

## 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<sup>۱</sup>، مهدی آخوندزاده هنزائی<sup>۲\*</sup>

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

۲- دانشیار گروه فتوگرامتری و سنجش از دور، دانشکده مهندسی نقشه برداری 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 مدل سازی 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 کوتاه مدت 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 مدل سازی 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 سنجش از دور، دانشکده مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران، تهران، ایران.

## 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 [۱ و ۳].

تالاب‌ها با ارزش‌ترین عناصر در زمینه ارائه خدمات اکوسیستم در نظر گرفته می‌شوند [۴ و ۵]، 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 و ۱۲] 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<sup>۱</sup> (SAR) سعی داشته‌اند 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 کرده‌اند. 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 کرده‌اند که با ارائه یک روش پیشنهادی مبتنی بر شبکه عصبی پیچشی<sup>۲</sup> (CNN) دقت طبقه بندی کلاس های تالاب به طور قابل توجهی بهبود داده‌اند. در مطالعه تامل 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<sup>۳</sup> (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<sup>۴</sup> (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 مطالعه ای که بر روی کسری آب-های سطحی با استفاده از روش های جنگل تصادفی و کوبیسیم با دو رویکرد محلی و جهانی بر روی تصاویر مادیس ۵۰۰ متری داشته‌اند به این نتیجه رسیده‌اند که رویکرد آن‌ها برای نظارت بر کسر آب سطحی در

<sup>۱</sup> Synthetic-Aperture Radar

<sup>۲</sup> Convolutional Neural Network

<sup>۳</sup> Artificial neural network - cellular automata

<sup>۴</sup> Digital Elevation Model

از سامانه گوگل ارث انجین<sup>۱</sup> (GEE) استفاده شده است. این سامانه ابری پلتفرمی است که دسترسی به منابع محاسباتی با کارایی بالا برای پردازش مجموعه داده های بسیار بزرگ مکانی را آسان می کند. سامانه گوگل ارث انجین متشکل از یک کاتالوگ داده آماده چند تجزیه و تحلیل پتابایت است که با یک سرویس محاسبات کاملاً موازی و با عملکرد بالا قرار دارد. از طریق رابط برنامه نویسی برنامه قابل دسترسی به اینترنت و یک محیط توسعه تعاملی مبتنی بر وب قابل 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 بندر انزلی با مساحتی در حدود ۲۰ هزار هکتار در شمال ایران، واقع در استان گیلان و در نزدیکی بندر انزلی واقع شده است. این تالاب، از مهم ترین و بزرگ ترین زیستگاه های طبیعی جانوران ایران است. تالاب انزلی، هر ساله پذیرای تعداد زیادی از پرندگانی است که از سوی کشورهای همسایه شمالی به ایران می آیند. این تالاب به دلیل موقعیت جغرافیایی از نظر میزان بالای رطوبت و آب با هیچ یک از تالاب های ایران قابل مقایسه نیست.

تالاب انزلی از نوع تالاب های ساحلی<sup>۲</sup> بوده و به وسیله یک کانال کشتیرانی که از طریق دو موج شکن واقع در تأسیسات بندرگاه انزلی حمایت و به دریای خزر متصل می باشد. حوضه آبریز تالاب دارای مساحتی حدود ۳۷۴ هزار هکتار است. تالاب انزلی در سال ۱۳۵۴ در فهرست تالاب های بین المللی کنوانسیون رامسر به ثبت رسید. "کنوانسیون رامسر، سال ۱۹۷۵" و همچنین سازمان های محیط زیستی بین المللی، این تالاب را به عنوان زیستگاه با اهمیت برای پرندگان تشخیص

فواصل زمانی با فرکانس بالا در مناطق بسیار بزرگتر امیدوار کننده است، به شرطی که داده های آموزشی در سراسر حوزه مکانی که مدل برای آن استفاده می شود، جمع آوری گردد. جین و همکاران (۲۰۱۷) تحقیقی به منظور ایجاد یک چارچوب عملی و موثر برای نظارت منطقه ای، طولانی مدت بر پویایی طغیان تالاب با استفاده از داده های لیدار هوابرد و تصاویر سری زمانی لندست در طول سالیان ۱۹۸۵ تا ۲۰۱۱ انجام داده اند. مطالعات انجام شده را از منظر روش استفاده شده جهت تجزیه و تحلیل، پارامترهای محیطی مورد بررسی و نوع سنجنده (توان تفکیک مکانی و زمانی) می توان از یکدیگر متمایز دانست.

تأثیر تغییرات اقلیمی بر روی یک سیستم تالاب را می توان با استفاده از روش های مختلف مانند مدل سازی، حساسیت سنجی و بررسی میدانی پیش بینی کرد/۱۷). در این مطالعه از روش مدل سازی برای تأثیر تغییرات آب و هوا بر روی یک سیستم تالاب استفاده گردیده است اما با توجه به پیچیدگی هایی که در مدلسازی تالاب ها وجود دارد، بکارگیری روش های فراابتکاری مانند شبکه عصبی و یادگیری عمیق می توانند با نتایج خوبی همراه باشند. مطالعاتی که در این زمینه تاکنون انجام شده، از داده ها در یک بازه زمانی خاص استفاده کرده اند و یا در آن ها تعداد پارامترها محدود بوده است. با توجه به ماهیت روش های فراابتکاری که نیاز به داده ای جامع جهت آموزش و مدلسازی مناسب دارند و همچنین بررسی دقیق تر رفتار تالاب با توجه به پیچیدگی و وابستگی رفتار تالاب ها به پارامترهای متعدد محیطی و همچنین این موضوع که این پدیده از نظر زمانی نیاز به محدوده زمانی بیش از ده سال دارد لذا در این مطالعه از روش های فراابتکاری برای یک محدوده زمانی وسیع و بکارگیری پارامترهای محیطی متعدد استفاده شده است. در این مطالعه به منظور تهیه داده ها و اطلاعات

<sup>۱</sup> Google Earth Engine

<sup>۲</sup> Costal Wetland

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 کیپورچال و آبکنار انزلی محدود است. تالاب انزلی از آنجایی که به عنوان یک تالاب بین‌المللی ثبت شده است، هم‌اکنون در فهرست مونترآل قرار گرفته است. قرار گرفتن در این فهرست به معنای این است که تالاب در حال خشک شدن است و به توجه بیشتری نیاز دارد.

### ۳- داده‌ها

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، آبی‌های زیر زمینی و گرد و غبار را در منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهند.

### ۴- روش‌ها

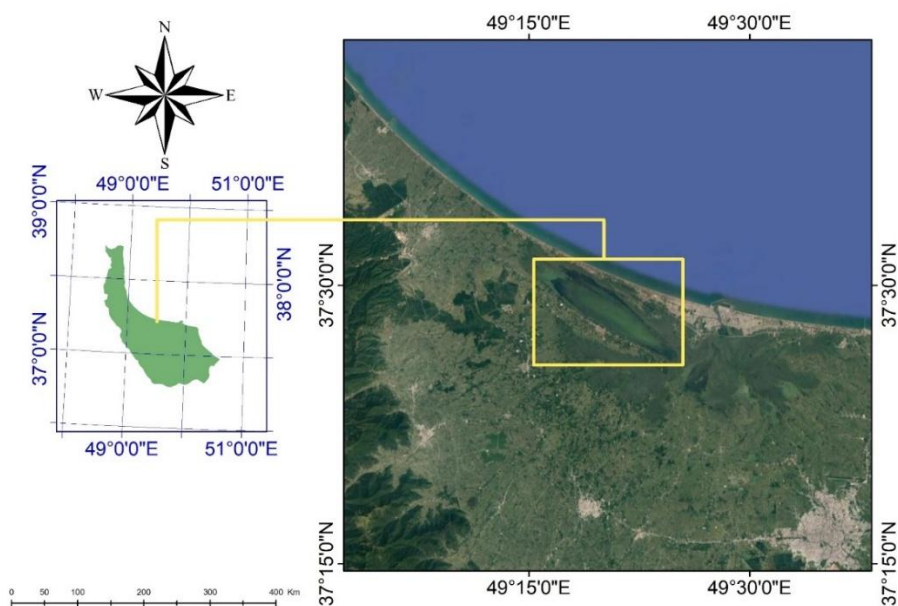
در این مطالعه از پارامترهای اقلیمی بدست آمده از داده‌های سنجش از دور استفاده شده که به عنوان محصولات آماده با دقت بالا در *GEE* موجود می‌باشند. مدل پیشنهادی در این مطالعه، مستقل از مدل‌های هواشناسی و هیدرولوژیکی است. روش پیشنهادی مبتنی بر تشخیص ناهنجاری‌ها با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در یک بازه 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<sup>۱</sup> (*FIS*) که بر اساس قوانین متعدد فازی می‌باشد، استخراج می‌گردد. لازم به ذکر است که قوانین کلی مورد استفاده در مدل پیشنهادی تقریباً تمام علل طبیعی خشک‌سالی را پوشش می‌دهد و بنابراین می‌تواند 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 می‌باشد. 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 می‌باشد. 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 می‌دهد که جزئیات بیشتر آن در بخش‌های فرعی زیر ارائه گردیده است.

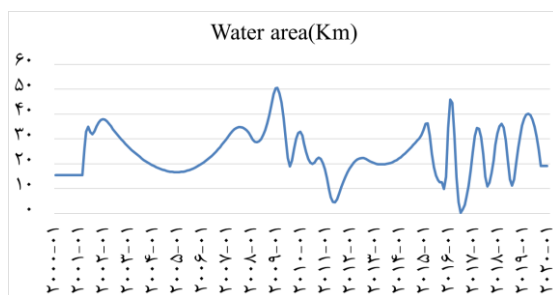
<sup>۱</sup> Fuzzy Inference System



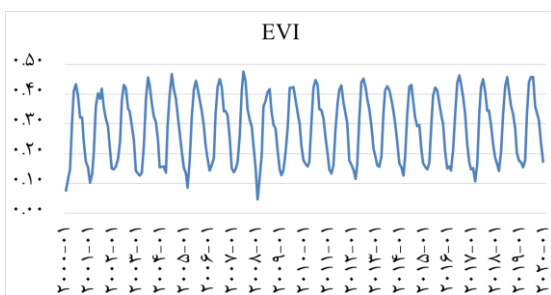
شکل ۱: موقعیت تالاب انزلی، واقع در شمال ایران

جدول ۱: داده‌های مورد استفاده در این تحقیق

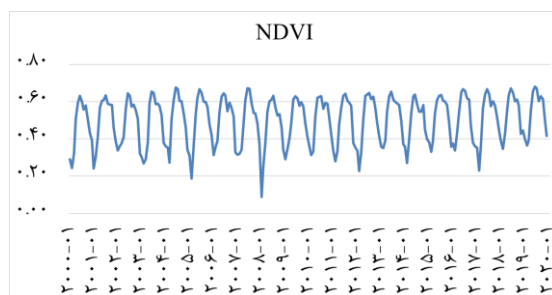
سنجنده	توضیحات	داده
Landsat	شاخص نرمالیز شده تفاوت آبی	NDWI
	شاخص پوشش گیاهی	NDVI
	شاخص پوشش گیاهی بهبود یافته	EVI
	شاخص وضعیت پوشش گیاهی	VCI
	شاخص وضعیت دما	TCI
Modis	هوایز	AOD
	تبخیر و تعرق	ET
	دمای سطحی زمین - روز	LST
NOAA	دمای سطحی زمین - شب	LST
	دمای سطحی آب	SST
FLDAS	رطوبت سطحی خاک	SSM
TRMM	میزان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



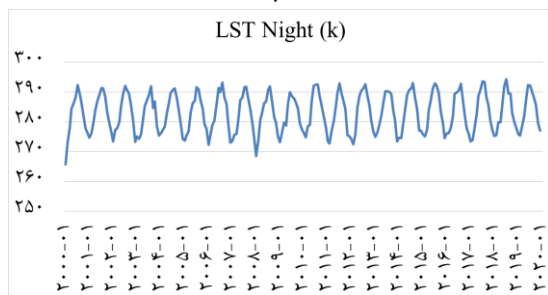
الف



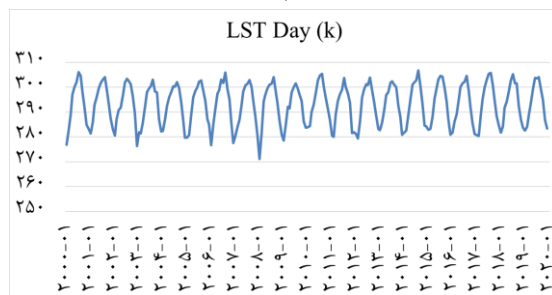
ب



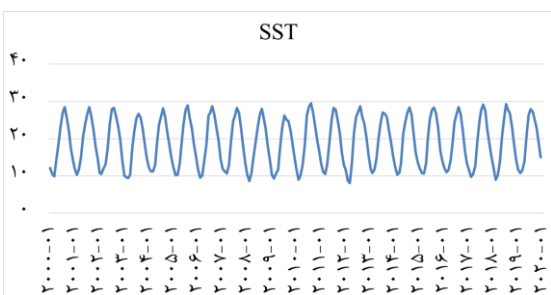
پ



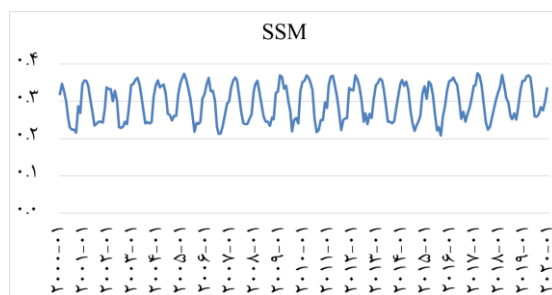
د



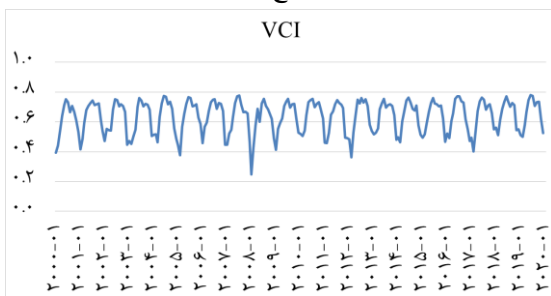
ه



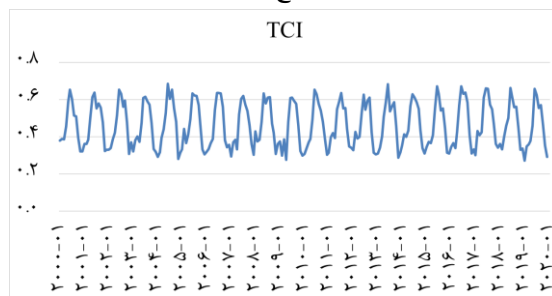
و



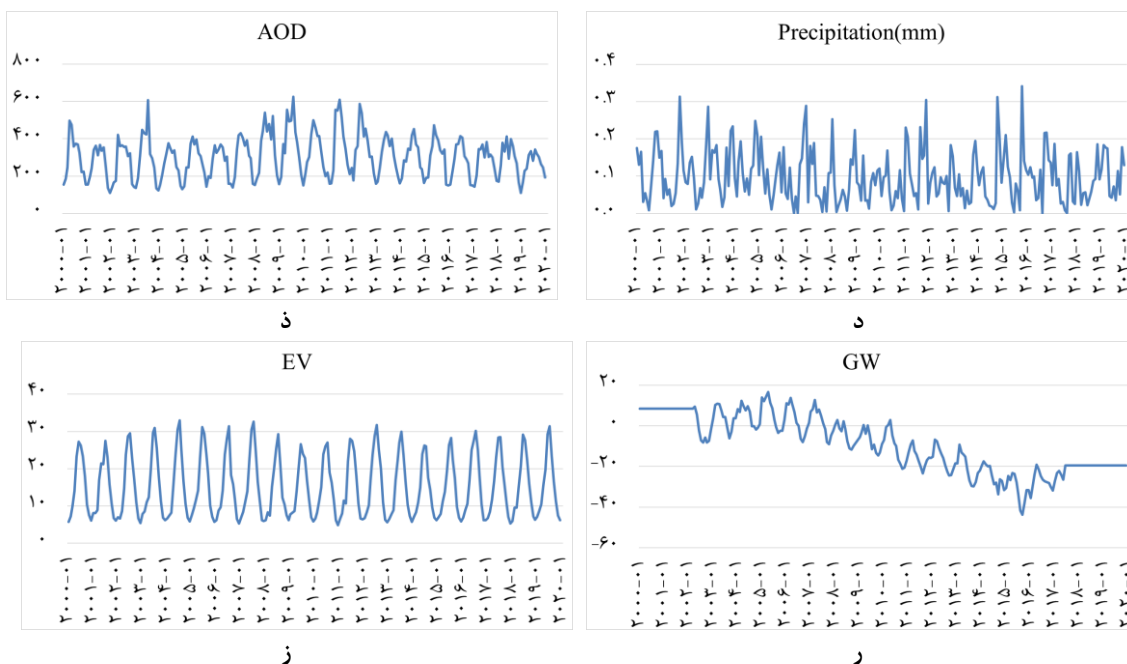
ز



ح

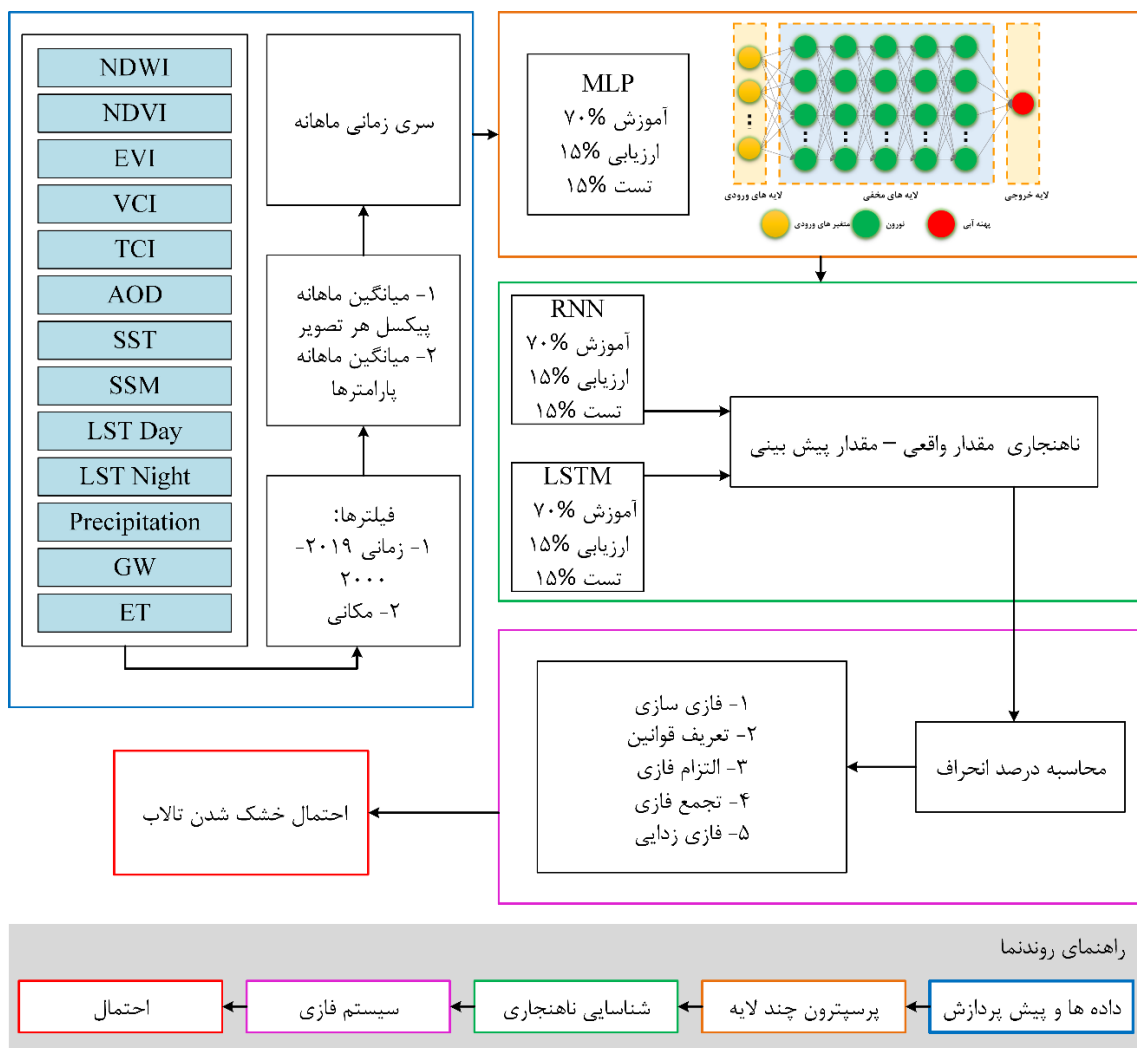


ط



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 می دهد.





شکل ۳: چارچوب مدل پیشنهادی

الگوریتم پس انتشار (BPA)<sup>۲</sup>، 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.

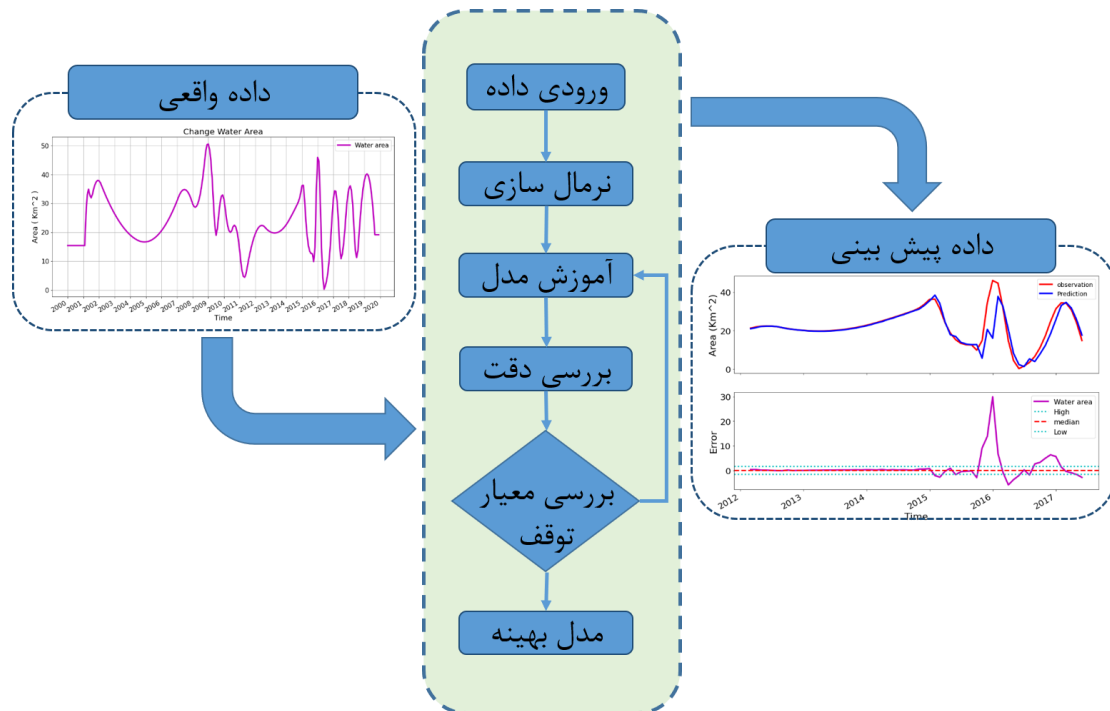
#### ۴-۱- شبکه‌های عصبی چند لایه پرسپترون (MLP-NN)

شبکه‌های 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 [۲۰ و ۲۱]. MLP<sup>۱</sup> با

<sup>۲</sup> Backpropagation

<sup>۱</sup> Multi-Layer Perceptron Neural Network





شکل ۴: ساختار شبکه MLP مورد استفاده در این تحقیق

گوسی تبعیت نمی کند، برخی از محققین از مقدار میانه و چارکی<sup>۳</sup> (IQR) استفاده می کنند/۲۴ و ۲۵. میانه و چارکی داده ها برای تعیین مرزهای بالاتر و پایین تر به منظور تشخیص ناهنجاری ها، از پس زمینه تغییرات طبیعی استفاده می شود. با استفاده از روابط (۱) و (۲) می توان مرزهای بالاتر و پایینی محدوده ذکر شده را محاسبه نمود:

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

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

$$\text{رابطه (۳)}$$

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

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

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

مدل شبکه عصبی برگشتی<sup>۱</sup> (RNN) در تشخیص الگوی داده های توالی زمانی به نتایج خوبی رسیده است و در طبقه بندی محصول بر روی تصاویر سنجش از دور یک مزیت قابل توجه محسوب می گردد. یکی از پرکاربردترین رویکردها در مدل RNN، مدل حافظه کوتاه مدت<sup>۲</sup> (LSTM) است. معماری RNN هنگام کار با داده های توالی بسیار کارآمد است و در چند سال اخیر کاربرد آن در بسیاری از زمینه های علمی افزایش یافته است [۲۳].

#### ۲-۴- شناسایی ناهنجاری

تغییرات ماهانه پهنه آبی تالاب به بارش، دما، سطح آب های زیر زمینی و سایر پارامترهای ناشناخته بستگی دارد. تغییرات ناشناخته امکان استفاده از روش های مبتنی بر توزیع نرمال داده ها را محدود می نماید. از آنجایی که نوسانات پارامترها اغلب از تابع احتمال

<sup>۱</sup> Recurrent Neural Network

<sup>۲</sup> Long Short-Term Memory

<sup>۳</sup> Interquartile Range

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 مواجهه 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 می‌دهد.

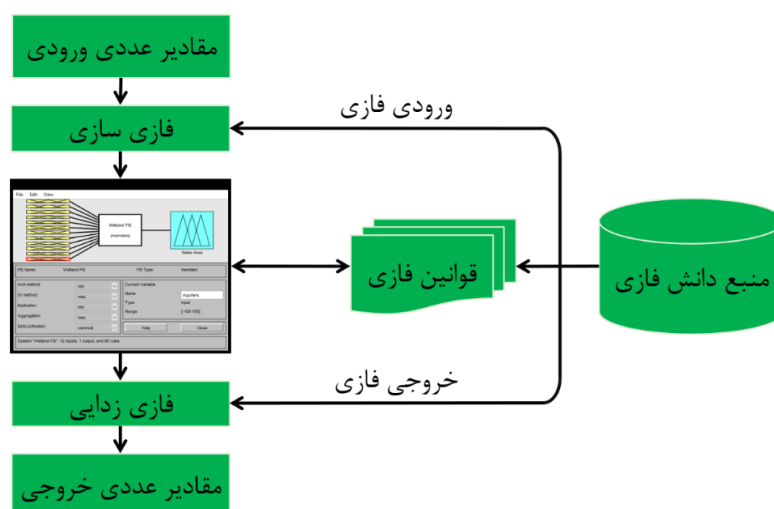
توان نتیجه گرفت که پارامتر مشاهده شده از کران پایین یا بالا مربوطه خارج گردیده و با سطح اطمینان ۸۰ تا ۸۵ درصد می‌توان عنوان نمود که رفتار پارامتر مربوطه ( $x$ ) غیرعادی می‌باشد/۲۴. مقدار  $k$  باید متناسب با دامنه تغییرات  $x$  باشد. در این مطالعه برای هر پارامتر از مقادیر مختلف  $k$  استفاده شده است. با توجه به رابطه (۳)،  $p = \pm 100 \times (D_x - k) / k$  میزان درصد انحراف پارامتری را نشان می‌دهد که از مرزهای مجاز عبور نموده است. پارامتر  $p$  به عنوان ورودی برای سیستم فازی استفاده شد. لازم به ذکر است که در چندین پژوهش مقدار  $|D_x|$  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 می‌شود [۲۴]. جدول‌های (۲) و (۳) پارامترهای آماری مربوط به ۱۳

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

پارامتر	مرز پایین	مرز بالا	$k$	<i>IQR</i>	میان
<i>NDWI</i>	-۳,۶۶۱۶	۴,۱۱۵۶	۲,۵	۱,۵۵۵۴	۰,۲۲۷۰
<i>EVI</i>	-۰,۰۷۴۷	۰,۰۸۷۲	۲,۵	۰,۰۳۲۴	۰,۰۰۶۳
<i>NDVI</i>	-۰,۱۴۳۲	۰,۱۶۶۵	۲,۵	۰,۰۶۱۹	۰,۰۱۱۷
<i>AOD</i>	-۲۲۹,۹۹۲۷	۵۲,۵۸۸۹	۱	۱۴۱,۲۹۰۸	-۸۸,۷۰۱۹
<i>VCI</i>	-۰,۰۹۹۶	۰,۰۹۷۱	۲	۰,۰۴۹۲	-۰,۰۰۱۲
<i>TCI</i>	-۰,۰۸۶۹	۰,۱۱۶۶	۱	۰,۰۱۰۱۸	۰,۰۱۴۹
<i>SST</i>	-۲,۴۱۷۷	۳,۲۱۶۵	۱,۵	۱,۸۷۸۰	۰,۳۹۹۴
<i>Precipitation</i>	-۰,۱۴۴۸	۰,۱۴۷۵	۱,۵	۰,۰۹۷۴	۰,۰۰۱۳
<i>SSM</i>	-۰,۰۲۸۵	۰,۰۴۰۲	۱	۰,۰۳۴۳	۰,۰۰۵۹
<i>LST Day</i>	-۲,۰۰۲۴	۲,۴۷۷۸	۱	۲,۲۴۰۱	۰,۲۳۷۷
<i>LST Night</i>	-۰,۵۳۷۶	۴,۳۲۵۰	۱	۲,۴۳۱۳	۱,۸۹۳۷
<i>Ev</i>	-۳,۶۸۵۰	۳,۰۴۱۶	۱,۵	۲,۲۴۲۲	-۰,۳۲۱۷
<i>GW</i>	-۱۷,۵۴۰۷	۱,۵۸۸۲	۱,۵	۶,۳۷۶۳	-۷,۹۷۶۳

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

پارامتر	مرز پایین	مرز بالا	$k$	$IQR$	میان
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

انجام شد. برای این منظور، تمام ورودی‌ها به صورت هم‌زمان به مدل داده شد و خروجی تولید شد. علاوه بر این، برای تجزیه و تحلیل تأثیر ورودی‌ها بر تغییرات مقادیر پیش‌بینی شده، تفاوت بین مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده خروجی تعیین گردیدند.

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

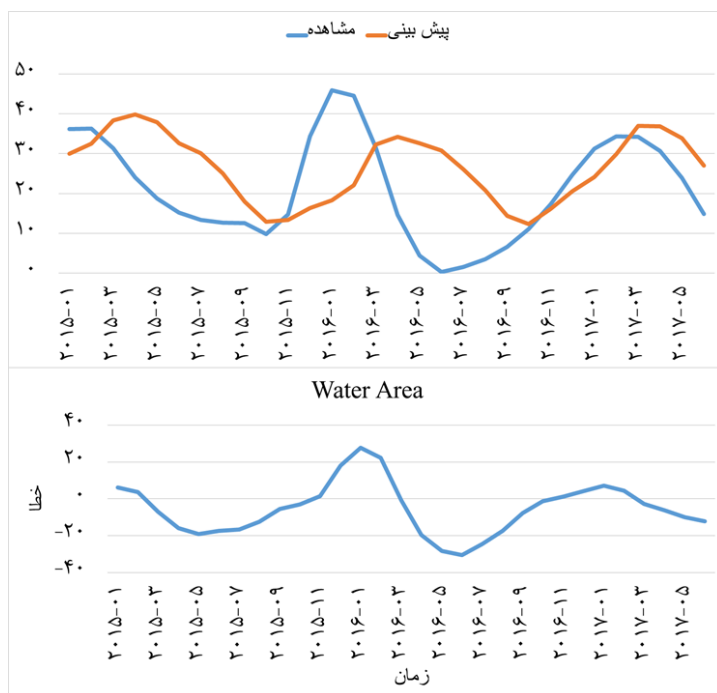
برای شناسایی ناهنجاری در سری زمانی هر یک از پارامترها، از روش *MLP* و *LSTM* استفاده شد و از مجموعه داده‌های آزمایشی برای ارزیابی نهایی دقت پیش‌بینی مدل‌ها و شناسایی ناهنجاری استفاده گردید. سپس برای هر یک از پارامترها، معیارهای آماری میانه و *IQR* محاسبه گردیدند و در ادامه با تعیین مرزهای بالا و پایین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

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

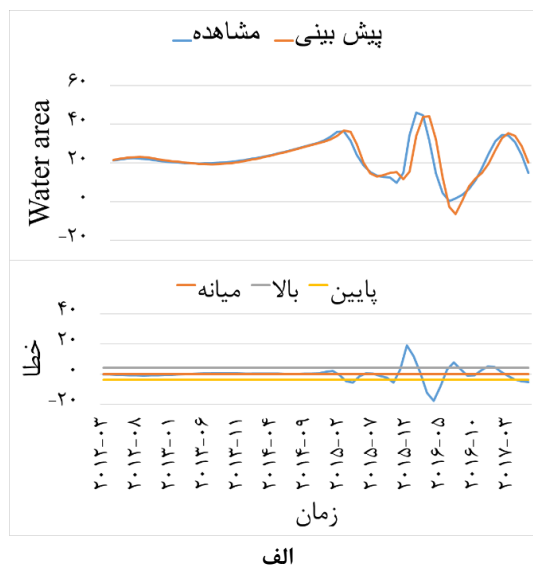
به منظور بررسی عوامل موثر بر تغییرات سطحی دریاچه، پارامترهای مختلف شامل تغییرات ماهانه بارندگی، دما، آب‌های زیرزمینی، دما، پوشش گیاهی و غیره استفاده شدند. هر یک از این عوامل بر تغییرات سطحی تالاب به صورت مستقیم یا غیرمستقیم اثر گذارند که می‌توانند در تخمین و پیش‌بینی تغییرات سطحی تالاب موثر باشند. تعیین بهترین مدل *MLP* که توانایی پیش‌بینی پهنه آبی تالاب را دارد قدم اول می‌باشد. برای این منظور داده‌ها از سامانه *GEE* جمع‌آوری 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

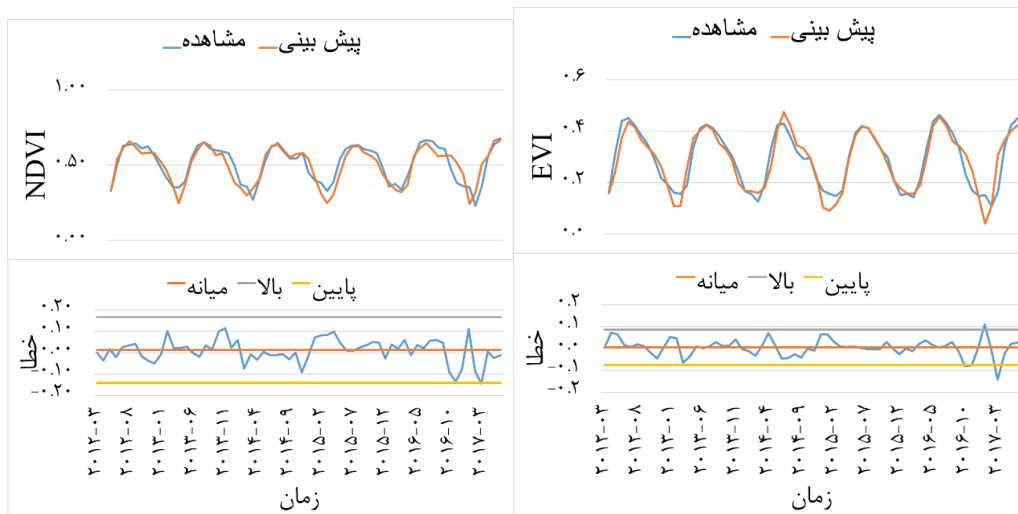
جدول ۴: مقادیر جذر میانگین مربعات خطای شبکه *MLP* برای تخمین تغییرات پهنه آبی تالاب

مدل	کل	تست	ارزیابی	آموزش
<i>MLP</i>	۰٫۹۷۷	۰٫۹۴۸	۰٫۹۸۴	۰٫۹۹۶



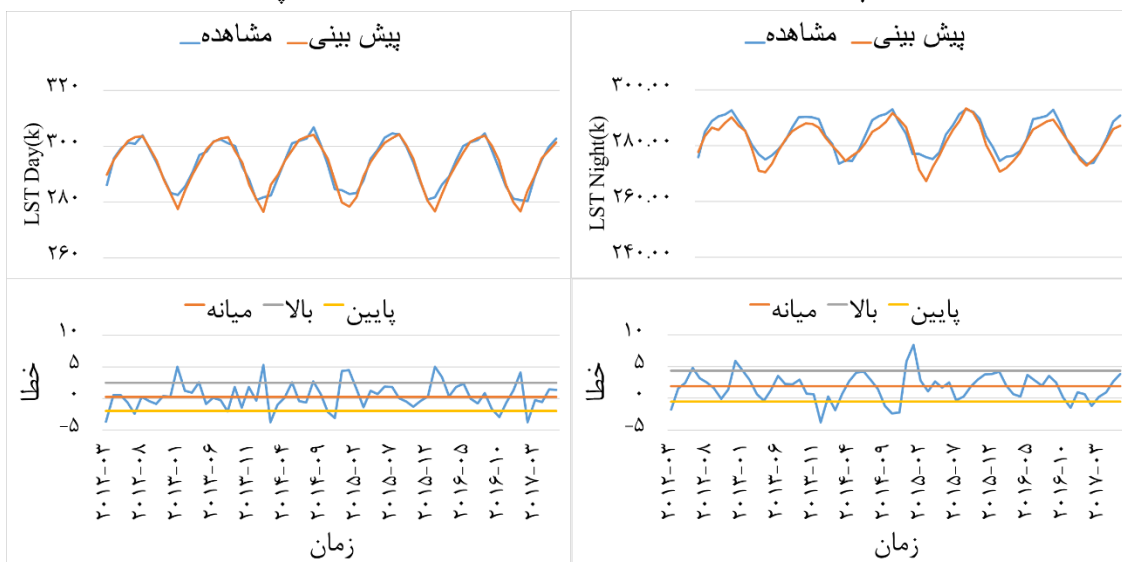
شکل ۶: بالا، تجزیه و تحلیل بین مقادیر واقعی و پیش بینی شده مدل توسعه یافته *MLP* را برای پهنه آبی تالاب انزلی در طی سالیان ۲۰۱۵-۲۰۱۷. پایین، تفاوت بین داده‌های واقعی و پیش بینی شده برای تجزیه و تحلیل حساسیت ورودی‌ها بر خروجی





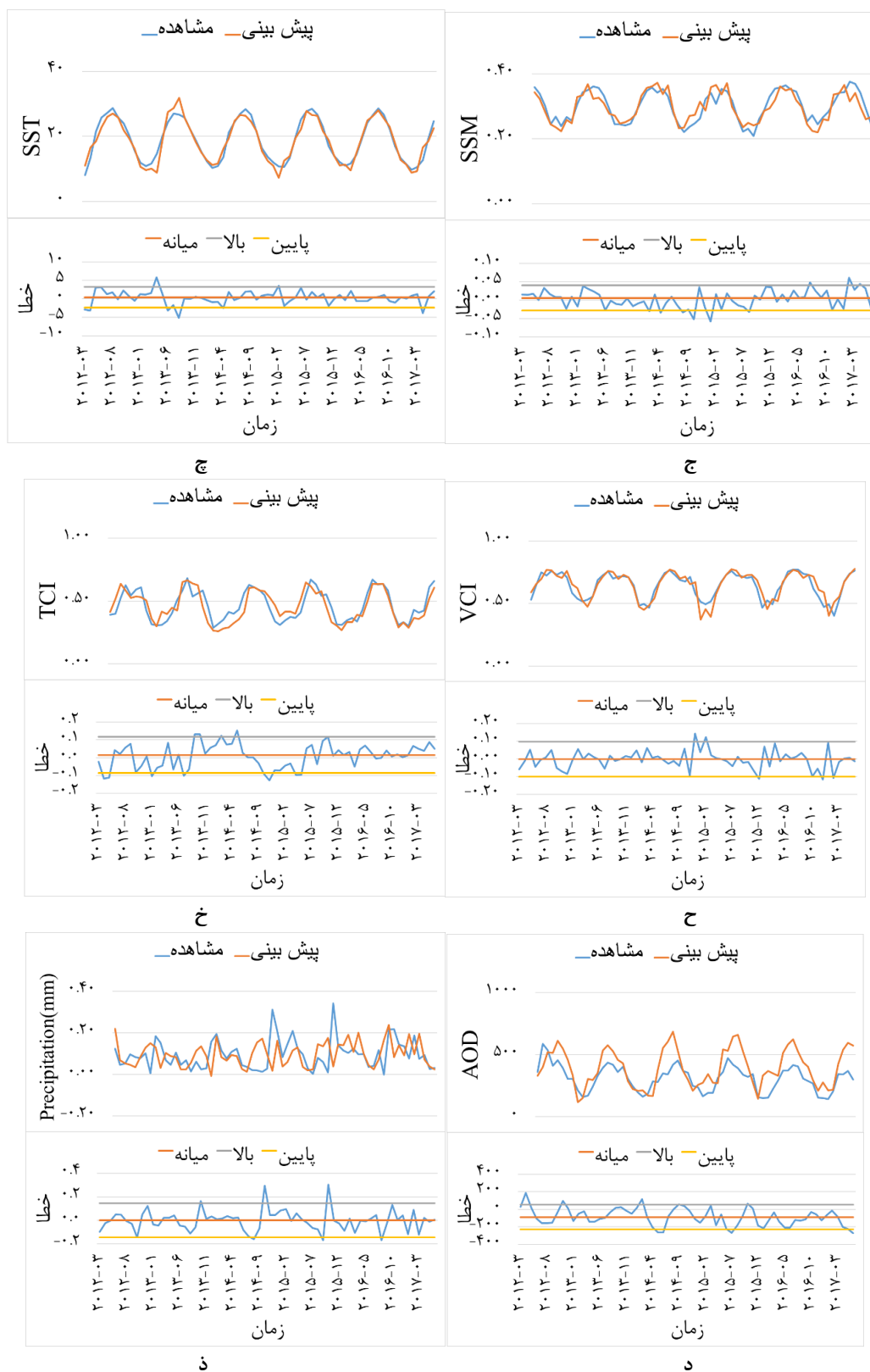
ب

ب

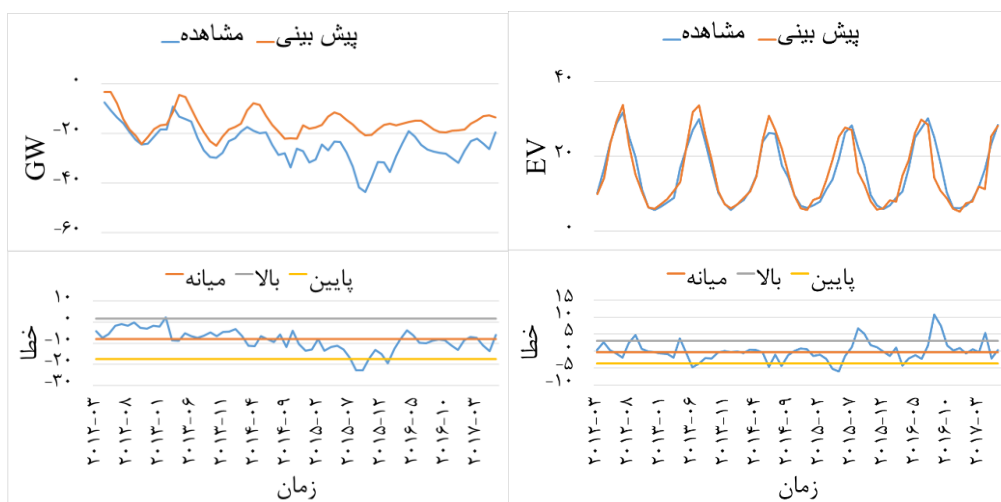


د

د



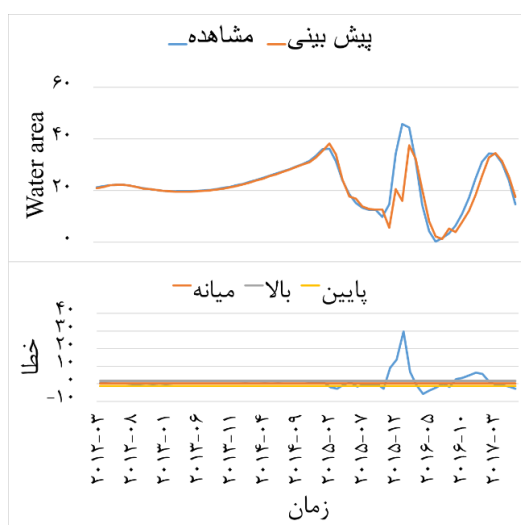




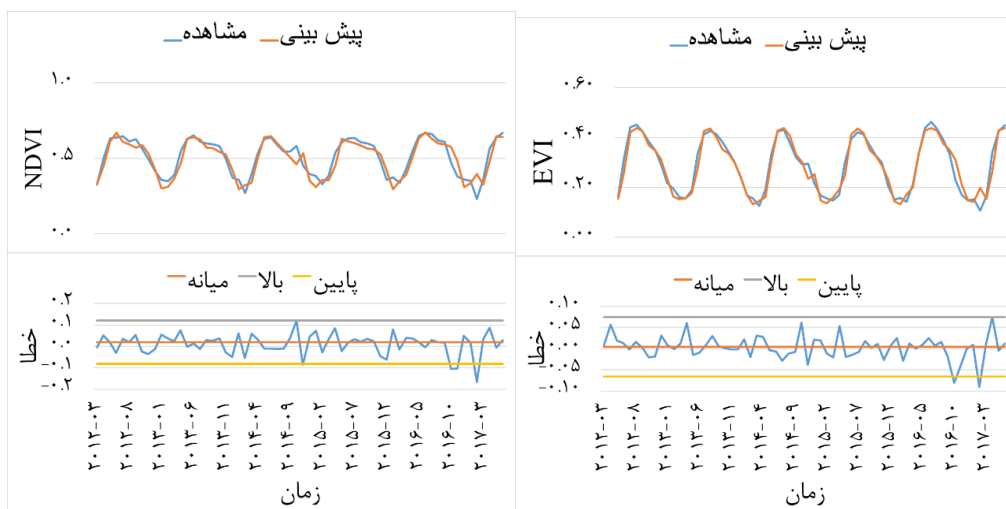
ز

د

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 گردیده‌اند.

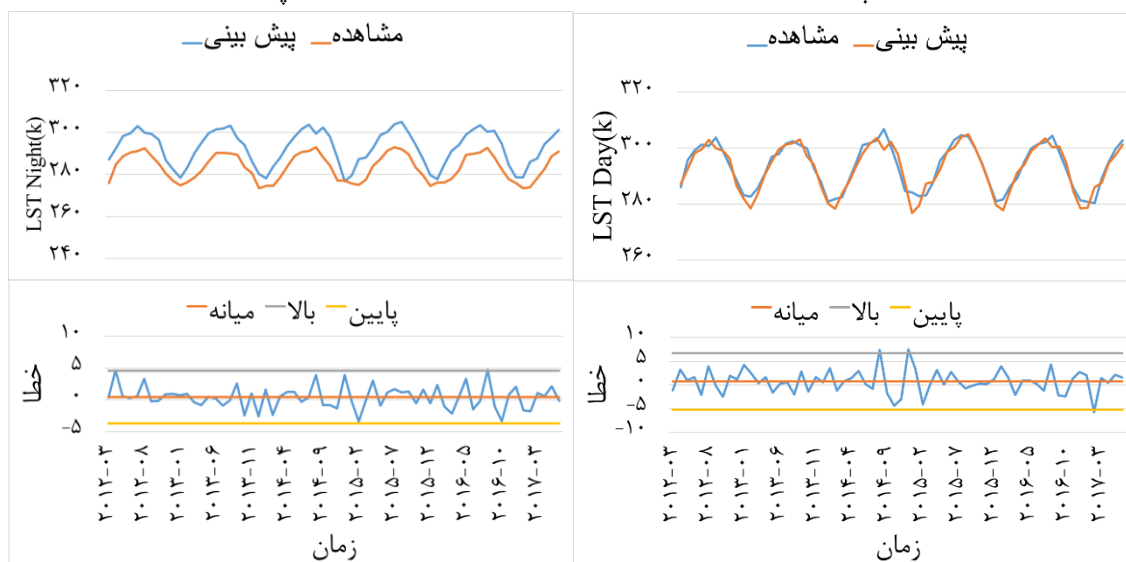


الف



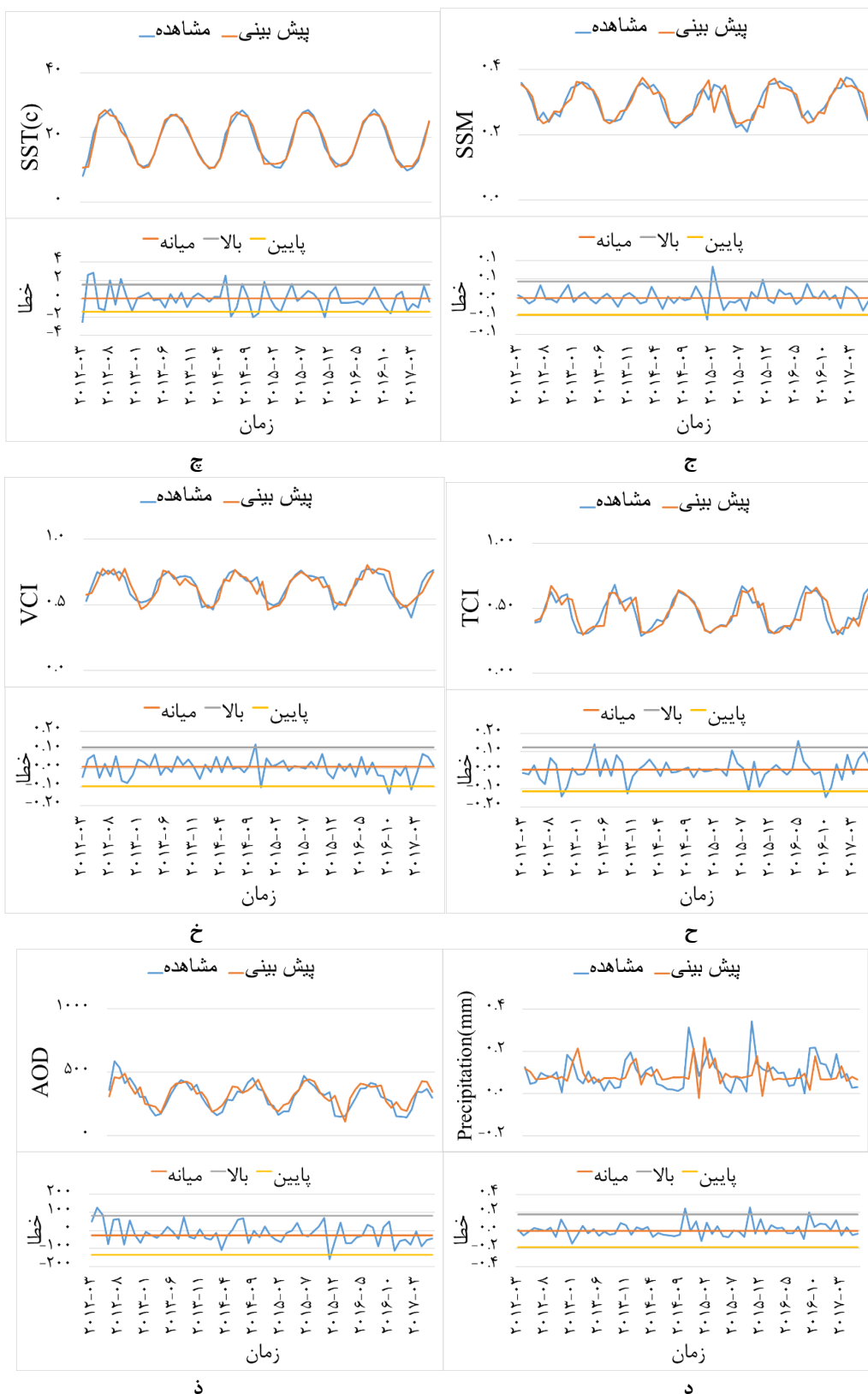
پ

ب



ث

ت





شکل ۸: در هر شکل، بخش بالا، مقادیر واقعی و پیش بینی شده مدل سری *MLP* برای هر یک 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 میان‌ناهنجاری‌های رخ داده در سری زمانی شناسایی گردیده اند.

شد که مدل فازی می‌تواند احتمال خشک شدن تالاب را با متغیرهای زیادی به طور همزمان ارزیابی کرده و نتیجه‌ای قابل قبول تولید کند.

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 و شکل (۱۰) نقشه تغییرات ۲۰ ساله پهنه آبی تالاب را به صورت سالانه نشان می‌دهند.

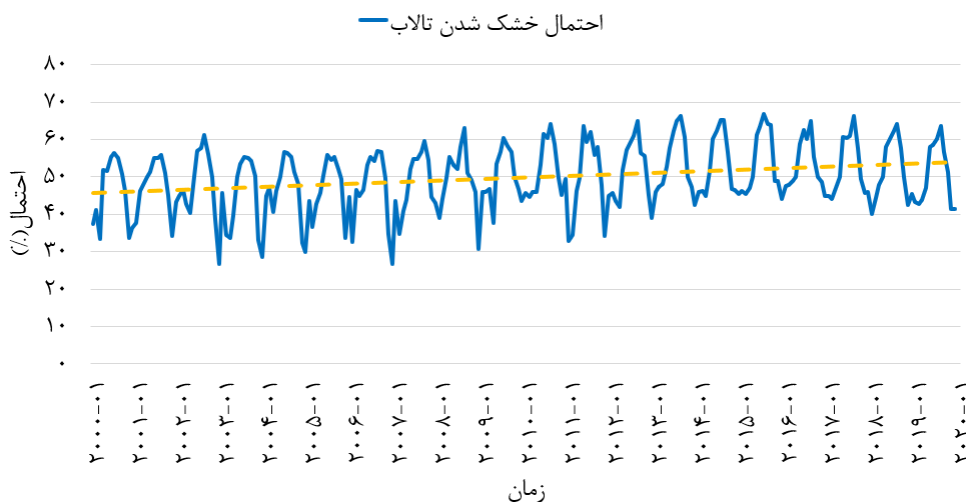
در شکل (۹) به عنوان مثال در حساسیت سنجی انجام شده پهنه آبی تالاب در ماه آگوست سال ۲۰۱۶ را می‌توان به عنوان یکی از کم آب‌ترین ماه‌های تالاب در نظر گرفت که مدل *FIS* احتمال خشک شدگی یا کاهش پهنه آبی را برای این تاریخ با توجه به تغییرات سایر پارامترها بیشتر از ۶۵ درصد برآورد نموده است که عدد نگران‌کننده‌ای است.

در انتها با توجه به اثرگذاری هر یک از پارامترها و مجموعه‌ای از پارامترها بر روی پهنه آبی تالاب، یک مدل سیستم استنتاج فازی برای پیش بینی تغییرات پهنه آبی منطقه مورد مطالعه توسعه داده شد. برای پیش بینی تغییرات پهنه آبی، پارامترهای پوشش گیاهی، خشکسالی، دما، بارش، تبخیر و تعرق، آب‌های زیر زمینی، گرد و غبار، رطوبت خاک و دمای سطح آب، به عنوان ورودی و تغییرات پهنه آبی تالاب به عنوان خروجی استفاده گردیدند. مشخصات بیشتر مدل *FIS* پیشنهادی در جدول (۵) تعریف شده است.

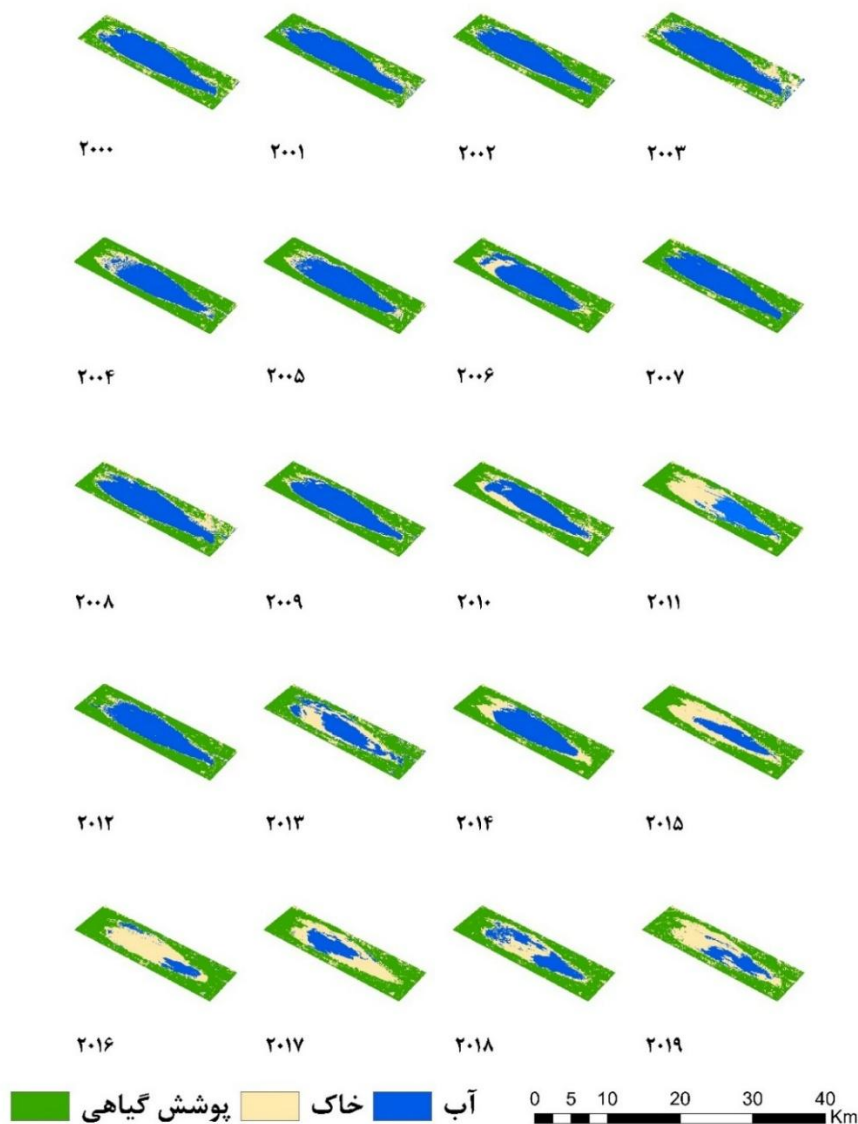
نتایج نشان داد که سیستم منطق فازی برای تصمیم‌گیری در مورد احتمال تغییرات پهنه آبی تالاب با توجه به عدم قطعیت‌ها و غیرخطی بودن داده قابل اطمینان است. برای اعتبار سنجی مدل منطق فازی، از سری زمانی تغییرات پهنه آبی استفاده شد و نشان داده

جدول ۵: پارامترهای مدل FIS

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



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



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

#### ۶- نتیجه گیری

به طور کلی دو رویکرد در مواجهه با تغییرات زیست محیطی وجود دارد. رویکرد اول نادیده گرفتن این تغییرات و ادامه وضع موجود است که نتیجه‌ای جز تخریب بیشتر محیط زیست در پی نخواهد داشت. رویکرد دیگر شناسایی این تغییرات از گذشته تاکنون و تدوین برنامه مدیریت محیط زیست برای کنترل این

تغییرات و برنامه‌ریزی برای بهبود وضعیت محیط زیست است. تالابها یکی از مهمترین بخشهای اکوسیستم هستند و در تداوم حیات وحش، تأمین آب شیرین، حفظ تعادل زیستی، جلوگیری از غرقابی شدن زمین‌های اطراف در اثر سیلاب، تغذیه سفره‌های آبهای زیرزمینی، از بین بردن اثرات تغییرات اقلیمی، محل تکثیر و زندگی گونه‌های جانوری و گیاهی نادر و مهم‌تر از همه نقش بارزی در تأمین آب کشاورزی زمین‌های

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-ب) 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 داشته اند و از علل اصلی انقباض طبیعی تالاب ها هستند، علاوه بر این همان طور که شکل (۲-ج) نشان می دهد رطوبت خاک در منطقه مورد مطالعه به دلیل افزایش دما، تبخیر زیاد و کاهش بارش کاهش یافته است 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 شکل های (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 تالاب ها نام برد هر چند که به صورت غیر مستقیم بر تالاب ها اثر می گذارند. خشکسالی شدید ممکن است سرعت دسترسی آب در خاک های سیلابی را کاهش دهد. خشک شدن سریع خاک بر جوانه زنی بذر، جذب نهال و فعالیت فتوسنتزی تأثیر می گذارد و در نتیجه بهره‌وری را کاهش داده و ترکیب گونه‌ها را تغییر می دهد. 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 می شود.

یکی از پیامدهای اصلی تغییرات آب و هوایی در منطقه

مورد مطالعه، تغییر در الگوهای هیدرولوژیکی خواهد بود که در همه سناریوهای مدنظر اتفاق می افتد. افزایش دما یا کاهش بارندگی بر تالاب‌ها تأثیر منفی می گذارد، 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 می تواند 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 می تواند بیوزئوشیمی 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 می توان 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 دقیق تر پهنه آبی بهره برد. هم چنین می توان عملکرد انواع مختلف روش های یادگیری ماشین به منظور مدل سازی خشک شدن تالاب ها در مناطق جغرافیایی مختلف مقایسه نمود.



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](http://scholar.google.com/scholar?hl=en&btnG=Search&q=intitle:MANAGEMENT+of+Natura+2000+habita+ts+*+Mediterranean+temporary+ponds#0).

- [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. Pulinet, "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.



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

Seyed Morteza Seyed Mousavi<sup>1</sup>, Mahdi Akhoondzadeh Hanzaei<sup>2\*</sup>

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 Earth Engine ; time series analysis; neural network; Fuzzy Inference System.