MLP 統計的学習理論 正誤表 & 補足

2016-10-14(Thu) by Kana

正誤表

p.11. 15 行目： 「ぞれぞれ」 $\to$ 「それぞれ」

p.14. 定義 1.2 の式 (1.4)： 「$=0$」 $\to$ 「$=1$」

p.31. 下から 5 行目： 「$\mathfrak{R}_S(\mathcal{G})$」$\to$ 「$\widehat{\mathfrak{R}}_S(\mathcal{G})$」

p.45. 1 行目： 「凸関数とのとき」$\to$「凸関数のとき」

p.66. 定理 4.6 の 1 行目： 「$\mathcal{X}$ 上カーネル関数」$\to$「$\mathcal{X}$ 上のカーネル関数」

p.82. 5.3.1 節： K_{ij} はグラム行列の要素 $K(x_i, x_j)$ を意味します.

p.84. 5.3.2 節 の 4 行目： 「$\mathrm{SV} = \{i : \alpha_i = 0\}$」$\to$ 「$\mathrm{SV} = \{i \,|\, \alpha_i = 0\}$」

p.91. 補題 5.5 の 1 行目： 「$\mathcal{G}$ のラデマッハ複雑度」$\to$「$\mathcal{G}$ の経験ラデマッハ複雑度」

p.115. 4 行目： 「ベクトル $\boldsymbol{e}_\ell \in \mathbb{R}^T$」$\to$ 「ベクトル $\boldsymbol{e}_\ell \in \mathbb{R}^M$」

p.119. 修正ニュートン法の更新規則と重みの箇所.「$g_i'(\eta_i)$」$\to$ 「$g'(\eta_i)$」

p.123. 定理 6.3 の 1 行目： 「判別器 $H=$」$\to$「判別器 $H(x)=$」

p.142. 補題 7.8 の 1 行目： 「最適解は $\widehat{f}_y$」$\to$「最適解 $\widehat{f}_y$」

p.142. 補題 7.8 証明の 3 行目： 「Ψ 損失」$\to$「損失 Ψ」

p.143. 下から 3 行目： 「次に $\widehat{R}_S(\mathcal{G}_y)$」$\to$ 「次に $\widehat{\mathfrak{R}}_S(\mathcal{G}_y)$」

p.165. 下から 3 行目： 「$\displaystyle\sum_{i=1}^{m}$」$\to$ 「$\displaystyle\sum_{j=1}^{m}$」

p.167. 下から 2 行目： 「$\min_{x\in\mathcal{R}^d} L(x,\lambda)$」$\to$ 「$\min_{x\in\mathbb{R}^d} L(x,\lambda)$」

p.168. 下から 10 行目： 「$\displaystyle\sum_{i=1}^{m}$」$\to$ 「$\displaystyle\sum_{j=1}^{m}$」

p.171. 下から 2 行目： 「定義され実数値関数」 $\to$ 「定義された実数値関数」

補足

p.166. 下から 1 行目： 「$u \geq h(x)$」は，ベクトル u, $h(x)$ の要素ごとに不等式が成立することを意味します．

p.44. 下から 8 行目： 等式 $\mathbb{E}_X[H(\eta(X))] = R^*_\phi$ から導出されます．これは

$$\mathbb{E}_X\Big[\inf_{\alpha\in\mathbb{R}} C_{\eta(X)}(\alpha)\Big] = \inf_{f:\text{可測}} \mathbb{E}_X\Big[C_{\eta(X)}(f(X))\Big]$$

と等価です．「各点での下限の期待値 = 期待値の可測関数上での下限」を意味し，適当な条件の下で成立します．参考文献 [8] の p.52, Lemma 3.4 を参照のこと．

謝辞

筑波大学の日野先生，大阪大学の下平先生，慶應大学の小林先生に感謝します．