

## 提出課題 II：線形回帰モデル

問題文中の空欄に入る数式を選択，または数値を計算せよ．選択した解答 ((A)–(D))，または計算した数値は「機械学習 2024 KA240201-teams」の「一般」チャンネルに出現する課題へのリンクから提出すること．

### 問題 1, 2

次の形のロジスティックモイド関数の線形結合

$$y(x, \mathbf{w}) = w_0 + \sum_{j=1}^M w_j \sigma\left(\frac{x - \mu_j}{s}\right) \quad (\text{a})$$

は次の形の  $\tanh$  関数の線形結合

$$y(x, \mathbf{u}) = u_0 + \sum_{j=1}^M u_j \tanh\left(\frac{x - \mu_j}{s}\right)$$

と等価であることを示し，新しいパラメータ  $u_1, \dots, u_M$  ともとのパラメータ  $w_1, \dots, w_M$  を関係付ける式を求める．

$a_j = (x - \mu_j)/2s$  とすると，式 (a) は

$$\begin{aligned} y(x, \mathbf{w}) &= w_0 + \sum_{j=1}^M \frac{w_j}{2} (\boxed{(1)} + 1) \\ &= u_0 + \sum_{j=1}^M u_j \tanh(a_j) \end{aligned}$$

と書き換えることができる．ただし， $u_j = w_j/2$  ( $j = 1, \dots, M$ ) であり， $u_0 = \boxed{(2)}$  である．

---

問題 1. 空欄 (1) に入る数式を選択せよ．

- (A)  $\sigma(a_j) - 1$
- (B)  $\sigma(2a_j) - 1$
- (C)  $2\sigma(a_j) - 1$
- (D)  $2\sigma(2a_j) - 1$

問題 2. 空欄 (2) に入る数式を選択せよ．

- (A)  $w_0/2$
- (B)  $w_0$
- (C)  $w_0 + \sum_{j=1}^M w_j$
- (D)  $w_0 + \sum_{j=1}^M w_j/2$

### 問題 3, 4

ガウス分布に従う複数の目標変数  $\mathbf{t}$  をもつ次の形の線形基底関数モデルを考える。

$$p(\mathbf{t}|\mathbf{W}, \Sigma) = \mathcal{N}(\mathbf{t}|\mathbf{y}(\mathbf{x}, \mathbf{W}), \Sigma).$$

ただし,

$$\mathbf{y}(\mathbf{x}, \mathbf{W}) = \mathbf{W}^T \phi(\mathbf{x})$$

である。入力基底ベクトル  $\phi(\mathbf{x}_n)$  ( $n = 1, \dots, N$ ) とそれに対応する目標ベクトル  $\mathbf{t}_n$  が訓練データ集合として与えられるとき, パラメータ行列  $\mathbf{W}$  の最尤推定解  $\mathbf{W}_{\text{ML}}$  を求める。

まず対数尤度関数は以下のように書き下すことができる。

$$\ln L(\mathbf{W}, \Sigma) = -\frac{N}{2} \ln |\Sigma| - \frac{1}{2} (\mathbf{t}_n - \mathbf{W}^T \phi(\mathbf{x}_n))^T \Sigma^{-1} (\mathbf{t}_n - \mathbf{W}^T \phi(\mathbf{x}_n))$$

はじめに,  $\mathbf{W}$  についての微分を 0 とおくと,

$$0 = \boxed{(3)}.$$

となる。  $\Sigma$  をかけ, 計画行列  $\Phi$  と訓練データ行列  $\mathbf{T}$  を導入すると,

$$\Phi^T \Phi \mathbf{W} = \Phi^T \mathbf{T}.$$

となり,  $\mathbf{W}$  について解くと,

$$\mathbf{W}_{\text{ML}} = \boxed{(4)}.$$

が得られる。

---

問題 3. 空欄 (3) に入る数式を選択せよ。

- (A)  $-\sum_{n=1}^N \Sigma^{-1} \phi(\mathbf{x}_n) (\mathbf{t}_n - \mathbf{W}^T \phi(\mathbf{x}_n))$
- (B)  $-\sum_{n=1}^N \Sigma^{-1} \phi(\mathbf{x}_n)^T (\mathbf{t}_n - \mathbf{W}^T \phi(\mathbf{x}_n))$
- (C)  $-\sum_{n=1}^N \Sigma^{-1} (\mathbf{t}_n - \mathbf{W}^T \phi(\mathbf{x}_n)) \phi(\mathbf{x}_n)$
- (D)  $-\sum_{n=1}^N \Sigma^{-1} (\mathbf{t}_n - \mathbf{W}^T \phi(\mathbf{x}_n)) \phi(\mathbf{x}_n)^T$

問題 4. 空欄 (4) に入る数式を選択せよ。

- (A)  $(\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T \mathbf{T}$
- (B)  $\Phi^T \mathbf{T} (\Phi^T \Phi)^{-1}$
- (C)  $(\Phi^T \mathbf{T})^{-1} \Phi^T \Phi$
- (D)  $\Phi^T \Phi (\Phi^T \mathbf{T})^{-1}$

### 問題 5

入力データ集合を  $\{1, 2, 3, 4, 5\}$ , 対応する目標データ集合を  $\{0.80, 2.45, 4.00, 6.03, 7.83\}$  とする訓練データ集合を考える.  $\epsilon$  をゼロ平均のガウス分布に従うノイズとする線形回帰モデル  $t = w_1x + w_0 + \epsilon$  に対し,  $w_1$  と  $w_0$  の最尤解は上記の訓練データ集合を用いて求めることができる. このモデルとこれらの最尤解を用いると, 新たな入力  $x_{\text{new}} = 2.5$  に対する目標値  $\hat{t}$  は (5) となる.

---

問題 5. 空欄 (5) に入る数値を計算せよ.