

基于 CS 算法优化的 SVM 短时交通流预测模型

兰添贺, 曲大义*, 陈 昆, 刘浩敏

(青岛理工大学 机械与汽车工程学院, 青岛 266525)

摘要: 为了提高短时交通流预测模型的准确度, 提出一种基于布谷鸟搜索算法(Cuckoo Search, CS)优化的支持向量机(Support Vector Machine, SVM)短时交通流预测模型(CS-SVM)。选取青岛市内的多组典型城市路段作为研究对象, 将观测收集的车流量数据作为学习样本。利用 CS 算法对 SVM 模型的主要参数进行优化, 建立以 SVM 为基础的短时交通流预测模型。最后将 CS-SVM 模型与多种现有模型进行仿真分析。结果表明, CS-SVM 模型相比其他传统模型具有更低的预测误差和更好的稳定性, CS-SVM 模型相比 SVM 模型的 MAE 值下降了 6.56%, RMSE 值下降了 7.36%。因此该模型能够为城市交通出行和交通流理论研究提供有效帮助。

关键词: 短时交通流预测; 城市道路交通; 布谷鸟搜索算法; 支持向量机

中图分类号: U491.1⁺4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4602(2024)01-0134-07

Short-term traffic flow prediction model based on the optimization of SVM by CS algorithm

LAN Tianhe, QU Dayi*, CHEN Kun, LIU Haomin

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao 266525, China)

Abstract: In order to improve the accuracy of short-term traffic flow prediction model, a prediction model based on CS-SVM is proposed in this study. This model uses cuckoo search (CS) algorithm to optimize support vector machine (SVM). Several groups of typical urban road sections in Qingdao are selected as the research objects. The observed and collected traffic flow data are taken as samples for learning. CS algorithm is used to optimize the main parameters of SVM model. And a short-term traffic flow prediction model based on SVM is established. Finally, CS-SVM model is simulated with several existing models. The results show that CS-SVM model has lower prediction error and better stability than other traditional models. Compared with SVM model, the MAE value of CS-SVM model decreased by 6.56% and the RMSE value decreased by 7.36%. Therefore, CS-SVM model can provide effective help to improve urban traffic and enhance the theoretical research on traffic flow.

Key words: short-term traffic flow prediction; urban road traffic; cuckoo search algorithm; support vector machine

收稿日期: 2022-09-27

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52272311)

作者简介: 兰添贺(1997-), 男, 满族, 河北承德人。硕士, 研究方向为智能交通、交通流预测。E-mail: 1360168250@qq.com。

* 通信作者: 曲大义(1973-), 男, 山东青岛人。博士, 教授, 主要从事交通控制与交通流理论方面的研究。E-mail: dayiqu@qut.edu.cn。

城市道路交通具有路网复杂,交通流量大和潮汐性明显等特点^[1]。随着汽车保有量的增加,交通拥堵的情况日益频发,显著影响了城市居民的出行。因此采用先进的技术手段,对城市路段的车流量进行监测和预测,成为智能交通领域的研究热点之一^[2]。短时交通流预测可以为交通管理控制和出行选择提供帮助。近年来,国内外学者对短时交通流预测进行了大量的研究,提出多种方法提高交通流预测的准确度。

目前交通流预测的方法主要分为两类^[3],一种是基于传统数理统计模型和回归分析模型的预测方法^[4-5],另一种是基于机器学习算法及其优化改进模型的预测方法^[6-7]。其中传统数理统计回归分析方法主要有历史平均法模型(Historical Average Method, HAM)^[8]、线性回归模型(Linear Regression, LR)^[9]、卡尔曼滤波模型^[10]和指数平滑模型^[11]等。但是交通流量往往具有随机性强和数据量巨大的特点,传统方法很难达到理想的预测效果,因此基于机器学习算法的预测模型成为交通流预测研究的热门方向。机器学习算法具有收敛速度快和适应力强的特点,能够大大提升交通流预测的准确度^[12]。VLADIMIR 等^[13]提出一种能够实时进行短时交通流预测的模型,该模型采用随机森林算法(Random Forests, RF)。RF 算法参数少,训练速度快。通过实际数据证明了该算法具有更快预测速度和更低的预测误差。DINH 等^[14]为了提高交通流预测模型的性能,将 SVM 算法与 K 近邻算法相结合,在保证一定准确度的前提下,进一步提高了模型的训练速度和训练规模。RAJALAKSHMI 等^[15]以多层感知机(Multilayer Perceptron, MLP)算法为模型框架,建立交通流预测模型,并使用粒子群优化算法对 MLP 算法的权重和阈值进行优化,从而实现动态调整 MLP 的网络参数。实验结果表明,优化的 MLP 交通流预测模型具有更稳定的预测效果。

综上所述,机器学习模型有效提升了交通流预测的准确度。但是面对复杂多样的城市道路,需要模型具有更好的通用性和更高的准确度,因此本文使用布谷鸟搜索算法(Cuckoo Search, CS)对 SVM 模型的重要参数进行优化,以期提高对不同类型城市道路交通流预测的准确度。将青岛市的多组典型城市道路交通流量数据作为研究对象,设置 HAM 模型、LR 模型、MLP 模型、RF 模型和 SVM 模型作为对比实验模型,验证 CS-SVM 模型的优越性。

1 建立预测模型

1.1 SVM 模型

SVM 模型在被提出后得到了快速的发展。SVM 模型被广泛应用于回归分析、文本分类和模式识别等问题中,并取得了良好的效果^[16]。其中支持向量机回归(Support Vector Regression, SVR)是 SVM 的重要分支。SVR 模型能够进行回归预测分析,核心思想是让目标集合中所有的点到回归平面的距离最近。

设样本集为 $A = \{(x_k, y_k), k = 1, 2, 3, \dots, n\}$, 将变量 x 通过非线性变化 $\sigma(\cdot)$ 映射到高维特征空间 H 中。其次构建线性回归函数 $g(x) = \omega^T \sigma(x) + b$, 并以此构建二次规划方程如下:

$$\min D_{\omega, b} = \frac{1}{2} \omega^T \omega + C \sum_{k=1}^n (\epsilon_k + \epsilon_k^*) \quad (1)$$

式中: C 为错误项的惩罚系数; ϵ_k, ϵ_k^* 为松弛调节变量,均大于等于 0。

方程(1)需满足 $y_k - (\omega^T x_k + b) \leq \tau + \epsilon_k$ 以及 $(\omega^T x_k + b) - y_k \leq \tau + \epsilon_k^*$, 其中 τ 为损失函数。根据拉格朗日乘数法(Lagrange Multiplier Method),将方程(1)的解改为

$$\min D_{\delta, \delta^*} = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^n \sum_{g=1}^n R_{j,g} (\delta_j - \delta_j^*) (\delta_g - \delta_g^*) + \tau \sum_{j=1}^n (\delta_j + \delta_j^*) - \sum_{j=1}^n y_j (\delta_j - \delta_j^*) \quad (2)$$

式中: $R_{j,g}$ 为核函数 $F(x_j, x_g)$; δ_j, δ_j^* 为该问题的解,且满足 $\delta_j \geq 0$ 和 $\delta_j - \delta_j^* = 0$ 。

最终将回归问题的求解方程表示为

$$f(x) = \sum_{k=1}^n (\delta_k - \delta_k^*) F(x_k, x) + b \quad (3)$$

1.2 布谷鸟搜索算法

YANG 等通过观察自然界中布谷鸟的产卵行为,提出一种优化算法——布谷鸟搜索算法(Cuckoo

Search, CS)^[17]。CS算法具有较强的全局搜索能力,并且具有内置参数少、计算容易等特点。CS算法的核心思想为:模拟布谷鸟的飞行寻找过程,寻找最为合适的鸟巢用于孵化鸟蛋。

设布谷鸟每次产出 α 个鸟蛋,在一定鸟巢数量的范围下,鸟巢主人发现鸟蛋不是自己出产的概率为 φ ($\varphi \in [0,1]$)。布谷鸟的搜索过程和孵蛋过程如下:

首先,初始化鸟巢的数量和位置,设鸟巢数量为 β 。设置适应度函数,并第一次对每个鸟巢的合适程度进行评价。每个鸟巢的主人通过Levy飞行搜索机制对鸟巢进行修补,设搜索最大次数为 N 。评价修补后的鸟巢与之前鸟巢的合适程度,并按照贪婪法则保留更优的鸟巢,计算过程如下:

$$\eta_{i,t+1} = \eta_{i,t} + l \cdot L \quad (4)$$

式中: $\eta_{i,t}$ 为第 t 次修补的 i 鸟巢; l 为步长; $L = \frac{0.01u(i^* - \eta_{i,t})}{|v|^{2/3}}$,其中 u, v 为均匀分布函数, i^* 为适合程度最好的鸟巢。

u, v 服从的均匀分布函数如下:

$$Z = \left(\frac{\Gamma(1+\lambda) \cdot \sin(\frac{\pi\lambda}{2})}{\Gamma(\frac{1+\lambda}{2}) \cdot \lambda(\lambda-1)} \right)^{\frac{1}{\lambda}} \quad (5)$$

式中: Γ 为伽玛函数; λ 为调整参数,取值范围为 $[0,1]$ 。

其次,如果发现外来鸟蛋,鸟巢主人将对鸟巢进行修补,修补的概率为 φ 。计算过程如下:

$$\eta_{i,t+1} = \eta_{i,t} + \varphi(\eta_{j,t} - \eta_{i,t}) \quad (6)$$

式中: $\eta_{j,t}$ 为 $\eta_{i,t}$ 邻近的鸟巢; φ 取值 $[0,1]$ 。

最后,鸟巢主人将修补后的鸟巢与当前适合程度最高的鸟巢进行比较,留下适合程度更高的鸟巢进行产蛋孵化。判定是否达到最大搜索次数,若没有达到最大次数则继续以上步骤寻找适合程度最佳的鸟巢;若达到最大次数,则停止搜索开始产蛋孵化。

1.3 基于CS算法优化的SVM模型

SVM模型中的重要参数为 C 和epsilon。其中 C 为惩罚系数,体现在对样本中错误数据的容忍程度。当数据较为分散随机时,应将 C 设置调高,以舍弃更多的数值,提高模型的泛化能力;当数据规律性明显、数据较为统一时,应将 C 设置调低,保留更多数值的特征,以提高拟合结果的准确度。自由参数通常通过实验和历史经验进行设定,存在不确定性。当模型面对不同城市路段的交通流数据时,往往需要根据数据的特点进行参数调整,因此参数选择很大程度上影响最终预测结果的准确性。

为了提高SVM算法的参数优化效果,对CS算法进行改进。在传统CS算法中,布谷鸟选择路径和搜索位置的过程具有随机性,存在后期搜索速度慢,易陷入局部最优和随机性不足等问题。因此考虑对每一次迭代的鸟巢位置增加扰动因子,使其每一次迭代的变异尺度不一致,从而具有更高的随机性和变异能力。同时能够提高算法的收敛速度,有利于算法找到全局最优解。设鸟巢位置为 $O_t = [d_{t,1}, d_{t,2}, d_{t,3}, \dots, d_{t,n}]$, t 为迭代次数。设干扰后的位置为 $O_t^* = [d_{t,1}^*, d_{t,2}^*, d_{t,3}^*, \dots, d_{t,n}^*]$ 。将扰动后的位置代替扰动前的位置与上一次迭代的位置进行对比,保留适合程度最佳的鸟巢位置。扰动过程如式(7)所示:

$$O_t^* = O_t + \theta \cdot O_t \quad (7)$$

式中: θ 为扰动因子, $\theta = \left(\frac{1}{t}\right)^\vartheta$, t 为迭代次数, ϑ 为扰动系数,取值范围 $(0,1)$ 。

基于上述改进,SVM模型的优化过程如下:

步骤1:将原始交通流数据序列化分组,作为输入数据。设置初始参数的数值,建立SVM模型。

步骤2:将随机生成的 β 个鸟巢位置设为 $W_{i,t} = [x_{t,c}, x_{t,e}]$, $x_{t,c}$ 为第 t 次迭代 i 鸟巢的 c 位置分量,对应SVM的参数 C ; $x_{t,e}$ 为第 t 次迭代 i 鸟巢的 e 位置分量,对应SVM的参数epsilon。计算鸟巢位置的适应度函数,将 $W_{i,t}$ 作为当前的最适合鸟巢。

步骤3:对鸟巢进行修补和位置更新,并对更新的位置加入扰动因子。将加入扰动因子的最新鸟巢位

置和上一个鸟巢位置进行对比,保留适应度更高的鸟巢位置,作为当前的最佳鸟巢。

步骤 4:判定是否达到设定的最大搜索次数,如果没有达到最大次数则重复上述步骤;如果达到最大次数,则停止训练,并将当前计算的鸟巢位置作为最佳结果。

步骤 5:将最佳鸟巢位置分量作为 SVM 模型的对应参数 C 和 epsilon。对每一组城市道路交通数据进行训练,获取预测结果,从而建立基于 CS-SVM 模型的短时交通流预测模型。优化过程流程如图 1 所示。

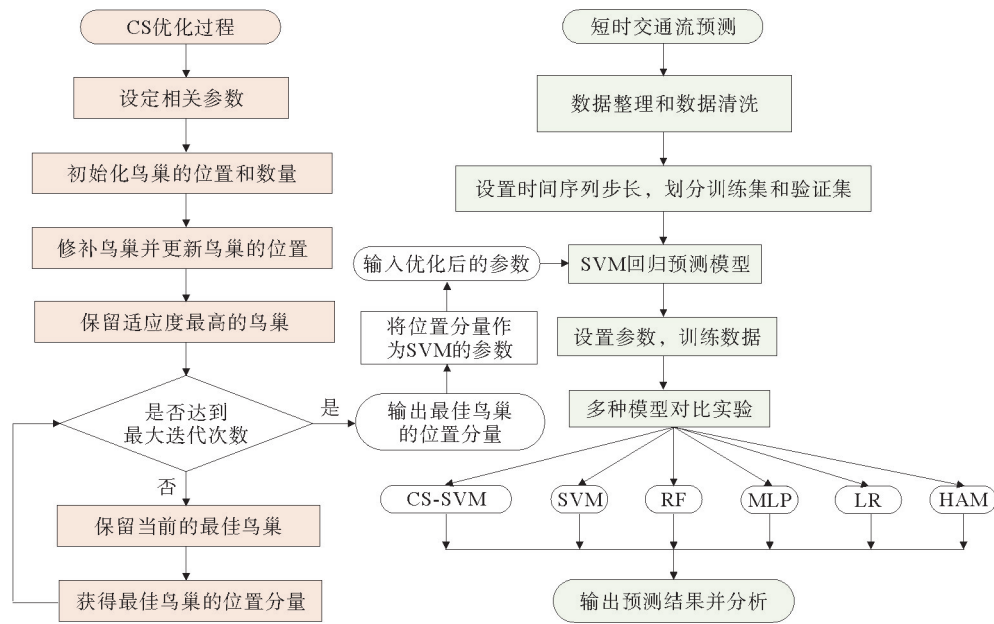


图 1 优化过程流程

2 实验数据及参数设置

选择青岛市即墨区的城市交通流量数据作为研究对象。数据的收集时间为 2021-10-31—2021-11-13,总计 14 d。交通流量数据的时间间隔为 5 min,每个路段的数据量为 4032 个。将收集的数据进行整理和清洗。对于数据出现空缺的问题,考虑到交通流数据具有周期性和规律性,且车流量的变化是随时间变化而逐渐增减的,因此将空缺位置附近两个数据的平均值作为填补数据。并设置有效数据区间,去除无效数据。为检验本文提出的模型具有广泛适用性,收集 4 个不同路段的交通流量数据进行研究。4 个不同的典型城市路段如下:

- 即兰路:双向六车道,为地面开放式道路。最高车辆数为 81 辆。车流量稀疏,邻近郊区。
 - 青威路:双向八车道,为地面开放式道路。最高车辆数为 145 辆。邻近学校,潮汐特征明显。
 - 墨城路:双向六车道,为地面开放式道路。最高车辆数为 139 辆。邻近商业区。
 - 海尔路:双向六车道,道路延伸处与多条纵向干线以非立体交通的形式交汇。最高车辆数为 122 辆。
- 即兰路(JLR)、青威路(QWR)、墨城路(MCR)和海尔路(HER)的数据信息见表 1。

表 1 路段数据信息

路段	采集时间	车道数	最高车流量/(辆·5 min ⁻¹)	数据量/个	修补数据/个
JLR	2021-10-31—2021-11-13	6	81	4032	23
QWR	2021-10-31—2021-11-13	8	145	4032	31
MCR	2021-10-31—2021-11-13	6	139	4032	35
HER	2021-10-31—2021-11-13	6	122	4032	17

CS-SVM模型的对比模型设置为:HAM模型、LR模型、MLP模型、RF模型和SVM模型。将时间步长设置为12(12×5=60 min)。MLP模型的学习率设置为0.0001,一次性的投放抓取次数设置为128。所有模型训练集和测试集的比例为0.2。训练轮数epoch设置为300。CS-SVM模型的鸟巢数量设置为20,最大飞行搜索次数设置为100,扰动系数 ϑ 取值为0.5。

预测结果的评判标准为:平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE) $MAE = \frac{1}{s} \sum_{d=1}^s |y_d - \hat{y}_d|$;

均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE) $RMSE = \sqrt{\frac{1}{s} \sum_{d=1}^s (y_d - \hat{y}_d)^2}$ 。其中, s 为样本数量; y_d 为 d 时刻的实际交通流量; \hat{y}_d 为 d 时刻的交通流量预测值。MAE和RMSE取值范围 $[0, +\infty)$,当预测值与真实值完全一致时,MAE和RMSE的值等于0,则模型的预测结果没有任何偏差;误差越大,MAE和RMSE的值越大,则说明模型预测的结果越不准确。

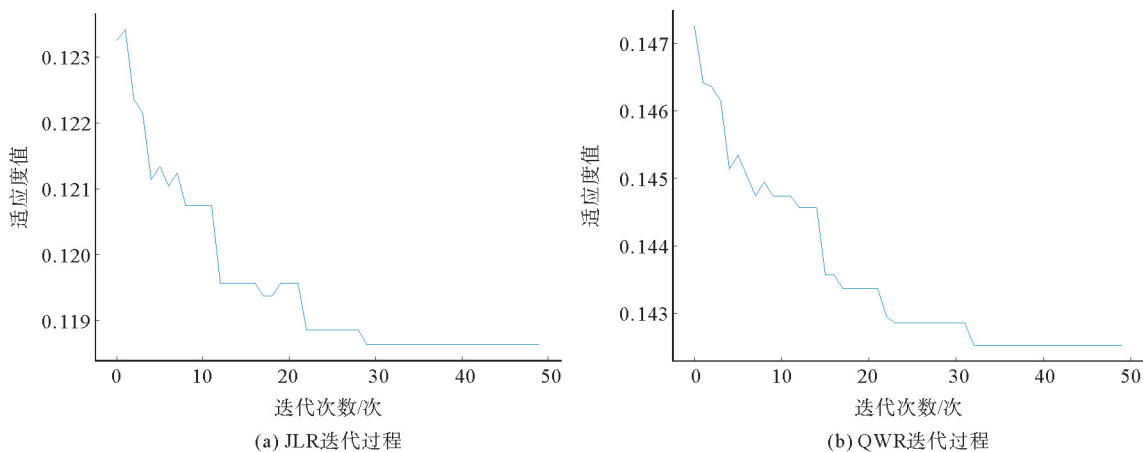
3 预测结果分析

表2为所有模型的短时交通流预测结果。从表2可以看到,CS-SVM模型的预测误差明显低于其他对比模型。其中相比传统数理统计和回归分析模型,CS-SVM具有显著的提升。4个路段的MAE值,CS-SVM相比HAM模型和LR模型平均下降了39.62%和31.59%。4个路段的RMSE值,CS-SVM相比HAM模型和LR模型平均下降了38.64%和29.11%。此外,CS-SVM具有比传统机器学习模型更高的准确度。CS-SVM模型相比MLP模型和RF模型的MAE值平均下降了20.10%和10.04%,相比MLP模型和RF模型的RMSE值平均下降了19.84%和9.54%。同时,CS-SVM模型相比没有加入CS算法优化的SVM模型,在MAE值上4个路段平均下降了6.56%,在RMSE值上4个路段平均下降了7.36%。可见本文提出的CS-SVM模型具有更高的准确度和更广泛的适用性。

表2 短时交通流预测结果

模型	JLR		QWR		MCR		HER	
	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE	MAE	RMSE
HAM	4.4869	6.3302	11.2011	17.0457	9.7211	14.2985	6.1798	8.1087
LR	4.1895	5.7594	10.0448	13.7864	8.0254	12.2131	5.3716	7.3388
MLP	3.2574	4.7845	9.2136	13.4103	7.3345	10.4633	4.4226	6.3738
RF	3.0267	4.5216	9.0276	12.8995	5.9531	8.9856	3.6788	4.9545
SVM	2.9546	4.4431	8.3045	12.3412	5.8178	8.8479	3.5992	4.8689
CS-SVM	2.8561	4.1329	7.8603	11.8677	5.2594	7.7901	3.3125	4.5451

图2为CS-SVM算法优化过程中的迭代次数和适应度值变化曲线。



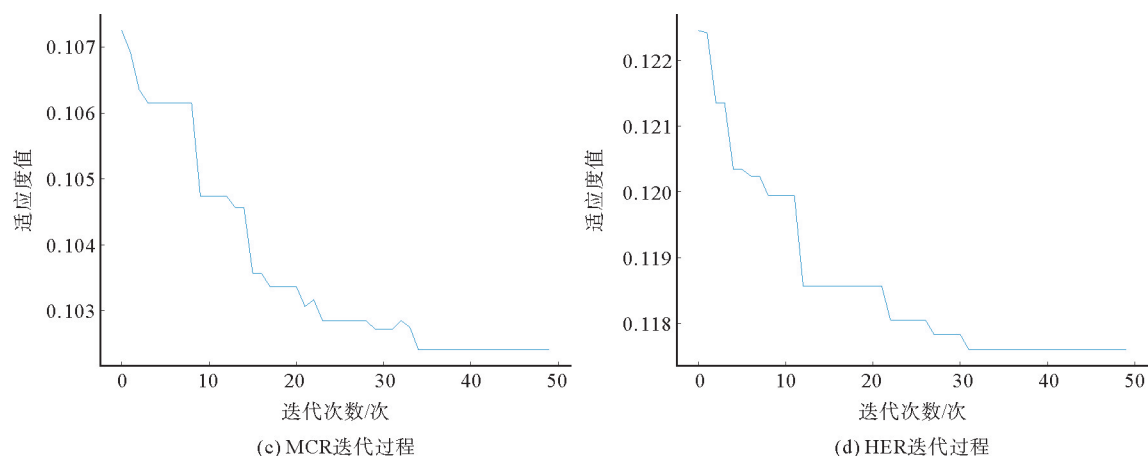


图 2 迭代次数和适应度值

由图 2 可以看出,4 个路段的 CS-SVM 算法均在 35 次以内求出了最佳适应度鸟巢位置。因此 CS-SVM 算法在参数优化过程中能够快速收敛。并且在面对不同路段时,CS-SVM 算法均能表现出良好的优化效果,具有高效稳定的优点。

4 结束语

为了提高交通流预测模型的准确度和适用性,本文使用 CS 算法对 SVM 的重要参数进行优化。同时为了提高 CS 算法的优化效果,加入扰动因子加强 CS 算法寻找鸟巢位置的随机性和变异能力。为验证 CS-SVM 模型的预测效果,选用 4 组青岛市的典型城市交通流量数据作为研究对象,并与 HAM 模型、LR 模型、MLP 模型、RF 模型和 SVM 模型进行对比。实验结果表明,CS-SVM 模型具有更小的预测误差,并且面对 4 条不同的路段均能表现出良好的模型性能。因此,本文提出的 CS-SVM 模型能够有效提升短时交通流预测的准确度,能够为交通组织优化、居民出行选择和交通流理论研究等方面提供相应的帮助。

参考文献(References):

- [1] 曹俊业,李涛,陈秀锋,等. 面向潮汐交通流的信号控制策略优化[J]. 青岛理工大学学报,2015,36(2):87-94.
CAO Junye, LI Tao, CHEN Xiufeng, et al. Strategy optimization of signal control for the tidal flow[J]. Journal of Qingdao Technological University, 2015, 36(2): 87-94.
- [2] 张溪. 大数据下智能交通系统的发展综述[J]. 信息与电脑(理论版),2019(1):17-19.
ZHANG Xi. Overview on the development of intelligent transportation systems under the big data[J]. China Computer & Communication, 2019(1): 17-19.
- [3] 沈富鑫,郇其春,张伟健,等. 基于 CEEMD-GRU 组合模型的快速路短时交通流预测[J]. 河北科技大学学报,2021,42(5):454-461.
SHEN Fuxin, BING Qichun, ZHANG Weijian, et al. Short-term traffic flow prediction of expressway based on CEEMD-GRU combined model[J]. Journal of Hebei University of Science and Technology, 2021, 42(5): 454-461.
- [4] LI D H. Predicting short-term traffic flow in urban based on multivariate linear regression model[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2020, 39(3):1-11.
- [5] PUN L L, ZHAO P X, LIU X T. A multiple regression approach for traffic flow estimation[J]. IEEE Access, 2019, 7:35998-36009.
- [6] DEART V, MANKOV V, KRASNOVA I. Traffic flows forecasting based on machine learning[J]. International Journal of Embedded and Real-Time Communication Systems,2022,13(1): 1-19.
- [7] CHEN C, LIU Z Y, WAN S H, et al. Traffic flow prediction based on deep learning in internet of vehicles[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems,2021,22(6): 3776-3789.
- [8] XU C C, LI Z B, WANG W. Short-term traffic flow prediction using a methodology based on autoregressive integrated moving average and genetic programming[J]. Transport, 2016, 31(3): 343-358.
- [9] DAHUI L I. Predicting short-term traffic flow in urban based on multivariate linear regression model[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2020, 39(2): 1-11.

- [10] CAI L R, ZHANG Z C, YANG J J, et al. A noise-immune Kalman filter for short-term traffic flow forecasting[J]. *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications*, 2019, 536: 122601-122601.
- [11] MA C X, TAN L M, XU X C. Short-term traffic flow prediction based on genetic artificial neural network and exponential smoothing[J]. *Promet-Traffic&Transportation*, 2020, 32(6): 747-760.
- [12] LI C, XU P. Application on traffic flow prediction of machine learning in intelligent transportation[J]. *Neural Computing and Applications*, 2020, 33(2): 1-12.
- [13] VLADIMIR D, VLADIMIR M, IRINA K. Traffic flows forecasting based on machine learning[J]. *International Journal of Embedded and Real-Time Communication Systems*, 2022, 13(1): 1-19.
- [14] DINH T T, HUNG T V. Support vector machine for short-term traffic flow prediction and improvement of its model training using nearest neighbor approach[J]. *Transportation Research Record*, 2021, 2675(4): 362-373.
- [15] RAJALAKSHMI V, VAIDYANATHAN S G. MLP-PSO framework with dynamic network tuning for traffic flow forecasting[J]. *Intelligent Automation & Soft Computing*, 2022, 33(3): 1335-1348.
- [16] 曾宪堂, 孙昊. 高速公路短时交通流预测方法对比分析[J]. *公路*, 2022, 67(2): 366-370.
ZENG Xiantang, SUN Hao. Comparisons and analysis on forecast methods of short-term traffic flow for expressway[J]. *Highway*, 2022, 67(2): 366-370.
- [17] YANG X S, DEB S. Engineering optimization by cuckoo search[J]. *International Journal of Mathematical Modelling and Numerical Optimization*, 2010, 1(4): 330-343.

(责任编辑 姜锡方; 英文校审 程文华)

(上接第 133 页)

- [17] 卢建中, 程浩. 改进 GA 优化 BP 神经网络的短时交通流预测[J]. *合肥工业大学学报(自然科学版)*, 2015, 38(1): 127-131.
LU Jianzhong, CHENG Hao. Short-term traffic flow forecast based on modified GA optimized BP neural network[J]. *Journal of Hefei University of Technology(Natural Science)*, 2015, 38(1): 127-131.
- [18] 张文胜, 郝孜奇, 朱冀军, 等. 基于改进灰狼算法优化 BP 神经网络的短时交通流预测模型[J]. *交通运输系统工程与信息*, 2020, 20(2): 196-203.
ZHANG Wensheng, HAO Ziqi, ZHU Jijun, et al. BP neural network model for short-time traffic flow forecasting based on transformed grey wolf optimizer algorithm[J]. *Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology*, 2020, 20(2): 196-203.
- [19] AN G, JIANG Z, CHEN L, et al. Ultra short-term wind power forecasting based on sparrow search algorithm optimization deep extreme learning machine[J]. *Sustainability*, 2021, 13(18): 10453.
- [20] 李波. 基于小波分析和遗传神经网络的短时城市交通流量预测研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2012.
LI Bo. Research on prediction of short-time urban traffic flow based on wavelet analysis and genetic neural network[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2012.

(责任编辑 张晓靖; 英文校审 程文华)