

# 服务于赤潮高精度快速检测的决策树 RX 高光谱遥感算法

杨慧芳<sup>1,2</sup>, 马毅<sup>1,2</sup>, 刘荣杰<sup>2</sup>, 李晓敏<sup>2</sup>

(1. 山东科技大学, 山东 青岛 266590; 2. 自然资源部第一海洋研究所, 山东 青岛 266061)

**摘要:** 本文应用辽东湾鲅鱼圈研究区赤潮高光谱遥感数据, 针对互信息 RX(Reed-Xiaoli)和传统相关系数 RX 等单源算法赤潮检测结果不稳定, 可能出现漏检和误检的问题, 提出基于互信息和相关系数的决策树 RX 赤潮高精度检测模型, 结果表明: 与单源算法相比, 决策树 RX 算法赤潮高光谱遥感检测得到的 ROC 曲线较稳定; 与经典的非监督和监督遥感分类算法相比, 决策树 RX 算法的错分情况明显减少, 检测精度较高, 总体精度达 96%以上; 子空间划分得到的特征波段组合, 能够在不降低赤潮检测精度的前提下, 检测速度提高 3 倍; 耀斑抑制后数据 1 的特征波段组合赤潮检测总体精度提高了 1.82%。

**关键词:** 赤潮; 高光谱; 决策树; RX 算法; 子空间划分

中图分类号: TS254 文献标识码: A 文章编号: 1000-3096(2019)07-0023-09

DOI: 10.11759/hyxx20181205002

赤潮是一种暴发于特定海域环境下, 能够引起水色异常变化的海洋自然灾害。近年来, 由于水体富营养化日益严重, 赤潮暴发频率居高不下。赤潮不仅导致海洋生物缺氧死亡, 而且部分赤潮生物产生的毒素也会引起海域中生物死亡, 严重破坏海洋生态平衡, 毒素一旦通过食物链传递到人体内, 还会导致食品安全事件。因此, 开展赤潮有效监测具有重要意义。

赤潮暴发海域由于浮游植物的爆发性增值或高度聚集, 使得海水中叶绿素浓度异常增加, 在赤潮水体光谱 440~460 nm 和 650~670 nm 出现强吸收特征, 685 nm 附近出现赤潮特征荧光峰, 同时在 550nm 处由于悬浮颗粒的作用, 使得此处水体具有较强的反射特性。赤潮水体的吸收、反射和荧光等特性, 为赤潮光学遥感监测提供了物理基础。Tao<sup>[1-2]</sup>、Zhao<sup>[3]</sup>等学者<sup>[4-5]</sup>利用不同波段的遥感反射率(Remote sensing reflectance, Rrs)、吸收系数和离水辐亮度作差或比值构建赤潮检测指数, 以得到 Rrs( $\lambda$ )、吸收系数与叶绿素浓度三者之间的关系。Sasaki<sup>[6]</sup>通过遥感反射率和吸收系数研究赤潮水体和正常水体的光学差异时, 发现借助 589 nm 和 565 nm 处 Rrs 峰可以区分赤潮水体和正常水体。也有学者通过研究 MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) 荧光高度 (Fluorescence Line Height, FLH) 以及归一化荧光高度 (normalized Fluorescence Line Height, nFLH) 数据<sup>[7-10]</sup>, 发现 FLH 与叶绿素浓度、海表温度等的关系。但这些研究工作主要应用 MODIS、MERIS (Medium

Resolution Imaging Spectrometer) 和 SeaWiFS (Sea-viewing Wide Field-of-view Sensor) 等中等分辨率多光谱水色遥感卫星数据, 受到光谱分辨率低、波段少等条件的限制, 基于多光谱遥感的赤潮检测精度还不够高<sup>[11]</sup>。高光谱遥感具有波段多、光谱范围窄、波段连续等突出特点, 包含了丰富的空谱信息, 能够有效捕捉赤潮水体和正常水体的光谱差异, 使得赤潮高精度检测成为可能, 杨慧芳<sup>[12]</sup>、周刚<sup>[13]</sup>基于现场赤潮海水和正常海水的波谱数据, 采用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)开展赤潮高光谱遥感检测研究; Hu<sup>[14]</sup>提出了一种基于全连通深层卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)检测模型用于赤潮检测。但这些高光谱检测方法均采用监督分类算法, 监督分类算法需要训练样本作为先验信息, 而训练样本受人为主观因素影响较大。RX 算法作为一种非监督分类的目标异常检测算法,

收稿日期: 2018-12-05; 修回日期: 2019-01-30

基金项目: 国家自然科学基金重大项目课题“典型海洋目标多维高分辨光学遥感识别反演方法与应用验证”(61890964); 国家自然科学基金青年基金(41506204); 国家自然科学基金青年基金(61601133)

[Foundation: National Natural Science Foundation of China, Major Project “Multidimensional High Resolution Optical Remote Sensing Inversion Method and Application Verification of Typical Ocean Targets” (No.61890964); National Natural Science Foundation Youth Fund (No.41506204); National Natural Science Foundation Youth Fund (No.61601133)]

作者简介: 杨慧芳(1991-), 女, 河南商丘人, 硕士研究生, 主要从事遥感图像处理与应用研究, E-mail: 254756215@qq.com; 马毅(1973-), 通信作者, 男, 内蒙古锡林郭勒人, 研究员, 主要从事海岛海岸带遥感与应用研究, E-mail: mayimail@fio.org.cn

在没有任何目标光谱先验信息的情形下, 就可以实现异常目标检测<sup>[15-19]</sup>, 但其检测精度对阈值选取敏感, 发展基于不同相关关系矩阵的决策树 RX 算法可以抑制单源算法的漏检率, 有望提高赤潮高光谱检测精度。同时由于高光谱数据维度较高, 数据量大, 数据处理会耗费更长的时间, 利用子空间划分提取特征波段<sup>[20-21]</sup>可以实现高光谱数据降维, 减少数据量, 提高赤潮遥感检测速度, 有利于赤潮灾害应急响应。

互信息 RX 和相关系数 RX 等单源算法赤潮高光谱检测优势各异, 为了提高算法的稳定性, 本文提出了一种基于互信息和相关系数的决策树 RX 算法, 并将该算法与 K-means、SVM、最大似然法和最小距离法等 4 种经典算法赤潮检测结果进行比较, 以期获得高精度赤潮检测结果; 同时面向赤潮高光谱遥感快速检测的需求, 本文采用子空间划分进行赤潮高光谱数据特征波段提取, 分析基于特征波段赤潮高光谱遥感检测的加速比, 并分析海面耀斑对赤潮检测结果的影响。

## 1 数据和方法

### 1.1 数据

本文所用数据均由搭载了成像光谱仪 PHI(Push Broom Hyperspectral Imager)的中国海监飞机在渤海辽东湾鲅鱼圈海域获取的赤潮高光谱遥感影像, 影像光谱范围为 383.3~881.4 nm, 光谱分辨率优于 5 nm, 共 124 波段, 数据 1 获取时间为 2001 年 8 月 12 日, 赤

潮优势种为丹麦细柱藻, 影像数据大小为 500×300×124 个像元; 数据 2 获取时间为 2001 年 8 月 25 日, 赤潮优势种是红色中缢虫, 数据大小为 400×400×124 个像元。图 1 中 a 和 c 分别为数据 1 和数据 2 的赤潮高光谱数据假彩色图像, RGB 组合方式均为 R: 682.3 nm, G: 549.6 nm, B: 436.1 nm, 彩色合成影像是图像增强之后的效果, 其实是为了可视效果而经过了非线性变换得到的, 图像增强的结果带有主观评价性质, 还不能作为赤潮检测的定量依据。影像中包含赤潮水体和正常水体两类地物。在现场监测船观测资料和航空同步照片的辅助下, 形成了数据 1 和数据 2 赤潮空间分布图如图 1 中 b 和 d 所示, 作为赤潮高光谱遥感检测结果精度的验证资料。

### 1.2 研究方法

#### 1.2.1 决策树 RX 算法赤潮检测技术流程图

本文提出一种非监督决策树 RX 赤潮高光谱遥感检测算法, 基于互信息 RX 和相关系数 RX 对不同数据表现出的检测优势, 选择检测结果较大的作为决策树 RX 算法检测结果, 同时与非监督分类 K-means, 监督分类 SVM、最大似然法和最小距离法进行赤潮检测精度对比分析。并利用子空间划分的思想, 提取特征波段, 得到赤潮高光谱影像(Feature Band of red tide Hyperspectral image, FBH)。该算法流程如图 2 所示, 采用流程①进行决策树 RX 赤潮检测, 以期实现赤潮高光谱遥感数据高精度快速检测。最后通过流程②研究海面耀斑对赤潮检测结果的影响。

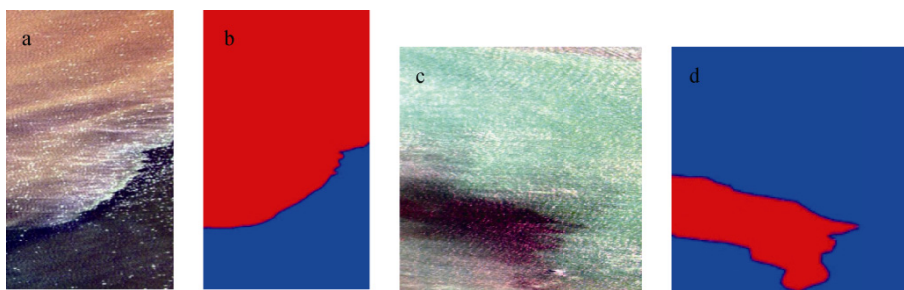


图 1 赤潮遥感数据

Fig. 1 Red tide remote sensing data

注: 子图 a, c 分别为数据 1、数据 2 赤潮假彩色图像; b、d 为数据 1、数据 2 赤潮验证图

#### 1.2.2 基于决策树 RX 赤潮检测算法

互信息和相关系数为两种表示相关关系的统计量, 将二者用于改进经典 RX 算法, 以提高 RX 算法检测精度, 但两种算法对不同数据表现出不同的检测优势, 为了提高算法检测稳定性, 本文综合互信

息和相关系数的赤潮检测结果, 提出决策树 RX 检测算法, 试图提高赤潮高光谱遥感检测精度。

假设赤潮高光谱遥感影像大小为  $m \times n \times L$ , 则每一波段包含  $Q = m \times n$  个像元, 将包含  $L$  维,  $Q$  个像元的数据表示为一个  $L \times Q$  的二维矩阵  $X = [x_1, x_2, \dots, x_Q]^T$ ,

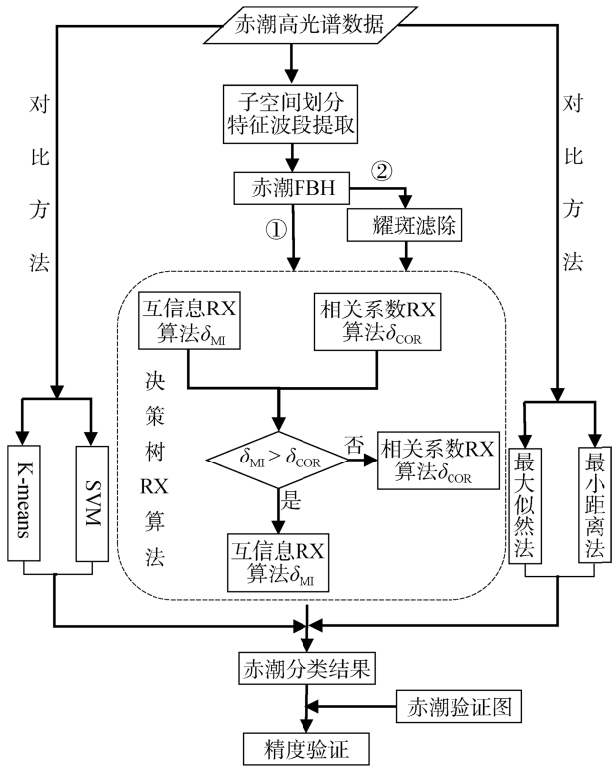


图 2 决策树 RX 算法赤潮检测流程

Fig. 2 Flow chart of red tide detection based on the decision tree RX algorithm

其中  $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{il}]$  表示每一个像元的光谱向量, 设  $H_0$  为目标不存在,  $H_1$  为目标存在<sup>[22]</sup>

$$\begin{cases} H_0: x = n & \text{目标不存在} \\ H_1: x = as + n & \text{目标存在} \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $x$  为待检测像元的光谱向量,  $n$  表示背景光谱向量,  $s$  为目标光谱向量,  $H_0$  成立时  $a=0$ , 表示目标不存在,  $H_1$  成立时  $a>0$ , 表示目标存在。相关系数 RX 算法表达式为<sup>[22]</sup>

$$\delta_{COR}(x) = \left( \frac{x}{\|x\|_2} \right)^T COR^{-1} \left( \frac{x}{\|x\|_2} \right), \quad (2)$$

$$COR(M, N) = \frac{Cov(M, N)}{\sqrt{Var(M)Var(N)}}, \quad (3)$$

式中:  $\delta_{COR}(x)$  为相关系数 RX 赤潮检测结果;  $COR(M, N)$  为赤潮高光谱数据中随机两波段  $M$  和  $N$  的相关系数矩阵。  $Cov(M, N)$  为随机两波段  $M$  和  $N$  的协方差;  $Var(M)$  和  $Var(N)$  为分别为随机单波段影像  $M$  和  $N$  的方差。

皮尔逊相关系数是最常用的一种相关系数, 但其仅用于表示线性相关关系, 并不能很好的表示变量间的非线性关系。不同于相关系数, 互信息 (Mutual Information, MI) 作为度量两集合间相关性的统计量。

不仅能表示线性相关关系, 也可以很好的衡量非线性关系。互信息 RX 算法表达式如下

$$\delta_{MI}(x) = \left( \frac{x}{\|x\|_2} \right)^T MI \left( \frac{x}{\|x\|_2} \right), \quad (4)$$

$$MI(M, N) = \sum_{m,n} P_{MN}(m, n) \log \frac{P_{MN}(m, n)}{P_M(m) \cdot P_N(n)}, \quad (5)$$

式中:  $\delta_{MI}(x)$  为互信息 RX 赤潮检测结果;  $MI(M, N)$  为赤潮高光谱数据中随机两波段  $M$  和  $N$  的互信息矩阵。  $P_{MN}(m, n)$  为赤潮高光谱数据中随机两波段  $M$  和  $N$  的联合概率密度;  $P_M(m)$  和  $P_N(n)$  分别为随机单波段影像  $M$  和  $N$  的边缘概率密度。

实验研究表明互信息 RX 算法和相关系数 RX 算法针对不同数据表现出的检测优势, 本文基于互信息 RX 算法和相关系数 RX 算法提出决策树 RX 算法, 表达式如下。

$$\delta_{RH}(x) = \max\{\delta_{MI}(x), \delta_{COR}(x)\}, \quad (6)$$

式中:  $\delta_{RH}(x)$  为决策树 RX 赤潮检测结果。

### 1.2.3 基于自动子空间划分赤潮高光谱特征波段提取方法

本文针对赤潮高光谱遥感数据维度高、数据量大、数据处理易产生数据冗余的问题, 提出自动子空间划分特征波段提取的方法。由于赤潮高光谱遥感数据相邻波段间具有不同程度的相关性, 使得互信息矩阵呈现出分块的特点。可利用互信息将全波段赤潮高光谱遥感数据划分为若干子空间, 然后在每个子空间内选择具有最大信息熵的波段作为特征波段, 使得到的特征波段之间相关性最小, 特征波段自身包含的信息量最多, 进而实现赤潮高光谱遥感数据降维。

$$MI = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & \dots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \dots & a_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \dots & a_{mm} \end{bmatrix}, \quad (7)$$

上式中的互信息矩阵是一个具有分块特征的矩阵, 取近邻可传递互信息定义为向量  $D=(a_{12}, a_{23}, \dots, a_{i, i+1}, \dots, a_{m-2, m-1}, a_{m-1, m})^T$ , 该向量可用于表示相邻波段间的相关关系。

假设一幅单波段影像为  $M$ , 变量  $m$  为影像  $M$  里的像素, 则其信息熵的表达式可表示为<sup>[23]</sup>

$$H(M) = - \sum_m P_M(m) \log P_M(m), \quad (8)$$

式中:  $P_M(m)$  为变量  $m$  的概率密度。信息熵是一种表示影像信息量的统计量。信息熵的大小代表影像信息的丰富度, 包含信息最丰富的影像可以称该影像具有最大信息熵。

对近邻可传递互信息向量  $D$  利用后向差分原理进行处理, 取极小值点作为子空间划分点, 共得到  $N$  个子空间划分点, 可以将全波段赤潮高光谱遥感数据划分为  $N+1$  个子空间。在每个子空间内选择具有最大信息熵的波段作为特征波段, 最终得到的赤潮 FBH 既保留了全波段赤潮高光谱遥感影像的特性, 又去除了数据冗余, 有望提高赤潮高光谱遥感检测速度。

## 2 结果与分析

本文算法基于互信息 RX 和相关系数 RX 在赤潮检测中表现出的不同优势进行决策树, 并通过 ROC 曲线来反映互信息 RX、相关系数 RX 和决策树 RX 算法等 3 种赤潮检测算法的检测性能; 同时开展非监督分类算法 K-means 和监督分类算法 SVM、最大似然法、最小距离法赤潮高光谱遥感检测实验, 对 5 种算法赤潮检测结果进行分析; 最后采用子空间划分的方法进行赤潮高光谱遥感影像特征波段提取, 分析特征波段提取对赤潮高光谱遥感检测速度的影响。

### 2.1 不同 RX 算法赤潮检测能力分析

受试者工作特征曲线(Receiver Operating Characteristic Curve, ROC)不仅能够较准确反映算法检测概率与虚警概率的关系<sup>[24]</sup>, 而且将不同算法 ROC 曲线同时绘制在同一坐标系中, 有利于直观的辨别不同算法赤潮检测效果的优劣。图 3 为互信息 RX、相关系数 RX 和决策树 RX 算法等 3 种算法分别对数据 1 和数据 2 进行赤潮检测的 ROC 曲线。ROC 曲线上越靠近左上角的位置, 赤潮检测效果越好, 图中采用互信息 RX 算法和相关系数 RX 算法进行赤潮检测, 检测效果各有优劣。其中左图 a 中浅绿色虚线表示互信息 RX 检测算法相比相关系数 RX 算法检测结果更靠近左上角位置, 说明采用互信息 RX 算法对数据 1 进行赤潮检测效果较好, 而右图 b 中浅蓝色虚线相关系数 RX 检测算法对数据 2 赤潮检测效果较好, 而采用本文算法对两组数据分别进行赤潮高光谱遥感检测, 检测结果均显示为图中红色实线, 表明本文提出的决策树 RX 算法进行赤潮高光谱遥感检测较为稳定, 检测效果较理想。

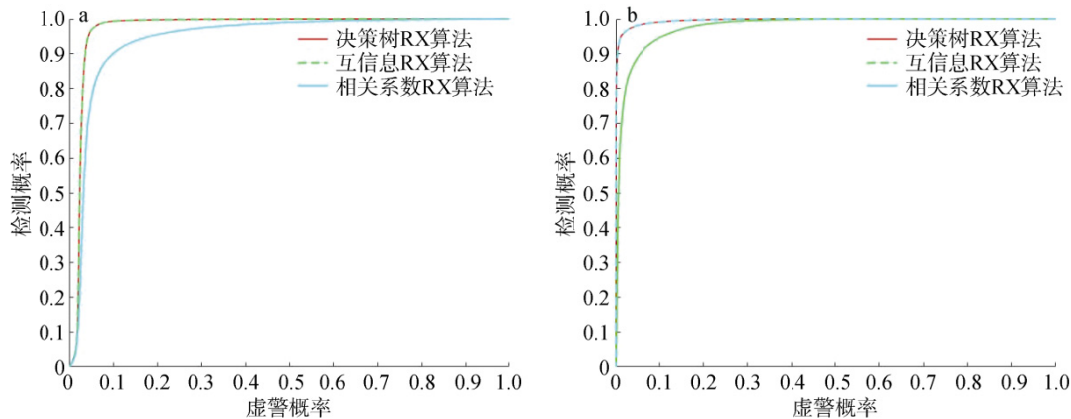


图 3 3 种赤潮检测算法的 ROC 曲线

Fig. 3 ROC curves of three red tide detection algorithms

### 2.2 基于融合 RX 算法赤潮检测精度分析

本文采用阈值法得到决策融合 RX 赤潮检测结果的最佳阈值, 对数据 1 和数据 2 进行赤潮高光谱遥感检测效果分析, 图 4 所示为数据 1 的决策树 RX 算法、K-means 和 SVM、最大似然法、最小距离法赤潮高光谱遥感检测结果。与验证图相比, 五幅赤潮检测结果图中均有不同程度的碎斑存在, 本应为赤潮水体的部分像元被错分为正常水体。而本文算法赤潮检测结果图中碎斑最少, 检测效果最好。最大似然

法赤潮检测效果次之, SVM 与最小距离法赤潮检测图中碎斑分布相似, K-means 赤潮检测图中碎斑最多, 检测效果最差。图 5 为数据 2 的 5 种检测算法得到的赤潮检测结果, 图中本应为正常水体的部分像元被错分为赤潮水体, 与图 4 中数据 1 检测结果类似, 本文算法赤潮检测结果图中碎斑最少, 赤潮检测效果最佳, 最大似然法次之, K-means 赤潮检测效果最差。由以上 5 种算法得到的数据 1 和数据 2 赤潮检测结果图表明本文算法进行赤潮高光谱遥感检测效果最佳。



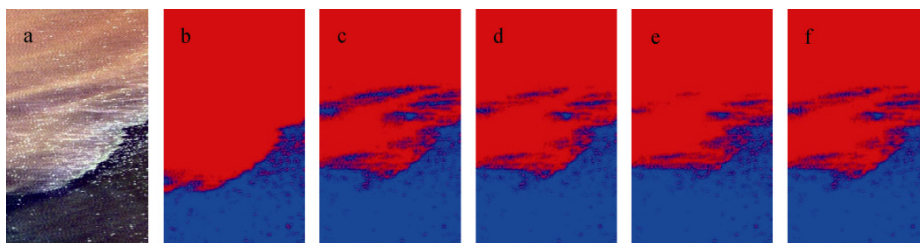


图 4 数据 1 赤潮高光谱检测结果

Fig. 4 Red tide hyperspectral detection results of data 1

注: a 为数据 1 假彩色图像; b—f 分别对应决策树 RX 算法、K-means 和 SVM、最大似然法、最小距离法等 5 种算法

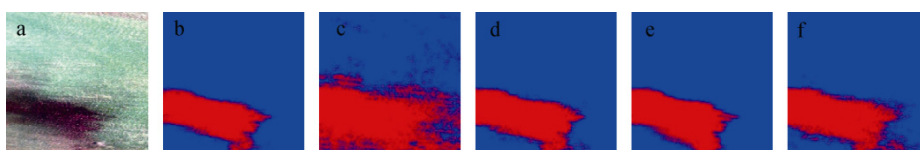


图 5 数据 2 赤潮高光谱检测结果

Fig. 5 Red tide hyperspectral detection results of data 2

注: a 为数据 2 假彩色图像; b—f 分别为决策树 RX 算法、K-means 和 SVM、最大似然法、最小距离法等 5 种算法

表 1 为数据 1 决策树 RX 算法、K-means 和 SVM、最大似然法、最小距离法等 5 种算法赤潮高光谱遥感检测精度。由表 1 中数据可知, 采用决策树 RX 算法赤潮遥感检测精度最高, 总体精度为 96.88%, 平均精

度为 95.95%, Kappa 系数达到 0.93。表 2 中数据 2 赤潮检测结果反映了本文算法总体精度和 Kappa 系数最高, 分别为 97.40%和 0.91。表 1、表 2 数据说明本文算法可以较可靠的实现赤潮高光谱遥感高精度检测。

表 1 数据 1 的 5 种算法赤潮检测精度分析

Tab. 1 Accuracy analysis of five algorithms for data 1 red tide detection

数据 1	融合 RX 算法	K-means	SVM	最大似然	最小距离
赤潮水体/%	98.60	85.69	89.22	88.21	88.86
正常水体/%	93.30	97.15	97.36	96.22	97.15
总体精度/%	96.88	89.37	91.84	90.79	91.52
平均精度/%	95.95	91.42	93.29	92.22	93.01
Kappa 系数	0.93	0.77	0.82	0.80	0.82

表 2 数据 2 的 5 种算法赤潮检测精度分析

Tab. 2 Accuracy analysis of five algorithms for data 2 red tide detection

数据 2	融合 RX 算法	K-means	SVM	最大似然	最小距离
赤潮水体/%	98.87	99.18	97.00	95.46	97.08
正常水体/%	90.63	73.58	96.62	97.25	93.13
总体精度/%	97.40	78.12	96.68	96.93	93.83
平均精度/%	94.75	86.38	96.81	96.36	95.11
Kappa 系数	0.91	0.50	0.89	0.90	0.81

### 2.3 基于特征波段的赤潮检测速度分析

通过对全波段赤潮高光谱遥感数据进行子空间划分并提取特征波段, 得到具有 29 个波段的数据 1 FBH, 33 个波段的数据 2 FBH。对两组数据的 FBH 分别进行波谱分析, 如图 6 为数据 1 和数据 2 的 FBH 与

全波段赤潮高光谱数据的波谱图, 其中黑线对应原始全波段数据, 红线代表 FBH。图中显示数据 1 丹麦细柱藻的荧光峰在 690 nm 附近, 数据 2 红色中缢虫荧光峰出现在 695 nm 附近, 两组数据 FBH 的波谱曲线都能与对应的全波段赤潮光谱曲线趋势一致, 能够较好的反映赤潮水体光谱曲线在 680~710 nm 出现的赤潮

特征荧光峰。说明两组赤潮高光谱数据均能够较好的

反映赤潮水体光谱特征，具有较好的保谱特性。

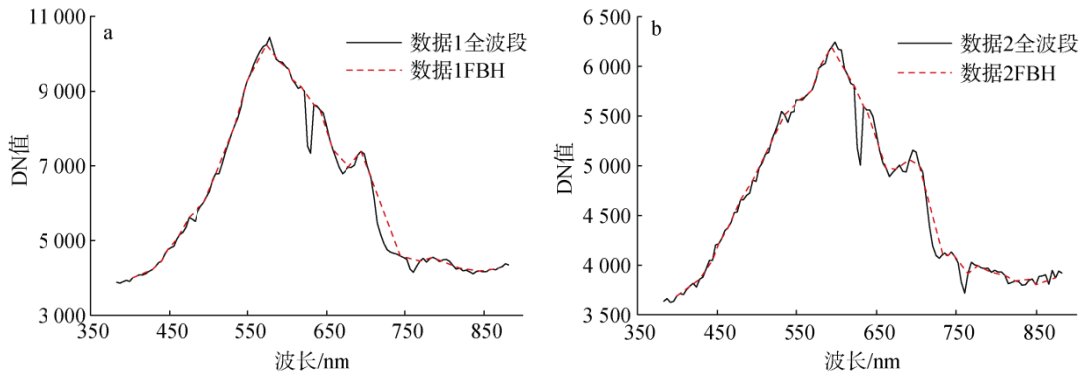


图6 FBH与全波段赤潮高光谱遥感数据波谱分析

Fig. 6 Spectral analysis of FBH and full-band red tide hyperspectral remote sensing data

基于决策树RX算法对两组数据的FBH与全波段赤潮高光谱遥感数据分别进行赤潮检测。由表3数据可知两组数据的FBH检测精度分别达到96.87%和97.18%，检测时间分别为103.86s和131.62s。与全波段赤潮高光谱遥感数据相比，检测精度并未因赤潮数

据量的骤减而减小；且FBH赤潮检测时间相比全波段减少了约1/3。表中各项指标表明特征波段在不降低赤潮高光谱检测精度的前提下，检测速度提高了3倍，说明互信息子空间划分特征波段提取在降低数据维度，减少数据量，提高赤潮检测速度方面具有可行性。

表3 FBH和全波段赤潮高光谱遥感检测结果

Tab. 3 FBH and full-band red tide hyperspectral remote sensing test results

指标	数据1全波段	数据1FBH	数据2全波段	数据2FBH
精度/%	96.88	96.87	97.53	97.18
时间/s	352.16	103.86	413.28	131.62

## 2.4 基于耀斑抑制的决策树RX算法赤潮检测

由图1中赤潮高光谱真彩色图像发现数据受到严重的海面耀斑影响，根据已有实验研究结果<sup>[12]</sup>，本文采用7\*7窗口的中值滤波对数据1FBH进行海面耀斑去除，并基于本文算法开展赤潮检测研究。图7中a, c分别为耀斑去除前后赤潮假彩色影像，RGB组合方式为R: 657.5 nm, G: 549.6 nm, B: 440.2 nm。bB, d为耀斑去除前后赤潮检测结果图。目视可以发现耀

斑去除后，检测结果图中碎斑明显减少，本应为正常水体的像元被错分为赤潮水体的情况明显较弱。

通过对比表4中耀斑去除前后赤潮检测结果，能够直观清晰的看出耀斑去除后赤潮检测精度整体得到提升。相比耀斑去除前，去除后赤潮检测总体精度98.69%，平均精度98.46%，Kappa系数0.97，赤潮像元和正常水体分别为99.11%，97.81。总体精度提高了1.82%，平均精度提高了2.51%。说明海面耀斑在一定程度上影响赤潮检测结果。

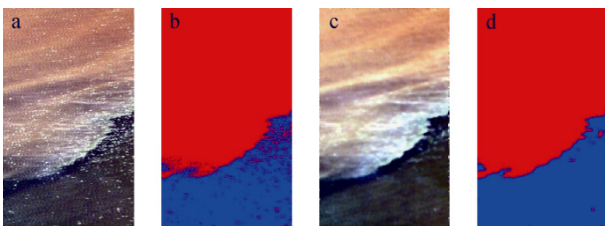


图7 耀斑去除前后赤潮检测结果

Fig. 7 Red tide detection results before and after the removal of glint

表4 耀斑去除前后赤潮检测结果

Tab. 4 Comparison of red tide detection results before and after the removal of flare

指标	滤波前	滤波后
赤潮水体/%	98.57	99.11
正常水体/%	93.33	97.81
总体精度/%	96.87	98.69
平均精度/%	95.95	98.46
Kappa系数	0.93	0.97

### 3 结论

针对互信息 RX 算法和相关系数 RX 算法等单源算法检测效果不稳定, 导致赤潮高光谱遥感检测漏检率较高的问题, 本文提出决策树 RX 算法, 基于两组高光谱数据开展赤潮检测实验。采用绘制 ROC 曲线的形式, 比较直观形象地比较互信息 RX、相关系数 RX 和决策树 RX 算法等 3 种算法赤潮检测效果的优劣。对决策树 RX 算法赤潮检测效果进行分析, 并与 K-means 和 SVM、最大似然法、最小距离法等 5 种算法赤潮检测效果从赤潮检测结果图中碎斑程度和检测精度两方面进行比较。为了克服赤潮高光谱遥感数据维度高, 数据量大, 数据处理难度大的难题, 提出子空间划分特征波段提取的方法, 实现赤潮高光谱遥感数据降维, 同时研究特征波段提取对赤潮高光谱遥感快速检测的加速比。并研究海面耀斑对赤潮检测结果的影像。主要结论如下:

(1) 由两组赤潮高光谱遥感检测实验结果的 ROC 曲线可知, 本文提出的决策树 RX 算法表现最佳, 与单源互信息 RX、相关系数 RX 算法相比, 两组数据的决策树 RX 算法得到的 ROC 曲线都是选择的两者中最高的曲线, 说明本文算法检测结果较稳定。

(2) 决策树 RX 算法与 K-means、SVM、最大似然法、最小距离法等 5 种算法对比, 检测结果碎斑较少, 错分情况较少, 分类精度较高, 数据 1 赤潮检测总体精度为 96.88%, Kappa 系数达 0.93; 数据 2 分别为 97.40% 和 0.91。

(3) 子空间划分得到的特征波段组合 FBH 能够在不降低赤潮检测精度的前提下, 检测速度提高 3 倍, 检测时间分别为 103.86s 和 131.62s; 且两组实验数据 FBH 的波谱图都能够较好的反映赤潮水体光谱特征, 具有较好的保谱性质。

(4) 基于 7\*7 窗口的中值滤波对数据 1FBH 进行海面耀斑去除。耀斑去除后, 检测结果图中被错分为赤潮水体的碎斑明显减少; 赤潮检测总体精度 98.69%, 提高了 1.82%; 平均精度 98.46%, 提高了 2.51%。说明海面耀斑在一定程度上影响赤潮检测结果。

#### 参考文献:

[1] Tao Bangyi, Pan Delu, Mao Zhihua, et al. Optical detection of *Prorocentrum donghaiense* blooms based on multispectral reflectance[J]. *Acta Oceanologica Sinica*, 2013, 32(10): 48-56.  
 [2] Tao Bangyi, Mao Zhihua, Lei Hui, et al. A semianalytical

MERIS green-red band algorithm for identifying phytoplankton bloom types in the East China Sea[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2017, 122(3): 1772-1788.  
 [3] Zhao Jun, Temimi M, Kitbi S A, et al. Monitoring HABs in the shallow Arabian Gulf using a qualitative satellite-based index[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2016, 37(8): 1937-1954.  
 [4] Ahn Y H, Shanmugam P. Detecting the red tide algal blooms from satellite ocean color observations in optically complex Northeast-Asia Coastal waters[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2006, 103(4): 419-437.  
 [5] Shanmugam P. A new bio-optical algorithm for the remote sensing of algal blooms in complex ocean waters[J]. *Journal of Geophysical Research: Oceans*, 2011, 116(4): 1-12.  
 [6] Sasaki H, Tanaka A, Iwataki M, et al. Optical properties of the red tide in Isahaya Bay, southwestern Japan: Influence of chlorophyll a concentration[J]. *Journal of Oceanography*, 2008, 64(4): 511-523.  
 [7] Gower J, King S. Use of satellite images of chlorophyll fluorescence to monitor the spring bloom in coastal waters[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2012, 33(23): 7469-7481.  
 [8] Hu Chuanmin, Feng Lian. Modified MODIS fluorescence line height data product to improve image interpretation for red tide monitoring in the eastern Gulf of Mexico[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2016, 11(1): 1-14.  
 [9] McKibben S M, Strutton, P G, Foley D G, et al. Satellite-based detection and monitoring of phytoplankton blooms along the Oregon coast[J]. *Journal of Geophysical Research C: Oceans*, 2012, 117(12): 1-12.  
 [10] Coronado-Franco K V, Selvaraj J J, Pineda J E M. Algal blooms detection in Colombian Caribbean Sea using MODIS imagery[J]. *Marine Pollution Bulletin*, 2018, 133: 791-798.  
 [11] Oh Seung-Yeol, Jang Seon-Woong, Park Won-Gyu, et al. A comparative study for red tide detection methods using GOCI and MODIS[J]. *Korean Journal of Remote Sensing*, 2013, 29(3): 331-335.  
 [12] 杨慧芳, 马毅, 胡亚斌, 等. 基于子空间划分和耀斑抑制的赤潮高光谱高精度快速检测研究[J]. *海洋技术学报*, 2018, 37(4): 10-16.  
 Yang Huifang, Ma Yi, Hu Yabin, et al. Hyperspectral high-precision and rapid detection of red tides based on subspace partition and glint suppression[J]. *Journal of Ocean Technology*, 2018, 37(4): 10-16.  
 [13] 周刚, 张曼祺, 李佳, 等. 基于 SVM 方法的航空高光谱赤潮信息提取与分析[J]. *应用海洋学学报*, 2014, 33(3): 440-446.

- Zhou Gang, Zhang Manqi, Li Jia, et al. Extraction and analysis of aviation hyperspectral red tide information based on SVM method[J]. *Journal of Applied Oceanography*, 2014, 33(3): 440-446.
- [14] Hu Yabin, Ma Yi, An Jubai. Research on high accuracy detection of red tide hyperspectral based on deep learning CNN[C]. *The ISPRS Technical Commission III Midterm Symposium on "Developments, Technologies and Applications in Remote Sensing"*, 2018, XLII-3: 573-577.
- [15] 赵春晖, 李杰, 梅锋. 核加权 RX 高光谱图像异常检测算法[J]. *红外与毫米波学报*, 2010, 29(5): 378-382. Zhao Chunhui, Li Jie, Mei Feng. Kernel-weighted RX hyperspectral image anomaly detection algorithm[J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, 2010, 29(5): 378-382.
- [16] Zhou Jin, Kwan C, Ayhan B, et al. A novel cluster kernel RX algorithm for anomaly and change detection using hyperspectral images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience & Remote Sensing*, 2016, 54(11): 6497-6504.
- [17] 史振威, 吴俊, 杨硕, 等. RX 及其变种在高光谱图像中的异常检测[J]. *红外与激光工程*, 2012, 41(3): 796-802. Shi Zhenwei, Wu Jun, Yang Shuo, et al. Anomaly detection of RX and its variants in hyperspectral images[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2012, 41(3): 796-802.
- [18] 徐钰明, 于平, 郭宝峰, 等. 基于决策级融合的 RX 高光谱影像异常检测算法[J]. *红外技术*, 2013, 35(6): 339-344. Xu Jueming, Yu Ping, Guo Baofeng, et al. RX hyperspectral image anomaly detection algorithm based on decision-level fusion[J]. *Infrared Technology*, 2013, 35(6): 339-344.
- [19] Khazai S, Mojaradi B. A modified kernel-RX algorithm for anomaly detection in hyperspectral images[J]. *Arabian Journal of Geosciences*, 2015, 8(3): 1487-1495.
- [20] 谷延峰, 张晔. 基于自动子空间划分的高光谱数据特征提取[J]. *遥感技术与应用*, 2003, 18(6): 384-387. Gu Yanfeng, Zhang Ye. Feature extraction of hyperspectral data based on automatic subspace partitioning[J]. *Remote Sensing Technology and Application*, 2003, 18(6): 384-387.
- [21] Amankwah A. Spatial Mutual Information Based Hyperspectral Band Selection for Classification[J]. *Scientific World Journal*, 2015, 2015: 1-7.
- [22] 赵永强, 潘泉, 程咏梅. 成像偏振光谱遥感及应用[M]. 北京: 国防工业出版社, 2011: 168-172. Zhao Yongqiang, Pan Quan, Cheng Yongmei. *Imaging polarization spectrum remote sensing and application*[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2011: 168-172.
- [23] Xie Li, Li Guangyao, Peng Lei, et al. Band selection algorithm based on information entropy for hyperspectral image classification[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2017, 11(2): 1-17.
- [24] 王晓晓, 陶立元, 赵一鸣. 受试者工作特征曲线的解读[J]. *中华儿科杂志*, 2015, 53(5): 369-369. Wang Xiaoxiao, Tao Liyuan, Zhao Yiming. Interpretation of receiver operating characteristic curve[J]. *Chinese Journal of Pediatrics*, 2015, 53(5): 369-369.



# Decision tree RX hyperspectral remote sensing algorithm for high-precision and fast detection of red tide

YANG Hui-fang<sup>1, 2</sup>, MA Yi<sup>1, 2</sup>, LIU Rong-jie<sup>2</sup>, LI Xiao-min<sup>2</sup>

(1. Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China; 2. First Institute of Oceanography, Ministry of Natural Resources, Qingdao 266061, China)

**Received:** Dec. 5, 2018

**Key words:** red tide; hyperspectral; decision fusion; RX algorithm; subspace partition

**Abstract:** In this paper, we apply the red tide hyperspectral remote sensing data of the Bayuquan Bay Research Area in Liaodong Bay. Because there is an instability in the red tide detection results of single-source algorithms such as mutual information Reed–Xiaoli (RX) and traditional correlation coefficient RX, and with the possible occurrence of problems such as missed and false detections, this study proposes a decision tree RX high-precision red tide detection model based on mutual information and correlation coefficient. The test results demonstrate that the ROC curve obtained by the decision fusion RX algorithm is more stable than that obtained by a single-source algorithm. As compared with the classical unsupervised and supervised remote sensing classification algorithms, a significant reduction in the misclassification of decision fusion RX algorithm is observed with higher detection accuracy. The overall accuracy of the decision fusion RX algorithm is more than 96%. The combination of feature bands obtained by the subspace partition can significantly increase the detection speed by three times without reducing the accuracy of red tide detection. The overall accuracy of the 1FBH red tide detection after the removal of the glint was 98.69%, indicating an increase of 1.82%.

(本文编辑: 丛培秀)