

doi: 10.3969/j.issn.1672-6073.2021.03.010

基于BPNN-TD算法的城市轨道交通线网规模预测方法

靳旭刚¹, 陈德玖¹, 黄丽¹, 周天宠², 杨立晨³

(1. 重庆市市政设计研究院, 重庆 400020; 2. 北京交通大学海滨学院, 河北沧州 061199;
3. 北京交通大学交通运输学院, 北京 100044)

摘要: 科学预测城市轨道交通线网规模, 对于轨道线网的规划建设与城市布局发展具有重要意义。基于轨道交通线网规模及其影响指标数据, 综合两种模型优势, 对城市轨道交通线网规模进行有效预测。首先, 从政策、经济、城市规模、出行需求 4 个方面, 简要分析城市轨道交通线网规模的影响因素, 并利用相关性分析法, 提取 GDP、第三产业产值、人口规模、建设用地规模、日均客运量等 5 个模型输入指标。其次, 构建基于 BP 神经网络模型(BPNN)的城市轨道交通线网规模预测方法, 在求解熵权向量的基础上, 结合交通需求法(TD)调整预测结果。最后, 以广州市轨道交通线网规模为例, 以误差最小为目标, 对模型的隐含层数、神经元数、激活函数等进行优化。研究结果得出: 2023 年广州市轨道交通线网规模预测值为 745.2 km, 低于实际规划值 5.9%, 表明广州市轨道交通线网规模的发展规划仍存在调整空间, 研究有助于在大数据背景下为城市轨道交通线网的规划设计提供理论支撑。

关键词: 轨道交通; 线网规模预测; 熵权向量; BP 神经网络模型; 交通需求法

中图分类号: U492

文献标志码: A

文章编号: 1672-6073(2021)03-0058-07

Prediction Method of Urban Rail Transit Network Scale Based on BPNN-TD Algorithm

JIN Xugang¹, CHEN Dejiu¹, HUANG Li¹, ZHOU Tianchong², YANG Lichen³

(1. Chongqing Municipal Design and Research Institute, Chongqing 400020; 2. Beijing Jiaotong University Haibin College, Cangzhou 061199; 3. School of Traffic and Transportation, Beijing Jiaotong University, Beijing 100044)

Abstract: The scientific prediction of the the future scale of urban rail transit networks is crucial to the planning, construction of urban rail transit networks, and urban layout development. This study investigates the effective prediction of the urban rail network scale based on the urban rail network scale data and impact indicators by combining the advantages of two models. First, this work briefly analyzes the factors influencing the scale of the urban rail network from the aspects of policy, economy, city scale, and travel demand. Then, the gross domestic product, tertiary industry value, population scale, construction land scale, and daily passenger volume are extracted as model input indicators based on the correlation analysis method. Second, the prediction model of the urban rail network scale is formulated based on the back propagation neural network model, and the traffic demand method is employed to adjust the prediction results by solving the entropy weight vector. Finally, considering the scale of the Guangzhou railway network as an example and the minimum error as the objective to optimize the

收稿日期: 2020-03-05 修回日期: 2020-05-06

第一作者: 靳旭刚, 男, 硕士, 助理工程师, 从事交通运输规划、交通工程研究, 865357594@qq.com

通信作者: 周天宠, 女, 硕士, 讲师, 从事应用数学、交通运输研究, zhoutianchong@163.com

基金项目: 中国工程院院地合作项目(2019-CQ-ZD-4); 河北省高等学校科学研究项目(Z2019032)

引用格式: 靳旭刚, 陈德玖, 黄丽, 等. 基于BPNN-TD算法的城市轨道交通线网规模预测方法[J]. 都市轨道交通, 2021, 34(3): 58-64.

JIN Xugang, CHEN Dejiu, HUANG Li, et al. Prediction method of urban rail transit network scale based on BPNN-TD algorithm[J]. Urban rapid rail transit, 2021, 34(3): 58-64.

number of hidden layers and neurons, the activation functions of the proposed model are identified. The results show that the scale value of the Guangzhou railway network predicted for 2023 is 745.2 km, which is 5.9% lower than the actual planning value. This indicates that the scale of the development planning of the Guangzhou railway network can still be improved. This study provides theoretical support to the planning and optimization of urban rail transit networks.

Keywords: rail transit; network scale prediction; entropy weight vector; back propagation (BP) neural network model; traffic demand method

1 研究背景

随着我国经济的跨越式发展以及城镇一体化建设的加快,居民的职住分布情况恶化,交通拥堵等问题接踵而来。轨道交通系统以运量大、运距长、速度快等特点,得到了相关交通部门和出行者的青睐。因此,许多城市正在建设以轨道交通为主导的城市综合交通体系。而以公共交通为导向(TOD)的城市发展模式的不断推进与“公交都市”项目的不断落地^[1],也使得轨道交通在我国各大城市的客流运送任务中日趋重要。

当前,许多城市在“地铁热”的浪潮下大力建设轨道交通。截至2018年,中国已有近40个城市开通轨道交通。为了更加科学合理地推进国内各省市轨道交通的建设,近年国家开始逐渐收紧对轨道交通建设的审批,提高建设门槛。在当前城市轨道交通建设的关键时期,如何全面掌握影响轨道交通发展的内外部因素,精准预测与城市结构、经济水平、土地利用、人口规模和交通需求等相匹配的轨道交通线网规模,是需要着重关注的问题。

国内外专家在城市轨道交通线网规模分析、预测等方面已经开展了研究,并取得了一定成果。2009年,徐瑞华等^[2]以多路径选择为研究条件,对轨道线上的客流分布建立了分析模型与算法,并最终提出线网合理规模的理论值。2012年,De-Los-Santos等^[3]在轨道网络中利用出行时间相关指标评估乘客的鲁棒性,并分析轨道交通网络的合理规模。2015年,卢皓月等^[4]将交通、经济和社会等效益进行综合量化分析,进而分析三者效益与线路规模间的关系,建立符合效益最大化的轨道线路合理规模的模型。2016年,孙波成等^[5]针对传统轨道网络计算方法的取值难度大、主观性强等缺点,运用Logit模型,结合规模经济理论,构建综合模型来进行匡算。2016年,陈坚等^[6]针对不同预测方法的结果差距较大、操作欠佳等问题,分析城市轨道交通合理规模的影响因素,寻求最优化预测方法,最终得出一种基于改进熵权系数的合理规模计算模型,并以重庆为例进行实试验算。2017年,周玮

腾等^[7]提出,线网规模的预测通常依赖于客流网络时空分布的预测,将推算城市轨道交通网络客流时空分布的方法论统称为客流分配理论。

根据以往文献分析可知,相关研究多是基于轨道交通线网物理结构与评价指标对城市轨道线网规模进行分析,而轨道线网规模预测则主要利用单一的预测方法进行研究,且预测方法多为传统、主观的测算模型。当前研究缺乏利用数据学习的客观算法,需要结合多种预测模型进行结果调整,提高模型预测的准确性与科学性。为此,笔者在分析城市轨道线网规模影响因素的基础上,结合BP(back propagation)神经网络模型与交通需求法,对轨道网络合理规模进行预测,从而为城市轨道交通系统整体建设的合理性与科学性提供理论支撑。

2 指标分析

2.1 轨道交通线网规模影响因素

随着我国对公共交通建设的进一步加强与关注,公交都市、TOD发展模式等相继提出与落地,我国城市轨道交通网络系统呈现出复杂网络系统发展的特征,轨道交通的发展也受到政策、经济、城市规模、出行需求等多种因素影响^[8-9]。

2.1.1 政策因素

轨道交通规划是城市发展和民生建设的重要内容,也是城市公共交通治理体系和综合架构的组成部分,因此受到政府的宏观政策调控。当前,我国城市轨道交通领域已出台多项有关建设发展的政策,如2003年《国务院办公厅关于加强城市快速轨道交通建设管理的通知》和2018年《关于进一步加强城市轨道交通规划建设管理的意见》等。

2.1.2 经济因素

据研究分析,城市的经济实力与其交通投资规模、居民可接受出行成本成正比关系。轨道交通建设属于昂贵的城市交通建设工程,是大客流城市交通工具,其建设可行性首先会受到城市经济水平的影响。因此,若城市没有一定的经济基础,便无法满足城市轨道交通建设的法规要求。这里选取GDP、第三产业增加值

来表征城市社会经济发展水平。

2.1.3 城市规模

选取人口规模及用地规模来刻画城市发展规模。人口规模通常与城市轨道交通的客流量成正比^[10]，用地规模也常与公共交通建成里程成正比。轨道交通的规划建设要与城市规模发展相适应，形成相互促进、共同发展的关系，故这里以城市常住人口和建设用地面积来表征城市规模。

2.1.4 出行需求

城市轨道交通的出行需求可在一定程度上映射居民出行选择行为、轨道交通服务水平等，是轨道交通建设及规划布局时需要考虑的重要影响因素，因此选取轨道交通日均客运量来度量其服务水平。

2.2 轨道线网规模影响指标选取

基于以上轨道线网规模影响因素的分析，并考虑近年来轨道建设相关政策的积极态势，选取 GDP、第三产业值、人口规模、建设用地规模和日均客运量作为轨道交通线网规模的影响指标。

首先，通过查阅《中国城市建设统计年鉴汇总》《广州市国民经济与社会发展统计公报》等统计资料，准确获取 1999—2018 年广州市轨道交通线网长度及各指标实际数据，如表 1 所示。然后，将从表 1 所获取的相关数据导入 SPSS Statistics V21.0 软件中，利用相关性分析功能，计算轨道线网长度和影响指标间变量的相关性，结果如表 2 所示。

通过表 2 可以看出，轨道线路长度与 5 个线网规模影响指标间的相关性系数均大于 0.95，且影响指标间的显著性均为 0，表明变量间具有显著的相关性，也反映了选取指标的合理性与有效性。

3 预测模型

由于城市轨道网络规模的发展受到多方面因素的影响，呈现难以解析的非线性关系，所以较难用精准的数学模型去刻画。而 BP 神经网络算法具有解决多重因素交叉影响的复杂非线性问题的能力^[11]，以及良好的容错和泛化能力，故笔者考虑选取 BP 神经网络模型作为轨道线网规模的主要预测方法。此外，为了兼顾传统轨道线网预测方法的优势，选取交通需求法对预测结果进行调整。

3.1 BP 神经网络模型

BP 神经网络模型的运作思想是基于数据通过反向传播误差值，对模型输入层、隐含层和输出层的

表 1 广州市轨道交通线网规模及影响指标数据

Table 1 Scale and influence index data of Guangzhou rail transit network

年份	线路长度/km	日均客运量/(万人次/d)	GDP/亿元	第三产业产值/亿元	人口规模/万人	建设用地规模/km ²
1999	18.5	17.2	2 139	1 049.8	685.0	411.6
2000	18.5	17.6	2 376	1 249.7	700.7	450.2
2001	18.5	17.4	2 686	1 463.5	712.6	488.8
2002	27.4	23.7	3 001	1 671.2	720.6	527.4
2003	37.0	32.6	3 497	1 878.9	725.2	566.0
2004	37.0	44.9	4 116	2 182.6	737.7	608.0
2005	53.0	58.5	5 154	2 978.6	750.5	670.5
2006	116.0	76.9	6 074	3 498.5	760.7	757.1
2007	116.0	130.0	7 109	4 152.5	773.5	843.7
2008	116.0	153.0	8 216	4 890.3	784.2	844.0
2009	150.3	165.0	9 138	5 560.8	794.6	895.0
2010	235.7	400.0	10 748	6 557.5	806.1	952.0
2011	235.7	449.0	12 423	7 641.9	814.6	990.1
2012	260.2	507.0	13 551	8 616.8	822.3	1 006.9
2013	260.2	564.0	15 420	9 963.9	832.3	1 023.6
2014	260.2	624.0	16 707	10 862.9	842.4	1 035.0
2015	258.5	659.0	18 100	12 086.1	854.2	1 237.6
2016	309.0	701.7	19 611	13 445.3	863.3	1 249.1
2017	364.8	767.8	21 503	15 254.4	872.5	1 269.6
2018	463.9	802.6	22 859	16 401.8	927.7	1 289.0

表 2 线路长度及线网规模影响指标间的相关性

Table 2 Correlation between line length and network scale impact indices

指标	参数	线路长度	GDP	第三产业产值	人口规模	建设用地规模
GDP	Pearson 相关性	0.976				
	显著性(双侧)	0.000				
第三产业产值	Pearson 相关性	0.974	0.998			
	显著性(双侧)	0.000	0.000			
人口规模	Pearson 相关性	0.978	0.979	0.973		
	显著性(双侧)	0.000	0.000	0.000		
建设用地规模	Pearson 相关性	0.953	0.972	0.960	0.981	
	显著性(双侧)	0.000	0.000	0.000	0.000	
日均客运量	Pearson 相关性	0.966	0.987	0.983	0.950	0.943
	显著性(双侧)	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

权重矩阵进行多次迭代训练，从而达到优化模型的效果。BP 神经网络模型基于模型输出值 y 与目标输出值 t 之间的均方误差循环调整权值 ω ，最终使模型的均方误差 E 最小，计算公式如下：

$$\min E(e^T e) = \min E[(t - y)^T (t - y)] \quad (1)$$

模型中采用 $\hat{F}(\omega)$ 计算均方误差, 即

$$\hat{F}(\omega) = e^T(k) e(k) \quad (2)$$

式中, \hat{F} 为网络总误差函数, $e(k)$ 为第 k 个输入样本的误差函数。

使用链式法则, 计算敏感系数 s_m , 有

$$s_m = \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_m} = \left(\frac{\partial \hat{F}}{\partial n_{1m}} \quad \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_{2m}} \quad \dots \quad \frac{\partial \hat{F}}{\partial n_{sm}} \right) \quad (3)$$

式中, n_s 为迭代次数, m 为网络层数。

权值和阈值 b 的调整公式分别为

$$\omega_m(k+1) = \omega_m(k) - \alpha s_m (y_{m-1})^T \quad (4)$$

$$b_m(k+1) = b_m(k) - \alpha s_m \quad (5)$$

式中, α 为学习速率。

笔者基于 python 软件构建 BP 神经网络模型, 基本步骤主要包含数据预处理、网络结构建立、模型参数选取和迭代训练等, 步骤流程如图 1 所示。

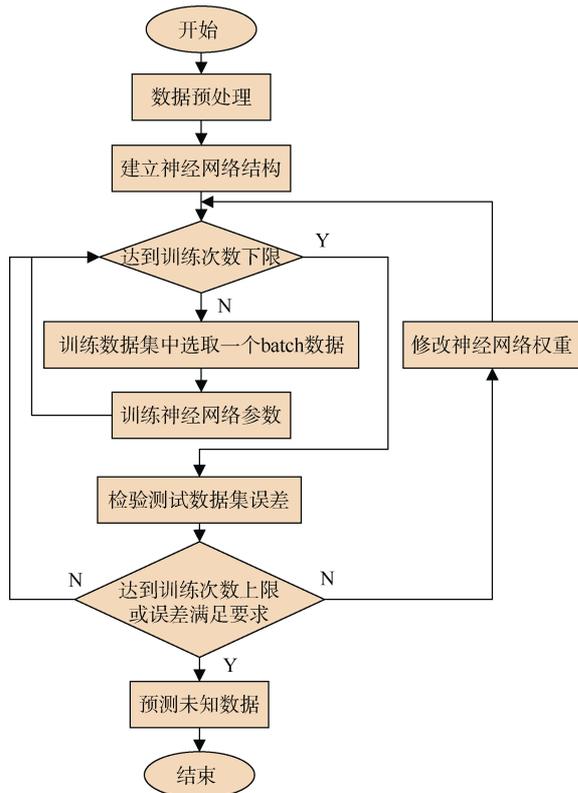


图 1 BP 神经网络模型算法流程

Figure 1 BP neural network model algorithm

3.2 交通需求法

交通需求法是一种以满足交通需求为标准进行交

通线网规模推算的传统预测方法, 具有良好的泛化能力与实际应用经验。可考虑采用该方法对预测结果进行调整, 算法计算公式如下:

$$L = Q\alpha\beta\lambda / \gamma = Q' / \gamma \quad (6)$$

式中: L 为轨道线网规模; Q 为交通总量, 万人次; α 为公交客流比例, %; β 为轨道与公交出行的比值, %; λ 为轨道交通换乘系数; γ 为线网负荷强度, 万人次/(km·d); Q' 为轨道交通日客流量, 万人次/d。

3.3 基于熵权优化的线网规模预测调整

熵权法是一种基于模型指标的变异程度、结合信息熵概念构建出各模型指标的熵权系数, 利用熵权系数调整指标权重, 最终确定科学合理的指标权重值^[12], 其核心计算公式如下:

$$\begin{cases} f_i = x_i / \sum_{i=1}^m x_i \\ H_i = -f_i \ln f_i / \ln m \\ w_i = (1 - H_i) / \sum_{i=1}^m (1 - H_i) \end{cases} \quad (7)$$

式中, m 为线网规模预测模型数量, x_i 、 H_i 和 w_i 为第 i 种模型计算的结果及其熵和熵权。

利用熵权向量, 结合交通需求法, 对 BP 神经网络模型的预测结果进行调整, 计算公式如下:

$$x = \sum_{i=1}^m w_i x_i \quad (8)$$

4 案例分析

为量化验证上述构建预测模型的有效性, 选取广州市轨道交通线网规模为研究对象, 并以近期 2023 年的轨道线网规模为预测目标。下面将基于表 1 的数据, 结合基于熵权法的线网规模预测模型进行研究。

4.1 BP 神经网络模型预测

为进一步提高 BP 神经网络模型的数据处理和拟合计算能力, 模型的学习率选为 0.01^[13], 并利用控制变量法, 分别对模型的隐含层数、神经元数、激活函数等参数进行比选确定。

首先, 确定模型的隐含层数量。在其他模型参数不变的情况下, 设置 1 和 2 个隐含层, 迭代次数为 5 000 次, 将指标数据输入模型后分别执行 10 次, 获得模型拟合误差均值为 0.004 6 和 0.003 6。因此, 模型选取双隐含层结构。

其次, 确定各隐含层中的神经元数量。在模型通常采取的神元个数区间[10, 20]中, 取 10、15、20 这 3

个参数进行模型误差分析。由于输入指标的个数确定为 5，则仅需要确定 2 个隐含层、隐含层与输出层之间的神经元个数($5, y_i, z_i$), $i=1, 2, 3$ 。下面基于 3 种参数组合进行模型拟合误差值的计算，结果如图 2 所示。

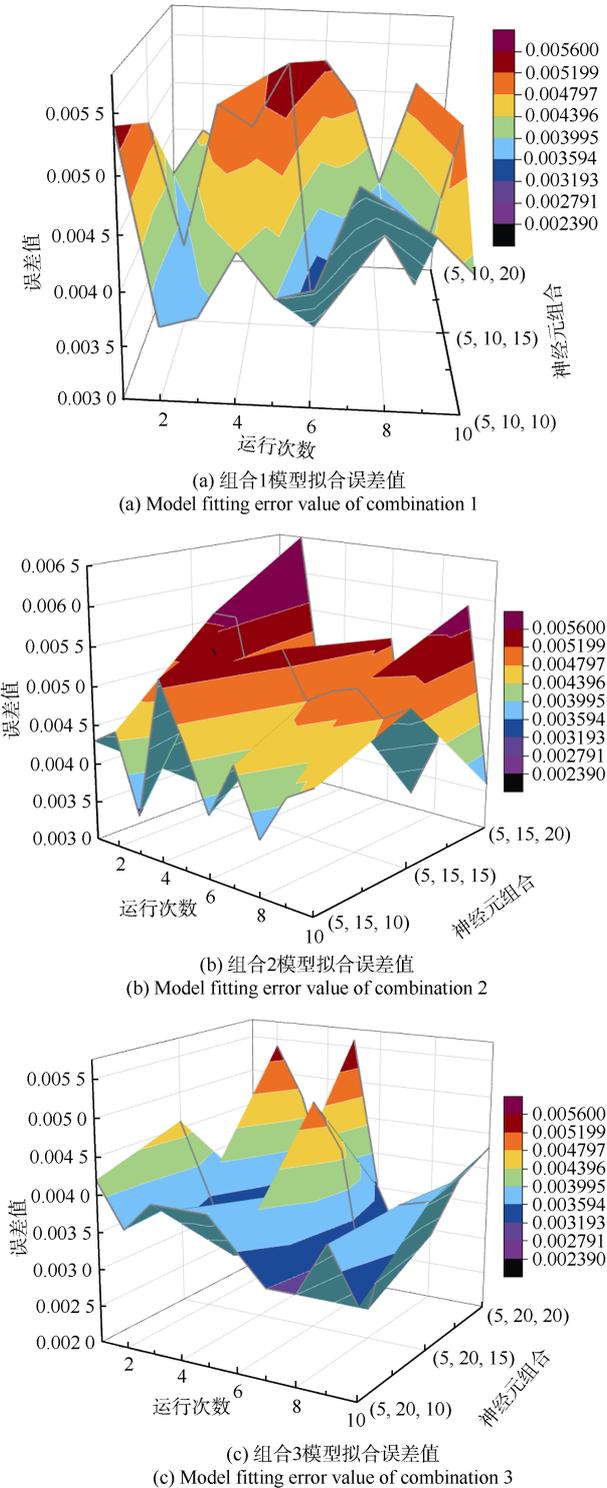


图 2 不同神经元组合的模型拟合误差值

Figure 2 Model fitting error values of different neurons

从图 2 中可以看出，以上 3 组神经元组合的拟合误差值均可达到一定小的误差范围。整体而言，组合 2 的模型拟合误差值最大，组合 3 的模型拟合误差值最小。其中，(5, 20, 10)组合的模型误差最为稳定，且平均误差值最小，故选取此组合作为模型的神经元参数值。

最后，确定模型中神经元的激活函数。不同函数具有不同的收敛速度与饱和性，通常使用的激活函数包含 sigmoid、tanh 和 softmax 函数等。同理，分别使用 3 种传递函数进行模型迭代计算，获得的模型拟合误差均值分别为 0.006 5、0.004 和 0.003 5，故选用表现最优的 softmax 函数作为模型激活函数。

笔者将广州市 1999—2015 年的轨道交通网络长度和 GDP、第三产业值、人口规模、建设用地规模、日均客运量的历史数据作为训练集，对构建的 BP 神经网络模型进行训练。然后，将 2016—2018 年的历史数据作为模型的测试集，利用训练后的模型进行计算性能分析，预测结果如图 3 所示。

从图 3 中分析得出，所构建的 BP 神经网络模型预测广州市轨道线网规模的结果与实际值误差较小，进一步表明该模型具有良好的预测性能。

基于表 1 中广州市各指标的历史数据，分别利用指数平滑模型、线性回归模型，计算 2023 年广州市 GDP、第三产业值、人口规模、建设用地规模和日均客运量值，分别为 28 013.5 亿元、20 762.2 亿元、1 013.6 万人、1 553.7 km²、981.4 万人次/d。将以上指标数据作为 BP 神经网络模型的输入值，经过 10 000 次迭代运行，最终得到 2023 年广州市轨道线网规模的预测值为 735.5 km。

4.2 交通需求法预测

经指数平滑法，计算得到 2023 年广州市轨道交通的日均客运量约为 981.4 万人次/d，而预测年轨道交通负荷系数可参照指标相近且轨道交通建设运营时间更长的北京市，取值为 1.3，则利用式(6)计算得到 2023 年广州市轨道线网规模的预测值为 754.9 km。

4.3 基于熵权优化的预测结果调整

根据式(7)，分别计算 BP 神经网络模型和交通需求法预测结果的熵权系数，结果如表 3 所示。

因此，根据熵权优化的轨道线网规模预测模型，计算出 2023 年广州市轨道网络规模的预测值为 745.2 km，相比《广州市城市轨道交通第三期建设规划(2017—2023 年)》中提到的 2023 年广州市轨道线网总长 792 km 降低了 5.91%。造成这一现象的主要原因主要

有以下两点：广州市轨道交通线网规模计划里程和发展规划仍有调整优化的空间，预测结果可为广州市近期轨道建设和发展提供指导意见；近年来政府积极推进城市轨道交通的供给侧发展建设，导致广州市轨道线网规模的历史数据随时序增长不稳定，而受到模型自身泛化能力和“学习”能力等方面的限制，使得基于数据学习的 BP 神经网络模型结果存在一定的拟合误差。

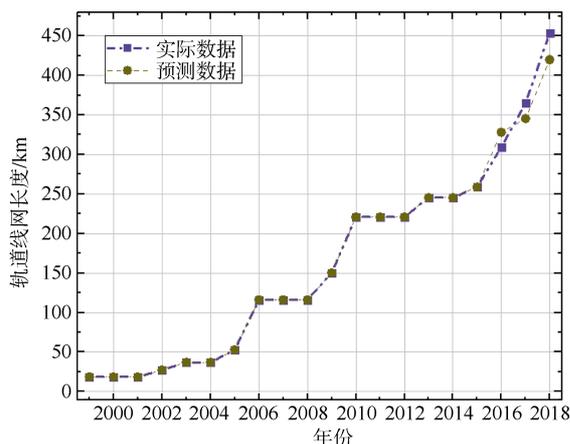


图3 广州市轨道交通线网实际值与预测值
Figure 3 Actual and predicted values of Guangzhou rail transit network

表3 不同模型预测结果的熵权值

Table 3 Entropy weights of different model results

模型	预测值/km	f_i	H_i	w_i
BP神经网络模型	735.5	0.49	0.693	0.5
交通需求法	754.9	0.51	0.693	0.5

5 结语

轨道交通线网规模是城市轨道交通网络规划的核心组成部分，也是影响城市战略布局的重要因素。笔者简要分析了影响轨道网络规模的多种因素，利用相关性分析法，提取了GDP、第三产业值、人口规模、建设用地规模、日均客运量5个模型指标，并结合熵权优化的BP神经网络模型与交通需求法，构建城市轨道交通线网规模混合预测模型，最终以广州市为例进行研究分析。具体结论如下：基于BP神经网络模型和交通需求法，对各模型的预测结果进行标准化，采用信息熵理论，对各模型预测值进行权重分配，兼顾了各计算方法的优点，弥补了单一方法的不足，使得测算结果更加准确有效。

基于熵权法的综合模型预测的合理结果为745.2 km，

与广州市2023年轨道交通的实际规划值792 km存在一定的偏差，表明实际规划建设仍可进一步优化调整，并需要更合理的预测方法指导。

本研究量化分析了广州市轨道线网的合理预期规模，基于权值优化整合了两种定量预测模型，可为相关部门的轨道交通规划、设计与决策提供更有效的技术支撑，有利于更加精准地从供给侧提供轨道交通服务。

参考文献

- [1] 谢涵洲. 轨道 TOD 开发片区交通改善规划设计研究: 以广佛地铁金融城片区为例[J]. 中国建设信息化, 2019(10): 76-78.
XIE Hanzhou. Research on traffic improvement planning and design of railway TOD development area: a case study of guangfo metro city area[J]. China construction informatization, 2019(10): 76-78.
- [2] 徐瑞华, 罗钦, 高鹏. 基于多路径的城市轨道交通网络客流分布模型及算法研究[J]. 铁道学报, 2009, 31(2): 110-114.
XU Ruihua, LUO Qin, GAO Peng. Passenger flow distribution model and algorithm for urban rail transit network based on multi-route choice[J]. Journal of the China Railway Society, 2009, 31(2): 110-114.
- [3] De-Los-Santos A, Laporte G, Mesa J A, et al. Evaluating passenger robustness in a rail transit network[J]. Transportation research part C: emerging technologies, 2012, 20(1): 34-46.
- [4] 卢皓月, 朱志国. 城市轨道交通线路合理长度的计算模型[J]. 交通运输工程与信息学报, 2015(3): 88-93.
LU Haoyue, ZHU Zhiguo. Calculation model of reasonable length of urban rail transit line[J]. Journal of transportation engineering and information, 2015(3): 88-93.
- [5] 孙波成, 戴小辉, 尤勃, 等. 城市轨道交通线网规模匡算研究[J]. 铁道标准设计, 2016, 60(1): 39-42.
SUN Bocheng, DI Xiaohui, YOU Bo, et al. Research on the scale calculation of urban rail transit network [J]. Railway standard design, 2016, 60(1): 39-42.
- [6] 陈坚, 李武, 赵翰林, 等. 城市轨道交通合理规模综合计算模型研究[J]. 铁道运输与经济, 2016, 38(2): 71-75.
CHEN Jian, LI Wu, ZHAO Hanlin, et al. Research on comprehensive calculation model of reasonable scale of urban rail transit[J]. Railway transportation and economy, 2016,

- 38(2): 71-75.
- [7] 周玮腾, 韩宝明, 冯超. 城市轨道交通网络客流分配模型和算法综述[J]. 系统工程理论与实践, 2017, 37(2): 440-451.
ZHOU Weiteng, HAN Baoming, FENG Chao. A review of passenger flow distribution models and algorithms in urban rail transit networks[J]. System engineering theory and practice, 2017, 37(2): 440-451.
- [8] 刘伟玲. 天津市城市轨道交通线网规模研究[J]. 都市轨道交通, 2016, 29(5): 46-50.
LIU Weiling. Study on the scale of tianjin urban rail transit network[J]. Urban rapid rail transit, 2016, 29(5): 46-50.
- [9] 李文胜. 大理、景洪、天水三座中型城市的轨道交通线网结构探讨[J]. 城市轨道交通研究, 2019(6): 61-65.
LI Wensheng. Urban rail transit line network structures of Dali, Jinghong and Tianshui medium-sized cities[J]. Urban mass transit, 2019(6): 61-65.
- [10] LIU Shasha, YAO Enjian, CHENG Xin, et al. Evaluating the impact of new lines on entrance/exit passenger flow of adjacent existing stations in urban rail transit system[J]. Transportation research procedia, 2017, 25: 2629-2642.
- [11] YE Hongwei, YANG Linfang, LIU Xiaozhang. Optimizing weight and threshold of BP neural network using SFLA: applications to nonlinear function fitting[J]. 2013 Fourth International Conference on Emerging Intelligent Data and Web Technologies. IEEE, 2013: 211-214.
- [12] 王慧晶, 王芹芹. 城市轨道交通线网规划方案综合决策[J]. 铁道运输与经济, 2016, 38(11): 93-98.
WANG Huijing, WANG Qinqin. Comprehensive decision on urban rail transit network planning [J]. Railway transportation and economy, 2016, 38(11): 93-98.
- [13] 梁泉, 翁剑成, 林鹏飞, 等. 基于个体出行图谱的公共交通通勤行为辨别方法研究[J]. 交通运输系统工程与信息, 2018, 18(2): 100-107.
LIANG quan, WENG Jiancheng, LIN Pengfei, et al. Research on the discrimination method of public transportation commuting behavior based on individual travel map[J]. Journal of transportation systems engineering and information technology, 2018, 18(2): 100-107.

(编辑: 郝京红)

(上接第9页)

参考文献

- [1] 中国城市轨道交通协会. 城市轨道交通 2019 年度统计和分析报告[R]. 中国城市轨道交通协会信息, 2020(2).
- [2] 中国城市轨道交通协会. 城市轨道交通 2018 年度统计和分析报告[R]. 中国城市轨道交通协会信息, 2019(2).
- [3] 中国城市轨道交通协会. 城市轨道交通 2017 年度统计和分析报告[R]. 中国城市轨道交通协会信息, 2018(2).
- [4] 中国城市轨道交通协会. 城市轨道交通 2016 年度统计和分析报告[R]. 中国城市轨道交通协会信息, 2017(2).
- [5] 侯秀芳, 梅建萍, 左超, 等. 2019 年城市轨道交通线路统计分析[J]. 都市轨道交通, 2020, 33(4): 1-8.
HOU Xiufang, MEI Jianping, ZUO Chao, et al. Statistics and analysis of urban rail transit in 2019[J]. Urban rapid rail transit, 2020, 33(4): 1-8.
- [6] 侯秀芳, 左超, 李楠. 城市轨道交通 2016 年统计和分析[J]. 都市轨道交通, 2017, 30(6): 1-7.
HOU Xiufang, ZUO Chao, LI Nan. Statistics and analysis of urban rail transit in 2016[J]. Urban rapid rail transit, 2017, 30(6): 1-7.
- [7] 中国城市轨道交通协会. 城市轨道交通 2015 年度统计和分析报告[R]. 中国城市轨道交通协会信息, 2016(2).
- [8] 城市轨道交通分类: T/CAMET 00001-2020[S]. 北京: 中国铁道出版社, 2020.
Classification of urban rail transit: T/CAMET 00001-2020[S]. Beijing: China Railway Publishing House, 2020.
- [9] 城市轨道交通技术规范: GB 50490-2009[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2009.
Technical code of urban rail transit: GB50490-2009[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2009.
- [10] 城市公共交通分类标准: CJJ/T114-2007[S]. 北京: 中国建筑工业出版社, 2007.
Standard for classification of urban public transportation: CJJ/T114-2007[S]. Beijing: China Architecture & Building Press, 2007.

(编辑: 王艳菊)