

基于小波遗传算法的交通流预测方法

何俊林

(成都师范学院 计算机科学学院, 成都 611130)*

摘要: 为了有效刻画交通流特征以及变化趋势,基于小波遗传算法建立了一种交通流预测方法。首先,该方法给出了交通流状态参数的计算方法,以及异常数据的识别。其次,根据遗传算法对状态参数进行优化,并结合小波变换优化和重构数据流,以此提高预测精度。最后通过采集实际数据进行仿真实验,深入研究了影响该模型的关键因素,结果表明该方法具有较好的适应性。

关键词: 交通流;特征;预测;小波;遗传算法

doi: 10.3969/j.issn.2095-5642.2018.03.105

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 2095-5642(2018)03-0105-09

1 绪论

城市道路是一个开放复杂的系统,道路拥堵现象日趋严重,交通流的预测特别是异常事件处理已经成为道路交通管理中的关键部分。传统研究方法主要分为理论分析方法和实验分析方法^[1-7],但随着计算机技术的快速进步,仿真模拟方式也逐渐成为研究的主要手段。国内外学者对此提出了大量算法和模型。文[8]针对现有信号控制方法对多态交通流交叉口适应性不足的问题,以交叉口总延误最小为优化目标选取多功能车道流向,利用小波和RBF神经网络研究了短时交通流信号配时优化方案和信号控制延误估计模型。^[8]文[9]针对超车换道流量问题,基于交通压力、粘性阻力系数及粘性阻力建立了交通流连续性方程和路段交通流的运动微分方程,该方法能够有效刻画交通流参数之间的关系。^[9]文[10]结合交通流大数据的特点,根据数据的时间相关性、空间相关性和历史相关性提出了基础交通流时空模型,该模型抽象为双层规划模型,并以应用数据驱动方式进行求解,能够有效修正交通流故障数据。^[10]文[11]针对交通流分配时中的流量均衡性问题,利用Hadoop大数据平台建立了一种实时多路径交通流分配算法,该算法通过搜索给定OD对的所有阻抗最小路径集合,并将其交通流均匀分配到搜索到的路径集合上,从而达到交通流均衡的目的。^[11]文[12]针对快速路交通事件检测效率问题,基于交通参数数据纵向时间序列和增益放大原理设计了交通状态变异指数和交通事件检测算法,重新界定了异常交通状态的概念,分析了异常交通状态与交通事件之间的关系。^[12]文[13]结合交通流量-速度曲线确定了城市快速路交织区瓶颈点,提出了一种城市快速路交织区运行特征的新通行能力估计模型,用来统计分析计算各交织区通行能力及其影响因素。^[13]文[14]利用遗传算法选择VMD参数对含噪声的信号进行自适应分解,并在小波阈值处理后重构信号,相比其他去噪方法得到了更高的信噪比。^[14]文[15]针对轨道交通短时客流的动态性、非线性、不确定性的特点,利用遗传算法优化小波神经网络,有效避免了神经网络易陷入局部最小值的缺陷。^[15]文献[16]针对传统测量无法得到满足石油生产的检测精确度的问题,提出了一种基于多维数据驱动的遗传优化小波神经网络逆模型,克服了传统神经网络初始参数选取的盲目性。^[16]而本文将结合小波变换优化和重构数据流,以此提高交通流的预测精度。

由于道路交通系统具有历史规律性、时变性和空间非线性等相关性,单一预测模型的预测结果不能完全

* 收稿日期:2017-11-17

作者简介:何俊林(1977—),男,四川西充人,讲师,硕士研究生,研究方向:计算机应用。

反映交通流的本质特性,具有一定的片面性和局限性,为了准确地对交通流进行预测,本文提出了基于小波遗传算法的交通流预测方法。本文结构如下所述:第1节描述了交通流预测的研究现状,第2节给出了交通流模型,第3节基于小波遗传算法给出了预测方法,第4节进行仿真实验,第5节对全文进行总结。

2 交通流模型

交通流预测的主要步骤有数据采集、数据预处理、提出预测模型。近年来交通量检测器的种类繁多,最主要的有环形线圈检测器、超声波检测器、雷达检测器、视频检测器等,本文将采用环形线圈检测器进行数据采集。环形线圈检测器可测参数较多,其感应灵敏度可调,适应性较大且安装简单,是目前交通控制中使用最广的交通量检测方法,主要由环形线圈传感器、信号检测处理单元和馈线三部分组成,是一种基于电磁感应原理的车辆检测器,其传感器被埋设在路面下且通有一定的交变电流,当电流通过环形线圈时,在线圈周围会形成一个电磁场,当车辆行至线圈上方时,车体会与线圈互感,使得线圈回路中电感量产生变化,检测器可检测出该变化,进而判断有车辆经过,这样便能采集到交通数据。以下定义交通流相关参数:

(1)速度:

$$v = \frac{(L + L_0)}{t} \quad (1)$$

(2)交通流量:

$$Q = \frac{n}{t} \quad (2)$$

(3)车道占有率:

$$W = \sum \frac{L_0}{L_1} \quad (3)$$

(4)时间占有率:

$$R_i = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^n t_i \quad (4)$$

(5)饱和车流率:

$$S = \frac{3600}{h_i} \quad (5)$$

其中, L 表示一组检测器之间的距离, L_0 表示车身长度, L_1 表示道路长度, n 表示单位时间通过的车辆数, t 表示单位时间, T 表示观测时间段, t_i 表示车辆通过某一断面的时间, S 表示连续稳定行驶的饱和和车流率, h_i 表示饱和车头时距。

现假设给定训练数据集 $\{(x_i, y_i) | i=1, 2, \dots, N, x_i \in R^L, y_i \in R\}$, x_i 为交通流的输入, y_i 为交通流的输出, N 为训练样本的个数,则定义预测函数为 $H(x)$:

$$H(x) = \sum_{i=1}^N \omega_1 K(x_i, y_i) \quad (6)$$

$$K(x_i, y_i) = \exp\left(-\frac{\|x_i - y_i\|}{2\sigma^2}\right) \quad (7)$$

其中, $K(x_i, y_i)$ 为高斯核函数, ω_1 为权重值, σ 为搜索半径,为了更直观地衡量预测算法的好坏,本文用平均绝对误差 MAE 和均方误差 MSE 进行衡量,具体计算方法如下:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |H - \hat{H}| \quad (8)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{i=1}^n (H - \hat{H})^2} \quad (9)$$

其中, \hat{H} 为实际检测结果,为预测结果, n 为检测次数。

在获取到数据之后,由于交通参数的数值较大,有时不能直接使用这些数据,且大数值会增加交通预测模型的预测时间,为了避免这些问题,应对获取到的数据进行一定的预处理,这样不仅能有效的缩短交通流预测时间还能提高预测精度。由于交通传感器硬件故障、噪声干扰和通讯故障,容易发生数据异常或数据丢失,因而必须对原始数据进行异常数据的识别和剔除,并对丢失的数据进行估计和补充,从而为交通流预测算法提供可靠的历史样本数据,若不对数据进行预处理,会大大降低预测的准确性。错误数据和正常数据的偏差一般比较大,本文将采用阈值法去除明显的错误,再利用基于多条规则的判断将不明显的错误数据进行剔除,判断规则如下:

- (1) 如果占有率 $W=0$, 交通流量 $Q \neq 0$, 则将该组数据剔除。
- (2) 如果平均交通流量 $Q=0$, 占有率 $W \neq 0$, 则将该组数据剔除。
- (3) 如果通过公式(1)、(2)和(3)计算出平均车长 L_0 , 若 $L_0 \leq 5\text{m}$ 或 $L_0 \geq 12\text{m}$, 则该条数据为正常数据。

对于系统识别出的缺失数据,系统将利用历史趋势值对其进行重建,重建工作是实时的,这样就保证了数据获取的完整性,同时也提高了预测模型的准确性。

3 预测方法

为了能更好地提高预测精度,本文提出了一种基于小波变换和遗传算法相结合的预测模型——小波遗传算法。小波变换^[17-19]是一种新的变换分析方法,它继承和发展了短时傅立叶变换局部化的思想,同时又克服了窗口大小不随频率变化的缺点,是进行信号时频分析和处理的理想工具。

小波网络是一种以 BP 神经网络为基础,小波基函数为隐含层节点传递函数,这里假设小波基函数生成方式如下:

$$\Psi_{a,b}(x) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{x-b}{a}\right) \quad (10)$$

其中, a, b 均为常数且 $a > 0$, b 是时移 a 的尺度因子,若 a, b 不断变化,由此得到一组函数族 $\Psi_{a,b}(t)$, 则其满足如下计算:

$$WT_x(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(t) \Psi_{a,b}\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (11)$$

其中, $x(t)$ 为平方可积信号,且 $x(t) \in L^2(R)$, 待函数族生成完毕,再通过函数族对交通流进行分析。基本小波是一个具有特殊性质的时值函数,它是震荡衰减的,当衰减速度很快时,它满足如下条件:

$$\int_{-\infty}^{\infty} \Psi(x) dx = 0 \quad (12)$$

且其频谱满足:

$$C_{\Psi} = \int_{-\infty}^{\infty} |\Psi(x)|^2 x^{-1} dx < \infty \quad (13)$$

对于一个有限交通流函数 $f(x)$, 其连续小波变换定义为:

$$W_{f(a,b)} = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \overline{\Psi\left(\frac{x-b}{a}\right)} dx \quad (14)$$

这里进行离散化处理,首先对 a, b 分别采样,令 $a = 3^{-j}, b = 3^{-j}k$, 则可得到离散的二进小波变换:

$$\Psi_{j,t} = 2^{\frac{j}{2}} \Psi(2^j x - t) \quad (15)$$

$$W_{f(j,t)} = 2^{\frac{j}{2}} \int_{-\infty}^{\infty} f(x) \overline{\Psi(2^j x - t)} dx \quad (16)$$

其中, j, t 分别为正整数。则可以把任意一个交通流 $f(x)$ 分解为如下的小波级数:

$$f(t) = \sum_{j,t=-\infty}^{\infty} W_{f(j,t)} \Psi_{j,t}(x) \quad (17)$$

通常在计算时会采用正交小波分解对交通流进行处理,处理公式如下:

$$\begin{cases} S_j + 1 = HS_j \\ D_j + 1 = GD_j \end{cases} \quad j = (n-1, n-2, \dots, 1, 0) \quad (18)$$

为了使得预测更精准,将分解后的交通流用重构算法进行重构,重构公式如下:

$$S_j = \bar{H}C_j + 1 + \bar{G}D_j + 1 \quad j = (n-1, n-2, \dots, 1, 0) \quad (19)$$

其中, \bar{H} 和 \bar{G} 分别为低通滤波器 H 和高通滤波器 G 的对偶算子。通过重建增加信号的点数,这使得原始信号 S_0 满足下式:

$$S_0 = S_n + \sum_{i=0}^n D_n \quad (20)$$

通过不断地小波分解和重构便能过滤掉干扰信号,得到更准确的信号源,使得对交通流的预测更为精准。

而遗传算法^[20-21]是一种并行随机搜索最优化算法,该算法从许多点开始并行操作,而非局限于一点,因此可以有效的防止搜索过程收敛于局部最优解,故本文采用遗传算法来对网络的初始结构参数进行优化,并结合小波变换将数据流进行优化和重构。具体优化步骤如下所述:

Step 1 流量参数初始化。将实际观测到的交通流数据离散点连成一个信号,寻找合适的小波和分解层次按照式(11)、(14)、(15)对实际观测的交通流数据进行小波分解,分解后的低频和多层高频系数分别按照式(17)进行重构。其分解和合成过程如下:

(1) 数据采集。对于高维空间 R^1 给定的观测数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\}$,根据数据点之间的欧氏距离搜索数据集中每一数据点 x_i 的 $K(K < n)$ 个最近邻点 $\{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iK}\}, x_{ij} \in X$ 。

(2) 数据处理和优化。根据公式(20)所示小波变换对数据集进行去突发性处理,这里采用 DB2 小波基,小波分解层次为 j ,获得小波系数 $D_j(k)$ 和尺度系数 $A_j(k)$:

$$\begin{cases} A_j(k) = \frac{\sqrt{2}}{2}(A_{j+1}(2k) + A_{j+1}(2k+1)) \\ D_j(k) = \frac{\sqrt{2}}{2}(A_{j+1}(2k) - A_{j+1}(2k+1)) \end{cases} \quad (21)$$

(3) 数据重构:这里利用 $ARMA(p, q)$ 进行预测和合成。首先估计 AR 参数,并对分解之后的小波系数 $D_j(k)$ 和尺度系数 $A_j(k)$,用 FIR 滤波器 $A(z) = 1 + \sum_{k=1}^q a(k)z^{-k}$ 滤波,那么滤波器的输出 $y(n)$ 将近似一个 $MA(q)$ 过程,然后估计 $MA(q)$ 参数,从而实现 $ARMA(p, q)$ 模型的尺度系数和小波系数估计,并采用逆小波变换进行流量重构。

Step 2 对遗传算法参数初始化,用遗传算法对重构结果进行优化,首先用 Gray 编码对阈值进行编码,随机产生一组分布,其对应一组神经元的网络的阈值。由于传统的二进制编码会降低遗传算子的搜索效率,因而本文采用的是 Gray 编码,假设有一个二进制串为 a_1, a_2, \dots, a_n ,转换为对应的 Gray 编码为 b_1, b_2, \dots, b_n ,其变换公式如下:

$$a_i = \begin{cases} b_1, i=1 \\ b_{i-1} \text{ mod } 2 + b_i, i>1 \end{cases} \quad (22)$$

Step 3 输入训练样本,计算每个个体的适应度值,优胜劣汰选择下一代个体,并以此来评价阈值的优劣。适应度函数定义如下:

$$F_i = f(i, j) = \frac{\alpha}{E(i, j)} + \frac{\beta}{H(i, j)} \quad (23)$$

其中,根据目标函数值域的变化范围及问题本身的要求,使 α 和 β 都属于 0 到 1,且 $\alpha + \beta = 1$, $f(I, j)$ 表示第 j 代个体第 i 个网络个体的适应度, $E(i, j)$ 表示第 j 代的第 i 个个体的网络误差, $H(i, j)$ 表示第 j 代的第 i 个个体的网络复杂度。

Step 4 选择操作,按适应度比例挑选出父代群体。个体 i 被选中的概率为:

$$p_i = \frac{F_i}{\sum_{j=1}^N F_j} \quad (24)$$

其中, F_i 为第 i 个个体的适应度值, N 为种群个体数目。

Step 5 对父代群体按式(25)和式(26)进行杂交和变异操作,得到新的更优秀的群体。

$$P_c = \begin{cases} k_1 \frac{(f_{max} - f'_c)}{(f_{max} - f_{avg})}, & f'_c > f_{avg} \\ k_2, & f'_c \leq f_{avg} \end{cases} \quad (25)$$

$$P_c(i) = \frac{1}{1000} + G \times \omega \quad (26)$$

其中, $k_1 = k_2 = 1$, f_{max} 为种群的最大值, f_{avg} 为平均适应度值, f'_c 为待杂交的两个父代中适应度值较大的个体, i 为遗传的代数, G' 为没有进化的代数, ω 为进化权重值。

Step 6 将由式(24)变异产生的新个体加入到种群 P 中,并计算新个体的适应度值。

Step 7 判断是否达到预期值,是则结束,否则跳转到 Step 2 循环执行,使阈值不断进化直到满足训练目标。

Step 8 得到最优阈值,最后将分解层次的最优阈值相加得到最终的交通流预测数据。

4 仿真实验

本文对某市某路段进行交通流数据采集,采集时间为 8:00~10:00,采样周期为 10min,所监测的交通流数据总共含有 300 个,经过小波变换处理后,选取前 100 个数据作为历史数据进行预测,假设遗传算子的种群规模为 100,交叉概率为 0.2,变异概率为 0.02,进化迭代数为 120。图 1 描述的是迭代次数对函数适应度值的影响,适应度值是挑选父代个体的依据,从图 1 中可以看出,迭代次数会对影响适应度值,随着迭代次数的增加,适应度值在不断地减少,且迭代次数在一定的范围内变化时,函数的适应度保持一定的稳定,这样经过不断地迭代便能获取到较为优秀的父代个体,这样通过杂交和变异后便能获得新的优秀的个体。

其次,图 2 是本文算法与其他算法的均方差误差的对比曲线。在收敛速度上,本文算法比正交小波变化盲均衡算法(WTCMA)及遗传优化的正交小波变化盲均衡算法(GA-WTCMA)大约快了 40 步;在稳态误差上,本文算法与 WTCMA 相比,减小了将近 6dB,本文算法与 GA-WTCMA 相比,减小了将近 2dB。因此本文算法具有收敛速度更快、稳态误差更小的特点。

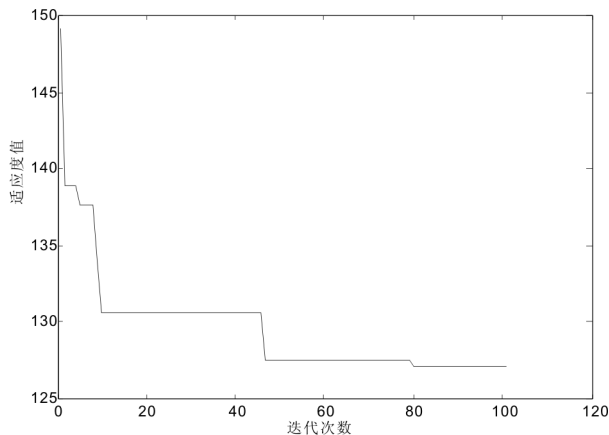


图 1 迭代次数对适应度值的影响

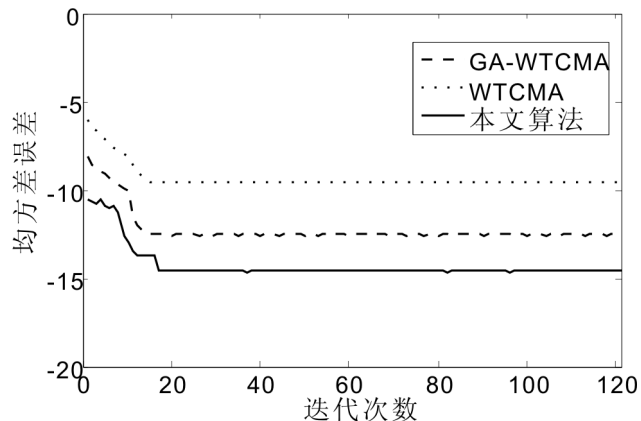


图2 不同算法均方差误差的对比曲线

图3是在不同时间间隔内预测数据与实际检测数据的误差关系,从图2中可以看出,不同的时间间隔内的预测误差是不同的,但误差值始终保持保持在一定的范围内,误差不大于7辆车,由此可以看出,基于小波变换和遗传算法的交通流预测方法是满足交通流预测的精度范围要求的,且能更好更快地对交通流进行预测。

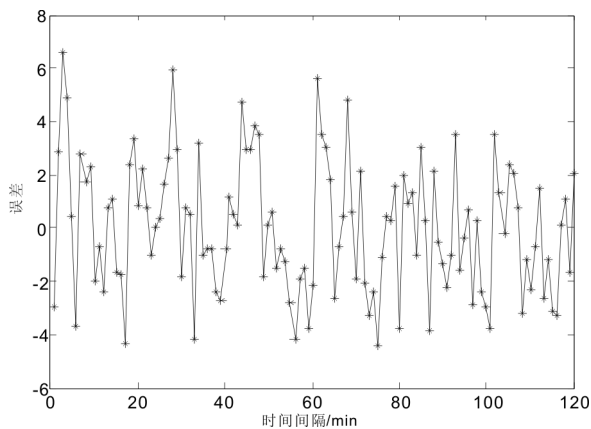


图3 不同时间间隔内的预测误差

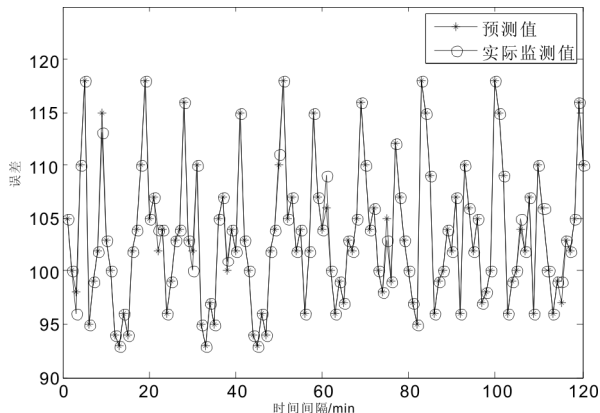


图4(a) 本文所提算法下交通流量预测结果

图 4(a)是本文所提算法下交通流预测结果图,描述的是在一定的时间间隔内交通流预测值和实际交通流预测值的关系,从图 4 中可以看出,在检测的时间段内,该路段的车流量基本稳定在 90~120 之间,预测的交通流量基本和实际检测的交通流量相同。为了验证车流量发生突变时算法的性能,在不同的时间段进行了检测,分别得到了车流量较少及车流量高峰的对比曲线,以便将预测的交通流量基本和实际检测的交通流量进行对比,从而得到下图 4(b)及图 4(c):

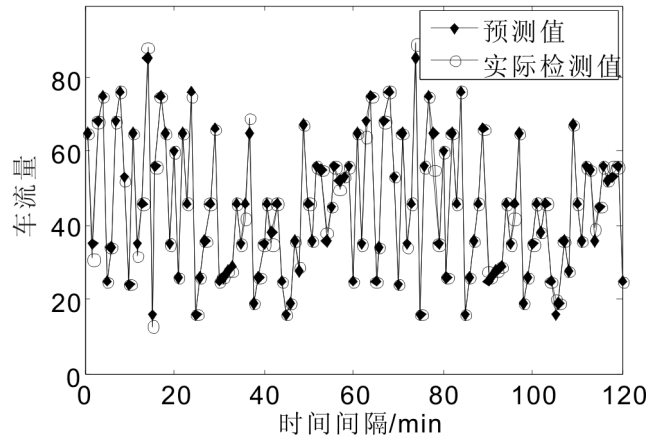


图 4(b) 本文所提算法下交通流量预测结果

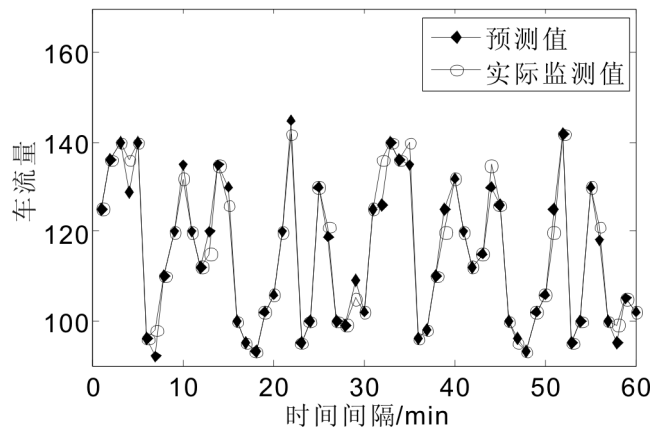


图 4(c) 本文所提算法下交通流量预测结果

从图 4(b)中可以看出,在检测的时间段内,该路段的车流量基本稳定在 0~90 之间,预测的交通流量基本和实际检测的交通流量相同;在图 4(c)中,该路段的车流量基本稳定在 90~150 之间,预测的交通流量基本和实际检测的交通流量也基本相同;综合图 4(a)、4(b)、4(c)展示了在一般各类车流量下的预测结果,在面对车流量突变的情况下,本文算法依旧具有较好的性能。由此验证了本文算法的可行性和准确性,由此也说明了本文所提预测模型的预测能力较强。因而可利用此模型对交通流进行预测,进而提出合适的控制方案,改善城市拥堵的现象。

表1 不同算法下的预测效果评价表

评价算法 \ 衡量指标	平均绝对误差(%)	均方误差(%)
本文算法	5.22	13.21
小波变换	7.81	14.46
遗传算法	8.37	15.33

表1是在不同的算法下衡量预测效果的两个指标大小,从表中可以看出,基于遗传算法和小波变换算法结合的预测模型取得了良好的结果,无论是平均绝对误差还是均方误差都比单一的小波变换预测模型和基于遗传神经算法的预测模型小,由此可以得出本文所提算法是合理的,能更精确的对交通流数据进行预测。

5 总结

交通系统具有历史规律性、时变性和空间非线性相关性,单一预测模型的预测结果具有一定的片面性和局限性。为了有效刻画交通流特征,本文基于小波变遗传算法建立了一种交通流预测方法。首先,该方法给出了交通流状态参数的计算方法,以及异常数据的识别。其次,根据遗传算法对状态参数进行优化,并结合小波变换优化和重构数据流,以此提高预测精度。最后通过采集实际数据进行仿真实验,深入研究了影响该模型的关键因素,结果表明该方法具有较好的适应性。在后续研究中,可以考虑结合交通流的复杂动力学特征以及数据融合方法,建立一套完整的交通流预测模型。

参考文献:

- [1] 陆化普,孙智源,屈闻聪.大数据及其在城市智能交通系统中的应用综述[J].交通运输系统工程与信息,2015,15(5):45-52.
- [2] 何胜学,何建佳,徐福缘.基于网络对偶均衡的有边约束的交通流分配模型[J].交通运输系统工程与信息,2011,11(2):100-105.
- [3] LIU S Y, CHEN L, NI L M. Anomaly detection from incomplete data[J]. ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data, 2014, 9(2): 1-22.
- [4] 向郑涛,陈宇峰,李昱瑾,熊励.基于多尺度熵的交通流复杂性分析[J].物理学报,2014,63(3):038903.
- [5] 沈强儒,杨少伟,赵一飞,曹慧.基于交通冲突小间距互通式立交区域安全性评价方法[J].系统工程理论与实践,2015,35(1):160-167.
- [6] 徐寅峰,余海燕,苏兵,张惠丽.基于时间和路径偏好的交通流分配模型与诱导策略[J].系统工程理论与实践,2012,32(10):2306-2314.
- [7] 董春娇,邵春福,诸葛承祥.混合状态下城市快速路交通流短时预测[J].物理学报,2012,61(1):010501.
- [8] 丁恒,张卫华,郑小燕,陈无畏,李阳阳.基于交通预测的多态交通流信号控制[J].中国公路学报,2012,25(5):126-133.
- [9] 熊烈强,王富,李杰.路段交通流的动力学模型及其仿真[J].中国公路学报,2006,19(2):91-94.
- [10] 陆化普,孙智源,屈闻聪.基于时空模型的交通流故障数据修正方法[J].交通运输工程学报,2015,15(6):92-100.
- [11] 段宗涛,李莹,郑西彬,康军,程豪.基于Hadoop平台的实时多路径交通流分配算法[J].中国公路学报,2014,27(9):98-104.
- [12] 牛世峰,姜桂艳,李红伟,姜卉.基于纵向时间序列的快速路交通事件检测算法[J].哈尔滨工业大学学报,2011,43(2):144-148.
- [13] 孙剑,胡家琦,孙杰.城市快速路交织区通行能力估计模型[J].中国公路学报,2016,29(4):114-122.
- [14] 刘嘉敏,彭玲,刘军委,袁佳成.遗传算法VMD参数优化与小波阈值轴承振动信号去噪分析[J].机械科学与技术,2017,(11):1695-1700.
- [15] 邹巍,陆百川,邓捷,马庆禄,邱世崇.基于遗传算法与小波神经网络的客流预测研究[J/OL].武汉理工大学学报(交

- 通科学与工程版), 2014, 38(5):1148-1151.
- [16] 张冬至, 胡国清. 基于遗传优化小波神经网络逆模型的油水测量[J]. 光学精密工程, 2011, 19(7):1588-1595.
- [17] 王登, 苗夺谦, 王睿智. 一种新的基于小波包分解的 EEG 特征抽取与识别方法研究[J]. 电子学报, 2013, 41(1): 193-198.
- [18] 黄雨青, 王友仁, 罗慧, 孔德明. 分数阶小波包时频域的信号去噪新方法[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(7): 1534-1539.
- [19] 吴光文, 王昌明, 包建东, 陈勇, 胡扬坡. 基于自适应阈值函数的小波阈值去噪方法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(6): 1340-1347.
- [20] 刘全, 王晓燕, 傅启明, 张永刚, 章晓芳. 双精英协同进化遗传算法[J]. 软件学报, 2012, 23(4): 765-775.
- [21] 于莹莹, 陈燕, 李桃迎. 改进的遗传算法求解旅行商问题[J]. 控制与决策, 2014, 29(8): 1483-1488.

Prediction Method of Traffic Flow Based on Wavelet Genetic Algorithm

HE Junlin

(School of Computer Science, Chengdu Normal University, Chengdu 611130, China)

Abstract: In order to effectively depict the characteristics and trend of traffic flow, a prediction method of traffic flow is proposed based on wavelet genetic algorithm. First, the calculation of traffic state factor and the identification of abnormal data are presented in this method. Then, the state factor is optimized by genetic algorithm, and the flow is reconstructed with wavelet transform to improve prediction accuracy. Finally, a simulation with actual data is conducted to research the influence factors. The results show that the method has good adaptability.

Key words: traffic flow; characteristic; prediction; wavelet; genetic algorithm

(实习编辑:杨晓玲 责任校对:曲 比)