



توسعه شبکههای عصبی در پیش بینی جزرومد دریای خزر براساس الگوریتم لونبرگ مارکوارت

آیدا صالح آبادی^۱*، سید روح الله عمادی^۲

۱- دانشآموخته کارشناسی ارشد ژئودزی، گروه مهندسی نقشهبرداری، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب، تهران، ایران، ۲- استادیار، گروه مهندسی نقشهبرداری، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران جنوب، تهران، ایران. * نویسنده مسئول: <u>aidasalehi0066@gmail.com</u>

تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۱/۰۹/۰۶

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۱۱/۲۲

چکیدہ

هدف این پژوهش نشاندهنده کاربرد شبکههای عصبی در پیش بینی جزر و مد دریای خزر می باشد. پیش بینی سطح لحظهای آب دریا در صنعت کشتیرانی بسیار کاربرد دارد و یکیاز مهم ترین پارامترها در ژئودزی دریایی، اقیانوس شناسی و ژئوفیزیک است این به عنوان پایه و اساس استخراج دریایی درنظر گرفته می شود. به همین خاطر مطالعات زیادی برای تخمین سطح دریا با روش های مختلف انجام شده است. از بین عواملی که بر روی تغییرات سطح لحظهای آب دریا تأثیر می گذارند در این پژوهش عامل جزرومد مورد بررسی قرار گرفته است. امروزه برای پیش بینی جزر و مد از روش های هوش مصنوعی استفاده می شود، این روش ها توانایی پر کردن شکاف های اطلاعاتی را دارند در واقع موارد فوق از مزایای روش های هوش مصنوعی استفاده می شود، این جزر و مد می باشد. بر همین اساس از این روش مطالعاتی در تنظیم و تهیه این پژوهش استفاده شده است. ماهیت این پژوهش است که آن شبکههای عصبی می باشد. از شبکه های عصبی است. در این پژوهش استفاده شده است. ماهیت این پژوهش است که آن شبکههای عصبی می باشد. از شبکه های عصبی برای اعتبار سنجی دادههای اولیه و پیش بینی جزر و مد دریای خزر است که آن شبکههای عصبی می باشد. از شبکه های عصبی برای اعتبار سنجی دادههای اولیه و پیش بینی جزر و مد دریای خزر است که آن شبکه مای عصبی می باشد. از شبکه های به دست آمده توسط نر مافزار ژئوتاید و شبکه های عصبی سطح آب دریای خزر در این پژوهش استفاده شده است طبق یافته های به دست آمده توسط نر مافزار ژئوتاید و شبکه های عصبی نظر و مد کارایی بهتری در این پژوهش استفاده شده است طبق یافته های به دست آمده توسط نر مافزار ژئوتاید و شبکه های عصبی نظر آب دریای خزر در این پژوهش استفاده شده است طبق یافته های به دست آمده توسط نر مافزار ژئوتاید و شبکه های عصبی سطح آب دریای خزر

واژههای کلیدی: تایدگیج، سطح آب، ماهوارههای ارتفاعسنج، مدلسازی.

مقدمه

در مقالهای تحت عنوان «مدل جهانیWHU، سطح متوسط دریا^۱» با نگارش (2016) Jin et al. استنباط می شود که سطح متوسط دریا یک پارامتر ضروری در ژئودزی دریایی، اقیانوس شناسی و ژئوفیزیک است این به عنوان پایه و اساس استخراج دریایی درنظر گرفته می شود. داده یک سطح متوسط دریا دقیق، برای تجزیه و تحلیل تنوع اقیانوسی با استفاده از ارتفاع سنجی ماهواره ای ضروری است و می تواند برای

کالیبراسیون یا اعتبارسنجی دادههای ارتفاعسنجی ماهوارهای استفاده شود (Jin et al., 2016).

در مقالهای تحت عنوان «مدل میانگین سطح دریا بر روی دریاهای چین و اقیانوس مجاور آن با روش میانگین متحرک ۱۹ ساله که از دادههای ارتفاع سنج چند ماهوارهای ایجاد شده است» با نگارش (2020) .Yuan et al برداشت می شود که بیش از ده سال است که ارتفاع سنجی ماهوارهای، روش موفقیت آمیزی در جهت پایش تغییرات تراز آب های سطح قارهای مانند دریاهای درون قارهای، دریا چه ها و اخیراً مناطق تالابی نموده

¹ Mean Sea Surface

و مورد استفاده قرار می گیرد. از سال ۱۹۷۵، ۱۸ ماهواره ارتفاعی پرتاب شده است، از جمله Seasa، Geos-3 - Seasat، Geos-3 ه دادههای ارتفاعسنج فراوانی جمع آوری شده است. ازاینرو، نحوه اتصال دادههای ارتفاعسنج چند ماهوارهای برای ایجاد یک مدل سطح متوسط دریا همیشه مورد توجه است یکی از اصلی ترین موارد جزر و مد اقیانوسی است که معمولاً توسط مدلهای جزر و مدی اصلاح می شود و از جمله منابع خطاهایی که بر کیفیت دادههای ارتفاع سنج تأثیر می گذارد. دقت مدلهای جزر و مدی است که تأثیر زیادی بر کیفیت دادههای ارتفاع سنج دارد به دلایل مختلفی درهرنقطه از اقیانوس سطح دریا با گذشت زمان در تمام مقیاسهای زمانی تغییر می کنند و دستگاههای جزر و مد سنج سطح دریا را در دراز مدت کنترل می کنند اما این کنترل در مکان های پراکنده کنار ساحل نسبت به محلی که

آنها استقرار دارند انجام می گیرد (Yuan et al., 2020). سرىھاى زمانى ھيدرولوژيكى ابزارى بسيار كارآمد براى شناخت ماهیت پدیدههای هیدرولوژیکی هستند که با داشتن شناخت کافی از آنها میتوان تغییرات آینده را مدلسازی و ییشبینی کرد. روشهای مدلسازی سریهای زمانی متنوع هستند. از این بین میتوان به مدلهای خود همبسته یا میانگین متحرک جمعی (ARIMA) اشاره کرد. مدل ARMIA یکی از مدلهای تصادفی است که مبتنی بر نظریه آمار و احتمالات هست. در زمینه تحقیقات انجام شده با مدلهای سری زمانی، با استفاده از روشهای هوش مصنوعی و سری زمانی دبی ماهانه طالقان رود در محل ایستگاه گلینک در یک گام زمانی آینده پیشبینی نمودند. نتایج بدست آمده که به صورت مدلهای تکی و هم ترکیبی مورد مقایسه قرار گرفتند نشان داد بهترین عملکرد مربوط به مدلهای ترکیبی و بعد از آن مدلهای سری زمانی و سپس مدلهای شبکه عصبی و ANFIS با تفکیک خوشهای و شبکهای به را داشته-اند (فتح آبادی و همکاران، ۱۳۸۷).

شبکههای عصبی یکی از پرکاربردترین و رایج ترین مدلهای هوش مصنوعی است که کارایی مناسب آن در شبیهسازیهای مختلف اثبات شده است. به عنوان نمونه در زمینه شبیهسازی تراز سطح آب زیرزمینی میتوان به تحقیقات محققان داخلی

مختلفی پرداخت که نتایج تحقیقات آنها حاکی از عملکرد مناسب شبکه عصبی مصنوعی است (گویلی و همکاران، ۱۳۹۷، نیکبخت، ۱۳۹۵). در سطح بینالمللی نیز تحقیقات زیادی در جهت ارزیابی شبکه عصبی مصنوعی بر روی تراز سطح آب زیرزمینی انجام گردیده که نتایج آنها حاکی از توانایی این مدل شبیهسازی آب زیرزمینی بود است بود است Chen et al., 2009; Nourani et al., 2011;) (Emamgholizadeh., 2014; Chang et al., 2015

برآورد تراز آب دریایخزر با استفاده از ماشین بردار پشتیبان و مدل شبکه عصبی مصنوعی انجام شده است و از طرفی چهار ورودی انتخابی ملاحظه میشود که تست گاما^۲ برای مطالعات انجام شده برای تعیین سطح دریا انجام شدهاست به طوریکه نتیجه میشود مدلهای شبکه عصبی مصنوعی و شبکههای عصبی مصنوعی در برآورد سطح دریا بسیار خوب هستند عصبی مصنوعی در برآورد سطح دریا بسیار خوب هستند مصنوعی جهت پیشبینی سطح ایستابی دشت بیرجند استفاده شده و نشان داده شد که شبکه عصبی مصنوعی خطای ناچیزی شده و نشان داده شد که شبکه عصبی مصنوعی خطای ناچیزی بر پیشبینی سطح ایستابی دارد (محتشمی و همکاران، پیشبینی تراز آب زیرزمینی دشت شبستر استفاده شد و نتایج حاصله نشان دادند که شبکه عصبی با تابع آموزش trainla تابع محرک tansig در پیشبینی سطح آب زیرزمینی از دقت بالایی برخوردار است (مختاری و همکاران، ۱۳۳۱).

برای جلوگیری یا پیشبینی رویدادهای فاجعه آمیز آینده از ماهوارههای ارتفاعسنجی می توان استفاده کرد اما متاسفانه دادههای نظارت ناچیز یا ناسازگار هستند زیرا بررسیهای هیدروگرافی بسیار گران و وقتگیر هستند. درنتیجه سنجش-ازدور به عنوان یک جایگزین برای آنها درنظر گرفته می شود (Abileah, 2011). مهندسی سواحل و مطالعات هیدرولوژیکی تغییرات سطح دریا نتیجه پیچیده بسیاری از عوامل اجباری محیطی است، مانند جاذبه گرانشی ماه و خورشید، امواج و مریانهای اقیانوس، فشار اتمسفر و باد و همچنین شکل فلات قاره، رویکردهای مرسوم مبتنی بر تحلیل هارمونیک با در نظر گرفتن جزر و مد به عنوان برهم نهی هارمونیک های مختلف و استخراج فرکانس آنها از طریق روش نجومی است، اما

² Gamma Test

تکنیکهای دیگری نیز استفاده میشود مانند توصیف جزر و مد بهعنوان انتشار امواج بلند با استفاده از تکنیکهای رگرسيون، كاربرد رويكردهاى مرسوم بەدليل مفروضات محدودکننده ذاتی آنها همچنین بر اساس دلایل زیر محدود است در چنین روشهایی که برای پیشبینی سطح دریا استفاده می شوند در ابتدا شامل دادههای فشرده هستند و چندین سال مشاهدات جزر و مدی باید جمع آوری و پردازش شوند تا تخمینهای قابل اعتماد سطح دریا انجام شود .(Poutanen, 2000)

جزر و مد عمدتاً تحتتأثیر گرانش آسمانی، آب و هوا و فشار هوا است. بنابراین جزر و مد پدیدهای نسبتاً منظم است که در آن سطح آب بالا و پایین میرود. تغییرات جزر و مد ارتباط نزدیکی با فعالیتهای انسانی دارد، مانند فعالیتهای اقتصادی دریایی، توسعه بندر، طرحهای تحقیقاتی برای پروژههای ساخت و ساز ساحلی و بندری، و کنترل بودجه، که برای توسعه اقتصادی بسیار مهم هستند (Yang et al., 2020).

مواد و روشها منطقه مورد مطالعه

دریای خزر توسط پنج کشور جمهوری اسلامی ایران، روسیه، جمهوری آذربایجان، ترکمنستان و قزاقستان احاطه شده است. دریای خزر در گذشته بخشی از دریای تتیس بود که اقیانوس آرام را به اقیانوس اطلس متصل می کرد. این دریا که گاهی بزرگترین دریاچه جهان و گاهی کوچکترین دریای خودکفای کره زمین طبقهبندی می شود و بزرگترین پهنه آبی محصور در خشکی است. طول آن حدود ۱۰۳۰ تا ۱۲۰۰ کیلومتر و عرض آن بین ۱۹۶ تا ۴۳۵ کیلومتر است. سطح دریای خزر در حدود ۲۸ متر پائین تر از سطح دریاهای آزاد است. دریای خزر از شمال جنوب به ترتیب محدود به مدارهای ۴۷ درجه و ۵۷ دقیقه و ۳۶ درجه و ۳۳ دقیقه و از غرب و شرق نیز به ترتیب محدود به نصف النهارهای ۴۶ درجه و ۴۳ دقيقه و ۵۴ درجه و ۵۳ دقيقه است مساحت اين دريا ۳۷۱۰۰۰ کیلومتر مربع می باشد. شکل ۱ موقعیت دریای خزر و بندر انزلی را در نقشه نشان میدهد.



شکل ۱– موقعیت بندر انزلی در نقشه. Figure 1- Anzali port location on the map.

عوامل زیادی در تغییرات ارتفاع سطح دریا مؤثر است مانند جزر و مد برای تغییرات سطح دریای خزر مورد بررسی قرار داده شد.

فشار اتمسفر، دمای آب، میزان شوری آب، جزر و مدهای کوتاه و بلند، باد، میزان غلظت آب و غیره که در این پژوهش ارتباط

شبکه عصبی مصنوعی

نورونهای مصنوعی میتوانند به یکدیگر متصل شوند و شبکهای تولید کنند که به آن شبکه عصبی مصنوعی می-گویند. اولین ساختار شبکه عصبی مصنوعی توسط روزنبلات در سال ۱۹۵۸ با معرفی پرسپترون چندلایه، ابزاری قدرتمند در شناسایی، خوشهبندی و کنترل مسائل ارائه شد.

شبکههای عصبی مصنوعی یا شبکههای عصبی صناعی یا به زبان سادهتر شبکههای عصبی سیستمها و روشهای محاسباتی نوین برای یادگیری ماشینی، نمایش دانش و در انتها اعمال دانش بهدست آمده در جهت بیشبینی پاسخهای خروجی از سامانههای پیچیده هستند. از بین کاربردهای شبکه عصبی مصنوعی در این پژوهش از کاربرد پیشبینی شبکههای عصبی استفاده شده است چون برای پیشبینی از دادههایی که استفاده میشود که در زمان گذشته جمعآوری شدهاند. مدل شبکه عصبی مصنوعی قادر است سطح دریای خزر را با خطای کمتر و دقت بالا تخمین بزند. از فواید دیگر شبکههای عصبی

این است که هر چه تعداد داده ها بیشتر باشد شبکه قوی تر کار می کند داده ها پس از جمع آوری به دو قسمت تقسیم ۱) آموزش ۲) تست می شوند. در قسمت اول با داده های مرتبط با آموزش شبکه آموزش داده می شود و در قسمت دوم با داده های مرتبط با تست شبکه تست می شود و همین طور از داده های که در فرآیند آموزش استفاده نشده اند، برای تست کردن شبکهی آموزش یافته و طراحی شده استفاده می شوند که شبکه چگونه پاسخی می دهد. از بین انواع شبکه عصبی در این پژوهش از شبکه عصبی مصنوعی پر سپترون چندلایه استفاده شده است که مطابق شکل ۲ شبکه عصبی مصنوعی پر سپترون چند لایه نیز حاوی یک گره بایاس است که به تمام پر سپترون چند لایه نیز حاوی یک گره بایاس است که به تمام پر سپترون چند لایه نیز حاوی یک گره بایاس است که به تمام پر سپترون چند لایه نیز حاوی یک گره بایاس است که به تمام مواعی ایه بعدی متصل است. در شبکه عصبی مصنوعی پر سپترون چند لایه نیز حاوی یک گره بایاس است که به تمام پر میترون چند لایه نیز حاوی یک گره بایاس است که به تمام مواعی ایه بعدی متصل است. در شبکه عصبی مصنوعی



شکل ۲- مکانیسم شبکه عصبی. Figure 2- Neural network mechanism.

۷۵ درصد دادهها به آموزش، ۱۵ درصد دادهها به اعتبارسنجی و ۱۵درصد دادهها به تست تعلق گرفته است. شکل ۳ب شبکه-ی طراحی شده برای اعتبارسنجی دادههای جزر و مد را نشان میدهد. همچنین میزان صحت دادههای اولیه را با استفاده از شبکههای عصبی بهدست میآید را نشان میدهد که هر چه خطوط بر هم منطبق باشند به این معنا است که دادهها صحت دارند که در این پژوهش دادهها پس از جمع آوری در شبکههای عصبی مورد اعتبارسنجی قرار گرفتند که شکل مذکور نشان میدهد دادهها از اعتبار بالایی برخوردار هستند. مطابق شکل ۳الف شبکههای عصبی شامل سه مرحله ۱) آموزش ۲) تعمیم ۳) اجرا میباشند. در مرحله آموزش شبکه الگوهای موجود در دادههای ورودی را یاد می گیرد و همین طور فرآیند آموزش یک شبکه عصبی شامل تنظیم مقادیر وزنها و بایاسهای شبکه برای بهینهسازی عملکرد شبکه است. در مرحله تعمیم قدرت شبکه عصبی در ایجاد پاسخهای قابل قبول برای ورودیهایی است که عضو مجموعه آموزشی نبودهاند. در مرحله اجرا شبکه عصبی برای عملکردی که به آن منظور طراحی گردیده است، استفاده می شود در این پژوهش

مطابق شکل ۴ شبکههای عصبی از سه لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی تشکیل شده است. هر لایه از تعدادی نورون تشکیل شده است و اتصالات بین نورونها توسط وزن ایجاد خروجی مطلوب تعیین می شود.

می شود. با استفاده از یک تکنیک بهینه سازی، وزنها در شبکههای عصبی از تفاوت بین خروجی محاسبه شده و



شکل ۳ الف) طراحی شبکه ب) اعتبارسنجی در شبکه عصبی. Figure 3- A) Network design, B) Validation in neural network.



شكل ۴- ساختار لايهاى شبكه عصبي. Figure 4- Layered structure of neural network.

كاليبراسيون مدل كافي است وجود ندارد در اين جور مواقع از تست گاما استفاده می شود اما برای استفاده از تست گاما به دادههای بیشتری نیاز است و در این پژوهش از دادههای ۷ ماه استفاده شده است. پس برای مشخص کردن مدل مناسب برای ییش بینی باید از متغیرهای دیگری استفاده کرد از جمله:

در این پژوهش از شبکههای عصبی برای پیشبینی جزر و مد دریای خزر استفاده شده است و از نرمافزار متلب استفاده شده است. در شبکههای عصبی دادهها به سه قسمت ۱) آموزش ۲) تست ۳) صحت یا اعتبارسنجی تقسیم می شوند. در بخش اول دادهها با شبکهای که توسط کاربر طراحی شده است آموزش می بیند. در بخش دوم تست ترکیبهای ورودی مختلف در فرآيند مدلسازي بسيار خسته كننده است علاوه بر اين، به هیچ عنوان دستورالعملی در مورد اینکه چند نقطه داده برای

میانگین مربعات خطا^۳

میانگین مجذور اختلاف بین خروجیهای مطلوب و خروجی های شبکه است. مقادیر کمتر بهتر است که صفر یعنی بدون خطا میباشد. که از رابطه ۱ بهدست میآید. $\overline{N}\sum_{i}^{N}(e_{i})^{2}=$ $(\text{Targets-Outputs})^2$ (1)MSE= در رابطه N، N تعداد دادهها، e²_i مجذور خطا، Targets خروجي مطلوب و Outputs خروجی شبکه می باشد. در این پژوهش میانگین مربعات خطا برای مدل شبکههای عصبی ۹۰/۱۹۸۵ می باشد. هرچه میانگین مربعات خطا نزدیک به صفر باشد به این معناست که مدل خطای کمتری دارد و عملکرد بهتری دارد. در لایه ورودی دادهها وارد شبکه می شوند. ماتریس وزن و بایاس در لایههای پنهان قرار دارند در شکل ۴ نحوه عملکرد شبکههای عصبی را نشان میدهد در لایه خروجی، خروجی شبکه بدست میآید. در لایه پنهان بهدلیل غیرخطی بودن دادهها از تابعی تحتعنوان تابع فعالسازی استفاده می شود که شبکه آموزش پیدا کند در این پژوهش از تابع فعالسازی تانژانت هذلولوی استفاده شده است. برای یک شبکه مطلوب تعداد لایههای پنهان باید ۳ یا ۴ باشد که در این پژوهش تعداد لايەھاى ينھان ۴ مىباشد.

تابع فعالسازي تانژانت هذلولوي⁴

تابع فعالسازی تانژانت هذلولوی به اختصار Tanh با تابع فعالسازی سیگموئید بسیار شباهت دارد و منحنی این تابع به گشبیه است. تابع تانژانت هذلولوی تابعی یکنواخت محسوب میشد اما مشتق آن، تابع یکنواخت نیست. تنها تفاوت این تابع با تابع سیگموئید، بازه خروجی این تابع است که مقدار ورودی خود را به محدوده بین ۱ – تا ۱ نگاشت می کند. هرچقدر مقدار ورودی تابع تانژانت هذلولوی بزرگتر باشد، مقدار خروجی تابع به عدد ۱ نزدیک تر خواهد بود و هر چقدر مقدار ورودی این تابع کوچک تر باشد، مقدار خروجی تابع به عدد ۱ - نزدیکتر میشود.

³ Mean Squared Error

⁴ Hyperbolic Tangent

⁵ Purelin

تابع فعالسازی دیگری در لایه خروجی استفاده میشود برای خطی کردن خروجی مورد نظر که از تابع فعالسازی خطی استفاده میشود.

تابع فعالسازی پرلین⁴یا خطی

این تابع کاملاً خطی میباشد. شکل ۶ تابع فعالسازی خطی را نشان میدهد و با رابطه ۲ محاسبه میشود. (۲) (۳) شبکههای عصبی برای آموزش از سه نوع الگوریتم برای آموزش استفاده می کنند. از جمله:

الگوریتم لونبرگ-مارکوارت⁶

از بین الگوریتمهای لونبرگ-مارکوارت، الگوریتم تنظیم بیزی^۷ و الگوریتم گرادیان مزدوج مقیاس شده^۸ در این پژوهش از الگوریتم لونبرگ-مارکوارت برای آموزش شبکه استفاده شده است دلیل انتخاب این الگوریتم این است که برای آموزش زمان کمتری صرف میشود همچنین دلیل استفاده از میانگین مربعات خطا این است که در الگوریتم لونبرگ مارکوارت برای نشان دادن عملکرد شبکه از میانگین مربعات خطا استفاده میشود. سه نوع مسئله سری زمانی غیرخطی برای پیشبینی وجود دارد که در این پژوهش از مسئله دوم برای پیشبینی سریهای زمانی استفاده شده است.

در مسئله دوم تنها از یک داده برای پیش بینی استفاده می شود. فقط همان داده به عنوان خروجی از شبکه خارج می شود. در این مسئله از رابطه ۳ برای پیش بینی سری زمانی استفاده می شود.

$$y(t) = f(y_1(t-1), \dots, y_n(t-d))$$
 (7)

در رابطه ۳، (t) سری که پیشبینی میشود، (y_n(t) گذشته سری (y_n(t) تابع فعالسازی و b تأخیر زمانی است. دلیل استفاده از مسئله دوم این است که از گذشته یک سری برای پیشبینی استفاده شده است در این پژوهش از دادههای جزر و مد دریای خزر در ۷ ماه گذشته استفاده شده تا جزر و مد برای آینده پیشبینی شود.

$$f(\mathbf{x}) = \frac{e^{\mathbf{x}} - e^{-\mathbf{x}}}{e^{\mathbf{x}} + e^{-\mathbf{x}}} \tag{(f)}$$

⁶Levenberg-Marquardt

⁷ Bayesian Regularization

⁸ Scaled Conjugate Gradient



شکل ۶- تابع خطی. Figure 6- Linear function.

شکل ۵- تابع تانژانت هذلولوی. Figure 5- Hyperbolic tangent function.

ماشین بردار پشتیبان

شدهای در حل مسائل محدودیت دار هستند صورت می گیرد. قبل از تقسیم خطی برای این که ماشین بتواند داده هایی با پیچیدگی بالا را دستهبندی کند داده ها را توسط تابع فی ^{۱۰} به فضای با ابعاد خیلی بالاتر می برد. معادله خط (۲) = $d + x^T w^T$ فضای با ابعاد خیلی بالاتر می برد. معادله خط (۲) = $d + x^T w$ و معادله خط تقسیم می کند. معادله خط (۱)، $1 = d + x^T w$ و معادله خط (۳)، $1 - = d + x^T w$ می باشد. خطوط (۱) و (۳) بردار پشتیبان هستند.

مبنای کاری دستهبندی کننده ماشین بردار پشتیبان قبل از تقسیم خ دستهبندی خطی دادهها است و در تقسیم خطی دادهها سعی پیچیدگی بالا را د می شود همانطور که شکل ۷ نشان می دهد خطی انتخاب شود فضای با ابعاد خیل که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد. همچنین این شکل 0 در فضای دو بع طبقهبندی به روش ماشین بردار پشتیبان را نشان می دهد. تقسیم می کند. م حل معادله پیدا کردن خط بهینه برای دادهها به وسیله (۳)، 1 – = t روش های کوادراتیک پروگرمینگ^۹ که روش های شناخته پشتیبان هستند.



شکل ۷- طبقهبندی ماشین بردار پشتیبان. Figure 7- Support vector machine classification.

ظاهر می شود و از آن استفاده می شود. از توابع کرنل مختلفی از جمله کرنل های چند جمله ای، گوسی و پر سپترون چند لایه می توان استفاده نمود. ماشین بردار پشتیبان از کرنل برای بردن داده ها به فضایی با ابعاد بزرگتر استفاده می کند. الف) کرنل چند جمله ای

برای این که بتوان مسئله ابعاد خیلی بالا را با استفاده از این روشها حل کرد از قضیه دوگانی لاگرانژ برای تبدیل مسئله مینیممسازی مورد نظر به فرم دوگانی که در آن به جای تابع پیچیده فی که دادهها را به فضایی با ابعاد بالا میبرد، تابع سادهتری به نام تابع هسته که ضرب برداری تابع فی است

⁹ Quadratic Programming

رگرسیون بردار پشتیبان
$$K(x_i, x_j) = (1 + x_i^T x_j)^2$$
 (۵)

ب) کرنل گوسی

$$K(x_i, x_j) = \exp(\frac{-1}{2\sigma^2} ||x_i - x_j||^2)$$
 (9)

ج) کرنل پرسپترون چند لایه

$$K(x_i, x_j) = tgh(\beta_0 + \beta_1 x_i^T x_j)$$
(Y)

این روش برای دادههای با ابعاد بالا تقریباً خوب جواب می دهد و به یک تابع کرنل خوب و انتخاب پارامتر C نیاز دارد. هدف از ماشین بردار پشتیبان یافتن تابعی است که d را بیشینه کند. (۸)

$$y_i(\omega^T x_i + b) \ge 1 \qquad \forall_i$$
 (9)

رابطه ۸ تابع هدفی میباشد که منجر به تفکیککنندهای با بیشترین حاشیه میشود همچنین رابطه ۹ قید مسئله میباشد.



شکل ۸- طبقه بندی به روش رگرسیون بردار پشتیبان. Figure 8- Classification by support vector regression method.

 $\hat{y}_i \cdot y_i \leq \xi_i^*$ (۱۲) به ازای $\cdot \leq \xi_i$ و $\cdot \leq \xi_i^*$ رابطه ۱۰ تابع هدف در رگرسیون بردار پشتیبان میباشد همچنین روابط ۱۱ و ۱۲ قیدهای مسئله هستند.

در مسائل رگرسیون هدف یافتن رابطه بین ورودی و

خروجی میباشد. که این رابطه میتواند خطی و یا غیرخطی باشد. اگر فرض شود که رابطه بین ورودی و خروجی یک رابطه

خطی است و بهترین رابطه خطی بین ورودی و خروجی را بدست آورده شود. مانند مسئله خطی طبقه بندی، می توان

یک مسئله رگرسیون خطی داشت که در آن خروجی دادهها

همه رفتار خطی داشته باشند، رگرسیون بردار پشتیبان یعنی

همه همانند شکل ۸ در اطراف یک خط باشند و خروجی هیچ

نمونهای فاصله زیاد و غیرمعقولی با خط نداشته باشد هدف رگرسیون بردار پشتیبان یافتن تابع خط ۲ در شکل ۸ می باشد.

مدلسازی جزر و مد

از رابطه ۱۳، برای آنالیز و پیش بینی جزر و مد استفاده می شود. $h(t)=z_0+\sum \begin{bmatrix} f_n(t)H_n \cos\left(\delta_n t-g_n+v_n(t_0)+u_n(t)\right) \end{bmatrix}_{n=1,2,...,N}$ (۱۳) که در این پژوهش از کاربرد رگرسیون در ماشین بردار پشتیبان برای پیش بینی استفاده شده است از معایب این روش این است که ماشبن بردار پشتیبان در متلب تعریف نشده و تنها با کدنویسی می توان از ماشین بردار پشتیبان و همین طور رگرسیون بردار پشتیبان استفاده کرد و همین طور برای پیش بینی از دو متغیر سیگما^{۱۱} و اپسیلون^{۱۲} برای مشخص کردن محدودهی نمودار پیش بینی استفاده می شود که تعیین کردن این متغیرها توسط کاربر انجام می دهد.

$$\min \frac{1}{2}\omega^{\mathrm{T}}\omega + C\sum_{i=1}^{N} (\xi_{i} + \xi_{i}^{*})$$
 (1.)

$$y_i - \hat{y}_i \leq \varepsilon + \xi_i$$
 (11)

¹¹ Sygma

¹² Epsilon

در اینجا Z_0 سطح متوسط دریا، N تعداد مؤلفههای جزر و مدی، δ_n فرکانس زاویه ای (سرعت) (درجه/ساعت)، $v_n(t_0)$ H_n نودال فاز، $u_n(t)$ فاکتور نودال، $u_n(t)$ نودال فاز، h_n دامنه مؤلفه و g_n تأخیر فاز میباشند.

برای محاسبه (v_n(t_o داریم:

که در این جا (i_b, i_c, i_d, i_e, i_f) ضرائب مؤلفههای عددی دودسون^{۱۳} هستند که ضرائب خورشیدی^{۱۴} به ضرائب ماه^{۱۵} ترجیح داده میشود و زمان مورد نظر، زمان شروع داده در صفر ساعت (ساعت جهانی^{۱۶}) است و ترمهای باقیمانده نیز به صورت زیر هستند:

- λ_s(t) یا به طور ساده «S» میانگین طول جغرافیایی ماه
 - λ_s(t) یا به طور ساده «h» میانگین طول جغرافیایی خورشید
 - λ_p(t) یا به طور ساده «P» طول جغرافیایی مدار ماه
 - λ_p(t) یا به طور ساده «N» طول جغزافیایی نقطه گرهی اوج
 - λ_p(t) یا طور ساده «P» یا «P1 طول جغرافیایی نقطه گرهی اوج
 - λ_p(t) یا طور ساده «P* یا «P1 طول جغرافیایی نقطه گرهی اوج
 - λ_p(t) یا به طور ساده «P* طول جغرافیایی نقطه گرهی اوج
 - λ_p(t) یا طور ساده «P* یا «P1 ملول جغرافیایی نقطه

فاز ثابت در اکثر جداول عددی دودسون وجود دارد.

تست گاما

تست گاما یک ابزار مدلسازی غیرخطی برای انتخاب بهترین است ترکیبی از ورودیها برای خروجیهای مربوطه علاوه بر این، این روش ناپارامتریک قادر میسازد تا قبل از ساخت مدل، تخمینی را برای بهترین میانگین مربعات خطا که میتواند با یک مدل ساده روی دادهها برای انتخاب دادهای از ورودیها بهسرعت بدست آورد، ارزیابی کرد. با بررسی این تخمین برای انتخابهای جایگزین ورودیها، نشان داده می-شود که چگونه میتوان بهترین انتخاب ورودیها را برای مدل سازی یک خروجی خاص انتخاب کرد. تست گاما توضیح مرحلهی تست در شبکههای عصبی است که چگونه دادهها تقسیم بندی میشوند.

تست گاما با این فرض کار می کند که اگر دو نقطه x و 'x در فضای ورودی به هم نزدیک باشند، خروجیهای مربوطه y و

15 Lunar

/y آنها باید در فضای خروجی نزدیک باشند. اگر خروجیها به هم نزدیک نباشند، میتوان درنظر گرفت که این تفاوت بهدلیل نویز است. فرض کنید یک مجموعه دادهها مطابق رابطه ۱۵ داده شده است.

(10) , $1 \ge i \ge M$, $\{x_i, y_i, y_i\}$, $1 \le i \le M$, $\{x_i, y_i, y_i\}$ که در آن بردار $m \in \mathbb{R}^m$ را به عنوان ورودی و اسکالر مربوطه $P \in \mathbb{R}$ را بهعنوان خروجی درنظر گرفته میشود، که در آن فرض میشود بردارهای x حاوی عوامل پیشبینی مفیدی هستند که بر خروجی y تأثیر می گذارند. تنها فرض ایجاد شده این است که رابطه اساسی سیستم مورد بررسی به شکل زیر است.

 $y = f(x_1,...,x_m) + r$ (1۶) که در آن f یک تابع ساده و r یک متغیر تصادفی است که نویز را نشان می دهد. بدون از دست دادن کلیت، می توان فرض کرد که میانگین توزیع r صفر است (زیرا هر بایاس ثابتی را می توان در تابع مجهول f قرار داد) و واریانس نویز (r)var محدود است. دامنه مدلهای ممکن اکنون به کلاس توابع ساده که مشتقات جزئی اول را محدود کردهاند محدود شده است. آماره گاما Γ تخمین بخشی از واریانس خروجی است که توسط یک مدل داده قابل محاسبه نیست.

آماره گاما نشان داده شده با (Γ) واریانس آن مشاهدات را بیان می کند و فرض بر این است که میانگین توزیع شده Γ به r صفر و واریانس آن محدود است. هیچ مدلی قادر به تعیین آن نیست و در آن صورت برای یک بردار ورودی مجزا به و مجموعه [i,k] ۸، در بازه ($p \ge k \ge 1$) به آن مجموعه، نزدیکترین همسایه نامیده میشود و تست گاما براساس این مجموعه انجام میشود. تست گاما بر اساس این مجموعه است زدیکترین همسایه نامیده میشود و تست گاما براساس این مجموعه انجام میشود. تست گاما بر اساس این مجموعه است ($p \ge 1$) عبارت [i,k] نزدیکترین همسایه برای برای (i,k(j,k) عبارت [i,k] نزدیکترین همسایه برای مجموعه است (j,k) عبارت [i,k] نزدیکترین همسایه برای مجموعه است (j,k) به طوری که ($p \ge k \ge 1$)، و ($m \ge i \ge 1$) همچنین q حداکثر تعداد همسایههایی است که معمولاً بین (j,k) مقادیر (j,k) باید با توجه به دادههای ورودی محاسبه شود. آماره (j,k) اید با توجه به دادههای ورودی محاسبه شود. آماره راما اغلب به صورت مقدار گاما خوانده میشود و به صورت

¹⁶ Universal Time

¹³ Constituent's Doodson Number

¹⁴ Solar

بهترین تخمین از واریانس r است. تست گاما حتی با این که تابع f ناشناخته است. واریانس r را بهطور مستقیم از دادهها تخمین میزند؛ این تخمین به کمک رابطه ۱۷ امکانپذیر است.

$$\delta_{M}(k) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{M} |x_{N[l,k]} - x_{i}|^{2} , \quad 1 \le k \le p$$
 (1Y)

قدرمطلق نشاندهنده فاصله اقلیدسی بین بردار $x_{N[i,k]}$ و همسایگانش میباشد و همچنین مقدار $(\gamma_M(k))$ را میتوان با استفاده از دادههای خروجی از روابط زیر تخمین زد:

$$\gamma_{M}(k) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{M} |y_{N[i,k]} - y_{i}|^{2}$$
, $1 \le k \le p$ (۱۸)
که در آن $y_{N[i,k]}$ ، مقدار خروجی kth است و همسایگی بردار

p و مقادیر p برای ($\delta_M(k)$ و مقادیر p برای ($\delta_M(k)$ و مقادیر x_i برای ($\gamma_M(k)$ قابل محاسبه است. سپس، یک رابطه بین ($\gamma_M(k), \delta_n(k)$ به این صورت وجود خواهد داشت:

همچنین A شیب خط است. رابطه فوق پیچیدگی مدل بدست آمده از دادهها را نشان میدهد. متغیر دیگری که معمولاً در تست گاما استفاده میشود، متغیر بی بعد Vratio است که مقدار آن بین صفر و یک است که مطابق رابطه ۲۰ تعیین میشود.

$$v_{ratio} = \frac{1}{\sigma^2(y)}$$
(Y ·)

که (y) ³C واریانس دادههای مشاهده شده است. هر چه مقدار پارامتر V_{ratio} به صفر نزدیکتر باشد، ترکیب انتخاب شده برای مدلسازی بهتر است. همچنین ثابت شده است که وقتی مقدار کمتر از یک باشد، مقدار ضریب تعیین مدل بدست میآید.

عدم قطعيت

عدم قطعیت در مدلهای هیدرولوژیکی بهدلیل عدم درک فرآیندهای فیزیکی پیچیده چرخه هیدرولوژیکی در سیستم ایجاد میشود. این عدم درک منجر به عدم اطمینان در انتخاب ورودیهای مدل و درنتیجه پارامترهای مرتبط با آن میشود همچنین عدم قطعیت نشان میدهد که در مرحله صحت یا اعتبارسنجی در شبکههای عصبی چگونه دادهها مورد بررسی

قرار می گیرند. عدم قطعیت نوعی نگرش دقیق به اعداد هست و همچنین بر دادههای اندازه گیری شده تأثیر دارد. حال برای تعیین کمیت عدم قطعیت، ضرایب p-factor و d-factor که این ضریب به ترتیب برای تعیین کمیت قدرت کالیبراسیون و تحلیل عدمقطعیت پیشنهاد شدند. از رابطه ۱۲ برای تعیین میانگین عرض سطح اطمینان (ضریب d) شاخص استفاده می-شود.

d-factor=
$$\frac{d\bar{x}}{\sigma x}$$
 (11)

که در آن σx انحراف معیار دادههای مشاهده شدهاست و dx میانگین عرض سطح اطمینان است که میتوان با استفاده از رابطه ۱۸ بهدست آورد.

$$d\overline{\mathbf{x}} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^{K} (\mathbf{X}_{U}, \mathbf{X}_{L})$$
(77)

درصد دادهها در باند فاصله اطمینان ۹۵ درصد (p-factor) بهصورت زیر محاسبه می شود:

95 PPU =
$$\frac{1}{k}$$
 count (j|x_1^1 \le x_r e_g^1 \le x_U^1) \times 100 (۲۳)
که PPU واحد بردازش فیزیک^{۱۷} می باشد.

که در آن k تعداد دادههای مشاهده و عدد ۱ شماره رقم است که از ۱ تا k میباشد X_L^1 و X_U^1 به ترتیب باندهای فاصله اطمینان ۲/۵ درصد و ۹۷/۵ درصد را تعیین میکنند، X_{reg}^L مقدار مشاهده شده در روز اول است، و j پارامتر شمارنده تعداد مقادیر مشاهده شده واقع در فاصله اطمینان ۹۵ درصد در واحد پردازش فیزیک است. اگر همه مقادیر در باند اطمینان عدم قطعیت باشند، حذف می شوند: (۲۴)

نتایج و بحث

از بین روشهای مختلف در این پژوهش از روش شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه برای پیشبینی جزر و مد دریای خزر استفاده شده است به این دلیل که در این روش میتوان بر روی طراحی شبکه نظارت کرد. در مطالعهای که توسط انصاری و صالح نیا (۱۳۹۱) انجام شد، نشان داده شد تست گاما به خوبی به ارزیابی همزمان بیش از ۲۷ پارامتر میپردازد از اینرو در این پژوهش از تست گاما استفاده شده است. همان طور که پیشتر توضیح داده شد مطابق شکل ۲

¹⁷ Physics Processing Unit

بین ورودی و خروجی یک رابطه خطی است و بتوان بهترین رابطه خطی بین ورودی و خروجی را بدست آورد. مانند مسئله خطی طبقهبندی، میتوان یک مسئله رگرسیون خطی داشت که در آن خروجی دادهها، همگی رفتار خطی داشته باشند، همان طور که پیشتر گفته شد طبق شکل ۷ به عبارتی دیگر رگرسیون بردار پشتیبان میرسیم یعنی همه در اطراف یک خط باشند و خروجی هیچ نمونهای فاصله زیادی و غیرمعقولی از خط رگرسیون مورد نظر نداشته باشد هدف رگرسیون بردار پشتیبان یافتن رابطه ریاضی تابع خط ۲ در شکل ۸ میباشد. شکل ۹ نمودار تغییرات جزر و مد که از تایدگیج بندرانزلی بدست آمده را نشان میدهد، تغییرات جزر و مد دریایخزر را از ۲۰ مهر تا ۵ دی سال ۱۴۰۰ ثبت کرده است. براساس اطلاعات آن آب دریای خزر از زمان آغاز تا مهر ماه سال جاری دارای روند ثابتی با ارتفاع ۲۷/۱۰ متر است ولی از آن پس بهدلیل فصل بارندگی و افزایش حجم ورودی رودخانهها به دریای خزر ارتفاع سطح تراز آب دریای خزر سیر صعودی پیدا کرده و به تراز ۲۵/۰۳ - متر رسیده است.

شبکه عصبی پرسپترون چند لایه حاوی یک گره بایاس است که به تمام گرههای لایه بعدی متصل است شبکه عصبی طبق شکل ۱۳لف شامل سه مرحله ۱) آموزش، ۲) تعمیم ۳) اجرا می باشند. که در این پژوهش طبق شکل ۳ب ابتدا دادهها با استفاده از شبکه عصبی اعتبارسنجی شدند و همان طور که شکل ۴ نشان میدهد شبکه عصبی از سه لایه ورودی، لایه ینهان و لایه خروجی تشکیل شده است که دادهها پس از اعتبارسنجی وارد لایه ورودی میشوند. در شبکه عصبی از توابع فعالسازی استفاده می شود که همان طور که گفته شد در این پژوهش از توابع فعالسازی به ترتیب تانژانت هذلولوی و خطی طبق شکل ۵ و ۶ استفاده شده است. روش دیگری که با استفاده از آن می توان به پیش بینی پرداخت روش ماشین بردار پشتیبان می باشد که طبق شکل ۷ مبنای کاری دسته بندی ماشین بردار پشتیبان دستهبندی خطی دادهها است و سعی می شود تا در این نوع تقسیم، خطی انتخاب شود که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد. در مسائل رگرسیون هدف یافتن رابطه بین ورودی و خروجی میباشد. که این رابطه می تواند خطی و یا غیر خطی باشد. اگر فرض شود که رابطه



شکل ۹– نمودار تغییرات جزر و مد دریایخزر در تایدگیج بندر انزلی از ۲۰ مهر تا ۵ دی ۱۴۰۰. Figure 9- The graph of the tide changes of the Caspian Sea in the tide gauge of Bandar Anzali from October 12 to December 26, 2021.

فصل بهار و تابستان سطح آب رو به کاهش است و به ۲۸ - متر نزدیک می شود. از طرفی شکل ۱۱ نمودار تغییرات آب دریای خزر را نشان می دهد که این تغییرات توسط ماهوارههای ارتفاع سنجی می دهد که این تغییرات توسط ماهوارههای ارتفاع سنجی Sentinel-A Sentine-3 Jason-3 Jason-2 ، Envisat Sentinel-3B

شکلهای ۱۰ و ۱۱ نشان میدهند که در پاییز و زمستان که فصل بارندگی میباشد همان طور که در شکل ۱۰ نشان داده میشود نمودار افزایش ارتفاع آب دریای خزر با شیب تند به سطح تراز ۲۷- متر از سطح آبهای آزاد خلیج فارس میرسد و پس از آن افزایش نمودار با شیب ملایم ادامه مییابد. ولی در





شکل ۱۰- نمودار تغییرات جزر و مد بر اساس میانگین ماهیانه مشاهدات تایدگیج از ۲۰ مهر تا ۵ دی سال ۱۴۰۰.

Figure 10- Chart of tide changes based on the monthly average of tide observations from October 12 to December 26, 2021.





در مطالعهای که توسط عمادی و همکاران (۱۳۹۴) انجام شد ژئومتیکس ژئوتاید از ثابتهای هارمونیک برای تجزیه و تحلیل

که نشان داده شد فواصل نمونهبرداری تایدگیج در مدلسازی دادههای تایدگیج استفاده شده است که این نرمافزار با بهره-جزر و مد مؤثر است. در این پژوهش همان طور که شکل ۱۲ گیری از رابطه ۱۳ سطح آب را برای بهمن ماه پیش بینی کرده نشان میدهد برای پیشبینی سطح آب با استفاده از نرمافزار است.





شکل ۱۲- پیشبینی جزرومد دریایخزر برای بهمن ماه ۱۴۰۰. Figure 12- Caspian Sea tide forecast for February 2021.

صحت و تست را نشان میدهد و اگر هر سه خط نمودار زیر بر هم منطبق و به سمت صفر میل کنند به این معنا است که شبکه عمکرد خوبی داشته است.

شکل ۱۳ پیشبینی سطح آب با استفاده از شبکههای عصبی را نشان میدهد که نزدیک به صفر میباشد که از تفاضل بین می باشد بنابراین شکل مذکور خروجی شبکه را نشان می دهد خروجی مطلوب و خروجی شبکه بدست می آید. همچنین میزان خطایی که در اینجا مشاهده می شود به دلیل شکل ۱۵ عملکرد شبکه های عصبی در سه بخش آموزش، خطای زیاد ناشی از کالیبره نبودن دادههای اولیه در بعضی از ماههای سال را است. شکل ۱۴ میزان خطای مدل بدست آمده



شکل ۱۳- پیشبینی سری زمانی در شبکههای عصبی از تیر ۱۴۰۰ تا دی ۱۴۰۰. Figure 13- Prediction of time series in neural networks from July 2021 to December 2021.



شکل ۱۴– میزان خطای مدل. Figure 14- The amount of model error.

هیدروژئولوژی، سال هشتم، شماره ۱، تابستان ۱۴۰۲ Hydrogeology, Volume 8, No. 1, Summer 2023



شكل ١٥- عملكرد شبكه. Figure 15 Network performance.

ارزیابی مهارت پیشبینی مدلهای هیدرولوژیکی استفاده می گردد. جدول ۲ تقسیم بندی دادهها را نشان میدهد که در هر بخش مقادیر دادهها به چه صورت بودهاند همچنین میانگین مربعات خطا در هر بخش را نشان میدهد.

جدول ۱ ارزیابی مدل شبکههای عصبی را نشان میدهد و دلیل منفی بودن خطا این است که مقدار پیشبینی شده کمتر از مقدار واقعی است همانطور جدول ۱ نشان میدهد برای رسیدن به مدلی بهتری باید از دادههایی با مدت زمان بیشتر استفاده شود. دلیل استفاده از ضریب نش ساتکلیف برای ارزیابی مدل شبکه عصبی به این علت است که این ضریب برای

Table 1- Evaluation of the model.			
Nash Sutcliffe coefficient	Error	Root mean square erro	r Model
-3/3546e ⁺⁰⁵	-8/1026	43/4532	Neural Networks
	ح شبکه.	جدول ۲- نتایع	
	Table 2- Net	twork results.	
Data segmentation	Tar	get values	Mean squared error
Train		11085	2/98649e ⁻³
Validation		2375	6/37868e ⁻³

2375

جدول ۱- ارزيابي مدل.

میدهند چون شبکه برای پیشبینی جزر و مد به صورت ماهانه ایجاد شده است پس از آنکه دادهها اعتبارسنجی شدند با نرمافزار ژئوتاید پیشبینی جزر و مد دریای خزر برای ماه آینده با دادههای مذکور انجام میشود. همان طور که پیش تر توضیح داده شد پیش بینی سطح لحظه-ای آب دریا در صنعت کشتیرانی بسیار کاربرد دارد و یکی از

Test

دادههای جزر و مدسنجی را که از تایدگیج مستقر در بندر بر حسب متر میباشد و محور افقی تعداد روزهای ماه را نشان انزلی در دسترس داریم مربوط به تاریخ ۲۰ مهر تا ۵ دی سال ۱۴۰۰ میباشند شکل ۳الف شبکه عصبی ایجاد شده توسط نرمافزار متلب برای پیشبینی جزر و مد را نشان میدهد. همانطور که در شکل ۳ب نشان داده شده این دادهها به کمک شبکههای عصبی اعتبارسنجی شدهاند و از شکل ۲ استنباط می شود که دادههایی که از شبکه بیرون آمدند واحد آن اعداد

2/83621e-3

سرعت بالایی که دارد استفاده می شود و همچنین از خطای میانگین مربعات برای ارزیابی شبکه و ارزیابی مدل ریشه میانگین مربعات، خطا و ضریب نش ساتکلیف استفاده می شود از طرفی در این پژوهش از شبکه عصبی برای اعتبار سنجی دادهها استفاده شد.

نتيجهگيري

طبق یافتههای بدست آمده از این پژوهش نشان میدهد که جزر و مد برروی سطح لحظهای دریای خزر تأثیر دارد به این صورت که اگر جزر و مدهای بلند اتفاق بیافتد سطح تراز آب افزایش می یابد و همچنین طبق بررسیها از نمودارهای تايدگيج و ماهوارههاي ارتفاعسنجي، سطح آب درياي خزر در فصلهای بهار و تابستان که میزان بارندگی کم میباشد به تراز ۲۸- متر میرسد ولی در فصلهای پاییز و زمستان که میزان بارندگی زیاد است سطح آب به ۲۷- متر از سطح آبهای آزاد می رسد. با استفاده از تجزیه و تحلیلی که توسط نرمافزار ژئو-تاید انجام شده است می توان استنباط کرد که در بهمن ماه سطح تراز آب دریای خزر رو به کاهش است و به ۲۹/۷۷ – متر از سطح آبهای آزاد میرسد و از طرفی برای پیشبینی ارتفاع سطح آب برای ۱ سال آینده نیاز به دادههای بیشتری می باشد همچنین شبکههای عصبی هم نشان میدهند که سطح آب دریای خزر رو به کاهش است و به ۲۸- متر میرسد اما شبکههای عصبی به این دلیل که سرعت بالاتری نسبت سایر روشها برای پیشبینی دارند و میتوان در شبکههای عصبی چندین متغیر را مورد بررسی قرار داد در نتیجه شبکههای عصبی مدل مناسبی برای پیشبینی جزر و مد دریای خزر ارائه مىدھد.

منابع

- انصاری، ح.، صالح نیا، ن.، ۱۳۹۱. ارزیابی پارامتر های مؤثر بر مصرف آب شرب شهری با استفاده از تکنیک تست گاما. آب و فاضلاب، ۲۵(۱):۲–۱۳.
- ترابی پوده، ح.، نصرالهی،ع.ح.، دهقانی، ر.، ۱۴۰۰. ارزیابی مدل شبکه عصبی موجک در پیشبینی منابع آب زیرزمینی

مهمترین پارامترها در ژئودزی دریایی، اقیانوسشناسی و ژئوفیزیک است از اینرو در مطالعهای که توسط جعفری و آزموده (۱۳۸۶) بر روی روند سیزده ساله تغییرات سطح آب دریای خزر انجام شد از تبدیل فوریه و سرشکنی کمترین مربعات دادههای تایدگیج بندرهای صدرا، انرلی و نوشهر و همین طور دادههای ماهوارههای ارتفاع سنجی را برای تعیین تغییرات تناوبی سطح آب دریای خزر استفاده گردید و پس از آن مطالعهای توسط عمادی و همکاران (۱۳۹۴) انجام شد که با استفاده از مؤلفهها، جزر و مد دریای خزر را مدلسازی كردند. امروزه با استفاده از هوش مصنوعی سطح آب دریا را پیش بینی می کنند به طور مثال مطالعه ای توسط Khaledian et al. (2020) انجام شد، از روش شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان برای شبیهسازی سطح آب دریای خزر استفاده شده است و برای ارزیابی مدل و انتخاب مدل مناسب برای شبیه-سازی سطح آب دریای خزر از ریشه میانگین مربعات، ضریب همبستگی و ضریب نش ساتکلیف استفاده شده. همچنین در مطالعهای دیگر که توسط گونزالس و ارسنجانی در سال ۲۰۲۱ انجام شد از سه الگوریتم یادگیری ماشین شبکههای عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و جنگل تصادفی در R استفاده شد که از بین این مدلها، مدل جنگل تصادفی از دو مدل دیگر بهتر عمل می کند که منجر به ضریب تعیین بالاتر و خطای میانگین مطلق^{۱۸} کمتر می شود. در پژوهش بعدی که توسط (2020) Yuan et al. توسط (2020) توسط توسط ایجاد مدل ساست ۲۰۱۸ از دادههای ارتفاع سنجی جدیدهای -Hai Yang Jason-3 ،2A و Jason-3 در ایجاد مدل ساست ۲۰۱۸ استفاده شده است. مواردی که ذکر شد مطالعاتی است که در این زمینه انجام شده است و از آن مطالعات در این پژوهش استفاده شد. در این پژوهش برای پیشبینی جزر و مد دریای خزر از دو راه استفاده شده است، راه اول نرمافزار ژئوتاید که از روش آنالیز هارمونیک و مؤلفههای جزر و مدی با دقت بالا استفاده می کند. راه دوم از دادههای جمع آوری شده تاید گیج بندر انزلی و از روش شبکه عصبی استفاده می شود که روش بهتری در مقایسه با محاسبات کلاسیک میباشد زیرا شبکه عصبی نتیجه با تلاش کمتر و در زمان کوتاهتری به نتیجه دست مى يابد. در اين شبكه از الگوريتم لونبرگ ماركوارت بهدليل

¹⁸ Mean Absolute Error

- مصنوعی (مطالعه موردی: دشت شبستر). زمینشناسی ژئوتکنیک (زمینشناسی کاربردی)، ۸(۴): ۳۵۳–۳۴۵. نیکبخت، ج، و، نوری، س، ۱۳۹۵. پیشبینی تراز سطح آب زیرزمینی با کمک شبکههای موجک-عصبی (مطالعه موردی: دشت مراغه-آذربایجان شرقی)، هیدروژئولوژی، (۱)۱، ۲۹–۴۲.
- Abileah, R., Vignudelli, S., and Scozzari, A., 2011. A completely remote sensing approach to monitoring reservoirs water volume. International Water Technology. Journal, 1, 63-77.
- Babaie, M., Sebaaly, F., Sharifzadeh, M., Kanaan, H. Y., and Al-Haddad, K., 2019. Design of an Artificial Neural Network Control Based on Levenberg-Marquart Algorithm for Grid-Connected Packed U-Cell Inverter. 2019 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT).
- Bergé-Nguyen, M., Cretaux, J. F., Calmant, S., Fleury, S., Satylkanov, R., Chontoev, D., and Bonnefond, P., 2021. Mapping mean lake surface from satellite altimetry and GPS kinematic surveys. Advances in Space Research, 67(3): 985–1001.
- Camargo, C. M. L., Riva, R., Hermans, T. H. J., and Slangen, A. B. A., 2022. Trends and uncertainties of mass-driven sea-level change in the satellite altimetry era. Earth System Dynamics Discussions, 13(3), 1351–1375.
- Chang, J., Wang, G. and Mao, T., 2015. Simulation and prediction of suprapermafrost groundwater level variation in response to climate change using a neural network model. Journal of Hydrology, 529, pp.1211-1220
- Chen, L. H., Chen, C. T., and Pan, Y. G. 2009. Groundwater level prediction using SOM-RBFN multisite model. Journal of Hydrologic Engineering, 15(8), 624-631.
- Emamgholizadeh, S., Moslemi, K. and Karami, G., 2014. Prediction the groundwater level of bastam plain (Iran) by artificial neural network (ANN) and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS). Water resources management, 28(15), pp.5433-5446.
- Gonzalez, R. Q., and Arsanjani, J. J., 2021. Prediction of Groundwater Level Variations in a Changing Climate: A Danish Case Study. ISPRS International Journal of Geo-Information, 10(11): 792.

(مطالعه موردی: استان لرستان، ایران). هیدروژئولوژی، ۲(۱): ۱–۱۲.

- جعفری، ع.، آزموده اردلان، ع.ر.، ۱۳۸۶. بررسی روند سیزده ساله تغییرات سطح آب دریای خزر از راه ارتفاعسنجی ماهوارهای. فیزیک زمین و فضا، ۱۳(۱): ۲۱–۳۰.
- سرائی تبریزی، م.، جلالی، م.ن.، یوسفی سهزابی، ح.، ۱۴۰۰. پیشبینی جریان ورودی با استفاده از تحلیل مدلهای سری زمانی (مطالعه موردی: سد جامیشان). هیدروژئولوژی، ۱۶(۲): ۱۵۳–۱۶۴.
- عمادی، ر.ا.، نجفی علمداری، م.، پیروزنیا، م.، ۱۳۹۴. مدل سازی جزر و مدی دریای خزر با استفاده از دادههای تایدگیجهای ساحلی. بیست و دومین همایش و نمایشگاه ملی ژئوماتیک، ۲۷ اردیبهشت ۱۳۹۴، تهران.
- فتح آبادی، ۱، سلاجقه، ع. و مهدوی، م.، ۱۳۸۷. پیش بینی دبی رودخانه با استفاده از روش های نوروفازی و مدل های سری زمانی. علوم و مهندسی آبخیزداری ایران، ۲(۵): ۲۰–۲۱.
- قوردویی میلان، س.، آریاآذر، ن.، جوادی، س.، رازدار، ب.، ۱۳۹۹. شبیهسازی تراز سطح آب زیرزمینی با استفاده از مدل حداقل مربعات ماشین بردار پشتیبان و مقایسه آن با شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چند متغیره. هیدروژئولوژی، ۵(۱)، ۱۱۸–۱۳۳.
- گویلی،س، جوادی، س، بنیحبیب، م، ا، و، ثانی خانی، ه. ۱۳۹۷ مقایسه مدلهای هوشمند در پیشبینی نوسانات تراز سطح آب دریاچه زریوار با درنظرگیری تراز آب زیرزمینی. تحقیقات منابع آب ایران، (۳) ۱۴، ۲۷۷-۲۶۸.
- محتشمی، م.، دهقانی، ااف.، اکبرپور، ا.، مفتاح هلقی، م.، اعتباری، ب.، ۱۳۸۹. پیشبینی سطح ایستابی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت بیرجند). آبیاری و زهکشی ایران، ۱۴(۱): ۱–۱۰.
- مختاری، ز.، ناظمی، الف.، ندیری، ع.، ۱۳۹۱. پیشبینی تراز آب زیرزمینی با استفاده از مدل شبکه های عصبی

the Antarctic Ocean. Frontiers in Environmental Science, 9, 697111.

- Van der Heide, D., 2021. Lake and reservoir volume variability from satellite imagery data: An assessment of the usability of high-resolution digital elevation models to extract water levels. Master Thesis. (TU Delft Civil Engineering and Geosciences).
- Wouters, B., and van de Wal, R. S. W., 2018. Global sea-level budget 1993--present. Earth System Science Data, 10(3), 1551-1590. Global sea-level budget 1993–present., 2018. Earth System Science Data, 10(3): 1551–1590.
- Yuan, J., Guo, J., Liu, X., Zhu, C., Niu, Y., Li, Z., Ji, B., and Ouyang, Y., 2020. Mean sea surface model over China seas and its adjacent ocean established with the 19-year moving average method from multi-satellite altimeter data. Continental Shelf Research, 192: 104009.
- Yuan, J., Guo, J., Niu, Y., Zhu, C., and Li, Z., 2020. Mean Sea Surface Model over the Sea of Japan Determined from Multi-Satellite Altimeter Data and Tide Gauge Records. Remote Sensing, 12(24): 4168.
- Yuan, J., Guo, J., Niu, Y., Zhu, C., Li, Z., and Liu, X., 2020. Denoising Effect of Jason-1 Altimeter Waveforms with Singular Spectrum Analysis: A Case Study of Modelling Mean Sea Surface Height over South China Sea. Journal of Marine Science and Engineering, 8(6): 426.

- Jin, T., Li, J., and Jiang, W., 2016. The global mean sea surface model WHU2013. Geodesy and Geodynamics, 7(3): 202–209.
- Kemp, S. E., Wilson, I. D., and Ware, J. A., 2004. A tutorial on the gamma test. International Journal of Simulation: Systems, Science and Technology, 6(1-2): 67-75.
- Khaledian, M. R., Isazadeh, M., Biazar, S. M., and Pham, Q. B., 2020. Simulating Caspian Sea surface water level by artificial neural network and support vector machine models. Acta Geophysica, 68(2): 553–563.
- Lai, V., Malek, M., Abdullah, S., Latif, S., and Ahmed, A., 2020. Time-Series Prediction of Sea Level Change in the East Coast of Peninsular Malaysia from the Supervised Learning Approach. International Journal of Design & Nature and Ecodynamics, 15(3): 409–415.
- Liao, T., and Chao, B. F., 2022. Global Mean Sea Level Variation on Interannual–Decadal Timescales: Climatic Connections. Remote Sensing, 14(9), 2159.
- Moghaddamnia, A., Gousheh, M. G., Piri, J., Amin, S., and Han, D., 2009. Evaporation estimation using artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system techniques. Advances in Water Resources, 32(1): 88-97.
- Nourani, V., Ejlali, R.G. and Alami, M.T., 2011. Spatiotemporal groundwater level forecasting in coastal aquifers by hybrid artificial neural network-geostatistics model: a case study. Environmental Engineering Science, 28(3), pp.217-228.
- Poutanen, M., 2000. Sea surface topography and vertical datums using space geodetic techniques.Publications of Finnish Geodetic Institute, Report No. 128, Kirkkonummi: 158pp.
- Salehnia, N., Falahi, M. A., Seifi, A., and Adeli, M. H. M., 2013. Forecasting natural gas spot prices with nonlinear modeling using Gamma test analysis. Journal of Natural Gas Science and Engineering, 14: 238-249.
- Srivastav, R. K., Sudheer, K. P., and Chaubey, I., 2007. A simplified approach to quantifying predictive and parametric uncertainty in artificial neural network hydrologic models. Water Resources Research, 43(10).
- Sun, W., Zhou, X., Yang, L., Zhou, D., and Li, F., 2021. Construction of the Mean Sea Surface Model Combined HY-2A With DTU18 MSS in