

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 ；

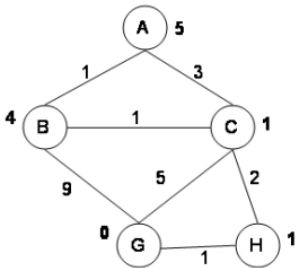
试卷编号： A ； 考试形式： 闭卷 ； 考试时间： 120 分钟。

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

(请在答题纸内作答！)

一、(搜索问题)(25 分)考虑下图，其中 A 是开始结点，G 是目标结点，边上的数字代表两个结点之间的实际代价，结点上的数字代表结点到达目标结点的评估代价。

- a) 使用一致代价搜索算法模拟从开始结点到达目标结点的过程。(6 分)
- b) 运用贪婪最佳优先搜索算法模拟从开始结点到达目标结点的过程。(6 分)
- c) 使用 A\*搜索算法模拟从开始结点到达目标结点的过程。(7 分)
- d) 比较上述三种算法的完备性和最优性。(6 分)



答：

a ) 一致代价搜索

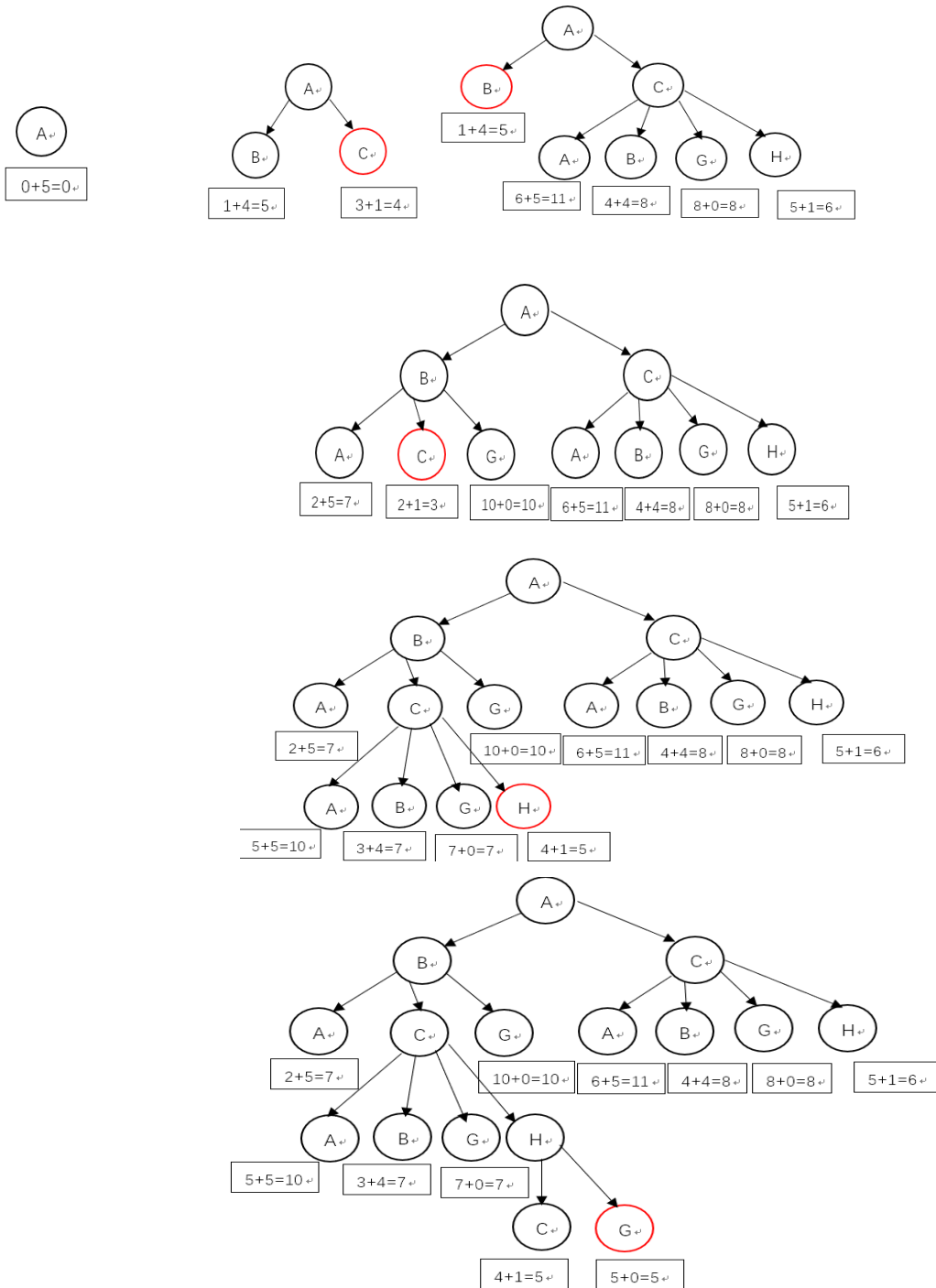
	入队	出队	队列
1	A		{(A,0)}
2	B,C	A	{(B,1),(C,3)}
3	C,G	B	{(C,2),(G,10)}
4	G,H	C	{(H,4),(G,7)}
5	G	H	{(G,5)}
6		G	空

因此最后的路径为 A-B-C-H-G，代价为 5。

b) 贪婪最佳优先算法是试图扩展离目标最近的节点，它只用到启发信息，也就是  $f(n)=h(n)$ 。

首先  $h(B)=4, h(C)=1$ ，所以先访问 C 节点，然后  $h(G)=0, h(H)=1$ ，所以直接到达目标节点 G，因此最后的路径为 A-C-G，代价为 8

c) A\*算法用树搜索：



点的扩展顺序为 A-C-B-C-H,

最优路径为 A-B-C-H-G，代价为 5 (8 分)

	选择扩展的点	Frontier
		(5,A)
1	A	(5,B,A) (4,C,A)

2	C	(5,B,A) (11,A,C,A) (8,G,C,A) (6,H,C,A)
3	B	(7,A,B,A) (3,C,B,A) (8,G,C,A) (6,H,C,A)
4	C	(7,G,C,B,A) (5,H,C,B,A)
5	H	(5,G,H,C,B,A)

d) 一致代价搜索按结点的最优路径顺序扩展结点，这是对任何单步代价函数都是最优的算法，它不再扩展深度最浅的结点。一致代价搜索与宽度优先搜索类似，是完备的，最优的。

贪婪最佳优先搜索试图扩展离目标最近的结点，理由是这样可以很快找到解。贪婪最佳优先搜索与深度优先搜索类似，即使是有限状态空间，但也是不完备的，容易导致死循环；贪婪最佳优先搜索不能保证最优性。

A\*搜索是完备的，此外，A\*算法对于任何给定的满足一致性的启发函数都是最优的。

## 二、(逻辑推理)(15 分)

设已知：

- (1) 能阅读者是识字的；
- (2) 海豚不识字；
- (3) 有些海豚是很聪明的。

请用归结演绎推理证明：有些很聪明的人并不识字。

答：第一步，先定义谓词，

设  $R(x)$  表示  $x$  是能阅读的；

$K(y)$  表示  $y$  是识字的；

$W(z)$  表示  $z$  是很聪明的；

第二步，将已知事实和目标用谓词公式表示出来

能阅读者是识字的：  $(\forall x)(R(x) \rightarrow K(x))$

海豚不识字：  $(\forall y)(\neg K(y))$

有些海豚是很聪明的：  $(\exists z) W(z)$

有些很聪明者并不识字：  $(\exists x)(W(x) \wedge \neg K(x))$

第三步，将上述已知事实和目标否定化成子句集：

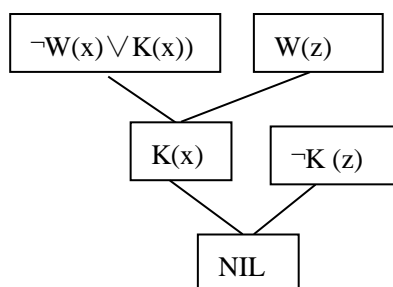
$\neg R(x) \vee K(x)$

$\neg K(y)$

$W(z)$

$\neg W(x) \vee K(x)$

第四步，用归结演绎推理进行证明



## 三、(概率模型) (20)

安迪是个三个月大的婴儿。他有时快乐(happy), 有时饥饿(hungry), 有时湿尿布(having a wet diaper)。起初, 他在睡完午睡 1 点醒来, 他很快乐。如果他快乐, 那么在 1 个小时后他仍有 50%的机率保持快乐, 有 25%的机会饿着肚子, 另外有 25%湿尿布的机会。同样, 如果他饿了, 一小时后他有 25%的机会会快乐, 25%的机会仍然饥饿, 另外有 50%的机会湿尿布。如果他尿布湿了, 一小时后他会有 50%的机会高兴, 25%的机会饿着, 25%的机会湿尿布。当他快乐时, 他有 75%的时间微笑(smile), 25%的时间哭(cry)。当他饿了, 他有 25%的时间微笑(smile), 75%的时间哭(cry)。当他湿尿布时, 他有 50%的时间微笑(smile), 50%的时间哭(cry)。

a) 根据以上的故事画出 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; (8 分)

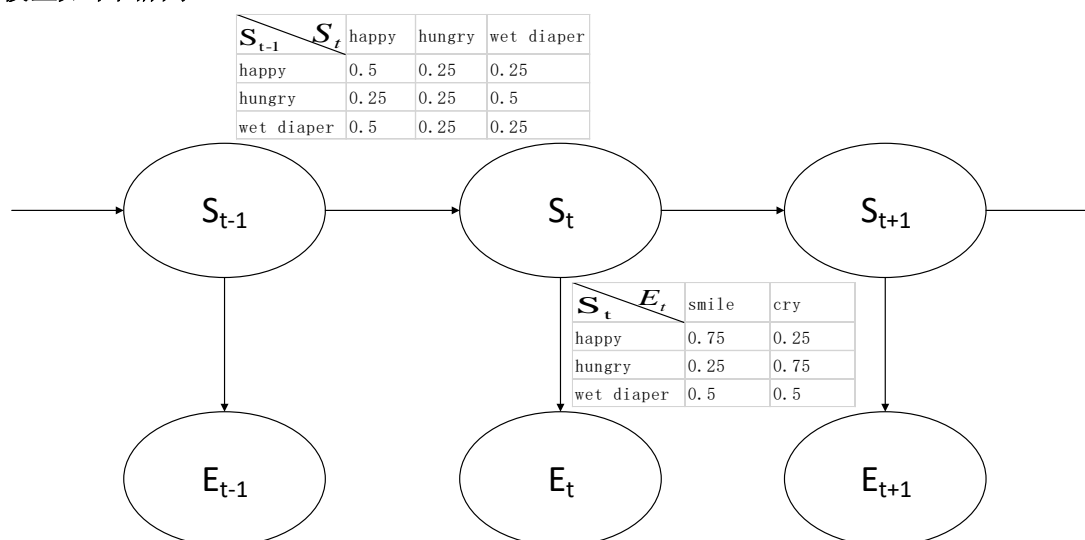
b) 假定“1pm: smile. 2pm: cry. 3pm: smile”。

这个观察序列发生的概率是多少? (5 分)

c) 对于 b 中对应的最有可能的隐藏状态是什么? (7 分)

答:

a): 我们用 S 表示安迪的状态(happy, hungry, wet diaper), 用 E 来表示安迪的表情(smile,cry), 其 HMM 模型如下图所示:



b):

t=1:smile

$$P(1\text{-happy})=1*0.75=0.75$$

t=2:cry

$$P(2\text{-happy})= (P(1\text{-happy})*0.5)*0.25=0.09375$$

$$P(2\text{-hungry})= (P(1\text{-happy})*0.25)*0.75=0.140625$$

$$P(2\text{-wet})= (P(1\text{-happy})*0.25)*0.5=0.09375$$

t=3:smile

$$P(3\text{-happy})= (P(2\text{-happy})*0.5+P(2\text{-hungry})*0.25+P(2\text{-wet})*0.5)*0.75=0.09667969$$

$$P(3\text{-hungry})= (P(2\text{-happy})*0.25+P(2\text{-hungry})*0.25+P(2\text{-wet})*0.25)*0.25=0.02050781$$

$$P(3\text{-wet})= (P(2\text{-happy})*0.25+P(2\text{-hungry})*0.5+P(2\text{-wet})*0.25)*0.5=0.05859375$$

所以, 该序列发生的概率为:  $P(1\text{-smile}, 2\text{-cry}, 3\text{-smile})= P(3\text{-happy})+ P(3\text{-hungry})+ P(3\text{-wet})=0.1758$

c):

t=2 时,  $\text{MAX}(P(2\text{-cry}))= P(2\text{-hungry})$

t=3 时,  $\text{MAX}(P(3\text{-smile}))= P(3\text{-happy})$

所以, 最有可能的隐藏状态为{1pm:happy,2pm:hungry,3pm:happy}

#### 四、(决策树) (20 分)

决策树是机器学习中常用的算法之一。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) 下表给出外国菜是否有吸引力的数据集，每个菜品有 3 个属性“温度”、“口味”，“份量”，请用决策树算法画出决策树。(10 分)

(注意:  $\log_2(x/y) = \log_2 x - \log_2 y$ ,  $\log_2 1 = 0$ ,  $\log_2 2 = 1$ ,  $\log_2 3 = 1.585$ ,  $\log_2 4 = 2$ ,  $\log_2 5 = 2.322$ ,  $\log_2 6 = 2.585$ ,  $\log_2 7 = 2.807$ ,  $\log_2 8 = 3$ ,  $\log_2 9 = 3.170$ ,  $\log_2 10 = 3.322$ ,  $\log_2 11 = 3.459$ ,  $\log_2 12 = 3.585$ )

序号	温度	口味	份量	吸引力	序号	温度	口味	份量	吸引力
1	热	咸	小	否	6	热	咸	大	否
2	冷	甜	大	否	7	热	酸	大	是
3	冷	甜	大	否	8	冷	甜	小	是
4	冷	酸	小	是	9	冷	甜	小	是
5	热	酸	小	是	10	热	咸	大	否

c) 请预测 dish= {温度=热, 口味=甜, 份量=大} 的一道菜，是否具有吸引力。(4 分)

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，每种情况发生的概率为  $P^{(i)}$ ，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性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：

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

即：信息增益=根节点的信息熵-条件熵

a) 首先，计算没有选择属性时的信息熵：

$$H(S) = -\sum_{i=1}^N P^{(i)} \log_2 P^{(i)} = -\frac{5}{10} \log_2 \frac{5}{10} = 1$$

然后，计算选择属性之后的条件熵：

$$H(D|\text{属性}) = \sum_{v=1}^V \frac{|D^v|}{|D|} H(D^v)$$

根据已知，口味属性：

咸	3/10	吸引力	0
		否	3/3

甜	4/10	吸引力	2/4
		否	2/4
酸	3/10	吸引力	3/3
		否	0

$$H(D|\text{口味}) = \sum_{v=1}^V \frac{|D^v|}{|D|} H(D^v) = 0.3(-0 - 1 * \log_2 1) + 0.4(-0.5 * \log_2 0.5 - 0.5 * \log_2 0.5) + 0.3(-1 * \log_2 1 - 0)$$

$$= 0.4$$

温度属性:

冷	5/10	吸引力	3/5
		否	2/5
热	5/10	吸引力	2/5
		否	3/5

$$H(D|\text{温度}) = \sum_{v=1}^V \frac{|D^v|}{|D|} H(D^v) = 0.5 * (-0.6 * \log_2 0.6 - 0.4 * \log_2 0.4) + 0.5 * (-0.4 * \log_2 0.4 - 0.6 * \log_2 0.6)$$

$$= 0.971$$

大小属性:

大	5/10	吸引力	1/5
		否	4/5
小	5/10	吸引力	4/5
		否	1/5

$$H(D|\text{大小}) = \sum_{v=1}^V \frac{|D^v|}{|D|} H(D^v) = 0.5 * (-0.2 * \log_2 0.2 - 0.8 * \log_2 0.8) + 0.5 * (-0.8 * \log_2 0.8 - 0.2 * \log_2 0.2)$$

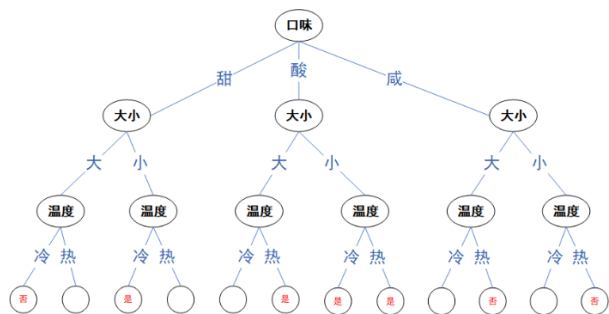
$$= 0.722$$

综上:  $\text{Gain}(D, \text{口味}) = H(D) - H(D|\text{口味}) = 1 - 0.4 = 0.6$

$\text{Gain}(D, \text{温度}) = H(D) - H(D|\text{温度}) = 1 - 0.971 = 0.029$

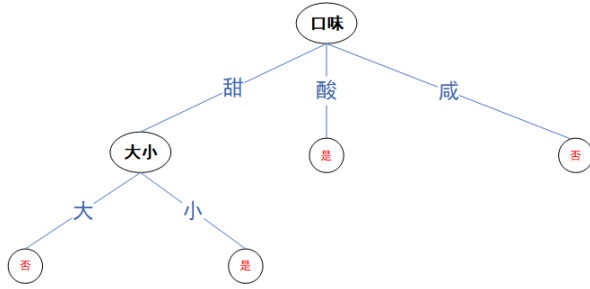
$\text{Gain}(D, \text{大小}) = H(D) - H(D|\text{大小}) = 1 - 0.722 = 0.278$

根据信息增益大小, 选择口味作为根节点, 第二层是大小属性节点, 第三层是温度属性节点。



b) dish= {温度=热, 口味=甜, 份量=大}

通过查询决策树, 可以预测得到“否”的结果。



五、(人工神经网络)(20 分)

以逻辑或运算为例构建一个有两个输入一个输出的单层感知器，假设权重  $w_1(0)=0.2$ ,  $w_2(0)=0.4$ , 阈值  $\theta(0)=0.3$ , 学习率  $\eta=0.4$ ,

- a) 请给出逻辑或运算的问题的数学定义。(3 分)
- b) 构建针对该问题的单层感知器。(5 分)
- c) 请用单层感知器完成逻辑或运算的学习过程。(12 分)

解：根据“或”运算的逻辑关系，可将问题转换为：

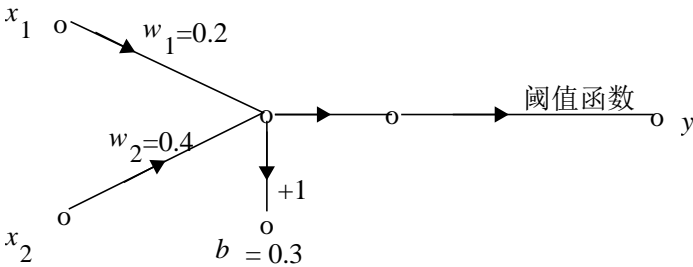
输入向量：  $X_1=[0, 0, 1, 1]$

$X_2=[0, 1, 0, 1]$

输出向量：  $Y=[0, 1, 1, 1]$

或（OR）操作的真值表如下所示：

Inputs		Output y
$x_1$	$x_2$	
0	0	0
0	1	1
1	0	1
1	1	1



或操作可用下图所示的阈值感知器表示：

由题意可知，初始连接权值、阈值，以及增益因子的取值分别为：

$w_1(0)=0.2$ ,  $w_2(0)=0.4$ ,  $\theta(0)=0.3$ ,  $\eta=0.4$

即其输入向量  $X(0)$ 和连接权值向量  $W(0)$ 可分别表示为：

$X(0)=(-1, x_1(0), x_2(0))$

$W(0)=(\theta(0), w_1(0), w_2(0))$

根据单层感知器学习算法，其学习过程如下：

设感知器的两个输入为  $x_1(0)=0$  和  $x_2(0)=0$ ，其期望输出为  $d(0)=0$ ，实际输出为：

$y(0)=f(w_1(0) x_1(0)+ w_2(0) x_2(0)- \theta(0))$

$$=f(0.2*0+0.4*0-0.3)=f(-0.3)=0$$

实际输出与期望输出相同，不需要调节权值。

再取下一组输入： $x_1(0)=0$  和  $x_2(0)=1$ ，其期望输出为  $d(0)=1$ ，实际输出为：

$$\begin{aligned} y(0) &= f(w_1(0) x_1(0) + w_2(0) x_2(0) - \theta(0)) \\ &= f(0.2*0+0.4*1-0.3)=f(0.1)=1 \end{aligned}$$

实际输出与期望输出相同，不需要调节权值。

再取下一组输入： $x_1(0)=1$  和  $x_2(0)=0$ ，其期望输出为  $d(0)=1$ ，实际输出为：

$$\begin{aligned} y(0) &= f(w_1(0) x_1(0) + w_2(0) x_2(0) - \theta(0)) \\ &= f(0.2*1+0.4*0-0.3) \\ &= f(-0.1)=0 \end{aligned}$$

实际输出与期望输出不同，需要调节权值，其调整如下：

$$\begin{aligned} \theta(1) &= \theta(0) + \eta(d(0) - y(0)) * (-1) = 0.3 + 0.4 * (1-0) * (-1) = -0.1 \\ w_1(1) &= w_1(0) + \eta(d(0) - y(0)) x_1(0) = 0.2 + 0.4 * (1-0) * 1 = 0.6 \\ w_2(1) &= w_2(0) + \eta(d(0) - y(0)) x_2(0) = 0.4 + 0.4 * (1-0) * 0 = 0.4 \end{aligned}$$

再取下一组输入： $x_1(1)=1$  和  $x_2(1)=1$ ，其期望输出为  $d(1)=1$ ，实际输出为：

$$\begin{aligned} y(1) &= f(w_1(1) x_1(1) + w_2(1) x_2(1) - \theta(1)) \\ &= f(0.6*1+0.4*1+0.1) \\ &= f(1.1)=1 \end{aligned}$$

实际输出与期望输出相同，不需要调节权值。

再取下一组输入： $x_1(1)=0$  和  $x_2(1)=0$ ，其期望输出为  $d(0)=0$ ，实际输出为：

$$\begin{aligned} y(1) &= f(w_1(1) x_1(1) + w_2(1) x_2(1) - \theta(1)) \\ &= f(0.6*0+0.4*0 + 0.1)=f(0.1)=1 \end{aligned}$$

实际输出与期望输出不同，需要调节权值，其调整如下：

$$\begin{aligned} \theta(2) &= \theta(1) + \eta(d(1) - y(1)) * (-1) = -0.1 + 0.4 * (0-1) * (-1) = 0.3 \\ w_1(2) &= w_1(1) + \eta(d(1) - y(1)) x_1(1) = 0.6 + 0.4 * (0-1) * 0 = 0.6 \\ w_2(2) &= w_2(1) + \eta(d(1) - y(1)) x_2(1) = 0.4 + 0.4 * (0-1) * 0 = 0.4 \end{aligned}$$

再取下一组输入： $x_1(2)=0$  和  $x_2(2)=1$ ，其期望输出为  $d(2)=1$ ，实际输出为：

$$\begin{aligned} y(2) &= f(w_1(2) x_1(2) + w_2(2) x_2(2) - \theta(2)) \\ &= f(0.6*0+0.4*1 - 0.3)=f(0.1)=1 \end{aligned}$$

实际输出与期望输出相同，不需要调节权值。

再取下一组输入： $x_1(2)=1$  和  $x_2(2)=0$ ，其期望输出为  $d(2)=1$ ，实际输出为：

$$y(2)=f(w_1(2) x_1(2) + w_2(2) x_2(2) - \theta(2))$$

实际输出与期望输出相同，不需要调节权值。

至此，学习过程结束。最后的得到的阈值和连接权值分别为：

$$\begin{aligned} \theta(2) &= 0.3 \\ w_1(2) &= 0.6 \\ w_2(2) &= 0.4 \end{aligned}$$

不仿验证如下：

对输入：“0 0”有  $y=f(0.6*0+0.4*0-0.3)=f(-0.3)=0$

对输入：“0 1”有  $y=f(0.6*0+0.4*1-0.3)=f(0.1)=1$

对输入：“1 0”有  $y=f(0.6*1+0.4*0-0.3)=f(0.3)=1$

对输入：“1 1”有  $y=f(0.6*1+0.4*1-0.3)=f(0.7)=1$



---