

卒研ゼミ「深層学習」

5 機械学習の基礎

5.6 ベイズ統計

データ $D_m := \{x^{(1)}, \dots, x^{(m)}\}$ が与えられたとき、データによって決まるパラメータが θ という値をとる確率はベイズの定理より

$$p(\theta | D_m) = \frac{p(D_m | \theta)p(\theta)}{p(D_m)} \propto p(D_m | \theta)p(\theta) \quad (1)$$

となる。中辺の分母は

$$p(D_m) = \int p(D_m | \theta)p(\theta) d\theta$$

で計算でき、これは θ によらず、また $D_m = \{x^{(1)}, \dots, x^{(m)}\}$ の値は既知のものであるから、定数として扱ってよい。式 (1) の $p(\theta)$ を事前確率 (分布)、 $p(\theta | D_m)$ を事後確率 (分布)、 $p(D_m | \theta)$ を尤度という。事前確率はデータを手に入れる前に想定していた確率であるのに対して、事後確率はデータを得たあとに事前確率を修正 (ベイズ修正) したものである。式 (1) からわかるように、ベイズ修正とは事前確率に尤度をかけて規格化を行うことである。

例：ベイズ線形回帰

m 個の訓練データ $(X^{(\text{train})}, \mathbf{y}^{(\text{train})}) = (X, \mathbf{y})$ が与えられたとする (右肩の (train) は省略する)。ここに $\mathbf{y} = [y_1, \dots, y_m]^T$ であり、基底関数を $\phi_k(x)$, $k = 0, \dots, n$ とすれば計画行列は $(X)_{ij} = [\phi_j(x_i)]$ である (推定関数を n 次多項式としたときは $\phi_k(x) = x^k$ であつた)。 $\mathbf{x} = [\phi_0(x), \dots, \phi_n(x)]^T$, $\mathbf{w} = [w_0, w_1, \dots, w_n]^T$ とすれば、訓練データによる y の推定は $\hat{y} = \sum_{k=0}^n w_k \phi_k(x) = \mathbf{w}^T \mathbf{x}$ と表現できる。また各訓練データ x_i ($i = 1, \dots, m$) に対する y の推定を計算した $\hat{y}_i = \sum_{k=0}^n w_k \phi_k(x_i)$ を並べたベクトルを $\hat{\mathbf{y}} = [\hat{y}_1, \dots, \hat{y}_m]^T$ と書けば、 $\hat{\mathbf{y}} = X\mathbf{w}$ である。

さて X, \mathbf{y} が得られたもとで係数のパラメータが \mathbf{w} となる条件付き確率 $p(\mathbf{w} | X, \mathbf{y})$ を求めたい。

$$p(\mathbf{w} | X, \mathbf{y}) = \frac{p(\mathbf{y} | X, \mathbf{w})p(X | \mathbf{w})p(\mathbf{w})}{p(X, \mathbf{y})} \propto p(\mathbf{y} | X, \mathbf{w})p(\mathbf{w})$$

参考文献

- [1] 中谷秀洋. 「第 12 回 ベイズ線形回帰 [前編]」. gihyo.jp. <https://gihyo.jp/dev/serial/01/machine-learning/0012>. 最終閲覧 2019 年 10 月 26 日.