

近40年老哈河流域土地利用变化监测与分析

方秀琴¹, 任立良², 李琼芳²

(1. 河海大学地球科学与工程学院, 南京 210098;

2. 河海大学水文水资源与水利工程科学国家重点实验室, 南京 210098)

摘要: 利用决策树和支持向量机分类方法, 基于多期 Landsat MSS, TM and ETM⁺ 遥感图像和其他辅助数据, 对1970s 以来近40年半干旱的老哈河流域土地利用变化(land use and land cover change, LUCC)进行动态监测, 并利用GIS方法对LUCC进行了定量分析和空间分布制图。结果显示, 利用支持向量机分类方法对该地区1976年、1989年、1999年和2007年土地覆盖类型分类可达到较满意的效果; 近40年老哈河流域土地利用变化显著, 水体和草地减少, 城乡用地持续扩张, 耕地大幅增加, 林地和未利用地大幅度波动、总体减少。LUCC主要发生在林地、草地和耕地之间, 表明农、林、牧用地之间转换显著, 且在各个时期的空间分布差别较大。从变化强度来看, 土地利用的年综合变化率最大值渐趋增大, 年均土地动态度在空间分布上差异很大, 另外在各研究期赤峰市区周边动态度都很大, 反映了赤峰市持续性的城市化进程。

关键词: 遥感; GIS; 老哈河流域; 土地利用变化; 分类

中图分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2012)02-0125-07

0 引言

土地利用/覆盖变化(land use and land cover change, LUCC)研究是目前全球变化研究的热点之一^[1], 遥感以快速、准确、周期短等特点在大中尺度LUCC监测中具有传统方法所无法比拟的优势, 在国内外已经得到非常广泛的应用^[2]。最近很多工作^[3-7]都说明了卫星遥感技术能够精确且及时地反映LUCC, 为区域LUCC提供时间趋势和空间分布的信息^[8]。

精确的遥感分类对于变化监测来说至关重要, 尤其是在分类后处理的变化监测中。近年来, 遥感分类方法不断改善, 精度进一步提高, 决策树法(decision tree, DT)和支持向量机法(support vector machine, SVM)是近些年出现的2种比较受关注的高精度分类方法。DT方法因基于知识和规则、分类过程符合人的认识过程等优点, 在全球及区域土地覆盖遥感制图中已得到广泛应用^[9-16]。SVM方法在1995年被提出, 最初针对两类线性可分数据, 后被推广到处理线性不可分数据^[17]。研究表明SVM在学习速度、自适应能力、特征空间高维不受限制等方面具有优势^[18], 不仅被成功应用于数据挖掘和医学影像分析等模式识别领域, 而且在遥感分类中也得到了应用^[5, 19-27]。然而, 由于研究区实际情况和

遥感数据源等多种因素的影响, 很难保证哪一种分类方法一定适用, 而且一种分类方法往往不可能对所有类型的识别都有效, 这在某种程度上限制了分类精度的提高。另外, 尽管国内外已经提出了一些多源信息融合的分类方法, 不再停留于基于光谱分类, 但对地物多特征空间的分析、判断、选择和应用仍不够理想^[28]。

北方地区气候和环境的干旱化是我国最为严峻的生存环境问题之一, 制约着东北商品粮基地发展和老工业基地振兴^[29]。土地利用的变化改变了流域的水文过程, 导致了水资源供需的变化, 从而对流域生态、环境以及经济发展产生显著影响。本文利用遥感信息, 采用多种分类方法对地物的多特征空间进行分析和判断, 探讨最适用的分类方法, 对北方半干旱区的老哈河流域进行1970s 以来的LUCC动态监测, 为今后研究土地利用格局改变对水分蒸发及径流过程的影响等课题提供重要前提。

1 研究区概况及数据源

老哈河是西辽河源头西拉木伦河的一级支流, 流经内蒙古赤峰市, 流域地跨E 117°~120°, N 41°~43°, 面积约1.9万km²(图1)。流域内地形变化较大, 属中温带半干旱大陆性气候区, 干燥、少雨、多风

收稿日期: 2011-08-12; 修订日期: 2011-10-28

基金项目: 国家重点基础研究发展(973计划)项目(编号: 2006CB400502)、教育部、国家外国专家局“高等学校学科创新引智计划”(编号: B08048)及中央高校基本科研业务费专项资金(编号: 2010B08114)共同资助。

沙,下垫面多为起伏的黄土丘陵区,水土流失较严重。



图1 研究区地理位置

Fig.1 Location of the study area

为了探究近 40 a 来的老哈河流域 LUCC,选用的 Landsat 图像成像于无云晴朗天气下的 4 个年代的生长季(表 1)。DEM 数据、1990 年和 1996 年的土地利用现状图以及 2006 年 8 月和 2008 年 8 月对流域进行的两次实地科学考查获取的土地利用调查点作为辅助数据。

表 1 研究所用的 Landsat 图像

Tab.1 Landsat images used in this study

传感器	每景图像成像日期	后文标示
MSS	1975-08-03	MSS 1970s
	1976-07-21	
	1976-07-21	
TM	1989-06-20	TM 1980s
	1989-07-03	
ETM ⁺	1999-07-03	ETM ⁺ 1990s
	1999-08-11	
TM	2007-09-03	TM 2000s
	2007-10-03	

2 土地利用信息提取

2.1 土地利用分类类型的确定

根据流域特点并结合实地考察,将土地利用的类型确定为 6 类,其代码及具体描述参见表 2。

表 2 土地利用/覆盖类别方案

Tab.2 Land use and land cover classification scheme

土地覆盖类别	代码	描述
水体	1	河渠、水库坑塘、湖泊等
城乡用地	2	城镇用地、农村居民地和其他建设用地(含采石场、交通道路和机场等)
林地	3	针叶林、阔叶林、混交林、果园、苗圃等
耕地	4	生长旱作物耕地、菜地及极少量的水田等
草地	5	天然或人工的草地和牧场等
未利用地	6	沙地、干燥滩地、盐碱地、裸土地和裸岩石砾地等

2.2 土地利用分类特征集的确定

特征构建是信息识别与提取的关键。由于“同物异谱”和“异物同谱”现象的存在,需要利用除了反射率信息之外的其他特征,如纹理、植被指数、地形等,这些特征的参与可以更好地提高精度。基于前人研究,本文采用以下特征集:光谱反射率、主成分分析特征、纹理特征和地形特征以及针对不同地物的反射率变化特征,包括归一化差值植被指数(normalized difference vegetation index, NDVI)^[30]、归一化差值水体指数(normalized difference water index, NDWI)^[31]和归一化差值建筑指数(normalized difference building index, NDBI)^[32]。上述各指数的计算公式分别为

$$NDVI = (R_n - R_r) / (R_n + R_r), \quad (1)$$

$$NDWI = (R_g - R_n) / (R_g + R_n), \quad (2)$$

$$NDBI = (R_{swir} - R_r) / (R_{swir} + R_r). \quad (3)$$

式中 R_n , R_r , R_g 和 R_{swir} 分别是近红外波段、红光波段、绿光波段和短波红外波段的反射率。

具体来说,采用的特征集为:对于 TM 和 ETM⁺而言,包含了 6 个光谱反射率波段,NDVI, NDWI, NDBI, 3 个主成分分量(PC1, PC2 和 PC3), 4 个纹理特征(均值 mean、方差 variance、对比度 contrast 和相关度 correlation)以及 3 个地形特征(高程、坡度和坡向),总共 19 个;对于 MSS 而言,由于波段设置的不同,特征集包含的是 4 个光谱反射率波段,NDVI, NDWI, 2 个主成分分量(PC1 和 PC2), 4 个纹理特征(同上)以及 3 个地形特征(同上),总共 15 个。

2.3 遥感图像分类与制图

分别使用 DT 和 SVM 两种高精度方法对研究区图像进行分类。为了使得结果具有可比性,2 种方法在分类和计算精度时分别使用相同的训练数据和精度验证数据。在 DT 分类中,利用分类回归树(classification and regression tree, CART)算法分析样本,分别构建分类规则,对 4 个时期的图像分别进行分类,其中测试误差的评价采用 10 重交叉验证,总共训练 10 次,估计出的测试误差是 10 次误差的平均。在 SVM 分类中,核函数模型采用被证明为多光谱遥感图像分类中最有效的 RBF^[33-34]核函数,其关键参数惩罚系数 C 和间隔 γ 使用交叉验证的方法来确定。

在分类结果中随机选择 2 000 个验证样本建立混淆矩阵,计算出各个分类图的总精度和 Kappa 系数(表 3)。

表3 各图像分类精度统计			
Tab.3 Classification accuracy of each merged image			
图像	精度	DT	SVM
MSS 1970s	总体精度/%	88.43	91.25
	Kappa	0.850 1	0.886 7
TM 1980s	总体精度/%	86.78	91.21
	Kappa	0.832 7	0.888 9
ETM+ 1990s	总体精度/%	86.76	91.42
	Kappa	0.834 7	0.892 2
TM 2000s	总体精度/%	90.05	91.14
	Kappa	0.876 9	0.890 3

由表3可知,对于总体分类结果而言,SVM优于DT;而4期分类图的混淆矩阵中各类别的制图精度和用户精度显示,SVM在多数情况下高于DT,仅少数情况下低于DT,且DT分类精度较高的类型主要以未利用地为主,而未利用地在本研究区所占面积甚少。因此,选择SVM作为本研究区最适宜的分类方法,并以此为基础进行4个时期的土地利用/覆盖制图(图2)。

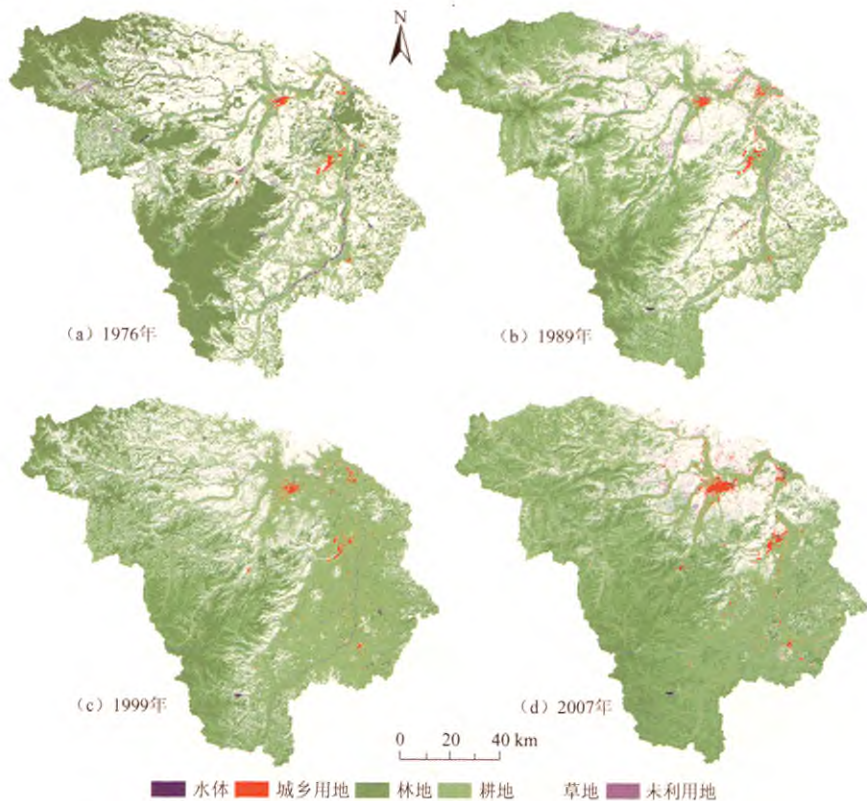


图2 老哈河流域各年土地覆盖图
Fig.2 Land cover maps of the Laoha river basin

3 土地利用变化结果与分析

3.1 土地利用类型的面积变化

对各期分类结果进行统计,得到土地利用类型占流域面积的百分比(表4)。

表4 各土地利用/覆盖类型所占面积						
Tab.4 Area percentages of land use/cover types (%)						
年份	土地利用/覆盖类型					
	水体	城乡用地	林地	耕地	草地	未利用地
1976年	0.74	1.00	33.74	21.46	41.73	1.33
1989年	0.31	1.20	19.41	38.75	38.24	2.09
1999年	0.28	2.14	31.34	37.23	28.30	0.71
2007年	0.31	2.53	32.04	41.75	22.43	0.94

从表4可知,近40a来各类土地利用的面积变化各不相同:水体基本保持减少状态;城乡用地保持增加趋势,在2007年达到最多,占总面积的2.53%,表明流域内城市化进程在持续,但城市化面积仍不高;林地在1976—1989年期间大幅减少,而从1990s以来一直增加,但直到2007年也未超过1970s,40a间总体上略有减少;耕地在1989—1999年期间有微弱幅度的减少,其余时段基本保持着增加趋势,40a间总体增加幅度最大;草地一直呈减少趋势;未利用地变化起伏较大,在1976—1989年期间大幅增加,1989—1999年期间又大幅减少,1999—2007年期间又有较大幅度增加,40a间总体减少。

3.2 土地利用类型间的转移变化

利用 GIS 空间分析进行 1976—1989 年、1989—1999 年和 1999—2007 年 3 个研究期 LUCC 类型间转移的制图和分析。具体做法是:研究期起始年的类型编码不变,将终止年的 6 种类型重新编码为 0、-6、-12、-18、-24 和 -30,然后将起始年的 6 个类型码分别减去终止年的 6 个重新编码值,得到的 36 个不同值分别对应 36 种变化方式(表 5)。

表 5 土地利用变化方式代码定义
Tab.5 Coding of land use changes

终止年(编码)	起始年(编码)					
	水体 (1)	城乡用 地(2)	林地 (3)	耕地 (4)	草地 (5)	未利用 地(6)
水体(0)	1	2	3	4	5	6
城乡用地(-6)	7	8	9	10	11	12
林地(-12)	13	14	15	16	17	18
耕地(-18)	19	20	21	22	23	24
草地(-24)	25	26	27	28	29	30
未利用地(-30)	31	32	33	34	35	36

由表 5 可知,这 36 种变化方式代码互相没有重复和遗漏。将每一个研究期起始年土地利用图和终止年重编码的土地利用图逐像元相减,并统计每种变

化的像元面积占流域面积的百分比,认定其中 $\geq 1\%$ 的为明显变化,并删除其中不变及变化 $<1\%$ 的类型,得到土地利用类型间变化统计表(表 6)及专题图(图 3)。

表 6 土地利用变化统计($\geq 1\%$)
Tab.6 Statistics of land use changes($\geq 1\%$)

研究期	变化方 式代码	变化方式	占流域面积 百分比/%
1976—1989 年	17	草地→林地	3.29
	21	林地→耕地	13.54
	23	草地→耕地	12.44
	27	林地→草地	4.83
	28	耕地→草地	8.23
1989—1999 年	35	草地→未利用地	1.45
	16	耕地→林地	12.83
	17	草地→林地	2.14
	21	林地→耕地	1.18
	23	草地→耕地	19.08
1999—2007 年	27	林地→草地	1.84
	28	耕地→草地	9.49
	16	耕地→林地	3.48
	17	草地→林地	6.14
	21	林地→耕地	7.62
	23	草地→耕地	9.44
	27	林地→草地	1.31
	28	耕地→草地	8.47

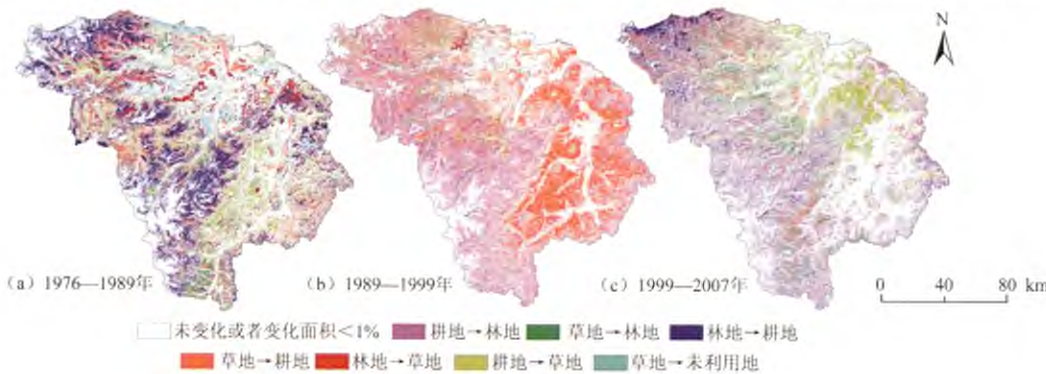


图 3 土地覆盖变化图
Fig.3 Thematic maps of land cover changes

结合图 1、表 6 和图 3 可知:

1) 在 1976—1989 年期间,林地和草地向耕地的转化最显著,约占流域面积的 25.98%。其中林地向耕地的转化(代码 21)主要发生在各河流的上游;草地向耕地的转化(代码 23)主要在流域西部阴河和乌力代河上游以及北部的召苏河上游,表明这些区域农业耕作有显著发展,土地利用由牧业向农业转化;耕地向草地的转化(代码 28)主要在坤头河和锡泊河之间;林地向草地的转化(代码 27)主要在英金河上游以及老哈河下游区域;草地向林地的转化(代码 17)发生在召苏河和阴河之间的区域;草地向未利用地的转化(代码 35)主要在召苏河流

域及锡泊河中游区域。总体看来,这一时期 LUCC 主要发生在流域内各条河流的上游。

2) 在 1989—1999 年期间,草地向耕地的转化(代码 23)最大,约占流域面积 19.08%,主要分布于流域东部;耕地向林地和草地的转化(代码 16 和 28)主要在各条河流上游;草地向林地的转化(代码 17)主要在阴河和西路嘎河中部;林地向草地的转化(代码 27)主要在阴河下游区域;林地向耕地的转化(代码 21)呈零星的散布。总体看来,这一时期 LUCC 主要分布于流域的东部。

3) 在 1999—2007 年期间,变化方式与上一研究期相同,但分布区域和面积有较大变化,这一期间

LUCC 面积都在流域面积 10% 以下。其中草地向耕地的转化(代码 23)所占面积最大,主要分布于西部的阴河中上游和中部坤头河的西边以及锡泊河下游;耕地向林地和草地的转化(代码 16 和 28)以老哈河下游和英金河南面区域为主;林地向耕地的转化(代码 21)则集中于西部阴河上游;草地向林地的转化(代码 17)主要在中部的西路嘎河和锡泊河中游及半支箭河上游;林地向草地的转化(代码 27)呈零星分布。总体看来,这一时期 LUCC 主要分布于流域的西部和中部。

将 3 个研究期综合起来分析,可发现近 40 a 来,老哈河流域主要的 LUCC 发生在林地、草地和耕地之间,表明农、林、牧用地之间转换显著,且各个研究期的 LUCC 空间分布差别较大:1970s—1980s, LUCC 主要发生于各条河流的上游区域,耕地大量增加;到了 1990s, LUCC 趋于复杂,耕地、林地和草地之间交叉转化,流域东部土地利用变化显著;在 2000s,土地利用变化面积变小,且主要分布于流域

西部和中部,东部和北部则趋于稳定。

3.3 LUCC 动态度

采用动态度模型研究近 40a 来老哈河流域 LUCC 的剧烈程度。动态度是常用的一种表征区域土地利用变化指数的模型,也称动态度指数,其计算公式为^[35]

$$LC = \left(\frac{\sum_{i=1}^n \Delta LU_{i-j}}{\sum_{i=1}^n \Delta LU_i} \right) \times \frac{1}{T} \times 100\% \quad (4)$$

式中:LC 为动态度指数; LU_i 为研究期初 i 类土地利用类型面积; LU_{i-j} 为研究期内 i 类土地利用转化为 j 类($j=1, \dots, n; j \neq i$)土地利用类型的面积; T 为研究时段,当用年表示时模型结果即为该区域内土地利用的年综合变化率。

由于土地利用/覆盖图为 30 m 空间分辨率,为方便计算和反映特点区域,以 3 km × 3 km 为格网单元,计算动态度指数,得到各研究期土地利用年动态度的空间分布图(图 4)。

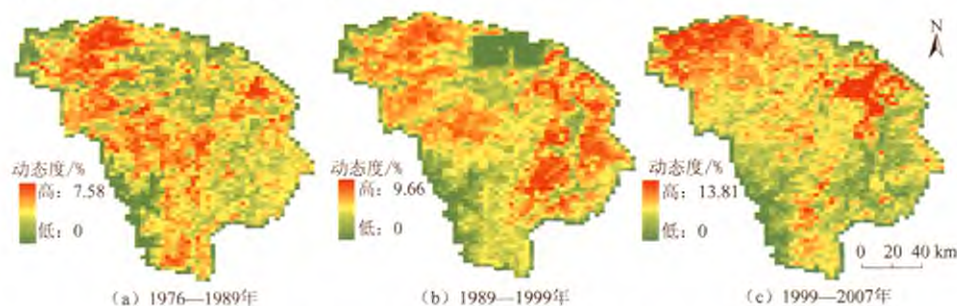


图 4 各研究期土地利用年动态度图

Fig. 4 Annual dynamic degrees of land use of each study period

由图 4 可知,3 个研究期的土地利用的年综合变化率最大值由小到大依次为:1976—1989 年,1989—1999 年,1999—2007 年。各研究期的土地利用年均土地动态度在空间分布上差异很大:1976—1989 年期间各条河流的上游以及老哈河的下游区域土地利用动态度较大,总体上流域西部变化大于东部;1989—1999 年期间东部的坤头河和老哈河区域动态度最大,西部诸河上游动态度较大,北部的英金河两侧地区变化最小,总体上流域东部变化大于西部;1999—2007 年期间锡泊河附近的赤峰市区周边动态度最大,流域西北角的阴河中上游变化度较大,流域东部和南部则变化较小,总体上流域北部变化大于南部。在这 3 个研究期期间,赤峰市区周边动态度都很大,其中以 1999—2007 年土地利用变化为最大,达到 13.81%,这主要是由赤峰市区、红山区和元宝山区的城市用地的显著扩张所致。

4 结论

1) 本文选择光谱反射率特征结合纹理特征、植被指数、地形坡度等光谱和空间信息的衍生特征,构建了丰富的特征集,更好地提高了土地利用和覆盖的分类精度。

2) 分类结果表明,在本研究区 SVM 方法优于决策树方法,故选择 SVM 方法进行研究。需要注意的是,分类方法的比较结果是根据区域地物属性和数据特征而异的,本文的比较结果不具有普适性,在其他区域上,需对数据做具体分析才可以判断两种方法的优劣。

3) 定量分析和空间分布制图结果表明,近 40 a 来老哈河流域 LUCC 显著,水体、草地减少,城乡用地持续扩张,耕地大幅度增加,林地和未利用地大幅

度波动、总体减少。

4) 主要的 LUCC 发生在林地、草地和耕地之间, 表明农、林、牧用地之间转换显著, 且各时期的 LUCC 空间分布差别较大: 1970s—1980s, LUCC 主要发生于流域内各条河流的上游区域, 耕地大量增加; 到了 1990s, LUCC 趋于复杂, 耕地、林地和草地之间交叉转化, 流域东部土地利用变化显著; 在 2000s, 土地利用变化面积变小, 且主要分布于流域的西部和中部, 东部和北部则趋于稳定。

5) 剧烈程度分析显示土地利用的年综合变化率最大值渐趋增大, 土地利用年均土地动态在空间分布上差异很大: 1976—1989 年期间总体上流域西部变化大于东部, 1989—1999 年期间总体上东部变化大于西部, 1999—2007 年期间总体上北部变化大于南部; 在这 3 个研究期, 赤峰市区周边动态度都很大, 主要是由于赤峰市区、红山区、元宝山区的城市用地显著扩张所导致, 反映了赤峰市持续性的城市化进程。

参考文献:

- [1] 于兴修, 杨桂山, 王 璐. 土地利用/覆被变化的环境效应研究进展与动向[J]. 地理科学, 2004, 24(5): 627—633.
- [2] 李天宏, 韩 鹏. 厦门市土地利用/覆被动态变化的遥感检测与分析[J]. 地理科学, 2001, 21(6): 537—543.
- [3] Alberti M, Weeks R, Coe S, et al. Urban Land Cover Change Analysis in Central Puget Sound[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2004, 70(9): 1043—1052.
- [4] Goetz S J, Vartyguin D, Smith A J, et al. Application of Multitemporal Landsat Data to Map and Monitor Land Cover and Land Use Change in the Chesapeake Bay Watershed[C]//Smits P C, Bruzzone L. Proceedings of the Second International Workshop on the Analysis of Multi-temporal Remote Sensing Images. Singapore: World Scientific Publishing Co, 2004.
- [5] Yang X J. Satellite Monitoring of Urban Spatial Growth in the Atlanta Metropolitan Area[J]. Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 2002, 68(7): 725—734.
- [6] Knorn J, Rabe A, Radeloff V C, et al. Land Cover Mapping of Large Areas Using Chain Classification of Neighboring Landsat Satellite Images[J]. Remote Sens Environ, 2009, 113(3): 957—964.
- [7] 方秀琴, 任立良. 西辽河的老哈河流域土地利用遥感动态监测[J]. 地球信息科学学报, 2009, 11(1): 125—131.
- [8] Elvidge C D, Sutton P C, Wagner T W. Urbanization[C]//Gutman G, Janetos A, Justice C, et al. Land Change Science: Observing, Monitoring, and Understanding Trajectories of Change on the Earth's Surface. Dordrecht, Netherlands: Kluwer Academic Publishers, 315—328.
- [9] 刘勇洪, 牛 铮, 王长耀. 基于 MODIS 数据的决策树分类方法研究与应用[J]. 遥感学报, 2005, 9(4): 405—412.
- [10] Hanson M C, Dubayah R, DeFries R S. Classification Trees: an Alternative to Traditional Land Cover Classifiers[J]. Int J Remote Sens, 1996, 17(5): 1075—1081.
- [11] Friedl M A, McIver D K, Hodges J C F, et al. Global Land Cover Mapping from MODIS: Algorithms and Early Results[J]. Remote Sens Environ, 2002, 83(1/2): 287—302.
- [12] Joy S M, Reich R M, Reynolds R T. A Non-parametric, Supervised Classification of Vegetation Types on the Kaibab National Forest Using Decision Trees[J]. Int J Remote Sens, 2003, 24(9): 1835—1852.
- [13] Sesnie S E, Gessler P E, Finegan B, et al. Integrating Landsat TM and SRTM—DEM Derived Variables with Decision Trees for Habitat Classification and Change Detection in Complex Neotropical Environments[J]. Remote Sens Environ, 2008, 112(5): 2145—2159.
- [14] 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[J]. 遥感学报, 2005, 9(6): 708—716.
- [15] 张友静, 高云霄, 黄 浩, 等. 基于 SVM 决策支持树的植被类型遥感分类研究[J]. 遥感学报, 2006, 10(2): 191—196.
- [16] 陈艳华, 张万昌. 地理信息系统支持下的山区遥感影像决策树分类[J]. 国土资源遥感, 2006(1): 69—74.
- [17] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory[M]. New York: Springer Verlag, 1995.
- [18] 骆剑承, 周成虎, 梁 怡, 等. 支撑向量机及其遥感影像空间特征提取和分类的应用研究[J]. 遥感学报, 2002, 6(1): 50—55.
- [19] Zhu G B, Blumberg D G. Classification Using ASTER Data and SVM Algorithms: The Case Study of Beer Sheva, Israel[J]. Remote Sens Environ, 2002, 80(2): 233—240.
- [20] 赵书河, 冯学智, 都金康, 等. 基于支持向量机的 SPIN-2 影像与 SPOT-4 多光谱影像融合研究[J]. 遥感学报, 2003, 7(5): 407—411.
- [21] Foody G M, Mathur A. Toward Intelligent Training of Supervised Image Classifications: Directing Training Data Acquisition for SVM Classification[J]. Remote Sens Environ, 2004, 93(1/2): 107—117.
- [22] Foody G M, Mathur A. The Use of Small Training Sets Containing Mixed Pixels for Accurate Hard Image Classification: Training on Mixed Spectral Responses for Classification by a SVM[J]. Remote Sens Environ, 2006, 103(2): 179—189.
- [23] 张锦水, 何春阳, 潘耀忠, 等. 基于 SVM 的多源信息复合的高空间分辨率遥感数据分类研究[J]. 遥感学报, 2006, 10(1): 49—57.
- [24] Mazzoni D, Garay M J, Davies R, et al. An Operational MISR Pixel Classifier Using Support Vector Machines[J]. Remote Sens Environ, 2007, 107(1/2): 149—158.
- [25] Su L H, Chopping M J, Range A, et al. Support Vector Machines for Recognition of Semi-arid Vegetation Types Using MISR Multi-angle Imagery[J]. Remote Sens Environ, 2007, 107(1/2): 299—311.
- [26] Huang C, Song K, Kim S, et al. Use of a Dark Object Concept and Support Vector Machines to Automate Forest Cover Change Analysis[J]. Remote Sens Environ, 2008, 112(3): 970—985.
- [27] Esch T, Himmler V, Schorcht G, et al. Large-area Assessment of Impervious Surface Based on Integrated Analysis of Single-date Landsat-7 Images and Geospatial Vector Data[J]. Remote Sens Environ, 2009, 113(8): 1678—1690.
- [28] 李建平, 张 柏, 张 玲, 等. 湿地遥感监测研究现状与展望[J].

- 地理科学进展,2007,26(1):33-43.
- [29] 符淙斌,延晓冬,郭维栋. 北方干旱化与人类适应——以地球系统科学观回答面向国家重大需求的全球变化的区域响应和适应问题[J]. 自然科学进展,2006,16(10):1216-1223.
- [30] Rouse J W, Haas R H, Schell J A. Monitoring the Vernal Advancement of Retrogradation of Natural Vegetation[R]. Greenbelt, MD: NASA/GSFC (Type III, Final Report), 1974.
- [31] McFeeters S K. The Use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the Delineation of Open Water Features[J]. Int J Remote Sens, 1996, 17(7):1425-1432.
- [32] 查勇,倪绍祥,杨山. 一种利用TM图像自动提取城镇用地信息的有效方法[J]. 地理学报,2003,7(1):37-41.
- [33] 何灵敏,沈掌泉,孔繁胜,等. SVM在多源遥感图像分类中的应用研究[J]. 中国图象图形学报,2007,12(4):648-654.
- [34] 张锦水,潘耀忠,韩立建,等. 光谱与纹理信息复合的土地利用/覆盖变化动态监测研究[J]. 遥感学报,2007,11(4):500-510.
- [35] 朱会义,李秀彬. 关于区域土地利用变化指数模型方法的讨论[J]. 地理学报,2003,58(5):643-650.

The Detection and Analysis of Land Use Change in the Laoha River Basin During the Past Four Decades

FANG Xiu-qin¹, REN Li-liang², LI Qiong-fang²

(1. School of Earth Sciences and Engineering, Hohai University, Nanjing 210098, China; 2. State Key Laboratory of Hydrology, Water Resources and Hydraulic Engineering, Hohai University, Nanjing, 210098, China)

Abstract: On the basis of the multiple remote sensing images of Landsat MSS, TM and ETM⁺ and other auxiliary data, two classification approaches of decision tree and support vector machine were applied to land use/cover classifications in the semiarid Laoha river basin over the past 40 years since the 1970s. The land use changes and their spatial distribution were analyzed quantitatively and mapped with GIS techniques. The results show that land use/cover maps in 1976, 1989, 1999 and 2007 could be generated based on the implementation of support vector machine classification with satisfying results. The analysis shows that land use has changed very obviously in the study area over the last 40 years. The areas of water body and grassland have decreased while rural and urban areas increased persistently. The cultivated land area has increased substantially. Forest land and fallow land have changed in fluctuation with a decrease on the whole. It's obvious that the most remarkable change has been the interconversion of lands for agriculture (cultivated land), for forestry (forest land), and for animal husbandry (grassland). Moreover, the spatial distribution of the conversion was greatly different in different periods. An analysis of the intensity of land use changes indicates that the highest annual rate of land use change has been increased gradually and the annual intensity has been spatially heterogeneous. Moreover, the suburbs surrounding Chifeng city always have changed intensively during the past decades, suggesting the persistent urbanization of Chifeng city.

Key words: remote sensing; GIS; Laoha river basin; land use change; classification

第一作者简介: 方秀琴(1978-),女,安徽池州人,讲师,主要从事遥感信息提取以及遥感和GIS在水文水资源领域的应用等研究。E-mail: kinkinfang@gmail.edu.cn.

(责任编辑: 邢宇)