### 概 要

講義資料の解答とかをここに書くね。中間試験・期末試験の問題はここからしか出ないよ。

# Lecture 5の回答

#### 線形回帰モデルへの変形

$$a = -\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_1)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_1) + \frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_2)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_2) + \ln \frac{p(C_1)}{p(C_2)}$$

の時、

$$\mathbf{w} = \mathbf{\Sigma}^{-1}(\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2)$$

$$w_0 = -\frac{1}{2} \boldsymbol{\mu}_1^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_1 + \frac{1}{2} \boldsymbol{\mu}_2^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_2 + \ln \frac{p(C_1)}{p(C_2)}$$

とおくと、

$$a = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + w_0$$

と表記できることを示す。

$$a = -\frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_1)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_1) + \frac{1}{2}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_2)^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1}(\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_2) + \ln \frac{p(C_1)}{p(C_2)}$$

$$= -\frac{1}{2}(\mathbf{x}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{x} - \mathbf{x}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_1^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{x} + \boldsymbol{\mu}_1^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_1) +$$

$$-\frac{1}{2}(\mathbf{x}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{x} - \mathbf{x}^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_2 - \boldsymbol{\mu}_2^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{x} + \boldsymbol{\mu}_2^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_2) + \ln \frac{p(C_1)}{p(C_2)}$$

ここで、 $\mathbf{x}^T \mathbf{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_1$  はスカラなので転置をかけても等しくなるので、 $(\mathbf{x}^T \mathbf{\Sigma}^{-1} \boldsymbol{\mu}_1)^T = \boldsymbol{\mu}_1^T \mathbf{\Sigma}^{-1T} \mathbf{x} = \boldsymbol{\mu}_1^T \mathbf{\Sigma}^{-1} \mathbf{x}$  となる。ただし、 $(ABC)^T = C^T B^T A^T$  と、 $\Sigma$  は対称行列で、対称行列の逆行列もまた対称行列となることから、 $\mathbf{\Sigma}^{-1T} = \mathbf{\Sigma}^{-1}$  を使った。これを使い、

$$\begin{split} a &= -\frac{1}{2}\mathbf{x}^T\mathbf{\Sigma}^{-1}\mathbf{x} + \boldsymbol{\mu}_1^T\mathbf{\Sigma}^{-1}\mathbf{x} - \frac{1}{2}\boldsymbol{\mu}_1^T\mathbf{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\mu}_1 \\ &+ \frac{1}{2}\mathbf{x}^T\mathbf{\Sigma}^{-1}\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_2^T\mathbf{\Sigma}^{-1}\mathbf{x} + \frac{1}{2}\boldsymbol{\mu}_2^T\mathbf{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\mu}_2 + \ln\frac{p(C_1)}{p(C_2)} \\ &= \boldsymbol{\mu}_1^T\mathbf{\Sigma}^{-1}\mathbf{x} - \frac{1}{2}\boldsymbol{\mu}_1^T\mathbf{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\mu}_1 - \boldsymbol{\mu}_2^T\mathbf{\Sigma}^{-1}\mathbf{x} + \frac{1}{2}\boldsymbol{\mu}_2^T\mathbf{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\mu}_2 + \ln\frac{p(C_1)}{p(C_2)} \end{split}$$

ここで、 $\mathbf{w}^T\mathbf{x} + w_0$ を計算すると、

$$\mathbf{w}^{T}\mathbf{x} + w_{0} = (\boldsymbol{\mu}_{1}^{T} - \boldsymbol{\mu}_{2}^{T})\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{x} - \frac{1}{2}\boldsymbol{\mu}_{1}^{T}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\mu}_{1} + \frac{1}{2}\boldsymbol{\mu}_{2}^{T}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\mu}_{2} + \ln\frac{p(C_{1})}{p(C_{2})}$$
$$= \boldsymbol{\mu}_{1}^{T}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{x} - \boldsymbol{\mu}_{2}^{T}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\mathbf{x} - \frac{1}{2}\boldsymbol{\mu}_{1}^{T}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\mu}_{1} + \frac{1}{2}\boldsymbol{\mu}_{2}^{T}\boldsymbol{\Sigma}^{-1}\boldsymbol{\mu}_{2} + \ln\frac{p(C_{1})}{p(C_{2})}$$

となるので、 $a = \mathbf{w}^T \mathbf{x} + w_0$  が示せた。

# シグモイド関数の微分

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$
 の時、 $\frac{d\sigma(x)}{dx} = \sigma(x)(1 - \sigma(x))$  を示そう。 
$$\frac{d\sigma(x)}{dx} = \frac{d(1 + e^{-x})^{-1}}{dx}$$
 
$$= -(1 + e^{-x})^{-2}(-1)e^{-x} \quad (\because \frac{de^{-x}}{dx} = -e^{-x})$$
 
$$= (1 + e^{-x})^{-2}e^{-x}$$

ここで、右辺を計算すると、

$$\sigma(x)(1 - \sigma(x)) = (1 + e^{-x})^{-1} \frac{1 + e^{-x} - 1}{1 + e^{-x}}$$
$$= (1 + e^{-x})^{-2} e^{-x}$$

よって、
$$\frac{d\sigma(x)}{dx} = \sigma(x)(1 - \sigma(x))$$
を示した。

### 交差エントロピー誤差関数の微分

$$rac{\partial E(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = \sum_{n=1}^{N} (t_n - y_n) \phi_n$$
 を示そう。

$$\frac{\partial E(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = \sum_{n=1}^{N} \frac{\partial}{\partial \mathbf{w}} (t_n \ln y_n + (1 - t_n) \ln(1 - y_n))$$
$$= \sum_{n=1}^{N} (t_n \frac{\partial}{\partial \mathbf{w}} \ln y_n + (1 - t_n) \frac{\partial}{\partial \mathbf{w}} \ln(1 - y_n))$$

まずは  $\frac{\partial}{\partial \mathbf{w}} \ln y_n$  を計算しよう。

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{w}} \ln y_n = \frac{1}{y_n} \frac{\partial}{\partial \mathbf{w}} y_n \quad (\because \frac{d \ln x}{dx} = \frac{1}{x})$$

$$= \frac{1}{\sigma(\mathbf{w}^T \boldsymbol{\phi}_n)} \frac{\partial}{\partial \mathbf{w}} \sigma(\mathbf{w}^T \boldsymbol{\phi}_n)$$

$$= \frac{1}{\sigma(\mathbf{w}^T \boldsymbol{\phi}_n)} \sigma(\mathbf{w}^T \boldsymbol{\phi}_n) (1 - \sigma(\mathbf{w}^T \boldsymbol{\phi}_n)) \boldsymbol{\phi}_n \quad (\because \frac{d\sigma(x)}{dx} = \sigma(x) (1 - \sigma(x)))$$

$$= (1 - y_n) \boldsymbol{\phi}_n$$

次に、 $\frac{\partial}{\partial \mathbf{w}} \ln(1-y_n)$ を計算しよう。

$$\frac{\partial}{\partial \mathbf{w}} \ln(1 - y_n) = \frac{1}{1 - y_n} \frac{\partial}{\partial \mathbf{w}} (1 - y_n)$$

$$= \frac{1}{1 - y_n} \cdot -\frac{\partial}{\partial \mathbf{w}} y_n$$

$$= \frac{1}{1 - y_n} \cdot -y_n (1 - y_n) \phi_n$$

$$= -y_n \phi_n$$

これにより、

$$\frac{\partial E(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = \sum_{n=1}^{N} (t_n (1 - t_n) \phi_n + (1 - t_n) (-y_n \phi_n))$$
$$= \sum_{n=1}^{N} (t_n - y_n) \phi_n$$

と示せた。

#### 意地悪な問題

 $rac{\partial E(\mathbf{w})}{\partial \mathbf{w}} = \sum_{n=1}^N (t_n - y_n) \phi_n = 0$  となるような  $\mathbf{w}$  を解析的に導出してみよう。

$$\sum_{n=1}^{N} t_n \phi_n = \sum_{n=1}^{N} y_n \phi_n$$
$$\sum_{n=1}^{N} t_n \phi_n = \sum_{n=1}^{N} \sigma(\mathbf{w}^T \phi_n) \phi_n$$

さて、線形回帰の時には、

$$\sum_{n=1}^{N} t_n \boldsymbol{\phi}_n^{\top} = \mathbf{w}^{\top} \sum_{n=1}^{N} \boldsymbol{\phi}_n \boldsymbol{\phi}_n^{\top}$$
 (1)

となり、
$$\Phi = \begin{pmatrix} \phi(x_1) \\ \phi(x_2) \\ \dots \\ \phi(x_N) \end{pmatrix}$$
 とおくことによって、 $\Phi^{\top} \mathbf{t} = \mathbf{w}^{\top} \Phi^{\top} \Phi$  と変形できた。 しかし、

今回は非線形の関数  $\sigma$  があるために  $\mathbf{w}$  を  $\Sigma$  の外側に移動できない!(非線形関数は行列では表現できないことに注意しよう)