

4.5 ベイズロジスティック回帰

cf. 4.3.2 ロジスティック回帰

$$p(y_i | \phi) = \sigma(w^T \phi)$$

4.5.1 Laplace 近似

目的

事後分布を Gauss 分布で表す

モデルパラメータ

→ 事前分布は Gauss 分布を自然

$$p(w) = \mathcal{N}(w | m_0, S_0) \quad \text{ハイパーパラメータ} \quad (4.140)$$

このとき、事後確率 $p(w | t)$ は...

$$p(w | t) \propto p(w) p(t | w) \quad (4.141)$$

$t = \begin{pmatrix} t_1 \\ \vdots \\ t_n \end{pmatrix}$: 目標変数

対数

$$\log p(w | t) = \underbrace{\log p(w)}_{(4.140)} + \underbrace{\log p(t | w)}_{(4.89)} + \text{Const.}$$

正値の正規化因子

$\sum_j p(w_j) p(t | w_j)$

$$\log p(w) = \log \mathcal{N}(w | m_0, S_0) \quad (4.140)$$

$$= B_0 - \frac{1}{2} (w - m_0)^T S_0^{-1} (w - m_0) + \text{Const.}$$

(4.90)

ロジスティック回帰における

$$\log p(t | w) = -E(w) \quad \text{尤度関数}$$

$$\log \left(\frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}}} \sqrt{|S_0|} \right)$$

$$\stackrel{(4.89)}{=} \log \left(\prod_{n=1}^N y_n^{t_n} (1 - y_n)^{1-t_n} \right)$$

$$y_n = \sigma(w^T \phi_n)$$

$$= \sum_{n=1}^N (t_n \log y_n + (1 - t_n) \log (1 - y_n))$$

$$\phi(\alpha_n)$$

78)

$$\log p(w|t) = -\frac{1}{2} (w - m_0)^T S_0^{-1} (w - m_0) + \sum_{n=1}^N (t_n \log y_n + (1 - t_n) \log (1 - y_n)) + \text{Const.} \quad (4.142)$$

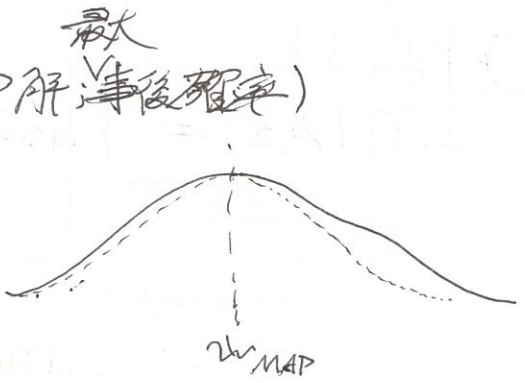
事後分布 $p(w|t)$ は Gauss 分布 に近似する

$\longleftrightarrow p(w|t)$ のモード w_{MAP} (or MAP 解 ^{最大} 事後確率) を求める. (Laplace 近似)

$w = w_{\text{MAP}}$ として

$$\frac{\partial \log p(w|t)}{\partial w} \bigg|_{w=w_{\text{MAP}}} = 0$$

$p(w|t)$ の $w = w_{\text{MAP}}$ で MAX.



$\log p(w|t)$ が $w = w_{\text{MAP}}$ で MAX となる MAP 解

① 分散行列

Twice (4.132) を

w_{MAP} を t_2 とする

~~$$\frac{\partial^2 \log p(w|t)}{\partial w^2} = -S$$~~

$$S_N^{-1} \stackrel{?}{=} - \frac{\partial^2 \log p(w|t)}{\partial w^2} \bigg|_{w=w_{\text{MAP}}}$$

$$= \underbrace{- \frac{\partial^2 \log \mathcal{N}(w|m_0, S_0)}{\partial w^2} \bigg|_{w=w_{\text{MAP}}}}_{(4.140)} + \underbrace{\frac{\partial^2 E(w)}{\partial w^2}}_{(4.90)}$$

$$= S_0^{-1} + \underbrace{\sum_{n=1}^N y_n (1 - y_n) \phi_n \phi_n^T}_{(4.97)} \quad (4.143)$$

② 事後分布の Gauss 分布に近似

$$q(w) = \mathcal{N}(w|w_{\text{MAP}}, S_N) \quad (4.144)$$

4.5.2 予測分布

やり直し

特徴ベクトル $\phi(x)$ が与えられたとき、予測分布 $p(C_k | \phi, \mathbf{t})$ を求める

~~※~~ ○ 予測分布

$$p(C_k | \phi, \mathbf{t}) = \int d\mathbf{w} \underbrace{p(C_k | \phi, \mathbf{w})}_{(4.87)} \underbrace{p(\mathbf{w} | \mathbf{t})}_{(4.144)}$$

変数 \mathbf{w} について積分 (周辺化) ex. (1.68)
加法定理

(Gaussian 近似) $\simeq \int d\mathbf{w} \underbrace{\sigma(\mathbf{w}^T \phi)}_{(4.145)} \underbrace{g(\mathbf{w})}_{(4.144)}$ (4.145)

σ に注目.

$$\sigma(\mathbf{w}^T \phi) = \int da \delta(a - \mathbf{w}^T \phi) \sigma(a)$$

$\mathbf{w}^T \phi$ の関数を積分表示 (4.146)

\downarrow (4.145) 右辺

$$\int d\mathbf{w} \sigma(\mathbf{w}^T \phi) g(\mathbf{w})$$

$$= \int d\mathbf{w} \int da \delta(a - \mathbf{w}^T \phi) \sigma(a) g(\mathbf{w})$$

積分の交換

$$= \int da \sigma(a) \underbrace{\int d\mathbf{w} \delta(a - \mathbf{w}^T \phi) g(\mathbf{w})}_{= p(a)} \quad (4.148)$$

$$= \int da \sigma(a) p(a) \quad (4.147)$$

2.3.2
 $g(w)$ or Gaussian \Rightarrow 周辺分布は Gaussian

• 周辺分布の平均

$$\mu_a = \mathbb{E}[a]$$

$$\stackrel{?}{=} \int da p(a) a$$

$$= \int da \int dw \delta(a - w^T \phi) g(w) a$$

$$= \int dw g(w) \int da \delta(a - w^T \phi) a$$

$$= \int dw g(w) w^T \phi \quad \begin{matrix} (4.144) \\ g(w) = \mathcal{N}(w | w_{MAP}, S_N) \end{matrix}$$

$$= w_{MAP}^T \phi \quad (4.149)$$

• 周辺分布の共分散

$$\sigma_a^2 = \text{var}[a]$$

$$= \int da p(a) (a^2 - \mathbb{E}[a]^2)$$

$$= \int dw g(w) ((w^T \phi)^2 - (w_{MAP}^T \phi)^2)$$

$$= \phi^T S_N \phi \quad (4.150)$$

cf. (3.59) 予測分布の分散
 $\sigma_N^2(x) = \frac{1}{\beta} + \phi(x)^T S_N \phi(x)$

○ 予測分布の混合近似

$$p(C_1 | \mathbf{x}) = \int da \sigma(a) \mathcal{N}(a | \mu_a, \sigma_a^2) \quad (4.151)$$

ロジスティックシグモイド関数 σ の
 Gaussian の重ね合わせ

○ (4.151) の 7⁹ ビット逆関数近似.

因子测分布

$$p(C_1 | \text{†}) = \int da \underbrace{\sigma(a)}_{\uparrow} \mathcal{N}(a | \mu_a, \sigma_a^2) \quad (4.151)$$

$$\left(\sigma(a) \approx \Phi\left(\sqrt{\frac{\pi}{8}} a\right) \quad (\text{演習 4.25}) \right)$$

ジグモイドをフーリエ級数で近似.

$$\simeq \int da \, \Phi\left(\sqrt{\frac{\pi}{g}} a\right) \mathcal{K}(a | \mu_a, \sigma_a^2).$$

$$\left(\int da \Phi(a) \mathcal{N}(a|\mu, \sigma^2) = \Phi\left(\frac{\mu}{\sqrt{\lambda^{-2} + \sigma^2}}\right) \quad (4.152) \right)$$

$$= \Phi \left(\frac{\sqrt{\frac{\pi}{8}}}{\sqrt{1 + \frac{\pi}{8} \sigma_a^2}} \mu_a \right) \quad \text{||} \quad \Phi \left(\frac{\mu_a}{\sqrt{1 + \frac{\pi}{8} \sigma_a^2}} \right)$$

$$= \int \left(\sqrt{\frac{\pi}{8}} (K(\sigma_a^2) \mu_a) \right) \quad (\text{注 4.25})$$

$$\triangle \left(\sigma(a) \subseteq \int \left(\sqrt{\frac{\pi}{8}} a \right) \right) \quad (4.155)$$

