

1-4-2019

## Elevator Traffic Pattern Recognition with FCM Clustering Based Fuzzy Neural Network

Zhenshan Yang

*1.College of Engineering, Bohai University, Jinzhou 121013, China; ;*

Wenjiao Yue

*2.Asia-Pacific Institute of Construction SciTech Information Co.,Ltd., Beijing 100120, China;*

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

---

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

---

# Elevator Traffic Pattern Recognition with FCM Clustering Based Fuzzy Neural Network

## Abstract

**Abstract:** Elevator traffic demand pattern recognition is the prerequisite for effectively implementing the strategies of elevator group control system. In view of the characteristics of time-varying, nonlinear and uncertainty of elevator traffic demand, *an elevator traffic pattern recognition method with FCM (Fuzzy C-means) clustering based fuzzy neural network is presented. The method introduces the fuzzy logic into the calculation and learning of BP neural network, and employs FCM clustering algorithm to cluster the original traffic demand to realize the fuzzy partition of the input space of fuzzy system to determine the initial value of network membership function and clustering center and to obtain the fuzzy rules, which improves the learning ability of neural network and makes the weighted coefficients of the membership function vary with different traffic patterns.* The elevator traffic pattern is recognized by the parallel fuzzy reasoning of neural network. Simulation experiments show the validity of the presented method.

## Keywords

elevator traffic demand, pattern recognition, fuzzy neural network, FCM clustering algorithm, expert experience

## Recommended Citation

Yang Zhenshan, Yue Wenjiao. Elevator Traffic Pattern Recognition with FCM Clustering Based Fuzzy Neural Network[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(4): 1433-1439.

## 基于 FCM 聚类模糊神经网络的电梯交通模式识别

杨祯山<sup>1</sup>, 岳文姣<sup>2</sup>

(1.渤海大学工学院, 辽宁 锦州 121013; 2.亚太建设科技信息研究院有限公司, 北京 100120)

**摘要:** 电梯交通模式识别是有效实施电梯群控策略的前提。针对电梯交通的时变、非线性及不确定性的特点, 提出一种基于 FCM (Fuzzy C-means) 聚类模糊神经网络的电梯交通模式识别方法。该方法将模糊逻辑技术用于神经网络计算和学习, 通过 FCM 对原始交通需求的聚类, 实现输入空间的模糊划分, 确定网络隶属函数的参数初始值及聚类中心并获取模糊规则, 提高神经网络学习能力, 使隶属函数加权系数根据不同的交通模式改变。利用神经网络完成并行模糊推理, 实现电梯交通模式的识别。仿真试验表明了该方法的有效性。

**关键词:** 电梯交通需求; 模式识别; 模糊神经网络; FCM 聚类算法; 专家经验

中图分类号: TP931.9; TP183 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2018) 04-1433-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201804027

## Elevator Traffic Pattern Recognition with FCM Clustering Based Fuzzy Neural Network

Yang Zhenshan<sup>1</sup>, Yue Wenjiao<sup>2</sup>

(1.College of Engineering, Bohai University, Jinzhou 121013, China;

2.Asia-Pacific Institute of Construction SciTech Information Co.,Ltd., Beijing 100120, China)

**Abstract:** Elevator traffic demand pattern recognition is the prerequisite for effectively implementing the strategies of elevator group control system. In view of the characteristics of time-varying, nonlinear and uncertainty of elevator traffic demand, an elevator traffic pattern recognition method with FCM (Fuzzy C-means) clustering based fuzzy neural network is presented. The method introduces the fuzzy logic into the calculation and learning of BP neural network, and employs FCM clustering algorithm to cluster the original traffic demand to realize the fuzzy partition of the input space of fuzzy system to determine the initial value of network membership function and clustering center and to obtain the fuzzy rules, which improves the learning ability of neural network and makes the weighted coefficients of the membership function vary with different traffic patterns. The elevator traffic pattern is recognized by the parallel fuzzy reasoning of neural network. Simulation experiments show the validity of the presented method.

**Keywords:** elevator traffic demand; pattern recognition; fuzzy neural network; FCM clustering algorithm; expert experience

## 引言

随着高层超高层建筑功能的日趋复杂及现代



收稿日期: 2016-05-13 修回日期: 2016-10-06;  
基金项目: 国家自然科学基金(60874026);  
作者简介: 杨祯山(1965-), 男, 辽宁锦州, 博士, 教授, 研究方向为高层建筑垂直交通系统的配置与优化调度, 先进控制技术在智能楼宇中的应用; 岳文姣(1990-), 女, 河北保定, 研究方向为高层建筑电梯垂直交通的配置与控制技术。

商务活动的多样性, 电梯交通需求模式(简称: 电梯交通模式)也日趋复杂, 高效便捷的电梯群控系统是现代高层建筑高效运行的必要保证。不同的交通模式对应不同的电梯群调度策略<sup>[1-3]</sup>, 因此, 有效地实现电梯交通模式识别是电梯优化调度的必要前提。

电梯交通模式识别是业界专家关注的热点。基

<http://www.china-simulation.com>

• 1433 •

于不同的条件,人们尝试采用不同的技术和方法对该问题进行研究<sup>[4-10]</sup>,包括:模糊逻辑技术、神经网络技术、支持向量机技术、人工免疫聚类算法、粒子群 K 均值聚类算法、随机森林方法等。考虑到电梯交通系统的特点,基于以下原因,本文提出一种基于 FCM 聚类的模糊神经网络算法来进行电梯交通模式的识别。

1) 电梯交通系统具有离散、时变、非线性及不确定性的特点<sup>[11]</sup>。在电梯系统的交通需求中有大量不确定因素存在,如进出厅堂人数、各层乘客数、呼梯目的层、呼梯信号的发生层、建筑内存在的与环境相关的交通状况变化等。这些因素令系统状态空间非常庞大复杂,难以建立精确的数学模型进行交通模式的识别。

2) 模糊逻辑技术对复杂程度高且状态不易精确预测的控制系统提供了有效的方法。该方法鲁棒性强,且无需建立精确的数学模型,但问题是隶属函数的构造和模糊规则的确定很难达到精确合理。当交通需求变化时,由于缺少自学习能力,难以适应交通模式的变化。与模糊逻辑相比,神经网络技术具有较强的自学习能力,适合处理非线性、不确定的动态电梯交通系统。不足是系统的多状态性会使神经网络结构庞大,知识表达困难,学习速度缓慢,模式识别的效果变差。所以,人们尝试将模糊逻辑技术与神经网络方法有机结合,来实现电梯交通模式识别<sup>[12]</sup>。然而当规则冗余较多并存在冲突时,模糊神经网络算法又存在计算量大及收敛速度慢等缺点。

3) FCM 是一种用隶属度确定每个数据点属于某个聚类程度的算法<sup>[13]</sup>。它的思想就是通过多次迭代收敛目标聚类函数。利用 FCM 算法对输入数据进行聚类,可确定网络结构和参数初值,确保隶属函数分布均匀,从而提高模糊神经网络模型的辨识精度及网络的收敛速度。

基于以上分析,本文将 FCM 聚类算法与模糊神经网络算法结合,该方法将模糊逻辑技术用于神经网络计算和学习,基于对原始交通数据的 FCM

聚类,实现输入空间的模糊划分,确定网络隶属函数的参数初值及聚类中心并获取模糊规则,优化了神经网络结构,提高了神经网络学习能力,使隶属函数加权系数根据不同的交通模式改变。最后,利用神经网络完成并行模糊推理,实现电梯交通模式的识别。

## 1 模糊神经网络模型的构建

### 1.1 模糊神经网络结构

网络结构采用多层前馈网络结构,其结构图如图 1 所示。其中,  $x_1, x_2, \dots, x_n$  为网络输入,  $y_1, y_2, \dots, y_m$  为网络输出。

采用 5 层网络结构的模糊神经网络模型。其中,第一层输入层和第五层输出层中的每个节点(神经元)分别代表一个输入变量、一个输出变量;第二层模糊化层和第四层综合层中的每个的节点表示的是模糊子集,节点数与输入变量、输出变量对应的模糊子集个数有关;第三层规则层中一个节点代表一条规则,与第二层和第四层节点的连接代表模糊规则的特定组成。

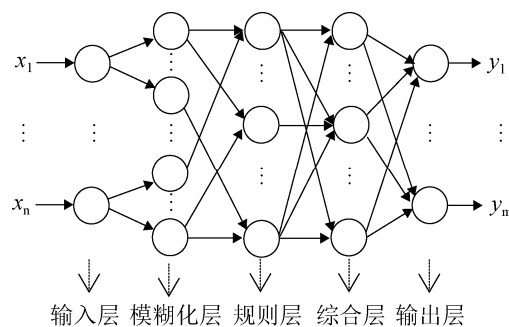


图 1 模糊神经网络的结构图

Fig. 1 Structure of fuzzy neural network

该网络中,正常传播方向为由左向右,逐层传播,训练(学习)过程中,从右向左反向传播。

### 1.2 网络模型构建

#### 1.2.1 确定输入输出变量

网络的输入:网络结构输入层中,设定  $X$  为输入量,包含  $x_1$ (单位时间为总乘客数)、 $x_2$ (进入大

厅的乘客数)、 $x_3$ (离开大厅的乘客数)。考虑到模糊神经网络的特点, 需要对输入的三个特征值进行处理, 设  $x_{\max}$  为 5 min 时间段的最大客流人数, 则网络的输入变量为:

$$X = \{x'_1, x'_2, x'_3\} \quad (1)$$

式中:  $x'_1 = x_1/x_{\max}$ ,  $x'_2 = x_2/x_{\max}$ ,  $x'_3 = x_3/x_{\max}$ , 且  $x'_1 \geq x'_2 + x'_3$ ,  $x'_i \in (0,1), i=1,2,3$ 。

网络的输出: 网络的输出层中, 设定最后输出 4 个变量, 即  $Y = \{y_1, y_2, y_3, y_4\}$ , 分别表示: 上行高峰、下行高峰、层间、空闲这四种交通模式所占的比例。

### 1.2.2 结构辨识

在网络结构辨识过程中, 采用 FCM 聚类算法划分网络空间, 确定网络结构和参数初值, 提高网络的泛化能力。在 FCM 算法<sup>[14]</sup>中, 首先要给定聚类类别数  $c$ , 把数据集  $X = \{x_1, x_2, x_3\} \in R^r$  分为  $c$  个模糊类, 每一类对应一个模糊子集, 并用每个类的聚类中心代表该类。设定每个变量均对应 6 个模糊子集: {很小, 较小, 小, 大, 较大, 很大}。当分析  $X^p = \{x_1^p, x_2^p, x_3^p\}, p=1,2,\dots,r$  时, 利用 FCM 算法可划分为 6 类, 其中用  $V = [v_1, v_2, \dots, v_c]$  表示各类的聚类中心, 用  $U = [\mu_{lp}]_{c \times r}$  表示模糊分类矩阵( $\mu_{lp}$  表示第  $p$  个样本属于第  $l$  类的隶属度, 且  $\mu_{lp} \in [0,1]$ ,

$\sum_{l=1}^c \mu_{lp} = 1$ )。FCM 算法的目标聚类函数为:

$$F(U, V) = \sum_{p=1}^r \sum_{l=1}^c (\mu_{lp})^m (d_{lp})^2 \quad (2)$$

式中:  $d_{lp} = \|X^p - v_l\|$ ,  $m$  表示模糊指数, 通常取 2。

在求解最小化的目标函数  $\min F(U, V)$  时, 得隶属度和聚类中心分别为:

$$\mu_{lp} = \left\{ \sum_{k=1}^c \left( \frac{d_{lp}}{d_{kp}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right\}^{-1} \quad (l=1, 2, \dots, c; p=1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

$$v_l = \frac{\sum_{p=1}^r (\mu_{lp})^m X^p}{\sum_{p=1}^r (\mu_{lp})^m} \quad (l=1, 2, \dots, c; p=1, 2, \dots, n) \quad (4)$$

FCM 聚类算法的实现步骤:

- 1) 参数设定, 包括模糊聚类个数  $c$ 、模糊指数  $m$ 、迭代停止阈值  $\varepsilon$ ;
- 2) 聚类中心  $v_l (l=1, 2, \dots, c)$  初始化;
- 3) 按照公式(3)更新隶属度  $U^k$ ;
- 4) 按照公式(4)更新聚类中心  $V^{k+1}$ ;
- 5) 计算误差  $e = \sum_{l=1}^c \|v_l^{k+1} - v_l^k\|$ , 若  $e < \varepsilon$ , 算法

结束; 否则  $k=k+1$ , 转回步骤 3)。

算法运行至有限迭代次数内目标函数收敛后结束。根据分析确定了模型结构: 输入层 3 个节点; 模糊化层计算每个输入变量对应的隶属度, 有 18 个节点; 规则层计算每条规则的适用度, 有 216 个节点; 综合层计算每个输入变量对应的隶属度, 有 24 个节点; 第五层输出层 4 个节点。

### 1.2.3 参数辨识

网络模型的参数辨识, 即训练网络。采用 BP (Back Propagation) 算法对网络进行训练<sup>[15]</sup>。输入训练样本  $X^1, X^2, \dots, X^r$ , 已知其对应的期望输出样本  $Y^1, Y^2, \dots, Y^r$ 。用 BP 算法训练网络即是根据实际输出  $\hat{Y}^1, \hat{Y}^2, \dots, \hat{Y}^r$  与期望输出  $Y^1, Y^2, \dots, Y^r$  之间的误差对网络权值进行修改, 达到输出层误差平方和最小的目的, 即: 令  $\hat{Y}^p (p=1,2,\dots,r)$  与期望的  $Y^p (p=1,2,\dots,r)$  尽可能接近。设定误差函数为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^r (Y^p - \hat{Y}^p)^2 \quad (5)$$

其中,  $Y^p$  和  $\hat{Y}^p$  分别表示第  $p$  个样本的期望输出和实际输出值。

## 2 电梯交通模式识别

### 2.1 制定训练样本

训练样本的优劣直接影响模糊神经网络的训练水平和最终识别结果的准确性<sup>[16]</sup>, 而专家经验对交通模式的识别具有重要意义。依据专家经验制定训练样本<sup>[17]</sup>, 进而确定交通信息和交通模式之间的关系。

输入样本: 采集交通过程中的原始特征并限定

输入值在[0,1]范围,之后为每个输入值在一个较小的间隔取样,并利用专家经验制定该样本的输出值。本文设定每个输入在[0,1]范围内以0.2的间隔取样,并满足

$$x'_1 \geq x'_2 + x'_3 \quad (6)$$

最后可得到56个训练样本的样本集。

输出样本:依据专家经验制定样本输出值 $y_1, y_2, y_3, y_4$ ,原则是:若某一时段进入门厅的乘客数占总乘客数的比例大,则上行高峰交通模式所占的比例大,该时段即为上行高峰时段;若某一时段离开门厅的乘客数占总乘客数的比例大,则下行高峰交通模式所占的比例大,该时段即为下行高峰时段;若某时段除去进入和离开门厅的乘客数,其余人数占总乘客数的比例大,则层间交通模式所占的比例大,该时段即为层间交通时段;若某时段总客流量少,则空闲交通模式所占的比例大,该时段即为空闲交通时段。

## 2.2 训练网络

制定训练样本后,先进行FCM聚类,划分输入输出空间,优化网络结构,提高网络的辨识精度。之后,在确定网络模型结构后,采用BP算法对网络参数进行不断修正,优化隶属函数,达到训练网络的目的。

## 2.3 基于FCM的模糊神经网络算法的实现

采用MATLAB软件实现基于FCM的模糊神经网络算法。电梯交通模式识别的步骤如下:

1) 输入经过归一化处理的训练样本数据, $X = \{x'_1, x'_2, x'_3\}$ 作为输入,对应该交通特征下的各交通模式所占的比例 $Y = \{y_1, y_2, y_3, y_4\}$ 作为输出;

2) 采用FCM算法对样本数据进行聚类,获得隶属函数初值;

3) 确定网络结构,即各层节点的数目,并设定网络初始参数;

4) 设定包括学习率、训练次数、误差限等在内的网络训练参数;

5) 采用BP算法训练网络,得到训练误差

曲线;

6) 用训练好的网络测试实际样本,实现交通模式识别。

## 3 仿真实验

(1) 仿真条件:交通需求数据序列采集自某写字楼工作日的实际电梯交通需求,统计从早7:00到晚上19:00共12个小时的交通需求数据,统计间隔为5 min。将一天的客流折算成统计数据点共144个,绘成客流曲线图,如图2所示。

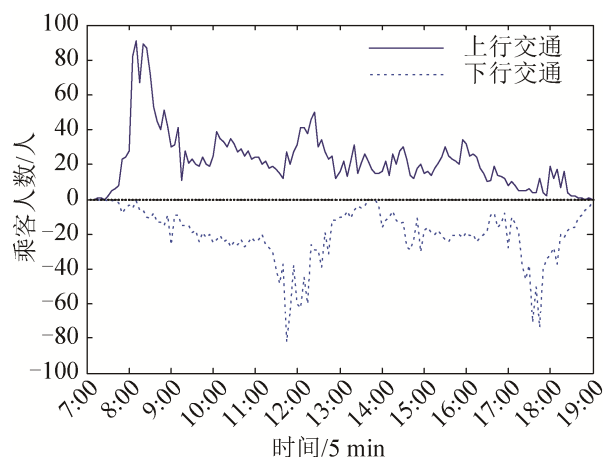


图2 某大楼电梯交通客流曲线  
Fig.2 Elevator traffic flow curve of a building

(2) 聚类分析:采用FCM聚类算法对测试样本进行聚类,算法收敛至目标函数最小并得到各类的聚类中心点(见图3)。

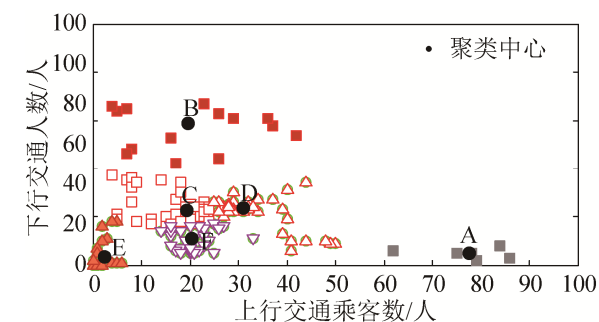


图3 FCM算法聚类结果  
Fig.3 Clustering results of FCM algorithm

聚类中心分别为: A(77.654 8, 4.983 6), B(19.552 2, 58.799 4), C(19.865 3, 21.250 9),

D(30.952 5, 23.583 2), E(2.319 1, 3.531 4), F(20.440 3, 11.097 9)。其中, 第 A 类为上行高峰交通模式, 第 B 类为下行高峰交通模式, 第 C 类为层间交通模式, 第 E 类为空闲交通模式, 第 D 类和第 F 类为混合交通模式。

(3) 网络训练: 设学习率  $\eta=0.01$ , 最大迭代 500 次, 误差限  $ep=0.001$ 。将 56 组样本数据带入经过聚类优化的模糊 BP 神经网络模型, 网络训练经 106 代后, 达到误差限, 均方根误差为  $9.431 \times 10^{-4}$ , 而在相同参数条件下, 对基于 SOM 的模糊 BP 神经网络模型<sup>[18]</sup>进行训练, 经 184 代达到误差限, 均方根误差为  $9.96377 \times 10^{-4}$ 。训练误差曲线如图 4 所示。

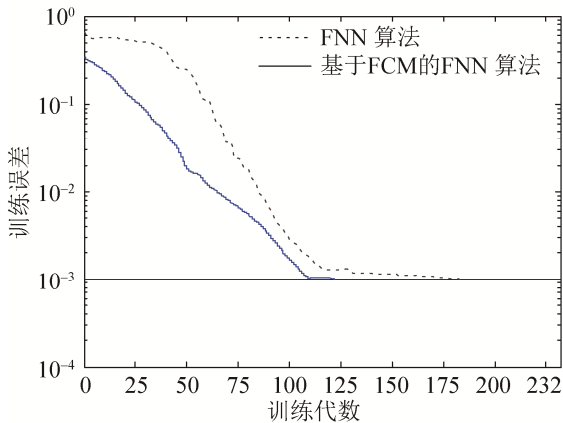


图 4 训练误差曲线  
Fig.4 Training error curve

由图 4 可知, 经 FCM 算法聚类处理的模糊 BP 神经网络模型, 相对于基于 SOM 的模糊 BP 神经网络模型, 能更有效快速地识别交通模式, 而且, 通过 FCM 的聚类分析, 对数据集进行聚类, 可以更清晰的体现电梯交通流的特性, 保证了交通模式的有效识别。

(4) 模式识别: 将采集的交通数据序列导入训练好的网络模型, 根据各时间段交通需求所占的比例, 从而得到四种交通模式的识别结果, 如图 5~8 所示。

1) 根据上行高峰交通模式识别结果如图 5 所示, 从而得出对上行高峰交通模式的识别率为 92.11%。

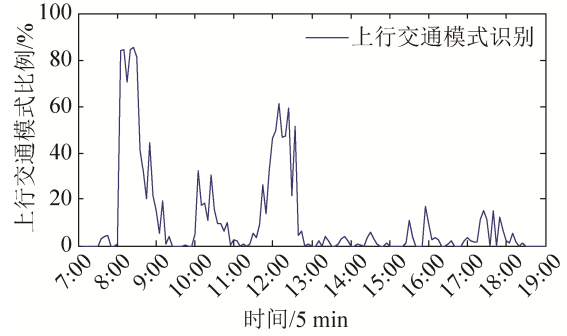


图 5 上行高峰交通模式在各时间段所占的比例  
Fig.5 Proportion of up peak traffic mode in each time period

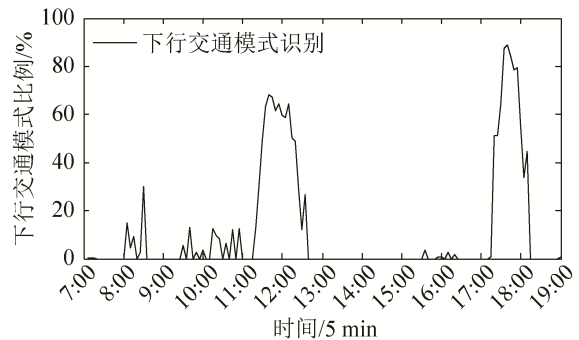


图 6 下行高峰交通模式在各时间段所占的比例  
Fig.6 Proportion of down peak traffic mode at each time period

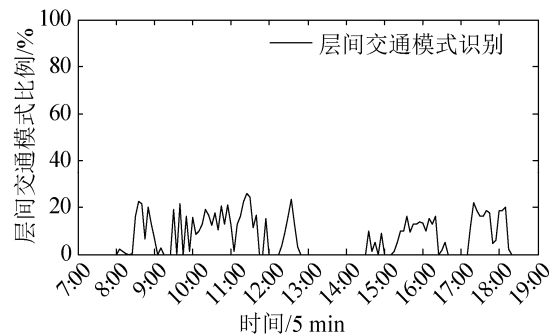


图 7 层间交通模式在各时间段所占的比例  
Fig.7 Proportion of inter floor traffic patterns at each time period

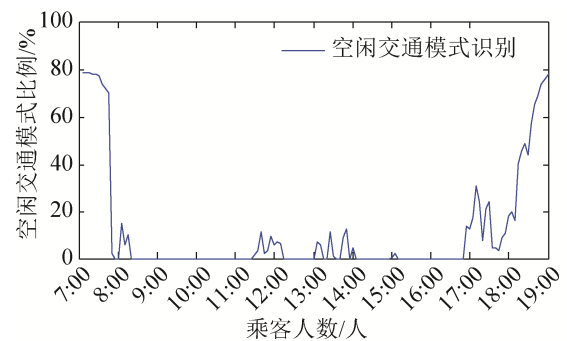


图 8 空闲交通模式在各时间段所占的比例  
Fig.8 Proportion of idle traffic mode in each time period

由此可知：一天中有两个主要的上行客流高峰，分别发生在 08:00-09:00 上班时段以及 12:00-12:40 时段。期间乘客大部分是从大厅基层乘梯上行到各个楼层。在该模式下，到达门厅(基站)的乘客数使电梯达到或接近满载，当将所有乘客送达到目的层后，电梯直行返回门厅。因此，该时段应当适当预置多部电梯停靠大厅基层，用于满足上行高峰期的交通需求。

2) 根据下行高峰交通模式识别结果(图 6)，得出对下行高峰交通模式的识别率 93.71%。由此可知：一天中有两个主要的下行客流高峰，分别发生在中午 11:30-12:00 时段和下午 17:30-18:20 时段。期间大部分乘客乘电梯从各层下行到基站。在该模式下，交通需求密度较大，往往电梯停靠一两层后就已满载或接近满载，当把所有的乘客运送至基站后，电梯再迅速上行响应各楼层的呼梯信号。因此，该时段应合理确定各电梯的停靠楼层，便于下行高峰时电梯系统均匀地服务于各层需下行的乘客。例如，可预置多个电梯在大楼的适当楼层，便于其可以迅速响应乘客下行呼梯需求，避免造成下行高峰时期乘客拥塞。

3) 根据层间交通模式识别结果见图 7，得出对层间交通模式的识别率为 95.34%。由此可知：在 09:30-11:20 和 15:00-18:10 时段内，层间交通模式占主要部分，它是大楼内一种基本客流状况，由大楼内的正常商务活动导致。该模式下，可将电梯均衡分派，以保证大楼基站和中间层附近的层站都有处于待机状态的电梯，从而更好地服务于乘客。

4) 根据空闲交通模式识别结果见图 8，得出对空闲交通模式的识别率为 94.69%。由此可知：在上班之前和晚上下班之后的两个时间段里，大楼内客流稀少，乘客到达的间隔较长。在该模式下，群控系统可以仅保持部分电梯运行，其余电梯空闲等待的状态，以使系统达到节能的目的。

## 5 结论

基于 FCM 聚类的模糊神经网络技术有效地实

现了网络空间的划分，优化了网络结构，进而提高神经网络学习能力，并使隶属函数加权系数根据不同的交通模式改变。经实际交通需求数据仿真测试，利用神经网络的并行模糊推理，该技术能够有效辨识各种交通模式，其结果符合实际交通状况。这使得电梯群控系统针对不同交通模式，采用相应的群控策略成为可能，为全面提高电梯交通系统的服务性能提供了必要的保证。

## 参考文献：

- [1] Gina Barney, Lutfi Al-Sharif. Elevator Traffic Handbook: Theory and Practice [M]. London: Routledge, 2015: 138-160.
- [2] Yang Zhenshan, Shao Cheng, Li Guizhi. Multi-objective Optimization for EGCS Using Improved PSO Algorithm [C]//Proc of American Control Conference (ACC). New York: IEEE, 2007: 5059-5063.
- [3] Zhang Jinglong, Zong Qun. Energy Saving Oriented Group Elevator Dispatching Strategy for Multi-traffic Patterns [J]. Building Services Engineering Research and Technology (S1477-0849), 2014, 35(5): 543-568.
- [4] Albert T P, Beebe J R, Chan W L, et al. Elevator Traffic Pattern Recognition by Artificial Neural Network [C]//Proc of Elevcon' 1995, Hong Kong: IAEE, 1995: 122-131.
- [5] Yang Zhenshan, Shao Cheng, Ma Haifeng. LS-SVM Base Determination of Critical Time Ranges for Elevator Traffic Patterns [J]. Elevator World (S0013-6158), 2008, 56(5): 110-115.
- [6] Pablo Cortés, Joaquín R F, José Guadix, et al. Fuzzy Logic Based Controller for Peak Traffic Detection in Elevator Systems [J]. Journal of Computational and Theoretical Nanoscience (S1546-1955), 2012, 9 (2): 310-318.
- [7] Li Zhonghua. PSO-based Real-time Scheduling for Elevator Group Supervisory Control System [J]. Int Journal of Intelligent Automation and Soft Computing (S1079-8587), 2010, 16 (1): 111-121.
- [8] Tang Haiyan, Ding Bao, Qi Weigui. Research on Traffic Mode of Elevator Applied Fuzzy C-mean Clustering Algorithm Based on PSO [C]//Proc of 2009 Int Conf on Measuring Technology and Mechatronics Automation. Zhangjiajie: IEEE Computer Society Press, 2009: 582-585.

(下转第 1447 页)

<http://www.china-simulation.com>

• 1438 •