

智能交通动态调度优化模型与评价方法

陈深进

(广州南方学院电气与计算机工程学院, 广东 广州 510970)

✉chenshenjinlg@126.com



摘要: 为了降低大城市市民出行成本, 缓解公交企业运力压力, 提出一种智能交通出行OD(Origin Destination, 出行地和目的地)的公交调度优化算法, 以公交出行OD客流预测和计划排班发车时间间隔为出发点, 运用公交出行OD客流推导理论, 构建智能交通出行OD的公交调度优化模型。通过获取个人OD数据, 利用单条线路公交OD方法, 实现全市公交OD矩阵推算。根据全市公交出行OD推算结果, 求解公交调度模型, 解决智能交通调度多目标规划和公交线网优化问题。通过仿真模拟试验, 分析智能公交排班计划评价指标, 计算车辆营运效率占比: 自动排班仿真数据为79%, 实际运营数据为73%; 统计车辆高峰时段与全天营运车次占比: 自动排班仿真数据为36.75%, 实际运营数据为37.37%, 满足智能公交计划排班评价指标的要求, 实例证明模型和算法具有实用性和可靠性。

关键词: 智能交通; 出行OD; 公交调度; 客流预测; 调度计划

中图分类号: TP181 **文献标识码:** A

Optimization Model and Evaluation Method of Smart Transportation Dynamic Scheduling

CHEN Shenjin

(School of Electrical and Computer Engineering, Nanfang College Guangzhou, Guangzhou 510970, China)

✉chenshenjinlg@126.com

Abstract: In order to reduce the travel cost of citizens in big cities and relieve the pressure on the capacity of public transportation enterprises, this paper proposes a bus scheduling optimization algorithm of smart transportation OD (Origin Destination). Based on the prediction of bus OD passenger flow and the scheduled departure time interval, the derivation theory of bus OD passenger flow is used to construct the bus scheduling optimization model of smart transportation OD. By obtaining personal OD data, using single line bus OD method, city bus OD matrix is calculated. According to the city's public bus travel OD calculation results, the bus scheduling model is solved, and the problems of multi-objective planning and bus network optimization in smart transportation scheduling are solved. Through the simulation test, the evaluation index of smart bus scheduling plan is analysed and the proportion of vehicle operation efficiency is calculated. The simulation data of automatic bus scheduling is 79% and the actual operation data is 73%. Statistics of the vehicle proportion in peak hours and all day operation times are as follows: the simulation data of automatic bus scheduling is 36.75% and the actual operation data is 37.37%. The proposed model meets the requirements of evaluation index for the smart public transportation plan. The real cases prove that the model and algorithm are practical and reliable.

Keywords: smart transportation; travel OD; bus scheduling; passenger flow forecast; scheduling plan

1 引言(Introduction)

为了解决大城市市民出行成本高、公交企业运力压力大的问题, 本文以公交OD客流预测和公交调度发车时间间隔为

出发点, 构建智能交通出行OD的公交调度优化模型。随着智能交通系统的快速发展, 我国在公交调度方面的研究取得了相关的成果。宋现敏等^[1]为解决多运营商在重叠区间的公交

线路调度问题,提出一种双层规划模型,上层模型为公交乘客总出行时间最小,下层模型为各运营商追求自身利润最大化。滕靖等^[2]研究了单线路的纯电动公交车运营时刻表和车辆调度计划的整体优化方法。王正武等^[3]研究了同时接送模式下响应型接驳公交运行路径与车辆调度的协调优化问题,考虑乘客出行时间窗的个性化,构建了基于乘客而不是基于途经需求点的车辆路径表示方法。赖元文等^[4]为改善城市常规公交运营效率,提出基于模拟退火-自适应布谷鸟算法的公交调度优化模型。靳文舟等^[5]基于需求响应公交(DRT)是一种新型的公共交通服务模式,提出了考虑多种车型和多种运营模式的公交灵活调度方式。陈建凯等^[6]基于立体车场公交“早出晚进”的特征,对立体车场调度问题与调度模式进行研究,分析立体车场公交车辆的交织条件。为了解决公交实际运营中出现的调度方式单一、车辆配合度较差、串车等问题,马晓磊等^[7]提出一种考虑乘客动态需求的调度模型。唐春艳等^[8]为了解决纯电动公交车因充电错过最佳接续发车班次而使公交车数量增加的问题,以公交车运营总成本最小为目标,构建允许存在误时发车的纯电动公交车柔性调度优化模型。俞礼军等^[9]针对具有高异质性出行需求的主支线公交树网络,在考虑客流需求和运营约束的前提下,以用户和运营者的成本最小为目标,提高运营调度执行效率。别一鸣等^[10]为提高公交调度服务可靠性,减少串车现象的发生,提出一种基于历史公交GPS数据的公交线路时间控制点优选方法。

国外在公交调度方面的研究也取得一定成果。ULUSOY等^[11]研究了转移需求弹性的总体成本最小化的公交调度服务模式和频率。BRRA-ROJAS等^[12]提出了面向区域网络的双目标模型,分别为乘客换乘成功率最大和车辆使用成本最低。CEDER^[13]在2011年设计了交互式的启发式算法,求解考虑多车型、兼顾乘客均衡和发车间隔均衡目标的时刻表。CEDER等^[14]在2014年提出了先时刻表后车辆调度计划的优化方法,提高了时刻表和车辆调度计划的协同性。WMAKRAND等^[15]根据乘客公交出行目的地、出行时间的需求,与公交动态调度方法相结合进行模型构建,其乘客候车时间为公交发车间隔的一半。SAHARIDIS等^[16]为了解决公交调度中计划时刻表动态优化问题,以乘客候车时间成本为目标函数,建立了混合整数线性模型,采用启发式算法来求解该模型。

虽然前面的研究运用了公交调度模型、调度计划,但无

法解决实时公交动态调度的问题。针对这一问题,本文提出了一种多目标非线性组合优化调度模型和方法,解决实时公交动态调度问题,并以公交公司的运营成本与乘客的满意度为主要指标,通过对公交调度模型算法的优化、改进,提高公交调度执行效率,为政府部门提供科学决策。

本文创新之处是提出了一种多目标非线性组合优化调度模型,在公交站点和路段断面的不平衡系数超过最大阈值时,实施可控车辆到站时间控制,实现可变行车调度作业计划,解决智能交通调度多目标规划和公交线网优化问题。

2 基于公交IC卡数据的OD矩阵推算(OD matrix calculation based on bus IC card data)

本文研究单条线路公交OD矩阵推算和全市公交OD矩阵推算,为政府提供科学决策。客流OD推导以IC卡刷卡数据为主要数据来源,结合线路运营数据、车辆GPS进出站数据及客流调查数据进行融合,建立模型处理AFC系统中的刷卡交易数据,推导获得出行OD矩阵数据。

2.1 个人OD推导

提取个人O,取刷卡时间和车辆终端号,在站点间隔表中找对应车辆终端号并取站点间隔数据。D值为|刷卡时间-到站时间|+|刷卡时间-离站时间|,找最小值对应的站点为上车点O。

找固定乘车规律的个人OD流程,根据车辆终端号建立班次表,找对应线路编码和方向标识。选择刷卡时间和线路开始时间差最小的线路编码,此线路为所找的线路。

对每条线路两个方向上的数据进行处理,统计各时段乘车次数,在站点间隔表中找对应车辆终端号、线路编码和方向的记录,取站点间隔数据。比较|刷卡时间-到站时间|+|刷卡时间-离站时间|,值最小的对应站点为乘客上车点。根据乘客出行线路上车点推导出下车点原理,如图1所示。



图1 根据乘客上车点推导出下车点原理图

Fig.1 Schematic diagram of deriving passenger's alighting stop from the boarding stop

设此条线路上、下行上车点为O1、O2，上、下行下车点为D1、D2。由两个上车点在站点表找到对应的所属站台编号，根据站台编号在站台表中找此站台对应的站台坐标，重复找此线路相反方向上的各站点对应的站台坐标。在该站台中找最近的站台，作为对应的下车点，推导得到个人OD。

2.2 单条线路公交OD矩阵推算

在公交出行OD过程中，需获取全部公交出行个人OD数据，分析全部公交出行OD客流，利用推导方法对个人OD进行修正，获取全部公交出行OD矩阵。

(1) 线路公交出行总量设定

从AFC系统获取线路刷卡金额、线路收入金额，推导公交出行总量， s_1 为线路刷卡金额， s 为线路收入金额， x 为刷卡优惠金额。计算持IC卡乘客占线路公交出行量的比率，其中 η 为公交出行量比率，如式(1)所示。

$$\eta = \frac{s_1}{s_1 + x(s - s_1)} \quad (1)$$

由此计算线路公交出行总量，其中 A 为公交出行总量，如式(2)所示。

$$A = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n a_{ij}}{\eta} \quad (2)$$

式(2)中， a_{ij} 为线路第 i 个站点乘上第 j 班次车的刷卡乘客数， m 为该线路站点数， n 为该线路班次。

(2) 线路公交OD矩阵推算

定义上车乘客数辅助参数和下车乘客数辅助参数，如式(3)、式(4)所示。

$$\beta = \frac{A \times \eta}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n a_{ij}} \quad (3)$$

$$\gamma = \frac{A \times \eta}{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \omega_{jk}} \quad (4)$$

其中， β 为上车乘客辅助参数， A 为公交出行总量， γ 为下车乘客辅助参数， η 为公交出行量比率， ω_{jk} 为线路第 j 班次在第 k 个站点的下车乘客数。该线路乘客从第 i 个站点上车、第 k 个站点下车的公交乘客数，如式(5)所示。

$$\lambda_{ik} = \sum_{j=1}^n \lambda_{jik} \quad (5)$$

式(5)中， λ_{jik} 为第 j 班次从第 i 个站点上车、第 k 个站点下车的公交乘客数。获取单条线路公交OD信息和辅助参数，经过数据融合，获得该线路公交OD矩阵，如表1所示。

表1 线路公交OD矩阵

Tab.1 Line bus OD matrix

上车 站点	下车站点				合计
	1	2	...	m	
1	0	$\frac{\beta}{\eta} \lambda_{12}$	...	$\frac{\beta}{\eta} \lambda_{1m}$	$\frac{\beta}{\eta} \sum_{i=1}^m \lambda_{1i} = \frac{\beta}{\eta} \sum_{j=1}^n \alpha_{1j}$
2	$\frac{\beta}{\eta} \lambda_{21}$	0	...	$\frac{\beta}{\eta} \lambda_{2m}$	$\frac{\beta}{\eta} \sum_{i=1}^m \lambda_{2i} = \frac{\beta}{\eta} \sum_{j=1}^n \alpha_{2j}$
...	...	...	0	...	...
m	$\frac{\beta}{\eta} \lambda_{m1}$	$\frac{\beta}{\eta} \lambda_{m2}$	...	0	$\frac{\beta}{\eta} \sum_{i=1}^m \lambda_{mi} = \frac{\beta}{\eta} \sum_{j=1}^n \alpha_{mj}$
合计	$\frac{\beta}{\eta} \sum_{i=1}^m \lambda_{i1} = \frac{\gamma}{\eta} \sum_{j=1}^n \omega_{j1}$	$\frac{\beta}{\eta} \sum_{i=1}^m \lambda_{i2} = \frac{\gamma}{\eta} \sum_{j=1}^n \omega_{j2}$	...	$\frac{\beta}{\eta} \sum_{i=1}^m \lambda_{im} = \frac{\gamma}{\eta} \sum_{j=1}^n \omega_{jm}$	A

2.3 全市公交OD矩阵推算

获取个人OD数据，利用单条线路公交OD方法，实现全市公交OD矩阵推算。

(1) 参数设置

获取各条线路公交出行总量后，对OD推算进行辅助，由式(6)推算线路公交出行总量。

$$A^* = \sum_{l=1}^t A_l \quad (6)$$

式(6)中， A_l 为线路 l 的公交乘客总数， t 为该线路站点总数。

s_1^* 为全市刷卡金额， s^* 为全市公交总收入金额， x 为全市公交刷卡优惠金额，推算持IC卡乘客占线路公交出行量的比率，如式(7)所示。

$$\eta^* = \frac{s_1^*}{s_1^* + x(s^* - s_1^*)} \quad (7)$$

根据“公交出行总量一定”原则，定义公交出行总量辅助参数，如式(8)、式(9)所示。

$$\beta^* = \frac{A^* \eta^*}{\sum_{i^*=1}^{m^*} \sum_{l^*=1}^o \varphi_{i^* l^*}} \quad (8)$$

$$\gamma^* = \frac{A^* \eta^*}{\sum_{l^*=1}^o \sum_{k^*=1}^{m^*} \mu_{l^* k^*}} \quad (9)$$

其中， β^* 为上车乘客辅助参数， γ^* 为下车乘客辅助参数， $\varphi_{i^* l^*}$ 为线路第 i^* 个站点群乘以第 l^* 线路公交车的刷卡乘客数， $\mu_{l^* k^*}$ 为线路第 l^* 线路公交车在第 k^* 个站点群的下乘客数， m^* 为全市公交小区数， o 为站点群的公交线路总数。

(2) 全市公交OD矩阵的构造

假设公交小区编号为1, 2, ..., N，构建公交OD矩阵， $D_0 = [P_{ab}]_{N \times N}$ ，其中 P_{ab} 表示从小区 a 到小区 b 之间是否有出行， K 为当日IC卡刷卡次数，且为有限正整数；第 k 次出行产生一个累加OD矩阵 $C_k = [P_{ab}]_{N \times N}$ ； $a=1, 2, \dots, N$ ； $b=1, 2, \dots, N$ 。其中，

$$P_{ab} = \begin{cases} 1, & \text{小区} a \text{到小区} b \text{之间有出行} \\ 0, & \text{小区} a \text{到小区} b \text{之间无出行} \end{cases}$$

公交出行OD矩阵推算,通过系统自动查找乘客第 k 次出行的起点和终点,定义起点时间为 T_0 、终点时间为 T ,对应的公交小区编号为 a 、 b ,通过累加得到OD矩阵 C_k ,更新并生成公交出行OD矩阵 $D_k = D_{k-1} + C_k$ 。对OD矩阵 D_k 中各矩阵元素乘以辅助参数 $\frac{\beta^*}{\eta}$,输出公交出行OD矩阵 D_k^* 。

2.4 公交上下车站点匹配

(1)上车站点匹配

通过IC卡刷卡匹配车辆编号与GPS车辆编号,刷卡时间应介于车辆在对应刷卡站点的进出站时间之间,通过刷卡时间与进出站时间匹配最大概率进行刷卡时间修正,如图2所示。

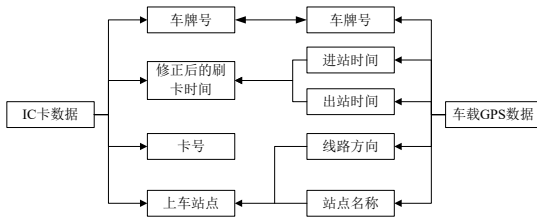


图2 上车站点匹配关系图

Fig.2 Matching relationship diagram of boarding stop

(2)下车站点及换乘站点识别

基于市民公交出行链闭合的假设,根据乘客出行的连续性、往返性,以乘客下次上车刷卡信息推断乘车上次公交下车站点,最后通过乘客出行规律进行下车站点补全。下车站点及换乘站点识别流程,如图3所示。

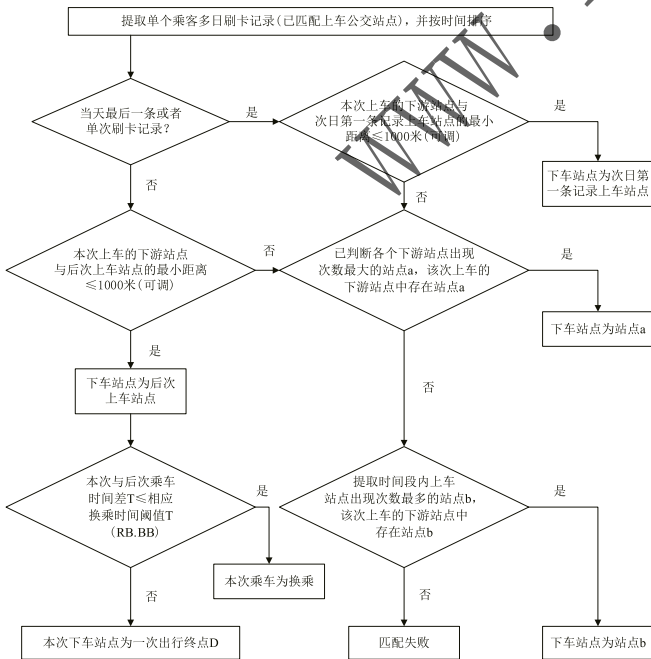


图3 下车站点及换乘站点识别流程

Fig.3 Process of identifying alighting stop and transferring stop

3 公交动态调度优化模型(Optimization model of bus dynamic scheduling)

3.1 问题分析

公交客流OD矩阵是公交规划和运营调度管理的基础,公交线路OD矩阵是公交客流OD矩阵的基本单元。在传统公交线路OD矩阵估计的基础上,分析公交乘客出行行为特性,根据公交出行OD客流获取全市公交OD矩阵,对研究市区公交站点布局合理性、线路可达性、服务调度具有重要的现实意义,为市民提供公交出行服务,为政府提供科学决策。根据客流特性,规划公交调度模型,优化公交线网,合理规划公交线路、站点。

3.2 模型参数

M : 线路上站点的总数目;

L : 某研究时段;

N : 在某时段(min)范围内发车的班次(辆/hour);

T : 时间段的总时长;

Δt : 某时段内公交发车间隔(min);

x_{ij} : 某单位时段内在 i 站上车并且在 j 站下车的乘客到达率(人次/min);

x_i : 某单位时段内在 i 站上车的乘客到达率,即

$$x_i = \sum_{j=i+1}^M x_{ij} \quad (10)$$

U_i : 公交到达 i 站点时上车乘客数量,即

$$U_i = \sum_{j=i+1}^M x_{ij} \Delta t \quad (11)$$

D_i : 公交到达 i 站点时下车乘客数量,即

$$D_i = \sum_{k=1}^{i-1} x_{ki} \Delta t \quad (12)$$

C_i : 公交离开 i 站点时车内人数,即

$$C_i = C_{i-1} + \sum_{j=i+1}^M x_{ij} \Delta t - \sum_{k=1}^{i-1} x_{ki} \Delta t \quad (13)$$

t_b : 单个乘客上公交车的时间;

v : 某单位时段内发车的公交全程平均运行速度;

c_1, c_h : 分别为公交公司给定的最低、最高满载率限制;

t_1, t_h : 分别为公交车的最小、最大发车间隔;

ω_1, ω_2 : 乘客的时间消耗价值及公交公司运营时间段内的

消耗价值所占的权重值, $\omega_1 + \omega_2 = 1$;

C : 车辆的额定载客容量;

L_{ij} : 第 i 站到第 j 站的线路长度(km);

μ : 所研究城市时间和价格之间的转换系数;

F : 单位时段内公交公司发生的固定成本;

γ : 公交公司变动成本系数,假设变动成本只与发车班次相关。

3.3 约束条件

(1) 满载率约束

公交满载率=实际载客人数/额定载客数。研究时间段内载客总人数大于最低总满载率，且小于最高总满载率：

$c_1 \leq \frac{C_i}{C} \leq c_h$ ，如式(14)所示。

$$c_1 \leq \frac{c_{i-1} + \sum_{j=i+1}^M x_{ij} \Delta t - \sum_{k=1}^{i-1} x_{ki} \Delta t}{C} \leq c_h \quad (14)$$

(2) 发车间隔约束

公交发车间隔不能超过15 min，发车间隔满足 $t_1 \leq \Delta t \leq t_h$ ，

$$\Delta t = \frac{L}{N}。$$

3.4 目标函数

(1) 乘客候车时间

乘客时间消费为 $T_C = T_1 + T_2$ ， T_1 为每班次乘客在站点等候上车的时间，如式(15)所示； T_2 为每班次上车后的车内乘客等待非目的站乘客上下车的时间，如式(16)所示。

$$T_1 = \frac{1}{2} \sum_i^{M-1} \sum_{j=i+1}^M x_{ij} \Delta t^2 \quad (15)$$

$$T_2 = \frac{1}{2} t_b \sum_i^{M-1} \sum_{j=i+1}^M x_{ij} \Delta t \sum_{q=i+1}^{j-1} x_{iq} \Delta t \quad (16)$$

乘客乘车时间耗费转换成资金消费为 $E_1 = \mu N T_C$ ，如式(17)所示， μ 为乘车时间消耗转换成资金消耗系数。

$$E_1 = \mu N \left(\frac{1}{2} \sum_i^{M-1} \sum_{j=i+1}^M x_{ij} \Delta t^2 + \frac{1}{2} t_b \sum_i^{M-1} \sum_{j=i+1}^M x_{ij} \Delta t \sum_{q=i+1}^{j-1} x_{iq} \Delta t \right) \quad (17)$$

(2) 公交运营成本

公交变动成本主要与发车次数有关，变动成本为 $E_2 = \gamma N$ ，其中 $N = \frac{L}{\Delta t}$ ， γ 为与发车次数有关的运营成本系数。设定公交调度的目标函数，如式(18)、式(19)所示。

$$\min E = \omega_1 E_1 + \omega_2 E_2 \quad (18)$$

$$\min E = \omega_1 \mu N \left(\frac{1}{2} \sum_i^{M-1} \sum_{j=i+1}^M x_{ij} \Delta t^2 + \frac{1}{2} t_b \sum_i^{M-1} \sum_{j=i+1}^M x_{ij} \Delta t \sum_{q=i+1}^{j-1} x_{iq} \Delta t \right) + \omega_2 \gamma N \quad (19)$$

3.5 公交调度模型的建立

调度模型训练是乘客利益和公交企业利益总体最优的多目标优化，满足总体利益最优的情况下确定发车间隔，如式(20)、式(21)所示。

$$\arg \min (\alpha C_p + \beta C_b) \quad (20)$$

$$\text{s.t. } h_{i\min} \leq h_i \leq h_{i\max} \quad (21)$$

式(20)中， $C_p = \phi(h_i)$ ，为乘客出行成本； $C_b = \phi(h_i)$ ，为公交运营成本。 α 、 β 为加权系数，调整乘客和公交企业的利益

平衡。式(21)中， h_i 为线路在时段 i 的发车间隔， $h_{i\min}$ 为最小发车间隔， $h_{i\max}$ 为最大发车间隔。

为确保公交正常运行，车辆满载率需限制在0.5至1.2之间。为了避免利益冲突，加入加权系数，目标函数定义如式(22)、式(23)所示。

$$\min C = \alpha \times \mu_1 \times \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n T_i \times \omega_{ij} \times 1/2 \times \Delta t_i + \beta \times \mu_2 \times \sum_{i=1}^m T_i / \Delta t_i \quad (22)$$

$$\text{s.t. } \begin{cases} \Delta t_{\min} \leq \Delta t_i \leq \Delta t_{\max} \\ 0.5 \leq \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \mu_{ij}}{Q \times \sum_{i=1}^m T_i / \Delta t_i} \leq 1.2 \\ \alpha + \beta = 1 \\ 0 < \alpha, \beta < 1 \end{cases} \quad (23)$$

3.6 调度模型求解

(1) 数据分析

本文以广州BRT-B3线路为例。B3线路全程约为21 km，共30个站点，公交车辆载客额定人数为50人。公交公司成本费用构成为车辆折旧费、燃气费、司机工资、日常管理费、维修费等，每辆公交车运行一次的成本约为144元。公交车运营时间从早上6:00到晚上22:00，每天运营时间为16 h，根据客流量在不同时段内的分布情况，将运营时间划分为8个时间段，每个时间段为2 h。根据实际情况，对发车间隔限制为4—10 min ($4 < \Delta t_i < 10$)。选择B3线路一个工作日(选取从体育中心站到棠东站)的8个站点客流量进行统计，如表2所示。

表2 B3线路各时间段8个站点客流量统计

Tab.2 Statistics of passenger flow at eight stations in each time period of line B3

时间段	客流量							
	站点1	站点2	站点3	站点4	站点5	站点6	站点7	站点8
06:00—08:00	445	430	451	411	458	421	454	431
08:00—10:00	238	223	247	201	259	217	253	225
10:00—12:00	346	315	387	294	391	295	396	325
12:00—14:00	261	239	289	218	293	221	301	244
14:00—16:00	307	296	321	273	328	276	315	303
16:00—18:00	376	351	354	336	367	313	387	358
18:00—20:00	433	401	447	377	461	382	455	413
20:00—22:00	279	265	284	245	302	243	295	274

(2)求解模型

求解各时段发车间隔和加权系数。为了求解该模型，在理想的情况下不考虑约束条件，建立拉格朗日函数，如式(24)所示。

$$L = \alpha \times \mu_1 \times \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n T_i \times \omega_{ij} \times 1/2 \times \Delta t_i + \beta \times \mu_2 \times \sum_{i=1}^m T_i / \Delta t_i + \lambda \times (\alpha + \beta - 1) \quad (24)$$

其中， λ 表示拉格朗日乘子，分别对 Δt_i 、 α 、 β 、 λ 求偏导，得到式(25)~式(28)：

$$\frac{\partial L}{\partial \Delta t_i} = \alpha \times \mu_1 \times \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n T_i \times \omega_{ij} \times 1/2 - \beta \times \mu_2 \times \sum_{i=1}^m T_i / \Delta t_i \times \Delta t_i \quad (25)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \alpha} = \mu_1 \times \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n T_i \times \omega_{ij} \times 1/2 \times \Delta t_i + \lambda \quad (26)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \beta} = \mu_2 \times \sum_{i=1}^m T_i / \Delta t_i + \lambda \quad (27)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \lambda} = \alpha + \beta - 1 \quad (28)$$

令式(25)、式(26)、式(27)、式(28)四式分别等于0，可求得每一个时段内加权系数 α 、 β 的取值，以及发车间隔 Δt_i ，所求得的 Δt_i 在约束条件的范围内。代入数据，可以得到发车间隔，如表3所示。

表3 公交车发车间隔

Tab.3 Bus departure time interval

权重及 时间 间隔	时段划分							
	06:00— 08:00	08:00— 10:00	10:00— 12:00	12:00— 14:00	14:00— 16:00	16:00— 18:00	18:00— 20:00	20:00— 22:00
权重 α	0.49	0.48	0.52	0.51	0.48	0.52	0.53	0.52
权重 β	0.51	0.52	0.48	0.49	0.52	0.48	0.47	0.48
时间间隔/min	5	7	7	6	7	7	5	8

综上所述，得到发车间隔，早高峰发车间隔为5 min，晚高峰发车间隔为5 min，平峰发车间隔为7 min。求解模型发现，不同时间段权重不同。客流量发生变化，权重值也随着变化，因此得到的发车间隔更精确。

3.7 公交调度控制方法

对公交站点和路段断面的不平衡系数超过最大阈值的实施调度方法时，实施公交站内时间控制，实现可变量车调度作业计划，如图4所示。

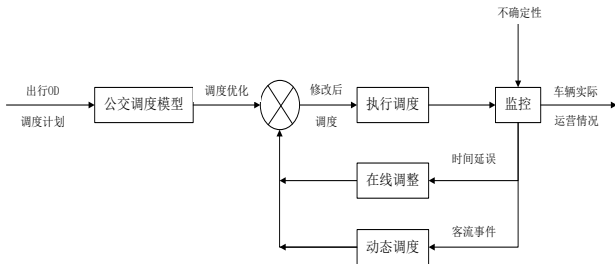


图4 智能公交动态调度控制图

Fig.4 Dynamic scheduling control diagram of smart public transportation

求解 $S_{s,k}$ ，对车组车辆到站停留时间，可以通过大客流区域车辆动态控制求得。当 $d_{i,k} = d'_{i-1,k}$ 时，即两辆车相继离开停靠站点：

$$S_{s,k} = (1 - T_{i,k}) u_{i,k} \quad (29)$$

$$T_{i-1,k} = (1 - T_{i,k}) \quad (30)$$

根据原调度计划发车，第 $i-1$ 辆车在第 k 站的停留时间与第 $i-2$ 辆车的关系式为：

$$S'_{i-1,k} = (d'_{i-1,k} - d'_{i-2,k}) T'_{i-1,k} \quad (31)$$

根据原调度计划发车，第 $i-1$ 辆车在第 k 站的停留时间与在第 $k+1$ 站停留时间的关系式为：

$$S'_{i-1,k} = a'_{i-1,k+1} - a'_{i-1,k} - T'_{i-1,k} \quad (32)$$

第 $i-1$ 辆车在对车组调度第 k 站的停留时间为：

$$S_{i-1,k} = T_{i-1,k} (d_{i-1,k} - d_{i-2,k}) + (1 - T_{i-1,k}) u_{i-1,k} \quad (33)$$

第 $i-1$ 辆车和第 i 辆车在第 k 站同时发车，与到达第 $k+1$ 站停留时间的关系式为：

$$S_{i-1,k} = a_{(i-1),k+1} - a_{i,k} - T_{i-1,k} \quad (34)$$

$$S_{i-1,k} - S'_{i-1,k} = T_{i-1,k} (d_{i-1,k} - d_{i-2,k}) + (1 - T_{i-1,k}) u_{i-1,k} - T'_{i-1,k} (d'_{i-1,k} - d'_{i-2,k}) \quad (35)$$

$$S_{i-1,k} - S'_{i-1,k} = x_{(i-1),k+1} - x_{i,k} - W_{i,k} \quad (36)$$

假设 $W_{i,k} = 0$ ，表示对车开始站点的上车乘客为均匀分布，则 $T_{i-1,k} = \theta_{(i-1),k} T'_{i-1,k}$ 。

公式可简化为：

$$T_{i-1,k} x_{i-1,k} - x_{i,k} - x_{(i-1),k+1} + (1 - T_{i-1,k}) u_{i-1,k} = 0 \quad (37)$$

综上所述，得到对车起点对可控车辆到达时间控制的关系。

4 公交调度模拟仿真设计(Simulation design of bus scheduling)

4.1 模拟仿真场景设计

公交线路OD矩阵是公交线网、路网优化设计调整的基础性数据，针对传统解析模型对输入数据敏感性高造成OD推算效果不理想的缺陷，提出了公交动态调度优化方法，根据公交站点上下客数据，推算公交线路OD，设计OD公交动态调度优化模型。通过预设公交动态调度的参数指标，结合历史出行OD客流数据和实时出行OD客流数据，自动生成公交线路的调度计划。根据数据仿真校验的结果，优化和调整出行OD公交动态调度模型。出行OD公交调度计划示意图如图5所示。

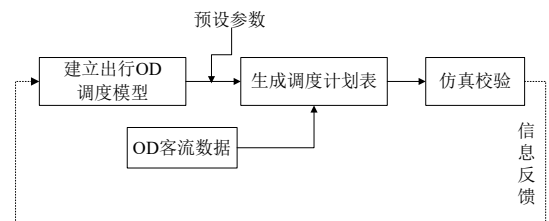


图5 出行OD公交调度计划示意图

Fig.5 Schematic diagram of OD bus scheduling plan

根据公交线路特性和实际运营情况，设置调度计划的参数指标，如表4所示。

表4 公交调度计划预设参数指标

Tab.4 Preset parameters and indicators of bus scheduling plan

参数类型	可变参数指标
线路运营参数	单班车最大营运时长、双班车最大营运时长、开始收车时间
停站时长设定	时间段、行驶方向、最小停站时长、车辆满载率
用餐时间设定	时间段、用餐站点、用餐时长
发班标准设定	时段内每小时最少发班车次

根据线路客流特性、不同时间段设置满载率、停站时长指标，通过调度算法得到各时段需发班车次、配车数等指标，如图6所示。每时段最少设置时长15 min，时段不连续时系统提醒报错，无法保存参数。

高平低峰：	平峰	方向：	上行	开始时间：	06:00	结束时间：	07:00	停站时长（min）：	6	满载率（%）：	50
高平低峰：	早高峰	方向：	上行	开始时间：	07:00	结束时间：	09:00	停站时长（min）：	3	满载率（%）：	90
高平低峰：	平峰	方向：	上行	开始时间：	09:00	结束时间：	17:00	停站时长（min）：	6	满载率（%）：	50
高平低峰：	晚高峰	方向：	上行	开始时间：	17:00	结束时间：	19:00	停站时长（min）：	3	满载率（%）：	90
高平低峰：	平峰	方向：	上行	开始时间：	19:00	结束时间：	22:00	停站时长（min）：	6	满载率（%）：	50
高平低峰：	平峰	方向：	下行	开始时间：	06:00	结束时间：	07:00	停站时长（min）：	6	满载率（%）：	50
高平低峰：	早高峰	方向：	下行	开始时间：	07:00	结束时间：	09:00	停站时长（min）：	3	满载率（%）：	90
高平低峰：	平峰	方向：	下行	开始时间：	09:00	结束时间：	17:00	停站时长（min）：	6	满载率（%）：	50
高平低峰：	晚高峰	方向：	下行	开始时间：	17:00	结束时间：	19:00	停站时长（min）：	3	满载率（%）：	90
高平低峰：	平峰	方向：	下行	开始时间：	19:00	结束时间：	22:00	停站时长（min）：	6	满载率（%）：	50

图6 停站时长/满载率指标设置

Fig.6 Index setting of stop time / full load rate

设置公交调度计划参数后，根据历史数据预测各时段的周转时间，结合OD客流数据，运用公交调度算法自动生成线路调度计划，如表5所示。

表5 系统生成调度计划

Tab.5 Scheduling plan generated by the system

车辆	总运行时间/h	总运营时间/h	停站时间/h	华景		南湖		华景		南湖	
				开始时间	结束时间	开始时间	结束时间	开始时间	结束时间	开始时间	结束时间
上行1号车	14.99	11.94	3.05			06:00	06:43	07:00	07:45	08:00	9:23
上行8号车	14.20	11.29	2.91							08:10	9:33
上行2号车	14.96	11.88	3.08			06:15	07:00	07:15	08:08	08:20	9:38
上行9号车	14.12	10.63	3.49							08:30	9:32
上行3号车	16.42	12.81	3.61			06:30	07:22	07:30	08:34	08:45	09:52
下行5号车	14.14	11.20	2.94					07:45	08:49	09:00	10:04
上行4号车	15.38	11.93	3.45			06:45	07:47	08:00	09:00	09:15	10:15
下行6号车	14.13	10.77	3.36					08:15	09:09	09:30	10:28
下行1号车	16.55	12.18	3.75	06:00	06:40	07:00	08:16	08:30	09:27	09:40	10:48

根据调度计划生成线路车位图，图形化直观展示各车次行车时间，便于排查计划设定是否异常，判断是否符合设定预期，如图7所示。

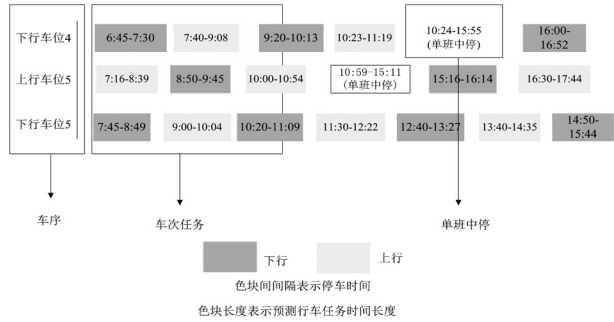


图7 系统自动生成线路车位详细显示图

Fig.7 Detailed display map of line and parking space generated automatically by the system

建立公交调度仿真系统，如图8所示。根据系统生成的调度时刻表模拟线路全天执行计划情况，通过可视化界面直观校验调度计划。

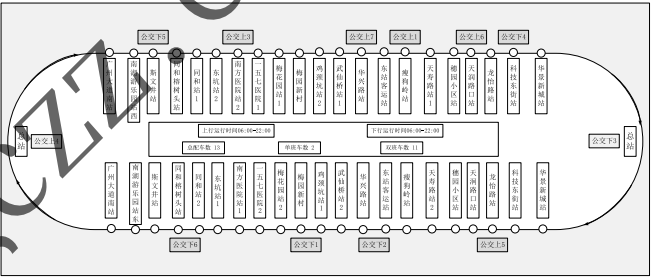


图8 智能公交自动调度仿真图

Fig.8 Simulation diagram of automatic scheduling for smart bus

因公交出行OD客流推算过程存在偏差，很难在短期内得到解决，为了使客流预测更精准，需安装客流检测仪，辅助修正客流预测。

4.2 智能公交运行评价

根据城市公交出行潮汐性分析，对广州市2019年8月20日OD同一公交站点早高峰对向上下行上车量的客流进行月度统计，发现同一站点的上行站点早高峰客流明显大于下行站点早高峰客流，符合城市公交出行OD客流的规律，即早上市民上班往市中心方向的客流剧增，如图9所示。

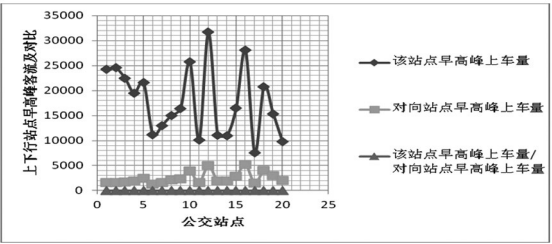


图9 对向站点早高峰上车量对比

Fig.9 Comparison of morning peak boarding volume at opposite stops

对广州市2019年8月20日OD同一公交站点上车量的客流进行月度统计,发现同一站点的晚高峰客流明显大于早高峰客流,如图10所示。

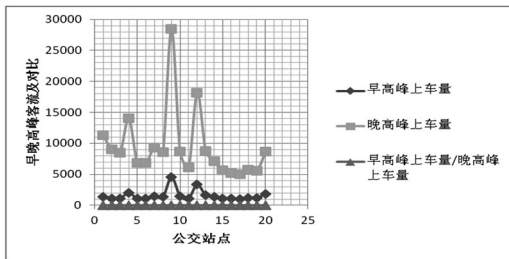


图10 同一公交站点上车量对比

Fig.10 Comparison of boarding volume at the same bus stop

对广州市2019年8月20日OD同一公交站点晚高峰对向上下行上车量的客流进行月度统计,发现同一站点的上行站点晚高峰客流明显小于下行站点晚高峰客流,符合城市公交出行OD客流的规律,晚上市民下班往城乡接合部方向的客流剧增,如图11所示。

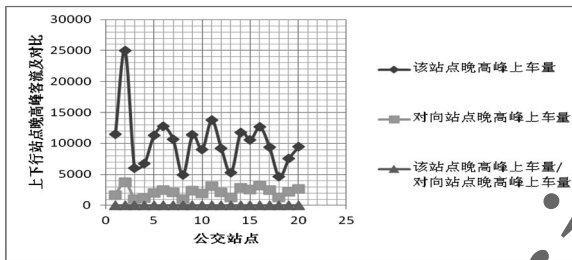


图11 对向站点晚高峰上车量对比

Fig.11 Comparison of evening peak boarding volume at opposite stops

对广州市20条线路公交OD对换乘系数进行月度排名: $1.07136 < \text{换乘系数} < 1.2601$ 。换乘系数呈现下降的趋势,表明公交客流换乘人数在逐步减少,满足公交换乘的要求,如图12所示。

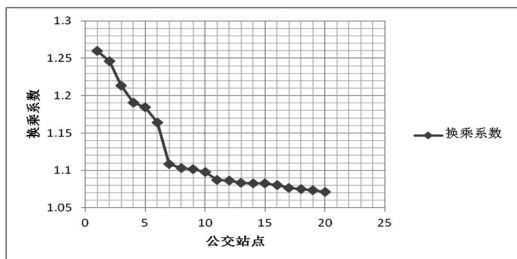


图12 公交OD对换乘系数

Fig.12 Interchange coefficient of the bus OD pair

对2019年8月20日14:00—15:00广州20条公交线路站点OD对进行客流预测,显示客流变化呈现动态变化趋势,预测精度为90%—99%,如图13所示。

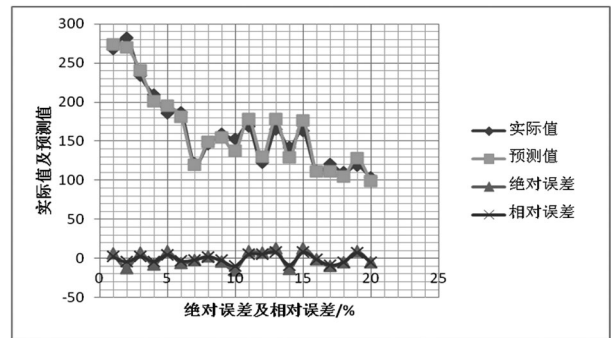


图13 公交站点OD对客流预测

Fig.13 Passenger flow forecast of the bus stop OD pair

4.3 智能公交调度评价

为评估调度系统合理性,确立调度系统评价体系,选取5个关键指标评价调度计划质量。通过公交调度仿真模拟获取关键指标:车辆营运效率、高峰期运力投放质量、车辆营运时长、满载率、正点率,与实际运营数据对比,检验公交调度计划质量。这些指标来源于2019年5月13日、15日、18日公交调度模拟数据及实际运营数据。

(1)车辆营运效率评价

评价车辆营运效率,统计每辆车的行车时间、停站时间、营运时间,计算行车时间占营运时间的比重。评价结果:公交调度仿真数据占比为79%,实际运营数据占比为73%。

(2)高峰车次占比评价

评价高峰期运力投放质量,统计车辆高峰时段与全天营运车次占比。评价结果:2019年5月13日公交调度仿真数据占比为36.75%,实际运营数据占比为37.37%,如图14所示。

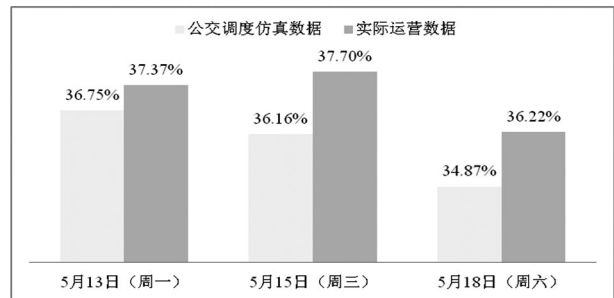


图14 公交调度仿真数据与实际运营数据对比

Fig.14 Comparison of simulation data and actual operation data for bus scheduling

(3)车辆营运时长评价

评价调度计划合理性,查找营运时长最长或最短车辆,对驾驶员工时、疲劳驾驶进行分析。评价结果:系统生成计

划对比实际偏差值，如表6所示。

表6 车辆营运时长评价表

Tab.6 Evaluation of vehicle operation duration

日期	最长营运时长差异/h	最短营运时长差异/h
2019-5-13	0.20	-0.9
2019-5-15	0.10	-0.6
2019-5-18	0.14	-3.8

(4)满载率评价

评价公交调度实施前后的运力投放合理性，计算高峰期线路各方向的各班次车辆在各站点的满载率，分析线路高断面的车辆平均满载率、每个班次的平均满载率。

(5)正点率评价

评价公交调度系统的时间预测能力，对比每个班次的周转时间预测值与实际值，以±3 min为正点，统计正点率。

因前期扩样客流与实际客流偏差未解决，下阶段拟对部分试点线路的车辆安装客流检测仪，增加原始客流OD数据的采集精度，同时优化扩样算法，提高系统预测客流与实际客流的匹配度，如表7所示。

表7 数据校验与优化

Tab.7 Data verification and optimization

日期及匹配度	校验内容			
	高峰车次	有效运营时间	车辆运营时间	长短线车次
2019-5-13	✓	✓	✓	×
2019-5-15	✓	✓	✓	×
2019-5-18	✓	✓	×	×
匹配度	匹配	匹配	部分匹配	暂未匹配

5 结论(Conclusion)

本文运用公交出行OD客流推导理论，构建出行OD的公交调度优化模型，获取个人OD数据，利用单条线路公交OD方法，实现全市公交OD矩阵推算。根据全市公交出行OD推算结果，优化公交调度模型，解决智能交通调度多目标规划和公交线网优化问题。仿真结果表明：比较智能公交调度计划评价指标，发现公交调度仿真数据与实际运营数据趋于相同，满足智能公交调度实际要求，具有可行性，为优化公交线网、布局公交站点提供更加全面的决策支持。智能公交调度是一个优化、规划类问题，既要满足市民出行的利益，又要满足公交企业的利益，两者之间的利益不一致，是互为矛盾的统一体。因此，通过公交调度控制方法，构建智能交通

出行OD的公交调度优化模型，实现公交调度多目标最优的规划策略。

参考文献(References)

[1] 宋现敏,张明业,姜景玲.考虑区间重叠的多运营商公交调度优化[J].交通运输系统工程与信息,2020,20(05):142-147.

[2] 滕靖,林琳,陈童.纯电动公交时刻表和车辆排班计划整体优化[J].同济大学学报(自然科学版),2019,47(12):1749-1755.

[3] 王正武,陈涛,宋名群.同时接送模式下响应型接驳公交运行路径与调度的协调优化[J].交通运输工程学报,2019,19(05):139-149.

[4] 赖元文,张杰.基于模拟退火-自适应布谷鸟算法的城市公交调度优化研究[J].交通运输系统工程与信息,2021,21(01):183-189.

[5] 靳文舟,胡为洋,邓嘉怡,等.基于混合算法的需求响应公交灵活调度模型[J].华南理工大学学报(自然科学版),2021,49(01):123-133.

[6] 陈建凯,肖亮,覃鹏,等.基于交织的立体综合车场公交调度优化模型研究[J].交通运输系统工程与信息,2020,20(03):169-173.

[7] 马晓磊,沈宣良,张钊,等.基于拉格朗日松弛算法的自动驾驶公交调度优化研究[J].中国公路学报,2019,32(12):10-24.

[8] 唐春艳,杨凯强,邬娜.单线纯电动公交车辆柔性调度优化[J].交通运输系统工程与信息,2020,20(03):156-162.

[9] 俞礼军,朱一洲,余志强,等.考虑异质性出行需求的主支线公交树网络优化设计[J].中国公路学报,2021,34(01):139-156.

[10] 别一鸣,熊昕宇,成卫.城市公交线路的时间控制点选择算法[J].哈尔滨工业大学学报,2019,51(03):68-72.

[11] ULUSOY Y Y, CHIEN I J, WEI C H. Optimal all-stop, short-turn, and express transit services under heterogeneous demand[J]. Transportation Research Record, 2010, 2197(1): 8-18.

[12] BRRA-ROJAS O J, GIESEN R, RIOS-SOLIS Y A. An integrated approach for timetabling and vehicle scheduling problems to analyze the trade-off between level of service and operating costs of transit networks[J]. Transportation Research Part B Methodological, 2014, 70(7):35-46.

[13] CEDER A. Optimal multi-vehicle type transit timetabling and

- vehicle scheduling[J]. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 2011, 20:19-30.
- [14] CEDER A, PHILIBERT L. Transit timetables resulting in even maximum load on individual vehicles[J]. Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2014, 15(6):2605-2614.
- [15] WMAKRAND W, AJIT P S, ASHOKEK S, et al. Real-time optimal bus scheduling for a city using a dtr model [J]. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 2013, 104(12):845-854.
- [16] SAHARIDIS G K D, DIMITROPOULOS C, SKORDILIS E. Minimizing waiting times at transitions nodes for public bus transportations in Green[J]. Operation Research, 2013, 14 (3):1-19.

作者简介:

陈深进(1970-), 男, 博士, 讲师. 研究领域: 智能交通, 机器学习, 云计算.

(上接第41页)

通过对实验数据对比发现, 本文所提出的基于LSTM预测模型与随机森林、极限树、ARIMA算法预测结果相比, R₂ Score最大并且RMSE值最小, 表明该模型在面对本文所提供的数据进行预测时效果明显优于其他三种模型, 可对真实数据进行较好的拟合, 预测结果与真实值非常接近。

6 结论(Conclusion)

本文主要研究了单一家庭的用电模式与数据, 并提出了一种基于LSTM的面向家庭智能用电预测算法。该算法希望通过由家庭传感器所采集的温度、湿度、天气、光线等数据来对该时刻家庭所需消耗的电量进行预测, 并与其他三种常用的预测方法进行对比, 展现出本文所提出算法的预测性能。本文所提出的算法可以与能源管理系统相结合, 通过大数据来对每一时刻家庭所需电量进行预测, 不仅可以降低各家庭电力成本, 还有利于能源的合理分配, 避免因能源分配不均而可能出现的问题。

参考文献(References)

- [1] 曲朝阳, 张率, 刘洪涛. 基于用电影响因素回归的小区用电预测模型[J]. 东北电力大学学报, 2015, 35(1):73-77.
- [2] 王永伟, 李新龙, 田斐, 等. 基于人群搜索算法的电网短期用电负荷预测研究[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(12):35-40.
- [3] 谷云东, 马冬芬, 程红超. 基于相似数据选取和改进梯度提升决策树的电力负荷预测[J]. 电力系统及其自动化学报, 2019, 31(5):64-69.
- [4] 范继锋, 王瀚霆, 薄宏斌, 等. 大数据技术在电力行业中的应用研究[J]. 电力设备管理, 2020(12):55-59.
- [5] 唐静, 李瑞轩, 黄宇航, 等. 基于多维特征分析的月用电量精准预测研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(16):145-150.
- [6] 邓婷, 范润宇. 远程电力抄表系统的网关通信设计与实现[J]. 软件工程, 2020, 23(3):60-62.
- [7] 朱家贻, 刘思蕊, 潘楠, 等. 一种基于LSTM神经网络的短期用电负荷预测方法[J]. 中国新通信, 2021, 23(1):167-168.
- [8] 李婉华, 陈宏, 郭昆, 等. 基于随机森林算法的用电负荷预测研究[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(23):236-243.
- [9] 杜晓明, 汤立, 蔡李花, 等. 基于极限学习机与旋转森林相结合的栈式深度学习分类方法[J]. 江苏科技大学学报(自然科学版), 2019, 33(6):82-87.
- [10] 王斌. 基于时间序列ARIMA模型的电力负荷短期预测分析[J]. 石河子科技, 2019(3):43-47.
- [11] 郭冰楠, 吴广潮. 改进的随机平衡采样Bagging算法的网络贷款研究[J]. 计算机与现代化, 2019, 284(04):15-20.
- [12] 杨永娇, 肖建毅, 赵创业, 等. 基于Isolation Forest和Random Forest相结合的智能电网时间序列数据异常检测算法[J]. 计算机与现代化, 2020, 295(03):103-106, 130.
- [13] 丰瑞, 罗思烦, 李前洋. 基于特征选择的极限随机森林算法研究[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(9):2625-2628, 2633.
- [14] SZUL T, TABOR S, PANCERZ K. Application of the BORUTA algorithm to input data selection for a model based on rough set theory (RST) to prediction energy consumption for building heating[J]. Energies, 2021, 14(10):1-13.
- [15] 陆冰鉴, 周鹏, 王兴, 等. 基于EEMD和LSTM的短期风速预测模型研究[J]. 软件工程, 2020, 23(3):43-48.

作者简介:

周游(1987-), 男, 本科, 高级工程师. 研究领域: 软件开发, 能源互联网, 工业互联网.

徐丹(1987-), 女, 本科, 工程师. 研究领域: 智能电力, 信息研究.

赵灿(1993-), 女, 硕士, 工程师. 研究领域: 智能配电网运行.

谭宇渲(1995-), 男, 本科, 助理工程师. 研究领域: 电力自动化.