



Research Paper

Analysis of Changes in the Surface of Anzali Wetland Using Spectral Indices, Random Tree Classification (RTC), and Maximum Likelihood Classification (MLC) from 1992 to 2022

Mehdi Feyzolāhpour*¹ 

1. Assistant Professor, Department of Geography, Faculty of Human Science, University of Zanjan, Zanjan, Iran.

 DOI: 10.22124/GSCAJ.2024.24889.1251

Received: 2023/07/03

Accepted: 2024/05/10

Abstract

The Anzali Wetland is experiencing land degradation and over-exploitation in various forms. Understanding the nature of these changes is essential for wetland management. This research aimed to utilize Normalized Difference Vegetation Index (NDVI), Normalized Difference Water Index (NDWI), Normalized Difference Built-up Index (NDBI), Excess Normalized Difference Built-up Index (ENDBI), Maximum Likelihood Classification (MLC), and Random Tree Classification (RTC) in evaluating changes in vegetation, water area, and wasteland in the period between 1992 and 2022. According to the obtained results, the NDVI index showed a sharp decrease in vegetation density. While all indicators showed humidity fluctuations in Anzali Wetland. The NDBI-ENDBI index showed a strong increasing trend in the expansion of the built-up area. Based on these changes, it was concluded that urban development has been progressing rapidly over the years in the Anzali wetland basin. Investigations showed that the maximum NDVI values decreased significantly and reached 0.67 in 1992 to 0.59 in 2022. The maximum NDWI values have also reached from 0.34 in 1992 to 0.1 in 2022. In other words, the water resource index has decreased significantly and this shows the condition of Anzali wetland. In contrast, land use methods showed that the water area has decreased from 44.17 km² for the RTC model in 1992 to 36.6 km² in 2022.

Keywords: Wetland Area Changes, Spectral Indices, Land Use Changes, Urban Development, Anzali Wetland.

Highlight

- In this research, the changes in the level of Anzali Wetland in a period of 30 years were investigated through spectral indices, random tree methods, and maximum likelihood.
- So far, the changes in wetlands have been studied using spectral indices, but spectral indices such as ENDBI have not been used to examine land use changes.
- Also, in this area, for the first time, random tree and maximum likelihood have been used to investigate the changes in Anzali wetland area.

Extended Abstract

Introduction

Similar indicators have been created in order to separate urban levels from other levels. Based on the reflective nature of built-up areas on short-wave infrared and near-infrared bands compared to other surfaces, the ratio of addition and subtraction of these bands is used to detect built-up areas. In this research, using multi-spectral indices, random tree (RTC) and maximum likelihood classification (MLC), changes in the water zone of Anzali lagoon have been investigated. Measuring and documenting the nature of these changes in effective policies and decisions in sustainable management is important and necessary. Therefore, this research aimed to use NDVI, NDWI, NDBI-ENDBI, RTC and MLC indices in evaluating the changes in vegetation cover, water area and constructed areas and land use and land cover changes in the 30-year period of Anzali Wetland since 1992 to 2022.

Methodology

This research has used both remote sensing and GIS techniques to analyze the changes in the Anzali Wetland water zone in the period between 1992 and 2022. Multi-time images of Landsat, 5 TM sensor, Landsat 8 OLI, and TIRS sensors were downloaded from the United States Geological Survey website for Anzali wetland area. MLC, RTC, NDBI, NDWI, NDVI and ENDBI indices were used to extract the values of vegetation, water bodies and built-up

* Corresponding Author: feyzolahpour@znu.ac.ir

areas. Four Landsat images from July in a period of 30 years were used to calculate the indices. Two methods of maximum likelihood and random tree were also used to investigate Anzali wetland area based on land use change. MLC method is a supervised classification method derived from the bias theory and expresses the probability of a pixel belonging to a class.

Results and discussion

The results showed that the positive values of NDVI ranged between 0.58 and 0.71, which indicated the presence of dense vegetation in the Anzali Wetland in the period between 1992 and 2022. NDWI index was used to distinguish and compare water levels from non-water levels between 1992 and 2022. The results showed that the positive values of this index are between 0.1 and 0.42 and represent water levels with high moisture content during the period of 1992 and 2022. The NDBI index compares built-up areas with wetlands. The results showed that the positive values of this index were between 0.19 and 0.47 and it was a sign of the presence of built surfaces in the wetland during the study period. Also, the negative values for these years ranged from -0.44 to -0.62 and indicated water levels. In this research, the ENDBI index was used to identify the areas built from barren lands. According to the results, the highest values of this index are between 0.21 and 0.58 and the lowest values of this index are between -0.52 and -0.66. Investigations showed that there was a significant difference between the zoning of the water zone between the MLC and RTC models, and between 1992 and 2022, it is significant that the main reason was the algae cover on the surface of the lagoon, as a result of which the water pixels were correctly detected. were not given in the maximum probability model, this is more noticeable, as a result of which the volume reduction has reached 3% from 20%, which seems exaggerated. In the random tree model, this change reaches from 28% to 23.1%, which showed a decrease in volume. These two models have significant differences in distinguishing between barren land and agricultural land. Agricultural land in the maximum likelihood model has increased from 66.1% to 84.3%.

Conclusion

Investigations indicated that the maximum NDVI values decreased significantly from 0.67 in 1992 to 0.59 in 2022. The maximum NDWI values have also reached from 0.34 in 1992 to 0.1 in 2022. In other words, the water resource index has decreased significantly that shows the condition of Anzali wetland. In contrast, land use methods showed that the water area decreased from 44.17 km² for the RTC model in 1992 to 36.6 km² in 2022. The investigation of the changes showed that the area of Anzali Wetland is experiencing intense urban development, characterized by the decrease in the level of wetlands, agricultural lands and forests, and the increase of built-up areas and barren lands. Most of the urban development took place around the wetland and from there it developed into the main urban centers, which is a representation of the unplanned patterns of land use in the environment. If this process is not controlled, it can aggravate the current environmental problems. Therefore, it is necessary to create a balance between economic and environmental development in urban development planning. In addition, in order to achieve stable conditions in the natural resources of the wetland area, it is recommended to adopt strategic planning in the field of urban areas. This research showed that the four spectral indices used in this research can correctly demonstrate the intensity of urbanization and changes in Anzali wetland area. Furthermore, a combination of four spectral indices achieves better results compared to methods based on field studies.

Funding

There is no funding support.

Authors' Contribution

Authors contributed equally to the conceptualization and writing of the article. All of the authors approved the content of the manuscript and agreed on all aspects of the work.

Conflict of Interest

Authors declared no conflict of interest.

Acknowledgment

We are grateful to all the persons for scientific consulting in this paper.

Citation:

Feyzolahpour, M. (2024). Analysis of Changes in the Surface of Anzali Wetland Using Spectral Indices, Random Tree Classification (RTC), and Maximum Likelihood Classification (MLC) from 1992 to 2022. *Geographical Studies of Coastal Areas Journal*, 5(3), pp. 17-36.

DOI: 10.22124/GSCAJ.2024.24889.1251

Copyrights:

Copyright for this article are retained by the author(s), with publication rights granted to *Geographical studies of Coastal Areas Journal*. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.



بررسی تغییرات سطح تالاب انزلی با استفاده از شاخص های طیفی، درخت تصادفی (RTC) و حداکثر احتمال (MLC) در بازه زمانی ۱۳۷۱ تا ۱۴۰۱

مهدی فیض اله پور^{۱*}

۱. استادیار، گروه جغرافیا، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران.

doi DOI: 10.22124/GSCAJ.2024.24889.1251

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۲/۰۴/۱۲

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۳/۰۲/۲۶

چکیده

تالاب انزلی در حال تجربه تخریب زمین و بهره برداری بیش از حد به اشکال مختلف می باشد. درک ماهیت این تغییرات برای مدیریت تالاب امری ضروری می باشد. این تحقیق به دنبال استفاده از شاخص های تفاوت نرمال شده پوشش گیاهی (NDVI)، شاخص تفاوت نرمال شده آب (NDWI)، شاخص تفاوت پهنه های زمین بایر (NDBI)، شاخص مازاد تفاوت نرمال شده زمین بایر (ENDBI)، مدل حداکثر احتمال (MLC) و درخت تصادفی (RTC) در ارزیابی تغییرات پوشش گیاهی، پهنه آبی و زمین بایر در بازه زمانی بین ۱۳۷۱ تا ۱۴۰۱ می باشد. با توجه به نتایج به دست آمده، شاخص NDVI روند کاهشی شدیدی را در تراکم پوشش گیاهی نشان داد. در حالیکه تمامی شاخص ها، نوسانات رطوبتی را در محدوده تالاب انزلی نشان دادند. شاخص NDBI-ENDBI روند افزایشی شدیدی را در گسترش منطقه ساخته شده نشان داد. بر اساس این تغییرات این نتیجه حاصل شد که توسعه شهری در طول سال ها در حوضه تالاب انزلی به سرعت در حال پیشرفت بوده است. بررسی ها نشان می دهد که مقادیر حداکثر NDVI به شکل قابل توجهی کاهش یافته و از ۰/۶۷ در سال ۱۳۷۱ به ۰/۵۹ در سال ۱۴۰۱ رسیده است. مقادیر حداکثر NDWI نیز از ۰/۳۴ در سال ۱۳۷۱ به ۰/۱ در سال ۱۴۰۱ رسیده است. به عبارتی شاخص منابع آبی به شکل قابل توجهی کاهش یافته و این امر وضعیت تالاب انزلی را به نمایش می گذارد. در مقابل، روش های کاربری زمین نشان می دهد که پهنه آبی از ۴۴/۱۷ کیلومتر مربع برای مدل RTC در سال ۱۳۷۱ به ۳۶/۶ کیلومتر مربع در سال ۱۴۰۱ کاهش یافته است.

واژگان کلیدی: تغییرات پهنه تالاب، شاخص های طیفی، تغییرات کاربری، توسعه شهری، تالاب انزلی.

نکات برجسته:

- در این تحقیق به واسطه شاخص های طیفی و روش های درخت تصادفی و حداکثر احتمال به بررسی تغییرات سطح تالاب انزلی در بازه زمانی ۳۰ سال پرداخته شد. تاکنون با بهره گیری از شاخص های طیفی به بررسی تغییرات سطح تالاب ها پرداخته شده است لیکن شاخص های طیفی مانند ENDBI برای بررسی تغییرات کاربری زمین به کار گرفته نشده است. همچنین در این منطقه برای نخستین بار از شاخص های درخت تصادفی و حداکثر احتمال برای بررسی تغییرات پهنه تالاب انزلی استفاده شده است.

۱. مقدمه

تالاب انزلی در سال های اخیر با مشکل کاهش حجم تالاب مواجه شده و در کنار آن این فرایند به وضعیت پوشش گیاهی پیرامون نیز تاثیر گذاشته است. عوامل انسانی در کنار تغییرات اقلیمی بر تخریب این تالاب اثرگذار بوده است. هدف از این تحقیق بررسی تغییرات کاربری اراضی در محدوده تالاب و پیرامون آن بوده و به این منظور از روش های مختلفی بهره گرفته شد تا قابلیت بهترین روش در تشخیص تغییرات کاربری زمین شناسایی گردد. سوال اصلی در این تحقیق این بوده که آیا کاربری اراضی در پیرامون این تالاب دستخوش تغییر شده و کدام روش در شناسایی این روند نقش کلیدی تری ایفا کرده است. نظارت و تجزیه و تحلیل تغییرات کاربری زمین به مبحثی مجزا در مطالعات علمی با کاربرد ویژه در بخش های مختلف تبدیل شده است. سنجش از دور ابزار قدرتمندی است که توسط محققان متعددی در شناسایی، طبقه بندی و پایش تغییرات کاربری و پوشش زمین بکار گرفته شده است (Willis 2015: 238., Demir et al., 2012: 305., Salmon et al., 2013: 1084). علت این امر مزایای آن نسبت به بررسی های میدانی است که می تواند زمانبر و پر هزینه باشد. قابلیت های سنجش از دور شامل استفاده از مشاهدات منسجم و دقیق بر روی الگوی توزیع کاربری زمین در یک منطقه جغرافیایی گسترده است (Rogan et al., 2004: 306., Dezso et al., 2005: 114).

پهنه بندی و تجزیه و تحلیل تغییرات کاربری زمین از طریق سنجش از دور از روش های طبقه بندی پوشش زمین و تشخیص این تغییرات تبعیت می کند. تشخیص تغییرات در بین پدیده ها یکی از محبوب ترین کاربردهای سنجش از دور بوده و به فرایند مقایسه تفاوت ها در بین پدیده های خاص و در دوره های زمانی مختلف اشاره دارد (حسین و همکاران، ۲۰۱۳). برای تحلیل دقیق تغییرات حداقل به یک دوره ۱۰ ساله نیاز است که در آن داده ها هر دو سال یکبار جمع آوری شوند تا بتوان تغییرات را به خوبی تشخیص داد. تشخیص تغییرات به طور کلی مستلزم تحلیل دگرگونی زمانی یک پدیده با بهره گیری از مجموعه داده های چند زمانه می باشد (Lu et al., 2004: 2371).

۲. مبانی نظری

سطح زمین به دلیل عوامل متعددی که بسیاری از آنها ناشی از عوامل انسانی است به طور مداوم در حال تغییر می باشد (Chu et al., 2009: 6673). تنها مناطق محدودی در جهان هم چنان به شکل طبیعی خود باقی مانده اند (Ayele et al., 2018: 26). سازمان بین المللی تغییرات آب و هوایی گزارش داده است که بیش از ۷۰ درصد از سطح زمین به طور مستقیم تحت تاثیر بهره برداری های انسان قرار گرفته است (IPCC, 2019: 82). تغییر کاربری و پوشش زمین که در بیشتر موارد شامل تبدیل مناظر طبیعی به اراضی کشاورزی، مسکونی یا تجاری می باشد اگر به شکل کنترل نشده ای رها شود منجر به تخریب محیط زیست، بلایای طبیعی و نا امنی غذایی می گردد (UNEP, 2016: 38., IPCC, 2019: 42). روند، علل و پیامد های این تغییرات را می توان با تکنیک های مختلفی مورد بررسی قرار داد (Hesping, 2020: 91).

در تشخیص تغییرات کاربری زمین تکنیک های مختلفی از قبیل تحلیل تغییرات طیفی (Wu and Murry, 2003: 6 Oommen et al., 2008: 413., Lary et al., 2009: 2921., Wu, 2009: 498., Gong et al., 2018: 2789 Mas et al., 2008: 622., Singha et al., 2016: 8., Maxwell et al., 2018: 4794 Plaza et al., 2011: 4108., Dopido et al., 2010: 2361.)، مدل های مبتنی بر عدم اختلاط طیفی (Plaza et al., 2011: 4108., Dopido et al., 2010: 2361.)، مدل های مبتنی بر شاخص های طیفی رایج ترین و پرکاربردترین این تکنیک ها به شمار می آیند. علت این امر اجرای آسان آن و نتایج قابل اعتمادی است که تولید می کنند (Bijeesh and Narasimhamura, 2019: 3). این شاخص ها از ترکیب باند های مختلف برای تولید تصاویر چند طیفی بهره می گیرند (Polykretis et al., 2020: 324).

برای تصویر برداری ویژگی های سطح زمین بر اساس بازتاب بخش های مختلف طیف الکترومغناطیس، چندین شاخص چند طیفی ایجاد شده اند. یکی از این شاخص ها در زمینه پوشش گیاهی، شاخص NDVI می باشد. مقادیر بالا در شاخص NDVI نشان دهنده پوشش گیاهی متراکم می باشد. زیرا این مقادیر با ترکیبی از بازتاب بالا در مادون قرمز نزدیک و بازتاب کمتر در طیف قرمز به وجود می آیند.

شاخص های مشابهی به منظور جدا سازی سطوح شهری از سایر سطوح به وجود آمده اند. بر اساس ماهیت بازتابی مناطق ساخت و ساز شده در روی باندهای مادون قرمز موج کوتاه و مادون قرمز نزدیک در مقایسه با سایر سطوح، از نسبت جمع و تفریق این باندها برای تشخیص مناطق ساخته شده استفاده می شود (Zha et al., 2003: 588). شاخص ایجاد شده را، شاخص تفاوت نرمال شده ساخت و ساز^۱ (NDBI) می نامند. شاخص دیگری که برای استخراج مناطق ساخته شده مورد استفاده قرار می گیرد شاخص جدیدی است که از باندهای قرمز، مادون قرمز نزدیک و مادون قرمز موج کوتاه استفاده می کند. این شاخص از بازتاب مناطق ساخته شده در این باندها استفاده کرده و این مناطق را نسبت به شاخص NDBI با دقت بهتری ترسیم می کند (Hidayati et al., 2018: 101). این شاخص، سه باند طیفی قرمز، مادون قرمز و مادون قرمز نزدیک را به هم مرتبط می کند. در فرایند استخراج مناطق شهری با استفاده از این شاخص ها، معمولاً جدا سازی سطوح شهری از زمین های بایر امری مشکل است. نقشه به دست آمده، مناطق ساخته شده را به دلیل شباهت طیفی با زمین های بایر در یک طبقه بندی قرار میدهد. شاخص مازاد تفاوت نرمال شده زمین های ساخت و ساز شده^۲ ENDBI شاخصی است که برای تمایز مناطق شهری از زمین های بایر ایجاد شده است (Assyakur et al., 2012: 2962).

این شاخص، مادون قرمز نزدیک (NIR)، مادون قرمز موج کوتاه (SWIR) و مادون قرمز حرارتی (TIR) را به طور همزمان در پهنه بندی زمین های شهری و بایر به کار می گیرد. این شاخص در مقایسه با سایر شاخص های شهری در ترسیم سطوح شهری از تصاویر لندست بهتر عمل می کند. در ترسیم سطوح آب، شاخص NDWI از باند سبز به عنوان جایگزینی برای باند قرمز استفاده نمود. باند سبز پیکسل های آب را به شکل بهتری تشخیص می دهد. با ایجاد تغییرات جزئی در این شاخص ها، شاخص های متعددی ایجاد شده اند. به عنوان مثال، شاخص اصلاح شده تفاوت نرمال شده آب (MNDWI) از شاخص تفاوت نرمال شده پهنه آب^۳ NDWI استخراج شده و در آن از باند مادون قرمز میانی به جای مادون قرمز نزدیک استفاده شده است (Xu, 2006: 3031).

۳. پیشینه پژوهش

تحقیقات متعددی برای تشخیص تغییرات کاربری زمین (LULC) با بهره گیری از شاخص های طیفی در جهان انجام شده است. در بنگلادش، نس (۲۰۱۴) از NDVI در کمی سازی تغییرات پوشش جنگلی بین سال های ۱۹۸۹ و ۲۰۱۰ استفاده کرد. نتایج نشان داد که پوشش جنگلی در این منطقه به دلیل اثرات ترکیبی فرایندهای طبیعی و انسانی به میزان ۱/۴۱ درصد کاهش یافته است. در رومانی پروالیس و همکاران (۲۰۱۴) برای بررسی تاثیر تغییرات اقلیمی بر اکوسیستم های جنگلی، ارتباط بین تغییرات مقادیر شاخص NDVI و تنش حرارتی را مورد بررسی قرار دادند. این تحقیق نشان داد که بین تنش حرارتی و تخریب گونه های جنگلی ارتباط وجود داشته و میانگین دمای سالانه و مقادیر شاخص NDVI دارای همبستگی منفی هستند. آلفان و درسه (۲۰۱۳) تغییرات پوشش گیاهی را در بخش مدیریت ای ترکیه بررسی کرده و دریافتند که جنگل زدایی در ارتفاعات پایین دست و در بخش های نسبتاً کوچک نزدیک به خط ساحلی و جاده ها رخ داده و بازسازی جنگل عمدتاً در دشت های مرتفع به وقوع می پیوندد.

سینها و همکاران (۲۰۱۶) بطور گسترده ای از شاخص NDBI برای نظارت بر روند شهرنشینی در شهر آداما در اتیوپی استفاده کرده و به این نتیجه رسیدند که این شاخص آسان ترین روش استخراج بخش های ساخته شده از سایر مناطق را ارائه می دهد. در پاکستان شاخص NDBI که در ترکیب با شاخص NDVI برای بررسی اثرات پوشش گیاهی و مناطق ساخت و ساز شده در جزیره گرمایی شهری مورد استفاده قرار گرفته و مشخص شد که پوشش گیاهی می تواند تاثیر جزیره گرمایی شهری را کاهش داده و پهنه ساخت و ساز شده می تواند آن را افزایش دهد (Liu and jiang, 2020: 6).

تحقیقی که توسط رکنی و همکاران (۲۰۱۴) انجام شد شاخص NDWI را در پایش تغییرات سطح دریاچه ارومیه به کار برده و روند کاهشی شدیدی را در دوره زمانی ۱۳۷۹ تا ۱۳۹۲ مشاهده کردند. نتایج نشان داد که شاخص NDWI روش بسیار

1 normalized difference built up index

2 Enhance normalized difference built up index

3 Normalized difference water index

موثری در تشخیص تغییرات آب سطحی به شمار می آید. در آمریکا، بالانتی و همکاران (۲۰۱۷) تغییرات پوشش گیاهی را در تالاب نیسکوالی مورد ارزیابی قرار دادند. بررسی ها افزایش ۷۹ درصدی سطح تالاب را به نمایش گذاشته است. علت این امر به اقدامات مربوط به بازسازی تالاب از سال ۲۰۰۹ نسبت داده می شود.

ترکیبی از شاخص های NDVI، NDBI و NDWI توسط پاتانایاک و دیواکار (۲۰۱۸) برای ارزیابی الگوهای تکامل شهری در شهر حیدرآباد هند مورد استفاده قرار گرفت. حسین و همکاران (۲۰۱۹) الگوی تغییرات LULC، NDBI و NDVI را در محدوده لودران پاکستان مورد بررسی قرار داده و دریافتند که این منطقه با بارندگی کم و دمای بالا مواجه بوده است. ترکیبی از شاخص های NDVI، NDWI و LST، NDBI برای ارزیابی نقش پوشش زمین و پهنه آبی در اقلیم محلی کشور کویت استفاده شد (Uddin et al., 2010: 372). نتایج این تحقیق مشخص ساخت که بین سال های ۱۹۹۱ تا ۲۰۱۷ با افزایش سطح پوشش گیاهی، مقادیر حداکثر دما کاهش یافته و با کاهش قابل توجه مناطق بایر، اقلیم محلی منطقه تغییر یافته است. در ایران نیز تحقیقاتی در این زمینه انجام شده است. اسلمی و همکاران (۱۳۹۴) در استخراج کاربری و پوشش اراضی از روش های شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و شی گرا استفاده نمودند. نتایج نشان داد که هر سه روش توانستند صحتی قابل قبول برای نقشه های کاربری اراضی ارائه دهند. شنائی و زارعی (۱۳۹۵) الگوریتم های طبقه بندی شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبانی و حداکثر احتمال را در تهیه نقشه کاربری زمین مقایسه نمودند. نتایج نشان داد که هر سه الگوریتم طبقه بندی شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و حداکثر احتمال قابلیت تهیه نقشه کاربری اراضی را با صحت بالا دارا می باشند. نجفی و همکاران (۱۳۹۶) در طبقه بندی کاربری زمین در حوزه چشمه کیله از مدل ماشین بردار پشتیبان استفاده کردند. نتایج نشان داد که با افزایش درجه پلی نومیال مرز بین کلاس ها بهتر تفکیک شده و در قسمت هایی که از نظر طیفی نزدیک به هم بودند موفق تر عمل نمود. جهان بخشی و اختصاصی (۱۳۹۷) عملکرد روش های جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبانی و بیشترین شباهت را در تهیه نقشه کاربری اراضی مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج نشان داد که مدل ماشین بردار پشتیبانی نسبت به دو مدل قبلی از بیشترین قابلیت برخوردار است. روستایی و همکاران (۱۳۹۸) روش پیکسل پایه یا بیشترین شباهت را با مدل شی گرا یا ماشین بردار پشتیبان در طبقه بندی کاربری اراضی مقایسه نمودند. مقایسه نتایج مربوط به صحت کلی و ضریب کاپای طبقه بندی ها نشان می دهد که روش طبقه بندی شی گرا با افزایش دقت معادل ۵/۶ درصد صحت کلی و ۰/۰۴ درصد ضریب کاپا، در طبقه بندی تصاویر ماهواره ای از دقت بالاتری برخوردار است. عبدلی و حقیقی (۱۳۹۹)، روش های طبقه بندی ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی را در تهیه نقشه کاربری اراضی مورد مقایسه قرار دادند. نتایج نشان داد که مدل ماشین بردار پشتیبانی نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی از ضریب کاپای بالاتری برخوردار بوده است. بررسی روند تغییرات کاربری اراضی با این روش مشخص کرد که در طی دوره بررسی شده، مساحت کاربری های پیکره آبی، پوشش علفی و کشاورزی کاهش یافته است در حالی که کلاس کاربری باتلاقی، درختی و بدون پوشش افزایش یافته است.

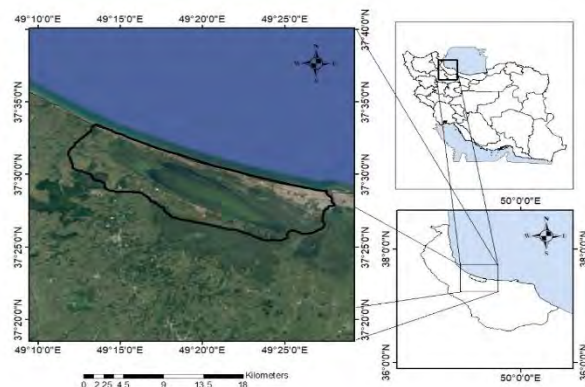
در این تحقیق با استفاده از شاخص های چند طیفی، درخت تصادفی^۱ (RTC) و طبقه بندی حداکثر احتمال^۲ (MLC) به بررسی تغییرات پهنه آبی تالاب انزلی پرداخته شده است. اندازه گیری و مستند سازی ماهیت این تغییرات در سیاست گذاری ها و تصمیم گیری های موثر در مدیریت پایدار امری مهم و ضروری می باشد. بنابراین هدف اصلی در این تحقیق کاربرد شاخص های NDVI، NDWI، NDBI-ENDBI و RTC، MLC در ارزیابی تغییرات پوشش گیاهی، پهنه آبی و نواحی ساخت و ساز شده و تغییرات کاربری و پوشش زمین در بازه زمانی ۳۰ ساله تالاب انزلی از سال ۱۳۷۱ تا ۱۴۰۱ می باشد.

۴. روش پژوهش

منطقه مورد مطالعه در محدوده تالاب انزلی از وسعتی معادل ۱۵۸/۶۳ کیلومتر مربع در مختصات جغرافیایی ۴۹ درجه و ۱۲ دقیقه تا ۴۹ درجه و ۲۴ دقیقه طول شرقی تا ۳۷ درجه و ۲۴ دقیقه تا ۳۷ درجه و ۳۴ دقیقه عرض شمالی در استان گیلان واقع شده است. بخش غربی رشته کوه البرز این ناحیه را احاطه کرده و از بخش های داخلی ایران جدا ساخته است.

1 Randon tree classification

2 Maximum likelihood classification



شکل ۱. موقعیت منطقه مورد مطالعه در محدوده تالاب انزلی

این تحقیق هر دو تکنیک سنجش از دور و GIS را در تجزیه و تحلیل تغییرات پهنه آبی تالاب انزلی در دوره زمانی بین ۱۳۷۱ تا ۱۴۰۱ به کار گرفته است. تصاویر چند زمانه سنجنده TM ماهواره لندست ۵ و سنجنده OLI و TIRS ماهواره لندست ۸ از وب سایت سازمان زمین شناسی ایالات متحده برای محدوده تالاب انزلی دانلود گردید. مجموعه داده های لندست از تصاویری با وضوح مکانی ۳۰ متر استفاده کرده اند. در بررسی تشخیص تغییرات زمین، تصاویر چند زمانه به طور مستقیم با شرایط آب و هوایی و زاویه خورشیدی مرتبط هستند بنابراین ضروری است که یک دوره واحد انتخاب گردد. ثبات، در امر سازگاری زمانی و مقایسه تصاویر، امری ضروری به شمار می رود (Panuju et al., 2020: 1786). تصاویر مورد استفاده در این تحقیق برای ماه خشک ژوئیه یا تیرماه بوده که فاقد پوشش ابری قابل توجه بوده و از کیفیت بالایی برخوردار است. جدول ۱ جزئیات بیشتری در مورد مشخصات مکانی، طیفی و رادیومتری تصاویر ماهواره ای لندست ارائه می دهد.

برای استخراج مقادیر پوشش گیاهی، بدنه آبی و پهنه های ساخته شده از روش های طبقه بندی حداکثر احتمال (MLC)، درخت تصادفی (RTC) و شاخص های NDVI، NDWI، NDBI و ENDBI استفاده شد. به این منظور از نرم افزار Arc Gis بهره گرفته شد. چهار تصویر لندست از ماه ژوئیه در بازه زمانی ۳۰ سال برای محاسبه شاخص ها استفاده شدند.

در ابتدا از شاخص تفاوت نرمال شده پوشش گیاهی (NDVI) برای اندازه گیری میزان پوشش گیاهی یک منطقه استفاده می شود. این شاخص باند مادون قرمز نزدیک را با باند قرمز مرتبط ساخته است. این اقدام برای اندازه گیری پوشش و تراکم پوشش گیاهی ضروری می باشد (صاحب جلال و داشتکیان، ۲۰۱۳). شاخص NDVI با بهره گیری از معادله ۲ که توسط باتی و تریپاتی (۲۰۱۴) تشریح شده است محاسبه می گردد. مقادیر حاصل از NDVI در محدوده بین -۱ تا +۱ قرار می گیرند. مقادیری که به سمت +۱ متمایل هستند بازتاب طیفی بالایی از پوشش گیاهی سالم را نشان می دهند در حالیکه مقادیری که به سمت -۱ متمایل هستند پوشش گیاهی ناسالم یا نواحی بدون پوشش گیاهی را نمایش می دهند.

$$NDVI = \frac{(NIR-R)}{(NIR+R)} \quad \text{معادله ۱}$$

شاخص تفاوت نرمال شده پهنه ساخت و ساز شده (NDBI) نسبت دیگری است که در این تحقیق استفاده شده است. شاخص NDBI بر اساس نسبت مجموع و تفاضل بازتابی باند مادون قرمز موج کوتاه و باند مادون قرمز نزدیک در تصاویر لندست محاسبه می گردد. این شاخص بر اساس معادله پیشنهاد شده توسط باتی و تریپاتی (۲۰۱۴) برآورد می گردد.

مقادیر حاصل از NDBI در بین -۱ و +۱ قرار دارد. مقادیری که به عدد +۱ نزدیک هستند بازتاب طیفی بالایی از مناطق ساخته شده را نشان داده و اعداد متمایل به -۱ پهنه های کمتر ساخته شده را به نمایش می گذارند. با این حال شاخص NDBI دارای بازتاب های پوشش گیاهی و خاک بایر است که بایستی توسط شاخص های دیگر حذف شود.

شاخص NDWI از باند سبز و مادون قرمز نزدیک استفاده می کند که به موجب آن باند سبز بازتاب آب را به حداکثر رسانده و باند مادون قرمز که بازتاب بالایی از پوشش گیاهی را دارد بازتاب آب را به حداقل می رساند. شاخص NDWI با استفاده از معادله ۳ محاسبه می گردد. مقادیر حاصل از NDWI نیز در محدوده بین -۱ تا +۱ قرار می گیرند. مقادیر نزدیک به +۱ محتوای بالای آب و مقادیر نزدیک به -۱ مقادیر کم آب را نشان می دهند.

$$NDBI = \frac{(SWIR-NIR)}{(SWIR+NIR)} \quad \text{معادله ۲}$$

$$NDWI = \frac{(G-NIR)}{(G+NIR)} \quad \text{معادله ۳}$$

پس از استخراج مناطق ساخته شده با استفاده از شاخص NDBI، تمایز مناطق شناخته شده و مناطق بایر با دشواری همراه است از این رو بایستی شاخص های NDVI، NDBI و NDWI به وسیله شاخصی به نام ENDBI از یکدیگر تفريق شوند (معادله ۴). شاخص NDVI برای حذف تاثیر پوشش گیاهی از شاخص NDBI کسر می گردد. از آنجایی که زمین های بایر و مناطق ساخته شده دارای بازتاب طیفی نزدیک هستند تمایز بین این دو دشوار است. با این حال، تفاوت در محتوای آب بین این دو، تمایز آنها را آسان تر می سازد. خاک بایر نسبت به مناطق ساخته شده، محتوای آب بیشتری دارد از این رو حذف مقادیر NDBI از شاخص NDVI، مناطق معرف خاک بایر را حذف کرده و در نتیجه باعث نمایان شدن مناطق ساخت و ساز شده در تصویر می گردد. شاخص ENDBI تفکیک مناطق ساخت و ساز شده از قبیل پیاده روها، جاده های آسفالت و فضاهای پارکینگ را از مناطقی مانند جنگل، زمین های کشاورزی و علفزارها امکان پذیر می کند. برای هر شاخص، تصاویر طبقه بندی شده سال های ۱۳۷۱، ۱۳۸۱، ۱۳۹۲ و ۱۴۰۱ برای تهیه نقشه ها در Arc Map مورد استفاده قرار گرفتند.

$$ENDBI = NDBI - NDVI - NDWI \quad \text{معادله ۴}$$

برای بررسی پهنه تالاب انزلی بر اساس تغییر کاربری زمین نیز از دو روش حداکثر احتمال و درخت تصادفی استفاده شد. روش حداکثر احتمال (MLC) یک روش طبقه بندی نظارت شده است که از تئوری بایاس مشتق شده و احتمال تعلق یک پیکسل را به یک طبقه بیان می کند. به این منظور از معادله زیر استفاده می شود.

$$P(iw) = \frac{P(wi)P(i)}{P(w)} \quad \text{معادله ۵}$$

در این معادله $P(wi)$ تابع احتمالاتی بوده و $P(i)$ احتمال وقوع i در منطقه مورد مطالعه بوده و $P(w)$ احتمال مشاهده w می باشد. برای محاسبه این فاکتور از معادله زیر استفاده می شود.

$$P(w) = \sum_{i=1}^M P(wi)P(i) \quad \text{معادله ۶}$$

در این معادله M تعداد طبقات بوده و فاکتور $p(w)$ اغلب به عنوان یک ضریب ثابت نرمال سازی شده در نظر گرفته می شود. بر اساس قاعده زیر، پیکسل x در طبقه i قرار می گیرد.

$$x \in i \text{ if } p(iw) > p(jw) \text{ for all } j \neq i \quad \text{معادله ۷}$$

در این مدل اغلب فرض می شود که توزیع داده ها در طبقه i از توزیع گوسی چند متغیره تبعیت می کند. هر پیکسل به طبقه ای با بیشترین احتمال اختصاص داده می شود و اگر مقادیر احتمالی، زیر آستانه تعیین شده توسط کاربر باشد به عنوان پیکسل طبقه بندی نشده در نظر گرفته می شود. روند کلی مدل حداکثر احتمال به این شکل اجرا می شود که در ابتدا تعداد انواع پوشش زمین در محدوده مورد مطالعه تعیین می شود. پیکسل های آموزشی برای هر یک از طبقات مورد نظر با استفاده از اطلاعات پوشش زمین در منطقه مورد مطالعه انتخاب می شوند. از پیکسل های آموزشی برای تخمین بردار میانگین و ماتریس کوواریانس هر طبقه استفاده می شود. در نهایت، هر پیکسل در تصویر به یکی از انواع پوشش زمین در منطقه مورد مطالعه طبقه بندی شده و یا به عنوان پیکسل ناشناس شناخته می شوند.

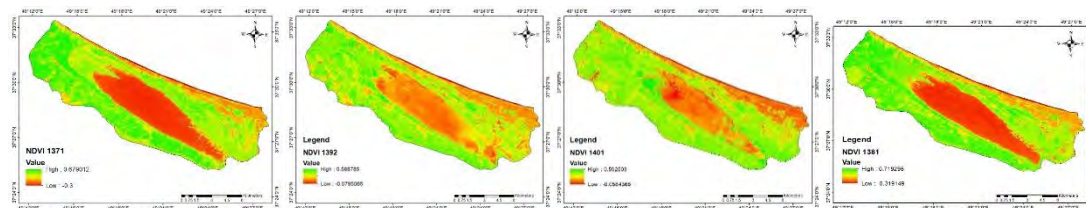
مدل ساده ای از درخت تصمیم به آسانی قابل اجرا می باشد لیکن به علت واریانس بالایی که دارد از صحت مناسبی برخوردار نیست. یکی از راه های غلبه بر این محدودیت، تولید انواع مختلفی از یک درخت تصمیم می باشد که در آن زیر مجموعه های متفاوتی از همان مجموعه آموزشی در چارچوب روش های مختلفی آموزش داده می شود (Breiman 2001: 10). درختان جنگل تصادفی یک الگوریتم یادگیری ماشینی است که بر اساس درخت تصمیم گیری استوار است. درخت تصادفی به طبقه ای از الگوریتم های یادگیری ماشین تعلق دارند که طبقه بندی را به صورت مجموعه ای انجام می دهند. در این حالت با میانگین گیری از پیش بینی های چندین مدل پایه مستقل، پیش بینی هایی ارائه می گردد. الگوریتم جنگل تصادفی به دلایل تجاری، الگوریتم درخت تصادفی نامگذاری شده است. چارچوب این مدل به عنوان یک روش طبقه بندی و

رگرسیون چند متغیره، به شکل موفق عمل کرده است (Denil et al., 2014: 39). ساختار اصلی روش های مبتنی بر تصادفی سازی به این صورت است که این روش ها، اغتشاشات تصادفی را در فرایند یادگیری به کار می گیرند تا مدل های مختلفی را تولید کرده و از فرایند پیش بینی این مدل ها برای پیش بینی مجموعه ها استفاده نمایند (Louppe 2014: 172).

۵. یافته های پژوهش و بحث

تغییرات سطح تالاب انزلی به واسطه شاخص های مرتبط با پوشش گیاهی، مناطق ساخت و ساز شده و پهنه های آبی مورد بررسی قرار گرفته و به منظور تعیین سطح این تغییرات از الگوریتم های یادگیری RTC و MLC استفاده شد. طبق طبقه بندی NDVI، آب دارای مقادیر زیر صفر بوده و خاک بایر دارای مقادیر بین صفر تا ۰/۱ می باشد. مارتینزی و همکاران (۲۰۰۸) چنین عنوان می کنند که در مکان هایی که تاج پوشش گیاهی به حد کافی رشد نکرده باشد NDVI در برابر تاثیر طیفی خاک آسیب پذیر بوده و این امر موجب اشتباه در تفسیر می گردد. برای مقایسه مناطق برخوردار از پوشش گیاهی متراکم از مناطق فاقد پوشش گیاهی در بین سال های ۱۳۷۱ تا ۱۴۰۱ از شاخص NDVI استفاده شد. مقادیر حداقل و حداکثر NDVI در جدول ۴ ارائه شده است. نتایج نشان می دهد که مقادیر مثبت NDVI بین ۰/۵۸ و ۰/۷۱ متغیر بوده که نشانه ای از وجود پوشش گیاهی متراکم در محدوده تالاب انزلی در دوره بین سال های ۱۳۷۱ تا ۱۴۰۱ داشته است. مقادیر فوق حاکی از آن است که در آن دوره زمانی، منطقه از وجود پوشش گیاهی سالم برخوردار بوده است زیرا طبق نظر اودین و موندال (۲۰۲۰)، پوشش گیاهی سالم یا مناطق جنگلی گسترده با مقادیری فراتر از ۰/۶۰ مواجه بوده است این در حالیست که پوشش گیاهی ناسالم یا بوته های پراکنده با مقادیر کمتر از ۰/۶۰ نشان داده می شوند. بطور کمی، پوشش گیاهی سالم دارای مقادیر بالای ۱+ بوده است. علت این امر بازتاب بالای مادون قرمز نزدیک و بازتاب کم نور قرمز در مقایسه با پوشش گیاهی ناسالم یا ضعیف می باشد. از سوی دیگر، مقادیر منفی NDVI در این بازه زمانی بین ۰/۰۵- تا ۰/۳۱- بوده که نشان از وجود یک سطح آبی است که در این مورد نشان از تالاب انزلی دارد. در طول این بازه زمانی، تغییرات مثبت در NDVI به اندازه تغییرات منفی محسوس نمی باشد. مقادیر مثبت NDVI در بین سال های ۱۳۷۱ و ۱۳۸۱ نسبتاً ثابت باقی مانده و از سال ۱۳۹۲ تا ۱۴۰۱ سیر متناوب افزایشی و کاهش را تجربه کرده است. این در حالی است که مقادیر منفی از سال ۱۳۷۱ تا ۱۴۰۱ با افزایش و کاهش متناوبی مواجه شده است.

نتایج فوق نشان می دهد که بین سال های ۱۳۷۱ تا ۱۳۸۱ ثبات بالایی در تراکم پوشش گیاهی حاکم بوده و بعد از آن سال نوسانات شدیدتر شده است. از سوی دیگر، سطوح آبی دوره های متناوبی از کاهش و افزایش را تجربه کرده اند. سواحل تالاب انزلی با پوشش گیاهی کم مشخص می شود زیرا پیشتر قسمت های این مناطق یا خالی مانده اند و یا به مراکز سکونتگاهی تبدیل شده اند تا جمعیت رو به رشد را در خود جای دهند. روند کاهشی و افزایشی پوشش گیاهی در طول دهه ها را می توان به تاثیر متقابل بین رشد جمعیت، تغییرات آب و هوایی و سیاست گذاری در سطوح مختلف نسبت داد. اوگاشاوارا و بالتوس (۲۰۱۲) عنوان کرده اند که کاهش و افزایش سطح پوشش گیاهی در برخی مناطق می تواند به علت ایجاد پارک های شهری در طول گسترش شهرها به وقوع بپیوندد. بر اساس نقشه های ارائه شده در شکل ۲، NDVI برای سال ۱۳۷۱ بیشتر از سال ۱۴۰۱ بوده است. این امر به طور کلی نشان می دهد که بیشتر مناطق مرتعی، جنگل ها و بوته زارها در حال تبدیل شدن به سایر کاربری ها از قبیل سکونتگاه ها و اراضی کشاورزی هستند (Naburi et al., 2018: 36). این پدیده به شکل جنگل زدایی، ساخت و ساز و آتش زدن بوته ها به وقوع می پیوندد (Awange et al., 2007: 140., Odada et al., 2009: 51).



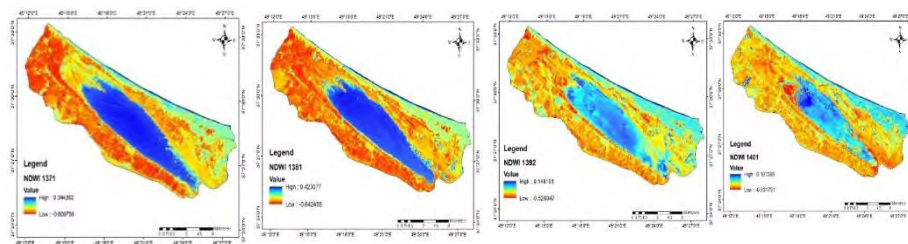
شکل ۲. وضعیت شاخص NDVI در بازه زمانی ۱۳۷۱ تا ۱۴۰۱

شاخص NDWI شاخصی است که پیکسل های آب را برجسته کرده و به طور گسترده در تحلیل پهنه های آبی استفاده می شود. این شاخص ویژگی های پهنه های آبی را در مقیاس بین ۱- و ۱+ درجه بندی می کند که به موجب آن، مقادیر منفی، سطوح غیر آبی و مقادیر مثبت پهنه های آبی را نشان می دهد. مقادیر ویژه NDWI بر اساس انواع پوشش های مختلف در جدول ۲ نمایش داده شده است.

جدول ۲- مقادیر NDWI و وضعیت آن به نسبت نوع پوشش

نوع پوشش زمین	مقادیر NDWI
محتوای رطوبتی بالا (پهنه آبی)	۰/۲ تا ۱
محتوای رطوبتی کم (پوشش گیاهی)	۰ تا ۰/۲
خشکی متوسط (زمین های ساخت و ساز شده)	۰ تا -۰/۳
خشکی زیاد (زمین بایر)	-۰/۳ تا -۱

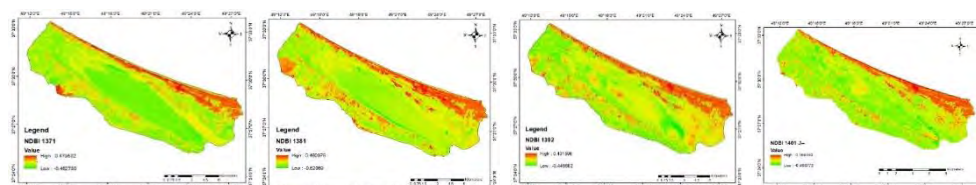
برای تشخیص و مقایسه سطوح آبی از سطوح فاقد آب در بین سال های ۱۳۷۱ تا ۱۴۰۱ از شاخص NDWI استفاده شد. مقادیر حداقل و حداکثر سالانه NDWI در جدول ۴ ارائه شده است. نتایج نشان می دهد که مقادیر مثبت این شاخص بین ۰/۱ و ۰/۴۲ قرار داشته و معرف سطوح آبی با محتوای رطوبتی بالا در طول دوره ۱۳۷۱ و ۱۴۰۱ می باشد. یک پهنه آبی از مقادیر بالاتر از ۰/۳ در شاخص NDWI برخوردار است در حالیکه مقادیر کمتر از این میزان سایر پوشش های زمین را نشان می دهد. برخی از زمین های بایر دارای سطوح حاکی دارای آب بوده و بنابراین مقادیر بالای NDWI را ثبت می کنند. از سوی دیگر، مقادیر منفی برای سال های مورد مطالعه بین -۰/۵۳ و -۰/۶۴ متغیر بوده که نشان دهنده سطوح فاقد آب و منابع رطوبتی است. مناطق ساخته شده، از سطوح غیر قابل نفوذ پوشیده شده و بنابراین به دلیل کاهش محتوای آب مقادیر پایینی از NDWI را نشان می دهند (Eid et al., 2020: 71). نتایج حاکی از آن است که رطوبت بالای مشاهده شده در سال ۱۳۸۱ دوره های متناوب کاهش و افزایش را تجربه کرده است در حالیکه سطوح فاقد آب در طی این سال ها روند افزایشی را به نمایش گذاشته است. در تصاویر سال های ۱۳۷۱، ۱۳۸۱، ۱۳۹۲ و ۱۴۰۱، حداکثر محتوای آب با رنگ آبی و حداقل محتوای آب با رنگ قرمز نشان داده شده است. آب به شکل مایع عموماً آبی بنظر می رسد زیرا بازتاب بیشتری در طیف آبی نسبت به طیف سبز و قرمز دارند. مقادیر حاصل از NDWI نشان می دهد که چشم انداز تالاب در سال ۱۴۰۱ متأثر از پوشش گیاهی بوده است لیکن سطح آن در اثر توسعه اراضی بایر به شکل قابل توجهی تغییر کرده است. از بین رفتن پوشش گیاهی در حوضه به دلیل تبدیل محیط های طبیعی مانند علفزارها، جنگل ها و اراضی زراعی به محیط های سکونتگاهی بوده است. علاوه بر این نتایج نشان می دهد که سطح آب تالاب نوساناتی را تجربه کرده است که می تواند با تغییرات آب و هوایی و یا عوامل انسانی مرتبط باشد.



شکل ۳. وضعیت شاخص NDWI در بازه زمانی ۱۳۷۱ تا ۱۴۰۱

شاخص NDBI با طبقه بندی مناطق ساخت و ساز شده در محدوده بین ۱- و ۱+، پهنه بندی پوشش های شهری را تسهیل می کند (Xu, 2008: 4273., Simwanda et al., 2018: 267). به موجب این شاخص، مقادیر منفی نشان دهنده پهنه های آبی، مقادیر مثبت نشان دهنده سطوح ساخته شده و مقدار صفر نشان دهنده مناطق پوشیده از پوشش گیاهی هستند (He et al., 2010: 2018). با این حال زو (۲۰۰۸) عنوان می کند که یکی از مشکلات شاخص NDBI در نمایش پوشش زمین شهر در این است که تشخیص مناطق صنعتی، تجاری و مسکونی از مناطق ساخته شده و در حال ساخت به علت بازتاب یکسان آنها با مشکلاتی همراه است (Andriani et al., 2018: 656).

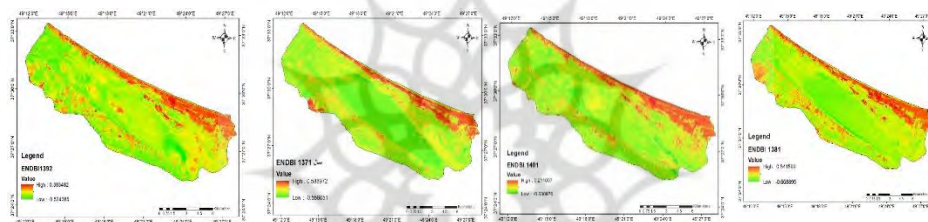
برای نشان دادن سطوح ساخته شده در محدوده تالاب و در سال های ۱۳۷۱ تا ۱۴۰۱ از شاخص NDBI استفاده شد. نتایج خلاصه شده مقادیر حداقل و حداکثر NDBI در جدول ۴ ارائه شده است. شاخص NDBI، سطوح ساخته شده را با پهنه های آبی مقایسه می کند. نتایج نشان می دهد که مقادیر مثبت این شاخص بین ۰/۱۹ و ۰/۴۷ قرار داشته و نشانه وجود سطوح ساخته شده در محدوده تالاب و در طول دوره مورد مطالعه بوده است. از سوی دیگر، مقادیر منفی برای این سالها در بین ۰/۴۴ تا ۰/۶۲ قرار داشته و معرف سطوح آبی بوده است. یک روند افزایشی در بین مقادیر مثبت NDBI در طول سال های مختلف مشاهده شد در حالیکه مقادیر منفی در بازه زمانی مورد مطالعه، روند افزایشی و کاهشی متناوبی را تجربه کرده است. در تصاویر سالهای ۱۳۷۱، ۱۳۸۱، ۱۳۹۲ و ۱۴۰۱، رنگ قرمز نشان دهنده افزایش مناطق ساخت و ساز شده در محدوده تالاب بوده است. به طور کلی نتایج نشان می دهد که بین سال های ۱۳۷۱ تا ۱۴۰۱، مناطق ساخته شده به سرعت در این منطقه در حال گسترش بوده که با افزایش نفوذ ناپذیری و کاهش منابع رطوبتی همراه بوده است. مانند شاخص NDWI، شاخص NDBI دوره متناوبی از کاهش و افزایش را در پهنه های آبی و تالاب نشان داد که می تواند به عواملی که در مورد شاخص NDWI گفته شد نسبت داده شود. بر خلاف شاخص NDWI، شاخص NDBI هرگز تحت تاثیر شرایط هیدرولیکی قرار نمی گیرد. علت این امر استفاده این شاخص از باندهای طیفی مادون قرمز نزدیک می باشد (Liu and zhang, 2011: 1540). این تحقیق نشان داد که NDBI یک معیار قابل اعتماد در بررسی توسعه شهری بوده است. با این حال با توجه به محدودیت های شاخص NDBI در تفکیک صحیح مناطق ساخته شده از زمین های بایر، در این تحقیق از شاخص ENDBI استفاده شد. شاخص ENDBI قابلیت هایی را برای تشخیص دقیق مناطق ساخته شده از زمین های بایر فراهم کرده و نسبت به شاخص NDBI از قابلیت های بهتری برخوردار است. این شاخص در متمایز ساختن تمامی ویژگی های توسعه شهری به شکل بهتری عمل می کند.



شکل ۴. وضعیت شاخص ENDBI در بازه زمانی ۱۳۷۱ تا ۱۴۰۱

در شاخص ENDBI، مقادیر مثبت نشان دهنده زمین های بایر، مقادیر منفی نشان دهنده مناطق ساخته شده و مقدار صفر نشان دهنده پوشش گیاهی می باشد. در این تحقیق برای تشخیص مناطق ساخته شده از زمین های بایر از شاخص ENDBI

استفاده شد. خلاصه ای از مقادیر حداکثر و حداقل شاخص ENDBI در جدول ۳ ارائه شده است. با توجه به نتایج حاصله، بالاترین مقادیر این شاخص بین ۰/۲۱ تا ۰/۵۸ و کمترین مقادیر این شاخص بین ۰/۵۲ تا ۰/۶۶ قرار دارد. مقادیر حداکثر ENDBI روند کاهشی را در طول بازه مورد مطالعه نشان داده است. شاخص ENDBI بر این فرض عمل می کند که وجود یک پیکسل تیره می تواند نشان از فعالیت ساخت و ساز باشد. روندها نشان می دهد که با کاهش زمین های بایر، مناطق ساخته شده در طول سالها افزایش یافته است. این روند به خصوص در نواحی ساحلی محسوس تر می باشد. تغییرات نشان داد که توسعه مناطق ساخت و ساز شده در منطقه به سرعت در حال پیشرفت بوده است. با توجه به یافته های این تحقیق، شهرنشینی در این محدوده تا حدود زیادی در مکان های ساحلی و در جوار تالاب متمرکز شده است. این امر می تواند به این دلیل باشد که اکثر ساکنان این مناطق به شدت جذب مناطقی می شوند که در کنار سواحل قرار داشته و منابع غنی و قابل دسترسی آسانی را به شیلات، خاک های حاصلخیز و آب کافی برای فعالیت های کشاورزی فراهم می آورد. فعالیت های اقتصادی فوق، مهاجرت روستایی به شهر را تحریک کرده و به نوبه خود باعث افزایش جمعیت و در نتیجه شهرنشینی در منطقه می شود. وضعیت فعلی اکولوژیکی تالاب انزلی نشان می دهد که اثرات زیست محیطی شهرنشینی در سراسر تالاب محسوس و فراگیر می باشد. آب تالاب در سالهای گذشته به شکل قابل توجهی آلوده شده است. منابع آلودگی آب تالاب، رسوبات دارای مواد مغذی و مواد آلی از سیستم های دفع فاضلاب خانگی، شهری و صنعتی می باشد. این آلاینده ها توسط رواناب حمل شده و در تالاب رسوب کرده اند. توسعه نواحی شهری با افزایش سطوح غیر نفوذ باعث افزایش رواناب می شود. ورود آلاینده ها از نواحی شهری باعث هجوم جلبک ها و گونه های مهاجم در تالاب می گردد.

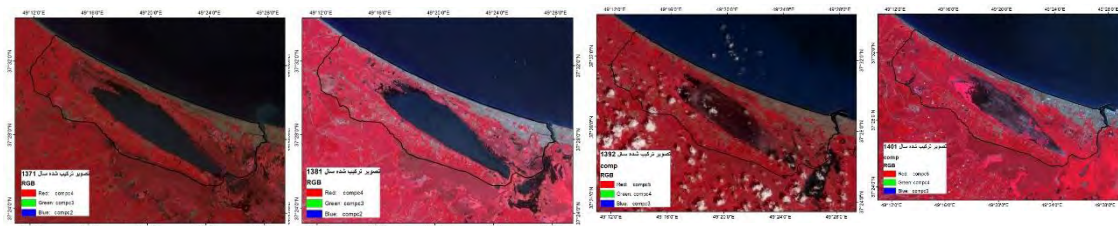


شکل ۵. وضعیت شاخص ENDBI در بازه زمانی ۱۳۷۱ تا ۱۴۰۱

جدول ۳. مقادیر حداقل و حداکثر شاخص ها در بازه زمانی مورد مطالعه

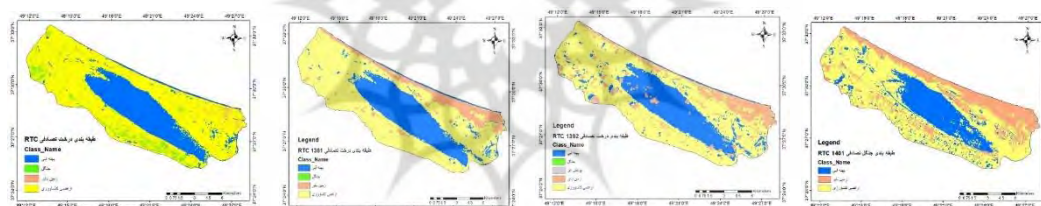
شاخص	سال ۱۳۷۱		سال ۱۳۸۱		سال ۱۳۹۲		۱۴۰۱	
	حداکثر	حداقل	حداکثر	حداقل	حداکثر	حداقل	حداکثر	حداقل
ENDBI	۰/۵۸	-۰/۵۵	۰/۵۴	-۰/۶۶	۰/۳۹	-۰/۵۲	۰/۲۱	-۰/۵۳
NDBI	۰/۴۸	-۰/۴۸	۰/۴۶	-۰/۶۲	۰/۴۳	-۰/۴۴	۰/۱۹	-۰/۴۶
NDVI	۰/۶۸	-۰/۳	۰/۷۲	-۰/۳۲	۰/۵۸	-۰/۰۸	۰/۵۹	-۰/۰۵
NDWI	۰/۳۴	-۰/۶۱	۰/۴۲	-۰/۶۴	۰/۱۴	-۰/۵۲	۰/۱۱	-۰/۵۳

در نهایت به منظور بررسی تغییرات سطح تالاب انزلی در بازه زمانی ۱۳۷۱ تا ۱۴۰۱ از دو مدل حداکثر احتمال (MLC) و طبقه بندی درخت تصادفی (RTC) استفاده شد. به واسطه این روش ها، تغییرات کاربری اراضی مشخص می گردد. ۴ طبقه پهنه آبی، درختان، اراضی کشاورزی و زمین های بایر برای منطقه شناسایی شد. قبل از آموزش، باندهای تصاویر لندست ۵ و ۸ ترکیب گردیدند. لیکن این عمل برای کل تصویر انجام شده و سپس برشی از محدوده در آن انجام شد. در این تصاویر ۷ باند برای هر یک از لندست ها مورد استفاده قرار گرفت. ترکیب تصاویر در بخش composite از نرم افزار Arc GIS انجام گرفته و بدون این فرایند امکان طبقه بندی وجود ندارد. در واقع به واسطه ایجاد تصاویر رنگی کاذب امکان وزن دهی به پیکسل ها میسر می باشد. شکل نهایی ترکیب باندها در زیر نمایش داده شده است.

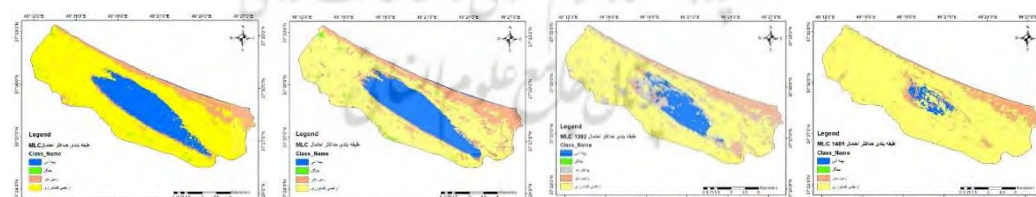


شکل ۶. تصاویر ترکیب شده باندهای ۷ گانه لندست ۵ و ۸

در قسمت Classification پولیگون‌هایی انتخاب شد که معرف هر یک از طبقات کاربری می‌شدند. در انتخاب این پولیگون‌ها بایستی نهایت دقت شود زیرا آموزش مبتنی بر این انتخاب‌ها می‌باشد. البته لازم به ذکر است که در صحت سنجی توسط ضریب کاپا قابلیت برآورد‌ها با تعیین نقاط نمونه زمینی برآورد گردیده و این امر فرایند صحت سنجی را تشکیل داده و دقت نقاط انتخاب شده را نشان می‌دهد. سپس در داخل نرم افزار Arc Gis از دو روش فوق برای تهیه نقشه کاربری استفاده شد تا در نهایت با بهره‌گیری از آنها میزان تغییرات پهنه آبی و سایر کاربری‌ها مشخص شود. برای طبقه‌بندی بر اساس روش جنگل تصادفی و حداکثر احتمال از بخش جعبه ابزار تحلیل مکانی و زیر مجموعه طبقه‌بندی بهره‌گرفته شد. در این زیرمجموعه، مجموعه‌ای از طبقه‌بندی‌ها ارائه شده که می‌توان هر یک از آنها را بر اساس نیاز انتخاب کرد. در این زیرمجموعه، طبقه‌بندی‌هایی مانند ماشین بردار پشتیبانی، حداکثر احتمال، درخت تصادفی و یادگیری عمیق قرار گرفته‌اند. انتخاب پیکسل‌ها و آموزش در این بخش انجام می‌پذیرد. برای هر یک از سال‌های ۱۳۷۱، ۱۳۸۱، ۱۳۹۲ و ۱۴۰۱ که مصادف با تیرماه سال‌های تصویربرداری شده می‌باشد به صورت جداگانه مقادیر مدل‌ها برآورد گردید. تصاویر مربوطه در زیر ارائه شده است.



شکل ۷. نقشه کاربری اراضی با استفاده از مدل طبقه بندی درخت تصادفی در بازه زمانی مورد مطالعه



شکل ۸. نقشه کاربری اراضی با استفاده از مدل طبقه بندی حداکثر احتمال در بازه زمانی مورد مطالعه

مسلّم است که مقادیر پیش‌بینی شده با مقادیر واقعی دارای اختلافاتی هستند برای تعیین تفاوت‌ها و صحت سنجی از روش کاپا استفاده شد. برای هر یک از تصاویر از ضریب کاپا استفاده شد. به این منظور نمونه‌هایی به صورت اتوماتیک انتخاب شده و البته تعداد نمونه‌ها توسط کاربر تعیین می‌گردد. از روی این نمونه‌ها، فایل kml تهیه شده و پس از ذخیره‌سازی در google earth صحت سنجی شد. مقادیر فوق برای هر یک از تصاویر در جدول زیر نمایش داده شده است.

جدول ۴. ضرایب کاپای مدل های MLC و RTC در بازه زمانی مورد مطالعه

سال	MLC	RTC
۱۳۷۱	۰/۷۶	۰/۶۹
۱۳۸۱	۰/۷۳	۰/۶۶
۱۳۹۲	۰/۶۶	۰/۵۳
۱۴۰۱	۰/۶۳	۰/۵۱

بعد از سال ۱۳۹۲ تغییراتی در وضعیت تالاب انزلی پیش آمده و میزان رشد جلبک ها در سطح آن افزایش یافت. این فرایند، تعلیم را در مدل ها با مشکل مواجه ساخته و در نهایت میزان ضریب کاپا کاهش یافته است. این امر لزوم استفاده از شاخص های طیفی را که نیازی به تعلیم نداشته اند نمایان می سازد. با این وجود با بهره گیری از این مقادیر می توان تغییرات را بررسی نمود. مقادیر حاصله در جدول زیر نمایش داده شده است.

جدول ۵. مقادیر حاصله برای طبقات در مدل های MLC و RTC در بازه زمانی مورد مطالعه (کیلومتر مربع)

طبقات	۱۳۷۱		۱۳۸۱		۱۳۹۲		۱۴۰۱	
	RTC	MLC	RTC	MLC	RTC	MLC	RTC	MLC
پهنه آبی	۴۴/۱۷	۳۱/۵۵	۴۴/۷	۱۵/۵	۴۲/۹	۴/۸	۳۶/۶	
جنگل	۶/۰۷	۰/۸۸	۱/۶۱	۰/۴۵	۰/۲۳	۰/۰۱	-	
اراضی کشاورزی	۱۰۶/۸	۱۰۴/۴۳	۹۰/۴	۹۶/۶	۹۸	۱۳۳/۲	۸۷	
زمین بایر	۱/۵	۲۱/۷	۳۱/۷	۱۶/۸	۱۷	۲۱/۹	۳۵	۲۰/۶

جدول ۶. مقادیر حاصله برای طبقات در مدل های MLC و RTC بر حسب درصد در بازه زمانی مورد مطالعه

طبقات	۱۳۷۱		۱۳۸۱		۱۳۹۲		۱۴۰۱	
	RTC	MLC	RTC	MLC	RTC	MLC	RTC	MLC
پهنه آبی	۲۸	۲۰	۲۸/۳	۹/۸	۲۷/۱	۳	۲۳/۱	
جنگل	۳/۸	۰/۵۵	۱	۰/۲۸	۰/۱۴	۰/۰۰۶	-	
اراضی کشاورزی	۶۷/۶	۶۶/۱	۵۷/۲	۶۱/۱	۶۲	۸۴/۳	۵۵	
زمین بایر	۰/۹	۱۳/۷	۲۰	۱۰/۶	۱۰/۷	۱۳/۸	۲۲/۱	۱۳

بررسی ها نشان داد که تفاوت قابل توجهی بین پهنه بندی پهنه آبی بین مدل MLC و RTC وجود داشته و این تغییرات در سال ۱۳۹۲ و ۱۴۰۱ قابل توجه می باشد که علت اصلی آن پوشش جلبک بر سطح تالاب بوده که در نتیجه آن پیکسل های آب به درستی تشخیص داده نشدند. در مدل حداکثر احتمال این امر محسوس تر بوده که در نتیجه آن کاهش حجم از ۲۰ درصد به ۳ درصد رسیده که اغراق آمیز به نظر می رسد. در مدل درخت تصادفی این تغییر از ۲۸ درصد به ۲۳/۱ درصد می رسد که کاهشی در حجم را به نمایش می گذارد. این دو مدل در تشخیص زمین های بایر و اراضی کشاورزی نیز با یکدیگر تفاوت های قابل توجهی داشته اند. اراضی کشاورزی در مدل حداکثر احتمال از ۶۶/۱ درصد به ۸۴/۳ رسیده است.

۶. نتیجه گیری

بررسی ها نشان می دهد که مقادیر حداکثر NDVI به شکل قابل توجهی کاهش یافته و از ۰/۶۷ در سال ۱۳۷۱ به ۰/۵۹ در سال ۱۴۰۱ رسیده است. مقادیر حداکثر NDWI نیز از ۰/۳۴ در سال ۱۳۷۱ به ۰/۱ در سال ۱۴۰۱ رسیده است. به عبارتی شاخص منابع آبی به شکل قابل توجهی کاهش یافته و این امر وضعیت تالاب انزلی را به نمایش می گذارد. در مقابل، روش های کاربری زمین نشان می دهد که پهنه آبی از ۴۴/۱۷ کیلومتر مربع برای مدل RTC در سال ۱۳۷۱ به ۳۶/۶ کیلومتر مربع در سال ۱۴۰۱ کاهش یافته است. بررسی تغییرات نشان داد که محدوده تالاب انزلی توسعه شدید شهری را تجربه می کند که مشخصه آن کاهش

سطح تالاب، اراضی زراعی و جنگل و افزایش مناطق ساخته شده و زمین های بایر بوده است. بخش اعظم توسعه شهری در اطراف تالاب به وقوع پیوسته و از آنجا به مراکز اصلی شهری توسعه یافته که نمایی از الگوهای برنامه ریزی نشده استفاده از زمین در محیط زیست می باشد. اگر این روند کنترل نشود می تواند مشکلات زیست محیطی فعلی را تشدید کند. از این رو لازم است تا برنامه ریزی توسعه شهری بین توسعه اقتصادی و محیط زیست تعادل ایجاد کند. علاوه بر این برای تحقق شرایط پایدار در منابع طبیعی محدوده تالاب، اتخاذ برنامه ریزی های استراتژیک در زمینه مناطق شهری توصیه می شود. این تحقیق نشان داد که چهار شاخص طیفی استفاده شده در این تحقیق می توانند به درستی شدت شهر نشینی و تغییرات پهنه تالاب انزلی را نمایش دهند. علاوه بر این، ترکیبی از چهار شاخص طیفی در مقایسه با روش های مبتنی بر مطالعات میدانی، به نتایج بهتری دست می یابد.

۷. حامیان پژوهش

این پژوهش حامی مالی و معنوی نداشته است.

۸. مشارکت نویسندگان

نویسندگان در تمام مراحل و بخش های انجام شده سهم برابر داشته اند.

۹. تعارض منافع

نویسندگان اعلام می کنند که هیچ گونه تضاد منافی ندارند.

۱۰. تقدیر و تشکر

نویسندگان بدینوسیله از همه کسانی که به نوعی در انجام این پژوهش یاری رسانده اند قدردانی می نمایند.

منابع

اسلمی، فرنوش؛ قربانی، اردوان؛ سبحانی، بهروز و پناهنده، محسن (۱۳۹۴). مقایسه روش های شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و شی گرا در استخراج کاربری و پوشش اراضی از تصاویر لندست ۸، *سنجش از دور و سامانه اطلاعات جغرافیایی در منابع طبیعی*، ۶(۳)، صص. ۱-۱۴.

جهانبخشی، فرشید و اختصاصی، محمدرضا (۱۳۹۷). ارزیابی عملکرد سه روش طبقه بندی تصویر (جنگل تصادفی، ماشین بردار پشتیبان و بیشترین شباهت) در تهیه نقشه کاربری اراضی، *علوم آب و خاک*، ۲۲(۴)، صص. ۲۴۷-۲۳۵.

شنائی، مائده و زارعی، حیدر (۱۳۹۵). مقایسه الگوریتم های طبقه بندی شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و حداکثر احتمال در استخراج نقشه کاربری اراضی حوزه آبخیز ابوالعباس، *علوم و مهندسی آبخیزداری*، ۱۰(۳۳)، صص. ۸۴-۷۳.

روستایی، شهرام؛ مختاری، داوود؛ ولیزاده، خلیل و خدایی، لیلا (۱۳۹۸). مقایسه روش پیکسل پایه (بیشترین شباهت) و شی گرا (ماشین بردار پشتیبان) در طبقه بندی کاربری اراضی (منطقه اهر و ورزقان)، *پژوهش های ژئومورفولوژی کمی*، ۸(۱)، صص. ۱۲۹-۱۱۸.

عبدلی، مهسا و حقیقی، مریم (۱۳۹۹). مقایسه روش های طبقه بندی ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی در تهیه نقشه کاربری اراضی، *پژوهش و فناوری محیط زیست*، ۵(۸)، صص. ۶۰-۴۷.

نجفی، احمد؛ عزیزی، سارا و مختاری، محمد حسی ن (۱۳۹۶). کاربرد ماشین بردار پشتیبان در طبقه بندی کاربری اراضی حوزه چشمه کيله جالکرو، *پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز*، ۸(۱۵)، صص. ۹۲-۱۰۱.

Alphan, H., & Derse, M.A. (2013). Change detection in Southern Turkey using normalized difference vegetation index (NDVI). *J. Environ. Eng. Landscape Manage*, 21(1), 12-18.

Andriani, N., Dinar, D.A.P., Azhar, K.A., & Eddy, I. (2018). Interpretation of land use and land cover at lowland area using NDVI and NDBI. *Ecol. Environ. Conserv*, 24(2), 651-657.

As-syakur, A.R., Adnyana, I.W.S., Arthana, I.W., Nuarsa, I.W. (2012). Enhanced built-UP and bareness index (EBBI) for mapping built-up and bare land in an urban area. *Remote Sensing*, 4(10), 2957-2970.

Awange, J.L., Aluoch, J., Ogallo, L.A., Omulo, M., & Omondi, P. (2007). Frequency and severity of drought in the Lake Victoria region (Kenya) and its effects on food security. *Climate Research*, 33(2), 135-142.

- Ayele, G. T., Tebeje, A. K., Demissie, S. S., Belete, M. A., Jemberrie, M. A., Teshome, W. M. & Teshale, E. Z. (2018). Time series land cover mapping and change detection analysis using geographic information system and remote sensing, Northern Ethiopia. *Air, Soil and Water Research*, 11, 1178622117751603.
- Ballanti, L., Byrd, K.B., Woo, I., & Ellings, C. (2017). Remote sensing for wetland mapping and historical change detection at the Nisqually River Delta. *Sustainability*, 9(11), 1919-1935.
- Bhatti, S.S., & Tripathi, N.K. (2014). Built-up area extraction using Landsat 8 OLI imagery. *GIScience & remote sensing* 51(4), pp. 445–467.
- Bijeesh, T. V., & Narasimhamurthy, K. N. (2019), March. A Comparative Study of Spectral Indices for Surface Water Delineation Using Landsat 8 Images. In 2019 IEEE International Conference on Data Science and Communication (IconDSC), 1-5.
- Breiman, Leo. (2001). Random Forests. *Machine Learning*. 45, pp. 5-32.
- Chu, H.J., Lin, Y.P., Huang, Y.L., & Wang, Y.C. (2009). Detecting the land-cover changes induced by large-physical disturbances using landscape metrics, spatial sampling, simulation, and spatial analysis. *Sensors*, 9(9), 6670–6700.
- Demir, B., Bovolo, F., Bruzzone, L. (2012). Updating land-cover maps by classification of image time series: A novel change-detection-driven transfer learning approach. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens*, 51(1), 300–312.
- Dezso, Z., Bartholy, J., Pongracz, R., & Barcza, Z. (2005). Analysis of land-use/land-cover change in the Carpathian region based on remote sensing techniques. *Phys. Chem. Earth*, 30, 109–115.
- Dópido, I., Villa, A., Plaza, A., & Gamba, P. (2012). A quantitative and comparative assessment of unmixing-based feature extraction techniques for hyperspectral image classification. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens*, 5(2), 421– 435.
- Denil, M., Matheson, D., & Freitas, N. (2014). Narrowing the Gap: Random Forests in Theory and in Practice. Proceedings of the 31st International Conference on Machine Learning, Beijing, China. *JMLR: W and P*. Vol.32. 9 pages.
- Eid, A.N.M., Olatubara, C.O., Ewemoje, T.A., Farouk, H., & El-Hennawy, M.T. (2020). Coastal wetland vegetation features and digital Change Detection Mapping based on remotely sensed imagery: El-Burullus Lake, Egypt. *Int. Soil Water Conserv. Res*, 8(1), 66–79.
- Gong, Y., Duan, B., Fang, S., Zhu, R., Wu, X., Ma, Y., & Peng, Y. (2018). Remote estimation of rapeseed yield with unmanned aerial vehicle (UAV) imaging and spectral mixture analysis, *Plant Methods*, 14(1), 1–14.
- He, C., Shi, P., Xie, D., & Zhao, Y. (2010). Improving the normalized difference built-up index to map urban built-up areas using a semiautomatic segmentation approach. *Remote Sensing Letters*, 1(4), pp. 213-221.
- Hesping, M. (2020). Remote sensing-based land cover classification and change detection using Sentinel-2 data and Random Forest: A case study of Rusinga Island, Kenya (Master's thesis. Linköpings universitet, Linköping, Sweden.
- Hidayati, I.N., Suharyadi, R., & Danoedoro, P. (2018). Developing an Extraction Method of Urban Built-Up Area Based on Remote Sensing Imagery Transformation Index. *In Forum Geografi*, 32(1), 96–108.
- Hussain, M., Chen, D., Cheng, A., Wei, H., & Stanley, D. (2013). Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens*, 80, 91–106.
- Hussain, S., Mubeen, M., Ahmad, A., Akram, W., Hammad, H. M., Ali, M., ... & Nasim, W. (2020). Using GIS tools to detect the land use/land cover changes during forty years in Lodhran District of Pakistan. *Environmental Science and Pollution Research*, 27, 39676-39692.
- IPCC. (2019). IPCC Special Report on Climate Change, Desertification, Land Degradation, Sustainable Land Management, Food Security, and Greenhouse gas fluxes in Terrestrial Ecosystems. Summary for Policymakers. Retrieved January, 13, 2020, from <https://www.ipcc.ch/srccl/>.
- Lary, D.J., Alavi, A.H., Gandomi, A.H., & Walker, A.L. (2016). Machine learning in geosciences and remote sensing. *Geosci. Front*. 7(1), 3–10.
- Liu, Y., & Jiang, Y. (2021). Urban growth sustainability of Islamabad, Pakistan, over the last 3 decades: a perspective based on object-based backdating change detection. *GeoJournal*, 86, 2035-2055.
- Liu, L., & Zhang, Y. (2011). Urban heat island analysis using the Landsat TM data and ASTER data: A case study in Hong Kong. *Remote Sensing*, 3(7), 1535–1552.
- Louppe, G. (2014). Understanding Random Forests, From Theory to Practice. University of Liège. Faculty of Applied Sciences. Department of Electrical Engineering and Computer Science. 223 pages.
- Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E., & Moran, E., (2004). Change detection techniques. *Int. J. Remote Sensing*, 25(12), pp. 2365–2401.
- Maxwell, A.E., Warner, T.A., & Fang, F. (2018). Implementation of machine-learning classification in remote sensing: An applied review. *Int. J. Remote Sensing*, 39(9), 2784–2817.
- Mas, J.F., & Flores, J.J. (2008). The application of artificial neural networks to the analysis of remotely sensed data. *Int. J. Remote Sensing*, 29(3), pp. 617–663.
- Naburi, N.D., Edward, M.M., & Obiri, J.F. (2018). Determinants of Watershed Governance and Food Security among Households in the Lower Sio River Watershed, Busia County, Kenya. *International Journal of Agriculture, Environment and Bioresearch*, 3(05), 30–55.

- Nath, B. (2014). Quantitative assessment of forest cover change of a part of Bandarban Hill tracts using NDVI techniques, *J. Geosci. Geomatics*, 2(1), 21–27.
- Odada, E.O., Ochola, W.O., & Olago, D.O. (2009). Drivers of ecosystem change and their impacts on human well-being in Lake Victoria basin. *Afr. J. Ecol.* 47, 46–54.
- Ogashawara, I., & Bastos, V.D.S.B. (2012). A quantitative approach for analyzing the relationship between urban heat islands and land cover. *Remote Sensing*, 4(11), 3596–3618.
- Oommen, T., Misra, D., Twarakavi, N.K., Prakash, A., Sahoo, B., & Bandopadhyay, S. (2008). An objective analysis of support vector machine-based classification for remote sensing, *Math. Geosci.* 40(4), 409–424.
- Panuju, D.R., Paull, D.J., & Griffin, A.L. (2020). Change Detection Techniques Based on Multispectral Images for Investigating Land Cover Dynamics, *Remote Sensing*, 12(11), pp. 1781-1797.
- Pattanayak, S.P., & Diwakar, S.K. (2018). Seasonal Comparative Study of NDVI, NDBI, and NDWI of Hyderabad City (Telangana) Based on LISS-III Image Using Remote Sensing and DIP. Khoj: An International Peer Reviewed, *J. Geogr.* 5(1), 78-92.
- Plaza, A., Du, Q., Bioucas-Dias, J.M., Jia, X., & Kruse, F.A. (2011). Foreword to the special issue on spectral unmixing of remotely sensed data. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens.* 49(11), 4103–4110.
- Polykretis, C., Grillakis, M.G., & Alexakis, D.D. (2020). Exploring the impact of various spectral indices on land cover change detection using change vector analysis: A case study of Crete Island, Greece. *Remote Sens.* 12(2), 319-334.
- Pravaliu, R., Sîrodoev, I., Peptenatu, D. (2014). Detecting climate change effects on forest ecosystems in Southwestern Romania using Landsat TM NDVI data. *J. Geog. Sci.* 24(5), 815–832.
- Rogan, J., Chen, D. (2004). Remote sensing technology for mapping and monitoring land-cover and land-use change. *Prog. Plann.* 61, 301–325.
- Rokni, K., Ahmad, A., Selamat, A., Hazini, S. (2014). Water feature extraction and change detection using multitemporal Landsat imagery. *Remote Sensing*, 6(5), 4173–4189.
- Sahebjalal, E., Dashtekian, K. (2013). Analysis of land use-land covers changes using normalized difference vegetation index (NDVI) differencing and classification methods, *Afr. J. Agric. Res.* 8(37), 4614–4622.
- Salmon, B.P., Kleyhans, W., Van den Bergh, F., Olivier, J.C., Grobler, T.L., & Wessels, K.J. (2013). Land cover change detection using the internal covariance matrix of the extended Kalman filter over multiple spectral bands. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sensing*, 6(3), 1079–1085.
- Senkal, O. (2010). Modeling of solar radiation using remote sensing and artificial neural network in Turkey. *Energy*, 35(12), 4795–4801.
- Singha, S., Bellerby, T.J., & Trieschmann, O. (2013). Satellite oil spill detection using artificial neural networks. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sensing*. 6(6), 2355–2363.
- Sinha, P., Verma, N.K., & Ayele, E. (2016). Urban built-up area extraction and change detection of Adama municipal area using time-series Landsat images, *Int. J. Adv. Remote Sens. GIS*, 5(8), 1886–1895.
- Simwanda, M., & Murayama, Y. (2018). Spatiotemporal patterns of urban land-use change in the rapidly growing city of Lusaka, Zambia: Implications for sustainable urban development. *Sustain. Cities Soc.* 39, pp. 262–274.
- Uddin, S., Al Ghabban, A.N., Al Dousari, A., Al Murad, M., & Al Shamroukh, D. (2010). A remote sensing classification for land-cover changes and micro-climate in Kuwait, *Int. J. Sustain. Dev. Planning*, 5(4), pp. 367–377.
- Uddin, M.J., & Mondal, C. (2020). Effect of earth covering and water body on land surface temperature (LST). *J. Civ. Eng. Sci. Technol.* 11(1), 45–56.
- UNEP. (2016). GEO-6 Regional Assessment for Africa. Retrieved March 4, 2019.
- Willis, K.S. (2015). Remote sensing change detection for ecological monitoring in United States protected areas. *Biol. Conserv.* 182, 233–242.
- Wu, C., & Murray, A.T. (2003). Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis. *Remote Sens. Environ.* 84 (4), 493–505.
- Wu, C. (2009). Quantifying high-resolution impervious surfaces using spectral mixture analysis. *Int. J. Remote Sens.* 30(11), 2915–2932.
- Xu, H. (2008). A New Index for Delineating Built-Up Land Features in Satellite Imagery. *Int. J. Remote Sens.* 29, 4269–4276.
- Xu, H. (2006). Modification of normalized difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *Int. J. Remote Sens.* 27(14), 3025–3033.
- Zha, Y., Gao, J., & Ni, S. (2003). Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *Int. J. Remote Sens.* 24(3), 583–594.
- Zhong, Y., Wang, X., Zhao, L., Feng, R., Zhang, L., & Xu, Y. (2016). Blind spectral unmixing based on sparse component analysis for hyperspectral remote sensing imagery. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sensing*. 119, 49–63.

References

- Abdoli, M., & Haghighi khomami, M. (2021). Comparison of support vector machine and artificial neural network classification method to produce land use map (case study: Bojagh National Park), *Journal of environmental Research and Technology*, 8(5), 47-60. [In Persian]

- Alphan, H., & Derse, M.A. (2013). Change detection in Southern Turkey using normalized difference vegetation index (NDVI). *J. Environ. Eng. Landscape Manage.* 21(1), 12–18.
- Andriani, N., Dinar, D.A.P., Azhar, K.A., & Eddy, I. (2018). Interpretation of land use and land cover at lowland area using NDVI and NDBI. *Ecol. Environ. Conserv.* 24(2), 651–657.
- Aslami, F., Ghorbani, A., Sobhani, B., & Panahandeh, M. (2015). Comparing artificial neural network, support vector machine and object-based methods in preparation land use/cover maps using landsat-8 images, *Rs and GIS Journal of for Natural Resources*, 3(20), 1-14. [In Persian]
- As-syakur, A.R., Adnyana, I.W.S., Arthana, I.W., Nuarsa, I.W. (2012). Enhanced built-up and bareness index (EBBI) for mapping built-up and bare land in an urban area. *Remote Sensing*, 4(10), 2957–2970.
- Awange, J.L., Aluoch, J., Ogallo, L.A., Omulo, M., & Omondi, P. (2007). Frequency and severity of drought in the Lake Victoria region (Kenya) and its effects on food security. *Climate Research*, 33(2), 135–142.
- Ayele, G. T., Tebeje, A. K., Demissie, S. S., Belete, M. A., Jemberrie, M. A., Teshome, W. M. & Teshale, E. Z. (2018). Time series land cover mapping and change detection analysis using geographic information system and remote sensing, Northern Ethiopia. *Air, Soil and Water Research*, 11, 1178622117751603.
- Ballanti, L., Byrd, K.B., Woo, I., & Ellings, C. (2017). Remote sensing for wetland mapping and historical change detection at the Nisqually River Delta. *Sustainability*, 9(11), 1919-1935.
- Bhatti, S.S., & Tripathi, N.K. (2014). Built-up area extraction using Landsat 8 OLI imagery. *GIScience & remote sensing* 51(4), pp. 445–467.
- Bijeesh, T. V., & Narasimhamurthy, K. N. (2019), March. A Comparative Study of Spectral Indices for Surface Water Delineation Using Landsat 8 Images. In 2019 IEEE International Conference on Data Science and Communication (IconDSC), 1-5.
- Breiman, Leo. (2001). Random Forests. *Machine Learning*. 45, pp. 5-32.
- Chu, H.J., Lin, Y.P., Huang, Y.L., & Wang, Y.C. (2009). Detecting the land-cover changes induced by large-physical disturbances using landscape metrics, spatial sampling, simulation, and spatial analysis. *Sensors*, 9(9), 6670–6700.
- Demir, B., Bovolo, F., Bruzzone, L. (2012). Updating land-cover maps by classification of image time series: A novel change-detection-driven transfer learning approach. *IEEE Trans. Geosci. Remote Sens*, 51(1), 300–312.
- Dezso, Z., Bartholy, J., Pongracz, R., & Barcza, Z. (2005). Analysis of land-use/land-cover change in the Carpathian region based on remote sensing techniques. *Phys. Chem. Earth*, 30, 109–115.
- Dópido, I., Villa, A., Plaza, A., & Gamba, P. (2012). A quantitative and comparative assessment of unmixing-based feature extraction techniques for hyperspectral image classification. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sens*, 5(2), 421–435.
- Denil, M., Matheson, D., & Freitas, N. (2014). Narrowing the Gap: Random Forests in Theory and in Practice. Proceedings of the 31st International Conference on Machine Learning, Beijing, China. JMLR: W and P. Vol.32. 9 pages.
- Eid, A.N.M., Olatubara, C.O., Ewemoje, T.A., Farouk, H., & El-Hennawy, M.T. (2020). Coastal wetland vegetation features and digital Change Detection Mapping based on remotely sensed imagery: El-Burullus Lake, Egypt. *Int. Soil Water Conserv. Res.* 8(1), 66–79.
- Gong, Y., Duan, B., Fang, S., Zhu, R., Wu, X., Ma, Y., & Peng, Y. (2018). Remote estimation of rapeseed yield with unmanned aerial vehicle (UAV) imaging and spectral mixture analysis, *Plant Methods*, 14(1), 1–14.
- He, C., Shi, P., Xie, D., & Zhao, Y. (2010). Improving the normalized difference built-up index to map urban built-up areas using a semiautomatic segmentation approach. *Remote Sensing Letters*, 1(4), pp. 213-221.
- Hesping, M. (2020). Remote sensing-based land cover classification and change detection using Sentinel-2 data and Random Forest: A case study of Rusinga Island, Kenya (Master's thesis. Linköpings universitet, Linköping, Sweden.
- Hidayati, I.N., Suharyadi, R., & Danoedoro, P. (2018). Developing an Extraction Method of Urban Built-Up Area Based on Remote Sensing Imagery Transformation Index. *In Forum Geografi*, 32(1), 96–108.
- Hussain, M., Chen, D., Cheng, A., Wei, H., & Stanley, D. (2013). Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 80, 91–106.
- Hussain, S., Mubeen, M., Ahmad, A., Akram, W., Hammad, H. M., Ali, M., ... & Nasim, W. (2020). Using GIS tools to detect the land use/land cover changes during forty years in Lodhran District of Pakistan. *Environmental Science and Pollution Research*, 27, 39676-39692.
- IPCC. (2019). IPCC Special Report on Climate Change, Desertification, Land Degradation, Sustainable Land Management, Food Security, and Greenhouse gas fluxes in Terrestrial Ecosystems. Summary for Policymakers. Retrieved January, 13, 2020, from <https://www.ipcc.ch/srccl/>.
- Jahanbakhshi, F., Ekhtesasi, M R. (2019). Performance Evaluation of Three Image Classification Methods (Random Forest, Support Vector Machine and the Maximum Likelihood) in Land Use Mapping. *Jwss*, 22(4), 235-247. [In Persian]
- Lary, D.J., Alavi, A.H., Gandomi, A.H., & Walker, A.L. (2016). Machine learning in geosciences and remote sensing. *Geosci. Front.* 7(1), 3–10.
- Liu, Y., & Jiang, Y. (2021). Urban growth sustainability of Islamabad, Pakistan, over the last 3 decades: a perspective based on object-based backdating change detection. *GeoJournal*, 86, 2035-2055.

- Liu, L., & Zhang, Y. (2011). Urban heat island analysis using the Landsat TM data and ASTER data: A case study in Hong Kong. *Remote Sensing*, 3(7), 1535–1552.
- Louppe, G. (2014). Understanding Random Forests, From Theory to Practice. University of Liège. Faculty of Applied Sciences. Department of Electrical Engineering and Computer Science. 223 pages.
- Lu, D., Mausel, P., Brondizio, E., & Moran, E., (2004). Change detection techniques. *Int. J. Remote Sensing*, 25(12), pp. 2365–2401.
- Maxwell, A.E., Warner, T.A., & Fang, F. (2018). Implementation of machine-learning classification in remote sensing: An applied review. *Int. J. Remote Sensing*, 39(9), 2784–2817.
- Mas, J.F., & Flores, J.J. (2008). The application of artificial neural networks to the analysis of remotely sensed data. *Int. J. Remote Sensing*, 29(3), pp. 617–663.
- Naburi, N.D., Edward, M.M., & Obiri, J.F. (2018). Determinants of Watershed Governance and Food Security among Households in the Lower Sio River Watershed, Busia County, Kenya. *International Journal of Agriculture, Environment and Bioresearch*, 3(05), 30–55.
- Najafi, A., Azizi, S., & Mokhtari, M. (2017). Assessment Kernel Support Vector Machines in Classification of Landuses (Case Study: Basin of Cheshmeh kileh-Chalkrod), *jwmr*, 8(15), 92-101. [In Persian]
- Nath, B. (2014). Quantitative assessment of forest cover change of a part of Bandarban Hill tracts using NDVI techniques, *J. Geosci. Geomatics*, 2(1), 21–27.
- Odada, E.O., Ochola, W.O., & Olago, D.O. (2009). Drivers of ecosystem change and their impacts on human well-being in Lake Victoria basin. *Afr. J. Ecol.* 47, 46–54.
- Ogashawara, I., & Bastos, V.D.S.B. (2012). A quantitative approach for analyzing the relationship between urban heat islands and land cover. *Remote Sensing*, 4(11), 3596–3618.
- Oommen, T., Misra, D., Twarakavi, N.K., Prakash, A., Sahoo, B., & Bandopadhyay, S. (2008). An objective analysis of support vector machine-based classification for remote sensing, *Math. Geosci.* 40(4), 409–424.
- Panuju, D.R., Paull, D.J., & Griffin, A.L. (2020). Change Detection Techniques Based on Multispectral Images for Investigating Land Cover Dynamics, *Remote Sensing*, 12(11), pp. 1781-1797.
- Pattanayak, S.P., & Diwakar, S.K. (2018). Seasonal Comparative Study of NDVI, NDBI, and NDWI of Hyderabad City (Telangana) Based on LISS-III Image Using Remote Sensing and DIP. Khoj: An International Peer Reviewed, *J. Geogr.* 5(1), 78-92.
- Plaza, A., Du, Q., Bioucas-Dias, J.M., Jia, X., & Kruse, F.A. (2011). Foreword to the special issue on spectral unmixing of remotely sensed data. *IEEE Trans, Geosci. Remote Sens.* 49(11), 4103–4110.
- Polykretis, C., Grillakis, M.G., & Alexakis, D.D. (2020). Exploring the impact of various spectral indices on land cover change detection using change vector analysis: A case study of Crete Island, Greece. *Remote Sens.* 12(2), 319-334.
- Pravaliu, R., Sîrodoev, I., Peptenatu, D. (2014). Detecting climate change effects on forest ecosystems in Southwestern Romania using Landsat TM NDVI data. *J. Geog. Sci.* 24(5), 815–832.
- Rogan, J., Chen, D. (2004). Remote sensing technology for mapping and monitoring land-cover and land-use change. *Prog. Plann.* 61, 301–325.
- Rokni, K., Ahmad, A., Selamat, A., Hazini, S. (2014). Water feature extraction and change detection using multitemporal Landsat imagery. *Remote Sensing*, 6(5), 4173–4189.
- Roostaei, S., Mokhtari, D., Valizadeh, K., & Khodaei, L. (2019). Comparison of pixel-based Algorithm (maximum likelihood) and object-based Method (support vector machine) in classification of land use, *Quantitative Geomorphological Research*, 8(1), 118-129. [In Persian]
- Sahebjalal, E., Dashtekian, K. (2013). Analysis of land use-land covers changes using normalized difference vegetation index (NDVI) differencing and classification methods, *Afr. J. Agric. Res.* 8(37), 4614–4622.
- Salmon, B.P., Kleynhans, W., Van den Bergh, F., Olivier, J.C., Grobler, T.L., & Wessels, K.J. (2013). Land cover change detection using the internal covariance matrix of the extended Kalman filter over multiple spectral bands. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sensing*, 6(3), 1079–1085.
- Senkal, O. (2010). Modeling of solar radiation using remote sensing and artificial neural network in Turkey. *Energy*, 35(12), 4795–4801.
- Shanani Hoveyzeh, M., & Zarei, H. (2016). Comparison of Three Classification Algorithms (ANN, SVM and Maximum Likelihood) for Preparing Land Use Map (Case Study: Abolabbas Basin), *Jwmseir*, 10(33), 73-84. [In Persian]
- Singha, S., Bellerby, T.J., & Trieschmann, O. (2013). Satellite oil spill detection using artificial neural networks. *IEEE J. Sel. Top. Appl. Earth Obs. Remote Sensing*. 6(6), 2355–2363.
- Sinha, P., Verma, N.K., & Ayele, E. (2016). Urban built-up area extraction and change detection of Adama municipal area using time-series Landsat images, *Int. J. Adv. Remote Sens. GIS*, 5(8), 1886–1895.
- Simwanda, M., & Murayama, Y. (2018). Spatiotemporal patterns of urban land-use change in the rapidly growing city of Lusaka, Zambia: Implications for sustainable urban development. *Sustain. Cities Soc.* 39, pp. 262–274.
- Uddin, S., Al Ghadban, A.N., Al Dousari, A., Al Murad, M., & Al Shamroukh, D. (2010). A remote sensing classification for land-cover changes and micro-climate in Kuwait, *Int. J. Sustain. Dev. Planning*, 5(4), pp. 367–377.
- Uddin, M.J., & Mondal, C. (2020). Effect of earth covering and water body on land surface temperature (LST). *J. Civ. Eng. Sci. Technol*, 11(1), 45–56.

- UNEP. (2016). GEO-6 Regional Assessment for Africa. Retrieved March 4, 2019.
- Willis, K.S. (2015). Remote sensing change detection for ecological monitoring in United States protected areas. *Biol. Conserv.* 182, 233–242.
- Wu, C., & Murray, A.T. (2003). Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis. *Remote Sens. Environ.* 84 (4), 493–505.
- Wu, C. (2009). Quantifying high-resolution impervious surfaces using spectral mixture analysis. *Int. J. Remote Sens.* 30(11), 2915–2932.
- Xu, H. (2008). A New Index for Delineating Built-Up Land Features in Satellite Imagery. *Int. J. Remote Sens.* 29, 4269–4276.
- Xu, H. (2006). Modification of normalized difference water index (NDWI) to enhance open water features in remotely sensed imagery. *Int. J. Remote Sens.* 27(14), 3025–3033.
- Zha, Y., Gao, J., & Ni, S. (2003). Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery. *Int. J. Remote Sens.* 24(3), 583–594.
- Zhong, Y., Wang, X., Zhao, L., Feng, R., Zhang, L., & Xu, Y. (2016). Blind spectral unmixing based on sparse component analysis for hyperspectral remote sensing imagery. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 119, 49–63.

نحوه استناد به این مقاله:

فیض اله پور، مهدی (۱۴۰۳). بررسی تغییرات سطح تالاب انزلی با استفاده از شاخص های طیفی، درخت تصادفی (RTC) و حداکثر احتمال (MLC) در بازه زمانی ۱۳۷۱ تا ۱۴۰۱. *مطالعات جغرافیایی نواحی ساحلی*، ۵(۳)، ۳۶–۱۷.

DOI: 10.22124/GSCAJ.2024.24889.1251

Copyrights:

Copyright for this article are retained by the author(s), with publication rights granted to *Geographical studies of Coastal Areas Journal*. This is an open-access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0>), which permits unrestricted use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.



پژوهشگاه علوم انسانی و مطالعات فرهنگی
رتال جامع علوم انسانی