

多时相TM影像决策树模型的水稻识别提取

朱良^{1,2}, 平博^{2,3}, 苏奋振^{2*}, 杜云艳², 苏伟光^{2,4}

(1. 兰州交通大学测绘与地理信息学院, 兰州 730070; 2. 中国科学院地理科学与资源研究所 资源与环境信息系统国家重点实验室, 北京 100101; 3. 武汉大学遥感信息工程学院, 武汉 430079; 4. 中国科学院烟台海岸带研究所, 烟台 264003)

摘要: 决策树模型的多时相TM影像的小尺度水稻信息提取在我国还鲜有研究。为此, 本文利用水稻生长在潮湿土壤这一特性, 选取TM影像中对植物含水量和土壤湿度反应敏感的短波红外波段(1.55~1.75 μm), 以及反映植物覆盖率、植物长势的红光波段(0.62~0.69 μm)和近红外波段(0.76~0.96 μm), 计算水稻移栽期、灌浆期和成熟期3个时期的归一化植被指数(NDVI)和土壤含水量指数(LSWI), 提出一种时间差异的决策树水稻提取模型, 以唐山市滦南县南部区域为例开展了研究。经过野外实地验证表明: 该模型能有效区分出水域、玉米和菜地等较易与水稻混淆的地物, 水稻提取的生产者精度和用户精度分别为95.18%和98.84%, 分别比单一时相高出6.78%和7.54%。

关键词: 多时相影像; TM影像; 决策树; 水稻; 信息提取

DOI: 10.3724/SP.J.1047.2013.00446

1 引言

水稻的种植面积及长势的遥感识别分析, 对准确获取水稻面积及其分布信息有重要意义。

运用遥感数据提取水稻信息方面赵锐、王延颀^[1]等人曾以目视解译TM影像等识别分类绘制出江苏省里下河地区稻田分布图。从数据的角度看, 水稻信息提取的方法可分为两大类型: 以TM为代表的中高分辨率数据和以MODIS为代表的低分辨率数据。其中, 前一类型是静态地通过单一时相的影像分类, 这类数据自身具有较高空间分辨率分类精度较高; 后一类型则主要通过时序NDVI(归一化植被指数 Normalized Difference Vegetation Index)的差异结合知识的手段从而提高分类精度。虽有研究表明选择水稻生长的最佳时相可以提高水稻提取精度^[10-12], 但是单一时相的水稻信息提取不能从水稻生长的过程中最大限度地发现与背景地物的差异, 例如水稻在移栽初期可以与旱地区分开, 却易和浅水塘混淆; 水稻在抽穗期容易与玉米、林地分开, 但却易与水浇菜地混淆。王福民等^[13]曾以水稻生长前期和后期2景TM影像进行穗帽变换

并合成多时相影像, 通过最小距离法来提取水稻信息, 水稻的用户精度比单一时相提高了3个百分点。

因此, 本研究采用时序TM影像的NDVI和LSWI(陆地表面水指数 Land Surface Water Index)不同变化进行小尺度水稻识别, 提出分类规则集, 建立决策树提取水稻信息, 结果表明该方法提高了水稻分类精度。

2 实验区域与数据预处理

2.1 实验区域

本实验区位于滦南县南部滨海平原, 地处118°23'~118°55'E、39°11'~39°28'N区域地势平坦, 气候受海洋和大陆的双重影响, 年平均气温11.1℃, 无霜期平均180天, 年均降水量736mm。季节分配不均, 其中, 7~8月份为雨季, 降水量占年总降水量的55%左右, 属温带半湿润季风型大陆性气候; 土壤以壤质潮土为主, 土层深厚, 质地适中, 土质的pH值为9~10; 农作物两年三熟, 主要种植水稻、春玉米、夏玉米、冬小麦等农作物和蔬菜等经济作物^[14]。其中, 水稻的种植面积最大, 是全县最大

收稿日期: 2012-12-26; 修回日期: 2013-03-11.

基金项目: 国家自然科学基金项目(41271409)。

作者简介: 朱良(1985-), 男, 硕士生, 湖北襄阳人, 研究方向为海岸带遥感信息提取。E-mail: zhul@lreis.ac.cn

*通讯作者: 苏奋振(1972-), 男, 研究员, 博士生导师, 研究方向为时空信息提取和海洋海岸带应用。E-mail: sfz@lreis.ac.cn

表 1 唐山农作物物候期
Tab.1 Crop phenological phenomenon of Tangshan

农作物	物候变化
冬小麦	10月下旬到12月期间相继出苗和分蘖,1月份停止生长进入越冬期,直到2月中下旬,冬小麦开始返青,4月下旬或5月上旬冬小麦抽穗,6月成熟期,收获时间大概是6月中下旬。
水稻	5月上旬开始播种、育秧,6月中下旬开始分蘖,8月中下旬分蘖、抽穗、乳熟,随之进入灌浆、成熟期,收获时间大概是10月中下旬。
春玉米	3月中下旬播种,经历拔节、抽穗,7月下旬成熟。
夏玉米	6月下旬开始播种,8月中下旬,进入扬花、灌浆,收获时间大概是9月中下旬-10月上旬。
蔬菜	常年种植,夏季不盖塑料,经常灌溉;冬季以大棚为主。

的产稻集中地。表1反映的是唐山市冬小麦和玉米等主要农作物的生长物候。

2.2 数据与预处理

TM/ETM+影像时间分辨率是16天,空间分辨率是30m,信息量丰富,3景实验数据来自USGS (<http://glovis.usgs.gov/>)提供的Landsat 5一级数据产品,轨道号122/33。获取时间分别为2010年6月23日(水稻处于分蘖初期),9月11日(水稻处于抽穗灌浆期),9月27日(水稻处于成熟期)。

TM数据的预处理包含:(1)空间配准,在ERDAS IMAGINE 9.2中的AutoSync模块中以9月11日的影像为基准分别对另外两景影像用三次多项式法进行图像配准处理,均方差控制在0.5以内。保证三期影像在同一地理位置像元的一致性。(2)辐射定标,本实验用到的NDVI和LSWI指数均是由反射率数据计算而来。首先,将DN值转换成辐射亮度值 L : $L_{\lambda} = \text{Gain} \cdot \text{DN} + \text{Offset}$ (DN为记录的电信号数据, L_{λ} 为光谱辐亮度, Gain为响应函数的斜率, Offset为响应函数的截距);然后,再把辐射亮度值转换成反射率: $\rho_p = \frac{\pi \cdot L_{\lambda} \cdot d^2}{ESUN_{\lambda} \cdot \cos \theta_s}$ (L_{λ} 为光谱辐亮度, d 为天文单位日地距离, $ESUN_{\lambda}$ 为太阳表观辐射度均值, θ_s 是太阳高度角),上述计算均在ENVI 4.8的Landsat Calibration模块中进行。(3)裁切出研究区域。

3 决策树模型的图像水稻识别提取分析

决策树是通过对训练样本进行归纳学习而生成决策规则,而后使用决策规则对数据进行分类的一种数学方法^[15]。决策树的每个内部结点都是一系列类别属性的集合。决策树的叶结点对应一

个类别属性值。决策树通过决策规则把根节点逐步划分成内部节点,也是通过决策规则把内部节点划分为叶节点。近年来,决策树因其具有较高的鲁棒性、计算效率高、分类精度高、分类规则直观、易于理解等优点,故被广泛地运用于地物识别提取^[16-17]。

3.1 特征指数选取

TM影像常用的特征指数主要有NDVI,红光波段能增强植被与非植被之间的差异,通过反映不同植物叶绿素含量来区分植被种类。绿色植被在0.7~0.8 μm 之间有一个高反射峰,近红外波段对植物类别差异敏感,是监测植被的通用波段。NDVI的计算公式: $\text{NDVI} = \frac{\rho_{nir} - \rho_{red}}{\rho_{nir} + \rho_{red}}$ (ρ_{red} 是红光波段反射率, ρ_{nir} 是近红外波段反射率)。水稻除了自身生物量与其他地物不同之外,其特殊的生长环境也为信息提取提供了有利条件^[18]。短波红外波段位于水的吸收带(1.4~1.9 μm)之间,受吸收带的影响,反映植物和土壤水分含量敏感,故LSWI被广泛用于区分水稻与其他地物^[19-22]的提取,LSWI的计算公式: $\text{NDVI} = \frac{\rho_{nir} - \rho_{mswir}}{\rho_{nir} + \rho_{mswir}}$ (ρ_{nir} 是近红外波段反射率, ρ_{mswir} 短波红外波段反射率)。

3.2 样本选取

训练样本最好能够保证纯度,不同类别之间的分离度要尽可能大;同时,样本数量也应该足够多,以保证通过学习过程得到的分类法则可以正确区分不同的地物类型^[23-24]。本实验采用的是叠加3景影像非监督分类结果,以Google Earth上的影像作参考获取样本区域188个,最终经过纯化得到6605个样本点:包含水域(水渠和养殖堰塘合并类)、村

庄、县城、玉米、林地、大棚、菜地、水田和旱地9种典型地物。

3.3 决策树模型与水稻提取

对实验区域样本定量分析是建立决策树的基础和依据。统计各地物样本各个特征指数的均值随时间变化曲线如图1所示(为了突出各种样本地物之间的差异,将NDVI和LSWI都扩大10倍),分析图1(a): (1)6月23日县城的NDVI值几乎是0;水域和村庄的NDVI值较为接近但也很小;玉米、旱地、菜地、林地,因植被覆盖NDVI值相近,此时的水稻还处于分蘖期,NDVI值要明显低于其他植被。(2)图中各样本地物NDVI 3个不同时间的变化有如下趋势:从6月23到9月11日由于植被的生长作用近红外波段反射增强,林地、水稻、菜地的NDVI统计值明显上升,水域和村庄的特征统计值轻微上升,玉米、旱地、大棚的特征统计值下降,而县城的NDVI不变;从9月11日到9月27日,水稻的茎、叶含水量下降,叶片数量减少,除县城之外所有地物的统计值呈减小趋势。分析图1(b): (1)6月23日地物样本的LSWI值分两类,一类是较低值的水域、菜地和水稻,另一类是玉米、旱地、大棚、村庄、县城和林地。前一类地表水含量较高,后一类地表水含量较低。(2)9月11日时大棚、林地、旱地和村

庄的LSWI值均较高且接近,不易区分这些地物;水体、菜地和水稻的值较低且接近,也容易混淆。(3)图中各地物LSWI在3个不同时间的变化有如下趋势:从6月23到9月11日水域、菜地和水稻的LSWI稳定且一直较低;作物叶面含水量较高或地表土壤湿度高,而村庄、玉米、旱地、大棚的LSWI值也几乎不变,维持在一个较高的值。从9月11日到9月27日,水稻从抽穗中期到成熟期除水稻之外所有地物的统计值或增加或减小,水稻LSWI值仍然很小。

通过以上分析确定决策树规则集:首先根据县城、村庄、大棚3种地物的土壤湿度小的特点,设置LSWI阈值将它们去除,村庄的LSWI值在9月11日和9月27日上的最小值为10,最大值为20,均值10.34;县城的LSWI在9月11日和9月27日最小值是0,最大值30,均值13;大棚的LSWI在9月11日和9月11日的值是10,所以,采用 $LSWI_{0623}<10$, $LSWI_{0911}<8$ 。

前面已经分析了水稻的NDVI值先增加后减小,因此,根据各种植被在这三期影像上NDVI值变化情况(表2中的NDVI值也扩大十倍)来进一步设置决策树规则。水稻从6月23日到9月11日由分蘖期到抽穗,水稻营养生长旺盛,叶片增多,NDVI值增高,水稻的 $NDVI_{0911}-NDVI_{0623}$ 增长较快;菜地中以大头菜为主NDVI也较高,其他作物的NDVI变

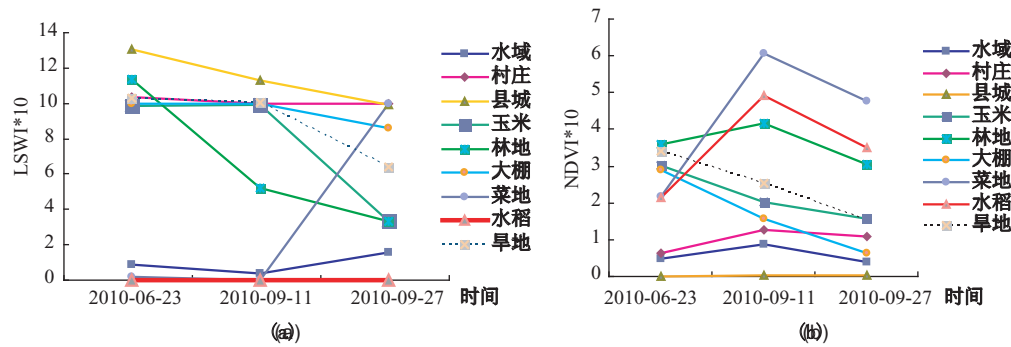


图1 样本地物NDVI、LSWI变化曲线

Fig.1 Sample changing curves of NDVI and LSWI

表2 样本地物NDVI变化值

Tab.2 NDVI value of the samples

NDVI变化值	统计值	村庄	县城	水域	玉米	林地	大棚	菜地	水稻	旱地
NDVI ₀₉₁₁ -NDVI ₀₆₂₃	最小值	-0.29	-0.97	-1.19	-3.76	-1.61	-2.01	1.86	0.46	-3.05
	最大值	0.20	1.63	2.40	1.69	3.24	4.10	5.34	5.52	0.93
	平均值	0.64	0.03	0.37	-0.97	0.57	-1.34	3.87	2.89	-0.87
NDVI ₀₉₁₁ -NDVI ₀₉₂₇	最小值	-0.46	-0.69	-1.21	-0.86	-0.11	0.16	0.30	0.51	0.03
	最大值	1.54	0.87	0.78	2.98	2.21	3.38	2.34	3.16	2.63
	平均值	0.18	-0.01	0.48	0.45	1.11	0.93	1.27	1.40	0.97

化不大;这期间玉米和旱地的NDVI均为负增长,旱地NDVI变化值最大0.93,据此 $NDVI_{0911}-NDVI_{0623}>0.93$ 可以去除旱地和玉米。从9月11日到9月27日水稻从抽穗期转向成熟期,水稻完成生殖生长,叶绿素减少引起NDVI变小。从表2和图1a中可以看到水稻的 $NDVI_{0911}-NDVI_{0623}$ 变化值最大,水域的NDVI变化均值0.48,最大值0.78,因此,设置 $NDVI_{0911}-NDVI_{0927}>0.78$ 可以去除影像上的水域。根据这些规则集建立水稻信息提取决策树模型,如图2(图中的决策树合并了部分地物,水稻提取过程完整)所示,图3显示了提取结果。

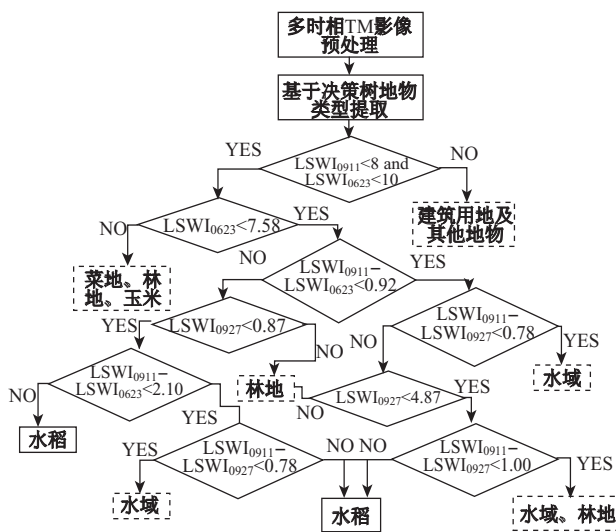


图2 水稻信息提取决策树模型
Fig.2 Rice information extraction model

3.4 实验结果分析

根据以上建立的决策树模型,首先,用LSWI值去除影像上的村庄和县城等建筑用地,然后,据NDVI的变化值来区分影像上的植物信息,逐步剔除非水稻地物,得到研究区的分类结果(图3)。

本实验检验样本是2011年10月19日至22日到研究区进行实地踏勘获得的GPS数据,各种地物采样点生成感兴趣区域46个,经转化成30m分辨率验证样本3445个像元,由于县城的样本较少,而且和村庄较易混淆,所以,在检验样本和分类结果中将两类合并成居民地大类。表3列出了多时相和单一时相水稻提取的检验精度,可以看出3期单时相分类中利用6月23日影像提取的精度最高;多时相TM影像的水稻信息提取的精度优于任一单时相提取结果。为了进一步分析多时相和单时相TM影像水稻提取的差异,采用表4列出多时相影像和原始



图3 滇南南部水稻图像识别分类图
Fig.3 Rice extraction results of the study area

影像(6月23日)分类后的误差矩阵。在单一时相分类中,1127个像元被分为水稻,其中,1029个被验证为水稻,即用户精度为91.3%,47个像元为林地错分。而在多时相水稻信息提取中,1121个样本被分为水稻,有1108个被验证为水稻,即用户精度为98.84%,5个像元为水域错分,2个由林地错分而来。可见,通过本文模型提取的水稻用户精度较单一时相提高了7.54%。

表3 多时相影像与单时相影像分类的精度

Tab.3 Extraction accuracy of the classifications based on multi-temporal images and single-temporal image

影像	总体精度	Kappa系数	(水稻)生产者精度	(水稻)用户精度
0623	76.4%	0.71	88.40%	91.30%
0911	68.3%	0.61	88.49%	85.34%
0927	72.6%	0.66	83.08%	86.88%
多时相	83.3%	0.80	95.18%	98.84%

从参考图像的角度看,水稻共有1164个像元,单时相分类中有1029个像元被正确分为水稻,即生产者精度88.40%,88个像元误分成水域,38个误分成林地;而多时相决策树分类有12个错分为水域,25个错分为林地,19个错分为菜地,有1108个被正确分为水稻,即生产者精度为95.18%。可见,决策树模型的多时相水稻信息提取的生产者精度提高了7.54%。

4 结语

上述分类对比分析得到:单时相和多时相TM影像提取的结果最大差异在水域上,单时相结果中46个水域样本错分成水稻,而多时相分类结果中5

表 4 多时相影像与单时相影像分类的误差矩阵

Tab.4 Error matrix of the classifications based on multi-temporal images and single-temporal image

类别	水域	居民地	玉米	林地	大棚	菜地	水稻	旱地	总和
单时相(6月23日)决策树结果									
水域	419	0	0	1	0	0	88	0	508
居民地	0	369	0	4	0	14	9	0	396
玉米	0	23	478	7	62	27	0	130	727
林地	3	6	0	135	19	51	38	31	283
大棚	0	6	3	12	41	17	0	6	85
菜地	0	26	0	1	7	100	0	71	205
水稻	46	0	0	47	0	2	1029	3	1127
旱地	0	0	0	2	35	16	0	61	114
总和	468	430	481	209	164	227	1164	302	3445
多时相决策树结果									
水域	457	0	120	0	0	1	12	0	590
居民地	2	411	11	0	3	0	0	5	432
玉米	0	0	268	0	0	3	0	121	392
林地	4	15	69	206	1	24	25	32	376
大棚	0	1	2	0	154	0	0	22	179
菜地	0	0	1	1	0	194	19	9	224
水稻	5	0	3	2	0	3	1108	0	1121
旱地	0	3	7	0	6	2	0	113	131
总和	468	430	481	209	164	227	1164	302	3445

个水域样本误分为水稻,因为6月23日试验区南部的麦茬稻刚刚进入于分蘖期,水稻叶冠并没有完全覆盖土壤,这很容易与长有芦苇的水域相混淆。但3个时相的TM时相均处于水稻生长的关键时期,水稻的信息在影像数据上突显。反映水稻特点的植被指数NDVI和水稻生长环境特点的地表水指数LSWI参与决策树分类,整合了决策树和特征值在影像分类的优点。这种分类方法可以在小区域范围内高效自动提取水稻信息,提高TM数据的有效利用率。

与此同时,该研究还存有一些缺陷:(1)数据成像时间受TM数据成像时间分辨率和天气的影响,故不容易选取满足农作物生长关键时期的高质量影像。(2)所用特征值是源于遥感影像,而且建树过程中阈值的确定是经过比较样本地物间特征值差异和反复试验来获取的,降低了水稻信息自动提取的效率。(3)所建的决策树虽然考虑了区域内水稻种植时间不同的问题,本区域北部主要是麦茬稻,南部主要是夏稻,麦茬稻要比夏稻晚移栽15天左右,可以高精度提取出水稻信息,故此方法能否适用于南方双季稻种植区,需进一步研究。

参考文献:

- [1] 赵锐,王延颐,戴锦芳.中国水稻遥感动态监测与估产[M].北京:中国科学技术出版社,1996.
- [2] 方红亮.两种水稻种植面积遥感提取方案的分析[J].地理学报,1998,53(1):58-64.
- [3] 黄晓军,何维,张云柏,等.利用TM卫星资料进行江苏部分地区小麦面积调查[J].江苏农业科学,2003(4):85-87.
- [4] 许榕峰,徐涵秋.基于遥感的龙海市水田专题信息提取方法研究[J].国土资源遥感,2003,22(4):46-49.
- [5] 郑长春,王秀珍,黄敬峰.基于特征波段的SPOT-5卫星影像水稻面积信息自动提取的方法研究[J].遥感技术与应用,2008,23(3):294-299.
- [6] 张峰,吴炳方,黄慧萍,等.泰国水稻种植区耕地信息提取研究[J].自然资源学报,2003,18(6):766-771.
- [7] 汤传勇,卢远.利用面向对象的分类方法提取水稻种植面积[J].遥感应用,2010(1):53-56.
- [8] 温兴平,胡光道,杨晓峰.基于C5.0决策树分类算法的ETM+影像信息提取[J].地理与地理信息科学,2007,23(6):26-29.
- [9] 吴健生,潘况一,彭建,等.基于QUEST决策树的遥感影像土地利用分类——以云南省丽江市为例[J].地理研究,2012,31(11):1973-1980.
- [10] 黄敬峰,王人潮,蒋亨显,等.基于GIS的浙江省水稻遥感估产最佳时相选择[J].应用生态学报,2002,13(3):290-294.
- [11] 刘喜珍,李国靖,王立平,等.应用卫星遥感技术对水稻面积变化实施动态监测[J].中国稻米,2003(2):5-7.
- [12] 苗翠翠,江南,彭世揆,等.基于NDVI时序数据的水稻种植面积遥感监测分析——以江苏省为例[J].地球信息科学学报,2011,13(2):273-279.

- [13] 王福民,黄敬峰,王秀珍.基于穗帽变换的 TM 影像水稻面积提取[J].中国水稻科学,2008,22(3):297-301.
- [14] 杨学忠.河北省滦南县种植业布局现状调查与对策研究[J].农业网络信息,2011,26(5):41-43.
- [15] Freid M A, Brodley C E. Decision tree classification of land cover from remotely sensed data[J]. Remote Sensing of Environment,1997(61):399-409.
- [16] 李爽,张二勋.基于决策树的遥感影像分类方法研究[J].地域研究与开发,2003,2(1):17-21.
- [17] Conrad C, Colditz R R, Dech S, *et al.* Temporal segmentation of MODIS time series for improving crop classification in Central Asian irrigation systems[J]. International Journal of Remote Sensing, 2011, 32(23): 8763-8778.
- [18] 林文鹏,王长耀,储德平,等.基于光谱特征分析的主要秋季作物类型提取研究[J].农业工程学报,2006,22(9):128-132.
- [19] 于文颖,冯锐,纪瑞鹏,等.基于 MODIS 数据的水稻种植面积提取研究进展[J].气象与环境学报,2011,27(2):56-61.
- [20] 郭亚鸽,于信芳,江东,等.面向对象的森林植被图像识别分类方法[J].地球信息科学学报,2012,14(4):514-522.
- [21] Xiao X, Boles S, Frolking S, *et al.* Landscape-scale characterization of cropland in China using vegetation and Landsat TM images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23(18):3579-3594.
- [22] Xiao X, Boles S, Frolking S, *et al.* Observation of flooding and rice transplanting of paddy rice fields at the site to landscape scales in China using vegetation sensor data [J]. International Journal of Remote Sensing, 2002, 23 (15):3009-3022.
- [23] 吴健平,杨卫星.遥感数据监督分类中训练样本的纯化[J].国土资源遥感,1996(1):36-41.
- [24] 朱秀芳,潘耀忠,张锦水,等.训练样本对 TM 尺度小麦面积监测精度影响研究(I)[J].遥感学报,2007,11(6):827-836.

Using Decision Tree Model to Extract Paddy Rice Information from Multi-temporal TM Images

ZHU Liang^{1,2}, PING Bo^{2,3}, SU Fenzhen^{2*}, DU Yunyan² and SU Weiguang^{2,4}

(1. Faculty of Geomatics, Lanzhou Jiaotong University, Lanzhou 730070, China; 2. State Key Laboratory of Resources and Environment Information System, Institute of Geographic Sciences and Natural Resources Research, CAS, Beijing 100101, China; 3. School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 7430079, China)

4. Yantai Institute of Coastal Zone Research, CAS, Yantai 264003, China)

Abstract: Remote sensing images have been widely used in extracting and studying paddy rice information and its spatial distribution, which is highly important in land cover analysis, grain structural adjustment and prices making. But studies using multi-temporal TM images to extract small-scale rice information were few. Based on that rice favors growing on wet land, this paper selected three bands of TM images, the short-wave infrared band (1.55-1.75 μ m) which can reflect plant water content and soil moisture, the red band (0.62-0.69 μ m) and the near infrared band (0.76-0.96 μ m), both of which can reflect vegetation coverage and growing condition, to compute the NDVI and LSWI of rice paddles in the three different periods: transplanting stage, heading stage, and maturing stage. Given the two indices demonstrate different characteristics during rice's different growing stages, the paper developed a corresponding time-series-based decision tree model for rice information extraction. A case study using this model was performed in the southern Luannan County, Tangshan City. Been field validated, the experiment results showed the effectiveness of the decision model in distinguishing rice paddles from water area, corn land, farm land and other similar land features, and the producer accuracy and the user accuracy are 95.18% and 98.84%, which outperform the single-temporal results by 6.78% and 7.54% respectively.

Key words: multi-temporal images; TM images; decision tree model; paddy rice; information extraction

*Corresponding author: SU Fenzhen, E-mail: sfz@lreis.ac.cn