

توسعه مدل پیش بینی کننده مصرف حامل انرژی بخار در فرآیند شیرین سازی گاز با استفاده از رگرسیون چند متغیره با داده های واقعی

میشم مقدسی^۱، حسنعلی ازگلی^{۲*}، فواد فرحانی بغلانی^۳

۱. دانشجوی دکتری مهندسی مکانیک-تبدیل انرژی، سازمان پژوهش های علمی و صنعتی ایران.

۲. استادیار، پژوهشکده مکانیک، سازمان پژوهش های علمی و صنعتی ایران.

۳. دانشیار، پژوهشکده مکانیک، سازمان پژوهش های علمی و صنعتی ایران.

ایمیل نویسنده مسئول: a.ozgoli@irost.ir

چکیده:

طراحی و توسعه مدل های چند متغیره در فرآیندهای پیچیده صنعتی با بکارگیری سیستم های کنترلی نوین، مورد توجه محققان و بخش های صنعتی قرار گرفته است. لذا، با توجه به اهمیت و نقش کلیدی پالایشگاه های گاز در صنعت انرژی کشور، توسعه و بهره گیری از مدل های چند متغیره ریاضی، بیش از پیش ضروری می باشد. ایجاد ابزار بهینه سازی فرآیند و یافتن نقاط بهینه کارکرد در شرایط مختلف عملیاتی، تحلیل رفتار سیستم، مطالعه پارامتریک و تحلیل حساسیت، پیش بینی مقادیر پارامترهای مختلف مانند مصرف حامل های انرژی و کنترل عملیاتی مناسب شامل بهره برداری و نگهداری و تعمیرات (نت) با رویکرد انرژی از ویژگی های مهم مدل های مورد اشاره می باشد. بهره گیری از یک مدل پیش بینی کننده، منجر به بهبود عملکرد انرژی، کاهش هزینه ها، کاهش انتشار گازهای گلخانه ای و سایر اثرات مرتبط زیست محیطی می شود. در این تحقیق، برای یک ترین گازی پالایشگاه مورد مطالعه، با استفاده از داده های واقعی (فراخوانی شده از سیستم ذخیره سازی داده ها)، در بازه زمانی یکساله، کلیه پارامترهای فرآیند بررسی و میزان تأثیرگذاری هر یک از متغیرهای مرتبط بر مصرف بخار تعیین شده است. در ادامه، مدل پیش بینی کننده مصرف با استفاده از روش رگرسیون چند متغیره توسعه داده شده است. اعتبارسنجی نتایج، نشان دهنده دقت قابل قبول مدل می باشد بطوریکه مقدار ضریب تعیین (R^2) در حدود ۹۰٪ و سطح معنی داری مدل ($Significance F$) نزدیک به صفر به دست آمده است. همچنین، با استفاده از داده های واقعی در زمان گزارش دهی نیز عملکرد مناسب مدل پیش بینی کننده، تأیید شده است، بدین صورت که داده های واقعی مصرف بخار که در مدل سازی استفاده نشده است با پیش بینی مصرف از مدل، مقایسه شده و اختلاف در حدود ۲٪ می باشد.

کلمات کلیدی: شیرین سازی گاز، بهبود عملکرد انرژی، مدل سازی چند متغیره، پیش بینی مصرف بخار.

۱. مقدمه

مدلسازی ریاضی در صنعت گاز با اهداف عمده زیر صورت می پذیرد، سطح اطمینان و دقت مدل، با توجه به هدف مدلسازی مشخص می گردد.

◀ شبیه سازی فرآیند و طراحی تجهیزات؛

◀ تحلیل رفتار سیستم؛

◀ پیش بینی مقادیر پارامترهای مختلف مانند مصرف حامل های انرژی،

◀ کنترل عملیاتی مناسب شامل بهره برداری و نگهداری و تعمیرات (نت)،

◀ بهینه سازی فرآیند و یافتن نقاط بهینه کارکرد در شرایط مختلف عملیاتی،

◀ مطالعه پارامتری و تحلیل حساسیت،

◀ طراحی کنترل گرها،

◀ تشخیص نشتی ها،

◀ آموزش اپراتورها.

بصورت سنتی، مدلسازی ترکیبی از اصول اولیه و ریاضیات است که مدل قابل کاربرد را ایجاد می کند. استفاده از این روش، برای حالت پایدار رایج است، اما همچنین می تواند برای مدل های پویا مورد استفاده قرار گیرد. در عمل در سیستم های پیچیده، الزام تعریف دقیق و جزئی اصول اولیه و پایه، عامل محدودکننده مدلسازی می باشد. برخی از مشکلات مدلسازی با روش فوق موارد زیر می باشد:

◀ درک نادرست از پدیده های پایه،

◀ مقادیر غیردقیق پارامترهای فرآیندی مختلف،

◀ پیچیدگی نتایج مدل.

در حقیقت در بسیاری از سیستم های واقعی، فهم کامل مکانیزم های پایه غیرممکن است. همچنین جمع آوری سطح قابل قبولی از دانش مورد نیاز برای مدلسازی فیزیکی، ممکن است بسیار دشوار، وقت گیر، پرهزینه یا حتی غیرممکن می باشد. حتی اگر ساختار مدل مشخص شود، مشکل عمده برای به دست آوردن مقادیر دقیق برای پارامترها، باقی می ماند. این مشکل با مدلسازی آماری سیستم، با هدف تخمین پارامترها با استفاده از داده های واقعی اندازه گیری شده، قابل حل است. تاکنون در مسایل فنی، مدلسازی آماری با روش یادگیری ماشین به صورت کامل و کاربردی، فقط برای سیستم های خطی توسعه داده شده است. در مواردی که استفاده از اصول اولیه دشوار باشد، مدل های تجربی توسعه داده می شود. روش های رگرسیون چند متغیره و شبکه های عصبی مصنوعی اغلب برای مدل های تجربی حالت پایدار استفاده می گردد.

اکثر فرایندهای واقعی مانند فرآیند شیرین سازی گاز، غیرخطی هستند و در صورت استفاده از مدل های خطی، به صورت تقریبی و با خطا مدل حاصل می گردد. از کاربردهای مهم مدلسازی غیرخطی، مدلسازی سیستم های پویا با استفاده از پارامترهای واقعی اندازه گیری شده ورودی/ خروجی در فرآیند می باشد. در حال حاضر، تمرکز زیادی بر توسعه روش های مدلسازی سیستم های غیرخطی (مانند فرآیند شیرین سازی گاز) با استفاده از داده های واقعی جمع آوری شده از فرآیند، وجود دارد. شبکه های عصبی مصنوعی و مدل های فازی از محبوب ترین روش های مدلسازی سیستم های غیرخطی می باشند.

رگرسیون، شبکه های عصبی مصنوعی و عناصر منطق فازی دارای ساختار جعبه سیاه می باشند، که برای توسعه توابع پیش بینی کننده کاربرد دارند. تخمین پارامترهای مدل، در این روش مدلسازی صورت می پذیرد. در صورت وجود اطلاعات و داده های واقعی فرآیند، بدون نیاز به دانش عمیق از فرآیند، مدل های با ساختار جعبه سیاه قابل توسعه می باشد. ایراد عمده این رویکرد این است که ساختار و پارامترهای این مدل ها، معمولاً مفهوم فیزیکی ندارند، بدین معنا که مدل های بدست آمده برای یک فرآیند، امکان تجزیه و تحلیل فرآیندهای مشابه با مقیاس های دیگر (کوچک تر یا بزرگ تر) را ندارند.

در تکنیک مدلسازی ترکیبی، مزایای استفاده از اصول اولیه و رویکردهای جعبه سیاه بکار گرفته می شود، به طوری که قسمت های شناخته شده سیستم با استفاده از دانش فیزیکی، و بخش های ناشناخته یا کمتر شناخته شده با روش جعبه سیاه و با استفاده از داده های واقعی فرآیند مدلسازی می شوند [۱].

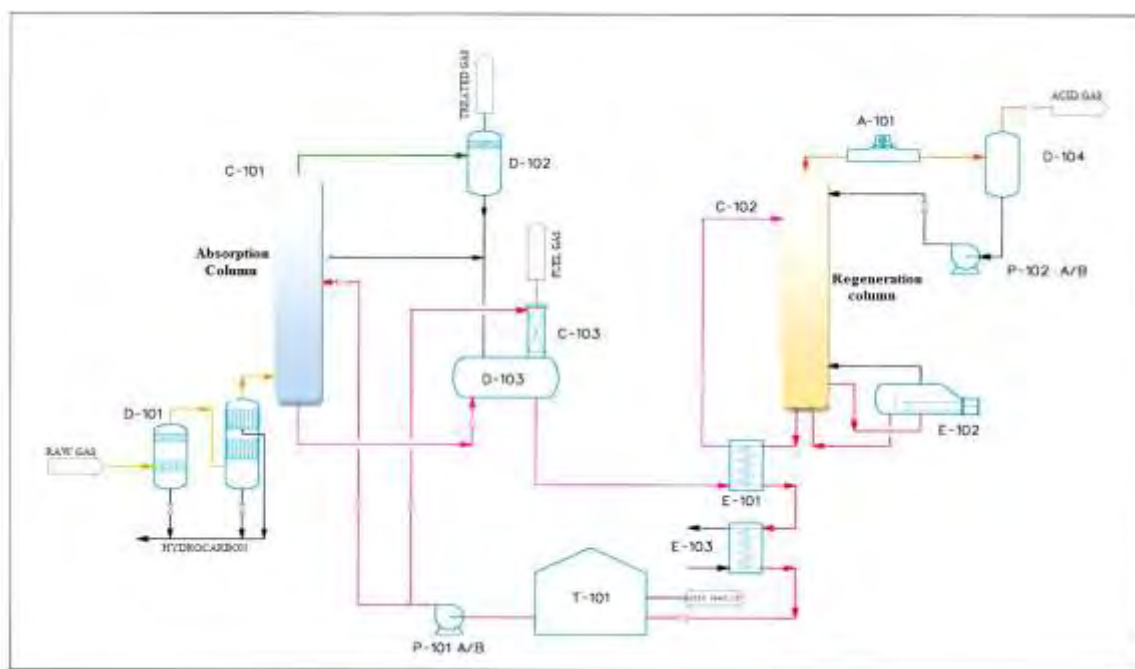
در طراحی و توسعه مدل های پیش بینی کننده از داده های واقعی عملیاتی استفاده می شود. در این موضوع تحقیقات متنوعی صورت گرفته است، در ادامه برخی از موارد مهم ارائه شده است.

محمدرضا مومنی و همکاران در سال ۲۰۱۴ مدل پیش بینی کننده ظرفیت آمین را برای جذب CO_2 در فرآیند شیرین سازی گاز را توسعه داده اند، در این تحقیق، رابطه کمی بین ظرفیت جذب و متغیرها، با استفاده از رگرسیون خطی بدست آمده است و انتخاب متغیرها با الگوریتم ژنتیک صورت گرفته است. دقت مدل با روش های مختلف آماری تصدیق شده است [۲]. هومن ادیب و همکاران در سال ۲۰۱۵، مدل پیش بینی کننده براساس یادگیری ماشین جهت حذف H_2S از کندانس ترش در پالایشگاه گاز پارس جنوبی را توسعه داده اند. در این تحقیق، از روش SVM جهت توسعه مدل پیش بینی کننده پارامترهای خروجی برج تثبیت استفاده شده است. مجموعه داده های واقعی، شامل ۶ ورودی/خروجی (۶۶۰ داده برای هر یک) جهت مدلسازی می باشد. در این تحقیق $R^2=0.97$ بدست آمده است که با توجه به نتایج، مدل قابل اعتماد ایجاد شده است [۳]. علی حفیظی و همکاران در سال ۲۰۱۴ پژوهشی در ارتباط با متدولوژی های هوش مصنوعی در پیش بینی دبی آمین غلیظ در برج جذب واحد شیرین سازی گاز انجام داده اند. در این تحقیق در شبکه های عصبی مصنوعی جهت پیش بینی مقدار آمین غلیظ استفاده شده است. داده های عملیاتی دبی گاز و فشار گاز به عنوان ورودی و دبی آمین غلیظ به عنوان خروجی انتخاب شده اند. نتایج مدل پیش بینی کننده دقت بالا را تصدیق کرده است [۴]. رحمانپور و همکاران در سال ۲۰۱۵ کاربرد شبکه های عصبی مصنوعی را پیش بینی غلظت آمین غلیظ در واحد شیرین سازی گاز را

بررسی نموده‌اند. در این پروژه، متغیرهای درصد مولی H_2O ، H_2S و CO_2 در گاز ترش و درصد مولی H_2O ، H_2S و CO_2 در آمین رقیق و دبی آنها، به عنوان ورودی و غلظت آمین غلیظ به عنوان خروجی پیش‌بینی بکار گرفته شده است. جهت طراحی و توسعه مدل، ۱۳۰ گروه داده استفاده شده است. مقایسه مقادیر پیش‌بینی و مقادیر واقعی نشان‌دهنده دقت خوب مدلسازی می‌باشد [۵]. همچنین این گروه در سال ۲۰۱۴ نیز در ارتباط با پیش‌بینی غلظت آمین رقیق براساس شبکه‌های عصبی مصنوعی در واحد شیرین‌سازی گاز تحقیق نموده‌اند [۶]. جواد صادقی عزیزخانی و همکاران در سال ۲۰۱۴ در ارتباط با طراحی شبکه عصبی جهت بهبود شناسایی عملکرد واحد شیرین‌سازی گاز با یادگیری و الگوریتم ژنتیک تحقیق کرده‌اند. در این پژوهش از ترکیب یادگیری و الگوریتم ژنتیک جهت ایجاد شبکه عصبی استفاده شده است. تست نتایج مدلسازی با داده‌های واقعی مطابقت دارد [۷]. تحقیقات مشابه دیگری نیز در داخل و خارج از کشور با هدف طراحی و توسعه مدل‌های پیش‌بینی کننده صورت گرفته است.

۲. شرح فرآیند شیرین‌سازی گاز

حامل انرژی اولیه گاز طبیعی (موجود در مخازن گاز)، دارای مقدار زیادی از گازهای اسیدی شامل سولفید هیدروژن (H_2S) و دی‌اکسیدکربن (CO_2) می‌باشد. وظیفه واحد شیرین‌سازی گاز، حذف بخشی یا تمام گاز اسیدی و همچنین تنظیم CO_2 می‌باشد. جزئیات این فرآیند در شکل ۱ آورده شده است.



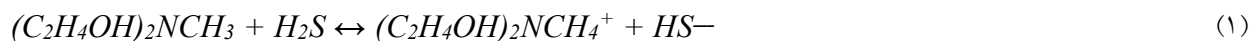
شکل ۱- نمودار جریان فرآیند واحد شیرین‌سازی گاز به روش حلال شیمیایی در پالایشگاه‌های گاز

پالایشگاه منتخب در این تحقیق دارای ظرفیت ۲۰۰۰ میلیون فوت مکعب گاز ترش در روز می باشد که روزانه ۵۰ میلیون مترمکعب گاز تصفیه شده، تولید می کند. از بخش های مهم فرآیند می توان موارد زیر را ذکر نمود:

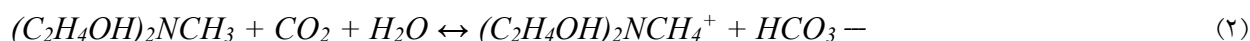
- ◀ برج جذب،
- ◀ برج جداسازی،
- ◀ مخزن و پمپ آمین،
- ◀ بخش تنظیم غلظت آمین (۴۵٪ آمین + ۵۵٪ آب) و تزریق آن،
- ◀ بخش فیلتراسیون آمین،
- ◀ بخش ضد کف،
- ◀ مبدل های حرارتی،
- ◀ شیرهای فشارشکن،

در کلیه فرآیندهای شیرین سازی گاز در پالایشگاه های ایران، به هدف کاهش غلظت H_2S موجود در گاز ترش، محلول MDEA (متیل دی اتانول آمین) بکار گرفته شده است. MDEA با فرمول شیمیایی $CH_3N(C_2H_4OH)_2$ آمین نوع سوم می باشد. مزیت این محلول، واکنش سریع و جذب کامل H_2S و واکنش با راندمان خیلی پایین و کند با CO_2 می باشد، که مطلوب این فرآیند می باشد زیرا وجود CO_2 در محصول واحد شیرین سازی ضروری است و در انجام فرآیندهای بعدی مورد نیاز می باشد [۸].

- ◀ واکنش با سولفید هیدروژن



- ◀ واکنش با دی اکسیدکربن



واکنش های فوق، برگشت پذیر می باشد [۹].

۳. بررسی متغیرهای تأثیرگذار بر عملکرد انرژی فرآیند شیرین سازی گاز

در این بخش به تفکیک قسمت های مختلف فرآیند و مقادیر متغیرهای تأثیرگذار که در سیستم ذخیره سازی داده های پالایشگاه ثبت شده است، بررسی می گردد.

۱.۳. برج جذب (Absorption Column)

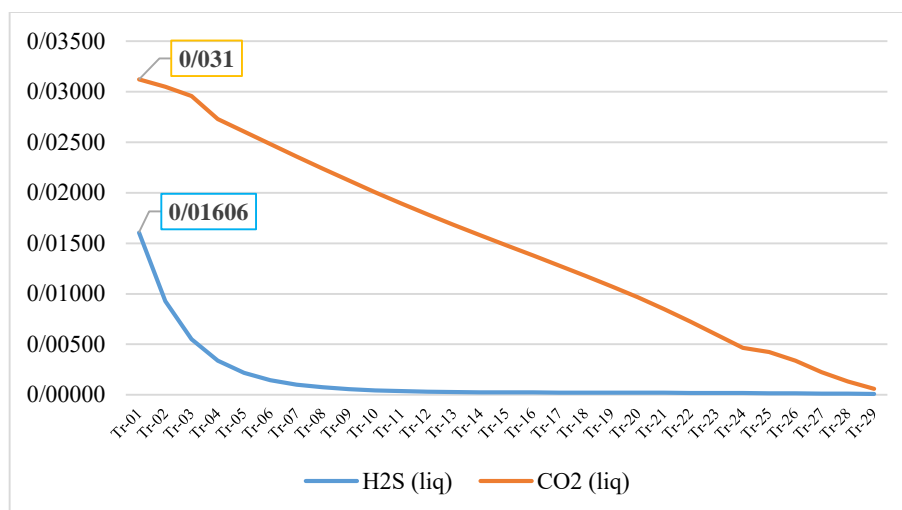
در ابتدای فرآیند، گاز ترش وارد درام شده و پس از عبور از فیلترها، از پایین، وارد برج و به سمت بالای برج جریان می یابد. در برج جذب، گاز خام در فشار بالا با محلول MDEA وارد واکنش می شود، که نتیجه آن کاهش غلظت H_2S تا حد استاندارد می باشد. در ادامه، گاز شیرین با هدف تصفیه نهایی به واحد نم زدایی می رود.

در ترین گازی پالایشگاه منتخب، این برج دارای ۲۹ سینی از نوع سوپاپی (Tray valve) می باشد. با هدف بهبود عملکرد، براساس شرایط برج، امکان ورود محلول آمین رقیق از سینی های ۲۳، ۲۵، ۲۷ و ۲۹ وجود دارد. آمین رقیق از بالای برج با دمای در حدود ۵ الی ۲۰ درجه سانتیگراد بالاتر از دمای جریان گاز ورودی وارد می شود. در داخل برج، انتقال جرم با جذب H_2S و CO_2 در آمین صورت می پذیرد. آمین غلیظ از پایین برج خارج و وارد یک درام می شود. در جدول ۱ پارامترهای مهم و مقادیر متوسط سالانه آنها ارائه شده است.

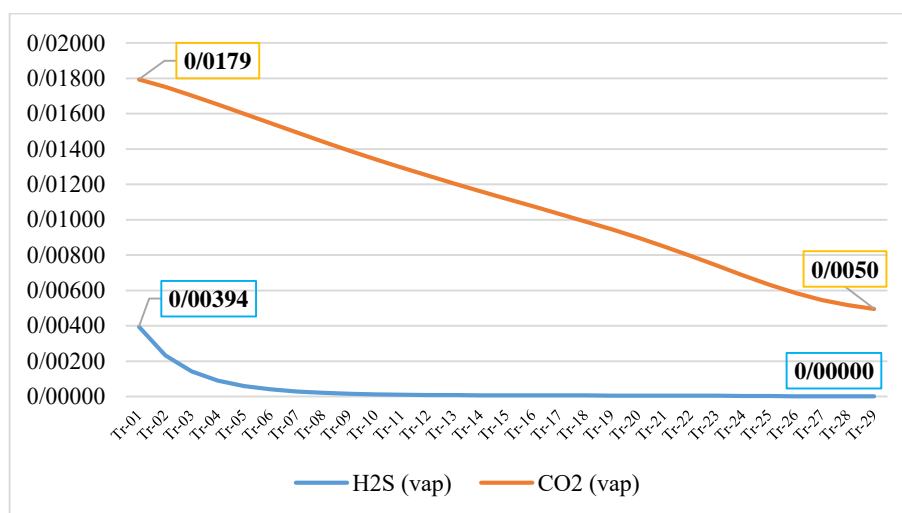
جدول ۱- مقادیر متوسط پارامترهای مهم در برج جذب

شماره	شرح	واحد	مقدار متوسط سالانه
۱	دبی گاز شیرین	kg/h	۴۸۴،۷۵۷
۲	دمای آمین ورودی به برج	°C	۴۵/۵
۳	دمای پایین برج	°C	۲۶/۹
۴	دمای بالای برج	°C	۴۱/۶
۵	دمای گاز ترش ورودی به برج	°C	۲۵/۴
۶	دبی گاز ترش ورودی به واحد	kg/h	۴۶۸،۳۵۳
۷	فشار کاری برج	bar	۰/۴

در برج جذب با حرکت گاز از پایین به بالای برج، انتقال سولفید هیدروژن و دی اکسید کربن موجود در گاز به آمین مایع صورت می پذیرد، بنابراین با حرکت آمین از بالا به سمت پایین برج، غلظت گازهای اسیدی در فاز مایع بصورت خطی افزایش می یابد. در شکل ۲ غلظت H_2S و CO_2 در فاز مایع آورده شده است که از شبیه سازی فرآیند در نرم افزار Aspen HYSYS منتج شده است.


 شکل ۲- غلظت CO_2 و H_2S در فاز مایع بر حسب درصد مولی

در شکل ۳ تغییرات غلظت H_2S و CO_2 در فاز گاز آورده شده است، در پایین برج غلظت H_2S و CO_2 زیاد می باشد، اما در بالای برج سولفید هیدروژن بصورت کامل جذب آمین شده و مقدار آن نزدیک به صفر می شود.


 شکل ۳- غلظت CO_2 و H_2S در فاز گاز بر حسب درصد مولی

۲.۳. مبدل حرارتی آمین غلیظ / رقیق

با هدف تبادل حرارت بین آمین رقیق و آمین غلیظ از مبدل حرارتی استفاده شده است. دمای آمین غلیظ خروجی از مبدل حرارتی در عملکرد انرژی برج جداسازی حائز اهمیت می باشد. در جدول ۲ پارامترهای مهم و مقادیر متوسط سالانه آنها ارائه شده است.

جدول ۲- مقادیر متوسط پارامترهای مهم در مبدل حرارتی

شماره	شرح	واحد	مقدار متوسط سالانه
۱	دمای آمین غلیظ ورودی به برج جداسازی (خروجی از مبدل حرارتی)	°C	۸۱/۴
۲	دمای آمین غلیظ ورودی به مبدل حرارتی	°C	۲۸/۱
۳	دمای آمین رقیق خروجی از مبدل حرارتی	°C	۵۸/۴
۴	دمای آمین رقیق ورودی به مبدل حرارتی	°C	۱۳۰/۶

۳.۳. برج جداسازی (Regeneration Column)

در این برج H_2S و CO_2 جذب شده توسط آمین از آن جدا می شود. فرآیند جداسازی گرماگیر می باشد و حرارت مورد نیاز توسط بخار آب ایجاد شده در ریویلر، تأمین می گردد. آمین غلیظ از بالای برج وارد و آمین رقیق از پایین برج با دمای ۱۳۱ درجه سانتیگراد خارج می گردد که پس از سرد شدن به مخزن ذخیره آمین ارسال می گردد. برج جداسازی با سینی های زیر تجهیز شده است:

۲۳ سینی سوپاپی با هدف جداسازی،

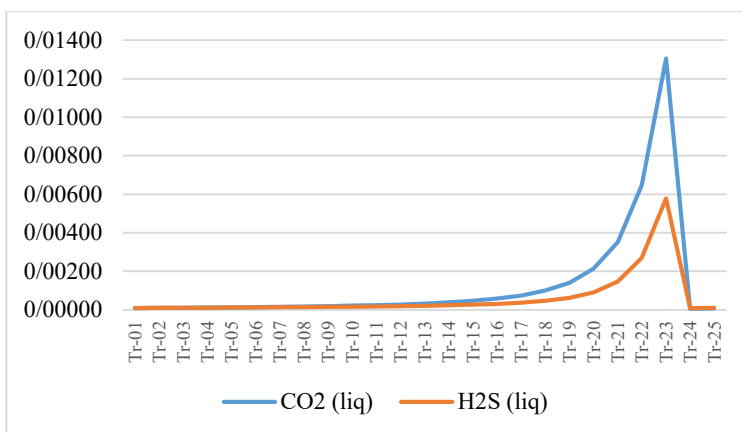
۲ سینی در بالای برج جهت سیستم رفلاکس.

از بالای برج جداسازی، گاز اسیدی مرطوب خارج و وارد یک درام می شود. آب کندانس شده که حاوی گازهای اسیدی می باشد، از پایین درام خارج و مجدداً به سینی های رفلاکس برج، پمپ می گردد. در این چرخه به میزان بخار خارج شده از برج، آب تزریق می گردد. در جدول ۳ پارامترهای مهم و مقادیر متوسط سالانه آنها آورده شده است.

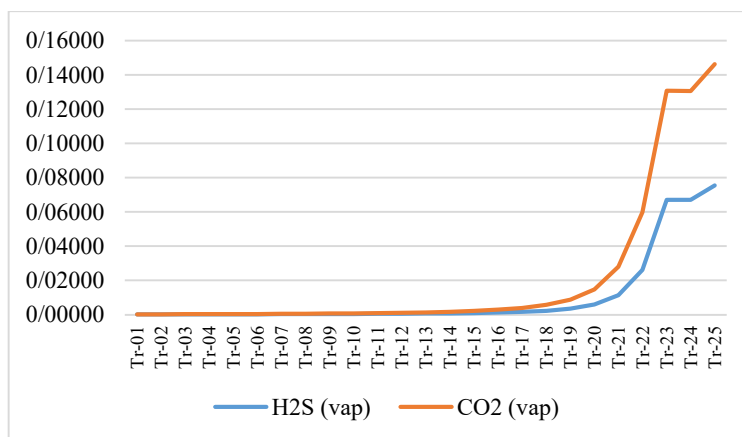
جدول ۳- مقادیر متوسط پارامترهای مهم در برج جداسازی

شماره	شرح	واحد	مقدار متوسط سالانه
۱	دمای آمین ورودی به ریویلر	°C	۱۲۷/۷
۲	فشار بخار ورودی به ریویلر	bar	۲/۹
۳	دمای آمین خروجی از ریویلر	°C	۱۳۰/۶
۴	دمای بخار ورودی به برج	°C	۱۲۹/۹
۵	دمای بخار ورودی به ریویلر	°C	۱۶۴/۱
۶	دمای بالای برج	°C	۱۰۹/۹
۷	دبی گاز اسیدی	kg/h	۱۰،۵۲۳
۸	فشار کاری برج	bar	۰/۲
۹	دبی خروجی از درام	m ³ /h	۱۲/۹
۱۰	فشار سیال خروجی از برج	bar	۰/۹

در برج جداسازی با افزایش دما، گازهای اسیدی H_2S و CO_2 محلول در آمین از آن جدا می شوند. تغییرات غلظت گازهای اسیدی در فاز مایع و گاز در شکل های ۴ و ۵ آورده شده است که از شبیه سازی فرآیند در نرم افزار Aspen HYSYS منتج شده است.



شکل ۴- غلظت CO_2 و H_2S در فاز مایع بر حسب درصد مولی



شکل ۵- غلظت CO_2 و H_2S در فاز گاز بر حسب درصد مولی

علاوه بر موارد فوق، ۲ پارامتر مهم دیگر در فرآیند در جدول ۴ ارائه شده است.

جدول ۴- مقادیر متوسط سایر پارامترهای مهم در فرآیند

شماره	شرح	واحد	مقدار متوسط سالانه
۱	دبی آمین در گردش	m ³ /h	۱۴۴/۶
۲	دبی گاز سوخت	kg/h	۲۲۴/۴

۴. بررسی متغیرهای تأثیرگذار بر عملکرد انرژی حرارتی فرآیند شیرین سازی گاز طبیعی

با هدف انتخاب متغیرهای تأثیرگذار بر مصرف حامل انرژی بخار، کلیه پارامترهای موجود در سیستم اندازه گیری و ذخیره سازی داده های پالایشگاه در فرآیند شیرین سازی گاز شامل مقادیر دبی، دما، فشار و غیره بررسی و با استفاده از معیارهای آماری $P \text{ value} \leq 0.05$ و $|t \text{ Stat}| \geq 2$ ، متغیرهای مهم در مدلسازی تعیین گردیده است [۱۰]. متغیرها در جدول ۵ آورده شده است.

جدول ۵- متغیرهای تأثیرگذار بر مصرف حامل انرژی بخار

شماره	شرح	مشخصه	واحد	P value	t Stat
۱	دبی آمین در گردش	X ₁	m ³ /h	4.3×10^{-113}	22.77
۲	دبی گاز ترش ورودی به واحد	X ₂	kg/h	0.000653	3.41
۳	دبی گاز سوخت	X ₃	kg/h	1.67×10^{-12}	7.07
۴	دبی گاز اسیدی	X ₄	kg/h	0	39.69
۵	دمای آمین غلیظ ورودی به برج جداسازی (خروجی از مبدل)	X ₅	°C	0	-71.33
۶	دبی خروجی از درام (ورودی به برج جداسازی)	X ₆	m ³ /h	0	74.38
۷	دمای بالای برج جداسازی	X ₇	°C	0	54.72
۸	دمای آمین غلیظ ورودی به مبدل حرارتی	X ₈	°C	0.00669	2.71
۹	دمای آمین رقیق ورودی به مبدل حرارتی	X ₉	°C	2.55×10^{-75}	18.46
۱۰	دمای آمین ورودی به ریویلر	X ₁₀	°C	1.15×10^{-58}	-16.21
۱۱	دمای بخار ورودی به برج جداسازی	X ₁₁	°C	1.1×10^{-108}	-22.31
۱۲	فشار بخار ورودی به ریویلر	X ₁₂	bar	0	44.78
۱۳	فشار کاری برج جداسازی	X ₁₃	bar	0	58.98
۱۴	فشار سیال خروجی از برج جداسازی	X ₁₄	bar	9.98×10^{-57}	15.93

۱۴ متغیر بر مصرف حامل انرژی بخار در فرآیند شیرین سازی گاز تأثیر بارز دارند که در توسعه مدل پیش بینی کننده از آنها استفاده شده است.

۵. توسعه مدل پیش بینی کننده مصرف حامل انرژی بخار

با استفاده از مدل سازی آماری با روش رگرسیون چند متغیره و با بکارگیری متغیرهای مرتبط مهم در مصرف بخار، مدل پیش بینی کننده ایجاد و ضرایب هر یک از متغیرها (خروجی از مدل سازی) در جدول ۶ ارائه شده است. اعتبار مدل با معیارهای مقدار ضریب تعیین (R^2) و سطح معنی داری مدل (Significance F) به شرح زیر بررسی گردیده است:

الف) $R^2 \geq 0.90$ (نشان دهنده همبستگی بین متغیرها و مدل پیش بینی کننده)،

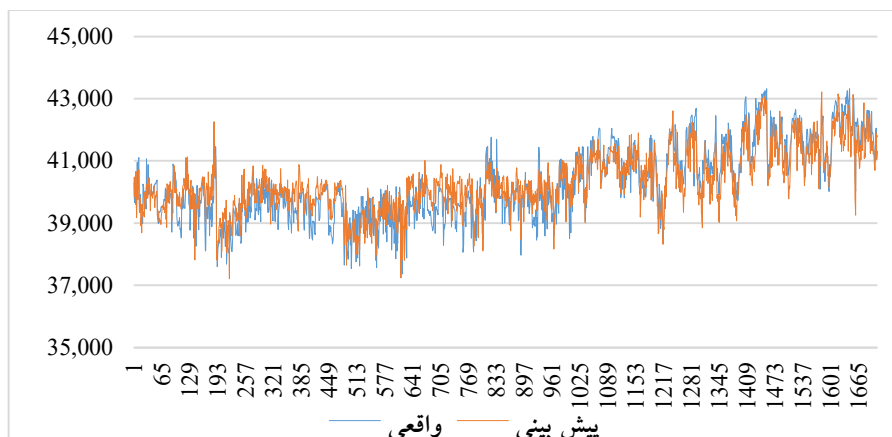
ب) $\text{Significance F} \leq 0.05$ (نشان دهنده صحیح بودن مدل) [۱۰].

جدول ۶- ضرایب متغیرهای مدل پیش بینی کننده مصرف بخار

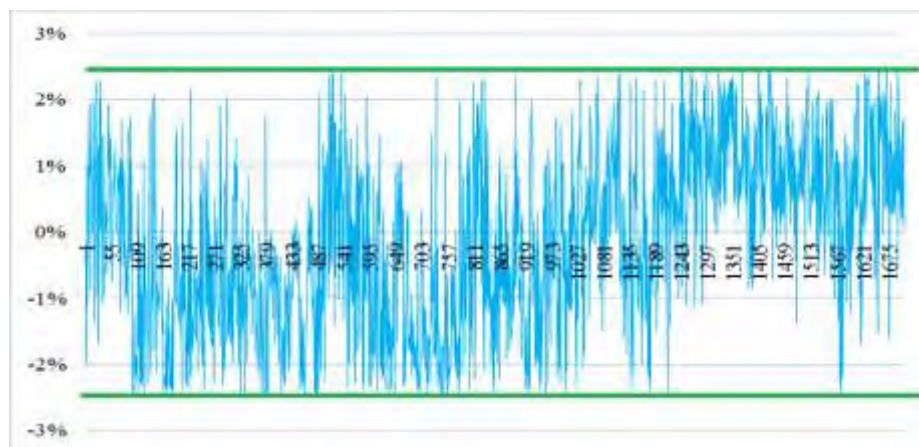
شماره	مشخصه	واحد	ضریب	شماره	مشخصه	واحد	ضریب
۱	x_1	m^3/h	69	۸	x_8	$^{\circ}\text{C}$	3.568
۲	x_2	kg/h	0.001	۹	x_9	$^{\circ}\text{C}$	1,732
۳	x_3	kg/h	0.363	۱۰	x_{10}	$^{\circ}\text{C}$	-1,426
۴	x_4	kg/h	0.633	۱۱	x_{11}	$^{\circ}\text{C}$	-2,048
۵	x_5	$^{\circ}\text{C}$	-214	۱۲	x_{12}	bar	10,567
۶	x_6	m^3/h	718	۱۳	x_{13}	bar	41,298
۷	x_7	$^{\circ}\text{C}$	451	۱۴	x_{14}	bar	12,547

در ترین گازی منتخب، در شرایط مختلف عملیاتی با ورود داده های x_1 تا x_{14} (ثبت شده در سیستم اندازه گیری و ذخیره سازی داده های پالایشگاه) مصرف بخار مورد نیاز فرآیند پیش بینی می گردد، با مقایسه مقادیر پیش بینی و واقعی و بررسی انحرافات، امکان انجام کنترل عملیاتی مناسب شامل بهره برداری و نگهداری و تعمیرات (نت) با رویکرد انرژی ایجاد می گردد. همچنین با در اختیار داشتن مدل چند متغیره، زمینه انجام بهینه سازی فرآیند و یافتن نقاط بهینه کارکرد در شرایط مختلف عملیاتی، تحلیل رفتار سیستم، مطالعه پارامتریک و تحلیل حساسیت فراهم می گردد.

اعتبار مدل پیش بینی کننده، مطابق نتایج خروجی مدل سازی $R^2 = 0.90$ و $\text{Significance F} \approx 0$ تصدیق شده است. همچنین، با استفاده از داده های واقعی در بازه زمانی ۳ ماهه (داده های واقعی مصرف بخار که در مدل سازی استفاده نشده است)، مقدار مصرف بخار پیش بینی شده با مقدار واقعی مصرف، مقایسه شده و اختلاف در حدود ۲٪ حاصل گردیده است. نتایج در شکل های ۶ و ۷ ارائه شده است.



شکل ۶- مقایسه مقادیر پیش‌بینی و واقعی مصرف بخار



شکل ۷- میزان اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی و واقعی مصرف بخار

۶. نتیجه‌گیری

در تحقیق حاضر، با استفاده از داده‌های عملیاتی پالایشگاه گاز منتخب پارس جنوبی در بازه زمانی یک ساله، ضمن بررسی کلیه پارامترهای فرآیند شیرین‌سازی گاز با تعیین متغیرهای تأثیرگذار بر مصرف بخار (۱۴ متغیر)، طراحی و توسعه یک مدل پیش‌بینی کننده صورت پذیرفت. بررسی نتایج مشخص کرد که مدل ارائه شده می‌تواند با در نظر گرفتن داده‌های دبی آمین در گردش، دبی گاز ترش ورودی به واحد، دبی گاز سوخت، دبی گاز اسیدی، دمای آمین غلیظ ورودی به برج جداسازی (خروجی از مبدل)، دبی خروجی از درام (ورودی به برج جداسازی)، دمای بالای برج جداسازی، دمای آمین غلیظ ورودی به مبدل حرارتی، دمای آمین رقیق ورودی به مبدل حرارتی، دمای آمین ورودی به ریویلر، دمای بخار ورودی به برج جداسازی، فشار بخار ورودی به ریویلر، فشار کاری برج جداسازی و فشار سیال خروجی از برج جداسازی به عنوان ورودی، مقدار مصرف حامل انرژی بخار در فرآیند شیرین‌سازی گاز را با تقریب قابل قبول پیش‌بینی نماید. در مدل‌سازی $R^2 = 0.90$ و $\text{Significance F} \approx 0$ منتج گردید که نشان‌دهنده اعتبار مدل پیش‌بینی کننده می‌باشد.

۷. منابع

- [1]. Saeid Mokhatab, William Poe, John Mak. (2nd Edition, 2012), “Handbook of Natural Gas Transmission and Processing”.
- [2]. Mohammadreza Momeni, Siavash Riahi. (2014), “Prediction of amines capacity for carbon dioxide absorption in gas sweetening processes”, Journal of Natural Gas Science and Engineering 21 (2014) 442-450.
- [3]. Hooman Adib, Askar Sabet, Abbas Naderifar, Marjan Adib, Massoud Ebrahimzadeh. (2015), “Evolving a prediction model based on machine learning approach for Hydrogen Sulfide Removal from Sour Condensate of South Pars Natural Gas Processing plant”, Journal of Natural Gas Science and Engineering.
- [4]. A.Hafizi, M. Koolivand-Salooki, A. Janghorbani, A. Ahmadpour & M. H. Moradi. (2014), “ An Investigation of Artificial Intelligence Methodologies in the Prediction of the Dirty Amine Flow Rate of a Gas Sweetening Absorption Column”, Journal of Petroleum Science and Technology 32:527–534.
- [5]. O. Rahmanpour, M. H. Zargari, and M. A. Ghayyem. (2015), “Application of Artificial Neural Networks (ANNs) to Predict the Rich Amine Concentration in Gas Sweetening Processing Units”, Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects, 37:118–126.
- [6]. O. Rahmanpour, M. H. Zargari, and M. A. Ghayyem. (2014), “Lean Amine Concentration Prediction Based on Computational Intelligences as Artificial Neural Networks (ANNs) in Gas Sweetening Processing Units”, Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects, 36:2464–2473.
- [7]. Javad Sadeghi Azizkhani, Hooshang Jazayeri-Rad, Nader Nabhani. (2014), “Design of an ensemble neural network to improve the identification performance of a gas sweetening plant using the negative correlation learning and genetic algorithm”, Journal of Natural Gas Science and Engineering 21 (2014) 26-39.
- [8]. Meisam Moghadasi, Hassan Ali Ozgoli, Foad Farhani. (2018), “Gas Sweetening Process Simulation: Investigation on Recovering Waste Hydraulic Energy”, International Journal of Mechanical, Industrial and Aerospace Sciences Vol:12, No:8.
- [9]. Meisam Moghadasi, Hossein Ghadamian, Hooman Farzaneh, Mohammad Moghadasi and Hassan Ali Ozgoli. (2013), “CO₂ capture technical analysis for gas turbine flue gases with complementary cycle assistance including nonlinear mathematical modeling”, Procedia Environmental Sciences 17 (2013) 648 – 657.
- [10]. Gareth James, Daniela Witten, Trevor Hastie, Robert Tibshirani. (2013 Corrected at 6th printing 2015), “An Introduction to Statistical Learning”, Springer.