

مدل سازی و طراحی بسترهای آکنده دوار با استفاده از روش های هوش مصنوعی

امیر احسان فیلی منفرد^{۱*}، امیر صرافی^۲

۱. دانشکده شیمی و مهندسی شیمی، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران

۲. بخش مهندسی شیمی، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران

مشخصات مقاله

تاریخچه مقاله:

دریافت: ۱ فروردین ۱۳۹۹

دریافت پس از اصلاح: ۸ تیر ۱۳۹۹

پذیرش نهایی: ۲۹ مرداد ۱۳۹۹

کلمات کلیدی:

غبار زدایی

بستر آکنده دوار

بازدهی

شبکه عصبی

الگوریتم ژنتیک

چکیده

در سال های اخیر توانایی بسترهای آکنده دوار در غبارزدایی از گازها مورد توجه صنایع مختلف قرار گرفته است. از سوی دیگر به دلیل پیچیدگی های فراوان اینگونه بسترها، به کارگیری دینامیک سیالات محاسباتی در طراحی و مدل سازی آنها بسیار دشوار خواهد بود. از همین رو در پژوهش حاضر، عملکرد روش های هوش مصنوعی در طراحی این تجهیزات مورد بررسی قرار گرفت. بر این اساس، ابتدا با بکارگیری ۵۶۱ داده تجربی، سامانه ای مبتنی بر شبکه های عصبی مصنوعی توسعه داده شد. در این سامانه ویژگی های طراحی و شرایط کاری بستر بعنوان ورودی، و بازدهی بستر بعنوان خروجی مدل در نظر گرفته شد. عملکرد سامانه نیز مورد ارزیابی کیفی و کمی قرار گرفت و دستیابی به ضریب همبستگی ۰/۹۹ دقت مناسب آن را در تخمین بازدهی نشان می دهد. در نهایت با استفاده از مدل آموزش داده شده در گام نخست و بکارگیری الگوریتم ژنتیک، روش نوینی جهت طراحی بهینه این بسترها با ویژگی های دلخواه و بازدهی مطلوب ارائه گردید. بررسی های صورت گرفته نشان داد که سامانه مذکور در عین سادگی، از دقت و انعطاف بالایی در طراحی بسترها برخوردار بوده و هزینه اندک توسعه، این روش را به ایده های جذاب جهت بکارگیری در صنایع مبدل می کند.

* عهده دار مکاتبات

Ehsan.monfared@outlook.com

حقوق ناشر محفوظ است.

۱- مقدمه

امروزه با توسعه هرچه سریعتر صنایع، معضل آلودگی هوا و تاثیرات مخرب آن بر محیط زیست و سلامت انسان‌ها به یک چالش اساسی در جوامع صنعتی دنیا مبدل شده است. بطور کلی آلودگی هوا در تعاریف علمی [۱،۲] فعالان این حوزه، به افزایش بیش از حد معمول^۱ غلظت اجزای گازی و یا ذره‌ای^۲ همچون آئروسول^۳ و گرد و خاک^۴ در هوای آزاد اطلاق می‌گردد. در میان انواع آلاینده‌های شناخته شده، انتشار فزاینده ذرات جامد معلق با قطر هیدرودینامیکی کمتر از ۲/۵ میکرون (PM_{2.5}) به دلیل تحرک و نفوذ بالا و جدا سازی دشوار، یکی از نگرانی‌های جدی کشورها و سازمان‌های محیط زیستی بین‌المللی قلمداد شده است. بر همین اساس در سال‌های اخیر، چین و برخی دیگر از کشورهای صنعتی بنابر ضرورت‌های بومی و منطقه‌ای خود، با تدوین و یا به‌روزرسانی استانداردهای انتشار ریز ذرات موسوم به Ultra-Low Emission (ULE) میزان غلظت مجاز ذرات با قطر ۲.۵ میکرون را در هوای آزاد، کمتر از ۱۰ mg/Nm^۳ تعیین نموده‌اند [۳]. علاقمندان به مطالعه بیشتر در این حوزه برای مثال می‌توانند به گزارش‌های ارائه شده در [۴-۶] و مراجع موجود در آنها مراجعه نمایند. شایان ذکر است که به دلیل اهمیت موضوع، در گذشته و طی سالیان متمادی سیستم‌ها و فرآیندهای غبارزدایی مختلفی جهت به کارگیری در صنایعی همچون پتروشیمی، نیروگاه‌ها، صنایع فلزی، معدنی و... توسعه داده شده‌اند. از جمله این سامانه‌های اختصاصی - به‌عنوان مثال - می‌توان به فیلترهای کیسه‌ای^۵، غبارگیرهای تر^۶، سیکلون‌ها^۷ و رسوب دهنده‌های الکتروستاتیک^۸ اشاره کرد که هر یک بنابر شرایط کاری، غلظت و اندازه ذرات آلاینده معلق در هوا، از بازده جداسازی متفاوتی برخوردار می‌باشند [۷-۱۰].

اگرچه در دهه‌های گذشته استفاده از تجهیزات فوق‌الذکر با طراحی‌های کوچک‌تر امری متداول بوده و عموماً منطبق بر قوانین زیست محیطی نسل‌های پیشین توسعه داده می‌شدند، اما امروزه با به‌روزرسانی و تصویب قوانین جدید و

سخت‌گیرانه‌تر، استفاده از مدل‌های پیشین دیگر امکان پذیر نبوده و بازطراحی تجهیزات نسل پیشین و یا استفاده از تکنولوژی‌های جایگزین، ضروری می‌نماید. در این میان باید توجه داشت که گزینه بازطراحی تکنولوژی‌های موجود نیز، عموماً با معضل افزایش فضای کاری تجهیزات و هزینه‌های عملیاتی سنگین روبرو خواهد بود [۱۱] و از همین رو محققان بسیاری در سرتاسر دنیا به توسعه فناوری‌های جایگزین در این حوزه روی آورده‌اند [۱۲،۱۳]. در همین راستا بطور مثال در سال‌های اخیر، با استفاده از مکانیسم‌های مبتنی بر انتقال جرمی گریز از مرکز^۹ که در اصطلاح HiGee نیز نامیده می‌شوند و توانایی ایجاد شتاب‌هایی تا چند صد برابر شتاب گرانشی زمین را دارند [۱۴]، تکنولوژی‌هایی توسعه یافته‌اند که می‌توان از آنها جهت انجام فرآیندهایی همچون غبارزدایی [۱۵]، تقطیر^{۱۰} [۱۶]، جذب سطحی^{۱۱} [۱۷] و... استفاده نمود. از مهمترین این فناوری‌ها می‌توان به بسترهای آکنده دوار^{۱۲} یا به اختصار RPB ها اشاره کرد که در آنها با ایجاد نیروهای گریز از مرکز قوی، بازده انتقال جرم مایع-گاز به طرز چشمگیری افزایش یافته و در عین حال ابعاد نهایی سیستم - در قیاس با ابعاد سیستم‌های سنتی - به میزان محسوسی کاهش می‌یابد [۱۱].

اگرچه فضای کاری کوچک و بازدهی بالا، بسترهای آکنده دوار را به گزینه‌ای جذاب جهت توسعه در صنایع مختلف مبدل نموده، اما از سوی دیگر باید توجه داشت که پیچیدگی‌های فراوان هندسه بسترهای آکنده و محیط متخلخل در هم تنیده ی آنها، استفاده از روش‌های دینامیک سیالات محاسباتی (CFD) و خصوصاً مطالعه در مقیاس حفره‌ها^{۱۳} [۱۸-۲۰] را دشوار می‌نماید. همچنین به کارگیری روابط مبتنی بر المان نماینده حجم^{۱۴} (مانند استفاده از معادلات داریسی [۲۱،۲۲] و ارگان^{۱۵} [۲۳،۲۴]) نیز به علت ساده‌سازی‌های بسیار، از خطای غیرقابل اجتناب رنج می‌برند [۲۵]. در این میان انجام مطالعات تجربی نیز در سطح گسترده، مستلزم صرف هزینه و زمان زیادی خواهد بود [۲۶]. از همین رو، تحقیقات منتشر شده در حوزه طراحی، توسعه و ساخت این تجهیزات و به کارگیری آنها در

^۱ Electrostatic precipitator^۹ Centrifugal Mass Transfer Contactor^{۱۰} Distillation^{۱۱} Adsorption^{۱۲} Rotating Packed Bed^{۱۳} Pore scale^{۱۴} Representative Elementary Volume (REV)^{۱۵} Ergun Equation^۱ Normal environmental conditions^۲ Particulate^۳ Aerosol^۴ Dust^۵ Bag house filtration^۶ Wet Scrubber^۷ Cyclone

زمینه غبارزدایی نادر بوده و به‌طور عمده به گزارش‌های محققان چینی محدود می‌گردد.

از جمله پژوهش‌ها در این زمینه به‌طور مثال می‌توان به مطالعه انجام شده توسط سونگ و همکاران [۲۷] در سال ۲۰۰۳ اشاره کرد که در آن به بررسی روش‌های افزایش بازدهی غبارزدایی از هوای ورودی به یک سامانه بستر آکنده دوار پرداختند. آنها در این پژوهش در نهایت با تغییر پارامترهایی همچون دبی مایع ورودی و سرعت چرخش بستر، به بازده جدا سازی معادل ۹۹ درصد دست یافتند. همچنین در این مطالعه نشان داده شد که میزان افت فشار یک بستر فشرده دوار نسبت به نمونه‌های سنتی غبارگیری، به‌طور محسوسی پایین‌تر است. در پژوهش تکمیلی دیگری [۲۸] که در سال ۲۰۱۷ صورت گرفت، تاثیر شرایط کاری یک بستر فشرده دوار بر بازده غبارگیری آن بررسی گردید. پژوهشگران در این مطالعه دریافتند که بطور کلی با افزایش سرعت چرخش بستر فشرده، بازدهی سیستم افزایش خواهد یافت و از سوی دیگر، افزایش نسبت دبی حجمی گاز ورودی به مایع غبار گیر موجب کاهش بازدهی خواهد شد. شایان ذکر است که در این پژوهش بالاترین بازدهی غبارگیری در حدود ۹۸ درصد گزارش گردید. در مطالعه دیگری در سال ۲۰۱۹ [۲۹] نوع متفاوتی از سیستم‌های بستر فشرده دوار موسوم به بستر فشرده دوار برشی با جریان هوای معکوس^{۱۶} مورد بررسی قرار گرفت. این مدل‌ها بطور کلی دارای دو صفحه بستر فشرده دوار متصل به هم بوده که هر یک با یک موتور مجزا کنترل می‌شوند. آزمایش‌های صورت گرفته نشان داد که در این نوع بسترها، در صورت دوران خلاف جهت دو صفحه، بازدهی سیستم به میزان محسوسی بالاتر از حالتی خواهد بود که در آن دو صفحه در یک جهت دوران می‌کنند. همچنین در این حالت میزان غلظت ذرات خروجی نیز کمتر خواهد بود. از دیگر نتایج این مطالعه می‌توان به کاهش بازدهی سیستم با افزایش گرانروی مایع غبار گیر اشاره کرد. مطالعه تجربی دیگری نیز در سال ۲۰۲۰ توسط لین و همکاران [۱۵] و با هدف بررسی تاثیر افزایش نسبت مایع به گاز در سرعت‌های متفاوت، بر روی بازدهی فرآیند و غلظت ذرات خروجی صورت گرفت. آنها در این مطالعه دریافتند که با افزایش نسبت مایع به گاز بازدهی افزایش یافته و غلظت ذرات خروجی نیز کاهش می‌یابد. در نهایت بالاترین بازده مشاهده شده در این پژوهش نیز ۷۵/۹۹ درصد گزارش گردید.

در این میان باید توجه داشت که دقیق‌ترین روش جهت طراحی بسترهایی با عملکرد بهینه، ساخت و آزمایش نمونه‌های فراوان آزمایشگاهی است که البته این راهکار نیز چنانچه پیشتر اشاره شد مستلزم هزینه‌های سنگین و زمان طولانی خواهد بود. از سوی دیگر در سالهای اخیر، برخی محققان دیدگاه‌هایی متفاوت‌تر مانند به‌کارگیری روش‌های هوش مصنوعی را جهت مدل‌سازی فرآیندهای پیچیده مهندسی پیشنهاد نموده‌اند. به عنوان مثال از جمله پژوهش‌های موفق در این زمینه می‌توان به مدل‌سازی نیروگاه [۳۰]، تخمین انتشار NOx [۳۱]، پیش بینی خواص پلیمرها [۳۲]، هیدروسولفوریزاسیون [۳۳]، آب شیرین کن [۳۴] و ... اشاره نمود که همگی به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل‌سازی شده‌اند. در همین راستا و در کمتر از یک دهه اخیر، مطالعات محدودی نیز در زمینه مدل‌سازی بسترهای فشرده دوار با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی صورت گرفته است. از جمله این مطالعات می‌توان به پژوهش انجام شده توسط ساها [۳۵] در سال ۲۰۰۹ اشاره کرد که در آن با استفاده از مدل‌سازی مبتنی بر شبکه‌های عصبی، اثر پارامترهایی همچون سرعت دورانی، دبی مایع و دبی گاز بر ضریب انتقال جرم مورد بررسی قرار گرفت. همچنین در سال ۲۰۱۲ لشکر بلوکی و همکاران [۳۶]، میزان افت فشار در یک بستر فشرده دوار را به کمک شبکه‌های عصبی و با استفاده از تعدادی داده آزمایشگاهی با دقت بسیار بالایی پیش بینی نمودند. در پژوهشی دیگر لی و همکاران [۲۶] در سال ۲۰۱۷ و با استفاده از سه شبکه عصبی FFBPNN^{۱۷}، CFBPNN^{۱۸} و EFBPNN^{۱۹} به مدل‌سازی یک بستر فشرده دوار پرداختند. در این پژوهش پارامترهای بی‌بعد عدد رینولدز گاز، عدد رینولدز مایع، عدد رینولدز چرخش، نسبت جرمی ذرات به قطرات مایع و نسبت غلظت ذرات معلق به چگالی گاز، به‌عنوان ورودی شبکه، و بازدهی بستر فشرده دوار در غبارگیری از جریان، به‌عنوان خروجی شبکه معرفی شدند. شایان ذکر است که اگرچه تحلیل آماری ارائه شده، ضریب همبستگی بالاتر از ۰/۹۹ را برای هر سه مدل مذکور نشان می‌دهد اما باید توجه داشت که اصولاً در این نوع پژوهش‌ها، بکارگیری هر نوع عدد بی‌بعد جهت برآزش پارامترها، مستلزم تحلیل ابعادی^{۲۰} معادلات انتقال و خصوصاً معادلات مومنتوم و پیوستگی خواهد بود. از همین رو اعداد بی بعد بکار رفته در پژوهش مذکور، فاقد استدلال مناسب بوده و به عقیده نگارنده، در این حالت مدل‌سازی مبتنی بر پارامترهای

^{۱۹} Elman-Forward Back Propagation Neural Network

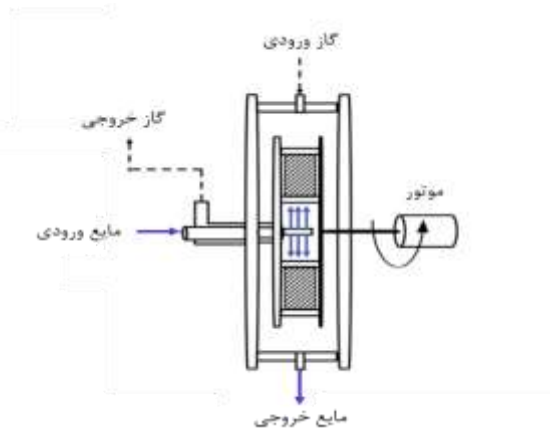
^{۲۰} Dimensional analysis

^{۱۶} Counter Airflow Shear Rotating Packed Bed

^{۱۷} Feed-Forward Back Propagation Neural Network

^{۱۸} Cascade-Forward Back Propagation Neural Network

جداسازی در این سیستم‌ها نسبت به نمونه‌های سنتی خواهد بود [۲۶]. شایان ذکر است که با توجه به خصوصیات اشاره شده و از دیدگاه طبقه بندی، بسترهای آکنده دوار را می‌توان -به دلیل ترکیب ویژگی‌ها- در حد واسط سبکلون‌ها و غبارگیرهای تر در نظر گرفت.



شکل (۱) طرح‌واره یک بستر آکنده دوار [۳۷]

چنانچه در مقدمه نیز اشاره شد، بطور کلی پارامترهای موثر بر عملکرد بسترهای فشرده دوار را می‌توان به دو دسته اساسی تقسیم نمود. دسته اول پارامترهای ابعادی و ساختاری یک بستر فشرده دوار می‌باشند که مهمترین آنها عبارتند از شعاع داخلی بستر (R_i)، شعاع خارجی بستر (R_o) و طول محوری (یا ارتفاع) بستر فشرده (L_{axial}). دسته دوم نیز غالباً متغیرهای کاری سیستم را در بر می‌گیرد که از مهمترین آنها می‌توان به غلظت ذرات معلق ورودی به سیستم (C_i)، دبی گاز ورودی (Q_g)، دبی مایع غبارگیر (Q_l)، سرعت دورانی بستر فشرده (ω) و در نهایت اندازه ذرات معلق ورودی به سیستم (d_p) اشاره نمود. علاقمندان به مطالعه بیشتر درباره نحوه اثر گذاری هریک از متغیرهای مذکور بر بازدهی کلی سیستم می‌توانند به [۳۸-۴۱] مراجعه نمایند.

۲-۲- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی^{۲۲} یک سامانه محاسباتی برای مدل‌سازی و یادگیری روابط پیچیده در سیستم‌های خطی یا غیرخطی است. ایده اولیه این گونه شبکه‌ها تا حدودی الهام‌گرفته از شیوه کارکرد سیستم عصبی زیستی در پردازش داده‌ها و اطلاعات به منظور یادگیری و ایجاد الگو می‌باشد [۴۲]. همانطور که در شکل ۲ مشاهده می‌شود هر شبکه عصبی

بعددار سیستم منطقی‌تر خواهد بود. در اینجا لازم به ذکر است که در صورت تمایل پژوهشگران به بعدسازی مساله حاضر، اصل تشابه هندسی^{۲۱} و نماینده ماکروسکوپی آن (عدد دارسی) نیز بایستی مورد نظر محققان قرار گیرد. از همین رو در گام نخست از مطالعه حاضر، ابتدا به مدل‌سازی بعددار فرآیند غبارزدایی در بسترهای فشرده دوار، توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداخته می‌شود. لازم به ذکر است که بنا بر آنچه ذکر شد، در این پژوهش از بکارگیری اعداد بی بعد، آگاهانه صرف نظر شده و به همین منظور از دو دسته متفاوت از متغیرها شامل متغیرهای طراحی و متغیرهای کاری، در مدل‌سازی‌ها استفاده خواهد شد. بر همین اساس متغیرهای قطر داخلی، قطر خارجی، ارتفاع بستر، دبی گاز، غلظت، اندازه ذرات ورودی، دبی مایع غبارگیر و سرعت چرخش بستر به عنوان ورودی‌های شبکه و بازدهی عملیات غبارگیری به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفته خواهند شد. هدف اساسی از این گام، توسعه مدلی است که بتواند بازدهی یک سیستم غبارگیر را با دقت مناسب پیش بینی نماید.

سپس در گام دوم از این پژوهش، با بکارگیری الگوریتم ژنتیک و مدل توسعه یافته در مرحله پیشین، سامانه هوشمند جدیدی جهت طراحی هندسی و همچنین طراحی مختصات عملکردی بسترهای فشرده دوار ارائه خواهد شد. این سامانه -در صورت توسعه موفقیت آمیز- می‌تواند با استفاده از داده‌های شرایط کاری در صنعت مورد نظر، متغیرهایی همچون ابعاد بستر، دبی مایع غبارگیر و سرعت دورانی را به گونه‌ای تعیین کند که سیستم به حداکثر بازدهی ممکن دست یابد.

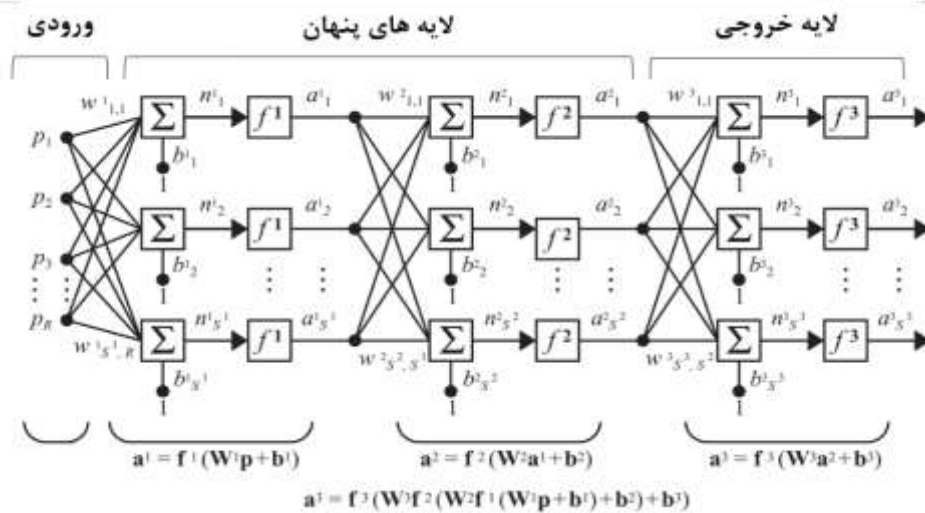
۲- بسترهای آکنده دوار و مدل‌سازی مسدله

۲-۱- غبار زدایی در بسترهای آکنده دوار

شکل ۱ فرآیند غبارزدایی در یک بستر آکنده دوار را نشان می‌دهد. هوای حاوی ذرات غبار از یک سمت و مایع غبارگیر نیز از سمت دیگر وارد محفظه شده و به درون بستر پاشیده می‌شود. سپس به دلیل وجود نیروی گریز از مرکز قوی در این سامانه‌ها، قطرات مایع ورودی به سیستم، به قطرات بسیار ریزتری شکسته شده و سطح تماس آنها با ذرات معلق در هوا به شدت افزایش می‌یابد. این کاهش اندازه قطرات در قیاس با سیستم‌هایی مانند غبارگیرهای تر، در حدود نسبت ۰/۱ بوده و همین امر موجب افزایش محسوس بازدهی غبار زدایی و

^{۲۲} Artificial neural networks

^{۲۱} Geometrical similarity



شکل (۲) معماری یک شبکه عصبی مصنوعی با دو لایه پنهان [۴۳]

اشاره کرد [۴۳]. بطور کلی شبکه های عصبی دارای معماری های متفاوتی هستند که هر یک بر اساس نوع چینش نورون ها در کنار یکدیگر و ارتباط آنها با نورون های لایه های مختلف نام گذاری شده اند و از جمله آنها می توان به شبکه عصبی پیش خور^{۲۴}، شبکه عصبی پس خور^{۲۵}، شبکه عصبی آبشاری^{۲۶} و... اشاره نمود.

۳-۲- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک^{۲۷} یک الگوریتم ابتکاری به منظور حل مسائل بهینه سازی است که با الهام از نظریه تکامل ژنتیکی برای حل مسئله استفاده می کند. در این روش از شیوه جستجوی تصادفی در کل دامنه حل استفاده می شود. در ابتدا تعدادی راه حل برای مسئله به صورت تصادفی تولید شده که به آنها کروموزوم گفته می شود. سپس ارزش هر کروموزوم با توجه به تابع هزینه^{۲۸} یا تابع شایستگی^{۲۹} محاسبه شده و بهترین جواب ها بر همان اساس انتخاب می گردند. در گام بعد به منظور تولید جمعیت کروموزوم های نسل بعدی، الگوریتم از کروموزوم های نسل اول به عنوان والد استفاده کرده و بر اساس مقدار ارزشی که به هر یک اختصاص داده شده و همچنین انجام عملیات همبری^{۳۰} بین هر دو کروموزوم والد، دو کروموزوم جدید تولید می شود. مجدداً ارزش کروموزوم های جدید (راه حل های جدید مسئله) محاسبه شده و این عملیات تا رسیدن به جواب بهینه در طول نسل های متمادی ادامه پیدا می کند. علاقمندان به مطالعه بیشتر در این زمینه می توانند به [۴۴] مراجعه نمایند.

مصنوعی، از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و تعدادی لایه مخفی (لایه پردازشی) تشکیل می شود. هر لایه شامل تعدادی (n) از سلول های عصبی (نورون) است که عموماً با کلیه نورون های لایه های دیگر در ارتباط هستند، اما نورون های هر لایه با سایر نورون های همان لایه، ارتباطی ندارند.

در این ساختار، نورون کوچک ترین واحد پردازشگر اطلاعات است. در واقع یک شبکه عصبی مجموعه ای از نورون ها است که با قرار گرفتن در لایه های مختلف، یک معماری منحصر به فرد را برای شبکه تشکیل می دهند. ماهیت یک نورون در عمل می تواند یک تابع ریاضی غیر خطی (f) باشد و در نتیجه آن، یک شبکه عصبی در هر لایه، از تعداد زیادی روابط غیر خطی با وزن ها (W) و بایاس های (b) متفاوت تشکیل خواهد شد. در شبکه عصبی، هر نورون به طور مستقل عمل می کند و رفتار کلی شبکه، برآیند رفتار نورون های متعدد است. داده های ورودی (p) از یک سو وارد شبکه شده و پس از پردازش، مقادیر خروجی (a) از لایه مربوطه استخراج می شوند. تعداد نورون های لایه ورودی و خروجی به طور پیش فرض و بر اساس تعداد متغیرهای ورودی و خروجی تعیین می گردد، اما تعداد لایه های مخفی و نورون های موجود در آنها، معمولاً با سعی و خطا و تجربیات قبلی، به گونه ای انتخاب می گردد که شبکه از دقت مناسبی برخوردار بوده و از بیش برآزش^{۳۱} نیز جلوگیری شود.

از مهمترین کاربردهای این شبکه ها می توان به تخمین و تقریب، بازشناسی الگو، پیش بینی زمانی، خوشه بندی و...

^{۲۷} Genetic algorithm

^{۲۸} Cost Function

^{۲۹} Fitness Function

^{۳۰} Crossover

^{۳۱} Overfitting

^{۳۲} Feed-Forward Neural Network

^{۳۳} Feed-Back Neural Network

^{۳۴} Cascade Neural Network

۳- بحث و نتایج

۳-۱- مدل سازی شبکه عصبی

به منظور توسعه مدلی جهت تخمین بازدهی غبارزدایی در بسترهای فشرده دوار، مجموعه‌ای شامل ۵۶۱ داده تجربی با استفاده از رقیمی کردن اطلاعات نمودارهای مراجع [۳۸-۴۱] گردآوری گردید. متغیرهای مورد استفاده و همچنین دامنه تغییرات هریک از آنها در جدول ۱ آورده شده است.

جدول (۱) محدوده داده های گردآوری شده

عنوان پارامتر	محدوده تغییرات	میانگین	نما
شعاع داخلی (m)	۰/۰۸ - ۰/۱۹	۰/۱۳	۰/۱
شعاع خارجی (m)	۰/۱۲۵ - ۰/۳۷۵	۰/۲۵	۰/۱۲
طول محوری (m)	۰/۰۵ - ۰/۴	۰/۱۲	۰/۰۵
غلظت ذرات ($\frac{m^3}{s}$)	۰/۰۱ - ۰/۴۵	۰/۰۲۳	۰/۰۲
دبی گاز ($\frac{m^3}{s}$)	۰/۰۵ - ۰/۴	۰/۱۶	۰/۰۷
دبی مایع ($\frac{m^3}{s}$)	$۱/۳۹ e^{-3} - ۵/۵۳ e^{-4}$	$۱/۶۴ e^{-4}$	$۳/۳ e^{-3}$
سرعت دورانی (rpm)	۱۵۰۰ - ۴۰۰	۹۱۳	۸۰۰
اندازه ذرات (μm)	۰/۲۴۵ - ۵/۵۳	۱/۶۶	۰/۱۸۶

از مجموع ۵۶۱ داده جمع آوری شده، ۷۰ درصد (تعداد ۳۹۳ داده) به آموزش، ۱۵ درصد (۸۴ داده) به اعتبار سنجی و ۱۵ درصد باقیمانده به آزمون و بررسی دقت شبکه عصبی، به صورت کاملاً تصادفی^{۳۱} اختصاص داده شد. در این بخش ابتدا با آموزش و تحلیل شبکه‌های عصبی مختلف از نظر تعداد لایه و تعداد نورون در هر لایه، بهترین شبکه انتخاب می‌شود. معیار این انتخاب، کمترین خطای شبکه بر روی داده‌های آزمون و همچنین بیشترین ضریب همبستگی میان آنهاست. مقدار خطای مورد استفاده (میانگین مربعات خطا) و ضریب همبستگی به ترتیب با استفاده از روابط ۱ و ۲ محاسبه می‌شود.

در این روابط، n برابر با تعداد داده‌های آزمون، X مقدار داده آزمایشگاهی و Y مقدار داده تخمین زده شده توسط شبکه عصبی است.

بطور کلی باید توجه داشت که اگرچه در طراحی معماری شبکه‌های عصبی مصنوعی و همچنین آموزش آنها، طیف وسیعی از تنظیمات نظیر نوع شبکه، تعداد لایه، تعداد نورون، توابع فعال سازی، وزن‌های اولیه، الگوریتم آموزش و... امکان پذیر است اما تغییر و آزمایش عملکرد تک تک آنها و یافتن حالت بهینه‌ی از هر حیث، عموماً امکان پذیر نمی‌باشد. از همین رو در پژوهش حاضر و به منظور اجتناب از پیچیدگی بیش از حد مساله، تنها به بررسی اثر تعداد لایه‌ها و نورون‌ها پرداخته و دیگر پارامترهای شبکه بنابر تجارب قبلی نگارندگان مقدار دهی شده‌اند. بر همین اساس شبکه عصبی پیش خور با یادگیری پس انتشار خطا^{۳۲} انتخاب و جهت آموزش آن از الگوریتم-Levenberg-Marquardt استفاده می‌شود. همچنین لازم به ذکر است که کلیه مدل‌سازی‌های این پژوهش در محیط نرم افزاری MATLAB R2019a و با استفاده از توابع آماده موجود در کتابخانه‌های آن صورت پذیرفته است.

به منظور یافتن بهترین ساختار ممکن از حیث تعداد لایه‌ها و نورون‌ها، تمامی جایگشت‌های ممکن برای حداکثر دو لایه پنهان و حداکثر ۱۰ نورون در هر لایه بررسی شده است. جداول ۲ و ۳ نتایج مربوط به آموزش شبکه عصبی در حالت‌های مختلف را نشان می‌دهد. در جدول ۲ تحلیل آماری شبکه‌هایی با یک لایه پنهان و در جدول ۳ تحلیل شبکه‌هایی با دو لایه پنهان و تعداد نورون‌های متفاوت آورده شده است. لازم بذکر است که در هر حالت ۲۰ مرتبه شبکه آموزش داده شده است و سپس مقادیر میانگین خطا و ضریب همبستگی گزارش شده است.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2 \quad (1)$$

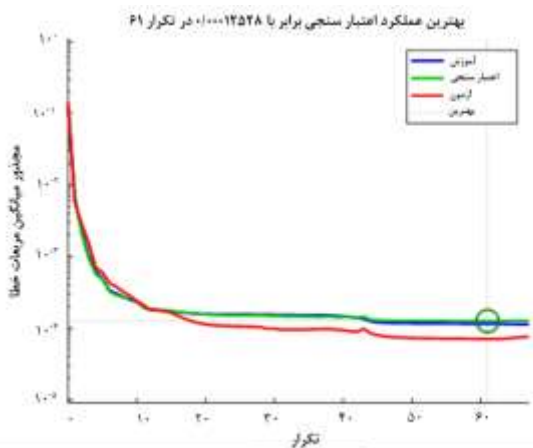
$$R = \frac{n(\sum_{i=1}^n x_i y_i) - (\sum_{i=1}^n x_i)(\sum_{i=1}^n y_i)}{\sqrt{[n \sum_{i=1}^n x_i^2 - (\sum_{i=1}^n x_i)^2][n \sum_{i=1}^n y_i^2 - (\sum_{i=1}^n y_i)^2]}} \quad (2)$$

^{۳۲} Back propagation

^{۳۱}Totally Random

مدل‌سازی و طراحی بسترهای آکنده دوار با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی

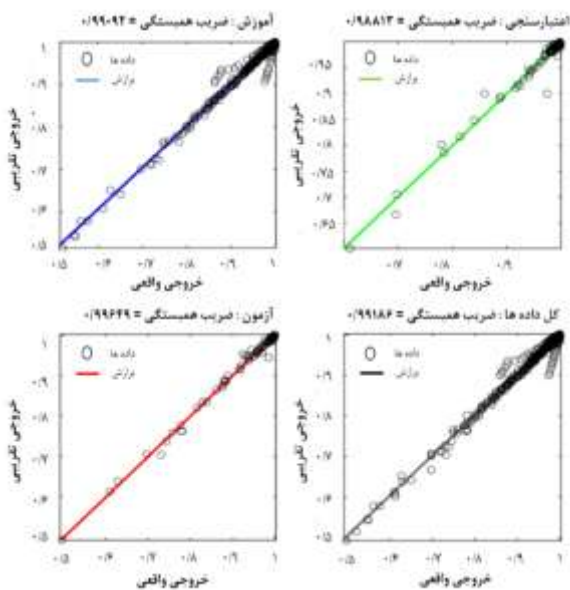
یابد، الگوریتم ادامه آموزش را متوقف می‌نماید. در شکل ۳ نمودار عملکرد آموزش شبکه عصبی منتخب آورده شده است.



شکل (۳) نمودار عملکرد شبکه طی فرآیند آموزش

در این شکل چنانچه مشاهده می‌شود، همگرایی نمودارهای خطای مربوط به داده‌های آموزش و آزمون تا تکرار ۶۱ مطابق با تعاریف ریاضی، بیانگر عدم بیش‌برازش است و از این تکرار به بعد بدلیل شروع فرایند بیش‌برازش، الگوریتم فرایند آموزش را متوقف نموده است.

همچنین نمودار تحلیل عملکرد برازش به تفکیک داده‌ها در شکل ۴ نشان داده شده است. چنانچه از نمودارها نیز می‌توان دریافت، ضریب همبستگی نزدیک به یک و تجمع داده‌ها در مرز نیمساز موید کیفیت مناسب مدل



ساخته شده خواهد بود.

شکل (۴) نمودار برازش داده‌ها توسط شبکه عصبی مصنوعی

جدول (۲) مقایسه عملکرد شبکه‌های مختلف با یک لایه پنهان

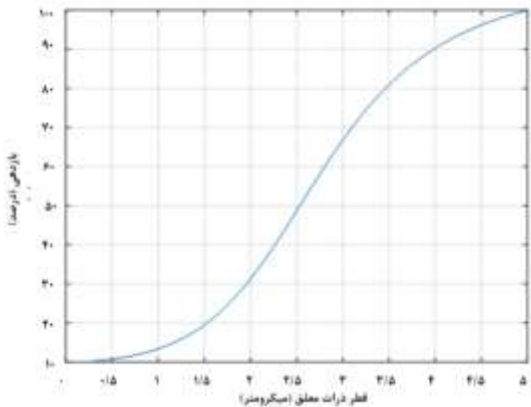
تعداد نورون	ضریب همبستگی (R)		مقدار خطا (MSE)	
	میانگین	بیشترین	میانگین	کمترین
۵	۰/۹۷۶۴	۰/۹۹۱۲	۰/۰۰۰۳۱۷	۰/۰۰۰۱۵۵
۶	۰/۹۷۴۹	۰/۹۹۴۲	۰/۰۰۰۲۹۸	۰/۰۰۰۱۰۵
۷	۰/۹۸۱۱	۰/۹۹۴۱	۰/۰۰۰۲۳۱	۰/۰۰۰۱۰۳
۸	۰/۹۷۸۳	۰/۹۹۳۳	۰/۰۰۰۲۶۱	۰/۰۰۰۱۰۵
۹	۰/۹۷۹۰	۰/۹۹۳۱	۰/۰۰۰۲۸۱	۰/۰۰۰۰۹۴
۱۰	۰/۹۷۵۱	۰/۹۹۰۸	۰/۰۰۰۲۹۸	۰/۰۰۰۱۳۴
۱۱	۰/۹۷۷۱	۰/۹۹۳۹	۰/۰۰۰۲۸۳	۰/۰۰۰۰۸۲
۱۲	۰/۹۸۰۸	۰/۹۹۶۰	۰/۰۰۰۲۵۲	۰/۰۰۰۱۱۱

جدول (۳) مقایسه عملکرد شبکه‌های مختلف با دو لایه پنهان

تعداد نورون	مقدار رگرسیون (R)		مقدار خطا (MSE)		
	لایه اول	لایه دوم	میانگین	کمترین	
۵	۶	۰/۹۷۶۳	۰/۹۹۲۰	۰/۰۰۰۳۲۰	۰/۰۰۰۱۰۶
۵	۸	۰/۹۸۵۰	۰/۹۹۴۳	۰/۰۰۰۲۴۰	۰/۰۰۰۰۶۱
۵	۱۰	۰/۹۸۵۷	۰/۹۹۶۵	۰/۰۰۰۲۱۹	۰/۰۰۰۰۵۹
۷	۶	۰/۹۷۲۷	۰/۹۹۲۴	۰/۰۰۰۳۴۸	۰/۰۰۰۱۳۶
۷	۸	۰/۹۸۳۰	۰/۹۹۵۵	۰/۰۰۰۲۰۶	۰/۰۰۰۰۶۱
۷	۱۰	۰/۹۸۶۵	۰/۹۹۳۸	۰/۰۰۰۲۰۱	۰/۰۰۰۰۸۹
۹	۶	۰/۹۸۲۷	۰/۹۹۱۶	۰/۰۰۰۲۱۹	۰/۰۰۰۱۴۷
۹	۸	۰/۹۸۵۳	۰/۹۹۵۰	۰/۰۰۰۱۸۸	۰/۰۰۰۰۶۳
۹	۱۰	۰/۹۸۲۱	۰/۹۹۱۱	۰/۰۰۰۲۱۴	۰/۰۰۰۰۷۸

مقایسه نتایج جداول ۲ و ۳ نشان می‌دهد که در مسئله حاضر، بطور کلی شبکه‌هایی با دو لایه پنهان از میانگین خطای کمتری برخوردار خواهند بود. همچنین با توجه به نتایج حاصل از آموزش شبکه‌های مختلف، شبکه‌ای با دو لایه مخفی و تعداد ۵ نورون در لایه اول و ۱۰ نورون در لایه دوم برای مدل‌سازی‌های مورد نیاز در ادامه این پژوهش انتخاب شده است. شایان ذکر است چنانچه در حین تکرارهای آموزش، خطای داده‌های اعتبارسنجی در چند تکرار متوالی (معمولاً ۶ تکرار) افزایش

ذرات با مایع غبارگیر و همچنین افزایش اینرسی ذره می باشد. جهت بررسی بیشتر این موضوع و مشاهده بهتر ارتباط غیر خطی متغیرها با یکدیگر، طول محوری بستر در شرایط یکسان به ۰/۴ متر افزایش داده شده و مجدداً نمودار تغییرات بازدهی با اندازه ذرات معلق در هوا در شکل ۶ رسم شده است.



شکل (۶) تغییرات بازدهی با قطر ذره و با فرض طول محوری ۰/۴ متر

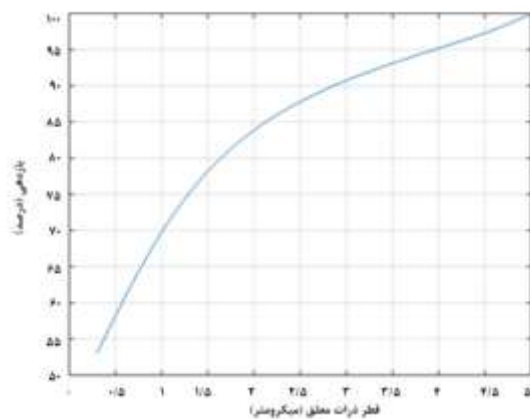
چنانچه در شکل ۶ دیده می شود، افزایش طول محوری بستر از ۰/۱۷ به ۰/۴ متر، موجب کاهش محسوس بازدهی کلی سیستم برای ذرات با اندازه کوچکتر خواهد شد. مهمترین عامل این امر افزایش فضای عبور ذرات از سیستم و در نتیجه کاهش احتمال برخورد ذرات کوچکتر با قطرات مایع غبارگیر (در دبی ثابت) است. بنابراین انتظار می رود که بازدهی سیستمها در به دام انداختن ذراتی با قطر کم تر، با افزایش سطح بستر و در دبی ثابت سیال غبارگیر، کاهش یابد.

همچنین با افزایش دبی مایع غبارگیر به ۰/۰۰۱ مترمکعب بر ثانیه و حفظ دیگر شرایط شکل ۶ (قطر داخلی ۰/۱۹ متر، قطر خارجی ۰/۳۷۵ متر، طول محوری ۰/۱۷ متر، غلظت ورودی ۰/۰۱ کیلوگرم بر مترمکعب، دبی گاز ۰/۲ مترمکعب بر ثانیه، و سرعت دورانی ۴۰۰ دور بر دقیقه) مشاهده می گردد (شکل ۷) که با افزایش دبی سیال غبارگیر بازدهی سیستم در جذب ذرات کوچکتر نیز تا حدودی افزایش خواهد یافت به طوریکه η برای ذرات با قطر ۲،۵ میکرون حدود ۲۰ درصد افزایش یافته است اما باید توجه داشت که همچنان برای ذرات با قطر کمتر از ۱،۵ میکرون بازدهی مناسبی مشاهده نمی شود. جهت بهبود عملکرد سیستم

۲-۳- بررسی تاثیر پارامترهای مختلف بر بازده جداسازی

پس از توسعه مدل تخمین بازدهی غبارگیری در بسترهای دوار فشرده، در این بخش جهت درک بهتر متغیرها و آشنایی بیشتر با فیزیک حاکم بر این سیستمها، تاثیر برخی پارامترها بر عملکرد سامانه مختصراً مورد بررسی قرار خواهد گرفت. لازم به ذکر است که اگرچه روش بررسی یک فاکتور در هر زمان ۳۳ - به دلیل ارتباط غیر خطی پارامترها با یکدیگر - نمی تواند به خوبی تغییرات سیستم با متغیرها را توضیح دهد [۴۵] اما جهت حفظ اختصار، از بررسی های بیشتر و یا انتخاب روش های گسترده تر (فاکتوریل و...) در این زمینه خودداری می شود.

شکل ۵ نمودار تغییرات بازدهی با اندازه ذرات معلق در هوا را برای حالت خاص قطر داخلی ۰/۱۹ متر، قطر خارجی ۰/۳۷۵ متر، طول محوری ۰/۱۷ متر، غلظت ورودی ۰/۰۱ کیلوگرم بر مترمکعب، دبی گاز ۰/۲ مترمکعب بر ثانیه، دبی مایع ۰/۰۰۰۲۷ مترمکعب بر ثانیه و سرعت دورانی ۴۰۰ دور بر دقیقه، نشان می دهد.



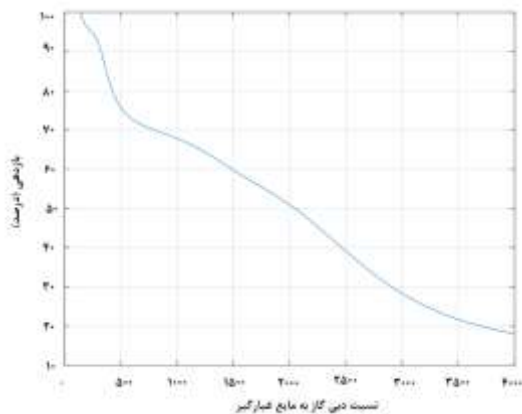
شکل (۵) تغییرات بازدهی با قطر ذره

$$R_i = 0/19 \text{ m}, R_o = 0/375 \text{ m}, L_{axial} = 0/17 \text{ m}, C_i = 0/1 \frac{\text{kg}}{\text{m}^3}, Q_g = 0/2 \frac{\text{m}^3}{\text{s}}, Q_l = 0/00027 \frac{\text{m}^3}{\text{s}}, \omega = 400 \text{ rpm}$$

همانطور که از شکل ۵ نیز می توان دریافت، به طور کلی با افزایش قطر ذرات معلق، بازدهی سیستم در به دام انداختن آنها نیز افزایش می یابد که علت آن، افزایش احتمال برخورد

مدل سازی و طراحی بسترهای آکنده دوار با استفاده از روش های هوش مصنوعی

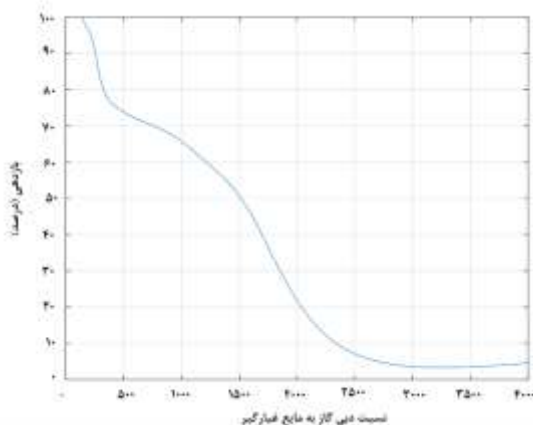
احتمال برخورد قطرات مایع و ذرات معلق است. در این حالت اگر غلظت ذرات ورودی نیز افزایش یابد، بازدهی در نسبت های بالای دبی گاز به مایع از حالت قبل هم کمتر خواهد شد. این موضوع در شکل ۱۰ به وضوح قابل مشاهده خواهد بود.



شکل (۹) تغییر بازدهی با $\frac{Q_g}{Q_l}$ در حالت

$$L_{axial} = 0/17 \text{ m} \quad R_o = 0/375 \text{ m} \quad R_i = 0/19 \text{ m}$$

$$(\omega = 400 \text{ rpm} \quad C_i = 0/1 \frac{\text{kg}}{\text{m}^3})$$



شکل (۱۰) تغییر بازدهی با $\frac{Q_g}{Q_l}$ در حالت

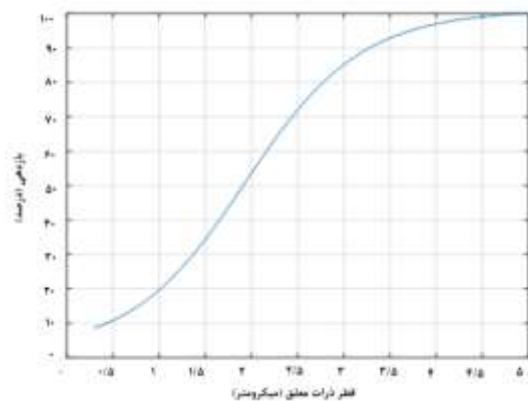
$$L_{axial} = 0/17 \text{ m} \quad R_o = 0/375 \text{ m} \quad R_i = 0/19 \text{ m}$$

$$(\omega = 400 \text{ rpm} \quad C_i = 0/2 \frac{\text{kg}}{\text{m}^3})$$

با این وجود انتظار می رود که با افزایش قطر ذرات معلق تا حدودی از میزان کاهش بازدهی کاسته شود. این روند در شکل ۱۱ بررسی و نشان داده شده است، به طوری که در نسبت $\frac{Q_g}{Q_l}$ حدود ۴۰۰۰، بازدهی سیستم برای ذرات با قطر ۲٫۵ میکرون در حدود ۵۵ درصد و برای ذرات با قطر ۴ میکرون تا حدود ۶۵ درصد نیز می رسد.

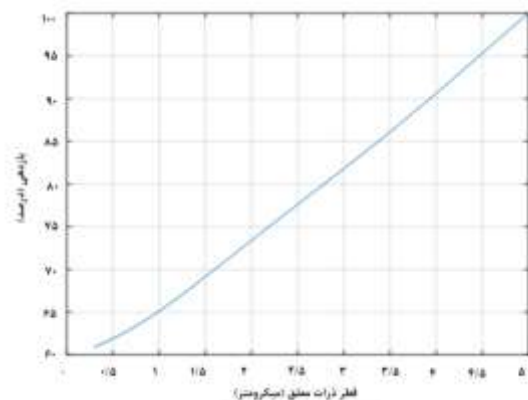
شکل ۱۲ نمودار تغییرات بازدهی سیستم بر حسب میزان دبی گاز ورودی در حالتی که نسبت دبی گاز به

در این حالت کفایت به همراه افزایش دبی سیال ورودی، سرعت دورانی سیستم نیز افزایش یابد. به طور مثال با افزایش سرعت دورانی از ۴۰۰ دور بر دقیقه در نمودار شکل ۷ به ۱۰۰۰ دور بر دقیقه در نمودار شکل ۸، به وضوح افزایش بازدهی سیستم قابل مشاهده خواهد بود. چرا که از یک سو با افزایش سرعت دورانی، اندازه قطرات سیال غبارگیر کاهش یافته و از سوی دیگر با افزایش دبی مایع، احتمال برخورد این قطرات با ذرات کوچکتر افزایش می یابد. این نتایج کاملاً مطابق با نتایج [۲۷-۲۸] می باشد.



شکل (۷) تغییرات بازدهی با قطر ذره و با فرض

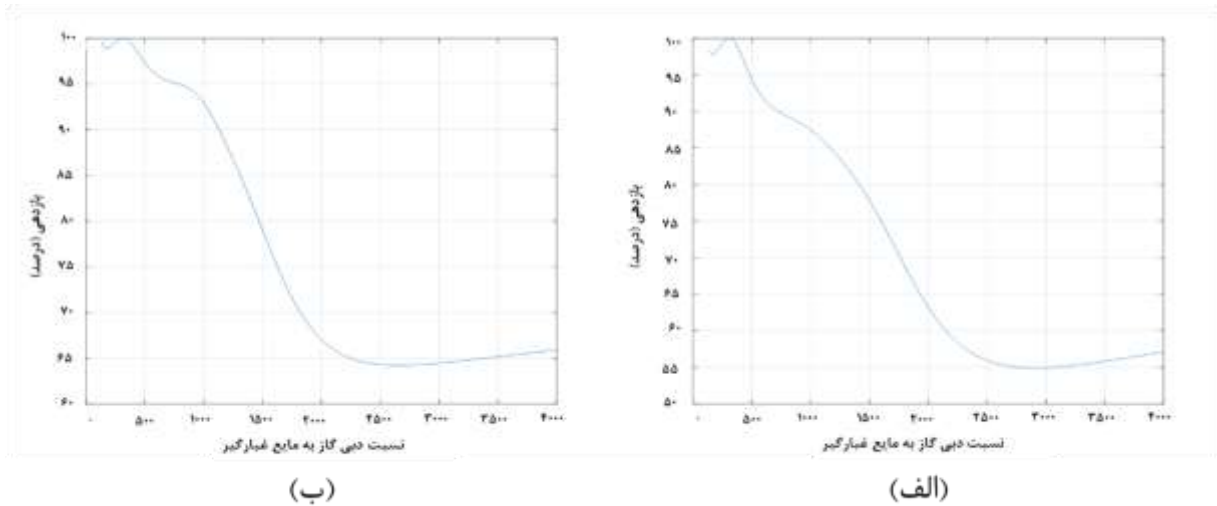
$$Q_l = 0/001 \frac{\text{m}^3}{\text{s}}$$



شکل (۸) تغییرات بازدهی با قطر ذره و با فرض

$$\omega = 1000 \text{ rpm}$$

یکی دیگر از پارامترهای تاثیر گذار بر بازدهی بسترهای فشرده دوار، نسبت دبی گاز به دبی مایع است. به همین منظور تغییرات بازدهی با نسبت $\frac{Q_g}{Q_l}$ نیز در شکل ۹ مورد بررسی قرار گرفته است. همانطور که در این شکل مشاهده می شود با افزایش نسبت دبی گاز به مایع، بازدهی سیستم به طور چشمگیری کاهش می یابد. در [۳۵، ۱۵] نیز این امر مشاهده شده است که علت آن کاهش

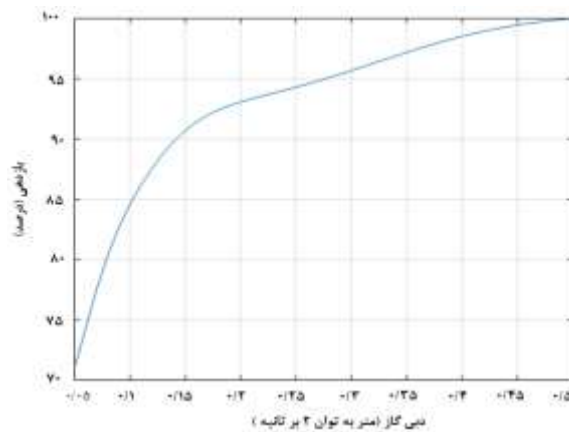


شکل (۱۱) تغییرات بازدهی با $\frac{Q_g}{Q_l}$ در قطر ذرات متفاوت (الف) قطر ذرات ۲٫۵ میکرون (ب) قطر ذرات ۴ میکرون
 $(\omega = 600 \text{ rpm} \quad C_i = 0/1.1 \frac{\text{kg}}{\text{m}^3} \quad L_{axial} = 0/17 \text{ m} \quad R_o = 0/375 \text{ m} \quad R_i = 0/19 \text{ m})$

شکل ۱۳ بررسی شده است. در این شکل نقاط قرمز رنگ نمایانگر بازدهی بیشتر و نقاط آبی رنگ نمایانگر بازدهی کمتر می‌باشند. همانطور که مشخص است به طور کلی با افزایش قطر ذرات و افزایش سرعت دورانی، بازدهی افزایش می‌یابد اما در همین حال با افزایش غلظت ذرات ورودی، طیف بازدهی سیستم یکنواخت‌تر شده (تاثیر سرعت و قطر ذرات کم رنگ‌تر شده) اما با این وجود میزان بازدهی نیز به طور کلی در نقاط مختلف کاهش پیدا کرده که این امر همانطور که پیشتر نیز اشاره شد با کاهش نسبت دبی گاز به مایع تا حدودی قابل جبران است. همچنین باید توجه داشت که با توجه به شکل ۱۳ می‌توان یک محدوده نسبتاً بهینه برای بازدهی از حیث اندازه ذرات و سرعت دورانی در همه غلظت‌ها مشخص نمود. این محدوده مربوط به ذرات با قطر ۲ تا ۴ میکرون و سرعت دورانی حدود ۱۱۰۰ تا ۱۳۰۰ دور بر دقیقه می‌باشد که در همه غلظت‌ها بازدهی بیش از ۸۵ درصد دارند.

در نهایت در شکل ۱۴ تاثیر کاهش نسبت دبی گاز به مایع برای نمودار با غلظت ورودی ۰/۰۱ از شکل ۱۳ نشان داده شده است. در این حالت دبی مایع از مقدار ۰/۰۰۰۲۷۵ مترمکعب بر ثانیه در شکل ۱۳ به مقدار ۰/۰۰۱۳ مترمکعب بر ثانیه در شکل ۱۴ افزایش یافته است. از مقایسه این دو شکل می‌توان دریافت که با

مایع ثابت باشد ($\frac{Q_g}{Q_l} = 800$) را نشان می‌دهد. در این حالت با افزایش سرعت گاز ورودی، بازدهی سیستم نیز افزایش می‌یابد که علت آن می‌تواند افزایش اغتشاش جریان گاز و به دنبال آن افزایش احتمال برخورد ذرات معلق با قطرات مایع غبارگیر باشد.



شکل (۱۲) تغییرات بازدهی با دبی گاز ورودی در نسبت گاز به مایع ثابت

$$C_i = L_{axial} = 0/17 \text{ m} \quad R_o = 0/375 \text{ m} \quad R_i = 0/19 \text{ m} \\ (dp = 4 \mu\text{m} \quad \omega = 600 \text{ rpm} \quad 0/1.1 \frac{\text{kg}}{\text{m}^3})$$

از آنجا که پس از طراحی و ساخت یک بستر فشرده مهمترین پارامتر قابل تغییر سیستم توسط اپراتورها سرعت دورانی بستر می‌باشد، تاثیر هم زمان افزایش قطر ذرات و افزایش سرعت دورانی بستر بر بازدهی نیز در

مدل سازی و طراحی بسترهای آکنده دوار با استفاده از روش های هوش مصنوعی

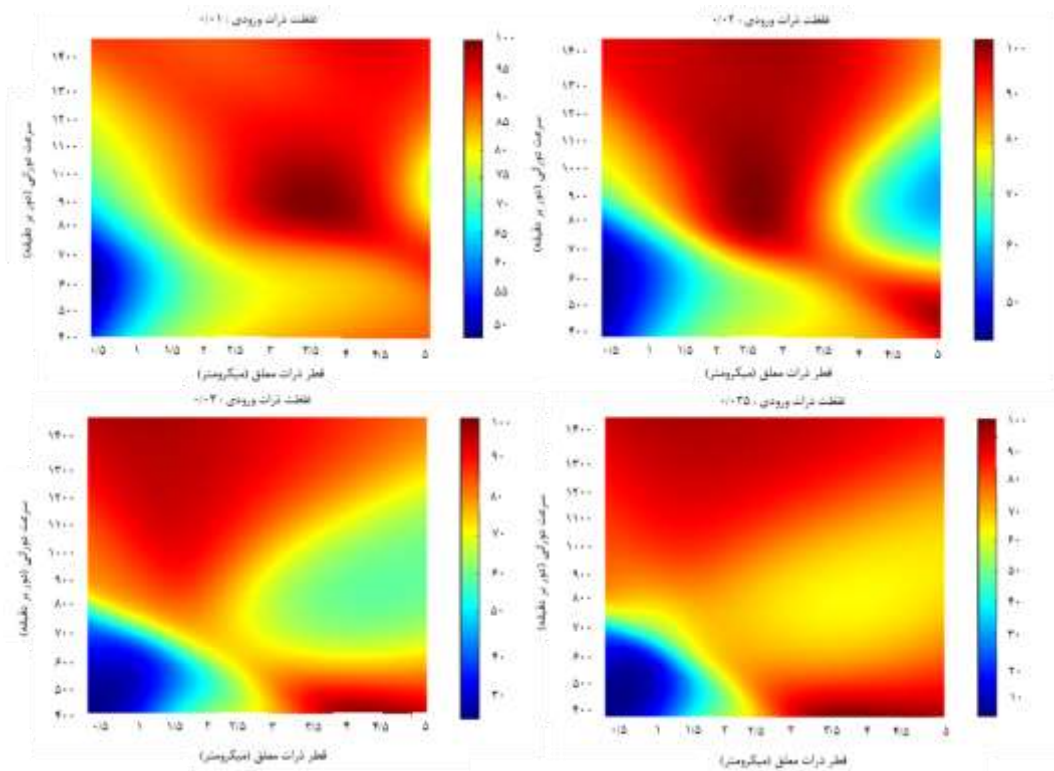
شکل (۱۳) تاثیر سرعت دورانی و اندازه ذرات در غلظت های مختلف بر روی بازدهی سیستم

$$(Q_g = 0/2 \frac{m^3}{s}, Q_l = 0/000275 \frac{m^3}{s}, L_{axial} = 0/17 m, R_o = 0/375 m, R_i = 0/19 m)$$

$$(L_{axial} = 0/17 m, R_o = 0/375 m, R_i = 0/19 m)$$

$$(C_i = 0/1 \frac{kg}{m^3}, Q_g = 0/2 \frac{m^3}{s}, Q_l = 0/0013 \frac{m^3}{s})$$

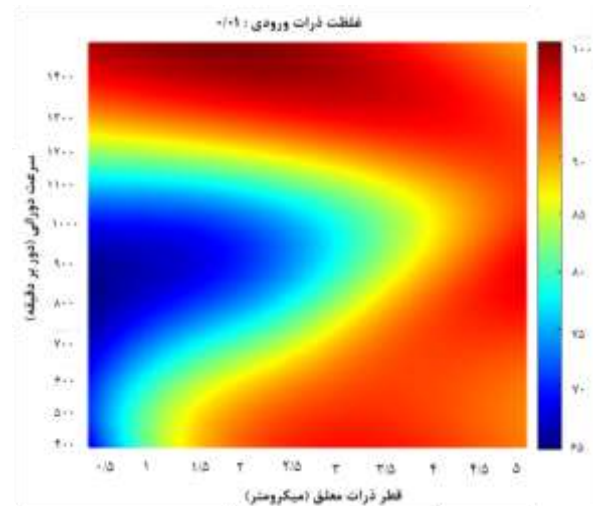
کاهش نسبت دبی گاز به مایع، به طور کلی در همه محدوده ها، بازدهی افزایش یافته به طوری که حداقل بازدهی از حدود ۵۰ درصد در شکل ۱۳ به حدود ۶۵ درصد در شکل ۱۴ رسیده است



۳-۳- طراحی بسترهای فشرده دوار با استفاده از الگوریتم ژنتیک و شبکه های عصبی

هدف از این بخش توسعه سامانه هوشمند جدیدی است که بتوان از آن جهت طراحی هندسی و همچنین در صورت لزوم، طراحی شرایط کاری بسترهای فشرده دوار بهره برد. این سامانه بایستی با استفاده از داده های شرایط کاری صنعت مورد نظر، متغیرهایی همچون ابعاد بستر، دبی مایع غبارگیر و سرعت دورانی را به گونه ای تعیین کند که سیستم به حداکثر بازدهی ممکن دست یابد. بدین منظور در این پژوهش از تلفیقی از الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی آموزش داده شده در قسمت ۳-۱ استفاده خواهد شد.

بر همین اساس، پارامترهایی همچون بازدهی مطلوب، قطر ذرات معلق، میزان غلظت ذرات معلق و دبی گاز ورودی، که پارامترهای تعیین کننده شرایط



شکل (۱۴) تاثیر پارامترهای سرعت دورانی و اندازه ذرات با نسبت دبی گاز به مایع ۱۵۰ در بازدهی سیستم

میکرون و بازدهی مطلوب ۹۰ درصد از تلفیق الگوریتم ژنتیک و مدل توسعه یافته در قسمت ۳-۱ استفاده شود، سامانه هیبریدی مذکور پاسخ ذکر شده در جدول ۴ را به عنوان یک طراحی بهینه ارائه می‌دهد.

جدول (۴) نتایج بهینه سازی با الگوریتم ژنتیک برای یک شرایط مشخص

R_i (m)	R_o (m)	L_{axial} (m)	Q_L (m^3/s)	ω (rpm)	η (%)
۰/۱۵۴۷	۰/۳۱۸۷	۰/۱۴۱۷	۰/۰۰۰۲۲۴۵	۱۲۵۲	۸۹/۹۹۹

همچنین نمودار همگرایی الگوریتم ژنتیک برای این مسئله در شکل ۱۶ آورده شده‌است.

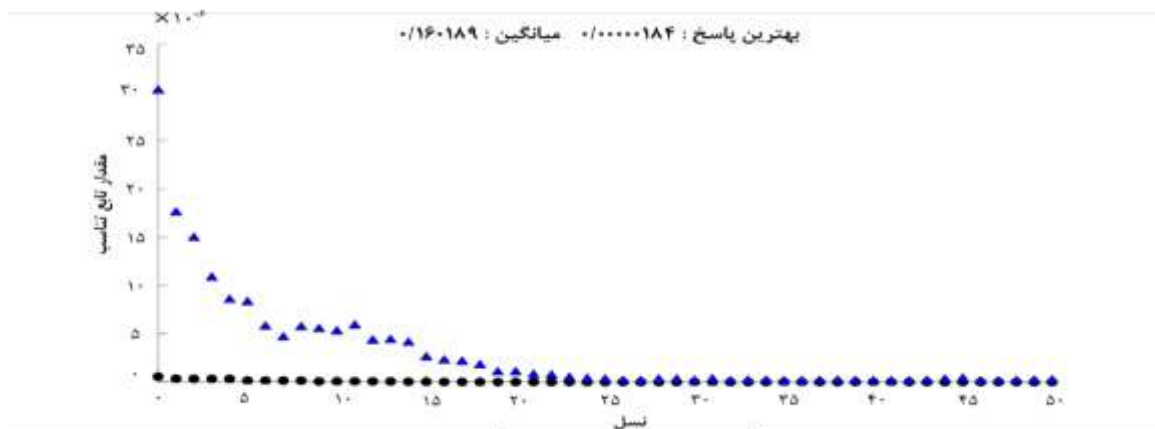
کاری سیستم هستند، به عنوان ورودی سیستم به الگوریتم ژنتیک داده می‌شود. سپس الگوریتم ژنتیک با استفاده از تابع شایستگی تعریف شده در معادله ۳، متغیرهای طراحی هندسی بستر را به گونه‌ای تعیین می‌کند که مقدار بازدهی تخمین زده شده توسط شبکه عصبی به مقدار بازدهی مطلوب بسیار نزدیک باشد. روندنمای کلی الگوریتم نیز در شکل ۱۵ نشان داده شده است.

$$(۳) \quad \left| \text{بازدهی تخمینی} - \text{بازدهی مطلوب} \right| = \text{شایستگی}$$

برای مثال چنانچه برای شرایط کاری دبی گاز ورودی معادل ۰/۴ مترمکعب بر ثانیه، غلظت ذرات برابر با ۰/۰۳ کیلوگرم بر متر مکعب، اندازه ذرات برابر با ۲



شکل (۱۵) روندنمای الگوریتم مورد استفاده جهت طراحی بسترهای فشرده



شکل (۱۶) نمودار همگرایی الگوریتم ژنتیک

پارامتر در قیاس با پاسخ‌های دیگر نسبتاً قابل توجه بوده به طوری که مقادیر ارائه شده برای قطر داخلی از ۰/۰۸ متر تا ۰/۱۵ متر، برای قطر خارجی از ۰/۱۶ متر تا ۰/۳۳ متر، برای طول محوری از ۰/۱۲ متر تا ۰/۳۷ متر، برای دبی مایع ورودی از ۰/۰۰۰۷۵ متر مکعب بر ثانیه تا ۰/۰۰۰۴ متر مکعب بر ثانیه و برای سرعت دورانی از ۵۰۰ دور بر دقیقه تا ۱۳۵۰ دور بر دقیقه متغیر است. این بدان معنا است که طراح یا باید سامانه را بطور مکرر اجرا و سپس با توجه به محدودیت‌های مد نظر صنعت مربوطه، بهترین گزینه را از بین جواب‌ها انتخاب نماید و یا از ابتدا الگوریتم ژنتیک را بصورت مقید حل کند. پیشنهاد نگارندگان حاضر بکارگیری روش دوم است و بر همین اساس، علاقمندان به مطالعه بیشتر در زمینه بهینه‌سازی‌های مقید به [46] ارجاع داده می‌شوند. در همین راستا به‌عنوان مثال چنانچه طراح بخواهد حجم بستر را مقید به شرط غیرخطی $0.094 > \text{حجم} > 0.1$ نماید پاسخ‌های سامانه در ۱۰ بار اجرا به ترتیب جدول ۶ خواهد بود.

با توجه به شکل ۱۶، همگرایی سریع الگوریتم با حداقل خطا نشان می‌دهد که نه تنها نتایج ارائه شده در جدول ۴ با شرایط کاری سیستم مورد نظر تطابق کامل دارد بلکه طراحی بسترهای دوار با این روش از جهت زمانی و سادگی اصول کارکردی بسیار مقرون به صرفه خواهد بود. همچنین باید توجه داشت که به ازای هر شرایط کاری وارد شده در سامانه طراحی، ممکن است بیش از یک جواب مطلوب وجود داشته باشد و بنابراین عموماً با هر بار اجرای سامانه می‌توان به پاسخ جدیدی دست یافت. لذا انتخاب از بین مجموعه جواب‌های مناسب، بر عهده طراح و با در نظر گرفتن محدودیت‌های طراحی سیستم خواهد بود. به عنوان مثال برای شرایط دبی گاز ۰/۳ مترمکعب بر ثانیه، غلظت ذرات ۰/۰۱ کیلوگرم بر مترمکعب، قطر ذرات ۲/۵ میکرون و بازدهی مطلوب ۹۵ درصد، پاسخ‌های ارائه شده توسط سامانه در ۱۰ اجرای مختلف در جدول ۵ آورده شده است. اطلاعات موجود در جدول ۵ به وضوح نشان می‌دهد که تمامی ۱۰ جواب بدست آمده از سامانه، از حیث بازدهی، از طراحی یکسانی برخوردار هستند. اما این در حالی است که میزان تغییرات هر

جدول (۵) اطلاعات ۱۰ جواب بهینه برای یک شرایط کاری مشخص

اجرا	R_i (m)	R_o (m)	L_{axial} (m)	Q_L (m^3/s)	ω (rpm)	η (%)
۱	۰/۱۰۱۱	۰/۳۳۳۰	۰/۱۴۳۸	۰/۰۰۰۳۹۴۶	۹۷۲	۹۵/۰۰۰
۲	۰/۱۵۸۹	۰/۲۷۶۸	۰/۱۳۱۹	۰/۰۰۰۰۷۵۶	۷۳۲	۹۵/۰۰۰
۳	۰/۱۰۹۰	۰/۲۷۱۷	۰/۱۳۷۵	۰/۰۰۰۲۹۹۶	۶۷۶	۹۴/۹۹۹۹
۴	۰/۱۱۲۴	۰/۲۶۲۳	۰/۱۸۴۸	۰/۰۰۰۱۷۳۴	۸۹۵	۹۵/۰۰۰
۵	۰/۰۸۱۱	۰/۲۵۷۷	۰/۱۲۷۰	۰/۰۰۰۲۸۷۳	۷۸۲	۹۴/۹۹۹۹
۶	۰/۱۰۰۱	۰/۱۷۱۹	۰/۲۷۳۱	۰/۰۰۰۲۲۸۶	۱۲۴۸	۹۵/۰۰۰
۷	۰/۱۲۹۹	۰/۱۶۵۸	۰/۱۶۳۷	۰/۰۰۰۱۷۳۷	۱۳۴۹	۹۵/۰۰۰
۸	۰/۱۱۵۳	۰/۳۲۶۶	۰/۱۹۸۹	۰/۰۰۰۲۷۵۱	۶۹۰	۹۴/۹۹۹۹
۹	۰/۱۲۶۶	۰/۳۳۵۸	۰/۳۷۲۴	۰/۰۰۰۲۶۴۱	۵۳۶	۹۴/۹۹۹۹
۱۰	۰/۱۱۱۹	۰/۳۰۴۷	۰/۳۰۸۶	۰/۰۰۰۱۳۴۶	۱۳۵۸	۹۵/۰۰۰

جدول (۶) اطلاعات ۱۰ جواب بهینه در یک شرایط کاری مشخص و مقید به یک حجم کار خاص

اجرا	R_i (m)	R_o (m)	L_{axial} (m)	Q_L (m^3/s)	ω (RPM)	η (%)	حجم بستر
۱	۰/۱۲۵۵	۰/۳۰۲۰	۰/۳۹۸۵	۰/۰۰۰۵۳۲	۱۰۹۰	۹۵/۰۰	۰/۰۹۴۵
۲	۰/۱۱۰۳	۰/۳۷۱۴	۰/۲۴۵۴	۰/۰۰۰۵۳۳	۵۴۶	۹۵/۰۰	۰/۰۹۷۰
۳	۰/۱۴۱۲	۰/۳۲۸۰	۰/۳۷۲۷	۰/۰۰۰۱۷۲	۴۰۰	۹۵/۰۰	۰/۰۹۷۲
۴	۰/۱۲۱۳	۰/۳۰۵۴	۰/۳۹۸۹	۰/۰۰۰۴۶۳	۷۴۲	۹۵/۰۰	۰/۰۹۸۰
۵	۰/۱۳۸۷	۰/۳۳۲۳	۰/۳۴۰۲	۰/۰۰۰۱۳۳	۴۱۰	۹۴/۹۹	۰/۰۹۷۵
۶	۰/۱۲۴۶	۰/۳۵۷۸	۰/۲۶۸۹	۰/۰۰۰۲۱۶	۷۲۰	۹۵/۰۰	۰/۰۹۵۰
۷	۰/۱۰۵۳	۰/۳۵۸۵	۰/۲۵۶۱	۰/۰۰۰۲۷۶	۵۷۶	۹۵/۰۰	۰/۰۹۴۵
۸	۰/۱۱۷۹	۰/۳۵۴۰	۰/۲۷۷۸	۰/۰۰۰۲۴۸	۶۷۲	۹۵/۰۰	۰/۰۹۷۳
۹	۰/۱۰۷۱	۰/۳۶۹۰	۰/۲۴۹۰	۰/۰۰۰۳۲۵	۵۶۶	۹۵/۰۰	۰/۰۹۷۶
۱۰	۰/۱۳۷۵	۰/۳۳۸۴	۰/۳۲۴۰	۰/۰۰۰۳۷۸	۴۷۲	۹۵/۰۰	۰/۰۹۷۴

۴- جمع بندی

منابع و مراجع:

- [1] K. Schiffner, Air Pollution Control Equipment Selection Guide, CRC Press, 2013.
- [2] R.C. Flagan, J.H. Seinfeld, Fundamentals of air pollution engineering, Courier Corporation, 2012.
- [3] The upgrade and transformation action plan for coal-fired power energy saving and emission reduction (2014–2020), n.d.
- [4] L. Jiang, L. Du, Q. Li, Economic Operation Analysis of Environmental Protection Facilities in Coal-fired Power Plants under the New Environmental Protection Policy, IOP Conf. Ser. Earth Environ. Sci. 233 (2019) 052001. <https://doi.org/10.1088/1755-1315/233/5/052001>.
- [5] Z.-Z. Ni, K. Luo, Y. Gao, X. Gao, J.-R. Fan, K.-F. Cen, Potential Air Quality Improvements from Ultralow Emissions at Coal-fired Power Plants

در گام نخست این پژوهش از شبکه عصبی مصنوعی به منظور توسعه مدلی جهت تخمین بازدهی غبارزدایی در بسترهای فشرده دوار، استفاده شد. به همین منظور مجموعه ای شامل ۵۶۱ داده تجربی گردآوری گردید و بر اساس آن شعاع داخلی، شعاع خارجی، طول محوری، غلظت ذرات، دبی گاز، دبی مایع، سرعت دورانی و اندازه ذرات به عنوان ورودی مدل و بازدهی بستر بعنوان خروجی در نظر گرفته شدند. تحلیل مدل سازی ها و دستیابی به ضریب همبستگی ۰/۹۹ نشان دادند که سامانه توسعه یافته از دقت مناسبی در تخمین بازدهی برخوردار است. در گام بعد، با استفاده از مدل شبکه عصبی آموزش دیده، به بررسی تاثیرات پارامترهای یک سیستم RPB بر روی بازدهی نهایی سیستم، پرداخته شد. در این بخش مشاهده گردید، هر تغییری که موجب افزایش احتمال برخورد قطرات مایع غبارگیر با ذرات معلق شود، در نهایت منجر به افزایش بازدهی سیستم خواهد شد. به طور مثال تغییراتی همچون افزایش سرعت بستر دوار، افزایش قطر ذرات معلق، افزایش نسبت دبی مایع به گاز (کاهش نسبت گاز به مایع) و کاهش طول محوری بستر دوار، همگی موجب افزایش بازدهی سیستم RPB شده اند. در انتها نیز با تلفیق الگوریتم ژنتیک و مدل ساخته شده ای مبتنی بر شبکه عصبی، سامانه نوینی جهت طراحی بسترهای فشرده دوار توسعه یافت. بررسی های صورت گرفته نشان داد که سامانه مذکور در عین سادگی، از دقت و انعطاف بالایی در طراحی بسترها برخوردار بوده و هزینه اندک توسعه، این روش را به ایده ای جذاب جهت بکارگیری در صنایع مبدل می کند.

- [12] M. Wilcox, R. Kurz, K. Brun, Technology Review of Modern Gas Turbine Inlet Filtration Systems, *Int. J. Rotating Mach.* 2012 (2012) 1–15. <https://doi.org/10.1155/2012/128134>.
- [13] X. Xiang, Modern dust removal theory and technology, Metall. Ind. Press. (2010).
- [14] K. Neumann, K. Gladyszewski, K. Groß, H. Qammar, D. Wenzel, A. Górak, M. Skiborowski, A guide on the industrial application of rotating packed beds, *Chem. Eng. Res. Des.* 134 (2018) 443–462. <https://doi.org/10.1016/j.cherd.2018.04.024>.
- [15] K.-Y. Lin, T.-L. Chen, Y.-H. Chen, P.-C. Chiang, Performance evaluation and environmental benefit assessment of fine particle removal using a co-current flow rotating packed bed, *Process Saf. Environ. Prot.* 137 (2020) 73–81. <https://doi.org/10.1016/j.psep.2020.02.012>.
- [16] G.-W. Chu, X. Gao, Y. Luo, H.-K. Zou, L. Shao, J.-F. Chen, Distillation studies in a two-stage counter-current rotating packed bed, *Sep. Purif. Technol.* 102 (2013) 62–66. <https://doi.org/10.1016/j.seppur.2012.09.029>.
- [17] B. Sun, M. Sheng, W. Gao, L. Zhang, M. Arowo, Y. Liang, L. Shao, G.-W. Chu, H. Zou, J.-F. Chen, Absorption of Nitrogen Oxides into Sodium Hydroxide Solution in a Rotating Packed Bed with Preoxidation by Ozone, *Energy & Fuels.* 31 (2017) 11019–11025. <https://doi.org/10.1021/acs.energyfuels.7b01417>.
- [18] M. Icardi, G. Boccardo, D.L. Marchisio, T. Tosco, R. Sethi, Pore-scale simulation of fluid flow and solute dispersion in three-dimensional porous media, *Phys. Rev. E.* 90 (2014) 013032. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.90.013032>.
- [6] Z. Sui, Y. Zhang, Y. Peng, P. Norris, Y. Cao, W.-P. Pan, Fine particulate matter emission and size distribution characteristics in an ultra-low emission power plant, *Fuel.* 185 (2016) 863–871. <https://doi.org/10.1016/j.fuel.2016.08.051>.
- [7] M.B. Ray, P.E. Luning, A.C. Hoffmann, A. Plomp, M.I.L. Beumer, Improving the removal efficiency of industrial-scale cyclones for particles smaller than five micrometre, *Int. J. Miner. Process.* 53 (1998) 39–47. [https://doi.org/10.1016/S0301-7516\(97\)00055-0](https://doi.org/10.1016/S0301-7516(97)00055-0).
- [8] S.B. Martin, E.S. Moyer, Electrostatic Respirator Filter Media: Filter Efficiency and Most Penetrating Particle Size Effects, *Appl. Occup. Environ. Hyg.* 15 (2000) 609–617. <https://doi.org/10.1080/10473220050075617>.
- [9] B.-K. Lee, B.R. Mohan, S.-H. Byeon, K.-S. Lim, E.-P. Hong, Evaluating the performance of a turbulent wet scrubber for scrubbing particulate matter, *J. Air Waste Manage. Assoc.* 63 (2013) 499–506. <https://doi.org/10.1080/10962247.2012.738626>.
- [10] G. Weng, Problems and Solutions of Baghouse in Power Plants, in: 2nd Int. Conf. Comput. Eng. Inf. Sci. Appl. Technol. (ICCIA 2017), Atlantis Press, 2016.
- [11] J. Guo, W. Jiao, G. Qi, Z. Yuan, Y. Liu, Applications of high-gravity technologies in gas purifications: A review, *Chinese J. Chem. Eng.* 27 (2019) 1361–1373. <https://doi.org/10.1016/j.cjche.2019.01.011>.
- in China, *Aerosol Air Qual. Res.* 18 (2018) 1944–1951. <https://doi.org/10.4209/aaqr.2018.02.0070>.

- 112 (2017) 208–213.
<https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2016.09.159>.
- [27] S. Yunhua, C. Jianming, J. Fu, J. Chen, Research on Dedusting Technology of Rotating Packed Bed, *Chem. Ind. Eng. Prog.* 05 (2003) 499–502.
- [28] Z.-Y. Li, K. Dong, Y. Liang, L. Zhang, B. Sun, G.-W. Chu, H.-K. Zou, J.-F. Chen, Study on the removal of fine particles by using water in a rotating packed bed, *Can. J. Chem. Eng.* 95 (2017) 1063–1068.
<https://doi.org/10.1002/cjce.22768>.
- [29] G. Qi, H. Ren, S. Zhang, S. Wei, W. Li, W. Jiao, Y. Liu, Dust removal performance in counter airflow shear rotating packed bed, *Process Saf. Environ. Prot.* 127 (2019) 16–22.
<https://doi.org/10.1016/j.psep.2019.05.002>.
- [30] J. Smrekar, D. Pandit, M. Fast, M. Assadi, S. De, Prediction of power output of a coal-fired power plant by artificial neural network, *Neural Comput. Appl.* 19 (2010) 725–740.
<https://doi.org/10.1007/s00521-009-0331-6>.
- [31] M. Fischer, Transient NO_x Estimation using Artificial Neural Networks, *IFAC Proc. Vol.* 46 (2013) 101–106.
<https://doi.org/10.3182/20130904-4-JP-2042.00006>.
- [32] N.K. Roy, W.D. Potter, D.P. Landau, Polymer Property Prediction and Optimization Using Neural Networks, *IEEE Trans. Neural Networks.* 17 (2006) 1001–1014.
<https://doi.org/10.1109/TNN.2006.875981>.
- [33] E. Arce-Medina, J.I. Paz-Paredes, Artificial neural network modeling techniques applied to the hydrodesulfurization process, *Math. Comput. Model.* 49 (2009) 207–214.
<https://doi.org/10.1016/j.mcm.2008.05.010>.
- 13032.
- [19] A. Kopanidis, A. Theodorakakos, E. Gavaises, D. Bouris, 3D numerical simulation of flow and conjugate heat transfer through a pore scale model of high porosity open cell metal foam, *Int. J. Heat Mass Transf.* 53 (2010) 2539–2550.
<https://doi.org/10.1016/j.ijheatmasstransfer.2009.12.067>.
- [20] G. Garmeh, R.T. Johns, L.W. Lake, Pore-Scale Simulation of Dispersion in Porous Media, *SPE J.* 14 (2009) 559–567. <https://doi.org/10.2118/110228-PA>.
- [21] W.A. Hall, An analytical derivation of the Darcy equation, *Trans. Am. Geophys. Union.* 37 (1956) 185.
<https://doi.org/10.1029/TR037i002p00185>.
- [22] M.R. Tek, Development of a Generalized Darcy Equation, *J. Pet. Technol.* 9 (1957) 45–47.
<https://doi.org/10.2118/741-G>.
- [23] I.F. Macdonald, M.S. El-Sayed, K. Mow, F.A.L. Dullien, Flow through Porous Media—the Ergun Equation Revisited, *Ind. Eng. Chem. Fundam.* 18 (1979) 199–208.
<https://doi.org/10.1021/i160071a001>.
- [24] J. Prieur Du Plessis, Analytical quantification of coefficients in the Ergun equation for fluid friction in a packed bed, *Transp. Porous Media.* 16 (1994) 189–207.
<https://doi.org/10.1007/BF00617551>.
- [25] Saurabh, D.S. Murthy, Analysis and optimization of thermal characteristics in a rotating packed bed, *Appl. Therm. Eng.* 165 (2020) 114533.
<https://doi.org/10.1016/j.applthermaleng.2019.114533>.
- [26] W. Li, X. Wu, W. Jiao, G. Qi, Y. Liu, Modelling of dust removal in rotating packed bed using artificial neural networks (ANN), *Appl. Therm. Eng.*

- Chen, Research on particle removal efficiency of the rotating packed bed, *Chem. Ind. Eng. Prog.* 22 (2003) 499–502.
- [42] Sonali, B. Maind, P. Wankar, Research Paper on Basic of Artificial Neural Network, (2014).
- [43] M.T. Hagan, B.H. Demuth, H.M. Beale, O. De Jesús, *Neural network design*, Pws, Boston, 1996.
- [44] L. (ed. . Davis, *Handbook of genetic algorithms*, Van Nostrand Reinhold, New York. (1991).
- [45] D.C. Montgomery, *Design and analysis of experiments*, 9th ed., Wiley, 2017.
- [46] K. Deb, *Introduction to Genetic Algorithms for Engineering Optimization*, in: 2004: pp. 13–51. https://doi.org/10.1007/978-3-540-39930-8_2.
- [34] M. Khayet, C. Cojocaru, Artificial neural network model for desalination by sweeping gas membrane distillation, *Desalination*. 308 (2013) 102–110. <https://doi.org/10.1016/j.desal.2012.06.023>.
- [35] D. Saha, Prediction of mass transfer coefficient in rotating bed contactor (Higee) using artificial neural network, *Heat Mass Transf.* 45 (2009) 451–457. <https://doi.org/10.1007/s00231-008-0442-0>.
- [36] M. Lashkarbolooki, B. Vaferi, D. Mowla, Using Artificial Neural Network to Predict the Pressure Drop in a Rotating Packed Bed, *Sep. Sci. Technol.* 47 (2012) 2450–2459. <https://doi.org/10.1080/01496395.2012.665975>.
- [37] L. Ji, H. Yu, Carbon dioxide sequestration by direct mineralization of fly ash, in: *Carbon Dioxide Sequestration Cem. Constr. Mater.*, Elsevier, 2018: pp. 13–37. <https://doi.org/10.1016/B978-0-08-102444-7.00002-2>.
- [38] J. Fu, *Studies on technology of wet dust collection under high gravity*, North University of China, 2015.
- [39] J. Li, Y. Liu, Experimental Study of Removal Dust from Flue Gas by High Gravity Technology and Its Mechanism, *Chem. Prod. Technol.* 2 (2007) 35–37. http://en.cnki.com.cn/Article_en/CJFDTotal-HGSC200702010.htm (accessed March 19, 2020).
- [40] Y.H. Zhang, L.S. Liu, Y.Z. Liu., Experimental study on flue gas dedusting by hypergravity rotary bed, *Environ. Eng.* 21 (2003) 42–43.
- [41] Y.H. Song, J.. Chen, J.W. Fu, J.F.

Modeling and Design of Rotating Packed Beds by the employment of Artificial Intelligence Methods

Amir Ehsan Feili Monfared ^{1,*}, Amir Sarrafi ²

1. Department of Chemical Engineering, Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran
2. Department of Chemical Engineering, Faculty of Engineering, Shahid Bahonar University of Kerman, Kerman, Iran

ABSTRACT

In recent years, the capabilities of rotating packed beds in dust removal from gases has attracted the attention in different industries. On the other hand, due to intricate complexities of such beds, employment of computational fluid dynamic techniques for design and modeling purposes would be difficult. Therefore, in this research the performance of artificial intelligence techniques in design of these equipment was investigated. Accordingly, in the first step and by using 561 experimental data points, an artificial neural network system was developed. In the constructed model, dust removal efficiency was considered as the output and the working and design conditions of the bed were fed as inputs. Performance of the developed system was analyzed both quantitatively and qualitatively and achieving value of 0.99 for correlation coefficient demonstrates its suitable accuracy in efficiency determination. Finally, employing the developed neural network system combined with genetic algorithms, a novel method for optimum design of beds with arbitrary characteristics was proposed. Performed analyses showed that the constructed system while being simple, offers flexibility and precision in design of rotating packed beds. Also, its low cost of development makes it an attractive idea to be employed in industry scale.

ARTICLE INFO

Article history:

Received: March 20, 2020

Received in revised form: June 28, 2020

Accepted: August 19, 2020

Key words:

Dust removal

Rotating packed bed

Efficiency

Artificial neural networks

Genetic algorithms

* Corresponding author

Ehsan.monfared@outlook.com

All right reserved.