

# 优化小波神经网络停车泊位多步预测\*

李田田<sup>1</sup>, 杨 有<sup>1</sup>, 余 平<sup>1</sup>, 陈艳平<sup>2</sup>

(1. 重庆师范大学 计算机与信息科学学院, 重庆 401331; 2. 重庆航天职业技术学院 计算机工程系, 重庆 400021)

**摘要:**【目的】通过改进停车泊位预测方法为交通出行提供有益帮助。【方法】利用李雅普指数对停车泊位序列进行分析,指出序列具有混沌特性,可进行多步预测。利用 db32 小波函数具有双正交性、紧支撑性以及消失矩阶数较大的特征,对归一化的停车泊位序列进行多尺度分解与重构,并作为小波神经网络(Wavelet neural network, WNN)的隐含层函数。为提高预测精度和降低预测时间,分别使用粒子群算法(Particle swarm optimization, PSO)和极限学习机(Extreme learning machine, ELM)来优化 WNN。其中,使用 PSO 对 WNN 的权值进行调整,逐步迭代得到最优值;使用 ELM 将全局最优值作为单隐层前馈神经网络的输入,使得算法尽快收敛。优化后的 WNN 结合迭代多输出法对停车泊位进行预测。将上述预测方案称为极限学习机和粒子群算法双重优化的小波补缀网络多步预测(Multi-step prediction based on wavelet neural network improved by extreme learning machine and particle swarm optimization, MP-EPWNN)。【结果】仿真实验表明,相对于 BP 神经网络、遗传算法优化小波神经网络、极限学习机优化小波神经网络、粒子群优化小波神经网络 4 种算法,MP-EPWNN 算法的预测均方误差平均降低了 96.6%,预测所需的时间平均降低了 65.97%。【结论】MP-EPWNN 算法预测停车泊位是有效的。

**关键词:** 停车泊位; 多步预测; 小波神经网络; 粒子群算法; 极限学习机

**中图分类号:** TP312

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1672-6693(2018)05-0107-08

## 1 研究背景

随着私家车数量的飞速增长,城市原本有限的空间变得更加拥挤不堪,城市的停车问题日趋严重。因而停车位的预测对于改善交通问题具有十分重要的意义。

目前有关有效停车泊位的预测已有很多学者进行了相关研究。杨兆升等人<sup>[1]</sup>通过将过去 3 个时刻的实测数据输入对神经网络进行训练,提出了基于模糊神经网络以及 BP 神经网络的停车位预测模型。虽然神经网络是适合于具有非线性的时间序列的预测的,但它通过梯度下降法沿着局部改善的方向逐步改善网络参数,易陷入局部极值,并且网络的收敛速度慢,学习周期长。模糊神经网络是将神经网络的学习算法与模糊逻辑结合,通过样本的学习提高神经网络的性能,需要对知识和规则进行推理,不易实现,且由于该模型认定后一时刻的泊位数据取决于由前 3 个时刻的泊位数据是没有理论依据的,因而具有一定的盲目性,所以导致文献<sup>[1]</sup>预测结果不够精确。为解决上述问题,并使输入的数据有理有据,陈群等人<sup>[2]</sup>采用 Elman 神经网络和相空间重构的方法确定输入的数据及个数,提出了基于相空间重构和 Elman 神经网络的停车泊位预测方法,使得预测结果更精准。为进一步提高预测精度,季彦婕等人<sup>[3]</sup>提出了基于 Markov 模型的小波分析的预测方法,预测结果有一定提高,但仍然不够精确。灰色理论适用于时间短、数据资料少、波动性不大的预测问题,且预测结果是单调的指数型变化,因而对于波动性强或需要做长期预测的序列的预测不是很理想,在短时交通流预测方面的精度一般不高。马尔科夫预测适合于描述随机波动性较大的预测问题,但它要求数据具有平稳过程等均指特点,不适合随机性较强的有效停车位的时间序列的预测。因而许增昭<sup>[4]</sup>通过分析研究停车场历史数据,总结有效泊位变化规律,

\* 收稿日期:2017-10-27 修回日期:2018-02-13 网络出版时间:2018-09-26 13:25

资助项目:重庆师范大学研究生科研创新项目(No. YKC18027);重庆市 2015 年高等学校教学改革研究(No. 152017);重庆市研究生教育教  
学改革研究项目(No. YJG20163009);重庆市教委科学技术研究项目(No. KJ1400512;No. KJ1602801)

第一作者简介:李田田,女,研究方向为智能交通和大数据处理,E-mail:1075815412@qq.com;通信作者:杨有,男,副教授,博士,E-mail:  
565357950@qq.com

网络出版地址:http://kns.cnki.net/kcms/detail/50.1165.N.20180926.1325.020.html

并深入研究了马尔柯夫预测模型适用性,借鉴短时交通量的预测方法,提出了基于灰色马尔柯夫模型的停车场有效泊位短时预测方法,但该研究却止步于理论阶段,预测精度和适用性都有待检验。为提高预测的精度及算法的适用性,杨飞等人<sup>[5]</sup>针对交通流的混沌特征,提出了一种基于小波回声状态网络的交通流多步预测模型,预测精度虽然相对有一定提高,但该方法网络的学习比较困难,难以操作,且预测结果不够稳定。小波神经网络就是指将小波分析理论与人工神经网络理论相结合。权值学习简单易行,且误差函数没有局部极小点,收敛速度快<sup>[6-8]</sup>。因此,为提高有效停车泊位的预测精度,季彦婕等人<sup>[9-10]</sup>提出了基于小波神经网络及基于小波变换和粒子群小波神经网络的停车泊位预测模型,后一种模型是前一种的改进,利用小波变换对所输入数据进行分解和重构,再通过小波神经网络对停车位进行预测,极大地提高了预测准确性。陈晓实<sup>[11]</sup>结合小波变换的多步预测策略,提出了基于小波变换的有效停车位多步预测研究。支持向量机(Support vector machine, SVM)方法运用结构风险最小化原则,在训练样本很少的情况下具有很好的推广能力,在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出许多特有的优势。SVM 学习属于凸优化问题,通过最大化决策边界的边缘来控制模型,但用户必须提供其他参数,因而对有效停车位的预测的实现比较难<sup>[12-13]</sup>。粒子群算法没有遗传算法的“交叉”和“变异”操作,不需要对许多参数进行调整,从随机解出发,通过迭代由局部最优寻找全局最优,不易陷入局部最优,但也是通过适应度函数反复迭代更新,速度较慢<sup>[14-15]</sup>。极限学习机作为单隐层前馈神经网络,输入层与隐层之间的权值参数和隐层上的偏置向量参数都不需要像其他基于梯度的学习算法一样通过反复迭代进行调整更新,因而训练参数少、速度非常快<sup>[16]</sup>。

针对有效停车泊位预测精度不高且耗时较长的问题,采用最大李雅普指数对有效停车泊位的时间序列进行分析,得到最大可预测步长。由于利用小波神经网络对的有效停车泊位的时间序列进行的预测结果容易陷入局部最优,导致预测结果不够精确,而粒子群优化算法由局部最优值逐步迭代更新得到全局最优值,基于单隐层前馈神经网络提出的极限学习机的训练参数少,预测时间短,可有效降低学习时间。在利用最大李雅普指数得到有效停车泊位时间序列的最大可预测步长的前提下,结合粒子群优化算法可由局部最优值逐步迭代更新寻找全局最优值、极限学习机可有效降低学习时间以及迭代多输出多步预测策略能保持较高的预测精度等算法优点,提出 MP-EPWNN 算法,拟在提高预测精度的同时,降低预测时间。

## 2 MP-EPWNN 多步预测原理

MP-EPWNN 预测将有效停车泊位信息处理成以 5 min 为间隔的时间序列,为提高有效停车泊位的预测精度,降低预测时间,MP-EPWNN 算法以粒子群算法、小波神经网络算法以及极限学习机算法等为理论基础,因而需要先对上述算法进行深入分析研究,理解其理论思想。

### 2.1 有效停车位的时间序列分析

时间序列是指自然科学界中某一变量按出现的时间顺序生成的一组数据,受多种外界因素综合影响,具有随机不确定性、混沌性、周期性。将有效停车泊位数据处理成一组时间序列,通过分析该序列的周期性和混沌性,揭示内在演化规律,从而为模型的提出奠定理论基础。混沌系统受随机因素干扰较大,对它进行预测需要首先确定最大可预测步长,最大李雅普指数的倒数可判定时间序列的最大可预测步长,在混沌的前提下,最大李雅普指数越小,该序列的可预测精度也就越高。若预测时间超过了它的倒数,就无法准确的预测到该时间序列的变化。以深圳市光明广场停车场 2014 年 12 月 10 日至 12 日每天 8:00—23:00 的有效停车泊位的时间序列(时间间隔为 5 min)为例,用最大李雅普指数进行分析,每间隔 1 h 计算一次最大李雅普指数,结果如图 1。

由图 1 可知,累计超过 32 h 后,最大李雅普指数为正数,因所选取实验数据为 8:00—23:00,即每天 15 h,这意味着训练集需至少包含 3 d 的有效停车泊位数据才能准确反映该时间序列的混沌特性。同时因所求得李雅普指数中的最大值为 1.125,这就说明有效停车泊位的时间序列最大可预测步长约为 8,即可以预测 40 min 内的有效停车泊位数。因工作日与休息日的出行目的不同,停车规律差异较大,在预测过程中,应分开设置训练集。

### 2.2 粒子群优化小波神经网络算法

小波神经网络将小波分解与重构和 BP 神经网络理论相结合,采用梯度下降法训练小波神经网络的各个参数。由于有效停车泊位的时间序列信息是混沌的,所选用的小波函数就必须具备双正交性、紧支撑性以及消失矩阶数大等特征,因此选用小波 db32<sup>[17]</sup>,同时为提高网络收敛速度,采用 BP 算法进行训练。但利用小波神经网络基于梯度下降不断更新权值,导致对有效停车泊位的时间序列的预测容易陷入局部最优,预测结果不够精确。

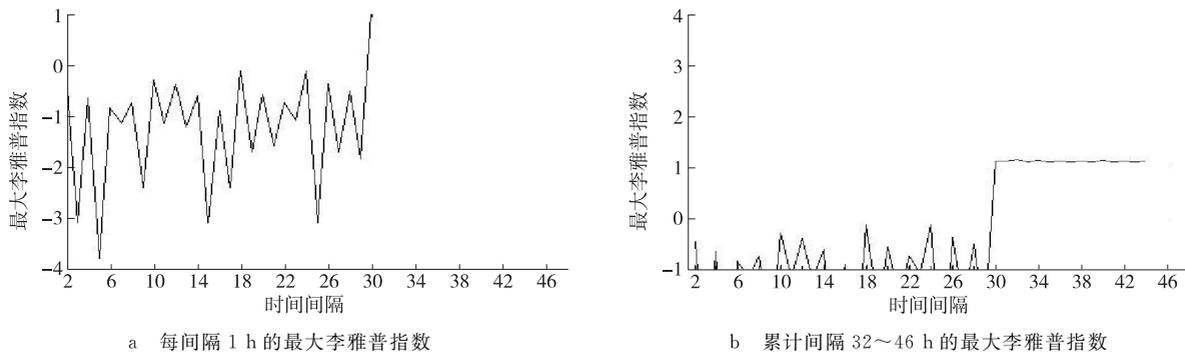


图 1 有效停车泊位时间序列每间隔 1 小时的最大李雅普指数

Fig. 1 Maximum Li Yapu index of 1 hours per interval for the time series of effective parking berth

粒子群算法(Particle swarm optimization, PSO)由局部最优迭代寻找全局最优,一般从随机解出发,通过适应度函数不断迭代更新得到最优值<sup>[18-19]</sup>。假设在  $N$  维空间中,共有  $M$  个粒子,其中第  $i$  个粒子的位置为  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ ,速度为  $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ ,当前局部最优位置为  $X_{pi} = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD})$ ,整个粒子群的全局最优位置为  $X_{Gp} = (G_{11}, G_{12}, \dots, G_{1D})$ ,粒子群优化算法在寻找个体的局部最优和全局最优时迭代更新的公式为:

$$L = (P_{iD}(k) - x_{iD}(k)) + c_1 \times \text{rand}() \times (G_{iD}(k) - x_{iD}(k)), \quad (1)$$

$$v_{iD}(k+1) = \beta \times (W \times v_{iD}(k) + c_1 \times \text{rand}() \times L), \quad (2)$$

$$x_{iD}(k+1) = x_{iD}(k) + v_{iD}(k+1), \quad (3)$$

$$\beta = \frac{2}{\left| 2 - (c_1 + c_2) - \sqrt{(c_1 + c_2)^2 - 4 \times (c_1 + c_2)} \right|}. \quad (4)$$

其中,  $L$  为当前粒子与全局最优的距离,  $k$  为迭代次数,  $W$  为惯性因子,用来控制粒子前一次迭代对当前迭代的影响,  $c_1, c_2$  为加速系数,分别用于调节粒子到自身最优和全局最优的步长,  $\beta$  为收缩因子。

通过粒子群算法对小波神经网络进行优化,将小波神经网络预测得到的误差平方和作为适应度函数,通过逐步迭代更新得到最优值。在对有效停车泊位的时间序列进行预测的过程中以及根据文献[15]和相关文献发现,在梯度下降学习中,需要不断调整学习率来提高算法的性能及稳定性,此时若对粒子向量的连接权值增加一个增量因子,可有效的提高其预测精度。即:通过  $k \times \text{rand}()$  来修改粒子向量的连接权值,其中  $k$  表示增量因子。经过测试,将增量因子设为 8。步骤如下。

步骤 1,将利用小波神经网络算法中得到的误差平方和  $e$  作为粒子群优化算法的适应度函数,同时利用  $8 \times \text{rand}()$  函数将粒子群优化算法中的每个粒子的位置、速度、平移因子、伸缩因子,以及每个粒子向量的连接权值等进行随机初始化,在对有效停车泊位时间序列的预测中,设初始样本个数为 96,样本最大迭代次数为 1 000;

步骤 2,根据上述粒子群算法中的(1)~(3)式不断迭代更新,并通过不断比较和更新粒子的当前局部最优和整体的全局最优,从而得到全局最优值;

步骤 3,当达到最大迭代次数 1 000 时停止迭代,得到所求的全局最优值。

根据文献[15]的原理,加入增量因子前、后的算法的预测结果对比见图 2,加入增量因子后预测精度明显提高。

### 2.3 极限学习机算法

由前一节得到,通过粒子群算法优化后的小波神经网络对有限停车泊位预测精度的提高有很大的可能性,但由于其也是基于梯度下降反复迭代,可能导致预测时间延长较多,而极限学习机(Extreme learning machine, ELM)是一种单隐层前馈神经网络算法,训练参数少且速度快。基于其学习速度快的优点对粒子群优化小波神经网络算法进一步改进,将前面得到的全局最优值作为此单隐层前馈神经网络的输入,并结合 2.4.2 小节中的多步预测策略进行训练,得到预测结果。拟在保证预测精度的同时,降低预测所需时间。

### 2.4 短时多步预测

2.4.1 短时预测 短时预测一般间隔 5 min,甚至更短,它比长时预测更容易受到随机因素的干扰,不确定性及混沌性更强。由于有效停车泊位时间序列具有较强的混沌特性,受随机干扰因素影响大,不确定性会随着时间

间隔的延长不断增加,为提高预测精度,在利用最大李雅普指数得到最大可预测步长的前提下,利用粒子群优化小波神经网络,并结合极限学习机和多步预测策略,将有效停车泊位的信息处理成以 5 min 为间隔的时间序列进行预测。

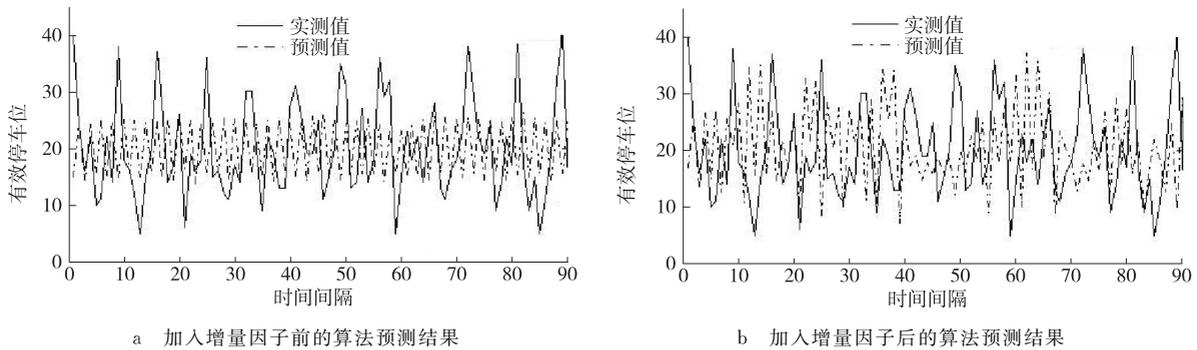


图 2 加入增量因子前后的算法预测结果对比

Fig. 2 Comparison of the prediction results before and after the addition of incremental factors

2.4.2 多步预测 时间序列预测主要有单步预测和多步预测,为更合理地帮助驾驶员安排出行计划,有效停车泊位的预测需采用多步预测。现有的多步预测及对比见表 1。

表 1 5 种多步预测策略的优缺点及训练时间对比

Tab. 1 The advantages and disadvantages of five multi step prediction strategies and the comparison of training time

| 预测策略    | 优点   | 缺点                | 所需的训练时间 |
|---------|--|-------------------|---------|
| 迭代法     | 适用于无噪时间序列                                    | 存在误差累积            | ++      |
| 直接法     | 没有误差累积                                       | 建立在条件独立假设的基础上     | +++++   |
| 多输入多输出法 | 不存在条件独立性假设                                   | 适应性低              | +++     |
| 直接多输出法  | 是在直接法与多输入多输出法之间取权衡,参数 S 能够调节预测值之间的依赖性        | 需要额外挖掘一个参数        | +++++   |
| 迭代多输出法  | 在预测值局部依赖性和全局依赖性之间做了权衡,当前预测精度较高时,能保持较高的多步预测精度 | 存在误差累积,需要额外挖掘一个参数 | +       |

其中,“+”表示所耗费时间的长短程度。从表 1 中不难发现,迭代多输出法预测精度相对较高,且所需训练时间较短。因而采用迭代多输出法对停车泊位进行预测。

### 3 MP-EPWNN 多步预测算法

根据上述理论,MP-EPWNN 算法根据预测的需求将有效停车泊位信息处理成研究所需的时间序列,并将小波函数 db32 作为小波神经网络隐含层函数,利用粒子群算法对其进行优化,有效地提高有效停车泊位的预测精度;同时结合 ELM 算法和多步预测策略,在保证预测精度的前提下,有效地降低预测过程所需的时间。

#### 3.1 基本思路

MP-EPWNN 算法采用最大李雅普指数得到有效停车泊位的时间序列的最大可预测步长,小波神经网络预测算法在训练样本集之前,将各层之间的连接权值以及阈值都初始化为[0,1]的随机值,由于随机初始化的不确定性较大,且并未被优化,导致小波神经网络预测算法的收敛速度变慢,甚至陷入局部最优。而粒子群优化算法由局部最优寻找全局最优,能够避免陷入局部最优,结合多步预测策略中的迭代多输出法,可进一步保证预测的精度。同时结合训练次数少、速度非常快的基于单隐层前馈神经网络的 ELM 算法,可提高预测的效率。

有效停车泊位的预测流程如图 3,主要分为 5 个步骤:有效停车泊位信息的采集与处理;小波神经网络的训练;粒子群算法进一步优化;结合多步预测策略和 ELM 算法对各分量进行预测;最终预测结果的输出。

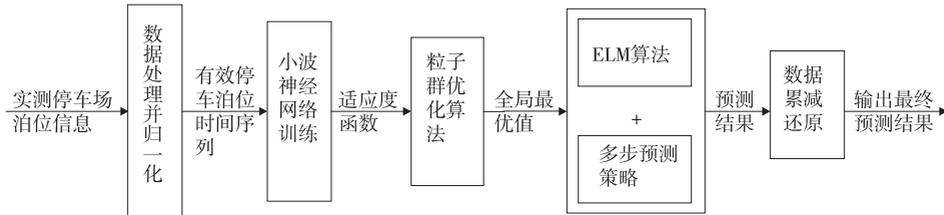


图 3 MP-EPWNN 预测流程

Fig. 3 MP-EPWNN prediction process

### 3.2 算法描述

根据前述 MP-EPWNN 的思想,算法描述如下。

步骤 1,有效停车泊位信息的采集与处理。以深圳市光明广场停车场为例,统计在不同时间段内进入该停车场的车辆数和离开该停车场的车辆数  $G_i$ ,其中,  $i=1,2,\dots,N$ ,  $N$  为时间段个数,则各个时间段末的有效泊位数  $Y_i$  为  $Y_i=Y_{i-1}-E_i+G_i$ ,从而得到停车场的有效停车泊位的时间序列  $T=\{Y_1,Y_2,\dots,Y_N\}$ ,为方便对数据集进行处理,将上述得到的有效停车泊位的时间序列  $T$  进行归一化,进而得到归一化后的时间序列  $T' =$

$$\frac{T - \min(T)}{\max(T) - \min(T)}。$$

步骤 2,小波神经网络的训练。利用小波函数 db32 作为神经网络隐含层神经元的输入函数,首先对步骤 1 中的有效停车泊位的时间序列信息  $T$  进行小波分解与重构,得到尺度为  $N$  的低频系数向量  $L_N$  和  $N$  个高频系数向量  $H_1, H_2, \dots, H_N$ ,其中尺度数  $N$  为整数;并将此作为隐含层的数据样本输入,进而得到经过小波神经网络训练后的样本预测结果  $Y(i)$ ,通过对比分析,得到预测结果  $Y(i)$  与实际结果  $M(i)$  之间的误差平方和

$$e = \sum_{i=1}^n (M(i) - Y(i))^2。$$

步骤 3,粒子群算法进一步优化。将步骤 2 中得到的预测结果与实际结果之间的误差平方和  $e$  作为改进后的粒子群优化算法的适应度函数,然后利用粒子群算法对比每个粒子当前值与其局部最优值,同时比较每个粒子局部最优值与全局最优值,并利用(1)~(4)式进行不断迭代更新,从而得到全局最优值。

步骤 4,结合多步预测策略和 ELM 算法对各分量进行预测。将步骤 3 中得到的全局最优值作为单隐层前馈神经网络的输入样本,结合多步预测策略中的迭代多输出法和 ELM 算法,对步骤 3 中得到的全局最优值进行预测,从而得到有效停车位时间序列的预测结果  $y$ 。

步骤 5,最终预测结果的输出。将步骤 4 中得到的有效停车位时间序列的预测结果进行累减还原,从而获得有效停车泊位时间序列的最终预测结果  $Y = y \times (\max(y) - \min(y)) + \min(y)$ 。

## 4 仿真实验分析

为证明算法的有效性,在 Matlab R2014a 环境下,采用 Matlab 语言编写算法程序,针对深圳市光明广场停车场 2014 年 12 月 10 日至 12 日每天 8:00—23:00 以 5 min 为时间间隔的有效停车泊位的时间序列信息,分别利用 BP 神经网络、遗传算法优化小波神经网络、极限学习机优化小波神经网络、粒子群优化小波神经网络以及 MP-EPWNN 算法进行实验,并将这 5 种算法的预测结果、预测值与实际值之间的误差、预测过程所需时间以及预测的均方误差进行对比分析,分别如图 4、图 5 和表 2。

由图 4、图 5 以及表 2 可以看出,BP 神经网络基于梯度下降不断更新权值,导致预测结果的精度不稳定,容易陷入局部最优,且耗时过长;粒子群优化算法由局部最优逐步迭代更新得到全局最优,预测结果比 BP 神经网络精确,利用粒子群算法对小波神经网络改进后,有效避免了“预测结果不稳定、容易陷入局部最优”,但也导致预测时间增加。因而利用 ELM 参数少、速度快以及迭代多输出法能保持较高预测精度等优点提出 MP-EPWNN 算法,在粒子群优化小波神经网络算法的基础上,对它进行进一步优化,在保证预测精度的前提下大幅度的降低了预测所需时间,证明了 MP-EPWNN 预测算法的有效性。

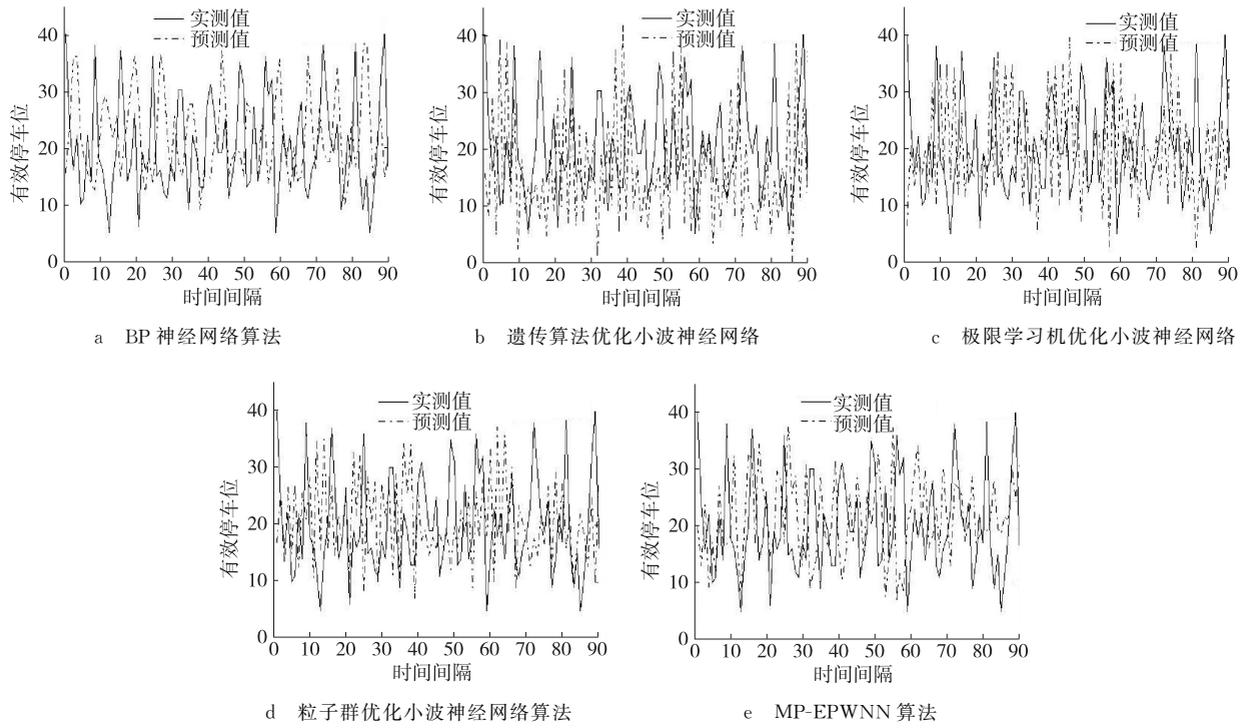


图 4 算法的预测结果对比

Fig. 4 Comparison of the prediction results of the algorithm

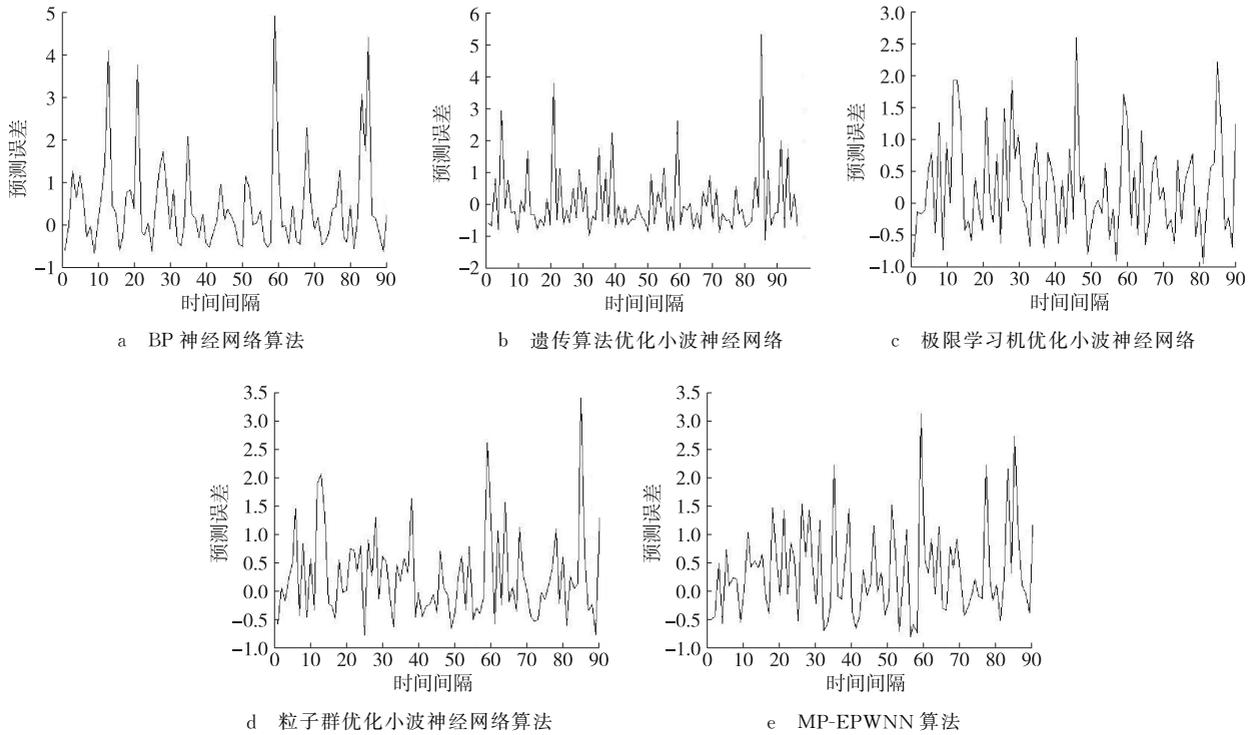


图 5 算法的预测值与实际值之间的误差对比

Fig. 5 The error comparison between the predicted value and the actual value of the algorithm

### 5 结束语

有效停车泊位预测精度的准确性对于停车诱导系统的发展有着十分重要的意义,直接影响诱导的有效性。为了提高有效停车泊位预测的精度,从有效停车泊位时间序列的混沌性展开分析,揭示有效停车泊位的规律;根据预测的需求将有效停车泊位处理成研究所需的时间序列,选取合适的小波函数,应用于小波神经网络的隐含

层,并利用粒子群算法进行优化,同时结合 ELM 算法和多步预测策略,对有效停车泊位信息进行预测,提出了一种新的预测方法——MP-EPWNN 预测算法;通过仿真对比验证了 MP-EPWNN 预测算法的有效性。

表 2 5 种算法的均方误差以及预测过程所需的时间

Tab. 2 The mean square error of the five algorithms and the time required for the prediction process

| 编号 | 算法            | 预测均方误差  | 预测所需时间/s    |
|----|---------------|---------|-------------|
| 1  | BP 神经网络算法     | 0.426 8 | 5.955 909   |
| 2  | 遗传算法优化小波神经网络  | 0.045 7 | 104.350 212 |
| 3  | 极限学习机优化小波神经网络 | 0.311 7 | 5.180 208   |
| 4  | 粒子群优化小波神经网络算法 | 0.180 2 | 7.974 305   |
| 5  | MP-EPWNN 算法   | 0.004 1 | 2.743 832   |

但提出的预测算法适合于预测 40 min 内的有效停车泊位的数量,且仅适用于各停车场之间距离较大,且驾驶员相对不容易改变其停车目的地的情况,而对于驾驶员来说,跨度越长的预测时段,越能帮助他们合理地安排出行计划。但由于驾驶员在得到预测停车泊位信息后,会根据停车场的收费高低,距离远近等因素选择停车地点,因此需要根据驾驶员的行为选择,做出更为动态以及更长一段时间的预测。

#### 参考文献:

- [1] 杨兆升,陈晓东. 智能化停车诱导系统有效停车泊位数据的预测技术研究[J]. 交通运输系统工程与信息, 2003, 3(4):12-15.  
YANG Z S, CHEN X D. Research on the estimation for effective parking space of the intelligentized parking guidance system[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2003, 3(4):12-15.
- [2] 陈群,晏克非,王仁涛,等. 基于相空间重构及 Elman 网络的停车泊位数据预测[J]. 同济大学学报(自然科学版), 2007, 35(5):607-611.  
CHEN Q, YAN K F, WANG R T, et al. Parking space information prediction based on phrase construction and elman neural network [J]. Journal of Tongji University (Natural Science), 2007, 35(5):607-611.
- [3] JI Y J, WANG W, DENG W. Available parking space occupancy change characteristics and short-term forecasting model[J]. Journal of Southeast University (English Edition), 2007, 23(4):604-608.
- [4] 许增昭. 基于泊位诱导及短时预测的智能停管理系统研究[D]. 广州:华南理工大学, 2010.  
XU Z Z. Research on intelligent parking management system based on parking space guidance and short-term prediction [D]. Guangzhou: South China University of Technology, 2010.
- [5] 杨飞,方滨兴,王春露,等. 基于小波和回声状态网络的交通流多步预测模型[J]. 吉林大学学报(工学版), 2013, 43(3):646-653.  
YANG F, FANG B X, WANG C L, et al. Multi-step prediction model of traffic flow based on wavelet and echo state network[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2013, 43(3):646-653.
- [6] RAZIN M R G, VOOSOGHI B. Modeling of ionosphere time series using wavelet neural networks (case study: N-W of Iran)[J]. Advances in Space Research, 2016, 58(1):74-83.
- [7] RAZIN M R G, VOOSOGHI B. Wavelet neural networks using particle swarm optimization training in modeling regional ionospheric total electron content[J]. Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics, 2016, 149:21-30.
- [8] 殷礼胜,鲁照权,董学平,等. 交通流量小波神经网络多步预测研究[J]. 自动化仪表, 2011, 32(8):7-10.  
YIN L S, LU Z Q, DONG X P, et al. Research on the multi-step prediction of wavelet neural network for traffic flow [J]. Process Automation Instrumentation, 2011, 32(8):7-10.
- [9] JI Y J, TANG D N, BLYTHE P, et al. Short-Term forecasting of available parking space using wavelet neural network model[J]. IET Intelligent Transport Systems, 2015, 9(2):202-209.
- [10] 季彦婕,陈晓实,王伟,等. 基于小波变换和粒子群小波神经网络组合模型的有效停车泊位短时预测[J]. 吉林大学学报(工学版), 2016, 46(2):399-405.  
JI Y J, CHEN X S, WANG W, et al. Short-term forecasting of parking space using particle swarm optimization-wavelet neural network model[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2016, 46(2):399-405.
- [11] 陈晓实. 基于小波变换的有效停车泊位多步预测研究[D]. 南京:东南大学, 2016.  
CHEN X S. Model for multi-step ahead available parking

- spaces forecasting based on wavelet transform[D]. Nanjing: Southeast University, 2016.
- [12] BARATI M, SHARIFIAN S. A hybrid heuristic-based tuned support-vector regression model for cloud load prediction[J]. *The Journal of Supercomputing*, 2015, 71(11): 4235-4259.
- [13] 杨兆升, 王媛, 管青. 基于支持向量机方法的短时交通流量预测方法[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2006, 36(6): 881-884.
- YANG Z S, WANG Y, GUAN Q. Short-term traffic flow prediction method based on SVM[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2006, 36(6): 881-884.
- [14] YU H H, CHEN Y Y, SHAHBAZ G H, et al. Prediction of the temperature in a Chinese solar greenhouse based on LSSVM optimized by improved PSO[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 122: 94-102.
- [15] GONG H F, CHEN Z S, ZHU Q X, et al. A monte carlo and PSO based virtual sample generation method for enhancing the energy prediction and energy optimization on small data problem: An empirical study of petrochemical industries [J]. *Applied Energy*, 2017, 197: 405-415.
- [16] CECATI C, KOLBUSZ J, RÓZYCKI P. A Novel RBF training algorithm for short-term electric load forecasting and comparative studies[J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2015, 62(10): 6519-6529.
- [17] 彭选华. Copula 函数选取的小波方法[J]. *西南大学学报(自然科学版)*, 2016, 38(8): 90-99.
- PENG X H. Copula selection through wavelet methods [J]. *Journal of Southwest University (Natural Science Edition)*, 2016, 38(8): 90-99.
- [18] 宫华, 张彪, 蒋家辉, 等. 基于粒子群算法的带有运输衔接的应急物资运输路径优化问题[J]. *重庆师范大学学报(自然科学版)*, 2015, 32(3): 23-29.
- GONG H, ZHANG B, JIANG J H, et al. A transportation routing problem of emergency materials based on particle swarm optimization algorithm [J]. *Journal of Chongqing Normal University (Natural Science)*, 2015, 32(3): 23-29.
- [19] 杨华芬, 杨有, 杨丽华, 等. 筛选和记忆相结合的粒子群算法[J]. *计算机应用研究*, 2016, 33(4): 1039-1043.
- YANG H F, YANG Y, YANG L H, et al. Swarm optimization algorithm with particle selection and memory [J]. *Computer Application Research*, 2016, 33(4): 1039-1043.

## Multi-Step Parking Prediction Based on Improved Wavelet Network

LI Tiantian<sup>1</sup>, YANG You<sup>1</sup>, YU Ping<sup>1</sup>, CHEN Yanping<sup>2</sup>

(1. School of Computer and Information Science, Chongqing Normal University, Chongqing 401331;

2. Department of Computer Engineering, Chongqing Aerospace Polytechnic College, Chongqing 400021, China)

**Abstract:** [Purposes] Parking forecasting can provide useful help for traffic trips. [Methods] The Li Yapu index is used to analyze the parking berth sequence, and it is pointed out that the sequence has chaotic characteristics and can be used for multi-step prediction. The “db32” wavelet function is characterized by orthogonality, compactness and large order of vanishing moments, the normalized parking berth sequence is decomposed and reconstructed with multi scales by the “db32” wavelet function, and it is used as the hidden layer function of the wavelet neural network (WNN). In order to improve prediction accuracy and reduce prediction time, particle swarm optimization (PSO) and extreme learning machine (ELM) are used to optimize WNN respectively. Where, through PSO, the weights of WNN are adjusted and the optimal values are obtained iteratively; the global optimum is used as the input of a single hidden layer feedforward neural network by using ELM, so that the algorithm could converge as soon as possible. Optimized WNN, combined with iterative multi-output method, is used to predict parking berth. The above prediction scheme can be abbreviated that multi-step prediction based on wavelet neural network improved by particle swarm optimization and extreme learning machine (MP-EPWNN). [Findings] Simulation results show that, compared with the BP neural network, genetic algorithm optimization wavelet neural network, extreme learning machine optimization wavelet neural network, particle swarm optimization wavelet neural network, the mean square error of the MP-EPWNN algorithm is reduced by 96.6% on average, the average time required for prediction is reduced by 65.97%. [Conclusions] The MP-EPWNN algorithm is effective in predicting parking berth.

**Keywords:** parking berth; multi-step prediction; WNN (wavelet neural network); PSO (particle swarm optimization); ELM (extreme learning machine)

(责任编辑 黄颖)