

# 供应链协同管理的绩效评估

王红梅<sup>1</sup>, 史成东<sup>1,2</sup>

WANG Hong-mei<sup>1</sup>, SHI Cheng-dong<sup>1,2</sup>

1. 山东理工大学 电气与电子工程学院, 山东 淄博 255049

2. 西安理工大学 工商管理学院, 西安 710048

1. School of Electric and Electronic Engineering, Shandong University of Technology, Zibo, Shandong 255049, China

2. School of Business Administration, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China

E-mail: scd0211@163.com

**WANG Hong-mei, SHI Cheng-dong. Performance evaluation of supply chain collaborative management. Computer Engineering and Applications, 2008, 45(1): 234-237.**

**Abstract:** Supply chain collaborative management is coordinated through the planning, organization and control of human, material, financial and information of supply chain system to achieve their goals. How about their collaborative management effectiveness? It can be verified through the performance evaluation which is one of important links of collaborative management. This article sets up a supply chain collaborative management performance evaluation model based on balanced scorecard, heuristic attribute reduction and BP neural network, and gives a practical example, firstly reduces its index based on the balanced scorecard system, then inputs the reduction index to BP neural network for intelligent training, Finally, inputs the evaluated sample to the trained network BP and gets evaluation value. The evaluating result is matched with the actual result.

**Key words:** balanced scorecard; heuristic attribute reduction; BP neural network; supply chain collaborative management; performance evaluation

**摘要:** 供应链协同管理是通过对供应链系统的人力、物力、资金及信息等资源的规划、组织和控制, 来实现其目标。供应链协同管理的效果如何, 可通过绩效评估进行检验, 他是协同管理的一个重要环节。使用平衡积分卡、粗糙集中启发式属性约简的方法和 BP 神经网络的理论, 探索建立了平衡积分卡、启发式属性约简和 BP 神经网络相结合的供应链协同管理的绩效评估模型。并结合一个实例, 首先对其基于平衡记分卡的指标体系进行了约简, 然后将约简的评价指标输入到 BP 神经网络中进行智能训练, 最后把评估的样本输入到训练好的 BP 网络中得出供应链协同管理的绩效评估值, 评估结果与实际结果基本吻合。

**关键词:** 平衡积分卡; 启发式属性约简; BP 神经网络; 供应链协同管理; 绩效评估

**DOI:** 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.01.071 **文章编号:** 1002-8331(2009)01-0234-04 **文献标识码:** A **中图分类号:** TP18; F252; TP273

随着经济全球化和一体化的不断发展, 市场主体的竞争不再是单一企业之间的竞争, 而是供应链之间的竞争。因此, 为了从容应对激烈的市场竞争, 供应链的协同管理与运作至关重要。供应链协同管理是通过对供应链系统的人力、物力、资金及信息等资源的规划、组织和控制, 来实现其目标。供应链协同管理的效果如何, 可通过绩效评估进行检验, 他是协同管理的一个重要环节。所以探索用科学合理的方法对供应链协同管理的绩效进行评价, 为决策者提供决策参考, 是一件非常有意义和重要的工作。关于绩效评价业界和学术界进行了深入研究。例如, 国务院国有资产监督管理委员会(国资发评价[2006]157号)公布了《中央企业综合绩效评价实施细则》, 文献[1-5]分别采用 BP 神经网络、AHP、DEA、主成分、模糊等方法进行评价研究, 这些方法对科学决策提供了很大的帮助。但由于绩效评价

涉及的指标比较多, 例如, 国资委公布的指标达 22 项, 文献[1]采用平衡记分卡建立的指标体系有 16 项等。使用这么复杂的指标体系进行评价, 难免存在指标数据冗余问题, 因此不仅会增加数据采集和评价的工作量, 而且还可能影响绩效评价的效果。为消除这种影响, 需要采取有效的方法, 探索利用指标的实际数据对指标进行约简, 然后把约简的指标输入到 BP 神经网络进行评价。

20 世纪后期由波兰数学家 Z.Pawlak 提出并发展起来的粗糙集理论<sup>[6]</sup>是一种处理含糊和不精确性问题的新型数学工具, 他通过对数据进行分析、近似分类和推理数据间的关系, 从中发现隐含的知识, 揭示潜在的规律, 提供一种决策支持的方法<sup>[7]</sup>。神经网络的研究已有 50 多年的历史, 最早是由心理学家 McCulloch 和数学家 Pitts 合作, 融会了生物物理学和数学的知识

**基金项目:** 国家自然科学基金 (the National Natural Science Foundation of China under Grant No.70272034); 陕西省教育厅科学研究项目 (the Science Research Project of Department of Education of Shaanxi Province, China under Grant No.07JK081)。

**作者简介:** 王红梅(1975-), 女, 讲师, 研究方向: 控制理论与应用; 史成东(1965-), 男, 博士生, 副教授, 主要研究方向: 系统工程, 物流与供应链管理。

**收稿日期:** 2007-12-10 **修回日期:** 2008-02-26

提出来的。神经网络是对生物神经网络的简化和模拟。而1986年,由D.E.Rumelhart和J.L.McClelland提出的利用误差反向传播训练算法的神经网络,简称BP(Back Propagation)网络,是神经网络模型中应用最广泛的一种,他是具有隐含层的多层前馈网络。本文使用粗糙集理论中启发式属性约简的方法首先对文献[1]采用平衡积分卡建立的供应链协同管理绩效评价指标体系进行约简,消除冗余指标,然后使用BP神经网络进行智能化训练,最后把评价样本输入到训练好的网络中得到评估值。

## 1 供应链协同管理绩效评估系统

依据文献[8]对供应链协同管理的分析,供应链协同管理绩效评估系统可以用图1所示的流程图描述,大致由供应链协同管理战略目标制定、绩效评估目标和指标制定、评估方法的选定、评估结果分析和激励与指导五个部分组成,是一个循环和反馈过程。

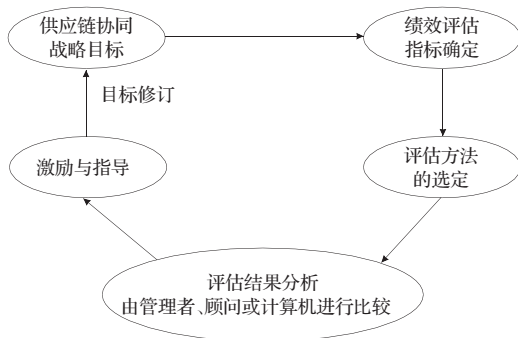


图1 供应链协同管理绩效评估系统

着重就图1的“绩效评估指标制定”、“评估方法的选定”、“评估结果分析”,探索使用平衡积分卡(BSC)、启发式属性约简,BP神经网络进行分析和研究。

## 2 平衡积分卡、粗糙集和神经网络的基本原理及其在供应链协同管理绩效评估中的应用

### 2.1 平衡积分卡、粗糙集和神经网络的基本原理

平衡积分卡(BSC)由哈佛商学院的Robeert Kaplan教授和Dabid P.Norton教授在研究了12家绩效管理体系较优的企业后提出的一套综合平衡财务指标和非财务指标的企业绩效管理体系。BSC方法将反映企业整体经营绩效的指标分为四类(财务指标、顾客导向经营指标、企业内部业务指标、学习创新和成长指标),这四类指标从整体上反映了企业目前的经营状况和未来发展前景,其精髓在于从全局出发的战略角度和适应企业具体情况的指标之间的“平衡”。粗糙集理论RS(Rough sets)、粗集中启发式属性约简算法和BP神经网络学习算法的基本原理参考文献[9]的介绍。

### 2.2 基于平衡积分卡、启发式属性约简和BP神经网络的供应链协同管理的绩效评估模型

决策者在制定决策时,常常不需要全部的条件属性,即说明有些属性是可有可无的,因此对依据知识表达系统所建立的决策表进行约简,保留必要的信息非常重要。决策表约简的原则是:约简后的决策表与约简前的决策表具有相同的功能,但约简后的决策表具有更少的条件属性。因此,通过决策表的约

简,同样的决策可以基于更少量的条件,获得同样要求的结果。从信息处理的观点看,决策表的约简就是对现有的知识做一个过滤操作,在保留对对象的分类能力不变的基础上,消除重复、冗余以及无用的知识,实现对知识的“压缩”和再提炼的过程。由于约简操作与决策表中知识的具体含义无关,所以可以应用于各种需要对已有知识做压缩处理的领域中。BP神经网络通过误差信号作为修正各单元权值的依据,是智能化的求解模型,各层权值的调整过程是周而复始进行的,此过程一直进行到网络输出的误差减少到可接受的程度,或进行到预先设定的学习次数为止。

对供应链协同管理绩效评估的研究同样需要在已有信息的基础上首先对利用平衡积分卡建立的评价指标体系约简,然后通过使用BP神经网络的智能化运算,实现绩效的评价研究。根据平衡积分卡、粗糙集和BP神经网络对问题分析的思路,供应链协同管理绩效评估模型可以用图2所示的流程图来描述。

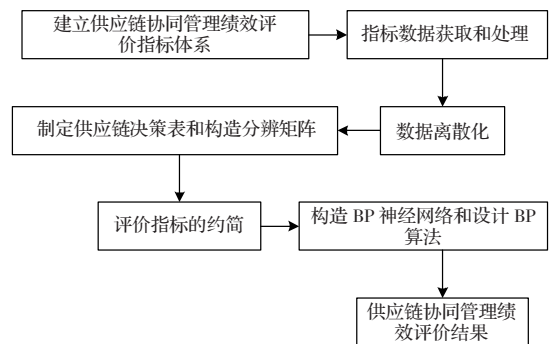


图2 基于平衡积分卡、启发式属性约简和BP神经网络的供应链协同管理的绩效评估模型

## 3 平衡积分卡、启发式属性约简和BP神经网络在供应链协同管理绩效评估中计算和分析

### 3.1 建立评价指标体系

根据2.1节的分析,平衡积分卡能够较好地体现协同管理的思想,因此供应链协同管理绩效评价指标体系可以应用BSC法建立。

### 3.2 指标数据获取和处理

供应链绩效评价指标体系中既有定量指标,又有定性指标。定量指标之间存在着量纲和数量级的不同以及变化趋势的不同,定性指标难以比较,为使各指标在整个系统中具有可比性,应把指标在闭区间 $[0, 1]$ 上进行同趋势化、无量纲化和定性指标定量化处理。

### 3.3 指标数据离散化

由于粗糙集理论是基于集合论的,所以只能处理离散型的数据,而所遇到的实际问题中,有些指标数据是连续型的,因此必须先将连续型的数据离散化。关于离散化方面的文章和资料很多<sup>[10-13]</sup>。但总的原则是:属性离散归一化后的空间维数尽量少,即属性值的种类尽量少;信息丢失尽量少。

### 3.4 制定绩效决策表和构造分辨矩阵

将离散化的指标值填到样本和指标及实际结果构成的表格中,就可以得到一张二维信息决策表。在决策表的基础上,可构造体现启发式属性约简特点的分辨矩阵。分辨矩阵将决策表中关于属性区分的信息浓缩进一个矩阵当中,用于决策表的指

标约简。分辨矩阵的定义如下： $S=(U, R, V, f)$ 为一信息系统， $R=C \cup D$ 是属性集合，子集  $C=\{a_k, k=1, 2, \dots, m\}$ 和  $D$  分别为指标集和决策结果集， $U=(x, x_2, \dots, x_n)$ 为论域， $a_k(x_j)$ 是样本  $x_j$  在  $a_k$  上的取值。系统的分辨矩阵为  $M(s)=|M_{ij}|_{n \times m}$ ，其  $i$  行  $j$  列处元素为  $m_{ij} = \begin{cases} a_k \in C, a_k(x_i) \neq a_k(x_j) \wedge D(x_i) \neq D(x_j) \\ \phi, D(x_i) = D(x_j) \end{cases}; i, j=1, 2, \dots, n$  (1)

因此，分辨矩阵中元素  $m_{ij}$  是能够区别对象  $x_i$  和  $x_j$  的所有属性的集合；但当  $x_i$  和  $x_j$  属于同一决策类时，则分辨矩阵中元素  $m_{ij}$  的取值为空集  $\phi$ 。显然，分辨矩阵是一个依主对角线对称的  $n$  阶方阵，在进行分辨矩阵运算时，只需要考虑其上三角(或下三角)部分就可以了。

对于每一个分辨矩阵  $M(S)$  对应唯一的分辨函数  $f_{M(S)}$ ，他实际上是一个布尔函数，其定义为：信息系统  $S$  的分辨函数是一个具有  $m$  元变量  $a_1, a_2, \dots, a_m (a_i \in C, i=1, 2, \dots, m)$  的布尔函数，他是  $(\vee m_{ij})$  的合取，而  $\wedge (\vee m_{ij})$  是矩阵项中  $m_{ij}$  的各元素的析取，即：

$$f_{M(S)}(a_1, a_2, \dots, a_m) = \wedge \{ \vee m_{ij}, 1 \leq j < i \leq n, m_{ij} \neq \phi \}$$
 (2)

### 3.5 评价指标的约简

利用分辨矩阵，可以求解属性集合  $R$  的核与约简。分辨函数的析取范式中的每一个合取式对应一个约简。 $C$  的  $D$  核就是分辨矩阵中所有只有一个元素的矩阵项  $m_{ij}$  的集合，即：

$$Core_D^{(C)} = \{a_k \in R: m_{ij} = \{a_k\}, 1 \leq i, j \leq n\}$$
 (3)

从分辨矩阵的定义可以看出，某指标(条件属性)所在的分辨矩阵的元素(能够区别不属于同一决策类的不同样本的所有指标的集合)长度越短，该指标就对分类所起的作用越大。而且该指标出现的越频繁，其潜在区分能力就越大，该指标越重要。因此，对指标进行排序时，除了长度之外，在长度相同的情况下，出现频率高的指标更重要。由此，提出一种新的基于分辨矩阵的计算指标重要性的方法<sup>[13]</sup>。此外，在计算指标出现频率时，并不是简单的计数，而是加权的，加权的大小根据指标出现的分辨矩阵中的长度。因此，对于一个分辨矩阵  $M(s)=|M_{ij}|_{n \times m}$ ，相应的计算指标  $a_k$  重要性的公式为：

$$f(a_k) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n \frac{\lambda_{ij}}{|m_{ij}|}$$
 (4)

$$\lambda_{ij} = \begin{cases} 0, a_k \notin m_{ij} \\ 1, a_k \in m_{ij} \end{cases}$$

式中  $|m_{ij}|$  是  $m_{ij}$  指包含指标的个数。

### 3.6 构造 BP 神经网络和设计 BP 算法

BP 神经网络由输入层、输出层和隐含层构成。输入与输出层的神经元数是由问题本身决定的，具体到本文涉及的 BP 神经网络其输入神经元的个数就是评价指标的个数；因为输出结果只有一个指标即绩效评价等级系数，所以输出神经元的个数是 1。对于隐含层的数目，Robert Hecht Nielson 已证明了对于任何在闭区间上连续的函数，只要隐含层神经元数目足够多，就可以用只含一个隐含层的网络结构以任意精度来逼近，所以隐含层只取一层。隐含层神经元数目的选择是一个十分复杂的问题，隐含层神经元太少不可能将网络训练出来，但太多又会使学习时间过长，使网络不“强壮”，泛化能力下降，即不能识别以前没有接收到的样本，容错能力差。因此存在一个最佳的隐含层神经元数。具体求法可以参考文献[14]。

学习算法的主要困难是中间的隐含层不直接与外界连接，无法直接计算其误差。为了解决这一问题，由 Rumelhart 和

McCllandBP 提出的误差反向传播(Back Propagation, BP)算法，为解决多层前向神经网络的学习问题奠定了基础。用 BP 算法训练网络时有两种方式，一种是每输入一个样本修改一次权值；另一种是批处理方式，即待组成一个训练周期的全部样本都依次输入后计算总的平均误差，再按梯度下降法进行修改权值。权系数调整的推导过程，限于篇幅，不再列出，学习算法的步骤详见文献[14]。

### 3.7 供应链绩效评价

将指标数据代入训练好的 BP 神经网络，得出一个输出值，将其与绩效等级系数相对照，完成供应链绩效的综合评估。

## 4 实例研究

使用文献[1]基于 BSC 建立的绩效评价指标体系和上海某动力设备有限公司的实际数据进行分析。鉴于文献[1]已做了指标数据的处理，不再研究。

指标数据的离散化、制定绩效决策表和构造分辨矩阵、评价指标的约简详见文献[9]，决策属性  $D$  的属性值与绩效评价等级系数的对应关系为：0~0.2，差；0.2~0.4，较差；0.4~0.6，一般；0.6~0.8，较好；0.8~1.0，好。经依据公式(1)~(4)计算，决策表的核属性为空，指标新产品销售率、客户价值率和客户保有率是冗余的，16 个指标约简为 13 个。

BP 神经网络的构造、BP 算法的设计及程序详见文献[15]。在总共 18 个样本数据中，取样本 1~3, 5~15, 17 作为训练样本，实行批处理方式训练，样本 18 作为评估样本，样本 4 和 16 作为验证样本来验证网络训练的效果。BP 神经网络设计为三层，经指标约简后 16 个指标变为 13 个，因此输入层的神经元为 13 个。隐含层的神经元设计为 16 个。由于网络输出的结果只有一个指标即绩效评估综合值，因此输出层的神经元为 1 个。使用 MATLAB6.5 训练神经网络，网络训练过程如图 3 所示。

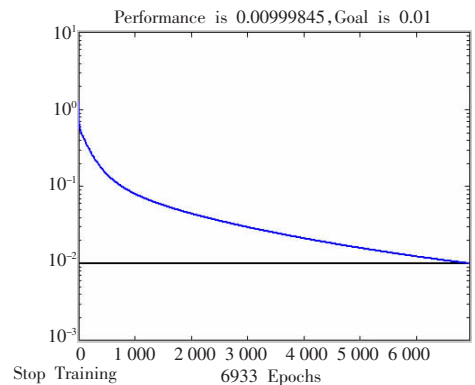


图3 网络训练误差下降示意图

验证样本 4 和 16 的模拟结果为 0.636 3 和 0.276 7。当不进行指标约简，则验证样本 4 和 16 的模拟结果为 0.593 2 和 0.315 9。

评价指标约简和未约简的网络模拟结果的误差如表 1 和表 2 所示。

	表 1 指标约简后模拟仿真误差		表 2 指标未约简的模拟仿真误差	
	验证样本 4	验证样本 16	验证样本 4	验证样本 16
模拟结果	0.636 3	0.276 7	0.593 2	0.315 9
实际结果	0.60	0.30	0.60	0.30
误差	6.05%	7.77%	1.13%	5.3%

从仿真结果看，指标约简后和约简前模拟结果基本一致，

这说明基于粗糙集的启发性指标属性约简和 BP 神经网络相结合可以用于供应链的绩效评估。

将采集和处理后的评价指标输入到已训练好的 BP 神经网络中,运行后即可得到绩效评估结果。将评估样本“18”的 13 个指标输入到训练好的网络中,结果为 0.224 1,与实际值 0.25 的误差为 10.36%,基本满足 10%的误差要求,供应链的绩效属于等级“较差”,与实际结果相一致。如果不进行指标约简,将评价样本“18”的 16 个指标输入到训练好的网络(未进行指标约简的网络)中,结果为 0.239 7,与实际值的误差为 4.12%。

## 5 结论

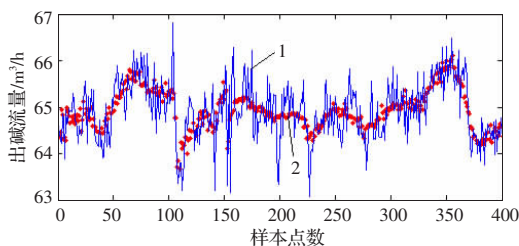
将粗糙集中关于论域、条件属性和决策属性的概念引入到供应链协调管理绩效评估的研究中,得到了由样本(评价对象)、评价指标和期望绩效结果构成的二维供应链绩效决策表,在此基础上,构造出利用评价指标划分不同评价对象的分辨矩阵,然后基于分辨矩阵对评价指标进行了约简,最后将约简的评价指标输入到 BP 神经网络中进行网络训练,得到一个稳定的供应链协调管理的绩效评估智能神经网络。当把评价样本输入到训练好的神经网络,即可得到评价结果。通过实例研究,并且与未进行指标约简的网络进行了对照分析,二者预测结果基本一致,说明这种方法是可行和有效的。

## 参考文献:

[1] 叶春明,马慧民,李丹,等.BP 神经网络在供应链绩效指标评价中的应用研究[J].工业工程与管理,2005(5):35-38.

- [2] 铁男,李一军,刘娇.基于 BSC 的企业信息化绩效评价应用研究[J].中国软科学,2006(4):136-147.
- [3] 张利,李琪,王贵浦.基于 DEA 的中国铁路运营绩效分析及评价[J].系统工程理论方法应用,2006,15(3):220-224.
- [4] 刘辉.利用主成分分析对物流企业绩效的评价[J].统计与决策,2005(7):142-143.
- [5] 方秋莲,刘再明,杨春梅.基于模糊评价法的企业经理人的绩效评估[J].数学的实践与认识,2006,36(7):244-250.
- [6] Pawlak Z.Rough sets—theoretical aspects of reasoning about data[M]. London:Kluwer Academic Publishers,Dordrecht,1991.
- [7] 苏健,高济.粗糙决策支持方法[J].计算机学报,2003,26(6):737-745.
- [8] 邹辉霞著.供应链协同管理理论与方法[M].北京:北京大学出版社,2007.
- [9] 史成东,陈菊红,郭福利.基于粗糙集的供应链绩效改进决策研究[J].计算机工程与应用,2007,43(32):185-188.
- [10] Pawlak Z.Rough functions,Bull Polish Acad Sci Tech 35/5-6[Z]. 1987:249-251.
- [11] 刘真.实函数 Rough 离散化[J].南京大学学报,2000,36(11):188-191.
- [12] Pawlak Z,Skowron A.Rough membership function:A tool for reasoning with uncertainty[M]//Rauszer C.Algebraic Methods in Logic and Computer Science.Banach Center Publications 28,Polish Academy of Sciences,Warsaw,1993:135-150.
- [13] 吴今培,孙德山.现代数据分析[M].北京:机械工业出版社,2006.
- [14] 王科俊,王克成.神经网络建模、预报与控制[M].哈尔滨:哈尔滨工程大学出版社,1996.
- [15] 史成东,陈菊红,胡健.基于粗糙集和神经网络的供应链绩效预测研究[J].计算机工程与应用,2007,43(33):203-206.

(上接 229 页)



图中:1-实际输出(实线) 2-网络学习输出(点线)

图3 网络预测输出与实际输出对比

$Q_g$  的网络预测输出与实际输出对比关系如图 3 所示。预测误差不超过  $\pm 1.8 \text{ m}^3/\text{h}$ ,而且,从图中可看出,预估输出反映了实际出碱流量稳定部分的变化趋势,波动小,达到了很好的建模和预测效果。

## 5 结束语

纯碱碳化过程内部气、液、固各相反应较复杂,模型结构很难确定。文章应用 ANFIS 网络,解决了这类复杂系统的建模问题,从工程上,为过程参数的预估、指导控制系统的设计都带来方便;从理论研究上,也为类似复杂系统的建模研究提供了新兴的出路。

ANFIS 网络具有强于单纯神经网络和单纯模糊逻辑的优点。他对输入空间进行模糊聚类,自适应地调整模糊规则数目,

克服误差反传算法易陷入局部极小点的缺陷,使网络很快收敛到要求的输入输出关系。仿真结果得出其良好的辨识精度和稳定性。

## 参考文献:

- [1] 尚建壮.我国纯碱工业现状分析[J].现代化工,2007,3(3):63-65.
- [2] 广东南方制碱有限公司.重碱车间碳化岗位作业指导书[R].广东南方制碱有限公司技术资料,2007-11.
- [3] Takagi T,Sugeno M.Fuzzy identification of systems and its application to modeling and control [J].IEEE Transactions on Systems, Manal and Cybernetics,1985,15(1):116-132.
- [4] Jang J-S R.ANFIS:Adaptive network-based fuzzy inference systems[J].IEEE Transactions on Systems,Manal and Cybernetics,1993,23(5):605-684.
- [5] 朱燕飞,蔡永昶,毛宗源.基于 T-S 型的锌钡白干燥煅烧过程 ANFIS 建模[J].信息与控制,2004,33(4):472-475.
- [6] 朱燕飞,李春华,蔡永昶,等.ANFIS 建模的人工免疫聚类算法应用研究[J].哈尔滨工业大学学报,2006,38(3):495-498.
- [7] 童树鸿,沈毅,刘志言.基于聚类分析的模糊分类系统构造方法[J].控制与决策,2001,16(11):737-744.
- [8] Li L,Hou C Z.The study of application of FCMAC neural network in the industrial process on-line identification and optimization[C]// Proceedings of the 9th International Conference on Neural Information Processing (ICONIP'02),Orchid Country Club,Singapore 2002,4(11):1734-1738.