

# 利用MODIS产品和DMSP/OLS夜间灯光数据 监测城市扩张

毛卫华<sup>1</sup>, 胡德勇<sup>2</sup>, 曹 冉<sup>3</sup>, 邓 磊<sup>2</sup>

(1. 中国测绘科学研究院浙江分院, 浙江 310012; 2. 首都师范大学资源环境与旅游学院, 北京 100048;  
3. 北京师范大学减灾与应急管理研究院, 北京 100875)

**摘要:** 选用多时序MODIS数据产品和夜间灯光指数数据, 采用CART数据挖掘方法和改进的Niblack阈值分割技术, 对2001-2010年之间的浙江省城市扩张情况开展了动态监测。结果显示: 在多时序数据信息挖掘的基础上, 利用区域灯光指数局部阈值, 可以有效地分割城镇和非城镇类型, 从而提高城镇专题信息提取的精度; 从2001年到2010年, 浙江省城市扩张迅速, 年平均扩张速度为297.35 km<sup>2</sup>/a, 平均扩张速度以余杭、萧山和绍兴为中心, 以宁波和瑞安为次中心递减; 扩张强度最大的是衢县, 其次是开化县和海宁市。以杭州为例分析城市扩张的空间特征, 其城市空间紧凑度从0.38上升到了0.48, 空间结构趋于紧凑; 城市中心向西北方向移动了约3km, 揭示着其向西北方向扩展的主要趋势。

**关键词:** 多时序; 城市扩张; MODIS/EVI; DMSP/OLS; 浙江省

## 1 引言

城市化现象是区域经济发展的重要体现, 其进程反应了该地区的经济发展水平, 城市扩张面积大小是衡量城市化进程水平的主要指标。近10年来, 中国地区经济快速发展, 城镇扩展的趋势明显。建成区面积增长迅速、大型建成区逐步增多是多数省份城市扩展的主要特征。但是, 建成区扩展存在地域分异, 沿海地区建成区增加的面积大于非沿海地区; 另外, 建成区的扩展速度也是不均衡的。正确把握区域城市化进程的时空格局及其变化, 对于城乡协调发展具有重要的意义。

遥感技术具有快速、实时、周期性、成本低等优势, 已经成为资源环境监测重要的技术手段, 利用遥感数据监测城市扩展也日益受到青睐<sup>[1,2]</sup>。目前, 城市扩张监测多采用遥感图像变化检测方法, 主要包括两大类: 一类是辐射校正后图像的直接比较, 获取图像光谱的变化区域; 另外一类是先对图像进行分类, 再对分类结果进行分析和比较。随着多频段、多分辨率、多源遥感数据的广泛使用, 可应用城市扩展监测的遥感数据资源愈来愈丰富, 满足了不同尺度监测的需求<sup>[3]</sup>。高空间分辨率遥感影像, 能较精确地将建筑用地提取出来, 可以满足较精细的城镇内部变化监测。然而, 多数高空间分辨率数据重访周期长、成本高, 同时大面积、多时相数据资源的获取存在一定的难度, 这些都不可避免地成为了

收稿日期: 2012-05-12; 修订日期: 2013-02-08

基金项目: 国家973计划(2010CB950902); 浙江省重大科技创新平台项目

作者简介: 毛卫华(1975-), 教授级高级工程师, 主要从事地理空间数据集成、交换、整合和服务等研究。

E-mail: maoweihua@vip.qq.com

通讯作者: 胡德勇(1974-), 副教授, 主要从事资源环境遥感研究。E-mail: deyonghu@163.com

高空间分辨率遥感影像应用于区域变化监测的限制因素。中、低分辨率遥感影像,以 Landsat TM/ETM<sup>+</sup>[4]、MODIS 数据为典型代表[5,6],如 MODIS 植被指数产品的城市监测应用[7,8]。在可应用的遥感资源中,夜间灯光数据产品为城市监测开辟了新思路,如 Defense Meteorological Satellite Program (DMSP) Operation Linescan System(OLS) 夜间灯光指数数据[9-11]。

多时序遥感数据可以准确刻画地物物候变化特征,提升植被变化检测的精度。Huang 针对多时序 Landsat TM/ETM<sup>+</sup> 数据提出植被变化跟踪器<sup>[12]</sup> (vegetation change tracker, VCT), 它是一个全自动森林变化监测算法,该算法用 Landsat 时间序列图像 (Landsat time series stack, LTSS) 重建森林变化历史,用于地表植被动态变化检测。MODIS 卫星数据对于大区域的地表过程动态监测,具有比 Landsat TM/ETM<sup>+</sup> 更多的优势,如时间分辨率高、成像范围大、资料来源连续、获取成本低等,因而可作为较大区域的城市扩张动态监测数据源<sup>[6, 7]</sup>。MODIS 增强型植被指数 (enhanced vegetation index, EVI) 产品采用土壤可调节植被指数 (SAVI) 对土壤背景影响进行了校正,在一定程度上减小土壤背景对植被指数的影响<sup>[13]</sup>; 另外,它对高植被覆盖区植被变化反应比较敏感,更适合用于高植被覆盖区植被生长状况的监测研究。利用数据挖掘技术,可以从多时序 EVI 产品提取出典型地表覆被类型,进一步分离出城镇建成区和其它自然地表;同时,结合 DMSP/OLS 夜间灯光数据,可以提高 EVI 产品的分类精度,有效提升区域的城镇扩展动态监测精度。

本文以浙江省为研究区,以 2001 年和 2010 年为时间断面,选用多时序 MODIS/EVI 数据产品和 DMSP/OLS 夜晚灯光指数数据,采用分类和回归树 (CART, classification and regression tree) 数据挖掘方法和改进的 Niblack 阈值分割技术,获取城镇扩展的数量及空间特征,分析浙江省城镇扩展的特征和规律,从而实现区域城镇扩展动态监测。

## 2 研究区、方法和数据

### 2.1 研究区概况

浙江省地处中国东南沿海长江三角洲南翼,面积 10 万多 km<sup>2</sup>,是中国面积较小、人口密度最大的省份之一。近 10 年来,浙江经济快速发展,城市建成区增多,城镇化现象比较显著。全省下辖 11 个地级市,下分 90 个县级行政区。沿海地段的城镇建设发展较快,37 个市县列为沿海经济开放区,有国家批准的一类口岸 10 个,省级批准的二类口岸 10 个。国家先后批准建立了宁波经济技术开发区和保税区、杭州高新技术开发区、之江国家旅游度假区、温州经济技术开发区和萧山经济技术开发区,形成了开放市县—经济技术开发区—沿海经济开放区—浙西南和浙西北广大腹地的梯度推进的多层次、全方位的对外开放格局。

### 2.2 研究方法

#### (1) 基于 MODIS EVI 数据的多维向量

MODIS 植被指数产品在许多领域得到了广泛的应用,如地表植被的生物物理参量估计、土地覆盖及其变化监测等。针对植被冠层的土壤背景和大气对植被指数的双重影响,Huete & Liu (1995) 提出了增强型植被指数<sup>[14]</sup>, 定义为:

$$EVI = 2 \cdot \frac{(\rho_{nir} - \rho_{red})}{(L + \rho_{nir} + C_1 \rho_{red} + C_2 \rho_{blue})} \quad (1)$$

式中:  $\rho$  为 TOA 反射率或者地表反射率;  $L$  为冠层背景调节指数;  $C_1$  和  $C_2$  为权重指数。

对于多时序 EVI 产品, 可以构成一个多维向量  $v_i$ :

$$v_i = [EVI_1, EVI_2, \dots, EVI_n]^T \quad (2)$$

在多维空间中, 不同的地表覆被类型之间的  $v_i$  存在差异, 因而  $v_i$  可以作为城镇专题信息提取的依据。

## (2) 分类算法

本文选择 CART 作为多维空间  $v_i$  数据分类的具体算法, 它是 Breiman 于 1984 年提出的, 通过对由测试变量和目标变量构成的训练数据集的循环二分形成二叉树形式的结构<sup>[15]</sup>。CART 分析在树生长过程中, 采用基尼 (Gini) 系数作为选择最佳测试变量和分割阈值的准则<sup>[16]</sup>, 基尼系数定义为:

$$GiniIndex = 1 - \sum_j P^2(j/h) \quad (3)$$

$$\text{其中: } P(j/h) = n_j(h)/n(h); \quad \sum_j (j/h) = 1$$

式中:  $P(j/h)$  为从训练样本集中随机抽取一个样本, 当某一测试变量值为  $h$  时属于第  $j$  类的概率;  $n_j(h)$  为训练样本中该测试变量值为  $h$  时属于第  $j$  类的样本个数;  $J$  为类别个数。

在  $v_i$  数据分类的过程中, 可以基于训练数据生成分类和回归模型, 然后利用该模型对测试变量进行分析和判别。虽然 CART 算法定义多个线性分类和回归模型规则集, 但是它对测试变量和目标变量之间的非线性关系也能够得到较好地表达。Huang & Townshend (2003) 报道了 CART 算法具有比简单线性分类和回归模型更高的精度<sup>[17]</sup>, 在美国地质调查局 (USGS) 的地学分析和监测计划 (GAM) 中得到了成功应用和推广, 获取的不透水层数据已加入美国国家土地覆盖数据库 (NLCD)。

## (3) 灯光数据的城镇专题信息提取

从 DMSP/OLS 数据中提取城区或人类居住地, 多数采用阈值技术<sup>[18]</sup>。然而, 当区域内存在几个不同发展水平的城镇时候, 这种单一的阈值存在缺陷。对大规模城市来说, 由于灯光溢出的影响, 单一阈值不仅严重高估了城区范围, 而且忽略了大量发展水平较低的城市。

Niblack 提出的局部动态阈值算法方法是对单一阈值法的有效改进<sup>[19]</sup>, 这种算法的基本思想是对图像中的每一个点, 在它的  $r \times r$  邻域内, 计算邻域里像素点的均值和方差, 然后用式(4)计算阈值并进行二值化处理:

$$T(x,y) = m(x,y) + k \cdot s(x,y) \quad (4)$$

式中:  $T(x,y)$  为该点的阈值;  $m(x,y)$  为该点的  $r \times r$  邻域内像素点的均值;  $s(x,y)$  为该点的  $r \times r$  邻域内像素点的标准方差;  $k$  为修正系数。

为了更好地提取不同发展水平的城镇分布区域, 本文基于各行政区划单元, 统计各区域内灯光指数值的均值和标准差, 在对 Niblack 方法进行改进的基础上, 分别选取不同的阈值  $T(x,y)$ , 经多次试验, 阈值条件语句设置如下:

$$\begin{aligned} & \text{If } m(i) \geq 50 \text{ then } T(i) = 50 \\ & \text{Elseif } m(i) \geq 30 \text{ and } m(i) < 50 \text{ then } T(i) = m(i) + 0.5 \cdot s(i) \\ & \text{Elseif } m(i) \geq 10 \text{ and } m(i) < 30 \text{ then } T(i) = m(i) + s(i) \\ & \text{Else } T(i) = 10 \end{aligned} \quad (5)$$

式中： $m(i)$ 为第*i*个行政区划单位的灯光指数均值； $s(i)$ 为第*i*个行政区划单位的灯光指数标准差； $T(i)$ 即第*i*个行政区划单位的灯光指数阈值。

#### (4) 城市扩张测度

城市扩张包括数量和形态两个方面。本文选取扩张面积( $\Delta A$ )、扩张速度( $V$ )、扩张强度( $R$ )3个指标来量化城市扩张的数量特征<sup>[19]</sup>；对于城市个体来说，其扩展方向、空间方位等是不均一的，这里选取空间紧凑度和城区中心两个指标。

扩张面积即一段时间内城市面积的增长量；扩张速度表示在一段时间内城市平均扩张的面积；扩张强度是指研究区的用地面积对其年均扩展速度的标准化，可以理解为在某一时间段内年均城市面积增长比率，即相对扩展<sup>[20]</sup>。分别定义为：

$$\Delta A = A_b - A_a$$

$$V = \frac{\Delta A}{T} \quad (6)$$

$$R = \frac{\Delta A}{A_a} \times \frac{1}{T} \times 100\%$$

式中： $A_a$ 为2001年建成区面积； $A_b$ 为2010年建成区面积； $T$ 为时间间隔。

紧凑度是衡量城市空间形态变化的重要指标，从城市空间紧凑度的变化可以分析城市的生长过程，解释扩展规律<sup>[20]</sup>，定义为：

$$C = \frac{2\sqrt{\pi A}}{p} \quad (7)$$

式中： $C$ 为空间紧凑度指数； $A$ 为城市面积； $p$ 为城市周长。

紧凑度与图形面积大小及距离大小无关，仅与几何图形的形状相关。城市形状越接近圆形，紧凑度越接近1，城市空间越紧凑，反之，城市紧凑度越低，空间离散程度就越大。

#### (5) 技术流程

本文的总体技术流程如图1所示：首先，收集2001年和2010年的MODIS/EVI及DMSP/OLS夜间灯光数据，对MODIS数据进行预处理后生成多时序EVI数据 $v_i$ ；基于土地利用数据制作样本数据；利用CART方法对4类地物的样本训练，生成回归树模型；利用回归树模型对多时序数据进行预测，得到4类土地覆被类型结果；然后，分离城镇及建设用地结果，采用DMSP/OLS夜间灯光数据对分类结果进行修正，得到最终的城镇分布，并进行精度评价；最后，从数量分析和空间分异两方面对浙江省城市扩张进行分析。

### 2.3 数据

(1) MODIS/EVI数据。MODIS/EVI数据产品来源于美国NASA下属的地球资源观测系统数据中心EOSDIS(NASA's Earth Observing System Data and Information System)，为16天合成的MODIS植被指数产品(MOD13Q1)。2001年和2010年数据的采集时间如表1。

(2) DMSP/OLS数据。DMSP/OLS夜间灯光数据来源于NOAA下属的国家地球物理数据中心NGDC(National Oceanic and Atmospheric Administration)。由于夜间灯光数据中的稳定灯光数据产品包含了城镇等稳定灯光，而火灾等短暂性事件的瞬时亮光已被剔除<sup>[17]</sup>，本文选用稳定灯光数据产品(2001和2010年)。利用浙江省行政边界裁剪，并将其投影转换为Albers等积投影(图2b)。

(3) 其他辅助数据。其他辅助数据包括1:10万土地利用现状图、浙江省行政区划图、2010年Landsat TM数据以及从Google Earth上获取的图像。其中，土地利用现状图和

Google Earth上的高分辨率遥感影像用于选取典型地物的训练样本; 2010年Landsat TM数据用于本文所提出来方法的结果精度验证。

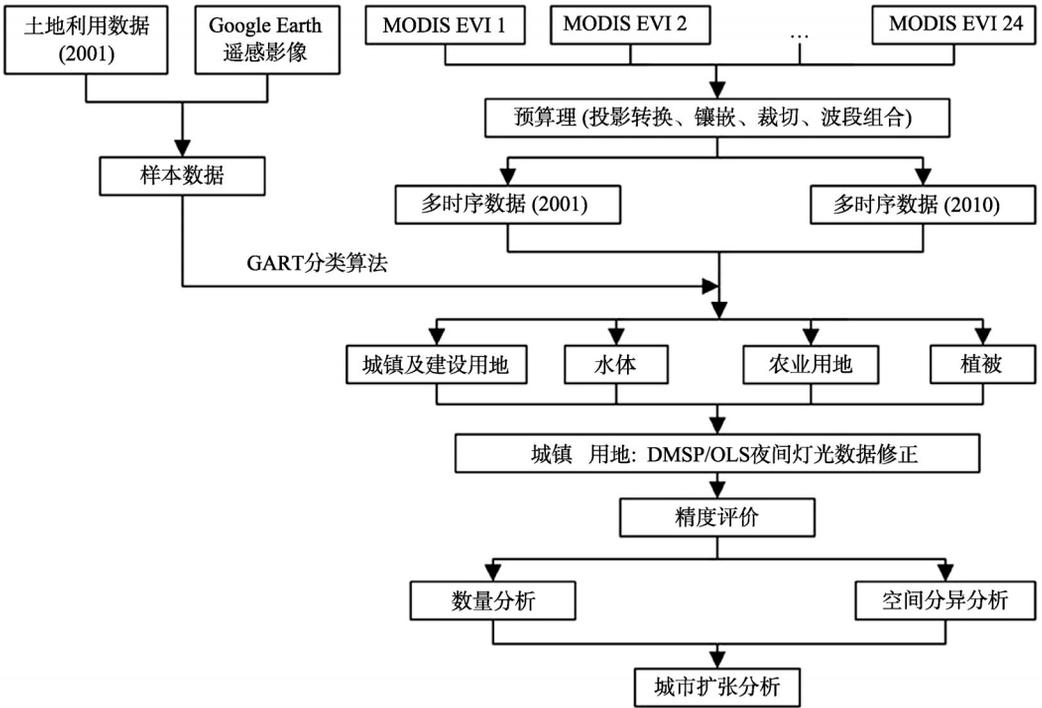


图1 技术流程图

Fig. 1 Technical flow chart

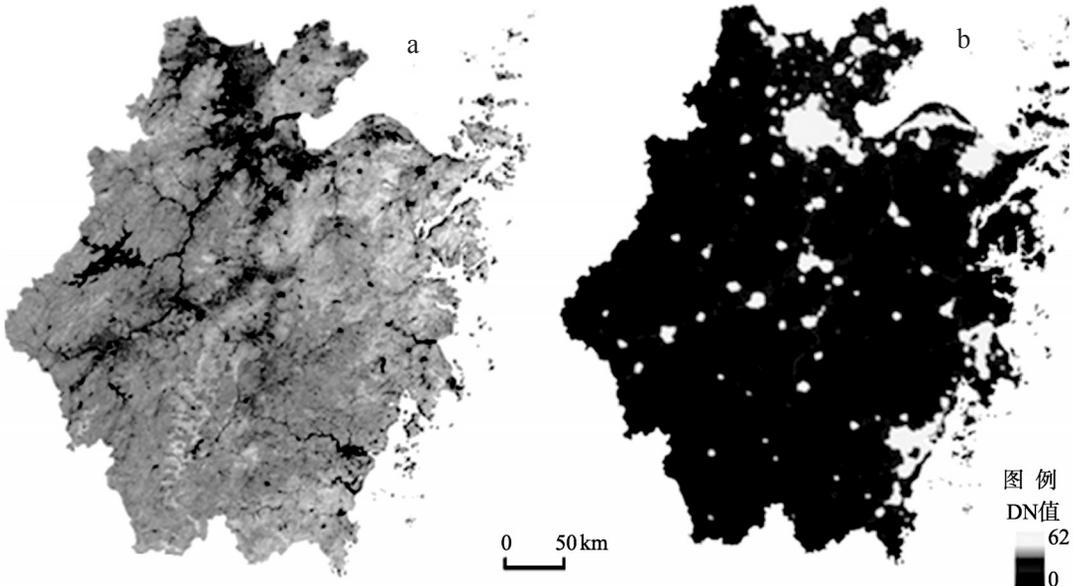


图2 2001年EVI时间序列影像示意图 (a) 和DMSP/OLS稳定灯光数据示意图 (b)

Fig. 2 EVI time-series image (a) and DMSP/OLS stable light data (b) in 2001

### 3 城镇专题信息提取

#### 3.1 MODIS EVI时间序列数据生成

将表1中的所采集的2001年和2010年的所有时相数据按时间顺序叠合成一幅EVI时间序列影像。2001年多时相数据如图2a所示(采用表1中编号为19、13和7的时间序列影像,按照R(19)、G(13)、B(7)合成处理)。

选择4种典型地物类型——城镇、水体、植被及农业用地,作为地物特征识别的基本类型,分别选取30个样本,求取每种地类在每个时相上的EVI均值,建立地物的EVI时间序列曲线(图3)。由图3的时序曲线可以看出,4种地物的EVI值随着时间的走势存在明显差别:水体的EVI响应值在全年内都很平缓且仅在0到800之间波动;农业用地和植被在全年存在较大波动,一般呈现先上升,达最高值后再下降的趋势;城镇的EVI响应值也相对平缓,总体高于水体,位于600-2000之间。

可以看出,4种不同典型地物类型存在显著特征差异,利用计算机分类技术可以对时间序列图进行专题信息提取,从而获取城镇分布专题信息。

#### 3.2 训练样本准备

CART分类法作为监督分类的一种,其训练

表1 MODIS数据采集时间

Tab. 1 The acquisition time of MODIS data

编号	时间序列 (年-序列号)	编号	时间序列 (年-序列号)
1	2000-353	1	2009-361
2	2001-001	2	2010-009
3	2001-017	3	2010-025
4	2001-033	4	2010-041
5	2001-049	5	2010-057
6	2001-065	6	2010-073
7	2001-081	7	2010-089
8	2001-097	8	2010-105
9	2001-113	9	2010-121
10	2001-129	10	2010-137
11	2001-145	11	2010-153
12	2001-161	12	2010-169
13	2001-177	13	2010-185
14	2001-193	14	2010-201
15	2001-209	15	2010-217
16	2001-225	16	2010-233
17	2001-241	17	2010-249
18	2001-257	18	2010-265
19	2001-273	19	2010-281
20	2001-289	20	2010-297
21	2001-305	21	2010-313
22	2001-321	22	2010-329
23	2001-337	23	2010-345
24	2001-353	24	2010-361

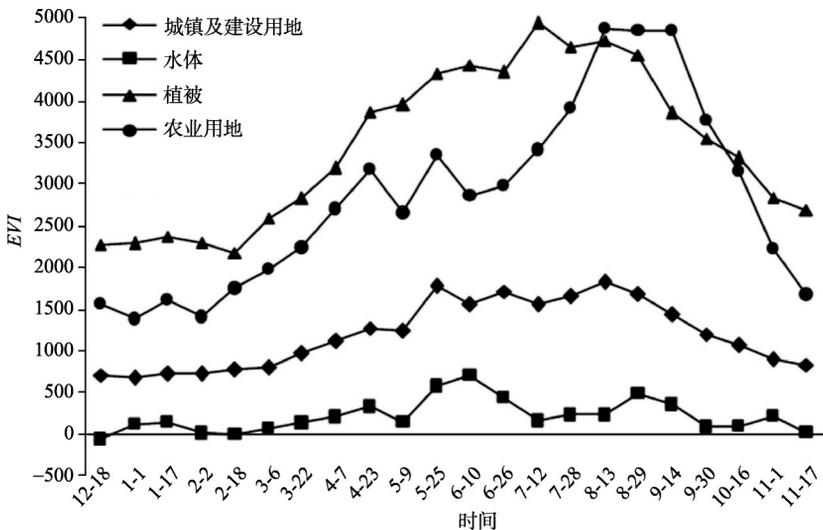


图3 4种地类的EVI时间序列曲线(纵轴表示EVI\*10000)

Fig. 3 EVI time-series curves of four ground objects

样本的纯度直接影响到分类精度。本文以浙江省1:10万比例尺土地利用现状图为主, Google Earth高分辨率影像为辅, 确定多时序MODIS数据的训练样本。

由于遥感数据空间分辨率的差异, 1:10万比例尺土地覆被数据需要进一步处理, 才能生产适于MODIS数据尺度的样本。为保证MODIS数据样本的纯度, 本文剔除了地类交界处的像元、零碎像元样本等。

### 3.3 图像分类及结果修正

利用训练样本生成决策树, 并通过分析和对比训练数据和测试数据之间相关系数、交叉精度验证等方法, 确保决策树模型的有效性, 最终利用决策树模型完成多时序图像的陆地覆被类型分类, 结果如图4a所示:

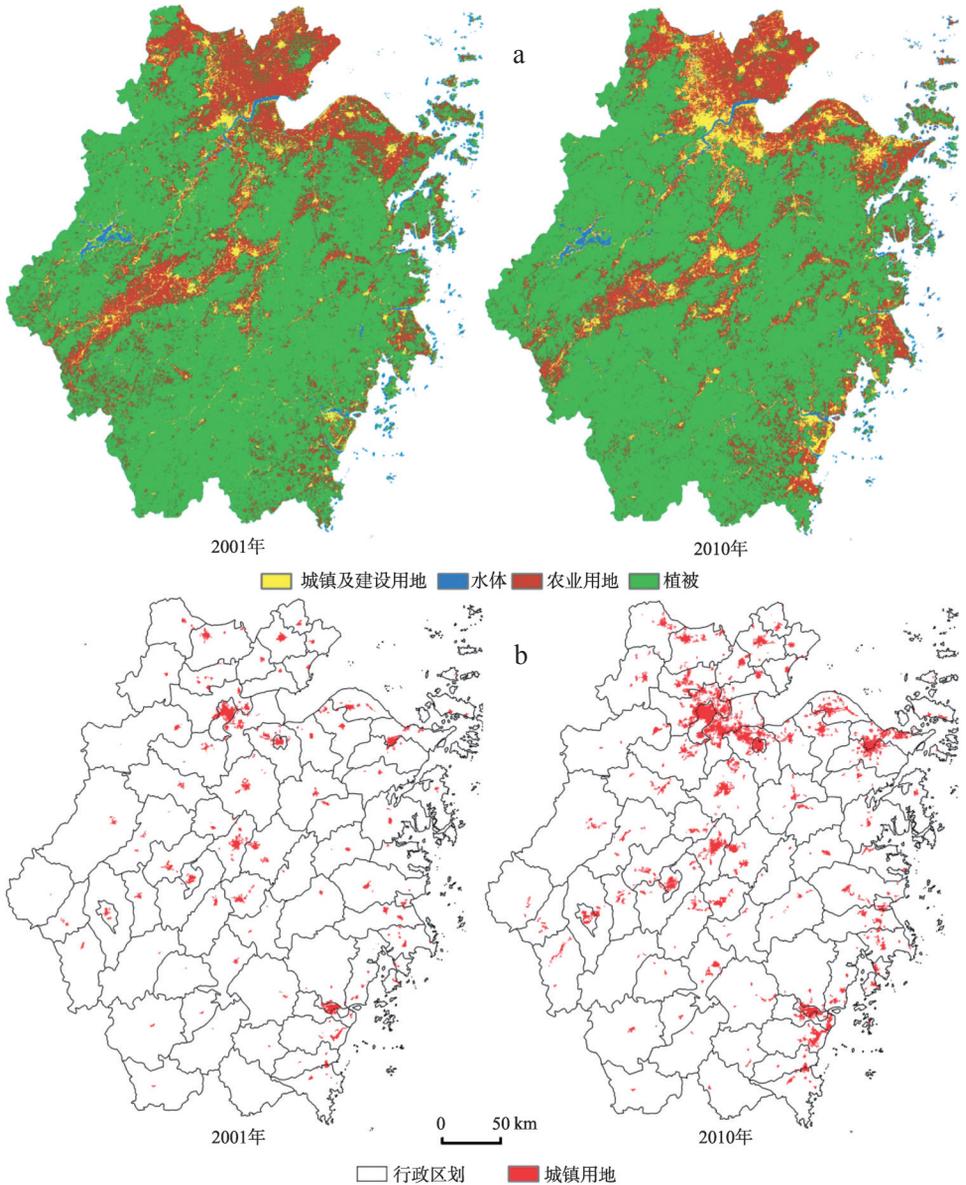


图4 CART分类结果和利用灯光指数数据修正后的城镇用地分布图

Fig. 4 Classification result with CART method and the urban-land mapping modified with DMSP/OLS light data

在分类结果后处理中,将水体、农业用地及植被三类合并到一起,为非城镇用地。对初步分类结果进行分析和对比,发现水体和城镇类型存在少量误分情况,因而需要进一步优化CART分类结果。这里本文采用DMSP/OLS夜间灯光指数作为辅助数据,进一步分离城镇和非城镇等专题信息。

经过DMSP/OLS夜间灯光指数数据的修正,2001年和2010年的城镇专题信息优化后的结果如图4b所示。

### 3.4 分类精度检验

对于低空间分辨率的遥感影像来说,最简单有效的评价方法是通过获取该地区高空间分辨率影像,利用它作为参考图像,来评价低分辨率遥感图像的信息提取相对精度。本文选取分辨率为30m的Landsat TM影像作为结果验证的参考图像。

从2010年提取的结果图上,随机抽取精度验证样本点。使用2010年TM影像作为精度验证的参考图像,对2010年的城镇用地类型分类结果作抽样精度评估,其精度评估结果如表2所示。从表2可以看出,利用DMSP/OLS夜间灯光指数数据优化后的分类结果精度较高,表明利用MODIS多时序遥感图像探测到的城镇专题信息结果优化后,可以胜任浙江省城镇扩展动态分析。

表2 2010年抽样精度检验混淆矩阵

Tab. 2 Confusion Matrix of Accuracy Validation in 2010

类别	城镇及建设用地	其他	总和	用户精度
城镇用地	61	13	74	82.43%
其他	32	908	940	96.60%
总和	93	921	1014	
生产者精度	65.59%	98.59%		
总体分类精度 = 95.56%; Kappa 系数 = 0.71				

## 4 城市扩张分析

### 4.1 城市扩张数量分析

以地级市为单位分析城市扩张数量特征。从表3可以看出,从2001年到2010年,浙江省的城市建成区总共扩张了约2676.19 km<sup>2</sup>。平均扩张速度以余杭(27.24 km<sup>2</sup>/a)、萧山(27.26 km<sup>2</sup>/a)和绍兴(23.81 km<sup>2</sup>/a)为第一中心向外呈逐级递减的趋势;以宁波(15.53 km<sup>2</sup>/a)为第二中心向外递减;以瑞安为第三中心(7.66 km<sup>2</sup>/a)。然而就扩张强度来说,强度最大值出现在衢县,扩张强度高达261.11%;其次是开化县,扩张强度为98.04%;排在第三的是海宁市,扩张强度接近80%;对于扩张速度较快的余杭、萧山、绍兴,它们的扩张强度仅在30%~50%之间。这一现象说明,虽然衢县、开化县及海宁市的城市扩张速度不在前列,但其扩张面积相对于2001年的城市发展水平来说很快,说明它们的城市化进程很快。

### 4.2 城市扩张空间分异

以杭州市为例来分析城市扩张的空间特征。依照式(7)计算得出,杭州市2001年的空间紧凑度为0.38,到2010年上升到0.43,可见,杭州城市空间结构越来越紧凑。

城市空间中心是城市保持均匀分布的平衡点。通过跟踪不同时期的城市中心的移动,能够得到城市扩展方向变化的轨迹,并预测城市的空间发展趋势。杭州的城市中心变化如图5所示。从2001年到2010年,杭州城市的中心向西北方向移动了约3 km,这表明了杭州城市主要向西北方向发展的趋势。

表3 浙江省城市扩张数量统计

Tab. 3 The Quantity statistics of urban expansion in Zhejiang Province

名称	$\Delta A$ (km <sup>2</sup> )	$V$ (km <sup>2</sup> /a)	$R$ (%)	名称	$\Delta A$ (km <sup>2</sup> )	$V$ (km <sup>2</sup> /a)	$R$ (%)
杭州市	88.31	9.81	7.55	湖州市	59.88	6.65	15.61
临安市	21.06	2.34	16.57	上虞市	38.50	4.28	31.11
余杭市	245.13	27.24	48.58	嵊州市	18.63	2.07	13.91
富阳市	44.63	4.96	20.93	绍兴市	214.25	23.81	32.22
建德市	16.88	1.88	18.18	诸暨市	99.56	11.06	24.45
萧山市	245.31	27.26	54.86	东阳市	41.06	4.56	10.24
余姚市	49.31	5.48	18.19	义乌市	61.25	6.81	8.89
奉化市	13.13	1.46	16.20	兰溪市	8.13	0.90	3.48
宁波市	139.81	15.53	22.25	永康市	20.75	2.31	5.86
慈溪市	84.13	9.35	23.66	金华市	67.94	7.55	21.96
乐清市	23.56	2.62	13.73	江山市	25.25	2.81	35.63
温州市	20.31	2.26	3.87	衢州市	30.44	3.38	14.66
瑞安市	68.94	7.66	20.77	舟山市	10.06	1.12	9.94
嘉兴市	38.38	4.26	13.04	临海市	28.81	3.20	16.74
平湖市	11.25	1.25	13.79	丽水市	35.50	3.94	40.72
桐乡市	37.19	4.13	47.56	龙泉市	8.25	0.92	19.56
海宁市	44.63	4.96	79.33				

## 5 结论与讨论

(1) MODIS/EVI 数据产品具有数据量小, 采集时间连续的优势, 是动态监测城市扩张的良好数据源之一, 它具备应用于大区域城市扩张动态监测的能力; 综合利用MODIS/EVI多时序数据和DMSP/OLS夜间灯光指数数据, 可以避免MODIS数据用于城镇专题信息提取的不足(如水体、城镇用地等不同土地覆被类型的误分), 也可以较好地解决DMSP/OLS夜晚灯光指数数据用于城镇监测时, 由于灯光强度的饱和和与溢出、非城镇下垫面的干扰造成城镇信息提取的错误问题; 改进的Niblack方法确定局部阈值可以提高DMSP/OLS夜晚灯光指数数据用于城镇专题信息的精度。

(2) 从2001年到2010年, 浙江省城市扩张迅速, 年平均扩张速度为297.35 km<sup>2</sup>/a。平均扩张速度以余杭、萧山和绍兴为第一中心向外逐级递减; 以宁波和瑞安为次中心; 扩张

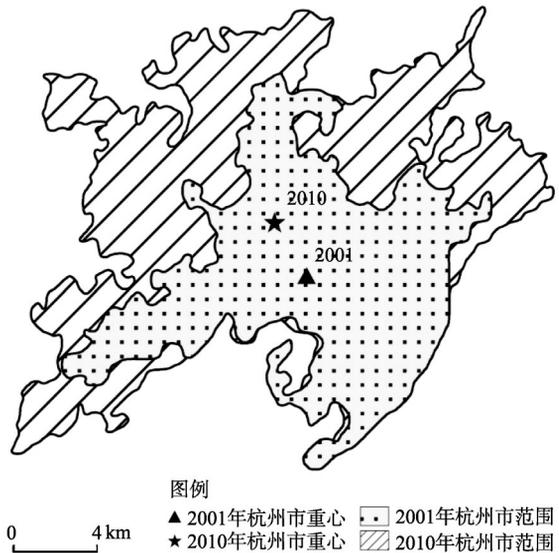


图5 2001至2010年杭州市城市中心变化

Fig. 5 The change of city center in Hangzhou from 2001 to 2010

强度最大的是衢县,其次是开化县和海宁市。以杭州为例分析城市扩张的空间特征,其城市空间紧凑度从0.38上升到了0.48,空间结构趋于紧凑;城市中心向西北方向移动约3 km,揭示了其向西北方向扩展的主要趋势。

由于MODIS数据空间分辨率的限制,比较零散的城镇用地在图像上表现为混合像元,因而基于MODIS数据的城镇专题信息提取的精度只能满足区域尺度需求,无法对城区尺度进行精确的监测;另外,浙江省城市化进程的加快、地域发展的不平衡等现象,应该从自然地理环境、人文环境、经济发展特征等方面考虑其驱动力,这也是本研究后续开展的工作方向。

## 参考文献(References)

- [1] 牟风云, 张增祥, 迟耀斌, 等. 基于多源遥感数据的北京市1973-2005年间城市建成区的动态监测与驱动力分析. 遥感学报, 2007, 11(2): 257-266.
- [2] 胡德勇, 李京, 陈云浩, 等. 基于多时相Landsat数据的城市扩张及驱动力分析. 国土资源遥感, 2006, 70(4): 46-54.
- [3] LU Dengsheng, Tian Hanqin, Zhou Guomo, et al. Regional mapping of human settlements in southeastern China with multisensory remotely sensed data. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(9): 3668-3679.
- [4] 贺振, 赵文亮, 贺俊平. 郑州市城市扩张遥感动态监测及驱动力分析. 地理研究, 2011, 30(12): 2272-2280
- [5] 徐永明, 刘勇洪, 魏鸣, 等. 基于MODIS数据的长江三角洲地区土地覆盖分类. 地理学报, 2007, 62(6): 640-647.
- [6] 刘建光, 李红, 孙丹峰, 等. MODIS土地利用/覆被多时相多光谱决策树分类. 农业工程学报, 2010, 26(10): 312-317.
- [7] 刘新圣, 孙睿, 武芳, 等. 利用MODIS-EVI时序数据对河南省土地覆盖进行分类. 农业工程学报, 2010, 26(1): 213-218.
- [8] 张霞, 孙睿, 张兵, 等. 基于MODIS植被指数时间谱的华北平原土地覆盖分类. 农业工程学报, 2006, 22(12): 128-132.
- [9] Cao Xin, Chen Jin, Imura Hidefumi, et al. A svm-based method to extract urban areas from DMSP-OLS and spot VGT data. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(10): 2205-2209.
- [10] Henderson M, Yeh E T, Gong P, et al. Validation of urban boundaries derived from global night-time satellite imagery. International Journal of Remote sensing, 2003, 24(3): 595-609.
- [11] 舒松, 余柏蒨, 吴健平, 等. 基于夜间灯光数据的城市建成区提取方法评价与应用. 遥感技术与应用, 2011, 26(2): 169-175.
- [12] Huang Chengquan, Goward Samuel N, Schleeweis Karen, et al. Dynamics of national forests assessed using the Landsat record: Case studies in eastern United States. Remote Sensing of Environment, 2009, 113(7): 1430-1442.
- [13] 李文梅, 覃志豪, 李文娟, 等. MODIS NDVI与MODIS EVI的比较分析. 遥感信息, 2010, (6): 73-78.
- [14] Liu H Q, Huete A R. A feedback based modification of the NDVI to minimize canopy background and atmospheric noise. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 1995, 33(2): 457-465.
- [15] 赵萍, 傅云飞, 郑刘根, 等. 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): 708-714.
- [16] 刘建光, 李红, 孙丹峰, 等. MODIS土地利用/覆被多时相多光谱决策树分类. 农业工程学报, 2010, 26(10): 312-317.
- [17] Huang C, Townshend J R G. A stepwise regression tree for nonlinear approximation: applications to estimating subpixel land cover. International Journal of Remote Sensing, 2003, 24(1): 75-90.
- [18] 杨洋, 何春阳, 赵媛媛, 等. 利用DMSP/OLS稳定夜间灯光数据提取城镇用地信息的分层阈值法研究. 中国图象图形学报, 2011, 16(4): 666-672.
- [19] 龙钧宇, 金连文. 一种基于全局均值和局部方差的图像二值化方法. 计算机工程, 2004, 30(2): 70-72.
- [20] 穆晓东, 刘慧平, 薛晓娟. 基于遥感监测的北京1984-2007年城市扩展研究. 北京师范大学学报, 2012, 48(1): 81-85.

## Monitoring urban expansion of Zhejiang Province using MODIS/EVI data products and DMSP/OLS nighttime light data

MAO Weihua<sup>1</sup>, HU Deyong<sup>2</sup>, CAO Ran<sup>3</sup>, DENG Lei<sup>2</sup>

(1. China Surveying and Mapping Institute of Zhejiang Branch, Hangzhou, Zhejiang 310012, China;

2. College of Resource Environment and Tourism, Capital Normal University, Beijing 100048, China;

3. Academy of Disaster Reduction and Emergency Management, Beijing Normal University, Beijing 100875, China)

**Abstract:** The multi-temporal MODIS/EVI data products and DMSP/OLS nighttime light index data are selected, and the CART data mining method and improved Niblack threshold segmentation technique are applied to monitor the urban expansion dynamically from 2001 to 2010. The result showed that: on the basis of multi-temporal data mining, with the local light index threshold, the comprehensive utilization of MODIS/EVI time-series data and DMSP/OLS nighttime light index data can effectively identify the urban land cover and non-urban land cover. The urban land of Zhejiang Province has expanded rapidly from 2001 to 2010. In terms of the urban expansion rate, the average annual growth is about 297.35 km<sup>2</sup>/a. Yuhang, Xiaoshan and Shaoxing can be regarded as the principal axis; Ningbo and Rui'an can be the secondary centers, and the urban expansion rates of other districts around them are progressively decreasing. In terms of the expansion intensity, the largest value is observed in Quxian County, followed by Kaihua and Haining. In the case of Hangzhou, the spatial compactness increased from 0.38 to 0.48, which implies spatial structure of Hangzhou has become more compact, and the city center has moved around 3 km towards the northwest, which reveals that the main expansion trend is towards the northwest.

**Key words:** multi-temporal; urban expansion; MODIS/EVI; DMSP/OLS; Zhejiang Province