

## پیش بینی نرخ انتقال رسوب موازی ساحل با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در خزر جنوبی (ساحل نور)

طیب صادقی فر

کارشناسی ارشد فیزیک دریا، دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده علوم دریایی، گروه فیزیک دریا، تهران tsadeghifar90@gmail.com

تاریخ دریافت: ۹۶/۵/۱۰

تاریخ پذیرش: ۹۶/۷/۸

### چکیده

محاسبه نرخ انتقال رسوب موازی ساحل به منظور مطالعه دقیق الگوی فرسایش و رسوب گذاری، از جمله مهم ترین موضوعات در مهندسی سواحل است. در پژوهش حاضر، نرخ انتقال رسوب موازی ساحل از اول فروردین ماه تا آخر تیرماه سال ۱۳۹۱ با استفاده از تله گیر ستونی معلق به صورت روزانه اندازه گیری (سواحل شهر نور، در شمال کشور ایران) شد. روابط تجربی موجود عمدتاً بر اساس روش های برازشی بر روی داده های مشاهداتی و اندازه گیری شده ارائه شده است. نتایج استفاده از فرمول داک ۸۵ نشان داد که نرخ انتقال رسوب برای ساحل شهرستان نور برابر با  $334340$  متر مکعب بر سال است. در مرحله اول شبکه عصبی مصنوعی با متغیرهایی که با روش تجزیه و تحلیل عاملی به عنوان متغیر مستقل انتخاب شده بودند، اجرا شد. نتایج نشان داد که در مجموع عملکرد شبکه با تابع انتقال تانژانت هیپربولیک بهتر از سیگموئید بوده است. بهترین شبکه، شبکه ای با ورودی های ارتفاع موج شکن، عرض منطقه خیز آب ساحلی، سرعت جریان در امتداد ساحل و نرخ انتقال رسوب به دست آمد. یک پارامتر خروجی ( $Q$ ) به عنوان یک شبکه، منجر به پاسخ قابل قبول تر و قابل اعتمادتری با حداکثر مقدار ضریب تبیین  $0.96$  برای پیش بینی نرخ انتقال محاسبه شد. به این ترتیب با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی ارائه شده در این پژوهش می توان به برآورد دقیق تری از نرخ انتقال رسوب موازی ساحل پرداخت.

**واژه های کلیدی:** دریای خزر جنوبی، ساحل نور، شبکه عصبی مصنوعی، فرمول های نیمه تجربی، نرخ انتقال رسوب موازی ساحل.

### ۱. مقدمه

پیش بینی مقدار انتقال رسوب موازی ساحل از اهداف مهم مهندسان سواحل در تعیین فرسایش و رسوب گذاری در ساحل است. دانشمندان زیادی برای پیدا کردن روش تجربی برآورد نرخ انتقال رسوب موازی ساحل در دهه های گذشته تلاش کرده اند؛ با این حال به علت تأثیر قابل توجه پارامترها و داده های تصادفی، روش های تجربی موجود نتایج کاملاً متفاوت و کاربردهای محدودی ارائه کرده اند [۱].

فرمول های محاسبه نرخ انتقال رسوب موازی ساحل، طی سالیان مختلف تحول یافته اند. فرمول سرک

طی دهه های اخیر فرمول های تجربی مختلف برای برآورد نرخ انتقال رسوب ساحلی توسط محققان زیادی ارائه شده است که هر یک از آنها تحت شرایط محدود نیمرخ بستر و برای محدوده مشخصی از دانه بندی رسوب، کالیبره و استفاده شده اند. یکی از پرکاربردترین این مدل ها در پیش بینی نرخ انتقال رسوب موازی ساحل، شبکه عصبی مصنوعی است که به دلیل مزیت های آن در مقایسه با سایر روش ها، مبنای این پژوهش قرار گرفته است.

می‌شود، ارائه کردند. مجموعه شش داده با کیفیت بالا با هیدرودینامیک و انتقال رسوب جمع‌آوری شده در طول هر دو شرایط میدانی و آزمایشگاهی به‌منظور بررسی قابلیت فرمول جدید جهت پیش‌بینی به‌کار گرفته شد [۱۷]. پارامترهای اصلی فرمول (ضریب انتقال) که نشان‌دهنده بازده امواج در نگه‌داشتن دانه‌های رسوب معلق هستند از طریق عدد دین  $^2$  براساس تجزیه و تحلیل ابعادی بیان می‌شود. پیش‌بینی حاصل از کاربرد فرمول جدید که برخلاف یک فاکتور داخلی از ۰/۵ تا ۲ اندازه‌گیری شده، برای ۰/۶۲ درصد داده‌ها دارای بیشترین بازده در مقایسه با فرمول‌های انتقال رسوب (فرمول سرک (C.E.R.C)، فرمول توسعه یافته به وسیله اینمان - بگنولد و کامفوس است [۲، ۱۸]. این فرمول برای برنامه‌های کاربردی در مناطق ساحلی، همچنین مدل‌سازی عددی انتقال رسوب و تغییر خطوط ساحلی در نزدیک ساحل مناسب است. سینق و همکاران از شبکه‌های عصبی مصنوعی (شبکه‌های پس‌انتشار خطا<sup>۳</sup>) جهت پیش‌بینی رانش رسوب‌ها و از یک معادله ترکیبی، شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون غیرخطی برای کاربرد سریع استفاده کردند. این مقاله بر اساس مجموعه محدودی از مشاهدات میدانی تهیه شده و برای تأیید داده‌های بیشتری نیاز است [۱۹]. بختیار و همکاران، با استفاده از سیستم استنتاج فازی - عصبی<sup>۴</sup>، نرخ انتقال رسوب موازی ساحل را بر حسب مشخصه‌های موج در طول ساحل غربی هندوستان مطالعه قرار کردند. در این پژوهش، یک سیستم استنتاج تطبیقی فازی عصبی مبتنی بر شبکه و هیبرید فازی، سیستم استنتاج فازی (FIS) و فرمول‌های سرک، والتون و برنو و فن راین<sup>۵</sup> برای پیش‌بینی انتقال رسوب در منطقه خیز آب ساحلی<sup>۶</sup> استفاده شدند. ساختار مدل انفیس (ANFIS) شامل سه ورودی ارتفاع موج شکنا، زاویه شکست، دوره تناوب موج و یک خروجی نرخ انتقال رسوب موازی ساحل است. آن‌ها با مقایسه نتایج نشان دادند که مدل انفیس

(C.E.R.C; 1984) توانایی برآورد نرخ انتقال رسوب ناشی از امواج را فقط با توجه به مشخصات موج دارد. درحالی که فرمول‌های پیشنهادی توسط کامفوس<sup>۱</sup> تأثیر شیب بستر را نیز در نظر گرفته و مقادیر واقعی تری را ارائه می‌کند [۲]. انتقال رسوب همچنان یک علم در حال تکامل است، زیرا به فرایندهای پیچیده ای وابسته است. شایان ذکر است تعدادی از این فرایندها اندازه‌گیری نشده یا به طور کامل درک نشده‌اند؛ بنابراین توجه مهندسان به این مطلب ضروری است که حتی بهترین پیش‌بینی‌ها در زمینه انتقال رسوب نیز در مقایسه با پیش‌بینی‌های مورد انتظار در دیگر رشته‌ها و زمینه‌های علوم و مهندسی دارای حاشیه خطای وسیع‌تری است [۳].

شکست امواج در نزدیکی منطقه ساحلی و جریان‌ها دو عامل اصلی شناخته‌شده در انتقال رسوب ساحلی هستند. امواج از طریق وزش باد بر روی سطح آب، انرژی گرفته و تشکیل می‌شوند و هنگام رسیدن به منطقه شکست مقدار زیادی از این انرژی را از دست می‌دهند. شکست امواج باعث آشفتگی در ستون آب و حرکت رسوبات می‌گردد [۱].

روش‌های هوش مصنوعی از قبیل شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای کاربردهای موفقیت‌آمیزی در مطالعات سواحل، پیش‌بینی موج، موج‌دار شدن و رفتار محلی ماسه‌های ساحلی، پیش‌بینی تراز آب ساحلی، تجزیه و تحلیل امواج ناشی از باد، پیش‌بینی جزرومد، طراحی موج‌شکن و تخمین غلظت رسوب معلق هستند. کاربردهایی از روش‌های هوش مصنوعی از قبیل شبکه عصبی، منطق فازی، الگوریتم ژنتیک در پیش‌بینی تغییرات سطح ساحل، امیدبخش شاخه‌ای جدید از پژوهش‌های دریایی است [۴-۱۶].

بایرام و همکاران، فرمولی قابل پیش‌بینی برای نرخ کلی انتقال رسوب موازی ساحل، مبتنی بر اصول فیزیکی انتقال رسوب با فرض عاملیت امواج شکنا جهت حرکت رسوب، که متعاقباً به عاملیت جریان ناشی از امواج شکنا جهت حرکت رسوبات تبدیل

یکی از جدیدترین روش‌هایی که در زمینه پیش‌بینی معرفی شده است، روش شبکه عصبی مصنوعی است که برای کاربردهای مختلف استفاده شده است. نمونه‌های مطالعه‌شده به پژوهش استوبر و همکاران برای پیش‌بینی سیل، از مسیله و همکاران برای برآورد دبی روزانه سرریز، سینق و همکاران و روچی کالرا و همکاران برای تخمین ارتفاع موج مربوط هستند. همچنین کیری سامانی و همکاران شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی را در پیش‌بینی انتقال رسوب استفاده کردند [۱، ۱۹، ۲۲، ۲۳، ۲۴].

تاکنون در منطقه ساحلی نور، مطالعه‌ای در زمینه تخمین نرخ انتقال رسوب انجام نگرفته است. برای اجرای عملیات مهندسی و حفاظت از سواحل برآورد این نرخ و بررسی مناطق فرسایشی و رسوب گذاری ضروری است؛ بنابراین هدف از پژوهش حاضر برآورد مقدار انتقال رسوب موازی ساحل شهرستان نور در دریای خزر با استفاده از یک مدل شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه نتایج و بررسی دقت مدل است.

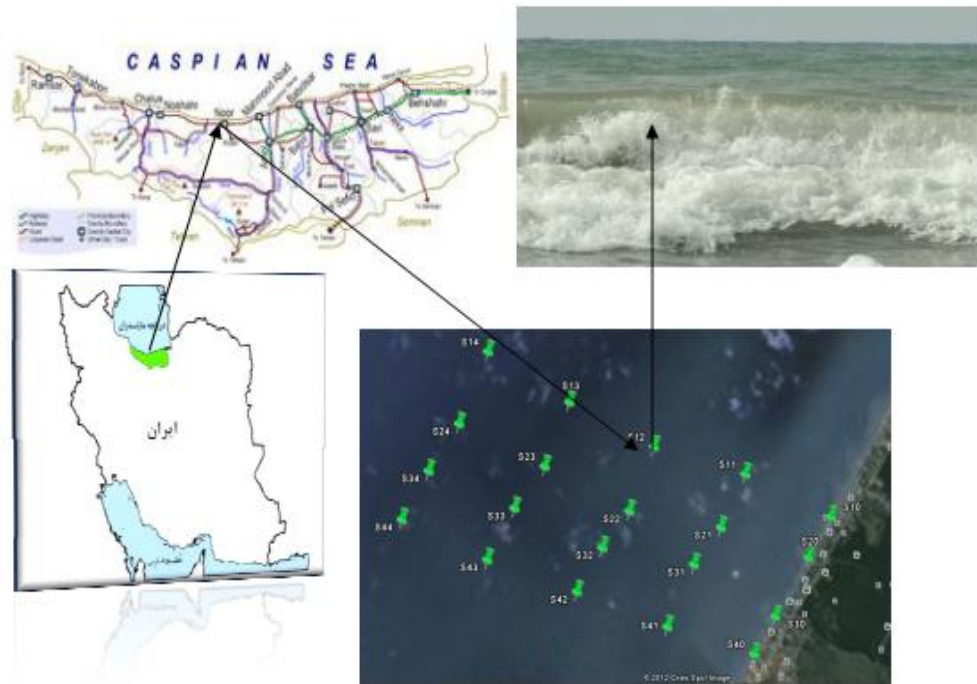
## ۲. مواد و روش‌ها

### ۲-۱. خصوصیات منطقه مورد مطالعه

این پژوهش در منطقه ساحلی شهرستان نور در جنوب دریای خزر به طول ۲۴۰۰ متر واقع در حد فاصل عرض‌های جغرافیایی  $36^{\circ}52'52''$  تا  $37^{\circ}17'40''$  شمالی و طول‌های جغرافیایی  $53^{\circ}27'37''$  تا  $50^{\circ}32'17''$  شرقی در چهار ایستگاه طی دوره اول مهرماه سال ۱۳۹۰ تا آخر تیرماه ۱۳۹۱ و با پارامترهای ارتفاع موج شکن، زاویه موج شکن، دوره تناوب، سرعت جریان موازی ساحل، شیب ساحل، عرض منطقه خیز آب انجام گرفت. نرخ انتقال رسوب مشاهداتی با استفاده از دستگاه تله گیر رسوب از اول فروردین ماه تا آخر تیرماه سال ۱۳۹۱ اندازه گیری شد. خصوصیات ایستگاه‌های برداشت داده‌ها واقع در خط ساحلی با فواصل مناسب در حدود ۶۰۰ متر در نظر گرفته شد و نمونه برداری به صورت روزانه در زمان مشخص برای هر ایستگاه انجام گرفت (شکل ۱).

دقت بالاتر و قابلیت اطمینان بیشتری را، در مقایسه با روش‌های دیگر، برای پیش‌بینی نرخ انتقال رسوب موازی ساحل فراهم می‌کند [۲۰]. هاشمی و همکاران، با استفاده از یک شبکه عصبی مصنوعی، تغییرات فصلی در نیمرخ ساحل در خلیج ترمادوک<sup>۷</sup> در شرق دریای ایرلند را در ۱۹ ایستگاه برای دوره هفت‌ساله مطالعه کردند و نتایج را با داده‌های میدانی مقایسه کردند. مهم‌ترین بخش ساخت مدل شبکه عصبی مصنوعی، انتخاب داده‌های مناسب به‌عنوان ورودی و خروجی است. براین اساس، آن‌ها برخی روش‌های عددی را جهت شناسایی مجموعه داده‌های مناسب به کار برده و خواص هندسی ساحل، داده‌های باد، اقلیم موج و تغییرات مربوط به ساحل را متناسب با شبکه‌های انتشار به عقب در نظر گرفتند. میانگین مربعات خطای پیش‌بینی آن‌ها برابر با  $0/0007$  به دست آمد [۲۱]. کیری سامانی و همکاران، کاربردهای شبکه‌های عصبی و مدل‌های منطق فازی در انتقال رسوب موازی ساحل را بررسی کردند و از شش متغیر غالب در نرخ انتقال رسوب موازی ساحل شامل؛ ارتفاع موج شکن ( $H_{bs}$ )، دوره تناوب موج ( $T$ )، زاویه موج شکن ( $\alpha_{bs}$ )، شیب ساحل ( $m$ )، اندازه دانه رسوب ( $D$ ) و نرخ انتقال رسوب موازی ساحل ( $Q_s$ ) استفاده کردند؛ در مدل شبکه عصبی ارائه‌شده توسط آن‌ها مقادیر  $R^2$  و RMSE به ترتیب برابر با  $0/6$  و  $0/6$  بود [۱].

امواج یکی از مهم‌ترین پدیده‌های مؤثر بر انتقال رسوب در مناطق دریایی از جمله دریای خزر هستند. با توجه به موقعیت جغرافیایی و ابعاد این دریاچه، برخلاف دریا‌های جنوب کشور، نوسانات کشندی (جزرومدی) قابل توجهی وجود ندارد، ولی در عوض طول بادگیر کافی برای تشکیل امواج مرتفع وجود دارد. امواج تشکیل‌شده در نزدیکی ساحل می‌شکنند و در آب کم‌عمق باعث رخداد انتقال رسوب موازی و عمود بر ساحل می‌گردند.



شکل ۱. منطقه مورد مطالعه ساحل خزر، شهرستان نور

## ۲-۲. روش تحقیق

به منظور اجرای پژوهش، پارامترهایی مانند ارتفاع موج شکننا ( $H_{sb}$ )، دوره تناوب موج ( $T$ )، زاویه امواج شکننا ( $\alpha_{sb}$ ) و عرض منطقه خیز آب ساحلی ( $W$ ) با استفاده از مشاهدات میدانی رصد و ثبت گردید. اندازه‌گیری سرعت جریان در امتداد ساحل (v) با استفاده از سرعت‌سنج<sup>۸</sup> و شیب ساحل (m) در هر ایستگاه با استفاده از اندازه‌گیری عمق آب و فاصله افقی بین خط ساحل و عمق ۲/۵ متری به دست آمد. قدیمی‌ترین روش که در حال حاضر نیز استفاده می‌شود، اندازه‌گیری چشمی پارامترهای موج (ارتفاع، دوره تناوب و زاویه) و عرض منطقه خیز آب ساحلی است. اندازه‌گیری از تاریخ اول مهرماه ۱۳۹۰ به صورت روزانه در چهار ایستگاه تا آخر تیرماه سال ۱۳۹۱ انجام گرفت. برای اندازه‌گیری ارتفاع موج شکننا کف دست به حالتی قرار گرفت که بر سطح آب مماس و فاصله بین سطح تا تاج شکست به عنوان ارتفاع موج شکننا در نظر گرفته شد که در شکل ۳-۲ نشان داده شده است. برای به دست آوردن زاویه امواج شکننا با خط ساحل، از یک نقاله (رسم شده در خط ساحلی) زوایای امواج با خط ساحلی با مشاهدات چشمی رصد و اندازه‌گیری شد. برای به دست

آوردن دوره تناوب موج فاصله زمانی بین دو موج متوالی با کرنومتر اندازه‌گیری شد و مقدار به دست آمده در جدول ثبت گردید. برای اندازه‌گیری عرض منطقه خیز آب با استفاده از رصد چشمی فاصله بین اولین شکست موج تا خط ساحلی محاسبه شد. برای به دست آوردن شیب ساحل با استفاده از فرمول ریاضی شیب با اندازه‌گیری فاصله عمق ۲/۵ متری تا خط ساحل مقدار شیب ساحل به صورت روزانه ثبت گردید. اندازه‌گیری جریان به منظور شناسایی سرعت جریان در امتداد ساحل انجام گرفت. این اندازه‌گیری‌ها به صورت لحظه‌ای و نقطه‌ای، با پوشش کافی در تمام سطوح منطقه مورد مطالعه صورت پذیرفته است. این اندازه‌گیری با استفاده از دستگاه سرعت‌سنج<sup>۹</sup> (یک جریان‌سنج پروانه‌ای است؛ برای کالیبراسیون این دستگاه از جدول دستورالعمل آن استفاده شده است) در منطقه نزدیک ساحل در دریای خزر صورت گرفت [۲۵]. برای به دست آوردن دوره تناوب امواج، فاصله زمانی بین دو موج متوالی با کرنومتر اندازه‌گیری شد و متوسط دست‌کم سه مقدار به دست آمده از این روش به عنوان دوره تناوب امواج در نظر گرفته شد. زاویه امواج شکننا با خط ساحل نیز با مشاهده و استفاده از یک نقاله تعیین شد (شکل ۲) [۲۵].

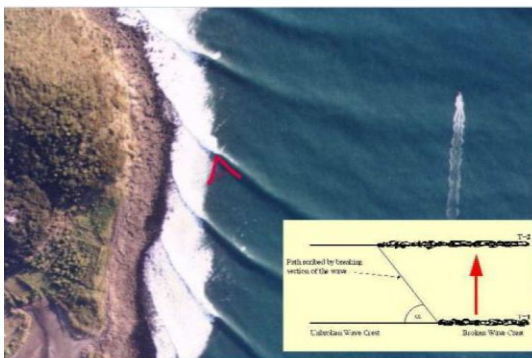
### ۳-۲. اندازه‌گیری نرخ انتقال رسوب موازی ساحل ۱-۳-۲. تله‌گیر معلق<sup>۱۰</sup>

تله‌گیر معلق اساساً برای اندازه‌گیری انتقال رسوب موازی و عمود بر ساحل در منطقه خیز آب ساحلی طراحی شده است.

چارچوب تله‌گیر از جنس P.V.C ساخته شد. بخش مستطیلی از استیل ساخته شده که پارچه تله‌گیر به آن متصل شده است. از شش میله فلزی در داخل لوله‌ها، برای نصب تله‌گیر در بستر دریا استفاده شد. دهانه تله‌گیر در جریانات بالا و در طول توزیع جریان برای ثابت بودن و سقوط نکردن تله‌گیر نگه داشته شد. عمق زیاد آب یکی از عوامل کندن تله‌گیر است. عوامل کنترل شامل سرعت جریان موازی ساحل، ارتفاع موج، عمق آب، تلاطم، دانه‌بندی و طول مدت نمونه‌برداری است. طول تله‌گیر معلق در حدود ۱/۲ متر است. بیشترین رسوب جمع‌آوری شده در تله‌ها بر اثر کاهش جریان‌هاست.



اندازه‌گیری ارتفاع موج با استفاده از رصد چشمی



زاویه نزدیک شدن امواج به خط ساحلی



شکل ۳. تله‌گیر رسوب مورد استفاده در تعیین نرخ انتقال رسوب در ساحل شهر نور



اندازه‌گیری عرض منطقه خیز آب ساحلی



نیمرخ منطقه مورد مطالعه

### ۴-۲. تجزیه و تحلیل نرخ انتقال

از تله‌گیرها جهت اندازه‌گیری شار رسوب، به‌عنوان مثال وزن شن و ماسه عبوری از تله‌گیر با سطح مقطع مشخصی در مدت نمونه‌برداری استفاده شد. با فرض یک‌سویه بودن جریان در حین مدت نمونه‌برداری، شار عبوری را می‌توان با استفاده از فرمول ۱ محاسبه کرد [۲۶].

شار رسوب  $F$  در ستون  $K$  با استفاده از معادله ۱ به

دست آمد:

شکل ۲. روش‌های اندازه‌گیری پارامترها

۲-۶. تجزیه و تحلیل عاملی<sup>۱۲</sup>

به منظور پی‌بردن به متغیرهای زیربنایی یک پدیده یا تلخیص مجموعه‌ای از داده‌ها از روش تجزیه و تحلیل عاملی استفاده می‌شود. داده‌های اولیه برای تحلیل عاملی، ماتریس همبستگی بین متغیرهاست. تحلیل عاملی، متغیرهای وابسته از قبل تعیین شده‌ای ندارد [۲۸].

۲-۷. شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>۱۳</sup>

ساختار شبکه عصبی در این تحقیق، شبکه سه‌لایه شامل یک لایه ورودی، یک لایه مخفی و یک لایه خروجی است. این نوع شبکه‌ها معمولاً با استفاده از روش پس‌انتشار خطا آموزش داده می‌شوند. برای جلوگیری از کوچک شدن بیش از حد وزن‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، ورودی‌های شبکه باید استاندارد شوند [۲۹]. پس از استاندارد کردن داده‌ها با استفاده از آزمون  $M^{14}$  و میزان ارزش گاما تعداد داده‌های آزمایش شبکه تعیین خواهد شد [۳۰].

در مرحله بعد تعداد نرون‌های لایه ورودی و تعداد نرون‌های لایه مخفی تعیین می‌شود [۳۱]. مدل شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از مجموعه آموزشی تحت آموزش قرار می‌گیرد و ترکیبات مختلفی از ورودی‌ها ساخته می‌شود. به منظور ارزیابی نتایج شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه آن‌ها، از معیار مجذور میانگین مربعات خطا<sup>۱۵</sup> و ضریب کارایی<sup>۱۶</sup> و نمودار پراکنش داده‌های مشاهده‌ای و برآوردی استفاده می‌شود. برای جلوگیری از کوچک شدن بیش از حد وزن‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی، ورودی‌های شبکه را با استفاده از معادله ۴ استاندارد می‌نماییم [۲۲].

$$X_n = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (4)$$

$X_n$  = مقدار نرمال شده،  $X_i$  = مقدار واقعی متغیر،  $X_{min}$  = کمینه مقدار واقعی متغیر و  $X_{max}$  = بیشینه مقدار واقعی متغیر است. در این تحقیق ۷۰ درصد داده‌ها برای

$$F(K) = \frac{S(k)}{\Delta h \Delta w \Delta t} \quad (1)$$

$F$  = شار وزنی رسوب ( $\frac{Kg}{m^2.s}$ )،  $K$  = تعداد تله گیر، در بستر ( $K=1$ ) و با کاهش ستون‌ها ( $K=N$ )،  $S$  = وزن رسوب خشک شده (بر حسب کیلوگرم)،  $\Delta h$  = ارتفاع ستون نازل (۰/۱۵ متر در این پژوهش)،  $\Delta w$  = عرض نازل تله گیر (۰/۲۵ متر در این پژوهش) و  $\Delta t$  = فاصله زمانی نمونه برداری (بر حسب ثانیه) هستند.

## ۲-۵. نرخ انتقال کلی رسوب

توزیع‌های عمود بر ساحل، به دست آمده در آب‌های کم عمق در تله گیرها یا در نقطه شکست (جایی که در آن نرخ انتقال صفر در نظر گرفته می‌شود) را مجموع نرخ انتقال کلی رسوب می‌گویند. نرخ کلی انتقال رسوب اندازه گیری شده تبدیل به نرخ انتقال وزن غوطه‌وری شد که با نماد  $I$  نشان داده می‌شود، به نام پارامتر دبی<sup>۱۱</sup> به صورت معادله ۲ تعریف می‌شود [۲۶].

[۲۷]

$$R = V X_b H_b \quad (2)$$

$R$  = پارامتر دبی (متر مکعب بر ثانیه)،  $V$  = میانگین سرعت جریان در امتداد ساحل (متر بر ثانیه)،  $X_b$  = میانگین عرض منطقه خیز آب ساحلی (متر)،  $H_b$  = میانگین ارتفاع موج شکنا در نقطه شکست (متر)، نرخ کلی انتقال موازی ساحل تابعی از پارامتر دبی است. یک رابطه تقریباً خطی یافت شد که نتیجه آن، معادله مناسب از ریشه کمترین مربعات به صورت رابطه (۳) (ضریب همبستگی  $r^2 = 0.76$ ) که در آن مقدار تقاطع  $R_c$  برابر با ۳/۹ متر مکعب بر ثانیه که به عنوان یک مقدار آستانه در انتقال عمده در امتداد ساحل در نظر گرفته شد،  $I$  در اینجا برابر با متر مکعب بر ثانیه است [۲۶].

$$I = 2.7 (R - R_c) \quad (3)$$

زاویه موج شکنا ( $\alpha$ )، عرض منطقه خیز آب ساحلی ( $W$ ) براساس مشاهدات میدانی، شیب ساحل ( $m$ ) با استفاده از اندازه گیری و استفاده از فرمول ریاضی شیب و سرعت جریان ( $V$ ) با استفاده از سرعت سنج در منطقه مورد مطالعه از اول مهرماه ۱۳۹۰ تا آخر تیرماه ۱۳۹۱ اندازه گیری و ثبت شد و نتایج در جداول ۱ و ۲ نشان داده شده است.

جداول ۱ و ۲ میانگین ماهیانه پارامترهای موج (ارتفاع، دوره تناوب، زاویه) عرض منطقه خیز آب، سرعت جریان در امتداد ساحل و شیب ساحل را نشان می دهند. همان طور که در جدول ۲ مشاهده می شود در این مدت ارتفاع موج متوسط ۰/۸۸ متر و دوره تناوب آن ۵/۴ ثانیه است. به طور کل از طرف شرق امواج با ارتفاع متوسط ۰/۸۸ متر و دوره تناوب ۵/۴ ثانیه که عمدتاً توسط باد هدایت شده ایجاد می گردد. باید توجه کرد که تنوع در موقعیت موج به علت توزیع فصلی در نظام بادهای منطقه صورت گرفت.

به منظور تهیه آمار باد منطقه از اطلاعات سازمان هواشناسی استفاده شد. پس از خواندن آمار خام سه ساعته باد (جهت و سرعت باد)، جهت منظور شده برای هر رکورد اصلاح شد و به یکی از جهات هشت گانه  $N$ ،  $E$ ،  $S$ ،  $W$ ،  $NW$ ،  $SW$ ،  $SE$  و  $NE$  تغییر یافت. شکل ۴ گلباد رسم شده برای منطقه ساحلی نور را نشان می دهد.

به طور کلی از طرف شرق امواج مرتفع تر با ارتفاع متوسط ۰/۸۸ متر و دوره تناوب ۵/۴ ثانیه که عمدتاً توسط باد هدایت شده است، ایجاد می گردد. باید توجه کرد که تنوع در موقعیت موج به علت تنوع فصلی در نظام بادهای منطقه است. در طول ماه های فصل پاییز متوسط ارتفاع موج ۰/۴۷ متر و دوره تناوب آن ۳/۸ ثانیه است. ارتفاع متوسط موج حدود ۰/۸۵ متر و دوره تناوب آن ۵/۲۲ ثانیه محاسبه شد. در فصل بهار ارتفاع متوسط امواج ۰/۳۶ متر و دوره تناوب ۴/۵ ثانیه و بالاخره در طول فصل تابستان ارتفاع موج متوسط ۰/۳ متر و دوره تناوب ۴/۸ ثانیه است (جدول ۲).

آموزش  $^{17}$ ، ۱۵ درصد داده ها برای صحت سنجی  $^{18}$  و ۱۵ درصد برای آزمون  $^{19}$  استفاده شده است.

نمایه های آماری مورد استفاده در این مطالعه عبارتند از: مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)، شاخص پراکندگی (SI)، ضریب کارائی (CE) و ضریب همبستگی ( $R^2$ ). مقدار مجذور میانگین مربعات خطا بین صفر و یک قرار دارد و مقدار آن هر چه به صفر نزدیک تر باشد نشانگر دقت زیاد پیش بینی است. شاخص پراکندگی بر حسب درصد است و بیانگر درصد پراکندگی داده های پیش بینی شده نسبت به مقادیر واقعی است که مقدار صفر بیان کننده عدم پراکندگی در پیش بینی است. همچنین مقدار ضریب همبستگی ( $R^2$ ) بین ۱- تا ۱ است و مقدار ۱ و ۱- بیان کننده پیش بینی بدون خطاست. دامنه ضریب کارائی (CE) برای بی نهایت منفی (مدل ضعیف) تا ۱ (مدل خوب) است. در روابط ۵ تا ۸ معادلات محاسبه نمایه های آماری ذکر شده است.

$$CE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_m)} \quad (5)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2} \quad (6)$$

$$SI = \frac{RMSE}{\text{average observed value}} \times 100 \quad (7)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O}_m)(P_i - \bar{P}_m)}{(\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O}_m)^2)^{0.5} (\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P}_m)^2)^{0.5}} \quad (8)$$

$O_i$  = مقدار مشاهده شده،  $P_i$  = مقدار پیش بینی شده،  $N$  =

تعداد داده های مشاهداتی،  $\bar{O}_m$  = مقدار میانگین مشاهدات و  $\bar{P}_m$  = مقدار میانگین پیش بینی شده است [۳۲].

### ۳. نتایج و بحث

#### ۳-۱. داده های مشاهداتی و اندازه گیری شده

به منظور پیش بینی نرخ انتقال رسوب موازی ساحل داده های امواج شامل ارتفاع ( $H_b$ )، دوره تناوب ( $T_b$ )،

جدول ۱. میانگین ماهیانه مقادیر پارامترهای مشاهداتی و اندازه‌گیری شده در ایستگاه‌های مختلف

V(m.s <sup>-1</sup> )	m	W(m)	$\alpha$ (degree)	T <sub>b</sub> (sec)	H <sub>b</sub> (m)	ایستگاه	زمان
۰/۱۸	۰/۱۵	۱۰۰/۳	۱۸۶/۲	۴/۵	۰/۵۲	۱	مهر
۰/۱۵	۰/۱۵	۹۳/۵	۱۸۶/۲	۴/۳۵	۰/۵۱	۲	
۰/۱۵	۰/۱۶	۶۰/۳	۱۸۶/۲	۴/۳	۰/۵	۳	
۰/۲۴	۰/۱۵	۹۳/۵	۱۸۶/۲	۴/۲	۰/۵	۴	
۰/۱۷	۰/۱۴	۹۴/۷	۱۳۷/۱	۳/۶	۰/۴۷	۱	آبان
۰/۲۶	۰/۱۳	۱۰۳/۴	۱۳۷/۱	۳/۵	۰/۴۷	۲	
۰/۲۶	۰/۱۶	۷۸/۸	۱۳۷/۱	۳/۵	۰/۴۷	۳	
۰/۱۸	۰/۱۴	۹۶/۲	۱۳۷/۱	۳/۵	۰/۴۶	۴	
۰/۲۳	۰/۲۳	۶۶	۱۲۵/۲	۳/۴	۰/۴۵	۱	آذر
۰/۲۵	۰/۱۲	۱۰۰/۷	۱۲۵/۲	۳/۳	۰/۴۳	۲	
۰/۲۵	۰/۱۲	۵۸/۵	۱۲۵/۲	۳/۳	۰/۴۴	۳	
۰/۲	۰/۲۳	۵۷	۱۲۵/۲	۳/۲	۰/۴۵	۴	
۰/۱۷	۰/۱۵	۱۰۱/۴	۳۱/۷	۵/۴	۰/۶۵	۱	دی
۰/۲۸	۰/۱۵	۹۵/۲	۳۱/۷	۵/۳	۰/۶۵	۲	
۰/۲۸	۰/۱۲	۹۹/۶	۳۱/۷	۵/۴	۰/۶۶	۳	
۰/۲	۰/۱۶	۷۶/۵	۳۱/۷	۶/۹	۰/۴۶	۴	
۰/۲۲	۰/۱۵	۹۹/۹	۳۰/۷	۴/۸	۰/۴۶	۱	بهمن
۰/۲۱	۰/۱۵	۹۲/۴	۳۰/۷	۴/۸	۰/۴۷	۲	
۰/۲۱	۰/۱۵	۱۰۰/۲	۳۰/۷	۴/۸	۰/۴۶	۳	
۰/۲۴	۰/۱۷	۹۳/۴	۴۰/۷	۴/۸	۰/۴۸	۴	
۰/۱۶	۰/۱۱	۱۰۸	۸۶/۹	۵/۴	۰/۳۹	۱	اسفند
۰/۱۷	۰/۲۱	۹۶/۴	۸۶/۹	۵/۵	۰/۳۸	۲	
۰/۱۷	۰/۱۲	۹۵/۵	۸۷	۵/۵	۰/۳۸	۳	
۰/۲۷	۰/۱۱	۸۶/۷	۷۶/۶	۵/۴	۰/۳۷	۴	
۰/۲۲	۰/۱۴	۵۹/۲	۹۳/۷	۵/۵	۰/۳۸	۱	فروردین
۰/۱۹	۰/۱۸	۷۲/۸	۹۳/۷	۵/۶	۰/۳۷	۲	
۰/۱۹	۰/۱۴	۷۰/۵	۹۳/۷	۵/۶	۰/۳۷	۳	
۰/۲۵	۰/۱۱	۹۱	۹۳/۷	۵/۶	۰/۳۷	۴	
۰/۲۴	۰/۱۸	۱۰۵/۳	۴۹/۷	۴/۱	۰/۳۳	۱	اردیبهشت
۰/۱۹	۰/۱۸	۱۰۱/۱	۴۹/۷	۴/۲	۰/۳۷	۲	
۰/۱۸	۰/۱۶	۹۷/۷	۴۹/۷	۴/۲	۰/۳۱	۳	
۰/۱۹	۰/۱۶	۹۵/۷	۴۹/۷	۷/۷	۰/۳۳	۴	
۰/۳	۰/۱۳	۹۸/۴	۱۸۲/۵	۴/۲	۰/۳۵	۱	خرداد
۰/۲۳	۰/۱۲	۱۰۳	۱۸۲/۵	۵/۱	۰/۳۴	۲	
۰/۲۳	۰/۱۸	۱۰۴	۱۸۲/۵	۵/۲	۰/۳۴	۳	
۰/۱۷	۰/۱۱	۷۳/۱	۱۸۲/۵	۴/۱	۰/۳۵	۴	
۰/۲۲	۰/۱۱	۹۴/۷	۷۲	۵/۳	۰/۳۰	۱	تیر
۰/۲	۰/۱۲	۹۱/۵	۷۲	۴/۷	۰/۳۱	۲	
۰/۲	۰/۲۱	۹۹/۴	۷۲	۳/۵	۰/۲۸	۳	
۰/۱۸	۰/۱۴	۹۶	۷۲	۵/۴	۰/۲۸	۴	



جدول ۲. میانگین ماهیانه پارامترهای اندازه گیری شده در ایستگاهها

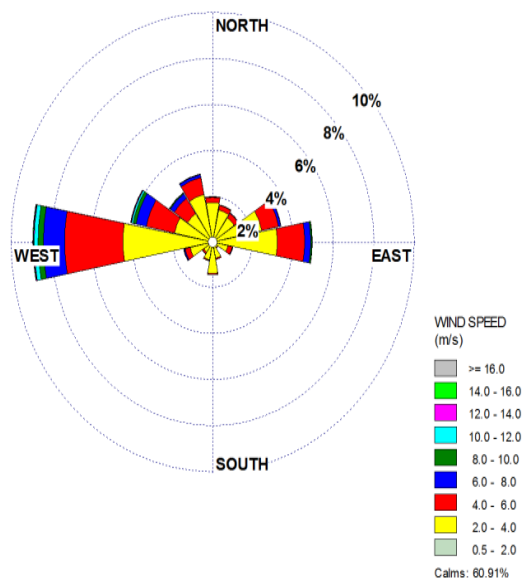
m	V(ms <sup>-1</sup> )	W	(degree) $\alpha$	T(s)	H(m)	فصل ها	
۰/۱۵	۰/۱۸	۷۹/۴	۱۸۶/۲	۴/۴	۰/۵۱	مهر	پاییز
۰/۱۳	۰/۲۶	۷۸/۳	۱۳۷/۱	۳/۵۸	۰/۴۷	آبان	
۰/۲۳	۰/۲۵	۶۶	۱۲۵/۲	۳/۴	۰/۴۴	آذر	
۰/۱۷	۰/۲۳	۷۴/۶	۱۴۹/۵	۳/۸	۰/۴۷	میانگین مقادیر فصل پاییز	
۰/۱۴	۰/۲۷	۱۰۱/۳	۳۱/۷	۵/۴۲	۰/۶۱	دی	زمستان
۰/۱۵	۰/۲۱	۹۹/۹	۳۰/۸۳	۴/۸۴	۰/۴۷	بهمن	
۰/۱۹	۰/۱۶	۱۰۸/۱	۸۶/۸۹	۵/۴	۰/۳۸	اسفند	
۰/۱۶	۰/۲۱	۱۰۳/۱	۳۹/۳	۵/۲۲	۰/۴۹	میانگین مقادیر فصل زمستان	
۰/۲۱	۰/۱۸	۵۹/۲	۶۳/۷	۵/۰۷	۰/۳۸	فروردین	بهار
۰/۲۵	۰/۱۸	۱۰۵/۳	۴۹/۷۱	۴/۱۶	۰/۳۶	اردیبهشت	
۰/۲۴	۰/۲۳	۶۸/۵	۱۸۲/۵	۴/۲۶	۰/۳۴	خرداد	
۰/۲۳	۰/۲	۷۷/۷	۹۸/۶	۴/۵	۰/۳۶	میانگین مقادیر فصل بهار	
۰/۲۲	۰/۲	۶۴/۶	۷۱/۹۸	۴/۸	۰/۳	تیر	تابستان
۰/۱۹۱	۰/۲۱۲	۸۳/۰۶	۹۶/۵۷۱	۴/۵۳۳	۰/۵۳۵	مقادیر متوسط کل	

جدول ۳ مشخصات داده های اندازه گیری شده و اندیس های آماری حاصله از تحلیل آن ها

داده ها	تعداد داده ها	$Q(\frac{m^3}{day})$	$Q(\frac{m^3}{year})$	میانگین ( $x_{mean}$ )	انحراف معیار (SD)	$\frac{x_{mean}}{SD}$	$x_{max}$	$x_{min}$	چولگی	کشیدگی
مشاهدات	۱۲۳	۹۱۶	۳۳۴۳۴۰	۱۴/۱۸	۱۰/۲۹	۱/۶۲	۴۳/۲	۰/۵۲۸	۱/۵۸	۱/۸۹

### ۲-۳. مقادیر رسوب مشاهداتی اندازه گیری شده با استفاده از تله گیر رسوب

در این پژوهش دستگاه تله گیر روزانه به مدت یک ساعت در زمان مشخص در منطقه خیز آب ساحلی در بستر دریا نصب شد و نمونه برداری از رسوب انجام گرفت. بعد از مدت زمان یک ساعت دستگاه به ساحل آورده و رسوب جمع آوری شده در تله گیر در کیسه ها تخلیه شد و به آزمایشگاه منتقل شد؛ سپس به مدت ۲۴ ساعت در دمای ۱۰۵ درجه سانتی گراد خشک شد. بعد از خشک کردن، رسوب وزن شد و نرخ انتقال رسوب موازی ساحل به صورت روزانه محاسبه شد. نتایج در شکل ۵ برای دوره نمونه برداری از اول فروردین تا تیرماه سال ۱۳۹۱ نشان داده



شکل ۴. گلباد حاصل برای منطقه ساحلی نور

موج شکن، دوره تناوب موج، شیب ساحل و اندازه دانه‌بندی) در نظر گرفته شد [۲۰، ۱].

شد. نتایج تحلیل آماری مشاهدات میدانی نرخ انتقال رسوب در جدول ۳ نشان داده شده است.

### ۳-۳-۳. شبکه عصبی

#### ۳-۳-۳-۱. تعیین ورودی‌های مختلف برای شبکه

متغیرهای ارتفاع موج شکن، دوره تناوب موج، زاویه موج شکن، شیب ساحل، اندازه دانه‌بندی، عرض منطقه خیز آب ساحلی و سرعت جریان به منظور تخمین نرخ انتقال رسوب در امتداد ساحل در نظر گرفته شدند. خروجی شبکه، نرخ انتقال رسوب در امتداد ساحل اندازه‌گیری شده توسط تله گیر رسوب است (جدول ۴).

#### ۳-۳-۳-۲. تعیین ترکیب‌های مختلفی از ورودی‌ها برای ساخت شبکه

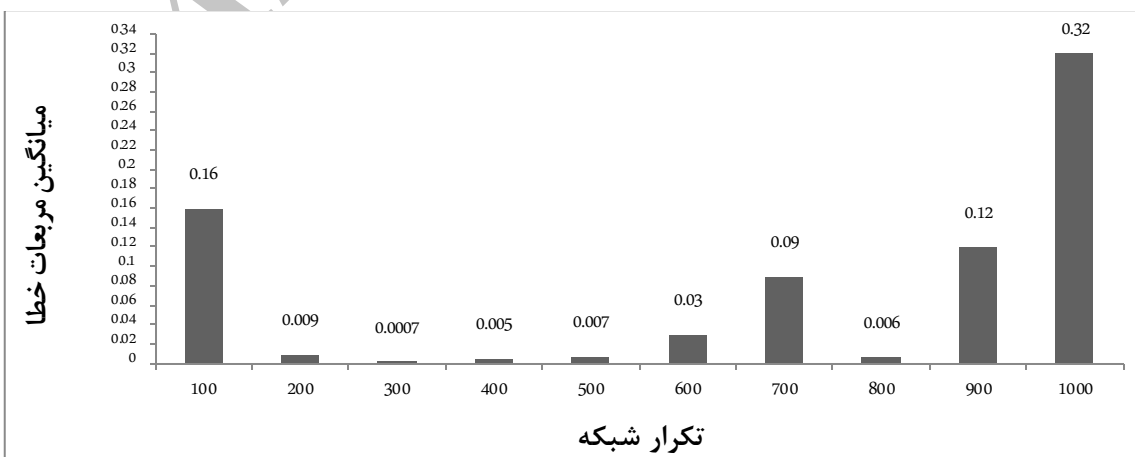
با استفاده از فرمول‌های مختلف تجربی استفاده شده در این تحقیق، چهار ترکیب برای ورودی شبکه در نظر گرفته شد. ترکیب اول برگرفته از فرمول گالوین (ورودی: ارتفاع موج شکن)، ترکیب دوم برگرفته از فرمول سرک (ورودی‌ها: ارتفاع موج شکن، زاویه موج شکن)، ترکیب سوم برگرفته از فرمول والتون و برنو (ورودی‌ها: ارتفاع موج شکن، عرض منطقه خیز آب ساحلی و سرعت جریان در امتداد ساحل) و ترکیب چهارم برگرفته از فرمول کامفوس (۱۹۹۱) (ورودی‌ها: ارتفاع موج شکن، زاویه

### ۳-۳-۳. تعیین تعداد تکرار بهینه

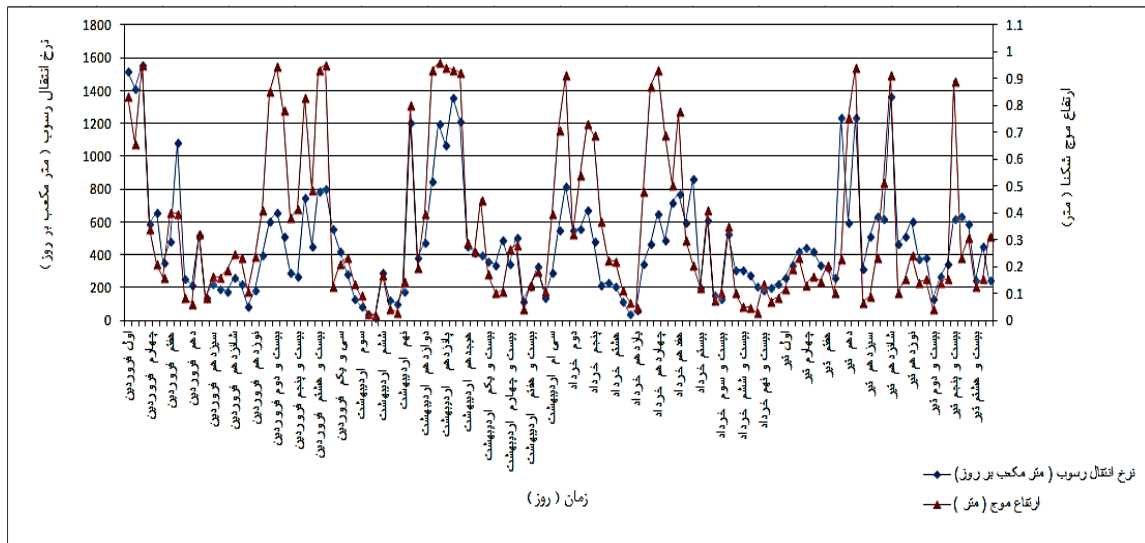
جهت جلوگیری از یادگیری بیش از حد شبکه و افزایش خطا در شبکه لازم است تعداد تکرار بهینه در شبکه تعیین گردد. برای این کار تعداد تکرار از ۱۰۰ تا ۱۰۰۰ تغییر داده شد و در پایان هر مرحله خطای آزمایش ثبت گردید. نتایج این مرحله را می‌توان در شکل ۶ مشاهده کرد. طبق نتایج به دست آمده تعداد تکرار بهینه ۳۰۰ با میانگین خطای ۰/۰۰۰۷ انتخاب شد.

### ۳-۳-۴. تعیین ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی

بعد از انتخاب تعداد تکرار بهینه، جهت انتخاب ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی، تعداد نرون لایه میانی از ۱۰ تا ۳۰ با نسبت یادگیری ۰/۱ برای دو تابع انتقال سیگموئید و تانژانت هیپربولیک در لایه پنهان و تابع خطی در لایه خروجی با ورودی‌های مختلف جداگانه تغییر داده شد و در هر مرحله میانگین مربعات خطا محاسبه گردید. در نهایت ساختاری که دارای کمترین خطا بود، به عنوان ساختار بهینه انتخاب شد. نتایج کل شبکه‌های اجرا شده با ورودی‌های مختلف را می‌توان در جدول ۵ و شکل ۷ مشاهده کرد.



شکل ۶. نتایج تعداد تکرار بهینه شبکه عصبی مصنوعی در مرحله آزمایش



شکل ۵. مقادیر ارتفاع موج و نرخ انتقال رسوب مشاهداتی به دست آمده با استفاده از تله گیر رسوب در ساحل شهرستان نور

جدول ۴. مشخصات آمار توصیفی متغیرها

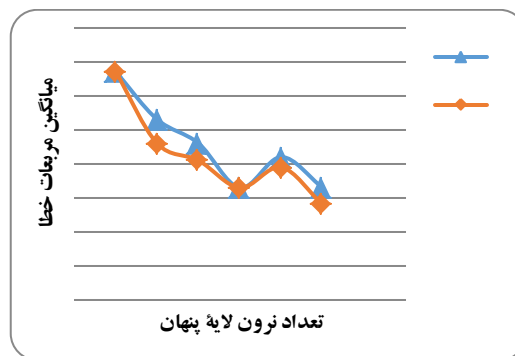
نام متغیر	میانگین	انحراف معیار	ضریب تغییرات	حداکثر	حداقل
ارتفاع موج شکنا (متر)	۰/۲۹	۰/۱۸	۰/۶۲	۰/۸۷	۰/۰۱
دوره تناوب موج (ثانیه)	۴/۵۶	۰/۹۹	۰/۲۲	۷/۰	۲/۳
زاویه موج شکنا (درجه)	۲۷/۸	۱۱/۵۱	۰/۴۵	۴۵/۰	۵/۰
عرض منطقه خیز آب ساحلی (متر)	۲۳۹/۱	۲۴/۹۷	۰/۱۱	۲۹۵/۰	۲۰۰/۰
سرعت جریان در امتداد ساحل (متر بر ثانیه)	۰/۲	۰/۰۸۹	۰/۴۴	۰/۵	۰/۱
شیب ساحل (متر)	۰/۱۴	۰/۰۴۵	۰/۳۲	۰/۲۶	۰/۰۸
اندازه دانه بندی (میلی متر)	۱/۲۲	۱/۲۵	۱/۰۲	۵/۱۲	۰/۲
نرخ انتقال رسوب اندازه گیری شده (متر مکعب بر روز)	۱۳/۱۸	۹/۳	۰/۷	۴۳/۲	۰/۵۲۸

جواب های به دست آمده از خروجی شبکه با داده های مشاهداتی موجود مقایسه شدند. ضریب تبیین در مراحل آموزش، صحت سنجی و آزمایش بین خروجی شبکه و داده های مشاهداتی برای انواع شبکه اجرا شد. ضریب تبیین در مرحله آزمایش و بهترین خطی که بین خروجی شبکه با داده های مشاهداتی می توان رسم کرد، برای بهترین شبکه با تابع تانژانت هیپربولیک در شکل ۸ و بهترین تابع شبکه با تابع سیگموئید در شکل ۹ آمده است.

با توجه به شکل ۷ مشخص گردید که شبکه عصبی مصنوعی با تابع انتقال تانژانت هیپربولیک و تعداد ۲۰ یا ۳۰ نرون در لایه پنهان، همچنین شبکه عصبی مصنوعی با تابع سیگموئید و تعداد ۳۰ نرون در لایه پنهان دارای کمترین خطا بوده و بهترین جواب را ارائه می کند.

۳-۳-۵. ضریب تبیین در شبکه عصبی مصنوعی  
برای تعیین درجه همبستگی مرحله آموزش و آزمایش،

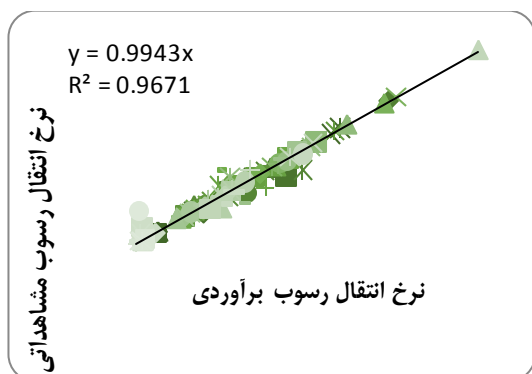
بهترین برازش داده‌های مشاهداتی و برآوردی توسط شبکه عصبی مصنوعی با تابع انتقال تانژانت هیپربولیک و شکل ۱۱ بهترین برازش داده‌های مشاهداتی و برآوردی توسط شبکه عصبی مصنوعی با تابع سیگموئید را نشان می‌دهد. همان‌طور که در بخش قبلی ذکر گردید در این پژوهش به منظور پیش‌بینی انتقال رسوب موازی ساحل با شبکه عصبی مصنوعی از نوع پیش‌خور و الگوریتم یادگیری پس‌انتشار خطا استفاده شد. از آنجا که قاعده خاصی به منظور انتخاب بهینه تعداد لایه پنهان و تعداد نرون‌های این لایه‌ها وجود ندارد، با استفاده از روش آزمایش و خطا بهینه‌ترین حالت که ۳۰ لایه با ۳۰۰ تکرار است، نتیجه‌گیری شد (شکل ۴).



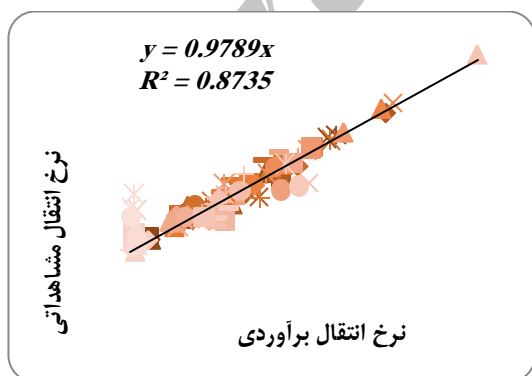
شکل ۷. منحنی میانگین مربعات خطای شبکه با دو تابع انتقال متفاوت در تعداد نرون‌های مختلف لایه پنهان

جدول ۵. متوسط میانگین مربعات خطای مرحله آزمایش برای تعیین بهترین ساختار بهینه

تابع انتقال	تعداد نرون لایه پنهان	میانگین مربعات خطا
تانژانت هیپربولیک	۵	۰/۰۰۶۷
	۱۰	۰/۰۰۵۳
	۱۵	۰/۰۰۴۶
	۲۰	۰/۰۰۳۳
	۲۵	۰/۰۰۴۲
	۳۰	۰/۰۰۳۳
سیگموئید	۵	۰/۰۰۶۷
	۱۰	۰/۰۰۴۶
	۱۵	۰/۰۰۴۱
	۲۰	۰/۰۰۳۲
	۲۵	۰/۰۰۳۹
	۳۰	۰/۰۰۲۸



شکل ۸. ضریب تبیین شبکه با تابع تانژانت هیپربولیک



شکل ۹. ضریب تبیین شبکه با تابع سیگموئید

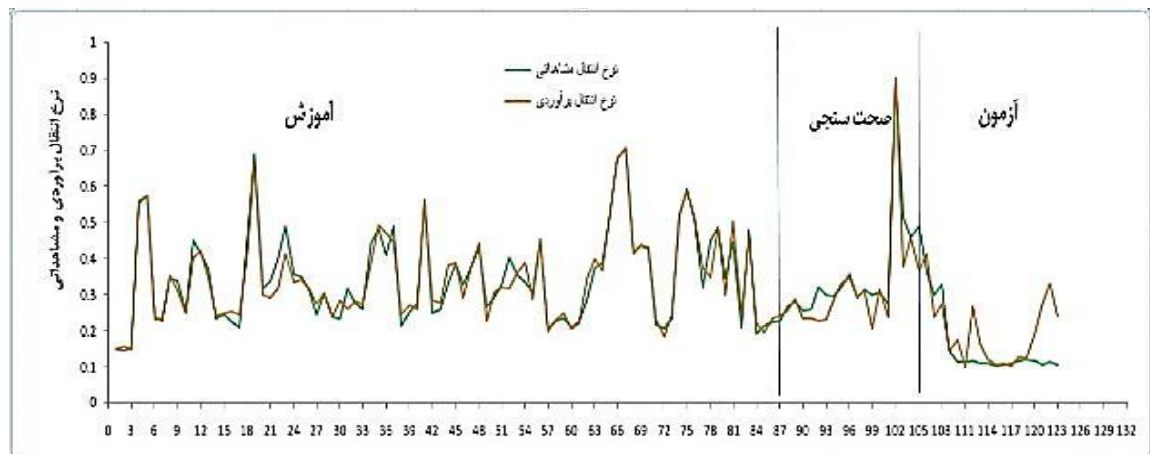
با توجه به نتایج جدول ۴ و ۵ بهترین ترکیب برای داده‌های ورودی: ارتفاع موج شکنا ( $H_B$ )، عرض منطقه

### ۳-۶. مدل‌های تخمین نرخ انتقال رسوب موازی ساحل

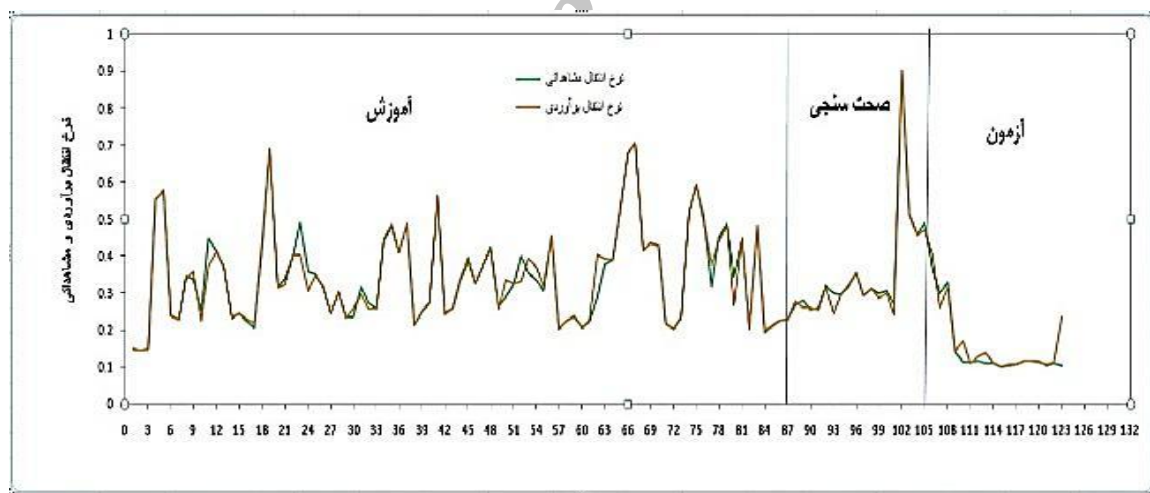
براساس روش تحقیق ارائه شده مدل‌های تخمین نرخ انتقال رسوب موازی ساحل به دست آمد. برای هر مدل، شکل ۱۰

و یک خروجی است. آماره‌های خطای ریشه میانگین مربعات (RMSE)، شاخص پراکندگی (SI)،  $R^2$ ، MAE، MRE و ضریب بهره‌وری (CE) در دوره‌های آموزش و آزمون توسط یک شبکه با ساختار سه‌لایه (ورودی، مخفی و یک لایه خروجی) در جدول ۶ ارائه شده است.

خیز آب (W)، سرعت جریان موازی ساحل (V) و داده خروجی که عبارت از نرخ انتقال رسوب مشاهداتی ( $Q_s$ ) است، در شبکه عصبی مصنوعی منظور گردید؛ بنابراین به‌طور خلاصه، شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده در این تحقیق شبکه‌ای با سه ورودی، ۳۰۰ تکرار، ۲۰ لایه مخفی



شکل ۱۰. برازش داده‌های مشاهداتی و برآوردی شبکه با تابع تانژانت هیپربولیک در مرحله آموزش، صحت‌سنجی و آزمون



شکل ۱۱. برازش داده‌های مشاهداتی و برآوردی شبکه با تابع تانژانت سیگموئید در مرحله آموزش، صحت‌سنجی و آزمون

جدول ۶. پارامترهای آماری مورد استفاده در مدل شبکه عصبی مصنوعی

CE	MRE	MAE	$R^2$	SI	شبکه عصبی
۰/۹۹	۷/۲	۰/۰۱۴	۰/۹۴	۱/۸	آموزش
۰/۹۹	۱۹/۱	۰/۰۱۶	۰/۹۱	۱۰/۸	آزمون

#### ۴. بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش با استفاده از فرمول‌های نیمه‌تجربی و شبکه‌های عصبی مصنوعی در دریای خزر جنوبی (سواحل شهر نور) نرخ انتقال رسوب پیش‌بینی و محاسبه شد. برای این منظور داده‌های منطقه با استفاده از مشاهدات میدانی (مشخصه‌های موج: ارتفاع، دوره تناوب و زاویه)، عرض منطقه خیز آب ساحلی<sup>۲۰</sup>، دانه‌بندی رسوب با استفاده از نمونه‌برداری توسط گراپ و تعیین دانه‌بندی در آزمایشگاه توسط الک و استفاده از برنامه‌گرید استات<sup>۲۱</sup> [۳۳]، سرعت جریان با استفاده از دستگاه سرعت سنج<sup>۲۲</sup> و شیب ساحل با استفاده از فرمول ریاضی شیب با اندازه‌گیری عمق آب و فاصله افقی بین خط ساحلی و عمق ۲/۵ متری آب و نرخ انتقال رسوب در امتداد ساحل با استفاده از تله‌گیر رسوب اندازه‌گیری شد و به دست آمد. براساس روش پژوهش شبکه‌های مختلف با دو تابع انتقال متفاوت تانژانت هیپربولیک و سیگموئید اجرا شد. به منظور بهینه‌ساختن تعداد نرون‌های لایه پنهان و تعداد تکرار، ۱۲۰ شبکه با نرون‌ها و تکرارهای مختلف برای هر دو تابع سیگموئید و تانژانت هیپربولیک اجرا و تعداد تکرار مناسب انتخاب شد.

نرخ انتقال رسوب موازی ساحل یکی از پیچیده‌ترین موضوعاتی است که متغیرهای تصادفی زیادی در تعیین آن مؤثر هستند. این نوع از پدیده‌های طبیعی ناشی از روش‌های متداول تخمین نرخ انتقال رسوب موازی ساحل با دامنه تغییرات کمی هستند. در این پژوهش، نرخ‌های انتقال رسوب حاصل از مشاهدات میدانی و مدل شبکه عصبی مصنوعی ارزیابی و مقایسه شدند. براساس نتایج مقایسه نرخ انتقال رسوب مشاهده‌شده و پیش‌بینی‌شده توسط شبکه عصبی مورد استفاده در این پژوهش، مقادیر ضریب تبیین رگرسیون ( $R^2$ )، خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) و ضریب کارایی (CE) به ترتیب برابر ۰/۹۸، ۰/۰۲، ۰/۹۹ است که نشان‌دهنده کارایی مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی نرخ انتقال رسوب در امتداد ساحل است. نتایج ضمن تأیید برتری کارایی شبکه

عصبی مصنوعی در پیش‌بینی نرخ انتقال رسوب موازی ساحل، در مقایسه دو تابع فعال‌سازی، بر استفاده از تابع تانژانت هیپربولیک به جای سیگموئید در پیش‌بینی نرخ انتقال رسوب تأکید داشته است. مقایسه خطاهای این پژوهش با میزان خطا در نتایج چند تحقیق بین‌المللی در زمینه مشابه، نشان از دقت بسیار نتایج این تحقیق دارد. نتایج برخی از این تحقیقات بدین شرح است:

در مطالعات سینق و همکاران که از یک معادله ترکیبی از شبکه و رگرسیون غیرخطی برای محاسبه نرخ انتقال رسوب موازی ساحل استفاده کردند، مقدار ضریب تبیین ( $R^2$ ) و خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) برای داده‌های آن‌ها به ترتیب ۰/۸۳ و ۴/۳۵ کیلوگرم بر ثانیه به دست آمد [۱۹]. هاشمی و همکاران در سواحل ترمادوک ایرلند برای دوره هفت‌ساله در ۱۹ ایستگاه نرخ انتقال رسوب موازی ساحل را بررسی و نتایج را با داده‌های میدانی مقایسه کردند. خواص هندسی ساحل، داده‌های باد، اقلیم موج و تغییرات مربوط به ساحل در نظر گرفته شد. خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) برابر با ۰/۰۰۷ به دست آمد [۲۱]. کیری سامانی و همکاران با در نظر گرفتن ارتفاع موج شکننا، دوره تناوب موج، زاویه موج شکننا، شیب ساحل و اندازه دانه بندی به‌عنوان ورودی و نرخ انتقال رسوب به‌عنوان خروجی در یک شبکه عصبی مقادیر ضریب تبیین ( $R^2$ ) و خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) را به ترتیب برابر با ۰/۶ و ۰/۶ به دست آوردند [۱]. مقایسه خطاهای این تحقیق با تحقیقات بین‌المللی نشان‌دهنده دقت زیاد تحقیق است که در جدول ۷ نشان داده شده است.

برای اخذ نتایج بهتر و تکمیل مسیر تحقیقات، توصیه می‌گردد که در مطالعات بعدی زمان نمونه‌برداری مشاهداتی برای نرخ انتقال رسوب افزایش یابد؛ همچنین برای پیش‌بینی نرخ انتقال رسوب از مدل‌های دیگر نظیر سری‌های زمانی، رگرسیون، موجک، سیستم استنتاج فازی-عصبی و منطق فازی استفاده شود و نتایج آن با نتایج شبکه عصبی مقایسه گردد.

- [7] Huang W, Murray C, Kraus N, Rosati J. Development of a regional neural network for coastal water level predictions. *Ocean Engineering*. 2003 Dec 31;30(17):2275-95.
- [8] Kalra R, Deo MC, Kumar R, Agarwal VK. Artificial neural network to translate offshore satellite wave data to coastal locations. *Ocean Engineering*. 2005 Nov 30;32(16):1917-32.
- [9] Lee KH, Mizutani N, Fujii T, Kim DS. Estimation of wave breaking in gravel beach using artificial neural network. In *The Nineteenth International Offshore and Polar Engineering Conference*; 2009 July 21-26, Osaka, Japan. International Society of Offshore and Polar Engineers; 2009.
- [10] Liang SX, Li MC, Sun ZC. Prediction models for tidal level including strong meteorologic effects using a neural network. *Ocean Engineering*. 2008 May 31;35(7):666-75.
- [11] Makarynska D, Makarynsky O. Predicting sea-level variations at the Cocos (Keeling) Islands with artificial neural networks. *Computers & Geosciences*. 2008 Dec 31;34(12):1910-7.
- [12] Panizzo A, Briganti R. Analysis of wave transmission behind low-crested breakwaters using neural networks. *Coastal Engineering*. 2007 Sep 30;54(9):643-56.
- [13] Pape L, Ruessink BG, Wiering MA, Turner IL. Recurrent neural network modeling of nearshore sandbar behavior. *Neural Networks*. 2007 May 31;20(4):509-18.
- [14] Teodoro AC, Veloso-Gomes F, Goncalves H. Retrieving TSM concentration from multispectral satellite data by multiple regression and artificial neural networks.

جدول ۸. مقایسه نتایج پژوهش با پژوهش‌های مشابه

محققان	RMSE	R <sup>2</sup>
Hashemi et al, 2010	۰/۰۰۰۷	۰/۹
Kabiri_Samani et al, 2011	۰/۶	۰/۶
Singh et al., 2008	۴/۳۵	۰/۸۳
تحقیق حاضر	۱۹/۱	۰/۹۱

### مراجع

- [1] Kabiri-Samani AR, Aghaee-Tarazjani J, Borghei SM, Jeng DS. Application of neural networks and fuzzy logic models to long-shore sediment transport. *Applied Soft Computing*. 2011 Mar 31;11(2):2880-7.
- [2] Kamphuis JW. *Introduction to coastal engineering and management*. 2<sup>nd</sup> ed. World Scientific; 2010. P.273.
- [۳] سلسبی ریچارد. دینامیک ماسه‌های دریایی. آزمون سا سیدعلی، مترجم. تهران: انتشارات دانشگاه تربیت مدرس؛ ۱۳۸۱. ص. ۲۰۰.
- [4] Chau K. A review on the integration of artificial intelligence into coastal modeling. *Journal of environmental management*. 2006 Jul 31;80(1):47-57.
- [5] Cipollini P, Corsini G, Diani M, Grasso R. Retrieval of sea water optically active parameters from hyperspectral data by means of generalized radial basis function neural networks. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2001 Jul;39(7):1508-24.
- [6] Ghorbani MA, Khatibi R, Aytak A, Makarynsky O, Shiri J. Sea water level forecasting using genetic programming and comparing the performance with artificial neural networks. *Computers & Geosciences*. 2010 May 31;36(5):620-7.

- [24] Stuber M, Gemmar P, Greving M. Machine supported development of fuzzy-flood forecast systems. In European Conference on Advances in Flood Research: proceedings. Potsdam Institute for Climate Impact Research (PIK); 2000. p. 504-15.
- [25] Thomas LJ, Seabergh WC. LEO Littoral Environment Observations. Vicksburg, Mississippi: Coastal Engineering Research Center; 1997 Mar.
- [26] Kraus NC, Gingerich KJ, Rosati JD. DUCK85 surf zone sand transport experiment. Vicksburg, Mississippi: Coastal Engineering Research Center; 1989 Jun.
- [27] Kraus NC, Dean JL. Longshore sediment transport rate distributions measured by trap. In Coastal Sediments; 1987 May 12-14; New Orleans, Louisiana, United States. New York: American Society of Civil Engineers; 1987. p. 881-96.
- [۲۸] سرمد زهره، بازرگان عباس، حجازی الهه. روش - های تحقیق در علوم رفتاری. تهران: نشر آگه؛ ۱۳۹۴.
- [۲۹] وفاخواه مهدی، شیه‌سازی روان آب حاصل از ذوب برف به کمک شبکه عصبی مصنوعی، منطق فازی و داده‌های اندازه‌گیری برف در حوزه آبخیز طالقان [رساله دکتری]. تهران: دانشگاه تهران - دانشکده منابع طبیعی؛ ۱۳۸۷.
- [30] Anari PL, Darani HS, Nafarzadegan AR. Application of ANN and ANFIS models for estimating total infiltration rate in an arid rangeland ecosystem. Research Journal of Environmental Sciences. 2011 Mar 1;5(3):236.
- [31] Kişi Ö. River flow forecasting and estimation using different artificial neural networks. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2007 May;45(5):1342-50.
- [15] Yagci O, Mercan DE, Cigizoglu HK, Kabdasli MS. Artificial intelligence methods in breakwater damage ratio estimation. Ocean Engineering. 2005 Dec 31;32(17):2088-106.
- [16] Yan B, Zhang QH, Wai OW. Prediction of sand ripple geometry under waves using an artificial neural network. Computers & geosciences. 2008 Dec 31; 34(12):1655-64.
- [17] Bayram A, Larson M, Hanson H. A new formula for the total longshore sediment transport rate. Coastal Engineering. 2007 Sep 30;54(9):700-10.
- [18] Inman DL. Littoral processes. The sea. 1963; 3: 529-33.
- [19] Singh AK, Deo MC, Kumar VS. Prediction of littoral drift with artificial neural networks. Hydrology and Earth System Sciences Discussions. 2007 Jul 31;4(4):2497-519.
- [20] Bakhtyar R, Ghaheri A, Yeganeh-Bakhtiary A, Baldock TE. Longshore sediment transport estimation using a fuzzy inference system. Applied Ocean Research. 2008 Oct 31;30(4):273-86.
- [21] Hashemi MR, Ghadampour Z, Neill SP. Using an artificial neural network to model seasonal changes in beach profiles. Ocean Engineering. 2010 Oct 31;37(14):1345-56.
- [22] Azamathulla HM, Deo MC, Deolalikar PB. Alternative neural networks to estimate the scour below spillways. Advances in Engineering Software. 2008 Aug 31;39(8):689-98.
- [23] Kalra R, Deo MC, Kumar R, Agarwal VK. RBF network for spatial mapping of wave heights. Marine Structures. 2005 Mar 31;18(3):289-300.



## پی نوشت

1. Kamphuis
2. Dean number
3. Back propagation
4. ANFIS
5. Van Rijn
6. Surf zone
7. Tremadoc Bay
  ۸. سرعت سنج آلمانی (Current meter) مدل 1205
9. Current Meter; Model:1205, Made in Germany
10. The Streamer Trap
11. Discharge Parameter
12. Factor analysis
13. Artificial Neural Network
14. M test
15. Root Mean Square Error
16. Efficiency Coefficients
17. Training
18. Validation
19. Testing
20. Surfzone Width in meter
21. GRADISTAT Program
22. Current meter Model:1205

network techniques. Hydrology Research. 2008 Feb 1;39(1):27-40.

- [32] Blaker RS, Norton JP. Efficient investigation of the feasible parameter set for large models. In Proceedings of the International Congress on Modelling and Simulation, MODSIM. Modelling and Simulation Society of Australia and New Zealand; 2007. p. 1526-32.

[۳۳] صادقی فرطیب، آزر م سا سید علی. تحلیل دانه بندی و بافت رسوب در حاشیه جنوبی دریای خزر (مطالعه موردی: خط ساحلی نور). فصلنامه علوم و فناوری دریا. ۱۳۹۴ بهار؛ ۷۳(۷۳): ۲۳-۳۶.

Archive of SID