

41-44

AILM: 一个基于联想的集成学习模型* TP18

梁戎刚

孙善晖

蔡庆生

(中国科学技术大学计算机系 合肥230026)

摘 要

不同的学习方法体现人的思维的不同侧面,对复杂的任务可用多种方法协同完成。本文提出一种基于联想的集成学习系统结构和一种统一知识表示方式,既考虑了单个学习模块的独立性,又考虑整个系统的一致性,具有一定的应用前景。

一、引言

机器学习的风范包括归纳学习、分析学习(基于解释、类比等)、联接学习和遗传算法^[1]。近年来,机器学习的研究在这诸方面都有了迅速的发展。

归纳学习是发展较为成熟的方法,从大量实例中归纳出一般的概念或规则;分析学习是从一个或少数几个实例出发,应用领域知识进行分析来学习,它包括基于解释的学习、类比学习、多级组块迭代的宏操作方法等。遗传算法模拟了生物繁殖的突变和达尔文的自然选择法则。人工神经网络是非符号的、有高度并行分布式处理的能力,学习主要表现在调整网络中的连结权^[2]。这些学习方法各有自己擅长之处,亦各有其局限性。

我们认为,不同的学习方法体现的是人的思维的不同侧面,对复杂任务可用多种方法来共同完成^[3]。这些方法如何有机集成是我们研究的重点。

不同的方法的集成可以有松散的联合、并行控制、紧耦合等方式。本文给出一个基于联想的集成学习模型,它采用面向对象的设计方法、统一的知识表示、介于松散联合

和紧耦合之间的方式将不同学习方法集成一体,可以应用于问题求解、知识求精等。

二、AILM设计与实现

人类在思维中,常常有这样的情况,当我们对某个领域所知甚少时,常通过观察得到大量示例,归纳出领域知识,然后再以分析方法进行推理、验证,推广归纳出的知识。也就是说,这两种方式有时是分阶段进行的,而在另外一些情况下,则又可能是交叉进行的,不能截然分开。思维的多样性使我们考虑集成学习系统也能适应这样的多样性^[4]。

简单地并列各种学习方法,各有各的知识表示、输入、输出,解决问题时不方便,达到的深度也就有限;完全根据具体的应用领域将某些学习方法融合在一起,构造出新的学习方法,对解决该领域的问题很有效,但缺乏灵活性,遇到新问题必须全部重新设计程序。作为这两种策略的折衷,我们提出了一种基于联想的集成学习模型AILM。结构如图1所示。

AILM主要包括一个知识库及其管理系统、学习策略库及其执行模块、结果评价器、通道和示教式、归纳(数据归纳、定性

*国家八六三高技术发展规划和国家自然科学基金资助课题

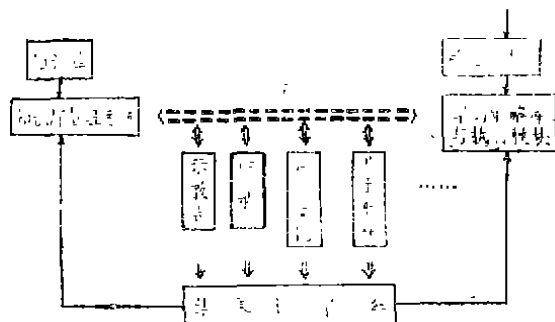


图1 AILM总体结构

归纳)、类比、基于解释学习等方法模块。各学习模块内部是相对稳定和独立的结构,对外界而言,只看到其功能和输入/输出。学习策略库及其执行模块负责学习过程中各方法的调用执行、数据流的组织等。下面简要描述各部分的功能。

知识库及管理系统: 知识采取统一的表示形式,知识库中的知识包括问题领域的常识、事例等,以面向对象的方式组织,下一节将对其组织、表示作详细阐述。知识库管理系统负责知识的装入、修改等。

学习策略库及执行模块: 这是 AILM 的核心之一。对某一具体应用,学习模块的调用有所不同,数据流的组织亦有不同。学习策略库包含有多种实用学习策略,以功能及适用领域为索引。还包括应用条件和具体执行过程,知识格式的组织 and 传送。这部分也是 AILM 的驱动机构。(学习策略库与执行模块几乎是密不可分的,所以在图1我们是表示为一体而没有截然分开。)

结果评价器: 任何学习过程的结果都需要验证、修改或推广。结果评价器有这样两方面的功能,一是对具体学习模块结果的评价;二是对整个集成学习流程结果的评价。执行方式有建立评价模式(评价函数)、人机交互与专家协同判断等。评价器的输出引起知识库的修改或学习策略的改变。

学习模块: 包括归纳、类比、解释等方式,各模块之间相对独立,与外界的连接通过通道进行。功能与输入输出是公开的,而具体实现隐藏。例如对数据归纳模块,可描

述如下:

Function := Formula(Data)

Input := Data Set($V_1, V_2, \dots, V_n$)

Output := $F(V_1, V_2, \dots, V_n)$

对联想类比模块描述如下:

Function := Constitute similar concepts
of Syst

Input := Known Sys-set($KP_2, KP_3, \dots, KP_n$);

Association Condition($C_1, C_2, \dots, C_i$);

Unknown Sys (KP_1)

Output := Modified KP_1

任何特点的学习方法均可构成学习模块,挂接在通道上。

通道: 为使整个系统具有开放性,可增加新的学习模块而无须花大的开销和作大的修改。我们设计了一个软通道,它负责统一处理知识(数据)的传送,管理各学习模块,协调它们的输入请求。

问题形式化模块是针对具体应用问题作形式化处理的模块。

当一具体问题到来时, AILM 调用学习策略库中相关学习策略执行相应学习模块,对结果进行评价、推广,有用的返回知识库,完成整个过程。

由于我们希望 AILM 具有一定的通用性,因此其知识库组织和知识表示成为一个重要的问题。

三、知识表示及知识库组织

建立统一的表示结构是集成度提高的需要。从认知的角度看,人对知识的存储是分系统、有条理的,按相似原则组块^[6]。知识的组织有其内在的一致性。本文提出一种知识包(Knowledge Packet)结构来统一表示不同的知识。所谓知识包,就是一组完整、一致的知识,它可以小至一个概念,大至一个知识领域。由三部分:概念、演化规则、示例构成知识包。表示如下:

$\langle \text{Knowledge Packet} \rangle ::= \langle \text{Concept} \rangle \cap \langle \text{Evolution Rules} \rangle \cap \langle \text{Examples} \rangle$

```

<Concepts> ::= <Concept> | <Concepts> | <Concept>
<Evolution Rules> ::= <Rule> | <Evolution Rules> | <Rule>
<Examples> ::= <Example> | <Examples> | <Example>
<Concept> ::= <Knowledge Packet>
<Example> ::= <Data> [ <Conclusions> ] | <Description> | <Conclusion>
<Rule> ::= <Conditions> | <Execution Step>

```

从定义中可以看出,知识包是一种递归结构,‘大’的知识包可以包含许多‘小’的知识包,而它也就自然继承其所包含的知识包的属性。把每个知识包视为对象,则其通信过程就是学习的变化过程。

AILM知识库由知识包构成,包与包之间存在两个链:属性链和联想链。

就属性链而言,知识库结构是网状结构:

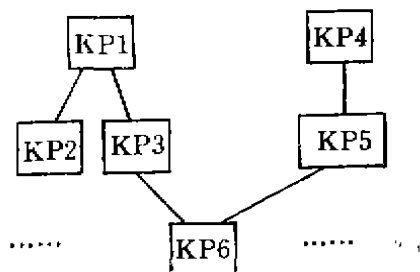


图2 属性链构成的网状结构

一些知识包可以为另一些知识包所共享。‘小’的知识包联合成‘大’的知识包。

知识包之间存在联想链,以联想链相连接的知识包之间不一定有包含关系,而是一种可类比或可联想到的关系。如KP1代表

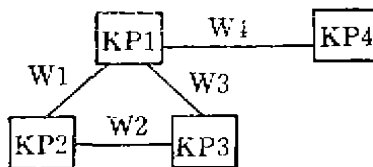


图3 联想链连结示例

“数理逻辑系统”,KP2代表“集合代数”,KP3代表“开关代数”,KP4代表“图形逻辑”,则它们之间存在联想链如图3。^[9]

其中 W 是连结强度,它与时间、选择算法和刺激强度、次数有关,设计为可动态修改的。本系统中,它是时间 t 和刺激次数 n ,强度 s 的函数,即 $W=f(t, n, s)$ 。

联想链为类比学习方法带来很大的便利。

知识库的这种结构对各种方法的集成使用带来方便。

四、AILM应用与讨论

我们通过一个抽象的问题求解例子来说明AILM的执行过程。

设有目标知识包 KPt ,求 KPt 中的新概念 CN ,也就是说,学习的目的是在 KPt 中发现新的概念。与 KPt 有联想链连结的知识包集为 $S=\{KP_1, KP_2, \dots, KP_n\}$ 。

根据学习目的与应用领域,AILM启动学习策略LS,LS的算法描述如下:

1. Find $S=\{KP_i | i=1, \dots, n, KP_i \text{ has Association Link with } KPt\}$;
2. If $S \neq \emptyset$ then goto 3 else goto 9;
3. Select KP_m , which $W_{kp_m \rightarrow kp_t} = \max\{W_i | i=1, \dots, n, KP_i \in S\}$, $S=S-KP_m$;
4. Assume E_m is the example-set of KP_m ;

Wake up ILI (Inductive Learning by Instances) module.

Wait ILI output;

5. Wake up ABAL (Association-based Analogical Learning) module.

Wait ABAL output C_N ;

6. Verify C_N by RE (Result Evaluation);
7. C_N Can not be accepted, goto 2;
8. Success;
9. End.

根据LS的流程,唤醒各学习模块后,请求知识库通过相应的通道传送数据。输出结果经结果评价器检查以后,有选择地返回装入知识库。更复杂的策略包括用基于解释方

TP18

知识获取和数据库学习系统^{*})

李德毅

(中国人民解放军总参谋部第61研究所 北京100039)

摘 要

The difficulties faced in the study of expert systems, such as knowledge acquisition, knowledge representation and elementary Knowledge absencing, are analysed in this paper. Considering the fact that the database technique and its applications have been very fruitful at present, the machine learning from databases by means of the representation and operation tools of relational databases could be a good idea as a starting point of learning. This paper introduces the essence of this new strategy.

一、专家系统的困惑

从人工智能的角度看,专家系统实质上是一个问题求解系统,目前的主要理论工具是基于—阶谓词演算的机器定理证明技术———阶演绎系统。领域专家长期以来面向一个特定领域的经验世界,通过人脑的思维活动积累了大量的有用信息。在研制一个专家系统时,知识工程师首先要从领域专家那里获取知识,这一过程实质上是个归纳过程,是非常复杂的个人到个人之间的交互过程,有很强的个性和随机性,没有统一的办法。因此,知识获取成为专家系统研究中公认的瓶颈问题。其次,知识工程师在整理表达从领域专家那里获得的知识时,用if-then等类的规则表达,约束性太大,用常规数理逻辑来表达社会现象和人的思维活动太局

限,也太困难,勉强抽象出来的规则有很强的工艺色彩,差异性极大,知识表示又成为一大难题。此外,即使某个领域知识通过一定的手段获取了,表达了,但是这样做成的专家系统对常识和百科知识出奇地贫乏,而人类专家的知识是以拥有大量的常识作为基础的。人工智能学家 Feigenbaum 估计,一般人拥有的常识存入计算机大约有100万条事实和抽象经验法则,离开常识的专家系统有时会比傻子还傻。例如战场指挥员会根据“在某地发现一只刚死的波斯猫”的情报很快断定敌高级指挥所的位置,而再好的军事专家系统也难以顾全到如此的信息。

以上这三大难题大大限制了专家系统的应用,使得专家系统目前还停留在构造诸如发动机故障诊断一类的水平上。

^{*})国家自然科学基金资助项目课题。李德毅 博士,高级工程师。

法加入对CN进行修补(扩张或缩小),引入逐步求精过程等。AILM的设计方法是既考虑单个学习模块的封装(独立性),又考虑整个系统的一致性。目前正在Sun工作站上实现,进展顺利。

五、结束语

集成各种学习方法的系统必将在更大程度上提高机器的智能,集成学习工具比单一学习方法具有更广泛的应用前景,所以这是一个很值得研究的课题。我们提出的AILM代表了一种集成系统的设计思路,期望起到抛砖引玉的作用。(参考文献共9篇略)