

# مدلسازی ریاضی و شبکه عصبی انتقال جرم در غشاهای مایع آمین گلایکول برای جداسازی دی اکسید کربن از هوا

محمد رضا موبیدی<sup>۱</sup>، محسن مهدی پور قاضی<sup>\*۱</sup>

اطلاعات مقاله	چکیده
دریافت مقاله: ۱۳۹۳/۰۴/۲۷	
پذیرش مقاله: ۱۳۹۴/۱۰/۰۷	
<b>واژگان کلیدی:</b>	
غشای مایع، دی گلایکول آمین، تری اتیلن گلایکول، دی اکسید کربن، مدل سازی انتقال جرم، شبکه عصبی مصنوعی.	هدف این مقاله، مقایسه عملکرد شبکه عصبی مصنوعی و مدل ریاضی انتقال جرم در پیش بینی غلظت دی اکسید کربن در هوای خروجی از ماژول غشایی ساخته شده با استفاده از غشای مایع گلایکول آمین است. برای حل مساله با شبکه عصبی از توابع خط فرمان، داده‌های مساله شامل بردارهای ورودی و هدف در فضای کاری نرم افزار مطلب بارگذاری شده و یک شبکه پیش خور با تابع انتقال تانژانت-سیگموئید در لایه‌های مخفی و تابع انتقال خطی در لایه خروجی استفاده شد. سپس شبکه آموزش داده شده و الگوریتم لونبرگ-مارکوارت به عنوان تابع آموزش بکار رفت. در این کار از تعداد ۷۴ داده ورودی شامل فشار هوای ورودی، شدت جریان هوای ورودی و میزان بازیابی دی اکسید کربن در طول فرآیند استفاده شد. داده هدف هم کسر مولی دی اکسید کربن در هوای خروجی بود. داده‌های تجربی مورد استفاده در سه بخش به صورت ۷۰ درصد داده‌ها برای آموزش، ۱۵ درصد برای اعتبار سنجی و ۱۵ درصد به تست شبکه اختصاص یافت. تعداد نورون‌های بهینه لایه مخفی شبکه نیز با استفاده از سعی و خطا محاسبه شده و با ۴ نورون در لایه مخفی، بهترین عملکرد شبکه بدست آمد. همچنین با استفاده از بهترین مدل موجود در پیش‌بینی انتقال جرم غشاهای مایع، میزان دی اکسید کربن عبوری از غشا مدل‌سازی شد که رفتاری نمایی را از خود نشان داد. نتایج حاصل از مدل و شبکه عصبی به صورت جداگانه با نتایج تجربی مقایسه گردید و نشان داده شد که شبکه‌های عصبی توانایی بالایی در پیش بینی مقادیر دارند. مقدار R-Value برای مدل ریاضی انتقال جرم برابر با ۰/۹۸۳۹ بدست آمد. این مقدار برای آموزش شبکه برابر با ۰/۹۸۹۹، اعتبار سنجی شبکه ۰/۹۹۱۰، تست داده‌ها ۰/۹۹۷۵ و در حالت کلی برابر با ۰/۹۸۹۹ شد که نشان دهنده تقریب بسیار خوب داده‌های تجربی با نتایج پیش بینی شده توسط شبکه عصبی است.

## ۱-مقدمه

پیشرفت‌های چشمگیری همراه بوده‌اند. دی اکسید کربن عنصر نامطلوب گازهای بسیاری از فرآیندهای کاتالیستی، و

با پیشرفت علم و فن‌آوری و نیاز روزافزون به محیط زیستی عاری از هر گونه آلودگی، سیستم‌های جداسازی با

<sup>۱</sup> \* پست الکترونیک نویسنده مسئول: mohsenmehdipour@semnan.ac.ir

۱. استادیار، دانشکده مهندسی شیمی، نفت و گاز، دانشگاه سمنان

غشایی در جداسازی گاز می‌توان به موارد ذیل اشاره کرد [۱].

الف) جداسازی مخلوط‌های اولفینی- پارافینی

ب) جداسازی هلیوم- نیتروژن و اکسیژن از هوا

پ) جداسازی متان - دی اکسید کربن و متان- سولفید هیدروژن

ت) جداسازی گازهای اسیدی مثل دی اکسید کربن و سولفید هیدروژن از گاز طبیعی

ث) جداسازی دی اکسید کربن، دی اکسید گوگرد و مونوکسید نیتروژن از گازهای خروجی واحدهای پتروشیمی

ج) جداسازی هیدروژن از نیتروژن، آرگون و متان در واحدهای آمونیاک

در سال‌های اخیر پژوهش‌هایی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی روی عملکرد غشاها انجام شده که شاخص‌ترین آنها در ذیل ارائه می‌گردد. در زمینه غشاهای مایع تنها یک کار شاخص انجام شده است که در ذیل بیان می‌شود.

شاهسوند و همکارش عملکرد عمومی دو شبکه عصبی مختلف را برای پیش‌بینی نفوذ در یک غشای الیاف توخالی و فاکتور جداسازی مربوطه مقایسه کردند. دو مجموعه داده آزمایشگاهی به عنوان داده آموزش برای جداسازی دی اکسید کربن از متان استفاده شد. هر دو شبکه، یعنی تابع پایه‌ای شعاعی و پرسپترون چند لایه، عملکرد بهتری داشتند. همچنین نشان داده شد که شبکه تابع پایه‌ای شعاعی، به خاطر قابلیت فیلتر کردن بهتر سر و صدا، عملکرد بهتری نسبت به شبکه پرسپترون چند لایه دارد [۳].

کورسیو<sup>۷</sup> و همکارانش در پژوهشی روش‌های نوین برای کنترل شدت جریان نفوذ در فرآیندهای جداسازی غشایی را ارائه کردند. شبکه عصبی مصنوعی بر اساس نتایج تجربی جمع‌آوری شده در طول تصفیه از راه حل‌های BSA در شرایط ضربان‌دار ساخته شد. چندین آزمایش تجربی با هدف اعتبار سنجی در مقیاس آزمایشگاهی مازول آلترا

سم کاتالیست یا عامل واکنش جانبی محسوب شده و واحدهای حذف آن از جمله مراحل کلیدی در اکثر واحدهای پتروشیمیایی به شمار می‌روند. همچنین دی اکسید کربن یکی از گازهای موثر در ایجاد پدیده گلخانه‌ای و گرم شدن زمین بوده و امروزه جمع‌آوری و ذخیره آن و دیگر گازهای گلخانه‌ای، یکی از مسائل روز و مورد بحث در محافل علمی است. متداول‌ترین روش برای حذف و جداسازی دی اکسید کربن، جذب در محلول‌های آمینی است. برج‌های آکنده، برج‌های سینی‌دار و برج‌های پاشنده معمولاً در فرایندهای جذب دی اکسید کربن استفاده می‌شوند. هزینه‌های سرمایه‌گذاری ثابت و هزینه‌های عملیاتی بالا، پراکندگی فازی و سطح محدود انتقال جرم از جمله نواقص این دستگاه‌ها می‌باشد [۱].

فرایندهای مختلفی برای حذف و جداسازی دی اکسید کربن در حال فعالیت هستند که هر کدام مزایا و معایبی دارند. اخیراً غشاها به عنوان یک جایگزین مناسب برای فرایندهای جداسازی مورد توجه قرار گرفته‌اند. فرایندهایی بر مبنای غشاهای پلیمری، به دلیل مدولار بودن، هزینه پایین فرایندی و نگهداری و همچنین مصرف پایین انرژی مورد توجه بوده و تجاری شده‌اند. اولین کاربرد فرایندهای غشایی برای جداسازی گاز در سال ۱۹۸۰ و با غشای مونسانتو پریم<sup>۲</sup> برای جداسازی هیدروژن بوده است [۲]. استفاده صنعتی از سیستم‌های غشایی برای دفع گازهای اسیدی از گاز طبیعی در سال ۱۹۸۴ و با نصب واحد صنعتی ساکروک<sup>۳</sup> به وسیله شرکت سینارا<sup>۴</sup> که یکی از شرکت‌های تابعه داو<sup>۵</sup> است آغاز و در حال حاضر حتی در مواردی بر فرآیند آمین (فرآیند غالب در شیرین‌سازی گاز طبیعی) ترجیح داده می‌شود. همچنین شرکت داو سیستم‌هایی را برای جداسازی نیتروژن از هوا و شرکت‌های سینارا و سپارکس<sup>۶</sup> سیستم‌هایی را برای جداسازی دی اکسید کربن از گاز طبیعی ایجاد کرده‌اند [۲]. از دیگر کاربردهای فرآیند

<sup>۵</sup> Dow  
<sup>۶</sup> Separex  
<sup>۷</sup> Curcio

<sup>۲</sup> Monsanto prism  
<sup>۳</sup> SACROC  
<sup>۴</sup> Cynara

غلظت املاح اولیه مختلف در فاز خوراک، کسر حجمی فاز آبی داخلی در امولسیون و زمان است. شبکه به کار گرفته شده با استفاده از پنج گره ورودی مربوط به متغیر عملیات و دو گره خروجی مربوط به اندازه‌گیری عملکرد شبکه (غلظت املاح در تغذیه در استخراج و درصد استخراج) استفاده شده است. آزمایش‌های دسته‌ای برای جداسازی نیکل (II) از محلول سولفات آبی غلظت اولیه در محدوده ۱۰۰-۲۰۰ میلی گرم بر لیتر انجام شده است. از نرخ یادگیری ۰/۳ و عامل شتاب ۰/۴ استفاده شده است. نتایج مدل، تطابق خوبی با داده‌های تجربی با ۱۰ درصد اختلاف پیش بینی می‌کند [۷].

شکریان و همکارانش غشای پلی دی متیل سیلوکسان را سنتز و رفتار نفوذ مخلوط‌های گازی سه تایی از جمله پروپان، متان و هیدروژن را به عنوان تابعی از پارامترهای عملیاتی مورد بررسی قرار دادند. پرسپترون چندلایه که شایع ترین نوع از شبکه های عصبی پیشخور، برای پیش-بینی مورد استفاده قرار گرفت. نتایج مدل سازی نشان داد که توافق بسیار خوبی بین داده های تجربی و مقادیر پیش-بینی شده، با مقدار خطای مطلق کمتر از یک درصد وجود دارد. هر دو مدل و نتایج تجربی تایید کردند که افزایش دما و فشار خوراک و غلظت پروپان در خوراک، با افزایش میزان جریان خوراک، فاکتور جداسازی را افزایش می دهند [۸].

گوادیکس<sup>۱۱</sup> و همکارانش به مدل سازی رسوب در فرآیندهای غشایی پرداختند. در این پژوهش، داده‌های تجربی از طریق دو فرآیند آلترا فیلتراسیون شیر در غشای سرامیکی لوله‌ای و تمیز کردن پروتکل‌ها با عوامل مختلف جمع‌آوری شد. سپس، آن را با یک مدل شبکه عصبی مصنوعی که زمان فیلتراسیون به عنوان ورودی و بازده به عنوان خروجی شدت جریان نفوذ است توسعه دادند. چندین الگوریتم آموزش مورد آزمایش قرار گرفت و تطابق-های بسیار عالی با یک مدل لونیگ-مارکوارت به دست آمد [۹].

فیلتراسیون انجام شد. مشخص شد که مشخصات زمان عملیات اجازه داد تا بهبود قابل توجهی از عملکرد آلترا فیلتراسیون نسبت به مواردی که در آن هیچ پالس یا فرکانس پالس ثابتی مورد استفاده قرار نگرفته، بدست آید [۴].

تان<sup>۸</sup> و همکارانش مدل‌های ترکیبی مبتنی بر شبکه‌های عصبی پس انتشار و الگوریتم ژنتیک به منظور بهینه سازی غشای آلترا فیلتراسیون پلی اتر آمید از طریق وارونگی فاز خشک/مرطوب ساختند. تطابق عالی بین پیش‌بینی های مدل و داده‌های آزمایشگاهی نشان داد که مدل ترکیبی از دقت کافی برخوردار است. علاوه بر این، شرایط مطلوب آماده سازی پیش‌بینی شد. غشاها با عملکردهای مورد نظر، برای نمونه، شار خالص بالاتر آب و آلبومین سرم گاوی با نسبت پس زنی ۹۰-۸۰ درصد با انحراف استاندارد بین عملکردهای پیش‌بینی شده و مقادیر آزمایشگاهی اعتبارسنجی با ارزش کمتر از ۱۰٪ ساخته شدند [۵].

رستمی زاده و همکارش در پژوهشی نشان دادند که شبکه عصبی مصنوعی به‌عنوان یک ابزار قدرتمند برای حل مسائل پیچیده، برای پیش بینی جریان گاز از طریق غشاء سیلیکات ۱- ژئولیت استفاده می‌شود. عملکرد مدل شبکه عصبی مصنوعی با تجزیه و تحلیل آماری با استفاده از مجموعه داده‌ها مقایسه شدند. نتایج نشان داد که توافق بسیار خوبی بین داده‌های تجربی و مقادیر پیش بینی شده با همبستگی بالا ( $R^2 = 0.9952$ ) و ریشه خطای مجذور میانگین پایین<sup>۹</sup> ( $RMSE = 8.9 \times 10^{-4}$ ) وجود دارد. علاوه بر این، تجزیه و تحلیل حساسیت نشان داد که حساسیت پارامتر فشار خوراک ورودی بیشتر از جریان گاز خروجی است [۶].

چاک رابورتی<sup>۱۰</sup> و همکارانش در مطالعه خود با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مدل امولسیون مایع غشاء نشان دادند که فرایند قادر به پیش بینی غلظت املاح در خوراک در طی عملیات استخراج و درصد استحصال نهایی در

<sup>۱۰</sup> Chakraborty

<sup>۱۱</sup> Guadix

<sup>۸</sup> Tan

<sup>۹</sup> Root squared mean error

با توجه به اینکه کار پژوهشی بسیار اندکی بر روی مدل-سازی ریاضی روی غشاهای مایع انجام گرفته و همچنین با توجه به اهمیت محیط زیست و افزایش روزافزون آلاینده‌گی آن با استفاده از دی اکسید کربن، مدل‌های مختلف می-توانند تا اندازه‌ای پاسخگوی توانایی و پیش‌بینی یک سیستم درباره کاهش آلاینده‌گی محیط زیست با استفاده از دی اکسید کربن باشند.

در این مطالعه، مدل‌سازی شبکه عصبی برای سیستمی شامل غشاهای مایع آمینی با ترکیبات گلیکول مختلف برای جداسازی دی اکسید کربن از هوای اتمسفریک و یک مدل ریاضی برای پیش‌بینی خروجی هدف آن (انتقال جرم فرآیند) انجام خواهد شد.

## ۲- بررسی آزمایشگاهی

در این کار برای مقایسه داده‌های تجربی با نتایج حاصل از مدل‌سازی شبکه عصبی، از نتایج مقاله‌ای با عنوان بازیابی دی‌اکسیدکربن از هوا با استفاده از غشاهای مایع آمین گلیکول استفاده شد [۱۴]. در شکل‌های ۱ و ۲ شمایی از دستگاه ساخته شده در مقاله مذکور و نمایی از شدت جریان عبوری هوا و دی اکسید کربن از طریق مازول غشا نشان داده شده است.

در این آزمایش ترکیب غشای مایع، شامل آمین مایع حل شده در گلیکول مایع است. یک غشای مایع توسط غوطه-وری یک غشای میکروپروس نازک در یک مخلوط آمین/گلیکول ساخته می‌شود. این غشای محافظت شده با مایع، شامل یک ورقه میکروپوروس از پلی تترا فلورواتیلن با ضخامت ۲ میکرومتر و با تخلخل ۸۰ درصد است که با تصفیه با الکل پلی وینیل بصورت یک ماده فعال سطحی و آب دوست ساخته می‌شود [۱۵]. فرآیند کامل ساخت این نوع غشا در منابع زیر موجود است [۱۶ و ۱۴].

مساحت کل غشا ۶۵۰ سانتیمتر مربع بوده و از این دستگاه برای بازیابی دی اکسید کربن از هوا استفاده می‌شود. بخش

نیمی<sup>۱۲</sup> و همکاری‌های روشی برای شبیه‌سازی فرآیندهای غشایی با استفاده از شبکه‌های عصبی توسعه دادند. مدل شبکه عصبی برای به‌دست آوردن تخمین شدت جریان نفوذ و پس‌زنی در تمام دامنه از متغیرهای فرآیند، یعنی فشار، غلظت املاح، درجه حرارت و سرعت جریان سطحی استفاده شد [۱۰].

کورسیو و همکاری‌های در مقاله خود به تجزیه و تحلیل رفتار سیستم‌های غشایی و عملیات در شرایط ضربان‌دار، با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداختند. شبکه‌های مختلفی با استفاده از جعبه ابزار شبکه عصبی مطلب، برای مدل کردن فرآیند آلترافیلتراسیون از حلال‌های آبی BSA از طریق غشای پلی-اتر سولفون توسعه داده شد. استفاده از چنین مشخصات فرکانس پالسی اجازه دست‌یابی تنها بر اساس ارزیابی نظری، پیشرفت‌های قابل توجهی از عملکرد غشا را با توجه به آزمایش‌های آلترافیلتراسیون در فرکانس ضربان ثابت حاصل می‌کند [۱۱].

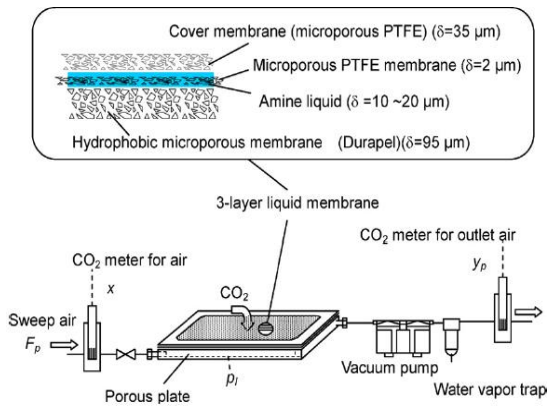
محمدی و همکاری‌های یک شبکه عصبی مصنوعی قوی را برای پیش‌بینی جذب گازها در غشاء متشکل از نانوذرات متخلخل همگن در ماتریس پلیمری پراکنده توسعه دادند. هدف اصلی از این مطالعه پیش‌بینی جذب گازهای متان، دی اکسید کربن، هیدروژن در غشاهای ماتریس مخلوط بود. نتایج پیش‌بینی به صورت قابل ملاحظه‌ای با داده‌های تجربی با MSE ۰/۰۰۰۵ و ضریب همبستگی ۰/۹۹۹۴ تطابق داشت [۱۲].

آیدینر<sup>۱۳</sup> و همکاری‌های کاهش شار را نسبت به زمان در فرآیند میکروفیلتراسیون جریان متقاطع از مخلوطی حاوی فسفات و خاکستر سبک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و روش کولتونوویچ<sup>۱۴</sup> در شرایط مختلف مقدار مصرفی خاکستر سبک، غلظت فسفات و فشار گذرنده از غشاء مدل و مقایسه کردند. مقادیر همبستگی به ترتیب در همه شرایط عملیاتی بالای ۰/۹۷۰ بود [۱۳].

<sup>۱۴</sup> Koltuniewicz

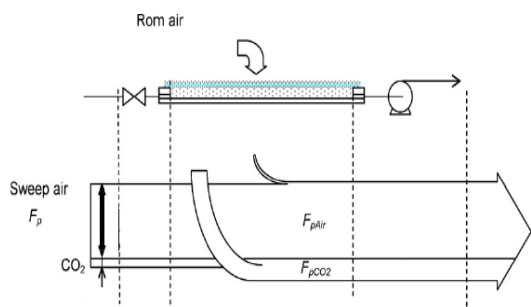
<sup>۱۲</sup> Neimi

<sup>۱۳</sup> Aydiner



شکل ۱: شمایی از دستگاه ساخته شده برای بازیابی دی

اکسید کربن [۱۴]



شکل ۲: نمایی از شدت جریان عبوری هوا و دی اکسید کربن

از طریق ماژول غشایی [۱۴]

۳- مدل سازی شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی ابزار محاسباتی ساده‌ای برای آزمون داده‌ها و ایجاد مدل‌ها از ساختار داده‌ها هستند. داده‌هایی که برای مدل‌ها استفاده می‌شوند، به داده‌های آموزشی مشهور هستند. هرگاه شبکه عصبی از داده‌های آموزشی برای یادگیری الگوهای موجود در داده‌ها استفاده کند، می‌تواند آن‌ها را برای دستیابی به خروجی‌ها و نتایج مختلف بکار بگیرد [۱۷].

انواع شبکه‌های عصبی شامل پرسپترون، فیلتر خطی، شبکه عصبی پویا، شبکه شعاع مبنا، شبکه خودسازمان و تدریج بردار، شبکه عصبی ریکارنت، فیلتر انطباقی و شبکه پس انتشار خطا وجود دارد که در این پژوهش از روش مدل-سازي پس انتشار خطا استفاده می‌شود.

تراونده ماژول غشایی به یک پمپ خلاء دیافراگمی متصل شده و هوا از سمت تراونده غشاء با شدت جریان  $F_p$  جاری می‌شود. سمت تراونده غشاء با استفاده از پمپ خلاء در فشار  $P_1$  قرار گرفت. این فشار بین ۲۱-۷ کیلوپاسکال بود که بستگی به شدت جریان هوا داشت. در این مطالعه مقدار متوسط این تغییر فشار مورد استفاده قرار گرفت. شدت جریان هوا در سمت تراونده ( $F_p$ ) ثابت نگه داشته می‌شود زیرا شدت جریان تراونده هوا و دی اکسید کربن کم است. ویژگی آب دوستی غشای مایع باعث می‌گردد تا بخار آب در هوا بطور هم‌زمان تراورده شود و بنابراین یک تله بخار آب برای حذف آن از خروجی هوا قبل از اندازه گیری غلظت دی اکسید کربن ( $y_p$ ) استفاده شد. غلظت‌های دی اکسید کربن در هوا و در خروجی توسط یک ترانسسمیتر دی اکسید کربن مورد پایش قرار گرفت. شرایط آزمایشگاهی در دمای اتاق بین ۲۴-۲۶ درجه سانتیگراد با رطوبت نسبی بین ۶۰-۴۰ درصد و فشار جو بود. تمامی تست‌های تراوایی برای مایع‌های مخلوط مختلف در زمان ۲۴ ساعت انجام شده و غلظت دی اکسید کربن در طی این دوره متوسط‌گیری شد. تعادل جذب بین مایع آمین و دی اکسید کربن در غلظت ۴۰۰ ppm اندازه‌گیری شد. در این آزمایش برای هوای ورودی، از هوای اتاق استفاده شده است [۱۴].

شکل ۲ شمایی از فرایند بازیابی دی اکسید کربن از هوا را نشان می‌دهد. کسر مولی دی اکسید کربن در هوای اتاق، در حدود  $4 \times 10^{-4}$  است. اگر جریان هوا  $F_p = 1 \text{ L/min}$  باشد، فشار سمت تراونده  $P_1 = 20 \text{ kpa}$  است. شدت جریان هوا درون غشای مایع برابر با  $0.34 \times 10^{-6} \text{ mol/s}$  است. شدت جریان دی اکسید کربن در هوای خروجی برابر با  $0.82 \times 10^{-6} \text{ mol/s}$  و  $y_p = 0.012$  می‌باشد. بنابراین، نسبت غلظت دی اکسید کربن ( $y_p/x$ ) برابر با ۳ است. بیشینه نسبت غلظت قابل دسترسی با نسبت فشار برابر با ۵ امکان پذیر است. این فرایند دارای ۶۰ درصد بازیابی برای دی اکسید کربن است [۱۴].

اکسید کربن در طول فرآیند استفاده شد. داده هدف هم کسر مولی دی اکسید کربن در هوای خروجی بود. تعداد نورون‌های بهینه لایه مخفی شبکه نیز با استفاده از سعی و خطا محاسبه شده و با ۴ نورون در لایه مخفی، بهترین عملکرد شبکه بدست آمد. در این کار هم از  $MSE^{۱۶}$  به عنوان خطای در نظر گرفته شده استفاده شد.

#### ۴- مدل سازی ریاضی با مدل انتقال جرم در غشای مایع

در این کار ابتدا از یک مدل انتقال جرمی برای مدل سازی استفاده شد. بنابراین ابتدا به بررسی مدل مذکور پرداخته و سپس نتایج حاصل از کدنویسی شبکه عصبی آورده خواهد شد.

شار کلی انتقال جرم یک گاز (J) در غشاء با فرض عدم وجود واکنش شیمیایی، حالت پایا، سیستم مختصات کارتریز یک بعدی و با فرض عدم مکانیزم انتقال به صورت جابجایی از رابطه (۱) بدست می‌آید [۱۸].

$$J = \frac{P_e A (P_f - P_p)}{L} = QA (P_f - P_p) \quad (1)$$

در این رابطه:

$$P_e, \text{ ضریب نفوذپذیری جزء منتقل شونده } \left( \frac{\text{mol.m}}{\text{Pa.s.m}^2} \right)$$

$$A, \text{ سطح مقطع غشاء } (m^2)$$

$$P_f, \text{ فشار جزء منتقل شونده در قسمت خوراک } (Pa)$$

$$P_p, \text{ فشار جزء منتقل شونده در قسمت تراونده } (Pa)$$

$$L, \text{ ضخامت غشا } (m)$$

Q، نفوذپذیری (ضریب نفوذپذیری بر واحد ضخامت غشاء)

$$\left( \frac{\text{mol}}{\text{Pa.s.m}^2} \right)$$

شبکه پس انتشار خطا که به اختصار از آن BP یاد می‌شود، یک شبکه چندلایه با تابع انتقال غیر خطی است. مرسوم-ترین معماری شبکه BP شبکه‌های چند لایه پیش خور<sup>۱۵</sup> هستند. در یادگیری BP دو فاز وجود دارد: یک الگوی آموزشی به وسیله ورودی به شبکه اعمال می‌شود. شبکه، الگوی ورودی را لایه به لایه انتقال می‌دهد تا الگوی خروجی بوسیله لایه خروجی بدست آید. سپس اگر این الگو با خروجی مطلوب متفاوت بود، یک خطا محاسبه می‌شود و از لایه خروجی بسمت لایه ورودی به سمت عقب منتشر و در این بین وزن‌ها تصحیح می‌شوند [۱۷].

برای حل مساله با شبکه عصبی به دو روش می‌توان عمل نمود: استفاده از توابع خط فرمان و استفاده از روابط گرافیکی شبکه‌های عصبی. در این پژوهش از روش اول، با توجه به دستور العمل زیر، استفاده شد.

۱- در ابتدا داده‌های مساله، شامل بردارهای ورودی و هدف در فضای کاری مطلب بارگذاری شدند.

۲- یک شبکه پیش خور با تابع انتقال تانژانت - سیگموئید در لایه‌های مخفی و تابع انتقال خطی در لایه خروجی استفاده شد.

۳- شبکه آموزش داده شده و از الگوریتم لونیگ-مارکوارت به عنوان تابع آموزش استفاده شد.

بردارهای ورودی به صورت سه مجموعه به شرح زیر تقسیم شدند. ۷۰ درصد داده‌ها در مجموعه آموزشی، ۱۵ درصد داده‌ها در مجموعه ارزیابی در راستای جلوگیری از بیش برآزش شبکه و ۱۵ درصد داده‌ها در مجموعه تست برای بررسی کارایی شبکه نهایی. قبل از شروع روال آموزش شبکه، بردار ورودی و هدف در محدوده ۱ و -۱ مقیاس شد که این کار با استفاده از تابع mapminmax در برنامه مطلب انجام شد. همچنین، در این پژوهش از نرم افزار MATLAB نسخه ۷،۸ استفاده شد.

در این کار از تعداد ۷۴ داده ورودی شامل فشار هوای ورودی، شدت جریان هوای ورودی و میزان بازیابی دی

<sup>۱۶</sup> Mean Squared Error

<sup>۱۵</sup> Feed forward

ورودی برای هوا می‌باشد. با جایگزینی رابطه (۵) در رابطه (۴) داریم:

$$\frac{dF_{P,CO_2}}{dA} = \frac{P_{CO_2}}{l} \left( xP_h - \frac{F_{P,CO_2}}{F_{P,CO_2} + F_{P,air}} \right) P_L \quad (۶)$$

با فرض  $F_{P,CO_2} = y$ ,  $A = x$  مقادیر دیگر موجود در رابطه مشخص بوده و از رابطه ۶، رابطه ۷ حاصل می‌شود:

$$\frac{dy}{dx} = C - Dy \rightarrow \frac{dy}{dx} + Dy = C$$

$$C = \frac{P_{CO_2} \cdot x \cdot P_h}{L}, \quad D = \frac{P_{CO_2} \cdot P_L}{L \cdot (F_{P,CO_2} + F_{P,air})} \quad (۷)$$

معادله ۷، یک معادله دیفرانسیل خطی غیر همگن مرتبه اول است. جواب معادله دیفرانسیل خطی غیر همگن مرتبه اول به شکل کلی  $q(x) = yf(x) + \frac{dy}{dx}$  به صورت زیر است.

$$y = e^{-\int f(x) dx} \left[ \int q(x) e^{\int f(x) dx} dx + E \right] \quad (۸)$$

با تطبیق دو معادله با هم،  $D=f(x)$  و  $C=q(x)$ ، جواب معادله ۸ به صورت زیر در می‌آید.

$$y = e^{-\int D dx} \left[ \int C e^{Dx} dx + E \right] = e^{-Dx} \left[ \frac{C}{D} e^{Dx} + E \right] \quad (۹)$$

از طرفی تنها شرط مرزی مساله این است که در  $A=0$  (یا همان  $x=0$ ) مقدار  $F_{P,CO_2} = 0$ ,  $y = 0$  می‌باشد. با توجه به این شرط، تنها مقدار مجهول رابطه که همان ثابت انتگرال گیری یعنی  $E$  است، به صورت زیر بدست می‌آید:

$$E + C/D = 0 \Rightarrow E = -C/D \quad (۱۰)$$

در نهایت:

$$y = Ee^{-Dx} + C/D + 1 \Rightarrow y = Ee^{-Dx} + F \quad (۱۱)$$

سطح مقطع غشاء متغیر بوده و بنابراین می‌توان شار را به صورت زیر در حالت سطح متغیر نوشت:

$$J = \frac{d \dot{m}}{dA} \quad (۲)$$

با جایگزین کردن رابطه (۲) در رابطه (۱) و بازنویسی آن برای دی اکسید کربن به رابطه زیر می‌رسیم:

$$\frac{dF_{P,CO_2}}{dA} = \frac{P_e}{l} (xP_h - yP_L) \quad (۳)$$

در اینجا  $P_L$  فشار در قسمت تراونده است که مقدار آن در طول غشا از ۷ (خروجی) تا ۲۱ (ورودی) کیلو پاسکال متغیر است.  $P_h$ ، فشار ورودی (فشار اتمسفریک) بوده و برای آن مقدار ۱۰۰ کیلو پاسکال در نظر گرفته شده است.  $x$  کسر مولی دی اکسید کربن در هوای ورودی است که مقداری ثابت داشته و برابر با ۰/۰۰۰۴ است.  $L$ ، ضخامت غشای مایع و برابر با ۱۹ میکرومتر و  $y$ ، کسر مولی دی اکسید کربن در فاز تراونده است.

$P_e$ ، تراوایی گاز عبوری از غشا است که جزء خواص ذاتی یک غشا بوده و بیشتر برای مقایسه عملکرد غشاها مورد استفاده قرار می‌گیرد که برای آن یک مقدار ثابت در نظر گرفته می‌شود که در اینجا با توجه به شرایط آزمایش، مقدار آن  $10^{-12} \times 6$  است. با توجه به اینکه هوای ورودی به غشاء فقط شامل هوا و دی اکسید کربن است و از طرفی هوای ورودی به غشا فقط شامل هوا و دی اکسید کربن می‌باشد، پس می‌توان نوشت:

$$y = \frac{F_{P,CO_2}}{F_{P,CO_2} + F_{P,air}} \quad (۴)$$

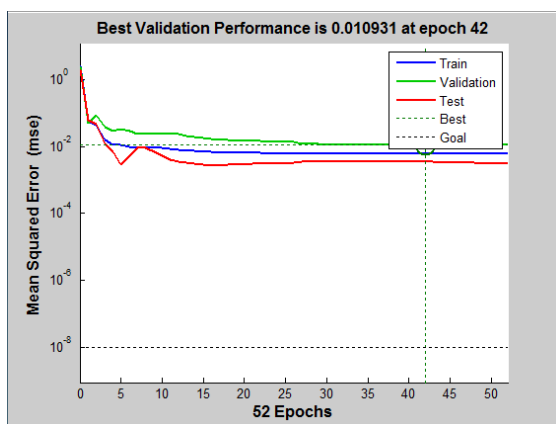
و

$$F_{P,CO_2} + F_{P,air} = F_P \quad (۵)$$

$F_P$  شدت جریان ورودی بوده که برای آن مقدار ۱ لیتر بر دقیقه را به عنوان مبنا در نظر گرفته می‌شود.  $F_{P,CO_2}$  شدت جریان ورودی برای دی اکسید کربن و  $F_{P,air}$  شدت جریان

جلوگیری شد. شکل ۴ نمایی از عملکرد شبکه، پس از توقف روال آموزش را نشان می‌دهد. در این شکل سه نمودار موجود مربوط به داده‌های آموزشی، ارزیابی و تست می‌باشد که به ترتیب ۷۰، ۱۵ و ۱۵ درصد از داده‌های ورودی را به خود اختصاص داده و وضعیت خطای میانگین مربعات سه بخش ذکر شده را بر حسب تعداد تکرارهای شبکه عصبی نشان می‌دهد.

از شکل ۴ دیده می‌شود که خطای میانگین مربعات شبکه از مقداری بزرگتر از ۱ آغاز شده و رفته رفته کاهش می‌یابد. این امر بدان معنا است که روال یادگیری شبکه دارای پیشرفت است. بهترین کارایی شبکه در تکرار چهل و دوم حاصل شده و تا تکرار ۴۲ هیچ بیش برآزشی رخ نداده است. بنابراین، به دلیل کوچک بودن مقدار خطای میانگین مربعات نهایی و مشابهت رفتار و ویژگی خطای مجموعه آزمایشی با خطای مجموعه ارزیابی، نتایج حاصل مطلوب است.



شکل ۴: عملکرد شبکه بعد از توقف روال آموزش

در بخش آموزش با ۷۰ درصد داده‌ها، بخش اعتبارسنجی و بخش تست داده‌ها هر کدام با ۱۵ درصد داده‌ها، مقادیر R-value به ترتیب برابر با ۰/۹۸۹۹، ۰/۹۹۱۰ و ۰/۹۹۷۵ شد که نشان دهنده تطابق خوب داده‌های تجربی با خروجی حاصل از مجموعه آموزش شبکه عصبی است.

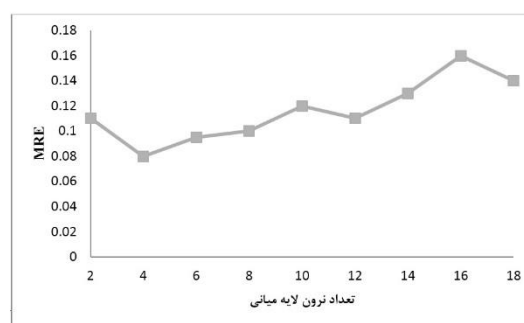
در شکل ۵ عملکرد شبکه برای تمامی داده‌ها ارائه شده است. مقدار R-value برای این حالت برابر با ۰/۹۸۹۹ شد

بنابراین  $F_{P,CO_2}$  بر حسب سطح مقطع غشا، یک تابع نمایی است.

## ۵- نتیجه‌گیری و بحث

### ۵-۱ محاسبه تعداد نرون‌ها

یکی از موارد کلیدی در عملکرد شبکه عصبی، تعیین تعداد نرون‌های لایه مخفی است. برای تعیین تعداد نرون‌ها راه مشخصی وجود ندارد و فقط از طریق سعی و خطا می‌توان به تعداد نرون‌های بهینه رسید. برای این کار باید در کد اصلی برنامه، تعداد نرون‌ها را تغییر داده و عملکرد شبکه بررسی شود. به همین منظور با ۲ نرون در لایه مخفی کار آغاز و تا ۱۸ نرون در لایه مخفی ادامه یافت و هر بار عملکرد شبکه بررسی شد. برای مقایسه بین نتایج حاصل از تغییر تعداد نرون‌های لایه مخفی، مقدار خطای متوسط نسبی محاسبه شد. شکل ۳ میزان خطای متوسط را در مقابل تعداد نرون‌های لایه مخفی به تصویر کشیده است. همانطور که در شکل ۳ مشخص است، کمترین میزان خطا در ۴ نرون است که بر اساس آن شبکه مورد استفاده طراحی شد.



شکل ۳: میزان خطای متوسط در مقابل تعداد نرون‌های لایه مخفی

### ۵-۲ ارزیابی شبکه عصبی

کدهای مربوطه به شبکه عصبی در محیط برنامه مطلب نوشته و اجرا شد. روال آموزش شبکه تا زمانی که خطای شبکه در مورد شبکه ارزیابی کاهش داشت، ادامه یافت. بنابراین، از بیش برآزش شبکه بر روی مجموعه آموزشی



جدول ۱- مقایسه پارامترهای RMSE و MSE, R-Value

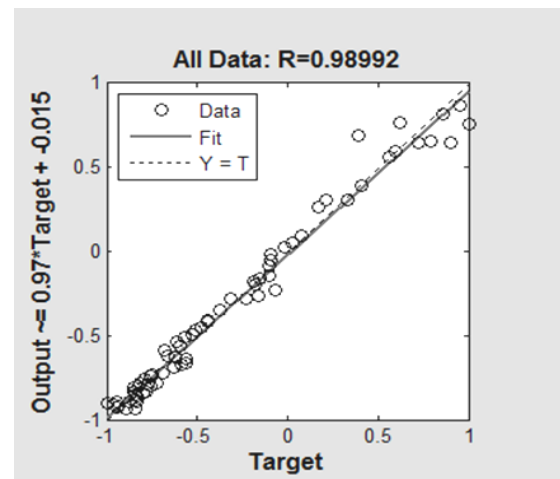
برای مدل‌های مختلف			
مدل	R-Value	MSE	RMSE
شبکه عصبی (آموزش)	۰/۹۸۹۹	۰/۰۰۷۹	۰/۰۸۸۹
شبکه عصبی (اعتبارسنجی)	۰/۹۹۱۰	۰/۰۰۸۰	۰/۰۸۹۴
شبکه عصبی (تست داده‌ها)	۰/۹۹۷۵	۰/۰۰۶۰	۰/۰۷۷۴
شبکه عصبی (کل داده‌ها)	۰/۹۸۹۹	۰/۰۰۷۶	۰/۰۸۷۲
مدل ریاضی	۰/۹۸۳۹	۰/۰۰۹۵	۰/۰۹۷۵

### ۶- نتیجه گیری

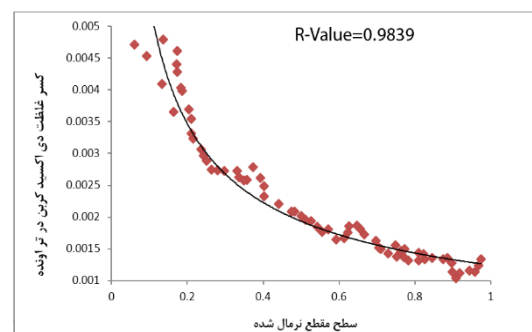
در این مطالعه با استفاده از نتایج تجربی بازیابی دی اکسید کربن از هوای اتاق توسط یک غشای مایع دی گلاپکول آمین اتری اتیلن گلاپکول، کسر غلظت دی اکسید کربن در هوای خروجی از غشا، با استفاده از شبکه عصبی و همچنین یکی از مدل‌های رایج انتقال جرم در غشاهای مایع مدل سازی و نتایج حاصل با هم مقایسه شد. مقادیر پیش بینی شده توسط شبکه عصبی با تقریب بسیار خوبی با نتایج تجربی هم خوانی داشتند. به دلیل کوچک بودن جزء مولی دی اکسید کربن در هوای اتاق، مقادیر بدست آمده از مدل و شبکه عصبی نزدیک به هم بودند اما نتایج حاکی از برتری شبکه عصبی بر مدل انتخاب شده داشت.

که نشان از آن دارد که داده‌های تجربی با تقریب بسیار خوبی با نتایج پیش بینی شده توسط شبکه عصبی بر هم منطبق شده‌اند.

برای مقایسه بین نتایج تجربی و مدل انتقال جرم در غشای مایع، نموداری با استفاده از نرم افزار اکسل رسم شد که در شکل ۶ نمایش داده شده است. نمایی بودن مدل انتقال جرم، به خوبی در شکل مشخص است. با توجه به شکل ۶ مشخص شد که مدل انتخاب شده با دقت تقریباً خوبی نتایج را پیش بینی کرد. مقدار R-Value برای این سیستم برابر با ۰/۹۸۳۹ بدست آمد که اندکی کمتر از حالت کلی برای شبکه عصبی است. مقادیر R-Value, MSE و RMSE برای هر دو مدل شبکه عصبی و ریاضی در جدول ۱ ارائه شده است.



شکل ۵- رگرسیون عملکرد شبکه (خروجی کل شبکه)



شکل ۶: مقایسه بین نتایج تجربی و مدل انتقال جرم در غشاهای مایع

## ۷- مراجع:

- [۱] کاغذچی، ط.، تخت روانچی، م.، حیدری، ع.ا.، کارگری، ع. (۱۳۸۸). "کاربرد غشاء مایع در فرایندهای جداسازی"; نشریه علوم و مهندسی جداسازی، شماره اول، صفحات ۸۱ تا ۸۹.
- [2] Tabe Mohammadi, A. (1999). "A review of the application of membrane separation technology in natural gas treatment", Separation Science and Technology, Vol. 34, pp. 2095-2111.
- [3] Shahsavand, A., Pourafshari Chenar, M. (2007). "Neural networks modeling of hollow fiber membrane processes", Journal of Membrane Science, Vol. 297, Issues 1-2, pp. 59-73.
- [4] Curcio, S., Calabrò, V., Iorio, G. (2006). "Reduction and control of flux decline in cross-flow membrane processes modeled by artificial neural networks", Journal of Membrane Science, Vol. 286, Issues 1-2, pp. 125-132.
- [5] Tan, M., He, G., Nie, F., Zhang, L., Hu, L. (2014). "Optimization of ultrafiltration membrane fabrication using backpropagation neural network and genetic algorithm", Journal of the Taiwan Institute of Chemical Engineers, Vol. 45, Issue 1, pp. 68-75.
- [6] Rostamizadeh, M., Hashemi Rizi, M. (2012). "Predicting gas flux in silicalitezeolite membrane using artificial neural networks", Journal of Membrane Science, Vol. 403-404, Pp. 146-151.
- [7] Chakraborty, M., Bhattacharya, C., Dutta, S. (2003). "Studies on the applicability of artificial neural network (ANN) in emulsion liquid membranes", Journal of Membrane Science, Vol. 220, Issues 1-2, pp. 155-164.
- [8] Shokrian, M., Sadzadeh, M., Mohammadi, T. (2010). "C<sub>3</sub>H<sub>8</sub> separation from CH<sub>4</sub> and H<sub>2</sub> using a synthesized PDMS membrane: Experimental and neural network modeling", Journal of Membrane Science, Vol. 346, Issue 1, Pp. 59-70.
- [9] Guadix, A., Zapata, J., Almecija, M., Guadix, E. (2010). "Predicting the flux decline in milk cross-flow ceramic ultrafiltration by artificial neural networks, Desalination, Vol. 250, Issue 3, pp. 1118-1120.
- [10] Niemi, H., Bulsari, A., Palosaari, S. (1995). "Simulation of membrane separation by neural networks", Journal of Membrane Science, Vol. 102, pp. 185-191.
- [11] Curcio, S., Scilingo, G., Calabrò, V., Iorio, G. (2005). "Ultrafiltration of BSA in pulsating conditions: an artificial neural networks approach", Journal of Membrane Science, Vol. 246, Issue 2, pp. 235-247.
- [12] Mohammadi, T., Rezakazemi, M. (2013). "Gas sorption in H<sub>2</sub>-selective mixed matrix membranes: Experimental and neural network modeling", International Journal of Hydrogen Energy, Vol. 38, Issue 32, pp. 14035-14041.
- [13] Aydiner, C., Demir, I., Yildiz, E. (2005). "Modeling of flux decline in crossflow microfiltration using neural networks: the case of phosphate removal", Journal of Membrane Science, Vol. 248, Issues 1-2, pp. 53-62.
- [14] Jindratsamee, P., Ito, A., Shimoyama, Y. (2011). "Amine/glycol liquid membranes for CO<sub>2</sub> recovery form air", Journal of Membrane Science, Vol. 385-386, pp. 171-176.
- [15] U.S. Patent, 5,041,225 (1991).
- [۱۶] Li, J., Ito, A. (۲۰۰۸). "Dehumidification and humidification of air by surface-soaked liquid membrane module with triethylene glycol", Journal of Membrane Science, Vol. 325, pp. 1007-1012.
- [17] Moradi, M., Zulkernine, M., (2004). "A neural network based system for intrusion detection and classification of attacks", Proceeding of the 2004 IEEE International Conference on Advances in Intelligent Systems-Theory and Applications, Luxembourg- Kirchberg, Luxembourg, IEEE Press, 2004, November, 15-18.
- [18] Rufford T.E., Smart, S., Watson, G. Y., Graham, F., Boxall, J., Diniz J. May, E. (2012) "The removal of CO<sub>2</sub> and N<sub>2</sub> from natural gas: A review of conventional and emerging process technologies", Journal of Petroleum Science and Engineering, Vol. 94-95, pp. 123-154.