

一般に、ある関数 $r(\xi)$ の極値(極小値または極大値のことであるが、本節では極小値とする)を与えるパラメタ ξ の値を数値的に求めることを関数の最適化と呼ぶが、その方法は、何らかの方法で求めた ξ の初期値から、 $r(\xi)$ が減少する方向 d へある分量 α だけ修正する、

$$\boldsymbol{\xi}_{(\ell+1)} = \boldsymbol{\xi}_{(\ell)} + \alpha \boldsymbol{d}_{(\ell)} \tag{54}$$

$$egin{aligned} oldsymbol{d}_{(oldsymbol{\ell})} = - \left. egin{aligned} rac{\partial \ r(oldsymbol{\xi})}{\partial \ oldsymbol{\xi}}
ight|_{oldsymbol{\xi} = oldsymbol{\xi}_{(oldsymbol{\ell})}} \end{aligned}$$

$$r(\boldsymbol{\xi}_{(\ell+1)}) \leq r(\boldsymbol{\xi}_{(\boldsymbol{\ell})})$$

Newton-Raphson

 $r(\pmb{\xi})$ を $\pmb{\xi}_{(\ell)}$ のまわりで2次の項まで Taylor 展開すると

$$r(\xi) \approx r(\xi_{(\ell)}) + g(\xi_{(\ell)})'(\xi - \xi_{(\ell)}) + \frac{1}{2}(\xi - \xi_{(\ell)})'H(\xi_{(\ell)})(\xi - \xi_{(\ell)})$$

$$m{H}(m{\xi}_{(\ell)}) = \left[\left. \frac{\partial^2 r(m{\xi})}{\partial m{\xi} \ \partial m{\xi}'} \right|_{m{\xi} = m{\xi}_{(\ell)}} \right]$$

,

$$r(\xi) \approx r(\xi_{(\ell)}) + g(\xi_{(\ell)})'(\xi - \xi_{(\ell)}) + \frac{1}{2}(\xi - \xi_{(\ell)})'H(\xi_{(\ell)})(\xi - \xi_{(\ell)})$$

したがって, 極値の条件は

$$\frac{\partial r(\boldsymbol{\xi})}{\partial \boldsymbol{\xi}} \approx \boldsymbol{g}(\boldsymbol{\xi}_{(\boldsymbol{\ell})}) + \boldsymbol{H}(\boldsymbol{\xi}_{(\boldsymbol{\ell})})(\boldsymbol{\xi} - \boldsymbol{\xi}_{(\boldsymbol{\ell})}) = 0$$

となり, これより

$$\boldsymbol{\xi} = \boldsymbol{\xi_{(\boldsymbol{\ell})}} - \boldsymbol{H(\boldsymbol{\xi_{(\boldsymbol{\ell})}})}^{-1} \boldsymbol{g(\boldsymbol{\xi_{(\boldsymbol{\ell})}})}$$

となる. したがって, Eq.(54) において

$$d_{(\boldsymbol{\ell})} = - oldsymbol{H}(oldsymbol{\xi}_{(oldsymbol{\ell})})^{-1} oldsymbol{g}(oldsymbol{\xi}_{(oldsymbol{\ell})})$$

■ 微分の話

5

ロジスティク回帰

$$\Pr(Y_i = 1 | x_i) = \frac{1}{1 + \exp(-(\alpha x_i + \beta))} = P(x_i | \alpha, \beta) = \pi_i(\xi)$$
(66)

モデルのパラメタは $\boldsymbol{\xi} = \{\alpha, \beta\}$ (f_i, r_i) を試行数と度数として、

$$\mathcal{E}(R_i|x_i) = f_i \times P(x_i|\alpha,\beta) = f_i \pi_i(\xi)$$
 (67)

$$var\left(R_i|x_i\right) = f_i\pi_i(\boldsymbol{\xi})(1 - \pi_i(\boldsymbol{\xi})) \tag{68}$$

である。

尤度関数

$$L(\boldsymbol{\xi}) = \prod_{i=1}^{n} \pi_i(\boldsymbol{\xi})^{y_i} (1 - \pi_i(\boldsymbol{\xi}))^{1 - y_i}$$
 (69)

$$L(\boldsymbol{\xi}) = \prod_{i=1}^{n} \pi_i(\boldsymbol{\xi})^{r_i} (1 - \pi_i(\boldsymbol{\xi}))^{f_i - r_i}$$
 (70)

対数尤度関数

$$lnL(\xi) = \sum_{i=1}^{n} y_i \log \pi_i(\xi) + (1 - y_i) \log(1 - \pi_i(\xi))$$
 (71)

$$lnL(\xi) = \sum_{i=1}^{n} r_i \log \pi_i(\xi) + (f_i - r_i) \log(1 - \pi_i(\xi))$$
 (72)

これを最大にするように x_i を求める。

7

一次微分は

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \alpha} = \sum_{i=1}^{n} (r_i - f_i \pi_i(\boldsymbol{\xi})) x_i$$

$$\frac{\partial \ln L}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^{n} (r_i - f_i \pi_i(\boldsymbol{\xi}))$$

導出

$$\frac{\partial \ln L(\boldsymbol{\xi})}{\partial \boldsymbol{\xi}} = \sum_{i=1}^{n} \left(r_{i} \frac{1}{\pi_{i}(\boldsymbol{\xi})} \frac{\partial \pi_{i}(\boldsymbol{\xi})}{\partial \boldsymbol{\xi}} - (f_{i} - r_{i}) \frac{1}{1 - \pi_{i}(\boldsymbol{\xi})} \frac{\partial \pi_{i}(\boldsymbol{\xi})}{\partial \boldsymbol{x}_{i}} \right)
= \sum_{i=1}^{n} \left(\frac{r_{i}(1 - \pi_{i}(\boldsymbol{\xi})) - (f_{i} - r_{i})\pi_{i}(\boldsymbol{\xi})}{\pi_{i}(\boldsymbol{\xi})(1 - \pi_{i}(\boldsymbol{\xi}))} \frac{\partial \pi_{i}(\boldsymbol{\xi})}{\partial \boldsymbol{\xi}} \right)$$

$$= \sum_{i=1}^{n} \left(\frac{r_{i} - f_{i}\pi_{i}(\boldsymbol{\xi})}{\pi_{i}(\boldsymbol{\xi})(1 - \pi_{i}(\boldsymbol{\xi}))} \frac{\partial \pi_{i}(\boldsymbol{\xi})}{\partial \boldsymbol{\xi}} \right)$$

$$(75)$$

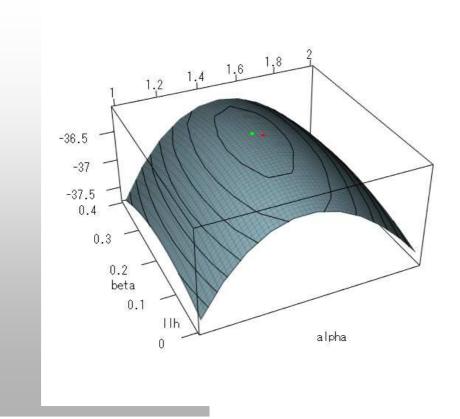
9

$$\frac{\partial \pi_i(\boldsymbol{\xi})}{\partial A} = \frac{-1}{(1 + \exp(-(\alpha x_i + \beta)))^2} \times \exp(1 + \exp(-(\alpha x_i + \beta))) \times \frac{\partial -(\alpha x_i + \beta)}{\partial A} \tag{77}$$

$$\frac{\partial \pi_i(\boldsymbol{\xi})}{\partial \alpha} = \pi_i(\boldsymbol{\xi})(1 - \pi_i(\boldsymbol{\xi}))x_i \tag{78}$$

$$\frac{\partial \pi_i(\boldsymbol{\xi})}{\partial \beta} = \pi_i(\boldsymbol{\xi})(1 - \pi_i(\boldsymbol{\xi})) \tag{79}$$

尤度関数



11

nlm の経路

