




Detecting the changes in the Miqan lagoon zone by using NDWI, MNDWI, AWEI and supervised SVM models in the period of 1373 to 1401

Mehdi Feyzollahpour¹✉ 

1. Corresponding Author, Department of Geography, Faculty of Human Science, University of Zanjan, Zanjan, Iran.
feyzollahpour@znu.ac.ir

Article Information

Research Paper

Vol: 14
No: 54
P: 104-119
Received: 2023-06-28
Revised: 2023-08-25
Accepted: 2023-09-03
Published: 2024-02-01

Keywords:

- Support vector machine
- Normalized water difference index
- MNDWI
- Automated water extraction index
- Miqan wetland

Cite this Article:

Feyzollahpour, M. (2024). Detecting the changes in the Miqan lagoon zone by using NDWI, MNDWI, AWEI and supervised SVM models in the period of 1373 to 1401. *Journal of Arid Regions Geographic Studies* 14(54): 104-119. doi: 10.22034/JARGS.2023.404501.1045

Publisher: Hakim Sabzevari University

© The Author(s)



 10.22034/JARGS.2023.404501.1045

Abstract

Aim: This research evaluated spatial and temporal changes in Meighan wetland from 1959 to 2023 using TM and OLI images of Landsat 5 and 8.

Materials & Methods: For this purpose, image data from SVM and NDWI, MNDWI, and AWEI were used. Each classification's spectral and spatial performance was compared using Pearson's correlation. New indices such as AWEI and the support vector machine model have been used in this research.

Finding: In general, the SVM model, along with NDWI, MNDWI, and AWEI indices, achieved better results regarding spectral and spatial quality. The lake level sharply decreased between 1959 and 2023 based on the applied methods. The results show the effectiveness of AWEI and MNDWI models in detecting water level changes in certain time intervals.

Conclusion: As a result of the AWEI index, from 1959 to 2023, the area of the lake decreased from 112.6 square kilometres to 78.5 square kilometres, and in other words, its area increased from 64.71% to 45.11% of the studied area. This research showed the possibility of estimating the water level changes in the lagoon using satellite data. In the support vector machine index, the area of the lake increased from 79 square kilometres to 24.81 square kilometres, and the wetland area decreased from 45.4% to 14.25%. The highest Pearson correlation between AWEI and MNDWI was observed in 1959, 2003, 2015, and 2023, with values of 0.93, 0.96, 0.97, and 0.97, respectively.

Innovation: So far, spectral indices and learning algorithm models have not been used to investigate the Meighan wetland. In this research, different spectral indices and bands have been used for this purpose. This volume of spectral indices has not studied the Meighan wetland area.

Extended Abstract

1. Introduction

Climatic changes and mismanagement in recent years have caused the destruction of wetlands and lakes in large parts of the world, especially arid and semi-arid areas. This phenomenon is more evident in the central parts of Iran, and studies have shown that wetlands and lakes are drying up. Meighan wetland is one of the cases that has faced a sharp decrease in water level. This research evaluated spatial and temporal changes in the Meighan wetland from 1959 to 2023 using TM and OLI images of Landsat 5 and 8 satellites. For this purpose, image data from the support vector machine model and normalized water difference spectral indices (NDWI), modified NDWI index (MNDWI), and automated water extraction index (AWEI) were used to extract the water level. The spectral and spatial performance of each classification was compared using Pearson correlation.

2. Materials and Methods

Landsat 5 and 8 satellite images from 1959, 2003, 2015, and 2023 were obtained from the US Geological Survey website in this research. These images were considered to have the least cloudiness for July. TM images show a wide range of gray levels and two distinct peaks for land and water surfaces. The observed images were classified based on the SVM model and three differentiating indicators of dry and water areas. In processing spectral indices of water, using arithmetic operations, single numbers of two or more spectral bands were obtained. Based on the spectral features, a suitable threshold of indices was applied to the image data to separate the land and water classes from each other. The pixels representing the shoreline were transformed into a layer to determine the boundary of the shoreline and enable the calculation of the area and perimeter of the wetland. In order to extract the blue zone from the remote sensing images, several spectral indices have been proposed, in which the normalized difference between the two bands is usually calculated. Then, a suitable threshold is created to divide the results into two classes (zones with and without water). This research used MNDWI, NDWI, and AWEI indices in TM and OLI gauges to identify blue areas.

3. Results and Discussion

The first step extracted the blue zone using a support vector model (SVM). The image below, which was obtained using Landsat 5 and 8 satellites, shows the changes in the lake from 1959 to 2023. These images are classified into two parts, water area and waterless area. Training samples were randomly collected from homogeneous areas. RBF function was chosen as the central method in SVM classification. This function works well in most cases and can linearly solve the problem of non-separation of regions. After classification, waterless areas were removed from the images because this research was focused on water areas. In this research, a threshold value of zero was considered to create consistency between all applied indicators. According to the NDWI, MNDWI, AWEI, and SVM indices, the changes in wetland level have been very intense in this period. The results show that the surface area of Meighan wetland in July 2013 was equal to 79 square kilometers based on the SVM model. According to this index, the area of the lagoon decreased to 24.81 square kilometers until July 1401. According to the obtained results, the highest amount of water level change was observed in the northern part of the lagoon. The highest Pearson correlation between AWEI and MNDWI was observed in 1959, 2003, 2015, and 2023, with values of 0.93, 0.96, 0.97, and 0.97, respectively. The lowest value of Pearson correlation between NDWI and MNDWI was observed in 1959, 2003, 2015, and 2023, with values of 0.85, 0.76, 0.86, and 0.74, respectively.

4. Conclusions

In this research, satellite images and GIS have been used to identify and analyze spatial changes and quantify the level change of the Meighan wetland. Using satellite images to extract information about the changes in the water level of wetlands has high speed and accuracy. This is especially evident in longer periods of time. This approach is based on SVM classification and NDWI, MNDWI, and AWEI spectral indices. According to the Pearson correlation results, the MNDWI and AWEI indices have achieved better results than other indices in determining the water area. The results show that no water index can automatically distinguish water surfaces from shaded surfaces. Compared to the NDWI index, the MNDWI index is more suitable for detecting water in built-up areas. The threshold values applied for the MNDWI index are much lower than the NDWI index. Using zero values as a default threshold value can increase the accuracy of water separation in MNDWI detection. This can be very useful for more accurate extraction

of blue areas with this index. In addition, the MNDWI index provides more detailed information about water than the NDWI index.

5. Acknowledgement & Funding

- The authors are thankful to all interview participants for supporting this research.
- The manuscript did not receive a grant from any organization.

6. Conflict of Interest

- The authors declare that they have no known competing financial interests or personal relationships that could have appeared to influence the work reported in this paper.



دانشگاه حکیم سبزواری

مطالعات جغرافیایی مناطق خشک



تشخیص تغییرات پهنه آبی تالاب میقان با بهره‌گیری از شاخص‌های طیفی NDWI، MNDWI، AWEI و مدل‌های نظارت شده SVM در بازه زمانی ۱۳۷۳ تا ۱۴۰۱

مهدی فیض‌الله پور

۱- نویسنده مسئول، گروه جغرافیا، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران. feyzolahpour@znu.ac.ir

چکیده

هدف: در این تحقیق، تغییرات مکانی و زمانی تالاب میقان از سال ۱۳۷۳ تا ۱۴۰۱ با استفاده از تصاویر TM و OLI ماهواره لندست ۵ و ۸ مورد ارزیابی قرار گرفت.

روش و داده: به این منظور برای استخراج سطح آب از داده‌های تصویری از مدل ماشین بردار پشتیبانی و شاخص‌های طیفی آب تفاوت نرمال شده آب (NDWI)، شاخص اصلاح شده NDWI (MNDWI) و شاخص خودکار شده استخراج آب (AWEI) استفاده شد. عملکرد طیفی و مکانی هر طبقه‌بندی با استفاده از همبستگی پیرسون مقایسه شد.

یافته‌ها: به طور کلی مدل SVM به همراه شاخص‌های NDWI، MNDWI و AWEI از نظر کیفیت طیفی و مکانی به نتایج بهتری دست یافتند. بر اساس روش‌های اعمال شده سطح دریاچه روند کاهشی شدیدی را بین سال ۱۳۷۳ تا ۱۴۰۱ نشان می‌دهد. نتایج نشان‌دهنده اثربخشی مدل‌های AWEI و MNDWI در تشخیص تغییرات سطح آب در بازه‌های زمانی معین داشته است.

نتیجه‌گیری: بر اساس مدل AWEI مساحت تالاب از ۱۱۲/۶ کیلومترمربع در سال ۱۳۷۳ به ۷۸/۵ کیلومترمربع کاهش یافته است. بیشترین همبستگی پیرسون بین AWEI و MNDWI در سال‌های ۱۳۷۳، ۱۳۸۱، ۱۳۹۳ و ۱۴۰۱ به ترتیب با مقادیر ۰/۹۳، ۰/۹۶، ۰/۹۷ و ۰/۹۷ مشاهده شد.

نوآوری، کاربرد نتایج: تاکنون در بررسی تالاب میقان از شاخص‌های طیفی و مدل‌های الگوریتم یادگیری استفاده نشده است. در این تحقیق از شاخص‌های جدیدی مانند AWEI نیز در کنار مدل ماشین بردار پشتیبانی بهره گرفته شده است.

اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی

شماره: ۱۴

دوره: ۵۴

صفحه: ۱۰۴-۱۱۹

تاریخ دریافت: ۱۴۰۲/۰۴/۰۷

تاریخ ویرایش: ۱۴۰۲/۰۶/۰۳

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۶/۱۲

تاریخ انتشار: ۱۴۰۲/۱۱/۱۲

کلیدواژه‌ها:

- ماشین بردار پشتیبانی
- شاخص تفاوت نرمال شده آب
- شاخص اصلاح شده اختلاف نرمال شده آب
- شاخص خودکار شده استخراج آب
- تالاب میقان

نحوه ارجاع به این مقاله:

فیض‌الله پور، مهدی. (۱۴۰۲). تشخیص تغییرات پهنه آبی تالاب میقان با بهره‌گیری از شاخص‌های طیفی NDWI، MNDWI، AWEI و مدل‌های نظارت شده SVM در بازه زمانی ۱۳۷۳ تا ۱۴۰۱. *مطالعات جغرافیایی مناطق خشک*، ۱۴(۵۴): ۱۰۴-۱۱۹. doi: 10.22034/JARGS.2023.404501.1045

ناشر: دانشگاه حکیم سبزواری



© نویسنده(گان).

doi: 10.22034/JARGS.2023.404501.1045

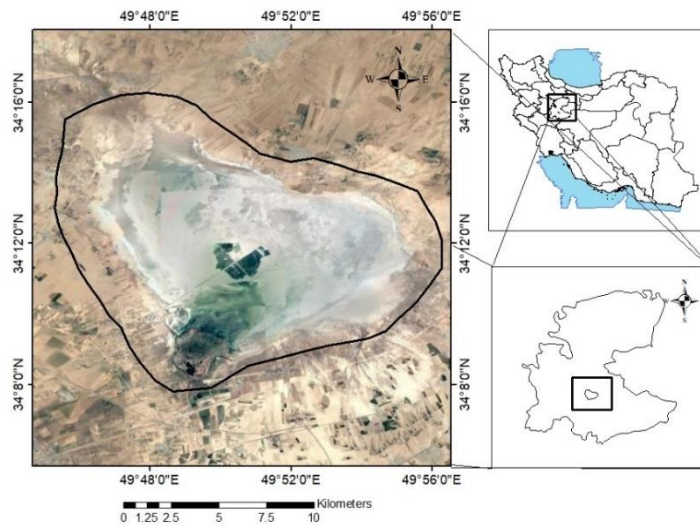
۱- مقدمه

استخراج پهنه آبی در زمینه‌های مختلفی از قبیل مدیریت پهنه‌های ساحلی دریاچه‌ها، پایش تغییرات خط ساحلی و فرسایش، پیش‌بینی سیل و ارزیابی منابع آب از اهمیت زیادی برخوردار است (Ouma & Tateishi, 2006). نظارت بر آب‌های سطحی و ارائه داده‌ها در زمینه پویایی آب‌های سطحی جایگاه ویژه‌ای را در فرایند سیاست‌گذاری‌ها و تصمیم‌گیری‌ها داشته است (Giardino et al, 2010). در سال‌های اخیر، ادغام داده‌های سنجش از دور با سیستم اطلاعات جغرافیایی در استخراج و نقشه‌برداری خودکار و یا نیمه خودکار آب مورد استفاده قرار گرفته است. پارودو و همکاران به طور اتوماتیک خطوط ساحلی را از تصاویر چندزمانه سنجنده TM و ETM+ لندست استخراج کردند (Pardo et al, 2012). ورپورتر و همکاران رویکردی را ابداع کرده‌اند که در آن برای استخراج اطلاعات طیفی آب، فراوانی و مورفومتری آنها سنجش از دور با GIS ترکیب گردیدند (Verpoorter et al, 2012). با این حال استخراج خودکار خطوط ساحلی به علت وضعیت متفاوت اراضی اشباع شده از آب به یک امر پیچیده تبدیل شده است (Maiti & Bhattacharya, 2009). برای تعیین موقعیت دقیق خطوط ساحلی دو روش طبقه‌بندی تصاویر و شاخص‌های طیفی آب مورد بررسی قرار گرفته است. طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبانی به علت موفقیت در به حداقل رساندن خطاها، توسط بسیاری از محققان برای بررسی پهنه‌های آبی و تشخیص خطوط ساحلی مورد استفاده قرار گرفته است (Nath & Deb, 2010; Hannv et al, 2013). علاوه بر این مدل فوق پتانسیل قابل توجهی در طبقه‌بندی نظارت شده داده‌های سنجش از دور دارد که در آن نیاز به آموزش بسیار محدودتر از سایر مدل‌ها است (Dalponte et al, 2012). در کنار این مدل‌ها برای بررسی پهنه‌های آبی در داده‌های سنجش از دور چندین شاخص طیفی معرفی شده است مک فیتز با بهره‌گیری از باندهای ۲ و ۴ سنجنده TM ماهواره لندست شاخص NDWI را برای تشخیص پهنه‌های آبی معرفی کرد (McFeeters, 1996). راجرز و همکاران با بهره‌گیری از باندهای ۳ و ۵ سنجنده TM ماهواره لندست نمونه دیگری از مدل NDWI را ارائه نمودند (Rogers & Kearney, 2004). مک فیتز مقدار آستانه صفر را برای بررسی پهنه سطوح آبی پیشنهاد کرد که در آن تمام مقادیر مثبت در شاخص NDWI پهنه‌های آبی را نشان داده و مقادیر منفی سطوح فاقد آب را به نمایش می‌گذاشتند با این حال این میزان آستانه تمایز دقیق بین سطوح ساخت‌وساز شده و پیکسل‌های آب را ممکن نمی‌سازد (McFeeters, 1996)؛ بنابراین زو با استفاده از باندهای ۲ و ۵ سنجنده TM ماهواره لندست شاخص اصلاح شده تفاوت نرمال شده آب (MNDWI) را معرفی نمود (Xu, 2006). فیسا و همکاران برای بهبود دقت مشاهده آب در مناطقی که دارای سطوح تاریک هستند شاخص خودکار پهنه آب (AWEI) را معرفی کردند (Feyisa et al., 2014). وانگ و همکاران بر اساس شاخص اصلاح شده تفاوت نرمال شده آب (MNDWI) شاخص EWI را معرفی نمودند (Wang et al., 2015). این شاخص به طور مؤثری سطوح آب را از اطلاعات پس‌زمینه مانند خاک و پوشش گیاهی متمایز می‌کند. رکنی و همکاران چندین شاخص طیفی را در بررسی پهنه‌های آبی بررسی کرده و از فرایند تشخیص آب سطحی مبتنی بر شاخص چندزمانه NDWI استفاده نمودند (Rokni et al., 2014). در این تحقیق، آب‌های سطحی بر اساس روش آزمون و خطا، از شاخص‌های طیفی استخراج شدند. عملکرد هر یک از فرایندهای تشخیص پهنه آبی با استفاده از دقت کلی و ضریب کاپا آزمایش شده و مشاهده شد که شاخص NDWI نسبت به دیگر شاخص‌ها به نتایج بهتری دست یافته است. این شاخص‌ها قبلاً در تحقیقات مربوط به تصویربرداری آب‌های سطحی (Feyisa et al, 2014; Duan, 2013) بررسی تغییر پوشش و کاربری زمین (Davranche et al, 2010) و تحقیقات اکولوژیکی (Poulin et al, 2010) مورد آزمایش قرار گرفته‌اند. در ایران نیز در زمینه تغییرات پهنه‌های آبی تحقیقات مختلفی انجام شده است. باقری و همکاران (۱۳۹۵) به بررسی تغییرات پهنه آبی دریاچه بختگان پرداختند. نتایج نشان می‌دهد که کاهش بارندگی و افزایش سطوح زیر کشت آبی در بالادست دریاچه بختگان باعث خشک شدن دریاچه بختگان شده است. خسروی و همکاران با استفاده از شاخص‌های آبی به بررسی تغییرات پهنه‌های آبی تالاب‌های شهرستان پلدختر پرداختند. نتایج نشان داد که شاخص‌های آبی ابزار مفیدی برای شناسایی روند افزایشی و کاهش سطح آب تالاب‌ها هستند که می‌توانند برنامه‌ریزان را در حفاظت و مدیریت منابع طبیعی در منطقه یاری رسانند (Khosravi et al., 2020). رضایی مقدم و همکاران با استفاده از تصاویر ماهواره سنتینل به بررسی و مقایسه الگوریتم‌های شیء‌گرا در استخراج پهنه‌های آبی پرداختند. بررسی نتایج نشان داد که روش فازی شیء‌گرا نسبت به روش نزدیک‌ترین همسایگی نتایج بهتری را در استخراج دقیق پهنه‌های آبی ارائه می‌دهد (Rezari Moghaddam et al., 2020). یوسفی روشن با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای لندست ۸ با استفاده از شاخص MNDWI به برآورد پهنه آبی دریاچه ارومیه پرداختند. نتایج نشان داد که شاخص MNDWI از قابلیت بالایی در شناسایی پهنه‌های آبی برخوردار است (Yousefiroshan, 2022).

در این تحقیق تغییرات مکانی و زمانی تالاب میقان از سال ۱۳۷۳ تا ۱۴۰۱ بر اساس مدل SVM و شاخص‌های طیفی NDWI، MNDWI و AWEI مورد بررسی قرار گرفت.

۲- مواد و روش

تالاب میقان در شمال شرقی شهر اراک و در مختصات جغرافیایی ۳۴ درجه و ۸ دقیقه تا ۳۴ درجه و ۱۶ دقیقه عرض شمالی و ۴۹ درجه و ۴۹ درجه و ۴۶ درجه تا ۴۹ درجه و ۵۶ درجه طول شرقی قرار گرفته است. این تالاب در فصل مرطوب پرآب شده و در فصل خشک به صورت پهنه کویری درمی‌آید. پلائیای میقان با مساحتی متغیر تا حداکثر ۱۷۴/۱۸ کیلومتر مربع در ارتفاع ۱۶۶۰ تا ۱۷۰۰ متر از سطح دریا واقع شده است. این منطقه در ارتفاعات بین البرز و زاگرس در ۱۵ کیلومتری شمال شرقی شهر اراک واقع شده است.

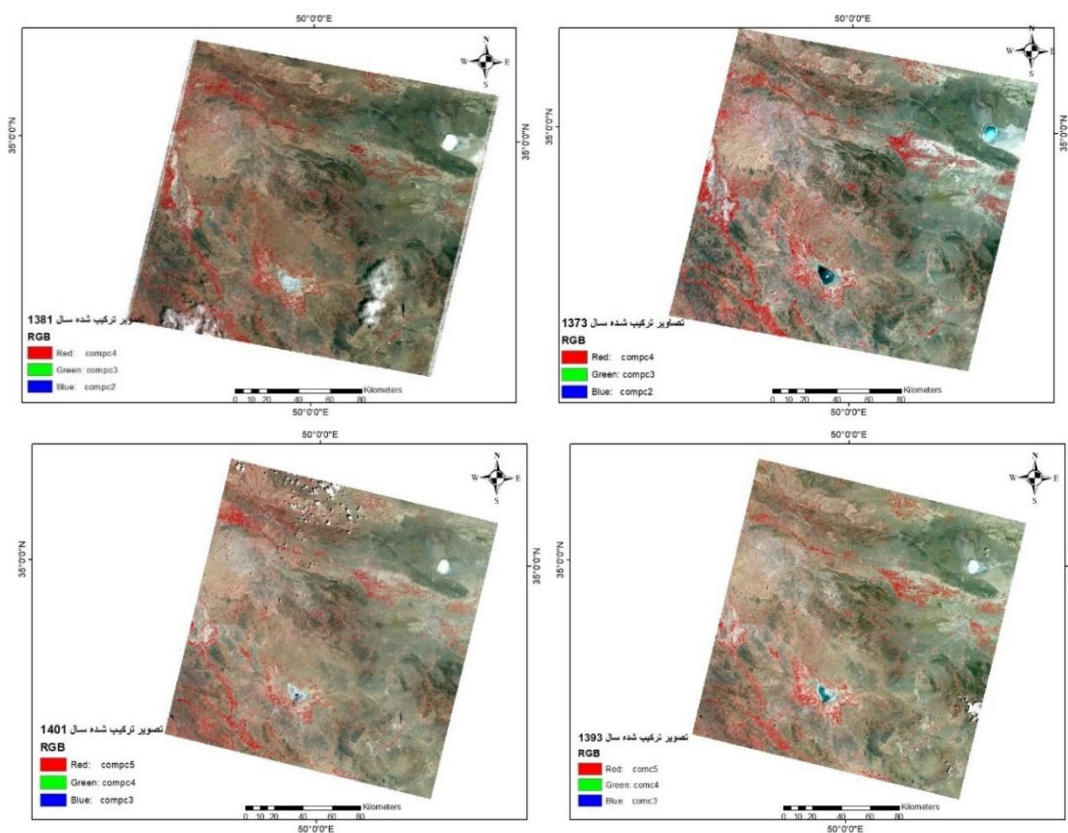


شکل ۱. منطقه مورد مطالعه در محدوده تالاب میقان

در این تحقیق از تصاویر سال‌های ۱۳۷۳، ۱۳۸۱، ۱۳۹۳، ۱۴۰۱ ماهواره لندست ۵ و ۸ از سایت سازمان زمین‌شناسی آمریکا دریافت گردید. این تصاویر برای تیرماه در نظر گرفته شد که کمترین میزان ابرناکی را داشته باشند. تصاویر TM محدوده وسیعی از سطوح خاکستری را نشان داده و دو نقطه اوج متفاوت را برای سطوح زمین و آب به نمایش می‌گذارند. علت استفاده از این بازه زمانی بررسی سیر تحول تالاب و جلوگیری از تولید نقشه‌های اضافی بوده که حجم کار تحقیقی را با افزایش قابل توجهی مواجه می‌ساخت. بر اساس تصاویر مشاهده شده، تصاویر بر اساس مدل SVM و سه شاخص متمایزکننده نواحی خشک و آب طبقه‌بندی شدند. در پردازش شاخص‌های طیفی آب، با استفاده از عملیات حسابی، اعداد واحدی از دو یا چند باند طیفی به دست آمدند. بر اساس ویژگی‌های طیفی، آستانه مناسبی از شاخص‌ها بر روی داده‌های تصویر اعمال شد تا طبقات زمین و آب از یکدیگر جدا شوند. پیکسل‌هایی که خط ساحلی را نشان می‌دهند به یک لایه برداری تبدیل شدند تا مرز خط ساحلی را تعیین کرده و امکان محاسبه مساحت و محیط تالاب را فراهم کنند.

مدل SVM یک سیستم یادگیری تحت نظارت بوده و بر اساس پیشرفت‌های اخیر در نظریه یادگیری آماری استوار است (Cristianini & Shawe-Taylor, 2000). کورتز و واپنیک مدل SVM را برای طبقه‌بندی‌های باینری توسعه دادند (Cortes & Vapnik, 1995). برخی از تحقیقات بر روی توابع ریاضی مدل SVM متمرکز شده‌اند. این مدل طبقات را به سطوح تصمیم‌گیری تقسیم کرده و مرز بین طبقات را به حداکثر می‌رساند. بردارهای پشتیبانی از عناصر مهم مجموعه آموزشی به شمار می‌آیند (Boser et al, 1992; Foody et al, 2007). برای اجرای SVM، داده‌های آموزشی مورد نیاز است. این داده‌ها فرایند جداسازی طبقات را بهینه‌سازی می‌کنند (Foody & Mathur, 2006). با استفاده از یک تابع پایه شعاعی (RBF)، پراکنش طبقات با محدوده‌های غیرخطی را می‌توان در یک محدوده جدا شده خطی ترسیم نمود (Huang et al, 2002). آموزش SVM با RBF مستلزم تنظیم دو

پارامتر است. یکی از این پارامترها، پارامتر منظم‌سازی است که تعادل بین حداکثرسانی حساسیت حواشی و به حداقل‌رساندن خطای آموزشی را برقرار کرده و کنترل می‌کند.



شکل ۲. تصویر ترکیب شده باندهای ۷ گانه لندست ۵ و ۷ برای آموزش در SVM

پارامتر تنظیم‌کننده کوچک تمایل به تأکید بر حواشی و نادیده گرفتن نقاط پرت در داده‌های آموزشی دارد. پارامتر منظم‌سازی بزرگ ممکن است با داده‌های آموزشی بیشتری مطابقت داشته باشد. شرح جامع پارامترهای SVM را می‌توان در نوشته‌های کریستیانی و تیلور (۲۰۰۰) و بورگز (۱۹۹۸) مشاهده نمود. طبقه‌بندی SVM شامل چهار نوع خطی، چندجمله‌ای، RBF و سیگموئید است. نوع RBF در بیشتر موارد به خوبی عمل می‌کند. ساختار ریاضی این چهار نوع در معادلات زیر نشان داده شده است.

$k(x_i, x_j) = x_i^t x_j$	خطی	رابطه (۱)
$k(x_i, x_j) = (\gamma x_i^t x_j + r)^d, \gamma > 0$	چند جمله ای	رابطه (۲)
$k(x_i, x_j) = \exp(-\gamma \ x_i - x_j\ ^2), \gamma > 0$	نوع RBF	رابطه (۳)
$k(x_i, x_j) = \tan h(\gamma x_i^t x_j + r)$	نوع سیگموئید	رابطه (۴)

در این معادلات، x_i بردار پشتیبانی آنها، x_j نقاط آموزش داده شده برای آنها، t پارامتر هموارسازی، k تابع مرکزی، γ اقلیدسی، γ پهنای هسته در توابع هسته مدل‌ها به جز مدل خطی، d نسبت درجه چندجمله‌ای در توابع هسته، r نسبت بایاس در توابع هسته‌ای مدل‌های چندجمله‌ای و سیگموئید بوده و γ ، d ، r پارامترهای کنترل شده توسط کاربر است؛ زیرا تعریف صحیح آنها به طور قابل توجهی باعث افزایش دقت SVM می‌شود.

ترسیم خودکار خط ساحلی به دلیل وجود منطقه اشباع از آب در مرز خشکی و آب، فرایند پیچیده‌ای است (Maiti & Bhattacharya, 2009). برای استخراج پهنه آبی از تصاویر سنجنش از دور چندین شاخص طیفی پیشنهاد شده که در آن معمولاً

تفاوت نرمال شده بین دو باند محاسبه شده و سپس برای تقسیم نتایج به دو طبقه، آستانه مناسب ایجاد می‌شود (پهنه‌های دارای آب و فاقد آب). در این تحقیق، برای شناسایی پهنه‌های آبی از شاخص‌های NDWI، MNDWI و AWEI در سنجنده‌های TM و OLI استفاده شد.

شاخص تفاوت نرمال شده آب (NDWI) برای اولین بار توسط مک فیتز (۱۹۹۶) برای شناسایی آب‌های سطحی در محیط‌های تالابی و اندازه‌گیری ابعاد آب‌های سطحی پیشنهاد شد. برای محاسبه شاخص NDWI در سنجنده TM و OLI از معادله زیر استفاده شده است.

$$NDWI = \frac{Green - NIR}{Green + NIR} \quad \text{رابطه (۵)}$$

بر این اساس پهنه‌های آبی دارای مقادیر مثبت هستند. پوشش گیاهی و خاک در این شاخص دارای مقادیر صفر یا منفی بوده‌اند. روش MNDWI توسط زو پیشنهاد شده و شاخص قدرتمندی در شناسایی پهنه‌های آبی به شمار می‌رود (Xu, 2006; Ji et al., 2009; Lu et al., 2011). برای محاسبه این شاخص از معادله زیر استفاده شده است.

$$MNDWI = \frac{Green - SWIR1}{Green + SWIR1} \quad \text{رابطه (۶)}$$

پهنه‌های آبی به دلیل بازتاب بالاتر در باند سبز نسبت به باند مادون قرمز موج کوتاه مقادیر مثبت داشته و پهنه‌های فاقد آب دارای مقادیر منفی هستند (Xu, 2006). مقادیر آستانه MNDWI می‌تواند نتایج را به دو پهنه آبی و غیرآبی تقسیم نماید.

جدول ۱. خصوصیات باندهای استفاده شده از ماهواره های لندست ۵ و ۸

سنجنده	گذر	ردیف	تاریخ تصویربرداری	باند	توان تفکیک	طول موج
TM لندست ۵	۱۶۶	۳۴	۱۹۹۲/۰۷/۱۸ ۲۰۰۲/۰۷/۱۴	باند ۱	۳۰ متر	آبی
				باند ۲	۳۰ متر	سبز
				باند ۳	۳۰ متر	قرمز
				باند ۴	۳۰ متر	مادون قرمز نزدیک
				باند ۵	۳۰ متر	مادون قرمز موج کوتاه
				باند ۶	۱۲۰ متر	حرارتی
				باند ۷	۳۰ متر	مادون قرمز موج کوتاه
OLI و TIRS لندست ۸	۱۶۶	۳۴	۲۰۱۳/۰۷/۲۸ ۲۰۲۲/۰۷/۱۳	باند ۱	۳۰ متر	گرد و غبار، ساحل
				باند ۲	۳۰ متر	آبی
				باند ۳	۳۰ متر	سبز
				باند ۴	۳۰ متر	قرمز
				باند ۵	۳۰ متر	مادون قرمز نزدیک
				باند ۶	۳۰ متر	مادون قرمز موج کوتاه
				باند ۷	۳۰ متر	مادون قرمز موج کوتاه
			باند ۱۰	۱۰۰ متر	مادن قرمز حرارتی	

شاخص دیگر که در این تحقیق استفاده شد شاخص خودکار استخراج پهنه‌های آبی (AWEI) است. هدف اصلی شاخص AWEI به حداکثر رساندن قابلیت تفکیک پیکسل‌های آبی و غیرآبی با استفاده از تفاوت باندها و جمع و اعمال ضرایب مختلف است. بر این اساس، برای کاهش اثر پیکسل‌های غیرآبی و افزایش دقت در استخراج پیکسل‌های آبی دو معادله جداگانه پیشنهاد شده است (فیسا و همکاران، ۲۰۱۴). تعریف ریاضی شاخص AWEI در معادله ۷ و ۸ ارائه شده است:

$$AWEI_{nsh} = 4(Green - SWIR1) - (0.25(NIR)) + 2.75(SWIR2) \quad \text{رابطه (۷)}$$

$$AWEI_{sh} = Blue + 2.5(Green) - 1.5(NIR + SWIR1) - 0.25(SWIR2) \quad \text{رابطه (۸)}$$

شاخص AWEI nsh برای حذف پیکسل‌های غیرآبی از جمله سطوح ساخت‌وساز شده در مناطقی با پس‌زمینه شهری طراحی شده است لیکن شاخص AWEI sh با حذف پیکسل‌هایی که شاخص AWEI nsh از توان حذف آن‌ها برخوردار نیست از دقت بالاتری برخوردار است.

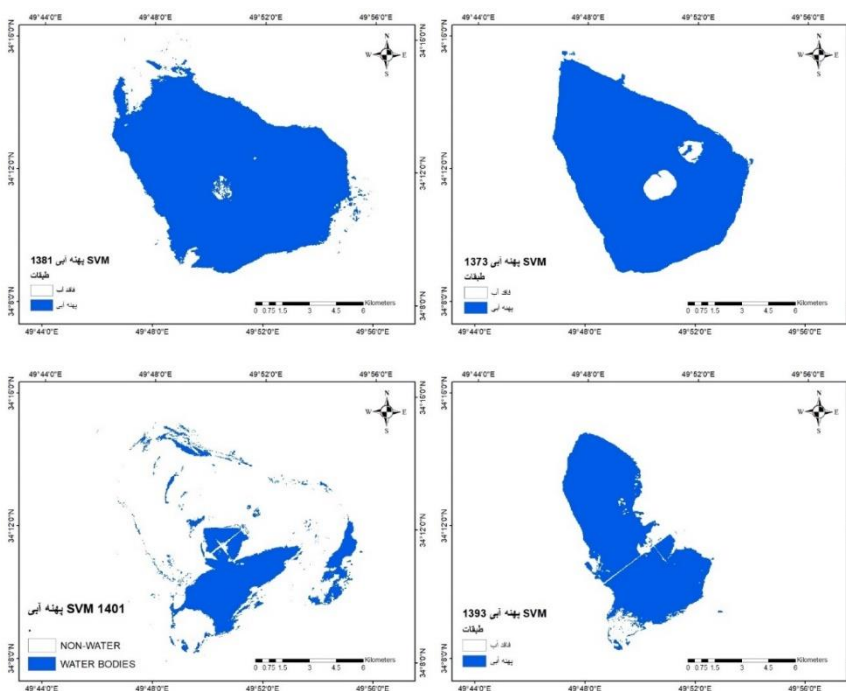
در این تحقیق، عملکرد شاخص‌های طیفی آب با استفاده از همبستگی پیرسون مورد آزمایش قرار گرفت. همبستگی پیرسون یک شاخص آماری برای برقراری روابط خطی بین دو متغیر است. برای محاسبه این شاخص از معادله زیر استفاده می‌شود:

$$(A, B) = \frac{\sum m,n (A_{m,n} - M_A)(B_{m,n} - M_B)}{\sqrt{\sum m,n (A_{m,n} - M_A)^2 \sum (B_{m,n} - M_B)^2}} \quad \text{رابطه (۹)}$$

در این معادله، MA و MB مقادیر میانگین دو تصویر A و B هستند. در صورت امکان مقادیر پیرسون بایستی نزدیک به عدد ۱ باشد. تفاوت بین مقادیر پیرسون نشان‌دهنده کیفیت مکانی محاسبات خواهد بود.

۳- یافته‌ها

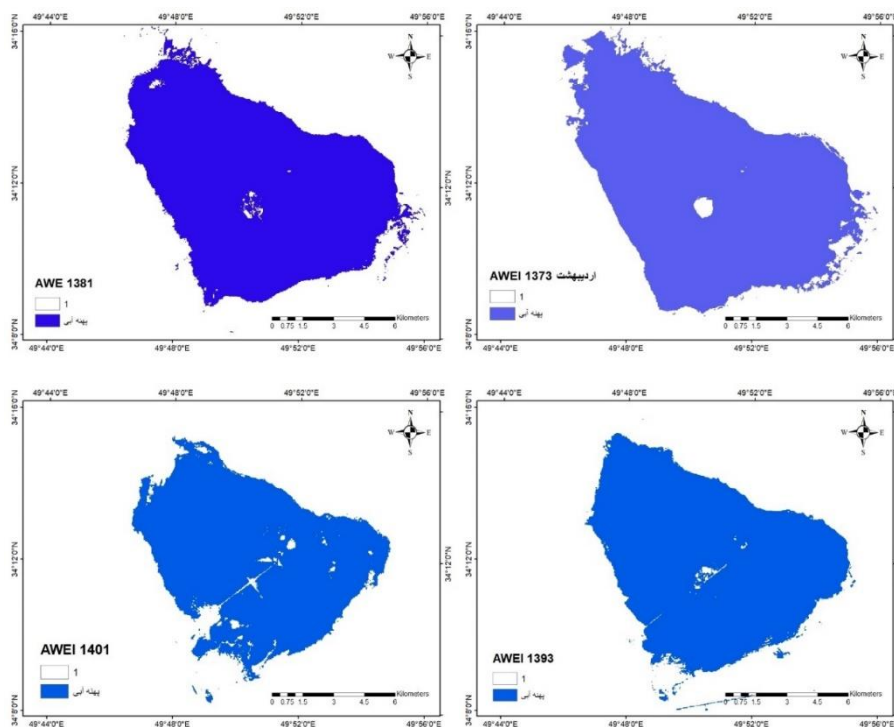
در اولین مرحله، با استفاده از مدل بردار پشتیبانی (SVM) پهنه آبی استخراج گردید. تصویر زیر که با استفاده از ماهواره لندست ۵ و ۸ به دست آمده است تغییرات دریاچه را از سال ۱۳۷۳ تا ۱۴۰۱ نشان می‌دهد (شکل ۳). این تصاویر در دو بخش پهنه آبی و فاقد آب طبقه‌بندی شده‌اند. نمونه‌های آموزشی به صورت تصادفی از مناطق همگن جمع‌آوری شدند. تابع RBF به عنوان روش مرکزی در طبقه‌بندی SVM انتخاب شد. این تابع در اکثر موارد به خوبی عمل کرده و می‌تواند به صورت خطی مشکل عدم تفکیک مناطق را حل نماید. پس از طبقه‌بندی، نواحی فاقد آب از تصاویر حذف گردید؛ زیرا این تحقیق بر روی پهنه‌های آبی متمرکز بوده است.



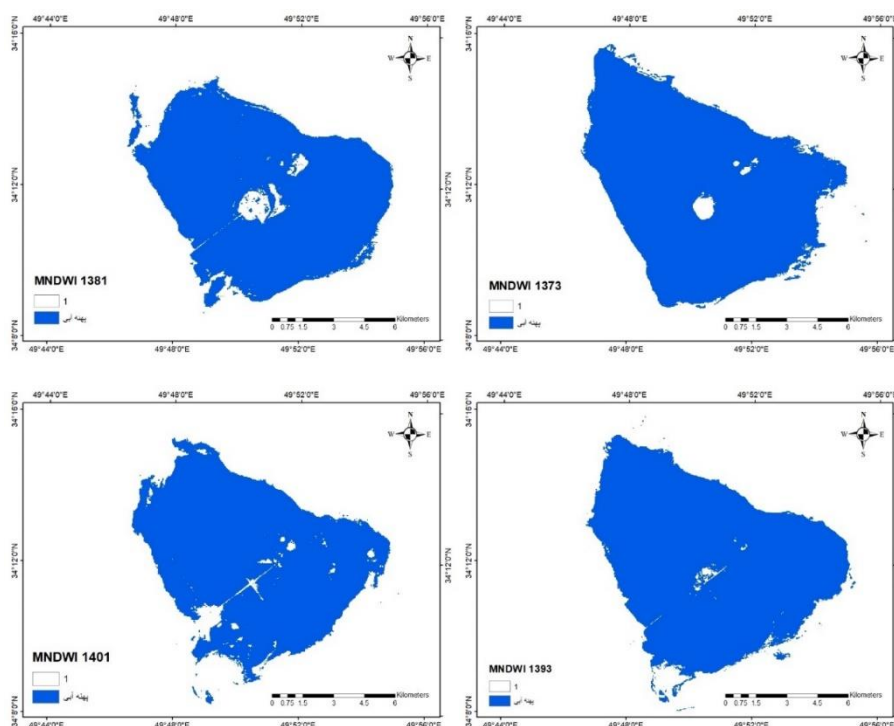
شکل ۳. تغییرات سطح تالاب میقان در بازه زمانی ۱۳۷۳ تا ۱۴۰۱ با استفاده از ماشین بردار پشتیبانی (SVM)

برای تشخیص تفاوت بین پهنه آبی و نواحی فاقد آب، سه شاخص طیفی NDWI، MNDWI و AWEI بر روی تالاب میقان به کار گرفته شد. شاخص NDWI اجسام آبی و غیرآبی را به خوبی از هم جدا می‌کند به طوری که مناطق آبی دارای مقادیر بیش از صفر و مناطق برخوردار از پوشش گیاهی دارای مقادیر منفی هستند. تصاویر NDWI و MNDWI با استفاده از آستانه صفر به دو

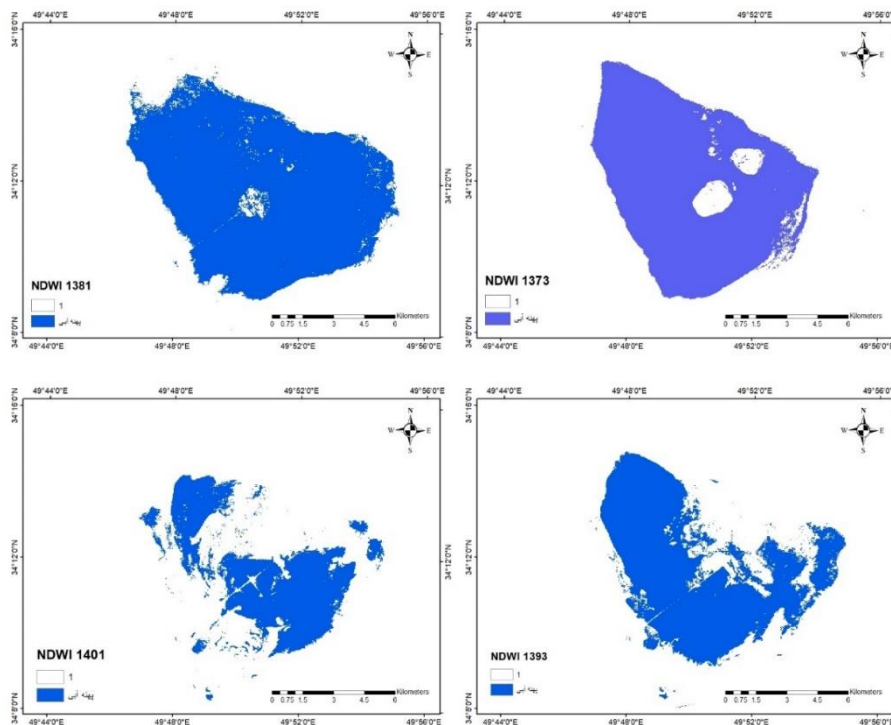
بخش پهنه آبی و غیرآبی طبقه‌بندی می‌شوند. مقدار آستانه بهینه برای شاخص AWEI همان‌طور که فیسا و همکاران (۲۰۱۴) پیشنهاد کرده‌اند در بین ۰/۱۵- تا ۰/۴۵ متغیر است. در این تحقیق برای ایجاد سازگاری بین تمام شاخص‌های اعمال شده مقدار آستانه صفر در نظر گرفته شد. نقشه‌های تولید شده از این شاخص‌ها برای بازه مورد مطالعه در زیر نمایش داده شد.



شکل ۴. پهنه آبی ترسیم شده با شاخص AWEI در بازه زمانی ۱۳۷۳ تا ۱۴۰۱



شکل ۵. پهنه آبی ترسیم شده با شاخص MNDWI در بازه زمانی ۱۳۷۳ تا ۱۴۰۱



شکل ۶. پهنه آبی ترسیم شده با شاخص NDWI در بازه زمانی ۱۳۷۳ تا ۱۴۰۱

مساحت تالاب میقان با استفاده از طبقه‌بندی SVM و شاخص‌های طیفی برای سال‌های ۱۳۷۳، ۱۳۸۱، ۱۳۹۳ و ۱۴۰۱ استخراج شده و در جدول ۱ نشان داده شد. به این منظور از تصاویر ۲۸ سال استفاده شد. با توجه به شاخص‌های NDWI، MNDWI، AWEI و SVM تغییرات سطح تالاب در این بازه زمانی بسیار شدید بوده است. نتایج نشان می‌دهد که مساحت سطح تالاب میقان در تیر ۱۳۷۳ بر اساس مدل SVM برابر با ۷۹ کیلومترمربع بوده است (جدول ۲). بر اساس همین شاخص مساحت تالاب تا تیر ۱۴۰۱ به ۲۴/۸۱ کیلومترمربع کاهش یافت. با توجه به نتایج به دست آمده، بیشترین میزان تغییر سطح آب در بخش شمالی تالاب مشاهده شد.

جدول ۲. مساحت پهنه‌های آبی بر حسب کیلومترمربع برای شاخص‌های مورد استفاده در بازه زمانی ۱۳۷۳ تا ۱۴۰۱

مساحت پهنه‌های آبی بر حسب کیلومترمربع				
۱۴۰۱	۱۳۹۳	۱۳۸۱	۱۳۷۳	شاخص
۲۴/۸۱	۴۴/۱	۹۴/۳۵	۷۹	SVM
۳۲/۴۳	۵۴/۹	۸۸/۴۲	۷۴	NDWI
۷۹/۲۶	۹۰/۱	۸۴/۲۸	۹۳/۱۱	MNDWI
۷۸/۵	۸۹/۹	۱۰۱/۸۱	۱۱۲/۶	AWEI

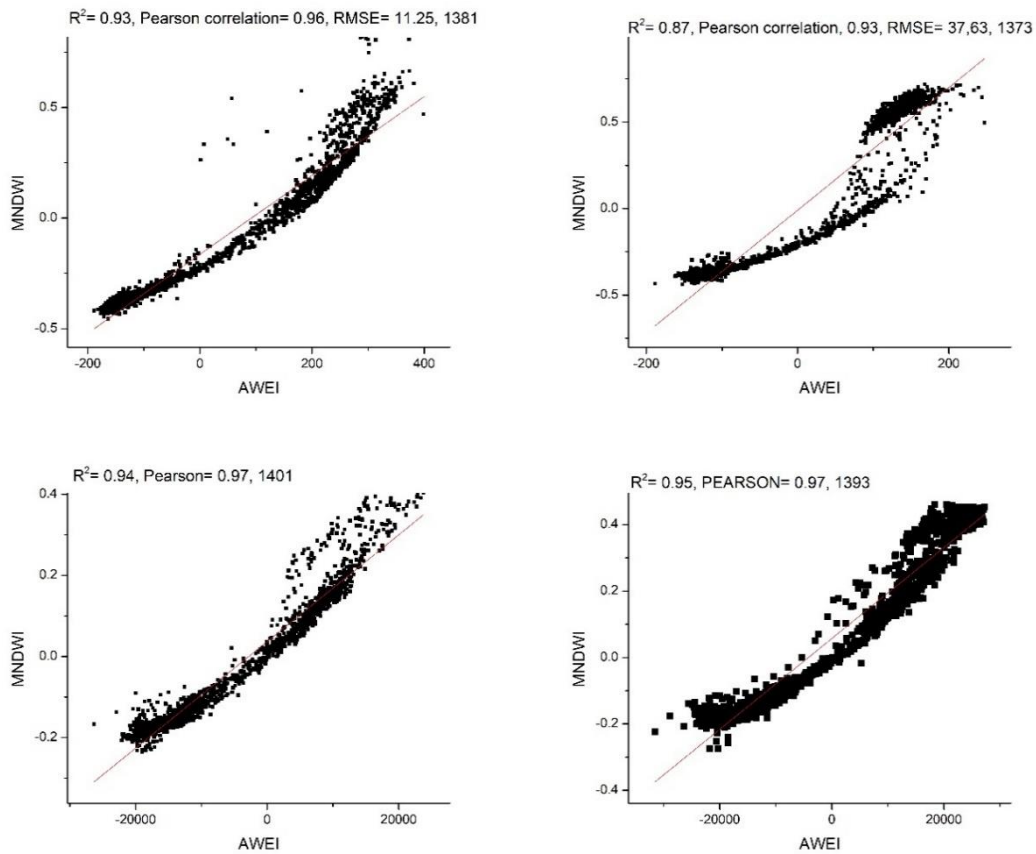
جدول ۳. مساحت پهنه‌های آبی بر حسب درصد برای شاخص‌های مورد استفاده در بازه زمانی ۱۳۷۳ تا ۱۴۰۱

مساحت پهنه‌های آبی بر حسب درصد				
۱۴۰۱	۱۳۹۳	۱۳۸۱	۱۳۷۳	شاخص
۱۴/۲۵	۲۵/۳۴	۵۴/۲۲	۴۵/۴	SVM
۱۸/۶۳	۳۱/۵۵	۵۰/۸۱	۴۲/۵۲	NDWI
۴۵/۵۵	۵۱/۷۸	۴۸/۴۳	۵۳/۵۱	MNDWI
۴۵/۱۱	۵۱/۶۶	۵۸/۵۱	۶۴/۷۱	AWEI

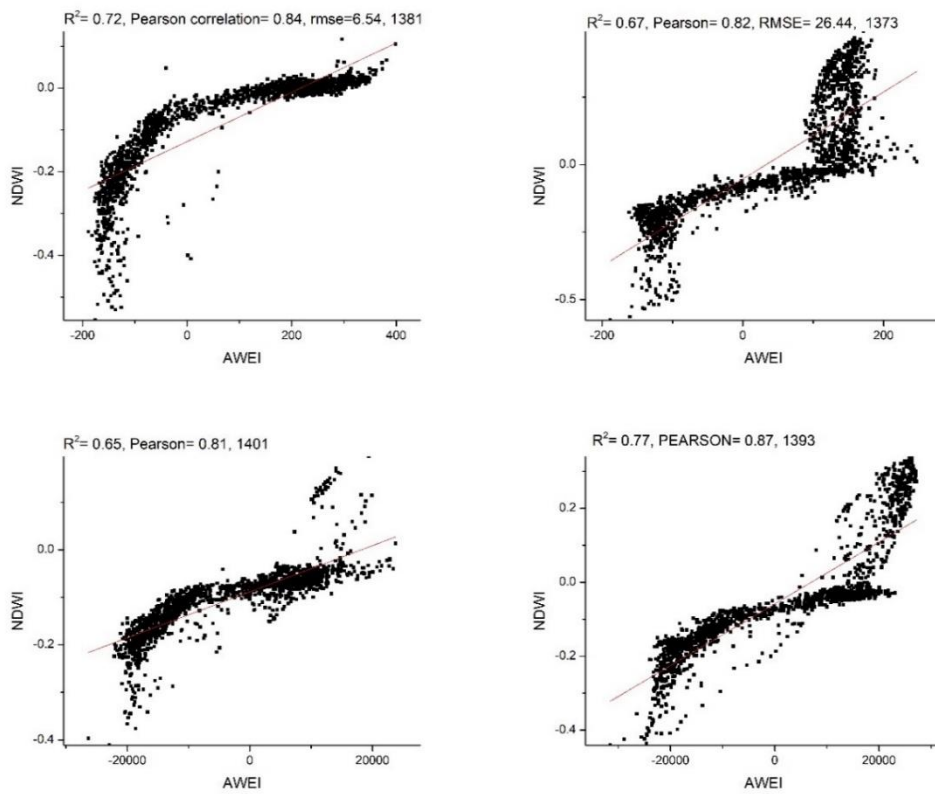
همان‌طور که در جدول ۴ نشان داده شد، کیفیت طیفی شاخص‌ها با همبستگی پیرسون اندازه‌گیری شد. بیشترین همبستگی پیرسون بین AWEI و MNDWI در سال‌های ۱۳۷۳، ۱۳۸۱، ۱۳۹۳ و ۱۴۰۱ به ترتیب با مقادیر ۰/۹۳، ۰/۹۶، ۰/۹۷ و ۰/۹۷ مشاهده شد. کمترین مقدار همبستگی پیرسون بین MNDWI و NDWI در سال‌های ۱۳۷۳، ۱۳۸۱، ۱۳۹۳ و ۱۴۰۱ به ترتیب با مقدار ۰/۷۶، ۰/۷۶، ۰/۸۶ و ۰/۷۴ مشاهده شد.

جدول ۴. مقادیر همبستگی پیرسون برای شاخص‌های استفاده شده در بازه زمانی مورد مطالعه

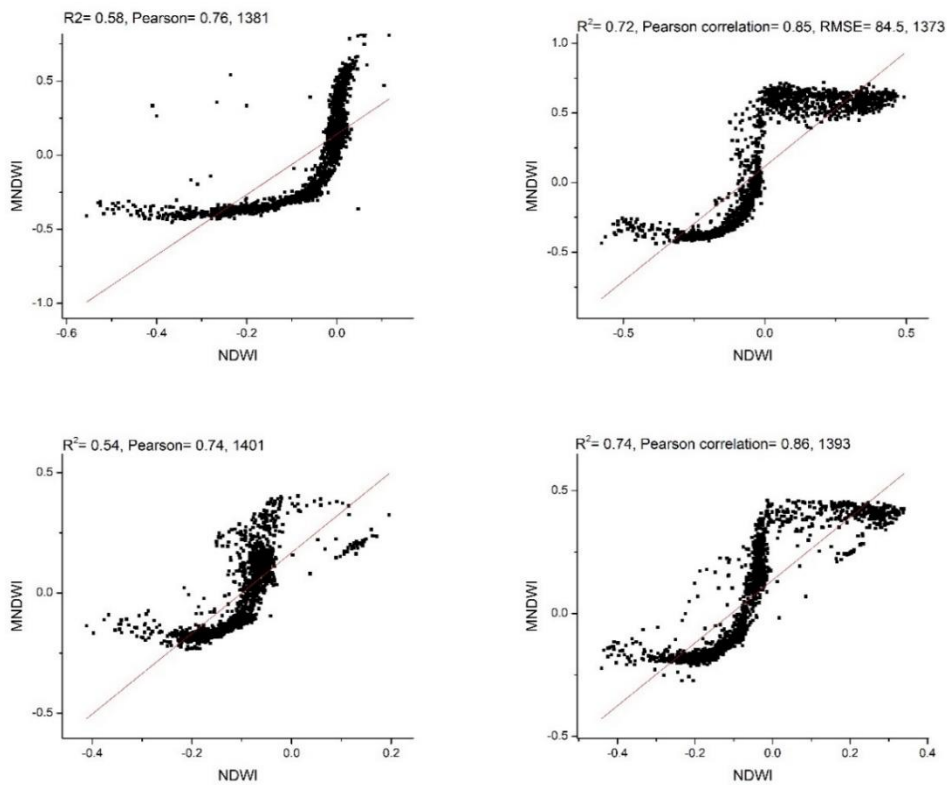
شاخص	۱۳۷۳	۱۳۸۱	۱۳۹۳	۱۴۰۱
پیرسون	۰/۸۲	۸۴	۰/۸۷	۰/۸۱
NDWI و AWEI	۰/۹۳	۰/۹۶	۰/۹۷	۰/۹۷
MNDWI و MNDWI	۰/۸۵	۰/۷۶	۰/۸۶	۰/۷۴
NDWI				



شکل ۷. نمودار پراکنش بین AWEI و MNDWI در بازه زمانی ۱۳۷۳ تا ۱۴۰۱



شکل ۸. نمودار پراکنش بین AWEI و NDWI در بازه زمانی ۱۳۷۳ تا ۱۴۰۱



شکل ۹. نمودار پراکنش بین NDWI و MNDWI در بازه زمانی ۱۳۷۳ تا ۱۴۰۱

۴- بحث و نتیجه‌گیری

در این تحقیق برای شناسایی و تجزیه و تحلیل تغییرات مکانی و تعیین کمیت تغییر سطح تالاب میقان از تصاویر ماهواره‌ای و GIS استفاده شده است. استفاده از تصاویر ماهواره‌ای برای استخراج اطلاعات در مورد تغییرات سطح آب تالابها از سرعت و دقت بالایی برخوردار است. این امر مخصوصاً در بازه‌های زمانی طولانی‌تر مشهود است. این رویکرد مبتنی بر طبقه‌بندی SVM و شاخص‌های طیفی NDWI، MNDWI و AWEI است. با توجه به نتایج همبستگی پیرسون، شاخص MNDWI و AWEI نسبت به سایر شاخص‌ها در تعیین پهنه آبی به نتایج بهتری دست یافته‌اند. بسته به این نتایج در شاخص AWEI، از سال ۱۳۷۳ تا ۱۴۰۱، مساحت دریاچه از ۱۱۲/۶ کیلومتر مربع به ۷۸/۵ کیلومتر مربع کاهش یافته و به عبارتی مساحت آن از ۶۴/۷۱ درصد به ۴۵/۱۱ درصد منطقه مورد مطالعه رسید. این تحقیق امکان برآورد تغییرات سطح آب تالاب را با بهره‌گیری از داده‌های ماهواره‌ای نشان داد. در شاخص ماشین بردار پشتیبانی نیز مساحت دریاچه از ۷۹ کیلومتر مربع به ۲۴/۸۱ کیلومتر مربع رسیده و مساحت تالاب از ۴۵/۴ درصد به ۱۴/۲۵ درصد کاهش یافت. در مناطقی که میزان آلودگی کم باشد دقت استخراج پهنه‌های آبی کاهش می‌یابد. این امر در نواحی دارای پوشش ابر و نواحی ساخت‌وساز شده دارای پوشش آسفالت قابل توجه است. وجود سایه در تصاویر ممکن است به دلیل الگوی بازتاب طیفی مشابه پهنه‌های آبی باعث طبقه‌بندی اشتباه شده و این شباهت ممکن است دقت مناطق پهنه‌های آبی را کاهش داده و سطح پهنه‌ها را در بازه‌های زمانی مختلف به شکل اشتباهی کاهش دهد (Frey et al., 2010; Verpoorter et al., 2012). در محیط‌هایی با بازتاب طیفی کم که دارای سطوح تاریک غیرآبی هستند روش‌های طبقه‌بندی ساده ممکن است به اندازه کافی و دقیق نتواند پیکسل‌های آب را از پیکسل‌های غیرآبی تشخیص دهد؛ بنابراین در این تحقیق از سه شاخص طیفی آب استفاده شد. در تصاویر MNDWI، NDWI و AWEI تفاوت جزئی را نمی‌توان به‌صورت دستی با بازدیدهای میدانی تشخیص داد؛ بنابراین بین شاخص‌ها همبستگی پیرسون برقرار گردید. نتایج نشان می‌دهد که هیچ شاخص آبی قادر به تمایز خودکار سطوح آب از سطوح سایه‌دار نیست. شاخص MNDWI در مقایسه با شاخص NDWI برای تشخیص آب در نواحی ساخته شده مناسب‌تر است. مقادیر آستانه اعمال شده برای شاخص MNDWI نسبت به شاخص NDWI بسیار کمتر است. استفاده از مقادیر صفر به عنوان یک مقدار آستانه پیش‌فرض می‌تواند دقت جداسازی آب را در تشخیص MNDWI افزایش دهد. این امر می‌تواند برای استخراج دقیق‌تر پهنه‌های آبی با این شاخص بسیار مفید باشد. علاوه بر این، شاخص MNDWI نسبت به شاخص NDWI اطلاعات دقیق‌تری را در مورد آب ارائه می‌دهد.

۵- سپاس‌گزاری

این مقاله با حمایت‌های معنوی دانشگاه زنجان انجام شده است.

۶- فهرست منابع

- باقری، محمد؛ باقری، علی و سهولی، غلامعباس (۱۳۹۵). تحلیل تغییرات پهنه آبی دریاچه بختگان تحت تاثیر عوامل طبیعی و انسانی، نشریه تحقیقات منابع آب ایران، ۱۲(۳)، ۱۱-۱.
- خسروی، رضا؛ حسن زاده، رضا؛ حسینجانی زاده، مهدیه و محمدی، صدیقه (۱۳۹۹). بررسی تغییرات پهنه های آبی با استفاده از شاخص های آبی و گوگل ارث انجین، نشریه اکوهیدرولوژی، ۷(۱)، ۱۴۶-۱۳۱.
- رضایی مقدم، محمد؛ محمدزاده، کیوان و پیشنماز احمدی، مجید (۱۳۹۹). بررسی و مقایسه الگوریتم های شی گرا در استخراج پهنه های آبی با تصاویر ماهواره سنتینل، نشریه اطلاعات جغرافیایی، ۲۹، ۳۳-۲۱.
- یوسفی، محمدرضا (۱۴۰۱). برآورد پهنه آبی دریاچه ارومیه با استفاده از تصاویر ماهواره ای لندست ۸ با استفاده از شاخص MNDWI، نشریه جغرافیا، ۷۴(۲۰)، ۱۸۶-۱۶۵.

References

- Bagheri, M., Bagheri, A., & Sohooli, G. (2016). Analysis of changes in the Bakhtegan lake water body under the influence of natural and human factors, Iran- Water Resources Research, 12(37), 1-11. https://www.iwrr.ir/article_41333.html?lang=en [In Persian]
- Boser, B., Guyon, I., & Vapnik, V. (1992). A training algorithm fotoptimal margin classifier, in: Proceedings of the Fifth Annual ACM Conference on Computational Learning Theory, Pittsburgh, 8, 144-152. DOI: 10.1145/130385.130401
- Burges, C. (1998). A tutorial on support vector machines for pattern recognition, Data Mining Know. Discov. 2, 121-167. <https://www.di.ens.fr/~mallat/papiers/svmtutorial.pdf>
- Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector network, Mach. Learn. 20: 273-297. http://image.diku.dk/imagecanon/material/cortes_vapnik95.pdf
- Cristianini, N., & Shawe-Taylor, J. (2000). An Introduction to SupportVector Machines and Other Kernelbased Learning Methods, Cambridge University Press, 2000, <http://dx.doi.org/10.1017/CBO9780511801389>.
- Dalponte, M., Bruzzone, L., & Gianelle, D. (2012). Tree species classification in the Southern Alps based on the fusion of very highgeometrical resolution multispectral/hyperspectral images andlidar data, Remote Sens. Environ. 123, 258-270. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.03.013>
- Davranche, A., Lefebvre, G., & Poulin, B. (2010). Wetland monitoring usingclassification trees and SPOT-5 seasonal time series, RemoteSens. Environ. 114, 552-562. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2009.10.009>
- Duan, Z., & Bastiaanssen, W. (2013). Estimating water volume variations in lakes and reservoirs from four operational satellitealtimetry databases and satellite imagery data, Remote Sens.Environ. 134, 403-416. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.03.010>
- Feyisa, G., Meilby, H., Fensholt, R., & Proud, S. (2014). Automated Water Extraction Index: a new technique for surface water map-ping using Landsat imagery, Remote Sens. Environ. 140, 23-35. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2013.08.029>
- Foody, G., & Mathur, A. (2006). The use of small training sets containing mixed pixels for accurate hard image classification: training onmixed spectral responses for classification by a SVM, RemoteSens. Environ. 103, 179-189. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2006.04.001>
- Foody, G., Boyd, D., & Sanchez-Hernandez, C. (2007). Mapping a specific class with an ensemble of classifiers, Int. J. Remote Sens. 28, 1733-1746. <https://doi.org/10.1080/01431160600962566>
- Frey, H., Huggel, C., Paul, F., & Haerberli, W. (2010). Automated detection ofglacier lakes based on remote sensing in view of assessing asso-ciated hazard potentials, Grazer Schriften Geogr. Raumforsch. 45, 261-272. DOI:10.5167/UZH-128917
- Giardino, C., Bresciani, M., Villa, P., & Martinelli, A. (2010). Application of remote sensing in water resource management: the casestudy of Lake Trasimeno, Italy, Water Resour. Manag. 24, 3885-3899. DOI: 10.1007/s11269-010-9639-3
- Hannv, Z., Qigang, J., & Jiang, X. (2013). Coastline extraction using sup-port vector machine from remote sensing image, J. Multimed.8, 12-24. DOI:10.4304/jmm.8.2.175-182
- Huang, C., Davis, L., & Townshend, J. (2002). An assessment of sup-port vector machines for land cover classification, Int. J. RemoteSens. 23, 725-749. <https://doi.org/10.1080/01431160110040323>
- Khosravi, R., Hassanzadeh, R., Hossinjanizadeh, M., Mohammadi, S. (2020). Investigating Water Body Changes Using Remote Sensing Water Indices and Google Earth Engine: Case Study of Poldokhtar Wetlands, Lorestan Province, ECOHYDROLOGY, 7(1), 131- 146. 11. [10.22059/IJE.2020.295498.1265](https://doi.org/10.22059/IJE.2020.295498.1265) [In Persian]
- Maiti, S., & Bhattacharya, (2009). A. Shoreline change analysis and itsapplication to prediction: a remote sensing and statistics basedapproach, Mar. Geol. 257, 11-23. <https://doi.org/10.1016/j.margeo.2008.10.006>
- McFeeters, S. (1996). The use of the normalized difference water index (NDWI) in the delineation of open water features, Int. J. RemoteSens. 17, 1425-1432. <https://doi.org/10.1080/01431169608948714>
- Nath, R., & Deb, S. (2010). Water-body area extraction from high reso-lution satellite images – an introduction, review, and comparison,Int. J. Image Process. 3, 353-372. [https://www.scirp.org/\(S\(lz5mqp453edsnp55rrgjt55.\)\)/reference/referencespapers.aspx?referenceid=1527018](https://www.scirp.org/(S(lz5mqp453edsnp55rrgjt55.))/reference/referencespapers.aspx?referenceid=1527018)
- Ouma, Y., & Tateishi, R. (2006). A water index for rapid mapping of shore-line changes of five East African Rift Valley lakes: an empiricalanalysis using Landsat TM and ETM+ data, Int. J. Remote Sens.27, 3153-3181. <https://doi.org/10.1080/01431160500309934>

- Pardo-Pascual, J., Almonacid-Caballer, J., Ruiz, L., & Palomar-Vázquez, J. (2012). Automatic extraction of shorelines from Landsat TM and ETM+ multi-temporal images with subpixel precision, *Remote Sens. Environ.* 123, 1–11. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2012.02.024>
- Poulin, B., Davranche, A., & Lefebvre, G. (2010). Ecological assessment of *Phragmites australis* wetlands using multi-season SPOT-5 scenes, *Remote Sens. Environ.* 114, 1602–1609. <https://doi.org/10.1016/j.rse.2010.02.014>
- Rezari Moghaddam, M., Mohammadzade, K., Pishnamaz Ahmadi, M. (2020). Investigating and comparing object-oriented algorithms used for extraction of water bodies from Sentinel imagery, *Scientific-Research Quarterly of Geographical Data (SEPEHR)*, 29(115), 21- 34. 11. <https://doi.org/10.22131/sepehr.2020.47878> [In Persian]
- Rogers, A., & Kearney, M. (2004). Reducing signature variability in unmixing coastal marsh Thematic Mapper scenes using spectral indices, *Int. J. Remote Sens.* 25, 2317–2335. <https://doi.org/10.1080/01431160310001618103>
- Rokni, K., Ahmad, A., Selamat, A., & Rokni, S. (2014). Water feature extraction and change detection using multitemporal Landsat imagery, *Remote Sens.* 6, 4173–4189. <https://doi.org/10.3390/rs6054173>
- Verpoorter, C., Kutser, T., & Tranvik, L. (2012). Automated mapping of water bodies using Landsat multispectral data, *Limnol. Oceanogr. -Methods* 10, 1037–1050. <https://doi.org/10.4319/lom.2012.10.1037>
- Wang, S., Baig, M., Zhang, L., Jiang, H., Ji, Y., Zhao, H., & Tian, J. (2015). A Simple Enhanced Water Index (EWI) for percent surface water estimation using Landsat data, *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Observ. Remote Sens.* 8, 90–97. <https://ieeexplore.ieee.org/document/7027774>
- Xu, H. (2006). Modification of normalised difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery, *Int. J. Remote Sens.* 27, 3025–3033. <https://doi.org/10.1080/01431160600589179>
- Yousefiroshan, M. (2022). Estimation of lake Urmia water area using Landsat 8 satellite imagery using MNDWI index, *Journal of Geography*, 20(74), 165- 186. 11. <http://dor.net/dor/20.1001.1.27833739.1401.20.74.9.9> [In Persian]