

## مدلسازی فرآیند جذب زیستی آلاینده‌های مس و منگنز به روش شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک

حسن رضایی<sup>۱\*</sup>، سمیه محمدیان گزاز<sup>۲</sup>، عباس خوشحال<sup>۳</sup>

۱- کارشناسی ارشد مهندسی شیمی دانشگاه پیام نور مرکز تهران شمال

۲- دکترای تخصصی مهندسی شیمی

۳- دکترای تخصصی مهندسی شیمی

*Hasanrcm@yahoo.com*\*

### چکیده

همگام با گسترش فعالیت‌های صنعتی و ازدیاد جمعیت، ورود فلزات سنگین به محیط‌های آبی به مقدار زیادی افزایش یافته است، این آلاینده‌ها به دلیل سمیت و توانایی تجمع زیستی در جانداران می‌توانند منجر به تاثیرات نامطلوب زیادی گردند، باکتری‌ها از جمله میکروارگانیسم‌هایی هستند که به دلیل سازگاری با طبیعت و نسبت سطح به حجم بالا برای جذب یون‌های فلزی از محیط مناسب هستند. لذا در این تحقیق به مدل‌سازی حذف فلزات مس و منگنز با کمک شبکه عصبی مصنوعی است. شبکه عصبی مصنوعی<sup>۱</sup> (ANN) ایده‌ای است برای پردازش اطلاعات که از سیستم عصبی زیستی الهام گرفته شده است و مانند مغز به پردازش اطلاعات می‌پردازد. عنصر کلیدی این ایده ساختار جدید سیستم پردازش اطلاعات است. این سیستم از شمار زیادی عناصر پردازشی فوق‌العاده به هم پیوسته بنام نرون<sup>۲</sup> تشکیل شده است که برای حل یک مسأله بطور هماهنگ با یکدیگر عمل می‌کنند. شبکه‌های عصبی مصنوعی نظیر انسان

Artificial Neural Network<sup>۲</sup>  
neuron<sup>۳</sup>

با مثال یاد می‌گیرند. آن‌ها برای وظیفه‌ای مشخص مانند شناسایی الگوها و دسته‌بندی اطلاعات در طول یک پروسه یادگیری تنظیم می‌شوند.

در این تحقیق مدلسازی جذب فلزات منگنز و مس توسط شبکه عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار گرفت. ساختار انتخابی شبکه از نوع پرسپترون چند لایه با یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و دو لایه خروجی و الگوریتم آموزش پس انتشار لونیبرگ-مارکوارت بود. با بررسی توابع انتقال و تعداد نرون های مختلف، توابع بهینه برای لایه پنهان و لایه خروجی به ترتیب **tansig** و **purelin** و تعداد نرون های لایه پنهان برابر با ۱۵ انتخاب گردید. ضریب همبستگی و میانگین مربع خطا برای آموزش شبکه مورد نظر به ترتیب  $0/9733$  و  $0/0071$  و برای ارزیابی دقت شبکه  $0/9921$  و  $0/0025$  به دست آمد که بیانگر تطابق خوب بین داده های آزمایشگاهی و نتایج پیش بینی شده و دقت بالای مدل سازی بود.

**کلمات کلیدی:** مدلسازی، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم ژنتیک، جذب زیستی، آلاینده

ها



همگام با رشد صنعتی و اقتصادی و تولید انواع مختلف ترکیبات و مواد شیمیایی و غیره که بشر برای رفاه و آسایش خود با استفاده از منابع طبیعی بدست آورده در این راستا به طور ناخواسته مواد را به طبیعت وارد می‌کند که هم برای محیط اطراف و هم برای خود مشکلات و خطرات جدی به همراه دارد. از جمله این مواد سمی که ممکن است وارد محیط شود انواع فلزات سنگین را می‌توان نام برد. انسان به طور دائم و موقت در معرض ۳۵ فلز سنگین قرار دارد، از این تعداد ۲۳ فلز جزء عناصر سنگین هستند. این فلزات در مقادیر کم به طور طبیعی در محیط و رژیم غذایی وجود دارند و برای سلامتی بدن لازم می‌باشند. اما در اثر آلودگی‌های ناشی از فعالیت‌های انسانی غلظت آن‌ها در محیط زیاد شده و در نتیجه پس از وارد شدن به زنجیره غذایی انسان اثرات سمی حاد و مضمنی برای بدن ایجاد می‌کنند (کمرئی، ۱۳۸۸). مهمترین این عناصر به طور کلی سرب، کادمیوم، کروم، مس، جیوه، نیکل، روی، وانادیوم، منگنز و فلزات دیگری هستند که در ارتباط با آلودگی سمی قرار می‌گیرند، بیشتر این فلزات در pH پائین بسیار محلول بوده و قابلیت راهیابی به اجزاء حیاتی موجودات زنده را دارند (اشرفی، ۱۳۸۷). یکی از راه‌های ورود این عناصر به محیط زیست، پساب فاضلاب تصفیه شده یا تصفیه نشده بعضی صنایع که در پروسه خود با این عناصر کار می‌کنند دیده می‌شود. آلودگی محیط با فلزات سنگین به ویژه در محیط‌های ساحلی بسیار اهمیت دارد، چرا که این محیط‌ها فلزات سنگین حمل شده به وسیله رودخانه‌ها را دریافت می‌کنند (رجائی، ۱۳۹۱). فلزات سنگین ابتدا توسط فیتوپلانکتون، باکتری‌ها، قارچ‌ها و ارگانیزم‌های کوچک دیگر جذب می‌شوند، سپس به ترتیب، توسط موجودات بزرگتر خورده شده و عاقبت وارد بدن انسان می‌شوند. فلزات سنگین زمانی که به وسیله‌ی انسان مصرف می‌شوند، اغلب اثرات زیان‌آوری دارند. مواد سمی تجمع یافته، به طور پیوسته غلظت شان زیاد می‌شود و ممکن است بیشترین فراوانی را در یک بافت ویژه داشته باشند. تجمع مواد سمی در زنجیره‌ی غذایی، ممکن است باعث افزایش غلظت‌ها در جانوران سطوح بالای زنجیره غذایی، شود. اغلب فلزات سنگین در واکنش‌های بیولوژیک سلول‌های موجودات زنده دخالت می‌نمایند و باعث اختلال در فعالیت‌های متابولیکی می‌شوند (فیول و همکاران، ۲۰۰۶). اکنون جهان به علت کمبود آب آشامیدنی با بحران آب مواجه است، با رشد سریع صنایع مختلف، حجم زیادی از فاضلاب‌های صنعتی تولید شده به آب و خاک وارد می‌شوند. پساب



معمولا حاوی بسیاری از آلاینده‌ها نظیر فلزات سنگین است که سمی بوده و تاثیر مخربی بر اکوسیستم دارد. تخلیه پساب‌های حاوی فلزات سنگین نه تنها برای زندگی آبزیان و دیگر موجودات سمی می‌باشند، بلکه آب‌های طبیعی را نیز برای مصارف آشامیدنی نامناسب می‌سازد. بنابراین اگر تخلیه فاضلاب و پساب‌ها به محیط به عنوان یک منبع آلاینده فرض شود، برنامه ریزی بهره‌برداری از آن‌ها یکی از موضوعات مهم به شمار می‌آید. در این راستا با توجه به حجم قابل توجه پساب‌های شهری، صنعتی و آب‌های برگشتی، برنامه ریزی جهت استفاده از این منابع با لحاظ کردن جنبه‌های زیست محیطی به عنوان راهکارهای مناسب جهت جبران بخشی از این کمبودها و همچنین کاهش آلودگی‌ها مورد توجه می‌باشد (ابوعلیزاده و همکاران، ۱۳۹۳). همان طور که اشاره شد، بشر امروزه با مشکلات بی‌شمار زیست‌محیطی روبرو است و یکی از مهمترین مشکلات موجود، آلودگی آب، خاک و هوا توسط فلزات سنگین می‌باشد و اثرات زیانبار آن بر محیط زیست و تغییر و تحولاتی که در اکوسیستم ایجاد می‌نماید و همچنین امراض و بیماری‌هایی که به خصوص در انسان به وجود می‌آورند، ضرورت یافتن روش‌های نوین به منظور حذف یا کاهش غلظت این آلاینده‌ها را بیش از پیش آشکار می‌سازد (سپلمن، ۲۰۰۳). حذف آلودگی‌های مایع و جامد ناشی از فعالیت روزمره انسان، تا اوایل این قرن همواره به طبیعت واگذار می‌گردید، اما به علت افزایش کمیت و کیفیت این آلودگی‌ها دیگر نمی‌توان از طبیعت انتظار این امر را داشت و باید با به وجود آوردن سیستم‌های لازم سرعت این فعل و انفعالات طبیعی را چند برابر نمود. آلودگی آب علاوه بر اینکه سبب نشر بیماری‌های مختلف می‌شود سلامت و کیفیت منابع محدود آب قابل شرب را تحت تاثیر قرار می‌دهد و در بلند مدت اثرات جبران ناپذیری بر انسان و محیط زیست اطراف او وارد می‌سازد، در مقابل با استفاده از روش‌های مناسب تصفیه فاضلاب نه تنها می‌توان بهداشت جامعه را بهبود بخشید بلکه با بازیابی پساب تصفیه شده و مصرف مجدد آن پاره‌ای از مشکلات مربوط به کمبود منابع آب را نیز جبران کرد. از این جهت بازیافت فاضلاب‌ها و پساب‌های صنعتی به منظور افزایش تولید و ایجاد شرایط توسعه گام بر می‌دارد (سپلمن، ۲۰۰۳). صنایع عمده‌ترین منابع آلاینده مربوط به فلزات سنگین می‌باشند کارخانجاتی از قبیل آبکاری، باتری‌سازی و تولید قطعات الکترونیک از مهمترین آن‌ها می‌باشند. اکثر قریب به اتفاق واحدهای تولیدکننده فاضلاب صنعتی حاوی فلزات سنگین فاقد سیستم تصفیه هستند و روزانه مقادیر فراوانی فاضلاب صنعتی را وارد محیط زیست یا شبکه فاضلاب شهری می‌نمایند که سبب آلودگی منابع آبی



می‌گردد، در مواردی نیز که فاضلاب صنعتی تصفیه می‌شوند، مشکل دفع لجن تولید شده وجود دارد. که می‌توان از طریق گیاهان جذب و وارد چرخه غذایی شود (اودام، ۲۰۰۰).

وارد شدن بیش از اندازه فلزات سنگین سبب ایجاد عوارض و صدماتی جدی در انسان خواهد شد. مس در مقادیر زیاد در آب آشامیدنی می‌تواند منجر به آسیب سیستم عصبی گردد و بیماری‌هایی مثل آلزایمر ایجاد کند. (میران‌زاده و همکاران، ۱۳۹۰). روش‌های مختلفی برای حذف فلزات سنگین و خارج نمودن آن‌ها از محیط از جمله پساب‌های صنعتی وجود دارد، که به طور عمده شامل روش‌های فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیک می‌باشد (اودام، ۲۰۰۰). امروزه بیوتکنولوژی نقش بسیار مهمی در حذف یون‌های فلزات سنگین موجود در آب و خاک برعهده دارد، باکتری، قارچ، مخمر و جلبک دریایی از جمله جذب‌های بیولوژیک مناسبی هستند که برای فرایند جذب زیستی مورد استفاده قرار می‌گیرند (ویجی‌ارغوان، ۲۰۰۸).

## ۲- مدل‌سازی فرآیند توسط شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی ساختارهای ریاضی هستند که به تقلید از سیستم‌های عصبی زیستی برای پردازش اطلاعات طراحی شده‌اند. این شبکه‌ها از واحدهای مختلف به هم پیوسته‌ای که به صورت موازی با یکدیگر رفتار می‌کنند، تشکیل شده‌اند. این واحدها را نرون<sup>۳</sup> گویند. نرون کوچکترین واحد پردازش اطلاعات می‌باشد که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد. بین هر دو نرون اتصالی وجود دارد که دارای وزن<sup>۴</sup> ( $W$ ) می‌باشد. در یک شبکه عصبی، نرون‌ها در لایه‌های مشخص و متمایزی قرار گرفته و ساختار شبکه را به وجود می‌آورند. شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)<sup>۵</sup> یکی از مهمترین ساختارهای شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشند که متشکل از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه میانی یا پنهان<sup>۶</sup>

<sup>۳</sup> Neuron

<sup>۴</sup> Weight

<sup>۵</sup> Multi Layer Perceptron

<sup>۶</sup> Hidden layer

و یک لایه خروجی هستند. نرون های لایه های مختلف با توابع انتقال<sup>۶</sup> مربوطه، کار آموزش شبکه که همان یافتن ارتباط بین ورودی ها و خروجی های شبکه است را به عهده دارند. تعداد نرون های لایه های ورودی و خروجی به ترتیب برابر با تعداد متغیرهای ورودی و خروجی فرآیند است و تعداد بهینه نرون های لایه پنهان، معمولاً توسط حدس و خطا به دست می آید. هر نرون لایه پنهان، یک بایاس<sup>۷</sup> (b) دارد که با ورودی هایی که وزن داده شده اند، جمع می گردد و ورودی نورون را به وجود می آورد:

$$n_i = b_i + \sum_{j=1}^m (W_{in}(j,i) \times In_j) , i = 1,2,\dots, N'$$

که در آن،  $n_i$  ورودی هر نورون،  $N'$  تعداد نورون های لایه پنهان،  $m$  تعداد ورودی های شبکه و  $In_j$  متغیر ورودی به شبکه است. تابع انتقال لایه پنهان ( $f$ ) بر روی  $n_i$  عمل کرده و خروجی هر نورون در لایه پنهان ( $a_i$ ) تعیین می گردد:

$$a_i = f(n_i)$$

خروجی شبکه از معادله زیر به دست می آید:

$$out = f'(b_{out} + \sum (W_{out}(i) \times a_i)) , i = 1,2,\dots, N'$$

در این رابطه،  $f'$  تابع انتقال لایه خروجی است.



<sup>۶</sup> Transfer function  
<sup>۷</sup> Bias

در این تحقیق از توابع تانژانت هایپربولیک سیگموئیدی<sup>۹</sup> (tansig)، لگاریتم سیگموئیدی<sup>۱۰</sup> (logsig) و تابع خطی<sup>۱۱</sup> (purelin) به عنوان توابع انتقال لایه پنهان (f) و تابع خطی به عنوان تابع انتقال لایه خروجی (f') استفاده گردید.

آموزش شبکه عصبی مصنوعی<sup>۱۲</sup> بر اساس الگوریتم‌های مختلف صورت می‌گیرد. در این مطالعه، از الگوریتم پس انتشار لونیگ-مارکوارت<sup>۱۳</sup> برای آموزش شبکه مورد نظر استفاده گردید. انتخاب این الگوریتم به دلیل سرعت همگرایی و کارایی بالای آن در بهینه‌سازی و آموزش شبکه بود. در این الگوریتم، داده‌های ۸۴ خروجی از شبکه با داده‌های تجربی مقایسه و میزان خطا محاسبه می‌شود. سپس خطای محاسبه شده، به عقب (لایه‌های پیشین) انتقال می‌یابد و وزن‌های انتخاب شده در مدل، اصلاح می‌گردد. این فرآیند مربوط به اصلاح وزن‌ها، در شبکه ادامه می‌یابد تا بهترین وزن‌ها که صحیح‌ترین خروجی را برای سیستم ایجاد می‌کنند، شناسایی و انتخاب شوند. در حقیقت در این روش با تصحیح مرتب خطا، وزن‌های مناسب به دست می‌آید. با مشخص شدن مناسب‌ترین وزن‌ها، فرآیند آموزش شبکه متوقف شده و وزن‌های مربوطه تثبیت می‌شوند. در نهایت این وزن‌ها در مورد ورودی‌های جدید که در قالب داده‌های مربوط به ارزیابی دقت مدل<sup>۱۴</sup> است، اعمال می‌گردند. در این حالت با مقایسه نتایج حاصل از مدل با مقادیر تجربی، در مورد کارایی شبکه قضاوت می‌شود.



<sup>۹</sup> Hyperbolic tangent sigmoid

<sup>۱۰</sup> Logarithmic sigmoid

<sup>۱۱</sup> Linear

<sup>۱۲</sup> Training

back-propagation algorithm <sup>۱۳</sup> Levenberg–Marquardt

<sup>۱۴</sup> Validation

### ۳- نرمال سازی داده ها

به منظور افزایش سرعت همگرایی و دقت شبکه عصبی، نیاز است داده های ورودی و خروجی، نرمال شوند. در این تحقیق جهت نرمال سازی داده ها از رابطه زیر استفاده گردید. با استفاده از این رابطه کلیه داده ها در بازه بین ۰ تا ۱ نرمال گردیدند.

$$\bar{X} = \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}}$$

که در آن  $\bar{X}$  داده نرمال شده،  $X_i$  داده اولیه مورد نظر و  $X_{\min}$  و  $X_{\max}$  حداقل و حداکثر داده ها در سری مورد نظر می باشند. پس از آنکه شبکه آموزش دید و صحت و دقت آن ارزیابی گردید، داده های خروجی از شبکه (نتایج مدلسازی) مطابق رابطه زیر به مقدار حقیقی و اولیه برگردانده شدند:

$$X_i = \bar{X}(X_{\max} - X_{\min}) + X_{\min}$$

### ۴- معیارهای ارزیابی مدلسازی

برای بررسی کمی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی، از معیارهای میانگین مربع خطا (MSE)<sup>۱۵</sup> و ضریب همبستگی ( $R^2$ )<sup>۱۶</sup> به صورت زیر استفاده گردید:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (Y_{\text{pre}} - Y_{\text{exp}})^2$$



<sup>۱۵</sup> Mean Square Error

<sup>۱۶</sup> Correlation coefficient

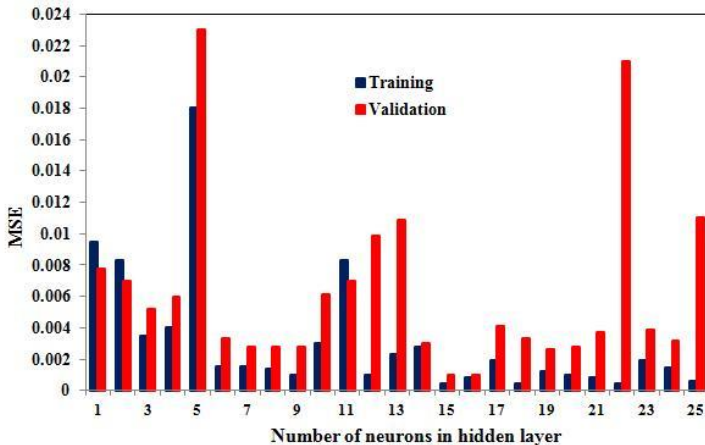


$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Y_{\text{pre}} - Y_{\text{exp}})^2}{\sum_{i=1}^n (Y_{\text{exp}} - \bar{Y})^2}$$

که در روابط بالا  $Y_{\text{pre}}$  خروجی مدل‌سازی (پیش بینی شده)،  $Y_{\text{exp}}$  خروجی آزمایشگاهی (واقعی)،  $\bar{Y}$  میانگین داده‌های آزمایشگاهی و  $N$  تعداد داده‌ها می‌باشند. چنانچه میانگین مربع خطا به صفر و ضریب همبستگی به ۱ میل کند، نشان دهنده دقت بالای مدل‌سازی خواهد بود.

## ۵- نتایج مدل‌سازی

در این پژوهش به منظور مدل‌سازی فرآیند، از ۲۷ داده آزمایشگاهی استفاده شد. "دو سوم" داده‌ها به صورت تصادفی برای آموزش شبکه و "یک سوم" باقی مانده جهت ارزیابی دقت مدل‌سازی انتخاب شدند. در اولین مرحله از مدل‌سازی، تعداد بهینه نرون‌های لایه پنهان به دست آمد. بدین منظور از تعداد ۱ تا ۲۵ عدد نرون در لایه پنهان استفاده شد. با محاسبه MSE مربوط به آموزش و ارزیابی دقت شبکه و انتخاب کمترین مقدار آن، تعداد بهینه نرون‌ها مشخص گردید. در این مرحله از مدل‌سازی، توابع انتقال لایه پنهان و لایه خروجی به ترتیب  $\text{purelin}$  و  $\text{tansig}$  بود. شکل ۴-۱ مقادیر مربوط به MSE آموزش شبکه و ارزیابی دقت آن بر حسب تعداد نرون‌های لایه پنهان را نشان می‌دهد. با توجه به شکل ملاحظه می‌گردد که شبکه بر اساس تعداد نرون برابر ۱۵ بهترین کارایی را دارد زیرا MSE آموزش و ارزیابی دقت شبکه در این تعداد نرون، دارای کمترین مقدار است.



شکل ۱. مقادیر MSE آموزش و ارزیابی دقت شبکه بر حسب تعداد نرون های لایه پنهان

در مرحله بعد جهت تعیین مناسب ترین تابع انتقال لایه پنهان، از سه تابع انتقال  $tansig$ ،  $logsig$  و  $purelin$  استفاده گردید. در جدول ۴-۱ مقادیر MSE و  $R^2$  آموزش شبکه و ارزیابی دقت آن بر حسب توابع انتقال مختلف لایه پنهان آورده شده است. نتایج بیانگر آن است که شبکه بر اساس تابع انتقال  $tansig$  در لایه پنهان، بهترین آموزش را دیده است. در این حالت MSE دارای کمترین مقدار و  $R^2$  دارای نزدیکترین مقدار به عدد ۱ است. لازم به یادآوری است که تابع انتقال لایه خروجی در تمام حالات از نوع  $purelin$  و تعداد نرون های لایه پنهان برابر ۱۵ بوده است.

جدول ۱. مقادیر MSE و  $R^2$  آموزش و ارزیابی دقت شبکه بر حسب توابع انتقال مختلف لایه پنهان

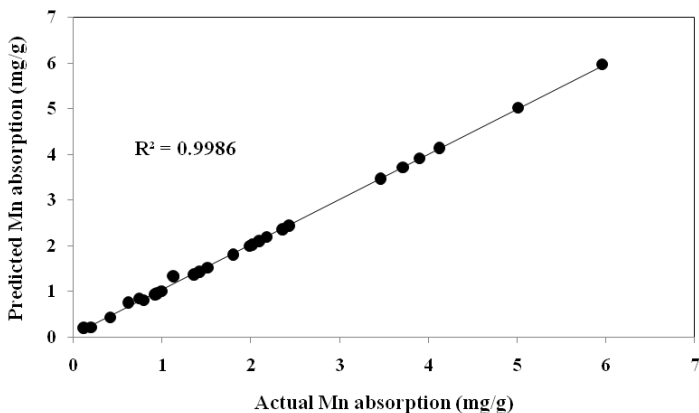
ردیف	تابع انتقال لایه میانی	MSE آموزش شبکه	$R^2$ آموزش شبکه	MSE ارزیابی دقت شبکه	$R^2$ ارزیابی دقت شبکه
۱	tansig	۰/۰۰۰۷۱	۰	۰/۰۰۰۲۵	۰/۹۹۲۱
۲	purelin	۰/۰۲۴۱	۰	۰/۰۳۲۱	۰/۶۸۹۸
۳	logsig	۰/۰۰۶۷	۰	۰/۰۰۳۱	۰/۸۸۵۵

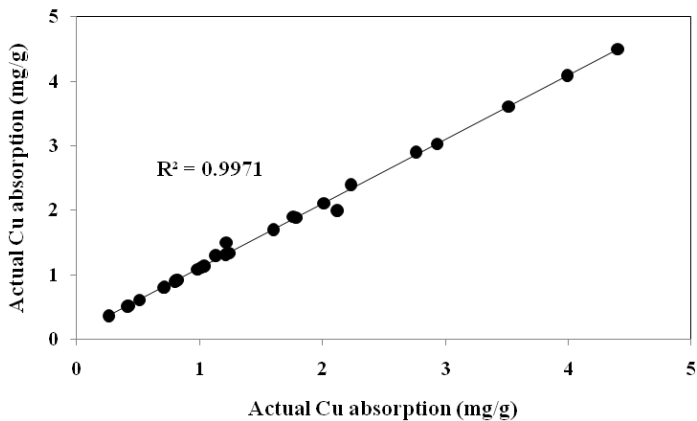
$\text{logsig}(x) = \frac{1}{(1 + e^{-x})}$	$\text{purelin}(x) = x$	$\text{tansig}(x) = \frac{2}{(1 + e^{-x})} - 1$
---	-------------------------	---

جهت ارزیابی دقت مدل‌سازی و نشان دادن تطابق نتایج حاصل از مدل‌سازی با داده‌های آزمایشگاهی، تمام داده‌ها در یک نمودار رسم شدند. در شکل ۴-۲ مقادیر منگنز جذب شده حاصل از مدل‌سازی در مقابل داده‌های آزمایشگاهی، رسم شده است. با توجه به این که هر چه پراکندگی داده‌ها روی خط ۴۵ درجه یا نزدیک آن بیشتر باشد  $R^2$  به عدد ۱ نزدیکتر خواهد بود، ملاحظه می‌گردد که داده‌ها بسیار نزدیک به خط ۴۵ درجه می‌باشند که نشانگر کارایی شبکه عصبی انتخاب شده است.

شکل ۶-۳ مقادیر مس جذب شده حاصل از مدل‌سازی با شبکه عصبی در برابر داده‌های آزمایشگاهی را نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود، خط راست گذرنده از این نمودار به شکل مناسبی بر خط ۴۵ درجه منطبق شده است، لذا می‌توان نتیجه گرفت که شبکه آموزش دیده به خوبی قادر به پیش‌بینی خروجی برای داده‌های جدید می‌باشد.



شکل ۲. تطابق مقادیر منگنز جذب شده حاصل از مدلسازی با داده های آزمایشگاهی



شکل ۳. تطابق مقادیر مس جذب شده حاصل از مدلسازی با داده های آزمایشگاهی



## ۶- جمع بندی

در این تحقیق مدل‌سازی جذب فلزات منگنز و مس توسط شبکه عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار گرفت. ساختار انتخابی شبکه از نوع پرسپترون چند لایه با یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و دو لایه خروجی و الگوریتم آموزش پس انتشار لونیبرگ-مارکوارت بود. با بررسی توابع انتقال و تعداد نرون‌های مختلف، توابع بهینه برای لایه پنهان و لایه خروجی به ترتیب **tansig** و **purelin** و تعداد نرون‌های لایه پنهان برابر با ۱۵ انتخاب گردید. ضریب همبستگی و میانگین مربع خطا برای آموزش شبکه مورد نظر به ترتیب  $0/9733$  و  $0/00071$  و برای ارزیابی دقت شبکه  $0/9921$  و  $0/00025$  به دست آمد که بیانگر تطابق خوب بین داده‌های آزمایشگاهی و نتایج پیش‌بینی شده و دقت بالای مدل‌سازی بود.

## ۷- پیشنهادات

- می‌توان از مدل منطق‌فازی برای مدل‌سازی این سیستم بهره برد و نتیجه به دست آمده را با مدل شبکه عصبی مقایسه کرد.
- برای بررسی حساسیت پارامترهای خروجی نسبت به پارامترهای ورودی می‌توان آنالیز حساسیت را برای پارامترهای بررسی شده در این تحقیق به کار برد.



## منابع و مآخذ

۱. ابوعلیزاده، ف. خوشحال، ع و احمدی، م. (۱۳۹۳). مدل سازی یک بیورآکتور غشائی به منظور تصفیه فاضلاب توسط شبکه عصبی مصنوعی، چهارمین همایش ملی کاربردهای شیمی در فناوری های نوین. مووسسه آموزش عالی جامی ۱۰ صفحه
۲. اشرفی، ف. (۱۳۸۷). حذف فلزات سنگین از محلول ها به کمک ژئولیت معدنی، پیک نور علم، سال دوم، شماره اول. صفحات ۱۰۲-۹۴.
۳. رجائی، ق. (۱۳۹۱). بررسی غلظت فلزات سنگین روی، سرب، کروم و کادمیوم در آب و رسوب خلیج گرگان و مصب رودخانه گرگانرود، مجله تحقیقات نظام سلامت. ۸: ۵.
۴. کمرئی، ب. (۱۳۸۸). اندازه گیری غلظت فلزات سنگین (آرسنیک، باریم، کادمیوم، جیوه، سرب، کروم) در منابع آب و رودخانه شهر بروجرد. فصلنامه علمی - پژوهشی دانشگاه علوم پزشکی لرستان ۱۱. ۴: ۴۲.
۵. Fiol, N. , Villaescusa, I. , Miralles, N. U. , Poch, J. , and Serarols, J. (۲۰۰۶). "Sorption of Pb(II), Ni(II), Cu(II) and Cd(II) from aqueous solution by olive stone waste. " Separation and Purification Technology, ۵۰, ۱۲۲ .
۶. Odum, H., T. (۲۰۰۰). Heavy metal in the environment Lewis publishers Science.
۷. Sepellman. F.R. (۲۰۰۳). Handbook of water and wastewater treatment plant operation lewis publisher Technlogy and Engineering.
۸. Vijayaraghavan K, Yun YS. (۲۰۰۸). Bacterial biosorbents and biosorption. J. of. Biotechadv. ۲۶(۳): ۲۶۶-۲۹۱.