

模式识别与计算机视觉 HW1

姓名: 石睿

学号: 211300024

所属院系: 人工智能学院

习题 1.

(a) ① 类型约束: a 是 int 或 float

$$(\text{type}(a) == \text{int}) \text{ or } (\text{type}(a) == \text{float})$$

② 数值约束: 根号有效

$$a \geq \frac{1}{8}$$

(b) 1

(c) 令 $b = \frac{a+1}{3} \sqrt{\frac{8a-1}{3}}$

$$\text{原式} = \sqrt[3]{a+b} + \sqrt[3]{a-b}$$

尝试令 $a=b$, 也即 $a = \frac{a+1}{3} \sqrt{\frac{8a-1}{3}}$

$$\begin{aligned} \text{化简得 } 8a^3 - 12a^2 + 6a - 1 &= a^2 \cdot (8a-4) - a(8a-4) + (2a-1) \\ &= (2a-1) \cdot (4a^2 - 4a + 1) \\ &= (2a-1) \cdot (2a-1)^2 \\ &= (2a-1)^3 = 0 \end{aligned}$$

\therefore 令 $a = \frac{1}{8}$, 原式 = 1

(d) $1.2182 + 0.1260i$

(e) MATLAB 计算方根时总是返回辐角最小的那个根。

代码需修改成 $f = (a + (a+1)/3 * \text{sqrt}(18*a-1)/3)^{(1/3)} + \dots \Rightarrow$ 尝试后 (对 $\forall a \geq \frac{1}{8}$) 函数值为 1

$$- (abs(a - (a+1)/3 * \text{sqrt}(18*a-1)/3))^{(1/3)}$$

(f)

结论 (断言)

问题描述 $\sqrt[3]{a + \frac{a+1}{3} \sqrt{\frac{8a-1}{3}}} + \sqrt[3]{a - \frac{a+1}{3} \sqrt{\frac{8a-1}{3}}} = 1, \forall a \geq \frac{1}{8}$

证明:

符号描述 令 $A = \sqrt[3]{a + \frac{a+1}{3} \sqrt{\frac{8a-1}{3}}} \in \mathbb{R}$

$B = \sqrt[3]{a - \frac{a+1}{3} \sqrt{\frac{8a-1}{3}}} \in \mathbb{R}$

[观察] $A^3 + B^3 = 2a^3$

[观察] $A^3 \cdot B^3 = a^2 \cdot \frac{(a+1)^2 \cdot (8a-1)}{27} = \left(\frac{1-2a}{3}\right)^3$

$\therefore A, B \in \mathbb{R}$

$\therefore A \cdot B = \frac{1-2a}{3}$

$A^3 + B^3 = (A+B) \cdot (A^2 - AB + B^2)$

$= (A+B) \cdot ((A+B)^2 - 3AB)$

$= (A+B) \cdot ((A+B)^2 + (2a-1)) = 2a$

问题 原问题即证 $A+B=1$

不妨令 $A+B = C \in \mathbb{R}$, 问题即证 $C=1$

有 $C \cdot (C^2 + 12a - 1) = 2a$

即 $C^3 + (2a-1) \cdot C - 2a = 0$
 $= (C-1) \cdot (C^2 - C + 2a) = 0$

$\therefore C=1$ 或 $C^2 - C + 2a = 0$

由于 $\Delta = 1 - 8a < 0$

$\therefore C^2 - C + 2a > 0$ 恒成立

$\therefore C=1$

也即 原问题得证

(g) 令 $a=2$, (满足 $a \geq \frac{1}{8}$)

$$\sqrt[3]{2+\sqrt{5}} + \sqrt[3]{2-\sqrt{5}} = \sqrt[3]{a + \frac{a+1}{3} \cdot \sqrt{\frac{8a-1}{3}}} + \sqrt[3]{a - \frac{a+1}{3} \cdot \sqrt{\frac{8a-1}{3}}} = 1$$

(h) 由 Cardano 公式可知, 式 (1.1) 是方程 $x^3 + (2a-1)x - 2a = 0$ 的第一个复根 (a 变化时
始终为实数)

也即在 (f) 证明中给出的 $C^3 + (2a-1) \cdot C - 2a = 0$ 有唯一闭式解 $C=1$.

故式 (1.1) 的值在定义域内恒为 1

习题 2

换元, 积分下限变为 0

$$\begin{aligned} (a) \quad P(X \geq \varepsilon) &= \int_{\varepsilon}^{+\infty} p(x) dx = \int_{\varepsilon}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{x^2}{2}} dx \stackrel{t=x-\varepsilon}{=} \int_0^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{(t+\varepsilon)^2}{2}} d(t+\varepsilon) \\ &= \int_0^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{t^2+2t\varepsilon+\varepsilon^2}{2}} d(t+\varepsilon) = \int_0^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{\varepsilon^2}{2}} \cdot e^{-t\varepsilon} \cdot e^{-\frac{t^2}{2}} dt \\ &\leq e^{-\frac{\varepsilon^2}{2}} \cdot \int_0^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{t^2}{2}} dt = \frac{1}{2} \cdot e^{-\frac{\varepsilon^2}{2}} \end{aligned}$$

(b) $P(|X| \geq \varepsilon) = 2 \cdot P(X \geq \varepsilon) \neq 2 \cdot \int_{\varepsilon}^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{x^2}{2}} dx$

~~法一~~ \times $\stackrel{t=x-\varepsilon}{=} 2 \cdot \int_0^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{(t+\varepsilon)^2}{2}} d(t+\varepsilon)$

$= 2 \cdot \int_0^{+\infty} \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{t^2}{2}} \cdot e^{-t\varepsilon} \cdot e^{-\frac{\varepsilon^2}{2}} dt$

证明选择的失误导致的回滚
同 ATP 证明

法二 用 hint \checkmark

$$\begin{aligned} \text{I} \quad P(|X| \geq \varepsilon) &= 2 \cdot P(X \geq \varepsilon) \neq 2 \cdot \int_{\varepsilon}^{+\infty} f(x) dx = 2 \int_{\varepsilon}^{+\infty} -\frac{f'(x)}{x} dx \leq 2 \cdot \int_{\varepsilon}^{+\infty} -\frac{1}{x} \cdot f'(x) dx \\ &= -\frac{2}{\varepsilon} \int_{\varepsilon}^{+\infty} f'(x) dx \\ &= -\frac{2}{\varepsilon} f(x) \Big|_{\varepsilon}^{+\infty} = \frac{2}{\varepsilon} \cdot f(\varepsilon) = \frac{2}{\varepsilon} \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{\varepsilon^2}{2}} = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \cdot \frac{e^{-\frac{\varepsilon^2}{2}}}{\varepsilon} \end{aligned}$$

$$\text{II} \quad P(|X| \geq \varepsilon) \leq P(|X| \geq 0) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x) dx = 1$$

综上: $P(|X| \geq \varepsilon) \leq \min \left\{ 1, \sqrt{\frac{2}{\pi}} \cdot \frac{e^{-\frac{\varepsilon^2}{2}}}{\varepsilon} \right\}$

习题 3

本题中的问题描述如下

输入 $x \in \mathbb{R}^d$, 两个 FC 层的权重矩阵和偏置向量分别为 $w_1 \in \mathbb{R}^{m \times d}$, $b_1 \in \mathbb{R}^m$
 Γ 和 β 是批正则化层 (BN) 中的缩放因子和偏移量 $w_2 \in \mathbb{R}^{n \times m}$, $b_2 \in \mathbb{R}^n$.
 $\varepsilon > 0$ 是个很小的常数.

(a) \swarrow 此时假设 FC 中没有 BN, 也没有激活函数层. (有不同的定义方式)
 FC 层: $y = wX + b$. FC 层通过权重矩阵 w 和偏置向量 b 的线性变换 (仿射变换) 学习输入、输出间映射关系。

BN 层: $\begin{cases} \mu = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n x_j \text{ 均值} \\ \sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (x_j - \mu)^2} \text{ 标准差} \end{cases}$

BN 层对一个批次数据

$X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 计算均值和方差, 对 X 进行归一化处理, 使 $X \sim N(0, 1)$. 把 X 的分布拉回激活函数敏感区域, 使网络中间层输入稳定, 减轻梯度消失或爆炸的问题

$$y = \frac{x - \mu}{\sigma + \varepsilon} \cdot \Gamma + \beta$$

(b) 证明:

$$\because y_1 = w_1 x + b_1$$

$$\therefore y_2 = w_2 y_1 + b_2 = w_2 (w_1 x + b_1) + b_2 = (w_2 w_1) \cdot x + (w_2 b_1 + b_2)$$

故两层相连可视为一个以 $w_2 w_1$ 为权重矩阵, $w_2 b_1 + b_2$ 为偏置向量的新 FC 层.

(c) 在较简单任务或计算资源有限时.

① 两 FC 层直接相连, 在保证参数量不减小时代化了网络结构 (中间不加入 BN/激活层) 可提高训练速度

② 无中间的 BN, 激活层, 在无需复杂的特征变换时, 避免了冗余计算

③ 无 BN, 激活层, 反向传播更易计算, 且避免且激活函数引起的梯度消失, 爆炸

(d) 否. 在两层的优化方式不同时, 会损失灵活性和性能.

d.1 第一个 FC 层做降维, 第二个 FC 层做分类. 合并后无法拿到第一个 FC 的结果
 无法评估维度选择是否正确 (是否线性可分)

d.2. FC₁ 和 FC₂ 采用不同的正则化/初始化方式, 合并后失去灵活性

(e) 证明:

$$\because y_1 = w_1 x_1 + b_1$$

$$\therefore y_2 = \frac{y_1 - \mu}{\sigma + \varepsilon} \cdot \Gamma + \beta = \left(\frac{\Gamma}{\sigma + \varepsilon} \cdot w_1 \right) \cdot y_1 + \left(\frac{\Gamma \cdot (b_1 - \mu)}{\sigma + \varepsilon} + \beta \right), \text{ 其中 } \begin{cases} \mu = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n y_1 \\ \sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (y_1 - \mu)^2} \end{cases}$$

新权重矩阵 \tilde{w} 新偏置向量 \tilde{b}

情况: 在训练后推理时.

此时 BN 中 μ, σ 固定 (全局均值, 方差), 不再使用 mini-batch 中变化的统计数据.

进而此时 BN 也即对每个维度做线性变换了

好处: ① 无需求 μ, σ , 减少运算次数 & 访存次数

② 数值更稳定, 避免因 μ, σ 缩放而带来的数值不稳定问题

↑ 在训练时一定不可以 μ, σ 影响 $\sigma^2 F$, 必须以单独的单元存在, 才可在反向传播中正确计算 $\sigma^2 F$

习题四

(a) (1) maxpooling 中选择 4×4 的池化窗口 / 从 4×4 中选择一个代表元素

(2) 降维方法如 PCA, 从 $400 \times 400 \rightarrow 100 \times 100$

(b) 每个 2×2 的区域中选一个元素 / 平均数 / 中位数 (依情况而定)

$100 \times 100 \rightarrow 50 \times 50$, 存储开销降低了 75%

$$(c) \text{acc}_{\text{train}} = \frac{9900}{10000} = 99\% = 0.99$$

$$\text{acc}_{\text{test}} = \frac{5000}{10000} = 50\% = 0.5$$

$$(d) \text{macro-P} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n P_i \quad \text{每个类别的准确率求平均}$$

$$\text{micro-P} = \frac{\sum_{i=1}^n l_i}{\sum_{i=1}^n m_i} \quad \begin{array}{l} \leftarrow \text{预 \& 真属 i 类} \\ \leftarrow \text{预属 i 类} \end{array}$$

c) 中是 micro-P

(e) 应当采用 macro-P

由于 $|D_A| \gg |D_B|$, 从训练集中随机选 A 类数据 (不全取), 和 B 类全部样本 \rightarrow 训练集

交叉验证: $\begin{cases} D_{A1} + D_B = D_{\text{train}1} \rightarrow \text{model 1} \\ \vdots \\ D_{An} + D_B = D_{\text{train}n} \rightarrow \text{model n} \end{cases} \rightarrow D_{\text{test}} \text{ 看误差}$

选择 D_{test} 上 loss 最小的做 D_{A_i} 的数量 $|D_{A_i}|$ 做为未来取 D_{A_i} 的标准

再多取几个 $D_{A_i} + D_B$ 做 $D_{\text{train}i}$ 训练 model i . 最后, model 1, ..., model n 投票决策

		P 预		
		正	负	
真	正	TP	FN	R
	负	FP	TN	
		$P = \frac{TP}{TP+FP}$		
		$R = \frac{TP}{TP+FN}$		

习题五

a) z_1 分为 A

z_2 分为 A

b) z_1 分为 A

z_2 分为 B

c) 离 z_1 最近的 1 个或 3 个训练样本全是 A 类

离 z_1 最近的 1 个是 B 类, 但最近的 3 个是 A, B, B 类

d) 可能, x_1 可能是离群点

K-NN 采噪声影响小, 更稳定, 可在一定程度避免由于采样误差产生的错误决策

习题六: 感想

1. 问题: Windows 系统规定所有文件必须具有扩展名, 而 Linux 则不是, 因此我所下载的数据集作为 txt 文件而不能直接被字符串 'svmguide1' 匹配。故我在框架代码中修改了 dataset 的命名 (加入扩展)。
2. 感想 1: 应该复习 numpy 中的库函数精简编程的代码量, 且提高运行效率。
3. 感想 2: 本次编程的框架代码具有一定的一般性, 包括了数据的导入 (及预处理)、模型的评估 (通过准确率或是查全率、查准率、F1 度量) 与选择 (通过交叉验证)、模型的测试等, 整体上具有一个机器学习系统所应当具备的部件。之后遇到现实模型的设计, 可以借鉴这个很好的范本哇!