

基于改进的 SLIC 和 OTSU 的遥感影像水体提取

龚林松, 李士进

(河海大学 计算机与信息学院, 江苏 南京 210098)

摘要: 水体信息提取是水资源管理的重要组成部分, 近二十年来关于从遥感图像中提取水体信息的研究有许多。基于卫星遥感的陆地水体提取方法多种多样, 利用水体指数的 OTSU 算法就是一种较为常见的水体提取方法, 但是其存在阈值选取困难和提取精度不足的问题。为进一步解决该问题, 将改进的 SLIC 和 OTSU 算法引入到水体信息的提取中。考虑到水体指数对于水体信息提取的重要性, 首先利用超像素生成算法 SLIC 结合归一化水体指数 (NDWI) 生成一个个超像素, 以超像素内水体指数值的均值代表这个超像素的水体指数。然后以超像素为基础, 使用 OTSU 算法对超像素水体指数做阈值分割。实验结果表明, 提出的算法不仅有很高的提取精度, 提取的速度也很快, 能够有效地提取出水体信息。

关键词: 遥感图像; 水体提取; SLIC; 归一化差异水体指数; OTSU

中图分类号: TP753

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2019)01-0145-05

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2019.01.030

Water Information Extraction from Remote Sensing Imagery Based on Improved SLIC and OTSU

GONG Lin-song, LI Shi-jin

(School of Computer and Information, Hohai University, Nanjing 210098, China)

Abstract: Water information extraction is an important part of water resources management. There have been many researches on water information extraction from remote sensing images in the past two decades. There are a variety of land-based water extraction methods based on satellite remote sensing. OTSU algorithm using water index is a relatively common one, but it is difficult to select the threshold and the extraction accuracy is insufficient. For this, we introduce the improved SLIC and OTSU algorithm into water information extraction. Considering the importance of water index for water information extraction, we combine SLIC, a super-pixel generation algorithm, and NDWI, the normalized water index, to generate each super-pixel, and the mean value of water index within the super-pixel represents the water index of this super-pixel. Then based on super-pixel, OTSU algorithm is used to conduct the threshold segmentation of the water index in the super-pixel. Experiment shows that the proposed algorithm not only has a high extraction accuracy, but also a fast extraction speed, which can effectively extract water information.

Key words: remote sensing image; water body extraction; SLIC; normalized difference water index; OTSU

0 引言

水体信息提取是生态保护工作的重要组成部分, 如湖泊海岸带管理、海岸线变化检测、洪水预报和水资源评价等。遥感技术具有覆盖范围广、信息获取速度快、包含信息量大、节省人力物力等优势, 利用遥感影像的水体信息自动提取技术已经成为水生态监测、水资源调查与利用、水利工程规划与评估等方面的重要研究手段^[1]。

目前从遥感图像中提取水体信息的方法主要有四种: 单波段阈值法、多波段谱间关系法、水体指数法和

决策树。单波段阈值法是利用了水体能够吸收掉绝大多数近红外波段的辐射能量而土壤和植物对该波段具有较强的反射性特点, 根据光谱特征的不同提取水体。其中, 单波段密度分割法具有较高的水体提取精度, 但同时也会包含许多非水体像元^[2]。刘建波等利用密度分割法从 TM 图像中提取水体的分布范围^[3]。多波段谱间关系法通过分析比较水体与背景地物(植被、土壤等)的光谱特征曲线, 利用数学表达式将遥感图像中的水体信息与其他地物区分开来。邓劲松等在 SPOT 影像中利用波段间的运算方法成功地将居民地

收稿日期: 2018-03-05

修回日期: 2018-07-03

网络出版时间: 2018-11-15

基金项目: 江苏省重点研发计划(社会发展)项目(BE2015707)

作者简介: 龚林松(1992-), 男, 硕士生, 研究方向为遥感图像处理; 李士进, 博士, 教授, 研究方向为模式识别和数据挖掘。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20181114.1557.050.html>

与水体分开^[4]。水体指数法寻找多光谱图像中最强和最弱的水体特征反射波段,并借助比例运算扩大最强反射波段和最弱反射波段之间的差距来检测水体。McFeeters 等(1996)提出归一化差异水体指数 NDWI 检测水体^[5];徐涵秋等(2005)提出能更好地提取城市水体信息的改进归一化差异水体指数(MNDWI)^[6]。决策树方法背后的理论基础是通过使用一定的决定性条件,逐步对原始数据实现二分和细化,以最终提取出水体信息。丁建丽等(2015)提出单波段阈值法与阴影水体指数 SWI(shadow water index)相结合的决策树水体信息提取方法用于提取山区水体^[7]。

以上这些水体提取方法都有各自的特点,均取得了一定程度上的成功,但它们也都各有缺点。单波段阈值法采用的模型简单,计算效率高,但容易受到阴影、水质变化等因素的影响。多波段光谱关系法有效解决了阴影影响的问题,特别适用于山区水体信息的提取,但使用的光谱特征模型不固定。水体指数法在抑制植被、阴影、土壤等干扰因素方面具有明显的优势,然而却过于依赖地物特征关系表现的强弱,当地物特征关系减弱时,水体指数法并不能得到令人满意的效果。决策树方法除了使用图像本身信息之外还能融入其他先验知识,得到更准确的判断,但是创建一个好的决策规则是很难的。

为了能够实现从高分辨率遥感图像中准确快速地提取水体信息,文中提出了一种基于超像素与 OTSU 算法相结合的水体提取方法。首先对遥感图像进行预处理,将图像从 RGB 色彩空间转换到 CIELAB 空间并融合水体指数特征创建混合特征 LABXYW,然后使用该特征对遥感图像做超像素分割。在超像素分割的基础上使用 OTSU 算法对超像素进行阈值分割,最终提取出遥感图像中的水体信息。

1 遥感图像预处理及水体特征的构建

高分一号 16 m 分辨率的多光谱宽覆盖 WFV(wide field of view)卫星相机共提供四个波段信息,波段总范围为 0.45 μm ~ 0.89 μm 。其中,0.45 μm ~ 0.52 μm 为蓝光波段,0.52 μm ~ 0.59 μm 为绿光波段,0.63 μm ~ 0.69 μm 为红光波段,而 0.77 μm ~ 0.89 μm 为近红外波段^[8]。高分一号的多分辨率遥感卫星采用 DN(digital number)值来表示地物在遥感影像像元中的亮度,代表地物的灰度值。

归一化差异水体指数 NDWI 是以地物在绿光波段和近红外波段的 DN 值为基础构建,其计算公式为:

$$\text{NDWI} = \frac{\text{DN}_{\text{green}} - \text{DN}_{\text{NIR}}}{\text{DN}_{\text{green}} + \text{DN}_{\text{NIR}}} \quad (1)$$

其中, DN_{green} 表示绿光波段的 DN 值, DN_{NIR} 表示

近红外波段的 DN 值,对应于高分一号的多光谱遥感卫星中的第二和第四波段。NDWI 水体指数抑制陆地植被等信息而突出水体信息,且式 1 对 NDWI 数值进行了拉伸,可使不同卫星传感器和成像条件的影像获得的水体指数具有相近的、可比较的统计特性,便于后续建立统一的信息提取模型^[9]。

将高分一号的近红外波段、红光波段和绿光波段分别对应于 RGB 图像的红、绿、蓝三个通道合成标准假彩色数字图像。由于 SLIC 算法是在 CIELAB 颜色空间做的运算,所以要把标准假彩色遥感图像通过色彩空间转换公式从 RGB 颜色空间转换到 CIELAB 颜色空间。对应每个像素的 (L, a, b) 颜色值和 (x, y) 坐标组成一个 5 维向量 $V[L, a, b, x, y]$,两个像素间的相似性可由它们的向量距离来度量,距离越小,相似性越大,反之则越小。最后通过与 NDWI(归一化水体指数)相结合,构建用于提取遥感图像中的水体的混合特征空间 LABXYW,称为 LABXYW 特征(W 即 NDWI 水体指数)。LABXYW 特征空间不仅考虑了遥感图像中的水体与其他地物在颜色和空间位置特征上的不同,同时也融入了水体指数信息,为后续使用 SLIC 和 OTSU 相结合的水体分割方法提供了较强的水体信息的鉴别能力。

2 基于 SLIC 和 OTSU 的水体分割

随着遥感技术的不断发展,高分辨率遥感图像被广泛地应用于地物信息的提取上。从遥感图像中提取水体本质上就是对每一个像素做分类,将水体像素与非水体像素分开。由于逐像素地对高分辨率遥感图像中的每个像素进行分类时,不仅需要更长的处理时间,而且每个像素中包含的空间结构信息少,缺乏对水体区域信息进行合理的统计,导致最后的分类结果较差。超像素作为近年来在图像预分割领域的前沿算法,不仅能够较好地描述子区域信息,而且能够更加准确地描述区域的空间结构特征。通过使用前面构建的 LABXYW 特征对遥感图像进行超像素分割,可以尽可能把水体和其他地物区分开来,使用 SLIC 预分割是文中水体提取算法的第一步。

2.1 经典的 SLIC 分割

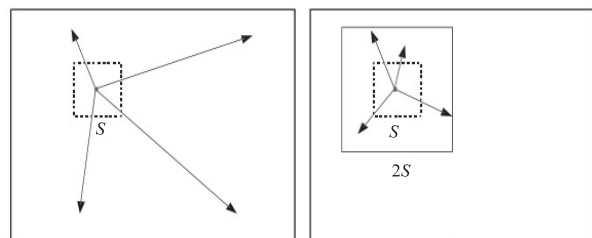
SLIC 是 Achanta 等提出的一种思想简单,实现方便的超像素分割算法^[10],该算法根据颜色和距离 2 种特征对图像中的像素进行聚类。首先将彩色图像从 RGB 色彩空间转换到 CIELAB 色彩空间,将像素在 LAB 色彩空间的色彩分量以及 x, y 坐标相组合形成 5 维特征向量,然后使用 K-means 算法根据一定的距离度量标准对 5 维特征向量进行像素聚类,生成一个个大小均匀紧凑的超像素块,且算法的时间复杂度很低。

其算法步骤如下:

(1) 初始化种子点: 设置要分割的超像素数量为 K , 在图像内均匀分配种子点。对于一个有 N 个像素点, K 个超像素的待分割图像来说, 每个超像素的大小为 N/K , 相邻种子点之间的距离近似为 $S = \sqrt{N/K}$ 。

(2) 调整种子点位置: 在初始种子点的 $n \times n$ (一般取 $n = 3$) 邻域内计算邻域内所有像素点的梯度值, 调整初始种子点的位置为该邻域内梯度最小的地方, 这样可以避免种子点落在梯度较大的轮廓边界上, 影响后续像素聚类效果。

(3) 分配类标签: 在每个种子点的邻域内为该邻域内的所有像素点分配类标签, 不同于标准的 K-means 在整张图片上做搜索, SLIC 算法将像素的搜索空间限制在 $2S \times 2S$ 范围内, 这样可以使算法更快收敛。如图 1 所示, 虽然期望的超像素大小为 $S \times S$, 但实际的搜索范围是 $2S \times 2S$ 。



标准的 K-means 搜索整个图像

SLIC 在有限的范围内搜索

图 1 减少超像素搜索空间

(4) 距离度量: 距离包括空间距离和颜色距离两个部分。对于每一个被搜索到的像素点, 分别计算它和该种子点的欧氏距离, 计算公式如下:

$$d_c = \sqrt{(l_j - l_i)^2 + (b_j - b_i)^2 + (a_j - a_i)^2} \quad (2)$$

$$d_s = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \quad (3)$$

$$D' = \sqrt{\left(\frac{d_c}{N_c}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{N_s}\right)^2} \quad (4)$$

其中, d_c 为颜色距离; d_s 为空间距离; N_s 为类内最大空间距离, 即 $N_s = S = \sqrt{N/K}$, 对于每张图像来说都是一样的。最大的颜色距离 N_c 随图像的不同而不同, 也随聚类中心的不同而不同, 但可以取一个固定常数 m 来代替, 取值范围为 $[1, 40]$ 。最终的距离度量公式 D' 如下:

$$D' = \sqrt{\left(\frac{d_c}{m}\right)^2 + \left(\frac{d_s}{s}\right)^2} \quad (5)$$

因为每一个像素点都可能被多个种子点搜索到, 所以每个像素点都会有一个与周围种子点的距离, 取距离最小的种子点作为该像素的聚类中心。

(5) 迭代优化: 不断的重复步骤 1~4, 直到误差收敛到某一阈值或到了最大迭代次数。实验发现在多数情况下, 10 次迭代对于绝大多数图像都取得了比较好

的效果, 所以一般设置最大迭代次数为 10。

(6) 连通性增强: 通过步骤 1~5 迭代优化所形成的超像素有可能出现多连通、尺寸太小和单个超像素被切割成多个不连续的超像素等情况。通过连通性增强可以解决这些问题, 具体做法如下: 新建一张标记表, 表内元素均为 -1, 按照从左到右, 从上到下顺序将图像中尺寸过小和不连续的超像素与邻近的超像素合并, 遍历过的像素点分配相应的标签, 直到所有像素遍历完毕为止。

2.2 用于水体提取的 SLIC 算法

直接把经典的 SLIC 算法应用于遥感图像的水体提取并不能取得令人满意的分割效果, 生成的超像素并不能很好地区分水体和非水体, 许多超像素中既包含水体像素也有非水体像素。对于高光谱遥感图像, 将光谱、纹理等特征结合起来可以提高算法的准确性^[11]。基于此, 文中对于用于水体提取的经典 SLIC 算法做了改进, 不仅考虑遥感图像上像素的颜色和距离特征, 同时把水体指数特征也考虑进来。在 SLIC 算法做 K-means 聚类时, 把水体指数距离也作为距离度量的一部分, 这样可以尽可能地把超像素聚类成水体和非水体两类。相对于上面经典的 SLIC 算法的第四步, 改进后的 SLIC 算法的距离度量公式变为:

$$d'_c =$$

$$\sqrt{(l_j - l_i)^2 + (b_j - b_i)^2 + (a_j - a_i)^2 + (w_j - w_i)^2} \quad (6)$$

$$d'_s = \sqrt{(x_j - x_i)^2 + (y_j - y_i)^2} \quad (7)$$

$$D = \sqrt{\left(\frac{d'_c}{N'_c}\right)^2 + \left(\frac{d'_s}{N'_s}\right)^2} \quad (8)$$

其中, d'_c 为颜色和水体距离; d'_s 为空间距离; N'_s 为最大空间距离, 取值为 $N'_s = S = \sqrt{N/K}$; N'_c 为颜色和水体距离的最大值, 可以用取值范围为 $[1, 40]$ 的固定常数 m 代替。

则最终用于水体提取的 SLIC 算法的距离计算公式为:

$$D = \sqrt{\left(\frac{d'_c}{m}\right)^2 + \left(\frac{d'_s}{s}\right)^2} \quad (9)$$

如图 2 所示, 通过以上新的距离度量公式, 水体和非水体得到了很好的区分, 水体超像素中不再包含非水体像素, 很好地把遥感图像中的像素聚为水体和非水体两类。

2.3 基于最大超像素类间方差的水体提取

最大类间方差法 (OTSU 法), 是由天津展之在 1979 年提出的, 所以又叫天津算法^[12]。该算法是在判决分析的基础推导出来的, 是一种自动的无参数无监督的阈值分割算法。天津算法是一种基于一维灰度直

方图,计算简单的阈值分割方法,应用十分广泛^[13]。

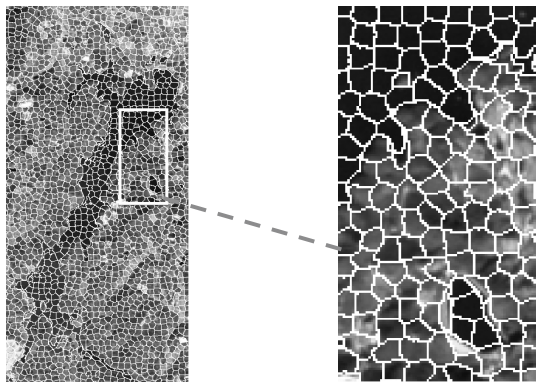


图 2 加入 NDWI 所形成的超像素

不同于经典的基于像素的 OTSU 算法,文中提出一种基于改进的 SLIC 和 OTSU 相结合的水体提取算法。其基本思想是首先对每一个超像素都计算出其水体指数,对于确定不是水体的超像素可以令其为 0,便于后续算法的精确阈值的计算。然后在超像素的基础上做最大类间方差计算。具体步骤如下:假设所有超像素中每个超像素的水体指数范围为 $[0, L]$,则待分割图像可以分为前景超像素(水体)和背景超像素(其他地物)两类。设阈值为 K ,则可以将遥感图像中的超像素分为 $[0, K]$ 和 $[K + 1, L]$ 两类,设 η_i 为水体指数为 i 的超像素个数,图像中超像素的总个数为 N ,则水体指数为 i 的概率为:

$$p_i = \frac{n_i}{N}, i = 1, 2, \dots, K \quad (10)$$

前景超像素和背景超像素的概率分别为:

$$\begin{cases} \omega_0 = \sum_{i=0}^K p_i \\ \omega_i = \sum_{i=K+1}^L p_i = 1 - \omega_0 \end{cases} \quad (11)$$

前景超像素和背景超像素的水体指数均值为:

$$\begin{cases} \mu_0 = \sum_{i=0}^K \frac{i \times p_i}{\omega_0} \\ \mu_i = \sum_{i=K+1}^L \frac{i \times p_i}{\omega_1} \end{cases} \quad (12)$$

所有超像素的水体指数均值为:

$$\mu = \omega_0 \mu_0 + \omega_1 \mu_1 \quad (13)$$

则最大超像素类间方差定义为:

$$\sigma_b^2 = \omega_0 (\mu_0 - \mu)^2 + \omega_1 (\mu_1 - \mu)^2 = \omega_0 \omega_1 (\mu_0 - \mu_1)^2 \quad (14)$$

最大超像素类间方差算法计算水体指数的最大阈值 T 的公式为:

$$T = \arg \max_{k \in L} \sigma_b^2 \quad (15)$$

根据上面的公式可知,当超像素的水体指数值位于两个类别的临界处时最大。若有前景超像素或者背

景超像素被错分,都会导致超像素的类间方差减少。如式 14 所示,当前背景超像素的水体指数均值差别最大时,类间方差达到最大值,前背景分割的效果最佳。

3 实验结果及分析

为验证文中方法的有效性,对江苏省溧阳市天目湖沙河水库进行遥感图像水体信息提取。实验数据来源于中国卫星资源应用中心高分一号卫星拍摄的分辨率为 16 m 的遥感影像,选取 2013 年第四季度的图像进行实验。沙河水库位于江苏省溧阳市南部丘陵地区,地处东经 $119^{\circ}25'$,北纬 $31^{\circ}18'$ 。湖泊水面面积为 11.6 km^2 ,集水面积 152 km^2 ,平均水深 7 m,最大水深 14 m^[14]。沙河水库是国家 4A 级旅游景区,也是溧阳市的主要饮用水水源地,承载着该市 65 万人的饮用水供给,它的研究、开发和保护对江苏的生态保护具有重要意义^[15]。

3.1 水体提取效果

文中采用的 SLIC 和 OTSU 相结合的算法是一种快速的提取水体方法,通过调节 SLIC 中超像素的数量可以在时间效率和提取准确度上进行平衡。当提取的准确性比较重要时,可以设置超像素的数量多一点。当时间比较重要时,可以设置超像素的数量少一点。文中算法通过设置超像素种子点间的距离 S 来控制超像素的数量,如图 3 所示。

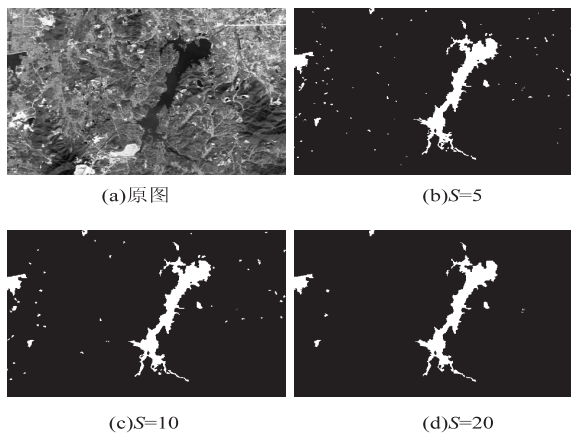


图 3 不同超像素数量提取结果

图 3(a) 为实验所用的图像,图 3(b) 为 $S = 5$ 时水体提取的结果。结果表明当选用的 S 较小时,所生成的超像素面积更小,数量更多,可以提取出图像这个更加微小的水体,但耗费的时间更长,共用时 90.3 s。图 3(c) 为 $S = 10$ 时水体提取的结果。结果表明虽然没有提取出微小的水体,但提取出的水体结果还是令人满意的,基本不存在误提取现象,提取用时 15.3 s。图 3(d) 为 $S = 20$ 时水体提取的结果。结果表明,由于选用的 S 变得更大,每个超像素的面积也变得更大,使得一些微小的水体得不到保留,同时由于生成的超像

素中更大了,包含了一些其他非水体元素,所以导致最终提取的结果中也包含一些微小的非水体元素,但提取的时间进一步减少为 10.5 s。实验结果表明,文中算法具有良好的分割精度和运行效率。

3.2 水体提取效果对比

为了比较文中算法与其他算法的效果,使用信息检索的评价指标—查全率、查准率、*F* 指数对提取结果进行评价。查全率 *R* 和查准率 *P* 如下:

$$R = \frac{\text{提取的真正水体像素数目}}{\text{目视解译的像素数目}} \tag{16}$$

$$P = \frac{\text{提取的真正水体像素数目}}{\text{提取的像素数目}} \tag{17}$$

F 评价指标是查准率和查全率的加权调和平均值,文中采用 *F* 评价指标作为评估的综合指标,其计算公式为:

$$F = \frac{2 * P * R}{P + R} \tag{18}$$

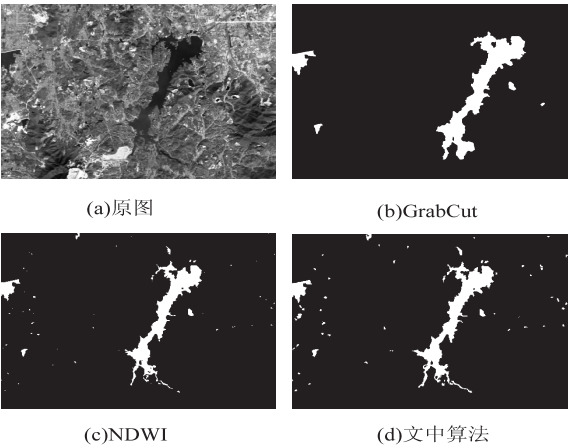


图4 沙河水库提取结果对比

如图4所示,仅使用图像 RGB 像素值的 GrabCut 算法提取的效果不好,提取的时间较长且需要人工不断交互,不适合做自动处理。传统的 NDWI 算法提取的效果一般,比 GrabCut 算法提取出了更多的水体,提取的速度很快,但精度还有所欠缺,存在漏提取现象。文中算法在设置超像素种子间距离 *S* = 10 时,提取精度和速度都很好,与其他两种提取算法相比有很大优势,具体的提取结果如表1所示。

表1 不同方法水体提取结果对比 %

算法	<i>R</i>	<i>P</i>	<i>F</i>
GrabCut	86.76	87.83	87.29
NDWI	90.17	99.23	94.48
文中算法	96.68	98.17	97.41

4 结束语

提出一种基于改进 SLIC 和 OTSU 算法相结合的
万方数据

水体提取方法,将超像素分割算法 SLIC 与水体指数模型相结合,把图像中的像素聚类成一个个超像素,然后在超像素分割的基础上,对超像素使用 OTSU(最大类间方差)算法进行阈值分割,从而提取图像中的水体。通过对沙河水库的高分一号遥感图像进行水体提取的实验结果表明,该方法能够快速提取出水体信息并达到了较高的水体提取精度。

参考文献:

[1] 胡晓东,骆剑承,夏列钢,等. 图谱迭代反馈的自适应水体信息提取方法[J]. 测绘学报,2011,40(5):544-550.

[2] FRAZIER P S,PAGE K J. Water body detection and delineation with Landsat TM data[J]. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing,2000,66(12):1461-1468.

[3] 刘建波,戴昌达. TM 图象在大型水库库情监测管理中的应用[J]. 环境遥感,1996,11(1):54-58.

[4] 邓劲松,王珂,邓艳华,等. SPOT-5 卫星影像中水体信息自动提取的一种有效方法[J]. 上海交通大学学报:农业科学版,2005,23(2):198-201.

[5] MCFEETERS S K. The use of normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features [J]. International Journal of Remote Sensing, 1996, 17(7): 1425-1432.

[6] 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.

[7] 陈文倩,丁建丽,李艳华,等. 基于国产 GF-1 遥感影像的水体提取方法[J]. 资源科学,2015,37(6):1166-1172.

[8] 朱利,李云梅,赵少华,等. 基于 GF-1 号卫星 WFV 数据的太湖水质遥感监测[J]. 国土资源遥感,2015,27(1):113-120.

[9] 骆剑承,盛永伟,沈占锋,等. 分步迭代的多光谱遥感水体信息高精度自动提取[J]. 遥感学报,2009,13(4):610-615.

[10] ACHANTA R,SHAJI A,SMITH K,et al. SLIC superpixels compared to state-of-the-art superpixel methods[J]. IEEE Transactions on Software Engineering,2012,34(11):2274-2282.

[11] 胡蕾,侯鹏洋. 一种基于光谱与纹理特征的多光谱遥感图像地物分类方法[J]. 中国科技论文,2015,10(2):197-200.

[12] OTSU N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. Automatica,1975,285-296:23-27.

[13] 韩建涛,姜卫东,陈曾平. 基于 OTSU 准则及图像熵的局部递归分割算法研究[J]. 红外技术,2004,26(6):89-92.

[14] 高永霞,朱广伟,贺冉冉,等. 天目湖水质演变及富营养化状况研究[J]. 环境科学,2009,30(3):673-679.

[15] 朱广伟,赵林林,陈伟民,等. 低水位运行对天目湖水库水质与生态的影响[J]. 生态与农村环境学报,2011,27(4):87-94.