

پیش‌بینی میزان سولفید هیدروژن و دی‌اکسید کربن خروجی از برج شیرین‌سازی پالایشگاه گاز پارس جنوبی به کمک شبکه عصبی

جواد صیاد امین^{۱*}، سمیرا کشاورز بابایی‌نژاد^۲

^۱استادیار، گروه مهندسی شیمی، دانشکده‌ی فنی، دانشگاه گیلان، رشت، ایران

^۲کارشناس ارشد، گروه مهندسی شیمی، دانشکده‌ی فنی، دانشگاه گیلان، رشت، ایران

دریافت: ۹۴/۵/۲۰ پذیرش: ۹۴/۱۰/۸

چکیده

گاز طبیعی، مهم‌ترین سوخت فسیلی است. با وجود این، گاز طبیعی شامل ترکیبات غیرهیدروکربنی زیادی مثل سولفید هیدروژن و دی‌اکسید کربن می‌باشد که ترکیبات نامطلوب بوده و طی فرآیندی به نام شیرین‌سازی جدا می‌شوند. در این مطالعه، شبکه‌ی عصبی به منظور پیش‌بینی همزمان میزان سولفید هیدروژن و دی‌اکسید کربن خروجی از برج جذب یک واحد شیرین‌سازی به کار رفت. شبکه، به وسیله‌ی داده‌های عملیاتی پالایشگاه گاز پارس جنوبی، گسترش و ارزیابی شد. زمان، دمای آب دریا، دبی جریان گاز ترش ورودی، سولفید هیدروژن جذب شده توسط آمین، دبی آمین ورودی، و بخار کم فشار ورودی به ریویلر آمین به عنوان ورودی‌های شبکه در نظر گرفته شدند. ۳۴۱ سری داده استفاده گردید که در حدود ۹۰ درصد داده‌ها برای آموزش و در حدود ۱۰ درصد آن‌ها برای ارزیابی شبکه انتخاب شدند. برای داده‌های ارزیابی شبکه، مقدار متوسط مربعات خطا برابر با ۰/۰۰۱۱ و مقادیر ضریب رگرسیون به ترتیب برای خروجی اول و دوم ۰/۹۷۹۶ و ۰/۹۶۱۷ به دست آمد که حاکی از توافق خوب داده‌های پیش‌بینی شده با مقادیر تجربی است.

کلمات کلیدی: گاز طبیعی، شبکه عصبی مصنوعی، سولفید هیدروژن، دی‌اکسید کربن.

مقدمه

نیاز به گاز طبیعی در دهه‌های اخیر چشم‌گیر بوده است. در حقیقت، گاز طبیعی، نقش عظیمی را در اقتصاد و توسعه‌ی اخیر جهان ایفا می‌کند [۱]. این گاز، در تشکیل‌های سنگ طبیعی زیر زمینی یا همراه با مخازن هیدروکربنی دیگر یافت می‌شود [۲] و معمولاً شامل ناخالصی‌های مختلفی از جمله گازهای اسیدی مثل

*sayyadamin@gmail.com

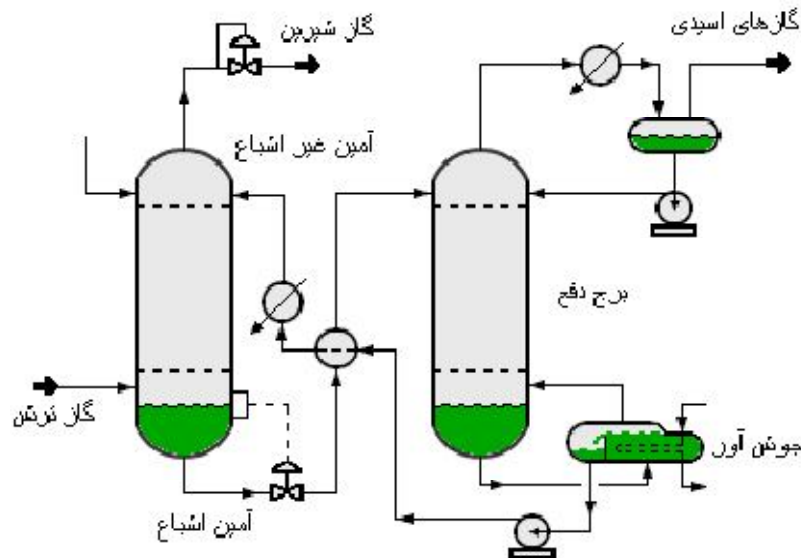
سولفید هیدروژن و دی اکسید کربن می‌باشد [۲ و ۱]. گازهای اسیدی، ناخالصی‌هایی هستند که موجب مشکلاتی از جمله خوردگی می‌شوند؛ از این رو، نیاز است که قبل از استفاده از گاز، حذف شوند. جداسازی گازهای اسیدی از گاز طبیعی، یک فرایند شناخته شده در صنعت پالایش گاز است که شیرین‌سازی گاز نامیده می‌شود [۳ و ۴].

تلاش‌هایی جهت گسترش مدل‌هایی بر اساس قوانین و مبتنی بر داده‌های ورودی و خروجی واحد شیرین‌سازی، به منظور ارزیابی مدل‌های دقیق و قابل اطمینان فرآیندهای شیرین‌سازی، صورت گرفته است. حل مدل‌هایی که بر اساس معادلات موازنه‌ی جزیی جرم و انرژی ارایه می‌شوند، پیچیده و سخت است. از طرفی، داده‌های واحد عملیاتی، یک منبع اطلاعاتی ارزشمند هستند که به راحتی از طریق سیستم‌های کنترل منطقی قابل برنامه‌ریزی، که بیش‌تر واحدها با آن‌ها تجهیز شده‌اند، در دسترس می‌باشند. از این رو، در سال‌های اخیر، کاربرد روش‌های مدل‌سازی، مثل شبکه‌های عصبی مصنوعی که فقط با متغیرهای ورودی و خروجی سروکار دارند، توجه‌ی زیادی را جلب کرده‌اند [۲].

کولیوند سلوکی و همکاران (۲۰۱۱)، از مدل شبکه عصبی جهت شبیه‌سازی ستون احیای آمین یک واحد شیرین‌سازی پالایشگاه گاز هاشمی‌نژاد استفاده نمودند. آن‌ها، از پارامترهای دمای ورودی رفلاکس ستون احیا کننده، اختلاف بین دماهای ورودی و خروجی کندانسور، مقدار آب و دمای آمین ورودی، به عنوان ورودی‌های شبکه، استفاده و دمای خروجی پایین برج و مقدار رفلاکس را پیش‌بینی نمودند. مدل ارایه شده توسط آن‌ها توانست با تقریب خوبی نتایج تجربی را پیش‌بینی کند، در حالی که آن‌ها برای رسیدن به هدف مورد نظر خود، مجبور به استفاده از دو شبکه‌ی مجزا به جای یک شبکه‌ی طراحی شده همراه با دو خروجی هم‌زمان شدند [۵]. صیاد امین و همکاران، به منظور بالا بردن دقت مدل شبکه عصبی و قابلیت کاربرد آن برای برج جذب واحد شیرین‌سازی پالایشگاه گاز پارس جنوبی، چیدمان متغیرهای ورودی و خروجی را عوض کرده و سناریوهایی را برای این چیدمان ارائه نمودند. متغیرهای ورودی شبکه‌ی آن‌ها شامل دبی جریان گاز ترش ورودی، سولفید هیدروژن جذب شده توسط آمین، گذشت زمان، و دمای آب دریا جهت خنک نگه داشتن سیستم و متغیرهای خروجی شبکه، میزان سولفید هیدروژن موجود در گاز شیرین و دبی آمین ورودی به برج جذب بود. آن‌ها در سناریویی متفاوت، با حذف متغیر دمای آب دریا به نتایج بهتری در پیش‌بینی متغیرهای خروجی دست یافتند [۶]. ضعف مدل شبکه عصبی آن‌ها، عدم تخمین مقدار دی اکسید کربن موجود در گاز شیرین در کنار تخمین سولفید هیدروژن موجود در آن، به صورت هم‌زمان بود. اگر چه دی اکسید کربن مانند سولفید هیدروژن، سمی نیست و نیاز به کاهش مقدار آن به اندازه‌ی سولفید هیدروژن شدید نمی‌باشد؛ ولی یک گاز اسیدی محسوب شده و لازم است تا گازهای طبیعی به منظور کاهش غلظت دی اکسید کربن در کنار کاهش غلظت سولفید هیدروژن تا یک حد استاندارد، فرآوری شوند. آنچه در این تحقیق به آن پرداخته شده، ارایه‌ی یک مدل توسط شبکه عصبی است که توانایی تخمین هم‌زمان میزان سولفید هیدروژن و همچنین دی اکسید کربن موجود در گاز شیرین خروجی از برج جذب واحد شیرین‌سازی را داشته باشد.

واحد شیرین‌سازی گاز

گاز طبیعی پس از استخراج از زمین به یک واحد فرآیند فرستاده می‌شود که در آن ناخالصی‌ها تمیز شده و اجزای مختلف گاز جدا می‌شوند. تقریباً ۹۰٪ گاز طبیعی از متان تشکیل شده است. علاوه بر آن، شامل گازهای دیگر مثل پروپان و بوتان و نیز حاوی مقادیری ناخالصی از جمله سولفید هیدروژن و دی‌اکسید کربن نیز می‌باشد. فرآیندهای شیمیایی متعددی برای شیرین‌سازی گاز طبیعی وجود دارند. در حال حاضر، فرآیند آمین، گسترده‌ترین روش استفاده شده برای حذف سولفید هیدروژن است [۵]. در واحد شیرین‌سازی گاز، آمین ورودی با گاز ترش در برج جذب تماس داده می‌شود (شکل ۱) و حاصل آن گاز شیرین و آمین اشباع از سولفید هیدروژن است. گاز شیرین خروجی از برج جذب که دارای مقدار اندکی سولفید هیدروژن است برای جذب آب و مرکاپتان به سمت واحدهای رطوبت‌زدایی و مرکاپتان‌زدایی و آمین اشباع نیز برای جداسازی گازهای اسیدی و احیاء آمین به سمت برج دفع فرستاده می‌شود [۶].



شکل ۱. شماتیک قسمت‌های اصلی یک واحد شیرین‌سازی گاز [۶].

شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی، یک ابزار قدرتمند برای مدل‌سازی داده‌ها بوده و این توانایی را دارد که رابطه‌ی خطی یا غیر خطی بین متغیرها را از یک دسته نمونه‌ها آموزش ببیند و یک کاربرد معقول از مدل را به داده‌های آموزش ندیده ارائه دهد. وقتی سیستم، سه یا بیش‌تر از سه ورودی داشته باشد، شبکه عصبی موثرتر از روش‌های دیگر عمل می‌کند [۷]. شبکه عصبی شامل لایه‌ی ورودی و خروجی و یک یا تعدادی لایه‌ی مخفی است. هر لایه شامل چندین نرون است که توسط ضرایبی به نام‌های وزن و بایاس با یکدیگر مرتبط می‌شوند. پردازش داده‌ها در نرون‌ها، انجام و سیگنال‌ها از بین نرون‌ها، توسط ارتباط آن‌ها، منتقل می‌شوند. هر نرون یک تابع روی ورودی‌های خود می‌نگارد که جمع وزنی سیگنال‌های ورودی است؛ به

صورتی که سیگنال خروجی را تولید می‌کند. یک شبکه عصبی، یک رابطه‌ی تجربی بین ورودی‌ها و خروجی‌های یک سیستم داده شده تولید می‌کند که ورودی‌های سیستم‌ها، متغیرهای مستقل و خروجی‌ها، متغیرهای وابسته هستند. خروجی یک نرون با توجه به معادله‌ی زیر تعیین می‌شود [۸].

$$y_i = \sum_{i=1}^n f[(w_{ij}x_i) + b_j] \quad (1)$$

x ، ورودی و y ، خروجی نرون است. n تعداد ورودی‌ها به نرون‌ها، w_{ij} فاکتور وزن می‌باشد که اثر متغیر ورودی i را روی نرون j تعیین می‌کند، و b_i بایاس جمع شده با نرون j است [۸ و ۹].

آرایش نرون‌ها در لایه‌ها و الگوهای ارتباط درون و بین لایه‌ها، ساختار شبکه نامیده می‌شود. دسته‌های مختلفی از ساختارهای شبکه در مراجع ارائه شده است. یکی از شبکه‌هایی که از کارایی بالاتری برخوردار است، شبکه‌ی جلو رونده‌ی چندلایه می‌باشد. این نوع از شبکه جهت ایجاد رابطه‌ای غیر خطی بین پارامترهای ورودی و خروجی استفاده می‌شود. طی آموزش شبکه، داده‌های ورودی به لایه‌ی ورودی شبکه فرستاده می‌شوند و وزن‌ها و بایاس‌های شبکه، با استفاده از خطای شبکه، که اختلاف بین نتایج حاصل از لایه‌ی خروجی و نتایج مطلوب است، تعیین می‌شوند. مقادیر اولیه‌ی تمام وزن‌ها و بایاس‌ها به صورت تصادفی انتخاب و سپس یک الگوریتم بهینه‌سازی جهت آموزش شبکه استفاده می‌گردد (یعنی وزن‌ها و بایاس‌های آن تعیین می‌شوند). انواع مختلفی از توابع انتقال برای شبکه عصبی، از جمله توابع انتقال خطی، لگاریتمی سیگموئید، تانژانت هیپربولیک سیگموئید و شعاعی تعریف شده‌اند [۸]. در این کار، توابع انتقال لگاریتمی سیگموئید (معادله (۲)) و خطی (معادله (۳)) برای لایه‌های مخفی و خروجی به کار گرفته شده‌اند. لگاریتمی سیگموئید:

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (2)$$

خطی:

$$f(x) = x \quad (3)$$

x ، پارامتر تابع انتقال غیر خطی است.

عملکرد یک شبکه‌ی آموزش داده شده با اندازه‌گیری خطا برای داده‌ها می‌تواند ارزیابی شود. به منظور یافتن بهترین عملکرد شبکه، در این کار، از پارامتر متوسط مربعات خطا^۱ (mse) (معادله (۴)) [۱۰] استفاده شده است. علاوه بر این، ضریب رگرسیون R^2 (معادله (۵)) [۱۱] به منظور آنالیز رگرسیونی شبکه جهت بررسی توافق داده‌های پیش بینی شده با مقادیر تجربی به کار گرفته شده است.

$$mse = \frac{1}{r} \sum_{k=1}^G \sum_{j=1}^m [Y_j(k) - T_j(k)]^2 \quad (4)$$

¹ Mean Square Error

$$R^2 = \frac{(\sum_{i=1}^N (Y_{i,exp.} - \overline{Y_{i,exp.}})(Y_{i,pre.} - \overline{Y_{i,pre.}}))^2}{\sum_{i=1}^N (Y_{i,exp.} - \overline{Y_{i,exp.}})^2 \cdot \sum_{i=1}^N (Y_{i,pre.} - \overline{Y_{i,pre.}})^2} \quad (5)$$

که، m تعداد گره‌های خروجی و G تعداد داده‌های تست، $Y_j(k)$ خروجی پیش‌بینی شده و $T_j(k)$ خروجی واقعی می‌باشد. هم‌چنین، $Y_{i,exp.}$ ، خروجی تجربی، $Y_{i,pre.}$ ، خروجی پیش‌بینی شده و $\overline{Y_{i,exp.}}$ و $\overline{Y_{i,pre.}}$ متوسط خروجی‌های تجربی و پیش‌بینی شده هستند.

نتیجه‌ها و بحث

در تحقیق حاضر شبکه عصبی بر اساس یک شبکه عصبی جلورونده با الگوریتم پس انتشار ارائه شده است. طراحی شبکه عصبی با کمک متغیرهای ورودی شامل زمان، دمای آب دریا، دبی جریان گاز ترش ورودی، سولفید هیدروژن جذب شده توسط آمین، دبی آمین ورودی، و بخار کم فشار ورودی به ریویلر آمین، جهت پیش‌بینی میزان سولفید هیدروژن و دی اکسید کربن موجود در گاز شیرین خروجی، صورت گرفت. محدوده‌ی دسته داده‌های استفاده شده برای این مدل در جدول ۱ ارائه شده است.

جدول ۱. محدوده‌ی داده‌های استفاده شده برای این کار

متغیر	واحد	حداقل	حداکثر
زمان	ماه	۱	۱۲
جریان گاز ترش ورودی به برج شیرین‌سازی	مترمکعب ساعت	۴۱۲۱۰۰	۵۸۳۵۰۰
مقدار سولفید هیدروژن در آمین اشباع	قسمت در میلیون	۴۴۶۰/۸۰	۶۵۵۵/۳۰
دمای آب دریا	درجه‌ی سانتیگراد	۲۳/۶۰	۴۰/۹۷
مقدار سولفید هیدروژن در گاز شیرین خروجی از برج شیرین‌سازی	قسمت در میلیون	۰/۲۰	۴/۳۰
جریان آمین ورودی به برج شیرین‌سازی	مترمکعب ساعت	۱۴۱/۸۷	۱۵۹/۸۰
مقدار دی‌اکسید کربن در گاز خروجی از برج شیرین‌سازی	درصد	۰/۹۵۸۲	۱/۷۲۹۸
بخار کم فشار ورودی به ریویلر آمین	تن ساعت	۱۰/۸۵	۱۳/۶۸

۳۴۱ دسته داده‌ی تجربی در طی یک سال (۲۰۱۱) مورد استفاده قرار گرفت. دسته داده‌های معرفی شده به شبکه عصبی، به دو دسته‌ی آموزش (۹۰٪ داده‌ها) و ارزیابی (۱۰٪ داده‌ها) تقسیم شدند. آموزش شبکه، به کمک دسته داده‌های آموزشی، تا زمانی که خطای محاسبه شده بین خروجی‌های واقعی و پیش‌بینی شده کاهش یابد، ادامه یافت.

با روش حدس و خطا، تعداد سه لایه برای بهترین عملکرد شبکه یافت شد؛ به طوری که تعداد نرون‌ها در دولایه‌ی مخفی، ۶ و ۷ و در لایه‌ی خروجی، ۲ بود. با این ساختار، بهترین عملکرد شبکه با متوسط مربع خطا برای داده‌های ارزیابی برابر با ۰/۰۰۱۱ به دست آمد. نتایج شبکه برای دسته داده‌های ارزیابی در جدول ۲ ارائه شده است. مقدار خطا برای تک تک داده‌ها محاسبه شده است. مقدار میانگین خطاها برای سولفید هیدروژن در حدود ۰/۰۸۴ و برای دی اکسید کربن در حدود ۰/۰۱۸ حاصل شده است. نمایان است که به طور کلی مقادیر خطاها در حد قابل قبولی می‌باشد.

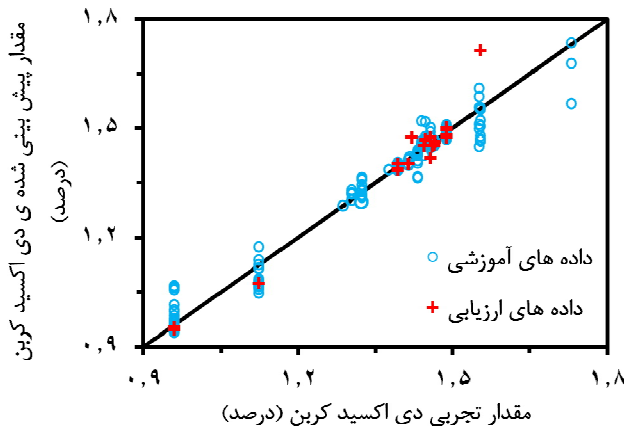
جدول ۲. نتایج مدل‌سازی شبکه عصبی برای داده‌های ارزیابی

سولفید هیدروژن							کربن دی اکسید						
ردیف	تجربی	پیش‌بینی شده	خطا	تجربی	پیش‌بینی شده	خطا	ردیف	تجربی	خطا*	تجربی	پیش‌بینی شده	خطا	
۱	۰/۸	۰/۸۹	۰/۱۲	۱/۱۲	۱/۰۶	۰/۰۵۶	۱	۰/۷	۱/۱۲	۱/۰۷	۰/۰۴۹		
۲	۰/۸	۰/۷۸	۰/۰۲	۱/۱۲	۱/۰۷	۰/۰۴۹	۲	۱	۱/۲۹	۱/۲۹	۰/۰۰۱		
۳	۱	۰/۸۵	۰/۱۵	۱/۲۹	۰/۹۶	۰/۰۰۲	۳	۱	۰/۹۶	۰/۷۲	۰/۰۰۲		
۴	۱	۰/۷۲	۰/۲۸	۰/۹۶	۱/۱۱	۰/۰۰۲	۴	۱	۰/۹۶	۰/۷۲	۰/۰۰۲		
۵	۰/۸	۰/۸۰	۰/۰۰۶	۰/۹۶	۱/۰۷	۰/۱۱	۵	۰/۸	۰/۹۶	۰/۸۰	۰/۱۱		
۶	۴/۳	۴/۲۸	۰/۰۰۶	۱/۳۹	۱/۴۰	۰/۰۰۸	۶	۴/۳	۱/۴۰	۱/۳۹	۰/۰۰۸		
۷	۴/۱	۴/۱۴	۰/۰۰۹	۱/۴۱	۱/۴۰	۰/۰۰۶	۷	۴/۱	۱/۴۰	۱/۴۱	۰/۰۰۶		
۸	۰/۷	۰/۶۶	۰/۰۶	۱/۴۵	۱/۴۲	۰/۰۲۴	۸	۰/۷	۱/۴۵	۱/۴۲	۰/۰۲۴		
۹	۰/۷	۰/۷۳	۰/۰۴	۱/۴۵	۱/۴۸	۰/۰۱۴	۹	۰/۷	۱/۴۵	۱/۴۸	۰/۰۱۴		
۱۰	۰/۷	۰/۷۳	۰/۰۴	۱/۴۵	۱/۴۸	۰/۰۱۴	۱۰	۰/۷	۱/۴۵	۱/۴۸	۰/۰۱۴		
۱۱	۰/۷	۰/۷۳	۰/۰۴	۱/۴۲	۱/۴۸	۰/۰۴	۱۱	۰/۷	۱/۴۲	۱/۴۸	۰/۰۴		
۱۲	۰/۸	۰/۸۸	۰/۰۹۹	۱/۴۵	۱/۴۷	۰/۰۱۵	۱۲	۰/۸	۱/۴۵	۱/۴۷	۰/۰۱۵		
۱۳	۰/۸	۰/۲۶	۰/۶۷	۱/۵۵	۱/۷۱	۰/۱۰۴	۱۳	۰/۸	۱/۵۵	۱/۷۱	۰/۱۰۴		
۱۴	۰/۵	۰/۴۸	۰/۰۴	۱/۴۶	۱/۴۵	۰/۰۰۴	۱۴	۰/۵	۱/۴۶	۱/۴۵	۰/۰۰۴		
۱۵	۰/۵	۰/۴۹	۰/۰۱	۱/۴۶	۱/۴۵	۰/۰۰۵	۱۵	۰/۵	۱/۴۶	۱/۴۵	۰/۰۰۵		
۱۶	۰/۵	۰/۵۲	۰/۰۴	۱/۴۴	۱/۴۵	۰/۰۰۶	۱۶	۰/۵	۱/۴۴	۱/۴۵	۰/۰۰۶		
۱۷	۱	۰/۹۹	۰/۰۰۸	۱/۴۶	۱/۴۵	۰/۰۰۵	۱۷	۱	۱/۴۶	۱/۴۵	۰/۰۰۵		
$\sum \text{خطا} = ۰/۰۱۸$							$\sum \text{خطا} = ۰/۰۸۴$						

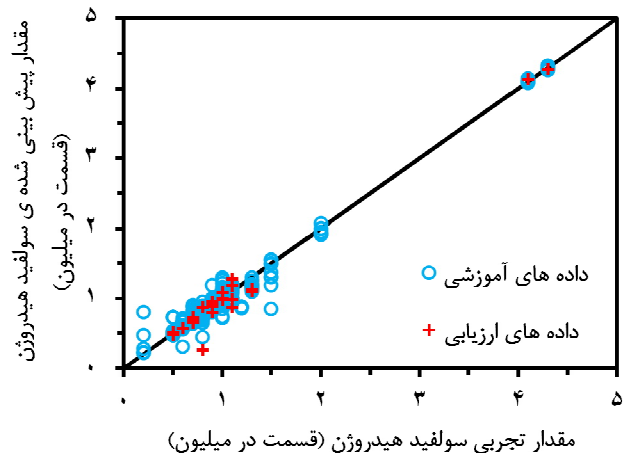
$$\text{خطا} = \frac{\text{پیش‌بینی شده} - \text{تجربی}}{\text{تجربی}}$$

در شکل‌های (۲) و (۳)، نمودار مقادیر سولفید هیدروژن و دی‌اکسید کربن پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی بر حسب مقادیر تجربی آن‌ها، برای دسته داده‌های آموزش و ارزیابی شبکه، نشان داده شده است. مقادیر رگرسیون برای داده‌های آموزش و ارزیابی به ترتیب برای خروجی اول (سولفید هیدروژن)، ۰/۹۶۹۶ و ۰/۹۷۹۶ و برای خروجی دوم (دی‌اکسید کربن)، ۰/۹۸۰۷ و ۰/۹۶۱۷ بود. همچنان‌که شبکه با رگرسیون خوبی آموزش داده شده، برای سولفید هیدروژن، تمام نتایج ارزیابی شبکه در سرتاسر دامنه‌ی نتایج آموزش

شبکه و در توافق خوب با داده‌های تجربی اتفاق افتاده است. برای دی‌اکسید کربن نیز این مطلب صادق است؛ با این تفاوت که یک نقطه داده از دسته داده‌های ارزیابی شبکه، با انحراف کمی، دورتر از دامنه‌ی نتایج آموزش شبکه قرار گرفته است. با این وجود، رگرسیون شبکه برای پیش‌بینی هم‌زمان دو خروجی، معتبر و قابل قبول بوده و انحرافات کم مقادیر پیش‌بینی شده از مقادیر تجربی بیان‌گر عملکرد خوب شبکه برای هر دو خروجی می‌باشد.



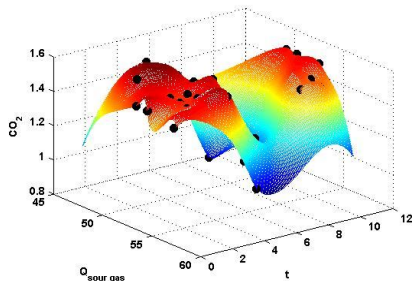
شکل ۳. مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده‌ی دی‌اکسید کربن موجود در گاز شیرین خروجی از برج جذب با مقادیر تجربی



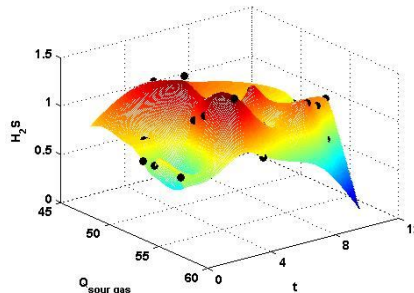
شکل ۲. مقایسه مقادیر پیش‌بینی شده‌ی سولفید هیدروژن موجود در گاز شیرین خروجی از برج جذب با مقادیر تجربی

در شکل‌های ۴-الف الی ۴-و، سطوح تولید شده توسط شبکه عصبی نشان‌دهنده شده است. شکل ۴-الف همپوشانی خوب سطح تولید شده توسط شبکه عصبی برای محدوده وسیعی از دبی جریان گاز ترش ورودی به برج (محدوده ۴۱۲۱۰۰ تا ۵۸۳۵۰۰ متر مکعب بر ساعت) و در محدوده وسیعی از ۱۲ ماه سال را نشان می‌دهد، و تنها وقتی که در ماه‌های پایانی سال دبی جریان گاز ترش بالا برود، شبکه کمی دچار خطا می‌شود. این خطا به واسطه وجود تعداد کم داده در این محدوده بوده و عموماً این شرایط در برخی موارد، آن هم در ماه‌های پایانی سال، در داده‌ها دیده شده است که علی‌رغم اطلاعات کم در این محدوده و نوسان‌های مختلف داده‌های تجربی، باز هم شبکه توانسته رفتار قابل قبولی در تشخیص میزان سولفید هیدروژن در گاز شیرین داشته باشد. هم‌چنین، شبکه، برای پیش‌بینی دی‌اکسید کربن نیز در تمام ماه‌های سال و در محدوده‌ی ذکر شده برای جریان گاز ترش ورودی، توانسته سطح با هم‌پوشانی خوبی را پیش‌بینی نماید (شکل ۴-ب). در شکل ۴-ج نیز، تخمین سولفید هیدروژن بر حسب فشار بخار ریویولر و جریان آمین ورودی به برج شیرین سازی دیده می‌شود. سطح تولید شده توسط شبکه عصبی، با دقت خوبی داده‌های تجربی را تخمین زده و تنها تغییر فاحش مشاهده شده در رفتار شبکه مربوط به دبی جریان کم آمین ورودی به برج، آن هم در شرایطی که مقدار بخار کم فشار ورودی به ریویولر کم باشد، مشاهده می‌-

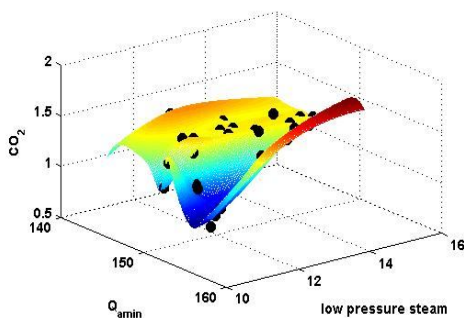
شود که عموماً در این محدوده، کم‌تر در شرایط عملیاتی اتفاق می‌افتد. حال آن که با توجه به شکل (۴-د)، برای دی‌اکسید کربن، به استثناء دبی جریان بالای آمین و مقادیر بالای بخار کم فشار ورودی به ریبویلر آمین، در تمام محدوده‌ها، شبکه، سطحی با توافق خوب با داده‌های تجربی را پیش‌بینی نموده است. علاوه بر این‌ها، تشخیص خوب میزان گاز سولفید هیدروژن و دی‌اکسید کربن در محدوده دوازده ماه سال در تمامی محدوده دمایی آب دریا، در شکل‌های ۴-ه و ۴-و نمایان است.



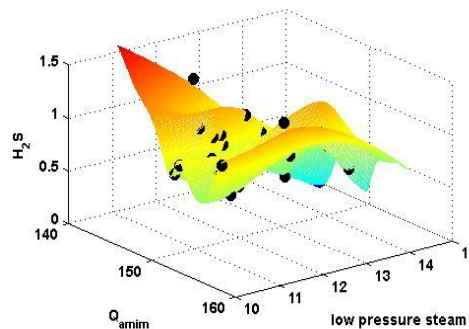
شکل ۴-ب. سطح تولید شده توسط داده‌های پیش‌بینی شده‌ی شبکه عصبی. CO_2 ، مقدار کربن دی‌اکسید موجود در گاز شیرین خروجی از برج جذب (درصد)؛ $Q_{sour\ gas}$ ، دبی جریان گاز ترش ورودی ($\frac{مترمکعب}{ساعت}$)؛ t ، زمان (ماه)؛ •، نقطه داده‌ی تجربی.



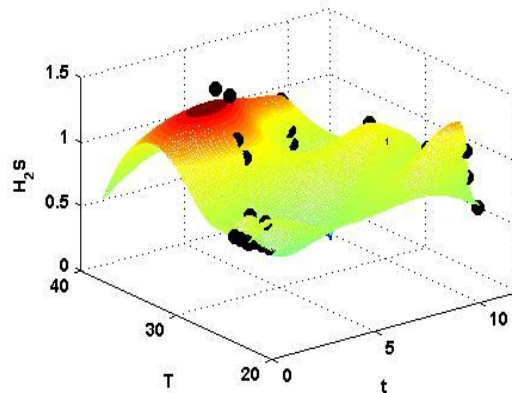
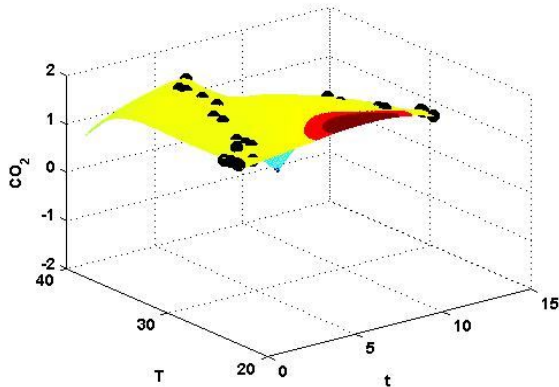
شکل ۴-الف. سطح تولید شده توسط داده‌های پیش‌بینی شده‌ی شبکه عصبی. H_2S ، مقدار سولفید هیدروژن موجود در گاز شیرین خروجی از برج جذب (قسمت در میلیون)؛ $Q_{sour\ gas}$ ، دبی جریان گاز ترش ورودی ($\frac{مترمکعب}{ساعت}$)؛ t ، زمان (ماه)؛ •، نقطه داده‌ی تجربی.



شکل ۴-و. سطح تولید شده توسط داده‌های پیش‌بینی شده‌ی شبکه عصبی. CO_2 ، مقدار کربن دی‌اکسید موجود در گاز شیرین خروجی از برج جذب (درصد)؛ Q_{amin} ، دبی جریان آمین ورودی ($\frac{مترمکعب}{ساعت}$)؛ low pressure steam، بخار کم فشار ورودی به ریبویلر آمین ($\frac{تن}{ساعت}$)؛ •، نقطه داده‌ی تجربی.



شکل ۴-ج. سطح تولید شده توسط داده‌های پیش‌بینی شده‌ی شبکه عصبی. H_2S ، مقدار سولفید هیدروژن موجود در گاز شیرین خروجی از برج جذب (قسمت در میلیون)؛ Q_{amin} ، دبی جریان آمین ورودی ($\frac{مترمکعب}{ساعت}$)؛ low pressure steam، بخار کم فشار ورودی به ریبویلر آمین ($\frac{تن}{ساعت}$)؛ •، نقطه داده‌ی تجربی.



شکل ۴- و. سطح تولید شده توسط داده‌های پیش‌بینی شده‌ی شبکه عصبی. CO_2 ، مقدار کربن دی اکسید موجود در گاز شیرین خروجی از برج جذب (درصد)؛ T ، دمای آب دریا (درجه ی سانتیگراد)؛ t ، زمان (ماه)؛ *، نقطه داده‌ی تجربی.

شکل ۵- ه. سطح تولید شده توسط داده‌های پیش-بینی شده‌ی شبکه عصبی. H_2S ، مقدار سولفید هیدروژن موجود در گاز شیرین خروجی از برج جذب (قسمت در میلیون)؛ T ، دمای آب دریا (درجه ی سانتیگراد)؛ t ، زمان (ماه)؛ *، نقطه داده‌ی تجربی.

نتیجه‌گیری

در تحقیق حاضر، قابلیت کاربرد شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی هم‌زمان مقادیر سولفید هیدروژن و دی‌اکسید کربن خروجی از برج جذب یک واحد شیرین‌سازی، اثبات گردید. یک مدل شبکه عصبی، توسط داده‌های سالانه‌ی عملیاتی پالایشگاه گاز پارس جنوبی طراحی شد. بررسی نتایج نشان داد که مدل ارائه شده در این‌جا می‌تواند با در نظر گرفتن زمان، دمای آب دریا، دبی جریان گاز ترش ورودی، سولفید هیدروژن جذب شده توسط آمین، دبی آمین ورودی، و بخار کم فشار ورودی به ریویولر آمین به عنوان پارامترهای ورودی شبکه، مقادیر تجربی گازهای اسیدی موجود در گاز شیرین خروجی از برج جذب را با طراحی یک شبکه عصبی، با تقریب خوبی پیش‌بینی نماید.

منابع

- [1] Abdulrahman R.K., Sebastine I.M., Natural gas sweetening process simulation and optimization: A case study of Khurmala field in Iraqi Kurdistan region, Journal of Natural Gas Science and Engineering, 14: 116-120 (2013).
- [2] Adib H., Sharifi F., Mehranbod N., Moradi Kazerooni N., Koolivand M., Support Vector Machine based modeling of an industrial natural gas sweetening plant, Journal of Natural Gas Science and Engineering, Vol.14, 2013, pp 121-131.
- [3] Hedayat M., Soltanieh M., Mousavi S.A., Simultaneous separation of H_2S and CO_2 from natural gas by hollow fiber membrane contactor using mixture of alkanolamines, Journal of Membrane Science, Vol.377, 2011, pp 191- 197.

- [4] Alvarez-Cruz R., Sanchez-Flores B.E., Torres-Gonzalez J., Antano-Lopez R., Castaneda F., Insights in the development of a new method to treat H₂S and CO₂ from sour gas by alkali, *Fuel*, Vol.100, 2012, pp 173–176.
- [5] Koolivand Salooki M., Abedini R., Adib H., Koolivand H., Design of neural network for manipulating gas refinery sweetening regenerator column outputs, *Separation and Purification Technology*, Vol 82, 2011, pp1–9.
- [۶] جواد صیاد امین، مجید طاهری، سپیده علیمحمدی، سناریوهای هوشمند برای فرآیند جذب سولفید هیدروژن در برج شیرین سازی گاز پارس جنوبی، دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ۲۵-۲۷، ۱۳۹۱.
- [7] Ochoa-Martínez C. I., Ramaswamy H. S., Ayala-Aponte A. A., ANN-Based Models for Moisture Diffusivity Coefficient and Moisture Loss at Equilibrium in Osmotic Dehydration Process, *Drying Technology*, Vol.25, 2007, pp 775–783.
- [8] Shahriari Sh., Shahriari Sh., Predicting ionic liquid based aqueous biphasic systems with artificial neural networks, *Journal of Molecular Liquids*, Vol.197, 2014, pp65–72.
- [9] Fathi M., Mohebbi M., Razavi S. M. A., Application of Fractal Theory for Prediction of Shrinkage of Dried Kiwifruit Using Artificial Neural Network and Genetic Algorithm, *Drying Technology*, Vol.29, 2011, pp 918–925.
- [10] Ahmadi M. A., Ebadi M., Shokrollahi A., Majidi S.M.J, Evolving artificial neural network and imperialist competitive algorithm for prediction oil flow rate of the reservoir, *Applied Soft Computing*, Vol.13, 2013, pp1085–1098.
- [11] Taghavifar H., Mardani A., Taghavifar L., A hybridized artificial neural network and imperialist competitive algorithm optimization approach for prediction of soil compaction in soil bin facility, *Measurement*, Vol.46, 2013, pp2288–2299.