

模糊专家系统开发环境的思想及其实现*

洪国彬 郑彬全

(华侨大学计算机科学系, 泉州 362011)

摘要 介绍一个通用规则型专家系统的开发环境模型及其实现的思想, 并论述了 FUZZY 专家系统中的知识表示、知识获取、推理机和机器的自学习过程和语义检测。

关键词 模糊专家系统, 模糊知识表示, 知识获取, 推理机, 基

分类号 TP 18

近 20 年来, 专家系统的研究发展十分迅速, 各类专家系统已经逐步进入实用阶段, 其中部分专家系统已经取得巨大的社会与经济的效益。但是, 目前所构造的大部分专家系统都是针对某一具体领域的专家知识而构造的。此类专家系统只能解决某一领域内的问题, 其应用具有很大的局限性; 另一方面, 为某一具体领域构造知识库及相应的推理机是一件困难的事情, 它需要耗费领导专家和知识工程专家大量的时间和精力去了解彼此具体领域的知识。因此, 知识获取就成为专家系统的一个“瓶颈问题”^[1], 为了解决以上两个问题, 缩短专家系统的开发周期, 我们构造一个通用的专家系统的开发环境就非常必要了。另外, 对知识库的知识检测也是当前专家系统开发环境所难以解决的事实, 因此, 我们就阐述其思想和实现过程。

1 FUZZY 专家系统的思想和系统结构

1.1 系统开发环境建造的前提和思想

我们先作如下定义: 能表示模糊知识, 采用精确和不精确推理所构造的推理机, 得到精确或可行的结论的专家系统, 称为 FUZZY 专家系统。基于模糊产生式规则是描述两个命题之间的模糊关系的规则, 一般模糊规则的前提部分或结论含有 AND, OR, NOT 连词。其表示的形式为 $R_i: IF U_i THEN U_k (CF=C_i)$, 其中 $U_i \in (X_1 \text{ is } A_1 . AND. X_2 \text{ is } A_2 \dots AND. X_n \text{ is } A_n)$ 表示规则的前提(命题); $U_k \in (Y_1 \text{ is } B_1 . OR. Y_2 \text{ is } B_2 \dots OR. Y_n \text{ is } B_n)$ 表示规则的结论(命题), X_i, Y_i 是取值于各自论域的变量, $A_i, B_i \in [0, 1]$ 是模糊子集, $C_i \in [0, 1]$ 表示规则的确定因子(可信程度), 变量所体现的就是特征。

一个专家系统有其特定的适应领域, 相应的知识也有确定的论域。在此基础上, 专家们所提供、归纳、总结的知识就必须有本领域的基(在此把知识认为是一个确定的空间, 借助数学上的习惯用法)。它包含组成基、分类基、算子基三种^[2]。组成基: 表示规则的前提最基本的组成部

* 本文 1995-11-18 收到

分. 如一个识别动物的专家系统, 所有要识别的动物名称就是组成基. 分类基: 表示规则的结论最基本的组成部分. 在实际的应用中往往是一些主要特征的描述. 如识别动物的专家系统, 动物的种类(类和子类)、特征等. 算子基: 形成命题的连词, 如 AND, OR, NOT 以及存在、全称等.

也就是说, 一个专家系统的成功开发, 特别是建造一个专家系统的开发环境, 领域专家必须能对本领域的知识作出上述基的提取, 这是一种很高程度的归纳, 也是成功地实现实用性专家系统的先决条件. 反之, 如果作为一个领域专家只能提供的是一条条规则或经验, 不能进行抽取, 那只能是有经验的人员, 而不能称是专家了.

1.2 系统结构

该系统主要包括知识获取模块、知识库管理系统、推理机、机器自学、解释机制、用户界面等几个方面(图 1).

知识获取模块用于自动建立知识库. 知识库管理系统用于检索、删除、增添、修改和显示规则. 推理机采用正向与反向的模糊推理. 解释机制主要完成显示本次推理分析成功的推理过程、结果和可信度. 机器自学主要采用类推的学习方法. 该系统将会根据用户输入的问题以及置信度, 自动搜索推理得出结果.

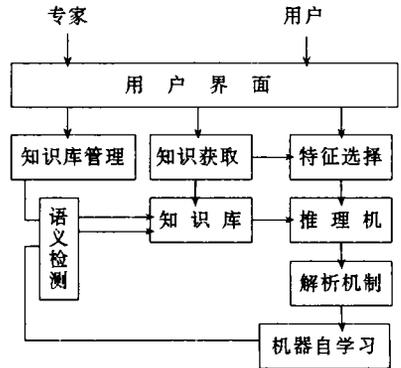


图1 系统结构图

2 FUZZY 专家系统的模糊知识表示模型

在 FUZZY 专家系统中, 我们采用的是模糊的知识表示. 自然语言不仅能表示思想和概念, 而且能表示感情和心情等一类非常抽象的东西. 正是由于自然语言的复杂性, 解决定性的问题就比较困难. 我们采用模糊的描述方法, 将定性知识逐步合理地量化为定量的知识, 然后在计算机进行处理^[3].

作为一个专家系统的开发环境, 其最主要的特点是要具有通用性和实用性. 在设计知识表示模型的时候, 应该考虑到知识空间基的完备性. 在本专家系统中, 我们采用了分类基与组成基相结合的方法来描述知识. 分类基就是表示规则的结论最基本的组成部分. 在实际应用中往往是一些主要特征的描述. 在专家系统中绝大多数的判别问题都可用分类形式来描述. 我们采用如下方式进行, 设有数个判别目标, 先利用专业知识把这些目标分成几个大类. 然后利用专业知识, 按不同的特征, 把每类又分成几个小类; 仍然利用专业知识, 按不同的新特征, 再把每个小类分成更多的小类……如此细分下去, 直到最后的所有小类都是判别目标. 下面我们举一个简单的动物专家系统的例子. 设要判别一个动物如虎, 则可用如下规则组成.

- 规则 1 动物 是 哺乳动物, 如果 有毛发.
- 规则 2 动物 是 哺乳动物, 如果 有奶.
- 规则 3 哺乳动物 是 食肉动物, 如果吃肉.
- 规则 4 哺乳动物 是 食肉动物, 如果有利齿 且 有前视眼.
- 规则 5 食肉动物 是 虎, 如果 是黄褐色 且 有黑条纹.

其中,前提和结论都可用模糊集表示.在具体实现方面,我们采用了框架的表示形式.

```
frame:〈子类〉
a kind of :〈 类〉
features:〈特征 1〉,〈特征 2〉,〈特征……〉
childof:〈子类置信度〉
tezhengof:〈特征置信度〉
```

转化为 C 语言的数据结构如下:

```
struct tezheng{
    char tezheng [20];
};

struct tnode{
    char feather [10];/* 父类 */
    char child [10];/* 子类 */
    float childof; /* 子类置信度 */
    float tezhengof; /* 特征置信度 */
    struct tezhengt [20]; /* 特征串 */
    struct tnode *next; /* 指针指向下一结点 */
};
```

这种分类的知识表示模型符合人类的思维过程,它能清晰地描述知识的逻辑结构,表现各知识之间的联系,具有模块化的结构,易于修改和扩充.按此模型,能够容易设计出速度快、效率高的推理机.

在知识表示方面,为了检测输入和知识是否符合某一领域内的范畴,我们采用组成基检测的方法.组成基就是表示规则的前提最基本的组成部分,已有专家定义领域的知识的组成基.一旦输入的知识不符合该领域的范畴,机器就会提示出错信息.

3 FUZZY 专家系统的知识获取

FUZZY 专家系统采用自动的知识获取过程.我们采用分类的知识表示,并研究了一种称为树型的知识推理机制,它是面向领域专家的一种直观的知识获取技术.在开发环境的系统中建立了专门的编辑系统,它使领域专家可以直接和 FUZZY 专家系统的知识库打交道.领域工程师只要按照人类的思维过程,将领域知识整理、分类好,就可以通过用户界面输入规则.

知识获取模块会自动将输入的规则用框架的表示存入知识库.知识的获取模块将知识的内部表示转化为树型结构的知识表示.首先,将规则从外存(知识库)读入内存,并由 fromt 指向头结点,这个功能由函数 read rule()来实现.接着根据内存中的规则建树.我们所建的树形结构是根据孩子表示法,实现从内部表示知识树的转换算法.(1)初始化. $p1$ 指向头结点.(2)将 $p1$ 的地址赋给 $tree[k]$, $fromt[k]$, $q1$ 指向 $p1$ 的下一结点(其中 $tree$, $fromt$ 为数组指针, $fromt$ 指向树的每一层的头结点).(3)如果 $q1$ 为空则结束算法.(4)判别 $q1$ 的父类与 $p1$ 的父类是否相等,若不相等则转(6).(5)将 $q1$ 链入 $framt[k]$ 层中,指针都向下一位,转(7).(6)判断如果 tag2 标志为 0,则将下一层的头指针赋给 $p1$,其余指针指向下一位,并将标志位 tag2 置

1. 如果 tag2 标志为 1, 则指针指向下一位. (7) 如果 $q1$ 为空, 则指针数组下标 $k++$. 进入下一层, 转(2).

一个好的专家系统, 应能方便灵活地修改和扩充知识库的内容. FUZZY 专家系统除可以利用编辑窗口直接对知识库进行操作外, 还设计以自然语言对话形式获取知识的交互式知识获取模块. 该模块除了获取功能外, 还能对知识库的知识进行增、删、改等操作, 实现对知识库的管理功能. 此模块只允许系统设计人员和专家的使用. 基于树形结构的知识, 获取过程是树的生长、剪枝和新陈代谢的过程, 也就是知识库中知识的增加和删改过程. 在获取过程中, 逻辑与, 逻辑或的关系演算均由计算机自动完成. 下列增加规则的算法.

(1) 初始化. 将知识库的头信息拷贝到新创建的文件 filename1 上. (2) 显示第 i 层的父结点, 询问是否要在这一层删除规则, 若不是则转(6). (3) 显示 $f1$ 所指向的这条规则的所有内容, 并询问是否要删除该规则. 若不删除, 则将规则写入 filename1 文件中, 指针 $f1$ 指向下一结点. (4) 如果 $f1$ 不为空则转(3). (5) $i++$ 进入下一层, 转(7). (6) 将该层所有的结点都写入文件 filename1 中, $i++$ 进入下一层. (7) 若 $i < k$, 则转(6), 否则该算法结束.

4 FUZZY 专家系统的推理机

在人类知识中, 有相当一部分属于人们的主观判断, 是不精确的、模糊的, 由这些知识归纳出的推理规则也往往是不精确的.

FUZZY 专家系统中的推理机采用正向与反向相结合的不精确推理. 在正向推理中, 我们采用模糊数学中的似然推理方法. 在似然推理中不同的证据可以对一个假设有不同的支持程度, 称为规则强度. 规则强度用置信度来表示. 每个规则强度规定了一个断言概率的变化, 用以表示如何影响其它断言. 规则中一个给定的证据可以存在也可以不存在, 这两种状况可分别用规则强度说明. 如果证据不确定, 则必然结论的信任度也要随之改变. 系统允许证据之间用 AND, NOT, OR 的任意组合. 当这种组合的空间知识为非确定时, 我们根据 L. A. 查德的模糊集计算置信度. 合取(AND)中取组合中的最小值, 析取(OR)中取组合的最大值.

在具体实现方面, FUZZY 专家系统首先调用特征选择的子过程进行特征辨识. 特征辨识是指对新的问题的获取, 它是根据知识模型的需要从用户那儿通过交互方式获取的. 接着进行初步的匹配, 根据用户输入的特征, 在知识库中寻找相应的结论. 由于一般不存在完全的精确匹配, 因此要对特征关系进行相似的估计. 在具体做法上, 可以通过特征赋予权值来体现不同的特征, 它具有不同的重要性. 对于一个父结点, 可能同时存在多个特征支持多个子结点. 这有利于我们对这些特征进行置信度排序, 选择一个置信度最大的特征进入相应的子树. 如果在该特征下的动态范围无法求出结果, 该程序会返回上一层继续寻找匹配, 直到求出结果为止. 下列具体的推理算法. (1) 初始化, 并找出树根将其赋给指针 $f1$. (2) 把 $f1$ 这层的所有规则的特征与用户输入的特征进行匹配. 若是相符合则相应的规则的 tag1 值置为 1, 否则置为 0. (3) 选择这层中特征符合、且置信度最大的结点, 由 $p1$ 指向该结点, tag1 置 1. 否则若没有特征符合, 则将 tag1 置 0. (4) 若 tag1 为 1, 则这层有特征符合. 则将 $p1$ 和这层头指针 $p3$ 压栈, 转(1). (5) 若栈为空, 则显示求解失败, 算法结束. 否则, 将栈顶弹出给 $f1$, 且将 $f1$ 的特征匹配标志 tag1 置 0, 返回上一层, 转(3). (6) 判别是否为叶子结点. 若是, 则计算可信值及显示结果, 并判断是否应进行自学习, 如果要进行自学习, 则调用自学习功能, 算法结束. 若为非叶结点, 则将

下层的头指针赋予 $f1, p1$ 等, 转(2).

在 FUZZY 专家系统中, 除采用正向推理外, 还采用了逆向推理相结合的方法. 逆向推理就是从假设的目标出发, 寻找支持假设的证据, 所以又称为目标驱动. 在正向推理中, 根据获取的特征进行推理. 由于可能存在获取的特征不合或错误, 导致求解失败或推理错误. 为了避免这种问题, 在逆向推理中, 我们可以选定一个假设的目标, 然后在知识库中能查找该目标的规则集, 也就能导出该目标的规则集. 根据导出的特征再进行正向推理, 问题求解的效率和成功率能相对地提高. 例如, 医生看病人的时候, 首先根据输入的患者的症状进行推理, 初步确定为可能的疾病, 然后对这些疾病逐一进行反向验证, 必要时还要做进一步的检查. 因此, 正反推理相结合能提高推理机的工作效率. 下面为反向推理的具体算法. (1)初始化. (2)将树的层数 kk 赋值给 m . (3)寻找第 m 层的孩子结点是否与假设的结果相同, 如果相同则记录相应的特征及关系符. 将第 m 层的父结点赋给结果 result. (4)如果第 m 层的结点都是找完则转(2), 否则指针向后移一位, 转(4). (5) $m--$, 如果 m 不为 0 则转(3). (6)显示特征及关系符, 算法结束.

5 FUZZY 专家系统的学习系统

5.1 学习功能

在具体实现上, FUZZY 专家系统采用子序列拼接的操作, 即将一个新子问题的解拼接到较大的已确任的解的序列. 设旧问题的操作序列 $a1, a2, a3, \dots, ai, \dots, an$. 而 ai 对新问题不适用, 则取出其相应的前置条件, 并对求解成功中经过结点的特征组合产生新的规则. 由新的规则产生新的序列代替 ai , 拼接到序列中, 得出新的操作序列. 下列具体算法. (1)初始化, 打开知识库文件名. (2)将所要插入位置的结点的子类赋给新结点为父类. (3)将特征置信度, 子类置信度及结果赋给新的结点. (4)获取搜索成功路径的特征, 并赋给新结点为特征串. (5)将新规则写入知识库.

5.2 语义检测

在与用户输入的知识和机器学习后产生的知识, 在进入知识库之前, 必须进行语义检测. 任何知识要进入知识库之前必须经过知识识别系统, 经过知识识别系统的识别、分解、测试后, 才将知识有序地存放于知识库^[4].

(1)知识的分解. 任何知识要进入知识库之前, 必须对其进行分解, 利用算子基将命题分解成单一的知识, 即把知识或问题分解成不含算子连词的单一形式.

(2)知识的测试. 知识的测试包含两个方面, 即组成的测试和类型(或特征)的测试. (a)对任一单一的知识利用组成基测试其知识的合法性, 是否属于本知识空间的知识, 如果存在某一单一知识包含有组成基, 表明该命题是本领域知识, 否则就不是本领域知识, 这样的处理避免过多非领域知识进入知识库. (b)按照知识分解的顺序的各单一知识(包含了算子成分), 认为这种顺序体现了单一知识(特征)的重要性顺序, 对其进行分类确定; 如果几个单一知识连续不包含分类基, 则把它们作为一个单一知识, 以便存放.

(3)知识的有序存放. 根据对单一知识(特征)的分类确定后, 采用类型(特征)的匹配形式进行存放. 它有三种形式: 单一知识是新的类型(特征); 中间的某一知识不匹配; 所有知识完全匹配. 如果是完全匹配, 则不作存放(包含置信度), 前两种形式的存放处理过程如图 2, 3 所示.

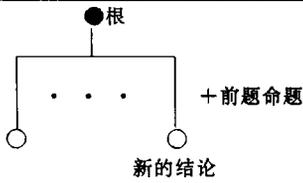


图2 第一单一知识是新的类型存放树

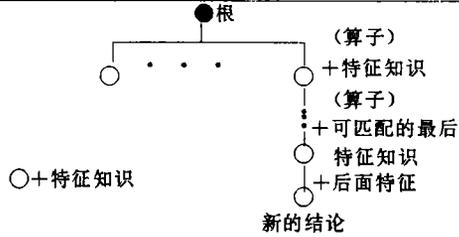


图3 中间的某一知识不匹配

6 结束语

在本专家系统中,采用分类的判别模型,符合人类的分类思维过程.因为判别树中的各子树互不相交,故在推理时先把树中的各子树互不相交,故在推理时先把树中某一层中的结点与已知事实进行匹配,然后选择一个置信度最大的结点,并在该结点以下的动态范围内搜索推理.该推理机推理速度快,且只是在一个动态范围内存在回溯,故推理效率高.FUZZY 专家系统还具有自学习功能,根据运行情况,能自动合理地安排知识结果.本专家系统最主要的一个特点是知识获取容易,领域专家使用时只需求助于系统说明,就能很快建立知识库,成为基于规则型的某领域专家系统.另一个特点是具较强的解释功能,能够显示推理过程.其目的在于让用户知道系统是如何工作的.这对于一个实用专家系统能否取得用户的信任至关重要.而且系统的设计人员或专家还可以在系统的帮助下找出系统作出错误结论的原因,便于系统维护.FUZZY 专家系统采用 Turbo C 语言编程实现,可在 386 以上微机运行.源程序四千多行.

本文为校科研基金资助项目.

参 考 文 献

- 1 洪国彬. 专家系统中的知识获取问题. 华侨大学学报(自然科学版), 1995, 16(4): 451~454
- 2 洪国彬. 模糊模式识别的若干问题研究. 华侨大学学报(自然科学版), 1993, 14(1): 119~123
- 3 史忠植. 机器学习的研究与应用. 计算机世界(专题综述), 1995, (537): 1
- 4 王仕军, 王树林. 一种用模糊-神经技术建造专家系统的方法. 计算机研究与发展, 1994, 5: 17~23

Thought of Development Environment for Fuzzy Expert System and Its Implementation

Hong Guobin Zheng Binquan

(Dept. of Computer Science, Huaqiao Univ., 362011, Quanzhou)

Abstract A model of development environment in general rule type is presented for the fuzzy expert system, and its thought and implementation are described. A discussion is devoted to knowledge representation knowledge acquisition, inference machine, self-learning process of machine, and semantic detection in fuzzy expert system.

Keywords fuzzy expert system, fuzzy knowledge representation, knowledge acquisition, inference machine, base