

基于遗传算法的模糊神经网络公交到站时间预测模型研究

罗频捷¹ 温 荷² 万 里³

(成都东软学院实验管理中心 成都 611844)¹ (成都东软学院计算机科学与技术系 成都 611844)²
(南京工业大学土木工程与防灾减灾重点实验室 南京 211816)³

摘 要 公交到站时间的预测受到诸多因素的影响,各种因素对预测准确度不可度量,很难采用传统数学模型进行建模解决。采用基于遗传算法的模糊神经网络模型对公交到站时间进行预测,该模型将遗传算法和模糊推理系统融入多层前馈神经网络中,并通过模糊规则的隶属度进行初始化与更新网络各个参数初始值,同时利用多子群自适应遗传算法进行宏观搜索,提高整个网络的寻优能力。模型以成都市某线路公交运行时间预测为例对其进行了模拟仿真,仿真结果表明基于遗传算法的模糊神经网络公交到站时间预测模型具有较高的准确性与可靠性。

关键词 公交到站时间预测,多层前馈神经网络,模糊逻辑系统,多子群自适应遗传算法

中图法分类号 TP391 文献标识码 A

Research on Bus Arrival Time Prediction Model Based on Fuzzy Neural Network with Genetic Algorithm

LUO Pin-jie¹ WEN He² WAN Li³

(Experimental Management Center, Chengdu Neusoft University, Chengdu 611844, China)¹

(Department of Computer Science and Technology, Chengdu Neusoft University, Chengdu 611844, China)²

(Key Laboratory of Civil Engineering and Disaster Prevention & Mitigation, Nanjing Tech University, Nanjing 211816, China)³

Abstract Because the arrival time prediction of public transit is influenced by many factors and all kinds factors on the prediction accuracy can't be measured, it is difficult to use the traditional mathematical model to solve this problem. In this paper, a fuzzy neural network model based on genetic algorithm was used to predict the arrival time of the bus. In this model, genetic algorithm and fuzzy inference system are integrated into the multi-layer feed forward neural network. And the initial value of each parameter of the network is initialized and updated by the membership degree of fuzzy rules. At the same time, multi-population adaptive genetic algorithm for macro searches is used to improve the network optimization ability. The paper used a bus line in Chengdu city running time prediction as an example to make the simulation. The simulation results show that, the fuzzy neural network based on genetic algorithm of bus arrival time prediction model has higher accuracy and reliability.

Keywords Bus arrival time prediction, Multilayer feed forward neural network, Fuzzy logic system, Multi population adaptive genetic algorithm

在私家车日益拥堵的今天,公交系统开始逐渐成为一种方便、快捷、舒适的城市交通工具。高效的公交系统既有利于降低城市交通拥堵,提高城市交通运转效率,同时也能减少汽车尾气排放,提升城市空气质量。实现高效公交系统的关键点在于能否精确预测公交车辆运行时间,提高公交线路运营管理水平、减少乘客等车时间、提升公交系统服务质量,使更多的乘客愿意乘坐公交出行,并合理安排自己的出行线路。然而,公交车辆的运行时间受到车流、人流、天气、道路状况等诸多因素的影响,很难通过传统数学模型建模解决。

随着移动互联网技术的快速发展,很多城市利用 GPS 定位系统建立了车辆位置信息发布平台,乘客可以通过公交站的电子信息屏或者自己的手机,实时查询到公交车辆的当前位置。但对于公交车辆在各站点之间的运行时间,以及最终到达乘客站点的时间,公交线路管理方目前还无法像地

铁那样准确地反馈给乘客,这对乘客合理选择公交线路造成了不小的困难。

对于公交到站时间预测,国内外很多学者建立了很多时间预测模型。Park^[1]、Rahman^[2]利用机器学习的算法预测公交到站时间;Shalaby^[3]采用基于 GPS 的 Kalman 滤波模型进行公交到站时间预测。在国内,王建^[4]等人通过建立贝叶斯网络模型的多方法组合进行预测,李天雷^[5]基于历史数据,采用大数据来预测公交到站时间。然而,由于我国城市交通情况异常复杂,特别是个别驾驶员缺乏驾驶道德,导致我国城市交通事故频发,以致公交到站时间变化随机性很强,上述模型预测结果均未能达到其设计效果。由于公交到站时间的复杂性、随机性和非线性,采用传统建模方法已不能满足公交系统精确描述与预测公交到站时间的发展需要。本文将遗传算法、模糊逻辑、神经网络 3 种人工智能技术进行有机融合来建

本文受国家自然科学基金青年基金项目(51208251)资助。

罗频捷(1981—),男,硕士,高级工程师,主要研究方向为神经网络, E-mail: luopinjie@nsu.edu.cn; 温 荷(1982—),女,硕士,讲师,主要研究方向为云计算; 万 里(1981—),男,博士,副教授,主要研究方向为土木工程、计算机仿真。

立公交到站预测模型,以探索准确和及时的公交到站预测的智能计算模型与算法,为乘客提供更为高效的公交到站时间预报。

1 模型算法理论

1.1 多层前馈神经网络模型

目前,在众多神经网络模型中,多层前馈神经网络应用最为广泛,并且具有较为成熟的误差反向传播学习算法。多层前馈神经网络通过神经元多层次的组合提供了输入和输出之间的灵活函数映射的能力。具有 p 个输入和 q 个输出的多层前馈神经网络,可以被视为由 p 维欧氏空间到 q 维欧氏空间的一个非线性映射,这种函数映射能力可以用于模式识别和函数逼近。由于已证明任何连续函数都可以用线性求和以及适当选择的单一非线性函数来进行计算^[6,7],因此多层前馈神经网络建立的映射可以逼近任何连续函数,它的输入和输出向量之间具有一般映射关系,不需要设定许多不合理的前期假设或条件,非常适合处理公交到站时间预测的非线性问题。

多层前馈神经网络一般在输入层与输出层之间设置一个隐含层,使网络成为一个通用的函数逼近器。其数学模型如下:

$$F(x_1, \dots, x_p) = \sum_{i=1}^M a_i \varphi\left(\sum_{j=1}^p x_j - \theta_i\right) \quad (1)$$

多层前馈神经网络学习算法通常采用误差反向传播算法,其算法思想是首先根据经验向网络赋予初始权值和阈值,并且通过层间前向信息传递计算出网络的实际输出值,再比较网络的期望输出和实际输出之间的误差来对网络的权值和阈值进行调整,通过多次的训练使误差达到最小,并最终确定网络结构。式(2)为实际输出与期望输出的平方误差和定义。

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (d_k - O_k)^2 \quad (2)$$

误差反向传播算法通过修改权值使 E 达到最小,式(3)和式(4)为隐含层和输出层权值调整算法定义。

$$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \Delta w_{kj} \quad (3)$$

$$\Delta w_{kj} = -\eta(d_k - o_k) f'\left(\sum_{j=1}^J w_{kj} y_j\right) y_j \quad (4)$$

1.2 模糊逻辑系统理论

模糊逻辑系统和多层前馈神经网络一样,都属于人工智能领域的一个分支,它们有着各自优势与缺陷,可互为补充。模糊逻辑与传统计算机的二值逻辑相比,更易于表达客观世界中的事务与人类的思维逻辑,可模拟人类思维方式进行柔性推理。模糊逻辑的模糊集合采用严密的数学理论来描述客观世界中不确定性事务,所以模糊逻辑其本身并不是模糊的,而是被用于对模糊信息进行处理,从而达到消除模糊的作用。从其本质上看,模糊逻辑是一种精确且严密的解决不精确不完整信息的工具。

模糊逻辑系统是利用模糊集和模糊推理构成的系统,是一种以模糊规则为基础建立的模糊信息处理模型。模糊集使用 0 到 1 闭区间内的任何数值来表示客观事物归属于该集合的隶属度,隶属度越靠近 1,表示该事务符合概念的程度越大,反之越小。令 U 为整个论域, A 为论域中的一个模糊集合, x 为论域中的元素,则模糊集可表示为:

$$A = \{(x, u_A(x)) | x \in U\} \quad (5)$$

其中, $u_A(x)$ 是模糊集合 A 的隶属函数,表示元素 x 对于模糊

集合 A 的隶属度,其取值设定为 $[0, 1]$ ^[8]。隶属函数可以选择任何形状曲线,但常用的隶属函数是三角形、梯形与正态形^[9]。

模糊规则是对专家控制知识的表示形式,它直接决定着模糊推理系统性能高低。模糊规则的正确与否可表达出客观世界问题的正确与否。模糊规则可以通过模糊条件隐含句进行表示,具体形式为 IF-THEN 语句。模糊推理是基于模糊规则由给定的输入到输出的映射过程,包括输入变量模糊化、引用模糊算子、模糊蕴含运算、合成规则和反模糊化 5 个步骤。

1.3 多子群自适应遗传算法

遗传算法是模拟生物遗传与进化过程的一种人工智能算法,它通过选择、交叉和变异等基本遗传操作使其成为解决复杂非线性、多极值问题的强大寻优方法。由于标准遗传算法已经被证明其收敛于最优解的概率小于 1,因此多子群自适应遗传算法被提出来对选择操作中选择概率分配使用动态概率分配方法^[10]。多子群自适应遗传算法进化过程中的交叉和变异概率的大小随着种群适应度标准差变化而自适应调整,解决了标准遗传算法存在的过早收敛,极大地提高了遗传算法处理速度。多子群自适应算法允许算法中存在多个子群体,每个子群体可具有不同的初始值和控制参数。多子群自适应算法引入了迁移算子,算法在进化过程中,一个子群内的优秀个体可以隔代以较小概率迁移到另一个子群中,使得各种群的最优模式均具有一定的生存期限,保存了群种的多样性,确保了各种群最终都在某一个最优领域内进行搜索而使算法收敛到全局最优解。

选择算子是遗传算法中最为主要的算子之一,本文采用基于适应值比例的选择作为选择策略,个体被选入下一代的概率为:

$$P_i = \frac{f^o(X_i)}{\sum_{j=1}^N f^o(X_j)} \quad (6)$$

由式(6)可知选择概率参数 α 越大,搜索空间越小,仅在一个种群内适应值大的个体中搜索,所以适应值大的个体越容易被选中的; α 越小,搜索空间越大,将在种群中进行全搜索,并且选择随机性越大,所以在这种情况下适应值的大小对个体被选中的影响很小。因此, α 对多子群自适应遗传算法有着巨大影响。本文将 α 值选择为 e^{-n} , n 是进化的代数,这样既保证了种群内部的多样性,又能使算法不会过早收敛。

交叉算子和变异算子是遗传算法中另两个重要的算子,由于固定的交叉算子和变异算法存在较为严重的问题^[11,12],因此采用基于标准差 $\delta(x)$ 的自适应的交叉算子 P_c 和变异算子 P_m :

$$p_c = p_{c1} + \frac{(p_{c2} - p_{c1})(\delta - \delta_{\min})}{\delta_{\max} - \delta_{\min}} \quad (7)$$

$$p_m = p_{m1} + \frac{(p_{m2} - p_{m1})(\delta - \delta_{\min})}{\delta_{\max} - \delta_{\min}} \quad (8)$$

式(7)和式(8)中, P_{c2} 和 P_{m2} 表示交叉和变异概率的最大值, P_{c1} 和 P_{m1} 表示交叉和变异概率的最小值, δ 为当前种群适应度的标准差。

2 基于遗传算法的模糊神经网络模型

2.1 模型建模

神经网络模型、模糊逻辑系统和遗传算法有着其各自的

优点,但也存在着自身一些难以克服的缺陷,公交到站时间预测系统受到很多不确定性因素影响,靠单一人工智能技术难以解决^[13]。本文将模糊逻辑系统与遗传算法引入神经网络,借助模糊信息与模糊规则来构建模糊联想记忆,改进神经网络的学习能力,同时利用遗传算法的群搜索能力降低神经网络陷入局部极值的概率,从而建立的神经网络将同时具备模糊推理和遗传进化双重智能^[14-16]。

基于遗传算法的模糊神经网络模型首先将模糊推理系统嵌入多层前馈神经网络的并行结构中,将网络的隐藏层替换为模糊逻辑系统的模糊化层与模糊推理层,将网络的输出层转换为去模糊化层,使得网络具备自适应推理和学习的能力。而后,在网络引入多子群自适应遗传算法,利用多子群自适应遗传算法对网络模型参数进行优化,由遗传算子进行宏观搜索,同时在网络中嵌入 BP 算子进行微观的极值局部搜索,从而使得整个网络的寻优能力有极大的提高,最终找出网络的最优解。图 1 是基于遗传算法的模糊神经网络模型。

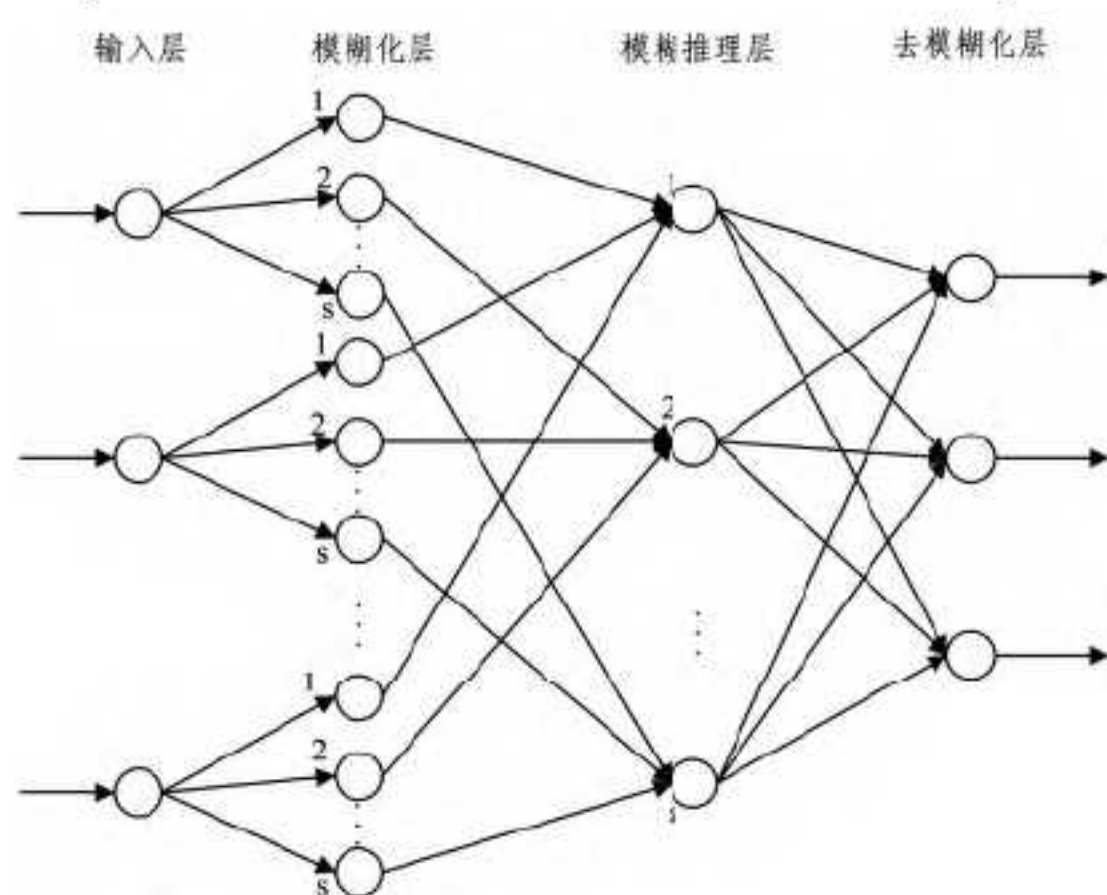


图 1 基于遗传算法的模糊神经网络模型

2.2 算法设计

基于遗传算法的模糊神经网络模型算法包括以下步骤:

- 1) 在 $t=0$ 时刻,将初始种群随机分解为 n 个子种群,每个子种群包含 s 个个体。
- 2) 对网络中的参数进行编码,参数按照 $e^{-|r|}$ 的概率进行随机分布,并计算子种群每个个体的适应度标准差值和评价函数值。
- 3) 在每个子种群内部,将适应度最高的个体遗传到下一代中,其余个体按照式(6)的概率进行选择、交叉和变异。
- 4) 每个子种群在各自的后代的进化过程中按照式(7)和式(8)进行自适应调整。
- 5) 每个子种群完成各自进化后,即可进行子种群之间个体的迁移,将各自最优个体以一定概率迁移至其他种群中,迁移概率介于 P_c 和 P_m 之间。每次迁移后重新计算种群的适应度的标准差。
- 6) 使用多层前馈神经网络对种群中的所有个体进行样本学习,并按照式(3)和式(4)进行调整,直到样本学习满足终止条件为止。

3 公交到站时间预测仿真

3.1 数据采集

由于道路拥堵时公交到站时间预测情况最为复杂,因此本文仿真数据采集的是成都市 54 路公交线路中最为拥堵的

路段,从永陵路东站到蜀汉路西站,共 8 站之间的数据。仿真数据采集时间段是最为拥堵的上下班时间段,即上午的 7:30—9:30 和下午的 16:30—18:30。仿真数据采集的具体日期为 2015 年 8 月 3 日—2015 年 8 月 7 日,5 天内采集仿真数据共计 2186 条。

3.2 模型训练

基于遗传算法的模糊神经网络公交到站时间预测模型的输入层神经元的个数为上述各个站点和时间,因此输入神经元总个数为 9;模糊化层节点数设定为 12 个;去模糊化层节点数设定为 3 个;输出神经元的个数为站点之间运行的时间,所以输出神经元为 8 个。模型采用 MatlabR2014a 进行编程仿真,参数设置如下:网络学习率为 0.05,初始种群规模为 60,迁移率为 0.3,迁移代数为 120,样本学习终止条件 $\epsilon = 0.001$ 。将采集的前 4 天数据进行网络训练,经过 1200 代进化,模型训练误差小于 ϵ ,为 0.006853,说明训练效果良好,图 2 为模型训练图。

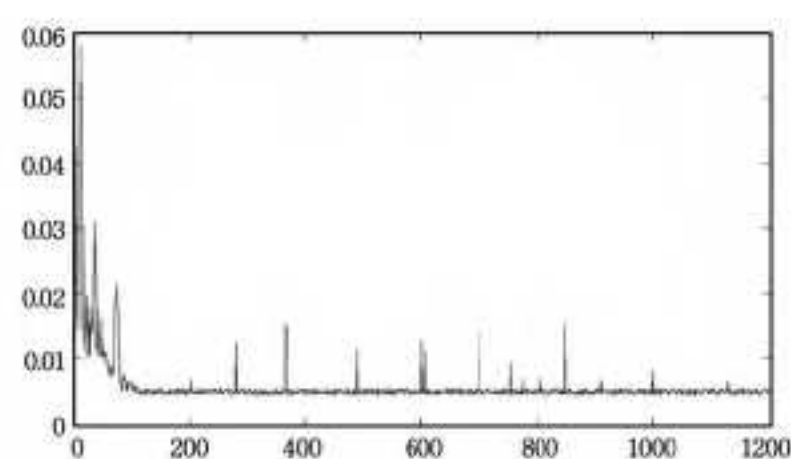


图 2 模型训练图

3.3 预测结果分析

本文将采集的第 5 天数据作为仿真验证,并将仿真结果与实际采集数据进行比较。由于第 5 天采集的公交车数据共有 52 班,为了清晰表达误差值,本文只将 8:23 和 17:09 的两班公交车预测误差值记录在图 3 中。

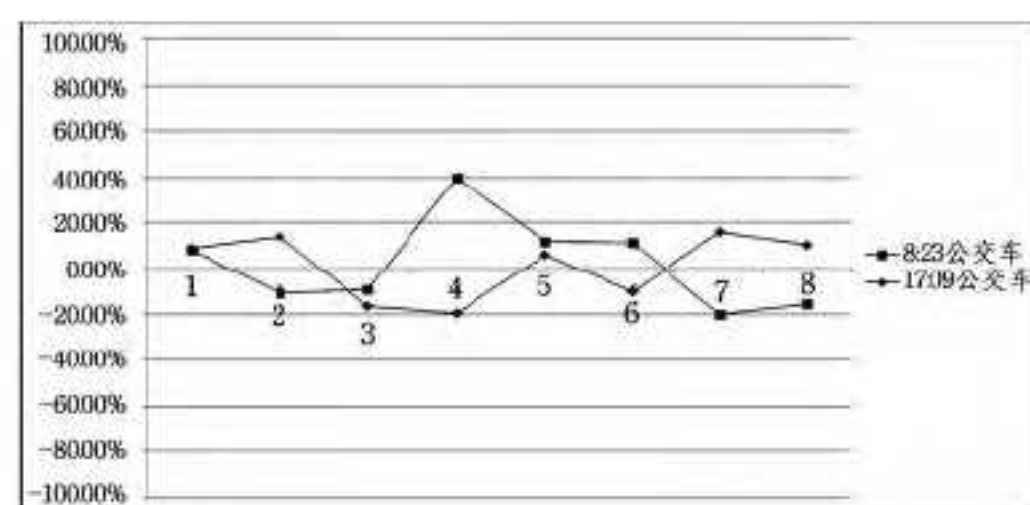


图 3 模型预测误差图

图 3 中横坐标为公交车站编号,纵坐标是模型预测到站时间与实际公交到站时间的差值。从图 3 可见,只有极个别的预测时间与到站时间误差超过了 20%,其余都在合理范围之内,验证了模型具有较高的准确性与可靠性,能够满足实际应用的需要。

结束语 公交到站时间预测得准确与否不但直接影响着公交系统服务质量,同时也间接地对城市空气环境与城市交通拥堵有着重要影响。针对公交到站时间预测的复杂性,本文采用了基于遗传算法的模糊神经网络公交到站时间预测模型,该模型能够根据公交运行情况进行自我动态修正,提高了预测的准确度。模型将遗传算法与模糊推理系统融入神经网络中,使这 3 种人工智能技术相互补充,解决了模型可能存在的极值等问题。通过真实数据的仿真,证明了该模型真实有效,为智能交通的进一步发展提供了一种新的有效的方法与途径。

(下转第 108 页)

- [28] 黄国范,程小平. 基于历史的动态手势识别[J]. 西南大学学报(自然科学版),2009,31(1):106-110
- [29] Weng Chuan-bo, Li Yang, Zhang Ming-min, et al. Robust hand posture recognition integrating multi-cue hand tracking[M]. Germany:Springer-Verlag,2010:497-508
- [30] 曹昕燕,赵继印,李敏. 基于肤色和运动检测技术的单目视觉分割[J]. 湖南大学学报(自然科学版),2011,1(1):78-83
- [31] 方奎,欧阳宁,莫建文. 基于椭圆模型的手势识别与仿真[J]. 计算机仿真,2011,28(3):267-280
- [32] 关然,徐向民,罗雅愉,等. 基于计算机视觉的手势检测识别技术[J]. 计算机应用与软件,2013,30(1):155-160
- [33] 冯志全,杨波,郑艳伟. 基于特征点分布分析的手势特征检测方法[J]. 计算机集成制造系统,2011,17(11):2333-2340
- [34] 陈文. 基于加速度传感器的智能终端手势识别关键技术研究[D]. 长沙:国防科学技术大学,2011
- [35] 赵新龙,方贵德,沈莉芳. 基于 BP 神经网络的草图编辑手势识别[J]. 浙江水利水电专科学校学报,2006,18(4):31-33
- [36] Tusor B, Varkonyik A R. Circular fuzzy neural network based hand gesture and posture modeling[C]//Proceeding on Instrumentation and Measurement Technology Conference(I2MTC). Texas,2010:815-820
- [37] Poritz A B. Hidden markov models: A guided tour[C]//IEEE Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. 1988:7-13
- [38] Elmezain M, Al-Hamadi A, Michealis B. Real-Time Capable System for Hand Gesture Recognition Using Hidden Markov Models in Stereo Color Image Sequences[J]. WSCG Journal,2008,16(1):65-72
- [39] 严焰,刘蓉,黄璐,等. 基于 HMM 的手势识别研究[J]. 计算机应用,2012,32(增刊 1):128-133
- [40] Glomb P, Romaszewski M, Sochan A, et al. Unsupervised parameter selection for gesture recognition with vector quantization and hidden markov model[J]. Lecture Notes in Computer Science,2011(69):170-177
- [41] 谈家谱,徐文胜. 基于 Kinect 的指尖检测与手势识别方法[J]. 计算机应用,2015,35(6):1795-1800
- [42] 王松林. 基于 Kinect 的手势识别与机器人控制技术研究[D]. 北京:北京交通大学,2014
- [43] 冯志全,杨波,李毅,等. 基于交互行为分析的手势跟踪方法[J]. 计算机集成制造系统,2012,18(1):31-40
- [44] 霍亚松,张锐. 非重叠低维度梯度方向直方图[J]. 模式识别与人工智能,2014,27(3):242-247
- [45] 张良国,吴江琴,高文,等. 基于 Hausdroff 距离的手势识别[J]. 中国图象图形学报 A 辑,2002,7(11):1144-1150
- [46] 吴晓雨,杨成,冯琦. 基于 kinect 的手势识别算法研究及应用[J]. 计算机应用与软件,2015,32(7):173-176
- [47] Linjun L, Shuling D. Bayesian neural network approach to hand gesture recognition[C]//Proceedings of 2014 IEEE Chinese Guidance, Navigation and Control Conference. 2014:2019-2023
- [48] Wang Liang, Liu Gui-xi, Duan Hong-yan. Dynamic and combined gestures recognition based on multi-feature fusion in a complex environment[J]. The Journal of China Universities of Posts and Telecommunications,2015,22(2):81-88
- [49] Liling M, Jing Z, Junzheng W. Modified CRF algorithm for dynamic hand gesture recognition[C]//Proceedings of the 33rd Chinese Control Conference. 2014:4763-4767

(上接第 89 页)

参 考 文 献

- [1] Park J, Chen Z, Kiliaris L, et al. Intelligent vehicle power control bases on machine learning of optimal control parameters and prediction of road type and traffic congestion[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology,2009,58(9):4741-4756
- [2] Rahman H A, Marti J R, Srivastava K D. Road traffic forecasting through simulation and live GPS-Feed from inter-vehicle networks[C]//Global Humanitarian Technology Conference (GHTC). 2012:36-40
- [3] Chung E H, Sharlaby A. Expected time of arrival model for school bus transit using real-time global positioning system-base automatic vehicle location data[J]. Journal of Intelligent Transportation System: Technology, Planning, and Operations,2007,11(4):157-167
- [4] 王建,邓卫,赵金宝. 基于贝叶斯网络多方法组合的短时交通流量预测[J]. 交通运输系统工程与信息,2011,11(4):147-153
- [5] 李天雷. 基于 GPS 数据的公交行程时间计算与预测系统[D]. 长春:吉林大学,2009:7-25
- [6] 张松林,张昆. 连续随机变量非线性函数的期望和方差的近似求法[J]. 大地测量与地球动力学,2008,4(28):107-110
- [7] 刘伟平. 改进的图像匹配方法在汉字识别中的应用[D]. 广州:暨南大学,2015:18-32
- [8] Hsiao S W, Tsai H C. Applying a hybrid approach based on fuzzy neural network and genetic algorithm to product form design[J]. International Journal of Industrial Ergonomics,2005,35(5):411-428
- [9] 于海燕. 基于模糊神经网络的电力短期负荷预测[D]. 天津:天津大学,2007
- [10] Capi G, Doya K. Evolution of recurrent neural controllers using an extended parallel genetic algorithm[J]. Robotics and Autonomous Systems,2005,52(2):148-159
- [11] 叶菁,张莹,阮一文. 一种改进型交叉算子和自识别高变异算子新型遗传算法的研究[J]. 福州大学学报(自然科学版),2009,37(6):809-817
- [12] 陈长征,王楠. 遗传算法中交叉和变异概率选择的自适应方法及作用机理[J]. 控制理论与应用,2002,19(1):41-43
- [13] 吕淑平,祝捷. 一种改进的自适应混合神经网络盲分离算法[J]. 计算机应用研究,2013,30(4):1055-1057
- [14] 李晓华,丁雍,斯茵. 模糊综合评判模型在宝坻水源地地下水水质评价中的应用[J]. 地下水,2014,36(1):6-8
- [15] Duru O. A fuzzy integrated logical forecasting model for dry bulk shipping index forecasting-An improved fuzzy time series approach[J]. Expert Systems with Applications,2010,37(7):5372-5380
- [16] Raju D K B, Harsha N, Raju V K V. Prediction of tensile Strength of friction stir welded joints Using artificial neural networks[J]. International Journal of Engineering Research & Technology,2012,1(9):1-5