

واکاوی کارایی روش‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چندمتغیره در پیش‌بینی کشند

محمد ذونعمت کرمانی^{۱*}، یارمحمد بای^۲

۱- استادیار، بخش مهندسی آب، دانشگاه شهید باهنر کرمان، استان کرمان، کرمان، پست الکترونیکی: zounemat@uk.ac.ir
۲- عضو کمیته زمین یونسکو و کمیسیون پژوهش سازمان حفاظت محیط زیست، پست الکترونیکی: bay1353@yahoo.com

تاریخ پذیرش: ۹۱/۱۰/۱۷

* نویسنده مسوول

تاریخ دریافت: ۹۱/۱/۱۴

© نشریه علمی - پژوهشی اقیانوس‌شناسی ۱۳۹۲، تمامی حقوق این اثر متعلق به نشریه اقیانوس‌شناسی است.

چکیده

پیش‌بینی تغییرات کشند، به دلیل اهمیتی که در برنامه‌ریزی‌های ناوگان دریایی و نظامی، حمل و نقل و کشتیرانی، طراحی بنادر و سایر مسایل مرتبط با امور دریا دارد؛ از دیرباز مورد توجه بوده است. هدف این مطالعه بررسی عملکرد مدل‌های شبکه‌های عصبی پیش‌خور با ۳ الگوریتم یادگیری کاهش شیب، شیب مزدوج و لوبنبرگ-مارکوارد در پیش‌بینی ساعتی تغییرات کشند است. به علاوه در تحقیق حاضر، نتایج حاصل از مدل رگرسیون خطی چندمتغیره نیز مد نظر قرار گرفته است. برای این منظور داده‌های ساعتی مشاهداتی ایستگاه ساحلی خلیج چابهار در دریای عمان و ایستگاه‌های جزیره کیش و بندر امام خمینی (ره) در سواحل شمالی خلیج فارس در یک بازه ۹۰ روزه مورد استفاده قرار گرفته‌اند. به منظور تعیین مقدار وقفه مناسب در مدل‌سازی زمانمند، شیوه خودهمبستگی جزئی به کار گرفته شده است. نتایج ارزیابی مدل‌ها بر اساس شاخص‌های ریشه میانگین مجذور خطا و درصد مطلق خطا حاکی از آن است که مدل شبکه عصبی مبتنی بر الگوریتم لوبنبرگ-مارکوارد بالاترین دقت را در پیش‌بینی تغییرات کشند در هر ۳ ایستگاه مطالعاتی دارا است. این الگوریتم به طور متوسط به میزان ۲۲، ۴ و ۲ درصد دقت پیش‌بینی‌های مدل‌های رگرسیون خطی چندمتغیره، الگوریتم کاهش شیب و شیب مزدوج را بهبود بخشیده است. در نهایت تحلیل خطای مربوط به مجموع باقیمانده‌ها، بیش‌پیش‌بین بودن مدل‌های شبکه عصبی در ایستگاه‌های جزیره کیش و بندر امام خمینی (ره) و کم‌پیش‌بین بودن آن‌ها را در ایستگاه خلیج چابهار را آشکار می‌سازد.

کلمات کلیدی: لاک‌پشت رگرسیون خطی چندمتغیره، شبکه عصبی مصنوعی، کاهش شیب، شیب مزدوج، لوبنبرگ-مارکوارد، پیش‌بینی کشند

در مواجهه با سواحل تقویت و تضعیف شده و رفتار آن‌ها در این‌گونه مواقع پیچیده‌تر از آب‌های ژرف و دور از سواحل خواهد بود. در آب‌های کم ژرفا، تاثیرات هندسه و توپوگرافی سواحل می‌تواند موجبات تغییرات مولفه‌های کشند را با توجه به

۱. مقدمه

کشند دریایی به بالا رفتن (برکشند) و پایین افتادن (فروکشند) سطح آب نسبت به زمان اطلاق می‌گردد. حرکات کشند می‌تواند

(۱۹۹۷) پیش‌بینی تغییرات سطح آب دریای خزر را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و مدل میانگین متحرک خودبازگشتی مورد بررسی قرار داد.

در تحقیق حاضر سه نمونه شبکه‌ی عصبی پیش‌خور با الگوریتم‌های آموزشی متفاوت (کاهش شیب، لونیگ-مارکوارد، شیب مزدوج) به‌همراه روش رگرسیون خطی چندمتغیره به‌منظور پیش‌بینی یک ساعته تغییرات کشند در سه ایستگاه ساحلی خلیج چابهار، جزیره کیش و بندر امام خمینی (ره) مورد بررسی و واکاوی قرار گرفته‌اند.

۲. مواد و روش‌ها

در ارتباط با مدل‌سازی سری‌های زمانی، روش‌های متعددی توسط محققان به‌کار گرفته شده است. روش رگرسیون خطی چندمتغیره به علت سبک بودن و سادگی در مدل‌سازی را می‌توان یکی از معمول‌ترین این روش‌ها برشمرد. با این وجود روش مزبور به علت عدم توانایی کامل در پیش‌بینی برخی از سری‌های زمانی دارای اغتشاش و عدم وجود حافظه میان مدت همواره قابل اطمینان نیست (Adamowski and Karapataki, 2010). در دهه‌های اخیر، استفاده از روش‌های مبتنی بر هوش محاسباتی به‌دلیل قابلیت بالای آن‌ها در شبیه‌سازی فرآیندهای پیچیده غیر خطی، برای مدل‌سازی سری‌های زمانی گسترش قابل توجهی یافته است. از مهم‌ترین این روش‌ها می‌توان به شبکه‌های نوروفازی (Zounemat Kermani and Teshnelab, 2008) و شبکه‌های عصبی مصنوعی (Palani et al., 2008) اشاره کرد. در ادامه، مدل‌ها و روش‌های مورد استفاده به‌منظور پیش‌بینی تغییرات سطح آب در اثر پدیده کشند تشریح می‌گردند.

۲-۱. رگرسیون خطی چندمتغیره

با بهره‌گیری از روش‌های رگرسیون چندمتغیره می‌توان به تحلیل و بررسی همزمان چندین متغیر مختلف پرداخت. عملکرد مناسب این روش‌ها تا حد زیادی به صحت داده‌ها و عدم وجود اغتشاشات بستگی دارد، چرا که این روش‌ها در مقابل اطلاعات نادرست حساسیت بالایی داشته و ورود چنین داده‌هایی منجر به بروز خطاهای بزرگ و فاحش در نتایج می‌شود. افزون بر این کارایی مناسب این روش‌ها در برابر متغیرهای با توزیع نرمال

بسامدهای محلی فراهم آورد. نتیجه تقابل فروکشند و برکشند در ژرفا، هندسه و توپوگرافی سواحل و نیروی چرخشی زمین باعث تغییرات متفاوت سطح آب (کمتر و یا بیشتر) نسبت به صرف تاثیر مستقیم اجرام سماوی می‌شود. با وجود پیچیدگی‌های یاد شده در تغییرات سطح آب سواحل، پیش‌بینی دقیق کشند امری مشکل و بغرنج خواهد بود. در حیطه مهندسی سواحل و بنادر، پیش‌بینی صحیح تغییرات سطح آب بر روی سازه‌های دریای، اسکله و باراندازها و برنامه‌ریزی حرکت کشتی‌ها امری مهم و حیاتی است. بر همین اساس لازم است تا شیوه‌هایی ویژه برای پیش‌بینی کشند به‌کار گرفته شود.

روش همساز^۱ معرفی شده توسط Darwin (۱۹۰۷) بر اساس تجزیه اثر همسازهای متفاوت با بسامدهای مشخص از اجرام سماوی پایه‌گذاری شده است. در واقع تحلیل همساز کشند، تجزیه نتایج حاصل از مشاهدات ثبت شده کشند به مولفه‌های آن است که از روش‌های مختلفی می‌توان این پدیده را مورد بررسی قرار داد (Doodson, 1921; Desai, 1996). به بیان ساده‌تر، در این روش با توجه به تعیین بسامد هر یک از اجرام سماوی مانند ماه، خورشید و غیره بر روی کشند، می‌توان به رابطه‌ی مشخصی برای مدل‌سازی و پیش‌بینی کشند در هر نقطه دست یافت. با این حال یکی از معایب این روش نیازمندی آن به تعداد داده‌های ورودی نسبتاً زیاد (داده‌های ساعتی به مدت حداقل ۳۶۹ روز) است.

همچنین به‌علت تاثیرات محلی در تغییرات سطح آب، استفاده از این روش در تنگه‌ها و مناطق ساحلی با هندسه‌ی بستر پیچیده همراه با خطا خواهد بود (Chang and Lin, 2006). برای مدل‌سازی و پیش‌بینی رفتار کشند می‌توان از شیوه‌های جایگزین مانند مدل‌سازی سری‌های زمانی بهره جست. از مهم‌ترین روش‌های مدل‌سازی سری‌های زمانی می‌توان به استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی خطی (Zounemat-Kermani et al., 2009) و رگرسیون خطی (Adamowski and Karapataki, 2010) اشاره کرد.

در همین راستا چندی از پژوهشگران بر روی پیش‌بینی کشند با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی اقدام ورزیده‌اند. Tsai and Lee (۱۹۹۹) شبکه عصبی مصنوعی را برای پیش‌بینی سطوح کشندی روزانه و نیم‌روزه مورد استفاده قرار دادند. Lee and Jeng (۲۰۰۲) با توسعه یک مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی به پیش‌بینی بلند مدت تغییرات سطح کشند پرداختند. همچنین Vaziri

^۱ Harmonic

جایی که N برابر با تعداد پردازشگرها، O_k خروجی شبکه در K -امین پردازشگر خروجی و t_k مقدار هدف در نظر گرفته است. در این نوع از شبکه‌ها ارتباط بین پردازشگرها از نوع مستقیم بوده و هیچگونه چرخه بازگشتی درون شبکه اتفاق نمی‌افتد. به عبارت دیگر، در شبکه‌های پیش‌خور بردار ورودی به شبکه اعمال شده و تاثیراتش از طریق لایه‌های میانی به لایه‌ی خروجی انتشار می‌یابد. شکل ۱ نمونه‌ای از یک شبکه عصبی پیش‌خور را نشان می‌دهد. در ادامه به تشریح نحوه عملکرد ۳ الگوریتم یادگیری شبکه‌های پیش‌خور شامل کاهش شیب، شیب مزدوج و لونبرگ-مارکوارد پرداخته می‌شود.

- الگوریتم یادگیری کاهش شیب

الگوریتم کاهش شیب معمول‌ترین شیوه برای آموزش شبکه‌های عصبی پیش‌خور است. برای آموزش شبکه‌های تحت نظارت، وجود داده‌های خروجی وابسته با داده‌های ورودی الزامی است. در این صورت امکان محاسبه میزان اختلاف بین مقادیر شبیه‌سازی شده توسط شبکه و مقادیر خروجی مشاهداتی میسر می‌گردد. این الگوریتم با تغییر مقدار اولیه وزن‌های پردازشگرها در جهت شیب کاهشی در حین تکرارهای آموزش، مقدار خطا را کاهش می‌دهد (Tayfur et al., 2005).

$$\chi_{k+1} = \chi_k - \eta_k g_k \quad (3)$$

جایی که k شمارنده تکرار یادگیری، χ معرف بردار وزن‌ها و بایاس‌ها، g_k گرادیان میزان فعلی و η نرخ آموزش است.

- الگوریتم یادگیری شیب مزدوج (توام)

در روش کاهش شیب، وزن‌ها و بایاس‌ها در جهت بیشترین شیب کاهش تابع خطا اصلاح می‌شوند. اما با وجود اینکه در هر لحظه این تابع با حداکثر سرعت کاهش پیدا می‌کند، لزوماً در کل مسیر سریع‌ترین همگرایی حاصل نمی‌شود. به بیان دیگر مسیر، الزاماً یک مسیر بهینه نخواهد بود. در روش شیب مزدوج، جستجو بین جهت‌های مزدوج صورت می‌گیرد، که این امر موجب همگرایی سریع‌تری نسبت به روش کاهش شیب می‌گردد. جهت جستجو در هر تکرار k از الگوریتم به صورت

محرز می‌گردد. رگرسیون چندمتغیره در حقیقت ارتباط بین چند متغیر مستقل را با متغیر مورد نظر بیان می‌دارد. در این روش، با در نظر داشتن متغیرهای مستقل وابسته به زمان $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-n}$ ، یک ارتباط خطی با متغیر وابسته \tilde{y}_t به صورت زیر ایجاد می‌گردد:

$$\tilde{y}_t = a_0 + a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + \dots + a_n y_{t-n} + \varepsilon \quad (1)$$

در رابطه ۱ از مقادیر a_1, a_2, \dots, a_n به عنوان ضرایب رگرسیون یاد می‌شود. این ضرایب، ضرایب نامشخصی هستند که در حقیقت مسئول برآورد فراسنج وابسته‌اند (جلالی لیچایی و بید هندی، ۱۳۸۵).

۲-۲. شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور

شبکه‌ی عصبی مصنوعی نوعی سامانه‌ی پردازش اطلاعات است که عملکردی شبیه شبکه عصبی زیست‌شناختی دارد. در این روش تلاش بر این است که بر اساس روابط ذاتی میان داده‌ها، نگاشتی غیر خطی بین متغیرهای مستقل و وابسته برقرار گردد. هر شبکه‌ی عصبی مصنوعی از لایه‌های ورودی، پنهان (مخفی) و خروجی تشکیل شده است. در هر لایه چند عنصر پردازشگر (نرون، گره) وجود دارد. یک شبکه عصبی مجموعه‌ای از پردازشگرهایی است که در آن هر پردازشگر با پردازشگرهای لایه بعدی مرتبط است. روابط بین لایه‌های شبکه با توجه به ضرایب وزنی و بایاس هر پردازشگر و توابع انتقال یا آستانه امکان پذیر می‌شود. در نهایت، خروجی شبکه را می‌توان مقدار شبیه‌سازی شده حاصل از شبکه آموزش یافته برشمرد. در هنگام آموزش شبکه لازم است تا با برگزیدن الگوریتم یادگیری مناسب مقدار خطای شبیه‌سازی را به حداقل رساند.

در مقاله حاضر ۳ شبکه عصبی پیش‌خور تحت نظارت با الگوریتم‌های یادگیری متفاوت مورد بررسی قرار گرفته‌اند. لازم به ذکر است که الگوریتم‌های آموزشی شبکه‌های مصنوعی مورد بررسی بر اساس روش پس انتشار خطا هستند. در روش پس انتشار خطا هدف اصلی کاهش میزان خطای شبکه با توجه به رابطه زیر است:

$$e = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (o_k - t_k)^2 \quad (2)$$

p_k (مزدوج χ_k) تعریف می‌شود. در این صورت رابطه‌ی بین p_k و χ_k می‌توان به صورت:

$$\chi_{k+1} = \chi_k - [H + \eta I]^{-1} J^T e(t) \quad (6)$$

$$\chi^T A p = 0$$

که در آن H ماتریس هسین، J ماتریس ژاکوبین و η نرخ یادگیری است. در این الگوریتم اگر خطا نسبت به تکرار قبلی الگوریتم افزایش یابد، نرخ یادگیری افزایش خواهد یافت تا تاثیر مشتق اول نسبت به مشتق دوم افزایش یابد. در غیر این صورت در صورت کاهش خطا نسبت به تکرار پیشین الگوریتم، مقدار نرخ یادگیری کاهش داده می‌شود تا تاثیر مشتق دوم افزایش یابد. نکته‌ی قابل توجه در الگوریتم لوبنبرگ-مارکوارد استفاده از مشتقات دوم بدون محاسبه مستقیم ماتریس هسین است. ماتریس مشتقات دوم و گرادیان را می‌توان به صورت $H = J^T J$, $g = J^T e$ تخمین زد.

بیان نمود، در حالی که A یک ماتریس مثبت متقارن است. در تمام الگوریتم‌های جستجوی مزدوج، در آغاز تکرار جهت جستجو برابر مقدار منفی گرادیان تابع معیار قرار داده می‌شود ($p_0 = -g_0$). سپس یک جستجوی خطی در جهت P_k برای یافتن بیشترین کاهش تابع معیار صورت می‌گیرد.

$$\chi_{k+1} = \chi_k + \alpha_k g_k, \quad \alpha_k = \frac{g_k^T g_k}{p_k^T A p_k} \quad (4)$$

که در آن α_k متغیر است و جستجو برای یافتن مقداری از آن که متناظر با مقدار کمینه تابع ارزش باشد دنبال می‌شود و جهت جستجو به صورت:

$$p_k = -g_k + \beta_k p_{k-1}$$

به‌هنگام‌سازی می‌شود. که در آن g_k برابر گرادیان تابع معیار در تکرار k -ام الگوریتم است. با توجه به روش‌های متعدد برای محاسبه فرانسج β_k ، می‌توان الگوریتم‌های شیب مزدوج را از یکدیگر متمایز نمود. در روش موسوم به Fletcher and Reeves این فرانسج به صورت زیر محاسبه می‌شود (Gilbert and Nocedal, 1992):

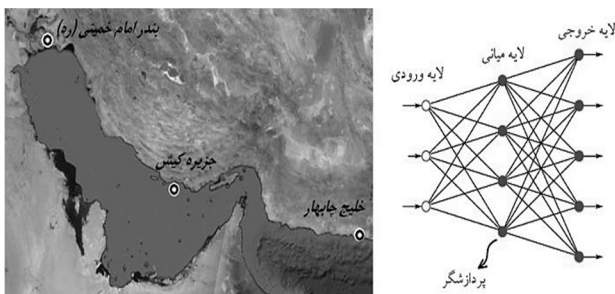
$$\beta_k = \frac{g_k^T g_k}{g_{k-1}^T g_{k-1}} \quad (5)$$

- الگوریتم یادگیری لوبنبرگ-مارکوارد

بر خلاف الگوریتم‌های کاهش شیب و شیب مزدوج، در روش لوبنبرگ-مارکوارد علاوه بر مشتق اول (ماتریس ژاکوبین) از مشتقات دوم نیز (ماتریس هسین) برای اصلاح فرانسج‌ها استفاده می‌شود. یکی از حسن‌های روش مزبور تغییر میزان نرخ یادگیری به صورت تطبیقی در شبکه است (Adeloye and Munari, 2006).

۳. مورد مطالعاتی

داده‌های زمانمند ساعتی تغییرات ارتفاع کشند در سه ایستگاه اندازه‌گیری سواحل شمالی خلیج فارس و دریای عمان شامل کنارک واقع در خلیج چابهار، جزیره کیش و بندر امام خمینی (ره) از طریق تارنمای سازمان نقشه برداری کشور دریافت گردید. در ابتدا تمام ۲۱۶۰ داده ساعتی دریافت شده برای هر ایستگاه (به مدت ۹۰ روز از اول ژانویه ۲۰۱۱ تا ۳۱ مارس ۲۰۱۱ از ساعت ۰۰ تا ۲۳) به منظور اطمینان از پیوستگی و عدم وجود داده گم شده بررسی گشت و صحت داده‌ها مورد تأیید قرار گرفت. لازم به ذکر است که انتخاب ۳ ایستگاه به نحوی صورت گرفت که سواحل شرقی، میانی و غربی دریای عمان و خلیج فارس را در برداشته باشد (شکل ۱).



شکل ۱: راست: نمایی از یک شبکه عصبی پیش‌خور ۳ لایه؛ چپ: موقعیت سه ایستگاه اندازه‌گیری تغییرات ارتفاعی کشند در سواحل شمالی خلیج فارس و دریای عمان به صورت نمایشی

تحلیل فوق کافی بودن ۳، ۵ و ۶ وقفه را برای مدل‌سازی زمانمند تغییرات کشند در سه ایستگاه مزبور نشان می‌دهد.

پیش از ورود داده‌ها به مدل شبکه عصبی، داده‌ها بین صفر تا یک استاندارد شدند. داده‌های استاندارد شده آموزش برای تعلیم دادن شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفتند. بر اساس ترکیب داده‌های ورودی، ۳ ساختار بالقوه شبکه عصبی و رگرسیون خطی چندمتغیره برای ایستگاه چابهار، ۵ ساختار برای جزیره کیش و ۶ ساختار برای بندر امام فارغ از نوع الگوریتم یادگیری توسعه داده شد (جدول ۲).

جدول ۲: ساختارهای مدل‌های پیش‌بینی رگرسیون خطی چندمتغیره و شبکه‌های عصبی مصنوعی با توجه به ترکیب داده‌های ورودی

ایستگاه	ساختار	داده‌های ورودی	تعداد داده‌های ورودی	بهترین معماری شبکه
خلیج چابهار	C1	HC(t-1)	۱	(۱.۳.۱)
	C2	HC(t-1), HC(t-2)	۲	(۲.۴.۱)
	C3	HC(t-1), HC(t-2), HC(t-3)	۳	(۳.۵.۱)
جزیره کیش	K1	HK(t-1)	۱	(۱.۳.۱)
	K2	HK(t-1), HK(t-2)	۲	(۲.۴.۱)
	K3	HK(t-1), HK(t-2), HK(t-3)	۳	(۳.۵.۱)
	K4	HK(t-1), HK(t-2), HK(t-3), HK(t-4)	۴	(۴.۶.۱)
	K5	HK(t-1), HK(t-2), HK(t-3), HK(t-4), HK(t-5)	۵	(۵.۶.۱)
بندر امام خمینی	B1	HE(t-1)	۱	(۱.۳.۱)
	B2	HE(t-1), HE(t-2)	۲	(۲.۴.۱)
	B3	HE(t-1), HE(t-2), HE(t-3)	۳	(۳.۵.۱)
	B4	HE(t-1), HE(t-2), HE(t-3), HE(t-4)	۴	(۴.۶.۱)
	B5	HE(t-1), HE(t-2), HE(t-3), HE(t-4), HE(t-5)	۵	(۵.۷.۱)
	B6	HE(t-1), HE(t-2), HE(t-3), HE(t-4), HE(t-5), HE(t-6)	۶	(۶.۷.۱)

در جدول ۲، نمایه‌های $HC(t-n)$ ، $HK(t-n)$ و $HE(t-n)$ به ترتیب نشان دهنده تغییرات کشند در خلیج چابهار، جزیره کیش و بندر امام خمینی (ره) در زمان n ساعت قبل است. برای هر ساختار ورودی، شبکه‌های عصبی سه لایه با توجه به سه الگوریتم یادگیری کاهش شیب، شیب مزدوج و لونیبرگ مارکوارد آموزش داده شدند. مقدار بهینه تعداد پردازشگرهای هر شبکه بر اساس روش سعی و خطا و با افزودن مرتب پردازشگرها در دامنه ۲ تا ۲۰ عدد برای لایه میانی تعیین شد. لازم به یادآوری است که تعداد پردازشگرهای کم باعث عدم تطابق و تعداد زیاد پردازشگرها در لایه میانی باعث بیش برآزش می‌شود. در نهایت برای هر ساختار شبکه‌ی عصبی بهترین معماری شبکه بر اساس تعداد پردازشگرهای لایه میانی تعیین شد (جدول ۲).

پس از آن ۸۰ درصد کل داده‌های سری زمانی برای آموزش (ساعت ۰۰:۰۰ روز ۱ ژانویه تا ساعت ۰۰:۰۰ روز ۱۳ مارس ۲۰۱۱) و ۲۰ درصد باقیمانده برای آزمون (ساعت ۰۱:۰۰ روز ۱۳ مارس تا ساعت ۲۳:۰۰ روز ۳۱ مارس ۲۰۱۱) جداسازی شدند. مشخصات ساعتی آماری (میانگین، انحراف معیار، کمینه، بیشینه، ضریب تغییرات و ضریب چولگی) مربوط به داده‌های دریافت شده ۳ ایستگاه اندازه‌گیری در جدول ۱ ارائه شده است.

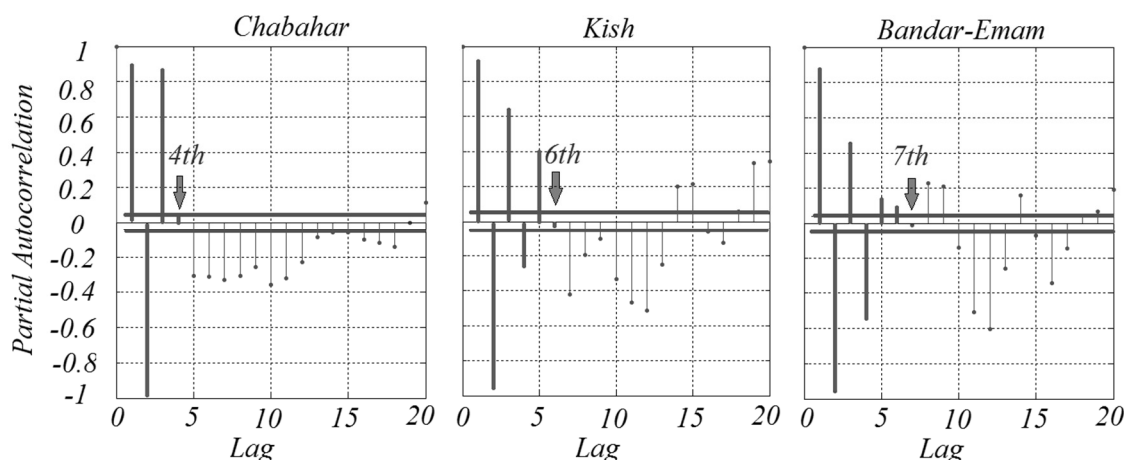
جدول ۱: مشخصات آماری تغییرات کشند در سه ایستگاه چابهار، کیش و بندر امام خمینی (ره)

ایستگاه	مشخصات آماری				
	میانگین	انحراف معیار	کمینه	بیشینه	ضریب تغییرات چولگی
چابهار	۱/۷۴	۰/۶۳	۰/۰۹	۳/۱۲	-۰/۲۷
کیش	۰/۹۹	۰/۳۵	۰/۰۲	۱/۶۷	-۰/۵۷
بندر امام	۳/۱۶	۱/۲۴	-۰/۰۹	۵/۵۸	-۰/۳۴

تحلیل آماری مشخصات تغییرات کشند در ۳ ایستگاه مورد نظر، تفاوت خصوصیات آماری را در هر ۳ ایستگاه آشکار می‌سازد. در این میان، تغییرات کشند در جزیره کیش با داشتن کمترین ضریب تغییرات (۰/۳۵) و کمترین تفاوت بین فرو کشند و بر کشند (۱/۶۵ متر) نسبت به دو ایستگاه دیگر ملایم‌تر است. همچنین بندر امام خمینی (ره) دارای بیشترین تغییرات کشند (ضریب تغییرات ۰/۳۹ و اختلاف فروکشند و برکشند ۵/۶۷ متر) نسبت به دو ایستگاه چابهار و کیش است. با این وجود چولگی هر سه ایستگاه منفی است که نشان‌دهنده تمایل به چپ داده‌های دور از مرکز است.

۴. پیاده‌سازی و ارائه نتایج

انتخاب وقفه یکی از چالش‌زاترین مراحل پیش‌بینی الگوهای سری زمانی است. رهیافت مورد استفاده در این تحقیق مبتنی بر ویژگی‌های تابع خودهمبستگی جزئی است. برای این منظور، تحلیل همبستگی سری زمانی هر ایستگاه برای مشخص کردن میزان تاثیر تغییرات کشند در ساعات پیشین انجام شد و آمارهای خودهمبستگی جزئی به همراه بازه‌ی اطمینان ۹۵٪ برای ۲۰ وقفه (تاخیر) محاسبه شد (شکل ۲). با توجه به نتایج شکل ۲، می‌توان همبستگی قابل توجه تا ۳ وقفه برای ایستگاه چابهار، ۵ وقفه برای ایستگاه کیش و ۶ وقفه برای بندر امام خمینی (ره) را مشاهده کرد.



شکل ۲: نمودار تغییرات ضرایب های خودهمبستگی جزئی برای سه ایستگاه چابهار، کیش و بندر امام خمینی (ره)

خلاصه نتایج تحلیل خطای مربوط به مدل ساده، بهترین مدل رگرسیون خطی چندمتغیره و بهترین مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در جدول ۳ مندرج شده است.

جدول ۳: نتایج مربوط به مدل های پیش‌بینی ساده، رگرسیون خطی چندمتغیره و شبکه‌ی عصبی

ایستگاه	معیار خطا	مدل ساده	رگرسیون خطی چندمتغیره	شبکه عصبی		
				کاهش شیب	شیب مزدوج	لونیبرگ مارکوارد
چابهار	RMSE	-/۲۹	-/۰۴۲	-/۰۳۹	-/۰۳۸	-/۰۳۶
	MAPE	۱۹/۰۲	۱/۳۸	۱/۳۴	۱/۳۱	۱/۲۹
کیش	RMSE	-/۱۵	-/۰۳۹	-/۰۳۳	-/۰۳۱	-/۰۳۰
	MAPE	۱۶/۰۲	۳/۱۱	۲/۸۵	۲/۷۸	۲/۷۳
بندر امام	RMSE	-/۶۱	-/۱۳	-/۱۰۱	-/۰۹۲	-/۰۸۹۱
	MAPE	۲۷/۰۹	۵/۶۶	۳/۱۲	۳/۰۸	۲/۹۹

همچنین ضرایب ماتریس نهایی شبکه عصبی لونیبرگ-مارکوارد در لایه مخفی برای سه ایستگاه بندر امام خمینی (ره) (ماتریس 7×6)، جزیره کیش (ماتریس 6×5) و خلیج چابهار (ماتریس 5×3) در زیر آورده شده است.

(۸)

$$W(S \times I) = \begin{bmatrix} \text{Bandar-Emam St.} & & \\ \text{Kish St.} & & \\ \text{Chabahar St.} & & \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -0.2 & 20.1 & -29.0 & 16.9 & -16.2 & 13.1 \\ 10.0 & -21.1 & 25.2 & -8.9 & -5.0 & 6.1 \\ 5.9 & -18.5 & 25.5 & -22.0 & 11.1 & -1.5 \\ -5.5 & 10.8 & -12.3 & 7.0 & -1.0 & -1.4 \\ -33.6 & 63.7 & -35.3 & -28.7 & 9.4 & 25.6 \\ -7.3 & 18.2 & -22.6 & 16.4 & -6.7 & 0.1 \\ 5.6 & -10.6 & 11.9 & -6.3 & 0.3 & 1.7 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 13.3 & -53.9 & 55.9 & -28.8 & 5.6 \\ -7.7 & 25.3 & -23.3 & 6.6 & -1.2 \\ 30.8 & -61.5 & 82.0 & -91.2 & 53.0 \\ -38.5 & 109.6 & -121.0 & 66.8 & -7.6 \\ -10.3 & 22.7 & -22.6 & 11.3 & -3.2 \\ 1.1 & -7.3 & 9.2 & -5.0 & 1.7 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 7.9 & -7.4 & 2.4 \\ -7.2 & 6.6 & -2.0 \\ -19.3 & 44.8 & -29.8 \\ 49.8 & -35.9 & -26.7 \\ -8.8 & 7.4 & -2.1 \end{bmatrix}$$

یافته‌های حاصل از تحقیق، نزدیک بودن دقت نتایج سه الگوریتم آموزش شبکه عصبی را بیان می‌دارد. با این حال نتایج

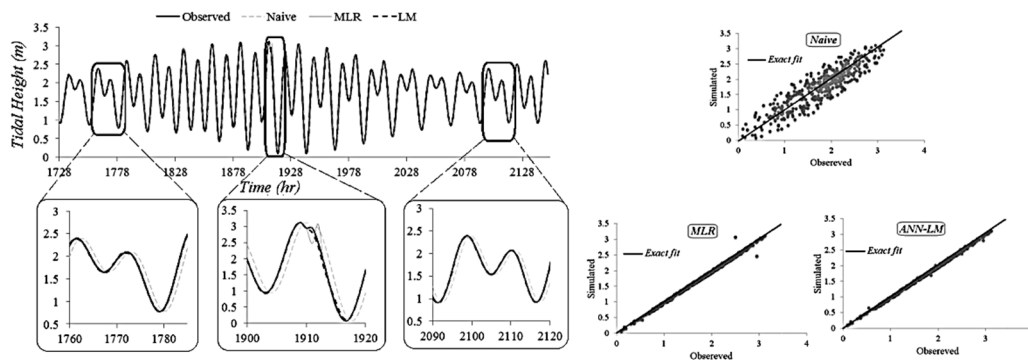
پس از اتمام آموزش شبکه‌های عصبی و تعیین وزن‌های مدل رگرسیون چندمتغیره، داده‌های آزمون برای پیش‌بینی کشند مورد استفاده قرار گرفت. به منظور انتخاب بهترین مدل پیش‌بینی، معیارهای مختلفی برای اندازه‌گیری دقت مدل‌ها وجود دارد که رایج‌ترین آنها معیار ریشه میانگین مجذور خطاهای پیش‌بینی (RMSE) است. هر مدلی که کمترین مقدار از ریشه میانگین مجذور خطای پیش‌بینی را داشته باشد، به‌عنوان بهترین مدل پیش‌بینی انتخاب می‌شود. در تحقیق حاضر علاوه بر معیار فوق، معیار میانگین درصد مطلق خطا (MAPE) نیز به‌کار گرفته شده است. مزیت استفاده از شاخص این است که وابسته به مقیاس نبوده و امکان مقایسه قدرت پیش‌بینی را برای سری‌هایی که دارای مقیاس متفاوت هستند فراهم می‌آورد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^V (H_i^O - H_i^P)^2}{n}}, \quad MAPE = \frac{100}{V} \sum_{i=1}^V \left| \frac{H_i^O - H_i^P}{H_i^O} \right| \quad (9)$$

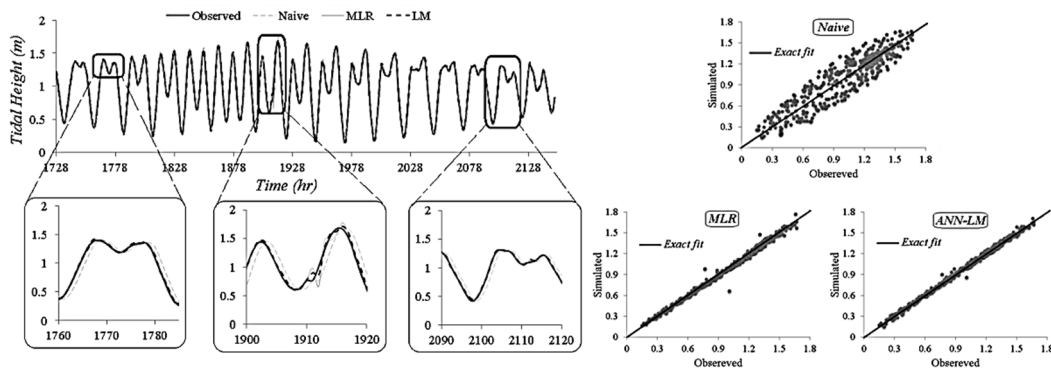
که در آن H^O و H^P به ترتیب مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی کشند و V نیز تعداد مشاهدات مورد پیش‌بینی است. یکی از روش‌های تعیین میزان برتری مدل‌های پیش‌بینی، مقایسه عملکرد آنها با مدل ساده است. در مدل ساده مقدار پیش‌بینی در گام آبی برابر با مقدار حال حاضر مشخصه فرض می‌شود. یافته‌های تحقیق برتری مدل‌های $C3(3,5,1)$ برای خلیج چابهار، $K5(5,6,1)$ برای جزیره کیش و $B6(6,7,1)$ را برای بندر امام بیان می‌دارد.

عدم کفایت این شیوه را برای پیش‌بینی مبرهن می‌سازد. اشکال ۳ تا ۵ عملکرد ۳ مدل ساده، رگرسیون خطی چندمتغیره و شبکه عصبی لونیبرگ-مارکوارد را در قالب نمودارهای زمانی و پراکنش برای سه ایستگاه خلیج چابهار، جزیره کیش و بندر امام خمینی (ره) به تصویر می‌کشند. لازم به ذکر است که آغاز محور زمانی برابر با ۱۷۲۸ ساعت پس از اول ژانویه ۲۰۱۱، معادل ساعت ۰۱:۰۰ روز ۱۳ مارس ۲۰۱۱ (منطبق بر شروع دوره آزمون) است.

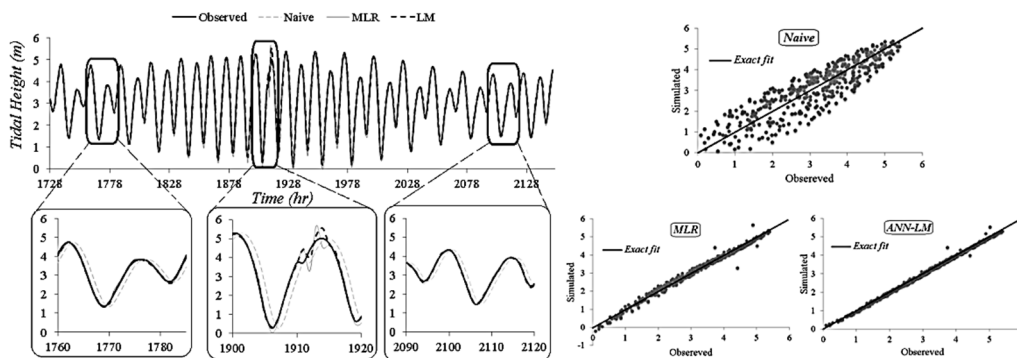
نشان می‌دهند که کم‌ترین خطای پیش‌بینی برای هر ۳ ایستگاه چابهار، کیش و بندر امام خمینی (ره) با استفاده از الگوریتم لونیبرگ-مارکوارد و با استفاده از ۵، ۶ و ۷ پردازشگر لایه میانی حاصل شده است. همچنین الگوریتم شیب مزدوج برتری نسبی در مقایسه با الگوریتم کاهش شیب را از خود نشان داده است. مقایسه عملکرد نتایج شبکه‌های عصبی و روش رگرسیون خطی چندمتغیره، برتری کامل شبکه‌های عصبی را در پیش‌بینی تغییرات کشند ساعتی بیان می‌دارد. افزون بر این تحلیل نتایج مدل ساده



شکل ۳: نمودار زمانی و پراکنش عملکرد مدل‌های پیش‌بینی در شبیه‌سازی یک ساعت آبی کشند در خلیج چابهار



شکل ۴: نمودار زمانی و پراکنش عملکرد مدل‌های پیش‌بینی در شبیه‌سازی یک ساعت آبی کشند در جزیره کیش



شکل ۵: نمودار زمانی و پراکنش عملکرد مدل‌های پیش‌بینی در شبیه‌سازی یک ساعت آبی کشند در بندر امام خمینی (ره)

است. جدول ۴ درصد میزان بهبود نتایج را با توجه به کارگیری الگوریتم لونبرگ-مارکوارد نسبت به سایر مدل‌های پیش‌بینی در سه ایستگاه چابهار، کیش و بندر امام خمینی (ره) نشان می‌دهد.

جدول ۴: درصد بهبود عملکرد مدل شبکه عصبی مصنوعی لونبرگ-مارکوارد در مقایسه با سایر مدل‌های پیش‌بینی

ایستگاه	مدل ساده	رگرسیون خطی چندمتغیره	شبکه عصبی	
			کاهش شیب	شیب مزدوج لونبرگ مارکوارد
چابهار	۹۳/۲	۷/۰	۳/۷	۱/۵
کیش	۹۰/۰	۱۲/۲	۴/۲	۱/۸
بندر امام	۸۹/۱	۴۷/۱	۴/۲	۲/۹

همان‌گونه که از نتایج جدول ۴ بر می‌آید، تفاوت درصد بهبود نتایج مدل لونبرگ-مارکوارد نسبت به مدل رگرسیون خطی چندمتغیره از ۷/۰ درصد برای خلیج چابهار به ۱۲/۲ درصد برای جزیره کیش و ۴۷/۱ برای بندر امام خمینی (ره) افزایش داشته است. این مسئله مهر تأییدی بر پیچیده‌تر بودن تغییرات کشند در سواحل غربی نسبت به سواحل شرقی است، چرا که یکی از قابلیت‌های شبکه‌های عصبی توانایی بالای آن‌ها در شبیه‌سازی مسایل غیر خطی پیچیده است. با وجود اینکه الگوریتم لونبرگ مارکوارد نسبت به دو الگوریتم کاهش شیب و شیب مزدوج عملکرد مناسب‌تری داشته است، اما اشکال عمده‌ی این روش نیاز آن به نگهداری ماتریس‌های حجیم در حافظه است که البته با پیشرفت سخت افزارهای امروزی، این مسئله قابل چشم‌پوشی است. علی‌رغم تمامی مزایایی که مدل‌های شبکه عصبی نسبت به مدل‌های رگرسیون خطی چندمتغیره دارند؛ این مدل‌ها دارای محدودیت‌هایی نیز هستند. برای نمونه برخلاف مدل‌های رگرسیونی، در مدل‌های شبکه عصبی امکان تعیین میزان تأثیر هر یک از متغیرهای مستقل در پیش‌بینی متغیرهای وابسته وجود ندارد، مگر اینکه از روش‌های بهینه‌سازی مانند الگوریتم ژنتیک استفاده شود. به‌منظور بررسی عملکرد مدل‌های پیش‌بینی در بیش‌پیش‌بین بودن و یا کم‌پیش‌بین بودن مدل، تحلیل مجموع باقیمانده‌های (خطای مطلق) انجام شد (رابطه ۸).

$$SAE = \sum_{i=1}^V (H_i^O - H_i^P) \quad (8)$$

در جدول ۵ مقادیر مجموع باقیمانده‌های هر یک از مدل‌ها مندرج شده است. مثبت بودن مقدار مجموع باقیمانده‌ها، مبین کم‌پیش‌بین بودن مدل است. مقادیر منفی مجموع باقیمانده‌ها بیش‌پیش‌بین بودن

امکان مقایسه عینی عملکرد مدل شبکه عصبی و رگرسیون خطی چندمتغیره با توجه به نمودارهای اشکال ۳ تا ۵ به سختی میسر است. با این وجود، برتری عملکرد مدل شبکه عصبی در فروکشند ساعت ۱۹۱۰ (معادل ساعت ۰۲:۰۰ روز ۲۰ مارس ۲۰۱۱) در ایستگاه کیش و برکشند ساعت ۱۹۱۰ در ایستگاه‌های چابهار و بندر امام خمینی (ره) قابل تشخیص است. تحلیل عینی نتایج در نمودارهای پراکنش مبین آنست که هر آنچه مقدار پیش‌بینی شده کشند به مقدار مشاهداتی نزدیکتر باشد، تمایل مقدار پیش‌بینی شده در برابر مشاهده به خط تطابق ۴۵ درجه بیشتر خواهد بود و در حالت بهینه منطبق بر خط تطابق خواهد شد. پراکندگی داده‌ها برای مدل ساده در هر ۳ ایستگاه قابل توجه است. استفاده از مدل‌های شبکه عصبی و رگرسیون خطی چندمتغیره تمایل مرکزی به خط تطابق را تا حد قابل توجهی بهبود بخشیده است. مقایسه نمودارهای پراکنش مدل‌های شبکه عصبی و رگرسیون خطی چندمتغیره بر ورا بودن مدل شبکه عصبی در کاهش داده‌های دور از خط تطابق دلالت دارد.

۵. بحث و تحلیل خطا

همان‌گونه که پیشتر ذکر گشت، در تحقیق حاضر از روش تابع خودهمبستگی - جزئی برای تعیین تعداد وقفه مورد نیاز برای مدل‌های پیش‌بینی استفاده شده است. نکته‌ی قابل توجه، افزایش میزان تعداد وقفه از خلیج چابهار در دریای عمان به بندر امام خمینی (ره) در خلیج فارس است (شکل ۲). این مطلب موید پیچیده‌تر شدن پدیده کشند در امتداد شرقی - غربی سواحل خلیج فارس است. علت این امر را می‌توان در پیچیدگی‌های بیشتر هندسه خلیج و همچنین کاهش ژرفای خلیج فارس در راستای شرقی - غربی دانست که می‌تواند یکی از عوامل بالقوه تأثیرگذار در پیچیده تر شدن تغییرات کشند باشد.

یافته‌های پژوهش حاضر برتری و ورا بودن مدل‌های شبکه عصبی و در راس آنها الگوریتم لونبرگ-مارکوارد را نسبت به مدل رگرسیون خطی چندمتغیره بیان می‌دارد. به‌طوری‌که استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم یادگیری لونبرگ-مارکوارد، صحت نتایج پیش‌بینی را نسبت به مدل ساده به میزان ۹۳/۲ درصد، در مقایسه با مدل رگرسیون خطی چندمتغیره ۷/۰ درصد، نسبت به الگوریتم یادگیری کاهش شیب ۳/۷ درصد و در قیاس با الگوریتم شیب مزدوج ۱/۵ درصد در خلیج چابهار ارتقا داده

خمینی(ره) تمایل به بیش‌پیش‌بینی نتایج داشته‌اند. در حالی که مدل‌های شبکه عصبی در شبیه‌سازی مقادیر آتی کشند ایستگاه چابهار کم‌پیش‌بین بوده‌اند. مدل رگرسیون خطی چندمتغیره در دو مورد مطالعاتی خلیج چابهار و جزیره کیش کم‌پیش‌بین و در بندر امام خمینی(ره) بیش‌پیش‌بین بوده است. نمودارهای شکل ۶ فراوانی خطای مطلق را در قالب نمودارهای فراوانی باقیمانده نتایج نشان می‌دهند. با توجه به نمودارهای فراوانی تهیه شده می‌توان به پراکنش خطا در مدل‌های ساده نسبت به دو مدل رگرسیون خطی چندمتغیره و شبکه‌های عصبی پی برد. همچنین با قدری تامل مشخص می‌گردد که در مواقع بیش‌پیش‌بین بودن مدل پیش‌بینی، چولگی به سمت چپ و در مواقع کم‌پیش‌بین بودن مدل پیش‌بینی چولگی به سمت راست است.

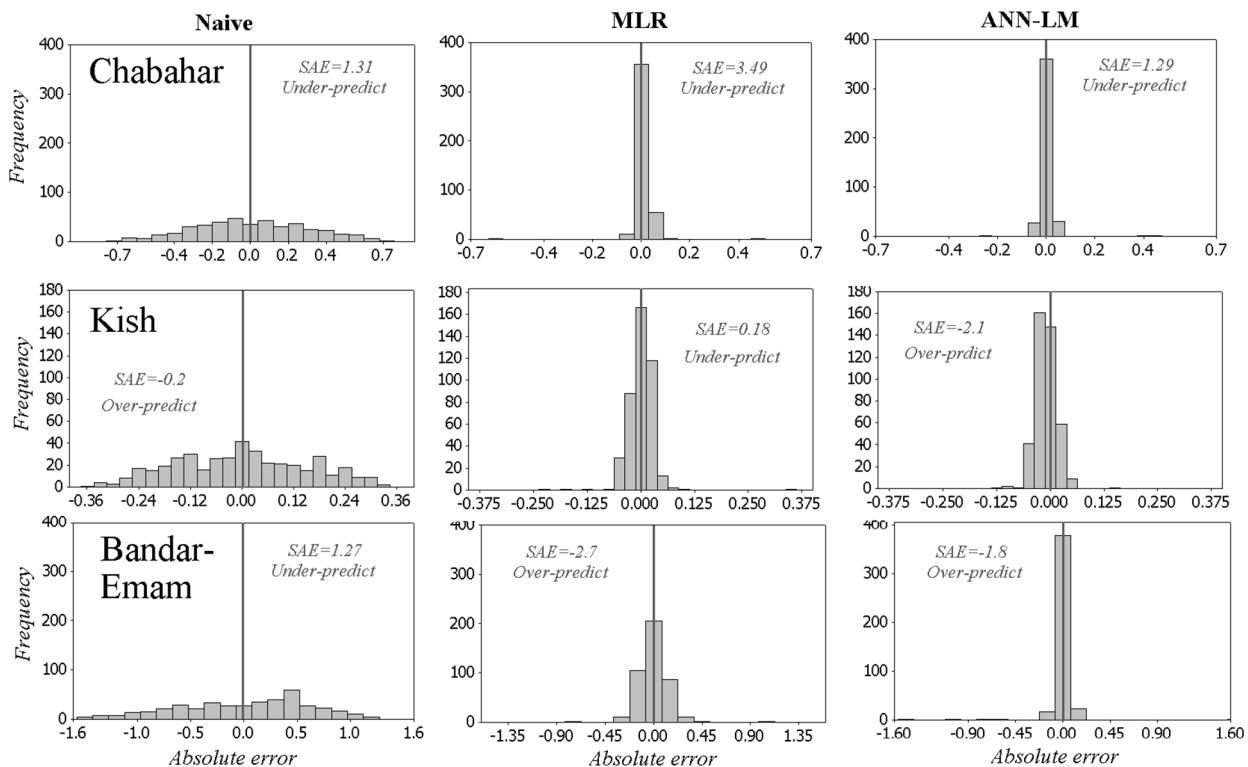
مدل و مقادیر ناچیز مجموع باقیمانده‌ها تمایل مرکزی باقیمانده‌ها به صفر و تقارن مقادیر خطای مطلق را نشان می‌دهد.

جدول ۵: مجموع باقیمانده‌های مدل‌های پیش‌بینی ساده، رگرسیون خطی چندمتغیره و

شبکه‌های عصبی مصنوعی

ایستگاه	مدل ساده	شبکه عصبی		
		رگرسیون خطی چندمتغیره	کاهش شیب	شیب مزدوج
چابهار	+۱/۳۱	+۳/۴۹	+۱/۴۲	+۱/۳۶
کیش	-۰/۲۰	+۰/۱۸	-۲/۲۳	-۲/۱۰
بندر امام	+۱/۲۷	-۲/۲۲	-۱/۸۹	-۱/۸۶

با توجه به نتایج به‌دست آمده از تحلیل خطای مجموع باقیمانده‌ها در جدول ۵، مشخص می‌شود که مدل‌های پیش‌بینی مبتنی بر شبکه‌های عصبی در دو ایستگاه جزیره کیش و بندر امام



شکل ۶: نمودارهای فراوانی خطای مطلق برای سه مدل ساده، رگرسیون خطی چندمتغیره و شبکه عصبی لونیبرگ مارکوارد در ایستگاه‌های خلیج چابهار، جزیره کیش و بندر امام خمینی(ره)

خطی چندمتغیره برای پیش‌بینی کشند، و مقایسه دقت و صحت پیش‌بینی مدل‌ها در ۳ ایستگاه مشاهداتی خلیج چابهار، جزیره کیش و بندر امام خمینی(ره) است. با توجه به اطلاعات ارائه شده در متن مقاله، الگوریتم‌های لونیبرگ-مارکوارد، شیب مزدوج و کاهش شیب نسبت به دو مدل رگرسیون خطی چندمتغیره و ساده،

۶. نتیجه‌گیری

هدف از انجام پژوهش حاضر، ارزیابی عملکرد ۳ نمونه از مدل شبکه عصبی پیش‌خور با الگوریتم‌های یادگیری کاهش شیب، شیب مزدوج و لونیبرگ-مارکوارد به‌همراه مدل رگرسیون

- Observations Oceanic. Cambridge Univ. Press, London.
- Desai, S.D.; Wahr, J., 1995. Empirical ocean tide models estimated from TOPEX/ POSEIDON altimetry. *Journal of Geophysical Research*, 100(25):205-228.
- Doodson, A.T., 1921. The harmonic development of the tide generating potential. *Proceedings of the Royal Society*, 100: 305–329.
- Gilbert, J.C.; Nocedal, J., 1992. Global Convergence Properties of Conjugate Gradient Methods for Optimization. *SIAM Journal of Optimization*, 1:21–42.
- Lee, T.L.; Jeng, D.S., 2002. Application of artificial neural networks in tide forecasting. *Ocean Engineering*, 29:1003–1022.
- Palani S.; Liong S.Y.; Tkalich P., 2008. An ANN application for water quality forecasting. *Marine Pollution Bulletin*, 56:1586–1597.
- Tayfur, G.; Swiate, D.; Wita, A.; Singh, V.P., 2005. Case study: finite element method and artificial neural network models for flow through Jeziorsko earthfill dam in poland. *Journal of Hydraulic Engineering*, 131(6):431-440.
- Tsai, C.P.; Lee, T.L., 1999. Back-propagation neural network in tidal-level forecasting. *Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering*, 125:195-202.
- Vaziri, M., 1997. Predicting caspian sea surface water level by ANN and ARIMA models. *Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering*, 123, 158-162.
- Zounemat-Kermani, M.; Beheshti, A.A.; Ataie-Ashtiani B.; Sabbagh-Yazdi S.R., 2009. Estimation of current-induced scour depth around pile groups using neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system. *Applied Soft Computing*, 9:746-55.
- Zounemat-Kermani, M.; Teshnehlab M., 2008. Using adaptive neuro-fuzzy inference system for hydrological time series prediction, *Applied Soft Computing*, 8(2): 928-936.
- به‌ترتیب بیشترین کارایی را برای پیش‌بینی ساعتی تغییرات کشند دارند. تحلیل آماری نتایج نشان می‌دهد که هر دو شیوه رگرسیون خطی چندمتغیره و شبکه عصبی با لحاظ نمودن سطح اطمینان ۹۰٪ قادر به پیش‌بینی مناسب تغییرات کشند هستند. در حالی که مقدار تفاوت عملکرد مدل رگرسیون خطی چندمتغیره و مدل‌های پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی در ایستگاه‌های جزیره کیش و بندر امام خمینی (ره) بیش از ۱۰٪ است و بنابراین استفاده از این مدل آماری برای نتایج با سطح اطمینان ۹۰٪ پیشنهاد نمی‌شود. با وجود عملکرد مناسبتر الگوریتم لونبرگ-مارکوارد نسبت به دو الگوریتم کاهش شیب و شیب مزدوج، کارایی هر سه روش در سطح اطمینان ۹۵٪ مشابه بوده و تفاوت نتایج سه روش کمتر از ۵٪ است. تحلیل خطای مربوط به باقیمانده‌ها در ۳ ایستگاه مشاهداتی، تمایل مدل‌های پیش‌بینی شبکه عصبی به پیش‌بینی نتایج (ایستگاه‌های جزیره کیش و بندر امام) و مدل رگرسیون خطی را به کم‌پیش‌بینی نتایج (ایستگاه‌های خلیج چابهار و جزیره کیش) بیان می‌دارد.

منابع

جلالی لیچایی، م؛ بید هندی، م، ۱۳۸۵. مقایسه روش‌های رگرسیون خطی چندگانه و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای برآورد تخلخل و نفوذپذیری. مجله علوم زمین، سال شانزدهم، شماره ۸۵، صفحات ۱۴۰-۱۴۹.

Adamowski, J.; Karapataki C., 2010. Comparison of multivariate regression and artificial neural networks for peak urban water-demand forecasting: evaluation of different ANN learning algorithms. *Journal of Hydrologic Engineering*, 15(10):729-743.

Adeloye, A.J.; Munari A., 2006. Artificial neural network based generalized storage-yield-reliability models using the Levenberg-Marquardt algorithm. *Journal of Hydrology*, 326:215-230.

Chang, H.K.; Lin L.C., 2006. Multi-point tidal prediction using artificial neural network with tide-generating forces. *Coastal Engineering*, 53:857-864.

Darwin, G.H., 1907. *The Harmonic Analysis of Tidal*