

# 高分影像复杂背景下的城市水体自动提取方法

王卫红 陈 晓 吴 炜 高星宇

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)

**摘 要** 城市水体分布信息对于理解城市水循环、热岛效应等地理现象具有重要意义。利用高分辨率影像进行水体提取和水体制图是常用的信息获取方式。由于城市环境背景复杂、高分影像光谱通道少以及水体在影像上分布比例不均匀等原因,将高分影像应用于水体自动提取仍存在较大难度。对此,基于国产高分影像发展一种面向复杂环境的城市水体自动化提取方法。首先,根据水体近红外通道灰度值较低的特征,自适应选取阈值进行分割,获取初始水体;其次,对初始水体进行缓冲以得到靶区域,使用高斯混合模型来表达其整体分布,通过改进期望最大算法估计水体类别分布参数后,使用最大似然法进行水体自动提取;在此基础上,针对粗提取水体中混杂阴影的问题,提出了融合特征方法去去除阴影,从而获得准确的水体提取结果。对上海市金山区的水体提取实验表明,使用所提方法可以有效提取实验影像中占比较小的水体结构,整体精度较目前常用的自动提取算法有明显提升。

**关键词** 城市水体提取,高斯混合模型,类别不均衡,改进 EM 算法,阴影去除

中图分类号 TP751 文献标识码 A DOI 10.11896/jsjcx.181001985

## Method of Automatically Extracting Urban Water Bodies from High-resolution Images with Complex Background

WANG Wei-hong CHEN Xiao WU Wei GAO Xing-yu

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

**Abstract** The distribution of urban water bodies is of great significance for people to understand the geographical phenomena such as the urban water circulation and the Heat-island Effect. It is common to obtain information by using high-resolution images for water extraction and water mapping. However, automatically extraction of water bodies by using the high-resolution images still is difficult for the complex background of the urban area, fewer spectral channels provided by the high-resolution images and the uneven distribution of water bodies in the images. This paper proposed an automatic extraction method of urban water bodies in complex background based on high-resolution images. First, adaptive threshold is selected for segmentation to gain the initial region of water, since water has a low gray value of the near infrared channel. Next, on the initial region, a buffering algorithm are used to obtain the target region of water extraction, and gauss mixture model and an expectation maximization algorithm is used to improve the distribution parameters of water. Then, the water bodies are extracted automatically using the maximum likelihood method with these parameters. As for the large number of shadow elements mixed in the rough extraction, a fusion features method is proposed to eliminate those noise points and obtain more accurate extraction result. The experiment results of water extraction in Jinshan show that the proposed method can effectively extract the structure of water bodies with small proportion in the experimental images, and perform well with high accuracy comparing to the commonly used automatic extraction algorithms.

**Keywords** Extraction of urban water bodies, Gauss mixture model, Class imbalance, Modified expectation maximization algorithm, Shadow removal

## 1 引言

水体变化是全球、区域和局部多个尺度生态环境演化综

合作用的结果,是环境演变以及人类活动的重要指示器<sup>[1-3]</sup>。因此,研究高精度水体信息对理解生态环境演变规律具有重要意义。遥感技术具有大面积同步观测能力,使得利用遥感

到稿日期:2018-10-25 返修日期:2019-01-25 本文受国家自然科学基金项目(61340058,41301473),浙江省自然科学基金重点项目(LZ14F020001)资助。

王卫红(1969—),男,硕士,教授,主要研究方向为图像图形处理、遥感与地理信息系统研究以及信息安全,E-mail:wwh@zjut.edu.cn(通信作者);陈晓(1994—),男,硕士生,主要研究方向为遥感与地理信息;吴炜(1985—),男,博士,讲师,主要研究方向为遥感信息提取;高星宇(1993—),男,硕士生,主要研究方向为遥感信息提取。

数据快速、准确地获取全球湖泊、河流信息成为可能,因而在全球生态环境监测、陆地水资源管理和湿地保护等多个方面的应用中发挥着重要作用<sup>[4-6]</sup>。一般来说,利用遥感影像进行水体识别和提取的机理是水体在近红外波段具有强烈的吸收作用,在遥感影像上表现为低反射率。根据实现方法的不同,水体提取技术可分成非监督方法和监督方法两类<sup>[7]</sup>。

非监督方法将水体的光谱特征作为先验知识自动融入到算法设计中,实现上一般采用水体指数结合阈值分割的方法。水体指数利用影像上水体与其他地物在不同遥感波段的光谱特征差异,通过波段间一定的数学运算,在增强水体信息的同时抑制背景信息。常用的水体指数,如归一化差异水体指数(Normalized Difference Water Index, NDWI),可以最大程度地削弱植被等非水体信息,从而达到突出水体信息的目的<sup>[8]</sup>,但其在城市水体提取过程中仍会混杂大量地物阴影;改进的归一化差异水体指数(Modified NDWI, MNDWI)在NDWI的基础上修正波段组合,能够减小土壤和建筑物对水体提取的影响<sup>[9]</sup>,提高了城市区域水体提取的精度。在最近的研究中,Wang等提出了一种多波段水体指数(Multi-Band Water Index, MBWI),将Landsat 8 OLI影像第3通道到第7通道的光谱信息进行组合,有效抑制了非水体特征,同时增强了地表水信息,并且能够消除阴影和黑暗聚集区域等低反射表面的干扰,从而更好地获取地表水测绘<sup>[10]</sup>。但该指数需要的波段信息较多,一定程度上限制了它的推广与使用。

监督方法通过人工预先从影像中选取一定数量的代表性样本,并据此训练分类器,通过比较不同地物在不同波段所表现出的波谱特征与水体的相似程度,实现影像上水体的自动识别与提取。目前,成功应用于城市水体提取的监督方法包括决策树算法、支持向量机(Support Vector Machine, SVM)以及深度学习算法。决策树算法通过构建的结合光谱特征和空间特征的决策树模型进行城市水体的提取,可获得较高的提取精度<sup>[11]</sup>。其不足之处在于该算法要求决策者对研究地区有充分的了解,主观认识的差异性也会对知识规则的建立造成冲突,从而影响分类精度。SVM在解决有限样本、非线性及高维模式识别问题时表现出了许多特有的性能,具有强大的泛化能力<sup>[12]</sup>,适合城市水体提取场景。但SVM的分类精度依赖于样本选取的质量以及区分度,需要消耗较多的人力和物力来选取样本,且具有较大的不确定性。深度学习是近年来发展迅猛的人工智能识别算法,为城市水体的提取提供了一种崭新的解决方案<sup>[13-14]</sup>。然而相比于计算机视觉图像,遥感影像像幅较大,直接采用深度学习算法进行目标识别存在目标子区不易确定、识别效率低下等问题<sup>[15]</sup>,需要将该

算法与其他方案联合使用。

受传感器光谱响应差异、光谱通道较少等因素的影响,将上述方法应用于高分影像,特别是城市这样复杂背景下的水体提取时,存在明显的错分与漏分问题。导致该问题的另一个重要因素是遥感影像为不同比例、均值和标准差的多种地物的混合。由于地物的灰度值密度分布具有复杂性和多样性,不同类别的地物在空间上可能存在相互交错甚至重叠的情况<sup>[16]</sup>,而无论是监督的还是非监督的提取方法,均假设各个类别之间存在明显的界限,能够通过阈值分割进行识别,因此当不同地物间存在明显的重叠或交叉时(如水体和阴影),该错误不可避免。

有限混合模型将遥感影像看成是不同比例、灰度值和标准差所构成地物的加权混合,借助期望最大(Expectation Maximization, EM)算法<sup>[17]</sup>估算每个类别的参数,描述地物光谱特征时充分考虑了光谱之间的重叠和混淆,因此更符合实际情况。但当影像中各类型地表覆盖分布不均衡,即地物类别之间所含像元数量相差较大时,EM算法分类的结果会将占总量比重较小的类别与其他比重较大的类别混淆在一起,从而降低分类精度。事实上,类别不均衡在遥感领域普遍存在,且在多数应用中,比重较小的类别所代表的部分恰恰是我们感兴趣的。因此,提高水体提取精度必须要解决城市环境中的类别不均衡问题。

针对高分影像城市复杂背景下水体提取应用的需要,本文发展了一种水体自动化提取方案。该方案的创新之处在于:1)通过自适应阈值分割以及缓冲算法形成了水体提取的靶区域,减小了水体与非水体像元数量的差距;2)改进了EM算法,解决该算法在处理不均衡类别时出现的偏向问题;3)发展了一种增强型阴影水体指数(Enhanced Shadow Water Index, ESWI),并将该指数与NDWI结合以形成融合特征,进一步实现阴影和水体信息的有效区分。

## 2 水体自动提取方法

本文方法分成3个步骤:首先,对高分影像近红外波段构建灰度直方图,根据直方图的形态特征自适应选取阈值并进行分割,获得初始水体区域;在此基础上,对初始水体区域进行缓冲,得到水体提取的靶区域,利用改进EM(Modified EM, MEM)算法对描述靶区域的高斯混合模型进行分解,估计各个组分的比例、均值和标准差,然后利用最大似然法提取水体;最后,针对提取的水体存在混杂阴影的问题,使用基于ESWI与NDWI的融合特征方法实现阴影去除,从而获得精确的提取结果。本文水体自动提取方法的模型如图1所示。

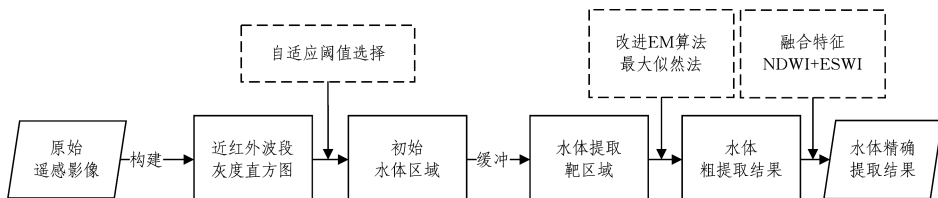


图1 水体自动提取方法的模型示意图

Fig. 1 Schematic diagram of water automatic extraction mode

## 2.1 初始水体区域及靶区域的提取

本文根据水体在近红外波段具有强吸收性、与其他地物光谱差异明显的特点<sup>[8,18]</sup>,选择近红外波段来构建灰度直方图。但由于类别不均衡,代表各类地物的像元数量差距较大,所构成的直方图无法形成可分辨的波峰波谷,甚至呈现出单峰状态,从而导致普通的阈值选择方法失效。针对该问题,本文参考 Rosin<sup>[19]</sup>提出的思路,实现对遥感影像单峰灰度直方图中阈值的自适应选取,具体方案如下。

1) 构建实验影像近红外波段灰度直方图。假设像元灰度值主体区间分布在  $[V_{\min}, V_{\max}]$  范围内,构造直方图:  $\mathbf{H} = [h(V_{\min}), h(V_{\min+1}), \dots, h(V_{\max})]$ , 满足条件:

$$h(V_i) = \frac{S(V_i)}{\sum_j S(V_j)} \times 100\%, j = \min, \min+1, \dots, \max \quad (1)$$

其中,  $S(V_i)$  表示灰度值为  $V_i$  的像元个数。

2) 自适应阈值的选择。连接直方图最大峰值点和起始段最后一个零点的直线为  $L$ , 则其定义为:

$$\mathbf{L}: (\max_{h(V_i)=0 \text{ and } h(V_{i+1}) \neq 0} V_i, 0) \rightarrow (\arg \max_{V_i} h(V_i), \max_{V_i} h(V_i)) \quad (2)$$

自适应阈值选择的效果如图 2 所示,选取直方图  $\mathbf{H}$  上横坐标范围为  $[\max_{h(V_i)=0 \text{ and } h(V_{i+1}) \neq 0} V_i, \arg \max_{V_i} h(V_i)]$  且与直线  $L$  距离最大的点所对应的灰度值  $V_i'$  作为阈值  $T$ 。

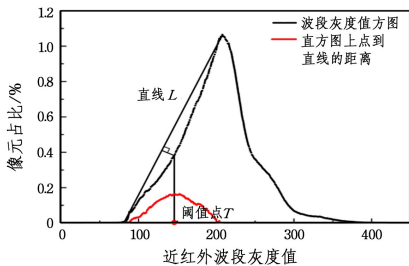


图 2 自适应阈值选择示意图

Fig. 2 Schematic diagram of adaptive threshold selection

3) 选择影像中所有灰度值小于阈值  $T$  的像元形成初始水体区域。此操作可筛除大部分确定的非水体地物像元,减小类别不均衡对接下来参数估计造成的影响。

4) 缓冲算法获得水体提取的靶区域。受高分影像地物复杂性的影响,步骤 3) 获得的初始水体遗漏较多。对此,本文对初始水体区域进行缓冲操作,从而得到水体提取的靶区域。根据水体区域与相邻像元具有较高相似度的特性<sup>[20]</sup>,被自适应阈值分割方法漏分的水体像元可被重新选择进入靶区域,因此靶区域可视为已涵盖影像中的所有的水体。

## 2.2 水体粗提取方法

考虑到靶区域是一个不同于地物重叠和混淆的混合模型,本文采用高斯混合模型来表达其整体分布,即使用有限个高斯分布的组合来逼近整体复杂的混合密度分布。一般采用 EM 算法来估算模型参数,EM 方法分为 E 步骤和 M 步骤。E 步骤根据待估参数的当前值直接估计概率密度的期望;M

步骤通过最大化该期望来更新参数的估计量,并将更新后的参数的估计量作为下一个 E 步骤的输入。两个步骤交替进行,逐步逼近各密度分布的最大似然函数的参数集。但当训练样本的类别不均衡时,EM 算法在分类器训练过程中会逐渐偏向权值较大的类,从而导致最终分类效果变差<sup>[21]</sup>。本文提出的 MEM 算法在训练分类器时,通过不断调整小样本的权重,解决了分类器的偏向问题,具体实现如下。

假定影像数据  $\mathbf{X}$  满足  $\mathbf{X} = [X_1, X_2, \dots, X_d]^T$ ,  $d$  表示遥感图像的维数,  $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_d]^T$  是  $\mathbf{X}$  的一个实例。另设该遥感影像实际含有  $K$  个目标类(影像地物类别,可由贝叶斯信息准则(Bayesian Information Criterion)得出<sup>[22]</sup>),每个目标类均服从高斯分布。根据高斯混合模型,  $\mathbf{x}$  的概率密度函数可以用这  $K$  个分布的加权和来近似:

$$P(\mathbf{x}|\theta) = \sum_{m=1}^K \alpha_m p(\mathbf{x}|\theta_m) \quad (3)$$

其中,  $\theta_m$  是第  $m$  类分布的参数,  $\alpha_m$  是各个成分分布混合的权重,即目标类的先验概率,满足条件  $\alpha_m \geq 0$ , 且

$$\sum_{m=1}^K \alpha_m = 1 \quad (4)$$

其中,  $\alpha_m$  的初始值定为  $1/K$ , 经过初始化均值向量  $\boldsymbol{\mu}$  和协方差矩阵  $\boldsymbol{\Sigma}_m$  后,第  $m$  个子高斯成分分布密度函数  $p(\mathbf{x}|\theta_m)$  可表示为:

$$p(\mathbf{x}|\theta_m) = \frac{\exp\{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}_m)^T \boldsymbol{\Sigma}_m^{-1}(\mathbf{x}-\boldsymbol{\mu}_m)\}}{(2\pi)^{d/2} |\boldsymbol{\Sigma}_m|} \quad (5)$$

对于给定的一组像元  $\mathbf{X} = \{\mathbf{X}^{(1)}, \mathbf{X}^{(2)}, \dots, \mathbf{X}^{(N)}\}$ , 定义其对数似然函数为:

$$\begin{aligned} H(\theta) &= \log p(\mathbf{X}|\theta) = \log \prod_{i=1}^N p(\mathbf{X}^{(i)}|\theta) \\ &= \sum_{i=1}^N \log \sum_{m=1}^K \alpha_m p(\mathbf{X}^{(i)}|\theta_m) \end{aligned} \quad (6)$$

推导可得参数  $\theta$  的最大似然估计为  $\hat{\theta}_{ML} = \arg \max_{\theta} \{\ln p(\mathbf{X}|\theta)\}$ 。MEM 算法通过交替进行执行 E 步骤和 M 步骤,迭代求取  $\hat{\theta}_{ML}$  的本地最优解。

1) 改进 E 步骤:首先分配各混合成分不同的系数,以获得新的权重。

$$\tilde{\alpha}_m' = r_m \times \alpha_m, m = 1, 2, \dots, K \quad (7)$$

其中,  $r_m$  表示分配给第  $m$  个高斯子成分的系数,比例满足:

$$\frac{r_1}{\alpha_K} = \frac{r_2}{\alpha_{K-1}} = \dots = \frac{r_K}{\alpha_1} \quad (8)$$

仍需服从约束条件  $\sum_{m=1}^K \tilde{\alpha}_m' = 1$ , 进行归一化操作后得到真正的权重  $\tilde{\alpha}_m'$ :

$$\tilde{\alpha}_m' = \frac{\tilde{\alpha}_m'}{\sum_{m=1}^K \tilde{\alpha}_m'} \quad (9)$$

再引入数据  $W_{mn}$ , 该数据表示第  $n$  个像元属于第  $m$  类的后验概率,即:

$$W_{mn} = \frac{\tilde{\alpha}_m p(\mathbf{X}^{(n)}|\theta_m)}{\sum_{m=1}^K \tilde{\alpha}_m p(\mathbf{X}^{(n)}|\theta_m)} \quad (10)$$

根据式(10),式(6)可转化为:

$$H(\theta) = \sum_{i=1}^N \log \sum_{m=1}^K \{W_{mn} \times \log[\tilde{\alpha}_m p(\mathbf{X}^{(n)} | \theta_m)]\} \quad (11)$$

改进 E 步骤在迭代过程中按照比例为每个高斯子成分分配系数并重新计算权值,使得在进行后验概率计算时各成分间的比例差距减小,从而缓解传统分类器在处理不均衡类别场景时的偏向问题。

2) M 步骤:根据迭代公式对参数进行更新。

$$\alpha_m = \frac{\sum_{n=1}^N W_{mn}}{N} \quad (12)$$

$$\boldsymbol{\mu}_m = \frac{\sum_{n=1}^N W_{mn} \mathbf{X}^{(n)}}{N\alpha_m} \quad (13)$$

$$\boldsymbol{\Sigma}_m = \frac{\sum_{n=1}^N W_{mn} (\mathbf{X}^{(n)} - \boldsymbol{\mu}_m)(\mathbf{X}^{(n)} - \boldsymbol{\mu}_m)^T}{N\alpha_m} \quad (14)$$

重复迭代,直至参数收敛或对数似然函数收敛。

通过 MEM 算法得到各类别(每一个子高斯成分相当于一个类别)的最大似然参数后,可逐点从靶区域中读入像元  $\mathbf{x}$ ,通过式(5)计算  $\mathbf{x}$  属于类别  $m(m=1,2,\dots,K)$  的后验条件概率密度值  $p(\mathbf{x}|\theta_m)$ ,将  $\mathbf{x}$  归属于  $p$  为最大的类别。

在实验中, $\mathbf{x}$  的特征除了光谱信息外,还有 NDWI 值,这样可根据以下先验知识来选择表征为水体的类别,从而较准确地从靶区域中提取出类水体部分:1)水体像元近红外波段的灰度值均值小,蓝波段和近红外波段的亮度差值较大;2)实验高分影像中水体 NDWI 的均值在 0.2 左右。但在城市这种复杂环境下,还需对粗提取出的类水体结果做进一步处理,特别是需要去除阴影所带来的精度干扰<sup>[23-24]</sup>。

### 2.3 水体精确提取方法

一般来说,阴影只有反射光和散射光的照射,并且随着波长的增加,照射到阴影的光线急剧减少,所以蓝光和绿光在阴影区域内的相关性不大<sup>[25]</sup>,因此,可利用这两个波段的差值运算或比值运算突出阴影和非阴影部分的差别,从而有效提取阴影信息。另外,实验表明,水体像元近红外波段灰度值的均值小于阴影,且标准差更小。根据以上事实,本文在阴影水体指数 SWI (Shadow Water Index)<sup>[26]</sup> 的基础上,构建增强型阴影水体指数模型 ESWI (Enhanced Shadow Water Index),表达式如下:

$$ESWI = \frac{B_1(B_1 - B_2)}{B_1 + B_2} \quad (15)$$

其中, $B_1, B_2$  和  $B_1$  分别表示影像中的蓝波段、绿波段和近红外波段的灰度值。实验表明,阴影像元的  $B_1 - B_2$  差值运算结果与水体像元存在较明显的差异,比值计算和  $B_1$  乘积运算则进一步强化了两者的区分度。可利用迭代最佳阈值法求得的阈值  $T_E$  进行分割,ESWI 值大于  $T_E$  的像元属于阴影像元,反之则为水体像元。使用 SWI 和 ESWI 分别对随机从粗提取结果中选择的样本进行分类,效果如图 3 所示,可以看出 ESWI 相较于 SWI 确实能够更有效地区分水体和阴影。

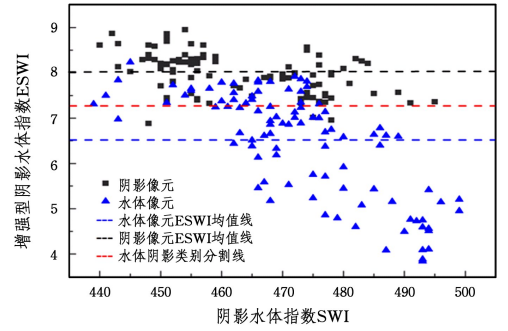


图 3 SWI 和 ESWI 区分水体和阴影的效果

Fig. 3 Distinction between water and shadow by SWI and ESWI

在 ESWI 的基础上,结合 NDWI 构建融合特征来去除粗提取结果中混杂的阴影,再借助形态学方法对提取结果进行后处理,消除因阴影去除造成的水体区域局部出现破碎、边缘锯齿化的问题,最终获得水体的精提取结果。

### 3 实验及分析

高分一号卫星装载了 2 台分辨率为 2m 全色/8m 多光谱的高分辨率相机和 4 台分辨率为 16m 的多光谱宽幅相机,多光谱数据空间的分辨率为 8m<sup>[27]</sup>。高分二号卫星是我国自主研制的第一颗民用光学遥感卫星,搭载了 2 台 1m 全色/4m 多光谱、幅宽 26 km 的对地成像相机,经过融合处理后可得到地面分辨率优于 1 m 的影像<sup>[28]</sup>。两者均可作为高精度土地基础数据采集的影像数据源。本文选取多幅上海市金山区高分一号、高分二号卫星的影像作为实验数据,如图 4(a) 所示,其中 1-3 行为高分二号影像,4-5 行为高分一号影像。实验影像包含丰富的地物类型,如建筑、湖泊、林地、农田、道路、草地、河流等,基本覆盖了城市所持有的地物,且湖泊、河流等表示水体的部分占整幅影像的比重较小。

本文人工标定水体区域并将其作为真值,然后对实验影像水体提取结果与解译结果进行逐像素对比,得到正确提取的水体像元样例数  $TP$ 、错误提取的水体像元样例数  $FP$ 、正确提取的非水体像元样例数  $TN$  和错误提取的非水体像元样例数  $FN$ 。样例总数记为  $N$ ,满足  $N = TP + FP + TN + FN$ 。使用统计结果计算总体精度  $OA = (TP + TN)/N$ 、反映水体漏检率的生产者精度  $PA = TP/(TP + FN)$ 、反映水体误检率的使用者精度  $UA = TP/(TP + FP)$  以及 Kappa(K) 系数:

$$K = \frac{OA - P_e}{1 - P_e} \quad (16)$$

$$P_e = \frac{(TP + FP)(TP + FN) + (TN + FN)(TN + FP)}{N \times N} \quad (17)$$

从而定量评价本文方法的提取精度。

本文首先对 MEM 算法的分类效果进行验证,然后选取水体指数法和 SVM 与本文所提方法开展对比实验。水体指数法采取 NDWI 和 SWI 相融合的方法<sup>[29-30]</sup>,即先使用 NDWI 进行水体信息的粗略提取,再通过 SWI 去除混杂在其中的非

水体部分。其中,SWI需要选定一个范围值,以在筛除阴影的同时,防止选入亮度差过大的非水体像元。SVM方法则先在影像内人工选取湖泊、河流和水道等水体像元样本,以及阴影、建筑、林地等典型的非水体像元样本,再分别计算正负样本的NDWI值,然后使用SVM分类器进行初步监督分类,针对分类结果中出现的明显问题进行检查和调整(例如,在容易出现分类错误的区域适当增加像元样本数量增加区分度),以进一步优化样本质量,当训练样本对分类结果无明显影响时停止调整,从而获得分类性能较优的分类器<sup>[31]</sup>。图4(b)和图4(c)是分别使用EM算法和MEM算法对4幅实验影像的靶区域进行分类的结果。通过分析可以得出:1)由于类别不均衡的存在,使用EM算法提取出的水体中混杂着大量的非水体信息,如光谱较暗的林地、草地以及道路等,而使用MEM算法提取时非水体减少得较为明显;2)无论是EM算法还是MEM算法,它们对阴影与水体之间的区分效果都十分有限。图5是通过不同方法提取城市水体的结果,其中黑色图斑为正确水体,红色图斑为误提部分,蓝色部分为漏提部分。

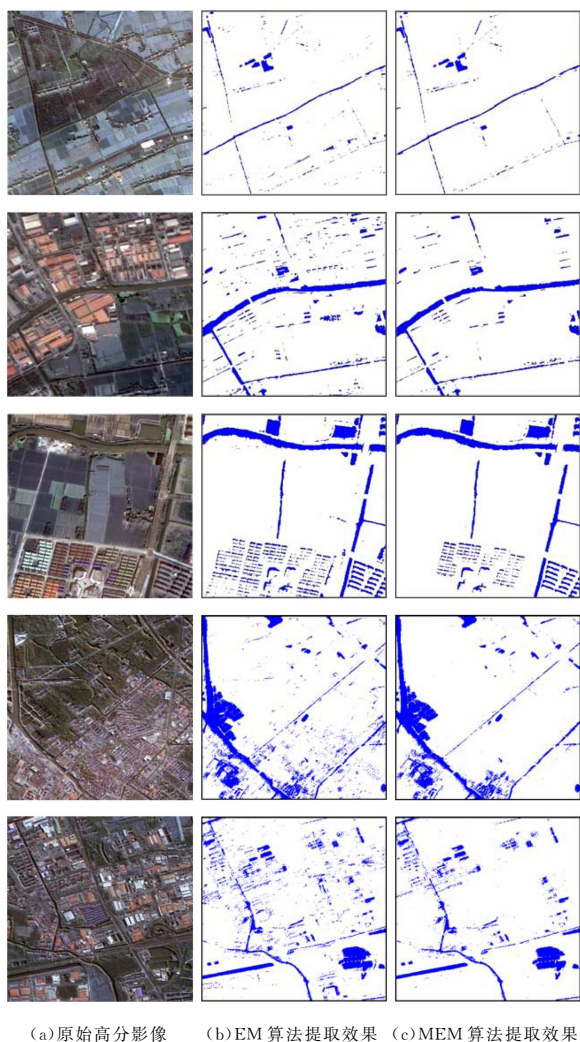
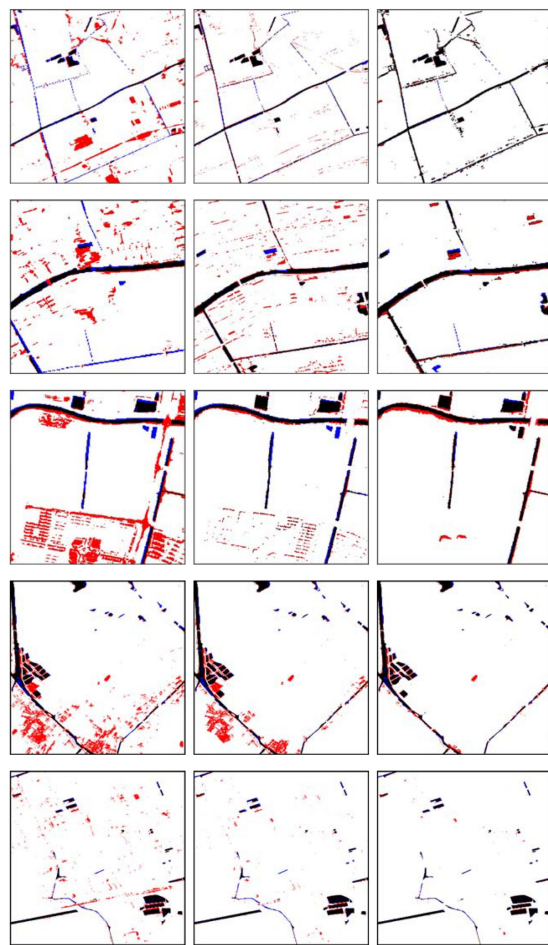


图 4 原始高分影像及不同算法的提取结果

Fig. 4 Original high-resolution images and extraction results of different algorithms



(a)指数方法提取效果 (b)SVM提取效果 (c)本文方法提取效果

■ 正确水体 ■ 漏提水体 ■ 误提水体

图 5 本文方法及对比方法的水体提取结果(电子版为彩色)

Fig. 5 Water extraction results of proposed method and compared methods

通过混淆矩阵统计的精度结果如表1所列。综合分析可得出以下结论:1)总体精度上,3种方法的OA均值都超过了0.90,但事实上所需要提取的水体信息占整幅遥感影像的比例较小,水体的分类误差对OA值的影响不明显,因此验证水体提取精度还需结合其他指标。2)NDWI提取的水体信息包含了大量的非水体信息,同时存在漏提现象,虽然使用SWI可以在此基础上一定程度地筛除阴影像元,但与水体光谱交叉的部分始终无法分离,造成提取精度严重不足,PA值和UA值都较低。3)SVM在提取效果上优于指数方法。通过优化样本选择,SVM可以较好地学习到水体信息的光谱特征,因此PA值较高。但即使是同一实验区域的像元,也会因为不同时刻的光照亮度不同而产生波段灰度值的波动,从而造成SVM在水体和阴影区分方面表现不理想,导致UA值不高。4)相比SVM,本文方法无论在总体精度、漏检率或是误检率方面的表现均有显著的提升,除OA外,各指标均提升10%以上,尤其体现在UA值方面,这说明了ESWI加NDWI的融合特征对于区分水体和阴影具有有效性。事实上,由于

人工标定水体以及栅格化误差的存在,本文方法的误提区域主要出现在水体周围,实际的 UA 值应该更高。此外,本文方

法无需人工参与,降低了提取工作的人力成本,适合自动化处理。

表1 实验影像不同方案的精度指标评价表

Table 1 Accuracy index evaluation of experimental images for different schemes

方法	实验一				实验二				实验三				实验四				实验五			
	OA	PA	UA	K	OA	PA	UA	K	OA	PA	UA	K	OA	PA	UA	K	OA	PA	UA	K
NDWI+SWI	0.91	0.66	0.31	0.45	0.91	0.59	0.32	0.39	0.86	0.66	0.25	0.45	0.89	0.66	0.26	0.33	0.90	0.60	0.41	0.43
SVM	0.94	0.70	0.68	0.61	0.94	0.88	0.50	0.60	0.96	0.70	0.57	0.59	0.94	0.75	0.55	0.53	0.94	0.72	0.60	0.62
本文方法	0.96	0.88	0.82	0.66	0.96	0.90	0.82	0.66	0.96	0.91	0.81	0.71	0.98	0.90	0.80	0.84	0.97	0.86	0.89	0.80

**结束语** 本文发展了一种高分影像复杂环境下的城市水体自动化提取方法,主要贡献有:1)提出了改进 EM 算法,在 E 步骤不断调整小比例样本的计算权重,从而改善小类别(水体)在类别不均衡中的分类提取效果;2)发展了一种增强型阴影水体指数 ESWI,结合 NDWI 构造融合特征,并通过实验验证了其可以有效地将混淆的阴影和水体进行区分,从而提升了水体提取精度;3)本文方法无需辅助信息和人工干预,计算速度快,可用于水体自动化提取工作。

本文方法也存在局限性:当高分影像中的水体信息较多(即使它仍属于不均衡类别中的小类)时,在自适应选取阈值进行分割的过程中可能筛除大量表征水体的像元。虽然缓冲算法在一定程度上弥补了该问题,但本文尚未评估其对后续 MEM 算法估算参数的影响。另一方面,高分辨率影像具有良好的目视效果<sup>[32-34]</sup>,使用本文算法结合人工译解可以获得更好的提取效果。此外,本文方法在提取较细支流方面的表现不稳定,尤其是当有水生植物覆于水面时,这需要后续工作进一步改善。

## 参考文献

- [1] GHOSH S, DAS A. Modelling urban cooling island impact of green space and water bodies on surface urban heat island in a continuously developing urban area[J]. *Modeling Earth Systems and Environment*, 2018, 4(2): 501-515.
- [2] BIORRESITA F, PUISSANT A, STUMPF A, et al. A Method for Automatic and Rapid Mapping of Water Surfaces from Sentinel-1 Imagery[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(2): 217-233.
- [3] ZHAO X, WANG P, CHEN C, et al. Waterbody information extraction from remote-sensing images after disasters based on spectral information and characteristic knowledge[J]. *International journal of remote sensing*, 2017, 38(5): 1404-1422.
- [4] BEHERA M D, GUPTA A K, BARIK S K, et al. Use of satellite remote sensing as a monitoring tool for land and water resources development activities in an Indian tropical site[J]. *Environmental Monitoring and Assessment*, 2018, 190(7): 401.
- [5] APPEL I. Uncertainty in satellite remote sensing of snow fraction for water resources management[J]. *Frontiers of Earth Science*, 2018, 12(4): 711-727.
- [6] MAHDIANPARI M, SALEHI B, MOHAMMADIMANESH F, et al. Fisher Linear Discriminant Analysis of coherency matrix for wetland classification using PolSAR imagery[J]. *Remote*

- [7] JIA K, JIANG W, LI J, et al. Spectral matching based on discrete particle swarm optimization: A new method for terrestrial water body extraction using multi-temporal Landsat 8 images[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2018, 209: 1-18.
- [8] MCFEETERS S K. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 1996, 17(7): 1425-1432.
- [9] XU H Q. A study on information extraction of water body with the Modified Normalized Difference Water Index (MNDWI) [J]. *Journal of Remote Sensing*, 2005, 9(5): 589-595. (in Chinese) 徐涵秋. 利用改进的归一化差异水体指数(MNDWI)提取水体信息的研究[J]. *遥感学报*, 2005, 9(5): 589-595.
- [10] WANG X, XIE S, ZHANG X, et al. A robust Multi-Band Water Index (MBWI) for automated extraction of surface water from Landsat 8 OLI imagery[J]. *International Journal of Applied Earth Observation & Geoinformation*, 2018, 68: 73-91.
- [11] HUA L, MAN W, WANG Q, et al. A new decision tree classification approach for extracting urban land from Landsat TM in a coastal city, China[C]// 2012 International Symposium on Information Science and Engineering (ISISE). New York: IEEE, 2012: 282-286.
- [12] SUN X, LI L, ZHANG B, et al. Soft urban water cover extraction using mixed training samples and Support Vector Machines [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2015, 36(13): 3331-3344.
- [13] SCARPA G, GARGIULO M, MAZZA A, et al. A CNN-Based Fusion Method for Feature Extraction from Sentinel Data[J]. *Remote Sensing*, 2018, 10(2): 236.
- [14] MIAO Z, FU K, SUN H, et al. Automatic Water-Body Segmentation From High-Resolution Satellite Images via Deep Networks[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, 15(4): 602-606.
- [15] HE H Q, DU J, CHEN T, et al. Remote sensing image water body extraction combing NDWI with Convolutional Neural Network[J]. *Remote Sensing Information*, 2017, 32(5): 82-86. (in Chinese) 何海清, 杜敬, 陈婷, 等. 结合水体指数与卷积神经网络的遥感水体提取[J]. *遥感信息*, 2017, 32(5): 82-86.
- [16] LUO J C, ZHOU C H, LIANG Y, et al. Finite mixture model and its EM clustering algorithm for remote sensing data[J].

*Sensing of Environment*, 2018, 206: 300-317.

- Journal of Image and Graphics, 2002, 7(4): 336-340. (in Chinese)
- 骆剑承,周成虎,梁怡,等.有限混合密度模型及遥感影像 EM 聚类算法[J].中国图象图形学报,2002,7(4):336-340.
- [17] DEMPSTER A P, LAIRD N M, RUBIN D B. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm[J]. Journal of the Royal Statistical Society, Series B (Methodological), 1977, 39(1):1-22.
- [18] ZHANG F, LI J, BING Z, et al. A simple automated dynamic threshold extraction method for the classification of large water bodies from landsat-8 OLI water index images[J]. International Journal of Remote Sensing, 2018, 39(11):3429-3451.
- [19] ROSIN P L. Unimodal thresholding[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(11):2083-2096.
- [20] HUANG X, ZHANG L P, LI P X. Classification of high spatial resolution remotely sensed imagery based on the fusion of spectral and shape features[J]. Journal of Remote Sensing, 2007, 11(2):193-200. (in Chinese)
- 黄昕,张良培,李平湘.融合形状和光谱的高空间分辨率遥感影像分类[J].遥感学报,2007,11(2):193-200.
- [21] REN G B, ZHANG J, MA Y, et al. Generative model based semi-supervised learning method of remote sensing image classification[J]. Journal of Remote Sensing, 2010, 14(6):1090-1104. (in Chinese)
- 任广波,张杰,马毅,等.生成模型学习的遥感影像半监督分类[J].遥感学报,2010,14(6):1090-1104.
- [22] LIU S, SA R, MAGUIRE O, et al. Spot counting on fluorescence in situ hybridization in suspension images using Gaussian mixture model[C]//Medical Imaging 2015:Image Processing. United States:International Society for Optics and Photonics, 2015: 94132H.
- [23] BOCHOW M, HEIM B, KUSTER T, et al. Automatic detection and delineation of surface water bodies in airborne hyperspectral data[J]. Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2012, 53(60):5226-5229.
- [24] CHEN Y, WEN D, JING L, et al. Shadow information recovery in urban areas from very high resolution satellite imagery[J]. International Journal of Remote Sensing, 2007, 28(15): 3249-3254.
- [25] GUO J H, TIAN Q J, WU Y Z, et al. Study on multispectral detecting shadow areas and a theoretical model of removing shadows from remote sensing images[J]. Journal of Remote Sensing, 2006, 10(2):151-159. (in Chinese)
- 魏建宏,田庆久,吴昀昭.遥感影像阴影多波段检测与去除理论模型研究[J].遥感学报,2006,10(2):151-159.
- [26] ONO A, KAJIWARA K, HONDA Y. Development of new vegetation indexes, shadow index (SI) and water stress trend (WST)[J]. Networking the World with Remote Sensing, 2010, 38(1):710-714.
- [27] JIA K, LIANG S, GU X, et al. Fractional vegetation cover estimation algorithm for Chinese GF-1 wide field view data[J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 177:184-191.
- [28] SHEN G, XU B, JIN Y, et al. Monitoring wind farms occupying grasslands based on remote-sensing data from China's GF-2 HD satellite—A case study of Jiuquan city, Gansu Province, China [J]. Resources, Conservation and Recycling, 2017, 121:128-136.
- [29] ÜNSALAN A C, BOYER K L. Linearized Shadow and Water Indices[J]. Advances in Computer Vision & Pattern Recognition, 2011, 21(5):41-46.
- [30] CAI D, LI M, BAO Z, et al. Study on shadow detection method on high resolution remote sensing image based on HIS space transformation and NDVI index[C]//2010 18th International Conference on Geoinformatics. New York:IEEE, 2010:1-4.
- [31] PAL M, MATHER P M. Support Vector Machines for classification in remote sensing[J]. International Journal of Remote Sensing, 2015, 26(5):1007-1011.
- [32] ZHU C, SHI W, PESARESI M, et al. The recognition of road network from high-resolution satellite remotely sensed data using image morphological characteristics[J]. International Journal of Remote Sensing, 2005, 26(24):5493-5508.
- [33] YANG L, SU L H, WU B G, et al. Target Detection Algorithm of Hyperspectral Remote Sensing Imagery Combined with CEM [J]. Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science), 2017, 31(12):146-150, 172. (in Chinese)
- 杨磊,苏令华,吴宝刚,等.一种结合 CEM 的高光谱遥感影像目标检测算法[J].重庆理工大学学报(自然科学),2017,31(12):146-150,172.
- [34] JIA H L, DAI H X. Remote sensing image classification based on local partial classifier and deep neural network[J]. Machine Tool & Hydraulics, 2017, 45(24):64-68, 89. (in Chinese)
- 贾厚林,戴红霞.基于局部分类器和深度神经网络的遥感图像分类[J].机床与液压,2017,45(24):64-68,89.