

人工智能实验指导书

电子科技大学计算机学院

目 录

实验一 知识表示方法—渡河问题.....	2
实验二 A*算法实验.....	5
实 验 三 BP 神 经 网 络 实	
验.....	7
实验四 决策树实验.....	8
附录 实验报告.....	10

实验一 知识表示方法—渡河问题

一. 实验目的:

- (1) 了解知识表示相关技术;
- (2) 掌握状态空间法的分析方法。

二. 实验内容:

状态空间法实验。从前有一条河，河的左岸有 $m(=3)$ 个传教士、 $m(=3)$ 个野人和一艘最多可乘 $n(=2)$ 人的小船。约定左岸，右岸和船上或者没有传教士，或者野人数量不超过传教士，否则野人会把传教士吃掉。搜索一条可使所有的野人和传教士安全渡到右岸的方案。

- (1) 简述实验原理及方法，并请给出程序设计流程图。

本次试验选择传教士过河问题，以状态空间法实现。解答步骤如下：

- 1) 设置状态变量并确定值域

M 为传教士人数， C 为野人人数， B 为船数，要求 $M \geq C$ 且 $M, C \leq 3$ ， L 表示左岸， R 表示右岸。

初始状态

	L	R
M	3	0
C	3	0
B	1	0

目标状态

	L	R
M	0	3
C	0	3
B	0	1

- 2) 确定状态组，分别列出初始状态集和目标状态集

用三元组来表示 S_f : (ML , CL , BL) (均为左岸状态)

其中 $0 \leq ML \leq 3, 0 \leq CL \leq 3, BL \in \{0, 1\}$

S_0 : (3, 3, 1) \longrightarrow S_g : (0, 0, 0)

初始状态表示全部成员在河的左岸;

目标状态表示全部成员从河的左岸全部渡河完毕。

- 3) 定义并确定规则集合

仍然以河的左岸为基点来考虑，把船从左岸划向右岸定义为 P_{ij} 操作。其中，第一下标 i 表示船载的传教士数，第二下标 j 表示船载的食人者数; 同理，从右岸将船划回

左岸称之为 Q_{ij} 操作，下标的定义同前。则共有 10 种操作，操作集为

$$F = \{P_{01}, P_{10}, P_{11}, P_{02}, P_{20}, Q_{01}, Q_{10}, Q_{11}, Q_{02}, Q_{20}\}$$

P_{10} if (ML , CL , BL=1) then (ML - 1 , CL , BL - 1)
 P_{01} if (ML , CL , BL=1) then (ML , CL - 1 , BL - 1)
 P_{11} if (ML , CL , BL=1) then (ML - 1 , CL - 1 , BL - 1)
 P_{20} if (ML , CL , BL=1) then (ML - 2 , CL , BL - 1)
 P_{02} if (ML , CL , BL=1) then (ML , CL - 2 , BL - 1)
 Q_{10} if (ML , CL , BL=0) then (ML+1 , CL , BL+1)
 Q_{01} if (ML , CL , BL=0) then (ML , CL+1 , BL +1)
 Q_{11} if (ML , CL , BL=0) then (ML+1 , CL +1, BL +1)
 Q_{20} if (ML , CL , BL=0) then (ML+2 , CL +2, BL +1)
 Q_{02} if (ML , CL , BL=0) then (ML , CL +2, BL +1)

4) 当状态数量不是很大时，画出合理的状态空间图

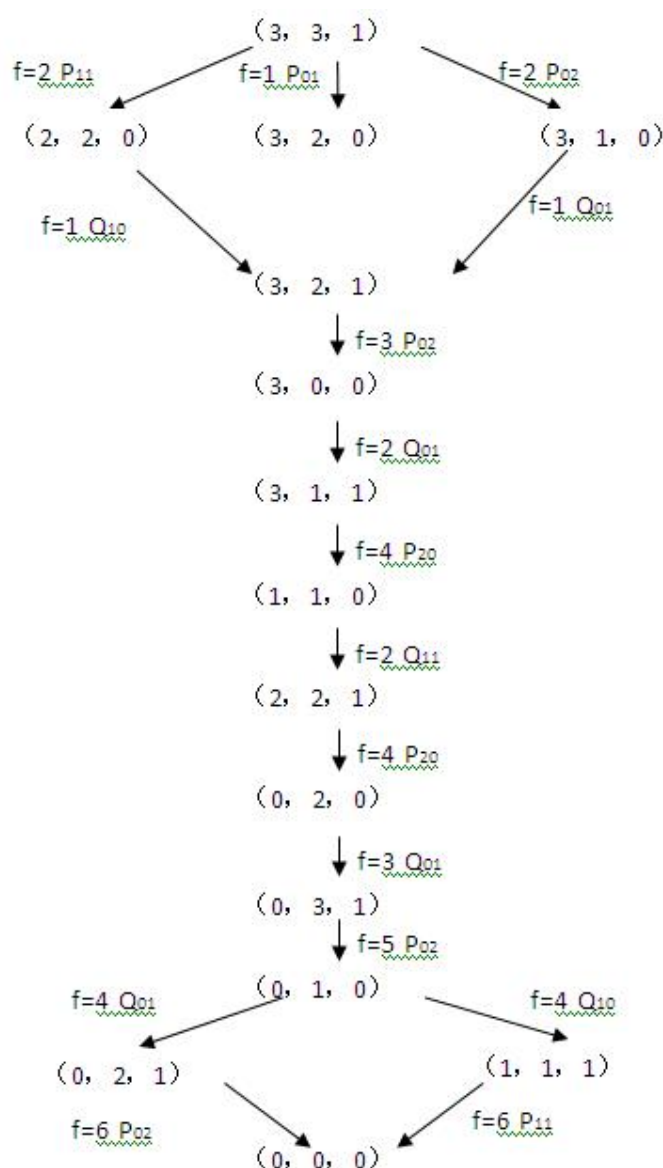


图 1 状态空间图

箭头旁边所标的数字表示了 P 或 Q 操作的下标，即分别表示船载的传教士数和食人者数。

接下来进行树的遍历，根据规则由根（初始状态）扩展出整颗树，检测每个结点的“可扩展标记”，为“-1”的即目标结点。由目标结点上溯出路径。

（2）编写代码，输出安全渡河的过程。

三. 实验要求：

（1）提交源代码及可执行文件。

（2）提交实验报告，内容包括：对代码的简单说明、运行结果截图及说明等。

（3）加分点：可手动输入 m, c, n ，然后输出安全渡河的过程；如无安全渡河的方案，也给出提示。

实验二 A*算法实验

一. 实验目的:

熟悉和掌握启发式搜索的定义、估价函数和算法过程, 并利用 A*算法求解 N 数码难题, 理解求解流程和搜索顺序。

二. 实验原理:

A*算法是一种启发式图搜索算法, 其特点在于对估价函数的定义上。对于一般的启发式图搜索, 总是选择估价函数 f 值最小的节点作为扩展节点。因此, f 是根据需要找到一条最小代价路径的观点来估算节点的, 所以, 可考虑每个节点 n 的估价函数值为两个分量: 从起始节点到节点 n 的实际代价 $g(n)$ 以及从节点 n 到达目标节点的估价代价 $h(n)$, 且 $h(n) \leq h^*(n)$, $h^*(n)$ 为 n 节点到目的节点的最优路径的代价。

八数码问题是在 3×3 的九宫格棋盘上, 摆有 8 个刻有 1~8 数码的将牌。棋盘中有 一个空格, 允许紧邻空格的某一将牌可以移到空格中, 这样通过平移将牌可以将某一将牌布局变换为另一布局。针对给定的一种初始布局或结构 (目标状态), 问如何移动将牌, 实现从初始状态到目标状态的转变。如下图表示了一个具体的八数码问题求解。



图 2 八数码问题的求解

三. 实验内容:

1. 以 8 数码问题为例实现 A*算法的求解程序 (编程语言不限), 设计估价函数。
注: 需在实验报告中说明估价函数, 并附对应的代码。
2. 设置初始状态和目标状态, 针对估价函数, 求得问题的解, 并输出移动过程。

四. 实验要求:

- (1) 提交源代码及可执行文件。
- (2) 提交实验报告, 内容包括: 对代码的简单说明、运行结果截图及说明等。

补充说明：

附：运行样例：

```
1 3 0
8 2 4
7 6 5
原图：
1 3
8 2 4
7 6 5

移动过程：

Step 1:
1 3
8 2 4
7 6 5

Step 2:
1 2 3
8 4
7 6 5

移动结束!
```

实验三 BP 神经网络实验

一. 实验目的

编程实现 BP 神经网络算法；理解算法原理。

二. 实验原理

误差逆传播(back propagation, BP)算法是一种计算单个权值变化引起网络性能变化的较为简单的方法。由于 BP 算法过程包含从输出节点开始,反向地向第一隐含层(即最接近输入层的隐含层)传播由总误差引起的权值修正,所以称为“反向传播”。BP 神经网络是有教师指导训练方式的多层前馈网络,其基本思想是:从网络输入节点输入的样本信号向前传播,经隐含层节点和输出层节点处的非线性函数作用后,从输出节点获得输出。若在输出节点得不到样本的期望输出,则建立样本的网络输出与其期望输出的误差信号,并将此误差信号沿原连接路径逆向传播,去逐层修改网络的权值和节点处阈值,这种信号正向传播与误差信号逆向传播修改权值和阈值的过程反复进行,直训练样本集的网络输出误差满足一定精度要求为止。

三. 实验内容:

将 Iris (鸢尾花)数据集分为训练集 (Iris-train.txt) 和测试集 (Iris-test.txt), 分别含 75 个样本, 每个集合中每种花各有 25 个样本。为了方便训练, 将 3 类花分别编号为 1, 2, 3。使用这些数据训练一个 4 输入 (分别对应 4 个特征)、隐含层 (10 个神经元)、3 输出 (分别对应该样本属于某一品种的可能性大小) 的神经网络 (4*10*3)。

使用训练集对网络进行训练, 再预测测试集中每个样本的标签, 并输出预测准确率 (独立运行 10 次, 列出 10 次的准确率, 并输出平均准确率和标准差)。

四. 实验要求

(1) 提交源代码及可执行文件。

(2) 提交实验报告, 内容包括: 对代码的简单说明、运行结果的截图及说明等。

注意: 实验报告中, 需指明梯度下降过程中的学习率, 并与相应的源码对应。

实验四 决策树实验

一. 实验目的

编程实现决策树算法 ID3；理解算法原理。

二. 实验原理

(1) ID3 算法

ID3 算法的核心思想就是以信息增益度量属性选择，选择分裂后信息增益最大的属性进行分裂。下面先定义几个要用到的概念。设 D 为用类别对训练元组进行的划分，则 D 的熵 (entropy) 表示为：

$$info(D) = - \sum_{i=1}^m p_i \log_2(p_i)$$

其中 p_i 表示第 i 个类别在整个训练元组中出现的概率，可以用属于此类别元素的数量除以训练元组元素总数量作为估计。熵的实际意义表示是 D 中元组的类标号所需要的平均信息量。现在我们假设将训练元组 D 按属性 A 进行划分，则 A 对 D 划分的期望信息为：

$$info_A(D) = \sum_{j=1}^v \frac{|D_j|}{|D|} info(D_j)$$

而信息增益即为两者的差值：

$$gain(A) = info(D) - info_A(D)$$

ID3 算法就是在每次需要分裂时，计算每个属性的增益率，然后选择增益率最大的属性进行分裂。

对于特征属性为连续值，可以如此使用 ID3 算法：先将 D 中元素按照特征属性排序，则每两个相邻元素的中间点可以看做潜在分裂点，从第一个潜在分裂点开始，分裂 D 并计算两个集合的期望信息，具有最小期望信息的点称为这个属性的最佳分裂点，其信息期望作为此属性的信息期望。

三. 实验内容：

利用 `traindata.txt` 的数据（75*5，第 5 列为标签）进行训练，构造决策树；利用构造好的决策树对 `testdata.txt` 的数据进行分类，并输出分类准确率。

四. 实验要求：

(1) 提交源代码及可执行文件。

(2) 提交实验报告，内容包括：对代码的简单说明、运行结果的截图及说明等。

(3) 需画出决策树，指明每个分支所对应的特征/属性，以及分裂值。

注：如用到了剪枝、限定深度等技巧（加分项），请加以说明。