

doi: 10.6046/zrzyyg.2021042

引用格式: 宋奇,冯春晖,马自强,等. 基于1990—2019年 Landsat 影像的干旱区绿洲土地利用变化与模拟[J]. 自然资源遥感, 2022,34(1):198–209. (Song Q, Feng C H, Ma Z Q, et al. Simulation of land use change in oasis of arid areas based on Landsat images from 1990 to 2019[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2022,34(1):198–209.)

基于1990—2019年 Landsat 影像的干旱区 绿洲土地利用变化与模拟

宋奇¹, 冯春晖¹, 马自强², 王楠³, 纪文君⁴, 彭杰¹

(1. 塔里木大学农学院, 阿拉尔 843300; 2. 北京大学地球与空间科学学院遥感与地理信息系统研究所, 北京 100871; 3. 浙江大学环境与资源学院, 杭州 310058; 4. 中国农业大学土地科学与技术学院, 北京 100083)

摘要: 探明西北干旱区典型人工绿洲阿拉尔垦区的土地利用变化及未来发展情况, 为类似地区土地利用变化的调控和管理提供参考。将逐年各月份影像进行多时相合成后, 运用支持向量机分类方法获得逐年土地利用分类图, 从面积变化、类型转化、空间动态变化3方面进行土地利用变化分析, 采用 CA (cellular automaton) – Markov 模型模拟 2050 和 2080 年土地利用变化情况, 基于累积距平法和通径分析方法探究其突变情况和驱动因素。研究结果表明: 1990—2019 年, 阿拉尔垦区耕地、园地、水体和建设用地的面积呈增加趋势, 其中耕地和园地面积的增加主要是由塔里木河沿岸区域之外的未利用地转换而来。至 2080 年, 垦区东北和东南部的未利用地将被逐渐开垦, 耕地、园地和建设用地的面积将大幅增加。阿拉尔垦区土地利用类型面积在 2005 年发生转折性变化, 耕地、园地和建设用地的面积急剧增加; 垦区土地利用变化的主要驱动因素为总人口、农业生产总值和棉花价格。研究结论: 在未来土地开发利用过程中, 应当制定可持续发展的耕地开发政策, 严格控制建设用地面积, 构建合理的土地利用结构。

关键词: 土地利用变化; 土地空间动态模拟; 长时间序列; 驱动因子

中图法分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 2097-034X(2022)01-0198-12

0 引言

土地利用变化是影响生态环境的重要因素之一, 已成为全球变化和可持续发展研究的重要内容^[1-2]。土地利用变化改变了区域的物质循环、自然景观和各种生态过程, 进而导致全球生态系统发生变化^[3-5], 使得土地利用变化与模拟成为研究区域和全球生态系统变化的主要趋势和潮流^[6-8]。为降低区域土地利用变化对自然和社会环境的影响, 有必要对连续长时序的区域土地利用变化进行分析并对未来土地利用变化情况进行模拟, 以期土地利用变化的调控和管理提供参考。

国内外研究者对土地利用变化的研究主要集中在土地利用时空变化特征^[9]、土地利用变化机制或

驱动力^[10]、土地利用变化的环境影响^[11]等方面, 少有涉及连续长时间序列的土地内部结构详细转移过程与模拟。从研究区域上看, 多数研究集中在东部沿海经济发达的城市区域^[12-13], 而着眼于西北干旱区经济较为落后的典型人工绿洲区域的研究甚少。同时, 城市区域的土地利用变化研究所使用的数据源多为典型时间断面的单时相遥感影像和单一的社会统计数据^[14], 不仅未能有效捕捉连续性信息和解译更精细土地利用分类结果, 特别是造成一些关键突变点或拐点信息的遗漏, 而且也不能全面反映研究区地形地貌、路网和气象情况。因此, 基于连续长时间序列的多时相遥感影像和多数数据源(地形地貌、路网、气象和社会统计数据等)对人工绿洲区域的土地利用内部结构转变过程及定量模拟机制研究仍需进一步加强。

收稿日期: 2021-02-07; 修订日期: 2021-05-20

基金项目: 兵团中青年创新领军人才项目“棉田土壤剖面盐渍化的卫星遥感监测研究”(编号: 2020CB032)和国家重点研发计划项目“土壤综合观测与智能服务平台研发与应用”(编号: 2018YFE0107000)共同资助。

第一作者: 宋奇(1996-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向为国土资源与遥感。Email: tarimsongqi@163.com。

通信作者: 彭杰(1977-), 男, 教授, 主要研究方向为干旱区资源环境遥感监测机理与模型。Email: pjzky@163.com。

阿拉尔垦区位于我国西北干旱地区,属于典型的人工绿洲区域,垦区内荒漠区域的自然土壤表层常覆有一层盐结皮以防止水分流失,保护土壤内部结构,过度的土地开发利用破坏了表层盐结皮,加速了水分流失,影响了土壤水分和大气循环系统。同时,阿拉尔垦区紧邻塔克拉玛干沙漠,自然环境恶劣,常出现大风、扬尘和沙暴等极端天气,自然状态下的盐结皮能抵抗10级风的侵蚀,而表层盐结皮破坏后3级风就能引起扬尘,严重影响空气质量^[15]。此外,植被也是研究区的天然生态屏障^[16],但自然植被对生态系统的维护能力大于人工植被,而阿拉尔垦区内的植被以人工植被(农作物和经济林)为主,自然植被(林草地)为辅,且农作物多为1 a生植物,极易受到破坏。因此,有必要对垦区进行土地利用变化和模拟研究,为未来土地利用规划提供科学依据。

本研究以西北干旱区典型人工绿洲阿拉尔垦区为例,收集1990—2019年所有可用Landsat遥感影像、地形地貌、路网、气象和社会统计数据,将逐年各月份影像进行多时相合成,使用支持向量机(support vector machine, SVM)分类方法,辅以2019年高分二号遥感影像及野外勘察对多时相合成后影像进行解译分类,获得逐年土地利用分类图,从面积变化、类型转化、空间动态变化3方面进行土地利用变化分析,选用CA(cellular automaton)–Markov模型对阿拉尔垦区2010年土地利用情况进行模拟并与真实情况比较,验证模拟模型的可靠性后,模拟2050年和2080年的土地利用情景,探究长时序土地利用类型面积的突变情况和驱动因素,进一步说明了CA–Markov模拟模型的优势,为典型人工绿洲区域的生态环境综合管理和宏观的土地资源与社会经济统筹管理提供理论依据。

1 研究区概况

阿拉尔垦区位于新疆维吾尔自治区阿克苏地区,地处塔克拉玛干沙漠和天山山脉的交汇过渡地带,地理坐标为E80°30′~81°58′, N40°22′~40°57′(图1),总面积4 105.92 km²。阿拉尔垦区地势相对平坦,气象多变,常有沙暴、扬尘和霜冻等灾害,全年降水少蒸发大;生态系统属于荒漠—绿洲型,土壤表层常常附有一层盐结皮,以防土壤水分蒸发;垦区种植结构单一,大面积种植棉花。

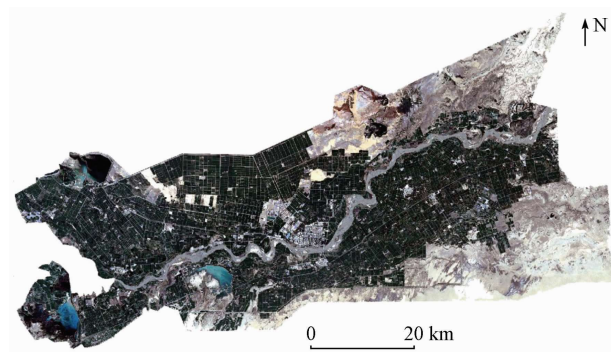


图1 研究区地理位置

Fig.1 Geographic position of study area

2 材料与方法

2.1 遥感数据源及其预处理

从美国USGS网站中(<https://earthexplorer.usgs.gov/>)获取1990—2019年间阿拉尔垦区(轨道号为146/32,空间分辨率为30 m)的所有Landsat遥感影像,并从中筛选出云覆盖度低于40%的可用影像,共259景,各影像云覆盖度情况和每年影像数情况如图2所示。

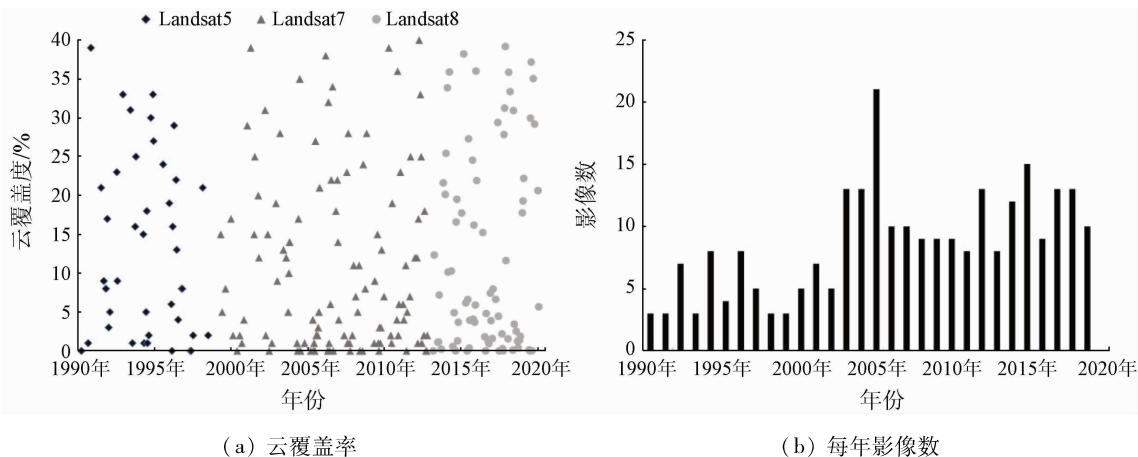


图2 遥感数据

Fig.2 Remote sensing data

从图2可看出各影像云覆盖度情况多低于10%,

由于Landsat系列传感器不断更新,因此本文1990—

1998 年选用 Landsat5, 1999—2012 年选用 Landsat7, 2013—2019 年选用 Landsat8 影像, 避免了多传感器合成所带来的误差, 且每年影像数至少有 3 景。

为了进一步提高土地利用分类精确度, 将所有影像逐一进行预处理, 其中包括辐射定标、大气校正、配准、裁剪等操作, 并提取各景影像的归一化植被指数 (normalized difference vegetation index, NDVI), 计算公式为:

$$NDVI = (NIR - R) / (NIR + R), \quad (1)$$

式中: NIR 为 Landsat 近红外波段反射率; R 为红光波段反射率。

将每年各月份影像进行 NDVI 最大值合成, 得到逐年植被覆盖最全面的情景, 从数据源方面提高分类精度, 相关影像的合成流程如图 3 所示, 对影像合成前后的局部放大对比中可以看出, NDVI 最大值合成后的影像植被覆盖度更高, 利于解译分类。

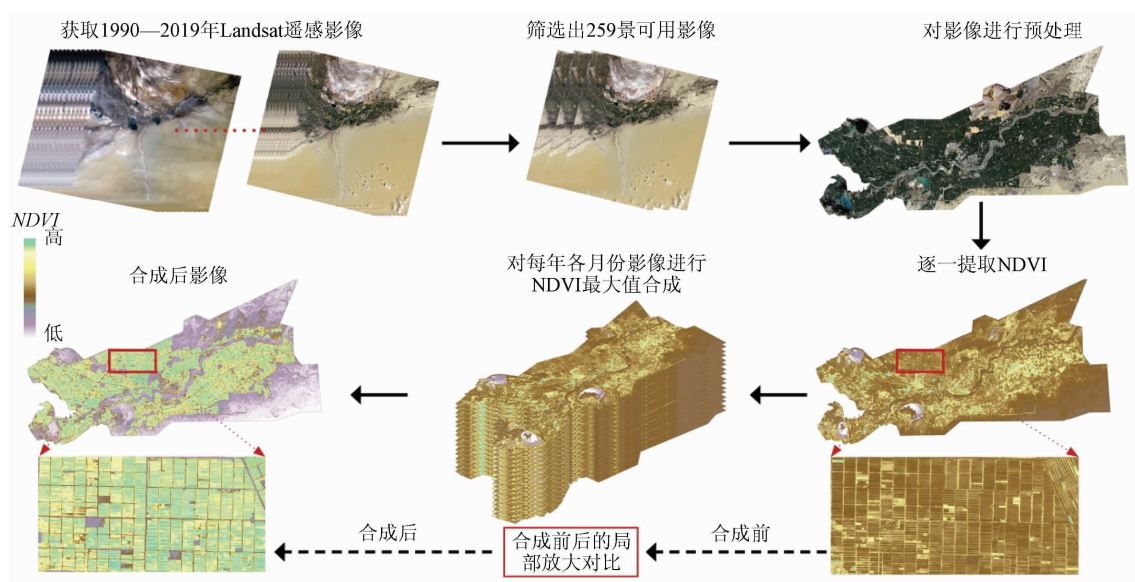


图3 多时相遥感影像合成

Fig. 3 Multi-temporal remote sensing image synthesis

2.2 土地利用分类方法

参考《新疆生产建设兵团统计年鉴》(1990—2019 年) 中第一师各土地利用面积统计情况和已有的新疆土地利用分类体系^[17-18], 结合阿拉尔垦区土

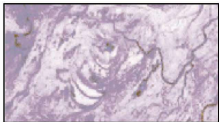
地利用类型特点, 将研究区土地利用类型分为 6 类。各土地利用类型的地表特征、影像特征和实地照片情况如表 1 所示。

表1 阿拉尔垦区分类体系及解译标志

Tab. 1 Classification system and interpretation signs of Alar reclamation area

类型	地表特征	影像特征	影像	照片
耕地	棉地、小麦地、玉米地、高粱地等	浅绿色, 形状规则, 一般为长条, 均匀分布		
林草地	胡杨林、草场、怪柳等	黄色或深黄色, 形状不规则, 一般分布在河流、道路两侧以及偏远地区		
园地	苹果地、枣地、葡萄地、香梨地等	黄色, 形状相对规则, 多呈矩形, 有明显边界线, 连片分布		
水体	河流、沟渠、水库等	白色或浅紫色, 形状规则, 有明显边界线		
建设用地	城镇、学校、广场、工业用地等	灰色或深紫色, 形状规则, 周边常有规则的行道树, 有明显边界线, 连片分布		

(续表)

类型	地表特征	影像特征	影像	照片
未利用地	湿地、裸石、盐碱地、沙地等	灰色或深紫色,形状不规则,多分布于偏远地区		

以 2019 年为例,根据阿拉尔垦区分类体系及解译标志情况建立各土地利用类型的分类样本(图 4),图上括号内为各类样本所占的像素个数,

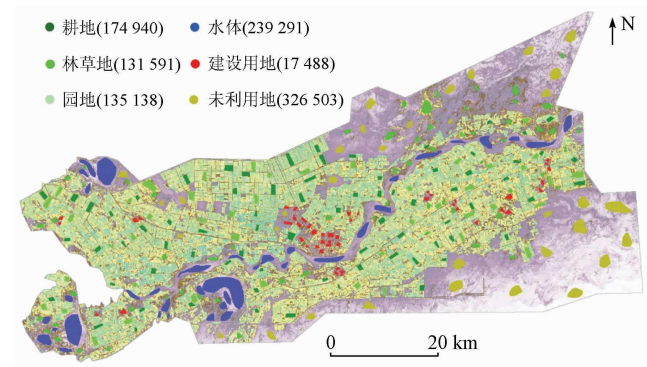


图 4 每类样本点个数和分布
Fig. 4 Number and distribution of sample points for each category

共计 1 024 951 个分类像元数。根据各分类样本,辅以收集的相关统计数据、高分影像和实地调查,采用监督分类中的 SVM 分类方法进行土地利用分类。选用全连接条件随机场(fully connected conditional random field, FC – CRF) [19] 这种分类后处理方法对分类后影像进行分类后处理。

由于本文采用了多源遥感影像(Landsat8 , Landsat7 和 Landsat5)进行分类,此处以 2019 年的影像代表 Landsat8 ,2010 年的影像代表 Landsat7 ,1990 年的影像代表 Landsat5 ,进一步分析不同数据源的分类结果(图 5)和分类精度(表 2)。从中可以看出不同数据源的总体分类精度和 Kappa 系数均大于 80 % 和 0.8 ,并且各用地类型的制图精度和用户精度均大于 75 %。整体而言,此分类方法得到的分类后结果优异,可用于后续相关研究分析。

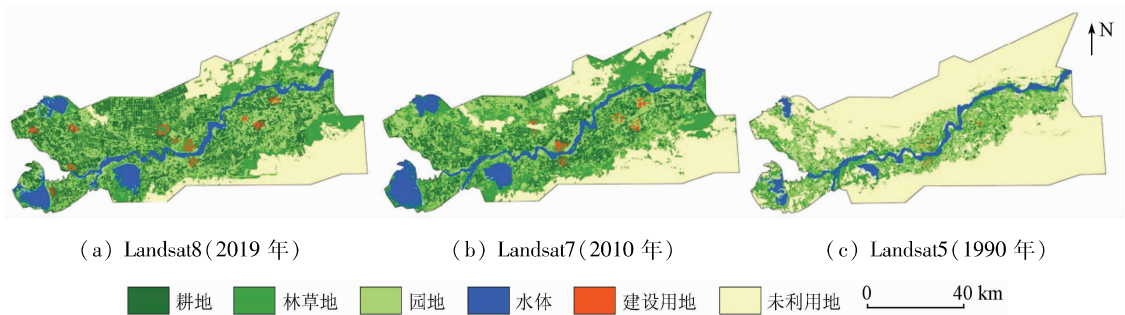


图 5 不同数据源的分类结果
Fig. 5 Classification results of different data sources

表 2 不同数据源的精度评价 Tab. 2 Accuracy evaluation of different data sources						
土地利用类型	Landsat8 (2019 年)		Landsat7 (2010 年)		Landsat5 (1990 年)	
	制图精 度/%	用户精 度/%	制图精 度/%	用户精 度/%	制图精 度/%	用户精 度/%
耕地	93.19	90.14	91.30	89.91	90.55	88.43
林地	87.49	93.47	85.81	93.41	85.14	92.36
园地	76.46	94.52	75.55	93.52	75.22	92.18
水体	84.18	95.65	82.06	93.98	81.36	92.46
建设用地	82.76	82.11	82.58	81.04	81.17	80.17
未利用地	98.27	88.66	98.16	86.74	97.01	85.12
Kappa 系数	0.88		0.85		0.82	
总体精度/%	90.05		89.82		88.29	

2.3 土地利用变化分析方法

从各土地利用类型的面积变化、类型转化和空间动态变化 3 方面对阿拉尔垦区土地利用变化展开分析。基于 ArcGIS 软件的空间分析功能,对各时间段起始年份和终止年份的分类后影像进行分析,并制作各

土地利用类型变化的转移矩阵和空间动态分布图。

2.4 土地利用模拟数据的收集与处理

为提高土地利用模拟精度,参考相关文献 [20 – 22] 并结合阿拉尔垦区的土地利用现状,选取高程、坡度、坡向、距高速、铁路、公路和水系距离、气温、降水、人口、国内生产总值(gross domestic product, GDP)、全社会固定资产投资、第一产业、农业生产总值和棉花价格共 15 种影响因素进行土地利用模拟。

高程数据从中国科学院计算机网络信息中心国际科学数据镜像网站中获取,在 ArcGIS 软件中对高程数据进行重采样得到坡度和坡向信息,利用 Near 工具得到每个栅格到高速、铁路、公路和水系的距离;气温和降水数据从中国气象科学数据共享网中获取,并进行反距离权重(inverse distance weight, IDW)空间插值得到气温和降水的空间分布情况;人口、GDP、全社会固定资产投资、第一产业、农业生

产总值和棉花价格从《新疆生产建设兵团统计年鉴》(1990—2019 年)中获取,并利用多因子权重分配法将以阿拉尔垦区为基本统计单元的统计数据分布到栅格单元上。

2.5 基于 CA - Markov 模型的土地利用模拟

马尔科夫(Markov)模型侧重于对土地利用变化数量的预测,缺乏对各土地利用类型的空间性表达,而 CA 模型能表达空间系统的时空动态演化过程。将 Markov 模型和 CA 模型结合(CA - Markov 模型)^[23]进行土地利用类型空间动态变化的模拟和预测,其既能够对土地利用的数量变化进行表达,也能对空间动态变化进行演示。

利用 IDRISI 软件中的 CA - Markov 功能,首先利用 1990—1999 年 10 期土地利用数据和收集的 15

种影响因素数据,模拟阿拉尔垦区 2010 年的土地利用变化情况并与 2010 年真实土地利用情况进行比较。对模拟图像进行精度检验,以验证 CA - Markov 模型模拟的可靠性,使用 1990—2019 年 30 期土地利用数据和相关影响因素数据模拟出 2050 年和 2080 年的土地利用变化情况。

3 结果与分析

3.1 阿拉尔垦区土地利用变化分析

3.1.1 面积变化分析

对阿拉尔垦区 1990—2019 年间的最大值合成影像进行土地利用分类并统计各土地利用类型面积,得到垦区各年份土地利用变化情况及其面积变化情况(图 6 和图 7)。分类后结果的分辨率为 30 m ×

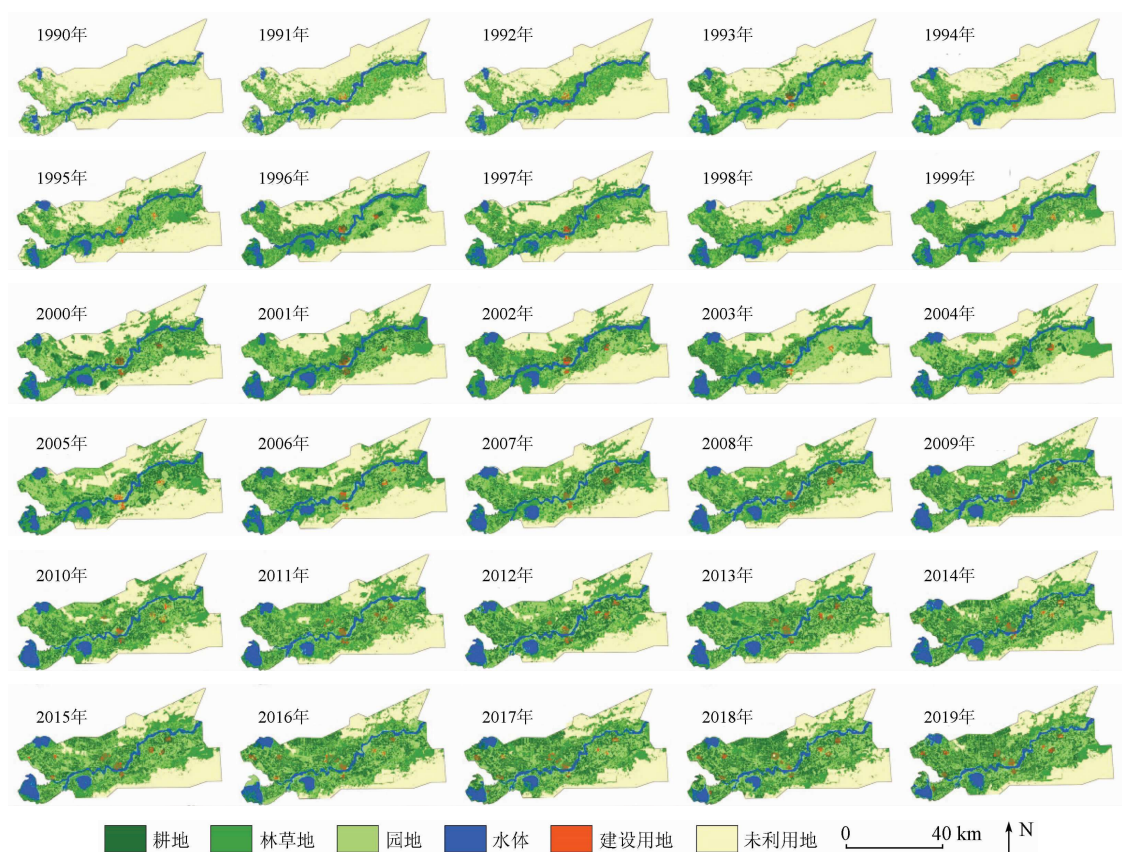
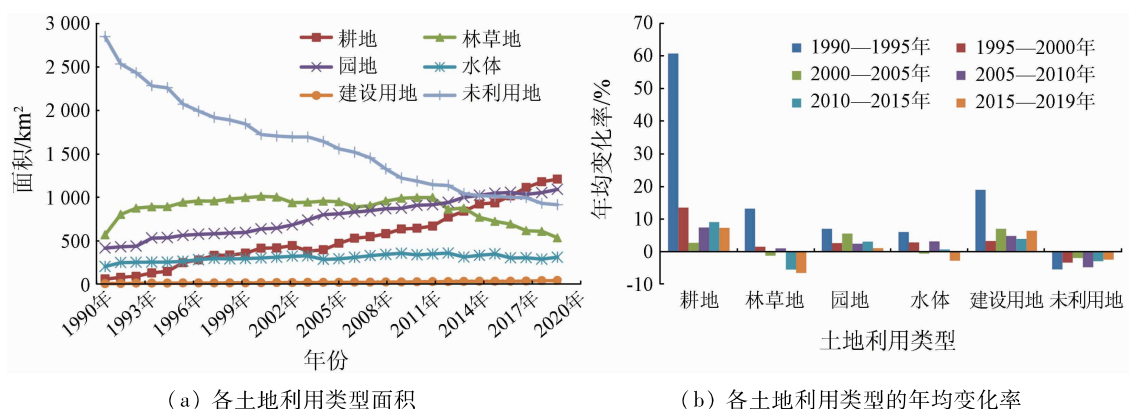


图 6 1990—2019 年阿拉尔垦区土地利用变化情况

Fig. 6 Land use change in Alar reclamation area from 1990 to 2019



(a) 各土地利用类型面积

(b) 各土地利用类型的年均变化率

图 7 1990—2019 年阿拉尔垦区各土地利用类型的面积变化情况

Fig. 7 The area change of land use types in Alar reclamation area from 1990 to 2019

30 m,从图 7(a)中可看出阿拉尔垦区耕地、园地、水体和建设用地面积呈增加趋势,经统计分别增加了 1 147. 19 km²,674. 19 km²,107. 58 km² 和 36. 54 km²,林草地和未利用地面积呈减少趋势,经统计分别减少了 33. 67 km² 和 1 931. 83 km²,各土地利用类型在 1990—1995 年间年均变化率最大(图 7(b)),说明此期间垦区内土地利用变化最为剧烈。

3.1.2 类型转化分析

1990—2019 年阿拉尔垦区各土地利用类型的

转化情况如表 3 所示。阿拉尔垦区耕地面积增加 1 516. 19 km²,减少 368. 99 km²,净变化量为 1 147. 2 km²,耕地面积的净增加主要是由未利用地转化而来;林草地面积减少了 39. 63 km²,主要被转化成耕地;园地由未利用地转化了 1 160. 44 km²;水体面积增加主要由未利用地转化;建设用地面积的增加主要是由耕地转化而来;未利用地减少了 1 934. 48 km²,主要被开垦为园地和耕地。

表 3 1990—2019 年阿拉尔垦区各土地利用类型的变化转换矩阵
Tab. 3 Transformation matrix of land use types in Alar reclamation area from 1990 to 2019 (km²)

2019 年	1990 年						合计
	耕地	林草地	园地	水体	建设用地	未利用地	
耕地	—	14. 09	832. 59	4. 94	0. 00	664. 57	1 516. 19
林草地	0. 38	—	0. 36	0. 58	0. 00	4. 64	5. 97
园地	349. 64	8. 81	—	15. 69	0. 00	1 160. 44	1 534. 58
水体	2. 86	6. 77	15. 84	—	0. 00	103. 36	128. 82
建设用地	16. 11	8. 60	11. 59	0. 04	—	1. 48	37. 82
未利用地	0. 00	1. 36	0. 00	0. 00	1. 28	—	2. 64
合计	368. 99	39. 63	860. 38	21. 25	1. 28	1 934. 48	

不同时间段各土地利用类型变化特征不同(图 8),1990—2000 年,除未利用地外,各土地利用类型面积净变化量均增加;2000—2010 年,林草地、园地和未利用地面积净变化量均减少,分别为 -14. 37 km²,

-272. 63 km² 和 -536. 23 km²;2010—2019 年,林草地、水体和未利用地面积净变化量为减少;1990—2019 年,耕地、园地和未利用地净变化量最明显,分别为 1 147. 19 km²,674. 19 km² 和 -1 931. 84 km²。

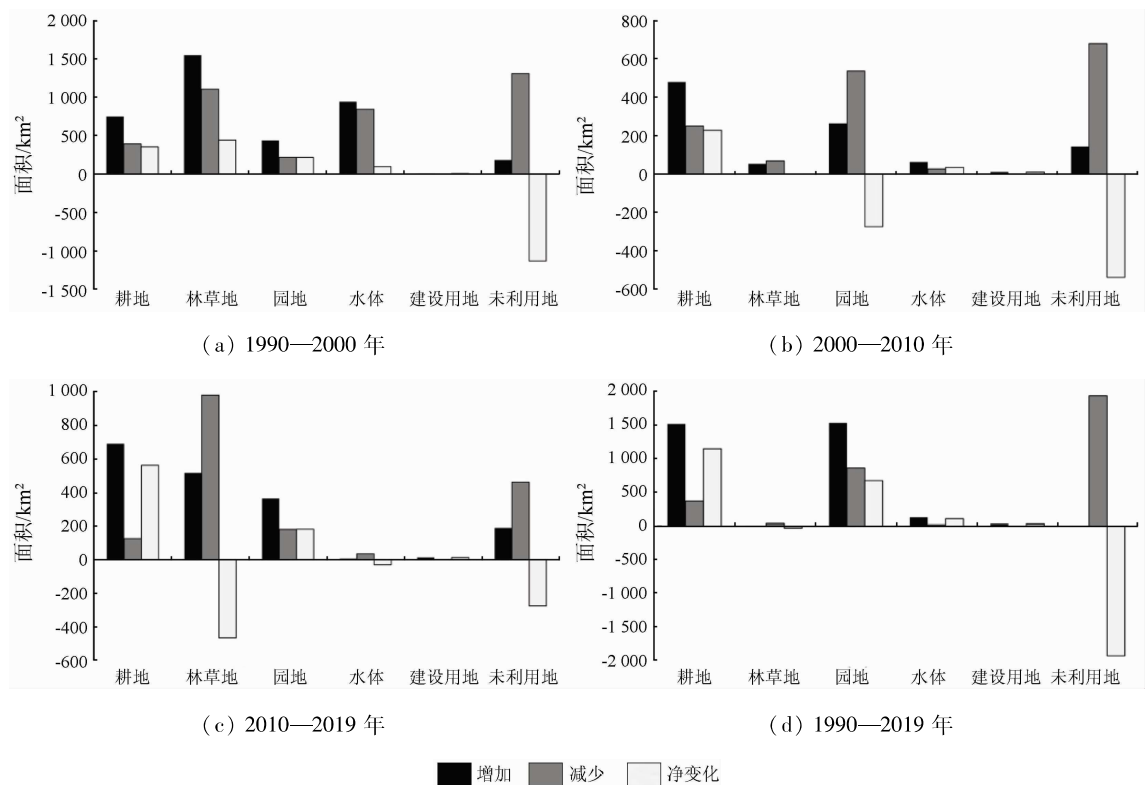


图 8 阿拉尔垦区在不同时间段的土地利用变化特征

Fig. 8 Characteristics of land use change in Alar reclamation area in different time periods

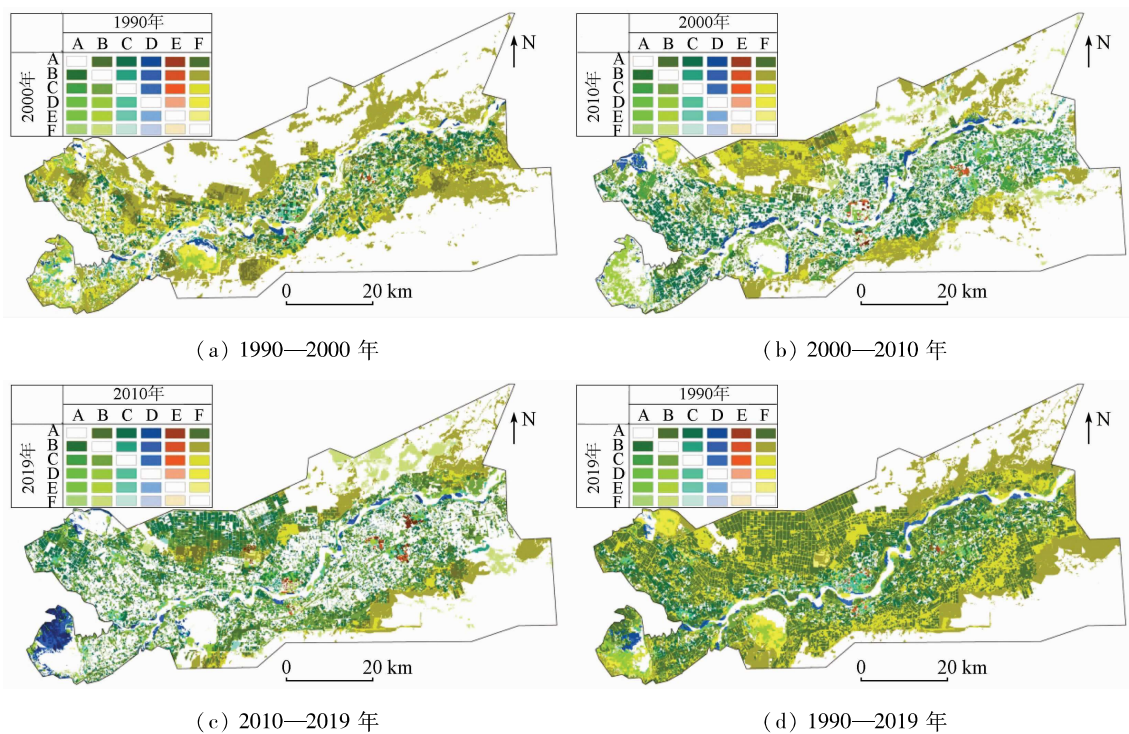
3.1.3 空间动态变化分析

阿拉尔垦区不同时间段土地利用空间动态变化

情况如图 9 所示。1990—2000 年,未利用地发生了大面积开垦,主要分布在阿拉尔垦区中部;2000—

2010 年,耕地、林草地和园地 3 种之间的相互转化主要分布在塔里木河沿岸区域;2010—2019 年,未利用地的开垦面积相对较少,主要分布在垦区东北

和东南部;1990—2019 年,塔里木河沿岸区域主要发生的是耕地、林草地和园地之间的转化,沿岸区域之外的地方主要发生的是未利用地的开垦。



图中 A 为耕地; B 为林草地; C 为园地; D 为水体; E 为建设用地; F 为未利用地

图 9 阿拉尔垦区在不同时间段的土地利用动态变化

Fig. 9 Dynamic changes of land use in Alar reclamation area in different time periods

3.2 阿拉尔垦区 2010 年土地利用模拟和精度检验
将阿拉尔垦区 2010 年实际情况和模拟后结果进行对比(图 10),可以看出大部分区域一致,只有

一些地区存在细微差异,如中心区域的建设用地、东北和东南部的林草地。

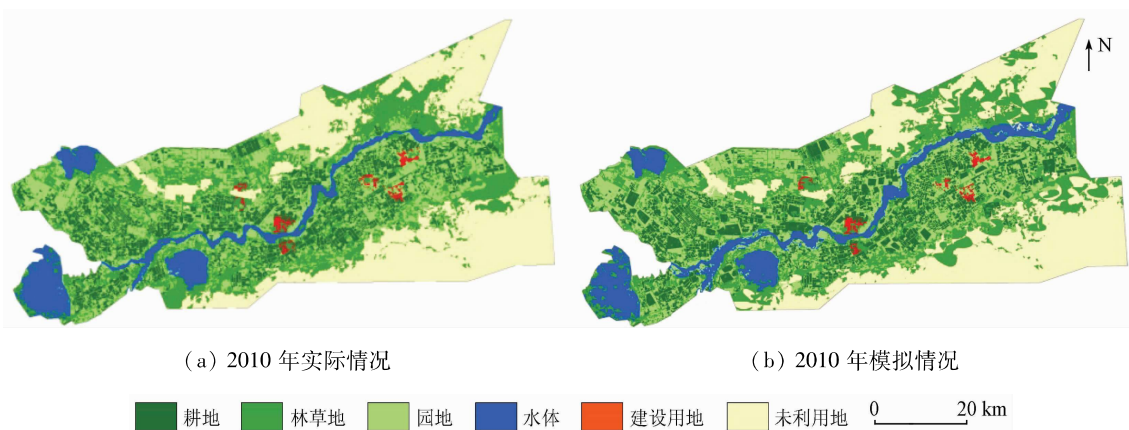


图 10 2010 年阿拉尔垦区土地利用的实际及模拟情况对比

Fig. 10 Comparison of real and simulated situation of land use in Alar reclamation area in 2010

通过建立混淆矩阵,进一步对 2010 年模拟后结果进行精度评价(表 4)。表中对角线位置加黑为各类别正确分类的像素个数。通过表 4 可以看出,模拟精度的偏差主要是受到 2005 年城市规划政策新建工业园区的影响,建设用地面积增加,导致园地和

建设用地精度较低。但整体看来,阿拉尔垦区的总体分类精度为 89.82%,Kappa 系数为 0.85,表明 CA-Markov 模型能够较好地模拟阿拉尔垦区土地利用变化情况,可对 2050 年和 2080 年研究区展开情景模拟。

表 4 阿拉尔垦区 2010 年土地利用模拟的精度评价

Tab. 4 The accuracy evaluation of land use simulation in Alar Reclamation Area in 2010

真实类别	预测类别						合计	用户精度/%
	耕地	林草地	园地	水体	建设用地	未利用地		
耕地	54 617	750	923	0	867	2 667	59 824	91.30
林草地	858	182 058	3 536	10 328	1 939	13 453	212 172	85.81
园地	5 272	3 880	65 696	1 062	342	10 701	86 953	75.55
水体	0	5	94	184 256	0	40 170	224 525	82.06
建设用地	0	0	0	0	14 146	2 984	17 130	82.58
未利用地	0	8 189	0	208	161	457 741	466 299	98.16
合计	60 747	194 896	70 249	196 053	17 455	527 735	1067 135	—
制图精度/%	89.91	93.41	93.52	93.98	81.04	86.74	—	—

3.3 阿拉尔垦区 2050 年和 2080 年的土地利用模拟

对比研究区 2050 年和 2080 年的土地利用模拟情况(图 11)和各土地利用类型的面积变化情况(表 5),到 2080 年垦区未利用地仅占 2.95%,耕地和园地大幅增加,共占垦区的 75.41%,且空间分布较为均匀,到 2080 年建设用地面积迅速扩张到 207.76 km²。这是由于阿拉尔垦区还受到总人

口、农业生产总值、棉花价格、GDP、全社会固定资产投资、第一产业、年均气温和年均降水量等驱动因子的影响,导致模拟结果出现很大偏差。建议提前制定合理土地利用政策及生态修复措施,以提高各土地利用类型的资源利用率,促进土地资源均衡利用,开展生态环境治理,实现区域生态环境可持续发展。

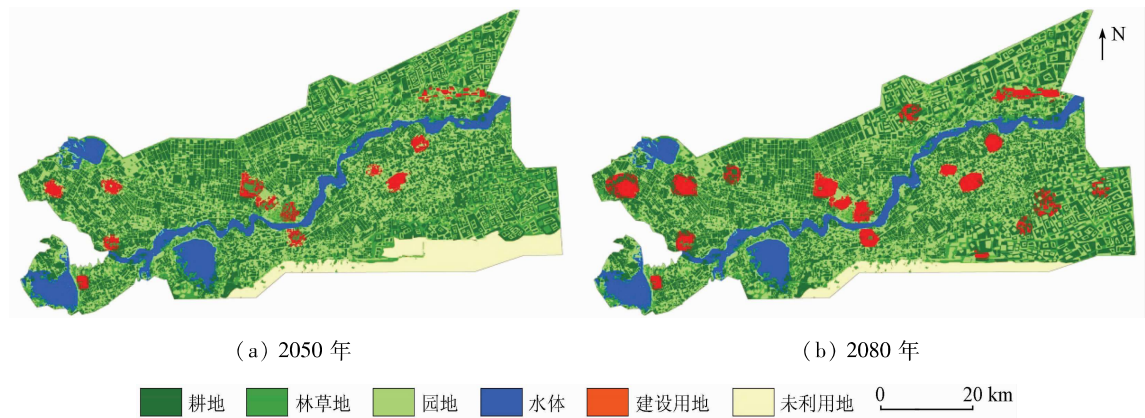


图 11 阿拉尔垦区 2050 年和 2080 年的土地利用模拟情况

Fig. 11 Land use simulation situation of Alar reclamation area in 2050 and 2080

表 5 阿拉尔垦区 2050 年和 2080 年各土地利用类型的面积变化情况

Tab. 5 The area change of each land use types of Alar reclamation area in 2050 and 2080

年份	耕地		林草地		园地		水体		建设用地		未利用地	
	面积/km ²	百分比/%	面积/km ²	百分比/%	面积/km ²	百分比/%	面积/km ²	百分比/%	面积/km ²	百分比/%	面积/km ²	百分比/%
2050 年	1 679.32	40.90	388.42	9.46	1 285.56	31.31	345.31	8.41	104.29	2.54	303.02	7.38
2080 年	1 727.77	42.08	330.94	8.06	1 368.50	33.33	349.82	8.52	207.76	5.06	121.12	2.95

4 讨论

4.1 阿拉尔垦区土地利用类型面积变化的突变情况

探讨连续长时间序列土地利用类型面积变化的突变情况有利于区域土地信息监测、环境保护及制定可持续的土地利用政策^[24]。采用累积距平法^[25]分析连续长时间序列中的面积突变情况,从图 12 中

可以看出耕地、园地、建设用地和未利用地在 2005 年出现明显转折,多数研究的突变情况则是由自然洪灾^[26]和极端天气^[27]影响所致,而本研究区的突变情况主要是由人为的政策干扰所致,这是由于阿拉尔垦区的政策导向所致,2004 年推出西部大开发政策,新疆棉花产业扩大,农产品价格上涨,从 2005 年开始不断开荒扩地,耕地、园地和建设用地面积急剧增加,未利用地面积急剧减少。

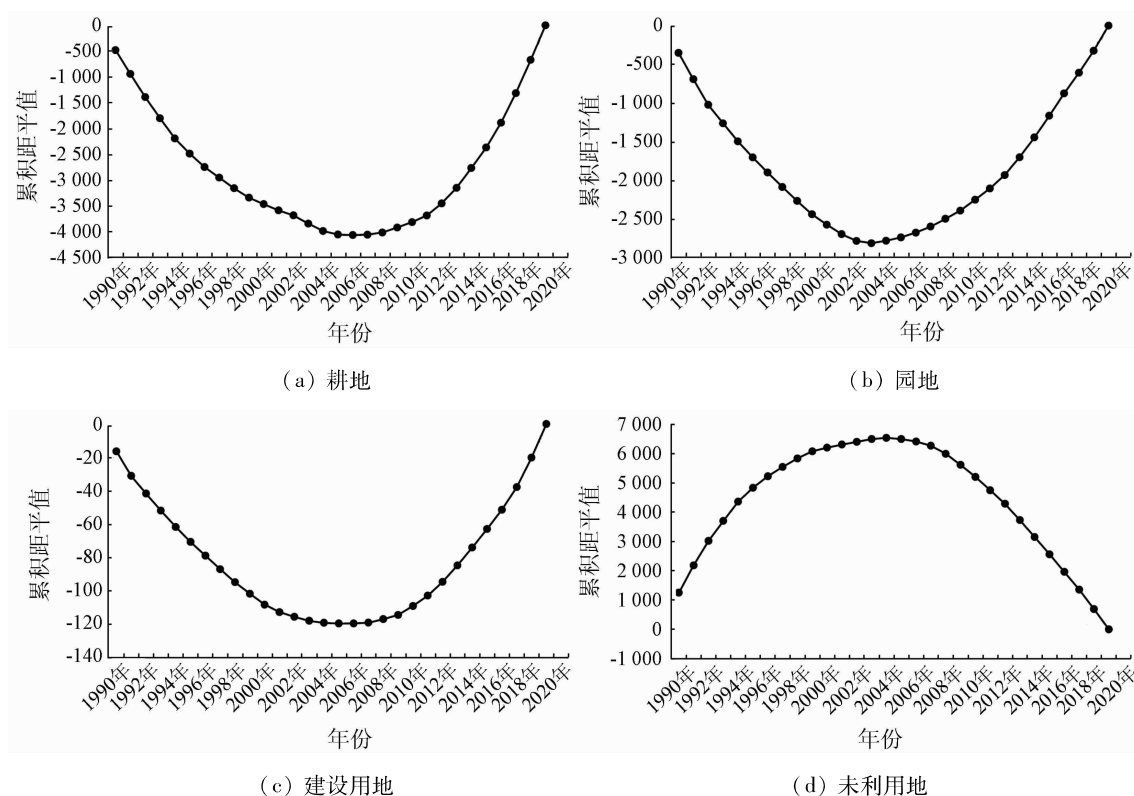


图 12 阿拉尔垦区土地利用类型面积变化的突变情况分析

Fig. 12 Analysis on the abrupt change of land use type area in Alar reclamation area

4.2 土地利用变化的驱动因素

对土地利用变化的驱动因素进行深入研究,有利于土地信息监测、合理利用并为土地资源可持续发展提供科学依据^[28]。本研究是以西北典型的农垦区域为对象展开的土地利用变化分析,而多数研究则是以东部沿海经济较为发达的城市区域^[29]为对象展开的土地利用变化分析,驱动土地利用变化的因素多为工业化^[30]和城市化^[31]带来的经济发展。本文利用高程、坡度等 15 种影响因素数据和土地利用数据,运用 CA - Markov 模型进行土地利用模拟,能够显示出各影响因素的驱动力大小,最终发现本文总人口、农业生产总值和棉花价格为主要驱动因素。这是由于随着人口增加,机械化作业水平提高,农业生产总值增加,棉花价格上涨,大量的土地资源被开发,导致研究区土地利用发生剧烈变化。

4.3 不同土地利用模拟模型的比较

本文以 CA - Markov 模型和多智能体 ABM (agent - based model) 模型^[32]这 2 种最常用的土地利用模拟方法进行比较讨论,分析本文所用模型的优势。CA - Markov 模型不仅能够通过简单的转化规则模拟出复杂的土地利用类型变化模型,为更高级的土地利用演化提供良好的过程分析环境,而且能与 GIS 和 RS 数据嵌合,提高 GIS 分析复杂自然现象和长时序动态建模的能力。ABM 模型能够通过微观智能体及其与地理空间环境相互作用的方式进行模拟,从而反映土地利用变化过程中复杂的人地

关系,主要呈现研究区的人为因素影响^[33],缺乏对自然环境的考量。因此,CA - Markov 模型是通过局部简单转换规则改变元胞状态,从宏观模拟土地利用变化结果,而 ABM 模型是通过智能体 Agent 交互作用,从微观模拟土地利用变化结果。这 2 种模型各具优势,但李少英等^[34]分析近 30 a 相关土地利用与模拟的研究提出,CA - Markov 模型结合了 CA 和 Markov 模型的优势,能够更精确地模拟土地利用变化情况。

5 结论

本文将每年各月份影像进行多时相合成后,运用支持向量机分类方法获得逐年土地利用分类图,从面积变化、类型转化、空间动态变化 3 方面展开土地利用变化分析,采用 CA - Markov 模型模拟 2050 年和 2080 年土地利用变化情况,探究土地利用类型面积变化的突变情况、驱动因素和不同模拟模型的优势,得出以下结论:

1) 1990—2019 年,阿拉尔垦区耕地、园地、水体和建设用地的面积呈增加趋势,林草地和未利用地的面积呈减少趋势;耕地和园地面积的增加主要是由塔里木河沿岸区域之外的未利用地转换而来。

2) CA - Markov 模型的总体分类精度可达 89.82%, Kappa 系数可达 0.85,能够较好地模拟阿拉尔垦区土地利用变化情况;模拟结果显示,至 2080 年垦区

东北和东南部的未利用地将被逐渐开垦,耕地、园地和建设用地的面积将大幅增加。

3) 土地利用类型面积在2005年发生转折性变化,耕地、园地和建设用地的面积急剧增加,未利用地面积急剧减少,这是由于阿拉尔垦区的政策导向所致;垦区土地利用变化的主要驱动因素为总人口、农业生产总值和棉花价格。

参考文献 (References):

- [1] 董祚继. 从土地利用规划到国土空间规划——科学理性规划的视角[J]. 中国土地科学, 2020, 34(5): 1–7.
Dong Q J. From land – use planning to territorial space planning: A perspective of scientific and rational planning[J]. China Land Science, 2020, 34(5): 1–7.
- [2] 胡苏李扬, 李辉, 顾延生, 等. 基于高分辨率遥感影像的神农架大九湖湿地土地利用类型变化及其驱动力分析——来自长时间尺度多源遥感信息的约束[J]. 国土资源遥感, 2021, 33(1): 221–230. doi:10.6046/gtzyyg. 2020100.
Hu S L Y, Li H, Gu Y S, et al. An analysis of land use changes and driving forces of Dajiuhu wetland in Shennongjia based on high resolution remote sensing images: Constraints from the multi – source and long – term remote sensing information[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2021, 33(1): 221–230. doi: 10.6046/gtzyyg. 2020100.
- [3] Yu H, Liu X M, Kong B, et al. Landscape ecology development supported by geospatial technologies: A review[J]. Ecological Informatics, 2019, 51: 185–192.
- [4] 高文龙, 苏腾飞, 张圣微, 等. 矿区地物分类及土地利用/覆盖变化动态监测——以海流兔流域为例[J]. 国土资源遥感, 2020, 32(3): 232–239. doi:10.6046/gtzyyg. 2020.03.30.
Gao W L, Su T F, Zhang S W, et al. Classification of objects and LUCC dynamic monitoring in mining area: A case study of Hailiutu watershed[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2020, 32(3): 232–239. doi:10.6046/gtzyyg. 2020.03.30.
- [5] Guo Y, Fang G, Xu Y P, et al. Identifying how future climate and land use/cover changes impact streamflow in Xinanjiang Basin, East China[J]. Science of the Total Environment, 2020, 710: 136275.
- [6] Chen L D, Liu Y, Lyu Y H, et al. Pattern analysis in landscape ecology: Progress, challenges and outlook[J]. Acta Ecologica Sinica, 2008, 28(11): 5521–5531.
- [7] 杜金龙, 朱记伟, 解建仓, 等. 基于GIS的城市土地利用研究进展[J]. 国土资源遥感, 2018, 30(3): 9–17. doi:10.6046/gtzyyg. 2018.03.02.
Du J L, Zhu J W, Xie J C, et al. An overview of urban land use research based on GIS[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2018, 30(3): 9–17. doi:10.6046/gtzyyg. 2018.03.02.
- [8] 张瑜, 赵晓丽, 左丽君, 等. 黄土高原土地利用变化对生态系统服务价值的影响[J]. 国土资源遥感, 2019, 31(3): 132–139. doi:10.6046/gtzyyg. 2019.03.17.
Zhang Y, Zhao X L, Zuo L J, et al. The impact of land use change on ecosystem services value in Loess Plateau[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2019, 31(3): 132–139. doi:10.6046/gtzyyg. 2019.03.17.
- [9] Wang Y H, Dai E F, Yin L, et al. Land use/land cover change and the effects on ecosystem services in the Hengduan Mountain region, China[J]. Ecosystem Services, 2018, 34(a): 55–67.
- [10] Wang J, Chen Y Q, Shao X M, et al. Land – use changes and policy dimension driving forces in China: Present, trend and future[J]. Land Use Policy, 2012, 29(4): 737–749.
- [11] Wu J G. Landscape ecology[J]. Encyclopedia of Ecology (Second Edition), 2019, 4: 527–531.
- [12] Antrop M. The language of landscape ecologists and planners: A comparative content analysis of concepts used in landscape ecology[J]. Landscape and Urban Planning, 2001, 55(3): 163–173.
- [13] Liu Y L, Luo T, Liu Z Q, et al. A comparative analysis of urban and rural construction land use change and driving forces: Implications for urban-rural coordination development in Wuhan[J]. Central China. Habitat International, 2015, 47: 113–125.
- [14] Kabisch N, Selsam P, Kirsten T, et al. A multi – sensor and multi – temporal remote sensing approach to detect land cover change dynamics in heterogeneous urban landscapes[J]. Ecological Indicators, 2019, 99: 273–282.
- [15] Zhao L, Huang W, Chen J, et al. Land use/cover changes in the Oriental migratory locust area of China: Implications for ecological control and monitoring of locust area[J]. Agriculture, Ecosystems and Environment, 2020, 303: 107110.
- [16] Shen S G, Yue P, Fan C J. Quantitative assessment of land use dynamic variation using remote sensing data and landscape pattern in the Yangtze River delta, China[J]. Sustainable Computing: Informatics and Systems, 2019, 23: 111–119.
- [17] Wang X C, Dong X B, Liu H M, et al. Linking land use change, ecosystem services and human well – being: A case study of the Manas River basin of Xinjiang, China[J]. Ecosystem Services, 2017, 27(a): 113–123.
- [18] Jia B Q, Zhang Z Q, Ci L G, et al. Oasis land – use dynamics and its influence on the oasis environment in Xinjiang, China[J]. Journal of Arid Environments, 2004, 56(1): 11–26.
- [19] Tian G J, Liu J Y, Xie Y C, et al. Analysis of spatio – temporal dynamic pattern and driving forces of urban land in China in 1990s using TM images and GIS[J]. Cities, 2005, 22(6): 400–410.
- [20] 岳东霞, 杨超, 江宝骅, 等. 基于CA – Markov模型的石羊河流域生态承载力时空格局预测[J]. 生态学报, 2019, 39(6): 1993–2003.
Yue D X, Yang C, Jiang B H, et al. Spatio – temporal pattern prediction of the biocapacity in the Shiyang River basin on the basis of the CA – Markov model[J]. Acta Ecologica Sinica, 2019, 39(6): 1993–2003.
- [21] 郭瑞琦, 陆波, 陈恺霖. 基于CLUMondo模型的多情景土地利用变化动态模拟——以广西沿海城市为例[J]. 国土资源遥感, 2020, 32(1): 176–183. doi:10.6046/gtzyyg. 2020.01.24.
Guo R Q, Lu B, Chen K L. Dynamic simulation of multi – scenario land use change based on CLUMondo model: A case study of coastal cities in Guangxi[J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2020, 32(1): 176–183. doi:10.6046/gtzyyg. 2020.01.24.
- [22] 季翔, 黄炎和, 林金石, 等. 基于CA – Markov模型与ANUDEM内插法的崩岗侵蚀量预估[J]. 农业工程学报, 2018, 34(21): 128–136.

- Ji X, Huang Y H, Lin J S, et al. Estimation of erosion amount in collapsed gully based on CA – Markov model and ANUDEM interpolation[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(21): 128 – 136.
- [23] 成超男, 胡 杨, 冯 尧, 等. 基于 CA – Markov 模型的城市生态分区构建研究——以晋中主城区为例[J]. 生态学报, 2020, 40(4): 1455 – 1462.
- Chen C N, Hu Y, Feng Y, et al. Construction of urban ecological zones based on CA – Markov model: A case study of the main urban of Jinzhong[J]. Acta Ecologica Sinica, 2020, 40(4): 1455 – 1462.
- [24] Matsa M, Mupepi O, Musasa T, et al. A GIS and remote sensing aided assessment of land use/cover changes in resettlement areas: A case of ward 32 of Mazowe district, Zimbabwe[J]. Journal of Environmental Management, 2020, 276: 111312.
- [25] 夏 芳. 钱塘江流域气候变化及其对水文径流的影响[D]. 杭州: 浙江大学, 2016.
- Xia F. Climate change in the Qiantang River basin and its influence on local runoff[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2016.
- [26] Zhuang Q W, Wu S X, Yan Y Y, et al. Monitoring land surface thermal environments under the background of landscape patterns in arid regions: A case study in Aksu River basin[J]. Science of the Total Environment, 2020, 710(25): 136336.
- [27] 陶 帅, 邝婷婷, 彭文甫, 等. 2000—2015 年长江上游 NDVI 时空变化及驱动力——以宜宾市为例[J]. 生态学报, 2020, 40(14): 5029 – 5043.
- Tao S, Kuang T T, Peng W F, et al. Analyzing the spatio – temporal variation and drivers of NDVI in upper reaches of the Yangtze River from 2000 to 2015: A case study of Yibin City[J]. Acta Ecologica Sinica, 2020, 40(14): 5029 – 5043.
- [28] Fan Q D, Ding S Y. Landscape pattern changes at a county scale: A case study in Fengqiu, Henan Province, China from 1990 to 2013[J]. Catena, 2016, 137: 152 – 160.
- [29] 袁静文, 武 辰, 杜 博, 等. 高分五号高光谱遥感影像的城市土地利用景观格局分析[J]. 遥感学报, 2020, 24(4): 465 – 478.
- Yuan J W, Wu C, Du B, et al. Analysis of landscape pattern on urban land use based on GF – 5 hyperspectral data[J]. Journal of Remote Sensing, 2020, 24(4): 465 – 478.
- [30] 朱永森, 曾永年, 张 猛. 基于 HJ 卫星数据与面向对象分类的土地利用/覆盖信息提取[J]. 农业工程学报, 2017, 33(14): 258 – 265.
- Zhu Y S, Zeng Y N, Zhang M. Extract of land use/cover information based on HJ satellites data and object – oriented classification[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2017, 33(14): 258 – 265.
- [31] 朱金峰, 周 艺, 王世新, 等. 1975—2018 年白洋淀湿地变化分析[J]. 遥感学报, 2019, 23(5): 971 – 986.
- Zhu J F, Zhou Y, Wang S X, et al. Analysis of changes of Baiyangdian wetland from 1975 to 2018 based on remote sensing[J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(5): 971 – 986.
- [32] 刘敬杰, 夏 敏, 刘友兆, 等. 基于多智能体与 CA 结合模型分析的农村土地利用变化驱动机制[J]. 农业工程学报, 2018, 34(6): 242 – 252.
- Liu J J, Xia M, Liu Y Z, et al. Driving mechanism of rural land use change based on multi – agent system and cellular automata[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2018, 34(6): 242 – 252.
- [33] 王兆林, 牙升业, 蒲海霞, 等. 基于改进 CA – Markov 模型的山地城市边缘区土地利用变化模拟[J]. 农业工程学报, 2020, 36(16): 239 – 248.
- Wang Z L, Ya S Y, Pu H X, et al. Simulation of spatiotemporal variation of land use in mountainous – urban fringes based on improved CA – Markov model[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(16): 239 – 248.
- [34] 李少英, 刘小平, 黎 夏, 等. 土地利用变化模拟模型及应用研究进展[J]. 遥感学报, 2017, 21(3): 329 – 340.
- Li S Y, Liu X P, Li X, et al. Simulation model of land use dynamics and application: Progress and prospects[J]. Journal of Remote Sensing, 2017, 21(3): 329 – 340.

Simulation of land use change in oasis of arid areas based on Landsat images from 1990 to 2019

SONG Qi¹, FENG Chunhui¹, MA Ziqiang², WANG Nan³, JI Wenjun⁴, PENG Jie¹

(1. College of Agriculture, Tarim University, Alar 843300, China; 2. Institute of Remote Sensing and Geographical Information Systems, School of Earth and Space Sciences, Peking University, Beijing 100871, China; 3. College of Environmental and Resource Science, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China; 4. College of Land Science and Technology, China Agricultural University, Beijing 100083, China)

Abstract: This study aims to explore the land use change and its future development trend in the Aral reclamation area, a typical artificial oasis in the arid region in northwest China and to provide a reference for the regulation and management of land use change in similar areas. After the multi – temporal synthesis of monthly images of each year, annual land use classification maps were obtained using the support vector machine method. Then, the land use change was analyzed from the aspects of area change, type transformation, and spatial dynamic change. Finally, the cellular automaton (CA) – Markov model was used to simulate the land use change in 2050 and 2080,

and the sudden changes and their driving factors were explored using the cumulative departure method and the path analysis. The results of this study are as follows. During 1990—2019, the area of arable land, garden land, water bodies, and construction land in the Aral reclamation area showed an increasing trend. Among them, the arable land and garden land increased in area mainly due to the conversion of unused land outside the areas along the Tarim River. By 2080, the unused land in the northeastern and southeastern parts of the reclamation area will be gradually reclaimed. As a result, arable land, garden land, and construction land will significantly increase. The area of various types of land use in the Aral reclamation reached a turning point in 2005, showing a sharp increase in the area of arable land, garden land, and building land. This was mainly driven by total population, gross agricultural product, and cotton prices. It can be concluded that it is necessary to develop policies on the sustainable development of arable land, to strictly control the area of construction land, and to construct a reasonable land use structure in future land development and utilization.

Keywords: land use change; dynamic simulation of land space; long time series; driving factors

(责任编辑: 李瑜)