

doi: 10.6046/gtzyyg.2020183

引用格式: 宋奇,冯春晖,高琪,等.阿拉尔垦区近30年耕地变化及其驱动因子分析[J].国土资源遥感,2021,33(2):202-212. (Song Q, Feng C H, Gao Q, et al. Change of cultivated land and its driving factors in Alar reclamation area in the past thirty years [J]. Remote Sensing for Land and Resources, 2021, 33(2): 202-212.)

阿拉尔垦区近30年耕地变化及其驱动因子分析

宋奇,冯春晖,高琪,王明玥,吴家林,彭杰

(塔里木大学植物科学学院,阿拉尔 843300)

摘要:耕地动态变化趋势及其驱动因子的明确,是确保国家粮食安全、水土资源合理开发利用和土地利用结构调整的重要依据。以南疆阿拉尔垦区为例,基于1990—2019年间7个重要时期的Landsat卫星遥感影像、人口、国内生产总值(gross domestic product, GDP)等数据,将波谱角(spectral angle mapper, SAM)、神经网络(artificial neural net, ANN)、最小距离(minimum distance classification, MDC)、最大似然(maximum likelihood classification, MLC)和支持向量机(support vector machine, SVM)5种分类方法经全连接条件随机场(fully connected conditional random field, FC-CRF)处理后进行对比,从中筛选出最佳算法来解译遥感影像,利用解译结果分析耕地面积变化、类型转化和空间动态变化特征,并探讨耕地面积变化的主要驱动因子、作用路径和强度。结果表明,在5种分类算法中,SVM-CRF算法的分类精度最高,总体精度为0.95, Kappa系数为0.94,其他4类算法的总体精度为0.65~0.89, Kappa系数为0.58~0.86。研究区1990—2019年间耕地面积呈持续增长趋势,耕地面积净增长量为729.97 km² (312.21%),耕地转入和转出分别呈现出向外扩张和向内收缩趋势。总人口、GDP、全社会固定资产投资、农业生产总值和棉花价格是耕地面积变化的5个主要驱动因子,其中GDP对耕地面积变化的直接影响最大,棉花价格的直接影响最小,除GDP对耕地面积表现为负向作用外,其他4个因子对耕地面积变化均表现为正向作用。

关键词:耕地变化;驱动因子;遥感;Landsat;土地利用/覆被

中图分类号: TP 79 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2021)02-0202-11

0 引言

自1990年来中国人口数量不断增长,出现了土地资源匮乏、粮食供应不足、水资源减少、环境恶化等问题。中国作为发展中的农业大国,耕地问题不仅限制着土地的合理利用,更与农业发展和粮食安全息息相关,早有“民以食为天,食以农为源,农以土为本”^[1]的说法,可知耕地在粮食安全、社会发展、农业可持续发展等方面占据着重要地位,是人类生存发展的物质基础^[2]。随着自然因素和人为因素驱动,中国耕地开发重心向西部转移^[3]。新疆维吾尔自治区土地辽阔,后备耕地资源丰富,近年来人口数量增加、机械化作业水平提高,大量后备耕地资源被开垦,在一定程度上解决了人口增长所带来的粮食安全问题,但也引发了诸如人地供需、生态需水与农业用水等矛盾。探明人口增长背景下耕地变

化趋势及其驱动因子,对保障粮食安全、促进经济发展、缓解人地矛盾、实现环境保护及耕地可持续利用等方面均具有重要意义^[4]。

南疆阿拉尔垦区土壤盐渍化严重,需要大量水资源淋洗土壤盐分以满足作物生长条件,而垦区水源主要来自天山山脉和昆仑山脉的冰雪资源,淡水资源有限,耕地面积的不断增长进一步加剧了研究区生态用水不足、农业用水过度及环境恶化等问题。对研究区耕地变化信息进行监测,并分析影响耕地面积变化的驱动因子,有利于耕地合理利用与可持续发展。传统耕地调查基于实地勘探,不仅耗费大量人力、物力和财力,且不适合大面积研究,而遥感技术因其覆盖范围广、信息更新快、获取便捷、成本低、利用价值高等优势,已成为耕地变化信息监测的重要手段。目前遥感技术已在多个方面得到广泛应用,如李景刚等^[5]利用遥感技术对中国近20 a间13省耕地变化信息进行监测,得出耕地面积变化

收稿日期: 2020-06-22; 修订日期: 2020-09-16

基金项目: 兵团中青年科技创新领军人才项目“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与环境遥感监测机理与模型。Email: pjzky@163.com。

主要由人类活动影响的结论;杨桂山^[6]利用遥感技术监测了长江三角洲耕地近50 a的变化情况,研究表明耕地变化受到人为因素和自然因素驱动;Jia等^[7]基于遥感技术分析了土地利用/覆被变化情况以及耕地面积增长对自然环境造成的影响;Wang等^[8]基于遥感技术分析了土地利用/覆被变化、生态环境和人类活动之间的关系;禹丝思等^[9]对比不同分类算法后证明分类后处理能够有效提高分类精度,并利用遥感技术对超大城市空间进行动态监测。以上研究为人们提供了良好的方法借鉴,但迄今针对南疆干旱区以灌溉农业为主、水土矛盾突出、种植结构以棉花和特色果林为主的绿洲农业区域的相关研究甚少。

本文针对西北地区土壤盐渍化、耕地结构复杂、种植作物多样的特点,以南疆阿拉尔垦区为典型研究区,基于最佳分类算法进行遥感解译,并分析研究区土地利用/覆被变化情况,结合统计数据 and 气象数据从人为因素和自然因素两方面探讨耕地面积与驱动因子以及各驱动因子之间的相互影响关系,探明驱动因子对耕地面积的直接和间接影响程度,以期阿拉尔垦区耕地信息监测、合理利用和土地可持续发展提供科学依据,同时为西北类似干旱地区相关研究提供参考。

1 研究区概况及数据源

1.1 研究区概况

阿拉尔垦区(E80° 30' ~ 81° 58', N40° 22' ~ 40° 57', 图1)位于中国新疆维吾尔自治区南疆地区,隶属新疆生产建设兵团第一师。北起天山南部,南抵塔克拉玛干沙漠北部,西至柯坪县,东到沙雅县,东西长281 km,南北宽180 km,总面积4 197.58 km²,拥有胜利、上游和多浪3大水库,水资源库存5.18 ×

10⁸ m³^[10]。紧邻阿克苏河和塔里木河,地势沿河道两侧有所抬升,西北高东南低,呈绿洲带状分布。研究区属于暖温带极端大陆性干旱荒漠气候,是典型绿洲农业地区,日照率5 869%、年均日照时数2 556.3 ~ 2 991.8 h,年均蒸发量1 876.6 ~ 2 558.9 mm,年均降水量40.1 ~ 82.5 mm,光、温、水和动植物资源丰富。农业用水以滴灌为主,有着得天独厚的种植优势,是新疆主要的优质棉产区之一^[11]。

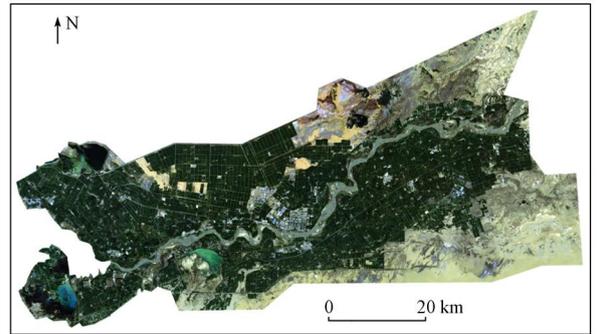


图1 研究区地理位置图

Fig. 1 Geographic position of study area

1.2 遥感数据

数据下载于美国地质调查局网站^[12],选取轨道号为146/32、空间分辨率为30 m、年份以整5 a为时间间隔、月份选取植物生长季的7—9月、云量低于10%的阿拉尔垦区遥感影像,共7景(图2),分别为1990年8月2日的Landsat5、1994年8月13日的Landsat5、2000年8月5日的Landsat 7、2006年9月15日的Landsat5、2010年7月8日的Landsat5、2015年7月6日的Landsat8和2019年7月17日的Landsat8影像,其中1995年和2005年7—9月份所有阿拉尔垦区影像的云量均大于10%,故选取年份相近的1994年和2006年影像代替。在ENVI软件中对所有影像进行辐射定标、大气校正、几何纠正、裁剪、图像增强等预处理。

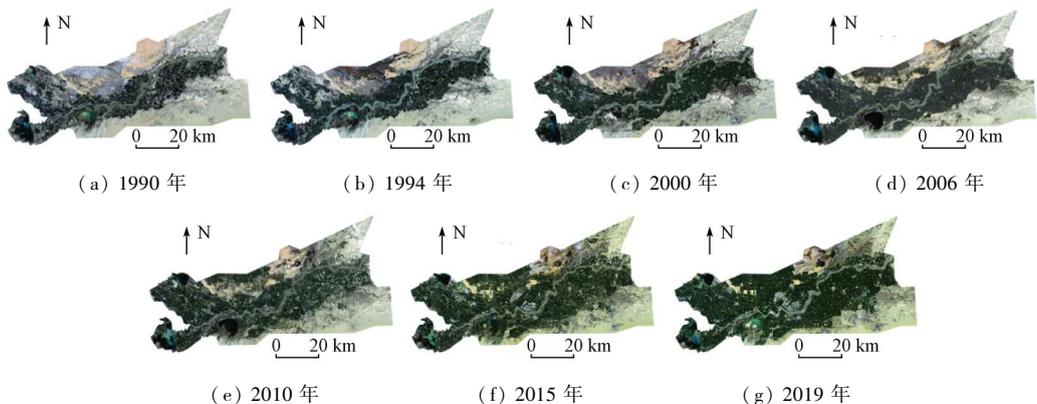


图2 1990—2019年阿拉尔垦区卫星遥感影像

Fig. 2 Satellite remote sensing images of Alar reclamation area from 1990 to 2019

1.3 驱动因子数据获取及其分析方法

探明耕地面积与相关驱动因子的影响机制以及各因子间相互作用强度是耕地变化监测中急需解决的问题^[13]。耕地面积变化的驱动因子主要分为人为驱动因子和自然驱动因子^[14]，本文收集了《新疆生产建设兵团统计年鉴》(1990—2019年)第一师的总人口、非农业人口、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数据代表人为驱动因子；收集《地面气象记录月报表》中1990—2019年阿拉尔垦区(区站号51730)的年均气温和年均降水量代表自然驱动因子，借助SPSS软件对收集的数据与耕地面积进行通径分析^[15]，根据所得结果分析耕地面积与驱动因子、各

驱动因子之间的相互影响关系。

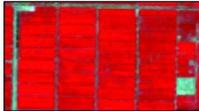
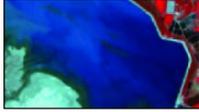
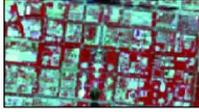
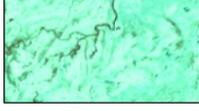
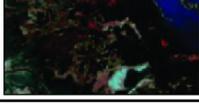
2 研究方法

2.1 分类体系

为了区分不同地物类型，以期为阿拉尔垦区后备耕地资源定量分析提供可靠的数据支撑。本文结合阿拉尔垦区土地利用/覆被现状、《新疆生产建设兵团统计年鉴》中各师(局)土地利用情况以及新疆已有案例中的分类体系^[16-17]，综合分析、对比，建立适合于阿拉尔垦区土地利用/覆被分类体系，包含耕地、林草地、园地等八类用地，详细信息如表1所示。表中，影像为2019年7月17日Landsat8 OLI B4

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	包含地类	假彩色影像特征	假彩色影像	实地照片
耕地	棉地、玉米地、小麦地、高粱地等	鲜红色，形状规则，一般为矩形，均匀分布		
林草地	胡杨、草场、柽柳等	红色，形状不规则，一般分布在河流及道路两侧		
园地	苹果地、葡萄地、枣地、香梨地等	暗红色，形状相对规则，连片分布		
水体	河流、水库、沟渠等	蓝色，形状规则，有明显边界线		
建设用地	城镇、学校、乡村、工矿等各类建设用地	白色、浅蓝色，形状规则，连片分布		
沙地	沙漠、沙质土壤	淡黄色，形状不规则，有清晰纹理，成片分布		
盐碱地	受到盐渍化污染的土壤	白色，形状不规则，有明显白色斑块，成片分布		
其他	湿地、裸石、荒地等	棕色或黑色，形状不规则，多分布于水体及荒地附近		

(R), B3(G), B2(B)合成影像。以2019年为例，根据该分类体系建立相应的分类样本，每类样本点个数和分布情况如图3所示，各样本点的分布遵循均匀、全方位覆盖原则，各样本所占的像元数分别为：

耕地 73 940 个、林草地 31 591 个、园地 35 138 个、水体 31 759 个、建设用地 7 488 个、沙地 48 816 个、盐碱地 47 711 个、其他 26 503 个，共 302 946 个分类像元，由此样本进行用地分类。

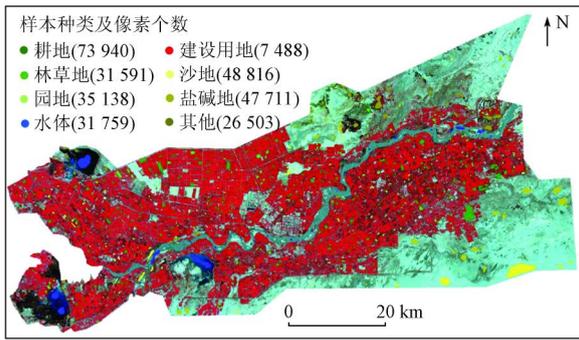


图 3 每类样本点个数和分布图

Fig. 3 Number and distribution of sample points for each category

2.2 遥感影像分类方法

遥感影像解译通常是从影像的空间特征、色调特征以及不同植被生长差异特征着手,结合解译者对影像的认知进行地类识别^[18]。遥感影像分类方法众多,不同学者在不同研究区得出的分类精度差异较大。基于本文的实际情况并参考已有研究案例中运用的解译方法^[19],经过综合分析,最终选用波谱角 (spectral angle mapper, SAM)、神经网络 (artificial neural net, ANN)、最小距离 (minimum distance classification, MDC)、最大似然 (maximum likelihood classification, MLC) 和支持向量机 (support vector machine, SVM) 5 种分类方法。全连接条件随机场 (fully connected conditional random field, FC—CRF)^[20]是一种具有独特优势的分类后处理方法,能够细化边界、恢复局部结构从而提高分类精度。因此本文采用 FC—CRF 处理方法对 5 种分类方法进行分类后处理,从中筛选出最佳算法来解译遥感影像。

2.3 耕地变化分析方法

1) 面积变化和类型转化。耕地面积变化指从起始年份到终止年份耕地面积的数量和百分比变化;耕地类型转化指从起始年份到终止年份耕地与

非耕地之间的面积转换量和空间分布特征。借助 GIS 的统计和空间分析功能对 7 期分类后影像进行耕地变化分析。

2) 空间动态变化。对分类后影像进行空间分析,制作耕地空间动态变化图,用以直观展现阿拉尔垦区耕地转入和转出情况。

3 结果与分析

3.1 分类结果与精度评价

使用 SAM—CRF, ANN—CRF, MDC—CRF, MLC—CRF 和 SVM—CRF 5 种分类算法进行分类处理,以总体精度 (overall accuracy, OA) 和 Kappa 系数作为评价指标^[21],选取验证样本对分类结果进行精度验证,筛选出精度最高的算法,各分类算法的精度情况和分类结果见表 2 和图 4。SAM—CRF 算法的 OA 为 0.65, Kappa 系数为 0.58,均为 5 种算法中最低;ANN—CRF, MDC—CRF 和 MLC—CRF 这 3 种方法相较于 SAM—CRF 算法的精度有所提升,分类结果较好,这 3 种方法的总体精度为 0.82~0.83, Kappa 系数为 0.77~0.86, SVM—CRF 算法的精度最高,OA 达到 0.95, Kappa 系数达到 0.94。为验证研究区的实际精度以及 FC—CRF 分类后处理的有效性,选取了 6 个局部区域进行实地考察,对 SVM 和 SVM—CRF 分类算法结果的局部区域进行比较分析 (图 5)。通过对图 5 中局部放大区域进行实地调查,并结合 Google Earth 影像进行核实,证实了 FC—CRF 分类后处理可以将 SVM 分类后出现的错误斑块进行剔除并对边缘进行细化,从而提升分类结果的完整性和分类精度。

表 2 2019 年 SAM—CRF, ANN—CRF, MDC—CRF, MLC—CRF 和 SVM—CRF 分类结果的精度对比
Tab. 2 Accuracy comparison of SAM—CRF, ANN—CRF, MDC—CRF, MLC—CRF and SVM—CRF classification results in 2019

类型	SAM—CRF		ANN—CRF		MDC—CRF		MLC—CRF		SVM—CRF	
	UA/%	PA/%								
耕地	73.85	74.15	91.56	77.87	92.47	83.30	94.47	89.90	98.41	99.77
林草地	34.50	45.87	65.20	68.33	72.24	69.86	83.59	77.21	97.33	94.89
园地	55.63	63.23	76.44	84.08	81.09	85.30	92.05	87.91	96.89	97.64
水体	85.48	72.13	88.65	79.47	90.66	82.84	91.67	85.69	92.81	93.34
建设用地	42.13	47.57	63.30	71.29	67.70	72.92	83.15	86.12	96.43	90.40
沙地	78.89	48.73	85.02	76.09	88.11	86.38	89.11	88.49	95.32	89.49
盐碱地	60.37	87.37	73.51	90.31	81.59	91.57	82.23	92.71	95.63	93.74
其他	52.60	72.03	78.61	77.82	81.57	83.96	88.46	88.19	91.93	98.95
Kappa	0.58		0.77		0.82		0.86		0.94	
OA	0.64		0.81		0.84		0.89		0.95	

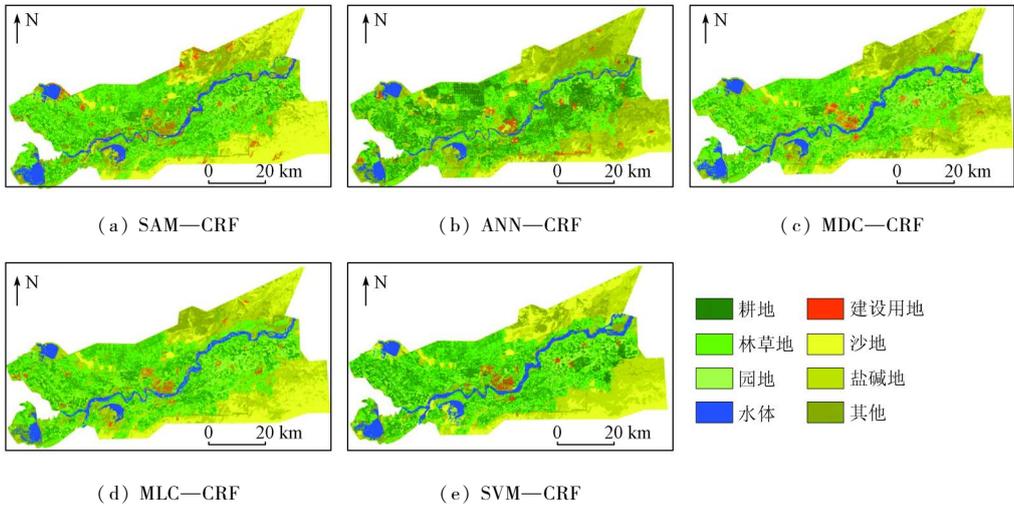


图 4 各方法分类结果比较

Fig. 4 The classification results of each method were compared

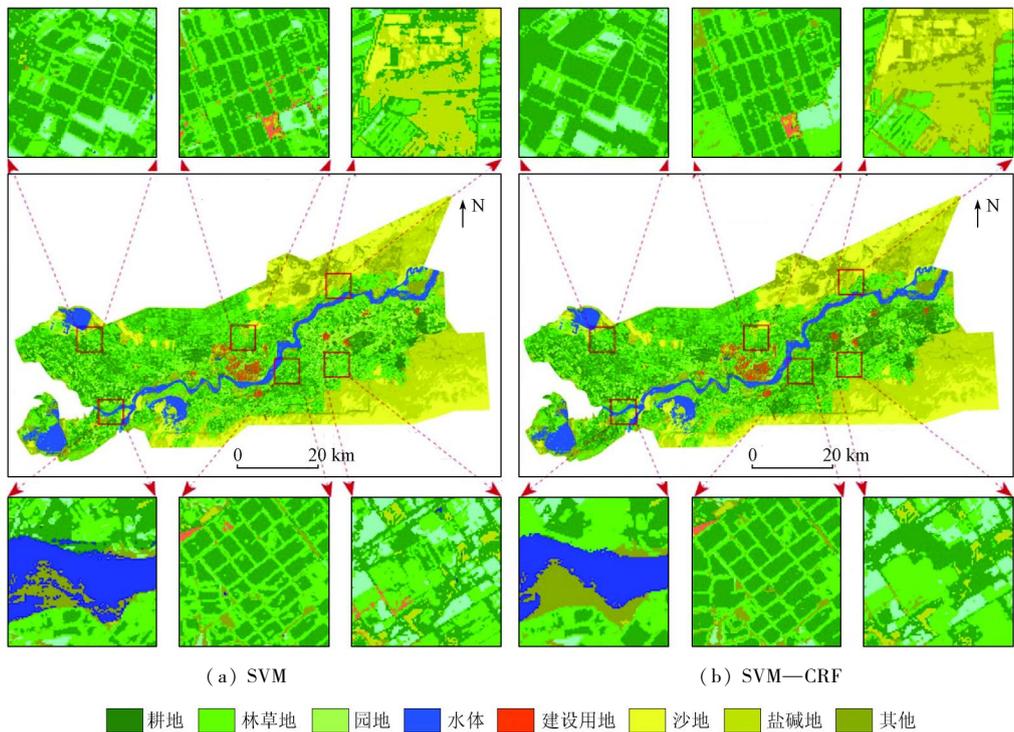


图 5 SVM 和 SVM—CRF 算法结果局部区域对比

Fig. 5 Local region comparison of SVM and SVM—CRF algorithm results

在整个研究区中随机选取 119 075 个测试样本,其中耕地的测试样本最多,以此保证耕地精度评价的可靠性,并建立混淆矩阵对 SVM—CRF 算法结果进行精度评价(表 3)。可以看出各地类用户精度 (user accuracy, UA) 均在 90% 以上,其中耕地的 UA 值最高,为 98.41%。塔里木河沿岸的河漫滩湿地容易被错分为水体,导致水体和其他两类地物类型的 UA 值相对较低,分别为 92.81% 和 91.93%;制图精度 (producer accuracy, PA) 中也是耕地的分类

精度最高,为 99.77%。塔里木河沿岸的部分沙地容易被漏分,导致沙地的 PA 值最低,为 89.49%,除沙地外,剩余地类的 PA 值均在 90% 以上。由于影像空间分辨率有限,部分地类所占像素点太少,难以分辨,容易出现错分和漏分现象,但经过 SVM—CRF 算法这种分类后处理避免了部分分类失误。通过总体对比分析,SVM—CRF 算法表现出最好的分类效果。

表 3 阿拉尔垦区用地类型精度评价^①
Tab. 3 Evaluation of land type accuracy in Alar reclamation area

类别	预测类别								总计	UA/%
	耕地	林草地	园地	水体	建设用地	沙地	盐碱地	其他		
耕地	20 896	207	34	8	15	52	16	6	21 234	98.41
林草地	22	10 129	167	26	0	4	25	34	10 407	97.33
园地	22	235	8 867	1	0	8	10	9	9 152	96.89
水体	0	0	0	17 579	0	1 334	7	20	18 940	92.81
建设用地	0	0	0	8	2 485	68	10	6	2 577	96.43
沙地	0	0	0	677	0	17 152	132	33	17 994	95.32
盐碱地	0	51	0	9	193	418	16 855	99	17 625	95.63
其他	4	52	13	525	56	130	926	19 440	21 146	91.93
总计	20 944	10 674	9 081	18 833	2 749	19 166	17 981	19 647	119 075	
PA/%	99.77	94.89	97.64	93.34	90.40	89.49	93.74	98.95	OA/%	95.24

① 对角线位置黑体为各类别正确分类的像素个数; 纵向黑体为各类别用户精度(UA); 横向黑体为各类别制图精度(PA)。

3.2 耕地变化特征

3.2.1 耕地面积变化

1990—2019 年阿拉尔垦区土地利用/覆被情况、各类用地所占百分比和各时期年均变化率如图 6—图 8 所示。30 a 间耕地、林草地、园地、水体和建设用地不断增加,而沙地、盐碱地和其他不断减少。结果表明阿拉尔垦区耕地面积从 233.81 km² (5.57%) 增长到 963.76 km² (22.96%)。不同时间段耕地面积变化情况不同,按所选影像的时间间隔将其分为 6 个阶段:

1) 1990—1994 年。耕地面积的年均增长率达到 6 个时段中的最大值(14.95%),从 223.81 km² (5.57%) 增加到 373.58 km² (8.9%)。

2) 1994—2000 年。耕地面积的增长速率大幅降低,耕地面积从 373.58 km² (8.9%) 增加到 516.72 km² (12.31%),年均增长率为 6.39%。

3) 2000—2006 年。耕地面积从 516.72 km² (12.31%) 增加到 653.14 km² (15.56%),共增加了 136.42 km² (26.4%)。

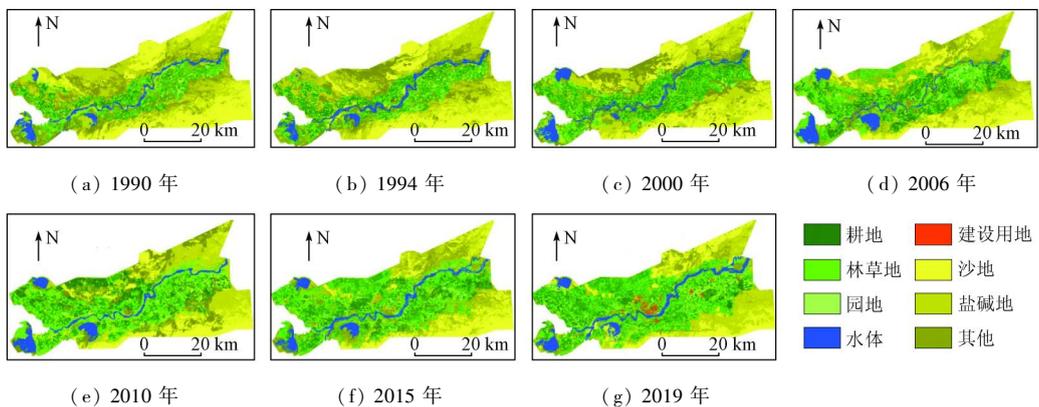


图 6 1990—2019 年阿拉尔垦区土地利用/覆被图

Fig. 6 1990—2019 land use/cover in Alar reclamation area

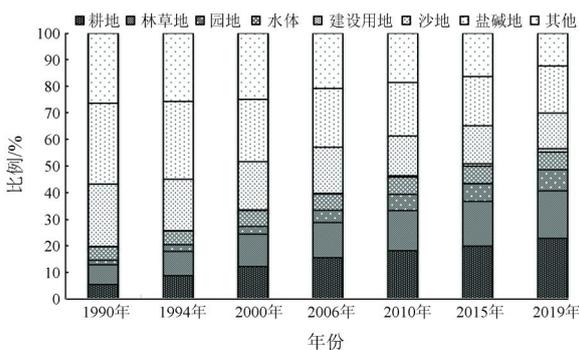


图 7 1990—2019 年阿拉尔垦区各用地类型所占比例

Fig. 7 The proportion of each land type in Alar reclamation area from 1990 to 2019

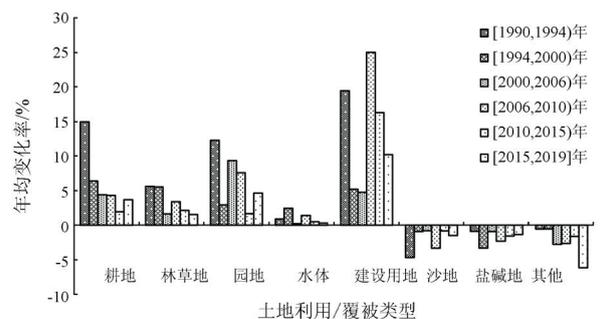


图 8 1990—2019 年阿拉尔垦区各土地利用类型的年均变化率

Fig. 8 Average annual change rate of land use types in Alar reclamation area from 1990 to 2019

4) 2006—2010 年。此时段的年均增长速率与上一时段相近,耕地面积从 653.14 km² (15.56%) 增加到 765.64 km² (18.24%),共增加了 112.5 km² (17.22%)。

5) 2010—2015 年。耕地面积的年均增长率下滑为 6 个时段中的最小值(1.94%),耕地面积从 765.64 km² (18.24%) 增加到 839.94 km² (20.01%)。

6) 2015—2019 年。增长速率再次回升,耕地面积从 839.94 km² (20.01%) 增加到 963.76 km² (22.96%),年均增长率为 3.69%。

3.2.2 耕地类型转化

1990—2019 年,阿拉尔垦区耕地面积转入了

854.2 km²,转出了 124.25 km²。耕地与非耕地面积间转换频繁,如表 4 所示。各类用地转入成为耕地的面积由大到小排序为:其他(345.74 km²) > 盐碱地(312.99 km²) > 林草地(94.91 km²) > 沙地(54.97 km²) > 园地(32.95 km²) > 水体(11.37 km²) > 建设用地(1.27 km²); 耕地转出成为各类用地的面积由大到小排列为:林草地(52.49 km²) > 园地(47.67 km²) > 建设用地(10.59 km²) > 其他(9.17 km²) > 盐碱地(3.13 km²) > 水体(1.08 km²) > 沙地(0.12 km²),结果表明 30 a 间大量未利用土地被开垦成为耕地,而原有耕地主要被转换成了林草地和园地。

表 4 1990—2019 年阿拉尔垦区各地类变化转换矩阵

Tab. 4 Transformation matrix in all parts of Alar reclamation area from 1990 to 2019 (km²)

年份	1990 年								合计
	耕地	林草地	园地	水体	建设用地	沙地	盐碱地	其他	
耕地	—	94.91	32.95	11.37	1.27	54.97	312.99	345.74	854.20
林草地	52.49	—	17.74	15.94	0.92	57.43	260.87	258.29	663.68
园地	47.67	59.68	—	2.43	0.52	17.96	73.15	113.17	314.58
水体	1.08	12.18	0.39	—	0.09	15.20	67.03	46.20	142.17
2019 年 建设用地	10.59	12.90	1.82	0.29	—	1.38	8.03	22.55	57.56
沙地	0.12	4.93	0.15	4.48	0.02	—	105.39	49.29	164.38
盐碱地	3.13	4.09	0.61	5.05	0.13	351.32	—	109.86	474.19
其他	9.17	40.13	3.49	35.34	0.53	88.52	177.01	—	354.19
合计	124.25	228.82	57.15	74.90	3.48	586.78	1 004.47	945.10	—

3.2.3 耕地空间动态变化

1990—2019 年间 6 个时段耕地空间动态变化

情况如图 9 所示。

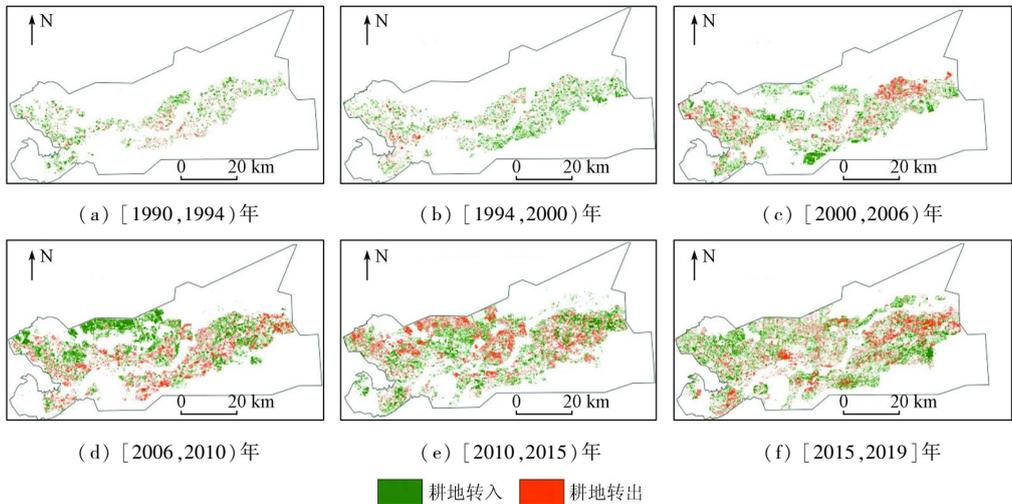


图 9 1990—2019 年耕地空间动态变化图

Fig. 9 Spatial dynamic change chart of cultivated land from 1990 to 2019

1) 1990—1994 年是耕地增长速率最快的时期,耕地转入远大于转出,主要分布在塔里木河沿岸地区。

2) 1994—2000 年,耕地持续向外扩张,耕地转入区域主要分布在东南部,其中由盐碱地转化成为耕地的面积最多。

3) 2000—2006 年,塔里木河沿岸的东北方向开始出现大量耕地转出情况,垦区西北部出现耕地转入迹象。

4) 2006—2010 年,垦区西北部大量耕地转入同时塔里木河沿岸地区出现连片耕地转出现象。

5) 2010—2015 年,塔里木河沿岸地区的耕地与

非耕地间转化频繁,垦区西北部和塔里木河流域中段有大量耕地转出。

6)2015—2019 年,耕地转化量为 6 个时期最大,分布范围最广,其中耕地转入主要来自东南部荒地开垦,转出主要发生在塔里木河流域东部。

3.3 耕地变化的驱动因子分析

3.3.1 驱动因子选择

根据阿拉尔垦区实际情况、数据可得性和代表性,经综合分析,以 Y —耕地面积(km^2)为因变量;人为驱动因子选取: X_1 —总人口(万人)、 X_2 —非农业人口(万人)、 X_3 —GDP(亿元)、 X_4 —全社会固定

资产投资(亿元)、 X_5 —第一产业(亿元)、 X_6 —农业生产总值(亿元)和 X_7 —棉花价格(元/kg);自然驱动因子选取: X_8 —年均气温($^{\circ}\text{C}$)和 X_9 —年均降水量(mm),共 9 个驱动因子作为自变量。

各因子单位不同,数值差距大,不能直接比较分析。为保证结果的可靠性和正确性,将各组数据进行标准化处理使各因子间存在可比性。应用无量纲标准化处理^[22],所得结果如表 5 所示,每组数据均值为 0,方差为 1,消除每组数据间的量纲关系。

表 5 阿拉尔垦区 1990—2019 年耕地面积变化与相关指标标准化后数值

Tab. 5 Change of cultivated land area in Alar reclamation area from 1990 to 2019 and the value after standardization of relevant indexes

年份	总人口/ 万人	非农业人 口/万人	GDP/ 亿元	全社会固定资 产投资/亿元	第一产 业/亿元	农业生产 总值/亿元	棉花价格/ (元 kg^{-1})	年均气 温/ $^{\circ}\text{C}$	年均降 水量/mm	耕地面 积/ km^2
1990 年	-1.49	-0.97	-0.79	-0.74	-0.91	-0.82	-1.78	1.05	-0.65	-1.48
1994 年	-0.95	-0.87	-0.72	-0.72	-0.79	-0.84	-0.57	0.42	-1.25	-0.95
2000 年	-0.16	-0.81	-0.66	-0.67	-0.73	-0.75	-0.29	-0.85	-1.22	-0.40
2006 年	0.19	-0.11	-0.47	-0.47	-0.46	-0.46	0.46	-1.17	0.77	0.12
2010 年	0.24	0.09	-0.20	-0.25	0.18	0.10	1.25	-0.85	0.89	0.55
2015 年	0.65	1.17	1.19	1.13	1.15	1.49	0.15	1.37	0.55	0.84
2019 年	1.52	1.50	1.66	1.71	1.56	1.27	0.79	0.04	0.91	1.31

3.3.2 驱动因子分析

为探明耕地面积变化的主要驱动因子、作用路径和强度,不仅要分析各因子和耕地面积之间的相关性,还要考虑各因子之间的相互关系。进一步分析标准化后数据得到各变量间相关系数矩阵,如表 6 所示,表中黑体数值为相关性系数最高的值。两

因子之间的数值越大表明相关性越高,结果表明各驱动因子和耕地面积以及各个因子间存在不同程度的相关性,其中非农业人口与第一产业、GDP 与第一产业、GPD 与全社会固定资产投资的相关系数最高,达到 0.99,应对数据进一步分析,筛选出主要的驱动因子。

表 6 耕地变化驱动力变量相关系数矩阵

Tab. 6 Variable correlation coefficient matrix of the driving force of farmland change

相关系数	总人口/ 万人	非农业人 口/万人	GDP/ 亿元	全社会固定资 产投资/亿元	第一产 业/亿元	农业生产 总值/亿元	棉花价格/ (元 kg^{-1})	年均气 温/ $^{\circ}\text{C}$	年均降 水量/mm	耕地面 积/ km^2
总人口/万人	—									
非农业人口/万人	0.91	—								
GDP/亿元	0.86	0.97	—							
全社会固定资 产投资/亿元	0.85	0.97	0.99	—						
第一产业/亿元	0.89	0.99	0.99	0.98	—					
农业生产总值/ 亿元	0.83	0.97	0.97	0.96	0.98	—				
棉花价格/ (元 kg^{-1})	0.82	0.65	0.50	0.49	0.62	0.55	—			
年均气温/ $^{\circ}\text{C}$	-0.22	0.17	0.31	0.31	0.23	0.33	-0.54	—		
年均降水量/ mm	0.74	0.79	0.64	0.63	0.72	0.70	0.75	-0.17	—	
耕地面积/ km^2	0.98	0.93	0.85	0.84	0.91	0.87	0.87	-0.17	0.81	—

将因变量和自变量进行通径分析,得到以下表 式:

$$Y = 0.57X_1 - 1.51X_3 + 1.12X_4 + 0.63X_6 + 0.26X_7 \quad (R^2 = 0.99, P < 0.01), \quad (1)$$

式中: Y 为通径分析结果; X_1 为总人口(万人); X_3 为 GDP(亿元); X_4 为全社会固定资产投资(亿元); X_6 为农业生产总值(亿元); X_7 为棉花价格(元· kg^{-1}); R^2 为决定系数; P 为置信度。

可知 X_1 —总人口、 X_3 —GDP、 X_4 —全社会固定资产投资、 X_6 —农业生产总值和 X_7 —棉花价格是阿拉尔垦区耕地面积变化的主要驱动因子,同时都属于人为驱动因子,表明人类活动是主要驱动因素。

基于 5 个主要驱动因子,进一步得到主要驱动因子和耕地面积之间的通径系数表(表 7)。通过直接通径系数绝对值的比较得出 5 个主要驱动因子对耕地面积变化的直接影响的大小依次为: GDP (-1.51) > 全社会固定资产投资(1.12) > 农业生产总值(0.63) > 总人口(0.57) > 棉花价格(0.26), 其中 GDP 对耕地面积变化的直接影响最大,棉花价格最小,除 GDP 对耕地面积为负向作用外,其他 4 个因子对耕地面积为正向作用,表明 GDP 的增长会使得耕地面积减少。在间接影响中,全社会固定资产投资通过 GDP 对耕地面积变化的间接影响最大,间接通径系数为 -1.51 ,说明 GDP 是耕地转出的主要驱动因子。除了各因子通过 GDP 对耕地面积的间接通径系数为负值外,其他因子的间接通径系数均为正值,对耕地面积有正向作用,推动耕地面积增加。各因素通过总人口、全社会固定资产投资、农业生产总值和棉花价格间接影响耕地面积增加,其中 GDP 通过全社会固定资产投资对耕地面积变化的间接影响最大,间接通径系数为 1.12; 全社会固定资产投资通过棉花价格对耕地面积变化的间接影响最

小,间接通径系数为 0.12。总的来说,各因子对耕地面积表现为正向作用,造成耕地面积转入大于转出,这也是阿拉尔垦区耕地面积在近 30 a 间持续增加的主要原因。

4 结 论

1) 对 SAM—CRF, ANN—CRF, MDC—CRF, MLC—CRF 和 SVM—CRF 5 种分类算法进行精度比较,结果表明 SVM—CRF 算法的分类结果最佳(总体精度 OA 为 0.95, Kappa 系数为 0.94), SVM—CRF 算法在原本分类精度较高的 SVM 算法基础上,尽可能地避免了错分和漏分现象,从而提高了分类精度,本文提出的 SVM—CRF 分类方法可为后续相关研究提供技术支持。

2) 阿拉尔垦区耕地面积在近 30 a 间呈持续增加趋势,耕地面积从 233.81 km^2 增加到 963.76 km^2 , 净变化量为 729.97 km^2 (312.21%)。耕地与非耕地之间转换频繁,其中耕地的增加区域主要分布在垦区西北及东南部,主要以开垦未利用地为主;耕地减少的区域主要分布在塔里木河沿岸地区,耕地主要被转化成为园地和林草地。

3) 阿拉尔垦区近 30 a 耕地面积变化的主要驱动因子为总人口、GDP、全社会固定资产投资、农业生产总值和棉花价格,除 GDP 对耕地面积变化有负向作用外,其他均为正向作用,5 个主要驱动因子对研究区耕地面积整体表现为正向作用,这也是垦区近 30 a 耕地面积不断增加的主要原因。

本文是以 7 个典型时间断面进行 30 a 间的耕地变化分析,在各时间断面之间的耕地变化情况没能体现出来。因此,今后的相关研究将采用 30 a 间连续时间序列遥感数据进行耕地变化分析,从而能更全面反映研究区耕地的实际变化情况。

参考文献 (References):

[1] 赵晓丽,张增祥,汪 潇,等. 中国近 30a 耕地变化时空特征及其主要原因分析[J]. 农业工程学报,2014,30(3):1-11.
Zhao X L, Zhang Z X, Wang X, et al. Analysis of chinese cultivated land's spatial-temporal changes and causes in recent 30 years [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2014, 30(3):1-11.

[2] 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.

[3] 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.

[4] 陈 红, 吴世新, 冯雪力. 基于遥感和 GIS 的新疆耕地变化及驱

表 7 驱动因子对耕地面积的通径系数^①

Tab. 7 The path coefficient of driving factor to cultivated land area

因子	直接作用	间接作用				
		总人口/ 万人	GDP/ 亿元	全社会固 定资产投 资/亿元	农业生 产总值/ 亿元	棉花 价格/ (元 kg^{-1})
总人口/ 万人	0.57**		-1.29**	0.95**	0.52**	0.21**
GDP/亿 元	-1.51**	0.49**		1.12**	0.61**	0.13**
全社会 固定资 产投资/ 亿元	1.12**	0.48**	-1.51**		0.61**	0.12**
农业生 产总值/ 亿元	0.63**	0.47**	-1.46**	1.07**		0.14**
棉花价 格/(元 kg^{-1})	0.26**	0.47**	-0.76**	0.54**	0.34**	

① $R^2 = 0.99, P_e = 0.00027, **$ 为极显著, * 为显著。

- 动力分析[J]. 自然资源学报, 2010, 25(4): 614-624.
- Chen H, Wu S X, Feng X L. Study on the changes of cultivated Land and the driving factors in Xinjiang based on RS and GIS[J]. Journal of Natural Resources, 2010, 25(4): 614-624.
- [5] 李景刚, 何春阳, 史培军, 等. 近20年中国北方13省的耕地变化与驱动力[J]. 地理学报, 2004, 59(2): 274-282.
- Li J G, He C Y, Shi P J, et al. Change process of cultivated land and its driving forces in northern China during 1983—2001[J]. Acta Geographica Sinica, 2004, 59(2): 274-282.
- [6] 杨桂山. 土地利用/覆被变化与区域经济发展—长江三角洲近50年耕地数量变化研究的启示[J]. 地理学报, 2004, 59(s1): 41-46.
- Yang G S. Land use and land cover change and regional economic development; The revelation of the change in cropland area in the Yangtze river delta during the past 50 years[J]. Acta Geographica Sinica, 2004, 59(s1): 41-46.
- [7] 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.
- [8] 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.
- [9] 禹丝思, 孙中昶, 郭华东, 等. 海上丝绸之路超大城市空间扩展遥感监测与分析[J]. 遥感学报, 2017, 21(2): 169-181.
- Yu S S, Sun Z C, Guo H D, et al. Monitoring and analyzing the spatial dynamics and patterns of megacities along the Maritime Silk Road[J]. Journal of Remote Sensing, 2017, 21(2): 169-181.
- [10] 蔡利华. 阿拉尔垦区耕地养分现状与分布特征[D]. 石河子: 石河子大学, 2013.
- Cai L H. The status and spatial distribution of soil nutrient in Alar reclamation area[D]. Shihezi: Shihezi University, 2013.
- [11] 张艳波, 闫慧洁. 阿拉尔垦区自然灾害对农业经济影响的研究[J]. 数学的实践与认识, 2017, 47(1): 286-290.
- Zhang Y B, Yan H J. Effect of natural disaster on agricultural economy in Alar irrigated area[J]. Mathematics in Practice and Theory, 2017, 47(1): 286-290.
- [12] 朱金峰, 周艺, 王世新, 等. 1975年—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 Baiyang-dian wetland from 1975 to 2018 based on remote sensing[J]. Journal of Remote Sensing, 2019, 23(5): 971-986.
- [13] 梁亮, 杨敏华, 李英芳. 基于ICA与SVM算法的高光谱遥感影像分类[J]. 光谱学与光谱分析, 2010, 30(10): 2724-2728.
- Liang L, Yang M H, Li Y F. Hyperspectral remote sensing image classification based on ICA and SVM algorithm[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2010, 30(10): 2724-2728.
- [14] 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 (Chinese), 2020, 24(4): 465-478.
- [15] Gong J Z, Jiang C, Chen W L, et al. Spatiotemporal dynamics in the cultivated and built-up land of Guangzhou: Insights from zoning[J]. Habitat International, 2018, 82: 104-112.
- [16] Liu C H, Ma X X. Analysis to driving forces of land use change in Lu'an mining area[J]. Transactions of Nonferrous Metals Society of China, 2011, 21(3): 727-732.
- [17] Elagouz M H, Abou-Sheele S M, Belal A A, et al. Detection of land use/cover change in Egyptian Nile Delta using remote sensing[J]. The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Sciences, 2020, 23(1): 57-62.
- [18] 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.
- [19] 宋戈, 王越, 雷国平. 松嫩高平原黑土区耕地利用系统安全影响因子作用机理研究——以黑龙江省巴彦县为例[J]. 自然资源学报, 2014, 29(1): 13-26.
- Song G, Wang Y, Lei G P. Effect mechanism research of influential factors of cultivated land use system security of black soil region in Songnen high plain: A case study of Bayan County in Heilongjiang Province[J]. Journal of Natural Resources, 2014, 29(1): 13-26.
- [20] 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.
- [21] 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.
- [22] 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, Central China[J]. Habitat International, 2015, 47: 113-125.

Change of cultivated land and its driving factors in Alar reclamation area in the past thirty years

SONG Qi, FENG Chunhui, GAO Qi, WANG Mingyue, WU Jialin, PENG Jie
(College of Plant Science, Tarim University, Alar 843300, China)

Abstract: The clarification of the dynamic change trend of cultivated land and its driving factors is an important basis for ensuring national food security, rationally developing and utilizing soil and water resources and adjusting land use structure. Taking Alar reclamation area in southern Xinjiang as an example and based on Landsat satellite

remote sensing images , population , GDP and other data of seven important periods from 1990 to 2019 , the authors selected the best algorithm to interpret remote sensing images by comparing the accuracy of five classification algorithms comprising SAM - CRF , ANN - CRF , MDC - CRF , MLC - CRF and SVM - CRF . Next , the characteristics of cultivated land area change , type transformation and spatial dynamic change were analyzed by using the interpretation results , and then the main driving factors , action path and intensity of cultivated land area change were discussed . The results show that the SVM - CRF algorithm has the highest classification accuracy among the five classification algorithms , with the overall accuracy of 0.95 and the Kappa coefficient of 0.94 . The overall accuracy of the other four algorithms is between 0.65 and 0.89 , and the Kappa coefficient is between 0.58 and 0.86 . The area of cultivated land in the study area has continued to increase in the past three decades , and the net increase in cultivated land area is 729.97 km^2 (312.21%). Cultivated land transfer - in and transfer - out has shown a trend of outward expansion and inward contraction , respectively . Total population , GDP , Total Investment in Fixed Assets , gross agricultural product and cotton price are the main driving factors for the change of cultivated land area , among which GDP has the greatest direct impact on the change of cultivated land area , while cotton price has the least impact . Except that GDP has a negative effect on cultivated land area , the other four factors have a positive effect on cultivated land area , and the overall performance of the five factors is a positive effect .

Keywords: change of cultivated land ; driving factors ; remote sensing ; Landsat ; land use/cover

(责任编辑:李瑜)