نشریه علمی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی

سال نهم، شماره چهارم، زمستان ۱۴۰۰

*Vol.9, No.4, Winter 2022*

۱۹ -۴۲

مقاله پژوهشی

DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7

# پایش و پیش بینی تغییرات پهنه آبی تالاب‌ها با استفاده از یک سیستم هوشمند عصبی – فازی مبتنی بر داده‌های سامانه گوگل ارث انجین (مطالعه موردی تالاب انزلی، ۲۰۱۹-۲۰۰۰)

**سیدمرتضی سیدموسوی[۱]، مهدی آخوندزاده هنزائی[۲*]**

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه سنجش از دور، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران

۲- دانشیار، گروه فتوگرامتری و سنجش از دور، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۰/۰۶/۰۹ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۰/۱۱/۳۰

## چکیده

تالاب‌ها از مهم‌ترین سرمایه‌های اکولوژیکی کشور بوده و اطلاع از روند تغییرات آن‌ها در بلندمدت نقش اساسی در کیفیت مدیریت این گونه مناطق دارد. این اکوسیستم‌های منحصر به فرد در جهان با تنوع اکولوژیکی بالا توسط عوامل طبیعی مختلف مانند: کاهش بارش، افزایش دما، افزایش تبخیر، خشک‌سالی و غیره تهدید می‌شوند. این تحقیق بر توسعه یک چارچوب کاربردی و موثر برای نظارت طولانی مدت بر پهنه آبی تالاب با استفاده از پارامترهای اثرگذار بر تالاب و تصاویر سری زمانی لندست که همگی از سامانه گوگل ارث انجین *(GEE)* تهیه شده‌اند متمرکز گردیده است. در این مطالعه، برای تعیین تغییر پهنه آبی تالاب، از محاسبه شاخص نرمالیز شده تفاوت آبی *(NDWI)* برای جدا سازی بهتر پوشش آب از سایر پوشش‌های منطقه استفاده شده است. تغییرات پهنه آبی تالاب انزلی و عوامل طبیعی موثر بر آن در بازه ۲۴۰ ماه بین ژانویه ۲۰۰۰ تا دسامبر ۲۰۱۹ بررسی گردید. در ادامه با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین و به کارگیری پارامترهای موثر بر تغییرات سطحی تالاب به عنوان ورودی شبکه تغییرات سطحی تالاب با میانگین خطای مربع ریشه *(RMSE)* ۰/۹۷۷ مدل‌سازی گردید. همچنین به منظور پیش بینی تغییرات شدید سطحی تالاب در آینده، تغییرات سطحی تالاب و تمامی پارامترها برای بازه طولانی مدت (۲۰ سال گذشته) به صورت ماهانه با استفاده از روش‌های پرسپترون چند لایه *(MLP)* و حافظه کوتاه‌مدت طولانی*(LSTM)* بررسی شدند. در انتها با توجه به نتایج بدست آمده از مراحل قبل و شناخت عواملی که اثرگذاری بیشتری بر تالاب دارند و به دلیل عدم قطعیت، غیر خطی بودن رفتار متغیرها از طریق سیستم استنتاج فازی *(FIS)* برای ایجاد سیستم هشداردهنده خشک‌سالی تالاب مدلسازی گردید. بنابراین مدل توسعه یافته می‌تواند به طور مداوم و مستمر برای مدیریت و نظارت بر تالاب‌ها مورد استفاده قرار گیرد.

کلید واژه‌ها : تالاب، گوگل ارث انجین، آنالیز سری زمانی، شبکه عصبی، سیستم استنتاج فازی

* نویسنده مکاتبه کننده: گروه فتوگرامتری و سنجش‌ازدور، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

تلفن: ۰۲۱۶۱۱۱۴۵۲۲

*Email: makhonz@ut.ac.ir*

[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]

[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]

[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]

## ۱- مقدمه

تالاب‌ها اکوسیستم‌های پویا و سازنده‌ای هستند که از نظر بشریت و طبیعت، از مهمترین و در معرض تهدیدترین اکوسیستم‌های روی زمین محسوب می‌شوند که حدود ۳٪ تا ۸٪ سطح زمین را پوشش می‌دهند[۱و۳].

تالاب‌ها با ارزش‌ترین عناصر در زمینه ارائه خدمات اکوسیستم در نظر گرفته می‌شوند[۴و۵]، زیرا زیستگاه تعداد زیادی از گونه‌های جانوری و گیاهی را فراهم می‌کنند،کیفیت آب را افزایش می‌دهند[۶] ،خسارات ناشی از طوفان و سیل را کاهش می‌دهند، سبب کاهش گازهای گلخانه‌ای می‌شوند[۷] ،آب‌های زیرزمینی را تغذیه می‌کنند[۸] ،باعث جلوگیری از طوفان گرد و غبار می‌شوند[۹] و نقشی اساسی در کاهش تغییرات آب و هوایی دارند[۱۰] .

متأسفانه، این منابع با ارزش به دلیل تغییرات آب و هوایی و افزایش فشار انسانی، دچار تحول عظیمی شده است[۱۱،۱۲و۱۳].به عنوان مثال، در پاسخ به تغییرات بارندگی، دما، آب‌های زیر زمینی و تبخیر و تعرق، پهنه آبی باگذر زمان تغییر می‌کند[۱۴]. تغییرات هیدرولوژیکی ممکن است به شدت بر عملکرد اکوسیستم تأثیر بگذارد و منجر به تغییر توزیع و ترکیب گونه‌ها شود[۱۵]. علاوه بر این، به دلیل پیچیدگی ساختار اکوسیستم تالاب‌ها، که شامل آب و خاک و گیاهان است، تغییرات زیادی در شرایط اکولوژیکی آنها وجود دارد که باید بررسی شوند[۹].

یک گزینه برای نظارت بر پهنه آب‌های سطحی پویا، استفاده از داده‌های سنجش از دور است. این داده‌ها می‌توانند نمایشی مداوم و کاملاً سازگار از سطح زمین ارائه دهند. بنابراین سنجش از دور ماهواره‌ای، به عنوان یک منبع داده مهم برای نظارت بر پویایی تالاب شناخته شده است[۱۶].

باتالیا و همکاران (۲۰۲۱) با استفاده از تصاویر رادار دریچه مصنوعی [۱](SAR) سعی داشته اند کار نظارت بر تغییرات پویا در پوشش گیاهی تالاب، میزان آب سطحی و تغییرات سطحی آب را توصیف کنند و از دما و بارش به عنوان دو عامل اثر گذار بر روی تغییرات سطحی تالاب یاد کرده اند. جمالی و همکاران (۲۰۲۱) برای بررسی و پایش تالاب در نیوفاندلند و لابرادور کانادا از تصاویر ماهواره ای چند طیفی و شبکه های عصبی عمیق کانولوشن استفاده کرده اند که با ارائه یک روش پیشنهادی مبتنی بر شبکه عصبی پیچشی [۲](CNN) دقت طبقه بندی کلاس های تالاب به طور قابل توجهی بهبود داده اند. در مطالعه تامال و همکاران (۲۰۲۱) نقشه برداری از تالاب های دشت سیلاب ، همراه با رسیدن به پیش بینی های منطقه ای تا سال ۲۰۳۹ با استفاده از روش اتوماتیک سلولی مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی [۳](ANN-CA) صورت گرفته است. جدا از این ، پیش بینی عمق تالاب با استفاده از مدل رگرسیون خطی یکی دیگر از اهداف این کار تحقیقاتی بوده است. تجزیه و تحلیل با استفاده از ۲۷ تصویر لندست و مدل رقومی ارتفاعی [۴](DEM) انجام گردیده است. گائو و همکاران (۲۰۱۸) ابزاری برای پایش تغییرات در تالاب ها و پشتیبانی فنی موثر برای حفاظت از تالاب ها با استفاده از تصاویر لندست ۸ و روش تشخیص تغییر مقایسه تصویر به تصویر بر اساس ادغام تصاویر از تصاویر چند زمانی ارائه دادند. لی و همکاران (۲۰۱۸) با مطالعه‌ای که بر روی کسری آب-های سطحی با استفاده از روش های جنگل تصادفی و کوبیسم با دو رویکرد محلی و جهانی بر روی تصاویر مادیس ۵۰۰ متری داشته اند به این نتیجه رسیده اند که رویکرد آن ها برای نظارت بر کسر آب سطحی در

[۱] *Synthetic-Aperture Radar*

[۲] *Convolutional Neural Network*

[۳] *Artificial neural network - cellular automata*

[۴] *Digital Elevation Model*



[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]

فواصل زمانی با فرکانس بـالا در منـاطق بسـیار بزرگتـر امیدوار کننده است، به شرطی کـه داده هـای آموزشـی در سراسر حوزه مکانی که مدل بـرای آن اسـتفاده مـی شـود، جمـع آوری گـردد. جـین و همکـاران (۲۰۱۷) تحقیقی به منظور ایجاد یـک چـارچوب عملـی و مـوثر برای نظارت منطقه ای، طولانی مدت بر پویایی طغیـان تالاب با اسـتفاده از داده هـای لیـدار هـوابرد و تصـاویر سری زمانی لندست در طـول سـالیان ۱۹۸۵ تـا ۲۰۱۱ انجام داده اند. مطالعـات انجـام شـده را از منظـر روش اسـتفاده شـده جهـت تجزیـه و تحلیـل، پارامترهـای محیطی مورد بررسـی و نـوع سـنجنده (تـوان تفکیـک مکانی و زمانی) می توان از یکدیگر متمایز دانست.

تأثیر تغییرات اقلیمـی بـر روی یـک سیسـتم تـالاب را می‌توان با اسـتفاده از روش‌هـای مختلـف ماننـد مـدل سازی، حساسیت سنجی و بررسی میدانی پـیش بینـی کرد*[۱۷]*. در این مطالعه از روش مدل سازی برای تأثیر تغییرات آب و هوا بر روی یک سیستم تـالاب اسـتفاده گردیده است اما بـا توجـه بـه پیچیـدگی هـایی کـه در مدلسازی تالاب هـا وجـود دارد، بکـارگیری روش هـای فراابتکاری مانند شبکه عصـبی و یـادگیری عمیـق مـی توانند با نتایج خوبی همراه باشند. مطالعاتی که در ایـن زمینه تاکنون انجام شده، از داده ها در یک بـازه زمـانی خاص استفاده کرده اند و یا در آن ها تعـداد پارامترهـا محدوده بـوده اسـت. بـا توجـه بـه ماهیـت روش هـای فراابتکاری که نیاز بـه داده ای جـامع جهـت امـوزش و مدلسازی مناسب دارند و همچنـین بررسـی دقیـق تـر رفتار تالاب با توجه به پیچیدگی و وابستگی رفتار تالاب هـا بـه پارامترهـای متعـدد محیطـی و همچنـین ایـن موضوع که این پدیده از نظـر زمـانی نیـاز بـه محـدوده زمـانی بـیش از ده سـال دارد لـذا در ایـن مطالعـه از روشهای فراابتکاری برای یک محـدوده زمـانی وسـیع و بکارگیری پارامترهـای محیطـی متعـدد اسـتفاده شـده است. در این مطالعه به منظور تهیه داده ها و اطلاعـات از سامانه گوگل ارث انجین[۱] *(GEE)* استفاده شده اسـت. این سامانه ابری پلتفرمی است که دسترسـی بـه منـابع محاسباتی با کارایی بـالا بـرای پـردازش مجموعـه داده های بسیار بزرگ مکانی را آسان می کند. سامانه گوگل ارث انجین متشـکل از یـک کاتـالوگ داده آمـاده چنـد تجزیـه و تحلیـل پتابایـت اسـت کـه بـا یـک سـرویس محاسبات کاملاً موازی و بـا عملکـرد بـالا قـرار دارد. از طریق رابط برنامـه نویسـی برنامـه قابـل دسترسـی بـه اینترنت و یک محیط توسعه تعاملی مبتنی بر وب قابـل دسترسی و کنترل است که نمونه سازی سریع و تجسم نتایج را امکان پذیر می کند*[۱۸]*.

**۲- منطقه مورد مطالعه**

تالاب بندر انزلی یا مرداب بنـدر انزلـی بـا مسـاحتی در حدود ۲۰ هزار هکتار در شمال ایـران، واقـع در اسـتان گـیلان و در نزدیکـی بنـدر انزلـی واقـع شـده اسـت. ایـــــن تـــــالاب، از مهـــــم‌تـــــرین و بـزرگ‌تـرین زیسـتگاه‌هـای طبیعـی جـانوران ایـران اسـت. تـالاب انزلـی، هـر سـاله پـذیرای تعـداد زیـادی از پرندگانی است که از سوی کشورهای همسایه شمالی به ایران می‌آیند. این تالاب به دلیل موقعیت جغرافیایی از نظر میزان بالای رطوبت و آب با هیچ‌یک از تالاب‌های ایران قابل مقایسه نیست.

تالاب انزلی از نوع تالاب‌های ساحلی[۲] بوده و بـه وسـیله یک کانال کشتیرانی که از طریق دو موج‌شـکن واقـع در تأسیسات بندرگاه انزلی حمایت و به دریای خزر متصـل می‌باشد. حوضه آبریز تالاب دارای مساحتی حدود ۳۷۴ هـزار هکتـار اسـت. تـالاب انزلـی در سـال ۱۳۵۴ در فهرست تالاب‌های بین‌المللی کنوانسیون رامسر به ثبت رسـید. "کنوانسـیون رامسـر، سـال ۱۹۷۵" و همچنـین سازمان‌های محیط‌زیستی بین‌المللی، ایـن تـالاب را بـه عنـوان زیسـتگاه بـا اهمیـت بـرای پرنـدگان تشـخیص

[۱] *Google Earth Engine*

[۲] *Costal Wetland*



[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]

داده‌اند.

همان‌طور که در شکل(۱) می‌توان مشاهده کرد، تالاب انزلی در جنوب غربی سواحل دریای خزر واقع در استان گیلان، در عرض ۳۸ تا ۳۷ شمالی و طول ۵۰ تا ۴۹ شرقی واقع شده و از شمال به شهرستان بندر انزلی، از جنوب به شهرستان صومعه‌سرا، از شرق به شهرستان خمام، از جنوب شرقی به شهرستان رشت و از غرب به کپورچال و آبکنار انزلی محدود است.

تالاب انزلی از آن‌جایی که به عنوان یک تالاب بین‌المللی ثبت شده‌است، هم‌اکنون در فهرست مونترآل قرار گرفته است. قرار گرفتن در این فهرست به معنای این است که تالاب در حال خشک‌شدن است و به توجه بیشتری نیاز دارد.

**۳- داده ها**

برای نظارت و بررسی تغییرات پهنه آبی تالاب ذکر شده شاخص‌های زیادی تهیه شده است. به منظور بررسی تغییرات سطحی تالاب انزلی از تصاویر نوری ماهواره لندست ۸ استفاده گردید. بدین صورت که در بازه ۲۴۰ ماهه و به کمک موتور پردازش ابری گوگل ارث انجین این شاخصها آماده سازی گردیدند. جدول (۱) لیستی از داده‌های مورد بررسی در این تحقیق را نشان می‌دهد. شکل (۲) تغییرات ماهانه پهنه آبی، دمای سطح آب، دمای شبانه، دمای روزانه، پوشش گیاهی، خشک سالی ، تبخیر و تعرق، بارش، رطوبت خاک، آبی های زیر زمینی و گرد و غبار را در منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهند.

**۴- روش‌ها**

در این مطالعه از پارامترهای اقلیمی بدست آمده از داده های سنجش از دور استفاده شده که به عنوان محصولات آماده با دقت بالا در *GEE* موجود می باشند. مدل پیشنهادی در این مطالعه، مستقل از مدل‌های هواشناسی و هیدرولوژیکی است. روش پیشنهادی مبتنی بر تشخیص ناهنجاری‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در یک بازه زمانی بلندمدت (۲۰ سال) با فاصله زمانی ماهانه است. پس از شناسایی مقادیر غیرعادی هر یک از پارامترهای اقلیمی، احتمال وقوع خشک سالی در ماه با استفاده از مدل سیستم استنتاج فازی[۱] *(FIS)* که بر اساس قوانین متعدد فازی می باشد، استخراج می‌گردد. لازم به ذکر است که قوانین کلی مورد استفاده در مدل پیشنهادی تقریباً تمام علل طبیعی خشک‌سالی را پوشش می دهد و بنابراین می تواند به طور موثر در سایر مناطق و تالابها نیز استفاده گردد. از آنجایی که هدف این مطالعه پیش‌بینی خشکسالی از نظر مکانی نبود، میانگین تمام پیکسل‌ها در هر تصویر برای هر پارامتر به عنوان نماینده کلی آن پارامتر در منطقه مورد مطالعه در نظر گرفته شد.

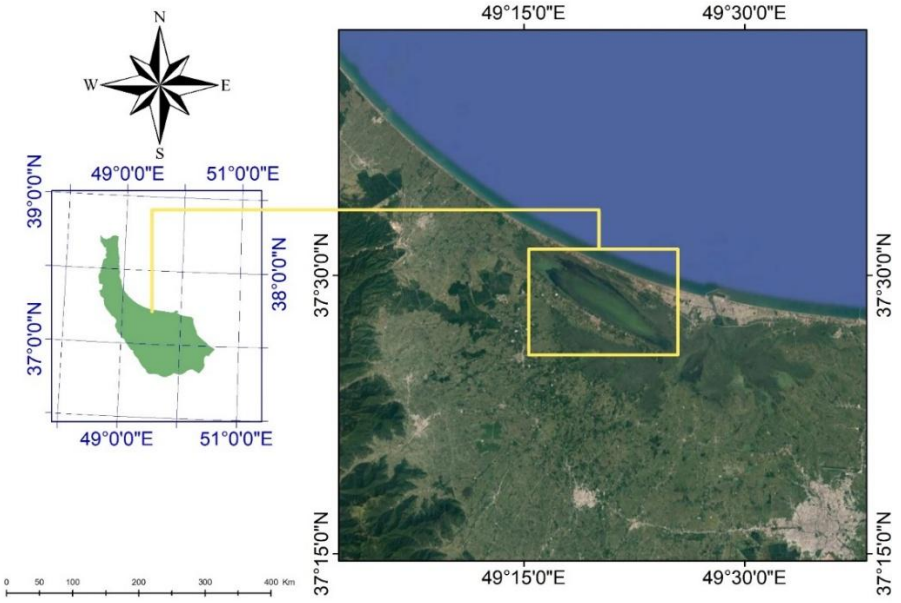
علاوه بر این، از آنجایی که توان تفکیک زمانی محصولات مختلف *GEE* متفاوت می‌باشد، میانگین کل داده‌های موجود در یک ماه برای هر پارامتر محاسبه گردید که نشان دهنده وضعیت کلی آن پارامتر در آن ماه می باشد. لازم به ذکر است که از آنجایی که منطقه مورد مطالعه از نظر اقلیمی همگن است و نوسانات روزانه یا هفتگی چندان قابل توجه نیستند، بنابراین میانگین زمان بر اساس ماه توجیه پذیر می باشد. بدین ترتیب سری زمانی ماهانه برای هر پارامتر از سال ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۹ برای تالاب انزلی در استان گیلان تشکیل گردید.

شکل(۳) چارچوب مدل پیشنهادی را نشان می دهد که جزئیات بیشتر آن در بخش های فرعی زیر ارائه گردیده است.

[۱] *Fuzzy Inference System*



[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]



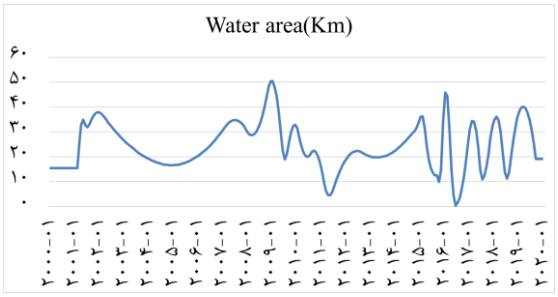

**شکل ۱: موقعیت تالاب انزلی، واقع در شمال ایران**

**جدول ۱: داده‌های مورد استفاده در این تحقیق**

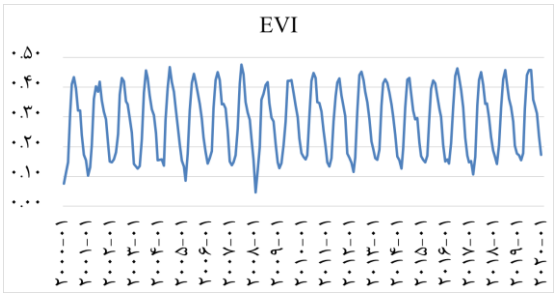
| داده | توضیحات | سنجنده |
|---|---|---|
| *NDWI* | شاخص نرمالیز شده تفاوت آبی | *Landsat* |
| *NDVI* | شاخص پوشش گیاهی | |
| *EVI* | شاخص پوشش گیاهی بهبود یافته | |
| *VCI* | شاخص وضعیت پوشش گیاهی | |
| *TCI* | شاخص وضعیت دما | |
| *AOD* | هواویز | *Modis* |
| *ET* | تبخیر و تعرق | |
| *LST* | دمای سطحی زمین - روز | |
| *LST* | دمای سطحی زمین - شب | |
| *SST* | دمای سطحی آب | *NOAA* |
| *SSM* | رطوبت سطحی خاک | *FLDAS* |
| *Precipitation* | میزان بارندگی | *TRMM* |
| *GroundWater(GW)* | سطح آب‌های زیرزمینی | *GRACE* |



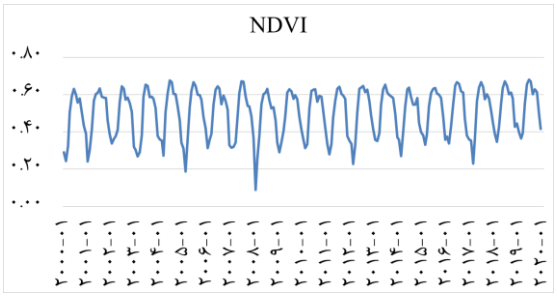
[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]



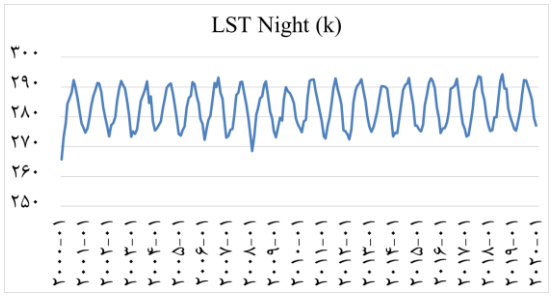

الف



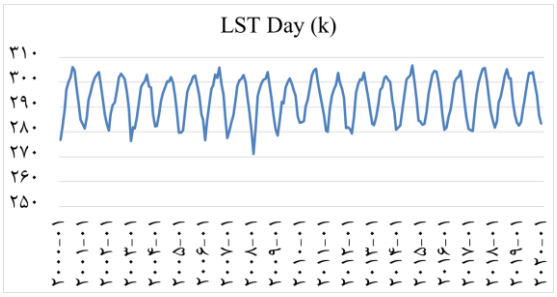

پ



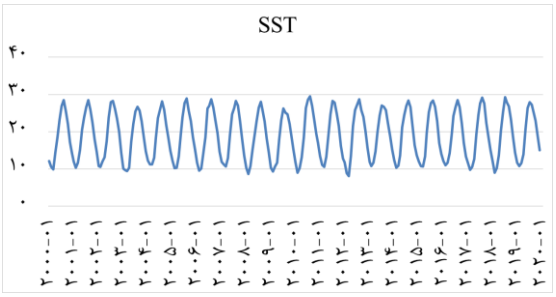

ب



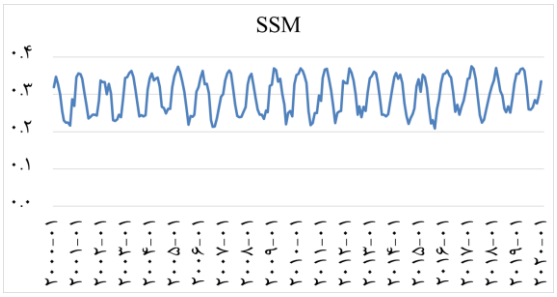

ث



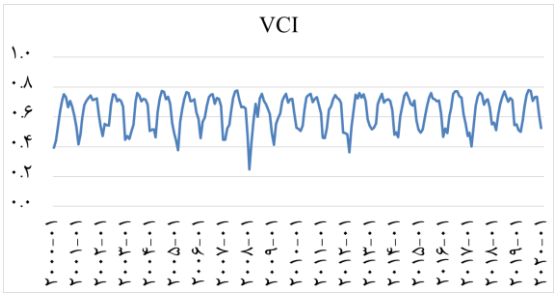

ت



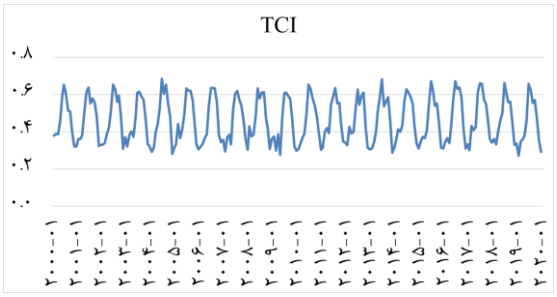

چ




ج



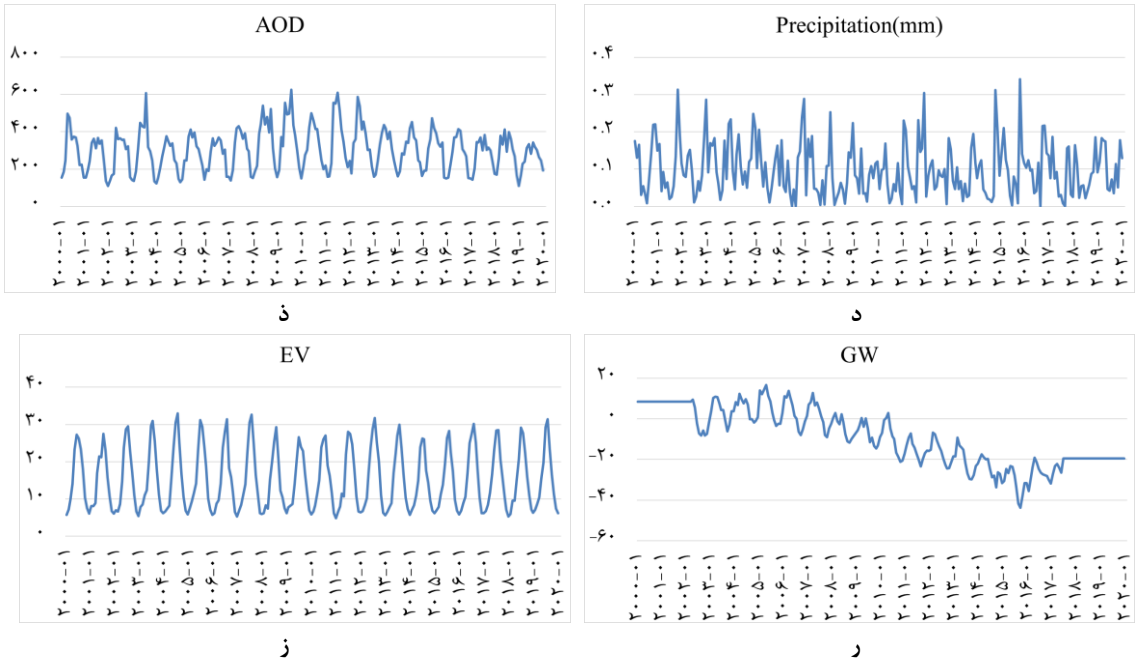

خ




ح



[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]



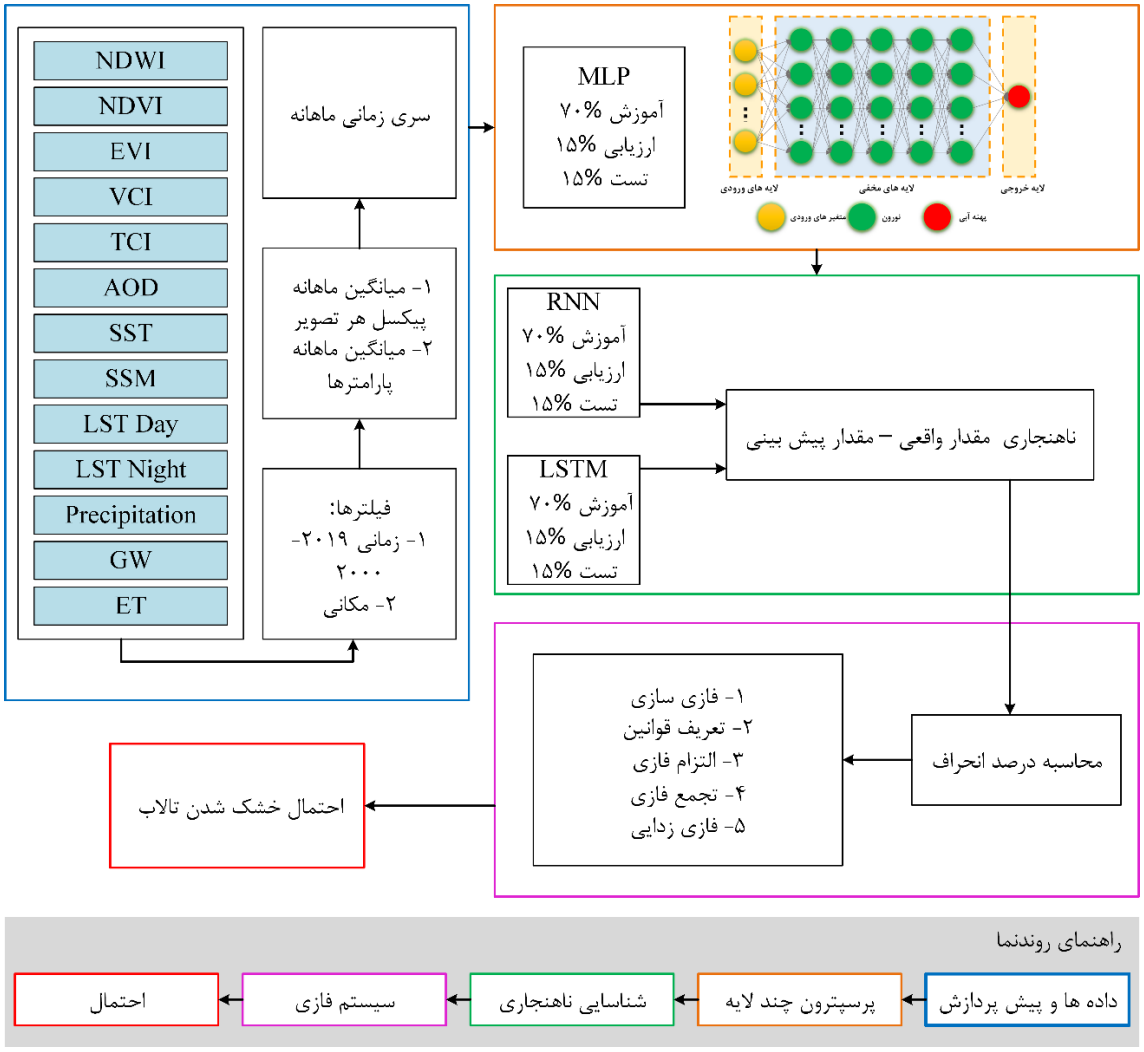

ذ د

ز ر

**شکل (۲-الف) تا (۲-ز): به ترتیب تغییرات ماهانه پهنه آبی، پوشش گیاهی، پوشش گیاهی بهبود یافته، دمای شبانه، دمای روزانه ، رطوبت خاک، دمای سطح آب ، وضعیت دما ،وضعیت پوشش گیاهی، بارش، گرد و غبار ،آبی های زیر زمینی و تبخیر و تعرق را در منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد.**



[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]




**شکل۳: چارچوب مدل پیشنهادی**

### ۴-۱- شبکه‌های عصبی چند لایه پرسپترون *(MLP-NN)*

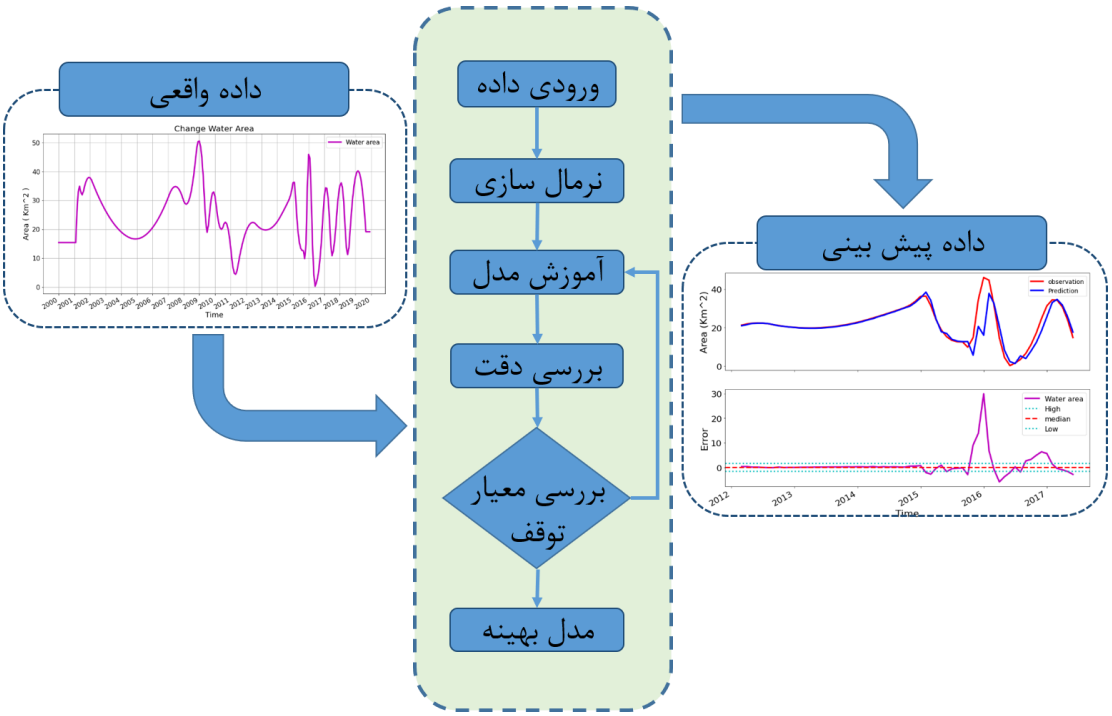
شبکه های عصبی مصنوعی، الگوریتم‌های تقریبی با عملکرد غیرخطی هستند که به طور گسترده‌ای برای مشکلاتی مانند شناسایی الگو و طبقه بندی استفاده می شوند. به دلیل انعطاف پذیری و انطباق پذیری شبکه‌های عصبی مصنوعی، در مدل سازی طیف وسیعی از مسائل در بسیاری از زمینه‌های کاربردی، قابل پیاده سازی می باشند[۲۰و۲۱]. *MLP*[۱] با الگوریتم پس‌انتشار *(BPA)*[۲]، با استفاده از مجموعه‌ای از نمونه‌های مقادیر ورودی و خروجی مرتبط آموزش دیده است[۲۲]. در این مطالعه، داده‌ها به سه زیر مجموعه داده‌های آموزش، ارزیابی و تست به صورت ٪۷۰ آموزش، ٪۱۵ ارزیابی و ٪۱۵ تست تقسیم گردیده‌اند. در این مطالعه همان طور که در شکل(۴) قابل مشاهده است، از *ANN-MLP* برای پیش بینی و بررسی روند تغییرات پهنه آبی تالاب با تلفیق عوامل موثر بر تغییرات پهنه آبی تالاب استفاده شده است.

[۱] *Multi-Layer Perceptron Neural Network*

[۲] *Backpropagation*



[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]




**شکل ۴: ساختار شبکه *MLP* مورد استفاده در این تحقیق**

مدل شبکه عصبی برگشتی[۱] *(RNN)* در تشخیص الگـوی داده‌های توالی زمانی به نتایج خوبی رسـیده اسـت و در طبقه بندی محصول بر روی تصاویر سنجش از دور یک مزیـت قابـل توجـه محسـوب مـی گـردد. یکـی از پرکاربردترین رویکردهـا در مـدل *RNN*، مـدل حافظـه کوتاه مدت *(LSTM)*[۲] است. معماری *RNN* هنگام کار با داده‌های توالی بسیار کارآمد است و در چند سال اخیـر کاربرد آن در بسیاری از زمینه‌های علمی افزایش یافتـه است *[۲۳]*.

### ۴-۲- شناسایی ناهنجاری

تغییرات ماهانه پهنه آبی تالاب به بارش، دما، سطح آب های زیر زمینی و سایر پارامترهـای ناشـناخته بسـتگی دارد. تغییرات ناشـناخته امکـان اسـتفاده از روش هـای مبتنی بر توزیع نرمال داده‌هـا را محـدود مـی نمایـد. از آنجایی کـه نوسـانات پارامترهـا اغلـب از تـابع احتمـال گاوسی تبعیت نمی کنـد، برخـی از محققـین از مقـدار میانه و چـارکی[۳] ( *IQR* ) اسـتفاده مـی‌کننـد *[۲۴و۲۵]*. میانه و چارکی داده هـا بـرای تعیـین مرزهـای بـالاتر و پایین‌تر به منظور تشخیص ناهنجاری‌ها، از پـس زمینـه تغییـرات طبیعـی اسـتفاده مـی شـود. بـا اسـتفاده از روابـط(۱) و (۲) مـی تـوان مرزهـای بـالاتر و پـایینی محدوده ذکر شده را محاسبه نمود:

رابطه(۱) $$x_{high} = M + k \times IQR$$

رابطه(۲) $$x_{low} = M - k \times IQR$$

رابطه(۳)

$$x_{low} < x < x_{high} \rightarrow -k < \frac{x-M}{IQR} < k; D_x = \frac{x-M}{IQR}$$

که در روابط(۱) و (۲)، $x_{high}$، $x_{low}$، $M$ و $IQR$ به ترتیب مرز بالایی، مرز پایینی، میانه و دامنه بین چارکی می‌باشند.

با توجه به روابط (۱) تا (۳)، اگر $D_x > k$، باشد می-

[۱] *Recurrent Neural Network*

[۲] *Long Short-Term Memory*

[۳] *Interquartile Range*



[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]

توان نتیجه گرفت که پارامتر مشاهده شده از کران پایین یا بالا مربوطه خارج گردیده و با سطح اطمینان ۸۰ تا ۸۵ درصد می توان عنوان نمود که رفتار پارامتر مربوطه ($x$) غیرعادی می‌باشد[۲۴]. مقدار $k$ باید متناسب با دامنه تغییرات $x$ باشد. در این مطالعه برای هر پارامتر از مقادیر مختلف $k$ استفاده شده است.

با توجه به رابطه (۳)، $p = \pm 100 \times (D_x - k)/k$ میزان درصد انحراف پارامتری را نشان می دهد که از مرزهای مجاز عبور نموده است. پارامتر $p$ به عنوان ورودی برای سیستم فازی استفاده شد. لازم به ذکر است که در چندین پژوهشمقدار $|D_x|$ در رابطه(۳) استفاده شده است. اما در این مطالعه از آنجایی که تفاوت منفی یا مثبت بین مقادیر مشاهده شده و پیش بینی شده معنی دار بود، از مقدار $D_x$ استفاده می شود [۲۴]. جدول‌های (۲) و (۳) پارامترهای آماری مربوط به ۱۳ پارامتر مورد بررسی و مرتبط با تالاب انزلی با استفاده از دو روش *MLP* و *LSTM* را نشان می‌دهد.

### ۴-۳- سیستم استنتاج فازی *(FIS)*

تئوری مجموعه فازی ابزاری قوی جهت مواجه با عدم قطعیت ناشی از ابهام است. کنترل منطق فازی نوعی استراتژی کنترل پیشرفته و فن‌آوری جدید مبتنی بر قوانین زبانی و استدلال فازی در نظریه کنترل مدرن است [۲۶]. بنابراین، کنترل منطق فازی یک راه حل جذاب برای سیستم ناقص غیر خطی، متغیر با زمان و مدل ارائه می‌دهد که دارای سرعت پاسخ سریع، استحکام قوی و همچنین تحمل خطا نسبت به تغییرات پارامتر است. شکل(۵)، ساختار موتور استنتاج فازی *(FIS)* مورد استفاده در این تحقیق را نشان می دهد.

**جدول ۲: ویژگی‌های آماری مدل تشخیص ناهنجاری برای هر پارامتر در *LSTM***

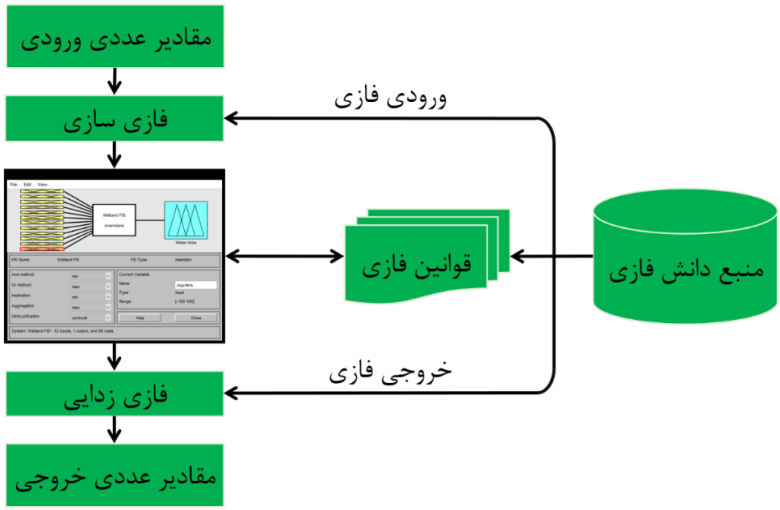
| پارامتر | مرز پایین | مرز بالا | $k$ | *IQR* | میانه |
|---|---|---|---|---|---|
| *NDWI* | -۳٫۶۶۱۶ | ۴٫۱۱۵۶ | ۲٫۵ | ۱٫۵۵۵۴ | ۰٫۲۲۷۰ |
| *EVI* | -۰٫۰۷۴۷ | ۰٫۰۸۷۲ | ۲٫۵ | ۰٫۰۳۲۴ | ۰٫۰۰۶۳ |
| *NDVI* | -۰٫۱۴۳۲ | ۰٫۱۶۶۵ | ۲٫۵ | ۰٫۰۶۱۹ | ۰٫۰۱۱۷ |
| *AOD* | -۲۲۹٫۹۹۲۷ | ۵۲٫۵۸۸۹ | ۱ | ۱۴۱٫۲۹۰۸ | -۸۸٫۷۰۱۹ |
| *VCI* | -۰٫۰۹۹۶ | ۰٫۰۹۷۱ | ۲ | ۰٫۰۴۹۲ | -۰٫۰۰۱۲ |
| *TCI* | -۰٫۰۸۶۹ | ۰٫۱۱۶۶ | ۱ | ۰٫۱۰۱۸ | ۰٫۰۱۴۹ |
| *SST* | -۲٫۴۱۷۷ | ۳٫۲۱۶۵ | ۱٫۵ | ۱٫۸۷۸۰ | ۰٫۳۹۹۴ |
| *Precipitation* | -۰٫۱۴۴۸ | ۰٫۱۴۷۵ | ۱٫۵ | ۰٫۰۹۷۴ | ۰٫۰۰۱۳ |
| *SSM* | -۰٫۰۲۸۵ | ۰٫۰۴۰۲ | ۱ | ۰٫۰۳۴۳ | ۰٫۰۰۵۹ |
| *LST Day* | -۲٫۰۰۲۴ | ۲٫۴۷۷۸ | ۱ | ۲٫۲۴۰۱ | ۰٫۲۳۷۷ |
| *LST Night* | -۰٫۵۳۷۶ | ۴٫۳۲۵۰ | ۱ | ۲٫۴۳۱۳ | ۱٫۸۹۳۷ |
| *Ev* | -۳٫۶۸۵۰ | ۳٫۰۴۱۶ | ۱٫۵ | ۲٫۲۴۲۲ | -۰٫۳۲۱۷ |
| *GW* | -۱۷٫۵۴۰۷ | ۱٫۵۸۸۲ | ۱٫۵ | ۶٫۳۷۶۳ | -۷٫۹۷۶۳ |



[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]

جدول ۳: ویژگی‌های آماری مدل تشخیص ناهنجاری برای هر پارامتر در ***MLP***

| پارامتر | مرز پایین | مرز بالا | $k$ | $IQR$ | میانه |
|---|---|---|---|---|---|
| *NDWI* | -۱٫۴۱۱۰ | ۱٫۷۱۰۴ | ۳ | ۰٫۵۲۰۲ | ۰٫۱۴۹۶ |
| *EVI* | -۰٫۰۶۶۲ | ۰٫۰۷۴۹ | ۲٫۵ | ۰٫۰۲۸۲ | ۰٫۰۰۴۳ |
| *NDVI* | -۰٫۰۸۰۳ | ۰٫۱۲۰۶ | ۲ | ۰٫۰۵۰۲ | ۰٫۰۲۰۱ |
| *AOD* | -۱۳۶٫۳۷۷ | ۸۱٫۵۴۳۶ | ۱٫۵ | ۷۲٫۶۴۰۱ | -۲۷٫۴۱۶۵ |
| *VCI* | -۰٫۰۹۵۳ | ۰٫۱۱۳۶ | ۱٫۵ | ۰٫۰۶۹۶ | ۰٫۰۰۹۱ |
| *TCI* | -۰٫۱۱۶۴ | ۰٫۱۲۳۴ | ۲ | ۰٫۰۵۹۹ | ۰٫۰۰۳۵ |
| *SST* | -۱٫۴۲۱۶ | ۱٫۵۲۲۵ | ۱ | ۱٫۴۷۲۱ | ۰٫۰۵۰۴ |
| *Precipitation* | -۰٫۱۸۷۷ | ۰٫۱۷۶۹ | ۲ | ۰٫۰۹۱۱ | -۰٫۰۰۵۳ |
| *SSM* | -۰٫۰۴۷۳ | ۰٫۰۴۳۱ | ۲ | ۰٫۰۲۲۶ | -۰٫۰۰۲۱ |
| *LST Day* | -۵٫۲۶۸۸ | ۶٫۷۰۷۳ | ۲ | ۲٫۹۹۴۰ | ۰٫۷۱۹۲ |
| *LST Night* | -۳٫۶۹۷۳ | ۴٫۵۵۷۵ | ۲ | ۲٫۰۶۳۷ | ۰٫۴۳۰۰ |
| *Ev* | -۴٫۲۴۰۹ | ۳٫۵۰۵۸ | ۲ | ۱٫۹۳۶۷ | -۰٫۳۶۷۵ |
| *GW* | -۱۵٫۰۰۰۱ | ۶٫۰۴۹۳ | ۲ | ۵٫۲۶۲۳ | -۴٫۴۷۵۳ |




شکل ۵: ساختار سیستم استنتاج فازی (*FIS*) مورد استفاده در این تحقیق

## ۵ - نتایج اجرای الگوریتم

عوامل مختلف زیست محیطی نظیر بارندگی، دما، تبخیر و تعرق، آب‌های زیر زمینی و غیره بر یکدیگر تاثیرگذارند. از این رو می‌توان با پایش و پیش بینی چند پارامتر میزان اثرگذاری آن‌ها بر روی تغییرات یک پوشش را مدل‌سازی کرد. با توجه به اهمیت زیست محیطی تالاب انزلی و بحران‌های اخیر که با آن مواجه بوده است، در این تحقیق قابلیت داده‌های مختلف و روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین برای مدل‌سازی و پیش‌بینی تغییرات سطحی این تالاب بررسی شده



[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]

است. در این راستا نخست به بررسی تغییرات هیدرولوژیکی منطقه با استفاده از داده‌ها و روش‌های دورسنجی پرداخته شده است.

به منظور بررسی عوامل موثر بر تغییرات سطحی دریاچه، پارامترهای مختلف شامل تغییرات ماهانه بارندگی، دما، آب‌های زیرزمینی، دما، پوشش گیاهی و غیره استفاده شدند. هر یک از این عوامل بر تغییرات سطحی تالاب به صورت مستقیم یا غیرمستقیم اثر گذارند که می‌توانند در تخمین و پیش بینی تغییرات سطحی تالاب موثر باشند. تعیین بهترین مدل *MLP* که توانایی پیش بینی پهنه آبی تالاب را دارد قدم اول می باشد. برای این منظور داده‌ها از سامانه *GEE* جمع آوری گردیده و به نسبت ذکر شده در بالا به مجموعه داده‌های آموزش، اعتبار سنجی و آزمایش تقسیم شدند. سپس تأثیر تعداد نورون‌ها و توابع فعال سازی مختلف در لایه پنهان بر عملکرد مدل‌های *MLP* ارزیابی گردیدند (جدول (۴)). در نتیجه بهترین معماری *MLP* بدست آمده ۱-۵-۱۲ بود (۱۲ نورون ورودی، پنج لایه پنهان هر کدام با ۱۰ نورون و یک نورون خروجی) که توابع فعال سازی در لایه پنهان *Tangent-Sigmoid* و در لایه خروجی *Purlin* بود. سپس تجزیه و تحلیل حساسیت برای ارزیابی تأثیر هر ورودی بر خروجی مدل انجام شد. برای این منظور، تمام ورودی‌ها به صورت هم زمان به مدل داده شد و خروجی تولید شد. علاوه بر این، برای تجزیه و تحلیل تأثیر ورودی‌ها بر تغییرات مقادیر پیش بینی شده، تفاوت بین مقادیر واقعی و پیش بینی شده خروجی تعیین گردیدند.

بررسی تغییرات پارامترها در این تحقیق نشان داده اند که تأثیر بسزایی بر روی پهنه آبی تالاب‌ها دارند و تغییرات غیر عادی آن‌ها می‌تواند یکی از مهم‌ترین عوامل نابودی تالاب‌ها در حال حاضر باشند. به منظور بهبود این مدل سازی می‌توان پارامترهای مدل را افزایش داد یا بازه زمانی طولانی‌تری برای آموزش شبکه استفاده نمود.(شکل(۶)).

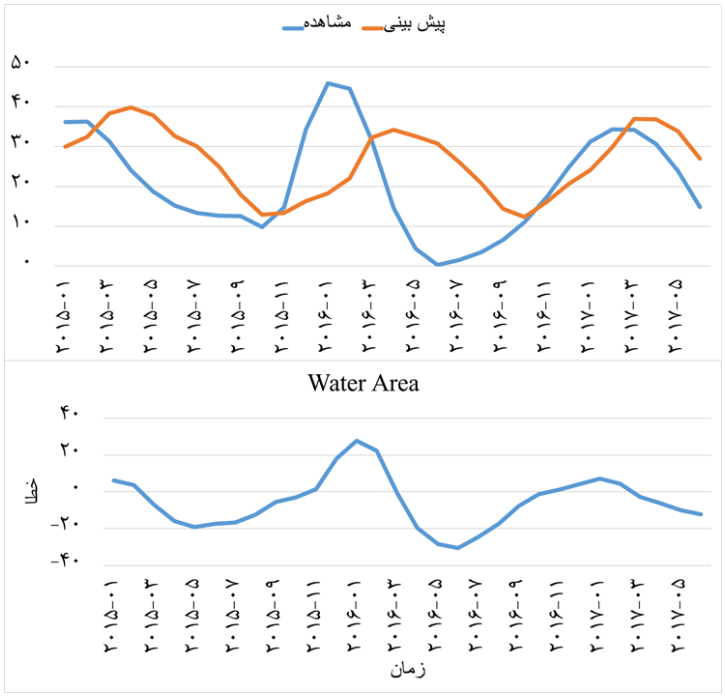
برای شناسایی ناهنجاری در سری زمانی هر یک از پارامترها، از روش *MLP* و *LSTM* استفاده شد و از مجموعه داده‌های آزمایشی برای ارزیابی نهایی دقت پیش بینی مدل‌ها و شناسایی ناهنجاری استفاده گردید. سپس برای هر یک از پارامترها، معیارهای آماری میانه و *IQR* محاسبه گردیدند و در ادامه با تعیین مرزهای بالا و پایین برای هر سری زمانی، شناسایی ناهنجاری در سری زمانی صورت گرفت(شکل‌های (۷) و (۸)).

**جدول ۴: مقادیر جذر میانگین مربعات خطای شبکه *MLP* برای تخمین تغییرات پهنه آبی تالاب**

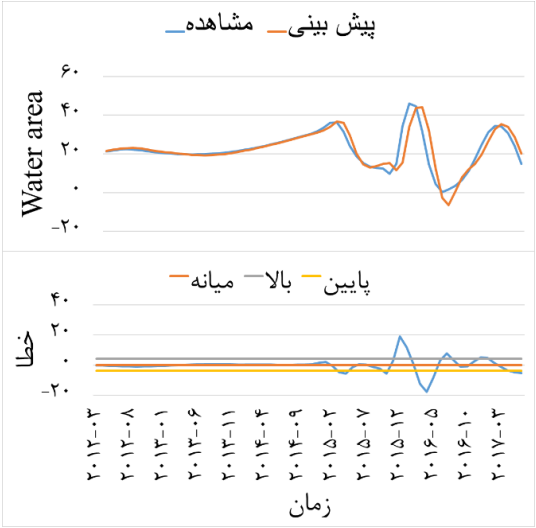
| مدل | کل | تست | ارزیابی | آموزش |
|---|---|---|---|---|
| *MLP* | ۰/۹۷۷ | ۰/۹۴۸ | ۰/۹۸۴ | **۰/۹۹۶** |



[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]



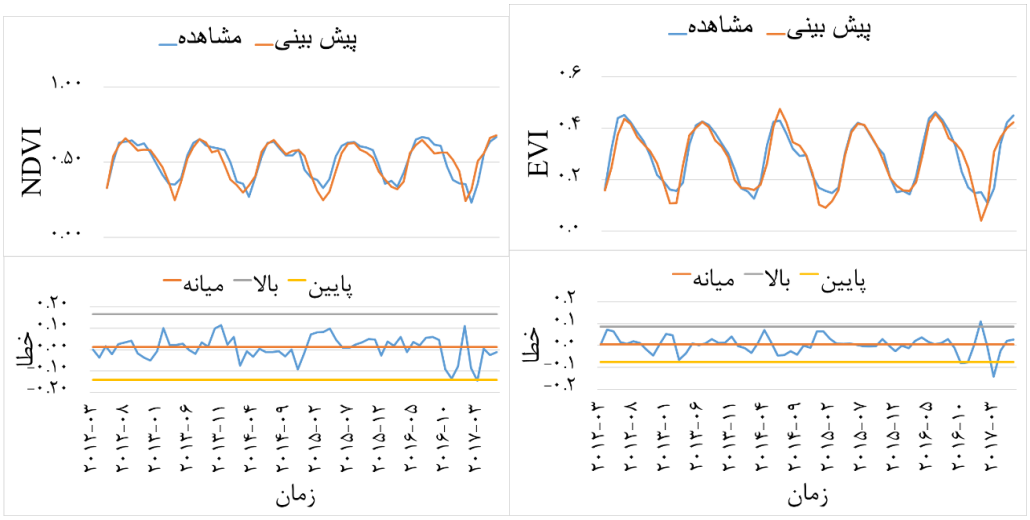

**شکل ۶: بالا، تجزیه و تحلیل بین مقادیر واقعی و پیش بینی شده مدل توسعه یافته *MLP* را برای پهنه آبی تالاب انزلی در طی سالیان ۲۰۱۷-۲۰۱۵. پایین، تفاوت بین داده‌های واقعی و پیش بینی شده برای تجزیه و تحلیل حساسیت ورودی‌ها بر خروجی**




**الف**



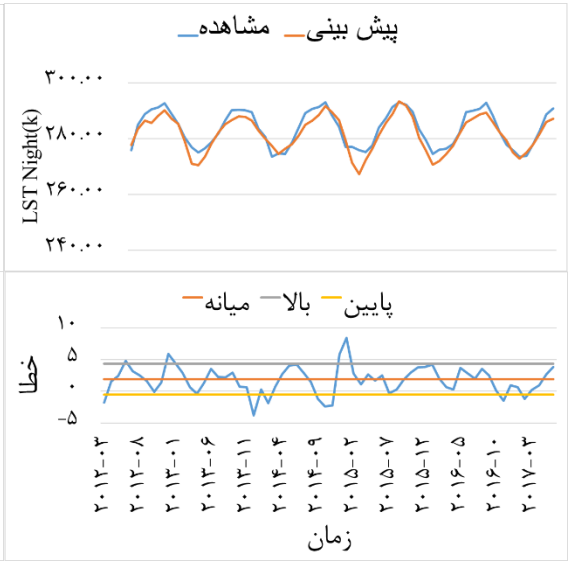
[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]



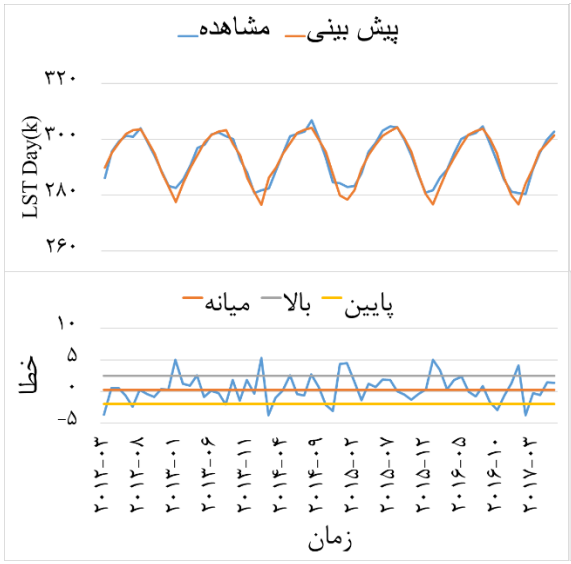

ب




پ



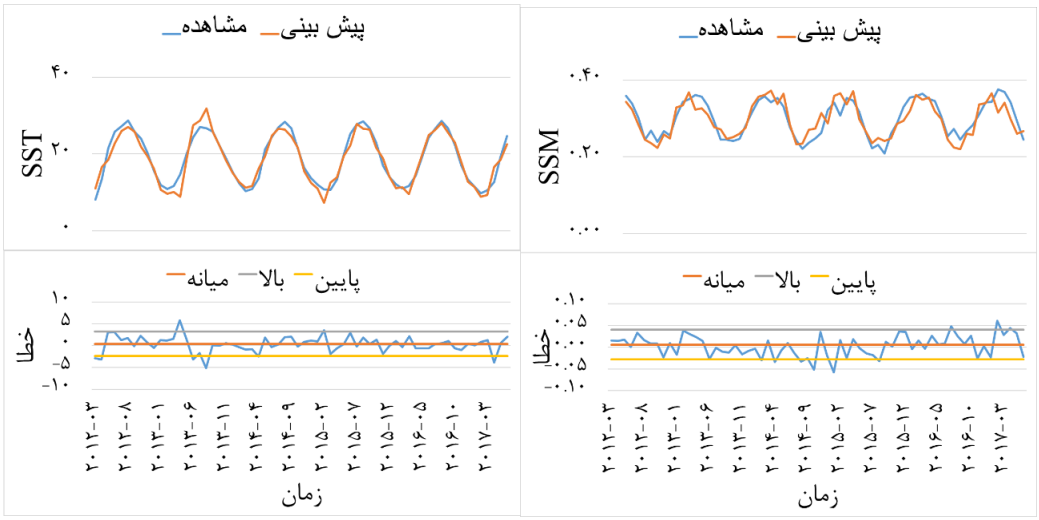

ت




ث



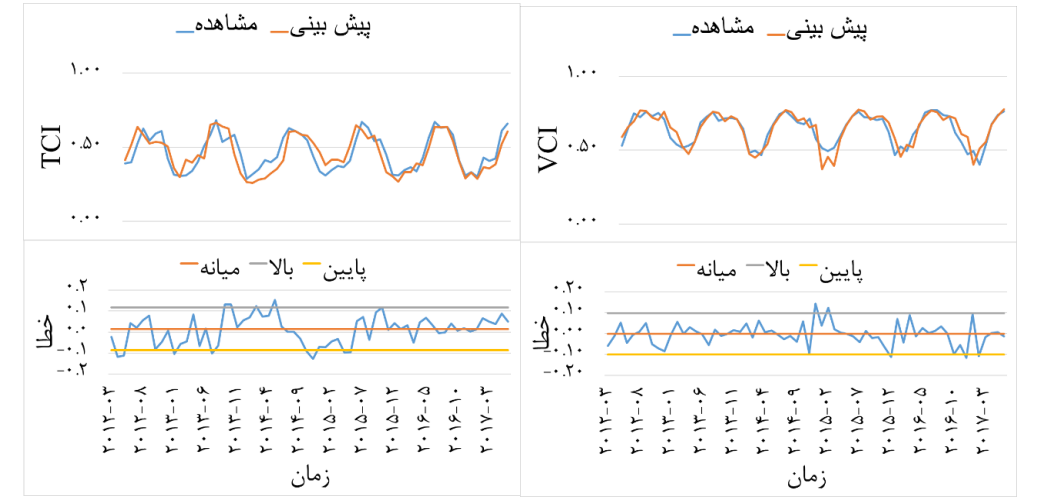
[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]




ج



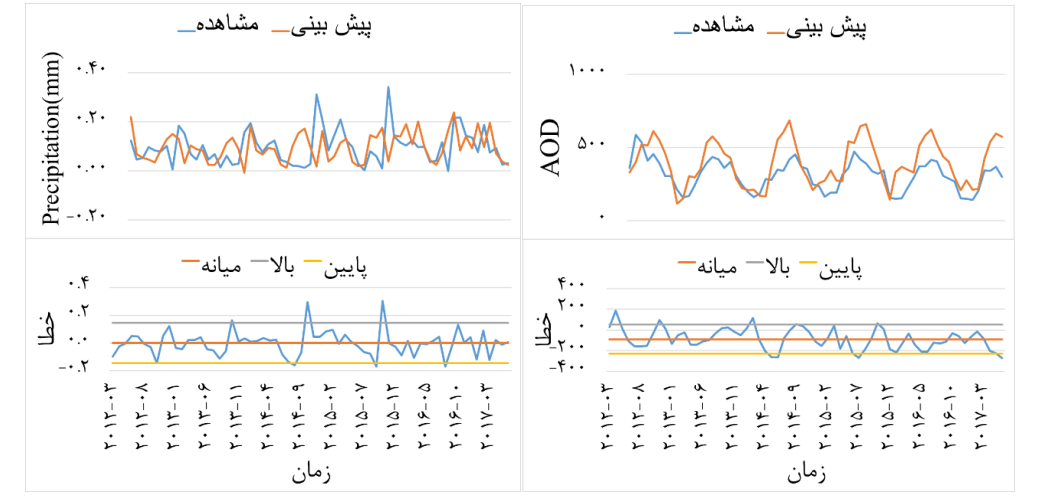

چ




ح




خ



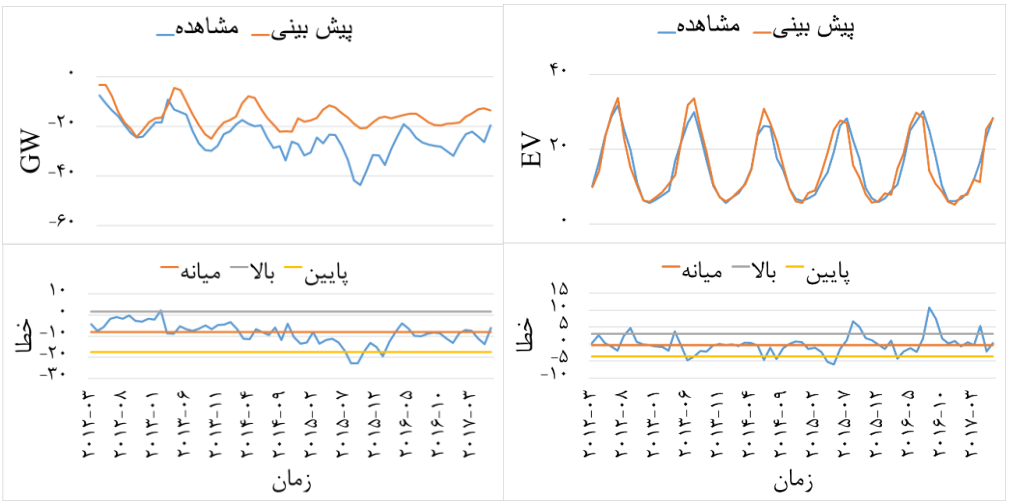

د




ذ

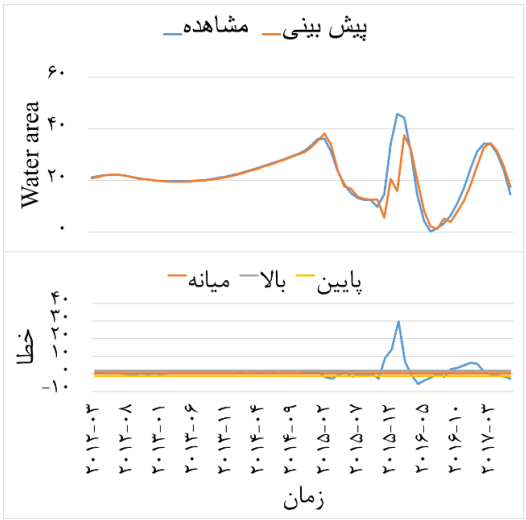


[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]



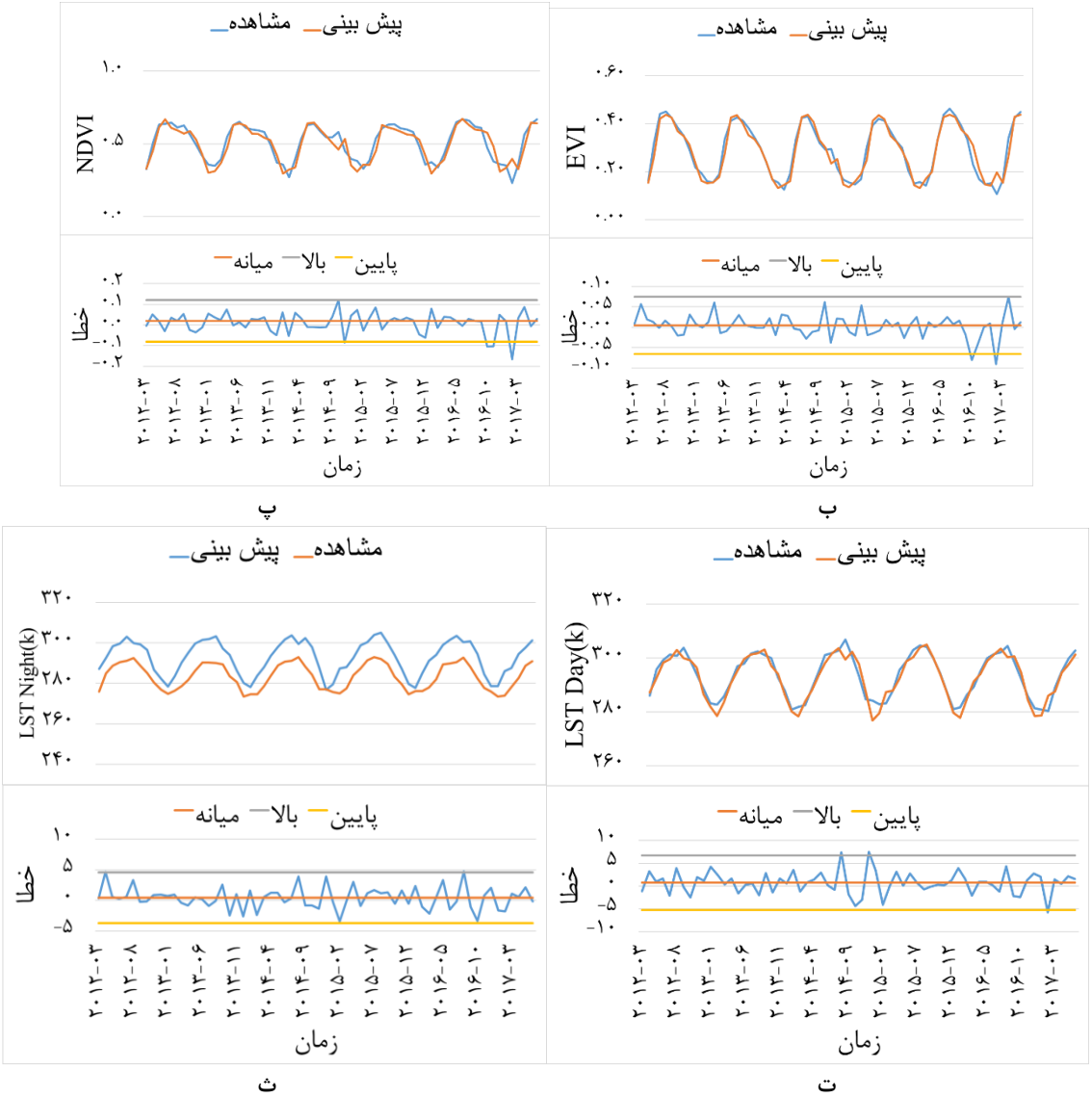

ز ر

**شکل ۷: در هر شکل، بخش بالا، مقادیر واقعی و پیش بینی شده مدل سری *LSTM* برای هریک از پارامترها در طی سالیان ۲۰۱۲ تا ۲۰۱۷. بخش پایین در هر شکل تفاوت بین داده‌های واقعی و پیش بینی شده را نشان می‌دهد که با استفاده از روش میانه ناهنجاری‌های رخ داده در سری زمانی شناسایی گردیده اند.**




**الف**

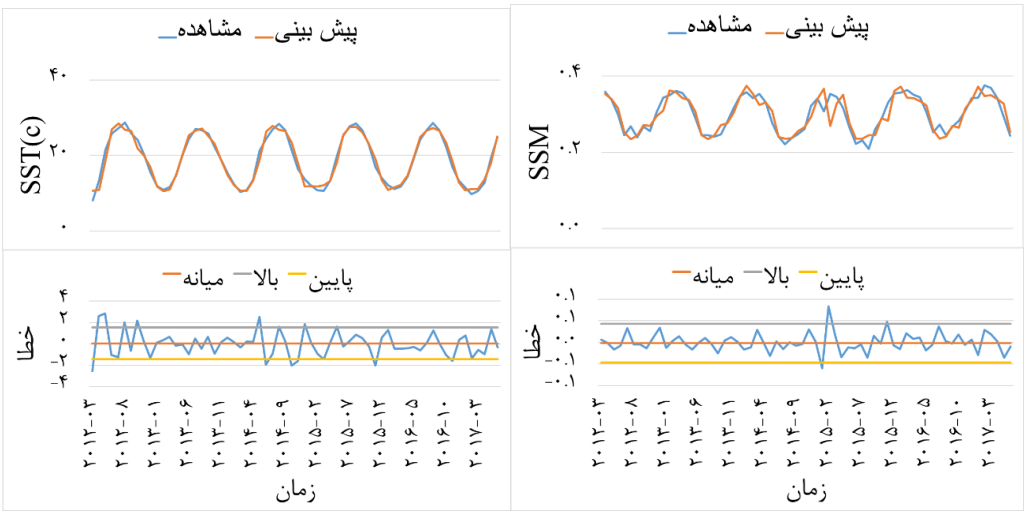
[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]




ب پ

ت ث

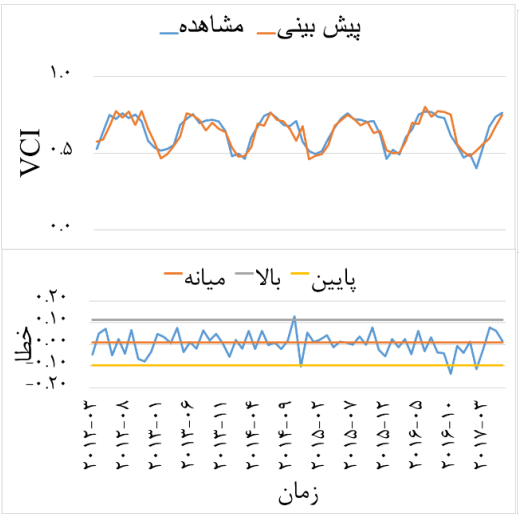
[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]



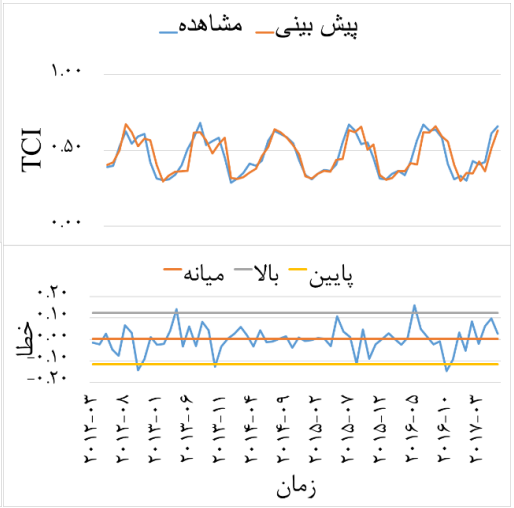

چ



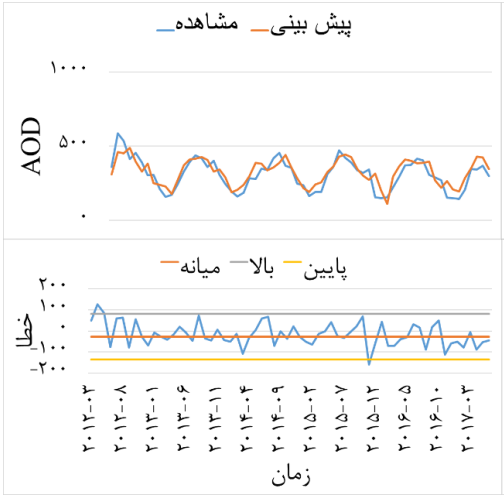

ج



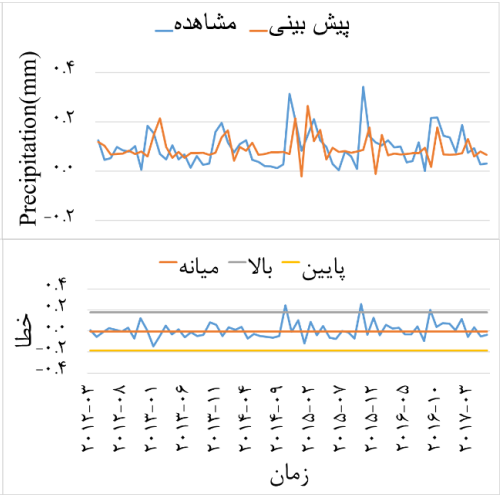

خ




ح




ذ




د



[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]




ز ر

**شکل۸: در هر شکل، بخش بالا، مقادیر واقعی و پیش بینی شده مدل سری *MLP* برای هریک از پارامترها در طی سالیان ۲۰۱۲ تا ۲۰۱۷. بخش پایین در هر شکل تفاوت بین داده‌های واقعی و پیش بینی شده را نشان می‌دهد که با استفاده از روش میانه ناهنجاری‌های رخ داده در سری زمانی شناسایی گردیده اند.**

در انتها با توجه بـه اثرگـذاری هـر یـک از پـارامترهـا و مجموعه‌ای از پارامترها بر روی پهنـه آبـی تـالاب، یـک مدل سیستم استنتاج فازی برای پـیش بینـی تغییـرات پهنه آبی منطقه مورد مطالعـه توسـعه داده شـد. بـرای پیش بینی تغییـرات پهنـه آبـی، پـارامترهـای پوشـش گیاهی، خشکسالی، دما، بارش، تبخیر و تعرق، آب‌هـای زیر زمینی، گرد و غبار، رطوبـت خـاک و دمـای سـطح آب، به عنوان ورودی و تغییـرات پهنـه آبـی تـالاب بـه عنوان خروجی استفاده گردیدند. مشخصات بیشتر مدل *FIS* پیشنهادی در جدول (۵) تعریف شده است.

نتـایج نشـان داد کـه سیسـتم منطـق فـازی بـرای تصمیم‌گیری در مورد احتمال تغییرات پهنه آبی تـالاب با توجه به عدم قطعیت‌ها و غیرخطـی بـودن داده قابـل اطمینان است. برای اعتبار سنجی مدل منطق فـازی، از سری زمانی تغییرات پهنه آبی استفاده شد و نشان داده شد که مدل فازی می‌تواند احتمال خشک شدن تـالاب را با متغیرهای زیادی به طور همزمـان ارزیـابی کـرده و نتیجه‌ای قابل قبول تولید کند.

شکل (۹) میزان احتمال تغییرات پهنه آبی تـالاب را بـا توجه به قوانین تعریف شده برای سیسـتم *FIS* در طـی سالیان ۲۰۱۹-۲۰۰۰ به صـورت ماهانـه و شـکل(۱۰) نقشه تغییرات ۲۰ ساله پهنه آبـی تـالاب را بـه صـورت سالانه نشان می دهند.

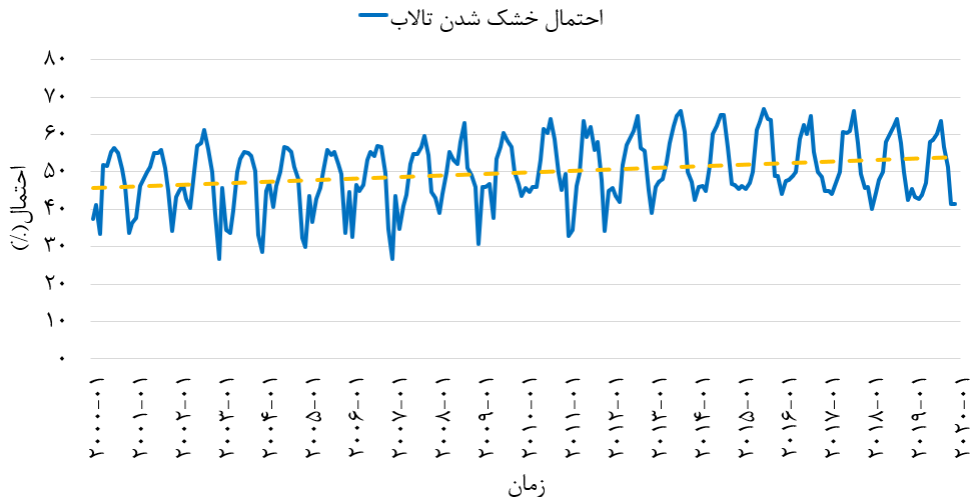
در شکل (۹) به عنوان مثال در حساسیت سنجی انجـام شده پهنه آبی تالاب در ماه آگوست سال ۲۰۱۶ را مـی توان به عنوان یکی از کم آب‌ترین ماه‌های تالاب در نظر گرفت که مدل *FIS* احتمال خشک شـدگی یـا کـاهش پهنه آبی را برای این تاریخ با توجـه بـه تغییـرات سـایر پارامترها بیشتر از ۶۵ درصد برآورد نموده است که عدد نگران‌کننده‌ای است.



[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]

جدول ۵: پارامترهای مدل *FIS*

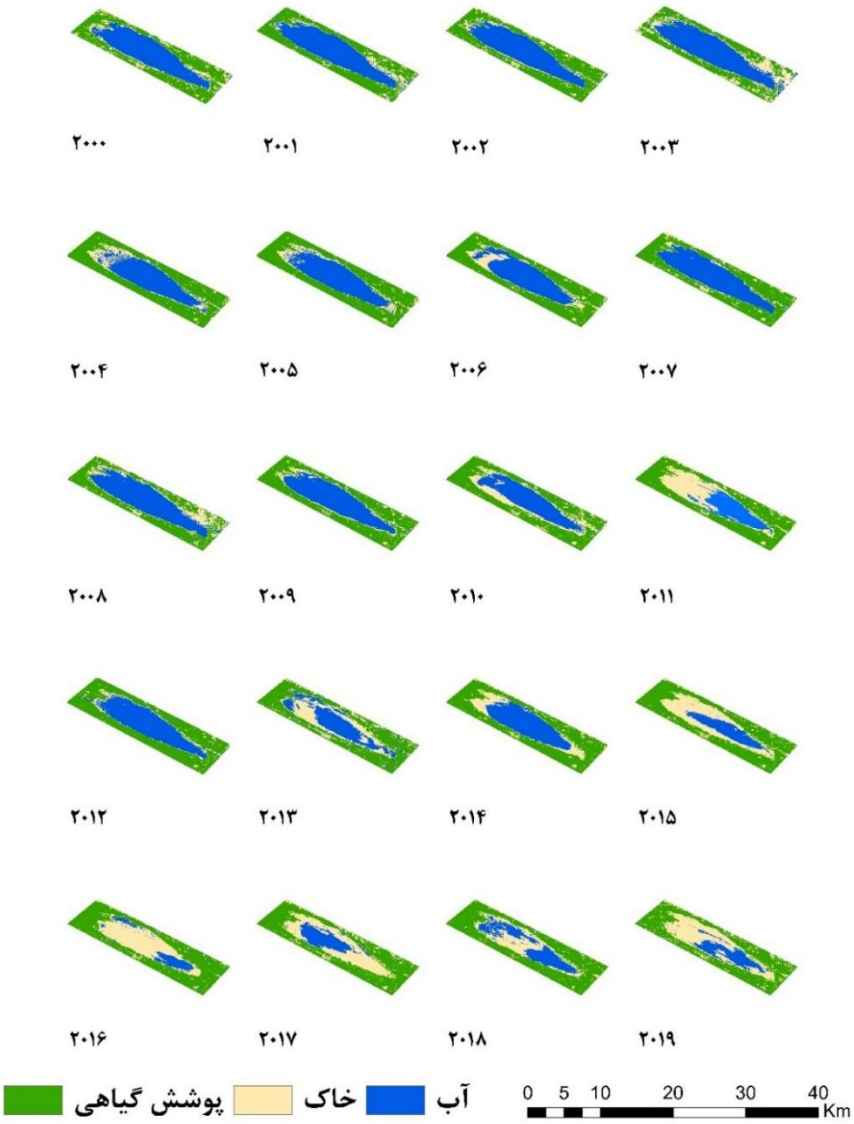
| ساختار *FIS* | نوع یا مقدار |
|---|---|
| روش *And* | *Min* |
| روش *Or* | *Max* |
| روش *Implication* | *Min* |
| روش *Aggregation* | *Max* |
| روش *Defuzzification* | *Centroid* |
| ورودی‌ها | ۱۲ |
| خروجی | ۱ |
| قوانین | ۸۶ |




**شکل ۹: میزان احتمال تغییرات پهنه آبی تالاب را با توجه به قوانین تعریف شده برای سیستم *FIS* در طی سالیان ۲۰۱۹-۲۰۰۰ به صورت ماهانه نشان می‌دهد.**



[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]




**شکل ۱۰: نقشه تغییرات ۲۰ ساله پهنه آبی تالاب را به صورت سالانه**

## ۶ – نتیجه‌گیری

به طورکلی دو رویکـرد در مواجـه بـا تغییـرات زیسـت محیطـی وجـود دارد. رویکـرد اول نادیـده گـرفتن ایـن تغییرات و ادامه وضع موجود اسـت کـه نتیجـه‌ای جـز تخریب بیشتر محـیط زیسـت در پـی نخواهـد داشـت. رویکرد دیگر شناسایی این تغییرات از گذشته تاکنون و تدوین برنامه مدیریت محیط زیستی برای کنتـرل ایـن تغییرات و برنامـه‌ریـزی بـرای بهبـود وضـعیت محـیط زیسـت اسـت. تـالاب‌هـا یکـی از مهمتـرین بخشـهای اکوسیستم هستند و در تداوم حیات وحش، تـأمین آب شیرین، حفظ تعادل زیستی، جلوگیری از غرقابی شـدن زمین‌های اطراف در اثر سیلاب، تغذیه سفره های آبهای زیرزمینی، از بین بردن اثرات تغییـرات اقلیمـی، محـل تکثیر و زندگی گونه‌های جانوری و گیاهی نادر و مهم‌تر از همه نقش بارزی در تأمین آب کشاورزی زمـین‌هـای



[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]

پیرامون دارند.
همانطور که در شکل(۲-الف) نشان داده شده است، مجموعه وسعت تالاب از حدود ۱۵۰۰۰۰۰۰ کیلومتر مربع در ژانویه ۲۰۰۰ تا کمی بیشتر از ۱۹۰۰۰۰۰۰ کیلومتر مربع در دسامبر ۲۰۱۹ متغیر بوده است.
در طول ۲۰ سال گذشته سطح آب های زیر زمینی کاهش قابل توجهی داشته است. شکل(۲-ر) نشان می دهد که این عامل ممکن است خشک شدن تالاب را تسریع کرده و به یک نیرو محرکه احتمالی برای از بین رفتن تالاب طبیعی تبدیل شود. در مقابل تغییرات جزئی پوشش گیاهی *(EVI, NDVI)* در اطراف تالاب مشاهده گردید. بدیهی است که تغییرات دما و به دنبال آن تغییرات تبخیر و تعرق در فصول مختلف تغییرات چشمگیری داشته‌اند و از علل اصلی انقباض طبیعی تالاب ها هستند، علاوه بر این همان طور که شکل(۲-ج) نشان می‌دهد رطوبت خاک در منطقه مورد مطالعه به دلیل افزایش دما، تبخیر زیاد و کاهش بارش کاهش یافته‌است و باعث افزایش گرد و غبار شده است. علاوه بر این، کاهش بارش در طول سالیان اخیر ممکن است به عنوان یک تهدید بزرگ دیگر برای تالاب تلقی شود.
بررسی شاخص های خشک سالی *(VCI, TCI)* در شکلهای (۲-ح و ۲-خ) نشان می دهد که با توجه به کاهش رطوبت گیاهان و افزایش خشکی گیاهان در طول ۲۰ سال می توان از آن ها به عنوان یکی دیگر از دلایل خشک شدن تالاب‌ها نام برد هرچند که به صورت غیر مستقیم بر تالاب‌ها اثر می‌گذارند. خشکسالی شدید ممکن است سرعت دسترسی آب در خاک‌های سیلابی را کاهش دهد. خشک شدن سریع خاک بر جوانه زنی بذر، جذب نهال و فعالیت فتوسنتزی تأثیر می‌گذارد و در نتیجه بهره‌وری را کاهش داده و ترکیب گونه‌ها را تغییر می‌دهد. علاوه بر این، خشکسالی طولانی مدت ممکن است خطر آتش-سوزی جنگل‌ها را افزایش دهد ، بنابراین باعث تلف شدن گونه‌ها در مقیاس محلی و منطقه‌ای می‌شود.
یکی از پیامدهای اصلی تغییرات آب و هوایی در منطقه مورد مطالعه، تغییر در الگوهای هیدرولوژیکی خواهد بود که در همه سناریوهای مدنظر اتفاق می‌افتد. افزایش دما یا کاهش بارندگی بر تالاب‌ها تأثیر منفی می‌گذارد، دوره‌های طولانی مدت خشکسالی ممکن است باعث از بین رفتن اکوسیستم های مرطوب در تالاب شود و در نتیجه باعث تغییر در ترکیب و توزیع گونه های جانوری و گیاهی سازگار با این محیط‌ها شود.
نتایج کلی این مطالعه در مورد بررسی و مدیریت پهنه آبی تالاب امیدوارکننده است. از آنجا که تالاب‌ها اغلب در یک منطقه انتقال بین یک اکوسیستم آبی و خاکی واقع شده‌اند، نوسانات هیدرولوژیکی آن‌ها اجتناب ناپذیر است. اگرچه نشان داده شده است که به طور کلی تالاب‌ها مقاوم در برابر تغییر هستند، اما ممکن است به شدت در معرض تغییرات هیدرولوژیکی باشند، به ویژه هنگامی که این تغییر توسط سایر منابع مانند تغییر آب و هوا، آلودگی، شهرنشینی و تغییر در کاربری زمین تشدید شوند. تغییرات آب و هوایی می‌تواند با تأثیر مستقیم و غیرمستقیم افزایش دما، تغییر در شدت بارندگی و فراوانی، حوادث شدید آب و هوایی مانند خشکسالی، جاری شدن سیل و فراوانی طوفان، افزایش تبخیر، کاهش آب‌های زیرزمینی بر تالاب‌ها تأثیر بگذارد. هیدرولوژی تغییر یافته و افزایش دما می‌تواند بیوژئوشیمی و عملکرد تالاب را تا حدی تغییر دهد و برخی از فواید مهم تالاب‌ها ممکن است به اثرات غیر مفید تبدیل شوند.
در تحقیقات آتی می‌توان تعداد پارامترهای موثر بر تغییرات مساحت پهنه آبی را برای بهبود عملکرد سیستم افزایش داد و از سوی دیگر با توجه به قدرت نفوذ بالای امواج مایکروویو در ابر، از تصاویر راداری برای استخراج دقیق‌تر پهنه آبی بهره برد. هم چنین می توان عملکرد انواع مختلف روش‌های یادگیری ماشین به منظور مدل‌سازی خشک شدن تالاب ها در مناطق جغرافیایی مختلف مقایسه نمود.



[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]

## مراجع

[1] *D. Dutta, A. Kundu, N. R. Patel, S. K. Saha, and A. R. Siddiqui, "Assessment of agricultural drought in Rajasthan (India) using remote sensing derived Vegetation Condition Index (VCI) and Standardized Precipitation Index (SPI)," Egypt. J. Remote Sens. Sp. Sci., vol. 18, no. 1, pp. 53–63, 2015, doi: 10.1016/j.ejrs.2015.03.006.*

[2] *D. P. Roy et al., "Characterization of Landsat-7 to Landsat-8 reflective wavelength and normalized difference vegetation index continuity," Remote Sens. Environ., vol. 185, pp. 57–70, 2016, doi: 10.1016/j.rse.2015.12.024.*

[3] *A. Jamali, M. Mahdianpari, B. Brisco, J. Granger, F. Mohammadimanesh, and B. Salehi, "Wetland Mapping Using Multi-Spectral Satellite Imagery and Deep Convolutional Neural Networks: A Case Study in Newfoundland and Labrador, Canada," Can. J. Remote Sens., vol. 47, no. 2, pp. 243–260, 2021, doi: 10.1080/07038992.2021.1901562.*

[4] *D. Mejia Ávila, V. C. Soto Barrera, and Z. Martínez Lara, "Spatio-temporal modelling of wetland ecosystems using Landsat time series: case of the Bajo Sinú Wetlands Complex (BSWC)– Córdoba– Colombia," Ann. GIS, vol. 25, no. 3, pp. 231–245, 2019, doi: 10.1080/19475683.2019.1617347.*

[5] *R. Costanza et al., "Changes in the global value of ecosystem services," Glob. Environ. Chang., vol. 26, no. 1, pp. 152–158, 2014, doi: 10.1016/j.gloenvcha.2014.04.002.*

[6] *S. Sabater et al., "Nitrogen Removal by Riparian Buffers along a European Climatic Gradient : Patterns and Factors of Variation," pp. 20–30, 2003, doi: 10.1007/s10021-002-0183-8.*

[7] *M. Mahdianpari et al., "A large-scale change monitoring of wetlands using time series Landsat imagery on Google Earth Engine: a case study in Newfoundland," GIScience Remote Sens., vol. 57, no. 8, pp. 1102–1124, 2020, doi: 10.1080/15481603.2020.1846948.*

[8] *X. Na, S. Zang, C. Wu, Y. Tian, and W. Li, "Hydrological regime monitoring and mapping of the Zhalong wetland through integrating time series Radarsat-2 and landsat imagery," Remote Sens., vol. 10, no. 5, 2018, doi: 10.3390/rs10050702.*

[9] *S. T. S. and M.Hasanlou, "Novel Wetland and Water Body Change Detection Using Multi Temporal Hyperspectral Imagery," Int. Water Conf. 2016, Springer, 2016.*

[10] *K. Wal-, "Ecosystem services : Classification for valuation," vol. 1, no. 2007, pp. 8–10, 2008.*

[11] *K. Katsuki, K. Seto, A. Tsujimoto, H. Takata, and T. Sonoda, "Estuarine , Coastal and Shelf Science Relationship between regional climate change and primary ecosystem characteristics in a lagoon undergoing anthropogenic eutrophication , Lake," Estuar. Coast. Shelf Sci., vol. 222, no. April, pp. 205–213, 2019, doi: 10.1016/j.ecss.2019.04.016.*

[12] *S. Munishi and G. Jewitt, "Degradation of Kilombero Valley Ramsar wetlands in Tanzania," Phys. Chem. Earth, vol. 112, no. February, pp. 216–227, 2019, doi: 10.1016/j.pce.2019.03.008.*

[13] *F. Song, F. Su, D. Zhu, L. Li, H. Li, and D. Sun, "Evaluation and driving factors of sustainable development of the wetland ecosystem in Northeast China: An emergy approach," J. Clean. Prod., vol. 248, p. 119236, 2020, doi: 10.1016/j.jclepro.2019.119236.*

[14] *E. Ruiz, "Management of Natura 2000 habitats * Mediterranean temporary ponds 3170," Ecosystems, p. 20, 2008, [Online]. Available: http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:MANAGEMENT+of+Natura+2000+habita+ts+*+Mediterranean+temporary+ponds#0.*



[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]

[15] C. O. Koning, "Vegetation Patterns Resulting From Spatial and Temporal Variability in Hydrology , Soils , and Trampling in an I," Wetlands, vol. 25, no. 2, pp. 239–251, 2005.

[16] H. Jin, C. Huang, M. W. Lang, I. Y. Yeo, and S. V. Stehman, "Monitoring of wetland inundation dynamics in the Delmarva Peninsula using Landsat time-series imagery from 1985 to 2011," Remote Sens. Environ., vol. 190, pp. 26–41, 2017, doi: 10.1016/j.rse.2016.12.001.

[17] R. I. A. Stewart et al., Mesocosm Experiments as a Tool for Ecological Climate-Change Research, 1st ed., vol. 48. Elsevier Ltd., 2013.

[18] N. Gorelick, M. Hancher, M. Dixon, S. Ilyushchenko, D. Thau, and R. Moore, "Google Earth Engine: Planetary-scale geospatial analysis for everyone," Remote Sens. Environ., vol. 202, pp. 18–27, 2017, doi: 10.1016/j.rse.2017.06.031.

[19] M. Zare, H. R. Pourghasemi, M. Vafakhah, and B. Pradhan, "Landslide susceptibility mapping at Vaz Watershed (Iran) using an artificial neural network model: A comparison between multilayer perceptron (MLP) and radial basic function (RBF) algorithms," Arab. J. Geosci., vol. 6, no. 8, pp. 2873–2888, 2013, doi: 10.1007/s12517-012-0610-x.

[20] M. Negnevitsky, Artificial Intelligence: A Guide to Intelligent Systems, vol. 2. 2005.

[21] I. A. Basheer and M. Hajmeer, "Artificial neural networks: Fundamentals, computing, design, and application," J. Microbiol. Methods, vol. 43, no. 1, pp. 3–31, 2000, doi: 10.1016/S0167-7012(00)00201-3.

[22] B. Pradhan and S. Lee, "Landslide susceptibility assessment and factor effect analysis: backpropagation artificial neural networks and their comparison with frequency ratio and bivariate logistic regression modelling," Environ. Model. Softw., vol. 25, no. 6, pp. 747–759, 2010, doi: 10.1016/j.envsoft.2009.10.016.

[23] W. Jiang et al., "Multilayer perceptron neural network for surface water extraction in landsat 8 OLI satellite images," Remote Sens., vol. 10, no. 5, pp. 1–22, 2018, doi: 10.3390/rs10050755.

[24] J. Y. Liu et al., "Pre-earthquake ionospheric anomalies registered by continuous GPS TEC measurements," Ann. Geophys., vol. 22, no. 5, pp. 1585–1593, 2004, doi: 10.5194/angeo-22-1585-2004.

[25] S. Pulinets, "Ionospheric precursors of earthquakes: Recent advances in theory and practical applications," Terr. Atmos. Ocean. Sci., vol. 15, no. 3, pp. 413–435, 2004, doi: 10.3319/TAO.2004.15.3.413(EP).

[26] H. Yuan, H. Dai, W. Wu, J. Xie, J. Shen, and X. Wei, "A fuzzy logic PI control with feedforward compensation for hydrogen pressure in vehicular fuel cell system," Int. J. Hydrogen Energy, vol. 46, no. 7, pp. 5714–5728, 2021, doi: 10.1016/j.ijhydene.2020.11.089.

[27] J. O. Oladipo, A. S. Akinwumiju, O. S. Aboyeji, and A. A. Adelodun, "Comparison between fuzzy logic and water quality index methods: A case of water quality assessment in Ikare community, Southwestern Nigeria," Environ. Challenges, vol. 3, no. November 2020, p. 100038, 2021, doi: 10.1016/j.envc.2021.100038.

[28] H. Gharibi et al., "Development of a dairy cattle drinking water quality index (DCWQI) based on fuzzy inference systems," Ecol. Indic., vol. 20, pp. 228–237, 2012, doi: 10.1016/j.ecolind.2012.02.015.



[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]

*K. N. TOOSI UNIVERSITY OF TECHNOLOGY*
*FACULTY OF GEODESY AND GEOMATICS ENGINEERING*

*Journal of Geospatial Information Technology*
**Vol.9, No.4, Winter 2022**

***Research Paper***

# *Monitoring and Prediction of the changes in water zone of wetlands using an intelligent neural-fuzzy system based on data from Google Eearth Engine system (Case study of Anzali Wetland, 2000-2019)*

***Seyed Morteza Seyed Mousavi[1], Mahdi Akhoondzadeh Hanzaei[2]****

*1- Ms.c student of Remote Sensing in School of Surveying and Geo Spatial Engineering, College of Engineering, University of Tehran*
*2- Associate professor in School of Surveying and Geo Spatial Engineering, College of Engineering, University of Tehran*

***Abstract***

*Wetlands are one of the most important ecological resources. Detecting their long-term changes plays a key role in the quality of the management of such areas. These unique ecosystems in the world with high ecological diversity are threatened by various natural factors such as: decrease in rainfall, increase in temperature, increase in evaporation, drought, and so on. This research focuses on developing a practical and effective framework for long-term monitoring of water area of the wetland using parameters affecting the wetland and Landsat time series images, all obtained from the Google Earth Engine (GEE) system. In this study, in order to determine the Changes in the water body, normalized difference water index (NDWI) has been used to have a better discrimination between water and other classes of the region. The changes in the water area of Anzali Wetland and the natural factors affecting it were studied in the period of 240 months between January 2000 and December 2019. Then, by using the method based on MLP machine learning and the parameters affecting the surface changes of the wetland as the input of the network, the surface changes of the wetland with average root mean square error (RMSE) of 0.977 were modeled. Also, in order to predict the severe surface changes of the wetland in the future, the surface changes of the wetland and all parameters for a long period (last 20 years) were examined on a monthly basis using the Multi-Layer Perceptron (MLP) and Long Short-Term Memory (LSTM) methods. Finally, according to the results obtained from the previous stages and detecting the factors that have a greater impact on the wetland and due to uncertainty, nonlinearity of the behavior of variables, the Fuzzy Inference System (FIS) was designed to create a wetland drought warning system. Therefore, the developed model can be easily implemented to be used continuously for the management and monitoring of wetlands.*

***Key words:*** *Wetland; Google Eearth Engine ; time series analysis; neural network; Fuzzy Inference System.*

***Correspondence Address:*** *School of Surveying and Geospatial Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran.*
***Tel :*** *+98 21 61114522.*
***Email :*** *makhonz@ut.ac.ir*



[ Downloaded from jgit.kntu.ac.ir on 2026-11-11 ]
[ DOR: 20.1001.1.20089635.1400.9.4.4.7 ]
[ DOI: 10.52547/jgit.9.4.19 ]