

استفاده از شبکههای عصبی مصنوعی (ANN) در مدلسازی جذب بیولوژیکی فلز کروم (VI) از محلولهای آبی

فرزانه محمدی*'، سمیه رحیمی'، زینب یاوری^۳

۱- (نویسنده مسئول): دانشجوی دکتری مهندسی بهداشت محیط، دانشکده بهداشت، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان ۲- دانشجوی دکتری مهندسی بهداشت محیط، دانشکده بهداشت، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان ۳- دانشجوی دکتری مهندسی بهداشت محیط، دانشکده بهداشت، دانشگاه علوم پزشکی اصفهان

چکــــیده	الە:	ات مق	للاع	اط
زمینه و هدف: در این تحقیق میزان حذف فلز کروم شش ظرفیتی از محلول های آبی با استفاده از		94/10/74	در بافت:	تارىخە
جاذب بیولوژیکی لجن دفعی فاضلابهای شهری مطالعه شد. همچنین کارایی شبکههای عصبی		94/.1/11	ريات. بذيرش:	تاريخ <u>ا</u>
در پیش بینی جذب بیولوژیکی مورد بررسی قرار گرفت.				
روش بررسی : تاثیر پارامترهای غلظت اولیه، دز جاذب، pH، سرعت و زمان اختلاط در راکتور				
ناپیوسته بر جلب کروم بررسی و قسمتی از نتایج آزمایشگاهی توسط شبکه عصبی پس انتشار				
پیش خور مدلسازی شد و بخش دیگری از نتایج برای سنجش دقت مدل شبیهسازی شد.				
بهینهسازی تابع انتقال و تعداد نورونهای لایه مخفی انجام شد.				
یافته ها: شرایط بهینه در غلظت اولیه mg/L ، دز جاذب pH ، ۶ g/L معادل ۲، سرعت				
اختلاط ۲۰۰ rpm و زمان اختلاط ۱۲۰ min حاصل شد و حداکثر میزان حذف ۹۶٪ و حداکثر	لمز کروم،	ذب بيولوژيكى، ف	کلیدی: جا	واژگان
ظرفیت جذب mg/g ۴۱/۶۹ بدست آمد. سینتیک جذب کروم با مدل شبه مرتبه دوم و ایزوترم	، ايزوترم	مصبی، لجن دفعی	ی با شبکه ء	مدلساز
جذب آن با مدل فروندلیچ تطابق دارد. در شبکه عصبی طراحی شده بهترین تابع انتقال در			Ş	فروندلي
لایه های مخفی و خروجی تابع تانژانت سیگموئید و تعداد نورون بهینه برابر ۱۳ عدد تعیین شد.				
خروجی مدل با بردار هدف همبستگی (R=+/٩٨۴) مناسبی دارد. شبیهسازی انجام شده با مدل				
شبکه عصبی، تطابق مناسبی با نتایج آزمایشگاهی دارد.				
نتیجه گیری: لجن دفعی مورد استفاده در این تحقیق قادر به حذف کروم از محیطهای آبی				
است. استفاده از شبکه عصبی پس انتشار، تابع آموزش Levenberg-Marquardt، تابع انتقال				
تانژانت سیگموئید در لایههای مخفی و خروجی و تعداد نورونهای بین ۱/۶ تا ۱/۸ دادههای				
ورودی، نتایج مناسبی برای پیش بینی فرایند جذب در پی خواهد داشت.		نويسنده مسئول:	لكترونيكى	پست ا
	fm_136	3@yahoo.com		

Please cite this article as: Mohammadi F, Rahimi S, Yavari Z. Application of artificial neural network (ANN) in Biosorption modeling of Chromium (VI) from aqueous solutions. Iranian Journal of Health and Environment. 2016;8(4):433-46.

مقدمه

آلودگی محیطهای آبی به یک مساله جدی زیست محیطی در سراسر جهان تبدیل شده است مخصوصا زمانی که همراه با فاضلاب ها مقدار زیادی فلزات سنگین، بیش از سطح استاندارد به محيط تخليه مي شود (١). از اين رو تصفيه فاضلابها به خصوص فاضلابهاي صنعتي به عنوان يک مساله جدي، اقتصادي و فني مورد توجه واقع شده است. فلزات سنگيني مانند جيوه (Hg)، كادميوم (Cd)، كروم(Cr)، آرسينيك (Ar)، و سرب (Pb) در مقادیر بسیار اندک نیز اثرات نامطلوب بر ســـلامت انسان و محيط زيســت دارد (٢). فلز كروم يك آلاينده بسیار سمی است که توسط صنایعی چون آبکاری، تکمیل فلزات، دباغي چرم، عكاسي، رنگ و نساجي به محيطزيست تخلیه می شود (۳). فلز کروم به گروه VI-B در جدول تناوبی تعلق داشته، عدد اتمی آن ۲۴ است. فلز کروم چندین عدد اکسایش دارد کے از ۲ – تے ۶+ تغییر می کند اما کروم با عدد اکسایش ۳ ((Cr(III)) و ۶ ((Cr(VI)) در محیط زیست غالب است(۴). كروم شش ظرفيتي ((Cr(VI)) بسيار سمي تر از كروم سے ظرفیتی است و حتی در مقادیر بسیار کم سرطانزا، جهش زا و تراتوژن است. کروم شش ظرفیتی توسط U.S.EPA در گروه A مواد سرطانزا برای انسان طبقهبندی شده است. از این رو حــذف فلز كروم به يک چالش زيســت محيطي ضروري و با اولویت بالا تبدیل شـده اسـت(۵). روش های مختلفی مانند ترسيب شيميايي، خنثي سازي، فيلتراسيون غشايي و جذب براي حذف فلزات ســنگین مورد اســتفاده قرار می گیرد. در بین این روش ها روش جذب بیولوژیکی با استفاده از زائدات کشاورزی توجه محققان را جلب كرده است. بازده بالا، قيمت ارزان، در دسترس بودن و سهولت کنترل از مزایای جـذب بیولوژیکی است(۶). از جمله زائدات مورد استفاده برای جذب بیولوژیکی مي توان از تفاله نيشكر، شلتوك برنج، خاك اره، پوست نارگيل، پوسته بادام و غیره نام برد(۷). مواد بیولوژیکی غیر زنده که دارای گروههای عاملی مناسب برای اتصال فلزات هستند نیاز به نگهداری و مراقبت کمتری در پروسه جـذب دارند و این

نکته برای مناطق آلوده در سطح وسیع بسیار مناسب است (۶). پروسه جذب بیولوژیکی بسیار پیچیده است و این مساله به دلیل دخیل شدن پارامترهای زیاد با روابط غیر خطی در این پروسه است. مدلسازی پروسه جذب بیولوژیکی در سیستم Batch با مدلهای ریاضیاتی معمول بسیار مشکل است (۸). به دلیل مشخصات برجسته، محکم و قابل اعتماد شبکههای عصبی مصنوعی (Artificial Neural Network) در به دست آوردن روابط غیر خطی بین دادههای ورودی و خروجی، این مدلها در دهه گذشته به طور وسیعی به مهندسی محیط زیست راه یافته است. بررسی این مدلها و تعیین توانایی آنها حال انجام است(۹). مطالعات انجام شده در این مقاله نیز در همین راستا است. از جمله کاربردهای شبکه عصبی میتوان به این موارد اشاره کرد:

- اســـتفاده از شــبکه عصبی و الگوریتم ژنتیــک در پیش.بینی کیفیت آب رودخانه (۱۱)

فاضلاب با استفاده از ANN (۱۰)

- مدلسازی میزان انتشار NOx با استفاده از ANN (۱۲) - مدلسازی انتشار دیوکسین از یک زباله سوز مواد زائد جامد با استفاده از شبکههای عصبی (۱۳) - مدلسازی جـذب بیولوژیکی Acid Black172 و Congo Red از محلولهای آبی با استفاده از ANN (۱۴)

اگر چه تحقیقات زیادی برای حذف فلزات سنگین از محلولهای آبی با جاذبهای مختلف انجام شده است لیکن هر ماده ویژهای به عنوان جاذب نیاز به تحقیقات خاصی بر روی خود دارد. در این کار پتانسیل جذب بیولوژیکی فلز کروم شش ظرفیتی توسط لجن دفعی فاضلابهای شهری از محلولهای آبی، مورد بررسی قرار گرفت. تاثیر پارامترهای مختلف مانند دز جاذب، غلظت اولیه، pH، سرعت اختلاط و زمان اختلاط در راکتور ناپیوسته مطالعه شد. نتایج آزمایشگاهی توسط شبکه عصبی سه لایه پس انتشار پیش خور (Feed-Forward Back propagation)

Neural Network) مدلسازی شد. نوع تابع انتقال در لایههای مخفی و خروجی و تعداد نورونها در لایه مخفی بهینهسازی شد و نهایتا خروجی مدل با نتایج آزمایشگاهی مقایسه گردید.

مواد و روشها

آماده سازی جاذب بیولوژیکی: برای این تحقیق از لجن دفعی تصفیه خانه فاض لاب جنوب اصفهان استفاده گردید. میزان لجن تولیدی این تصفیه خانه ۱۰۰ تن در شبانه روز است که بدون استفاده خاصی دفع می شود. میزان فلزات سنگین موجود در پساب این تصفیه خانه حدود این تحقیق، لجن فاضلاب به پیش تصفیه لجن مورد استفاده در این تحقیق، لجن فاضلاب به مدت ۲۴ در دمای بین ۱۰۳ تا ۲⁰ ۲۰۰ خشک گردید و پس از خنک شدن در دسیکاتور به عنوان جاذب بیولوژیکی مورد استفاده قرار گرفت. لازم به ذکر است از بخش عبوری از الک نمره ۱۰۰ (mm) برای انجام آزمایشات استفاده گردید. این پروسه به دلیل بازده بالاتر جذب سطحی به وسیله کوتاه کردن مسیر دیفیوژن انجام شد (۱۵).

آماده سازی مواد شیمیایی: محلول کروم بر اساس روش ذکر شده در کتاب روش های استاندارد آزمایشات آب و فاضلاب (۱۶) آماده شد. آب مقطر برای تهیه همه محلول ها به کار گرفته شد. برای تهیه محلول L۰۰۰ mg/L دی کرومات پتاسیم (K₂Cr₂O₇) محصول شرکت Chemical کرومات پتاسیم (Aldrich Company آمریکا با درجه خلوص ۹۹٪ با جرم مولکولی ۱۹/۲۹۴ g/mol به بالن L۰۰۰ mL منتقل شد و

سپس حجم آن به وسیله آب مقطر به ML رسانده شد. در دمای ⁰C ۴ نگهداری گردید. سایر محلولها با غلظت مورد نیاز به وسیله رقیقسازی تهیه شد. محلولهای NaOH و HCl برای تنظیم pH به کار گرفته شد. وسایل آزمایشگاهی توسط اسید سولفوریک N ۰۰۵/ مورد شستشو قرار گرفت و چندین بار با آب مقطر آب کشیده شد.

وسایل آزمایشگاهی مورد استفاده: وسایل مورد استفاده در این تحقیق شامل وسائل شیشهای اعم از پیپت، بالن، استوانه مدرج، الک فلزی، ظروف نمونهبرداری و فیلتر غشایی مارک Rotator بوده و از دستگاههایی از قبیل شیکر مدل Rotator Rator و Aad متر مدل Sartorius و همزن مغناطیسی MR3000 و ترازوی دیجیتالی مدل Sartorius با دقت g ۲۰۰۱۹ و اسپکتروفتومتر TGH استفاده شد.

طراحی آزمایش های بهینه سازی پارامتر های جذب: طراحی آزمایش نقش مؤثری در بهبود عملکرد یک فرایند دارد. از میان روش های متفاوت موجود برای طراحی آزمایش، در این پژوهش از روش طراحی فاکتوریل کامل (Full factorial design) استفاده شد. در طراحی آزمایش فاکتوریل کامل تعداد انجام آزمایش برابر تعداد کل جایگشتهای حاصل از کنار هم قرار دادن سطوح مختلف عوامل در نظر گرفته شده است (۱۷). با توجه به انتخاب عوامل و سطوح موردنظر (جدول ۱) با درنظر گرفتن تکرار آزمایش ها، جمعا ۲۹۶ آزمایش برای بهینه سازی پارامترهای جذب دراین مطالعه انجام شد.

پارامترها					
زمان نمونهبردارى	سرعت اختلاط	دز جاذب	ъЦ	غلظت اوليه محلول	هدف آزمایش
(min)	(rpm)	(g/L)	pm	کروم (mg/L)	
17.	۲	۲، ۴، ۶، ۸، ۱۰	۲, ۴, ۶, ۸	۵، ۲۰، ۵۰، ۹۰	بهینهسازی پارامترهای جذب
١٢٠	۵۰. ۱۰۰، ۵۱، ۲۰۰	٨	۴	۵، ۲۰، ۵۰، ۹۰	بهينهسازي سرعت اختلاط
0. 01. •7. •8. •71. •11. •1	۲	٨	۴	۵، ۲۰، ۵۰، ۹۰	بررسی سینتیک جذب
١٢٠	۲.,	۲، ۴، ۶، ۸ • ۱	۴	۵، ۲۰، ۵۰، ۹۰	بررسی ایزوترم جذب

جدول۱- پارامترها و سطوح در نظر گرفته شده برای انجام آزمایشات در این تحقیق

دوره هشتم/ شماره چهارم/ زمستان ۱۳۹۴ سالمی و کچل فصلنامه علمی یژوهشی انجمن علمی بهداشت محیط ایر آن

آزمایشات ناپیوسته جذب بیولوژیکی: ابتدا محلول کروم با غلظت اولیه مورد نظر با کمک رقیقسازی ساخته شد؛ سپس pH محلول با استفاده از اسید هیدروکلریدریک و سود تنظیم گردیــد. پس از آن نمونههای ۲۵ میلــی لیتری از محلول کروم تهیه شده و در غلظتهای مورد نظر با زیست جرم خشک شده حاصل از لجن دفعی در جرمهای معین در دمای آزمایشگاه داده شـد و نمونه به مدت h کاتماس داده شـد و نمونه به مدت h (یا زمانهای $t^{\circ}C$ متوالى در آزمايش سينتيک و بهينه سازي سرعت اختلاط) روى شــيكر قرار گرفت. پس از طی شدن زمان اختلاط، نمونهها از فیلتر عبور داده شــد و غلظت کـروم در نمونههای حاصل، از روش رنگ سے جی بر طبق استاندارد شمارہ ۳۵۰۰ روش ہای استاندارد (۱۶) و با دستگاه اسپکتروفتومتر در طول موج ۵۴۰ nm اندازهگیری گردید. قابل ذکر است که دما یکی از عوامل مهم در فرايند جذب است، نوسانات آن در طي آزمايش می تواند باعث ایجاد خطا گردد، همچنین خطاهای ابزاری و اندازهگیری می تواند بر نتایج تاثیرگذار باشد. در این پژوهش سعى شده است تا اين خطاها به حداقل خود كاهش يابد.

به دلیل زیاد شدن تعداد آزمایش ها ز روش فاکتوریل کامل، به دلیل زیاد شدن تعداد آزمایش ها از روش فاکتوریل کامل، سرعت اختلاط از بین عوامل آزمایشات فاکتوریل خارج گردید و بهینهسازی سرعت اختلاط به وسیله یک سری آزمایش، به طور جداگانه مطابق جدول ۱ انجام شد. پس از رسیدن به یک سرعت اختلاط بهینه کلیه آزمایش های فاکتوریل در این سرعت بهینه انجام گردید.

به منظور بررسی تغییرات میزان جذب کروم در طول زمان (سینتیک جذب)، آزمایش هایی با شرایط جدول ۱ بر روی نمونه های ۲۵ میلی لیتری از محلول کروم با غلظت مورد نظر و در دمای آزمایشگاه انجام گرفت. همچنین آزمایش های ایزوترم جذب با توجه به سطوح در نظر گرفته شده در جدول ۱، برای تعیین رابطه بین مقدار کروم جذب شده به ازای واحد جرم جاذب و غلظت تعادلی کروم در فاز محلول انجام شد. درصد حذف کروم شیش ظرفیتی که به عنوان پارامتر خروجی

به مدل ANN معرفی گردید با معادله ۱ تعیین شــد. که در آن

و
$$\mathrm{C}_{\mathrm{e}}$$
 و C_{e} به ترتیب غلظت اولیه و نهایی محلول کروم هستند.

$$\% R = \frac{(C_0 - C_e) * 100}{C_0} \tag{1}$$

نتایج آماری آزمایش های جذب بیولوژیکی: آزمایش های مورد نظر تحت شرایط ذکر شده انجام شد و نرمال بودن داده ها بوسیله آزمون کولمو گراف اسمیرنوف در نرم افزار SPSS بررسی شد. بر این اساس میانگین درصد حذف در کل آزمایشات، انحراف معیار و مقدار P-value به ترتیب برابر ۱۸/۱۹۵٪ ، ۱۸/۱۴ و ۱۹۰۷۰ به دست آمد. نتیجه آزمون کولمو گراف اسمیرنوف حاکی از پیروی داده ها از توزیع نرمال است.

مدلسازی جذب بیولوژیکی کروم شش ظرفیتی با شبکه عصبی: شبکههای عصبی مصنوعی مدلهای کامپیوتری هستند که بر اساس مدل ساده شده فعالیتهای بیولوژیکی مغز انسان مانند قابلیت یادگیری، تفکر، دلایل به یاد آوری و حل مسایل پایهریزی شدهاند. مدلهای شبکه عصبی از سلولهای عصبی و وزنها تشکیل شدهاند، این مدلها بر این اساس اصل استوار است که یک سیستم پیوسته از عناصر پردازشگر ساده میتواند روابط پیچیده بین متغیرهای مستقل و وابسته را یاد بگیرد(۱۸). توسعه یک مدل شبکه عصبی ساده نیست و شامل گامهایی به این ترتیب است، ۱-انتخاب نحوه تولید دادهها ۲- تولید دادهها این ترتیب است، ۱-انتخاب ساختار شبکه عصبی ۵-انتخاب الگوریتم آموزش شبکه ۶- آموزش شبکه ۷- آزمایش شبکه عصبی آموزش دیده شده ۸- استفاده از شبکه عصبی آموزش

شبکههای عصبی ساختار به هم پیوستهای دارد که شامل لایه ورودی، لایه خروجی و لایههای میانیست که به لایههای مخفی موسومند. هر لایه شامل المانهای پردازشگر ساده ایست که نورون نامیده می شوند. نورونها با لایهها از طریق سیگنالهای وزنهای تنظیم شده در ارتباطند. لایه ورودی این سیگنالها را از منابع خارجی دریافت می کند. وزن دهی در این لایه برای هر ورودی به صورت جداگانه انجام شده و این اطلاعات برای پردازش به لایههای مخفی ارسال می شود(۲۰). لایههای مخفی

پیش پردازش را انجام داده و نتایج را با کمک توابع انتقال به سایر لایههای مخفی و لایه خروجی منتقل میکند(۱۸). در شبکه عصبی پیش خور (feed forward) دادهها تنها در یک جهت و به سمت جلو انتقال داده می شوند و به ترتیبی که ذکر شد از لایه ورودی به مخفی و از مخفی به خروجی. هیچ حلقه یا سیکلی در این شبکهها وجود ندارد.

در این مطالعه Neural Network Toolbox نرم افزار R2013a Matlab برای پیش بینی میزان حذف، مورد استفاده قرار گرفت. نتایج ۸۰ عدد از آزمایشات انجام شده، برای توسعه مدل شبکه عصبی (ANN) استفاده شد و نتایج ۲۰ آزمایش برای شبیه سازی در انتهای کار کنار گذاشته شد. نتایج آزمایشات انجام شده برای بهینه سازی زمان تماس و سرعت اختلاط وارد مدل نشد و تنها نتایج آزمایشات با بهینه سازی پارامترهای جذب و ایزوترم جذب به عنوان ورودی و خروجی وارد گردید.

با توجه به اینکـه راهبرد جهانی خاصی برای انتخاب معماری و الگوريتم شبکه عصبي در مسايل مختلف وجود ندارد(٨)، محققان برای دستیابی به مناسبترین مدل در مسائل مورد بررسی خود، بر روی قسمتهای متنوع شبکه عصبی کار می کنند. در این تحقیق، برای تعیین مناسبترین توابع انتقال در لایه های مخفی و خروجی در پیش بینے میزان جذب، چهار مدل شـبکه عصبی پس انتشار (BPNN) با سـه لایه ورودی، مخفیی و خروجیی و با توابع انتقال مختلف در این لايهها توسعه داده شـد. در اين چهار مدل بـه ترتيب در لايه مخفى و خروجى توابع انتقال purelin- ،purelin-purelin tansig-purelin ،tansig و tansig-purelin ،tansig شد. دادههای بدست آمده در آزمایشگاه، به صورت ماتریس ورودی ۸۰×۵ و ماتریس خروجی ۱×۸۰ به شبکه معرفی شد. ۷۰٪ داده های مورد نظر برای طراحی شبکه، برای آموزش شبکه و ۱۵٪ برای اعتبار سنجی و ۱۵٪ برای آزمایش شبکه تخصيص داده شـد. انتخاب دادهها برای موارد مذکور توسط نرم افزار به صورت تصادفی انجام می شود. در معماری شبکه عصب یدر این تحقیق تعداد نورون ها در لایه ورودی برابر ۵

عدد است که برابر تعداد متغیرهای ورودی به مدل است. تعداد نورونها در لایه مخفی در ابتدا ۱۰ نورون در نظر گرفته شد و پس از تعیین بهترین شبکه از چهار مدل ذکر شده، تعداد نورونهای لایه مخفی بهینهسازی شد. تعداد نورونها در لایه خروجی به تعداد پارامترهای خروجی شبکه بستگی دارد. در این تحقیق خروجی مدل درصد حذف کروم شش ظرفیتی است. بنابراین تعداد نورونهای لایه خروجی یک عدد است. عملکرد شبکه عصبی از طریق میانگین مربعات خطا (MSE) و ضریب همبستگی (R)، ارزیابی می شود که معادلات آنها در ادامه قابل مشاهده است.

- $MSE = \frac{\sum_{i=1}^{n} (y_{obs,i} y_{model,i})^2}{n}$ (Y)
- $R = \frac{\sum_{i=1}^{n} (y_{obs,i} y_{obs,mean}) (y_{model,i} y_{model,mean})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (y_{obs,i} y_{obs,mean})^2 (y_{model,i} y_{model,mean})^2}} \quad (\Upsilon)$

که در معادلات فوق، n تعداد داده ها، (y_{obsi}) و (y_{modeli}) و (y_{modeli}) به ترتیب مقدار خروجی پیش بینی شده توسط مدل و مقدار خروجی اندازه گیری شده است و (y_{obs,mean}) و (y_{model,mean}) متوسط مقادیر خروجی اندازه گیری شده در آزمایشگاه و متوسط مقادیر پیش بینی شده توسط مدل است (۱۸).

برای آموزش شبکه از الگوریتم پس انتشار -Levenberg استفاده شد. که در شکل ۱ مراحل Marquardt (LMBP) استفاده شد. که در شکل ۱ مراحل این الگوریتم به صورت ساده آورده شده است. عموما در مسائل تخمین تابع با پارامترهای شبکه کمتر از ۱۰۰ عدد، الگوریتم LMBP کارایی بالایی از خود نشان میدهد و سرعت بالایی دارد و البته دقت بالای آن کاملا برجسته است زیرا در بسیاری از موارد این الگوریتم به حداقل خطا رسیده است(۲۱).

در طول آموزش خروجی پیش بینی شده توسط مدل با خروجی مورد انتظار مقایسه می شود و میانگین مربعات خطا محاسبه می گردد در صورتی که MSE بیشتر از مقدار مقرر شده باشد میزان خطا از خروجی به ورودی باز پخش شده و وزنها بر اساس آن اصلاح می گردند تا زمانی این کار تکرار می شود که یا خطا به محدوده مجاز برسد یا تعداد سعی و خطا با حداکثر تعداد سعی و خطای مشخص شده برای مدل

برابر شـود. اصلاح وزنها در هر بار سـعی با معادله زیر انجام میشود. $\Delta W(t) = -\eta MSE + \alpha \Delta W(t-1)$ (۴) که در آن η برابر نرخ آموزش و α نیز ضریب مومنتم است که هر دو در محدوده • تا ۱ قرار دارند. میانگین مربعات خطا در طول دوره آموزش پایش می شود. در فاز

سـینتیک و ایزوترم جذب کروم: نمودار سینتیک جذب کروم در غلظتهای اولیه ۵، ۲۰، ۵۰ و ۹۰ mg/L در شکل ۲ نشان

اول آموزش خطا رو به کاهش می گذارد تا شبکه به مینیمم خطا میرسد و سپس با دادن دادههای بیشتر مجددا خطا رو به افزایش می گذارد در این مرحله آموزش شبکه متوقف شده و وزنها در مینیمم خطا بازگردانیده می شود (۲۲). در شکل ۱ معماری شبکه عصبی همراه با دیاگرام الگوریتم LMBP برای پیشبینی درصد حذف کروم قابل مشاهده است.



شکل ۱- معماری شبکه عصبی همراه با دیاگرام الگوریتم LMBP برای پیش بینی درصد حذف کروم

ىافتەھا

داده شده است. در مطالعات انجام شده از ثابت سرعت شبه مرتبه اول و شبه مرتبه دوم برای توصيف سينتيک جذب بر جاذبها استفاده شد.



شکل۲ – مقایسه درصد حذف کروم نسبت به زمان در غلظتهای اولیه مختلف

مرال می و مستند، ۲۰ میدرد و مشتم ، شعاره چهارم ، زمستان ۲۴ · ۲۰۰۰ - ۲۰۰۰ ماری ا فصلنامه علمى پژوهشى انجمن علمى بهداشت محيط اير ان

در جدول ۲ و نمودارهای ایزوترم لانگمویر و فرندلیچ در غلظت اولیه ۹۰ mg/L، در شکل ۳-۳ و ۳-ط قابل مشاهده است. در ایــن تحقیق از مدلهای لانگمویـر، فروندلیچ برای توصیف ایزوترمهای جذب استفاده شد. ضرایب ایزوترمهای مورد مطالعه



شکل ۳– a- ایزوترملانگمویر و b- ایزوترم فروندلیچ جذب کروم بر جاذب در غلظت اولیه ۹۰ mg/L

	يزوترم فروندليچ	ضرايب ا			ترم لانگموير	ضرايب ايزو	
R ²	n	$\mathbf{K}_{\mathbf{f}}$	C ₀	R ²	a	b	C ₀
•/٩۶٩	•/711	11/11	۵	•/944	• /٣٢	•/•••٢•	۵
•/947	•/707	74/17	۲.	•/970	•/11	•/••\•	۲.
•/٩۶	• //۳۵	٩٣۶/٨	۵۰	•/٩۵٨	•/••9	•/•٢•	۵۰
•/900	1/08	۵۸۵/۶	٩.	•/914	•/•٣	•/•79	٩٠

جدول۲- ضرایب ایزوترم های مورد مطالعه

در نمودارها و جدول فوق، _e غلظت در فاز جامد در حالت تعادل و بر حسب C_e ،mg/g غلظت در فاز مایع در حالت تعادل بر حسب Mg/L ، ثابت تعادل جذب لانگمویر بر حسب b، L/mg ظرفیت نهایی جذب تک لایه بر حسب mg/g و K_f و n ثابت های تعادلی مدل فرندلیچ هستند. **مدل سازی جذب فلز کروم با ANN:** در گام اول چهار شبکه عصبی با ترکیب تابع انتقالهای ANNi یا به ترین تابع و purelin مدل سازی شد تا به کمک نتایج، بهترین تابع

انتقال در لایه مخفی و لایه خروجی مشخص گردد. در شکل ۴ مقادیر حداقل مربعات خطا و ضریب همبستگی در چهار مدل ساخته شده قابل مشاهده است. همانطور که در شکل ۴ دیده می شود مدل چهارم با تابع انتقال تانژانت سیگموئید در لایه مخفی و خروجی و تعداد ۱۰ نورون در لایه مخفی، کمترین میانگین مربعات خطا و بیشترین ضریب همبستگی را داشته است.



شکل ۴- مقادیر حداقل خطا و ضریب همبستگی در چهار مدل ساخته شده برای تعیین بهترین ترکیب تابع انتقال

برای تعیین تعداد بهینه نورون در لایه مخفی، شـبکه عصبی با معماری ذکر شـده و تنها با تعداد نورون متفاوت از ۱ تا ۱۰۰ نـورون ایجاد شـد و حداقل میانگین مربعـات خطا و ضریب همبستگی هر کدام از شبکهها بدست آمد که در جدول ۳ قابل مشاهده است.

جدول ۳– مقادیر حداقل خطا و ضریب همبستگی در شبکههای عصبی طراحی شده برای تعیین تعداد نورون بهینه

تعداد	میانگین مربعات	ضريب
نورون	خطا	ھمبستگی
١	•/እ۴١	٨٠/٩٣
٢	•/918	۱۰۰/۷
٣	•/97٣	٨۵/۶۶
۴	•/971	47/47
۵	•/91T	88/4N
۶	•/981	$\Lambda/\Lambda V$
٧	•/٩٣٣	$\Delta Y / Y A$
٨	•/9V1	51/98
٩	۰/۹ <i>\</i> ۶	14/18
۱.	•/٩٨٣	۱٣/٣٣

ادامه جدول ۳– مقادیر حداقل خطا و ضریب همبستگی در شبکههای عصبی طراحی شده برای تعیین تعداد نورون بهینه

تعداد	میانگین مربعات	ضريب
نورون	خطا	ھمبستگی
١١	•/977	۳۶/۱۰
١٢	٠/٩٧٠	29/22
١٣	•/914	V/47
۲.	+/9VY	YY/XY
۵۰	•/9٣۶	۲۳۱/۳
۱۰۰	• / ٧ • ٣	$\chi k / \chi$

مدل شـبکه عصبی طراحی شـده با ۱۳ نـورون در لایه مخفی و تابع تانژانت سـیگموئید در لایـه مخفی و خروجی کمترین میانگین مربعات خطا و بیشـترین ضریب همبسـتگی را نشان داده است.

نتایج ۲۰ آزمایش در ابتدای مدل سازی از بین آزمایشات کنار گذاشته شد تا در این مرحله برای شبیهسازی مورد استفاده قرار بگیرد. قابل ذکر است که شبکه با این دادهها آموزش دیده نشده است و در صورتی که بتواند نتایج درست را پیشبینی کند می توان گفت، شبکه قابل اعتماد و قابل استفاده است.

و کی از مستان مماره چهارم/ زمستان مماره چهارم/ زمستان فصلنامه علمى پژوهشى انجمن علمى بهداشت محيط اير ان

مقادیر pH، غلظت اولیه کروم، سرعت اختلاط، زمان اختلاط و دز جاذب این ۲۰ آزمایش به عنوان ورودی به مدل شبکه عصبی طراحی شده، جهت شبیهسازی وارد شد و پیشبینی





شکل ۵– مقایسه نتایج شبیه سازی شبکه عصبی طراحی شده برای پیش بینی میزان حذف فلز کروم شش ظرفیتی و نتایج آزمایشگاهی

مدل های لانگمویر و فروندلیچ معمولترین مدل های مورد استفاده برای توصیف فرایند جذب است که در این پژوهش نیز مورد بررسی قرار گرفتند. با استفاده از فرم خطی آنها و رگرسیون خطی، ضرایب مدل به دست آمد که در جدول ۲ آورده شده است. بر این اساس میزان حداکثر جذب کروم برابر ۴۱/۶۹ mg Cr/g در شرایط بهینه است. نمودارهای ایزوترم لانگمویر و فروندلیچ در غلظت اولیه ۲/۶۹ های در شکل ۵ – ۳ و ۵ – ۳ رسم شد. در تمامی غلظتهای اولیه ضریب 28 در ایزوترم فروندلیچ و لانگمویر تطابق خوبی می دهد. این ایزوترم فروندلیچ تطابق بالاتری را نشان با نتایج دارد ولی ایزوترم فروندلیچ تطابق بالاتری را نشان و همکاران در سال ۲۰۱۳ نشان دادند که ایزوترم لانگمویر با جذب بیولوژیکی فلز کروم مطابقت دارد (۶، ۲۵). پس از انجام آزمایشات طرح فاکتوریل، شرایط بهینه در غلظت اولیه ۲۰۰۳ (در سال ۲۰۱۳ می در با ۲۰۱۷).

بحث در نمودار سینتیک جذب کروم (شکل ۲) میزان جذب با افزایش زمان تماس جاذب با محلول مورد نظر افزایش می یابد و پس از رسیدن به زمان تعادل ثابت می ماند. بر این اساس زمان تعادل جذب کروم در محدوده غلظت مورد مطالعه معادل مدان تعادل جذب کروم در محدوده غلظت مورد مطالعه معادل مدلهای شبه درجه اول و شبه درجه دوم استفاده شد. نتایج مدلها نشاندهنده تطابق بالای سینتیک جذب کروم با مدل شبه درجه دوم است. Subbaiah و همکاران در سال ۲۰۰۸ با تحقیقاتی که بر روی جذب بیولوژیکی کروم شب ظرفیتی شبه درجه دوم همخوانی دارد (۲۳). Arris و همکاران در سال ۲۰۱۴ با بررسی جذب بیولوژیکی کروم شش ظرفیتی توسط پسماندهای حبوبات نشان دادند که سینتیک جذب کروم با مدل شبه درجه دوم مطابق است (۲۴).

م/ شمارہ چھارم/ زمستان ۱۳۹۴ سال فصلنامه علمى پژوهشى انجمن علمى بهداشت محيط اير اُن

اخت لاط ۲۰۰۳ و زمان اختلاط ۲۰۰ ماصل شد و حداکثر میزان حذف ۹۶٪ بدست آمد. Sahin و همکاران در سال ۲۰۰۵ به HP بهینه جذب کروم برابر ۲ دست یافتند(۲۶). همچنین Zhou و همکاران در سال ۲۰۰۷، HP بهینه جذب کروم شش ظرفیتی را با استفاده از نوعی میکروارگانیسم، برابر ۲/۵ و زمان اختلاط برای رسیدن به تعادل را برابر Min ۲۰۱ ۲۰۸ و زمان اختلاط برای رسیدن به تعادل را برابر (۲۰۱ شرایط بهینه جاذب بیولوژیکی فلز کروم را برابر دز جاذب شرایط بهینه جاذب بیولوژیکی فلز کروم را برابر دز جاذب شرایط بهینه جاذب بیولوژیکی فلز کروم را برابر در حاذب ۳/۵ mg/g pH معادل ۲، زمان تعادل ۲ ۲ تا ۳ و ظرفیت جذب بهینه جذب کروم شام ظرفیتی را برابر ۲/۲ تا ۳ و ظرفیت جذب را برابر وابر ۲۹/۲۰ mg/g به دست آوردند.

در این مطالعه مدل های شبکه عصبی برای پیش بینی میزان جــذب بيولوژيكي فلز كروم مورد بررســي قرار گرفت. يكي از مهمترین قسمتهای طراحی یک شبکه مناسب تعیین نوع توابع انتقال و تعیین تعداد نورونها در لایههای مخفی شـبکه است. توابع انتقال به دلیل نقشی که در تبدیل دادههای داخلی شبکه به خروجی مورد نظر دارند از اهمیت بالایی برخوردارند. در بیشتر کارهای تحقیقاتی بدون بررسی اولیه توابع انتقال انتخاب می شوند. در این تحقیق در گام اول با ایجاد چهار مدل شـبکه عصبی FFBP با ترکیبـی از توابع انتقال خطی و سیگموئیدی بهترین توابع انتقال انتخاب شدند. با توجه به شــكل ۴، مدل اول با داشتن تابع انتقال خطى در لايه مخفى و خروجی، کمترین ضریب همبستگی (۰/۸۳۵) و بیشترین خطا (۱۲۶/۱۷) را داشته است. مدل چهارم با به کار بردن تابع انتقال تانژانت سیگموئید در لایه مخفی و لایه خروجی کمترین میزان میانگین مربعات خطا (۱۳/۳۳) و بیشـترین ضریب همبستگی (۰/۹۸۳) را نشان داده است.

در مدل چهارم بهترین حالت رخ داده در epoch چهاردهم یا به عبارتـی در چهاردهمین بار ورود کلیه داده ها به مدل برای اصـلاح وزنها رخ داده اسـت. نتیجه معقول به نظر میرسـد

زیرا خطا روی مجموعه ارزیابی و آزمایشی دارای خصوصیات مشابهی است و به نظر میرسد مشکل بیش برازش روی نداده است.

مرحله بعد انجام یک سری تحلیل بر روی پاسخ شبکه است، در این راستا کلیه دادههای آموزشی ارزیابی و آزمایشی را به شبکه اعمال کرده و رگرسیون خطی بین خروجی شبکه و بردار هدف که همان نتایج آزمایشگاهی است، را به دست می آوریم. همچنین ضریب همبستگی بین خروجیهای پیشبینی شده توسط مدل و خروجیهای آزمایشگاهی داده شده به مدل، برابر ۹۸۳ نشان داده شده است. این نتیجه نیز معقول است زیرا R value نزدیک به ۱ است و همبستگی مناسبی بین خروجی شبکه و بردار هدف وجود دارد.

با یافتن مناسب ترین تابع انتقال در لایه مخفی و لایه خروجی، در گام بعدی هدف تعیین تعداد نورون بهینه در لایه مخفی شبکه است در صورتی که طبق نتیجه به دست آمده در مرحله قبل تابع انتقال در لایه مخفی و خروجی تابع تانژانت سیگموئید باشد.

با توجه به جدول ۳ کمترین میزان مربعات خطا و بیشترین ضریب همبستگی در تعداد ۱۳ نورون اتفاق افتاده است. از ۱ تا ۱۳ نورون به صورت کلی مقدار میانگین مربعات خطا رو به کاهش گذاشته است و پس از آن افزایش داشته است. میزان ضریب همبستگی نیز از ۱ تا ۱۳ نورون به آهستگی افزایش مییابد و با افزایش تعداد نورون ضریب همبستگی کاهش مییان مربعات خطا به شدت افزایش یافته و ضریب همبستگی با شیب زیادی کاهش مییابد. این بدان معناست که افزایش تعداد نورونها همواره باعث بهبود کارایی شبکه نمی شود بلکه تعداد نورونها با توجه به تعداد دادههای ورودی به شبکه تعداد نورونها با توجه به تعداد دادههای ورودی به شبکه دادههای ورودی ۸۰ عدد است و تعداد نورونهای مناسب بین دادههای ورودی ۸۰ عدد است و تعداد نورونهای مناسب بین بین ۱/۲ تا ۱۸ دادههای ورودی باشد.

> ل کی دورہ مشتم/ شعارہ چھارم/ زمستان ۱۳۹۴ فصلنامہ علمی پژوهشی انجمن علمی بھداشت محیط ایر ان

در این گام شبکه بهینه با توابع انتقال تانژانت سیگموئید و ۱۳ نورون در لایه مخفی ایجاد شد. با توجه به نتایج این شبکه از کارایی بالایی برخوردار است زیرا مقدار خطای میانگین مربعات نهایی کوچک و در حدود ۷/۴۲ است. همچنین خطای مجموعه آزمایشی با خطای مجموعه ارزیابی دارای رفتار و خصوصیات مشابهی است. تا تکرار ۵ که بهترین کارایی در مورد مجموعه ارزیابی به وقوع می پیوندد هیچ بیش برازشی رخ نداده است. همچنین شبکه دچار آموزش زود رس نیز نشده است. خروجی مجموعههای آزمایشی، ارزیابی و تست به خوبی بر روی بردارهای هدف منطبق شدهاند و دارای R value نزدیک به ۱ هستند. با توجه به اینکه عکس العمل شبکه مناسب به نظر می رسد، می توان شبکه را در مورد دادههای قبلی یا دادههای جدید شبیه سازی نمود.

Podstawczyk و همکاران در سال ۲۰۱۵ (۳۰) برای پروسه جذب بیولوژیکی مس یک شبکه سه لایه FFBP طراحی کردند که ضریب همبستگی را ۸۹۹۸ = g و حداقل میانگین مربعات خطا را ۳۴/۰ بدست آوردند. Ahmad و همکاران در سال ۲۰۱۴ (۸) و Hossain و همکاران در سال ۲۰۱۵ (۳۱) برای جذب فلز کادمیوم با ساخت شبکه عصبی FFBP به ضریب همبستگی ۱۹۹۷ و ۲۰۱۴ رسیدند. Oladipo و شبکه عصبی پس انتشار پیش خور، ضریب همبستگی ۲۰۱۴ را به دست آوردند. Ghaedi و همکاران در سال ۲۰۱۴ (۳۲) با ساخت شبکه عصبی برای کروم شش ظرفیتی به ضریب همبستگی ۹۹۸۲ دست یافتند.

شبیهسازی با شبکه آموزش دیده انجام می شود و دادههایی به شبکه وارد می شود که نتایج آزمایشگاهی آن موجود است اما این دادهها در زمان آموزش به شبکه داده نشده است. در این تحقیق ۲۰ عدد از آزمایشات برای شبیهسازی کنار گذاشته شد و وارد شبکه آموزش دیده گردید. بر اساس شکل ۵ پیش بینی مدل برای این دادهها و نتایج آزمایشات کاملا روند مشابهی دارند و تطابق مناسبی بین آنها وجود دارد.

نتيجه گيري

زیست جرم خشک شده حاصل از لجن دفعی مورد استفاده در این تحقیق قادر به حذف کروم از محیطهای آبی است و می تواند به عنوان گزینهای کارآمد و به صرفه، به جای جاذبهای متداول در تصفیه فاضلابهای آلوده به کروم مورد استفاده قرار گیرد. زمان تعادل جذب كروم توسط لجن دفعي فاضلاب، در كليه غلظتها ۱۲۰ min به دست آمد که سینتیک جذب آن از مدل شبه درجه دو پیروی می کند. همچنین در این مطالعه pH بهینه جذب کروم معادل ۲ و سرعت اختلاط بهینه برابر ۲۰۰ rpm به دست آمد. میزان حداکثر ظرفیت جذب کروم توسط لجن دفعی خشک شده ۴۱/۶۹ mgCr/g جاذب به است که با مدلهای فروندلیے و لانگمویر تطابق دارد. همچنین در این تحقیق، یک شبكه عصبى پس انتشار پيش خور (Feed-Forward Back propagation Neural Network (FFBPANN) برای پیش بینے میزان جـذب بیولوژیکی فلز کروم شـش ظرفیتی از محلولهای آبی با استفاده از لجن دفعی فاضلابهای شیهری به عنوان جاذب، طراحي شــد. شــبكه بهينه يك شبكه سه لايه است که تعداد نورون در لایه مخفی آن برابر ۱۳ عدد به دست آمد. استفاده از تابع آموزش Levenberg-Marquardt و تابع انتقال تانژانت سیگموئید در لایههای مخفی و خروجی و تعداد نورونهای بین ۱/۶ تا ۱/۸ دادههای ورودی، نتایج مناسبی برای پیش بینی فرایند جذب در پی خواهد داشت. ضریب همبستگی بین خروجی های پیش بینی شده توسط مدل و خروجی های آزمایشگاهی داده شده به مدل، برابر ۰/۹۸۳ بدست آمد. نتایج مدل بسیار به نتایج آزمایشات نزدیک است. بنابراین شبکه عصبی می تواند تکنیک مناسبی برای مدلسازی، تخمین و پیشبینی پروسه جذب بيولوژيكي باشد.

تشکر و قدردانی این مقاله حاصل (بخشی از) تحقیقات نویسندگان است که با حمایت دانشگاه صنعتی اصفهان و دانشگاه علوم پزشکی اصفهان اجرا شده است.

دوره هشتم/ شماره چهارم/ زمستان ۱۳۹۴ سال مر ک فصلنامه علمی پژوهشی انجمن علمی بهداشت محیط ایر آن

منابع

- Zhong Q, Yue Q, Li Q, Gao B, Xu X. Removal of Cu(II) and Cr(VI) from wastewater by an amphoteric sorbent based on cellulose-rich biomass. Carbohydrate Polymers. 2014;111:788-96.
- Meziane F, Raimbault V, Hallil H, Joly S, Conédéra V, Lachaud J, et al. Study of a polymer optical microring resonator for hexavalent chromium sensing. Sensors and Actuators B: Chemical. 2015;209:1049-56.
- Chakraborty S, Dasgupta J, Farooq U, Sikder J, Drioli E, Curcio S. Experimental analysis modeling and optimization of chromium (VI) removal from aqueous solutions by polymer- enhanced ultrafiltration. Journal of Membrane Science. 2014;456:139-54.
- 4. Choppala G, Bolan N, Park G. Chromium contamination and its risk management in complex environmental settings. Advances in Agronomy. 2013;120:129-72.
- 5. Shi M, Li Z, Yuan Y, Yue T, Wang J, Li R, et al. In situ oxidized magnetite membranes from 316L porous stainless steel via a two-stage sintering process for hexavalent chromium [Cr(VI)] removal from aqueous solutions. Chemical Engineering Journal. 2015;265:84-92.
- Ullah I, Nadeem R, Iqbal M, Manzoor Q. Biosorption of chromium onto native and immobilized sugarcane bagasse waste biomass. Ecological Engineering. 2013;60:99-107.
- Hegazi H. Removal of heavy metals from wastewater using agricultural and industrial wastes as adsorbents. Housing and Building National Research Center Journal. 2013;9:276-82.
- Ahmad M, Haydar S, Bhatti A, Bari A. Application of artificial neural network for the prediction of biosorption capacity of immobilized Bacillus subtilis for the removal of cadmium ions from aqueous solution. Biochemical Engineering Journal. 2014;84:83-90.
- 9. Yetilmezsoy K, Demirel S. Artificial neural network (ANN) approach for modeling of Pb(II) adsorption from aqueous solution by Antep pistachio (Pistacia Vera L.) shells. Journal of Hazardous Materials. 2008;153:1288-300.
- 10. Bagheri M, Mirbagheri S, Bagheri Z, Kamarkhani

A. Modeling and optimization of activated sludge bulking for a real wastewater treatment plant using hybrid artificial neural networks-genetic algorithm approach. Process Safety and Environmental Protection. 2015;95:12-25.

- 11. Ding Y, Cai Y, Sun P, Chen B. The use of combined neural networks and genetic algorithms for prediction of river water quality. Journal of Applied Research and Technology. 2014;12(3):493-99.
- Joo S, Yoon J, Kim J, Lee M, Yoon M. NOx emissions characteristics of the partially premixed combustion of H2/CO/CH4 syngas using artificial neural networks. Applied Thermal Engineering. 2015;80(5):436-44.
- Bunsana S, Chenc W, Chenc H, Chuangc Y, Grisdanurak N. Modeling the dioxin emission of a municipal solid waste incinerator using neural networks. Chemosphere. 2013;92(3):258-64.
- Yang Y, Wang G, Wang B, Li Z, Jia X, Zhou Q, et al. Biosorption of Acid Black 172 and Congo Red from aqueous solution by nonviable Penicillium YW 01: Kinetic study equilibrium isotherm and artificial neural network modeling. Bioresource Technology. 2011;102:828-34.
- 15. Adeyinka A, Liang H, Tina G. Removal of metal ion form from wastewater with natural waste. School of Engineering and Technology. 2007;33(2):1-8.
- APHA, AWWA, WEF. Standard Methods for the Examination of Water and Wastewater. 21st ed. Washington DC: American Public Health Association; 2005.
- 17. Montgomery D. Design and Analysis of Experiments. New York: John Wiley & Sons; 2000.
- 18. Shanmugaprakash M, Sivakumar V. Development of experimental design approach and ANN-based models for determination of Cr(VI) ions uptake rate from aqueous solution onto the solid biodiesel waste residue. Bioresource Technology. 2013;148:550-59.
- 19. Rafiq M, Bugmann G, Easterbrook D. Neural network design for engineering applications. Computers & Structures. 2001;79(17):1541-52.
- 20. Ozdemir U, Azbay B, Veli S, Zor S. Modeling adsorption of sodium dodecyl benzene sulfonate (SDBS) onto polyaniline (PANI) by using multi linear regression and artificial neural networks. Chemi-

الا من و محطر دوره مشتم/ شماره چهارم/ زمستان ۱۳۹۴ فصلنامه علمى پژوهشى انجمن علمى بهداشت محيط اير ان

cal Engineering Journal. 2011;178:183-90.

- Hegan M, Menhaj H. Training feed forward networks with the marquardt algorithm. Institute of Electrical and Electronics Engineers Transactions on Neural Network. 1994;5(6):989-93.
- 22. Giri A, Patel A, Mahapatra S. Artificial neural network (ANN) approach for modelling of arsenic(III) biosorption from aqueous solution by living cells of Bacillus cereus biomass. Chemical Engineering Journal. 2011;178:15-25.
- Subbaiah MV, Kalyani S, Reddy GS, Boddu M, Krishnaiah A. Biosorption of Cr(VI) from aqueous solutions using Trametes versicolor polyporus fungi. E-Journal of Chemistry. 2008;5(3):499-510.
- 24. Arris S, Lehocine MB, Meniai A. Sorption study of chromium sorption from wastewater using cereal by-products. International journal of hydrogen energy. 2014; doi: http://dx.doi.org/10.1016/j. ijhydene.2014.09.147 (in Press).
- 25. Michalak I. Biosorption of Cr(III) by microalgae and macroalgae: Equilibrium of the process. American Journal of Agricultural and Biological Sciences. 2007;2(4):284-90.
- Şahin Y, Öztürk A. Biosorption of chromium(VI) ions from aqueous solution by the bacterium Bacillus thuringiensis. Process Biochemistry. 2005;40:1895-901.
- 27. Zhou M, Liu Y, Zeng G, Li X, Xu W, Fan T. Kinetic and equilibrium studies of Cr(VI) biosorption by dead Bacillus licheniformis biomass. World Journal of Microbiology and Biotechnology. 2007;8:23-43.
- Sen M, Dastidar MG. Biosorption on Cr (VI) by resting cells of fusarium solani. Iranian Journal of Environmental Health Science and Engineering. 2011;8(2):153-58.
- 29. Zhong Q, Yue Q, Li Q, Gao B, Xu X. Removal of Cu(II) and Cr(VI) from wastewater by an amphoteric sorbent based on cellulose-rich biomass. Carbohy-drate Polymers. 2014;111:788-96.
- 30. Podstawczyk D, Witek-Krowiak A, Dawiec A, Bhatnagar A. Biosorption of copper(II) ions by flax meal: Empirical modeling and process optimization by response surface methodology (RSM) and artificial neural network (ANN) simulation. Ecological Engineering. 2015;83:364-79.

- 31. Hossain A, Bhattacharyya S, Aditya G. Biosorption of cadmium from aqueous solution by shell dust of the freshwater snail Lymnaea luteola. Environmental Technology & Innovation. 2015;4:82-91.
- 32. Oladipo AA, Gazi M. Nickel removal from aqueous solutions by alginate-based composite beads: Central composite design and artificial neural network modeling. Journal of Water Process Engineering. 2015;8:e81-e91.
- 33. Ghaedi M, Zeinali N, Ghaedi A, Teimuori M, Tashkhourian J. Artificial neural network-genetic algorithm based optimization for the adsorption of methylene blue and brilliant green from aqueous solution by graphite oxide nanoparticle. Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy. 2014;125(5):264-77.

دوره هشتم/ شماره چهارم/ زمستان ۱۳۹۴ سالم ک فصلنامه علمى پژوهشى انجمن علمى بهداشت محيط اير اُن



Application of artificial neural network (ANN) in Biosorption modeling of Chromium (VI) from aqueous solutions

F. Mohammadi1*, S. Rahimi2, Z. Yavari3

ARTICLE INFORMATIONS:

¹ Ph.D. student of environmental health engineering, school of health, Isfahan University of medical sciences ² Ph.D. student of environmental health engineering, school of health, Isfahan University of medical sciences ³ Ph.D. student of environmental health engineering, school of health, Isfahan University of medical sciences

ABSTRACT

Received: 15 August 2015; Accepted: 9 November 2015	 Background and Objectives: In this work, biosorption of hexavalent chromium from aqueous solution with excess municipal sludge was studied. Moreover, the performance of neural networks to predict the biosorption rate was investigated. Materials and Methods: The effect of operational parameters including initial metal comparately initial metal comparately and adapted adapted adapted as a statement of the statem
	and agitation time on the biosorption of chromium was assessed in a batch system. A part of the experimental results was modeled using Feed-For- ward Back propagation Neural Network (FFBP-ANN). Another part of the test results was simulated to assess the model accuracy. Transfer func- tion in the hidden layers and output layers and the number of neurons in
	the hidden layers were optimized.
Key words: biosorption, Chro- mium (VI), neural network modeling, Excess municipal sludge, Freundlich isotherm	Results: The maximum removal of chromium obtained from batch stud- ies was more than 96% in 90 mg/L initial concentration, pH 2, agita- tion speed 200 rpm and adsorbent dosage 4 g/L. Maximum biosorption capacity was 41.69 mg/g. Biosorption data of Cr(VI) are described well by Freundlich isotherm model and adsorption kinetic followed pseudo- second order model. Tangent sigmoid function determined was the most appropriate transfer function in the hidden and output layer. The optimal number of neurons in hidden layers was 13. Predictions of model showed excellent correlation (R=0.984) with the target vector. Simulations per- formed by the developed neural network model showed good agreement with experimental results
	Conclusion: Overall, it can be concluded that excess municipal sludge
	performs well for the removal of Cr ions from aqueous solution as a bio- logical and low cost biosorbent. FFBP-ANN is an appropriate technique
*Corresponding Author: fm_1363@yahoo.com Tel: +989366556792	enberg-Marquardt training function, tangent sigmoid transfer function in the hidden and output layers and the number of neurons is between 1.6 to 1.8 times the input data, proper predication results could be achieved.

Please cite this article as: Mohammadi F, Rahimi S, Yavari Z. Application of artificial neural network (ANN) in Biosorption modeling of Chromium (VI) from aqueous solutions. Iranian Journal of Health and Environment. 2016;8(4):433-46.