

基于实时 GPS 的公交短时动态调度算法

张澍裕¹ 宫 达¹ 谢 兵¹ 刘开贵²

(北京航天控制仪器研究所 北京 100094)¹ (贵阳公共交通集团公司 贵阳 550081)²

摘 要 文中分析了传统公交静态调度的局限性。利用公交在线车辆的实时 GPS 数据,通过分析在交通拥挤严重、客流量骤增情况下的公交调度运营机制,提出了一种基于人工神经网络的公交短时动态调度的启发式算法。利用贵阳市公交线路数据对所提算法进行仿真测试。实验结果表明:该算法可以有效弥补传统公交静态调度的不足,减少人工调度中人为因素的干扰,进而实现公交调度的自动化和智能化。

关键词 公共交通, GPS, 静态调度, 实时动态调度, 神经网络, 启发式算法, 公交智能化

中图法分类号 TP312 **文献标识码** A

Bus Short-term Dynamic Dispatch Algorithm Based on Real-time GPS

ZHANG Shu-yu¹ DONG Da¹ XIE Bing¹ LIU Kai-gui²

(Beijing Institute of Aerospace Control Devices, Beijing 100094, China)¹

(Guiyang Bus Transport Group Company, Guiyang 550081, China)²

Abstract This paper analyzed the limitation of traditional bus static dispatching. By using the real-time GPS data of on-line buses, and analyzing the bus operation mechanism under heavy traffic jam and sudden increase in passenger flow, this paper gave a new bus short-term dynamic dispatching algorithm based on neural network. Through simulations on bus lines in Guiyang, the proposed algorithm can efficiently solve the insufficient of traditional bus static dispatching, and reduce the interference of human factors in manual scheduling, which can realize the automation and intelligence of the bus dispatching.

Keywords Public transportation, GPS, Static scheduling, Real-time dynamic dispatch, Neural network, Heuristic algorithm, Public transport intelligence

近年来,随着城市居民收入水平的逐渐提高,私人汽车保有量呈爆炸式增长,随之而来的是城市交通状况的日益恶化,交通拥堵状况日益严重。如何解决交通拥堵问题是世界各国政府面临的严峻考验。公共交通具有载量大、运送效率高、能源消耗低、相对污染小和运输成本低等优点,公交车辆是公共交通的主要载体,是城市公民出行的主要选择。因此,大力发展公交出行已经成为全球各大城市解决交通拥挤的主要方案。在公交日常运营管理中,合理的公交调度是保证公交正常运行的关键所在^[1]。

传统公交调度是一种静态调度^[2],静态调度假定公交出行环境是固定不变的,它根据客流的高峰时段、平峰时段将一天划分为几个时间段,每个时间段确定一个固定的发车间隔,这个过程通常称为制定排班计划。如何制定合理的排班计划是公交静态调度的核心问题。

目前,国内外关于公交静态调度方案的相关研究工作已经趋于成熟^[3-13],文献[4]以乘客总候车时间和公交公司所有车辆的总驶里程加权组合作为目标函数,建立了优化模型,并采用时间步长法进行模型求解,从而确定排班计划。随着遗传算法^[14-15]和模拟退火算法^[16]等先进算法的提出,很多学者也将这些算法引入到了公交调度模型的求解中,数值实验取得了较好的结果^[6,12-13]。

但是,上述静态调度模型大多基于理想情况,如假定公交车辆匀速行驶、客流量均匀等,这些模型并不能准确反映公交车辆的实际运行环境。公交车辆在实际运行时,由于早晚高峰产生的客流量骤增,交通拥挤、车辆故障等突发情况给公交车辆的正常运行带来了很大的不确定性,因此,传统模型的调度效果并不理想,无法满足公交车辆的实际调度需求。

针对公交车辆的静态调度存在的缺陷,国内外学者已经进行了一些相关的初步探索。衡量不确定性的最好工具是概率随机,随机优化^[17]的产生促进了传统调度模型的改进,文献[7-9]通过引入随机变量,建立了随机优化模型,在一定程度上改进了传统静态调度模型的不足。近年来,神经网络技术促进了人工智能的飞速发展,文献[10]引入神经网络技术来分析公交静态调度问题,并取得了较好的效果。此外,也有学者针对不同的公交运营模式对公交静态调度进行了建模分析的研究^[11]。

对于突发情况的调度,文献[2]给出了动态调度和静态调度相结合的公交调度策略。正常情况下,公交车辆按照静态调度的方法运行;当在线公交车辆发生延时时,对在线公交车辆进行在线调整,如调整发车间隔等,遇到突发情况(如车辆故障、交通严重拥堵)时,进行临时加车、公交车跳站等操作。此外,文献[18-20]也对实时情况下的公交调度策略进行了卓

张澍裕(1982—),男,硕士,主要研究方向为智能交通,E-mail: zsy5496@126.com;宫 达(1987—),男,博士,工程师,主要研究方向为交通大数据、人工智能等,E-mail: gdineda@163.com(通信作者);谢 兵(1994—),男,硕士,工程师,主要研究方向为智能交通;刘开贵(1974—),男,主要研究方向为智能交通。

有成效的探讨,其中,文献[19]探讨了在突发情况下,公交车的临时加车策略,建立了完整的模型来确定加车服务的起始点,并采用一种启发式算法对模型进行求解,实验结果表明,该模型可以节省乘客 8.02% 的等车时间。

传统的动态调度往往对各种调度措施的定义比较模糊,并且对应该何时采取何种措施没有严格的量化指标进行判断。本文克服以上弊端,针对不同的公交运行环境,利用在线公交车辆的实时 GPS 位置数据、撞点数据及实时周期运行时间等信息,给出了严格的量化指标,并针对不同的调度措施建立了基于神经网络和启发式算法的精确的数学模型,结合先进的软件技术,建立了公交短时动态调度(Short-term Dynamic Dispatch, SDD)系统。仿真测试结果表明:该系统在突发情况下,可以有效地减少乘客的候车时间。同时,借助公交实时 GPS 数据,该系统可以有效监测在线车辆的运行状况,实时预警,并智能推荐相应调度措施,从而显著提高公交调度的运营管理水平,为公交调度智能化的不断完善提供必要的技术手段。

1 短时动态调度算法

正常情况下,在线公交车辆按照静态调度产生的排班计划在公交线路路上运行。但各种突发情况的产生,会导致在线运行的公交车辆晚点,甚至出现在同一公交站点会同时到达两辆公交车的情况,此时,该线路的公交车就产生了“大间隔”,图 1 是贵阳市公交 11 号线路发生大间隔时的在线公交车辆运营图。大间隔的产生因素是多种多样的,不仅使得乘客候车时间延长,而且极大地降低了公交车的运营效率,造成载客不均、空车行驶等问题。如何有效地避免“大间隔”的产生,同时在大间隔产生时采取合理的调度措施来尽可能减少大间隔造成的影响,是短时动态调度算法所要解决的基本问题。

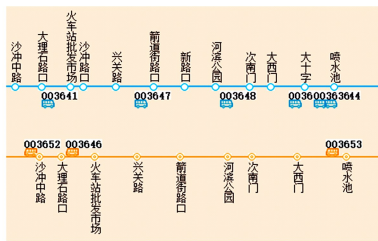


图 1 贵阳市公交 11 路产生的大间隔

公交动态运营调度的核心问题有以下 3 点:

- (1) 如何判断大间隔,以及当大间隔产生时采取何种调度措施?
- (2) 如何进行发车间隔的重调整?
- (3) 如何进行加车(跳站或调头)调整?

图 2 给出了短时动态调度算法的原理图,从图中可以清晰地看到算法在大间隔预警和后续的实时动态调整中针对不同的大间隔状态采用了不同的重调度措施。

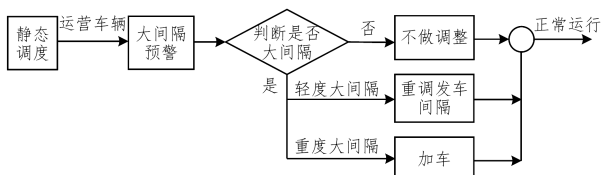


图 2 短时动态调度算法的原理图

处给出本文所有用到的数学变量及其代表的含义(见表 1)。

表 1 数学变量及含义对照表

变量	含义
λ	线路均衡系数
α_1, α_2	均衡系数阈值
$maxdis$	线路相邻两车最大线路距离
$linedis$	线路长度
n	站点个数
T	线路当前单程运行时间
$passenger$	线路客流量
$waitbus$	待发车数
$onlinebus$	在线车数
$inter_0$	线路当前发车间隔
$inter$	重新调整后的发车间隔
ρ	期望相邻两车间隔站点个数
v	临时加车的移动速度
v_0	在线车辆的平均移动速度
S_A	车辆 A 离主站的线路距离
S_{AB}	车辆 A 与车辆 B 之间的线路距离
t	加车调度时的允许时间范围

1.1 大间隔预警及均衡系数

1.1.1 大间隔预警

公交车辆按照正常的排班计划和发车间隔发车后,到达每个站点的预期时间是相对确定的。假如一辆公交车没有按照正常时间到达指定站点,比如晚点 10 min,通过设置时间阈值,可以实时监控在线公交车辆的到站时间情况,从而比较准确地对大间隔进行预警。大间隔预警就是利用在线公交车辆的实时 GPS 撞点数据,连续、实时地监测当前线路是否发生大间隔,并且当大间隔报警时,还需要进一步确认当前大间隔的严重程度。

1.1.2 线路均衡系数

本节引入线路均衡系数的概念,假设当前线路的长度为 $linedis$,当前线路上相邻两辆公交车(主站、副站也看做虚拟公交车)的最大线路距离为 $maxdis$,其中两辆公交车的线路距离为公交车沿公交线路的轨迹长度。定义线路均衡系数如式(1)所示:

$$\lambda = \frac{maxdis}{linedis} \quad (1)$$

由定义可知,均衡系数 λ 满足 $0 \leq \lambda \leq 1$,均衡系数 λ 越接近 0,表示当前线路车辆分布越均匀, λ 越接近 1,表示当前线路车辆的间隔越大。特别地,当 $\lambda=0$ 或 $\lambda=1$ 时,当前线路除去主站和副站外,没有实际运行的公交车。根据线路均衡系数反映的大间隔的严重程度,短时动态调度算法会给出 3 种对应的调度方案:不变、重调发车间隔、临时加车(跳站或调头)。对于一条固定线路,给定大间隔系数的两个阈值 α_1 和 α_2 ,满足 $0 < \alpha_1 < \alpha_2 < 1$,表 2 给出了线路均衡系数在不同范围时 SDD 算法采取的不同调度措施。

表 2 均衡系数在不同范围时对应的调度策略

λ 的取值范围	调度策略
$\lambda \leq \alpha_1$	不做调整
$\alpha_1 < \lambda \leq \alpha_2$	重新调整发车间隔
$\lambda > \alpha_2$	从主站进行加车

公交日常排班计划是假设在公交运行环境良好的条件下通过静态调度产生的排班计划,其发车间隔是衡量公交运行环境良好与否的标准,因而 α_1, α_2 参数的确定可以由当时的排班计划确定,根据排班计划,假设当前时刻的发车间隔为 $inter_0$,假设当前线路公交车按照正常车速匀速运行的单程耗

下面将对 SDD 算法进行详细的介绍,为便于理解下文,此

时为 T , 此时线路上均匀分布着 $\frac{T}{inter_0}$ 辆公交车, 此时的线路均衡系数可以作为参数 α_1 的输入值(见式(2))。参数 α_2 的取值介于 1 和 α_1 之间, 可以取中间值(见式(3))。

$$\frac{\frac{1}{\frac{T}{inter_0} + 1} \times linedis}{linedis} = \frac{inter_0}{T + inter_0} \triangleq \alpha_1 \quad (2)$$

$$\frac{1 + \alpha_1}{2} \triangleq \alpha_2 \quad (3)$$

1.2 发车间隔重新计算

如果当前线路的均衡系数取值介于给定的参数 α_1 和 α_2 之间, 此时根据短时动态调度算法的判断, 需要对当前线路的发车间隔进行重新调整。传统静态调度模型由于有严格的限制条件, 因此不适用于作为重新调整发车间隔的算法。本文采用神经网络技术和传统等分算法相结合的方法来重新调整发车间隔。

1.2.1 BP 神经网络预测发车间隔

人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)起源于 20 世纪 80 年代, 近年来, 随着人工智能的迅速崛起, 人工神经网络技术得到了越来越多的关注和应用。多层前馈神经网络(BP 神经网络)是目前应用最为广泛的神经网络模型^[21]。

图 3 给出了三层 BP 神经网络的结构示意图, BP 神经网络的特点是从输入层到隐含层、隐含层到输出层的各个结点之间都是全链接。层与层之间的传递如式(4)所示:

$$f(x) = \theta(\sum a_i x_i) \quad (4)$$

其中, $\theta(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$ 为 Sigmoid 函数, 是常用的激活函数。每次迭代产生一个输出, 将输出结果与测试样本的正确结果进行比较, 建立使得误差达到最小的数学模型, 通过修改链接权重, 使得误差逐渐减小。

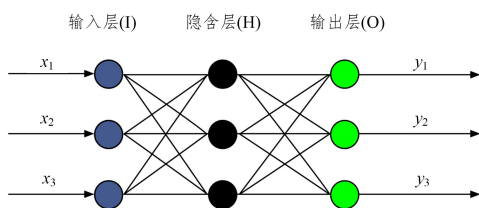


图 3 三层 BP 神经网络的结构示意图

将 BP 神经网络应用于预测公交车的发车间隔中, 首先需要确定影响发车间隔的因素。公交运行中影响公交发车间隔的因素有很多, 主要有线路长度、站点个数、单程运行时间、客流量、待发车辆数和在线车辆数等, 将以上数据导入神经网络输入层, 利用 BP 神经网络进行训练, 可以对当前线路的发车间隔进行有效的预测, 如图 4 所示。

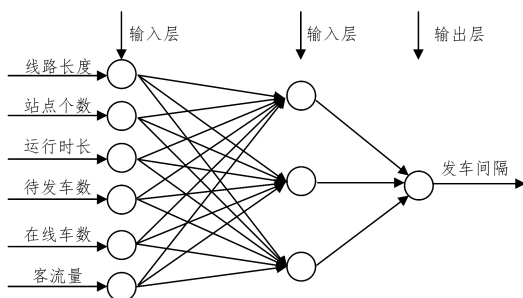


图 4 BP 神经网络预测发车间隔

在 1989 年, Robert Hecht-Nielsen 证明了对于任意闭区间内的连续函数, 都可以用 BP 神经网络进行任意精度的逼近, 这就是“万能逼近定理”。假设 BP 神经网络的输入维度为 in , 输出维度为 out , BP 神经网络的隐含层的维度是不确定的, 事实上, 隐含层的维度对 BP 神经网络的性能有非常大的影响。以下经验公式可以用来确定隐含层的维度。

$$h = \sqrt{in + out} + a$$

其中, 参数 a 是 1~10 之间的调节常数。针对本问题, 将输入维度设为 6, 输出维度设为 1, 并利用经验公式确定隐含层维度为 3。

BP 神经网络一般用来解决分类和函数逼近问题, 对于分类问题, 层与层之间的激活函数一般采用 Sigmoid 函数。而对于逼近问题, 输入层与隐含层之间用 Sigmoid 函数, 隐含层与输出层之间用线性函数, 即 $f(x) = x$ 。同时, 由于输入样本之间的量纲不同, 为保证算法有效, 对所有输入样本进行归一化处理, 并使之转化到 $[0, 1]$ 之间。

1.2.2 等分法预测发车间隔

公交车调度的理想效果是所有在线公交车匀速在线路上等间隔行驶, 间隔大小取决于当前线路上客流量的大小。受此启发, 本节提出基于等分单程运行时间的等分启发式算法。

等分启发式算法首先需要确定当前路况下, 公交车正常行驶的单程时长, 然后通过以往经验给出当前线路的平均两车间隔, 之后根据当前线路的划分段数将单程时长等分, 最后给出当前线路的发车间隔, 算法 1 列出了等分启发式算法的详细流程。

算法 1 等分启发式算法

输入: 当前线路站点个数 n , 当前时刻公交车的单程运行时长 T

1. 根据经验给出间隔参数 p , 使得每间隔 p 个站点有一辆公交, 图 5 给出的示例表示每间隔 3 个站点有一辆公交车;
2. 假设公交车匀速行驶, 通过等分单程时间得到当前发车间隔。

$$inter_2 = \frac{T}{(n-1)/p} = \frac{T \times p}{n-1}$$



图 5 公交间隔示意图

神经网络算法和等分启发式算法在确定公交车发车间隔方面有各自的优点, 神经网络算法考虑因素较全面, 更加符合实时性要求, 等分启发式算法简单有效。本部分最后将两种方法得到的结果进行加权平均, 这种加权平均计算方式是重新计算发车间隔的算法。

$$inter = \frac{inter_1 + inter_2}{2} \quad (5)$$

1.3 确定加车的站点位置

假如当前线路严重拥挤, 或者在线公交车由于事故无法正常运行时, 可能导致线路均衡系数大于 α_2 , 此时, 利用重新调整发车间隔来进行调度已经无法缓解当前线路乘客乘车的需求, 需要采取临时从主站加车的调度措施。

从主站临时加车, 需要给出两个因子: 允许的时间范围、加车站点。由于发生大间隔的两辆公交车处于实时运动之

中,当加车从主站出发到达加车站点的这段时间,在线公交车也在移动中,因此,临时加车需要考虑相对移动问题。本部分结合在线公交车的实时 GPS 位置数据,给出临时加车的允许时间范围和加车站点位置。

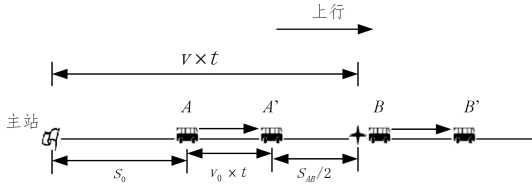


图6 加车相对位移图

考虑上行情况,车辆 A 和车辆 B 发生了严重大间隔,此时,需要从主站派一辆车直接跳站到 A 与 B 的中间位置。图 7 给出了短时动态调度算法的流程图,假设临时加车的移动速度为 v , 车辆 A 和车辆 B 的移动速度为 v_0 , 匀速行驶, 车辆 A 距离主站的距离 $S_A = S_B$ 。由示意图容易得到:

$$S_0 + v_0 \times t = v \times t - S_{AB}/2 \quad (6)$$

由(6)式可得到时间范围如下:

$$t = \frac{2S_0 + S_{AB}}{2(v - v_0)} \quad (7)$$

式(7)中的参数 $S_0 + S_{AB}$ 可以通过公交车辆的实时 GPS 数据计算得到。在线公交车的车速可以通过当前实时的单程运行时间除以线路长度得到:

$$v_0 = \frac{\text{linedis}}{T} \quad (8)$$

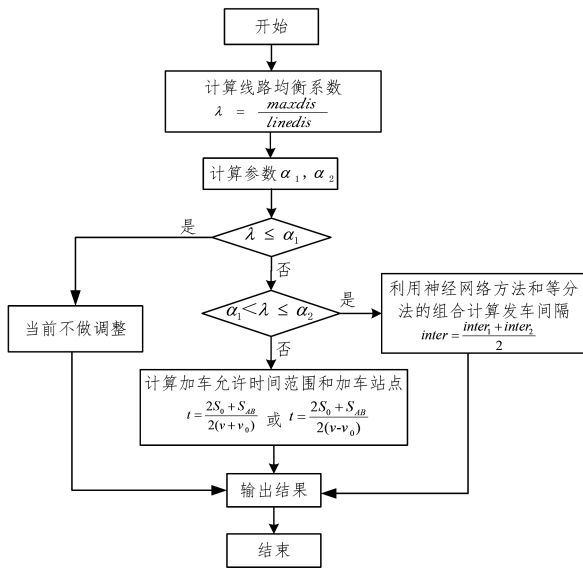


图7 短时动态调度算法流程图

从主站出发的临时加车的行驶速度参照中国城市道路的限速上限 $v = 60 \text{ km/h}$ 。临时加车的站点位置为距离主站 $v \times t$ 的最近的站点。对于下行情况,同上行情况类似,式(9)给出下行加车的允许时间范围。

$$t = \frac{2S_0 + S_{AB}}{2(v + v_0)} \quad (9)$$

2 仿真测试

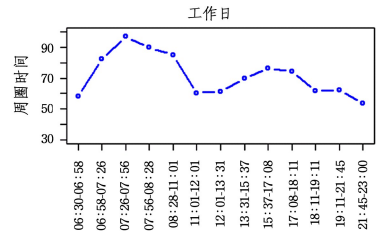
任何基于概率模型建立的智能调度系统都无法保证百分之百的可靠性,而公交行业对可靠性和安全性有着严格的要求,因此,建立人与计算机交互式决策系统^[22],成为当前公交调度智能化的一个可行方案。

本节基于贵阳公交公司新版智能调度系统上 11 路公交车的实际运营数据,对短时动态调度算法从参数设计、预测精确度等方面进行全面的数值仿真。

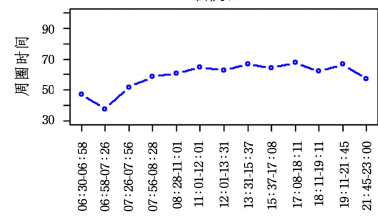
2.1 均衡系数的阈值设计

均衡系数作为短时动态调度的阈值,对算法的最终结果有着至关重要的影响。从公交实际运营情况来看,在当前线路比较拥挤的情况下,调度员采取调度的频率会更高,此时,算法的均衡系数的敏感度应该更高,以便及时调整发车间隔,阻止大间隔的发生;而在当前线路较为通畅时,调度员进行调度的频率明显降低,此时,算法的均衡系数的敏感度应该降低,以减少不必要的调度。

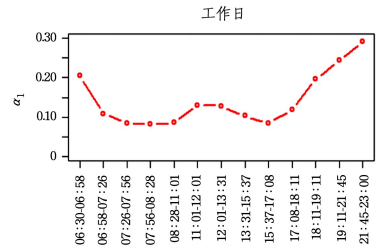
图 8 给出了贵阳公交 11 号线路在工作日和国庆日期间,不同时段的周圈时间与均衡系数之间的对应关系。周圈运行时间可以有效地反映当前线路的拥挤程度,周圈时间越长,表明当前线路越拥挤。



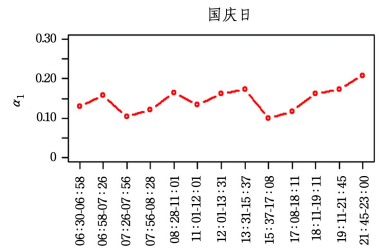
(a)



(b)



(c)



(d)

图8 均衡系数与周圈运行时间的关系图

从图 8 可以看出,在工作日线路的周圈时间在早晚高峰时段明显加长,呈现出典型的“双峰”曲线,而在工作日,线路的均衡系数也随着线路的拥挤程度而实时变化,在高峰时段,均衡系数的敏感度明显提高。在国庆日,公交 11 路的周圈时间在 60 min 左右,比平常工作日高峰时段的接近 100 min 的

耗时要短很多,表明道路较为通畅,此时,线路的均衡系数表现得也比较平稳,敏感度没有特别明显的变化。

2.2 预测发车间隔算法测试

当线路比较拥挤时,在线运营的公交车会出现“叠车”,导致某些相邻公交车很近,而另外一些公交车则相距较远,导致乘客候车时间明显加长。当“叠车”现象不是特别严重时,调整发车间隔是公交日常调度最常用的措施。

表 4 给出了贵阳公交 11 路某一天不同时刻的单程运行时间和此时合理的发车间隔,采用本文提出的神经网络及等分启发式算法相结合的方法重新计算发车间隔,与合理发车间隔进行对照,如图 9 所示。该测试根据有经验的调度员在一天中不同时刻进行公交车辆调度所采集的发车间隔数据作为合理的发车间隔数据。从预测结果可以看出,重算发车间隔算法是可靠有效的。

表 4 发车间隔对照表

(单位: min)		
单程耗时	合理间隔	预测间隔
83.11	10	9.59
84.16	9	9.71
70.97	8	8.18
63.24	8	7.30
66.24	9	7.64
74.25	9	8.57
72.78	8	8.40
67.32	7	7.77
84.71	10	9.78

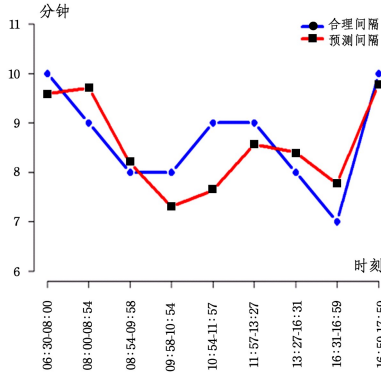


图 9 合理间隔与预测间隔的比较

结束语 本文针对公交传统静态调度在实时性及应对紧急突发情况方面的不足,提出了一种基于实时 GPS 的公交实时调度算法-短时动态调度(SDD),实现了公交调度的大间隔实时预警、智能推荐调度措施、实时调整发车间隔的功能,为公交智能调度的最终实现提供了理论参考。仿真测试表明 SDD 算法是可靠有效的。

SDD 算法还可以在以下两个方面进行改进。首先,相邻两辆公交车的间隔站点个数 p 的确定是根据调度员经验给出的,可以分析影响参数 p 的因素,通过神经网络学习方法对其进行预测;其次,当 SDD 算法判断要进行加车调度时,需要知道此时在线公交车的行驶速度,本文根据里程和单程时间给出了公交车的平均行驶速度,这必然会产生一定的误差,如何根据实时路况信息,预测公交车的实时速度,从而给出公交车到某一固定点的实际耗时是本课题下一阶段要研究的方向。

参考文献

- [1] 北京市公共交通总公司. 运营调度管理 [M]. 北京: 中国劳动出版社, 1994.
- [2] 张飞舟, 晏磊, 范跃祖, 等. 智能交通系统中公交车动态调度研究 [J]. 公路交通科技, 2002, 19(3): 123-126.
- [3] CLARK G, WRIGHT J W. Scheduling of vehicles from a central depot to a number of delivery points [J]. Computer & Operations Research, 1994, 32(12): 568-581.
- [4] 陈芳. 城市公交调度模型研究 [J]. 中南公路工程, 2005, 30(2): 162-164.
- [5] 姚俊, 吕智林, 叶焉. 基于满意度的公交调度模型研究 [J]. 交通信息与安全, 2009, 27(4): 67-69.
- [6] 任传祥, 郇宜军, 尹唱唱. 基于遗传禁忌搜索算法的公交调度研究 [J]. 山东科技大学学报自然科学版, 2008, 27(4): 53-56.
- [7] 刘鑫, 何世伟. 基于随机机会规划的公交调度模型研究 [J]. 交通标准化, 2006(12): 152-155.
- [8] 杨磊, 刘卫鹏, 周磊. 基于改进的随机公交调度问题的数学模型 [J]. 河北工业大学学报, 2009, 39(1): 74-78.
- [9] 宋瑞, 赵航. 基于机会约束的公交调度研究 [J]. 数学的实践与认识, 2005, 35(1): 89-95.
- [10] 刘志强, 张利, 吕学, 等. 基于离散 Hopfield 神经网络的公交调度评价方法研究 [J]. 交通运输系统工程与信息, 2011, 11(2): 77-83.
- [11] 林叶倩, 李文权, 邱丰, 等. 可变线路式公交车调度优化模型 [J]. 交通信息与安全, 2012, 30(5): 14-18.
- [12] 童刚. 遗传算法在公交调度中的应用研究 [J]. 计算机工程, 2005, 31(13): 29-31.
- [13] 郑小花, 陈淑燕, 武林芝. 模拟退火算法在公交调度中的应用 [J]. 信息化研究, 2009, 35(9): 45-48.
- [14] 马永杰, 云文霞. 遗传算法研究进展 [J]. 计算机应用研究, 2012, 9(4): 1204-1205.
- [15] SRINIVAS M, PATNAIK L. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms [J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 1994, 24(4): 656-667.
- [16] KHACHATURYAN A G, SEMENOVSKAYA S V, VAINSHTEIN B K. Statistical-thermodynamic approach to determination of structure amplitude phases [J]. Kristallografiya, 1979, 24(5): 519-524.
- [17] MATYAS J. Random optimization [J]. Automation and Remote Control, 1965, 26(2): 246-253.
- [18] BERREBI S J, WATKINS K E, LAVAL J A. A real-time bus dispatching policy to minimize passenger wait on a high frequency route [J]. Transportation Research Part B, 2015, 81: 377-389.
- [19] YU B, WANG K M, PENG Z X, et al. Dynamic extra buses scheduling strategy in public transportation [J]. Promet-Transportation, 2015, 27(3): 205-216.
- [20] GAO J, DENG W, JI Y J. Short term public transit dispatch model using state space neural networks [J]. Second International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation, 2009.
- [21] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors [J]. Nature, 1986, 323(6088): 533-536.
- [22] 王亮洁, 胡大伟, 董皓, 等. 物联网技术在航天安全生产管理系统中的应用 [J]. 导航与控制, 2016(4): 108-112.