

DOI:10.16356/j.1005-2615.2020.03.014

基于 NB-IoT 技术和 GA-BP 神经网络的车位预测系统

李 伟, 梁睿君, 宋 丹

(南京航空航天大学机电学院, 南京, 210016)

摘要: 围绕有效整合城市停车资源, 提高现有车位存量利用率的需求, 构建了一种基于 NB-IoT 技术的小区预测系统。该系统采用 NB-IoT 技术进行信息采集与传输实现车位信息的共享; 考虑到车位状态信息实时变化的特性, 用历史车位占用数据来建立车位预测模型, 推测出未来短小时内车位变化趋势。为了提高车位预测的精度, 采用遗传算法(Genetic algorithm, GA)优化反向传播(Back propagation, BP)神经网络建立 GA-BP 神经网络车位预测模型。以某地下停车场历史数据为例进行仿真实验, 研究结果表明: 车位预测模型预测值与实际值相近且趋势保持一致, 能够有效准确的预测车位状态变化, 具有较高的精度。

关键词: 智能停车系统; NB-IoT 技术; 遗传算法-反向传播神经网络; 车位预测

中图分类号: TH165 **文献标志码:** A **文章编号:** 1005-2615(2020)03-0454-06

Parking Space Prediction Based on NB-IoT Technology and GA-BP Neural Network

LI Wei, LIANG Ruijun, SONG Dan

(College of Mechanical and Electronic Engineering, Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, Nanjing, 210016, China)

Abstract: The paper aims to effectively integrating city parking resources and increasing the utilization of existing parking spaces. An intelligent parking prediction system based on NB-IoT technology is constructed. The system uses NB-IoT technology for information collection and transmission to realize the sharing of parking space information; The real-time changes of the parking space status information is considered, and the historical parking space occupancy data is used to establish the parking space prediction model, so as to infer the future short-term parking space change trend. Genetic algorithm(GA)-back propagation(BP) neural network parking space prediction model is established to improve the accuracy of parking space prediction. We take the historical data of an underground parking lot as an example, and the simulation results show that the predicted value of the prediction model is similar to the actual value and their trends are consistent, which can effectively and accurately predict the change of parking space state and has high precision.

Key words: intelligent parking system; NB-IoT technology; genetic algorithm(GA)-back propagation(BP) neural network; parking space prediction

随着社会经济的飞速发展, 城市管理问题日益突出, 其中停车难问题已经成为制约城市发展不可忽视的问题。国家发展改革委数据显示, 目前我国停车位缺口超过 5 000 万个, 其中大城市小汽车

与停车位的平均比例约为 1:0.8, 中小城市约为 1:0.5, 远低于发达国家的 1:1.3^[1]。而与此同时, 由于车位信息不能有效发布和获取, 城市中仍存在着大量停车场保有空余车位的情况。这不仅增加了

基金项目: 国家自然科学基金(51575272)资助项目。

收稿日期: 2019-03-08; **修订日期:** 2019-12-26

通信作者: 梁睿君, 女, 副教授, 硕士生导师, E-mail: lruijun@nuaa.edu.cn。

引用格式: 李伟, 梁睿君, 宋丹. 基于 NB-IoT 技术和 GA-BP 神经网络的车位预测系统[J]. 南京航空航天大学学报, 2020, 52(3): 454-459. LI Wei, LIANG Ruijun, SONG Dan. Parking space prediction system based on NB-IoT technology and GA-BP neural network[J]. Journal of Nanjing University of Aeronautics & Astronautics, 2020, 52(3): 454-459.

车主寻找空余车位的时间,无形中加剧了交通的堵塞,还减少了停车场的经营利润。解决城市车位供给不足问题,仅依靠增加车位数量是远远不够的,更多地是要通过有效整合停车资源,共享车位信息,提高现有车位存量的利用率。

基于物联网、大数据以及云平台技术的发展,研究人员针对智能停车系统提出了各种解决方案。常见的智慧停车实现方法是基于 ZigBee 技术和 RFID 技术等^[2-7]。采用这些方法实现区域内联网均需要添加网关等硬件,但是各个停车场存在差异化,这就会给施工增添困难,同时也会增加成本。为了解决各停车场之间信息共享的问题,研究人员提出了一种基于 NB-IoT(窄带物联网)技术的智能停车系统解决方案^[8-10]。NB-IoT 具有广覆盖、海量连接、低成本、低功耗等优点,可广泛应用于智慧城市的建设中,包括智慧水务、智慧路灯、智慧家电、智慧停车等。

除车位信息实时共享外,高效停车也是解决停车难题的关键。由于车位状态实时变化,车主到达停车场时的空余车位信息可能与提前在停车系统中查询的不一致,因此停车系统需要设计一个能够对未来某个时间段内的车位状态进行预测的功能。Richter 等^[11]使用不同的时空聚类策略实现预测模型的准确性,使用 5 个月的停车数据进行策略评估,结果显示预测结果具有约 70% 的准确度。Stolfi 等^[12]选择几种预测策略(多项式拟合,傅里叶级数, k 均值聚类和时间序列)进行停车占用率预测的研究并使用交叉验证来训练预测变量,最终使用时间序列预测得出了最佳结果。Zheng 等^[13]使用不同的机器学习方法对旧金山和墨尔本两个城市的停车位数据进行预测,结果显示回归树算法比神经网络和支持向量回归更适合进行车位预测。Amato 等^[14]提出了一种运行在智能相机上的卷积神经网络的车位状态检测方法,由摄像机采集图像,卷积神经网络(Convolutional neural networks, CNNs)进行数据训练,结果显示模型具有良好的预测能力,但在夜里、雾天或雪天仍需优化。针对空余车位的预测,综合国内外学者的成果,用于该领域的方法主要有:时间序列预测方法、深度学习建模、神经网络建模及遗传算法建模等。其中,反向传播(Back propagation, BP)神经网络建模应用最为广泛,它具有很强的非线性映射能力,几乎能够逼近所有连续的非线性函数;同时它还具有很强的自学习能力,能找到样本中的内在规律,处理实时变化的信息;但是 BP 神经网络存在收敛速度慢、容易陷入局部极小值的缺点^[15]。本文用遗传算法(Genetic algorithm, GA)优化 BP 神经网络,建

立 GA-BP 神经网络模型^[16-19]。通过遗传算子进行选择、交叉、变异操作来学习 BP 神经网络的权重,取代传统学习方法,以提高车位预测的准确度。

本文基于 NB-IoT 技术设计了一套智能车位预测系统。该系统采用地磁传感器采集车位状态信息,通过 NB-IoT 通信技术将采集的信息实时推送到云平台,使用户在客户端能够实时读取车位信息;该系统还将 BP 神经网络和 GA 结合,进行车位状态的预测,使用户能够跟踪车位信息。

1 基于 NB-IoT 的车位预测系统主要功能

针对城市停车问题,本文所设计的车位预测系统主要实现了以下功能。

1.1 车位状态信息实时采集

采用地磁传感器采集车位信息,通过 NB-IoT 网络实时传输至 IoT 云平台并进行数据存储。通过智能停车管理平台对数据处理分析后,用户能够通过第三方平台(如手机 APP、浏览器及微信小程序等)掌握实时车位信息。

1.2 车位状态预测

该智能停车管理平台通过采集大量的历史车位数据,对其进行数据挖掘与算法分析,预测实时车位状态信息,还可以向用户进行车位智能推荐。此功能和车位预订功能相结合,可以很好地解决由于车位状态实时动态变化而导致找不到车位的难题。

对比传统的停车系统,本文所设计的系统具有以下优势:NB-IoT 网络直接部署于运行商网络,使用现有的通信基站,而无需再部署网关等硬件,减少了停车场的改造成本和运营成本;同时,由于 NB-IoT 使用运营商授权频段,传输数据更加安全;使用神经网络等对大数据进行学习挖掘以预测实时车位状态,使系统能够更智能地向用户推荐车位。

2 系统模型设计

图 1 所示为基于 NB-IoT 的车位预测系统结构图。该系统由信息采集层、信息传输层、应用层和第三方平台 4 部分组成。图 2 所示为应用智能停车系统的停车场运行示意图。

信息采集层中的车检器由地磁传感器和 NB-IoT 通信模块组成。地磁传感器用于检测车位状态信息,当车辆经过地磁传感器附近时,由于车辆本身含有铁磁物质,由地磁传感器能够获得车位状态变化信息;NB-IoT 模块用于传输车位状态信息,

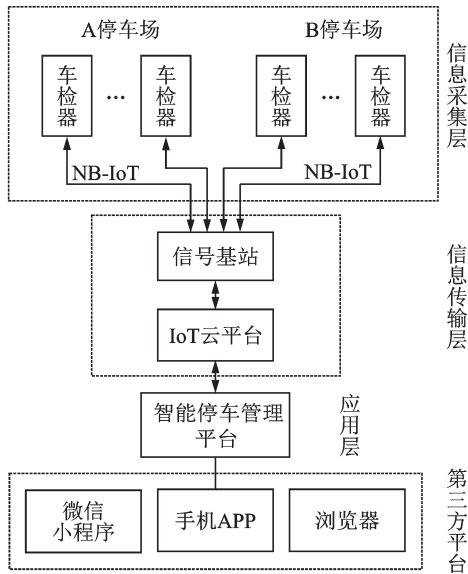


图1 基于NB-IoT的车位预测系统架构图

Fig.1 Structure of parking prediction system based on NB-IoT

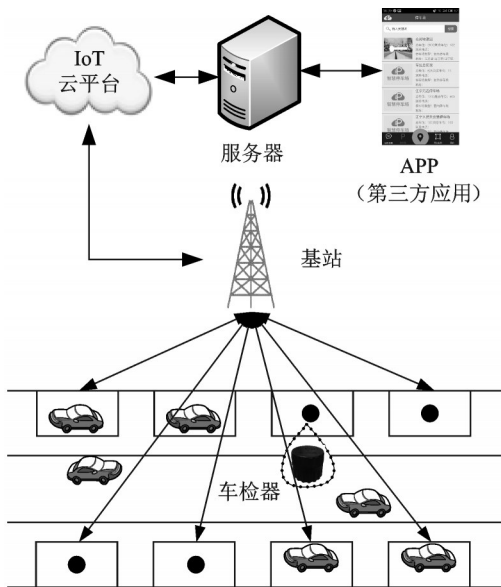


图2 智能停车场运行示意图

Fig.2 Smart parking lot operation

将由串口获取的车位信息,通过NB-IoT通信网络传输给云平台。

信息传输层包括运营商通信基站以及电信IoT云平台。首先将profile文件(设备能力描述文件)和相关的编解码插件上传至IoT云平台,其中profile文件包含设备的设备类型、型号、制造商等一些基本属性信息,也包含了设备上报的数据有哪些字段、设备支持哪些命令等业务信息;编解码插件是用来对设备上报的数据解码和对应用下发的命令编码的。最终将传输的信息在平台上解析为json数据。

应用层为智能车位预测管理平台(即数据处理

中心),通过北向数据查询接口(RESTful)获取云平台上车位状态信息,也可提前调用订阅接口,对数据变化进行订阅。在应用层开发车位状态预测功能模块,可以实时向用户智能地推送车位信息。

第三方平台包括手机APP、电脑端浏览器以及微信小程序等,多平台更加方便用户使用以及停车场管理层维护。

3 基于GA-BP神经网络的车位预测模型

3.1 BP神经网络

BP神经网络由输入层、隐藏层和输出层组成,每一层均包含各自的神经元,各层之间采用全连接的方式,每一层之间互不连接。输入层主要用于接收输入的信息,并将之传输至隐藏层;隐藏层将来自输入层的消息进行变化处理,并将之传输至输出层;输出层用于将隐藏层的信息进一步处理后进行输出。BP神经网络结构图如图3所示。

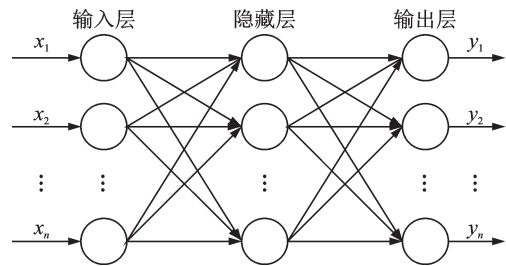


图3 BP神经网络结构图

Fig.3 Structure of BP neural network

3.1.1 隐含层的选择

在BP神经网络中,输入层与输出层的节点个数都是确定的,而隐含层节点个数不确定。在实际上,隐藏层节点个数一般由式(1)确定

$$h = \sqrt{m + n} + a \quad (1)$$

式中: h 为隐藏层节点数目, m 为输入层节点数目, n 为输出层节点数目, a 为1~10的调节常数。

3.1.2 正向传递子过程

在BP神经网络中,每个节点的输出值是根据上层所有节点的输出值、当前节点与上一层所有权重和当前节点的阈值以及激活函数实现的。假设节点*i*和节点*j*之间的权重为 w_{ij} ,节点*j*的阈值为 b_j ,则每个节点的输出值 x_j 可由下列公式计算。

$$S_j = \sum_{i=0}^{m-1} w_{ij} x_i + b_j \quad (2)$$

$$x_j = f(S_j) \quad (3)$$

式中 f 为激活函数,一般选取Sigmoid型函数。

3.1.3 BP子过程

BP神经网络主要目的就是不断调整权值和阈

值,使得误差函数值达到最小,最终使输出值接近期望值。

假设输出层的所有结果为 d_j , 误差函数如下

$$E(w, b) = \frac{1}{2} \sum_{j=0}^{n-1} (d_j - y_j)^2 \quad (4)$$

根据梯度下降法,权值矢量的修正正比于当前位置上 $E(w, b)$ 的梯度,对于第 j 个输出节点有

$$\Delta w(i, j) = -\eta \frac{\partial E(w, b)}{\partial w(i, j)} \quad (5)$$

假设激活函数为

$$f(x) = \frac{A}{1 + e^{-\frac{x}{B}}} \quad (6)$$

对激活函数求导,得到

$$f'(x) = \frac{f(x)[A - f(x)]}{AB} \quad (7)$$

接下来对于 w_{ij} 有

$$\frac{\partial E(w, b)}{\partial w_{ij}} = \delta_{ij} \cdot x_i \quad (8)$$

式中

$$\delta_{ij} = (d_j - y_j) \cdot \frac{f(S_j)[A - f(S_j)]}{AB} \quad (9)$$

对于 b_j 同样有

$$\frac{\partial E(w, b)}{\partial b_j} = \delta_{ij} \quad (10)$$

上面是对隐藏层和输出层之间的权值和输出层的阈值计算调整量,也就是神经网络模型著名的 δ 学习规则。另外,针对输入层和隐藏层的阈值调整,假设 w_{kj} 是输入层第 k 个节点和隐藏层第 j 个节点之间的权值,则

$$\frac{\partial E(w, b)}{\partial w_{kj}} = \delta_{kj} \cdot x_k \quad (11)$$

式中

$$\delta_{kj} = \sum_{j=0}^{n-1} \delta_{ij} \cdot w_{ij} \cdot \frac{f(S_j)[A - f(S_j)]}{AB} \quad (12)$$

根据梯度下降法,对于隐藏层和输出层之间的权值和阈值调整如下

$$w_{ij} = w_{ij} - \eta_1 \cdot \frac{\partial E(w, b)}{\partial w_{ij}} = w_{ij} - \eta_1 \cdot \delta_{ij} \cdot x_i \quad (13)$$

$$b_j = b_j - \eta_2 \cdot \frac{\partial E(w, b)}{\partial b_j} = b_j - \eta_2 \cdot \delta_{ij} \quad (14)$$

对于输入层和隐藏层之间的权值和阈值调整同上。

3.2 GA-BP神经网络模型建立

由于影响空余车位数量变化的因素,比如天气、节假日、周围交通状况等难以量化,因此选择用历史车位占用数据来建立模型,寻找其中的内在变化规律,从而推测出未来短时内车位变化趋势^[16]。BP神经网络权值和阈值得选择会影响模

型的预测精度,考虑到传统梯度下降算法可能会使神经网络收敛域局部极值点,造成神经网络性能变差无法使用。因此,本文采用遗传算法优化BP神经网络的权值与阈值,建立GA-BP神经网络模型预测未来某个时间段内停车场空余车位的数量。图4所示为GA-BP神经网络建立预测模型的流程。

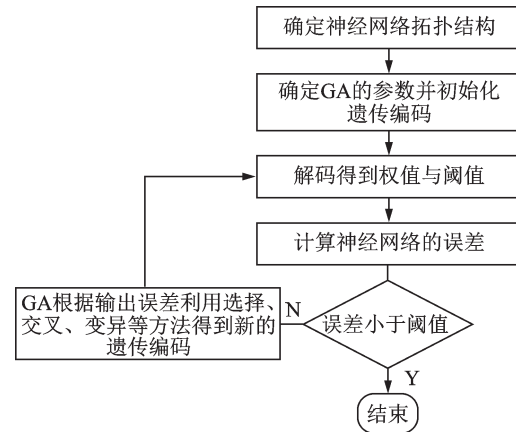


图4 GA-BP神经网络模型建立流程图

Fig.4 Flow chart of GA-BP neural network model establishment

首先要确定神经网络模型的拓扑结构。本文所用的BP神经网络为经典3层结构,图5所示为拓扑结构图,模型参数如表1所示。

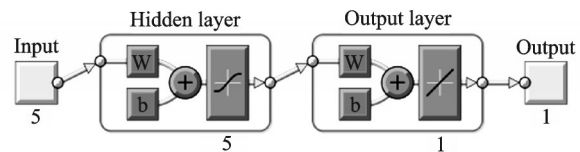


图5 BP神经网络拓扑结构

Fig.5 BP neural network topology

表1 BP神经网络参数

Table 1 BP neural network parameters

输入层个数	隐藏层个数	输出层个数	训练次数
5	5	1	5 000
训练目标	学习率	训练函数	传递函数
0.000 01	0.01	trainlm	tansig

对当前群体进行遗传操作包括计算适应度,根据适应度进行选择、重组和变异等。GA的模型参数如表2所示。适应度函数选择 $FitnV = ranking(ObjV)$,选择算子为 select,交叉算子为 recombine,变异算子为 mut。部分MATLAB代码如下:

`FitnV=rankiong(ObjV); %分配适应度值`

`SelCh=select('sus', Chrom, FitnV, GGAP); %`

选择

`SelCh=recombine('xovsp', SelCh, 0.7);`

%重组

SelCh=mut(SelCh); %变异

表2 GA参数

Table 2 GA parameters

种群	最大遗传代数	交叉概率	变异概率	代沟
20	50	0.7	0.01	0.9

通过遗传操作可以获得BP神经网络模型的最优权值和阈值。模型误差为神经网络输出与期望输出的比较,用均方误差MSE表示

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_i - \hat{x}_i)^2 \quad (15)$$

式中: N 为样本总个数, x_i 为样本实际值, \hat{x}_i 为模型输出值。

3.3 仿真实验

选取南京某商场地下停车场5月空余车位变化情况为实验数据,建立GA-BP神经网络模型对车位状态进行预测分析。另外,为了验证模型的有效性,使用常见的BP神经网络预测模型与本文所建模型进行对照^[18]。

对采集到的大量实验数据进行初步分析后发现,该停车场从早晨7:00开始车位占用状态开始明显变化,中间车位占用数量上下波动,直至晚上10:00后车位状态变化趋于平稳且车位数量开始保持大量空余;而车位状态在夜间基本保持不变,因此该时段可以作为闲时停车阶段在预测样本中进行剔除。为保证预测模型样本数量足够,实验数据随机采集该地下停车场5月份20天内早晨7:00至晚上22:00间总共1800条数据。在预测模型中,将 $t, t-10, t-20, t-30, t-40$ 作为神经网络的5个输入量, t 时刻未来10 min空余车位数据作为输出量,组成300组样本数据。其中样本数据分为3部分,200组数据作为实验训练数据,70组作为验证数据,另外30组作为实验测试数据。

采用MATLAB建立GA-BP神经网络模型进行仿真试验,另外为了验证模型先进性,采用传统BP神经网络模型预测结果作为对照,图6所示为GA-BP模型及BP模型预测结果,图7为两种模型的实际值与预测值的偏差,其中GA-BP模型预测差值最大为3,而BP模型预测差值最大为6。从预测结果图和误差对比图中可以看出,两者均表现出预测能力,但使用GA-BP神经网络建模仿真得到的预测值精度更高。本文使用MSE(均方误差)描述模型精度,为验证模型准确性,选取多组样本数据进行数据预测,表3为模型计算所得MSE值。从表中可以看出,GA-BP预测模型的MSE值始终小于BP预测模型,且保持在一个较为稳定的水

平,说明GA-BP模型能够正确稳定的反映停车场空余车位的数量变化。但是本预测模型仍存在一些缺点,比如GA的参数选择严重影响模型精度,以及GA训练迭代时间较长等。

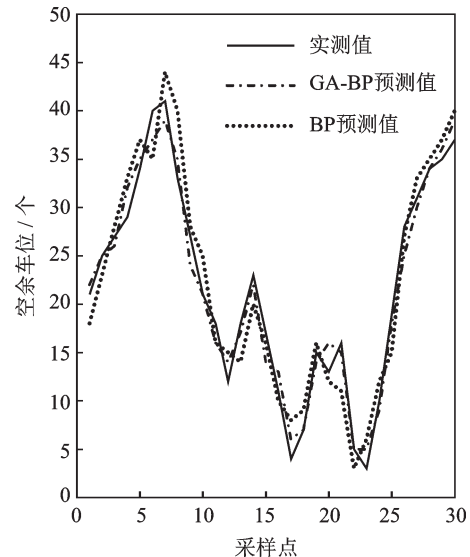


图6 模型预测结果

Fig.6 Results of the prediction model

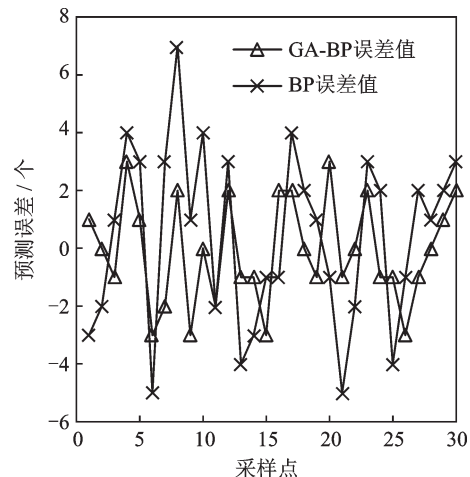


图7 模型预测误差

Fig.7 Error of the prediction model

表3 预测模型MSE值

Table 3 MSE values of the prediction model

样本	01	02	03	04
GA-BP	7.7	5.3	3.9	3.1
BP	13.1	11.0	11.9	9.2

4 结论

(1) 针对车位信息不透明的问题,为了有效整合停车资源,设计了一套基于NB-IoT技术的小区预测系统。该系统实现了车位信息的实时采集与共享。

(2) NB-IoT网络能够接入大量车位信息,同时覆盖地下停车场;部署简单,无须增加网关硬件,降

低停车场改造成本。

(3) 建立了GA-BP神经网络模型对未来车位变化进行预测,并通过MATLAB软件仿真。模型预测结果与实际值基本相吻合,精度较高。但个别预测值与实际值仍然存在误差,且算法迭代时间较长,后期研究应进一步提高模型算法精度。

参考文献:

- [1] 张春菊,李冠东,高飞,等.“互联网+”城市智慧停车模式研究[J].测绘通报,2017(11): 58-63.
ZHANG Chunju, LI Guandong, GAO Fei, et al. The study of a city smart parking mode based on “Internet plus”[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2017(11): 58-63.
- [2] 张浩,李晓娜.基于RFID技术的城市联网智能停车系统的设计[J].物联网技术,2013,3(6): 14-15,19.
ZHANG Hao, LI Xiaona. Design of city networking intelligent parking system based on RFID technology[J]. Internet of Things Technologies, 2013, 3(6): 14-15,19.
- [3] YANG X W, DONG X R, MA Y Z, et al. Research of unattended management system based on RFID technology in parking IoT[J]. Key Engineering Materials, 2011, 480/481: 781-785.
- [4] SAFKHANI M, BAGHERI N, HOSSEINZADEH M, et al. On the security of an RFID-based parking lot management system[J]. International Journal of Communication Systems, 2017, 30(15): e3313.
- [5] HIRAKATA Y, NAKAMURA A, OHNO K, et al. Navigation system using ZigBee wireless sensor network for parking[C]//Proceedings of the 12th International Conference on ITS Telecommunications. Taipei, China: IEEE, 2013: 605-609.
- [6] ASADUZZAMAN A, CHIDELLA K K, MRIDHA M F. A time and energy efficient parking system using Zigbee communication protocol[C]//Proceedings of SoutheastCon 2015. Fort Lauderdale, USA: IEEE, 2015: 1-5.
- [7] 岳学军,刘永鑫,王叶夫,等.ZigBee与地磁传感技术的停车诱导系统[J].计算机应用,2014,34(3): 884-887.
YUE Xuejun, LIU Yongxin, WANG Yefu, et al. Parking guidance system based on ZigBee and geomagnetic sensor technology[J]. Journal of Computer Applications, 2014,34(3): 884-887.
- [8] SHI J, JIN L, LI J, et al. A smart parking system based on NB-IoT and third-party payment platform[C]//Proceedings of 2017 17th International Symposium on Communications and Information Technologies (ISCIT). Cairns, Australia: IEEE, 2017: 1-5.
- [9] WEI Z. Design of narrowband-IoT oriented wireless sensor network in urban smart parking[J]. International Journal of Online Engineering, 2017, 13(12): 116.
- [10] 董玉荣,聂云峰.基于NB-IoT的智慧停车系统研究与设计[J].南昌航空大学学报(自然科学版),2017,31(3): 95-99.
DONG Yurong, NIE Yunfeng. Researches and designs on smart vehicles parking system based on NB-IoT[J]. Journal of Nanchang Hangkong University (Natural Sciences), 2017,31(3): 95-99.
- [11] RICHTER F, MARTINO S D, MATTFELD D C. Temporal and spatial clustering for a parking prediction service[C]//Proceedings of 2014 IEEE 26th International Conference on Tools with Artificial Intelligence. Limassol, Cyprus: IEEE, 2014: 278-282.
- [12] STOLFI D H, ALBA E, YAO X. Predicting car park occupancy rates in smart cities[M]//Lecture Notes in Computer Science. Germany: Springer, 2017: 107-117.
- [13] ZHENG Y X, RAJASEGARAR S, LECKIE C. Parking availability prediction for sensor-enabled car parks in smart cities[C]//Proceedings of IEEE 10th International Conference on Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing (ISSNIP). Singapore: IEEE, 2015: 1-6.
- [14] AMATO G, CARRARA F, FALCHI F, et al. Car parking occupancy detection using smart camera networks and Deep Learning[C]//Proceedings of IEEE 2016 Symposium on Computers and Communication (ISCC). Messina, Italy: IEEE, 2016: 1212-1217.
- [15] HAGAN T M, DEMUTH B H. 神经网络设计[M]. 章毅,译.北京:机械工业出版社,2002.
HAGAN T M, DEMUTH B H. Neural network design[M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 2002.
- [16] GAO G Y, DING Y, JIANG F, et al. Prediction of parking guidance space based on BP neural networks[J]. Computer Systems & Applications, 2017, 26(1): 236-239.
- [17] 李松,刘力军,解永乐.遗传算法优化BP神经网络的短时交通流混沌预测[J].控制与决策,2011,26(10): 1581-1585.
LI Song, LIU Lijun, XIE Yongle. Chaotic prediction for short-term traffic flow of optimized BP neural network based on genetic algorithm[J]. Control and Decision, 2011,26(10): 1581-1585.
- [18] 张金梦,刘慧君.遗传算法优化BP神经网络的泊车位数量预测[J].重庆大学学报(自然科学版),2018,41(3): 76-81.
ZHANG Jinneng, LIU Huijun. Prediction of spare parking spaces based on BP neural network optimized by genetic algorithm[J]. Journal of Chongqing University, 2018, 41(3): 76-81.
- [19] HUANG J G, LUO H, WANG H J, et al. Prediction of time sequence based on GA-BP neural net[J]. Journal of University of Electronic Science & Technology of China, 2009, 38(5): 687-692.