

上海城市热岛效应形成机制及空间格局

戴晓燕^{1,*}, 张利权¹, 过仲阳², 吴健平², 栗小东², 朱燕玲²

(1. 华东师范大学 河口海岸学国家重点实验室, 上海 200062; 2. 华东师范大学 地理信息科学教育部重点实验室, 上海 200062)

摘要:城市热岛效应的产生及演变与城市地表覆被变化、人类社会经济活动密切相关,是城市生态环境状况的综合概括与体现,目前对城市热岛形成、演变的驱动机制、热岛效应与地表覆被变化的定量关系研究大多还是从对某些影响因子的测定入手,缺乏对区域热环境系统全面、综合的评价与分析。近年来,在城市化过程中,人类社会、经济活动的加剧使城市地表热力景观呈现出高度的空间异质性,在利用 Landsat 7 ETM + 热波段数据反演上海地区地表温度的基础上,应用地统计学方法揭示了不同尺度下上海城市地表温度场空间变异特征及其不同的驱动因子。进而,采用决策树方法构造城市热环境系统的分类和预测模型,建立中心城区地表温度场空间分布及其驱动因素之间的定量关系,挖掘上海城市热岛效应的形成机制,揭示出多种影响因素综合作用下中心城区热环境空间格局差异。研究结果表明,城市热环境形成的驱动因子在空间上呈现出明显的分异性特征,各种影响因素在空间上不同的组合方式将决定城市热岛效应的时空演变趋势。运用决策树方法可以有效地确定在城市内部不同区域影响热环境形成的主导因素,揭示城市热岛形成与演变的成因机制及其空间差异,并可以进一步用来预测分析未来城市地表温度场动态变化的空间分布格局。

关键词:城市热岛;形成机制;地统计学;决策树;上海

文章编号:1000-0933(2009)07-3995-10 中图分类号:Q143 文献标识码:A

Mechanism of formation of urban heat island effect and its spatial pattern in Shanghai

DAI Xiao-Yan^{1,*}, ZHANG Li-Quan¹, GUO Zhong-Yang², WU Jian-Ping², LI Xiao-Dong², ZHU Yan-Ling²

1 State Key Laboratory of Estuarine and Coastal Research, East China Normal University, Shanghai 200062, China

2 Department of Geography, Key Laboratory of Geographic Information Science, Ministry of Education, East China Normal University, Shanghai 200062, China

Acta Ecologica Sinica, 2009, 29(7): 3995 ~ 4004.

Abstract: The formation and evolution of urban heat island (UHI) effect, which are closely related to changes of land cover and socioeconomic activities of human being in urban area, can generalize and embody urban ecological environment condition. Existing research efforts on the driving mechanism of UHI formation and evolution have been mostly focused on the measurement of a single or several indicators representing land cover changes, socioeconomic conditions, etc. There is still lack of a comprehensive analysis with respect to surface thermal environment system from a regional perspective. The course of urbanization has witnessed a serious spatial heterogeneity of urban land surface thermal landscape due to intensive human socioeconomic activities. In this paper, first, spatial variation patterns of Shanghai urban surface temperature field and their distinct driving factors are presented at different scales with geostatistical methods based on the land surface temperature (LST) retrieved from Landsat 7 ETM + thermal channel data in Shanghai, China. Second, classification and prediction models of urban thermal environmental system are constructed by means of decision tree. These models facilitate quantitatively establishing the relationship between the spatial distribution of LST field and its influencing factors,

基金项目:国家科技支撑计划资助项目(2006BAC01A14);国家重点基础研究发展规划资助项目(2008DFB90240);华东师范大学研究生重点课程建设资助项目(2007kc04)

收稿日期:2008-07-30; 修订日期:2009-04-08

* 通讯作者 Corresponding author. E-mail: dxiaoyan2002@yahoo.com.cn

discovering the mechanism of forming UHI effect in Shanghai, and exhibiting the different spatial patterns of thermal environment under synthetic effect of various influencing factors. Results indicate that spatial differentiation is inherent in the driving factors influencing the formation of urban thermal environment, and the evolution trends of UHI effect rely on spatial combinations of various influencing factors. The decision tree method can be effectively used to determine the key factors influencing the formation of thermal environment in different regions inside the city, reveal the causation of formation and evolution of UHI and its spatial difference, and further predict and analyze the spatial distribution pattern of dynamic change of urban surface temperature field in the future.

Key Words: urban heat island; mechanism of formation; geostatistics; decision tree; Shanghai

城市化的快速发展最为直观的表现就是土地覆盖景观的转变。土地利用/土地覆盖的变化不仅会改变地球表面物理特征,而且又能影响到地表与大气之间的能量和水分的交换过程、改变地表生物地球化学的循环过程,对区域甚至全球生态系统的结构和功能等产生极其深刻的影响^[1,2]。尤其对于我国重要的经济中心城市——上海,在社会经济的高速发展中,城市景观布局和土地利用方式变化对城市生态环境演变产生了深远影响。在各种城市化的生态环境效应中,城市热岛效应的产生及演变与城市地表覆被变化、人类社会经济活动密切相关,是城市生态环境状况的综合概括与体现,因而,对于城市热岛的分布特征、形成演变机制等问题的研究受到了众多学科领域的广泛关注。李延明等^[3]通过分析 1987 年以来城市化发展对北京市绿色空间和热环境的影响发现,随着城市建设范围的扩张,热岛分布范围持续扩大;热岛面积比率与植被覆盖率成明显的负相关关系,当一个区域植被覆盖率大于 30% 时,绿地对热岛效应具有较明显的削弱作用,而规模大于 3hm² 且绿化覆盖率达到 60% 以上的集中绿地与郊区自然下垫面的热辐射强度相当,在城市中形成以绿地为中心的低温谷地。Tran 等^[4]对 2001 ~ 2003 年间亚洲 18 个大城市的热岛效应的时空变化模式及其与城市地表覆盖特征之间的关系进行了定量评价和对比分析;采用 2 维高斯曲面拟合出的城市热岛的强度和空间尺度均与城市人口规模呈显著正相关,在温带地区的各大城市中,东京城市热岛的空间分布范围和强度最大,而我国的北京和上海分别位于第 2 和第 4 位;并基于植被盖度和建筑密度这 2 项因子建立了热岛效应与地表覆盖特征的定量关系。肖荣波等^[5]通过邻域统计分析揭示 60m 至 960m 像元尺度上北京市在南北、东西、西北-东南和西南-东北不同方向上不渗透面盖度与地表温度间的定量关系,结果表明,当不渗透面盖度从区间 0 ~ 10% 增大至 90% ~ 100%,地表平均温度则由 20.74℃ 升高至 29.92℃,这意味着若植被、水体等自然下垫面被金属、水泥混凝土等不渗透面所替代,平均地表温度将升高 9.18℃ 左右;不渗透面盖度与地表温度之间存在明显的正相关性,随着尺度从 60m 增大到 960m,相关系数由 0.807 增大至 0.925。Yuan 和 Bauer^[6]利用美国 Minnesota 城市地区 2000 ~ 2002 年 4 个不同季节的 TM/ETM + 影像,通过对比分析地表温度与 *NDVI* 和不渗透面盖度之间的定量关系指出,不渗透面盖度与地表温度之间在所有季节均具有显著的线性关系,而 *NDVI* 与地表温度间的相关关系及相关程度随季节和地表覆盖类型及其组合发生变化;与 *NDVI* 相比,地表温度的空间变异在更大程度上取决于不渗透面盖度的空间分布状况。根据上述分析,遥感和 GIS 技术可以为城市热岛的动态监测与分析提供科学而有效的方法,然而,目前对城市热岛形成、演变的驱动机制、热岛效应与地表覆被变化的定量关系研究大多还是从对某些影响因子(如 *NDVI*、植被盖度和不渗透面盖度等)的测定入手,缺乏对区域热环境系统全面、综合的评价与分析。

空间数据挖掘是近年来迅速发展起来的多学科交叉技术,它涉及的领域众多,如人工智能、机器学习、统计学、模式识别、数据库技术、可视化技术等,其目的是从海量数据中提取出隐含的规则、模式等,在此基础上,将其变成有价值的信息和知识。分类(classification)是数据挖掘领域中应用极为广泛的重要技术之一,在解决分类问题的各种方法中,决策树(decision Tree)是目前较为常用的一种以实例为基础的归纳学习算法,通常被用于构成分类器和预测模型。决策树方法不仅效率较高,而且具有较高的分类精度,其分类模型是树状结构,简单直观,可以生成易于理解的分类规则,作为目前应用最广泛的数据挖掘算法之一,决策树在遥感和地

理信息挖掘等方面的地学应用近年来也逐步兴起^[7~10]。

本文在从 Landsat 7 ETM + 热波段数据中反演上海地区地表温度的基础上,应用地统计学方法,通过变异函数的计算来揭示不同尺度下上海城市地表温度场空间变异特征及其不同的驱动因子。进而,采用决策树方法来构造城市热环境系统的分类和预测模型,建立中心城区地表温度场空间分布及其驱动因素之间的定量关系,挖掘上海城市热岛效应的形成机制。研究成果对于制定合理的城市用地布局与规划以及治理和改善城市生态环境具有较高的实践价值。

1 研究区域及数据处理

上海市地处长江三角洲东缘,太湖平原东侧,长江入海口,位于北纬 30°40′~31°53′,东经 120°51′~122°12′,总面积为 8239.01km²,全市辖 18 区 1 县。优越的地理区位和良好的自然条件,为上海土地资源的开发利用和社会经济的高速发展提供了有利的自然基础。然而,随着近年来上海改革开放步伐加快,工业及服务业快速发展,不仅使用地结构发生了重大变化,也面临着热岛效应、土壤、水体、大气污染等一系列城市生态环境问题。尤其在上海历经第一轮旧城改造(1992~2000 年)和浦东开发开放之后,城市用地迅速扩张,城市各类社会、经济、景观要素的空间配置与转移空前活跃。为探讨这一阶段社会经济活动和城市土地利用方式所产生的城市热岛效应,本文采用上海地区 2002 年 11 月 11 日这一特征年份的 Landsat 7 ETM + 影像数据,并以外环线内的上海市中心城区为主要研究区域,同时为考虑城乡对比也包括外环线附近的部分郊区,实际选取的研究区域如图 1 中的矩形框所示。首先对遥感影像第 1~5 和 7 波段数据进行辐射定标,将各波段像元值(DN 值)转化为反射率值。进而,以 1:1 万矢量地形图为基准,采用高斯-克吕格投影,对第 1~7 波段数据进行几何精校正和投影变换,并运用最邻近法将其重采样至 30m(第 1~5 和 7 波段)和 60m(ETM + 6)分辨率,经上述方法配准的图像,其均方根误差(RMSE)被控制在 0.5 个像元以内。同时将以上遥感影像和用于辅助分析的其他矢量数据,包括土地利用分类图、人口、经济、交通分布图、行政区划图等矢量专题图统一到上海地方坐标系。在此基础上,对经校正后的第 1~5 和 7 波段反射率影像进行了混合像元分解,得到了 30m 分辨率的地物端元盖度分布图^[11]。同时,主要运用单窗算法^[12]对 Landsat ETM + 6 数据进行定量反演,获得了上海中心城区地表温度场分布图(图 2)。

2 地表温度场的空间结构分析

为考察研究区地表温度场在不同尺度下的空间分布格局,采用均值法将地表温度图重采样至 180m、540m 和 1080m 不同分辨率水平,并应用地统计学方法^[13],以变异函数为基本工具来揭示上海城市地表热力景观的空间结构特征和变异规律。

假设地表温度的变化在空间上是均匀的,没有方向差异,即为各向同性,就可得到多尺度下地表温度的半变异函数及拟合后的理论模型和统计参数(表 1)。由表 1 可见,拟合得到的各个尺度下的半变异函数理论模型均为指数模型,说明研究区地表温度场的空间变异结构在不同尺度间的相关性较强。根据计算得到的半变异函数的理论拟合模型及其参数,采用克立格插值法获得了 3 种尺度下研究区域地表温度的空间连续表面(图 3),从中可以清晰地发现不同尺度下地表温度场的空间格局差异明显。在 180m 尺度下,地表温度场分布

表 1 不同尺度下地表温度场各向同性半变异函数的理论模型及参数

Table 1 Theoretical isotropic semivariograms and parameters of LST field at different scale

尺度 Scale (m)	模型 Model	块金值 C_0	基台值 $C_0 + C$	变程 A_0 (m)	块金基台比 $C_0/(C_0 + C)$	决定系数 r^2	残差平方和 RSS
180	指数模型 Exponential model	1.637	3.418	7280	0.479	0.985	0.0391
540	指数模型 Exponential model	0.852	2.643	9430	0.322	0.982	0.0427
1080	指数模型 Exponential model	0.404	2.274	13380	0.178	0.981	0.0398

特征十分复杂,从中心城区内部到外围地区地表温度逐步呈现出“高低值相间”的圈层扩展模式,并且在东西向上表现出不对称的分布格局。浦西及黄浦江东岸地区地温场中高温中心和低温谷地相间分布,如黄浦江西岸的老城区、闸北工业区及吴淞口等地区形成了多个高温中心,而城市内较大面积的公园绿地形成了若干个被“热峰”所包围的“低温谷地”。而浦东地区地温场的空间分布较为均衡,除了黄浦江东岸及外高桥、金桥和六里等地区以外,其它地区地温值都较低。540m 尺度下,地表温度场继续保持 180m 尺度下的总体分布趋势,圈层结构仍然明显,但空间格局趋于简单,空间差异显著缩小。地温场中面积较大的高温区和相对低温区清晰可见,但高温中心和低温谷地不复存在。而在 1080m 尺度下,空间格局更为简单,圈层扩展模式已不是很明显,最大的空间异质性表现为浦西和浦东地区的差异,在浦西地区除了宝山西北部、长宁区中部和东部、普陀南部、徐汇部分地区外,其它地区地温都较高,另外在浦东的东南部和东北角也存在两个低温区域。可见随着尺度的增大,所揭示的空间差异只能在更宏观的层次上体现出来,并且地温值的变化幅度也相应减小,从 180m 至 1080m 尺度,地温值的变化区间从 $[289.27, 298.58]$ 缩小为 $[289.73, 296.49]$ 。

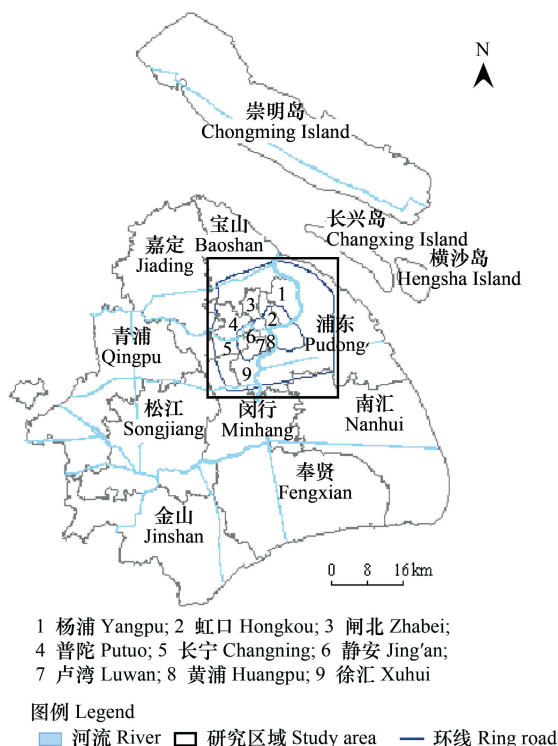


图1 研究区域示意图
 Fig. 1 Map of the study area

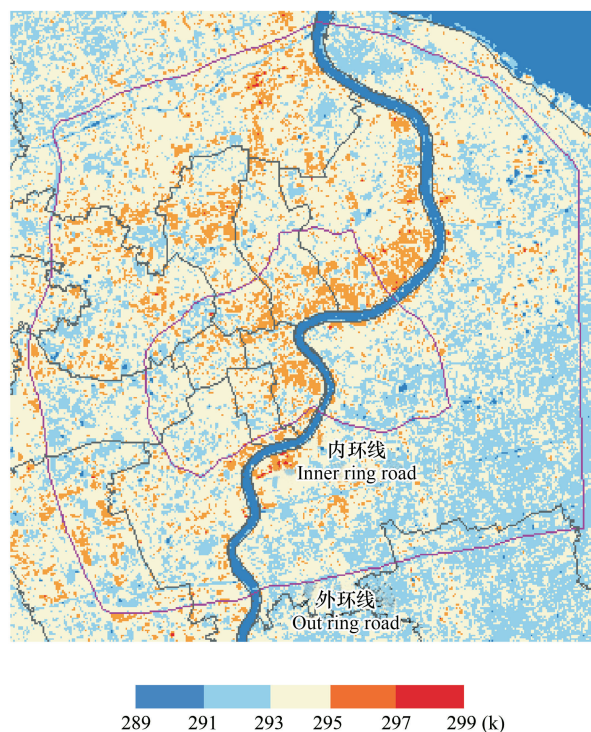


图2 地表温度分布图
 Fig. 2 LST image of Shanghai central city in 2002

此外,从不同尺度下地表温度场的变异函数计算结果及克里格插值图可以揭示出在大、中和小 3 种尺度下研究区地表温度场空间变异的不同驱动因子。在大尺度上,城市地表温度的空间格局主要由土地覆盖类型分布所决定,水体、植被、土壤、高反照度建筑和低反照度建筑对应的地表温度逐渐升高;中尺度上的地表温度分布主要是受人口聚集和工业活动的影响,呈现出高温区和中温区的分异;而小尺度上的空间变异则体现在不同程度和类型的住宅区和工业区与植被覆盖的混杂分布形成了地温场中的高温中心和相对低温区。

3 研究方法

决策树方法是从一组无次序、无规则的实例中推理出决策树表示形式的分类规则,并采用自顶向下的递归方式,在决策树的内部节点之间进行属性值的比较,在节点内部进行属性的选择,根据不同的属性值判断从节点向下的分支,在决策树的叶节点得出结论^[14]。在各类决策树算法中,以 C4.5 算法最具代表性,其商业改

进版 C5.0 算法采用 boosting 集成技术将多个决策树合并到一个分类器,使在大数据量情况下的效率和生成规则的数量与准确性等方面有了显著的提高。因此,本文采用 C5.0 算法来构造城市热环境系统的分类和预测模型,挖掘城市热岛效应的形成机制。

3.1 城市热环境影响因素的选取

在对上海中心城区地表温度场时空分布的影响因素分析的基础上,本文选取了 9 项城市热环境影响因子作为构建模型的基本属性。其中,4 项为建筑要素,即高反照度建筑密度(Ph)、低反照度建筑密度(Pl)、建筑容积率(FAR)、土地利用强度(La),2 项为人为热因素,包括人口密度(Pd)、工业区密度(Id),以及 3 项生态因素,即植被盖度(Pv)、归一化差值植被指数($NDVI$)和水域面积比(Pw)。并以 ETM + 第 6 波段反演的地表温度数据为基准,将上述各个相关因子在空间叠置基础上,进行空间标准化,即将空间样本统一到相同的研究范围、尺度(60m)和格式(栅格格式)。

其中,高反照度建筑密度(Ph)、低反照度建筑密度(Pl)、植被盖度(Pv)和水域面积比(Pw)分别为单位网格内高反照度建筑物、低反照度建筑物、植被和水域的面积所占的比率,可以通过混合像元分解获得,具体求算方法可参见文献^[11]。

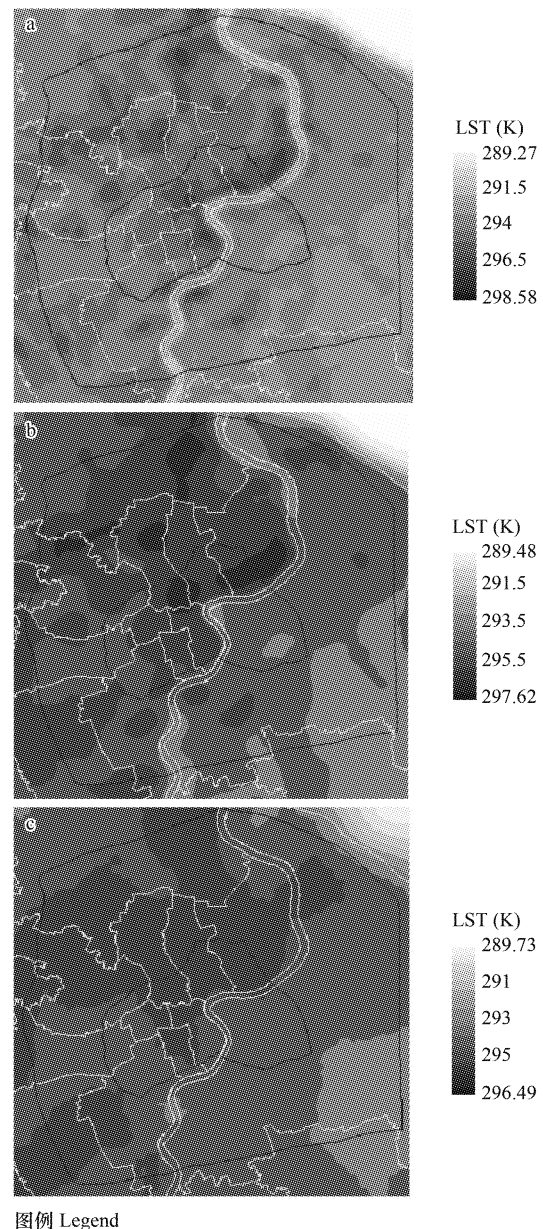
植被指数是表征绿色植被的相对丰度和活性的辐射量值,可通过不同遥感光谱波段间的线性和非线性组合计算获得,本文采用的归一化差值植被指数($NDVI$)的计算公式为

$$NDVI = \frac{\rho_4 - \rho_3}{\rho_4 + \rho_3} \quad (1)$$

式中, ρ_3 为经大气校正后的 ETM + 影像的红光波段($0.63 \sim 0.69 \mu\text{m}$)反射率值, ρ_4 为近红外波段($0.775 \sim 0.90 \mu\text{m}$)反射率值。

建筑容积率(FAR)是指项目规划建设用地范围内建筑总面积与项目总用地面积之比。其中,建筑总面积由建筑基底面积与建筑楼层数的乘积得到,若在某一建筑区内,各建筑物具有相同的楼层数,则该区的容积率就等于该区的建筑密度与平均楼层数的乘积。本文以街区为单位,利用 2002 年航空影像量算出建筑基底面积、建筑占地面积和阴影面积,并通过建立单元内所有建筑物的阴影面积与建筑总面积的相关关系对建筑容积率进行估算,进而运用 Kriging 插值法得到 60m 分辨率栅格形式的建筑容积率分布格局。

土地利用程度综合指数(La)可以用来定量表达人类活动对土地景观的干扰强度^[15,16],针对不同的研究区域土地利用类型的特点,通过对不同土地覆盖类型中人类活动因素的强弱分级赋值,并结合不同土地覆盖类型在总面积中的权重,可以建立适用于使用地理信息系统计算土地利用程度综合指数的数学表达式:



图例 Legend

— 环线 Ring road
- - - 区界 District boundary

图 3 不同尺度下地表温度场的克里格插值图

Fig. 3 Kriging map of LST field at the scale of 180m
a:180m, b:540m, c:1080m

$$La_j = 100 \times \sum_{i=1}^n A_i C_{ij} \tag{2}$$

式中, La_j 为第 j 个样区土地利用程度综合指数; A_i 为第 i 级的土地利用程度分级指数; C_{ij} 为第 j 个样区内第 i 级土地利用程度分级面积百分比。根据上海中心城区土地覆盖类型分布状况和混合像元分解结果, 本文将研究区土地利用程度分为 3 个等级, 土地利用程度分级及赋值方法如表 2 所示。

根据式(2)可知, 土地利用程度综合指数是一个取值区间为[100, 300]之间的连续函数, 在一定的单位栅格区域内, 综合指数的大小反映了人类对土地资源开发利用的强度。此外, 由于上海中心城区内天然林地和草地稀缺, 第一级土地利用类型主要为水域。

表 2 土地利用程度分级赋值表
Table 2 Indices of three levels of land use degree

土地利用级 Land use level	林、草、水用地级 Level of forest, grass and water land use	农业用地级 Level of agricultural land use	城镇聚落用地级 Level of town settlement land use
土地利用类型 Land use class	林地、草地、水域 Woodland, grassland and water	耕地、园地、人工草地 Arable land, garden plot and artificial grassland	城镇、居民点、工矿用地、交通用地 Town residential, industrial and traffic land
分级指数 Index of level	1	2	3

人口密度(Pd)是指一定时期某地区的人口数与该地区面积之比, 即一定时期单位面积上的人口数。本文所采用人口密度的统计单元为小区级, 因而有必要利用 Kriging 法将按照居住小区统计的人口密度插值到 60m 分辨率的网格中。

工业区密度(Id)是指单位面积上工业区面积的比重。在本研究中, 利用航空影像的解译结果及工业区矢量分布图, 统计得到 60m 分辨率水平上每个网格内的工业区栅格个数, 进而将各网格内工业区的栅格个数与该网格内栅格总数的比率作为该网格的工业区密度。

3.2 决策树方法的实现过程

城市热环境是一个复杂的非线性系统, 它受到城市内部各种要素综合变化的影响, 形成机制十分复杂, 在城市内部的不同区域, 影响热环境形成的主导因素也各不相同。在城市热岛的监测和研究中, 关于热岛形成、演变的驱动机制的研究一直是一个热点, 而城市热环境与其相关的各种影响因素之间定量关系的确定则是城市热岛的模拟研究与预测的基础。在不明确复杂系统内部各相关因子相互关系的情况下, 决策树方法可以通过对已知样本的学习和训练, 建立城市热环境复杂系统的分类和预测模型。

本文运用决策树方法来定量研究上海城市热环境及其影响因素之间相互作用的研究思路如图 4 所示, 具体步聚如下:

(1)数据预处理 首先将地表温度场划分成低温区($T_s < 291K$)、较低温区($293K > T_s \geq 291K$)、中温区($295K > T_s \geq 293K$)、高温区($297K > T_s \geq 295K$)和热核区($T_s \geq 297K$)5 个等级, 对地表温度值进行离散化, 即当地温值小于 291K 时设为 L1, 在 291 ~ 293K 区间内设为 L2, 293 ~ 295K 区间设为 L3, 295 ~ 297K 区间设为 L4, 当地温值大于 297K 时设为 L5, 同时, 根据上述方法提取 9 项热环境影响因子的格点值。将高反照度建筑密度(Ph)、低反照度建筑密度(Pl)、建筑容积率(FAR)、土地利用强度(La)、人口密度(Pd)、工业区密度(Id)、植被盖度(Pv)、归一化植被指数($NDVI$)和水域面积比(Pw)作为条件属性, 而将地表温度等级作为决策属性, 对连续属性值离散化, 进而形成决策树的样本集。

(2)利用训练集中的数据进行训练, 生成决策树 在构造决策树时, 训练集样本数占总数的 70%, 其余的 30% 则用来验证。

(3)通过前剪枝和后剪枝两种修剪方法来去除不适当的一些分枝, 以消除噪声数据、提高预测精度 在剪枝过程中, 须设定决策树生长的停止阈值、最小置信度和支持度, 由于算法将最终产生所有叶节点均满足给

定最小置信度和支持度的分类规则,因此,应根据研究的需要,确定合适的参数阈值,以便为应用挖掘结果提供参考。

(4) 规则提取 即从根到树叶的每一条路径创建一个规则,形成规则集。

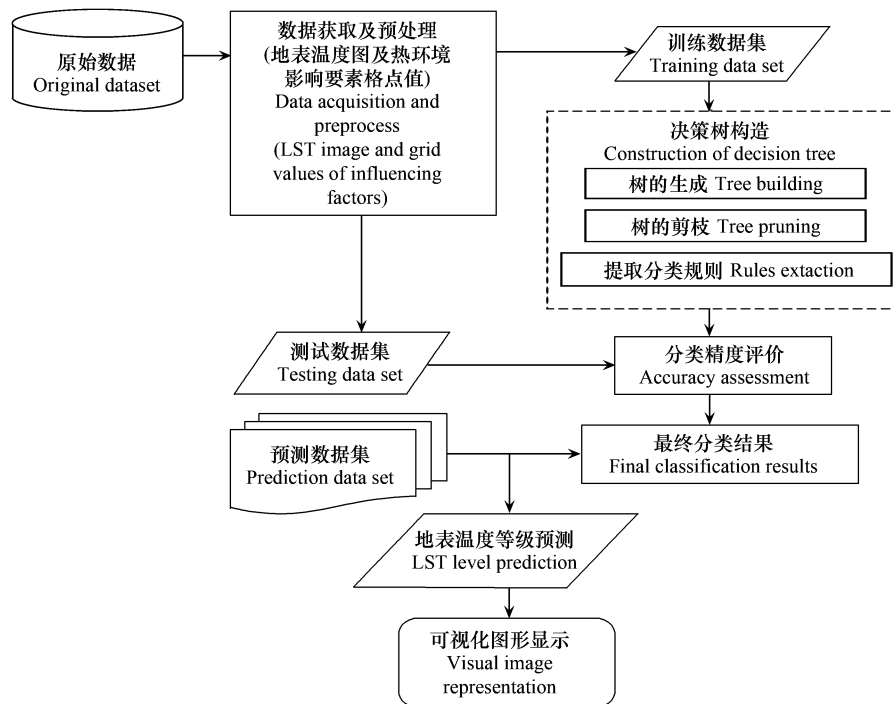


图4 应用决策树方法的上海城市热环境形成机制研究流程图

Fig. 4 Flow chart of application of decision tree to study on the mechanism of formation of urban thermal environment

(5) 利用测试集对构造的决策树的分类精度进行评估。将测试数据的分类结果和实际值进行比较,如果准确率达到或超过预先设定的阈值,就可认为该模型对于数据分类是有效的,能够在实际工作中得到应用,如果准确率低于预先确定的阈值,则认为该模型的分类效果较差,需要重新选定新的训练集来生成新的决策树,并按以上步骤进行模型优劣的判断,直到分类准确率达到预定的阈值为止。

(6) 规则应用。当获得未来某一时期(或时刻)热环境影响因子的格点值时,运用决策树所得规则进行分析,即可预测出相应网格上的地表温度等级,从而可以获得未来城市热场动态变化的空间分布格局。

4 结果与讨论

运用上述决策树方法对上海中心城区热场分布及其影响因素之间的定量关系进行了研究,获得了城市内部不同区域、不同地温等级的特征规则,从而为探讨城市热岛效应的形成机制提供了科学依据。经过对挖掘结果的比较分析发现,将最小支持度和最小置信度分别赋予0.1和0.75时能获得较为合理的分类结果及规则数目。根据城市热环境各影响要素格点值,利用决策树方法来估算每一网格上的地表温度等级并获取地温场的空间分布格局,其总的误差为10.65%,说明运用该法预测城市热岛效应未来的演变趋势是切实可行的。

表3列出了研究区地温场等级分布及其影响因素的分类规则。其中规则1表明,当栅格内水域面积比 P_w 大于0.9065,植被指数 $NDVI$ 不大于-0.1244,且建筑容积率 FAR 、工业区密度 Id 和人口密度 Pd 均为0时,该栅格的地表温度值小于291K,表中L1(13052, 0.98)指的是满足该规则的栅格单元总数为13052个,其置信度为0.98,即研究区共有13052个栅格属于低温区,并且由其条件属性值可判断出这些栅格单元与大面积水域分布一致;其余类推。满足规则2、3、4和5的栅格,其地表温度值在291~293K范围内,属于较低温区,但每一规则反映出的热力场成因机制各不相同。由于规则2和3中水域面积比 P_w 分别在(0.1786, 0.3512]和(0.3512, 0.9065]区间内,并根据其他要素值可推断前者对应于市区中一些面积较小的河流水系,

而后者对应城区外围具有较大面积的河湖水面。规则 4 和 5 中植被盖度 P_v 均大于 0.2529, 但由 $NDVI$ 等要素值可推断虽然两者对应于主要由植被覆盖构成的城市绿色空间, 但后者可能还有土壤等地物覆盖参杂其中。满足规则 6、7 和 8 的栅格数量最多, 其地表温度值在 293 ~ 295K 范围内, 属于中温区, 它们所代表的区域分别以低反照度的老式住宅和城市绿地、工厂和城市绿地、以及高反照度的新式住宅和一定规模绿地为主体。满足规则 9、10 和 11 的栅格, 其地表温度值在 295 ~ 297K 范围内, 属于高温区, 其植被盖度 P_v 均小于 0.2529, 表明植被分布很少。其中, 规则 9 代表的区域是老城区中的人口聚集区, 老式住宅高度密集, 其建筑容积率达到 1.9 ~ 2.4 之间; 规则 10 代表的区域属于新兴工业区, 其厂房屋顶主要以新建的水泥、玻璃等材料为主; 而规则 11 代表的区域则属于一些老工业区, 其厂房屋顶以低反照度材质为主。满足规则 12 ~ 14 的栅格, 其地表温度值在 297K 以上, 属于地温场中的热核区, 植被盖度 P_v 在 0.1 以下, 且 $NDVI$ 值小于 0.015, 可见这些区域基本上没有什么植被覆盖。规则 14 所代表的区域是典型的人口集聚区, 其低反照度建筑密度 Pl 高达 0.7528 以上; 规则 12 和 13 代表的区域分别为新兴工业区和老工业区, 但由于住宅区同时混杂其中, 其人为热产生的热岛效应更为强烈。

表 3 上海中心城区地温场等级分布及其影响因素之间的分类规则

Table 3 Classification rules between the distribution of LST levels and their influencing factors in Shanghai central city

序号 Index	规则 Rules
1	$P_w > 0.9065 \wedge NDVI \leq -0.1244 \wedge FAR = 0 \wedge Id = 0 \wedge Pd = 0 \rightarrow L1 (13052, 0.98)$
2	$P_v \leq 0.2529 \wedge 0.1786 < P_w \leq 0.3512 \wedge 5841.0439 < Pd \leq 25545.1110 \wedge Pl > 0.0925 \wedge Id = 0 \wedge La > 215.3100 \wedge NDVI > 0.1426 \wedge Ph \leq 0.0465 \rightarrow L2 (11078, 0.778)$
3	$0.3512 < P_w \leq 0.9065 \wedge 0.0228 < P_v \leq 0.2529 \wedge FAR > 0.8520 \wedge Pl > 0.1773 \wedge NDVI > -0.0494 \wedge La \leq 195.9440 \rightarrow L2 (11002, 0.76)$
4	$P_w \leq 0.6065 \wedge P_v > 0.2529 \wedge Pd \leq 6393.2446 \wedge Ph \leq 0.0772 \wedge 0.1018 < NDVI \leq 0.5240 \wedge FAR \leq 1.1056 \wedge La \leq 218.6537 \rightarrow L2 (34648, 0.792)$
5	$P_w \leq 0.6065 \wedge P_v > 0.2529 \wedge Ph > 0.0772 \wedge La \leq 215.2701 \wedge 0.0778 < NDVI \leq 0.3185 \wedge FAR > 0.8035 \wedge 962.7501 < Pd \leq 1167.8628 \rightarrow L2 (8588, 0.77)$
6	$0.0749 < P_v \leq 0.2529 \wedge 0.2104 < P_w \leq 0.2983 \wedge Pl > 0.2654 \wedge Id = 0 \wedge 5841.0439 < Pd \leq 64793.0470 \wedge 215.3100 < La \leq 263.0984 \wedge 0.0680 < NDVI \leq 0.1214 \rightarrow L3 (56970, 0.789)$
7	$0.1089 < P_v \leq 0.2529 \wedge 0.2931 < P_w \leq 0.3512 \wedge Id > 0 \wedge 0.0925 < Pl \leq 0.5072 \wedge La > 213.3145 \wedge Pd > 12154.2340 \wedge 0.0012 < NDVI \leq 0.0468 \wedge Ph \leq 0.2533 \rightarrow L3 (17612, 0.752)$
8	$P_w \leq 0.6065 \wedge P_v > 0.2529 \wedge Pd > 6393.2446 \wedge Ph > 0.1289 \wedge La > 214.5195 \wedge FAR > 0.9719 \rightarrow L3 (91678, 0.768)$
9	$P_v \leq 0.2529 \wedge 0.1893 < P_w \leq 0.3512 \wedge Pl > 0.6115 \wedge -0.0481 < NDVI \leq 0.0012 \wedge Pd > 65391.3130 \wedge La > 222.7264 \wedge 1.9000 < FAR \leq 2.4000 \wedge Ph 0.0151 \rightarrow L4 (4576, 0.801)$
10	$P_v 0.2529 \leq NDVI > 0.0012 \wedge 2003.0892 < Pd \leq 5841.0439 \wedge P_w \leq 0.0135 \wedge Ph > 0.8700 \wedge Id > 0.4012 \rightarrow L4 (2662, 0.775)$
11	$0.1151 < P_v \leq 0.2529 \wedge 0.2246 < P_w \leq 0.3512 \wedge Id > 0.7078 \wedge Pl > 0.5072 \wedge La \leq 244.5872 \wedge 0.0012 < NDVI \leq 0.0218 \wedge 21835.8520 < Pd \leq 29259.8930 \rightarrow L4 (11024, 0.9)$
12	$P_w \leq 0.3512 \wedge Pl \leq 0.0925 \wedge Ph > 0.6310 \wedge 0.0012 < NDVI \leq 0.0150 \wedge P_v \leq 0.1005 \wedge 7340.5420 < Pd \leq 29840.2520 \wedge FAR \leq 1.1204 \wedge Id > 0.3897 \rightarrow L5 (32, 1.0)$
13	$P_w \leq 0.3512 \wedge 0.0162 < P_v 0.0759 \leq La > 219.4169 \wedge -0.0668 < NDVI \leq 0.0012 \wedge 0.0138 < Ph \leq 0.0581 \wedge 0.9012 < FAR \leq 1.7373 \wedge 27148.5530 < Pd \leq 43100.5700 \wedge Id > 0.7500 \wedge Pl > 0.5698 \rightarrow L5 (204, 1.0)$
14	$P_v = 0 \wedge Id = 0 \wedge 0.1065 < P_w \leq 0.1702 \wedge Pl > 0.7528 \wedge 28185.5703 < Pd \leq 59148.4180 \wedge -0.0606 < NDVI \leq -0.0525 \wedge La \leq 272.2852 \wedge FAR > 1.6717 \rightarrow L5 (43, 1.0)$

表中变量为高反照度建筑密度 Ph ; 低反照度建筑密度 Pl ; 建筑容积率 FAR ; 土地利用强度 La ; 人口密度 Pd ; 工业区密度 Id ; 植被盖度 P_v ; 归一化植被指数 $NDVI$; 水域面积比 P_w ; 低温区 $L1$; 较低温区 $L2$; 中温区 $L3$; 高温区 $L4$; 热核区 $L5$ The variables in this table: fraction of high albedo building (Ph), fraction of low albedo building (Pl), floor area ratio (FAR), land use degree (La), population density (Pd), density of industrial zones (Id), vegetation fraction (P_v), normalized difference vegetation index ($NDVI$), water fraction (P_w), lower LST zone ($L1$), low LST zone ($L2$), medium LST zone ($L3$), high LST zone ($L4$), and thermal kernel zone ($L5$)

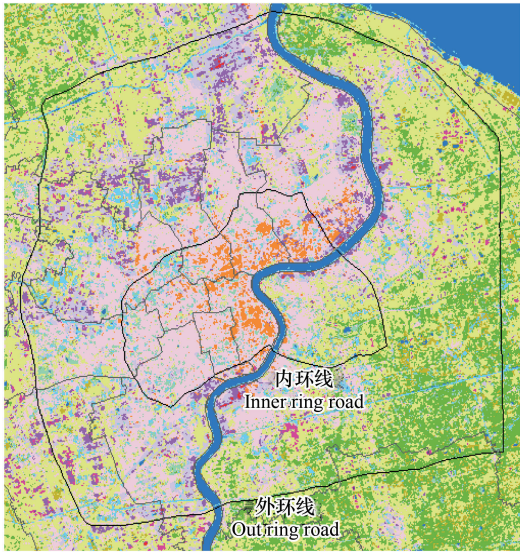
为了显示多种影响因素综合作用下上海中心城区的热环境空间格局差异, 将各个栅格联接其相应的规则

编号,采用热环境成因分类图的形式对上述分类规则进行可视化表示。从图 5 中可以看到,对于上海市区,如杨浦区、虹口区、闸北区、黄浦区、长宁区东部、徐汇区北部、卢湾区、静安区和普陀区部分地区,以及浦东黄浦江沿岸地区,其城市热岛效应主要由城市建筑和人为热所贡献;而对于同样具有较强热力强度的地区,其热岛形成机制又有所差异,如黄浦区、虹口和闸北南部的热岛效应主要是由高度密集的人口与老式建筑所造成;闸北区北部,普陀区北部及南部与长宁区北部交界处、徐汇区西侧和东部沿江地区以及宝山吴淞口地区则受工业布局影响较大;而杨浦区南部和浦东上钢三厂等地区的高温区同时受城市居民日常生活和工业生产释放废热影响。另一方面,热岛效应较弱的地区,受生态因子的调节控制作用,其地表温度较低,如宝山区西北部、外环线附近的浦东地区分布着大面积农业用地和黄浦江支流,构成热场中的较低温区;而市区中的相对低温区则由公园绿地、苏州河和一些细小的支流及水面形成。

综上所述,决策树分类结果与研究区域热环境系统的实际状况十分吻合,并且文中选取的热环境影响因子均与热场分布密切相关。城市热环境形成的驱动因子在空间上呈现出明显的分异性特征,各种影响因素在空间上不同的组合方式将决定城市热岛效应的时空演变趋势。通过可能影响城市热环境的各类因素数据集所建立的规则可以进一步用来预测分析未来城市地表温度场动态变化的空间分布格局。因此,运用决策树方法可以有效地确定在城市内部不同区域影响热环境形成的主导因素,从而揭示出城市热岛形成与演变的成因机制及其空间差异,这对于制定缓解热岛效应的有效措施,降低城市环境污染和控制能耗,提高人民生活质量起到了极其重要的作用。

5 结论与建议

本文在对上海地区地表温度场进行定量反演的基础上,应用地统计学方法,通过变异函数的计算及克立格插值揭示了不同尺度下上海城市地表温度场空间变异特征及其不同的驱动因子。进而,选取了 9 项城市热环境影响因子,采用决策树方法构造城市热环境系统的分类和预测模型,建立中心城区地表温度场空间分布及其驱动因素之间的定量关系,挖掘上海城市热岛效应的形成机制。并采用热环境成因分类图的形式对分类规则进行可视化表示,以显示多种影响因素综合作用下上海中心城区的热环境空间格局差异。研究结果表明,城市热环境形成的驱动因子在空间上呈现出明显的分异性特征,各种影响因素在空间上不同的组合方式将决定城市热岛效应的时空演变趋势。通过可能影响城市热环境的各类因素数据集所建立的规则可以进一步用来预测分析未来城市地表温度场动态变化的空间分布格局。由于影响城市热岛形成、演变的驱动机制较为复杂,因此,除空间数据挖掘中的决策树方法以外,可以采用各类时序数据和空间数据分析、预测方法(如人工神经网络、关联规则、元胞自动机、小波分析等)对不同尺度上地表温度场的动态演变过程及相关的驱动因子进行定量分析和模拟预测,并在 GIS 平台上构建适于城市热环境系统动态分析的时空数据模型和预测算法,这将为合理制定热岛效应的缓解措施及城市用地规划提供科学依据。



图例 Legend
□ 区界 District Boundary □ 环线 Ring road
Rule 1 Rule 4 Rule 7 Rule 10 Rule 13
Rule 2 Rule 5 Rule 8 Rule 11 Rule 14
Rule 3 Rule 6 Rule 9 Rule 12

图 5 多因素综合作用下的上海中心城区热环境空间格局差异
Fig. 5 Spatial difference pattern of thermal environment by composite effect of various factors in Shanghai central city

References:

[1] Turner B L, Skole D, Moss R. Relating land use and global land cover change. IGBP Report No. 24 and HDP Report No. 5, Stockholm: IGBP, 1993.

- [2] Reid R S, Kruska R L, Muthui N, Taye A, Wotton S, Wilson C J, Mulatu W. Land-use and land-cover dynamics in response to changes in climatic, biological and socio-political forces: The case of southwestern Ethiopia. *Landscape Ecology*, 2000, 15: 339 — 355.
- [3] Li Y, Guo Jia, Feng J. Urban green space and its effect on urban heat island effect. *Urban Environment & Urban Ecology*, 2004, 17(1): 1 — 4.
- [4] Tran H, Daisuke U, Shiro O, Yoshifumi Y. Assessment with satellite data of the urban heat island effects in Asian mega cities. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2006, 8: 34 — 48.
- [5] Xiao R, Ouyang Z, Zheng H, Li W, Schienke E W, Wang X. Spatial pattern of impervious surfaces and their impacts on land surface temperature in Beijing, China. *Journal of Environmental Sciences*, 2007, 19: 250 — 256.
- [6] Yuan F, Bauer M E. Comparison of impervious surface area and normalized difference vegetation index as indicators of surface urban heat island effects in Landsat imagery. *Remote Sensing of Environment*, 2007, 106: 375 — 386.
- [7] Friedl M A, Strahler C E. Maximizing land cover classification accuracies produced by decision trees at continental to global scales. *IEEE Transactions on Geoscience Remote Sensing*, 1997, 37(2): 969 — 977.
- [8] Muchoney D, Borak J, Chi H, Friedl M, Gopal S, Hodges J, Morrow N, Strahler A. Application of the MODIS global supervised classification to vegetation and land cover mapping of Central America. *International Journal of Remote Sensing*, 2000, 21: 1115 — 1138.
- [9] Lawrence R L, Andrea W. Rule-based classification systems using classification and regression tree (CART) analysis. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 2001, 67(10): 1137 — 1142.
- [10] Zhao P, Fu Y, Zheng L, Feng X, Satyanarayana B. Cart-based land use/cover classification of remote sensing images. *Journal of Remote Sensing*, 2005, 9(6): 708 — 716.
- [11] Dai X Y, Guo Z Y, Zhang L Q, Wu J P. Spatio-temporal pattern of urban land cover evolvement based on mixed-pixel classification for remote sensing imagery. *Scientia Geographica Sinica*, 2009, 29(1): 111 — 116.
- [12] Qin Z, Kanieli A. A mono-window algorithm for retrieving land surface temperature from Landsat TM data and its application to the Israel-Egypt border region. *International Journal of Remote Sensing*, 2001, 22 (18): 3719 — 3746.
- [13] Rossi R E, Mulla D J, Journel A G, Franz E H. Geostatistical tools for modeling and interpreting ecological spatial dependence. *Ecological Monographs*, 1992, 62: 277 — 314.
- [14] Breiman L, Friedman J H, Olshen R A, Stone C J. *Classification and Regression Trees*. Monterey, CA: Wadsworth, 1984.
- [15] Zhuang D, Liu J. Study on the model of regional differentiation of land use degree in China. *Journal of Natural Resources*, 1997, 12(2): 105 — 111.
- [16] Wang G, Liao S. Spatial heterogeneity of land use intensity. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2006, 17(4): 611 — 614.

参考文献:

- [3] 李延明, 郭佳, 冯久莹. 城市绿色空间及对城市热岛效应的影响. *城市环境与城市生态*, 2004, 17(1): 1 ~ 4.
- [10] 赵萍, 傅云飞, 郑刘根, 冯学智, Satyanarayana B. 基于分类回归树分析的遥感影像土地利用/覆被分类研究. *遥感学报*, 2005, 9(6): 708 ~ 716.
- [11] 戴晓燕, 过仲阳, 张利权, 吴健平. 基于混合像元分类的城市地表覆盖时空演变格局研究. *地理科学*, 2009, 29(1): 111 ~ 116.
- [15] 庄大方, 刘纪远. 中国土地利用程度的区域分异模型研究. *自然资源学报*, 1997, 12(2): 105 ~ 111.
- [16] 王国杰, 廖善刚. 土地利用强度变化的空间异质性研究. *应用生态学报*, 2006, 17(4): 611 ~ 614.