

بررسی ترکیب تبدیل‌های موجک و شبکه عصبی در پیش‌بینی جریان‌های سطحی تنگه‌هرمز

همایون احمدوند^{۱*} و محمد علی نجارپور^۲

^۱نویسنده مسئول، دانشجوی دکتری فیزیک دریا، دانشکده علوم دریایی و اقیانوسی، دانشگاه علوم و فنون دریایی خرمشهر، خرمشهر

homayoon.ahmadvand@gmail.com

^۲استادیار دانشکده علوم دریایی و اقیانوسی، دانشگاه علوم و فنون دریایی خرمشهر، خرمشهر mohammadnajarpour@yahoo.com

تاریخ پذیرش: ۹۵/۱۱/۹

تاریخ دریافت: ۹۵/۸/۱۰

چکیده

جریان‌های سطحی اقیانوسی، نقش مهمی در انتقال گرما و تغییرات آب و هوایی دارد. از این رو، پیش‌بینی جریان‌های دریایی از اهمیت بسزایی در اقیانوس‌شناسی برخوردار است. در این پژوهش با به‌کارگیری شبکه عصبی و تکنیک تبدیل موجک به پیش‌بینی جریان‌های سطحی تنگه‌هرمز پرداخته شده است. بدین منظور داده‌های ثبت‌شده این حوزه از نوامبر سال ۱۹۹۲ تا دسامبر سال ۲۰۱۴ با گام زمانی ۵ روزه از سایت ناسا تهیه و با به‌کارگیری تبدیل‌های موجک به زیرموجک‌های مادر *haar*, *Sym*, *Db*, *dmey*, *Bior*, *Coif*, *Rbio* به ۱۰ زیرسری تجزیه و به‌عنوان ورودی مدل شبکه عصبی به‌کار گرفته شد. سپس با اجرای مدل شبکه عصبی ضرایب وزنی هر یک از زیرموجک‌ها تعیین شد. نتایج این بررسی نشان داد که زیرموجک‌های تولیدشده به‌وسیله موجک *coif(5)* کمترین خطا در پیش‌بینی جریان‌های سطحی را دارد. به‌منظور ارزیابی میزان اثربخشی هر یک از این زیرموجک‌ها و دستیابی به نتایج مطلوب در مراحل آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش، شبکه‌های چندلایه با تعداد نورون مختلف در لایه پنهان استفاده شد که نتایج نشان داد؛ انتخاب ۶ زیرموجک $d1, d2, \dots, d6$ با مقدار خطا $RMSE = 0.025$ و $R = 0.891$ در مرحله آزمایش مناسب‌ترین تعداد را در پیش‌بینی جریان‌های سطحی تنگه‌هرمز دارد.

واژه‌های کلیدی: جریان سطحی، تنگه‌هرمز، شبکه عصبی، تبدیل‌های موجک

۱. مقدمه

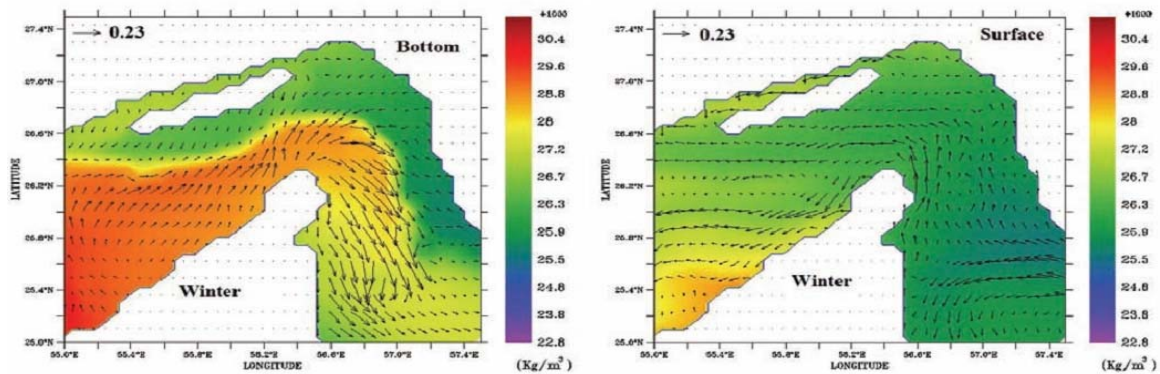
جریان‌های تنگه‌هرمز به‌عنوان شاهراه ورود و خروج آب‌های خلیج فارس، اهمیت بررسی و پیش‌بینی این جریان‌ها را دوچندان می‌کند. صدری‌نسب با استفاده از داده‌های ۵۴ ساله هواشناسی و به‌کارگیری مؤلفه‌های اصلی جزر و مد M_2, S_2, O_1, K_1 در مدل کوهرنس الگوی جریان در این خلیج را به‌صورت شکل‌های (۱) و (۲) مدل‌سازی نموده و نتیجه گرفت که در اثر تبخیر زیاد در خلیج فارس، آب از دریای هم‌جوار یعنی دریای عمان برای جایگزینی آب‌های تبخیر شده خلیج فارس به سوی این خلیج حرکت می‌کند و بر اثر نیروی کوریولیس به سمت سواحل ایران منحرف می‌شوند و حرکت آن‌ها از

خلیج فارس، آبراهی است که از شرق به‌وسیله تنگه‌هرمز و دریای عمان به اقیانوس هند متصل می‌شود. خلیج فارس منطقه‌ای کم‌عمق است که در آن میزان تبخیر بیشتر از بارش است. نرخ بالای تبخیر همراه با دمای پایین سطحی (به خصوص در فصل زمستان) در نزدیکی‌های سر خلیج فارس موجب افزایش چگالی و گرادیان فشار افقی می‌شود، این امر باعث ورود جریان سطحی از آب‌های کم‌چگال‌تر تنگه‌هرمز در امتداد سواحل ایران و جریان خروجی چگال‌تری در خلاف جهت در لایه‌های زیری در امتداد سواحل جنوبی خلیج فارس می‌شود [۱]. بررسی

عمان به خلیج فارس را اواخر بهار و اوایل تابستان پیش‌بینی می‌نماید. رینولدز پس از تحلیل داده‌های گشت ROPME بیشترین نفوذ آب خلیج فارس به شمال غربی آن را در اوایل فصل تابستان عنوان نموده که با این تحقیق انطباق دارد [۳].

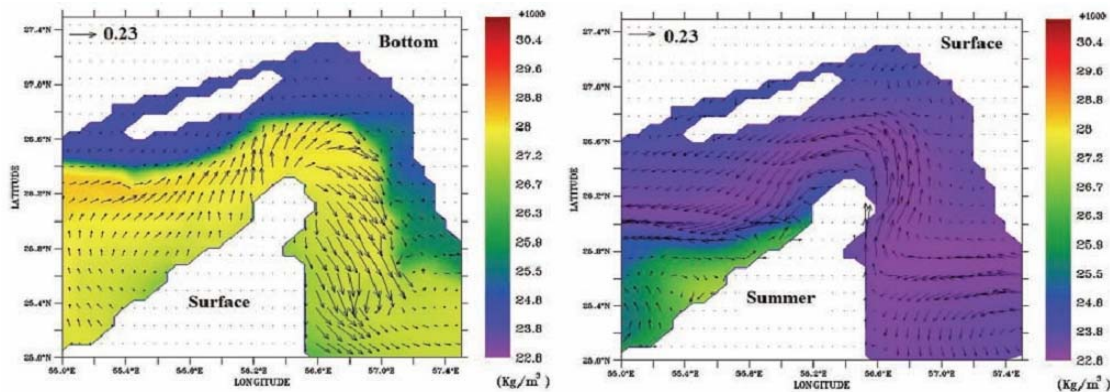
استفان پاوز^۳ با استفاده از مدل MARS-3D^۴، گردش خلیج فارس را تحت تأثیر باد، جزر و مد و رودخانه اروندرود مورد مطالعه قرارداد [۴]. نتایج تحقیق او نشان داده که گردش بادرانده برای باد شمال غربی شامل دو پیچک است که یکی به صورت جریانی ساعت گرد و قوی‌تر در طی سواحل ایران؛ دیگری به صورت پادساعت گرد در طی سواحل عربی می‌باشد. علاوه بر این؛ گردش‌های کوچک الگوی گردش کلی نیز مطابق آنچه رینولدز بیان کرده است؛ وجود دارد شکل (۳).

سمت سواحل ایران به سمت شمال غربی خلیج فارس ادامه پیدا می‌کنند. این حرکت در طول سال وجود دارد ولی شدت آن در فصل تابستان بیشتر از فصل‌های دیگر است. همچنین در طول سال، آب چگال خلیج فارس از لایه‌های پایین به سمت دریای عمان حرکت می‌کند و بر اثر نیروی کوریولیس به سمت راست منحرف شده و از کنار سواحل کشور عمان وارد دریای عمان می‌شود [۲]. این پیش‌بینی‌ها با پژوهش‌های جونز^۱ سازگاری بسیار خوبی داشت. در این تنگه در طول سال، در سمت سواحل ایران از سطح تابستر، آب کاملاً آمیخته و در جنوب تنگه آب کاملاً لایه‌بندی شده است که این پیش‌بینی‌ها نیز کاملاً با مشاهده‌های رینولدز^۲ منطبق است. تحلیل خروجی‌های مدل از وجود گردش آب در تنگه هرمز در طول سال حکایت می‌کند که بیشترین میزان ورود آب از خلیج

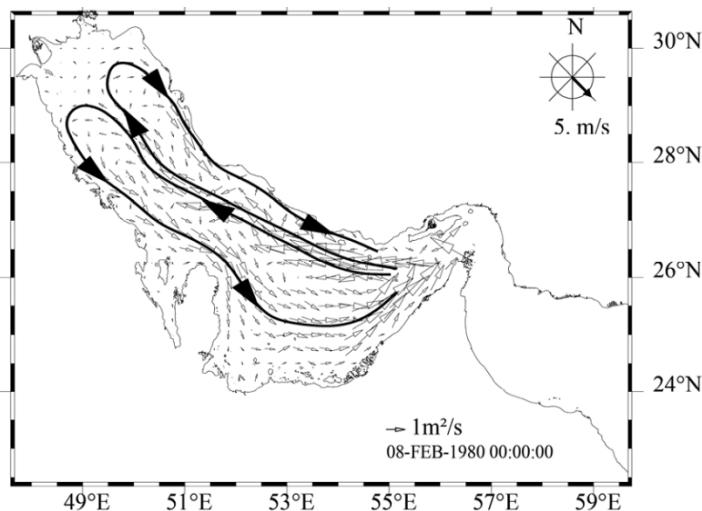


شکل ۱. پیش‌بینی جریان و چگالی به وسیله مدل کوهرنس در لایه‌های سطحی (شکل سمت چپ)

و نزدیک بستر در فصل زمستان (شکل سمت راست) [۲]



شکل ۲. پیش‌بینی جریان و چگالی در لایه‌های سطحی (شکل سمت چپ) و نزدیک بستر (شکل سمت راست) در تنگه هرمز در فصل تابستان [۲]



شکل ۳. پیچک‌های بادرانده ساعت گرد و پادساعت گرد در خلیج فارس [۴]

به پژوهش‌های داوسون^۹ [۱۰]، کولیالی^{۱۱} [۱۱]، جایاواردنا^{۱۲} [۱۲]، و جایاواردنا [۱۳] اشاره نمود. در بررسی تنگه‌ها در نقاط مختلف نیز بررسی‌های گسترده‌ای در زمینه پیش‌بینی دبی و جریان انجام گرفته شده است. زهیری و همکاران با استفاده از مدل شبکه عصبی پرسپترون و تنگه فرضی در محیط آزمایشگاه، مدل بهینه با در نظر گرفتن مشخصات هندسی به صورت ۸ پارامتر ورودی شامل زبری بستر، شیب بستری، شیب کناری تنگه، مقدار دبی جریان به عنوان خروجی مدل به عنوان مدل بهینه در نظر گرفته شده است. سپس با ۴۰۰ نمونه داده، ۷۰ درصد داده‌ها به عنوان آموزش شبکه و ۳۰ درصد بقیه به عنوان تست مدل به کار گرفته شده است. نتایج مدل نشان داده است که با این روش دقت پیش‌بینی مدل $R=0/97$ است [۱۴]. جایاواردنا به منظور پیش‌بینی روزانه جریانات رودخانه چائو (تایلند) از شبکه عصبی پرسپترون استفاده شده است. بدین منظور از داده‌های ۷ روز قبل به عنوان ورودی مدل استفاده و به پیش‌بینی ۲، ۱، ۷، ۱۴، ۲۱ و ۲۸ روز آینده پرداخته است. پیش‌بینی اولیه در مراحل آموزش و تست، نتایج قابل قبولی داشت. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که دقت پیش‌بینی در مرحله آزمون برای ۱ و ۲۸ روز آینده ضریب تعیین به ترتیب برابر با $R=0/972$ و $R=0/313$ است [۱۵]. آیدوگان و

اکبری نسب و همکاران به بررسی تلاطم در بخش جنوبی تنگه هرمز با استفاده از مدل GOTM پرداخته‌اند. در این مدل، با استفاده از معادله تلاطم و به روش طرح‌واره تلاطمی مرتبه دوم، پارامترهای تلاطم همچون نرخ انرژی جنبشی تلاطم، محصولات شناوری و مقادیر میانگین عدد پرانتل در فصل‌های مختلف مدل‌سازی شده است. در انتها با بررسی عدد پرانتل تلاطمی، برتری و شکسانی تلاطمی نسبت به پخش شناوری در اعماق میانی تعیین شده است [۵].

در سال‌های اخیر، پیش‌بینی پارامترهای دریایی از جمله؛ امواج ناشی از باد، سری‌های زمانی هیدرولوژیکی، سطح تراز دریا، رسوب‌گذاری و جزرومد به وسیله مدل‌های محاسبات نرم-که عمومی‌ترین این مدل‌ها شبکه‌های عصبی است- مورد توجه خاصی قرار گرفته است. به عنوان نمونه در زمینه پیش‌بینی موج می‌توان به پژوهش‌های لاندھی^۵ [۶]، جردن ریکارد^۶ [۷]، عبدسلام^۷ [۸]، کومار^۸ و همکاران [۹] اشاره کرد که در هر یک پارامترهای هواشناسی و موج به عنوان ورودی مدل در نظر گرفته شده، با تحلیل حساسیت به میزان اثربخشی هر پارامتر در تخمین پارامترهای موج شامل ارتفاع، پرپود پرداخته شده است. همچنین در زمینه پیش‌بینی سری زمانی هیدرولوژیکی با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون می‌توان

ایستگاه ونیار پرداخته‌اند. در این بررسی سری زمانی ۳۵ ساله این رودخانه را به ۱۱ زیر موجک تجزیه نموده، سپس برای پیش‌بینی جریان ۱، ۲، ۳، ۴ آینده هر یک از این سری‌ها به‌عنوان ورودی به مدل شبکه عصبی وارد شدند. نتایج این بررسی نشان داده که به‌کارگیری تبدیل موجک- شبکه عصبی نتایج مناسب‌تری را نسبت به مدل شبکه عصبی با به‌کارگیری جریانات ثبت‌شده در زمان‌های قبل دارد. همچنین دقت پیش‌بینی با افزایش تأخیرها کاهش می‌یابد. در این تحقیق از دو موجک هار و میر استفاده شده است که نتایج شبیه‌سازی با استفاده از موجک میر به‌مراتب از موجک هار بیشتر بوده است [۱۹].

بنابراین مدل‌های عددی متعددی برای بررسی جریانات سطحی تنگه‌هرمز به‌کار گرفته شده است. تاکنون با استفاده از مدل‌های نرم مطالعات متعددی در زمینه‌های مختلف در تنگه‌هرمز انجام شده است از جمله: بررسی پیش‌بینی گسل‌ها و جابه‌جایی‌های تکتونیکی [۲۰]، تخمین زمین‌لرزه، پیش‌بینی سرعت باد [۲۱]، تخمین خصوصیات شیمیایی آب [۲۲]، انتقال نفت [۲۳] با استفاده از شبکه‌ی عصبی، طیف امواج با استفاده از مدل درختی M5 [۲۴] را می‌توان نام برد. معتمدنیا و همکاران (۲۰۱۴) با استفاده از مقایسه مدل‌های RBF و رگرسیون به بررسی ارتباط دبی با پارامترهای مختلف کیفی آب در رودخانه‌های میناب، حسن لنگی و جلابی پرداخته است. نتایج این تحقیق نشان داده است که ارتباط بین متغیرها در بیشتر موارد به‌صورت لگاریتمی است. به‌علاوه روش RBF نسبت به روش رگرسیونی عملکرد بهتری دارد [۲۵].

جریانات سطحی اقیانوسی در جابجایی گرما از یک مکان به مکان دیگر زمین و آب و هوای منطقه‌ای نقش مهمی دارند. علاوه بر این جریان‌های یادشده در جابجایی رسوبات معلق نقش مؤثری دارند. به‌طوری‌که در مکان‌هایی شبیه تنگه‌هرمز به‌عنوان شاهراه اصلی ورود آب دریای عمان به خلیج فارس می‌تواند نقش مؤثری در تجمع رسوبات این خلیج داشته باشد؛ بنابراین بررسی تغییرات و

همکاران (۲۰۱۰) با استفاده از شبکه عصبی پیش‌خور به پیش‌بینی پروفایل قائم جریانات تنگه استانبول تا ۲۴ ساعت آینده پرداخته است. در این تحقیق به‌منظور مدل‌سازی شبکه عصبی پیش‌خور با ورودی‌های تغییرات سطح دریا و پارامترهای هواشناسی شامل: فشار هوا و مؤلفه‌های سرعت‌های افقی در اعماق ۱، ۵، ۱۰، ۱۵، ۲۰ و ۲۴ متری در نظر گرفته شده است. به‌علاوه به‌منظور مدل‌سازی شبکه ۶۰ درصد داده‌ها به‌عنوان داده‌های آموزش، ۲۰ درصد اعتبارسنجی و ۲۰ درصد تست در نظر گرفته شده‌اند. نتایج نشان داده است که با استفاده از شبکه عصبی پیش‌خور می‌توان به پیش‌بینی جریانات تنگه در همه اعماق پرداخت. به‌علاوه در نزدیکی سطح (عمق یک متری مؤلفه شرق سو سرعت جریان با دقت $R=0/94$ و مؤلفه شمال سو سرعت جریان با دقت $R=0/77$ پیش‌بینی شده است [۱۶].

موجک در شبکه عصبی موجکی به‌عنوان تابع آموزش- اخیراً به‌عنوان یک روش جایگزین- در شبکه‌های عصبی به‌کار برده می‌شود. ترکیب موجک و شبکه‌های عصبی به گسترش شبکه‌های عصبی موجکی منجر شده است. در شبکه عصبی موجکی علاوه بر وزن؛ موقعیت و مقیاس موجک‌ها نیز بهینه‌سازی می‌شوند [۱۷].

به‌عنوان مثال: رجایی و همکاران (۱۳۹۳) با استفاده از تبدیلات موجک و شبکه عصبی مصنوعی به پیش‌بینی تغییرات کوتاه‌مدت تراز دریا در بندر چابهار پرداخته‌اند. سپس نتایج مدل خود را با مدل شبکه عصبی و رگرسیون خطی مورد مقایسه قرار داده‌اند. در این بررسی اطلاعات گذشته در مورد تراز سطح دریا که به‌صورت ساعتی برداشت شده به‌عنوان ورودی مدل انتخاب و مدل برای پیش‌بینی ۱۲ ساعت آینده مورد استفاده قرار گرفته است. مقایسه این مدل با دیگر مدل‌ها نشان داد که دقت پیش‌بینی به‌کارگیری تبدیلات موجک نتایج بهتری دارد [۱۸]. شفاعی و همکاران با استفاده از تبدیلات موجک و شبکه عصبی به پیش‌بینی جریانات رودخانه

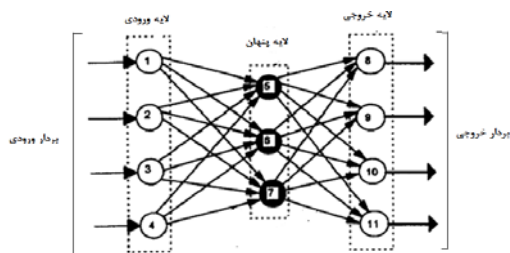
اگر $\sum_{j=1}^n W_{i,j} X_{i,j} \geq \varphi_i$ باشد، سیگنال خروجی O_i از هر نورون به صورت زیر تعریف می شود:

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

که در آن O معرف مقدار خروجی، i تعداد نورون‌ها، z تعداد ورودی، X مقدار ورودی، W ضریب وزن ورودی و φ مقدار آستانه است. ساده ترین پرسپترون، شبکه سه لایه شامل؛ لایه ورودی، لایه مخفی و لایه خروجی است (شکل ۴). شبکه عصبی پیش خور، یکی از عمومی ترین شبکه نوع MLP است که داده‌ها از لایه ورودی به شبکه وارد می شوند و خروجی شبکه به وسیله سیگنال‌هایی از لایه ورودی به لایه خروجی عبور می کنند. ویژگی این شبکه‌ها این است که مستقل از زمان هستند. به عبارت دیگر خروجی در لحظه جاری فقط به ورودی‌های جاری وابسته است. توپولوژی شبکه و وزن‌های آن به وسیله فرایند آموزش داده‌های ورودی و هدف تعیین می شود؛ به طوری که تعداد لایه‌های مخفی و نورون‌ها در هر لایه می بایست کمینه مقدار شود. آموزش شبکه برای بررسی مقدار خطا رابطه (۳) است [۲۶].

$$E = \frac{1}{2} \sum (o_i - t_i)^2 \quad (3)$$

در این رابطه t_i و O_i مقادیر هدف و خروجی از نورون لایه آخرند.



شکل ۴. شبکه عصبی پیش خور با سه لایه، ۱ ورودی و یک خروجی

الگوریتم آموزشی لونیبرگ - مارکوارت، روش تغییر یافته الگوریتم کلاسیک نیوتن است که در پیدا کردن راه‌حلی مناسب برای مسائلی که نیاز به کمینه‌سازی دارند مورد استفاده قرار می گیرد. این روش یک تقریب برای

پیش‌بینی این جریانات در این منطقه از اهمیت خاصی برخوردار است. تاکنون در تحقیقی مشاهده نشده است که به پیش‌بینی جریانات این تنگه پرداخته شود. در این تحقیق برای اولین بار به پیش‌بینی جریانات سطحی این تنگه با استفاده از شبکه عصبی و تبدیلات موجک پرداخته شده است. مهم ترین قدم برای پیش‌بینی در هر سری زمانی؛ تشخیص الگوی تغییرات و پرپود سیگنال است تا با استفاده از این مشخصه‌ها بتوان روند و پرپود آینده را تشخیص داد. هدف این تحقیق بررسی میزان پیش‌بینی جریان سطحی تنگه‌هرمز با استفاده از هیبرید موجک است. پس در ابتدا به بررسی انواع موجک‌های مادر پرداخته شده؛ سپس با انتخاب مناسب ترین موجک مادر، به میزان اثربخشی هر یک از زیر موجک‌های تولید شده توسط آن در پیش‌بینی پرداخته شده است. از آنجا که اجرای مدلی صحیح است که بتوان نتایج را در زمان‌های بعد تعمیم داد. به جهت اینکه در مطالعات قبل تقسیم‌بندی داده‌ها به دودسته داده آموزش و تست بوده است، در این تحقیق با استفاده از زیر موجک‌های موجود میزان دقت پیش‌بینی این مدل در مراحل آموزش، اعتبار سنجی و تست مورد ارزیابی قرار گرفته و تعداد زیر موجک مناسب در پیش‌بینی تعیین خواهد شد.

۲. شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی، از ابزارهای جدیدی است که مانند شبکه‌های عصبی بیولوژیکی عمل می کند؛ به طوری که در سیستم‌های غیرخطی و نامعین که روابط بین اجزا و پارامترهای سیستم به خوبی مشخص نیست، قادر به تحلیل و شبیه‌سازی آنها است. هر شبکه عصبی شامل لایه‌ها و نورون‌های بیولوژیکی است که به هر نورون n ورودی وارد می شود. در هر نورون مقادیر ورودی در یک مقدار وزنی ضرب و با یک مقدار بایاس جمع می شوند. برای هر نورون مقدار آستانه و تابع غیرخطی از قبیل تابع sigmoid (F) تعریف می شود:

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

تبدیل موجکی؛ تبدیلی است که سیگنال را به یک مجموعه از توابع اساسی تجزیه می‌کند؛ در حقیقت مجموعه‌ای تابع اساسی از تأخیر و تغییر در مقیاس موجک مادر به دست می‌آید. تبدیل موجکی سیگنال به صورت همبستگی سیگنال و موجک تبدیل یافته توضیح داده می‌شود؛ که این تعریف را از فرمول ضریب موجکی می‌توان دریافت نمود. مزیت مهم تبدیل موجکی این است که اطلاعات زمان و فرکانس را به‌طور مؤثری از سیگنال متغیر در زمان استخراج می‌کند [۲۸]. تابع موجکی $\psi(t)$ ، موج مادر نامیده می‌شود که دارای ویژگی‌های شوک بوده و به‌سرعت می‌تواند به صفر کاهش پیدا کند. تابع موجک $\psi(t)$ به شکل ریاضی زیر تعریف می‌شود.

$$\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt \quad (4)$$

توابع موجکی که برای آنالیز سیگنال استفاده می‌شوند، عبارتند از: haar, Sym, Db, dmey, Bior, Coif, Rbio و غیره. $\Psi_{(a,b)}(t)$ با استفاده از تأخیر و تغییر مقیاس موجک مادر از فرمول زیر حاصل می‌شود.

$$\Psi_{(a,b)}(t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (5)$$

$$a \in \mathbb{R}, b \in \mathbb{R}, a \neq 0$$

تبدیل‌های موجکی به دودسته موجک پیوسته و گسسته تقسیم می‌شوند. برای کاربردهای عملی، اغلب سری‌های زمانی جریان که به‌صورت پیوسته هستند را در اختیار ندارند؛ بلکه بیشتر سیگنال‌های زمانی گسسته در اختیار آن‌هاست. تبدیل موجک گسسته از بانک‌های فیلتر برای بازسازی سطح چند تفکیکی زمان-فرکانس بهره می‌برد [۲۹]. این تبدیل، تبدیل موجک گسسته نامیده می‌شود و به شکل زیر تعریف می‌شود:

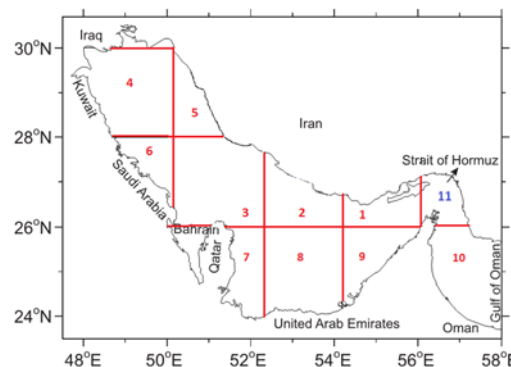
$$W_f(a,b) = |a|^{-\frac{1}{2}} \sum_{k=1}^N f(k\Delta t) \psi^*\left(\frac{k\Delta t - b}{a}\right) \quad (6)$$

Ψ^* تابع مختلط و مرکب $\psi(t)$ است. $W_f(a,b)$ ضریب موجک است که از سطوح تجزیه و زمان‌های مختلف به دست آمده است. N تعداد گام زمانی گسسته و

ماتریس هیزن (Hessian) در تغییر وزن‌ها مثل روش نیوتن در نظر می‌گیرد. روش نیوتن از سرعت بالایی برخوردار است و نتایج آن بسیار نزدیک به مینیمم خطا خواهد بود.

۳. داده‌ها و محل مورد مطالعه

خلیج فارس در محدوده جغرافیای 23° الی 30° درجه عرض شمالی و 48° الی 56° درجه طول شرقی واقع شده است. تنگه هرمز حدفاصل خلیج فارس تا دریای عمان است. به‌منظور بررسی و پیش‌بینی جریانات سطحی تنگه هرمز، داده‌های جریان سطحی این منطقه از داده‌های ماهواره Jason-1 که از وبگاه اینترنتی سایت ناسا گرفته شده‌اند، استفاده شده است [۲۷]. اندازه‌گیری ماهواره‌ای در حوضه خلیج فارس طوری انجام گرفته شده است که سطح خلیج فارس مشابه (شکل ۵) به ۱۱ باکس تقسیم‌بندی شده است. در این مطالعه سری زمانی داده‌های ثبت شده در ۱۱ باکس مورد مطالعه قرار گرفته شده است. این داده‌ها شامل؛ داده‌های میانگین ۵ روزه جریان سطحی از نوامبر سال ۱۹۹۲ تا دسامبر سال ۲۰۱۴ هست. مزیت مهم تبدیل موجکی این است که اطلاعات زمان و فرکانس را به‌طور مؤثری از سیگنال متغیر در زمان استخراج می‌کند؛ بنابراین در این تحقیق تنها با استفاده از تبدیل موجک و استخراج اطلاعات زمان و فرکانس در سری زمانی باکس ۱۱، ورودی‌های شبکه عصبی تعیین و به پیش‌بینی جریان در این باکس پرداخته شده است.



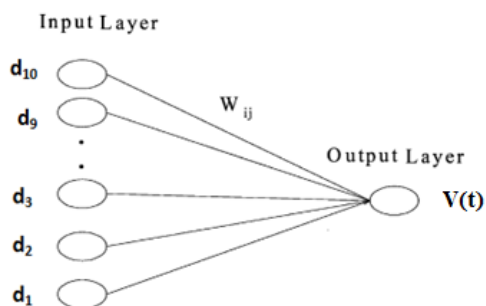
شکل ۵. محل‌های اندازه‌گیری ماهواره Jason-1 از سطح خلیج فارس و تقسیم‌بندی این منطقه به ۱۱ حوضه و محل تنگه هرمز در باکس شماره ۱۱

۴. تبدیل موجک

سری $d(t)_1, d(t)_2, d(t)_3, \dots, d(t)_{10}$ جزئی و زیر سری تقریبی $a(t)_{10}$ با موجک‌ها تشخیص داده شد و تجزیه گردید، که در این رابطه N طول نمونه سیگنال است.

$$j = \log_2 N \quad (11)$$

از آنجا که هدف از تجزیه موجکی، ساده‌سازی سیگنال تا حد ممکن است، با استفاده از جعبه‌ابزار Wavelet در متلب مشاهده می‌شود که با تجزیه سری زمانی، سرعت جریان سطحی تا سطح ۱۰ زیر سری به مرحله‌ای می‌رسند که در آن بسامدی مشاهده نمی‌شود. لی ۱۴ به‌منظور پیش‌بینی جزر و مد با استفاده از شبکه‌های عصبی، از ۶۴ مؤلفه جزرومدی به‌عنوان ورودی مدل استفاده کرده است [۳۲]. به دلیل وجود تعداد زیاد ورودی‌ها، برای کاهش تعداد همچنین تعیین ضرایب وزنی هر یک، از یک شبکه یک لایه با یک نورون با تابع فعالیت purelin استفاده شد که با این تکنیک و محاسبه ضرایب وزنی شبکه می‌توان مؤلفه‌های اضافی را در محاسبات لحاظ نکرد. همچنین برای تعیین میزان وزنی هر یک از سیگنال‌های زیر سری تولیدشده، در جعبه‌ابزار متلب از شبکه‌ای مشابه فوق به‌کار گرفته شد؛ بنابراین با استخراج ضرایب هر یک از ورودی‌های شبکه مقادیر ضرایب وزنی آن‌ها تعیین خواهد شد شکل (۶).



شکل ۶. شبکه عصبی پرسپترون یک‌لایه با یک نورون [۲۵]

در جدول (۱) نیز مقادیر هر یک از این ضرایب با موجک‌های مختلف که در جعبه‌ابزار متلب تعبیه شده نشان داده می‌شود.

جدول (۱) نشان می‌دهد که پیش‌بینی به‌وسیله شبکه با یک نورون و استفاده از موجک Coif(5) خطای کمتری در

Δt فواصل زمانی نمونه است. $W_f(a, b)$ می‌تواند ویژگی‌های سری زمانی را در زمان b و دامنه فرکانس a در زمان یکسان منعکس کند. انتخاب تابع و مقیاس موجکی دو موضوع مهم در تبدیل موجکی هستند [۳۰]. در مرحله تجزیه تبدیل موجک گسسته سیگنال را به یک مجموعه از فرکانس‌های بالا و پایین تجزیه می‌کند. تجزیه موجک به یک سلسله فرکانس‌های بالا و پایین؛ اولین بار توسط مالات پیشنهاد شد. در سطح تجزیه j ، D_j که نشانگر زیر سری جزئی است بدین صورت تعریف می‌شود.

$$D_j(t) = \sum_{k=z} W_f(a, b) \psi(a, b)(t) \quad (7)$$

$W_f(a, b)$ ضریب موجکی در مقیاس a و زمان b بوده و $\psi(a, b)$ موجک مادر تبدیل یافته (موجک دختر) در مقیاس a و b می‌باشد، که سیگنال اصلی از حاصل جمع همه D_j قابل حصول است.

$$S = \sum_{j=z} D_j \quad (8)$$

در تجزیه موجکی دودسته D_j حاصل می‌شود که دسته اول دارای مقیاس $a=2^j$ که $j \leq J$ می‌باشند و به D_j ‌های زیر سری معروف هستند و دسته دوم دارای $a=2^j$ که $j \geq J$ که سیگنال صاف نام دارند. J سطح تجزیه موجکی است.

$$A_j = \sum_{j>J} D_j \quad (9)$$

$$S = A_j + \sum_{j>J} D_j \quad (10)$$

که A_j زیر سری تقریبی در سطح J است [۳۱].

۵. تجزیه سری زمانی جریان سطحی تنگه هرمز با استفاده از روش تبدیل wavelet

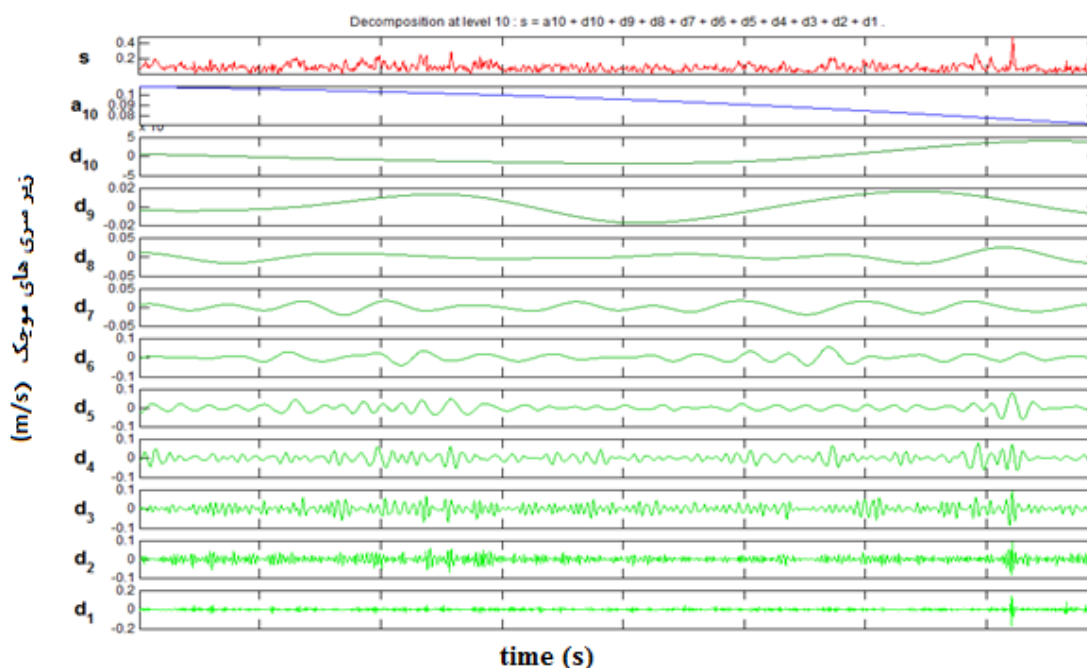
یکی از هدف‌های این مقاله؛ مطالعه روی تأثیر نوع موجک مادر، در مدل‌سازی است که در اینجا همه انواع موجک مادر: harr و dmer، sym، db، مورد مقایسه قرار گرفته است. به‌منظور مدل‌سازی شبکه عصبی و آشکارسازی تمامی مشخصات و ویژگی‌های ریز و درشت سیگنال طبق رابطه (۱۱)، در سیگنال اولیه ۱۰ زیر

بررسی ترکیب تبدیل‌های موجک و شبکه عصبی در پیش‌بینی جریان‌های سطحی تنگه هرمز

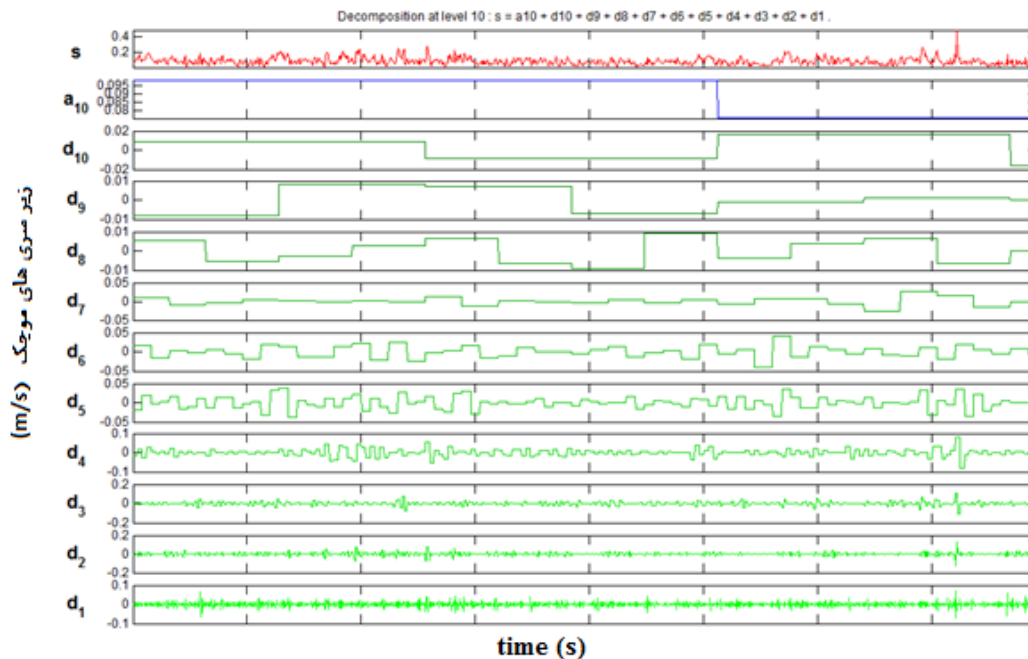
شاخص‌های RMSE و SI (به ترتیب ۰/۰۰۸۳ و ۱۰/۸۶) در شکل‌های (۷) و (۸) هر یک از زیر موجک جزئی و در مقایسه با سایر موجک‌های دیگر وجود دارد. به‌کارگیری موجک haar نیز بیشترین خطای آماری (به ترتیب RMSE=۰/۰۱۸۶ و SI=۲۳/۳۰۷) را نشان می‌دهد.

جدول ۱. مقادیر وزنی هر یک از توابع موجک در پیش‌بینی جریان سطحی تنگه‌هرمز با استفاده از شبکه عصبی و الگوریتم آموزشی لونیگ-مارکوورت (یک‌لایه - یک نرون - تابع فعالیت pureline)

نام موجک	ضرایب وزنی هر یک از زیر سری‌ها										RMSE	SI
	۱	۲	۳	۴	۵	۶	۷	۸	۹	۱۰		
haar	۰/۵۰	۰/۵۸	۰/۵۵	۰/۴۲	۰/۳۰	۰/۳۲	۰/۲۰	۰/۰۶	۰/۰۶	۰/۰۲	۰/۰۱۸	۲۳/۳۰۷
Sym(5)	۰/۳۸	۰/۵۲	۰/۵۵	۰/۶۲	۰/۴۹	۰/۳۲	۰/۲۱	۰/۰۷	۰/۰۴	۰/۱۱	۰/۰۱۵	۲۰/۱۸
Db(5)	۰/۳۸	۰/۵۱	۰/۵۷	۰/۵۷	۰/۴۴	۰/۳۹	۰/۲۳	۰/۰۷	۰/۰۹	۰/۰۶	۰/۰۱۵	۱۹/۸۵
dmey	۰/۳۰	۰/۴۴	۰/۴۹	۰/۵۳	۰/۳۷	۰/۳۲	۰/۱۷	۰/۰۹	۰/۰۹	-۰/۰۱	۰/۰۱۳	۱۷//۴۶
Bior(3.5)	۰/۳۸	۰/۶۰	۰/۶۹	۰/۶۶	۰/۴۳	۰/۳۶	۰/۲۵	۰/۰۸	۰/۰۹	۰/۰۹	۰/۰۱۱	۱۴/۵۹
Coif(5)	۰/۳۳	۰/۴۸	۰/۵۲	۰/۵۱	۰/۳۹	۰/۳۶	۰/۱۴	۰/۱۵	۰/۱۲	-۰/۰۴	۰/۰۰۸	۱۰/۸۶
Rbio(1/5)	۰/۳۹	۰/۶۰	۰/۶۰	۰/۶۲	۰/۴۰	۰/۳۶	۰/۲۵	۰/۰۷	۰/۰۸	۰/۰۸	۰/۰۱۵	۱۹/۳۹



شکل ۷. تفکیک سری زمانی اولیه جریانات سطحی خلیج فارس به ۱۰ زیر سری موجک Coif(5)



شکل ۸. تفکیک سری زمانی اولیه جریانات سطحی خلیج فارس به ۱۰ زیر سری موج harr

شدند (داده‌های تست از اکتبر سال ۲۰۱۰ تا دسامبر سال ۲۰۱۴ هستند). در اجرای مدل مشاهده شد که با انتخاب سه لایه و توابع فعالیت در لایه‌های ورودی، پنهان و خروجی purelin مناسب‌ترین نتایج استخراج می‌شود. در این جدول مناسب‌ترین نتایج دقت پیش‌بینی با انتخاب مناسب‌ترین تعداد در لایه پنهان انتخاب شده است. اغلب شبکه‌ای عمومیت بیشتری دارد که در مرحله آموزش کمترین زمان را نیاز داشته باشد. به علاوه تعداد نورون لایه پنهان حداقل تعداد لازم باشد که معمولاً با آزمایش و خطا تعیین می‌شود.

۶. بررسی میزان دقت پیش‌بینی زیر موجک‌های Coif (5)

به منظور بررسی بیشتر زیر سری‌های تولید شده توسط موجک Coif(5) و پیش‌بینی به وسیله شبکه با توجه به جدول (۱) مشاهده می‌شود که ضریب وزنی d_{10} به صورت عددی منفی می‌باشد. به علاوه ضرایب وزنی زیر سری‌های با شماره‌های ۷، ۸ و ۹ مقادیر کمتری دارند. پس برای بررسی درستی این موضوع شبکه عصبی پیش‌خور با ورودی‌های مختلف از زیر سری‌های استخراج شده، به طوری که ۸۰ درصد داده‌ها به عنوان آموزش، ۱۰ درصد اعتبارسنجی و بقیه داده‌ها به عنوان تست مدل به کار گرفته

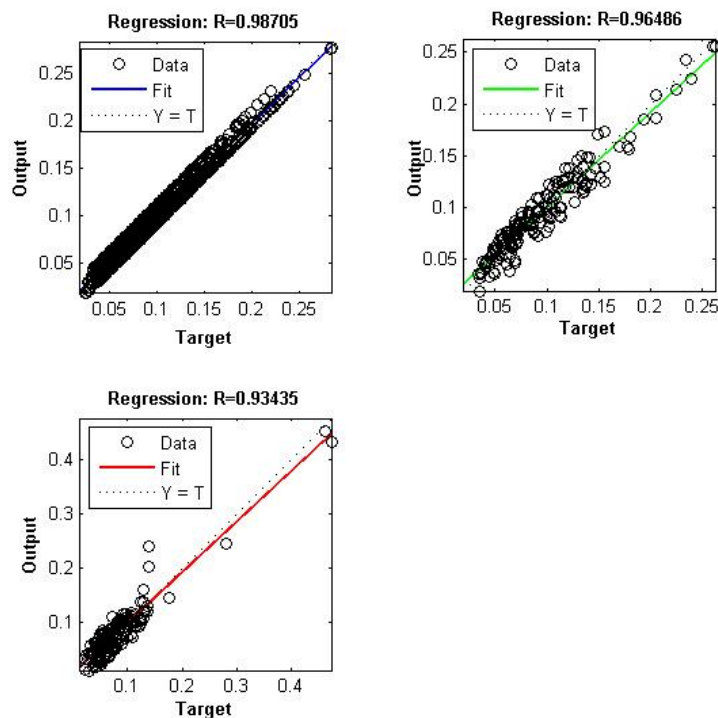
جدول ۲. مقادیر خطای آماری مرحله تست شبکه عصبی در پیش‌بینی سری زمانی جریان سطحی تنگه هرمز با استفاده از

زیر سری‌های Coif(5) به عنوان ورودی شبکه

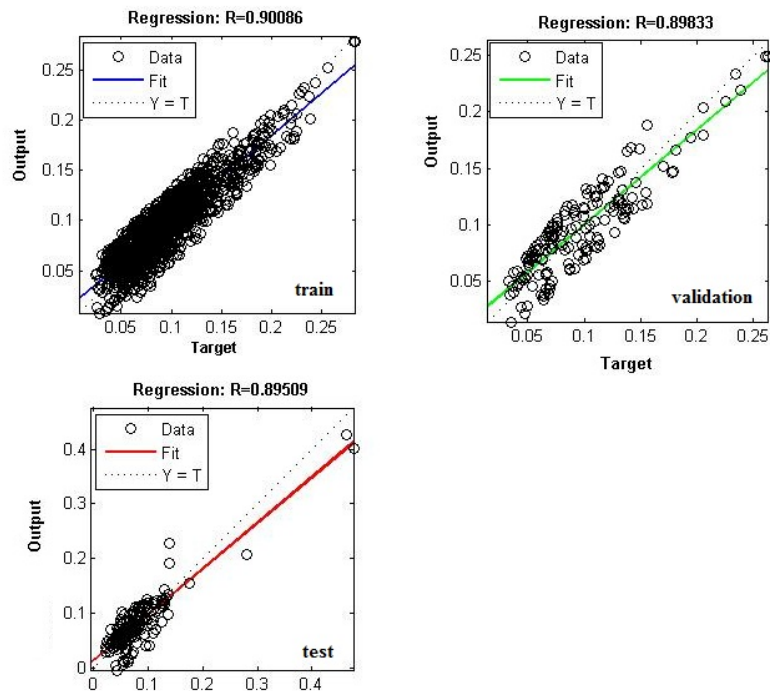
نام مدل	ورودی	خطای پیش‌بینی			توپولوژی شبکه
		R	RMSE	SI	
A	d_1, d_2, \dots, d_{10}	۰/۹۱۵۵	۰/۰۲۲۲	۰/۲۸۱۱	۱۰ * ۱۲ * ۱
B	d_1, d_2, \dots, d_9	۰/۹۳۴۴	۰/۰۱۹۹	۰/۲۵۱۲	۹ * ۱۵ * ۱
C	d_1, d_2, \dots, d_8	۰/۹۱۱۴	۰/۰۲۲۷	۰/۲۸۷۰	۹ * ۱۰ * ۱
D	d_1, d_2, \dots, d_7	۰/۸۴۱۰	۰/۰۳۰۴	۰/۳۸۴۵	۷ * ۷ * ۱
E	d_1, d_2, \dots, d_6	۰/۸۹۰۶	۰/۰۲۵۲	۰/۳۱۸۸	۶ * ۷ * ۱
F	d_1, d_2, \dots, d_5	۰/۸۷۵۲	۰/۰۲۶۸	۰/۳۳۹۶	۵ * ۹ * ۱

مرحله مدل‌سازی وجود دارد. در شکل (۱۰) این موضوع به‌روشنی مشاهده می‌شود. در مدل F نیز با کاهش زیر سری d_6 کاهش دقت پیش‌بینی را دارد. بنابراین مدل E یعنی با انتخاب زیر سری‌های d_1, d_2, \dots, d_6 مناسب‌ترین ورودی برای پیش‌بینی می‌باشند. شکل (۱۱) مقدار پیش‌بینی با این مدل نشان داده شده است. با توجه به شکل دقت پیش‌بینی در داده‌های تست برابر با $R=0.89$ محاسبه شده است. با بررسی نقاط بیشینه مطابق شکل (۱۱) مشاهده می‌شود که مدل در محل پیک سرعت جریان سطحی را تا حد مطلوبی مناسب پیش‌بینی می‌کند.

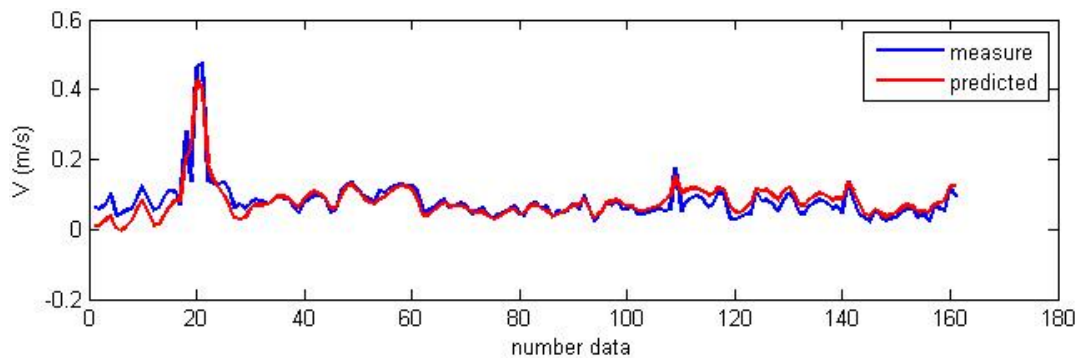
بر پایه جدول یادشده به‌ظاهر در مدل B با انتخاب زیر سری‌های d_1, d_2, \dots, d_9 به‌عنوان ورودی بیشترین دقت پیش‌بینی را دارد. ولی از نقطه‌نظر مدل‌سازی مدل طراحی شده زمانی قابلیت تعمیم را دارد که پاسخ مدل در مراحل آموزش و اعتبارسنجی و تست نزدیک به هم باشد. در شکل (۹) ضرایب همبستگی این مدل در هر یک از این سه مرحله نشان داده شده است. با توجه به این شکل تفاوت قابل‌ملاحظه‌ای در هر سه مرحله مشهود است. در مدل‌های A، C و D نیز همانند این حالت وجود دارد و نمی‌توان این مدل‌ها را به‌عنوان مدل‌هایی معتبر در نظر گرفت. ولی در مدل E نتایج تقریباً نزدیک برای هر سه



شکل ۹. مقادیر خطای پیش‌بینی در مراحل آموزش، اعتبارسنجی و تست مدل شبکه عصبی با زیر سری‌های d_1 تا d_9 از موجک Coif(5)



شکل ۱۰. مقادیر ضریب رگرسیونی پیش‌بینی در مراحل آموزش، اعتبارسنجی و تست مدل شبکه عصبی با زیر سری‌های d_1 تا d_6 از موجک $Coif(5)$



شکل ۱۱. مقایسه مقادیر اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده توسط مدل F در مرحله تست شبکه عصبی

۷. نتیجه‌گیری

متلب تعبیه شده است، استفاده شد. نتایج این تحقیق نشان داد که موجک $Coif(5)$ با ۱۰ زیر سری مناسب‌ترین موجک برای تجزیه سیگنال اولیه جریان می‌باشد. به منظور بررسی هر یک از این سیگنال‌ها با استفاده از روش کاهش ورودی شبکه عصبی مشخص شد که برای تعمیم مدل در هر زمان دیگری، تجزیه سیگنال اولیه تا ۶ زیر سری قادر است نتایج یکسانی در پیش‌بینی جریان در هر سه مرحله آموزش، اعتبارسنجی و تست نشان دهد. درحالی‌که به کارگیری زیر موجک‌های d_7 تا d_{10} نتایج یکسانی را در این سه مرحله ارائه نمی‌دهد.

به سبب رفتارهای موجی نامنظم پدیده‌های هیدرولوژیکی، قابلیت مدل‌سازی این پدیده‌ها به وسیله امواج نامنظم (موجک‌ها) نسبت به امواج منظم بیشتر است [۳۳]. در این مطالعه به منظور پیش‌بینی جریان سطحی تنگه‌هرمز از شبکه عصبی پیش‌خور با الگوریتم آموزشی لونبرگ-مارکوارت استفاده شد. در تعیین ورودی‌های مدل نیز سری زمانی سرعت جریان سطحی از تبدیل wavelet با زیر موجک‌های مادر $haar$ ، Sym ، Db ، $dmey$ ، $Bior$ ، $Coif$ ، $Rbio$

۸. مراجع

- discharge prediction. Proceeding of the 19th Chinese Control Conference; 2000 Dec 6-8; Hong Kong, China.
- [14] Zahiri A, Dehghani AA. Flow Discharge Determination in Straight Compound Channels Using ANNs. World Academy of Science, Engineering and Technology. International Journal of Computer, Electrical, Automation, Control and Information Engineering. 2009 Oct 23;58:1-8.
- [15] Jayawardena AW, Fernando TM. River flow prediction: an artificial neural network approach. IAHS PUBLICATION. 2001:239-46.
- [16] Aydog B, Ayat B, Öztürk MN, Çevik EÖ, Yüksel Y. Current velocity forecasting in straits with artificial neural networks, a case study: Strait of Istanbul. Ocean Engineering. 2010 Apr 30;37(5):443-53.
- [17] Zimmermann HJ, Tselentis G, Someren M, Dounias G. A review of wavelet networks, wavenets, fuzzy wavenets and their applications. In: Thuillard M. Advances in computational intelligence and learning. Netherlands: Springer; 2002. p.43-60.
- [18] رجائی طاهر. شهابی اکبر. کاربرد مدل ترکیبی موجک- شبکه عصبی در پیش‌بینی تغییرات کوتاه‌مدت تراز سطح دریا (مطالعه موردی: بندر چابهار). مجله دریا فنون. ۱۳۹۳؛۱(۲):۴۲-۵۳.
- [۱۹] شفاعی مریم، فاخری فرد احمد، دربندری صابره، قربانی محمدعلی. پیش‌بینی جریان روزانه رودخانه با استفاده از مدل هیبرید موجک و شبکه عصبی. مطالعه موردی ایستگاه هیدرومتری وینار در حوضه آبریز آجی چای. مجله مهندسی آبیاری و آب. ۱۳۹۲؛۴(۱۴):۱۱۳-۱۲۸.
- [20] Mirkamali MS, Keshavarz N, Bakhtiari MR. Evolution analysis of miocene channels and faults in offshore area of Strait of Hormuz (Eastern part of Persian Gulf) using seismic meta-attributes. Journal of Petroleum Science and Engineering. 2016 Nov 30;147:116-28.
- [۲۱] آل یعقوب سید مهدی. پیش‌بینی تندی باد میانگین ماهانه در تنگه‌هرمز با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی برای سال ۲۰۰۰، با استفاده از داده‌های سال ۱۹۹۰. چهاردهمین کنفرانس سالانه انجمن کامپیوتر ایران؛ ۱۳۸۷ اسفند ۲۰-۲۱؛ تهران، ایران.
- [۲۲] درواری سیده‌زهرا، سلیمانی کریم، بیات فاطمه. توانایی
- [۱] نوحه‌گر احمد، حسینی بالام فهیمه. مطالعه جریان‌ات زیرسطحی و سیرکولاسیون آب در تنگه‌هرمز با روش شبیه‌سازی. ششمین همایش علوم و فنون دریایی؛ ۱۳۸۴ دی ۱-۲؛ تهران، ایران.
- [۲] صدری نسب مسعود. مدل‌سازی عددی سه‌بعدی گردش آب در تنگه‌هرمز. مجله اقیانوس‌شناسی. ۱۳۸۹؛۱(۱):۶-۹.
- [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] Pous S, Carton X, Lazure P. A process study of the wind-induced circulation in the Persian Gulf. Open Journal of Marine Science. 2013;3(1):1-11.
- [۵] اکبری نسب محمد، علی اکبری بیدختی عباسعلی، خلیل‌آبادی محمدرضا، خادمی ایمان. محاسبه عددی عدد پیرانتل در لایه‌بندی ستون آب تنگه‌هرمز. مجله علوم و فنون دریایی. ۱۳۹۵.
- [6] Londhe SN. Soft computing approach for real-time estimation of missing wave heights. Ocean Engineering. 2008 Aug 31;35(11):1080-9.
- [7] Reikard G, Rogers WE. Forecasting ocean waves: Comparing a physics-based model with statistical models. Coastal Engineering. 2011 May 31;58(5):409-16.
- [8] Savitha R, Al Mamun A. Regional ocean wave height prediction using sequential learning neural networks. Ocean Engineering. 2017 Jan 1;129:605-12.
- [9] Altunkaynak A. Prediction of significant wave height using geno-multilayer perceptron. Ocean Engineering. 2013 Jan 15;58:144-53.
- [10] Dawson CW, Wilby R. An artificial neural network approach to rainfall-runoff modelling. Hydrological Sciences Journal. 1998 Feb 1;43(1):47-66.
- [11] Coulibaly P, Anctil F, Bobee B. Daily reservoir inflow forecasting using artificial neural networks with stopped training approach. Journal of Hydrology. 2000 May 8;230(3):244-57
- [12] Jayawardena AW, Fernando TM. River flow prediction: an artificial neural network approach. IAHS PUBLICATION. 2001:239-46.
- [13] Jayawardena AW, Fernando TM, Chan CW, Chan WC. Comparison of ANN, dynamical systems and support vector approaches for river

- 1991 Oct;8(4):14-38.
- [29] Merry RJ, Steinbuch M. Wavelet theory and applications—a literature study, Eindhoven University of Technology. Department of Mechanical Engineering, Control Systems Technology Group; 2005.
- [30] Zhang BL, Dong ZY. An adaptive neural-wavelet model for short term load forecasting. Electric power systems research. 2001 Sep 28;59(2):121-9.
- [31] Misiti M, Misiti Y, Oppenheim G, Michel JP. Wavelet toolbox: for use with MATLAB. 1996.
- [32] Lee TL. Back-propagation neural network for long-term tidal predictions. Ocean Engineering. 2004 Feb 29;31(2):225-38.
- [33] Addison PS, Murray KB, Watson JN. Wavelet transform analysis of open channel wake flows. Journal of engineering mechanics. 2001 Jan;127(1):58-70.

۹. پی نوشت

- ¹ Johns
² Reynolds
³ Stéphane Pou
⁴ Model for Applications at Regional Scale
⁵ Londhe
⁶ Gordad reikard
⁷ Abdusselamt
⁸ Kumar
⁹ Dawson
¹⁰ Coulibaly
¹¹ Jayawardena
¹² Zahiri
¹³ Aydogan
¹⁴ Lee

شبکه عصبی مصنوعی در تخمین خصوصیات شیمیایی آب (مطالعه موردی رودخانه دوآب در حوضه سلیمان تنگه). کنفرانس بین‌المللی تغییرات زیست محیطی منطقه خزری؛ ۱۳۸۷ شهریور ۳-۴؛ بابلسر. ایران.

[۲۳] ابوالقاسمی مجید، موسوی میرطیب، ابوالحسن شیرازی حبیب اله. نقش خطوط انتقال نفت (ظهران به بنج - ابوظبی به دریای عمان در اهمیت استراتژیک تنگه هرمز) [پایان‌نامه کارشناسی ارشد]. تهران: دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکزی - دانشکده حقوق و علوم سیاسی؛ ۱۳۹۲.

[۲۴] اردکانی حمیدرضا، شفیعی فر مهدی، پناهی روزبه، قاسمی علی. ارائه مدلی هوشمند برای پیش‌بینی طیف امواج تنگه هرمز با استفاده از مدل رگرسیون درختی M5. شانزدهمین همایش صنایع دریایی ایران؛ ۱۳۹۳ آذر ۱۱-۱۲؛ بندرعباس، ایران.

[۲۵] معتمدنیا محبوبه، صفری زارچی مهدی، ملکیان آرش، نوحه‌گر احمد، کریمی زارچی کمال، اسدی هانیه. برآورد ارتباط جریان رودخانه، پارامترها و متغیرهای کیفی آب، مطالعه موردی: رودخانه‌های شمالی تنگه هرمز. فصلنامه بین‌المللی پژوهشی تحلیلی منابع آب و توسعه ۱۳۹۳؛ ۲(۴).

- [26] Demuth H, Beale M. Neural Network Toolbox For Use with MATLAB. 1998; MathWork Inc.
- [27] Available From: <http://oceanmotion.org/>
- [28] Rioul O, Vetterli M. Wavelets and signal processing. IEEE signal processing magazine.