

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2016.11.035

基于多源遥感数据的淮河流域城镇扩张研究

樊勇^{1,2} 朱曦³ 张圣笛⁴ 何宗宜¹ 杨刚⁵

(1. 武汉大学资源与环境科学学院, 武汉 430079; 2. 信阳师范学院城市与环境科学学院, 信阳 464000;
3. 上海市测绘院, 上海 200063; 4. 爱丁堡大学地球科学与技术学院, 爱丁堡 EH89XP;
5. 宁波大学建筑工程与环境学院, 宁波 315211)

摘要: 城镇是人类社会发展过程在空间上的重要表现形式,其空间格局与演变是城镇研究的热点问题。淮河流域是中国城镇体系的南北过渡地区,研究这一自然地理单元内城镇扩张过程,视角独特。为客观、快速、准确地重建不同时间序列上淮河流域城镇扩张过程,在 DMSP/OLS 数据、SPOT-VGT 数据、Landsat ETM+ 数据等多源遥感数据的基础上,提出“DMSP/OLS 夜间灯光数据相互校正—NDVI 数据重建—流域城镇信息提取—流域城镇扩张分析”的研究思路,并运用该思路分析淮河流域从 1998 年至 2013 年 16 年间的城镇扩张过程。从城市面积、扩张强度、扩张动态度、扩张形态 4 方面分析了城市扩张规律。研究发现:淮河流域整体与各省扩张基本属于低速扩张型与中速扩张型;淮河流域城镇分布仍较为分散,未形成完整的城市群或城镇体系;这一时期城市扩张时空发展不均衡。

关键词: 多源遥感数据; 城镇扩张; 淮河流域; 支持向量机

中图分类号: TP75; K928.5 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2016)11-0252-10

Urban Expansion of Huaihe River Basin Based on Multi-source Remote Sensing Data

Fan Yong^{1,2} Zhu Xi³ Zhang Shengdi⁴ He Zongyi¹ Yang Gang⁵

(1. School of Resource and Environmental Sciences, Wuhan University, Wuhan 430079, China
2. College of Urban and Environmental Sciences, Xinyang Normal University, Xinyang 464000, China
3. Shanghai Municipal Institute of Surveying and Mapping, Shanghai 200063, China
4. School of Geo-Sciences, University of Edinburgh, Edinburgh EH89XP, UK
5. Faculty of Architectural, Civil Engineering and Environment, Ningbo University, Ningbo 315211, China)

Abstract: In order to grasp the urban expansion process in different temporal sequences objectively, rapidly and accurately, DMSP/OLS data, SPOT-VGT data, Landsat ETM+ data, DEM Data and social and economic statistics data were used to rebuild the urban expansion process. Two methods were selected to extract urban areas in Huaihe River Basin (HRB), one was threshold value method, the other was support vector machine (SVM) classification method. The results of two methods were compared with urban areas extracted from Landsat ETM+ data and the result of SVM classification method which accuracy above 80% was proved to be more precise both in spatial form and accuracy estimation of urban areas. The urban areas in HRB for the year 1998, 2001, 2004, 2007, 2010 and 2013 were extracted using SVM classification method. And there were four features of the extracted urban areas calculated and analyzed to understand the dynamism of urban areas in HRB, including the extended area, urbanization intensive index (U_{II}), extended dynamic degree and spatial pattern. The extended urban areas from 2001 to 2013 of HRB approximately showed a linear growth. U_{II} illustrated that there were still a large

收稿日期: 2016-08-03 修回日期: 2016-08-29

基金项目: 国家自然科学基金项目(41401171)和教育部人文社科基金项目(14YJZJH028)

作者简介: 樊勇(1983—),男,博士生,信阳师范学院助教,主要从事基于 GIS/RS 的城市地理应用研究, E-mail: gisfanrong@163.com

通信作者: 何宗宜(1956—),男,教授,博士生导师,主要从事地图制图学与地理信息工程研究, E-mail: 373122381@qq.com

number of rural areas to be developed in HRB. The extended dynamic degree stated that the urban areas expanded in a medium speed. The spatial pattern and the spatial metric revealed that there was no central city in HRB and the density of cities was not very high.

Key words: multi-source remote sensing data; urban expansion; Huaihe River Basin; support vector machine

引言

城镇是人类社会发展过程在空间上的重要表现形式^[1],城镇扩张研究也是城镇空间格局研究的主要领域之一。通过重建城镇扩张过程来分析不同类型城镇扩张之间的共同点与差异之处,能够揭示城镇用地形成和发展的内在与外在驱动机制^[2]。中国改革开放以来,城镇扩张速度比世界平均水平快,同时也伴随着很多问题^[3]。淮河流域是中国城镇体系的南北过渡区,人口众多、资源丰富,发展相对落后,因此,在不同时间序列上重建本区域的城镇扩展过程,对区域城镇可持续发展具有重要理论和现实意义。

遥感影像中包含大量具备连续时空特性的信息,通过遥感影像可以实现不同尺度下城镇扩张模拟^[4]。用较高分辨率的遥感影像^[5]对城镇信息提取进而分析城镇用地变化具有很多优势^[6],如文献报道用 Landsat MSS/TM^[7]、SPOT 卫星数据^[8]、ZY-3 卫星数据^[9]、雷达数据^[10]、以及几种影像数据的融合^[11,12]。但是,由于较高分辨率遥感影像数据量大、获取成本高且单景覆盖范围小,因此多用于单个城市的城镇空间信息提取^[13]。低分辨率遥感影像,如 DMSP/OLS 数据^[14]、MODIS 数据^[15]等曾被用来生成全球范围的城市地图^[16]。当今,DMSP/OLS 数据已被国内外学者证明是用来监测人类活动及进行城镇化研究的有效数据源^[17-19]。

运用 DMSP/OLS 数据来进行城镇信息提取的方法主要分为两类:一类是根据地区实际情况选定阈值来进行图像分割的方法;另一类是以像元为基本单位以图像分类为特征的方法,主要包括支持向量机(Support vector machine, SVM)分类法^[20]和混合像元线性分解法等^[21]。无论是在区域尺度还是全球尺度下,特别是在应用于不同城镇区域发展程度差异较大的研究区域时,阈值法的复杂度高且耗时^[22]。与阈值法相比,图像分类法规避了阈值确定这一步,将城镇信息提取过程看作是城镇信息与非城镇信息的分类问题。SPOT-VGT 数据结合 DMSP/OLS 数据可以提高城镇信息提取的精度,部分研究已经证实可以使用低分辨率遥感数据进行城镇信息提取^[23-24]。因此,对于较大区域且长时间序列的城镇扩张过程研究,采用 DMSP/OLS 数据和

SPOT-VGT 数据,通过 SVM 分类法可以提取城镇范围并进行地图制图和空间分析^[25-26]。然而,OLS 传感器在采集时未对数据进行校正,以及由于大气变动、云污染等因素对 SPOT-VGT 数据的连续性和真实度产生影响^[27],而限制了这两种数据在城镇信息提取方面的应用。

综合以上分析,本文首先在对灯光数据进行相互校正和 SPOT-VGT 数据质量重建的基础上,分别使用阈值二分法和 SVM 方法对实验区城镇空间信息进行提取,并以较高分辨率的 Landsat 数据分类结果为参考,对信息提取结果进行对比分析和精度验证。其次,确定一种适合于本研究(较大区域且长时间序列)的城镇信息提取方法来实现淮河流域城镇扩张过程的时空序列重建。最后,在流域城镇扩张过程时空序列重建的基础上,探讨淮河流域城镇扩张规律。

1 研究区域

淮河流域地处我国东部,介于长江流域与黄河流域之间,跨越河南、湖北、安徽、江苏、山东 5 省,流域总面积 $2.7 \times 10^5 \text{ km}^2$ 。淮河流域是我国东部与中西部的连接中枢,也是我国长江经济带与黄河经济带的经济结合枢纽,具有自然和社会的多重过渡性。淮河流域人口众多,总人口 1.7 亿,占全国总人口的 12.3%;人口密度大,平均人口密度 611 人/ km^2 ,是全国平均人口密度的 4.8 倍^[28]。由于淮河流域为自然地理单元,不与各行政单位界线重合,因此本文只选取行政单位驻地在流域内的 33 个城镇,如图 1 所示。

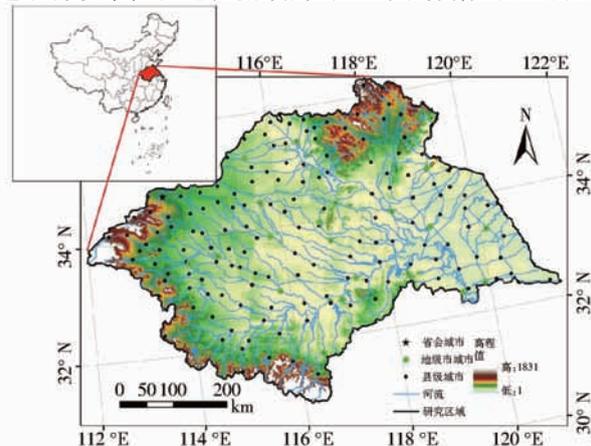


图 1 研究区域

Fig. 1 Study area

2 数据和方法

2.1 数据处理流程

本文以淮河流域城镇体系为研究对象,在多源遥感数据的基础上,提取 1998、2001、2004、2007、2010、2013 年 6 个时期淮河流域城镇空间范围,并对这一时期淮河流域城镇体系的扩张过程进行分析,具体流程如图 2 所示。

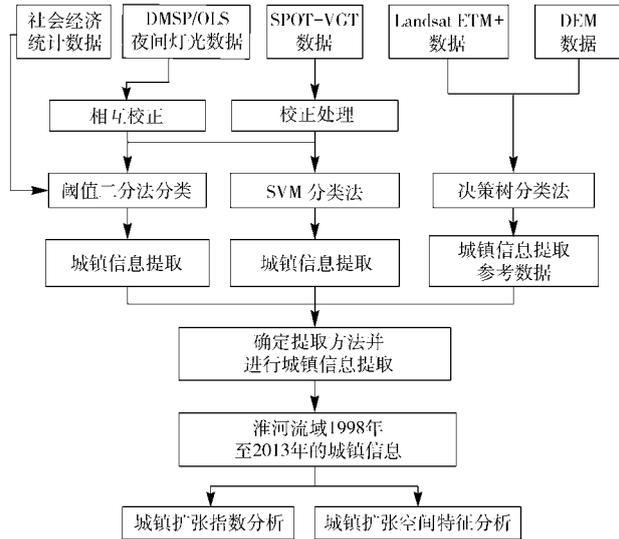


图 2 数据处理流程图

Fig. 2 Flow chart of data processing

首先,进行 DMSP/OLS 数据的相互校正,同时对 SPOT-VGT 数据、Landsat ETM+ 数据进行数据预处理。其次,分别使用阈值二分法、SVM 分类法和决策树分类法^[29]对实验区进行城镇信息提取并对提取结果进行对比,最终确定本研究所采用的城镇信息提取方法。最后,对提取结果从指数特征与空间特征 2 方面、全局与各个地区 2 个尺度进行分析。

2.2 数据及其预处理

2.2.1 DMSP/OLS 夜间灯光数据

本文所使用的 DMSP/OLS 夜间灯光数据来自美国国家地理信息中心,主要利用该数据提取城镇信息。

为了使长时间序列 DMSP/OLS 数据具备连续性与可比性,本文对该数据进行了相互校正。按照影像像元亮度 (Digital number, DN) 高且连续性好的原则,选择 2007 年 F16 卫星采集的数据为参考数据集,建立一元二次回归模型,如

$$D_{Nadj} = aD_N^2 + bD_N + c \quad (1)$$

式中 a 、 b 、 c ——系数,由 DMSP/OLS 数据相互之间进行一元二次回归得出

D_{Nadj} ——相互校正后的 DN 值

D_N ——相互校正前的 DN 值

其他年份数据与参考数据集作比较,得出该回归模型参数。

2.2.2 SPOT-VGT 数据

选取来源于 SPOT-VGT 卫星的 10 d 合成 NDVI 遥感影像数据集,数据来源于比利时佛兰芒技术研究所。本文利用该数据来改善城镇信息提取过程。

利用 SPOT-VGT 数据提取 NDVI 长时间序列数据,初步的 NDVI 值为

$$R_{NDVI} = 0.004D_N - 0.1 \quad (2)$$

R_{NDVI} 的主要特征体现在植被变化上,因此 R_{NDVI} 时间序列数据会随着植被的变化表现出上升、下降和稳定的趋势。本文采用 MSHA 方法^[27]对 NDVI 数据进行质量重建,以提高数据的质量。

2.2.3 Landsat 影像数据

本文选取的 Landsat ETM+ 影像数据来源于中国科学院计算机网络信息中心,数据质量良好。利用 Landsat ETM+ 数据,采用人机交互的方法构建决策树规则,通过决策树分类获取实验区城镇空间信息。该数据主要用来进行城镇信息提取方法的选取判断以及提取结果的精度验证。

2.2.4 其他辅助数据

本文选用的辅助数据包括行政区划数据、社会经济统计数据 and 30m 分辨率的 DEM (数字高程模型) 数据。该数据来源于中国科学院地理空间数据云平台。

2.3 城镇空间信息提取方法

本文所涉及的城镇空间信息提取方法有 3 种,即阈值二分法、SVM 分类法和决策树分类法,最终选取一种方法对整个研究范围不同时期的城镇信息进行提取。阈值二分法用于 DMSP/OLS 数据的信息提取;SVM 分类法用于对 DMSP/OLS 数据和 SPOT-VGT 数据相结合的信息提取;决策树分类法用于 Landsat ETM+ 数据的信息提取,该方法主要用来对阈值二分法和 SVM 分类法的分类结果进行精度检验。

2.3.1 阈值二分法

城镇训练样本的确定采用基于统计数据的阈值二分法。首先,收集实验对象的统计数据城市用地面积。其次,假设实验对象城市的潜在阈值,并基于该阈值计算出灯光城市用地面积。假设 2002 年某市夜间灯光数据的像元值最大为 D_{Nmax} ,最小为 D_{Nmin} ,则潜在阈值 D_{NT} 为

$$D_{NT} = \text{int}[(D_{Nmax} - D_{Nmin})/2] \quad (3)$$

通过潜在阈值提取出的城市用地面积 S_{DNT} 为

$$S_{D_{NT}} = \sum_{D_{Ni}=D_{NT}}^{D_{N_{max}}} f(D_{Ni}) \quad (4)$$

式中 D_{Ni} —— D_{NT} 和 $D_{N_{max}}$ 之间的某一 D_N 值

$f(D_{Ni})$ —— D_N 值是 D_{Ni} 的像元的总个数

然后,对比 $S_{D_{NT}}$ 与统计数据城市用地面积的大小,重新设定阈值,直到两者之间非常接近。 $S_{D_{NT}}$ 与统计数据城市用地面积的差值 $M_{D_{NT}}$ 为

$$M_{D_{NT}} = S_{D_{NT}} - A_{rea} \quad (5)$$

若 $M_{D_{NT}} > 0$, 则 $D_{N_{min}} = D_{NT}$; 若 $M_{D_{NT}} < 0$, 则 $D_{N_{max}} = D_{NT}$ 。根据式(3)重新计算出阈值代入式(4)计算城市用地面积,再将由式(4)计算出的 $S_{D_{NT}}$ 代入式(5)得出 $M_{D_{NT}}$ 。

重复该过程直到

$$|M_{D_{NT-1}}| \leq |M_{D_{NT}}| \leq |M_{D_{NT+1}}| \quad (6)$$

令式(6)成立的 D_{NT} 就是基于灯光数据提取的城市面积最佳阈值。

2.3.2 SVM 分类法

SVM 的原理是通过某种特定的非线性映射(核函数)将输入向量映射到一个高维特征空间,在这个空间中构造最优分类超平面。算法的目的是建立一个决策函数,通过该决策函数将待测试的数据尽可能分类正确。在非线性情况下,决策函数和参数 b 分别为

$$\hat{f}(x) = \text{sign} \left(\sum_{i=1}^n y_i \alpha_i K(x_i, x) + b \right) \quad (7)$$

$$b = \frac{1}{N_{NSV}} \sum_{x_i \in J_N} \left(y_i - \sum_{x_j \in J} \alpha_j y_j K(x_j, x_i) \right) \quad (8)$$

式中 $K(x_i, x)$ ——核函数

N_{NSV} ——标准支持向量数

J_N ——标准支持向量集合

J ——支持向量的集合

α_i ——拉格朗日乘子

在分类过程中,被分为城镇的像元与初始城镇样本一起作为城镇区域的训练样本再次参与分类,不断重复此迭代过程,直到没有新的城镇像元被分出。

DMSP/OLS 数据和 SPOT-VGT 数据两种数据的融合步骤为:首先,对 DMSP/OLS 数据和 SPOT-VGT 数据进行预处理,得到连续性和一致性较强的 DMSP/OLS 数据以及 NDVI 数据;SPOT-VGT 数据是经过移动加权谐波分析法处理过的 NDVI 数据,DMSP/OLS 数据是依据累积 D_N 值高且连续性好的原则进行了相互校正的数据。其次,确定训练样本的选择原则,本文以 D_N 值大于等于 40 的像元作为城镇用地训练样本种子,以 D_N 值小于 40 且 R_{NDVI} 值大于等于 0.4 的像元作为非城镇用地训练样本种

子;最后,结合两种数据,采用 SVM 分类法进行城镇信息提取,核函数选择径向基核函数(Radial basis function, RBF)。

2.3.3 决策树分类法

决策树是通过对训练样本进行归纳学习生成决策树或决策规则,然后使用决策树或决策规则对新数据进行分类的一种数学方法。参考 GB/T 21010—2007《土地利用现状分类》并结合本研究需要,本文将土地分为城镇、耕地、林地、水和其他等 5 个类别。考虑高程的坡向、坡度信息和人工目视判读影像结果构建样本区的决策树。最后使用分类后精度评价和 Kappa 系数结合人工目视解译检验分类精度。

2.4 城镇扩张分析方法

2.4.1 城镇扩张面积年均变化率

城镇扩张面积年均变化率即每一年城镇面积的平均增长速率,即

$$V_T = \frac{S_B - S_A}{T_1} \times 100\% \quad (9)$$

式中 V_T —— T_1 时间段内城镇用地面积的增长速率
 S_A, S_B —— A 时间和 B 时间的城镇用地面积,
 B 时间位于 A 时间之后

2.4.2 城镇扩张强度

城镇扩张强度指数(Urbanization intensive index, U_{II})指某一地区在城镇扩张过程中城镇用地扩张面积占其土地总面积的百分比,其值越大表示扩张越快。 U_{II} 指数高说明城市在发展过程中占用了大量非城镇用地, U_{II} 指数低则说明城镇扩张用地占整个土地面积的比例较小,城镇扩张强度低,有较多非城镇用地待开发。与城镇扩张年平均变化速率相比, U_{II} 引入了各地区的土地利用总面积进行标准化处理,使不同时期的城镇土地利用扩张的速度更具有可比性,且更能说明城镇扩张期间城镇用地与非城镇用地间的关系。 U_{II} 的计算公式为

$$U_{II} = \frac{U_{ib} - U_{ia}}{T_{LA}} \frac{1}{T_2} \quad (10)$$

式中 U_{ia} ——初期城镇用地面积

U_{ib} ——末期城镇用地面积

T_{LA} ——研究区域土地利用总面积

T_2 ——间隔时长, a

2.4.3 城镇扩张动态度

城镇扩张年平均变化速率仅能表现城镇扩张面积在绝对量上的变化,城镇扩张动态度则是在年平均变化速率上引入了初始城市用地面积,使计算结果能够反映城市扩张的相对动态变化率。城镇扩张动态度的计算公式为

$$K = \frac{U_{ib} - U_{ia}}{U_{ia}} \frac{1}{T_2} \times 100\% \quad (11)$$

式中 K ——研究时间段内城镇扩张动态度

2.4.4 城镇扩张空间特征

城市在发展扩张过程中,其平面形状和空间特征结构都会发生改变。高金龙等结合中国实际情况,将中国的城市扩张类型分为4种:填充型;外延型;飞地型;廊道型^[30]。城镇的伸展轴是城镇扩张空间结构中不可缺少的一部分,从城镇的伸展轴这一角度可以把城镇扩张分为2种类型:陆上交通线伸展轴;河道水系伸展轴。在城镇的实际扩张过程中,城镇沿伸展轴会形成两种主要的城镇空间形态:集中型城镇和群组型城镇。

3 结果分析

3.1 城镇空间信息提取方法精度分析

本文利用3种方法分别对实验区域进行了城镇空间分布信息提取,分别是:①基于 Landsat ETM + 数据,采用决策树分类法分别对3个实验区进行城镇信息提取,提取总体精度分别为93.21%、92.80%、94.11%,Kappa 相关系数分别为:0.92、0.92、0.94。由此可见,采用决策分类法对 Landsat ETM + 数据提取城镇信息的结果可信度较高。②通过阈值二分法对夜间灯光数据和统计数据进行城镇信息提取。③通过 SVM 分类法对夜间灯光数据和 NDVI 数据进行城镇信息提取。以第1种方法提取的城镇信息作为参考数据对第2、3种方法的提取结果进行评价。图3为使用不同城镇信息提取方法得到的实验区城镇空间分布情况,从左到右依次为临沂市、徐州市、淮北市。

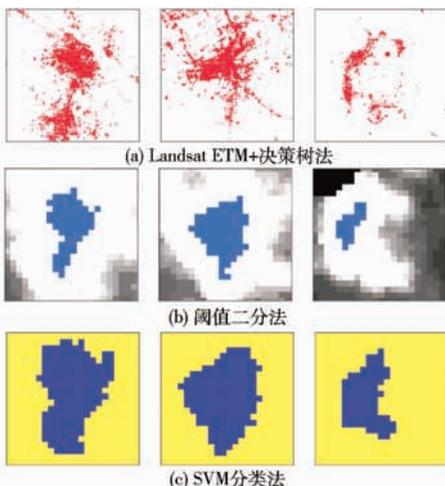


图3 城镇信息提取结果空间形态对比图

Fig.3 Comparison maps of urban space form information extraction results

数据提取的城镇信息作为参考,阈值二分法和 SVM 分类法均能有效提取出城镇用地范围,但在具体空间形态上具有较大差异,尤其以淮北市的提取结果最为明显。总体而言,与阈值二分法相比,由 SVM 算法提取出的城镇用地范围整体轮廓与细部特征与图3a更为吻合,而阈值二分法在进行淮北市城镇信息提取时,出现了信息丢失的情况。因此,可以得出通过 SVM 分类法进行城镇信息提取的空间形态表达效果较好的结论。

表1为通过 Landsat ETM + 决策树法(方法1)、阈值二分法(方法2)、SVM 分类法(方法3)提取的城镇用地面积对比结果。以 Landsat ETM + 决策树法提取的城镇面积为参考数据,评价阈值二分法以及 SVM 分类法的提取精度。如表1所示,阈值二分法在实验区域的城镇用地提取精度为60%~80%, SVM 分类法为80%~90%,即利用 SVM 分类法进行城镇信息提取在面积精度方面效果更好。

表1 提取结果精度评价表

Tab.1 Accuracy evaluation of extraction results

实验区	方法1		方法2		方法3	
	面积/km ²	精度/%	面积/km ²	精度/%	面积/km ²	精度/%
临沂市	239	93.21	190	79.50	262	90.38
徐州市	211	92.80	155	73.46	248	82.47
淮北市	68	94.11	46	67.65	81	80.88

阈值二分法虽基本方法较为简便,但过度依赖统计数据。不同来源的统计数据其统计手段可能不同,标准相异难以形成统一。其次,若使用同一阈值进行整个淮河流域的城镇信息提取,那么该阈值不一定适用于每个地区,会出现提取结果质量相差较大的情况;不同行政单位根据历年统计数据采用不同阈值进行城镇信息提取,则工作量巨大,且部分年份部分地区可能会存在统计数据缺失的情况。

综上所述,以 DMSP/OLS 数据结合 SPOT-VGT 数据,通过 SVM 分类法进行城镇信息提取可以较好地描述城镇空间形态且提取面积较为准确。

3.2 1998年到2013年淮河流域城镇扩张过程分析

本文提取了淮河流域1998、2001、2004、2007、2010、2013共6年的城镇信息,提取结果如图4所示。

依据提取结果,从全局和区域的角度,对淮河流域在这16a间的城镇整体发展做时空演变分析。

3.2.1 城镇扩张面积年均变化率

城镇用地面积逐渐增大是城镇扩张最显著和直观的特征,淮河流域整体城镇用地面积变化如图5所示。

可以发现淮河流域1998—2013年的城镇用地

以图3a所示由 Landsat ETM + 较高分辨率遥感

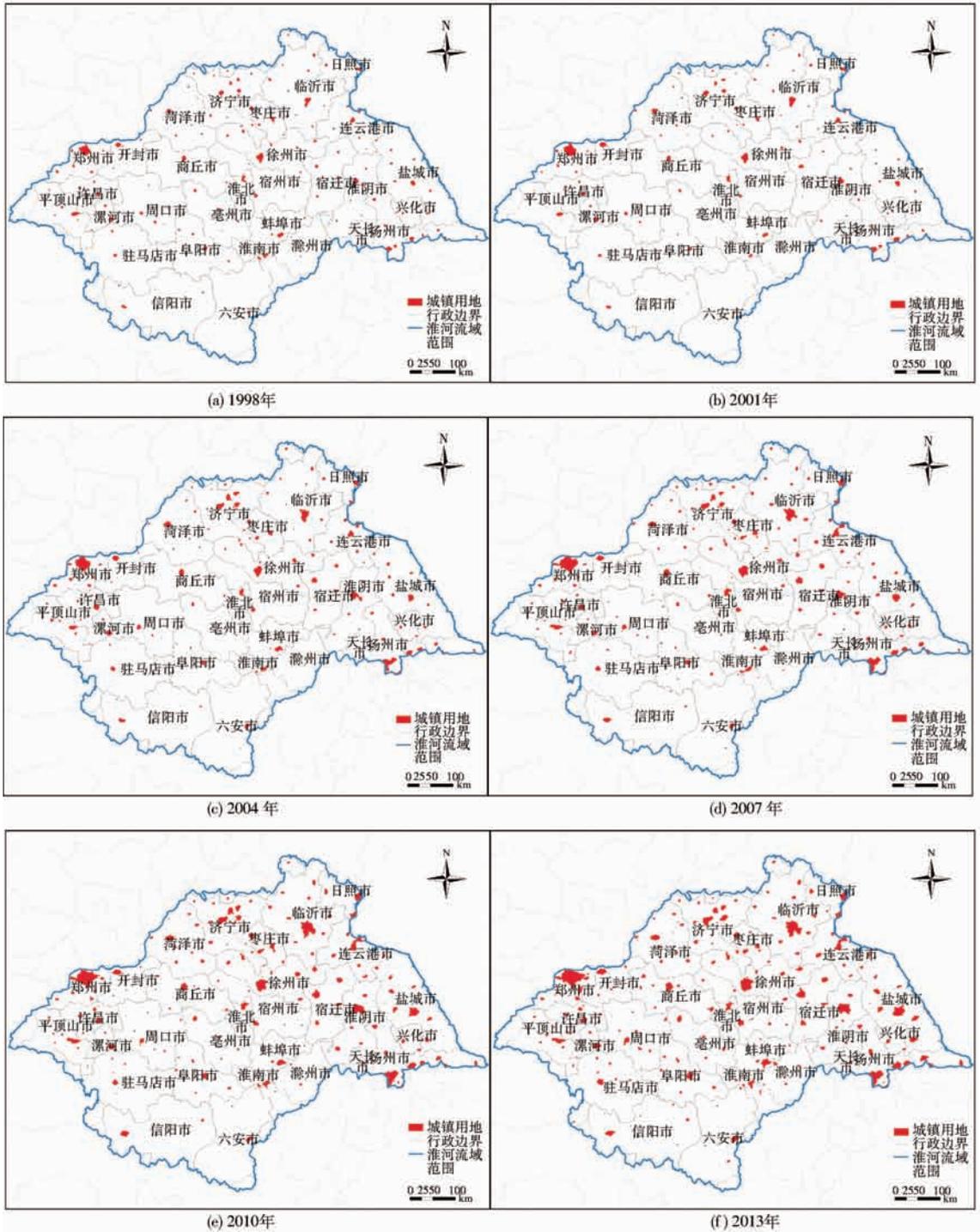


图 4 1998—2013 年淮河流域城镇信息提取结果

Fig. 4 Urban information extraction results from 1998 to 2013 in Huaihe River Basin

面积处于不断增长状态,其中,1998—2001 年城镇面积增长较为缓慢,从 2001 年开始起城镇面积突增,2001—2013 年的城镇扩张规律近似线性增长趋势。

如图 6 所示,淮河流域 1998—2013 年城镇面积年增长速率并不一直保持上升趋势。其中,1998—2001 年增长速度相对缓慢,为 $180.67 \text{ km}^2/\text{a}$,在 2001 年速度突然增大,进入快速增长阶段,2001—2004 年间增长速度达到 16 a 间最大值 $665.33 \text{ km}^2/\text{a}$,2004—2007 年增长速度略微减小,其后一直保持在

$550 \sim 650 \text{ km}^2/\text{a}$ 。总体而言,2001—2013 年淮河流域城镇用地年平均增长速率保持在一个较为稳定的状态。

3.2.2 城镇扩张强度

对淮河流域 33 个城镇进行了城镇扩张强度分析,结果如表 2 所示。

从表 2 可以看出,淮河流域大部分地区 U_{it} 指数的最小值出现在 1998—2001 年,最大值出现在 2007—2013 年。河南省内,郑州市在每一时间段内

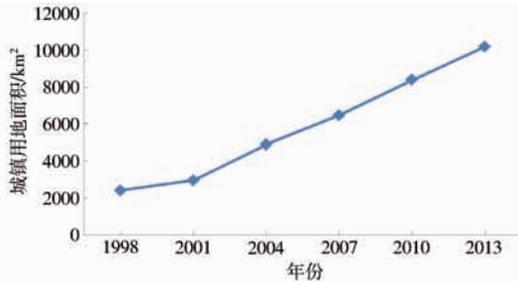


图5 淮河流域1998—2013年城镇用地面积变化曲线
Fig.5 Change of urban area from 1998 to 2013 in Huaihe River Basin

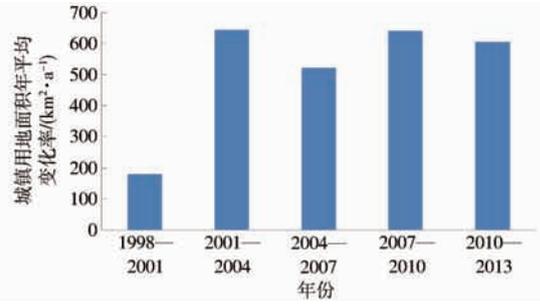


图6 淮河流域1998—2013年城镇用地年平均变化率
Fig.6 Annual average change rate of urban land use from 1998 to 2013 in Huaihe River Basin

表2 淮河流域1998—2013年城镇扩张强度指数和城镇扩张动态度

Tab.2 Urban expansion intensity index and dynamic degree from 1998 to 2013 in Huaihe River Basin

省市名称	1998—2001年		2001—2004年		2004—2007年		2007—2010年		2010—2013年	
	U_{II}	$K/\%$								
河南省	0.06	6.70	0.21	17.83	0.16	9.15	0.14	6.15	0.29	10.95
郑州市	0.64	10.30	1.21	14.89	1.00	8.53	0.94	6.37	1.08	6.13
开封市	0.07	5.88	0.10	7.50	0.06	3.40	0.20	10.49	0.31	12.68
商丘市	0.01	1.09	0.16	23.28	0.19	17.76	0.08	4.88	0.48	25.71
周口市	0.01	3.18	0.09	21.74	0.07	10.97	0.03	3.30	0.31	31.23
驻马店市	0.01	3.45	0.08	33.33	0.04	8.33	0.04	6.67	0.22	29.17
信阳市	0.01	6.86	0.09	40.65	0.06	12.45	0.03	5.07	0.07	8.33
漯河市	0.12	4.35	0.03	0.86	0.11	3.33	0.21	6.06	0.53	12.82
许昌市	0.01	0.46	0.30	20.27	0.12	5.04	0.33	11.92	0.27	7.17
平顶山市	0.06	7.88	0.33	36.77	0.25	13.29	0.05	2.00	0.09	3.30
安徽省	0.03	7.98	0.11	24.29	0.10	12.42	0.13	11.76	0.22	15.00
宿州市	0.02	10.00	0.07	24.36	0.06	12.59	0.12	18.82	0.33	32.65
淮北市	0.18	8.33	0.23	8.57	0.22	6.44	0.18	4.44	0.15	3.36
亳州市	0.01	3.45	0.02	5.21	0.08	18.02	0.16	23.98	0.20	17.69
阜阳市	0.04	10.00	0.10	18.59	0.17	20.99	0.13	9.85	0.29	16.76
六安市	0.01	7.69	0.12	112.50	0.02	3.81	0.03	5.13	0.15	25.19
合肥市	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03	0.00	0.22	222.22	0.19	26.09
滁州市	0.00	0.00	0.02	0.00	0.02	33.33	0.13	93.33	0.16	29.83
蚌埠市	0.07	8.16	0.20	18.58	0.07	4.21	0.28	14.33	0.29	10.68
淮南市	0.08	5.75	0.82	48.04	0.85	20.48	0.05	0.75	0.10	1.46
天长市	0.04	33.33	0.04	16.67	0.11	33.33	0.16	25.00	0.11	9.52
江苏省	0.07	5.05	0.43	27.27	0.33	11.40	0.46	11.91	0.27	5.27
徐州市	0.01	0.31	0.36	18.04	0.32	10.42	0.55	13.38	0.19	3.29
连云港市	0.20	15.94	0.36	19.36	0.44	15.04	0.29	6.84	0.02	0.36
盐城市	0.01	1.33	0.28	31.80	0.19	10.63	0.46	20.20	0.46	12.45
宿迁市	0.05	7.78	0.36	42.34	0.38	20.04	0.24	7.68	0.29	7.75
淮安市	0.05	4.02	0.38	26.41	0.13	5.01	0.67	22.39	0.12	2.31
扬州市	0.11	4.62	1.10	41.44	0.57	9.54	0.59	7.65	0.04	0.38
兴化市	0.03	7.41	0.34	72.73	0.17	11.43	0.23	11.35	0.03	1.06
泰州市	1.01	12.94	1.70	15.77	1.35	8.52	0.85	4.26	2.05	9.11
南通市	0.04	3.33	0.32	26.26	0.53	24.86	0.32	8.41	0.90	19.12
山东省	0.15	11.85	0.31	18.38	0.28	10.63	0.38	10.36	0.11	2.92
菏泽市	0.17	24.89	0.10	8.65	0.12	7.88	0.29	16.01	0.09	3.42
济宁市	0.05	2.94	0.45	23.97	0.17	5.36	0.44	11.70	0.12	2.42
枣庄市	0.09	5.02	0.57	28.97	0.49	13.38	0.06	1.21	0.10	1.90
临沂市	0.16	14.84	0.23	14.53	0.39	17.36	0.40	11.84	0.14	3.06
日照市	0.36	23.89	0.52	20.07	0.32	7.68	0.41	7.88	0.25	3.98

的 U_{II} 指数都明显高于其他城市, 信阳市的 U_{II} 指数则相对较低。安徽省内, 淮南市在 2001—2007 年间 U_{II} 指数达到了 0.8, 而后在 2007—2010 年间骤降至 0.05, 其余地区城镇用地扩张强度则较为稳定。江苏省内泰州市 U_{II} 指数在 1998—2013 年间一直较高, 在 2010—2013 年达到最高值 2.05。整体来看, 1998—2013 年期间江苏省的城镇扩张强度略高于其余 3 省。

3.2.3 城镇扩张动态度

结合李晓文等^[31]的研究和淮河流域实际情况, 以城镇扩张动态度为指标将淮河流域城镇扩张分为 5 种类型: 缓慢扩张型 ($K \leq 5$); 低速扩张型 ($5 < K \leq 10$); 中速扩张型 ($10 < K \leq 20$); 快速扩张型 ($20 < K \leq 25$); 高速扩张型 ($K > 25$)。

如表 2 所示, 淮河流域城镇用地 1998—2001 年处于缓慢扩张期, 2001—2004 年进入快速扩张期, 2004—2007 年为中速扩张期, 2007—2013 年扩张动态指数回落进入低速扩张期。这可能与 2000 年以来区域发展规划调控政策增强有关。

各个城市在不同时期扩张动态度也存在较大差异。其中, 河南省在 1998—2013 年期间基本处于低速扩张期与中速扩张期; 安徽省 1998—2001 年处于

低速扩张期, 2001—2004 年间进入快速扩张期, 其后一直处于中速扩张期; 江苏省 1998—2001 年处于低速扩张期, 2001—2004 年进入高速扩张期, 城镇扩张动态度达到 27.27%, 其后一直处于中速扩张期; 山东省 1998—2010 年均处于中速扩张期, 2010 年之后进入缓慢扩张期, 扩张动态度仅为 2.92%。

虽然淮河流域整体与各省扩张基本属于低速扩张型与中速扩张型, 但有部分城市在特定时间段曾进入过高速扩张期, 1998—2001 年间有天长市, 2001—2004 年间有驻马店市、信阳市、平顶山市、六安市、淮南市、盐城市、宿迁市、淮安市、扬州市、兴化市、南通市、枣庄市, 2004—2007 年间有滁州市、天长市, 2007—2010 年间有合肥市、滁州市, 2010—2013 年间有商丘市、周口市、驻马店市、宿州市、六安市、合肥市、滁州市。该现象说明淮河流域虽然整体城镇用地增长量不多, 但部分城市城镇用地增长率高、城镇化发展迅速, 甚至有新兴城镇区域出现。

3.2.4 城镇扩张空间特征

对不同时期的城镇提取结果进行地图叠加, 可以看出城镇扩张的空间特性, 结果如图 7 所示。

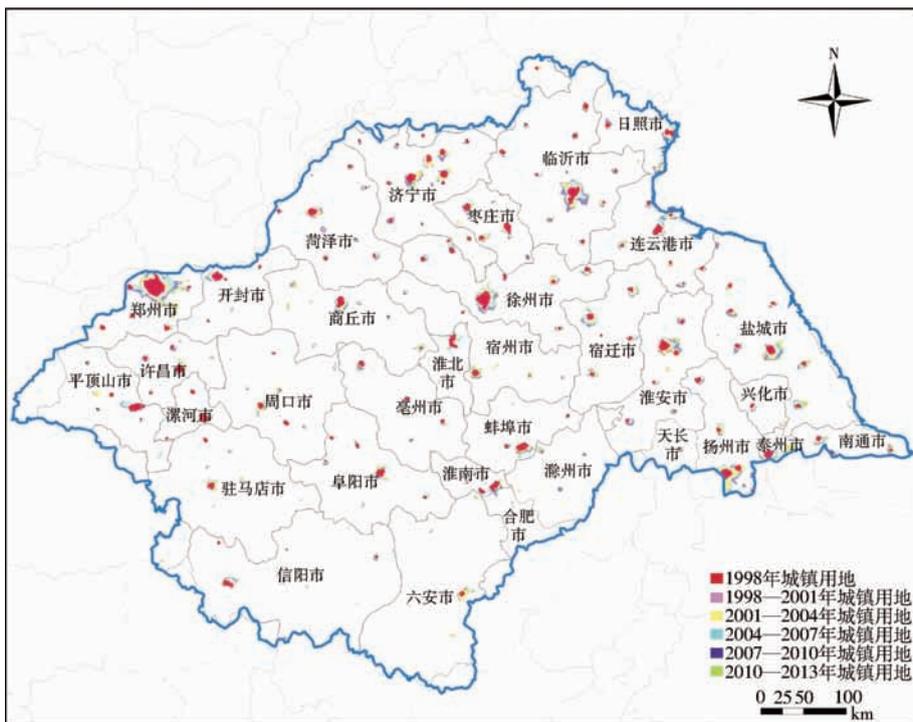


图 7 淮河流域 1998—2013 年城镇扩张形态

Fig. 7 Urban expansion pattern from 1998 to 2013 in Huaihe River Basin

从图 7 可以看出, 在 1998—2013 年间, 淮河流域内大部分城镇的扩张形式为外延型, 即城镇用地扩张发生在原有城镇的边缘。除此之外, 部分城市如郑州市、临沂市、宿迁市、盐城市、徐州市等周边在扩张过程中出现了新的城镇区域, 显示出飞地型的

特征。平顶山市、连云港市的城镇扩张形态呈现为廊道型, 即沿某一方(一般为交通线路或河道水系)进行线状延伸。淮河流域范围内, 大部分城镇在扩张过程中的空间形态呈现为块状城镇。除此之外, 连云港市与平顶山市伸展轴较长且向一个方向

进行延伸,为带状城镇。临沂市向多个方向进行城镇扩张,在扩张过程中逐渐呈现出星状城镇的特征。淮安市、扬州市在1998—2001年间均为双城群组,且都在2001—2004年间经过城镇扩张由双城群组转变为块状城镇。济宁市存在多个独立的城镇范围,随着各个城镇范围不断扩大显示出城镇外轮廓连接在一起的趋势。

从各省来看,河南省内城镇扩张最为迅速的为郑州市,安徽省内城镇用地扩张速度较为平均,未出现发展特别突出的城市,江苏省内城镇扩张最为迅速的为徐州市,山东省内济宁市与临沂市与其他城市相比发展较为迅速。

4 讨论

本文以淮河流域城镇体系这一较为边缘化的区域城镇群体为研究对象,探究区域在经济社会发展过程中城镇扩张的规律。在前人研究基础上,提出了“DMSP/OLS夜间灯光数据相互校正—NDVI数据重建—研究区域城镇信息提取—城镇扩张指数分析与空间分析”的研究思路,并运用该思路重建了淮河流域从1998—2013年的城镇扩张过程,从城镇扩张面积、扩张强度、扩张动态度、扩张空间特征等4方面进行了分析。

研究发现,这一时期淮河流域城镇用地面积增长迅速,城镇扩张强度存在时空分布不均衡,如:东南沿海高于中西部地区,2013年出现高峰,这些基本符合我国城镇扩张的基本趋势。从扩张动态度上看,淮河流域整体与各省扩张基本属于低速扩张型与中速扩张型。整体来看,除郑州市、临沂市、徐州

市外,淮河流域内其余城镇在1998—2013年这16a间的城镇用地扩张范围并不大。经过16a的发展,城镇分布仍较为分散,城镇密度不高,到2013年为止还未发育出区域中心城市,未形成完整的城市群或城镇体系。

此外,由于地表特征的复杂性,夜间灯光影像中仍然存在部分非城镇像元的光噪声,且由于数据未经过几何校正,会造成部分城镇由于位置误差而产生误判。因此未来可以研究夜间灯光数据的几何校正方法,以提高信息提取精度;淮河流域具有人口密度高、水资源供需矛盾突出、处于灾害多发区等特点,基于这些特殊性,在后续研究中可以探究各种自然地理因素、经济政治因素与淮河流域城镇发展之间的关系,进行淮河流域的城镇扩张驱动力分析。

5 结论

(1)本文对DMSP/OLS夜间灯光数据进行相互校正。选取城镇扩张较为稳定的地区作为校正参考地区,选取累积DN值较大且连续性较好的年份作为校正参考年份,确定模型校正参数。

(2)采用MWA方法对SPOT—VGT数据进行校正处理和各时间序列重建。

(3)分别采用阈值二分法与SVM分类法进行城镇信息提取,并参考Landsat ETM+数据决策树分类的实验结果对提取结果进行评价。

(4)采用SVM分类法重建了淮河流域1998—2013年的城镇扩张过程。从城市面积大小、扩张强度、扩张动态度、扩张形态等方面进行了量化分析。

参 考 文 献

- CATALAN C, SAURI D, SERRE P. Urban sprawl in the Mediterranean? : Patterns of growth and change in the Barcelona Metropolitan Region 1993—2000 [J]. *Landscape & Urban Planning*, 2008, 85(3-4):174-184.
- MILLS G. Cities as agents of global change [J]. *International Journal of Climatology*, 2007, 27(14): 1849-1857.
- 方创琳. 改革开放30年来中国的城市化与城镇发展[J]. *经济地理*, 2009, 29(1): 19-25.
Fang Chuanglin. The urbanization and urban development in China after the reform and opening-up [J]. *Economic Geograph*, 2009, 29(1): 19-25. (in Chinese)
- GRIFFITHS P, HOSTERT P, GRUEBNER O, et al. Mapping megacity growth with multi-sensor data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(2): 426-439.
- 张超, 李智晓, 李鹏山, 等. 基于高分辨率遥感影像分类的城镇土地利用规划监测[J]. *农业机械学报*, 2015, 46(11):323-329.
ZHANG Chao, LI Zhixiao, LI Pengshan, et al. Urban-rural land use plan monitoring based on high spatial resolution remote sensing imagery classification[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2015, 46(11):323-329. (in Chinese)
- HENDERSON F M, Xia Z G. SAR applications in human settlement detection, population estimation and urban land use pattern analysis: a status report [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, 35(1):79-85.
- RAHMAN M. Detection of land use/land cover changes and urban sprawl in Al-Khobar, Saudi Arabia: an analysis of multi-temporal remote sensing data [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2016, 5(2):1-17.
- WEBER C, PUISSANT A. Urbanization pressure and modeling of urban growth: example of the Tunis Metropolitan area [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2003, 86(3): 341-352.
- LUO H, LI L, ZHU H, et al. Land cover extraction from high resolution ZY-3 satellite imagery using ontology-based method

- [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2016, 5(3):1-16.
- 10 张正, 唐娉, 李宏益, 等. 多源数据协同定量遥感产品生产系统的领域模型[J]. *遥感学报*, 2016, 20(2):184-196.
ZHANG Zheng, TANG Ping, LI Hongyi, et al. Refined domain model for multisource data synergized quantitative remote sensing production system [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2016, 20(2):184-196. (in Chinese)
- 11 JAT M K, GARG P K, KHARE D. Monitoring and modelling of urban sprawl using remote sensing and GIS techniques [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2008, 10(1): 26-43.
- 12 TAUBENBOCK H, ESCH T, FELBIER A, et al. Monitoring urbanization in mega cities from space [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2012, 117: 162-176.
- 13 王晓慧. 基于 DMSP/OLS 夜间灯光数据的中国 30 年城镇扩展研究 [D]. 南京: 南京大学, 2013.
WANG Xiaohui. Urban expansion in china over the past 30 years detected using DMSP/OLS nighttime light data [D]. Nanjing: Nanjing University, 2013. (in Chinese)
- 14 李德仁, 李熙. 论夜光遥感数据挖掘 [J]. *测绘学报*, 2015, 44(6):591-601.
LI Deren, LI Xi. An overview on data mining of nighttime light remote sensing [J]. *Acta Geodaetica et Cartographica Sinica*, 2015, 44(6):591-601. (in Chinese)
- 15 申健, 常庆瑞, 李粉玲, 等. 2000—2013 年关中地区耕地复种指数遥感动态监测 [J]. *农业机械学报*, 2016, 47(8):280-287.
SHEN Jian, CHANG Qingrui, LI Fenling, et al. Dynamic monitoring of cropping index in guanzhong area using remote sensing in 2000—2013 [J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2016, 47(8):280-287. (in Chinese)
- 16 CIESIN I. CIAT Global rural-urban mapping project (GRUMP) [J]. Alpha Version: Population Grids, 2004.
- 17 何春阳, 李景刚, 陈晋, 等. 基于夜间灯光数据的环渤海地区城市化过程 [J]. *地理学报*, 2005, 60(3): 409-417.
HE Chunyang, LI Jinggan, CHEN Jin, et al. The urbanization model and process in Bohai surrounding area in the 1990s by using DMSP/OLS data [J]. *Acta Geographica Sinica*, 2005, 60(3): 409-417. (in Chinese)
- 18 LIU Z, HE C, ZHANG Q, et al. Extracting the dynamics of urban expansion in China using DMSP-OLS nighttime light data from 1992 to 2008 [J]. *Landscape and Urban Planning*, 2012, 106(1): 62-72.
- 19 PANDEY B, JOSHI P K, SETO K C. Monitoring urbanization dynamics in India using DMSP/OLS night time lights and SPOT-VGT data [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2013, 23: 49-61.
- 20 MEGAHED Y, CABRAL P, SILVA J, et al. Land cover mapping analysis and urban growth modelling using remote sensing techniques in Greater Cairo Region-Egypt [J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2015, 4:1750-1769.
- 21 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 [J]. *中国图象图形学报*, 2011, 16(4): 666-673.
YANG Yang, HE Chunyang, ZHAO Yuanyuan, et al. Research on the layered threshold method for extracting urban land using the DMSP/OLS stable night time light data [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2011, 16(4): 666-673. (in Chinese)
- 22 CAO X, CHEN J, IMURA H, et al. A SVM-based method to extract urban areas from DMSP-OLS and SPOT VGT data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2009, 113(10): 2205-2209.
- 23 周银, 刘丽雅, 卢艳丽, 等. 星地多源数据的区域土壤有机质数字制图 [J]. *遥感学报*, 2015, 19(6):998-1006.
ZHOU Yin, LIU Liya, LU Yanli, et al. Regional scale mapping of soil organic matter using remote sensing and visible-near infrared spectroscopy [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2015, 19(6):998-1006. (in Chinese)
- 24 SCHNEIDER A, FRIEDL M A, WOODCOCK C E. Mapping urban areas by fusing multiple sources of coarse resolution remotely sensed data [C]. *Geoscience and Remote Sensing Symposium*, 2003. IGARSS'03. Proceedings. 2003 IEEE International. IEEE, 2003: 2623-2625.
- 25 LU D, TIAN H, ZHOU G, et al. Regional mapping of human settlements in southeastern China with multisensor remotely sensed data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2008, 112(9): 3668-3679.
- 26 ELVIDGE C D, ZISKIN D, BAUGH K E, et al. A fifteen year record of global natural gas flaring derived from satellite data [J]. *Energies*, 2009, 2(3): 595-622.
- 27 YANG G, SHEN H, ZHANG L, et al. A moving weighted harmonic analysis method for reconstructing high-quality SPOT VEGETATION NDVI time-series Data [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2015, 53(11): 6008-6021.
- 28 致公党中央调研组. 加快推进淮河流域经济发展与环境保护 [J]. *中国发展*, 2015, 15(5):1-7.
The Survey and Research Group with the Central Committee of China Zhi Gong Party. Research report on economic development and environmental protection of Huaihe River Basin [J]. *China Development*, 2015, 15(5):1-7. (in Chinese)
- 29 XU M, WATANACHATURAPORN P, VARSHNEY P K, et al. Decision tree regression for soft classification of remote sensing data [J]. *Remote Sensing of Environment*, 2005, 97(3):322-336.
- 30 高金龙, 陈江龙, 苏曦. 中国城市扩张态势与驱动力机理研究学派综述 [J]. *地理科学进展*, 2013, 32(5): 743-754.
GAO Jinlong, CHEN Jianglong, SU Xi. Urban expansion and its driving mechanism in China: from three main schools' perspectives [J]. *Progress in Geography*, 2013, 32(5): 743-754. (in Chinese)
- 31 李晓文, 方精云, 朴世龙. 上海城市用地扩展强度、模式及其空间分异特征 [J]. *自然资源学报*, 2003, 18(4):412-422.
LI Xiaowen, FANG Jingyun, PIAO Shilong. The intensity and modes of urban landuse growth in Shanghai [J]. *Journal of Natural Resources*, 2003, 18(4):412-422. (in Chinese)