

doi:10.16055/j.issn.1672-058X.2020.0001.005

地铁乘客流量短时预测方法综述*

周庆梅¹, 何希平^{1,2,3**}

(1. 重庆工商大学 智能制造服务国际科技合作基地, 重庆 400067; 2. 重庆工商大学 计算机科学与信息工程学院, 重庆 400067; 3. 重庆工商大学 人工智能学院, 重庆 400067)

摘要:随着地铁线路的日益复杂和人口的日渐增多,导致了地铁承载压力的急剧增加,给地铁的运营调度和管理带来了极大的困难,综述了地铁短时客流量的预测方法,并从近年来研究地铁短时客流量的方法出发,回顾和整理了国内外关于地铁乘客流量短时预测的相关文献,归纳了相关的研究方法;认为目前的研究方法可以分为三类,各有所长,但大部分都忽略了天气,日期和站点的影响,也没有将地铁的进站人数和出站人数分开预测,虽然方法取得了不错的效果,但是还存在一些不足,相关的研究还有大量工作要做,在此基础上提出了相关的建议。

关键词:客流量;短时预测;研究进展

中图分类号:TP342

文献标志码:A

文章编号:1672-058X(2020)01-0025-08

0 引言

交通行业的发展,给人们出行带来了巨大的便利,尤其是地铁的开通,因其准时性、速度快、舒适的环境,极大地节约了人们的出行时间,提高了出行的享受,因此地铁成了城市中人们出行必不可少的交通工具。但是不可避免的,随着客流量的增多,给地铁带来了不小的承载压力,同时一些安全事故也频频发生。据不完全统计,仅 2008—2017 年间,在我国的地铁站上就发生了 19 起的踩踏事件,导致了 135 人伤亡^[1-2]。因此预测地铁客流量显得尤为紧迫,特别是地铁客流量的短时预测得到了国内外学者的大力研究,因为短时预测能够给地铁的运营部门及时提供实时数据,方便他们提早部署和管理,给市民带来更加安全的出行。从预测地铁的

短时客流量的角度出发,梳理了国内外预测地铁的短时客流的研究方法。

1 国内外的地铁短时预测的方法

根据预测时间的长短,可以将地铁客流量的预测分为:预测时间为未来 3~10 a 的中长期预测,预测时间为未来 1~3 a 的近期预测,预测时间为未来 1 a 以内的短期预测,预测时间不超过未来 15 min 的短时预测^[3]。因为地铁的短时客流量具有很大的波动性,不确定性,很容易受到外界的干扰,因此预测地铁的短时客流量具有很大的挑战性。经过各国专家的多年研究,地铁的短时预测方法基本可分为 3 类:基于数理统计的预测模型,基于智能算法的预测模型和基于混合算法的预测模型。

收稿日期:2019-05-01;修回日期:2019-06-25.

* 基金项目:国家自然科学基金(51605061);重庆市自然科学基金(CSTC2017JCYJA1475 和 CSTC2017JCYJAX0002).

作者简介:周庆梅(1994—),女,四川内江人,硕士研究生,从事机器学习研究.

** 通讯作者:何希平(1968—),男,四川射洪人,博士,教授,从事图像处理,计算机视觉研究. E-mail:jsjhx@ctbu.edu.cn.

1.1 基于数理统计的预测模型

数理统计模型是指对随机变量及随机变量之间的关系进行定量描述的模型^[4]。在预测地铁的短时客流方面,基于数理统计的预测模型主要包括

时间序列模型、卡尔曼滤波模型、灰色模型等方法。

时间序列模型,是指利用按照时间序列排列的一组变量,去预测变量未来的发展的模型。具体的时间序列模型的表达式见表 1。

表 1 时间序列预测的各种模型

Table 1 Various models of time series prediction

模型分类	具体模型	公 式
传统的时间 序列预测模型	自回归(AR)模型	$x_t = \sum_{i=1}^p a_i x_{t-i} + \varepsilon_t + \mu$
	滑动平均(MA)模型	$x_t = \sum_{j=1}^p b_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t + \mu$
	自回归滑动平均(ARMA)模型	$x_t = \sum_{i=1}^p a_i x_{t-i} + \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t + \mu$
	差分自回归移动平均(ARIMA)模型	$(1 - \sum_{i=1}^p a_i L^i)(1 - L)^d x_t = (1 + \sum_{j=1}^q b_j L^j) \varepsilon_t + \mu$
改进的时间 序列预测模型	门限自回归(TAR)模型	$x_t = a_0^{(j)} + \sum_{i=1}^p a_i^{(j)} x_{t-i} + \varepsilon_t^{(j)}, r_{j-1} < x_{t-d} \leq r_j$
	向量自回归(VAR)模型	$x_t = c + \sum_{i=1}^p A_i x_{t-i} + \varepsilon_t$
	自回归条件异方差(ARCH)模型	$x_t = \mu_t + e_t \sqrt{a_0 + \sum_{i=1}^q a_i \varepsilon_{t-i}^2}$
广义自回归条件异方差(GARCH)模型	广义自回归条件异方差(GARCH)模型	$x_t = \mu_t + e_t \sigma_t^2, a_t^2 = a_0 + \sum_{i=1}^p a_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^q \beta_j \sigma_{t-j}^2$
	分整自回归移动平均(ARFIMA)模型	$\phi(B)(1-B)^d(x_t - u_t) = \theta(B)\varepsilon_t$ $\phi(B) = 1 - \sum_{i=1}^p \phi_i B^i, \theta(B) = 1 + \sum_{j=1}^q \theta_j B^j$

时间序列模型通过分析客流量的时间序列随时间变化的规律建立数学模型,以此预测地铁的短时客流量。如潘罗敏^[5]建立时间序列,通过已知数据对下一时间点(15 min 内)客流量进行预测。Feng S 和 Cai G^[6]建立了一种 ARIMA 模型,预测第二天的短时客流量。Yan D 等^[7]采用 ARIMA 模型对地铁短期交通流量进行预测。孟品超等^[8]提出了一种基于滑动平均方法(MA)的地铁客流量的短时预测算法。

卡尔曼滤波模型利用前一时刻的估计值和当前时刻的观测值来更新对状态变量的估计,求出出现时刻的估计值。卡尔曼滤波模型的建模过程为

首先计算 t 时刻的预测值:

$$\hat{x}_t' = A_t \hat{x}_{t-1} \quad (1)$$

其中 A_t 表示从 $t-1$ 时刻到 t 时刻的状态转移矩阵, \hat{x}_{t-1} 表示 $t-1$ 时刻的最优状态估计。

然后计算 t 时刻的预测值的误差协方差矩阵:

$$P_t' = A_t P_{t-1} A_t^T + Q_t \quad (2)$$

其中 P_{t-1} 表示 $t-1$ 时刻的预测值的误差协方差矩阵, Q_t 表示 t 时刻的动态协方差矩阵。

对 t 时刻的预测值 \hat{x}_t' 进行修正:

$$\hat{x}_t = \hat{x}_t' + J_t(z_t - H_t \hat{x}_t') \quad (3)$$

其中 z_t 表示 t 时刻的观测向量, H_t 表示 t 时刻系统的观测矩阵, J_t 表示卡尔曼增益:

$$J_t = P_t' H_t^T (H_t P_t' H_t^T + R_t)^{-1} \quad (4)$$

最后计算 t 时刻的估计的误差协方差矩阵:

$$P_t = P_t' - J_t H_t P_t' \quad (5)$$

因此卡尔曼滤波模型根据上一个时间点的客流量和当前时间点的客流量,计算得到当前时间点客流量的最优值,再预测下一个时间点的客流量。如 2013 年熊杰等^[9]利用卡尔曼滤波模型对以北京

地铁西单站换乘通道预测了一周内早高峰时期的短时客流量。张智勇等^[10]提出了一种改进的卡尔曼滤波模型对地铁站台的客流量进行短时预测。

灰色模型(GM)是通过少量的数据来建立数学模型,以此预测未来数据的一种方法。以 GM(1,1) 为例,具体计算流程如下:

首先计算原始数据序列的一次累加:

$$X_i^{(1)} = \sum_{k=1}^i X_k^{(0)} \quad (6)$$

然后对 $X_i^{(1)}$ 建立一阶线形微分方程:

$$\frac{dX^{(1)}}{dt} + aX^{(1)} = X^{(1)} = u \quad (7)$$

记 $A = [a, u]^T$, 用最小二乘法求解 $Y = BA$, 解得:

$$A = (B^T B)^{-1} B^T Y \quad (8)$$

其中 B 的表达式见式(9)和式(10)。

$$B = \begin{bmatrix} -0.5(X_1^{(1)} + X_2^{(1)}) & 1 \\ \vdots & \vdots \\ -0.5(X_{n-1}^{(1)} + X_n^{(1)}) & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$Y = \begin{bmatrix} X_2^{(0)} \\ \vdots \\ X_n^{(0)} \end{bmatrix} \quad (10)$$

求解微分程得到近似解:

$$\hat{x}_k^{(1)} = \left(X_1^{(0)} - \frac{u}{a} \right) e^{-a(k-1)} + \frac{u}{a} \quad (11)$$

最后 $\hat{x}_k^{(1)}$ 对进行累减还原,就可得到预测值:

$$\hat{x}_k^{(0)} = \hat{x}_k^{(1)} - \hat{x}_{k-1}^{(1)} \quad (12)$$

因此灰色模型对原始客流量作累加生成(或其他方法生成)得到近似的指数规律再进行建模对客流量进行短时预测。如杨军等^[11]采用灰色预测算法对北京五棵松地铁站点的客流量数据建立灰色模型,得到预测值后用马尔科夫修正模型进行修正,预测大型活动期间地铁站点的每隔 15 min 的客流量。包磊^[12]用南京地铁 2 号线的客流量,对实际到站的客流量数据建立灰色模型和马尔科夫链,实时预测下一站的客流量。

1.2 基于智能算法的预测模型

智能算法,简单来说就是模拟人的智能的算法。随着人工智能的火爆,研究地铁短时预测的智

能算法层出不穷。主要有 K 进邻,各种神经网络,支持向量机等。

K 进邻算法的思路是给定训练集和测试样本,计算出测试样本与训练集距离最近的 K 个训练样本,这 K 个训练样本中出现次数最多的标签就作为测试样本的新标签。因此 K 进邻算法是计算预测时间点的状态向量与历史地铁短时客流量的状态向量的 K 个最匹配的客流量,然后根据预测算法得到预测结果。这比如林培群等^[13]提出一种基于 K 近邻模式匹配的地铁客流量短时预测的方法。郁宁等^[14]用广州地铁客流数据,建立了一种基于改进 K 最近邻算法的实时预测地铁进站客流量的方法。

神经网络由输入的神经元,连接成网状结构,中间层在不停地提取出影响输入的更加抽象的特征,并在最外一层结构中对输入进行预测。以 3 层结构为例,神经网络的基本结构如图 1 所示。

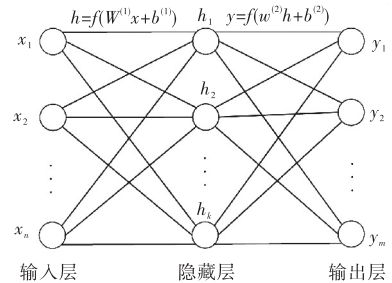


图 1 神经网络结构

Fig. 1 Structure of neural network

神经网络可以根据网络结构的不同,分成不同的神经网络。在预测地铁的短时客流方面,主要包括 BP 神经网络,深度神经网络,小波神经网络,径向基神经网络,贝叶斯神经网络等。比如任崇岭等^[15]提出了用小波神经网络预测每隔 15 min 地铁的客流量。Huang Y 和 Pan H^[16]提出了一种用径向基神经网络预测短期客运量的方法。Wei Y 和 Chen M C^[17]将经验模式分解(EMD)和反向传播神经网络(BPNN)相结合,用于预测地铁的短期客流。Li Y 等^[18]提出了一种新的多尺度径向基函数神经网络,用于预测特殊事件下的地铁的短期客流的不规则波动。Roos J 等^[19]提出了一种基于动态贝叶斯网络来预测巴黎地铁的短期客流量的方法^[19]。在徐逸之等^[20]建立了基于栈式自编码器的深度网络模型,对上海地铁站的客流量进行

了短时预测。

支持向量机(SVM)对训练样本建立一个最优分类超平面,使正类和负类的几何间隔最大。以二维线性分类为例,SVM的基本思想如图2所示,其中出现在和上的点就是支持向量。

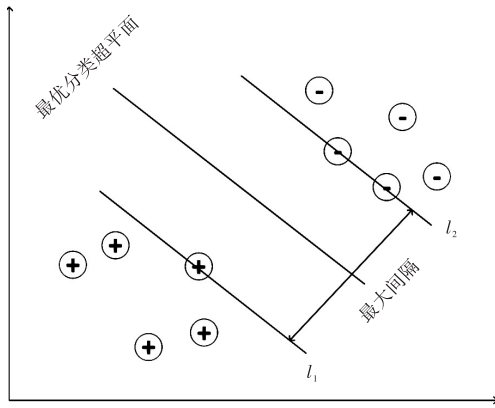


图2 支持向量机的基本思想

Fig. 2 The basic idea of support vector machine

因此支持向量机根据结构风险最小化原则,拟合所有的地铁短时客流量的历史数据,并以此预测当前的客流量。比如 Wang X 等^[21]建立了一种支持向量机全局在线模型(SVMool),用于预测地铁站的每5 min的短时载客量。

1.3 基于混合算法的预测模型

顾名思义,基于混合模型的预测模型就是将2种或2种以上的模型组合起来预测。近年来,用组合模型来预测地铁的短时客流量的研究不少。按组合类型来分,主要分为3类:

(1) 基于数理统计的模型组合。比如 Ding C 等^[22]在2017年建立了ARIMA模型和GARCH模型的组合模型,预测北京3个地铁站的实际地铁短时乘客流量。

(2) 基于数理统计的模型和基于智能算法的模型的组合。比如杨军和侯忠生^[23]提出了一种基于小波分析的最小二乘支持向量机的模型来对地铁的短时流量进行预测。刘美琪等^[24]提出了一种组合模型,即首先建立 K 近邻非参数回归模型,然后在卡尔曼滤波模型的观测方程中引入偏差修正系数以便提高模型的预测精度,最后采用贝叶斯算法将 K 近邻非参数回归模型和卡尔曼滤波模型进行组合,以此预测北京市地铁13号线的短时进站客流

量。Sun Y 等^[25]提出了一种新的混合模型 Wavelet-SVM 来预测北京地铁的短时客流量。它先通过小波分析将历史的客流量分解为高频系数和低频系数,然后用 SVM 模型来预测相应的高频系数和低频系数,最后通过小波重建不同的预测序列^[26]。李得伟等将加权历史平均自回归模型、ARIMA 模型和小波神经网络模型进行组合,预测每隔 15 min 的地铁短时客流量。

(3) 基于智能算法的模型组合。比如邹巍等^[27]将遗传算法与小波神经网络进行组合,来预测地铁的短时客流量。

2 研究总结

通过研究国内外的地铁短时预测的方法,通过整理和分析,总结出以下几点:

(1) 在地铁的客流预测刚刚兴起时,由于中长期、近期、短期的地铁客流量的预测时间单位长,客流量的分布规律比较简单稳定,变化的动态性不是很强,因此预测模型多为计算复杂度较低的基于数理统计的预测模型。而基于数理统计的预测模型大多都是基于线性系统理论的模型,并且要求数据的变化呈现周期性的规律,但是地铁的短时客流量具有动态性,突变性,不确定性和非线性的趋势,因此基于数理统计的预测模型往往不能满足预测地铁的短时客流量的鲁棒性,自适应性和实时性反馈的要求。因此当能够解决复杂问题的智能算法兴起后,越来越多的智能算法模型和组合模型被运用到地铁的短时客流量的预测中。

(2) 在基于智能算法和基于混合模型的预测模型中,神经网络模型是被运用的最多的智能模型。这是因为神经网络模型因其强大的自适应、自组织、自学习的能力,可以通过简单的模拟人脑进行复杂的大型和并行计算,可以拟合出几乎所有的线性和非线性函数。而且神经网络千变万化的拓扑结构,可以衍生出无数个网络结构。正是因为神经网络多变的结构,使该类模型特别适合预测突变性和不确定性的地铁的短时客流量。

(3) 在基于混合模型的预测模型中,如果按照

组合方式来分,可分为2种。一种方式是组合模型内的模型有2种用途,一种用途是一部分算法建立预测模型,另一种用途的算法根据一定规则的误差函数来优化预测模型的参数。然后预测模型再根据修正好的参数去预测地铁的短时客流量,文献[23-25]就是这种情况;另一种方式是组合模型中的模型都只有一个用途,那就是预测地铁的短时客流量。在组合模型中的所有模型各自都预测出一个结果后,然后将各模型的预测结果按一定的规则进行加权组合,根据加权的结果得到最后预测出的地铁的短时客流量,文献[22-27]就是这种情况。组合模型可以综合利用各个模型的优势,因此组合模型的预测结果大多高于单一模型的预测结果。然而组合模型虽然可以提高预测精度,但是却降低了模型的效率。

(4) 在最初的地铁的短时预测中,在预测的时间上,多为单个时间点的预测,即预测模型只能预测下一个时间点的客流量。这样的单点预测效率非常低下,而地铁的短时客流量“变化多端”,地铁的运营部门不可能仅根据一个时间点的客流量预测来提前部署地铁站点的调度计划。而如果要地铁的运营部门每隔十几 min 就根据下一个时间点的预测结果更换调度计划,显然是不现实的。因此为了便于地铁的运营部门可以根据提前预测好的客流量提前部署站点,实现正常的客运工作,可以连续预测多个时间点的地铁短时客流量的预测模型势必会代替只能预测单个时间点的地铁短时客流量的预测模型。

3 不足与建议

(1) 预测时没有将天气因素考虑进去。众所周知,天气对于人们是否选择乘坐地铁也有很大的影响。比如天气十分炎热时,因为地铁中空调的制冷作用,舒适的环境,人们很有可能选择地铁作为交通工具。因此天气因素也应该成为预测地铁的短时客流量的必不可少的一个因素,将天气因素排除在外会对最后的预测结果造成一定的影响。

(2) 工作日和节假日的地铁短时客流量,肯定

大不相同。比如工作日时,地铁的客流量的变化相对来说比较稳定。但是到了节假日的时候,人们很有可能选择乘坐地铁出门游玩,因此地铁的客流量可能会大大增加,变化也会很剧烈。但是在现有的有关地铁的短时客流量的研究中,要么没有考虑工作日和节假日对地铁短时客流量的影响,要么将工作日和节假日的地铁短时客流量分开建立模型预测。这样分开建立模型,不具有统一性,因此不利于实际的运用,实用性不大。

(3) 只预测了一个站点或一条线路的地铁客流量。这样没有将影响地铁的短时客流量的空间因素考虑在内。但实际上,每一个站点,每一条地铁线路,都会因为当地的经济水平,城区结构,换乘情况,人口密度等的原因,造成每个站点线路的地铁客流量的变化情况大不相同。因此如果只预测一个站点或一条线路的地铁短时客流量的变化规律,那么这种变化规律并不具有可移植性。

(4) 预测地铁的短时客流量时,只预测了当前时间下的乘客的总人数,而没有将地铁的进站人数和出站人数分开预测。这样十分不利于地铁的运营部门根据乘客流量进行站点部署,因为不知道具体的进站人数和出站人数,地铁的运营部门就不能根据预测值在进站口和出站口提前安排调度计划,实现“依量管理”。

基于以上几点不足,提出建议:

在建立预测地铁的短时客流量的预测模型时,先做特征工程。将各种可能影响地铁的短时客流量的各类天气,时间(日期,时刻,节假日等),空间(站点,线路)和其他因素都输入到特征工程中,提取出相关的天气特征、时间特征和空间特征和其他特征后,再建立预测地铁的短时客流量的模型。

将地铁的短时进站人数和出站人数都作为预测的目标值。根据各自影响因素的不同,建立2个预测模型,分开预测地铁的短时进站人数和出站人数。这样地铁的运营部门就可以根据具体的进站客流量和出站的客流量,提前安排运营调度计划,使客运工作正常运行,实现市民的安全出行。

4 结 语

随着地铁行业的发展,有关地铁的短时客流量的研究也随着兴起。如今地铁的短时客流量的研究已经有了很大的进步。一是从基于数理统计的预测模型到基于智能算法和组合算法的预测模型的发展,使预测模型更加符合地铁短时客流量的动态性,突变性,不确定性和非线性的特点;二是各种智能算法和组合算法的运用,使预测地铁的短时客流量的模型的精度得到了很大的提升;三是在预测时间上,由单个时间点的预测跨越到了连续多个时间点的预测,使预测模型更具有实用性。但同时,目前的地铁的短时客流量的研究仍然存在着一些不足。比如没有将时间特征和空间特征结合起来,大部分研究也没有考虑到天气因素的影响,同时也没有分开预测地铁的短时进站人数和出站人数,因此相关研究还有很大的改善空间。而且因为组合预测模型可以综合运用各种算法的优势,取长补短,提高模型的预测精度,因此未来基于组合算法的地铁短时客流量模型可能会得到进一步地改进。

参考文献(References):

- [1] 卢文刚,黄小珍. 基于 FCE 法的城市地铁踩踏事件应急能力评价研究——以广州地铁为例[J]. 中国行政管理,2018(3):145—152
- LU W G, HUANG X Z. Capability Evaluation for Urban Subway Stampede Emergency Response Based on the FCE Method: A Case Study of Guangzhou Subway[J]. Chinese Public Administration, 2018(3):145—152 (in Chinese)
- [2] 卢文刚,黄小珍. 城市地铁踩踏事件应急管理研究——基于 2008—2017 年典型案例的分析[J]. 中国应急救援,2017(4):4—9
- LU W G, HUANG X Z. Research on Emergency Management of Stampede Events in Urban Subway: Based on Analysis of Typical Cases from 2008 to 2017 [J]. China Emergency Rescue, 2017(4):4—9 (in Chinese)
- [3] 袁健,范炳全. 交通流短时预测研究进展[J]. 城市交通,2012,10(6):73—79
- YUAN J, FAN B Q. Synthesis of Short-Term Traffic Flow

- Forecasting Research Progress [J]. Urban Transport of China, 2012, 10(6):73—79 (in Chinese)
- [4] 张利田,卜庆杰,杨桂华. 环境科学领域学术论文中常用数理统计方法的正确使用问题[J]. 环境科学学报, 2007, 27(1):171—173
- ZHANG L T, BU Q J, YANG G H. The Correct Use of Mathematical Statistics Methods Commonly Used in Academic Papers in the Field of Environmental Science [J]. Acta Scientiae Circumstantiae, 2007, 27(1):171—173 (in Chinese)
- [5] 潘罗敏. 基于时间序列分析的单日地铁短时客流量预测研究[J]. 时代经贸, 2011(10):63—64
- PAN L M. Research on Prediction of Short-term Passenger Flow of Single-day Subway Based on Time Series Analysis [J]. Economic and Trade Update, 2011(10):63—64 (in Chinese)
- [6] SHUAI F, GUOQIANG C. Passenger Flow Forecast of Metro Station Based on the ARIMA Model [C]. Proceedings of the 2015 International Conference on Electrical and Information Technologies for Rail Transportation, 2016
- [7] YAN D, ZHOU J, ZHAO Y, et al. Short-Term Subway Passenger Flow Prediction Based on ARIMA [C]. International Conference on Geo-Spatial Knowledge and Intelligence, 2017
- [8] 孟品超,李学源,贾洪飞. 基于滑动平均法的轨道交通短时客流实时预测[J]. 吉林大学学报(工学版), 2018, 48(2):448—453
- MENG P C, LI X Y, JIA H F. Short-Time Rail Transit Passenger Flow Real-Time Prediction Based on Moving Average [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2018, 48(2):448—453 (in Chinese)
- [9] 熊杰,关伟,孙宇星. 基于 Kalman 滤波的地铁换乘客流预测[J]. 北京交通大学学报, 2013, 37(3):112—116
- XIONG J, GUAN W, SUN Y X. Metro Transfer Passenger Forecasting Based on Kalman Filter [J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2013, 37(3):112—116 (in Chinese)
- [10] 张智勇,张丹丹,贾建林. 基于改进卡尔曼滤波的轨道交通站台短时客流预测[J]. 武汉理工大学学报(交

- 通科学与工程版),2017,41(6):201—210
- ZHANG Z Y,ZHANG D D,JIA J L. Short-term Passenger Flow Forecasting of Rail Transit Platform Based on Improved Kalman Filter[J]. Journal of Wuhan University of Technology(Transportation Science and Engineering), 2017,41(6):201—210(in Chinese)
- [11] 杨军,侯忠生. 一种基于灰色马尔科夫的大客流实时预测模型[J]. 北京交通大学学报,2013,37(2):119—123
- YANG J,HOU Z S. A Grey Markov Based on Large Passenger Flow Real-Time Prediction Model[J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2013,37(2):119—123(in Chinese)
- [12] 包磊. 城市轨道交通客流量实时预测模型[J]. 城市轨道交通研究,2017(5):104—106
- BAO L. Real-Time Forecast of Passenger Flow Volume in Urban Rail Transit[J]. Urban Rail Transit, 2017(5):104—106(in Chinese)
- [13] 林培群,陈丽甜,雷永巍. 基于K近邻模式匹配的地铁客流量短时预测[J]. 华南理工大学学报(自然科学版),2018,46(1):56—63
- LIN P Q,CHEN L T,LEI Y W. Short-Term Forecasting of Subway Traffic Based on K-Nearest Neighbour Pattern Matching[J]. Journal of South China University of Technology(Natural Science Edition), 2018,46(1):56—63(in Chinese)
- [14] 郇宁,谢俏,叶红霞. 基于改进KNN算法的城轨进站客流实时预测[J]. 交通运输系统工程与信息,2018,18(5):125—132
- HUAN N,XIE X,YE H X, et al. Real-Time Forecasting of Urban Rail Transit Ridership at the Station Level Based on Improved KNN Algorithm[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2018,18(5):125—132(in Chinese)
- [15] 任崇岭,曹成铨,李静. 基于小波神经网络的短时客流量预测研究[J]. 科学技术与工程, 2011,11(21):5099—5103
- REN C L, CAO C X, LI J. Research for Short-Term Passenger Flow Forecasting Based on Wavelet Neural Network[J]. Science Technology and Engineering, 2011,11(21):5099—5103(in Chinese)
- [16] HUANG Y, PAN H. Short-Term Prediction of Railway Passenger Flow Based on RBF Neural Network[J]. Rbf Neural Network, 2011,12:594—597
- [17] WEI Y, CHEN M C. Forecasting the Short-Term Metro Passenger Flow with Empirical Mode Decomposition and Neural Networks[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2012,21(1):148—162
- [18] LI Y, WANG X, SUN S, et al. Forecasting Short-Term Subway Passenger Flow under Special Events Scenarios Using Multiscale Radial Basis Function Networks[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2017,77:306—328
- [19] ROOS J, BONNEVAY S, GAVIN G. Short-Term Urban Rail Passenger Flow Forecasting: A Dynamic Bayesian Network Approach[J]. IEEE International Conference on Machine Learning & Applications, 2017,40(8):1172—1178
- [20] 徐逸之,彭玲,林晖. 基于栈式自编码的上海地铁短时流量预测[J]. 计算机工程与科学, 2018,40(7):133—138
- XU Y Z, PENG L, LIN H. Short-Term Passenger Flow Prediction in Shanghai Subway System Based on Stacked Autoencoder[J]. Computer Engineering and Science, 2018,40(7):133—138(in Chinese)
- [21] WANG X, ZHANG N, ZHANG Y, et al. Forecasting of Short-Term Metro Ridership with Support Vector Machine Online Model[J]. Journal of Advanced Transportation, 2018,20:1—13
- [22] DING C, DUAN J, ZHANG Y, et al. Using an ARIMA-GARCH Modeling Approach to Improve Subway Short-Term Ridership Forecasting Accounting for Dynamic Volatility[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017,18:1—11
- [23] 杨军,侯忠生. 基于小波分析的最小二乘支持向量机轨道交通客流预测方法[J]. 中国铁道科学, 2013,34(3):122—127
- YANG J, HOU Z S. A Wavelet Analysis Based LS-SVM Rail Transit Passenger Flow Prediction Method[J]. China Railway Science, 2013,34(3):122—127(in Chinese)
- [24] 刘美琪,孙拓. 城市轨道交通进站客流量短时预测模型研究[J]. 城市轨道交通研究, 2015,18(11):13—17
- LIU M Q, SUN T. On Short-Term Forecasting Model of Passenger Flow in Urban Rail Transit[J]. Urban Rail

- Transit,2015,18(11):13—17 (in Chinese) (in chinese)
- [25] SUN Y, LENG B, GUAN W. A Novel Wavelet-SVM Short-Time Passenger Flow Prediction in Beijing Subway System[J]. Neurocomputing,2015,66:109—121
- [26] 李得伟,颜艺星,曾险峰. 城市轨道交通进站客流量短时组合预测模型[J]. 都市轨道交通,2017(1):54—58
- LI D W, YAN Y X, CENG X F. Combined Short-Term Prediction Model of Station Entry Flow in Urban Rail Transit[J]. Urban Rapid Rail Transit,2017(1):54—58
- [27] 邹巍,陆百川,邓捷. 基于遗传算法与小波神经网络的客流预测研究[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2014,38(5):1148—1151
- ZOU W, LU B C, DENG J. Passenger Flow Prediction Based on Genetic Algorithms and Wavelet Neural Networks[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Transportation Science and Engineering),2014,38(5):1148—1151 (in Chinese)

Review of Methods for Short-Term Prediction of Subway Passenger Flow

ZHOU Qing-mei¹, HE Xi-ping^{1,2,3}

(1. National Research Base of Intelligent Manufacturing Service, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China; 2. School of Computer Science and Information Engineering, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China; 3. School of Artificial Intelligence, Chongqing Technology and Business University, Chongqing 400067, China)

Abstract: In view of the increasing complexity of the current subway lines and the increasing population, the pressure on the carrying capacity of the subway has increased drastically, which has brought great difficulties to the operation and management of the subway. The method of forecasting short-term passenger flow of the subway is summarized in this paper. From the perspective of the current method of predicting short-term passenger flow of the subway, the relevant literatures on short-term prediction of subway passenger flow at home and abroad are reviewed and sorted out, and the related research methods are summarized. It is concluded that the current research methods can be divided into three categories, each with its own strengths, but most of them ignore the influence of weather, date and site, and do not separately predict the number of inbounds and outbounds. Although these methods have achieved good results, there are still some shortcomings, and there is still a lot of work to be done in related research. Therefore, relevant suggestions are put forward on this basis.

Key words: subway passenger flow; short-term prediction; research progress

责任编辑:田 静

引用本文/Cite this paper:

周庆梅,何希平. 地铁乘客流量的短时预测的方法综述[J]. 重庆工商大学学报(自然科学版),2020,37(1):25—32

ZHOU Q M, HE X P. Review of Methods for Short-Term Prediction of Subway Passenger Flow[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2019, 36(6): 25—32