

## پیش بینی پارامترهای کمی و کیفی جریان در رودخانه کارون (بازه ملاثانی-فارسیات) با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی

فتحیان، ح. و هرمزی نژاد، ا.، ۱۳۹۰. پیش بینی پارامترهای کمی و کیفی جریان در رودخانه کارون (بازه ملاثانی-فارسیات) با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی. مجله تالاب، دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهواز، سال دوم، شماره هشتم، تابستان ۱۳۹۰، صفحات ۴۳-۲۹.

### چکیده

برآورد و پیش بینی پارامترهای کیفی و کمی آب در طول رودخانه به منظور تصمیم گیری های مدیریتی یکی از اهداف مدیران و برنامه ریزان منابع آب تلقی می گردد. برآورد مقادیر کمی و کیفی جریان رودخانه ها با استفاده از مدل های ریاضی به علت پیچیدگی مکانیزم و تعدد عوامل موثر در کیفیت جریان معمولاً با خطای نسبتاً قابل توجهی همراه می باشد. امروزه تکنیک جدید استفاده از مدل شبکه های عصبی مصنوعی که مبتنی بر هوش مصنوعی می باشد کاربرد گسترده ای در زمینه های مختلف علمی به ویژه مهندسی آب پیدا کرده است. در این تحقیق با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (MLP)، شبکه پیش رونده (FF)، شبکه تابع پایه شعاعی (RBF) به پیش بینی ۳ روز آینده مقادیر کمی و کیفی جریان در رودخانه کارون، بازه ملاثانی-فارسیات، شامل دبی جریان، اشل، کل املاح محلول در آب (TDS) و هدایت الکتریکی (EC) پرداخته می شود. بازه زمانی داده های مورد استفاده از ۱۳۶۹/۱/۱ تا ۱۳۷۸/۷/۱۲ بوده که تعداد ۱۰۴۳۴ الگو بعد از تاخیر زمانی متغیرها بدست آمد. برای آموزش، ارزیابی همزمان با آموزش و آزمون مدلها به ترتیب از ۷۰٪، ۲۰٪ و ۱۰٪ الگوها استفاده گردید. برای تعیین داده های ورودی موثر در مدل های شبکه عصبی مصنوعی و تعداد نرونها در لایه میانی هر یک از مدلها از قابلیت بهینه سازی الگوریتم ژنتیک استفاده شد. نتایج نشان می دهد که دقت مدل های FF، MLP و RBF برآورد و پیش بینی پارامترهای کمی و کیفی جریان در رودخانه کارون به ترتیب برابر با ۹۰/۴٪، ۸۰/۵٪ و ۸۶٪ می باشد. آنالیز حساسیت متغیرهای خروجی نسبت به متغیرهای ورودی نشان می دهد که زمان عبور جریان در رودخانه بر حسب ماه و فاصله طولی هر ایستگاه نسبت به ایستگاه بالادست به ترتیب بیشترین تاثیر بر پارامترهای کمی و کیفی جریان در رودخانه دارند.

**واژگان کلیدی:** کمیّت و کیفیت جریان، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، آنالیز

حساسیت، رودخانه کارون

### مقدمه

بررسی کیفیت و کمیّت جریان در طول رودخانه به منظور ارزیابی تغییرات مکانی آن جهت استفاده مختلف از آن از اهمیت بسزایی برخوردار می باشد. با توجه به اینکه یک سوم آبهای سطحی در استان خوزستان از رودخانه کارون عبور می نماید و جریان عبوری از رودخانه به عنوان یک منبع تأمین آب در بخش های مختلف مصرف شامل شرب، صنعت و کشاورزی می باشد، آگاهی از تغییرات مکانی کیفیت و کمیّت جریان در طول رودخانه موجب شناسایی جریان های جانبی موثر بر کیفیت و کمیّت جریان گردیده تا بر این اساس بتوان به مدیریت و کنترل کیفیت جریان اقدام نمود. همچنین اطلاع از تغییرات مکانی کیفیت جریان رودخانه می تواند در مدیریت و برنامه ریزی در زمان برداشت و مصرف آب، جهت استفاده در بخشهای مختلف، به ویژه شرب، تأثیر قابل توجهی داشته باشد. نوشادی و همکاران در سال ۱۳۸۶ به بررسی و شبیه سازی برخی پارامترهای کیفیت آب شامل کلسیم، منیزیم، سدیم، پتاسیم و سولفات در طول رودخانه زاینده رود از ابتدا تا انتها با سیستم شبکه های عصبی مصنوعی پرداختند و تغییرات کیفیت آب در طول این رودخانه را بررسی نمود. پیش بینی های

حسین فتحیان<sup>۱\*</sup>

ایمان هرمزی نژاد<sup>۲</sup>

۱. دانشگاه آزاد اسلامی، واحد اهواز، استادیار گروه

مهندسی آب، اهواز، ایران

۲. دانشگاه آزاد اسلامی، واحد شوشتر، کارشناس ارشد

آبیاری و زهکشی، شوشتر، ایران

\*نویسنده مسئول مکاتبات

H\_fathian@iauhvaz.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۳۹۰/۰۳/۱۹

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۰/۰۵/۰۲

این مقاله برگرفته از پایان نامه دانشجویی می باشد.

کیفیت آب توسط شبکه عصبی برای پارامترهای پتاسیم و کلسیم و منیزیم در حد عالی و برای سدیم، سولفات در حد بسیار خوبی صورت گرفته است. گلابی و همکاران در سال ۱۳۸۵ به شبیه سازی پارامترهایی نظیر دی، کربنات، بی کربنات، سولفات، کلرید، سدیم، کلسیم، منیزیم، پتاسیم، هدایت الکتریکی (EC)، TDS و SAR با استفاده از دوره آماری ۲۰ ساله (سالهای ۸۳-۶۴) در ایستگاه های عرب حسن، ولی آباد، ملائانی، اهواز، فارسیات، دارخوین با بکارگیری نرم افزار Qnet 2000 پرداختند. نتایج نشان دهنده توانایی مناسب شبکه های عصبی مصنوعی در شبیه سازی پارامترهای مذکور با دقتی حدود ۹۰ درصد می باشد. کرمی و همکاران در سال ۱۳۸۵ در تحقیقی به تهیه مدل پیش بینی پارامتر های کیفی آب شامل هدایت الکتریکی (EC)، نسبت جذب سدیم (SAR) و کل املاح محلول (TDS) با استفاده از پارامترهای اندازه گیری شده در ۴ ایستگاه موجود در رودخانه کارون پرداختند. نتایج آنها نشان داد که شبکه های عصبی مصنوعی توانایی بالایی در پیش بینی کیفیت آب رودخانه کارون دارد. یارمحمدی و همکاران در سال ۱۳۸۵ با استفاده از مدل شبکه عصبی به شبیه سازی پارامترهای هدایت الکتریکی (EC)، نسبت جذب سدیم (SAR) و کل املاح محلول (TDS) اندازه گیری شده در سه ایستگاه در طول رودخانه کرخه (ایستگاههای پای پل، حمیدیه، جلوگیر) پرداختند. روز سال، دی، اشل سطح آب و دمای آب اندازه گیری شده در این ایستگاهها به عنوان ورودیهای مدل در نظر گرفتند. استفاده نتایج مطالعه آنها نشان داد که شبکه های عصبی مصنوعی توانایی بالایی در شبیه سازی کیفیت آب رودخانه کرخه دارد. چن و چانگ در سال ۲۰۰۹ در مطالعه ای نشان داد که استفاده از الگوریتم ژنتیک برای بهینه سازی داده های ورودی شبکه های عصبی مصنوعی می تواند نتایج دقیقتری را نسبت به حالتی که از این الگوریتم استفاده نمی شود به ما بدهد. در این تحقیق به برآورد و پیش بینی کمی و کیفی جریان رودخانه کارون تا سه روز آینده با استفاده از زمان عبور جریان در رودخانه بر حسب ماه و روز و پارامترهای کمی و کیفی جریان رودخانه شامل دی، اشل سطح جریان، غلظت مواد کل محلول در آب (TDS) و هدایت الکتریکی (EC) و همچنین فاصله ایستگاه موردنظر از ایستگاه بالادست پرداخته می شود.

## مواد و روش ها

شبکه های عصبی مصنوعی در طی دهه های اخیر بعنوان ابزاری مفید و قابل اعتماد جهت مدل سازی نگاشت های پیچیده ی موجود بین متغیرهای مختلف، شناخته شده و مورد توجه قرار گرفته اند. شبکه های عصبی با استفاده از مجموعه های ورودی و خروجی روابط موجود بین آنها را تخمین زده و اصطلاحاً آموزش می بینند، به نحوی که پس از آن به ازای یک عضو جدید از مجموعه ی ورودی، خروجی متناظر آن را تقریب می زنند. در گزارش کمیته ی تحقیق جامعه ی مهندسين عمران آمریکا بر استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی به عنوان گزینه های مفید و ارزشمند در مدل سازی های مختلف هیدرولوژیکی تاکید شده است. آنها با بررسی نقش شبکه های عصبی مصنوعی در شاخه های مختلف هیدرولوژی نتیجه گیری کرده اند که شبکه های عصبی مصنوعی قابلیت شبیه سازی بسیاری از نگاشت های پیچیده ی غیرخطی را در این زمینه دارا می باشند (ASCE, 2000a,b). براساس قضیه ای موسوم به تقریب ساز جهانی هر شبکه عصبی مصنوعی چندلایه ی (Universal Aproximator) با یک لایه مخفی زیگموئیدی و یک لایه ی (Multi Layer Perceptron, MLP) پیشخور خروجی خطی قادر به تخمین هر نگاشت پیچیده ای خواهد بود، مشروط بر اینکه در انتخاب تعداد نرون های لایه ی مخفی دقت کافی به عمل آمده باشد (Hornik et al. 1989). نمای شماتیک این شبکه عصبی در شکل 1 نشان داده شده است. در این شبکه نرون های هر لایه تماماً به نرون های لایه قبل متصل شده است. خروجی هر لایه پس از تأثیر گذاشتن تابع محرک، ورودی لایه بعدی می گردد و این روند تا بدست آمدن خروجی شبکه ادامه می یابد. روند یادگیری در شبکه های انتشار برگشتی طی سه مرحله رفت (Forward Pass)، مرحله برگشت (Backward Pass) و مرحله تکرار محاسبات انجام می پذیرد.

شبکه های عصبی مصنوعی با وجود اینکه با سیستم عصبی طبیعی قابل مقایسه نیستند، ویژگی هایی دارند که آنها را در بعضی از کاربردها مانند تفکیک الگو و یا هر جا که نیاز به یادگیری با یک نگاشت خطی و یا غیرخطی باشد، ممتاز می نمایند. از ویژگی ها و قابلیت های شبکه های عصبی مصنوعی به مواردی همچون قابلیت یادگیری و تطبیق پذیری با اطلاعات موجود، قابلیت تعمیم دهی، پردازش موازی ورودی -

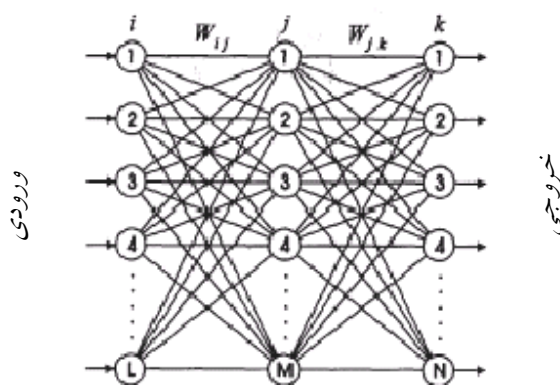
های شبکه و در نتیجه افزایش سرعت پردازش، تحمل پذیری بالای خطاها و غیره می توان اشاره کرد. همچنین برای ارزیابی دقت مدل شبکه عصبی مصنوعی معمولاً دو معیار مختلف MSE (میانگین مربع خطاها) و ضریب همبستگی ( $r$ ) استفاده می شود (منهاج، ۱۳۸۱).

$$MSE = \frac{\sum_{j=0}^P \sum_{i=0}^N (d_{ij} - y_{ij})^2}{N \times P}$$

MSE به صورت زیر محاسبه می شود:

در رابطه فوق،  $P$  تعداد خروجی عناصر پردازش شده،  $N$  تعداد نمونه ها در مجموعه داده ها،  $y_{ij}$  خروجی شبکه برای نمونه  $i$  در عنصر پردازش شده  $j$ ،  $d_{ij}$  خروجی مورد نظر برای نمونه  $i$  در عنصر پردازش شده  $j$  می باشد. MSE اختلاف مابین مقدار مشاهده شده و مقادیر محاسبه شده را نشان می دهد. کمترین مقدار MSE بالاترین صحت پیشگویی را بیان می کند. همچنین  $r$  نشانگر میزان بازده شبکه می باشد که به صورت معادله ۲ ارائه می گردد که در آن  $x_i$  خروجی شبکه،  $d_i$  خروجی مورد نظر،  $\bar{x}$  میانگین خروجی شبکه و  $\bar{d}$  میانگین خروجی مورد نظر می باشد. بهترین جواب برای مدل هنگامی ایجاد خواهد شد که  $r$  و MSE به ترتیب به یک و صفر میل کنند.

$$r = \frac{\sum_i (x_i - \bar{x})(d_i - \bar{d})}{\sqrt{\sum_i (d_i - \bar{d})^2} \sqrt{\sum_i (x_i - \bar{x})^2}}$$



شکل ۱: شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه

به منظور تعیین تعداد بهینه نرون ها در لایه های میانی شبکه های عصبی مصنوعی، از قابلیت بهینه سازی الگوریتم ژنتیک استفاده می شود. برای تعریف دامنه تغییرات تعداد نرونها در لایه پنهان در روش الگوریتم ژنتیک از فرمول تجربی زیر استفاده می شود که در آن  $N_H$  تعداد گره های لایه های پنهان و  $N_I$  تعداد ورودی ها می باشد (ASCE, 2000a).

$$N_H \leq 2N_I + 1$$

رودخانه کارون به طول ۸۹۰ کیلومتر از چهار شاخه اصلی خراسان، آب ونک، آب کیار و بازفت تشکیل شده است و از ارتفاعات مختلفی همچون ارتفاعات شمالی اردکان فارس، جنوب و غرب بروجن و غیره سرچشمه می گیرد. منطقه مورد مطالعه رودخانه کارون بازه ملائانی تا فارسیات به طول تقریبی ۱۳۵ کیلومتر می باشد. این بازه شامل سه ایستگاه هیدرومتری ملائانی، اهواز و فارسیات می باشد که پارامترهای کمی چون دبی، اشل به صورت روزانه و پارامترهای کیفی شامل کل ذرات محلول در آب (TDS) و میزان شوری یا هدایت هیدرولیکی (EC) به صورت ماهانه یکبار یا دو بار توسط کارشناسان سازمان آب و برق خوزستان اندازه گیری می شود. جداول ۱ تا ۳ شاخص های آماری پارامترها به ترتیب در ایستگاه ملائانی، اهواز و فارسیات را نشان می دهد. بازه زمانی داده های مورد استفاده از ۱۳۶۹/۱/۱ تا ۱۳۷۸/۷/۱۲ (۳۴۸۵ روز) می باشد.

جدول ۱: شاخص های آماری پارامترها در ایستگاه ملائانی

شاخص آماری	پارامتر			EC
	دبی جریان (متر مکعب در ثانیه)	اشل سطح جریان (سانتی متر)	TDS (میلی گرم در لیتر)	
حداقل	۱۶۰	۵۱	۳۴۷	۵۳۷
حداکثر	۵۱۶۰	۸۶۲/۵	۱۵۳۲	۲۴۶۱
میانگین	۷۴۴	۳۶	۸۰۳	۲۱۲
دامنه تغییرات	۵۰۰۰	۸۱۱/۵	۱۱۸۵	۱۹۲۴
انحراف معیار	۳۱۵	۱۵	۲۲	۵۹
ضریب تغییرات	۰/۸۴	۰/۶	۰/۱۳	۰/۱۴

جدول ۲: شاخص های آماری پارامترها در ایستگاه اهواز

شاخص آماری	پارامتر			EC
	دبی جریان (متر مکعب در ثانیه)	اشل سطح جریان (سانتی متر)	TDS (میلی گرم در لیتر)	
حداقل	۱۵۶	۵۴	۴۴۷/۴	۶۸۸
حداکثر	۴۹۸۶	۵۹۴	۱۶۷۷	۲۵۷۳
میانگین	۷۳۷/۹	۱۶۴/۲	۸۵۱/۳	۱۳۸۰/۹
دامنه تغییرات	۴۸۳۰	۵۴۰	۱۲۲۹/۶	۱۸۸۵
انحراف معیار	۶۶۱/۱	۸۴/۸	۱۴۹/۳	۲۴۱/۳
ضریب تغییرات	۰/۸۹۶	۰/۵۱۷	۰/۱۷۵	۰/۱۷۵

جدول ۳: شاخص های آماری پارامترها در ایستگاه فارسیات

شاخص آماری	پارامتر			EC
	دبی جریان (متر مکعب در ثانیه)	اشل سطح جریان (سانتی متر)	TDS (میلی گرم در لیتر)	
حداقل	۱۷۵	۵/۵	۴۲۵	۶۲۳
حداکثر	۳۴۴۸	۷۱۸	۱۹۶۳	۳۰۷۷
میانگین	۷۰۹/۸	۲۱۱/۱	۸۱۲/۳	۱۵۲۹
دامنه تغییرات	۳۲۷۳	۷۱۲/۵	۱۵۳۸	۲۴۵۴
انحراف معیار	۵۷۶/۸	۱۴۰/۵	۱۱۵/۸	۲۹۶
ضریب تغییرات	۰/۸۱۳	۰/۶۶۶	۰/۱۴۳	۰/۱۹۴

نتایج

به منظور ایجاد و ساخت الگوهای آموزشی، داده های مرتب شده در مرحله پیش پردازش، برای هر یک از ایستگاه ها با توجه به زمان عبور جریان، در کنار یکدیگر قرار داده شدند. با توجه به اینکه تغییرات طولی (L) یا فاصله هر ایستگاه از ایستگاه بالادست به عنوان یک متغیر ورودی در نظر گرفته شده است، می توان برای تعریف الگوهای آموزشی سه حالت ورودی و خروجی برای سه ایستگاه در نظر گرفت. در یک حالت ایستگاه ملاثانی به عنوان ورودی و ایستگاه های اهواز و فارسیات به عنوان خروجی در نظر گرفته شد. همچنین در حالتی دیگر اطلاعات ایستگاه اهواز به عنوان ورودی و اطلاعات ایستگاه فارسیات به عنوان خروجی در نظر گرفته شد. علاوه بر این به منظور در نظر گرفتن اثر پارامترهای کمی و کیفی جریان در روزهای قبل، تأخیر زمانی ۴ روز قبل برای داده های ورودی در نظر گرفته شد تا مجموعه پتانسیل داده های ورودی به دست آید. تعداد الگوهای بدست آمده بعد از تأخیر زمانی متغیرها برابر با ۱۰۴۳۴ می باشد. جدول ۴ مجموعه پتانسیل داده های ورودی و خروجی حاصل از ساخت الگوهای آموزشی را نشان می دهد که برابر با ۲۳ داده ورودی می باشد. سپس به منظور تعیین داده های ورودی موثر، از امکانات الگوریتم ژنتیک نرم افزار NeuroSolutions استفاده گردید. برای این منظور از مدل MLP که یک مدل پرکاربرد در مدلسازی فرایندهای هیدرولیکی و هیدرولوژیکی می باشد در ترکیب با الگوریتم ژنتیک به ازای تعداد نسل های برابر با ۵۰ و تعداد افراد (جمعیت) تولید شده در هر نسل برابر با ۳۰ در نظر گرفته شد. جدول ۵ نتایج حاصل از تعیین داده های ورودی موثر با به کارگیری قابلیت الگوریتم ژنتیک را نشان می دهد در این جدول متغیرهایی که در سیستم کدگذاری دودویی الگوریتم ژنتیک شامل عدد یک می باشند داده های موثر و متغیرهایی که شامل عدد صفر می باشند جزء داده های غیر موثر می باشند. با توجه به جدول ۵ تعداد ورودی های موثر برابر با ۱۶ عدد حاصل شد.

**جدول ۴: مجموعه پتانسیل داده های ورودی و خروجی حاصل از ساخت الگوهای آموزشی**  
مربوط به رودخانه کارون (۱۳۶۹-۱۳۷۸)

ورودی ها	معرفی ورودی ها	خروجی ها	معرفی خروجی ها
Month	زمان بر حسب ماه	QAOF(t)	دبی جریان در ایستگاه اهواز یا فارسیات در زمان حال
Day (t)	زمان بر حسب روز	QAOF(t+1)	دبی جریان در ایستگاه اهواز یا فارسیات در ۱ روز بعد
QMOA(t-4)	دبی جریان در ایستگاه ملاثانی یا اهواز در ۴ روز قبل	QAOF(t+2)	دبی جریان در ایستگاه اهواز یا فارسیات در ۲ روز بعد
QMOA(t-3)	دبی جریان در ایستگاه ملاثانی یا اهواز در ۳ روز قبل	QAOF(t+3)	دبی جریان در ایستگاه اهواز یا فارسیات در ۳ روز بعد
QMOA(t-2)	دبی جریان در ایستگاه ملاثانی یا اهواز در ۲ روز قبل	HAOF(t)	اشل سطح جریان در ایستگاه اهواز یا فارسیات در زمان حال
QMOA(t-1)	دبی جریان در ایستگاه ملاثانی یا اهواز در ۱ روز قبل	TDSAOF(t)	TDS جریان در ایستگاه اهواز یا فارسیات در زمان حال
QMOA(t)	دبی جریان در ایستگاه ملاثانی یا اهواز در زمان حال	TDSAOF(t+1)	TDS جریان در ایستگاه اهواز یا فارسیات در ۱ روز بعد
HMOA(t-4)	اشل سطح جریان در ایستگاه ملاثانی یا اهواز در ۴ روز قبل	TDSAOF(t+2)	TDS جریان در ایستگاه اهواز یا فارسیات در ۲ روز بعد
HMOA(t-3)	اشل سطح جریان در ایستگاه ملاثانی یا اهواز در ۳ روز قبل	TDSAOF(t+3)	TDS جریان در ایستگاه اهواز یا فارسیات در ۳ روز بعد
HMOA(t-2)	اشل سطح جریان در ایستگاه ملاثانی یا اهواز در ۲ روز قبل	ECAOF(t)	EC جریان در ایستگاه اهواز یا فارسیات در زمان حال
HMOA(t-1)	اشل سطح جریان در ایستگاه ملاثانی یا اهواز در ۱ روز قبل	ECAOF(t+1)	EC جریان در ایستگاه اهواز یا فارسیات در ۱ روز بعد
HMOA(t)	اشل سطح جریان در ایستگاه ملاثانی یا اهواز در زمان حال	ECAOF(t+2)	EC جریان در ایستگاه اهواز یا فارسیات در ۲ روز بعد
TDSMOA(t-4)	TDS جریان در ایستگاه ملاثانی یا اهواز در ۴ روز قبل	ECAOF(t+3)	EC جریان در ایستگاه اهواز یا فارسیات در ۳ روز بعد
TDSMOA(t-3)	TDS جریان در ایستگاه ملاثانی یا اهواز در ۳ روز قبل		
TDSMOA(t-2)	TDS جریان در ایستگاه ملاثانی یا اهواز در ۲ روز قبل		
TDSMOA(t-1)	TDS جریان در ایستگاه ملاثانی یا اهواز در ۱ روز قبل		
TDSMOA(t)	TDS جریان در ایستگاه ملاثانی یا اهواز در زمان حال		
ECMOA(t-4)	EC جریان در ایستگاه ملاثانی یا اهواز در ۴ روز قبل		
ECMOA(t-3)	EC جریان در ایستگاه ملاثانی یا اهواز در ۳ روز قبل		
ECMOA(t-2)	EC جریان در ایستگاه ملاثانی یا اهواز در ۲ روز قبل		

ECMOA(t-1)	EC جریان در ایستگاه ملائانی یا اهواز در ۱ روز قبل
ECMOA(t)	EC جریان در ایستگاه ملائانی یا اهواز در زمان حال
L(km)	فاصله ایستگاه اهواز یا فارسیات تا ایستگاه ملائانی

کالیبراسیون هر یک از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی شامل تعیین تعداد تکرارهای مناسب جهت آموزش، تعیین مناسبترین الگوریتم آموزش و تابع تحریک در هر یک از لایه های پنهان و خروجی شبکه و تعیین تعداد بهینه نرونها در لایه پنهان می باشد. با توجه به تعداد الگوها (۱۰۴۳۴)، از ۷۰٪ الگوها جهت کالیبراسیون (آموزش) مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. همچنین از ۲۰٪ الگوها جهت ارزیابی همزمان با آموزش شبکه و از ۱۰٪ باقیمانده برای تست (آزمون) عملکرد شبکه های کالیبره شده استفاده گردید. جدول ۶ نتایج حاصل از کالیبراسیون (آموزش) هر یک از مدل‌های MLP، FF و RBF را نشان می‌دهد. در ادامه به علت حجم زیاد محاسبات شامل نمودارها و جداول برای هر یک از مدلها فقط نتیجه حاصل از تعیین تعداد بهینه نرون ها در لایه میانی شبکه MLP با استفاده از الگوریتم ژنتیک بیان می شود.

جدول ۵: نتایج حاصل از تعیین داده های ورودی موثر با به کارگیری قابلیت الگوریتم ژنتیک مربوط به رودخانه کارون (۱۳۶۹-۱۳۷۸)

نسل	۴۶	۴۶	۴۷	...	۴۹	۴۹
کروموزوم	۱۰	Best	۶	...	۲۱	Best
Month	۱	۱	۱	...	۱	۱
Day (t)	۱	۱	۱	...	۱	۱
QMOA(t-4)	۰	۰	۰	...	۰	۰
QMOA(t-3)	۰	۰	۰	...	۰	۰
QMOA(t-2)	۰	۰	۰	...	۱	۰
QMOA(t-1)	۱	۱	۱	...	۱	۱
QMOA(t)	۱	۱	۱	...	۱	۱
HMOA(t-4)	۱	۱	۱	...	۱	۱
HMOA(t-3)	۰	۰	۰	...	۰	۰
HMOA(t-2)	۰	۰	۰	...	۰	۰
HMOA(t-1)	۰	۱	۱	...	۱	۱
HMOA(t)	۱	۱	۱	...	۰	۱
TDSMOA(t-4)	۰	۰	۰	...	۰	۰
TDSMOA(t-3)	۰	۰	۰	...	۰	۰
TDSMOA(t-2)	۱	۱	۰	...	۱	۱
TDSMOA(t-1)	۱	۱	۱	...	۱	۱
TDSMOA(t)	۱	۱	۱	...	۱	۱
ECMOA(t-4)	۱	۱	۱	...	۱	۱
ECMOA(t-3)	۱	۱	۱	...	۱	۱
ECMOA(t-2)	۱	۱	۱	...	۱	۱
ECMOA(t-1)	۱	۱	۱	...	۱	۱
ECMOA(t)	۱	۱	۱	...	۱	۱
L(km)	۱	۱	۱	...	۱	۱
میزان برازش	۰/۰۰۳۱۱۴	۰/۰۰۲۸۲۵	۰/۰۰۳۰۳۹	...	۰/۰۰۳۴۶۴	۰/۰۰۲۸۲۵

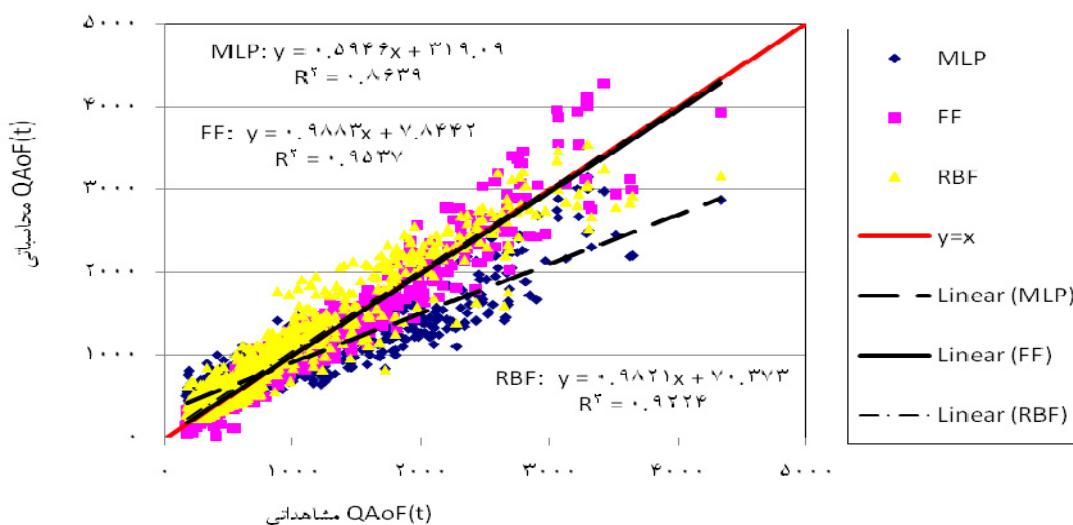
**جدول ۶: نتایج حاصل از کالیبراسیون هر یک از مدل‌های MLP، FF و RBF مربوط به رودخانه کارون (۱۳۶۹-۱۳۷۸)**

نوع مدل	تعداد مناسب تکرار آموزش	الگوریتم آموزش	تابع انتقال		تعداد بهینه نرونها در لایه میانی
			لایه میانی	لایه خروجی	
MLP	۷۱۲	Quickprop	TanhAxon	SigmoidAxon	۲۷
FF	۱۶۶۸	Momentum	LinearTanhAxon	TanhAxon	۳۰
RBF	۱۵۰۰	Quickprop	TanhAxon	TanhAxon	۱۶

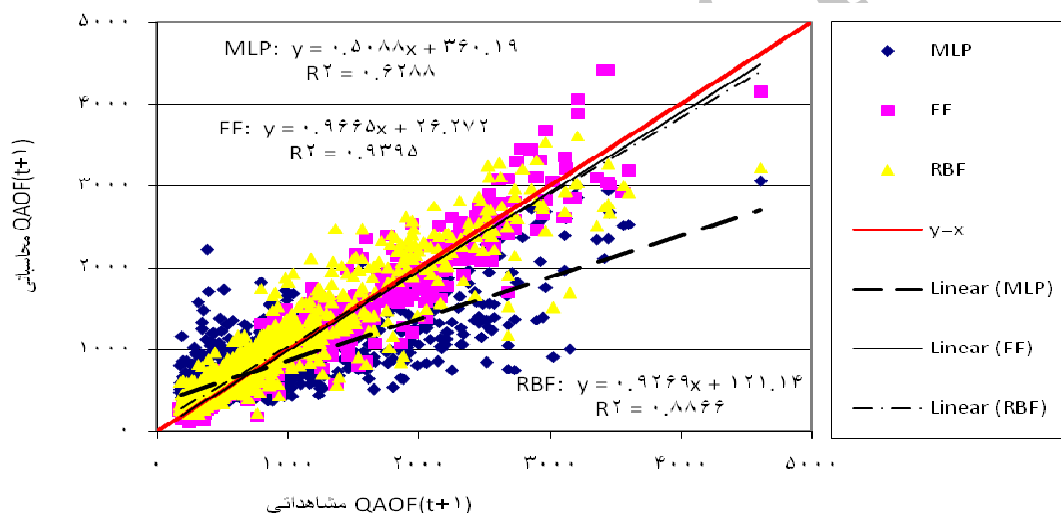
برای تعیین تعداد بهینه نرون ها در لایه میانی هر یک از شبکه‌های عصبی مصنوعی از قابلیت بهینه سازی الگوریتم ژنتیک نرم افزار NeuroSolutions استفاده گردید. برای این منظور با استفاده از الگوریتم ژنتیک آموزش هر یک از شبکه‌های عصبی مصنوعی در دامنه تغییرات تعداد نرونهای لایه میانی تکرار گردیده تا تعداد بهینه نرونها در لایه میانی بدست آید. با توجه به اینکه تعداد ورودی های موثر بدست آمده برابر با ۱۶ می باشد، حداکثر تعداد گره های لایه پنهان با توجه به معادله (۱) برابر با ۳۳ می باشد. به عبارتی رنج تغییرات تعداد نرونها در لایه میانی بین ۱ تا ۳۳ می باشد. نتایج حاصل از بکارگیری الگوریتم ژنتیک برای تعیین تعداد بهینه گره های لایه میانی مدل MLP در جدول ۶ نشان داده شده است. همانطوری که در جدول ۷ مشاهده می شود تعداد بهینه گره های لایه میانی در مدل MLP بعد از ۷۰ نسل آموزش مدل که منجر به خطای کمتر می گردد برابر با ۳۰ می باشد. به همین ترتیب تعداد بهینه نرونهای لایه میانی در مدل‌های FF و RBF با استفاده از الگوریتم ژنتیک بدست آمده که در جدول ۶ آورده شده است. بعد از آموزش مدلها، هر سه مدل به ازای داده های آزمون مقایسه و ارزیابی می شوند. شکل های ۳ تا ۱۵ مقایسه تغییرات مقادیر متغیرهای خروجی شبیه سازی شده با شبکه های عصبی مصنوعی نسبت به مقادیر متناظر مشاهداتی را نشان می دهد. علاوه بر این معادله خط برازش بر نقاط برای هر شبکه در شکل های ۳ تا ۱۵ نشان داده شده است. جدول ۸ مقادیر میانگین مربعات خطا (MSE)، میانگین قدرمطلق خطا (MAE) و ضریب همبستگی (r) بین مقادیر محاسبه شده توسط هریک از مدلها و مقادیر اندازه گیری شده به ازای داده های آزمون را نشان می دهد.

**جدول ۷: نتایج حاصل از الگوریتم ژنتیک برای تعیین تعداد بهینه نرونهای لایه میانی شبکه MLP در رودخانه کارون (۱۳۶۹-۱۳۷۸)**

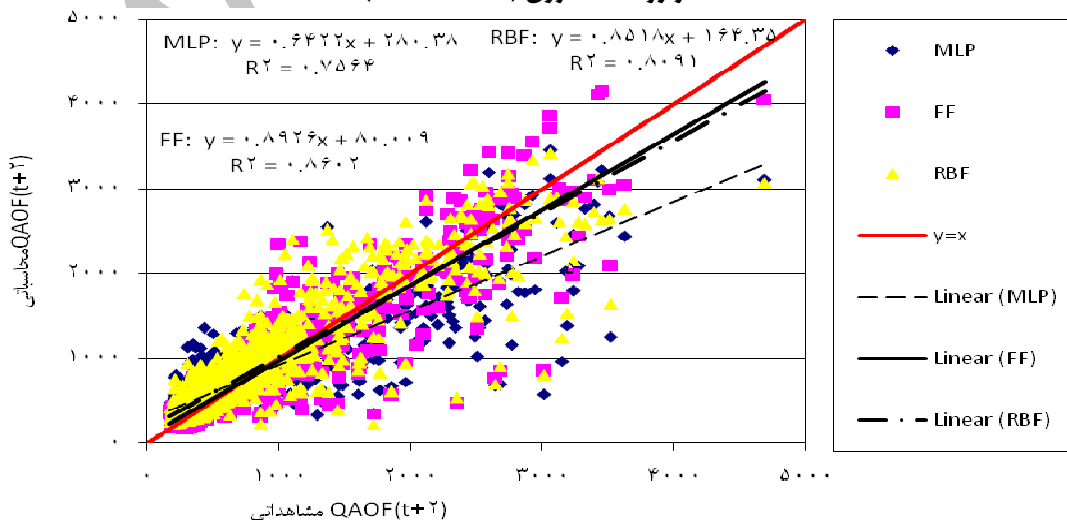
نسب	کروموزوم	تعداد نرونها	میزان برازش
۰	Best	۲۸	۰/۰۰۱۰۳۶
۱	Best	۲۸	۰/۰۰۱۰۳۶
۲	Best	۲۸	۰/۰۰۱۰۳۶
۳	Best	۲۸	۰/۰۰۱۰۳۶
۴	Best	۲۸	۰/۰۰۱۰۳۶
۵	Best	۲۸	۰/۰۰۱۰۳۶
...	...	...	...
۶۳	Best	۲۷	۰/۰۰۱۰۳۳
۶۴	Best	۲۷	۰/۰۰۱۰۳۳
۶۵	Best	۲۷	۰/۰۰۱۰۳۳
۶۶	Best	۲۷	۰/۰۰۱۰۳۳
۶۷	Best	۲۷	۰/۰۰۱۰۳۳
۶۸	Best	۲۷	۰/۰۰۱۰۳۳
۶۹	Best	۲۷	۰/۰۰۱۰۳۳
۶۹	Best	۲۷	۰/۰۰۱۰۳۳



شکل ۳: مقایسه مقادیر QAOF(t) محاسباتی با شبکه های عصبی مصنوعی نسبت به مقادیر مشاهداتی در رودخانه کارون (۱۳۶۹-۱۳۷۸)

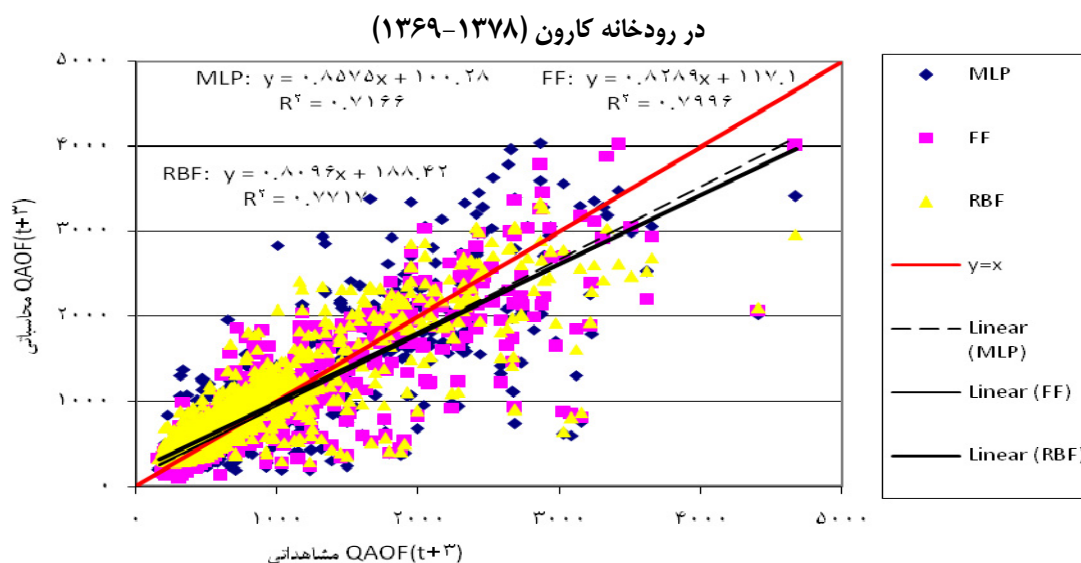


شکل ۴: مقایسه مقادیر QAOF(t+1) محاسباتی با شبکه های عصبی مصنوعی نسبت به مقادیر مشاهداتی در رودخانه کارون (۱۳۶۹-۱۳۷۸)

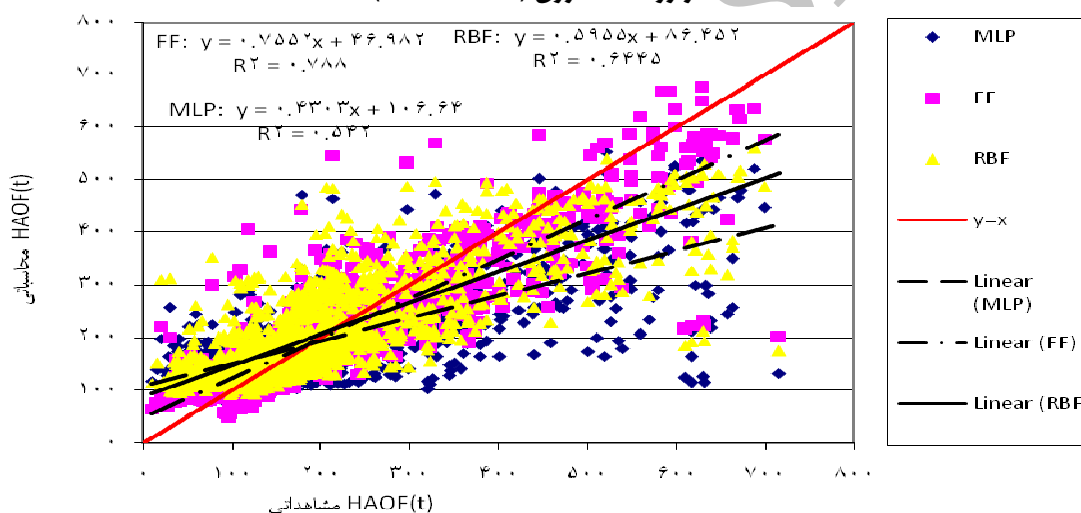


شکل ۵: مقایسه مقادیر QAOF(t+2) محاسباتی با شبکه های عصبی مصنوعی نسبت به مقادیر مشاهداتی

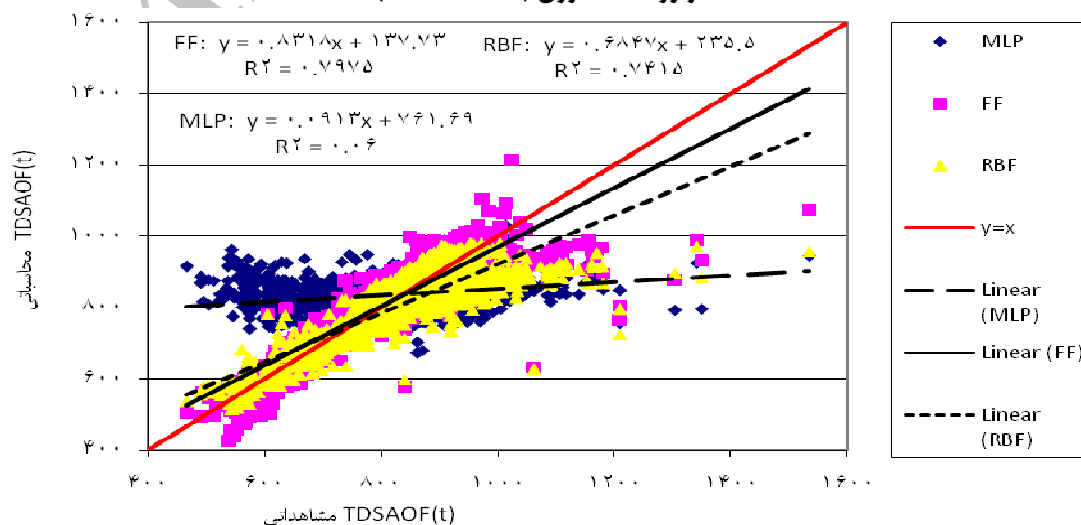




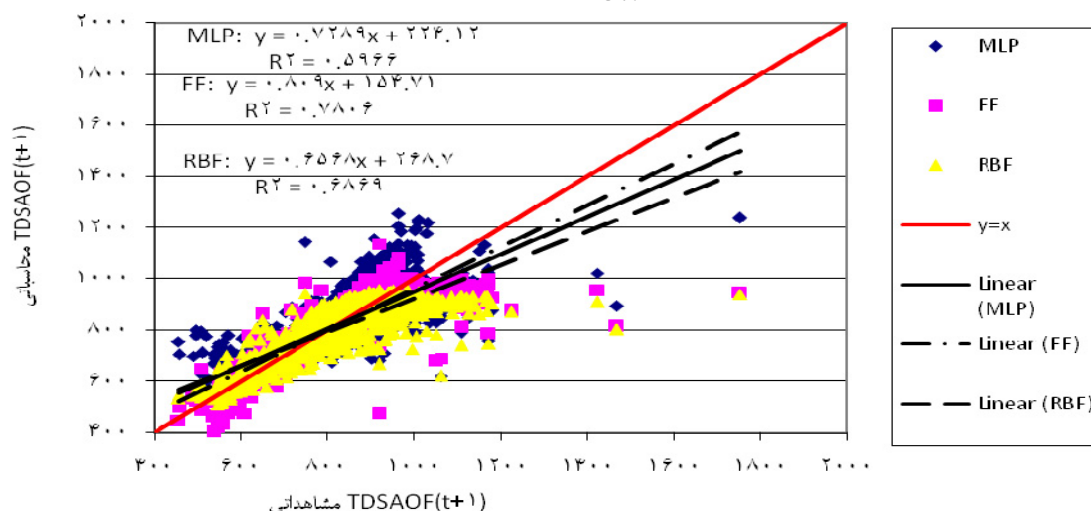
شکل ۶: مقایسه مقادیر QAOF(t+3) محاسباتی با شبکه های عصبی مصنوعی نسبت به مقادیر مشاهداتی در رودخانه کارون (۱۳۶۹-۱۳۷۸)



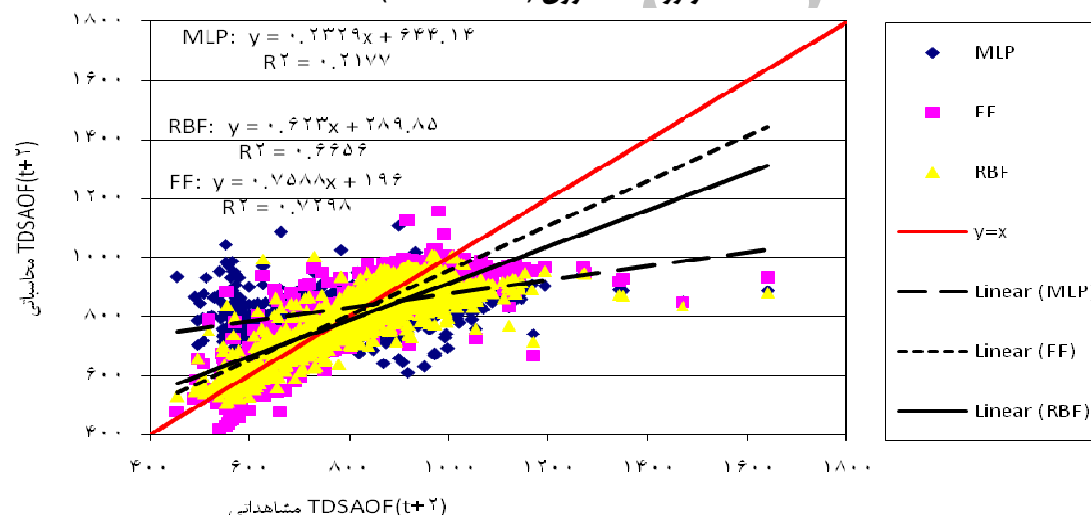
شکل ۷: مقایسه مقادیر HAOF(t) محاسباتی با شبکه های عصبی مصنوعی نسبت به مقادیر مشاهداتی در رودخانه کارون (۱۳۶۹-۱۳۷۸)



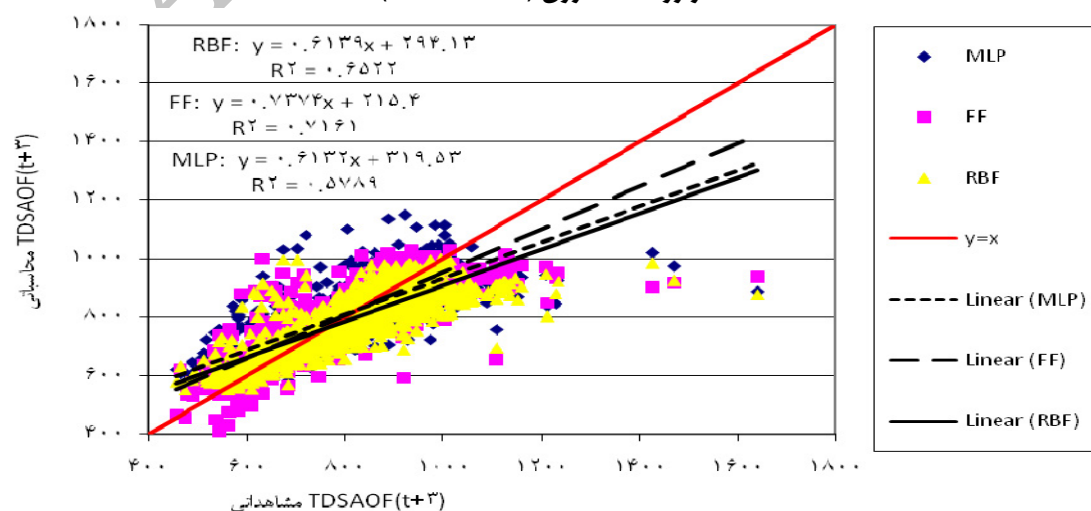
شکل ۸: مقایسه مقادیر TDSAOF(t) محاسباتی با شبکه های عصبی مصنوعی نسبت به مقادیر مشاهداتی در رودخانه کارون (۱۳۶۹-۱۳۷۸)



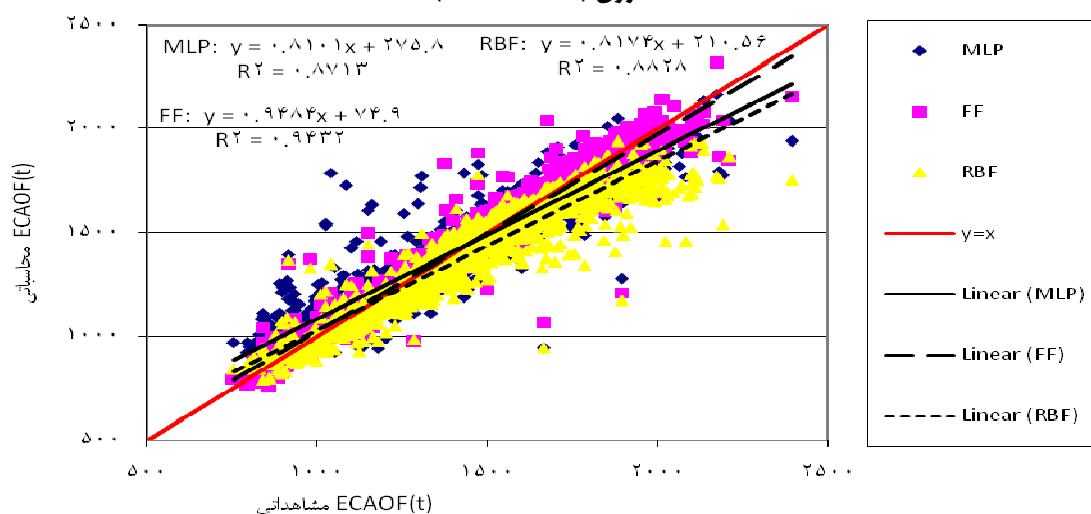
شکل ۹: مقایسه مقادیر TDSAOF(t+1) محاسباتی با شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مقادیر مشاهداتی در رودخانه کارون (۱۳۶۹-۱۳۷۸)



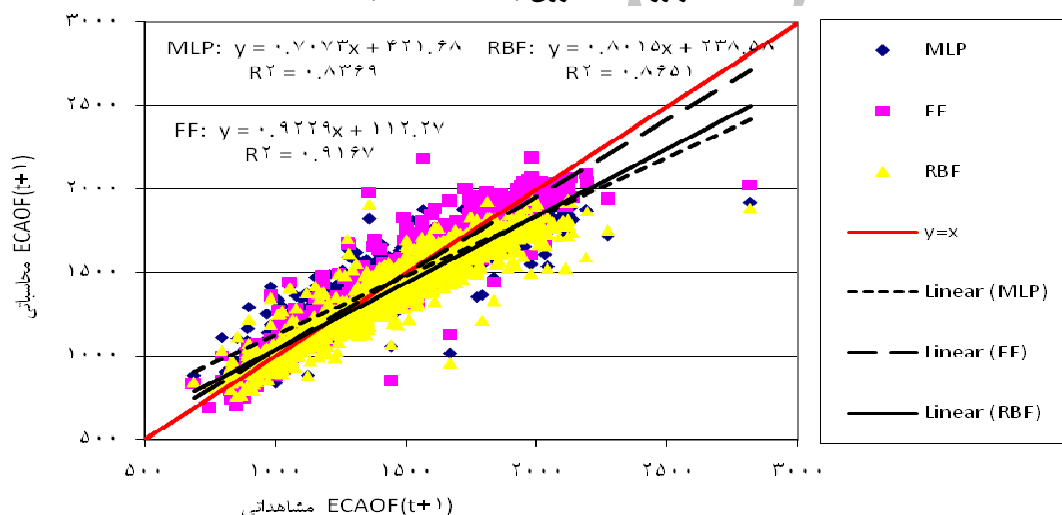
شکل ۱۰: مقایسه مقادیر TDSAOF(t+2) محاسباتی با شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مقادیر مشاهداتی در رودخانه کارون (۱۳۶۹-۱۳۷۸)



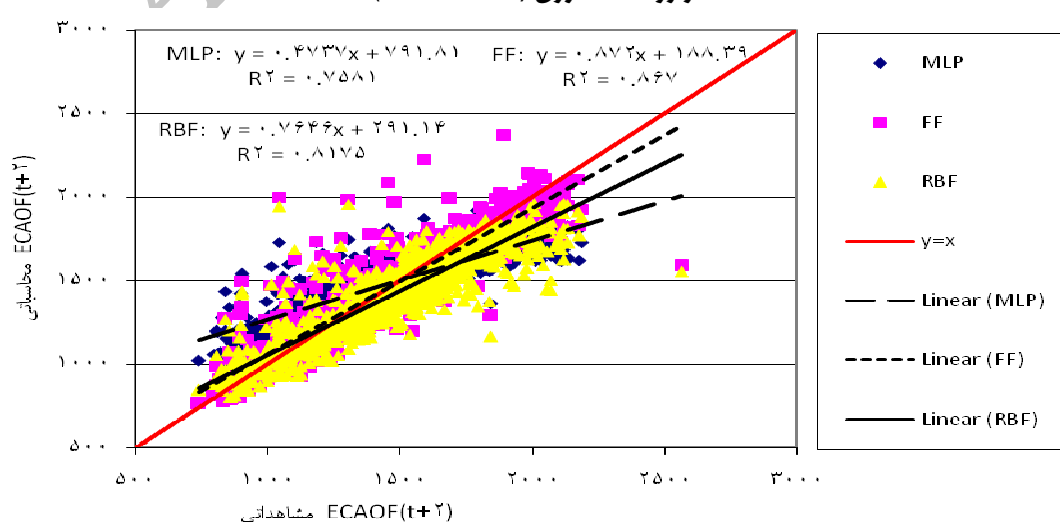
شکل ۱۱: مقایسه مقادیر TDSAOF(t+3) محاسباتی با شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مقادیر مشاهداتی در رودخانه کارون (۱۳۶۹-۱۳۷۸)



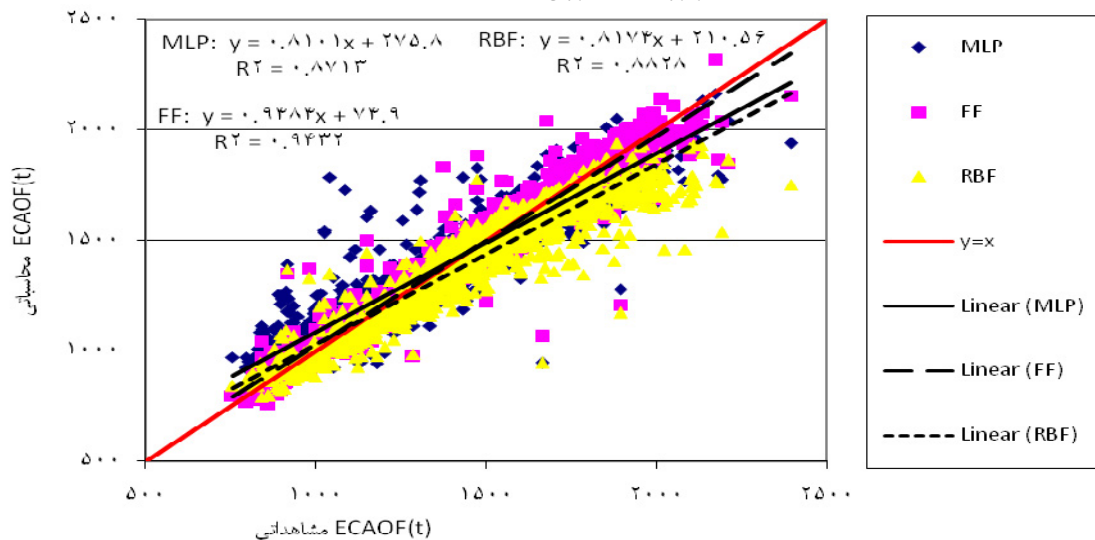
شکل ۱۲: مقایسه مقادیر ECAOF(t) محاسباتی با شبکه های عصبی مصنوعی نسبت به مقادیر مشاهداتی در رودخانه کارون (۱۳۶۹-۱۳۷۸)



شکل ۱۳: مقایسه مقادیر ECAOF(t+1) محاسباتی با شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مقادیر مشاهداتی در رودخانه کارون (۱۳۶۹-۱۳۷۸)



شکل ۱۴: مقایسه مقادیر ECAOF(t+2) محاسباتی با شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مقادیر مشاهداتی در رودخانه کارون (۱۳۶۹-۱۳۷۸)



شکل ۱۵: مقایسه مقادیر ECAOF(t+3) محاسباتی با شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مقادیر مشاهداتی در رودخانه کارون (۱۳۶۹-۱۳۷۸)

با توجه به معادلات خطوط برازش و ضریب تبیین در شکل های ۳ تا ۱۵ می توان دریافت که شیب خط مربوط به مدل FF به عدد یک نزدیک تر و عرض از مبدا آن کوچکتر می باشد. علاوه بر این مقایسه شاخص های آماری متناظر در جدول ۸ نشان می دهد کمترین مقدار میانگین مربعات خطا و میانگین قدرمطلق خطا بین مقادیر محاسبه شده و اندازه گیری شده مربوط به مدل FF می باشد. همچنین با توجه به مقادیر ضریب همبستگی جدول ۸، میانگین مقادیر ضریب همبستگی هر یک از متغیرهای خروجی شبکه ها با مقادیر اندازه گیری شده برای مدل های FF، MLP و RBF به ترتیب برابر با ۰/۹۱۶، ۰/۷۷ و ۰/۸۸۲ می باشد که معرف ضریب همبستگی بالا برای مدل FF نسبت به دو مدل دیگر می باشد. بنابراین مدل FF دقت بیشتری نسبت به دو مدل MLP و RBF در برآورد و پیش بینی پارامترهای کمی و کیفی جریان رودخانه برخوردار می باشد.

جدول ۸: مقایسه MSE و ضریب همبستگی بین مقادیر محاسبه شده توسط مدلها به ازای داده های آزمون و مقادیر اندازه گیری شده

خروجی ها	میانگین مربعات خطا (MSE)			میانگین قدرمطلق خطا بر حسب درصد (MAE%)			ضریب همبستگی (r)		
	MLP	FF	RBF	MLP	FF	RBF	MLP	FF	RBF
QAOF(t)	۷۹۴۰۶/۲	۱۷۰۲۱	۳۲۴۴۲/۲	۳۸/۳	۱۱/۶	۱۹/۵	-/۹۲۹	-/۹۷۷	-/۹۶۰
QAOF(t+1)	۱۴۲۴۲۴/۳	۲۲۱۴۱/۴	۴۶۲۹۸/۱	۴۴/۶	۱۲/۸	۲۲/۷	-/۷۹۳	-/۹۶۹	-/۹۴۲
QAOF(t+2)	۹۶۰۶۳	۵۱۶۷۴/۹	۷۴۰۱۲/۵	۳۵/۳	۱۶/۴	۲۵/۳	-/۸۷۰	-/۹۲۷	-/۹۰۰
QAOF(t+3)	۱۱۲۷۹۱/۶	۷۳۰۶۱/۴	۸۶۰۵۷/۶	۲۳/۸	۱۹/۶	۲۶/۳	-/۸۴۶	-/۸۹۴	-/۸۷۸
HAOF(t)	۸۰۳۶	۳۵۶۷/۷	۶۰۳۳/۶	۴۳/۳	۲/۰	۴۰/۴	-/۷۳۶	-/۸۸۸	-/۸۰۳
TDSAOF(t)	۱۵۹۴۳/۱	۳۳۷۲/۷	۴۹۵۵/۹	۱۲/۶	۴/۷	۵/۳	-/۲۴۵	-/۸۹۳	-/۸۶۱
TDSAOF(t+1)	۷۴۰۰/۳	۳۷۷۶/۱	۵۵۹۸/۹	۷/۶	۴/۴	۵/۷	-/۷۷۲	-/۸۸۴	-/۸۲۹
TDSAOF(t+2)	۱۳۳۹۰	۴۶۱۰/۷	۶۱۸۰/۴	۱۰/۸	۵/۳	۶/۱	-/۴۶۷	-/۸۵۴	-/۸۱۶
TDSAOF(t+3)	۷۰۱۱/۱	۴۷۱۴/۲	۶۳۹۹/۸	۷/۱	۵/۴	۶/۴	-/۷۶۱	-/۸۲۶	-/۸۰۸
ECAOF(t)	۱۱۱۳۰/۲	۴۷۴۲/۴	۱۳۷۴۶/۸	۵/۴	۳/۲	۵/۴	-/۹۳۳	-/۹۷۱	-/۹۴۰
ECAOF(t+1)	۱۵۴۹۵/۴	۶۹۸۵/۴	۱۴۷۸۷/۳	۶/۴	۳/۹	۵/۸	-/۹۱۵	-/۹۵۷	-/۹۳۰
ECAOF(t+2)	۲۹۳۷۸/۶	۱۱۱۵۲/۷	۱۸۸۶/۱	۹/۸	۴/۸	۶/۶	-/۸۷۱	-/۹۳۱	-/۹۰۴
ECAOF(t+3)	۲۳۳۳۵/۴	۱۴۴۴۴/۳	۲۰۶۶۲/۶	۸/۱	۵/۵	۷/۰	-/۸۶۹	-/۹۱۰	-/۸۹۲

یکی از روش های بررسی میزان تاثیر تغییرات یک متغیر بر متغیر دیگر آنالیز حساسیت می باشد. در آنالیز حساسیت درصد تغییر در متغیر خروجی به ازای تغییر در متغیرهای ورودی محاسبه می شود. با توجه به اینکه مدل FF بهترین مدل در پیش بینی پارامترهای کمی و کیفی جریان رودخانه می باشد، بنابراین آنالیز حساسیت پارامترهای خروجی نسبت به داده های ورودی با استفاده از این مدل بیان می شود. جدول ۹ میزان حساسیت پارامترهای خروجی نسبت به متغیرهای ورودی را نشان می دهد. با توجه به جدول ۹ می توان دریافت که زمان عبور جریان در رودخانه بر حسب ماه، فاصله طولی هر ایستگاه نسبت به ایستگاه بالادست و TDS جریان در همان روز به ترتیب بیشترین تاثیر بر پارامترهای کمی جریان شامل دبی و اشل دارند. همچنین دبی جریان در روز قبل، EC در ۴ روز قبل و اشل جریان در ۴ روز قبل به ترتیب کمترین تاثیر بر پارامترهای کمی جریان دارند. علاوه بر این با توجه به جدول ۹ پارامترهای کیفی جریان رودخانه شامل TDS و EC بیشترین حساسیت به ترتیب نسبت به زمان عبور جریان بر حسب ماه، فاصله طولی و زمان عبور جریان بر حسب روز دارند. همچنین پارامترهای کیفی جریان رودخانه به ترتیب کمترین حساسیت نسبت به دبی جریان در روز قبل، EC در ۳ و ۴ روز قبل دارند.

### بحث و نتیجه گیری

نتایج این تحقیق نشان می دهد که مدل های شبکه عصبی مصنوعی از توانایی بالایی برای شناخت رابطه پیچیده بین مجموعه داده های ورودی و خروجی سیستم مورد مطالعه دارند. تنها ضعف این مدلها نیاز به تعداد الگو داده نسبتا زیاد برای آموزش می باشند. هر چه تعداد داده ها بیشتر باشد، شبکه ای با ساختار دقیق تر بدست خواهد آمد. علاوه بر این با بکارگیری قابلیت بهینه سازی الگوریتم ژنتیک می توان ساختار بهینه هر یک از مدل های شبکه عصبی مصنوعی را از نظر تعداد لایه های پنهان، تعداد گره ها در لایه پنهان، نوع تابع تحریک و الگوریتم یادگیری شبکه را مشخص نمود به طوری که با این روش زمان لازم برای تعیین ساختار بهینه هر یک از مدل ها به میزان قابل ملاحظه ای کاهش می یابد. مقایسه نتایج حاصل از مدلها به ازای داده های آزمون نشان می دهد که میانگین درصد خطا متغیرهای خروجی هر یک از مدل های FF، MLP و RBF به ترتیب برابر با ۹/۶ درصد، ۱۹/۵ درصد و ۱۴ درصد می باشد. به عبارتی دقت مدل های FF، MLP و RBF در برآورد و پیش بینی پارامترهای کمی و کیفی جریان در رودخانه کارون به ترتیب برابر با ۹۰/۴ درصد، ۸۰/۵ درصد و ۸۶ درصد می باشد. بنابراین مدل FF از دقت بیشتری در برآورد و پیش بینی پارامترهای کمی و کیفی جریان در رودخانه کارون نسبت به دو مدل MLP و RBF برخوردار می باشد.

### جدول ۹: میزان حساسیت پارامترهای خروجی نسبت به متغیرهای ورودی

Sensitivity	QAOF(t)	QAOF(t+1)	QAOF(t+2)	QAOF(t+3)	HAOF(t)	TDSAOF(t)	TDSAOF(t+1)
Month	۲/۳۶۳۲	۳/۹۳۴۶	۳/۴۰۷۹	۵/۱۰۲۱	۳/۲۰۲۱	۲/۴۷۹۶	۱/۶۲۷۲
Day	۰/۰۴۷۳	۰/۲۰۴۹	۰/۰۳۴۶	۰/۴۷۳۲	۰/۳۵۲۹	۰/۲۸۲۷	۰/۰۹۹۸
QMOA(t-1)	۰/۱۴۱۶	۰/۰۲۹۷	۰/۰۲۶۲	۰/۰۰۳۰	۰/۰۳۰۲	۰/۰۰۹۳	۰/۰۶۰۳
QMOA(t)	۰/۱۵۲۶	۰/۲۹۵۰	۰/۳۸۵۵	۰/۲۴۱۶	۰/۰۴۵۳	۰/۱۰۸۳	۰/۱۱۴۳
HMOA(t-4)	۰/۱۷۰۶	۰/۱۲۴۱	۰/۰۲۵۰	۰/۰۶۴۷	۰/۰۴۴۵	۰/۰۱۰۴	۰/۰۵۱۲
HMOA(t-1)	۰/۰۹۹۳	۰/۲۱۸۱	۰/۲۵۶۷	۰/۳۵۶۳	۰/۱۲۴۶	۰/۰۱۰۲	۰/۰۸۳۰
HMOA(t)	۰/۱۵۹۲	۰/۰۷۲۰	۰/۱۰۷۱	۰/۲۴۶۸	۰/۲۱۷۵	۰/۰۸۵۰	۰/۰۶۵۲
TDSMOA(t-2)	۰/۰۵۱۴	۰/۴۲۵۰	۰/۴۴۹۹	۰/۳۲۶۹	۰/۱۹۶۳	۰/۰۶۸۵	۰/۰۹۶۶
TDSMOA(t-1)	۰/۰۵۴۳	۰/۰۳۸۷	۰/۲۰۸۶	۰/۱۳۴۵	۰/۰۵۳۷	۰/۱۶۱۸	۰/۰۳۱۹
TDSMOA(t)	۰/۱۰۲۰	۰/۱۳۵۸	۰/۷۸۷۴	۰/۹۶۳۷	۰/۱۳۷۴	۰/۰۹۰۵	۰/۱۷۸۹
ECMOA(t-4)	۰/۰۲۷۵	۰/۰۱۲۰	۰/۱۴۱۴	۰/۱۸۴۲	۰/۰۲۳۵	۰/۰۳۱۳	۰/۰۲۶۷
ECMOA(t-3)	۰/۱۱۱۱	۰/۱۴۱۵	۰/۲۶۰۰	۰/۲۸۰۵	۰/۰۱۶۱	۰/۰۰۵۱	۰/۰۱۵۳
ECMOA(t-2)	۰/۰۴۴۸	۰/۳۶۳۱	۰/۰۵۶۵	۰/۱۵۸۲	۰/۱۰۶۱	۰/۱۰۳۶	۰/۰۵۱۳
ECMOA(t-1)	۰/۳۳۴۰	۰/۰۱۶۹	۰/۲۱۶۶	۰/۱۳۲۰	۰/۰۵۳۳	۰/۰۰۱۲	۰/۰۱۶۲
ECMOA(t)	۰/۲۱۸۹	۰/۲۸۱۶	۰/۱۱۰۱	۰/۱۴۷۰	۰/۱۱۵۱	۰/۰۱۰۳	۰/۰۶۳۵
L(km)	۲/۰۷۷۵	۰/۶۶۵۸	۱/۴۸۱۶	۰/۸۸۳۵	۰/۲۶۸۶	۰/۲۶۳۸	۰/۳۲۱۳

ادامه جدول ۹: میزان حساسیت پارامترهای خروجی نسبت به متغیرهای ورودی

Sensitivity	TDSAOF(t+2)	TDSAOF(t+3)	ECAOF(t)	ECAOF(t+1)	ECAOF(t+2)	ECAOF(t+3)
Month	۱/۱۹۷۰	-/۶۸۳۷	۰/۹۰۹۷	۱/۰۸۹۷	۱/۸۴۵۱	۱/۵۹۴۲
rooz (t)	۰/۵۴۲۲	۰/۱۵۶۵	۰/۵۰۵۴	۱/۱۴۶۳	۰/۶۱۶۰	۰/۰۰۷۹
QMOA(t-1)	۰/۰۸۷۴	۰/۰۱۶۳	۰/۰۴۴۴	۰/۰۳۲۹	۰/۰۰۶۳	۰/۰۶۸۳
QMOA(t)	۰/۰۵۷۳	۰/۰۸۲۵	۰/۰۹۴۶	۰/۱۱۳۱	۰/۱۰۴۳	۰/۱۹۰۴
HMOA(t-4)	۰/۰۱۸۷	۰/۰۹۲۶	۰/۱۲۲۵	۰/۱۹۱۹	۰/۰۲۸۱	۰/۰۷۹۴
HMOA(t-1)	۰/۱۰۷۶	۰/۰۵۷۳	۰/۰۲۷۱	۰/۱۴۹۴	۰/۱۷۶۳	۰/۰۴۱۰
HMOA(t)	۰/۰۲۱۰	۰/۰۴۳۲	۰/۰۶۲۳	۰/۱۹۷۹	۰/۱۷۴۴	۰/۰۷۵۲
TDSMOA(t-2)	۰/۱۱۸۰	۰/۰۹۳۲	۰/۱۲۸۳	۰/۲۱۲۱	۰/۰۱۳۲	۰/۴۸۲۲
TDSMOA(t-1)	۰/۰۷۶۶	۰/۱۸۰۶	۰/۱۳۱۹	۰/۳۰۰۳	۰/۴۰۶۸	۰/۱۸۳۸
TDSMOA(t)	۰/۰۲۵۹	۰/۲۶۵۱	۰/۱۷۲۰	۰/۲۸۰۳	۰/۳۹۱۱	۰/۱۰۲۹
ECMOA(t-4)	۰/۰۰۹۲	۰/۱۰۲۳	۰/۰۵۵۲	۰/۰۹۵۰	۰/۰۰۵۸	۰/۱۳۹۸
ECMOA(t-3)	۰/۰۰۵۵	۰/۰۶۴۴	۰/۰۷۲۰	۰/۰۲۹۰	۰/۱۲۲۵	۰/۱۱۰۷
ECMOA(t-2)	۰/۰۶۹۸	۰/۰۷۰۱	۰/۱۵۸۸	۰/۱۵۷۲	۰/۱۶۵۹	۰/۴۸۹۱
ECMOA(t-1)	۰/۰۲۶۲	۰/۰۳۰۴	۰/۳۰۴۲	۰/۰۱۹۸	۰/۲۰۰۲	۰/۰۳۱۲
ECMOA(t)	۰/۱۰۱۵	۰/۲۱۴۴	۰/۱۲۶۳	۰/۱۲۷۲	۰/۲۶۸۷	۰/۲۳۰۵
L(km)	۰/۷۰۳۵	۰/۳۱۶۶	۰/۹۶۴۴	۱/۵۱۲۸	۱/۸۷۸۰	۱/۰۹۹۸

ارزیابی و مقایسه مقادیر میانگین قدرمطلق خطا بر حسب درصد مربوط به مدل FF در جدول ۸ نشان می دهد که مدل FF در برآورد و پیش بینی پارامترهای کیفی جریان رودخانه دقت و توانایی بیشتری نسبت به برآورد و پیش بینی پارامترهای کمی جریان رودخانه دارد.

آنالیز حساسیت متغیرهای خروجی مدلها نسبت به متغیرهای ورودی نشان می دهد که زمان عبور جریان در رودخانه بر حسب ماه، فاصله طولی هر ایستگاه نسبت به ایستگاه بالادست و TDS جریان در همان روز به ترتیب بیشترین تاثیر بر پارامترهای کمی جریان شامل دبی و اشل دارند. همچنین دبی جریان در روز قبل، EC در ۴ روز قبل و اشل جریان در ۴ روز قبل به ترتیب کمترین تاثیر بر پارامترهای کمی جریان دارند. علاوه بر این پارامترهای کیفی جریان رودخانه شامل TDS و EC بیشترین حساسیت به ترتیب نسبت به زمان عبور جریان بر حسب ماه، فاصله طولی و زمان عبور جریان بر حسب روز دارند. همچنین پارامترهای کیفی جریان رودخانه به ترتیب کمترین حساسیت نسبت به دبی جریان در روز قبل، EC در ۳ و ۴ روز قبل دارند. با توجه به تاثیر قابل ملاحظه پارامتر زمان و فاصله طولی بر متغیرهای خروجی می توان دریافت که در نظر گرفتن پارامتر زمان و فاصله طولی به عنوان متغیرهای ورودی در مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی موجب افزایش دقت در شبیه سازی و پیش بینی پارامترهای کمی و کیفی جریان رودخانه می گردد. علاوه بر این با تهیه مدلی که پارامتر زمان و فاصله طولی به عنوان ورودی در نظر گرفته باشد، می توان تغییرات مکانی پارامترهای کمی و کیفی جریان در رودخانه را در زمانهای مختلف برآورد و پیش بینی نمود. در نتیجه می توان منابع و جریانهای جانبی موثر بر پارامترهای کمی و کیفی جریان در طول بازه رودخانه موردنظر را شناسایی نمود. همچنین با توجه به پیش بینی پارامترهای کمی و کیفی جریان رودخانه در زمانهای مختلف می توان نسبت به برنامه ریزی جهت برداشت آب به منظور مصارف مختلف مدیریت نمود.

مقایسه نتایج این تحقیق با تحقیقات دیگر شامل نوشادی و همکاران (۱۳۸۶)، گلابی و همکاران (۱۳۸۵)، کرمی و همکاران (۱۳۸۵) و یارمحمدی و همکاران (۱۳۸۵) در زمینه شبیه سازی و پیش بینی پارامترهای کمی و کیفی جریان در رودخانه با استفاده از مدل های شبکه عصبی مصنوعی مؤید این مطلب می باشد که شبکه های عصبی مصنوعی دقت و توانایی بالایی جهت شبیه سازی و پیش بینی پارامترهای کمی و کیفی جریان در رودخانه دارند.

مهمترین زمینه های تحقیقاتی پیشنهادی در ادامه تحقیق حاضر عبارتند از: پیش بینی پارامترهای کمی و کیفی جریان با مدل فازی و نرو-فازی و مقایسه آنها با مدل شبکه عصبی مصنوعی. بکار گیری مدل نوین ALM (مدل یادگیری انعطاف پذیر) و یا مدل شبکه عصبی

مصنوعی موجک (Neuro Wavelete) برای پیش بینی کمی و کیفی جریان و مقایسه آن با مدل های دیگر. استفاده از روش های الگوریتم PMI، SOM-GAGRNN و تابع گاما در تعیین بهترین و موثرترین ترکیب داده های ورودی مدل های شبکه عصبی مصنوعی از نظر نوع، تعداد و تاخیر زمانی.

### منابع

- کرمی، م.، کاشفی پور، م.، معاضد، ه.، فروغی، ح.، ۱۳۸۵. پیش بینی کیفیت آب رودخانه کارون با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی. هفتمین سمینار بین المللی مهندسی رودخانه، دانشگاه شهید چمران اهواز.
- کلابی، م.، موسوی جهرمی، س.ح.، کرمی، ب.، ۱۳۸۵. شبیه سازی EC, TDS, SAR, رودخانه کارون با استفاده از Qnet 2000. هفتمین سمینار بین المللی مهندسی رودخانه. دانشگاه شهید چمران اهواز.
- منهاج، م.ب.، ۱۳۷۷. مبانی شبکه های عصبی. مرکز نشر پروفیسور حسابی.
- نوشادی، م.، احمدزاده، م.، احمدزاده، م.، امین، س.، ۱۳۸۶. شبیه سازی و پیش بینی کلسیم، منیزیم، سدیم، پتاسیم و سولفات در رودخانه زاینده رود با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی. چهارمین همایش ملی علوم و مهندسی آبخیزداری ایران مدیریت حوزه های آبخیز.
- یارمحمدی، ا.، چیت سازان، م.، رنگزن، ک.، مظفری زاده، ج.، ۱۳۸۵. استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی در شبیه سازی کیفیت آب رودخانه کرخه. اولین همایش تخصصی مهندسی محیط زیست.
- ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology, (2000a).** Artificial Neural Networks in Hydrology: Preliminary Concepts. Part I, J. Hydrologic Engineering., ASCE, 5(2), 115-123.
- ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology,(2000b).** Artificial Neural Networks in Hydrology: Hydrologic Applications. Part II, J. Hydrologic Engineering., ASCE, 5(2), 123-137.
- Chen, Y. H. and Chang, F.J. (2009).** Evolutionary Artificial Neural Networks for Hydrological Systems Forecasting, Journal of Hydrology, 367, 125-137.
- Hornik, K.M., Stinchcombe, M. and White, H., (1989).** Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximators, Neural Networks, 2, 359-366.