

文章编号: 1001-0920(2005)02-0121-06

粗集神经网络及其在智能信息处理领域的应用

张东波^{1,2}, 王耀南¹, 易灵芝²

(1 湖南大学 电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082; 2 湘潭大学 信息工程学院, 湖南 湘潭 411105)

摘要: 通过对近10年发展起来的粗集神经网络集成技术的总结和归纳, 可将粗集神经网络集成技术分为3种: 粗集神经网络混合系统、粗边界神经网络和粗-颗粒神经网络。介绍了每种集成技术的研究现状, 分析和阐述了其原理及特点。最后, 总结了当前粗集神经网络集成技术中需关注的一些问题, 并指出了进一步研究的方向。

关键词: 粗集; 神经网络; 信息颗粒; 粗集神经网络

中图分类号: TP18

文献标识码: A

Rough neural network and its application to intelligent information procession

ZHANG Dong-bo^{1,2}, WANG Yao-nan¹, YI Ling-zhi²

(1 College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China; 2 Institute of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan 411105, China Correspondent: ZHANG Dong-bo, E-mail: zhadonbo@sina.com)

Abstract: The rough neural network integration technology which has been developed for last decade is summarized and generalized. There are three main integration techniques: rough set and neural network hybrid system, rough boundary value neural network, and rough-granular neural network. The research status of each integration technology is introduced. The principle and characteristic of each integration technology are analyzed and expounded. At last, some problems need to be noticed in the technology are summed and directions for further research are presented.

Key words: rough set; neural network; information granule; rough neural network

1 引言

最早由波兰数学家 Pawlak 提出的粗集理论^[1,2], 是处理不确定、不完整、不精确知识的有力工具, 该理论已成为不确定性计算领域的一个重要分支。粗集理论基于不可分辨关系、上下近似、约简等概念将知识颗粒化, 直接模拟了人类的逻辑思维能力, 成为人工智能和认知科学的基础, 适合于数据简化、数据相关性查找、发现数据模式、从数据中提取规则等。神经网络是不确定性计算领域的另一个重要分支, 通过大量的神经元互连形成的网络具有很强的非线性映射能力及自适应性、自学习、鲁棒性和

容错能力, 是对人类直观形象思维的模拟。

粗集理论可以处理定性、定量或混合信息, 能从大量的实验数据中发掘知识的相关性, 提取直观且客观描述的知识规则, 通过约简可以去除冗余信息。但粗集理论抗噪声性能差, 推广能力弱, 理论本身不包含处理不精确或不确定原始数据的机制, 在应用中往往需要和其他软计算方法集成。而神经网络主要处理定量信息, 虽然可从大量的原始实验数据中通过学习获得相关领域的知识, 但知识具有隐含性, 可解释性差, 且对输入数据的冗余难以约简。然而神经网络抗噪声性能好, 泛化能力较强, 且神经网络

收稿日期: 2004-04-12; 修回日期: 2004-06-16

基金项目: 国家自然科学基金项目(60375001); 高等学校博士点基金项目(20030532004)。

作者简介: 张东波(1973—), 男, 湖南邵阳人, 讲师, 博士生, 从事粗糙集、神经网络等研究; 王耀南(1957—), 男, 云南昆明人, 教授, 博士生导师, 从事人工智能、智能控制等研究。

易于实现与模糊集、粗集等其他软计算方法的集成
由此可见,粗集和神经网络有很多的共性及互补之处 正因如此,粗集神经网络已成为软计算领域的重要研究课题 近几年,其在智能信息处理中的应用研究成果不断涌现,如用于城市交通流量的预测^[3]、语音分析^[4]、电力系统故障分类^[5,6]、手写字符识别^[7]、企业危机预警^[8]等 可以预见,作为形象思维和逻辑思维的结合,粗神经计算是对人脑智能更高层次的模拟,更符合人类思维规律,其研究必然具有前沿性、科学性及优越性

2 粗集神经网络集成的现状、原理及应用

粗集神经网络的集成技术在国内的研究刚刚起步,相关成果较少 从目前掌握的外文资料来看,从 20 世纪 90 年代末到最近几年,粗集神经网络的集成技术主要有 3 种:粗集神经网络混合系统、基于粗边界神经元的粗边界神经网络、以信息颗粒计算为基础的粗-颗粒神经网络

2.1 粗集神经网络混合系统

神经网络不能简化信息空间维数,当输入信息空间维数较大时,网络结构复杂、训练时间过长;另一方面神经网络的设计没有可遵循的统一原则,其结构设计往往由设计者依经验来确定,且网络缺乏语义解释性 粗集理论基于属性依赖性、约简、核、规则提取、可区分函数和可区分矩阵等概念,实现对信息系统的预处理,去除冗余属性和冗余样本,压缩信息空间维数,精简知识系统 同时粗集对数据的分析获得的决策规则是对给定信息系统的客观描述,含有一定的先验知识来指导神经网络的结构设计、结构优化及参数的初始化,从而简化并优化网络结构,加快训练速度,同时可赋予网络语义解释性 粗集和神经网络混合集成方式有弱耦合和强耦合两种

2.1.1 弱耦合集成方式

弱耦合方式中,粗集通常作为神经网络的前端处理器,在保证分类能力不变的基础上通过属性约简压缩信息空间维数,实现特征选择,简化训练集 由精简的训练集构建神经网络和对神经网络进行训练,可保证网络既有很好的泛化能力又有较高的预测精度 以模式分类为例,其信息处理示意图如图 1 所示

对于弱耦合集成方式,粗集作为前端处理器,通过属性约简来压缩信息空间维数,但仅仅做属性约简还不能完全去除冗余数据 文献[9]研究了属性二维约简方法,即同时对属性及属性的值域进行约简 实验结果表明,二维约简可使训练速度提高 4.72 倍,而分类误差的增长不超过 11.06%. 为弥补在实际系统中由于约简而造成的信息损失,文献[8]利用粗集和神经网络协同预测企业风险 在预测时,先用粗分析得到的决策规则进行预测,若失效则由神经网络预测,利用网络的泛化能力给出预测结果 仿真表明上述模型优于可分辨分析和单独采用神经网络的性能 粗集进行属性约简时只能使用离散的量化属性,而实际应用中很多属性都是连续值,因此连续属性的量化是粗集应用中的一个重要问题

常用的离散量化方法有等间隔均匀量化法、等频度量化法和最大熵法^[10],而文献[11]提出了一种新颖的利用 Kohonen 网络进行连续属性量化的方法,同时提出了条件属性量化的最优原则:用最少的条件属性量化参数,使量化后的数据表相容 因约简的属性集规模直接影响后续处理的复杂性,故求得属性集的最小约简,而求最小约简是一个 NP 问题 文献[12]在应用粗集和神经网络进行电力系统负载预测研究中利用遗传算法来求最小约简,较好地解决了这一问题 粗集在弱耦合集成中,除主要作为前端处理器外,也可作后期处理^[13],或协同神经网络进行综合评判^[8],或优化网络结构^[14,15].

2.1.2 强耦合集成方式

强耦合集成方式充分结合了粗集和神经网络各自的优点,粗集理论对系统数据的分析为神经网络的设计提供指导性的原则,同时赋予了网络语义解释性 为解决神经网络的设计难点(网络的隐层数、隐层节点数和初始权值的确定及网络语义)提供了一种便于实现的新思路 典型的强耦合集成在应用中会涉及 3 方面的问题:1) 初始规则集映射为神经网络;2) 神经网络结构学习,包括添加隐层节点、冗余节点和连接的删除;3) 知识求精,从训练好的神经网络中提取新的规则 图 2 是强耦合形式的

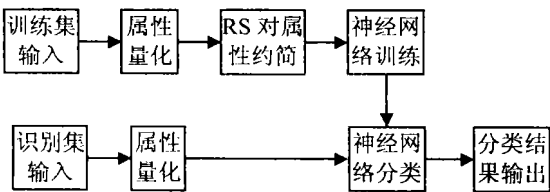


图 1 用于模式分类的粗集神经网络系统

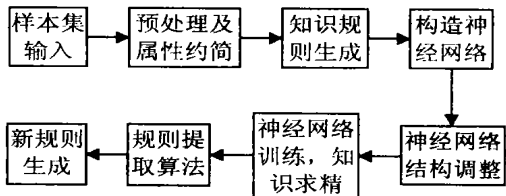


图 2 强耦合粗集神经网络框图

粗集神经网络框图, 在一般应用中可能不具有网络结构调整部分和后续新规则生成部分。

用粗集理论对实验数据进行分析, 所提取的规则可直接用来确定隐层数、隐层节点数及节点连接关系, 从而构建一个拓扑结构相对简单的神经网络。其具有学习时间短、模型易解释、泛化能力强的特点^[16, 17]。文献[18]在语音识别的研究中, 设计了一种粗模糊MLP, 根据粗集数据分析获得的规则被编码成神经网络, 而规则的置信度可实现连接权值的初始化。识别结果显示, 该粗模糊MLP性能优于单纯的模糊MLP和传统的不含先验知识的MLP。

神经网络的泛化能力和学习精度是一对矛盾, 为保证对未知样本的预测能力, 较强的泛化能力是衡量神经网络性能的一项重要指标。而要获得较好的泛化能力, 有效的方法之一就是保证性能的基础上去除冗余节点, 精简网络结构。基于这一原则, 文献[19]在用于医疗诊断的粗集和神经网络混合决策支持系统中, 提出一种基于粗集的节点删除算法。实验中, 实验数据往往含有噪声干扰, 由粗分析得到的初始知识规则库常出现知识不完全、知识之间不一致、有的知识不正确等问题, 因此需要调试、修改和补充, 进行知识求精。文献[20]提出了用于知识求精的网络结构学习方法, 可在学习过程中动态增加隐含节点和网络删除。求精后的神经网络其知识分布于网络结构和权值中, 是一种隐式表达, 不易于理解, 只有通过提取规则, 才能使之成为人们易于理解和接受的形式。文献[21]中的KT方法因能提取易于理解的规则而被广泛使用。

除上述应用较多的强耦合集成形式外, 文献[22]提出了一种构思巧妙的由粗集理论构造的基于超平面的神经网络。

2.2 粗边界神经网络

粗神经元的概念最早是由Lingras提出的^[23], 粗神经元的定义与粗模式有关, 粗模式中每一个特征变量都包含上界和下界。如与气候相关的温度(日最高温度、日最低温度)、降雨量(年最高雨量、年最少雨量)等特征参数都不能用一个精确的数值来描述, 而用两个边界值或某一变化区间来描述更合适, 因此粗神经元比普通单输入输出的神经元更适合处理这些信息。每一个粗神经元由一对交叠的普通上神经元 $\bar{r}$ 和下神经元 $\underline{r}$ 组成, 与粗集中的上下近似的概念相呼应。图3给出了两个粗神经元之间的全连接、兴奋连接、抑制连接3种常见连接形式, 上下神经元的交叠表示两者之间存在信息交换。

粗神经元的输入 $in_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} out_j$, 其中: w_{ij} 为

神经元 j 到神经元 i 之间的连接权值; $i = \bar{r}, \underline{r}$, 分别

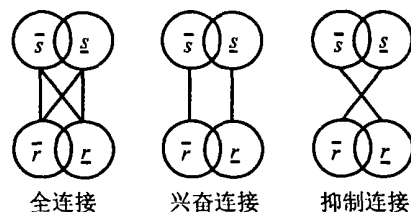


图3 粗神经元连接类型

表示上下神经元的输入; 若 f 为神经元激励函数, 则上下粗神经元输出为

$$out_{\bar{r}} = \max(f(in_{\bar{r}}), f(in_{\underline{r}})),$$

$$out_{\underline{r}} = \min(f(in_{\bar{r}}), f(in_{\underline{r}})).$$

基于粗神经元的特性, Lingras 将其用于城市交通流量的预测^[31], 通过传统BP神经网络的输入层和隐层之间引入一粗神经元, 可缩短训练时间, 提高预测精度。在结合模糊集理论的基础上, Lingras 还研究了串级形式的 Rough-fuzzy 和 Fuzzy-rough 组合子网^[24]对信号波动的处理, 可进一步提高交通流量的预测精度。由粗神经元构成的神经网络在股市预测、数据融合、医疗诊断^[25~27]等方面也具有良好的应用效果。

粗神经元也可称为粗边界神经元, 是指两个普通带约束的神经元组合, 本质上没有重大改变。其性能与传统神经网络相比, 除在一定程度上可加快训练速度外, 没有明显改进。学习算法可采用遗传算法^[28]或禁止搜索算法^[29], 在对误差传递函数改造以后也可采用熟知的误差反向传播算法^[25, 26]。该神经元善于处理输入为二值或某一范围的数据, 适合于数据的区间分析或时序分析, 但其应用范围有限, 网络结构有待进一步改进。

2.3 粗-颗粒神经网络

信息是有粒度的^[30], 信息颗粒可看作具有相似属性或功能表现的对象集合。信息的颗粒化有助于采用层次化的方式来解决复杂问题, 也有利于将问题分解为易于处理的子问题。常用来描述信息颗粒的理论有: 集合论(区间分析)、模糊集、粗集、概率论等。而采用粗集理论来构建信息颗粒, 利用经典粗集的推广RM^[31, 32]理论对信息颗粒之间的关系进行度量, 这种基于粗信息颗粒理论和神经网络结合形成的粗神经网络称为粗-颗粒神经网络 rGNN, 以区别于其他形式的粗神经网络。

粗神经计算主要由分布式智能体(神经元)系统信息颗粒的构建和局部参数化的近似空间^[33, 34]两部分构成。分布式智能体系统中的协作智能体概念为神经元提供了一种模型, 信息的颗粒化和颗粒的

近似化是神经元的两种主要行为活动 智能体(神经元)通过信息颗粒化和对传感器输入信号或来自其他智能体(神经元)的输入(信息颗粒)近似化来获取知识 局部参数化的近似空间为智能体(神经元)的训练提供了一种新方法,即含有智能体(神经元)网络的训练是通过每一个智能体的参数空间的参数进行调整来实现,因此粗-颗粒神经网络的学习是近似空间局部参数的调整(如确定和提取近似空间的相关特征属性,为不同的信息源之间的概念交换提供接口),其目的是获得更好的概念近似 粗-颗粒神经网络的颗粒构建模式,通过相互通信的智能体系统为近似推理提供了一种新的模型

基于不同的粗度量可构建不同的粗颗粒神经元^[35] 近几年,提出了一种处理集合近似和粗包含度量的近似神经元,含有这种近似神经元的神经网络称为近似神经网络——aNN^[36],是 rGNN 的一种典型模型 相关应用包括电力系统故障分类、信号分析、软件性能评价、高压线爬行人避障控制等方面^[5, 37, 38] 文献[5]中, Peters 等人研究了以粒度计算为基础的 aNN 在电力系统故障分类中的应用 该网络有粗近似神经元和决策神经元两种,其中粗近似神经元构建与输入信号相关的上下近似等价类,以便对输入信号进行划分,其输出为粗隶属函数值,表示输入的上近似集和对象等价类集合的交叠程度 决策神经元类似于逻辑神经元,它搜索和输入最匹配的决策规则予以执行 决策规则是根据粗集理论通过数据分析获得的对信息决策表的描述,可将其作为知识信息的一种颗粒表示形式,因此决策神经元所实现的也是一种颗粒计算

图 4 是近似神经元信号处理流程图 其中: B 是属性集, F 是神经元输入集合, newObj 是待分类对象, $[f]_B$ 是和属性集 B 有关的对象 f 的等价类, 输出 $\mu_{BF}^B(f)$ 是粗隶属函数值, 有

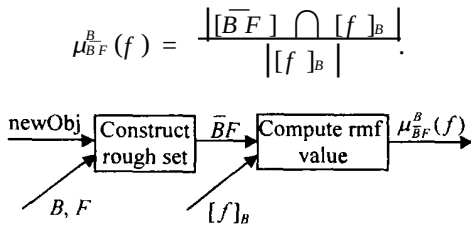


图 4 近似神经元处理流程

图 5 是决策神经元信号处理流程图 其中: 决策神经元根据 $\{\mu_{BF}^B(f)\}$ 构建出条件相量 $c_{\text{exp}} = (c_{\text{exp}1}, c_{\text{exp}2}, \dots, c_{\text{exp}n})$; $R = \{\alpha \Rightarrow \beta\}$ 是根据粗集理论从决策表中获得的所有规则集合, 第 i 条规则为 $(c_i \Rightarrow d_i) = (\alpha \Rightarrow \beta)$; $d_i = \{0, 1\}$ 分别表示出现($d_i = 1$)或不出

现($d_i = 0$) 某类故障, 条件相量 $c_i = (c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{in})$. 通过规则选择算法, 找到与 c_{exp} 最匹配的 c_i 定义相对误差 $e_i = \|c_{\text{exp}} - c_i\| / \|c_i\| \in [0, 1]$, 最后输出 $y = (1 - e_i, d_i)$. 在完全匹配的特殊情况下, 即 $e_i = 0$, 则 $y = d_i$, 决策成功; 如果 $e_i = 1$, 则 $y = 0$, 不能分类决策 从测试样本的检验中可以看出, 由粗近似神经元和决策神经元构成的粗-颗粒神经网络对电力系统故障分类具有较高的准确率

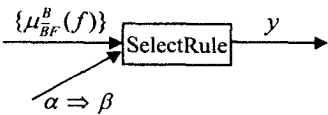


图 5 决策神经元处理流程

3 总结与展望

通过对近几年粗集神经网络集成的 3 种主要技术的探讨, 本文总结和归纳了这一领域的研究成果 虽然粗集神经网络已在众多领域得到有效应用, 但仍存在如下一些问题: 1) 粗集神经网络集成技术缺乏统一的理论体系和框架, 没有统一的设计指导原则; 2) 粗集神经网络的研究, 目前绝大部分都以经典粗集理论为基础, 不能处理知识库中随机性、模糊性或不完全知识, 限制了粗集神经网络的应用; 3) 粗集神经网络的易构性、可解释性和计算复杂性问题仍存在不足之处^[39].

作者认为在今后研究中存在如下几个值得深入研究的方向:

1) 模糊集作为不确定性计算的有效方法, 其与粗集对知识的不确定性处理具有互补的关系 实际的知识系统中, 往往对论域进行划分并非确定性的等价关系, 而是模糊关系, 由此得到的分类是模糊集或模糊聚类, 因此知识系统中同时包含模糊性与粗糙性 文献[4, 18, 24, 40]在这方面进行了积极的探索研究, 但构造真正意义上的粗-模糊神经网络或模糊-粗神经网络来处理这类系统一个值得研究的方向

2) 鉴于经典粗集的局限性, 在今后的研究中可考虑将拓展粗集理论(如: 一般关系下的粗集、变精度粗集、概率粗集、模糊粗集、基于随机集的粗集等)融入粗集神经网络集成技术, 从而提高系统的容错能力以及随机信息、模糊信息、不完全信息的处理能力, 拓宽粗集神经网络的应用领域

3) 粗集神经网络除可与模糊集融合外, 也可进一步与其他智能技术(如专家系统、遗传算法、D-S 证据理论等)相融合, 增强系统信息处理能力, 构造智能化程度更高的系统



4) 随着研究对象越来越复杂, 复杂问题的分解和建立问题的层次化模型是解决复杂问题的有效手段, 基于信息颗粒计算的颗粒神经网络 GNN 正是处理复杂问题的有效途径。信息的不同层次需要不同的信息颗粒模型进行描述, 对于粗-颗粒神经网络而言, 下一步的研究是将统一在颗粒神经网络概念下的粗-颗粒神经网络与其他形式的信息颗粒模型进行融合和集成, 从而实现复杂问题的分解和层次化模型的构建, 有利于解决更复杂的问题。

粗集神经网络作为一种新的智能计算技术, 现已成为软计算领域的重要研究课题, 在很多领域中展现出良好的应用前景。但研究还处于初级阶段, 存在很多亟待解决的问题, 在理论上需要进一步的深入研究, 其应用领域还有待扩展。

参考文献(References)

- [1] Pawlak Z. Rough set theory and its application to data analysis[J]. *Cybernetics and Systems*, 1998, 29(9): 661-688.
- [2] Pawlak Z. Rough set theory for intelligent industrial applications [A]. *Intelligent Processing and Manufacturing of Materials* [C]. Honolulu, 1999, 1: 37-44.
- [3] Lingras P. Comparison of neofuzzy and rough neural networks [J]. *Information Sciences*, 1998, 110 (3-4): 207-213.
- [4] Mohua Banerjee, Sushmita Mitra, Sankar K Pal. Rough fuzzy MLP: Knowledge encoding and classification [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1998, 9(6): 1203-1216.
- [5] Peters J F, Han L, Ramanna S. Rough neural computing in signal analysis [J]. *Computational Intelligence*, 2001, 17(3): 493-513.
- [6] Gu X P, Tso S K. Applying rough-set concept to neural-network-based transient-stability classification of power system [A]. *Proc of the 5th Int Conf on Advances in Power System Control, Operation and Management* [C]. Hong Kong, 2000: 400-404.
- [7] Roman W Swiniarski. Rough sets and neural networks application to handwritten character recognition by complex zernike moments [A]. *RSCTC 98* [C]. Warsaw, 1998: 617-624.
- [8] Ahn B S, Cho S S, Kim C Y. The integrated methodology of rough set theory and artificial neural network for business failure prediction [J]. *Expert Systems with Applications*, 2000, 18(2): 65-74.
- [9] Jelonek Jacek, Krawiec Krzysztof, Slowinski Roman. Rough set reduction of attributes and their domains for neural networks[J]. *Computational Intelligence*, 1995: 11 (2): 339-347.
- [10] Dougherty J, Kohavi R, Shami M. Supervised and unsupervised discretization of continuous features[A]. *Proc of 12th Int Conf on Machine Learning* [C]. Los: Morgan Kaufmann, 1995: 194-202.
- [11] 陈遵德. Rough Set 神经网络智能系统及其应用[J]. *模式识别与人工智能*, 1999, 12(1): 1-5.
(Cheng Z D. Rough set neural network intelligent system and its application[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 1999, 12(1): 1-5.)
- [12] Li Q D, Chi Z X, Shi W B. Application of rough set theory and artificial neural network for load forecasting[A]. *Proc of the First Int Conf on Machine Learning and Cybernetics* [C]. Beijing, 2002: 1148-1152.
- [13] Wang X Y, Wang Z O. Stock market time series data mining based on regularized neural network and rough set [A]. *Proc of the First Int Conf on Machine Learning and Cybernetics* [C]. Beijing, 2002: 315-318.
- [14] Yon J H, Yang S M, Jeon H T. Structure optimization of fuzzy-neural network using rough set theory [A]. 1999 *IEEE Int Fuzzy Systems Conf Proc* [C]. Seoul, 1999: 1666-1670.
- [15] Li Y G, Shen J, Lu Z Z. Structure optimization of wavelet neural network using rough set theory [A]. *Proc of the 4th World Congress on Intelligent Control and Automation* [C]. Shanghai, 2002: 652-655.
- [16] Chen S G, Yi J K. A fuzzy neural network based on rough sets and its applications to chemical production process [A]. *The Proc of 2001 Int Conf on Info-tech and Info-net* [C]. Beijing, 2001: 405-410.
- [17] Wu Z C. Research on remote sensing image classification using neural network based on rough sets [A]. *The Proc of 2001 Int Conf on Info-tech and Info-net* [C]. Beijing, 2001: 279-284.
- [18] Sankar K Pal, Sushmita Mitra, Pabitra Mitra. Rough-fuzzy MLP: Modular evolution, rule generation, and evaluation [J]. *IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering*, 2003, 15 (1): 14-25.
- [19] Yasser Hassan, Eiichiro Tazaki. Decision making using hybrid rough sets and neural networks[J]. *Int J of*

- Neural System*, 2002, 12(6): 435-446
- [20] 刘振凯, 贵忠华, 蔡青. 基于神经网络结构学习的知识求精方法[J]. *计算机研究与发展*, 1999, 36(10): 1169-1173
(Liu Z K, Gui Z G, Cai Q. A knowledge base refinement method based on structural learning of neural networks [J]. *J of Computer research Development*, 1999, 36(10): 1169-1173)
- [21] Fu L. Rule generation from neural networks [J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 1994, 24(8): 1114-1124
- [22] Son Nguyen H, Szczuka M, Slezak D. Neural network design: Rough set approach to real-valued data[A]. *The First European Symposium on Principles of Data Mining and Knowledge Discovery* [C]. Berlin: Trondheim, Norway, Springer-Verlag, 1997: 359-366
- [23] Lingras P L. Rough neural networks[A]. *Proc of the 6th Int Conf on Information Processing and Management of Uncertainty in Knowledge-based Systems* [C]. Granada, 1996: 1445-1450
- [24] Lingras P L. Fuzzy-rough and rough-fuzzy serial combinations in neurocomputing[J]. *Neurocomputing*, 2001, 36: 29-34
- [25] 谢海燕, 赵连昌, 王德强. 粗神经网络及其在股市预测中的应用[J]. *大连海事大学学报*, 2002, 28(3): 77-80
(Xie H Y, Zhao L C, Wang D Q. Rough neural network model for stock market predication[J]. *J of Dalian Maritime University*, 2002, 28(3): 77-80)
- [26] 张兆礼, 孙圣和. 粗神经网络及其在数据融合中的应用[J]. *控制与决策*, 2001, 16(1): 76-78
(Zhang Z L, Sun S H. Rough neural network and its application in multisensor data fusion[J]. *Control and Decision*, 2001, 16(1): 76-78)
- [27] Yasser Hassan, Eiichiro Tazaki, Shin Egawa, et al. Rough neural classifier system [A]. 2002 *IEEE Int Conf on Systems, Man and Cybernetics* [C]. Yasmia Hammamet, 2002
- [28] 刘国良, 强文义, 麻亮, 等. 基于粗神经网络的仿人智能机器人的语音融合算法研究[J]. *控制与决策*, 2003, 18(3): 364-366
(Liu G L, Qiang W Y, Ma L, et al. Speech fusion based on rough neural network for humanoid intelligent robots[J]. *Control and Decision*, 2003, 18(3): 364-366)
- [29] 梅晓丹, 孙圣和. 粗神经网络的禁止搜索训练算法研究[J]. *电子学报*, 2001, 29(12): 1908-1911
(Mei X D, Sun S H. Rough neural network using tabu search algorithm [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2001, 29(12): 1908-1911)
- [30] Witold Pedrycz, George Vukovich. Granular neural networks[J]. *Neurocomputing*, 2001, 36: 205-224
- [31] Polkowski L, Skowron A. Rough mereology: A new paradigm for approximate reasoning [J]. *Int J of Approximate Reasoning*, 1996, 15(4): 333-365
- [32] Polkowski L. Rough mereology: A survey of new developments with application to granular computing, spatial reasoning and computing with words [A]. *RSFDGrC 2003* [C]. Chongqing, 2003: 106-113
- [33] Skowron A. Toward Intelligent Systems: Calculi of Information Granules[A]. *JSAI 2001 Workshops* [C]. Berlin: Springer-Verlag, 2001: 251-260
- [34] Skowron A. Approximate Reasoning by Agents[A]. *CEEMAS 2001, LNAI 2296* [C]. Cracow, 2002: 3-14
- [35] Pawlak Z, Peters J F, Skowron A, et al. Rough measures: Theory and application [J]. *Rough Set Theory and Granular Computing*, 2001, 5(1/2): 177-184
- [36] Peters J F, Szczuka M S. Rough neurocomputing: A survey of basic models of neurocomputation [A]. *RSCTC 2002, LNAI 2475* [C]. Malvern, 2002: 308-315
- [37] Pedrycz W, Han L, Peters J F, et al. Calibration of software quality: Fuzzy neural and rough neural network computing approaches[J]. *Neurocomputing*, 2001, 36(1-4): 149-170
- [38] James F Peters, Ahn T C, Maciej Borkowski. Obstacle classification by a line-crawling robot: A rough neurocomputing approach [A]. *RSCTC 2002, LNAI 2475* [C]. Malvern, 2002: 594-601
- [39] 赵卫东, 陈国华. 粗集与神经网络集成技术研究[J]. *系统工程与电子技术*, 2002, 24(10): 103-107.
(Zhao W D, Cheng G H. A survey for the intergration of rough set theory with neural networks[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2002, 24(10): 103-107.)
- [40] Sushmita M, Pabitra M, Sankar K Pal. Evolutionary modular design of rough knowledge-based network using fuzzy attributes [J]. *Neurocomputing*, 2001, 36(1-4): 45-66