

文章编号: 0253-374X(2016)09-1415-09

DOI: 10.11908/j.issn.0253-374x.2016.09.016

土地利用混合度对轨道交通车站客流的影响

李俊芳¹, 姚敏峰^{1,2}, 季 峰¹, 向 蕾¹

(1. 同济大学 道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804; 2. 华侨大学 建筑学院, 厦门 361021)

摘要: 针对土地利用混合程度如何影响轨道交通车站客流的问题, 建立非线性回归方法对其进行量化研究。采用递远递减权重和相邻车站重叠区域人口分配权重来计算加权人口, 并以车站客流/加权人口作为因变量, 从而分析由土地利用混合程度引起的车站客流变化。构建最小二乘支持向量机模型来分析土地利用混合程度、岗位居住人口比以及车站客流间相互关系。最后, 以日本东京都 109 个车站的实际数据进行案例分析, 案例结果表明土地利用混合程度对车站客流影响较弱, 而岗位居住人口比与车站出站客流呈现显著正相关。因此, 客流预测过程中应以岗位居住人口比代替土地利用混合程度作为关键因素。

关键词: 交通工程; 车站客流预测; 最小二乘支持向量机; 土地利用混合程度; 岗位居住人口比

中图分类号: U293

文献标志码: A

Quantitative Study on How Land Use Mix Impact Urban Rail Transit at Station-level

LI Junfang¹, YAO Minfeng^{1,2}, JI Feng¹, XIANG Lei¹

(1. Key Laboratory of Road and Traffic Engineering of the Ministry of Education, Tongji University, Shanghai 201804, China; 2. Architecture Colleague of Huaqiao University, Xiamen 361021, China)

Abstract: This essay focuses on how land use mix quantitatively impacts urban rail transit ridership at station-level by nonlinear regression model. Distance-decay weight and weight of population in mutual service area assigned to each station are used to weigh population within service area of station. Then ridership divided by weighted population is taken as dependent variable to analyze what is the relationship between land use mix and ridership at station-level. Least square support vector machine is the ideal model to do the above thing. Finally, data of 109 stations in Tokyo, Japan are taken as case study, result of which shows land use mix has a little influence on ridership at station-level and meanwhile, employment/inhabitants within service area of station has a

significant influence on ridership at station-level. So, employment/inhabitants should substitute land use mix and be taken as key predictor for ridership at station-level.

Key words: traffic engineering; ridership forecasting at station-level; least squares support vector machine (LS-SVM); land use mix; ratio of employment to inhabitant

城市轨道交通车站客流预测是城市轨道交通客流预测的一部分, 是决定城市轨道交通车站站台宽度以及车站接驳设施规模的依据。鉴于典型的四阶段法^[1]主要针对市域范围内的客流进行预测, 预测时间长且需要进行大量的基础数据调查, 近几年来, 很多学者对直接的车站客流预测方法进行了研究^[2-6]。直接的车站客流预测方法是以车站客流吸引范围内影响车站客流的人口经济因素、车站自身的属性因素为自变量, 车站客流为因变量进行回归预测。车站客流吸引范围内的土地利用混合程度被广泛认为是影响车站客流的重要因素^[2-8]。土地利用混合程度是指城市某一特定区域混合的土地利用即多种性质的土地利用的总体情况^[9-10], 一般采用熵指数来衡量, 熵指数越大, 表示土地利用多样性越好, 土地利用混合程度高。然而, 其如何影响车站客流至今尚未形成统一论。Filion^[6]调查了加拿大多伦多地区的三个郊区土地利用混合中心的发展程度, 土地利用模式, 交通方式划分后发现, 三个区域在研究的前 5 年, 土地利用混合程度对车站客流均起到负作用, 但是接下来的 5 年土地利用混合程度对车站客流起到积极作用, 总的算下来 10 年内土地利用混合程度对车站客流的影响是正面的, 但是影响程度比较小。Cervero 等^[7]在对旧金山海湾地区车站步行进站客流的影响因素分析中发现, 土地利用混合程度对车站客流的影响系数为正且非常大, 为

收稿日期: 2015-10-21

基金项目: 上海市科学技术委员会科技攻关项目(No.1123120300); 国家自然科学基金(No.51478198)

第一作者: 李俊芳(1984—), 女, 博士生, 主要研究方向为城市轨道交通车站客流预测及接驳方式划分. E-mail: 028ljf@tongji.edu.cn

通讯作者: 姚敏峰(1978—), 男, 博士生, 副教授, 主要研究方向为城市轨道交通综合体设计. E-mail: flyboot@hqu.edu.cn

55. 746. Lin 等^[8]在其关于 TOD(以公交为导向的城市发展)影响城市轨道交通客流的分析中,以台湾台北 46 个车站的 2004 年的相关数据得出土地利用混合程度与车站客流没有明显相关性的结论。Gutiérrez 等^[3]认为车站客流是其客流吸引范围内土地利用属性和车站自身属性的函数,基于此,他用马德里地铁网络的 152 个车站的相关数据,对自变量(影响客流的因素)和因变量(车站客流)进行多元变量分析,发现土地利用混合程度对车站客流起正相关作用,即土地利用混合程度越大,车站客流越大。Li 等^[5]采用偏相关分析方法对日本东京都 33 个车站的客流及影响客流的因素进行分析,指出土地利用混合程度对车站客流起到负相关作用。Boarnet 等^[11]对土地混合利用程度对车站客流的影响做了以下分析,一方面多样化的土地利用,即土地利用混合程度高的土地利用形态因为增加了该区域的重要性,提高经济的发展和生活质量,会吸引客流,对客流是正相关的影响;但是同时,因为土地利用的多样性设计在该区域满足了人们的各种需求而降低了居住人口出行的交通需求,对客流是负相关的影响。鉴于上述分析,有必要提出一套合理系统的方法定量分析土地利用混合程度是否是影响车站客流的关键因素及其是如何影响车站客流的。

这里需要说明一下本文除了土地利用混合程度变量,还提出了一个与土地利用混合程度变量一样同作为土地利用模式影响车站客流的变量,即岗位居住人口比。该变量在文献[2, 7-8]中同样被认为是影响车站客流的关键因素。研究以土地利用混合程度和岗位居住人口比代表的土地利用模式对车站客流的影响的难点是如何将仅由土地利用混合程度和岗位居住人口比变化引起的车站客流的变化从众多影响因素综合作用引起的车站客流的变化中剥离出来。本文采用圈层人口加权和重叠区域人口加权的方式解决该问题。然后建立非线性最小二乘支持向量机(LS-SVM)模型寻找土地利用混合程度和岗位居住人口比与车站客流之间的关系。基于 LS-SVM 模型,仿真土地利用混合程度和岗位居住人口比的变化引起的车站客流的变化,分析土地利用混合程度和岗位居住人口比对车站客流的影响。并采用日本东京都 2010 年交通大调查的数据及土地利用相关数据对本文提出的方法进行案例分析。

1 模型变量

1.1 因变量

将仅由土地利用混合程度和岗位居住人口比变

化引起的车站客流的变化作为本文分析的因变量。以车站的早高峰出站客流为例,其大小受到:①车站客流吸引范围内的岗位总数量的影响;②由于车站客流的递远递减规律,到车站不同距离的岗位对车站出站客流的贡献率是不同的,岗位的分布影响到车站早高峰出站客流的大小;③车站与其相邻车站客流吸引范围重叠区域的岗位比非重叠区域的岗位对车站出站客流的贡献率小,重叠区域岗位贡献率的大小也会影响车站早高峰出站客流。

由此,如果要将车站客流吸引范围内土地利用混合程度和岗位居住人口比对车站早高峰出站客流的影响单独提取出来,需要先将以上三个因素对早高峰出站客流的影响归一。对于上述分析的①,采用岗位对车站早高峰出站客流的贡献率作为因变量即可消除总岗位数量对车站早高峰出站客流的影响。对于②③采用对总岗位按到车站的距离进行递远递减加权和对位于车站重叠区域的岗位进行分配权重加权的方式消除这两个原因导致的车站早高峰出站客流的变化。即得到本文分析的因变量:车站客流与加权人口之比。其公式如下:

$$\rho = \frac{R}{P_{\text{weight}}} \quad (1)$$

式中: ρ 为本文的因变量,即将上述分析的①②③因素(非土地利用混合程度和岗位居住人口比)引起的车站客流的变化归一化后得到的变量; R 为车站客流; P_{weight} 为车站客流吸引范围内的经过递远递减权重和与相邻车站重叠区域人口比分配权重加权后的人口。本文以下的分析均以岗位对车站早高峰出站客流的影响分析为例。

1.1.1 递远递减规律加权

车站客流的递远递减规律是指随着人口到车站距离的增加,客流逐渐减少的现象^[2-3]。Zhao^[2] 和 Gutiérrez^[3] 绘制了客流的递远递减规律曲线,但是由于车站客流吸引范围内的人口并不是均匀分布的,在同一个圈层分布(比如 0~800 km)的人口对车站客流的贡献率并非像递远递减曲线那样有很大的敏感性,在某一个圈层内,人口对车站客流的贡献率保持一致。所以本文采用圈层人口权重对车站客流吸引范围内的人口进行加权。图 1 是车站客流按照圈层递远递减规律示意图,图中车站 j 客流吸引范围内第 n 个圈层的人口递远递减权重为 w_{nj}

1.1.2 与相邻车站客流吸引范围重叠区域人口加权

相邻车站客流吸引范围重叠区域的人口按照一

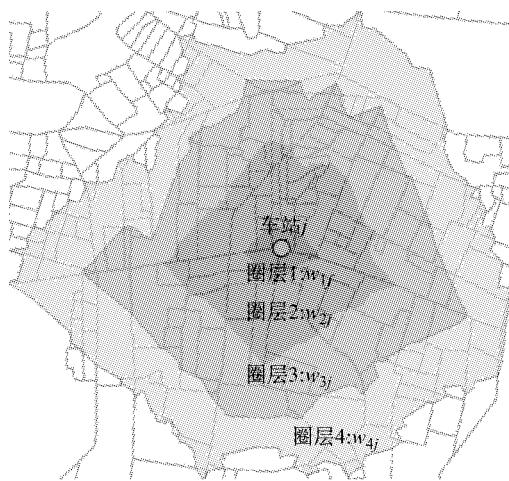


图1 车站客流按照圈层递远递减规律示意图
Fig.1 Chart of distance-decay regulation

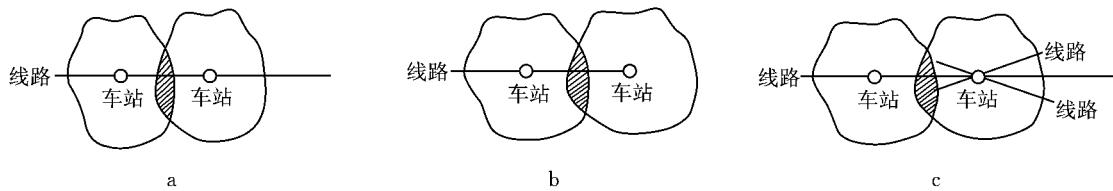


图2 重叠区域划分的各种情况
Fig.2 Scenarios of overlap situation

区域交通小区潜在客流分配给各车站的比例和车站的吸引力成一定正比例关系.

综合图2三种情况,得到车站客流吸引范围重叠区域人口比分配模型如下:

$$p_{ij} = \left(\frac{\chi^{t_j} h_j^\beta}{d_{ij}^\lambda} \right) / \left(\sum_{j=1}^m \frac{\chi^{t_j} h_j^\beta}{d_{ij}^\lambda} \right) \quad (2)$$

式中: p_{ij} 为 j 站与相邻车站客流吸引范围重叠区域内,交通小区 i 潜在客流分配给 j 站的比例; d_{ij} 为重叠区域内,交通小区 i 到 j 站的道路网络距离; m 为交通小区 i 所属车站总数; λ 为待标定的和距离相关的参数; t_j 为哑元变量,如果 j 站是终点站,其值为1;如果不是,则为0; χ 为待标定的和车站是否终点站相关的参数,大于1; h_j 为 j 车站高峰小时单向发车数; β 为待标定的和车站高峰小时单向发车数相关的系数.

1.1.3 综合加权值

假设车站 j 客流吸引范围内的第 i 个交通小区的人口数为 P_i ,首先判断第 i 个小区是否位于车站 j 与相邻车站客流吸引范围的重叠区域内,如果是,则按照式(2)重叠区域人口分配权重加权,在此基础上判断第 i 个交通小区所处圈层,按照圈层人口递远递减规律权重进行加权,假设第 i 个交通小区处在车站 j 的第 n 圈层,则

定的权重分配给相应的车站.该权重的计算方法如下:

先从最简单的情况开始分析,同一条线路上的两个相邻车站(中间站),其客流吸引范围重叠区域交通小区岗位或居住人口即潜在客流分配给两个车站的比例与重叠区域交通小区到这两个车站的距离成反比(图2a).在图2a基础上,如果相邻车站其中有一个是终点站.因为出行者在终点站坐上位置的概率大,享受较好的服务水平,此时重叠区域交通小区潜在客流分配给各车站的比例和车站是否终点站成一定正比例关系(图2b).在图2a基础上,如果相邻车站其中有一个是换乘站(图2c).用车站单方向高峰小时总发车数衡量换乘站的吸引力.此时重叠

$$P_{i,\text{weight}} = \begin{cases} P_i \cdot p_{ij} \cdot w_{nj}, & \text{如果交通小区 } i \text{ 位于重叠区域} \\ P_i \cdot w_{nj}, & \text{如果交通小区 } i \text{ 不位于重叠区域} \end{cases} \quad (3)$$

假设车站 j 客流吸引范围内共有 M 个交通小区,则车站 j 客流吸引范围内经过客流递远递减权重和车站客流吸引范围重叠区域人口分配权重加权后的总人口见式(4).

$$P_{\text{weight}} = \sum_{i=1}^M P_{i,\text{weight}} \quad (4)$$

1.2 土地利用混合程度和岗位居住人口比

土地利用混合程度可以用熵指数来表达土地利用多样性^[9-10]. 熵指数是考虑某一区域中两种或多种土地利用类型相对比例的土地多样性测量方法.土地利用多样性熵指数的取值范围从0到1,值越高,代表土地利用多样性越好.本文中,用各类岗位的类型替代各土地利用类型,因为诸如林地,水域这类土地利用类型和车站客流没有直接关系.土地利用混合程度的公式如下:

$$m_{ix} = \frac{-\sum_{j=1}^k q_j \ln(q_j)}{\ln k} \quad (5)$$

式中, m_{ix} 为土地利用混合程度熵指数; q_j 为第 j 种

岗位数量占总岗位数量的比; k 为总岗位类型数.

岗位居住人口比是指车站客流吸引范围内岗位数与居住人口数之比, 用来衡量岗位和居住人口在客流吸引范围内可能被平衡的程度.

2 最小二乘支持向量机模型

车站客流吸引范围内土地利用混合程度、岗位居住人口比和因变量之间是否有直接的线性关系是无法确定的. 变量之间没有直接线性关系时, Lin^[8]将变量进行对数变化后进行线性回归分析, 这种将非线性关系转化为线性的方法不具有普适性. 如果直接寻找变量之间的非线性表达式, 由于非线性表达式非常多, 很难找到正确的非线性表达式. 因此本文建立最小二乘支持向量机(least squares support vector machine, LS-SVM)模型对以上变量之间的关系进行回归.

支持向量机(SVM)是 Cortes 和 Vapnik^[12]于1995年首先提出的, 它在解决小样本、非线性及高维模式识别中表现出许多特有的优势. 其基本思想是通过事先选择的非线性映射将输入向量映射到高维特征空间, 在这个空间中构造最优决策函数. 最小二乘支持向量机是采用最小二乘线性系统作为损失函数, 代替传统的支持向量机采用的二次规划方法. 以模型输出值与实际输出值之间的误差 ξ 的平方作为损失函数. 其公式如下:

$$\min J(w, \xi) = \frac{1}{2} w \cdot w + c \sum_{i=1}^l \xi_i^2 \quad (6)$$

$$\text{s. t. : } y_i = \varphi(x_i) \cdot w + b + \xi_i, i = 1, \dots, l. \quad (7)$$

式中, x_i 为第 i 个车站样本的输入变量, 本文中的输入变量共 2 个, 分别是客流吸引范围内的土地利用混合程度、岗位居住人口比, 因此 x_i 是包含两个元素的向量; y_i 为第 i 个车站样本的输出变量; ξ_i 为第 i 个车站模型输出值与实际输出值之间的误差; w 为模型的复杂度权重; b 为模型的阈值; l 为车站样本数.

采用拉格朗日法求解这个带约束条件的最小化优化问题

$$L(w, b, \xi, a, \gamma) = \frac{1}{2} w \cdot w + c \sum_{i=1}^l \xi_i^2 - \sum_{i=1}^l a_i (\varphi(x_i) \cdot w + b + \xi_i - y_i) \quad (8)$$

由 KKT(库恩塔克)条件, 则有

$$\frac{\partial L}{\partial w} = 0 \Rightarrow w = \sum_{i=1}^l a_i \varphi(x_i) \quad (9)$$

$$\frac{\partial L}{\partial b} = 0 \Rightarrow \sum_{i=1}^l a_i = 0 \quad (10)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i} = 0 \Rightarrow a_i = c \xi_i \quad (11)$$

$$\frac{\partial L}{\partial a_i} = 0 \Rightarrow w \varphi(x_i) + b + \xi_i - y_i = 0 \quad (12)$$

将式(9)–(12)代入式(8)中, 消去 ξ_i 和 w , 得到求解最小二乘支持向量机的形式. 定义核函数 $K(x_i, x_j) = \varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)$, 优化问题转化为求解线性方程:

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & K(x_1, x_1) + 1/c & \cdots & K(x_1, x_l) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & K(x_l, x_1) & \cdots & K(x_l, x_l) + 1/c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ a_1 \\ \vdots \\ a_l \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_l \end{bmatrix}$$

最后得到非线性方程:

$$f(x) = \sum_{i=1}^l a_i K(x_i, x_j) + b$$

由于径向基函数可以实现非线性映射, 线性函数是径向基函数的一个特例, Sigmoid 函数近似于径向基函数, 所以这里核函数采用径向基核函数 $K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sqrt{2\pi}\sigma^2}\right)$; γ 和 σ^2 是待标定的参数.

3 案例分析

3.1 数据来源

因为中国的土地利用数据比较缺乏, 日本的土地利用数据非常完整且在其官方网站上直接可以获取, 所以采用日本的数据进行案例说明. 但是本文的方法是普适性的, 并非只适用于日本轨道交通车站. 采用日本东京都 109 个车站的客流数据和车站客流吸引范围内的土地利用数据作案例分析. 图 3 是东京都都市圈轨道交通线路以及所选车站的分布图. 所选车站距离市中心 5~6 km 范围, 车站客流吸引范围内的道路网密度几乎相同, 这样因为车站到市中心的距离和车站客流吸引范围内道路网密度不同导致的车站客流误差就可以忽略.

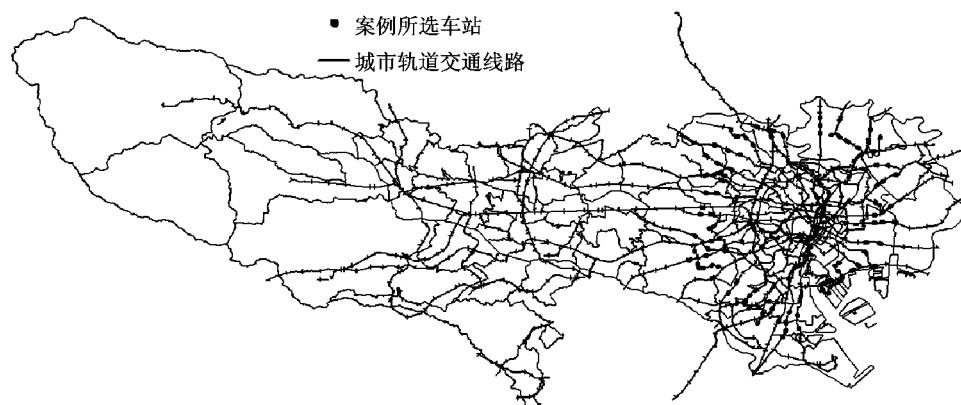


图3 东京都都市圈内的轨道交通线路

Fig.3 Urban rail transit in Tokyo metropolitan area

(1)早高峰出站客流(年平均日客流)数据.来源于日本平成22年(2010年)大都市圈交通调查之“车站早高峰出站客流到达的交通小区及具体数量”^[13].

(2)车站客流吸引范围内的土地利用混合度数据.来源于日本东京都统计情报之按丁目町和产业分类的企业事业单位数量和从业者人数(2010年)^[14],其中岗位类别数包括农林渔业、矿业等共16类.

(3)居住人口数据.来源于日本东京都统计情报(2010年)之“按丁目町划分的白昼人口”^[15].人口圈层是基于地理信息系统(GIS)平台^[16],按照道路网络距离划分的0~1 km,1~2 km,2~3 km,3~4 km,4~5 km,5~6 km,6 km及以上圈层^[5].车站换乘线路数、车站单向发车数、车站是否终点站数据均来源于日本各大轨道交通运营公司官方网站信息(JR运营公司、京王电铁、京成电铁、小田急电铁、东京都交通局、都营地下铁)^[17-20].

3.2 变量值

3.2.1 加权岗位人口对车站早高峰出站客流贡献率(因变量)

1 不同圈层岗位人口加权权重

根据109个车站计算出车站客流吸引范围内平均各圈层岗位加权权重见表1.

表1 各圈层岗位人口加权权重

Tab.1 Weights of Different Distance Bands for Employment Population

圈层人口	(0,1]	(1,2]	(2,3]	(3,4]	(4,5]	(5,6]
	km	km	km	km	km	km
权重	0.154	0.065	0.0252	0.0095	0.0063	0.0055

2 车站客流吸引范围重叠区域划分权重

在所有的交通小区中,选取任意70组交通小区

数据,统计与每一个交通小区相关联的所有车站相关数据.基于Matlab平台,采用基于最小二乘法原理的非线性函数lsqcurvefit对收集到数据按式(2)进行拟合.得到结果如下: $\chi=1.3663, \beta=0.9541, \lambda=2.2629$

采用T检验验证模型的拟合效果,以上三个参数的T检验分别为(P值) $\chi: 0.0478, \beta: 0.0492, \lambda: 0.024$.三个参数的P值均小于0.05.认为拟合结果可以接受.因此得到车站A客流吸引范围重叠区域内,交通小区*i*潜在客流分配给*j*站的比例公式为

$$p_{ij} = \left(\frac{1.3663^{\alpha_j} b_j^{0.9541}}{d_{ij}^{2.2629}} \right) / \left(\sum_{j=1}^n \frac{1.3663^{\alpha_j} b_j^{0.9541}}{d_{ij}^{2.2629}} \right). \text{根据式(4)和式(1)计算109个车站的早高峰出站客流与加权岗位之比即因变量指标分布如图4所示.}$$

从图4可以看出,早高峰出站客流与加权岗位之比因变量因为是土地利用混合程度和岗位与居住人口比两个变量结合的结果,所以其不符合正态分布.

3.2.2 土地利用混合程度

根据式(5)求的109个车站土地利用混合程度熵指数分布如图5所示.

从图5可以看出,随机选取的109个车站的土地利用混合程度熵指数分布基本符合正态分布,方差较小,平均值在0.8~0.85范围内.方差小说明该指标各数值的差异性小.日本东京都是个人口密度高发展的城市,整个城市内土地利用混合程度非常类似,所以109个车站客流吸引范围内的土地利用混合程度熵指数分布的方差较小.

3.2.3 岗位居住人口比

从图6可以看出,随机选取的109个车站的岗位居住人口比的分布也符合正态分布.因为选取的

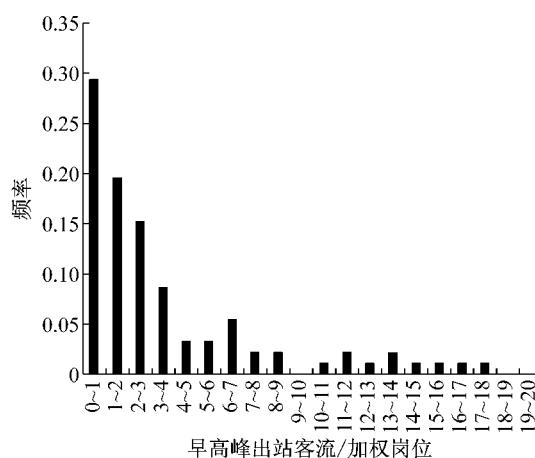


图4 109个车站早高峰出站客流与加权岗位之比变量分布图

Fig. 4 Distribution of contribution rate of weighted employment to egress ridership in morning peak hours of 109 stations

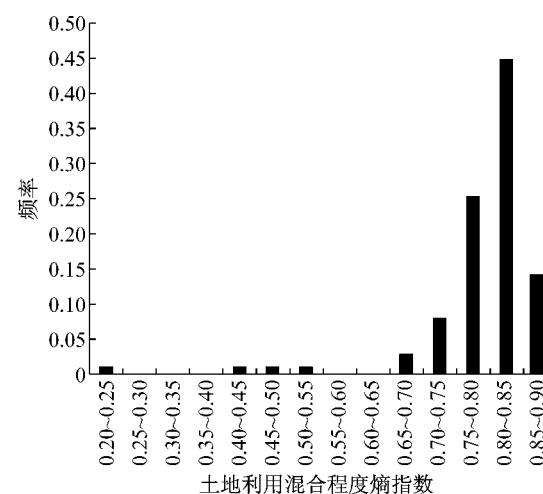


图5 109个车站土地利用混合程度熵指数分布图

Fig. 5 Distribution of entropy of land use mix of 109 stations

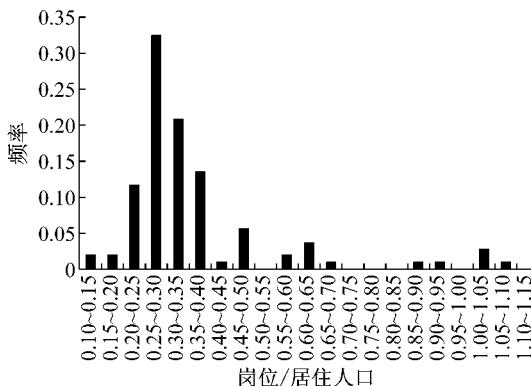


图6 109个车站岗位居住人口比变量分布图

Fig. 6 Distribution of "ratio of employment to inhabitant" of 109 stations

车站距离市中心大概5~6 km范围内,主要以居住人口为主,所以岗位居住人口比基本都小于1.

3.3 LS-SVM 模型分析变量之间的关系

3.3.1 LS-SVM 模型对变量进行回归

基于Matlab中的LS-SVM工具箱,对109个车站样本数据中的95个车站自变量和因变量进行回归训练,另外14个车站的数据进行检验.采用tunelssvm函数对模型进行调试,trainlssvm函数对模型进行训练,得到待标定参数值 γ 为5.71, σ^2 为24.26,采用simlssvm对14个车站样本进行预测检验.14个车站样本数据预测结果如图7所示,采用拟合优度 R^2 及调整拟合优度 R_{ad}^2 检验预测效果. R^2 检验准则以相对误差衡量最近似精度,公式如下:

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^m (\bar{y}_i - \bar{y})^2}{\sum_{i=1}^m (y_i - \bar{y})^2} \quad (13)$$

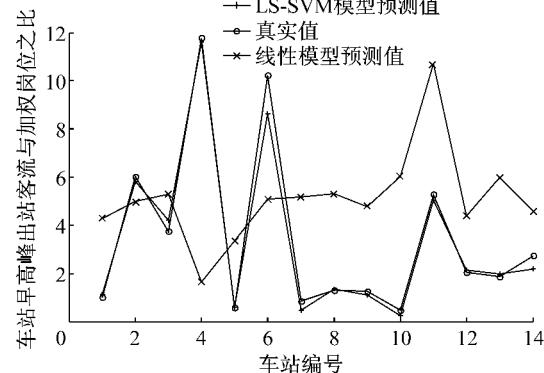


图7 LS-SVM 和线性模型的回归预测效果

Fig. 7 Regression effect of LS-SVM and linear model

表2列出了两种模型预测结果与真实值的具体

差异数值。表中 MRE 代表最大相对误差, SRE 代表最小相对误差, ARE 代表平均相对误差, MSSRE 代表误差均方根。相对误差是指模型的预测值和真实值之间的差相对真实值的比例。

从图 7 和表 2 均可以看出, LS-SVM 模型预测的结果和真实值非常接近, 线性模型预测的结果和真实值之间差异较大。说明 LS-SVM 模型更能反映土地利用混合程度、岗位居住人口比与车站客流之间的关系。

表 2 LS-SVM 模型和线性模型的回归结果比较

模型	MRE/%	SRE/%	ARE/%	MSSRE/%	R^2
LS-SVM	49.60	1.3	13.6	5.3	0.42
线性	1168	17	270	107	0.193

3.3.2 土地利用混合程度对因变量的影响分析

LS-SVM 模型可以很好地反映土地利用混合程度、岗位居住人口比与因变量的关系, 可以利用 LS-SVM 模型分析土地利用混合程度对因变量的影响。通过控制岗位居住人口比变量, 观察土地利用混合程度变化引起的因变量的变化。公式如下:

$$y_0 = g_{\text{lssvm}}(x_0) \quad (15a)$$

$$s = \frac{dy_0}{dx_0} \quad (15b)$$

式中: y_0 为因变量即车站早高峰出站客流与加权岗位之比; $g_{\text{lssvm}}(\cdot)$ 是 LS-SVM 模型的内部函数; x_0 为土地利用混合程度变量; s 为 y_0 随 x_0 变化的曲线斜率。

根据式(15), 控制岗位居住人口比 r 分别为 0.05, 0.1, 0.15, 0.2, 0.25, 0.3 时, 因变量随土地利用混合程度变化的规律见图 8。

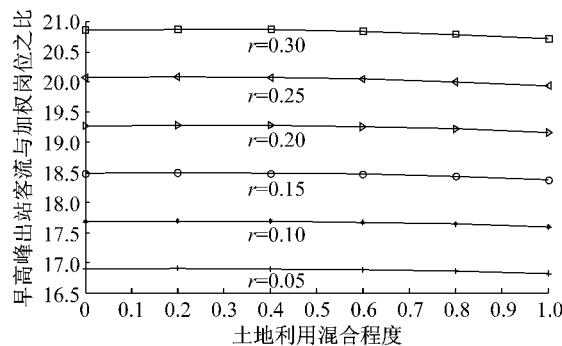


图 8 不同岗位居住人口比时土地利用混合程度对因变量的影响

Fig. 8 Change of dependent variable with change of land use mix

从图 8 可以看出, 无论岗位与居住人口之比如

何, 随着土地利用混合程度增加, 因变量减少, 说明土地利用混合程度对车站客流是起负作用的, 但是影响程度非常小, 因为各条曲线的斜率基本接近 0。根据式(15)计算图 8 中各条曲线斜率, 得到各条土地利用混合程度对因变量的影响曲线斜率平均值如表 3, 同时列出当控制岗位与居住人口之比大于 1 时, 土地利用混合程度对因变量的影响曲线斜率平均值。

从表 3 可以看出, 相对于岗位与居住人口比小于 1 时, 岗位与居住人口比大于 1 的情况下, 土地混合利用程度对因变量的影响要更大。这和现实情况是一致的。因为岗位与居住人口比小于 1 时, 岗位需求量大于供给量, 此时不管各种类型的岗位数量是否均衡, 都有可能被当地居住人口平衡。此时, 土地混合利用程度的影响更小。当岗位居住人口比大于 1 时, 岗位总数多于居住人口总数, 由于拥有不同专业技能的居住人口总是随机分布, 此时土地利用混合程度越大, 越有利于均衡居住人口在此选择岗位从而影响出站客流的大小。

表 3 土地利用混合程度对因变量的影响曲线斜率

岗位与居住人口比之比	曲线斜率(平均值)
<1	-0.003 933
≥1	-0.028 620

3.3.3 岗位与居住人口比对因变量的影响分析

同样, 基于 LS-SVM 模型, 控制土地利用混合程度变量, 观察岗位居住人口比的变化引起的因变量的变化。此时式(15)中 x 为岗位居住人口比变量, s 为因变量随岗位居住人口比变化的曲线斜率。

根据式(15), 控制土地利用混合程度分别为 0.05, 0.3, 0.6, 0.7, 0.8, 0.9 时, 因变量率随岗位居住人口比变化的规律如图 9 所示。

从图 9 可以看出, 土地利用混合程度一定时, 岗位居住人口比对因变量起正相关作用, 在岗位居住人口比小于 1 时, 岗位居住人口比的变化引起的因变量的变化要小于岗位居住人口比大于 1 时岗位居住人口比引起的变化。这与实际中居住人口选择岗位的情况一致。岗位居住人口比小于 1, 意味着在车站客流吸引范围内, 岗位需求大于供给, 被当地居住人口平衡的可能性非常大, 由此产生的出站客流非常小。岗位居住人口大于 1 时, 意味着在车站客流吸引范围, 岗位供给大于需求, 由非车站客流吸引范围内的居住人口出行到此来平衡多余的岗

位,由此产生早高峰出站客流的可能性很大.

另外,从图9还可以看出,不同的土地利用混合程度下,岗位居住人口比对因变量的影响差异很小,这和第3.3.2节分析的土地利用混合程度对因变量

的影响程度非常小的结论是一致的.根据式(15),表4列出了不同土地利用混合程度,岗位居住人口比对因变量的影响曲线斜率.

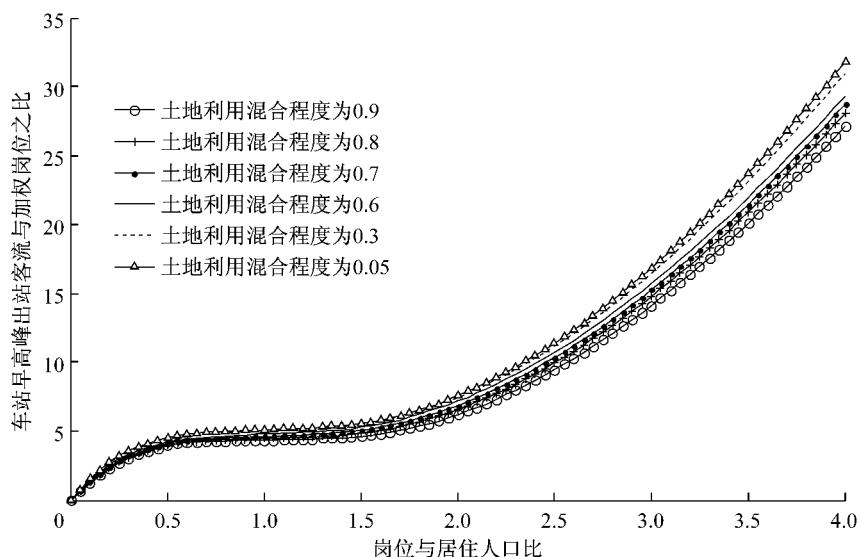


图9 不同土地利用混合程度下岗位与居住人口比对因变量的影响

Fig.9 Change of dependent variable with change of "ratio of employment to inhabitant"

表4 岗位与居住人口比对因变量的影响曲线斜率

Tab.4 Influence ratio of dependant-“ratio of employment to inhabitant” curve

土地利用混合程度熵指数	0.05	0.3	0.6	0.7	0.8	0.9
曲线斜率	7.949	7.746	7.342	7.193	7.02	6.93

对比表3和表4可以看出,单位岗位居住人口比变化引起的因变量的影响变化是单位土地利用混合程度变化所引起的因变量的变化的250~2 000倍,这个数值说明,尽管土地利用混合程度对车站客流起负相关作用,但是同岗位居住人口比指标相比,影响非常微弱,所以选择影响车站客流的关键因素时,应该选用岗位居住人口比指标,而不是土地混合利用程度指标.

4 结论

为了将土地利用混合程度和岗位居住人口比对车站客流的影响单独剥离出来,将客流与加权人口比作为本文的因变量,其中对人口进行递远递减权重加权和重叠区域人口分配权重加权.建立了LSSVM模型来分析土地利用混合程度,岗位与居住人口比和因变量的关系.采用日本东京都109个车

站早高峰出站客流的相关数据对模型的参数进行标定.同线性模型相比,LSSVM模型具有明显优势.

在LSSVM模型的基础上,仿真不同岗位与居住人口比情况下,因变量随土地利用混合程度改变而发生的变化以及仿真不同土地利用混合程度下,因变量随岗位与居住人口比的改变而发生的变化.仿真数据表明岗位居住人口比对车站早高峰出站客流的影响是土地利用混合程度对车站早高峰出站客流影响的250~2 000倍.所以直接预测车站客流时,在确定影响车站客流的关键因素时,选择岗位居住人口比或者称为职住平衡比而不是土地利用混合程度更有实际意义.

本文案例所选的日本城市,其整体性的土地利用多样化发展均衡,车站与车站客流吸引范围区域土地利用混合程度差异不明显(图6所示).有可能是土地利用混合程度对车站客流的影响被弱化的原因.所以采用土地利用多样化发展和日本有较大差异的欧美等国的车站相关数据进行分析对比是本文进一步的研究方向.

参考文献:

- [1] McNally M G. The four step model[M]. Irvine: Center for

- Activity Systems Analysis, University of California, 2007.
- [2] Zhao F, Chow L F, Li M T, et al. Forecasting transit walk accessibility: a regression model alternative to the buffer method[J]. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2003(1835):34.
- [3] Gutiérrez J, Cardozob O D, García-Palomares J C. Transit ridership forecasting at station level: an approach based on distance-decay weighted regression[J]. *Journal of Transport Geography*, 2011, 19:1081.
- [4] Kuby M, Barranda A, Upchurch C. Factors influencing light-rail station boardings in the United States[J]. *Transportation Research Part A: Policy and Practice*, 2004, 38(3): 223.
- [5] Li J, Ye X, Ma J. Forecasting Method of Urban Rail Transit Ridership at Station-Level on the Basis of Back Propagation Neural Network [C]//Transportation Research Board 94th Annual Meeting. Washington D C: Transportation Research Board, 2015: 669-669.
- [6] Filion P. Suburban mixed-use centres and urban dispersion: what difference do they make? [J]. *Environment and Planning A*, 2001, 33(1): 141.
- [7] Cervero R, Kockelman K. Travel demand and the 3Ds: density, diversity, and design[J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 1997, 2(3): 199.
- [8] Lin J J, Shin T Y. Does transit-oriented development affect metro ridership?: Evidence from Taipei, Taiwan [J]. *Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board*, 2008(2063): 149.
- [9] 林红,李军.出行空间分布与土地利用混合程度关系研究[J].*规划研究*,2008,32(9):53.
LIN Hong, LI Jun. Research of relationship between trip space distribution and mix of land use[J]. *Program Research*, 2008, 32(9):53.
- [10] 钱林波.城市土地利用混合程度与居民出行空间分布[J].*城市研究*,2003(3):7.
QIAN Linbo. Trip space distribution of people and mix of land use[J]. *City Ikssearch*, 2003(3):7.
- [11] Boarnet M G, Crane R. Travel by design: the Influence of urban form on travel demand [M]. New York: Oxford University Press, 2001.
- [12] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks[J]. *Machine Learning*, 1995, 20(3):273.
- [13] Ministry of Land, Infrastructure, Transport and Tourism of Japan. Total rail season tickets classified by departure (arriving) stations and inhabitant (employment) zones of Tokyo[EB/OL].[2013-06-05]. <http://www.mlit.go.jp/en/>.
- [14] Tokyo Statistical Information. The number of enterprises and employment classified by chomes and industries [EB/OL].[2013-06-05]. <http://www.toukei.metro.tokyo.jp/jigyou/2006/jg06v20100.htm>.
- [15] Tokyo Statistical Information. Day and night population classified by chomes[EB/OL].[2013-06-05]. <http://www.toukei.metro.tokyo.jp/tyukanj/2010/tj-10index.htm>.
- [16] Upchurch C, Kuby M, Zoldak M, et al. Using GIS to generate mutually exclusive service areas linking travel on and off a network[J]. *Journal of Transport Geography*, 2004, 12(1): 23.
- [17] Operation Information. Timetable and stations of lines(Jreast)[EB/OL].[2013-07-01]. <http://www.jreast.co.jp/>.
- [18] Operation Information. Timetable and stations of lines(Tokyu)[EB/OL].[2013-07-01]. <http://www.tokyu.co.jp/>.
- [19] Operation Information. Timetable and stations of lines(Keio)[EB/OL].[2013-07-01]. <http://www.keio.co.jp/>.
- [20] Operation Information. Timetable and stations of lines (Tokyometro) [EB/OL].[2013-07-01]. <http://www.tokyometro.jp/>.