

| 题号 | 一 | 二 | 三 | 四 | 五 | 六 | 总分 | 复核 |
|----|-----|---|---|---|---|---|----|----|
| 得分 | | | | | | | | |
| 得分 | 阅卷人 | | | | | | | |
| | | | | | | | | |

一, 判断(每题1分):

- () 最小化一个函数时, 使梯度为0的点不一定是全局最优解.
- () 设 x, y 是同维度的向量(vector), 则 $xy^T = x^T y$.
- () 在应用 $Softmax(y_i) = \frac{e^{y_i}}{\sum_{k=1}^n e^{y_k}}$ 时, 我们有时用 $t_j = y_j - \max_k y_k$ 来代替原变量, 从而避免 underflow 和 overflow.
- () 鸡尾酒会信号源复原主要用PCA算法.
- () 在生成随机森林时, 每一棵决策树都尽可能的生长完全, 并且不需要剪枝.
- () 在KNN算法中, 邻居个数 k 太大时, 模型结果对数据中的噪声比较敏感.
- () 在ROC曲线中, 最优点是 (0,1).
- () 为使训练更快的稳定下来, 有时我们会使学习速率 η 的值随训练的进行逐渐增大.
- () 在 MLP (multiple layer perceptron) 中, 任何可以用两层隐藏层解决的问题, 都可以只用一个隐藏层(可能其中节点数变多)来解决.

10.() 用 Bagging 方法生成的与原始数据个数一致的数据集中几乎都存在重复的数据.

| | |
|----|-----|
| 得分 | 阅卷人 |
| | |

二, 填空 (每题1分)

- $$\begin{cases} a = np.arange(15).reshape(3, 5) \\ b = np.where(a < 7, a, a * a) \end{cases} \implies b[:, 3] = \underline{\hspace{2cm}}.$$
- 设 M 是5乘5的实对称矩阵, 它的特征值是 $\{6, 7, 8, 9, 10\}$; 另 x 是5维的实的单位列向量, 则 $f(x) = x^T M x$ 的最大值是 $\underline{\hspace{2cm}}$.
- 设我们有100个样本, 每个样本有11个特征 (feature), 则这些数据的协方差 (covariance) 矩阵的行数是 $\underline{\hspace{2cm}}$.
- 在 kernel method 中, 设 $x = (x_1, x_2)$, $y = (y_1, y_2)$; 我们如果想使 $\Phi(x)\Phi(y)^T = (xy^T)^2$, 那么 $\Phi(x) = \underline{\hspace{2cm}}$.
- 把3个红球, 2个蓝球, 5个黄球放在一个袋子里, 从袋子里随机拿一个球的事件的Shannon Entropy是 $\underline{\hspace{2cm}}$.
- 如果某一个 1-of-n encoding 多类分类器的输出结果是 (0.1, 0.09, 0.35, 0.26, 0.2), 则该样本应该属于第 $\underline{\hspace{2cm}}$ 类(类1, 类2, 类3, 类4, 类5).
- 在Levenberg-Marquardt算法中, 参数 λ (damping parameter) $\underline{\hspace{2cm}}$, LM算法越接近Gauss-Newton方法.

8. 阅读.

- Turkish: When will the sausages be ready?
- Sausage Charlie: 2 minutes.
- 5 minutes later...
- Turkish: What's happening with them sausages, Charlie?
- Sausage Charlie: 5 minutes, Turkish.
- Turkish: It was 2 minutes 5 minutes ago.

在DP/MC/TD中, _____最接近Charlie对时间的估计.

| 得分 | 阅卷人 |
|----|-----|
| | |

三, (5分) 假设我们有一个模型(x, y, t, θ 分别为输入样

本, 输出值, 目标值和模型参数)的输出概率值 $y = g(\theta^T x) = \frac{1}{1+e^{-\theta^T x}}$, 其中 $x, \theta \in \mathbb{R}^n$, $y, t \in \mathbb{R}$; 我们选择最大化如下的目标函数: $\ell(\theta) = t \log y + (1 - t) \log(1 - y)$. 用分母表达法(denominator layout)计算 $\frac{\partial \ell(\theta)}{\partial \theta}$.

| 得分 | 阅卷人 |
|----|-----|
| | |

四, (5分) 关于AlphaGo的神经网络结构;

1. 阅读: “The input to the policy network is a $19 \times 19 \times 48$ image stack; the first hidden layer zero pads the input into a 23×23 image, then convolves 192 filters of kernel size 5×5 with stride 1 with the input image and applies a rectifier nonlinearity. Each of the subsequent hidden layers 2 to 12 zero pads the respective previous hidden layer into a 21×21 image, then convolves 192 filters of kernel size 3×3 with stride 1, followed by a rectifier nonlinearity.”

问题: how many columns does the second hidden layer pad for each first hidden layer output? how about the third hidden layer for second hidden layer output?

2. 如果 AlphaGo 在某一状态计算得出 $\max_a Q(s, a) < 0.3$, 那么 AlphaGo 自我判断赢棋的可能性不超过多少?

| | |
|----|-----|
| 得分 | 阅卷人 |
| | |

五，（5分）给定某一个Gridworld，每个空可以向周围

四个方向以相同的概率移动;下表给出了最优状态函数值表。计算出中间空格处(向左右上下移动的结果就是对应的相邻空格,并且每一步的即时反馈是0)的最优状态值，并计算出此空格的最优移动策略。

| v_* | | | | |
|-------|------|------|------|------|
| 22.0 | 24.4 | 22.0 | 19.4 | 17.5 |
| 19.8 | 22.0 | 19.8 | 17.8 | 16.0 |
| 17.8 | 19.8 | | 16.0 | 14.4 |
| 16.0 | 17.8 | 16.0 | 14.4 | 13.0 |
| 14.4 | 16.0 | 14.4 | 13.0 | 11.7 |

| | |
|----|-----|
| 得分 | 阅卷人 |
| | |

六，（7分）下表是某学生就餐选择食堂的一些数据：

| 单独就餐？ | 是否周末？ | 就餐时间 | 食堂选择 |
|-------|-------|------|------|
| 是 | 是 | 早 | 食堂一 |
| 是 | 否 | 适中 | 食堂二 |
| 否 | 是 | 早 | 食堂三 |
| 否 | 否 | 早 | 食堂二 |
| 否 | 是 | 适中 | 食堂一 |
| 是 | 是 | 晚 | 食堂一 |
| 否 | 是 | 晚 | 食堂二 |

计算出这三种特征(单独就餐，是否周末，就餐时间)分别做为决策树的根节点时的各自基尼指数(Gini index)，以及谁应当作为根节点。