

机器学习2023Spring

201250068 陈骏

期末考试题型：试卷第一部分是五道选择题，后面六道大题。六个大题基本是针对整个课程不同的章节，每个章节一个大题。大题的类型是针对具体的问题情况描述算法的核心思想和计算。

强化学习要重点看，要做一个比较深入的复习，然后关于降维和优化也很重要，决策树和集成学习很重要。关于神经元和深度学习很重要。决策树需要知道如何构造决策树，如何采用度量函数。对于每一个具体的章节的重要的算法需要知道如何计算，具体的算法要如何使用和针对具体的数据去计算。考试不会考简答题。

神经元和感知机的学习规则，线性可分的概念。

神经网络：多层感知器、误差反传的算法。

Delta规则

纬度约简——PCA和LDA，给你一组数据，你怎么去计算协方差矩阵和PCA值。

优化和搜索——梯度下减法、牛顿法、最小二乘优化，牛顿法的解析式求解方法，最小二乘法的损失函数。给你一个函数让你算。

强化学习：贝尔曼公式的构造，求解，ppt上的例子。

遗传算法不考。

概率与学习：KNN算法的核心思想，要做什么适合做什么不适合什么。

树学习：掌握ID3决策树算法，给个实际的数据让你手算。

集成学习：评价指标

SVM、无监督学习、经典概念

精确率、准确率、召回率这些评价指标。

往年卷

2021春机器学习期末回忆

选择

整体不是特别难，基本上稍微复习一下都能全对的那种。

简答

1. 感知机，输入神经元并给定激活函数，迭代几次后的结果。
2. Q-Learning的算法。
3. 决策树的剪枝。
4. 遗传算法，给定一些数据做一次遗传算法的迭代。
5. 整个PCA的流程。
6. k-means的概念，k的选择。

2020机器学习试卷回忆

1. 简述SVM核心思想；介绍什么是支持向量
2. 在SVM中会用到核函数。根据 $K(\cdot, \cdot): \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}^d \mapsto \mathbb{R}$ ，简要介绍Mercer条件
3. $\sigma(x)$ 为sigmoid函数
 1. 证明 $\sigma(-x) = 1 - \sigma(x)$
 2. 证明 $\sigma(x)$ 导数为 $\sigma(x)(1 - \sigma(x))$ ，并画出 $\sigma(x)$ 和 $\sigma(x)$ 导数的函数曲线
4. 平面上四个点，A(0,0), B(1,0), C(0, 1), D(1,1)，A的标签为+1，其余标签为-1。构造一个三层神经网络，初始权值均为0，运用学习算法，更新其权值。
5. 两个属性：家庭条件，学习成绩，标签：是否工作。（感谢syl提供数据）

| 家庭情况 (X) | 学习情况 (X) | 是否工作 |
|----------|----------|------|
| T | T | 否 |
| T | T | 否 |
| T | F | 是 |
| F | F | 否 |
| F | T | 是 |
| F | T | 是 |

1. 计算每个属性的信息增益
2. 使用ID3算法构建决策树
6. 写出局部线性嵌入算法LLE的原理和流程
7. 强化学习

🔗! [image-20200815165908870] (https://tva1.sinaimg.cn/large/007s8ZI1ly1ghr1p73ba8j301m0h2my6.jpg)

一开始采取的策略均为+1

 1. 写出每个点的Bellman公式
 2. 计算每个值函数
 3. 根据上面计算好的值函数，进行一次最优控制，计算应该采取的策略
 4. 计算此时的值函数

强化学习

贝尔曼公式的构造与求解

MDP模型 – 小结

状态集合, $|S|=n$. $s \in S$

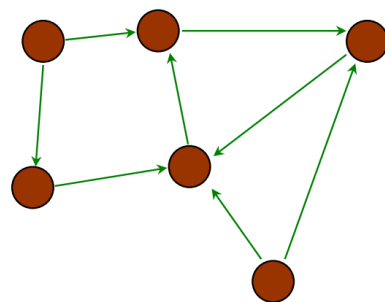
动作集合, $|A|=k$. $a \in A$

转移函数 $\delta(s_1, a, s_2)$

即时奖赏函数 $R(s, a)$

策略 $\pi: S \rightarrow A$

折扣累计返回 $\sum_{i=0}^{\infty} \gamma^i r_i$



□ Bellman等式(有折扣无限窗口)

$$\checkmark V^\pi(s) = E_{s' \sim \pi(s)} [R(s, \pi(s)) + \gamma V^\pi(s')]$$

□ 重写

$$\checkmark V^\pi(s) = E[R(s, \pi(s))] + \gamma \sum_{s'} \delta(s, \pi(s), s') V^\pi(s')$$

例 - 策略评估

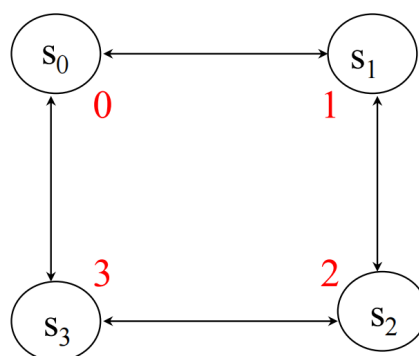
$$A = \{+1, -1\}$$

$$\gamma = 1/2$$

$$\delta(s_i, a) = s_{i+a}$$

π : 随机 (一半概率选择+1或者-1动作)

$$\forall a: R(s_i, a) = i$$



$$V^\pi(s_0) = 0 + \gamma [\pi(s_0, +1) V^\pi(s_1) + \pi(s_0, -1) V^\pi(s_3)]$$

.....

优化和搜索

梯度下减法、牛顿法、最小二乘优化，牛顿法的解析式求解方法，最小二乘法的损失函数。给你一个函数让你算。