中国科学: 地球科学 2024 年 第 54 卷 第 3 期: 788 ~ 807
SCIENTIA SINICA Terrae earthcn.scichina.com
《中国科学》杂志社 SCIENCE CHINA PRESS
论 文

识别液态和固态水的四波段水指数及其在咸海流域的应用

岳兵[1,2], 陈曦[1*], 李赛博[2,3], 杜正平[3], John WILSON[2,3,4], 杨筠慧[2,3], 焦毅蒙[2,3], 黄双燕[1,2], 周成虎[1,3*]

1. 中国科学院新疆生态与地理研究所, 乌鲁木齐 830011;
2. 中国科学院大学资源与环境学院, 北京 100049;
3. 中国科学院地理科学与资源研究所, 北京 100101;
4. Spatial Sciences Institute, University of Southern California, Los Angeles, CA 90089-0374, USA
* 通讯作者, E-mail: chenxi@ms.xjb.ac.cn (陈曦), zhouch@lreis.ac.cn (周成虎)

收稿日期: 2023-08-16; 收修改稿日期: 2023-12-24; 接受日期: 2024-01-03; 网络版发表日期: 2024-02-23
国家自然科学基金项目(批准号: 42230708)和中国科学院战略性先导科技专项项目(编号: XDA20060303)资助

摘要 虽然已有许多水指数被运用于咸海和咸海流域的水域面积分析, 然而已有研究尚存在很大的不确定性. 由于所使用水指数存在水体误识别的问题, 导致不同研究得出的结论差异很大. 此外, 各种研究采用的咸海流域面积也差异很大, 流域面积从约1百万km^2到2百万km^2不等. 因此, 我们首先界定咸海流域、锡尔河和阿姆河流域以及它们的上、中、下游的边界, 然后提出可识别液态水和固态水的四波段指数(ILSW), 以解决传统水指数的误别偏差问题. ILSW基于绿色、红色、近红外和热红外波段反射值, 是归一化差异水指数(NDWI)和地表温度(LST)的合成. 验证结果显示, ILSW水指数在咸海流域的准确性远远超过其他指数. 研究结果表明, 南咸海的水域面积平均每年缩小963km^2, 而北咸海几乎没有变化; 由于气候变暖, 咸海流域上游常年冰雪面积有大幅度退缩趋势, 阿姆河上游和锡尔河上游常年冰雪的退缩速率分别为年均6233和384km^2/a. 气候变化和人类活动引起了严重的水亏问题. 自20世纪90年代以来, 水亏呈增长趋势, 平均每年增长3.778亿m^3. 2011~2020年期间, 整个咸海流域平均总水亏量为76.967亿m^3, 而锡尔河流域上游(咸海流域的一个组成部分)水盈余量为25.461亿m^3. 研究结果对制定咸海流域可持续发展战略具有重要意义.

关键词 咸海流域, 锡尔河流域, 阿姆河流域, 水指数, 水面积覆盖, 水亏缺, 气候变化

1 引言

1.1 经典水体指数及其误分类问题

随着遥感数据的积累, 诞生了许多识别水体的水指数. 它们可分为两类: 双波段和多波段指数(Wang等, 2018). 归一化差异水体指数(normalized difference water index, NDWI)是一种被广泛运用于识别水体区域的双波段指数(McFeeters, 1996), 它通过绿光波段使

中文引用格式: 岳兵, 陈曦, 李赛博, 杜正平, Wilson J, 杨筠慧, 焦毅蒙, 黄双燕, 周成虎. 2024. 识别液态和固态水的四波段水指数及其在咸海流域的应用. 中国科学: 地球科学, 54(3): 788–807, doi: 10.1360/N072023-0185
英文引用格式: Yue B, Chen X, Li S, Du Z, Wilson J, Yang J, Jiao Y, Huang S, Zhou C. 2024. A four-band index for both liquid and solid water and its applications in the Aral Sea Basin. Science China Earth Sciences, 67(3): 769–788, https://doi.org/10.1007/s11430-023-1252-9

© 2024 《中国科学》杂志社

水体特征的典型反射最大化，并利用近红外反射消除土壤和陆地植被特征．NDWI取值范围为−1~1，其值≤0表示土壤和陆地植被特征(识别为非水体)，而值>0表示水体特征(识别为水体)．Xu(2006)修改了NDWI, 以增强对开阔水域特征的捕捉, 减少与建筑区域、植被和土壤相关的噪声．沈占锋等(2013)提出了一种高斯归一化差异水体指数(GNDWI)，作为NDWI的扩展, 以减小云、雪和山体阴影对水体识别的干扰.

Crist(1985)提出了一种多波段穗帽湿润指数(tasseled cap wetness, TCW), 该指数利用Landsat TM图像中六个波段建立的统计回归方程来识别水体特征．Yan等(2007)为了在提取河道过程中，抑制居民地、土壤和植被等噪音，增大半干涸河道与土壤和居民地等的差异，进而有效提取半干旱地区水系，提出了增强水指数(enhanced water index, EWI). 为了在水体提取过程中自动抑制阴影和其他非水体阴暗面分类噪音, 提高地表水制图精度，Feyisa等(2014)提出了自动提取水指数(automated water extraction index, AWEI).

Fisher等(2016)研究结果表明，对深海清澈水体, 可见光反射率随波长增加呈指数下降趋势；到红外波段时，这种下降趋势变平．浮游植物浓度较高水体反射率在绿光波段达到峰值，沉积物浓度较高水体反射率在红光波段达到峰值，浮游植物和沉积物混合水体的反射率在绿光和红光波段的反射率相似．清澈浅水是复杂的情况，反射率取决于水的深度和水下基质类型；裸地在红外波段具有较高的反射率，植被在近红外波段的反射率达到峰值．基于上述成果，Fisher等(2016)提出了一个新的2015水指数(WI2015).

Wang等(2018)研究发现，由于蓝光波段对气溶胶变化非常敏感，与此同时，水体、植被、农田、阴影、黑色固化区域和土壤的蓝光反射率都接近于零, 不能提供辨识非水体与水体信息．绿光波段的水体反射率比其他波段都大，而且绿光波段的非水体反射率比其他波段都小；近红外和短波红外波段的非水面反射率比其他波段都大．另外，水体反射率从绿光到短波近红外波段呈现类似的减小变化趋势．据此，他们提出了一种适用于操作性陆地成像仪(operational land imager, OLI)数据的多谱带水指数(multi-band water index, MBWI).

虽然以上水体提取技术已得到广泛应用，但在背景包含低反照率表面的区域，如深色植被、山体阴影、高建筑阴影和深色建筑区域，以及水体上的尘暴、混浊水、热水和冰冻水等条件下，它们容易发生水体识别错误，其原因在于非水体特征的反射模式与正常水体像素比较相似，只有在特定条件下水体像素的反射特性则与非水体有所不同(Rad等，2021)．通过对比14种不同的卫星方法监测内陆表面动态的研究发现，结合光学和雷达卫星数据是进行大规模国家范围和区域水域面积制图的最有效方法(Tottrup等, 2022).

1.2　咸海流域研究及其缺陷

咸海流域面积的估计值五花八门，在各种研究中, 从约1百万km^{2}到2百万km^{2}不等(表1)．例如，Cretaux等(2019)所用的咸海流域面积估计值为2百多万km^2．Wang等(2021)描述的面积约1.902百万km^2，涵盖了塔吉克斯坦和乌兹别克斯坦的全部领土、土库曼斯坦的大部分领土、吉尔吉斯共和国的三个州、哈萨克斯坦的南部，以及阿富汗和伊朗的北部地区．Loodin(2020)陈述的流域面积为1.874百万km^2，涉及哈萨克斯坦、吉尔吉斯斯坦、乌兹别克斯坦、阿富汗、塔吉克斯坦和土库曼斯坦．Berdimbetov等(2021)阐述的流域面积为1.8百万km^2．王浩轩等(2023)认为，咸海流域面积为1.7百万km^2．Deliry等(2020)采用的流域面积为1.5百万km^2．在Li等(2021)研究中，阿姆河流域总面积为49万km^2，锡尔河流域总面积56.5万km^2; 也就是说，咸海流域总面积为1.055百万km^2.

自20世纪50年代以来，人类在咸海流域不断扩大的灌溉和水库建设活动导致了对两条河流水资源的过度消耗(Micklin，2016)．自1960年以来，咸海急剧缩小(Cretaux等，2019)．1990年，由于不断增加的水平衡赤字，咸海分裂为北部的小咸海和南部的大咸海(Shi等，2014)．Syr河流入北咸海，Amu河流入南咸海．1992年, 当地政府在伯格海峡(Berg Strait)修建了一座土坝(称为Kok-Aral坝), 以阻断两个湖泊之间的连接, 以提高北咸海的水位．1999年，该大坝在一场风暴中完全被摧毁．2005年, 该坝得到了重建, 由世界银行和哈萨克斯坦政府提供资金. 2007年, 南咸海分裂为西南咸海和东南咸海, 它们之间暂时通过一条小沟相连. 咸海流域水资源的显著减少导致了咸海危机，引发了广泛的土地荒漠化、频繁的盐尘暴和生物多样性丧失(陈曦等, 2015).

已有许多学者对咸海水域动态进行了调查研究, 但研究结果相差很大(表2)．Kravtsova和Tarasenko

表 1　对咸海流域面积的各种陈述

面积(百万km^2)	数据来源
>2.0	Cretaux等(2019)
1.055	Li等(2021)
1.092	Wang等(2021)
1.874	Loodin(2020)
1.8	Berdimbetov等(2021)
1.7	王浩轩等(2023)
1.5	Deliry等(2020)

(2010)利用卫星和航空图像测量了咸海1957~2008年的水域面积变化; 1961~1977年, 年均水域面积减少约为700km^2; 1984~1989年, 减少1200km^2; 1989~1991年, 减小为2300km^2. 然而, 2000年却增加了2600km^2, 2007年增加3500km^2.Shi等(2014)利用高分辨率辐射仪(AVHRR)33年卫星观测数据量化了咸海的水文变化; 研究结果显示, 咸海水域面积由1981年的约48000km^{2}减少到2013年的约12000km^2.Shi和Wang(2015)利用2002~2013年中分辨率成像光谱仪(MODIS)卫星观测数据, 计算了咸海的水域面积变化, 结果表明: 在2002~2013年期间, 南咸海分裂为西南咸海和东南咸海; 北咸海的水域覆盖从2002年的3000km^{2}增加到2013年的3300km^2; 东南咸海的水域覆盖从2002年的15000km^{2}以上下降到2013年的2000km^{2}以下; 西南咸海的水域覆盖从2002年的5000km^{2}以上减少到2013年的约3300km^2.沈占锋等(2013)估计, 在1977~2015年间, 水域面积减少了82%. Deliry等(2020)利用归一化差异水指数(NDWI)量化水域变化, 分析结果发现, 咸海水域从1986年的44164km^{2}减少到2017年的9772km^2, 平均每年减少1109km^2. 据Yang等(2020)估计, 从1960到2018年, 咸海的面积减少了60156.50km^2, 平均每年减少1037.18km^2. He等(2022)根据欧洲航天局CCI全球土地覆盖产品推断, 1993~2018年水体减少了37440km^2. Wu等(2022)通过NDWI和数字岸线分析系统(DSAS)分析了1987~2018年湖泊面积的变化; 他们发现, 北咸海的表面积在1987~2018年没有显著变化, 但自2010年以来, 南咸海分裂成东南咸海和西南咸海, 并且水域覆盖面积急剧缩小.

纵观上述各方面研究, 以往的咸海流域水体时空动态研究仍存在以下问题: (1) 在水面面积变化方面, 只关注咸海本身的水面面积变化, 没有从整个流域高度分析全流域的水体动态; (2) 用于各时期水面比较的卫星遥感影像时相不完全吻合, 导致了较大的误差问题; (3) 各种水指数在咸海流域的适应性验证寥寥无几; (4) 气温、降水和蒸散等气候要素的分析没有实现卫星遥感数据与地面观测数据的有效融合.

本研究的主要目标是首先界定咸海流域的边界, 然后开发一个新的水指数, 尽可能准确地识别水域. 基于新开发的水指数, 对水域面积变化及其驱动因素进行了系统分析, 并提出了未来生态系统保护建议.

2　方法与数据

2.1　咸海流域边界界定

咸海是中亚乌拉尔山脉以南的一个封闭湖泊, 西面是乌斯特尔高原, 南面是卡拉库姆沙漠, 东面是凯兹尔库姆沙漠(Cretaux等, 2019). 咸海流域位于咸海-里海洼地(Dukhovny等, 2007). 该流域涵盖了7个国家, 分别是哈萨克斯坦(36.4%)、土库曼斯坦(20.2%)、乌兹别克斯坦(18.5%)、吉尔吉斯斯坦(8.2%)、阿富汗(7.5%)、塔吉克斯坦(5.9%)和伊朗(3.4%)(Berdimbetov等, 2021)(图1). 锡尔河和阿姆河是咸海流域的主要水源.

由于不同研究团队对咸海流域面积的估算存在显著差异, 我们的首先界定咸海流域以及锡尔河流域和阿姆河流域的边界, 包括九个步骤: (1) 从航天飞机雷达地形测绘任务(STRM)网址(http://science.nasa.gov/missions/srtm/)下载涵盖盖塔吉克斯坦、乌兹别克斯坦、土库曼斯坦、吉尔吉斯斯坦、哈萨克斯坦、阿富汗和伊朗的遥感影像; (2) 对STRM遥感影响进行拼接和预处理分析; (3) 对拼接后的STRM数据进行填洼处理; (4) 提取水流方向; (5) 计算汇流累积量; (6) 提取汇流累积量大于1000的河网; (7) 进行河网编码; (8) 提取流域和提取集水区; (9) 将栅格格式流域数据转换为矢量格式数据; (10) 提取河网矢量线; (11) 提取流域水系, 确定流域边界; (12) 将研究区边界数据、河网矢量线、研究区遥感影像叠合, 根据出山口划分上游和中游边界; 根据咸海周边耕地范围, 划分中游和下游边界(如图2).

分析结果表明, 咸海流域总面积为1713730km^2, 而锡尔河和阿姆河流域的面积分别为509677和1204053km^2. 阿姆河流域上、中、下游分别是

表 2　咸海水域面积萎缩速率的各种研究结果

咸海水域面积萎缩速率(km^2/a)	时期	参考文献
700	1961~1977	Kravtsova和Tarasenko(2010)
1200	1984~1989	Kravtsova和Tarasenko(2010)
2300	1989~1991	Kravtsova和Tarasenko(2010)
2600	2000	Kravtsova和Tarasenko(2010)
3500	2007	Kravtsova和Tarasenko(2010)
1091	1981~2013	Shi等(2014)
1200	2002~2013	Shi和Wang (2015)
821	2001~2016	Liu等(2019)
1109	1986~2017	Deliry等(2020)
1498	1993~2018	He等(2022)
809	2000~2020	Li等(2021)



图 1　咸海流域区位

560714、394606和248734km^2; 锡尔河流域上游、中游和下游分别为245607、242429和21641km^2(图2).

2.2　可同时识别液态水和固态水的四波段水指数

为解决传统水体指数在背景包含低反照率表面时的识别偏差问题, 我们提出了一种可同时识别液态水和固态水的四波段水指数(ILSW), 它是地表温度(LST)和归一化差异水体指数(NDWI)的有机合成. 我们的精度检验结果表明, NDWI在咸海流域的表现最佳(表3). NDWI在时间t、像元(i,j)处的表达公式如下:

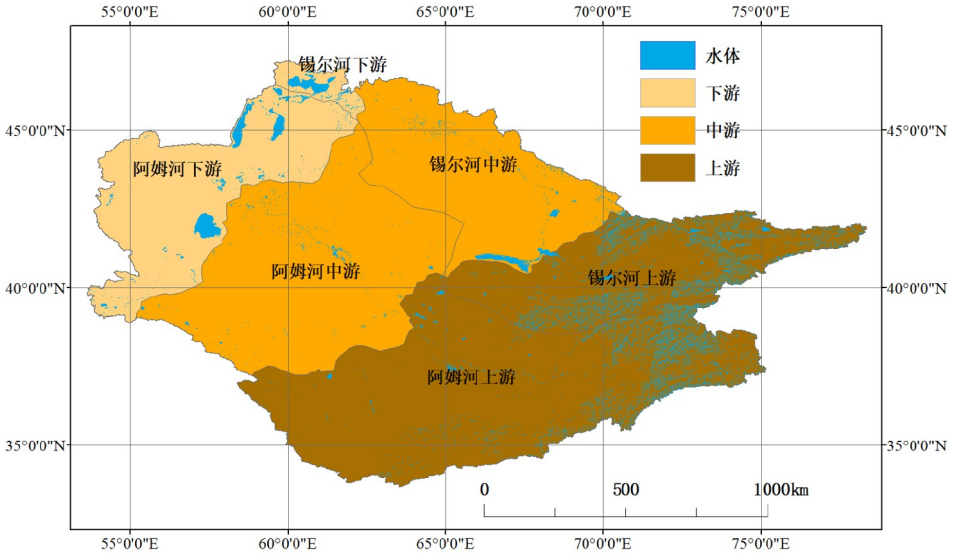


图 2　咸海流域及锡尔河和阿姆河流域上、中、下游边界界定

表 3　各种水指数误差比较分析

水指数	误差
WI2015	59.63%
MBWI	54.34%
$AWEI_{NSH}$	41.66%
TCW	38.48%
MNDWI	36.93%
$AWEI_{SH}$	36.25%
NDWI	35.75%
ILSW	6.55%

$$\mathrm{NDWI}(i,j,t)=\frac{b_3(i,j,t)-b_5(i,j,t)}{b_3(i,j,t)+b_5(i,j,t)}, \tag{1}$$

其中, $b_3(i,j,t)$为绿色波段反射值, $b_5(i,j,t)$为近红外波段的反射值.

NDWI(i,j,t)的取值范围为-1~1; 当NDWI(i,j,t)>0时, 像元(i,j)被水覆盖; 当 NDWI(i,j,t)≤0时, 该像元为非水区.

ILSW水指数可表达为

$$\begin{aligned}\mathrm{ILSW}(i,j,t)=&\ a\cdot\mathrm{STWI}(i,j,t)\\&+(1-a)\cdot\mathrm{NDWI}(i,j,t),\end{aligned} \tag{2}$$

$$\begin{aligned}&\mathrm{STWI}(i,j,t)\\&=\left(1-\frac{\mathrm{LST}(i,j,t)}{\mathrm{LST}_0(i,j,t)}\right)\Big/\max_{i,j,t}\left\{\left|1-\frac{\mathrm{LST}(i,j,t)}{\mathrm{LST}_0(i,j,t)}\right|\right\},\end{aligned} \tag{3}$$

其中a是一个权重参数($0\leqslant a\leqslant 1$); LST(i,j,t)、LST$_0(i,j,t)$和NDWI(i,j,t)分别表示时刻t、像元(i,j)处的地表温度、地表水体的临界值(即水体的最大表面温度)和归一化差异水指数; $\max\limits_{i,j,t}\{|x|\}$表示研究区域内$x$的最大绝对值; STWI$(i,j,t)$为地表温度水指数.

地表温度是分析区域和全球尺度水文过程的关键参数之一, 已被用于干旱监测和表层土壤湿度估算. 热红外遥感数据可直接运用于地表温度反演(Li等, 2013), 其计算公式可表达为(Duan和Bastiaanssen, 2013):

$$\mathrm{LST}=P_{10}^{-1}\left(\frac{R_{10}^{T}-U_{10}^{R}-(1-E_{10})\tau_{10}\cdot D_{10}^{R}}{E_{10}\cdot\tau_{10}}\right), \tag{4}$$

其中, P_{10}为波段10的普朗克函数, R_{10}^{T}为大气顶部辐射率, E_{10}为波段10的地表比辐射率, τ_{10}为波段10大气透过率, U_{10}^{R}和D_{10}^{R}分别为波段10的大气上升流和下降流辐射.

大气顶部辐射率可表达为

$$R_{10}^{T}=R_{10}^{M}\cdot D_{10}^{N}+R_{10}^{A}, \tag{5}$$

R_{10}^{M}和R_{10}^{A}分别为波段10的辐射乘和辐射加标度因子, D_{10}^{N}为热红外扫描仪波段10的数码.

像元的地表比辐射率可表达为裸土辐射率和植被

辐射率的线性组合(Sobrino等,1990),

$$E_{10} = E_{10}^{S}(1 - V_c) + E_{10}^{V} \cdot V_c, \tag{6}$$

其中, E_{10}^{S}和E_{10}^{V}分别指波段10的裸土辐射率和植被辐射率, V_c为植被覆盖度.

植被覆盖度可通过归一化植被指数(NDVI)获得(Carlson和Ripley, 1997)

$$V_c = \frac{\mathrm{NDVI} - (\mathrm{NDVI})_s}{(\mathrm{NDVI})_v - (\mathrm{NDVI})_s}, \tag{7}$$

$(\mathrm{NDVI})_v$和$(\mathrm{NDVI})_s$分别为全植被的归一化植被指数取值(V_c=1)和全裸土的归一化植被指数取值(V_c=0).

归一化植被指数基于红色波段和近红外波段反射值(McFeeters, 1996)

$$\mathrm{NDVI} = \frac{b_5 - b_4}{b_5 + b_4}, \tag{8}$$

b_4和b_5分别代表红色波段反射值和近红外波段反射值.

Landsat卫星影像的分析(https://www.usgs.gov/landsat-missions/)表明, 水体表面温度在所有季节中均低于其他地表覆盖类型(Zhou和Wang, 2010). 当归一化水体指数(NDWI)将陆地错误的识别为水体时, NDWI(i,j,t)值为正; 而$a \cdot \mathrm{STWI}(i,j,t)$必然为负值, 因此可通过调节加权参数$a$使得ILSW($i,j,t$)小于NDWI($i,j,t$), 修正NDWI($i,j,t$)的识别错误. 如果NDWI将水体误分类为陆地, NDWI(i,j,t)值为负; 而$a \cdot \mathrm{STWI}(i,j,t)$然为正值, 通过调节加权参数$a$可使ILSW($i,j,t$)大于NDWI($i,j,t$), 以此矫正NDWI($i,j,t$)的识别错误. 换句话说, ILSW 在理论上为NDWI的水体识别错误问题提供了解决方案.

临界温度, $\mathrm{LST}_0(i,j,t)$,可以通过GlobeLand30 (http://www.globallandcover.com)提供的土地覆盖图(图3)和地表温度图(图4)来确定, 针对水体的准确度可达92%(Li等, 2021). 由于浅水区与周围环境之间的差异很小, STWI可能会错误地将浅水区错判为陆地. 因此, STWI和NDWI的加权平均值可能能够消除NDWI和STWI的两种错判问题, 即NDWI将陆地错判为水体和STWI将浅水区误判为陆地. ILSW是STWI和NDWI的加权平均值, 公式(4)提供了从传统水体指数(NDWI)到新水体指数ILSW的非线性转换. ILSW的取值范围是[−1, 1]. 当一个像元的ILSW值为正时, 该像元为水体; 反之, 则为陆地.

地表温度是模拟区域和全球尺度水文过程的关键参数, 它已广泛应用于与水相关的调查研究, 如干旱监测和地表土壤湿度估算等(Wan等, 2004; Leng等, 2016). 热红外(波段10)反射值与地表温度密切相关(Li等, 2013), 可以通过以下5个步骤计算: (1) 提取归一化植被指数(NDVI); (2) 估算植被覆盖度; (3) 计算地表发射率; (4) 估算大气顶部接收的辐射亮度(TOA); (5) 计算地表温度.

在2019年Landsat影像中采集725,000个像元, 空间

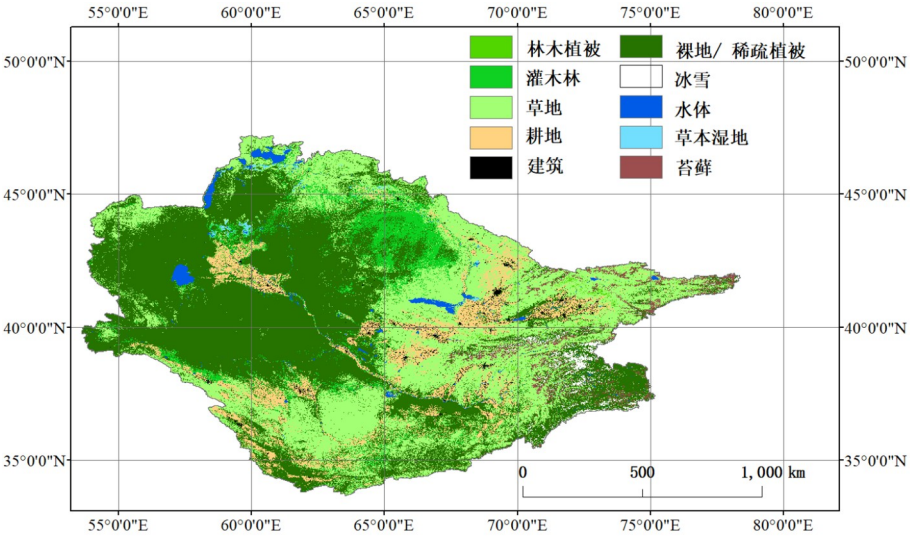


图 3　2019年咸海流域土地覆被

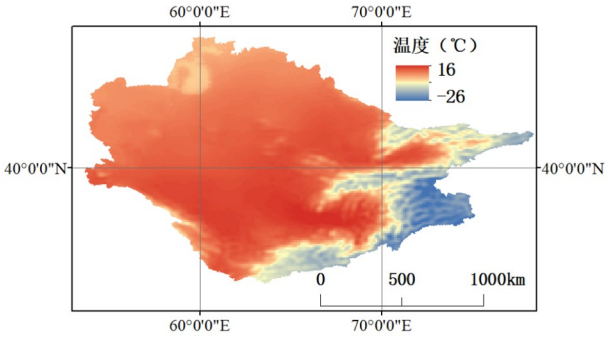


图 4　2019年咸海流域地表温度

分辨率为30m×30m(https://www.usgs.gov/landsat-missions/). 为了大幅降低计算成本, 通过最近邻重采样, 将采样像元的空间分辨率升尺度到150m×150m, 采样像元的数量从725,000减少到29,000, 其中24,000个像元用于估算参数a, 其余5,000个像元用于精度验证. 根据土地覆盖分类图(https://cds.climate.copernicus.eu/cdsapp#!/dataset/)将像元分组为液态水、固态水(永久积雪和冰)和其他土地覆被类型(图5).

然后, 使用红光、近红外和热红外波段的反射值对估算参数a的24000个像元, 建立地表温度水体识别指数系列, 并将其区分为液态水、固态水和其他类型等三类数据串. 这些指数系列可用$\{STWI_1\}$、$\{STWI_2\}$和$\{STWI_3\}$来表达, 其下标1、2和3分别指液态水、固态水和其他地表覆被类型. 接下来, 使用绿色和近红外波段的反射值来建立归一化差异水指数系列$\{NDWI_1\}$、$\{NDWI_2\}$和$\{NDWI_3\}$, 其下标1、2和3分别指液态水、固态水和其他地表覆被类型.

根据公式(2), 我们可以得到由地表温度水体识别指数系列和归一化差异水指数系列合成的$\{ILSW_1\}$、$\{ILSW_2\}$和$\{ILSW_3\}$水指数系列. 为了确定加权参数a, 将a所在区间$[0,1]$划分为1000个小段, 生成参数系列$\left\{\frac{1000-k}{1000}\right\}(k=1,2,...,999)$, 并设计如下机器学习算法:

$$\begin{cases} \min\limits_{a_k}\left|\left(ILSW_1(a_k)-ILSW_2(a_k)\right)\right. \\ \quad \left.-\left(ILSW_2(a_k)-ILSW_3(a_k)\right)\right| \\ \text{s.t. } ILSW_1(a_k)-ILSW_2(a_k)>0 \\ \quad ILSW_2(a_k)-ILSW_3(a_k)>0 \end{cases} \tag{9}$$

其中, $a_k=\frac{1000-k}{1000}$; $ILSW(a_k)=a_k\cdot STWI+(1-a_k)\cdot NDWI$.

换句话说, 机器学习算法由一个目标函数和两个约束条件组成. 目标函数为

$$\min\limits_{a_k}\left|\left(ILSW_1(a_k)-ILSW_2(a_k)\right)-\left(ILSW_2(a_k)-ILSW_3(a_k)\right)\right|, \tag{10}$$

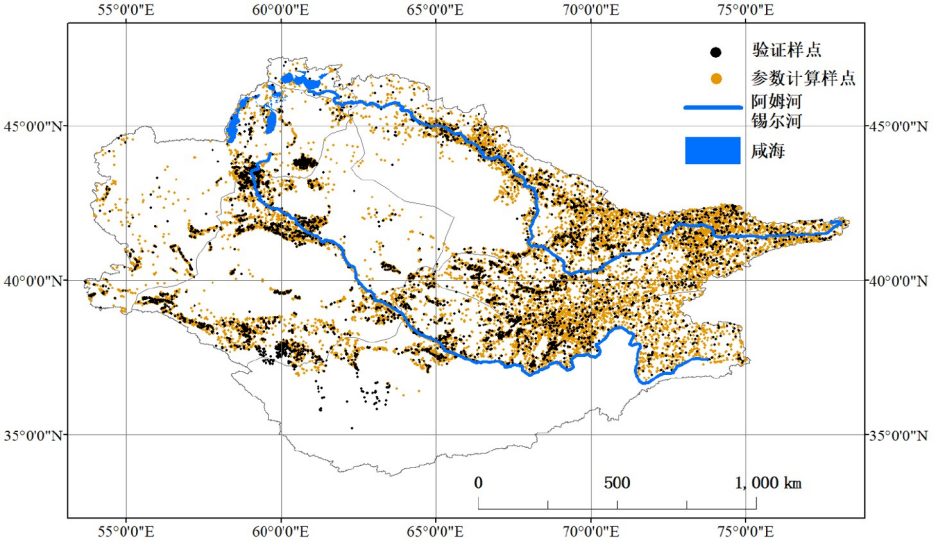


图 5　2019年咸海流域采样像元空间分布

黄色像元用于确定参数, 黑色像元用于精度验证

两个约束条件分别是

$$\mathrm{ILSW}_1(a_k)-\mathrm{ILSW}_2(a_k)>0 \tag{11}$$

和

$$\mathrm{ILSW}_2(a_k)-\mathrm{ILSW}_3(a_k)>0. \tag{12}$$

这个机器学习算法对估算参数a的24000个像元运行结果表明, 当a=0.146时, ILSW水指数符合我们的设计要求. 换句话说, 在咸海流域, ILSW水指数可表达以下具体形式(图6),

$$\begin{aligned}\mathrm{ILSW}(i,j,t)=&\,0.146\cdot\mathrm{STWI}(i,j,t)\\&+0.854\cdot\mathrm{NDWI}(i,j,t),\end{aligned} \tag{13}$$

ILSW水指数的构建过程可归纳为图6. 根据训练样本数据, 当$0.6\leqslant\mathrm{ILSW}(i,j,t)\leqslant1$时, 像元$(i,j)$在时间$t$是液态水; 当$0.3\leqslant\mathrm{ILSW}(i,j,t)<0.6$时, 像元为固体水; 当$-1\leqslant\mathrm{ILSW}(i,j,t)<0.3$时, 像元为其他覆被类型.

用于精度验证的5000个像元(图4)按1, 2, …, h, …5000进行排序, 并据此计算归一化差异水体指数(NDWI)、穗帽湿润指数(TCW)、自动水体提取指数(AWEInsh)、带阴影消除的自动水体提取指数(AWEIsh)、水体指数2015(WI2015)、多光谱水体指数(MBWI)、修改的归一化差异水体指数(MNDWI)和ILSW, 并根据以下误差方程来分析各水体指数的精度.

$$E_r(k)=\frac{1}{5000}\sum_{h=1}^{5000}\mathrm{sgn}\left(W_k(h)\right)\cdot100\%, \tag{14}$$

其中$E_r(k)$是水指数k的误差; $\mathrm{sgn}\left(W_k(h)\right)$是符号函数, 当像元被错误分类时等于1, 否则为0.

精度验证结果显示(表3), 各种水指数在咸海流域的差异很大, 误差范围从59.63%到6.55%不等(WI2015, 59.63%; MBWI, 54.34%; AWEInsh, 41.66%; MNDWI, 36.93%; TCW, 38.48%; AWEIsh, 36.25%; NDWI, 35.75%; ILSW, 6.55%). 也就是说, 本文提出的ILSW精度最高, NDWI水体指数精度次之. 因此, 我们选择NDWI水指数与ILSW进行示例比较(图7). 在锡尔河流域上游的一个示例区域, 许多水域没能被NDWI水指数识别出来, 而ILSW水指数表现很佳; 在阿姆河流域中游选择了另一个示例, NDWI水指数没能识别出的一条河流在ILSW水指数识别结果中则很清晰.

由于ILSW水指数的精度远高于其他水指数, 因此选择Landsat 8、Landsat 7和Landsat 5数据集, 运用ILSW水指数来分析2001~2021年期间咸海流域、阿姆河流域和锡尔河流域的水域变化情况.

2.3　气候变化分析

温度、降水和蒸散的0.1°×0.1°空间分辨率格点卫星遥感数据来自欧洲中期气象预报中心(ECMWF) (https://cds.climate.copernicus.eu). 气象台站地面观测的温度和降水月尺度数据源于美国国家海洋和大气管理局(NOAA)国家环境信息中心(https://www.ncei.noaa.gov/products). 我们采用高精度曲面建模(HASM)方法, 融合遥感数据和地面观测数据, 以提高数据质量, 使其比单独使用一种数据源有更高精度(岳天祥等, 2020). 已经证明, HASM数据融合结果的精度远高于传统方法(如反距离加权(IDW)、不规则三角网(TIN)、克里金和样条函数法)的空间插值精度(岳天祥

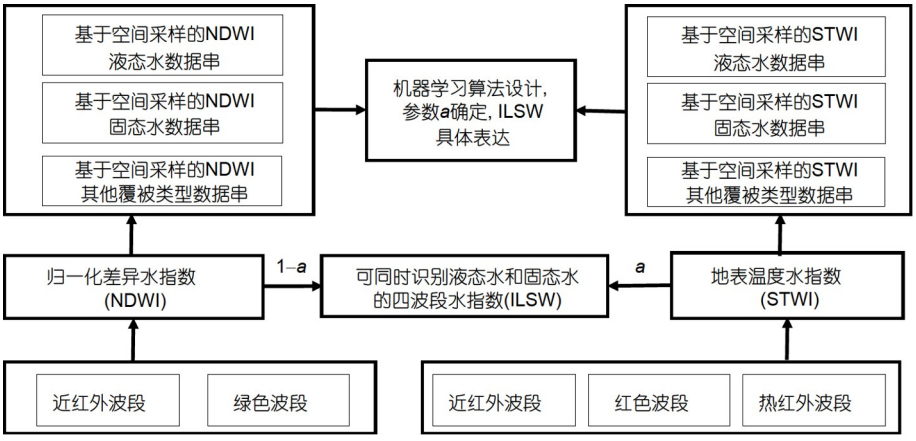


图 6　ILSW概念模型

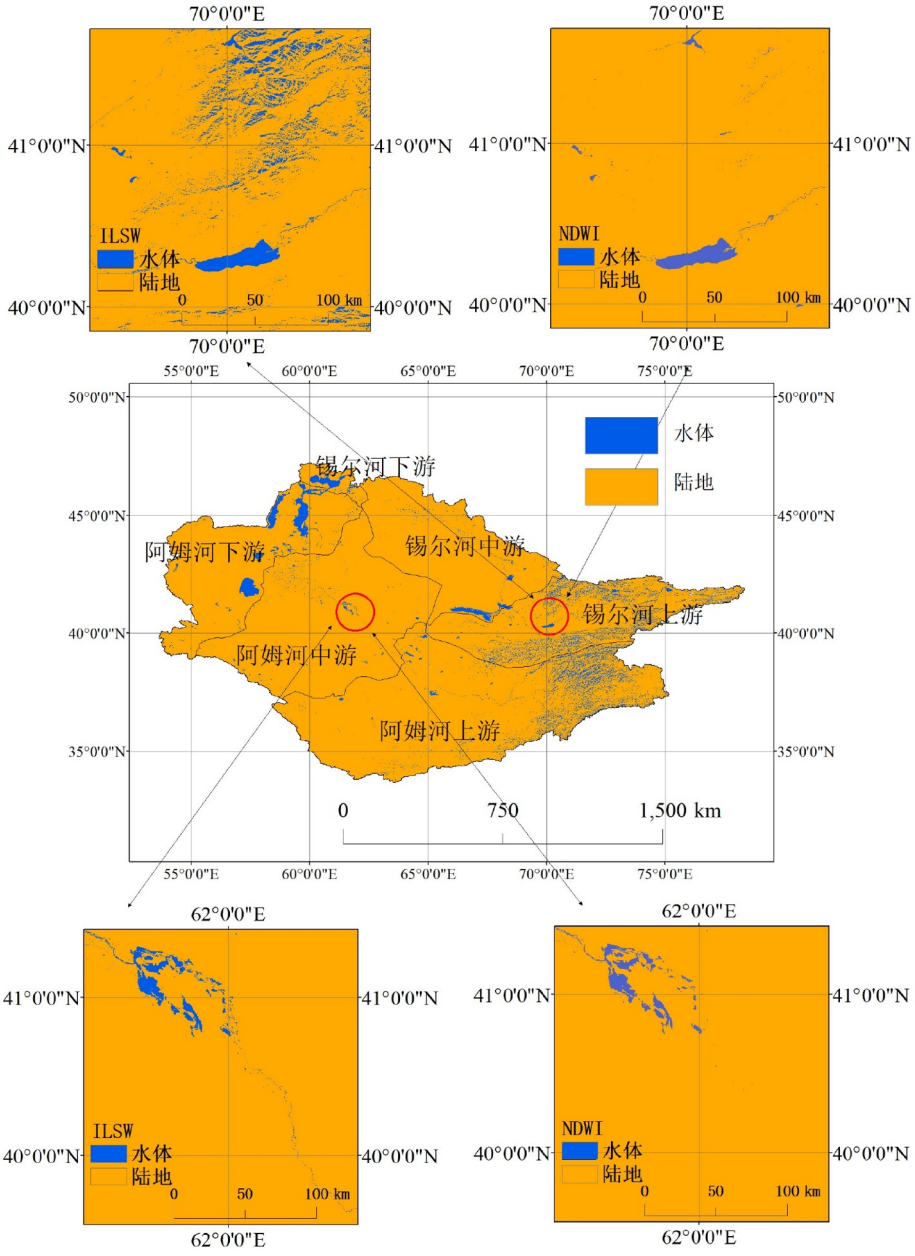


图 7　ILSW水指数优势实例

等, 2023).

亏水是咸海流域水域面积减少的主要驱动因素. 我们引入亏水指数(WDI)来识别气候变化和人类活动对水域覆盖的影响, 其表达公式如下:

$$\mathrm{WDI}(x,y,t) = E(x,y,t) - P(x,y,t), \tag{15}$$

$P(x,y,t)$和$E(x,y,t)$分别表示在时间t、位置(x,y)的以米为单位的降水和蒸散.

以m³为单位的亏水量可以通过以下方程式计算:

$$\mathrm{WD}(k,t) = \sum_{i=1}^{I_k}\sum_{j=1}^{J_k} \mathrm{CS}(k,i,j)\cdot \mathrm{WDI}(k,i,j,t), \tag{16}$$

其中$\mathrm{CS}(k,i,j)$是区域k中以平方米为单位的像元大小, $\mathrm{WDI}(k,i,j,t)$是时间t、区域k中像元(i,j)处的WDI(单位为m).

3　主要发现

首先通过ARCGIS的QualityMosaic模块，选择质量最高、时间分辨率为16天的Landsat卫星遥感影像. 然后对一年中所有选定影像进行平均，其中每个像元的值是从一月到十二月整个年度的平均值. 覆盖咸海流域的卫星遥感影像共3948幅. 我们运用ILSW水指数，从年度平均影像中提取2001~2021年咸海流域水域信息(网络版附表S1)，并选择2001年、2006年、2011年、2016年和2021年水域识别地图展示咸海流域的水域时空动态(图8和图9). 我们发现，南咸海发生了巨大变化. 自2001年以来, 西南咸海和东南咸海的面积都越来越小. 尤其是东南咸海南部在2021年全部干涸.

咸海水域面积的变化趋势可表达为线性回归方程$y=-889t+32107$，相关系数为0.84(表4). 最大水域面积出现在2003年, 为33576km^2; 而最小面积在2021年, 为9475km^2(附表S2); 年平均减少率为889km^2. 南咸海的水域面积下降起主导作用，每年平均下降963km^2; 南咸海在2001年的水域面积为28186km^2，而在2021年仅为4504km^2. 北咸海水域面积以每年平均73km^{2}的速度增长; 2015年水域面积最大，为6636km^2; 2002年水域面积最小, 为3414km^2(图10).

根据表4，整个咸海流域的水域面积呈下降趋势，且服从相关系数为0.84的$y=-11873t+358052$统计回归方程, 其中y代表水域面积, t=1, 2, ..., 19, 21分别对应2001年、2002年、……、2019年、2021年. 咸海流域最大水域面积为349079km^2, 出现在2005年; 最小水域面积为85184km^2, 出现在2013年(图11、表4、附表S2).

阿姆河流域的水域面积变化趋势可表达为$y=-7292x+209395$, 相关系数为0.86(表4). 阿姆河流域水域面积平均每年减少7292km^2; 2006年水域面积最大，为215826km^2; 2013年水域最小面积，为46814km^2. 阿姆河流域下游水域面积的变化趋势与整个阿姆河流域相似，年均下降877km^2，最大值(32287km^2)和最小值(8926km^2)分别出现于2005年和2021年. 阿姆河流域中游的水域面积变化因年份而异，线性回归方程的相关系数仅为0.26，与上游和下游相比较为平缓(表4). 阿姆河流域上游水域面积的变化趋势为$y=-6457t+175132$, 相关系数为0.84; 最大面积为181667km^2，出现于2006年; 最小面积为27516km^2，出现于2013年(附表S2); 2001~2021年的年均减少率为6457km^2/a(图11).

锡尔河流域与整个咸海流域和阿姆河流域相比，水域面积减少幅度较为平缓. 水域面积变化趋势为$y=-4581t+148657$，相关系数为0.74(图11)，水域面积年均减少4581km^2. 最大水域面积为215826km^2，最小水域面积为46814km^2，分别发生在2006年和2013年. 锡尔河流域上游水域面积变化趋势的线性回归方程为$y=-3846x+120222$，相关系数为0.82，水域面积年均损失3846km^2. 锡尔河流域中游和下游的水域面积变化幅度较小, 且年际变化起伏不定(表4和附表S2).

表 4　咸海流域及其组成单元的水域变化趋势回归方程

咸海流域及其组成单元	回归方程	平均递减率(km^2/a)	相关系数
阿姆河流域上游	$y=-6457t+175132$	6457	0.84
阿姆河流域中游	$y=43t+2078$	−43	0.26
阿姆河流域下游	$y=-877t+32185$	877	0.79
阿姆河流域	$y=-7292x+209395$	7292	0.86
锡尔河流域上游	$y=-3846x+120222$	3846	0.82
锡尔河流域中游	$y=-821t+23651$	821	0.37
锡尔河流域下游	$y=87t+4783$	−87	0.54
锡尔河流域	$y=-4581t+148657$	4581	0.74
北咸海	$y=73t+4295$	−73	0.51
南咸海	$y=-963t+27811$	963	0.88
咸海	$y=-889t+32107$	889	0.85
咸海流域	$y=-11873t+358052$	11873	0.84

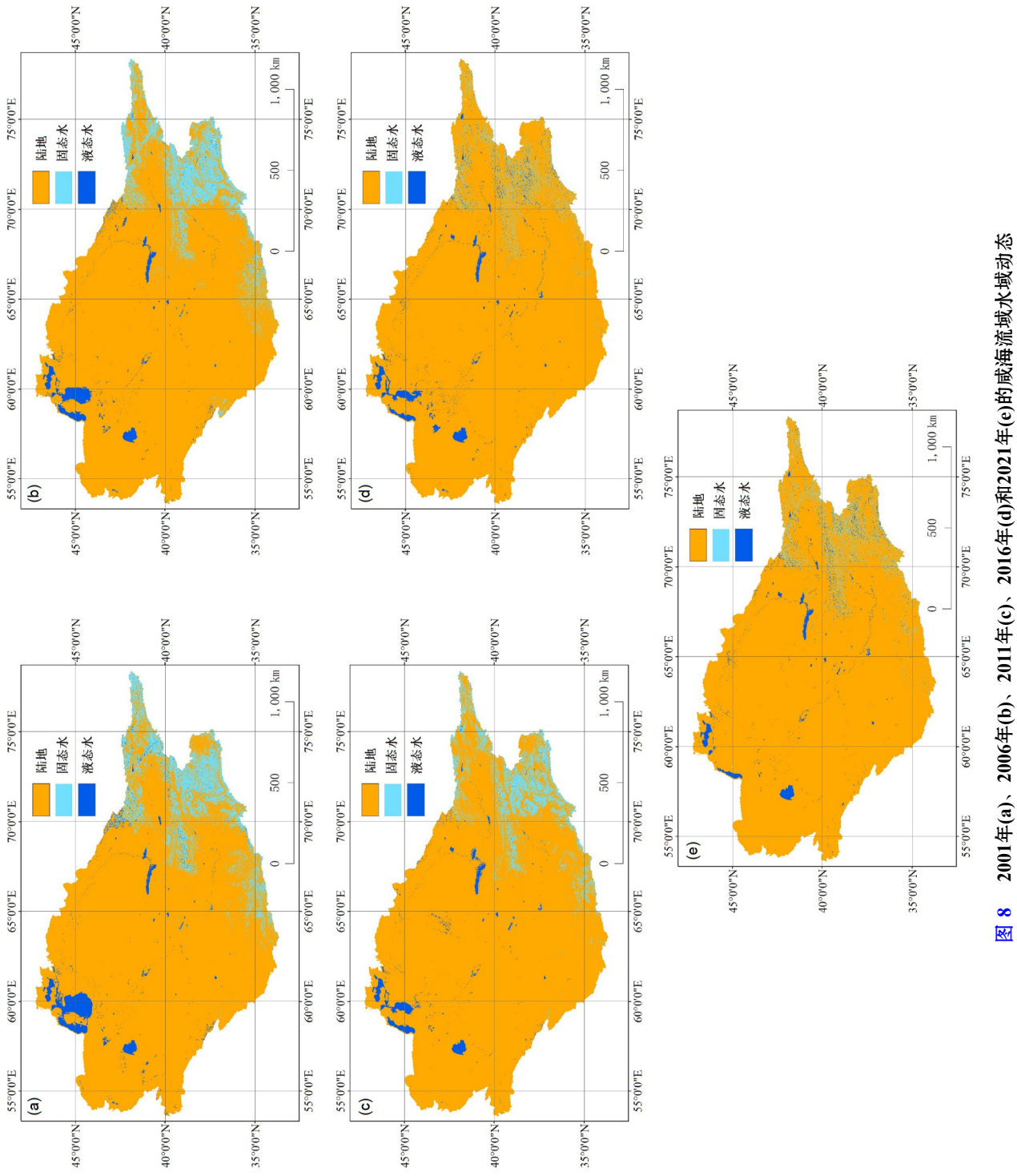


图 8　2001年(a)、2006年(b)、2011年(c)、2016年(d)和2021年(e)的咸海流域水域动态

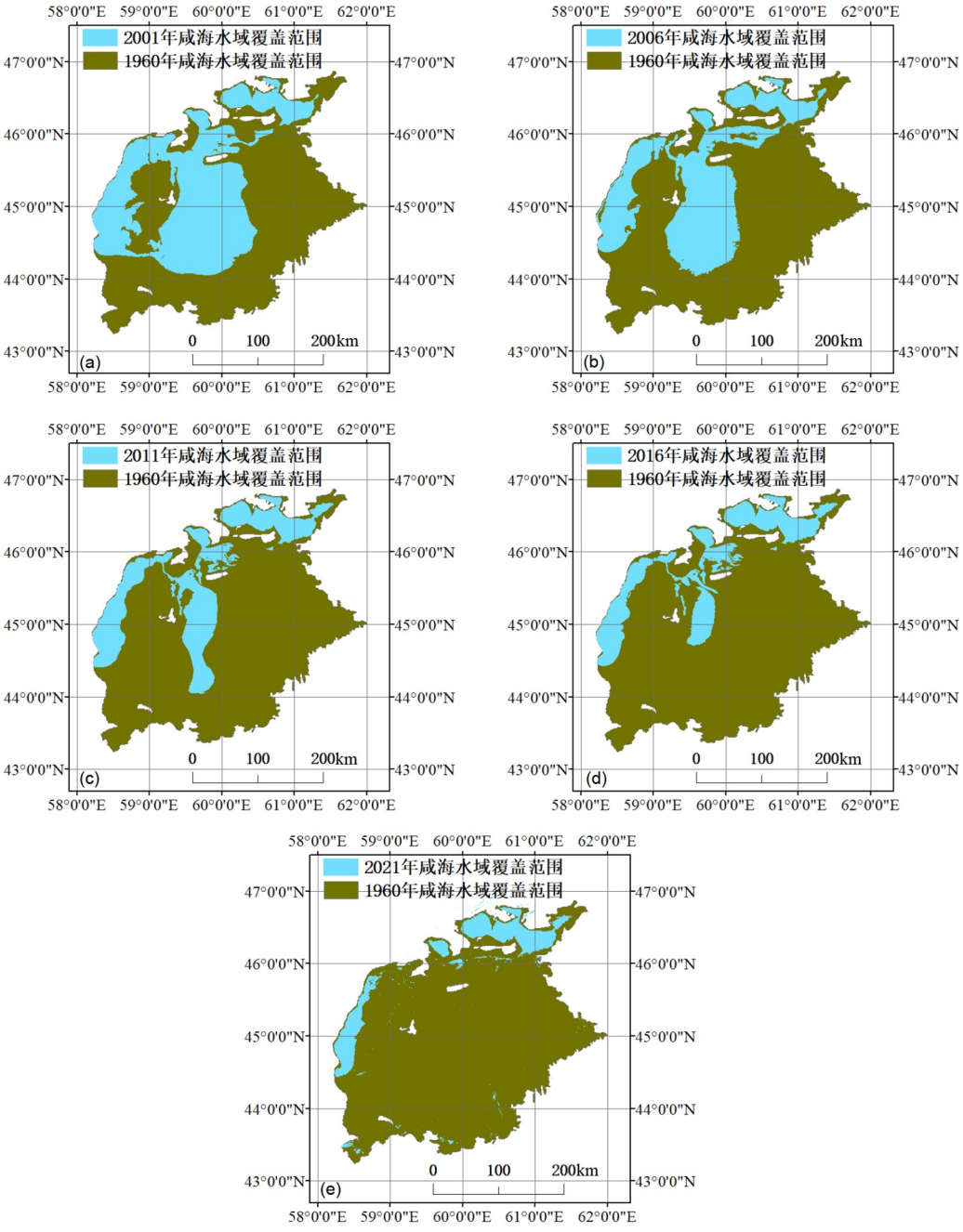


图 9　2001~2021年咸海水域边界动态

咸海流域各单元水域面积占比分析表明(表5), 阿姆河和锡尔河流域、南咸海以及整个咸海的水域面积呈稳定且显著的下降趋势. 北咸海经历了年际起伏变化, 但2021年的水域面积较2001年增加了0.03%. 咸海流域、阿姆河和锡尔河流域及其上游的最大和最小面积发生年代基本相同, 最大值发生在2005和2006年, 最小值发生在2013.

4　结论与讨论

通过地表温度LST和归一化差异水体指数NDWI的有机合成的有机结合, 我们提出了可同时识别液态

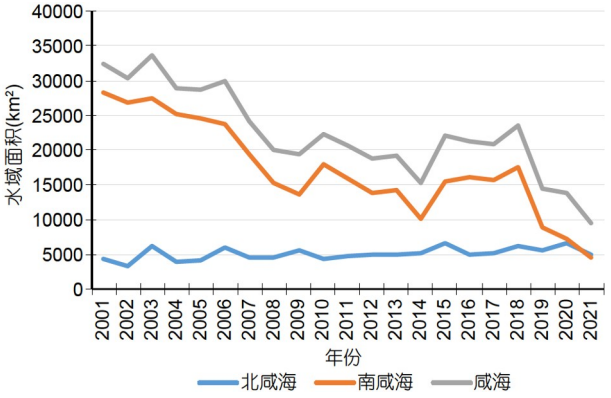


图 10　2001~2021年咸海及其北咸海和南咸海水域面积变化

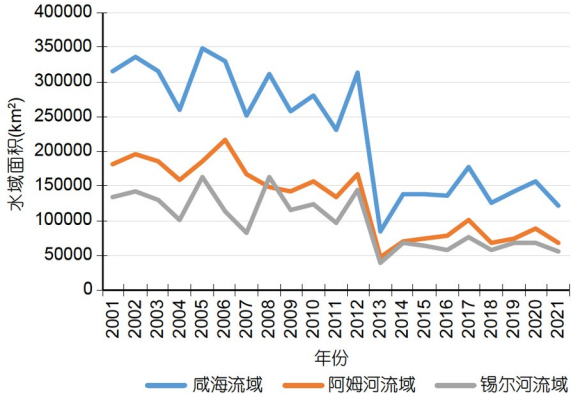


图 11　2001~2021年咸海流域及其阿姆河流域和锡尔河流域水域面积变化

表 5　咸海流域及其各单元水域面积与整个咸海流域面积比率

年份	阿姆河流域	锡尔河域	咸海流域	北咸海	南咸海	咸海
2001	8.07%	5.94%	14.00%	0.19%	1.25%	1.44%
2002	8.69%	6.29%	14.98%	0.15%	1.19%	1.35%
2003	8.23%	5.78%	14.01%	0.28%	1.22%	1.49%
2004	7.09%	4.47%	11.56%	0.17%	1.11%	1.29%
2005	8.24%	7.28%	15.51%	0.18%	1.09%	1.27%
2006	9.59%	5.07%	14.66%	0.27%	1.06%	1.33%
2007	7.48%	3.67%	11.15%	0.20%	0.87%	1.07%
2008	6.59%	7.23%	13.82%	0.21%	0.68%	0.89%
2009	6.36%	5.13%	11.49%	0.25%	0.61%	0.86%
2010	7.01%	5.49%	12.49%	0.20%	0.80%	0.99%
2011	5.96%	4.29%	10.25%	0.21%	0.71%	0.92%
2012	7.46%	6.44%	13.90%	0.22%	0.62%	0.83%
2013	2.08%	1.71%	3.79%	0.22%	0.63%	0.85%
2014	3.14%	3.02%	6.16%	0.23%	0.45%	0.68%
2015	3.34%	2.81%	6.16%	0.29%	0.69%	0.99%
2016	3.49%	2.58%	6.06%	0.22%	0.72%	0.94%
2017	4.51%	3.36%	7.87%	0.23%	0.70%	0.92%
2018	3.02%	2.61%	5.63%	0.27%	0.78%	1.05%
2019	3.29%	3.02%	6.31%	0.25%	0.39%	0.64%
2020	3.93%	3.07%	7.01%	0.29%	0.32%	0.61%
2021	2.99%	2.46%	5.45%	0.22%	0.20%	0.42%

水和固态水的四波段水指数ISLW, 旨在解决背景包含低反照率表面的水域错误识别问题. 在咸海流域的应用研究表明, 与传统水指数(如WI2015、TCW、AWEI、MBWI和NDWI)相比, 可同时识别液态水和固态水的四波段水指数ISLW是精度高、识别结果稳定的鲁棒水指数. 然而, 临界温度$LST_0(i,j,t)$在不同地点和时间可能会有所变化. 未来最重要的任务之一是确定全球不同地区和时间的$LST_0(i,j,t)$值, 实现ISLW水

指数在全球范围内的广泛应用.

2001~2021年, 南咸海水域面积持续缩小, 平均每年萎缩963km^2, 按照目前的水域面积和萎缩速率, 南咸海会在2026年之前干涸; 北咸海水域面积基本保持稳定. 气候变化和人类活动是近21年来咸海流域水域变化的重要驱动因素. Li等(2021)研究发现, 在2000~2020年期间, 咸海流域耕地和水库水面面积平均每年分别增加了109和56.4km^2. 由于农业灌溉对水的需求增加, 大量的水从咸海流域抽取; 水库水面积扩大使更多的水被截留并蒸散.

根据HASM的气候变化数据融合结果, 1981~2020年咸海流域有很明显的暖干趋势. 年平均温度呈上升趋势, 年均上升速率为0.0277℃/a(图12a); 降水量呈下降趋势, 年均下降速率为0.7271mm/a(图12b). 蒸散量呈上升趋势, 年均增长速率为0.0517mm/a(图12c). 气候变化导致了咸海流域严重的亏水问题, 1981~2020

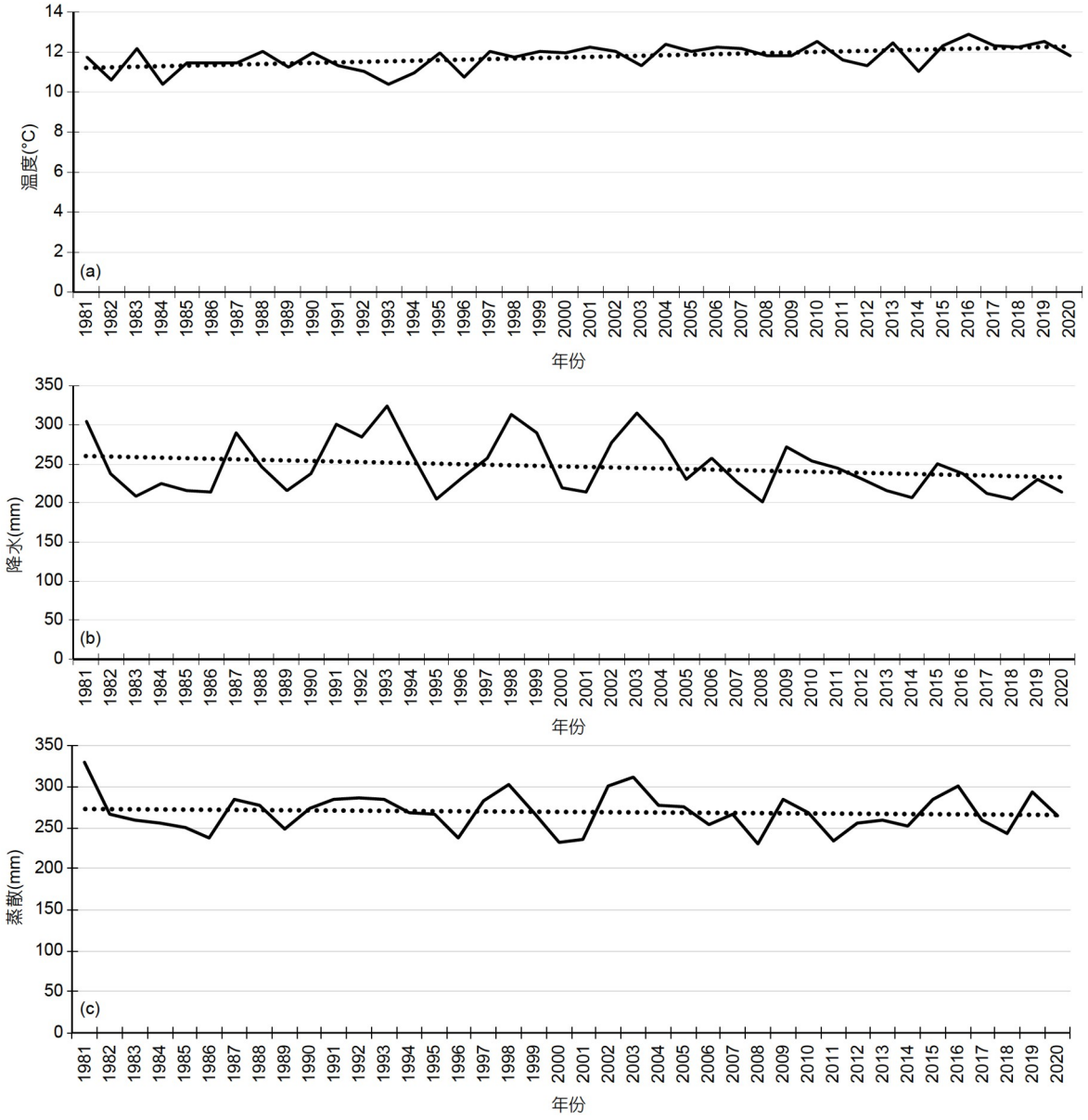
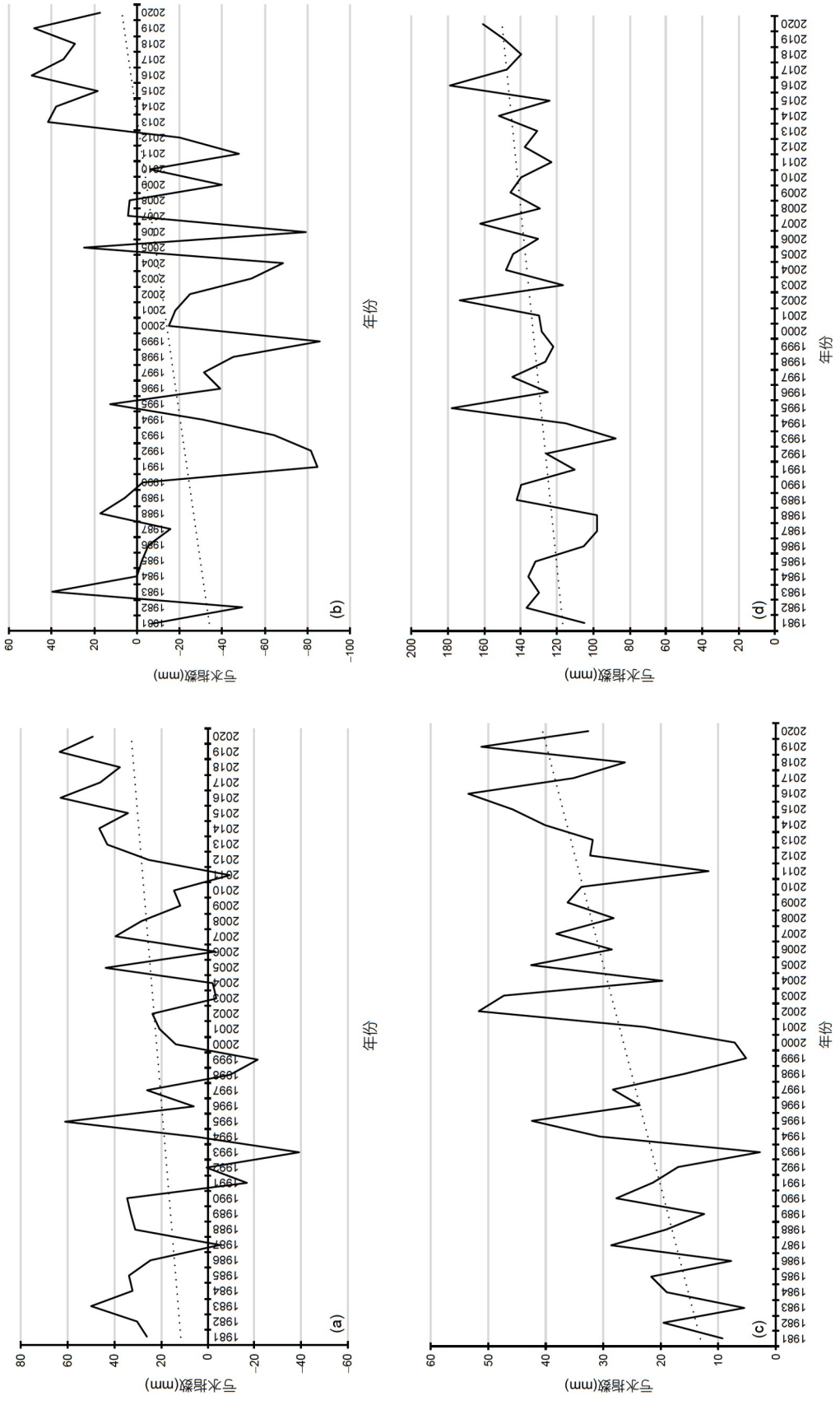


图 12　咸海流域1981~2020年气候变化

(a) 年平均气温, (b) 年平均降水, (c) 年平均蒸散


(a)
(b)
(c)
(d)
亏水指数(mm)
年份

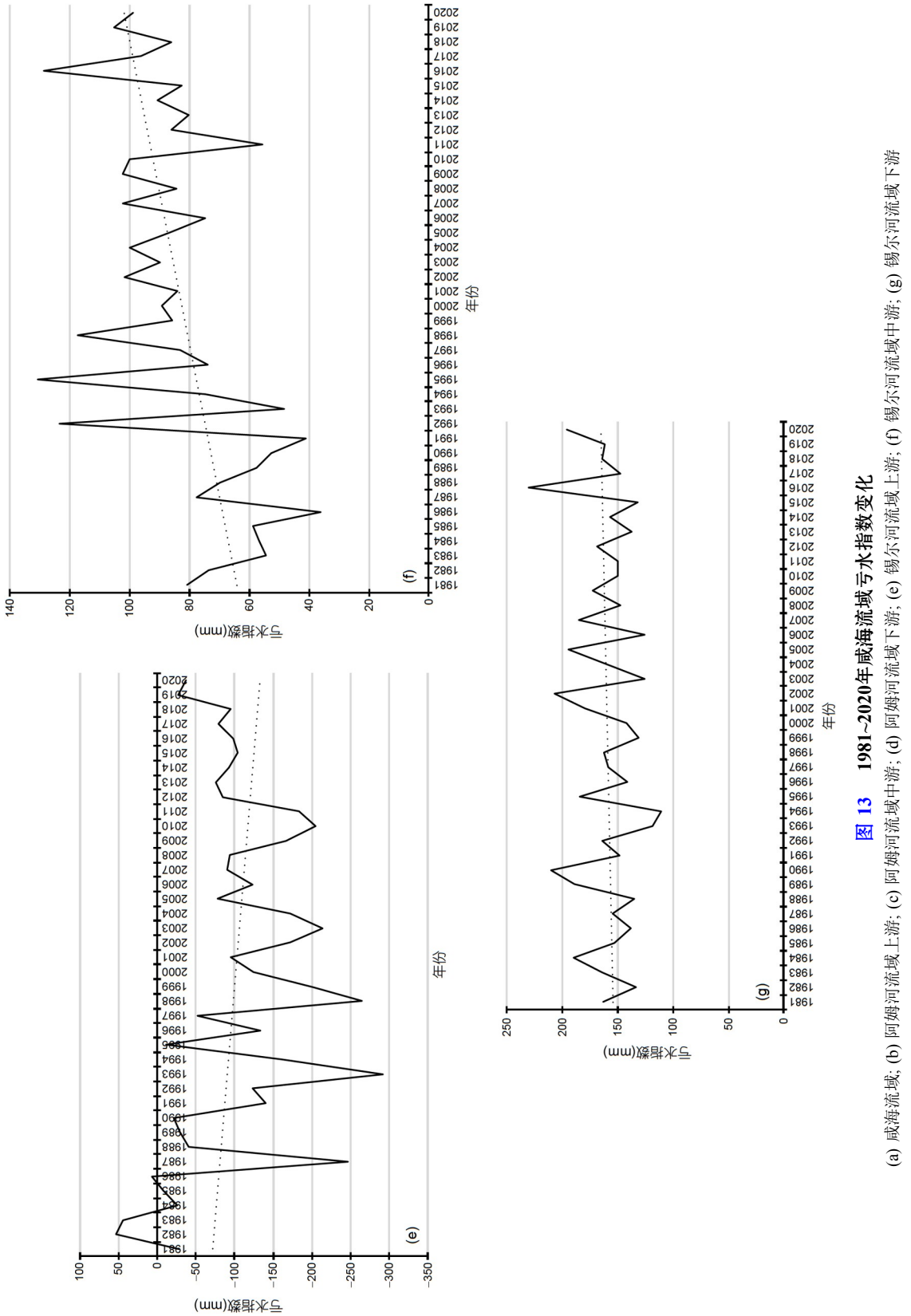


图 13　1981~2020年咸海流域亏水指数变化

(a) 咸海流域; (b) 阿姆河流域上游; (c) 阿姆河流域中游; (d) 阿姆河流域下游; (e) 锡尔河流域上游; (f) 锡尔河流域中游; (g) 锡尔河流域下游

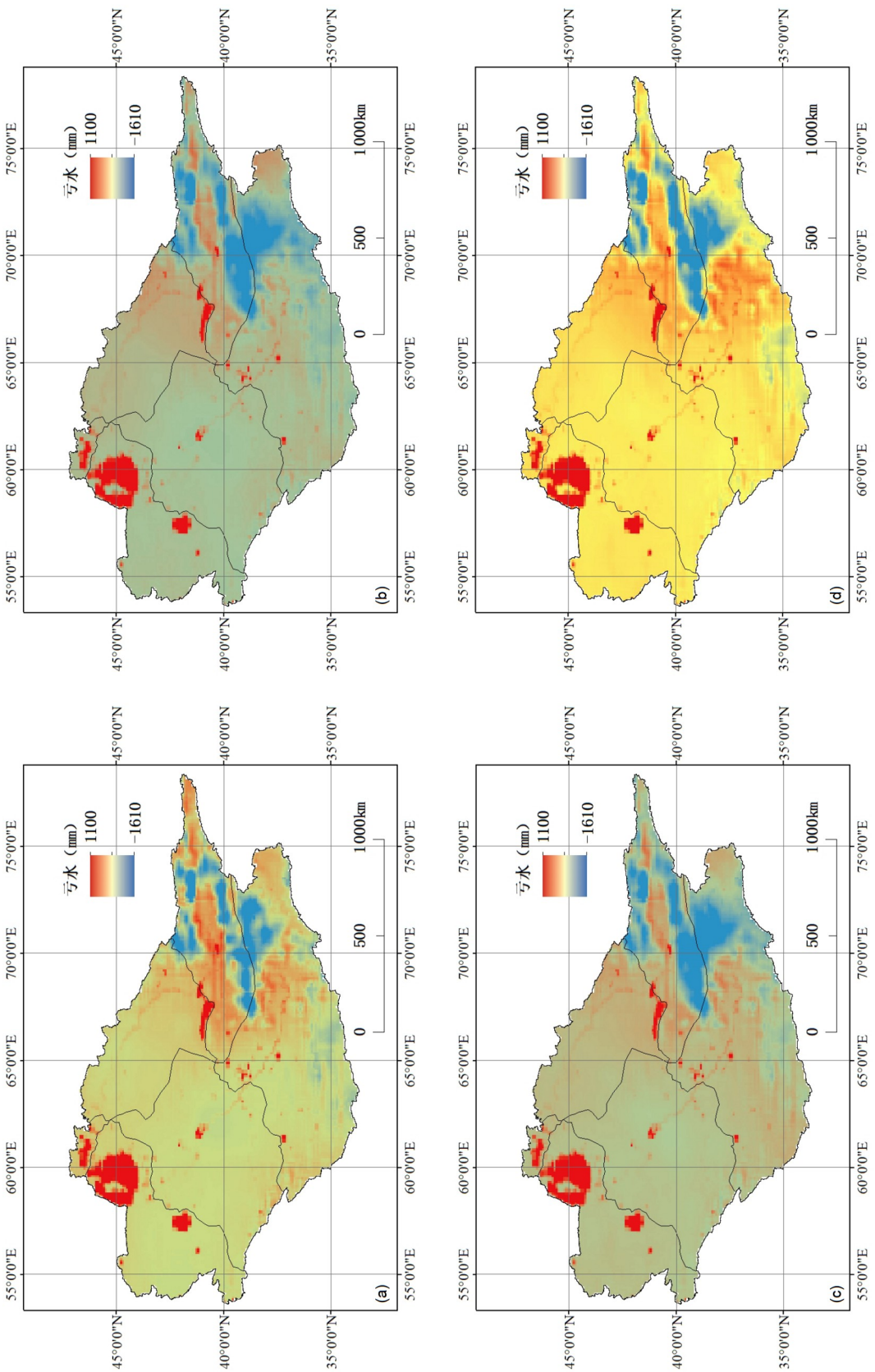


图 14　咸海流域平均10年亏水变化

(a) 1980s; (b) 1990s; (c) 2000s; (d) 2010s

年阿姆河流域上游亏水指数的年平均值为−13.4mm、中游为26.89mm、下游为133.71mm; 锡尔河流域上游为−102.18mm、中游和下游分别为83.05和159mm (表6).

除了锡尔河流域上游的水盈余呈上升趋势之外, 其他地区均出现了亏水上升趋势(图13). 特别是在2012年, 阿姆河流域上游从水盈余变为亏水缺(图13b). 亏水最严重的区域是咸海流域的下游和中游水域, 而水盈余地区则出现在咸海流域的上游山区. 值得注意的是, 自20世纪90年代以来, 阿姆河流域上游的水盈余区域已经变得越来越小(图14).

20世纪90年代以来, 整个咸海流域及其阿姆河流域中游、阿姆河流域下游和锡尔河流域下游的亏水都呈增长趋势, 它们的平均增长率分别为3.778、0.371、0.272和0.016亿m^3/a(表7); 锡尔河流域上游和阿姆河流域上游的水盈余呈下降趋势, 其平均下降率分别为0.709亿和2.268亿m^3/a, 尤其是阿姆河流域上游20世纪90年代和21世纪初的水盈余变为21世纪10年代的水亏缺. 在21世纪10年代, 整个咸海流域的年平均总亏水量为76.967亿m^3; 除锡尔河流域上游有年均25.461亿m^3的水盈余外, 所有咸海流域的其他单元, 即阿姆河流域上游、阿姆河流域中游、阿姆河流域下游、锡尔河流域中游和锡尔河流域下游的年平均亏水量分别为15.407、16.377、39.98、26.689和3.978亿m^3. 它们很清楚地解释了南咸海水域面积迅速缩小、而北咸海水域几乎没有变化的主要原因.

虽然阿姆河上游和锡尔河上游存在很可观的水盈余, 然而由于近40年来气候变暖, 常年冰雪有减小趋势(图15). 它们的变化趋势分别服从线性回归方程y=−6233t+148093和y=−3841t+97369, 其相关系数皆为0.86, 其中t代表时间, y代表永冻冰雪面积. 也就是说, 阿姆河上游和锡尔河上游常年冰雪面积的年递减率分别为6233和3841km^2/a.

咸海流域水域萎缩导致了诸如盐尘暴、生物多样性丧失和生产力降低等严重的生态环境问题. 南咸海干涸, 造成数百万吨的盐、尘土和沙被风吹走, 损害了咸海地区的所有生物(Bakirov等, 2022). 为了解决这些环境问题, 乌兹别克斯坦和哈萨克斯坦在干涸的南咸海进行了植树造林, 以减轻频繁尘暴对人类和自然系统的影响(Alikhanova和Bull, 2023). 使用耐盐、耐旱的本地树种进行植树造林是恢复退化生态系统的替代方法. 与植树造林相关的用水量是一个需要进一步评估的挑战, 因为存在枯竭地下水的威胁. 缺乏监测是咸海地区植树造林的另一个挑战. 自1995年以来, 拯救咸海国际基金会(Agency of the International Fund for Saving the Aral Sea, 2022)支持了南咸海地区湿地恢复项目, 包括大坝、渠道和排水口的建设和重建. 但是使用流域的水来维持恢复的湿地, 其合理性需要评估. 此外, 植树造林和湿地恢复活动仅限于极个别的国家, 很有必要在整个咸海流域建立加强相关国家合作和交流平台.

表 6　咸海流域1981~2020年降水、蒸散和亏水指数

气候指数	咸海流域	阿姆河流域上游	阿姆河流域中游	阿姆河流域下游	锡尔河流域上游	锡尔河流域中游	锡尔河流域下游
年平均降水(mm)	246.42	310.86	119.66	137.29	534.4	151.19	140.89
年平均蒸散(mm)	268.65	297.46	146.55	271	432.22	234.24	300.45
年平均亏水指数(mm)	22.23	−13.40	26.89	133.71	−102.18	83.05	159.56

表 7　1980~2020年期间咸海流域及其单元年平均亏水量[a)]

年代	咸海流域	阿姆河流域上游	阿姆河流域中游	阿姆河流域下游	锡尔河流域上游	锡尔河流域中游	锡尔河流域下游
1981~1990	49.298	0.499	5.887	32.111	−7.029	14.079	3.75
1991~2000	14.098	−29.954	8.956	34.537	−39.641	23.866	3.646
2001~2010	27.93	−9.404	13.328	38.093	−40.615	22.861	3.666
2011~2020	76.967	15.403	16.377	39.98	−25.461	26.689	3.978
IRWD	3.778	2.268	0.371	0.272	0.709	0.141	0.016

a) IRWD: 自20世纪90年代以来年平均亏水增长率或平均盈水减小率. 单位: 10亿m^3

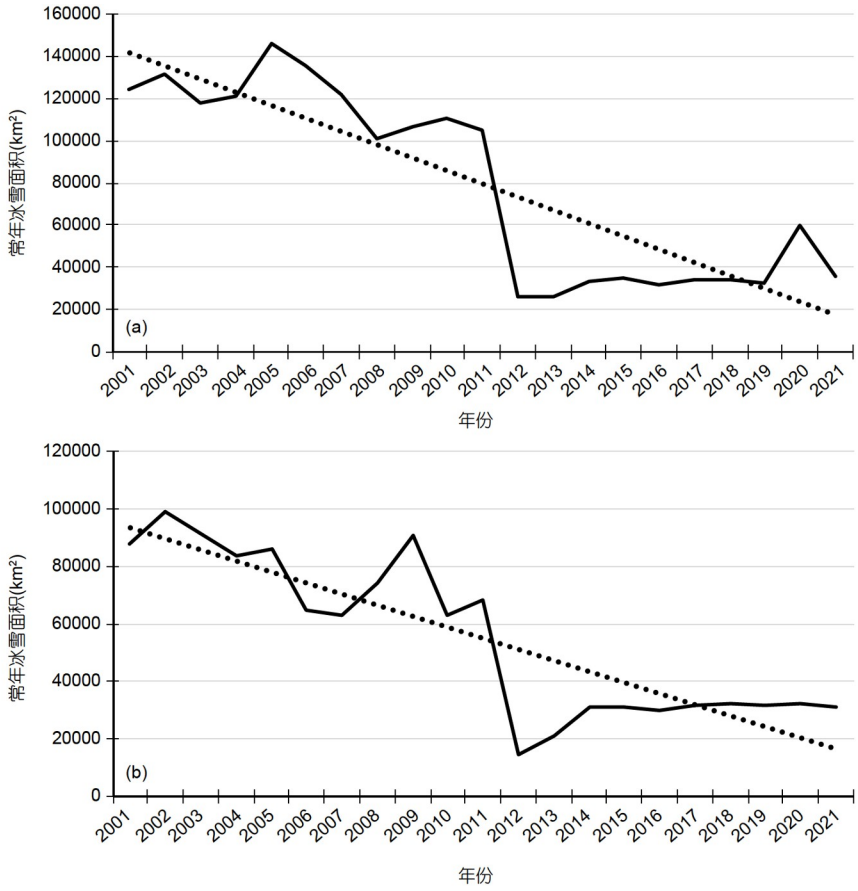


图 15　咸海流域常年冰雪面积变化趋势

(a) 阿姆河流域上游; (b) 锡尔河流域上游

致谢　感谢汤秋鸿研究员、莫兴国研究员、唐伯惠研究员、范泽孟研究员和姚远副教授的建设性意见.

参考文献

陈曦, 罗格平, 吴世新, 王伟胜, 方晖, 陈秋晓. 2015. 中亚干旱区土地利用与土地覆被变化. 北京: 科学出版社

沈占锋, 夏列钢, 李均力, 骆剑承, 胡晓东. 2013. 采用高斯归一化水体指数实现遥感影像河流的精确提取. 中国图象图形学报, 18: 421–428

王浩轩, 黄峰, 郭利丹, 钟瑞森. 2023. 咸海萎缩速率变化及驱动因素分析. 水文, 43: 107–111

岳天祥, 吴晨辰, 刘熠, 杜正平, 赵娜, 焦毅蒙, 徐喆, 史文娇. 2023. HASM量子机器学习. 中国科学: 地球科学, 53: 1958–1966

岳天祥, 赵娜, 刘羽, 王轶夫, 张斌, 杜正平, 范泽孟, 史文娇, 陈传法, 赵明伟, 宋敦江, 王世海, 宋印军, 闫长青, 李启权, 孙晓芳, 张丽丽, 田永中, 王薇, 王英安, 马胜男, 黄宏胜, 卢毅敏, 王情, 王晨亮, 王玉柱, 鹿明, 周伟, 刘熠, 尹笑哲, 王宗, 包正义, 赵苗苗, 赵亚鹏, 焦毅蒙, Naseer U, 范斌, 李赛博, 杨阳, Wilson J P. 2020. 生态环境曲面建模基本定理及其应用. 中国科学: 地球科学, 50: 1083–1105

Agency of the International Fund for Saving the Aral Sea. 2022. Creation of small local water bodies in the delta of Amudarya. https://aral.uz/en/creation-of-small-local-water-bodies-in-the-del-taof-amudarya/

Alikhanova S, Bull J W. 2023. Review of nature-based solutions in dryland ecosystems: The Aral Sea case study. Environ Manage, 72: 457–472

Bakirov N Z, Novitskiy Z B, Khamzaev A K. 2022. Methods of creating various forest plantations on the dried-up bottom of the Aral Sea. Contemp Probl Ecol, 15: 799–805

Berdimbetov T, Ilyas S, Ma Z, Bilal M, Nietullaeva S. 2021. Climatic change and human activities link to vegetation dynamics in the Aral Sea Basin using NDVI. Earth Syst Environ, 5: 303–318

Carlson T N, Ripley D A. 1997. On the relation between NDVI, fractional vegetation cover, and leaf area index. Remote Sens Environ, 62: 241–252

Cretaux J F, Kostianoy A, Bergé-Nguyen M, Kouraev A. 2019. Present-

day water balance of the Aral Sea seen from satellite. In: Barale V, Gade M, eds. Remote Sensing of the Asian Seas. Cham, Switzerland: Springer. 523–539

Crist E P. 1985. A TM Tasseled Cap equivalent transformation for reflectance factor data. Remote Sens Environ, 17: 301–306

Duan Z, Bastiaanssen W G M. 2013. Estimating water volume variations in lakes and reservoirs from four operational satellite altimetry databases and satellite imagery data. Remote Sens Environ, 134: 403–416

Deliry S I, Avdan Z Y, Do N T, Avdan U. 2020. Assessment of human-induced environmental disaster in the Aral Sea using Landsat satellite images. Environ Earth Sci, 79: 471

Dukhovny V, Umarov P, Yakubov H, Madramootoo C A. 2007. Drainage in the Aral Sea Basin. Irrig Drain, 56: S91–S100

Feyisa G L, Meilby H, Fensholt R, Proud S R. 2014. Automated water extraction index: A new technique for surface water mapping using Landsat imagery. Remote Sens Environ, 140: 23–35

Fisher A, Flood N, Danaher T. 2016. Comparing Landsat water index methods for automated water classification in eastern Australia. Remote Sens Environ, 175: 167–182

He J, Yu Y, Sun L, Zhang H, Malik I, Wistuba M, Yu R. 2022. Spatiotemporal change in the land use and ecosystem service value in the Aral Sea basin (1993–2018). Environ Sci Pollut Res, 29: 74416–74427

Kravtsova V I, Tarasenko T V. 2010. Space monitoring of Aral Sea degradation. Water Resour, 37: 285–296

Leng P, Song X, Duan S B, Li Z L. 2016. A practical algorithm for estimating surface soil moisture using combined optical and thermal infrared data. Int J Appl Earth Observation GeoInf, 52: 338–348

Li Q, Li X, Ran Y H, Feng M, Nian Y Y, Tan M B, Chen X. 2021. Investigate the relationships between the Aral Sea shrinkage and the expansion of cropland and reservoir in its drainage basins between 2000 and 2020. Int J Digital Earth, 14: 661–677

Li Z L, Tang B H, Wu H, Ren H, Yan G, Wan Z, Trigo I F, Sobrino J A. 2013. Satellite-derived land surface temperature: Current status and perspectives. Remote Sens Environ, 131: 14–37

Liu H J, Chen Y N, Ye Z X, Li Y P, Zhang Q F. 2019. Recent lake area changes in central Asia. Sci Rep, 9: 16277

Loodin N. 2020. Aral Sea: An environmental disaster in twentieth century in Central Asia. Model Earth Syst Environ, 6: 2495–2503

McFeeters S K. 1996. The use of the Normalized Difference Water Index (NDWI) in the delineation of open water features. Int J Remote Sens, 17: 1425–1432

Micklin P. 2016. The future Aral Sea: Hope and despair. Environ Earth Sci, 75: 844

Rad A M, Kreitler J, Sadegh M. 2021. Augmented normalized difference water index for improved surface water monitoring. Environ Model Software, 140: 105030

Shi W, Wang M H, Guo W. 2014. Long-term hydrological changes of the Aral Sea observed by satellites. J Geophys Res-Oceans, 119: 3313–3326

Shi W, Wang M. 2015. Decadal changes of water properties in the Aral Sea observed by MODIS-Aqua. J Geophys Res-Oceans, 120: 4687–4708

Sobrino J A, Caselles V, Becker F. 1990. Significance of the remotely sensed thermal infrared measurements obtained over a citrus orchard. ISPRS J Photogrammetry Remote Sens, 44: 343–354

Tottrup C, Druce D, Meyer R P, Christensen M, Riffler M, Dulleck B, Rastner P, Jupova K, Sokoup T, Haag A, Cordeiro M C R, Martinez J M, Franke J, Schwarz M, Vanthof V, Liu S, Zhou H, Marzi D, Rudiyanto R, Thompson M, Hiestermann J, Alemohammad H, Masse A, Sannier C, Wangchuk S, Schumann G, Giustarini L, Hallowes J, Markert K, Paganini M. 2022. Surface water dynamics from space: A round robin intercomparison of using optical and SAR high-resolution satellite observations for regional surface water detection. Remote Sens, 14: 2410

Wan Z, Wang P, Li X. 2004. Using MODIS land surface temperature and normalized difference vegetation index products for monitoring drought in the Southern Great Plains, USA. Int J Remote Sens, 25: 61–72

Wang J, Liu D W, Ma J L, Cheng Y N, Wang L X. 2021. Development of a large-scale remote sensing ecological index in arid areas and its application in the Aral Sea Basin. J Arid Land, 13: 40–55

Wang X B, Xie S P, Zhang X L, Chen C, Guo H, Du J K, Duan Z. 2018. A robust Multi-Band Water Index (MBWI) for automated extraction of surface water from Landsat 8 OLI imagery. Int J Appl Earth Observation GeoInf, 68: 73–91

Wu Q Y, Yue H, Liu Y, Hou E K. 2022. Geospatial quantitative analysis of the Aral Sea Shoreline changes using RS and GIS techniques. Earth Sci Inform, 15: 137–149

Xu H Q. 2006. Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. Int J Remote Sens, 27: 3025–3033

Yan P, Zhang Y J, Zhang Y. 2007. Information extraction of water system in semiarid regions with the enhanced water index (EWI) and GIS based noise remove techniques. Remote Sensing Appl, 6: 62–67

Yang X, Wang N, Chen A, He J, Hua T, Qie Y. 2020. Changes in area and water volume of the Aral Sea in the arid Central Asia over the period of 1960–2018 and their causes. Catena, 191: 104566

Zhou X, Wang Y C. 2010. Dynamics of land surface temperature in response to land-use/cover change. Geographical Res, 49: 23–36

(责任编委: 施建成)