

## مقاله پژوهشی

DOR: [20.1001.1.24767131.1400.7.1.3.4](https://doi.org/10.1001.1.24767131.1400.7.1.3.4)

درصد همانندی: ۱۸٪

## پیش‌بینی جریان‌های سطحی آب‌های تنگه هرمز با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

همایون احمدوند<sup>۱\*</sup>، محمدعلی نجارپور<sup>۲</sup>، محمد اکبری‌نسب<sup>۳</sup>، ایمان اسمعیلی پایین افراکتی<sup>۴</sup><sup>۱\*</sup> نویسنده مسئول، دانشجوی دکتری فیزیک دریا، دانشگاه علوم و فنون دریایی خرمشهر، خرمشهر [homayoon.ahmadvand@kmsu.ac.ir](mailto:homayoon.ahmadvand@kmsu.ac.ir)<sup>۲</sup> استادیار، دانشگاه علوم و فنون دریایی خرمشهر، خرمشهر [najarpour171@gmail.com](mailto:najarpour171@gmail.com)<sup>۳</sup> دانشیار، دانشکده علوم دریایی و محیطی، دانشگاه مازندران، بابل [m.akbarinasab@umz.ac.ir](mailto:m.akbarinasab@umz.ac.ir)<sup>۴</sup> استادیار، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه مازندران، بابل [i.esmaili.p@umz.ac.ir](mailto:i.esmaili.p@umz.ac.ir)

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۷/۱۴

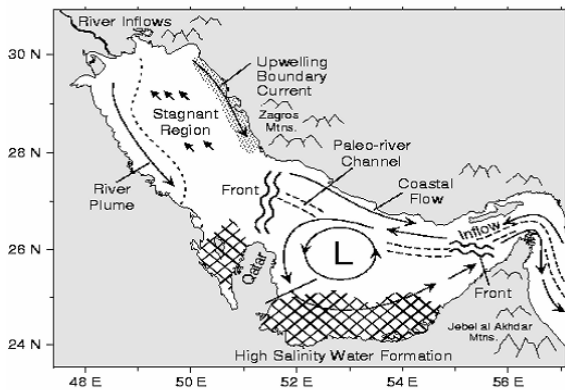
تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۵/۲۷

## چکیده

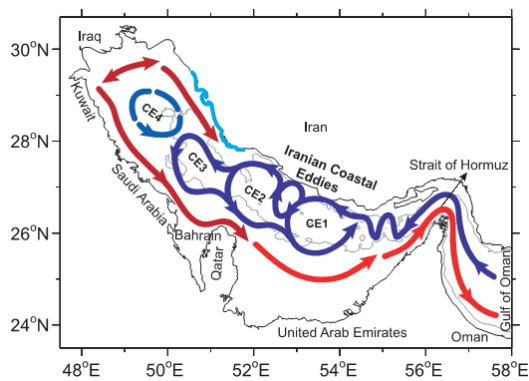
اندازه‌گیری سرعت جریان‌های دریایی نقش مهمی در طراحی و اندازه‌گیری‌های مهندسی دارد. مطالعاتی که در خلیج فارس و تنگه هرمز انجام شده است به بررسی میدانی یا مدل‌سازی عددی جریان در این منطقه پرداخته‌اند. در این تحقیق با استفاده از تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی به پیش‌بینی جریان‌های سطحی تنگه هرمز پرداخته شده است. به منظور تعیین ورودی‌های مدل از سری زمانی جریان‌های سطحی شرق و غرب این تنگه استفاده گردید و با استفاده از مدل رگرسیون خطی حوضه‌های موثر بر جریان‌های این تنگه مشخص شده است. سپس در دو حالت مختلف ورودی‌های شبکه عصبی تعریف گردید. حالت اول سری زمانی حوضه‌های شناخته شده به عنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته شد. در حالت دیگر با استفاده از طرحواره جونز ترکیباتی از سری‌های زمانی شناخته شده لحاظ گردید. با مقایسه این دو حالت مشخص گردید که مدل شبکه عصبی با استفاده از طرحواره جونز، کارایی مناسبی در پیش‌بینی جریان‌های سطحی این تنگه دارد. در ادامه به منظور بررسی بیشتر مدل شبکه عصبی، داده‌های جریان به ۱۶ دسته مختلف تقسیم‌بندی شد، طوری که در هر دسته اختلاف بین کمینه و بیشینه سرعت برابر ۰/۰۳ و میانگین هر دسته به عنوان خروجی شبکه عصبی در نظر گرفته شد. در تعیین ورودی‌های شبکه نیز، مشابه دو حالت ذکر شده قبل انجام شد. در این بررسی نیز نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی با خطای پیش‌بینی  $RMSE=0/29$  جریان‌های سطحی را پیش‌بینی می‌کند.

واژه‌های کلیدی: تنگه هرمز، جریان‌های سطحی، شبکه عصبی، طرحواره جونز

صورت CE1، CE2، CE3، CE4 نمایش داده شده است که در شکل ۲ آمده است. صدوری نسب و کمپف نیز با استفاده از مدل سه بعدی کوهرنس به این نوع گردش‌ها و تشکیل گردابه‌ها اشاره نموده است [۵].



شکل ۱. نمای کلی از جریان‌های خلیج فارس و تنگه هرمز [۳]



شکل ۲. گردش عمومی آب خلیج فارس [۴]

در تحقیق دیگری العسیری و همکاران به بررسی جریان‌های ساحلی پرداخته است [۶]. الدبابسه با استفاده از مدل رامز<sup>۲</sup> به بررسی جریان‌ها و گردش در خلیج فارس پرداخته است. نتایج مدل‌سازی این تحقیق نشان می‌دهد که گردش آب در خلیج فارس در خلاف عقربه‌های ساعت می‌باشد و به دلیل بروز گردایان افقی چگالی در محدوده بین خلیج فارس و دریای عمان، در تابستان جریان آب شیرین شدیدتری از طریق راه تنگه هرمز به سمت خلیج فارس وجود دارد [۷].

مهرفر و همکاران، با استفاده از مدل هیدرودینامیکی کوهرنس به بررسی جریان‌های ساحلی غرب خلیج فارس پرداخته‌اند. نتایج به‌دست آمده حاکی از آن است که جریان‌های ساحلی شمال غرب ایران از ژانویه تا آوریل

جمهوری اسلامی ایران که بیشترین مرز آبی را با آن دارد نقش حیاتی دارد. خلیج فارس از نظر طبیعی، دریایی هلالی شکل و نیمه بسته است که در جنوب غرب آسیا واقع شده است و در شبه جزیره جنوب غرب آسیا شکاف ایجاد کرده است و از مصب اروندرود، که خود از پیوستن دجله و فرات به وجود آمده تا شبه جزیره مسندم در عمان امتداد یافته و از طریق دریای عمان با اقیانوس هند ارتباط دارد [۱]. محدوده جغرافیایی خلیج فارس بین ۲۳ الی ۳۰ درجه عرض شمالی و ۴۸ الی ۵۶ درجه طول شرقی واقع شده است [۲]. تنگه هرمز حدفاصل خلیج فارس تا دریای عمان می‌باشد ولی عموماً تنگه هرمز را بخشی از خلیج فارس می‌دانند. از موارد اهمیت تنگه هرمز برای بقا و دوام خلیج فارس می‌توان اشاره نمود که اگر این خلیج توسط این راه آبی به آب‌های آزاد جهان ارتباط نداشته باشد، خلیج فارس به صورت مردابی کم عمق و شوره زاری خشک تبدیل خواهد شد. تردد یک کشتی در هر ۶ دقیقه از تنگه هرمز و انجام تقریباً تبادلات نفتی دریایی جهان در این ناحیه و همچنین هشت کشور احاطه کننده آن، سبب شده تا به عنوان یکی از مهمترین حوضه‌های اقتصادی جهان تلقی شود [۳]. در سال ۱۹۹۲ کشتی تحقیقاتی منت میشل یک گشت تحقیقاتی ۱۰۰ روزه در خلیج فارس انجام داد. پس از تحلیل داده‌های به دست آمده رینولدز در سال ۱۹۹۳ نشان داد که رژیم چرخشی خلیج فارس عمدتاً ناشی از چگالی است که در قسمت شمالی خلیج به واسطه یک جریان که به دور از آب‌های قطر است از بخش جنوبی مجزا می‌شود. این جریان در تابستان بسیار شدید است. در قسمت جنوبی خلیج فارس نیز یک رژیم واچرخند را در بر می‌گیرد که ناشی از آب سطحی ورودی از طرف تنگه هرمز است.

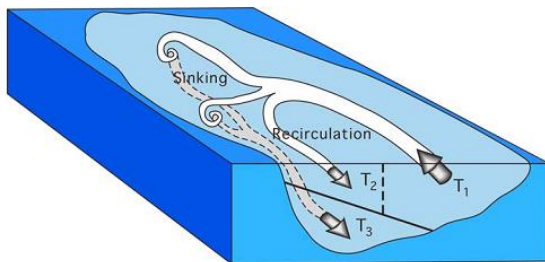
گردش آب خلیج فارس و تنگه هرمز با توجه به کاربرد آن در کشتیرانی، شیلات و تخمین نحوه انتشار آلودگی همیشه از اهمیت زیادی برخوردار بوده است. به منظور مدل‌سازی گردش آب در خلیج فارس از مدل‌های عددی زیادی استفاده شده است که می‌توان به تحقیق توفیل و هوگان با استفاده از مدل سه‌بعدی هایکام<sup>۱</sup> اشاره نمود [۴]. در این تحقیق گردش عمومی و همچنین مراکز تشکیل گردابه‌ها به

مورد پیش‌بینی قرار داده شده‌اند. در تحقیق حاضر سعی بر آن شده است که با استفاده از مدل نرم شبکه عصبی و طرحواره جونز به بررسی جریان‌های سطحی تنگه هرمز پرداخته شود. جونز و همکاران الگوی جریان ورودی و خروجی از تنگه هرمز را به صورت شکل ۳ نشان داده‌اند. طبق این الگو تبادل آب در گردش خلیج فارس ناشی از سه قسمت اصلی است [۲۰]:

(الف) ورود آب شیرین سطحی در شمالی‌ترین قسمت تنگه (T1)

(ب) خروجی آب‌های شور در جنوبی‌ترین قسمت تنگه (T3)

(ج) خروج آب‌های سطحی با شوری متوسط در جنوبی‌ترین قسمت تنگه که به طور فصلی تغییر می‌کند و در فصل بهار به طور نسبی جریان بازگشتی آبهای شیرین را داریم. (T2)



شکل ۳. الگوی شماتیک گردش آب در تنگه هرمز براساس مطالعات جونز و همکاران در سال ۲۰۰۳ [۲۰]

بنابراین به‌طور کلی مراحل مدل‌سازی در این تحقیق به صورت زیر انجام خواهد شد:

۱. تقسیم حوضه خلیج فارس به ناحیه‌های کوچک تر و تهیه سری زمانی هر ناحیه
۲. شناسایی ناحیه‌های های موثر بر پیش‌بینی جریان‌های سطحی تنگه هرمز با استفاده از روش رگرسیون خطی
۳. تعریف ورودی‌های شبکه عصبی در دو حالت مختلف الف: سری زمانی حوضه‌های شناسایی شده به عنوان ورودی شبکه عصبی (ب) استفاده از طرحواره جونز و ساخت ترکیباتی از سری‌های زمانی شناسایی شده به عنوان ورودی شبکه عصبی

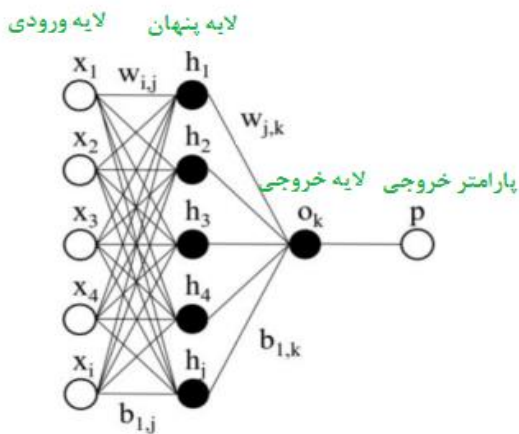
توسعه یافته و حداکثر شدت جریان های خود را از ژوئن تا آگوست دارد. این حداکثر شدت به علت افزایش نرخ جریان ورودی سطحی از طریق تنگه‌هرمز و پایداری ترموکلاین فصلی به تدریج قوی تر می‌شود [۸].

ترابی آزاد و مهرفر، بر اساس مدل‌ها و اندازه‌گیری‌های ریاضی به بررسی جت‌های ساحلی در خلیج فارس پرداخته‌اند. در این مطالعه نشان داده شده است که به دلیل تعادل زمین‌شناسی و بادهای شمال غربی، انتقال توده‌های آب به مناطق ساحلی ایران و عربستان، دو جت قوی در مجاورت این مناطق پدید می‌آورد. به این صورت که جریان سطحی در نیمه شمالی خلیج فارس به سمت جنوب شرقی و به همراه جریان برگشتی به سمت شمال غربی است [۹].

راه‌اندازی و مدل‌سازی این مدل‌ها صرف وقت و هزینه بالایی را لازم دارد. بنابراین استفاده از روش‌های محاسبات نرم روشی آسان تر و سریع‌تری به نظر می‌رسد. در همین راستا می‌توان به پژوهش‌هایی که در زمینه مکانیک سیالات و سایر تحقیقات دریایی پرداخته شده است اشاره نمود. از جمله در زمینه مدل‌های تلاطم متوسط رینولدز [۱۰]، در تشخیص گردابه‌ها با زمینه ارتفاع سطح دریا [۱۱]، بازسازی سرعت‌های زیر سطحی از مشاهدات ماهواره‌ای با استفاده از نقشه‌های خود سازماندهی تکراری [۱۲] در زمینه بازسازی میدان‌های زیر سطحی اقیانوس با استفاده از میدان‌های سطحی [۱۳]، مدل‌سازی زیر شبکه‌ای از معادلات دیفرانسیل جزئی [۱۴]، پیش‌بینی تکامل سیستم‌های دینامیکی فضایی-زمانی آشوبناک [۱۵]، کشف معادله مبتنی بر داده [۱۶]، پارامترسازی فرآیندهای حل نشده مانند سیستم‌های همرفتی در مدل‌های آب و هوایی [۱۷] و جریان موج گردابی در مدل‌های اقیانوسی اشاره نمود [۱۸]. در زمینه پیش‌بینی جریان‌های سطحی دریا می‌توان به تحقیق ریا ابرناتین و آتیربان سینا اشاره نمود [۱۹]. در این پژوهش برای استنباط جریان‌های سطحی از الگوریتم یادگیری ماشین و از مقادیر قابل مشاهده ماهواره‌ای استفاده نموده‌اند. سپس شوری سطح دریا، ارتفاع سطح دریا و تنش باد به عنوان ورودی جهت آموزش مدل بکار برده شده و داده‌های جریان‌های سطحی

می شود تنها از مسیر یکطرفه عبور کنند، یعنی از ورودی تا خروجی. بنابراین بازخوردی وجود ندارد و خروجی هر لایه تاثیری بر همان لایه ندارد [۲۲]. این نوع شبکه می تواند هر تابعی با تعداد نامحدودی ناپیوستگی با شرایط تعداد نرون کافی در لایه پنهان تخمین بزند [۲۳]. معروف ترین این شبکه ها، شبکه های پرسپترون<sup>۳</sup> هستند که در شکل ۴ نمونه ای از یک شبکه پیشخور سه لایه را نشان می دهد.

روش های مختلفی برای آموزش شبکه عصبی وجود دارد. از جمله الگوریتم های شیب نزولی<sup>۴</sup>، پس انتشار خطا<sup>۵</sup> و الگوریتم آموزشی لوببرگ-مارکوارت نام برد. الگوریتم شیب نزولی مشکلات خاص خود را دارد. به عنوان مثال اگر در سطح خطا چندین کمینه محلی وجود داشته باشد تضمینی وجود ندارد که الگوریتم کمینه مطلق را پیدا بکند. در الگوریتم پس انتشار خطا برای یادگیری وزن های یک شبکه چند لایه با استفاده از شیب نزولی سعی میشود تا مربع خطای بین خروجی های شبکه و تابع هدف کمینه شود. الگوریتم آموزشی لوببرگ-مارکوارت روش تغییر یافته الگوریتم نیوتن است که برای پیدا کردن راه حلی مناسب برای مسائلی که نیاز به کمینه سازی دارند به کار می رود [۲۴]. در این تحقیق از روش آموزش شبکه به وسیله الگوریتم لوببرگ-مارکوارت استفاده شده است.



شکل ۴. شبکه عصبی سه لایه پیشخور

## ۲-۲. داده های جمع آوری شده

به منظور راه اندازی مدل شبکه عصبی، از داده های میانگین ۵ روزه جریان سطحی حوضه خلیج فارس استفاده شده است.

۴. بررسی و مقایسه دقت پیش بینی شبکه عصبی در دو حالت ذکر شده مرحله قبل  
۵. دسته بندی داده های جریان سطحی تنگه هرمز و تکرار هر یک از مراحل ۳ و ۴

## ۲. مواد و روش کار

### ۱-۲. شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی الگوریتمی برای یادگیری توابع گوناگون نظیر توابع با مقادیر حقیقی، توابع با مقادیر گسسته و توابع با مقادیر برداری می باشد. شبکه از تعداد مشخصی نرون تشکیل میشود که با اعمال ضرایب سیناپسی، مجموعه ورودی را به صورت تابع غیر خطی به خروجی یا خروجی ها ربط می دهد [۲۱] هر شبکه عصبی شامل لایه ها و نرون های بیولوژیکی است که به هر نرون  $n$  ورودی وارد می شود. در هر نرون مقادیر ورودی در یک مقدار وزنی ضرب و با یک مقدار بایاس جمع می شوند. برای هر نرون مقدار آستانه و یک تابع غیر خطی مانند تابع سیگموئید ( $F$ ) تعریف می شود.

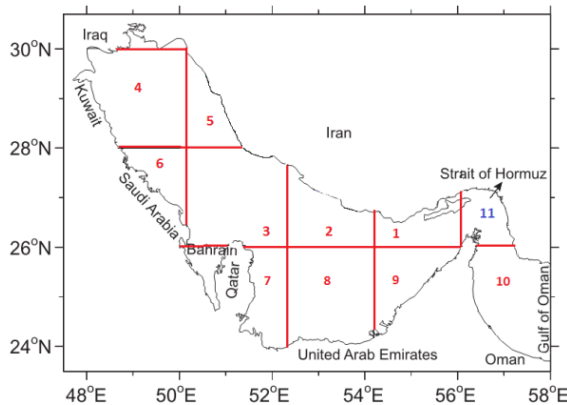
$$F(A) = -\frac{1}{1 + e^{-A}} \quad (1)$$

اگر  $\sum_{i=1}^n W_{ij} X_{ij} \geq Q_i$  باشد سیگنال خروجی  $O_i$  از هر نرون به صورت زیر تعریف می کند:

$$o_i = F_i \left( \sum_{j=1}^n W_{ij} X_{ij} \right) \quad (2)$$

که در آن  $O$  مقدار خروجی،  $n$  تعداد نرون ها،  $Z$  تعداد ورودی،  $X$  مقدار ورودی،  $W$  وزن ورودی و  $Q$  مقدار آستانه است. شبکه های عصبی از لحاظ نحوه انتقال خروجی نرون ها به نرون های دیگر و یا خود به خود دسته تقسیم می شوند: شبکه عصبی بازگشتی و شبکه های عصبی پیشخور. در شبکه های بازگشتی حداقل یک سیگنال برگشتی از یک نرون به همان نرون یا نرون های همان لایه یا نرون های لایه قبل وجود دارد. این نوع از شبکه ها بهتر می توانند رفتار مربوط به ویژگی های زمانی و پویایی سیستم ها را نشان دهند. در حالی که در شبکه های پیش خور مسیر پاسخ در آنها، همواره رو به جلو پردازش می شود و به نرون های لایه قبل باز نمی گردد. در این نوع از شبکه ها به سیگنال اجازه داده

نیز بیشتر داده‌های سرعت دارای مقادیر کمتر از ۰/۲ متر بر ثانیه هستند.



شکل ۵. تقسیم منطقه خلیج فارس به ۱۱ قسمت در بررسی جریان‌های تنگه هرمز

با توجه به شکل (۶)، ناحیه‌های ۱، ۹ و ۱۰ بیشترین ضریب همبستگی را با ناحیه ۱۱ (تنگه هرمز) دارند و منحنی برآزش عبوری از داده‌های پراکنده در صفحه این ناحیه‌ها با ناحیه شماره ۱۱، به زاویه ۴۵ درجه نسبت به خط افق نزدیک تر می‌باشد. علت این میزان همبستگی ناحیه شماره ۱ با ناحیه شماره ۱۱ به دلیل جریان سطحی با سرعتی در حدود ۰/۱ تا ۰/۳ متر بر ثانیه از تنگه هرمز به درون خلیج فارس می‌باشد. این جریان سطحی در طی سواحل ایران به سمت شمال غرب خلیج حرکت می‌کند به طوری که در تابستان مقدار شدت آن قوی و در بهار و پاییز ضعیف می‌شود. جریان ورودی و خروجی ژئوستروفیک سطحی این تنگه یعنی ناحیه‌های شماره ۹ و ۱۰ نیز در گردش ساعتگرد خلیج فارس نقش دارند. جریان‌های ورودی ناحیه شماره ۴ به دلیل ورود آب رودخانه شط العرب است که می‌تواند دو مسیر را طی کند. مسیر اول تحت اثر نیروی کوریولیس از سواحل کویت و عربستان جاری می‌شود و به صورت یک جت ساحلی به سمت جنوب و شرق قطر ظاهر می‌شود که به شرایط باد وابسته است. در مسیر دوم نیز ممکن است یک گردش ساعتگرد در غربی‌ترین قسمت خلیج در سواحل ایران درست کند از ناحیه شماره ۴ نیز به دلیل ضریب همبستگی بسیار پایین صرف نظر می‌شود.

این داده‌ها شامل ۱۵۹۸ داده از نوامبر ۱۹۹۲ تا دسامبر سال ۲۰۱۴ می‌باشند که از وبگاه اینترنتی ناسا جمع آوری شده‌اند [۲۵]. مجموع این داده‌ها مربوط به داده‌های ماهواره توپکس/پوزیدن<sup>۶</sup> (از تاریخ ۱۹۹۲/۱۰ تا تاریخ ۲۰۰۲/۶) و ماهواره جیسون/پوزیدن<sup>۷</sup> از ۲۰۰۲/۷ تا کنون) می‌باشد که تحت پروژه تحقیقاتی اسکار<sup>۸</sup> جمع آوری شده است. سواحل جنوبی ایران در کرانه دریای عمان به صورت اتفاقی و غیر معمول تحت تأثیر طوفان‌های استوایی قرار دارد. این طوفان‌ها قادرند امواج بزرگ را در این نواحی بوجود آورند. این گونه طوفان‌ها علاوه بر اینکه بر ارتفاع امواج موثر می‌باشند بر سرعت جریان‌های دریایی نیز موثر واقع شده و اهمیت مطالعه جریان‌ها در این مناطق را نشان می‌دهد.

### ۳. نتایج

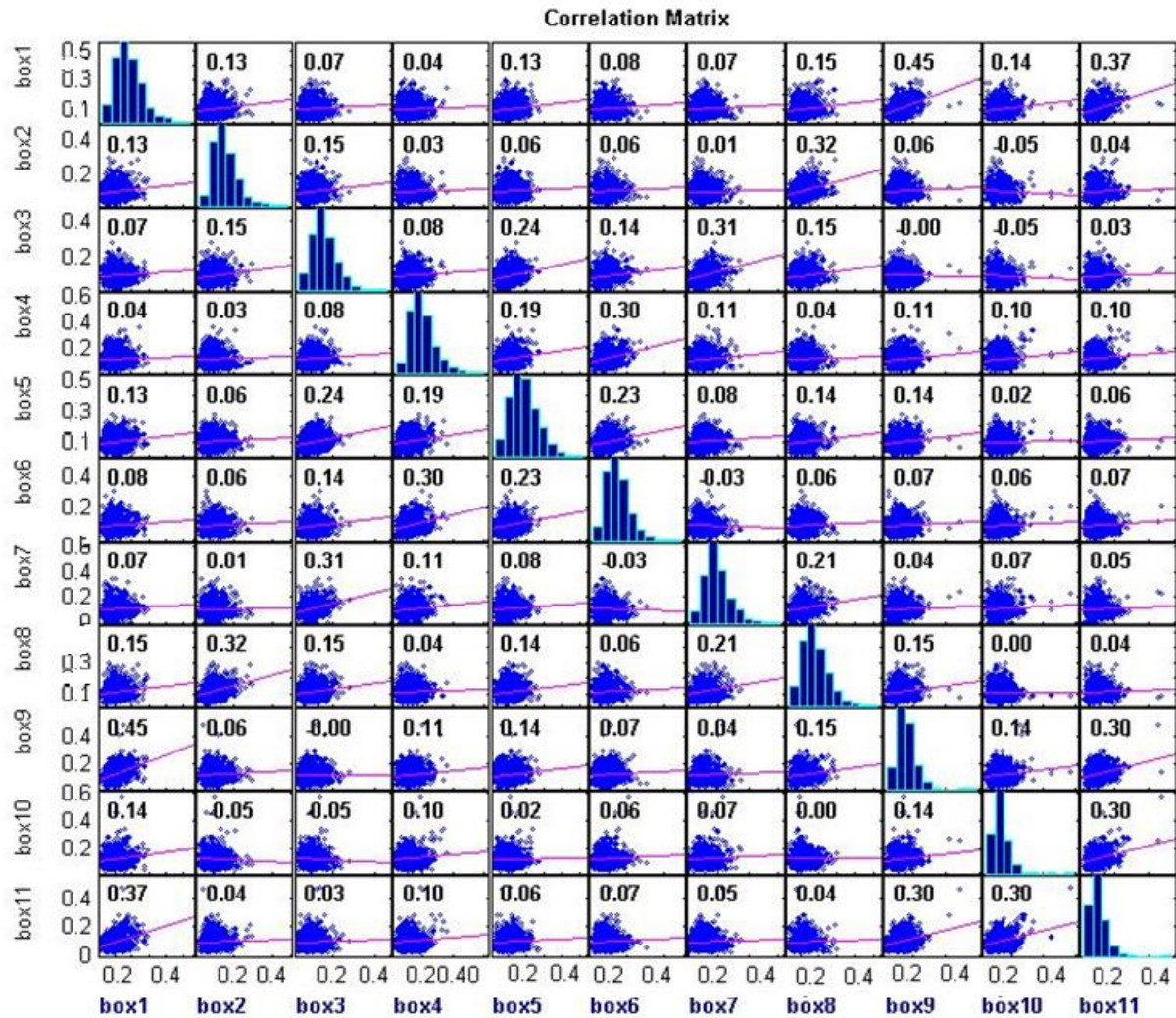
#### ۳-۱. تقسیم‌بندی سطح خلیج فارس به ۱۱ ناحیه جهت تعیین ناحیه‌های موثر در پیش‌بینی جریان‌های سطحی

به منظور پیش‌بینی جریان سطحی در تنگه هرمز و تعیین محدوده‌های موثر بر روی جریان‌های این منطقه، سطح خلیج فارس به ۱۱ بخش (ناحیه) تقسیم‌بندی شده (شکل ۵) و سرعت جریان میانگین در هر ناحیه با عنوان  $V_i$  در نظر گرفته شد که اندیکس  $i$  به معنای سرعت در هر ناحیه با شماره  $i$  است.

برای تعیین ارتباط بین سری زمانی هر یک از بخش‌های مشخص شده می‌توان از مدل رگرسیون خطی استفاده نمود. لذا برای بررسی این موضوع همبستگی متقابل هر یک از ناحیه‌های ۱ تا ۱۱ با هم، به صورت شکل ۶ نشان داده شده است. در این شکل علاوه بر میزان فراوانی در هر ناحیه (هیستوگرام‌های درون تصویر)، میزان پراکندگی داده‌ها و ضریب همبستگی بین دو ناحیه متقاطع در درون آن نیز نشان داده شده است.

از نمودار هیستوگرام‌های ناحیه‌های ۱، ۹، ۱۰ و ۱۱ نیز می‌توان بیان نمود که بیشتر داده‌های سرعت نواحی ۹، ۱۰ و ۱۱ مقادیر کمتر از ۰/۲ متر بر ثانیه دارند. در ناحیه شماره ۱





شکل ۶. همبستگی متقابل هر یک از ناحیه‌های ۱ تا ۱۱ نسبت به هم، میزان پراکندگی داده‌ها بین دو ناحیه متقاطع، میزان فراوانی در هر ناحیه

با توجه به جدول (۱) و نتایج پیش‌بینی شبکه مدل D یعنی به کارگیری ناحیه‌های ۱ و ۹ و ۱۰ با هم (ناحیه‌های اطراف حوضه تنگه هرمز) به عنوان ورودی‌های مدل، نسبت به سایر مدل‌های A، B و C بیشترین دقت پیش‌بینی را نتیجه می‌دهد. به منظور دستیابی به کمترین خطای پیش‌بینی RMSE و MAE، مدل D را با تغییر نوروهای متفاوت در لایه پنهان تکرار شد که در شکل ۷ نتایج این مدل نشان داده شده است. با توجه به شکل انتخاب ۳ نورو در لایه ورودی و ۱۰ نورو در لایه پنهان تاثیر بالایی در بهبود دقت پیش‌بینی را دارد. جدول (۲) و شکل ۸ مقایسه‌ای آماری بین مقادیر جریان‌های سطحی اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی را نشان می‌دهد.

### ۲-۳. به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی جریان‌های سطحی تنگه هرمز

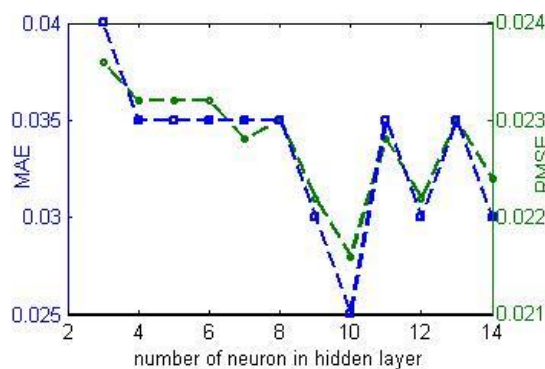
جهت بررسی میزان اثرگذاری هر یک از ناحیه‌های ۱، ۹ و ۱۰ در پیش‌بینی جریان‌های سطحی تنگه هرمز، شبکه عصبی با الگوهای مختلف از ترکیبات ورودی‌ها تشکیل گردید که در جدول (۱) آمده است. در این مدل‌سازی داده‌های مورد مطالعه به سه قسمت تقسیم‌بندی شدند به طوری که ۸۰ درصد داده‌ها به منظور آموزش مدل، ۱۰ درصد داده‌های ارزیابی و بقیه به عنوان داده‌های آزمون در نظر گرفته شدند. توابع فعالیت شبکه عصبی ساخته شده در لایه‌های ورودی و مخفی به صورت تابع تنسیگ<sup>۹</sup> و در لایه خروجی تابع پورلاین<sup>۱۰</sup> لحاظ گردید. نرخ آموزش و ثابت حرکت شبکه نیز به ترتیب  $Mc=0/1$  و  $Lr=0/1$  در نظر گرفته شدند.

جدول ۱: مقادیر خطا پیش‌بینی جریان با استفاده از مدل شبکه عصبی در محدوده شماره ۱۱

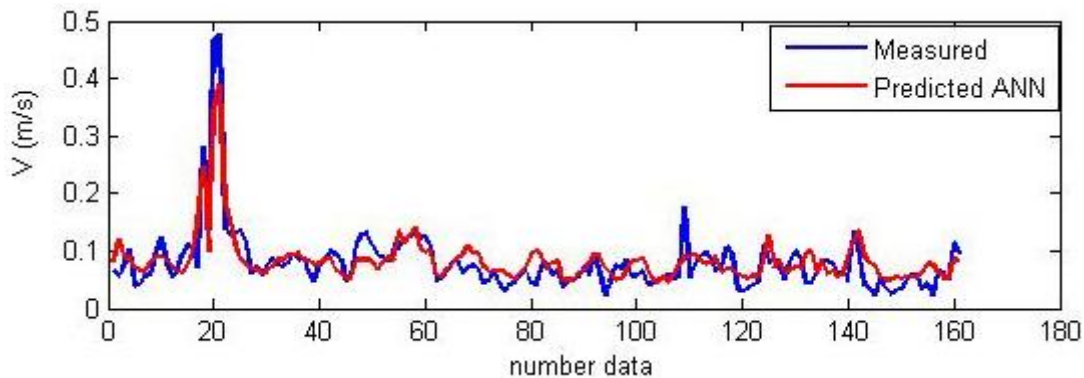
نام مدل	ورودی ناحیه شماره i	ساختار شبکه	R	RMSE	MAE
A	۱	۱*۹*۱	۰/۳۶	۰/۰۵	۰/۰۲
B	۹ و ۱	۱*۹*۱	۰/۴۶	۰/۰۴	۰/۰۲
C	۱۰ و ۱	۲*۹*۱	۰/۶۴	۰/۰۴	۰/۰۲
D	۱۰ و ۹ و ۱	۳*۹*۱	۰/۸۳	۰/۰۳	۰/۰۲

جدول ۲: بررسی مقادیر خطا در پیش‌بینی جریان در ناحیه ناحیه شماره ۱۱ با استفاده از ناحیه‌های ۱، ۹ و ۱۰ بعنوان ورودی مدل

ورودی ناحیه شماره i	ساختار شبکه	R	RMSE	MAE	Bias
V <sub>1</sub> , V <sub>9</sub> , V <sub>10</sub>	۳*۱۰*۱	۰/۸۷	۰/۰۳	۰/۰۲۱	۰/۰۰۴



شکل ۷: تغییرات RMSE و MAE با تغییر تعداد نورون در لایه پنهان مدل‌سازی شبکه عصبی با ورودی‌های V<sub>1</sub>, V<sub>9</sub>, V<sub>10</sub>



شکل ۸: مقایسه مقادیر اندازه‌گیری و پیش‌بینی توسط شبکه با انتخاب ورودی‌های ناحیه‌های ۱، ۹ و ۱۰

**V<sub>10-1</sub>**: مطابق مدل جونز آب دریای عمان وارد تنگه هرمز شده و تحت تاثیر جریان‌های شرقی ناحیه ۱ تضعیف شده و وارد قسمتی از عرض تنگه می‌شود.

**V<sub>10-9</sub>**: جریان در این ناحیه از سمت ناحیه ۹ وارد ناحیه ۱ شده و بدون تاثیرپذیری از جریان غربی ناحیه ۱، از عرض جنوبی تنگه به صورت شرقی وارد تنگه هرمز می‌شود.

### ۳-۳. به‌کارگیری طرحواره جونز در پیش‌بینی جریان‌های تنگه هرمز

در ادامه به منظور ارزیابی مطالعات قبل که در پیش‌اشاره شد، از طرحواره جونز استفاده شد. بدین صورت با استفاده از بردارهای جریان سطحی ورودی و خروجی T<sub>1</sub>، T<sub>2</sub> از تنگه هرمز، ترکیباتی از سری‌های زمانی ناحیه‌های ۱، ۹ و ۱۰ به صورت‌های زیر تعریف شدند:

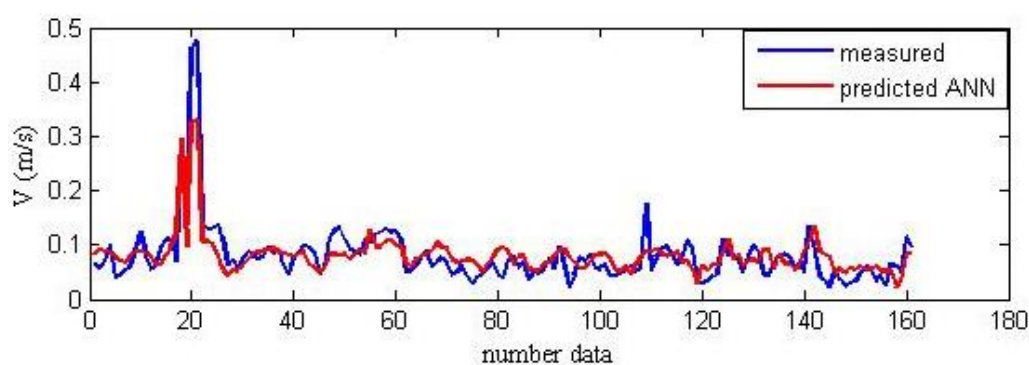
(۳) شد. شکل ۹ نیز مقادیر پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری توسط این مدل را نشان می‌دهد. با مقایسه جداول (۲) و (۳) می‌توان نتیجه گرفت که با استفاده از طرحواره جونز و ترکیب ناحیه‌های ۱، ۹ و ۱۰ می‌توان با اندکی اختلاف به پیش‌بینی جریان‌های سطحی در تنگه هرمز پرداخت.

**V<sub>10-1-9</sub>**: جریان سطحی ناحیه ۹ وارد ناحیه ۱ شده و با تقویت جریان در این ناحیه توسط جریان‌های ناحیه ۱، از قسمتی از عرض تنگه وارد آن شده و جریان‌های غرب رو دریای عمان را تحت تاثیر قرار می‌دهد.

بعد از تعاریف فوق به عنوان ورودی‌های شبکه عصبی، نتیجه پیش‌بینی شبکه با استفاده از این ورودی‌ها به صورت جدول

جدول ۳. بررسی مقادیر خطا در پیش‌بینی جریان در ناحیه شماره ۱۱ با استفاده از مدل جونز

ورودی ناحیه شماره i	ساختار شبکه	R	RMSE	MAE	Bias
$V_{(10-9)}$ , $V_{(10-9-1)}$ , $V_{(10-1)}$	۳*۹*۱	۰/۸۶	۰/۰۳	۰/۰۲۲	۰/۰۰۴



شکل ۹. مقایسه مقادیر اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی و به کارگیری مدل جونز در ترکیب ناحیه‌های ۱، ۹ و ۱۰

که در بخش ۲-۳ و ۳-۳ (بدون ترکیب جریان‌های در ناحیه‌ها و ترکیب ناحیه‌ها به صورت طرحواره جونز) که در پیش‌مورد بررسی قرار گرفته شد، شبکه عصبی در پیش‌بینی هر دست از داده‌های دسته‌بندی شده اجرا گردید. جدول (۵) و شکل ۱۰ نتایج این دو حالت را در پیش‌بینی دسته‌های مورد نظر را نشان می‌دهد. در جدول (۵) مشهود است که در هر دو حالت استفاده از ورودی‌های شبکه، مدل قادر است با ضریب همبستگی  $R=0/95$  به پیش‌بینی جریان‌های پردازد. همچنین با مقایسه جداول (۲) و (۳) با جدول (۵) این گونه نتیجه‌گیری می‌شود که با دسته‌بندی داده‌ها و استفاده از ترکیب طرح کلی جونز، مدل شبکه عصبی همچنان کارایی خود را در پیش‌بینی جریان‌های سطحی دارد.

### ۴-۳. بررسی کارایی مدل شبکه عصبی در داده‌های دسته‌بندی شده جریان‌های سطحی تنگه هرمز

به منظور بررسی بیشتر مدل مورد مطالعه، جریان‌های سطحی تنگه هرمز را به صورت جدول (۴) دسته‌بندی نموده، طوری که شاخص هر دسته به صورت میانگین مقادیر بیشینه و کمینه داده‌ها در هر دسته در نظر گرفته شده است. این شاخص به نوعی برجسته یا نماینده هر دسته داده می‌باشد که بایستی توسط مدل شبکه عصبی پیش‌بینی شود. مطابق این جدول فراوانی داده‌ها در محدوده  $0/06 < V < 0/09$  بیشترین تعداد در بین داده‌ها و داده‌های با سرعتی در محدوده  $0/45 < V < 0/48$  کمترین تعداد را در بین داده‌ها دارند. در ادامه با استفاده از دو حالت ذکر شده از ورودی‌های شبکه

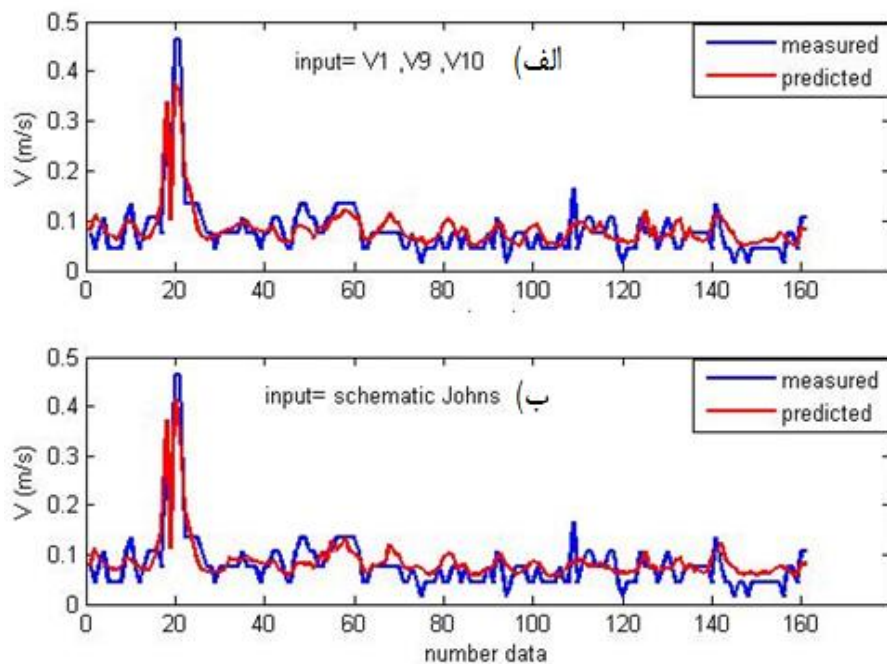


جدول ۴. مشخصات دسته‌بندی داده‌های جریان سطحی تنگه هرمز

محدوده سرعت جریان (m/s)	دسته	شاخص هر دسته (m/s)	تعداد داده در هر دسته (کل داده‌ها = ۱۵۹۸)
$V < 0.03$	C <sub>1</sub>	0.015	۱۳
$0.03 < V < 0.06$	C <sub>2</sub>	0.045	۳۱۸
$0.06 < V < 0.09$	C <sub>3</sub>	0.075	۴۸۷
$0.09 < V < 0.12$	C <sub>4</sub>	0.105	۴۲۶
$0.12 < V < 0.15$	C <sub>5</sub>	0.135	۱۹۸
$0.15 < V < 0.18$	C <sub>6</sub>	0.165	۸۰
$0.18 < V < 0.21$	C <sub>7</sub>	0.195	۴۶
$0.21 < V < 0.24$	C <sub>8</sub>	0.225	۲۱
$0.24 < V < 0.27$	C <sub>9</sub>	0.255	۴
$0.27 < V < 0.30$	C <sub>10</sub>	0.285	۳
$0.30 < V < 0.33$	C <sub>11</sub>	0.315	۰
$0.33 < V < 0.36$	C <sub>12</sub>	0.345	۰
$0.36 < V < 0.39$	C <sub>13</sub>	0.375	۰
$0.39 < V < 0.42$	C <sub>14</sub>	0.405	۰
$0.42 < V < 0.45$	C <sub>15</sub>	0.435	۰
$0.45 < V < 0.48$	C <sub>16</sub>	0.465	۲

جدول ۵. مقادیر خطای دسته‌بندی جریان سطحی تنگه هرمز با استفاده از مدل شبکه عصبی

ورودی ناحیه شماره i	ساختار شبکه	R	RMSE	MAE	Bias
V <sub>1</sub> , V <sub>9</sub> , V <sub>10</sub>	۳ * ۱۰ * ۱	۰/۸۵۶	۰/۰۲۹	۰/۰۲۳	۰/۰۰۵
V <sub>(10-9)</sub> , V <sub>(10-9-1)</sub> , V <sub>(10-1)</sub>	۳ * ۱۰ * ۱	۰/۸۴۸	۰/۰۳۱	۰/۰۴۳	۰/۰۰۸



شکل ۱۰. مقایسه مقادیر داده‌های اندازه‌گیری دسته‌بندی شده جریان‌های سطحی تنگه هرمز و پیش‌بینی شده توسط مدل شبکه عصبی (الف) ورودی شبکه پارامترهای V<sub>10</sub>، V<sub>9</sub>، V<sub>1</sub> (ب) ورودی شبکه با استفاده از الگوی جونز

## ۴. نتیجه گیری

در این تحقیق جریان‌های سطحی ورودی و خروجی تنگه هرمز با استفاده از مدل شبکه عصبی به صورت مراحل زیر مورد بررسی قرار گرفته شد.

#### (الف) تعیین حوضه‌های موثر بر جریان‌های ورودی و خروجی تنگه هرمز: در این قسمت سطح خلیج فارس به ۱۱

ناحیه ناحیه تقسیم‌بندی شده و با استفاده از رگرسیون خطی بین سری زمانی جریان‌های سطحی هر یک از ناحیه‌های مشخص شده و سری زمانی جریان سطحی تنگه هرمز، محدوده‌های موثر در تغییرات جریان‌های تنگه شناخته شدند. با این روش ورود و خروج آب‌های سطحی تنگه هرمز تحت تاثیر جریان‌های دو حوضه از سمت چپ و یک حوضه از سمت راست آن می‌باشد.

#### (ب) ارائه مدل‌های مختلف ورودی شبکه عصبی در پیش‌بینی جریان‌های سطحی تنگه هرمز: در این مرحله با

استفاده از حوضه‌های موثر شناخته شده در مرحله قبل (V1)، (V79، V10)، مدل‌های مختلفی از سری‌های زمانی این حوضه‌های در نظر گرفته شدند و به عنوان ورودی مدل شبکه عصبی ارائه شد. نتایج این مرحله نشان داد که در نظر گرفتن سری زمانی جریان‌های سطحی هر سه حوضه اطراف تنگه هرمز به عنوان ورودی مدل، بیشترین ضریب همبستگی (R= ۰/۸۷) را نتیجه می‌دهد.

#### (ج) به کارگیری طرحواره جونز در پیش‌بینی جریان‌های سطحی: در این مرحله با استفاده از الگوی

جونز ترکیبات مختلفی از جریان‌های V1، V9، V10 به صورت V(10-9)، V(10-9-1) V(10-1) به عنوان ورودی مدل شبکه عصبی در نظر گرفته شد که نتایج نشان داد که پیش‌بینی ضریب همبستگی R=۰/۸۶ را دارد که دقت پیش‌بینی نزدیک به مرحله قبل می‌باشد. این موضوع حاکی از آن است که نتایج مدل با طرحواره جونز در جریان‌های ورودی و خروجی این تنگه همخوانی خوبی دارد.

#### (د) بررسی کارایی طرحواره جونز در داده‌های دسته‌بندی شده: در این مرحله داده‌های سری زمانی

جریان‌های سطحی به دسته‌هایی با تغییرات ۰/۰۳ دسته‌بندی شدند و میانگین هر دسته مورد پیش‌بینی قرار گرفته شد. نتایج این قسمت نیز نشان داد که طرحواره جونز در این حالت با دقت R= ۰/۸۵ قادر به پیش‌بینی داده‌های دسته‌بندی شده می‌باشد.

بنابراین به عنوان یک نتیجه کلی از این تحقیق می‌توان اشاره نمود که با در دسترس داشتن سری زمانی جریان‌های سطحی حوضه‌های اطراف تنگه هرمز و به کارگیری طرحواره جونز می‌توان با استفاده از شبکه عصبی به پیش‌بینی جریان‌های سطحی تنگه هرمز پرداخت و شبکه عصبی کارایی مناسبی در این زمینه دارد.

## سپاسگزاری

اینجانب نویسنده مسئول مقاله خداوند متعال را شاکرم که این توانمندی را به بنده داده است که با کمک اساتید ارجمندم، این تحقیق را تا حد امکان به درستی انجام دهم. ممکن است در آینده نزدیک یا دور تصحیحات تکمیلی روی این تحقیق انجام شود.

## مراجع

[۱] گلوردی عیسی. جغرافیای جزایر ایرانی خلیج فارس. سازمان جغرافیایی نیروهای مسلح؛ ۱۳۸۱.

[2] Chao Yu, Timothy Kao, Khalid R, AlHajri k. A numerical investigation of circulation in the Persian Gulf. Journal of Geophysical Research. 1992: 11219-11236.

[3] Reynolds RM. Physical oceanography of the Gulf, Strait of Hormuz, and the Gulf of Oman—Results from the Mt Mitchell expedition. Marine Pollution Bulletin. 1993 Jan 1;27:35-59.

[4] Thoppil PG, Hogan PJ. A modeling study of circulation and eddies in the Persian Gulf. Journal of Physical Oceanography. 2010 Sep;40(9):2122-34.

[5] Sadrinasab M, Kämpf J. Three dimensional flushing times of the Persian Gulf. Geophysical research letters. 2004 Dec;31(24).

[6] Alosairi Y, Pokavanich T, Alsulaiman N. Three-dimensional hydrodynamic modelling study of

- [18] Johns WE, Yao F, Olson DB, Josey SA, Grist JP, Smeed DA. Observations of seasonal exchange through the Straits of Hormuz and the inferred heat and freshwater budgets of the Persian Gulf. *Journal of Geophysical Research: Oceans*. 2003 Dec;108 (C12).
- [19] Vieira F, Cavalcante G, Campos E, Taveira-Pinto F. A methodology for data gap filling in wave records using Artificial Neural Networks. *Applied Ocean Research*. 2020 May 1;98:102109.
- [20] van Gent MR, van den Boogaard HF, Pozueta B, Medina JR. Neural network modelling of wave overtopping at coastal structures. *Coastal engineering*. 2007 Aug 1;54(8):586-93.
- [21] Beale MH, Hagan MT, Demuth HB. *Deep Learning Toolbox—User's Guide, R2019a*. Tech. Rep. MathWorks, Inc.. 2019.
- [22] Levenberg K. A method for the solution of certain non-linear problems in least squares. *Quarterly of applied mathematics*. 1944;2(2):164-8.
- [23] NASA. ocean motion and surface current [Internet]. 2015. [cited 2015 Nov]. Available from: <http://oceanmotion.org>
- reverse estuarine circulation: Kuwait Bay. *Marine pollution bulletin*. 2018 Feb 1;127:82-96.
- [7] Aldababseh A, Temimi M. Analysis of the long-term variability of poor visibility events in the UAE and the link with climate dynamics. *Atmosphere*. 2017 Dec;8(12):242.
- [8] Ling J, Kurzawski A, Templeton J. Reynolds averaged turbulence modelling using deep neural networks with embedded invariance. *Journal of Fluid Mechanics*. 2016 Nov;807:155-66.
- [9] Lguensat R, Miao S, Ronan F, Pierre T, Evan M, Chen Ge. EddyNet: A deep neural network for pixel-wise classification of oceanic eddies. *International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. 2018: 1764-7.
- [10] Chapman C, Charantonis AA. Reconstruction of subsurface velocities from satellite observations using iterative self-organizing maps. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2017 Mar 14;14(5):617-20.
- [11] Bolton T, Zanna L. Applications of deep learning to ocean data inference and subgrid parameterization. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*. 2019 Jan;11(1):376-99.
- [12] Bar-Sinai Y, Hoyer S, Hickey J, Brenner MP. Data-driven discretization: a method for systematic coarse graining of partial differential equations. *arXiv preprint arXiv:1808.04930*. 2018.
- [13] Pathak J, Hunt B, Girvan M, Lu Z, Ott E. Model-free prediction of large spatiotemporally chaotic systems from data: A reservoir computing approach. *Physical review letters*. 2018 Jan 12;120(2):024102.
- [14] Zanna L, Bolton T. Data driven equation discovery of ocean mesoscale closures. *Geophysical Research Letters*. 2020 Sep 16;47(17):e2020 GL088376.
- [15] Gentine P, Pritchard M, Rasp S, Reinaudi G, Yacalis G. Could machine learning break the convection parameterization deadlock?. *Geophysical Research Letters*. 2018 Jun 16;45(11):5742-51.
- [16] Bolton T, Zanna L. Applications of deep learning to ocean data inference and subgrid parameterization. *Journal of Advances in Modeling Earth Systems*. 2019 Jan;11(1):376-99.
- [17] Sinha A, Abernathy R. Estimating Ocean Surface Currents with Machine Learning. *Frontiers in Marine Science*. 2021 Jun 9.

### پی‌نوشت‌ها

1. HYCOM
2. ROMS
3. perseptron
4. gradient descent
5. Back propagation
6. TOPEX/POSEIDON
7. Jason Poseidon
8. OSCAR
9. tansig
10. purelin