

پیش‌بینی تراکم جریان شکافنده در سواحل میانه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

آزاده ولی‌پور^{۱*}، حسین شیرگاهی^۲

a.valipour@yahoo.com

^{۱*}نویسنده مسئول، استادیار، گروه علوم و فنون دریایی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد جویبار

hossein.shirgahi@gmail.com

^۲استادیار، گروه کامپیوتر، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد جویبار

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۰۹/۰۹

تاریخ دریافت: ۱۳۹۸/۰۴/۰۱

چکیده

جریان‌های شکافنده جریان‌هایی قوی، قارچی شکل هستند که عامل اصلی تلفات ناشی از غرق شدن شناگران در منطقه خیزاب ساحلی محسوب می‌شوند. با توجه به رفتار متغیر این جریان‌ها و محدودیت‌های بسیار در مشاهدات میدانی، در این پژوهش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، مدلی در مورد تخمین میزان تراکم جریان‌های شکافنده در سواحل حالت میانه ارائه شده است. به این منظور نخست اطلاعات مرتبط به سیستم جریان شکافنده از طریق مدل عددی مایک ۲۱/۳ به صورت پارامترهای بی‌بعد عدد فرود، ارتفاع موج، پهنای خیزاب و پهنای کانال جریان استخراج شدند. در گام بعدی تأثیر هر یک از پارامترهای بی‌بعد روی تراکم جریان برای توابع و نرون‌های مختلف شبکه عصبی بررسی شد. سپس نتایج مدل در هجوم امواجی با ارتفاع مختلف و نتایج میدانی سایر محققین مورد مقایسه قرار گرفت و تطابق بسیار خوبی بین آن‌ها مشاهده شد. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد با افزایش ارتفاع امواج بر سرعت جریان و فواصل کانال‌ها افزوده می‌شود و به تدریج از میزان تراکم جریان کاسته می‌شود. نتایج دیگر این تحقیق حاکی از آن است در شرایطی که امواج کم‌ارتفاع‌تر بر دریا حاکمند، تابع گرادینت دیسنت ویت آداپتیو لرنینگ ریت (gda) با کمترین خطا (RMSE معادل ۰/۰۱۳) و در شرایطی که امواج مرتفع‌تر بر دریا حاکمند تابع کواسی نیوتن (bfg) با کمترین خطا (RMSE معادل ۰/۰۲۸۲) هر کدام با ۱۴ نرون دقیق‌ترین تخمین را از میزان تراکم جریان‌های شکافنده در سواحل باحالت میانه ارائه می‌دهند.

کلمات کلیدی: تراکم جریان شکافنده، منطقه خیزاب، شبکه عصبی مصنوعی، عدد فرود، سواحل حالت میانه.

۱. مقدمه

جریان‌های شکافنده، یکی از مهمترین جریان‌های ساحلی در سواحل میانه^۱ هستند که از نزدیکی ساحل تا کمی پس از

خط شکست امواج امتداد می‌یابند و موجب ایجاد تغییرات عمده در الگوی جریان و انتقال رسوب در منطقه خیزاب ساحلی می‌شوند [۱].

بیان است که از یک سو پایش این جریان‌های گذرا نیازمند طی مراحل و مقدمات بسیاری از جمله تعیین شرایط هیدرودینامیکی، مطالعات عمق‌سنجی و نصب دستگاه‌های اندازه‌گیری در شرایط غیرقابل پیش‌بینی ساحل است. از سوی دیگر شناسایی محل و تراکم این جریان‌ها در ساحل نقش عمده‌ای در حفظ جان شناگران، کنترل آلودگی‌های ساحلی و به‌طور کلی مدیریت سواحل دارد. بنابراین با توجه به قابلیت‌های بالای محاسبات نرم در پیش‌بینی پدیده‌های پیچیده می‌توان با محور قراردادن روش پیش‌بینی ذهن انسان از ابزاری مانند شبکه عصبی به‌عنوان روشی خلاقانه و مقرون‌به‌صرفه در پیش‌بینی و محاسبه میزان تراکم این جریان‌های مهم و چالش‌برانگیز در سواحل استفاده کرد.

حالت‌های ساحل بر اساس تعریف پارامتر بی‌بعد سرعت ته‌نشینی $\Omega = \frac{H_b}{W_s T}$ قابل تخمین و بررسی می‌باشند. بر اساس این تعریف، جریان‌های شکافنده بیشتر در سواحل با حالت میانه ($\Omega=1-6$) ایجاد می‌گردند. در این رابطه H_b ارتفاع شکست موج، W_s سرعت ته‌نشینی رسوب و T دوره تناوب موج است. این سواحل ویژگی‌های گسترده‌ای از لحاظ هیدرودینامیکی (امواجی با ارتفاع ۰/۵ تا ۲/۵ متری) و مورفودینامیکی (رسوباتی از جنس ماسه ریز تا متوسط) دارند [۱۲، ۱۳]. مطالعات میدانی نشان می‌دهد با کاهش Ω انرژی سیستم جریان شکافنده افزایش می‌یابد [۱۴]. این معیار برآوردی کیفی از سیستم گردش ساحلی به‌دست می‌دهد. اما تعیین مشخصات سیستم جریان شکافنده از جمله تراکم جریان‌ها در یک منطقه مشخص ساحلی فقط با تشخیص حالت ساحل بر اساس این معیار کار دشواری است. محققان تلاش کردند که ارتباط نحوه شکل‌گیری بستر را در حضور جریان‌های برگشتی به شرایط امواج محلی، جهت‌گیری باد نسبت به خط ساحل، دانه‌بندی رسوب و شرایط جزر و مد توجه کنند [۱۵].

در سال‌های گذشته ویژگی‌های مربوط به جریان‌های شکافنده در سواحل مختلف از طریق مطالعات میدانی و آماری نیز مورد ارزیابی قرار گرفتند. به طوری که مکان وقوع این جریان‌ها بر اساس مشاهدات عینی روزانه ثبت شد.

در طول دهه‌های گذشته مکانیسم‌های متعددی برای شکل‌گیری جریان‌های شکافنده از طریق مطالعات و بررسی‌های تئوری و میدانی ارائه شده است [۲، ۳]. توصیف‌های اولیه در مورد سیستم جریان شکافنده بر اساس حضور سدهای رسوبی در امتداد ساحل همراه با برش‌هایی از جریان به‌صورت کانال‌هایی است که اغلب عمود بر ساحل و به سمت دریا است [۴]. طبق یک نظریه آشفتگی‌های بستر منجر به تغییرات کرانه‌راستا در ارتفاع شکست موج و در ادامه موجب تشکیل جریان‌های شکافنده می‌شوند [۵]. نظریه دیگری امواج لبه‌ای هماهنگ را که در لبه‌های ساحل به دام می‌افتند، به عنوان عامل تغییرات کرانه‌راستای قله‌های موج معرفی می‌کند [۶]. از سویی دیگر مکانیسمی در مورد شکل‌گیری جریان‌های شکافنده بر اساس تقاطع قطارهای موج هم‌فرکانس مطرح است. بر اساس این مکانیسم هنگامی که امواجی دارای فرکانس مشابه، از جهت‌های مختلف به هم برخورد می‌کنند، تغییرات کرانه‌راستا در خیزاب موج و تراز دریا در امتداد ساحل، الگوی گردش ثابتی را به‌صورت جریان‌های شکافنده در سواحل ایجاد می‌کنند [۷].

مطالعاتی که از لحاظ تئوری روی جریان‌های شکافنده در سواحل بدون سدهای رسوبی به عمل آمد، حاکی از آن بود که انعکاس امواج فرودی موجب ناپایداری‌های هیدرودینامیکی در منطقه ساحلی و در نهایت شکل‌گیری جریان‌های شکافنده می‌شود [۸]. همچنین گاهی جریان‌های شکافنده در اثر برهمکنش متقابل جریان‌های کرانه‌ای ایجاد می‌شوند که عامل این برهمکنش، پیشروی‌های بستری و در مواردی سازه‌های ساحلی هستند [۹، ۱۰].

با توجه به پیچیدگی الگوهای حاکم بر گردش و حضور ناپایدار انواع مختلف جریان‌های شکافنده، تعیین محل وقوع و بررسی ویژگی‌های حاکم بر این جریان‌ها در سواحل، در راستای مدیریت مناطق ساحلی فوق‌العاده حائز اهمیت است [۱۱]. یکی از ویژگی‌های سیستم جریان‌های شکافنده، تراکم جریان است که در واقع به تعداد متوسط جریان‌های شکافنده ایجاد شده در طول مشخصی از ساحل اطلاق می‌شود. لازم به

جریان‌ها از جمله نحوه شکل‌گیری، دوام و فاصله کانال‌ها در هر کدام از انواع مختلف آنها متفاوت است [۱۱].

روش‌های هوش مصنوعی از قبیل شبکه‌های عصبی مصنوعی از ابزارهای پرکاربرد در علوم دریایی به‌ویژه در مهندسی سواحل محسوب می‌شوند و تحقیقات گذشته محققان در این رابطه طیف وسیعی از مطالعات را در پیش‌بینی امواج، جزرومد، انتقال رسوب و طراحی موج‌شکن‌ها و سازه‌ها پوشش می‌دهد. در حوزه مطالعات ساحلی از شبکه عصبی جهت تخمین سرعت جریان در سواحل [۲۳]، پیش‌بینی سری‌های زمانی ترازهای جزرومدی [۲۴] و پیش‌بینی خیزاب طوفان در نواحی ساحلی [۲۵] استفاده شد. در مبحث سازه‌ها و عوارض ساحلی با استفاده از شبکه عصبی پیش‌بینی‌های طولانی مدتی از رفتار سدهای ماسه‌ای در سواحل ارائه شد که نشان دهنده وابستگی غیرخطی میزان تکامل سدهای ماسه‌ای با نیروی امواج است [۲۶]. در مبحث رسوب‌های ساحلی از شبکه عصبی برای پیش‌بینی رانه ساحلی^{۱۱} [۲۷] و تعیین میزان غلظت رسوبات معلق براساس تصاویر MODIS در سواحل چین [۲۸] و سواحل جنوبی دریای خزر [۲۹] و انتقال رسوب کرانه‌راستا [۳۰] بهره برداری شد.

حال با توجه به هزینه‌های بالای پایش اقلیمی و مورفولوژیکی ساحل با گذشت زمان در این تحقیق از قابلیت بالای شبکه عصبی برای پیش‌بینی تراکم جریان شکافنده در سواحل با حالت میانه استفاده شده است و به همین دلیل نتایج این تحقیق گامی مفید، سهل و مؤثر در کنترل رفتار این جریان‌های ساحلی و تخمین شرایط ساحل محسوب می‌شود.

۲. مواد و روش کار

در این مطالعه به منظور پیش‌بینی تراکم جریان شکافنده در یک منطقه ساحلی از سه ابزار، همانندسازی عددی، شبکه عصبی مصنوعی و رابطه‌ای تجربی بر اساس مشاهدات میدانی استفاده شده است.

در این راستا نخست با استفاده از مدل‌سازی عددی با کمک نرم افزار مایک ۲۱/۳ یک سیستم جریان شکافنده در ساحلی

سپس نتایج به دست آمده توسط سایر محققین مورد بررسی دوباره واقع شد [۱۶، ۱۲].

شرت و برنر نیز بررسی‌هایی میدانی در مورد فاصله‌گیری و تراکم کانال‌های جریان شکافنده در سواحل مختلف جهان و تحت شرایط متفاوت اقلیم امواج انجام دادند [۱۷]. سواحل مورد مطالعه توسط این محققین شامل سواحل غربی با امواج دورا^۲، سواحل شرقی با امواج دورا^۴، سواحل با امواج ناشی از باد با موجگاه محدود همراه با بادهای قوی^۵، سواحل خلیجی با امواج ناشی از باد با موجگاه محدود^۶ و سواحل با امواج ناشی از باد با موجگاه محدود همراه بادهای متوسط^۷ هستند. نتایج حاکی از آن بود که در میان این سواحل همواره سواحل با امواج ناشی از باد با موجگاه محدود همراه با بادهای متوسط، جریان‌های شکافنده بیشتری در ساحل شکل می‌دهند. تراکم جریان‌های شکافنده براساس فاصله‌گیری کانال‌ها و پهنای خیزاب ساحلی، طبق حالت ساحل با استفاده از پارامتر بدون بعد (RD) به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$RD = \frac{L_b}{y_r} \quad (1)$$

که در این رابطه L_b طول ساحل مورد بررسی و y_r فاصله کانال‌های جریان شکافنده است [۱۷].

فاصله بین کانال‌های جریان شکافنده نیز توسط محققان مختلف مورد بررسی قرار گرفته است که فواصل بین این کانال‌ها را در برخی تحقیقات به‌طور منظم [۱۸] و تا حدی مرتبط به ویژگی‌های امواج [۱۹، ۲۰ و ۲۱] و در برخی تحقیقات به‌طور نامنظم و مربوط به ویژگی‌های امواج و گاهی اوقات نامنظم و نیمه منظم به صورت مخلوط [۲۲] معرفی کرده‌اند.

انواع سیستم‌های جریان شکافنده با توجه به مکانیسم نیروهای کنترل‌کننده حاکم بر این جریان‌ها به سه گروه گسترده مختلف شامل جریان‌های شکافنده کنترل‌شده با شرایط هیدرودینامیکی^۸، جریان‌های شکافنده کنترل‌شده با شرایط بستری^۹ و جریان‌های شکافنده کنترل‌شده با شرایط مرزی^{۱۰} دسته‌بندی می‌شوند. ویژگی‌های حاکم بر هر گروه از این

پیش‌بینی میزان تراکم جریان شکافنده در سواحلی با حالت میانه مورد ارزیابی و بررسی قرار گرفت.

۲-۱. مدل عددی

مایک ۲۱/۳، یک سیستم مدل‌سازی پیشرفته برای جریان سطح آزاد به صورت دوبعدی و سه بعدی است. مدل جامع مذکور برای شبیه‌سازی پدیده‌های مرتبط با آن در دریاچه‌ها، مصب، خلیج‌ها، مناطق ساحلی و دریاها قابل اجرا است که توسط موسسه دانمارکی هیدرولیک طراحی شده است. در این مطالعه از نرم افزار مایک ۲۱/۳ همراه مدل FM برای ارزیابی مورفولوژیکی منطقه نزدیک ساحل در شرایط مختلف هیدرودینامیکی استفاده شد. بنابراین برهمکنش متقابل بین امواج و جریان‌ها با استفاده از یک کوپل دینامیکی بین ماژول هیدرودینامیکی (HD)، ماژول طیفی موج (SW) و ماژول انتقال شن و ماسه (ST) مورد بررسی قرار گرفت [۳۱].

۲-۱-۱. طراحی سیستم جریان شکافنده با استفاده از مدل عددی

در این تحقیق، میزان تراکم جریان شکافنده از طریق مدل‌سازی سیستم جریان با چندین کانال به واسطه تغییر اقلیم امواج با گذشت زمان مورد بررسی واقع شد. به این منظور نخست ساحل مسطح اولیه‌ای به مدت ۲ ماه در معرض شرایط هیدرودینامیکی مطابق اطلاعات جدول ۱ قرار داده شد و پس از شکل‌گیری ساحل به حالت ناوه و سد رسوبی کرانه راستا^{۲۱}، مجدداً به مدت یک‌ماه در معرض هجوم امواجی با ارتفاع مختلف قرار گرفت (جدول ۱).

در ماژول هیدرودینامیکی (HD) برای مقاومت بستر، عدد مانینگ معادل $32 \text{ m}^{1/3}/\text{s}$ استفاده شده است. همچنین مقدار ادی ویسکوزیته افقی^{۲۲} بر اساس فرمول‌بندی اسمانگورینسکی^{۲۳} معادل $0.28 \text{ m}^2/\text{s}$ لحاظ شده است. در ماژول انتقال رسوب (ST)، قطر رسوبات غیر چسبنده^{۲۴} به صورت متغیر و میزان تخلخل رسوبات^{۲۵} معادل ۰/۴ در نظر گرفته شده است. در ماژول طیفی موج (SW) فرمول‌بندی شکست موج بر اساس فرمول بندی بتجز و جانسن انجام شده است [۳۲]. شکل‌های ۱ و ۲ پستی و بلندی بستر اولیه با سد

با حالت میانه همانندسازی شد. سپس نتایج همانندسازی عددی به صورت پلان و پروفیل‌های تراز بستر و همچنین تغییرات تراز بستر با گذشت زمان مورد بررسی قرار گرفت و تعداد ۴۷۵ داده هیدودینامیکی و مورفودینامیکی مرتبط به این سیستم استخراج شد. گفتنی است انتخاب پارامترهای مرتبط بر اساس نتایج مشاهدات آزمایشگاهی و میدانی سایر محققین در تحقیقات گذشته انتخاب شده است [۱۷، ۱]. سپس به منظور مقایسه و ارزیابی داده‌ها با نتایج گذشته هر کدام از پارامترهای مرتبط به صورت بی‌بعد تخمین زده شد و در مرحله بعد از این داده‌ها به‌عنوان ورودی مدل شبکه عصبی براساس روش پس انتشار پیشخور^{۱۲} (FFBP) استفاده شد.

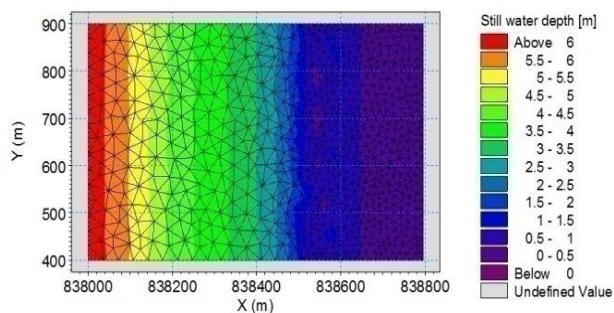
در این روش تعداد نرون‌های لایه میانی از ۱ تا ۲۰ و توابع مورد استفاده بر اساس هفت تابع مختلف (لوین برگ مارکوات^{۱۳}، کواسی نیوتن^{۱۴}، بیسن رگیولیشن^{۱۵}، کانجوکیت گرادینت ویت بلی پاول^{۱۶}، گرادینت دیسنت بگ پروپجیشن^{۱۷}، گرادینت ویت منتم بگ پروپجیشن^{۱۸}، گرادینت دیسنت ویت آدپتیو لرنینگ ریت^{۱۹}) در لایه پنهان انتخاب شد و در هر مرحله معیارهای آماری مرتبط محاسبه گردید. سپس در گام بعدی هر کدام از معیارها به تفکیک برای نرون‌ها و توابع مختلف در سه مرحله آموزشی، آزمایشی و ارزیابی مورد مقایسه قرار گرفت. به این ترتیب تعداد نرون‌های مناسب و توابع بهینه جهت پیش‌بینی تراکم جریان شکافنده در سواحلی با حالت میانه انتخاب شد. همزمان برای هر تابع، روند تغییرات هر معیار خاص و زمان تحلیل شبکه نیز در مراحل^{۲۰} مختلف مورد بررسی و مقایسه قرار گرفت.

برای مدل‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز از نرم افزار متلب نسخه ۲۰۱۴ استفاده شده است. این نرم افزار که در برگیرنده شبکه‌های متفاوت با قوانین یادگیری مختلف می‌باشد، امکان طراحی و ارزیابی شبکه‌های عصبی مصنوعی را در اختیار می‌دهد. در گام آخر نتایج به‌دست آمده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با نتایج میدانی به‌دست آمده توسط شرت و برندر مورد مقایسه قرار گرفت [۱۷]. به این ترتیب صحت توانایی شبکه عصبی مصنوعی به منظور

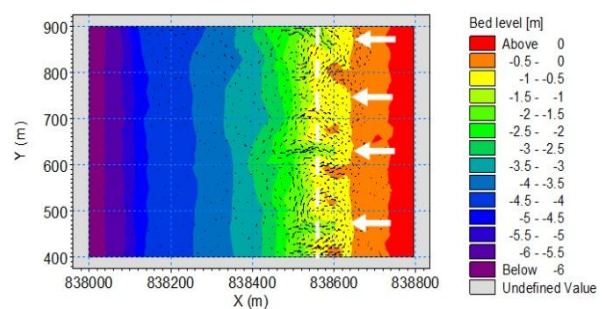
رسوبی کرانه‌راستا و منطقه محاسباتی مدل را به همراه مقطع مورد مطالعه نشان می‌دهد.

جدول ۱. پارامترهای مدل در سیستم جریان شکافنده در مدل عددی

پارامترهای مختلف	ساحل مسطح اولیه	ساحلی با سد رسوبی
ارتفاع موج (متر)	۱/۵	۲/۲, ۱/۵, ۱
دوره تناوب موج (ثانیه)	۵	۵
زاویه هجوم موج (درجه)	۰	۰
اندازه رسوب (میلی متر)	۰/۲	۰/۲
ضریب اصطکاک بستر	۰/۰۴	۰/۰۴
شیب بستر	۰/۰۰۷۵	۰/۰۰۷۵
محدوده محاسباتی (متر)	۱۵۰۰×۷۰۰	۸۰۰×۵۰۰
گره‌ها، المان‌ها	۱۳۲۵,۲۴۹۱	۱۵۴۵,۸۴۱
فواصل شبکه (متر)	۳۰-۱۵	۱۵-۵
گام زمانی (ثانیه)	۱	۱
زمان همانندسازی (ماه)	۲	۱



شکل ۲. پستی و بلندی بستر اولیه



شکل ۱. منطقه محاسباتی مدل با مقطع مورد مطالعه

تحقیقات گذشته پارامترهایی که بیشترین تأثیر را در نتایج مدل دارند مقاومت بستر (عدد مانینگ) و ویسکوزیته گردابه‌ای هستند. همچنین انتخاب مقدار مناسب برای عدد کورانت به عنوان معیار پایداری مدل ضروری است. برای معادله‌های آب کم عمق در مناطق ساحلی عدد کورانت در حل عددی در مختصات دکارتی به صورت رابطه زیر تعریف می‌شود.

$$CFL = (\sqrt{gh} + |u|) \frac{\Delta t}{\Delta x} + (\sqrt{gh} + |v|) \frac{\Delta t}{\Delta y} \quad (2)$$

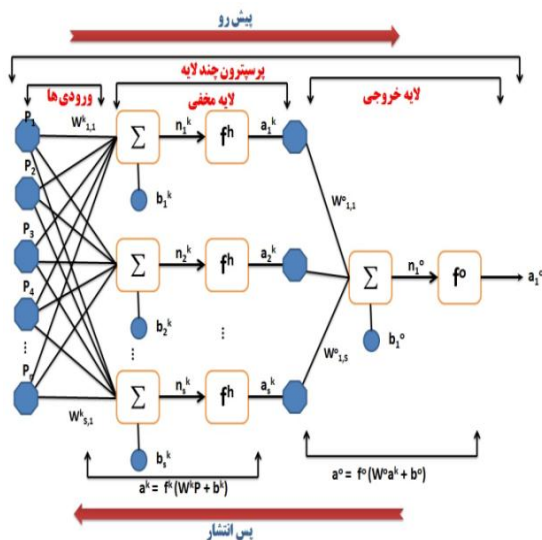
در این رابطه u و v مؤلفه‌های سرعت در جهت Δx و Δy ، g شتاب گرانشی، h عمق، Δx و Δy مشخصه‌های مقیاس طول در جهت x و y هستند و بر اساس حداقل طول ضلع هر المان

۲-۱-۲. صحت‌سنجی و تحلیل حساسیت مدل

معمولاً برای صحت‌سنجی مدل‌های عددی، مدل مورد مطالعه با توجه به اطلاعات در دسترس برای حالتی خاص اجرایی گردد و پس از تحلیل حساسیت پارامترهای مختلف آن و نزدیک شدن نتایج به واقعیت، مدل برای شرایط دیگری اجرا و نتایج حاصل با اطلاعات میدانی موجود در این حالت مقایسه می‌شود و از این طریق دقت یا کمبود دقت مدل تعیین می‌شود.

در این پژوهش به منظور تحلیل حساسیت مدل به پارامترهای مؤثر، صحت‌سنجی از طریق مقایسه با سایر مطالعات مرتبط انجام شده توسط محقق، مطالعات میدانی سایر محققان و بررسی مقادیر پیشنهادی از طرف مدل انجام شده است. طبق

نرون‌های ورودی و گذر از لایه‌های پنهان به سمت نرون‌های خروجی می‌روند. بنابراین بازخورد یا فیدبک وجود ندارد، به این معنی که خروجی هر لایه تنها بر لایه بعد اثر می‌گذارد و در لایه خودش تغییری ایجاد نمی‌کند (شکل ۳).



شکل ۳. نمایشی از شبکه مصنوعی پس انتشار خطا دو لایه [۳۴].

هر سلول شبکه دارای یکتایب غیر خطی در خروجی است و مشتق آن برای تمام ورودی‌ها وجود دارد. مدل شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از مجموعه آموزشی تحت آموزش قرار می‌گیرد. ساختار شبکه عصبی مورد استفاده در این پژوهش نیز، شبکه عصبی پس انتشار خطا (FFBP) با دو لایه مخفی و یک لایه خروجی می‌باشد. همچنین مدل شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از مجموعه آموزشی تحت آموزش قرار می‌گیرد و ترکیبات مختلفی از ورودی‌ها ایجاد می‌شود. لذا به منظور دستیابی به اهداف این پژوهش، ۶۰ درصد داده‌ها جهت آموزش، ۲۰ درصد برای آزمون و ۲۰ درصد هم برای ارزیابی مورد استفاده قرار گرفته است.

۲-۲-۱. ارزیابی عملکرد شبکه با استفاده از نمایه‌های آماری

جهت ارزیابی عملکرد شبکه و انتخاب بهترین حالت، از چهار معیار مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) شاخص پراکنندگی (SI) ضریب کارائی (CE) و

و عمق آب و مؤلفه‌های سرعت در مرکز المان‌ها برآورد می‌شوند و Δt گام زمانی است.

از آنجایی که حل عددی زمانی پایدار است که عدد کورانت کمتر از ۱ باشد؛ بنابراین به منظور به حداقل رساندن مشکلات ناپایداری مدل بهتر است که در مدل‌سازی مقدار بحرانی عدد کورانت به عدد کمتر از یک کاهش یابد. راهنمای نرم‌افزار مقدار بحرانی عدد کورانت را ۰/۸ پیشنهاد می‌دهد [۳۱].

بر اساس نتایج تحقیقات گذشته انجام شده توسط محقق در مورد جریان‌های شکافنده در مناطق کم عمق می‌توان مدعی شد که مدل نسبت به اعداد کورانت کمتر از یک حساسیت ندارد [۳۳]. بنابراین مقدار پیشنهادی با راهنمای نرم‌افزار، مبنای محاسبات در مدل‌سازی قرار گرفت. طبق جدول ۲ هر کدام از پارامترها محدوده پیشنهادی خاصی از طرف مدل دارند.

جدول ۲. نتایج تحلیل حساسیت پارامترهای مدل

پارامتر تحلیل حساسیت	حدود تغییرات مدل	عدد انتخابی
عدد مانینگ	$20 m^{1/3}/s - 40 m^{1/3}/s$	$32 m^{1/3}/s$
ضریب ویسکوزیته گردابه‌ای	$0.25 m^2/s - 1 m^2/s$	$0.28 m^2/s$
عدد کورانت	حداکثر ۱	۰/۸

۲-۲-۲. شبکه عصبی

پژوهش‌های گذشته نشان می‌دهد از میان روش‌های مختلف شبکه عصبی، شبکه پرسپترون چند لایه^۴ (MLP) با قانون یادگیری پس انتشار پیشخور (FFBP) از پرکاربردترین و پایه‌ای‌ترین و در عین حال ساده‌ترین مدل‌های عصبی موجود است که در خصوص تخمین پارامترهای مجهول، مناسب ارزیابی شده است [۳۴].

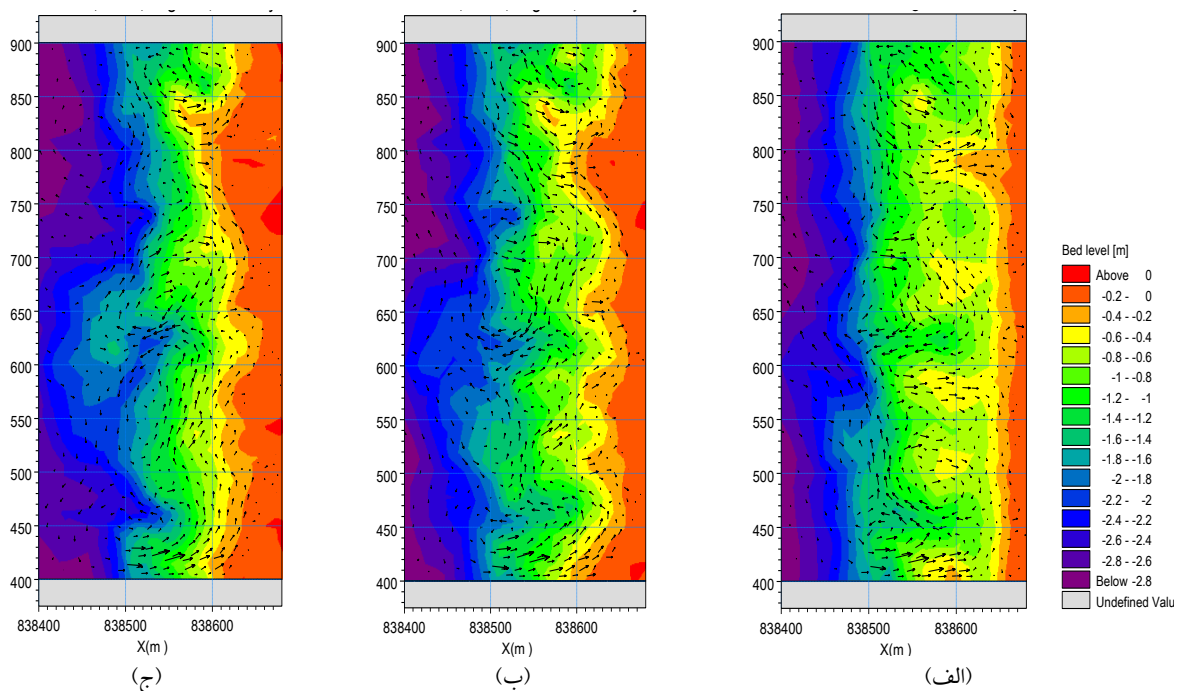
الگوریتم یادگیری در این نوع شبکه‌ها از نوع الگوریتم تصحیح خطا است که آن را الگوریتم پس انتشار خطا یا به اختصار پس انتشار می‌گویند. این نوع شبکه دارای یک لایه ورودی، یک یا چند لایه مخفی و یک لایه خروجی است و اطلاعات تنها از یک مسیر حرکت می‌کند که جهت آن رو به جلو می‌باشد. در واقع اطلاعات با شروع از

شاخص پراکندگی (SI) بیانگر درصد پراکندگی داده‌های پیش‌بینی شده نسبت به مقادیر واقعی است و مقدار صفر بیان‌کننده عدم پراکندگی در پیش‌بینی است. همچنین مقدار ضریب همبستگی (R) بین ۱- تا ۱ است و مقدار ۱- بیانگر پیش‌بینی بدون خطاست. دامنه ضریب کارایی (CE) برای بی‌نهایت منفی نشان‌دهنده یک مدل ضعیف تا ۱ بیانگر یک مدل ایده‌آل است [۳۴].

۳. نتایج و بحث

۳-۱. نتایج همانندسازی عددی

نتایج همانندسازی عددی به صورت پلان و پروفیل‌های تراز بستر و همچنین تغییرات تراز بستر با گذشت زمان در اثر هجوم امواجی با ارتفاع مختلف قابل مشاهده و بررسی می‌باشد که به طور نمونه پلان تراز بستر برای امواجی با ارتفاع ۱/۵ متر و الگوی جریان با گذشت زمان برای امواجی با ارتفاع ۱ متر در بخش‌های مختلف شکل‌های ۴ و ۵ نشان داده شده است.



شکل ۴. پلان تراز بستر در هجوم امواجی با ارتفاع ۱/۵ متر در زمان‌های مختلف، (الف) روز دهم، (ب) روز بیستم، (ج) روز سیام

ساحلی (x_b)، عمق کانال‌های جریان شکافنده ($h_{channel}$)، عمق آب روی سد رسوبی (h_{bar}) و سرعت جریان‌های شکافنده

ضریب همبستگی (R) که به ترتیب در روابط ۳ تا ۷ آورده شده، استفاده شده است:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2} \quad (3)$$

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2 \quad (4)$$

$$SI = \frac{RMSE}{\text{average observed value}} \times 100 \quad (5)$$

$$CE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N ((O_i - P_i))}{\sum_{i=1}^N ((O_i - \bar{O}_m))} \quad (6)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O}_m) \sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P}_m)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O}_m)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P}_m)^2}} \quad (7)$$

که در روابط فوق N تعداد کل داده‌ها، O_i مقدار مشاهده شده از مدل عددی، P_i مقدار پیش‌بینی شده از شبکه عصبی، \bar{O}_m معرف میانگین مقادیر مشاهده شده از مدل عددی و \bar{P}_m میانگین مقادیر مشاهده شده از شبکه عصبی است.

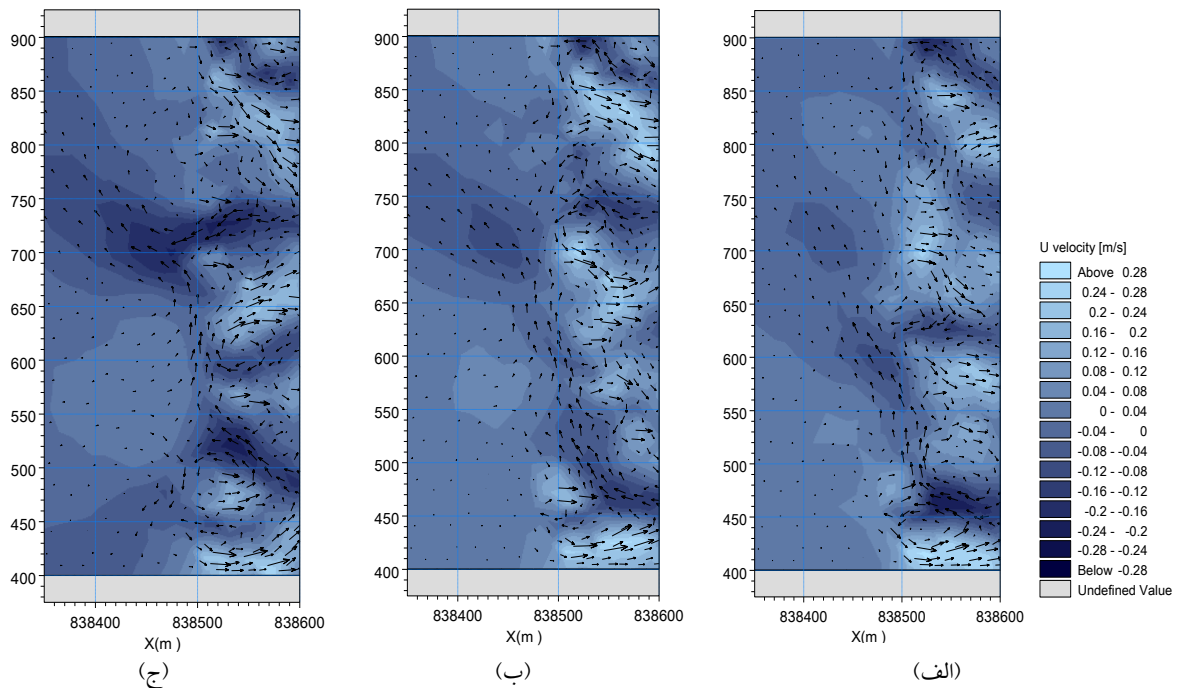
مقدار مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE) بین صفر و یک قرار دارد و مقدار آن هرچه به صفر نزدیکتر باشد بیانگر دقت زیاد پیش‌بینی است.

پس از اجرای مدل عددی پارامترهای متغیر ارتفاع موج دور از ساحل (H_0)، فاصله بین کانال‌های جریان شکافنده (y_r)، پهناهای کانال‌های جریان شکافنده (W_r)، پهناهای خیزاب

شرایط هیدرودینامیکی مختلف استخراج شد (جدول ۴). این پارامترها برحسب چهار پارامتر عدد فرود $(\frac{U_r}{\sqrt{gh}})$ ، ارتفاع موج $(\frac{H_0}{h_{shoal}})$ ، پهنای خیزاب ساحلی $(\frac{x_b}{L_b})$ ، پهنای کانال جریان $(\frac{w_{rip}}{h_{channel}})$ به عنوان پارامترهای ورودی شبکه عصبی، بی بعد شدند. جدول ۵ پارامترهای آماری استخراج شده از داده‌های بی بعد را نشان می‌دهد.

(U_{rip}) به مدت یک ماه با استفاده از خروجی های مدل قابل استخراج است.

در جدول ۳ اطلاعات هیدرودینامیکی و مورفودینامیکی اولیه را در روز سی ام به طور نمونه برای امواجی با ارتفاع ۱، ۱/۵ و ۲/۲ متری ارائه شده است. سرانجام میانگین پارامترهای مربوط به شکل هندسی سیستم جریان‌های شکافته در



شکل ۵. الگوی جریان در هجوم امواجی با ارتفاع ۱ متر در زمان‌های مختلف، (الف) روز دهم، (ب) روز بیستم، (ج) روز سی ام

جدول ۳. نتایج مدل عددی

$(m)\bar{y}_r$	$y_r(m)$	$w_{rip}(m)$	$x_{b0}(m)$	$x_b(m)$	$H_0(m)$	$h_{bar}(m)$	$(m)h_{channel}$	$h(m)$	$(m/s)\bar{U}$	$(m/s)U_{rip}$	RD
۷۴/۵	۹۰	۳۷	۱۸۱	۱۵۰	۱	۰/۳۲	۱	۰/۶۶	۰/۱۲۳	۰/۱۲	۵
		۳۹				۰/۶۴	۱/۸۵	۱/۲۴		۰/۱۶۶	
	۹۵	۳۷				۱/۳	۰/۸۶	۰/۰۸۴			
	۷۵	۷۰				۰/۵۷	۱/۴۳	۱		۰/۱۷۱	
۷۵	۳۸	۲۶	۱۸۱	۱۴۹	۱/۵	۰/۸۷	۱/۵	۱/۱۸	۰/۱۴۵	۰/۰۷۵	۴
	۷۰	۴۰				۱/۴۱	۲/۰۵	۱/۷۳		۰/۱۵	
	۶۵	۴۰				۱/۱۲	۰/۸۳	۰/۹۷		۰/۱۲	
۹۳/۳۳	۹۰	۳۲	۱۸۱	۱۶۶	۲/۲	۰/۴	۰/۹۷	۰/۶۸	۰/۲۲۸	۰/۱۵	۴
	۷۹	۵۵				۰/۸	۱/۳۲	۱/۰۶		۰/۱۶	
	۶۲	۶۲				۰/۶	۰/۸۲	۰/۷۱		۰/۰۸۲	
۱۲۲	۷۹	۴۵	۱۸۱	۱۶۶	۲/۲	۰/۴۷	۱/۸۸	۱/۱۷	۰/۲۲۸	۰/۲۸	۴
	۴۹	۴۹				۰/۶۲	۱/۵	۱/۰۶		۰/۲۱	

جدول ۴. مقادیر میانگین پارامترهای مربوط به شکل هندسی سیستم جریان شکافنده در هجوم امواجی با ارتفاع مختلف

ارتفاع موج H(m)	میانگین سرعت جریان \bar{u} (m/s)	میانگین فاصله بین کانال‌ها \bar{y} (m)	میانگین پهنای کانال‌ها \bar{w} (m)	میانگین عمق کانال‌ها \bar{h} (m)
۱	۰/۱۴۹	۹۷/۶۲	۴۵/۶۷	۱/۱۵
۱/۵	۰/۱۶۸	۱۰۵/۴۷	۴۵/۸۰	۱/۲۸
۲/۲	۰/۲۲۳	۱۰۹/۵۱	۴۵/۹۲	۱/۳۸

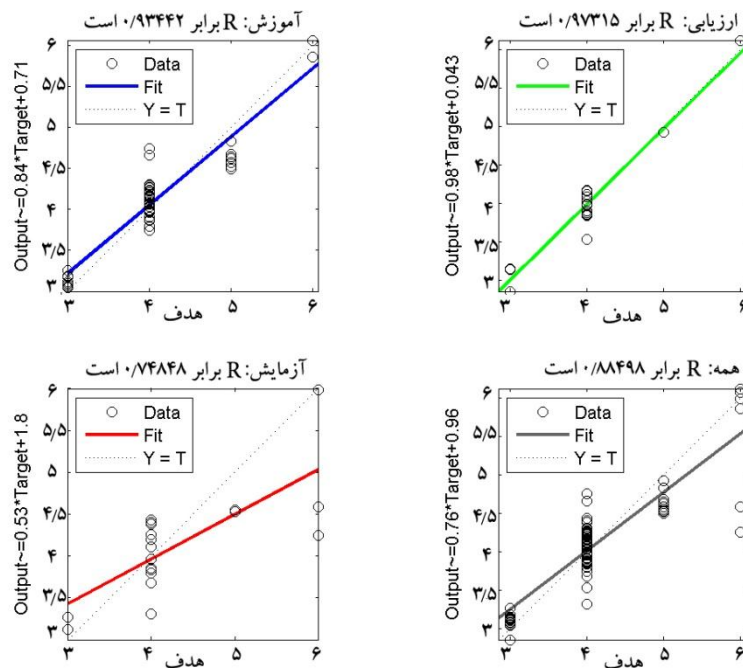
جدول ۵. پارامترهای بی‌بعد ورودی شبکه عصبی

خصوصیات آماری	(U_r/\sqrt{gh})	(H_0/h_{shoal})	(x_b/L_b)	$w_{rip}/h_{channel}$
حداکثر	۰/۱۶	۶/۲	۱۰۲/۳	۰/۲۳۱
حداقل	۰/۰۱۸	۰/۸۹	۷/۷	۰/۰۶۵
میانگین	۰/۰۷۲	۲/۶۶۸	۳۸/۳۸۰	۰/۱۳۱
انحراف معیار	۰/۰۳۰	۱/۲۳۹	۱۷/۷۴۰	۰/۰۴۳
ضریب تغییرات	۰/۴۱۵	۰/۴۶۴	۰/۴۶۲	۰/۳۲۹

۳-۲. مشاهدات شبکه عصبی و مقایسه کارایی توابع مختلف

مقادیر مرتبط به پارامترهای آماری مختلف در نرون‌های مختلف و بر اساس روابط حاکم بر توابع مختلف شبکه

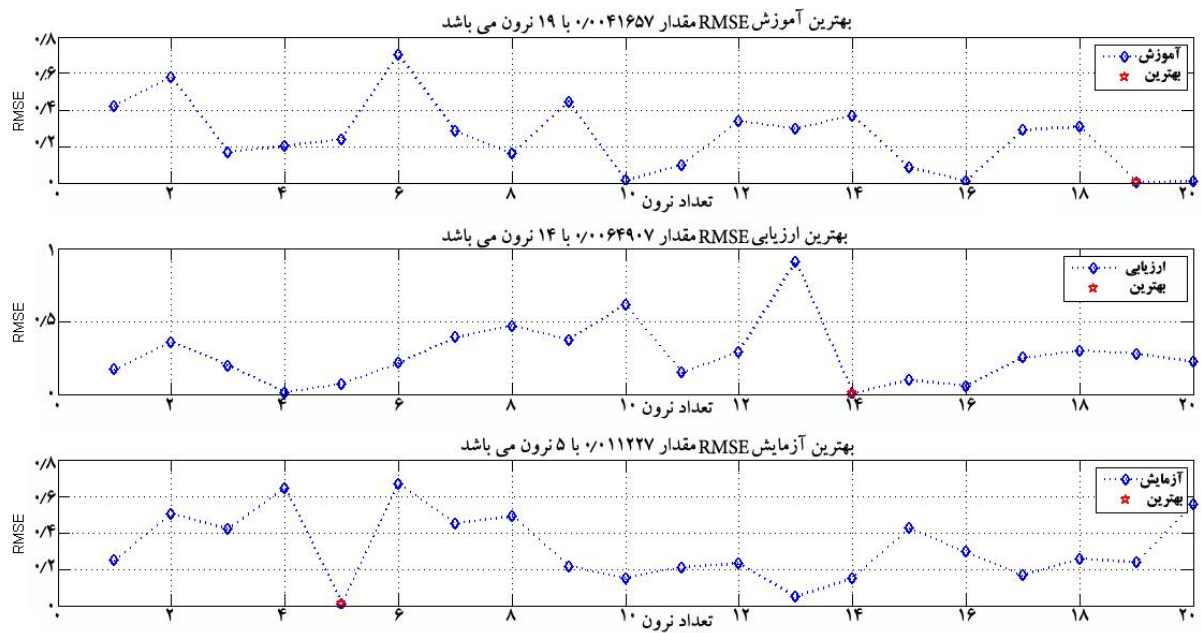
عصبی با کمک نرم افزار متلب استخراج شده است. شکل ۶ روند تغییرات پارامتر R را به طور نمونه تحت تابع لوین برگ مارکوات (lm) با ۱۴ نرون در سه مرحله آموزشی، آزمایشی و ارزیابی نشان می‌دهد.



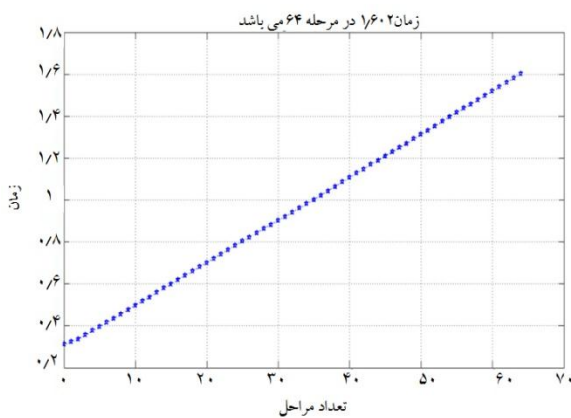
شکل ۶. روند تغییرات پارامتر R در شبکه پیش‌خور با ۱۴ نرون تحت تابع لوین برگ مارکوات (lm)

یک تابع خاص، روند تغییرات هر معیار خاص و زمان تحلیل شبکه در مراحل متفاوت مورد بررسی واقع گردید (شکل‌های ۸ و ۹).

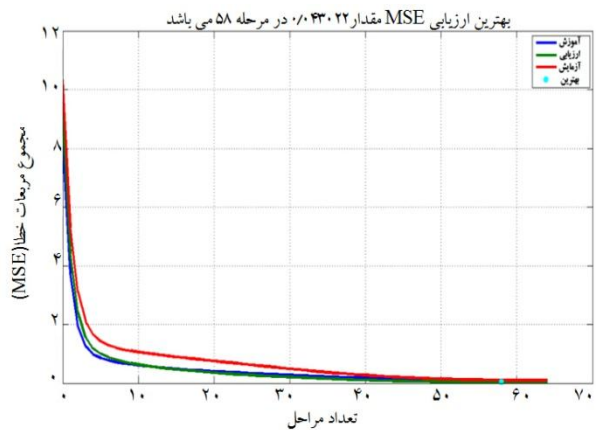
شکل ۷ روند تغییرات پارامتر RMSE را در نرون‌های مختلف تابع گرادینت دیسنت بگ پرپجیشن (gda) در مراحل مختلف به طور نمونه نشان می‌دهد. لازم به ذکر است هم‌زمان با انتخاب بهترین نتیجه با مقایسه نرون‌های مختلف



شکل ۷. روند تغییرات پارامتر RMSE در نرون‌های مختلف تحت تابع گرادیانت دیسنت ویت آدابتیو لرنینگ ریت (gda) در مراحل مختلف



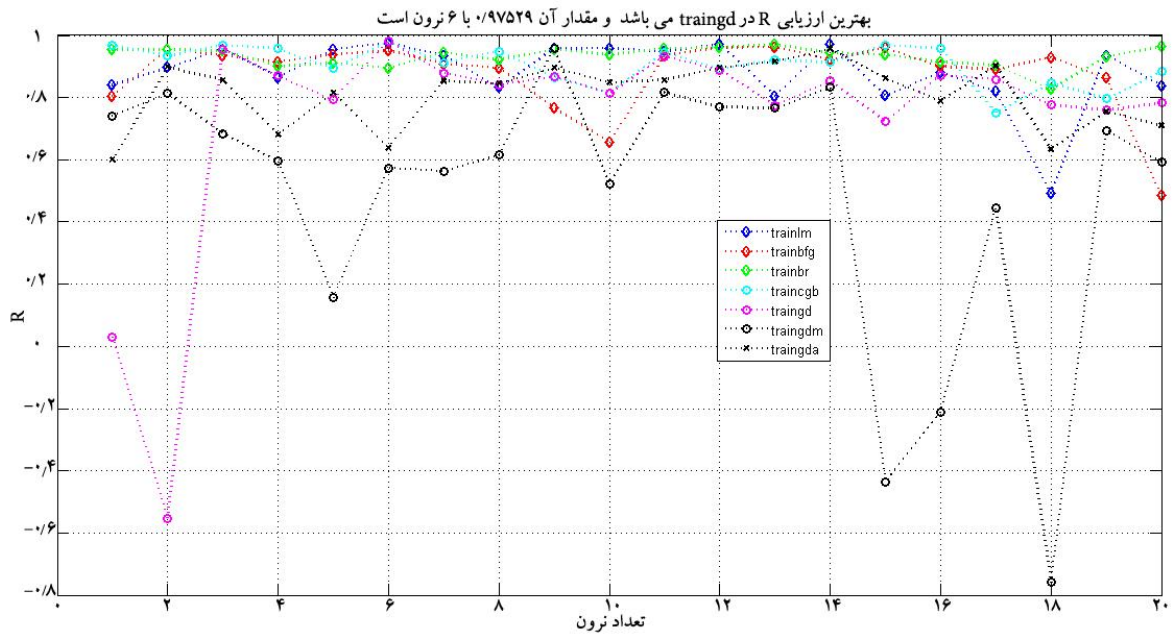
شکل ۹. روند تغییرات تعداد مراحل با زمان با ۱۴ نرون تحت تابع گرادیانت دیسنت ویت آدابتیو لرنینگ ریت (gda)



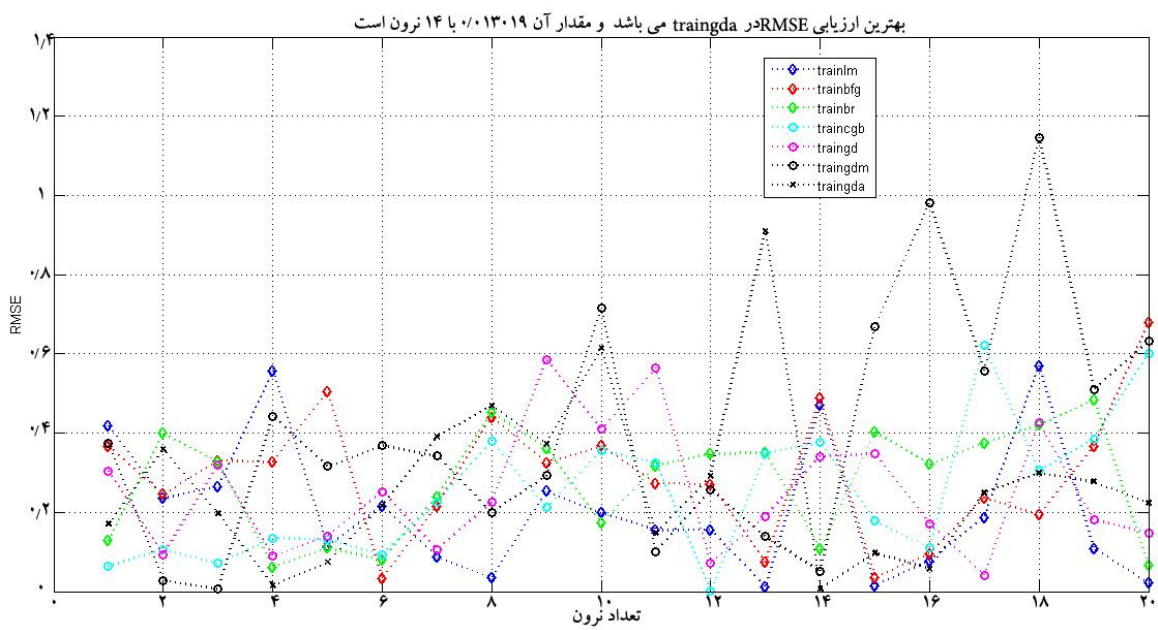
شکل ۸. روند تغییرات تعداد مراحل با پارامتر MSE با ۱۴ نرون تحت تابع گرادیانت دیسنت ویت آدابتیو لرنینگ ریت (gda)

همبستگی (R) برای توابع و نرون‌های مختلف قابل استخراج است. نتایج بهینه در مراحل مختلف آموزشی، آزمایشی و ارزیابی در بالای هر نمودار ثبت شده و قابل بررسی است (شکل های ۱۰-۱۶).

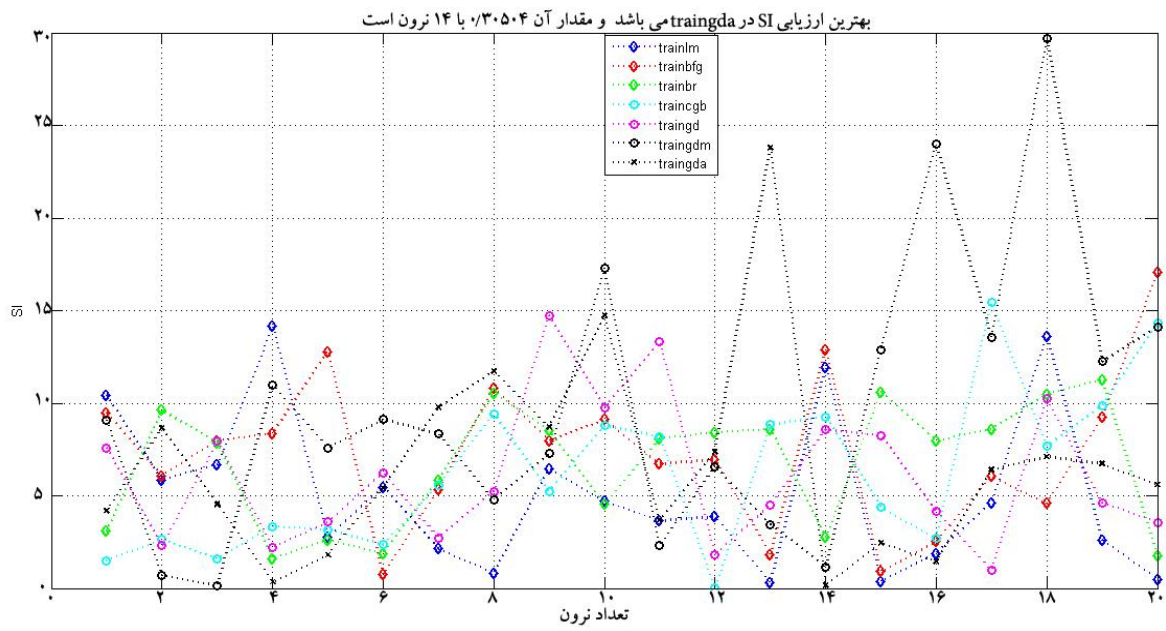
نتایج بهینه مشاهدات شبکه عصبی در مورد هر یک از معیارهای آماری مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین مجذور خطا (MSE)، شاخص پراکندگی (SI)، ضریب کارایی (CE)، و ضریب



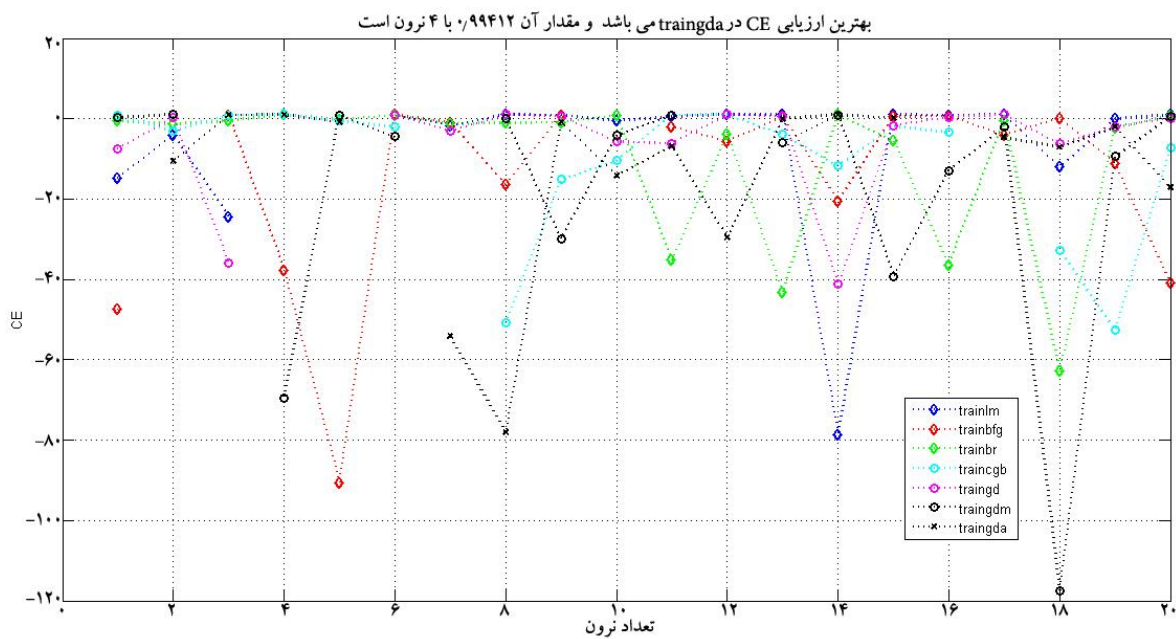
شکل ۱۰. روند تغییرات پارامتر R در توابع و نرون‌های مختلف مربوط به نتایج ارزیابی



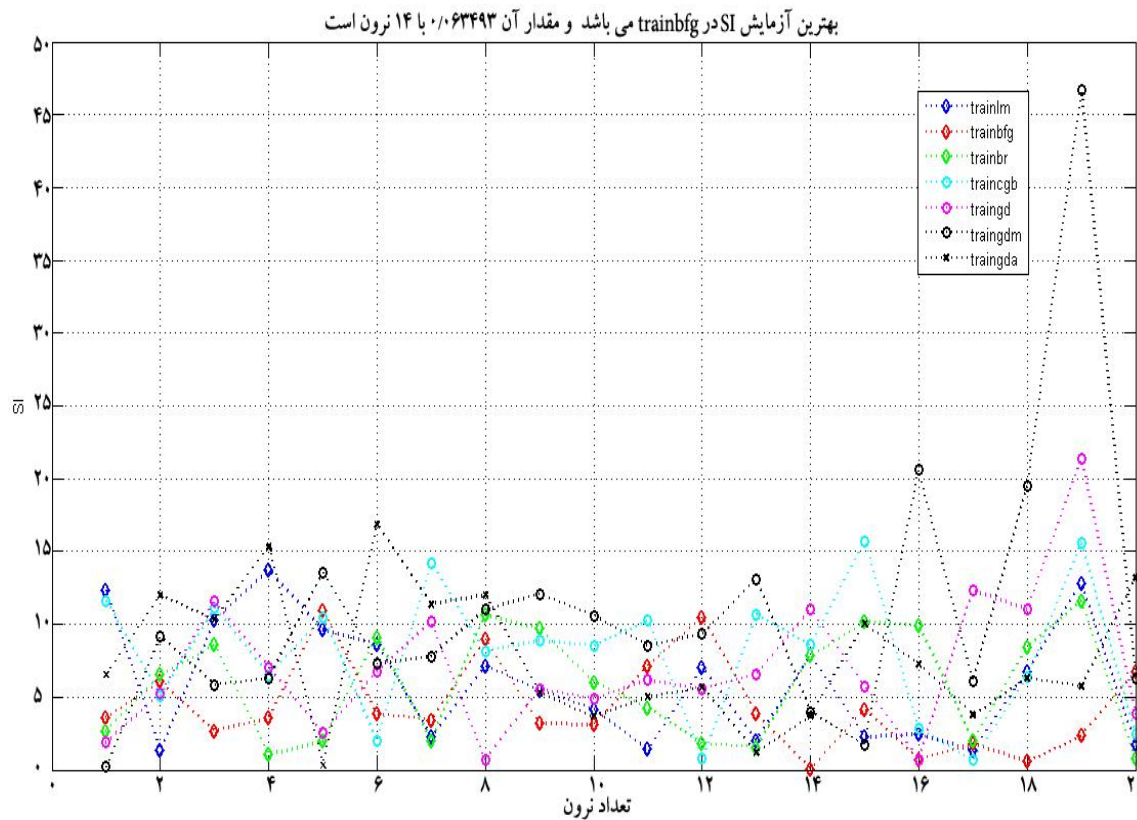
شکل ۱۱. روند تغییرات پارامتر RMSE در توابع و نرون‌های مختلف مربوط به نتایج ارزیابی



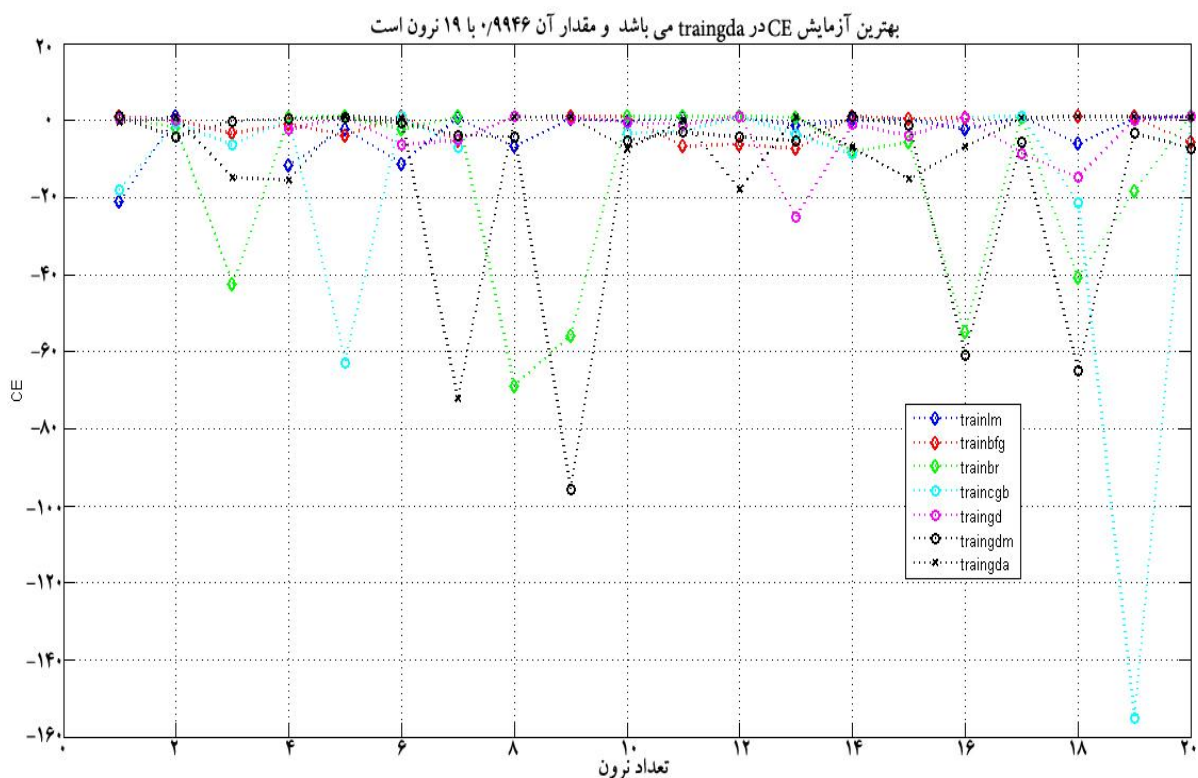
شکل ۱۲. روند تغییرات پارامتر SI در توابع و نرون های مختلف مربوط به نتایج ارزیابی



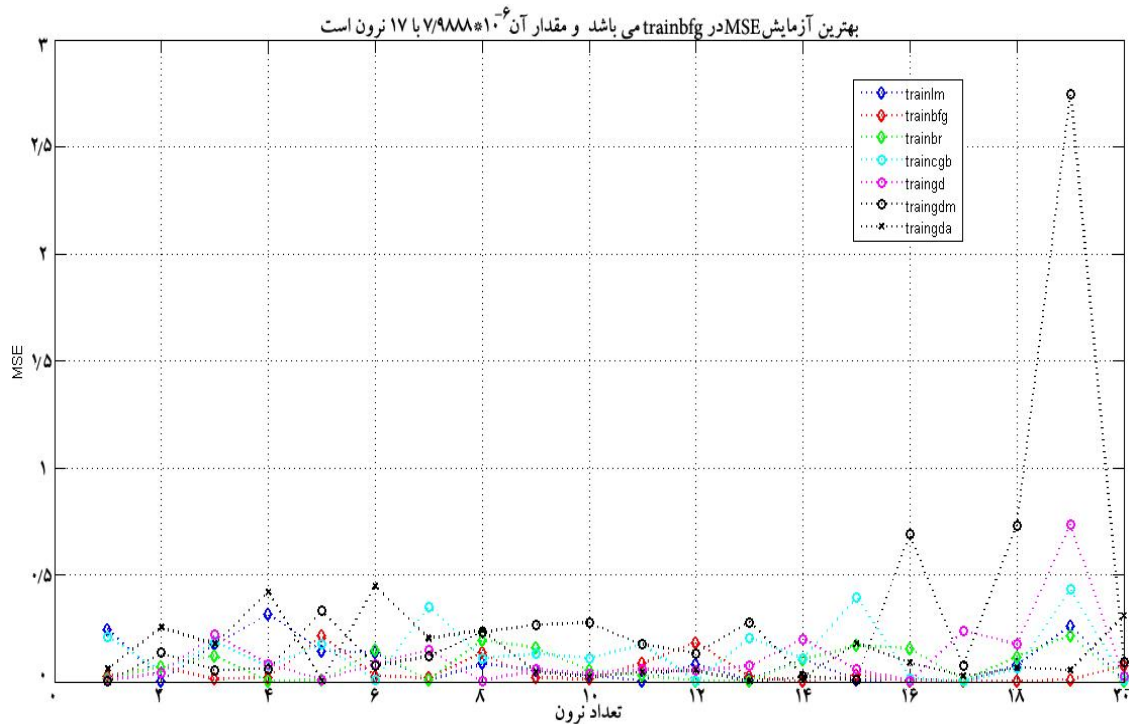
شکل ۱۳. روند تغییرات پارامتر CE در توابع و نرون های مختلف مربوط به نتایج ارزیابی



شکل ۱۴. روند تغییرات پارامتر SI در توابع و نرون‌های مختلف مربوط به نتایج آموزش



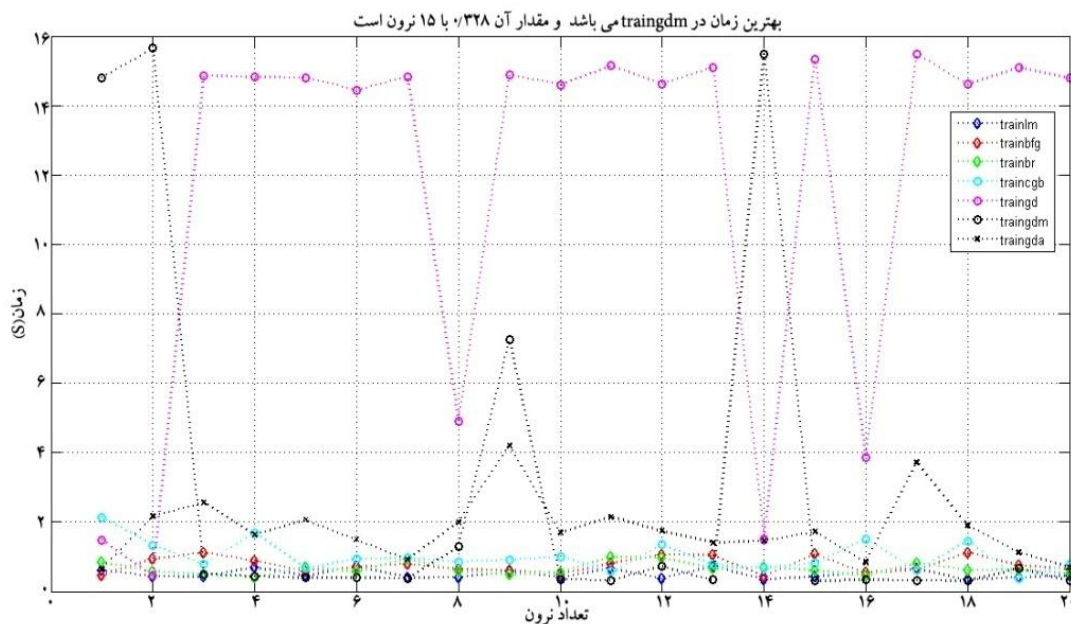
شکل ۱۵. روند تغییرات پارامتر CE در توابع و نرون‌های مختلف مربوط به نتایج آزمون



شکل ۱۶. روند تغییرات پارامتر MSE در توابع و نرون‌های مختلف مربوط به نتایج آزمون

(شکل ۱۷). البته با توجه به مقدار ضریب همبستگی معادل $0/43$ برای این تابع با این تعداد نرون در نتایج ارزیابی مشخص می‌گردد که علی‌رغم این زمان اندک برای اجرای مدل، این تابع ابزار مناسبی جهت تخمین میزان تراکم جریان با کمک شبکه عصبی محسوب نمی‌شود.

در پایان، زمان تحلیل و بررسی ورودی‌ها به منظور دستیابی به جواب خروجی برای توابع و نرون‌های مختلف مورد مقایسه قرار گرفت و تابع و نرون مناسب با بهترین نتیجه برای هر معیار انتخاب شد. طبق نتایج بررسی‌ها کمترین زمان تحلیل معادل $0/328$ ثانیه و مربوط به تابع گرادینت ویت ممتم بگ پروچیشن (gdm) تحت ۱۵ نرون می‌باشد



شکل ۱۷. روند تغییرات زمانی در توابع و نرون‌های مختلف

نرون می‌باشد و در مرحله ارزیابی توابع گرادینت دیسنت ویت آدپتیو لرنینگ ریت (gda) با ۱۴ نرون و گرادینت دیسنت بگ پروپجیشن (gd) با ۶ نرون دارای کمترین خطا می‌باشند و به عنوان ساختار بهینه بر اساس پارامترهای ورودی برای تخمین میزان تراکم جریان‌های شکافنده در سواحل میانه محسوب می‌شوند.

بعد از بررسی جواب‌ها جهت انتخاب ساختار بهینه بر اساس معیارهای آماری مختلف، جدول ۶ بر اساس نتایج به دست آمده از معیارهای آماری در حالت‌های مختلف استخراج و در نهایت ساختاری که دارای کمترین خطا بود در مراحل آزمون و ارزیابی انتخاب شد. همانطور که اطلاعات جدول نشان می‌دهد تابع بهینه با کمترین مقدار RMSE در مرحله آزمون تابع کواسی نیوتن (bfg) با ۱۴

جدول ۶. نتایج مقادیر بهینه معیارهای آماری در توابع مختلف مربوط به نتایج آزمون، آموزش و ارزیابی

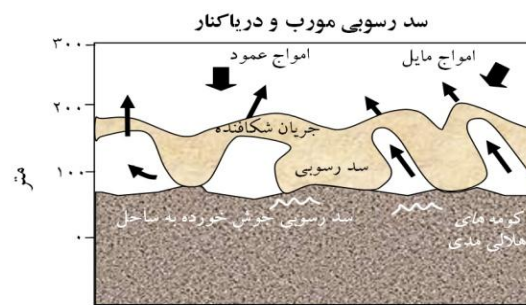
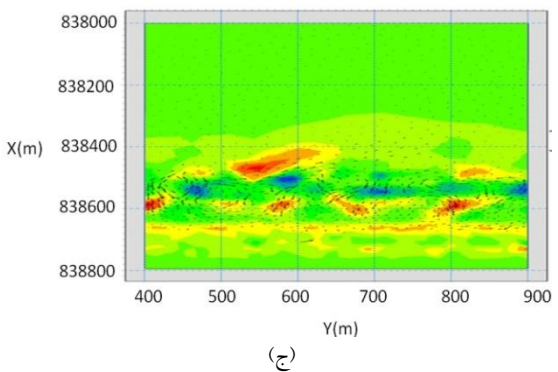
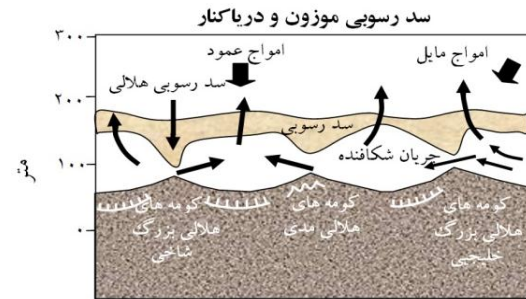
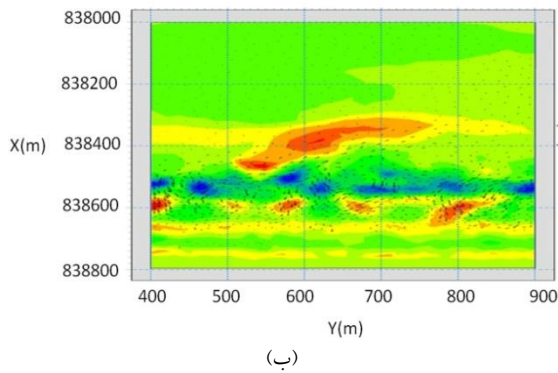
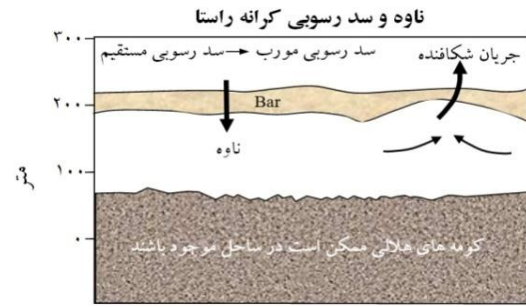
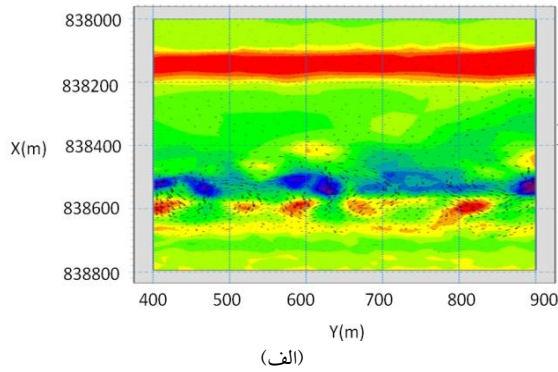
نوع نتایج	تعداد نرون‌ها	مقادیر معیارهای آماری	عنوان توابع	معیارهای آماری
آزمون	۱۴	۰/۰۰۲۸۲	bfg	RMSE
	۱۷	$۷/۹۶۶e^{-۰/۰۶}$	bfg	MSE
	۱۴	۰/۰۶۳	bfg	SI
	۱۹	۰/۹۹	gda	CE
	۱۱	۰/۹۶۷	br	R
آموزش	۱۹	۰/۰۰۷	gda	RMSE
	۱۹	$۵/۱۵۶e^{-۰/۰۵}$	gda	MSE
	۱۹	۰/۱۷۷	gda	SI
	۱	۰/۹۸	gdm	CE
	۱۳	۰/۹۸	lm	R
ارزیابی	۱۴	۰/۰۱۳	gda	RMSE
	۱۴	۰/۰۰۰۱	gda	MSE
	۱۴	۰/۳۰۵	gda	SI
	۴	۰/۹۹	gda	CE
	۶	۰/۹۸	gd	R

به‌طوریکه طبق اطلاعات جدول ۴ میانگین سرعت جریان‌های شکافنده در طول یک ماه برای امواجی به ارتفاع ۱ و ۱/۵ و ۲/۲ متر به ترتیب معادل ۰/۱۴، ۰/۱۶ و ۰/۲۲ متر بر ثانیه است. همچنین نتایج مدل عددی حاکی از آن است در شرایطی که ساحل در معرض هجوم امواج ۱/۵ متری قرار گیرد، بعد از گذشت ده روز به تدریج ساحل به حالت سد رسوبی موزون و جریان شکافنده^{۲۷} (RBB) و در شرایطی که در معرض هجوم امواج ۱ متری قرار گیرد، به تدریج به حالت سد رسوبی مورب و جریان شکافنده^{۲۸} (TBB) می‌رسد (قسمت‌های ب و ج شکل ۱۸ و ۱۹).

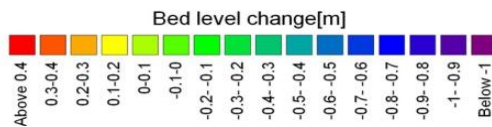
۳-۳. مقایسه و تحلیل نتایج

در این تحقیق به منظور بررسی تأثیر تغییر ارتفاع امواج بر میزان تراکم جریان‌های شکافنده نتایج مدل عددی به صورت پلان‌های تراز بستر و تغییرات تراز بستر (برای بررسی پهنای خیزاب و تغییرات آن) و پروفیل‌های کرانه‌راستای تراز بستر و سرعت جریان (برای بررسی میزان فاصله‌گیری، عمق، پهنای تراکم کانال‌های جریان) استخراج شده است (شکل‌های ۴، ۵، ۱۸ و ۱۹).

نتایج مدل عددی نشان می‌دهد که با افزایش ارتفاع امواج بر میانگین سرعت جریان‌های شکافنده افزوده می‌شود.



شکل ۱۸. حالت‌های مختلف سواحل میانه [۱۲]



شکل ۱۹. الگوی تغییرات تراز بستر بعد از ۱۰ روز برای امواجی با ارتفاع مختلف (الف) ارتفاع موج ۱ متر، (ب) ارتفاع موج ۱/۵ متر، (ج) ارتفاع موج ۲/۲ متر

قسمت الف شکل ۱۹ در شرایطی که ساحل در معرض هجوم این امواج مرتفع ۲/۲ متری قرار دارد، پس از گذشت ۱۰ روز سد رسوبی از مقطع طولی $x=838600m$ به مقطع طولی $x=8382150m$ منتقل می‌شود. از طرفی طبق مطالعات میدانی محققان در گذشته پهنای منطقه خیزاب ساحلی (x_b) متناسب با فاصله بین کانال‌های جریان شکافنده است [۳۵].

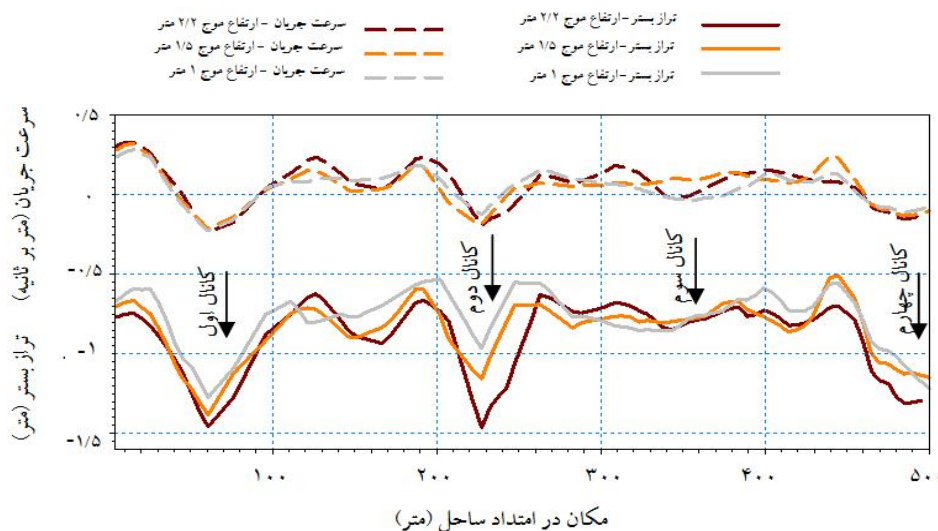
بررسی پروفیل کرانه راستای تراز بستر حاصل از نتایج مدل عددی؛ پس از گذشت ۱۰ روز نشان می‌دهد با افزایش هم‌زمان پهنای و عمق کانال‌های جریان در اثر هجوم امواج مرتفع تر ۲/۲ متری، رسوبات به ناحیه دورتری نسبت به ساحل، به سمت دریا منتقل می‌شود و در نتیجه پهنای منطقه خیزاب ساحلی (x_b) افزایش می‌یابد. به طوری که مطابق

مورفولوژی ساحل نسبتاً پایدار شود. حال بررسی نتایج شبکه عصبی در مورد امواجی با ارتفاع مختلف مطابق شکل (۲۱) حاکی از آن است، در شرایطی که امواج مرتفع‌تر ۲/۲ متری بر ساحل حاکم هستند نه تنها با گذشت زمان میزان تراکم جریان کاهش می‌یابد بلکه از میزان تغییرات تراکم جریان نیز با گذشت زمان در ساحل کاسته می‌شود که نشانگر افزایش پایداری ساحل است.

شکل ۲۲ بیانگر تغییرات عدد فرود $Fr = U_r / \sqrt{gh}$ (به عنوان نمادی از سرعت بدون بعد جریان برگشتی) نسبت به پارامتر بدون بعد ارتفاع موج H_0/h_{shoal} حاصل از نتایج میانگین به دست آمده از همانندسازی عددی است. مقدار پارامتر R^2 در این نمودار معادل ۰/۸۵ است که برازشی جالب در داده‌های به دست آمده از نتایج همانندسازی عددی را نشان می‌دهد. در شکل ۲۴ می‌توان نتایج به دست آمده از همانندسازی عددی را با نتایج مطالعات سایر محققان مورد مقایسه قرار داد [۳۶-۳۸]. همان‌طور که دیده می‌شود نتایج همانندسازی عددی در غالب یک سیستم جریان برگشتی کم‌انرژی با مشاهدات مک‌ماهان و همکاران [۳۸] نیز همخوانی دارد. حال آنکه مقایسه نتایج شبکه عصبی با نتایج مشاهدات میدانی شرت و برنر [۱۷] در سواحل مختلف طبق شکل ۲۳ نشان می‌دهد در شرایط هیدرودینامیکی مشابه، میزان تراکم جریان به دست آمده از نتایج شبکه عصبی معادل

بنابراین انتظار می‌رود با افزایش ارتفاع موج فاصله بین کانال‌های جریان شکافنده نیز افزایش یابد. بررسی پروفیل کرانه راستای تراز بستر با حذف کانال سوم برای امواج مرتفع‌تر از یک متر بعد از ۱۰ روز صحت این مطلب را تأیید می‌کند و در این حالت از میزان تراکم جریان کاسته می‌شود (شکل ۲۰). در واقع در شرایطی که ساحل در معرض هجوم امواج ۲/۲ متری قرار دارد با انتقال رسوبات به ناحیه دورتر از ساحل و جابه‌جایی سد رسوبی به سمت دریا شیب منطقه نزدیک به ساحل با گذشت زمان کاهش می‌یابد و امواج مرتفع‌تر ۲/۲ متری در شیب ملایم‌تر نزدیک ساحل می‌شکنند و ساحل به تدریج از حالت ناوه و سد رسوبی کرانه راستا (LBT) به حالت پراکنا^{۲۹} (D) منتقل می‌شود. بنابراین نتایج مدل عددی نشان می‌دهد با افزایش ارتفاع موج ضمن اینکه از میزان تراکم کانال‌های جریان کاسته می‌شود، ساحل به سمت حالت پراکنا نزدیک می‌شود (شکل ۱۹).

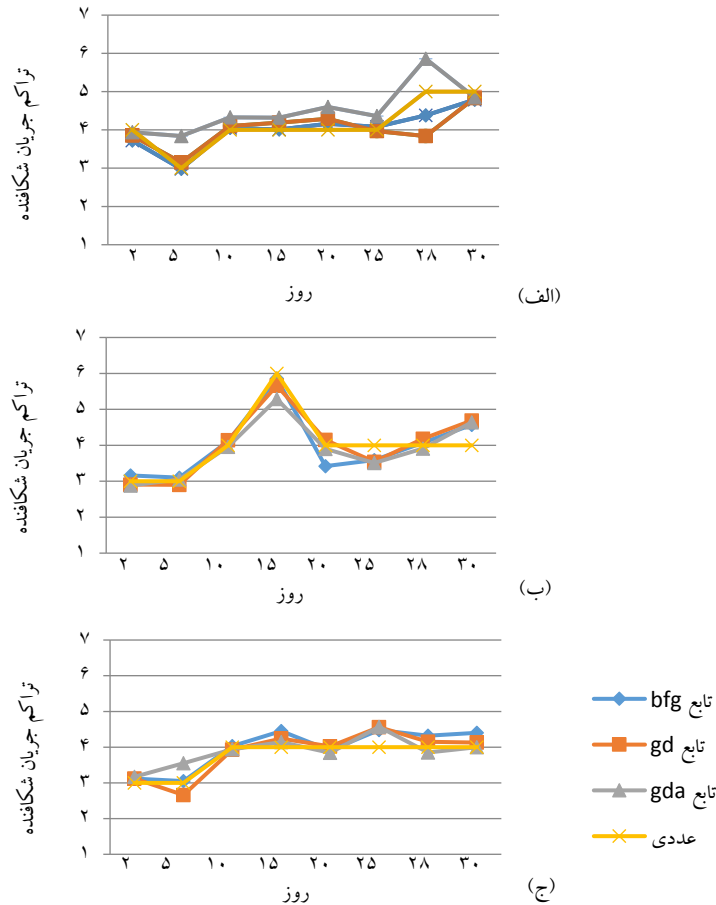
به دلیل گستردگی شرایط هیدرودینامیکی و مورفودینامیکی و تنوع سواحل مورد مطالعه توسط شرت و برنر [۱۷] به منظور مقایسه نتایج شبکه عصبی از مطالعات میدانی ارائه شده توسط ایشان بر اساس پارامتر تراکم جریان برگشتی $RD = L_b / y_r$ استفاده شد. در این رابطه L_b طول ساحل مورد بررسی و y_r فاصله کانال‌های جریان شکافنده است. طبق مطالعات شرت [۱۲] و برنر و شرت [۱۷] انتظار می‌رود هنگامی که ساحل به حالت پراکنا نزدیک می‌شود،



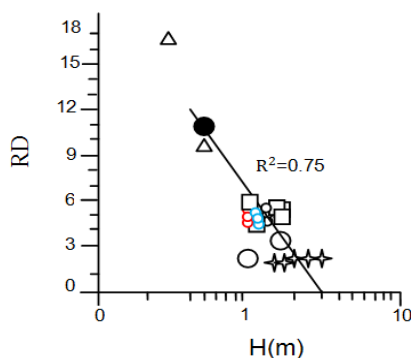
شکل ۲۰. بخشی از مقطع کرانه راستای گذرنده از روی سد رسوبی و کانال‌ها برای امواجی با ارتفاع مختلف بعد از گذشت ۱۰ روز

میدانی این محققان نشان می‌دهد که حالت عمده در طول سال در این سواحل مطابق با نتایج به دست آمده از همانندسازی عددی در این تحقیق به صورت انواع مختلف سواحلی با حالت میانه است.

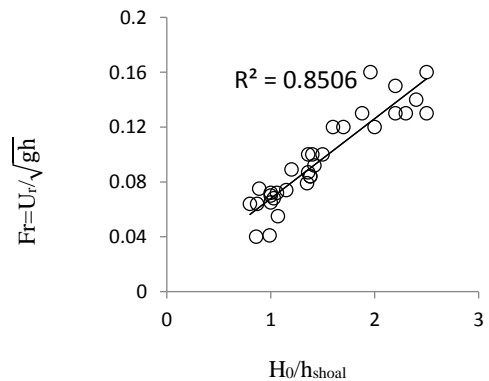
با میزان تراکم جریان در سواحل شرقی مورد مطالعه از سوی ایشان تحت امواج دورا (ESC) است که این مطلب در طراحی اولیه ساحل در مدل عددی و شرایط هیدرودینامیکی حاکم بر مدل نیز لحاظ شده است. از طرفی نتایج مطالعات



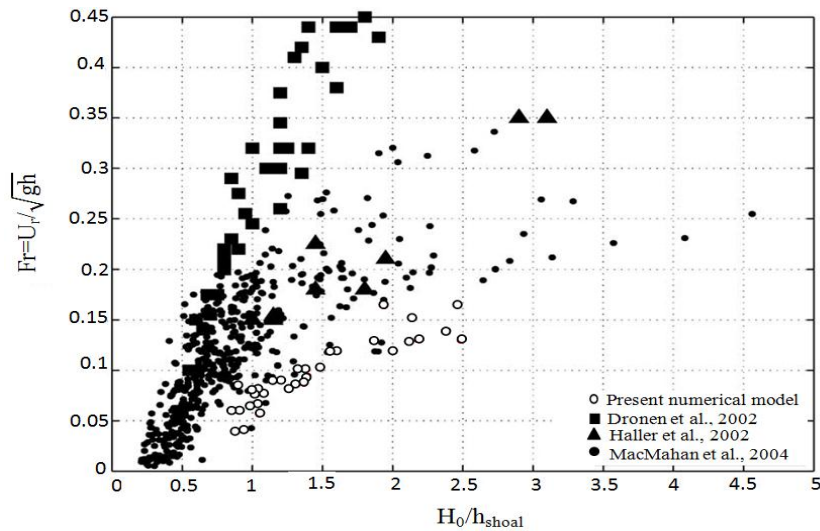
شکل ۲۱. مقایسه میزان تراکم جریان تحت توابع بهینه شبکه عصبی با گذشت زمان برای امواجی با ارتفاع مختلف (الف) ارتفاع موج ۱ متر، (ب) ارتفاع موج ۱/۵ متر، (ج) ارتفاع موج ۲ متر.



شکل ۲۳. مقایسه نتایج مشاهدات میدانی شرت و برندر (۱۹۹۹) با نتایج شبکه عصبی در سواحل مختلف (توضیح علائم اختصاری در مقدمه و پی‌نوشت ذکر شده است)



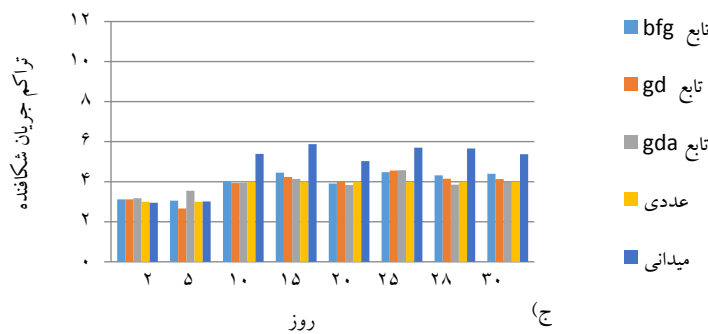
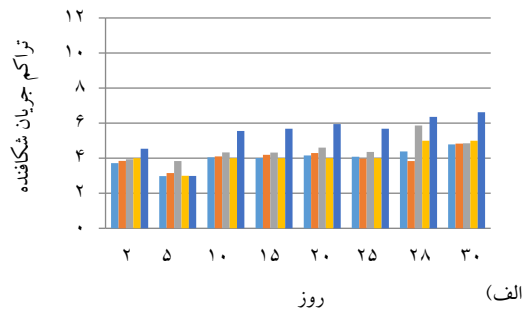
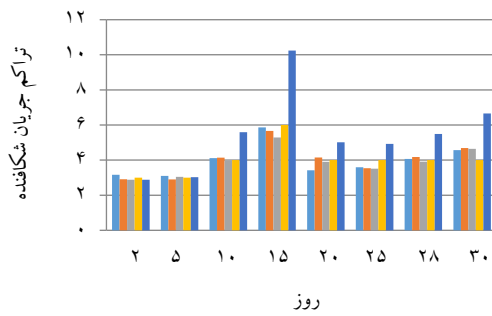
شکل ۲۲. تغییرات پارامترهای سرعت بدون بعد جریان (عدد فرود) نسبت به ارتفاع بدون بعد امواج فرودی حاصل از نتایج مدل عددی



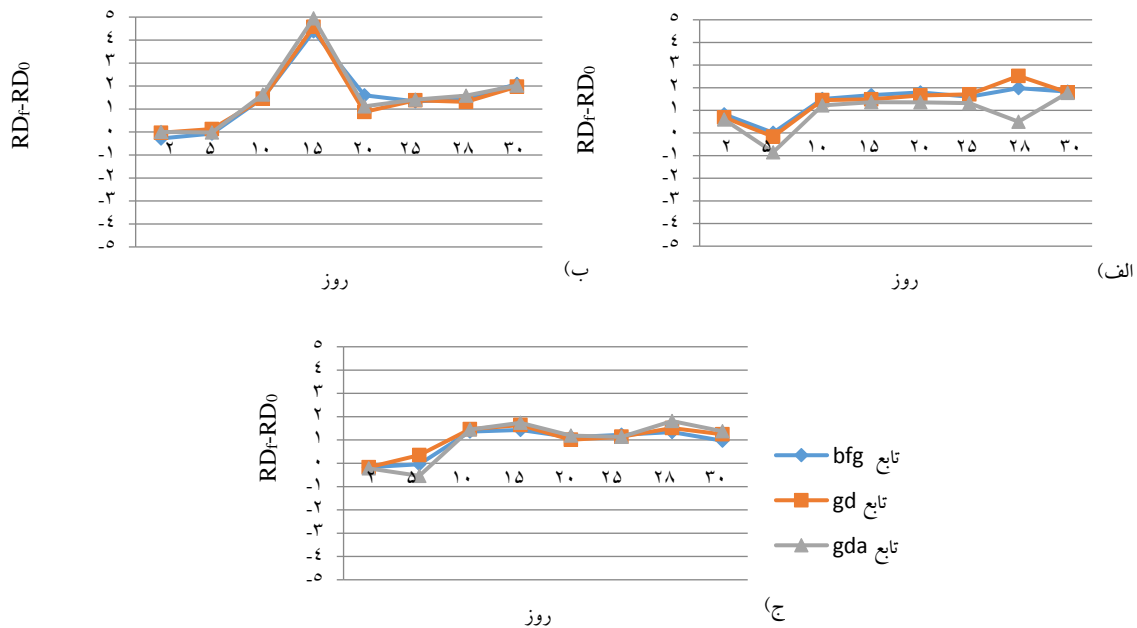
شکل ۲۴. مقایسه نمودار مربوط به تغییرات پارامترهای سرعت بدون بعد جریان (عدد فرود) نسبت به ارتفاع بدون بعد امواج فرودی حاصل از نتایج مدل عددی با نتایج سایر محققین

دارد. بخش‌های مختلف شکل (۲۶) میزان خطای توابع بهینه شبکه عصبی را نسبت به مشاهدات میدانی از طریق مقایسه تفاضل مقادیر تراکم جریان شکافنده حاصل از مشاهدات میدانی (RD_f) و شبکه عصبی (RD_0) با گذشت زمان برای امواجی با ارتفاع مختلف نشان می‌دهد.

مقایسه نتایج شبکه عصبی با نتایج میدانی مطابق شکل (۲۵) نشان می‌دهد در شرایط هیدرودینامیکی ضعیف‌تر (امواج ۱ متری) نتایج تابع گرادینت دیسنت ویت آدپتو لرنینگ ریت (gda) و در شرایط هیدرودینامیکی قوی‌تر (امواج ۲/۲ متری) تابع کواسی نیوتن (bfg) با نتایج میدانی مطابقت بیشتری



شکل ۲۵. مقایسه تغییرات تراکم جریان با گذشت زمان تحت توابع بهینه شبکه عصبی با نتایج میدانی برای امواجی با ارتفاع مختلف (الف) ارتفاع موج ۱ متر، (ب) ارتفاع موج ۱/۵ متر، (ج) ارتفاع موج ۲/۲ متر



شکل ۲۶. خطای حاصل از تفاضل مقادیر تراکم جریان حاصل از مشاهدات میدانی (RD_f) و شبکه عصبی (RD_0) با زمان برای امواجی با ارتفاع مختلف (الف) ارتفاع موج ۱ متر، (ب) ارتفاع موج ۱/۵ متر، (ج) ارتفاع موج ۲/۲ متر

می شود. بنابراین می توان از این توابع بهینه جهت تخمین میزان تراکم جریان شکافنده در سواحلی با حالت میانه در شرایط هیدرودینامیکی و مورفودینامیکی مشابه استفاده کرد.

۴. نتیجه گیری

این تحقیق که بر اساس شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) مبنی بر قانون یادگیری پس انتشار پیشخور (FFBP) استوار است، با استفاده از ورودی های بی بعد هیدرودینامیکی و مورفودینامیکی مرتبط در یک کانال جریان شکافنده به جای اطلاعات مورفودینامیکی کل خط ساحل که مستلزم مطالعات گسترده میدانی است، قادر به تخمین میزان تراکم جریان های شکافنده در سواحل میانه می باشد. همچنین با استفاده از نتایج همانند سازی عددی و نتایج به دست آمده از شبکه عصبی در این تحقیق چگونگی تأثیر متقابل شرایط موج و بستر و همچنین تغییرات حالت ساحل در سواحلی که عمدتاً در حالت میانه به سر می برند، قابل تشریح و بررسی است. به طوری که نتایج این تحقیق نشان می دهد با افزایش ارتفاع امواج فرودی به تدریج رسوبات به سمت ناحیه دورتری از خط ساحل رانده می شوند و ساحل به

میانگین میزان خطای نتایج شبکه عصبی، برای امواجی با ارتفاع ۲/۲ متری و ۱ متری به ترتیب تحت تابع کواسی نیوتن (bfg) و تابع گرادیانت دیسنت ویت آداپتیو لرنینگ ریت (gda) تقریباً معادل ۰/۹ است (جدول ۷).

جدول ۷. تفاضل میانگین مقادیر تراکم جریان حاصل از مشاهدات میدانی و شبکه عصبی در هجوم امواجی با ارتفاع مختلف

H(m)	$(RD_f - RD_0)$		
	bfg	gd	gda
۱	۱/۴	۱/۳۹	۰/۹
۱/۵	۱/۴۹	۱/۴۵	۱/۵۸
۲/۲	۰/۹	۱/۰۲	۰/۹۹

این امر نشان می دهد میزان خطا در مورد این دو تابع بهینه بسیار اندک و در حالت میانگین تقریباً معادل با یک کانال جریان شکافنده است. به این ترتیب توانایی توابع مذکور در پیش بینی میزان تراکم جریان براساس نتایج به دست آمده از شبکه عصبی در مراحل آزمون و ارزیابی که به صورت کمترین مقدار RMSE معادل ۰/۰۰۲۸۲ برای تابع کواسی نیوتن (bfg) و معادل ۰/۰۱۳ برای توابع گرادیانت دیسنت ویت آداپتیو لرنینگ ریت (gda) با ۱۴ نرون است، تأیید

- [7] Dalrymple RA. A mechanism for rip current generation on an open coast. *Journal of Geophysical Research*. 1975; 80(24): 3485-87.
- [8] Falques A, Coco G, Huntley DA. A mechanism for the generation of wave-driven rhythmic patterns in the surf zone. *Journal of Geophysical Research*. 2000; 105 (C10): 24, 071-24, 087.
- [9] Mizumura K. Littoral currents around breakwaters. *Proceeding of Coastal Structures '79*. Washington, DC: ASCE; 1979. Vol.2. p. 778-91.
- [10] Wind HG, Vreugdenhil CB. Rip-current generation near structures. *Journal of Fluid Mechanics*. 1986; 171:459-76.
- [11] Castelle B, Scott. T, Brander RW, McCarroll RJ. Rip current types, circulation and hazard. *Earth-Science Reviews*. 2016; 163: 1- 21.
- [12] Short AD. Rip current type, spacing and persistence, Narrabeen Beach, Australia. *Marine geology*. 1985; 65: 47-71.
- [13] Dean RG. Heuristic models of sand transport in the surf zone. *Proceeding of First Australian Conference on Coastal Engineering*; 1973; Australia. Sydney, N.S.W; 1973. p. 208-14.
- [14] Wright LD, short AD. Morphodynamic variability of surf zones and beaches. *Marine Geology*. 1984; 56(1-4): 93-118.
- [15] Sonu CJ. Field observations of nearshore circulation and meandering currents. *Journal of Geophysical Research*. 1972;77:3232-47.
- [16] Huntley DA, Short AD. On the spacing between observed rip currents. *Coastal Engineering*. 1992;17:211-25.
- [17] Short AD, Brander R. Regional variations in rip density *Journal of Coastal Research*. 1999; 15(3): 813-22.
- [18] Eliot I. The persistence of rip current patterns on sandy beaches. *Proceeding of 1st Aus. Conference Coastal Engineering*. Australia: Institution of Engineers; 1973.p.29-34.
- [19] Whyte D, Turner IL, Ranasinghe R. Rip characterization on the Gold Coast, Australia: An analysis using coastal imaging techniques. *Proceeding of Coasts and Ports 2005: Coastal Living - Living Coast; Australasian Conference*. Australia; Barton, A.C.T.; Institution of Engineers; 2005.p.233-8.
- [20] Turner IL, Whyte D, Ruessink BG, Ranasinghe R. Observations of rip spacing, persistence and mobility at a long, straight coastline. *Marine Geology*. 2007;236(3-4):209-21.
- [21] Holman RA, Symonds G, Thornton EB, Ranasinghe R. Rip spacing and persistence on an embayed beach. *Journal of Geophysical Research: Oceans*. 2006;111:1-17.
- [22] Symonds G, Holman RA, Bruno B. Rip

مرور زمان به حالت پراکنا نزدیک می‌شود. در این حالت با افزایش فاصله کانال‌ها با گذشت زمان از تراکم جریان‌های شکافنده و از میزان تغییرات تراکم کانال‌های جریان در ساحل کاسته می‌شود و ساحل به حالت پایدار می‌رسد.

نتایج دیگر این تحقیق حاکی از آن است که انتخاب توابع و نرون‌های بهینه متناسب با شرایط هیدودینامیکی حاکم بر ساحل از مهمترین عوامل در افزایش دقت نتایج شبکه عصبی محسوب می‌شوند. به طوری که در شرایطی که امواج کم ارتفاع تر بر ساحل حاکم هستند، تابع گرادینت دیسنت ویت آدپتیو لرنینگ ریت (gda) و در شرایطی که امواج مرتفع تر بر ساحل حاکمند تابع کواسی نیوتن (bfg) هر کدام با ۱۴ نرون دقیق‌ترین تخمین از میزان تراکم جریان‌های شکافنده را در سواحلی که عمدتاً در حالت میانه به سر می‌برند، با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی ارائه می‌دهند. حداقل میزان خطا در نتایج به دست آمده از توابع بهینه شبکه عصبی نشان می‌دهد شبکه عصبی قادر است پیش‌بینی‌هایی به مراتب دقیق‌تر نسبت به مدل عددی و کم هزینه‌تر و مقرون به صرفه‌تر نسبت به مطالعات میدانی ارائه دهد. در واقع این امر قابلیت بالای شبکه عصبی مصنوعی را به عنوان ابزاری کاربردی در تخمین پارامترهای مرتبط به سیستم جریان شکافنده در سواحل تأیید می‌کند.

مراجع

- [1] MacMahan JH, Thornton EB, Stanton TP, Reniers AJHM. Rip current review. *Journal of Coastal Engineering*. 2006; 53: 191-208.
- [2] Dalrymple RA, MacMahan JH, Reniers AJHM, Nelko V. Rip currents, *Annual Review Fluid Mechanics*. 2011; 43: 551-81.
- [3] Wei Z, Dalrymple RA, Xu M, Garnier R, Derakhti M. Short-crested waves in the surf zone. *Journal of Geophysical Research: Oceans*. 2017; 122.
- [4] Shepard FP, Emery KO, La Fond EC. Rip currents: a process of geological importance. *The Journal of Geology*. 1941;49:337-69.
- [5] Bowen AJ. Rip currents: 1: Theoretical investigations. *Journal of Geophysical Research*. 1969;74:5467-78.
- [6] Bowen AJ, Inman DL. Rip currents. 2: Laboratory and field observations. *Journal of Geophysical Research*. 1969;74:5479-90.

- Engineering. Copenhagen; American Society of Civil Engineering: 1974. p. 901–19.
- [36] Dronen N, Karunarathna H, Fredsoe J, Sumer BM, Deigaard R. An experimental study of rip channel flow. *Coastal Engineering*. 2002; 45(3–4): 223–8.
- [37] Haller MC, Ozkan-Haller T. Wave breaking and rip current circulation. Paper Presented at International Conference on Coastal Engineering. Cardiff; American Society of Civil Engineering: 2002. p. 705–17.
- [38] Mc Mahan JH, Reniers Ad JHM, Thornton Ed B and Stanton Tim P. Surf zone eddies coupled with rip current morphology. *Journal of Geophysical Research: Oceans*. 2004; 109: C07004.
- currents. In: Thornton EB, editor. *Coastal Dynamics'97*. American Society of Civil Engineering; 1997. p. 584–93.
- [23] Babovic V, Kanizares R, Jenson HR, Klinting A. Neural networks as routine for error updating of numerical models. *Journal of Hydraulic Engineering*. 2001 Mar; 127(3): 181–93.
- [24] Tsai CP, Lee T. Back-propagation neural network in tidal level forecasting. *Journal of Waterway, Port, Coastal and Ocean Engineering*. 1999; 125: 195–202.
- [25] Sztobryn M. Forecast of storm surge by means of artificial neural network. *Journal of Sea Research*. 2003 Jun 1; 49(4): 317–22.
- [26] Pape L, Ruessink BG, Wiering MA, Turner IL. Recurrent neural network modeling of nearshore sandbar behavior. *Neural Networks*. 2007; 20: 509–18.
- [27] Singh AK, Deo MC, Sanil Kumar V. Prediction of littoral drift with artificial neural networks. *Hydrology and Earth System Sciences*. 2008; 12: 267–75.
- [28] Wang F, Zhou B, Xu J, Song L, Wang X. Application of neural network and MODIS 250 m imagery for estimating suspended sediments concentration in Hangzhou Bay, China. *Environmental Geology*. 2009; 56(6): 1093–1101.
- [29] Moridnejad A, Abdollahi H, Alavipanah SK, Samani JMV, Moridnejad O, Karimi N. Applying artificial neural networks to estimate suspended sediment concentrations along the southern coast of the Caspian Sea using MODIS images. *Arabian Journal of Geosciences*. 2015; 8(2): 891–901.
- [30] Maanen BV, Coco G, Bryan KR, Ruessink BG. The use of artificial neural networks to analyze and predict alongshore sediment transport. *Nonlinear Processes in Geophysics*. 2010; 17(5): 395–404.
- [31] DHI Software. *MIKE 21 User Guide Manual*; 2014.
- [32] Battjes JA, Janssen JPFM. Energy loss and set-up due to breaking of random waves. *Proceeding of 16th International Conference of Coastal Engineering*, ASCE; 1978. p. 569–87.
- [33] Valipour A, Bidokhti AA. An analytical model for the prediction of rip spacing in intermediate beaches. *Journal of Earth system Science*. 2018; 127: 108.
- [34] Dawson CH. *Applied Artificial Neural Network*. Amazon's Book Store; 2016; 26 p.
- [35] Hino M. Theory on the formation of rip-current and cuspidal coast. *Proceedings of the 14th International Conference on Coastal*

بی نوشت

1. Intermediate beaches
2. Dimensionless fall velocity
3. West coast swell (WCS)
4. East coast swell (ECS)
5. Fetch-limited wind wave with strong winds (FLW-S)
6. Fetch-limited wind wave bays (FLB)
7. Fetch-limited wind wave with moderate winds (FLW-M)
8. Hydrodynamically-controlled rips
9. Bathymetrically-controlled rips
10. Boundary-controlled rips
11. Littoral drift
12. Feed-forward back propagation
13. Levenberg-Marquardt(lm)
14. Quasi-Newton (bfg)
15. Bayesian Regularization(br)
16. Conjugate gradient with Beale Powell restarts(gb)
17. Gradient descent backpropagation(gd)
18. Gradient descent with momentum backpropagation(gdm)
19. Gradient descent with adaptive learning rate (gda)
20. Epochnumber
21. Longshore bar and trough(LBT)
22. Horizontal eddy viscosity
23. Smagorinsky formulation
24. Non-cohesive
25. Porosity of the bottom sediment
26. Multi-layer Perceptron
27. Rhythmic bar and beach (RBB)
28. Transverse bar and beach (TBB)
29. Dissipative