

基于混沌搜索的人工蜂群优化神经网络交通流预测方法

李 雪, 李 洋, 郑 晔

(长安大学 电子与控制工程学院, 西安 710064)

摘要: 为了提高长时交通流的预测精度, 提出一种改进的人工蜂群优化 BP 神经网络分时段预测交通流的方法; 利用 Tent 混沌映射采蜜蜂放弃的新解, 实现具有混沌搜索策略的人工蜂群算法, 然后优化 BP 神经网络的权值和阈值, 最终训练 BP 神经网络以求得最优值; 利用该预测方法对合肥市黄天路全天的交通流分时段预测, 实现了对长时交通流的准确预测, 与传统的人工蜂群优化 BP 神经网络预测对比, 能有效改善预测精度, 降低预测误差。

关键词: 交通流预测; BP 神经网络; 人工蜂群算法; Tent 混沌; 分时段

Traffic Flow Prediction Method Based on Neural Network Optimized by Artificial Bee Colony with Chaotic Search

Li Xue, Li Yang, Zheng Xuan

(School of Electronic Control, Chang'an University, Xi'an City, Shaanxi Province 710064, China)

Abstract: In order to improve the prediction accuracy of long-term traffic flow. A method for predicting long-term traffic flow in different time periods based on BP neural network is proposed, which is optimized by Artificial Bee Colony Algorithm. The new solution is improved by Tent chaotic, to realize the chaotic search strategy. Then artificial bee colony algorithm is used to optimize the weights and thresholds of the BP neural network, to obtain the optimal value by BP neural network. This forecasting method was applied to Huangtian Road in Hefei the accurate prediction of long-term traffic flow is realized. Compared with the traditional artificial bee colony optimization BP neural network prediction, it can effectively improve the prediction accuracy and reduce the prediction error.

Keywords: traffic flow prediction; BP neural network; Artificial Bee Colony Algorithm; Tent chaos; different time periods

0 引言

交通流预测作为反映交通状态的重要手段, 被广泛应用于交通控制与诱导^[1-2], 有利于提高路网利用率, 缓解交通压力。目前, 在对交通流预测的研究中, 主要集中于短时和长时交通流预测。随着交通拥堵等问题日益严重, 由于短时交通流预测无法实现对未来交通状态的全面掌握, 难以满足交通控制与交通诱导的需求。相比之下, 长时交通流预测在实现对未来交通状态的全面掌握中, 具有较大优势。Xiaomo Jiang^[3]等提出了一种非参数动态时滞回归小波神经网络模型, 用于长时交通流量预测; Liu B^[4]等根据深度学习改进 LSTM 网络预测长时交通流; Fei Su^[5]等提出了一种基于功能非参数回归的长时交通状况预测模型。以上长时交通流预测模型, 需建立精确的数学模型, 不易实现, 且预测精度较低。

BP 神经网络具有很强的非线性映射能力和柔性的网络结构, 被广泛应用于长时交通流预测^[6-7]。但是, BP 神经网络

算法自身存在易陷入局部最优等缺点, 导致预测精度低^[7]。相关学者提出了改进神经网络的方法, 进行长时交通流预测。Hou Yue 等^[8]提出一种差分进化算法优化 BP 神经网络的长时流量预测算法, 避免算法陷入局部最优; Zhao H B 等^[9]利用遗传算法改进 BP 神经网络, 进行中长时交通流预测; Xu L^[10]等利用改进遗传算法优化 BP 神经网络进行长时交通流预测。然而, 已有改进方法如差分进化算法、遗传算法等, 均存在收敛速度慢、易陷入局部最优解等缺陷, 改进效果不佳, 进而难以得出精确的交通流量预测。

为解决上述问题, 根据人工蜂群算法具有寻优效果好、适应性强、收敛速度快等特点^[11], 提出一种改进的人工蜂群优化 BP 神经网络算法 (BP neural network algorithm based on Artificial Bee Colony Algorithm with Tent chaos search strategy, TABC-BP)。算法利用 Tent 映射良好的遍历性及混沌特性^[12], 在采蜜蜂阶段实现混沌搜索, 提高了种群的全局搜索能力, 同时增强算法跳出局部最优的能力。将该算法用于预测合肥市黄天路早高峰、平峰、晚高峰和低峰 4 个时间段的交通量, 提高了长时交通流的预测精度, 实现了对未来交通状态的全面掌握。

1 基于 Tent 混沌搜索的改进人工蜂群算法

1.1 Tent 混沌搜索策略

人工蜂群算法^[13] (Artificial Bee Colony Algorithm,

收稿日期: 2018-12-12; 修回日期: 2019-01-11。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (51308057); 陕西省重点研发计划 (2018GY-137)。

作者简介: 李 雪 (1980-), 女, 副教授, 博士, 主要从事智能测控及应用方向的研究。

ABC) 主要通过采蜜蜂在给定区间内搜索最优解, 根据贪婪选择策略在新解与旧解中选择适应值大的解。ABC 算法在采蜜蜂过程中, 由于放弃适应值低的新解, 降低了算法的全局搜索能力, 从而易陷入局部最优, 降低了算法的优化效率。

为提高 ABC 算法的优化效率, 在采蜜蜂模式中, 利用 Tent 混沌映射放弃的新解, Tent 映射函数式^[14]如式 (1) 所示。

$$x_{n+1} = \begin{cases} 2x_n & x \in [0, 0.5] \\ 2(1-x_n) & x \in [0.5, 1] \end{cases} \quad (1)$$

混沌搜索步骤如下。

Step1: 根据公式 (1) 在区间 $[0, 1]$ 上随机产生 D 维混沌因子 x_i , 记为 x_1, x_2, \dots, x_D ;

Step2: 对于第 i 步的采蜜蜂 X_i , 若搜索到的新解 new_X_i 适应值低于原解 X_i 的适应值, 根据公式 (2), 将 x_1, x_2, \dots, x_D 映射到新解区间 $[new_X_{i-min}, new_X_{i-max}]$ 上得到新解 $new_X'_i$ 。

$$new_X'_i = new_X_{i-min} + (new_X_{i-max} - new_X_{i-min})new_X_i \quad (2)$$

式 (2) 中, new_X_{i-max} 与 new_X_{i-min} 是新解 new_X_i 的最大值与最小值。

Step3: 采用贪婪选择算法在 $new_X'_i$ 与 X_i 中选择适应值更优的解, 并保留给下一代种群。

当搜索的新解适应值低于旧解适应值时, 利用 Tent 映射改进搜索的新解。若利用 Tent 映射改进后的新解的适应值仍然低于旧解, 则放弃新搜索的解和 Tent 映射后的解, 保留旧解; 若 Tent 映射后的解的适应值高于旧解, 则放弃旧解和新搜索的解, 利用 Tent 映射的解代替旧解。

利用 Tent 映射改进放弃的新解, 增加了新解替代旧解的几率, 从而提高采蜜蜂的搜索能力, 增强算法的全局搜索能力和跳出局部最优的能力。

1.2 算法测试

通过对 Sphere 函数与 Rastrigin 函数寻找全局最小值来测试改进人工蜂群算法 (Artificial Bee Colony Algorithm with Tent chaos search strategy, TABC) 的性能, 并与 ABC 算法和具有混沌搜索策略的蜂群优化算法^[15] (Artificial bee colony algorithm with chaotic search strategy, LABC) 的测试解进行对比。

1.2.1 测试函数

Sphere 函数是单峰函数, 极值数目少, 在 (0, 0) 点取得最小值 0, 用该函数主要测试算法的寻优速度。Rastrigin 函数是复杂的非线性多模态函数, 具有许多局部极值点, 但只有一个全局最小点 (0, 0), 最小值为 0, 用来考察算法的全局搜索能力和跳出局部最优的能力。

Sphere 函数和 Rastrigin 函数的表达式分别如式 (3) 和式 (4) 所示。

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2 \quad (3)$$

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10] \quad (4)$$

1.2.2 性能对比

设置测试函数的维度为 10, 种群大小 NP=200, 限制次数 Limit=50, 利用 ABC 算法、LABC 算法和 TABC 算法对测试函数进行 10 次寻优实验, 优化结果即最小值如表 1 所示。

表 1 3 种算法的优化结果

测试函数	迭代次数	方法	最小值	收敛次数	收敛时长 (s)
Sphere 函数	1000	ABC	0.2648	4	6.92
		TABC	6.8065e-17	10	0.8
		LABC	0.08	6	5.42
Rastrigin 函数	3000	ABC	0.3633	1	46.48
		TABC	1.1008e-10	7	38.25
		LABC	6.9e-5	3	42.39

由表 1 可以看出:

(1) 针对单峰函数 Sphere, TABC 算法的收敛速度明显快于 ABC 算法和 LABC 算法, 且 TABC 算法的收敛次数比 ABC 算法和 LABC 算法分别提高 60% 和 40%。主要原因在于 Tent 混沌搜索增加了解的多样性, 提高了 TABC 算法的收敛速度, 是算法能迅速收敛于函数最优值。

(2) 针对多峰函数 Rastrigin, TABC 算法在迭代 3 000 次时, 寻优结果为 1.1008e-10, 明显优于 ABC 算法和 LABC 算法的寻优。主要因为 Tent 混沌搜索增强了 TABC 算法的局部搜索能力, 增加了算法跳出局部最优的能力, 在提高算法收敛速度的同时, 提高了算法的优化精度。

为进一步研究 3 种算法对函数的寻优过程, 图 1、图 2 给出了 Sphere 函数迭代 1 000 次与 Rastrigin 函数迭代 3 000 次的收敛曲线图, 可直观反映出 3 种算法在寻优过程中的迭代变化情况。

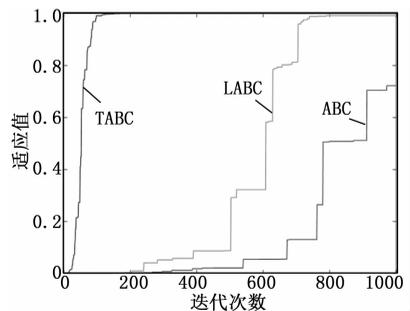


图 1 Sphere 函数的收敛曲线

由图 1 与图 2 收敛曲线可以看出, 针对两种函数, TABC 算法的适应值均趋近于 1, 且收敛速度远高于 ABC 算法和 LABC 算法。ABC 算法和 LABC 算法在搜索中后期 (如 Sphere 函数在迭代 600~1 000 次和 Rastrigin 在迭代 1 500~3 000 次) 容易出现停滞现象, 而 TABC 算法在进化过程中不断的攀升, 避免了算法陷入局部最优。表明利用 Tent 混沌改进人工蜂群算法寻优过程中放弃的新解, 能够增强算法跳出

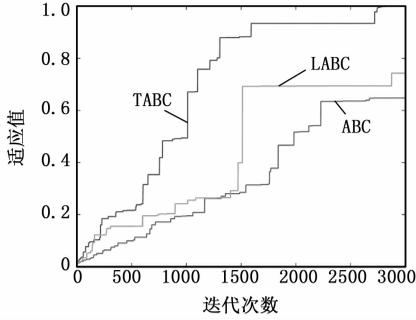


图 2 Rastrigin 函数的收敛曲线

局部最优的能力，进而提高算法的寻优效率。

2 改进人工蜂群优化 BP 神经网络算法预测长时交通流

2.1 改进人工蜂群优化 BP 神经网络算法

BP 神经网络算法作为一种预测算法，共具有输入层、隐含层和输出层三层结构，各层神经元之间的连接权值反映了神经元之间的连接强度。输入的预测因素根据不同的权值和阈值的迭代计算，最终由输出层输出预测结果，迭代过程中不断改变人工神经网络各层的权值和阈值，时预测结果达到最优。BP 神经网络具有很强的非线性映射能力和柔性的网络结构，被广泛应用，但 BP 神经网络存在收敛速度慢、易陷入局部最优等缺点，因此采用人工蜂群优化 BP 神经网络算法。

基本的人工蜂群优化 BP 神经网络算法 (BP neural network algorithm based on Artificial Bee Colony Algorithm, ABC-BP)，是利用人工蜂群算法优化 BP 神经网络输入层、隐含层及输出层的权值和阈值。将 BP 算法输入层、隐含层及输出层的权值与阈值作为蜜源，每只采蜜蜂对应一个确定的蜜源进行寻优，并在迭代过程中在蜜源的邻域寻找新蜜源。根据蜜源丰富程度，跟随蜂依概率跟随采蜜蜂，并在其附近进行采蜜，寻找其他蜜源。如果蜜源多次更新，蜜源丰富度仍有提高，则放弃蜜源，雇佣蜂转为侦察蜂随机搜索新蜜源，最终输出最优蜜源。

由于 ABC 算法在采蜜蜂过程中，放弃适应值低的新解，导致算法优化效率低，进而导致 ABC-BP 算法的预测精度低。因此提出具有 Tent 混沌搜索的人工蜂群优化 BP 神经网络算法。

TABC-BP 算法步骤如下。

Step1: 设置 TABC-BP 算法参数，初始化种群，按照公式 (5) 计算种群个体的适应值；

$$fit_i = \begin{cases} \frac{1}{1 + f_i(t)}, & \text{if } f_i(t) \geq 0 \\ 1 + abs(f_i(t)), & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

其中： fit_i 为第 i 个蜜源的适应值， fit_i 为具体优化问题的目标函数值。

Step2: 根据公式 (6) 对采蜜蜂 X_i ，在当前位置搜索新解 new_X_i 。在新解与旧解中，采用贪婪选择算法选取适

应度更优的解。

$$new_X_i = X_i + rand(0,1)(X_i - X_k) \quad (6)$$

Step3: 根据第 1.1 节的 Tent 混沌搜索策略产生新解 new_X_i ，采用贪婪选择策略选择适应值更优的解。

Step4: 各观察蜂依照式 (7) 计算的概率大小选择一个采蜜蜂，并在邻域内搜索新解。

$$P_i = \frac{fit_i}{\sum_{n=1}^{NP} fit_n} \quad (7)$$

式中， fit_i 是第 i 个解对应的适应度函数值。

Step5: 同 Step2，并记下种群最终更新过后达到的最优适应度值，以及相应的参数。

Step5: 当搜索次数记录变量 Bas 到达一定阈值 Limit，仍然没有找到最优解时，重新随机初始化该采蜜蜂的解，如式 (8) 所示。

$$X_i(n) = X_{min} + rand(0,1)(X_{max} - X_{min}) \\ Bas_i \geq Limit \quad (8)$$

Step6: 记录全局最优值，并跳转至 Step2，直至算法满足结束条件。

Step7: 将全局最优解作为 BP 算法的权值和阈值输入 BP 算法进行预测。

TABC-BP 算法的流程图如图 3 所示。

2.2 实验结果与分析

2.2.1 仿真条件

为检验 TABC-BP 算法的有效性，在 Matlab2015b 环境下，采用 Matlab 语言编写算法计算程序。并利用 BP 算法、ABC-BP 算法、LABC-BP 算法和 TABC-BP 算法对同一实测交通流时间序列，进行交通流预测对比实验。

为消除不同量纲对分析结果的影响，对试验中的交通流时间序列数据按式 (9) 处理成在区间 $[-1, 1]$ 内的归一化时间序列。

$$z_i = 2 \times \frac{x_i - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)} - 1 \quad (9)$$

式中， x_i 表示原数据序列， z_i 表示归一化后的数据序列。

实验结果采用平均绝对误差 MAE 和预测准确率 FC 进行评价，表达式如式 (10) 和 (11) 所示。

$$MAE = \frac{1}{N} \times \sum_{i=1}^n |R_i - C_i| \quad (10)$$

$$FC = \frac{M}{N} \times 100\% \quad (11)$$

式中， N 表示预测样本数， R_i 表示与测试实际值， C_i 表示测试预测值， M 表示和实际值相同的预测值的个数。

实验采用 9-5-1 三层 BP 神经网络结构，BP 神经网络参数设置为：训练步长取 2 000，最小误差取 0.001，学习率取 0.01；人工蜂群算法参数设置为：种群规模取 200，迭代次数取 1 000 次。

2.2.2 结果分析

试验中的仿真数据来自合肥市黄天路交通检测器数据，采集间隔为 15min。参考文献 [16] 中所提根据不同时段交通流量的特性将全天交通流划分为早高峰 (7:00~10:

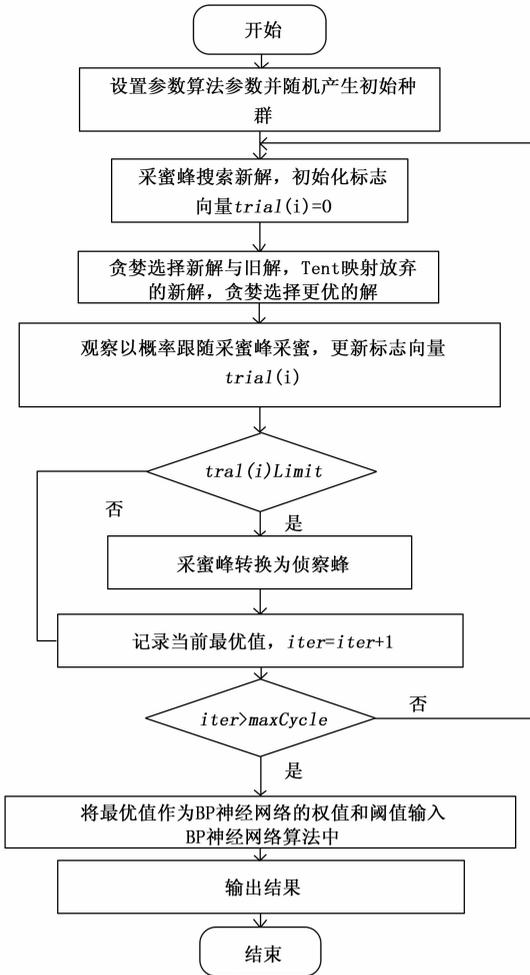


图 3 TABC-BP 算法流程图

00)、平峰 (11: 00~16: 00)、晚高峰 (17: 00~20: 00) 和低峰 (21: 00~6: 00), 分别对各时间段交通流量进行预测。选用 2017 年 10 月 31 日至 2017 年 11 月 24 日中周二、周三、周四和周五的交通流量数据、行驶速度数据和车道占有率数据 (共 4608 个数据) 作为训练样本, 11 月 28 日至 12 月 1 日的交通流量数据、行驶速度数据和车道占有率数据 (共 1152 个数据) 作为测试样本进行交通流量预测。其预测结果如图 4~7 所示。

由图 4~7 可以看出, 利用 4 种模型分别预测早高峰、平峰、晚高峰和低峰时段的交通流, 其预测结果均能够较好地反映交通流量变化的趋势和规律。TABC-BP 模型与其他 3 种模型相比, 预测结果更接近于实际值, 并在对各时段交通流的预测中, 有多处预测结果与实际值一致。

为了对比在不同时段, 4 种模型对交通流量的预测结果, 表 2 给出 4 种模型预测不同时段交通流的预测准确率和平均绝对误差。

从表 2 可以看出, 对不同时间段交通流的预测中, 文献 [12] 提出的 LABC-BP 算法, 预测准确度和预测平均绝对误差相比于 BP 算法和 ABC-BP 算法, 都有所改善, 但 TABC-BP 算法的预测结果最优, 其预测准确率均高于

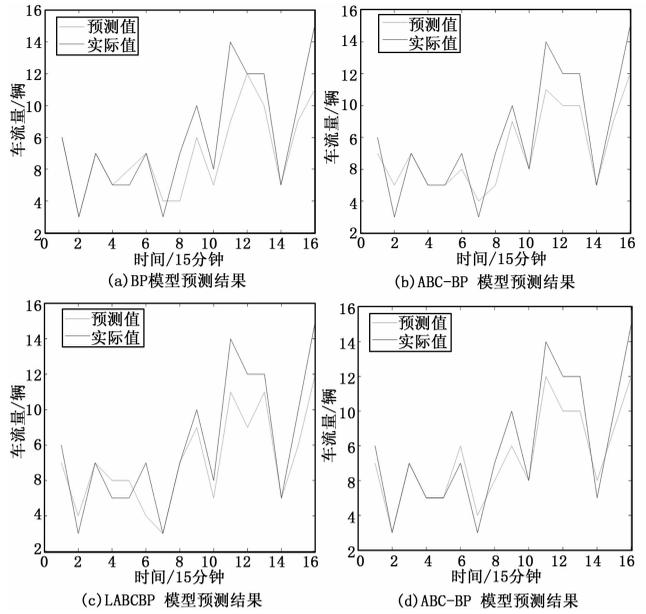


图 4 早高峰交通流实测序列实际值和预测值

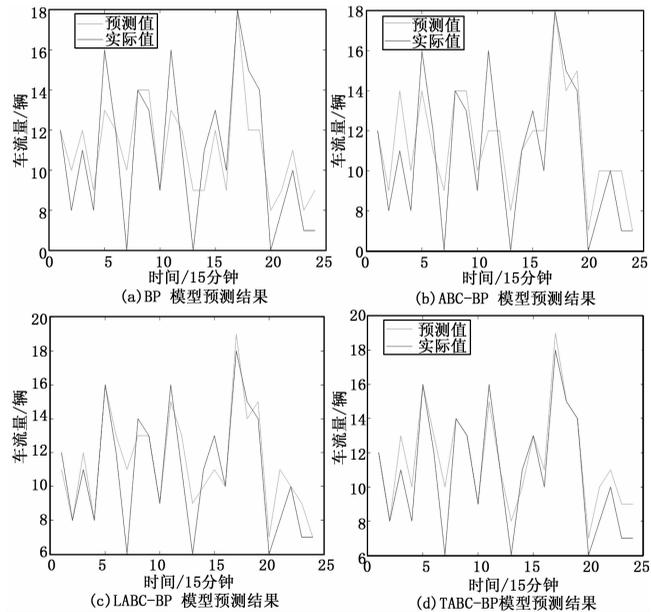


图 5 平峰交通流实测序列实际值和预测值

其他 3 种算法, 且预测平均绝对误差也低于其他 3 种算法, 表明利用 TABC-BP 算法预测交通流较其他 3 种算法能够准确的反映出未来交通流的变化趋势。同时表明了利用 TABC 优化 BP 算法的权值和阈值, 提高了 BP 算法的预测能力。同时, 利用分时段预测交通流, 能够避免因不同时间段交通流特点的不同对预测结果造成的影响。因此, 得出利用 TABC-BP 算法分时段预测长时交通流是完全可行的。

3 结论

本文提出了一种改进的人工蜂群算法优化 BP 神经网络进行交通流预测的方法, 得到如下结论:

表 2 实测交通流时间序列不同时段预测准确率与误差

算法类型	时间段							
	早高峰		平峰		晚高峰		低峰	
	MAE	FC	MAE	FC	MAE	FC	MAE	FC
BP	1.5	75%	1.5	79.167%	1.5625	81.25%	1.5	77.5%
ABC-BP	1.25	87.5%	1.25	83.33%	1.3125	81.25%	1.45	77.5%
LABC-BP	1.3125	81.25%	1.0417	87.5%	1.25	87.5%	1.375	82.5%
TABC-BP	0.9375	93.75%	0.7917	95.83%	0.9375	93.75%	1.3	87.5%

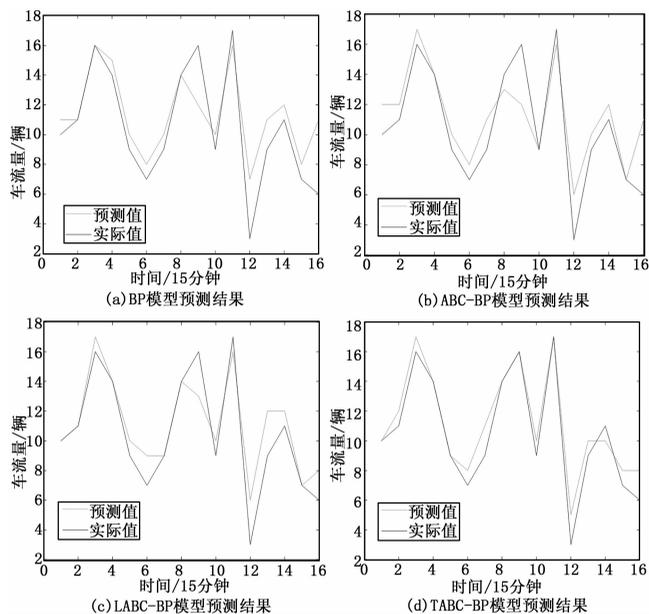


图 6 晚高峰交通流实测序列实际值和预测值

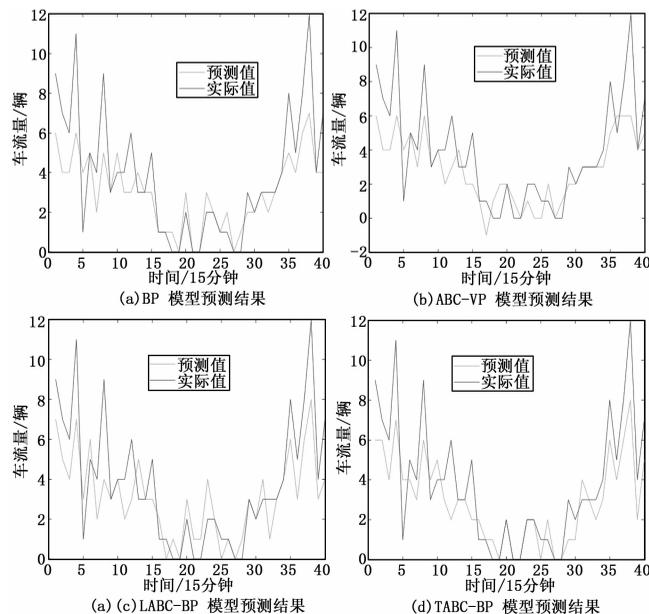


图 7 低峰交通流实测序列实际值和预测值

(1) TABC-BP 算法采用 Tent 映射改进 ABC 算法中放弃的新解, 增加了算法的搜索效率, 提高了全局搜索能力, 进而增加了 TABC-BP 算法的预测精度。

(2) 函数测试表明, TABC 算法的收敛速度明显快于 ABC 算法, 且 TABC 算法的收敛次数比 ABC 算法提高 60%。Tent 混沌搜索增强了 TABC 算法的局部搜索能力, 增加了算法跳出局部最优的能力, 提高了寻优效率。

(3) 利用 TABC-BP 算法对合肥市黄天路全天的交通流进行分时段预测, 避免了不同交通流特点对交通流预测的影响。其预测准确率优于 BP 算法、ABC-BP 算法和 LABC-BP 算法, 预测平均绝对误差也低于其他 3 种算法。利用 TABC-BP 分时段预测长时交通流, 可以提高长时交通流预测的预测水平。

参考文献:

- [1] 张 军, 王远强, 朱新山. 改进 PSO 优化神经网络的短时交通流预测 [J]. 计算机工程与应用, 2017, 53 (14): 227 - 231.
- [2] 任沙浦, 沈国江. 短时交通流智能混合预测技术 [J]. 浙江大学学报 (工学版), 2010, 44 (8): 1473 - 1478.
- [3] Xiaomo Jiang, Hojjat Adeli. Dynamic Wavelet Neural Network Model for Traffic Flow Forecasting [J]. Journal of Transportation Engineering, 2005, 131 (10).
- [4] Liu B, Cheng J, Cai K, et al. Singular Point Probability Improve LSTM Network Performance for Long-term Traffic Flow Prediction [J]. 2017: 328 - 340.
- [5] Su F, Dong H, Jia L, et al. Long-term forecasting oriented to urban expressway traffic situation [J]. Advances in Mechanical Engineering, 2016, 8 (1).
- [6] 姚志洪, 蒋阳升, 韩 鹏, 等. 基于神经网络的小时间粒度交通流预测模型 [J]. 交通运输系统工程与信息, 2017, 17 (1): 67 - 73.
- [7] 许 榕, 周 东, 蒋士正, 等. 自适应粒子群神经网络交通流预测模型 [J]. 西安交通大学学报, 2015, 49 (10): 103 - 108.
- [8] Hou Yue, Li Haiyan. Prediction for Traffic Flow of BP Neural Network based on DE Algorithm [J]. Advanced Materials Research, 2013, 671 - 674: 2951 - 2955.
- [9] Zhao H B, Wang Y F, Song X P. Prediction of Traffic Flow Based on BP Neural Network Optimized by Genetic Algorithm [J]. Traffic & Transportation, 2017.