

基于 GF-2 号影像细小水体提取研究

陈如俊¹, 普运伟^{1,2*}, 周家厚¹, 李俊¹, 王雪峰³¹昆明理工大学国土资源工程学院, 云南 昆明 650093;²昆明理工大学计算中心, 云南 昆明 650500;³普洱市三维测绘工程有限公司, 云南 普洱 665000

摘要 目前水体提取算法对中低分辨率遥感影像的提取效果较好,但应用于高分辨率影像细小水体时易受混合像元、异物同谱和阴影等因素的影响,从而出现误判。针对高分辨率影像中大面积水体和细小水体同时存在的问题,为快速地提取大面积水体并有效地避免细小水体提取中阴影的影响,采用多尺度和光谱差异分割提取较大面积水体,同时针对细小水体阴影的影响,提出一种新的阴影指数(LGR)结合面向对象的水体提取方法。对所提方法的提取结果与决策树、支持向量机、随机森林、NDWI+NIR、卷积神经网络提取方法进行比较,实验得出提取水体的精度分别为 94.86%、88.85%、87.15%、88.8%、91.46%、92.42%,说明所提方法对高分辨率影像大面积和细小水体具有较高的提取精度,并能通过不同尺度的分割保证较好的提取效率。

关键词 GF-2; BGR; 多尺度分割; 光谱差异分割; 逆差距; 细小水体

中图分类号 TP751 文献标志码 A

DOI: 10.3788/LOP222488

Small Water Body Extraction Based on GF-2 Image

Chen Rujun¹, Pu Yunwei^{1,2*}, Zhou Jiahou¹, Li Jun¹, Wang Xuefeng³¹Faculty of Land Resources Engineering, Kunming University of Science and Technology,

Kunming 650093, Yunnan, China;

²Compute Center, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, Yunnan, China;³Puer 3d Mapping Engineering Co., Ltd., Puer 665000, Yunnan, China

Abstract At present, a water extraction technology is good at extracting medium- and low-resolution remote sensing images; however, when applied to high-resolution images in small water bodies, it is prone to the influence of mixed image elements, foreign body common spectrum, and shadow, resulting in misjudgment. In view of the simultaneous problems of large and small water bodies in high-resolution images, to quickly extract large water bodies and effectively avoid the impact of shadows in the extraction of small water bodies, multiscale segmentation and spectral difference segmentation are used to extract large water bodies. Consequently, a novel water extraction method based on the combination of light green ratio (LGR) and object is proposed for the impact of small water body shadows. The effectiveness of the proposed method is validated in comparison with methods such as decision tree, support vector machine, random forest, normalized difference water index + near infrared (NDWI+NIR), and convolution neural network, as a result, the accuracy for extracting water bodies is 94.86%, 88.85%, 87.15%, 88.8%, 91.46%, and 92.42% respectively, indicating its higher extraction accuracy for large and small water bodies in high-resolution images and better extraction efficiency than the comparison methods through segmentation of different scales.

Key words GF-2; BGR; multi-scale segmentation; spectral difference segmentation; inverse gap; small body of water

1 引言

遥感卫星技术近年来发展迅速,影像的空间分辨率、光谱分辨率及获取速度都得到快速提升,为宏观

性、准确性、动态性和实时性地监测地表水资源提供了极大便利。随着分辨率的提高,影像地形特征更加丰富,但阴影、黑臭水体给水体提取带来了一定的困难。

水体提取的核心思想主要是增强水体信息和抑制

收稿日期: 2022-09-07; 修回日期: 2022-11-02; 录用日期: 2022-11-24; 网络首发日期: 2023-01-04

通信作者: *puyunwei@126.com

非水体信息,目前水体提取方法主要包括阈值法、分类法和深度学习法。阈值法主要有单波段阈值法、多波段谱间关系法和水体指数法。其中水体指数法被广泛采用,McFeeters 等于 1996 年提出的归一化差异水体指数 (NDWI) 在抑制植被信息方面具有较好的优势,但在区别水体、建筑物和阴影方面能力较差^[1];2005 年徐涵秋^[2]提出改进的归一化差异水体指数 (MNDWI),利用中红外波段代替近红外波段,该指数最大程度地抑制居民地和土壤等噪声,突出水体,但水体与阴影易混淆,不适用于无中红外波段的影像;沈占峰等^[3]提出 Gauss 归一化差异水体指数 (GDNWI),该指数对线状河流水体进行精确提取,可以较好地保留水体的完整性,但受云和阴影的影响较大,同时运用于分辨率较高的影像时效果较差。分类法主要有支持向量机 (SVM) 法^[4]、决策树法^[5-8]和面向对象法^[9-10]。SVM 法虽有较高的提取精度,但提取速度和精度容易受样本的影响;决策树法虽能较好地抑制冰雪和薄云的影响,但极易受到山体阴影和建筑物影响。三者中,面向对象运用最广。深度学习中卷积神经网络提取结果中边界模糊,内部像素与边缘像素的提取精度差异较大,影响了整体精度的提高^[11]。传统的水体指数法、多波段谱间关系法大都是基于红外、短波红外构建的,而这都是中低分辨率遥感影像所含有的,在提取湖泊和河流干流等较大水体上有较好的效果。伴随着遥感图像分辨率的提高,因阴影与水体容易混淆,在进行细小水体提取时导致水体和阴影无法分离,当然在山区借助数字高程模型 (DEM) 可以将水体

和阴影分开^[12],但在平坦区域无法借助 DEM 对其进行分离,导致提取难度较大。

此外对于细小水体遥感影像,没有具体的定义, Jiang 等^[13]利用影像中像元数宽度来判断水体是否为细小水体,即小于或者等于 3 个像元的水体定义为细小水体。本文将影像中像元数宽度大于 2 个像元且小于 5 个像元的水体称为细小水体。针对水体和阴影,陈文倩等^[14]提出的水体阴影指数 (SWI) 能较好地地区分水体和阴影,能削弱积雪和山体裸地的影响,但对高分辨率影像中水体和阴影的区分效果不是很理想。本文选取以细小水体为主、大面积水体为辅的研究区为研究对象,采用不同尺度对不同面积水体进行分割提取,同时通过对波段光谱进行分析,找到能够更好地区别阴影和水体的方法,同时将大面积水体和细小水体结合面向对象进行提取。

2 数据来源和研究区

2.1 研究区概况

杭州市河流纵横,湖荡密布,如今杭州市有 480 多条城市河道,在杭州市经济和社会发展中发挥着重要作用。因此选取一景杭州市城区 GF-2 影像作为研究对象,其经纬度为 30°32'N~30°20'N, 120°38'E~120°34'E,如图 1 所示。其中影像包括 4 个波段 (R、G、B、NIR),分辨率为 1 m,研究区域同时拥有大面积水体和细小水体,另外所选区域内包含了不同颜色的水体,具有较好的普适性。



图 1 研究区示意图

Fig. 1 Schematic of the study area

2.2 遥感影像数据

高分二号 (GF-2) 卫星于 2014 年 8 月 19 日成功发射,8 月 21 日首次开机成像并下载数据,分辨率是目前我国民用陆地观测卫星中最高的。它同时搭载高分辨率 0.8 m 全色和 3.2 m 多光谱两台相机,最高空间分

辨率星下点可达 0.8 m,运行轨道在 631 km 高空中且与太阳同步,轨道倾角为 97.908°,上午 10:30 为降交点地方时,使用寿命为 5~8 年,回归周期 69 日,给准确提取遥感影像各类地物和水体提供了技术支撑。其主要载荷技术指标如表 1 所示。

表1 GF-2卫星有效载荷的技术指标

Table 1 Technical indexes of payload of GF-2 satellite

Sensor type	Band number	Wavelength / μm	Spatial resolution/m
Panchromatic camera(2 sets)	1	0.45-0.90	1(subsatellite point 0.81)
Multispectral camera(2 sets)	4	B: 0.45-0.52	4(subsatellite point 3.24)
		G: 0.52-0.59	
		R: 0.63-0.69	
		NIR: 0.77-0.89	

3 水体提取方法

3.1 单波段阈值法与NDWI

单波段阈值法是基于水体和其他地物在近红外波段光谱特征上存在的差异来进行水体信息提取的。阈值选取的准则直接决定了水体信息提取的准确性,表达式为

$$T_{\text{NIR}} < T, \quad (1)$$

式中: T_{NIR} 为近红外波段的灰度值; T 为水体提取的灰度阈值^[15]。

NDWI法中,水体在近红外和中红外波长范围内吸收率最强;植被在近红外波段的反射率最强。因此通过绿波段灰度值(T_G)与近红外波段灰度值(T_{NIR})的比值,可最大程度地将水体与非水体信息区分开,即绿波段与近红外波段灰度值的差与和的比值,公式为

$$I_{\text{NDWI}} = \frac{T_G - T_{\text{NIR}}}{T_G + T_{\text{NIR}}}. \quad (2)$$

近红外波段阈值法对较大水体具有较好的提取效果,可以较好地抑制土地信息,但细小水体容易受阴影的影响,使提取的水体中包含阴影;NDWI法提取的水体结果容易受裸露的影响。将近红外波段阈值法和NDWI法作为对比方法。

3.2 Cart决策树

Cart决策树是由Breiman等在1984年提出的,其主要思想是:对于原始数据集,通过若干判断条件找到一个最优特征,进而将数据集逐步二分和细化,然后递归上述操作,直到对影像对象进行自动分类的条件满足为止。Cart决策树模型因运算简单且速度较快优于其他模型而被广泛运用。

3.3 支持向量机

支持向量机(SVM)是一种二分类模型,它的基本模型是定义在特征空间上的间隔最大的线性分类器,间隔最大使它有别于感知机;SVM还包括核技巧,这使它成为实质上的非线性分类器。SVM的学习策略就是间隔最大化,可形式化为一个求解凸二次规划的问题,也等价于正则化的合页损失函数的最小化问题。SVM的学习算法就是求解凸二次规划的最优化算法。

3.4 随机森林

随机森林(RF)是一种利用多棵树对样本进行训练并预测的分类器。首先利用bootstrap方法从原始训练集中随机抽取 n 个样本,并构建 n 棵决策树;然后假设在训练样本数据中有 m 个特征,那么每次分裂时选择最好的特征进行分裂,对每棵树都一直这样分裂下去,直到某节点的所有训练样例都属于同一类;接着在不做任何修剪的前提下,让每棵决策树最大限度生长;最后将生成的多棵分类树组成随机森林,用随机森林分类器对新的数据进行分类与回归。对于分类问题,根据多棵树分类器投票,决定最终分类结果;对于回归问题,则由多棵树预测值的均值决定最终预测结果。

3.5 卷积神经网络

卷积神经网络包含输入层、隐藏层及全连接层。每个所谓的隐藏层又包含卷积层和池化层。卷积层是前面输入层的局部卷积结果,用来提取特征,越深的卷积神经网络会提取越具体的特征,越浅的网络提取越浅显的特征,卷积核具有可训练的权值。池化层用来减少参数的数量,最大池化通过保留几个单元的最大响应减少单元数量,在隐藏层之后通常是全连接层。网络预测的每一个类别都有一个单元,并且每一个单元都接收来自上一层所有单元的输入。

3.6 所提方法内容

3.6.1 一种新的阴影指数—LGR

对城区水体进行提取,因地势相对平坦,借助DEM对其阴影和水体进行区分的效果不是很好。所谓阴影^[16],形成过程是不透明的目标阻挡了光源,某一区域的亮度发生变化所形成的暗区域。对于水体来说,反射率在绿波段表现最高,在近红外波段反射率较低^[17-18]。因此通过分析阴影区域亮度值与水体和非水体各个波段灰度值,首先对所选研究区影像采用多尺度分割算法(尺度为10和5),得到最大同质性的小区域;随机选取一部分阴影和不同颜色水体的亮度值与近红外(NIR)、红(R)、绿(G)和蓝(B)4个波段在同质性区域内的灰度值进行差值分析,然后进行归一化处理;与此同时,选取阴影水体指数(SWI)对其进行对比分析。

选取322个样本进行实验分析,通过对每个最大同质性区域内亮度值与各波段灰度值进行差值分析,并进行归一化处理,得到分析结果,如图2所示。

由图2可知,通过分析亮度值与每个波段的灰度值的差值发现,归一化的亮度值与绿波段灰度值的差值能更好地将水体和阴影区分出来。把亮度值与绿波段灰度值的差值归一化公式定义为

$$R_{\text{LG}} = \frac{T_L - T_G}{T_L + T_G} \times 100\%, \quad (3)$$

式中: R_{LG} 为新提出的区别阴影和水体的归一化指数; T_L 与 T_G 分别为多尺度分割后最大同质区域内的亮度值和绿波段的灰度值。亮度值与绿波段灰度值能够通

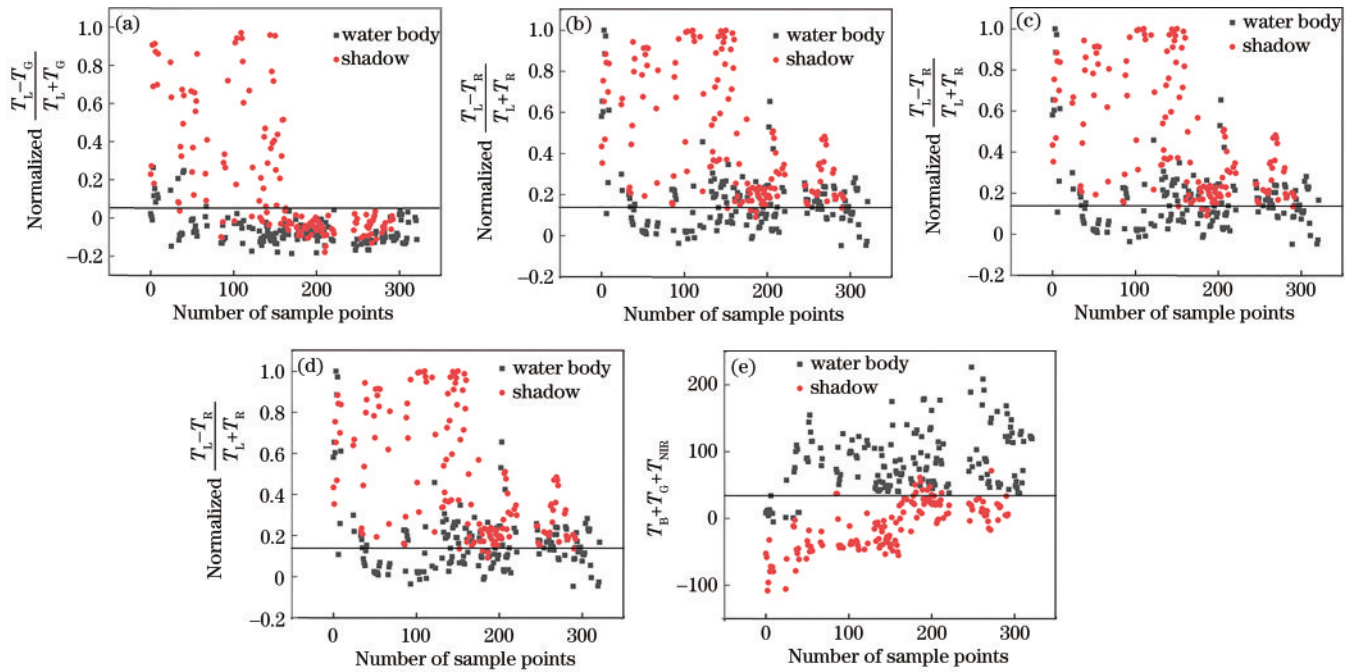


图2 亮度值与各波段灰度值的分析与SWI分析图。(a)亮度值与绿波段(G)灰度值分析图;(b)亮度值与红波段(R)灰度值分析图;(c)亮度值与蓝波段(B)灰度值分析图;(d)亮度值与近红外波段(NIR)灰度值分析图;(e)SWI分析图

Fig. 2 Analysis between brightness value and gray scale value at each band and SWI analysis diagram. (a) Analysis diagram between brightness value and gray scale value at green band (G); (b) analysis diagram between brightness value and gray scale value at red band (R); (c) analysis diagram between brightness value and gray scale value at blue band (B); (d) analysis diagram between brightness value and gray scale value at near-infrared band (NIR); (e) SWI analysis diagram

过一个阈值(在0附近)将水体和阴影很好地区分开来,如图2(a)所示;与其他几个波段灰度值的分析如图2(b)~(d)所示,水体则与阴影容易混淆,不易通过某个阈值进行区分。由图2(e)所示的SWI也能将阴影和水体较好地区别出来,但是可以看出有一部分阴影和水体混淆,不易区分。为验证哪种方法对区别水体和阴影更具有优势,将进行对比实验验证。

3.6.2 LGR与SWI比较

通过选取两局部区域影像,同时存在阴影和颜色与水体相似的区域,首先对影像采用多尺度分割算法进行分割。由图2(a)和图2(e)可知,LGR和SWI区分水体和阴影以及其他地物的阈值分别为0和35左右,通过微调,分别找到两个最好的阈值,为0.1和30。与此同时,为更好区别SWI与LGR区分阴影和水体的效果,对分割后的结果与影像进行叠加,另外利用人工目视解译作为判别的依据,人工目视解译与SWI和LGR分割结果如图3所示。

图3为分别采用SWI和LGR对研究区选取的两幅局部影像的分割结果。将人工目视解译作为评判依据,如图3(a)所示,其中蓝色为水体,黄色为阴影或其他。当图3(a)第一幅图中建筑物阴影和水体颜色不易区分时,LGR能够较好地将它们区分出来,如图3(b)第一幅图所示,而SWI无论阈值设为何值都不能将它们区别出来,如图3(c)第一幅图所示;对于图3(a)第二幅图被建筑物遮挡的水体,LGR也可以将

其区别出来,而SWI则不能将其区分出来。由此可见,相对SWI,LGR在区别阴影和水体颜色相似或被建筑物遮挡的水体时具有一定优势。

3.6.3 技术路线

传统基于像元的地物提取和分类因受各种因素的影响,得到的结果和精度都不太理想,面向对象分析是包含多个像元组成的相同信息的同质“对象”,与此同时还结合了地物的形状、大小、纹理、相邻关系等特征信息的过程。面向对象的提取^[19]过程包括影像分割和影像分类。分割的目的是按照一定规则将影像分割为不同的对象,从而让对象内部保持最大同质性和对象之间保持最大异质性,避免受“同谱异物”和“异谱同物”的影响,分割的质量在一定程度上直接决定影像信息的提取精度。

本文技术路线如图4所示。首先采用多尺度分割算法(分割尺度为10和5)对影像进行分割,选取阴影和水体样本并获取它们的亮度值和各个波段的灰度值,对亮度值与各个波段的灰度值进行分析,结果发现亮度值与绿波段灰度值的差值能够更好地区别阴影和水体,因此提出一种新的阴影指数LGR。接下来对影像上的水体进行提取,首先采用多尺度分割算法(尺度为1000)对大面积水体影像进行分割并结合光谱差异分割(尺度为10)对大面积水体进行提取并矢量输出,同时作为矢量输入对影像进行分割,而已提取的大面积水体则不再参与分割;然后采用多尺度分割算法(尺度

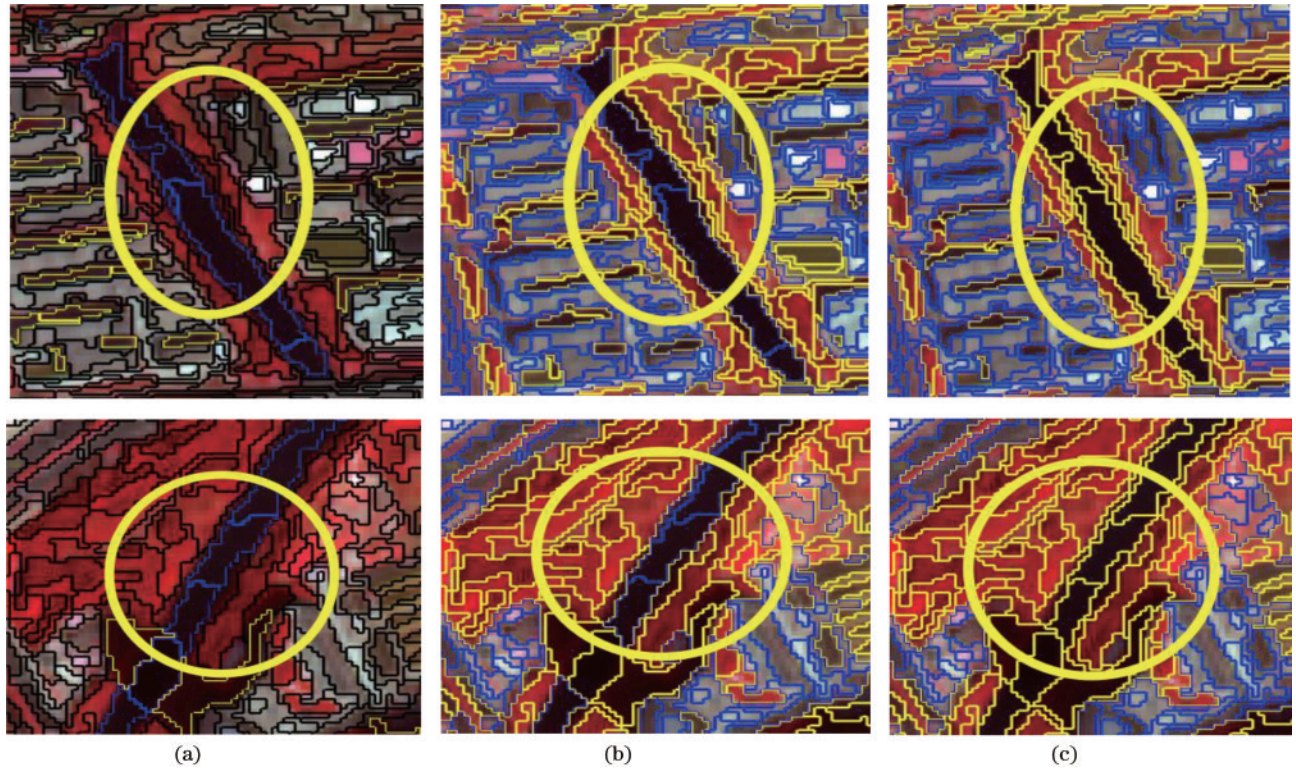


图 3 不同算法区分水体与阴影和其他地物后叠加影像结果。(a)人工标注阴影和水体;(b)LGR分割结果;(c)SWI分割结果
Fig. 3 Overlay image results after different algorithms distinguish water bodies from shadows and other ground objects. (a) Manual labeled shadow and water body; (b) LGR segmentation result; (c) SWI segmentation result

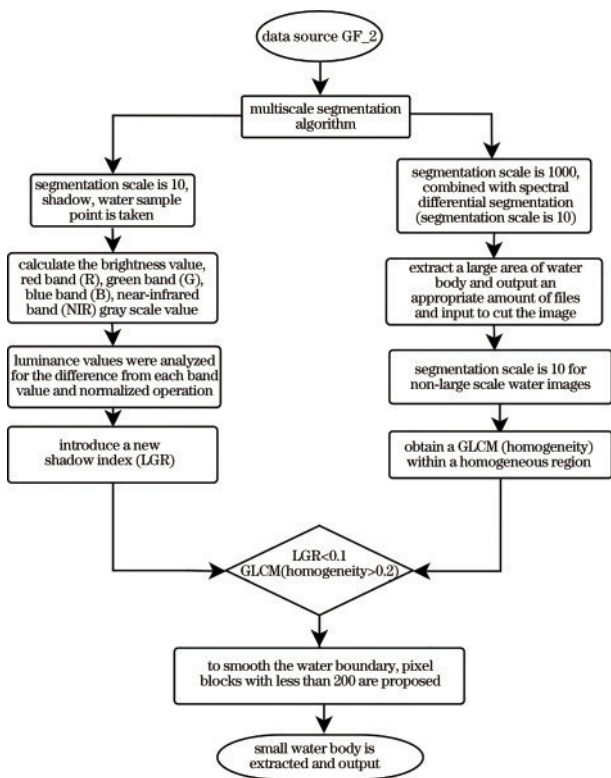


图 4 技术路线图

Fig. 4 Technology roadmap

为 10) 对其他水体影像进行分割, 通过融合灰度共生矩阵特征和 LGR 对细小水体进行提取; 最后对于细碎的区域, 将面积小于 100 的像素块剔除并进行平滑, 同

时保证边界更贴合影像水体的边界, 最终将细小水体输出, 完成大面积以及细小水体的提取。

3.7 精度评价指标

为定量分析不同水体提取方法的精度, 进行误差分析:

$$\lambda = \frac{|t_0 - t_1|}{t_0} \times 100\% \quad (4)$$

式中: λ 为误差结果; t_0 为水体面积的真值; t_1 为通过水体提取算法得到的面积。

采用混淆矩阵对不同方法提取细小水体的精度进行验证。将人工目视解译的水体作为精度评价的标准。其中选择制图精度 (PA)、用户精度 (UA)、Hellden 精度、Short 精度、Kappa 系数 5 个评价指标。

PA 的公式为

$$PA(c_i) = \frac{a_{ii}}{\sum_{i=1}^N a_{ki}} \quad (5)$$

UA 的公式为

$$UA(c_i) = \frac{a_{ii}}{\sum_{i=1}^N a_{ik}} \quad (6)$$

Hellden 精度的公式为

$$HA(c_i) = \frac{2a_{ii}}{\sum_{k=1}^N a_{ik} + \sum_{i=1}^N a_{ik}} \quad (7)$$

Short 精度的公式为

$$SA(c_i) = \frac{a_{ii}}{\sum_{k=1}^N a_{ik} + \sum_{i=1}^N a_{ik} - a_{ii}} \quad (8)$$

Kappa 系数的公式为

$$C_{Kappa} = \frac{p \sum_{i=1}^N p_{ii} - \sum_{i=1}^N (p_{i+} p_{i+})}{p^2 - \sum_{i=1}^N (p_{i+} p_{i+})} \quad (9)$$

式中: $PA(c_i)$ 表示在所有实测类型为第 i 的样本中被正确分类也是第 i 类的样本所占的比例; $UA(c_i)$ 表示在被分类为第 i 类的所有样本中, 其实测类型确实是第 i 类样本所占的比例; p_{i+} 表示实际观测第 i 类样本的总和。

4 实验结果与分析

4.1 水体提取结果

为定量评价研究区内水体提取的精度, 由人工手

动结合真实情况解译出的水体作为检验的真值, 目视解译与 5 种水体提取方法的结果如图 5 所示。白色代表水体, 可以看出无论是波段法、机器学习还是深度学习法, 都能较好地提取出大面积水体。但针对细小水体, 图 5(a)~(c) 分别为决策树、支持向量机(SVM)和随机森林(RF)所提取的结果, 它们加入了纹理特征进行提取, 与人工目视解译相比, 决策树和支持向量机出现漏提现象较明显, 随机森林容易受阴影影响而出现误提取; 图 5(d) 为 CNN 提取的结果, 虽然可以将细小水体提取出来, 但易受房屋阴影影响而出现误提取, 同时提取边界模糊; 图 5(e) 为 NDWI+NIR 提取结果, 与人工目视解译相比, 较多细小水体未被提取出, 因此 NDWI 针对高分辨率影像细小水体提取效果不是很好; 图 5(f) 为所提方法的水体提取结果, 采用大尺度进行分割, 加入了 LGR, 可以保证在提取细小水体的前提下将水体与阴影很好区别出来。

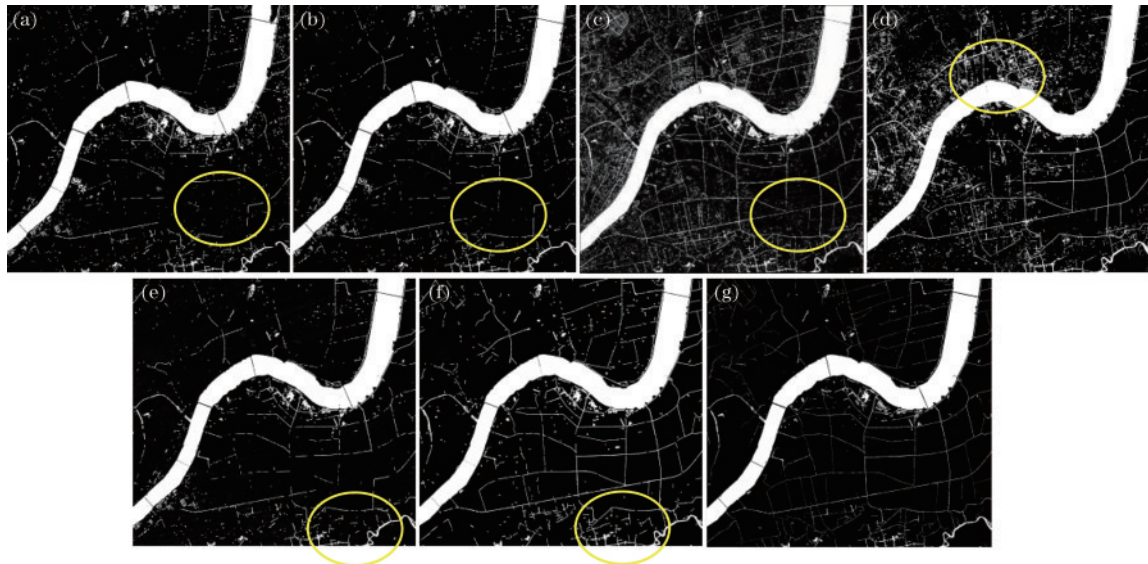


图 5 不同方法的水体提取结果。(a)决策树;(b)SVM;(c)RF;(d)CNN;(e)NDWI+NIR;(f)所提方法;(g)人工目视解译
Fig. 5 Water extraction results of different methods. (a) Decision tree; (b) SVM; (c) RF; (d) CNN; (e) NDWI+NIR; (f) proposed method; (g) manual visual interpretation

4.2 精度验证

所选取的影像数据栅格大小为 6800×7200 , 影像的分辨率为 1 m, 水体和非水体训练样本分别选取 3135 和 4017 个样本点, 剩余 6727614 个水体样本点进行水体验证, 其中获取人工目视解译所得到水体面积

的 Shp 后将其加载到 Arcgis 中统计其面积, 面积为 6731631 m^2 。决策树、SVM、RF、NDWI+NIR、CNN 与所提方法统计的面积与真值面积的差异如表 2 所示。

制图精度、用户精度、Hellden 精度、Short 精度、Kappa 系数 5 个指标统计如表 3 所示。

表 2 水体提取面积和提取差异
Table 2 Water extraction area and extraction difference

Parameter	Decision tree	SVM	RF	NDWI+NIR	CNN	Proposed method	Manual visual interpretation
Area / m^2	6627652	6168655	6237337	7141186	6628182	6646107	6731631
Extraction difference / m^2	104006	562976	494294	409555	103449	85524	0
Difference ratio / %	1.55	8.36	7.34	6.08	1.54	1.2	0

表 3 各类方法水体提取精度
Table 3 Water extraction accuracy of various methods

Method	PA / %	UA / %	Hellden accuracy / %	Short accuracy / %	Kappa coefficient / %
Decision tree	90.25	98.5	94.2	89.02	88.85
SVM	88.79	95.83	92.16	85.49	87.15
RF	90.21	98.45	94.15	88.95	88.8
NDWI+NIR	92.7	87.51	90.03	81.87	91.46
CNN	93.44	95	94.2	89.06	92.42
Proposed method	95.56	97.41	96.47	93.2	94.86

由表 2 分析可知,由人工目视解译出的水体作为检验的真值,面积为 6731631 m²,各方法提取的面积分别为 6627652 m²、6168655 m²、6237337 m²、7141186 m²、6628182 m²、6640107 m²,面积提取差异分别为 1.55%、8.36%、7.34%、6.08%、1.54%、1.2%。所提方法误差最小,最接近真值。但对于此方法,存在一个不好的因素,就是对于误提取和漏提取之间存在一个互补,这导致了最终精确度的不稳定,因此有待改善。比如可以采用交并比方式,使最终的数据更有说服力。

对表 3 分析可知:决策树、支持向量机和随机森林的 Kappa 系数分别为 88.85%、87.15% 和 88.8%,提取精度相对不是很好;NDWI+NIR 和 CNN 的提取精度为 91.46% 和 92.42%,相对前三种,提取精度相对有所提高,但是由图 5 可知,这两方法容易出现误提取和多提取,尤其 NDWI+NIR 没有提取出一部分细小水体,且阴影被当成水体提取出来,CNN 可以很好地将水体提取出来,但是容易混淆一部分阴影;所提方法的 Kappa 系数为 94.86%,相比其他几种方法有一个好的精度,尤其在有阴影干扰的情况下,所提 LGR 在一定程度上将阴影和水体较好地区分出来,但是距离较高的提取精度还有一定距离,因此需要不断寻找新的方法进行完善。

5 结 论

从大面积水体和细小水体同时存在的问题入手,选取河流纵横的杭州市的一期高分影像作为研究区。对高分影像进行城区细小水体提取时,为区别阴影和水体,提出新的阴影指数方法(LGR),并与阴影水体指数(SWI)进行对比,通过实验验证所提方法在区别阴影和水体时具有一定的优势,尤其在水体颜色和阴影较难区别的情况下。提取较大水体时,所提方法采用大尺度分割算法进行分割并结合光谱差异分割算法对其进行提取,实验结果表明,此方法不仅可以避免水面上船只等的影响而且提取的边界可以很好地贴合水体边界。提取细小水体时,所提方法采用小尺度分割算法进行分割并结合纹理特征、光谱差异以及 LGR,可以将细小的水体较好地提取出来,同时又可以较好地避免阴影的影响。随着影像分辨率不断提

高,“同谱易物”和“同物易谱”给提取较小的水塘或水体宽度低于两个像元的细小水体带来了一定的挑战。

参 考 文 献

- [1] 李丹, 吴保生, 陈博伟, 等. 基于卫星遥感的水体信息提取研究进展与展望[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2020, 60(2): 147-161.
Li D, Wu B S, Chen B W, et al. Research progress and prospect of water body information extraction based on satellite remote sensing[J]. Journal of Tsinghua University (Science and Technology), 2020, 60(2): 147-161.
- [2] 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.
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.
- [3] 沈占锋, 夏列钢, 李均力, 等. 采用高斯归一化水体指数实现遥感影像河流的精确提取[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(4): 421-428.
Shen Z F, Xia L G, Li J L, et al. Automatic and high-precision extraction of rivers from remotely sensed images with Gaussian normalized water index[J]. Journal of Image and Graphics, 2013, 18(4): 421-428.
- [4] 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.
Chen W Q, Ding J L, Li Y H, et al. Extraction of water information based on China-made GF-1 remote sense image[J]. Resources Science, 2015, 37(6): 1166-1172.
- [5] Li D, Wang G, Qin C, et al. River extraction under bankfull discharge conditions based on sentinel-2 imagery and DEM data[J]. Remote Sensing, 2021, 13(14): 2650.
- [6] 陈静波, 刘顺喜, 汪承义, 等. 基于知识决策树的城市水体提取方法研究[J]. 遥感信息, 2013, 28(1): 29-33, 37.
Chen J B, Liu S X, Wang C Y, et al. Research on urban water body extraction using knowledge-based decision tree[J]. Remote Sensing Information, 2013, 28(1): 29-33, 37.
- [7] 陈磊士, 高霞霞, 廖玉芳, 等. 基于 CART 决策树的高分二号洞庭湖区湿地分类方法[J]. 测绘通报, 2021(6): 12-15.
Chen L S, Gao X X, Liao Y F, et al. Wetland classification method of Dongting Lake District based on CART using GF-2 image[J]. Bulletin of Surveying and

- Mapping, 2021(6): 12-15.
- [8] Zhu Y, Sun L J, Zhang C Y. Summary of water body extraction methods based on ZY-3 satellite[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2017, 100: 012200.
- [9] Yu L, Zhang R N, Tian S W, et al. Deep multi-feature learning for water body extraction from Landsat imagery [J]. Automatic Control and Computer Sciences, 2018, 52(6): 517-527.
- [10] 刘炜, 王聪华, 赵尔平, 等. 基于面向对象分类的细小河流水体提取方法研究[J]. 农业机械学报, 2014, 45(7): 237-244.
- Liu W, Wang C H, Zhao E P, et al. Extraction of small river information based on object-oriented classification [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(7): 237-244.
- [11] 张铭飞, 高国伟, 胡敬芳, 等. 基于卷积神经网络的遥感图像水体提取[J]. 传感器与微系统, 2022, 41(1): 72-74, 88.
- Zhang M F, Gao G W, Hu J F, et al. Water extraction from remote sensing images based on CNN[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2022, 41(1): 72-74, 88.
- [12] 陈雪莲, 胡静涛, 胡河春. 一种基于多DEM数据特征的面状水体提取方法[J]. 信息与控制, 2014, 43(5): 630-636.
- Chen X L, Hu J T, Hu H C. A surface-water extraction method based on multiple DEM data features[J]. Information and Control, 2014, 43(5): 630-636.
- [13] Jiang H, Feng M, Zhu Y Q, et al. An automated method for extracting rivers and lakes from Landsat imagery[J]. Remote Sensing, 2014, 6(6): 5067-5089.
- [14] 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.
- Chen W Q, Ding J L, Li Y H, et al. Extraction of water information based on China-made GF-1 remote sense image[J]. Resources Science, 2015, 37(6): 1166-1172.
- [15] 刘双童, 王明孝, 杨树文, 等. GF-2影像中不同水体指数模型提取精度及稳定性分析[J]. 测绘通报, 2019(8): 135-139.
- Liu S T, Wang M X, Yang S W, et al. Extraction accuracy and stability analysis of different water body index models in GF-2 images[J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2019(8): 135-139.
- [16] 梁磊, 刘怀, 董春燕, 等. 结合亮度比值梯度与颜色特征的阴影去除算法[J]. 小型微型计算机系统, 2019, 40(4): 802-807.
- Liang L, Liu H, Dong C Y, et al. Shadow removal algorithm by combining gradient of the brightness ratio and color features[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2019, 40(4): 802-807.
- [17] 杨树文, 薛重生, 刘涛, 等. 一种利用TM影像自动提取细小水体的方法[J]. 测绘学报, 2010, 39(6): 611-617.
- Yang S W, Xue C S, Liu T, et al. A method for automatically extracting fine water bodies using TM images [J]. Journal of Surveying and Mapping, 2010, 39(6): 611-617.
- [18] 刘宇晨, 高永年. Sentinel时序影像的长江流域地表水体提取[J]. 遥感学报, 2022, 26(2): 358-372.
- Liu Y C, Gao Y N. Surface water extraction in Yangtze River Basin based on sentinel time series image[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022, 26(2): 358-372.
- [19] Sghaier M O, Foucher S, Lepage R. River extraction from high-resolution SAR images combining a structural feature set and mathematical morphology[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2017, 10(3): 1025-1038.