

به کارگیری شبکه عصبی، مدل سازی آماری و الگوریتم بهینه سازی SQP در مدل سازی و بهینه سازی عملیاتی واحد کت کراکر پالایشگاه آبادان

علی ایمانی^{1*}، سرود زاهدی عبقری²، محمد اسماعیل درستکار³

¹مسئول نوبت کاری بهره برداری، شرکت نفت و گاز کارون، اهواز، ایران

²استادیار پژوهشی و مسئول پروژه، پژوهشگاه صنعت نفت، ضلع غربی استادبوم آزادی، تهران، ایران

³مهندسی پالایش، شرکت پالایش نفت آبادان، آبادان، ایران

دریافت: 94/9/4 پذیرش: 95/7/7

چکیده

در این تحقیق برای روشن شدن تاثیر متغیرهای ورودی مهم فرآیندی که شامل دمای راکتور، دمای قسمت بالای برج جداساز، شدت جریان خوراک و دمای پایین برج بوتانزدا بودند بر متغیرهای خروجی مقدار بنزین تولیدی، گاز مایع، عدد اکتان و درصد تبدیل محصولات از شبکه عصبی و مدل های آماری استفاده شد. با توجه به کارایی هریک از این دو روش، شبکه عصبی به عنوان مدل مناسب انتخاب شده و مقدار خطای آن کمینه شد. براساس مدل انتخاب شده و به کارگیری الگوریتم بهینه سازی SQP شرایط مناسب عملیاتی برای بیشینه شدن تولید بنزین مشخص شد، بر این اساس در دمای راکتور 524°C ، شدت جریان خوراک 43000 بشکه در روز، دمای قسمت بالای برج جداساز برابر با 138°C ، دمای قسمت پایین برج بوتانزدا برابر با 179°C مقدار بنزین در حداکثر مقدار خود یعنی 22575 بشکه در روز خواهد بود.

واژگان کلیدی: شبکه عصبی، فرایند شکست کاتالیستی، مدل آماری، بهینه سازی

مقدمه

واحد کت کراکر، هیدروکربن های سنگین کم ارزش را به هیدروکربن های با ارزش تبدیل می نماید. محصولات این واحد عبارتند از: گاز خشک، گازمایع، بنزین، گازوئیل چرخشی سبک، ته مانده برج تفکیک، کک. هدف اصلی این واحد، افزایش تبدیل گازوئیل سنگین به بنزین با اکتان بالا و گازمایع است. راکتور و احیاکننده کاتالیست قلب فرایند کت کراکر می باشند. راکتورها از جمله مهم ترین راکتورهای بزرگ پیکر محسوب می شوند.

راکتور جریان قالبی این واحد، امکان کنترل دقیق تر توزیع محصولات و تولید مقدار بیشتری از محصول مطلوب را فراهم کرده است. در کت کراکرها تمامی واکنش های شکست هیدروکربن ها در $1/5$ تا 3 ثانیه پیش از جداسازی محصولات و کاتالیست از یکدیگر در راکتور صورت می پذیرد. این درحالی است که در کت کراکهای مدرن و جدید توانسته اند با استفاده از تکنولوژی MSCC زمان تماس کاتالیست با مواد هیدروکربنی و به تبع آن زمان انجام واکنش ها را تا حد چند میلی ثانیه کاهش دهند.

با توجه به نقش به سزای این واحد در تولید بنزین و فرآورده های نفتی دیگر، تحقیق در این رابطه همواره مورد توجه محققین مختلف قرار داشته است. از آن جمله می توان به تحقیقات انجام شده توسط اوشال و همکاران اشاره کرد [1] که در آن با توجه به روابط ریاضی موجود مدلی برای محاسبات سیکلون توسعه داده شد و بر اساس مدل توسعه داده شده تاثیر سرعت جریان گاز جامد ورودی بر عملکرد سیکلون های واحد کت کراکر آبادان تعیین شدند. علاوه بر آن رضایی و همکاران [2] نیز با استفاده از شبیه ساز تجاری HYSYS و توسعه شبیه ساز مربوط به واحد شکست کاتالیستی پالایشگاه آبادان توانستند بهینه سازی عملیاتی این واحد را به منظور کاهش مصرف انرژی انجام دهند. علاوه بر این فعالیت های گسترده ای بر روی تحقیق در رابطه با توسعه سیستم کنترل مناسب این واحد صورت گرفت. از آن جمله می توان به تحقیق یکه توسط Elamurugan و همکاران [3] صورت گرفت، اشاره داشت. که در آن مدلی برای شبیه سازی این واحد توسعه داده شد و بر اساس مدل توسعه داده شده و با لحاظ ویژگی های کاتالیست زئولیتی در این واحد و محدودیت های موجود حلقه های کنترلی برای سیستم توسعه داده شد. با توجه به اهمیت کلیدی و تجهیز رایزر- راکتور و Regenerator مطالعات زیادی در رابطه با توسعه مدل های مربوط به این دو بخش انجام شد که از آن جمله به تحقیق ارائه شده توسط Heydari و همکاران اشاره می شود [4]. در این تحقیق یک مدل چهار لامپه برای شبیه سازی واکنش های صورت گرفته و تخمین خروجی رایزر مورد استفاده قرار گرفت. در تحقیق حاضر، با مدل سازی عملکرد واحد با استفاده از دو روش مدل سازی از طریق استفاده از شبکه عصبی و مدل سازی آماری مورد بررسی قرار می گیرد و با بکارگیری مدل مناسب و استفاده از الگوریتم بهینه سازی Simplex، سیستم بهینه سازی می شود.

شبکه عصبی

شبکه عصبی مصنوعی، یک فناوری است که در ابتدا بر اساس درک کامل برخی ایده ها و مفاهیم در مورد چگونگی کار سیستم های زیستی (به خصوص مغز انسان) رشد نمود. سیستم های عصبی به صورت شاخص در لایه ها تنظیم می گردند. این لایه ها از تعدادی گره های بهم متصل تشکیل شده اند که هر کدام شامل یک تابع تحریکی باشند. الگوهای موجود از طریق لایه ورودی به شبکه اعمال می شوند.

با تنظیم ارتباط های بین عناصر (وزن های ارتباطی و ترم های بایاس) می توان شبکه را در اجرای یک وظیفه خاص آموزش داد. بنابراین شبکه های آموزش دیده در مقابل یک ورودی خاص، یک خروجی خاص را پاسخ می دهند.

شبکه با مقایسه مقدار خروجی تولید شده (بر مبنای ورودی اعمال شده به آن) و مقدار خروجی واقعی در

دست، اقدام به تنظیم کردن پارامترهای خود می‌کند به‌طوریکه در هر بار تنظیم، پاسخ شبکه به مقدار واقعی نزدیک شود. راج و همکاران عملکرد برج جذب را با استفاده از شبکه عصبی پیش‌رو بهینه کردند [5]. دوگان و همکاران از شبکه عصبی پیش‌رو استفاده کردند [6]. یوسر پارامترهای مربوط به راکتور ایزومریزاسیون صنعتی را با استفاده از شبکه عصبی پیش‌بینی کرد [7]. داسیلا از مدل شبکه عصبی مصنوعی¹ جهت پیش‌بینی ترکیبات تشکیل دهنده خوراک FCC استفاده کرد [8].

مدل آماری

استفاده از روش‌های طراحی آزمایش برای بهینه کردن تعداد آزمایش‌ها با هدف دستیابی به نتایج دقیق در خواص نهایی مدنظر همراه با مطالعه عمیق در رفتار ماده با تغییر متغیرها، اهمیت بسیاری دارد. یکی از روش‌های معتبر و کاربردی در این خصوص روش طراحی آزمایش رویه پاسخ² است. بهینه‌سازی ترکیباتی شاخه‌ای از بهینه‌سازی است که در مجموعه پاسخ‌های امکان‌پذیر گسسته است و هدف پیدا کردن بهترین پاسخ از بین این پاسخ‌ها است. بهینه‌سازی ترکیباتی شاخه‌ای از ریاضیات کاربردی و علوم رایانه و مرتبط با تحقیق در عملیات، نظریه الگوریتم و نظریه پیچیدگی محاسباتی است که در محل تلاقی چندین رشته از جمله هوش مصنوعی، ریاضیات و مهندسی نرم‌افزار قرار دارد.

روش کار

به منظور تعیین کارایی مدل‌های آماری و شبکه عصبی در تخمین تاثیر پارامترهای عملیاتی بر متغیرهای خروجی، دو مدل توسعه داده شده و بر اساس مدل مناسب آنالیز حساسیت صورت خواهد گرفت. در گام نخست توسعه مدل شبکه عصبی در نظر گرفته شد. در این بخش، طراسحی شبکه عصبی جهت یافتن مدل مناسب برای مجتمع FCC³ و آموزش شبکه با داده‌های صنعتی، داده‌های مطلوب در یک بانک داده اطلاعات ذخیره و به شبکه معرفی گردید. داده‌هایی که برای استفاده در فرایند آموزش شبکه عصبی انتخاب می‌شوند، جهت تسریع در فرایند آموزش باید نرمال‌سازی شوند. در نرمال‌سازی، داده‌ها در یک بازه متقارن بین (1 تا 0) توزیع میشوند که فرمول نرمال‌سازی داده‌ها در زیر آورده شده است: [9]

$$X_{norm} = 0.1 + 0.8 \left(\frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \right) \quad (1)$$

108 داده موجود به دو دسته کلی تقسیم شدند. از 88 داده به تفکیک 70% داده‌ها جهت آموزش، 15% داده‌ها برای ارزش‌گذاری و 15% جهت آزمایش شبکه و 20 داده باقی مانده برای آزمایش دوباره عملکرد شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفت. پاسخی که شبکه برای مجموعه آزمایش به‌دست می‌آورد، مبنای

¹Artificial Neural Network

²Response Surface Methodology

³Fluid Catalytic Cracking



سنجش عملکرد شبکه خواهد بود. در ادامه جهت به دست آوردن توابع هدف مساله که به وسیله آن بتوان خروجی‌های سیستم مورد استفاده را بیشینه کرد به توسعه مدل ریاضی برای دریافت تابع هدف پرداخته می‌شود و در آخر دقت مدل برگرفته از شبکه عصبی با مدل آماری مقایسه خواهند شد. مدل آماری توسعه داده شده بر اساس شبیه‌ساز تجاری Petro-Sim می‌باشد. در توسعه این مدل، در ابتدا بر اساس تئوری‌های آماری آرایه‌ای از داده‌های ورودی انتخاب شده و نتایج شبیه سازی با استفاده از این داده‌ها تعیین می‌گردد. در ادامه با استفاده از نرم‌افزار Design Expert مدل آماری رویه پاسخ بر پایه اصول طرح مرکب مرکزی توسعه داده خواهد شد.

توسعه مدل آماری

روش‌های طراحی آزمایش کاربرد وسیعی در زمینه‌های مختلف پیدا کرده است. در حقیقت، آزمایش را می‌توان به عنوان بخشی از فرایند علمی و یکی از روش‌های یادگیری در مورد چگونگی عملکرد فرایندها با سیستم‌ها در نظر گرفت. در این مطالعه نرم‌افزار DesignExpert به روش رویه پاسخ بر پایه اصول طرح مرکب مرکزی برای طراحی داده‌ها، مدل ریاضی و بهینه‌سازی مورد استفاده قرار گرفته است. برای پیش‌بینی رفتار پاسخ یک معادله چند جمله‌ای درجه دوم تعریف می‌کنیم [10].

$$Y = a_0 + \sum_{i=1}^k a_i x_i + \sum_{i=1}^k a_{ii} x_i^2 + \sum_{i,i < j}^k a_{ij} x_i x_j + \varepsilon \quad (2)$$

که در این معادله a_0 = مقدار ثابت، a_{ij} = مین ضریب خطی، a_{ii} = آمین ضریب درجه دوم، k = تعداد متغیرها، ε خطای همراه می‌باشند.

محاسبه متغیرها و سطوح در توسعه مدل آماری

متغیرها و سطح‌های این مسئله بهینه‌سازی بر طبق اصول طرح مرکب مرکزی و داده‌های صنعتی به کمک شبیه‌ساز محاسبه شده است. دمای راکتور، دمای قسمت بالای برج جداساز، دمای قسمت پایین برج بوتان‌زدا و خوراک به ترتیب با A، B، C و D کدگذاری می‌شوند. هر متغیر در 5 سطح مورد بررسی قرار گرفته است (جدول 1). خروجی هم مقدار بنزین، درجه آرام‌سوزی بنزین، درصد تبدیل و مقدار گاز مایع خواهد بود.

جدول 1. متغیرها و سطوح آنها برای طرح مرکب مرکزی

سطح					علامت	واحد	متغیر
2	1	0	-1	-2			
43000	42000	41000	40000	39000	D	بشکه در روز	خوراک
528	525	522	519	516	A	درجه سانتی‌گراد	دمای راکتور
188/5	182	175/5	169	162/5	C	درجه سانتی‌گراد	دمای بوتان‌زدا
139/5	138	136/5	135	133/5	B	درجه سانتی‌گراد	دمای برج جداساز

حال باتوجه به داشتن چهار متغیر ورودی در این مساله $\alpha = 2$ انتخاب می‌شود. پایه اصول ذکر شده این روش به انجام تعداد $2^k + 2 * k + 6$ آزمایش با شرایط مندرج در جدول (2) نیاز دارد که K تعداد متغیرهای مستقل مساله می‌باشد. شرایط آزمایش‌های ترسیم شده جهت توسعه مدل آماری مناسب با شرایط مساله را با کمک شبیه ساز تجاری Petro- sim3.2 پاسخ داده می‌شود. ابتدا متغیرهای این نرم افزار با توجه به داشته‌های واحد کت کراکر تنظیم شدند سپس با توجه به شرایط مساله، خروجی آزمایش‌ها از این نرم‌افزار دریافت می‌شود. برای تعیین کارایی مدل آماری از محاسبه R^2 (root squared error)، MSE_{norm} (Mean Square Error) استفاده شد.

جدول 2. ماتریس متغیرها و مقدار پاسخ‌های به‌دست آمده به کمک شبیه‌ساز با مقادیر کدگذاری شده متغیرها

ردیف	D	A	C	B	بنزین	گاز مایع	عدد اکتان	درصد تبدیل
1	0	0	-2	0	21869	5744	94/42	56/83
2	-1	-1	-1	-1	21338	6195	94/17	58/09
3	2	0	0	0	21318	6479	94/30	54/61
4	1	1	1	-1	20522	7073	94/62	56/60
5	-1	1	1	-1	20129	7233	94/53	57/90
6	-1	-1	1	-1	20053	7222	94/21	57/69
7	0	0	0	2	21277	6483	94/35	57/19
8	0	0	0	0	20910	6651	94/38	56/83
9	1	1	-1	1	21787	6041	94/60	55/94
10	1	-1	-1	1	21767	7718	94/08	55/82
11	-1	1	1	1	20522	7045	94/50	58/29
12	0	-2	0	0	20890	6619	93/92	56/69
13	0	0	0	0	20910	6651	94/38	56/83
14	1	-1	1	1	20870	6869	94/06	55/82
15	1	1	-1	-1	21440	6205	94/68	56/60
16	0	0	0	0	20910	6651	94/38	56/83
17	-1	-1	1	1	20420	7064	94/10	58/09
18	1	-1	-1	-1	21360	6611	94/12	55/43
19	0	0	0	-2	20543	6832	94/46	56/49
20	-1	1	-1	-1	21053	6359	94/67	57/90
21	-1	-1	-1	-1	20951	6373	94/30	57/69
22	1	-1	1	-1	20462	7060	94/10	55/43
23	-1	1	1	1	21400	6215	94/52	58/29
24	0	0	0	0	20910	6651	94/38	56/83
25	0	0	0	0	20910	6651	94/38	56/83



55/94	94/53	6870	20910	1	1	1	1	26
59/20	94/47	6823	20482	0	0	0	-2	27
57/17	94/86	6653	21053	0	0	2	0	28
56/83	94/30	7630	19876	0	2	0	0	29
56/83	94/38	6651	20910	0	0	0	0	30

ادامه جدول 2. ماتریس متغیرها و مقدار پاسخ‌های به دست آمده به کمک شبیه‌ساز با مقادیر کدگذاری شده متغیرها

توسعه مدل شبکه عصبی

در این بخش به اصلی ترین پارامترهای در دسترس شامل: تعداد نرون‌ها در لایه مخفی، تعیین توابع انتقال و الگوی مناسب یادگیری که با اعمال تغییر در آنها می‌توان شبکه را بهینه کرد اشاره می‌شود؛ روندی تکراری شامل تعیین توابع انتقال و تعداد نرون‌های لایه مخفی اعمال می‌شود تا بتوان به بهترین ترکیب از این دو پارامتر که موجب کم‌ترین خطا خواهد شد دست یافت.

در مدل کردن هر شبکه، در لایه مخفی از تابع Tansig و در لایه خروجی از تابع Purelin به عنوان تابع فعالیت با کم‌ترین میزان خطا استفاده شده است. (جدول 3، 4، 5 و 6)

بعد از بهینه کردن تعداد نرون‌ها در لایه مخفی (جدول 7) و انتخاب توابع انتقال مناسب، جهت یافتن کم‌ترین خطای عملکرد، شبکه‌ها چندین بار به اجرا گذاشته شدند.

در این بخش جداول انتخاب بهترین توابع انتقال و تعداد نرون‌های بهینه در لایه مخفی شبکه عصبی ترسیم شده است.

جدول 3. نتایج آموزش شبکه اول پیش‌رو در شناسایی توابع انتقال بهینه در لایه میانی - بنزین (CCG)¹

Logsig	Purelin	Logsig	Tansig	Purelin	لایه میانی
Purelin	Logsig	Tansig	Purelin	Tansig	لایه خروجی
0/64	1/4	1/34	0/15	0/19	(MSE) مقدار خطا
0/55	0/48	0/57	0/93	0/82	(R) ضریب همبستگی

جدول 4. نتایج آموزش شبکه دوم پیش‌رو در شناسایی توابع انتقال بهینه در لایه میانی - گازمایع (LPG)²

Logsig	Purelin	Logsig	Tansig	Purelin	لایه میانی
Purelin	Logsig	Tansig	Purelin	Tansig	لایه خروجی
1/18	0/23	1/12	0/09	0/105	(MSE) مقدار خطا
0/5	0/56	0/6	0/92	0/88	(R) ضریب همبستگی

¹ Catalytic Cracking Gasoline

² Liquefied Petroleum Gas

جدول 5. نتایج آموزش شبکه سوم پیش‌رو در شناسایی توابع انتقال بهینه در لایه میانی - عدد اکتان (RON)¹

Logsig	Purelin	Logsig	Tansig	Purelin	لایه میانی
Purelin	Logsig	Tansig	Purelin	Tansig	لایه خروجی
1/41	1/39	0/74	0/2	0/54	(MSE) مقدار خطا
0/45	0/48	0/65	0/95	0/79	(R) ضریب همبستگی

جدول 6. نتایج آموزش شبکه چهارم پیش‌رو در شناسایی توابع انتقال بهینه در لایه میانی - درصد تبدیل (Conversion)

Logsig	Purelin	Logsig	Tansig	Purelin	لایه میانی
Purelin	Logsig	Tansig	Purelin	Tansig	لایه خروجی
0/87	1/35	0/31	0/22	0/25	(MSE) مقدار خطا
0/52	0/5	0/68	0/88	0/85	(R) ضریب همبستگی

توسعه ریاضی تابع هدف تحقیق

در ادامه جهت به دست آوردن توابع هدف مساله که به وسیله آن بتوان خروجی‌های سیستم مورد استفاده را بیشینه کرد به توسعه مدل ریاضی برای دریافت تابع هدف پرداخته می‌شود. برای تابع هدف گزینه‌های زیادی را می‌توان در نظر گرفت به عنوان مثال مقدار بیشینه یا کمینه‌سازی یک محصول خاص، مقدار انرژی مصرفی، سود پالایشگاه و یا بسیاری موارد دیگر که در شرایط فعلی هدف پالایشگاه، حداکثر کردن مقدار محصولات مطلوب با کیفیت بالا می‌باشد.

برنامه‌ریزی درجه دوم متوالی یک روش تکرارپذیر بسیار مناسب و مفید برای حل عددی مسائل بهینه‌سازی غیرخطی است. این روش دنباله‌ای از یک مجموعه مسائل بهینه‌سازی را حل می‌کند که هر کدام از آن مسائل یک مدل دو بعدی از موضوع هدف را به یک خطی‌سازی از شروط بهینه می‌کنند.

روش SQP² معادل استفاده از روش نیوتن برای شرایط بهینگی مرتبه اول مساله است. با توجه به توسعه مدل ریاضی تابع هدف در آخر نیز برنامه‌ای جهت بهینه‌سازی متغیرهای استفاده شده در شبکه با استفاده از تکنیک‌های بهینه‌سازی نوشته شد.

معادلات استاندارد در حل مساله به شکل زیر می‌باشد:

$$\min f(x) = -(c_1 x_1^{mi} + c_2 x_2^{mi} + \dots + c_n x_n^{mi}) \quad (3)$$

که در آن f تابع هدف مساله را توصیف می‌کند. روش SQP یک روش تکرارپذیر است که مدل غیرخطی را برای یک تکرار مشخص x^k که $k = N_0$ و با یک سری زیر مساله برنامه‌ریزی دو بعدی مدل می‌کند.

¹Research Octane Number

²Stochastic Quadratic Programming



جدول 7. بررسی آماری اثر نرون های لایه پنهان بر اساس نتایج آموزش شبکه عصبی

الف) بنزین (CCG)			ب) گاز مایع (LPG)		
R	MSE	تعداد نرون	R	MSE	تعداد نرون
0/73	1/42	2	0/73	1/42	2
0/88	0/97	4	0/88	0/97	4
0/94	1/25	5	0/84	1/36	5
0/95	0/68	6	0/75	0/28	6
0/97	0/2	7	0/92	0/22	7
0/94	1/3	8	0/89	0/6	8
0/92	1/282	9	0/82	1/32	9

ج) عدد اکتان (RON)			د) درصد تبدیل محصولات (CONVERSION)		
R	MSE	تعداد نرون	R	MSE	تعداد نرون
0/68	1/32	2	0/63	0/42	2
0/85	1/4	4	0/82	0/35	4
0/78	1/36	5	0/75	1/23	5
0/83	0/28	6	0/75	1/28	6
0/88	0/19	7	0/84	0/35	7
0/8	0/25	8	0/72	0/56	8
0/71	1/32	9	0/82	1/39	9

نتایج و بحث

نتایج توسعه مدل آماری

نتایج حاصل شده مقادیر رگرسیون و درصد ریشه خطای نرمالیزه شده (جدول 8)، عملکرد مدل آماری را از طریق مقایسه بین داده‌های خروجی شبیه ساز و پیش‌بینی مدل رویه پاسخ به‌خوبی نشان می‌دهند که از این میان درصد خطا و رگرسیون برای درجه آرام سوزی بهترین مقادیر را به خود اختصاص داده است.

جدول 8. درصد خطا آزمایش و ضریب رگرسیون شبیه ساز با نتایج نرمالیزه شده

درصد تبدیل	درجه آرام سوزی	گازمایع	بنزین	
0/04	0/00072	7/5	13/96	MSE _{norm}
0/032	0/028	0/074	0/1	RMSE _{norm}
0/87	0/98	0/92	0/9	R ²

از مدل آماری جهت به دست آوردن تابع هدف هر چهار متغیر وابسته مساله و ارتباط خطی بین متغیرها استفاده می شود. مقدار پاسخ با متغیرها به صورت کدگذاری شده به دست آمده است. (در این معادلات A دمای راکتور، B دمای قسمت بالای برج جداساز، C دمای قسمت پایین برج بوتانزدا و D مقدار خوراک می باشد).

مقدار بنزین

$$CCG = +20992.87 + 120.92 * A + 105.33 * B - 420.00 * C + 267.33 * D - 129.87 * A * B + 70.50 * A * C + 84.38 * A * D - 62.25 * B * C - 86.62 * B * D + 37.50 * C * D$$

که در این رابطه ارتباط بین متغیرها خطی می باشد و مقدار بنزین رابطه مستقیم با افزایش دمای راکتور، دمای قسمت بالای برج جداساز و مقدار شدت جریان خوراک دارد و با افزایش دمای قسمت پایین برج بوتانزدا رابطه عکس دارد.

مقدار گاز مایع

$$LPG = +6678.40 + 97.92 * A + 84.58 * B + 30.08 * C + 377.58 * D$$

در این رابطه نیز ارتباط بین متغیرها خطی می باشد و مقدار گاز مایع ارتباط مستقیم با افزایش دمای راکتور، مقدار شدت جریان خوراک و دمای قسمت پایین برج بوتانزدا دارد.

مقدار درجه آرام سوزی بنزین

$$RON = +94.37 + 0.22 * A - 0.037 * B - 0.030 * C - 0.023 * D - 1.875E-003 * A * B - 5.625E-003 * A * C + 0.039 * A * D + 8.125E-003 * B * C + 0.011 * B * D + 9.375E-003 * C * D$$

در این رابطه ارتباط بین متغیرها خطی می باشد و مقدار درجه آرام سوزی با افزایش دمای راکتور ارتباط مستقیم دارد در حالی که با افزایش دمای قسمت پایین برج بوتانزدا و دمای قسمت بالای برج جداساز رابطه عکس دارد.

مقدار درصد تبدیل محصولات

$$Conversion = +56.92 + 0.18 * A + 0.10 * B + 0.000 * C - 1.06 * D - 0.13 * A * B + 0.000 * A * C + 0.11 * A * D + 0.000 * B * C - 0.13 * B * D + 0.000 * C * D$$

در این رابطه ارتباط بین متغیرها خطی می باشد و مقدار درصد تبدیل با افزایش دمای راکتور، دمای قسمت بالای برج جداساز رابطه مستقیم دارد و با افزایش مقدار شدت جریان خوراک رابطه عکس دارد. در حالی که دمای قسمت پایین بوتانزدا به دلیل اینکه هر دو محصول این برج از محصولات مطلوب هستند تاثیری روی درصد تبدیل ندارد.

نتایج مدل شبکه عصبی

نتایج حاصل شده مقادیر رگرسیون و درصد ریشه خطای نرمالیزه شده (جدول 9)، عملکرد هر چهار شبکه را به خوبی نشان داد که از میان شبکه های موجود درصد خطای شبکه ای که برای مقدار بنزین در نظر گرفته شد کمترین و همچنین رگرسیون داده های این متغیر بیشترین مقدار را به خود اختصاص داد.

جدول 9. درصد خطا و ضریب رگرسیون عملکرد شبکه با نتایج نرمالیزه شده

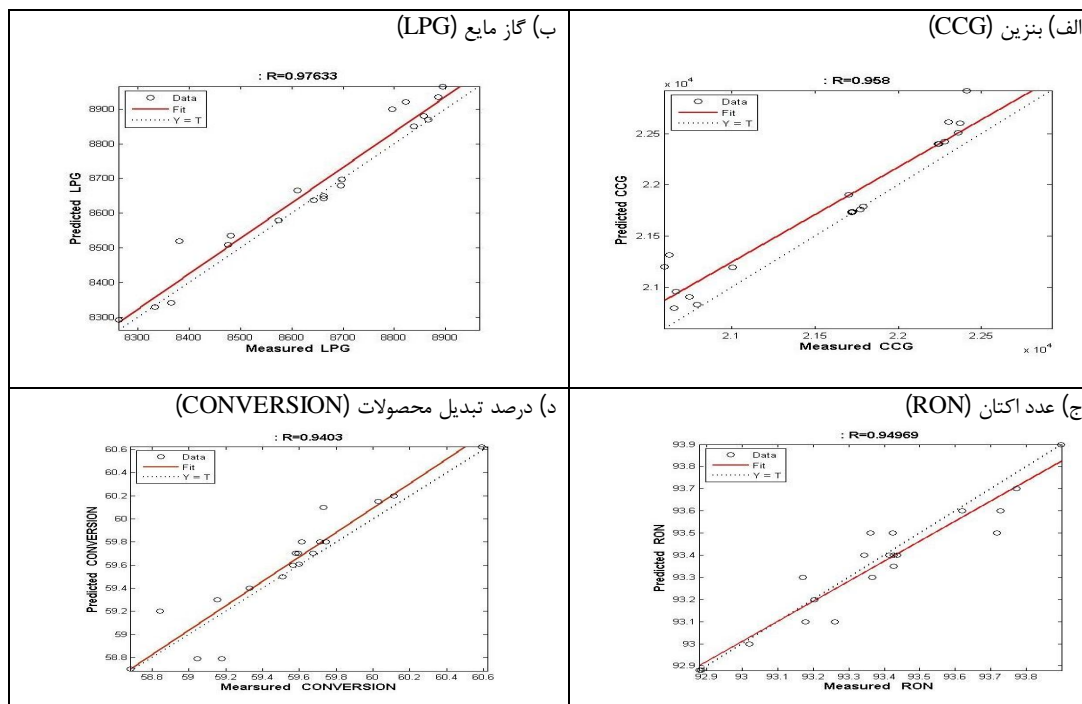
درصد تبدیل	درجه آرام سوزی	گاز مایع	بنزین	
0/023	0/002	0/7	0/4	MSE _{norm}
0/11	0/04	0/032	0/014	RMSE _{norm}
0/87	0/93	0/94	0/96	R ²

بعد از اینکه عملکرد شبکه عصبی آموزش دیده بر روی داده های صنعتی نتایج خوبی ارائه داد لازم بود با 20 داده دیگر از مجموع 108 داده اولیه، که قبلا جهت آزمایش عملکرد شبکه انتخاب شده بود کارایی شبکه جهت اطمینان بیشتر مورد بررسی قرار گیرد. بنابراین شبکه با این 20 داده نیز نتایج خوبی کسب کرد و توانست درصد خطای شبکه را همچنان در محدوده قابل قبول حفظ کند. همان طور که در جدول (10) مشاهده می شود محدوده خطاها از مقادیر به دست آمده با 88 داده تفاوت دارد. این اختلاف به تعداد داده ها در به دست آوردن خطای شبکه مربوط می شود، که هر چه داده ها بیشتر باشند شبکه عصبی عملکرد بهتری خواهد داشت.

جدول 10. درصد خطا آزمایش و ضریب رگرسیون شبکه با نتایج نرمالیزه شده

درصد تبدیل	درجه آرام سوزی	گاز مایع	بنزین	
0/015	0/006	1/4	38/74	MSE _{norm}
0/09	0/072	0/08	0/14	RMSE _{norm}
0/89	0/91	0/95	0/92	R ²

بعد از اینکه نتایج آزمایش دوباره عملکرد شبکه، به خوبی کارایی آن را نشان داد جهت شفاف بودن نتایج، نمودار هم پوشانی داده ها در هر چهار شبکه در شکل (1) به نمایش گذاشته شد. این نمودار به خوبی اختلاف داده های پیش بینی و واقعی شبکه های مربوطه را نشان داده است. نمودار میزان همبستگی داده های پیش بینی و واقعی هر چهار شبکه بالاتر از 0/94 هستند که نشان دهنده نزدیک بودن مقادیر داده های پیش بینی به واقعی است و همچنین گویای این مساله است که شبکه به خوبی آموزش لازم را فرا گرفته و در نهایت پیش بینی مناسبی با در نظر گرفتن داده های ورودی ارائه می دهد.



شکل 1. مقایسه داده‌های پیش‌بینی تست شبکه و داده‌های واقعی بخش تست شبکه عصبی

تحلیل نتایج

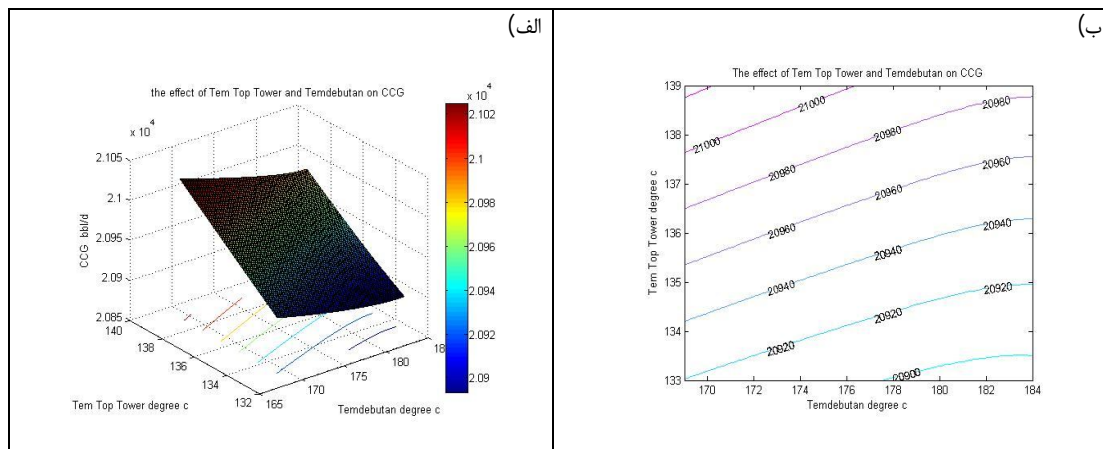
مقایسه بین دو مدل آماری و شبکه عصبی با مقایسه بین دو جدول (8) و (9) قابل استخراج می‌باشد، همان‌طور که مشاهده می‌شود مقادیر R^2 ، MSE (Mean Square error) و RMSE (Root mean squared error) به عنوان پارامترهای آماری معیار ارزیابی دقت مدل‌ها ارائه شده‌اند. همانگونه که دیده می‌شود تمامی به‌طور متوسط، این پارامترها در مورد تخمین متغیرهای خروجی به‌خصوص مقدار بنزین هنگامی که از مدل شبکه عصبی استفاده می‌شود، مقادیر بهتری را نشان می‌دهند. بنابراین این مدل به عنوان مدل پایه برای انجام تحلیل مدنظر قرار گرفت. براساس این مدل نمودارهای تاثیرات متغیرهای عملیاتی مختلف استخراج شدند. با تحلیل صحیح این نمودارها می‌توان فراگیری شبکه عصبی را از حل مساله بر اساس دانش علمی و تجربیات فرآیندی، مورد سنجش قرار داد و بایدها و نبایدهای فرایند FCC را جهت رسیدن به راندمان بالای مجتمع مورد بررسی قرار داد.

تاثیر دمای قسمت بالای برج جداساز و دمای قسمت پایین برج بوتان‌زدا بر روند مقدار بنزین شکل (2، الف و ب) وابستگی مقدار بنزین را به دمای قسمت بالای برج جداساز و دمای قسمت پایین برج بوتان‌زدا نشان می‌دهد.

همان‌گونه که مشاهده می‌شود افزایش دمای قسمت بالای برج جداساز سبب افزایش خروج ترکیبات با نقطه جوش بالاتر (بنزین ناپایدار و گازهای سبک) از سطح سینی‌های جمع‌آوری برج مذکور می‌شود که در برخی

از مواقع با کاهش جریان برگشتی به برج، کاهش سطح مایع در سینی های جمع آوری، افزایش دمای راکتور این روند حاصل می شود؛ به طور کلی همه این عوامل باعث می شود ترکیباتی با نقطه جوش بالاتر به سمت واحد تفکیک گاز انتقال یابد. در این قسمت کاهش دو جریان بالا سری برج یعنی برگشتی نفتای سنگین و همچنین بنزین ناپایدار می تواند موثرتر باشد، این مسئله به این علت است که ترکیبات مطلوب جهت افزایش بنزین در این دو جریان بیشتر یافت می شود.

افزایش دمای قسمت بالای برج جداساز باعث افزایش نقطه جوش پایانی بنزین می شود که خود شاهدی بر افزایش مقدار ترکیبات شاخه دار یا نقطه جوش بالاتر در محصولات بالاسری برج جداسازی است، در ادامه افزایش دمای قسمت پایین برج بوتان زدا که در نتیجه بالارفتن تبادل حرارت در ریویولر است، سبب جداسدن ترکیبات ic_4 و nc_4 از بنزین می شود که این روند سبب کاهش مقدار بنزین شده و افزایش نقطه جوش ابتدایی بنزین به علت این موضوع است.



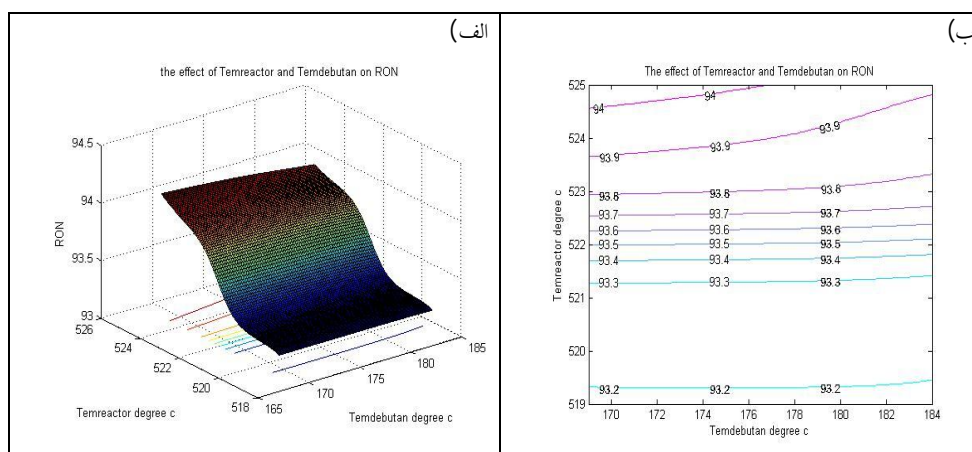
شکل 2. تاثیر دمای قسمت بالای برج جداساز و دمای قسمت پایین برج بوتان زدا بر روند مقدار بنزین

با بررسی شکل (2)، ارائه شده از آنالیز حساسیت ناشی از تغییرات متغیرهای عملیاتی دمای قسمت بالای برج جداساز و دمای قسمت پایین برج بوتان زدا، اثرات تداخلی این دو متغیر را نیز می توان تخمین زد. همان گونه که دیده می شود، افزایش توأمان این دو متغیر باعث افزایش خطی مقدار بنزین تولیدی می گردد، این درحالی است که کاهش دمای بالای برج جداساز به همراه افزایش دمای پایین برج بوتان زدا باعث کاهش مقدار بنزین خواهد شد. این مساله به راحتی می تواند اهمیت بیشتر دمای بالای برج جداساز را آشکار سازد.

تاثیر دمای قسمت پایین برج بوتان زدا و دمای راکتور بر درجه آرام سوزی بنزین (عدد اکتان (RON

شکل (3، الف و ب) وابستگی درجه آرام سوزی بنزین را به کاهش دمای قسمت پایین برج بوتان زدا و افزایش دمای راکتور نشان می دهد. چنان که اشاره شد افزایش دمای راکتور سبب افزایش عدد اکتان بنزین می شود.

از سوی دیگر با کاهش دمای قسمت پایین برج بوتانزدا می‌توان شاهد روند افزایش عدد اکتان در بنزین بود. این حالت به دلیل آن است که در دمای پایین‌تری از برج بوتانزدا ترکیبات شاخه‌دار بوتان در قسمت بنزین سبب رشد عدد اکتان می‌شود. یکی از موارد قابل تامل در شکل (3) این است که در دماهای بالاتر از 523 درجه سانتیگراد راکتور، کاهش دمای قسمت پایین برج بوتانزدا عدد اکتان را تقریباً ثابت نگه می‌دارد بدیهی است که در دماهای خیلی بالای راکتور (بیش از 525 درجه سانتیگراد) واکنش‌های انتقال هیدروژن بیشتر رخ می‌دهد (افزایش زمان واکنش و تشکیل آروماتیک‌های اشباع که سبب کاهش فعالیت کاتالیست می‌شود) و در نتیجه واکنش‌های ایزومری شدن هم کند می‌شود و ترکیبات افزایش‌دهنده عدد اکتان کم‌تر تشکیل شده و جهت حفظ عدد اکتان در برج بوتانزدا باید دما را پایین نگه داشت تا ترکیبات ایزو بوتان و نرمال بوتان بیشتری در بنزین موجود باشد.



شکل 3. تاثیر دمای قسمت پایین برج بوتانزدا و دمای راکتور بر درجه آرام سوزی بنزین (عدد اکتان RON)

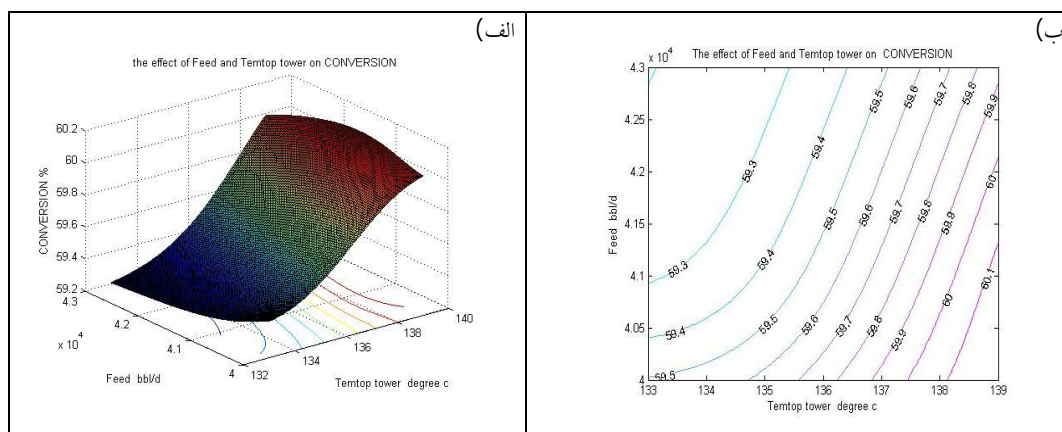
با تحلیل بیشتر شکل (3) می‌توان تاثیرات تداخلی متغیرهای ورودی دمای پایین برج بوتانزدا و دمای راکتور بر درجه آرام سوزی بنزین (عدد اکتان RON) را استخراج نمود. همانطور که دیده می‌شود افزایش توأمان دو متغیر ورودی ارائه شده در این شکل سبب افزایش عدد اکتان می‌شود. این درحالی است که کاهش دمای راکتور به همراه افزایش دمای قسمت پایین برج بوتانزدا باعث کاهش عدد اکتان می‌شود. برعکس افزایش دمای راکتور و کاهش دمای پایین برج بوتانزدا باعث افزایش عدد اکتان شده است. این مساله درست منطبق بر حالتی است که دمای قسمت پایین برج بوتانزدا ثابت بوده و مقدار دمای راکتور افزایش می‌یابد. بنابراین، به راحتی اهمیت متغیر ورودی دمای راکتور را نسبت به دمای برج بوتانزدا آشکار می‌گردد.

تاثیر مقدار خوراک و دمای قسمت بالای برج جداساز بر درصد تبدیل (Conversion)

شکل (4، الف و ب) ارتباط درصد تبدیل محصولات را به مقدار شدت جریان خوراک و دمای قسمت بالای

برج جداساز نشان می‌دهد. همانگونه که مشاهده می‌شود مقدار شدت جریان خوراک واحد FCC تاثیر منفی بر درصد تبدیل دارد. به‌طور کلی می‌توان گفت افزایش شدت جریان خوراک به دلیل وجود کربن باقی مانده (افزایش غلظت ماده ترکیب شونده) و همچنین ثابت ماندن مقدار کاتالیست گردشی علی‌رغم افزایش شدت جریان خوراک منجر به کاهش درصد تبدیل محصولات می‌شود. این افزایش کربن باقیمانده در خوراک سبب فعالیت کم کاتالیست شده و هنگامی که یک سطح واکنش دهنده از میان توده‌ای از کاتالیست غیرفعال شونده عبور کند میزان تبدیل کاهش می‌یابد [11].

جهت حل این مشکل طبق نمودار باید با کاهش مقدار شدت جریان خوراک به همراه افزایش دمای قسمت بالای برج جداساز تاثیر روبه رشد و صعودی بر درصد تبدیل محصولات نهاد. از سوی دیگر افزایش دمای قسمت بالای برج جداساز نیز سبب جدا شدن بیشتر ترکیبات در برش بنزین و گازهای سبک و گازمایع می‌شود. همان‌گونه که مشاهده می‌شود در دمای بالاتر از 136 درجه سانتیگراد قسمت بالای برج جداساز، شیب تغییرات درصد تبدیل بیشتر می‌شود بدیهی است که دیگر ترکیبات برش بنزین در این دماها به حداقل رسیده و افزایش بیشتر دمای برج تفکیک سبب صعود محصولات پایین این برج به قسمت بالای برج می‌شود و روی کیفیت محصولات هم اثر منفی می‌گذارد.



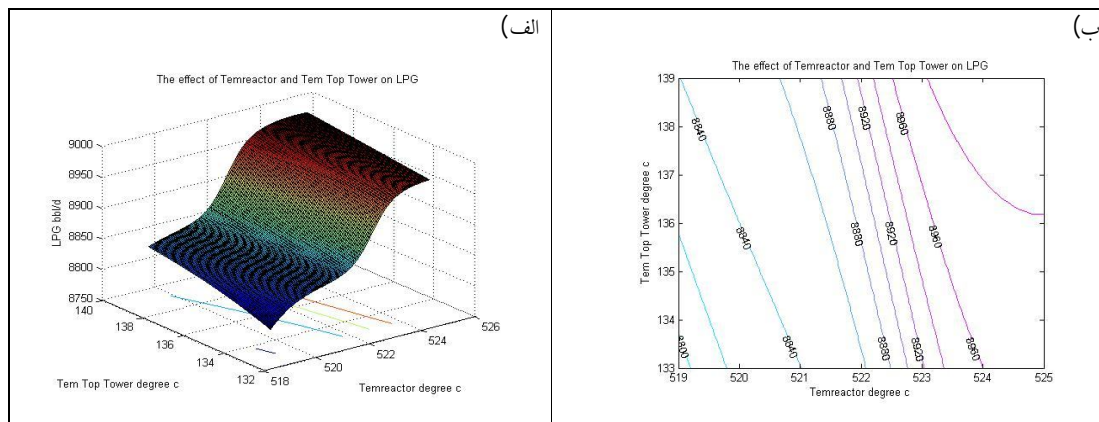
شکل 4. تاثیر مقدار خوراک و دمای قسمت بالای برج جداساز بر درصد تبدیل (Conversion)

تاثیر دمای راکتور و دمای قسمت بالای برج جداساز بر مقدار LPG

شکل (5، الف وب) وابستگی مقدار تولید LPG را به دمای راکتور و دمای قسمت بالای برج جداساز نشان می‌دهد. همان‌گونه که مشاهده می‌شود با افزایش دمای راکتور مقدار LPG افزایش می‌یابد. این حالت به دلیل آن است که افزایش دمای راکتور سبب شکست کاتالیستی بیشتر هیدروکربن‌ها و افزایش واکنش‌های ایزومری شدن می‌شود.

همچنین در شکل (5 ب) مشاهده می‌شود که روند افزایش مقدار LPG با افزایش دمای راکتور و دمای قسمت بالای برج جداساز به صورت توأمان سیر صعودی دارد، نکته ای که در شکل (5 ب) مشاهده می‌شود

در دمای راکتور بالاتر از 524 درجه سانتیگراد روند رو به رشد مقدار گازمایع تقریباً ثابت مانده است این حالت به دلیل عامل محدود کننده فشار جزئی LPG در راکتور است که با افزایش نسبت کاتالیست به خوراک و افزودن رایزر دوم و استفاده از کاتالیست ZSM-5 می‌توان بازده LPG و به تبع آن پروپیلن را افزایش داد.



شکل 5. تاثیر دمای راکتور و دمای قسمت بالای برج جداساز بر مقدار LPG

نتایج بهینه‌سازی

برای به دست آوردن بیشینه مقدار بنزین اقدام شد که نتایج ارائه شده در جدول (11) نشان داد که بالا بودن دمای قسمت بالای برج جداساز که بالاتر بودن نقطه پایانی بنزین را بدنبال دارد و در عین حال سبب جدا شدن بیشتر ترکیباتی با نقطه جوش بالا می‌شود، منجر به افزایش بنزین می‌شود و دمای انتخابی 138 درجه سانتیگراد برای برج تفکیک به این دلیل است که در دماهای بالاتر از آن برج جداساز خیلی گرم شده و صعود ترکیبات محصولات سینی‌های پایین تر به محدوده بنزین ناپایدار را فراهم می‌کند. همچنین، در قسمت راکتور دیده می‌شود که تحت شرایط افزایش دما تا 524 درجه سانتیگراد فعالیت کاتالیست بهینه بوده و نیز مشاهده شد که در شدت جریان خوراک تا 43000 بشکه در روز مقدار کربن باقیمانده با افزایش کاتالیست جبران می‌شود و نمی‌تواند مانع از فعالیت کاتالیست شود. دلیلی که دمای راکتور 525 درجه سانتی‌گراد انتخاب نشده است تشکیل کک در این دما است که می‌تواند روند صعودی بنزین را متوقف کند. همچنین دمای مطلوب برج بوتان‌زدا 179 درجه سانتیگراد انتخاب شده که تقریباً با توجه به محدوده انتخابی برای حل مساله خوب می‌باشد و دمای انتخابی این برج از خروج ترکیبات در برش بنزین جلوگیری کرده است.

جدول 11. مقادیر بهینه متغیرهای ورودی جهت بیشینه شدن تولید بنزین

بنزین	دمای قسمت پایین برج بوتان زدا	دمای قسمت بالای برج جداساز	خوراک	دمای راکتور
22575	179	138	43000	524

نتیجه گیری

در این تحقیق، دو مدل شبکه عصبی و مدل سازی آماری برای تخمین تاثیر پارامترهای عملیاتی بر متغیرهای خروجی مهم از قبیل میزان بنزین و گاز تولیدی، مقدار عدد به سوزی بنزین و میزان تبدیل فرآیند اشاره داشت. بعد از توسعه هر کدام از مدل ها و مقایسه عملکرد آنها، مدل توسعه داده بر اساس شبکه عصبی جهت آنالیز وابستگی محصولات به متغیرهای مستقل عملیاتی مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد که افزایش شدت جریات خوراک می تواند باعث کاهش ضریب تبدیل شده که با افزایش دمای راکتور می توان این مشکل را برطرف نمود. بهینه سازی نشان داد که در صورتیکه شرایط عملیاتی به ترتیب در دمای 524 درجه سلسیوس، خوراک 43000 بشکه در روز، دمای قسمت بالای برج جداساز برای 138 درجه سلسیوی و دمای قسمت پایین برج بوتان در دمای 179 درجه سلسیوس قرار داده شود. مقدار بنزین در این شرایط در مقدار حداکثری خود و معادل با 22575 بشکه در روز قرار خواهد داشت.

تشکر و قدردانی

نویسندگان از واحد پژوهش و توسعه شرکت پالایش نفت آبادان، جهت پشتیبانی و حمایت این پروژه تشکر فراوان دارند.

منابع

1. اوشال فرزین، طاهری پور سهیل، لطفی نژاد امین: «بررسی تاثیر افزایش سرعت ورودی بر عملکرد سایکلون های فرآیند کت کراکر پالایشگاه آبادان»، سومین کنگره ملی مهندسی نفت، تهران، انستیتو مهندسی صنعت نفت، 1390
2. رضایی طوس، عمیدپور مجید، صیادی حسین: «بررسی امکان کاهش مصرف انرژی در واحد کت کراکر FCCU شرکت پالایش آبادان از طریق بهینه سازی متغیرهای عملیاتی»، گزارش پروژه های تحقیقاتی انجام در شرکت پالایش و پخش از سال 1381 تا سال 1390.
3. Elamurgun P, Dinesh Kumar D; " Modeling and control of Fluid Catalytic Cracking unit in Petroleum Refinery" IJCCIS. 2(1), 2010; PP 55-59
4. Heydari M., Ale Ebrahimi H., Dabir B.; " Modeling of an Industrial Riser in the Fluid catalytic cracking unit" American Journal of Applied Sciences. 7(2), 2010:pp 221-226
5. Roj E., Wilk M. " Simulation of an Absorption Column Performance using Feed-forward Neural Networks in Nitric Acid Production" J. Computers chem. 22,1998: pp 909-912.

6. Dogan, E., Yuksel, I., Kisi, O. "Estimation of Total Sediment Load Concentration Obtained by Experimental Study using Artificial Neural Networks". J. Environ Fluid Mech.7, 2007: pp 271–288.
7. Yuceer M. " Artificial Neural Network Models for HFCS Isomerization Process ". J. Neural Comput & Applic. 19, 2010: pp 979–986.
8. Dasila.P, Choudhury.I.R, Sarafa.D.N. "Estimation of FCC Feed Composition from Routinely Measured Lab Properties through ANN Model". J. Fuel Processing Technology.125 ,2014: pp 155–162.
9. Oopoulos.J. M, Papadokonstadakis. S, Arampatzis. G." Modelling of an Industrial Fluid Catalytic Cracking Unit using Neural Networks". J. Institution of Chemical Engineers. 79, 2001.
10. داگلاس س، مری مونگلو. طراحی و تحلیل آزمایش‌ها. مترجم رسول نورالنساء، چ اول، تهران: انتشارات دانشگاه علم و صنعت، 1386.
11. لونسپیل، اکتاو. مهندسی واکنش‌های شیمیایی. مترجم مرتضی سهرابی، ج دوم، چ اول، تهران: انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، 1385، ص ص 323-325.