

# 基于粒子群聚类算法的模糊神经网络建模方法研究

王亮军, 李国宁, 刘雨佳

(兰州交通大学 自动化与电气工程学院, 甘肃 兰州 730070)

**摘 要:** 针对复杂系统建模过程中出现的输入输出维数高和规则提取困难等问题, 引入模式辨识理论体系中的聚类分析思想, 提出了基于粒子群聚类提取样本数据模糊规则的方法. 利用粒子群聚类自适应地分析样本聚类中心和聚类数, 获得模糊推理规则和隶属度函数个数, 结合该方法的特点, 建立了一种基于粒子群聚类的模糊神经网络结构. 采用模糊 RBF 算法进行网络训练, 调整隶属度函数参数和连接权值, 完成网络参数辨识. 仿真实例表明, 该方法适合复杂系统的建模, 具有辨识精度高、收敛速度快和规则自提取的优点, 对系统建模具有一定指导意义.

**关键词:** 模糊神经网络; 粒子群聚类算法; 规则提取; 建模

中图分类号: TP183

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2016)02-0054-04

## Research on Fuzzy Neural Network Modeling Method Based on PSO Clustering Algorithm

WANG Liang-jun, LI Guo-ning, LIU Yu-jia

(School of Automation and Electrical Engineering, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China)

**Abstract:** Aim at the high dimensionality and rules extracting difficult issues of complex systems modeling, the theory of clustering analysis idea of pattern recognition system be introduced, proposes a method to extract fuzzy rules of the sample data based on POS Clustering algorithm. By analyzing sample data, the paper classify its clustering number and adjust class center, combined with the characteristics of the method, we establish a fuzzy neural network structure based on POS clustering algorithm. The fuzzy RBF network training algorithm used to adjust the membership function parameters and connection weights to complete the network parameter identification. The simulation shows that the method is suitable for the modeling of complex systems, and it has advantages of the high identification accuracy, fast convergence and rules self-extracting.

**Key words:** fuzzy neural network; PSO clustering algorithm; rule extraction; modeling

### 1 引言

自 Kosko 把模糊控制和神经网络控制结合之后, 模糊神经网络理论和应用研究取得了很大发展, 其结合了两种控制方式的优点, 具有模糊控制的推理能力和神经网络的自学习能力<sup>[1]</sup>. 复杂系统的建模过程一般存在参数变量多、非线性和时变等问题, 对于这样的系统一般很难用精确数学模型描述, 随着研究的深入, 模糊神经网络被引入了复杂系统的建模并取得了很多研究成果. 但是随着输入维数增

加, 规则数将呈指数方式增长, 会进入维数陷阱, 出现系统运算速度慢, 训练过程难以收敛的问题. 针对这个问题, 文献[2]提出了基于导数的优化算法, 文献[3]设计了基于遗传算法的模糊规则优化算法, 文献[4]提出了一种在线调整模糊神经网络规则方法, 能够自组织网络结构. 粒子群聚类方法无需专家经验知识, 通过对样本数据的聚类分析, 能够计算自动获得模糊规则集合, 将其引入模糊神经网络的建模, 能够解决结构辨识问题.

本文提出了基于粒子群聚类算法的模糊神经网络

收稿日期: 2015-04-11; 修回日期: 2015-05-30

基金项目: 国家自然科学基金(61462058)

络方法,借助粒子群聚类算法对样本数据聚类分析、划分样本空间、提取模糊规则,最后使用BP算法调整了模糊神经网络的权值系数。

## 2 粒子群聚类规则提取

### 2.1 K-means 聚类算法和粒子群聚类算法

K-means 聚类算法是一种典型的划分方法,具有结构简单、处理速度快等优点。对于样本集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 最终要根据相似性准则将其划分到  $k$  个类  $G_1, G_2, \dots, G_k$  中, 满足条件: (1)  $G_i \neq \Phi, i = 1, 2, \dots, K$ ; (2)  $G_i \cap G_j = \Phi, i, j = 1, 2, \dots, k; i \neq j$ ; (3)  $\bigcup_{i=1}^k G_i = \{x_1, \dots, x_n\}$ . 使得质量评价函数  $J_c = \sum_{k=1}^n \sum_{x_i \in G_k} d(X_i, Z_k)$  最小,  $d(X_i, Z_k) = \|X_i - Z_k\|^2$ ,  $Z_k$  为第  $k$  个聚类中心。K-means 聚类算法是采用迭代方式计算的, 其中相似性度量选用欧几里得公式。

粒子群算法是模拟鸟类觅食过程中的群体性行为特点, 所提出的一种求解连续变量优化问题的算法<sup>[5]</sup>。对于种群  $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ , 第  $i$  个粒子位置表示为  $D$  维向量  $X_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}\}$ , 第  $i$  个粒子速度表示为  $V_i = \{V_{i1}, V_{i2}, \dots, V_{in}\}$ , 个体极值为  $P_i = \{P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{in}\}$ , 全局极值为  $P_g = \{P_{g1}, P_{g2}, \dots, P_{gn}\}$ , 速度和位置更新为

$$v_{i,j}(t+1) = v_{i,j}(t) + c_1 r_1 [p_{i,j} - x_{i,j}(t)] + c_2 r_2 [p_{g,j} - x_{i,j}(t)] \quad (1)$$

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1), j = 1, \dots, d \quad (2)$$

式中,  $c_1$  和  $c_2$  为学习因子,  $r_1$  和  $r_2$  为  $0 \sim 1$  之间均匀分布的随机数。

### 2.2 粒子群聚类规则提取

粒子群 K-means 聚类算法, 从文献[6] 可得, 粒子群的编码是以聚类中心为基础的, 由于一开始聚类中心的选取时随机的, 所以每一个粒子都可能是最优解<sup>[7]</sup>。对于样本集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 设每个粒子元素都是  $D$  维的, 样本集的位置和速度可以由  $N \times D$  的矩阵表示, 粒子的编码可方式可采用如下实数形式:

$$c_1^1 c_1^2 \dots c_1^d c_2^1 c_2^2 \dots c_2^d \dots c_k^1 c_k^2 \dots c_k^d v_1^1 v_1^2 \dots v_1^d \dots v_k^d f_o.$$

定义粒子群适应度函数为

$$f_i = \frac{1}{1 + J_m} \quad (3)$$

式中,  $J_m = d(X_i, Z_k) = \|X_i - Z_k\|^2$ , 即  $J_m$  为各粒子到各聚类中心之间的欧氏距离, 定义适应度方差:

$$\sigma^2 = \frac{1}{q} \sum_{i=1}^q [f_i - f_{\text{avg}}]^2 \quad (4)$$

式中,  $q$  为粒子数,  $f_{\text{avg}}$  为粒子群平均适应度。粒子群聚类算法的优化目地就是找到适应度函数最小的粒子位置和此时的分类数  $m$ , 该位置就是最佳聚类中心值,  $m$  就是模糊神经网络的规则数。规则提取算法<sup>[8]</sup> 如下所示。

输入: 样本集  $X$ , 元素个数为  $N$ , 粒子种群数  $q$ , 最大迭代数  $t_{\text{max}}$ ;

输出: 输出规则数  $m$  和聚类中心值;

Step1: 参数初始化。分类数  $k$  从 1 开始变化一直到  $N$ 。从样本数据集  $X$  中随机选择  $k$  ( $1 < k < N$ ) 个值作为聚类中心值, 将其作为粒子  $x_i$  位置编码的初始值; 按照式(3) 计算粒子的适应度作为个体最优解的编码; 初始化  $p_g, v_i$  等; 经过  $N$  次循环即可完成种群初始化;

Step2: 粒子群迭代搜索, 循环  $N$  次计算不同分类数  $k$  下的质量评价函数值  $J_c(k)$ ;

(1) 对每个粒子, 计算粒子适应度  $f$ , 若计算所得适应度小于个体极值  $p_i$ , 更新  $p_i$ ;

(2) 把每一个粒子个体极值  $p_i$  与  $p_g$  相比, 若存在  $p_i < p_g$ , 则更新  $p_g$ ;

(3) 根据式(1)、(2) 更新粒子位置和速度;

(4) 根据式(4) 计算适应度方差, 判断粒子群的收敛性, 若收敛, 输出最优适应度所包含的聚类划分;

Step3: 若  $J_c(\bar{k}) = \min J_c(k), 1 < k < N$ ; 则  $m = \bar{k}$ , 即  $\bar{k}$  为最优分类数,  $m$  为模糊神经网络网络规则数;

Step4: 得到分类数后, 用 K-means 聚类算法计算新的聚类中心值并划分类;

Step5: 重复 Step4 直到质量评价函数  $J_c$  达到要求, 循环结束;

Step6: 输出规则数  $m$  和聚类中心。

## 3 构建模糊神经网络结构

### 3.1 基于粒子群聚类算法模糊神经网络结构设计

设系统为多输入单输出系统, 用模糊聚类获得了模糊规则数  $m$ , 即模糊推理层有  $m$  个节点。建立改进型模糊神经网络系统, 其具有四层结构, 结构如图 1 所示, 各层的具体描述如下所示。

(1) 输入层。该层负责接收输入信息, 根据实际情况选择输入量。输入  $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T, f_1 = x_i$ ,

$i = 1, 2, \dots, n$ .

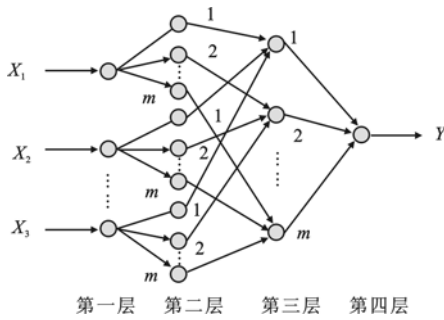


图1 模糊神经网络结构图

(2) 隶属度函数生成层. 该层主要完成对输入量的模糊化, 计算各输入量的隶属度值, 该层选用广泛采用的高斯函数:  $f_2(i, j) = \exp(-[f_1(i) - c_{ij}]^2 / (b_{ij})^2)$ , 其中  $c$  和  $b$  分别是第  $i$  个输入的第  $j$  个模糊集合的中心值和宽度值.  $c_{ij}$  可由聚类均值获得,  $b_{ij}$  可按  $b_{ij} = 0.7 \times d_{\max}$  取值,  $d_{\max}$  为聚类中心  $Z_k$  到该聚类最远的距离.

(3) 推理层. 该层的各个节点的输出是该节点所有输入隶属度乘积. 推理层的节点个数  $m$  是由粒子群聚类算法划分类之后所得, 应用中要结合实际情况选择该数目. 输出为  $f_3(i, j) = f_2(1, j)f_2(2, j) \cdots f_2(m, j)$ .

(4) 反模糊化层. 该层只有一个节点, 目的就是为了实现清晰化的过程, 其输出为:  $y = \omega_1 f_3^1 + \omega_2 f_3^2 + \cdots + \omega_m f_3^m$ , 其中  $\omega_j (j = 1, 2, \dots, m)$  为第三、四层可调连接权值.

### 3.2 网络学习算法

模糊神经网络结构建立之后, 要通过学习算法对隶属度函数的中心、宽度以及第三四层之间的连接权值进行调整, 采用模糊 RBF 网络逼近对象, 采用梯度下降法来修正可调参数, 定义目标函数:  $E = \frac{1}{2} (Y(k) - y(k))^2$ , 其中  $Y$  为系统期望输出,  $y$  为系统实际输出. 网络学习算法如下, 输出层的权值通过如下方式调整:

$$\begin{aligned} \Delta \omega(k) &= -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega} \\ &= -\eta \frac{\partial E}{\partial e} \frac{\partial e}{\partial y} \frac{\partial y}{\partial \omega} \\ &= \eta (Y(k) - y(k)) f_3. \end{aligned}$$

输出层的权值学习算法为

$$\begin{aligned} \omega(k) &= \omega(k-1) + \Delta \omega(k) + \\ &\quad \alpha (\omega(k-1) - \omega(k-2)). \end{aligned}$$

式中,  $\eta$  为学习速率,  $\alpha$  为动量因子,  $\eta, \alpha \in [0, 1]$ .

隶属度函数调整公式:

$$\begin{aligned} \Delta c_{ij} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial c_{ij}} \\ &= \eta (Y(k) - y(k)) \omega f_3 \frac{2(x_i - c_{ij})}{b_{ij}^2}, \\ \Delta b_i &= -\eta \frac{\partial E}{\partial b_i} \\ &= \eta (Y(k) - y(k)) \omega f_3 \frac{2(x_i - c_{ij})}{b_i^2}; \end{aligned}$$

隶属度函数参数学习算法为

$$\begin{aligned} c_{ij}(k) &= c_{ij}(k-1) + \Delta c_{ij}(k) + \\ &\quad \alpha (c_{ij}(k-1) - c_{ij}(k-2)), \\ b_j(k) &= b_j(k-1) + \Delta b_j(k) + \\ &\quad \alpha (b_j(k-1) - b_j(k-2)); \end{aligned}$$

当所有被优化参数小于设定阈值时, 网络学习结束.

## 4 仿真分析

为了验证本文建模方案的有效性, 将复杂的重载组合列车制动过程中作为研究对象, 用本文设计方法与 K-means 聚类方案对其建模, 对比两种方案所建模糊神经网络的数据泛化能力. 重载组合列车的制动是一个复杂过程, 要考虑列车的控制命令、机车所处轨道坡度、车辆之间钩力等因素. 如果制动力给的不合适容易导致车辆之间钩力过大问题, 严重时会造成断钩事故. 因此制动命令的给出必须要考虑以上因素, 最大程度地降低车钩力. 基于以上考虑建立一个 4 输入 1 输出的模糊神经网络.

### 4.1 仿真参数设置

选取我国运煤专线大秦线 K260-K340 轨道区段所采集的 200 组数据作为数据样本, 180 组数据用于网络训练, 20 组用于泛化能力测试, 部分样本数据如表 1 所示. 该区段包含了上坡道、下坡道、平直轨道以及曲线轨道. 机车采用 SS4G 型, 车辆采用新 C80 型. 参数设置为: 粒子种群数取  $q = 20$ , 最大迭代数  $t_{\max} = 100$ , 学习因子  $c_1 = c_2 = 1.5$ , 粒子群整体适应度方差的阈值  $\lambda = 0.1$ ; 模糊神经网络训练中, 学习率取 0.01, 采用 matlab 编程.

为了防止数据溢出和运算时的不稳定, 对数据表 1 中的数据归一化处理, 将数据转换到  $[-1, 1]$  上, 归一化公式为

$$x = \frac{x_{\min} + x_{\max}}{2} + (kx^* - \frac{x_{\min}^* + x_{\max}^*}{2}),$$

式中,  $k$  是比例因子,  $k = \frac{x_{\max} - x_{\min}}{x_{\max}^* - x_{\min}^*}$ ,  $x_{\max}^*$ ,  $x_{\min}^*$  分别为样本最大和最小值. 归一化数据如表2所示.

表1 部分样本数据

| 控制命令/(m/s <sup>2</sup> ) | 坡度 I/% | 钩力/kN | 输出速度/(km/h) |
|--------------------------|--------|-------|-------------|
| -0.5                     | 0      | -603  | 42          |
| -0.25                    | -2     | -559  | 53          |
| -0.28                    | 3      | -631  | 46          |
| -0.4                     | 1      | -624  | 34          |
| -0.28                    | -6     | -738  | 40          |
| -0.3                     | -7     | -811  | 47          |
| -0.4                     | -12    | -941  | 38          |
| -0.38                    | -11    | -923  | 41          |
| -0.21                    | -1     | -423  | 46          |
| -0.43                    | -5     | -614  | 35          |

表2 归一化后的样本数据

| 控制命令/(m/s <sup>2</sup> ) | 坡度 I/% | 钩力/kN  | 输出速度/(km/h) |
|--------------------------|--------|--------|-------------|
| -0.85                    | 0.6    | 0.305  | -0.157      |
| 0.724                    | 0.333  | 0.474  | 0.83        |
| 0.517                    | 0.89   | 0.196  | 0.263       |
| -0.31                    | 0.733  | 0.223  | -0.96       |
| 0.517                    | -0.2   | -0.216 | -0.368      |
| 0.379                    | -0.333 | -0.498 | 0.368       |
| -0.31                    | -0.79  | -0.92  | -0.578      |
| -0.172                   | -0.866 | -0.93  | -0.263      |
| 0.76                     | 0.466  | 0.89   | 0.263       |
| -0.517                   | -0.066 | 0.262  | -0.894      |

## 4.2 仿真分析

经过粒子群聚类算法对180组样本聚类分析,提取出了14条模糊规则,而用K-means聚类方法只提取到了6条模糊规则,从专家经验的角度分析,6条控制规则明显是不能对系统进行完全映射描述的,由此可以看出,粒子群聚类能更加完备准确地提取模糊规则.文中建立一个规则数为14的4层模糊神经网络.在学习率为0.01,阈值为0.0001的情况下,网络经过200次的训练后,误差值可以达到0.003,整体平均误差可以小于3.1%,满足要求.

从网络学习的收敛图(如图2所示)可以看出,粒子群聚类模糊神经网络比K-means聚类模糊神经网络的收敛速度快,这是由于K-means提取规则时陷入了局部最优值中,得到分类集合中数据之间误

差过大,在逼近样本数据时就会出现速度慢甚至不收敛.

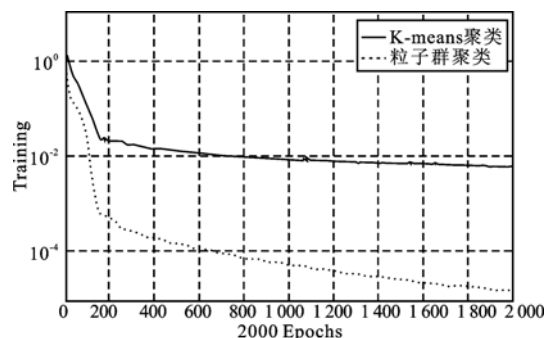


图2 网络误差曲线

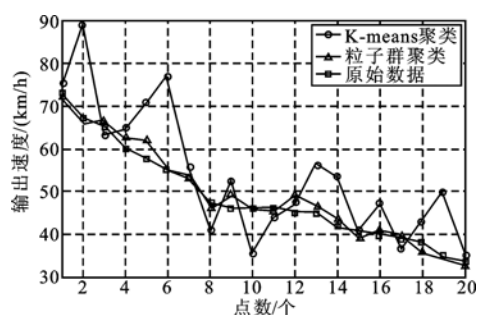


图3 泛化能力测试曲线

从泛化能力测试图(如图3所示)可以得到,粒子群聚类建模所得系统能很好的跟踪样本数据,最大误差不超过11.9%,平均误差小于4.17%,具有很好的泛化能力;而作为对比模型的K-means所建模型,最大误差达到57.4%,平均误差在20.3%左右,该方法受到初始点选取的影响,训练结果随机性大.由此可以看出粒子群聚类算法用于模糊神经网络是有效的,规则辨识的精度高和收敛速度快的优点.

## 5 结束语

本文提出粒子群聚类方法将样本数据划分到若干类中,每个类代表一条模糊神经网络的模糊推理规则,该方法提取的规则能更好地描述输入和输出之间的映射关系.获得规则数后建立了初步网络的初步模型,通过对样本数据的学习,调整隶属度函数的参数值和三四层之间的连接权值.仿真表明该方法适用于复杂系统的建模,对依赖于输入输出数据的建模问题具有重要的指导意义.

## 参考文献:

- [1] Abe S. Neural networks and fuzzy systems[J]. Journal of

---

the Acoustical Society of America, 1992, 12(6): 49-71.

(下转第 62 页)

## 4 结束语

本文研究的一种基于RSSI技术的跳数修正与基于模糊评价的跳距修正定位算法,与其他算法相比,该算法具有定位精度高且不需要额外硬件支持等优点,对于不同的节点分布也保持了较高的优越性能.该算法还通过设定数据包生存周期,减小了数据包在节点之间的传播跳数,降低了网络的能耗开销.但是,该改进算法,在设置了数据包的生存周期之后,仍然会存在一些未知节点无法接收到信标节点的数据包的情况,导致未知节点无法进行定位.

### 参考文献:

- [1] Jennifer Yick, Biswannath Mukherjee, Dipak Ghosal. Wireless sensor network survey [J]. Computer Networks, 2008, 52(12): 2292-2230.
- [2] Wang Lixia, Zhang Pai. A new DV-HOP algorithm in wireless sensor network [C] // 2013 2nd International Symposium on Instrumentation and Measurement, Sensor Network and Automation (IMSNA). Toronto, Ontario, Canada, IEEE, 2013: 194-197.
- [3] 王景琿. 一种基于DV-Hop的无线传感器网络节点定位算法[J]. 计算机工程, 2015, 41(1): 82-86.
- [4] 周小波, 乔钢柱, 曾建潮. 无线传感器网络中基于RS-

SI的加权DV-HOP定位方法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(14): 109-111.

- [5] 夏少波, 邹建梅, 朱晓丽, 等. 无线传感器网络DV-Hop定位算法的改进[J]. 计算机应用, 2015, 35(2): 340-344.
- [6] 赵菊敏, 李灯熬, 武健. 基于DV-Hop定位的误差加权改进算法[J]. 自动化仪表, 2014, 35(7): 1-4.
- [7] 刘志华, 刘晓爽, 赵新妙, 等. 一种基于测距的抗虫洞攻击安全定位机制[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(3): 1088-1094.
- [8] Samiru Gayan. PWiMob improved DV-HOP algorithm through anchor position Re-estimation [C] // Wireless and Mobile, 2014 IEEE Asia Pacific Conference on. Bali, Indonesia, 2014: 126-131.
- [9] 祝宇鸿, 历彦恺, 胡俊, 等. 基于跳数阈值和节点分类的DV-Hop改进算法[J]. 吉林大学学报, 2014, 32(4): 407-412.

### 作者简介:

杨祥男, (1970-), 博士研究生, 教授. 研究方向为传感网技术.

刘美凤(通讯作者)女, (1989-), 硕士研究生. 研究方向为无线传感器网络. E-mail: 496003921@qq.com.

邓登腾男, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为传感网络.

(上接第57页)

- [2] Zhi-Ping P. A learning algorithm for fuzzy neural network based on NFCS form [J]. Journal of Computer Research and Development, 2002, 39(11): 1436-1441.
- [3] 贺素良. 遗传算法及模糊神经网络融合技术的研究[J]. 计算机工程, 2003, 29(7): 17-19.
- [4] Leng G, Prasad G, McGinnity T M. An on-line algorithm for creating self-organizing fuzzy neural networks [J]. Neural Networks, 2004, 17(10): 1477-1493.
- [5] 沈艳, 余冬华, 王昊雷. 粒子群K-means聚类算法的改进[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(21): 125-128.
- [6] Košmelj K, Batagelj V. Cross-sectional approach for clustering time varying data [J]. Journal of Classifica-

tion, 1990, 7(1): 99-109.

- [7] 罗勇, 向奕雪. 基于改进PSO算法的模糊神经网络研究[J]. 信息通信, 2014(11): 9-18.
- [8] Lin Y, Tong N, Shi M, et al. K-means optimization clustering algorithm based on particle swarm optimization and multiclass merging [M]. Berlin, Heidelberg Springer: 2012: 569-578.

### 作者简介:

王亮军男, (1988-), 硕士研究生. 研究方向为复杂系统建模、交通信息工程及控制. E-mail: wlj\_hz\_2012@163.com

李国宁男, (1959-), 副教授. 研究方向为轨道交通信号控制.