

# 基于卫星遥感图像的变化检测算法<sup>①</sup>

邹杨修<sup>1</sup>, 池明旻<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>(复旦大学 计算机科学技术学院 上海市数据科学重点实验室电磁波信息科学教育部重点实验室, 上海 200433)

<sup>2</sup>(卫星海洋环境动力学国家重点实验室 (国家海洋局第二海洋研究所), 杭州 310012)

**摘要:** 在石油勘探、开发炼制及运储过程中, 由于意外事故或操作失误, 造成原油或油品从作业现场储器里外泄, 溢流向地面、水面、海滩或海面, 同时由于油质的不同, 形成薄厚等一片膜这现象称为溢油. 大范围的海上溢油往往会对数个国家的生态、社会以及经济带来严重影响. 本文基于卫星遥感数据, 将变化检测引入海上溢油的问题中, 研究实现对比了多个变化检测算法, 最终实现了一个变化检测的溢油检测系统. 实验表明, 变化检测能有效地减少因地地理位置、光照条件因素的影响, 泛化能力显著地强于单幅图的分类方法, 文章提供的系统能有效地将油区与水面、轻油区域与重油区域分割.

**关键词:** 溢油检测; 变化检测; 机器学习

## Change Detection Algorithm Based on Satellite Remote Sensing Images

ZOU Yang-Xiu<sup>1</sup>, CHI Ming-Min<sup>1,2</sup>

<sup>1</sup>(Shanghai Key Laboratory of Data Science, Key Laboratory of EMW Information, School of Computer Science, Fudan University, Shanghai 201203, China)

<sup>2</sup>(State Key Laboratory of Satellite Ocean Environment Dynamics, Hangzhou 310012, China)

**Abstract:** In the process of oil exploration, development, refinement, transportation and storage, due to accidents or operational errors, the leakage of crude oil or oil products from the reservoir will flow to the ground, water, and the beach or sea. As the different thickness of oil, the leakage forms a film, the phenomenon is called oil spill. Large-scale oil spills often has a serious impact on national ecology, society and economy. Based on the satellite remote sensing data, this paper introduces the change detection into the problem of marine oil spilling, comparing several change detection algorithms with each other, and accomplishes an oil spill detection system. Results show that, the change detection can effectively reduce the impact of geographical location and lighting conditions, and it has a stronger generalization ability than the classification methods trained on single image. The research also shows the new method can effectively separate the sea water region with light oil or heavy oil region.

**Key words:** oil spill detection; change detection; machine learning

## 1 引言

溢油是指液态石油烃在人类活动干扰下, 被释放到环境中的一种污染形式, 并且通常适用于海上泄漏. 溢油的原因可能是油井、海上平台、钻机或者邮轮发生了原油泄漏, 或者是大型船舶排放、泄漏的精炼石油产品及副产品, 或任何油性垃圾或废油的泄漏. 海上溢油事件往往带来严重的环境、社会、经济后果. 尽管近年来多起溢油事故引起了媒体的强烈关注, 但是面对国

际贸易的增长, 海洋石油漏油事件依旧持续发生.

由于溢油可能产生的严重损害, 科学家们一直希望能尽量将泄漏控制在最小的范围内, 因此试图及时发现海上溢油. 然而海上溢油事件发生的位置往往在远海, 远离海岸线. 在此情况下, 利用遥感卫星能从高空俯瞰地球表面的强大能力, 使用、处理卫星遥感图像的溢油检测便应运而生. 因此, 一个顽健的自动溢油检测系统具有重要的实际和科学意义.

① 基金项目: 国家自然科学基金重点项目(71331005); 卫星海洋环境动力学国家重点实验室开放研究基金(SOED1509)

收稿时间: 2016-08-30; 收到修改稿时间: 2016-12-12 [doi:10.15888/j.cnki.csa.005864]

遥感(remote sensing)一词最早出现在1962年密执安大学等单位举办的第一届环境遥感学术讨论会上, 现已成为广受全球关注的高科技领域之一, 各国政府和科研机构都投入了巨大的资源对此进行研究<sup>[1]</sup>. 目前, 学界对遥感有诸多定义, 其中比较一致的是: 在远离被测物体或现象的位置上, 使用一定的仪器设备, 接收、记录物体或现象反射或发射的电磁波信息, 经过对信息的传输、加工处理及分析与解译, 对物体和现象的性质及其变化进行探测和识别的理论与技术<sup>[2]</sup>.

在过去的几年里, 科学家们利用各式各样的机载和星载合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)系统获取的高质量地球图像越来越多. 合成孔径雷达技术利用合成孔径原理, 实现高分辨率的微波成像, 作为一种主动的航天、航空遥感手段, 它具有全天时、全天候工作的特点, 在环境保护、灾害监测、海洋观测、资源勘查、精细农业、地质测绘和政府公共决策等方面有着广泛的应用, 目前已成为高分辨率对地观测和全球资源管理的重要手段之一. 由于合成孔径雷达的全天时全天候特性, 已经有不少学者将合成孔径雷达图像应用于溢油检测当中.

尽管有着种种优点, 合成孔径雷达也有其局限. 微波传感器的使用会受到其高昂费用的限制; 卫星巡回时间较长, 对特定地点的巡回频率较低; 合成孔径雷达图像是细长条带状, 对研究大面积地球观测, 如大面积的海上溢油等, 可能有所影响. 另外, 使用合成孔径雷达图像判断油层厚度仍然是一个问题.

与微波传感器相比, 尽管光学遥感图像面临着可能被云遮挡的问题, 但它却能轻易解决无法估计溢油厚度的问题, 甚至能判断泄漏的油的种类.

毫无疑问, 随着各国的光学地球观测卫星不断增多, 精度不断增加, 仅仅依靠专家的肉眼来判断海洋表面是否溢油将会变得越来越难以为继. 溢油检测需要将泄漏的影响控制在最小的范围内, 需要更高的自动化程度和更高的精密度, 因此, 一个快速、顽健的自动溢油检测技术是至关重要的. 目前, 针对光学遥感图像的处理经常使用的是面对单幅图像的一些模式识别技术, 如分类<sup>[4]</sup>、聚类<sup>[5]</sup>, 甚至还有目视解译.

然而, 特定日期的特定图像往往会受到诸多因素影响, 如拍摄时的相机与地面的角度、光照角度等, 甚至还包括一些会降低图像质量的因素(如含云量、噪声分布等). 因此, 面对不同时间的光学遥感图像的算法

就变得十分有意义, 而变化检测就是检测同一地理位置在不同观测时间下是否变化的一种技术.

我们首次将变化检测引入了遥感图像的溢油检测领域, 并进行了大量的探索研究.

## 2 变化检测

变化检测是发现和检测某个对象在不同时刻的差别的过程. 将新旧两幅照片进行对比以得出是否变化的结论, 这一想法是如此朴素, 以致变化检测被运用于研究中的时间不晚于20世纪70年代. 从那时起, 变化检测被持续运用在气象、地球物理和环境科学<sup>[2,3]</sup>, 但从未在漏油检测中使用.

变化检测对同一地点的两幅不同的图进行对比, 以观察该处的地表变化情况. 变化检测方法在1975年已经得到应用, 针对沙漠化问题的<sup>[6]</sup>便是一篇很早使用变化检测的文献.

目前的常用到的遥感图像变化检测方法通常都是基于像素级别的. 这些方法对每个像素的类别, 或者每个像素的光波波谱、声波波谱的变化情况, 进行处理, 得到变化情况. 变化检测算法可以分为两个阶段, 变化提取和变化标记. 在变化检测分析前, 需要对预处理好的图像进行特征提取, 计算基准图像和变化图像之间的距离.

在本文中, 我们总共使用了四个基本算法来提取信息.

对于两幅图像, 基准图像  $X_1$  和变化图像  $X_2$ , 如果我们将直接相减, 则可以的到一种最简单的距离, 简单差分(Simple Differencing):

$$D_{SD} = X_2^b - X_1^b, b=1, 2, \dots, N$$

其中  $N$  为图像的总波段数,  $X_1^b$  和  $X_2^b$  表示的是在  $T_1$  时间和  $T_2$  时间的两幅图像  $X_1$  和  $X_2$  的第  $b$  个波段.

与此同理, 我们还可以计算两幅图像的绝对距离(Absolute Distance):

$$D_{AD} = \sum_{b=1}^N |X_2^b - X_1^b|, b=1, 2, \dots, N$$

此外还有常用的欧式距离(Euclidian Distance):

$$D_{ED} = \sqrt{\sum_{b=1}^N (X_2^b - X_1^b)^2}, b=1, 2, \dots, N$$

以及卡方变换(Chi Square Transformation):

$$D_{CST} = \sqrt{\sum_{b=1}^N \left( \frac{X_2^b - X_1^b}{\sigma_b^{diff}} \right)^2}, b=1, 2, \dots, N$$

其中  $\sigma_b^{diff}$  表示的是简单差分结果的第  $b$  个波段的标准差。

后三种计算图像距离的方法,实际上已经将个波段的图像降维成一个矩阵,而之后变化标记的过程,也需要将这几种距离计算方式进行对比。

变化提取阶段只是实现变化检测的其中一步而已,在使用不同的变化检测算法时,我们只需要选取一种距离度量方法。

具体来说,变化检测算法十分多样。从是否有监督的角度上来说,变化检测可以简单地分为两类:有监督的变化检测和无监督的变化检测。有监督的变化检测与有监督的模式识别中的 SVM、人工神经网络等方法类似,它在训练过程中需要一定的先验知识,最常用的方法是分类后比较 (post-classification comparison)。而无监督的变化检测则直接或间接地对遥感图像进行处理,而不需要先验知识,包括图像差分(image differencing),图像比例测试(image ratioing),变化向量分析(change vector analysis)等。

### 2.1 分类后比较

分类后比较是变化检测方法中,最为“显然”的方法,该方法要求对已经分别独立完成了分类的图像进行比较。将分类后的结果按照时间的 T1 和 T2 进行编码后,分析师可以将地图中的变化组织成一个完整的变化矩阵,或者是组织成一张变化地图。此外,对分类结果的选择性分组,也允许分析师只注意其感兴趣的任意变化区域的子集。

分类后比较最大的好处是,因为对两个日期的数据分别进行分类,所以能最大限度地减少大气和传感器在两个时间之间的状态差异。然而,这种方法受到由分类的严重影响。不适当的分类算法或分类模型固然是导致结果的严重错误;合适的分类器也照样能产生极差的变化检测结果。

试想一下,如果变化检测所使用到的两幅图都经过地表覆盖物分类,那么不难发现,综合两个分类结果的变化地图,很可能只具有两幅图片分类的准确度相乘的积的精度<sup>[7]</sup>。例如,两个图像的分类结果可能都具有 80% 的精确度,然而变化后分类的正确率可能只有  $0.80 \times 0.80 \times 100\% = 64\%$ 。因为在任一日期错误都会影响到最终结果而不会被纠正,变化后检测可能产生大量错误的结果。文献[8]使用了分类后比较方法来监控俄亥俄州的土地利用的变化,在严格的定量评

估后,其作者说,大量的错误都与使用 Landsat 地表覆盖物数据和变化分析有关。

尽管有着不足之处,还是有许多专家学者注意到这种变化检测方法。文献[9]是其中一个比较显著的例子,其文章中将 1973 年和 1983 年获得的 Landsat 图像分类成五个森林演替类。通过分类,他们建立了一个十年间隔的类变化矩阵并计算了类之间的过渡率。

文献[10]先根据地面特征和场景的特色,手动地将图像进行分割,再使用分类后比较。然后,他们对每个日期的所有分割区块,使用有监督模式识别中的最大似然方法分类。他们的结论是,这种方法使他们能够避免一些分类时的明显错误。

### 2.2 图像差分

图像差分是最简单而最常用的变化检测方法。粗略地说,对于经过精确地理位置信息校准的两幅图(不妨假设基准图像为在 T1 时刻获取的遥感卫星图像 X1,而需要变化检测的图像为在 T2 时刻获取的图像 X2),对应像素的差值即为判断这个地点从 T1 时刻到 T2 时刻是否变化的参考标准。从最简单的情况来说,如果 X1 和 X2 这两幅图是“完美”的图像,则差为 0 的位置表明没有任何改变,而其余的像素则被认为已经改变。文献[11]在很久之前即使用过此方法,文中计算了标准差分植物指数(normalized difference vegetation indices, NDVI),并计算了差值。

但是显然,两幅经过校准的图像不可能是“完美”的,而研究其“不完美”则是本文的重点。本文使用图像差分方法,着重于比较各种距离测量方法以及各种阈值划分方法,最终将变化区域与未变化区域、有溢油覆盖与没有溢油覆盖区域分割开。

在图像差分方法中,阈值分割是一个十分重要的过程,文献[12]便提供了一个确定阈值的方法。他们在平均值的标准差基础上,选定了几个不同的阈值,并于用在变化检测上以评估它们的性能。文献[13]提出了一个经验衍生公式,它使用了在两个日期之间的可见/红外比率的差,并且以各个日期所有四个波段的响应和作为变化的测试。文献[14]则提出了一个技术,使得分析师在看到系统所展示的图像后,能够交互地设置阈值。

图像差分是变化检测中使用最广泛的技术,已经被使用在不同的地理环境中。文献[13]发现,尽管有许多细小的变化区域没有被检测出来,基于图像差分的

变化检测在得克萨斯州的海岸带环境上仍然可算是表现不俗. 文献[15]成功地将 Landsat 图像差分运用到了泰国北部的热带雨林覆盖变化上. 文献[16]则使用图像差分技术, 检测在热带雨林环境里由于轮作而带来的变化.

### 2.3 变化向量分析

变化向量分析方法将图像的光谱和时间信息转换为一个向量的大小和方向. 其最大优点是, 它可以同时分析所有数据层的变化.

例如, 当一片森林的林分改变时, 显然其波谱(光谱)也会随之改变, 而描述了其波谱从前一日期向后一日期变化的幅度和方向的向量, 就是谱变化向量. 如果计算出来的谱变化向量的幅度超过了一个规定的阈值标准, 就可以认为图像发生了变化; 而向量的方向, 则包含了变化种类的信息(如森林的皆伐与再生长). 这种方法曾被运用于爱达荷州北部的森林变化检测<sup>[17]</sup>.

第一个考虑了空间场景特征的自动变化向量分析的变化检测算法是 20 世纪 70 年代后期由密歇根环境研究所提出来的. 其中, 他们将多时间的 Landsat 数据集转化为由绿度和亮度表示的数据集, 变化后的数据集由一种称为 BLOB 的光谱/空间算法进行聚类.

文献[18]提出了此方法的一个实现, 它将光谱信息和普通的空间信息转换至极坐标空间, 分析各个波段的幅度的同时, 也研究了各个波段之间的关系. 在本文中也采用了此方法.

在本文中, 我们照例将两幅精确校准、定位的图像相减, 采用的是前文中提到的简单差分. 之后将差分图像转换为极坐标空间. 笛卡尔坐标系和极坐标系的转换公式如下:

$$X_{b,D} = \rho \left( \prod_{k=1}^{b-1} \sin \varphi_k \right) \cos \varphi_b, 1 \leq b \leq B-2$$

$$X_{B-1,D} = \rho \left( \prod_{k=1}^{B-2} \sin \varphi_k \right) \cos v$$

$$X_{B-2,D} = \rho \left( \prod_{k=1}^{B-2} \sin \varphi_k \right) \sin v$$

其中,  $\rho \in [0, +\infty)$ ,  $\varphi_k \in [0, \pi]$ ,  $b=1, 2, \dots, B-2$ ,  $v \in [0, 2\pi)$ .

之后, 我们便可以在极坐标空间下对图像进行分析.

## 3 实验

依照通常的机器学习流程, 我们把实验分成了数据获取, 数据预处理, 和基于变化检测的机器学习三个部分, 详见图 1.

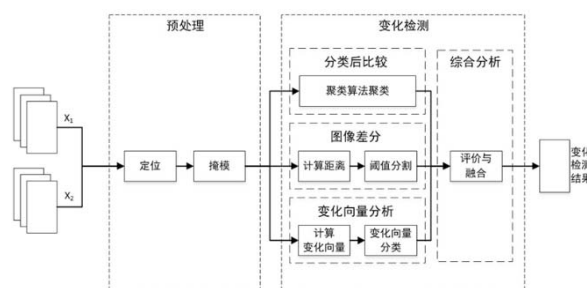


图 1 变化检测流程

### 3.1 数据描述

我们主要关注的是 2010 年发生于墨西哥湾的严重溢油灾难. 深水地平线漏油事故(Deepwater Horizon oil spill)从 2010 年 4 月开始, 发生在 28°44017.3000N, 88°21057.4000W, 到 2010 年 7 月 15 日封顶, 原油共泄漏了 87 天. 这事件被视为历史上最大的海上溢油事故.

我们收集并使用的数据来自四个不同的数据源, 一是中国的环境资源卫星 HJ-1A 和 HJ-1B, 二是美国国家航空航天局的陆地卫星(Landsat)计划的数据集, 另外还有欧洲航天局的 MERIS 数据, 以及美国的地球观测计划系列卫星的中分辨率成像光谱仪(MODIS)数据.

图 2 为环境卫星拍摄的 2010 年 5 月 10 日的墨西哥湾的伪彩色图像.

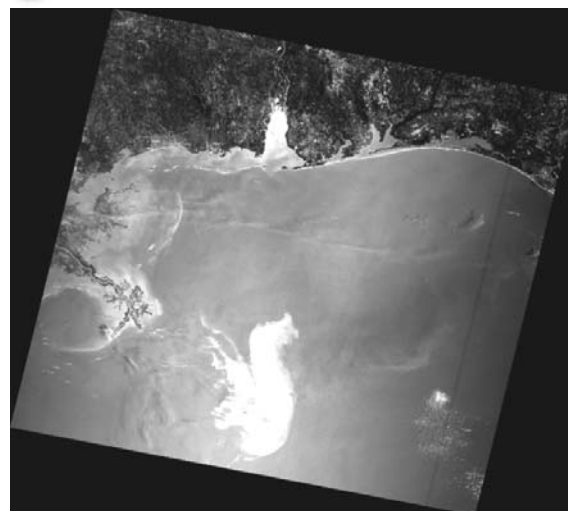


图 2 墨西哥湾溢油事件的伪彩色图

### 3.2 数据预处理

相对应的基准图像 X1 和变化图像 X2, 在变化检测分析之前, 需要经过精确的地理位置校准. 变化检测是将需要研究的点在不同时间的表现进行对比, 以研究这些点是否变化以及变化多少的. 因此将不同时间的同一个地理位置定位对应起来, 是一个不可缺少的步骤.

在实验中, 我们使用了遥感图像处理平台 ENVI(the environment for visualizing images)实现了所使用的图像的校准、定位过程.

另外, 由于溢油区域不可能延伸至陆地上, 地表信息变化过于频繁复杂, 而且卫星遥感图像包括的地理疆域十分广大, 这三个理由共同决定着, 对陆地部分进行掩膜处理是十分需要的.

图 3 为数据预处理后的结果举例, 从左至右分别为两幅环境资源图像和一幅 Landsat 图像的预处理结果.

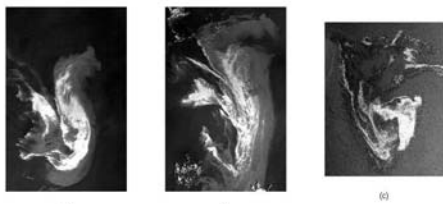


图 3 经过预处理的遥感伪彩色图

### 3.3 实验结果

为了说明变化检测的必要性, 我们使用了 SVM 算法作为对比. 我们使用 HJ0510 图像进行训练, 得到 SVM 分类模型, 并使用该模型进行分类: 单纯将溢油区域和无油区域区分的二分类时, 对原图像 HJ0510 分类的准确率有 99.29%, 然而对 HJ0512 图像分类的准确率只有 57.20%, 环境资源卫星的这两幅图已经十分清晰, 而且干扰较少的. SVM 分类的结果说明了, 使用普通的单幅图分类算法对溢油图像的像素进行分类时, 确实难以取得很好的结果.

#### (1) 分类后比较算法结果

作为一种有监督的变化检测方法, 分类后比较也被广泛地使用. 然而正如前文所述, 有监督的分类方法在遥感图像上的使用受到了限制. 在不同的图像上训练提取的特征并不能很好地迁移到另一幅图中; 而针对同一幅图来训练, 然后进行分类, 这种行为不能解决任何实际问题, 尤其是在图像数量、规模都迅速扩增的现在, 更不可能对每一幅图像都人工地分区域

地打上标签.

既然有监督的聚类受到了限制, 我们自然地将视线投向了无监督的聚类分析. 我们尝试了 K-均值算法、SOM 聚类算法、FCM 聚类算法, 并将这三种无监督的聚类算法的结果自动地打上标签. K-均值算法、SOM 聚类算法、FCM 聚类算法的准确率如表 1 所示.

表 1 三种聚类算法的准确率

	HJ0510	HJ0512	Landsat0501
k-means	99.97	100	94.61
SOM	0.13	100	1.54
FCM	99.96	100	42.42

表格中的结果带来了两个问题, 一是 k-均值算法的准确率过高了. 我们将环境资源卫星 2010 年 5 月 10 日的图像的 k-均值变化检测算法的结果输出出来, 并与图 3 进行对比. 尝试过程中, 我们发现, k-均值算法能很轻易地将重油区域聚成一簇, 却把轻油区域和海水区域聚成了另一簇. 从分类的角度来说, 我们感兴趣的是有溢油的区域, 被误分为“未变化”的轻油区域应当获得足够重视, 假阴性的“损失函数”应当要比假阳性的“损失函数”大, 因此, 我们还需要计算几个分类后比较算法的召回率, 结果见表 2.

表 2 三种聚类算法的召回率

	HJ0510	HJ0512	Landsat0510
k-means	35.51	30.52	47.59
SOM	0	15.58	0
FCM	37.20	34.05	71.51

从结果可见, 尽管 k-均值的“分类”准确率上的表现十分优秀, 但是召回率堪忧, 而 FCM 聚类算法在 Landsat2010 年 5 月 1 日数据上的较高召回率则是牺牲了准确率换来的.

表格中带来的第二个问题是 SOM 的. SOM 算法在环境资源卫星的 2010 年 5 月 12 日的图像上准确率十分不错, 但是其他的结果却表明这一算法并不能很好地运用在溢油检测上. 在之后的实验中, 我们也逐渐抛弃了这一算法.

#### (2) 图像差分算法结果

图像差分的思想是, 距离、图像的差越小, 表明这个点随时间变化小, 距离越大则变化越大, 甚至导致了分类的改变. 当然, 这些类别变化了点就是我们需要特别关注的点. 而为了比较距离的大小, 距离必须是一维的, 因此, 直接距离、欧式距离、卡方变换都适合图像差分方法.

计算完距离后,提取的特征实际上变为了对应于预处理结束后的图像的一个矩阵.而对于一维的点的分类,其实是一个阈值分割过程.在本文中,我们考虑了三个适合实现阈值分割的算法:k-均值算法、大津法和 KI 算法.

我们对环境卫星数据和 Landsat 卫星的溢油期间的三幅图进行了详细地标注,用以判断各个算法的准确率.我们也需要测试 3 种不同的距离度量方法和 3 种阈值分割算法所带来的影响.

首先我们对三幅不同的变化图像,将直接距离、欧式距离、卡方变换,以及 k-均值算法、大津法和最小误差算法交叉配合使用,并得出结果.从结果中,我们得出:

1) 两幅环境资源卫星的结果中,九种不同方法的结果差异并不大;但对于噪声更多的 Landsat 图像来说,结果的差异就十分明显.在两幅 Landsat 的直接距离上使用 k-均值算法,会将许多海水表面较为明亮的点视作变化了的点.而与此相反, KI 算法的结果则异常干净,几乎没有什么噪点;与此同时,一些原本应属于溢油区的点却被 KI 算法识别为“未变化”,这都是由于 KI 算法计算出的阈值更高.三种不同算法在不同的度量方式下,结果存在差异,却又难以认为进行评价.

2) 从预处理的结果图中可以看出,由于环境资源卫星的两幅图片中,重油区域与轻油区域的差异十分巨大,而轻油区域与无油区域之间的界限却十分模糊.在图像差分的结果中,我们可以发现同样的结果:3 种距离度量方法及 3 种阈值分割方法的 9 种组合,都不能很好地将轻油区域识别出来.

经过计算,图像差分算法在环境资源卫星的两幅图上的结果的正确率均能达到 99%以上,然而召回率却没有超过 40%,见表 3.

表 3 图像差分法计算溢油区域的召回率

		k-means	Otsu	KI
HJ-0510	AD	35.45	35.48	33.51
	ED	35.48	35.84	33.95
	CSD	36.07	35.48	33.63
HJ-0512	AD	30.31	31.5	23.69
	ED	30.16	30.92	23.52
	CSD	30.29	30.66	23.33
Landsat-0501	AD	62.23	45.19	29.58
	ED	47.6	48.01	33.88
	CDS	46.77	46.99	32.23

我们又尝试了图像差分法单独对重油的检测,正确率和召回率分别如表 4 和表 5 所示.

表 4 差分法计算重油区域的准确率

		k-means	Otsu	KI
HJ-0510	AD	83.29	81.86	88.08
	ED	83.14	82.3	86.92
	CSD	83.37	83.19	87.74
HJ-0512	AD	95.48	93.34	100
	ED	95.89	94.54	100
	CSD	95.52	94.91	100

表 5 差分法计算重油区域的召回率

		k-means	Otsu	KI
HJ-0510	AD	99.95	99.96	99.91
	ED	100	100	100
	CSD	99.9	99.9	99.88
HJ-0512	AD	89.59	91.02	73.34
	ED	89.55	90.52	72.8
	CSD	89.59	90.08	72.23

由表中可以看出,使用大津法对欧氏距离进行阈值分割的效果比较稳定.

由于以上实验,我们发现图像差分算法能够有效地将变化幅度足够大的点分离出来,却常常忽视了那些变化幅度不够,但是我们感兴趣的数据点.考虑到图像差分方法能够明显的区分出来,我们尝试了在保留图像差分算法的基础上,将变化向量分析也引入溢油检测中来.

由表中可以看出,使用大津法对欧氏距离进行阈值分割的效果比较稳定.

由于以上实验,我们发现图像差分算法能够有效地将变化幅度足够大的点分离出来,却常常忽视了那些变化幅度不够,但是我们感兴趣的数据点.考虑到图像差分方法能够明显的区分出来,我们尝试了在保留图像差分算法的基础上,将变化向量分析也引入溢油检测中来.

(3) 变化向量分析结果

在对极坐标内的点进行划分时,我们尝试了混合高斯模型和 k-均值算法两种,并将二者的结果进行了比较.我们认为,混合高斯模型的结果更加令人满意.Landsat 的 5 月 1 日的结果中,混合高斯模型的结果的召回率更高,更准确.环境资源卫星的 5 月 10 日的计算结果来说,油与非油的判断的正确率为 91.89%,而召回率也能达到 81.42%.

#### (4) 综合分析

从前文的多种尝试结果可知,在分类后比较、图像差分、变化向量分析的结果中,变化向量分析的结果的正确率和召回率最优,然而,我们也不想放弃分类后比较和图像差分的对重油区的良好划分。因此,我们在MATLAB平台上设计了一个算法,将使用到的方法进行融合。我们使用了AdaBoost算法,将k-均值算法、FCM聚类算法的分类后比较的分类器,使用大津法的图像差分的分类器,以及使用混合高斯模型的变化向量分析的分类器设计为AdaBoost算法的几个弱分类器,在环境资源卫星数据上进行测试后,推广到了其他三个我们所获得的数据集上。实验表明,综合分析方法在四个数据集上均比单幅图像上的分类算法表现优异,在图像质量较差的MERIS上,正确率能提高27%。

另外,为了提供一个运算速度足够快的变化系统,我们还提供了只使用图像差分和变化向量分析对图像进行分析的选择。例如,同时使用图像差分和变化向量分析,我们可以把环境资源卫星图片中的重油区、轻油区、海水区分开,见图4。

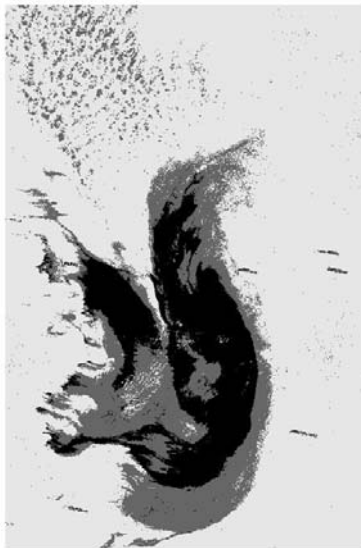


图4 环境资源卫星5月10日照片分类的结果

#### 4 结语

本文从现阶段光学遥感图像的溢油检测困难出发,将变化检测引入了溢油检测领域。我们动手研究实现了多种变化检测算法。又因为单一的变化检测算法的

结果不够理想,而将多种不同的变化检测算法,使用AdaBoost融合起来。实验表明融合的结果能够较为准确地将溢油检测问题中海水区、轻油区以及重油区分开来。

#### 参考文献

- 1 戴昌达.遥感图像应用处理与分析.北京:清华大学出版社,2004.
- 2 常庆瑞.遥感技术导论.北京:科学出版社,2004.
- 3 汤国安.遥感数字图像处理.北京:科学出版社,2004.
- 4 Del Frate F, Petrocchi A, Lichtenegger J, ed. Neural networks for oil spill detection using ERS-SAR data. IEEE Trans. on Geoscience & Remote Sensing, 2000, 38(5): 2282-2287.
- 5 Barni M, Betti M, Mecocci A. A fuzzy approach to oil spill detection an SAR images. Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1995. IGARSS'95. 'Quantitative Remote Sensing for Science and Applications', International. IEEE. 1995. 157-159.
- 6 Lamprey HF. Report on the desert encroachment reconnaissance in northern Sudan: 21 October to 10 November 1975. Desertification Control Bulletin, 1988.
- 7 Stow DA, Tinney LR, Estes JE. Deriving land use/land cover change statistics from LANDSAT: A study of prime agricultural land. International Symposium on Remote Sensing of Environment. 1980.
- 8 Gordon SI. Utilizing LANDSAT imagery to monitor land-use change: A case study in ohio. Remote Sensing of Environment, 1980, 9(3): 189-196.
- 9 Hall FG, Goetz SJ. Large-scale patterns of forest succession as determined by remote sensing. ecology, 1991, 72(2): 628-640.
- 10 Xu H, Young JAT. Monitoring changes in land use through integration of remote sensing and GIS. Geoscience and Remote Sensing Symposium, 1990. IGARSS'90. 'Remote Sensing Science for the Nineties'. 10th Annual International. IEEE. 1990. 957-960.
- 11 Banner A, Lynham TJ. Multitemporal analysis of LANDSAT data for forest cutover mapping: A trial of two procedures. 1981.
- 12 Nelson RF. Detecting forest canopy change due to insect activity using Landsat MSS. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 1983, 49(9): 1303-1314.

- 13 Weismiller RA, Kristof SJ, Scholz DK, et al. Change detection in coastal zone environments. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 1977, 43(12): 1533–1539.
- 14 Woodwell GM, Hobbie JE, Houghton RA, et al. Deforestation measured by LANDSAT: Steps toward a method. *Deforestation*, 1983.
- 15 Miller LD, Nualchawee K, Tom C. Analysis of the dynamics of shifting cultivation in the tropical forests of Northern Thailand using LANDSAT modeling and classification of LANDSAT imagery. 1978.
- 16 Singh A. Change detection in the tropical forest environment of northeastern India using Landsat. *Remote Sensing and Tropical Land Management*, 1986: 237–254.
- 17 Malila WA, Malila WA. Change vector analysis: An approach for detecting forest changes with landsat. 1980.
- 18 Bovolo F, Bruzzone L. A theoretical framework for unsupervised change detection based on change vector analysis in the Polar domain. *IEEE Trans. on Geoscience & Remote Sensing*, 2007, 45(1): 218–236.

[www.c-s-a.org.cn](http://www.c-s-a.org.cn)

[www.c-s-a.org.cn](http://www.c-s-a.org.cn)