

基于改进小波神经网络的短时交通流量预测研究

曹莉^{1a}, 唐玲^{1a}, 吴浩^{1a}, 高祥^{1b}, 乐英高²

(1. 四川理工学院 a. 自动化与电子信息学院; b. 机械工程学院, 四川 自贡 643000; 2. 东南大学仪器科学与工程学院, 南京 210096)

摘要:针对城市短时交通流量具有复杂性和非线性等特点,提出了基于人工蜂群算法(ABC)优化小波神经网络对短时交通流量预测分析模型。以小波神经网络(WNN)为基础,将以前城市采集的交通流量作为预测样本,通过人工蜂群算法优化 WNN 网络结构、权值和阈值,并建立城市短时交通流量预测数学模型。实验仿真表明,所提出的算法预测结果比仅使用 WNN 算法以及粒子群优化 BP 神经网络算法效率更高,是一种有效可靠的交通流量预测方法。

关键词:智能交通系统;短时交通流量预测;人工蜂群算法;小波神经网络

中图分类号:TP183

文献标志码:A

引言

城市短时交通流量预测是智能交通系统(Intelligent Transport System, ITS)中的交通规划和交通流控制中的重要一环,交通流量信息的实时性和可靠性直接影响着交通管理与控制效果,因此短时城市交通流量预测是智能交通领域中的一个重要研究热点^[1-3]。由于智能交通系统是一个复杂的非线性系统,是人、车和路之间组成的一个开放系统,常用的交通系统预测方法通常不能采用确定的线性系统来描述,因此如何有效地预测城市短时交通流量是专家学者致力于解决的难点^[4]。目前,交通流量预测的常用方法有简单移动平均、BP 神经网络、自回归求和滑动平均(ARIMA)、人工智能算法、群智能优化算法等方法。

近年来,不少学者对短时城市交通流量预测的算法展开了研究,如吴浩勇等^[5]将 BP 神经网络应用在城市短时交通流量预测中,提出的算法可跟随交通流量的变化而进行参数调整,提高预测准确度,具有很好的适应

性;蔡玥等^[6]提出了粒子群 PSO 优化 BP 神经网络算法,将短时交通流量预测精度作为粒子群的适应度函数,通过粒子之间协作获得预测模型全局最优参数,通过小波神经网络建立预测模型对短时交通流量模型进行预测;王建等^[7]提出一种改进型贝叶斯组合模型,改善传统贝叶斯组合模型权重计算迭代步长过长的缺陷,提高预测的可靠性,并且具有一定的实用性。

综上所述,以上这些研究在交通流量预测方面取得了一些进步,但在反映交通流量的复杂性、突变性等方面基本没有涉及,并且预测精度不高。本文根据近些年新出现的智能计算、群智能算法以及云计算大数据等新技术,引入基于人工蜂群优化小波神经网络的短时交流流量预测模型,探索寻找短时交通流量一般性规律,并对其进行预测,以提高预测准确度。

1 人工蜂群算法

在 2005 年, Karaboga 等人从蜜蜂群体觅食过程中群体协作寻找食物的现象得到了启发,提出了一种新的群

收稿日期:2015-09-17

基金项目:企业信息化与物联网测控技术四川省高校重点实验室项目(2013WYJ03;2013WYY05;2013WZY01;2014WYJ04);酿酒生物技术四川省重点实验室项目(NJ2013-11);四川省智慧旅游研究基地项目(ZHZ13-02);四川理工学院科研基金项目(2014KY03)

作者简介:曹莉(1987-),女,湖北当阳人,助教,主要从事物联网、电气自动化与计算机应用技术方面的研究,(E-mail) caoli198723@163.com

智能仿生人工蜂群算法 (Artificial Bee Colony Algorithm, ABC)^[9]。该算法已经在求解高维函数的最优解、非线性数值运算、组合优化计算等方面取得了不错进展^[10]。图 1 给出了详细蜜蜂采蜜过程。

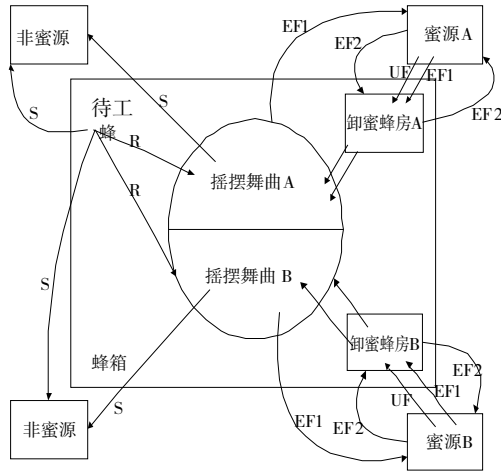


图 1 蜜蜂采蜜工作流程图

在人工蜂群算法中,主要由侦查蜂 (onlookers), 引领蜂 (scouts) 和雇佣蜂 (employed bee) 组成。首先由侦查蜂去寻找尽量多的蜜源,引领蜂则对寻找到的蜜源进行标记,标记蜜源的数量和大小,从中选择比较好的蜜源为初始蜜源,同时释放与蜜源大小成正相关的路径信息,以招募其他的跟随蜂。跟随蜂则以轮盘赌方式随机选取适合的蜜源并标记,同时对周边的蜜源进行对比,选取收益度蜜源进行更新原来的蜜源位置。依次循环,从而找到最优收益度最高的蜜源。人工蜂群算法工作流程图如图 2 所示。

小波神经网络是以小波基函数为神经元激励函数的一种前馈型神经网络^[11]。它与常用的 BP 神经网络和 RBF 径向基神经网络相比,具有收敛精度更高,结构更加具有可设计性以及收敛速度快等特点。从结构形式来看,小波神经网络一般分为松散结合型和紧密结合型两种,本文采用紧密结合型小波神经网络应用在短时交通流量预测,它的结构为一个三层前馈神经网络。小波神经网络模型结构如图 3 所示^[12]。一般地,小波神经网络主要包括初始化网络参数(网络阈值、连接权值、小波基函数的平移和尺度系数)^[13]。训练样本集对整个网络进行训练,计算输出误差的梯度向量,进行误差方向传播和修改网络参数等步骤。

小波神经网络是根据误差函数并且采用梯度下降算法来优化调整网络的连接权值和伸缩平移尺度^[14],但

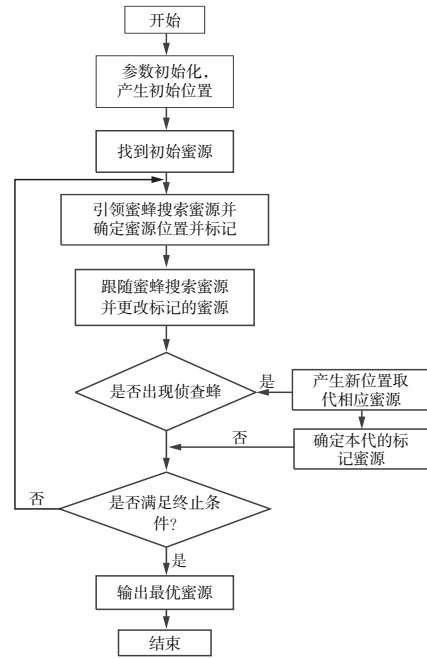


图 2 人工蜂群算法流程图

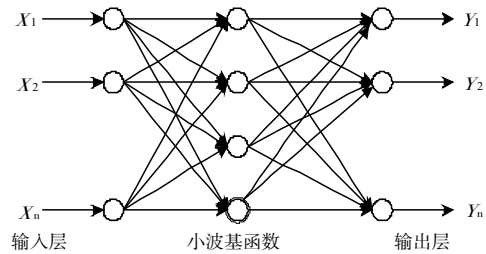


图 3 小波神经网络模型结构图

是,单一采用小波神经网络进行参数优化时,往往很容易使最优解陷入局部极小以及引起振荡效应,因此将其与群智能仿生算法人工蜂群算法相结合,扩大寻找最优解的范围,将这两种算法的优点相互利用,从而获得更高的短时流量交通预测准确度。

2 基于 ABC - WNN 流量预测模型

本文首先利用群智能仿生人工蜂群算法的优点——结构简单、全局寻优性能好的特点,对小波神经网络权值和阈值进行优化,缩短神经网络训练时间,提高算法的泛化能力,这样便提高了对交通流量的预测精度。在本文提出 ABC - WNN 算法中,人工蜂群主要优化 WNN 层数结构、拓扑结构、网络的最优阈值和权值。WNN 层数和拓扑结构主要通过拟合函数的输入输出系数来确定,意味着也确定了 ABC 算法的初始蜜蜂种群选取个体长度和编码。在 ABC 算法中,每一个蜜蜂种群里面含有一个待优化的网络阈值和权值,蜜蜂个体主要以

适应函数来计算蜜蜂种群个体的适应度。WNN 预测功能则主要是采用 ABC 算法得到最优蜜蜂种群个体,并对 WNN 的层数结构、拓扑结构、初始权值和阈值赋值,网络通过对大量的样本数据训练之后预测函数输出,得到了我们想要的预测模型,以便对城市短时交通流量进行预测,提高算法的预测准确度。

预测算法步骤如下:

(1) 初始化,并建立一个小波神经网络模型。

(2) 人工蜂群算法优化小波神经网络权值和阈值的主要步骤:

①初始化。假设群体规模为 SN ,生成 N 个食物源 $X_i = \{X_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{id}\}, (i = 1, 2, \dots, N)$ 的初始种群, D 为待优化问题的向量维度。随机初始化种群:

$$X_i = X_{\min} + \text{rand}(0, 1) \cdot (X_{\max} - X_{\min}) \quad (1)$$

②种群更新。引领蜂在每个蜜源的邻域生成一个新蜜源,并通过比较二者优劣保留较好的蜜源;跟随阶段,跟随蜂通过比较蜜源的收益率,以一定的概率选择蜜源,选中蜜源后,跟随蜂也在其邻域生成一个新蜜源,同样比较二者优劣保留较好解。在这两个阶段,蜜源位置的更新公式为:

$$V_{ij} = X_{ij} + \text{rand}(-1, 1) \cdot (X_{ij} - X_{kj}) \quad (2)$$

其中, $k \in \{1, 2, 3, \dots, SN\}, j \in \{1, 2, 3, \dots, D\}$, $\text{rand}(-1, 1)$ 为随机产生 $(-1, 1)$ 之间的数值,它控制 X_{ij} 邻域的生成范围,随着搜索接近最优解,邻域的范围会逐渐减小。

③蜜源选择。跟随阶段,跟随蜂根据蜜源的收益率进行选择,在这里收益率用适应度值来计算,收益高的蜜源被选中的概率大。概率选择公式为:

$$P_n = \frac{\text{fit}(X_n)}{\sum_{n=1}^{SN} \text{fit}(X_n)} \quad (3)$$

其中, $\text{fit}(X_n)$ 表示第 n 个蜜源的适应值, $n \in \{1, 2, 3, \dots, SN\}$ 。适应度值计算公式为

$$\text{fit}(X_n) = \begin{cases} \frac{1}{f(X_n)}, & f(X_n) \geq 0 \\ 1 + \text{abs}(f(X_n)), & f(X_n) < 0 \end{cases} \quad (4)$$

其中, $f(X_n)$ 为蜜源 X_n 的目标函数值,根据式(2)在其邻域内同样进行新蜜源的搜索,采用贪婪选择策略择优保留较优蜜源。跟随蜂在采蜜蜂的蜜源附近进行搜索,可提高算法的局部开采能力。

④种群淘汰。假设某个解经过连续 $limit$ 次循环更

新之后没有得到明显改善,那么就认为这个解陷入局部最优,并放弃此解,相应的引领蜂也变为侦察蜂,并随机产生一个新的解代替淘汰的解,由

$$X_{ij} = X_{\min j} + \text{rand}(0, 1) (X_{\max j} - X_{\min j}) \quad (5)$$

计算产生的新解将其更替,输出最优解。

(3) 如果仿真达到人工蜂群算法初始设置的迭代次数,则蜂群算法优化结束。

(4) 将人工蜂群优化后得到的小波神经网络结构,以及神经网络的隐含层权值和阈值,运用这个数学模型对城市短时交通流量进行预测,提高短时交通流量预测准确度。

ABC - WNN 算法流程图如图 4 所示。

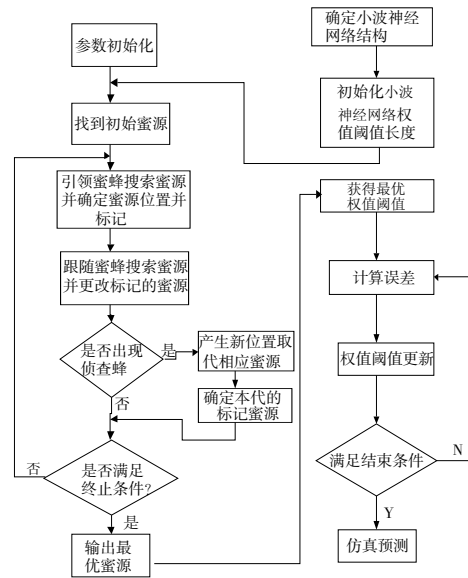


图 4 ABC - WNN 算法流程图

3 仿真结果与分析

根据以上原理,从网上湖北省武汉市 ITS 数据库中抽选某条路下午四点半到晚上七点之间的交通流量,每 5 分钟的交通流量当作一组数据,调查时间为 2013 年 4 月 1 日到 4 月 15 号,总共得到数据 450 组,其中把 1 号到 12 号的 390 组数据用我们的 ABC - WNN 算法模型训练,把训练好的预测模型对 14 和 15 号的 60 组数据进行预测。为了加快小波神经网络的训练速度,避免因数据相差太大对小波神经网络的预测精度造成影响,对数据进行标准化归一化处理,将其归一化到 $[0, 1]$ 区间。具体操作如下:

$$x'_k = \frac{x_k - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}}$$

其中, x_k 表示 k 时刻的交通流量, x'_k 表示 k 时刻经过归一化后的交通流量数, x_{\min} 、 x_{\max} 分别表示为在 k 时刻交通流量的最小值与最大值。

短时交通流量预测仿真模型基于 Matlab 实现,运行在酷睿 i3 处理器、内存 4 G 的计算机硬件环境。人工蜂群算法关键参数设置为:引领蜂数量为 50,跟随蜂为 50,蜂群算法迭代次数为 50。给定 WNN 算法的权值、阈值误差 $\leq 3\%$ 时,则人工蜂群寻找到最优解,进化结束,当达到最大的训练次数时也进化结束。首先用 ABC 算法优化 WNN 的最优权值和阈值,之后再用小波神经网络进行城市短时交通流量预测。神经网络经典算法小波神经网络^[14]、与本文的 ABC-小波算法预测值对比见表 1。取其中的 15 个数据采样点进行对比,其中小波神经网络用 WNN 表示,本文提出的算法用 ABC-WNN 表示。

表 1 两种算法预测结果对比

数据采样点	实值车辆	WNN 测值	ABC-WNN 预测值	WNN 预测相对误差	ABC-WNN 预测相对误差
1	198	202	206	4	8
2	185	189	188	4	3
3	211	217	214	6	3
4	234	239	238	5	4
5	258	255	260	3	2
6	236	243	238	7	2
7	215	234	218	19	3
8	197	223	203	26	6
9	205	216	209	11	4
10	221	232	227	11	6
11	232	242	237	10	5
12	246	261	252	15	6
13	233	242	238	9	5
14	225	229	230	4	5
15	220	232	223	12	3

基于 ABC 算法迭代寻找最优解的迭代过程如图 5 所示。可以看出,该算法能以较快的速度寻找到最优解,优化过程是收敛的。

为了体现本文算法性能的优越性,与其他作者提出的算法进行对比分析。选择普通的 WNN 算法、文献[15]里面提到的径向基神经网络(RBF)城市短时交通流量预测模型、文献[16]里提到的粒子群优化 BP 神经网络(PSO-BP)预测算法进行对比,得出图 6~图 7 仿真结果。图 6 是 WNN 算法,RBF 算法、PSO-BP 算法和本文的 ABC-WNN 四种算法的城市短时交通流量预测结果。图 7 是四种算法的预测误差对比。

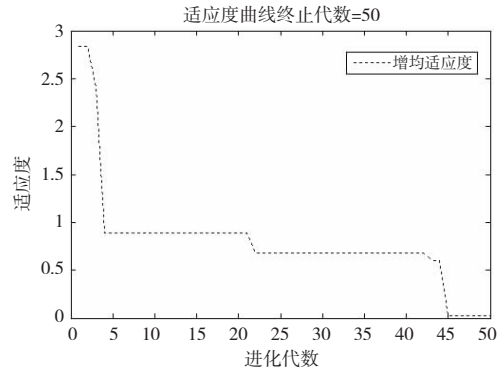


图 5 基于 ABC-WNN 算法进化代数

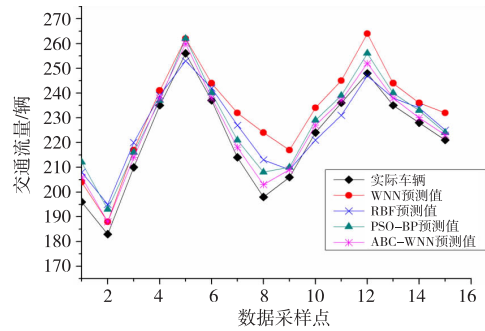


图 6 PSO-BP、WNN、RBF 与 ABC-WNN 预测对比

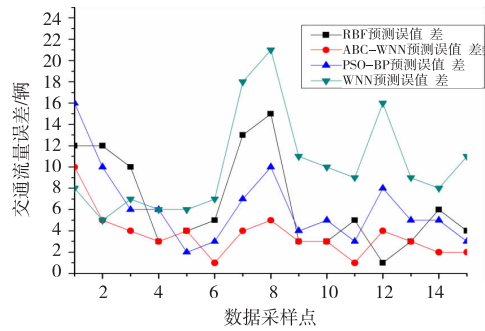


图 7 PSO-BP、WNN、RBF 与 ABC-WNN 误差对比

从图 6~图 7 可以看出,四种算法的误差从大到小的顺序是 WNN 算法、RBF 神经网络算法、PSO-BP 算法和本文提出的算法。本文提出的算法误差最小,最接近实际城市交通流量;同时还看出,不同的采样点,算法的交通流量预测误差也不一样。

为了更加直观地体现算法之间的差异,对四种算法产生的交通流量预测误差数据进行量化,用均方根误差(RMSE)和仿真耗时对其说明。其中

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^n (x_k - \hat{x}_k)^2}{n}} \quad (6)$$

其中, x_k 为 k 时刻的观测城市交通流量, \hat{x}_k 为 t 时刻的预

测城市交通流量, n 为整个预测时间段中的预测城市交通的总数据量。四种算法 $RMSE$ 值以及仿真耗时见表 2。

表 2 几种预测模型 $RMSE$ 值和时间对比

算法	$RMSE$	运算耗时/s
WNN	11.535	2.19
RBF	7.908	3.85
PSO - BP	7.165	5.61
ABC - WNN	4.573	2.84

从表 2 中可知,本文提出的 ABC - WNN 的 $RMSE$ 值最小,PSO - BP 算法次之、RBF 算法第三,WNN 误差值最大,其中 PSO - BP 算法与 RBF 算法的误差值相近。同时 PSO - BP 算法的模型运行耗时最长,主要因为粒子群寻优过程中计算量庞大、计算复杂,运行耗时最长。从以上仿真结果来看,本文提出的基于 ABC - WNN 算法的预测模型,计算出来的预测值更接近的真实城市交通流量,因此本文提出的算法是一种有效可靠的短时城市交通流量模型预测方法。

4 结束语

短时城市交通流量预测问题是城市可持续发展的重要问题,是智能交通发展的关键技术,能很好地缓解道路拥挤情况,保证路面的通畅与提高路面利用率。本文提出基于人工蜂群优化小波神经网络的权值和阈值,建立最优的预测模型,提高算法的预测准确度。通过算法仿真对比,提出的算法具有较高的预测精度,但由于优化的神经网络里面的训练模型样本数量较少,同时城市交通流量预测容易受到外界环境,突发事件影响,预测效果还存在不确定因素和不足的地方,下一步结合新的群智能算法对短时城市交通流量预测问题展开更加深入的研究。

参考文献:

[1] 曹政才,韩丁富,王永吉,等.面向城市交通网络的一种新型动态路径寻优方法[J].电子学报,2012,40(10):2062-2067.
 [2] 王文奇,刘保县,李丽,等.中国西部山区交通设施震害分析(英文)[J].四川理工学院学报:自然科学版,2015,28(1):41-45.

[3] 谢军,吴伟,杨晓光,等.用于短时交通流预测的多项式分布滞后模型[J].同济大学学报:自然科学版,2011,39(9):1297-1302.
 [4] 温胜强,周鹏飞,康海贵,等.基于灰色理论与 BP 神经网络的交通运输量组合预测研究[J].大连理工大学学报,2010,50(4):547-550.
 [5] 吴浩勇,丛玉良,王宏志.基于神经网络的交通参数预测方法[J].吉林大学学报:信息科学版,2005,23(11):570-572.
 [6] 蔡玥.短时交通流量预测的 IPSO-BPNN 算法[J].计算机工程与应用,2012,48(27):240-242.
 [7] 王建,邓卫,赵金宝,等.基于改进型贝叶斯组合模型的短时交通流量预测[J].东南大学学报:自然科学版,2012,42(1):162-167.
 [8] 陈小红,钱大琳.城市道路交叉路口的拥堵预测[J].华南理工大学学报:自然科学版,2010,38(7):72-77.
 [9] Abu-Mouti F S,El-Hawary M E.Optimal distributed generation allocation and sizing in Distribution Systems via Artificial Bee Colony Algorithm[J].IEEE Transactions on Power Delivery,2011,26(4):2090-2101.
 [10] Wang Yajun,Chen Wen,Tellambura C.A PAPR reduction method based on Artificial Bee Colony Algorithm for OFDM signals[J].IEEE Transactions on Wireless Communications,2010,9(10):2994-2999.
 [11] 黄永红,徐勇.基于小波神经网络的某边坡预测研究[J].四川理工学院学报:自然科学版,2011,24(3):370-372.
 [12] 姚毅,陈光建,贾金玲.基于模糊神经网络算法的机器人路径规划研究[J].四川理工学院学报:自然科学版,2014,27(6):30-33.
 [13] 杜道渊,柏宏斌,周锋.基于 BP 神经网络自贡房地产价格走势预测[J].四川理工学院学报:自然科学版,2011,24(3):366-369.
 [14] 徐鑫鑫,苏华友,张春萍.BP 神经网络在基坑周边

- 地表短期沉降预测中的应用[J].四川理工学院学报:自然科学版,2013,26(2):53-56.
- [15] 张海燕,唐建芳.基于 RBF 神经网络的语音情感识别[J].四川理工学院学报:自然科学版,2011,24(5): 552-555.
- [16] 李松,刘力军,翟曼,等.改进粒子群算法优化 BP 神经网络的短时交通流预测[J].系统工程理论与实践,2012,32(9):2045-2049.

Research on Short-term Freeway Traffic Flow Prediction Based on Improved Wavelet Neural Network

CAO Li^{1a}, TANG Ling^{1a}, WU Hao^{1a}, GAO Xiang^{1b}, YUE Yinggao²

(1a. School of Automation and Electronic Information; 1b. School of Mechanical Engineering, Sichuan University of Science & Engineering, Zigong 643000, China; 2. School of Instrument Science and Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: In view of the complexity and nonlinear characteristics of urban short-term traffic flow, the short-term traffic flow prediction analytic model base on artificial bee colony algorithm (ABC) optimizing wavelet neurotic network algorithm was proposed. With the wavelet neural network (WNN) as the foundation, and the past urban traffic flow as the predicted sample, the structure, weight and threshold of WNN are optimized by artificial bee colony algorithm, finally the urban short-term traffic flow prediction mathematical model is established. Through the comparison of experimental simulation, the proposed algorithm is more effective than the WNN algorithm and the particle swarm optimization BP neural network algorithm only, which is an effective and reliable method for traffic flow prediction.

Key words: intelligent transport system; short-term traffic flow prediction; artificial bee colony algorithm; wavelet neural network