doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.10.031

基于 Sentinel－2 超分辨率影像的干旱区水体提取方法

赵文举[1,2]　李聪聪[1,2]　马　宏[1,2]　曾　凯[1,2]

（1.兰州理工大学能源与动力工程学院，兰州 730050；2.农业农村部智慧农业节水灌溉装备重点实验室，兰州 730050）

摘要：针对干旱区复杂环境下水体光谱特性空间差异大、水体提取方法适用性差的问题，本研究基于 Sentinel－2 卫星多光谱数据，通过超分辨率算法重建 10 m 空间分辨率多光谱影像，将短波红外（Short-wave infrared，SWIR）重建波段、近红外（Near-infrared，NIR）重建波段作为水体识别特征波段，在此基础上采用超像素分割算法识别水体像元，基于 24 种光谱指数、支持向量机（Support vector machine，SVM）、神经网络（Neural network，NN）、K-means 共构建 60 种水体提取方法，采用总体精度（Overall accuracy，OA）、准确率（Precision）、F1 值、马修斯相关系数（Matthews correlation coefficient，MCC）等水体提取精度指标进行综合评价，以黑河流域为典型研究区，确定干旱区最佳水体提取方法。结果表明，基于 Sentinel－2 绿色波段（中心波长为 560 nm）与超分辨率重建短波红外波段（中心波长为 1 610 nm）构建的改进的归一化水体指数方法，显著增强水体提取时对干旱区细小水体、阴影、云层像元识别能力，水体提取总体精度为 99.81%，准确率为 92.04%，F1 值为 88.02%，G-mean、马修斯相关系数均大于 0.88，水体提取精度优于其他方法。研究结果可快速精准地提取干旱区水体，为干旱区水体应用领域提供理论支持。

关键词：干旱区；水体提取；Sentinel－2 卫星；超分辨率重建；超像素分割

中图分类号：X87；TP79　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2023)10-0316-13　　**OSID**：

Water Body Extraction Method in Arid Area Based on Sentinel－2 Super-resolution Images

ZHAO Wenju[1,2]　LI Congcong[1,2]　MA Hong[1,2]　ZENG Kai[1,2]

（1. *College of Energy and Power Engineering*, *Lanzhou University of Technology*, *Lanzhou* 730050, *China*

2. *Key Laboratory of Smart Agriculture Irrigation Equipment*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Lanzhou* 730050, *China*）

Abstract: Aiming at the problems of large spatial differences in the spectral characteristics of water bodies in the complex environment of arid zones and the poor applicability of water body extraction methods, based on the multispectral data of Sentinel－2 satellite, 10 m spatial resolution multispectral images were reconstructed by super-resolution algorithm. The short-wave infrared (SWIR) reconstruction band and the near-infrared (NIR) reconstruction band were used as the feature bands for water body identification, on the basis of which the super-pixel segmentation algorithm was used to determine the water body image elements, and a total of 60 water body extraction methods were constructed based on 24 kinds of spectral indices, support vector machine (SVM), neural network (NN) and K-means. Overall accuracy (OA), precision, F1-score, Matthews correlation coefficient (MCC) and other water body extraction accuracy indicators were used as for comprehensive evaluation, to determine the best water body extraction method in the Heihe Basin. The Heihe Basin was taken as typical study area to determine the best water body extraction method in arid areas. The results showed that the improved normalized water body index method constructed based on Sentinel－2 green band (center wavelength of 560 nm) and super-resolution reconstruction of the short-wave infrared band (center wavelength of 1 610 nm) significantly enhanced the ability to identify the fine water bodies, shadows, and cloud elements in the arid zone during the extraction of the water body. The overall accuracy of water extraction was 99.81%, the accuracy was 92.04%, the F1-score was 88.02%, and the G-mean and Mathews correlation coefficient were both greater than 0.88, which was better than other methods. The research results can quickly and accurately extract water bodies in arid zones and provide theoretical support for the

收稿日期：2023－07－25　修回日期：2023－08－24

基金项目：国家自然科学基金面上项目(52379042)、甘肃省东西协作专项(23CXNA0025)和甘肃省重点研发计划项目(23YFFA0019)

作者简介：赵文举(1981—)，男，教授，博士生导师，主要从事寒旱区生态水利研究，E-mail：wenjuzhao@126.com

application field of water bodies in arid zones.

Key words: arid area; water body extraction; Sentinel－2 satellite; super-resolution reconstruction; super-pixel segmentation

0　引言

内陆地表水体在生态系统稳定性、经济高质量发展中发挥着至关重要的作用[1-2]，如何准确有效地识别干旱区水体，监测其时空动态，是干旱区水生态安全、水质监测、水资源高效利用等领域的关键[3-4]。传统的水体数据获取方法主要依靠流域监测站或大量的野外调查，数据获取需耗费大量的时间及人力，数据精度高但工作效率低[5]。随着遥感技术的发展，光学多光谱数据、高光谱数据、合成孔径雷达数据等多元化遥感数据用于水体提取，为大范围水体监测提供了一种新方法[6]。而高光谱数据、合成孔径雷达数据因复杂的预处理过程、高成本等原因限制了它们在大范围长时间序列的应用研究[7]。目前，由 Sentinel 卫星、中国高分卫星、Landsat 卫星等获得的光学多光谱数据仍是最常见的数据源，而 Sentinel－2 卫星在空间分辨率、重访周期、信噪比方面表现优异，具有广阔的应用前景。

超分辨率重建技术能够以低分辨率影像为基础提升影像分辨率，重建出高分辨率影像，以减轻采集设备和环境因素对遥感成像结果的影响[8]。当前使用超分辨率重建技术对遥感影像进行增强重建，并对重建影像进行深层次研究一直是环境生态、地学、农林等应用领域研究热点。DU 等[9]使用超分辨率重建技术处理高光谱影像数据，高分辨率重建影像在近海水产养殖地提取上取得较好成效。COURTRAI 等[10]采用基于辅助生成对抗网络的超分辨率重建技术对遥感影像小目标进行识别，证实了超分辨率方法在小型、不规则物体识别任务方面的有效性。干旱区农业与细小水体、破碎水体及复杂地物环境联系密切，当采用多光谱影像对大范围水体进行定量研究时，低分辨率卫星影像中图像噪声和模糊对细小水体及破碎水体影响较大，不利于精准掌握干旱区水体信息，通过超分辨率重建技术，有望通过技术手段突破低分辨率影像局限，增强图像信息及细节度，提高水体提取精度。

目前多光谱影像的水体提取方法，主要有基于波段组合的水体提取方法、基于机器学习的水体提取方法和面向对象的水体提取方法[11]。杨振华等[12]针对城市化地区 Landsat 卫星水体指数适用性进行了研究，以深圳市为研究区，发现城市地区归一化水体指数（Normalized difference water index，NDWI）适用性最强。LI 等[11]采用阈值法、支持向量机、面向对象等方法在淮河流域等地区进行水体提取实验，均取得较为可靠的结果。王小标等[13]以秦淮河流域为实验区，探究复杂环境下水体指数有效性，发现多波段水体指数（Multi-band water index，MBWI）总体上较其他水体指数具有一定的优势。水体指数法因简单、高效、可重复、适用性广等优点被广泛采用，但现阶段对增强光谱影像分辨率以提高水体提取精度方法及水体提取过程中使用短波红外（Short-wave infrared，SWIR）波段与近红外（Near-infrared，NIR）波段的提取结果差异性和干旱区适用性却鲜有研究。

为此，本文基于超分辨率重建的 Sentinel－2 多光谱影像数据与同时期地面真实水体数据，将增强重建的近红外波段与短波红外波段作为水体提取特征波段，采用超像素分割算法确定水体像元范围，构建基于 MBWI、改进的归一化水体指数（Modified normalized difference water index，MNDWI）、增强型水体指数（Enhanced water index，EWI）、支持向量机（Support vector machine，SVM）、神经网络（Neural network，NN）、K-means 等水体提取方法，采用总体精度（Overall accuracy，OA）、准确率（Precision）、F1 值、马修斯相关系数（Matthews correlation coefficient，MCC）等水体提取精度指标对所构建的 60 种水体提取方法进行综合评价，以黑河流域甘肃段为例，确定干旱区最佳水体提取方法，以期为干旱区复杂环境下快速、准确地提取水体及在农林、生态等领域精准应用提供理论依据。

1　材料与方法

1.1　研究区概况

本文研究区位于黑河流域甘肃段（39°40′～40°18′N，97°48′～99°07′E），黑河流域属于典型的干旱区气候，其北部属中温带干旱区，南部属高原温带干旱区，上游年平均气温在－5～4℃之间，年均降水量由低山或丘陵地带约 250 mm 增加到高山地带约 500 mm，流域从上游到下游包含众多干旱区典型地物[14]。研究区非水体地物包含耕/林地、裸地、城市地物等，其中裸地包括荒漠、沙地、裸岩、盐碱地等；水体地物主要包括城市含沙细小河流、城市不含沙景观河流、小型池塘、水库、湖泊等，以上地物基本覆盖干旱区典型地物，能够较为完整地展示干旱区

的地物特征。本文研究区内河流与湖泊零散分布于城市、农业区及裸地，湖泊多为小型湖泊、水库及鱼塘，河流细长蜿蜒且多支流，水体边界不易区分，水体识别困难。此外，云层、阴影等因素也会对水体的准确识别造成干扰。综上，研究区不同区域水体差异较大，影响因素较多，水体特征模糊，进行大范围水体提取难度大，图 1 为研究区概况图。

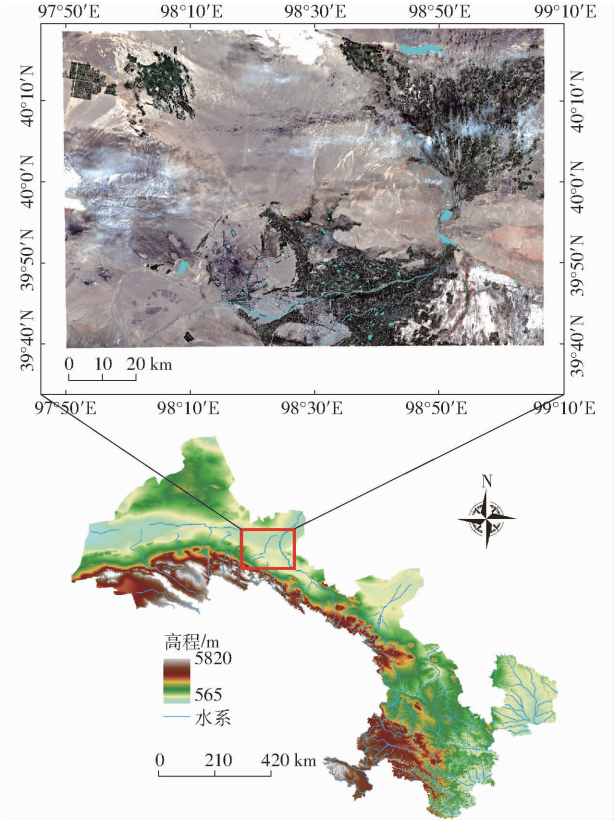


图 1 研究区概况图

Fig. 1 Study area overview map

1.2 数据来源与预处理

地面数据采集工作于 2022 年 8 月开展，对研究区内典型地物（包括水体及非水体）进行标记处理，同时记录其精确的位置坐标。实验记录典型水体包括湖泊、水库、含沙河流、不含沙河流、城市景观河流、坑塘等；记录典型非水体包括耕/林地、城市地物、裸地等。同时，对实地数据较难获取的区域如荒漠、山地内部、盐碱地内部等，采用 Google Earth 影像数据进行人工识别，并记录其位置信息。

本研究采用的卫星数据为公开获取的欧空局 Sentinel－2 多光谱卫星影像（https：// scihub. copernicus. eu/）。欧空局发射的 Sentinel－2 卫星包括 A/B 两星，均搭载多光谱传感器，提供 13 个波段的遥感影像（表 1）。通过 A、B 两星，Sentinel－2 卫星可达到空间回访周期为 5 d。本研究从欧空局官方网站公开获取 2022 年 8 月 16 日 L1C 级大气顶层反射率影像，该影像已进行几何精校正。本研究利用 Sen2Cor 插件进行大气校正，将影像大气顶层反射率转换为大气底层反射率，消除大气和光照等因素对地物反射的影响。使用 Sen2Cor 插件对 L1C 级大气顶层反射率影像进行辐射定标及大气校正时，处理精度选择 10 m，处理过程中 B10 波段被剔除，其他波段保持不变，保留 12 个波段，最终生成 L2A 级大气底层反射率数据，该组数据主要包括经辐射定标和大气校正后遥感数据。

表 1 Sentinel－2 卫星波段信息

Tab. 1 Sentinel－2 satellite band information

波段	描述	中心波长/nm	波段宽度/nm	分辨率/m
B1	Coastal aerosol	443	20	60
B2	Blue	490	65	10
B3	Green	560	35	10
B4	Red	665	30	10
B5	Red-edge1	705	15	20
B6	Red-edge2	740	15	20
B7	Red-edge3	783	20	20
B8	NIR	842	115	10
B8a	Narrow NIR	865	20	20
B9	Water Vapor	945	20	60
B10	Cirrus	1 380	30	60
B11	SWIR1	1 610	90	20
B12	SWIR2	2 190	180	20

1.3 研究方法

1.3.1 超分辨率波段重建及评价

Sen2Res 算法为 BRODU[15] 针对多光谱、多分辨率的影像提出的一种利用相邻像元之间“共享”几何信息的超分辨率多光谱多分辨率影像重建方法[15]。本研究在 L2A 级大气底层反射率数据基础上利用 Sen2Res 算法构建出超分辨率重建（Super-resolution，SR）影像，共重建出 7 个 10 m 增强波段，分别为 SRB5、SRB6、SRB7、SRB8a、SRB9、SRB11、SRB12，考虑到 Sentinel－2 卫星波段情况，移除了沿海气溶胶（B1）波段，并从重建质量和光谱一致性角度对超分辨率重建波段重建性能进行信度评价。为对比 Sentinel－2 L2A 级影像与超分辨率重建影像的重建质量及光谱相关关系，本研究对 L2A 级影像进行 3 次卷积重采样，生成 S2R（Sentinel－2 resampled）影像。

超分辨率增强波段重建性能采用信息熵（Information entropy，IE）、平均梯度（Average gradient，AG）、结构相似度（Structural similarity index measurement，SSIM）、峰值信噪比（Peak signal-to-noise ration，PSNR）进行评价。

本文计算平均梯度时采取前置处理，具体方法

为：首先对原始影像像元归一化处理，其次采取相对高斯平滑处理归一化遥感影像，最后选取二阶 Laplacian 算子计算平均梯度。

超分辨率影像与原始影像光谱一致性评价采用皮尔逊相关系数 R、均方根误差（RMSE）和估计精度（EA），定量分析超分辨率重建前后波段反射光谱变化情况。EA 的计算公式为

$$EA = (1 - RMSE/\bar{x}) \times 100\% \quad (1)$$

式中　$\bar{x}$——原图像像元值的平均值

1.3.2　水体提取方法

本研究水体提取方法可分为两大类，一类基于光谱指数方法，另一类基于机器学习分类算法。基于光谱指数构建的水体提取方法数据来源为 L2A 级大气底层反射率产品波段（B2、B3、B4、B8）与超分辨率重建波段（B5、B6、B7、B8a、B9、B11、B12），采用目前常用的 24 种涉及水体的光谱指数，同时由于部分光谱指数原始研究对象为 MODIS、Landsat 8、Landsat 5 卫星，因此在构建 Sentinel－2 光谱指数时需要根据光谱范围的重合度调整不同卫星的波段，以 Sentinel－2 卫星近红外波段与短波红外波段作为水体提取特征波段（表 2），进而使用超像素分割算法识别水体像元，共构建 57 种基于光谱指数的

表 2　光谱指数方法

Tab. 2　Spectral index method

光谱指数	表达式	光谱指数方法构建
归一化植被指数（NDVI）[3]	$NDVI = (B_{NIR} - B_4)/(B_{NIR} + B_4)$	NDVI－8，NDVI－8a，NDVI－7
归一化水体指数（NDWI）[17]	$NDWI = (B_3 - B_{NIR})/(B_3 + B_{NIR})$	NDWI－8，NDWI－8a，NDWI－7
改进的归一化水体指数（MNDWI）[17]	$MNDWI = (B_3 - B_{SWIR})/(B_3 + B_{SWIR})$	MNDWI－11，MNDWI－12
哨兵水体指数（SWI）[18]	$SWI = B_2 + B_3 - B_{NIR}$	SWI－8，SWI－8a，SWI－7
哨兵水体掩膜指数（SWM）[19]	$SWM = (B_2 + B_3)/(B_{NIR} + B_{SWIR})$	SWM－8，SWM－8a
湿度指数（NDMI）[20]	$NDMI = (B_{NIR} - B_{SWIR})/(B_{NIR} + B_{SWIR})$	NDMI－8－11，NDMI－8－12，NDMI－8a－11，NDMI－8a－12
增强水体指数（EWI）[21]	$EWI = (B_3 - B_{NIR} - B_{SWIR})/(B_3 + B_{NIR} + B_{SWIR})$	EWI－8－11，EWI－8－12，EWI－8a－11，EWI－8a－12
指数水体模型（IWI）[22]	$IWI = (NDWI - NDVI)/(NDWI + NDVI)$	IWI－8，IWI－8a
水体比率指数（WRI）[23]	$WRI = (B_3 + B_4)/(B_3 + B_{SWIR})$	WRI－11，WRI－12
多波段水体指数（MBWI）[24]	$MBWI = 2B_3 - B_4 - B_{NIR} - B_{11} - B_{12}$	MBWI－8，MBWI－8a
无阴影自动水提取指数（$AWEI_{nsh}$）[25]	$AWEI_{nsh} = 4(B_3 - B_{11}) - 0.25B_{NIR} + 2.75B_{12}$	$AWEI_{nsh}$－8，$AWEI_{nsh}$－8a
有阴影自动水提取指数（$AWEI_{sh}$）[25]	$AWEI_{sh} = B_2 + 2.5B_3 - 1.5(B_{NIR} + B_{11}) - 0.25B_{12}$	$AWEI_{sh}$－8，$AWEI_{sh}$－8a
水体指数 1（WI1）[26]	$WI1 = (B_3 - B_{12})/(B_3 + B_{12})$	WI1
水体指数 2（WI2）[26]	$WI2 = (B_2 - B_{12})/(B_2 + B_{12})$	WI2
水面指数（IWS）[18]	$IWS = (4B_{SWIR} - B_2)/B_{SWIR} - 2B_{SWIR}/B_2$	IWS－11，IWS－12
N－M 模型（N－M）[27]	$N - M = NDVI - MNDWI$	N－M－8－11，N－M－8－12，N－M－8a－11，N－M－8a－12
新水体指数（NWI）[28]	$NWI = \dfrac{B_2 - (B_{NIR} + B_{SWIR1} + B_{SWIR2})}{B_2 + (B_{NIR} + B_{SWIR1} + B_{SWIR2})}$	NWI－8，NWI－8a
新型组合水体指数（NCIWI）[18]	$NCIWI = \dfrac{B_{NIR} - B_4}{B_{NIR} + B_4} + B_{NIR} + B_{11} + B_{12}$	NCIWI－8，NCIWI－8a
修正地表水体指数（MLSWI）[29]	$MLSWI = \dfrac{1 - B_{NIR} - B_{SWIR1}}{1 - B_{NIR} + B_{SWIR1}}$	MLSWI－8，MLSWI－8a
修正的归一化差异水体指数（RNDWI）[30]	$RNDWI_1 = (B_{SWIR} - B_4)/(B_{SWIR} + B_4)$ $RNDWI_2 = 3B_2 + 1.5(B_3 - B_{NIR}) - (2B_{11} + B_{12})$	$RNDWI_1$－11，$RNDWI_1$－12， $RNDWI_2$－8，$RNDWI_2$－8a
植被红边水体指数（RWI）[31]	$RWI = \dfrac{B_3 + B_5 - (B_8 + B_{8a} + B_{SWIR})}{B_3 + B_5 + B_8 + B_{8a} + B_{SWIR}}$	RWI－11，RWI－12
增强归一化差异水体指数（ANDWI）[32]	$ANDWI = \dfrac{B_2 + B_3 + B_4 - B_{NIR} - B_{SWIR1} - B_{SWIR2}}{B_2 + B_3 + B_4 + B_{NIR} + B_{SWIR1} + B_{SWIR2}}$	ANDWI－8，ANDWI－8a
水体指数（WI_{2015}）[32]	$WI_{2015} = 1.7204 + 171B_3 + 3B_4 - 70B_{NIR} - 45B_{SWIR1} - 71B_{SWIR2}$	WI_{2015}－8，WI_{2015}－8a
修订的多光谱水体指数（MuWIR）[33]	$MuWIR = -4\dfrac{B_2 - B_3}{B_2 - B_3} + 2\dfrac{B_3 - B_{NIR}}{B_3 + B_{NIR}} + 2\dfrac{B_3 - B_{SWIR2}}{B_3 + B_{SWIR2}} - \dfrac{B_3 - B_{SWIR1}}{B_3 + B_{SWIR1}}$	MuWIR－8，MuWIR－8a

注：光谱指数方法构建意为使用超分辨率重建波段作为特征波段，采用超像素分割算法识别水体范围所构建的复合方法；光谱指数方法中“8、8a、7”意为 NIR 特征波段分别为 Band8、Band8a、Band7，“11、12”为 SWIR 特征波段分别为 Band11、Band12。

水体提取方法。其中超像素分割算法是FELZENSZWALB等[16]提出的一种基于图论的图像分割方法,使用该算法进行水体像元识别时采用定性与定量相结合的方法来综合确定不同光谱指数影像中水体像元的最佳提取范围,定性方法采用人工目视判断64位单通道光谱指数灰度影像,确定分割算法参数;进而对不同阈值范围下水体像元进行量化,找到最佳阈值范围。

机器学习方法同样基于L2A大气底层反射率产品波段与超分辨率重建波段,将11个波段融合形成机器学习算法输入数据,具体算法选用监督分类中NN和SVM算法,以及无监督分类中K-means算法。其中SVM与NN样本数据综合2022年8月实地实验与Google Earth数据构建,K-means方法样本数据集为自动抽取。为平衡样本类间分布,监督学习分类样本选取时水体样本包括湖泊、城市细小水体、水库、破碎小池塘等,非水体样本包括耕地、裸地、盐碱地、城市地区多种地物等,最终构建的监督学习分类样本数据集可分为两大类,一类为水体,共6 497个像元,一类为非水体,共78 867个像元。

1.3.3 水体提取方法精度评价

本研究采用总误差(Total error)对基于原始影像波段与超分辨率重建影像波段构建的水体提取方法进行评价,主要考察水体提取过程中错分像元与漏分像元数量,计算公式为

$$E_{Total}=2-\frac{T_P}{T_P+F_P}-\frac{T_P}{T_P+F_N} \tag{2}$$

式中 E_{Total}——总误差

T_P——实际地物为水体被正确分类为水体的像元数量

F_P——实际地物为非水体被错误分类为水体的像元数量

F_N——实际地物为水体被错误分类为非水体的像元数量

本研究对基于超分辨率重建影像构建的水体提取方法进行精度评价时采用总体精度(OA)、准确率(Precision)、召回率(Recall)以及Kappa系数(Kappa coefficient,KC)[25]。由于研究区内水体面积占总面积的0.85%,而非水体面积占比达99.15%,在分类数据量极不平衡的情况下,上述指标在表征水体提取精度时可能出现失效情况[34],故本研究引入F1值、几何平均值(G-mean)以及马修斯相关系数(MCC),对不均衡水体样本提取结果进行精度评价。

由于单一指标无法衡量水体提取方法的所有优势与劣势,故本文采用了熵权-TOPSIS方法对60种干旱区水体提取方法的7个精度指标进行综合分析,以确定能够正确识别水体及非水体的干旱区水体提取方法。熵权-TOPSIS方法是使用熵权法来科学地确定7类水体提取精度指标的权重系数,进而将TOPSIS法与熵权系数综合集成进行综合评价[35],本文实现过程见图2,其中确定主观初始指标即确定正向、负向指标个数,本研究中7类精度评价指标均为正向指标。

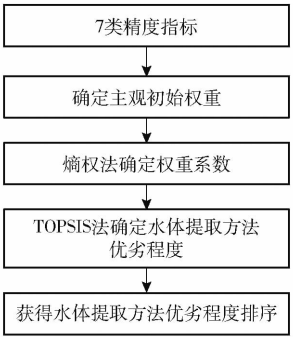


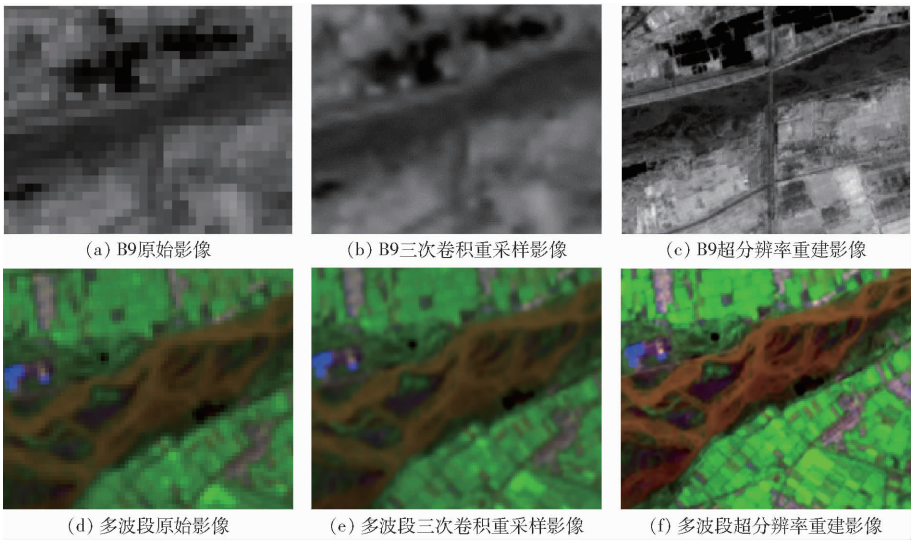
图2 熵权-TOPSIS排序过程流程图

Fig. 2 Flowchart of entropy weight - TOPSIS sorting process

2 结果与分析

2.1 超分辨率重建评价

本节从定性与定量两方面分别对三次卷积重采样、超分辨率重建影像进行评估。定性地对2022年8月60 m分辨率单波段(以B9为例)和20 m分辨率波段组合(R:B12,G:B7,B:B5)Sentinel-2卫星原图像、三次卷积重采样图像、超分辨率重建图像进行对比。对于单波段影像(图3a~3c),使用超分辨率算法从原始60 m分辨率增强重建为10 m分辨率,已基本消除原始图像中像元的颗粒感,并通过获取临近波段地物几何信息,基本完成还原地物真实细节,三次卷积重采样影像极大地消除了像元颗粒感,影像整体较为平滑,但依然不能准确区分地物特征,超分辨率增强重建效果明显优于三次卷积重采样影像。相较原始60 m分辨率B9影像与三次卷积重采样10 m分辨率B9影像,超分辨率重建后影像清晰程度大幅提升,原因为超分辨率重建过程中,低分辨率波段通过邻近高分辨率波段补充了大量的地物固有物理信息。对于波段组合影像(图3d~3f),使用超分辨率算法从20 m分辨率增强重建为10 m分辨率,影像地物轮廓与纹理细节进一步增强,细小水体边缘更加清晰,水体范围更加凸出,三次卷积重采样影像较好地实现了平滑效果,但影像整体对比度较差,较难区分水体边界,超分辨率增强重建效果优于三次卷积重采样影像。通过对比单波段影像与波段组合影像,可得超分辨率增强重建后,影像清晰度进一步增加,地物边缘更易区分,有利于水体像元



(a) B9原始影像　(b) B9三次卷积重采样影像　(c) B9超分辨率重建影像

(d) 多波段原始影像　(e) 多波段三次卷积重采样影像　(f) 多波段超分辨率重建影像

图 3　重建对比图

Fig. 3　Reconstruction comparison charts

的识别。

定量评估超分辨率重建影像质量具体指标见表 3，经超分辨率重建后，B9 波段信息熵提升 0.06，其余波段信息熵略有下降。对比超分辨率重建与原始影像信息，超分辨率重建影像各波段平均梯度提升较大，平均提升 66.3，原始低分辨率影像经超分辨率重建，补充了缺失的细节信息，使图像更加清晰、更具可识别性。对比超分辨率重建波段与原始影像波段，超分辨率重建波段整体结构与原始影像波段高度相似，B9 波段的结构相似度为 0.828 7，B5、B6、B7 波段结构相似度均达到 0.85 以上，B8a、B11、B12 波段结构相似度为 0.90 以上。对比超分辨率重建与原始影像，B5、B6、B7、B8a、B11、B12 波段峰值信噪比均达到 38 dB 以上。经过超分辨率算法重建后，重建波段噪声少，重建梯度细节丰富，包含更为丰富的信息量，有利于水体提取。

表 3　超分辨率重建质量评价

Tab. 3　Super-resolution reconstruction quality evaluation

波段	IE		AG		SSIM	PSNR
	S2R	SR	S2R	SR	(SR)	(SR)/dB
B5	6.304 2	6.111 7	180.981 6	232.659 7	0.879 6	38.996 6
B6	6.025 8	5.992 5	171.357 5	220.225 3	0.893 1	39.484 1
B7	6.228 3	6.062 2	194.681 4	249.264 8	0.898 5	38.417 3
B8a	6.308 9	5.826 2	190.238 3	243.730 1	0.908 9	38.472 4
B9	6.003 7	6.065 1	51.564 9	209.864 1	0.828 7	33.787 7
B11	5.742 7	5.545 2	143.998 1	192.542 2	0.928 6	39.241 7
B12	5.885 8	5.526 5	163.430 8	212.107 6	0.916 6	38.805 0

对超分辨率重建影像波段与原始影像波段光谱一致性分析时，将研究区域均匀划分为 500 ×500 区块，提取区域中心点像元值，即均匀选取 250 000 个样本进行光谱一致性分析。超分辨率重建后，重建影像各波段光谱反射率与原始影像对应波段光谱反射率 R 均在 0.96 以上，RMSE 小于 0.020 5，估计精度均在 94% 以上，具体结果见表 4。由重建波段与原始影像波段散点图(图 4)可得，B5、B6 波段光谱反射率分布于 0 ~0.7，SRB5、SRB6 波段光谱反射率分布于 0 ~0.6，呈正线性相关，B7、B8a、B11、B12 波段光谱反射率分布于 0 ~0.8，分别与 SRB7、SRB8a、SRB11、SRB12 呈正线性相关，B9 波段光谱反射率分布于 0 ~1，与 SRB9 呈正线性相关。

表 4　超分辨率重建光谱一致性分析

Tab. 4　Super-resolution reconstructed spectral coherence analysis

波段	R	RMSE	EA/%
B5	0.989	0.011 22	96.72
B6	0.986	0.010 61	97.08
B7	0.986	0.011 99	96.84
B8a	0.988	0.011 92	96.86
B9	0.968	0.020 44	94.66
B11	0.992	0.010 91	97.42
B12	0.993	0.011 47	97.16

为研究原始图像与超分辨率重建影像实际应用的精度差异，本节通过对比二者采用同一光谱指数方法进行水体提取任务时错分像元与漏分像元的数量，并通过水体提取总误差进行定量考察。因构建水体指数影像时，光谱波段空间分辨率需统一，故将原始影像 B7、B8a、B11、B12 波段使用三次卷积方法重采样为 10 m，再进行水体提取。通过分析重采样影像相较超分辨率增强影像水体提取总误差减少量，得到使用超分辨率增强影像提取水体时，典型光谱指数如 MNDWI、EWI、MBWI、N－M、WI1、RNDWI、AWEIsh、NDVI、WRI 总误差分别减少

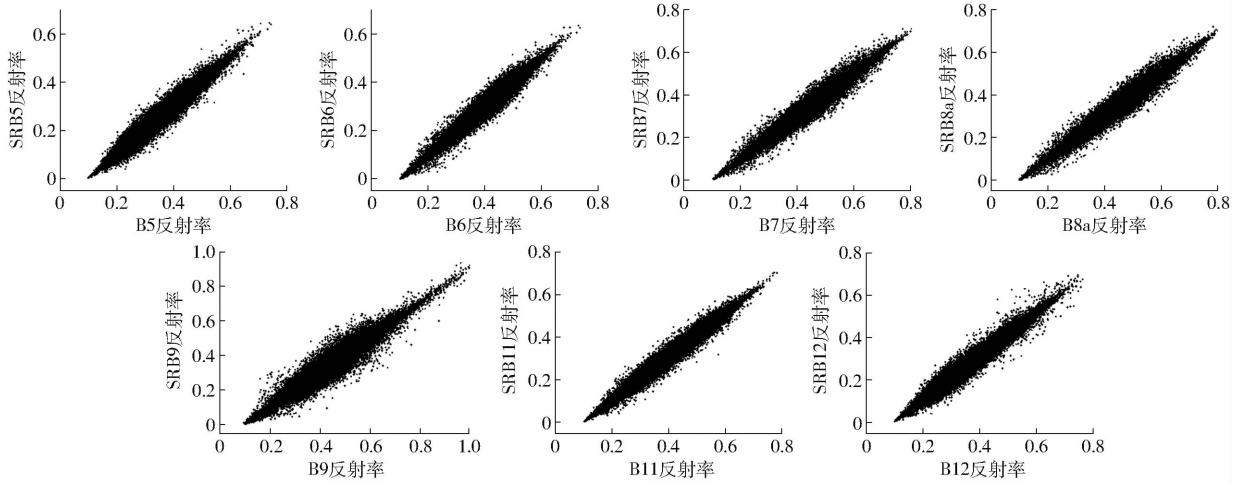


图 4 光谱反射率散点图

Fig. 4 Scatter plots of spectral reflectance

17.693 2%、18.233 5%、5.540 0%、14.899 3%、25.865 7%、37.244 2%、7.674 1%、16.717 5%、29.885 7%,平均总误差减少 19%(图 5)。超分辨率重建影像相较原始影像在进行水体提取任务时具有明显优势。

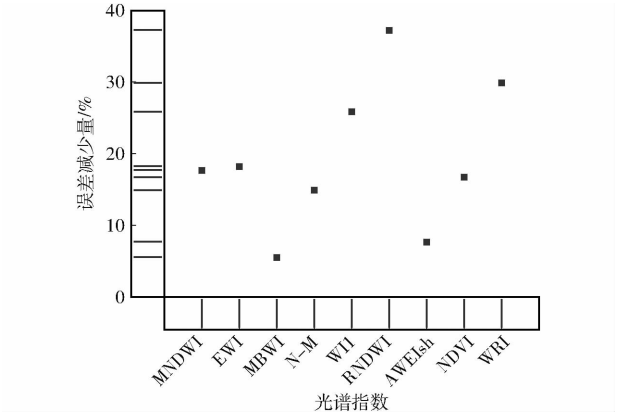


图 5 误差分析

Fig. 5 Error analysis graph

综上,超分辨率重建后各波段重建质量较好,在保留原始影像固有信息的基础上,增强了原始影像中低分辨率(20、60 m)原始影像地物之间的细节,提高了影像清晰度,减少了影像噪声,并且经超分辨率重建后,重建影像各波段光谱反射率与原始影像光谱反射率之间存在极高的一致性,且误差较小,可在保证影像可靠性的前提下将超分辨率影像代替原始低分辨率影像应用于科学探究与工程实践,提高研究精度。

2.2 水体提取方法构建

基于超分辨率重建波段的水体提取方法构建流程见图 6。基于光谱学指数构建水体提取方法时使用超像素分割算法处理表 2 中 57 种特征光谱指数,并基于超分辨率重建波段,构建出 64 位单波段水体识别输入波段,通过调整分割尺度、高斯核、分割区域最小尺度 3 个参数,实现地物精细化分离,并识别水体范围,不同特征光谱指数水体识别阈值范围计算结果见表 5,共构建 57 种基于光谱指数的水体提取方法。基于机器学习方法进行水体提取任务时,共构建 3 种机器学习方法,样本数据集来源及构建方法见 1.3.2 节。SVM 与 NN 采用分层抽样的方法,从监督学习样本数据集中将水体及非水体样本随机抽取,按 8∶1∶1 组成训练集、测试集、验证集[36]。K-means 方法进行聚类时,聚类数目划分主要参考研究区水体及非水体特征,经多次试验后聚类数目选择 4,训练集、测试集、验证集的样本数据选取无需人工操作,由随机方法抽取组成,随机抽取比例为 8∶1∶1。

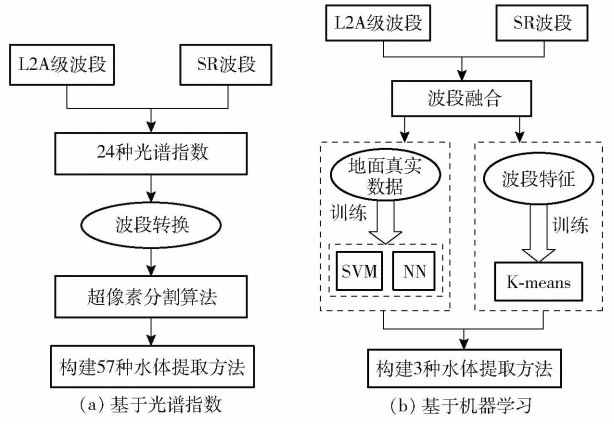


图 6 水体提取方法构建流程图

Fig. 6 Flowchart for construction of water body extraction method

2.3 水体提取方法适用性分析

本节中利用所构建的 60 种干旱区水体提取方法计算水体提取精度指标并进行区域适用性分析。水体提取过程关键识别区块包括湖泊、水库、阴影、云层、复杂环境细小水体、盐碱地等(图 7),精度评价所需真实地物关键识别区块样本数据根据 2022 年

表 5　不同光谱指数方法的水体阈值范围

Tab. 5　Water body threshold range of different spectral index methods

方法	阈值范围	方法	阈值范围	方法	阈值范围	方法	阈值范围
NDVI－8	－1.000 ~ 0.091 57	NDMI－8－11	0.107 0 ~ 0.926 8	SWI－8	1 400 ~ 3 000	MBWI－8a	－2 000 ~ 2 310
NDVI－8a	－1.000 ~ 0.090 81	NDMI－8－12	0.478 3 ~ 0.945 2	SWI－8a	1 450 ~ 3 000	$RNDWI_2$－8	805.3 ~ 6 703
NDVI－7	－1.000 ~ 0.039 83	NDMI－8a－11	0.457 1 ~ 0.918 0	SWI－7	1 430 ~ 2 996	$RNDWI_2$－8a	1 000 ~ 7 701
NDWI－8	－0.010 62 ~ 1.000	NDMI－8a－12	0.465 1 ~ 0.927 8	NCIWI－8	57.92 ~ 3 500	$AWEI_{nsh}$－8	4 700 ~ 6 600
NDWI－8a	0.005 3 ~ 1.000	EWI－8－12	－0.228 6 ~ 0.918 3	NCIWI－8a	57.91 ~ 3 500	$AWEI_{nsh}$－8a	4 800 ~ 7 050
NDWI－7	0.003 1 ~ 1.000	EWI－8－11	－0.230 5 ~ 0.937 6	IWI－8	1.055 ~ 10.12	$AWEI_{sh}$－8	995.5 ~ 6 111
MNDWI－11	0.121 1 ~ 0.958 1	EWI－8a－11	－0.241 2 ~ 0.953 7	IWI－8a	1.030 ~ 10.55	$AWEI_{sh}$－8a	1 105 ~ 7 305
MNDWI－12	0.311 3 ~ 0.964 5	EWI－8a－12	－0.240 5 ~ 0.937 5	WRI－11	1.131 ~ 1.904	WI1	0.304 1 ~ 0.964 7
N－M－8a－11	－1.953 ~ －0.350 1	$RNDWI_1$－11	－0.960 1 ~ －0.160 2	WRI－12	1.119 ~ 1.895	WI2	0.199 5 ~ 0.949 7
N－M－8a－12	－1.938 ~ －0.350 2	$RNDWI_1$－12	－0.969 3 ~ －0.159 7	SWM－8	1.051 ~ 392.1	MLSWI－8	0.789 5 ~ 0.995 1
N－M－8－11	－1.937 ~ －0.349 9	ANDWI－8	0.150 4 ~ 0.937 7	SWM－8a	1.035 ~ 2 361	MLSWI－8a	0.807 7 ~ 0.995 1
N－M－8－12	－1.918 ~ －0.349 8	ANDWI－8a	0.149 8 ~ 0.964 9	MBWI－8	－2 000 ~ 2 205	NWI－8a	－0.469 7 ~ 0.896 8
IWS－11	0.799 7 ~ 1.199 0	RWI－11	－0.150 1 ~ 2.919 0	MuWIR－8	0.850 1 ~ 59.53	WI_{2015}－8	7.146 ~ 34.780
IWS－12	0.998 2 ~ 1.201 0	RWI－12	－0.150 0 ~ 1.633 0	MuWIR－8a	0.848 9 ~ 59.52	WI_{2015}－8a	7.032 ~ 42.470
NWI－8	－0.471 1 ~ 0.821 6						

8 月实地考察、研究区流域资料、Google Earth 影像数据综合确定，并采用熵权－TOPSIS 方法对 7 种水体提取精度指标进行综合评价，得到干旱区水体提取方法适用性结果，具体精度指标结果及熵权－TOPSIS 方法综合排序见表 6。

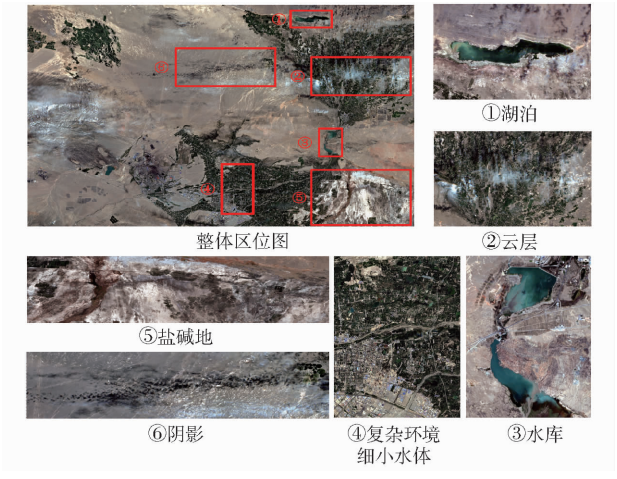


图 7　水体提取关键区位图

Fig. 7　Key zone maps for water body extraction

为便于对比水体提取结果，本节对水体提取影像进行二值化处理，将水体像元赋值 1，非水体像元赋值 0，同时仅挑选对比度较高影像进行可视化处理，放大展示不同水体提取方法提取结果（图 8）。机器学习方法提取水体时，监督分类中 SVM 算法水体识别效果最优，总体精度为 99.75%，召回率达 98.51%，Kappa 系数、F1 值、G-mean、MCC 均超过 0.85；NN 算法识别水体时，对城市上空云层识别较差，总体精度为 99.57%，G-mean 与 MCC 超过 0.80，以上两种方法在去除干扰的情况下，漏分较少，存在少量错分。无监督分类中 K-means 算法总体精度为 96.87%，F1 值为 31.81%，G-mean、MCC 为 0.409 7、0.401 1，对阴影和裸地识别较差，对大型水体如湖泊和水库能够正确分类，但细小水体存在较多漏分。

光谱指数方法中 MNDWI、RWI、$RNDWI_1$、WRI 对 SWIR 波段敏感性较强，特征波段取 Band11 进行水体提取时水体识别精度相较 Band12 提升较大。MNDWI－11 相较 MNDWI－12 召回率提升 10 个百分点，水体漏分较少；相较 RWI－11，RWI－12 水体提取对盐碱地处理错分较多，准确率下降 7.49 个百分点；相较 $RNDWI_1$－12，$RNDWI_1$－11 在准确率、召回率、MCC 等方面表现优秀，水体识别较好；相较 WRI－12，WRI－11 能明显去除盐碱地对水体提取的影响，水体识别准确率提升超过 37 个百分点。

光谱指数方法中 EWI、N－M 进行水体提取时，对 NIR 波段敏感性较弱，对 SWIR 波段敏感性较强，相较使用 Band11，EWI 与使用 Band12 进行水体提取时，召回率提升超 2.65 个百分点，在云层干扰下，水体漏分较少，N－M 进行水体提取时，波段差异较大，N－M－8－12 水体识别效果最好，准确率达 97.22%，存在少量漏分，召回率为 75.57%。光谱指数方法中，SWM、NDWI 对 NIR 波段较为敏感，相较于 SWM－8a，SWM－8 能够较好地处理破碎湖泊及池塘，召回率、F1 值、G-mean、MCC 提升超 2.5 个百分点，NDWI－8 较好地去除了阴影干扰，但 NDWI－8 对细小河流识别较差，召回率为 73.89%。光谱指数方法中 MBWI、ANDWI、WI_{2015}、MuWIR、NWI、MLSWI、NCIWI、$AWEI_{sh}$、NDVI 提取水体时，对 NIR 波段与 SWIR 波段无明显敏感性，其中 MBWI 对云层干扰识别较差，ANDWI、$AWEI_{sh}$、WI_{2015} 对破

表 6 水体提取精度评价结果

Tab. 6 Evaluation results of water body extraction accuracy

水体提取方法	OA/%	Kappa 系数	准确率/%	召回率/%	F1 值/%	G-mean	MCC	排序
MNDWI－11	99.81	0.879 2	92.04	84.34	88.02	0.881 1	0.880 1	1
RWI－11	99.79	0.873 5	90.19	84.87	87.45	0.874 9	0.873 9	2
EWI－8－12	99.80	0.873 7	95.89	80.40	87.46	0.878 0	0.877 1	3
EWI－8a－12	99.78	0.860 8	93.83	79.69	86.19	0.864 7	0.863 7	4
MBWI－8a	99.75	0.859 9	82.99	89.47	86.11	0.861 7	0.860 5	5
MBWI－8	99.75	0.859 5	82.81	89.62	86.08	0.861 5	0.860 3	6
EWI－8－11	99.79	0.860 5	96.89	77.56	86.15	0.866 9	0.865 9	7
EWI－8a－11	99.78	0.854 4	96.17	77.04	85.55	0.860 7	0.859 7	8
SWM－8	99.77	0.851 6	94.31	77.82	85.27	0.856 7	0.855 6	9
SVM	99.75	0.867 7	77.74	98.51	86.90	0.875 1	0.873 9	10
N－M－8－12	99.77	0.849 3	97.22	75.57	85.04	0.857 2	0.856 1	11
RWI－12	99.73	0.844 8	82.70	86.63	84.62	0.846 4	0.845 1	12
N－M－8a－12	99.76	0.839 9	96.63	74.45	84.10	0.848 2	0.847 1	13
MNDWI－12	99.74	0.828 2	94.14	74.14	82.95	0.835 4	0.834 2	14
WI1	99.74	0.828 2	94.14	74.14	82.95	0.835 4	0.834 2	15
MuWIR－8	99.70	0.828 6	80.63	85.54	83.01	0.830 5	0.829 0	16
ANDWI－8	99.75	0.831 8	98.15	72.36	83.31	0.842 7	0.841 7	17
ANDWI－8a	99.75	0.828 3	97.80	72.02	82.95	0.839 2	0.838 1	18
SWM－8a	99.74	0.823 6	94.01	73.48	82.49	0.831 1	0.829 9	19
MuWIR－8a	99.70	0.823 8	80.39	84.80	82.53	0.825 6	0.824 1	20
N－M－8－11	99.74	0.821 4	98.30	70.74	82.27	0.833 9	0.832 8	21
N－M－8a－11	99.74	0.816 7	98.28	70.06	81.80	0.829 8	0.828 6	22
NWI－8	99.70	0.796 1	91.37	70.77	79.76	0.804 1	0.802 7	23
WI_{2015}－8	99.69	0.786 8	93.57	68.10	78.83	0.798 3	0.796 9	24
NWI－8a	99.67	0.784 8	88.42	70.81	78.65	0.791 3	0.789 7	25
WI_{2015}－8a	99.68	0.782 0	92.28	68.09	78.36	0.792 7	0.791 2	26
NN	99.57	0.793 7	66.60	98.85	79.58	0.811 3	0.809 5	27
$RNDWI_1$－11	99.66	0.772 2	88.50	68.76	77.39	0.780 1	0.778 5	28
WI2	99.65	0.757 3	90.41	65.41	75.90	0.769 0	0.767 4	29
NDWI－8	99.61	0.760 8	78.81	73.89	76.27	0.763 1	0.761 2	30
MLSWI－8a	99.54	0.767 1	66.87	90.57	76.94	0.778 2	0.776 1	31
$RNDWI_2$－8	99.64	0.755 7	89.52	65.64	75.74	0.766 5	0.764 9	32
MLSWI－8	99.53	0.765 4	66.60	90.60	76.77	0.776 8	0.774 6	33
$AWEI_{sh}$－8	99.63	0.750 9	87.30	66.16	75.28	0.760 0	0.758 3	34
$RNDWI_2$－8a	99.61	0.726 4	88.72	61.76	72.83	0.740 2	0.738 5	35
$AWEI_{sh}$－8a	99.60	0.725 7	85.03	63.59	72.76	0.735 3	0.733 4	36
NDVI－8	99.59	0.720 0	86.14	62.15	72.20	0.731 6	0.729 8	37
NDVI－8a	99.57	0.707 3	83.00	61.94	70.94	0.717 0	0.715 0	38
WRI－11	99.55	0.704 2	79.09	63.82	70.64	0.710 5	0.708 3	39
NCIWI－8a	99.30	0.683 6	55.38	90.44	68.70	0.707 7	0.704 7	40
NCIWI－8	99.28	0.676 0	54.41	90.44	67.94	0.701 5	0.698 4	41
NDWI－7	99.45	0.675 4	67.00	68.66	67.82	0.678 2	0.675 5	42
NDVI－7	99.47	0.660 6	71.57	61.80	66.33	0.665 1	0.662 4	43
NDWI－8a	99.35	0.652 6	59.69	72.76	65.58	0.659 0	0.655 8	44
$RNDWI_1$－12	99.26	0.619 6	54.71	72.40	62.32	0.629 4	0.625 8	45
WRI－12	98.94	0.506 9	42.02	65.52	51.20	0.524 7	0.519 8	46
K-means	96.87	0.873 5	19.51	86.01	31.81	0.409 7	0.401 1	47
IWS－11	98.89	0.374 7	36.10	40.17	38.03	0.380 8	0.375 2	48
IWS－12	98.64	0.250 9	24.04	27.78	25.77	0.258 4	0.251 6	49
NDMI－8－11	85.20	0.023 0	39.62	4.35	9.54	0.065 4	0.027 9	50
SWI－8a	92.60	0.058 0	4.05	34.00	7.23	0.117 3	0.096 6	51
SWI－8	92.53	0.055 3	3.89	32.96	6.97	0.113 3	0.092 4	52
SWI－7	93.62	0.041 8	29.75	7.33	11.15	0.092 1	0.059 3	53
$AWEI_{nsh}$－8	96.25	0.085 6	6.16	24.01	9.80	0.121 6	0.107 1	54
$AWEI_{nsh}$－8a	96.34	0.086 5	6.24	23.63	9.87	0.121 4	0.107 1	55
NDMI－8a－11	97.90	0.067 6	11.52	8.52	8.83	0.078 1	0.075 4	56
NDMI－8－12	91.86	0.018 5	16.49	3.32	5.52	0.031 2	0.018 3	57
NDMI－8a－12	91.13	0.015 5	15.14	2.82	4.85	0.023 0	0.013 0	58
IWI－8a	20.19	0.005 5	51.53	1.08	5.31	－0.065 3	－0.006 1	59
IWI－8	21.94	0.004 9	45.22	0.97	4.72	－0.073 1	－0.007 2	60

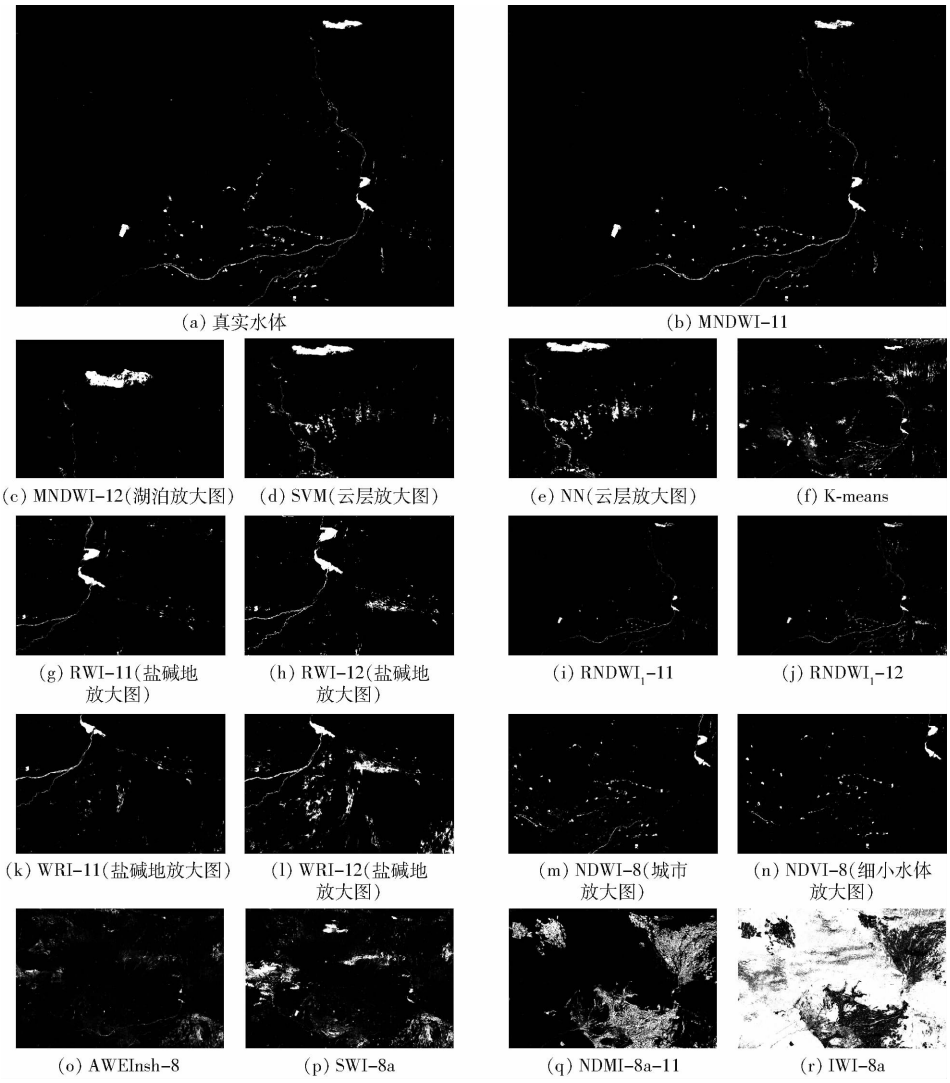


图 8　水体提取对比

Fig. 8　Comparisons of water body extraction

碎水体识别较差，MuWIR 云层错分噪点较多，NWI 基本无错分，存在少量漏分水体，MLSWI 对云层识别较差，NDVI 对细小河流及破碎水体识别较差。

光谱指数方法中，MNDWI－11、RWI－11、EWI－8－12、EWI－8a－12、MBWI－8a、MBWI－8、EWI－8－11、EWI－8a－11、SWM－8 对研究区进行水体提取时，水体提取总体精度大于 99.75%，F1 值大于 85.27%，Kappa 系数、G-mean、MCC 均高于 0.85，在复杂地物的情况下，能够忽略干扰，完整提取水体且基本无错分漏分，水体提取效果较好。光谱指数方法中，N－M－8－12、RWI－12、N－M－8a－12、MNDWI－12、WI1、MuWIR－8、ANDWI－8、ANDWI－8a、SWM－8a、MuWIR－8a、N－M－8－11、N－M－8a－11、NWI－8、WI$_{2015}$－8、NWI－8a、WI$_{2015}$－8a 在较完整地提取水体的同时，有较少的错分及漏分现象，水体提取总体精度大于 99.68%，F1 值大于 78.36%，Kappa 系数、G-mean、MCC 高于 0.78，能够达成识别、提取水体的任务。采用 AWEI$_{nsh}$－8、AWEI$_{nsh}$－8a 进行水体提取时，对云层、盐碱地识别较差，水体提取 F1 值低于 9.87%；基于 SWI 指数构建的光谱指数方法提取水体时，对盐碱地、云层及阴影识别较差，F1 值低于 11.15%；基于 NDMI 指数构建的光谱指数方法提取水体时，对耕地影响较大，水体提取 F1 值低于 8.83%；采用 IWI－8a、IWI－8 提取水体时，受裸地影响较大，水体提取 F1 值低于 5.31%。

综上，基于 Sentinel－2 绿色波段（中心波长为 560 nm）与超分辨率增强重建短波红外波段（中心波长为 1 610 nm）构建的改进的归一化水体指数方法（MNDWI－11）对水体提取的总精度为 99.81%，准确率为 92.04%，F1 值为 88.02%、G-mean、马修斯相关系数均大于 0.88，在不均衡地物环境下，能够准确识别阴影及云层，是干旱区最佳的水体提取方法（图 8b）。水体指数方法中 RWI－11、EWI－8－12、EWI－8a－12、MBWI－8a、MBWI－8、EWI－8－11、EWI－8a－11、SWM－8，机器学习方法中 SVM，

总体精度超过 99.75%，F1 值大于 85.27%，G-mean、MCC 指标超过 0.85，可在复杂地物的情况下，较为有效地排除阴影、云层等干扰，水体提取适用性较好，也可用于干旱区水体提取。

3 讨论

本研究利用超分辨率算法将 Sentinel－2 卫星影像的分辨率提升至 10 m，增强了 Sentinel－2 卫星中低分辨率波段，整体提高多光谱数据质量，超分辨率重建过程中，从最高分辨率的波段开始，将反射率信息与场景元素的几何体信息分开，在保持高分辨率图像细节的同时，能有效地降低噪声和伪像的影响，不改变某一像元区域内相同地物的固有物理特性，为未来水体相关研究提供了更丰富的数据支持，特别对水体提取有较大提升。本文建立了评估多光谱影像超分辨率重建性能的系统框架，为今后进一步优化卫星影像超分辨率重建提供相关依据。

同时，经超分辨率重建的分辨率 10 m 红边波段（Band5、Band6、Band7）、近红外波段（Band8a）、短波红外波段（Band11、Band12）数据源对其他领域的研究也具有一定促进作用。任建强等[37]基于 Sentinel－2A 数据估算冬小麦收获指数时发现红边波段在大范围作物动态收获指数空间信息获取上具有较大的潜力，许章华等[38]发现 Sentinel－2A 多光谱卫星 Band6、Band7、Band8、Band8a 对刚竹毒蛾危害具有较强的响应能力，红边与近红外波段参与构建的指数可有效反映竹林的受害情况，以上学者充分利用了 Sentinel－2 红边波段、近红外波段进行相关研究，并取得了较为优秀的成果。根据本研究，超分辨率重建后，相关波段重建质量较高且重建波段与原始波段光谱一致性较好，未来使用 Sentinel－2 多光谱影像研究时，若使用超分辨率重建影像，可发掘更多信息。

光谱指数方法提取水体时，在复杂地物情况下，水体识别与分割较为困难。超像素分割算法较好地利用图像中像元之间的全局关系，处理本研究中不均衡样本水体分割任务表现较好。此外，水体识别过程中，不同光谱指数中心波长范围差异较大，使用光谱指数方法进行干旱区水体提取时，由于近红外波段与短波红外波段不同导致水体提取结果存在较大差异，故应用光谱指数方法提取水体时，需考虑传感器中心波段差异造成的影响。

机器学习方法中监督分类算法 SVM 与 NN 因大量的人工数据参与，精度表现较好，但无监督分类算法（K-means）则表现较差。并且 MNDWI－11、RWI－11 等进行干旱区水体提取时，精度可超过机器学习算法中 SVM、NN 与 K-means，这对目前进行水体提取时是否应更倾向于人工数据参与及是否应该选择使用复杂模型有一定参考意义。

评估光谱指数方法和机器学习方法水体提取性能时，需考虑样本不均衡产生的影响。本研究中若仅以总体精度作为评价指标，将会对水体提取方法适用性产生错误的判断，当大量水体被错误的识别为非水体时，总体精度仍可达到 90% 以上，这与实际情况相悖。若单独以准确率作为评价标准，此时又会发生较为严重的漏分情况，难以满足水体提取时的尺度需求，需要根据实际需求，选取适当的评价指标，进行综合考量后判断最佳的方法。本研究中引入 F1 值、G-mean、MCC 补充评估不均衡水体提取精度，综合分析 OA、准确率、召回率、KC、F1 值、G-mean、MCC 对最终结果的影响程度，进而评估干旱区水体提取方法适用性。

本文基于 Sentinel－2 卫星增强影像研究了干旱区最优水体提取方法，并对影像超分辨率重建、超像素分割、光谱指数波段差异性进行了初步探索。在超分辨率重建过程中，信息量的变化对未来水体提取及 Sentinel－2 卫星红边波段、近红外波段、短波红外波段扩展应用的影响有待进一步研究。并且根据本研究，部分光谱指数方法对波段、地物的敏感性较大，研究区域不同时如何快速寻找适合的光谱指数仍需进一步分析。在未来的研究中，可尝试根据波段对不同地物的响应机理来优化超分辨率算法及水体提取方法，以期发现精度更高、适用性更强的水体提取方案。总体而言，本研究对多光谱数据分辨率提升及干旱区复杂环境下水体提取方法的适用性研究具有一定参考意义。

4 结论

（1）通过利用超分辨率算法将 Sentinel－2 卫星影像分辨率提升至 10 m，对比原始分辨率与三次卷积重采样影像，重建影像平均梯度平均提升 66.3、结构相似度大于 0.828 7、峰值信噪比均大于 38 dB，重建质量较好；通过 250 000 点光谱反射率一致性校验，重建影像与原始影像反射率具有高度相关性，所有波段相关系数均大于 0.96，估计精度大于 94%；使用超分辨率重建影像进行水体提取时，相较原始影像，平均总误差减少 19%。通过超分辨率重建，增强原始影像地物轮廓、纹理信息等空间细节，提高影像清晰度，对水体提取提升较大，为更进一步研究大尺度水体信息提供方法支撑。

（2）通过研究 Sentinel－2 增强影像光谱指数提取方法中不同光谱指数近红外波段及短波红外波段

水体识别性能差异，得到光谱指数中 MNDWI、RWI、$RNDWI_1$、WRI 对 SWIR 波段较为敏感；EWI、N－M 对 NIR 波段较不敏感但对 SWIR 波段较为敏感；SWM、NDWI 对 NIR 波段较为敏感；而 MBWI、ANDWI、WI_{2015}、MuWIR、NWI、MLSWI、NCIWI、$AWEI_{sh}$和 NDVI 对 NIR 波段没有明显的敏感性。

（3）通过对干旱区水体提取方法进行了探索，得到基于超分辨率重建影像构建的 MNDWI－11，能够精准识别水体及非水体，有效地降低错分与漏分像元数量，水体提取总精度达 99.81%，准确率为 92.04%，F1 值为 88.02%，G-mean、马修斯相关系数大于 0.88，是干旱区最佳水体提取方法。

参 考 文 献

[1] 王易初，倪晋仁. 全球水系格局与水网构建研究进展[J]. 中国环境科学，2023，43(3)：1074－1086.
WANG Yichu，NI Jinren. Recent progress of the global river network patterns and water network constructions[J]. China Environmental Science，2023，43(3)：1074－1086.（in Chinese）

[2] 宋晓娜，经小川，张峰. 水生态文明建设质量的时空演化评估[J]. 水资源保护，2023，39(3)：246－252.
SONG Xiaona，JING Xiaochuan，ZHANG Feng. Spatio-temporal evolutionary assessment of the quality of water ecological civilization construction[J]. Water Resources Conservation，2023，39(3)：246－252.（in Chinese）

[3] JIAO C，WANG S，SONG S，et al. Long-term and seasonal variation of open-surface water bodies in the Yellow River Basin during 1990—2020[J]. Hydrological Processes，2023，37(3)：14846－14857.

[4] DUAN Q，DUAN A. The energy and water cycles under climate change[J]. National Science Review，2020，7(3)：553－557.

[5] PALMER S C J，KUTSER T，HUNTER P D. Remote sensing of inland waters：challenges，progress and future directions[J]. Remote Sensing of Environment，2015，157：1－8.

[6] PROŠEK J，GDULOVÁ K，BARTÁK V，et al. Integration of hyperspectral and LiDAR data for mapping small water bodies[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation，2020，92：102181.

[7] GUO Z，WU L，HUANG Y，et al. Water-body segmentation for SAR images：past，current，and future[J]. Remote Sensing，2022，14(7)：1752.

[8] WANG Y，BASHIR S M A，KHAN M，et al. Remote sensing image super-resolution and object detection：benchmark and state of the art[J]. Expert Systems with Applications，2022，197：116793－116832.

[9] DU S，HUANG H，HE F，et al. Unsupervised stepwise extraction of offshore aquaculture ponds using super-resolution hyperspectral images[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation，2023，119：103326.

[10] COURTRAI L，PHAM M T，LEFÈVRE S. Small object detection in remote sensing images based on super-resolution with auxiliary generative adversarial networks[J]. Remote Sensing，2020，12(19)：3152.

[11] LI J，MA R，CAO Z，et al. Satellite detection of surface water extent：a review of methodology[J]. Water，2022，14(7)：1148.

[12] 杨振华，赵铜铁钢，林鸿章，等. 城市化地区 Landsat 水体指数适用性分析[J]. 应用基础与工程科学学报，2023，31(3)：541－554.
YANG Zhenhua，ZHAO Tongtiegang，LIN Hongzhang，et al. Interpretation and applicability analysis of Landsat water index in urbanized areas[J]. Journal of Basic Science and Engineering，2023，31(3)：541－554.（in Chinese）

[13] 王小标，谢顺平，都金康. 水体指数构建及其在复杂环境下有效性研究[J]. 遥感学报，2018，22(2)：360－372.
WANG Xiaobiao，XIE Shunping，DU Jinkang. Water index formulation and its effectiveness research on the complicated surface water surroundings[J]. Journal of Remote Sensing，2018，22(2)：360－372.（in Chinese）

[14] 乔雪梅，刘普幸，任媛，等. 基于遥感的黑河流域生态环境变化特征及成因分析[J]. 中国环境科学，2020，40(9)：3962－3971.
QIAO Xuemei，LIU Puxing，REN Yuan，et al. Analysis of the characteristics and driving factors of ecological environment changes in Heihe river basin based on remote sensing data[J]. China Environmental Science，2020，40(9)：3962－3971.（in Chinese）

[15] BRODU N. Super-resolving multiresolution images with band-independent geometry of multispectral pixels[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing，2017，55(8)：4610－4617.

[16] FELZENSZWALB P F，HUTTENLOCHER D P. Efficient graph-based image segmentation[J]. International Journal of Computer Vision，2004，59(2)：167－181.

[17] XU H. Modification of normalised difference water index（NDWI）to enhance open water features in remotely sensed imagery[J]. International Journal of Remote Sensing，2006，27(14)：3025－3033.

[18] LIU S，WU Y，ZHANG G，et al. Comparing water indices for Landsat data for automated surface water body extraction under complex ground background：a case study in Jilin Province[J]. Remote Sensing，2023，15(6)：1678－1709.

[19] MILCZAREK M，ROBAK A，GADAWSKA A. Sentinel water mask（SWM）—new index for water detection on Sentinel－2 images[C]//Proceedings of the 7th Advanced Training Course on Land Remote Sensing，2017：4－9.

[20] RAHMAN S，MESEV V. Change vector analysis，Tasseled cap，and NDVI-NDMI for measuring land use/cover changes

caused by a sudden short-term severe drought: 2011 Texas Event[J]. Remote Sensing, 2019, 11(19): 2217 - 2238.

[21] 闫霈, 张友静, 张元. 利用增强型水体指数(EWI)和 GIS 去噪音技术提取半干旱地区水系信息的研究[J]. 遥感信息, 2007, 94(6): 62 - 67.
YAN Pei, ZHANG Youjing, ZHANG Yuan. Using enhanced water index (EWI) and GIS denoising technology to extract water information in semi-arid areas[J]. Remote Sensing Information, 2007, 94 (6): 62 - 67. (in Chinese)

[22] 杨嘉葳, 刘成玉, 舒嵘, 等. 城市河网尺度的水体光谱指数适宜性分析研究[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(11): 3482 - 3486.
YANG Jiawei, LIU Chengyu, SHU Rong, et al. Study on the suitability analysis of water spectral index at the scale of urban river network[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2019,39 (11) : 3482 - 3486. (in Chinese)

[23] SHEN L, LI C. Water body extraction from Landsat ETM + imagery using adaboost algorithm[C]// 2010 18th International Conference on Geoinformatics, 2010: 1 - 4.

[24] 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 and Geoinformation, 2018, 68: 73 - 91.

[25] YANG X, QIN Q, GRUSSENMEYER P, et al. Urban surface water body detection with suppressed built-up noise based on water indices from Sentinel - 2 MSI imagery[J]. Remote Sensing of Environment, 2018, 219: 259 - 270.

[26] VIAÑA-BORJA S P, ORTEGA-SÁNCHEZ M. Automatic methodology to detect the coastline from Landsat images with a new water index assessed on three different Spanish Mediterranean deltas[J]. Remote Sensing, 2019, 11(18): 2186 - 2229.

[27] ZHOU W, LI Z, JI S, et al. A new index model NDVI - MNDWI for water object extraction in hybrid area[C]// Geo-Informatics in Resource Management and Sustainable Ecosystem. Berlin, Heidelberg: Springer, 2015: 513 - 519.

[28] 丁凤. 一种基于遥感数据快速提取水体信息的新方法[J]. 遥感技术与应用, 2009, 24(2): 167 - 171.
DING Feng. A new method for rapid extraction of water body information based on remote sensing data[J]. Remote Sensing Technology and Applications, 2009, 24(2): 167 - 171. (in Chinese)

[29] KWAK Y, ARIFUZZANMAN B, IWAMI Y. Prompt proxy mapping of flood damaged rice fields using MODIS-derived indices [J]. Remote Sensing, 2015, 7(12): 15969 - 15988.

[30] 曹荣龙, 李存军, 刘良云, 等. 基于水体指数的密云水库面积提取及变化监测[J]. 测绘科学, 2008, 33(2): 158 - 160.
CAO Ronglong, LI Cunjun, LIU Liangyun, et al. Area extraction and change monitoring of Miyun reservoir based on water body index[J]. Mapping Science, 2008, 33(2): 158 - 160. (in Chinese)

[31] 吴庆双, 汪明秀, 申茜, 等. Sentinel - 2 遥感图像的细小水体提取[J]. 遥感学报, 2022, 26(4): 781 - 794.
WU Qingshuang, WANG Mingxiu, SHEN Qian, et al. Small water body extraction method based on Sentinel - 2 satellite multi-spectral remote sensing image[J]. National Remote Sensing Bulletin, 2022, 26(4):781 - 794. (in Chinese)

[32] RAD A M, KREITLER J, SADEGH M. Augmented normalized difference water index for improved surface water monitoring [J]. Environmental Modelling & Software, 2021, 140: 105030 - 105045.

[33] WANG Z, LIU J, LI J, et al. Multi-spectral water index (MuWI): a native 10-m multi-spectral water index for accurate water mapping on Sentinel - 2[J]. Remote Sensing, 2018, 10(10): 1643 - 1664.

[34] OKSUZ K, CAM B C, KALKAN S, et al. Imbalance problems in object detection: a review[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2021, 43(10): 3388 - 3415.

[35] CHEN P. Effects of the entropy weight on TOPSIS[J]. Expert Systems with Applications, 2021, 168: 114186.

[36] MAXWELL A E, WARNER T A, FANG F. Implementation of machine-learning classification in remote sensing: an applied review[J]. International Journal of Remote Sensing, 2018, 39(9): 2784 - 2817.

[37] 任建强,张宁丹,刘杏认,等. 基于哨兵-2A 模拟反射率及其影像的冬小麦收获指数估算[J]. 农业机械学报,2022, 53(12):231 - 243.
REN Jianqiang, ZHANG Ningdan, LIU Xingren, et al. Estimation of harvest index of winter wheat based on simulated Sentinel - 2A reflectance data and its real remote sensing imagery[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(12):231 - 243. (in Chinese)

[38] 许章华,周鑫,姚雄,等. 基于 Sentinel - 2A MSI 特征的毛竹林刚竹毒蛾危害检测[J]. 农业机械学报,2022,53(5):191 - 200.
XU Zhanghua, ZHOU Xin, YAO Xiong, et al. Severity detecting of *Pantana phyllostachysae* chao infestation of moso bamboo by selecting optimal Sentinel - 2A MSI features[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(5):191 - 200. (in Chinese)