## 演習問題 1.26

式 (1.151) の 2 乗を展開し、式 (1.90) に類似の結果を導き、目標変数ベクトル  $\mathbf t$  の場合に、期待二乗損失を最小にする関数  $\mathbf y(\mathbf x)$  が、やはり  $\mathbf t$  の条件付き期待値で与えられることを示せ。

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

$$\cdots (1.151)$$

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

$$= \int \{y(\mathbf{x}) - \mathbf{E}[t|\mathbf{x}]\}^2 p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} + \int \text{var}[t|\mathbf{x}] p(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$$

$$\cdots (1.90)$$

[解]

式 (1.151) の2 乗部分を展開すると、

$$|| y(x) - t ||^2 = || y(x) - E[t|x] + E[t|x] - t ||^2$$

=  $\| \mathbf{y}(\mathbf{x}) - \mathbf{E}[\mathbf{t}|\mathbf{x}] \|^2 + 2 \| \mathbf{y}(\mathbf{x}) - \mathbf{E}[\mathbf{t}|\mathbf{x}] \| \| \mathbf{E}[\mathbf{t}|\mathbf{x}] - \mathbf{t} \| + \| \mathbf{E}[\mathbf{t}|\mathbf{x}] - \mathbf{t} \|^2$  となる。ここで、この 2 乗部分を式(1.151)に代入し直し、 $\mathbf{t}$  について積分を行うと、

$$E[L(t, y(x))] = \int \int ||y(x) - t||^{2} p(x, t) dx dt$$

$$= \int \int ||y(x) - E[t|x]||^{2} p(x, t) dx dt$$

$$+ 2 \int \int ||y(x) - E[t|x]|| ||E[t|x] - t|| p(x, t) dx dt$$

$$+ \int \int ||E[t|x] - t||^{2} p(x, t) dx dt$$

となる。上記の式の第二項は消えるので、

$$= \int ||y(\mathbf{x}) - \mathbf{E}[\mathbf{t}|\mathbf{x}]||^2 p(\mathbf{x}) d\mathbf{x} + \int \text{var}[\mathbf{t}|\mathbf{x}] p(\mathbf{x}) d\mathbf{x}$$

となり、目標変数ベクトル  $\mathbf{t}$  の場合に、期待二乗損失を最小にする関数  $\mathbf{y}(\mathbf{x})$  が、やはり  $\mathbf{t}$  の条件付き期待値で与えられることを示せた。