



## یازدهمین کنگره ملی مهندسی مکانیک بیوسیستم و مکانیزاسیون ایران



### تأثیر روش انتخاب نمونه بر پیش‌بینی میزان اکسیژن محلول آب در استخرهای پرورش ماهی

سیدمحمدجواد افزلی<sup>۱</sup>، محمدجواد شیخداودی<sup>۲</sup>، سیدرضا سیدمرتضایی<sup>۳</sup>، جعفر حبیبی اصل<sup>۴</sup>

<sup>۱</sup> محقق مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان، مؤسسه تحقیقات فنی و مهندسی کشاورزی، اهواز، ایران؛ آدرس پست الکترونیکی: moja\_afzali@yahoo.com

<sup>۲</sup> استاد گروه مهندسی بیوسیستم، دانشکده کشاورزی دانشگاه شهید چمران، اهواز، ایران؛ آدرس پست الکترونیکی: javad1950@yahoo.com

<sup>۳</sup> دانشیار بخش بهداشت و بیماری‌های آبزیان، مؤسسه تحقیقات علوم شیلاتی، کرج، ایران؛ آدرس پست الکترونیکی: rmortezaei@yahoo.com

<sup>۴</sup> عضو هیأت علمی مرکز تحقیقات و آموزش کشاورزی و منابع طبیعی خوزستان، مؤسسه تحقیقات فنی و مهندسی کشاورزی، اهواز، ایران آدرس پست الکترونیکی: jhabibi139@yahoo.com

#### چکیده

در پرورش آبزیان پیش‌بینی میزان اکسیژن محلول آب تأثیر زیادی در کاهش مصرف انرژی و همچنین کاهش نیروی کاری دارد. این تحقیق با هدف ایجاد مدلی مناسب برای تخمین میزان اکسیژن محلول آب استخرهای پرورش ماهی انجام گردید. پارامترهای ورودی pH و دمای آب و دما و رطوبت هوا و سرعت باد بودند. در طول دوره پرورش ماهی تمامی پارامترهای ورودی و خروجی اندازه‌گیری شدند و با سه مدل بررسی شدند. مدل اول شبکه عصبی مصنوعی بود که در آن انتخاب داده‌های آموزش به صورت تصادفی انجام شد. در مدل دوم انتخاب داده به روش کنارد- استون انجام گردید. و در نهایت نتایج این دو مدل با رگرسیون چند متغیره خطی مقایسه گردید. نتایج نشان داد در مدل اول با تابع انتقال tansig-tansig با ۱۳ نرون در لایه پنهان، بیشترین مقدار ضریب تبیین با میزان ۰/۷۸ را داشت. در مدل دوم با تابع انتقال logsig-purelin با ۱۷ نرون در لایه پنهان، بیشترین ضریب تبیین با میزان ۰/۷۰ را حاصل نمود. در مدل سوم نیز ضریب تبیین ۰/۵۸ به دست آمد. بنابراین شبکه عصبی با روش انتخاب داده تصادفی مناسب‌ترین روش برای پیش‌بینی میزان اکسیژن محلول استخرهای پرورش ماهی به روش شبکه عصبی می‌باشد.

کلمات کلیدی: اکسیژن محلول، شبکه عصبی، انتخاب نمونه، ماهی

### Prediction of water dissolved oxygen rate at fish growing pools by different artificial intelligence-based models

Seied Mohammad Javad Afzali<sup>1</sup>, Mohammad Javad Sheikhdavodi<sup>2</sup>, Seied Reza Seiedmortezaie<sup>3</sup>, Jaafar habibi asl<sup>4</sup>

<sup>1</sup> Researcher of Engineering Research Department, Khuzestan Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, AREEO, Ahvaz, Iran. Email: moja\_afzali@yahoo.com

<sup>2</sup> Professor of Department of Biosystem Engineering, Shahid Chamran University, Ahvaz, Iran. Email: javad1950@yahoo.com

<sup>3</sup> Associate Professor of Iranian Fisheries Science Research Institute, karaj, Iran. Email: rmortezaei@yahoo.com

<sup>4</sup> Faculty member of Engineering Research Department, Khuzestan Agricultural and Natural Resources Research and Education Center, AREEO, Ahvaz, Iran. Email: jhabibi139@yahoo.com

#### ABSTRACT

In aquaculture Dissolved Oxygen (DO) rate prediction has a large effect on reduction energy consumption



## یازدهمین کنگره ملی مهندسی مکانیک بیوسیستم و مکانیزاسیون ایران



and worker costs. The aim of this research was to create a suitable model to estimate DO rate at growing pools. Input parameters were pH and temperatures of water, moisture and temperature of air and wind speed. Along growing period total of parameters were measured and with three models were estimated. The first one was Artificial Neural Network (ANN) with random selection of sample. Second one was ANN with data selection by Kennard-stone method and Third one was multivariate regression model. The results showed that the maximum  $R^2$  was achieved by tansig-tansig transfer function with 13 neuron at hidden layer with  $R^2=0.78$ . Therefore ANN with random selection of sample was the best method for evaluation of DO at growing pools for the region under study.

**Keywords:** Dissolved Oxygen, Neural Network, Sample selection, Fish

### ۱- مقدمه

متداولترین شاخص برای تعیین وضعیت کیفی آب استخرها، غلظت اکسیژن محلول است. کاهش اکسیژن محلول در استخرها، سبب بالا رفتن سطح دی اکسیدکربن و آمونیاک می شود و هر دو مورد به عنوان مواد سمی برای ماهی هستند و افزایش آنها به طور هم زمان، قدرت دفاعی ماهی ها را در مقابل بیماری ها به شدت کاهش می دهد (Mwegoha et al., 2010). ورود اکسیژن به آب از طریق پدیده انتشار از سطح آب به لایه های پایین و همچنین فتوسنتز زی شناوران گیاهی (فیتوپلانکتون ها) انجام می شود. 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 می شود؛ بنابراین در فصل تابستان و به خصوص در شب (به دلیل عدم فتوسنتز زی شناوران و کاهش اکسیژن در اثر تنفس)، ماهی ها به دلیل کاهش اکسیژن دچار کاهش رشد می شوند. برای کپورماهیان، مقدار اکسیژن محلول آب در طی دوره پرورش نباید کمتر از ۳ پی پی ام 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 پی پی ام است (Peighan & Abdollahmashaie, 2008). برای جبران کاهش اکسیژن محلول در آب از هوادهای مصنوعی به وسیله هوادهای استفاده می شود. در وضعیت موجود، روشن کردن هوادهای به صورت دستی و پس از تاریکی هوا انجام می شود و در اوایل صبح، آنها نیز خاموش می شوند. همچنین بسیاری از پرورش دهندگان به دلیل هزینه بالای مصرف انرژی در هوادهای از خرید آن صرف نظر می کنند یا در مواقع بسیار اضطراری آنها را روشن می کنند. در صورتی که هوادهای به یک سامانه پیش بینی میزان اکسیژن مجهز شوند هم می توان در هزینه انرژی صرفه جویی کرد و هم هزینه کارگری به میزان زیادی کاهش و عملکرد ماهی نیز افزایش می یابد. بدین منظور نیاز به تهیه یک مدل برای پیش بینی میزان اکسیژن محلول استخر ضرورت می یابد. نکته ای 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 پرورش دهندگان توجیه پذیر باشد. با توجه به اینکه سنسور اندازه گیری مستقیم اکسیژن محلول گران است (هر عدد پنج میلیون تومان استعلام یافته در سال ۱۳۹۵)، به نظر می رسد بهتر است از پارامترهایی که می توانند بر این شاخص مؤثر باشند، استفاده و میزان تقریبی اکسیژن محلول را پیش بینی کرد.

مدل های تخمین زنده کیفیت آب مانند مدل های QUA2K و WASP بسیار پیچیده و نیازمند به اطلاعات ورودی فراوان هستند (Nurani & Salehi, 2008; Kuo et al., 2004). همچنین محاسبه این ورودی ها، زمان بر و هزینه بر و طراحی مدل، پیچیده است. در سال های اخیر کاربرد شبکه عصبی برای پیش بینی متغیرهای کیفیت آب توسعه یافته است. شبکه عصبی مصنوعی از جمله روش های مورد استفاده در حل مسائل مهندسی است که می تواند در پیش بینی و مدل سازی این فرایندها به کار رود. از این روش برخلاف روش های آماری، بدون نیاز به یافتن قوانین ریاضی حاکم بر پارامترهای ورودی و خروجی، برای پیش بینی خروجی به ویژه در فرایندهای پیچیده و رفتارهای غیرخطی و سامانه های تصمیم ساز مشابه انسان استفاده می شود (Witten & Frank, 2000; Plumb et al., 2005). با توجه به اهمیت اکسیژن محلول آب استخر و تأثیر آن بر تولید نهایی ماهی در سال های اخیر، پژوهش هایی در زمینه پیش بینی میزان اکسیژن محلول آب انجام شده است که غالب آنها بر پایه سامانه های عصبی و فازی بوده اند. در پژوهشی در سنگاپور برای تخمین هفتگی میزان اکسیژن محلول در آب دریا از دو شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با قابلیت پس انتشار خطا و شبکه عصبی رگرسیون تعمیم یافته استفاده شد (Palani et al., 2009). ورودی های مدل شامل دما، شوری، pH، عمق سچی و کلروفیل آ بودند. در

1 Dissolved Oxygen

2 Multi Layer Back Propagation (MLBP)

3 Generalized Regression Neural Networks (GRNN)

4 Secchi depth



## یازدهمین کنگره ملی مهندسی مکانیک بیوسیستم و مکانیزاسیون ایران



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<sup>۱</sup> 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 بیوشیمیایی 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. یکی از معایب تخمین میزان خروجی در شبکه عصبی مصنوعی انتخاب تصادفی داده‌های ورودی می‌باشد که منجر به خروجی‌های متفاوت شده و برای به دست آوردن یک تخمین درست نیاز به چند بار اجرای مدل و میانگین‌گیری از خروجی می‌باشد. انتخاب صحیح زیرمجموعه‌های مشخص سبب می‌گردد که نتیجه هموارتری حاصل شود. روش‌های انتخاب زیرمجموعه شامل طراحی بصری دی<sup>۲</sup>، روش پوشوین<sup>۳</sup>، روش کنارد و استون، روش نائس<sup>۴</sup> و روش دوپلکس<sup>۵</sup> هستند. در این تحقیق به بررسی نقش انتخاب زیرمجموعه به روش کنارد و استون بر عملکرد خروجی شبکه عصبی مصنوعی در تخمین میزان اکسیژن محلول آب استخر پرورش ماهی کپور پرداخته می‌گردد.

### ۲- مواد و روش‌ها

محل اجرای آزمایش، پژوهشکده آبی‌پروری جنوب واقع در شهر اهواز و استان خوزستان با مختصات جغرافیایی "۴۴/۲۷' ۳۱' ۲۵" شمالی و "۱۷/۳۸' ۴۹' ۴۸" شرقی بود (شکل ۱). 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 پی‌پی‌ام، فعالیت هواده‌ها در دامنه ۴ تا ۶ پی‌پی‌ام، فعالیت هواده‌ها در دامنه ۲ تا ۴ پی‌پی‌ام و عدم استفاده از هواده بودند.



1 Feed Forward Neural Network (FFNN)  
2 D-optical design  
3 Puchwein method  
4 Naes clustering method  
5 DUPLEX method



## یازدهمین کنگره ملی مهندسی مکانیک بیوسیستم و مکانیزاسیون ایران



Figure 1. Schematic view of research location

شکل ۱- نمایی از محل اجرای پژوهش

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.

### ۲-۱- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی، از جمله روش‌های محاسباتی است که به کمک فرآیند یادگیری<sup>۱</sup> و با استفاده از 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 شده است (شکل ۲). در هر لایه، تعدادی نورون وجود دارند. لایه یا لایه‌های پنهان، اطلاعات دریافت شده از لایه ورودی را پردازش می‌کنند و در اختیار لایه خروجی قرار می‌دهند. تابع انتقال، بیان‌کننده پاسخ هر نورون به سیگنال ورودی آن نورون 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 مونتوم، لونیبرگ-مارکوات (LM) و گرادیان نزولی (CG) وجود دارد. در این پژوهش از الگوریتم لونیبرگ-مارکوات به دلیل همگرایی سریع‌تر در آموزش سامانه‌های با اندازه متوسط استفاده شد (Golabi et al., 2013).

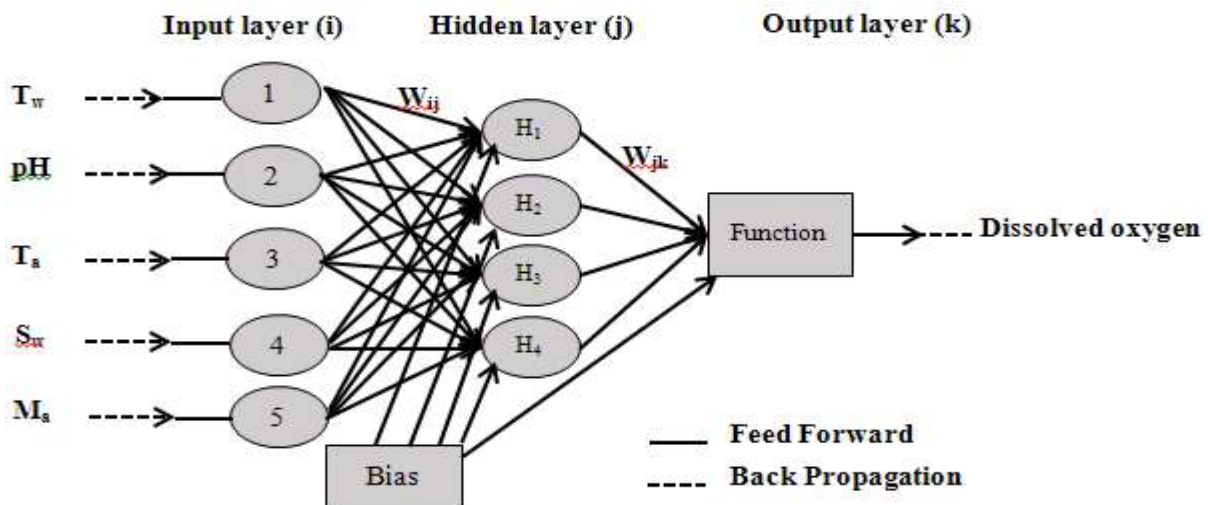


Figure 2. Artificial Neural Network used in this research

شکل ۲. مدل شبکه عصبی مورد استفاده در پژوهش

برای انتخاب صحیح و یکنواخت داده‌ها ابتدا با استفاده از روش انتخاب زیرمجموعه تصادفی نتایج به دست آمد سپس مجدداً با روش Kennard and Stone (1969) نیز برنامه اجرا گردید و نتایج به دست آمده با یکدیگر مقایسه گردید (شکل ۳). در این روش دو داده ابتدایی، داده‌هایی هستند

<sup>1</sup> Learning



## یازدهمین کنگره ملی مهندسی مکانیک بیوسیستم و مکانیزاسیون ایران



که بیشترین فاصله را از یکدیگر دارند. برای انتخاب نقطه سوم، فاصله هر نقطه را تا هر کدام از این نقاط انتخاب شده قبلی اندازه گیری و حداقل آنها را حساب می کنیم. حداکثر مقدار حاصل شده سبب انتخاب آن نقطه می شود. در صورت مساوی بودن دو مقدار به عنوان مقدار حداکثر، نقطه ای انتخابی می شود که رتبه (ایندکس) کمتری داشته باشد. به عنوان مثال در شکل ۱ که ۲۵ داده در یک فضای دوبعدی قرار گرفته اند اولین و دومین نقاط انتخابی نقاط (۱ و ۲۵) و (۲۱ و ۵) هستند زیرا بیشترین فواصل را از یکدیگر دارند. از بین این دو، نقطه (۱ و ۲۵) که ایندکس کمتری دارند به عنوان نقاط اول و دوم انتخاب می شوند. برای انتخاب نقطه سوم فاصله سایر نقاط را تا دو نقطه انتخاب شده محاسبه می کنیم و مینیمم آن دو را بدست می آوریم. برای کلیه نقاط این عمل را انجام داده و نقطه ای که ماگزیمم مقدار حاصله را داشته باشد به عنوان نقطه سوم انتخاب می گردد. در این مثال نقاط ۵ و ۲۱ چنین وضعیتی دارند. به عبارت بهتر فاصله این دو نقطه از نقاط ۱ و ۲۵ به ترتیب برابر با ۵ و ۵ خواهد بود و مینیمم این دو عدد نیز ۵ خواهد بود و اگر برای سایر نقاط حساب گردد مقدار به دست آمده از این مقدار کمتر خواهد بود بنابراین نقطه سوم از بین نقاط ۵ و ۲۱ باید انتخاب گردد. در نتیجه نقطه ۵ که مقدار رتبه آن کمتر است انتخاب می گردد. برای انتخاب نقطه چهارم فاصله سایر نقاط تا سه نقطه انتخاب شده تعیین شده و طبق روال قبل عمل می گردد. این عمل تا جایی ادامه می یابد که تعداد نقطه انتخاب شده برای آموزش شبکه عصبی تکمیل گردد. به همین ترتیب ادامه نقاط انتخابی برای داده های اعتبارسنجی و تست منظور می شوند.

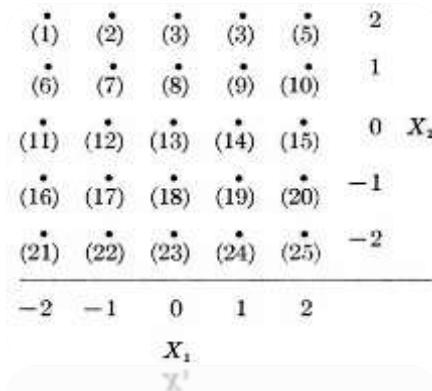


Figure 3. Sample selection with Kennard- Stone (1969) method

شکل ۳- انتخاب نمونه به روش کنارد- استون (۱۹۶۹)

پارامترهای ورودی در این پژوهش، شامل دمای آب، pH، دمای هوا، سرعت باد و رطوبت هوا بودند. این پارامترها با توجه به پژوهش های گذشته و سهولت اندازه گیری انتخاب شدند. در یک پژوهش از شاخص های 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 پیش بینی میزان اکسیژن محلول از شاخص های 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 مولکول های آب و کاهش تماس مولکول های 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 می تواند سبب افزایش میزان اکسیژن محلول آب شود. در جدول ۱، نام، مقدار بیشینه و کمینه، میانگین و انحراف معیار هر یک از نوروں های ورودی و نوروں خروجی (میزان اکسیژن محلول) آورده شده است.

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

Table 1. Inputs and output parameters of neural network and statistical rates during growng

Neuron	Abbreviation symbol	Maximum rate	Minimum rate	average	Standard deviation
Water temperature (°C)	T <sub>w</sub>	37.7	17.3	28.12	4.29
Water pH	pH	10.94	6.4	8.33	0.52



## یازدهمین کنگره ملی مهندسی مکانیک بیوسیستم و مکانیزاسیون ایران



Air temperature (°C)	T <sub>a</sub>	49	12	33.63	8.32
Wind speed (m/s)	S <sub>w</sub>	10	1	3.63	1.92
Air moisture (%)	M <sub>a</sub>	99	8	25.47	17.25
Dissolved oxygen (p.p.m.)	DO	17	1.8	8.25	2.72

شبکه پیش‌بینی‌کننده این پژوهش پس از آزمون و خطا و در نظر گرفتن کمترین میزان خطای حاصل شده با ۳ تا ۱۷ نورون 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. پس از آموزش سامانه‌های مختلف، معیارهای آماری خطای جذر میانگین مربعات (RMSE)، میانگین خطای مطلق (MAE) و ضریب تبیین (R<sup>2</sup>) 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 تبیین (R<sup>2</sup>) برابر با مجذور ضریب همبستگی است. O<sub>i</sub> میزان خروجی واقعی، P<sub>i</sub> 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.

### ۳- نتایج و بحث

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

- 1 - Root Mean Square Error
- 2 - Mean Absolute Error
- 3 - Correlation Coefficient



## یازدهمین کنگره ملی مهندسی مکانیک بیوسیستم و مکانیزاسیون ایران



در نیمه اول، دوره پرورش میزان اکسیژن در تیمارهای با هوادهی بالای ۴ پی پی ام 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 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 ۵). 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 که در روش انتخاب تصادفی داده‌ها تابع انتقال tansig-tansig در لایه پنهان با ۱۳ نورون با میزان ۰/۷۰، بیشترین ضریب تبیین را داشت و مقدار خطای جذر میانگین مربعات و میانگین خطای مطلق آن نیز به ترتیب ۱/۳۱ و ۰/۹۶ بود (شکل ۶).

در روش کنارد و استون تابع انتقال logsig-purelin در لایه پنهان با ۱۷ نورون با میزان ۰/۷۰، بیشترین ضریب تبیین را داشت و مقدار خطای جذر میانگین مربعات و میانگین خطای مطلق آن نیز به ترتیب ۱/۴۲ و ۱/۰۹ بود (شکل ۷). نمای کلی خروجی نرم‌افزار در شکل ۸ آورده شده است.

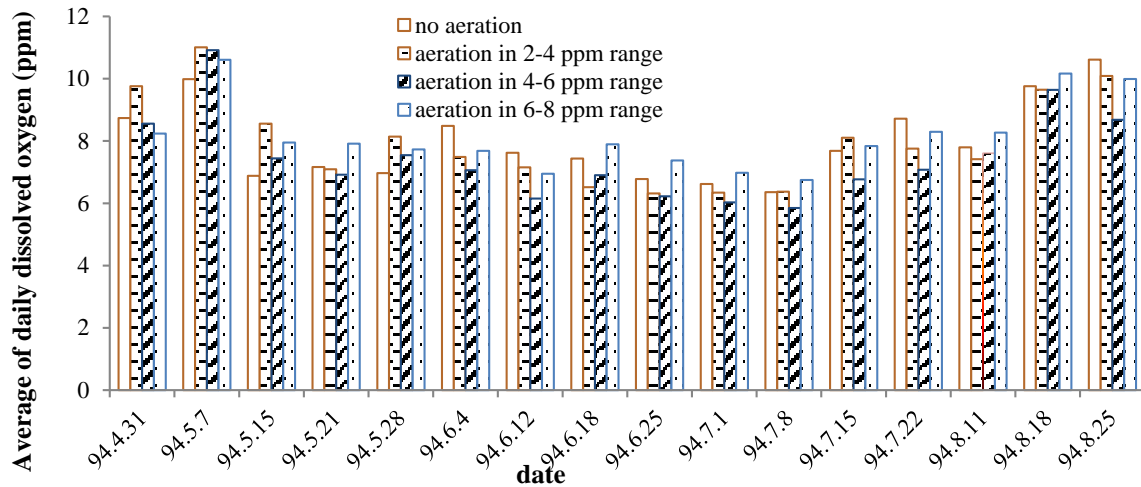


Figure 4. Trend of water dissolved oxygen rates during growing period in different aeration treatments

شکل ۴- روند میزان اکسیژن محلول آب در طول دوره پرورش در تیمارهای مختلف هوادهی

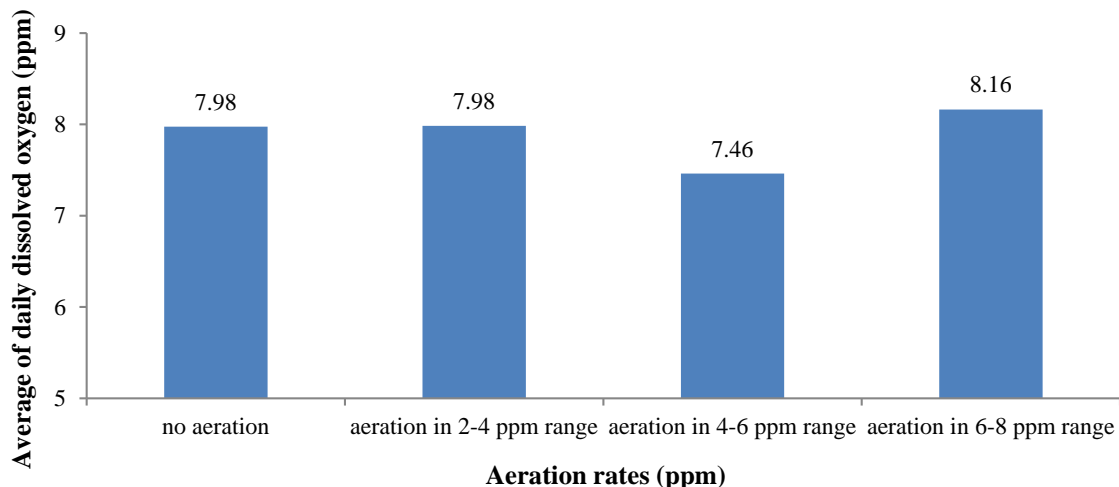




Figure 5. Compare of means of water dissolved oxygen rates in different aeration treatments  
شکل ۵- مقایسه میانگین میزان اکسیژن محلول در آب در تیمارهای مختلف هوادهی

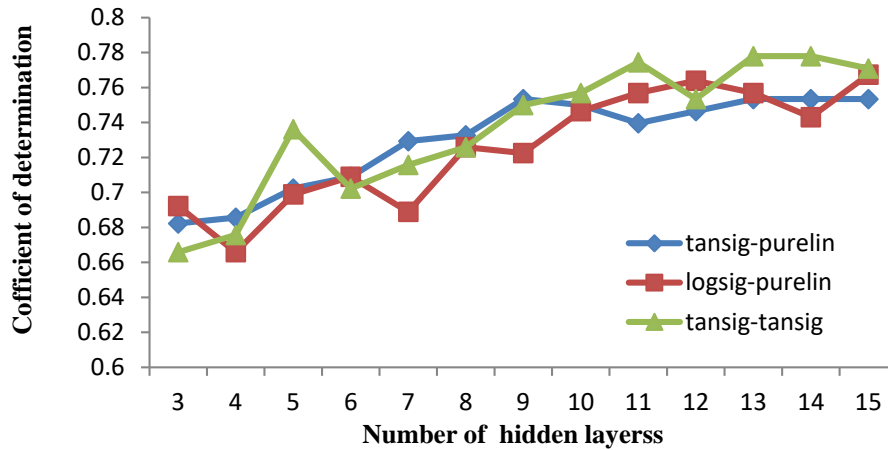


Figure 6. Coefficient of determination rate at different number of neurons in hidden layer and with different transfer functions (Random selection of samples method)

شکل ۶- میزان ضریب تبیین در تعداد نورون‌های مختلف در لایه پنهان و با توابع انتقال مختلف (روش انتخاب تصادفی نمونه‌ها)

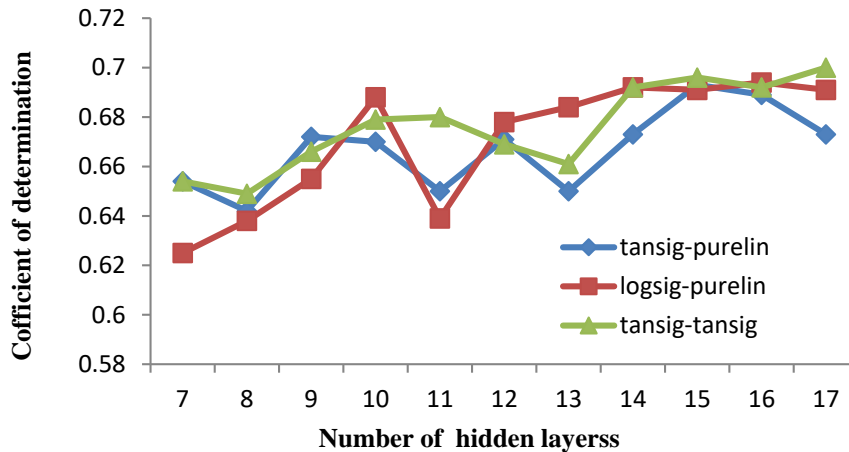


Figure 7. Coefficient of determination rate at different number of neurons in hidden layer and with different transfer functions (Kennard- Stone selection of samples method)

شکل ۷- میزان ضریب تبیین در تعداد نورون‌های مختلف در لایه پنهان و با توابع انتقال مختلف (روش کنارد- استون برای انتخاب نمونه)



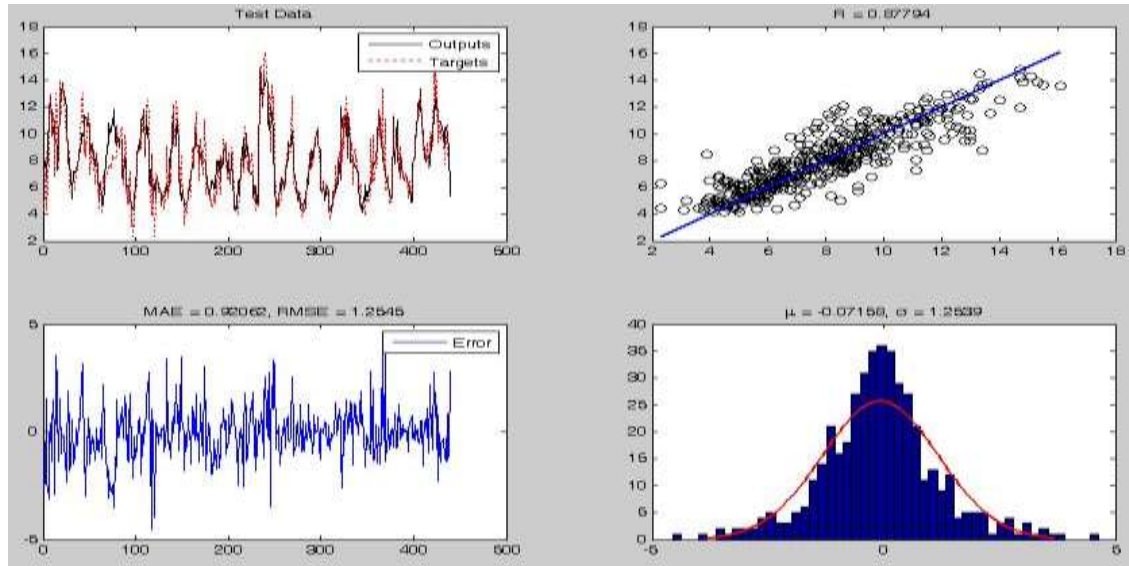


Figure 8. Typical view of earned targets from ANN

شکل ۸- نمونه‌ای از نتایج به دست آمده از شبکه عصبی مصنوعی

بررسی نقش داده‌های ورودی بر روی میزان اکسیژن محلول به وسیله رگرسیون خطی نیز بررسی گردید. نتایج نشان داد که از بین پارامترهای ورودی به جز سرعت باد سایر پارامترها تأثیر معنی‌داری بر شاخص میزان اکسیژن محلول آب استخر داشتند. ضریب تبیین به دست آمده برابر با ۰/۵۸ به دست آمد که نسبت به ضریب تبیین به دست آمده با استفاده از دو مدل قبل مقدار پایین‌تری داشت.

$$DO = -4.1^{**} + 2.4pH^{**} - 0.56T_w^{**} + 0.26T_a^{**} + 0.02S_w^{ns} - 0.023M_a^{**} \quad R^2_{adj} = 0.58 \quad (1)$$

با توجه به بررسی سه مدل مشاهده گردید کاربرد مدل شبکه عصبی با روش انتخاب نمونه تصادفی بهتر از دو روش دیگر جواب داد و با این روش قادر به تخمین بهتر میزان اکسیژن محلول آب استخر خواهیم بود.

در ادامه به منظور بررسی مهم‌ترین ورودی‌های مدل، میزان حساسیت مدل به پارامترهای مختلف با حذف تکی آنها انجام گردید. نتایج نشان داد که سرعت باد مؤثرترین عامل در بین پارامترها بود زیرا با حذف آن از مدل میزان ضریب تبیین بیش از حذف سایر پارامترها کاهش یافت. در یک پژوهش مشخص شد که در روزهای بادی میزان انتقال اکسیژن در آب از ۰/۱۱ 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.

جدول ۵- میزان حساسیت به پارامترهای ورودی در شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین میزان اکسیژن محلول آب استخر

Table 5. Sensitivity rate to input parameters at ANFIS for prediction of pool water dissolved oxygen

Deleted parameter	R <sup>2</sup>	MAE	RMSE
pH	0.711 <sup>b</sup>	1.118 <sup>b</sup>	1.470 <sup>b</sup>
Water temperature	0.729 <sup>b</sup>	1.065 <sup>b</sup>	1.438 <sup>b</sup>
Air temperature	0.771 <sup>a</sup>	0.985 <sup>c</sup>	1.311 <sup>c</sup>
Wind speed	0.710 <sup>b</sup>	1.071 <sup>b</sup>	1.430 <sup>b</sup>
Air moisture	0.713 <sup>b</sup>	1.068 <sup>b</sup>	1.435 <sup>b</sup>
pH and Water temperature	0.531 <sup>c</sup>	1.428 <sup>a</sup>	1.874 <sup>a</sup>

\* Different letters means statistical significant difference at  $P < 0.05$



## یازدهمین کنگره ملی مهندسی مکانیک بیوسیستم و مکانیزاسیون ایران



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 تبیین ۰/۵۳ به دست آمد (جدول ۵). در نتیجه در شرایط پرورش ماهی منطقه و با اندازه‌گیری با مدل شبکه عصبی پیشنهادی در صورتی که تنها با تکیه بر شاخص‌های هواشناسی میزان اکسیژن محلول اندازه‌گیری گردد ضریب تبیین به میزان قابل توجهی کاهش خواهد یافت (جدول ۵).

### ۴- 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 شبکه عصبی با روش انتخاب نمونه تصادفی بر دو روش دیگر بود و این روش با ورودی‌های pH و دمای آب، رطوبت و دمای هوا و سرعت باد با ضریب تبیین ۰/۷۸ قادر به تخمین میزان اکسیژن محلول در آب استخر است؛ بنابراین با مجهز کردن هواده‌های عمودی مورد استفاده به سیستم‌های راه‌انداز که از مدل به دست 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 به موقع هواده‌ها جلوگیری کرد. باید عنوان نمود که مدل حاضر در منطقه اهواز جوابگو بوده ولی برای مناطق دیگر ممکن است تنظیم مدل ضرورت داشته باشد.

### ۵- تشکر و قدردانی

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

### ۶- مراجع

- Boyd, C. E., & Coddington, D. T. (1992). Relationship between wind speed and reaeration in small aquaculture ponds. *Aquacultural Engineering*, 11(2), 121-131.
- Golabi, M. R., Akhondali, A. M., & 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. (Persian).
- Huihui Y., Yingyi, C., Shahbazgul, H., & Daoliang, 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.
- Kennard, R. W., & Stone L. A. (1969). Computer aided design of experiment. *Technometrics*, 11(1), 137-147.
- Kuo, Y. M. Liu, C. W., & 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.
- 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.
- Mwegoha, W. J. S., Kaseva, M. E., & Sabal, S. M. M. (2010). Mathematical modeling of dissolved oxygen in fish ponds. *African Journal of Environmental Science and Technology*, 4(9), 625-638.
- Nurani, V., & 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 (Persian).
- Palani, S., Liong, S. Y., Tkalich, P., & Jegathambal P. (2009). Development of a neural network model for dissolved oxygen in seawater. *Indian Journal of Geo-Marine Sciences*, 38(2), 151-159.
- Peighan, R., & M. Abdollahmashaie. (2008). *Management of warm water culturing fields*, Volume 2. Dariasar editin. 264 p. (Persian).
- Plumb, A. P. Rowe, R. C. York, P., & 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.



## یازدهمین کنگره ملی مهندسی مکانیک بیوسیستم و مکانیزاسیون ایران



انجمن مهندسی مکانیک و کاتیراسیون ایران



Buali Sina University

Welch, H. E. (1968). *Use of modified diurnal curves for the measurement of metabolism in standing water*. *Limnol. Oceanogr.*, 13, 679-687.

Witten, I. H., & Frank, E. (2000). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques with Java Implementations*. San Diego, Cal: Academic Press.

Xu, Z., & Xu, Y. J. (2016). A Deterministic model for predicting hourly dissolved oxygen change: development and application to a shallow eutrophic Lake. *Molecular Diversity Preservation International, Water, Water*, 8(41), 1-15.