

## ارزیابی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی اکسیژن محلول و فسفر کل در حوضه آبریز سد ایلام

فرشته نورمحمدی ده‌بالایی<sup>۱\*</sup>، میترا جوان<sup>۲</sup>، مهوش نورمحمدی ده‌بالایی<sup>۳</sup>، افشین اقبال‌زاده<sup>۴</sup>

تاریخ دریافت: ۹۴/۰۷/۰۵ تاریخ پذیرش: ۹۵/۰۹/۰۲

۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد مهندسی عمران، دانشگاه رازی کرمانشاه

۲- استادیار، گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی، دانشگاه رازی کرمانشاه

۳- کارشناس مهندسی بهداشت محیط، اداره کل آموزش فنی و حرفه‌ای استان ایلام

۴- استادیار، گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی، دانشگاه رازی کرمانشاه

\* مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: fereshteh\_nn974@yahoo.com

### چکیده

در این تحقیق از مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP-NN) برای شبیه‌سازی اکسیژن محلول و فسفر کل در حوضه آبریز سد ایلام استفاده شد. مدل شبکه عصبی با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی سه زیرحوضه سد ایلام در سال‌های ۸۹-۱۳۸۸ طراحی گردید. متغیرهای ورودی شبکه عصبی برای مدل‌سازی اکسیژن محلول شامل اسیدیته آب، هدایت الکتریکی، کل جامدات معلق، دما، فسفر کل، سولفات، آمونیوم، آهن و نیتروژن کل بودند. متغیرهای ورودی برای شبکه عصبی برای مدل‌سازی فسفر کل شامل فسفات و دما است که در یک نقطه در نزدیکی محل بدنه سد و در عمق‌های مختلف اندازه‌گیری شده‌اند. عملکرد مدل‌ها با استفاده از شاخص‌های ضریب تبیین ( $R^2$ )، خطای نسبی و مجموع مربعات خطا (SSE) ارزیابی شد. با توجه به نتایج شبکه عصبی تمامی متغیرهای در نظر گرفته شده بر روی مدل‌سازی اکسیژن محلول مؤثر بوده و مؤثرترین پارامتر میزان کل جامدات معلق بود. در مدل‌سازی فسفر کل نیز فسفات مؤثرتر از دما بود. ضریب تبیین به‌دست آمده بین مقادیر شبکه عصبی و مقادیر اندازه‌گیری شده برای اکسیژن محلول ۰/۸۱۳ و برای فسفر کل ۰/۹۴۰ بود. در ادامه، نتایج حاصل از مدل‌های شبکه عصبی با نتایج حاصل از مدل دوبرعدی متوسط‌گیری شده عرضی CE-QUAL-W2 مقایسه شده است. براساس نتایج، مدل پرسپترون چند لایه (MLP) در پیش‌بینی متغیرهای کیفیت آب دقت بالاتری را نسبت به مدل عددی نشان داد. نتایج همچنین نشان داد که شبکه عصبی قادر به پیش‌بینی تغذیه‌گرایی با دقت قابل قبولی است و می‌توان از آن به‌عنوان یک ابزار مفید برای مدیریت کیفی آب مخازن استفاده نمود.

واژه‌های کلیدی: اکسیژن محلول، حوضه سد ایلام، فسفر کل، مدل پرسپترون چند لایه، CE-QUAL-W2

## Performance Evaluation of Artificial Neural Network in Predicting Dissolved Oxygen and Total Phosphorus Concentrations in the Ilam Dam Catchment

F Nourmohammadi dehbalaie<sup>\*1</sup>, M Javan<sup>2</sup>, M Nourmohammadi dehbalaie<sup>3</sup>, A Eghbalzadeh<sup>4</sup>

Received: 27 September 2015

Accepted: 22 November 2016

<sup>1</sup>M.Sc. Graduate of Civil Engineering, Razi Univ., Kermanshah, Iran

<sup>2</sup>Assist. Prof., Dept. of Civil Eng., Faculty of Eng., Razi Univ., Kermanshah, Iran

<sup>3</sup>B.Sc. of Environmental Health Engineering, Technical and Vocational Training Organization- Ilam, Iran

<sup>4</sup>Assist. Prof., Dept. of Civil Eng., Faculty of Eng., Razi Univ., Kermanshah, Iran

\* Corresponding Author, E-mail: fereshteh\_nn974@yahoo.com

### Abstract

In this research, a multi-layer perceptron neural network (MLP-NN) model was used to simulate dissolved oxygen and total phosphorus in the Ilam Dam catchment. The NN model was developed using experimental data from three sub-catchments of Ilam Dam during the 2009-2010 period. Input variables of NN model including water PH, electricital conductivity, total suspended solids, temperature, total phosphorus, sulfate, ammonia, iron and total nitrogen were employed for the dissolved oxygen modeling. Input variables for total phosphorus modeling were temperature and phosphate, which have been measured at one station on the reservoir vicinity at different depths. The performance of the models was assessed by the coefficient of determination, relative error, and sum of squared errors (SSE) indices. The neural network results indicated that all the input variables affected modeling of the dissolved oxygen concentration, while the most effective parameter was the total suspended solids. Phosphate presented the highest impact on the total phosphorus modeling than the temperature. The coefficient of determination values for modeling dissolved oxygen and total phosphorus were 0.813 and 0.940, respectively. The results of NN models were then compared with the two-dimensional, laterally averaged CE-QUAL-W2 model. Based on the results, the multi-layer perceptron model showed more accurate responses than the numerical model in predicting water quality variables. Results also showed that the NN was able to predict the eutrophication process with acceptable accuracy and could be used as a valuable tool for qualitative management of reservoir water.

**Keywords:** CE-QUAL-W2, Dissolved oxygen, Ilam Dam catchment, Multi-layer perceptron model, Total phosphorus

### مقدمه

کشاورزی و دیگر فعالیتهای انسانی در حوضه می‌باشد (امامقلی زاده و همکاران ۲۰۱۴). در بیشتر کشورها تلاش‌های مدیریتی جدی برای جلوگیری از تخریب کیفیت آب صورت می‌گیرد. یکی از پدیده‌های نامطلوبی که در آب‌های سطحی به‌ویژه دریاچه‌ها و مخازن اتفاق می‌افتد پدیده تغذیه‌گرایی است. ورود بار اضافی مواد مغذی به‌خصوص فسفر منجر به افزایش رشد جلبک می‌گردد که به‌دنبال آن موجب تغییرات

رودخانه‌ها و مخازن منابع مهمی برای تأمین نیازهای آبی هستند. انسان‌ها از این منابع برای تأمین آب شرب، توریسم، ماهی‌گیری، تفریح و کشاورزی استفاده می‌کنند. بنابراین، این منابع بایستی دارای کمینه سطح قابل قبول از لحاظ کیفی باشند. کیفیت آب‌های سطحی در یک ناحیه به‌شدت وابسته به طبیعت، صنعت،

<sup>۳</sup>(COD) و نیاز اکسیژن بیوشیمیایی<sup>۴</sup> (BOD) در رودخانه کارون پرداختند. بعد از ساخت شبکه تحلیل حساسیتی برای تعیین اهمیت متغیرهای ورودی انجام دادند و نشان دادند که فسفات بیشترین اثر را بر روی مدل‌سازی DO، BOD و COD دارد. همچنین نشان دادند که روش شبکه عصبی پرسپترون چند لایه نسبت به مدل‌های دیگر نتایج بهتری دارد. رانکوچ و همکاران (۲۰۱۰) توانایی شبکه عصبی پیش‌خور را برای مدل‌سازی اکسیژن محلول با استفاده از ۱۸۰ داده در مخزن گروزا در صربستان مورد بررسی قرار دادند. آن‌ها با انجام تحلیل حساسیت نشان دادند که پارامترهای مؤثر بر روی اکسیژن محلول، دما و اسیدیته آب می‌باشد و پارامترهای نترات، کلراید و فسفر کل اثر کمی بر روی مدل‌سازی دارند. کو و همکاران (۲۰۰۷) به پیش‌بینی تغذیه‌گرایی در مخزن تی چی در تایوان با استفاده از شبکه عصبی پرداختند. آن‌ها چهار مدل جداگانه را برای پیش‌بینی اکسیژن محلول، عمق دیسک سکی، فسفر کل و کلروفیل آ براساس داده‌های اندازه‌گیری شده از این پارامترها در نظر گرفتند. آهنگر و همکاران (۲۰۱۳) یک شبکه عصبی سه‌لایه را برای شبیه‌سازی غلظت منگنز در مخزن سد چاه نیمه ۱ در سیستان و بلوچستان در نظر گرفتند. متغیرهای ورودی شبکه عصبی شامل دما، اسیدیته آب، شوری و هدایت الکتریکی و متغیر خروجی شبکه عصبی منگنز بود. عبدالمالکی و همکاران (۲۰۱۳) غلظت مس را در مخزن چاه نیمه ۱ در سیستان و بلوچستان را با استفاده از شبکه عصبی پیش‌بینی کردند. حیدری و همکاران (۲۰۱۳) از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی اکسیژن محلول و هدایت الکتریکی ویژه<sup>۵</sup> (SC) در رودخانه دلاور در ایالت پنسیلوانیا استفاده کردند. آن‌ها ساختار ۱-۵-۳ و ۱-۷-۳ را به ترتیب برای

روزانه غلظت اکسیژن محلول و pH، شرایط بی‌هوازی در لایه‌های پایین، تولید مواد سمی، بو و طعم در آب مخازن و دریاچه‌ها خواهد شد (کارآموز و کراچیان ۱۳۹۰، کو و همکاران ۲۰۰۶، لیو و همکاران ۲۰۰۹). جهت تعیین وضعیت تغذیه‌گرایی در یک مخزن معمولاً از داده‌های اندازه‌گیری شده اکسیژن محلول (DO)، فسفر کل (TP)، کلروفیل آ (Chl-a) و عمق دیسک سکی<sup>۱</sup> (SD) استفاده می‌شود (کو و همکاران ۲۰۰۷). سطح اکسیژن محلول میزان سلامت اکوسیستم آبی را نشان می‌دهد. در سیستم‌های آبی به کمترین مقدار مشخصی اکسیژن محلول نیاز هست. منابع تولیدکننده اکسیژن محلول شامل هواگیری از اتمسفر و تولید اکسیژن از نورخاست و منابع مصرف‌کننده اکسیژن نیز مواد نیتروژنی و کربنی، نیاز اکسیژن رسوبات و تنفس توسط گیاهان آبی می‌باشد (امامقلی زاده و همکاران ۲۰۱۴). دینامیک اکسیژن محلول غیرخطی است و بسیاری از نظریه‌های آماری را برای آن نمی‌توان استفاده کرد. مدل‌های مختلفی برای تحلیل اکسیژن محلول توسعه و استفاده شده‌اند (رانکوچ و همکاران ۲۰۱۰). بیشتر این مدل‌ها نیازمند داشتن اطلاعات اولیه زیادی برای انجام مدل‌سازی می‌باشند که این امر مستلزم صرف هزینه و وقت زیادتری می‌باشد. شبکه‌های عصبی مصنوعی ابزار مناسبی برای تحلیل و مدل‌سازی ارتباط‌های غیر خطی در اکولوژی می‌باشد و در طی دهه‌های اخیر بسیار مورد توجه محققان قرار گرفته است. علت این امر علاوه بر سادگی کاربرد آن‌ها، بازدهی این روش‌ها در مدل‌سازی فرآیندهایی است که رفتاری به‌شدت غیرخطی دارند.

امامقلی‌زاده و همکاران (۲۰۱۴) به ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و انفیس<sup>۲</sup> برای مدل‌سازی اکسیژن محلول، نیاز اکسیژن شیمیایی

<sup>۳</sup>Chemical oxygen demand

<sup>۴</sup>Biological oxygen demand

<sup>۵</sup> Specific conductance

<sup>۱</sup>Secchi disk

<sup>۲</sup>ANFIS

در سال ۱۳۸۰ به بهره‌برداری رسید. حوضه سد ایلام ۶۶۲ کیلومترمربع وسعت دارد و شامل سه زیرحوضه گل‌گل، چاویز و اما می‌باشد. رودخانه گل‌گل اصلی‌ترین رودخانه ورودی به مخزن سد می‌باشد. در حوضه بالادست مخزن، متوسط دبی ورودی سالیانه، دما و بارش به ترتیب  $1.06 \text{ m}^3 \text{ s}^{-1}$ ،  $16^\circ \text{C}$  و  $616 \text{ mm}$  می‌باشد. سد ایلام با ارتفاع ۶۵ متر از روی فونداسیون و طول تاج ۱۶۲ متر دارای ۷۱ میلیون متر مکعب ظرفیت آب می‌باشد (بی‌نام ۱۳۸۹).

### شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی از سه لایه مستقل است که شامل (۱) لایه‌های ورودی که داده‌ها را برای شبکه عصبی ایجاد می‌کنند، (۲) لایه‌های پنهان که داده‌ها در این لایه پردازش می‌یابند و ممکن است یک و یا چند لایه باشد، و (۳) لایه‌های خروجی که نتایج شبکه عصبی را نمایش می‌دهند. هر لایه شامل چند نرون می‌باشد و همه این نرون‌ها در لایه‌های مجاور به هم متصل می‌گردند. بخش‌های مختلف نرون‌ها شامل: (۱) ارتباطات الکترومغناطیسی<sup>۶</sup> که اتصال بین نرون‌ها هستند و هریک با وزن مختص به خودشان تعیین می‌شوند. (۲) جمع‌کننده (۳) تابع انتقال یا فعال‌ساز که تابع ریاضی خاص است که داده‌های ورودی را از لایه قبلی می‌گیرد و خروجی‌های ایجادشده به لایه بعدی وارد می‌شود. (۴) هر نرون یک بایاس دارد که وظیفه آن کاهش و یا افزایش ورودی تابع انتقال است. به این ترتیب اطلاعات از یک لایه به لایه دیگر انتقال می‌یابد. هر لایه با وزن به لایه دیگر متصل است. مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی مدل‌های محاسباتی هستند که قادرند رابطه بین ورودی‌ها و خروجی‌های یک دستگاه را با شبکه‌ای از گره‌های متصل به هم تعیین نمایند.

شبییه‌سازی اکسیژن محلول و هدایت الکتریکی ویژه در نظر گرفتند. متغیرهای ورودی شبکه عصبی شامل دما، اسیدیته آب و دبی بود. پالانی و همکاران (۲۰۰۸) از مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی دما، شوری، اکسیژن محلول و کلروفیل‌آ در نواحی ساحلی سنگاپور استفاده کردند. کیسی و آی (۲۰۱۲) به مقایسه دو مدل شبکه عصبی و انفیس در مدل‌سازی اکسیژن محلول پرداختند و نشان دادند که مدل شبکه عصبی نتایج بهتری را نشان می‌دهد. علیایی و همکاران (۱۳۸۹) به ارزیابی کارایی شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی پارامترهای کیفی آب شامل اکسیژن محلول و نیاز اکسیژن بیوشیمیایی رودخانه دره مرادبیک همدان پرداختند.

هدف از این تحقیق بررسی کارایی شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی اکسیژن محلول و فسفر کل در حوضه آبریز سد ایلام می‌باشد. مخزن سد ایلام به علت اهمیت آن در تأمین آب شرب شهر ایلام و به علت داشتن سطح تغذیه‌گرایی بین مزوتروفیک و یوتروفیک انتخاب گردیده است. با استفاده از داده‌های اندازه‌گیری شده در حوضه سد ایلام در طی سال‌های ۸۹-۱۳۸۸ دو مدل شبکه عصبی برای مدل‌سازی اکسیژن محلول و فسفر کل در حوضه و مخزن سد ایلام آموزش و آزمون شده است. سپس نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی در مخزن بابت نتایج حاصل از مدل دویعدی متوسط‌گیری شده عرضی CE-QUAL-W2 مقایسه شده است.

### مواد و روش‌ها

#### منطقه مورد مطالعه

سد ایلام در محل تلاقی سه رودخانه گل‌گل، چاویز و اما با هدف تأمین آب شرب دراز مدت شهر ایلام، تأمین آب زراعی ۶۸۰۰ هکتار و کنترل و ذخیره سیلاب‌های مخرب رودخانه کنجانچم و بهبود محیط زیست و اکوسیستم منطقه ساخته شده است. این سد در جنوب غربی شهر ایلام قرار گرفته است و یکی از دو منبع اصلی تأمین آب شرب شهر ایلام است. سد ایلام

<sup>6</sup>Synapses

## مدل ریاضی

در این مطالعه از مدل عددی CE-QUAL-W2 به منظور مقایسه نتایج مدل شبکه عصبی با مدل عددی استفاده شده است. CE-QUAL-W2 مدل دوبعدی متوسط گیری شده عرضی، هیدرودینامیک و کیفیت آب است. این مدل قادر به شبیه‌سازی جریان‌ات دوبعدی، توزیع دما و فرایندهای بیوشیمیایی در سیستم آب‌های سطحی از قبیل رودخانه‌ها، دریاچه‌ها، مخازن، مصب‌ها و یا ترکیبی از آن‌ها می‌باشد. مدل برای پیکره‌های آبی نسبتاً طویل و باریک که دارای تغییرات کیفیت آب در طول و عمق هستند به دلیل فرض همگن بودن جانبی، مناسب می‌باشد. معادلات حاکم بر مدل CE-QUAL-W2 شامل مومنتوم افقی، ارتفاع سطح آب، فشار هیدرواستاتیک، پیوستگی، چگالی آب و انتقال اجزا می‌باشد. داده‌های ورودی مدل شامل پارامترهای هواشناسی (دمای هوا، دمای نقطه شبنم، سرعت و جهت باد، پوشش ابر و تابش خورشیدی)، پارامترهای هیدرولوژیکی (دبی ورودی، دبی خروجی، میزان بارش، تبخیر)، غلظت پارامترهای کیفی، دمای آب ورودی، داده‌های هندسی مخزن می‌باشند (کول و ولز ۲۰۰۸).

## اطلاعات ورودی

به منظور مدل‌سازی اکسیژن محلول از داده‌های اندازه‌گیری شده شامل ۹ متغیر ماهانه کیفی آب در حوضه مخزن سد ایلام در طول دوره نمونه‌برداری و در ۲۱ ایستگاه استفاده شده است. در بالادست مخزن سد ایلام تعداد ۱۹ نقطه نمونه‌برداری (۱۰ نقطه در زیرحوضه چاوین، ۶ نقطه در زیرحوضه گل‌گل و ۳ نقطه در زیرحوضه اما) جهت نمونه‌برداری انتخاب گردید. در مخزن سد ایلام نیز یک نقطه در مجاورت آبگیرهای سد جهت نمونه‌برداری عمقی انتخاب شده و همچنین نمونه‌برداری از خروجی سد انجام گرفته است. در شکل ۱ موقعیت و مختصات جغرافیایی این نقاط روی نقشه مشخص شده است.

نمونه‌برداری از ایستگاه‌های مشخص شده در مرداد ماه ۱۳۸۸ تا خرداد ۱۳۸۹ به صورت ماهیانه انجام گرفت. لازم به ذکر است که نمونه‌برداری از مخزن و خروجی سد در ماه‌های بهمن و اسفند انجام نگرفته است. برای تحلیل ۱۵۲ نمونه با اطلاعات کامل انتخاب شدند. پارامترهایی که در این مقاله تحلیل شده‌اند براساس متغیرهایی هستند که کیفیت آب را نشان می‌دهند و به دو دسته تقسیم‌بندی می‌شوند. دسته اول متغیرهای کیفیت آبی هستند که لایه‌بندی حرارتی را نشان داده و شامل دما، اکسیژن محلول، اسیدیته آب و آهن می‌باشند. دسته دوم که شامل فسفر کل، سولفات، آمونیوم، نیتروژن کل، هدایت الکتریکی و کل جامدات معلق می‌باشد، سطح تغذیه‌گرایی را نشان می‌دهند. در این مطالعه دو مدل برای پیش‌بینی دو پارامتر اکسیژن محلول و فسفر کل به کار بسته شدند. در مدل اول اکسیژن محلول در حوضه مدل‌سازی می‌شود و در مدل دوم فقط براساس داده‌های اندازه‌گیری شده در مخزن سد به پیش‌بینی فسفر کل پرداخته می‌شود. متغیرهای ورودی برای ساخت مدل پیش‌بینی اکسیژن محلول شامل اسیدیته آب، هدایت الکتریکی، کل جامدات معلق، دما، فسفر کل، سولفات، آمونیوم، آهن و نیتروژن کل می‌باشند. در مدل دوم دو متغیر مستقل فسفات و دما برای مدل‌سازی فسفر کل در نظر گرفته شده است. این متغیرهای تأثیرگذار به‌عنوان لایه ورودی به شبکه عصبی معرفی و اکسیژن محلول و فسفر کل به‌عنوان لایه خروجی شبکه عصبی در نظر گرفته شده است. برای مدل‌سازی از نرم‌افزار SPSS و برای تعیین عملکرد مدل‌ها از شاخص‌های ضریب تبیین  $(R^2)^7$ ، خطای نسبی  $(RE)^8$  و مجموع مربعات خطا  $(SSE)^9$  استفاده شد (دلینگ و ورس، ۲۰۰۲).

<sup>7</sup>Coefficient of determination

<sup>8</sup>Relative Error

<sup>9</sup>Sum of squared errors

نمونه آموزش و نمونه آزمون تقسیم می‌شوند. در این مطالعه با نسبت ۳ و ۷، حدود ۷۰٪ داده‌ها به نمونه آموزش و ۳۰٪ داده‌ها به نمونه آزمون اختصاص داده شدند. در مدل اول از ۱۵۲ داده، ۱۰۶ داده برای فرآیند آموزش و ۴۶ داده به صورت تصادفی برای آزمون و در مدل دوم نیز از ۳۸ داده، ۲۶ داده برای فرآیند آموزش و ۱۲ داده به صورت تصادفی برای آزمون در نظر گرفته می‌شود. جدول ۱ مشخصات آماری متغیرهای کیفی حوضه سد ایلام را نشان می‌دهد.

$$RE = \frac{\sum_{m=1}^M (y_r^{(m)} - \hat{y}_r^{(m)})^2}{\sum_{m=1}^M (y_r^{(m)} - \bar{y}_r^{(m)})^2} \quad [۱]$$

$$SSE = \sum_{m=1}^M (y_r^{(m)} - \hat{y}_r^{(m)})^2 \quad [۲]$$

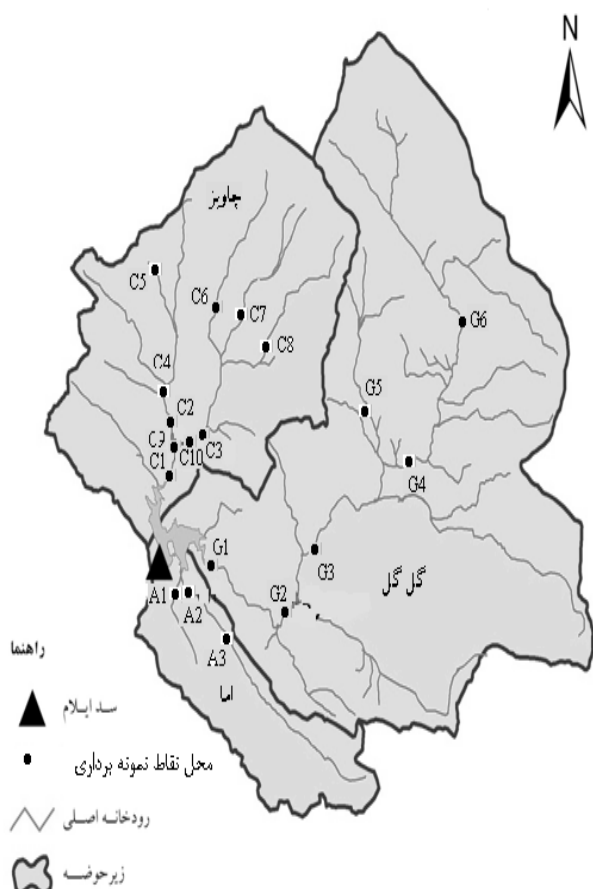
در این معادلات،  $y_r$  مقادیر مشاهداتی،  $\hat{y}_r$  مقادیر به دست آمده از مدل و  $\bar{y}_r$  میانگین مقادیر مشاهداتی می‌باشند. داده‌های انتخاب شده با نسبتی مشخص به

جدول ۱- مشخصات آماری متغیرهای کیفی در حوضه سد ایلام.

انحراف معیار (استاندارد (SD)	میانگین	بیشینه	کمینه	واحد	پارامترهای کیفی آب
۰/۵۱	۷/۹۳	۹/۰۴	۶/۷۷	-	اسیدیته (pH)
۱۲۲/۱۰	۶۵۱/۱۰	۹۷۰/۰۰	۴۳۶/۰۰	$\mu\text{S cm}^{-1}$	هدایت الکتریکی (EC)
۲۳۲/۸۰	۸۷/۴۹	۱۷۲۳	۰/۰۰	$\text{mg L}^{-1}$	کل جامدات معلق (TSS)
۵/۰۰	۷/۴۲	۳۵/۸۹	۰/۴۴	$\text{mg L}^{-1}$	نیترژن کل (TN)
۰/۲۰	۰/۱۶	۱/۹۴	۰/۰۲	$\text{mg L}^{-1}$	فسفر کل (TP)
۰/۵۶	۰/۳۸	۴/۴۰	۰/۰۰	$\text{mg L}^{-1}$	فسفات (PO <sub>4</sub> )
۰/۲۰	۰/۱۹	۱/۳۳	۰/۰۰	$\text{mg L}^{-1}$	آمونیاک (NH <sub>4</sub> )
۵۸/۳۹	۱۵۳/۴۰	۳۱۸/۰۰	۴۷/۰۰	$\text{mg L}^{-1}$	سولفات (SO <sub>4</sub> )
۴/۹۳	۱۶/۹۴	۳۰/۸۰	۳/۴۰	°C	دما (T)
۵۴۸/۳۸	۴۳۴/۱۶	۳۳۴۲/۸۰	۳۶/۷۰	$\text{mg L}^{-1}$	آهن (Fe)
۲/۸۲	۹/۱۶	۱۳/۵۰	۱/۴۰	$\text{mg L}^{-1}$	اکسیژن محلول (DO)

لایه پنهان از  $2n^{1/2}+m$  تا  $2n^{n+1}$  که  $n$  تعداد گره‌های ورودی و  $m$  تعداد گره‌های خروجی می‌باشد. بنابراین برای محاسبه پارامتر اکسیژن محلول، مدل‌های MLP مختلفی به منظور تعیین تعداد گره‌ها در لایه پنهان و تابع انتقال ساخته و آزمون شده‌اند. مدل با تابع انتقال سیگموئید

تعداد گره‌ها در لایه پنهان معمولاً به روش سعی و خطا تعیین می‌شود. روابطی برای تخمین تعداد گره در لایه پنهان پیشنهاد شده است. در این مطالعه از رابطه ارائه شده توسط امامقلی‌زاده و همکاران (۲۰۱۴) استفاده شده است. تعداد گره‌های مناسب در محدوده



شکل ۱- موقعیت نقاط نمونه‌برداری در حوضه آبریز سد ایلام.

### نتایج مدل‌سازی اکسیژن محلول

نتایج شبکه‌های پرسپترون مختلف و خط‌هایشان برای مدل‌سازی اکسیژن محلول در جدول ۲ ارائه شده است. متغیرهای ورودی برای تمامی مدل‌ها یکسان در نظر گرفته شده است. شبکه با استفاده از ۱۵۲ پارامتر آموزش و آزمون شد.

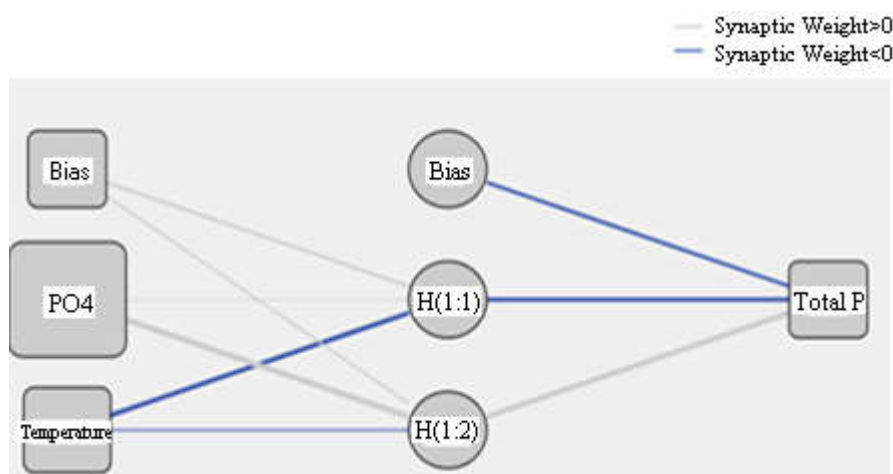
$(f(x)=1/(1+\exp(-x)))$  و تابع تانژانت هایپربولیک  $(f(x)=\tanh(x))$  اجرا شد. در نهایت شبکه‌ای انتخاب گردید که دارای کمینه مجموع مربعات خطا و کمینه خطای نسبی باشد و بیشترین ضریب تبیین بین مجموعه داده‌های آموزش و آزمون مدل ایجاد گردد. برای آموزش شبکه عصبی جهت مدل‌سازی اکسیژن محلول از یک شبکه پیش‌رو<sup>۱۰</sup> استفاده شده است که دارای یک لایه ورودی با ۹ متغیر و ۱۰ گره می‌باشد. همچنین دارای یک لایه پنهان با ۱۹ گره و لایه خروجی نیز میزان اکسیژن محلول می‌باشد. در این مطالعه تابع فعال‌سازی لایه پنهان، تانژانت هایپربولیک و تابع فعال‌سازی لایه خروجی، تابع شناسایی<sup>۱۱</sup> می‌باشد.

برای آموزش شبکه عصبی جهت مدل‌سازی فسفر کل از یک شبکه پیش‌رو استفاده شده است که دارای یک لایه ورودی با ۲ متغیر می‌باشد. همچنین دارای یک لایه پنهان با ۲ گره و لایه خروجی نیز میزان فسفر کل می‌باشد. در این مطالعه تابع فعال‌سازی لایه پنهان و لایه خروجی تانژانت هایپربولیک می‌باشد. لایه خروجی تانژانت هایپربولیک می‌باشد. شکل ۲ لایه‌های شبکه عصبی برای مدل‌سازی فسفر کل و وزن‌های ارتباطی را نشان می‌دهد. در این شکل خطوط پررنگ نشانه وزن‌هایی هستند که توسط تابع فعال‌سازی، فعال شده‌اند و وزن ارتباطی مثبتی داشته‌اند و خطوط کم‌رنگ نیز نشانه وزن‌های منفی هستند که توسط تابع فعال‌سازی، فعال نشده‌اند. تعداد تکرار آموزش توسط نرم‌افزار به صورت خودکار تا جایی که خطا پس از کم شدن شروع به افزایش می‌کند، انتخاب می‌شود. شبکه به صورت تصادفی و غیرقابل بازگشت<sup>۱۲</sup> به شبکه تدوین شده است. الگوریتم غیرقابل بازگشت به شبکه معمولاً برای داده‌های کم‌تعداد انتخاب می‌شود.

<sup>10</sup>Feed- forward

<sup>11</sup>Identity

<sup>12</sup> Batch



شکل ۲- وزن‌های ارتباطی و لایه‌های شبکه عصبی برای مدل‌سازی فسفر کل.

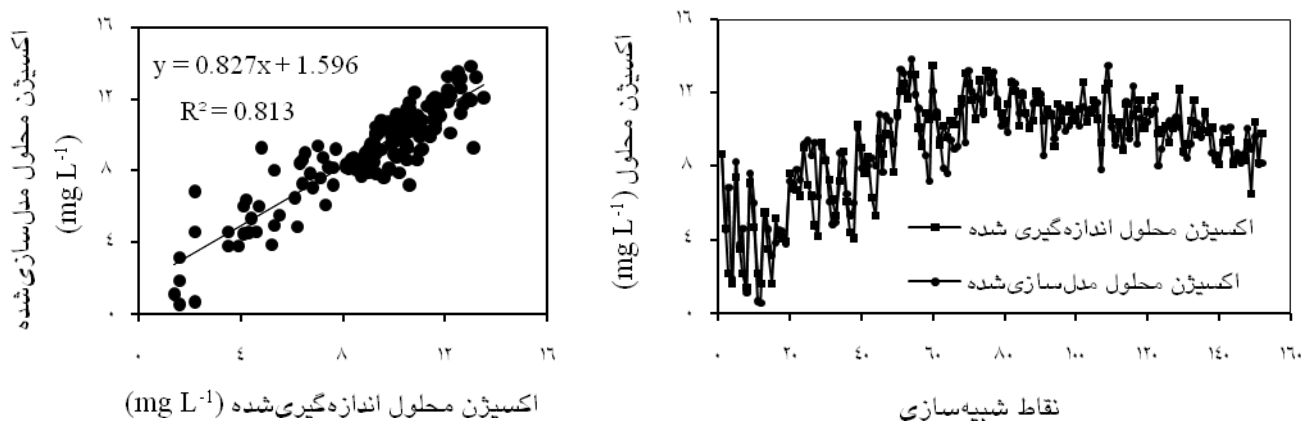
جدول ۲- نتایج پرسپترون چند لایه مختلف برای مدل‌سازی اکسیژن محلول.

شماره مدل	۱	۲	۳	۴	۵
تعداد نرون‌ها در لایه میانی	۱۷	۱۸	۱۹	۲۰	۲۱
خطای نسبی برای داده‌های آموزش	۰/۱۴	۰/۱۴	۰/۱۴	۰/۱۹	۰/۱۴
خطای نسبی برای داده‌های آزمون	۰/۳۶	۰/۳۱	۰/۳۱	۰/۵۳	۰/۳۹
مجموع مربعات خطا برای داده‌های آموزش	۰/۵۹	۰/۳۸	۰/۴۳	۰/۵۹	۰/۴۵
مجموع مربعات خطا برای داده‌های آزمون	۰/۴۴	۰/۴۱	۰/۳۱	۰/۴۲	۰/۴۶
ضریب تبیین ( $R^2$ )	۰/۷۶	۰/۸۰	۰/۸۱	۰/۸۰	۰/۷۹

در شکل ۳ مقایسه بین مقادیر اکسیژن محلول اندازه‌گیری شده با مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی بر روی داده‌های آموزش و آزمون مدل ۳ نشان داده شده است. مجموع مربعات خطای (SSE) به دست آمده بین مقادیر اکسیژن محلول اندازه‌گیری شده با مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی، به ترتیب برای داده‌های آموزش و آزمون  $(0.43 \text{ mg}^2 \text{ L}^{-2})$  و  $(0.31 \text{ mg}^2 \text{ L}^{-2})$  می‌باشد. همچنین خطای نسبی  $0.14$  و  $0.31$  به ترتیب برای داده‌های آموزش و آزمون به دست آمد. ضریب تبیین ( $R^2$ ) به دست آمده بین مقادیر شبکه عصبی و مقادیر اندازه‌گیری شده برای داده‌های آموزش و آزمون  $0.81$  می‌باشد. به‌طور کلی با توجه به پارامترهای آماری به دست آمده، مدل MLP می‌تواند اکسیژن محلول را پیش‌بینی کند.

در شکل ۳ مقایسه بین مقادیر اکسیژن محلول اندازه‌گیری شده با مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی بر روی داده‌های آموزش و آزمون مدل ۳ نشان داده شده است. مجموع مربعات خطای (SSE) به دست آمده بین مقادیر اکسیژن محلول اندازه‌گیری شده با مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی، به ترتیب برای داده‌های آموزش و آزمون  $(0.43 \text{ mg}^2 \text{ L}^{-2})$  و  $(0.31 \text{ mg}^2 \text{ L}^{-2})$  می‌باشد. همچنین خطای نسبی  $0.14$  و  $0.31$  به ترتیب برای داده‌های آموزش و آزمون به دست آمد. ضریب تبیین ( $R^2$ ) به دست آمده بین مقادیر شبکه عصبی و مقادیر اندازه‌گیری شده برای داده‌های آموزش و آزمون  $0.81$  می‌باشد. به‌طور کلی با توجه به پارامترهای آماری به دست آمده، مدل MLP می‌تواند اکسیژن محلول را پیش‌بینی کند.





شکل ۳- مقایسه بین مقادیر اکسیژن محلول اندازه‌گیری شده و مدل‌سازی شده برای داده‌های آموزش و آزمون مدل ۳ توسط شبکه عصبی مصنوعی.

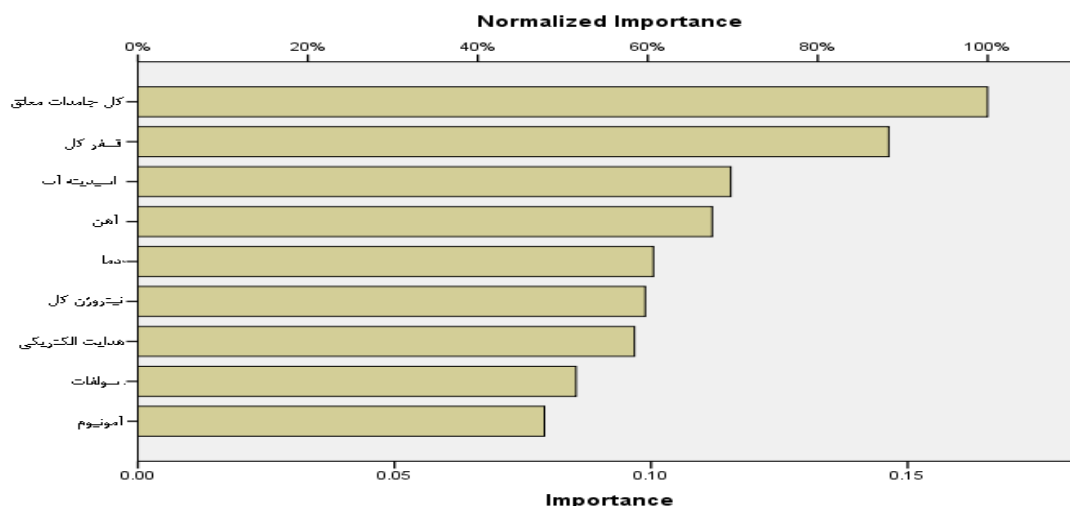
فسفر کل می‌باشد (با درصد اهمیت ۸۸/۴٪). ورود بیش از حد فسفات به منابع آبی سبب رشد بیش از حد جلبک شده، زمانی که این جلبک‌ها از بین می‌روند باکتری‌های تجزیه‌شده از آن‌ها اکسیژن را مصرف می‌کند. از طرف دیگر رشد بیش از حد جلبک‌ها سبب افزایش میزان اکسیژن ناشی از نورخاست در روز گشته و در شب به علت انجام تنفس غلظت اکسیژن محلول کاهش می‌یابد. اسیدیته آب (pH) با درصد اهمیت ۶۹/۸٪، پارامتر مؤثر دیگری است که بر روی غلظت اکسیژن محلول مؤثر می‌باشد. در سیستم‌های آبی افزودن اسیدها و نیتروژن‌کاسیون قلیابیت را کاهش داده و مصرف نیترات توسط جلبک‌ها قلیابیت را افزایش می‌دهد. در صورت کاهش pH آب و فزونی مواد غذایی، نرخ رشد جلبک افزایش می‌یابد (تراپیان و هاشمی ۱۳۸۱). با افزایش نرخ رشد جلبک به همان طریقی که قبلاً اشاره شده است سبب تغییر در غلظت اکسیژن محلول می‌گردد. در صورتی که pH خیلی پایین و یا خیلی بالا باشد ارگانیسم‌های موجود از بین خواهند رفت و باکتری‌های تجزیه‌شده از آن‌ها اکسیژن را مصرف می‌کنند.

آهن (با درصد اهمیت ۶۷/۶٪) یکی از عناصر مهم مغذی برای جلبک و ارگانیسم‌های دیگر است. در شرایط هوازی عکس‌العمل بین مواد آلی کلونیدی و آهن منجر

در شکل ۴ میزان اهمیت متغیرهای ورودی در مدل‌سازی شبکه عصبی و پیش‌بینی اکسیژن محلول نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل نشان داده شده، همه متغیرهای در نظر گرفته‌شده برای ایجاد شبکه عصبی دارای درصد اهمیت بالای حدود ۴۸ درصد می‌باشند. بنابراین تمامی این پارامترها بر مدل‌سازی اکسیژن محلول در حوضه سد ایلام مؤثر می‌باشند. کل جامدات معلق با میزان ۱۰۰٪ اهمیت، مؤثرترین پارامتر بر روی سطح اکسیژن محلول می‌باشد. میزان بالای کل جامدات معلق سبب کاهش مقدار نور عبوری در آب می‌گردد. به همان اندازه که میزان نور عبوری از آب کاهش می‌یابد، مقدار نورخاست ایجاد شده توسط گیاهان مستغرق نیز کاهش می‌یابد. کاهش نرخ نورخاست سبب کاهش مقدار اکسیژن محلول آزاد شده توسط گیاهان می‌شود. اگر نور به شکل کامل به گیاهان کف نرسد، تولید اکسیژن توسط گیاهان متوقف شده و این گیاهان از بین رفته و باکتری‌های موجود اکسیژن را مصرف می‌کنند. از طرف دیگر جامدات معلق گرما را از نور خورشید جذب کرده و سبب افزایش دمای آب می‌گردند و به دنبال آن میزان اکسیژن محلول در آب کاهش می‌یابد. فاکتور دومی که بر روی اکسیژن محلول مؤثر است میزان

می‌یابد. آنیون‌های هدایتی شامل نمک‌های محلول و موادهای غیرآلی از قبیل کلراید، سولفید و کربنات می‌باشد. زمانی که یک آنیون نمک به آب اضافه می‌شود مولکول‌های آب را جذب کرده تا آنیون حل گردد. به‌همین علت هر چقدر که میزان هدایت الکتریکی آب بالا باشد، غلظت اکسیژن محلول کاهش می‌یابد. به‌علت غلظت زیاد آمونیاک در آب‌هایی که پساب‌های شهری را دریافت می‌کنند، نیتروژن‌کاسیون به‌طور چشم‌گیری بر قلیابیت اثر می‌گذارد. اکسیداسیون آمونیاک و تبدیل آن به نیترات در فرایند نیتروژن‌کاسیون، اکسیژن مصرف می‌کنند (ترابیان و هاشمی ۱۳۸۱).

به کاهش جذب فسفر به ترکیبات آهن آلی می‌گردد و فسفر موجود برای فیتوپلانکتون‌ها افزایش می‌یابد (وری ۱۹۹۵). با افزایش میزان رشد جلبک سبب تغییر در غلظت اکسیژن محلول می‌شود. غلظت اکسیژن محلول، تابعی از دماست و با افزایش دما غلظت اکسیژن محلول کاهش می‌یابد (کارآموز و کراچیان ۱۳۹۰). اهمیت نیتروژن به دلیل اثر نیتروژن‌کاسیون روی دینامیک‌های اکسیژن محلول و سمیت آمونیاک است (ترابیان و هاشمی ۱۳۸۱). هدایت الکتریکی میزان آنیون‌ها در آب را نشان می‌دهد. هر میزان که مقدار آنیون‌ها در آب بیشتر باشد هدایت الکتریکی آب افزایش

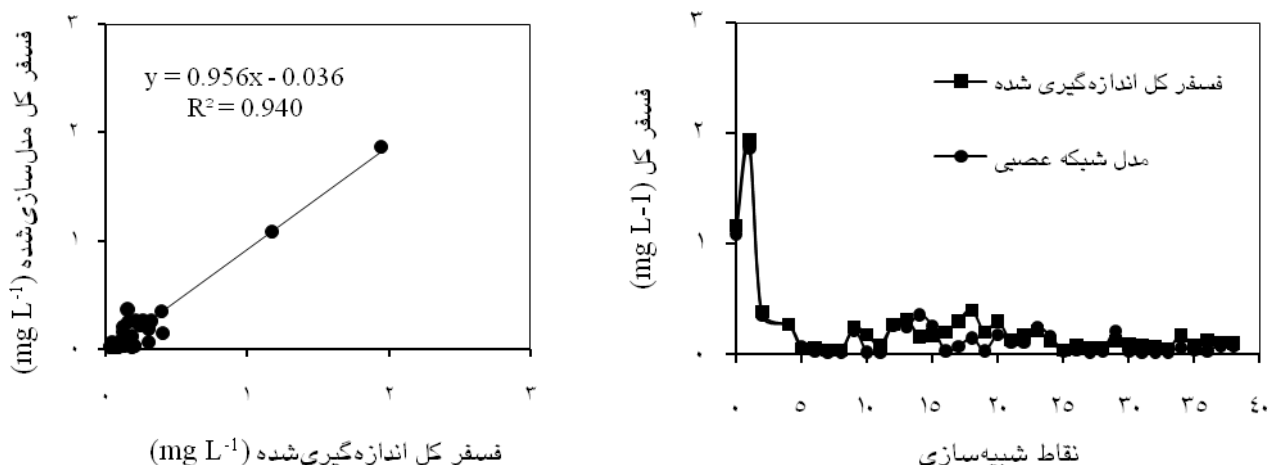


شکل ۴- میزان اهمیت متغیرها در پیش‌بینی اکسیژن محلول.

آزمون به‌دست آمد. ضریب تبیین  $R^2$  به‌دست آمده بین مقادیر اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل شبکه عصبی برای داده‌های آموزش و آزمون ۰/۹۴۰ می‌باشد. به‌طورکلی با توجه به پارامترهای آماری به‌دست آمده، نتایج نشان می‌دهد که مدل MLP می‌تواند پارامتر فسفر کل را به خوبی پیش‌بینی کند. با توجه به نتایج خروجی مدل‌سازی شبکه عصبی فسفات اثر بیشتری بر روی غلظت فسفر کل دارد.

#### نتایج مدل‌سازی فسفر کل (TP)

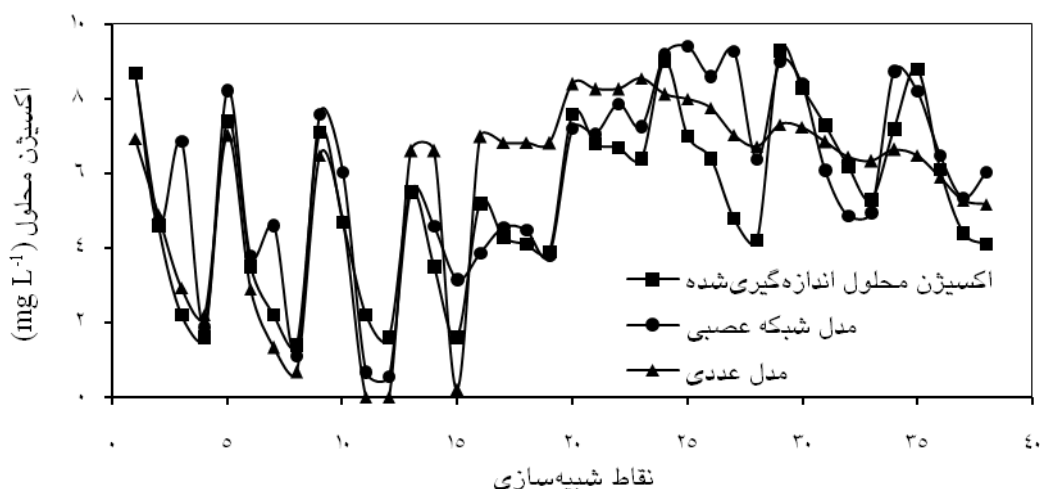
در شکل ۵ مقایسه بین مقادیر فسفر کل اندازه‌گیری شده با مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی بر روی داده‌های آموزش و آزمون نشان داده شده است. مجموع مربعات خطای به‌دست آمده  $(\text{mg}^2 \text{L}^{-2})$  ۰/۱۴ و  $(\text{mg}^2 \text{L}^{-2})$  ۰/۰۴، به‌ترتیب برای داده‌های آموزش و آزمون می‌باشد. همچنین خطای نسبی ۰/۰۶ و ۱/۲۶ به‌ترتیب برای داده‌های آموزش و



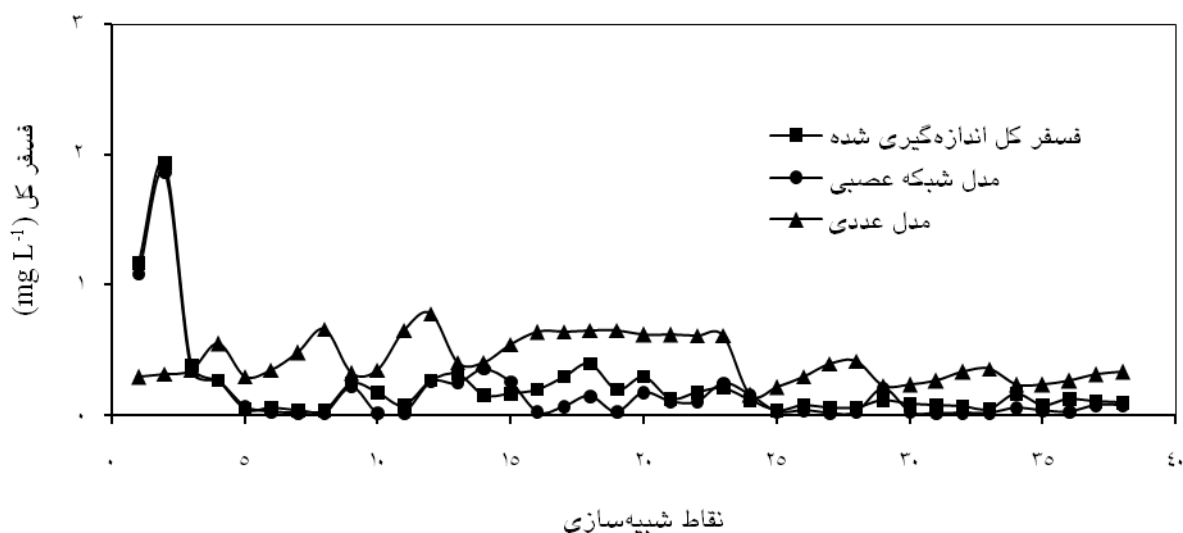
شکل ۵- مقایسه بین مقادیر فسفر کل اندازه‌گیری شده و مدل‌سازی شده برای داده‌های آموزش و آزمون توسط شبکه عصبی مصنوعی.

عددی می‌باشد. خطای متوسط مطلق (AME) حاصل از نتایج شبیه‌سازی مدل عددی با داده‌های اندازه‌گیری شده اکسیژن محلول به میزان  $1/31 \text{ mg L}^{-1}$  به دست آمده است. در مقابل خطای متوسط مطلق (AME) حاصل از نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی با داده‌های اندازه‌گیری شده اکسیژن محلول،  $1/07 \text{ mg L}^{-1}$  می‌باشد. خطای متوسط مطلق حاصل از نتایج شبیه‌سازی مدل عددی با داده‌های اندازه‌گیری شده فسفر کل به میزان  $0/33 \text{ mg L}^{-1}$  به دست آمده است. در مقابل خطای متوسط مطلق (AME) حاصل از نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی با داده‌های اندازه‌گیری شده فسفر کل،  $\text{mg L}^{-1}$   $0/07$  می‌باشد. این نتایج نشان از دقت بالاتر مدل شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی پارامتر اکسیژن محلول و فسفر کل نسبت به مدل دو بعدی متوسط‌گیری شده عرضی CE-QUAL-W2 را دارد.

مقایسه نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی و مدل عددی به منظور شبیه‌سازی با مدل CE-QUAL-W2 به چهار سری داده شامل پارامترهای هواشناسی، هندسه مخزن، دوره شبیه‌سازی، شرایط مرزی و اولیه نیاز است. برای انجام شبیه‌سازی پارامترهای کیفی شامل اکسیژن محلول و فسفر کل، نیاز به انجام واسنجی هندسه مخزن، تراز سطح آب و حرارت می‌باشد. نورمحمدی ده‌بالایی (۱۳۹۱) نتایج مدل عددی برای پارامترهای اکسیژن محلول و فسفر کل را ارائه نموده است. مقایسه بین نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی و مدل عددی و داده‌های اندازه‌گیری شده برای داده‌های اکسیژن محلول و فسفر کل در مخزن سد ایلام به ترتیب در شکل‌های ۶ و ۷ مورد مقایسه قرار گرفته است. نتایج نشان می‌دهد که دقت شبیه‌سازی مدل شبکه عصبی مصنوعی اکسیژن محلول کمی بهتر از نتایج مدل عددی می‌باشد. اما دقت نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی فسفر کل خیلی بهتر از نتایج حاصل از مدل



شکل ۶-مقایسه بین مقادیر اکسیژن محلول اندازه‌گیری شده و مدل‌سازی شده توسط مدل عددی و شبکه عصبی مصنوعی.



شکل ۷-مقایسه بین مقادیر فسفر کل اندازه‌گیری شده و مدل‌سازی شده توسط مدل عددی و شبکه عصبی مصنوعی.

## نتیجه‌گیری کلی

در این مطالعه از دو مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) برای تخمین پارامترهای اکسیژن محلول و فسفر کل استفاده شده است. برای آموزش و آزمون مدل از داده‌های اندازه‌گیری شده در ۲۱ ایستگاه در حوضه سد ایلام و در سال‌های ۸۹-۱۳۸۸ استفاده شده است. نتایج نشان داد که مدل مناسب برای محاسبه اکسیژن محلول ۱-۱۹-۹ و مدل مناسب برای فسفر کل ۱-۲-۲ می‌باشد. عملکرد مدل‌ها با

استفاده از ضریب تبیین ( $R^2$ )، خطای نسبی و مجموع مربعات خطا ارزیابی شد. ضریب تبیین  $R^2$  به دست آمده بین مقادیر اکسیژن محلول اندازه‌گیری شده و شبکه عصبی برای داده‌های آموزش و آزمون ۰/۸۱ و برای فسفر کل ۰/۹۴ می‌باشد. مجموع مربعات خطا (SSE) بین مقادیر اکسیژن محلول اندازه‌گیری شده با مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی، به ترتیب برای داده‌های آموزش و آزمون  $(\text{mg}^2 \text{L}^{-2})$  ۰/۴۳ و  $(\text{mg}^2 \text{L}^{-2})$  ۰/۳۷ به دست آمد. خطای نسبی بین مقادیر اکسیژن محلول اندازه‌گیری شده با مقادیر پیش‌بینی شده توسط

پارامتر در سطح اکسیژن محلول می‌باشد. فسفات مؤثرترین پارامتر بر روی سطح فسفر کل شد. مقایسه بین نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی مصنوعی با داده‌های اندازه‌گیری شده و مدل عددی دو بعدی متوسط‌گیری شده CE-QUAL-W2 نشان داد که مدل شبکه عصبی دقت بالاتری نسبت به مدل‌های عددی در مدل‌سازی پارامترهای کیفی در مخازن دارد و شبکه پرسپترون چند لایه (MLP) یک ابزار مناسب برای محاسبه و پیش‌بینی پارامترهای کیفیت آب در رودخانه‌ها و مخازن می‌باشد.

شبکه عصبی ۰/۱۴ و ۰/۳۱ به ترتیب برای داده‌های آموزش و آزمون به دست آمد. مجموع مربعات خطا بین مقادیر فسفر کل اندازه‌گیری شده با مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی، به ترتیب برای داده‌های آموزش و آزمون  $(\text{mg}^2 \text{L}^{-2})$  ۰/۱۴ و  $(\text{mg}^2 \text{L}^{-2})$  ۰/۰۴ به دست آمد. خطای نسبی ۰/۰۶ و ۱/۲۶ به ترتیب برای داده‌های آموزش و آزمون به دست آمد. تمامی پارامترها شامل اسیدیته آب، هدایت الکتریکی، کل جامدات معلق، دما، فسفر کل، سولفات، آمونیوم، آهن و نیتروژن کل در مدل‌سازی اکسیژن محلول در حوضه سد ایلام مؤثر می‌باشند. کل جامدات معلق مؤثرترین

#### منابع مورد استفاده

- بی‌نام، ۱۳۸۹. گزارش مطالعات تکمیلی آب شرب سد ایلام. وزارت نیرو، شرکت آب منطقه‌ای ایلام.
- ترابیان ع و هاشمی سح، ۱۳۸۱. مدل‌سازی آب‌های سطحی: ثابت‌ها، سینتیک‌ها و نرخ‌ها. انتشارات دانشگاه تهران.
- علیائی ا، بانژاد ح، صمدی م، رحمانی ع و ساقی مح، ۱۳۸۹. ارزیابی کارایی شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی شاخص‌های کیفی (DO, BOD) آب رودخانه دره مرادیبک همدان. نشریه دانش آب و خاک، جلد ۲۰/۱، شماره ۳، صفحه‌های ۱۹۹ تا ۲۱۰.
- کار آموز م و کراچیان ر، ۱۳۹۰. برنامه‌ریزی و مدیریت کیفی سامانه‌های منابع آب. انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر. تهران.
- نورمحمدی ده‌بالایی ف، ۱۳۹۱. شبیه‌سازی عددی لایه‌بندی حرارتی و اکسیژن محلول در مخزن سد ایلام. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده فنی دانشگاه رازی کرمانشاه.

- Abdolmaleki ASH, Ahangar AGH and Soltani J, 2013. Artificial neural network (ANN) approach for predicting Cu concentration in drinking water of Chahnimeh 1 reservoir in sistan-balochistan, Iran. *Health Scope* 2(1): 31-38.
- Ahangar AGH, Soltani J and Abdolmaleki ASH, 2013. Predicting Mn concentration in water reservoir using artificial neural network (Chahnimeh 1 reservoir, Iran). *International Journal of Agriculture and Crop Sciences* 6(20): 1413-1420.
- Cole TM and Wells SA, 2008. CE-QUAL-W2: A Two-Dimensional, Laterally Averaged, Hydrodynamic and Water Quality Model, Version 3.6. Department of Civil and Environmental Engineering, Portland State University, Portland.
- Dolling OR and Varas EA, 2002. Artificial neural networks for streamflow prediction. *Journal of hydraulic research*. 40(5):547-554.
- Emamgholizadeh S, Kashi H, Marofpoor I and Zalaghi E, 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.
- Heydari M, Olyaie E, Mohebzadeh H and Kisi O, 2013. Development of a neural network technique for prediction of water quality parameters in the Delaware River, Pennsylvania. *Middle- East Journal of Scientific Research*. 13(10): 1367-1376.
- Kisi O and Ay M, 2012. Comparison of ANN and ANFIS techniques in modeling dissolved oxygen. Sixteenth International Water Technology Conference. IWTC-16 2012, 7-10 May, Istanbul, Turkey.

- Kuo JT, Hsieh MH, Lung WS and She N, 2007. Using artificial neural network for reservoir eutrophication prediction. *Ecological Modeling* 200: 171-177.
- Kuo JT, Lung WS, Yang CP, Liu WC, Yang MD and Tang TS, 2006. Eutrophication modelling of reservoirs in Taiwan. *Environmental Modelling and Software* 21(6): 829-844.
- Liu WC, Chen WB and Kimura N, 2009. Impact of phosphorus load reduction on water quality in a stratified reservoir-eutrophication modeling study. *Environmental Monitoring and Assessment* 159: 393-406.
- Palani S, Liong SY and Tkalich P, 2008. An ANN application for water quality forecasting. *Marine Pollution Bulletin* 56: 1586-1597.
- Rankovic V, Radulovic J, Radojevic I, Ostojic A and Comic L, 2010. Neural network modeling of dissolved oxygen in the Gruza reservoir, Serbia. *Ecological Modelling* 221(8): 1239-1244.