

基于双年份三季相光谱混合分解的耕地变化遥感检测方法初步研究 ——以甘肃省民勤县为例

刘浩田 孙敏轩 孙强强 张平 孙丹峰*

(中国农业大学 资源与环境学院,北京 100193)

摘要 为切实保护耕地,基于遥感技术对不同耕地演化类型,包括不变耕地、新增耕地、撂荒耕地和退耕耕地进行识别和检测,以民勤县为例,采用2010和2015年2个年份的春、夏、初冬地物景观三季相特点的Landsat TM/OLI数据作为主要数据源。依据不同耕地演化类型的季相变异规律和内部要素特征选取具有物理意义的端元丰度值、丰度值差值建立2年份混合决策树划分不同耕地演化类型。同时对比分析在2010和2015年各自决策树土地利用/覆被分类结果后比较提取的耕地演化类型。结果表明:民勤县大部分耕地未发生变化,新增耕地在各个区域均有一定量的分布且主要分布在下游;退耕耕地大面积分布在坝区;撂荒耕地主要分布在沙漠绿洲过渡带。研究表明通过能够与地物先验知识关联的端元丰度值、特征端元丰度的差值建立决策树可以有效实现不同耕地演化类型的检测。误差矩阵精度评价结果显示,基于混合决策树耕地演化类型提取结果在总体精度上要高于分类后变化检测的结果。

关键词 耕地; 光谱混合分解; 丰度值; 决策树

中图分类号 S341.1

文章编号 1007-4333(2019)09-0168-11

文献标志码 A

Remote sensing detection method for the cultivated land changes based on the spectral mixture analysis of two-year and three-season phase: Taking Minqin County as an example

LIU Haotian, SUN Minxuan, SUN Qiangqiang, ZHANG Ping, SUN Danfeng*

(College of Resources and Environment, China Agricultural University, Beijing 100193, China)

Abstract In order to effectively protect cultivated land, based on remote sensing technology, different types of cultivated land, including unchanged cultivated land, newly added cultivated land, abandoned cultivated land and returned cultivated land were identified and tested. Taking Minqin as an example, this study adopted Landsat TM/OLI data obtained in spring, summer and early winter of 2010 and 2015 to reflect different landscape characteristics of ground object as the main data source of this study. According to the seasonal phase variation rule of different cultivated land evolution types and the characteristics of internal factors, the endmember abundance and feature endmember abundance change with physical significance were selected to establish a two-year mixed decision tree to classify different evolution types of cultivated land. At the same time, the land evolution types by the ratio of change detection of land use/cover classification results in the respective decision tree in 2010 and 2015 were compared. The classification results showed that most cultivated land in Minqin County was changed, and the newly added cultivated land had a certain amount of distribution in all regions and mainly distributed downstream. Large areas of returning cultivated land were located in the region of Baqu. The abandoned land was mainly distributed in the transition zone of desert oasis. In conclusion, the decision tree could be established through the endmember abundance and feature endmember abundance change, which were connected with prior knowledge of ground objects effectively to detect the evolution

收稿日期: 2018-09-26

基金项目: 高分辨率对地观测系统重大专项(民用部分)科研项目(30-Y20A07-9003-17/18)

第一作者: 刘浩田, 硕士研究生, E-mail: 1358117813@qq.com

通讯作者: 孙丹峰, 教授, 主要从事资源环境信息技术与土地利用覆盖研究, E-mail: 1599799679@qq.com

types of different cultivated land.

Keywords cultivatd land; spectral mixture analysis; abundance value; decision trees

近几十年来,随着干旱区社会经济的不断发展,人类受利益的驱使大量地开垦耕地,造成耕地数量不断减少及质量也有所下降,进而致使大量耕地弃耕。与此同时,相关政府与部门也积极开展退耕还林还草政策等应对日益突现的生态环境问题。而耕地具有重要的生产和生态功能,因此进行干旱区耕地资源变化检测对于农业生产、社会可持续发展、粮食安全和绿洲生态安全具有重要的现实意义^[1]。

随着遥感技术的快速发展,利用遥感技术对同一地区不同时期的影像提供的信息进行分析、处理与比较,获取该时间段内的土地利用与覆盖变化信息,已成为获取土地利用变化信息的重要手段^[2-3]。国内外学者对遥感土地利用变化检测的研究主要可概括为光谱直接比较法和分类后比较及信息提取后对比分析两大类方法。目前常用的直接比较法有图像差值法、图像比值法和变化向量分析法^[4-5]。光谱直接比较法是不经过分类,而直接对同一区域不同时相遥感影像的光谱信息进行处理比较来确定变化位置、范围与类型,可以避免分类过程中所导致的误差,但其对图像质量要求较高,需尽可能排除各种“噪声”对图像光谱的影响^[6]。而分类后比较法由于不同时期的分类结果误差的累积,最终对土地利用/覆盖变化信息的判别精度较低^[7-8]。

近年来,光谱混合分解广泛应用于多光谱遥感领域,其可以实现将混合像元光谱分解成一系列成分地物光谱(端元光谱)和一组对应的具有物理意义的端元丰度值,端元丰度值表示了各种地物在混合像元中所占的比例^[9-12]。刘娜等^[13]运用多季相线性光谱混合分解模型对绿洲景观特征进行了提取。孙丹峰等^[14]组成的团队通过光谱混合分解结合决策树的方法较好实现了地表土地利用/覆被的分类。孙丹峰^[15]通过具有季相代表性的端元丰度差值监测了研究区沙化、盐化和植被退化/恢复的动态变化。姜宛贝等^[16]进一步采用上述方法利用 Landsat OLI 进行民勤县土地利用/覆被类型间的结构变化和类型内部特征端元的渐变特征分析。耕地的植被和土壤等地表状态特征在时空间上存在着一定的异质性和复杂性^[17],以往对于耕地变化的检测忽略了耕地变化过程中各地物要素和覆被类型的互动变化

及其在时间尺度上的变异性,多季相的光谱混合分解可有效避免这一问题并能够充分挖掘耕地变化的要素特征。

因此,本研究以民勤县为例,使用 2010 和 2015 年 2 期的多季相遥感数据,基于光谱混合分解的结果分析耕地变化过程中各要素特征的时空变异规律结合先验知识建立 2 年份混合决策树划分不同耕地演化类型,旨在探讨光谱混合分解结合决策树分类方法在耕地变化检测中的应用潜力。

1 研究区概况及数据来源

1.1 研究区概况

民勤县地处甘肃省河西走廊东北部,地理位置为 $103^{\circ}03' \sim 104^{\circ}02' E$, $38^{\circ}05' \sim 39^{\circ}06' N$ (图 1)。石羊河流域下游,是甘肃省商品粮基地之一,土地退化问题严峻,近年来,随着人口数量的增加及社会经济的发展民勤县脆弱的生态环境遭到进一步破坏。民勤县绿洲面积 $0.18 \times 10^4 \text{ km}^2$,按地形、水利条件及历史习惯分为湖区、泉山、坝区、环河和昌宁 5 个耕作区域,耕作区域内土壤以轻壤和中壤为主,保肥保水性能较好,绿洲农区边缘及外围主要分布保肥保水性能差的砂质土,地形较低的泉山及湖区等下游地区分布有盐化土壤。此外,由于其地处温带干旱荒漠气候区,水资源短缺,土壤质量低下,伴随着人口的外迁致使耕地闲置撂荒现象较为突出,且 21 世纪以来大力实施退耕还林还草使得区域土地覆被发生较大变化。

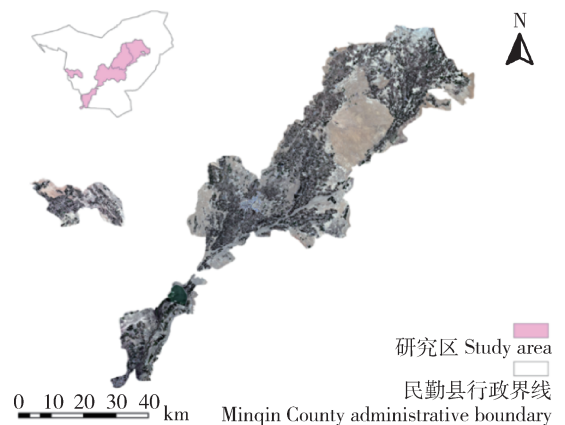


图 1 研究区域(2015 年 8 月 OLI)

Fig. 1 Study area (OLI in August, 2015)

1.2 数据源及预处理

以2010年TM数据及2015年OLI多季相数据作为研究数据源(表1)。根据研究区各种植被生长的物

候分析,并对比不同时相的光谱特征,确定5、8和11月份为耕地变化检测的适宜时相。在ENVI5.1中进行辐射定标、大气校正、图像裁剪和镶嵌等预处理工作。

表1 影像数据列表
Table 1 Image data list

年份 Year	日期 Date	卫星 Satellite	景 Scene	产品 Product	云量/% Cloud amount
2010	05-28	Landsat 5	131/33	TM L1T	6.00
	06-04	Landsat 5	132/33	TM L1T	0.00
	07-15	Landsat 5	131/33	TM L1T	1.00
	08-23	Landsat 5	132/33	TM L1T	0.00
	11-04	Landsat 5	131/33	TM L1T	4.00
	11-27	Landsat 5	132/33	TM L1T	11.00
2015	05-10	Landsat 8	131/33	OLI TIRS L1T	6.00
	05-01	Landsat 8	132/33	OLI TIRS L1T	0.00
	07-29	Landsat 8	131/33	OLI TIRS L1T	1.00
	08-05	Landsat 8	132/33	OLI TIRS L1T	2.00
	11-02	Landsat 8	131/33	OLI TIRS L1T	0.00
	10-08	Landsat 8	132/33	OLI TIRS L1T	0.00

2 研究方法

首先采用全约束线性光谱混合分解模型分解各个季相的遥感影像获取端元丰度值,在此基础上分析耕地变化过程中各要素在时间和空间上的变化规律结合先验知识构建决策树进行耕地变化检测,同时对比分析2010和2015土地利用/覆被分类后变化检测结果。其研究内容和方法流程如图2所示。

2.1 多季相光谱混合分解

光谱混合分解过程主要包括内在维度分析、端元选择和丰度值估计。混合像元分解成功的关键是选取合适的端元^[18-20]。对2010和2015年Landsat多季相数据进行主成分变换,得到主成分变换矩阵。由累积贡献率可知其光谱空间的内在维度为3。分析前3个主成分的特征向量及因子载荷量发现,第一主成分增强的是沙的信息。春季和初冬的第二主成分以及夏季的第三主成分展现出盐的光谱特征。春季和初冬的第三主成分和夏季的第二成分增强的是植被光谱信息。由前3个主成分构建三维像元云,检验像元云4个顶点处的光谱曲线及像元的假

彩色合成影像,发现除沙、盐和植被三类像元外,第四类像元的光谱反射率在每个波段均较低,分析其假彩色合成影像,发现这类像元主要包括阴影以及深色的土壤和岩石,这里把阴影及深色的土壤和岩石称为暗色物质。由于这4类地物作为顶点将研究区大多数像元包含在像元云内,且为研究区的主要地物,因此将沙、盐、植被和暗色物质作为光谱混合分解的4个端元。姜宛贝等^[21]通过光谱混合分解确定沙、盐、植被、暗色物质和水五类端元表征不同土地覆被类型进行干旱区土地利用/覆被分类。本研究在其基础上,通过端元丰度在不同季相及年际间的变化规律进行不同耕地演化类型的划分。结合当地环境知识可知,耕地变化过程主要表现为植被和沙丰度的变化,又由于树木的生长高度较高,使得其在地面留下较大面积的阴影,因此暗色物质丰度可以较好地地区分林地和草地。此外,研究区水资源短缺且气候干旱,春季返盐现象严重,存在一些盐生灌木,因此选择盐端元丰度值可以分离出盐碱地。因此,选取沙、植被、暗色物质和盐四类端元进行不同耕地演化类型的划分。研究区代表性端元样方图

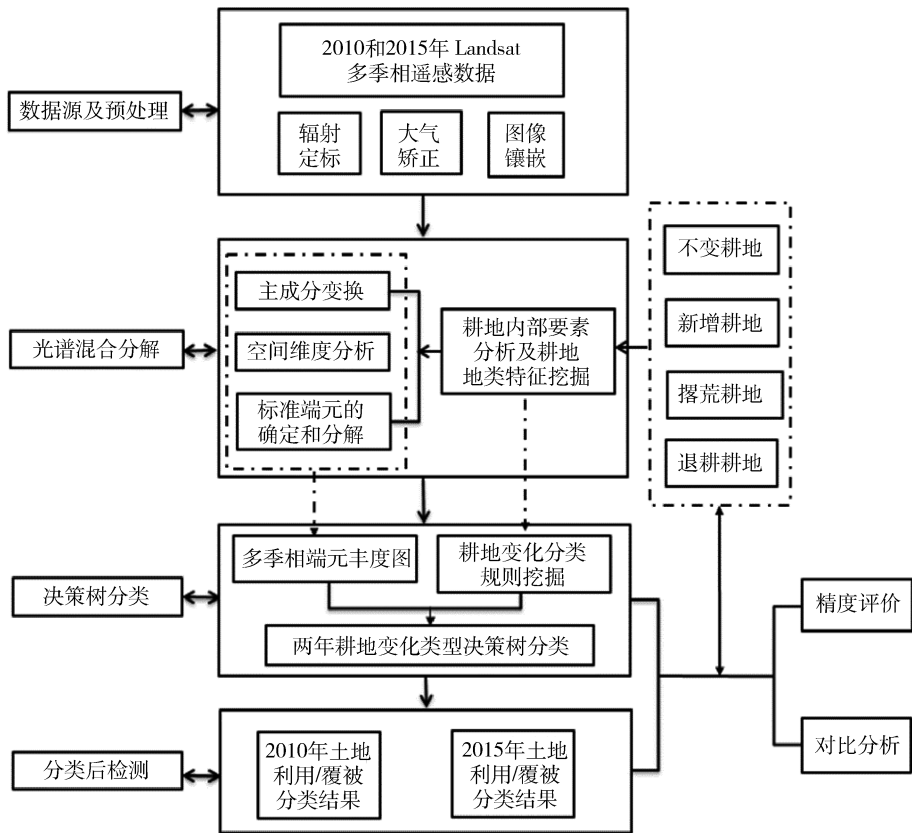


图2 研究流程图

Fig. 2 Research flow chart

如图3所示。

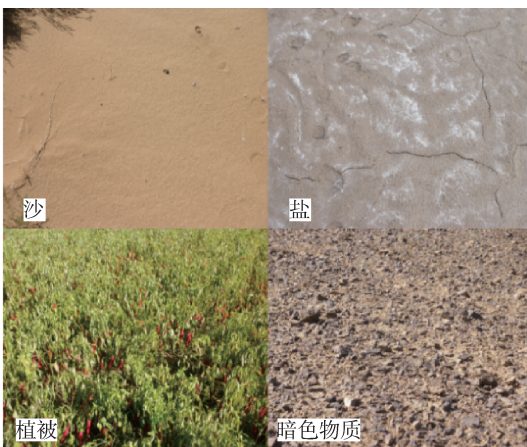


图3 研究区代表性端元样方图

Fig. 3 Sample plot of the representative endmember of the study area

2.2 分类规则挖掘与决策树分类

将耕地地块作为一个整体对象看待,与其他地物之间的比例分配具有斑块尺度上的空间结构特

征。而每一耕地斑块在遥感影像上呈现为多个像元的组合,同时由于遥感影像光谱分辨率的限制,像元内部存在着不同组分的混合。因而地理空间中的地物实际上是一个微观混乱并由各类组分按一定比例组成的综合体。

决策树由一系列具有层级结构的分割条件构成,其基本思想是从根部到树枝逐步从原始影像中分离出每一目标^[22]。多季相的混和像元分解是从多光谱影像中提取出各类地物端元的丰度信息,而决策树的分类方法可以将各类特征数据进行融合。本研究中,选取2010和2015年不同端元的丰度值及丰度值差值作为相应节点的分割变量,其中端元丰度值阈值依据训练样本丰度值直方图来确定;丰度值差值的阈值则通过统计丰度值差值直方图选择2.5倍标准差为阈值划分变化/未变化区域^[16]。

本研究对耕地变化类型的判断直接通过对2010和2015年遥感影像进行变化检测,即只考虑整体耕地变化情况,不对期间土地利用状态进行分

析(表2)。且认为不同耕地演化类型最终表现为不同土地利用类型及植被覆盖度的变化。结合民勤当地覆被类型及各类耕地演化类型的定义,确定耕地变化过程中前后时期的土地利用/覆被类型。前期,通过对民勤进行实地采样,分别获得了2010和2016年9月民勤县土地利用/覆被的数据。通过对实地采样数据进行分析可以发现新增耕地前期作物生长期植被覆盖度低,地表有大规模裸露土壤,后期作物生长期植被生长旺盛;撂荒耕地前期土地利用类型为耕地,撂荒后,在作物生长时期没有农作物的生长,但各类自然植被开始生长,地表植被覆盖度较

低;退耕还林还草耕地前期土地利用类型为耕地,后期土地利用类型为林地和长势较好的草地,前后时期植被生长期植被覆盖度均较高,但林地生长高度较高会在地面留下大面积阴影。其中,耕地包括春作耕地、夏作耕地和多年生作物,春作耕地主要为春小麦和春季生长的瓜果蔬菜等春季作物,夏作耕地主要为玉米、棉花和夏季生长的瓜果蔬菜等夏季作物,多年生作物包括苜蓿和茴香等。林地包括春季林、夏季林和常绿林,春季林包括一些盐生灌木,夏季林包括葡萄等多年生落叶树,常绿林包括人工防护林等多年生常绿树。

表2 各耕地演化类型土地利用/覆被特征

Table 2 Land use/cover features of various cultivated land evolution types

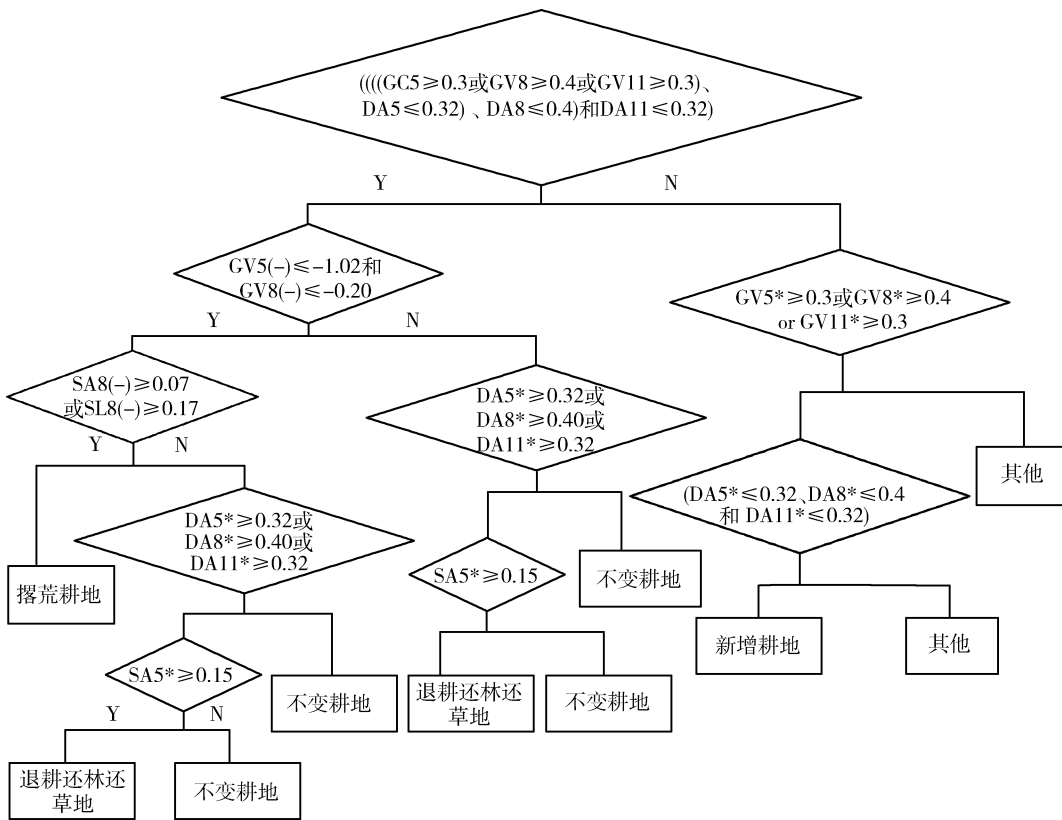
耕地演化类型 Cultivated land evolution type	数据时相 Data phase	
	2010年	2015年
不变耕地	耕地(春作耕地、夏作耕地和多年生作物)	耕地(春作耕地、夏作耕地和多年生作物)
新增耕地	林地、荒草地、裸沙地、盐碱地和未利用地	耕地(春作耕地、夏作耕地和多年生作物)
撂荒耕地	耕地(春作耕地、夏作耕地和多年生作物)	荒草地(植被丰度<沙丰度)、裸沙地和盐碱地等
退耕耕地	耕地(春作耕地和夏作耕地)	林地、草地(植被丰度>沙丰度)

3 结果与分析

3.1 决策树

本研究的分类决策树如图4所示,因不同耕地演化类型表现为耕地到耕地、耕地到非耕地、非耕地到耕地的变化,因此在构建决策树时,以前期土地利用/覆被表现为耕地作为根节点进行不同耕地演化类型的划分。通过对耕地训练样本直方图进行统计,以 $GV5 \geq 0.3$ 或 $GV8 \geq 0.4$ 或 $GV11 \geq 0.3$ 作为分割条件划分出植被丰度较高的土地利用/覆被类型,其中包括春作耕地、夏作耕地和多年生作物以及春季林、夏季林和常绿林,由民勤当地环境知识可知,生长条件好的林地植被丰度较高,甚至大于耕地,又由于树木的生长高度较高会在地面留下大面积的阴影,并且夏季林地生长旺盛,故其暗色物质丰度高于春季林和常绿林,通过对训练样本直方图进行统计,以 $DA5 \leq 0.32$ 、 $DA8 \leq 0.4$ 和 $DA11 \leq 0.32$ 排除春季林、夏季林和常绿林。在前期土地利用/覆被表现为耕地的前提下,耕地演化类型包括撂荒耕地、退耕耕地及不变耕地。分析撂荒耕地土地利用/

覆被在年际间的变异规律可知,撂荒耕地后期基本无植被覆盖或生长有各类杂草,故以2.5倍标准差为分割阈值(5和8月植被端元丰度值差值直方图如图5所示),若满足 $GV5(-) \leq -1.02$ 且 $GV8(-) \leq -0.20$,表明2年间植被丰度减少幅度较大,此外,撂荒地植被生长期地表有大规模裸露土壤并伴随有地表返盐,表明8月份沙端元、盐端元丰度值差值增长幅度较大,因此辅以 $SL8(-) \geq 0.17$ 和 $SA8(-) \geq 0.07$ 进行撂荒地的识别。对于退耕还林还草地和不变耕地而言,退耕还林还草地后期土地利用/覆被为林地和长势较好的草地,同样地,以 $DA5^* \geq 0.32$ 或 $DA8^* \geq 0.4$ 或 $DA11^* \geq 0.32$ 划分2015年不同季相林草地,而在春季林草地中又存在一些盐生灌木,故辅以 $SA5^* \geq 0.15$ 划分春季林,即若满足 $(DA5^* \geq 0.32$ 或 $DA8^* \geq 0.4$ 或 $DA11^* \geq 0.32)$ and $SA5^* \geq 0.15$ 的条件则为退耕还林还草地,否则为不变耕地。在不满足前期土地利用/覆被为耕地的条件下,后期土地利用/覆被表现为耕地则为新增耕地,其他为非耕地演化类型。



GV5、GV8 和 GV11 分别代表 2010 年 5、8 和 11 月份植被丰度值；GV5*、GV8*、GV11* 分别代表 2015 年 5、8 和 11 月植被丰度值和 2015 年 5、8 和 11 月暗色物质丰度值；SA5* 代表 2015 年 5 月盐丰度值差值；GV5(-)、GV8(-) 分别代表 2010、2015 年 5 和 8 月植被丰度值差值；SL8(-) 为 2010、2015 年 8 月沙丰度值差值；SA8(-) 为 2010、2015 年 8 月盐丰度值差值。

GV5、GV8 and GV11 represent vegetation abundance values for May, August and November 2010, respectively; GV5*, GV8* and GV11* represent vegetation abundance values for May, August and November 2015, respectively; DA5*, DA8* and DA11* represent the abundance values of dark materials in May, August and November 2015, respectively; SA5* represents the difference in salt abundance values for May 2015; GV5(-) and GV8(-) represent the difference in vegetation abundance values between 2010 and 2015, respectively; SL8(-) is the difference in sand abundance between August 2010 and August 2015; SA8(-) is the difference in salt abundance values between August 2010 and August 2015.

图 4 分类决策树

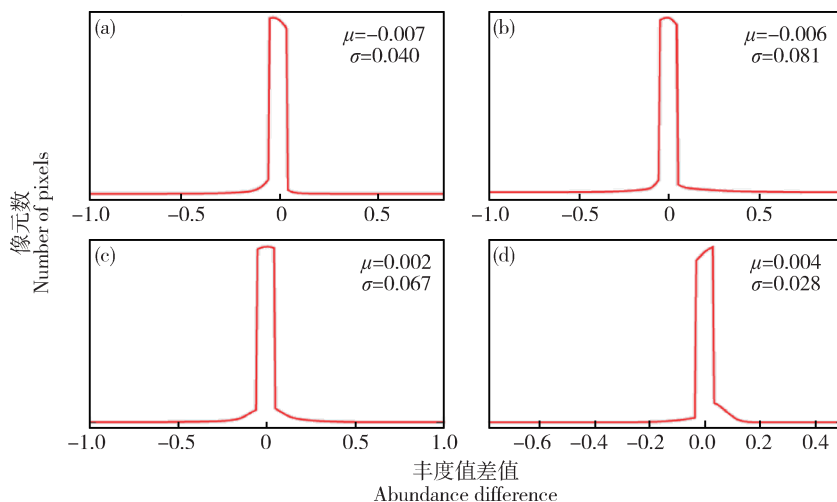
Fig. 4 Classification decision tree

3.2 精度评价结果

对 2010 和 2015 年土地利用/覆被分类结果^[21]进行直接变化检测,在 ArcGIS 软件的支持下通过不同土地利用/覆被在不同年份间的变化确定不同耕地演化类型,分类后检测结果如图 6(a)所示,基于决策树的直接变化检测分类结果如图 6(b)所示。对分类结果进行精度评价,常用的精度评价的方法有 2 种:一是混淆矩阵;二是 ROC 曲线。其中,比较常用的为混淆矩阵^[23-24]。采用验证样本建立混淆矩阵,本研究通过以下方法选择一定数量的验证样本:通过 Google Earth 高分辨率影像辅以 2010 和 2016 年实地调查数据进行不同耕地演化类型的确

认,最终确定每一耕地演化类型约 200~300 个像元作为验证样本。对分类结果进行精度验证,2 种分类方法下的误差矩阵如表 3 和 4 所示,基于决策树分类方法的总体精度 91.51%,Kappa 系数为 0.89,基于分类后变化检测分类方法的总体精度为 89.38%,Kappa 系数为 0.87。从总体上来看,基于决策树的分类方法要优于基于分类后变化检测的方法。

2 种分类方法下部分区域变化检测结果对比图如图 7 所示。从图 7(a)中可以看出,2 种方法均较准确地实现了撂荒耕地的提取。从图 7(b)中可以看出,土地利用/覆被分类后变化检测将不变耕地错

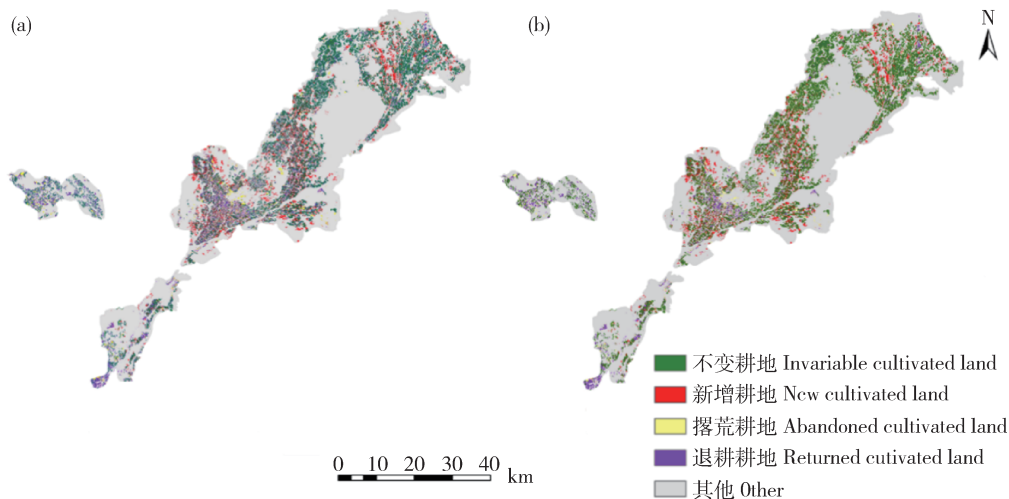


(a)5月植被丰度值差值直方图;(b)8月植被丰度值差值直方图;(c)8月沙丰度值差值直方图;(d)8月盐丰度值差值直方图

(a) Histogram of vegetation abundance difference in May; (b) Histogram of vegetation abundance difference in August; (c) Histogram of sand abundance difference in August; (d) Histogram of salt abundance difference in August

图5 特征端元丰度值差值直方图

Fig. 5 Feature endmember abundance difference histogram



(a)2010—2015年基于决策树分类的耕地演化类型分类图;(b)2010—2015年土地利用/覆被分类后检测图

(a) Classification map of cultivated land evolution types based on decision tree classification from 2010 to 2015; (b) Classification map of cultivated land evolution types based on post-classification change detection from 2010 to 2015

图6 民勤县2010—2015年耕地演化类型分类图

Fig. 6 Cultivated land evolution type classification map of Minqin county from 2010 to 2015

分为退耕耕地,这可能是因为单一年份中土地利用/覆被分类结果的误差造成的,即在2015年土地利用/覆被分类中将耕地错分为了林地,进而导致分类后变化检测的误差。而基于混合决策树的耕地演化类型分类结果中则将不变耕地错分为了撂荒耕地,从2015年8月Google Earth高分辨率影像可以看出8月作物已经收割,因此该区域种植的应是春季

作物。而撂荒耕地的判定是以5和8月植被丰度的大幅减少为依据,因此这里出现错判的原因主要有2个,一是5月植被端元丰度值的变化没有将部分植被丰度小的春作耕地划分出来,二是当年这片区域休耕,并未种植任何作物。从图7(c)中可以看出,先分类后变化检测的结果中同样限于各自年份分类的精度或变化检测的误差而漏分

了新增耕地,而基于混合决策树分类的结果中则充分考虑了2年份5、8和11月3个季相植被、暗

色物质丰度值的情况从而较为准确地提取了新增耕地。

表3 基于决策树分类结果的误差矩阵

Table 3 Confusion matrix based on decision tree classification results

分类结果 Classification result	不变耕地 Unchanged cultivated land	新增耕地 Adding cultivated land	退耕耕地 Returning cultivated land	撂荒耕地 Abandoned cultivated land	其他 Other
不变耕地	214	6	9	3	3
新增耕地	14	307	0	0	3
退耕耕地	15	0	183	6	7
撂荒耕地	2	0	2	218	0
其他	7	17	2	6	178
生产者精度/%	84.92	93.03	93.37	93.56	93.19
用户精度/%	91.06	94.75	86.73	98.20	84.76
总精度:91.51%			Kappa系数:0.89		

表4 基于分类后变化检测分类结果的误差矩阵

Table 4 Confusion matrix based on post-classification change detection results

分类结果 Classification result	不变耕地 Unchanged cultivated land	新增耕地 Adding cultivated land	退耕耕地 Returning cultivated land	撂荒耕地 Abandoned cultivated land	其他 Other
不变耕地	237	13	12	28	2
新增耕地	8	215	4	0	2
退耕耕地	2	0	251	1	2
撂荒耕地	0	0	6	175	1
其他	4	11	12	22	208
生产者精度/%	94.42	89.96	88.07	77.43	97.20
用户精度/%	81.16	94.30	98.05	96.15	80.93
总精度:89.38%			Kappa系数:0.87		

3.3 耕地动态变化分析

根据分类结果图易得知各耕地演化类型的空间分布情况,对基于决策树分类的直接变化检测分类结果进行统计(表5)。其中不变耕地面积最大,不变耕地在5个耕作区域均有一定量的分布,表明2010—2015年民勤大部分耕地处于稳定利用状态。随着人口的增加和社会经济的发展,为了获得更多的生存生活资料,需要更多的土地投入到农业生产中去。新增耕地主要分布在坝区和湖区2个区域。

退耕耕地大量分布在坝区,此外在环河也有一定退耕耕地分布,这是因为2010—2015年,民勤县积极推进防沙治沙示范项目、退耕还林还草等政策使得大量耕地变更为林草地,同时,由于坝区靠近流域地表水相对充足,为林地等植被的生长创造了条件。撂荒耕地主要分布在沙漠绿洲过渡带,由于民勤县干旱多风的气候条件以及地表疏松的物质结构(沙地)为荒漠化的发生发展提供了物质基础,使得绿洲外围耕地质量下降不再适宜于耕种,从而撂荒。

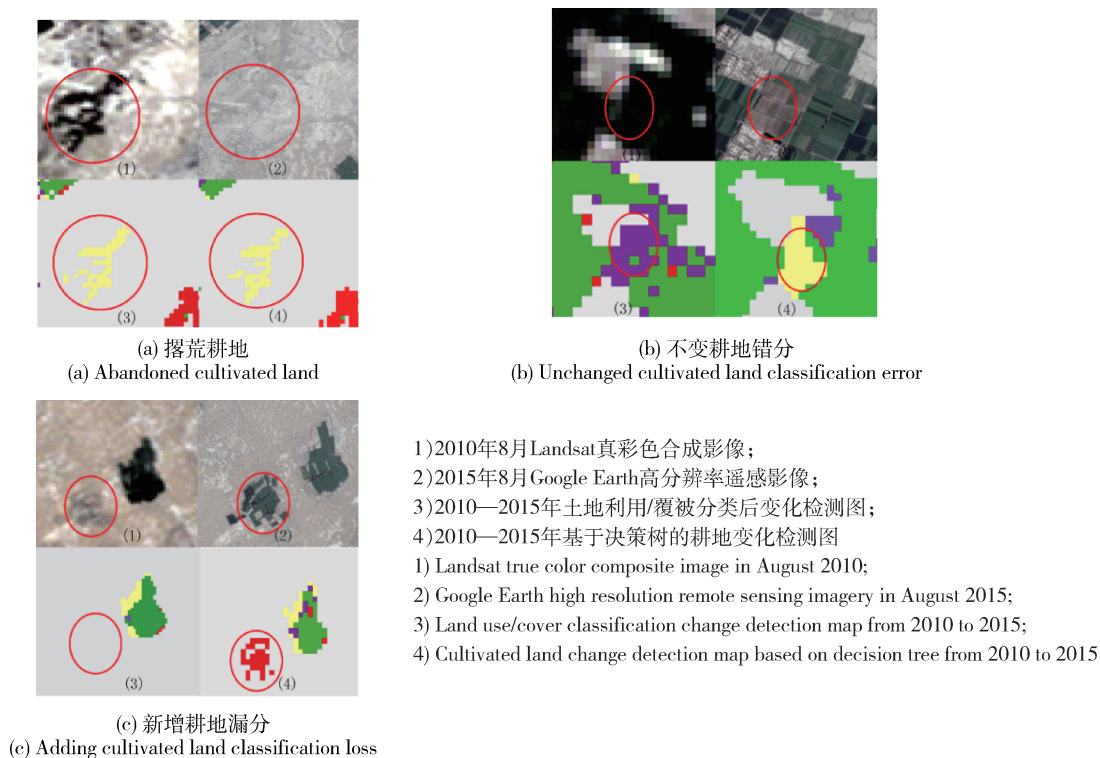


图7 两种方法下部分区域耕地演化类型分类结果对比图

Fig. 7 Comparison of classification results of cultivated land evolution types in some regions under two methods

表5 不同耕作区域各耕地演化类型面积

Table 5 Areas of evolution of each cultivated land under different cultivated area

面积/hm ² Area	环河 Huanhe	昌宁 Changning	坝区 Baqi	泉山 Quanshan	湖区 Huqu
不变耕地	3 671.19	3 633.12	14 890.05	13 650.12	14 765.76
新增耕地	1 648.53	1 112.04	5 515.56	3 003.21	4 361.58
撂荒耕地	678.51	1 032.03	1 492.18	1 231.65	1 160.64
退耕耕地	678.42	395.01	1 545.84	403.20	113.67

4 结论与讨论

在深入分析耕地的内部属性以及耕地动态变化过程中各地物组分季相及年际间变化规律基础上通过建立全约束线性光谱混合分解模型获得端元丰度值的各季相估计结果,并结合先验知识建立决策树划分不同耕地演化类型,取得了较好的结果,得到如下结论:

1) 采用具有物理意义的端元丰度值和丰度值差值做为决策树分类的分割变量,可以有效表征不同耕地演化类型的内部要素特征,反映耕地演化过程中各要素的动态变化过程,分类知识具有稳定性的

特点,可以避免传统机器学习分类方法对训练数据的依赖。

2) 与在 2010 和 2015 年土地利用/覆被分类的基础上进行分类后比较结果对比分析发现,采用全约束线性光谱混合分解模型获取端元丰度值建立决策树的方法能够快速有效实现不变耕地、新增耕地、撂荒耕地和退耕耕地的提取,避免了分类后比较的双重误差及繁琐性。从精度评价结果来看,基于决策树的分类方法要优于基于分类后变化检测的方法。

3) 从分类结果图来看,民勤县不变耕地所占比例最高,在一定程度上反映出耕地之于人们生产生

活的重要性;新增耕地面积次之,在湖区、坝区两个耕作区域分布量较多;退耕耕地主要分布在坝区,这与民勤县在2010—2015年大力推进造林工程有关;撂荒耕地面积最少,土壤质量下降及紧缺的水资源是造成耕地撂荒的主要原因。

本研究方法可以有效实现不变耕地、新增耕地、撂荒耕地和退耕耕地的识别与提取。但仍有一些问题需要在今后的研究中深入探讨。比如决策树构建中变化阈值的确定,除了空间分布上各类型地物的异质性,在时间序列上各地物组分的变化都可能造成阈值的变化。因此,在阈值的判定上仍需要进一步深入研究。

参考文献 References

- [1] 蔡文春,杨德刚. 新疆耕地变化及驱动力分析[J]. 干旱区资源与环境,2006,20(2):144-149
Cai W C, Yang D G. Analysis on the change and driving force of cultivated land in Xinjiang[J]. *Journal of Arid Land Resources and Environment*, 2006, 20(2): 144-149 (in Chinese)
- [2] 孙晓霞,张继贤,燕琴,高井祥. 遥感影像变化检测方法综述及展望[J]. 遥感信息,2011(1):119-123
Sun X X, Zhang J X, Yan Q, Gao J X. Review and prospect of remote sensing image change detection methods[J]. *Remote Sensing Information*, 2011(1): 119-123 (in Chinese)
- [3] 赵英时. 遥感应用分析原理与方法[M]. 北京:科学出版社,2003:241-242
Zhao Y S. *Principles and Methods of Remote Sensing Application Analysis* [M]. Beijing: Science Press, 2003: 241-242 (in Chinese)
- [4] Yuan D, Elvidge C. NALC Land cover change detection pilot study: Washington D C area experiments[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1998(66): 166-178
- [5] 陈宇,杜培军,唐伟成,柳思聪. 基于BJ-1小卫星遥感数据的矿区土地覆盖变化检测[J]. 国土资源遥感,2011(3):146-150
Chen Y, Du P J, Tang W C, Liu S C. Detection of land cover change in mining area based on BJ-1 small satellite remote sensing data[J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2011(3): 146-150 (in Chinese)
- [6] 何春阳,陈晋,陈云浩,史培军. 土地覆盖变化混合动态监测方法研究[J]. 自然资源学报,2001(3):255-262
He C Y, Chen J, Chen Y H, Shi P J. Research on mixed dynamic monitoring method of land cover change[J]. *Journal of Natural Resources*, 2001(3): 255-262 (in Chinese)
- [7] Singh A. Digital change detection techniques using remotely-sensed data[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1989, 10(6): 989-1003
- [8] 刘生龙,张永红. 基于遥感影像的土地利用变化检测[J]. 测绘与空间地理信息,2018,41(1):145-148
Liu S L, Zhang Y H. Land use change detection based on remote sensing imagery[J]. *Geomatics Spatial Information Technology*, 2018, 41(1): 145-148 (in Chinese)
- [9] Small C, Milesi C. Multi-scale standardized spectral mixture models[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2013, 136(5): 442-454
- [10] Rogan J, Franklin J, Roberts D A. A comparison of methods for monitoring multitemporal vegetation change using Thematic Mapper imagery[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2002, 80(1): 143-156
- [11] Small C, Lu J W. Estimation and vicarious validation of urban vegetation abundance by spectral mixture analysis[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 100(4): 441-456
- [12] Keshava N. A survey of spectral unmixing algorithms[J]. *Lincoln Laboratory Journal*, 2013, 14(1): 55-78
- [13] 刘娜,李红,孙丹峰,周连第. 绿洲景观多季相特征的线性光谱混合分解方法研究[J]. 农业工程学报,2010,26(8):174-182
Liu N, Li H, Sun D F, Zhou L D. Extracting oasis landscape multi-seasonal characteristics with linear spectral mixture analysis[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2010, 26(8): 174-182 (in Chinese)
- [14] Sun D F, Liu N. Coupling spectral unmixing and multiseasonal remote sensing for temperate dryland land-use/land-cover mapping in Minqin County, China[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2015, 36(14): 3636-3658
- [15] Sun D F. Detection of dryland degradation using Landsat spectral unmixing remote sensing with syndrome concept in Minqin County, China[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2015(41): 34-45
- [16] 姜宛贝,孙强强,曲藏,刘晓娜,于文婧. 基于多季相光谱混合分解和决策树的干旱区土地利用分类[J]. 农业工程学报,2016, 32(19): 1-8
Jiang W B, Sun Q Q, Qu W, Liu X N, Yu W J. Land use classification in arid region based on multi-seasonal linear spectral mixture analysis and decision tree method[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2016, 32(19): 1-8 (in Chinese)
- [17] Small C. The landsat ETM+ spectral mixing space[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2004, 93(1): 1-17
- [18] 徐君,宋凯,李波,蔡体健,王彩玲. 数据约简化的高光谱影像端

- 元提取[J]. 红外技术, 2016, 38(6): 481-485
- Xu J, Song K, Li B, Cai T J, Wang C L. Simplified hyperspectral image endmember extraction of data[J]. *Infrared Technology*, 2016, 38(6): 481-485 (in Chinese)
- [19] Van der Meer F D, Jia X P. Collinearity and orthogonality of endmembers in linear spectral unmixing [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2012, 18: 491-503
- [20] Heinz D C, Chang C. Fully constrained least squares linear spectral mixture analysis method for material quantification in hyperspectral imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2001, 39(3): 529-545
- [21] 姜宛贝. 干旱区土地退化遥感监测方法研究[D]. 北京: 中国农业大学, 2017
- Jiang W B. Study on remote sensing monitoring method of land degradation in arid areas[D]. Beijing: China Agricultural University, 2017 (in Chinese)
- [22] 王建, 董光荣, 李文君, 王丽红, 汤瀚. 利用遥感信息决策树方法分层提取荒漠化土地类型的研究探讨[J]. 中国沙漠, 2000(3): 12-16
- Wang J, Dong G R, Li W J, Wang L H, Tang H. Primary study on the multi-layer remote sensing information extraction of desertification land types by using decision tree technology[J]. *Journal of Desert Research*, 2000(3): 12-16 (in Chinese)
- [23] Stehman S V. Selecting and interpreting measures of thematic classification accuracy[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1997, 62(1): 77-89
- [24] Richards J A. Classifier performance and map accuracy[J]. *Remote Sensing of Environment*, 1996, 57(3): 161-166

责任编辑: 王燕华