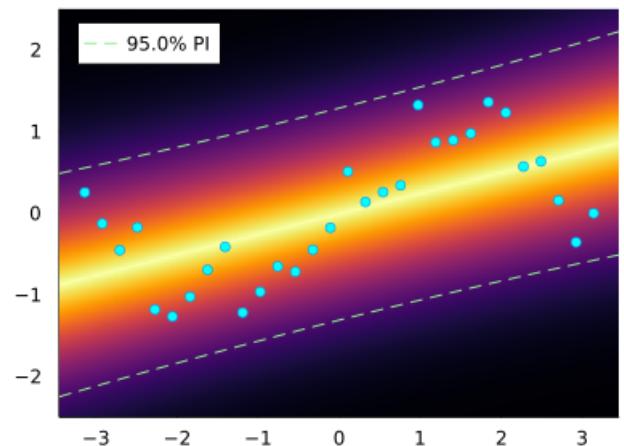
```
n = 30
r = 2
α = 0.05
quantile(TDist(n - r), 1 - α / 2) = 2.0484071417952445
β̂ = [-0.012921569974331675, 0.25146544548096655]
\$̂ = 0.6235650870768796
```

Out[28]:

✓P-value function of CI



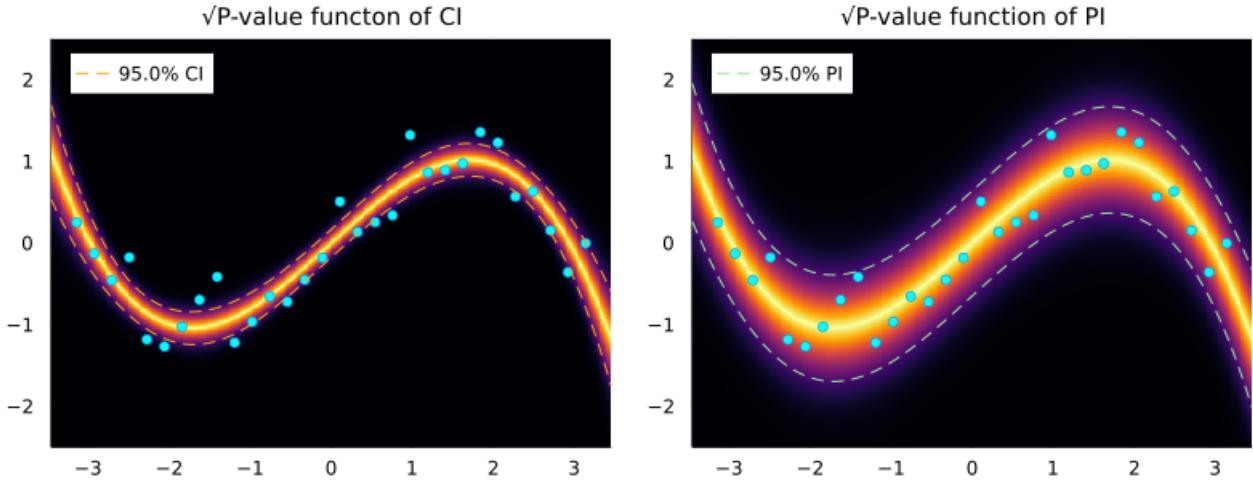
✓P-value function of PI



```
In [29]: 1 plot_linreg_pvalue_functions(x, y, (x → x^k for k in 0:3)...;
2      ystars=range(-2.5, 2.5, 400))
```

```
n = 30
r = 4
α = 0.05
quantile(TDist(n - r), 1 - α / 2) = 2.0555294386428726
ŷ = [-0.004868037850388715, 0.9055404522516881, -0.0022900460140340695, -0.10348024677024828]
ŝ = 0.3018043730527076
```

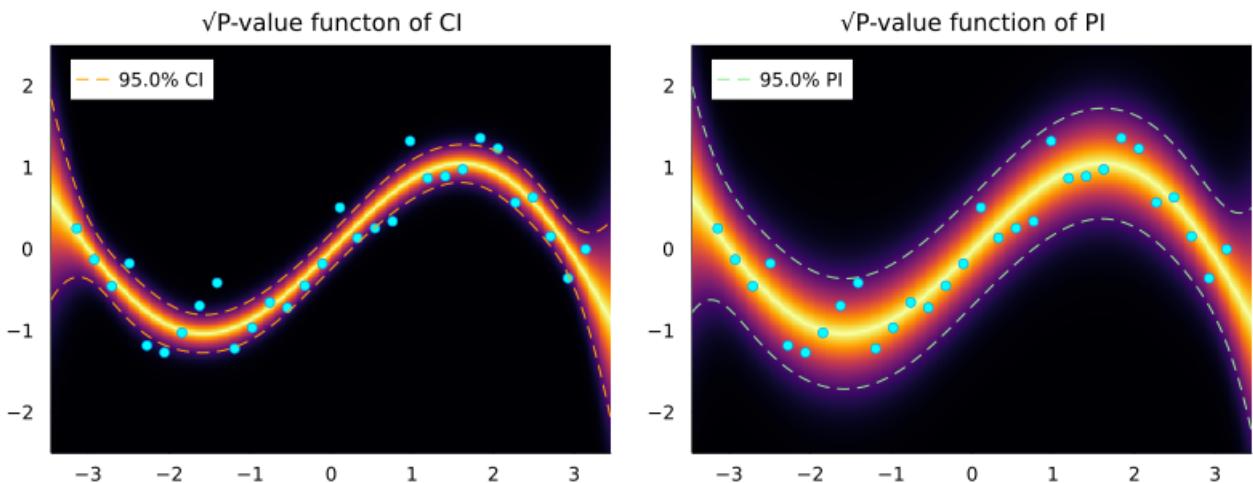
Out[29]:



```
In [30]: 1 plot_linreg_pvalue_functions(x, y, (x → x^k for k in 0:5)...;
2      ystars=range(-2.5, 2.5, 400))
```

```
n = 30
r = 6
α = 0.05
quantile(TDist(n - r), 1 - α / 2) = 2.0638985616280254
ŷ = [-0.026428141042331734, 1.0071582696511716, 0.0182525867063003, -0.14879998365691066, -0.0022800938849420445, 0.003892016571707278]
ŝ = 0.3078837919499401
```

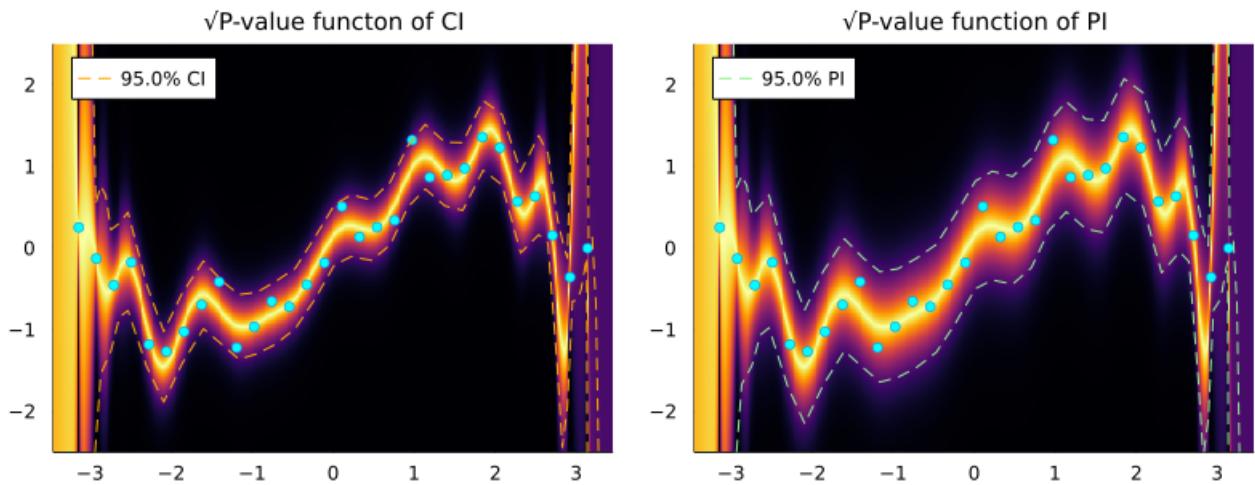
Out[30]:



```
In [31]: 1 plot_linreg_pvalue_functions(x, y, (x → x^k for k in 0:19)...;  
2      ystars=range(-2.5, 2.5, 400))
```

```
n = 30  
r = 20  
α = 0.05  
quantile(TDist(n - r), 1 - α / 2) = 2.228138851986274  
β̂ = [0.14247028140681808, 1.2914469265448518, -2.862708649041329, -3.1780625037772205, 7.5180553  
80487802, 7.790792095545583, -8.165629013870868, -8.17395305360277, 4.666047726772347, 4.3453609  
37853182, -1.5269201557827485, -1.3012484041405847, 0.2944652989355421, 0.22929508226073686, -0.  
03296579977722806, -0.023587239919145065, 0.001976582640073381, 0.0013103573390256058, -4.899517  
106916385e-5, -3.036313618793969e-5]  
̂ = 0.24567191751997788
```

Out[31]:



## 4 ロジスティック回帰

In [32]:

```
1 """ロジスティック回帰のunlink函数"""
2 p_(x_i, β) = logistic(β[1] + β[2]*x_i)
3
4 """ロジスティック回帰のunlink函数の導函数"""
5 function dp_(x_i, β)
6     pi = logistic(β[1] + β[2]*x_i)
7     pi * (1 - pi)
8 end
9
10 """ロジスティック回帰モデルの尤度函数の-1倍"""
11 function logistic_negloglik(y, x, β)
12     -sum(logpdf(Bernoulli(p_(x_i, β)), y_i) for (x_i, y_i) in zip(x, y))
13 end
14
15 """ロジスティック回帰のスコア統計量A"""
16 function score_A(y, x, β)
17     sum(p_(x_i, β) - y_i for (x_i, y_i) in zip(x, y))
18 end
19
20 """ロジスティック回帰のスコア統計量B"""
21 function score_B(y, x, β)
22     sum(x_i * (p_(x_i, β) - y_i) for (x_i, y_i) in zip(x, y))
23 end
24
25 """ロジスティック回帰のフィッシャー情報量行列の成分a"""
26 function fisherinfo_a(x, β)
27     sum(dp_(x_i, β) for x_i in x)
28 end
29
30 """ロジスティック回帰のフィッシャー情報量行列の成分b"""
31 function fisherinfo_b(x, β)
32     sum(x_i * dp_(x_i, β) for x_i in x)
33 end
34
35 """ロジスティック回帰のフィッシャー情報量行列の成分c"""
36 function fisherinfo_c(x, β)
37     sum(x_i^2 * dp_(x_i, β) for x_i in x)
38 end
39
40 """ロジスティック回帰のフィッシャー情報量行列のすべての成分"""
41 function fisherinfo(x, β)
42     a = fisherinfo_a(x, β)
43     b = fisherinfo_b(x, β)
44     c = fisherinfo_c(x, β)
45     a, b, c
46 end
47
48 """ロジスティック回帰モデルの最尤法"""
49 function logistic_mle(y, x; alg=LBFGS())
50     f(β) = logistic_negloglik(y, x, β)
51     o = optimize(f, MVector(0.0, 0.0), alg)
52     β̂ = o.minimizer
53 end
```

Out[32]: logistic\_mle

```

In [33]: 1 """ $\hat{\beta}$ とSEhatの計算"""
2 function betahat_sehat(y, x, xstar; alg=LBFGS())
3      $\hat{\beta}$  = logistic_mle(y, x; alg)
4      $\hat{a}$ ,  $\hat{b}$ ,  $\hat{c}$  = fisherinfo(x,  $\hat{\beta}$ )
5     SEhat =  $\sqrt{\max(0, \text{safediv}(\hat{c} - 2\hat{b}*xstar + \hat{a}*xstar^2, \hat{a}*\hat{c} - \hat{b}^2))}$ 
6      $\hat{\beta}$ , SEhat
7 end
8
9 """ $\hat{\beta}$ とSEhatと $\hat{z}$ の計算"""
10 function betahat_sehat_zhat(y, x, xstar, tstar; alg=LBFGS())
11      $\hat{\beta}$ , SEhat = betahat_sehat(y, x, xstar; alg)
12      $\hat{z}$  = safediv( $\hat{\beta}[1] + \hat{\beta}[2]*xstar - tstar$ , SEhat)
13      $\hat{\beta}$ , SEhat,  $\hat{z}$ 
14 end
15
16 """ロジスティック回帰モデルの乱数"""
17 function logistic_rand(x,  $\beta$ )
18     rand.(Bernoulli.(p_._(x, Ref( $\beta$ ))))
19 end
20
21 """ロジスティック回帰のMonte Carloシミュレーション"""
22 function sim_logistic_regression();
23      $\beta=[4, 2]$ , xstar=1, n=200,
24     x=rand(Normal(- $\beta[1]/\beta[2]$ , 1), n),
25     L=10^4, alg=LBFGS()
26     )
27     betahat = Vector{MVector{2, Float64}}(undef, L)
28     sehat = Vector{Float64}(undef, L)
29     zhat = Vector{Float64}(undef, L)
30     tstar =  $\beta[1] + \beta[2]*xstar$ 
31     @threads for i in 1:L
32         y = logistic_rand(x,  $\beta$ )
33          $\hat{\beta}$ , SEhat,  $\hat{z}$  = betahat_sehat_zhat(y, x, xstar, tstar; alg)
34         betahat[i] =  $\hat{\beta}$ 
35         sehat[i] = SEhat
36         zhat[i] =  $\hat{z}$ 
37     end
38     betahat, sehat, zhat
39 end

```

Out[33]: sim\_logistic\_regression

```

In [34]: 1 """tstarに関するWald型P値函数"""
2 function pvalue_tstar_wald(y, x, xstar, tstar; alg=LBFGS())
3      $\hat{z}$  = betahat_sehat_zhat(y, x, xstar, tstar; alg)[3]
4     2ccdf(Normal(), abs( $\hat{z}$ ))
5 end
6
7 """pstarに関するWald型P値函数"""
8 function pvalue_pstar_wald(y, x, xstar, pstar; alg=LBFGS())
9     tstar = logit(pstar)
10    pvalue_tstar_wald(y, x, xstar, tstar; alg)
11 end
12
13 """tstarに関する信頼区間"""
14 function confint_tstar_wald(y, x, xstar;  $\alpha = 0.05$ , alg=LBFGS())
15     z = quantile(Normal(), 1- $\alpha/2$ )
16      $\hat{\beta}$ , SEhat = betahat_sehat(y, x, xstar; alg)
17     m =  $\hat{\beta}[1] + \hat{\beta}[2]*xstar$ 
18     m - z*SEhat, m + z*SEhat
19 end
20
21 """pstarに関する信頼区間"""
22 function confint_pstar_wald(y, x, xstar;  $\alpha = 0.05$ , alg=LBFGS())
23     tL, tU = confint_tstar_wald(y, x, xstar;  $\alpha$ , alg)
24     logistic(tL), logistic(tU)
25 end

```

Out[34]: confint\_pstar\_wald

```
In [35]: 1 """ $\beta_1$  の Wald型 の P 値"""
2 function pvalue_beta1_wald(y, x, beta1; alg=LBFGS())
3     beta_hat = logistic_mle(y, x; alg)[2]
4     a, b, c = fisherinfo(x, beta_hat)
5     SEhat = safediv(a, a*c - b^2)
6     zhat = safediv(beta_hat - beta1, SEhat)
7     2ccdf(Normal(), abs(zhat))
8 end
9
10 """ $\beta_1$  の Wald型 信頼区間"""
11 function confint_beta1_wald(y, x; alpha=0.05, alg=LBFGS())
12     z = quantile(Normal(), 1-alpha/2)
13     beta_hat = logistic_mle(y, x; alg)[2]
14     a, b, c = fisherinfo(x, beta_hat)
15     SEhat = safediv(a, a*c - b^2)
16     [beta_hat - z*SEhat, beta_hat + z*SEhat]
17 end
```

Out[35]: confint\_beta1\_wald

## 4.1 ロジスティック函数とロジット函数

ロジスティック函数を次のように定める:

$$\text{logistic}(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}} \quad (t \in \mathbb{R})$$

ロジスティック函数  $f(t) = \text{logistic}(t)$  は微分方程式

$$f'(t) = f(t)(1 - f(t)), \quad f(0) = \frac{1}{2}$$

を満たしており(自分で確認せよ), この条件を満たす函数  $f(t)$  はロジスティック函数になる.

ロジスティック函数の微分が出て来る計算は上の微分方程式を使うと楽にできる.

ロジスティック函数は狭義単調増加函数で,  $t \rightarrow -\infty$  のとき 0 に収束し,  $t \rightarrow \infty$  で 1 に収束する.

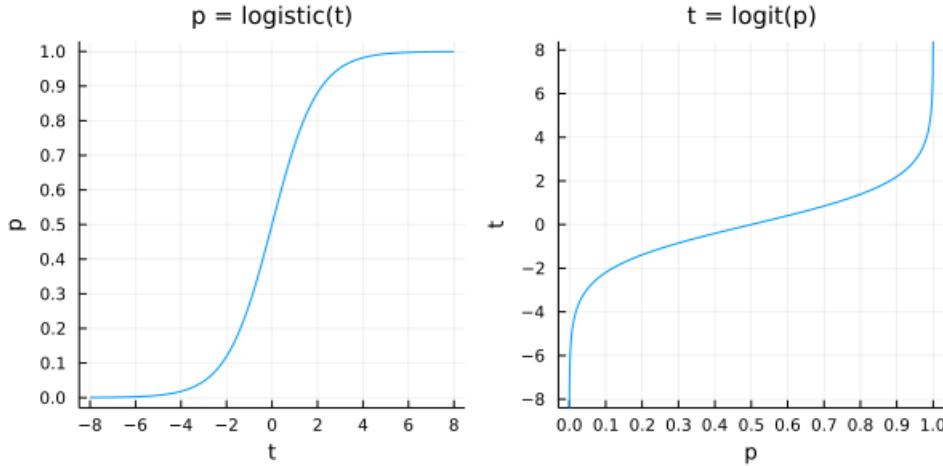
ロジスティック函数  $p = \text{logistic}(t)$  ( $t \in \mathbb{R}$ ) の値域は  $0 < p < 1$  になる.

ロジスティック函数  $p = \text{logistic}(t)$  の逆函数は **ロジット函数** と呼ばれている. ロジット函数は対数オッズ函数であり, 次のよう に表される:

$$\text{logit}(p) = \log \frac{p}{1-p} \quad (0 < t < 1).$$

```
In [36]: 1 P1 = plot(logistic, -8, 8,
2     label="", title = "p = logistic(t)",
3     xguide="t", yguide="p", legend=:topleft,
4     xtick=-10:2:10, ytick=0:0.1:1)
5 P2 = plot(logit, 0, 1;
6     label="", title="t = logit(p)",
7     ytick=-10:2:10, xtick=0:0.1:1,
8     xguide="p", yguide="t", legend=:topleft,
9     ylim=(-8.4, 8.4), bottommargin=4Plots.mm)
10 plot(P1, P2; size=(600, 300), tickfontsize=7)
```

Out[36]:



## 4.2 ロジスティック回帰のデータ

データは以下の形で得られると仮定する:

$$(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n) \in \mathbb{R} \times \{1, 0\}.$$

$x_i$  達は実数で  $y_i$  達は 1 または 0 であるとする.

このデータは各  $x_i$  ごとに  $x_i$  の値に応じてある確率で  $y_i$  の値がランダムに 1 または 0 の値になるように解釈できると仮定する.

この形のデータを2つのベクトルで表す:

$$x = \begin{bmatrix} x_1 \\ \vdots \\ x_n \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^n, \quad y = \begin{bmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix} \in \{1, 0\}^n.$$

## 4.3 ロジスティック回帰でのリンク函数

ベクトル値の回帰係数パラメータ

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \end{bmatrix} \in \mathbb{R}^2$$

を考え、確率パラメータ達  $0 < p_i < 1$  が次のように表されていると仮定する:

$$p_i = \text{logistic}(\beta_0 + \beta_1 x_i).$$

すなわち、

$$\text{logit}(p_i) = \log \frac{p_i}{1 - p_i} = \beta_0 + \beta_1 x_i.$$

このときロジット函数を **リンク函数** (link function)と呼び、ロジスティック函数を **アンリンク函数** (unlink function)と呼ぶことがある。

**注意:**  $p_i$  達のリンク函数として対数函数を使った場合には

$$\log p_i = \beta_0 + \beta_1 x_i$$

による回帰を考え、リンク函数として恒等函数を使った場合には

$$p_i = \beta_0 + \beta_1 x_i$$

## 4.4 ロジスティック回帰の統計モデル

前節までの記号の下で、統計モデルとして  $y \in \{1, 0\}^n$  に関する以下の確率質量函数を採用する：

$$P(y|x, \beta) = \prod_{i=1}^n (p_i^{y_i} (1-p_i)^{1-y_i}) = \prod_{i=1}^n (\text{logistic}(\beta_0 + \beta_1 x_i)^{y_i} (1 - \text{logistic}(\beta_0 + \beta_1 x_i))^{1-y_i})$$

このモデルの確率分布を  $\text{LogisticModel}(x, \beta)$  と書くと、

$$\text{LogisticModel}(x, \beta) = \prod_{i=1}^n \text{Bernoulli}(\text{logistic}(\beta_0 + \beta_1 x_i)).$$

これは最も簡単な場合でもっと複雑なモデルを考えることもできる。(例えば  $\beta_0 + \beta_1 x_i$  の部分をもっと複雑にできる)。

$Y = [Y_i]_{i=1}^n$  をこの統計モデルに従う確率変数であるとする。

このとき、各  $Y_i$  の値は次のようにしてランダムに決まると考えることができる：

(1)  $x_i$  の値に対する確率パラメータ  $p_i$  の値が  $p_i = \text{logistic}(\beta_0 + \beta_1 x_i)$  で決まる。

(2)  $Y_i$  の値はランダムに決まり、確率  $p_i$  で 1 になり、確率  $1 - p_i$  で 0 になる。

$x_i$  達から  $Y_i = 1, 0$  達の値を確率的に決定する確率パラメータ達を

$$\text{logit}(p_i) = \log \frac{p_i}{1 - p_i} = \beta_0 + \beta_1 x_i,$$

の形式で推定することが、ロジスティック回帰と呼ばれている。

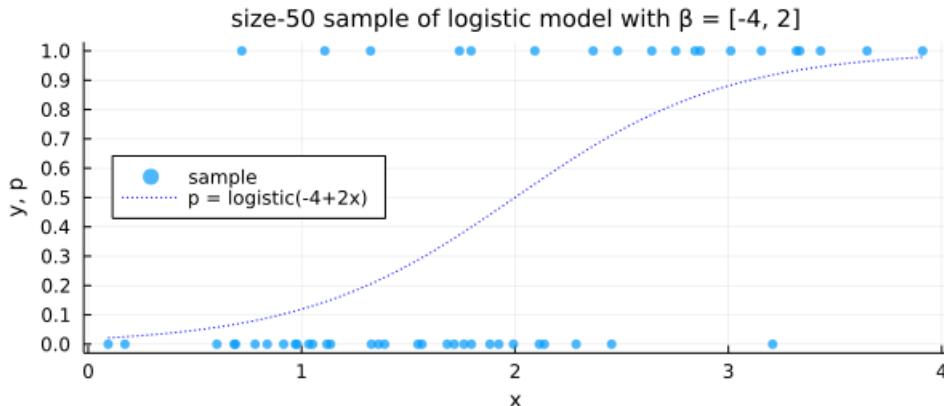
In [37]:

```

1 # ロジスティック回帰モデルのサンプル(データ)の生成
2 Random.seed!(4649373)
3 β = [-4, 2]
4 n = 50
5 x = rand(Normal(-β[1]/β[2], 1), n)
6 y = logistic(x, β)
7
8 # モデルとデータの視覚化
9 scatter(x, y; label="sample", msc=:auto, alpha=0.7)
10 plot!(xstar → logistic(β[1] + β[2]*xstar);
11     label="p = logistic($β[1]+$β[2]*x)", c=:blue, ls=:dot)
12 plot!(ytick=0:0.1:1, yguide="y", p", xguide="x")
13 title!("size-$n sample of logistic model with β = $β")
14 plot!(legend=:left, size=(600, 250))

```

Out[37]:



## 4.5 最尤法

データの数値  $x \in \mathbb{R}^n$ ,  $y \in \{1, 0\}^n$  に対して、前節で定義した統計モデルの尤度函数の対数の  $-1$  倍  $L = L(\beta)$  は次の形になる：

$$L = L(\beta) = -\log p(y|x, \beta) = -\sum_{i=1}^n (y_i \log p_i + (1 - y_i) \log(1 - p_i)).$$

ここで、

$$p_i = \text{logistic}(\beta_0 + \beta_1 x_i) \quad (i = 1, \dots, n).$$

対数尤度函数の $-1$ 倍  $L(\beta)$ を最小化する  $\beta$ を  $\hat{\beta} = [\hat{\beta}_0, \hat{\beta}_1]^T$ と書き、**最尤法の解**(さいゆうほうの解)と呼ぶことにする。

特別な場合を除いて、最尤法の計算はコンピュータによる最適化の数値計算によって行うことになる。(その手法も色々ある。)

In [38]:

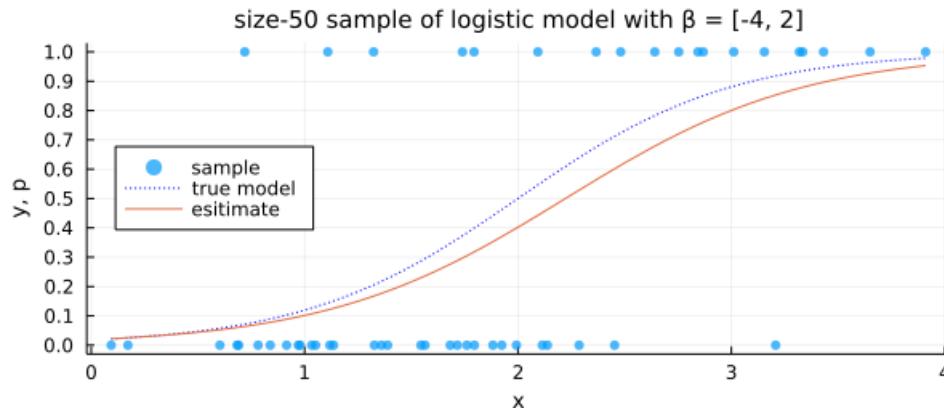
```

1 # ロジスティック回帰の実行例
2 @show β = logistic_mle(y, x)
3
4 # ロジスティック回帰の実行結果の視覚化
5 scatter(x, y; label="sample", msc=:auto, alpha=0.7)
6 plot!(xstar → logistic(β[1] + β[2]*xstar);
7   label="true model", c=:blue, ls=:dot)
8 plot!(xstar → logistic(β[1] + β[2]*xstar); label="estimate", c=2)
9 plot!(yaxis="y", p", xaxis="x")
10 title!("size-$n sample of logistic model with β = $β")
11 plot!(legend=:left, size=(600, 250))

```

$\hat{\beta} = \text{logistic\_mle}(y, x) = [-3.9670011849824767, 1.7853515187882767]$

Out[38]:



## 4.6 スコア統計量とFisher情報量行列

この節では  $y = [y_i]_{i=1}^n$  はロジスティック回帰の統計モデルに従う確率変数であるとする。(「ロジスティック回帰の統計モデル」の節ではこれを  $Y$  と書いていたが、前節の記号をそのまま使いたいので、 $y = [y_i]_{i=1}^n$  と書くことにする。一種の手抜き。)

以下では、ロジスティック函数が満たす微分方程式から得られる次の公式を自由に用いる:

$$\frac{\partial p_i}{\partial \beta_0} = p_i(1 - p_i), \quad \frac{\partial p_i}{\partial \beta_1} = x_i p_i(1 - p_i).$$

スコア統計量  $A = A(\beta)$ ,  $B = B(\beta)$  を次のように定める:

$$A = A(\beta) = \frac{\partial L}{\partial \beta_0} = - \sum_{i=1}^n (y_i(1 - p_i) - (1 - y_i)p_i) = \sum_{i=1}^n (p_i - y_i),$$

$$B = B(\beta) = \frac{\partial L}{\partial \beta_1} = - \sum_{i=1}^n (x_i y_i(1 - p_i) - x_i(1 - y_i)p_i) = \sum_{i=1}^n x_i(p_i - y_i).$$

$\beta$  は  $p_i = \text{logistic}(\beta_0 + \beta_1 x_i)$  の中に含まれている。

$y_i$  は確率  $p_i$  で 1 になり、確率  $1 - p_i$  で 0 になるので、 $E[A] = E[B] = 0$  となる。

最尤法の解  $\hat{\beta}$  は  $L = L(\beta)$  を最小化するので、

$$A(\hat{\beta}) = B(\hat{\beta}) = 0$$

を満たしている。ベクトル値確率変数  $U = U(\beta)$  を次のように定める:

$$U = U(\beta) = \begin{bmatrix} A(\beta) \\ B(\beta) \end{bmatrix}$$

この  $U$  をも **スコア統計量** と呼ぶことにする。

**Fisher情報量行列** の成分  $a = a(\beta)$ ,  $b = b(\beta)$ ,  $c = c(\beta)$  を以下のように定める:

$$a = a(\beta) = \frac{\partial^2 L}{\partial \beta_0^2} = \sum_{i=1}^n p_i(1-p_i),$$

$$b = b(\beta) = \frac{\partial^2 L}{\partial \beta_0 \partial \beta_1} = \sum_{i=1}^n x_i p_i(1-p_i),$$

$$c = c(\beta) = \frac{\partial^2 L}{\partial \beta_1^2} = \sum_{i=1}^n x_i^2 p_i(1-p_i).$$

$E[(y_i - p_i)^2] = E[y_i^2] - E[y_i]^2 = E[y_i] - E[y_i]^2 = p_i - p_i^2 = p_i(1 - p_i)$  を使った直接的な計算によって,  $a, c$  はそれぞれスコア統計量  $A, B$  の分散に等しく,  $b$  はスコア統計量  $A, B$  の共分散に等しいことを示せる(実はこのようなことは一般的に成立している):

$$a = E[A^2], \quad b = E[AB], \quad c = E[B^2].$$

**Fisher情報量行列**  $I(\beta)$  を次のように定める:

$$I(\beta) = \begin{bmatrix} a(\beta) & b(\beta) \\ b(\beta) & c(\beta) \end{bmatrix}.$$

Fisher情報量行列  $I(\beta)$  はスコア統計量  $U(\beta) = [A(\beta), B(\beta)]^T$  の分散共分散行列になっている.

**注意:** Fisher情報量行列を  $I(\beta)$  と単位行列を混同しないこと!

**注意:** 「Fisher情報量行列」のような何か非常に高級で難しそうな名前が付いているという理由で「これは難しいものだ」と判断してはいけない。上の場合には、その成分は対数尤度函数の  $-1$  倍  $L = L(\beta)$  を2回偏微分しただけのものに過ぎず,  $L = L(\beta)$  を1回偏微分して得られるスコア統計量の分散共分散行列を与える量になっている行列であるに過ぎない。付けられた名前の権威に負けて恐れを持ってはいけない。恐れを持たずに数学的な内容だけを見ればよい。

**注意:** Fisher情報量行列の一般的な場合の定義では、成分を定義するときには2回偏微分した後に期待値を取る。上でそうなっていない理由は期待値を取る前の2階の偏微分の段階ですでに定数になってしまっているからである。

## 4.7 問題: 一般の場合のスコア統計量とFisher情報量行列

一般的パラメータ  $\theta = (\theta_1, \dots, \theta_d)$  を持つ統計モデル  $p(y|\theta)$  とそれに従う確率変数  $y$  が与えられていて,  $y$  の対数尤度函数の  $-1$  倍を  $L(\theta) = -\log p(y|\theta)$  と書くとき(これは確率変数  $y$  に依存するので確率変数になる), **スコア統計量**  $U = [U_i]_{i=1}^n$  が

$$U_i = \frac{\partial}{\partial \theta_i} L(\theta)$$

と定義され, **Fisher情報量行列**  $I(\theta)$  の  $(i, j)$  成分  $I_{ij}(\theta)$  が

$$I_{ij}(\theta) = E \left[ \frac{\partial^2}{\partial \theta_i \partial \theta_j} L(\theta) \right]$$

と定義される。ここで  $E[\cdot]$  は確率変数  $y$  に関する期待値を取る操作である。次が成立することを示せ:

$$E[U_i] = 0, \quad E[U_i U_j] = I_{ij}(\theta).$$

**解答例:**  $E[U_i] = 0$  を示そう。 $p(y|\theta)$  の  $\theta_i$  に関する偏導函数を  $p_{\theta_i}(y|\theta)$  と書くと,

$$\begin{aligned} E[U_i] &= E \left[ \frac{\partial}{\partial \theta_i} L(\theta) \right] = -E \left[ \frac{\partial}{\partial \theta_i} \log p(y|\theta) \right] = -E \left[ \frac{p_{\theta_i}(y|\theta)}{p(y|\theta)} \right] \\ &= - \int \frac{p_{\theta_i}(y|\theta)}{p(y|\theta)} p(y|\theta) dy = - \int p_{\theta_i}(y|\theta) dy \\ &= - \frac{\partial}{\partial \theta_i} \int p(y|\theta) dy = - \frac{\partial}{\partial \theta_i} 1 = 0. \end{aligned}$$

$I_{ij}(\theta) = E[U_i U_j]$  を示そう。 $p(y|\theta)$  の2階の偏導函数を  $p_{\theta_i \theta_j}(y|\theta)$  と書くと, 上と同様にして,

$$E \left[ \frac{p_{\theta_i \theta_j}(y|\theta)}{p(y|\theta)} \right] = \int p_{\theta_i \theta_j}(y|\theta) dy = \frac{\partial^2}{\partial \theta_i \partial \theta_j} \int p(y|\theta) dy = 0.$$

これを使うと,

$$\begin{aligned}
I_{ij}(\theta) &= E \left[ \frac{\partial^2}{\partial \theta_i \partial \theta_j} L(\theta) \right] = -E \left[ \frac{\partial^2}{\partial \theta_i \partial \theta_j} \log p(y|\theta) \right] \\
&= -E \left[ \frac{p_{\theta_i \theta_j}(y|\theta)}{p(y|\theta)} - \frac{p_{\theta_i}(y|\theta)p_{\theta_j}(y|\theta)}{p(y|\theta)^2} \right] \\
&= E \left[ \frac{p_{\theta_i}(y|\theta)}{p(y|\theta)^2} \frac{p_{\theta_j}(y|\theta)}{p(y|\theta)^2} \right] = E[U_i U_j].
\end{aligned}$$

解答終

**注意:** 前節の最後の注意で「Fisher情報量行列という名前に権威を感じて恐れを持つな」と述べたが、ここまで来れた人は数理統計学の面白い部分まで十分に到達できていると考えられるので、自分自身を誇って良いと思われる。

#### 4.8 $\beta$ の推定量の分布の正規分布近似

スコア統計量  $U(\beta) = [A(\beta), B(\beta)]^T$  は次のように多変量正規分布に近似的に従っていると仮定する:

$$U(\beta) = \begin{bmatrix} A(\beta) \\ B(\beta) \end{bmatrix} \sim \text{MvNormal}(0, I(\beta)), \text{ approximately.}$$

最尤法の解で得られる  $\beta$  の推定量  $\hat{\beta}$  を使って、統計量  $\hat{a}, \hat{b}, \hat{c}$  を次のように定める:

$$\hat{a} = a(\hat{\beta}), \quad \hat{b} = b(\hat{\beta}), \quad \hat{c} = c(\hat{\beta}).$$

このとき、 $A(\hat{\beta}) = B(\hat{\beta}) = 0$  でかつ

$$a = \frac{\partial A}{\partial \beta_0}, \quad b = \frac{\partial A}{\partial \beta_1} = \frac{\partial B}{\partial \beta_0}, \quad c = \frac{\partial B}{\partial \beta_1}$$

なので、次の一次近似が成立している(1次までのTaylor展開):

$$\begin{aligned}
A(\beta) &\approx A(\hat{\beta}) + \frac{\partial A}{\partial \beta_0}(\hat{\beta})(\beta_0 - \hat{\beta}_0) + \frac{\partial A}{\partial \beta_1}(\hat{\beta})(\beta_1 - \hat{\beta}_1) = \hat{a}(\beta_0 - \hat{\beta}_0) + \hat{b}(\beta_1 - \hat{\beta}_1), \\
B(\beta) &\approx B(\hat{\beta}) + \frac{\partial B}{\partial \beta_0}(\hat{\beta})(\beta_0 - \hat{\beta}_0) + \frac{\partial B}{\partial \beta_1}(\hat{\beta})(\beta_1 - \hat{\beta}_1) = \hat{b}(\beta_0 - \hat{\beta}_0) + \hat{c}(\beta_1 - \hat{\beta}_1).
\end{aligned}$$

すなわち、

$$\begin{bmatrix} A \\ B \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} \hat{a} & \hat{b} \\ \hat{b} & \hat{c} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_0 - \hat{\beta}_0 \\ \beta_1 - \hat{\beta}_1 \end{bmatrix}.$$

ゆえに、

$$\begin{bmatrix} \hat{\beta}_0 \\ \hat{\beta}_1 \end{bmatrix} \approx \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \hat{a} & \hat{b} \\ \hat{b} & \hat{c} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} A \\ B \end{bmatrix}.$$

これより、

$$\hat{\beta} \sim \text{MvNormal}(\beta, I(\hat{\beta})^{-1} I(\beta) I(\hat{\beta})^{-1}), \text{ approximately.}$$

さらに次の近似も成立していると仮定する:

$$I(\hat{\beta}) \approx I(\beta).$$

この仮定のもとで

$$\hat{\beta} \sim \text{MvNormal}(\beta, I(\hat{\beta})^{-1}), \text{ approximately.}$$

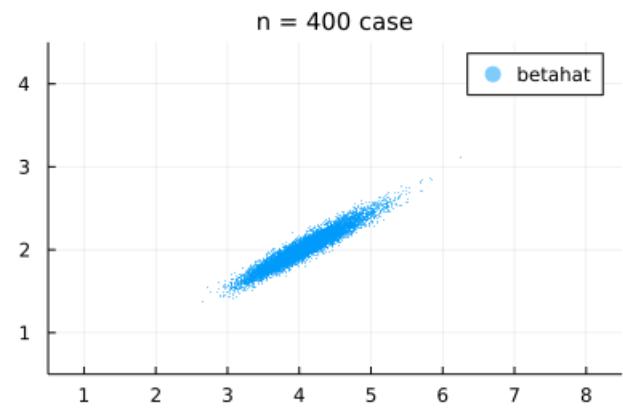
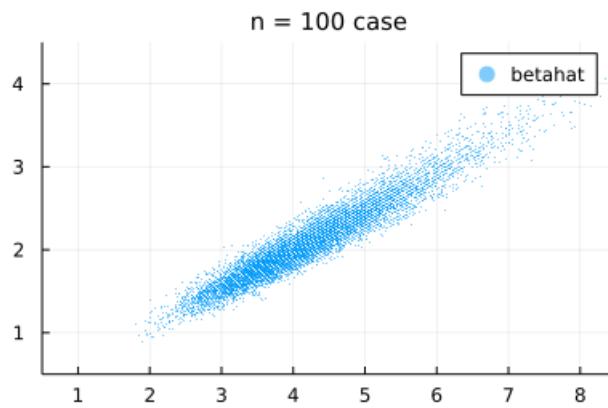
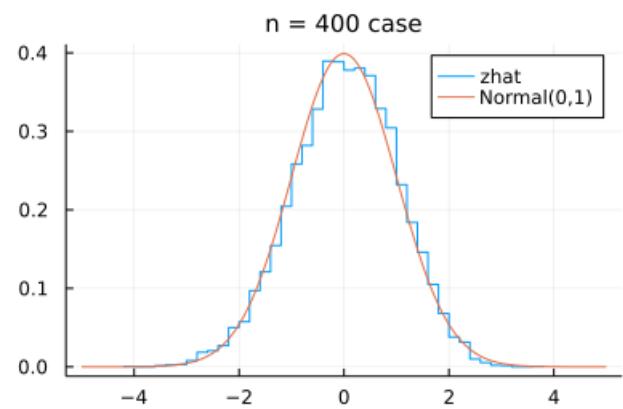
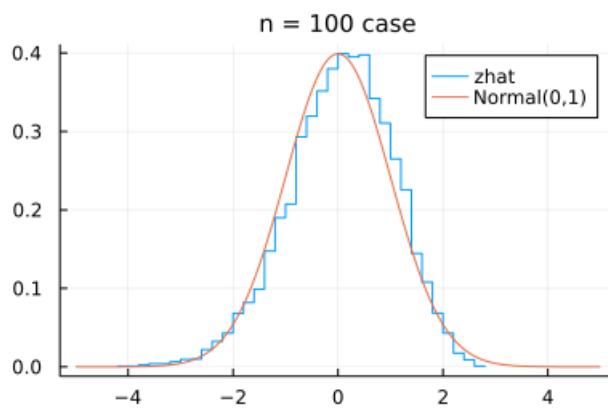
In [39]:

```

1 #  $\hat{\beta}$  の分布が標準正規分布で近似されることの確認
2 #  $\hat{\beta}$  の分布の視覚化
3 PP = []
4 QQ = []
5 for n in (100, 400)
6     @time betahat, sehat, zhat = sim_logistic_regression(; n)
7     P = stephist(zhat; norm=true, label="zhat")
8     plot!(Normal(), -5, 5; label="Normal(0,1)")
9     title!("n = $n case")
10    push!(PP, P)
11    Q = scatter(first.(betahat), last.(betahat);
12                 label="betahat", msc=:auto, alpha=0.5, ms=1)
13    title!("n = $n case")
14    plot!(xlim=(0.5, 8.5), ylim=(0.5, 4.5), xtick=0:10)
15    push!(QQ, Q)
16 end
17 plot(PP...; size=(800, 250), layout=(1, 2)) ▷ display
18 plot(QQ...; size=(800, 250), layout=(1, 2)) ▷ display

```

0.631077 seconds (3.37 M allocations: 149.630 MiB, 32.70% compilation time)  
1.708593 seconds (3.11 M allocations: 172.763 MiB)



#### 4.9 ロジスティック回帰における $\beta_0 + \beta_1 x$ に関するWald型のP値函数と信頼区間

一般にベクトル値確率変数  $V = [V_i]_{i=1}^n \sim \text{MvNormal}(\mu, \Sigma)$  と  $c \in \mathbb{R}^n$  について,

$$\begin{aligned} E[V^T c] &= \mu^T c, \\ \text{var}(V^T c) &= E[(V^T c - \mu^T c)^2] = E[((V - \mu)^T c)^2] = E[((V - \mu)^T c)^T ((V - \mu)^T c)] \\ &= E[(c^T (V - \mu))(V - \mu)^T c] = c^T E[(V - \mu)(V - \mu)^T] c = c^T \Sigma c. \end{aligned}$$

$x_* \in \mathbb{R}$  を任意に取って, この結果を  $V = \hat{\beta}, c = [1, x_*]^T$  と

$$\Sigma = I(\beta)^{-1} = \frac{1}{ac - b^2} \begin{bmatrix} c & -b \\ -b & a \end{bmatrix}$$

に適用すると,

$$V^T c = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_*, \quad c^T \Sigma c = \frac{c - 2bx_* + ax_*^2}{ac - b^2}$$

なので,

$$\widehat{\text{SE}}_{\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_*} = \sqrt{\frac{\hat{c} - 2\hat{b}x_* + \hat{a}x_*^2}{\hat{a}\hat{c} - \hat{b}^2}}$$

とおくと,

$$\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_* \sim \text{Normal}(\beta_0 + \beta_1 x_*, \widehat{\text{SE}}_{\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_*}), \text{ approximately.}$$

以上の結果を使うと, 「 $x_*$  に対応する  $y_*$  の値が 1 になる確率が  $p_* = \text{logistic}(\beta_0 + \beta_1 x_*)$  である」という仮説の Wald型のP値を次のように定めることができる:

$$\text{pvalue}_{\text{Wald}}(y|x, x_*, \beta) = 2(1 - \text{cdf}(\text{Normal}(0, 1), \hat{z}(x_*, \beta))).$$

ここで,

$$\hat{z}(x_*, \beta) = \frac{(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_*) - (\beta_0 + \beta_1 x_*)}{\widehat{\text{SE}}_{\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_*}}.$$

有意水準  $0 < \alpha < 1$  を任意に取り,  $z_{\alpha/2}$  を次のように定める:

$$z_{\alpha/2} = \text{quantile}(\text{Normal}(0, 1), 1 - \alpha/2).$$

Wald型P値函数には  $t_* = \beta_0 + \beta_1 x_*$  に関する次の信頼区間が対応している:

$$\text{confint}_{\text{Wald}}^{\beta_0 + \beta_1 x_*}(y|x, x_*, \alpha) = \left[ \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_* - z_{\alpha/2} \widehat{\text{SE}}_{\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_*}, \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_* + z_{\alpha/2} \widehat{\text{SE}}_{\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_*} \right].$$

これを  $p_* = \text{logistic}(\beta_0 + \beta_1 x_*)$  に関する信頼区間に書き直すと,

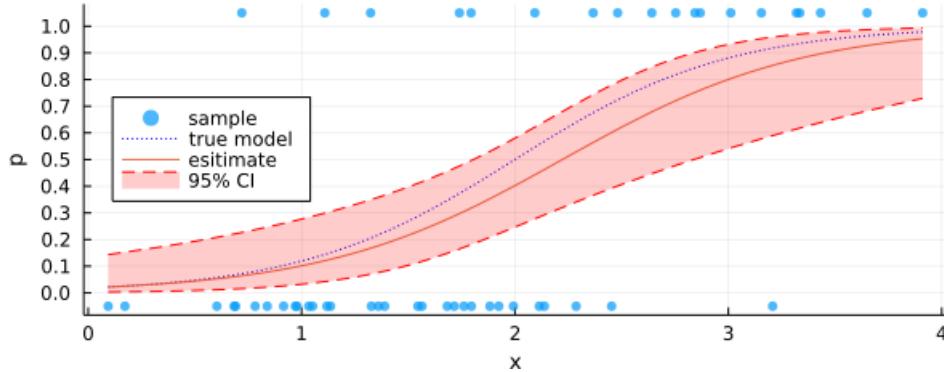
$$\begin{aligned} \text{confint}_{\text{Wald}}^{p_*}(y|x, x_*, \alpha) \\ = \left[ \text{logistic}(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_* - z_{\alpha/2} \widehat{\text{SE}}_{\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_*}), \text{logistic}(\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_* + z_{\alpha/2} \widehat{\text{SE}}_{\hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_*}) \right]. \end{aligned}$$

```
In [40]: 1 # ロジスティック回帰モデルのサンプル(データ)の生成
2 Random.seed!(4649373)
3 β = [-4, 2]
4 n = 50
5 x = rand(Normal(-β[1]/β[2], 1), n)
6 y = logistic_rand(x, β)
7
8 # ロジスティック回帰
9 @show β̂ = logistic_mle(y, x)
10 println()
11
12 # P値の例
13 for pstar in 0.2:0.1:0.6
14     @eval @show pvalue_pstar_wald(y, x, 2, $pstar)
15 end
16
17 # 95%信頼区間の視覚化
18 scatter(x, (yᵢ → yᵢ==0 ? -0.05 : 1.05).(y); label="sample", msc=:auto, alpha=0.7)
19 plot!(xstar → logistic(β[1] + β[2]*xstar);
20       label="true model", c=:blue, ls=:dot)
21 plot!(xstar → logistic(β̂[1] + β̂[2]*xstar); label="estimate", c=2)
22 plot!(xstar → confint_pstar_wald(y, x, xstar)[1];
23       fillrange = xstar → confint_pstar_wald(y, x, xstar)[2],
24       label="95% CI", c=:red, ls=:dash, fillalpha=0.2)
25 plot!(xstar → confint_pstar_wald(y, x, xstar)[2];
26       label="", c=:red, ls=:dash)
27 plot!(ytick=0:0.1:1, yguide="p", xguide="x")
28 title!("size-$n sample of logistic model with β = $β")
29 plot!(legend=:left, size=(600, 250))
```

$\hat{\beta} = \text{logistic\_mle}(y, x) = [-3.9670011849824767, 1.7853515187882767]$

pvalue\_pstar\_wald(y, x, 2, 0.2) = 0.007029236005966813  
 pvalue\_pstar\_wald(y, x, 2, 0.3) = 0.2194717929724466  
 pvalue\_pstar\_wald(y, x, 2, 0.4) = 0.9800878086683005  
 pvalue\_pstar\_wald(y, x, 2, 0.5) = 0.2805884904707007  
 pvalue\_pstar\_wald(y, x, 2, 0.6) = 0.029039094645929672

Out[40]: size-50 sample of logistic model with  $\beta = [-4, 2]$



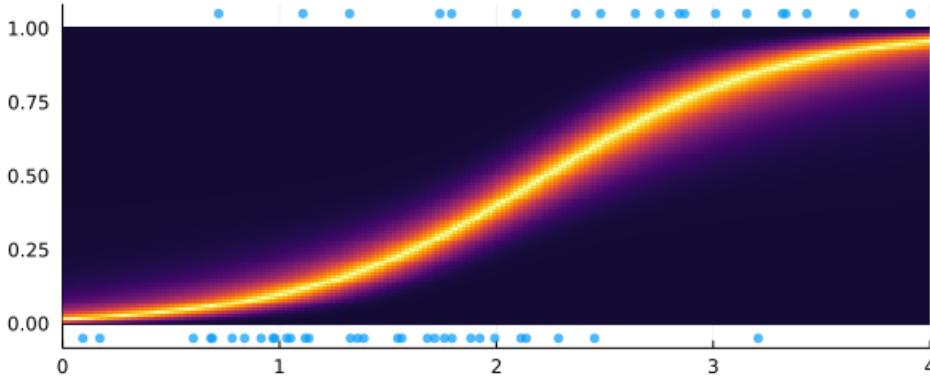
In [41]:

```

1 # P値函数の視覚化
2
3 xstars = range(0, 4, 200)
4 pstars = range(0, 1, 100)
5 heatmap(xstars, pstars, (xstar, pstar) → pvalue_pstar_wald(y, x, xstar, pstar);
6   clim=(-0.1, 1), colorbar=false)
7 scatter!(x, (yi → yi==0 ? -0.05 : 1.05).(y); label="", msc=:auto, alpha=0.7, c=1)
8 plot!(xlim=extrema(xstars))
9 plot!(size=(600, 250))

```

Out[41]:



## 4.10 ロジスティック回帰における $\beta_1$ に関するWald型のP値函数と信頼区間

この節でも次の近似が使えると仮定する:

$$\hat{\beta} \sim \text{MvNormal}(\beta, I(\hat{\beta})^{-1}), \text{ approximately.}$$

このとき,

$$\widehat{\text{SE}}_{\hat{\beta}_1} = \sqrt{\frac{\hat{a}}{\hat{a}\hat{c} - \hat{b}^2}}$$

とおくと,

$$\hat{\beta}_1 \sim \text{Normal}(\beta_1, \widehat{\text{SE}}_{\hat{\beta}_1}), \text{ approximately.}$$

これにより、「一次の項の係数が  $\beta_1$  である」という仮説のWald型のP値を次のように定めることができる:

$$\text{pvalue}_{\text{Wald}}(y|x, \beta_1) = 2(1 - \text{cdf}(\text{Normal}(0, 1), |\hat{z}(\beta_1)|)).$$

ここで,

$$\hat{z}(\beta_1) = \frac{\hat{\beta}_1 - \beta_1}{\widehat{\text{SE}}_{\hat{\beta}_1}}.$$

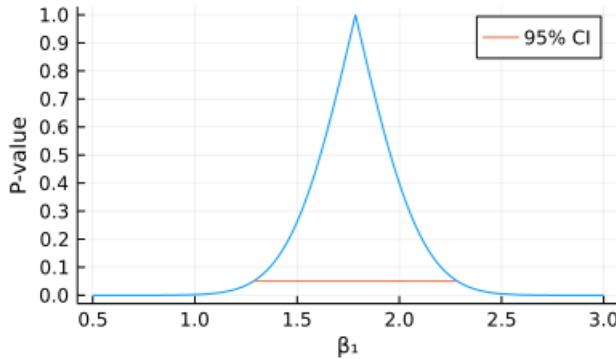
これに対応する  $\beta_1$  に関する信頼区間は次のようになる:

$$\text{confint}_{\text{Wald}}^{\beta_1}(y|x, \alpha) = \left[ \hat{\beta}_1 - z_{\alpha/2} \widehat{\text{SE}}_{\hat{\beta}_1}, \hat{\beta}_1 + z_{\alpha/2} \widehat{\text{SE}}_{\hat{\beta}_1} \right].$$

```
In [42]: 1 # ロジスティック回帰モデルのサンプル(データ)の生成
2 Random.seed!(4649373)
3 β = [-4, 2]
4 n = 50
5 x = rand(Normal(-β[1]/β[2], 1), n)
6 y = logistic_rand(x, β)
7
8 # ロジスティック回帰
9 @show β̂ = logistic_mle(y, x)
10
11 # 信頼区間
12 @show ci = confint_beta1_wald(y, x)
13
14 # P値函数と信頼区間の視覚化
15 plot(β₁ → pvalue_beta1_wald(y, x, β₁), 0.5, 3; label="")
16 plot!(ytick=0:0.1:1, yguide="P-value", xguide="β₁")
17 plot!(ci, fill(0.05, 2); label="95% CI")
18 title!("true β₁ = $(β[2]), n = $n")
```

$\hat{\beta} = \text{logistic\_mle}(y, x) = [-3.9670011849824767, 1.7853515187882767]$   
 $ci = \text{confint\_beta1\_wald}(y, x) = [1.2866010391711613, 2.284101998405392]$

Out[42]: true  $\beta_1 = 2, n = 50$



## 5 $x_i$ 達の値も1または0の場合のロジスティック回帰

$x_i$  達の値も1または0の場合のロジスティック回帰によって,

- 「検定と信頼区間: 比率の比較」のノート  
<https://nbviewer.org/github/genkuroki/Statistics/blob/master/2022/11%20Hypothesis%20testing%20and%20confidence%20inter%20Two%20proportions.ipynb>

におけるオッズ比パラメータに関する検定や信頼区間にに関する結果を再現できることを説明しよう.

### 5.1 $x_i$ 達の値も1または0の場合にロジスティック回帰モデルは2つの二項分布モデルに等しい

$x = [x_i]_{i=1}^n \in \{1, 0\}^n$  であると仮定する.

$X, Y \in \{1, 0\}$  について,  $n_{XY}$  を  $(x_i, y_i) = (X, Y)$  となる  $i$  の個数と定め,  $n_X$  を  $x_i = X$  となる  $i$  の個数と定める. これによつて次の  $2 \times 2$  の分割表が得られる:

		$Y = 1$	$Y = 0$	
$X = 1$	$n_{11}$	$n_{10}$	$n_1$	
$X = 0$	$n_{01}$	$n_{00}$	$n_0$	

$$\left( \sum_{X,Y} n_{X,Y} = \sum_X n_X = n \right).$$

行列  $N$  を次のように定める:

$$N = \begin{bmatrix} n_{11} & n_{10} \\ n_{01} & n_{00} \end{bmatrix}$$

さらに,  $p = p(\beta)$  と  $q = q(\beta)$  を次のように定める:

$$p = p(\beta) = \text{logistic}(\beta_0 + \beta_1), \quad q = q(\beta) = \text{logistic}(\beta_0).$$

これは

$$\log \frac{p}{1-p} = \beta_0 + \beta_1, \quad \log \frac{q}{1-q} = \beta_0$$

と同値なので,

$$\beta_1 = \log \frac{p(1-q)}{(1-p)q} = (\text{パラメータの対数オッズ比}).$$

ロジスティック回帰の統計モデルの確率質量函数は  $N$  に関する次の確率質量函数に書き直される:

$$P(N|n_1, n_0, p, q) = \binom{n_1}{n_{11}} p^{n_{11}} (1-p)^{n_{10}} \cdot \binom{n_0}{n_{01}} q^{n_{01}} (1-q)^{n_{00}}.$$

要するにこの節で扱っている最も簡単な場合のロジスティック回帰モデルは2つの二項分布モデルを含んでいる。

## 5.2 $x_i$ 達の値も1または0の場合のスコア統計量とFisher情報行列

このとき、スコア統計量は次のようになる:

$$\begin{aligned} A &= A(\beta) = -n_{11}(1-p) + n_{10}p - n_{01}(1-q) + n_{00}q = n_1p - n_{11} + n_0q - n_{01}, \\ B &= B(\beta) = -n_{11}(1-p) + n_{10}p = n_1p - n_{11}. \end{aligned}$$

最尤法の解  $\hat{\beta}$  に対応する  $\hat{p} = p(\hat{\beta})$ ,  $\hat{q} = q(\hat{\beta})$  は  $A = 0$ ,  $B = 0$  の解になっているので、

$$\hat{p} = \frac{n_{11}}{n_1} = \frac{n_{11}}{n_{11} + n_{10}}, \quad \hat{q} = \frac{n_{01}}{n_0} = \frac{n_{01}}{n_{01} + n_{00}}.$$

Fisher情報量行列の成分達は次のようになる:

$$\begin{aligned} a &= a(\beta) = n_1p(1-p) + n_0q(1-q), \\ b &= b(\beta) = n_1p(1-p), \\ c &= c(\beta) = n_1p(1-p). \end{aligned}$$

ゆえに、 $\hat{a} = a(\hat{\beta})$ ,  $\hat{b} = b(\hat{\beta})$ ,  $\hat{c} = c(\hat{\beta})$  は次のようになる:

$$\hat{a} = \frac{n_{11}n_{10}}{n_1} + \frac{n_{01}n_{00}}{n_0}, \quad \hat{b} = \hat{c} = \frac{n_{11}n_{10}}{n_1}.$$

## 5.3 $x_i$ 達の値も1または0の場合のWald型のP値函数と信頼区間

したがって、

$$\widehat{\text{SE}}_{\hat{\beta}_1} = \sqrt{\frac{\hat{a}}{\hat{a}\hat{c} - \hat{b}^2}} = \sqrt{\frac{1}{n_{11}} + \frac{1}{n_{10}} + \frac{1}{n_{01}} + \frac{1}{n_{00}}}.$$

ゆえに

$$\hat{z}(\beta_1) = \frac{\hat{\beta}_1 - \beta_1}{\widehat{\text{SE}}_{\hat{\beta}_1}}.$$

の分母の形がよくわかり、パラメータの対数オッズ比が  $\beta_1$  であるという仮説のWald型P値函数

$$\text{pvalue}_{\text{Wald}}(N|\beta_1) = 2(1 - \text{cdf}(\text{Normal}(0, 1), |\hat{z}(\beta_1)|))$$

や対数オッズ比  $\beta_1$  に関するWald型信頼区間

$$\text{confint}_{\text{Wald}}^{\beta_1}(N|\alpha) = [\hat{\beta}_1 - z_{\alpha/2} \widehat{\text{SE}}_{\hat{\beta}_1}, \hat{\beta}_1 + z_{\alpha/2} \widehat{\text{SE}}_{\hat{\beta}_1}]$$

の計算の仕方がよく分かったことになる。

以上の結果は

- 「検定と信頼区間: 比率の比較」のノート  
(<https://nbviewer.org/github/genkuroki/Statistics/blob/master/2022/11%20Hypothesis%20testing%20and%20confidence%20inter%20Two%20proportions.ipynb>)

における「Wald版のオッズ比に関するP値と信頼区間」の再現になっている。

## 5.4 $x_i$ 達の値も1または0の場合のWilson型のP値函数と信頼区間

### 5.4.1 A=0で定まる条件付き確率分布の正規分布近似

この節ではスコア統計量の分布の正規分布近似に戻って考え直す:

$$U(\beta) = \begin{bmatrix} A(\beta) \\ B(\beta) \end{bmatrix} \sim \text{MvNormal}(0, I(\beta)), \text{ approximately.}$$

$I(\beta)$  の成分は  $a(\beta), b(\beta), c(\beta)$  と表されているのであった.

回帰係数パラメータの片方の  $\beta_1$  (対数オッズ比パラメータ)を任意に固定して,  $\beta_0$  のみを動かして得られる最尤法(尤度最大化)の解を  $\tilde{\beta}_0$  と書き,

$$\tilde{\beta} = \begin{bmatrix} \tilde{\beta}_0 \\ \beta_1 \end{bmatrix}$$

とおく. このとき,  $\tilde{\beta}_0$  は, 与えられた  $\beta_1$  に対する方程式

$$A = A(\beta) = A \left( \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \end{bmatrix} \right) = 0$$

の解になる. ゆえに,  $U(\tilde{\beta})$  が従う分布は  $U(\beta)$  が従う分布を  $A(\beta) = 0$  の場合に制限して得られる条件付き確率分布になる. このことから, 次が成立することがわかる:

$$B(\tilde{\beta}) \sim \text{Normal} \left( 0, \sqrt{\frac{\tilde{a}\tilde{c} - \tilde{b}^2}{\tilde{a}}} \right), \text{ approximately.}$$

ここで,  $\tilde{a}, \tilde{b}, \tilde{c}$  は  $\beta = \tilde{\beta}$  のときの  $a, b, c$  である:

$$\tilde{a} = a(\tilde{\beta}), \quad \tilde{b} = b(\tilde{\beta}), \quad \tilde{c} = c(\tilde{\beta}).$$

$\tilde{a}/(\tilde{a}\tilde{c} - \tilde{b}^2)$  が  $I(\tilde{\beta})^{-1}$  の  $(2, 2)$  成分に等しいことに注意せよ. (2変量正規分布の条件付き確率分布について自分で計算してみて, そうなる理由を確認せよ.)

この結果を有用にするためには  $\tilde{\beta}_0$  を求め,  $\tilde{a}, \tilde{b}, \tilde{c}, B(\tilde{\beta})$  の具体的な形を決定する必要がある. 以下ではそれを実行しよう.

### 5.4.2 与えられた対数オッズ比パラメータの値 $\beta_1$ に対する $\beta_0$ の推定量に関する公式

公式:  $\tilde{\beta}_0$  と  $\tilde{a}, \tilde{b}, \tilde{c}, B(\tilde{\beta})$  の具体的な形は次のようにになる:

$$\begin{aligned} \hat{\beta}_0 &= \log \frac{n_{01} + \tilde{\delta}}{n_{00} - \tilde{\delta}}, \\ \tilde{a} &= \frac{(n_{11} - \tilde{\delta})(n_{10} + \tilde{\delta})}{n_1} + \frac{(n_{01} + \tilde{\delta})(n_{00} - \tilde{\delta})}{n_0}, \\ \tilde{b} &= \tilde{c} = \frac{(n_{11} - \tilde{\delta})(n_{10} + \tilde{\delta})}{n_1}, \\ B(\tilde{\beta}) &= -\tilde{\delta}. \end{aligned}$$

ただし,  $\tilde{\delta}$  は

$$\omega = \exp(\beta_1), \quad A = 1 - \omega, \quad B = n_{11} + n_{00} + \omega(n_{10} + n_{01}), \quad C = n_{11}n_{00} - \omega n_{01}n_{10}$$

とおいて, 次のように定義される:

$$\tilde{\delta} = \frac{2C}{B + \sqrt{B^2 - 4AC}}.$$

証明:  $A(\beta)$  の具体的な形は

$$\begin{aligned} A(\beta) &= -n_{11}(1-p) + n_{10}p - n_{01}(1-q) + n_{00}q = n_1p - n_{11} + n_0q - n_{01}, \\ \frac{q}{1-q} &= \exp(\beta_0), \quad \frac{p(1-q)}{(1-p)q} = \exp(\beta_1) \end{aligned}$$

だったので, 与えられた  $\beta_1$  に対する  $\beta_0$  に関する方程式  $A(\beta) = 0$  は次と同値である:

$$\delta := n_{11} - n_1 p = -(n_{01} - n_0 q).$$

このとき,

$$p = \frac{n_{11} - \delta}{n_1}, \quad 1 - p = \frac{n_{10} + \delta}{n_1}, \quad q = \frac{n_{01} + \delta}{n_0}, \quad 1 - q = \frac{n_{00} - \delta}{n_0}$$

なので, 条件  $((p(1 - q)) / ((1 - p)q)) = \exp(\beta_1)$  は次のように書き直される:

$$\frac{(n_{11} - \delta)(n_{00} - \delta)}{(n_{10} + \delta)(n_{01} + \delta)} = \exp(\beta_1).$$

これを  $\delta$  に関する2次方程式に直してから解くと, その解は

$$\tilde{\delta} = \frac{2C}{B + \sqrt{B^2 - 4AC}}.$$

ここで,

$$\omega = \exp(\beta_1), \quad A = 1 - \omega, \quad B = n_{11} + n_{00} + \omega(n_{10} + n_{01}), \quad C = n_{11}n_{00} - \omega n_{01}n_{10}.$$

$\tilde{p}, \tilde{q}$  を次のように定める:

$$\tilde{p} = \frac{n_{11} - \tilde{\delta}}{n_1}, \quad \tilde{q} = \frac{n_{01} + \tilde{\delta}}{n_0}.$$

このとき,  $\beta_0$  に関する方程式  $A(q) = 0$  は次のように解ける:

$$\hat{\beta}_0 = \log \frac{\tilde{q}}{1 - \tilde{q}} = \log \frac{n_{01} + \tilde{\delta}}{n_{00} - \tilde{\delta}}.$$

そして, このとき,

$$\begin{aligned} \tilde{a} &= n_1 \tilde{p}(1 - \tilde{p}) + n_0 \tilde{q}(1 - \tilde{q}) = \frac{(n_{11} - \tilde{\delta})(n_{10} + \tilde{\delta})}{n_1} + \frac{(n_{01} + \tilde{\delta})(n_{00} - \tilde{\delta})}{n_0}, \\ \tilde{b} &= \tilde{c} = n_1 \tilde{p}(1 - \tilde{p}) = \frac{(n_{11} - \tilde{\delta})(n_{10} + \tilde{\delta})}{n_1}, \\ B(\tilde{\beta}) &= n_1 \tilde{p} - n_{11} = -\tilde{\delta}. \end{aligned}$$

これで  $B(\tilde{\beta})$  の具体的な形がわかった. 証明終

### 5.4.3 対数オッズ比パラメータ $\beta_1$ に関するWilson型のP値函数と信頼区間の構成

以上の結果と  $n_{11} + n_{10} = n_1, n_{01} + n_{00} = n_0$  より,

$$\begin{aligned} \frac{\tilde{a}}{\tilde{a}\tilde{c} - \tilde{b}^2} &= \frac{\frac{(n_{11} - \tilde{\delta})(n_{10} + \tilde{\delta})}{n_1} + \frac{(n_{01} + \tilde{\delta})(n_{00} - \tilde{\delta})}{n_0}}{\frac{(n_{11} - \tilde{\delta})(n_{10} + \tilde{\delta})}{n_1} \frac{(n_{01} + \tilde{\delta})(n_{00} - \tilde{\delta})}{n_0}} \\ &= \frac{\frac{n_1}{(n_{11} - \tilde{\delta})(n_{10} + \tilde{\delta})} + \frac{n_0}{(n_{01} + \tilde{\delta})(n_{00} - \tilde{\delta})}}{\frac{n_1}{(n_{11} - \tilde{\delta})(n_{10} + \tilde{\delta})} + \frac{n_0}{(n_{01} + \tilde{\delta})(n_{00} - \tilde{\delta})}} \\ &= \frac{1}{n_{11} - \tilde{\delta}} + \frac{1}{n_{10} + \tilde{\delta}} + \frac{1}{n_{01} + \tilde{\delta}} + \frac{1}{n_{00} - \tilde{\delta}}. \end{aligned}$$

したがって,

$$B(\tilde{\beta}) \sim \text{Normal} \left( 0, \sqrt{\frac{\tilde{a}\tilde{c} - \tilde{b}^2}{\tilde{a}}} \right), \text{ approximately.}$$

という結果は次のように書き直される:

$$z(\beta_1) := \tilde{\delta} \widehat{\text{SE}}_{\tilde{\delta}}^{-1} \sim \text{Normal}(0, 1), \text{ approximately.}$$

ここで,

$$\widehat{\text{SE}}_{\tilde{\delta}}^{-1} = \sqrt{\frac{\tilde{a}}{\tilde{a}\tilde{c} - \tilde{b}^2}} = \sqrt{\frac{1}{n_{11} - \tilde{\delta}} + \frac{1}{n_{10} + \tilde{\delta}} + \frac{1}{n_{01} + \tilde{\delta}} + \frac{1}{n_{00} - \tilde{\delta}}}.$$

さらにこれは、次と同値である:

$$\chi^2(\beta_1) := z(\beta_1)^2 = \tilde{\delta}^2 \widehat{\text{SE}}_{\tilde{\delta}}^{-2} \sim \text{Chisq}(1), \text{ approximately.}$$

これより、「対数オッズ比パラメータは  $\beta_1$  である」という仮説のWilson型の(スコア検定の)P値函数が以下のように定義される:

$$\text{pvalue}_{\text{Wilson}}(N|\beta_1) = 2(1 - \text{cdf}(\text{Normal}(0, 1), |z(\beta_1)|)) = \text{cdf}(\text{Chisq}(1), \chi^2(\beta_1)).$$

さらに、Wilson型(スコア検定に付随する)信頼区間が次のように得られる:

$$\text{confint}_{\text{Wilson}}^{\beta_1}(N|\alpha) = \{ \beta_1 \in \mathbb{R} \mid \text{pvalue}_{\text{Wilson}}(N|\beta_1) \geq \alpha \}.$$

以上の結果は

- 「検定と信頼区間: 比率の比較」のノート  
(<https://nbviewer.org/github/genkuroki/Statistics/blob/master/2022/11%20Hypothesis%20testing%20and%20confidence%20inter%20Two%20proportions.ipynb>)

における「Pearsonの $\chi^2$ 検定版のオッズ比に関するP値と信頼区間」の再現になっている。信頼区間の計算法のより詳しい説明や計算の例もそちらにある。

## 5.5 $x_i$ 達の値も1または0の場合にロジスティック回帰の一般化の役に立ち方

$x_i = (X_i, k) \in \{1, 0\} \times \{1, \dots, K\}$  が  $X_i = 1, 0$  と  $k = 1, 2, \dots, K$  の組である場合への以上の話の一般化は、 $K$  個の統計分析の結果をまとめあげる メタアナリシス などでも役に立っている。

例えば、 $K$  個の統計分析に関する共通オッズ比を推定するためのMantel-Haenszel統計量の話やMantel-Haenszel検定の話をインターネットで検索してみよ。共通オッズ比のMantel-Haenszel検定はロジスティック回帰を使った検定と本質的に同値になっている。

- 共通オッズ比 Mantel-Haenszel統計量 (<https://www.google.com/search?q=%E5%85%B1%E9%80%9A%E3%82%AA%E3%83%83%E3%82%BA%E6%AF%94+Mantel-Haenszel%E7%B5%B1%E8%A8%88%E9%87%8E>)
- Mantel-Haenszel検定 (<https://www.google.com/search?q=Mantel-Haenszel%E6%A4%9C%E5%AE%9A>)

検索すれば、 $x_i$  達が離散的な値を取る場合のロジスティック回帰は医療統計の分野でよく使われていることがわかるだろう。

このように、ロジスティック回帰は機械学習の文脈で解説されることが多いが、医療統計でも使われている。

将来、機械学習の技術を利用しようと思っている人も、それとは毛色が違う医療統計についても学んでおけば、アイデアの幅が広がり、オリジナルな仕事をできるかもしれない。

In [ ]:

1