

تخمین برخی پارامترهای کیفی رودخانه‌ها با استفاده از مدل هیبرید شبکه‌های عصبی - موجکی (منطقه مطالعاتی: رودخانه جاجرود تهران و قره سو کرمانشاه)

حسین بانژاد^۱، مهسا کمالی^۲، کیمیا امیر مرادی^۲، احسان علیانی^۳

دریافت: ۹۱/۰۴/۲۰ پذیرش: ۹۱/۰۷/۱۸

چکیده

زمینه و هدف: رودخانه‌ها مهم‌ترین منابع تأمین آب آشامیدنی، کشاورزی و صنعت به شمار می‌آیند و به علت اینکه از بسترها و مناطق مختلفی می‌گذرند و در ارتباط مستقیم با محیط پیرامون خود هستند نوسانات کیفی زیادی دارند. از این رو بررسی و تخمین تغییرات پارامترهای کیفی آب در طول یک رودخانه بایستی مورد توجه قرار گیرد. در این تحقیق از یک مدل تلفیقی موجکی و شبکه عصبی مصنوعی، جهت تخمین برخی از پارامترهای کیفی آب (کل جامدات محلول، هدایت الکتریکی و نسبت جذبی سدیم) رودخانه‌های جاجرود تهران و قره سو کرمانشاه طی یک دوره آماری ۲۴ ساله استفاده شده است.

روش بررسی: در تحقیق حاضر، با استفاده از توان بالای موجک در شناسایی سیگنال‌ها و جداسازی سیگنال‌های خطا در ترکیب با شبکه عصبی برای تخمین پارامترهای کیفی آب رودخانه‌های مذکور مدل شبکه عصبی موجکی مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت و با مدل شبکه عصبی مصنوعی مقایسه گردید. ارزیابی این دو مدل توسط معیارهای آماری ضریب همبستگی (r)، ضریب کارایی نش- ساتکلیف (NS)، ریشه مربع میانگین خطا ($RMSE$) و میانگین قدر مطلق خطا (MAE) انجام پذیرفت.

یافته‌ها: نتایج برآمده از تحقیق نشان داد که مدل بهینه شبکه عصبی موجکی با ضریب همبستگی بالای ۰/۹ قابلیت بالایی در تخمین پارامتر SAR در ایستگاه‌های مورد مطالعه دارد. همچنین در مورد پارامترهای EC و TDS دقت بالا و میزان خطای پایین مدل توسعه یافته عصبی موجک نسبت به مدل شبکه عصبی مصنوعی مشهود بود.

نتیجه‌گیری: با توجه به کارایی بالای شبکه عصبی موجکی در پیش‌بینی پارامترهای کیفی آب رودخانه‌ها می‌توان از این مدل جهت اتخاذ تصمیمات مدیریتی و همچنین برای حصول اطمینان از نتایج پایش و کاهش هزینه پایش استفاده کرد.

واژگان کلیدی: رودخانه جاجرود تهران، رودخانه قره سو کرمانشاه، کل جامدات محلول، شبکه عصبی موجکی، نسبت جذبی سدیم، هدایت الکتریکی

۱- (نویسنده مسئول): دکترای هیدرولیک، دانشیار دانشکده کشاورزی دانشگاه بوعلی سینا همدان، hossein_banejad@yahoo.com
۲- دانشجوی سابق کارشناسی ارشد گروه مهندسی آب دانشگاه بوعلی سینا همدان
۳- دانشگاه آزاد اسلامی، واحد همدان، باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، همدان، ایران

مقدمه

رودخانه‌ها و آب‌های جاری، از دیرباز مورد نیاز و توجه بشر بوده‌اند و برای بهره‌بردن از منابع آبی مناسب، جوامع انسانی و مراکز صنعتی و کشاورزی و غیره معمولاً در نزدیکی رودخانه‌ها برپا شده‌اند. توسعه روزافزون فعالیت‌های کشاورزی و صنعتی و افزایش قابل توجه حجم فاضلاب‌های شهری موجب آلودگی منابع آب، از جمله رودخانه‌ها گشته، به نحوی که کیفیت این منبع حیاتی آب را در بسیاری از نقاط مورد مخاطره جدی قرار گرفته است (۱).

از جمله مهم‌ترین معیارهای کیفی در طبقه‌بندی آب از نظر کشاورزی، شوری و مقدار سدیم موجود در آن است. زیرا این دو، نه تنها بر رشد گیاه موثرند، بلکه درجه تناسب آب را از نظر آبیاری و تاثیر آن بر نفوذپذیری خاک مشخص می‌سازند. شوری با معیار هدایت الکتریکی (Electrical Conductivity) و سدیم با معیار نسبت جذبی سدیم (Sodium Absorption Ratio) سنجیده می‌شود (۲). به علت اهمیت پارامترهای کیفی ذکر شده برای مصارف کشاورزی اندازه‌گیری این پارامترها ضروری است. اندازه‌گیری این پارامترها در حجم بالا زمانبر، پرهزینه و نیازمند دقت بالایی است به همین جهت انجام برخی روش‌های غیر مستقیم برای تخمین این پارامترها بیش از پیش نمایان می‌شود. در زمینه مدیریت کیفیت آب مدل‌های متعددی از قبیل QUAN2E, QUAL2K, WASP, MIKE11, HEC-5Q و WATEVAL گسترش یافته است. این مدل‌ها نیازمند پارامترهای ورودی زیادی مانند داده‌های هیدرولوژی، هواشناسی، مقاطع عرضی رودخانه و غیره هستند که یا دسترسی به آنها مشکل است و یا اندازه‌گیری آن محتاج صرفه‌هزینه و زمان زیادی است (۳ و ۴). با گسترش روزافزون روش‌های رایانه‌ای از جمله هوش مصنوعی (Artificial intelligence)، استفاده از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial neural networks)، به‌طور گسترده‌ای در مطالعات مربوط به تخمین پارامترهای مختلف منابع آب مورد استفاده قرار گرفته و محققان بر دقت بالای این روش در مقایسه با روش تجربی و رگرسیونی تاکید نموده‌اند (۴ و ۵). از جمله تحقیقات انجام شده در زمینه کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در مسائل

مربوط به کیفیت آب می‌توان به مطالعه Musavi-Jahromi و همکارش (۶) در تخمین شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای شبیه‌سازی پارامترهای کیفی EC, TDS, SAR برای رودخانه کارون اشاره کرد که این تخمین را با دقت بیش از ۹۰٪ گزارش دادند. Najah و همکاران (۷) توانایی بالای شبکه‌های عصبی را در تخمین شاخص‌های کیفی آب رودخانه جوهر (Johor river) مالزی و برآورد مقدار EC و کل جامدات محلول (Total Dissolved Solids) و کدورت در این حوضه را مورد تاکید قرار دادند. Multi-Layer Perceptron همچنین Olyaie و همکاران (۸) شبکه عصبی پرسپترون چند لایه را به عنوان تکنیکی برای شبیه‌سازی تغییرات شاخص‌های BOD و DO در رودخانه دره مرادیگ همدان استفاده کردند. نتایج نشان‌دهنده کارایی بالای شبکه عصبی مصنوعی در تخمین شاخص‌های کیفی مذکور بود.

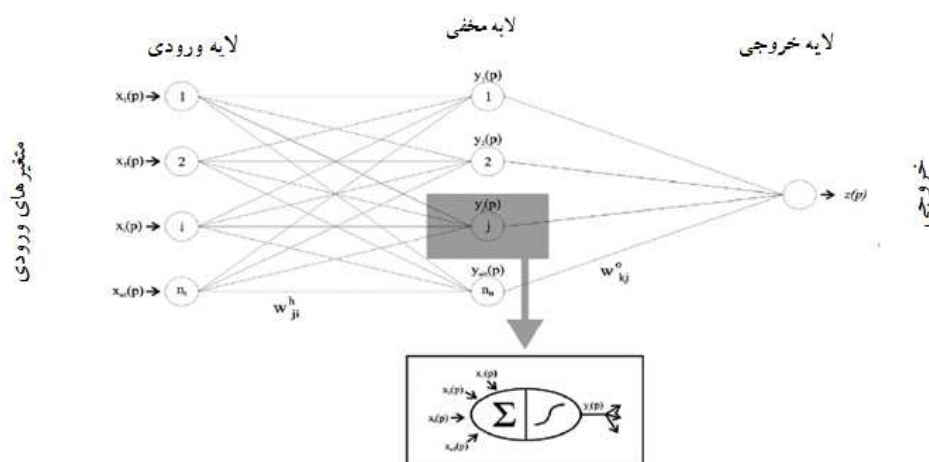
Asadollahfardi و همکاران (۹) توانایی دو مدل شبکه عصبی و Recurrent Neural Network را در تخمین شاخص کیفی آب رودخانه تلخه در آذربایجان شرقی برای برآورد پارامتر TDS در این حوزه را مورد بررسی قرار دادند. تئوری موجکی (wavelet) یکی از روش‌های علم ریاضی است که ایده اصلی آن برگرفته از تبدیل فوریه است. فوریه اساس کار را با آنالیز فرکانس ادامه داد، ولی به مرور زمان توجه محققان از آنالیز بر اساس فرکانس به آنالیز بر اساس مقیاس جلب شد (۱۰). در این میان با ترکیب تئوری تبدیل موجک (Wavelet Transform) با نظریه شبکه‌های عصبی، یک شبکه تلفیقی به نام هیبرید شبکه عصبی-موجکی (Wavelet neural network) پیشنهاد می‌شود که نیازمند پارامترهای ورودی کمی نسبت به مدل‌های ذکر شده است که این مدل جایگزین مناسبی برای شبکه‌های عصبی پیشنهاد است. از جمله تحقیقات انجام شده در زمینه کاربرد شبکه عصبی موجک میتوان به مطالعه Guang-ming و همکاران (۱۱) در ارزیابی کیفیت و تغذیه دریاچه دونگتینگ (DongtingLake) با استفاده از مدل تلفیقی تبدیل موجکی و شبکه‌های عصبی مصنوعی (WNN) در دو مرحله اشاره کرد. نتایج حاصل نشان داد که در هر دو دوره، کیفیت آب بسیار بد و تغذیه بسیار

رودخانه های جاجرود تهران در ایستگاه هیدرومتری رودک و قره سو کرمانشاه در ایستگاه هیدرومتری دو آب مرک است.

مواد و روش ها

شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (Multi-Layer Perceptron) استفاده از شبکه های عصبی که در واقع الهام گرفته از مغز انسان بوده و قادر به انجام عملیاتی تقریباً همانند سیستم های عصبی زیستی البته در مقیاس ابتدایی است. ساختار شبکه تعیین می کند که شبکه از چند نرون یا عنصر پردازشگر تشکیل یافته، چگونه در شبکه آرایش گرفته و به چه شکل به یکدیگر متصل شده اند. شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با یک لایه ورودی آغاز و به یک لایه خروجی ختم می شود. میان این دو لایه، می تواند چندین لایه پنهان وجود داشته باشد. در این شبکه ها اطلاعات ورودی پس از پردازش در نرون های لایه پنهان به لایه خروجی هدایت می شوند (۸).

بالا موجب خشکسالی در این حوزه گردیده بود. Noorani و همکاران (۳) آنالیز موجک را با مفهوم شبکه عصبی فازی برای تخمین بارش حوضه ليقوان چای تبریز ارتباط دادند. نتایج آنها نشان داد که مدل پیشنهادی می تواند هر دو وقوع کوتاه مدت و بلندمدت بارندگی را به علت استفاده سری های زمانی چند مقیاسی (Multi-scale) از لایه ورودی شبکه عصبی مصنوعی تخمین کند. Chenard و همکاران (۱۲) به مقایسه مدل تلفیقی عصبی موجک با دو مدل از شبکه عصبی مصنوعی ANN و اتورگرسیو AR برای مدل سازی جریان رودخانه مالاپرابها (Malaprabha) پرداختند و به این نتیجه رسیدند که مدل عصبی موجک نتایج بهتری را نسبت به دو مدل ANN و AR ارائه می دهد. هدف اصلی از این تحقیق توسعه یک مدل تلفیقی عصبی موجکی و مقایسه آن با مدل شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه در تخمین و شبیه سازی پارامترهای کیفی کل جامدات محلول (TDS)، هدایت الکتریکی (EC)، نسبت جذبی سدیم (SAR)



شکل ۱: ساختار شبکه عصبی MLP

فعال سازی هر نرون در لایه میانی یا خروجی از رابطه زیر محاسبه می شود:

$$a_i = \sigma \left(\sum_j w_{ij} o_j \right) z \quad (1)$$

در این مطالعه نوع شبکه عصبی مصنوعی بر اساس پژوهش های Musavi-Jahromi و همکارش (۶) و Palani و همکاران (۱۰) در خصوص مسائل کیفیت آب پرسپترون چند لایه با الگوریتم پس انتشار خطا انتخاب شد. جریان اطلاعات در شبکه به این صورت است که ابتدا نرون های ورودی با مقادیر مقیاس گذاری شده فعال می شوند.

یک برگشت سریع به صفر در هر دو جهت مثبت و منفی دامنه باشد. شکل ۲ (الف) یک نمونه موجک است که به نام موجک مورلت (Morlet) معروف است. مجموعهای از موجکها برای تقریب زدن یک سیگنال به کار برده میشوند و هدف پیدا نمودن یک دسته از تبدیل موجکهای دختر (Daughter wavelet) است که با فاکتورهای فشردگی و انتقال از تبدیل موجک مادر (Mother wavelet) یا اصلی ساخته میشوند، که به خوبی میتوانند سیگنال مورد نظر را تقریب بزنند. عبارت مادر به این دلیل به کار رفته است که توابع (موجکهای) متفاوت به وجود آمده بر اساس پارامترهای مقیاس (Scale) و انتقال (Translation) همگی از تابع پایه (موجک مادر) ناشی میشوند (۱۵). شکل ۲ (ب - د) موجکهای متفاوت دختر را نشان می‌دهد که a فاکتور فشردگی و b فاکتور انتقال متناظر با هر موجک مادر است.

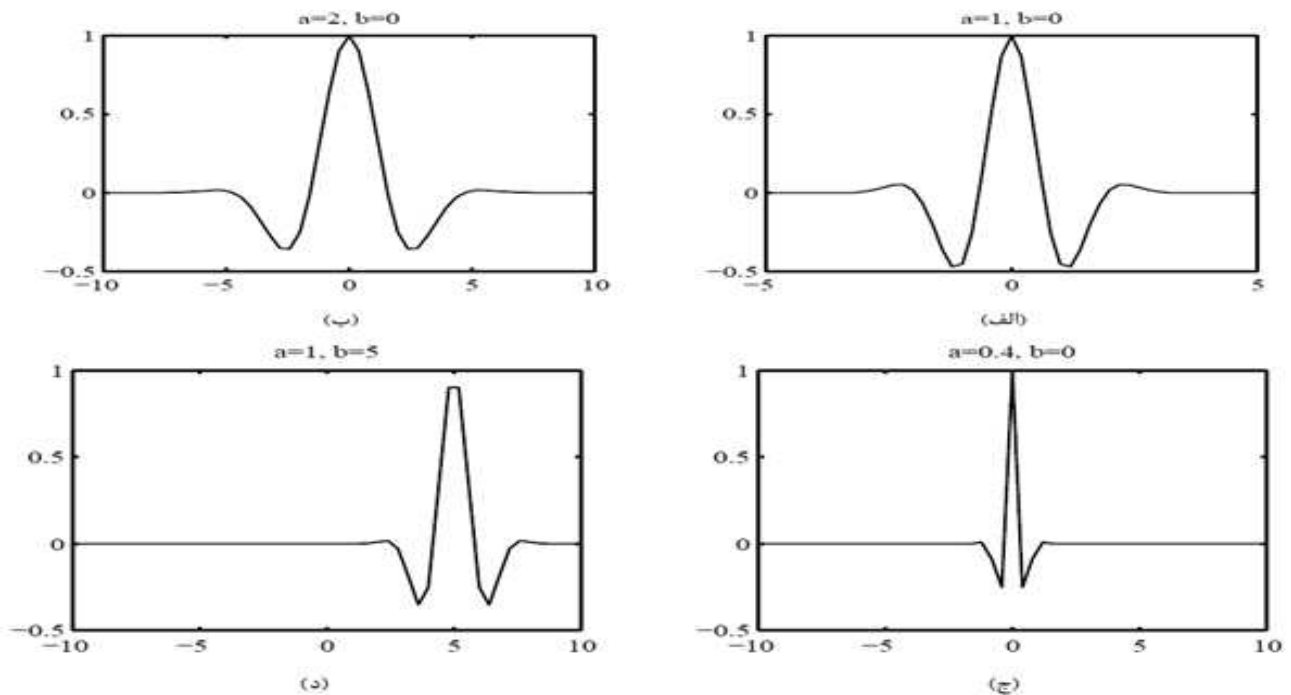
که در آن میزان فعال سازی نرون مجموعه نرون های لایه پیشین، وزن ارتباط بین نرون و نرون، تابع انتقال سیگموئید یا لجستیک است.

$$\sigma = \frac{1}{1 + \exp^{-k}} \quad (2)$$

که در آن k عددی ثابت و مثبت است که گستره فعالیت تابع را تنظیم میکند (۱۳، ۱۴). در این تحقیق از یک شبکه پرسپترون سه لایه با الگوریتم آموزش پس انتشار (Back propagation) خطا استفاده گردید.

الگوریتم موجک

عبارت موجک همان طور که مشخص است به معنای موج کوچک است. این موج کوچک باید دارای حداقل نوسان و



شکل ۲: موجک مورلت

فوریه ابداع شد. در روش فوریه موج های پایه، موج های سینوسی و کسینوسی (هارمونیک) هستند در حالی که محتوای فرکانسی هر فرکانس فقط یک نقطه است؛ همچنین روش

تبدیل موجک

تبدیل موجک اولین بار در سال ۱۹۸۰ به عنوان یک ابزار آنالیز سیگنالها معرفی شد. این تبدیل برای غلبه بر ضعف تبدیل

با این وجود، بیشتر موجک‌ها دارای مقادیر حقیقی هستند. موجکهای دختر از یک موجک مادر (ht) با انتقال و فشردگی به دست می‌آیند:

که $a > 0$ و b به ترتیب ضریب فشردگی و انتقال هستند. جمله ثابت برای نرمالیزه کردن انرژی است که انرژی موجک دختر را برابر انرژی موجک مادر نگه میدارد. در این مطالعه با ترکیب تئوری تبدیل موجک با نظریه شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدلی به نام شبکه عصبی موجک پیشنهاد میشود که جایگزین مناسبی برای شبکه‌های عصبی پیشخور به منظور تقریب‌زنی توابع غیر خطی دلخواه است. این شبکه عصبی دارای خواص یادگیری و تحمل خطای شبکه‌های عصبی مصنوعی و تقریب‌زنی توابع پیچیده تبدیل موجک را دارا است.

معیار ارزیابی مدل

برای ارزیابی مدل‌ها از جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، ضریب همبستگی (r)، ضریب کارایی نش-ساتکلیف (NS) و میانگین قدر مطلق خطا (MAE) استفاده گردید (۱۶):

$$r = \frac{N \sum_{i=1}^N O_i y_{p,i} - (\sum_{i=1}^N [O_i]) (\sum_{i=1}^N [y_{p,i}])}{\sqrt{[N \sum_{i=1}^N O_i^2 - (\sum_{i=1}^N [O_i^2]) \times [N \sum_{i=1}^N y_{p,i}^2 - (\sum_{i=1}^N [y_{p,i}^2])]}}$$
 (۵)

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_{p,i} - O_i| \quad (۸) \quad RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_{p,i} - O_i)^2}{N}} \quad (۷) \quad NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - y_{p,i})}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_i)} \quad (۶)$$

جاجرود تهران و قره‌سو کرمانشاه است، استفاده شد. همچنین داده‌های مربوط به ۱۹ سال (۱۳۶۰-۱۳۷۸) برای آموزش شبکه‌ها و ۵ سال (۱۳۷۹-۱۳۸۳) برای صحت‌سنجی شبکه‌ها مورد استفاده قرار گرفت. اطلاعات ورودی به دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و عصبی موجک برای پارامتر کیفی TDS شامل هدایت الکتریکی، نسبت جذب سدیم، اسیدیته، سولفات، کلسیم، منیزیم و سدیم و برای پارامتر کیفی SAR شامل مقدار کل نمک‌های محلول، اسیدیته، سدیم، بی‌کربنات و برای پارامتر کیفی EC شامل سولفات، کلسیم، منیزیم، نسبت جذبی سدیم و اسیدیته است.

تبدیل فوریه فقط محتوای فرکانس هر موج را مشخص می‌کند و زمان وقوع هر فرکانس در موج اصلی را نشان نمی‌دهد. تبدیل موجک عملگری است که یک تابع را به مجموعه‌ای از تبدیل موجک‌های مادر اصلاح شده تبدیل می‌کند که این تبدیل موجک‌های اصلاح شده همان تبدیل موجک دختر هستند. همان‌طور که گفته شد برای اینکه یک تابع موجک باشد باید نوسانی و بازگشت‌پذیر (با سرعت کاهش سریع به صفر) باشد. موجک‌ها ذاتاً فیلترهایی در حوزه فرکانس هستند. تعریف موجک تابع f نسبت به یک تابع قابل پذیرش موجک مادر (ht) به صورت زیر تعریف می‌شود:

که معرف مزدوج مختلط (Complex Conjugate) است.

$$W_f(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t)h(t)_{a,b}^* dt \quad (۳)$$

$$h(t)_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} h\left(\frac{t-a}{b}\right) \quad (۴)$$

در این روابط، \bar{O}_i و O_i به ترتیب مقادیر محاسبه شده توسط مدل، مقادیر اندازه‌گیری شده متغیرها و میانگین آنهاست. N بیانگر تعداد مشاهدات است. کم بودن میزان خطا (RMSE و MAE) و بالا بودن ضریب همبستگی (r) و ضریب کارایی نش-ساتکلیف (NS) بیانگر دقت قابل قبول مدل و ملاک برتری آن خواهد بود.

اطلاعات ورودی

در این تحقیق به منظور مدل‌سازی پارامترهای کیفی SAR, EC, TDS از داده‌های ایستگاه‌های رودک و دوآبمرک از سال ۱۳۶۰ تا ۱۳۸۳ که به ترتیب مربوط به رودخانه‌های

جدول ۱: مشخصات آماری متغیرهای کیفی آب رودخانه جاجرود تهران.

پارامترهای کیفی آب	واحد	کمینه	بیشینه	میانگین	انحراف استاندارد
مقدار کل جامدات محلول	mg/L	۱۸۹	۴۱۰	۳۱۱/۷۷	۴۲/۵۵
نسبت جذب سدیم	-	۰/۰۷	۰/۷۱	۰/۲۶	۰/۰۹
هدایت الکتریکی	ms/cm	۲۹۶	۶۴۰	۴۸۷/۰۶	۶۶/۴۲
سدیم	mEq/L	۰/۱۱	۰/۹	۰/۳۹	۰/۱۳
کلسیم	mEq/L	۱/۳۵	۴/۴	۳/۱۷	۰/۵۱
منیزیم	mEq/L	۰/۳	۲/۵۷	۱/۳	۰/۴۲
کلر	mEq/L	۰/۱۳	۰/۶۴	۰/۳۴	۰/۱
بی کربنات	mEq/L	۲/۱۵	۵/۳۵	۳/۷۷	۰/۵۶
سولفات	mEq/L	۰/۰۳	۱/۸۶	۰/۵۹	۰/۲۶
اسیدیته	-	۷	۸/۴	۷/۷۵	۰/۳۳

جدول ۲: مشخصات آماری متغیرهای کیفی آب رودخانه قره سو کرمانشاه.

پارامترهای کیفی آب	واحد	کمینه	بیشینه	میانگین	انحراف استاندارد
مقدار کل جامدات محلول	mg/L	۱۳۳	۴۷۰	۲۱۴/۱۱	۴۴/۰۴
نسبت جذب سدیم	-	۰/۱	۰/۷۸	۰/۳۴	۰/۱
هدایت الکتریکی	ms/cm	۲۳۸	۶۳۵	۳۴۵/۷۷	۵۷/۵۳
سدیم	mEq/L	۰/۱۱	۰/۹۸	۰/۴۳	۰/۱۳
کلسیم	mEq/L	۱/۱	۴/۶	۲/۳	۰/۴۵
منیزیم	mEq/L	۰/۳	۲/۵	۰/۹۶	۰/۳۱
کلر	mEq/L	۰/۰۷	۱/۲	۰/۳۱	۰/۱۴
بی کربنات	mEq/L	۱/۴	۲۳	۲/۶۹	۱/۷۶
سولفات	mEq/L	۰/۰۹	۳/۲۶	۰/۸۵	۰/۲۹
اسیدیته	-	۲/۸	۸/۴۵	۷/۷۶	۰/۵۳

استفاده از تکنیک سعی و خطا انتخاب گردیدند.

منطقه مورد مطالعه

رودخانه جاجرود

حوضه آبریز جاجرود تا سد لتیان به مختصات جغرافیایی $51^{\circ}22'$ تا $51^{\circ}51'$ طول شرقی و $35^{\circ}45'$ تا $36^{\circ}50'$ عرض شمالی و 710 km^2 وسعت دارد. این حوضه از سمت شمال و غرب به حوضه آبریز کرج، از سمت شمال شرق به حوضه آبریز لار، از سمت جنوب به حوضه آبریز ایوانکی و از سمت جنوب غرب به حوضه سولقان محدود می گردد. همچنین این

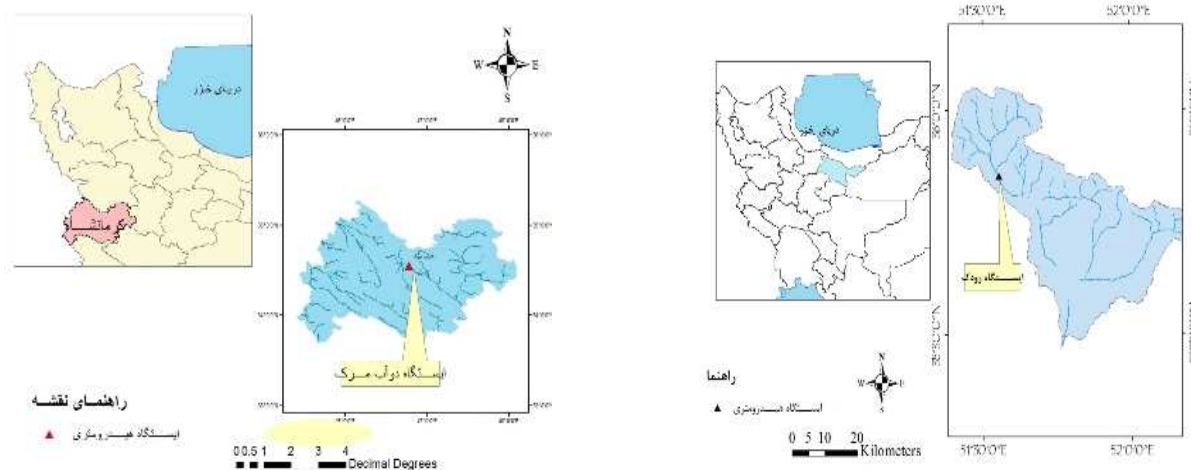
به منظور تعیین مقادیر بهینه تعداد لایه های مخفی و توابع انتقال در شبکه عصبی مصنوعی و عصبی موجک، مدل های متفاوت شبکه مورد ارزیابی و بررسی قرار گرفت. برای تعیین تعداد گره های لایه ی مخفی معمولاً از آزمون سعی و خطا استفاده می شود. یکی از این روابط محدوده مقادیر گره های لایه ی مخفی را بین $m+2n^{1/2}$ و $2n+1$ تخمین میزند (۱۱). در این روابط m تعداد گره های خروجی و n تعداد گره های ورودی است. بر اساس این روابط، حدس اولیه زده شد و نهایتاً مدل های انتخابی شبکه عصبی مصنوعی و عصبی موجکی با

"۱۰'۵۵'۳۴ تا "۱۰'۱۹'۳۴ قرار گرفته است. سرچشمه اصلی این رودخانه سراب روانسر واقع در ۶۰ km شمال غرب کرمانشاه است. این رودخانه با جهت شمال غربی به جنوب شرقی جریان پیدا می کند و در ۱۵ km کرمانشاه رودخانه راز آور و شاخه های فرعی آن به قره سو می پیوندد. این رودخانه از داخل شهر کرمانشاه عبور کرده و نزدیکی فرامان به رودخانه گاماسیاب می پیوندد و رودخانه بزرگ سیمره را تشکیل می دهد. یکی از کاربری های رودخانه قره سو تامین آب مورد نیاز برای کشاورزی شهرستان کرمانشاه است. انواع آلاینده های شهری، روستایی، صنعتی، کشاورزی و غیره در خروجی شهر کرمانشاه وارد این رودخانه شده و باعث آلودگی آن شده اند. به همین جهت بهبود کیفیت رودخانه قره سو حائز اهمیت است.

رودخانه در شمال شرق تهران با روند شمال غربی-جنوب شرقی جریان داشته و به دریاچه سد لتیان می ریزد. آب رودخانه جاجرود بخشی از آب شرب تهران بزرگ خصوصا بخش شرقی و نیز آب زراعتی ۳۰۰۰ ha زمین کشاورزی در دشت ورامین را تامین می نماید و به دلیل کوهستانی و مشکل بودن دفع فاضلاب در منطقه، کلیه فاضلاب های بهداشتی و زراعی روستاهای محدوده را دریافت می دارد. از آنجایی که یکی از منابع عمده تامین آب مورد نیاز برای کشاورزی در دشت ورامین تهران است، لذا بهبود کیفیت آب رودخانه جاجرود، مستلزم مراقبت و مدیریت مستمر و هوشیار است (۱۱).

رودخانه قره سو

رودخانه قره سو واقع در استان کرمانشاه بین طول های جغرافیایی "۱۲'۲۲'۴۶ تا "۱۲'۲۲'۴۷ و عرض جغرافیایی



شکل ۳: موقعیت جغرافیایی ایستگاه رودک و دوآبمرک

اشاره شد، در بهینه سازی معماری شبکه تعداد نرون در لایه مخفی شبکه عصبی با استفاده از روابطی که بر اساس ارائه حدس اولیه بود تعیین شد. انتخاب تعداد مناسب برای نرون های لایه پنهان به منظور جلوگیری از بیش برآزشی (over-fitting) و بالعکس حائز اهمیت است. همچنین تعداد پارامترهای ورودی و خروجی بر روی انتخاب گره لایه مخفی تاثیرگذار بودند. به این ترتیب، مدل های شبکه عصبی متفاوتی پایه گذاری و مورد تست قرار گرفت. محاسبات مربوطه نشان داد که تعداد ۱۳، ۹

یافته ها

در این مطالعه، به منظور تخمین پارامترهای کیفی TDS, EC, SAR به مقایسه دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی موجک پرداخته شد. در مدل شبکه عصبی مصنوعی برای هر سه پارامتر TDS, EC, SAR سناریوهای مختلف آزمایش شده اند و سپس با توجه به معیارهای ارزیابی مدل، سناریوهای دارای کمترین خطا در دوره های آموزش و تست به عنوان ساختار بهینه انتخاب شدند. همان گونه که قبلا

۷ نرون در لایه مخفی به ترتیب برای مدل سازی پارامترهای TDS, EC و SAR به عنوان مقادیر بهینه قابل استفاده و تحلیل هستند. قابل ذکر است که با افزایش تعداد نرون ها از مقادیر فوق، عملکرد شبکه تغییر محسوسی پیدا نکرد.

با مروری بر منابع موجود از جمله پژوهش های Musavi-Jahromi و همکارش (۶) میتوان دریافت که انتخاب پارامترهای $TDS, Ca^{2+}, Mg^{2+}, Na^+, HCO_3^-, pH, SO_4^{2-}$ EC, SAR در مدل سازی پارامترهای کیفی مورد بحث در این تحقیق، نتایج خوبی را ارائه داده است. لذا ترکیب های مختلف همین پارامترها به عنوان ورودی به این شبکه ها بررسی گردید. گرچه پارامترهای دیگری نیز بدین منظور مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفتند و پس از آنالیز حساسیت و اثبات همبستگی پایین آنها حذف شدند. نتایج حاصل از عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در شبیه سازی پارامترهای کیفی مورد نظر در جدول ۳ ارائه گردیده است. در این مدل بین توابع انتقال موجود، تابع انتقال برای لایه ورودی و خروجی یک تابع خطی و برای لایه مخفی، تابع سیگموئید و با ۱۰۰۰۰ دور تکرار در نظر گرفته شد و با استفاده از نرم افزار Qnet۲۰۰۰ تخمین انجام گرفت. مقادیر $r, RMSE, MAE$ هر سه پارامتر مذکور برای هر دو رودخانه جاجرود تهران و قرهسو کرمانشاه محاسبه گردیده و در جدول ۳ منعکس شده است.

در تحقیق حاضر، برای ایستگاه های مورد مطالعه از مدل های عصبی موجک متفاوتی به منظور تخمین پارامترهای مورد نظر استفاده شد. ترکیب پارامترهای ورودی در مدل اخیر نیز همانند ورودی های مدل شبکه عصبی بود و در نهایت ۳ سناریو انتخاب شده برای سه پارامتر مورد نظر استفاده گردید و تعداد نرون های لایه مخفی نیز از آزمون سعی و خطا مشخص گردید. در شبکه عصبی - موجکی هم موجک مورلت انتخاب گردید سپس با اعمال تبدیل روی داده ها، ضرایب تقریب و جزییات آنها استخراج گردید و مدل با ۷۰۰۰ دور تکرار اجرا گردید. کلیه محاسبات مربوط به مدل عصبی موجک با استفاده از نرم افزار Matlab انجام گرفت و نتایج حاصله در جدول شماره ۴ درج گردید. در جدول مذکور مقادیر $r, RMSE, MAE$ برای هر دو رودخانه و هر سه پارامتر ارائه گردیده است. برای پارامتر TDS رودخانه جاجرود تهران و قره سو کرمانشاه به ترتیب مقدار r در مدل شبکه عصبی ۰/۷۹، ۰/۹۹۸ و برای مدل عصبی - موجک برابر با ۰/۸۱ و ۰/۹۹۹ و برای پارامتر EC به ترتیب، در مدل شبکه عصبی مصنوعی ۰/۷۹، ۰/۹۹۴ و برای مدل عصبی - موجک برابر با ۰/۸۱، ۰/۹۹۶ همچنین برای پارامتر SAR به ترتیب، در مدل شبکه عصبی مصنوعی برابر با ۰/۹۹۵، ۰/۹۹۸ و برای مدل عصبی موجک برابر با ۰/۹۹، ۰/۹۹۹ حاصل شد.

جدول ۳: نتایج حاصل از مدل های بهینه شبکه عصبی مصنوعی در شبیه سازی پارامترهای TDS, EC, SAR

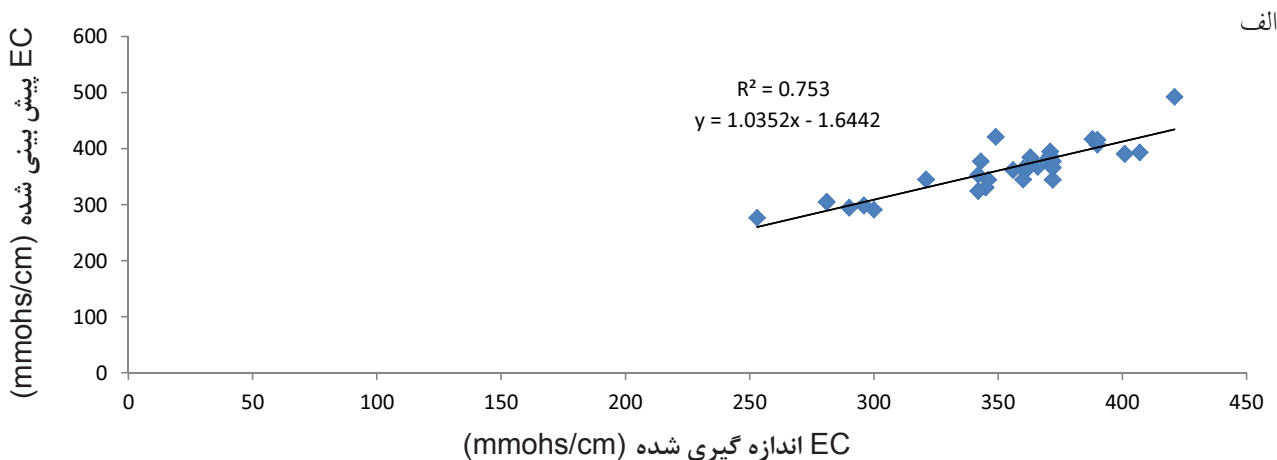
پارامترهای کیفی آب		TDS		EC		SAR	
ساختار نرونی شبکه ی عصبی		۷-۱۳-۱		۵-۹-۱		۴-۷-۱	
الگوریتم آموزش		پس انتشار خطا		پس انتشار خطا		پس انتشار خطا	
تابع انتقال (محرک)		سیگموئید		سیگموئید		سیگموئید	
سرعت آموزش (t)		۰/۰۱		۰/۰۱		۰/۰۱	
تعداد دور آزمایش		۱۰۰۰۰		۱۰۰۰۰		۱۰۰۰۰	
نام رودخانه		جاجرود		قره سو		جاجرود	
r		۰/۷۹		۰/۹۹۴		۰/۹۵	
NS		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
RMSE		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
MAE		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶		۰/۷۷۹		۰/۷۵۲	
		۱۱۴/۰۶		۲۴/۹۳		۵۴/۵۱	
		۲۰/۸۲		۱۸/۳۳		۹/۹۵	
		۱/۵۴		۰/۰۶		۰/۰۳	
		۸/۴۵		۰/۸۶		۰/۰۳	
		۰/۹۹۸		۰/۸۶		۰/۹۹۸	
		۰/۷۸۱		۰/۸۶		۰/۷۸۳	
		۰/۶۰۶					

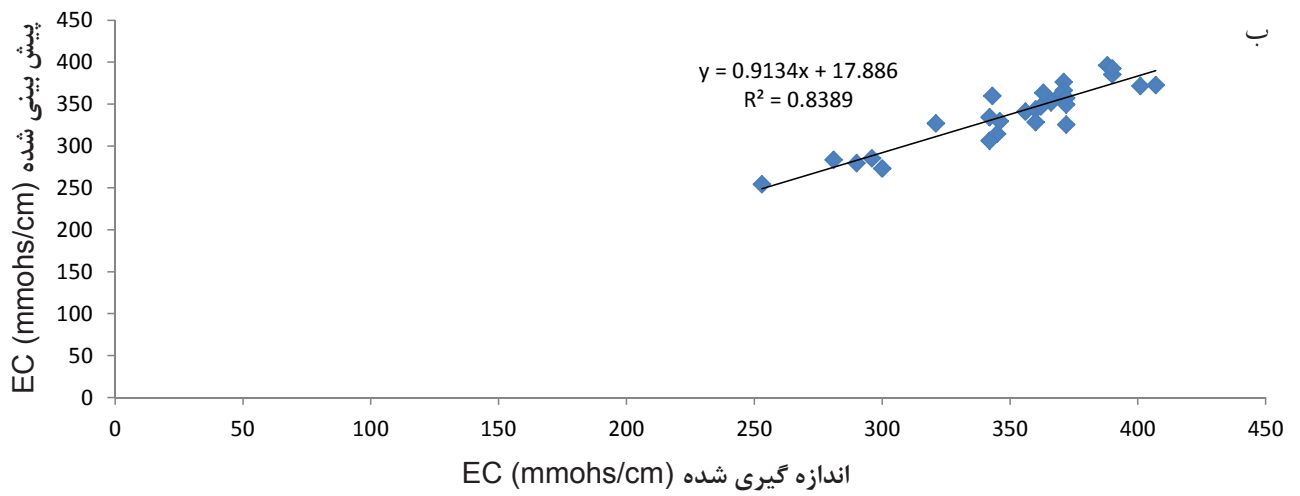
جدول ۴: نتایج حاصل از مدل های بهینه عصبی موجک در شبیه سازی پارامترهای TDS,EC,SAR

SAR		EC		TDS		پارامترهای کیفی آب
TDS, pH, Na, HCO ₃		SO ₄ ,Mg,Ca,SAR,pH		EC,SAR,pH,SO ₄ ,Ca,Mg,Na		ورودی های مدل
قره سو	جاجرود	قره سو	جاجرود	قره سو	جاجرود	نام رودخانه
۰/۹۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹۶	۰/۹۱	۰/۹۹۹	۰/۸۱	r
۰/۸۳۹	۰/۸۱۶	۰/۸۲۷	۰/۷۴۹	۰/۸۴۶	۰/۶۳۴	NS
۰/۲۴	۰/۰۱	۳۶/۶۲	۱۹/۶۴	۷/۸۵	۲۵/۶۶	RMSE
۰/۰۰۴	۰/۰۱	۷/۰۵	۱۵/۶۲	۱/۴۵	۲۱/۵۱	MAE

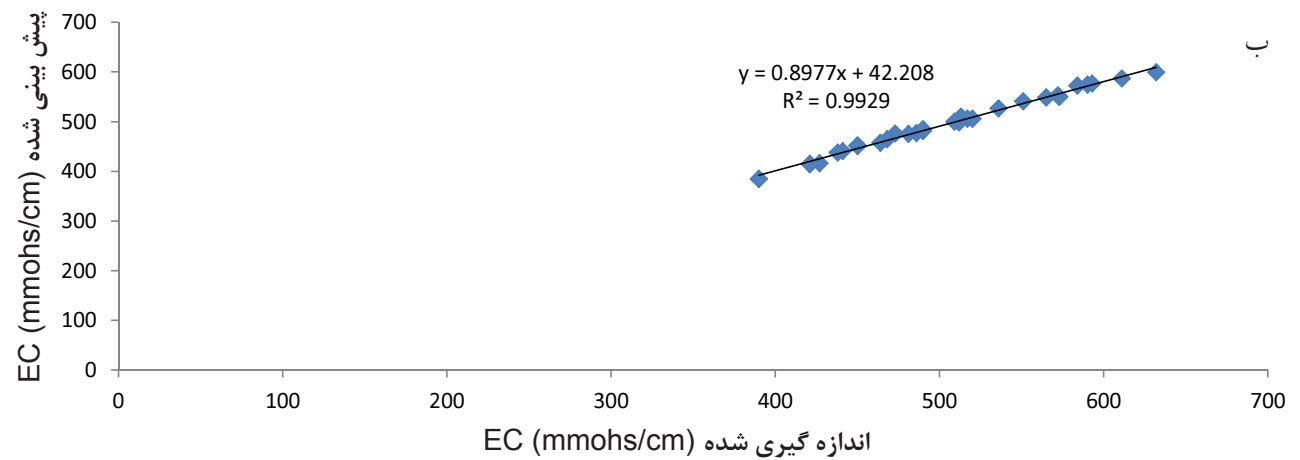
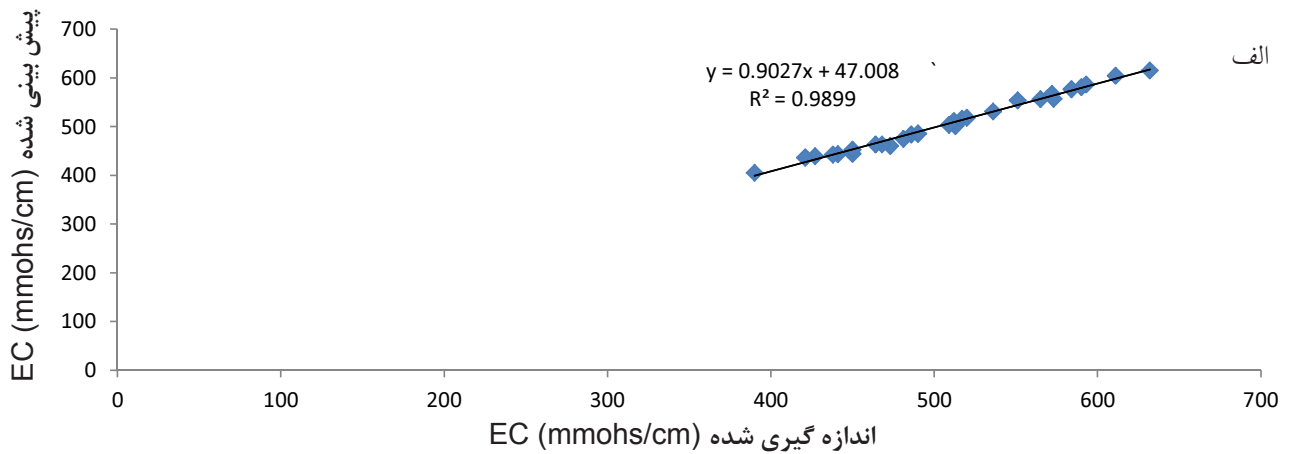
رودخانه جاجرود، شبکه عصبی مصنوعی مقدار ضریب همبستگی تقریباً بالایی دارد ولی مقادیر تخمین زده توسط این معادله از خط برازش داده شده فاصله زیادی دارد در حالی که در شبکه عصبی - موجکی مقادیر تخمین زده شده تقریباً بر روی خط برازش داده شده منطبق است. این مسئله حاکی از بالا بودن دقت شبکه عصبی - موجکی است. از مقایسه این شکل ها میتوان نتیجه گیری کرد که مدل عصبی موجک با توجه به مقدار بالای r و پایین بودن مقادیر RMSE و MAE نسبت به شبکه عصبی، از دقت بالایی برخوردار بوده و تخمین دقیق تری حاصل کرده است. این در حالی است که مطالعات Krishna و همکاران (۱۳) نیز بر بالا بودن دقت مدل عصبی موجک (WNN) نسبت به شبکه عصبی (ANN) برای جریان رودخانه تاکید کرده اند.

در شکل های شماره ۴ تا ۹ ارزیابی عملکرد دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی موجک برای هر سه پارامتر TDS,EC,SAR نشان داده شده است. در این شکل ها محور عمودی داده های تخمین حاصل از دو مدل ANN (قسمت الف) و WNN (قسمت ب) و محور افقی آن نتایج حاصل از اندازه گیری است. برای هر یک از نمودارها مقدار ضریب همبستگی (r) و معادله برازش بین نقاط مشخص گردید. بالا بودن مقدار ضریب همبستگی (r) نشان دهنده نزدیک بودن مقادیر تخمین زده شده به مقادیر مشاهده شده است. معادله برازش خطی که برای هر نمودار به صورت معادله $y=a_1x+a_0$ تعریف شده است. ضریب a_1 هر چه قدر به سمت ۱ میل کند و فاصله کمتری با ۱ داشته باشد نشان دهنده عملکرد بهتر مدل مربوطه است. در تخمین پارامترهای TDS و SAR

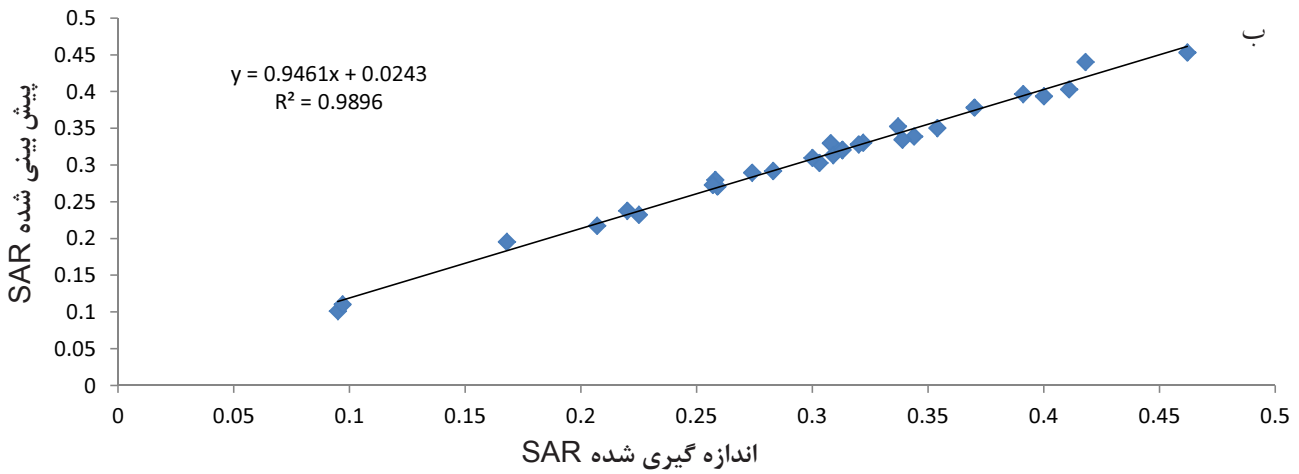
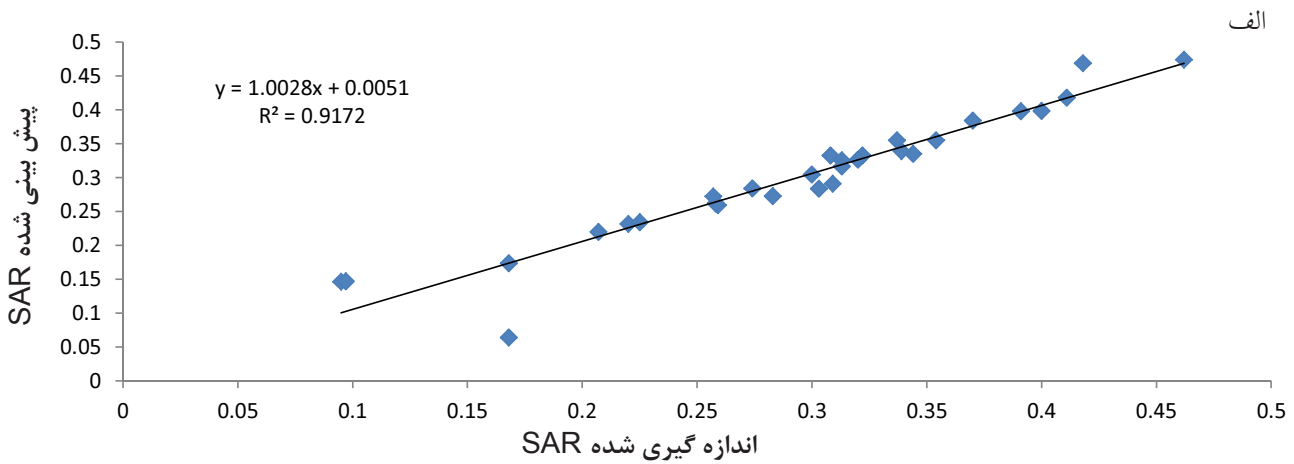




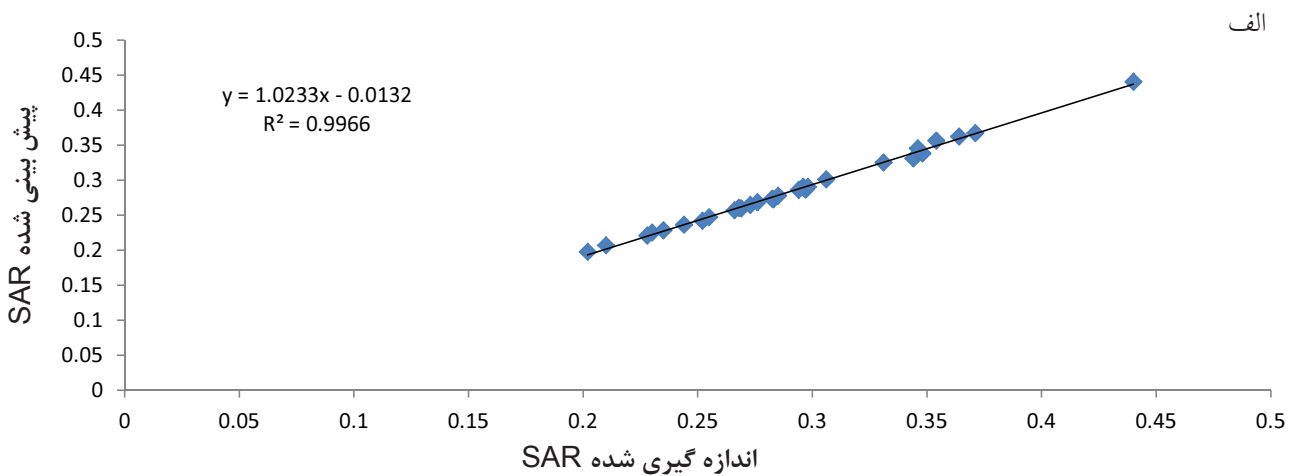
شکل ۴: نتایج محاسباتی و مشاهداتی پارامتر EC رودخانه جاجرود تهران به وسیله (الف) شبکه عصبی مصنوعی (ب) عصبی موجک

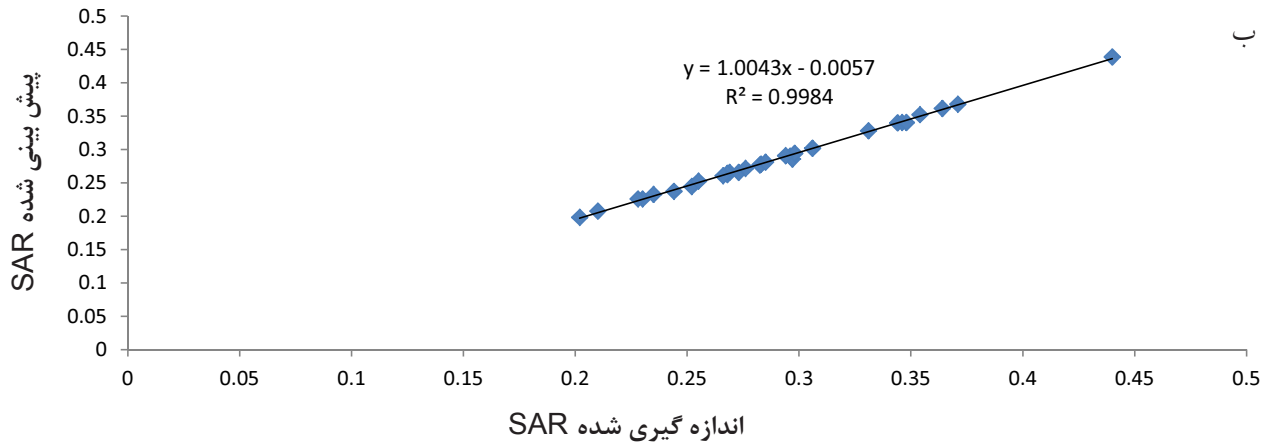


شکل ۵: نتایج محاسباتی و مشاهداتی پارامتر EC رودخانه قره سو کرمانشاه به وسیله (الف) شبکه عصبی مصنوعی (ب) عصبی موجک

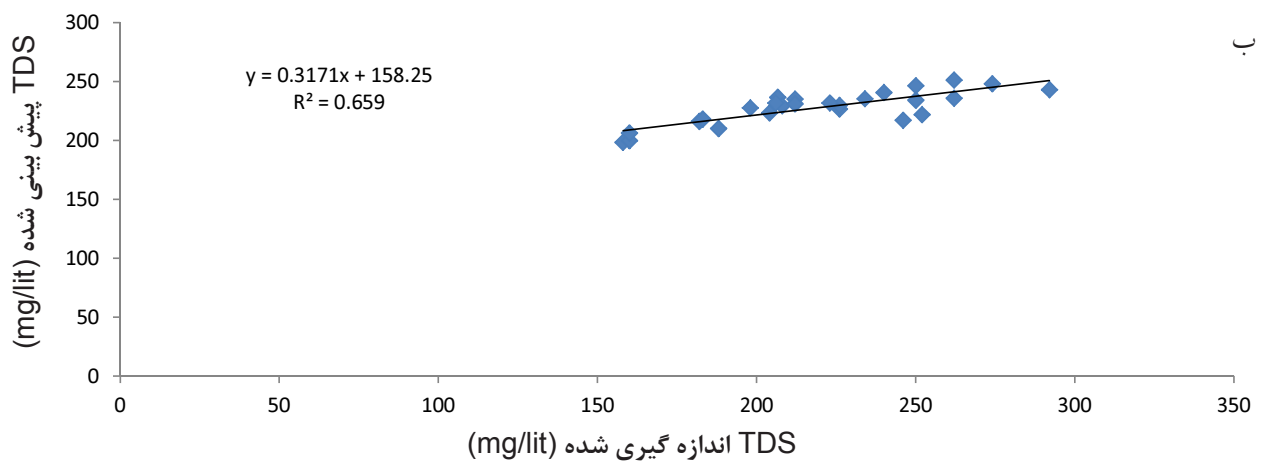
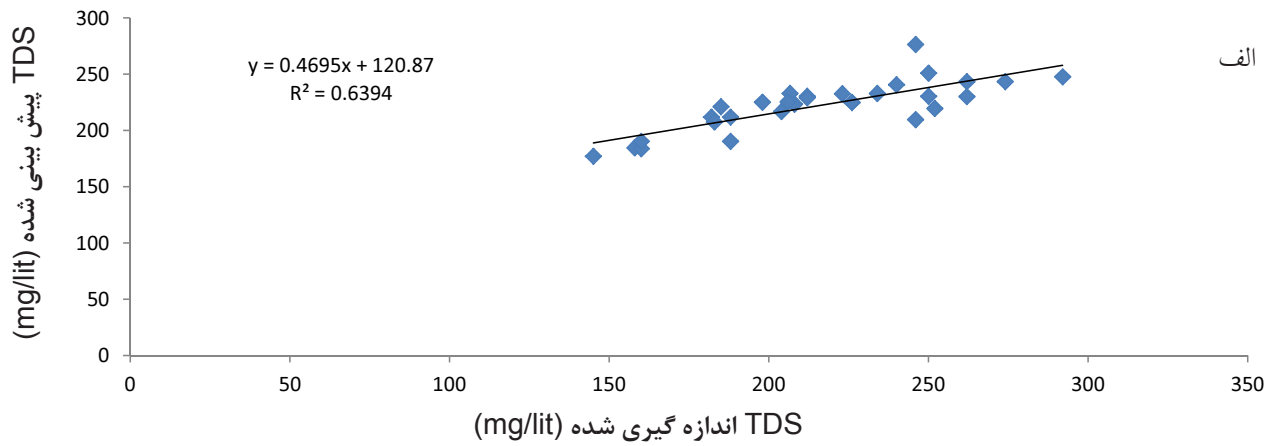


شکل ۶: مقایسه نتایج محاسباتی و مشاهداتی پارامتر SAR رودخانه جاجرود تهران به وسیله (الف) شبکه عصبی مصنوعی (ب) عصبی موجک

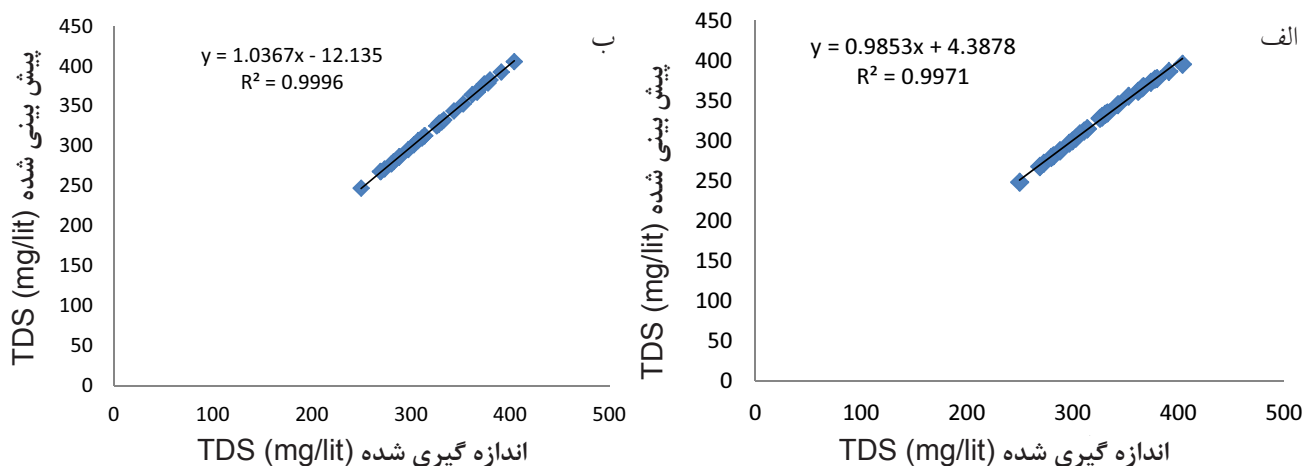




شکل ۷: مقایسه نتایج محاسباتی و مشاهداتی پارامتر SAR رودخانه قره سو کرمانشاه به وسیله (الف) شبکه عصبی مصنوعی و (ب) عصبی موجک



شکل ۸: مقایسه نتایج محاسباتی و مشاهداتی پارامتر TDS رودخانه جاجرود تهران به وسیله (الف) شبکه عصبی منتخب (ب) عصبی موجک



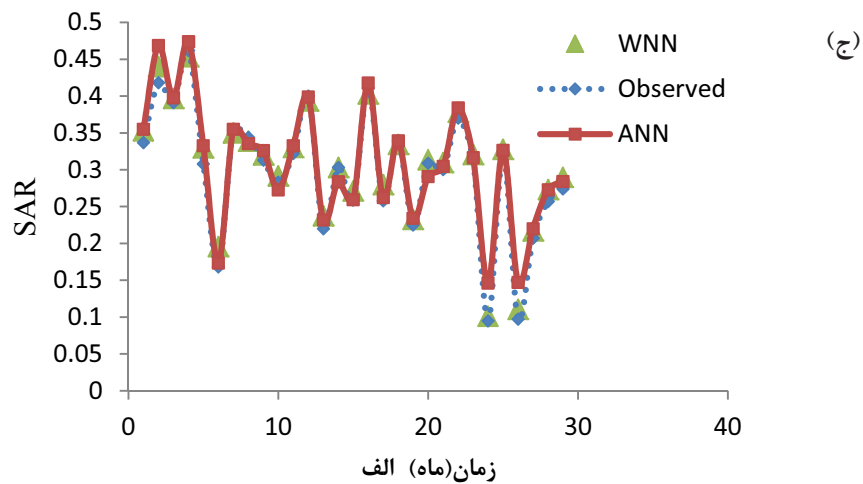
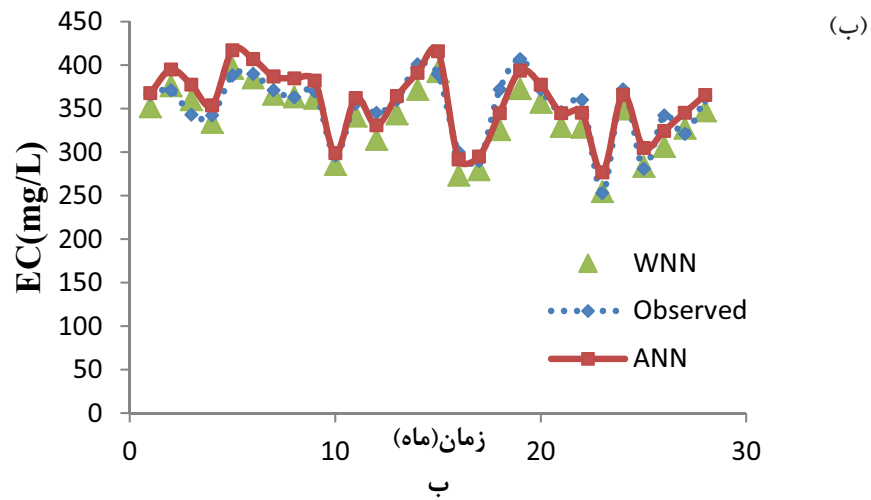
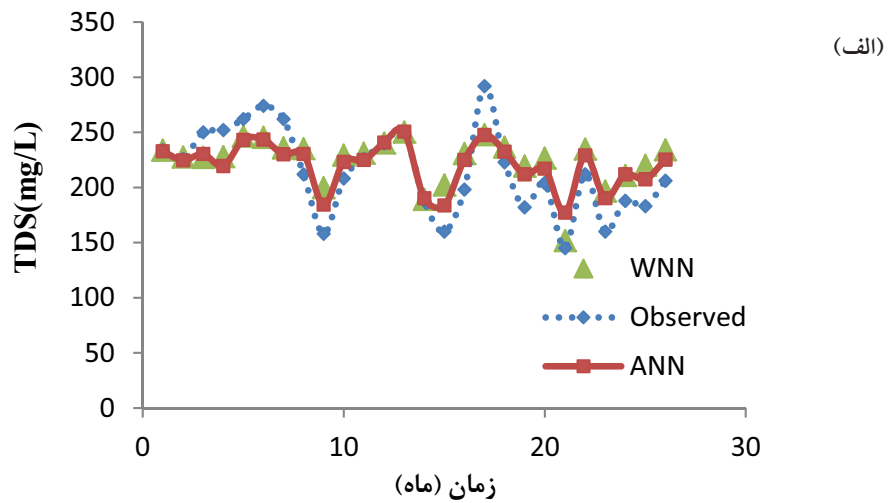
شکل ۹: مقایسه نتایج محاسباتی و مشاهداتی پارامتر TDS رودخانه قره سو کرمانشاه به وسیله (الف) شبکه عصبی مصنوعی و (ب) عصبی موجک

بحث

در مطالعه حاضر، دو شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی موجکی جهت تخمین پارامترهای TDS, EC, SAR رودخانه های جاجرود تهران و قره سو کرمانشاه طراحی و مورد استفاده قرار گرفت. شبکه عصبی مصنوعی از نوع پرسپترون چند لایه و با قاعده انتشار به عقب و شبکه عصبی موجکی با استفاده از موجک مورلت جهت تجزیه پارامترها و تخمین پارامترهای مذکور صورت گرفت. با مقایسه مقادیر شاخصهای آماری r , RMSE, MAE آورده شده در جدول ۳ و ۴ میتوان نتیجه گرفت که شبکه عصبی موجکی عملکرد بهتری را در تخمین این پارامترها برخوردار بوده است. این مسئله نشان دهنده مؤثر بودن قابلیت موجک در تجزیه کردن سری زمانی به دو دسته تقریب و جزئیات اشاره دارد. از نمودارهای موجود در شکل های ۴ تا ۹ نیز میتوان مشاهده کرد که مقادیر ضریب همبستگی در شبکه عصبی موجکی بیشتر بوده و این دلالت بر نزدیک بودن مقادیر تخمین زده شده به مقادیر اندازه گیری شده دارد. در نمودارها نیز مشاهده میگردد که فاصله نقاط از خط برازش داده شده کمتر است. تمامی این نتایج نشان دهنده عملکرد بهتر شبکه عصبی موجکی نسبت به شبکه عصبی مصنوعی است. همچنین مقایسه بین تخمین های حاصله از شبکه عصبی موجکی میان پارامترهای TDS, EC, SAR انجام شد. نتایج نشان داد که در میان سه پارامتر کیفی TDS, EC, SAR تخمین شبکه عصبی موجکی

برای پارامتر SAR نتیجه بهتری را نسبت به دو پارامتر TDS و EC ارائه کرد. این موضوع را میتوان در شکل شماره ۱۰ که مقایسه بین داده های اندازه گیری شده و داده های تخمین زده شده دو شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی موجکی را نتایج برآمده نشان داد که در مورد هر دو ایستگاه مورد مطالعه و همچنین هر سه پارامتر مورد بررسی، مدل عصبی-موجک با استفاده از داده های تجزیه شده دارای عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی منتخب (بهینه) بود. مدل عصبی-موجک با تجزیه سیگنال مقادیر پارامترها با استفاده از شبکه عصبی به استخراج ترکیب بهینه ضرایب موجک گسسته میپردازد. تجزیه سیگنال به امواج سادهتر امکان مدل شدن داده هایی با حالت تصادفی را فراهم می کند و دقت مدل سازی را نسبت به روش شبکه عصبی مصنوعی افزایش میدهد.

شکل شماره (۱۰-ج) مربوط به پارامتر SAR در ایستگاه مورد مطالعه رودک رودخانه جاجرود است. که نمودار مقادیر اندازه گیری شده و داده های تخمین مدل WNN تقریباً انطباق بیشتری دارند. این موضوع دلالت بر دقت بالای مدل WNN بر تخمین پارامتر SAR نسبت به مدل ANN و نزدیکی به مقادیر اندازه گیری شده است. در مقایسه بین دو رودخانه جاجرود تهران و قره سو کرمانشاه، هر دو مدل برای رودخانه قره سو کرمانشاه نتایج بهتری ارائه نمودند.



شکل ۱۰: مقایسه نتایج حاصل از روش ANN و WNN با مقادیر اندازه‌گیری شده پارامترهای کیفی: (الف) TDS، (ب) EC، (ج) SAR رودخانه جاجرود ایستگاه رودک.

نتیجه گیری

در مطالعه انجام شده به مقایسه دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی موجک برای تخمین سه پارامتر کیفی TDS, SAR, EC رودخانه جاجرود و قره سو پرداخته شد. مدل های فوق براساس داده های اندازه گیری شده، مورد آزمایش و سپس مورد صحتیابی قرار گرفتند. نتایج این مطالعه بیانگر این است که شبکه عصبی موجک قادر به پیشبینی پارامترهای کیفی آب در حجم بالا، احتیاج به اندازه گیری و کارهای آزمایشگاهی آنها پرهزینه و زمانبر هستند، می باشد. نتایج نشان داد که مدل عصبی موجک نسبت به مدل شبکه عصبی برای پیش بینی پارامترهای کیفی آب (TDS, SAR, EC) از دقت بالاتری برخوردار است که این نتیجه بیانگر نزدیک بودن داده های حاصل از پیشبینی مدل WNN به داده های اندازه گیری است. تجزیه سیگنال ها با کمک تابع گسسته موجک، منجر به ساده تر شدن این سیگنال ها شده و باعث ایجاد برتری محسوسی نسبت به مدل شبکه عصبی گردید. در این بررسی ابتدا اقدام به یافتن ساختارهای بهینه مدل ها گردید و سپس در این دو مدل در مقام قیاس قرار گرفتند. کلیه مراحل مربوط به فاز اول توسط سعی و خطا و بکارگیری توامان تجربیات مطالعات پیشین و استفاده مداوم از معیارهای آماری انجام گرفت. مطالعات انجام شده در تحقیق حاضر و ارائه مدل عصبی موجک می تواند گامی موثر در اتخاذ تصمیمات مدیریتی در جهت بهبود وضعیت کیفی آب کشاورزی و شرب این رودخانه ها باشد. نهایتاً استفاده از محدوده گسترده تر داده های ورودی و بسط این مطالعه به موارد مطالعاتی دیگر از جمله پیشنهادات این تحقیق برای بررسی های مشابه آتی خواهد بود.

تشکر و قدردانی

این مقاله، حاصل طرح تحقیقاتی با عنوان تخمین برخی پارامترهای کیفی رودخانه ها با استفاده از مدل هیبرید شبکه های عصبی - موجکی (منطقه مطالعاتی: رودخانه جاجرود تهران و قره سو کرمانشاه) و کد..... در سال بوده است که در دانشگاه علوم پزشکی و خدمات درمانی..... تصویب و اجرا شده است.

منابع

1. Karami M, Kahsefipoor M, Mazed H, Foroghi H. Karoon river water quality prediction using artificial neural networks. Proceedings of 7th International Seminar on River Engineering; Ahwaz; 2007 (in Persian).
2. Alizadeh A. Principles of Applied Hydrology. 3th ed. Mashhad: Astan Qods Razavi Publishing; 2001 (in Persian).
3. Noorani V, Salehi K. Modeling of rainfall - runoff using fuzzy neural network and adaptive neural networks and fuzzy inference methods compare. Proceedings of 4th National Congress on Civil Engineering; Tehran; 2008 (in Persian).
4. Kuo Y-M, Liu C-W, Lin K-H. Evaluation of the ability of an artificial neural network model to assess the variation of groundwater quality in an area of blackfoot disease in Taiwan. Water Research. 2004;38(1):148-58.
5. Kuo J-T, Hsieh M-H, Lung W-S, She N. Using artificial neural network for reservoir eutrophication prediction. Ecological Modeling. 2007;200(1-2):171-77.
6. Musavi-Jahromi SH, Golabi M. Application of artificial neural networks in the river water quality modeling: Karoon river, Iran. Journal of Applied Sciences. 2008;8:2324-28.
7. Najah A, Elshafie A, Karim OA, Jaffar O. Prediction of Johor river water quality parameters using artificial neural networks. European Journal of Scientific Research. 2009;28:422-35.
8. Olyaie E, Banejad H, Samadi MT, Rahmani AR, Saqhi MH. Performance evaluation of artificial neural networks for predicting rivers water quality indices (BOD and DO) in Hamadan Morad Beik river. Journal of Soil and Water. 2010;3:199-210 (in Persian).
9. Asadollahfardi A, Taklifi Gh, Ghanbari A. Application of artificial neural network to predict TDS in Talkheh Rud River. Journal of Irrigation and Drainage Engineering. 2012;138(4):363-70.
10. Palani S, Liong S-Y, Tkalich P. An ANN application for water quality forecasting. Marine Pollution Bulletin. 2008;56(9):1586-97.
11. Chenard J-F, Caissie D. Stream temperature modelling using artificial neural networks: application on Catamaran Brook, New Brunswick, Canada. Hydrological Processes. 2008;22(17):3361-72.
12. Krishna B, Rao YRS, Nayak PC. Time series modeling of river flow using wavelet neural network. Journal of Water Resource and Protection. 2011;3:50-59.
13. Mahjobi H, Tajrishi M. Comparison of artificial neural network algorithms and decision trees predict changes in water salinity - case study: Karoon River. Proceedings of 4th Conference and Exhibition on Environmental Engineering; Tehran; 2010 (in Persian).
14. Abghari H. Investigation of wavelet neural net-

- works and auto-regressive models to intelligent prediction of monthly river [dissertation]. Tehran: University of Tehran; 2008 (in Persian).
15. Chen JC, Chang NB, Shieh WK. Assessing wastewater reclamation potential by neural network model. *Engineering Application of Artificial Intelligence*. 2003;16(2):149-57.
16. Guang-ming Z, Hong-wei L, Xiang-can J, XU M. Assessment of the water quality and nutrition of the Dongting lake with wavelet neural network. *Journal of Hunan University*. 2005;32:91-94.
17. Kashefiasl M, Zaeemdar M. The necessity of management of Jajrood River quality. *Journal of science environment technology magazine*. 2009;41:119-30 (in Persian).

Forecasting Some of the Qualitative Parameters of Rivers Using Wavelet Artificial Neural Network Hybrid (W-ANN) Model (Case of study: Jajroud River of Tehran and Gharaso River of Kermanshah)

Banejad Hossein.¹, Kamali Mahsa.¹, Amirmoradi Kimia.¹, Olyaie Ehsan.²

¹ Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Bu-Ali Sina University, Hamedan, Iran

² Young Researchers Club, Hamedan Branch, Islamic Azad University, Hamedan, Iran

Received: 10 July 2012 ; Accepted: 9 October 2012

ABSTRACT

Background and Objectives: Rivers are the most important resources supplying drinking, agricultural, and industrial water demand. Their quality fluctuates frequently due to crossing from different regions and beds as well as their direct relationship with their peripheral environments. Thus, it is essential to be considered the surveying and predicating changes in the water qualitative parameters in a river. In this study, in order to estimate some of the qualitative parameters (Total dissolved solids, electrical conductivity and sodium absorption rate) for Tehran Jajroud and Kermanshah Gharasu rivers, we used wavelet-artificial neural network (W-ANN) hybrid model during a statistical period of 24 years.

Material and Methods: We compared W-ANN model with ANN model in order to evaluate its capability in detecting signals and separating error signals for estimating water quality parameters of the abovementioned rivers. The evaluation of both models was performed by the statistical criteria including correlation coefficient, the Nash-Sutcliffe model efficiency coefficient (NS), the root mean square error (RMSE) and the mean absolute error (MAE).

Results: The results showed that the optimized W-ANN with correlation coefficient of 0.9 has high capability to estimate SAR parameter in the stations studied. Moreover, we found that W-ANN had less error and higher accuracy in the case of EC and TDS parameters rather than ANN model.

Conclusion: W-ANN proved high efficiency in forecasting of the water quality parameters of rivers, therefore, it can be used for decision making and assurance of monitoring results and optimizing the monitoring costs.

Key words: Jajroud River of Tehran, Gharaso River of Kermanshah Total Dissolved Solids, Wavelet Artificial Neural Network, Sodium Absorption Rate, Electrical Conductivity,

*Corresponding Author: hossein_banejad@yahoo.com

Tel: +98 811 8283929, Fax: +98 811 8283929, Mob: +98 918 1118227