

## 一种基于粗神经网络的中国象棋机器博弈评估实现

王洪岩<sup>1</sup>, 朱峰<sup>2a</sup>, 张雪峰<sup>2a</sup>, 李玉倩<sup>3</sup>, 安爽<sup>2a</sup>, 徐心和<sup>2b</sup>

(1. 辽宁科技学院 基础部, 辽宁 本溪 117100; 2. 东北大学 a. 理学院, b. 信息科学与工程学院, 沈阳 110004; 3. 湘潭大学 数学与计算科学学院, 湖南 湘潭 411105)

**摘要:** 首先根据粗糙集的分类方法对不同局面的分类, 得到相应的等价关系, 消去冗余信息并对其进行分类和规则提取; 然后根据这些规则构造神经网络隐含层的神经元个数, 确定粗神经网络结构; 最后初始化所有权值, 再将粗糙集约简的结果作为粗神经网络的输入, 对神经网络进行训练, 得到神经网络结构. 实验结果证明, 训练结果提高了计算机博弈系统程序的性能和系统的棋力.

**关键词:** 粗糙集; 中国象棋计算机博弈; 评估函数; 粗神经元; 粗神经网络

## Realization for evaluating function of Chinese chess computer game based on RNN

WANG Hong-yan<sup>1</sup>, ZHU Feng<sup>2a</sup>, ZHANG Xue-feng<sup>2a</sup>, LI Yu-qian<sup>3</sup>, AN Shuang<sup>2a</sup>, XU Xin-he<sup>2b</sup>

(1. Department of Basic Course, Liaoning Institute of Science and Technology, Benxi 117100, China; 2a. College of Science, 2b. College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China; 3. College of Mathematics and Computer, Xiangtan University, Xiangtan 411105, China. Correspondent: ZHU Feng, E-mail: zhufeng6598@163.com)

**Abstract:** The different phases are classified corresponding relation of equivalence is gained, and attribute set is reduced based on rough set (RS) in order to get the decision rules. Then according to the number of nerve center in the connotative floor of rough neural networks (RNN), the configuration of RNN is ensured. At last, all coefficients are initialized, and then the result of reduction by RS is made as the import of RNN. By training RNN, the framework of RNN is gained. The result of experiment shows that RNN can improve the capability of Chinese chess computer game program.

**Key words:** Rough set theory; Chinese chess computer game; Evaluating function; Rough nerve center; RNN

### 1 引言

随着人工智能的不断深入研究, 计算机博弈也取得了巨大发展. 近年来, 很多学者对中国象棋的计算机博弈系统的开发做了许多工作, 并取得了许多成果. 中国象棋计算机博弈可分解为 6 个主要部分: 棋局表示, 搜索引擎, 走法生成, 评估函数, 开局库以及残局库<sup>[1]</sup>. 其中评价函数在各个部分中都具有重要作用, 而评估函数中参数的确定对博弈系统的博弈水平影响重大, 因此有效的评价函数算法是实现对中国象棋计算机博弈系统的重要技术.

中国象棋计算机博弈问题实质上就是寻求最佳路径问题. 对于象棋博弈问题的博弈树中的每一个

节点而言, 走棋双方都会从各个叶子节点中选择最有利于自己的分枝. 因为计算机博弈系统博弈树中值的传递是由下至上的, 这就要求对叶子节点表示的局面必须有一个极为准确的评估值. 对于局面最为准确的估计莫过于已经分出胜负的情况, 即建立在叶子节点分出胜负的完全博弈树. 中国象棋的完全博弈树大概有  $10^{144}$  个节点. 然而建立这样大的博弈树远远超出了当代计算机的处理能力, 即使是当代最先进的计算机也需要很多年的时间. 惟一的解决方法就是在不影响寻求最佳路径的前提下, 让博弈树扩展到计算机运算可以接受的深度; 然后对没有分出胜负的叶子节点给出一个最为准确的打分,

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(60574011).

**作者简介:** 王洪岩(1965—), 男, 辽宁法库人. 讲师, 硕士, 从事粗糙集理论、人工智能、数据挖掘的研究.

也就是计算机博弈评估函数实现问题。

粗糙集理论(RS)是波兰数学家 Pawlak 于 1982 年提出的一种处理不精确、不确定和不完全信息的新型数学工具,也是目前具有挑战性的研究,与应用领域不完备的知识库中的知识刻画近似,在属性约简方面有自己独特的方法<sup>[3]</sup>。

粗糙集理论的主要优点是:1)仅利用数据本身提供的信息,无须任何先验知识.2)是一个强大的数据分析工具,它能表达和处理不完备信息;在能保留关键信息的前提下,对数据进行化简并求得知识的最小表达;能识别并评估数据之间的依赖关系,揭示出概念简单的模式;能从经验数据中获取易于证实的知识规则,特别适于智能控制.3)RS 与模糊集分别刻画了不完备信息的两个方面:RS 以不可分辨关系为基础,侧重分类;模糊集基于元素对集合隶属程度的不同,强调集合本身的含混性.从 RS 的观点看,粗糙集合不能清晰定义的原因是缺乏足够的论域知识,但可以用一对清晰集合逼近. RS 与其他理论如证据理论也有一些相互重叠之处,在实际应用中可以相互补充。

RS 理论的生命力在于它具有较强的实用性,从诞生到现在虽然只有十几年的时间,但已在许多领域取得了令人鼓舞的成果.比如在模式识别,从数据库中知识发现,粗糙控制,专家系统,人工神经网络(ANN)等诸多领域<sup>[3-8]</sup>。

人工神经网络的研究始于本世纪 40 年代初,具有广泛的应用前景,对它的研究已经取得了很多丰硕的成果.它是由大量简单的处理单元(即神经元)广泛连接而成的复杂网络系统.它反映了人脑功能的许多基本特性,但它并不完全是人脑神经网络系统的真实写照,而只是对其作某种简化、抽象和模拟.1980 年以 Rumelhart 和 McClelland 为首的并行分布处理(PDP)研究小组,提出了多层网络学习的误差反向传播学习算法(BP 算法),解决了多层网络的学习问题,从实践上证实了人工神经网络具有很强的学习能力,可以解决许多实际问题.但是,训练时间过于漫长的固有缺点是制约 ANN 实用化的因素之一.为了解决神经网络训练时间过于漫长的因素,本文提出了基于粗糙集的神经网络,使训练时间大为缩短。

## 2 粗糙集的基本概念

粗糙集理论对不完备知识进行的知识刻画,为知识处理提供了一套严密的分析工具.它可以根据人们已有知识对已经获得的数据进行有效的分析和处

理,从中发现隐含的知识,揭示潜在的规律<sup>[9,10]</sup>.对于信息系统  $(U, R, V, F)$ ,其中  $U$  为论域,  $R$  为属性集,  $V$  为  $R$  的值域,  $F$  为信息函数,这里定义属性集  $A \subseteq R$  上的不可分辨关系为

$$\text{IND}(R) =$$

$$\{(x, y) \mid r(x) = r(y), x, y \in U, r \in R\}. \quad (1)$$

不可分辨关系  $\text{IND}(R)$  是一个等价关系,它对论域  $U$  的所有分类的集合记为  $U/R$ ,显然  $U/R$  是  $U$  的一个划分。

设  $X, Y \subset R$ ,定义集合  $X$  关于  $R$  的下近似为

$$\underline{R}(X) = \bigcup \{Y \in U/R \mid Y \subseteq X\}, \quad (2)$$

上近似为

$$\bar{R}(X) = \bigcup \{Y \in U/R \mid Y \cap X \neq \emptyset\}, \quad (3)$$

则  $\underline{R}(X)$  是根据现有知识能够判断一定属于  $X$  的对象组成的最大的集合,称为正区,记为  $\text{POS}(X)$ .  $\bar{R}(X)$  是所有与集合  $X$  相交非空的等价类的并集,是由那些可能属于  $X$  的对象组成的最小集合.定义

$$\text{BND}(X) = \bar{R}(X) - \underline{R}(X) \quad (4)$$

为集合  $X$  边界域.如果  $\text{BND}(X)$  是空集,则称  $X$  关于  $R$  是清晰的;反之,则称  $X$  为关于  $R$  的粗糙集。

属性约简是指在保持信息系统的分类或决策能力不变的条件下,删除其中的冗余属性.如果  $\text{IND}(R) = \text{IND}(R - \{r\})$ ,则称  $r$  在  $R$  中是冗余的.信息系统约简的目的是用最少的条件,辨别每一个决策类,即将决策表中包含的决策知识精简.对简化后的信息系统进行条件属性约简,即如果某条件属性去掉以后,信息系统仍旧保持协调,则该属性是冗余的,可以去掉。

元素  $u$  在属性集  $R$  下对于集合  $X$  的包含度定义为  $|\{u\}_R \cap X| / |\{u\}_R|$ ,其中  $|\cdot|$  表示集合中元素的个数。

## 3 中国象棋计算机博弈系统评估函数实现

### 3.1 基于粗糙集的神经网络系统

粗糙集理论是基于不可分辨的思想和知识约简的方法.从数据中推理逻辑规则的模型,可以输入定性、定量或混合信息;定义条件属性和决策属性之间的依赖关系,即输入与输出的映射关系是通过简单的决策表约简得到的,而且去掉冗余属性可以大大简化知识表达空间的维数;可以描述知识表达中不同属性的重要性,进行知识表达空间简化,从训练数据中获得推理规则。

人工神经网络是利用非线性映射的思想和并行处理的方法采用神经网络本身的结构表达输入和输出关联知识的隐函数编码,输入空间和输出空间的

映射关系通过网络结构的不断学习调整,最终以网络的特定结构表达.本文将粗糙集理论与人工神经网络相结合,构造了一种粗神经网络.

粗神经网络是指在运用粗糙集方法进行信息数据预处理,把粗糙集预处理后的信息构成神经网络的训练集.这样,便减少了信息表达的特征数量和神经网络构成系统的复杂度,从而可将减少后即过程中信息作为网络输入的计算时间.对训练集约简去掉冗余信息,也减少了网络的训练时间.

对于神经元之间有全部连接,则激活连接,抑制连接.神经网络加速了神经网络学习的速度,使神经网络性能变优.所构造的粗神经网络共有下述4层:

第1层:输入层,输入向量为经过粗糙集约简后的训练集,为确切值,表示为

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_n). \quad (5)$$

第2层:包含度函数层,分别将  $n$  个输入分量  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$  依照某种特定的不可分辨关系进行划分,确定各个等价类之间的联系.与第  $t$  个输入节点相连接的一组神经元的作用是对输入向量的第  $t$  个分量进行解释.本文定义该层神经元的作用函数为粗糙包含度函数,而神经元  $N_{jt}$  的输出

$$N_{jt}(\text{out}) = \mu_{jt} = A_{jt}x_t. \quad (6)$$

式中:  $N_{jt}$  是与第  $t$  个输入节点相连接的第  $j$  个神经元,其含义是与在第  $t$  个分量相关的分类中的第  $j$  个等价类;  $A_{jt}$  是  $x_t$  与  $N_{jt}$  之间的粗糙隶属函数值连接权,含义为第  $j$  个类所代表的等价类.

第3层:规则层,该层每一个节点代表一个规则,每条规则表示一个决策.假设共有  $m$  ( $m \leq n$ ) 个规则,那么该层的每个节点的作用函数为与之相连的神经元的包含度函数值的乘积,即

$$v_i = \mu_{i1}, \mu_{i2}, \dots, \mu_{in} = \prod_{j=1}^n \mu_{ij}, 1 \leq i \leq m. \quad (7)$$

第4层:输出层,该层的节点为输出变量,表示当前局面的评估值.

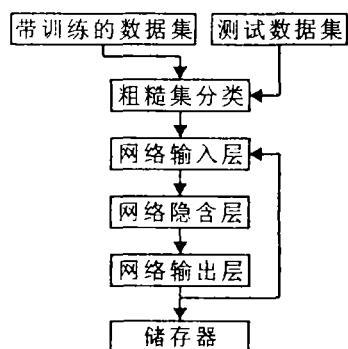


图1 粗糙神经网络的基本结构

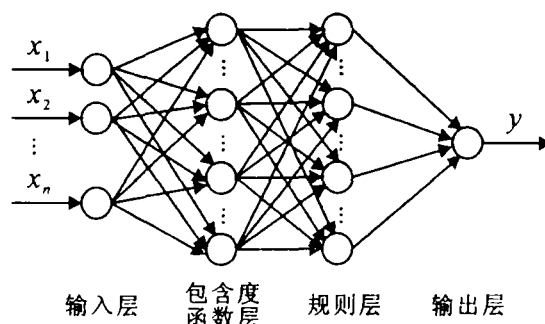


图2 神经网络训练器

$$y = \sum_{i=1}^m \omega_i v_i, \quad (8)$$

其中  $\omega_i$  为权值的初值,可设为各个规则的粗糙包含度,经过训练不断修正.

### 3.2 中国象棋评估函数的实现

对于评估函数<sup>[11]</sup> 中对当前叶子节点表示的局面的打分可表示为

$$\text{Value} = \text{ComputerValue} - \text{UserValue}. \quad (9)$$

其中:ComputerValue 表示当前叶子节点的计算机方的价值总和,UserValue 表示当前叶子节点的用户方的价值总和.如果 Value 为正数,则说明当前局面对于计算机有利,为负则对用户有利.

Value 这个打分就是由评估函数计算得到的.评估函数是模式识别和人工智能算法应用最为广泛的领域.不管多么复杂的评估函数,都可以表示为一个多项式.对于中国象棋计算机博弈系统评估函数,一般说必须包括固定子力值、棋子位置值、棋子灵活度值、威胁与保护值、动态调整值、棋子配合、将帅安全等要素.每一方面的值又是由许多参数值构成的,例如固定子力值就包括 7 类棋子的值.即使最简单的评估函数也有 20 多个参数,将这些参数值线性地组合在一起得到最终的评估函数值,这通常依赖于编程者的棋类知识.然而,这具有很大的局限性和不合理性.为了解决这些参数之间的优化问题,人们经常采用机器学习的办法得到较为精确的权值.本文将基于粗糙集理论的神经网络算法应用于中国象棋计算机博弈领域中,实现了一种基于粗糙集的人工神经网络构造方法,并将其应用于中国象棋计算机博弈系统评估函数的实现上.首先利用粗糙集理论对属性进行约简,抽取精简规则;然后通过分析输入数据确定输出子空间,并在这些子空间上通过神经网络进行定量逼近;最后构建整个系统的模型.

本文选取一些经典的专家棋谱作为训练集.专家棋谱中蕴藏着大量的中国象棋知识,直接从专家棋谱中学习可以节省学习的时间,而且还可以提高

学习的效率,有利于快速提高计算机博弈水平. 本文的输入值为每一个位置棋子的固定子粒值(本文中的参数均来自东北大学“棋天大圣”博弈软件中采用的参数)和当前走棋方表示值(用 1 表示红方走棋, -1 表示黑方走棋). 众所周知,在中国象棋中,局面值的大小与每个棋子是否还被吃到以及存在的位置有密切的关系,而中国象棋共有 32 个棋子,90 个格,因此本文用一个 91 维的数组表示输入向量,  $x = (x_1, x_2, \dots, x_{91})$ . 其中:前 90 个元素表示 90 个位置上每个位置的棋子子力值,无棋子则由 0 表示;第 91 个元素表示当前走棋方的表示值,值为 1 或 -1,均为离散数据. 对于很多不同的棋局,虽然从局面上看有所不同,但其后即着法却是一样的,只是数据表示稍有差别. 本文对这些棋局作为一个等价类,称之为是不可分辨的.

本文选用 1990~2004 年全国象棋比赛团体赛,个人赛以及五羊杯赛的对弈棋谱<sup>[13]</sup>,共 7 621 盘作为训练数据集. 学习系统从棋谱数据库中读入对弈序列,然后按照棋谱进行对弈. 在对弈过程中,采用粗神经网络方法完成计算神经网络中所有权值的修正;然后不断重复上述过程,直到完成所有棋谱的学习. 对棋谱数据库应进行多次学习,以求达到最佳效果.

对于输出值,本文中取值范围为  $[-1, 1]$ . 输出值越接近 1,表示红方胜的机率越大;输出值越接近 -1,表示黑方胜的机率越大;趋近于 0 时表示双方和棋的机率较大.

Step1: 把待训练数据集中的所有训练数据向量输入到粗糙集分类器中,得到约简后的数据集,作为神经网络的输入集.

Step2: 从粗糙集约简后的数据集中取一训练数据,作为网络的输入;

Step3: 计算网络的输出;

Step4: 计算网络输出值与期望输出值之间的差别;

Step5: 从输出层反向计算到第 2 层,向减少实际输出值与期望输出值差别的方向调整网络权值;

Step6: 对训练数据集中的每一组数据重复上述过程,直至整个训练集的差错最小.

### 3.3 实验数据分析

本文依次输入棋谱,根据输入棋谱数目的不同观测训练效果. 首先把 2 000 个棋谱输入到粗糙集分类器,约简后得到 1423 个棋谱,这使得训练时

间大大缩短. 将约简后的训练集输入到神经网络训练器,对权值不断修正. 将棋谱继续输入分类器,训练器分别得到不同训练数据数目下的权值.

为了检验试验效果,本文采用学习后的神经网络作为评估的博弈系统与通过传统方法评估的博弈软件对弈(本文的数据均为东北大学“棋天大圣”软件系统测试得到),采用相同的搜索引擎以保证对弈的公平性. 采用双方先后交替对弈,共 100 盘较量. 下面分别采用 2 000, 4 000, 6 000 个棋谱 3 个阶段的学习,再与只通过搜索的博弈软件对弈,其结果如表 1 所示.

表 1 第 1 阶段学习后的比赛结果

训练棋谱	胜	负	和
2 000	19	59	22
4 000	23	49	28
6 000	29	38	33

从表 1 可以看出,粗神经网络的训练棋谱数对学习的效果有影响,随着训练棋谱数目的增长,系统棋力增强,这表现为表中输棋的盘数呈递减趋势. 通过对比发现,本文中选取更多的专家棋局来填充本文中的训练数据库,这主要是由于专家棋谱中包含大量的象棋知识,为了提高计算机博弈水平,可选取更多的专家棋谱来训练我们的神经网络.

## 4 结 论

本文提出了一种基于粗糙集的神经网络模型,综合了粗糙集理论在知识获取方面的能力和神经网络在数值逼近上的优势. 通过粗糙集理论对数据集信息数据约简分类,消去冗余,得到训练集的等价类;然后将其作为神经网络的输入,通过神经网络算法优化参数组合,得到较好的效果,有效地避免了传统方法易陷入局部最优的缺点. 通过粗糙集智能数据分析,减少了粗糙神经网络中输入层和代表规则层的神经元个数,简化了神经网络的拓扑结构,减少了训练所需的计算量和时间,并使训练效果更好.

### 参考文献(References)

- [1] 王骄, 王涛, 罗艳红, 等. 中国象棋计算机博弈系统评价函数的自适应遗传算法实现[J]. 东北大学学报, 2005, 26(10): 946-952.  
(Wang J, Wang T, Luo Y H, et al. Implementation of adaptive genetic algorithm of evaluation function in chinese chess computer game system [J]. J of Northeastern University, 2005, 26(10): 946-952.)

(下转第 693 页)

系统与确定性系统的分析与设计方法设计系统的状态反馈控制器和输出反馈控制器<sup>[8,9]</sup>.

#### 4 结 语

本文提出了在一定的假设条件下,通过在网络控制系统的源节点和目标节点分别设置一定长度的缓冲器的方法,将网络控制系统中的随机时延转化为确定性时延,从而将原随机的网络控制系统转化为等价确定性时延系统.建立了具有确定性时延的网络控制系统的数学模型.对于被控对象为非线性系统时的 NCS 的建模与控制问题则有待于进一步研究.

#### 参考文献(References)

- [1] Hu S S, Zhu Q X. Stochastic optimal control and analysis of stability of networked control systems with long delay[J]. Automatica, 2001, 39(11): 1877-1884.
- [2] Wei Z, Michael S B, Philips S M. Stability of networked control systems[J]. IEEE Control Systems Magazine, 2001, 21(1): 84-99.
- [3] Walsh G C, Beldiman O, Bushnell L G. Asymptotic behavior of nonlinear networked control systems[J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2001, 46(4): 1093-1097.
- [4] Nilsson J, Bernhardsson B, Wittenmark B. Stochastic analysis and control of real-time systems with random time delays[J]. Automatica, 1998, 34(1): 57-64.
- [5] Luck R, Ray A. An observer-based compensator for distributed delays[J]. Automatica, 1990, 26(5): 903-908.
- [6] Chan H, Ozguner U. Closed-loop control of systems over a communication network with queues[J]. Int J Control, 1995, 62(3): 493-510.
- [7] Bauer P H, Sichitiu M L. On the nature of the time-variant communication delays [C]. IASTED Conf Modeling, Identification and Control. Innsbruck, 2001: 792-797.
- [8] Zhu Q X. State feedback control of deterministic networked control systems[C]. Proc of 5th Int Conf on Control and Automation. Budapest, 2005: 725-729.
- [9] Wu J G, Zhu Q X. The output feedback control of deterministic networked control systems[C]. Proc of 5th IEEE World Congress on Intelligent Control and Automation. Hangzhou, 2004: 1334-1337.

(上接第 690 页)

- [2] 韩桢祥, 张琦, 文福拴. 粗糙集理论及其应用[J]. 控制理论与应用, 1999, 16(2): 15-23.  
(Han Z X, Zhang Q, Wen F S. A survey on rough set theory and its application [J]. Control Theory and Applications, 1999, 16(2): 15-23.)
- [3] Nejman D. A rough set based method of handwritten numerals classification [R]. Warsaw: Warsaw University of Technology, 1994.
- [4] Pawlak Z. Vagueness and uncertainty — A rough set perspective[J]. Computational Intelligence, 1995, 11(2): 227-232.
- [5] Wygralak M. Rough sets and fuzzy sets — Some remarks on interrelations[J]. Fuzzy Sets and Systems, 1989, 29(3): 241-243.
- [6] Sienkiewicz J. Rough set and rough function approaches to the control algorithm reconstruction[R]. Warsaw: Warsaw University of Technology, 1996.
- [7] Tsumoto S, Hanaka H. Automated discovery of medical expert system rules from clinical databases based on rough sets[J]. Proc of 2nd Int Conf on Knowledge Discovery and Data Mining. USA, 1996: 63-72.
- [8] Yasdi. Rough sets learning and neural learning method to deal with uncertain and imprecise information[J]. Neurocomputing, 1995, 7(1): 61-84.
- [9] Pawlak Z. Rough sets [M]. Norwell, Netherlands: Kluwer Academic Publisher, 1991.
- [10] Zhang X F, Zhang Q L. Program realization of rough set attributes reduction [C]. Proc of 6th World Congress on Control and Automation. Shenyang, 2006: 5995-5999.
- [11] 徐心和, 王骄. 中国象棋计算机博弈关键技术分析[J]. 小型微型计算机系统, 2006, 6: 961-969.  
(Xu X H, Wang J. Key technologies analysis of chinese chess computer game[J]. Mini-Micro Systems, 2006, 6: 961-969.)