

城市轨道交通节假日客流预测研究

光志瑞

北京轨道交通指挥中心, 北京 100101

摘要:

城市轨道交通短期客流预测是列车运力配置和网络化运营决策的基础, 预测结果的准确性、精细度及科学合理性决定了运营过程的安全性、运营组织的高效性和资源配置的均衡性。节假日(包括节前一日)客流与平日有明显差异, 不同节假日、不同车站的客流规律各异, 预测过程同时面临路网结构改变、历史可用样本少等问题, 因此, 对节假日客流规律进行专门研究具有重要意义。本文综合考虑大型活动、恶劣天气、车站周边土地利用性质等影响因素, 采用模糊 C 均值聚类法和一元线性回归模型, 构建了适用于路网结构发生改变的车站进、出站量预测模型, 并结合北京市轨道交通历史客流数据, 对 2015 年清明节前一日车站进、出站量进行了预测, 与神经网络模型、多元回归模型预测结果对比表明, 本模型预测结果更好, 全路网客运量误差率为 0.27%, 车站平均预测误差率为 3.92%。

关键词:

客流影响因子; 城市轨道交通; 短期客流预测; 土地利用性质; 聚类分析; 线性回归

中图分类号: U 49

Forecast on short-term passenger flow of urban railway stations for special conditions

Guang Zhi-rui

(Beijing Metro Network Control Center, Beijing 100101)

Abstract: Short term passenger flow forecast of urban rail transit is the key of network operation and management. Meanwhile, it is the basis of passenger flow organization and train optimal allocation. The law of passenger flow on holidays is different from the law of passenger flow on normal days, and it vary from the characteristics of stations and holidays, thus it is of great significance to study the forecast of passenger flow for holidays. Considering the land use type, passenger flow prediction model for the circumstances of holidays, odd-and-even license plate rule, Spring Festival travel rush, summer travel peak was constructed by fuzzy C-means clustering method and linear regression. The model was calibrated and validated by the historical passenger flow

date collected by AFC system of Beijing Metro, and the error is less than 5%. The results shows that the prediction model has highly accuracy.

key words: passenger flow influence factor; urban rail transit; short-term passenger flow forecast; land use type; fuzzy C-means clustering method; linear regression

1 绪论

城市轨道交通客流预测是线路规划和运营组织的基础^[1],按照预测期与当前时间距离可分为长期预测、中期预测和短期预测。短期客流预测服务于运营组织,主要目的是对短期客流波动做出快速响应,制定相应列车运力配置计划,采取有效的客运组织措施,确保资源配置的均衡性和运营过程的安全性,达到社会和经济效益的最大化。短期客流预测的目标主要有常规条件下的客流和可预知条件下的客流(节假日、大型活动、恶劣天气等),其中,节假日客流预测不仅受大型活动、恶劣天气等因素影响,而且具有历史样本跨年度、路网结构可能发生改变、影响路网所有车站等特点,使得现有客流预测方法难以获得较高预测精度,预测级别无法细化到车站。因此,对节假日客流进行专门研究,建立节假日客流预测模型具有重要理论和实际意义。

常用的客流预测模型主要有“四阶段法”^[2]、非参数模型^[3,4,5]和基于统计方法^[6,7,8,9]的模型。传统四阶段对节假日、大型活动、恶劣天气带来的客流波动响应不及时,且预测所需社会、经济、人口等指标获取困难、准确性差,难以在频繁的节假日客流预测工作中应用;神经网络模型由于其“黑箱”式学习模式,不容易追踪预测误差产生原因,且训练完成的网络只适合于当前路网结构,当路网结构和影响因素发生改变时,训练完成的网络将不再适用;由于节假日历史样本少、路网结构变化导致数据内在规律发生变化等原因,采用平均值法、时间序列法预测精度较低。

为了避免以上问题,本文综合考虑车站周边土地利用性质、日期属性、大型活动、恶劣天气等客流影响因素,采用模糊 C 均值聚类法和一元线性回归模型,构建了可操作性强、解读性好、适用于路网结构发生改变的节假日车站进站量预测模型。

作者信息: 光志瑞(1989 年),女,助理工程师,硕士研究生,城市轨道交通客流分析及预测,zhiruiguang@163.com

2 客流影响因子研究

轨道交通沿线土地利用是城市轨道交通的“源泉”^[10]，周边土地利用性质不同，乘客在节假日出行规律也不同。按照土地利用性质可将车站分为居住、办公、居住+办公、站场枢纽、休闲娱乐等类别。城市轨道交通车站数量较多，对每个车站进行实地踏勘、性质评估，需花费大量人力、物力、财力，可操作性和实用性欠佳，因此，需要考虑可替代指标来标识土地利用性质。本文尝试采用城市轨道交通运营的客流数据来衡量土地利用的情况，车站周边土地利用性质对客流的影响主要体现在早晚高峰时段，如车站周边土地利用性质以居住用地为主（见图 1），早高峰以上班、上学客流为主，进站乘客较多，出站乘客较少，晚高峰以回家客流为主，出站乘客较多，进站乘客较少；车站周边土地利用性质以办公用地为主（见图 2），早高峰以上班客流为主，出站乘客较多，进站乘客较少，晚高峰以回家客流为主，进站乘客较多，出站乘客较少；车站周边土地利用性质较为综合时，进出站客流全天分布集中于早晚两个高峰，其他时段为平峰，形成双向峰型；城市轨道交通车站周边公共建筑和公用设施高度集中、或是综合交通枢纽站时，全天进出站客流分布无明显低谷，双向进出站客流全天都很大。而早晚高峰时段进出站客流量占全天客流量的比值据土地利用性质呈现规律性特点是轨道交通客流时间分布特征最明显的表现，因此，选取早高峰进站比例系数、早高峰出站比例系数、晚高峰进站比例系数、晚高峰出站比例系数（早晚高峰时段进出站客流量占全天客流量的比值）作为标识土地利用性质的特征指标。

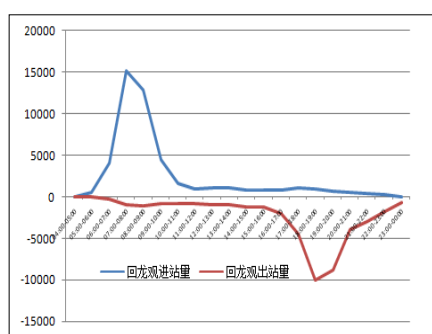


图 1 回龙观进出站客流量时间分布曲线

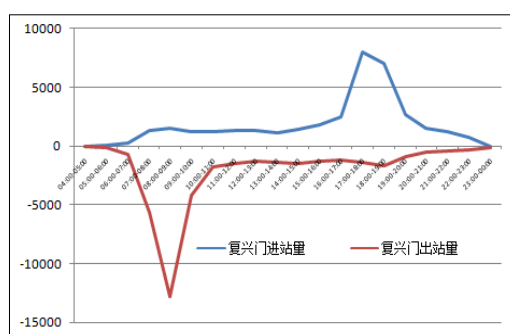


图 2 复兴门进出站客流量时间分布曲线

出行需求类因子直接影响乘客出行行为，包括日期属性（工作日、双休日、节假日）、天气情况、大型活动等。不同日期属性客流量存在较大差异，一般而言，工作日客流量大于节假日，又大于双休日，在进行节假日客流预测时，需考量不同日期属性的客流情况，选择合适的输入样本。天气情况主要分为正常天气和恶劣天气（雨、雪、沙尘暴等），恶劣天气

对节假日乘客出行情况影响较大（见图 3、图 4），在对节假日客流进行预测时，应选择与预测期相同天气情况的历史数据。大型活动会对局部车站客流量造成较大影响，若大型活动发生在历史样本期，选择避开该样本，若发生在预测期，则需将大型活动产生的客流叠加至预测客流。

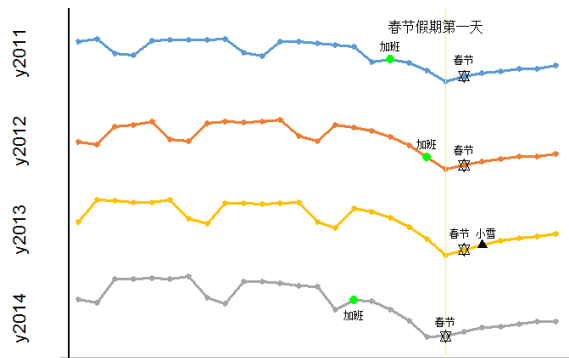


图 3 2011-2014 年春节客流变化图

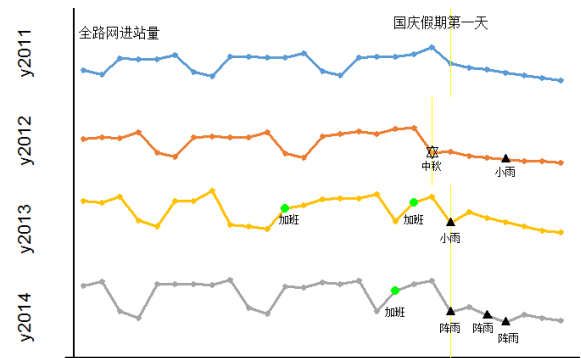


图 4 2011-2014 年国庆客流变化图

3 节假日进（出）站量预测模型

3.1 相关性分析

以 2014 年清明节前一日北京市轨道交通进站量为例，用统计学方法分析节前一日进站量与近期已发生进站量之间的关系，通过散点图（见图 5 至图 7）和泊松相关系数（见表 1）可以看出：近期平日均值、近期周五均值与节前客流量存在明显相关性，根据不同土地利用性质分类处理相关性更加显著。

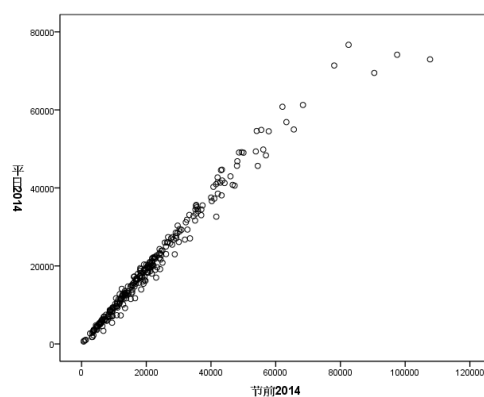


图 5 平日均值与节前进站量散点图

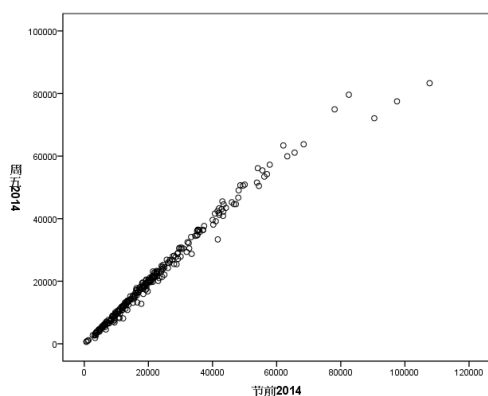


图 6 周五均值与节前进站量散点图

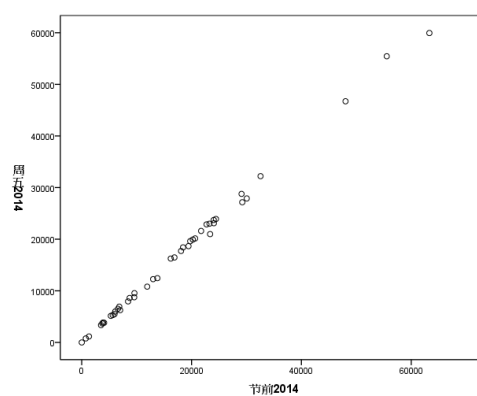


图 7 性质分类周五均值与节前进站量散点图

表 1 各影响因素与节前一天进站量相关性

		平日进站量均	周五进站量均	按土地利用性质分类周五进站量均值
		值	值	量均值
节前一天 进站量	Pearson 相关性	0.986	0.991	0.999
	显著性（双侧）	0.000	0.000	0.000
	N	277	277	43

节假日与节前一天进站量（出站量）相关性分析结论基本相同。

3.2 基本模型构建

为了将车站按土地利用性质进行柔性划分，采用模糊 C 均值聚类（*Fussy C-Means*，简称 *FCM*）构建早高峰进站比例、早高峰出站比例、晚高峰进站比例、晚高峰出站比例等特征指标的模糊相似矩阵，根据实际需求，通过 F 统计量检验，确定最佳分类数，具体流程图如图 8。 FCM 算法的实质是寻找一组中心矢量，使各类中的样本到聚类中心的加权距离平方和为最小，通过对平方误差函数求最优值对目标函数进行优化^[11]。其目标函数 J 常取如下形式：

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^C (u_{ik})^m \cdot (d_{ik})^2$$

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{k=1}^N u_{ik} > 0 \\ \sum_{k=1}^N u_{ik} = 1, i = 1, 2, \dots, C; k = 1, 2, \dots, N \\ 0 \leq u_{ik} \leq 1 \end{array} \right.$$

公式 3-1

式中， $(d_{ik})^2$:Euclidean 距离； m :模糊指数， $m \in (1, \infty)$ ，模糊指数越大，聚类的模糊程度就越大。

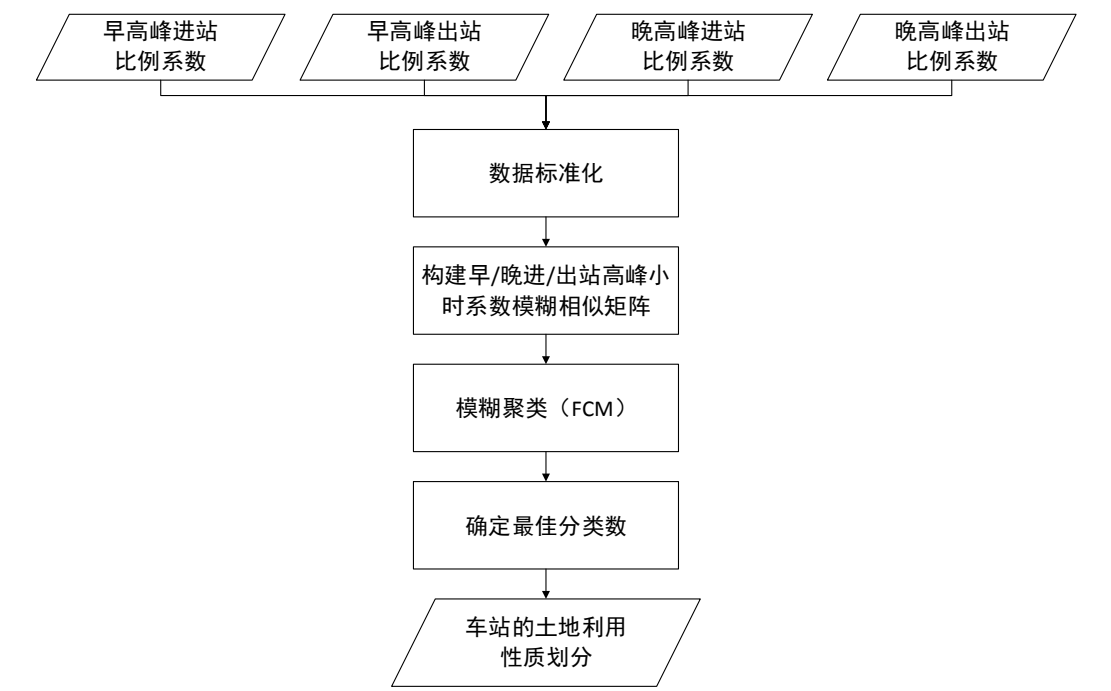


图 8 车站的土地利用性质划分流程图

由于相同土地利用性质的车站节假日进（出）站量与近期已发生客流量有显著相关性，因此，首先采用 FCM 法将车站按照土地利用性质进行分类；其次，对不同土地利用性质的车站分别构建一元线性回归模型，采用历史同期节假日客流数据对参数进行标定。节假日进（出）站量点预测及区间预测公式如下：

$$\hat{y}_{ci} = a_c + b_c x_{ci} \tag{公式 3-2}$$

$$y_{ci} = \hat{y}_{ci} + \Delta_c \tag{公式 3-3}$$

$$\Delta_c = t_c s_{yxc} \tag{公式 3-4}$$

式中：

\hat{y}_{ci} 为 c 类车站 i 的节假日进（出）站量预测值；

a_c 、 b_c 为待标定参数；

x_{ci} 为 c 类车站 i 节假日近期已发生进（出）站量，其中，节前一日取近期已发生周五进（出）站量均值，节日第一天取近期已发生周六进（出）站量均值，节日第二天及以后取近期已发生周日进（出）站量均值；

y_{ci} 为 c 类车站 i 的节假日进（出）站量预测区间范围；

t_c 为 c 类车站概率度、临界值；

s_{yxc} 为 c 类车站标准误差。

3.3 节假日预测流程

综合考虑各类影响因素，节假日客流预测流程如下：

- 1) 以早高峰进站小时系数、早高峰出站小时系数、晚高峰进站小时系数、晚高峰出站小时系数为特征变量采用模糊聚类方法将北京轨道交通车站按土地利用性划分为 7 类^[12]。
- 2) 考虑天气、大型活动、特殊客运组织措施等出行需求类因子确定数据来源日期，包括相似规律年份、回归及预测样本日，并对数据进行异常值处理。
- 3) 根据步骤 2) 选定的回归样本日，对公式 3-2 中参数进行标定并进行统计检验；若回归结果通过检验，则结合预测年样本日客流数据得到初步预测结果；若不通过，则查找具体原因，尝试对车站分类进行细分，重新建立回归模型。
- 4) 若预测日发生大型活动，可将相关车站历史相似活动日与平日客流之差作为大型活动影响人数，将影响人数叠加至回归结果进行预测修正。
- 5) 理论上，全路网进站量与出站量应该相等，采用总量控制法对进站量和出站量进行最终修正，即各车站进、出站量预测值乘以权重系数，权重系数的确定方式为：路网全天进站量与路网全天出站量求均值，进站系数为均值除以路网全天进站量，出站系数为均值除以路网全天出站量。

在一元线性回归模型中待定参数是相同土地利用性质的车站数据标定的结果，当路网结构发生变化时，新线车站无历史节假日数据并不影响预测，只要明确新线车站的土地利用性质类别，代入已标定的相应模型即可进行预测。

4 基于北京轨道交通数据的实例验证

结合北京市轨道交通客流数据，采用本文提出的预测方法，对 2015 年清明节前一日进站量、出站量进行预测，并与神经网络、多元线性回归模型进行对比分析。

4.1 本模型预测实例

预测 2015 年清明前一日天气状况良好，因此选择相同天气情况的较近历史年——2014 年进行回归分析。综合考虑日期属性、大型活动、特殊客运组织措施等影响因素，大部分车站选择 2015 年 3 月 20 日与 27 日（周五）均值作为样本日，其他情况处理如表 2：

表 2 各影响因子描述及处理方法

影响因子	详细描述	受影响车站	处理方法
日期属性	距离春节假期结束仅 37 天，一般春节结束 15 天后客流数据回升到正常水平	全部	选择春节假期结束两周后的周五数据作为样本数据 (2015. 03. 20/27)
样本日大型活动	3 月 13 日/20 日/27 日新国展均有展览，预测日无展览	国展	选择历史样本避开展览期 (2015. 03. 06)
客运组织措施	3 月 20 日首班车起至 29 日末班车止，封闭芍药居站	芍药居/惠新西街南口/太阳宫/望京西	选择历史样本避开封站期 (2015. 03. 06/13)
预测日大型活动	工人体育场中超联赛(北京国安 vs 上海申花)	东四十条/团结湖/东大桥	2014 年 3 月 24 日 19:30 工人体育场中超联赛(北京国安 vs 上海申花)，计算相关车站由此大型活动带来的进站客流量增量，叠加至一元线性回归结果

结合 2014 年 3 月 18 日（周三）客流数据，本文采用模糊聚类的方法将 2014 年北京市轨道交通 318 个车站按土地利用性质划分为 6 类，又根据实际情况将第 6 类车站分为站场枢纽类和其他类，聚类过程文件和部分结果见表 3 至表 5：

表 3 各类别聚类 F 统计量

类别	2	3	4	5	6	7
F 统计量	3. 3687	2. 9413	3. 1696	3. 3905	3. 4157	3. 6944

表 4-3 模糊聚类核中心矩阵

类别	早进比例	早出比例	晚进比例	晚出比例
1	0. 485	0. 066	0. 071	0. 300
2	0. 374	0. 113	0. 117	0. 264
3	0. 081	0. 403	0. 383	0. 090

4	0.149	0.329	0.311	0.140
5	0.176	0.252	0.246	0.173
6	0.268	0.206	0.200	0.211

表 5 车站按土地利用性质聚类结果（部分）

土地利用性质	车站	所属线路	全天进站量	全天出站量
居住类	天通苑北	5 号线	52385	48571
	回龙观	13 号线	51431	36271
	天通苑	5 号线	47808	51414
	霍营	13 号线	27482	25127
居住占优类	龙泽	13 号线	44631	35064
	劲松	10 号线	42361	43559
	苹果园	1 号线	40879	38639
	刘家窑	5 号线	34953	31552
办公类	阜成门	2 号线	42241	45223
	东四十条	2 号线	38797	40446
	苏州街	10 号线	37584	39008
	中关村	4-大兴线	34976	38128
办公占优类	西二旗	13 号线	57482	62988
	三元桥	10 号线	50772	61065
	五道口	13 号线	49639	45147
	国贸	10 号线	40946	41174
休闲娱乐类	西单	1 号线	33945	36530
	王府井	1 号线	37860	36070
	北海北	6 号线	10787	10014
	南锣鼓巷	6 号线	13517	14734
站场枢纽类	北京站	2 号线	66748	63682
	东直门	2 号线	61798	71731
	北京西站	9 号线	50825	55890
	北京南站	4-大兴线	71108	72744
其它类	大望路	1 号线	62980	67253
	积水潭	2 号线	46868	46189
	双井	10 号线	44200	49794
	上地	13 号线	43003	37029

表 5 和表 6 分别是进站量和出站量一元线性回归结果，由表可以看出：调整决定系数（*Adj R-squared*）可达 0.99，回归方程对数据点的拟合程度高，拟合效果好。*F* 统计量的 *P* 值（*Prob>F*）为 0.0000，明显小于显著性水平 0.05（置信度默认为 95%），回归方程显著。*t* 统计量的 *P* 值（*_p_X1*）为 0.0000，明显小于显著性水平 0.05，回归系数显著。

表 5 进站量分类回归结果

分类	样本数	Adj R-squared	Prob>F	_b_X1	_b_cons	_t_X1	_p_X1
1	32	0.9976	0.0000	1.03	87.28	136.86	0.0000
2	48	0.9951	0.0000	1.02	182.05	119.49	0.0000
3	22	0.9980	0.0000	0.98	51.20	100.61	0.0000
4	41	0.9948	0.0000	0.99	403.70	105.93	0.0000
5	12	0.9581	0.0000	1.02	1807.62	35.03	0.0000
6	10	0.9805	0.0000	1.18	306.13	17.97	0.0004

7	50	0.9922	0.0000	1.00	250.78	125.61	0.0000
---	----	--------	--------	------	--------	--------	--------

表 6 出站量分类回归结果

分类	样本数	Adj R-squared	Prob>F	_b_X1	_b_cons	_t_X1	_p_X1
1	32	0.9964	0.0000	1.00	146.42	177.75	0.0000
2	48	0.9941	0.0000	1.02	48.41	105.95	0.0000
3	22	0.9952	0.0000	0.95	360.13	99.75	0.0000
4	41	0.9936	0.0000	0.99	83.62	129.11	0.0000
5	12	0.9468	0.0000	1.02	1812.67	27.70	0.0000
6	10	0.9880	0.0000	1.41	-1935.62	108.83	0.0000
7	50	0.9915	0.0000	0.98	549.03	86.30	0.0000

考察周五客流量与节前客流量残差图，各残差基本位于一条水平带中间，关于周五客流量与节前客流量回归的线性假定以及对误差项 ε 的假定是合理的。

2015 年清明节前一日实际全路网日进站量 600 万，预测 597 万，误差率为 0.53%，车站进站量预测结果（部分）如[错误!未找到引用源。](#)所示。

表 7 车站进站量预测结果

线路	车站	周五	实际值	预测值	误差	误差率
5 号线	灯市口	22476	22322	22044	-278	1.25%
5 号线	东四	11948	11863	12264	401	3.38%
5 号线	张自忠路	11472	11654	11710	56	0.48%
5 号线	北新桥	18145	18711	18376	-335	1.79%
5 号线	雍和宫	13235	13271	13541	270	2.04%
5 号线	和平里北街	18153	17871	18384	513	2.87%
5 号线	和平西桥	25429	24875	25644	769	3.09%
5 号线	惠新西街南口	12067	13232	12305	-927	7.00%
5 号线	惠新西街北口	35195	34997	35337	340	0.97%
5 号线	大屯路东	26666	27250	26887	-363	1.33%

表 8 分类进站量浮动值

分类	样本数	概率度	标准误差	浮动值
1	32	2.04	727	1485
2	48	2.01	941	1894
3	22	2.09	584	1218
4	41	2.02	1160	2346
5	12	2.23	2634	5869
6	10	2.31	5769	13303
7	50	2.01	1438	2891

由图 9 本模型进站量预测值与实际值 45 度线图可知，数据点均分布在 45 度线附近，预测效果较好。

在图 10 误差和误差率象限图中，纵坐标表示误差，横坐标表示误差率，大部分样本分布在误差和误差率均较小的象限 1；部分郊区线上车站分布在象限 4 水平轴附近，表明误差率较大、误差较小，这是由于这些车站本身进站量小，容易放大误差；分布于象限 2、象限

4 上部的车站主要属于休闲娱乐类、站场枢纽类，这类车站特殊性强，部分车站预测效果欠佳，需要继续深入研究。

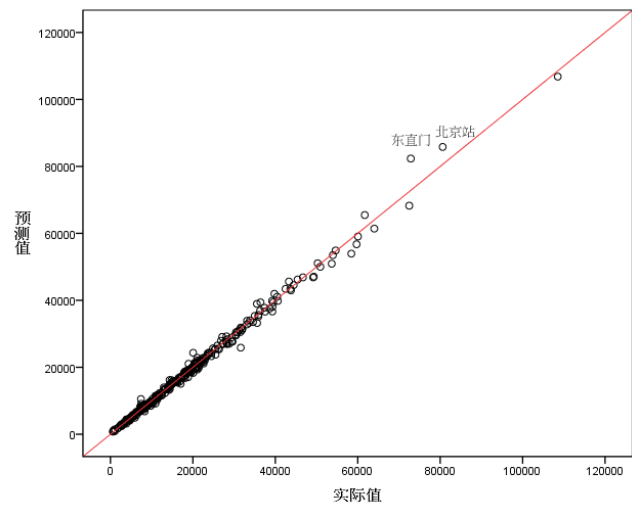


图 9 本模型进站量预测值与实际值 45 度线图

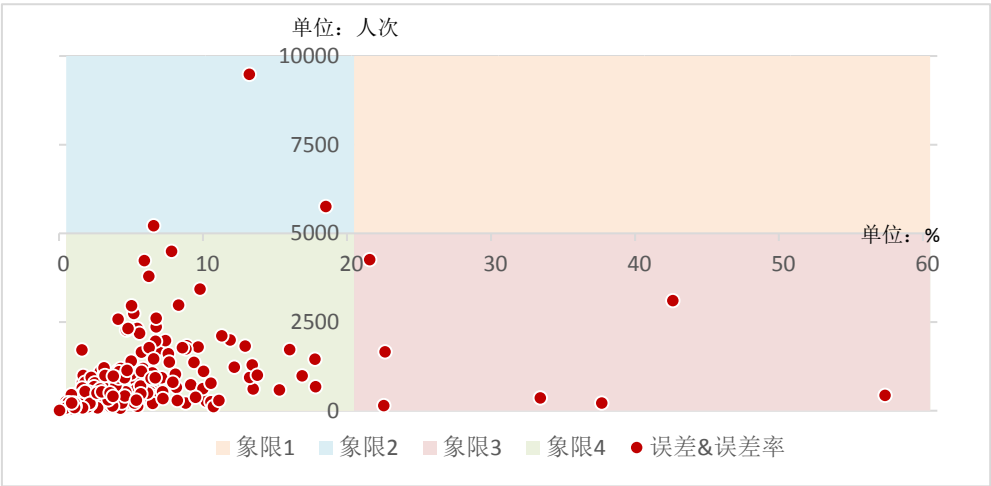


图 10 误差和误差率象限图

4.2 模型误差对比

4.2.1 神经网络模型

采用 BP 网络（Back Propagation，NN）以 2014 年清明前数据作为训练数据，对 2015 年清明节前一日客流进行预测。网络中每一层神经元只接受前一层神经元的输入，并在节点上进行线性叠加和非线性映射。经过反复调试，隐层和输出层神经元传递函数确定为 tansig 函数和 purelin 函数，网络训练算法采用 trainbfg，隐层节点数为 20。输入为车站可达性、土

地利用性质、土地利用规模、周五日均进站量，输出为节前一日进站量，预测过程及结果如图 11 至图 13。

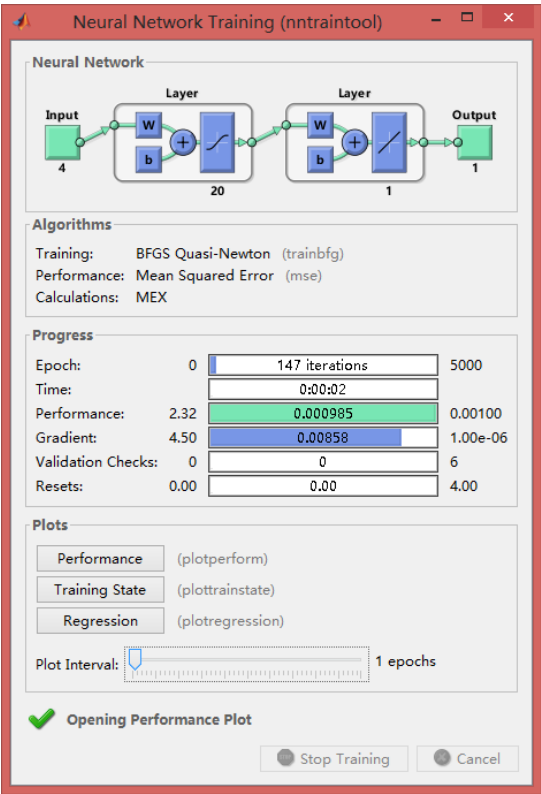


图 11 神经网络训练过程图

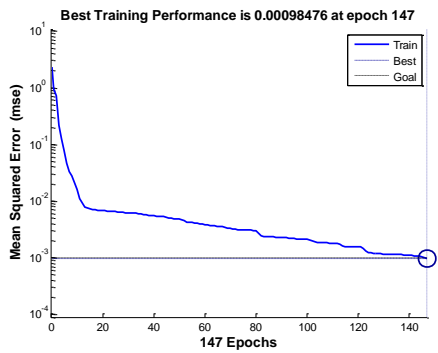


图 12 训练结果

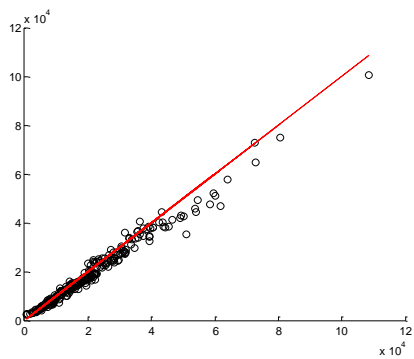


图 13 预测结果

4.2.2 多元线性回归模型

以车站可达性 $X1$ （计算方法见参考文献 10）、2013 年周五进站量 $X2$ 、2013 年清明节前一日进站量 $X3$ 、2014 年周五进站量 $X4$ 为自变量，以 2014 年清明节前一日进站量为因变量，建立逐步回归的多元线性回归模型，各类别回归模型与系数均通过显著性检验，回归结果如下表 9 和图 14。

表 9 多元线性分类回归结果

类别	常量	X1 系数	X2 系数	X3 系数	X4 系数
1	4087	-929	0	0	1.04
2	2664	-588	0	0	1.04
3	6499	-1279	0	0	0.98
4	31	0	-0.9	0.86	0.93
5	3478	0	0	0.93	0
6	-868	0	0	0	1.21
7	478	0	-0.96	0.92	0.89

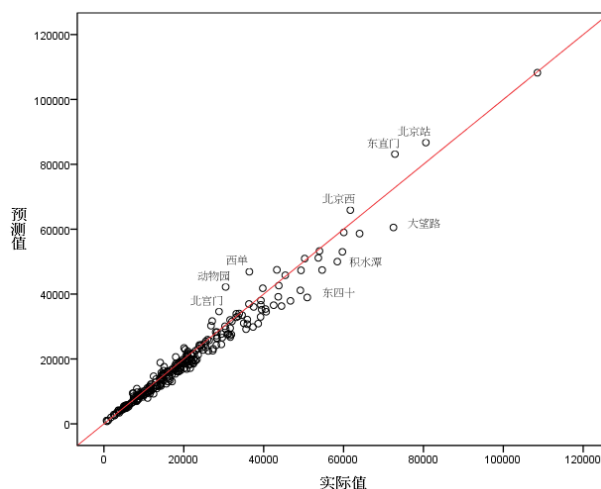


图 14 多元线性回归预测值与实际值 45 度线图

4.2.3 预测效果对比

由于周五进站量与节前进站量存在显著的线性相关性，本模型预测效果较好。由表 10 三种模型误差率统计指标可知，本文建立的车站进站量预测模型平均误差率（3.98%）及其他统计指标均最小；多元线性回归模型效果欠佳，可继续选择相关变量进行尝试，提高模型精度；神经网络受到“黑箱”特点的影响，无法追踪其误差产生原因，不便于掌握客流规律及预测模型的不断完善。

表 10 三种模型误差率统计指标

统计指标	本模型误差率(%)	神经网络误差率(%)	多元线性回归误差率(%)
均值	3.98	19.10	8.57
中值	2.40	9.40	6.86
标准差	5.10	59.47	7.65
极小值	0.00	0.00	0.02
极大值	41.92	662.82	55.87
四分位距	4.34	9.58	11.73

由图 15 三种预测模型误差率核密度估计（*Kernel Density Estimation*, 带宽 $bw=0.8$ ）可以看出，本模型预测误差率集中在 4%，绝大多数误差率在 10% 以下；多元线性回归模型误差率多分布在 20% 以下；神经网络模型误差率分布较广。

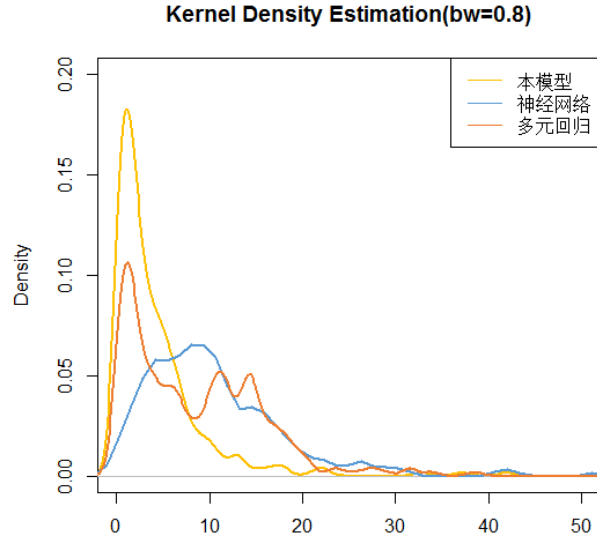


图 15 三种预测模型误差率核密度估计

5 结论

本文尝试通过 *FCM* 法用城市轨道交通系统本身的数据代替社会、经济、人口等较难获取的指标作为土地利用性质划分依据,综合考虑大型活动、恶劣天气等影响因素,采用一元线性回归模型建立进、出站量预测模型,模型解释性良好,具有较高的理论和实践意义。该方法已尝试应用于北京市轨道交通节假日客流预测实际工作中,预测效果良好。

城市轨道交通客流预测工作是多年数据积累、长时间调整运用并逐步完善的过程,由于城市轨道交通客流量影响因素复杂,需要持续对节假日客流预测结果进行后评估,分析制约客流预测精度的因素,区分可控和不可控因素、技术和非技术因素,不断完善、优化本文建立的节假日客流预测模型。

参考文献

- [1] 姚思建,程欣.基于可达性的城轨既有站进出站客流预测[J].铁道学报,2016,38(1):1-7.
- [2] 邵春福.交通规划原理[M].北京:中国铁道出版社,2004.
- [3] 周家中,张殿业.基于空间加权的LS-SVM城市轨道交通车站客流量预测[J].铁道学报,2014,36(1):1-7.
- [4] 李晓俊,吕晓燕.基于径向基神经网络的铁路短期客流预测[J].铁道运输与经济,2011,33(6):86-89.
- [5] KHAN,A M.Bayesian predictive travel time methodology for advanced traveler information system[J].Journal of advanced transportation,2012,46(1):67-79.
- [6] MU T,JIANG J,WANG Y.Heterogeneous delay embedding for travel time and energy cost prediction via regression analysis[J].Intelligent transportation systems,IEEE transactions on intelligent transportation systems,2013,14(1):214-224.
- [7] 王丽娜.基于历史客流数据的城市轨道交通网络客流量预测及调度研究[D].北京:北京交通大学,2011.
- [8] 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].都市快轨交通,2017,30(1):54-58.
- [9] 蔡昌俊.基于乘积ARIMA模型的城市轨道交通进出站客流量预测[J].北京交通大学学报,2014,38(2):135-140.
- [10] 杨励雅.城市交通与土地利用相互关系的基础理论与方法研究[D].北京:北京交通大学,2007
- [11] 高新波.模糊聚类分析及其应用[M].西安:西安电子科技大学出版社,2004
- [12] 光志瑞.基于土地利用和可达性的进出站客流量预测[D].北京:北京交通大学,2013