

基于TWDTW的黄河三角洲湿地植被分类研究

吴蕴泽, 王健*, 燕纬双, 曹元昊

山东科技大学, 测绘与空间信息学院, 山东 青岛

收稿日期: 2022年6月6日; 录用日期: 2022年7月13日; 发布日期: 2022年7月21日

摘要

湿地植被是湿地生态系统中必不可少的一部分, 在调节气候、蓄洪防旱等方面发挥了重要作用, 对其进行行之有效的监测对于生态保护至关重要。基于时序的遥感影像进行地物分类在植被分类领域具有重要优势, 湿地植被生长环境复杂, 不同植被之间物候特征并不明确, 且滨海湿地地区云雾较多, 这些因素限制了时序遥感在湿地植被监测中的应用。基于时间加权的动态时间归整(Time-Weighted Dynamic Time Warping, TWDTW)通过增加时间权重限制实现时序匹配, 能够避免植被物候因素的干扰与畸形匹配现象。本文探讨了该算法在黄河三角洲湿地植被分类中的适用性, 并将分类结果与传统分类方法进行对比。研究表明, 该算法在该区域总体分类精度为97.56%, Kappa系数为0.95。应用TWDTW算法可以有效进行湿地植被分类, 能直观地反映湿地植被的空间分布格局, 满足湿地生态环境监测、资源调查与管理等方面的需要。

关键词

遥感影像, 时间序列, 地物分类, TWDTW算法, 互花米草, 归一化植被指数

Classification of Wetland Vegetation in the Yellow River Delta Based on TWDTW

Yunze Wu, Jian Wang*, Weishuang Yan, Yuanhao Cao

College of Geodesy and Geomatics, Shandong University of Science and Technology, Qingdao Shandong

Received: Jun. 6th, 2022; accepted: Jul. 13th, 2022; published: Jul. 21st, 2022

Abstract

Wetland vegetation is an indispensable part of wetland ecosystems, which plays an important role in climate regulation, flood storage, drought prevention, etc. Effective monitoring of wetland vegetation is essential for ecological conservation. However, the application of time-series remote

*通讯作者。

sensing in wetland vegetation monitoring is limited by the complex growth environment of wetland vegetation, the unclear physical characteristics of different vegetation, and the high cloudiness of coastal wetland areas. By increasing the time weight limit to achieve temporal matching, the interference and aberrant matching of vegetation phenology can be avoided by TWDTW (Time-Weighted Dynamic Time Warping). This paper explores the applicability of this algorithm to the classification of wetland vegetation in the Yellow River Delta and compares the classification results with traditional classification methods. The study shows that the overall classification accuracy of the algorithm is 97.56% and the Kappa coefficient is 0.95. The application of the TWDTW algorithm can effectively classify wetland vegetation and reflect the spatial distribution pattern of wetland vegetation. In addition, the result can meet the needs of wetland ecological environment monitoring, resource survey, and management etc.

Keywords

Remote Sensing Image, Time Series, Feature Classification, TWDTW Algorithm, *Spartina alterniflora*, Normalized Difference Vegetation Index

Copyright © 2022 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

黄河三角洲湿地是中国最广阔、最年轻的湿地生态系统[1], 拥有中国沿海最大的海滩植被与众多珍稀鸟类, 在保护生物多样性、实现可持续发展等方面起到了重要作用。湿地植被作为湿地生态系统中必不可少的一部分, 具有调节气候、蓄洪防旱、净化水质等生态功能。传统的湿地植被分类主要使用目视解译的方法, 但作业周期长, 人力成本高, 且操作人员进入湿地积水区较为困难, 难以满足湿地大范围实时监测的要求。由于遥感技术具有大面积同步观测、现势性强、数据丰富等优点, 目前学者大多借助遥感与地理信息技术来解决湿地植被分类与信息管理的問題[2]。植被生长具有物候特性, 单一影像很难表达植被特征, 随着空间遥感技术的发展, 越来越多的遥感平台可以获取多时相、高时空分辨率、高光谱的遥感数据, 这些数据记录了地物随时间的变化过程。基于时序的遥感影像在植被分类、农作物监测等方面发挥着日益重要的作用[3] [4]。

动态时间归整(Dynamic Time Warping, DTW)是一种时间序列相似性度量算法, 一些学者将 DTW 算法应用到遥感领域, 进行土地覆盖类型分类、植被信息提取等方面的研究[5] [6]。如韩晓勇等人基于 DTW 距离的时序 NDVI 数据提取了秦巴山区的植被信息[5], 管续栋等人基于 DTW 距离的时序相似性方法提取水稻遥感信息[7] [8], 均证明了 DTW 算法在时序遥感影像地物分类方面的作用。由于 DTW 算法容易造成畸形匹配现象, 一些学者提出时间加权的动态时间归整(Time-Weighted Dynamic Time Warping, TWDTW)算法, 即在 DTW 算法的基础上增加了时间权重因子。如 MARUS 等人基于 TWDTW 算法成功提取了巴西中部农作物的空间分布信息[9], 邱鹏勋等人基于 TWDTW 方法开展新疆农作物分类识别研究[10], 均证明了 TWDTW 算法在农作物分类中的有效性。目前, 学者主要基于影像的多波段光谱信息与地物几何结构和纹理等方式进行湿地植被分类, 新兴的湿地植被分类方法有决策树(DT)分类法神经网络(NN)法、遗传算法(GA)等[11] [12], 取得了显著的进展, 但这些方法面临数据处理量大, 对分类器的要求高等挑战[13]。应用 TWDTW 算法进行地物分类成本低、分类过程简洁, 且基于 TWDTW 方法在湿地植被分类领域的研究未见相关报道。

黄河口湿地处于水陆交汇地带, 受入海水沙与海洋动力的综合影响, 部分区域周期性地被水体所浸淹, 湿地地物类型较复杂多变[14] [15]。本研究利用高时空分辨率 Sentinel-2 影像, 基于 TWDTW 算法的湿地植被进行分类, 探讨了该算法在湿地植被分类领域的适用性, 以提高湿地植被的分类精度, 实现对该地区湿地植被空间布局与分布面积的准确估计, 最终为湿地生态环境监测、资源调查与管理提供基础数据与科学依据。

2. 研究区概况与数据介绍

黄河三角洲湿地(37°37'N~37°54'N, 119°00'E~119°20'E), 位于山东省东营市垦利区黄河口镇境内, 地处渤海与莱州湾的交汇处, 是中国沿海植被覆盖度最大的地区[16]。研究区假彩色影像如图 1 所示。研究区气候温和, 四季分明, 多年平均气温 13℃左右, 年平均降水量 550~600 毫米, 雨热同期。黄河三角洲湿地历史上经历多次决口与改道, 现代黄河三角洲是中国三大河口三角洲之一, 因黄河携带的泥沙沉积至入海口, 使得黄河三角洲湿地每年增加约 30 万平方千米陆地。互花米草于 2010 年前后被引种到黄河三角洲湿地, 互花米草在黄河三角洲的无序扩张对生态安全构成一定的威胁[17]。目前, 该区域湿地植被以互花米草(*Spartina alterniflora*)、芦苇(*Phragmites australis*)、柽柳(*Tamarix*)、以及盐地碱蓬(*Suaeda salsa*)为主。

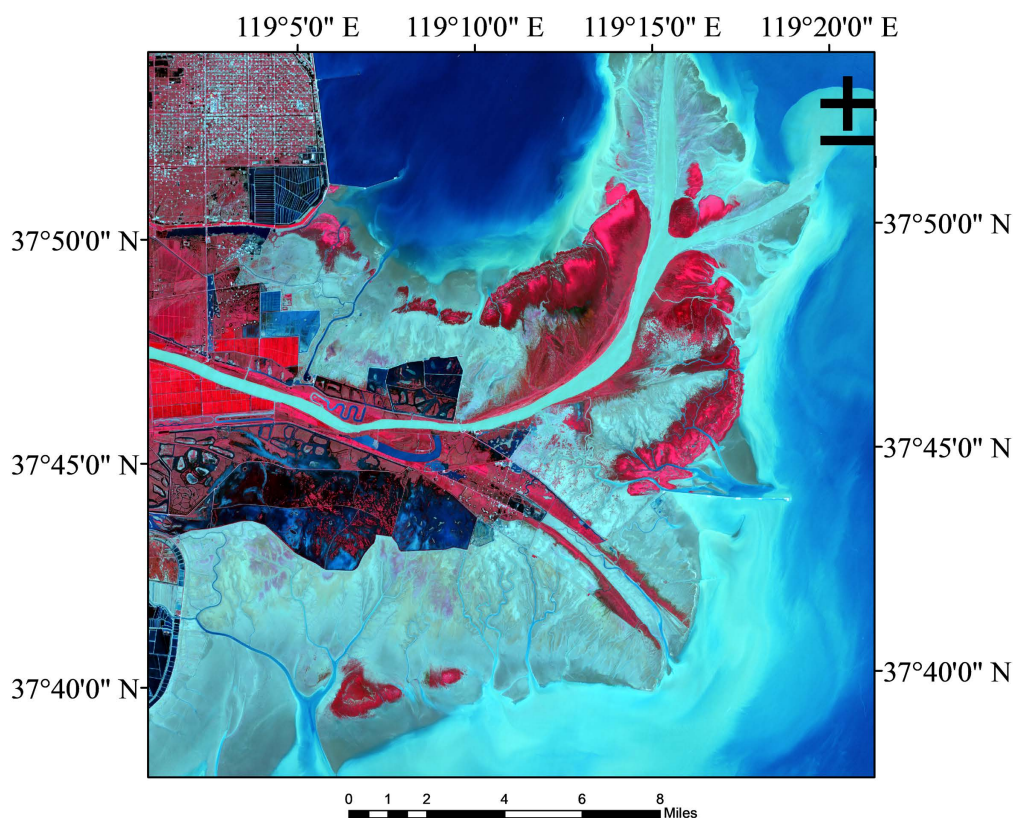


Figure 1. False colour image of the study area

图 1. 研究区假彩色影像

哨兵-2 号(Sentinel-2) [15]卫星双星重访周期为 5 天, 可以有效的对地球表面进行高分辨率多光谱成像, 提供多时序的遥感影像。根据研究需要, 在研究区选取了 2021 年 1 月至 12 月云量较少、质量较好的 12 幅 Sentinel-2 L1C 影像, 遥感影像信息见表 1。

Table 1. Remote sensing image information
表 1. 遥感影像信息

序号	影像名称	成像时间
1	S2B_MSIL2A_20210116T025039_N9999_R132_T50SPG_20220207T134727	20210116
2	S2A_MSIL2A_20210220T024731_N9999_R132_T50SPG_20220207T125742	20210220
3	S2A_MSIL2A_20210322T024551_N9999_R132_T50SPG_20220207T131000	20210322
4	S2B_MSIL2A_20210406T024549_N9999_R132_T50SPG_20220207T135949	20210406
5	S2B_MSIL2A_20210506T024549_N9999_R132_T50SPG_20220220T015901	20210506
6	S2B_MSIL2A_20210526T024549_N9999_R132_T50SPG_20220207T141311	20210526
7	S2B_MSIL2A_20210605T024549_N9999_R132_T50SPG_20220215T121551	20210605
8	S2B_MSIL2A_20210725T024549_N9999_R132_T50SPG_20220207T142638	20210725
9	S2A_MSIL2A_20210908T024551_N9999_R132_T50SPG_20220215T120239	20210908
10	S2B_MSIL2A_20211013T024649_N9999_R132_T50SPG_20220215T122843	20211013
11	S2A_MSIL2A_20211127T025031_N9999_R132_T50SPG_20220209T093151	20211127
12	S2A_MSIL2A_20211227T025131_N9999_R132_T50SPG_20220207T133441	20211227

3. 研究方法

3.1. DTW 算法

DTW [10]是一种衡量两个时间序列的相似度的方法，最初主要运用于手势识别、数据挖掘和信息检索等方面，后来被推广应用到遥感领域中。

设时间序列 $A = (a_1, a_2, \dots, a_p)$ ， $B = (b_1, b_2, \dots, b_q)$ ，其长度分别为 p 和 q 。 A 为某一待分类像元 NDVI 序列， B 为某一湿地植被的标准 NDVI 序列。 a_1, a_2, \dots, a_p 为某一待分类像元对应时相的 NDVI 值， b_1, b_2, \dots, b_q 为某一湿地植被对应时相的 NDVI 标准值， $p = q = 12$ 。构造匹配点的距离矩阵 $M_{p \times q}$ 。 $M_{p \times q}$ 的元素 $m_{ij} = d(a_i, b_j) = |a_i - b_j|$ 。累计最短距离路径记为 $L = \{l_1, l_2, \dots, l_k\}$ ，其中 L 的第 k 个元素 $l_k = (m_{ij})_k$ 。

这条路径需满足下列三个条件：

$$\max \{i, j\} < k \leq i + j - 1 \tag{1}$$

$$l_1 = m_{11}, l_k = m_{ij} \tag{2}$$

$$\text{如果 } l_k = m_{ij}, l_{k-1} = m_{i'j'} \text{ 则 } 0 \leq i - i' \leq 1, 0 \leq j - j' \leq 1 \tag{3}$$

$$\begin{cases} L(1,1) = m_{11} \\ L(i, j) = \min \{L(i-1, j), L(i, j-1), L(i, j)\} + m(i, j), i = 2, 3, \dots, p, j = 2, 3, \dots, q \end{cases} \tag{4}$$

则：

$$\text{DTW}(A, B) = L(i, j) \tag{5}$$

根据 DTW 算法原理，计算并比较待分类像元与各湿地植被标准 NDVI 序列相似性程度，将待分类的像元与其最相似的标准 NDVI 序列匹配。DTW 时序匹配示意图如图 2 所示。

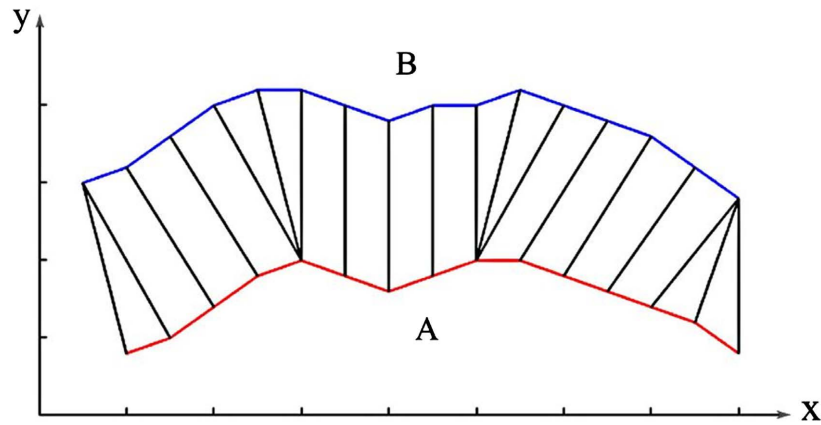


Figure 2. Schematic diagram of DTW timing matching
图 2. DTW 时序匹配示意图

3.2. TWDTW 算法

TWDTW [12]算法在 DTW 算法的基础上引入了时间权重因子,考虑到在多时相遥感图像中相邻两张遥感图像采样时间间隔不同,计算序列的相似性程度时,通过增加时间权重限制实现时序匹配,能够避免植被物候因素的干扰与序列间严重的畸形匹配现象。设时间序列 $A = (a_1, a_2, \dots, a_p)$, $B = (b_1, b_2, \dots, b_q)$, 其长度分别为 p 和 q 。A 为某一待分类像元 NDVI 序列, B 为某一湿地植被的标准 NDVI 序列。 a_1, a_2, \dots, a_p 为某一待分类像元对应时相的 NDVI 值, b_1, b_2, \dots, b_q 为某一湿地植被对应时相的 NDVI 标准值, $p = q = 12$ 。构造匹配点的距离矩阵 $M_{p \times q}$, $M_{p \times q}$ 的元素

$$m_{ij} = d(a_i, b_j) + \omega(i, j) = |a_i - b_j| + \omega(i, j) \quad (6)$$

其中

$$\omega(i, j) = \frac{1}{1 + e^{-\alpha(g(t_i, t_j) - \beta)}} \quad (7)$$

$\omega(i, j)$ 为逻辑型时间权重因子。时间权重因子分为线性时间权重因子与逻辑型时间权重因子,实验证明 [18], 使用逻辑型时间权重因子总体精度优于线性时间权重因子。这与时间权重因子的函数特性有关,对于数值较小的时间扭曲,逻辑型时间权重因子给予其相对较小的时间惩罚,而对于数值较大的时间扭曲其受到较大的惩罚;相对而言,线性时间权重因子会赋予数值较小的时间扭曲较大的惩罚,这降低了总体精度,不利于分类,故选择逻辑型时间权重因子。 α 为增益因子,其与植被特性有关,值越大则对匹配点间隔差异的惩罚越大,能够有效限制由于物候改变而导致的同一种类型植被生长曲线差异,减少误分类。 $g(t_i, t_j)$ 为相邻两时相影像时间间隔(以天计), β 一般取时间序列的中间节点。对于逻辑型时间权重因子, α 和 β 分别代表陡峭度和中点。 $\alpha = 0.25$, $\beta = 170$ 。这意味着赋予小于 170 天的时间扭曲较小的惩罚,赋予大于 170 天的时间扭曲较大的惩罚。累计最短距离路径记为 $L = \{l_1, l_2, \dots, l_k\}$, 其中 L 的第 k 个元素 $l_k = (m_{ij})_k$ 。

这条路径需满足下列三个条件:

$$\max \{i, j\} < k \leq i + j - 1 \quad (8)$$

$$l_1 = m_{11}, l_k = m_{ij} \quad (9)$$

$$\text{如果 } l_k = m_{ij}, l_{k-1} = m_{i'j'} \text{ 则 } 0 \leq i - i' \leq 1, 0 \leq j - j' \leq 1 \quad (10)$$

$$\begin{cases} L(1,1) = m_{11} \\ L(i,j) = \min \{L(i-1,j), L(i,j-1), L(i,j)\} + m(i,j), i = 2,3,\dots,p, j = 2,3,\dots,q \end{cases} \quad (11)$$

则：

$$TWDTW(A,B) = L(i,j) \quad (12)$$

与 DTW 算法类似，计算并比较待分类像元与各湿地植被标准 NDVI 序列相似性程度，将待分类的像元与其最相似的标准 NDVI 序列匹配。

4. 实验验证与分析

4.1. 数据预处理

使用 SNAP 与 ENVI 软件对各时相的遥感数据进行辐射定标、大气校正、几何精校正、拼接和裁切等预处理操作，提取空间分辨率为 10 m 的 R 和 NIR 波段[19]。归一化植被指数(Normalized differential vegetation index, NDVI)用来反映植被不同时间的物候特征以及周期性变化特征。计算影像 12 时相的 NDVI 值，得到 12 时相 NDVI 灰度影像。将各时相的 NDVI 波段按时间顺序融合，得到一幅多波段 NDVI 时序影像。如图 3 所示， A_1 与 A_2 为预处理得到的多时相遥感图像的两个像元点 NDVI 序列。

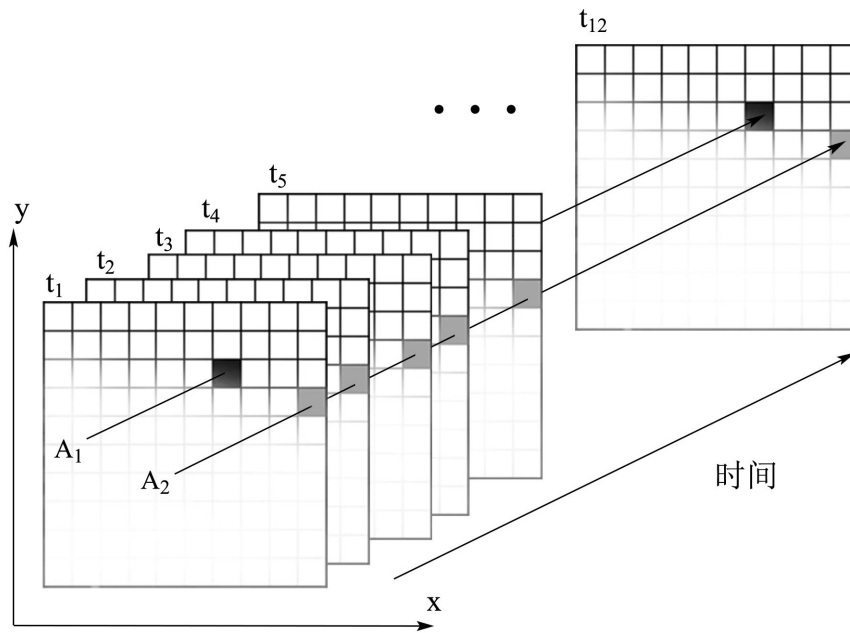


Figure 3. Schematic diagram of NDVI sequences of multi-temporal remote sensing images
图 3. 多时相遥感图像 NDVI 序列示意图

对研究区域进行实地调查，进行样本点的选择。保证采集的样本点均匀分布在整個研究区内[20]，采集怪柳、芦苇、互花米草、淤泥田(盐地碱蓬)、水体五类样本。本次研究对象为湿地植被，考虑到分类图美观，故将水体也作为分类对象。盐地碱蓬的植株密度较低，常出现淤泥田中存在少量盐地碱蓬的现象，且受到影像空间分辨率的限制，故将淤泥田与盐地碱蓬并为一类进行研究。将样本分为训练样本与验证样本。将各类湿地植被的训练样本进行平均值运算，得到各类湿地植被的标准 NDVI 序列，验证点用于后续精度评定。各类湿地植被的标准 NDVI 序列如图 4 所示。技术路线图如图 5 所示。

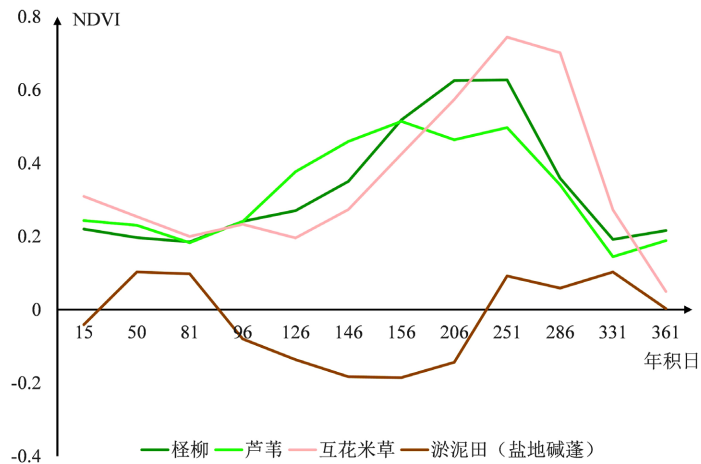


Figure 4. Standard NDVI series for wetland vegetation
图 4. 湿地植被的标准 NDVI 序列

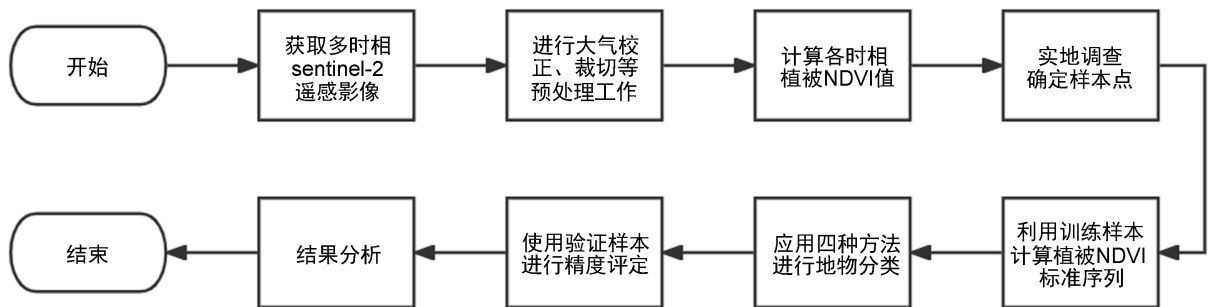
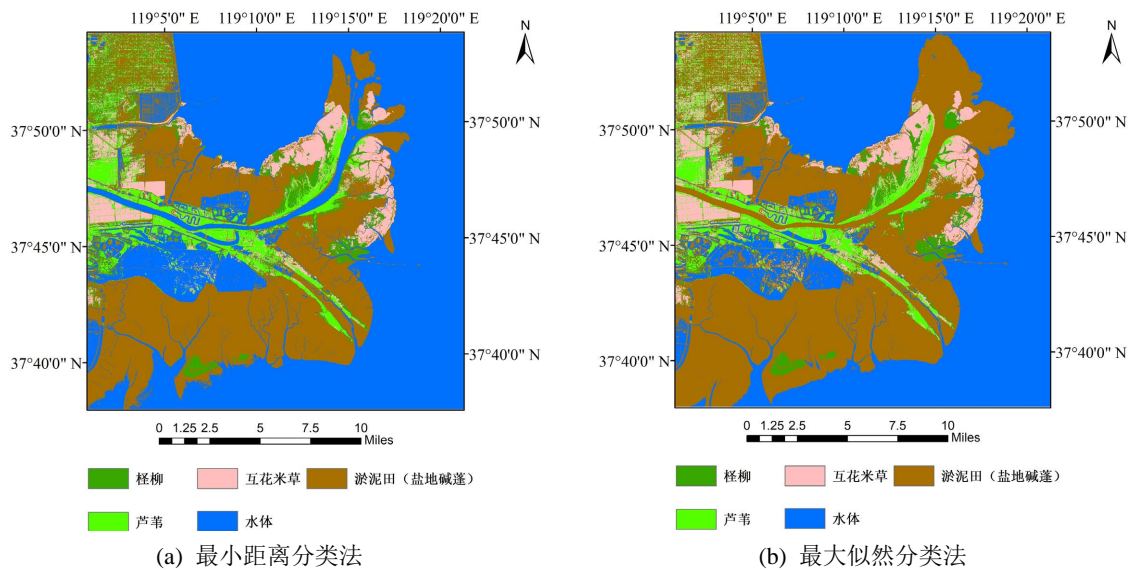


Figure 5. Technology roadmap
图 5. 技术路线图

4.2. 分类结果分析

依托 DTW、TWDTW 算法进行湿地植被分类，同时利用最小距离分类法、最大似然分类法进行对比，各分类结果如图 6 所示。



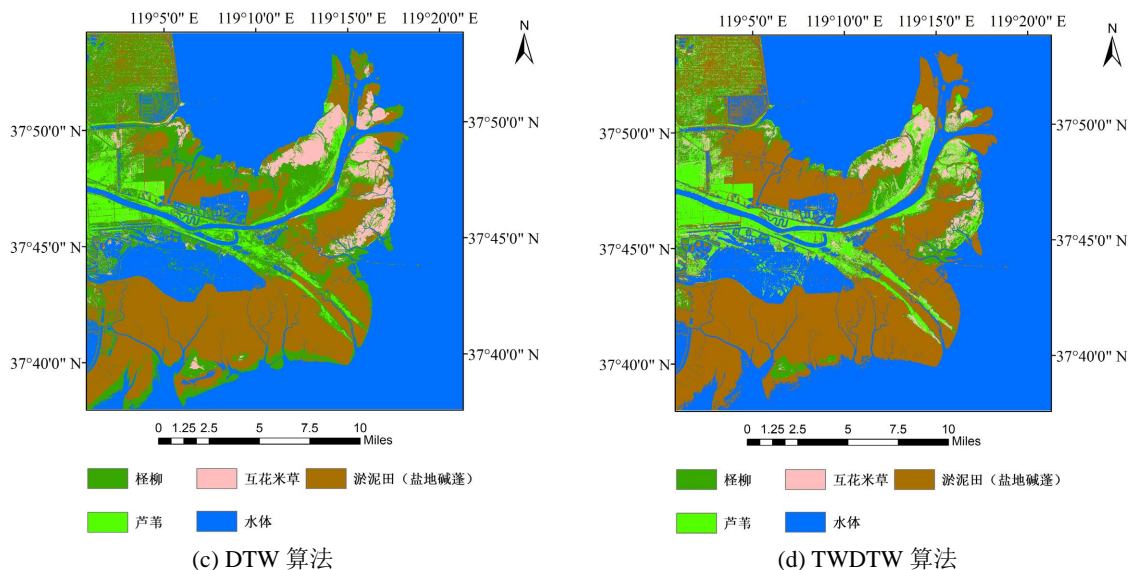


Figure 6. Wetland vegetation classification map for each method

图 6. 各方法湿地植被分类图

利用实地采集的验证样本对上述四种分类方法进行精度评定，结果见表 2。

Table 2. Accuracy of wetland vegetation classification

表 2. 湿地植被分类精度

分类方法	精度	柽柳	芦苇	互花米草	淤泥田(盐地碱蓬)	Kappa 系数与总体精度	
最大似然分类	用户精度	20.15%	93.08%	79.73%	100.00%	Kappa 系数	0.6402
	生产者精度	69.96%	91.40%	81.56%	64.96%	总体精度	79.86%
最小距离分类	用户精度	82.05%	98.71%	86.11%	99.90%	Kappa 系数	0.9398
	生产者精度	86.55%	94.71%	87.05%	100.00%	总体精度	97.16%
DTW 分类	用户精度	79.35%	78.13%	72.32%	99.96%	Kappa 系数	0.8504
	生产者精度	78.23%	91.28%	56.30%	99.96%	总体精度	92.35%
TWDTW 分类	用户精度	83.63%	98.64%	90.65%	99.89%	Kappa 系数	0.9505
	生产者精度	91.33%	95.68%	88.01%	100.00%	总体精度	97.56%

由表 2 可知，最大似然分类总体分类精度为 79.86%，Kappa 系数为 0.6402；最小距离分类总体分类精度为 97.16%，Kappa 系数为 0.9318；DTW 算法总体分类精度为 92.35%，Kappa 系数为 0.8504；TWDTW 算法总体分类精度为 97.56%，Kappa 系数为 0.9505。从整体来看，最大似然分类法分类精度并不理想，TWDTW 算法的分类结果在研究区域各湿地植被的用户精度、生产者精度均比 DTW 算法的分类结果要高，TWDTW 算法的分类结果与最小距离分类精度相当，前者精度略高。

相比于 DTW 算法，TWDTW 算法考虑到遥感图像的采样时间间隔，捕捉了湿地植被的季节变化特征。判断两个像元是否为同一地物，TWDTW 算法不仅考虑二者的 NDVI 序列的走向，而且考虑时间因素，使得不同湿地植被差异更为明显，较好的克服了湿地植被由于生长特性相近容易出现的“异物同谱”现象，能够更好的区分生长特性相近的植被。例如，柽柳、芦苇与互花米草作为典型的湿地植被，一年

当中 NDVI 序列均由低逐渐升高到某一极大值,再逐渐减小。但他们的 NDVI 峰值出现的时间并不相同,芦苇五月初开始进入生长旺期,NDVI 峰值出现在六月;怪柳的 NDVI 峰值出现在七月;九月份互花米草生物量达到最大,其峰值出现在九月,而此时芦苇与怪柳的 NDVI 值已经下降。结果证明,TWDTW 算法不受地域因素和不同年份限制,具有较强的灵活性和适用性,能够成功用于黄河三角洲的湿地植被分类,可以有效提高湿地植被分类精度,在湿地植被分类中具有较大的应用潜力。

对于 TWDTW 算法分类,错分情况主要发生在互花米草上。互花米草在 TWDTW 算法的用户精度为 90.65%,生产者精度为 88.01%。主要原因是互花米草不断侵占原有植被生态位,导致湿地植被混合交错,分布边界不明显,以像元为单位进行地物分类,造成了部分连续的地物破碎的现象,即“椒盐”现象。

对于精度较高的 TWDTW 算法,统计各湿地植被的分布面积。淤泥田(盐地碱蓬)分布最为广泛,且多呈片状集中分布在海岸附近,面积达到 268.47 km²;互花米草次之,分布面积为 60.57 km²,多呈团状呈片状分布于潮间带中下部;怪柳分布面积为 52.16 km²,主要分布于芦苇群落南北两侧;芦苇分布面积最少,为 44.40 km²,主要分布于新旧河道两岸。其结果可以为该地区土地管理、资源监测、生态预警等方面提供可靠信息支撑。

5. 结束语

湿地植被生长环境复杂,不同植被之间物候特征并不明确,且滨海湿地地区云雾较多,TWDTW 算法捕捉了湿地植被的季节变化特征,能够更好的区分生长特性相近的植被,且分类成本低、分类过程简洁,具有较大优势。本文使用 2021 年 12 时相 Sentinel-2 遥感影像,基于 TWDTW 算法进行黄河三角洲湿地植被分类研究。经验证,TWDTW 算法在黄河三角洲湿地植被分类能够达到较好的效果,分类结果总体精度较高,该算法可作为湿地植被分类一种可靠的分类方法,其结果能够直观地反映湿地植被的空间分布格局,可以满足土地管理、资源监测、生态预警等方面的需要。尤其是为有效监测外来物种互花米草分布蔓延情况提供一种可靠的方法,为互花米草的治理提供技术支撑,从而确保黄河三角洲湿地的生态平衡。此外,分类结果出现的“椒盐”及少数“异物同谱”现象仍不可忽视,后续拟研究利用决策树、面向对象法等方法进一步提升分类精度。

基金项目

高端外国专家引进计划(G2021025006L)。

参考文献

- [1] 张晨宇,陈沈良,李鹏,等. 现行黄河口保护区典型湿地植被时空动态遥感监测[J]. 海洋学报, 2022, 44(1): 125-136.
- [2] 张树文,颜凤芹,于灵雪,等. 湿地遥感研究进展[J]. 地理科学, 2013, 33(11): 1406-1412. <https://doi.org/10.13249/j.cnki.sgs.2013.11.012>
- [3] 眭海刚,冯文卿,李文卓,等. 多时相遥感影像变化检测方法综述[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2018, 43(12): 1885-1898. <https://doi.org/10.13203/j.whugis.20180251>
- [4] 殷守敬,吴传庆,王桥,等. 多时相遥感影像变化检测方法研究进展综述[J]. 光谱学与光谱分析, 2013, 33(12): 3339-3342.
- [5] 韩晓勇,韩玲,陈鲁皖. 基于 DTW 距离的时序 NDVI 数据植被信息提取——以秦巴山区为例[J]. 测绘工程, 2016, 25(3): 11-16. <https://doi.org/10.19349/j.cnki.issn1006-7949.2016.03.003>
- [6] 于贵朋. 基于时间序列遥感影像及 DTW 算法的塞罕坝林场树种识别研究[J]. 林业与生态科学, 2019, 34(3): 261-265. <https://doi.org/10.13320/j.cnki.hjfor.2019.0041>
- [7] Guan, X., Huang, C. and Liu, G. (2016) Mapping Rice Cropping Systems in Vietnam Using an NDVI-Based Time-Series Similarity Measurement Based on DTW Distance. *Remote Sensing*, **8**, 3390-3415.

-
- <https://doi.org/10.3390/rs8010019>
- [8] 管续栋, 黄翀, 刘高焕, 等. 基于 DTW 距离的时序相似性方法提取水稻遥感信息——以泰国为例[J]. 资源科学, 2014, 36(2): 267-272.
- [9] Maus, V., Cmara, G., Cartaxo, R., *et al.* (2016) A Time-Weighted Dynamic Time Warping Method for Land-Use and Land-Cover Mapping. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing*, **9**, 3729-3739. <https://doi.org/10.1109/JSTARS.2016.2517118>
- [10] 邱鹏勋, 汪小钦, 茶明星, 等. 基于 TWDTW 的时间序列 GF-1 WFV 农作物分类[J]. 中国农业科学, 2019, 52(17): 2951-2961.
- [11] 郭栋. 基于多源数据的复杂种植结构区作物遥感分类[D]: [硕士学位论文]. 哈尔滨: 东北农业大学, 2017.
- [12] 李晓慧, 王宏, 李晓兵, 等. 基于多时相 Landsat8 OLI 影像的农作物遥感分类研究[J]. 遥感技术与应用, 2019, 34(2): 389-397.
- [13] 杨超, 邱国锋, 李清泉, 等. 植被遥感分类方法研究进展[J]. 地理与地理信息科学, 2018, 34(4): 24-32
- [14] 刘润红, 梁士楚, 赵红艳, 等. 中国滨海湿地遥感研究进展[J]. 遥感技术与应用, 2017, 32(6): 998-1011.
- [15] 陈旭, 郝震寰. 哨兵卫星 Sentinel-2A 数据特性及应用潜力分析[J]. 科技视界, 2018(16): 48-50.
<https://doi.org/10.19694/j.cnki.issn2095-2457.2018.16.021>
- [16] Ding, Q., Chen, W., King, B.A., *et al.* (2011) Coastal Wetland Investigations by Airborne LiDAR: A Case Study in the Yellow River Delta, China. *Marine Technology Society Journal*, **45**, 59-70. <https://doi.org/10.4031/MTSJ.45.5.6>
- [17] 于冬雪, 韩广轩, 王晓杰, 等. 互花米草入侵对黄河口潮沟形态特征和植物群落分布的影响[J]. 生态学杂志, 2022, 41(1): 42-49. <https://doi.org/10.13292/j.1000-4890.202201.003>
- [18] Mb, A. and Ocb, C. (2018) Sentinel-2 Cropland Mapping Using Pixel-Based and Object-Based Time-Weighted Dynamic Time Warping Analysis. *Remote Sensing of Environment*, **204**, 509-523.
<https://doi.org/10.1016/j.rse.2017.10.005>
- [19] 阴海明, 王立辉, 董明霞, 等. 基于多时相 Sentinel-2 遥感影像的江汉平原夏收作物提取方法[J]. 福建农林大学学报(自然科学版), 2021, 50(1): 16-22. [https://doi.org/10.13323/j.cnki.j.fafu\(nat.sci.\).2021.01.003](https://doi.org/10.13323/j.cnki.j.fafu(nat.sci.).2021.01.003)
- [20] 郭文婷, 张晓丽. 基于 Sentinel-2 时序多特征的植被分类[J]. 浙江农林大学学报, 2019, 36(5): 849-856.