doi: 10.3969/j.issn.1672-6073.2025.05.007

基于 PSO-SVR 模型的轨道交通客流预测

胡　松[1]，常　征[1]，杨　贝[2]，王海鹏[1]，马　捷[1]
（1. 交通运输部公路科学研究院，北京 100088；2. 北京城市学院，北京 101309）

摘　要：为解决细粒度条件下城市轨道交通的客流规模精准预测及管理决策问题，基于轨道交通自动售检票数据分析客流时空分布特征及轨道交通客流影响因素，选取支持向量机回归(support vector regression，SVR)模型作为轨道交通客流预测算法并采用粒子群(particle swarm optimization，PSO)算法优化模型参数；基于 2021 年 10 月北京市地铁 4 号线客流，以 15 min 为客流统计与预测的时间粒度，将天气、时段和日期类型 3 个影响因素作为模型预测的输入变量，采用指标评价(均方误差、平均绝对误差、决定系数和相对精度)和模型对比方式验证模型的准确性。研究结果表明：本文所提模型能够准确刻画轨道客流时空特征并具有较高的预测精度，模型预测的均方误差 MSE 和决定系数 R^2 分别为 0.016 4 和 0.93；轨道交通客流量与不同模型预测结果的误差值之间存在正相关关系。研究有助于理解城市轨道交通客流分布特征与演变规律，为优化轨道交通运营组织、调度策略及线网规划等提供支撑。

关键词：城市交通；客流预测；支持向量回归模型；粒子群算法；参数优化
中图分类号：U491.1　　**文献标志码：**A　　**文章编号：**1672-6073(2025)05-0050-07

Urban Rail Passengar Flow Prediction Using Particle Swarm Optimization-Tuned SVR Model

HU Song[1], CHANG Zheng[1], YANG Bei[2], WANG Haipeng[1], MA Jie[1]
(1. Research Institute of Highway Ministry of Transport, Beijing 100088;
2. Beijing City University, Beijing 101309)

Abstract: To address the challenge of accurate fine-granularity passenger flow prediction and decision support in urban rail transit, the study analyzes spatiotemporal passenger flow patterns and influencing factors using automatic fare collection (AFC) data, and employs a support vector regression (SVR) model whose parameters are optimized by a particle swarm optimization (PSO) algorithm. Using October 2021 data from Beijing Metro Line 4 at a 15 min aggregation interval, weather, time period, and date type were used as input variables; model accuracy was evaluated via mean squared error (MSE), mean absolute error (MAE), coefficient of determination (R^2), and relative accuracy, together with comparative model experiments. The results demonstrate that the proposed model effectively captures the spatiotemporal characteristics of rail transit passenger

收稿日期：2024-04-02　修回日期：2025-05-22
第一作者：胡松，男，博士，助理研究员，主要从事智能交通与数据挖掘、交通行为建模等研究，598529387@qq.com
通信作者：杨贝，女，硕士，工程师，主要从事智能交通、交通数据处理与分析等研究，1073369215@qq.com
基金项目：中央级公益性科研院所基本科研业务费专项资金项目(2024-9071)；车路一体智能交通全国重点实验室自主研究项目(2024-Z010)；交通运输部公路科学研究所(院)交通强国试点项目(QG2022-2-8-4)；2023 年度山东高速集团科技项目(2024 创新复审-02)
引用格式：胡松，常征，杨贝，等. 基于 PSO-SVR 模型的轨道交通客流预测[J]. 都市快轨交通，2025，38(5)：50-56.
HU Song, CHANG Zheng, YANG Bei, et al. Urban rail passengar flow prediction using particle swarm optimization-tuned SVR model[J]. Urban rapid rail transit, 2025, 38(5): 50-56.

flow and achieves high prediction accuracy, with a mean squared error of 0.0164 and a coefficient of determination of 0.93. Additionally, a positive correlation is observed between the volume of rail transit passenger flow and error values of different model predictions. The study enhances understanding of the distribution and evolution of urban rail transit passenger flows and supports optimization of operations organization, scheduling strategies, and network planning.

Keywords: urban traffic; passenger flow prediction; support vector regression model; particle swarm optimization algorithm; parameter optimization

近年来，随着我国“公交都市”建设和绿色交通发展规划等国家战略的不断推进，城市公共交通尤其是轨道交通迅速发展，作为骨干的轨道交通出行方式已成为多数城市居民出行的首选。而随着大数据处理和机器学习等新技术在轨道交通领域的逐步应用，基于大数据分析乘客的出行行为、轨道交通线网、线路和断面客流特征等，并利用数据驱动的智能算法开展轨道交通出行需求预测，对提高城市轨道交通运营效率与服务质量具有重要意义。

针对城市轨道交通参数预测方法，相关研究主要利用卡尔曼滤波模型[1-2]、贝叶斯法[1]、自回归模型和灰色模型[3-4]等刻画模型变量间的线性关系，但较难处理轨道交通大规模客流数据，无法准确提取其非线性特征。而 K 近邻算法[5]、轻型梯度提升机器模型[6]、图卷积网络模型[7]、VMD-GRU 神经网络模型[8]等非参数模型可捕获大数据特征提高预测精度，但模型结构与参数优化等不够深入，算法准确性有待提高。

基于以上研究分析，本文从不同时空维度分析轨道交通客流的分布特征，选取可有效处理非线性预测问题的支持向量机回归(support vector regression，SVR)算法作为轨道交通客流预测模型，基于粒子群算法(particle swarm optimization，PSO)对 SVR 模型的惩罚系数和核参数进行寻优，结果表明，所提算法的工作日断面客流预测准确性均优于 SVR、长短时记忆神经网络(LSTM)等模型。

1　数据基础

城市轨道交通系统通过记录乘客进出站名称、时间等海量动态信息，为线网客流规模及分布规律、乘客出行特征及客流预测提供海量数据基础。

受轨道交通系统性能与数据传输网络等因素影响，城市轨道交通自动售检票系统(automatic fare collection，AFC)采集的数据通常存在丢失、重复及乱码等异常值现象。将识别出的异常数据删除，并选用数据近似修复方法中邻域均值插值法修复客流异常与缺失的数据，计算公式为

$$\tilde{x}(t)=0.5\left(x_{t-1}+x_{t+1}\right) \tag{1}$$

式中，$\tilde{x}(t)$ 为 t 时刻修复后的轨道交通客流数据；x_{t-1} 为 t–1 时刻客流数据；x_{t+1} 为 t+1 时刻的客流数据。

基于 AFC 交易数据可有效挖掘轨道交通客流时空分布特征。由于线路走向、沿线用地性质及车站周边居住群体差异等，导致不同轨道线路、断面、站点的客流时空分布规律具有差异性[9]。以北京市为例，不同时期轨道客流分布如图 1 所示。由 X 轴(时间段)和 Z 轴(客流量)数据可知，早高峰 7:30～8:30 和晚高峰 17:30～18:30 具有较高的轨道客流量，而平峰时段的客流量相对较低；基于 Y 轴(日期类型)和 Z 轴(客流量)数据可知，周末客流量整体相对较低且平缓，而工作日客流量整体较高且双峰特征明显。因此，时间条件对轨道交通客流量的影响较为显著。

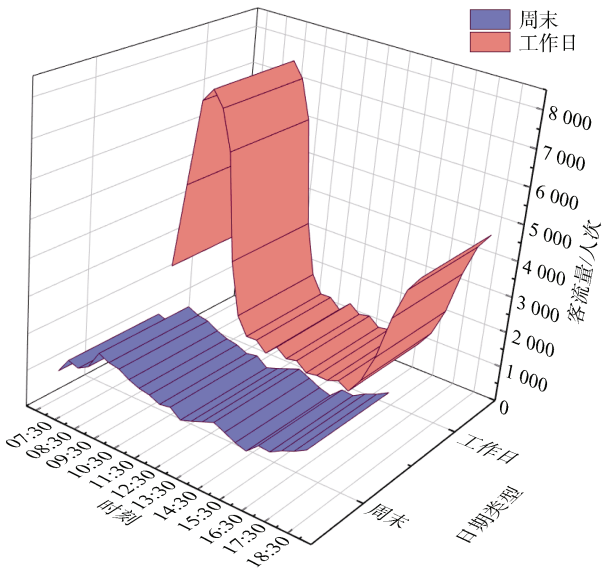


图 1　不同时期小时客流曲线

Figure 1　Hourly passenger flow curve within a week

此外，相关文献表明，天气(晴天、雾霾、雨、雪、风等)、时段(高峰时段或非高峰时段)、日期类型(工作日、周末、节假日)对城市轨道交通客流有重要影

响[10-11]，故将以上 3 类因素作为轨道交通客流预测的影响变量。

2 轨道交通客流预测模型构建

2.1 基于支持向量机回归(SVR)的预测模型

SVR 算法属于一种基于监督学习的机器学习模型，其核心思想是通过引入核函数 $\phi(x)$ 将轨道客流非线性预测问题映射为 l 维空间中的线性预测问题[12]。SVR 算法通过在特征空间中构建超平面，使得所有预测值与目标值之间的误差最小化。表 1 展示了 SVR 算法的优势特征，符合轨道交通客流数据处理及预测分析要求，因此本文选取 SVR 算法构建客流预测模型。

表 1 SVR 算法的优势特征

Table 1 Advantages of SVR algorithm

优势	解释
非线性建模能力强	通过引入核函数将输入特征映射到高维特征空间，可处理非线性回归问题
噪声的鲁棒性	通过调整线性不敏感损失函数 ε 控制对噪声的敏感度，使得处理带有噪声的数据时能保持较好的泛化能力
高维数据处理能力强	模型结构是基于最大化间隔的优化问题，能很好应对高维数据并避免过拟合
稀疏性特征	SVR 的解只依赖于支持向量，而非整个数据集，可处理大规模数据

对于客流数据集 (x_i, y_i)，x_i 为断面客流数据输入样本，y_i 为实际轨道客流数据，建立线性回归函数为

$$f(x)=\sum_{i=1}^{l}\omega_i\phi_i(x)+b \tag{2}$$

式中，$f(x)$为断面预测客流值；ω_i 为权重向量；b 为偏移量。

引入 ε 线性不敏感损失函数来限定断面客流预测结果的波动范围，即

$$L(f(x),x,y,\varepsilon)=\begin{cases}|y-f(x)|-\varepsilon, & |y-f(x)|>\varepsilon\\ 0, & |y-f(x)|\leqslant\varepsilon\end{cases} \tag{3}$$

式中，x 为样本列向量 x_i 的集合；y 为实际轨道客流数据 y_i 的集合。

引入松弛因子 ξ_i、ξ_i^*，约束预测值 $f(x)$ 与实际值 y 间的误差阈值不超过 ε，即满足 $|y-f(x)|\leqslant\varepsilon$，并引入拉格朗日函数，建立最优化模型为

$$\begin{aligned}Q(\boldsymbol{\omega},b,\xi_i,\xi_i^*)=&\frac{1}{2}\|\boldsymbol{\omega}\|^2+C\sum_{i=1}^{l}(\xi_i+\xi_i^*)-\\&\sum_{i=1}^{l}\alpha_i(\varepsilon+\xi_i-y_i+\boldsymbol{\omega}_i\cdot x_i+b)-\\&\sum_{i=1}^{l}\alpha_i'(\varepsilon+\xi_i^*+y_i-\boldsymbol{\omega}_i\cdot x_i-b)-\\&\sum_{i=1}^{l}(\beta_i\xi_i+\beta_i^*\xi_i^*)\end{aligned} \tag{4}$$

$$\text{s.t. }\ \alpha_i\geqslant 0,\alpha_i'\geqslant 0,\beta_i\geqslant 0,\beta_i^*\geqslant 0,i=1,2,\cdots,i$$

式中，Q 为预测误差值；C 为惩罚因子，反映客流预测模型对 $|y-f(x)|>\varepsilon$ 的样本数据惩罚程度；α_i、α_i'、β_i、β_i^* 为拉格朗日乘子。

通过式(5)求解得到 SVR 拟合函数：

$$f(x)=\sum_{i=1}^{l}(\alpha_i-\alpha_i')x_i x+b \tag{5}$$

高斯径向基核函数具有非线性拟合能力、局部性强、泛化能力、抗噪声干扰能力，符合轨道交通客流规模大、非线性、随机波动等特点，故将其作为 SVR 模型的运算函数。采用径向基核函数公式 $K(x_i, x_j)$代替公式(5)线性问题中的内积运算，得到断面客流预测 SVR 模型为

$$\begin{cases}f(x)=\sum_{i=1}^{l}(\alpha_i-\alpha_i')K(x_i,x)+b\\ K(x_i,x_j)=\exp\left(-\|x_i-x_j\|^2/2g^2\right)\end{cases} \tag{6}$$

式中，g 为核函数参数，g>0。当 g 取值过大时会使模型欠拟合，降低客流预测精度；取值过小则会增加模型训练时间，并产生过拟合情况。

2.2 基于粒子群算法(PSO)的 SVR 模型优化

SVR 模型中惩罚系数 C 和核参数 g 对客流预测模型的精度和泛化能力具有较大影响，考虑粒子群优化(particle swarm optimization，PSO)算法具有简单易实现、全局搜索能力强、收敛速度快和适应性强等优势，可以适应不同复杂度和规模的问题，故研究选取 PSO 算法对 SVR 模型参数选择进行优化。

该算法首先将种群中每个粒子的位置信息视为(C、g)潜在解集，根据粒子适应度值不断更新移动速度和空间位置，最后通过最大迭代次数和最佳适应度阈值确定 SVR 模型参数的最优值[13]。其中，粒子种群 $\boldsymbol{X}=(X_1,X_2,\cdots,X_n)$ 中，粒子的速度、位置更新原则如下：

$$\begin{cases} V_{id}^{k+1} = wV_{id}^{k} + c_1 r_1 \left(P_{id}^{k} - X_{id}^{k} \right) + c_2 r_2 \left(P_{gd}^{k} - X_{id}^{k} \right) \\ X_{id}^{k+1} = X_{id}^{k} + V_{id}^{k+1} \end{cases} \tag{7}$$

式中，V_{id}^{k}、V_{id}^{k+1} 为第 k 次、k+1 次迭代后，粒子 i 的移动速度，$d=1,2,\cdots,D$，$i=1,2,\cdots,n$；X_{id}^{k}、X_{id}^{k+1} 为不同迭代次数后，粒子 i 的空间位置，代表(C、g)的一个可行解；P_{id}^{k}、P_{gd}^{k} 为第 k 次迭代后，粒子 i 与整个粒子群的最佳位置；c_1、c_2 为加速度因子，分别表示 PSO 局部、全局寻优能力，$c_1 \geqslant 0$、$c_2 \geqslant 0$；r_1、r_2 为随机数，r_1、$r_2 \in [0,1]$；w 为惯性权重，$w \in [0,1.4]$。

为使 PSO 寻优算法能快速搜索到 SVR 参数 C、g 的最优值，将搜索空间的位置阈值限定到$[X_{C\min}, X_{C\max}]$、$[X_{g\min}, X_{g\max}]$。同时，惩罚系数 C 的最大移动速度 $V_{C\max}$、最小移动速度 $V_{C\min}$ 满足 $V_{C\max} = \theta \cdot X_{C\max}$、$V_{C\min} = -V_{C\max}$；而核参数 g 的最大移动速度 $V_{g\max}$、最小移动速度 $V_{g\min}$ 同样满足上述关系式。其中，θ 为移动速度阈值和空间位置阈值的关系系数，且 $0.1 \leqslant \theta \leqslant 1$。

通过比较所有粒子的适应度值，得到整个粒子群的最佳位置更新规则如下：

$$P_{gd}^{k+1} \in \left\{ \left(P_{1d}^{k+1}, P_{2d}^{k+1}, \cdots, P_{nd}^{k+1} \right) \middle| g\left(P_{id}^{k+1} \right) \right\} = \min \left\{ g\left(P_{id}^{k+1} \right) \right\} \tag{8}$$

本文提出的基于 PSO 算法优化的 SVR 轨道交通客流预测模型计算步骤流程如图 2 所示。

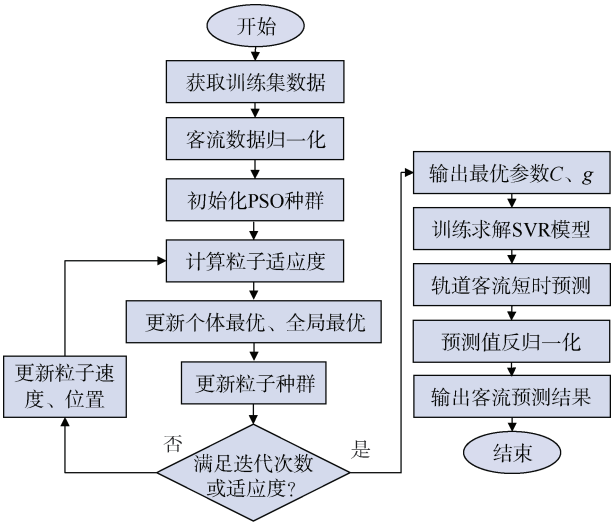


图 2　基于 PSO-SVR 算法的轨道交通客流预测流程

Figure 2　Passenger flow forecasting process of rail transit based on PSO-SVR algorithm

为了分析本文提出轨道交通客流预测模型的有效性以及预测结果的准确性，分别采用均方误差(mean-square error，MSE)、平均绝对误差(mean-absolute error，MAE)、决定系数 R^2 以及相对精度 RA 共 4 个指标进行综合评价。

3　基于 PSO–SVR 模型的轨道交通客流预测

3.1　数据处理及模型参数确定

研究选取 2021 年 10 月 7 日—16 日北京地铁 4 号线断面客流规模较大的“海淀黄庄—中关村”进行预测模型验证分析。研究以 15 min 为客流统计时间间隔，将每天 07:00—19:00 采样时间划分为 48 个时段，即每个断面包含 480 条历史客流数据，融合天气、时段和日期类型 3 个变量数据，并以 9∶1 的比例将数据集划分为预测模型的训练集与测试集。其中，天气涵盖晴、阴、多云和雨，风级处于 1 至 5 级之间，日期类型包括工作日、周末和节假日。

基于断面客流训练集数据和 PSO 算法对 SVR 预测模型进行参数寻优，得到“海淀黄庄—中关村”断面客流适应度变化曲线，如图 3 所示。对于“海淀黄庄—中关村”断面，预测模型最佳惩罚系数 C=2.14、核函数参数 g=6.53，全局适应度值即模型 MSE=0.012。其中，断面预测模型参数寻优过程中，根据文献分析和先验经验将 PSO 参数设置为：maxgen=250、sizepop=25、c_1=1.3、c_2=1.5、w=1，$X_{C\min}$=0.01，$X_{C\max}$=120，$X_{g\min}$=0.01，$X_{g\max}$=800。

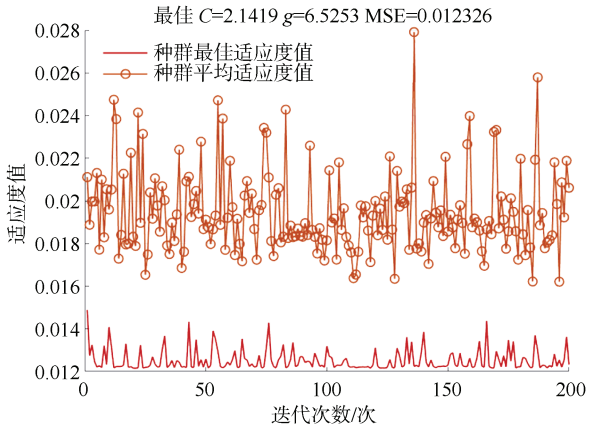


图 3　PSO 算法寻优的 SVR 模型参数种群适应度值变化曲线

Figure 3　Change curve of SVR model parameter population fitness value optimized by PSO algorithm

为了分析 PSO 算法优化 SVR 参数的合理性，利用网格法对 SVR 预测模型进行参数寻优，模型寻优过程中预测结果均方误差如图 4 所示。

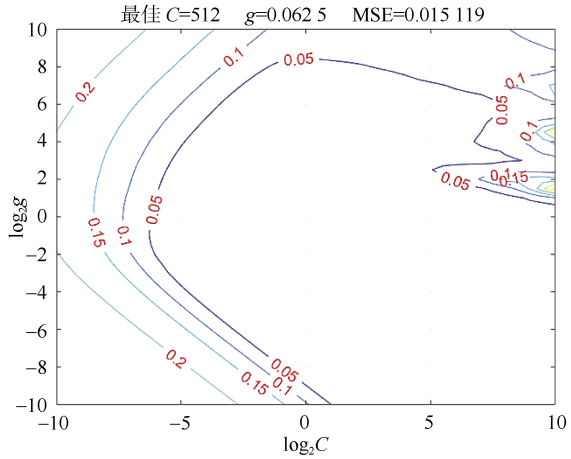


图 4 网格法寻优 SVR 模型参数

Figure 4 Grid search optimization of SVR parameters

基于图 4 结果可知，该优化方法的预测模型最佳惩罚系数 C=512、核函数参数 g=0.062 5，预测模型的 MSE 值为 0.015 119 大于基于 PSO 算法优化的 SVR 预测模型的 MSE 值 0.012。此外，根据模型训练结果可知，基于 PSO 算法寻优 SVR 模型参数的种群最佳适应度值(即 MSE)为[0.012，0.015]，而网格法优化的 SVR 预测模型 MSE 范围为[0，0.480]，后者波动范围显著大于前者。因此，结果表明基于 PSO 算法参数寻优的 SVR 预测模型具有更优的稳定性与准确性。

3.2 模型预测及结果分析

将测试集客流数据输入训练后的PSO-SVR客流预测模型，经过迭代拟合计算预测“海淀黄庄—中关村”断面客流，结果如图 5 所示。

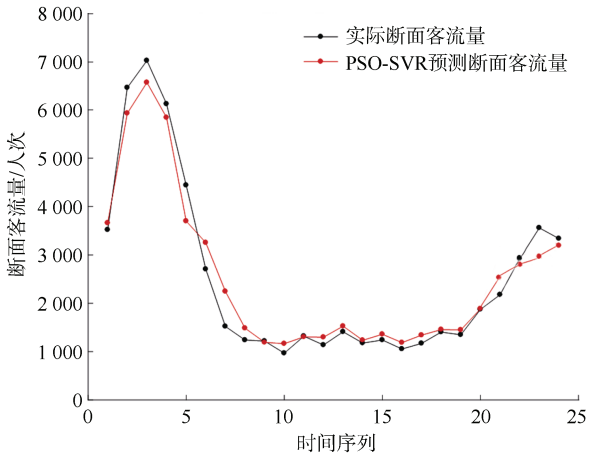


图 5 断面客流预测结果

Figure 5 Predicting results of the section passenger flow

整体来看，本文所提模型的预测客流趋势及规模与真实值很接近。结合评价指标对模型结果进行分析可知，“海淀黄庄—中关村”断面的预测 MSE=0.015、决定系数 R^2=0.947，均满足预测精度要求，表明构建的 PSO-SVR 客流预测模型准确性较高。

为验证模型在不同线路断面的有效性及可扩展性，研究另选具有单峰客流特征且处于北京南五环附近的“西红门—高米店北”下行断面开展轨道客流预测对比分析，预测结果如图 6 所示。模型预测结果的 MSE 和 R^2 分别为 0.34 和 0.964，表明本文所提模型具有较好的适应性和优越性。

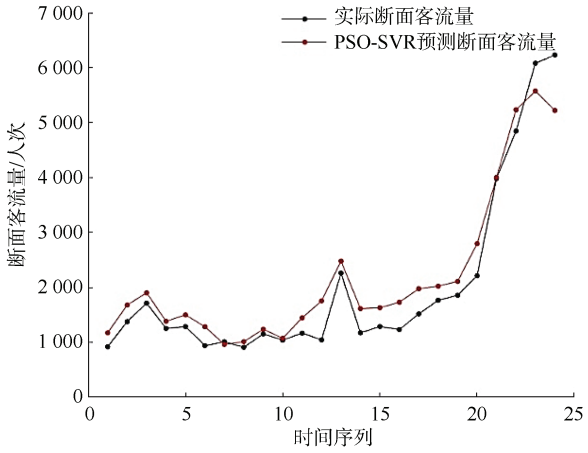


图 6 对比断面客流预测结果

Figure 6 Predicting results of the contrastive section passenger flow

选取支持向量机回归(SVR)和 LSTM 这两个模型作为 PSO-SVR 模型参照，开展预测结果的对比分析，验证本文所提客流预测模型的准确性。其中，LSTM 模型可有效刻画客流的时间特征且具有良好的模型预测精度，是交通流量预测的代表性单模型。将“海淀黄庄—中关村”断面的轨道客流测试集数据输入不同模型进行训练计算，可得不同学习模型的客流预测结果均方误差，具体如图 7 所示。

根据图 7 结果可知，本文提出的组合优化模型结果与实际客流数据波动情况一致性较高，预测结果相对误差较小。而基于 SVR 模型和 LSTM 模型的客流预测均方误差波动在部分时段较大，误差波动范围较广，客流预测效果低于本文所提 PSO-SVR 模型。此外，轨道交通客流规模与不同模型预测结果的误差值之间存在正相关关系。

同时，不同预测模型的 4 个误差评价指标具有明显差异，具体结果如表 2 所示。通过表 2 的模型误差指标分析可知，断面客流的 PSO-SVR 客流预测模型

均方误差和平均绝对误差均小于 SVR 和 LSTM 模型，分别为 0.0164 和 31.2；基于 PSO-SVR、SVR、LSTM 模型的“海淀黄庄—中关村”断面预测相对精度分别为 0.9150、0.8533、0.8382，断面客流预测精度依次降低，表明基于 PSO-SVR 算法的轨道交通客流预测模型准确性较高。

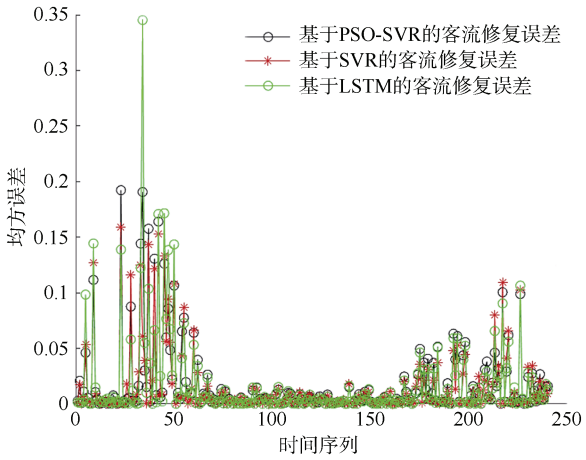


图 7　基于不同模型的断面客流预测误差分布

Figure 7　Error distribution of section passenger flow prediction based on different models

表 2　基于不同模型的断面客流预测误差

Table 2　Section passenger flow prediction errors for different models

修复模型	误差指标			
	MSE	MAE	R^2	*RA*
PSO-SVR	0.016 4	31.2	0.93	0.915 0
SVR	0.028 7	54.7	0.88	0.853 3
LSTM	0.029 3	59.1	0.86	0.838 2

为了进一步对比分析本文所提模型的优越性，选取研究背景与数据规模相似的已有研究进行对比分析。本文与文献[14-15]中不同预测模型的评价指标对比结果如图 8 和图 9 所示。结果表明，本文所提模型较其他组合模型在预测精度和误差控制维度均具有较好优势。

4　结论

城市轨道交通客流预测可评估未来某时间段内轨道交通系统需要输送的乘客数量，准确预测轨道交通客流变化规律可为城市轨道交通的规划设计、运营组织和调度优化等提供科学依据。因此，本文利用 SVR 算法建立轨道交通客流预测模型并选取 PSO 优化算法确定预测模型的最优参数组合，结合评估指标和

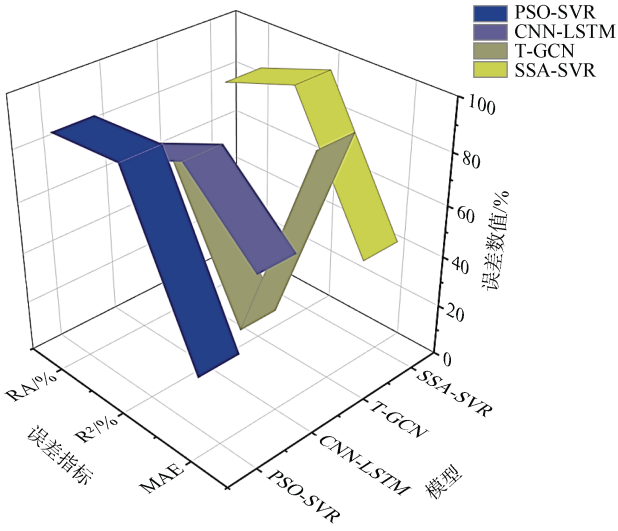


图 8　模型与文献[14]篱笆房站点客流预测结果对比

Figure 8　Comparison of passenger flow prediction results: proposed model vs. literature [14] (Libafang station)

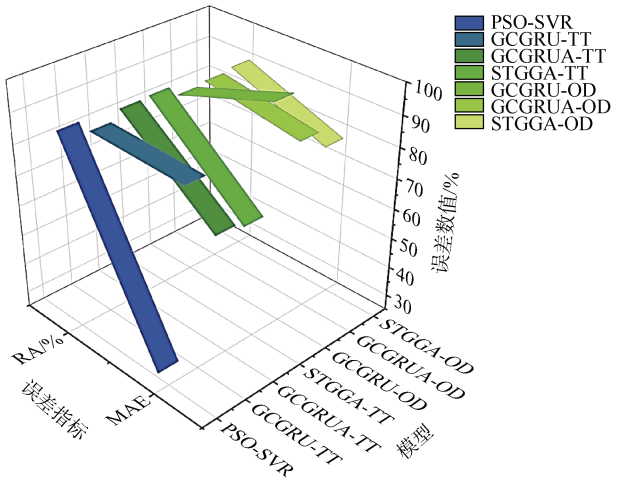


图 9　模型与文献[15]客流预测结果对比

Figure 9　Comparison of passenger flow prediction results: proposed model vs. literature [15] (Libafang station)

对比模型验证所提模型预测的准确性。研究主要结论如下：

1）对比基于网格法参数寻优的 SVR 预测模型，采用 PSO 算法参数寻优的 SVR 模型预测结果准确性更高，MSE 取值范围仅为[0.012，0.015]。

2）结合天气、时段和日期类型 3 个影响变量的 PSO-SVR 轨道交通客流预测结果的 MSE 值为 0.0164、决定系数 R^2 值为 0.93，表明以上变量可有效捕捉轨道交通客流变化的特征条件，提高客流预测模型准确度。

3）相较 PSO-SVR 轨道交通客流预测模型，SVR 模型和 LSTM 预测模型的 MSE 值较高，分别为 0.0287

和 0.0293，而 *RA* 值较低为 0.853 3 和 0.838 2，进一步表明本文所提模型具有较高的有效性与准确性。此外，轨道交通客流规模与不同模型预测结果的误差值之间存在正相关关系。

参考文献

[1] 张惠臻，高正凯，李建强，等. 基于循环神经网络的城市轨道交通短时客流预测[J]. 吉林大学学报(工学版)，2023，53(2)：430-438.
ZHANG Huizhen, GAO Zhengkai, LI Jianqiang, et al. Short-term passenger flow forecasting of urban rail transit based on recurrent neural network[J]. Journal of Jilin University (engineering and technology edition), 2023, 53(2): 430-438.

[2] ROOS J, GAVIN G, BONNEVAY S. A dynamic Bayesian network approach to forecast short-term urban rail passenger flows with incomplete data[J]. Transportation research procedia, 2017, 26: 53-61.

[3] GUO Jianhua, HUANG Wei, WILLIAMS B M. Adaptive Kalman filter approach for stochastic short-term traffic flow rate prediction and uncertainty quantification[J]. Transportation research part C: emerging technologies, 2014, 43: 50-64.

[4] 赵鹏，李璐. 基于 ARIMA 模型的城市轨道交通进站量预测研究[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版)，2020，39(1)：40-44.
ZHAO Peng, LI Lu. Prediction of urban rail transit station inflows based on ARIMA model[J]. Journal of Chongqing Jiaotong University (natural science), 2020, 39(1): 40-44.

[5] 卢天伟，姚恩建，刘莎莎，等. 城轨新线客流成长期进出站量短时预测研究[J]. 铁道学报，2020，42(5)：19-28.
LU Tianwei, YAO Enjian, LIU Shasha, et al. Short-time forecast of entrance and exit passenger flow for new line of urban rail transit during growth period[J]. Journal of the China railway society, 2020, 42(5): 19-28.

[6] ZHANG Zhe, WANG Cheng, GAO Yueer, et al. Short-term passenger flow forecast of rail transit station based on MIC feature selection and ST-LightGBM considering transfer passenger flow[J]. Scientific programming, 2020, 2020(1): 3180628.

[7] 何必胜，朱永俊，陈路锋，等. 基于时空图神经网络的高速铁路车站短期客流预测方法[J]. 铁道学报，2022，44(9)：1-8.
HE Bisheng, ZHU Yongjun, CHEN Lufeng, et al. A spatial-temporal graph neural network for prediction of short-term passenger flow at high-speed railway station[J]. Journal of the China railway society, 2022, 44(9): 1-8.

[8] 吴娟，何跃齐，张宁，等. 基于 VMD-GRU 的城市轨道交通短时客流预测[J]. 都市快轨交通，2022，35(1)：79-86.
WU Juan, HE Yueqi, ZHANG Ning, et al. Forecast of short-term passenger flow of urban rail transit based on VMD-GRU[J]. Urban rapid rail transit, 2022, 35(1): 79-86.

[9] 李金海，窦亮，张猛，等. 城市轨道交通初期运营客流预测技术研究[J]. 都市快轨交通，2024，37(1)：102-106.
LI Jinhai, DOU Liang, ZHANG Meng, et al. Passenger flow forecasting technology for initial operation of urban rail transit[J]. Urban rapid rail transit, 2024, 37(1): 102-106.

[10] 杜文博，石婉君，廖盛时，等. 基于“时间-特征”协同注意力的机场快轨客流预测[J]. 北京航空航天大学学报，2022，48(9)：1605-1612.
DU Wenbo, SHI Wanjun, LIAO Shengshi, et al. Passenger flow forecasting of airport express based on time and feature cooperative attention[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2022, 48(9): 1605-1612.

[11] SHANG Pan, LI Ruimin, GUO Jifu, et al. Integrating Lagrangian and Eulerian observations for passenger flow state estimation in an urban rail transit network: a space-time-state hyper network-based assignment approach[J]. Transportation research part B: methodological, 2019, 121: 135-167.

[12] 傅成红，杨书敏，张阳. 改进支持向量回归机的短时交通流预测[J]. 交通运输系统工程与信息，2019，19(4)：130-134.
FU Chenghong, YANG Shumin, ZHANG Yang. Promoted short-term traffic flow prediction model based on deep learning and support vector regression[J]. Journal of transportation systems engineering and information technology, 2019, 19(4): 130-134.

[13] 陆百川，舒芹，马广露，等. 基于 GA-PSO 和时空特性的城市交通协同控制[J]. 合肥工业大学学报(自然科学版)，2020，43(5)：673-679.
LU Baichuan, SHU Qin, MA Guanglu, et al. Coordinated control of urban traffic based on GA-PSO swarm and spatial-temporal characteristics[J]. Journal of Hefei University of Technology (natural science), 2020, 43(5): 673-679.

[14] 帅春燕，谢亚威，单君，等. 基于 SSA-SVR 模型的城市轨道交通短时进站客流预测[J]. 都市快轨交通，2022，35(5)：76-83.
SHUAI Chunyan, XIE Yawei, SHAN Jun, et al. Prediction of short-term inbound passenger flow of urban rail transit based on the singular spectrum analysis and support vector regression model[J]. Urban rapid rail transit, 2022, 35(5): 76-83.

[15] 王雪琴，许心越，伍元凯，等. 基于混合深度学习模型的城轨短时客流预测[J]. 铁道科学与工程学报，2022，19(12)：3557-3568.
WANG Xueqin, XU Xinyue, WU Yuankai, et al. Short term passenger flow forecasting of urban rail transit based on hybrid deep learning model[J]. Journal of railway science and engineering, 2022, 19(12): 3557-3568.

（编辑：傅依萱）