

引用格式:郑澜,任红艳,施润和,等.珠江三角洲地区登革热流行风险空间模拟与预测[J].地球信息科学学报,2019,21(3):407-416. [Zheng L, Ren H Y, Shi R H, et al. Spatial simulation and prediction of dengue fever transmission in Pearl River Delta[J]. Journal of Geo-information Science, 2019,21(3):407-416.] DOI:10.12082/dqxxkx.2019.180446

珠江三角洲地区登革热流行风险空间模拟与预测

郑 澜^{1,2,3,4},任红艳^{1*},施润和^{2,3,4},鲁 亮⁵

1. 中国科学院地理科学与资源研究所 资源与环境信息系统国家重点实验室,北京 100101;2. 华东师范大学地理信息科学教育部重点实验室,上海 200241;3. 华东师范大学地理科学学院,上海 200241;4. 华东师范大学环境遥感与数据同化联合实验室,上海 200241;5. 中国疾病预防控制中心传染病预防控制所,北京 102206

Spatial Simulation and Prediction of Dengue Fever Transmission in Pearl River Delta

ZHENG Lan^{1,2,3,4}, REN Hongyan^{1*}, SHI Runhe^{2,3,4}, LU Liang⁵

1. State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100101, China; 2. State Key Laboratory of Geographic Information Science, Ministry of Education, East China Normal University, Shanghai 200241, China; 3. School of Geographic Sciences, East China Normal University, Shanghai 200241, China; 4. Joint Laboratory for Environmental Remote Sensing and Data Assimilation, ECNU&CEODE Ministry of Education, East China Normal University, Shanghai 200241, China; 5. National Institute for Communicable Disease Control and Prevention Chinese Center for Disease Control and Prevention, Beijing 102206, China

Abstract: Dengue fever (DF) is a rapidly spreading vector-borne viral disease that is widely prevalent in some tropical and subtropical regions. In recent years, the increasingly serious DF epidemic has formed a high incidence area in southern China and has posed a definite threat to China's public health security. DF is mainly affected by the complex environmental conditions and socio-economic factors in the region. Thus, exploring the influencing factors on the spatial distribution of DF by spatial geographic models and predicting the prevalence of DF epidemic are important bases for effective prevention and control of DF. Base on the socioeconomic data (such as land use data of urban, village, forest, farmland, grass, wetland, water area, construction area and population density data) and the spatial data of DF cases from 2010 to 2014 in the Pearl River Delta area (PRD), the Land Use Regression (LUR) model was constructed to analyze the impact of social and economic factors on the spatial distribution of DF epidemic within a range of 1~10 km buffer zones using 500 sample points. In addition, the land use data in 2030 predicted by the SLEUTH model, and the population density in 2030 obtained from the population prediction model were collected to reveal the risk of the DF epidemic in 2030. The results found that DF was significantly correlated with population density ($R^2=0.779$), grass ($R^2=-0.473$), urban ($R^2=$

收稿日期:2018-05-19;修回日期:2018-01-19.

基金项目:国家自然科学基金项目(41571158);资源与环境信息系统国家重点实验室自主创新项目(O8R8B6A0YA);国家重点研究发展计划(2016YFC1201305);国家重点研究发展计划(2016YFC1302602);上海市卫计委重点学科建设项目(15GWZK0201) [**Foundation items:** National Natural Science Foundation of China, No.41571158; Innovation Project of State Key Laboratory of Resources and Environmental Information System, No.O8R8B6A0YA; National Key Research and Development Program of China, No.2016YFC1201305; National Key Research and Development Program of China, No.2016YFC1302602; Shanghai Municipal Commission of Health and Family Planning, No.15GW-ZK0201.]

作者简介:郑 澜(1994-),女,福建漳州人,硕士生,主要从事地理信息系统方面研究。E-mail: zhenglan1007@163.com

*通讯作者:任红艳(1979-),男,湖南岳阳人,博士,副研究员,主要从事资源环境遥感分析和应用研究。E-mail: renhy@igsnrr.ac.cn

0.818), forest ($R^2=-0.642$) and farmland ($R^2=-0.403$) within the buffer zone of 10 km, 7 km, 10 km, 2 km and 1 km respectively. The LUR model with these five variables possessed the satisfactory capability of predicting the spatial distribution of DF with the adjusted $R^2=0.796$ and an appropriate F value of 390.409 ($P<0.01$). The overall result of the model is good with the fitting accuracy of 0.7101 between the predicted values and the measured values. And the leave-one cross test results show that the model has a relative root mean square error of 0.7046. Further more, the accuracy of land use data in 2030 simulated by the SLEUTH model is good (the kappa coefficient is 0.849) as well with the expanded urban areas. They are mainly distributed in Shenzhen, Dongguan and the border areas of Guangzhou-Foshan, which also have relatively high risk of DF epidemic in 2030. In summary, LUR model can predict the spatial distribution of DF epidemics with high accuracy, which provides supports in methodology for local hygienic authorities to prevent and control DF epidemics.

Key words: dengue fever; spatial distribution; prediction; land use regression model; SLEUTH model; Pearl River Delta

***Corresponding author:** REN Hongyan, E-mail: renhy@igsrr.ac.cn

摘要:近年来日益严重的登革热疫情已在中国南部地区形成疫情高发区,并对中国的公共卫生安全形成了一定的威胁。登革热主要受到区域内复杂的自然环境条件以及社会经济因素的影响,而利用地理空间分析方法和模型探究登革热疫情的影响因素,并对其未来流行风险的空间分布进行模拟,是有效开展登革热预防控制工作的重要基础。本文收集了珠江三角洲地区2010–2014年的登革热病例资料和土地利用、人口密度两种社会经济要素数据,构建土地利用回归(LUR)模型以分析登革热疫情与不同空间范围内的土地利用和人口密度之间的关系,并结合SLEUTH模型获取的2030年土地利用数据以及基于人口密度预测模型获取的2030年人口密度数据,预测珠江三角洲地区2030年登革热疫情风险的空间分布。结果表明,社会经济要素对登革热疫情空间分布的影响在不同范围内存在差异,半径分别为10、7、10、2和1 km的缓冲区内的人口密度、草地、城镇用地、林地和耕地进入LUR模型并对疫情有显著的影响(相关系数分别为0.779、-0.473、0.818、-0.642和-0.403),所构建的LUR模型效果较好(调整 R^2 为0.796, $F=390.409$, $P<0.01$),留一交叉检验结果显示模型的相对均方根误差为0.7046,预测值与实测值的拟合精度达到0.7101。2030年城市空间扩展的区域主要分布在深圳、东莞以及广佛的交界地区,而登革热风险预测模型表明2030年登革热疫情风险较大的区域与珠江三角洲城镇用地占比、人口分布较高的地区有高度的一致性,尤其是广佛地区。因此,LUR模型可以较好地预测登革热疫情的空间分布,从而为当地卫生部门防控登革热提供方法支持。

关键词:登革热;空间分布;预测;LUR模型;SLEUTH模型;珠江三角洲地区

1 引言

登革热是一种由登革热病毒引起的急性传染病,主要通过白纹伊蚊和埃及伊蚊传播,其具有传播迅猛、发病率高、严重者致死等特点^[1],目前广泛流行于热带、亚热带国家和地区^[2]。中国自1978年在广东佛山集中爆发登革热疫情以来,登革热疫情便呈现间断性流行^[3],并在中国南部地区形成一些疫情频发与高发的典型地区^[4–6],尤为突出的是珠江三角洲地区(以下简称珠三角地区)^[7]。尽管登革热在我国仍然表现为输入性疫情的流行^[8],近年来其流行范围却越来越广且发病率在不断升高,严重影响了人民的健康生活,已经成为中国不容小觑的公共卫生问题。因此,加强登革热流行与传播风险的模拟和评估是积极应对登革热疫情的重要手段。

大量研究表明,登革热的流行不仅受到气候、

水文和植被等自然环境条件的影响^[9–11],而且与人口密度、土地利用变化、交通便利程度和居民收入水平等社会经济要素之间有着密切联系^[12–15]。受这些自然环境、社会经济因素的影响,登革热的流行与传播呈现出明显的时空特征。基于此,学者们围绕登革热流行与传播风险及其空间分异的模拟和评估开展了大量的研究。如Li等^[16]利用广义线性模型分析了各地表景观类别与登革热之间的线性关系;任红艳等^[17]分析了广佛地区登革热的时空分布特征,并构建了基于BP神经网络的登革热预测模型;Yu等^[18]将动力学模型加入登革热风险预测模型中,以分析台湾高雄登革热疫情的时空分布。这些模型模拟和评估均取得了不错的效果,其中,地理空间回归模型在探究登革热等蚊媒传染病的影响因素和预测其空间分布方面应用较广^[19–20]。上述研究大多同时考虑了自然环境和社会经济要素对

登革热疫情的影响,而前人研究亦表明在气象要素空间分异较小的情况下,珠三角地区快速的城市化会对该地的登革热疫情空间分异造成显著的影响^[14]。而作为一种简单有效的多元回归模型,土地利用回归模型(Land Use Regression, LUR)不仅能较好地解决不同空间范围内环境要素对健康风险的影响,而且在探索社会经济条件与健康风险之间的关系并在未来风险预测上具有可行性。同时,LUR模型在与环境有关的疾病预测等研究领域中具有较广泛的应用。如Becerra等选取孕妇住址周围交通量、交通排放浓度和道路密度等建立LUR模型预测空气污染暴露情况,并研究其对自闭症形成的影响^[21]。因此本研究将借助LUR模型着重探析社会经济因素对珠三角地区登革热疫情的影响。

本研究将以珠三角地区为研究区:①构建LUR模型以分析登革热疫情与土地利用和人口密度这两类社会经济要素之间的关系;②基于未来(2030年)土地利用空间分布数据和人口密度数据建立登革热疫情风险空间预测模型,为珠三角地区乃至东南沿海地区的疫情防控 and 风险预测提供方法参考。

2 研究区概况与数据来源

2.1 研究区概况

珠三角地区位于广东省中南部(22°16'N-23°57'N, 111°28'E-114°42'E),包括广州、佛山等9个城市(图1),全年温暖多雨、光热充足,属于亚热带季

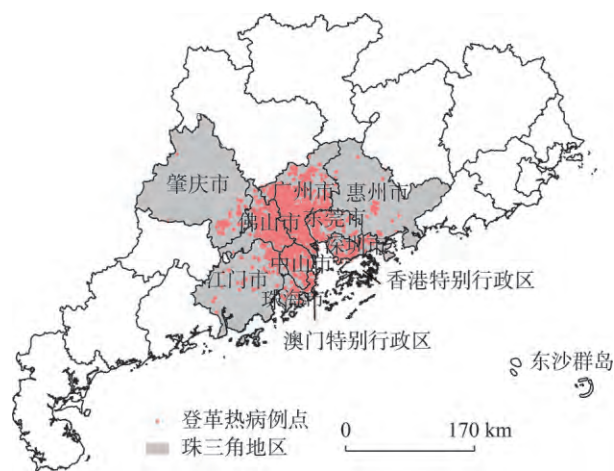


图1 珠江三角洲地区登革热病例分布

Fig. 1 Pearl River Delta area with the distribution of dengue fever cases from 2010 to 2014

风性海洋气候^[22]。改革开放以来,珠三角地区的城镇用地迅速扩张,是中国大陆经济最具活力的地区。2010年珠三角地区总面积约为5.4万km²。其中,城镇用地、农村居民用地和其他建设用地面积占比分别达到7.23%、4.34%和2.22%。2010-2014年常住人口约为5609万人~5754万人,人均国内生产总值约为6.90万元~10.05万元,人口密度达到1039~1066人/km²,已成为世界上人口密度最高的城市化地区之一。登革热疫情的爆发和流行是该地区人们正在面临的一个重大公共卫生问题。

2.2 数据收集与处理

2.2.1 疫情数据

登革热病例数据来源于中国疾病预防控制中心的传染病监测系统,脱敏处理后的信息包括年龄、性别、职业、发病日期、诊断类型、地址等,并通过地理编码(www.geocoding.cn)对病例进行空间定位。本研究仅保留本地感染病例以便分析本地疫情的时空特征及其与区域社会环境变量之间的关系。据记载2010-2014年珠三角地区的登革热本地病例数共46 422例,达到全国同期的94.35%。

2.2.2 社会环境数据

尽管珠三角地区温暖湿润的气候条件适于白纹伊蚊等蚊虫媒介的孳生和疫情传播与流行,但由于该区域内气温、湿度、降水等气候条件的空间差异相较于土地利用和人口密度等社会经济因素的差异要小,导致前者对珠三角内登革热疫情空间分异的影响程度不如后者^[14-15]。考虑到这一点,本研究的LUR模型选取2010年人口密度和土地利用来反映区域人口与社会经济要素的数据^[23];其中,未来人口密度预测模型是基于2010年人口密度数据计算得到,而用于获取未来土地利用数据的SLEUTH模型则包含了土地利用、城市范围、道路、坡度、阴影和排除层共6个输入图层^[24-25]。具体数据及处理情况参见表1。

2.3 模型构建与模拟

2.3.1 人口密度预测模型

基于珠三角各市统计年鉴中区县尺度的人口密度数据,根据式(1)计算2010-2014年逐年的区县尺度人口密度增长率^[29],并统计2010-2014年的人口密度增长率均值,最终将珠三角地区各区县的人口密度增长率栅格化到1 km×1 km格网,并基于2010年的人口密度栅格数据(1 km×1 km)预测得到

表1 数据来源及预处理方法
Tab. 1 Data sources and processing

模型	数据名称	数据预处理方法	数据来源
LUR模型	人口密度	基于2010年人口密度栅格数据(1 km×1 km),以样本点为中心,计算半径为1~10 km的圆形缓冲区内的人口密度(万人/km ²)	中国科学院资源与环境科学数据中心 ^[26]
	土地利用类型	基于中国科学院资源与环境科学数据中心的土地利用覆盖分类体系,将2010年土地利用数据分为耕地、林地、草地、水域、湿地、城镇用地、农村居民用地、其他建设用地和未利用地。以样本点为中心,统计半径为1~10 km的圆形缓冲区内各种土地利用面积占比	
SLEUTH模型	土地利用图层	将1995、2005、2010和2015年四期土地利用数据分为城镇用地、耕地、草地、林地、水域、湿地、未利用土地、农村居民用地和其他建设用地,以上9种地类分别对应像元值1~9	中国科学院资源与环境科学数据中心 ^[26]
	城市图层	基于四期土地利用数据,提取城镇用地作为城市图层	
	道路图层	提取2010和2015年道路矢量数据,将高速、城市快速、国道、省道赋予权重值为4;县道为2;乡村道路、其他道路为1;非道路地区为0	
	坡度图层	基于数字高程模型(DEM)生成百分比坡度值(%)	
	阴影图层	基于数字高程模型(DEM)生成阴影层	
	排除图层	基于2006~2020年土地利用总体规划图以及2015年土地利用图层,设置各像元的城市化概率,取值范围为0(可城市化)~100(不可城市化)。其中有条件建设区、城镇用地、未利用地赋值0;草地、农村居民用地赋值为30;湿地赋值为50;耕地赋值为70;其他建设用地、林地赋值为90;水域、基本农田集中区、生态环境安全控制区和自然文化遗产保护区、坡度大于20%的地区赋值为100	
			openstreetmap ^[27]
			地理空间数据云 ^[28]

2030年的人口密度数据。

$$p = \frac{(x_n - x_{n-1})}{x_{n-1}} \times 100\% \quad (1)$$

式中: p 表示人口密度同比增长率; x_n 表示本年的人口密度; x_{n-1} 表示前一年同期的人口密度。

2.3.2 SLEUTH模型

未来的土地利用数据是登革热风险预测模型中一项不可或缺的输入参数。而典型的元胞自动机模型——SLEUTH模型的主要功能包括模拟城市增长的时空动态变化和预测未来土地利用的变化,时间尺度上可以预测未来10~100年^[30]。同时,模型可通过设置不同城市化概率的排除层以模拟在不同环境保护政策下的土地利用增长趋势,其在动态地模拟和预测城市扩展的空间和数量变化方面具有一定的优势,且在国内外真实城市的模拟中已有许多成功的案例^[31-32]。

SLEUTH模型根据输入的六种历史数据,通过逐次校准以确定符合珠三角地区土地利用扩展的最佳系数组合。最后,模型基于珠三角地区1995年的土地利用图层,利用校准得到的增长系数重建珠三角地区1996~2015年的土地利用变化过程,并计算2015年珠三角地区的土地利用模拟图与实际图之间的混淆矩阵,采用Kappa系数检验SLEUTH模型的模拟精度。

未来的土地利用变化会受经济、自然、政策等

多种因素的影响,本研究通过2015年土地利用和目视解译的珠三角地区2006~2020年土地利用总体规划来设定排除层(表1),并模拟珠三角地区2030年土地利用预测图。

2.3.3 LUR模型

LUR模型是一种分析因变量与土地利用空间数据及其他相关地理数据之间关系的多元回归模型,在环境与健康研究领域应用广泛^[33]。本研究将采用多元逐步回归构建LUR模型,具体操作流程参见图2。上述空间统计分析均在SPSS 13.0软件中完成。

本研究基于聚类分析在疫情频发的区域随机选取400个样本点,同时也在疫情低发的区域随机选取100个样本点。此外,伊蚊的飞行距离理论上在1 km范围内^[34],因此因变量选取这500个样本点1 km范围内的登革热病例,并做对数变换和正态分布检验。

LUR模型选取土地利用和人口密度两类社会经济要素作为自变量,分析不同缓冲区范围内各变量对登革热病例的影响,以便更好地探索登革热疫情与不同地理要素之间的关系。本研究以500个样本点为中心建立1~10 km的缓冲区,统计不同缓冲区范围内的人口密度和各土地利用类型的面积占比。

模型采用留一交叉检验法进行精度验证,即用 $m-1$ 个样本构建回归方程,计算并比较剩余一个样

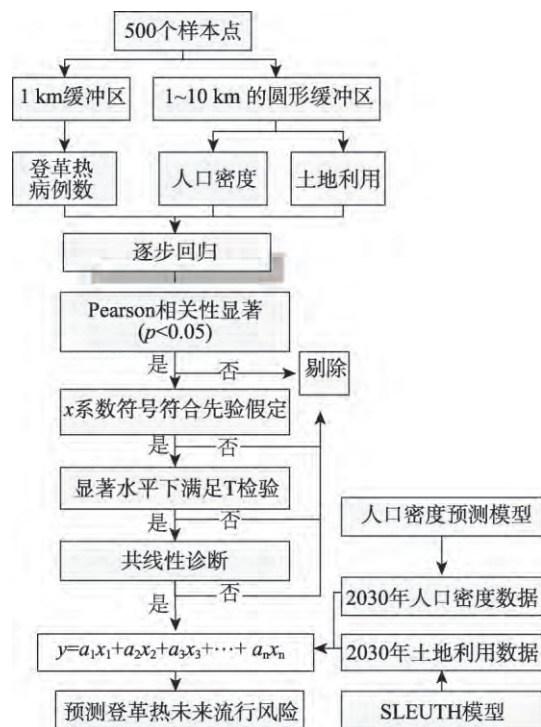


图2 基于LUR模型的多元回归及登革热风险预测流程

Fig. 2 Flow chart of multivariate regression and dengue fever risk prediction based on land use regression model

本的预测值与实测值^[35]。这个过程被重复 m 次并以相对均方根误差 (RRMSE) 和拟合优度 R^2 评价模型的精度^[36]。

基于未来人口密度及土地利用数据, 结合 LUR 模型以构建登革热风险预测模型。因此在研究区内生成的规则格网和格点, 计算各格点在 LUR 模型中的因变量值, 并赋值于各格点所在的格网。基于此, 在研究区内创建 $1 \text{ km} \times 1 \text{ km} \sim 10 \text{ km} \times 10 \text{ km}$ 的规则格网, 并统计不同格网尺度下登革热病例数的空

间自相关性, 采用 Moran's I 值筛选区域登革热空间格局的最佳格网, Moran's I 一般采用 $Z\text{-Score}/P\text{-value}$ 进行检验。Moran's I 值越高 (高 Z 值和适当的 P 值) 表示相邻空间格网之间属性越相似, 即登革热疫情存在明显的空间聚集特征。

$$\text{Moran's } I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (2)$$

式中: n 为研究区格网的数目; x_i 与 x_j 分别表示格网 i 和格网 j 的登革热病例数; w_{ij} 代表空间权重矩阵。

3 结果及分析

3.1 未来土地利用的预测结果分析

SLEUTH 模型基于校准得到系数重建珠三角地区 2015 年的土地利用空间分布。表 2 为珠三角地区 2015 年土地利用模拟结果与实际情况的混淆矩阵, 总体精度为 90.03%, Kappa 系数为 0.8498, 表明珠三角地区 SLEUTH 模型的模拟精度较高, 能满足后续模拟 2030 年土地利用数据分析的需要, 其作为 LUR 风险预测模型的主要输入参数具有一定的可靠性。

对比 2015 年土地利用实际情况和 SLEUTH 的模拟结果 (图 3(a)、图 3(b)), 珠三角地区的城镇用地面积显著增加, 且扩张的方式主要是基于城镇用地进行边缘增长, 大的城市斑块主要向着东南和东部的深圳、东莞等地扩张。此外, 新增的城镇用地主要还分布在广佛地区的交界地带如广州市的白云北部、花都中部、番禺西北部、天河以及佛山市的南海东部、顺德东部、禅城和三水南部 (图 3(c))。而现

表 2 珠三角地区 2015 年的模拟土地利用图与实际土地利用图的混淆矩阵

Tab. 2 The confusion matrix of simulated land use and actual land use in Pearl River Delta in 2015 (km²)

	城镇用地	耕地	草地	林地	水域	湿地	未利用地	农村居民用地	其他建设用地	模拟面积
城镇用地	4425.35	441.68	25.57	244.17	41.82	115.60	0	105.18	100.63	5499.99
耕地	37.61	10 904.08	53.16	836.98	80.18	240.77	0.46	240.94	124.30	12 518.50
草地	1.09	54.60	891.99	144.52	2.02	14.46	0.12	5.64	5.76	1120.20
林地	33.98	753.35	142.27	26 360.47	24.13	137.66	0.52	65.32	82.77	27 600.48
水域	6.74	76.84	1.96	29.20	888.36	22.29	0.12	10.14	10.66	1046.30
湿地	10.60	194.57	12.61	147.34	22.64	2092.43	0.12	17.45	24.71	2522.48
未利用地	0	0.29	0	0.81	0.23	0.06	5.30	0.17	0.06	6.91
农村居民用地	2.48	221.47	4.49	67.68	11.69	15.15	0	1246.29	20.10	1589.35
其他建设用地	8.99	111.46	5.93	89.16	11.98	24.99	0.40	12.79	1558.48	1824.19
实际面积	4526.84	12 758.34	1138.00	27 920.33	1083.05	2663.42	7.03	1703.92	1927.47	53 728.42

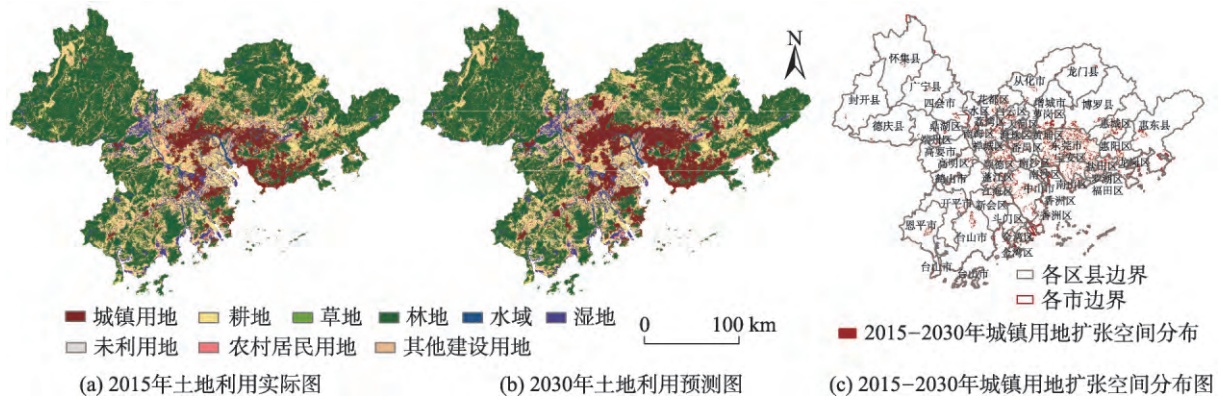


图3 珠三角地区土地利用分布
Fig. 3 Land use of the Pearl River Delta

已高度城市化的海珠、荔湾和越秀区则几乎没有新增的城市斑块,展现出城市化趋于饱和的状态。

3.2 LUR 模型影响要素分析

表3为各环境变量在不同缓冲区半径下与1 km范围内登革热病例数的相关性分析,除农村居民用地和其他建设用地占比外,其余变量均与登革热疫情呈现显著的相关性($p<0.01$),且不同环境变量在不同研究范围内与疫情空间分异的相关性具有明显的差异。其中,城镇用地占比和人口密度均与登革热疫情呈现明显的正相关,并在10 km范围内相关系数最高。说明登革热疫情与较大范围的城镇用地占比和人口密度相关,且区域内人口密度和城镇用地占比越高,登革热疫情大体呈现越严重的趋势。在其他各类土地类型变量中,林地与登革

热疫情的空间分异呈现显著的负相关,其次是耕地、草地和湿地,说明区域内这4类土地利用类型占比越高,登革热疫情的风险将有所降低。

$$\begin{aligned} \text{Log}(DF_{1\text{km}}) = & 0.045 \times X_p - 14.947 \times X_g + 0.651 \times X_u - \\ & 1.907 \times X_{for} - 0.794 \times X_{far} + 1.000 \end{aligned} \quad (3)$$

式中: X_p 代表人口密度; X_g 代表草地占比; X_u 代表城镇用地占比; X_{for} 代表林地占比; X_{far} 代表耕地占比。回归方程的调整 R^2 为0.796, F 检验统计量为390.409($p<0.01$),所有自变量均在5%显著性水平上通过 t 检验($p<0.05$),说明该回归方程具有一定的科学意义,且人口密度以及城镇用地、草地、林地和耕地等土地利用类型的占比均与登革热疫情存在显著的线性关系。式(3)为LUR模型逐步回归分析的方程(表4)。

表3 各变量与登革热病例的相关性
Tab. 3 Pearson correlation between the local epidemic of dengue fever and variables

序号	土地利用覆盖类型的占比								人口密度 (万人/km ²)
	耕地	林地	草地	水域	湿地	城镇用地	农村居民用地	其他建设用地	
1	-0.403**	-0.625**	-0.190**	0.114*	-0.247*	0.696**	-0.011	-0.049	0.626**
2	-0.412**	-0.642**	-0.298**	0.197**	-0.243**	0.726**	-0.004	-0.046	0.604**
3	-0.423**	-0.652**	-0.372**	0.269**	-0.220**	0.750**	-0.049	-0.054	0.621**
4	-0.424**	-0.655**	-0.411**	0.320**	-0.206**	0.770**	-0.046	-0.039	0.643**
5	-0.418**	-0.661**	-0.423**	0.340**	-0.204**	0.785**	-0.037	-0.004	0.674**
6	-0.407**	-0.666**	-0.440**	0.358**	-0.220**	0.795**	-0.023	0.037	0.703**
7	-0.397**	-0.670**	-0.473**	0.392**	-0.192**	0.804**	0.001	0.090*	0.730**
8	-0.384**	-0.675**	-0.493**	0.427**	-0.181**	0.810**	0.030	0.141**	0.751**
9	-0.368**	-0.678**	-0.509**	0.456**	-0.169**	0.814**	0.064	0.179**	0.767**
10	-0.347**	-0.681**	-0.527**	0.476**	-0.161**	0.818**	0.099*	0.214**	0.779**

注:**表示在1%水平上显著;*表示在5%水平上显著。

表4 登革热LUR模型参数检验
Tab. 4 Parameter estimation tests of LUR model

自变量	系数	标准误差sx	t值	P值
常数	1.000	0.103	9.682	0.000
人口密度_10 km	0.045	0.004	11.439	0.000
草地_7 km	-14.947	2.510	-5.956	0.000
城镇用地_10 km	0.651	0.254	2.564	0.011
林地_2 km	-1.907	0.141	-13.534	0.000
耕地_1 km	-0.794	0.170	-4.663	0.000

留一交叉检验结果表明,模型的相对均方根误差(RRMSE)为0.7046。图4为登革热病例预测值与实测值的散点图,其中横坐标表示登革热病例的预测值(以2010年人口密度(10 km)、草地占比(7 km)、城镇用地占比(10 km)、林地占比(2 km)和耕地占比(1 km)为自变量,基于式3计算500个样本点的登革热病例值),纵坐标表示500个样本点1 km范围内的登革热病例实测值。图4的结果表明LUR模型的 R^2 (拟合优度)达到0.7101,虽然模型仍会受到疫情特异性的影响,但整体模拟效果较好,即可以用于2030年登革热疫情风险的空间分布模拟。

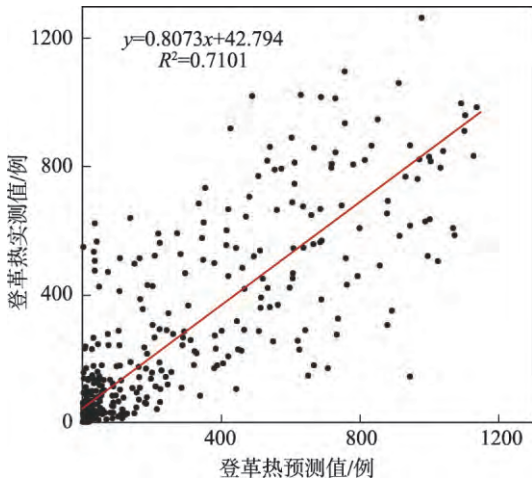


图4 样本点1 km范围内的登革热预测值-实测值散点图
Fig. 4 Scatter plot of predicted and measured dengue fever cases within 1km of sample points

3.3 未来珠三角地区登革热疫情风险预测

表5为珠三角地区登革热疫情在不同空间尺度下的空间自相关性,结果表明在4 km×4 km 格网尺度下的Moran's I值最高,说明在该尺度下能较好的呈现登革热流行的空间聚类能力。
基于SLEUTH模型模拟的珠三角地区2030年土地利用数据以及基于人口密度预测模型获取的2030年珠三角人口密度数据,结合珠三角地区登革热LUR模型(式(3)),最终构建了珠三角地区2030年登革热风险的空间分布图(图5,4 km×4 km)。登革热风险较大的区域除了当前较严重的广佛地区,还有东莞市的北部以及深圳市,与2030年城镇用地的空间分布结果有较高的一致性。

4 讨论

本研究应用LUR模型探析了登革热疫情与社会经济要素之间的关系,并利用SLEUTH模型模拟得到珠三角地区2030年土地利用数据,在此基础上构建基于LUR模型的珠三角地区2030年登革热疫情风险预测模型,取得了较好的效果。
未来土地利用数据和其他社会经济要素数据是登革热风险预测模型的重要输入参数,而考虑到道路密度和GDP等其他社会经济要素的预测较复杂,因此本研究采用土地利用和人口密度数据作为LUR登革热风险预测模型的自变量。结果表明,人口密度、城镇用地占比、草地、耕地和林地占比是影响登革热空间分异的主要影响因素,与Qi等^[13]基于非线性模型探析登革热影响因素的结果具有相似性。就LUR模型筛选的各影响因素而言,Zhu等^[37]指出,一定程度的人口聚集是登革热得以传播与流行的重要条件,本研究的登革热LUR模型也证实了人口密度和城镇用地对疫情空间分异的显著影响。其为珠三角地区的高度城市化区域(如广佛)疫情相对严重的现象提供合理解释,而这些区域的人口相对聚集,城市化水平较高,更易形成人-蚊接触所需的条件并引发登革热疫情。其次,一定的植

表5 珠三角地区登革热病例空间自相关分析
Tab. 5 Spatial autocorrelation analysis of dengue fever in Pearl River Delta

	1 km	2 km	3 km	4 km	5 km	6 km	7 km	8 km	9 km	10 km
Moran's I	0.590	0.729	0.725	0.770	0.732	0.665	0.646	0.465	0.568	0.540
Z-score	417.159	206.795	119.043	69.811	57.308	45.011	40.311	35.731	29.685	26.457
P-value	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

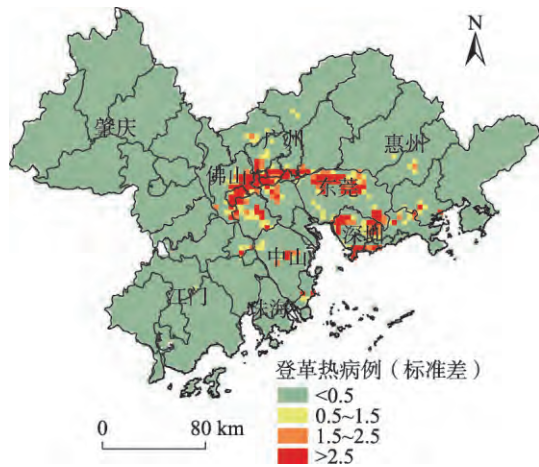


图5 珠三角地区2030年登革热风险预测空间分布

Fig. 5 Spatial distribution of dengue risk prediction in Pearl River Delta in 2030

被覆盖(如林地、耕地和草地)为蚊媒的孳生和活动提供了较好的条件,也为人们提供了纳凉的场所,进而增加了人-蚊接触的概率和疫情的风险,但植被覆盖高的地区人烟稀少(如珠三角地区东北、西北和西南部覆盖的大范围植被),因此登革热疫情的风险大大降低。

登革热疫情还与蚊媒生存所需的水环境密切相关^[38],但水域和湿地两个变量最终却未进入LUR模型。首先,本研究以登革热疫情病例为因变量而非蚊媒监测数据,因此不能仅考虑水环境对蚊媒的正面影响。且湿地、水体等地类的确相对适宜蚊虫孳生,却并非是登革热疫情传播的充要条件。前人研究表明,登革热疫情的传播和流行不仅要有一定丰度的蚊媒,更重要的是还需要有足够的人口数量,而水域和湿地等区域人口分布相对较少,导致登革热风险有所降低。此外,从蚊媒方面考虑,相较于大尺度的江河湖泊和滩涂,街道尺度上的水浇地等地类风速小、卫生环境相对较差,相较而言更适合伊蚊的孳生^[38]。不仅如此,加上此类区域较大的人口密度,因而其登革热疫情传播与流行的风险也较大。

本研究基于土地利用和人口密度两类因素,探讨了影响登革热流行的变量和风险预测模型,LUR预测模型的拟合优度达到0.7101。结果表明,2030年广佛地区、深圳和东莞市均存在较高的登革热流行风险,与Li等^[14]基于生态位模型的登革热风险研究成果一致,说明LUR模型应用于预测登革热风险的空间分布中具有可行性。这些地区均有人口密度大、流动人口多、城镇化水平高且植被覆盖水平

不高等特点,特别是当下疫情高发的广佛地区,城市化快速发展、人口高度聚集的同时,老城区、城中村卫生整治并没有齐头并进是形成登革热疫情的一大重要隐患。

本研究仍存在一定的局限性。首先在模型的可行性方面,尽管以年为时间尺度的登革热风险预测探索研究对于未来登革热风险的空间模拟具有一定参考意义,但若满足近期、短期疫情风险的空间预测和预警的需求还需要进一步的完善研究。例如,细化时间分辨率,分析季或月等短期时间尺度内登革热疫情的影响因素;进一步考虑时间滞后性对疫情的影响,构建时空LUR模型来提升预测登革热疫情空间分布能力;丰富社会经济要素数据,在未来研究中应将气候要素、蚊媒密度、路网密度及街道景观格局等影响因素加入模型的影响因素中进行回归,以便更好地提升模型的科学性。其次,LUR模型虽然能基于未来土地利用和人口密度数据较好的模拟和预测登革热疫情的空间分异情况,但其作为线性回归模型在解决诸多非线性的复杂地理问题中仍存在局限性,而广义加性模型、BP神经网络模型等非线性模型的加入能在一定程度上改善模型的适宜性和精度。最后,本研究仅考虑本地病例,对于登革热这一类输入性疫情在我国流行于传播风险的模拟与评估,在后续研究中应该考虑输入性病例对登革热疫情的影响。

5 结论

本研究基于LUR模型对珠江三角洲地区的登革热疫情与土地利用、人口密度2个变量之间做多元逐步回归,以探析在不同空间范围内各要素对登革热疫情的影响。此外,本研究还采用SLEUTH模型预测2030年的土地利用扩张数据,以及人口密度预测模型预测2030年的人口密度空间分布数据,并绘制了2030年登革热流行风险的空间分布图。基于此,本研究得出以下结论:

(1)人口密度大、城镇用地占比高以及具备一定植被覆盖率的地区会增加珠三角地区登革热疫情的风险。LUR模型的回归方程调整 R^2 为0.7960,模型的相对均方根误差为0.7046,且登革热预测值与实测值的拟合优度达到0.7101,上述均表明LUR模型在模拟珠三角地区登革热疫情的空间分布中精度较好,其应用于珠三角未来的登革热风险预测

上具有一定的可行性。

(2)未来珠三角地区的登革热风险空间分布与当前高度城市化和人口高度聚集的地区存在较大一致性,均为广佛地区,以及东莞市的北部和深圳市。

(3)探析登革热疫情的影响要素在一定程度上可为当地疾控部门制定解决方案、降低风险提供重要的方法参考;而登革热风险预测的研究结果可为有关部门提供未来需要重点防范的登革热疫情高风险区。

参考文献(References):

- [1] 陈业滨,李卫红,华家敏,等.基于机器学习的登革热时空扩散预测模型对比分析[J].地理信息世界,2016,23(6):8-14. [Chen Y B, Li W H, Hua J M, et al. Comparing of spatio-temporal diffusion prediction models of dengue fevers based on machine learning[J]. Geomatics World, 2016,23(6):8-14.]
- [2] Guo C, Zhou Z, Wen Z, et al. Global epidemiology of dengue outbreaks in 1990-2015: A systematic review and meta-analysis[J]. Frontiers in Cellular and Infection Microbiology, 2017,7:317.
- [3] Wu J, Lun Z, James A A, et al. Review: Dengue fever in mainland China[J]. American Journal of Tropical Medicine and Hygiene, 2010,83(3):664-671.
- [4] Wang J, Chen H, Huang M, et al. Epidemiological and etiological investigation of dengue fever in the Fujian province of China during 2004-2014[J]. Science China-Life Sciences, 2017,60(1):72-80.
- [5] Gao Z, Zhang Y, Yang Y, et al. Dengue virus infections among blood donors in Guangxi of China, 2013-2014[J]. Transfusion Medicine, 2017,28(3):236-242.
- [6] Zheng J, Han W, Jiang B, et al. Infectious diseases and tropical cyclones in southeast China.[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2017,14(5):494.
- [7] 张萌,邓爱萍,李剑森,等. 2012-2017年广东省登革热疫情流行特点与趋势[J].中国病毒病杂志,2018,8(4):282-287. [Zhang M, Deng A P, Li J S, et al. Epidemiological characteristics and trends of dengue fever from 2012 to 2017 in Guangdong province of China[J]. Journal of Geo-information Science, 2018,8(4):282-287.]
- [8] 宁文艳,鲁亮,任红艳,等. 2004-2013年间中国登革热疫情时空变化分析[J].地球信息科学学报,2015,17(5):614-621. [Ning W Y, Lu L, Ren H Y, et al. Spatial and temporal variations of dengue fever epidemics in China from 2004 to 2013[J]. Journal of Geo- information Science, 2015,17(5):614-621.]
- [9] Bai L, Morton L C, Liu Q. Climate change and mosquito-borne diseases in China: A review[J]. Globalization and Health, 2013,9(1):10.
- [10] Cardoso-Leite R, Vilarinho A C, Novaes M C, et al. Recent and future environmental suitability to dengue fever in Brazil using species distribution model[J]. Transactions of the Royal Society of Tropical Medicine and Hygiene, 2014,108(2):99-104.
- [11] Bouzid M, Colón-González F J, Lung T, et al. Climate change and the emergence of vector-borne diseases in Europe: Case study of dengue fever[J]. BMC Public Health, 2014,14:781.
- [12] Ibarra A M S, Ryan S J, Beltran E, et al. Dengue vector dynamics (*Aedes aegypti*) influenced by climate and social factors in Ecuador: implications for targeted control [J]. PLoS One, 2013,8(11):e7826311.
- [13] Qi X, Wang Y, Li Y, et al. The effects of socioeconomic and environmental factors on the incidence of dengue fever in the Pearl River Delta, China, 2013[J]. PLoS Neglected Tropical Diseases, 2015,9(10):e4159.
- [14] Li Q, Ren H, Zheng L, et al. Ecological niche modeling identifies fine-scale areas at high risk of dengue fever in the Pearl River Delta, China[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2017,14(6):619.
- [15] Ren H, Zheng L, Li Q, et al. Exploring determinants of spatial variations in the dengue fever epidemic using geographically weighted regression model: A case study in the joint Guangzhou-Foshan area, China, 2014[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2017,14(12):1518.
- [16] 李森,陶海燕,秦雁,等.基于遥感与地理信息技术的登革热环境风险因子标识[J].中华疾病控制杂志,2010,14(9):869-873. [Li S, Tao H Y, Qin Y, et al. Remote sensing and geoinformatics based environmental risk factors identification of dengue fever[J]. Chinese Journal of Disease Control & Prevention, 2010,14(9):869-873.]
- [17] 任红艳,吴伟,李乔玄,等.基于反向传播神经网络模型的广东省登革热疫情预测研究[J].中国媒介生物学及控制杂志,2018,29(3):221-225. [Ren H Y, Wu W, Li Q X, et al. Prediction of dengue fever based on back propagation neural network model in Guangdong, China[J]. Chinese Journal of Vector Biology and Control, 2018,29(3):221-225.]
- [18] Yu H, Angulo J M, Cheng M, et al. An online spatiotemporal prediction model for dengue fever epidemic in Kaohsiung (Taiwan)[J]. Biometrical Journal, 2014,56(3):428-440.
- [19] Nakhapakorn K, Tripathi N K. An information value based

- analysis of physical and climatic factors affecting dengue fever and dengue haemorrhagic fever incidence[J]. *International Journal of Health Geographics*, 2005,4:13.
- [20] Wang C, Jiang B, Fan J, et al. A study of the dengue epidemic and meteorological factors in Guangzhou, China, by using a zero-inflated poisson regression model[J]. *Asia-Pacific Journal of Public Health*, 2014,26(1):48-57.
- [21] Becerra T A, Wilhelm M, Olsen J, et al. Ambient air pollution and autism in Los Angeles county, California[J]. *Environmental Health Perspectives*, 2013,121(3):380-386.
- [22] Liu D, Guo S, Chen X, et al. Analysis of trends of annual and seasonal precipitation from 1956 to 2000 in Guangdong province, China[J]. *Hydrological Sciences Journal-Journal Des Sciences Hydrologiques*, 2012,57(2):358-369.
- [23] Peng W, Wang G, Zhou J, et al. Studies on the temporal and spatial variations of urban expansion in Chengdu, western China, from 1978 to 2010[J]. *Sustainable Cities and Society*, 2015,17:141-150.
- [24] 郝凤明,胡远满,贺红土,等.基于SLEUTH模型的沈阳-抚顺都市区城市规划[J].*中国科学院研究生院学报*,2009,26(6):765-773. [Xi F M, Hu Y M, He H S, et al. Urban planning based on SLEUTH model in Shenyang-Fushun metropolitan area[J]. *Journal of the Graduate School of the Chinese Academy of Sciences*, 2009,26(6):765-773.]
- [25] Kloog I, Kaufman L I, de Hoogh K. Using open street map data in environmental exposure assessment studies: eastern massachusetts, bern region, and south israel as a case study[J]. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, 2018,15:2443.
- [26] Resource and environment data cloud platform[DB/OL]. www.resdc.cn.
- [27] Openstreetmap[DB/OL]. <http://download.geofabrik.de/>.
- [28] Geospatial data cloud[DB/OL]. <http://www.gscloud.cn/>.
- [29] 吴吉东,王旭,王莱林,等.社会经济数据空间化现状与发展趋势[J].*地球信息科学学报*,2018,20(9):1252-1262. [Wu J D, Wang X, Wang C L, et al. The status and development trend of disaggregation of socio-economic data[J]. *Journal of Geo-information Science*, 2018,20(9):1252-1262.]
- [30] 朱飞鸽,胡瀚文,沈兴华,等.基于SLEUTH模型的上海城市增长预测[J].*生态学杂志*,2011,30(9):2107-2114. [Zhu F G, Hu H W, Shen X H, et al. SLEUTH model-based prediction of urban growth of Shanghai[J]. *Chinese Journal of Ecology*, 2011,30(9):2107-2114.]
- [31] Rafiee R, Mahiny A S, Khorasani N, et al. Simulating urban growth in Mashad city, Iran through the SLEUTH model (UGM)[J]. *Cities*, 2009,26(1):19-26.
- [32] 徐新良,通拉嘎,郑凯迪,等.京津冀都市圈城镇扩展时空过程及其未来情景预测[J].*中国人口·资源与环境*,2012,22(11):256-261. [Xu X L, Tong L G, Zheng K D, et al. Spatial temporal process and future scenario prediction of urban expansion in Beijing-Tianjin-Hebei metropolitan area[J]. *China Population, Resources and Environment*, 2012,22(11):256-261.]
- [33] Son Y, Osornio-Vargas A R, O'Neill M S, et al. Land use regression models to assess air pollution exposure in Mexico city using finer spatial and temporal input parameters [J]. *Science of the Total Environment*, 2018,639:40-48.
- [34] 景晓,王学军,江媛媛,白纹伊蚊飞翔能力和扩散距离观察[J].*中国媒介生物学及控制杂志*,1998,9(3):13-15. [Jing X, Wang X J, Jiang Y Y. Investigation on the hover ability and spread range of *Aedes albopictus*[J]. *Chinese Journal of Vector Biology and Control*, 1998,9(3):13-15.]
- [35] Vehtari A, Gelman A, Gabry J. Practical Bayesian model evaluation using leave-one-out cross-validation and WAIC [J]. *Statistics and Computing*, 2017,27(5):1413-1432.
- [36] 郑澜,李乔玄,任红艳,等.基于土地利用回归模型的登革热疫情与社会环境要素的空间关系研究[J].*中国媒介生物学及控制杂志*,2018,29(3):226-230. [Zheng L, Li Q X, Ren H Y, et al. Exploring the relationship between dengue fever epidemics and social-environmental factors using land use regression model[J]. *Chinese Journal of Vector Biology and Control*, 2018,29(3):226-230.]
- [37] Zhu G, Xiao J, Zhang B, et al. The spatiotemporal transmission of dengue and its driving mechanism: A case study on the 2014 dengue outbreak in Guangdong, China[J]. *Science of the Total Environment*, 2018,622-623:252-259.
- [38] 岳玉娟,鲁亮,刘起勇.广州市蚊虫密度与土地覆盖类型关系研究[J].*中国媒介生物学及控制杂志*,2016,27(2):99-102. [Yue Y J, Lu L, Liu Q Y. Relationship between mosquito density and land cover types in Guangzhou, China[J]. *Chinese Journal of Vector Biology and Control*, 2016,27(2):99-102.]