**提醒：请诚信应考，考试违规将带来严重后果！**

教务处填写：

____年___月___日

考 试 用

# 湖南大学课程考试试卷

**课程名称：** 人工智能导论 ；**课程编码：** CS05073 ；

**试卷编号：** A ；**考试形式：** 闭卷 ；**考试时间：** **120** 分钟。

| 题 号 | 一 | 二 | 三 | 四 | 五 | 六 | 七 | 八 | 九 | 十 | 总分 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| 应得分 | 15 | 20 | 20 | 20 | 25 | | | | | | 100 |
| 实得分 | | | | | | | | | | | |
| 评卷人 | | | | | | | | | | | |

专业班级：

学号：

姓名：

装订线（题目不得超过此线）

（请在答题纸内作答！）

**一、(超越经典的搜索)(15 分)**

什么是遗传算法？试说明遗传算法的基本原理，并给出算法流程图。

假如遗传算法初始群体中有 6 个个体，他们的适应度分别为 5 、 8 、 3 、 7 、 2 、1，试求交叉过程中每个个体被选中的概率。

**参考答案：**

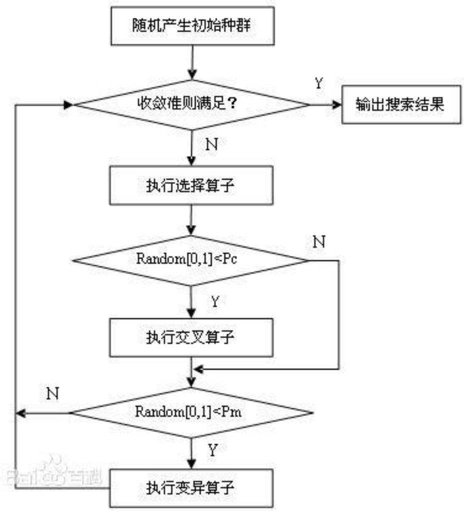
遗传算法是随机搜索的一个变形，通过把两个父状态结合来生成后继，而不是通过修改单一状态进行。（5 分，类似的描述均可）

基本原理：

1. 一个后继状态由两个父状态决定，一个状态表示成一个字符串
2. 以 k 个随机产生的状态开始(population)
3. 定义一个健康度量函数用来评价状态的好坏程度
4. 通过选择，交叉，突变的操作产生下一轮状态

（共 5 分，第 1、2、3 点各 1 分；第 4 点 2 分）

iii) 算法流程图：（5 分）



**二、（逻辑推理）（20）**

设有 A，B，C 三人中有人从不说真话， 也有人从不说假话，某人向这三人分别提出同一个问题： 谁是说谎者？

A 答："B 和 C 都是说谎者"；

B 答："A 和 C 都是说谎者"；

C 答："A 和 B 中至少有一个是说谎者"。求谁是老实人，谁是说谎者？

**参考答案**：设用$T(x)$表示$x$说真话。

如果 A 说的是真话，则有

T（A）--> ¬T(B)ᴖ¬T(C)

如果 A 说的是假话，则有

$\neg T(A) \to T(B) \cup T(C)$

对 B 和 C 说的话作相同的处理，可得： （5 分）

$$T(B) \to \neg T(A) \cap \neg T(C)$$

$$\neg T(B) \to T(A) \cup T(C)$$

$$T(C) \to \neg T(A) \cup \neg T(B)$$

$$\neg T(C) \to T(A) \cup T(B)$$

把上面这些公式化成子句集，得到 S： （5 分）

(1) $\neg T(A) \cup \neg T(B)$

(2) $\neg T(A) \cup \neg T(B)$

(3) $T(A) \cup T(B) \cup T(C)$

(4) $\neg T(B) \cup \neg T(C)$

(5) $\neg T(A) \cup \neg T(B) \cup \neg T(C)$

(6) $T(A) \cup T(C)$

(7) $T(B) \cup T(C)$

!$\neg T(x) \cup ANSWER(x)$ $S_1$ $S_1$

(8) $\neg T(x) \cup ANSWER(x)$ （5 分）

(9) $\neg T(A) \cup T(C)$ （1）与（7）消解

(10) $T(C)$ （6）与（9）消解

(11) $ANSWER(C)$ （8）与（10）消解

$S_1$

$\neg T(A)$ $S_2$ $S_2$

(8) $\neg(\neg T(A))$即$T(A)$

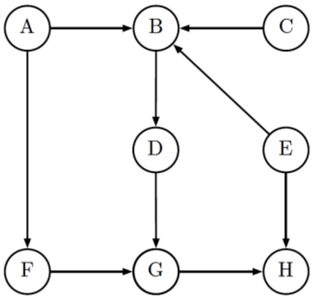
(9) $\neg T(A) \cup T(C)$ （1）与（7）消解

(10) $\neg T(A)$ （2）与（9）消解

(11) $NIL$ （8）与（10）消解

**三、 (贝叶斯网络) (20 分)**

1. 考虑下图所示贝叶斯网络，判断以下表达是否正确。（5 分）




a. $A \perp\!\!\!\perp B$

b. $A \perp\!\!\!\perp D \mid \{B, H\}$

c. $G \perp\!\!\!\perp E \mid B$

d. $F \perp\!\!\!\perp C \mid D$

e. $C \perp\!\!\!\perp H \mid G$

2. 臭鸡蛋（E）或灾难后动物的尸体（M）都会发出一种奇怪的臭味（S），灾难也可能导致海水沸腾（B）。

a）请给出该表述的贝叶斯网络图。（3 分）

b）假定该表述的各条件概率表由下表所示，请计算出以下概率：（12 分）

| $P(E)$ | |
|---|---|
| $+e$ | 0.4 |
| $-e$ | 0.6 |

| $P(M)$ | |
|---|---|
| $+m$ | 0.1 |
| $-m$ | 0.9 |

| $P(S\|E,M)$ | | | |
|---|---|---|---|
| $+e$ | $+m$ | $+s$ | 1.0 |
| $+e$ | $+m$ | $-s$ | 0.0 |
| $+e$ | $-m$ | $+s$ | 0.8 |
| $+e$ | $-m$ | $-s$ | 0.2 |
| $-e$ | $+m$ | $+s$ | 0.3 |
| $-e$ | $+m$ | $-s$ | 0.7 |
| $-e$ | $-m$ | $+s$ | 0.1 |
| $-e$ | $-m$ | $-s$ | 0.9 |

| $P(B\|M)$ | | |
|---|---|---|
| $+m$ | $+b$ | 1.0 |
| $+m$ | $-b$ | 0.0 |
| $-m$ | $+b$ | 0.1 |
| $-m$ | $-b$ | 0.9 |

i) 联合概率 P(-e,-s,-m,-b)

ii) 海水沸腾的概率 P(+b)

iii) 在海水沸腾的条件下，动物尸体出现的概率 P(+m|+b)

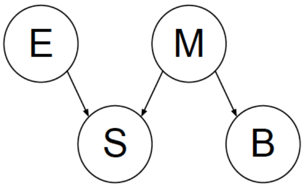
iv) 在奇怪的臭味，海水沸腾与臭鸡蛋出现的条件下，动物尸体出现的概率 P(+m|+s,+b,+e)

**参考答案：**

1. 判断对每个命题各 1 分（共 5 分）

A) F B) T C) F D) T E) F

2. a) 3 分




b) 答对每个计算项 3 分

i） $P(-e,-s,-m,-b) = P(-e)P(-m)P(-s|-e,-m)P(-b|-m) = (0.6)(0.9)(0.9)(0.9) = 0.4374$

ii） $P(+b) = P(+b|+m)P(+m) + P(+b|-m)P(-m) = (1.0)(0.1) + (0.1)(0.9) = 0.19$

iii $P(+m|+b) = \frac{P(+b|+m)P(+m)}{P(+b)} = \frac{(1.0)(0.1)}{0.19} \approx .5263$

iv） $P(+m|+s,+b,+e) =$

$$\begin{aligned} \frac{P(+m,+s,+b,+e)}{\sum_m P(m,+s,+b,+e)} &= \frac{P(+e)P(+m)P(+s|+e,+m)P(+b|+m))}{\sum_m P(+e)P(m)P(+s|+e,m)P(+b|m)} \\ &= \frac{(0.4)(0.1)(1.0)(1.0)}{(0.4)(0.1)(1.0)(1.0)+(0.4)(0.9)(0.8)(0.1)} \\ &= \frac{0.04}{0.04+0.0288} \approx .5814 \end{aligned}$$

湖南大学课程考试试卷

## 四、(隐马尔可夫模型)(20 分)

汤姆是一个公司职员，今天你在酒吧见到了他，他的心情很好。经过观察，汤姆 50%的时候开心（good），20%的时候郁闷（bad），30%的时候一般（normal）。我们还知道在他开心的时候来酒吧（bar）的概率是 10%，去公园（park）的概率是 20%，去公司（company）的概率是 70%。在他郁闷的时候来酒吧的概率是 60%，去公园的概率是 30%，去公司的概率是 10%。在他心情一般的时候来酒吧的概率是 20%，去公园的概率是 40%，去公司的概率是 40%。他心情经常变化，开心的时候，有 15%的可能第二天会变得郁闷，5%的可能第二天会变得一般。郁闷的时候，有 25%的可能第二天会变得开心，37.5%的可能第二天会变得一般。心情一般的时候，有 40%的可能第二天会变得开心，40%的可能第二天会变得郁闷。

a）根据以上的描述画出 HMM 模型(画出 3 个时间节点即可)，并标出相应的传感器概率和转移概率；(9 分)

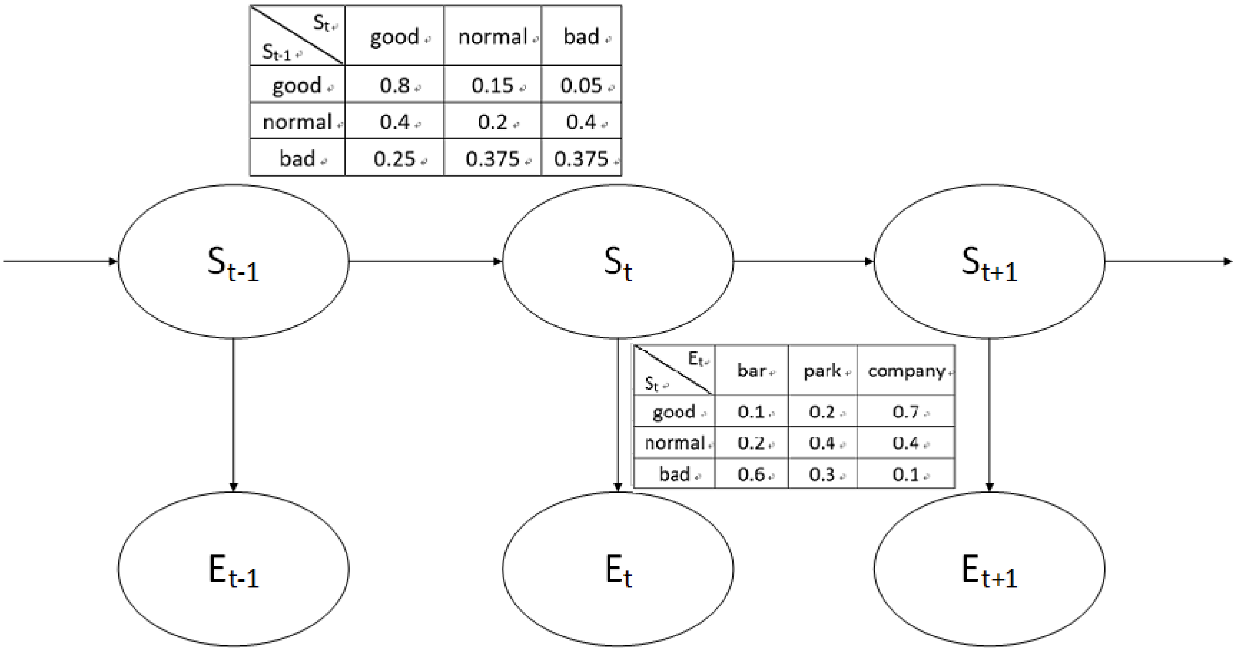
b）假定我们在 3 天里看到了他的序列：酒吧->酒吧->公园，这个观察序列发生的概率是多少？(8 分)

c）对于 b 中对应的最有可能的隐藏状态是什么？(3 分)

装订线（题目不得超过此线）

**参考答案：**

a): 我们用 S 表示汤姆的状态(good, bad, normal)，用 E 来表示汤姆的位置(bar, park, company)，其 HMM 模型如下图所示：(9 分)




| $S_{t-1}$ \ $S_t$ | good | normal | bad |
|---|---|---|---|
| good | 0.8 | 0.15 | 0.05 |
| normal | 0.4 | 0.2 | 0.4 |
| bad | 0.25 | 0.375 | 0.375 |

| $S_t$ \ $E_t$ | bar | park | company |
|---|---|---|---|
| good | 0.1 | 0.2 | 0.7 |
| normal | 0.2 | 0.4 | 0.4 |
| bad | 0.6 | 0.3 | 0.1 |

b): (8 分)

t=1:bar

P(1-good)=1*0.1=0.1

t=2:bar

P(2-good)= (P(1-good)*0.8)*0.1=0.008

P(2-normal)= (P(1-good)*0.15)*0.2=0.003

P(2-bad)= (P(1-good)*0.05)*0.6=0.003

t=3:park

P(3-good)= (P(2-good)*0.8+P(2-normal)*0.4+P(2-bad)*0.25)*0.2=0.00775

P(3-normal)= (P(2-good)*0.15+P(2-normal)*0.2+P(2-bad)*0.375)*0.4=0.00117

P(3-bad)= (P(2-good)*0.25+P(2-normal)*0.4+P(2-bad)*0.375)*0.3=0.00129

所以，该序列发生的概率为：P(1-bar,2-bar,3-park)= P(3-good)+ P(3-normal)+ P(3-bad)=0.01021

**c):** (3 分)

t=2 时，MAX(P(2-bar))= P(2-good)

t=3 时，MAX(P(3-park))= P(3-good)

所以，最有可能的隐藏状态为{1day:good,2day:good,3day:good}

## 五、(样例学习)(25 分)

1、训练数据如下表所示，其中 X(1)和 X(2)为特征，取值分别来自特征集合 A1={1, 2, 3}，A2={S, P, Q}，C 为类标记，C={1,-1}，即有 1 和-1 两类。根据训练数据学习一个朴素贝叶斯分类器并确定 X=(3, S)T 的类标记。（10 分）

| | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| X(1) | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 3 | 3 | 3 | 3 | 3 |
| X(2) | S | P | P | S | S | S | P | P | Q | Q | Q | P | P | Q | Q |
| C | -1 | -1 | 1 | 1 | -1 | -1 | -1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | -1 |

**参考答案:**

(1) 分别计算 C=1 和 C=-1 的概率 （2 分）

$P(C=1)=9/15$

$P(C=-1)=6/15$

(2) 计算条件概率 （4 分）

$P(X_1=3|C=1)=4/9$

$P(X_2=S|C=1)=1/9$

$P(X_1=3|C=-1)=1/6$

$P(X_2=S|C=-1)=3/6$

(3) 测试数据 $X=(3, S)^T$ 属于类别 C=1 和 C=-1 的概率分别为 （4 分）

$P(C=1|X)= P(X | C=1)* P(C=1)$

$= P(X_1=3 | C=1) * P(X_2=S | C=1) * P(C=1)$

$=4/9*1/9*9/15$

$=0.0296$

$P(C=-1|X)= P(X | C=-1)* P(C=-1)$

$= P(X_1=3 | C=-1) * P(X_2=S | C=-1) * P(C=-1)$

$=1/6*3/6*6/15$

$=0.333$

由于 $P(C=-1|X) > P(C=1|X)$，测试数据 $X$ 类别为-1.

2、决策树是机器学习中常用的算法之一，它支持多个分析任务，包括回归和分类。请依据对决策树的理解，回答以下问题：

a）请用简短的语句描述熵和信息增益的定义。（6 分）

b）设训练集如下表所示，请用经典的 ID3 算法完成其学习过程。（9 分）

| 样本 | 属性 | | 分类 |
|---|---|---|---|
| | $x_1$ | $x_2$ | |
| 1 | T | T | + |
| 2 | T | T | + |
| 3 | T | F | - |
| 4 | F | F | + |
| 5 | F | T | - |
| 6 | F | T | - |

(注意: $\log_2(x/y)= \log_2 x-\log_2 y$, $\log_2 1 = 0$, $\log_2 2 = 1$, $\log_2 3 = 1.585$, $\log_2 4 = 2$, $\log_2 5 = 2.322$, $\log_2 6 = 2.585$)

**参考答案:**

（1）通常熵表示事物的混乱程度，熵越大表示混乱程度越大，越小表示混乱程度越小。对于随机事件 S，如果我们知道它有 N 种取值情况，每种情况发生的概论为，那么这件事的熵就定义为：

$$H(S)=-\sum_{i=1}^{N} P^{(i)} \log_2 P^{(i)}$$

信息熵：随机事件未按照某个属划的不同取值划分时的熵减去按照某个属性的不同取值划分时的平均熵。即前后两次熵的差值。

信息增益: 信息增益表示得知特征 X 的信息而使得类 Y 的信息的不确定性减少的程度。特征 A 对训练数据集 D 的信息增益 g(D, A)，定义为集合 D 的熵 H(D)与给定特征 A 条件下 D 的条件熵 H(D|A)之差，即:

$$\mathrm{Gain}(D,A)=H(D)-H(D|A)=H(D)-\sum_{v=1}^{V}\frac{|D^v|}{|D|}H(D^v)$$

即：信息增益=根节点的信息熵-条件熵

（2）解：设根节点为 S，尽管它包含了所有的训练例子，但却没有包含任何分类信息，因此具有最大的信息熵。即：

$H(S)= - (P(+)\log_2 P(+) + P(-)\log_2 P(-))$

式中

$P(+)=3/6$，$P(-)=3/6$

分别是决策方案为“+”或“-”时的概率。因此有

$H(S)= - ((3/6)\log_2(3/6) + (3/6)\log_2(3/6)) =1$

按照 ID3 算法，需要选择一个能使 S 的期望熵为最小的一个属性对根节点进行扩展，因此我们需要先计算 S 关于每个属性的条件熵：

$H(S|x_i)= ( |S_T| / |S|)* H(S_T) + ( |S_F| / |S|)* H(S_F)$

其中，T 和 F 为属性 $x_i$ 的属性值，$S_T$ 和 $S_F$ 分别为 $x_i$=T 或 $x_i$=F 时的例子集，|S|、| $S_T$|和|$S_F$|分别为例子集 S、$S_T$ 和 $S_F$ 的大小。

下面先计算 S 关于属性 $x_1$ 的条件熵：

在本题中，当 $x_1$=T 时，有：

$S_T$={1，2，3}

当 $x_1$=F 时，有：

$S_F$={4，5，6}

其中，$S_T$ 和 $S_F$ 中的数字均为例子集 S 中的各个例子的序号，且有|S|=6，| $S_T$ |=| $S_F$ |=3。

由 $S_T$ 可知，其决策方案为“+”或“-”的概率分别是：

$P_{ST}(+)=2/3$

$P_{ST}(-)=1/3$

因此有：

$H(S_T)= - (P_{ST} (+)\log_2 P_{ST} (+) + P_{ST} (-)\log_2 P_{ST} (- ))$

$= - ((2/3)\log_2(2/3) + (1/3)\log_2(1/3))$

$=0.9183$

再由 $S_F$ 可知，其决策方案为“+”或“-”的概率分别是：

$P_{SF} (+)=1/3$

$P_{SF} (-)=2/3$

则有：

$H (S_F)= - (P_{SF} (+)\log_2 P_{SF} (+) + P_{SF} (-)\log_2 P_{SF} (- ))$

$= - ((1/3)\log_2(1/3)+ (2/3)\log_2(2/3))$

$=0.9183$

将 $H(S_T)$和 $H (S_F)$代入条件熵公式，有：

$H(S|x_1)=(|S_T|/|S|)H(S_T)+ (|S_F|/|S|)H(S_F)$

$=(3/6) * 0.9183 + (3/6) * 0.9183$

$=0.9183$

下面再计算 S 关于属性 $x_2$ 的条件熵：

在本题中，当 $x_2$=T 时，有：

$S_T$={1，2，5，6}

当 $x_2$=F 时，有：

$S_F$={3，4}

其中，$S_T$ 和 $S_F$ 中的数字均为例子集 S 中的各个例子的序号，且有|S|=6，| $S_T$ |=4，| $S_F$ |=2。

由 $S_T$ 可知：

$P_{ST}(+) = 2/4$

$P_{ST}(-) = 2/4$

则有：

$H(S_T) = -(P_{ST}(+)\log_2 P_{ST}(+) + P_{ST}(-)\log_2 P_{ST}(-))$

$= -((2/4)\log_2(2/4) + (2/4)\log_2(2/4))$

$=1$

再由 $S_F$ 可知：

$P_{SF}(+)=1/2$

$P_{SF}(-)=1/2$

则有：

$H(S_F) = -(P(+)\log_2 P(+) + P(-)\log_2 P(-))$

$= -((1/2)\log_2(1/2)+ (1/2)\log_2(1/2))$

$=1$

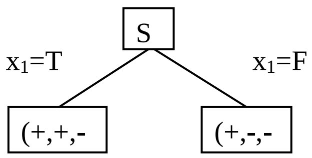
将 $H(S_T)$和 $H(S_F)$代入条件熵公式，有：

$H(S|x_2)=(|S_T|/|S|)H(S_T)+ (|S_F|/|S|)H(S_F)$

$=(4/6) * 1 + (2/6) * 1$

$=1$

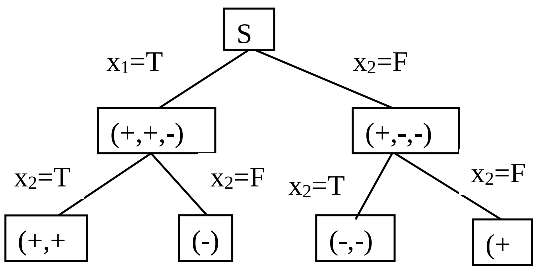
可见，应该选择属性 $x_1$ 对根节点进行扩展。用 $x_1$ 对 S 扩展后所得到的部分决策树如下图所示。




扩展 $x_1$ 后的部分决策树

在该决策树中，其 2 个叶节点均不是最终决策方案，因此还需要继续扩展。而要继续扩展，只有属性 $x_2$ 可选择，因此不需要再进行条件熵的计算，可直接对属性 $x_2$ 进行扩展。

对 $x_2$ 扩展后所得到的决策树如下图所示：




扩展 $x_2$ 后得到的完整决策树