



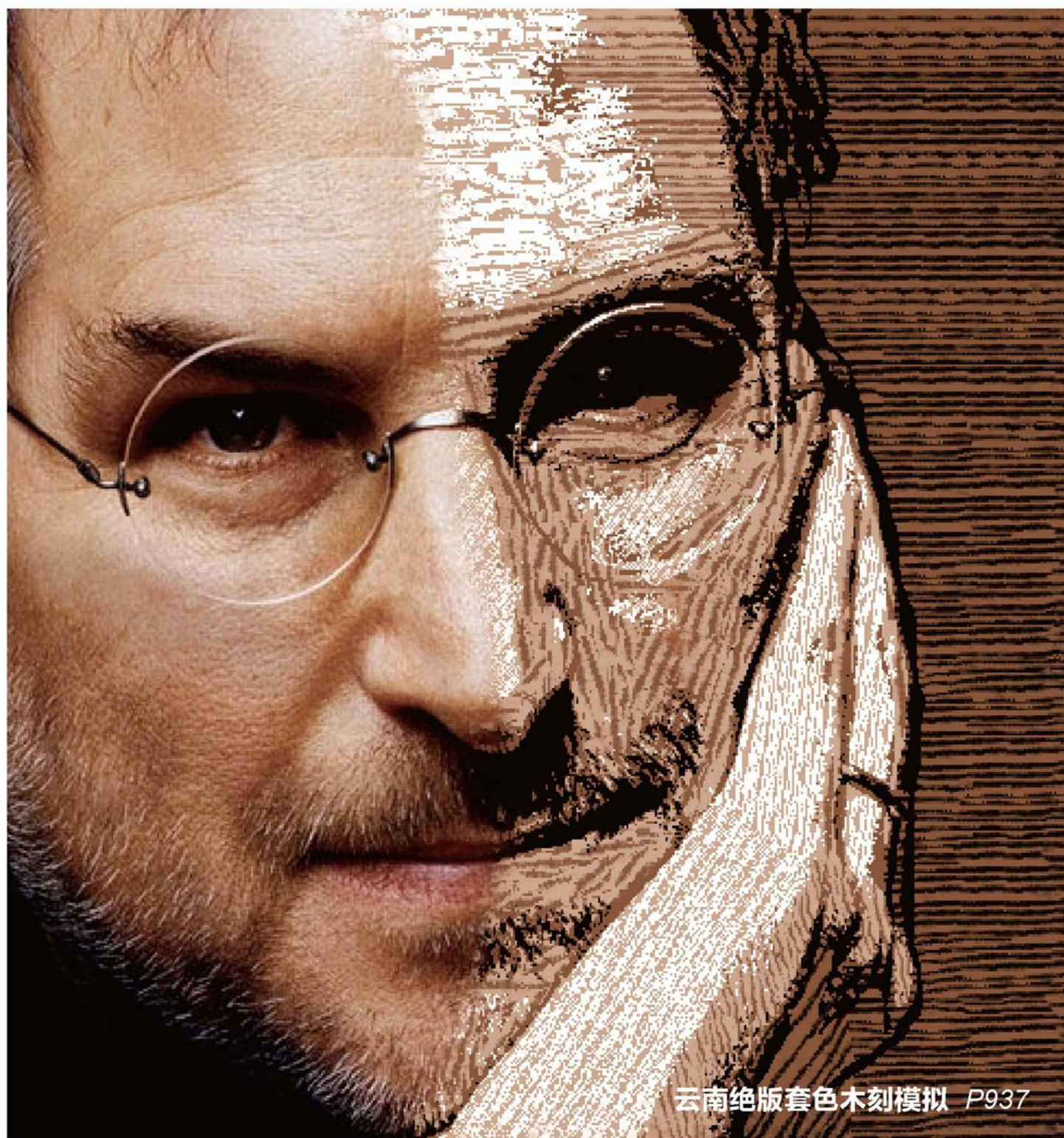
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2015
07
VOL.20

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



云南绝版套色木刻模拟 P937



第20卷第7期（总第230期）

2015年7月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院

主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所

中国图象图形学学会

北京应用物理与计算数学研究所

主 编 李小文

编辑出版《中国图象图形学报》编辑出版委员会

邮政信箱 北京9718信箱

邮 编 100101

电子信箱 jig@radi.ac.cn

电 话 010-64807995

网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号

总 发 行 北京报刊发行局

订 购 全国各地邮局

海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司

（邮政信箱：北京399信箱 邮编：100048）

印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian

Monthly, Started in 1996

Superintended by Chinese Academy of Sciences

Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS

China Society of Image and Graphics

Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief LI Xiaowen

Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of

Image and Graphics

P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China

Zip code 100101

E-mail jig@radi.ac.cn

Telephone 010-64807995

Website www.cjig.cn

Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals

Domestic All Local Post Offices in China

Overseas China International Book Trading Corporation

(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China))

Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB

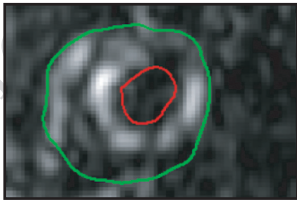
ISSN 1006-8961

CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406

国内邮发代号 82-831

国内定价 50.00元



基于颈动脉粥样硬化斑块的多
序列MR图像去噪与配准
(第0871页)



光滑拟合模型的IIPBDR图像
修复算法(第0895页)



基于暗原色先验的图像快速去
雾(第0914页)



个性化定制的虚拟健身系统设
计与实现(第0953页)

图像处理和编码

融合视觉感知特性的HEVC率失真优化

费马燕, 彭宗举, 李持航, 陈芬, 郁梅, 蒋刚毅 0857

结合空间信息的模糊聚类侧扫声纳图像分割

李阳, 庞永杰, 盛明伟 0865

基于颈动脉粥样硬化斑块的多序列MR图像去噪与配准

李军伟, 汪晓妍, 张剑华, 何俊丽, 管秋, 陈胜勇 0871

小波变换与纹理合成相结合的图像修复

张东, 唐向宏, 张少鹏, 黄俊泽 0882

光滑拟合模型的IIPBDR图像修复算法

鱼江, 翟东海, 聂洪玉, 李同亮 0895

图像分析和识别

噪声方差未知条件下的视频目标跟踪

陈金广, 任冰青, 马丽丽, 温静 0906

基于暗原色先验的图像快速去雾

曾浩, 尚媛园, 丁辉, 周修庄, 付小雁 0914

人体运动分析的实例学习方法

李毅, 刘兴川, 孙亭 0922

图像理解和计算机视觉

多参数加权的无缝纹理映射算法

刘彬, 陈向宁, 薛俊诗 0929

交互式云南绝版套色木刻数字化合成

王雪松, 李杰, 侯剑侠, 徐丹, 普园媛 0937

计算机图形学

基于像素的多边形等距区域子分算法

严志刚, 寿华好 0945

个性化定制的虚拟健身系统设计与实现

赵汉理, 孟庆如, 韩丽贞, 潘志庚 0953

遥感图像处理

LANDSAT-8卫星影像长条带数据处理

李亚林, 李山山, 冯钟葵, 张洪群, 陈勃 0963

MapReduce模式下高光谱图像端元提取算法加速

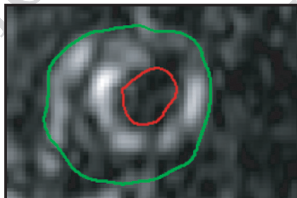
曲海成, 籍瑞庆, 刘万军, 梁雪剑 0973

基于GA-BP神经网络模型的登革热时空扩散模拟

李卫红, 陈业滨, 闻磊 0981

CONTENTS

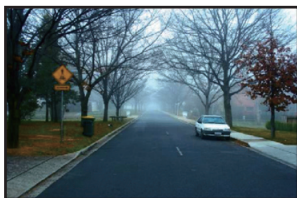
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Multiple sequence MR image de-noising and registration method based on carotid atherosclerosis plaque (P0871)



Improved IIPBDR algorithm based on smooth-fitting model (P0895)



Fast image haze removal base on dark channel prior (P0914)



Design and implementation of the personalized virtual fitness system(P0953)

Image Processing and Coding

- Human perception features based rate distortion optimization for HEVC
Fei Mayan, Peng Zongju, Li Chihang, Chen Fen, Yu Mei, Jiang Gangyi 0857
- Side-Scan sonar image segmentation via fuzzy clustering with spatial constrains
Li Yang, Pang Yongjie, Sheng Mingwei 0865
- Multiple sequence MR image de-noising and registration method based on carotid atherosclerosis plaque
Li Junwei, Wang Xiaoyan, Zhang Jianhua, He Junli, Guan Qiu, Chen Shengyong 0871
- Image inpainting based on combination of wavelet transform and texture synthesis
Zhang Dong, Tang Xianghong, Zhang Shaopeng, Huang Junze 0882
- Improved IIPBDR algorithm based on smooth-fitting model
Yu Jiang, Zhai Donghai, Nie Hongyu, Li Tongliang 0895

Image Analysis and Recognition

- Video target tracking algorithm with the noise variance unknown
Chen Jinguang, Ren Bingqing, Ma Lili, Wen Jing 0906
- Fast image haze removal base on dark channel prior
Zeng Hao, Shang Yuanyuan, Ding Hui, Zhou Xiuzhuang, Fu Xiaoyan 0914
- Example-based approach for human motion analysis from videos
Li Yi, Liu Xingchuan, Sun Ting 0922

Image Understanding and Computer Vision

- Seamless texture mapping algorithm based on multi parameter weighted
Liu Bin, Chen Xiangning, Xue Junshi 0929
- Interactive digital synthesis of Yunnan out-of-print woodcuts
Wang Xuesong, Li Jie , Hou Jianxia, Xu Dan, Pu Yuanyuan 0937

Computer Graphics

- Pixel based domain subdivision algorithm for polygon offsetting
YAN Zhigang, SHOU Huahao 0945
- Design and implementation of the personalized virtual fitness system
Zhao Hanli, Meng Qingru, Han Lizhen, Pan Zhigeng 0953

Remote Sensing Image Processing

- Study on processing method of LANDSAT-8 long strip satellite imagery
Li Yalin, Li Shanshan, Feng Zhongkui, Zhang Hongqun, Chen Bo 0963
- Acceleration of hyperspectral image endmember extraction based on MapReduce pattern
Qu Haicheng, Ji Ruiqing, Liu Wanjun, Liang Xuejian 0973
- Simulation of spatio-temporal diffusion of dengue fever based on the GA-BP neural network model
Li Weihong, Chen Yebin, Wen Lei 0981

中图法分类号: TN919.73 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2015)07-0981-11

论文引用格式: Li W H, Chen Y B, Wen L. Simulation of spatio-temporal diffusion of dengue fever based on the GA-BP neural network model[J]. Journal of Image and Graphics, 2015, 20(7): 0981-0991. [李卫红, 陈业滨, 闻磊. 基于 GA-BP 神经网络模型的登革热时空扩散模拟[J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(7): 0981-0991.] [DOI:10.11834/jig.20150715]

基于 GA-BP 神经网络模型的 登革热时空扩散模拟

李卫红, 陈业滨, 闻磊

华南师范大学地理科学学院, 广州 510631

摘要: **目的** 登革热是一个全球性公共卫生问题,从地理学时空数据分析的视角,探究登革热的时空特质、构建登革热时空过程模型,是有效预防、控制登革热的新方法、研究新热点。**方法** 基于时空数据挖掘、时空过程建模,综合环境、气象、地理、人口 4 大因素,分析登革热的空间相关性及其登革热病例的空间自相关,挖掘登革热影响因素;针对 BP(back propagation)神经网络模型易陷入局部最优的缺陷,引入遗传算法(GA)改进 BP 神经网络模型,用于登革热时空模拟。**结果** 登革热的时空扩散与温度、湿度、居民地、交通、人口密度呈显著相关;登革热病例之间呈显著自相关;登革热发生、扩散与环境、气象、地理、人口中的多种因子存在非线性关系;利用改进的 GA-BP 神经网络模型模拟登革热时空扩散,均方根误差达到 0.081。**结论** 登革热发生、扩散是由多种因素综合影响的结果;GA-BP 神经网络模型能够有效模拟登革热时空过程;此模型同样适用于其他伊蚊类传染病的模拟。

关键词: 登革热;时空数据挖掘;遗传神经网络模型;时空模拟;影响因素

Simulation of spatio-temporal diffusion of dengue fever based on the GA-BP neural network model

Li Weihong, Chen Yebin, Wen Lei

School of Geographical Sciences South China Normal University, Guangzhou 510631, China

Abstract: **Objective** Dengue fever is a global health problem. Probing its spatio-temporal characteristics and building corresponding spatio-temporal models from geographical analyses may constitute a novel approach to its effective prevention and control. **Method** Spatio-temporal data mining and spatio-temporal process model-building were used to examine spatial relationships between dengue fever and environmental, climate, geographical, and population factors, as well as spatial autocorrelation of dengue fever cases, aiming to identify influencing factors of dengue fever. A Genetic Algorithm (GA) was introduced to overcome the weakness of Back Propagation (BP) neural network models, which is typically subject to local optima. The improved model was applied to spatio-temporal simulation of dengue fever. **Result** the spatio-temporal diffusion of dengue fever was significantly associated with temperature, humidity, residential areas, traffic, and population density. A remarkable spatial autocorrelation was found amongst the dengue fever cases. Nonlinear relationships were revealed between the occurrence and diffusion of dengue fever and environmental, climate, geographical, and population factors. The improved GA-BP neural network model may enhance the accuracy of simulation of spatio-temporal diffusion of dengue fever (RMSE = 0.081). **Conclusion** The occurrence and diffusion of dengue fever were affected by multiple factors. The GA-BP

收稿日期:2014-05-27;修回日期:2015-06-10

第一作者简介: 李卫红(1966—),女,副教授,1988 年于武汉测绘科技大学(现武汉大学)航空摄影测量与遥感系毕业,主要从事时空数据挖掘、犯罪地理研究。E-mail: hongweili9981@163.com

neural network model can effectively simulate spatio-temporal processes of dengue fever. The improved model could likewise apply to simulations of other aedes-related diseases.

Key words: dengue fever; spatio-temporal data mining; genetic neural network model; spatio-temporal simulation; influencing factor

0 引言

登革热是由登革热病毒引起、通过伊蚊传播的一种危害性较大的急性蚊媒传染病。该病广泛流行于热带和亚热带的 100 多个国家和地区,其中以东南亚和西太平洋地区的国家较为严重^[14]。近 15 年来,登革热传播速度越来越快,范围越来越广,每年发病数千万例,年均死亡 2 万人^[5]。蚊媒病是影响人类健康的主要疾病,长期以来是疾病预防与控制领域的热点与难点问题^[6]。登革热已成为一个日益严重的全球性公共卫生问题^[7]。已有研究表明,登革热与地理环境有着紧密的联系,如何利用地理学时空数据分析方法,发现登革热时空发生、扩散的地理特性,模拟登革热的时空过程与趋势,是有效预防、控制登革热的新方法,也是登革热研究的新热点。

近年来不少学者从事登革热与地理环境的空间相关性研究,探究影响登革热发生、扩散的地理相关因子。李森等用广义线性模型分析发现:开放水域,以沼泽和湿地为主的湿草场,以水稻为主的农田以及开发用地被标识为与登革热病例存在与否最为相关的地类因子^[8]; Hsueh 等人^[9]用地理加权回归模型分析发现:人口密度、交通网络、水体对登革热的传播具有重要的影响;李国栋^[10], Chadee 等人^[11]研究发现降雨量与登革热发病率显著相关,郑学礼^[12]指出气温是影响登革热传播的重要因子。以上研究多是基于单一的地理、气象、环境、人口因子,没有考虑 4 种因素对登革热的综合影响,以及登革热与依存因子的非线性关系,研究结果存在一定的局限性。

基于登革热与地理环境的空间相关性,发现影响登革热发生、传播的主要依存因子,利用时空过程建模,对蚊媒疾病的时空分布趋势进行模拟、预测分析,可以达到对登革热的提前预警、防控^[13-23]。郭华^[13]利用社会经济、温度、降雨等因素,探讨了面向主动监控的感染风险时空模式建模与挖掘;杨国静等人^[14]总结论述了气候因子作用下的决定性模型

和统计学模型用于媒介传播性疾病建模模拟; Thomas 等人使用了疾病风险图^[15]、MARA/ARMA 阈值和模糊模型^[16],用于非洲疟疾模拟预测; Hales 等人采用 Logistic 回归模对疾病进行预测^[17]。Rogers 等人^[18]采用应用统计学模型、Yang 等人^[19]利用贝叶斯模型对日本血吸虫流行病的时空建模预测; 于德宪等人^[20]用 BP 神经网络模型对伊蚊密度进行了初步尝试。以上研究,多是基于决策性模型和统计学模型,这两类模型模拟预测的准确性很大程度上依赖于主要依存因子及各因子的权重。登革热发生、扩散是一个复杂的时空过程,是多种因子共同作用的结果,难于精确地量化主要依存因子权重,导致这两类模型不能达到预期的模拟预测效果。

现有研究在相关因子选择方面尚未见将环境、气象、地理、人口多因素综合考虑,探究登革热与多因子依存关系;在模型预测方面主要采用决策型模型和统计学模型,模型过度依赖依存因子的定量精度,无法顾及一些非线性的依存因子。BP 神经网络模型能学习和存贮大量的输入—输出模式映射关系,而无需事前揭示描述这种映射关系的数学方程;模型通过数据训练、人工智能、机器学习能描述许多复杂的非线性相关关系^[21]。但 BP 神经网络存在收敛速度慢和易陷入极小值的缺陷。遗传算法的全局搜索能力可以避免神经网络搜索陷入局部极值,增加其算法的稳定性和可靠性^[22],遗传算法通过遗传、交叉、变异能很好地优化 BP 神经网络的初始权值和阈值,达到最优的预测结果。

针对上述研究不足,基于登革热和地理信息时空大数据,包括环境数据、气象数据、土地利用数据、人口数据、登革热病例数据。利用地理时空数据分析方法,探究与登革热相关的线性、非线性的综合影响因子;将所有因子全部带入,通过数据训练、机器学习、模型优化,最终构建一个基于复杂地理环境因素驱动的遗传神经网络模型(以下简称 GA-BP 模型),用于登革热时空模拟,弥补现有研究的不足。

1 研究区域与数据

1.1 研究区域

研究区选择如图 1 所示, 位于广州市东经 113°8'28"~113°30'10.429", 北纬 23°2'42.889"~23°19'10.739", 包含海珠区、越秀区、荔湾区、天河

区、黄埔区, 以及白云区、萝岗区南部(以下简称广州市主城区)。研究区属海洋性气候, 具有温暖多雨、光热充足、温差小、夏季长、霜期短等气候特征。年平均气温 20 ~ 22 ℃, 年平均日照时数 1 370 ~ 1 490 h, 平均年降水量 1 800 多毫米, 年降雨日数 150 天左右。研究区总面积 769.84 km², 包含 7 个区, 110 个街道, 总人口数量 704.865 2 万人。

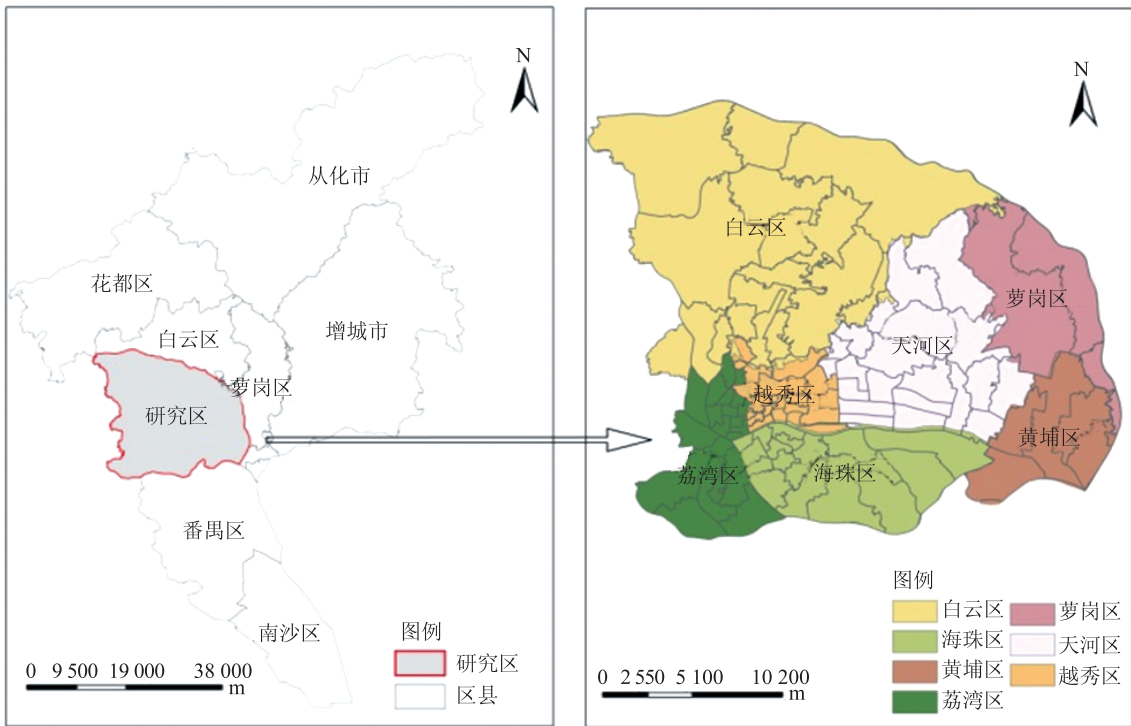


图 1 研究区域
Fig. 1 Study Area

1.2 数据

1.2.1 土地利用数据

研究区内 2014 年基础地图矢量数据, 2014 年 SPOT5 2.5 m 卫星遥感影像图。按土地利用大类将用地类型分为 10 大类, 详见表 1, 土地利用分类见图 2。

表 1 土地利用分类

Table 1 Land use classification

序 号	分 类	序 号	分 类
1	农用地	6	池塘
2	林地	7	水库
3	草地	8	河流
4	园林	9	居民地
5	湖泊	10	道路

1.2.2 环境监测数据

研究区内 16 个环境检测站如图 3 所示(数据来源于广州市环保局), 2014 年 1 月—12 月的环境检测数据, 每个站点包含的环境检测属性有 SO₂、NO₂、PM10、PM2.5、CO 共 5 类, 时间步长为 1 天。数据按月用反距离加权插值为连续的环境监测数据共 60 组。研究区 7 月环境监测数据插值图如图 4 所示。

1.2.3 气象数据

研究区内气象数据(数据来源广州市气象局), 2014 年 1 月—11 月广州市市区每天最高温、最低温、风向、风速数据如图 5—图 7 所示, 利用华南师范大学气象站同期气象监测数据, 提取平均降雨量。5 类气象数据按月分类整理共 55 组数据。

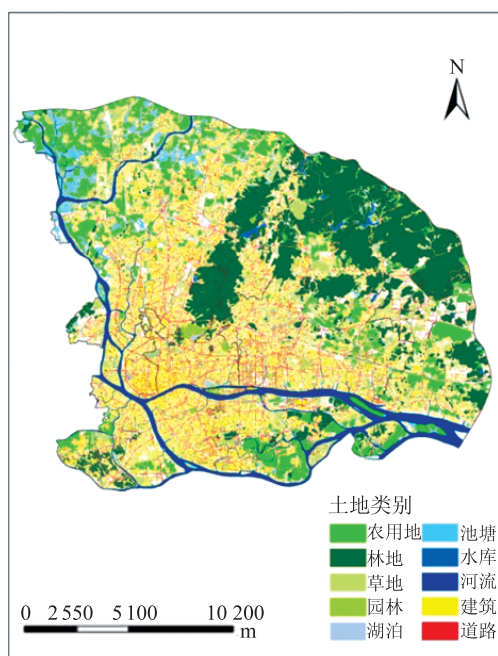


图2 土地利用分类图

Fig. 2 Land use classification

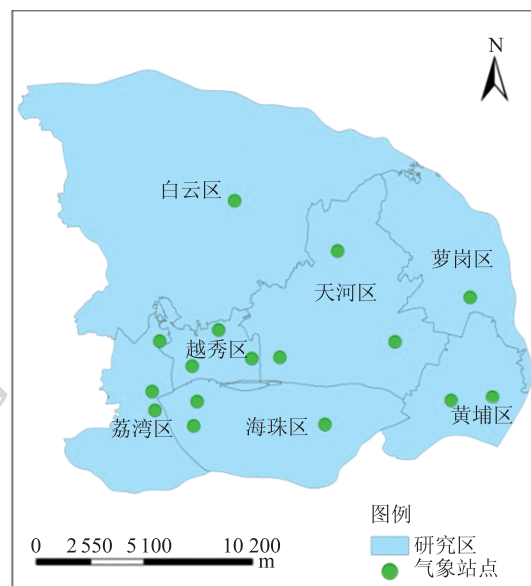


图3 环境监测站分布图

Fig. 3 Environmental monitoring station

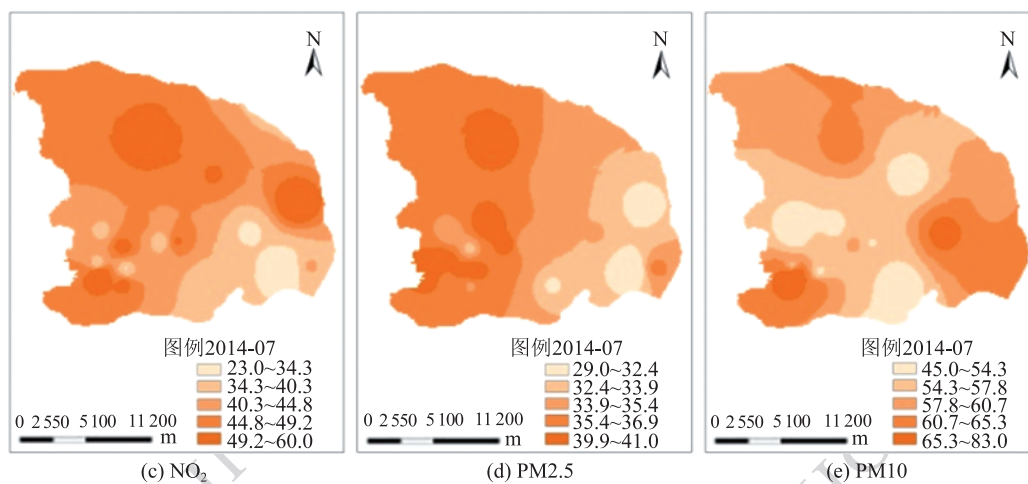
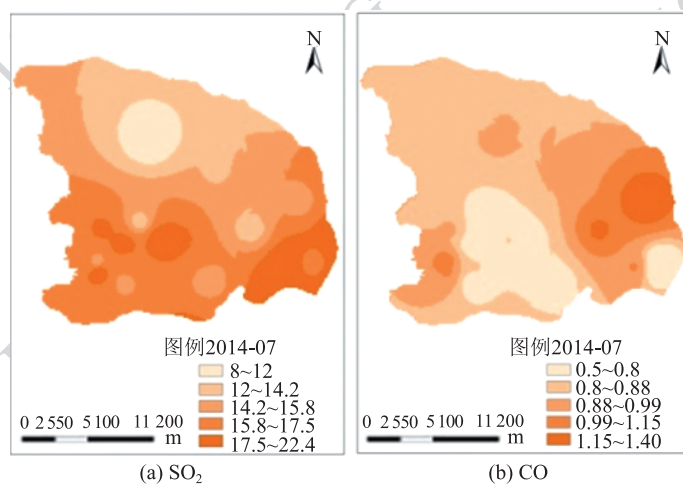


图4 环境数据插值图

Fig. 4 Environmental data interpolated map

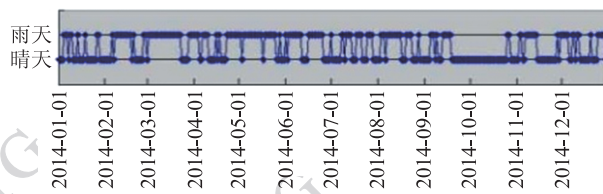


图5 2014年广州晴雨天气图

Fig. 5 2014 rain or shine map

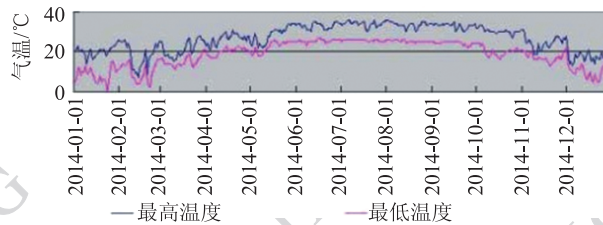


图6 2014年广州气温变化图

Fig. 6 2014 temperature change map

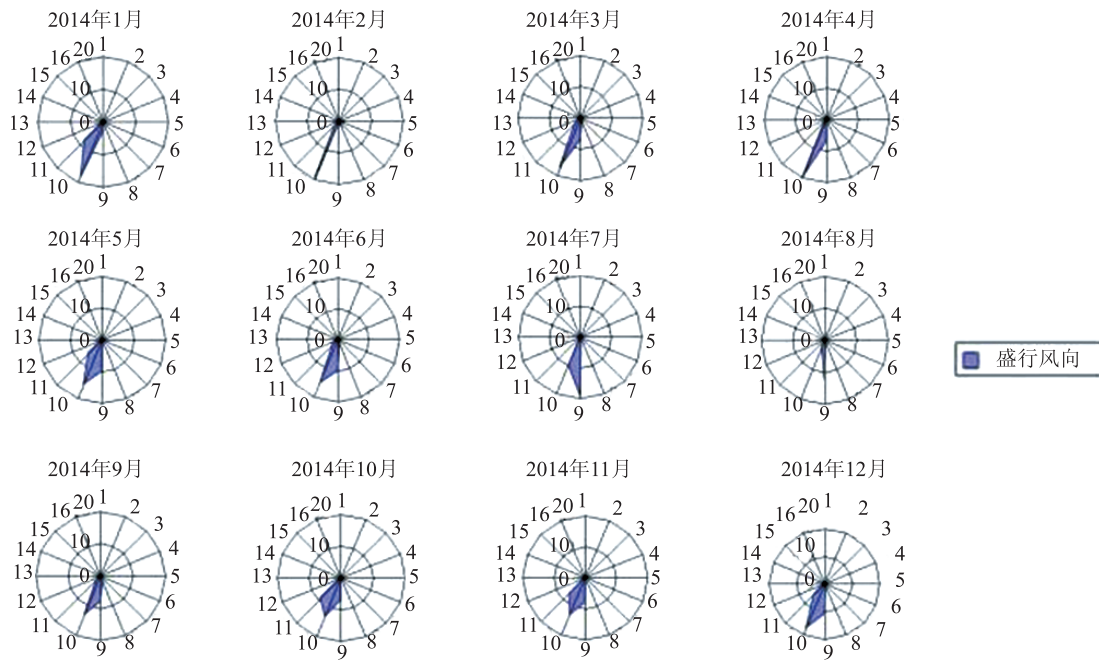


图7 2014年广州风向变化图

Fig. 7 2014 wind change map

1.2.4 登革热数据

研究区内 2014 年 1 月—12 月,登革热病例数据(数据来源于广东省疾病预防控制中心),按照登革热病例登记的发病人所在地(住所地址或单位地址),利用空间标准地址库地址匹配进行地理编码,获取登革热病例的空间坐标,其时空分布如图 8 所示。时间分辨率为 1 天,空间分辨率为病例所在建筑物中心经纬度或建筑物的单元经纬度。全广州市共 36 934 例,其中研究区内 30 580 例。经病例统计分析发现其急剧上升时段为 7 月、8 月、9 月 3 个月。

按天、星期、月进行登革热时空热点检测,整理生成登革热时空热点图共 429 幅。图 9 为 7 月、8 月、9 月 3 个月登革热热点分布图,数值大小表征了登革热热点的严重性。

1.2.5 人口数据

研究区共包含 110 个街道,总人口数量 704.865 2 万人(表 2)。在每个街道区域内,将人口数据按建筑物的总面积(按每层平面面积累计)分配到每栋建筑物上。保证人都在建筑物上,避免了传统的人口数据按区域采样,提高了数据精度。每

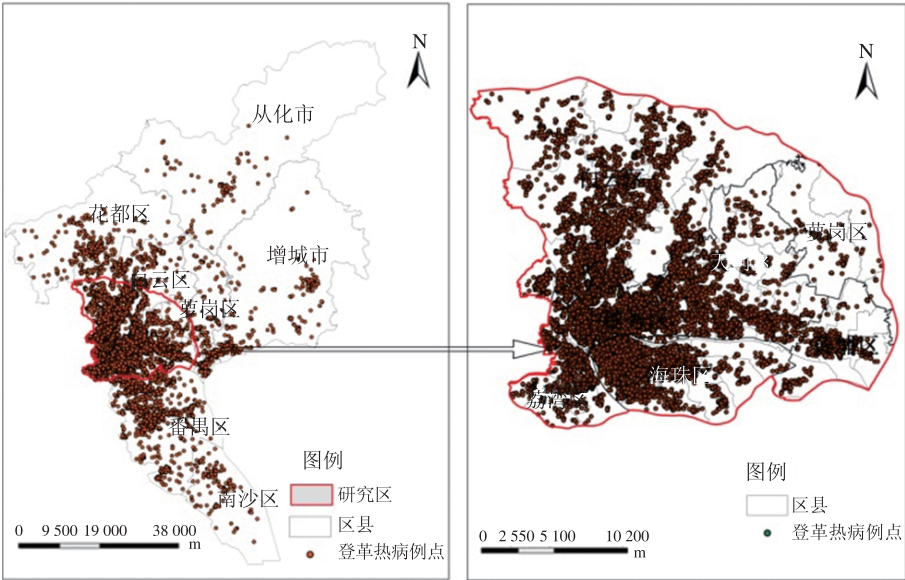


图8 登革热分布图
Fig. 8 2014 DF map

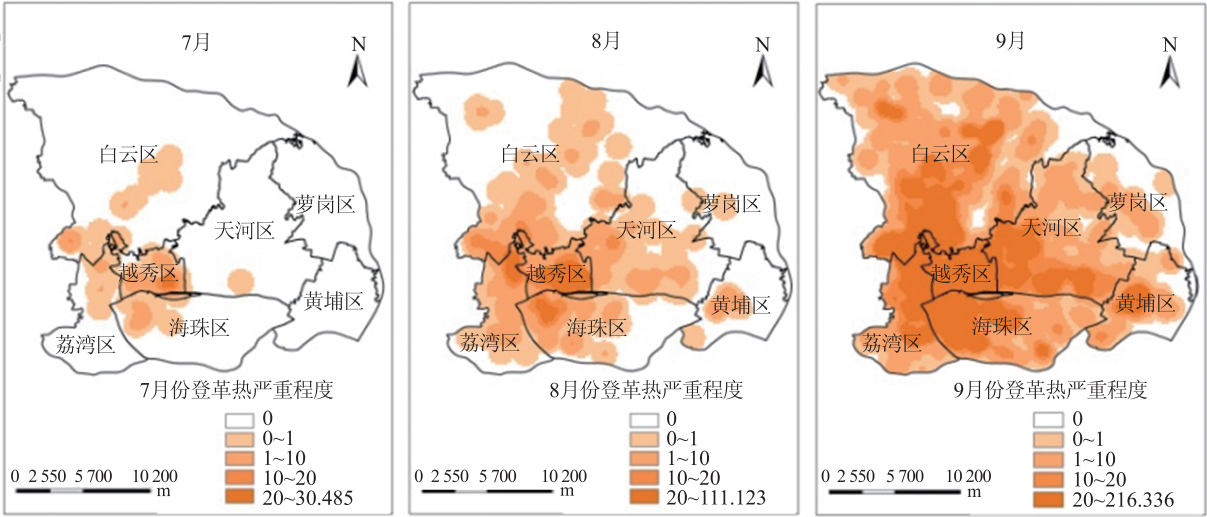


图9 7月—9月登革热热点图
Fig. 9 July-September DF hot map

表2 人口数据
Table 2 Population data

分 区	人口数	包含街道数
白云区	1 839 539	17
萝岗区	163 573	3
黄埔区	323 362	7
海珠区	1 461 481	18
荔湾区	868 399	22
越秀区	1 098 576	22
天河区	1 293 722	21

栋建筑物人口计算公式为

$$R_i = M_i \times L_i \times \frac{R}{\sum_{i=1}^n M_i} \quad (1)$$

式中, R 为街道总人口数, n 为街道范围内建筑数量, i 为街道建筑物编号, R_i 为第 i 栋建筑的人口数, M_i 为第 i 栋建筑基底面积, L_i 第 i 栋建筑楼层数。

2 研究方法

2.1 研究总体技术路线

如图 10 所示,研究总体技术路线分为 4 部分:

对收集的各种数据进行预处理与数据标准化;利用空间相关性分析,检测与登革热存在相关性的各类因子,同时检测登革热空间自相关;将相关因子、登革热病例数组成时空矩阵,利用遗传算法选择出最优的初始化权矩阵,带入BP神经网络进行模型训练,按照预设的迭代收敛阈值要求,模拟出相应的结果;将模拟结果与真实病例数据进行精度计算与评价。

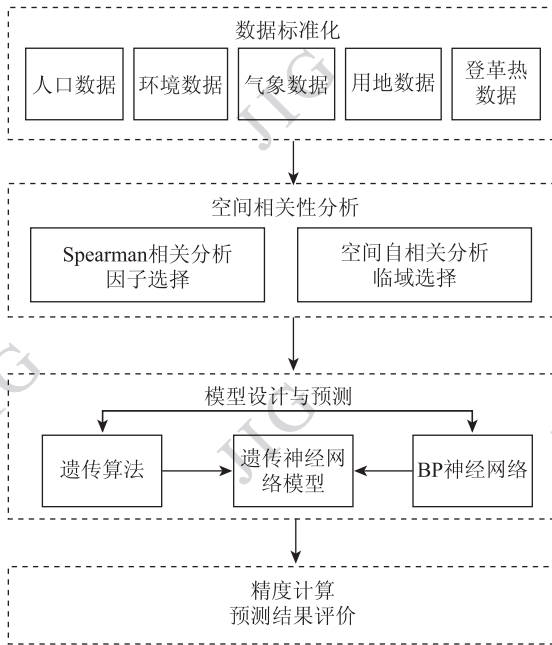


图10 研究方法流程图

Fig. 10 The flow chart of methodology

2.2 空间相关性分析

2.2.1 空间自相关分析

登革热的空间分布具有明显的空间自相关性。空间自相关程度以全局 Moran's I 指数表示。Moran's I 指数为

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

式中, n 为样本量, 即空间位置的个数。 x_i, x_j 是空间位置 (i, j) 的观察值, w_{ij} 表示空间权重。

对于 Moran 指数, 可以用标准化统计量 Z 来检验 n 个区域是否存在空间自相关关系, Z 为

$$Z(I) = \frac{I - E(I)}{\sqrt{Var(I)}} \quad (3)$$

式中, $E(I)$ 为期望值; $Var(I)$ 为方差。

当 Z 值为正且显著时, 表明存在正的空间自相关; 当 Z 值为负且显著时, 表明存在负的空间自相关; 当 Z 值为零时, 观测值呈独立随机分布。

2.2.2 空间相关性

登革热时空热点与地理环境因素存在着相关性。Spearman 相关系数描述变量之间的非线性相关关系 r_s 为

$$r_s = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{N(N^2 - 1)} \quad (4)$$

式中, N 为样本量, d_i 为样本 X, Y 之间秩次之差 ($i = 1, 2, \dots, N$)。

2.3 GA_BP 模型

GA-BP 模型是将遗传算法引入 BP 神经网络模型, 使模型获得最优的初始化权矩阵, 其流程如图 11 所示。

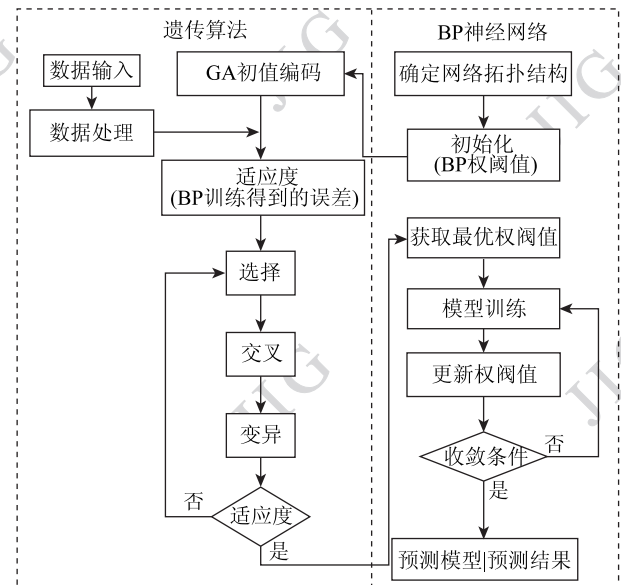


图11 遗传神经网络模型流程图

Fig. 11 The flow chart of GA-BP Model

2.3.1 BP 神经网络

BP 神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络。通过合理的神经网络架构和权重, 可以拟合任何形式的非线性连续函数。BP 算法通过梯度下降法, 迭代更新神经网络中各自变量的权重, 使得神经网络输出值和真实值之间的均方误差达到最小值。3 层 (输入层、隐含层、输出层) BP 神经网络结构如图 12 所示, 训练过程中, 隐含层根据返回的误差赋予各个因子权重值 ω 。

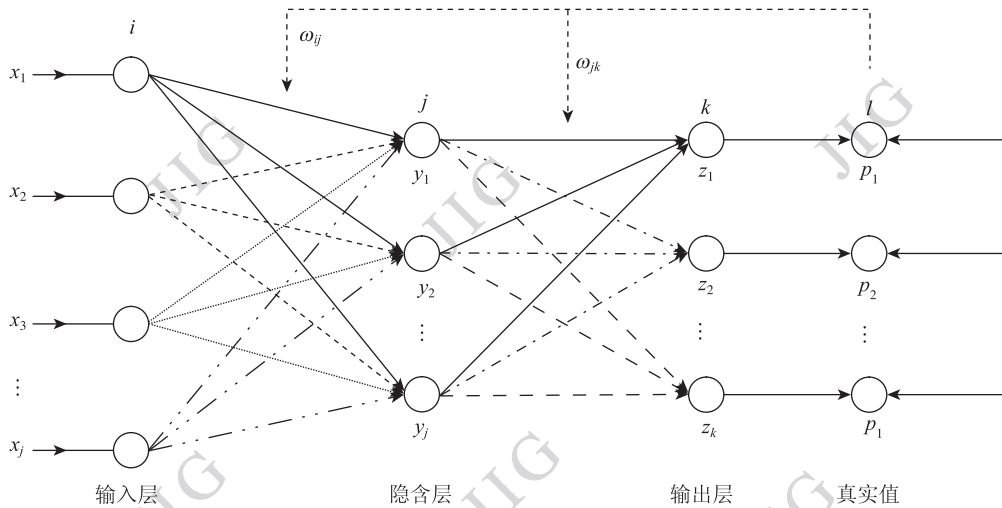


图 12 3 层 BP 神经网络图

Fig. 12 The three-layer BP neural network structure

BP 算法的权重调节公式为^[23]

$$\begin{cases} \Delta\omega_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{jk}} = \eta \delta_k y_j = \\ \eta (p_l - z_k) y_j f'(net_k) \\ \Delta\omega_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{ij}} = \eta \delta_j y_i = \\ \eta \left(\sum_{k=1}^M \delta_k \omega_{jk} \right) x_j f'(net_j) \\ E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^M (p_l - z_k)^2 \end{cases} \quad (5)$$

式中, ω 为网络权重, $\Delta\omega$ 为权重的变化量, E 为神经网络中输出层的误差函数, δ 为反向传递的误差, M 为输出层节点数量, net_k 为第 k 层网络, $f'(net_k)$ 、 $f'(net_j)$ 分别是输出层和隐含层的转换函数的导数, E 为神经网络中输出层的误差函数, p 表示预测值, z 为真实值。

2.3.2 遗传算法

遗传算法是通过模拟自然选择过程和遗传理论以探测模型最优解的算法。可以生成最优的初始权重和阈值, 有效地避免 BP 神经网络的初始权重及阈值的随机性有可能会陷入局部最小值的缺陷。遗传算法从包含潜在解集的种群中, 通过若干代的繁殖、交叉、变异, 对种群个体进行组合, 产生最优的解。遗传算法使用适应度函数值判定解的质量, 适应度函数值越大, 解的质量越好。适应度函数为

$$f_j = \left[\frac{1}{n} \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^n e_{ij}^2 \right]^{-\frac{1}{2}} \quad (7)$$

式中, f_j 为第 j 个候选解的适应度值, n 为神经网络输入集的数量, m 为遗传算法的种群规模, e_{ij} 为第 j 个候选解在第 i 次神经网络输入的误差。

2.4 精度评价

研究用标准误差 RMSE (root mean square error) 评价模型的精度, 即

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{x}_i - x_i)^2}{n}} \quad (8)$$

式中, $\hat{x}_i$ 为各格网中预测值, x_i 为各格网真实值, n 为参与计算的样本数量。

3 计算结果与分析

3.1 空间相关性结果与分析

从表 3 中可以看出, 登革热具有较强的空间自相关, 其全局 Moran's I 指数 > 0.4 。在登革热的时空模拟中, 需要充分考虑多邻域的相互作用, 将每个格网的 8 个邻域前一期登革热密度带入参与模型的训练。

表 3 登革热空间自相关表

Table 3 DF global Moran's I

类型	I 指数	显著性水平 P 值	Z 值
1 st Queen	0.407 8	0.01	102.350 8
1 st Rook	0.448 1	0.01	105.069 6

此外通过空间相关性计算发现 (表 4), 用地类 10 因子、环境类 5 因子、气象类 4 因子以及人口密

度均与登革热存在一定的依存关系,其中温度、湿度、居住用地、交通、人口与登革热存在较强的相关性。在登革热的时空模拟中,需要充分考虑多因子的作用,将四大类共 20 个因子带入参与模型的训练。

3.2 登革热模拟结果与分析

设 GA-BP 模型迭代收敛阈值为 0.000 01,最多迭代次数为 150 次。利用广州市 7 月、8 月两个月数据,将研究区用地、环境、气象、人口密度、登革热邻域共 28 个因子、登革热病例数,按 200m×200m 格网进行空间采样标准化,时间窗设为 1 个月。对广州市 9 月发生登革热疫情进行时空模拟,模拟结果如图 13 所示,将矩阵输出转换为可视化的模拟热点密度图如图 14 所示,9 月实际发生登革热疫情热点密度图如图 15 所示。

从模拟结果可以看到,顾及多因子驱动的 GA-BP 模型用于登革热模拟,在登革热数量、空间位置、热点 3 个方面取得了理想的预测结果。但由于模拟时间跨度比较短,用地类型基本属静态数据,气象数据多为区域平均数据,对模型模拟有一定的负作用。

3.3 精度评估

在研究区内,随机选择 1 000 个格网点作为精度评估点,采集每个评估点的登革热真值和模拟值,进行标准差计算,计算精度为 RMSE =0.081。

表 4 登革热与各类因子间的 Spearman 相关表

Table 4 Spearman between DF and all factors

类别	因子名称	相关系数	显著性
用地类别	农用地	-2.222 **	0
	林地	-2.880 **	0
	草地	0.098 **	0
	园林	0.055 **	0
	湖泊	-0.005	0.472
	池塘	-0.093 **	0
	水库	-0.058 **	0
	河流	-0.096 **	0
	居民地	0.576 **	0
	道路	0.455 **	0
环境类别	SO ₂	0.205 **	0
	CO	-0.202 **	0
	NO ₂	-0.026 **	0
	PM2.5	0.228 **	0
	PM10	-0.133 **	0
气象类别	最高温度	0.647 **	0
	最低温度	0.568 **	0
	降雨量	-0.129 *	0.034
	风力	-0.072	0.235
	风向	-0.07	0.249
人口	人口	0.496	0

注: * 表示在 0.05 的显著性水平下显著 (two-tailed test); ** 表示在 0.01 的显著性水平下显著 (two-tailed test)。

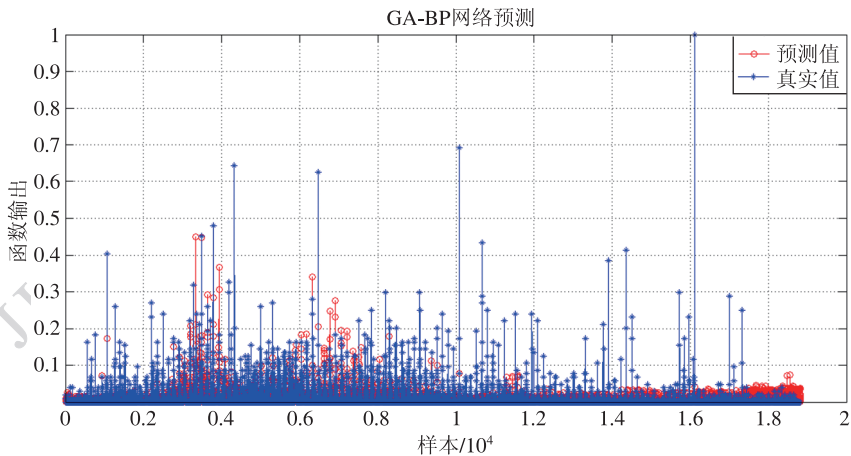


图 13 GA-BP 模型输出的登革热预测值与真值误差图

Fig. 13 The result of the GA_BP model

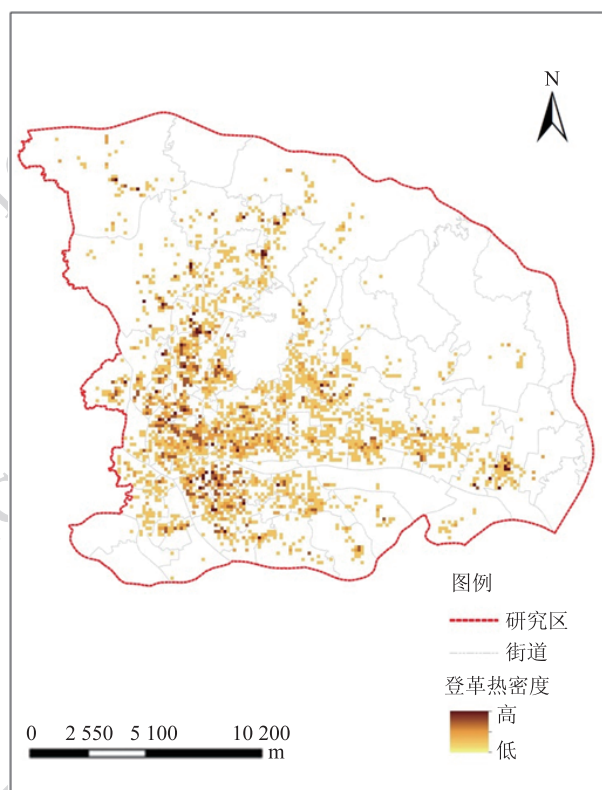


图 14 模拟登革热密度图

Fig. 14 DF density of forecasting

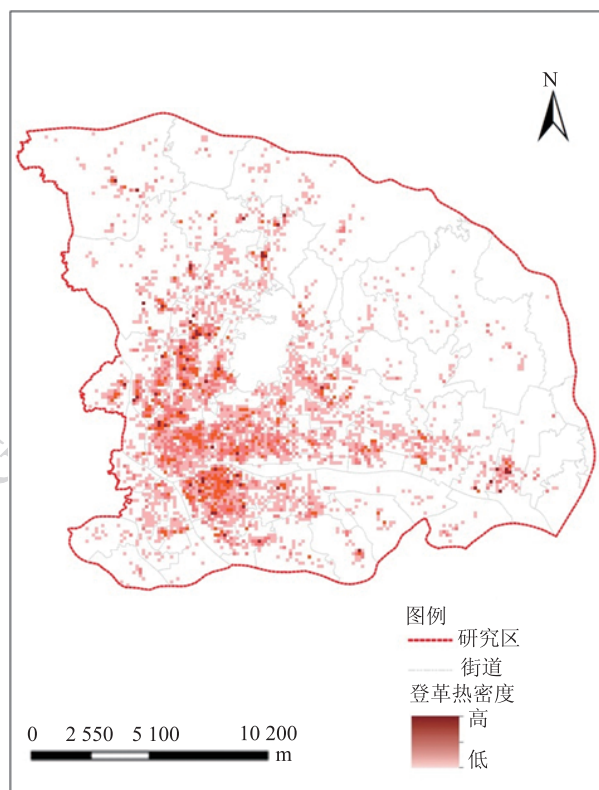


图 15 登革热实际密度图

Fig. 15 DF true density map

4 结 论

登革热的时空发生、扩散是多因素共同作用下的复杂时空过程,应综合考虑地理、环境、气象、人口、经济等多因子影响;登革热时空模拟模型宜采用非线性模型;GA-BP 模型能较好地模拟登革热,本模型也适用于伊蚊类病毒传播的其他病例的模拟。

志 谢

本研究环境监测数据、气象数据由华南师范大学地理科学学院陈弼铠等同学收集整理。登革热病例由广东省疾病预防控制中心提供,登革热病例地图定位数据由广东精一规划信息科技有限公司整理。

感谢华南师范大学地理科学学院单习章博士、樊风雷教授、对本文提出的宝贵意见。

参考文献 (References)

[1] Fan J C, Lin H L, Wu H X, et al. Spatial and temporal distribu-

tion characteristics of dengue fever in Guangdong province, China during 2006-2011 [J]. Chinese Journal of Vector Biology and Control, 2013, 24(5): 389-391. [樊景春, 林华亮, 吴海霞, 等. 广东省 2006-2011 年登革热时空分布特征[J]. 中国媒介生物学及控制杂志, 2013, 24(5): 389-391.]

[2] IPCC. Climate Change 2007. The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Fourth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change [M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2007.

[3] Aguirre A A, Tabor G M. Global factors driving emerging infectious diseases [J]. Annals of the New York Academy of Sciences, 2008, 1149: 1-3.

[4] Gage K L, Burkot T R, Eisen R J, et al. Climate and vector-borne diseases [J]. American Journal of Preventive Medicine, 2008, 35: 436-450.

[5] World Health Organization (WHO). Climate Change and Human Health: Risk and Responses [M]. Geneva: World Health Organization, 2003.

[6] He L H, Zhou M H, Chu H L, et al. Application of remote sensing technology in research on mosquito-borne diseases: a review [J]. Chinese Journal of Vector Biology and Control, 2014, 2(25): 184-188. [何隆华, 周明浩, 褚宏亮, 等. 遥感技术在蚊媒传染病研究中的应用进展[J]. 中国媒介生物学及控制杂志, 2014, 2(25): 184-188.]

[7] Halsetead S B. Dengue haemorrhagic fever-A public health prob-

- lem and a field for research [J]. *Bull World Health Organ*, 1980, 58(1):1-22.
- [8] 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. [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.]
- [9] Hsueh Y H, Lee J, Beltz L. 2012 Spatio-temporal patterns of dengue fever cases in Kaoshiung City, Taiwan, 2003—2008 [J]. *Applied Geography*, 2012, 34: 587-594.
- [10] Li G D, Zhang J H, Jiao G J, et al. Advances in impacts of climate change on infectious diseases outbreak [J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2013, 33(21): 6762-6773. [李国栋, 张俊华, 焦耿军, 等. 气候变化对传染病爆发流行的影响研究进展[J]. *生态学报*, 2013, 33(21):6762-6773.]
- [11] Chadee D D, Shrivnauth B, Rawlins S C. Climate, mosquito indices and the epidemiology of dengue fever in Trinidad (2002-2004) [J]. *Annals of Tropical Medicine and Parasitology*, 2007, 101(1):69-77.
- [12] Zheng X L. Effects of global climate change on natural foci and vectors of infectious diseases [J]. *Journal of Pathogen Biology*, 2011, 6(5):384-387. [郑学礼. 全球气候变化与自然疫源性、虫媒传染病[J]. *中国病原生物学杂志*, 2011, 6(5):384-387.]
- [13] Guo H. Active surveillance oriented spatiotemporal patterns modeling and mining of infection risk [D]. Chang Chun: Jilin University 2014. [郭华. 面向主动监控的感染风险时空模式建模与挖掘[D]. 长春: 吉林大学, 2014.]
- [14] Yang G J, Yang K, Zhou X N. Assessment models for impact of climate change on vector-borne diseases transmission [J]. *Advances In Climate Change Research*, 2010, 6(4):259-264. [杨国静, 杨坤, 周晓农. 气候变化对媒介传播性疾病传播影响的评估模型[J]. *气候变化研究进展*, 2010, 6(4):259-264.]
- [15] Thomas C J. Malaria: a changed climate in Africa [J]. *Nature*, 2004, 427: 690-691.
- [16] Thomas C J, Davies G, Dunn C E. Mixed picture for changes in stable malaria distribution with future climate in Africa [J]. *Trends in Parasitology*, 2004, 20(5): 216-220.
- [17] Tanser F C, Sharp B, le Sueur D. Potential effect of climate change on malaria transmission in Africa [J]. *The Lancet*, 2003, 362(9398): 1792-1798.
- [18] Rogers D J, Randolph, Sarah E. The global spread of malaria in a future, warmer world [J]. *Science*, 2000, 289(5485): 1763-1766.
- [19] Yang G J, Vounatsou P, Zhou X N, et al. A Bayesian-based approach for spatio-temporal modeling of county level prevalence of *Schistosoma japonicum* infection in Jiangsu province, China [J]. *International Journal for Parasitology*, 2005, 35(2):155-162.
- [20] Yu D X, Lin L F, Lou L, et al. Establishment of an artificial neural network model for analysis of the influence of climate factors on the density of *Aedes albopictus* [J]. *Journal of Southern Medical University*, 2010, 30(7):1604-1609. [于德宪, 林立丰, 罗雷, 等. 人工神经网络模型用于分析气候因素对白纹伊蚊密度影响的初步探讨[J]. *南方医科大学学报*, 2010, 30(7):1604-1609.]
- [21] Almeida J S. Predictive non-linear modeling of complex data by artificial neural networks [J]. *Current Opinion in Biotechnology*, 2002, 13(1): 72-76.
- [22] Shi H Q, Zhang L, Du H D, et al. New method of sea surface wind speed trivial using genetic algorithms and neural network [J]. *Journal of PLA University of Science and Technology: Natural Science Edition*, 2013, 30(7):659-686. [石汉青, 张雷, 杜华栋, 等. 基于遗传神经网络算法的海面风速反演新方法[J]. *解放军理工大学学报: 自然科学版*, 2013, 30(7):659-686.]
- [23] Kaykin S. *Neural Networks and Learning Machines* [M]. 3rd ed. New Jersey: Pearson Education, 2009.