

DOI: 10.3969/j.issn.1673-6141.2019.06.004

基于 SVR-LUR 模型的城市道路 PM10 空间浓度分布模拟

陈雯君, 何红弟

(上海海事大学物流研究中心, 上海 201306)

摘 要: 针对传统土地利用回归模型 (Land use regression, LUR) 未考虑影响因子与大气污染物之间非线性复杂关系和易出现多重共线性的问题。以 PM10 为例, 采用支持向量回归机 (Support vector machine regression, SVR) 改进土地利用回归模型的建模方法构建 SVR-LUR 模型, 对上海市南浦大桥周边区域 PM10 空间分布进行模拟。研究表明: 1) 研究区域 PM10 浓度与 100 m 缓冲区内的空地面积, 150 m 缓冲区内的建筑工地面积、空地面积、河流面积, 200 m 缓冲区内的绿地面积和河流面积, 以及湿度、交通流量和背景浓度相关性较高。2) SVR-LUR 模型可较好地对研究区 PM10 浓度进行空间分布预测。SVR-LUR 模型与 LUR 模型相比, SVR-LUR 模型预测精度较高, 其测试集比 LUR 模型测试集的平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) 及均方根误差 (Root mean squares error, RMSE) 分别减小了 22.92%、33.51%, 拟合指数 (Index of agreement, IA) 值增加了 13.20%。相较于普通克里金插值模型所得到的单一梯度空间分布预测结果, SVR-LUR 模型能够更有效揭示小范围内的空间差异。3) 研究区 PM10 浓度空间分布呈现出西高东低的总格局, 在建筑物和路网密集的地方浓度较高, 而在靠近江面和空地的区域浓度相对较低。模拟结果与实际情况相符。

关键词: PM10; 土地利用回归模型; SVR-LUR 模型; 空间分布模拟

中图分类号: P426 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-6141(2019)06-0431-011

Simulation of Spatial Concentration Distribution of Urban Road PM10 Based on SVR-LUR Model

CHEN Wenjun, HE Hongdi

(Logistics Research Center, Shanghai Maritime University, Shanghai 201306, China)

Abstract: The traditional land use regression(LUR) model does not consider the nonlinear complex relationship between impact factors and atmospheric pollutants. Taking PM10 as an example, Support Vector Machine Regression (SVR) has been used to improve the land use regression model modeling method to construct SVR-LUR model, and then the spatial distribution of PM10 around Nanpu Bridge in Shanghai, China is

基金项目: Supported by National Natural Science Foundation of China(国家自然科学基金, 11672176)

作者简介: 陈雯君 (1995 -), 江苏盐城人, 研究生, 主要从事空气质量预测方面的研究。

E-mail: chenwenjun2333@163.com

导师简介: 何红弟 (1980 -), 陕西宝鸡人, 博士, 副教授, 博士生导师, 主要从事交通与环境、物流与环境等方面研究。

E-mail: hongdihe@gmail.com

收稿日期: 2018-09-28; **修改日期:** 2018-11-28

simulated based on the model. The results show that: 1) There is a high correlation between the PM10 concentration and the empty area in the 100 m buffer zone, the construction area, the empty area and the river area in the 150 m buffer zone, the green area and the river area in the 200 m buffer zone, as well as the humidity, traffic flow and background concentration. 2) the SVR-LUR model can better predict the spatial distribution of PM10 concentration in the study area. Compared with LUR model, SVR-LUR model has higher prediction accuracy. Compared with LUR model, the mean absolute error (MAE) and root mean squares error (RMSE) of the best set of SVR-LUR model reduces by 22.92%, 33.51% less than those of LUR model, MAE and RMSE respectively, and while the index of agreement (IA) value increases by 13.20%. Compared with the prediction results of single gradient spatial distribution obtained by ordinary Kriging interpolation model, SVR-LUR model can more effectively reveal the spatial differences in a small range. 3) The spatial distribution of PM10 concentration in the study area shows a general pattern of high concentration in the west and low in the east. The concentration is higher in the areas with dense buildings and road network, but relatively lower in the areas near the river and open space. The simulation results are consistent with the actual situation.

Key words: PM10; land use regression model; SVR-LUR model; spatial distribution simulation

1 引 言

可吸入颗粒物, 通常是指粒径在 $10\ \mu\text{m}$ 微米以内的颗粒物, 又称 PM10。其因为粒径较小, 在环境中滞留时间长, 吸附的重金属和有毒有害的物质较多, 易进入人体的特性, 对人体健康和大气能见度产生极大的影响。改革开放以来, 中国的城市快速发展, 越来越多的人涌入城市, 城市的土地利用发生了巨大改变, 大量植被与河流覆盖被各种建筑物所代替, 大大降低了城市地表吸附与阻挡扬尘的能力^[1]。城市的 PM10 排放扩散受阻, 使得城市内部 PM10 污染越来越严重^[2-3]。但受限于仪器设备、资金、人力等因素, PM10 的监测主要以定点的地面监测为主, 由于监测点群分散, 仅能观测有限空间范围内的空气污染情况, 无法获取区域内连续的 PM10 空间分布格局^[4-5]。因此, 如何获得高分辨率的 PM10 空间分布对于环境管理与研究具有重大意义^[6-7]。

目前, 国内外主要采用大气扩散模拟、空间插值、气溶胶反演和土地利用回归模型等方法从空间尺度模拟大气污染物浓度, 但是前三种方法分别受到参数输入的准确性、监测站的数量、遥感影像的成像时间以及质量精度等问题的限制, 对污染物空间分布特征的分辨率不高^[8-11]。土地利用回归模型 (Land use regression, LUR) 是从应用程序建模技术发展而来的, 该方法利用周边地理变量进行建模, 该方法具有花费低、适于短期检测, 可以得到较为精准的大气污染物浓度空间分布, 弥补了上述三种方法的缺陷^[12]。然而, LUR 模型的稳定性和预测准确性虽均优于以上三种方法, 但也存在一些不足^[13-15]: 采用线性方法建模忽视了解释变量与 PM10 浓度之间的非线性复杂关系; 目前的研究大多采用稀疏且有限的监测站点的数据, 样本数据采集不够精确, 难以对城市小尺度进行研究。

鉴于此, 本文基于移动测量获得的实测数据, 采用非线性的支持向量回归机 (Support vector machine regression, SVR) 对 LUR 模型的构建方法进行优化, 建立 PM10 浓度对应于相关变量的 SVR-LUR 模型, 对上海市南浦大桥周边区域的 PM10 浓度的空间分布进行模拟。

2 材料与方法

2.1 研究区域概况

选取了上海市南浦大桥周边区域展开相关研究。实验区域南浦大桥周边地区(东经 121.30°, 北纬 31.12°), 街区尺度为 2.1 km×1.9 km, 面积约为 3.99 km², 靠近上海市中心地带。该地区地势平坦, 土地利用类型复杂, 包含了上海市常见的居民区, 江面, 高架区, 绿地区, 工地等土地类型, 因此该地区具有一定的代表性。

2.2 数据来源

2.2.1 PM10、气象及交通数据

PM10、气象以及交通数据来源于研究区域的实地测量结果。使用的仪器有 Fluke 985 粒子计数器(美国 Fluke 公司, 1 台)、试验用的标准温度计、湿度计、风速仪、秒表以及 GPS 设备(Trimble Juno SB)。设置每 1 s 记录 1 组数据, 同时记录测试时间。测量前在国家空调设备质量监督检验中心对仪器进行了校准。

通过分析南浦大桥周边区域周边环境, 为了尽量覆盖不同的环境, 采样路线设置为环线, 测量时沿着箭头方向前进, 如图 1 所示。相关监测研究表明: 随着与主干道距离的增加, 道路对与交通相关的空气污染物的浓度的影响成指数形式减少^[16-17]。在城市主干道 100 m 以外, 以及公路干线 500 m 外, 空气污染物浓度变化较小^[18]。因此, 为了避免监测范围过大而造成误差, 以 200 m 为间距对采样路线进行分段统计, 共计 18 段。数据采集由 2 名试验人员完成, 手持仪器, 离地面约 1.5 m, 在测量的同时记录每个测量路段的湿度, 温度, 风速与交通流量等数据。测量时沿着样带监测采取往返采样的方法, 每条路线重复监测 3 次, 尽量减少外在环境和观测时间不一致对颗粒物浓度观测的影响。

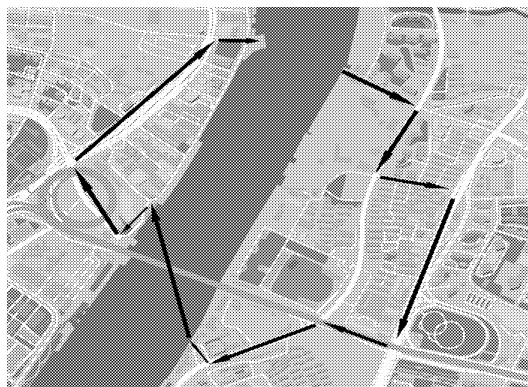


图 1 PM10 测量路线

Fig.1 PM10 Survey route

为避免降水以及交通高峰期对颗粒物浓度变化的影响, 选择无雨的 2018 年 7 月 10~20 日的上午 9:30~11:30 进行测量。在测试同时, 从距离测试区域 2 km 处的浦东监站获取实时 PM10 背景数据。

2.2.2 土地利用数据

为了获取模型所需的测量点周围所需的土地利用类型相关信息, 需要从地图下载器中下载研究区域的地图, 并在 Arcgis 10.2 中对地图进行预处理, 得到研究区域的土地利用图。相应的预处理步骤如下: 1) 将事先下好的地图导入 Arcgis 10.2 并建立坐标参考系统; 2) 绘制 shp 格式地图; 3) 空间校正; 4) 坐标

系校正。经过以上步骤获得的南浦周边区域的土地利用现状图，如图 2 所示。

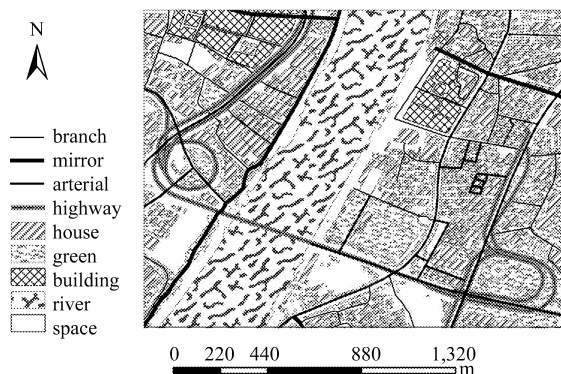


图 2 南浦周边土地利用现状图

Fig.2 Status of land use around Nanpu

利用上文的步骤得到研究区域的土地利用图，分别以每个采样路段的中点为圆心，以 100 m、150 m 以及 200 m 为半径建立缓冲区，如图 3 所示。采用 Arcgis 10.2 自动计算不缓冲区内居民用地面积，绿地面积，空地面积，水体面积与工地面积五种不同类型的土地利用面积。

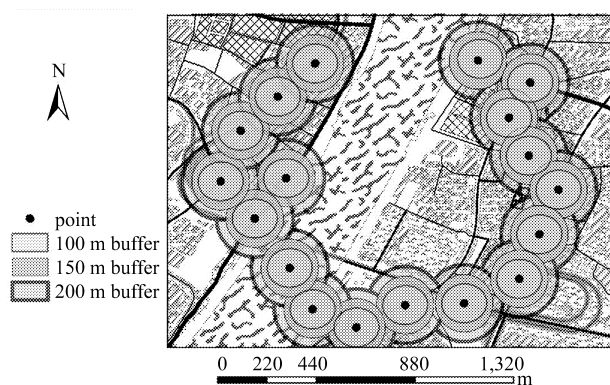


图 3 监测点周围缓冲区建立

Fig.3 Establishment of buffer around monitoring points

2.3 SVR-LUR 模型构建

利用 SPSS 22.0 进行双变量相关性分析和 SVR 模型，结合 Arcgis 10.2 的空间分析功能，综合考虑的土地利用类型的影响因素，分析 PM10 和土地利用类型之间的相关性，构建适用于研究区域 PM10 分布预测的 SVR-LUR 模型。模型的构建分为模型变量的生成与筛选、构建 SVR-LUR 模型、模型精度检验与对比、区域 PM10 浓度模拟 4 个部分。

2.3.1 模型变量的生成与筛选

选取传统 LUR 模型中的土地利用、气象因子、交通流量等作为影响 PM10 分布的因素。为了将 PM10 与不同空间尺度地理空间要素之间的关系充分考虑，SVR-LUR 模型需要采用不同半径缓冲区分析刻画不同尺度的影响，并识别最高相关性的空间尺度。其方法是在 Arcgis 10.2 中以 18 个采样路段为中心建立不同半径的缓冲区，统计各个缓冲区内影响因子的数值，并采用双变量相关分析的分析方法对各个影响因子与 PM10 浓度的相关性进行分析。

2.3.2 构建 SVR-LUR 模型

由 Vapnik 在 1995 年提出的支持向量机 (Support vector machine, SVM)^[19], 是一种基于统计学习理论的学习方法。支持向量机应用于函数回归时, 称为支持向量机回归 (Support vector regression, SVR), 其主要针对非线性问题, 适合小样本, 易获得全局最优点, 推广能力较好, 能较好应用于函数逼近、回归估计等方面。SVR 一般是假定一组数据 $(x_1, y_1), \dots, (x_n, y_n)$, 其中 $x_i \in R^n$ 为输入变量, n 为给定的样本数量, $y_i \in R^n$ 为输出变量。并在高维特征空间中建立的线性回归函数为

$$f(x) = \sum_{i=1}^n w_i \varphi_i(x) + b, \quad (1)$$

其中 b 为偏置量, w_i 为权值向量, $\varphi_i(x)$ 为非线性映射函数。SVR 通常力求高维特征空间的最优超平面, 使得 SVR 模型的输入与输出数据集之间的整体误差最小。对应的 w_i 就是 SVR 所要找的最优平面。权值向量 w_i 通过最小值函数来求得

$$\min \left(\frac{1}{2} |w|^2 + C \sum_{i=1}^n (\xi_i^+ + \xi_i^-) \right) \quad \text{s.t.} \begin{cases} y_i - w_i \varphi_i(x) - b \leq \varepsilon + \xi_i^+ \\ w_i \varphi_i(x) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^- \\ \xi_i^+, \xi_i^- \geq 0, i = 1, 2, \dots, n \end{cases} \quad (2)$$

$C (> 0)$, ε 分别表示惩罚系数与不敏感损失函数的最大误差系数; ξ_i^+ , ξ_i^- 表示松弛系数。再向式 (2) 引入拉格朗日系数 α_i^* , α_i , 进行二次优化问题求解, SVR 模型的最终形式为

$$y = f(x) = \sum_{i=1}^m (\alpha_i - \alpha_i^*) k(x_i, x) + b, \quad (3)$$

$k(x_i, x_j)$ 内核函数。核函数选取是经大量实际问题验证过, 在拟合和预测上具有理想效果的径向基函数 (Radial basis function, RBF)^[20-22]。采用径向基 RBF 核函数定义为

$$k(x_i, x_j) = \exp \left(- \frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2} \right) = \exp(-g \|x_i - x_j\|^2), \quad g > 0, \quad (4)$$

g 为核函数参数。

研究区域土地回归模型备选地理要素的初步确定除了依据 PM10 的源解析及扩散原理, 还应考虑研究区的实际情况。结合研究区域的环境现状以及 PM10 源解析的已有经验, 充分利用与 PM10 相关的现有数据, 将背景浓度、气象数据、交通流量, 以及地表覆盖分类监测数据共四类要素初步定为研究区域建模的备选地理要素。首先采用双变量相关分析的方法在 PM10 背景浓度、温度、湿度、风速、交通流量, 以及 100 m 缓冲区、150 m 缓冲区、200 m 缓冲区内的居民用地、绿地、建筑工地、空地、以及河流这五种土地利用类型的面积 20 个备选地理要素选取与 PM10 相关的目标因子, 然后对 PM10 浓度及相应的目标因子进行 SVR-LUR 建模, SVR-LUR 模型的训练通过 matlab 完成, 采用台湾大学 Lin Chih-Jen 教授开发 LIBSVM 软件包, 以双变量相关分析选取的目标因子作为模型的特征, 实测的 PM10 浓度作为监督值, 构建 SVR-LUR 模型。

2.3.3 模型精度检验

采用采三留一验证法对模型精度进行评估。将样本数据随机分为 3/4 的训练集和 1/4 的测试集, 先用训练集进行建模, 利用得到的模型预测测试集的 PM10, 并将各个模型的预测值和实测值比较。为了客观评价模型预测的结果的优劣, 采用的评价指标包括决定系数 (R^2)、均方根误差 (RMSE)、平均绝对误差 (MAE) 以及拟合指数 (IA)。其中, R^2 反映模型的拟合效果, RMSE 和 MAE 反映预测值与真实值之间的偏差, 而 IA 反映预测值和真实值之间的一致性。综合考虑 4 个指标可较全面地评价 SVR-LUR 模型。

2.3.4 区域 PM10 浓度模拟与比较

为了模拟研究区域 PM10 浓度的空间分布, 在 Arcgis 10.2 中生成 200 m×200 m 规则格点, 依据上一步得到的区域 SVR-LUR 模型计算各个格点 PM10 浓度, 再将格点 PM10 浓度赋给相应格网, 最终得到研究区 PM10 浓度空间分布, 并与普通克里金插值模型模拟的结果进行比较。

3 结果与分析

3.1 双变量相关分析

将实测的 PM10 的日均浓度与各相关因子分别做双变量相关分析, 相关系数如表 1 所示。据此识别出与 PM10 日均浓度相关性显著的目标因子。

表 1 双变量相关分析

Table 1 Bivariate correlation analysis

Influence factor		<i>R</i>	Influence factor		<i>R</i>
background concentration	($\mu\text{g}/\text{m}^3$)	0.34**	residential land in the 150 m buffer zone	(m^2)	0.13
temperature	($^{\circ}\text{C}$)	-0.14	space in the 150m buffer zone	(m^2)	-0.17*
humidity	(%)	0.46**	construction site in the 150 m buffer zone	(m^2)	0.23*
humidity	(m/s)	-0.21	green space in 150 m buffer zone	(m^2)	-0.30**
traffic flow	(veh/min)	0.21*	rivers in the 150 m buffer zone	(m^2)	-0.26**
residential land in the 100 m buffer zone	(m^2)	0.02	residential land in the 200 m buffer zone	(m^2)	0.13
space in the 100 m buffer zone	(m^2)	-0.18*	space in the 200 m buffer zone	(m^2)	-0.07
construction site in the 100 m buffer zone	(m^2)	0.11	construction site in the 200 m buffer zone	(m^2)	0.13
green space in 100 m buffer zone	(m^2)	0.08	green space in 200 m buffer zone	(m^2)	-0.15*
rivers in the 100 m buffer zone	(m^2)	-0.10	rivers in the 200 m buffer zone	(m^2)	-0.09

注: * 表示 $P < 0.05$, ** 表示 $P < 0.01$

根据表 1 可知, 最终剩余的参与 SVR-LUR 建模的自变量有 10 个, 分别是 100 m 缓冲区内的空地面积, 150 m 缓冲区内的绿地面积、建筑工地面积、空地面积、河流面积, 200 m 缓冲区内的绿地面积和河流面积, 以及湿度、交通流量和背景浓度。

3.2 预测结果对比

将所采集的全部数据随机筛选其中的 3/4(149 组) 作为训练集, 剩余 1/4(49 组) 作为测试集, 使用 LUR 模型和 SVR-LUR 模型进行 PM10 每日浓度的预测, 比较两种预测模型的预测性能。

根据 PM10 的预测结果, 绘制了两种模型预测值与观测值的对比分析图, 见图 4。对角直线作为参考线, 表示预测值与观测值相等。回归趋势线与该对角直线越接近, 表示实际值与预测值的偏差越小。LUR 模型训练集和预测集的回归系数分别为 0.68 和 0.54, SVR-LUR 模型训练集和预测集的回归系数分别为 0.90 和 0.75。从图 4 可以看出, 相比线性的 LUR 模型, 小样本非线性的 SVR-LUR 模型, 预测效果更好。

为了更加客观评价 SVR-LUR 的模型精度, 表 2 中给出了分别使用常规 LUR 模型和 SVR-LUR 模型进行 PM10 预测的结果评价指标 RMSE, MAE 和 IA。由表 2 可知, SVR-LUR 模型相比 LUR 模型在预测精度上具有优势。SVR-LUR 的训练模型相比 LUR 的训练模型, 其 MAE 及 RMSE 分别减小了 64.85%, 53.10%, IA 值增加了 8.47%; SVR-LUR 的测试模型相比 LUR 的测试模型, 其 MAE 及 RMSE 分别减小了 22.92%、33.51%, IA 值增加了 13.20%。

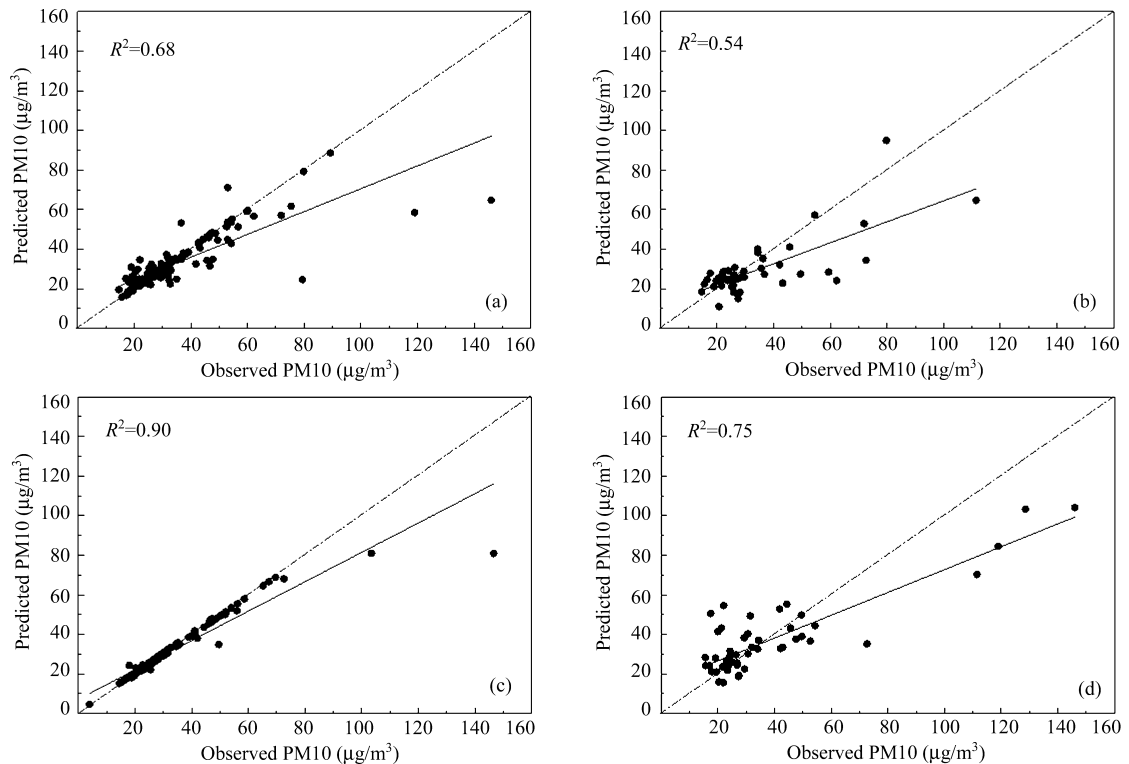


图 4 PM10 浓度实际值与预测值相关性拟合 (a) LUR 训练集; (b) LUR 测试集;
(c) SVR-LUR 训练集; (d) SVR-LUR 测试集

Fig.4 Correlation between PM10 concentration and predicted value (a) LUR Training ; (b) LUR Test;
(c) SVR-LUR Training; (d) SVR-LUR Test

结合图 4 和表 2 可见, 采用 SVR-LUR 模型进行 PM10 浓度预测具有精度高、细节表现好等优势。因此, SVR-LUR 模型在 PM10 污染暴露风险评估、PM10 浓度时空格局分析等方面具有一定的应用价值。

3.3 研究区域 PM10 浓度模拟

为了模拟研究区域 PM10 浓度的空间分布, 同时评估 SVR-LUR 模型对研究区域空间浓度模拟的效果。基于 Arcgis 的网格功能在研究区均匀布点 (200 m×200 m), 计算网格点相应地理相关变量数值并标准

化后, 代入模型, 计算出相应的网格点处 PM10 浓度预测值。分别采用 SVR-LUR 模型与普通克里金插值模型生成 PM10 浓度分布模拟图, 见图 5, 图 6。

表 2 预测精度评价

Table 2 Prediction accuracy evaluation

Index	LUR		SVR-LUR	
	Training	Test	Training	Test
R^2	0.68	0.54	0.90	0.76
RMSE	12.69	14.38	5.95	9.56
MAE	4.33	7.56	1.52	5.83
IA	84.27%	73.62%	91.41%	83.34%

对比图 5, 图 6 可以发现, 基于 SVR-LUR 模型预测下的 PM10 浓度在路网密集的地区高于克里金插值模型预测值, 出现了大范围的高值, 在没有密集建筑物和交通污染的地方, 和江面区域预测值较低。总体上看, 普通克里金插值预测结果中 PM10 空间分布较为简单, SVR-LUR 模型结果中 PM10 空间分布更加复杂多样, 对 PM10 浓度空间分布模拟揭示更为精细。

为了客观的比较两个模型, 分别计算 SVR-LUR 模型与普通克里金模型在实测路段的 PM10 预测的结果评价指标 RMSE, MAE 和 IA, 见表 3。

表 3 模型预测精度对比

Table 3 Comparison of model prediction accuracy

	RMSE	MAE	IA
SVR-LUR	7.41	5.49	89.27%
Kriging	11.27	8.43	78.46%

从表 3 可以看出, SVR-LUR 模型在预测精度上明显好于普通克里金插值模型。其原因在于, 与单纯考虑因变量空间相关性的普通克里金插值模型相比, SVR-LUR 模型综合考虑了各个样点周边不同的土地

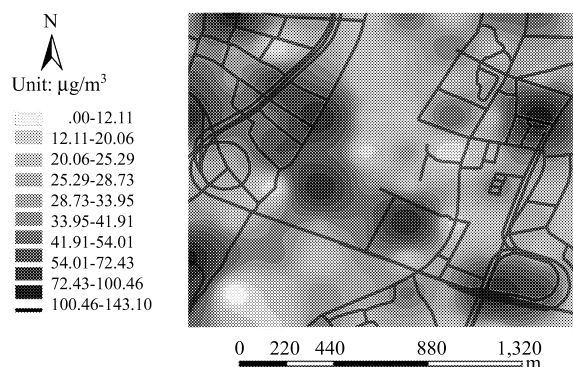


图 5 SVR-LUR 模型的 PM10 的空间分布预测

Fig.5 Prediction of spatial distribution of PM10 in SVR-LUR model

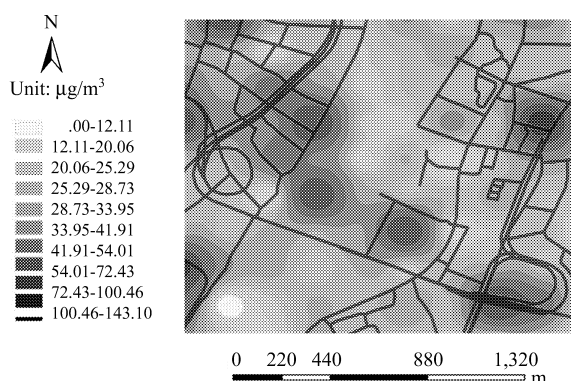


图 6 普通克里金插值模型的 PM10 的空间分布预测

Fig.6 Prediction of spatial distribution of PM10 in the ordinary Kriging interpolation model

利用状况、气象以及交通等因素与 PM10 之间的非线性关系, 并通过非线性回归的手段来预测研究区域内的污染物空间分异, 从而更有效地揭示出小范围内 PM10 的空间差异。

观察图 5, 图 6 可以看出, 研究区域的 PM10 空间浓度分布呈现出西部地区的高值比东部的多, PM10 在建筑物和路网密集的地方浓度较高, 而在水面和空地区域的 PM10 浓度相对较低。其原因是由于上海夏日多行东南风, 有相关研究表明, 风向会影响大气污染物的扩散方向, 因此会造成南浦大桥周边区域的 PM10 呈现出西高东低的现象^[23]; PM10 主要来源是交通流量, 在城市建筑物较为密集地方阻碍了 PM10 的扩散, 而宽阔的江面与空地易于 PM10 的扩散和沉降, 因此会在路网与建筑物密集的地方出现 PM10 高值。

3 结 论

1) 充分考虑研究区域周边环境对 PM10 浓度的影响, 获取了该区域范围内的土地利用数据、气象数据、交通流量等数据, 并通过双变量相关分析研究了所考虑因素与 PM10 的相关性, 筛选出 11 个变量作为 SVR-LUR 模型的输入对 PM10 浓度进行预测。实验结果表明土地利用数据、交通流量数据作为预测因子可有效的预测 PM10 浓度, 同时也反向证明土地利用数据、交通流量数据对周边 PM10 浓度具有显著影响。

2) SVR-LUR 模型对研究区 PM10 浓度进行空间分布预测的效果较好。研究区 PM10 空间分布预测的 SVR-LUR 的训练模型相比 LUR 的训练模型, 在预测精度上都明显好于 LUR 模型。相较于普通克里金插值模型所得到的单一梯度空间分布预测结果, SVR-LUR 模型因综合考虑了预测因子与 PM10 之间非线性关系, 能够更有效揭示小范围内的空间差异。

3) 利用 SVR-LUR 模型模拟的研究区域 PM10 浓度空间分布总体呈现出西高东低格局; 部分地区出现聚集高值, 且具有连片分布的特点; 交通流量大的地区的 PM10 浓度明显比江面和空地高, 在建筑物和路网密集的地方 PM10 浓度较高, 而在靠近江面的区域 PM10 浓度相对较低。

参考文献:

- [1] Wei Jing, Sun Lin, Liu Shuangshuang, et al. Response of particulate matter pollution to land cover change [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2015, **35**(16): 5495-5506(in Chinese).
韦 晶, 孙 林, 刘双双, 等. 大气颗粒物污染对土地覆盖变化的响应 [J]. *生态学报*, 2015, **35**(16): 5495-5506.

- [2] Zhou Kan. Spatial and temporal differences and concentration characteristics of environmental pollution in China [J]. *Geographic Science*, 2016, **36**(07): 989-997(in Chinese).
周 侃. 中国环境污染的时空差异与集聚特征 [J]. *地理科学*, 2016, **36**(07): 989-997.
- [3] Li Mingsheng, Zhang Jianhui, Zhang Yinjun, et al. Evolution of temporal and spatial patterns of PM10 pollution in China in recent 10 years [J]. *Acta Geographica*, 2013, **68**(11): 1504-1512(in Chinese).
李名升, 张建辉, 张殷俊, 等. 近 10 年中国大气 PM10 污染时空格局演变 [J]. *地理学报*, 2013, **68**(11): 1504-1512.
- [4] Han Ruiying, Chen Jian, Wang Bin. Using LUR model to simulate the spatial distribution of PM2.5 concentration in Hangzhou [J]. *Journal of Environmental Sciences*, 2016, **36**(09): 3379-3385(in Chinese).
汉瑞英, 陈 健, 王 彬. 利用 LUR 模型模拟杭州市 PM2.5 质量浓度空间分布 [J]. *环境科学学报*, 2016, **36**(09): 3379-3385.
- [5] Wang Guochen, Wang Jue, XinYujie, et al. Study on PM10 and NO₂ transport routes and potential sources in Tianjin [J]. *China Environmental Science*, 2014, **34**(12): 3009-3016(in Chinese).
王郭臣, 王 珏, 信玉洁, 等. 天津 PM10 和 NO₂ 输送路径及潜在源区研究 [J]. *中国环境科学*, 2014, **34**(12): 3009-3016.
- [6] Duan Jiexiong, Zhai Weixin, Cheng Chengqi, et al. Analysis of Socio-economic Influencing Factors on Spatial Distribution of PM2.5 Pollution in China [J]. *Environmental Science*, 2018, **39**(5): 2498-2504(in Chinese).
段杰雄, 翟卫欣, 程承旗, 等. 中国 PM2.5 污染空间分布的社会经济影响因素分析 [J]. *环境科学*, 2018, **39**(5): 2498-2504.
- [7] Zhang Shengling, Wang Yuhan, Li Yue, et al. Spatial distribution characteristics and influencing factors of fog and haze in China [J]. *Population, resources and environment in China*, 2017, **27**(9): 15-22(in Chinese).
张生玲, 王雨涵, 李 跃, 等. 中国雾霾空间分布特征及影响因素分析 [J]. *中国人口 • 资源与环境*, 2017, **27**(9): 15-22.
- [8] Fu Liwei, Guo Xiurui. Advances in assessment methods of air pollution exposure level in China [J]. *Environmental Science and Technology*, 2015, **38**(S2): 226-230(in Chinese).
符立伟, 郭秀锐. 国内空气污染暴露水平评价方法研究进展 [J]. *环境科学与技术*, 2015, **38**(S2): 226-230.
- [9] Ross Z, Jerrett M, Ito K, et al. A land use regression for predicting fine particulate matter concentrations in the New York City region [J]. *Atmos Environ*, 2007, **41**(11): 2255-2269.
- [10] Ha H, Olson R, Bian L, et al. Analysis of heavy metal sources in soil using kriging interpolation on principal components [J]. *Environmental Science & Technology*, 2014, **48**(9): 4999-5007.
- [11] Henderson S B, Beckerman B, Jerrett M, et al. Application of land use regression to estimate long-term concentrations of traffic-related nitrogen oxides and fine particulate matter [J]. *Environmental Science and Technology*, 2007, **41**(7): 2422-2428.
- [12] Briggs D, Collins S, Elliot P, et al. Mapping urban air pollution using GIS: a regression based approach [J]. *Geogr. Inf. Sci*, 1997, **11**: 699-718.
- [13] Tan H B, Liu L, Fan S J, et al. Aerosol optical properties and mixing state of black carbon in the Pearl River Delta, China [J]. *Atmospheric Environment*. 2016, **131**: 196-208.
- [14] Chen L, Du S Y, Bai Z P, et al. Application of land use regression for estimating concentrations of major outdoor air pollutants in Jinan, China [J]. *Journal of Zhejiang University-SCIENCE A (Applied Physics & Engineering)*, 2010, **11**: 857-867.
- [15] Wu Jiansheng, Xie Wudan, Li Jiacheng. Application of land use regression model in the study of temporal and spatial differentiation of atmospheric pollution [J]. *Environmental Science*, 2016, **37**(02): 413-419(in Chinese).

- 吴健生, 谢舞丹, 李嘉诚. 土地利用回归模型在大气污染时空分异研究中的应用 [J]. 环境科学, 2016, **37**(02): 413-419.
- [16] Liu J K, Zhu L J, Wang H H, *et al.* Dry deposition of particulate matter at an urban forest, wetland and ake surface in Beijing [J]. *Atmospheric Environment*, 2016(125): 78-187.
- [17] Health Effects Institute. Traffic-Related Air Pollution: A Critical Review of the Literature on Emissions, exposure, and Health Effects [R]. Special Report 17, 2010.
- [18] Hoek, G. Beelen, R., Hoogh K.A review of land-use regression models to assess spatial variation of outdoor air pollution [J]. *Atmospheric Environment*. 2008, **42**: 7561-7578.
- [19] Vapnik V N. *The Nature of Statistical Learning Theory* [M]. Springer, 1995. 8 (6): 988-999.
- [20] Zhang Zaixu, Song Jiekun, Zhang Yu. A new financial crisis early warning model based on support vector machine [J]. *Journal of China Petroleum University (Natural Science Edition)*, 2006 (04): 132-136(in Chinese).
- 张在旭, 宋杰鲲, 张宇. 一种基于支持向量机的企业财务危机预警新模型 [J]. 中国石油大学学报 (自然科学版), 2006(04): 132-136.
- [21] Lanhao, Zhang Guozhong, Liu Gang, *et al.* Prediction of startup yield stress of gelled crude oil by support vector regression [J]. *Journal of China Petroleum University (Natural Science Edition)*, 2008 (03): 119-121, 127(in Chinese).
- 兰浩, 张国忠, 刘刚, 等. 应用支持向量回归预测胶凝原油启动屈服应力 [J]. 中国石油大学学报 (自然科学版), 2008(03):119-121, 127.
- [22] Wang Xia, Wang Zhanqi, JinGui, *et al.* Prediction of cultivated land area based on kernel function support vector regression [J]. *Journal of Agricultural Engineering*, 2014, **30**(04): 204-211(in Chinese).
- 王霞, 王占岐, 金贵, 等. 基于核函数支持向量回归机的耕地面积预测 [J]. 农业工程学报, 2014, **30**(04): 204-211.
- [23] Yang Haiou, Chen Wenbo, Liang Zhaofeng. The relationship between PM2.5 concentration and land use types simulated by LUR model in Nanchang [J]. *Journal of Agricultural Engineering*, 2017, **33**(06): 232-239(in Chinese).
- 阳海鸥, 陈文波, 梁照凤. LUR 模型模拟的南昌市 PM2.5 浓度与土地利用类型的关系 [J]. 农业工程学报, 2017, **33**(06): 232-239.