

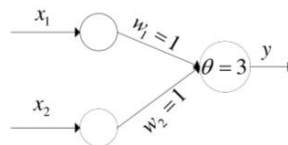
2009 级人工智能基础期末试题 A 卷标准答案

一、判断题 (10 分, 每小题 1 分)

1. 由于存在反向传播, BP 神经网络为反馈型网络。 (×)
2. 进化计算方法中的“群体”和群智能优化方法中的“群体”没有区别。 (×)
3. 蚁群优化算法中, 蚂蚁根据信息素对路径的选择是确定性的。 (×)
4. 自组织特征映射网的学习方式为误差修正型学习。 (×)
5. 强化学习是一种特定的监督学习方法。 (×)
6. 离散函数可表示为决策树的形式。 (√)
7. 代表 Strong AI 的思想实验是图灵测试。 (×)
8. 机器学习的计算实质是函数估计。 (√)
9. A*算法中, 在满足可容许性条件的前提下, 启发式函数值越大越好。 (√)
10. 机器学习中的奥坎剃刀原则表明应优先选择形式更为复杂的函数。 (×)

二、填空题 (20 分, 每空 2 分)

1. Nouvelle AI 的计算目标是在 状态或感知 和 行动或反应 之间建立映射关系。
2. Particle Swarm Optimization 算法中的启发式信息是 其他粒子的求解结果。
3. 给定两组数据, 其中第一组数据为 $\{(2,4),(3,5)\}$, 第二组数据为 $\{(0,1),(1,0)\}$, 则用于分类这两组数据的感知器可以是:



- _____。
4. 语句“每个人都爱他的父亲或母亲”的一阶谓词逻辑表达式可以是
$$\forall x(Person(x) \rightarrow Loves(x, Mother(x)) \vee Loves(x, Father(x)))$$

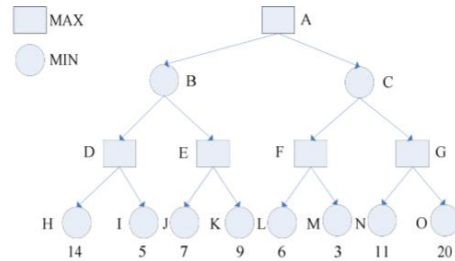
_____。
 5. 给定二维数据集:

$A_1(2,10)$, $A_2(2,5)$, $B_1(5,8)$, $B_2(7,5)$

用 k -均值聚类聚成两簇（采用欧几里德距离，初始时用 A_1, B_1 作为簇的均值），则迭代一次后，簇均值变为 $(2,10)$ 和 $(14/3, 6)$ 。

6. 当前，计算模式的两个发展趋势是 随机 和 并行。

7. 给定博弈树如下：



根据该博弈树，通过极大极小搜索所确定的当前行动方案是 B 或 A→B。如按从右到左顺序进行 $\alpha-\beta$ 剪枝，则剪去的边有 无。

三、计算题（40 分，每小题 10 分）

1. 兹有以下知识：

- (1) 小李喜欢吃牛排，或者小李喜欢吃土豆。
- (2) 如果小李既喜欢吃牛排又喜欢吃土豆，那么小李是一个不偏食的人。
- (3) 如果某人喜欢吃牛排，那么他喜欢吃土豆。
- (4) 如果某人喜欢吃土豆，那么他喜欢吃牛排。

应用归结演绎推理方法证明：小李是一个不偏食的人。

解：

1) 定义谓词

$eat(x, y)$ x 喜欢吃 y ; $not(s)$ s 是一个不偏食的人;

常量 J: 约翰; D: 牛排; E: 土豆

2) 表达知识

(1) $eat(J, D) \vee eat(J, E)$

(2) $eat(J, D) \wedge eat(J, E) \rightarrow Not(J)$

$$(3) (\forall x)(eat(x, D) \rightarrow eat(x, E))$$

$$(4) (\forall x)(eat(x, E) \rightarrow eat(x, D))$$

3) 将上述谓词化为子句:

$$① \quad eat(J, D) \vee eat(J, E)$$

$$② \quad \neg eat(J, D) \vee \neg eat(J, E) \vee \text{Not}(J)$$

$$③ \quad \neg eat(x, D) \vee eat(x, E)$$

$$④ \quad \neg eat(x, E) \vee eat(x, D)$$

4) 结论求反并做为子句:

$$⑤ \quad \neg \text{Not}(J)$$

5) 执行归结:

$$①③ \rightarrow eat(J, E) \quad ⑥$$

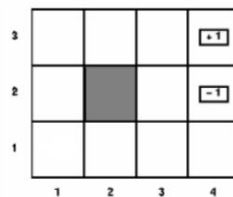
$$①④ \rightarrow eat(J, D) \quad ⑦$$

$$②⑥ \rightarrow \neg eat(J, D) \vee \text{Not}(J) \quad ⑧$$

$$⑦⑧ \rightarrow \text{Not}(J) \quad ⑨$$

$$⑤⑨ \rightarrow \text{Nil}$$

2. 在如下图所示的 Grid World 问题中: (1) 灰色实心块表示障碍; (2) 除了走到 (4, 3) 与 (4, 2) 处, 可分别得到+1 和-1 的即时收益外, 其余各处的即时收益均为 0。请使用折扣为 0.9 的折扣收益计算该问题中的 Q 值, 进而确定各状态下的最优行动。不考虑 (4, 3) 与 (4, 2) 处的 Q 值和行动。



3				<div>1</div>
2				<div>-1</div>
1				
	1	2	3	4

3. 根据文档中是否包含“我”字来判断该文档是否是我所喜欢的文档。以往统计数据表明：在所有文档中，只有 20% 的文档是我所喜欢的。在我喜欢的文档中，包括“我”字的概率是 98%；在我不喜欢的文档中，包含“我”字的概率是 32%。现有一篇文档，其中包含“我”字，请根据贝叶斯决策规则，确定该文档是否是我所喜欢的文档。需给出计算过程。

解：需比较 $P(\text{like}|\text{"我"})$ 与 $P(\text{-like}|\text{"我"})$ 的大小来进行决策

$$P(\text{like}|\text{"我"}) = \frac{P(\text{"我"}|\text{like})P(\text{like})}{P(\text{"我"})} \propto P(\text{"我"}|\text{like})P(\text{like})$$

同理有

$$P(\text{-like}|\text{"我"}) \propto P(\text{"我"}|\text{-like})P(\text{-like})$$

由于：

$$P(\text{"我"}|\text{-like})P(\text{-like}) = 0.98 \times 0.2 = 0.196$$

$$P(\text{"我"}|\text{like})P(\text{like}) = 0.32 \times 0.8 = 0.256$$

因此， $P(\text{like}|\text{"我"}) < P(\text{-like}|\text{"我"})$ ，应确定该文档不是我所喜欢的文档。

4. 给定数据集及其决策结果如下：

样本	决策结果	属性 A_1	属性 A_2	属性 A_3
1	No	3	3	5
2	Yes	36	13	50
3	Yes	15	14	30
4	No	14	22	6
5	No	23	7	24
6	Yes	4	18	8

其中，根据 A_1, A_2 和 A_3 的属性值是否大于 10 来进行决策。基于该数据集，利用最大信息增益准则生成一棵决策树。给出该决策树及其计算过程。（提示： $\log_2 3 \approx 1.6$ ）

解：第一步：

$$\begin{aligned} A_1 \text{ 的期望熵} &= \frac{4}{6} \left(-\frac{2}{4} \log_2 \frac{2}{4} - \frac{2}{4} \log_2 \frac{2}{4} \right) + \frac{2}{6} \left(-\frac{1}{2} \log_2 \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \log_2 \frac{1}{2} \right) \\ &= 1 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} A_2 \text{ 的期望熵} &= \frac{4}{6} \left(-\frac{3}{4} \log_2 \frac{3}{4} - \frac{1}{4} \log_2 \frac{1}{4} \right) + \frac{2}{6} \left(-\frac{2}{2} \log_2 \frac{2}{2} \right) \\ &= -\frac{3}{4} (\log_2 3 - \log_2 4) - \frac{1}{6} (\log_2 1 - \log_2 4) + 0 \\ &= 0.2 + 0.33 = 0.55 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} A_3 \text{ 的期望熵} &= \frac{3}{6} \left(-\frac{2}{3} \log_2 \frac{2}{3} - \frac{1}{3} \log_2 \frac{1}{3} \right) + \frac{3}{6} \left(-\frac{2}{3} \log_2 \frac{2}{3} - \frac{1}{3} \log_2 \frac{1}{3} \right) \\ &= -\frac{2}{3} \log_2 \frac{2}{3} - \frac{1}{3} \log_2 \frac{1}{3} \\ &= -\frac{2}{3} (\log_2 2 - \log_2 3) - \frac{1}{3} (\log_2 1 - \log_2 3) \\ &= 0.4 + 0.53 = 0.93 \end{aligned}$$

根据以上三个属性的期望熵，可知应选择 A_2 作为决策树的根节点。

第二步：

根据 A_2 的属性值是否大于 10，以上样本集被分成两个子集。其中，对应于 A_2 的属性值大于 10 的样本为 2, 3, 4, 6，对应于 A_2 的属性值小于 10 的样本为 1, 5。由于 1, 5 两个样本对应的决策结果都为 No，因此可在决策树根节

点的该分支上增加 No 的叶节点。对于样本 2, 3, 4, 6:

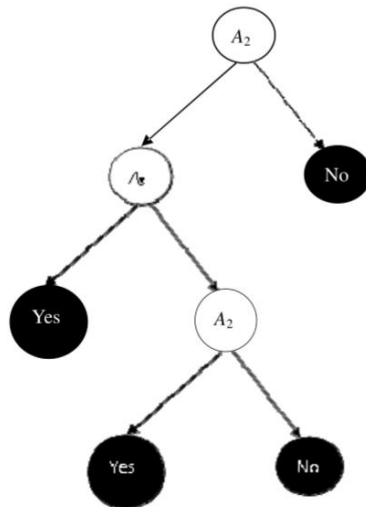
$$\begin{aligned}
 A_1 \text{ 的期望熵} &= \frac{1}{4} \left(-\frac{1}{1} \log_2 \frac{1}{1} \right) + \frac{3}{4} \left(-\frac{2}{3} \log_2 \frac{2}{3} - \frac{1}{3} \log_2 \frac{1}{3} \right) \\
 &= 0 - \frac{1}{2} \log_2 \frac{2}{3} - \frac{1}{4} \log_2 \frac{1}{3} \\
 &= \frac{1}{2} (\log_2 3 - \log_2 2) + \frac{1}{4} (\log_2 3 - \log_2 1) \\
 &= 0.3 + 0.4 = 0.7
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 A_3 \text{ 的期望熵} &= \frac{2}{4} \left(-\frac{2}{2} \log_2 \frac{2}{2} \right) + \frac{2}{4} \left(-\frac{1}{2} \log_2 \frac{1}{2} - \frac{1}{2} \log_2 \frac{1}{2} \right) \\
 &= 0 + 0.5 = 0.5
 \end{aligned}$$

根据以上两个属性的期望熵, 可知应选择 A_3 作为决策树根节点属性值大于 10 的分支的根节点。

第三步:

根据 A_3 的属性值是否大于 10, 样本 2, 3, 4, 6 被分成两个子集。其中对应于 A_3 的属性值大于 10 的样本为 2, 3, 对应于 A_2 的属性值小于 10 的样本为 4, 6。由于 2, 3 两个样本对应的决策结果都为 Yes, 因此可在决策树根节点的该分支上增加 Yes 的叶节点。对于样本 4, 6, 可继续通过 A_1 的属性值加以区分, 并分别对应于 No 和 Yes 的叶节点。至此, 决策树生成完毕, 最终得到的决策树是:



四、算法题（30 分，每小题 15 分）

1. 在基于 $\alpha-\beta$ 剪枝的计算机博弈程序中，在搜索深度被限定为一致的前提下，决定其下棋水平的关键因素是什么？能否利用机器学习技术解决该问题？如能，请设计出解决方案。

解：决定其下棋水平的关键因素是棋局状态的估价函数，可以利用机器学习技术解决该问题。解决方案如下：

采用多层前向神经网络评价棋局状态，其输入为当前棋局，输出为当前棋局的评估值。采用进化计算对该神经网络进行优化，优化目标是最大化博弈程序的胜率。首先，初始化若干个神经网络，其中节点权值按随机方式生成。然后利用其中每个神经网络对棋局状态进行评价，并在此基础上进行 $\alpha-\beta$ 剪枝，从而得到一个计算机博弈程序。让每个神经网络对应的博弈程序与其他博弈程序或人进行博弈，统计其胜率，作为该神经网络的适应度。在此基础上，利用选择算子、交叉算子和变异算子对上述神经网络种群进行优化，直到达到所预期的最大胜率（适应度）或最大进化代数为止，此时输出胜率（适应度）最好的神经网络作为最终结果。

2. 给定函数： $f(x) = x^3 - 60x^2 + 900x + 100$ ，其中限定 x 为 $[0, 31]$ 区间中的实数。

设计一种粒子群优化算法求解 $f(x)$ 的最大值以及对应的 x 值。

解：在所设计的算法中，粒子群体规模设置为 20，其中每个粒子的位置表示一种 x 的取值，用实数表示，个体适应度值为 $x^3 - 60x^2 + 900x + 100$ 。最大迭代次数设置为 100。

具体算法流程如下：

Step1. 在 $[0, 31]$ 区间中随机生成 20 组成对的实数，作为粒子的初始位置和飞行速度。

Step2. 计算每个粒子的适应度。

Step3. 统计截止当前时刻，粒子群体对应的最好适应度以及每个粒子对应的最好适应度。

Step4. 对于每个粒子，根据该粒子当前飞行速度、该粒子最好适应度以及群体最好适应度，改变该粒子飞行速度，并根据更新后速度调整其位置。

Step5. 重复 Step2-4，直到迭代次数超过 100 次。

Step6. 输出所得到的解答：群体最好适应度为所求得函数最大值，该适应度对应的粒子位置为所求得的最优 x 值。