

مقایسه برخی از مدل‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی میزان اکسیژن محلول آب در استخرهای پرورش ماهی - مطالعه موردی: شهر اهواز

سید محمد جواد افزلی^{۱*}، محمد جواد شیخ‌داودی^۲، امیر حسین منتظر حجت^۳ و سید رضا سیدمرتضایی^۴

چکیده

مصرف انرژی بالا و هزینه کارگری هواده‌ها، سبب شده است که پرورش‌دهندگان ماهی کپور انگیزه بالایی برای خرید هواده نداشته باشند. میزان اکسیژن محلول آب، از مهم‌ترین پارامترهایی است که می‌توان از آن برای روشن و خاموش کردن خودکار هواده‌ها در استخرهای پرورش ماهیان استفاده کرد؛ ولی به دلیل هزینه بالای سنسور اکسیژن باید از سایر پارامترها برای تخمین آن استفاده شود. هدف این پژوهش، ایجاد مدلی مناسب برای تخمین میزان اکسیژن محلول در آب استخرهای پرورش ماهی است. پارامترهای ورودی؛ pH و دمای آب، دما و رطوبت هوا و سرعت باد بودند. در طول دوره پرورش ماهی تمامی پارامترهای ورودی و خروجی اندازه‌گیری و با سه مدل بررسی شدند. مدل اول، سامانه عصبی مصنوعی بود و نتایج نشان داد تابع انتقال logsig-purelin با ۱۷ نرون در لایه پنهان با میزان $0/70$ بیشترین ضریب همبستگی را داشت. مدل دوم، ادغام مدل شبکه عصبی با الگوریتم ژنتیک بود و نتایج نشان داد در بهترین حالت، این مدل می‌تواند با ضریب همبستگی $0/41$ ، میزان اکسیژن محلول در آب را پیش‌بینی کند. در مدل سوم، از سامانه فازی-عصبی (ANFIS) استفاده شد. نتایج نشان داد که این سامانه در وضعیت خوشه‌بندی کاهشی می‌تواند با ضریب همبستگی $0/87$ ، اکسیژن محلول در آب را تخمین بزند؛ بنابراین سامانه فازی-عصبی، مناسب‌ترین روش برای ارزیابی میزان اکسیژن محلول در آب، استخرهای پرورش ماهی در منطقه مورد مطالعه بود.

واژه‌های کلیدی: اکسیژن محلول، الگوریتم ژنتیک، سامانه فازی-عصبی تطبیقی، شبکه عصبی.

ارجاع: افزلی س. م. ج. شیخ‌داودی م. ج. منتظر حجت ا. ح. و سیدمرتضایی س. ر. ۱۳۹۷. مقایسه برخی از مدل‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی میزان اکسیژن محلول آب در استخرهای پرورش ماهی - مطالعه موردی: شهر اهواز. نشریه پژوهش‌های مکانیک ماشین‌های کشاورزی. ۷(۱): ۶۹-۸۰.

۱- دانشجوی دکتری دانشگاه شهید چمران اهواز و محقق مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان، مؤسسه تحقیقات فنی و مهندسی کشاورزی، اهواز.

۲- استاد گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی دانشگاه شهید چمران، اهواز.

۳- دانشیار گروه اقتصاد دانشگاه شهید چمران، اهواز.

۴- دانشیار بخش بهداشت و بیماری‌های آبزیان، مؤسسه تحقیقات علوم شیلاتی، کرج.

* نویسنده مسئول: javadafzali1357@gmail.com

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۷/۳۰

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۰۲/۱۰

مقدمه

پرورش‌دهندگان توجیه‌پذیر باشد. با توجه به اینکه سنسور اندازه‌گیری مستقیم اکسیژن محلول گران است (هر عدد پنج میلیون تومان استعلام یافته در سال ۱۳۹۵)، به نظر می‌رسد بهتر است از پارامترهایی که می‌توانند بر این شاخص مؤثر باشند، استفاده و میزان تقریبی اکسیژن محلول را پیش‌بینی کرد.

مدل‌های تخمین‌زننده کیفیت آب مانند مدل‌های QUA2K و WASP بسیار پیچیده و نیازمند به اطلاعات ورودی فراوان هستند (Nurani & Salehi, 2008; Kuo *et al.*, 2004). همچنین محاسبه این ورودی‌ها، زمان‌بر و هزینه‌بر و طراحی مدل، پیچیده است. در سال‌های اخیر کاربرد شبکه عصبی برای پیش‌بینی متغیرهای کیفیت آب توسعه یافته است. شبکه عصبی مصنوعی از جمله روش‌های مورد استفاده در حل مسائل مهندسی است که می‌تواند در پیش‌بینی و مدل‌سازی این فرایندها به کار رود. از این روش برخلاف روش‌های آماری، بدون نیاز به یافتن قوانین ریاضی حاکم بر پارامترهای ورودی و خروجی، برای پیش‌بینی خروجی به ویژه در فرایندهای پیچیده و رفتارهای غیرخطی و سامانه‌های تصمیم‌ساز مشابه انسان استفاده می‌شود (Witten & Frank, 2000; Plumb *et al.*, 2005). با توجه به اهمیت اکسیژن محلول آب استخر و تأثیر آن بر تولید نهایی ماهی در سال‌های اخیر، پژوهش‌هایی در زمینه پیش‌بینی میزان اکسیژن محلول آب انجام شده است که غالباً آنها بر پایه سامانه‌های عصبی و فازی بوده‌اند.

در یک پژوهش با کمک سه مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه^۲، تابع پایه شعاعی^۳ و شبکه سامانه استنتاج فازی-عصبی تطبیقی^۴ (ANFIS) میزان اکسیژن محلول، نیاز بیوشیمیایی اکسیژن^۵ و میزان نیاز اکسیژن شیمیایی^۶ در رودخانه کارون تخمین زده شد (Emamgholizadeh *et al.*, 2014). ورودی‌های مدل شامل میزان شوری آب، میزان pH، کلسیم، منیزیم، سدیم، کدورت، فسفات، نیترات و نیتريت بودند. نتایج نشان داد که میزان ضریب همبستگی سه روش برای تعیین میزان اکسیژن محلول در آب به ترتیب ۰/۸۶، ۰/۷۶ و ۰/۸۳ است و مؤثرترین ورودی مدل، میزان فسفات می‌باشد.

متداول‌ترین شاخص برای تعیین وضعیت کیفی آب استخرها، غلظت اکسیژن محلول^۱ است. کاهش اکسیژن محلول در استخرها، سبب بالا رفتن سطح دی‌اکسیدکربن و آمونیاک می‌شود و هر دو مورد به‌عنوان مواد سمی برای ماهی هستند و افزایش آنها به‌طور هم‌زمان، قدرت دفاعی ماهی‌ها را در مقابل بیماری‌ها به شدت کاهش می‌دهد (Mwegoha *et al.*, 2010). ورود اکسیژن به آب از طریق پدیده انتشار از سطح آب به لایه‌های پایین و همچنین فتوسنتز زی‌شناوران گیاهی (فیتوپلانکتون‌ها) انجام می‌شود. از آنجا که محدوده پرورش ماهی گرمابی در استان خوزستان از فروردین تا اسفند است در فصل تابستان، دمای بالا سبب افزایش تنفس و کاهش اکسیژن محلول می‌شود؛ بنابراین در فصل تابستان و به‌خصوص در شب (به‌دلیل عدم فتوسنتز زی‌شناوران و کاهش اکسیژن در اثر تنفس)، ماهی‌ها به‌دلیل کاهش اکسیژن دچار کاهش رشد می‌شوند. برای کپورماهیان، مقدار اکسیژن محلول آب در طی دوره پرورش نباید کمتر از ۳ ppm باشد؛ اگر چه این حداقل مقدار اکسیژن محلول در آب، فقط برای زنده ماندن ماهی است، ولی برای رشد ماهی مناسب نیست. حداقل مقدار اکسیژن محلول مورد نیاز کپورماهیان برای رشد ۵ ppm است (Peighan & Abdollahmashaie, 2008). برای جبران کاهش اکسیژن محلول در آب از هوادهی مصنوعی به وسیله هوادهای استفاده می‌شود. در وضعیت موجود، روشن کردن هوادهای به‌صورت دستی و پس از تاریکی هوا انجام می‌شود و در اوایل صبح، آنها نیز خاموش می‌شوند. همچنین بسیاری از پرورش‌دهندگان به‌دلیل هزینه بالای مصرف انرژی در هوادهای از خرید آن صرف‌نظر می‌کنند یا در مواقع بسیار اضطراری آنها را روشن می‌کنند. در صورتی که هوادهای به یک سامانه پیش‌بینی میزان اکسیژن مجهز شوند هم می‌توان در هزینه انرژی صرفه‌جویی کرد و هم هزینه کارگری به میزان زیادی کاهش و عملکرد ماهی نیز افزایش می‌یابد. بدین منظور نیاز به تهیه یک مدل برای پیش‌بینی میزان اکسیژن محلول استخر ضرورت می‌یابد. نکته‌ای که باید در تهیه این مدل به آن توجه کرد، این است که این مدل باید بتواند با حداقل متغیرها عمل کند تا هزینه مجهز کردن دستگاه زیاد نشود و خرید آن برای

2- Multi Layer Perceptron

3- Radial Basis Function (RBF)

4- Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

5- Biochemical Oxygen Demand (BOD)

6- Chemical Oxygen Demand (COD)

1- Dissolved Oxygen

(شکل ۱).



شکل ۱- نمایی از محل اجرای پژوهش

در این پژوهش برای مشخص کردن اینکه آیا مقادیر تنظیمی هواده بر مدل پیشنهادی مؤثر است یا خیر، آزمایشی به روش کرت‌های کامل تصادفی و در سه تکرار اجرا شد. تیمارهای آزمایش دامنه‌های مختلف روشن و خاموش کردن هواده‌ها بود. تیمارها شامل فعالیت هواده‌ها در محدوده ۶ تا ۸ ppm، فعالیت هواده‌ها در دامنه ۴ تا ۶ ppm، فعالیت هواده‌ها در دامنه ۲ تا ۴ ppm و عدم استفاده از هواده بودند. تعداد استخرها دوازده عدد (هر کدام به مساحت ۱۷۰۰ مترمربع) بود. تعداد دفعات نمونه‌گیری در این پژوهش ۲۹۳۴ مورد بود که در طول دوره پرورش ماهی (از تاریخ ۹۵/۴/۳۱ لغایت ۹۵/۸/۳۱) به صورت هفتگی و در طول شبانه‌روز به طور ساعتی برداشت شدند. فاصله نمونه‌گیری داده‌ها از هواده ۵۰ متر بود و مقادیر پارامترها از عمق ۷۵ سانتیمتری آب استخر قرائت می‌شدند. عمق آب نیز در حدود ۲ متر حفظ شد. همچنین برای یکسان بودن تیمارها سایر شرایط تیمارها مانند میزان رهاسازی ماهی و تغذیه در بین آنها یکسان بود.

معرفی مدل‌ها

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی، از جمله روش‌های محاسباتی است که به کمک فرآیند یادگیری^۵ و با استفاده از پردازشگرهایی پردازشگرهایی به نام نورون، تلاش می‌کند با شناخت روابط ذاتی بین داده‌ها، نگاشتی میان فضای ورودی (لایه ورودی) و فضای مطلوب (لایه خروجی) ارائه دهد. هر شبکه عصبی از سه لایه ورودی، پنهان و خروجی تشکیل

در پژوهشی دیگر در سنگاپور برای تخمین هفتگی میزان اکسیژن محلول در آب دریا از دو شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با قابلیت پس‌انتشار خطا^۱ و شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته^۲ استفاده شد (Palani & et al., 2009). ورودی‌های مدل شامل دما، شوری، pH، عمق سچی^۳ و کلروفیل a بودند. در سه محل اندازه‌گیری شده هر دو مدل با ضریب همبستگی بالایی قادر به پیش‌بینی میزان اکسیژن هفتگی بودند؛ ولی شبکه عصبی رگرسیون تعمیم‌یافته نتایج بهتری داشت.

همچنین در یک پژوهش دیگر، میزان اکسیژن محلول در آب رودخانه سورما با استفاده از شبکه عصبی پیش‌خور^۴ و تابع پایه شعاعی تخمین زده شد (Masrur Ahmad, 2017). متغیرهای ورودی در این پژوهش، در دو حالت تک متغیره (نیاز بیوشیمیایی اکسیژن) و دومتغیره (نیاز بیوشیمیایی و شیمیایی اکسیژن) بررسی شد. نتایج نشان داد تفاوت بین دو شبکه عصبی در هر دو حالت تک‌متغیره و دومتغیره مشابه بود (ضریب همبستگی به ترتیب ۰/۷۹ و ۰/۸۸ شد)؛ ولی تعداد نورون‌های لایه‌های پنهان در حالت شبکه عصبی پیش‌خور و تابع پایه شعاعی به ترتیب ۲۰ و ۳۰ (در حالت تک و دو متغیره) و ۶۵ و ۵۵ (در حالت تک و دومتغیره) بود. زیاد بودن تعداد لایه‌های مخفی، سرعت پردازش داده‌ها را کاهش داد و مطلوب نبود.

اگرچه مدل‌های ارائه شده دارای ضریب همبستگی بالایی بودند، تعداد ورودی‌ها زیاد و اندازه‌گیری آنها دشوار بوده و در عمل برای کنترل روشن و خاموش کردن هواده در زمان مشخص، مناسب نبودند. همچنین در خصوص تخمین میزان اکسیژن محلول آب در استخرهای پرورش ماهی‌های گرمابی پژوهش‌های چندانی انجام نشده است. این پژوهش با هدف تعیین مناسب‌ترین مدل پیش‌بینی میزان اکسیژن محلول آب استخرهای پرورش ماهی‌های گرمابی انجام شد.

مواد و روش‌ها

محل اجرای آزمایش، پژوهشکده آبی‌پروری جنوب واقع در شهر اهواز و استان خوزستان با مختصات جغرافیایی ۴۴/۲۷' ۲۵" ۳۱° شمالی و ۴۸° ۴۹' ۱۷/۳۸" شرقی بود

1- Multi Layer Back Propagation (MLBP)

2- Generalized Regression Neural Networks (GRNN)

3- Secchi depth

4- Feed Forward Neural Network (FFNN)

دمای هوا، میزان بارش، سرعت باد، رطوبت هوا، تابش خورشید و دمای خاک برای ارزیابی میزان اکسیژن محلول در دریاچه استفاده شد (Xu & Xu, 2016). در پژوهش دیگر، برای پیش‌بینی میزان اکسیژن محلول از شاخص‌های دمای آب، تابش خورشید، سرعت باد، بارش و رطوبت هوا استفاده شد (Huihui et al., 2016).

شاخص رطوبت هوا، ممکن است به دلیل پوشش سطح آب با مولکول‌های آب و کاهش سطح تماس مولکول‌های هوا با سطح آب استخر بر کاهش مقدار اکسیژن آب مؤثر باشد. همچنین افزایش سرعت باد با ایجاد موج و افزایش سطح تماس آب و هوا می‌تواند سبب افزایش میزان اکسیژن محلول آب شود.

در جدول ۱، نام، مقدار بیشینه و کمینه، میانگین و انحراف معیار هر یک از نوروں‌های ورودی و نوروں خروجی (میزان اکسیژن محلول) آورده شده است.

شبکه پیش‌بینی‌کننده این پژوهش پس از آزمون و خطا و در نظر گرفتن کمترین میزان خطای حاصل شده با ۳ تا ۱۷ نوروں در لایه پنهان و با سه نوع تابع انتقال -tansig، purelin، logsig-purelin و tansig-tansig با یکدیگر مقایسه شدند.

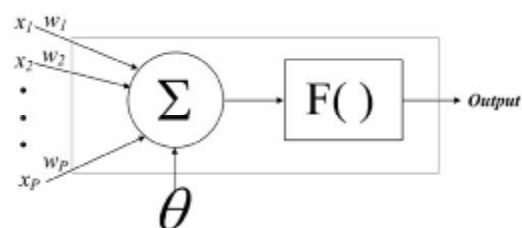
از ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش سامانه، ۱۵ درصد برای اعتبارسنجی و ۱۵ درصد برای سنجش سامانه عصبی استفاده شد. در همه آزمایش‌ها فقط از یک لایه پنهان استفاده شد تا نرم‌افزار با سرعت بالا قادر به تحلیل داده‌ها باشد.

با توجه به آنکه در شبکه عصبی ایجاد شده در هر مرحله جواب‌های متفاوت ارائه می‌شد، هر مرحله از آزمایش پنج بار تکرار شد و میانگین ضریب همبستگی‌ها و خطاهای ارائه شده آنها، به‌عنوان ضریب همبستگی و خطای مدل ارائه شد.

تنظیم اوزان مدل شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از الگوریتم ژنتیک

یک شبکه عصبی مصنوعی دقیق، کارآمد و با قابلیت تعمیم‌پذیری بالا، با انتخاب صحیح و مناسب متغیرهای ورودی (مانند اوزان اولیه)، تعداد لایه‌های پنهان، تعداد نوروں لایه پنهان و انتخاب الگوریتم‌های مناسب آموزش سامانه حاصل می‌شود. در غیر این صورت ممکن است به نقطه بهینه با کمترین میزان خطا دست نیافت و به

شده است. در هر لایه، تعدادی نوروں وجود دارند. لایه یا لایه‌های پنهان، اطلاعات دریافت‌شده از لایه ورودی را پردازش می‌کنند و در اختیار لایه خروجی قرار می‌دهند. تابع انتقال، بیان‌کننده پاسخ هر نوروں به سیگنال ورودی آن نوروں است. از توابع انتقال مختلفی در سامانه‌های عصبی مصنوعی استفاده می‌شود. در این پژوهش، از سه تابع فعال‌سازی تانژانت سیگموئید، لگاریتم سیگموئید و خطی استفاده شد. هر سامانه با دریافت مثال‌هایی آموزش می‌بیند. آموزش فرآیندی است که در نهایت منجر به یادگیری می‌شود. یادگیری سامانه، تا زمانی انجام می‌شود که وزن‌های ارتباطی بین لایه‌ها چنان تغییر کند که اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده در حد پذیرفتنی باشد. برای آموزش سامانه‌های عصبی، الگوریتم‌های آموزشی متفاوتی مانند الگوریتم مومنتوم، لوبنبرگ-مارکوات (LM) و گرادیان نزولی (CG) وجود دارد. در این پژوهش از الگوریتم لوبنبرگ-مارکوات به دلیل همگرایی سریع‌تر در آموزش سامانه‌های با اندازه متوسط استفاده شد (Golabi et al., 2013).



شکل ۲- مدل شبکه عصبی مورد استفاده در پژوهش

برای انتخاب صحیح و یکنواخت داده‌ها از روش Kennard and Stone (1969) استفاده شد. در این روش دو داده ابتدایی، داده‌هایی هستند که بیشترین فاصله را از یکدیگر دارند. برای انتخاب نقطه سوم، فاصله هر نقطه را تا هر کدام از این نقاط انتخاب‌شده قبلی اندازه‌گیری و حداقل آنها را حساب می‌کنیم. حداکثر مقدار حاصل‌شده سبب انتخاب آن نقطه می‌شود. در صورت مساوی بودن دو مقدار به‌عنوان مقدار حداکثر، نقطه‌ای انتخابی می‌شود که رتبه (ایندکس) کمتری داشته باشد.

پارامترهای ورودی در این پژوهش، شامل دمای آب، pH، دمای هوا، سرعت باد و رطوبت هوا بودند. این پارامترها با توجه به پژوهش‌های گذشته و سهولت اندازه‌گیری انتخاب شدند. در یک پژوهش از شاخص‌های

می‌شود. در هر مرحله، تمامی جمعیت که هر کدام شامل تعدادی کروموزوم هستند، به همراه درصدی از جمعیت که دچار تقاطع یا جهش شده‌اند، با استفاده از یک تابع تناسب ارزیابی و آنگاه تعدادی از بهترین جمعیت‌ها با استفاده از یک تابع احتمال انتخاب می‌شوند و جمعیت جدید را تشکیل می‌دهند.

اصطلاح در نقاط مینیمم محلی گرفتار شد؛ لذا با انتخاب بهینه این متغیرها، می‌توان انتظار داشت شبکه عصبی نتایج دقیق و درستی را به‌عنوان خروجی ارائه دهد. در این پژوهش از الگوریتم ژنتیک برای تنظیم اوزان اتصالات سامانه استفاده شد. در الگوریتم ژنتیک، به‌جای آنکه از یک قطعه برای تخمین میزان خطا استفاده شود، از مجموعه‌ای از نقاط که جمعیت نامیده می‌شود، استفاده

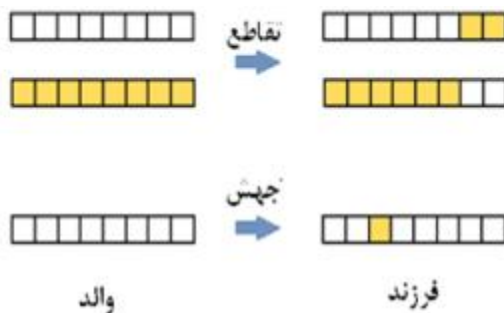
جدول ۱- پارامترهای ورودی و خروجی مدل شبکه عصبی و مشخصات آماری آنها در طول دوره پرورش

نورون	نماد اختصاری	مقدار بیشینه	مقدار کمینه	میانگین	انحراف معیار
دمای آب (°C)	T _w	۳۷/۷	۱۷/۳	۲۸/۱۲	۴/۲۹
pH آب	pH	۱۰/۹۴	۶/۴	۸/۳۳	۰/۵۲
دمای هوا (°C)	T _a	۴۹	۱۲	۳۳/۶۳	۸/۳۲
سرعت باد (m/s)	V _w	۱۰	۱	۳/۶۳	۱/۹۲
رطوبت هوا (%)	M _a	۹۹	۸	۲۵/۴۷	۱۷/۲۵
اکسیژن محلول (ppm)	DO	۱۷	۱/۸	۸/۲۵	۲/۷۲

می‌شود و این روند تا انتخاب تعداد والد تعیین شده برای تقاطع یا جهش ادامه می‌یابد. در این روش نیز اندازه انتخابی دسته‌ها از هر دسته می‌تواند در انتخاب والد‌ها تأثیرگذار باشد. از عملگر تقاطع، برای بررسی گسترده‌تر فضای جواب مسأله از عملگر جهش نیز استفاده شد؛ به‌طوری که در آن یک محل از هر کروموزوم به‌صورت تصادفی انتخاب شده و مقدار ژن متناظر با احتمال ۰/۵ به میزان ۱۰ درصد افزایش (کاهش) یافت.

شرط توقف

تعداد کل تکرار الگوریتم ژنتیک برابر با در نظر گرفتن زمان پاسخ دستگاه رایانه ۲۰ در نظر گرفته شده است و اگر بعد از ۱۰ تکرار بهبودی در مقادیر برازندگی به وجود نمی‌آید، الگوریتم متوقف می‌شود.



شکل ۳- نحوه تقاطع و جهش و تولید فرزند

عملگرهای تقاطع و جهش

برای تقاطع کروموزوم‌های منتخب والد و تولید کروموزوم‌های فرزند، از عملگر تقاطع یک نقطه‌ای، استفاده شد. از عملگر تقاطع برای تولید نسل در هر تکرار استفاده می‌شود و هدف اصلی از به‌کارگیری این عملگر، تولید نسلی با برازندگی^۱ بهتر است، مشروط بر این‌که هر یک از فرزندان مشخصه‌های والدین خود را به ارث ببرند. در عملگر تقاطع یک‌نقطه‌ای یک نقطه روی هر کروموزوم انتخاب می‌شود و فرزندان با ترکیب ژن‌های قبل و بعد نقطه تقاطع کروموزوم والدین منتخب حاصل می‌شوند. همان‌گونه که در شکل ۳ مشاهده می‌شود، پس از اعمال عملگر تقاطع تک‌نقطه‌ای دو کروموزوم والد تبدیل به دو کروموزوم فرزند می‌شوند. در انتخاب کروموزوم‌های والد از هر دو رویکرد چرخ رولت^۲ و انتخاب رقابتی^۳ استفاده شد و نتایج هر دو مقایسه شدند. در روش چرخ رولت انتخاب والد براساس شایستگی انجام می‌شود و والد‌های برتر که دارای هزینه پایین‌تری هستند، از بین والد‌ها انتخاب می‌شوند. در روش چرخ رولت ضربی به‌نام فشار انتخاب وجود دارد که وظیفه آن ایجاد فشار بیشتر برای انتخاب والد‌های برتر است. در روش انتخاب رقابتی دسته‌های چندتایی از والد‌ها انتخاب و از بین آنها برترین والد انتخاب

1- Fitness
2- Roulette Wheel
3- Tournament Selection

حالت عدد ثابت و روش خطی در نظر گرفته شدند. در حالت خوشه‌بندی کاهشی شعاع تأثیر ۰/۲ در نظر گرفته شد. در حالت خوشه‌بندی C-means، تعداد خوشه‌ها از ۳ تا ۱۷ افزایش یافت و نتایج، بررسی شدند. همچنین برای گروه‌بندی داده‌های ورودی، از جداسازی خوشه‌ای استفاده شد. برای آموزش ANFIS در این پژوهش از عملگر اشتراک (AND) از روش حاصل ضرب (Prod)، عملگر اجتماع (OR) از روش حداکثر (Maximum) و برای روش غیرفازی‌سازی نیز از روش متوسط وزن‌دار^۹ استفاده شد. پس از آموزش سامانه‌های مختلف، معیارهای آماری خطای جذر میانگین مربعات^{۱۰} (RMSE)، میانگین خطای مطلق^{۱۱} (MAE) و ضریب همبستگی^{۱۲} (R²) برای ارزیابی و مقایسه عملکرد سامانه‌های عصبی مصنوعی و مدل ANFIS در تخمین میزان اکسیژن محلول آب، مورد استفاده قرار گرفت. روابط مربوط به هر یک از آماره‌ها در روابط (۱) تا (۳) ارائه شده است.

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

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |O_i - P_i|}{n} \quad (2)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})(P_i - \bar{P})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2 (P_i - \bar{P})^2}} \quad (3)$$

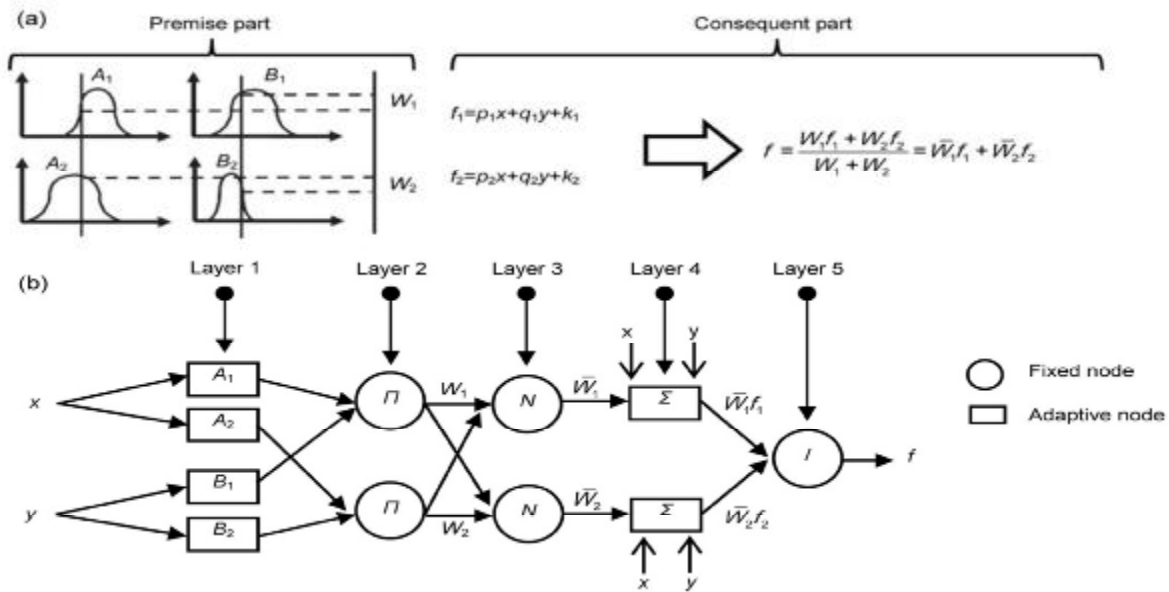
در این روابط RMSE، MAE و R به ترتیب خطای جذر میانگین مربعات، میانگین خطای مطلق و ضریب همبستگی هستند. ضریب همبستگی (R²) برابر با مجذور ضریب همبستگی است. O_i میزان خروجی واقعی، P_i میزان خروجی مدل و n تعداد کل داده‌هاست. داده‌ها با سه برنامه جداگانه در محیط MATLAB 2015 انجام و تحلیل خروجی‌ها توسط نرم‌افزار SPSS 16 استفاده شد و شکل‌ها در محیط Excell 2007 ترسیم شدند.

سیستم استنتاج تطبیقی فازی - عصبی (ANFIS)

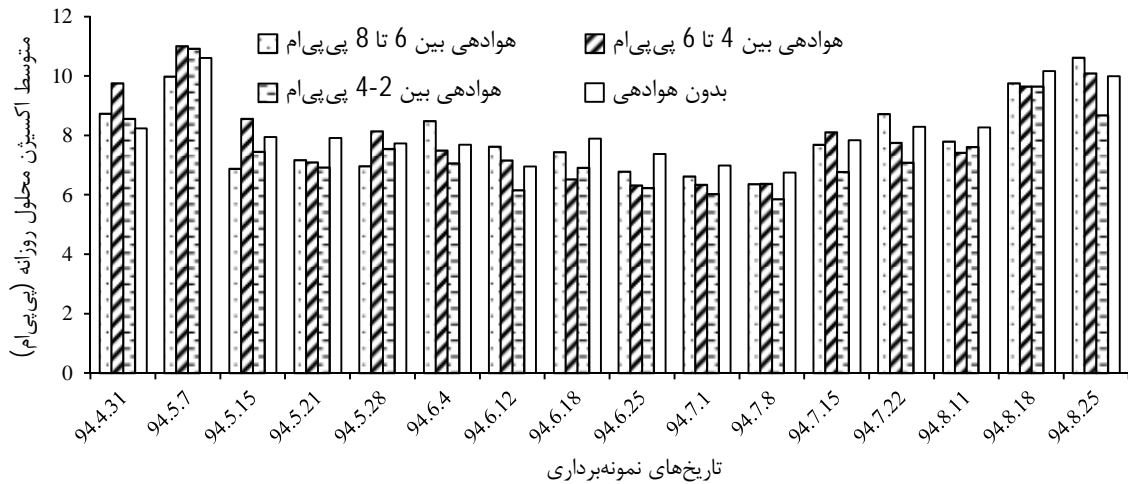
در سال‌های اخیر از ترکیب منطق فازی با سامانه‌های عصبی مصنوعی، سیستم‌های فازی-عصبی به وجود آمده‌اند. یک شبکه تطبیقی، یک ساختار پیشرو چندلایه است که رفتار کلی خروجی آن به وسیله مقدار یک مجموعه از پارامترهای قابل اصلاح تعیین می‌شود؛ به عبارت دیگر ساختار شبکه تطبیقی شامل یک مجموعه از گره‌های متصل به هم است که به‌طور مستقیم به هم مرتبط شده‌اند و در آن هر گره یک واحد پردازش محسوب می‌شود. این سیستم‌ها مشکل اصلی در طراحی سیستم‌های فازی (به‌دست آوردن قواعد اگر-آنگاه در سیستم فازی) را به‌وسیله استفاده مؤثر از قابلیت یادگیری شبکه عصبی مصنوعی برای تولید خودکار این قواعد و بهینه‌سازی پارامترها، حل کرده‌اند. ANFIS از متداول‌ترین سیستم‌های عصبی فازی است که یک سیستم فازی سوگنو^۱ را در یک ساختار عصبی اجرا می‌کند (شکل ۴). این سیستم برای فرایند آموزش، از ترکیبی از روش‌های آموزش پس‌انتشار خطا و کمینه مربعات خطا استفاده می‌کند. در ANFIS لازم است که در لایه اول نوع تابع عضویت و تعداد آن مشخص شود. برای این منظور، در لایه اول دو روش تفکیک شبکه‌ای و تفکیک خوشه‌ای برای کلاسه‌بندی داده‌ها وجود دارد. انواع توابع موجود در این شبکه، شامل مثلثی^۲، گوسی^۳، گوسی نوع دو^۴ و زنگوله‌ای^۵ است. مدل فازی عصبی تطبیقی براساس تغییر در میزان مقادیر مرکز و دامنه توابع تعلق در تکرارهای مختلف برای رسیدن به شبکه مناسب براساس حداقل خطای موجود عمل می‌کند (Fausett, 1995; Ross, 1994). با توجه به اینکه تحلیل‌های سامانه ANFIS در سه حالت شبکه‌بندی^۶، خوشه‌بندی کاهشی^۷ و خوشه‌بندی C-means^۸ است، در هر حالت و با تغییر پارامترهای آن، ضریب همبستگی محاسبه شد. در حالت شبکه‌بندی هر کدام از این ترکیبات ورودی با توابع عضویت مثلثی، گوسی نوع ۱، گوسی نوع ۲ و زنگوله‌ای ارزیابی شدند. تعداد توابع عضویت ۲ و ۳ و خروجی در دو

- 1- Sugen
- 2- Trimf
- 3- Gaussmf
- 4- Gauss2mf
- 5- Gbellmf
- 6- grid partitioning
- 7- subtractive clustering
- 8- Fuzzy C-means clustering

- 9- Weighted Average
- 10- Root Mean Square Error
- 11- Mean Absolute Error
- 12- Correlation Coefficient



شکل ۴- معماری معمول سیستم استنتاج فازی سوگنو (پایین) و ساختار ANFIS معادل آن (بالا)



شکل ۵- بررسی روند میزان اکسیژن محلول آب در طول دوره پرورش در تیمارهای مختلف هوادهی

میزان اکسیژن بیشتر توسط آنها در ادامه دوره پرورش باشد.

تجزیه واریانس داده‌ها نشان داد که تفاوت معنی‌داری بین تیمارها از نظر میزان اکسیژن موجود در استخرها وجود نداشت (شکل ۶). از آنجا که شرایط پرورش ماهی در همه استخرها یکسان بوده است؛ بنابراین نیازی به طراحی مدل‌های جداگانه برای تنظیم روشن و خاموش کردن هواده نبود؛ پس از همه داده‌ها برای کاربرد در هر مدل استفاده شد.

نتایج نشان داد تابع انتقال logsig-purelin در لایه پنهان با ۱۷ نورون با میزان ۰/۷۰، بیشترین ضریب همبستگی را داشت و مقدار خطای جذر میانگین مربعات و میانگین

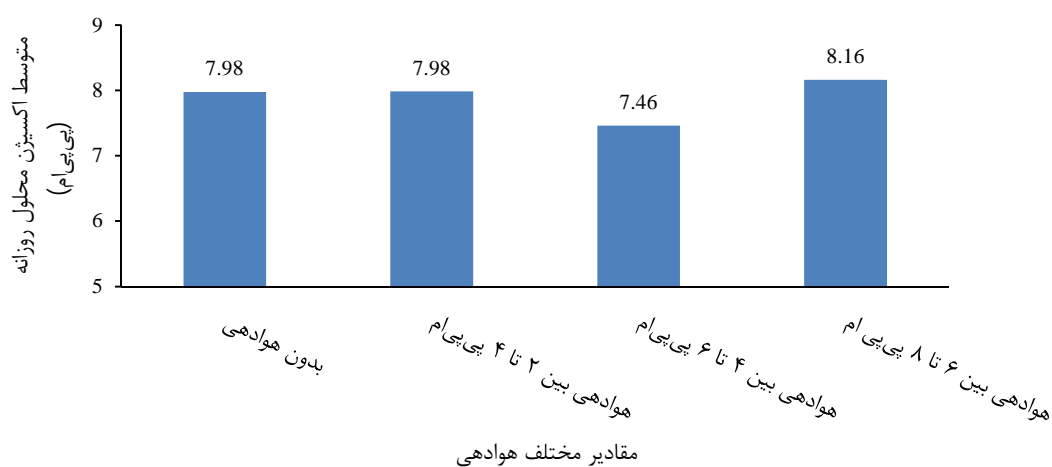
نتایج و بحث

نتایج فعالیت هواده‌ها در طول دوره هوادهی نشان داد که از بین هفده مرحله نمونه‌گیری، در هفت مرحله تیمار بدون هوادهی، در پنج مرحله تیمار هوادهی در محدوده ۴ تا ۶ ppm و در چهار مرحله تیمار هوادهی در محدوده ۶ تا ۸ ppm دارای مقادیر میانگین روزانه اکسیژن بالاتری در استخرها بودند (شکل ۵).

در نیمه اول، دوره پرورش میزان اکسیژن در تیمارهای با هوادهی بالای ۴ ppm بالاتر؛ ولی در ادامه میزان اکسیژن در تیمارهای با هوادهی پایین و بدون هوادهی بیشتر بود. دلیل آن ممکن است به علت افزایش بیشتر وزن ماهی‌ها در اثر هوادهی در دو ماه اول پرورش و در نتیجه مصرف

مقداری انتخاب شد که بیشترین مقدار عددی ضریب همبستگی را داشتند (جدول ۲). طبق نتایج به دست آمده روش انتخاب چرخ رولت و انتخاب دسته‌های یازده تایی به دلیل ایجاد ضریب همبستگی بالاتر بین ورودی‌ها و خروجی انتخاب و در لایه‌های پنهان مختلف ارزیابی شد. نتایج نشان داد که بیشترین مقدار ضریب همبستگی در قرار دادن هفده لایه پنهان با ضریب همبستگی ۰/۳۹ به دست آمد (جدول ۳)؛ بنابراین ادغام کردن الگوریتم ژنتیک با شبکه عصبی نتایج مناسبی نسبت به فقط کاربرد شبکه عصبی دربر نداشت.

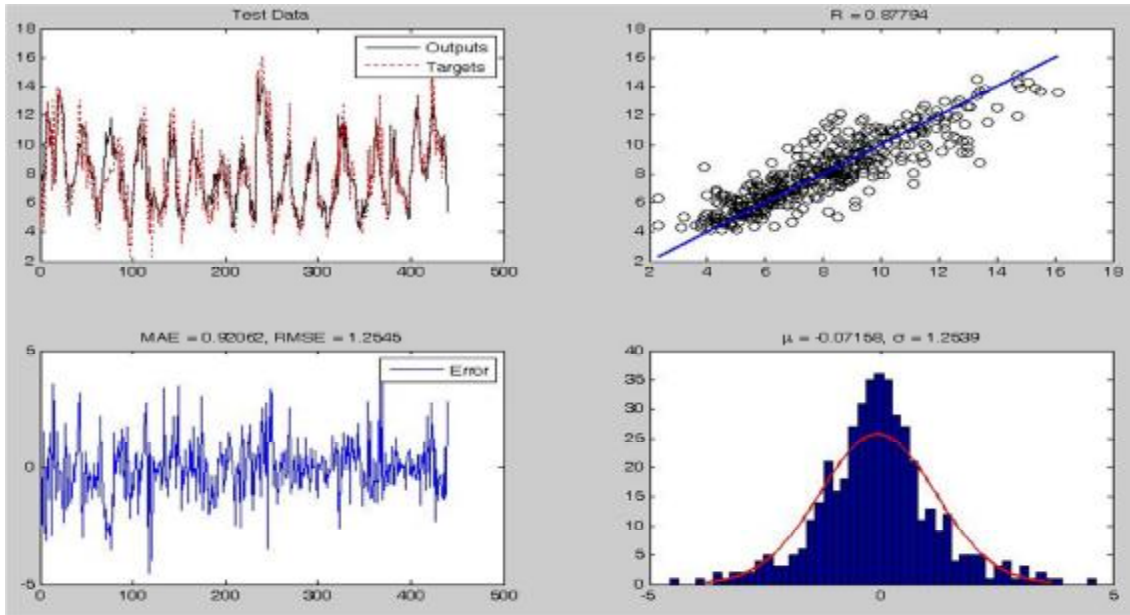
خطای مطلق آن نیز به ترتیب ۱/۴۲ و ۱/۰۹ بود (شکل ۷). نمای کلی خروجی نرم‌افزار در شکل ۸ آورده شده است. در ادغام کردن الگوریتم ژنتیک با شبکه عصبی ابتدا بر طبق آزمون و خطا چند مقدار برای ضریب فشار در روش چرخ رولت و اندازه دسته در روش انتخاب رقابتی، آزمون شده و میزان ضریب همبستگی محاسبه شد. نتایج تجزیه واریانس داده‌ها نشان داد تمامی مقادیر ضریب فشار و تعداد دسته انتخابی اثر یکسانی بر ضریب همبستگی، MAE و RMSE داشتند؛ به همین خاطر از بین آنها



شکل ۶- مقایسه میانگین میزان اکسیژن محلول در آب در تیمارهای مختلف هوادهی



شکل ۷- تعیین ضریب همبستگی در تعداد نورون‌های مختلف در لایه پنهان و با توابع انتقال مختلف



شکل ۸- نمونه‌ای از نتایج به‌دست آمده از شبکه عصبی مصنوعی داده‌ها

جدول ۲- مقادیر ضریب همبستگی در ضرایب تنظیم در ادغام شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک

۱۵	۱۳	۱۱	۹	۷	ضرایب فشار و اندازه دسته
۰/۳۳۴ ^b	۰/۴۰۰ ^a	۰/۴۱۱ ^a	۰/۳۰۲ ^b	۰/۲۵۰ ^b	روش چرخ رولت
۰/۳۹۴ ^a	۰/۳۹۴ ^a	۰/۳۷۱ ^a	۰/۳۷۷ ^a	۰/۳۱۰ ^b	روش انتخاب رقابتی

جدول ۳- نتایج ادغام شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک در لایه‌های پنهان مختلف

۱۷	۱۵	۱۳	۱۱	۹	تعداد لایه پنهان
۰/۳۹۴	۰/۳۸۴	۰/۳۹۲	۰/۳۸۵	۰/۳۷۶	R ²
۰/۲۰۲	۰/۲۰۶	۰/۲۰۵	۰/۲۰۶	۰/۲۰۷	MAE
۰/۲۴۳	۰/۲۴۷	۰/۲۵۲	۰/۲۴۶	۰/۲۴۸	RMSE

C-means با در نظر گرفتن ۱۱ خوشه، بیشترین ضریب همبستگی با میزان ۰/۸۲۳ به‌دست آمد. در حالت خوشه‌بندی کاهشی میزان ضریب همبستگی، خطای جذر میانگین مربعات و میانگین خطای مطلق به ترتیب ۰/۸۸، ۰/۱۱۵ و ۰/۰۸۶ بودند. در نتیجه بیشترین میزان ضریب همبستگی در این مدل به‌دست آمد. این نتیجه با نتیجه به‌دست آمده با پژوهش‌های دیگران تأیید می‌شود (Heddham, 2014) که در آن یک شبکه عصبی و یک شبکه انفیس برای پیش‌بینی اکسیژن محلول مورد استفاده قرار گرفتند و میزان ضریب همبستگی در شبکه عصبی، انفیس در حالت شبکه‌بندی و انفیس در حالت خوشه‌بندی کاهشی به ترتیب ۰/۷۵، ۰/۸۶ و ۰/۸۷ به‌دست آمد.

طبق نظر برخی پژوهشگران، روش‌های الحاقی به شبکه عصبی زمانی سبب بهبود ضریب همبستگی می‌شوند که تعداد داده‌ها اندک باشند و توسعه این روش‌ها، برای کاهش تعداد نمونه‌برداری و کاهش تعداد متغیرهای ورودی و در نتیجه سهولت جمع‌آوری داده‌های ورودی است (Sadeghi et al. 2014). البته برخی دیگر از پژوهشگران نظر متفاوت و اعتقاد دارند که مدل مناسب بستگی به نوع داده‌ها دارد و باید مقایسه شوند تا مدل مناسب مشخص شود (Heddham, 2014). ادغام شبکه عصبی با منطق فازی (ANFIS)، نتایج بهتری نسبت به شبکه عصبی در برداشت. در حالت شبکه‌بندی از بین حالات انتخابی تعداد دو تابع گوسی نوع دو با خروجی خطی با ضریب همبستگی ۰/۸۵۹ به‌عنوان بهترین تخمین‌زننده انتخاب شد (جدول ۴). در حالت خوشه‌بندی

جدول ۴- تعیین ضریب همبستگی، MAE و RMSE در اثر تغییر پارامترها در روش شبکه‌بندی

RMSE	MAE	R ²	نوع خروجی	نوع توابع	تعداد توابع عضویت
۰/۱۷۲	۰/۱۳۴	۰/۷۵۹	ثابت	گوسی	۲
۰/۱۲۹	۰/۱۰۰	۰/۸۵۲	خطی	گوسی	۲
۰/۱۳۳	۰/۱۰۲	۰/۸۴۵	ثابت	گوسی	۳
۰/۱۷۵	۰/۱۴۰	۰/۷۵۲	ثابت	مثلثی	۲
۰/۱۴۱	۰/۱۱۰	۰/۸۲۶	خطی	مثلثی	۲
۰/۱۳۴	۰/۱۰۵	۰/۸۴۱	ثابت	مثلثی	۳
۰/۱۷۰	۰/۱۳۲	۰/۷۵۷	ثابت	زنگوله‌ای	۲
۰/۱۳۰	۰/۱۰۲	۰/۸۵۰	خطی	زنگوله‌ای	۲
۰/۱۴۱	۰/۱۰۹	۰/۸۲۴	ثابت	زنگوله‌ای	۳
۰/۱۷۲	۰/۱۳۲	۰/۷۴۸	ثابت	گوسی نوع ۲	۲
۰/۱۲۵	۰/۰۹۸	۰/۸۵۹	خطی	گوسی نوع ۲	۲
۰/۱۵۶	۰/۱۱۸	۰/۷۹۰	ثابت	گوسی نوع ۲	۳

پژوهش‌های گذشته بود (Palani & et al., 2009; Masrur Ahmad, 2017; Emamgholizadeh et al., 2014).

جدول ۵- تعیین میزان حساسیت به پارامترهای ورودی در سامانه انفیس تعیین میزان اکسیژن محلول آب استخر

RMSE	MAE	ضریب همبستگی	پارامتر حذف شده
۰/۰۹۵	۰/۱۲۴	۰/۸۶۵	pH
۰/۰۹۲	۰/۱۲۱	۰/۸۶۲	دمای آب
۰/۰۹۵	۰/۱۲۶	۰/۸۶۲	دمای هوا
۰/۱۱۰	۰/۱۴۲	۰/۸۲۴	سرعت باد
۰/۰۹۵	۰/۱۲۵	۰/۸۵۵	رطوبت هوا
۰/۱۰۲	۰/۱۰۵	۰/۸۷۲	pH و دمای آب

* یکسان بودن حداقل یک حرف به معنی عدم تفاوت معنی‌دار در سطح ۵ درصد بین دو مقدار تیمارها است.

با استفاده از نتایج مدل ارائه شده می‌توان از نظر مجیز کردن هواده برای اندازه‌گیری میزان اکسیژن محلول در آب به میزان زیادی صرفه‌جویی کرد و به جای خرید و نصب سنسورهای اکسیژن برای هر استخر (هزینه هر عدد ۵ میلیون تومان) با نصب کیت مجهز شده به نرم‌افزار انفیس هزینه را به مقدار زیادی کاهش داد تا بهره‌برداران برای خرید دستگاه هواده رغبت داشته باشند.

نکته دیگر آنکه مدل حاضر در منطقه اهواز جوابگو و برای مناطق دیگر ممکن است در نظر گرفتن همه شاخص‌ها ضروری باشد و برای کاربرد در مناطق دیگر نیاز به تنظیم مدل است.

در ادامه برای تعیین میزان حساسیت پارامترهای ورودی شبکه عصبی - فازی با حذف هر کدام از ورودی‌ها، مدل به‌طور جداگانه اجرا شد. مهم‌ترین پارامتر مؤثر بر مدل سرعت باد بود؛ زیرا با حذف آنها از مدل میزان ضریب همبستگی کاهش بیشتری داشت و همچنین میزان خطاهای مدل MAE و RMSE افزایش بیشتری یافت (جدول ۵). در پژوهش مشخص شد که در روزهای بادی میزان انتقال اکسیژن در آب از ۰/۱ به ۰/۵ گرم بر مترمکعب در هر ساعت افزایش می‌یابد (Welch, 1968). در پژوهشی دیگر یک رابطه رگرسیونی بین سرعت باد و میزان انتقال استاندارد اکسیژن به صورت رابطه (۴) ارائه شد (Boyd & Coddington, 1992):

$$K_{La20} = 0.017x - 0.014 \quad r^2 = 0.882 \quad (4)$$

که در آن K_{La20} ضریب انتقال استاندارد اکسیژن (در ۲۰ درجه سلسیوس (h^{-1}) و x سرعت باد $(m.s^{-1})$ بود.

برای کاهش هزینه‌های تمام‌شده برای خودکار کردن هواده‌ها، مدل در حالت عدم اندازه‌گیری پارامترهای آب و با تکیه بر داده‌های هواشناسی ارزیابی شد و ضریب همبستگی ۰/۸۷ به دست آمد (جدول ۵). در نتیجه در شرایط پرورش ماهی منطقه به دلیل آنکه تراکم ماهی استخرها پایین است، شاخص‌های pH و دمای آب در محدوده مجاز خود هستند و تأثیر چندانی بر مدل نداشته و با لحاظ کردن سه شاخص هواشناسی منطقه می‌توان میزان اکسیژن محلول را پیش‌بینی کرد (جدول ۱). مدل انفیس ارائه شده دارای ضریب همبستگی بالاتری نسبت

5. Heddam, H. 2014. Modeling hourly dissolved oxygen concentration (DO) using two different adaptive neuro-fuzzy inference systems (ANFIS): a comparative study. *Environmental Monitoring*, 186: 597-619.
6. Huihui, Y. Yingyi, C. Shahbazgul, H. and Daoliangi, L. 2016. Dissolved oxygen content prediction in crab culture using a hybrid intelligent method. *Scientific Reports* volume 6, Article number: 27292. doi: 10.1038/srep27292.
7. Kennard, R. W. and Stone, L. A. 1969. Computer aided design of experiment. *Technometrics*, 11(1): 137-147.
8. Kuo, Y. M. Liu, C. W. and Lin, K. H. 2004. 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*, 38(1): 148-58.
9. Masrur Ahmad, A. A. 2017. Prediction of dissolved oxygen in Surma River by biochemical oxygen demand and chemical oxygen demand using the artificial neural networks (ANNs). *Journal of King Saud University: Engineering Sciences*, 29(2): 151-158.
10. Mwegoha, W. J. S. Kaseva, M. E. and Sabal, S. M. M. 2010. Mathematical modeling of dissolved oxygen in fish ponds. *African Journal of Environmental Science and Technology*, 4(9): 625-638.
11. Nurani, V. and Salehi, K. 2008. Rainfall and runoff modeling by using adaptive neural network and comparison with neural networks and fuzzy inference methods, the Fourth National Congress on Civil Engineering, Tehran University, Tehran, Iran (In Farsi).
12. Palani, S. Liong, S. Y. Tkalich, P. and Jegathambal P. 2009. Development of a neural network model for dissolved oxygen in seawater. *Iranian Journal of Medical Sciences*, 38(2): 151-159.
13. Peighan, R. and M. Abdollahmashaie. 2008. Management of warm water culturing fields, Volume 2. Dariasar editin. 264 p (In Farsi).
14. Plumb, A. P. Rowe, R. C. York, P. and Brown, M. 2005. Optimization of the predictive ability of artificial neural network (ANN) models: A comparison of three ANN programs and four classes of training algorithm. *European Journal of Pharmaceutical Sciences*, 25: 395-405.
15. Ross, T. J. 1995. Fuzzy logic with engineering application. McGraw Hill Inc. USA. 585 p.
16. Sadeghi, H. Sohrabi Vafa, h. and Nouri, F. 2014. Applications of Neural Network Based on Genetic Algorithm for Long Term

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، برای پیش‌بینی میزان اکسیژن محلول در آب استخرهای پرورش ماهیان گرمابی از رویکرد سامانه‌های عصبی مصنوعی استفاده شد و با کاربرد الگوریتم ژنتیک، سعی شد که اوزان اتصالات شبکه عصبی بهینه شود و همچنین تأثیر فازی کردن ورودی‌ها با شبکه عصبی بررسی شد. نتایج کلی نشانگر برتری نسبی سامانه ANFIS بر دو روش دیگر بود و این روش با ورودی‌های pH و دمای آب، رطوبت و دمای هوا و سرعت باد با ضریب همبستگی ۰/۸۷ قادر به تخمین میزان اکسیژن محلول در آب استخر است؛ بنابراین با مجهز کردن هواده‌های عمودی مورد استفاده به سیستم‌های راه‌انداز که از مدل به‌دست آمده ورودی‌ها را دریافت کنند، می‌توان مصرف انرژی استخرها و هزینه کارگری را به میزان زیادی کاهش داد و از تلفات ماهی‌ها در اثر روشن نکردن به‌موقع هواده‌ها جلوگیری کرد.

تشکر و قدردانی

بدین‌وسیله از ریاست محترم پژوهشکده تحقیقات آبی‌پروری جنوب و همکاران بخش آبی‌پروری آن پژوهشکده به‌دلیل همکاری در اجرای این پژوهش کمال تشکر را دارم.

منابع

1. Boyd, C. E. and Coddington, D. T. 1992. Relationship between wind speed and reaeration in small aquaculture ponds. *Aquacultural Engineering*, 11(2): 121-131.
2. Emamgholizadeh, S. Kashi, H. and Marofpoor, I. 2014. Prediction of water quality parameters of Karoon River (Iran) by artificial intelligence-based models. *International Journal of Environmental Science and Technology*, 11: 645-656.
3. Fausett, L. 1994. Fundamentals of neural networks architectures algorithms and applications. Prentice-Hall Inc. New Jersey. 476 p.
4. Golabi, M. R. Akhondali, A. M. and Radmanesh, F. 2013. Comparison of the performance of different artificial neural network algorithms in seasonal rainfall modeling Case study; Selected stations in Khuzestan province. *Scientific Journals Management System*, 13(30): 151-169 (In Farsi).

- Energy Demand Forecasting. Applied Theories of Economics journal, 2: 29-52 (In Farsi).
17. Welch, H. E. 1968. Use of modified diurnal curves for the measurement of metabolism in standing water. Limnol. Oceanogr, 13: 679-87.
 18. Witten, I. H. and Frank, E. 2000. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations. San Diego, Cal: Academic Press.
 19. Xu, Z. and Xu, Y. J. 2016. A Deterministic model for predicting hourly dissolved oxygen change: development and application to a shallow eutrophic Lake. MDPI. Water, 8(41): 1-15.