

# 基于多特征融合和软投票的遥感图像河流检测

张庆春, 佟国峰, 李勇, 高丽伟, 陈槐嵘

东北大学信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110819

**摘要** 河流是遥感图像中一种非常典型且重要的地理目标,对河流的自动检测在水资源调查及水利规划等方面有重大意义。在此提出了一种基于多特征融合和软投票方法的河流目标检测算法,该算法首先将图像分割成胞元,提取胞元的局部熵、纹理、光谱和颜色等特征,利用随机森林训练和分类,并利用基于形态学运算结合多判据投票法优化机器学习的粗检测结果,对优化后的粗检测结果利用水平集活动轮廓逼近河岸线。实验表明,该算法检测效果良好,对测试集的检测准确率达 97.44%,在复杂背景下可以有效检测出河流。

**关键词** 遥感; 河流检测; 随机森林; 多特征融合; 软投票; 几何活动轮廓

中图分类号 TP75

文献标识码 A

doi: 10.3788/AOS201838.0628002

## River Detection in Remote Sensing Images Based on Multi-Feature Fusion and Soft Voting

Zhang Qingchun, Tong Guofeng, Li Yong, Gao Liwei, Chen Huairong

College of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang, Liaoning 110819, China

**Abstract** River is a very typical and important geographical target in remote sensing images. The automatic detection of rivers is of great significance in water resources investigation and water conservancy planning. In this paper, a river target detection algorithm based on multi-feature fusion and soft voting method is proposed. The algorithm firstly divides the images into cells and then extracts the local entropy, texture, spectrum, and color feature of the cells. Random forest is used to train and classify. To optimize the rough detection result of machine learning, the morphology operation and the multi-criteria voting method is introduced. For optimized rough detection result, the level set active contour is used to approach the river shoreline. Experiments show that the proposed algorithm has a good detection effect, and the detection accuracy rate of test set reaches 97.44%. In addition, the river can be effectively detected in the complex background.

**Key words** remote sensing; river detection; random forest; multi-feature fusion; soft voting; geometric active contour

**OCIS codes** 280.4991; 150.0155; 150.1135; 150.4232

## 1 引 言

遥感图像中的河流检测对人类合理利用水资源有着重要的意义<sup>[1]</sup>。目前对河流目标的检测与识别主要基于以下三种图像:遥感图像、高光谱遥感图像<sup>[2]</sup>及合成孔径雷达(SAR)图像<sup>[3]</sup>。其中,高光谱遥感图像的分辨率较高,SAR图像能获得光学及其他目标特征信息。在民用领域,普通遥感图像的使用较为普遍,本文所提算法研究对象为利用 Google

Earth 软件获得的遥感图像。

目前,研究者们针对遥感图像的河流检测问题做了大量的工作,主要分为两大类:第一类是基于无监督的方法进行河流区域的检测,如朱丽娜等<sup>[4]</sup>利用 C 均值聚类和区域增长的方法检测河流区域的变化。但是该方法是一种迭代的方法,时间和空间成本较大,不具普适性。胡正磊等<sup>[5]</sup>采用小波边缘检测提取边缘,再用脊背线跟踪技术提取出河流边缘,但该方法的检测速度较慢。陈爱军<sup>[6]</sup>利用模糊

收稿日期: 2017-12-03; 收到修改稿日期: 2018-01-10

基金项目: 国家自然科学基金(61175031)、国家 863 计划(2012AA041402)

作者简介: 张庆春(1991—),男,硕士研究生,主要从事计算机视觉方面的研究。E-mail: 547116373@qq.com

导师简介: 佟国峰(1973—),男,博士,教授,博士生导师,主要从事计算机视觉、三维重建及遥感影像处理等方面的研究。

E-mail: tongguofeng@ise.neu.edu.cn(通信联系人)

式分类的方法先将原图像进行分类,然后利用最小近邻聚类算法对图像进行分类,最后根据图像的几何特性剔除虚假目标,实现了大中型河流的快速检测,这种检测方法虽然提高了时间效率,但是提取河流边缘不够精确。第二类是基于有监督的河流区域检测,如于晓升等<sup>[7]</sup>采用支持向量机(SVM)和测地线活动轮廓的方法提取出河流的轮廓,具有广泛的实用性,但是这种算法的粗提取结果仍有待提高。机器学习的发展,使得利用监督算法在河流区域的检测取得了更高的准确率<sup>[8]</sup>,但检测的精度还有提升的空间。

为了解决特征提取不够充分导致识别率低的问题,本文提出了结合局部熵、纹理、光谱和颜色的多特征融合特征提取方法。对胞元提取特征后利用机器学习训练和识别,但其初检结果往往存在一些误检点和漏检点,为了优化初检结果,本文提出了基于形态学处理优化结合多判据软投票的方法去除错误检测,优化河流轮廓后利用水平集活动轮廓逼近河岸线。经过大量实验,所提算法可以有效提高河流检测准确率、精确率和召回率,得到良好的河流检测结果。

## 2 遥感图像特征提取

本文将遥感图像分割成  $3 \times 3$  大小的胞元,以这些胞元为基本单位进行特征提取,提取的特征包括局部熵、纹理、光谱和颜色等。

### 2.1 局部熵特征提取

局部熵能够反映图像局部信息的丰富程度,它用窗口内的所有像素进行计算,因此对单个像素点的噪声不敏感,具有很好的抵抗几何畸变的能力。根据图像中各个像素点灰度分布的有序性,对于一幅  $M \times N$  大小的图像,设  $f(x, y)$  为图像的灰度函数,可知  $f(x, y) > 0$ , 定义<sup>[9]</sup>:

$$H_f = - \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N p_{xy} \log_2 p_{xy}, \quad (1)$$

为该图像的熵,其中  $p_{xy} = \frac{f(x, y)}{\sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y)}$ 。由泰勒展开可得到以下局部熵的计算公式:

$$H_f \approx - \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N p_{xy} (p_{xy} - 1) = 1 - \sum_{(x, y) \in (M, N)} p_{xy}^2, \quad (2)$$

对胞元提取其所有像素局部熵  $H_f$  的均值和方差便可得到二维局部熵特征。

### 2.2 纹理特征提取

遥感图像中河流区域的纹理变化小,具有一定的规律性和旋转不变性,并且对于噪声有较强的抵

抗能力。而非河流区域,纹理相对变化较大。由于 Gabor 小波具有良好的空间局部特性和方向选择性,能对图像多个尺度上的特征和局部特征进行提取,同时小波变换对光照不敏感,对于图像的旋转和变形具有一定的容忍度<sup>[10]</sup>。因此本文利用 Gabor 小波变换<sup>[11]</sup>对图像进行纹理特征的提取。用于提取图像纹理特征的二维 Gabor 函数为:

$$m(x, y) = |f(x, y)G_{\omega, \theta}(x, y)|, \quad (3)$$

式中  $G_{\omega, \theta}(x, y)$  为 Gabor 核滤波器组,  $\omega$  为 Gabor 函数的频率带宽,取  $\omega = 0.2$ ,  $\theta$  为 Gabor 核函数的方向,取  $\theta = 0^\circ$ 。由此便可得到胞元中 9 个像素形成的 9 维纹理特征向量。

### 2.3 光谱特征提取

光谱特征是一种地物区别于另一种地物的本质特征,遥感图像中河流区域亮度偏低,具有较大的连通区域,且不受图像旋转和平移变化的影响,故光谱特征可用于河流检测。实验中提取光谱特征的统计信息,其统计量包括灰度的均值和方差。对测量光谱取均值便得到一阶统计特征,这样可以避免大气扰动等因素带来的随机噪声。以均值为代表的一阶统计特征只能给出类别样本中心位置的统计估计,而二阶特征可以良好地反映各像素点之间的关系,本文提取的灰度方差体现了局部区域的灰度信息分布情况。统计的灰度均值  $m_f$  和方差  $\sigma_f^2$  分别为:

$$m_f = \frac{1}{MN} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x, y), \quad (4)$$

$$\sigma_f^2 = \frac{1}{MN - 1} \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N [m_f - f(x, y)]^2, \quad (5)$$

### 2.4 颜色特征提取

遥感图像的颜色包含了大量信息,是图像中稳健性最强的特征。所选取的同一高度下获取的遥感图像,河流区域颜色一般偏绿或偏黄,在颜色空间中表现出一定的规律性,提取的颜色特征包括颜色均值和方差。若用  $n$  表示待检区域的元素个数,用  $i$  表示红、绿、蓝(RGB)通道,用  $p_{i,j}$  表示待检区域中第  $i$  通道第  $j$  个像素的像素值,则第  $i$  通道的颜色均值为:

$$m_i = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n p_{i,j}. \quad (6)$$

用  $\sigma_i^2$  表示待检区域颜色通道像素的集散程度,则:

$$\sigma_i^2 = \frac{1}{n - 1} \sum_{j=1}^n (m_i - p_{i,j})^2, \quad (7)$$

### 2.5 特征归一化与融合

初步提取的局部熵、纹理、光谱和颜色特征数据

具有不同的数量级,为了使分类器更好地收敛并保证其性能,对数据进行归一化。归一化方法为将所有数据除以数据的最大值,并将数据映射到0~1之间,测试数据归一化时采用同样的数值。设  $\mathbf{x}$  为某个特征的所有取值组成的向量,  $x_i$  表示特征值,  $\max(\mathbf{x})$  表示特征向量  $\mathbf{x}$  的最大值,  $\bar{x}_i$  表示归一化数值,则:

$$\bar{x}_i = x_i / \max(\mathbf{x}). \quad (8)$$

用于河流检测的特征由相对独立的局部熵、纹理、光谱和颜色特征组成,可以通过直接串联的方式进行特征融合。若将每幅图像的特征直接融合,则每幅图像融合特征的维度总数为  $2+9+6+2=19$ 。本文定义融合的特征为  $F_{EGCI}$ 。

### 3 河流粗检测分类器

所提河流检测属于二分类问题,常用的分类器有随机森林(RF)分类器<sup>[12]</sup>、SVM分类器<sup>[13]</sup>、逆向传播(BP)神经网络分类器和 AdaBoost 分类器等。利用本文提取的特征,用多个分类器进行对比实验,最终选择分类效果最佳的分类器。实验环境为 Windows 10 操作系统,处理器为 Core™ i5-6500 (Intel 公司,美国),显卡为 GeForce GTX 960 (NVIDIA 公司,美国)。使用 Matlab 环境,SVM 分类器基于 libSVM 工具箱,SVM 分类器的类型为 C-SVM,惩罚系数  $c=1$ ,核函数的 Gamma 参数  $g=1$ 。RF 分类器基于 Matlab 机器学习工具箱,其中树的数目取 500。

### 4 河流粗检测结果优化

针对整幅遥感图像中的每个像素块,利用机器学习分类器进行检测,判断为河流区域的像素为白色,否则为黑色。检测后的遥感图像结果中存在一些误检的胞元(如图 1),包括河流区域的漏检点和非河流区域的误检点,因此需要采用后期优化的方法去除错误检测,提高整体检测正确率。

#### 4.1 基于形态学处理的优化

对粗检测的二值图像进行形态学处理操作,由于闭操作具有填充物体内部细小的空洞、连接邻近物体、在不明显改变物体面积的情况下平滑其边界的作用,针对预测结果的河流区域中的漏检点,可通过闭操作去除。粗检测结果中背景区域存在与河流相似的孤立细小胞元被判为河流的情况,而开操作可以消除细小的物体、在纤细点处分离物体、平滑较大物体的边界时不明显地改变其面积,可用于去除孤立

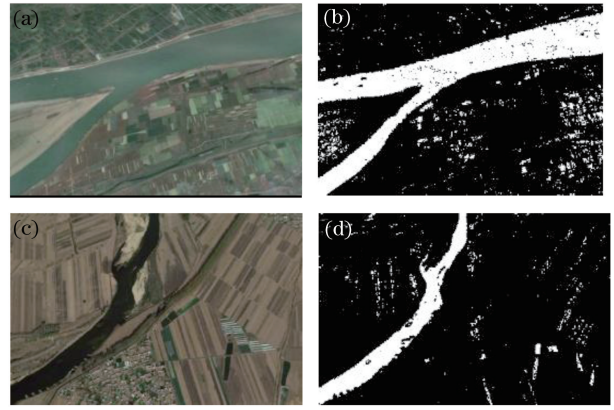


图 1 (a),(c)原始遥感图像;(b),(d)分类器粗检测结果  
Fig. 1 (a), (c) Original remote sensing images;  
(b), (d) rough detection results of classifier

误检点。随后,通过孔洞填充去除河流区域中存在的一些细小孔洞。实际上,河流区域具有较大的连通面积,而在预测为河流的各连通区域中,存在一些过小的孤立区域,所提方法可以去除这些噪声区域。

#### 4.2 基于多判据软投票的优化方法

经过形态学处理后,得到几个连通区域,这些区域可能还存在非河流区域没有剔除。本文利用各区域与河流区域的 RGB 颜色空间距离、角点分布差异及纹理相似度去除误检区域。

##### 1) RGB 颜色空间距离判据

为剔除误检区域,对判断为河流的区域进行重检测。对于待定区域  $q$ ,由(6)式求取其 RGB 颜色空间中各通道的均值向量  $m_{i,q}$  ( $i$  取 R,G,B),即得  $m_{R,q}$ 、 $m_{G,q}$  和  $m_{B,q}$ 。对面积最大的河流区域,为减小随机噪声带来的统计误差,随机抽取 5 个与待定区域面积相等的子区域,计算其颜色空间各通道的均值向量  $m_{i,p}$  ( $i$  取 R,G,B,  $p$  取 1,2,3,4,5),对  $m_{i,p}$  取平均得河流区域 RGB 颜色空间各通道均值  $m_i = 1/5 \sum_{p=1}^5 m_{i,p}$ ,即得  $m_R$ 、 $m_G$  和  $m_B$ 。在 RGB 颜色空间中,定义:

$$D_{RGB,q} = \sqrt{(m_{R,q} - m_R)^2 + (m_{G,q} - m_G)^2 + (m_{B,q} - m_B)^2}, \quad (9)$$

为待定区域与河流区域 RGB 颜色空间距离。若待定区域为河流区域,其在 RGB 颜色空间和河流区域的距离较小,故利用经指数函数处理的  $C_{RGB}$  作为判断其接近河流的判据:

$$C_{RGB} = 10^{D_{RGB,q}}. \quad (10)$$

##### 2) 角点分布判据

河流区域比较平坦,角点数量和复杂物体的边缘线较少,而背景区域正好相反。本文利用

MinEigen 角点检测算法提取遥感图像的角点,统计其各区域的角点数量。设  $N$  为待定区域的角点总数,  $S$  为区域的像素总数,则待定区域平均角点个数  $m_{\text{corner},q} = N/S$ ,同 RGB 颜色空间判据的计算方法一样,在面积最大的河流区域抽取 5 个等大区域得其均值  $m_{\text{corner}}$ ,计算其角点分布差异  $D_{c,q}$  和相应的角点分布判据  $C_c$  为:

$$D_{c,q} = \sqrt{(m_{\text{corner},q} - m_{\text{corner}})^2}, \quad (11)$$

$$C_c = 10^{D_{c,q}}, \quad (12)$$

若  $C_c > N$ ,则剔除该区域,经过实验统计 30 张照片的检测结果,当检测正确率最佳时,  $N = 2.2$ 。

### 3) 纹理相似度判据

根据(3)式求取待定区域的纹理特征,取其均值得到  $m_{\text{Gb},q}$ 。同颜色空间计算方法一样,在最大面积的河流区域随机选取 5 个等大区域得其均值  $m_{\text{Gb}}$ ,从而待定区域与河流区域纹理空间距离为  $D_{\text{Gb},q} = \sqrt{(m_{\text{Gb},q} - m_{\text{Gb}})^2}$ ,可得待定区域与河流区域在纹理特征空间的相近度判据为:

$$C_{\text{Gb}} = 10^{D_{\text{Gb},q}}. \quad (13)$$

### 4) 投票决策

综合以上判据,通过软投票的方法判断待定区域是否为河流区域,待定区域的最终投票函数为:

$$C = C_{\text{RGB}} + C_{\text{Gb}}, \quad (14)$$

式中  $C_{\text{RGB}}$  和  $C_{\text{Gb}}$  分别代表待定区域的 RGB 颜色空间距离判据和纹理相似度判据,将投票值  $C < T$  ( $T$  为投票最优阈值)的区域设为河流区域,其他区域给予剔除。经过对 30 幅图像进行实验,统计这些图像中河流区域和非河流区域的投票值,当  $T = 2.3$  时取得分割的最优值,因此,本文选取  $T = 2.3$ 。该值也可以根据遥感图像场景、分辨率等变化进行调整。

## 4.3 几何活动轮廓河岸线逼近

遥感图像的河流区域较为平滑,有明显的河岸线,可以用水平集的方法实现河流轮廓的精确提取。Li 等<sup>[14]</sup>提出的变分水平集函数,其初始化水平集函数是从目标区域中进行计算的,且不用重新初始化,计算结果有效。这种方法根据图像的能量对图像进行分割,其曲线的演化方程为:

$$\frac{\partial \Phi}{\partial t} = \mu \left[ \Delta \Phi - \text{div} \left( \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) \right] + \lambda \delta(\Phi) \text{div} \left( g \frac{\nabla \Phi}{|\nabla \Phi|} \right) + v g \delta(\Phi), \quad (15)$$

式中  $\Phi$  为水平集函数;  $t$  为迭代时间步长;  $\mu$  ( $\mu > 0$ ) 为一个控制参数,用来不断惩罚  $\Phi$  的偏差效果;  $\nabla$  为拉普拉斯检测算子;系数  $v$  为一个常量,若设定初

始轮廓在目标区域的外侧,则  $v$  取正值,若初始轮廓曲线在目标区域内部,则  $v$  取负值。在得到优化的河流区域后,将其在河流内部的轮廓线作为水平集的初始活动轮廓。

## 5 实验与分析

所采用的训练集是利用 Google Earth 软件获取的 500 幅河流区域和非河流区域图像,其并非单一数据来源,而是卫星影像与航拍的数据整合。在所研究的视野海拔高度为 3~30 km 的图像数据中,其来源主要为 Image CNES/Airbus,部分数据来源为 Image Landsat/Copernicus 和 Image DigitalGlobe。本文图像数据充分考虑各种环境下的遥感图像,河流区域图片包括多种类型,部分示例如图 2(a)所示。非河流区域包括各种环境,比如田野、森林、城市和山川等,如图 2(b)所示。

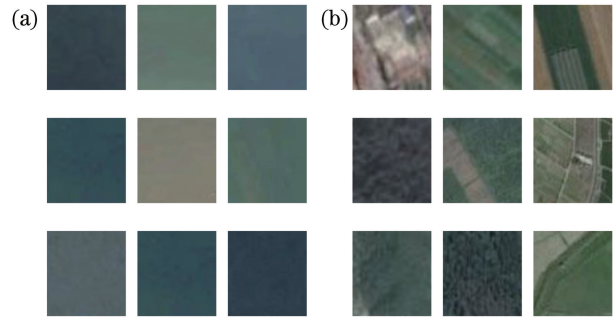


图 2 (a)训练集河流区域示例; (b)训练集非河流区域示例  
Fig. 2 (a) River area example of training set;  
(b) non river area example of training set

训练集图片为 Google Earth 2014 年的遥感影像,地点包括沈阳浑河流域、天津海河流域、黄河流域、长江流域及珠江流域,视角海拔高度为 3~30 km 范围,河流区域和非河流区域图片大小为 128 pixel × 128 pixel,分辨率为 120 dpi × 120 dpi,对训练集用 3 × 3 的滑窗遍历得到胞元,便可以产生大量的正负样本组成数据集。测试集为利用 Google Earth 软件获取的 50 幅完整遥感图像,包括河流、田野、森林、城市和山川等各种目标。遥感图像采集时间和视角海拔高度与训练集相同,在训练集所述流域的其他地点截图获得,其图像大小为 1200 pixel × 800 pixel,图像分辨率为 120 dpi × 120 dpi。

利用 RF 分类器训练时,依次对河流区域和非河流区域的胞元提取局部熵、纹理、光谱和颜色信息,构成 19 维的特征向量,利用 RF 分类器分类后得到模型。待检测遥感图像如图 3(a)所示,利用 RF 分类器得到的粗检测结果如图 3(b)所示,利用

基于形态学快速判断结合多判据软投票的优化方法处理后得到的检测结果如图 3(c)所示,经过水平集

活动轮廓处理后得到的趋近河岸线的检测结果如图 3(d)所示。

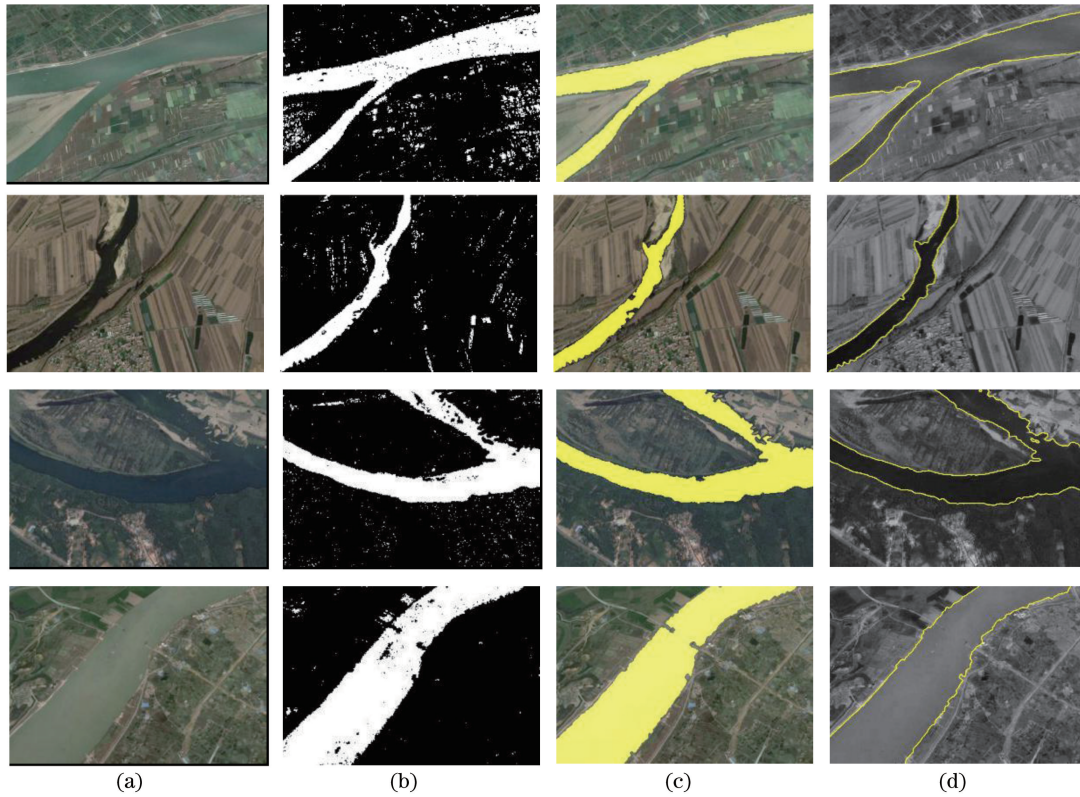


图 3 (a)原始遥感图像;(b)粗检测结果;(c)粗检测优化后的结果;(d)逼近河岸线结果

Fig. 3 (a) Original remote sensing images; (b) results of rough detection; (c) optimized results after rough detection; (d) results of approaching the river shoreline

为了定量地评价所提算法的性能,使用测试集进行测试实验,得出检测结果的准确率  $A$ 、精确率  $P$  和召回率  $R$ 。在判断为河流(正)的所有像素中,用  $T_P$  表示正确判断的像素数量,用  $F_P$  表示错误判断的像素数量;在判断为非河流(负)的所有像素中,用  $T_N$  表示正确判断的像素数量,用  $F_N$  表示错误判断的像素数量。据此可以得到  $A$ 、 $P$  和  $R$  的表达式如下:

$$A = \frac{T_P + T_N}{T_P + F_N + F_P + T_N}, \quad (16)$$

$$P = \frac{T_P}{T_P + F_P}, \quad (17)$$

$$R = \frac{T_P}{T_P + F_N}. \quad (18)$$

经过实验,统计 50 张图片检测结果的平均值得到粗检测结果优化前后河流区域检测正确率对比如表 1 所示。从表 1 中可以看出,初检结果的准确率为 95.46%,但是其精确率和召回率相对较低,这是因为存在大量的孤立误检点与漏检点。利用所提形态学处理法的快速判断结合多判据投票法去除误检

表 1 河流粗检测结果优化前后对比

Table 1 Comparison of river rough detection results before and after optimization

Process	Accuracy rate	Precision rate	Recall rate
Result of rough detection	95.46%	89.66%	83.02%
Result of optimization	97.16%	96.09%	86.78%
Approaching the river shoreline	97.44%	94.69%	92.96%

测后,大部分非河流区域的检测块被剔除,准确率和召回率均得到提升。最后利用水平集活动轮廓逼近河岸线,精确率为 94.69%,准确率和召回率分别提高到 97.44% 和 92.96%,证明了所提算法的良好性能。

所提取的融合特征包括纹理、局部熵、光谱和颜色,为了探索最适合本文特征的分类器,分别利用 SVM、RF、BP 神经网络和 AdaBoost 分类器对所提出的融合特征进行训练及分类测试,表 2 给出了不同分类器的粗检测结果对比。从表中可以看出,对于本文的融合特征,RF 分类器的初检效果优于其他分类器。

表 2 不同分类器粗检测正确率对比

Table 2 Correct rate comparison of rough detection between different classifiers

Classifier	A	P	R
SVM	94.52%	85.21%	81.68%
RF	95.46%	89.66%	83.02%
BP	92.48%	82.45%	80.44%
AdaBoost	93.56%	83.87%	81.12%

为了验证不同特征的提取对分类器粗检测结果的影响,利用测试集得到的性能指标如表 3 所示。对遥感图像胞元提取纹理和局部熵特征构成特征向量  $F_{EG}$ ,作为对比,提取局部熵、纹理、光谱和颜色信息得到融合的特征向量  $F_{EGCI}$ ,利用 RF 分类器训练后测试结果如表 3 所示。实验结果表明,本文中基于多特征融合的特征向量  $F_{EGCI}$ 的粗检测准确率相比纹理和局部熵构成的特征向量  $F_{EG}$ 提高了 3.29%,而精确率和召回率则分别提高了 10.98%和 7.82%,证明所提取的特征更适用于遥感图像河流检测。

表 3 不同特征粗检测效果对比

Table 3 Comparison of rough detection effect between different features

Feature	A	P	R
$F_{EG}$	92.17%	78.68%	75.20%
$F_{EGCI}$	95.46%	89.66%	83.02%

## 6 结 论

在遥感图像河流检测中,利用单一的特征训练分类器往往不能取得良好的识别效果,在此充分观察河流目标,提出了融合局部熵、纹理、光谱信息和颜色的特征提取方法,利用分类器分类得到了较好的初检结果。针对粗检测结果中存在的误检点和漏检点,利用基于形态学处理法的快速判断结合多判据投票法优化粗检测结果,随后利用水平集活动轮廓逼近河岸线。通过大量实验证明,所提算法能够在复杂背景下准确检测河流。但是,如何准确检测出干涸的河道,以及去除少数与河流区域特征接近的田野等目标仍有待研究。

## 参 考 文 献

- [1] Guan W J, Cao B, Wang X Y, *et al.* Comparison of river information extraction methods [J]. Yellow River, 2017, 39(2): 52-55.  
管伟瑾, 曹泊, 王晓艳, 等. 遥感信息提取方法比较 [J]. 人民黄河, 2017, 39(2): 52-55.
- [2] Fan L H, Lü J W, Deng J S. Classification of hyperspectral remote sensing images based on bands grouping and classification ensembles[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(9): 0910002.  
樊利恒, 吕俊伟, 邓江生. 基于分类器集成的高光谱遥感图像分类方法 [J]. 光学学报, 2014, 34(9): 0910002.
- [3] Wen J. Research on extraction of roads and rivers from high-resolution SAR image[D]. Changsha: Changsha University of Science & Technology, 2015: 1-5.  
文俊. 基于高分辨率 SAR 图像的道路和河流提取方法研究[D]. 长沙: 长沙理工大学, 2015: 1-5.
- [4] Zhu L N, Zhang J Q, Pa L. River change detection based on remote sensing image and vector[C]. Proceedings of the First International Multi-Symposiums on Computer and Computational Sciences (IMSCCS '06), 2006: 188-191.  
朱丽娜, 张建庆, 帕里. 基于遥感图像和矢量的河流变化检测[C]. 计算机和计算科学首届国际研讨会 (IMSCCS '06), 2006: 188-191.
- [5] Hu Z L, Sun J P, Yuan Y N, *et al.* River detection in SAR images based on edge extraction in wavelet domain and ridge tracing technique [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2007, 29(3): 524-527.  
胡正磊, 孙进平, 袁运能, 等. 基于小波边缘提取和脊线跟踪技术的 SAR 图像河流检测算法 [J]. 电子与信息学报, 2007, 29(3): 524-527.
- [6] Chen A J. Rapid detection of large rivers in high resolution satellite images: volume 3 [C]. Proceedings of 2010 International Conference on Remote Sensing (ICRS 2010), 2010: 322-325.  
陈爱军. 高分辨率卫星图象中大型河流的快速检测: 卷 3 [C]. 2010 遥感国际会议论文集 (ICRS 2010), 2010: 322-325.
- [7] Yu X S, Wu C D, Chen D Y, *et al.* River detection in remote sensing image based on multi-feature fusion [J]. Journal of Northeastern University Natural Science, 2012, 33(11): 1547-1550.  
于晓升, 吴成东, 陈东岳, 等. 基于多特征融合的遥感图像河流目标检测算法 [J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2012, 33(11): 1547-1550.
- [8] Su L, Wu J J, Pang D. Panoramic sea-sky-line detection based on improved active contour model[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(11): 1115003.  
苏丽, 吴俊杰, 庞迪. 基于改进主动轮廓模型的全景海天检测 [J]. 光学学报, 2016, 36(11): 1115003.
- [9] Zhou B Y, Zhao H W, Xiao Y, *et al.* Image feature description method based on local entropy[J]. Journal of Jilin University Engineering and Technology Edition, 2017, 47(2): 601-608.  
周保余, 赵宏伟, 肖杨, 等. 基于局部熵的图像特征

- 描述方法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2017, 47(2): 601-608.
- [10] Tong G F, Li Y, Liu N, *et al.* Mixed feature extraction and matching for large affine scene [J]. *Acta Optica Sinica*, 2017, 37(11): 1115003.  
佟国峰, 李勇, 刘楠, 等. 大仿射场景的混合特征提取与匹配[J]. *光学学报*, 2017, 37(11): 1115003.
- [11] Qiao Z J. Texture image retrieval based on Gabor wavelet transform[D]. Changsha: Changsha University of Science & Technology, 2006: 25-31.  
乔志杰. 基于 Gabor 小波变换的纹理图像检索[D]. 长沙: 长沙理工大学, 2006: 25-31.
- [12] Liaw A, Wiener M, Wiener T C, *et al.* Classification and regression by random forest[J]. *R News*, 2002, 2(3):18-22.
- [13] Zhang C C, Lin Z R. LIBSVM: a library for support vector machines[J]. *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology*, 2011, 2(3): 27.  
张治中, 林智仁. LIBSVM: 一个支持向量机库 [J]. *ACM 智能系统与技术*, 2011, 2(3): 27.
- [14] Li C M, Xu C Y, Gui C F, *et al.* Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation [C]. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2005: 8588904.