

# 两种热带森林覆盖变化检测方法比较研究

范应龙, 谭炳香\*

(中国林业科学研究院资源信息研究所, 北京 100091)

**摘要:**【目的】以热带森林复杂区域为对象,对两种缨帽变换“衍生数据”检测热带森林变化的方法的优劣进行比较。【方法】对两期数据进行缨帽变换,同时结合黑暗对象掩膜与局部直方图阈值提取等方法,获取亮度、绿度、湿度指数组合(MKT)和干扰指数(DI)。采用MKT差值(MKT-D)、干扰指数差值(MDI-D)进行变化信息识别,然后根据植被覆盖与亮度、绿度、湿度之间的变化关系,通过决策树分类提取变化信息,最后,对不同检测结果进行验证与比较分析。【结果】结果显示两种方法都能检测出森林内部的细微变化,但对小图斑变化,MKT-D检测优势明显,且MKT-D的kappa系数为0.763 0,MDI-D的kappa系数为0.655 9,两者相比,MKT-D方法优于MDI-D方法。【结论】MKT能够增强短波红外与近红外波段对森林变化信息的敏感性,有效地消除噪声等非目标信号,突出目标信号,此外,MKT-D为RGB彩色图像,更利于变化信息的目标提取与解译。

**关键词:**柬埔寨;热带森林变化;遥感检测

中图分类号:S771.8

文献标识码:A

## A Comparison of Two Methods for Detecting Tropical Forest Change Cover

FAN Ying-long, TAN Bing-xiang

(Research Institute of Forest Resource Information Techniques, Chinese Academy of Forestry, Beijing 100091, China)

**Abstract: Objective** In this paper, two methods from two “variant data” to detect tropical forest change were compared. **Method** After Tasseled Cap transformation, the combine of Brightness index, Greenness index, Wetness index (MKT) and Disturbance index (DI) were obtained by masking the dark object and extracting local histogram threshold. Change information was discovered by the differences of MKT and DI, According to the connection between vegetation cover and Brightness index, Greenness index, Wetness index, the change information was extracted by decision tree classification, and the results were assessed and compared. **Result** The results showed that they were all able to detect the subtle change of tropical forest, but, MKT-D take an obvious advantage to detect the small change spots, and the total kappa coefficient from MKT-D (0.763 0) was higher than that from MDI-D (0.655 9). For tropical forest change detection in this research, the result from MKT-D was better than that from MDI-D. **Conclusion** MKT could enhance the effect of near-infrared and short wave infrared band to forest change information. Moreover, MKT-D is accessible to extraction and interpretation of target change information.

**Key words:** Cambodia; tropic forest change; remote sensing detection

森林资源变化检测对掌握森林资源消长、分布规律以及全球碳循环相关政策的制定至关重要。据

估计,在20世纪90年代间,每年由于热带森林采伐导致1~2亿吨碳排放,大约占全球温室气体排放

收稿日期:2014-06-24

基金项目:亚太森林恢复与可持续管理网络项目“Forest Cover and Carbon Mapping in the Greater Mekong Subregion and Malaysia (编号:2011PA004)

作者简介:范应龙,男,硕士研究生,主要从事森林资源监测与制图方面研究,电话:010-62889193,E-mail:fylyg123@sina.cn.

\* 通讯作者:研究员,主要从事森林资源监测与制图、森林信息遥感提取等方面研究,电话:010-62889172,E-mail:tan@caf.ac.cn.

的 15%~25%<sup>[1]</sup>,成为热带国家温室气体排放的主要来源和影响未来气候稳定的主要因素之一<sup>[2]</sup>。因此,全球范围内的环境治理对热带森林资源变化检测提出了迫切要求。

在区域级和更大尺度上,实现规律性、持续性森林变化检测,遥感是唯一可行的手段<sup>[3]</sup>。Landsat TM 已经成为了区域级森林覆盖变化分析的常用传感器<sup>[4-5]</sup>。

缨帽变换由于对信息的增强作用,已被广泛应用<sup>[6-7]</sup>。已有变化检测研究证明,对于植被部分属性的过程变化,基于指数增强处理后的影像检测法优于影像直接差值法<sup>[8-9]</sup>,土地覆盖变化常常与指数组合有着比简单指数和变化特征更为密切的关系<sup>[10]</sup>。尽管如此,选择合适的缨帽变换指数组合进行植被变化检测仍然非常重要而且困难,原因如下:(1)不同缨帽变换指数组合响应不同组分属性<sup>[11]</sup>;(2)不同指数组合对变化光谱信号持续的敏感性不同,由此可以预测,对于不同程度的变化,不同指数组合对光谱信号增强的强弱也有所不同;(3)大尺度的检测项目常常覆盖各种森林类型和条件,因此,选择对条件变化表现强健的适宜指数仍面临挑战<sup>[3]</sup>。

截至目前,部分研究认为 MKT 能够准确提取光谱特征的物理特征,但相关变化检测研究较少<sup>[12-13]</sup>,干扰指数被认为对 BRDF 变化和物候相当敏感,有研究用以进行森林扰动制图<sup>[14]</sup>,但上述两种方法在热带森林变化信息识别性能如何,且森林变化与缨帽变换指数之间存在什么物理关系等相关研究少有提及<sup>[15]</sup>。

针对以上问题,本研究以热带森林复杂区域为对象,对不同缨帽变换“衍生数据”检测热带森林变化的优劣进行比较研究,有助于热带森林变化检测方法的选择,并据此给出了改进提高的设想,有利于缨帽变换指数检测方法的进一步提高。

## 1 试验区与数据获取

### 1.1 试验区

试验区位于柬埔寨中北部,东至上丁省和桔井省,北部抵达柏威夏省,西接暹粒省,南部濒临洞里萨湖和磅通省,多平原。受热带季风性气候影响,年平均气温约 29~30℃,5月至11月为雨季,12月至次年4月为旱季。柬埔寨森林资源丰富,但随着人口增长、经济发展,森林砍伐严重。为了保护重要森

林区域和阻止森林大面积不规律采伐,政府实施了森林保护和造林政策。总体上看,研究时间内,柬埔寨森林发生了剧烈变化。

### 1.2 数据获取

试验数据来源于美国地质调查局(USGS)网站。影像时间分别为:2004年12月26日与2009年1月14日,已经过正射校正,空间分辨率为30m,轨道号为p126r51,其中2004年数据有少量云覆盖。

实地调查数据来源于“柬埔寨国家林业局”野外调查数据,调查时间为2013年11月至2014年4月之间,包括830个样本点和每个样本点的外业照片,样本涵盖所有土地类型。

## 2 数据预处理

### 2.1 辐射校正

为了消除不同时期大气条件差异对变化检测结果的影响。试验数据已经过 LEDAPS 大气校正模块处理。

### 2.2 图像配准

考虑到 Landsat 原始数据已经过正射校正,本研究利用 ENVI 软件中的 image to image 功能对时序数据进行了影像自动配准,总误差小于 0.5 个像元。

### 2.3 云剔除

对于图像上存在的少量云、云阴影,本研究首先利用 ERDAS 软件的种子生成工具(AOI)检测云/云阴影范围,再经过缓冲膨胀处理,消除检测边缘残留的云/云阴影后,进行掩膜剔除。

### 2.4 GlobCover 数据处理与验证样本提取

2005 与 2009 年 GlobCover 全球陆地覆盖数据分辨率为 300 m × 300 m,考虑其时间与试验数据获取时间一致,论文通过两期 GlobCover 数据进行分类后比较检测,以及将地面真实数据与 2004 年影像比较的方法提取结果验证数据。其中前者的处理过程为:(1)矢量裁剪后,获取试验区内 GlobCover 数据;(2)分类重编码,合并不同子类,例如常绿阔叶林、落叶阔叶林、针叶林以及各种混交林合并为森林;(3)对试验区两期 GlobCover 数据进行分类后比较法检测;(4)通过矢量化、最小面积删除以及质量检查等一系列过程提取变化样本点。

## 3 研究方法

本研究主要由森林变化信息识别、变化信息提取、结果验证与比较分析 3 个部分构成。方法流程

见图1。

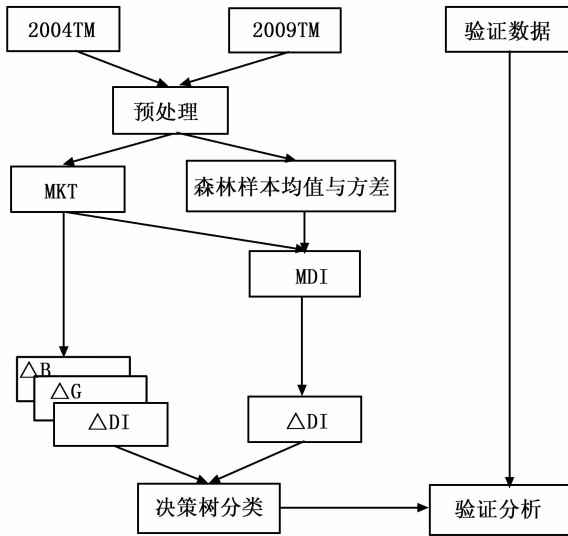


图1 研究方法流程图

### 3.1 森林变化信息识别

**3.1.1 缨帽变换指数组合差值法 (MKT-D)** 缨帽变换 (Tasseled Cap) 由 R. J. Kauth 和 G. S. Thomas 在假设亚像元之间没有相互作用的条件下, 基于土壤光谱库提出的线性正交变换<sup>[16]</sup>, 转换系数见表1。缨帽变换转换系数是固定的, 因此独立于单个图像, 不同图像产生的土壤亮度和绿度可以相互比较。随着植被盖度的增加, 绿度增加, 亮度减少, 相反, 亮度增加, 绿度和湿度减少。已有研究证明, 与其他指数差值相比, MKT 亮度和绿度指数差值对森林变化更加灵敏, MKT 生成的亮度变化 ( $\Delta B$ )、绿度变化 ( $\Delta G$ )、湿度变化 ( $\Delta W$ ) 能够精确地从光谱特征中提取物理场景的特征。

表1 TM 反射率影像缨帽变换系数

指数	波段1	波段2	波段3	波段4	波段5	波段7
亮度	0.290 9	0.249 3	0.480 6	0.556 8	0.443 8	0.170 6
绿度	-0.272 8	-0.217 4	-0.550 8	0.772 1	0.073 3	-0.164 8
湿度	0.144 6	0.176 1	0.332 2	0.339 6	-0.621 0	-0.418 6

**3.1.2 多时相扰动指数差值法 (MDI-D)** 扰动指数  $DI$  (Disturbance Index) 是缨帽变换前3个指数 (亮度、绿度、湿度) 的线性组合, 该指数基于以下假设: 在干扰下, 由于绿度和湿度下降, 森林减少区域表现出较高的  $DI$  值, 严重干扰后恢复的森林区域, 由于绿度和湿度增加,  $DI$  值减小, 因此,  $DI$  指数可用于增强森林变化信息。求取  $DI$  指数, 首先, 需要对缨帽变换获取的前3个波段进行归一化处理, 过程见公

式(1)<sup>[11]</sup>, 然后, 利用归一化后的亮度、绿度、湿度进行线性组合计算干扰指数 ( $DI$ ), 过程见公式(2)。

$$B_n = (B - B_u) / B_\sigma$$

$$G_n = (G - G_u) / G_\sigma \quad (1)$$

$$W_n = (W - W_u) / W_\sigma$$

$$DI = B_n - (G_n + W_n) \quad (2)$$

式中,  $B_n, G_n, W_n$  分别为归一化后的亮度、绿度、湿度;  $B_u, G_u, W_u$  为森林亮度、绿度、湿度均值;  $B_\sigma, G_\sigma, W_\sigma$  为森林亮度、绿度、湿度方差。归一化处理利用代表森林立地条件的样本平均值与方差进行, 旨在描述每一个像元  $P$  与影像中纯净森林样本空间中心的归一化距离<sup>[17]</sup>。

**3.1.2.1  $DI$  参数提取** 本研究利用暗像元掩膜与直方图阈值获取森林像元平均值与方差参数。在可见光与短波红外波段, 由于绿色植被的强吸收和大量林冠阴影的存在, 森林通常比其他植被表面更加黑暗, 因此在遥感影像上很容易被区分。在影像直方图中, 上述特点表现为森林像元趋于集中在直方图横轴左端。在不含水体, 或者深色土壤等黑暗对象情况下, 区别森林与非森林的阈值为直方图上第一个峰值<sup>[18]</sup>。

#### (1) 黑暗对象掩膜

通过植被指数增强后, 大部分暗对象为非森林, 研究利用归一化植被指数, 通过大量样本分析, 确定阈值为 0.38, 掩膜非森林暗对象,  $NDVI$  计算见公式(3)。

$$NDVI = \frac{R_{NIR} - R_{red}}{R_{NIR} + R_{red}} \quad (3)$$

式中,  $R_{NIR}$  为近红外波段反射率,  $R_{red}$  为红色波段反射率。

#### (2) 局部直方图确定

在直方图中, 不同波段森林峰值的明显程度不同, 相关研究证明, 红色波段在森林信息提取中表现优越<sup>[14]</sup>, 本研究采用红色波段为森林阈值提取的最佳波段。此外, 为了避免由于影像太大, 森林类型复杂造成森林阈值确定的困难, 将整幅影像分成  $400 \times 400$  的局部窗口, 确定阈值, 提取森林覆盖区域<sup>[18]</sup>。

**3.1.2.2 干扰指数 ( $DI$ ) 与  $MDI-D$  计算** 提取森林样本后, 统计森林区域的平均值与方差, 利用公式1对原始亮度、绿度、湿度指数进行归一化处理, 然后利用公式2求取干扰指数 ( $DI$ ), 再对两期  $DI$  指数进行差值。

### 3.2 森林变化信息提取

通过推测亮度、绿度、湿度指数与森林植被变化的关系,建立森林变化信息解译标志,然后,对不同方法差值结果进行决策树分类,提取森林变化信息。

#### 3.2.1 变化信息解译标志的建立 结合两期原始

表2 MKT变化信息解译标志

变化类型	MKT 影像颜色	Red	Green	Blue	MKT 变化特征解译
灌木林—森林	浅绿色	Low	High	Low	随着植被更加茂盛,绿度增加 由于植被对短波红外的增强吸收,湿度下降 由于森林覆盖度增加,亮度下降
非森林—森林	浅蓝色	Low	High	High	随着森林绿色植被增多,绿度,湿度增加,亮度下降
森林—非森林	红色	High	Low	Low	绿度、湿度下降和亮度增加
森林—灌木林	深红色	High	Low	High	由于植被减少,绿度下降和湿度增高 随着土壤的裸露面积增加,亮度增高
其他					

3.2.2 决策树分类 假设样本空间为集合  $X$ , 根据一定规则进行分割,产生子集  $X_1, X_2$ , 满足  $X = X_1 \cup X_2$ , 且  $X_1 \cap X_2 = \Phi$ 。对  $X_1, X_2$  重复进行条件分割,直至按某种标准,节点无法再分,成为最终叶节点。在整体样本数据基础上生成一个多层次、多节点的大树,然后,通过剪枝、优化,选择最优树进行最后分类<sup>[20-21]</sup>。该算法采用了信息增益率(公式5)来选择属性,克服了用信息增益选择属性时偏向选择取值多的属性的不足,并且在决策树构造过程中或者构造完成之后进行剪枝(公式6),能够对连续属性进行离散化处理<sup>[22-23]</sup>。

$$\text{信息增益率}(S,A) = \frac{\text{信息增益}(S,A)}{\text{分裂信息}(S,A)} \quad (5)$$

$$\text{分裂信息}(S,A) = - \sum_{i=1}^c \frac{|s_i|}{|s|} \log_2 \frac{|s_i|}{|s|} \quad (6)$$

式中,  $S$  为被分割的样本集;  $A$  为分割属性; 分裂信息  $(S,A)$  表按照属性  $A$  分裂样本集  $S$  的广度和均匀性;  $c$  是不同属性的个数,  $s_i$  是第  $i$  个不同值的属性  $A$  分割  $S$  后产生的第  $i$  个样本子集。

### 3.3 精度验证

通过对研究区内 GlobCover2005 与 2009 数据进行分类后比较以及将地面真实数据与 2004 年影像叠加分析,总共获得 282 个变化样本点。然后,利用所有提取的样本点结合 ENVI 精度评价工具对结果进行精度评价。

## 4 结果与分析

### 4.1 MKT-D 与 MDI-D 检测结果

缨帽变换前 3 个指数组合差值结果见图 2a, 干

数据与 MKT 结果进行森林变化目视解译,分析森林覆盖变化与缨帽变换指数(亮度、绿度、湿度)变化之间的关系,建立 MKT 解译标志,见表 2。MDI-D 检测结果可参考同样的解译标志进行分类解译<sup>[16]</sup>。

扰指数差值结果见图 2b。从图 2 可以看出,相对于 MDI-D, MKT-D 具有更丰富的光谱信息,影像视觉效果更好。对 MKT-D 与 MDI-D 建立解译标志进行决策树分类,结果分别见图 3a、3b。从影像视觉上看,与 MKT-D 分类结果相比,MDI-D 分类结果中灌木林与灌木林之间的变化差异较大。

### 4.2 不同变化检测结果比较分析

经过对两种结果进行决策树分类后验证,结果见表 3 和表 4。根据表 3, MKT 检测结果总精度达到了 79.08%, 总 kappa 系数为 0.763 0。除了森林、非森林、水体等精度较高以外,各变化类型检测结果都获得了较高精度,制图精度、用户精度皆大于 70%, 其中森林—非森林最高,制图精度为 82.05%, 用户精度为 75.00%, kappa 系数为 0.792 6。非森林—森林与森林—灌木林次之,灌木林—森林最低, kappa 系数为 0.705 1。

根据表 4, MDI-D 检测结果总精度为 69.15%, 总 kappa 系数为 0.655 9, 比 MKT - D 检测结果低 9.93% 与 0.107。除了森林、非森林、水体等类型的精度较高外,其他变化类型精度都较低,其中森林—非森林精度相对较高,制图精度 62.05%, 用户精度 71.43%, kappa 系数 0.571 9, 灌木林—森林精度最低,制图精度、用户精度低于 60%, kappa 系数仅为 0.501 2。对不同方法检测精度进行比较,结果见图 4。在森林、非森林、水体的精度上,两种方法差异较小,但在变化类型精度上,尤其在森林—灌木林与灌木林—森林的检测精度上有较大差异。

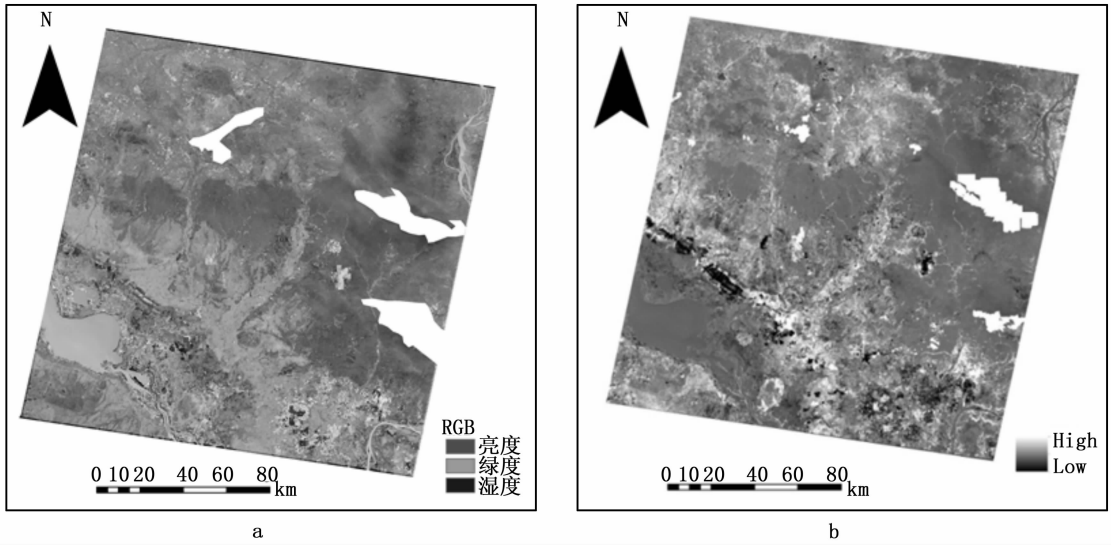


图2 MKT与MDI差值结果(白色为去云区域)

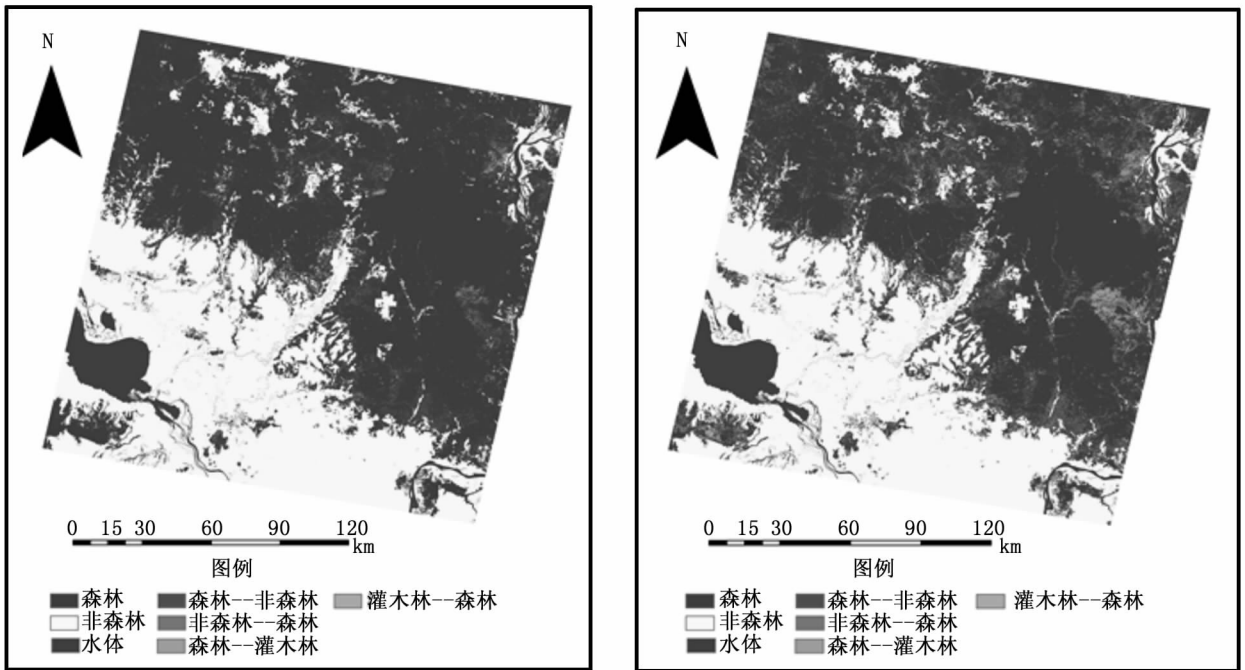


图3 MKT-D与MDI-D变化检测结果

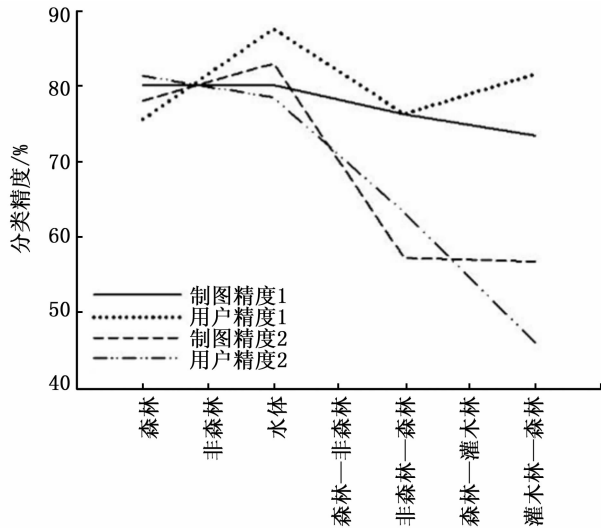
表3 MKT-DT分类精度

项目	真实参考总数	类别总数	正确分类总数	制图精度/%	用户精度/%	kappa 系数
森林	50	53	40	80.00	75.47	0.753 7
非森林	50	48	41	82.00	85.42	0.783 1
水体	35	32	28	80.00	87.50	0.774 4
森林—非森林	40	44	33	82.50	75.00	0.792 6
非森林—森林	42	42	32	76.19	76.19	0.720 2
森林—灌木林	35	36	27	77.14	75.00	0.738 0
灌木林—森林	30	27	22	73.33	81.48	0.705 1
总数	282	282	223			
总精度:79.08%; 总 kappa 系数:0.763 0						

表4 MDI-DT 分类精度

项目	真实参考总数	类别总数	正确分类总数	制图精度/%	用户精度/%	kappa 系数
森林	50	48	39	78.00	81.25	0.734 9
非森林	50	54	40	80.00	74.07	0.752 6
水体	35	37	29	82.86	78.38	0.802 7
森林—非森林	40	35	25	62.50	71.43	0.571 9
非森林—森林	42	38	24	57.14	63.16	0.504 7
森林—灌木林	35	33	21	60.00	63.64	0.547 0
灌木林—森林	30	37	17	56.67	45.95	0.501 2
	282	282	195			

总精度:69.15%;总 kappa 系数:0.655 9



注:制图精度1与用户精度1为MKT-D检测精度;制图精度2与用户精度2为MDI-D检测精度

图4 不同方法变化检测精度

## 5 结论与讨论

(1) 经过缨帽变换衍生指数增强, 热带森林变化遥感检测精度明显提高, 不仅提高了森林“剧烈”变化的检测精度, 而且可以识别出森林内部发生的细微变化。此外, 根据比较研究发现, 基于缨帽变换的不同衍生指数在森林变化检测中存在明显差异。

(2) 研究结果表明: 在热带森林变化检测中, MKT-D 对森林变化信息的增强效果优于 MDI-D。根据已有研究, MKT 正交变换能更好地反映研究对象物理场景, 在时空上, 具有一定的强健性<sup>[18]</sup>, 尤其, 湿度指数增强了短波红外波段 (SWIR 被相关研究证明对描述森林结构信息非常有用) 与近红外波段对森林变化信息的敏感性, 从而能够有效地消除噪声等非目标信号, 突出目标信号。此外, 与 MDI-D 相比, MKT-D 为 RGB 彩色图像, 更易于变化信息的目标提取与解译。

(3) 研究分析认为, 作为一种识别森林变化与干扰的有效指数, MDI-D 在本研究中表现劣势的主要原因之一是 MDI 增强结果为单波段, 不利于变化目标的解译和目标变化信息的提取, 而且不同森林变化类型的阈值在整幅影像上很难确定, 尤其是稳定森林类型 (森林) 与森林内部细微变化类型 (覆盖度增加森林与覆盖度下降森林) 之间的阈值。对此, 研究认为可以在以下几个方面寻求改进: (1) 基于指定大小的局部窗口确定分类阈值可能具有更高的精度; (2) 可以将干扰指数与亮度、绿度、湿度指数或者其他指数组合使用; (3) 进行多时间分辨率变化检测时, 不是利用简单的灰度阈值, 而是基于长时间序列变化灰度形成的光谱曲线进行变化信息提取, 更可能发挥干扰指数的优越性。

## 参考文献:

- [1] Holly K G, Sandra B, John O N. Monitoring and estimating tropical forest carbon stocks making REDD a reality[J]. Environmental Research Letters, 2007, 4(2): 178 - 326.
- [2] Britton B S, Kevin R G, Pieter P T. Weak Northern and Strong Tropical Land Carbon Uptake from Vertical Profiles of Atmospheric CO<sub>2</sub> [J]. Science, 2007, 316(5832): 1732 - 1735.
- [3] Sean P H, Warren B C, Yang Zhiqiang, et al. Comparison of Tasseled Cap-based Landsat data structures for use in forest disturbance detection[J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 97: 301 - 310.
- [4] Cohen W B, Goward S N. Landsat's role in ecological applications of remote sensing[J]. Bioscience, 2004, 54(6): 535 - 545.
- [5] Catherine B, Hugh E, Beuchle R, et al. Pre-processing of a sample of multi-date Landsat imagery used to monitor forest cover changes over the tropics [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2011, 66(5): 555 - 563.
- [6] Warren B C, Thomas A S, Ralph J A, et al. Characterizing 23 Years (1972 - 95) of Stand Replacement Disturbance in Western Oregon Forests with Landsat Imagery[J]. Ecosystems, 2002, 5(2): 122 - 137.
- [7] Franklin S E, Lavigne M B, Moskal L M. Interpretation of forest harvest conditions in New Brunswick using Landsat TM Enhanced Wet-

- ness Difference Imagery (EWDI) [J]. Canadian Journal of Remote Sensing, 2001, 27(2): 118 - 128.
- [8] J. -F. MAS. Monitoring land-cover changes: a comparison of change detection techniques [J]. International Journal of Remote Sensing, 1999, 20(1): 139 - 152.
- [9] Voiker C R, David J M L, Mark S. B. Effects of interacting disturbances on landscape patterns: budworm defoliation and salvage logging [J]. Ecological Applications, 2000, 10 (1), 233 - 247.
- [10] 赵英时, 等. 遥感应用分析原理与方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2003.
- [11] John R, Janet F, Dar A R. A comparison of methods for monitoring multitemporal vegetation change using Thematic Mapper imagery [J]. Remote Sensing of Environment, 2001, 80(1): 143 - 156.
- [12] Jin S, Sader S A. Comparison of time-series tasseled cap wetness and the normalized difference moisture index in detecting forest disturbances [J]. Remote Sensing of Environment, 2005, 94(3): 364 - 372.
- [13] Lobser S E, Cohen W B. MODIS tasseled cap: Land cover characteristics expressed through transformed MODIS data [J]. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28(22): 5079 - 5101.
- [14] Kennedy R E, Cohen W B, Schroeder T A. Trajectory-based change detection for automated characterization of forest disturbance dynamics [J]. Remote Sensing of Environment, 2007, 110(3): 370 - 386.
- [15] Masek J G, Huang C, Cohen W, *et al.* Mapping North American forest disturbance from a decadal Landsat record: Methodology and initial results [J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(6): 2914 - 2926.
- [16] Cohen W B, Mausersperger T K, Spies T A. Modelling forest cover attributes as continuous variables in a regional context with Thematic Mapper data [J]. International Journal of Remote Sensing, 2001, 22(12): 2279 - 2310.
- [17] John B C, Curtis E W. An Assessment of Several Linear Change Detection Techniques for Mapping Forest Mortality Using Multitemporal Landsat TM Data [J]. Remote Sensing of Environment, 1996, 56(1): 66 - 77.
- [18] 邓书斌. 遥感图像处理方法 [M]. 北京: 科学出版社, 2010.
- [19] 张立彬, 张其前, 胥 芳, 等. 基于分类回归树 (CART) 方法的统计解析模型的应用于研究 [J]. 浙江工业大学学报, 2004, 30(4): 316 - 318.
- [20] Jeffrey G M, Chengquan Huang, Robert Wolfe. North American forest disturbance mapped from a decadal Landsat record [J]. Remote Sensing of Environment, 2008, 112(6): 2914 - 2926.
- [21] Chengquan Huang, Samuel N G, Jeffrey G M. An automated approach for reconstructing recent forest disturbance history using dense Landsat time series stacks [J]. Remote Sensing of Environment, 2010, 114(1): 183 - 198.
- [22] Hansen M C, Defries R S, Townshend JRG, *et al.* Global land cover classification at 1 km spatial resolution using a classification tree approach [J]. International Journal of Remote Sensing, 2000, 21(6-7): 1331 - 1364.
- [23] Mark A F, Carla E B, Alan H S. Maximizing Land Cover Classification Accuracies Produced by Decision Trees at Continental to Global Scales [J]. Geoscience and Remote Sensing, IEEE Transactions on, 2000, 37(2): 969 - 977.