

文章编号: 1001-0920(2001)02-0163-04

电梯群控系统的交通模式识别

宗 群, 尚晓光, 岳有军, 雷小锋

(天津大学 电气自动化与能源工程学院, 天津 300072)

摘要: 介绍了应用两个模糊神经网络分两步进行电梯群控系统交通模式识别, 提出了利用专家知识获取样本和训练网络的步骤。实际数据测试结果表明, 该方法能准确地辨识出各种交通模式所占的比例, 对群控器的派梯可起到很好的指导作用, 从而提高电梯群控系统的服务性能。

关键词: 电梯群控系统; 交通模式识别; 模糊神经网络

中图分类号: TP 183

文献标识码: A

Traffic Pattern Recognition of Elevator Group Control Systems

ZONG Qun, SHANG Xiao-guang, YUE You-jun, LEI Xiao-feng

(School of Electric Automation and Power Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: Traffic pattern recognition method of elevator group control systems is presented. The method consists of two steps, in which fuzzy neural networks are employed. The procedures of obtaining the training data by expert knowledge and training the fuzzy neural networks are put forward. Results of tests using real traffic data show that the ratio of various traffic modes can be accurately recognized. This method can instruct the group controller to optimize dispatch strategy and improve the service of the elevator group.

Key words: elevator group control systems; traffic pattern recognition; fuzzy neural network

1 引 言

为现代化建筑提供主要运输功能的电梯群控系统, 在人们日常生活中起着越来越重要的作用。影响电梯群控算法性能的一个重要因素是交通流, 它是电梯服务系统的乘客数、乘客出现的周期以及乘客的分布情况描述的。交通流的情况主要与建筑的用途有关, 对于典型办公大楼, 通常可将电梯群控系统的交通流分为以下几种模式: 上高峰交通模式, 下高峰交通模式, 2 路交通模式, 4 路交通模式, 平衡的层间交通模式和空闲交通模式等^[1]。在不同的交通

模式下采用最适合的群控算法, 可提高电梯系统的性能, 即提高其服务的数量(处理能力)和质量(服务时间)。要实现不同算法根据交通流的状态实时地切换, 需要有一个实时的交通分析模块, 以辨识当前的交通模式, 然后切入到相应的算法。

辨别交通模式的准确性将直接影响整个系统的性能。Aebert 等^[2,3]提出了用神经网络或模糊推理进行交通模式识别的方法, 但用神经网络方法制定样本困难, 而且网络训练非常耗时; 而用模糊规则方法则无学习功能。为此, 本文提出一种用模糊神经网络进行电梯群控系统交通模式识别的方法。

收稿日期: 2000-04-05; 修回日期: 2000-06-30

基金项目: 天津市自然科学基金重点基金项目(993801211)

作者简介: 宗群(1961—), 男, 天津人, 副教授, 从事随机离散事件建模与仿真等研究; 尚晓光(1976—), 男, 河北辛集人, 硕

© 1994-2011, CNKI 版权所有。All rights reserved. <http://www.cnki.net>

2 用于交通模式识别的模糊神经网络模型

用于交通模式识别的模糊神经网络是基于联结机制的模糊神经网络模型。该模糊神经网络采用三阶段混合学习算法进行调整^[4]。

1) 获取隶属函数阶段: 设定每个输入和输出变量的模糊子集个数, 利用样本数据, 通过自组织特征映射学习算法(SOM), 确定各个隶属函数的初始中心和宽度^[4,5]。

2) 抽取模糊规则阶段: 利用获取的初始隶属函数, 采用最大匹配因子算法(MMFA), 从样本中抽取模糊规则^[6]。

3) 优化隶属函数阶段: 利用改进的BP算法对网络进行训练, 对输入输出变量的隶属函数做进一步优化调整, 以使误差函数最小^[4]。

3 电梯群控系统的交通模式识别

将模糊神经网络用于交通模式识别需要以下4个步骤。

3.1 交通模式的特征提取

为将模糊神经网络用于交通模式识别, 网络的输入应反映交通模式的特征值。在进行模式识别的时间段, 可直接得到测量数据, 如外呼信号和内呼信号等。必须对这些信息进行综合, 以得到可用于交通模式辨别的特征值。为使问题简化, 在可能的情况下应尽量减少特征值的数量。

根据对每种交通模式定义的分析, 确定以下5个特征值: 本时间段总的客流量 x_1^* (总乘客数), 进门厅的乘客数 x_2^* , 出门厅的乘客数 x_3^* , 最大特殊楼层客流量 x_4^* 和次大特殊楼层客流量 x_5^* 。其中特殊楼层是指产生2路或4路交通模式的楼层。这些特征值能基本反映一个时间段的交通特征, 对于辨别交通模式是合适的。一般选取5 min作为进行交通统计和模式识别的时间间隔。

3.2 网络结构的确定

通过对上述特征的进一步分析可知, 上高峰、下高峰和空闲模式的辨别与最大和次大特殊楼层客流量 x_4^* 和 x_5^* 无直接关系, 而2路、4路和平衡的层间交通模式只与 x_4^* 和 x_5^* 有直接关系。所以可分为两个步骤, 即应用两个模糊神经网络进行交通模式识别。

人数3个特征值辨别出上高峰、下高峰、层间和空闲4种交通模式的比例(2路、4路和平衡的层间都属于层间交通模式)。具体的输入量为

$$x_{11} = \frac{x_1^*}{x_{\max}}, \quad x_{12} = \frac{x_2^*}{x_{\max}}, \quad x_{13} = \frac{x_3^*}{x_{\max}} \quad (1)$$

其中 x_{\max} 为单位时间段总客流量的最大值, 即将3个特征值归一化后作为网络的输入。网络的输出为 $y_{11} \sim y_{14}$, 分别表示上高峰、下高峰、层间和空闲4种交通模式所占的比例。在进行模式识别时, 如果该步输出中层间模式的比例 y_{13} 较大, 则有必要进行下一步运算, 对各种层间模式进行更具体的识别。

网络2 根据最大特殊楼层客流量和次大特殊楼层客流量来辨别2路、4路和平衡的层间3种交通模式的比例。对于只存在2路交通模式的大楼, 只有一个特殊楼层的客流信息可用, 但为了网络的统一, 此处假设一个特殊楼层, 将其客流量设为零, 作为判断4路交通模式的特征。这样, 在辨识结果中4路交通模式的比例也将为零, 但并不影响对其它模式的辨别。具体的输入量为

$$x_{21} = x_4^*/x_1^*, \quad x_{22} = x_5^*/x_1^* \quad (2)$$

其中 x_1^* 为本时间段实际的总客流量, 即将两个特征值归一化后作为网络的输入。网络的输出为 $y_{21}^*, y_{22}^*, y_{23}^*$, 分别表示3种交通模式在层间交通模式中所占的比例。将其乘以第一步辨识出的层间模式比例 y_{13} , 则有

$$\begin{cases} y_{21} = y_{21}^* \times y_{13} \\ y_{22} = y_{22}^* \times y_{13} \\ y_{23} = y_{23}^* \times y_{13} \end{cases} \quad (3)$$

其中 y_{21}, y_{22} 和 y_{23} 分别为2路、4路和随机层间模式在整体交通模式中所占的比例。

这便确定了两个网络的输入变量和输出变量, 即确定了它们的输入和输出节点个数。其它层的节点个数还与各输入和输出的模糊子集个数有关, 这些参数并非一开始就必须确定下来, 可取几组参数分别进行训练, 取性能较好的一组即可。

应用两个网络分两步进行模式识别, 主要基于以下几点考虑:

1) 可大大简化网络的结构和样本的制定、训练及应用;

2) 当层间模式的比例较小时, 则没有必要判断2路、4路和随机层间模式的比例;

3) 对于不存在明显的2路和4路交通模式, 则无需对它们的比例进行辨识。

在设定输入和输出模糊子集个数都为4的情况

下, 两个网络和一个网络复杂度的对比如表 1 所示。

表 1 两个网络和一个网络复杂度对比

$$(|T(x)| = |T(y)| = 4)$$

网 络	各层节点数	节点总数	最大规则数	连接总数
单个网络	5-20-1024-24-6	1 079	1 024	29 740
网络 1	3-12-64-16-4	99	64	1 244
网络 2	2-8-16-12-3	41	16	244
总 和	/	140	80	1 488
比较(双/单)	/	12.97%	7.81%	5.00%

3.3 通过样本训练网络

3.3.1 确定样本

交通模式识别网络的样本主要根据专家经验制定。两个网络的输入取值范围都是 $[0, 1]$ 。令每个输入在取值范围内以一个较小的间隔取样, 所得的每种组合作为一个样本的输入, 并用专家经验来制定这个样本的输出值。网络 1 的各输入之间应满足

$$x_{12} + x_{13} - x_{11} \quad (4)$$

即进门厅的客流量与出门厅的客流量之和不大大于总客流量; 网络 2 的各输入之间应满足

$$x_{22} - x_{21} \quad (5)$$

即次大特殊楼层客流量不大大于最大特殊楼层客流量。

令取样间隔为 0.2, 于是便得到包括 56 个样本的模糊神经网络 1 的训练样本集 S_1 , 以及包括 21 个样本的模糊神经网络 2 的训练样本集 S_2 。

3.3.2 训练网络

分别利用样本集 S_1 和 S_2 , 以三步混合训练方法对网络 1 和 2 进行训练。在网络 1 的输入和输出模糊子集个数均取 6, 网络 2 的输入输出模糊子集个数均

表 2 网络 1 和网络 2 的结构及训练情况

类 别	网络 1	网络 2
输入个数	3	2
输出个数	4	3
输入模糊子集数	6	4
输出模糊子集数	6	4
各层节点数	3-18-216-24-4	2-8-16-12-3
最大规则数	216	16
学习率	0.01	0.01
动量因子	0.1	0.1
抽取规则数	126	13
误差反传训练次数	115	21
训练误差	0.000 995	0.000 997

取 4 的设置下, 网络的结构和训练情况如表 2 所示。

3.4 网络应用

采用上述方法对某办公大楼的实际交通数据进行交通模式识别。

通过对交通数据的分析, 发现中午时第 3 层(此层为餐厅)有明显大于除门厅外的其它楼层的客流量, 因此存在 2 路交通模式, 但未发现存在 4 路交通模式的状况, 所以只有一个特殊楼层。因此, 可按第 3.2 节的方法制定网络 2 的结构, 将第 3 层的客流量作为最大特殊楼层客流量, 次大特殊楼层客流量取零。

现以一个工作日从 7:00 到 19:00 的 12 个小时交通数据为例, 5 min 时间段的总客流量、进门厅客流量和出门厅客流量 3 个特征值的曲线如图 1 所示。其中, ①为总人数, ②为进门厅人数, ③为出门厅人数。

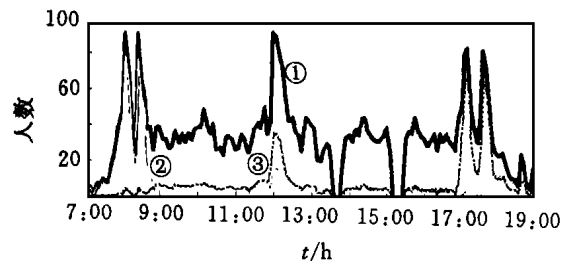


图 1 一个工作日 5min 时间段交通流统计曲线

将各时间段的总客流量、进门厅人数和出门厅人数归一化(x_{max} 取 100) 后输入模式识别网络 1, 得到上行高峰、下行高峰、层间和空闲交通模式在各时间段所占的比例如图 2 所示。可以看出, 在时间段 8:40 ~ 13:25, 13:45 ~ 15:00 和 15:25 ~ 16:50 内, 层间交通模式占有很大比例, 需进行第 2 步辨识。

将这些时间段内每 5 min 时间段的最大特殊楼层客流量(第 3 层) 和次大特殊楼层客流量(取零) 除以对应时间段的总客流量并进行归一化, 输入交通模式识别网络 2, 得到 2 路和随机层间交通模式在层间交通模式中所占的比例, 如图 3(a) 所示(辨识出的 4 路交通模式在各时间段的比例近似为零)。

将这些结果乘以第 1 步辨识出的层间交通模式在整体模式中所占的比例, 便得到 2 路和随机层间交通模式在整体交通模式中所占的比例, 如图 3(b) 所示。

从交通流统计曲线和模式识别曲线可看出该办公大楼一个工作日内各时间段的交通状况。由于该办公大楼是一幢有多个租户的商业性大楼, 所以在早上上班时间内有 2 个上行高峰时段, 晚上下班时有 2

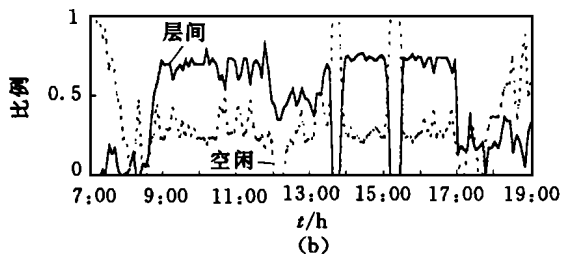
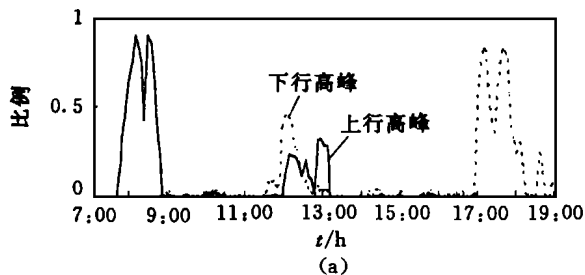


图2 4种交通模式在各时间段所占比例
(a) 上行高峰和下行高峰交通模式的比例
(b) 层间和空闲交通模式的比例

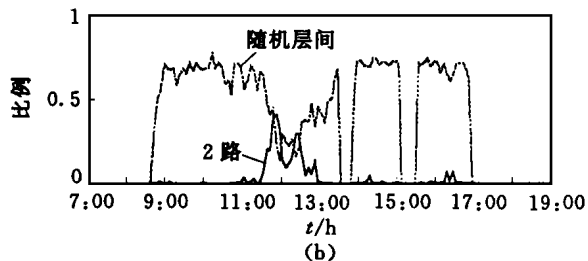
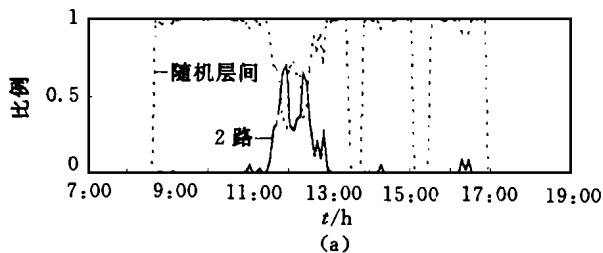


图3 2路和随机层间交通模式
在整体交通模式中的比例
(a) 网络2识别结果
(b) 调整后网络2识别结果

个下行高峰时段,并且下行高峰延续了较长一段时间。早上上班前和晚上下班后,空闲交通模式占了较大比例。下午13:40和15:20左右的时间段内,基本没有乘客乘梯,空闲交通模式占很大比例。在其它正常工作时间段内,层间交通模式比例较大,其中绝大

部分比例是随机层间交通模式。中午11:50~12:30有较大下行高峰模式,12:00~13:10有较大上行高峰模式,这表明有很多乘客下行到门厅外出、用餐或办完事后又返回楼内。除一部分人员出楼用餐或办事外,另一部分到第3层的餐厅用餐,因此在11:30~12:30之间第3层的客流量很大,2路交通模式占了较大比例,基本与上、下行高峰的强度持平。

4 结 语

本文给出的两步交通模式识别方法能准确地辨识出各种交通模式所占的比例,这对电梯群控器根据不同的交通状况采取相应的派梯策略,全面提高电梯群控系统的服务性能具有很好的指导作用。这种交通模式识别方法已应用于电梯群控系统虚拟仿真环境^[7]。该方法能有效地测试各种交通状况下各种群控算法的性能。

参考文献:

- [1] Barney G C, Dos Santos S M. Elevator traffic analysis, design and control[M]. England: Peter Peregrinus, 1985.
- [2] Albert T P So, J R Beebe, W L Chan *et al.* An artificial neural-network based traffic patterns recognition systems[J]. Int J of Elevator Engineering, 1996, 1: 35-46.
- [3] Marja Liisa Slikooen, Helsinki. Defining the traffic mode of an elevator—Based on traffic statistical data and traffic type definitions[R]. United States Patent, 1993.
- [4] Chin-teng Lin, C S George Lee. Neural-network-based fuzzy logic control and decision system[J]. IEEE Trans on Computers, 1991, 40(12): 1320-1336.
- [5] 谢康林,傅劲游.神经模糊逻辑控制系统隶属函数和推理规则的确定[J].上海交通大学学报,1997,31(8): 28-32.
- [6] Wael A Farag, germano Lambert Torres. A genetic based neuro-fuzzy approach for modeling and control of dynamical systems[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1998, 9(5):756-767.
- [7] 宗群,尚晓光,岳有军,等.电梯群控系统虚拟仿真环境设计.制造业自动化,1999,21(5): 24-25.