

顾及悬浮颗粒物浓度的黄河流域地表水体提取及时空变化

乔兴坡¹, 张志强², 李二山¹, 曹连海², 魏萌萌¹, 张璐², 郭浩然²

(1. 河南省水利第一工程局集团有限公司, 河南 郑州 450016;

2. 华北水利水电大学 测绘与地理信息学院, 河南 郑州 450046)

摘要:【目的】研发适用于多泥沙河流的地表水体识别方法,厘清黄河流域地表水体时空变化特征,对于降低地表水体极端变化事件的风险意义重大。【方法】揭示6种典型水体指数的水体提取精度随悬浮颗粒物浓度的变化规律,基于分级分类理念建立顾及悬浮颗粒物浓度的黄河流域地表水体提取方法(SWE-CSPM),从全域尺度、水资源二级分区尺度综合分析1991—2023年黄河流域地表水体的时空变化。【结果】①相比6种典型水体指数和多指数水体提取规则法,SWE-CSPM的水体提取精度最高(总体精度95.44%,Kappa系数90.62%)。②在全域尺度,黄河流域最大水体面积呈波动减小趋势,但变化量小。永久性水体面积呈逐年增大趋势,季节性水体面积呈逐年减小趋势。在水资源二级分区尺度,除内流区外,其他水资源二级分区永久性水体面积均呈不同程度的增大趋势。【结论】黄河流域永久性水体面积逐年增大,主要原因在于流域内降水量逐年增加和气候变暖导致冰川融水增加。季节性水域面积呈逐年减小趋势,主要原因在于水库工程建设、湖泊湿地补水使部分季节性水体转为永久性水体。

关键词:悬浮颗粒物浓度;地表水体提取;水域面积时空变化;黄河流域

中图分类号:P343

文献标识码:A

文章编号:2096-6792(2026)05-0022-10

河流、湖泊、水库、坑塘等地表水体是陆地生态系统的重要组成部分,对于维持生态系统健康,保障社会稳定和区域经济高质量发展至关重要^[1]。受气候变化和人类活动的共同影响,全球地表水体的空间格局发生巨大变化^[2-4]。地表水体的极端变化容易引发严重的水灾害,如洪涝、干旱等,制约了区域经济发展甚至危害人民生命财产安全^[5]。因此,开展区域地表水体动态监测,厘清地表水体时空变化特征,对于降低地表水体极端变化事件的风险意义重大。

卫星遥感影像为地表水体动态监测提供了良好数据源^[6-7]。水体指数法是被广泛采用的基于多光谱卫星遥感影像的地表水体提取方法。该方法通常根据水体在绿光波段具有高反射率,且随着波长增大光谱反射率逐渐降低的光谱特征,通过

不同波段的组合运算,达到增强水体信号且抑制非水体信号的目的。归一化水体指数(Normalized Difference Water Index, NDWI)是最早被提出且广泛采用的水体指数^[8],但该指数在复杂的城市场景中水体提取效果较差^[9]。徐涵秋^[10]将NDWI中的近红外波段地表反射率替换为中红外波段地表反射率,提出了改进的归一化水体指数(Modified Normalized Difference Water Index, MNDWI),在一定程度上抑制了建筑物阴影对水体提取的干扰,提高了城市场景中地表水体的提取精度。针对阴影干扰问题,Feyisa G L等^[11]研发了自动水体提取指数(Automated Water Extraction Index, AWEI),该指数包含AWEI_{nsh}和AWEI_{sh}两种形式,其中AWEI_{sh}能够有效抑制阴影对水体提取的干扰。文献综述发现已开发出上百种水体指数^[9,12-18]。

收稿日期/Received: 2025-02-21

修回日期/Revised: 2025-04-14

基金项目:国家自然科学基金项目(52109017, 32101591);河南省科技攻关项目(252102320224, 232102111014, 232102321108);河南省水利科技攻关计划项目(GG202541, GG202404, GG202405, GG202338);基于GIS\Catia技术的土方平衡技术研究与应用(HHGD-064);华北水利水电大学学科建设与发展研究一般项目(13)。

第一作者:乔兴坡(1985—),男,高级工程师,从事水利水电工程施工及管理方面的研究。E-mail: 506692618@qq.com。

通信作者:曹连海(1970—),男,教授,博导,博士,从事水土资源高效利用方面的研究。E-mail: caolianhai1970@163.com。

机器学习分类法是另一种被广泛采用的水体提取方法,包括监督分类法^[19-20]和非监督分类法。相比非监督分类法,监督分类法的水体提取精度更高,但需要训练样本,且水体提取精度与训练样本的质量密切相关。因此,如何快速获取高质量训练样本成为监督分类水体提取的重要研究方向。现有研究通常融合其他辅助数据(如:OpenStreetMap 数据^[21]、地表水体数据产品等)快速获取训练样本。此外,随着计算机技术的快速发展,深度学习方法逐渐应用于水体提取,如卷积神经网络^[22]、生成对抗网络^[23]等。尽管深度学习方法具有强大的识别能力,能够应用于大尺度、复杂场景的水体提取,但通常需要海量的训练样本,并且模型复杂^[24]。

总体而言,水体指数法和机器学习分类法在水体提取方面各有优势和局限。水体指数法简单且易于操作,但受水体指数模型机理的制约,现阶段没有任何一种水体指数能够适用于所有场景。此外,在水体光谱特征复杂的大尺度水体提取研究中,全局最优阈值通常较难确定。机器学习分类法水体提取精度高,但需要研究人员具有先验知识,预先采集训练样本,且水体提取精度高度依赖训练样本的质量。因此,对于简单场景的水体提取,建议采用水体指数法,但需要进行水体指数的适用性分析。对于水体光谱特征复杂的场景,建议选用机器学习分类法,或者采用分级分类理念,将复杂场

景转化为多个水体光谱特征单一的简单场景,然后对每个简单场景采用合适的水体指数进行水体提取。

黄河是我国乃至世界含沙量最大的河流^[25]。巨大的含沙量导致黄河流域水体光谱特征复杂,对地表水体提取提出了巨大挑战。已有学者建立了多指数水体提取规则^[26],实现了黄河流域长时序地表水体的提取和动态监测。然而,这些方法通常采用全局水体指数和水体规则,未考虑黄河流域地表水体的多泥沙特征和水体光谱的异质性特征,水体提取精度有待进一步提升。鉴于此,本研究充分考虑黄河流域地表水体的多泥沙特征,基于分级分类理念,建立顾及悬浮颗粒物浓度的地表水体提取方法,从全域和水资源二级分区两个尺度厘清 1991—2023 年黄河流域地表水体变化特征。

1 研究区概况和数据来源

1.1 研究区概况

黄河泥沙含量大,水资源供需矛盾突出。根据潼关水文站 1987—2020 年实测数据,黄河多年平均输沙量 4.66 亿 t,最大含沙量 18.1 kg/m³。黄河水系庞大,支流众多,流域面积大于 100 km² 的支流有 220 条。黄河流域分为 8 个水资源二级分区:龙羊峡以上、龙羊峡至兰州、兰州至河口镇、河口镇至龙门、龙门至三门峡、三门峡至花园口、花园口以下和内流区,如图 1 所示。

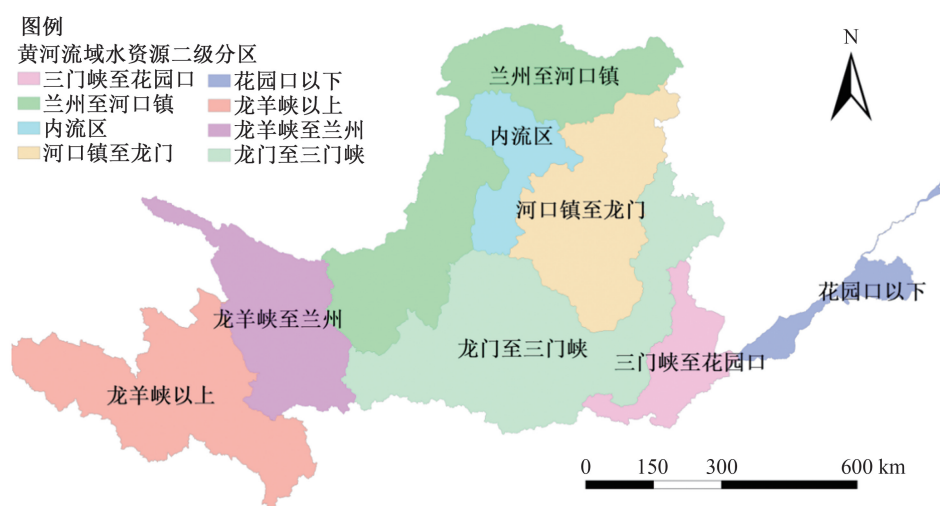


图 1 黄河流域水资源二级分区

Fig. 1 Secondary water resource zoning in Yellow River Basin

1.2 数据来源

本研究采用的数据主要包括 Landsat 卫星遥感影像 L2 级产品、数字高程模型 (Digital Elevation Model, DEM)、Sentinel-2 MSI 遥感影像 L2 级

产品。Landsat 卫星遥感影像 L2 级产品来源于 Google Earth Engine 云平台,数据时序为 1991—2023 年。DEM 数据来源于国家地理空间数据云,空间分辨率 30 m,用于提取坡度,辅助消除山体

阴影对地表水体识别的影响。Sentinel-2 MSI L2 级产品,空间分辨率 10 m,数据时间为 2021 年,用于辅助样本采集。根据分层随机采样原则,以最小云量合成的 2021 年 Landsat 卫星遥感影像为主要数据源,通过目视解译并辅助 Sentinel-2 MSI 遥感影像选取 2 900 个样本点,其中 70% 的样本点用于模型分割阈值的确定,30% 的样本点用于精度评价。

2 研究方法

2.1 典型水体指数

选取 MNDWI、 $AWEI_{sh}$ 、 $AWEI_{nsh}$ 、MBWI (Multi-Band Water Index, 多波段水体指数)、WI2021 (胡荣明等^[15]研发)、WI2015 (Fisher A 等^[9]研发) 等 6 种典型水体指数进行黄河流域水体提取适用性分析。各水体指数计算模型见表 1。

表 1 典型水体指数

Tab. 1 Typical water body indices

水体指数	数据来源	参考文献
$MNDWI = \frac{\rho_{Green} - \rho_{MIR}}{\rho_{Green} + \rho_{MIR}}$	Landsat 5	文献[10]
$AWEI_{sh} = 4(\rho_{Green} - \rho_{SWIR1}) - 0.25\rho_{NIR} - 2.75\rho_{SWIR2}$	Landsat 5	文献[11]
$AWEI_{nsh} = \rho_{Blue} + 2.5\rho_{Green} - 1.5(\rho_{NIR} + \rho_{SWIR1}) - 0.25\rho_{SWIR2}$	Landsat 5	
$MBWI = 2\rho_{Green} - \rho_{Red} - \rho_{NIR} - \rho_{SWIR1} - \rho_{SWIR2}$	Landsat 7	文献[12]
$WI2021 = \frac{\rho_{Blue} + \rho_{Green} + \rho_{Red} - \rho_{NIR} - \rho_{SWIR1} - \rho_{SWIR2}}{\rho_{Blue} + \rho_{Green} + \rho_{Red} + \rho_{NIR} + \rho_{SWIR1} + \rho_{SWIR2}}$	Landsat 8	文献[15]
$WI2015 = 1.7204 + 171\rho_{Green} + 3\rho_{Red} - 70\rho_{NIR} - 45\rho_{SWIR1} - 71\rho_{SWIR2}$	Landsat 7	文献[9]

注: ρ_{Blue} 、 ρ_{Green} 、 ρ_{Red} 、 ρ_{NIR} 、 ρ_{MIR} 分别表示蓝光波段、绿光波段、红光波段、近红外波段、中波红外波段的地表反射率; ρ_{SWIR1} 和 ρ_{SWIR2} 表示短波红外波段的地表反射率,其对应的波长范围分别为 1.566~1.651 μm 和 2.107~2.294 μm 。

2.2 悬浮颗粒物浓度反演算法

悬浮颗粒物 (Suspended Particulate Matter, SPM) 浓度是重要的水质参数,与水体光谱特征密切相关。黄河流域水体中悬浮颗粒物主要是悬浮泥沙,因此选用悬浮颗粒物浓度表征水体中泥沙含量。采用刘振宇等^[27]提出的悬浮颗粒物浓度反演算法,该算法已被 Li Peng 等^[28]验证,并应用于黄河河口区悬浮颗粒物浓度反演。模型如下:

$$C_{SPM} = 10^{0.5897 \frac{\rho_{Red}}{\rho_{Green}} + 0.9864 \frac{\rho_{NIR}}{\rho_{Green}} + 1.3166} \quad (1)$$

式中 C_{SPM} 为水体悬浮颗粒物浓度,mg/L。

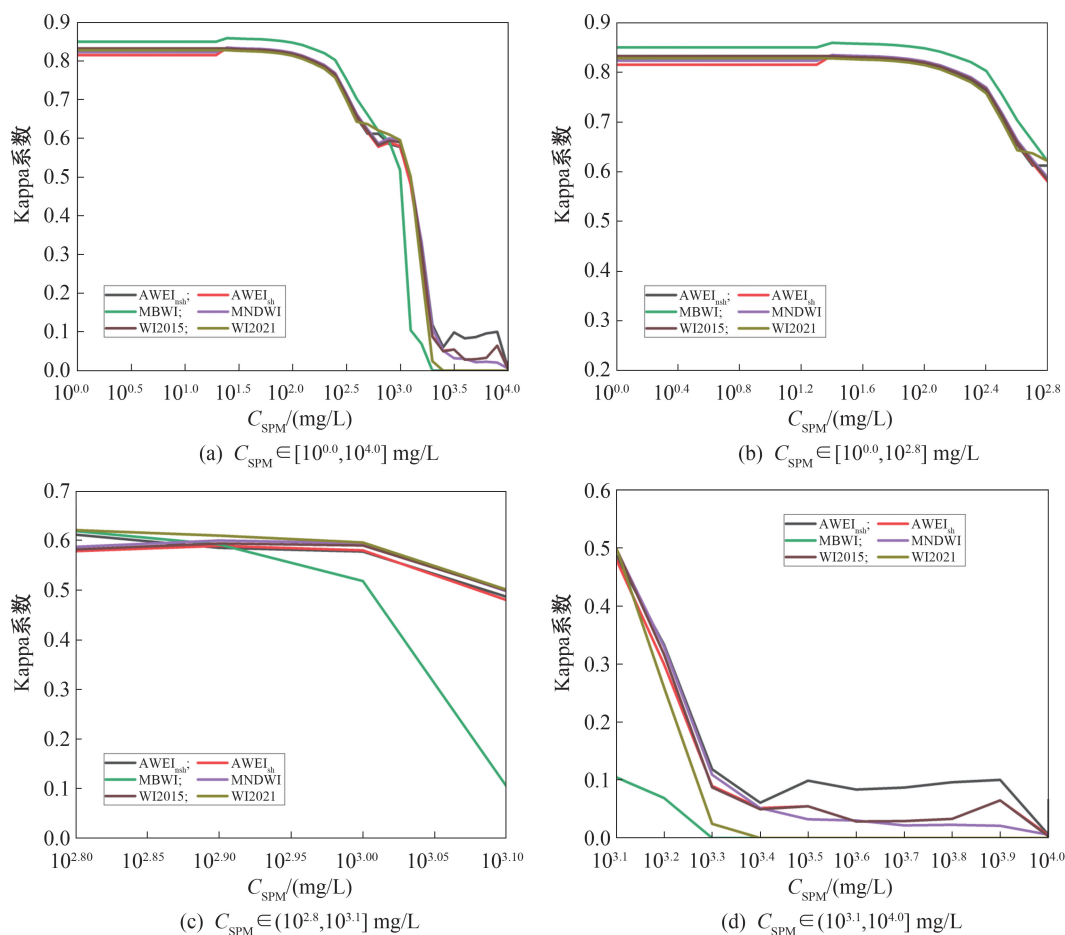
2.3 顾及悬浮颗粒物浓度的黄河流域地表水体提取方法

为建立顾及悬浮颗粒物浓度的黄河流域水体提取方法,以最小云量合成的 2021 年 Landsat 卫星遥感影像为主要数据源,结合样本点,分析了不同水体指数水体提取精度 (Kappa 系数) 与悬浮颗粒物浓度 (C_{SPM}) 的关系 (图 2)。 $C_{SPM} \in [10^{0.0}, 10^{2.8}]$ mg/L 时,6 个水体指数均能够得到较高的水体提取精度,MBWI 的水体提取精度最高。 $C_{SPM} \in (10^{2.8},$

$10^{3.1}]$ mg/L 时,MBWI 的水体提取精度显著降低,WI2021 的水体提取精度最高。 $C_{SPM} \in (10^{3.1}, 10^{4.0}]$ mg/L 时, $AWEI_{nsh}$ 的水体提取精度显著优于其他水体指数。

基于上述关系,通过反复试验,建立顾及悬浮颗粒物浓度的黄河流域地表水体提取方法 (Surface Water Extraction Method Considering SPM Concentrations, SWE-CSPM): ①当 $C_{SPM} \in [10^{0.0}, 10^{2.8}]$ mg/L 时,利用 $MBWI \geq -0.15$ 模型识别水体;②当 $C_{SPM} \in (10^{2.8}, 10^{3.1}]$ mg/L 时,利用 $WI2021 \geq 0.04$ 模型识别水体;③当 $C_{SPM} \in (10^{3.1}, 10^{4.0}]$ mg/L 时,利用 $AWEI_{nsh} \geq 0.05$ 模型识别水体。各模型的阈值通过反复试验确定。

为消除云、建筑、植被及山体阴影等对地表水体识别的干扰,制定一系列后处理规则。首先,利用红光波段、绿光波段和蓝光波段光谱反射率均小于 0.3 的规则,剔除高反射地物。其次,利用坡度小于 8° 的规则,剔除山体阴影。

图 2 不同 C_{SPM} 下各水体指数水体提取精度的变化Fig. 2 Variations in extraction accuracy of each water body index under different C_{SPM}

2.4 水体提取精度评价

选用总体精度 (Overall Accuracy, OA)、Kappa 系数、错分误差 (Commission Error, CE)、漏分误差 (Omission Error, OE) 作为精度评价指标。

$$OA = \frac{\sum_{i=1}^k n_{ii}}{N} \times 100\%, \quad (2)$$

$$Kappa = \frac{N \sum_{i=1}^k n_{ii} - \sum_{i=1}^k (n_{i+} n_{+i})}{N^2 - \sum_{i=1}^k (n_{i+} n_{+i})} \times 100\%, \quad (3)$$

$$OE_i = \frac{n_{+i} - n_{ii}}{n_{+i}} \times 100\%, \quad (4)$$

$$CE_i = \frac{n_{i+} - n_{ii}}{n_{i+}} \times 100\%。 \quad (5)$$

式中: n_{ii} 为水体提取结果和真实地物类型均为第 i 类 ($i=1, 2, \dots, k$) 的样本数量; N 为样本的总数量; n_{+i} 为精度评价样本中第 i 类地物的样本数量; n_{i+} 为水体提取结果中第 i 类地物的样本数量。

2.5 水体频率

根据水体频率将地表水体分为永久性水体、季

节性水体和最大水体。水体频率 (Water Inundation Frequency, WIF) 的计算模型如下:

$$WIF = \frac{W}{M} \times 100\%。 \quad (6)$$

式中 W 和 M 分别为某年像元被识别为水体的次数和该像元本年度的有效观测次数。参照文献 [29], $WIF > 75\%$ 为永久性水体, $25\% < WIF \leq 75\%$ 为季节性水体, 二者之和 ($WIF > 25\%$) 为最大水体。

采用一元线性回归分析和最小二乘法研究黄河流域各水资源二级区永久水体、季节性水体和最大水体的年际变化, 对比各二级区地表水体的年际变化特征, 分析黄河流域地表水体的空间格局。

3 结果分析

3.1 水体提取精度评价

各水体提取方法的提取精度见表 2。不难发现, 在 6 种典型水体指数中, MBWI 的水体提取精度最高, 其次是 AWEI_{nsh} 和 WI2021。相比 6 种典型水体指数和多指数水体提取规则法^[29] (Multi-Index Water Extraction Rule, MIWER), SWE-CSPM 的水体提取精度最高, 总体精度 95.44%, Kappa 系数

90.62%。相比 MBWI 和 MIWER, SWE-CSPM 的水体提取总体精度分别提高了 2.84% 和 1.44%, Kappa 系数分别提高了 5.64% 和 2.88%。值得注意的是, 相比 6 种典型水体指数, SWE-CSPM 和 MIW-

ER 水体提取的错分误差显著减小, 漏分误差略有增大。其原因可能在于 SWE-CSPM 和 MIWER 均采用坡度和地物光谱特征进行后处理, 有效消除了高反射地物和山体阴影对地表水体提取的干扰。

表 2 基于不同方法提取的 2021 年地表水体的评价精度

Tab. 2 Accuracy evaluation of surface water extraction by different methods in 2021

水体提取方法	OA/%	Kappa/%	CE/%	OE/%
AWEI _{nsh}	91.71	83.18	11.76	6.95
AWEI _{sh}	90.92	81.52	11.72	9.13
MBWI	92.60	84.98	10.35	6.45
MNDWI	91.49	82.79	12.70	6.20
WI2015	91.45	82.65	11.70	7.71
WI2021	91.53	82.81	11.80	7.37
SWE-CSPM	95.44	90.62	2.58	8.21
MIWER	94.00	87.74	6.59	7.45

不同水体提取方法在高山和城市场景的水体提取效果分别如图 3 和图 4 所示。高山区域位于黄河源区, 属于高海拔山地, 冰雪和山体阴影是水体识别的重要干扰因素。不难发现, SWE-CSPM (图 4(i)) 在高山地区的水体提取效果显著优于 6 种水体指数和 MIWER, 能够有效区分冰雪、山体阴影和地表水体。城市区域位于黄河中游, 地处陕西

省西安市, 地表类型复杂多样, 高反射建筑物、低反射建筑物等地物与建筑物阴影是水体识别的主要干扰因素。对比发现, 在城市区域, SWE-CSPM (图 4(i)) 的水体提取效果最优, 错误提取最少, AWEI_{sh} (图 4(c)) 的水体提取效果较差, 许多地物被错误识别为水体。

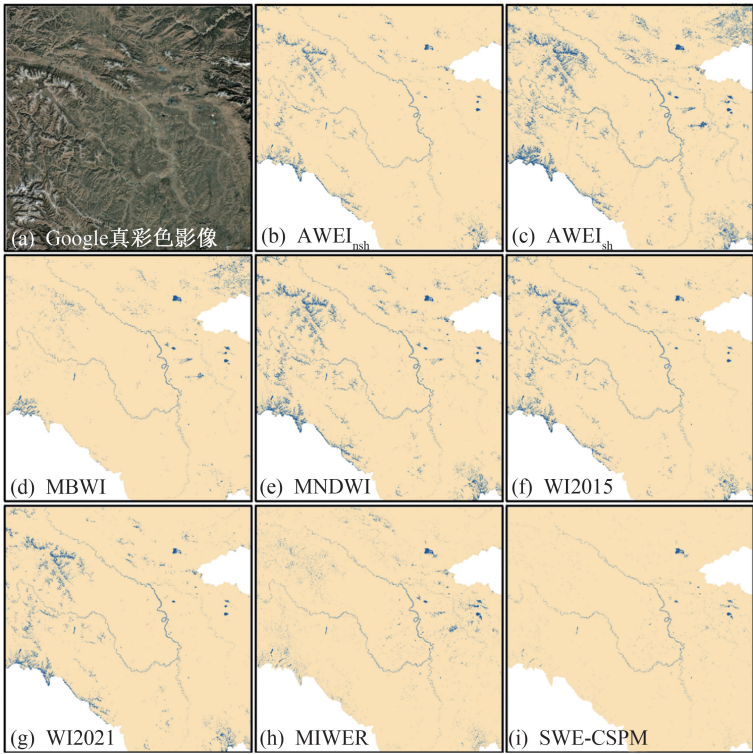


图 3 高山场景的水体提取结果

Fig. 3 Water extraction in mountain scene

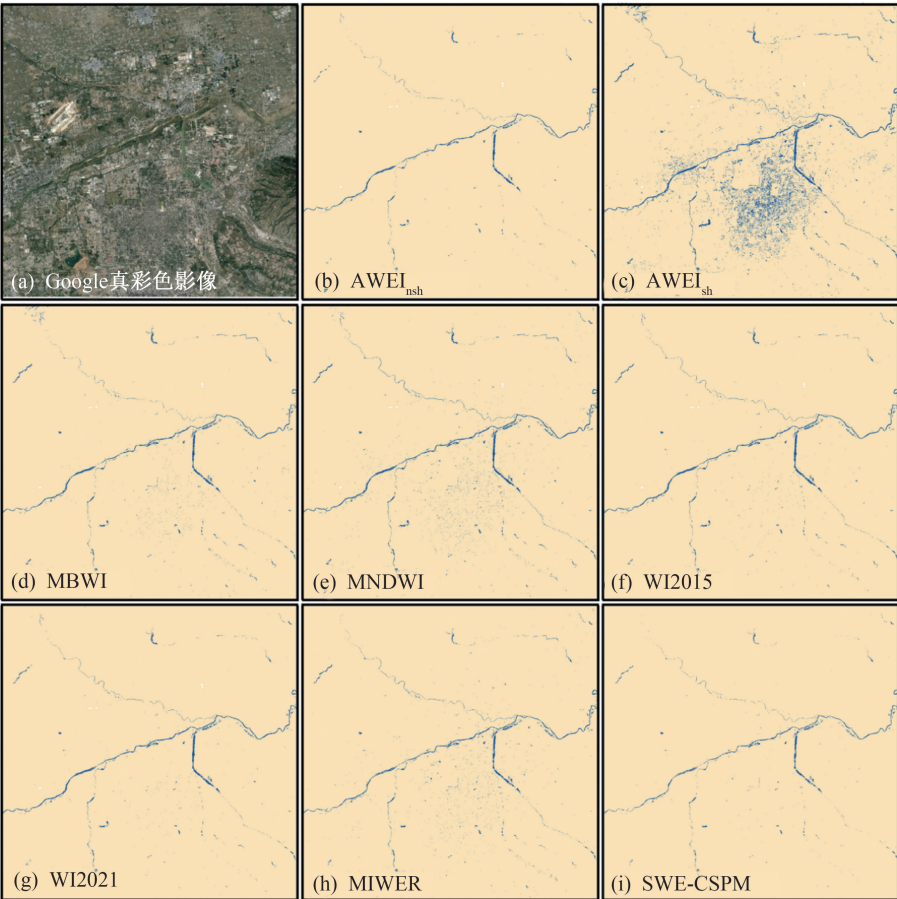


图 4 城市场景的水体提取结果

Fig.4 Water extraction in urban scene

3.2 黄河流域地表水体面积变化

3.2.1 全域尺度水体面积变化

图 5(a) 显示了 1991—2023 年黄河流域最大水体、永久性水体和季节性水体的面积变化。不难发现,1991—2023 年最大水体面积呈现波动变化,虽然整体呈现减小趋势,但变化量相对较小。永久性水体面积先减小(1991—2001 年)后增大(2001—2023 年),总体呈增大趋势。季节性水体面积呈减小趋势。相比 1991 年,2023 年季节性水体面积减小了 624 km²。

通过面积统计发现,1991—2023 年黄河流域全域尺度最大水体面积的年平均值为 8 414 km²,仅占黄河流域总面积的 1.05%,这与黄河流域降水少但蒸发量大的气候特征密切相关。永久性水体与季节性水体面积的年平均值分别为 4 662、3 751 km²,分别占最大水体面积的 55%和 45%,表明黄河流域水体以永久性水体为主。

3.2.2 水资源二级分区尺度水体面积变化

图 5(b)—图 5(i) 显示了黄河流域各水资源二级分区最大水体、永久性水体和季节性水体的面积

变化。1991—2023 年黄河流域各水资源二级分区最大水体面积排序为:龙羊峡以上>兰州至河口镇>花园口以下>龙门至三门峡>龙羊峡至兰州>三门峡至花园口>河口镇至龙门>内流区。龙羊峡以上二级分区水体面积最大,主要原因在于该区域是黄河流域主要产水区,水资源充沛,河流、湖泊等广泛分布。内流区二级分区水域面积最小,主要原因在于该区域是毛乌素沙漠的主要分布区,气候干旱,降水少且蒸发量大。除了内流区,各水资源二级分区的永久性水体面积均呈不同程度的缓慢增大,增长速率从大到小依次为:龙羊峡以上>兰州至河口镇>花园口以下>龙门至三门峡>三门峡至花园口>河口镇至龙门>龙羊峡至兰州,年平均增长率为 0~12 km²/年。总体而言,流域西部和南部水资源二级分区永久性水体面积的年平均增长率大于流域中部和北区。各水资源二级分区的季节性水体呈波动下降趋势,其中,龙门至三门峡下降速率最大。2022 年兰州至河口镇和内流区的季节性水体面积均呈现突变性增大,究其原因可能是 2022 年黄河流域西北部降水量显著增大。

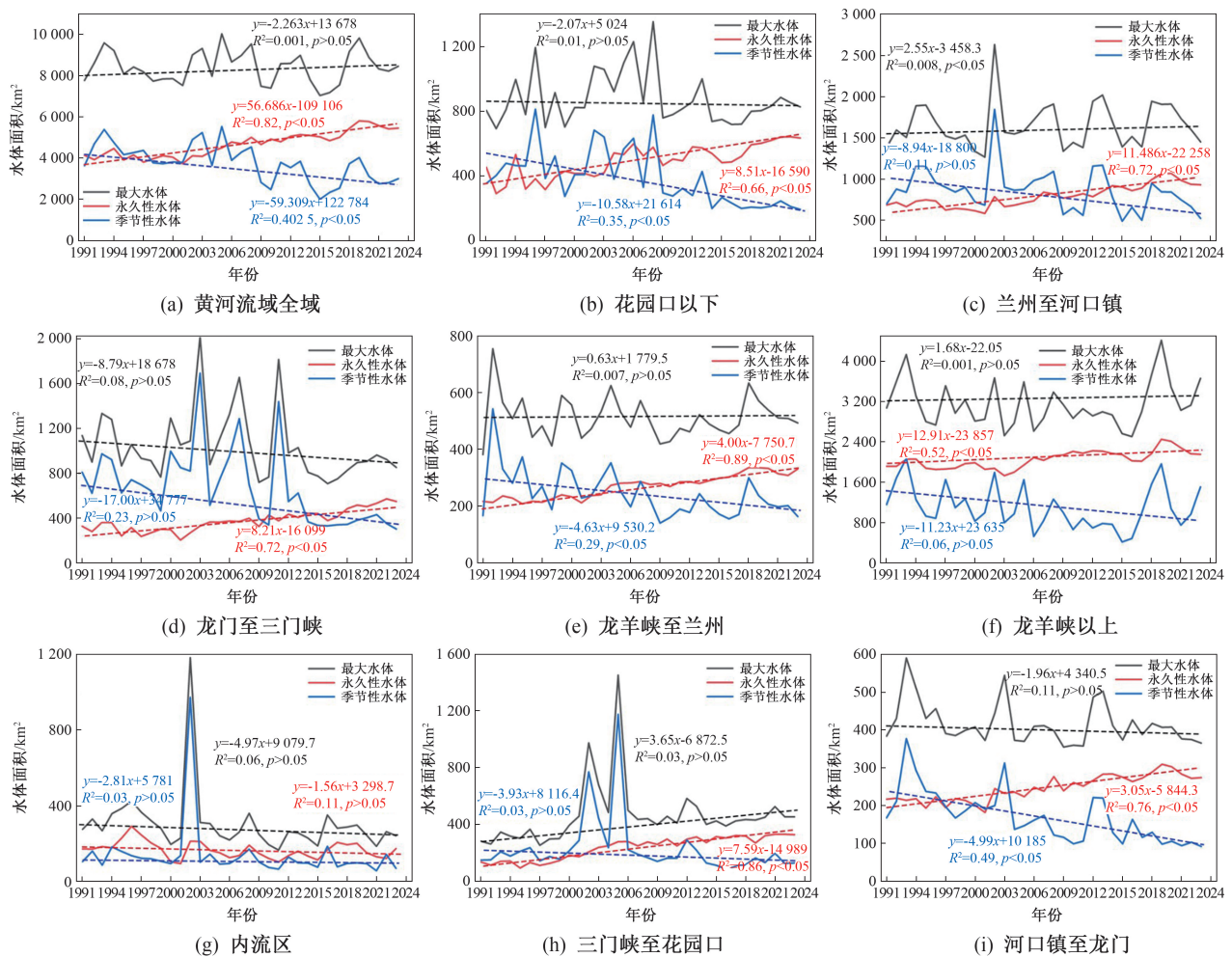


图5 黄河流域全域及各水资源二级区最大水体、永久性水体和季节性水体的面积变化

Fig.5 Variations in areas of maximum, permanent, and seasonal water across Yellow River Basin and in each secondary water resource zone

4 讨论

4.1 水体指数适用性

黄河流域地表水体具有显著的多泥沙特征,且地表水体泥沙含量存在较大空间异质性,这对黄河流域地表水体识别提出了巨大挑战。相比6种典型水体指数和多指数水体提取规则法(MIWER),本研究提出的SWE-CSPM具有最高水体提取精度(表2)。其原因在于:一方面,SWE-CSPM利用总体悬浮颗粒物浓度指标将黄河流域复杂的水体类型简化为多个单一水体类型,对每种单一水体类型选用最适用的水体指数,减小了类内水体指数方差,增大了类间方差,从而提高了水体与其他地物的可分离度,降低了水体提取的错分误差。另一方面,SWE-CSPM采用坡度和地物光谱特征进行后处理,有效消除了高反射地物和山体阴影对地表水体提取的干扰(图3和图4)。

本研究还对比分析了6种典型水体指数在黄河流域地表水体提取中的适用性。各水体指

数的水体提取精度排序(表2)为: $MBWI > AWEI_{nsh} > WI2021 > MNDWI > WI2015 > AWEI_{sh}$ 。因此,在采用单一水体指数进行黄河流域全地表水体提取时,建议优先选用MBWI、 $AWEI_{nsh}$ 和WI2021。

对于黄河干流、重要支流和大型湖库,6种水体指数均有较好的提取结果。但对于狭窄河流,尤其是宽度小于15 m的天然河道,受Landsat遥感影像空间分辨率(30 m)的限制,各水体指数提取效果均较差。因此,在开展狭窄河流较多的西北干旱区水体提取时,建议选用更高空间分辨率的遥感影像,如Sentinel-2 MSI影像、高分二号卫星遥感影像等。从图3可知,MBWI能够更加有效区分水体和冰雪(图3(d)),对于黄河源区等冰雪覆盖较多的区域,建议优先选用MBWI进行水体提取。从图4可知, $AWEI_{nsh}$ 和WI2021能够有效消除建成区对水体提取的干扰(图4(b)和图4(g)),对于建成区较多的区域,建议优先选用 $AWEI_{nsh}$ 和WI2021进行水体提取。

4.2 水域面积时空变化特征

本研究发现,在全域尺度,最大水体面积呈波动减小趋势,但变化量小。永久性水体面积呈逐年增大趋势,季节性水体面积呈逐年减小趋势。该趋势与 Zhang Zhiqiang 等^[2]、李崇巍等^[29]的研究结果基本一致,但水体面积略小于李崇巍等^[29]的研究结果,主要原因在于 SWE-CSPM 提高了地表水体提取精度,减小了错分误差。参考已有研究成果^[30-31],黄河流域永久性水体面积逐年增大,主要原因在于黄河流域降水量逐年增加,以及气候变暖导致冰川融水增加。季节性水体面积呈逐年减小趋势,主要原因在于水库工程建设、湖泊湿地补水使部分季节性水体转为永久性水体。

黄河流域地表水体变化呈现较大的空间异质性。内流区的永久性水体面积保持稳定,其他分区永久性水体面积均呈不同程度的增大趋势。其中,龙羊峡以上永久性水体面积增长速率最大,且最大水体面积最大,究其原因,该区域是黄河流域主要产水区,水资源充沛。

5 结论与展望

5.1 主要结论

针对黄河流域地表水体悬浮颗粒物浓度大且时空异质性显著的问题,开展了地表水体提取及动态监测研究,主要结论如下:

1) 揭示了 6 种典型水体指数在黄河流域地表水体提取和动态监测中的适用性。当采用单一水体指数进行黄河流域全域地表水体提取时,建议选用 MBWI、 $AWEI_{nsh}$ 和 WI2021。开展局部水体提取时,对于多冰雪覆盖区域,建议优先选用 MBWI;对于建成区较多区域,建议优先选用 $AWEI_{nsh}$ 和 WI2021。

2) 提出了顾及悬浮颗粒物浓度的黄河流域地表水体提取方法。相比 6 种典型水体指数和多指数水体提取规则法 (MIWER), SWE-CSPM 显著降低了地表水体提取的错分误差,地表水体提取精度最高 (总体精度 95.44%, Kappa 系数 90.62%)。

3) 在全域尺度,黄河流域最大水体面积呈波动减小趋势,但变化量小。永久性水体面积呈逐年增大趋势,季节性水体面积呈逐年减小趋势。在水资源二级分区尺度,除内流区的永久性水体面积保持基本稳定外,其他分区永久性水体面积均呈现不同程度的增大,其中龙羊峡以上分区永久性水体面积增长速率最大。

5.2 研究不足和展望

本研究采用刘振宇等^[27]提出的悬浮颗粒物浓

度反演算法反演水体中的悬浮颗粒物浓度,并依此对黄河流域地表水体进行分类分级。尽管该算法已在黄河河口进行了成功应用,但模型略显复杂,且在黄河流域全域的精度尚未验证。在后续研究中,将探索更为简单有效的黄河流域地表水体分类分级指标。此外,将针对极度浑浊水体研发新的水体提取算法。

本研究从全域和水资源二级分区两个尺度分析了黄河流域地表水体的时空变化特征,但尚未深入分析气候变化和人类活动对不同尺度黄河流域地表水体时空变化的驱动机制。在后续研究中,将辅助地形数据和更高空间分辨率的遥感影像开展黄河流域地表水体分类研究,将黄河流域地表水体分类为:黄河干流、一级支流、二级支流、三级支流、水库、天然湖泊、坑塘、湿地等。针对每类水体分析其时空变化特征,并结合降水、气温等气象数据和人类活动取用水数据,阐明黄河流域地表水体时空变化的驱动机制,以期为黄河流域防洪管理、干旱应急处置、气候变化适应性管理等提供数据支撑和决策支持。

参 考 文 献

- [1] Yamazaki D, Trigg M A. The dynamics of Earth's surface water[J]. *Nature*, 2016, 540: 348-349.
- [2] Zhang Zhiqiang, Guo Xinyu, Cao Lianhai, et al. Multi-scale variation in surface water area in the Yellow River Basin (1991-2023) based on suspended particulate matter concentration and water indexes[J]. *Water*, 2024, 16: 2704.
- [3] Cooley S W, Ryan J C, Smith L C. Human alteration of global surface water storage variability[J]. *Nature*, 2021, 591: 78-81.
- [4] Scanlon B R, Fakhreddine S, Rateb A, et al. Global water resources and the role of groundwater in a resilient water future[J]. *Nature Reviews Earth & Environment*, 2023, 4: 87-101.
- [5] Sogno P, Klein I, Kuenzer C. Remote sensing of surface water dynamics in the context of global change: a review[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14: 2475.
- [6] Zhang Zhiqiang, Zhang Xinchang, Jiang Xin, et al. Automated surface water extraction combining sentinel-2 imagery and openstreetmap using presence and background learning (PBL) algorithm[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2019, 12 (10): 3784-3798.
- [7] Wang Xinxin, Xiao Xiangming, Zou Zhenhua, et al. Gainers and losers of surface and terrestrial water resources in China during 1989-2016[J]. *Nature Communications*, 2020, 11: 3471.
- [8] Mcfeeter 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] Fisher A, Flood N, Danaher T. Comparing landsat water index methods for automated water classification in eastern australia [J]. Remote Sensing of Environment, 2016, 175: 167–182.
- [10] 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 Hanqiu. 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.]
- [11] Feyisa G L, Meilby H, Fensholt R, et al. Automated water extraction index: a new technique for surface water mapping using landsat imagery [J]. Remote Sensing of Environment, 2014, 140: 23–35.
- [12] 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.]
- [13] Wang Shudong, Baig M H A, Zhang Lifu, et al. A simple enhanced water index (EWI) for percent surface water estimation using landsat data [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2015, 8: 90–97.
- [14] 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. Small water body extraction method based on sentinel-2 satellite multi-spectral remote sensing image [J]. Journal of Remote Sensing, 2022, 26(4): 781–794.]
- [15] 胡荣明, 姚晓宙, 李朋飞, 等. Landsat-8 影像的水体指数构建及稳定性研究[J]. 测绘科学, 2022, 47(5): 150–155. [Hu Rongming, Yao Xiaozhou, Li Pengfei, et al. Research on the construction and stability of the water index of Landsat-8 images [J]. Science of Surveying and Mapping, 2022, 47(5): 150–155.]
- [16] 李辉, 高学睿, 谢治国, 等. 陕西省黄土高原地表水体遥感监测与时空演变特征分析[J]. 华北水利水电大学学报(自然科学版), 2022, 43(3): 19–27. [Li Hui, Gao Xuerui, Xie Zhiguo, et al. Remote sensing monitoring and analysis of spatiotemporal evolution characteristics of surface water bodies in the Loess Plateau of Shaanxi Province [J]. Journal of North China University of Water Resources and Electricpower (Natural Science Edition), 2022, 43(3): 19–27.]
- [17] 朱宝山, 张绍华, 徐大龙, 等. 综合水体指数及其应用[J]. 测绘科学技术学报, 2013, 30(1): 19–23. [Zhu Baoshan, Zhang Shaohua, Xu Dalong. Comprehensive water index and its application [J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2013, 30(1): 19–23.]
- [18] 张磊, 韩秀珍, 翁富忠, 等. 基于 Sentinel-2A MSI 数据的水体信息提取算法对比研究[J]. 激光与光电子学进展, 2022, 59(12): 505–515. [Zhang Lei, Han Xiuzhen, Weng Fuzhong, et al. Comparison of water information extraction algorithms based on sentinel-2A MSI data [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(12): 505–515.]
- [19] Li Yansheng, Dang Bo, Zhang Yongjun, et al. Water body classification from high-resolution optical remote sensing imagery: achievements and perspectives [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2022, 187: 306–327.
- [20] 李振轩, 黄敏儿, 高飞, 等. 基于 U-Net、U-Net++ 和 Attention-U-Net 网络的遥感影像水体提取[J]. 测绘通报, 2024(8): 26–30. [Li Zhenxuan, Huang Miner, Gao Fei, et al. Remote sensing image water body extraction based on U-Net, U-Net++ and attention-U-Net networks [J]. Bulletin of Surveying and Mapping, 2024(8): 26–30.]
- [21] Xing Huaqiao, Niu Jingge, Feng Yongyu, et al. A coastal wetlands mapping approach of Yellow River Delta with a hierarchical classification and optimal feature selection framework [J]. Catena, 2023, 223: 106897.
- [22] Li Zhenshi, Zhang Xueliang, Xiao Pengfeng. Spectral index-driven FCN model training for water extraction from multi-spectral imagery [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2022, 192: 344–360.
- [23] Chang Lichiu, Wang Wuhan, Chang Fijohn. Explore training self-organizing map methods for clustering high-dimensional flood inundation maps [J]. Journal of Hydrology, 2021, 595: 125655.
- [24] 王宇航, 杨肖丽, 吴凡, 等. 黄河流域未来陆地水储量时空演变趋势[J]. 人民黄河, 2024, 46(5): 80–84, 97. [Wang Yuhang, Yang Xiaoli, Wu Fan, et al. Estimation of the temporal and spatial evolution trend of future terrestrial water reserves in the Yellow River Basin [J]. Yellow River, 2024, 46(5): 80–84, 97.]
- [25] 张志强, 刘欢, 左其亭, 等. 2000—2019 年黄河流域植被覆盖度时空变化[J]. 资源科学, 2021, 43(4): 849–858. [Zhang Zhiqiang, Liu Huan, Zuo Qiting, et al. Spatiotemporal change of fractional vegetation cover in the Yellow River Basin during 2000–2019 [J]. Resources Science, 2021, 43(4): 849–858.]
- [26] 涂焱, 陈阳, 夏江周, 等. 2002—2020 年海河流域陆地水储量变化的时空变化特征[J]. 天津师范大学学报(自然科学版), 2024, 44(2): 56–61. [Tu Yan, Chen Yang, Xia Jiangzhou, et al. Temporal and spatial variation characteristics of terrestrial water storage change in the Haihe River Basin from 2002 to 2020 [J]. Journal of Tianjin Normal University (Natural Science Edition), 2024, 44(2): 56–61.]
- [27] 刘振宇, 崔廷伟, 张胜花, 等. 黄河口海域悬浮物浓度 Landsat8 OLI 分段线性反演[J]. 光谱学与光谱分析, 2018, 38(8): 2536–2541. [Liu Zhenyu, Cui Tingwei,

- Zhang Shenghua. Piecewise linear retrieval suspended particulate matter for the Yellow River Estuary based on Landsat8 OLI[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2018, 38(8): 2536–2541.]
- [28] Li Peng, Ke Yinghai, Wang Dawei, et al. Human impact on suspended particulate matter in the Yellow River Estuary, China: evidence from remote sensing data fusion using an improved spatiotemporal fusion method[J]. Science of The Total Environment, 2021, 750: 141612.
- [29] 李崇巍, 王志慧, 汤秋鸿, 等. 1986—2019 年黄河流域地表水体动态变化及其影响因素[J]. 地理学报, 2022, 77(5): 1153–1168. [Li Chongwei, Wang Zhihui, Tang Qihong, et al. Dynamics of surface water area in the Yellow River Basin and its influencing mechanism during 1986–2019 based on Google Earth Engine[J]. Acta Geographica Sinica, 2022, 77(5): 1153–1168.]
- [30] Jing Wenlong, Yao Ling, Zhao Xiaodan, et al. Understanding terrestrial water storage declining trends in the Yellow River Basin[J]. Journal of Geophysical Research: Atmospheres, 2019, 124(23): 12963–12984.
- [31] Lin Mi, Biswas A, Bennett E M. Spatio-temporal dynamics of groundwater storage changes in the Yellow River Basin[J]. Journal of Environmental Management, 2019, 235: 84–95.

Surface Water Extraction and Spatiotemporal Variations in Yellow River Basin Considering Suspended Particulate Matter Concentration

QIAO Xingpo¹, ZHANG Zhiqiang², LI Ershan¹, CAO Lianhai²,
WEI Mengmeng¹, ZHANG Lu², GUO Haoran²

(1. Henan Provincial Water Conservancy First Engineering Bureau Group Co., Ltd., Zhengzhou 450016, China;
2. College of Surveying and Geo-Informatics, North China University of Water Resources and
Electric Power, Zhengzhou 450046, China)

Abstract: [Objective] Developing surface water identification methods suitable for high-sediment-content rivers and clarifying the spatiotemporal variation characteristics of surface water in the Yellow River Basin (YRB) are of great significance for reducing the risks of extreme variations in surface water. **[Methods]** This study revealed the variation patterns of the extraction accuracy of six typical water body indices with the suspended particulate matter (SPM) concentrations. Based on a hierarchical classification framework, a surface water extraction method considering SPM concentrations (SWE-CSPM) was proposed for the YRB. The spatiotemporal variations of surface water in the YRB from 1991 to 2023 were comprehensively analyzed at both the basin-wide scale and the secondary water resource zoning scale. **[Results]** (1) Compared with six typical water body indices and the multi-index water extraction rule method, the water extraction accuracy of SWE-CSPM was the highest (overall accuracy of 95.44%, Kappa coefficient of 90.62%). (2) At the basin-wide scale, the maximum water area of the YRB showed a fluctuating decreasing trend, but the variation was small. The permanent water area showed an increasing trend year by year, whereas the seasonal water area showed a decreasing trend year by year. At the secondary water resource zoning scale, the permanent water area of other secondary water resource zones showed an increasing trend to varying degrees, except for the interior drainage zone. **[Conclusions]** The area of permanent water in the YRB has been increasing year by year, mainly due to the increasing precipitation and the increase in glacial meltwater caused by climate warming within the basin. The area of seasonal water has been decreasing year by year, mainly due to the construction of reservoirs and the replenishment of lakes and wetlands, which has led to some seasonal water turning into permanent water.

Keywords: suspended particulate matter concentration; surface water extraction; spatiotemporal variations in water area; Yellow River Basin

(编辑:陈海涛)