

## 模糊神经网络在城市轨道交通行车组织管理中的应用

王 静

(西安铁路职业技术学院 西安 710014)

**摘 要:** 研究一种可有效促进城市轨道交通行车组织管理效能的模糊神经网络算法。利用超限学习机模块对站点客流量进行初步卷积,使用卷积神经网络将考察线路内的各站点客流量数据进行汇总,同时构建其他线路的参照数据,使用二值化模块形成放行信号灯建议数据。应用该系统后,客流峰值车辆满载率显著下降,客流估值车辆满载率显著提升,客流估值发车间隔显著增加但并未影响到旅客的站内滞留时间。表明该算法可以有效提升城市轨道交通的运行效率和经济效益。

**关键词:** 模糊神经网络;城市轨道交通;行车组织;超限学习机;二值化神经网络

**中图分类号:** TM425 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1

## Application of fuzzy neural network in operation organization and management of urban rail transit

Wang Jing

(Xi'an Railway Vocational and Technical College, Xi'an 710014, China)

**Abstract:** This paper studies a fuzzy neural network algorithm which can effectively promote the efficiency of urban rail transit operation organization and management. The overrun learning machine module is used to convolute the passenger flow of each station, the convolution neural network is used to summarize the passenger flow data of each station in the inspection line, and the reference data of other lines is constructed, and the binary module is used to form the release signal light recommendation data. After the application of the system, the peak vehicle load rate of passenger flow is significantly reduced, the estimated vehicle load rate of passenger flow is significantly increased, and the departure gap of passenger flow is significantly increased, but it does not affect the residence time of passengers in the station. It is considered that the algorithm can effectively improve the operation efficiency and economic benefits of urban rail transit.

**Keywords:** fuzzy neural network; urban rail transit; traffic organization; ELM; BNN

## 0 引 言

城市轨道交通行车组织工作的目标主要有两个:一是所有进入到站点的旅客必须在第一时间上车,即运力必须满足旅客量;二是所有车辆中的旅客量必须达到一定的比例,即必须保证车辆满载率。前者关系到城市轨道交通的社会效益,后者关系到城市轨道交通的经济效益。

谭飞刚等<sup>[1]</sup>、范忠胜等<sup>[2]</sup>采用的研究方法为通过模糊神经网络将采集到的不完备数据进行模糊化,使其形成完全由双精度浮点变量构成的数据输入矩阵,进而使用一个或一组神经网络模块进行数据深度挖掘,神经网络模块的统计学原意是将多列线性数据进行深度迭代挖掘回归,将数据隐藏规律暂存在隐藏层待回归变量中,使其输出数据

满足数据挖掘结果需求,构成挖掘结果与数据数据之间的高关联结构。最终将其输出的一个或一组双精度浮点变量进行解释,即其数据解模糊过程。

王立松等<sup>[3]</sup>将城市轨道交通电话闭塞法应用到城市轨道交通行车管理中,郭建等<sup>[4]</sup>通过车站运力分析法进行逐站运力分析并采用加权整合模型控制整个城市轨道交通系统的运力调度,李弘<sup>[5]</sup>通过车辆运力分析法进行逐车运力分析并采用加权整合模型控制整个城市轨道交通系统的运力调度。即相关研究对城市轨道交通的运力分析和行车组织管理进行数据整合的思路各有不同,但最终的数据控制结果均为在有限设计饱和运力的基础上,使实际运力得到最大发挥。相关模型均为管理控制模型。

该研究中,根据各站点单位时间内的旅客进出量输出对

应列车的发车信号,根据检票闸机提供的旅客量数据确定发车时间,最终通过车辆满载率数据对其运行结果进行评价。

## 1 城市轨道交通的一般运力拓扑模式

城市轨道交通的一般运行模式是各线路的独立运行,即每条线路布局专用发车站和检修站,所有车辆均在同一条线路内折返,虽然各相邻线路之间也会设计渡线轨道,但只在紧急条件下使用。而早期各线路独立运行过程中,一般采用基于时间策略的独立发车窗口策略或者随动式发车窗口策略。前者根据固定时间表安排发车,在尖峰时刻适当加大发车密度,非尖峰时刻适当减少发车密度,后者将发车信号锚定到某关联线路列车的进展落客时间点,即其发车时间受相邻线路驱动<sup>[4]</sup>。

随着城市轨道交通体系逐渐扩大化,轨道交通线路的实际用途也逐渐分化,包括城区环线、城区骨干穿行线路、郊区分流线路、地面交通换乘专线、旅游专线、核心场馆流量疏导专线、实现与邻近城市轨道交通直接换乘的跨市交接专线等<sup>[7]</sup>。但从城市轨道交通行车组织调度管理的视角进行分析,对特定线路来说,其实际发车管理模型如图1所示。



图1 城市轨道交通特定线路发车管理模型

图1中,考察线路中受到外部客流量影响较大的是换乘站,即与该线路交叉换乘的线路给该考察线路带来的客流量扰动,当换乘线路调整发车密度时,考察线路也应该进行同步发车密度调整,而平行线路会带来数据反向影响,当该线路的平行线路发车量调整时,该考察线路应作出反向调整。但这一发车管理机制存在诸多不确定性<sup>[3]</sup>;

1) 换乘线路的客流量变化诱因和传导过程并非必然影响该考察线路,因为换乘线路上特定站点的客流量变化导致的发车策略改变,并不一定会将客流量传导到考察线路中。相同机制存在于对平行线路的客流量传导算法中。

2) 非地铁换乘过程,如公交车客流量对公交车站临近站点的客流量传导机制难以在该模型中做出有效响应。

从大数据控制策略角度分析该问题,相关站点所有检票闸机的进站数据决定了大部分称作该考察线路的旅客量,额外进站旅客量从换乘站点进站,而所有检票闸机的出站量可作为辅助数据,额外出站旅客量从换乘站点出站。早期行车管理调度策略系统因为无法考察换乘量而无法提供精准的调度信息。所以如果在大数据控制策略角度分析该神经网络的输入数据<sup>[3]</sup>。在保持线路调度管理独立性的

前提下,引入其他系统数据从而得到该线路的发车信号<sup>[10]</sup>。该模式如图2所示。

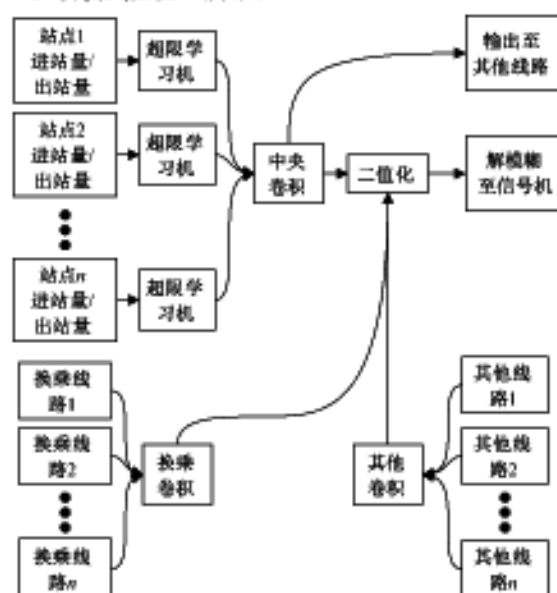


图2 发车信号生成系统算法数据流拓扑图

图2中,对考察线路内每个站点的进站检票闸机和出站检票闸机计数数据形成时序数据列,使用超限学习机模块对每个站点数据均卷积为1个双精度浮点型变量,该列变量作为中央卷积模块的一部分输入数据进行处理,中央卷积模块的输出数据抄送2个备份,其中一路进入二值化模块进行发车信号生成的解模糊处理,另一路送往其他站点。所有换乘线路报送来的经过其中央卷积的数据以及所有其他不换乘线路报送来的经过其中央卷积的数据分别进入到一个卷积模块中进行卷积处理,形成1个双精度浮点型变量,同步输入到二值化模块中,以形成调度信号机信号。

## 2 神经网络的模糊与解模糊处理过程

### 2.1 数据模糊化

行车组织调度管理一般模式下,假设某线路拥有站点 $n$ 个,第 $n$ 个站点的进站检票闸机数量为 $P$ 。出站检票闸机数据量 $E$ ,同时假定数据统计周期为每1分钟统计一次数据<sup>[11]</sup>,则对于第 $n$ 个站点的输入数据构建输入矩阵,表示为式(1):

$$S = \begin{bmatrix} P(1, t-m) & \cdots & P(1, t-1) & P(1, t) \\ P(2, t-m) & \cdots & P(2, t-1) & P(2, t) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ P(P_n, t-m) & \cdots & P(P_n, t-1) & P(P_n, t) \\ E(1, t-m) & \cdots & E(1, t-1) & E(1, t) \\ E(2, t-m) & \cdots & E(2, t-1) & E(2, t) \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ E(E_n, t-m) & \cdots & E(E_n, t-1) & E(E_n, t) \end{bmatrix} \quad (1)$$



式中:  $P$  为进站检票闸机在特定统计时间窗口中的数据, 进站检票闸机数量为  $P_0$ ;  $E$  为出站检票闸机在特定统计时间窗口中的数据, 出站检票闸机数量为  $E_0$ ;  $t$  为当前统计时间窗口;  $m$  为向前追溯的数据量。

对上述矩阵  $S$  求取最大值  $\max(S)$  和最小值  $\min(S)$ , 针对每个元素统计其  $[0, 1]$  区间上的线性重投影结果, 得到矩阵  $S_m^{[12]}$ , 如式(2)所示。

$$S_m(i, j) = \frac{S(i, j) - \min(S)}{\max(S) - \min(S)} \quad (2)$$

式中:  $S(i, j)$  为输入矩阵的第  $i$  行第  $j$  列的数据, 此时,  $i$  可以代入前文变量  $m$ ,  $j$  可以代入前文变量  $n$ , 形成变量  $S(m, n)$ ; 矩阵  $S$  的最大值为  $\max(S)$ 、最小值为  $\min(S)$ ;  $i$  的最大值为设定的进站检票闸机数量  $P_0$  和出站检票闸机数量  $E_0$  之和, 即  $\max(i) = P_0 + E_0$ ;  $j$  值的最大值受到考察时间窗口数量  $m$  的影响, 即矩阵元素数量为  $m(P_0 + E_0)$ 。

换乘线路和其他非换乘线路传导来的决策值数量与城市轨道交通线路总数量有关, 所有传导过来的数据均来自相关线路中的中央卷积模块的输出数据, 这些数据本身即为神经网络可识别的双精度浮点型变量, 无须进行模糊化处理。

## 2.2 数据解模糊

中央卷积模块向其他线路抄送的数据与其向二值化模块报送的数据相同, 均为 1 个双精度浮点型变量, 故该数据无须进行解模糊即可被神经网络模块使用。该数据解模糊过程主要为信号机对二值化模块的解模糊处理。二值化模块输出的数据在  $[0, 1]$  区间上, 且无限接近于 0.000 和 1.000, 当该数据接近 1.000 时, 建议信号机给出放行信号, 当其稳定在 0.000 附近时, 待放行车辆中有且只有 1 辆处于热车等待状态<sup>[13]</sup>, 即该解模糊过程为条件选择过程, 如式(3)所示。

$$D = \begin{cases} Pass, & x > 0.995 \\ Error, & 0.005 \leq x \leq 0.995 \\ Wait, & x < 0.005 \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $x$  为二值化模块的输出数据; 当该数据位于 0.005~0.995 之间时, 认为神经网络运行出现故障, 即该神经网络未完全收敛。所有神经网络前期训练过程需要等待其最终输出数据落点脱离  $[0.005, 0.995]$  区间且保持在  $[0, 1]$  区间内时, 方认为神经网络充分收敛。

## 3 神经网络模块设计

上文图 2 中, 共有 3 大类模块, 下文重点对该 3 大类模块的节点构成及节点函数选择过程进行设计分析。

### 3.1 超限学习机模块

超限学习机(extreme learning machine, ELM)是一种充分挖掘数据周期变化规律的神经网络模块, 其节点函数的迭代模式为多周期函数累加模式, 增加 ELM 层数可以控制更多周期函数叠加规律, 而理论上因为其每个节点至

少包含 4 个待回归变量, 数据卷积能力较强, 数据无损卷积比可达 50%。所以, 其层数应包含一个最小值, 即希望迭代叠加的周期函数数量, 也包含一个最大层, 即在输入数据量基础上确保数据卷积过程的无损表达<sup>[14]</sup>。

假定某站点共 8 个进站口, 每个进站口包含 6 个进站检票闸机和 6 个出站检票闸机, 其输入矩阵行数为 96 个, 考察前推 24 h 内的客流量数据, 其输入矩阵列数为 1 440 列, 因为地铁并非 24 h 运行, 该线路每天运行时间为 12 h, 故该输入数据包含了 2 天内的客流量数据。其输入矩阵节点量为 138 240 个。如果按照 50% 的数据最大卷计量计算, 超限学习机隐藏层数量为 15 层, 即其有能力至少卷积 15 个周期函数的数据分布规律, 可基本满足该系统设计要求。

该系统选择四维正弦回归函数作为 ELM 的节点基函数, 如式(4)所示。

$$Y = \sum (A \cdot \sin(B \cdot X_i + C) + D) \quad (4)$$

式中:  $X_i$  为前置节点的第  $i$  个输入数据;  $Y$  为节点输出值;  $A, B, C, D$  为 4 个考察维度的节点待回归系数。

### 3.2 中央卷积模块

卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)是一种充分挖掘数据潜在非线性规律的神经网络模块。该系统中共设计了 3 个 CNN 模块, 其中中央卷积模块负责将考察线路内每个站点的客流量数据经过 ELM 初步挖掘后的输出数据进行卷积, 形成向其他线路行车管理控制系统抄送的数据和进入二值化模块的数据。另外分别对换乘线路抄送来的参照数据和其他线路抄送来的参照数据进行卷积<sup>[15]</sup>。

国内绝大多数城市轨道交通线路的站点数据在 50 个以内, 城市轨道交通线路的总数量也在 50 条以内, 所以, 该 3 个卷积神经网络的数据卷积压力并不大, 更多作为模块之间的数据链接节点使用。

该卷积网络采用待回归变量最丰富的六阶多项式回归函数作为节点基函数, 如式(5)所示。

$$Y = \sum_{j=0}^6 A_j X_i^j \quad (5)$$

式中:  $X_i$  为前置节点的第  $i$  个输入数据;  $Y$  为节点输出值;  $j$  为多项式阶数;  $A_j$  为第  $j$  阶多项式的待回归系数。

### 3.3 二值化模块

二值化神经网络(binary neural networks, BNN)的统计学意义是将多个变量汇总成一个  $[0, 1]$  区间上无限接近于 0.000 和 1.000 的统计学过程。该系统中的二值化神经网络模块输入值来自上述 3 个 CNN 模块, 将 3 个输入变量卷积为 1 个二值化变量, 供解模糊模块生成信号机操作建议。BNN 输出数据的二值化程度受到二值化模块隐藏层层数制约, 一般超过 5 层隐藏层即可实现较高程度的二值化投影统计过程。所以, 该二值化模块采用 5 层隐藏层, 分别设计为 3, 7, 19, 11, 5 节点。

其基函数为二值化函数,如式(6)所示。

$$Y = \sum (A \cdot e^{X_i} + B)^{-1} \quad (6)$$

式中:  $X_i$  为前置节点的第  $i$  个输入数据;  $Y$  为节点输出值;  $e$  为自然常数;  $A, B$  为待回归变量。

#### 4 算法效能实测

在 MATLAB 数据挖掘软件环境下加载 SimuLink 模块,构建某城市轨道交通系统,该系统包含 43 条线路,496 个站点,包含地铁线路、轻轨线路、机场线路等整个免检换乘系统。该城市常驻居民,包括户籍居民和流动人口,合计 835 万人,城市轨道交通日均运力约为 267 万人次,日峰值运力达到 372 万人次,日谷值运力达到 203 万人次。按照传统行车运行调度管理策略测试该城市轨道交通系统的车辆满载率和乘客滞留时间,同步比较完全依赖该模糊神经网络系统的车辆满载率和乘客滞留时间,得到如表 1 所示的仿真结果。

表 1 中,车辆满载率为车辆载客人数与车辆理论承载力(人均  $0.54 \text{ m}^2$  车厢面积)的比值,滞留时间为乘客进

表 1 运力服务效果仿真结果预测

比较项目	峰值客流量		谷值客流量	
	车辆 满载率/%	滞留 时间/min	车辆 满载率/%	滞留 时间/min
传统方案	147.2	12.3	67.3	3.3
神经网络方案	92.6	6.7	76.2	3.5
$t$	0.317	0.269	4.452	89.211
$P$	0.004	0.005	0.008	0.013

出站时间差减去行车周期时间差的差值结果除以换乘站点数量的实测值。比较发现使用模糊神经网络方案后,在峰值客流量条件下,车辆满载率显著下降,乘客滞留时间显著降低( $t < 10.000, P < 0.01$ );谷值客流量条件下,车辆满载率显著提升( $t < 10.000, P < 0.01$ )但乘客滞留时间无显著变化( $t > 10.000, P < 0.05$ )。

比较两套方案下的发车量数据,得到如表 2 所示仿真结果。

表 2 运力调用量仿真结果预测

比较项目	峰值客流量		谷值客流量	
	发车间距/站	发车间隔/min	发车间距/站	发车间隔/min
传统方案	$1.76 \pm 0.52$	$4.95 \pm 0.63$	$3.50 \pm 0.27$	$16.29 \pm 2.13$
神经网络方案	$1.53 \pm 0.36$	$3.61 \pm 0.34$	$5.29 \pm 0.96$	$23.25 \pm 3.54$
$t$	6.942	4.927	0.292	0.049
$P$	0.029	0.015	0.006	0.003

表 2 中,神经网络算法对峰值运力的调度能力较传统模式提升率不高,但在谷值客流量条件下,其可以使用更低的发车频率和更大的发车间距和发车间隔进行发车管理。考虑到其长达 23 min 的发车间隔并未带来表 1 中的乘客滞留时间增加,其根本原因是实现了大发车间隔条件下各换乘站点的到站时间差,确保乘客的换乘时间得到有效控制。

#### 5 结 论

该研究中,采用模糊神经网络方案,可以充分实现利用乘客进出站数据对各线路行车组织调度中的发车放行时间窗口的有效控制。特别是在谷值客流量条件下,基本确保了每个换乘站点中的车辆到站时间关联控制,可以实现更大发车间隔条件下,乘客在站点内的乘车等候时间得到有效压缩。该研究成果的适用范围为整体运力需求小于设计最大运力的情况,即在不改动车站、线路、车辆基础设计的条件下,通过充分优化行车调度大数据模型,使设计运力得到最大程度发挥。如果具体运力需求大幅度超出设计运力,则该研究成果的实际效果受到限制。使用模糊神经网络辅助行车管理调度决策,可以有效提升城

市轨道交通的运行效率和经济效益。

#### 参考文献

- [1] 谭飞刚,招晓菊.“行车调度”精品在线实训课程建设实践[J]. 职业技术,2021,20(2):12-16.
- [2] 范忠胜,阴伟腾,杨立兴.基于客流导向的长大市域轨道交通组织优化方法研究[J]. 现代城市轨道交通,2021(1):96-102.
- [3] 王立松,叶伟勇,邵海平.城市轨道交通电话闭塞法行车把关系统设计与开发[J]. 城市轨道交通研究,2021,24(1):186-190.
- [4] 郭建,陈佳维.轨道交通交路拆分后车站运能提升改造分析[J]. 隧道与轨道交通,2020(4):14-17.
- [5] 李弘.基于云计算的现代有轨电车行车指挥综合自动化系统研究[J]. 铁路通信信号工程技术,2020,17(12):40-44,56.
- [6] 黎忠文,周志杰,龙增,等.城市轨道交通网络化运营双重预防机制建设[J]. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版),2020,42(6):479-485.
- [7] 曹璐,曹成钰.基于客流需求的城市轨道交通行车计划与列车时刻表优化[J]. 山东科学,2020,33(6):87-95.

- [8] 杨安安. 铁路行车实训教学改革探索[J]. 甘肃科技, 2020, 36(23): 50-51, 5.
- [9] 田源, 江晓臣, 孙同庆. 城市轨道交通 PIS 动态定制媒体服务方案研究[J]. 铁路计算机应用, 2020, 29(11): 23-26.
- [10] 宋著坚. 基于新冠疫情下的城市轨道交通客流监控研究[J]. 中国信息化, 2020(11): 45-47.
- [11] 林禹童, 曹成炫, 柳雨彤, 等. 基于客流需求的列车时刻表和车底调度协同优化[J]. 山东科学, 2020, 33(2): 63-70.
- [12] 王智永, 赖一鸣, 江志彬. 应急场景条件下的城市轨道交通行车调度演练系统设计[J]. 现代城市轨道交通, 2020(3): 80-84.
- [13] 靳爽, 庞明宝. 考虑共享单车的城市轨道交通社区接驳规划与公交调度综合优化[J]. 公路交通科技, 2020, 37(2): 123-129.
- [14] 张丽丽. 浅析模糊数学理论对工程现场安全管理的风 险评价[J]. 价值工程, 2020, 39(4): 87-90.
- [15] 葛文静. 城市轨道交通全自动运行线路调度指挥体系研究[J]. 城市轨道交通研究, 2019, 22(S2): 13-15, 18.

#### 作者简介

王静, 助教, 硕士, 主要研究方向为城市轨道交通运营管理。

E-mail: buyang09192020@163.com