

演習 1.25

茂木 哲矢

2008年07月11日

1. 25 (基本) www 単一の目標変数 t の (1.87) の二乗損失関数のベクトル値 t で表される多変数の場合への以下の一般化について考える .

$$\mathbb{E}[L] = \iint \|y(\mathbf{x}) - t\|^2 p(\mathbf{x}, t) d\mathbf{x} dt \quad (1.151)$$

変分法によって, この期待損失を最小化する関数 $y(\mathbf{x})$ が $y(\mathbf{x}) = \mathbb{E}_t[t|\mathbf{x}]$ で与えられることを示せ . 単一の目標変数 t の場合はこの結果が (1.89) に帰着されることを確かめよ .

$$\int t p(x|\mathbf{x}) dt = \mathbb{E}_t[t|\mathbf{x}] \quad (1.89)$$

Answer

$$F[y] = \int_{x_1}^{x_2} G(y(x), y'(x), x) dx. \quad (D.5)$$

の変分 $\frac{\delta F}{\delta y(x)}$ はオイラー-ラグランジュ方程式

$$\frac{\partial G}{\partial y} - \frac{d}{dx} \left(\frac{\partial G}{\partial y'} \right) = 0. \quad (D.8)$$

を解くことで得られる .

式 (1.151) を整理して ,

$$\mathbb{E}[L] = \int \left\{ \int \|y(\mathbf{x}) - t\|^2 p(\mathbf{x}, t) dt \right\} d\mathbf{x}$$

式 (D.5) と比較すると, $G(y(\mathbf{x}), y'(\mathbf{x}), \mathbf{x})$ と $\int \|y(\mathbf{x}) - t\|^2 p(\mathbf{x}, t) dt$ が対応する .

よって

$$G(y(\mathbf{x}), y'(\mathbf{x}), \mathbf{x}) \equiv \int \|y(\mathbf{x}) - t\|^2 p(\mathbf{x}, t) dt$$

とすると

$$\frac{\partial G}{\partial y(\mathbf{x})} = 2 \int \{y(\mathbf{x}) - t\} p(\mathbf{x}, t) dt \quad (1)$$

$$\frac{\partial G}{\partial y'(\mathbf{x})} = 0 \quad (2)$$

変分は

$$\frac{\delta \mathbb{E}[L]}{\delta y(\mathbf{x})} = 2 \int \{y(\mathbf{x}) - t\} p(\mathbf{x}, t) dt = 0$$

これを $y(\mathbf{x})$ について解く .

$$y(\mathbf{x}) = \frac{\int t p(\mathbf{x}, t) dt}{\int p(\mathbf{x}, t) dt} \quad (3)$$

確率の加法定理・乗法定理より, 式 (3) は

$$y(\mathbf{x}) = \frac{\int t p(\mathbf{x}, t) dt}{p(\mathbf{x})} = \int t p(t|\mathbf{x}) dt = \mathbb{E}_t[t|\mathbf{x}] \quad (4)$$

これは x が与えられた下での t の条件付き平均になっている .

また, t が単一変数の場合は,

$$y(\mathbf{x}) = \int t p(t|\mathbf{x}) dt = \mathbb{E}_t[t|\mathbf{x}]$$

とな式 (1.89) と等しくなる .