

第3回レポート課題

演習問題 1 ~ 6 から 2 題以上選んで解答する.

演習問題 1. $\mathbb{R} \times \{+1, -1\}$ に値をとる確率変数 (x, y) の分布が以下で与えられるとする.

$$\Pr(y = +1) = 0.4, \Pr(y = -1) = 0.6$$

$$p(x|y = +1) : N(0, 1^2) \text{ の密度関数, } p(x|y = -1) : N(3, 2^2) \text{ の密度関数.}$$

ただし $N(\mu, \sigma^2)$ は期待値 μ , 分散 σ^2 の正規分布とする. このとき, x からラベル y を予測するベイズルールを $h_0(x)$ とする.

1. $h_0(1), h_0(2)$ をそれぞれ求めよ.
2. $h_0(x) = +1$ となる x の範囲を求めよ. (数値的に適当な桁まで求めればよい)

演習問題 2. 独立に同一の分布にしたがうデータを $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$ とする。仮説集合 \mathcal{H} のなかで、学習誤差 $\hat{e}(h)$ を最小にする仮説を \hat{h} 、また 予測誤差 $e(h)$ を最小にする仮説を $h_{\mathcal{H}}$ とする。 $\mathbb{E}[\cdot]$ を観測データ $(X_1, Y_1), \dots, (X_n, Y_n)$ の分布に関する期待値とすると、以下の不等式が成り立つことを示せ。

$$\mathbb{E}[\hat{e}(\hat{h})] \leq e(h_{\mathcal{H}}) \leq \mathbb{E}[e(\hat{h})].$$

演習問題 3. ロジスティック損失を用いて2値判別を行う。データ (x, y) に対する判別関数 $f(x)$ のロジスティック損失は

$$\ell(yf(x)) = \log(1 + e^{-yf(x)})$$

で与えられる(ただし対数の底は e)。期待損失

$$\mathbb{E}[\ell(yf(x))] = \int \sum_{y=\pm 1} \log(1 + e^{-yf(x)}) \Pr(Y = y|x) p(x) dx$$

を最小にする判別関数 $f(x)$ を求めよ。また $\text{sign}(f(x))$ がベイズルールに一致するかどうか調べよ。

演習問題 4.

$\mathbb{R} \times \{+1, -1\}$ に値をとる確率変数 (x, y) の分布が以下で与えられるとする.

$$\Pr(y = +1) = q, \Pr(y = -1) = 1 - q, \quad q \in (0, 1)$$

$p(x|y = +1)$: 区間 $[0, 4]$ 上の一様分布,

$p(x|y = -1)$: 区間 $[2, 3]$ 上の一様分布.

このとき x からラベル y を予測するベイズルールを $h_0(x)$ とする.

1. $h_0(x)$ を求めよ. $h_0(x) = +1$ となる x の範囲と $h_0(x) = -1$ となる x の範囲を, それぞれ明記すること.
2. 仮説集合 $\mathcal{H} = \{\text{sign}(c - x) \mid c \in \mathbb{R}\}$ の中で最適な仮説 $h_{\mathcal{H}}$ を求めよ. また予測誤差 $e(h_{\mathcal{H}})$ を求めよ.

note: q の値で場合分けする.

演習問題 5.1. $Z_1, \dots, Z_n \sim_{i.i.d.} P$, $\mathbb{E}[Z_i] = \mu$ とし, Z_i は 0 または 1 の値をとるとする.

チェビシエフの不等式を用いて

$$\Pr\left(\left|\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n Z_i - \mu\right| \geq \varepsilon\right) \leq \frac{1}{4n\varepsilon^2} \quad (1)$$

が成り立つことを示せ.

2. 有限個の仮説からなる仮説集合 \mathcal{H} に対して, 学習誤差の最小化 (**ERM**) により仮説 \hat{h} を推定する. \mathcal{H} の中で最適な仮説を $h_{\mathcal{H}}$ とする. $1 - \delta$ 以上の確率で

$$e(\hat{h}) < e(h_{\mathcal{H}}) + \varepsilon$$

が成り立つとする. **Hoeffding** 不等式を用いると, ε は $\sqrt{\frac{2}{n} \log \frac{|\mathcal{H}| + 1}{\delta}}$ を上界にもつことを示すことができた (講義参照). **Hoeffding** 不等式の代わりに (1) の不等式を用いると, ε の上界は $n, \delta, |\mathcal{H}|$ を用いてどのように表せるか? さらに, δ の値が小さいとき, **Hoeffding** 不等式から導出される上界との大小関係について考察せよ.

演習問題 6.2 値ラベルデータ (x, y) , $x \in \mathbb{R}^d$, $y \in \{+1, -1\}$ に対して, 仮説 $h(x)$ の重み付き損失 $L(h(x), y)$ を

$$L(h(x), y) = w(y) \cdot \mathbf{1}[h(x) \neq y]$$

とする. ここで $w(y) > 0$ とする. データ (x, y) が $\Pr(Y = y|x)p(x)$ の分布にしたがうとき, 仮説 $h_1(x)$ を

$$h_1(x) = \begin{cases} +1, & w(+1)\Pr(Y = +1|x) \geq w(-1)\Pr(Y = -1|x), \\ -1, & w(+1)\Pr(Y = +1|x) < w(-1)\Pr(Y = -1|x) \end{cases}$$

とする.

1. 次式が成り立つことを示せ.

$$\min_{y'} w(y')\Pr(Y = y'|x) = w(-h_1(x))\Pr(Y = -h_1(x)|x)$$

2. 期待損失

$$\mathbb{E}[L(h(x), y)] = \int \sum_{y=\pm 1} w(y) \mathbf{1}[h(x) \neq y] \Pr(Y = y|x) p(x) dx$$

を最小にする仮説は $h_1(x)$ であることを示せ.

3. 判別関数 $f(x)$ に対する重み付き指数損失を

$$\ell(f(x), y) = \begin{cases} e^{-f(x)}, & y = +1, \\ c e^{f(x)}, & y = -1 \end{cases}$$

とする. ここで $c > 0$ とする. 期待損失

$$\mathbb{E}[\ell(f(x), y)] = \int \sum_{y=\pm 1} \ell(f(x), y) \Pr(Y = y|x) p(x) dx$$

を最小にする判別関数 $f_1(x)$ を求めよ. さらに, $\text{sign}(f_1(x))$ が $h_1(x)$ に一致するように c を定めよ.