کاربردهای الگوریتم ژنتیک در بهینه سازی فرایندهای مرتبط با مهندسی شیمی

ماشاالله رضا کاظمی*+
دانشکده مهندسی شیمی و مواد، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، ایران

مجتبی راجی
بخش مهندسی شیمی، دانشگاه کاشان، کاشان، ایران

چکیده: *در علم مهندسی، واژه طراحی از دیدگاه افراد دارای تعریف‌های متفاوتی بوده و انتخاب ورودی‌های مناسب برای مدل در قسمت‌های گوناگون طراحی و مدل‌سازی فرایندهای شیمیایی دارای جایگاه ویژه‌ای می باشد. الگوریتم ژنتیک از جمله روش‌هایی است که به‌کارگیری آن در کنار یک شبیه ساز ابزاری قدرتمند در بهینه سازی فرایندهااست. با توجه به گسترش فراوان این روش در سال های اخیر و نتیجه‌های چشمگیر آن در زمینه‌های گوناگون مهندسی شیمی، در این مقاله به چگونگی عملکرد روش یاد شده و کاربردهای آن در زمینه‌های گوناگون مرتبط با صنایع شیمیایی پرداخته می شود. در این مطالعه، میزان کارایی الگوریتم ژنتیک در بهینه سازی صنایع مرتبط با مهندسی شیمی مانند بهینه‌سازی راکتورهای همزن دار، طراحی کنترلر تجهیزات فرایندی، بهینه سازی پارامترهای فرایند غشایی، بهینه‌سازی سامانه‌های گرمایی و...بررسی شده است. نتیجه‌ها بیانگر قابلیت بالای الگوریتم ژنتیک در بهینه‌سازی فرایندهای مرتبط با صنایع مهندسی شیمی است.*

واژه‌های کلیدی: *مهندسی شیمی؛ الگوریتم ژنتیک؛ بهینه سازی؛ تابع هدف؛ ارزیابی.*

KEYWORDS: *Chemical Engineering; Genetic algorithm; Optimization;Objective function; Assessment.*

مقدمه

الگوریتم‌های تکاملی[۱] در روند بهینه‌سازی، به ویژه در روش‌های جستجوی ابتکاری[۲]، از مهمترین ابزارهای نرم‌افزاری به‌شمار می‌آیند. روش‌های جستجوی ابتکاری، بر اساس ایجاد تغییر مکرر در طرح و بررسی آن، پایه‌گذاری شده‌اند. در واقع، یک روند سعی و خطای هدفمند را تا رسیدن به طرح بهینه قابل پذیرش دنبال می‌کنند. از روش‌های جستجوی ابتکاری می‌توان به الگوریتم پرندگان، الگوریتم مورچگان، الگوریتم جستجو تابو، شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک[۳] اشاره نمود.

به‌طورکلی برای پیش بینی و تعیین مقدار یک کمیت وابسته روش‌های گوناگونی مانند روش‌های آماری، فرمولاسیون تحلیلی و روشهای رگراسیون غیرپارامتری[۴] وجود دارند. از روش های آماری می‌توان برای تجزیه و تحلیل داده‌های آزمایشگاهی و همچنین

*عهده دار مکاتبات
+E-mail: mashahlah.rezakazemi@gmail.com

(۱) Evolutionary algorithms
(۲) Heuristic Search Methods (HSM)
(۳) Genetic algorithm
(۴) Non-parametric regression

بررسی چگونگی پاسخ مدل به متغیرهای مستقل و تأثیر آن‌ها بر روی رفتار مدل استفاده نمود. با این حال عامل‌های زیادی از جمله تعداد نمونه‌های آماری لازم بر عملکرد مدل های آماری تأثیر دارند که تامین همه آن‌ها برای به دست آوردن یک مدل آماری دلخواه کار چندان ساده‌ای نیست. با وجود این‌که مدل‌های تحلیلی به لحاظ بررسی دقیق شرایط و ارتباط بین پارامترهای مؤثر بر مدل، بر روش‌های آماری و روش‌های برازش غیرپارامتری برتری دارند ولی به طور معمول به دلیل رابطه‌های ریاضی و روش های حل پیچیده حاکم بر این‌گونه مدل‌ها، استفاده از آن‌ها نیازمند صرف وقت و هزینه به نسبت زیادی است. یکی از روش‌های مناسب جایگزین در این‌گونه موارد، استفاده از روش‌های برازش غیرپارامتری مانند شبکه عصبی مصنوعی، ژنتیک الگوریتم، ماشین بردار پشتیبان[۱]، منطق فازی و ... است. در این روش‌ها هیچ نیازی به فرضیات ساده کننده که به طور معمول در همه موردهای مدل‌سازی تحلیلی برای حل معادله حاکم بر مدل اعمال می‌شود، نیست و تنها با استفاده از مجموعه‌ای شامل مقدارهای قابل اعتماد متغیرهای مؤثر بر فرایند و پاسخ فرایند به این متغیرهای مستقل می توان فرایند را مدل نمود به نحوی که امکان بررسی رفتار فرآیند در هنگام تغییر هر یک از پارامترهای مستقل نیز وجود دارد [۳-۱].

ایده استفاده از الگوریتم ژنتیک، نخستین بار توسط *هولاند*[۲] در دهه ۱۹۷۰ میلادی در دانشگاه میشیگان مطرح شد. او به استفاده از قانون‌های انتخاب طبیعی برای توسعه و گسترش سامانه‌های مصنوعی نسبت به سامانه‌هایی که در آن‌ها از استدلال استفاده می‌شد، علاقه‌مند بود [۴]. الگوریتم ژنتیک، روشی است که با تقلید از بقای نسل در طبیعت کار می‌کند. جزء اساسی الگوریتم ژنتیک، ارگانیزمی است که به طور معمول شامل تعداد ثابتی کروموزم است و هر کروموزم، خود شامل تعدادی ژن است که نوع کروموزم و تعداد ژن‌ها به نوع مسئله مربوط می شود [۷-۵].

از آنجایی که دستیابی به همه اطلاعات علمی و اقتصادی مرتبط با صنایع شیمیایی امکان‌پذیر نیست، بررسی بهینه سازی به منظور کاهش تعداد شبیه سازی های موردنظر بیش از پیش احساس می‌شود. همچنین با توجه به هزینه بر و وقت گیر بودن مدل‌های تحلیلی نسبت به روش‌های برازش غیرپارامتری، به کارگیری این مدل‌ها در بهینه‌سازی فرایندهای شیمیایی از اهمیت شایانی برخوردار است. هدف اصلی این پژوهش، بررسی به کارگیری الگوریتم ژنتیک در بهینه‌سازی فرایندهای مربوط به صنایع شیمیایی است.

مبانی الگوریتم ژنتیک

برای حل یک مساله با استفاده از الگوریتم ژنتیک بایستی مرحله‌های زیر طی شود [۶]:

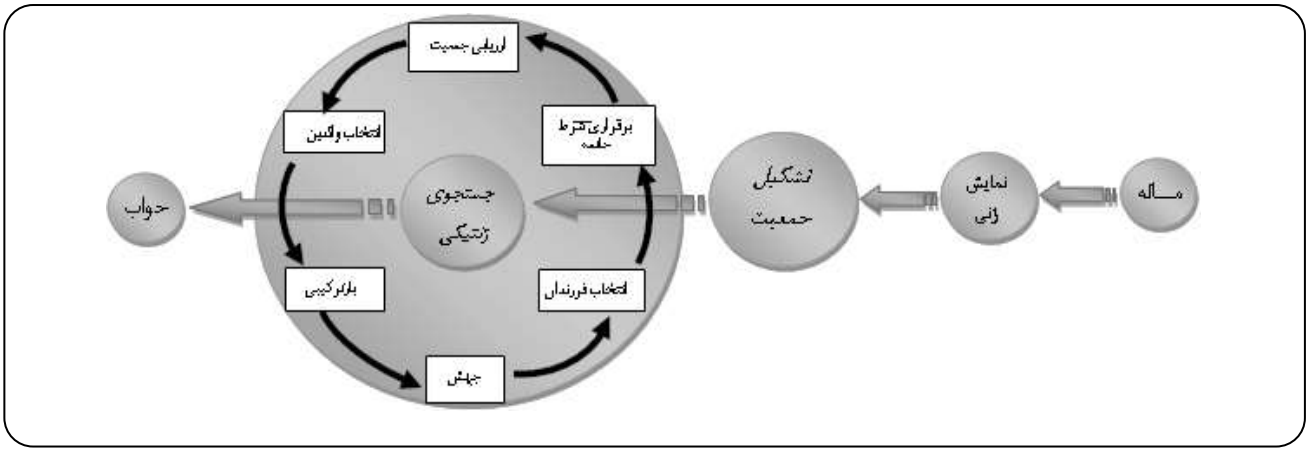
۱. مدل‌سازی مساله یا بازنمائی
۲. تشکیل جمعیت اولیه
۳. ارزیابی جمعیت
۴. انتخاب والدین
۵. بازترکیبی
۶. جهش
۷. انتخاب فرزندان
۸. شرط پایان الگوریتم

این مرحله‌ها در شکل ۱ نشان داده شده است. برای این‌که بتوان یک مساله را به‌کمک الگوریتم ژنتیک مدل‌سازی یا بازنمائی نمود، بایستی بتوان عملگرهای ویژه الگوریتم ژنتیک را بر روی کروموزم‌ها تعریف و اعمال کرد. بازنمائی خوب افزون بر این‌که می‌تواند سرعت پیدا شدن جواب را افزایش دهد. در میزان مصرف حافظه و سرعت اعمال عملگرهای ژنتیک تأثیر فراوانی دارد. علت این امر نیز این است که هر یک از عملگرهای ژنتیک بایستی هزاران بار، در طول اجرای الگوریتم بر روی کروموزم‌های گوناگون اعمال شوند [۷].

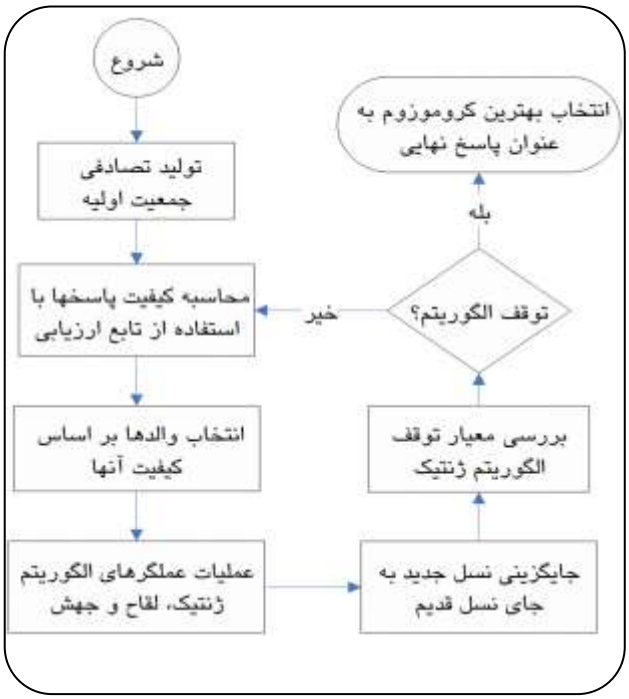
پیش از این‌که الگوریتم بتواند آغاز به کار کند، بایستی یک جمعیت اولیه از کروموزم‌ها تشکیل شود. تعداد عنصرهای موجود درجمعیت به طور معمول ثابت و به صورت تصادفی است. البته برای پاسخ سریع‌تر الگوریتم می‌توان به‌وسیله یکی از الگوریتم‌های کم هزینه تعدادی از جواب‌های به تقریب بهینه را محاسبه کرده و از آن‌ها به عنوان جمعیت اولیه استفاده نمود. انجام این عمل در موردهایی باعث می‌شود، الگوریتم در کمینه‌های محلی گیر کند. برای جلوگیری از این مشکل تعدادی عنصر نیز به صورت تصادفی به جمعیت افزوده می‌شوند [۸]. در صورتی که هدف کمینه نمودن یک تابع باشد، مقدار شایستگی (میزان قابل پذیرش بودن داده) را می‌توان خروجی آن به ازای ورودی مشخص قرار داد. در شکل ۲، نمودار بهینه‌سازی فرایند توسط الگوریتم ژنتیک ارائه شده است.

عملگرهای ژنتیکی به طور کامل وابسته به مدل‌سازی و بازنمائی انتخاب شده هستند و هر عملگر ژنتیکی را نمی‌توان با هر نوع مدل‌سازی به کار برد. در طراحی الگوریتم تکاملی بنا به نیاز می‌توان

(۱) Support Vector Machines
(۲) J.H. Holland



شکل ۱ـ مرحله‌های اجرای الگوریتم ژنتیک به‌صورت شماتیک.



شکل ۲ـ دیاگرام بهینه سازی فرایند توسط الگوریتم ژنتیک [۹].

از روش‌های متداول مانند باینری، عدد حقیقی، کد گری[۱]، مجموعه مقدارهای متناهی، عدد صحیح و جایگشتی[۲] استفاده کرد.

در عملگر بازترکیبی با دریافت اطلاعات دو یا چند والد تصادفی، آن‌ها را در یک یا چند فرزند تصادفی ادغام می‌کند. بسیاری از فرزندانی که طی این فرایند تولید می‌شوند ممکن است دارای شایستگی بدتر و یا مساوی با والدین خود باشند. همچنین ممکن است فرزندان تولید شده بهتر از والدین خود باشند [۱۰]. در عملگر جهش تنها بر روی یک فرد تصادفی از افراد جامعه عمل کرده و فرد جدیدی تولید می‌کند. این عملگر با دریافت یک والد، تغییرات تصادفی در آن ایجاد و فرد جدیدی تولید می‌کند. باز هم همانند عملگر بازترکیبی هیچ تضمینی برای بهتر شدن فرد جهش‌یافته وجود ندارد. در این حالت به طور معمول فرزند تغییر زیادی نسبت به والد خود ندارد [۱۱].

هر یک از این عملگرها نقش ویژه‌ای در الگوریتم های تکاملی دارند. عملگر بازترکیبی با گام‌های بلند به مرور[۳] فضای راه‌حل‌ها پرداخته و عملگر جهش در فضای اطراف راه‌حل‌های یافته شده با گام‌های کوچک به استخراج[۴] جواب‌های دقیق‌تر می‌پردازد. عملگر بازترکیبی خاصیت ترکیب ویژگی‌های والدین و عملگر جهش خاصیت تولید ویژگی‌های نوین را بر عهده دارند. از این رو وجود هر دوی این عملگرها در یک الگوریتم تکاملی لازم به نظر می‌رسد. ولی به این مسأله نیز بایستی توجه شود که الگوریتم تکاملی تنها با استفاده از جهش ممکن است به جواب رسیده و تنها با استفاده از بازترکیبی ممکن است که در یک جواب مکانی و بیشینه یا کمینه گیر افتاده و هیچگاه از آن خارج نشود .[۱۲]

نکته‌ای که در طراحی هر الگوریتمی بایستی به آن توجه شود، شرط پایان الگوریتم است. این نکته در مورد الگوریتم‌های ژنتیک نیز صادق است. ولی چون این الگوریتم‌ها بر پایه تولید و آزمون هستند، پاسخ مساله مشخص نبوده و بهینه بودن جواب‌های تولید شده قابل تشخیص نیست، بنابراین شرط پایان را نمی‌توان پیدا شدن جواب در جمعیت تعریف کرد. به همین دلیل، معیارهای

(۱) Gray code
(۲) Per mutational
(۳) Exploitation
(۴) Exploitation

دیگری برای شرط خاتمه در نظر گرفته می شود که در ادامه به چند مورد از آن‌ها اشاره خواهد شد [۱۳]:

- محدود نمودن و تعیین تعداد نسل: می‌توان شرط خاتمه را تعداد دور محدودی چرخش حلقه اصلی در برنامه قرار داد. این روش چندان دلخواه نبوده، زیرا ممکن است جواب پیش از پایان شرط پایان، پیدا شود و یا این‌که در طی تعداد مشخص شده اصلا یافت نشود.
- نبود بهبود در بهترین شایستگی جمعیت در طی چند نسل متوالی
- واریانس شایستگی جمعیت از یک مقدار مشخصی پائین‌تر آمده و یا این‌که در طی چند نسل متوالی مشخص، تغییر نکند.
- بهترین شایستگی جمعیت از یک حد خاصی کم‌تر شود.

شرایط دیگری نیز می‌توان تعریف نمود و همچنین ترکیبی از موردهای بالا را می‌توان به‌عنوان شرط پایان به کار بست [۱۴].

کاربردهای الگوریتم ژنتیک در بهینه سازی فرایندهای مربوط به صنایع شیمیایی

به‌منظور تعیین پارامترهای بهینه فرآیندی، لزوم یک شبیه‌ساز احساس می‌شود که این شبیه‌ساز به اطلاعات واقعی بسیاری از فرایند نیاز دارد. در برخی موردها، دستیابی به اطلاعات مورد نیاز آن از لحاظ عملی و اقتصادی غیر ممکن بوده، بنابراین به یک ابزار بهینه سازی نیاز است تا تعداد شبیه‌سازی های لازم را به میزان چشمگیری کاهش دهد. این ابزار بهینه ساز در مهندسی می‌تواند الگوریتم ژنتیک باشد. شبیه سازها نیز در نقش نرم افزارهای مهندسی ظاهر می‌شوند. از آنجایی که در بیش‌تر مسائل مهندسی، امکان کد نویسی رابطه ریاضی وجود داشته، بنابراین شبیه‌سازی که در کنار الگوریتم ژنتیک قرار می‌گیرد، می تواند زبان‌های گوناگون برنامه نویسی مانند نرم افزار MATLAB باشد.

در ادامه به نمونه‌هایی از بهینه‌سازهای انجام شده در زمینه های گوناگون مهندسی شیمی با دید آشنایی بیش‌تر در به‌کارگیری این روش به عنوان ابزاری قدرتمند در بهینه‌سازی مسئله‌های مهندسی شیمی پرداخته خواهد شد. هدف دیگر از آوردن این نمونه‌ها آشنایی با انواع شبیه سازهای به‌کاربرده شده در کنار الگوریتم ژنتیک بوده و ذکر نکردن شبیه‌ساز نشان می‌دهد که تنها از زبان برنامه نویسی استفاده شده است.

بهینه سازی راکتورهای همزن دار

در این بخش بهینه سازی راکتورهای همزن دار سری بررسی می‌شود. تابع هدف، طراحی حجم چهار راکتور برای رسیدن به بالاترین میزان تبدیل است. مجموع حجم تک‌تک راکتورهای CSTR در داده های ورودی مشخص شده و مساله برای برای یک واکنش مرتبه دلخواه، برگشت‌ناپذیر و با معادله سرعت معلوم به آسانی حل می‌شود.

جدول ۱- مقادیر پارامترها و فهرست علائم اختصاری راکتور CSTR

نشانه	مفهوم	مقدار
F	شدت خوراک	$\frac{m^3}{hr}$ ۷۱
V_i	حجم راکتور i ام	متغیر
C_i	غلظت جزء A در راکتور i ام	متغیر
C_0	غلظت جزء A در خوراک ورودی به اولین راکتور	$\frac{kgmol}{m^3}$ ۲۰
r_i	شدت محوشدن A در راکتور i ام	$=kC_i^n$
n	مرتبه واکنش	۲/۵
k	ثابت واکنش	$\left[\frac{m^3}{kgmol}\right]^3 S^{-1}$ ۰/۰۰۶۲۵

اگر واکنش و معادله سرعت واکنش به صورت زیر باشد:

$$r = kA^n \qquad A \rightarrow B \qquad (۱)$$

واکنش تحت شرایط هم‌دمایی در چهار راکتور سری با معادله دینامیکی زیر انجام می‌شود:

$$A \rightarrow B \qquad i = 1,\ldots,4 \qquad (۲)$$

جمله انباشتگی معادله بالا صفر در نظر گرفته شده و غلظت خروجی چهار راکتور سری(C_i) تنها به وسیله شدت جریان ورودی (F)، ثابت واکنش (κ) وغلظت خوراک (C_0)تعیین می‌شود. مقدارهای پارامترها و فهرست علامت‌های اختصاری در جدول ۱ آورده شده است [۷، ۸].

از آن‌جایی که الگوریتم ژنتیک به ویژگی‌های تحلیلی تابع هدف حساس است، می‌توان از هر عبارت سینتیکی استفاده کرد. تابع بهینه کننده‌ایی که الگوریتم ژنتیک استفاده می‌کند به صورت رابطه‌های زیر مشخص می‌گردد. همچنین از زبان برنامه نویسی MATLAB به‌عنوان شبیه ساز استفاده می شود.

$$\text{Min} \quad [C_4]$$

$$V_1,\ldots,V_4$$

$$V_1+V_2+V_3+V_4 = 20\ m^3$$

جدول ۲ـ نتیجه‌های بررسی و مقایسه دو روش.

مقدارهای متغییر در کمینه	روش الگوریتم ژنتیک	ادگر و هیملبلاو
C_4	$\frac{kgmol}{m^3}$ ۰/۳۹۶۲	$\frac{kgmol}{m^3}$ ۰/۳۹۶۱
V_1	m^3 ۲/۲۳۴	m^3 ۲/۲۴۲
V_2	m^3 ۳/۶۹۸	m^3 ۳/۸۸۴
V_3	m^3 ۶/۱۶۳	m^3 ۵/۸۹۴
V_4	m^3 ۷/۹۰۵	m^3 ۸/۰۲۵

جدول ۳ـ پارامترهای الگوریتم ژنتیک استفاده شده.

پارامتر	مقدار
اندازه جمعیت	۱۰
احتمال جهش	۰/۰۰۳
تحریک موثر	۰/۵
شکاف نسلی	۰/۴
نرخ متقاطع	۱

در هر ارزیابی، از دستور FZERO برای حل مسئله در حالت پایدار معادله جبری بر حسب C_4 استفاده شده است. زمانی که قیدها مقدارهای تطبیق داده شده را نقض کنند، در آن تولید نسل به کمینه مقدار تطبیق داده شده، برخورد شده است. در واقع میانگین جمعیت کمینه می‌شود به طوری که بهترین اعضا در هر جمعیت ظاهر می‌شود، چنانچه که می‌توان گفت کمینه یافت شده محلی نبوده و جهانی است. جدول ۲ قیاس بین این روش و روش *ادگر و هیملبلاو*(۱) را نشان می‌دهد [۱۰].

در حل این مساله C_4 را نمی‌توان صریحاً به عنوان تابعی از C_0 حل کرد. C_4 ثابت در نظر گرفته شده و C_0 افزایش داده می‌شود. چنانچه بیشینه C_0 با $kg.mol/m^3$ ۲۰ اختلاف زیادی داشته باشد، مقدار C_4 به استفاده از درون‌یابی خطی تغییر می‌کند و بهینه کردن دوباره انجام می‌شود. این روش تا آن‌جایی انجام می‌شود که C_0 اختلاف زیادی با غلظت ورودی داده شده یعنی $kg.mol/m^3$ ۲۰ نداشته باشد. بنابراین سرانجام به مقدار بهینه C_4= /۳۹۶۱ $kg.mol/m^3$ می‌رسد. در اینجا به ۱۱۹۰ تکرار تابع ارزیابی(۲) نیاز بوده تا به بیشینه غلظت ورودی $kg.mol/m^3$ ۲۰ برسد.

پارامترهایی که در این بررسی به‌کار گرفته شد در جدول ۳ آورده شده است.

طراحی کنترل کننده تجهیزهای فرایندی

طراحی کنترل‌کننده‌های PID برای سامانه‌های شامل چند ورودی- چند خروجی صورت می‌گیرد که در این سامانه‌ها چندین عامل بر فرآیند موثر است. البته امروزه از الگوریتم ژنتیک به دو منظور در کنترلرها استفاده می‌شود. مورد اول طراحی کنترل‌کننده‌های ژنتیکی است که جایگزین کنترل کننده می‌شود، و مورد دیگر تعیین بهترین پارامترهای کنترل‌کننده است.

رابطه کنترل‌کننده‌های PID به صورت رابطه زیر بوده که برای پاسخ پایدار و سریع با کم‌ترین نوسان، مقدارهای پارامترهای k_c، τ_I، τ_D برای کنترلر بایستی بهینه شوند. در این طراحی جایگاه الگوریتم ژنتیک یافتن بهترین مقدارها برای پارامترهای یاد شده است به طری که انتگرال مربع خطا (ISE) کمینه شود:

$$C(s) = k_c\left(1+\frac{1}{\tau_I s}+\tau_D s\right) \qquad (۳)$$

کنترل‌کننده‌های خود تنظیم PID(۳) را، *آلتینتن*(۴) و *همکاران* [۱۵] با استفاده از الگوریتم ژنتیک برای راکتور ناپیوسته پلی استایرن، طراحی کرده اند. کنترل‌کننده خود تنظیم کنترل‌کننده‌ای است که پارامترهای آن براساس رفتار دینامیک و پاسخ مطلوب فرایند تعیین می‌شود. این کنترل کننده دمای راکتور پلیمریزاسیون را کنترل نموده و از ژنتیک برای تعیین بهترین پارامترهای کنترلر استفاده می‌شود. تابع هدف می‌تواند انتگرال خطای مطلق (IAE)(۵) در نظر گرفته شده و نتیجه شبیه سازی بیانگر آن بوده که کنترل‌کننده‌های خود تنظیم PID نتیجه‌های رضایت‌بخشی را ارایه می‌دهند.

با استفاده از کنترل‌کننده‌های فازی و الگوریتم ژنتیک *آلتینتن*(۶) و *همکاران* [۱۵] دمای راکتورهای پلیمریزاسیون را کنترل کرده‌اند. پارامترهای فازی با استفاده از پروفایل دمایی گوناگون به‌دست آمده و بدین ترتیب راندمان کنترلرهای فازی با استفاده الگوریتم ژنتیک و داده‌های آزمایشگاهی و شبیه سازی تعیین می‌شود. در این بررسی

(۱) Edger and Himmelblau
(۲) Function Evaluation
(۳) Self-tuning
(۴) Altinten
(۵) Integral of the Absolute value of the Error
(۶) Altinten

نشان داده شده است که الگوریتم ژنتیک می‌توان که با کنترل‌کننده‌های فازی در موقعیت های گوناگون تنظیم شود. همچنین، بهینه سازی راندمان کنترل‌های فازی به کمک الگوریتم ژنتیک با روش‌های سنتی مقایسه شد. به منظور حل مشکل بهینه سازی غیرخطی براساس نظریه ژنتیک الگوریتم و تجربیات پژوهشگران یک مدل ساده ژنتیک الگوریتم ارایه شد.

همچنین *ونگ* و *کوواک*[۱] [۱۶] از ژنتیک الگوریتم برای بهینه سازی پارامترهای کنترل PID کلاسیک برای مسئله‌های غیرخطی استفاده کردند. آن‌ها نشان دادند که ژنتیک در مقایسه با روش‌های زیگلر نیکولز در یک دوره همانند کم‌ترین شاخص عملکرد را داشته باشد.

اتوماسیون و کنترل راکتورهای پلیمریزاسیون کبه صورت جدا جدا کار می کنند، کار بسیار دشواری است. *بولزان* و *مکهادو*[۲] [۱۷] مطالعه‌هایی را در مورد کنترل راکتور ناپیوسته پلیمریزاسیون سوسپانسیون در مقیاس پایلوت انجام دادند. در بررسی‌های آن‌ها غلظت آغازگر واکنش پلیمریزاسیون و دما طوری تعیین شد که پلیمر تولید شده ویژگی‌های دلخواه را داشته باشد. کنترل‌کننده مورد استفاده آن‌ها از نوع کنترل‌کننده تطبیقی بوده است. متغیرهای میانگین وزن مولکولی و میزان پراکندگی پلی ال به عنوان پارامترهای کیفیت پلیمر مورد استفاده قرار گرفتند. داده های تجربی به‌دست آمده در واحد تولید پلی استایرن، ظرفیت این کنترل‌کننده را نشان داد.

در راکتورهای زیستی که چندین خوراک به آن‌ها وارد می‌شود شدت جریان‌های خوراک ورودی به راکتور ناپیوسته مساله‌ایی است که مستلزم کنترل است. این مساله را *سرکار*[۳] و *همکاران* [۱۸] با استفاده از الگوریتم ژنتیک بهینه نمودند. در این پژوهش اندازه جمعیت ۱۰۰، احتمال جهش یکنواخت ۱/ و احتمال حرکت جهش ۰۰۵/ بود.

بهینه سازی پارامترهای فرآیندهای غشایی

صنعت غشا دارای حوزه گسترده‌ای از داده‌ها است. کاربردی که الگوریتم ژنتیک در فرایندهای غشایی دارد در زمینه بهینه‌سازی سامانه‌های غشایی بر مبنای مدل ریاضی بوده که این مدل می‌تواند از رابطه‌های ریاضی و یا شبکه عصبی به‌دست آید. به عنوان نمونه از شبکه عصبی جهت مدل سازی کاهش شار در یک میکروفیلتراسیون جریان متقاطع استفاده می‌شود. در این فرایند مقدار شار به شدت متغیرهایی مانند سرعت، فشار، میزان تخلخل غشا و ... بستگی دارد. با گذشت زمان، کاهش شار به علت گرفتگی غشا، وجود خواهد داشت و برای جلوگیری از این کاهش، باید فرآیند شناخته و مدل شود. و سپس با استفاده از الگوریتم ژنتیک شرایط عملکرد بهینه غشا مشخص می‌شود. همچنین شبیه سازی که به تازگی در این زمینه مورد استفاده قرار می‌گیرد، نرم افزار MemSep است.

یکی از کاربردهای مهم فراند جداسازی گاز توسط غشا در زمینه جداسازی اکسیژن از هواست. از آنجایی که با استفاده از یک مرحله جداسازی غشایی نمی‌توان به هدف طراحی رسید طراحی در چندین مرحله صورت می‌گیرد و یا به طور معمول سامانه بازگشت سیال همراه بوده که می‌توان به ستون‌های غشایی پیوسته[۴] که توسط *هوانگ* و *تورمان*[۵] [۱۹] مورد بررسی قرار گرفته است اشاره کرد. مطالعه‌های بسیار زیادی در زمینه بهینه سازی سامانه‌های غشایی با استفاده الگوریتم ژنتیک صورت گرفته که می توان به موارد زیر اشاره نمود:

کی[۶] و *همکاران* در طراحی و ارزیابی اقتصادی جداکننده‌های غشایی گاز را مورد بررسی قرار دادند [۲۰]. هزینه عملیاتی سالانه به عنوان یک تابع هدف انتخاب شد. برآورد دقیق هزینه های عملیاتی ممکن است دشوار باشد زیرا هزینه های آب و برق، مواد خام و شرایط بازار با زمان و مکان متفاوت است.

استرن و *بابد*[۷] در زمینه ارزیابی اقتصادی فرایندهای غشایی برای غنی سازی اکسیژن و تعیین شرایط بهینه عملیاتی پژوهش کردند [۲۱]. در بخش اول این مطالعه شش پیکربندی فرایند و سه نوع گوناگون غشاء پلیمری در نظر گرفته شد. غشاها از نوع لاستیکی (سیلیکون، پلی (اکسید فنیلین) و سلولز تری استات بودند. عملکرد تنظیم‌های فرایند بر اساس متغیرهای عامل جدید مقایسه شد. شرایط عملیاتی برای همه فرایندهای انواع غشاهای بهینه سازی شده برای تولید پایین ترین هزینه تولید اکسیژن خالص بهینه شده است.

کی و *هنسون*[۸] در طراحی و بهینه سازی سامانه غشایی برای جداسازی CO_2/CH_4 [۲۲] پژوهش ارایه نمودند. در این پژوهش، برنامه نویسی غیر خطی برای تعیین شرایط عملیاتی (رسیدن به بالاترین میزان جداسازی) و کم‌ترین هزینه فرایند سالانه به کار گرفته شد. روش طراحی شده برای جداسازی مخلوط های CO_2 / CH_4 در تصفیه گاز طبیعی و بهبود برنامه های کاربردی برای تولید نفت

(۱) Wang and Kwok
(۲) Machado and Bolzan
(۳) Sarkar
(۴) Continuous Membrane Column
(۵) Hwang and Thorman
(۶) Qi
(۷) Bide and Stern
(۸) Qi and Henson

استفاده می شود. نشان داده شده است که یک پیکربندی دو مرحله‌ای با تراوایی چرخشی و یک پیکربندی سه مرحله‌ای با چرخش میزان باقیمانده برای تصفیه گاز طبیعی مناسب است. درحالی که یک پیکر بندی سه مرحله‌ی (مجموع دو ترکیب یاد شده) برای بازیابی نفت کفایت می‌کند. حساسیت پارامترها با تغییر شرایط عملیاتی، ویژگی‌های غشایی و پارامترهای اقتصادی تحلیل می شود.

برای طراحی سامانه‌های غشایی مخلوط گازها [۲۳] و *آلپای* و *پورنومو*(۱) به منظور بهینه سازی ستون‌های غشایی که برای توده هوا مورد استفاده قرار می‌گیرد از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است [۲۴]. در این پژوهش، بهینه‌سازی مبتنی بر مدل برای طراحی و تجزیه و تحلیل دو سامانه غشای تعمیم یافته به اثبات رسیده است.

تایی مان هوانگ(۲) و *همکاران* از این روش برای تخمین شدت گرفتگی روزنه‌های غشا در سامانه‌های میکروفیلتراسیون (در مقیاس پایلوت) و تطابق مدل ریاضی با روند گرفتگی غشا استفاده نمودند [۲۵]. در این بررسی از شرایط عملیاتی شدت جریان و زمان صاف کردن، میزان کدری، دما و pH به‌عنوان پارامترهای ورودی استفاده شده است.

الکایی و *رحیم‌پور*(۳) در ترکیبی نوین از راکتورهای غشایی بستر ثابت و بستر سیال، جهت نفوذ پذیری غشایی هیدروژن در فرایند سنتز فیشر ـ تروپش، در فناوری تبدیل گاز به مایع از این روش برای بهینه سازی استفاده نمودند [۲۶]. این ترکیب یک راکتور بستر ثابت فیشر ـ تروپش است که با راکتور بستر سیال فیشر ـ تروپش ترکیب و با غشا همراه شده است. در این ترکیب، هیدروژن با خلوص بالا در انتهای بخشی از راکتور وارد می‌شود تا غلظت هیدروژن در طول راکتور کنترل شده و از به هدر رفتن هیدروژن جلوگیری شود. مطالعه نظری انجام شده در راستای بهینه سازی عملکرد راکتور بوده تا همزمان تولید C_{5+} بیشینه و طول تولید CO_2 (به‌عنوان فراورده ناخواسته) کمینه شود. نسبت بهینه طول راکتور، نسبت H_2/CO، اندازه کاتالیست، فشار پوسته و لوله دومین راکتور، سرعت فاز گاز و پروفیل دما در طول راکتور در این بهینه سازی به‌دست آمدند.

در این مطالعه‌ها به جز مقاله *آلپای*(۴) [۲۴] که از بازیابی و خلوص فراورده به عنوان تابع هدف استفاده کرده، هزینه و یا سود سالیانه، به‌عنوان تابع هدف مورد استفاده قرار گرفته است. ولی در دیگر مطالعه‌ها یک تابع هدف را در نظر گرفته‌اند.

پژوهشگران بسیاری نیز از الگوریتم ژنتیک برای چندین تابع هدف استفاده کرده‌اند که می‌توان به موارد زیر اشاره کرد:

اوه(۵) و *همکاران* [۲۷] کارایی یک واحد صنعتی تولید هیدوژن با بهینه سازی چندهدفه با الگوریتم ژنتیک بررسی کردند.

بهینه‌سازی چند هدفه واحدهای صنعتی هیدروژن توسط *راجش*(۶) و *همکاران* مورد بررسی قرار گرفت. بازده واحدهای عملیاتی هیدروژن در صنایع نفت و گاز همواره مورد توجه بوده است.

برای رسیدن به بهترین بازده بهینه سازی، شرایط عملیاتی به منظور بهبود کارایی واحد های عملیاتی باید تعریف شود. در پژوهش *راجش* و *همکاران*، یک واحد عملیاتی هیدروژن با به کارگیری مدل‌های دقیق فرایندی شبیه سازی شد(الگوریتم ژنتیک). همزمان بیشینه تولید هیدروژن و نرخ جریان بخار خروجی به عنوان تابع‌های هدف در این پژوهش در نظر گرفته شدند. زمانی که نرخ جریان خوراک ورودی (متان) به واحدها ثابت باشد. [۲۸].

تارافدر(۷) و *همکاران* بهینه‌سازی راکتور صنعتی اتیلن را بررسی نمودند [۲۹]. اتیلن در میان مونومرها در بزرگ‌ترین حجم تولید می شود و از این رو هر بهبودی در فرایند تولید می تواند برتری‌های مهمی را برای صنعت و مصرف کنندگان به ارمغان بیاورد. در این پژوهش، الگوریتم ژنتیک برای دستیابی به طیف گسترده‌ای از راه‌حل‌های بهینه به کار گرفته شد. یک واحد راکتور صنعتی زمانی‌که در آن اتان به عنوان خوراک اولیه استفاده می‌شود با فرضیه‌های یک مکانیسم رادیکال دقیق آزاد برای سینتیک واکنش همراه با مواد، انرژی و توازن حرکتی جریان فراورده واکنش دهنده در طول رآکتور، مدل سازی شد.

عارفی اسکویی و *همکاران* در سال ۲۰۱۷ میلادی از هیدروکسید دوتایی با لایه نانو برای بهبود عملکرد غشاهای اولترا فیلتراسیون استفاده کردند. برای بهینه سازی مقدارهای هیدروکسید و غلظت پلیمر از شبکه عصبی همراه با الگوریتم ژنتیک استفاده شد. مقدارهای بهینه به دست آمده با استفاده از الگوریتم ژنتیک به‌طور تجربی مورد آزمایش قرار گرفت. خطای مقدارهای پیش بینی شده با مقدار تجربی کم‌تر از ۶٪ بود. این نتیجه نشان می‌دهد الگوریتم ژنتیک به خوبی می تواند در بهبود ساختار غشاهای نانوکامپوزیت استفاده شود [۳۰].

---

(۱) Purnomo and Alpay
(۲) Tae-Mun Hwang
(۳) Rahimpour and Elekaei
(۴) Alpay
(۵) Oh
(۶) Rajesh
(۷) Tarafder

سامانه‌های گرمایی

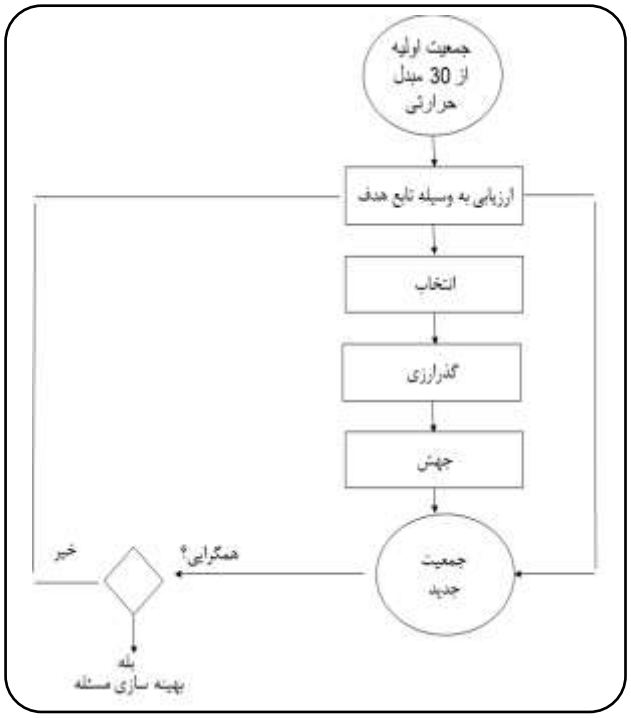
سامانه‌های گرمایی شامل مبدل‌های گرمایی، شبکه مبدل‌های گرمایی، فین، انباره گرمایی و ... است. طراحی این سامانه‌ها در قالب شکل‌دهی، مکان‌یابی، اندازه، شبکه‌بندی و ... است که بهینه‌سازی آن‌ها در زمینه تولید، انتقال و تبدیل انرژی است. در این زمینه الگوریتم ژنتیک در تعیین بهترین گزینه کمک می‌نماید که در ادامه به نمونه هایی اشاره خواهد شد.

بهینه سازی عملکرد مبدل‌های گرمایی

طراحی مبدل‌های گرمایی وابسته به کاربرد آن‌ها در صنعت است. مبدل‌های گرمایی پوسته و لوله را *سلباس*[۱] و *همکاران* با کدینگ دوتایی الگوریتم ژنتیک[۲] طراحی نموده‌اند [۳۱]. در این بررسی کمینه کردن قیمت به عنوان تابع هدف براساس قطر لوله، لوله پینچ[۳]، قطر خارجی پوسته، Baffle Cut و تعداد گذر لوله، به‌عنوان تابع هدف درنظرگرفته شده است.

گاسلین و ویلدی- ترمبلای[۴] نیز از الگوریتم ژنتیک برای کمینه کردن هزینه خریداری و عملیاتی مبدل‌های گرمایی پوسته و لوله برای یک مقدار مشخص از بار گرمایی استفاده کردند [۳۲]. در این بهینه سازی ۱۲ متغییر شامل لوله پینچ، چگونگی چیدمان لوله‌ها، تعداد گذر لوله، فاصله بافل‌ها، فضای خالی بین لوله و بافل[۵]، قطر خارجی مجموع لوله‌ها[۶]، قطر پوسته و قطر خارجی لوله‌ها در طراحی درنظر گرفته شده است. در شکل ۳ دیاگرام ژنتیک الگوریتم به کار گرفته شده در این پژوهش آمده است.

به منظور بهینه سازی سامانه‌های گرمایی، فرموله کردن مسأله و تعیین تابع‌های هدف و پارامترهای لازم جهت بهینه سازی و سپس تعیین الگوریتم ژنتیک از طریق المانهای مورد نظر و نرم افزار متلب بسیار ضروری می‌باشد. ۱۲ متغیر تعریف شده در این پژوهش به عنوان پارامترهای ورودی تابع هدف در نظر گرفته شده‌اند. به طور کلی بررسی بهینه سازی هزینه‌های عملیاتی طراحی مبدل‌های گرمایی با روش الگوریتم ژنتیک نیازمند دانستن اطلاعات کافی در رابطه با مفهوم‌های انتقال گرما است. به عنوان نمونه با استفاده از معادله‌های انتقال گرما می‌توان ضریب انتقال گرمای بخش پوسته و یا لوله را به‌دست آورد. محاسبه دقیق تمام پارامترهای دخیل در طراحی مبدل‌های گرمایی نتیجه بهتری در بهینه سازی ارایه می‌دهد.



شکل ۳ـ نمودار ژنتیک الگوریتم ارایه شده برای بهینه سازی مبدل‌های گرمایی [۳۲].

در پژوهش *گاسلین* و *همکاران*، با درنظر گرفتن متغیرهای طراحی، بیش از ۹ میلیون ترکیب اعمال شده است. با این مقیاس بزرگ مسئله ژنتیک الگوریتم پتانسیل مناسبی برای تعیین طراحی بهینه را دارا می‌باشد.ژنتیک الگوریتم سرعت محاسبه‌های مربوط به مفهوم‌های انتقال گرما را کم کرده.طبق فرایند صورت گرفته در الگوریتم ژنتیک، متغیرهای انتقال هدف در تابع هدف ارزیابی شده اند.الگوریتم ژنتیک طراحی هایی که محدودیت ها را رعایت نمی‌کنند حذف می‌کند. روش بهینه سازی ژنتیک الگوریتم استفاده شده در این مقاله شبیه به روش به کار گرفته توسط *سلباس* و *همکاران* است [۳۱]. در مطالعه حاضر الگوریتم ژنتیک برای طراحی دلخواه مبدل گرمایی پوسته و لوله با استفاده از متغیرهای طراحی به‌کارگرفته شد. متغیرهای طراحی قطر لوله بیرونی، طرح لوله، تعداد لوله های عبور، قطر بیرونی پوسته، و فاصله بین بافل‌ها بود.

از دیگر موردهای کاربرد الگوریتم ژنتیک در مبدل‌های گرمایی می‌توان به مطالعات زیر اشاره نمود:

(۱) Selba
(۲) Binary Coding Genetic Algorithm (BCGA)
(۳) Pitch tube
(۴) Wildi-Tremblay and Gosselin
(۵) Tube-to-baffle diametrical clearance
(۶) Tubebundle outer diameter

بابو و *موناوار*(۱) با روش بهینه سازی مشتق‌گیری(۲) هزینه را بهینه سازی نمودند [۳۳]. هدف اصلی طراحی هر مبدل گرمایی، برآورد کم‌ترین سطح انتقال گرمای مورد نیاز برای تبادل میزان انتقال گرما مشخص بین دو سیال است. در این پژوهش پژوهشگران با به‌کارگیری روش‌های دیفرانسیل تکاملی و با کمک روش بل میزان سطح انتقال گرما مورد نیاز برای مبدل‌های گرمایی راپیدا کردند.

مقدار گرمای منتقل شده نسبت به توان پمپاژ در پنل‌های چین‌دار توسط *والدویت*(۳) و *همکاران* [۳۴] بیشینه شده است. نتیجه‌های به دست آمده نشان داد که این یافته ها، انعطاف پذیری هندسی در هنگام تلاش برای بهینه‌سازی ترکیب گرما و ساختار را فراهم می کنند.

در مطالعه‌های *پنگ* و *لینگ*(۴)، شکل صفحه‌های پره در تبادل گرما براساس دو تابع هدف وزن و هزینه عملیاتی بهینه شده است [۳۵]. قید های مساله توسط شبکه عصبی کنترل می‌شدند. آموزش شبکه عصبی با اولین جمعیت از الگوریتم ژنتیک صورت می‌گرفت. هدف اصلی در طراحی صفحه‌های پره دستیابی به کمینه وزن کلی و هزینه کل سالانه برای یک شرایط محدود بود. نتیجه‌های به‌دست آمده از پژوهش *پنگ* و *همکاران* نشان داد که الگوریتم ژنتیک ترکیبی به کار گرفته شده روشی جهانی است و می تواند در بهینه سازی انواع گوناگون پره‌های گرمایی به کار گرفته شود.

در مطالعه *سای* و *ساندن*(۵)، براساس افت فشار در مبدل گرمایی، تبادل گرمایی صفحه‌های فین دار بهینه شده است. قیدهای این مسئله بیشینه افت فشار و کمینه راندمان بوده که بر اساس این قیدها حجم و قیمت بهینه شده‌اند [۳۶]. در این پژوهش، نشان داده شده است که با توجه به محدودیت های افت فشار، مبدل گرمایی کوچک بهینه شده حدود ۳۰٪ حجم پایین تر یا حدود ۱۵٪ هزینه های سالانه پایین تر را فراهم می کند.

در مطالعه ای الگوریتم ژنتیک برای بهینه سازی ساختار مبدل‌های گرمایی ماتریکس مشبک شده استفاده شد. الگوریتم با MATLAB کد نویسی شد و عدد رینولدز، تخلخل، فاکتور مشبک و نسبت ضخامت صفحه ها به قطر سوراخ برای به دست آوردن بیشینه فاکتور کولبرن و کمینه ضریب اصطکاک بهینه سازی شد [۳۷].

بهینه سازی ترکیب شبکه مبدل‌های گرمایی

ترکیب شبکه مبدل‌های گرمایی به‌منظور بهینه سازی مصرف انرژی با استفاده از تحلیل پینچ صورت می‌گیرد. هدف از این تحلیل یافتن کمینه انرژی مورد نیاز، تعداد کمینه مبدل‌های گرمایی و نیز کمینه هزینه سالیانه و به‌دست آوردن بهترین چیدمان تجهیزات بود. بدین منظور باید اختلاف دمای جریان‌های سردشونده و گرم شونده (ΔT_{min}) بهینه شود. مقدار بهینه ΔT_{min} با استفاده از الگوریتم ژنتیک تعیین شده، سپس انرژی مورد نیاز تجهیزات محاسبه شد و بدین ترتیب نقطه پینچ و آرایش بهینه شبکه مبدل‌های گرمایی به‌دست آمد [۳۸]. زمانی که شبکه مبدل حرارتی گسترده می‌شود الگوریتم ژنتیک می‌تواند شبکه را به چندین بخش تقسیم نماید [۳۹].

سولدرمن و *پترسون*(۶) سامانه بازیابی را طوری طراحی کرده‌اند که هزینه کل به صورت تابعی از هزینه گرمایش و سرمایش، سطح تبادل گرمایی و تعداد مبدل‌ها درنظر گرفته شده و کمینه شود [۳۹].

سامانه گرمایش، تهویه برقی، تهویه مطبوع، سرمایش HVARC2

از نمای کلی این سامانه‌ها تاکنون از لحاظ کاهش هزینه عملیاتی، کم کردن میزان مصرف انرژی، کم‌ترین انرژی مورد نیاز، بیش‌ترین ضریب عملکرد، کم‌ترین هزینه چرخه زندگی و اثرهای زیست محیطی مورد بررسی قرار گرفته اند، که در ادامه به آن ها پرداخته می‌شود.

برای این سامانه‌ها *لو*(۷) و *همکاران* برای کم کردن انرژی کل مورد نیاز از الگوریتم ژنتیک استفاده کردند [۴۱، ۴۰] در این کار چندین متغییر در نظر گرفته شده است: تعداد چیلرهای عملیاتی، تعداد برج های خنک کننده، تعداد پمپ آب، تعداد کویل‌های خنک کننده، دمای آب سرد، دمای آب کندانسور و شدت هوا. با استفاده از سه چیلر، سه برج خنک کننده، سه پمپ آب کندانس شده و پانزده کویل خنک کننده در یک دوره زمانی ۲۴ ساعته، ۸۰۰ کیلووات ساعت انرژی، در مقایسه با حالت معمولی مصرف کاهش می‌یابد. در این مطالعه فشار بهینه پمپ با استفاده از سیستم تطبیقی استنتاجی فازی عصبی تعیین شده است.

در بررسی *جین* و *رن*(۸) شدت هوای خروجی و ولتاژ گرم کننده برای سامانه تهویه مطبوع با الگوریتم ژنتیک بهینه شده تا مصرف

(۱) Babu and Munawar
(۲) Differential Evolution (DE) Optimization
(۳) Valdevit
(۴) Peng and Ling
(۵) Xie and Sunden
(۶) Pettersson and Soderman
(۷) Lu
(۸) Jin and Ren

انرژی کمینه شود [۴۲]. این راهبرد در محیط شبیه سازی شده در شرایط گوناگون در فضای باز و بسته بررسی و ارزیابی شده است.

کنترل سامانه‌های HVACR نیز با استفاده از الگوریتم ژنتیک در مطالعه‌های *وانگ* و *هوانگ*(۱) صورت گرفته است [۴۴، ۴۳]. همچنین در مطالعه ای کنترل چنین سامانه‌هایی با به‌دست آوردن پارامتر تناسبی و انتگرالی کنترلر PID انجام شد. آن‌ها کنترلر PID را طراحی کردند که برای سامانه تهویه مطبوع به کار رفته و با این طراحی عملکرد حجم هوا برای سامانههای تهویه مطبوع بهبود می‌یابد [۴۴]. دو پارامتر کنترلر توسط الگوریتم ژنتیک طوری انتخاب می شوند که اختلاف دمای اندازه گیری شده با دمای فرمان کمینه شود.

گیلمین(۲) و *مورل*(۳) نیز نشان دادند که الگوریتم ژنتیک می تواند پارامترهای کنترلرهای فلزی را طوری تعیین نماید که مصرف انرژی کمینه شود (۲۵٪ صرفه جویی در مصرف انرژی) [۴۵]. آن‌ها هر دو کنترل کننده نوری مصنوعی و طبیعی را به منظور در نظر گرفتن رویکرد یکپارچه طراحی نمودند.

تولید نیرو

تولید نیرو از دیگر موضوع‌های مورد علاقه در زمینه سامانه‌های گرمایی می‌باشد. موتور، پیل سوختی، احتراق، واحدهای هیدروگرمایی و ... از موضوع‌های این سرفصل هستند. در برخی موردهای خاص، سامانه‌های تولید نیرو پیچیده‌ایی وجود دارد که شامل چندین منبع انرژی و چندین جزء است. در این نوع سامانه‌ها از الگوریتم ژنتیک برای سنجیدن بین هدف های رقابتی استفاده می‌شود. برای نمونه *آتشکاری* و *همکاران* از ژنتیک با چند تابع چند هدف برای بهینه کردن موتور توربوجتی که زیر سرعت صوت کار می‌کند استفاده نمودند [۴۶]. راندمان گرمایی، راندمان پیشروی، پیشرانه، مصرف سوخت پیشرانه چهار تابع هدف مورد بررسی در این پژوهش بوده و تعداد اعضای جمعیت ۲۰۰ و پارامترهای بازترکیبی و جهش به‌ترتیب ۰/۸ و ۰/۰۲ در نظرگرفته شده است.

روآنو(۴) و *همکاران* نیز کوره سوزاندن زغال را با الگوریتم ژنتیک طوری طراحی نمودند که راندمان بیشینه و تولید NOx کمینه شد [۴۷]. در این بررسی از نتیجه‌های آزمایشگاهی برای آموزش شبکه عصبی و سپس از شبکه برای محاسبه تابع هدف استفاده شد.

کسجینگ(۵) و *هپرکان*(۶) مقایسه‌ای را بین روش‌های الگوریتم ژنتیک، منطق فازی و شبکه عصبی انجام دادند [۴۸] تا راندمان موتور را بیشینه نماید. متغیرهای طراحی نسبت تعادلی، فشار تخلیه، دمای تخلیه و مدت زمان سوختن بودند. در این بررسی شبکه عصبی، عملکرد بهتری نسبت به ژنتیک داشته است.

کین(۷) و *همکاران* نیز راندمان درونی توربین بخار را توسط کد باینری در الگوریتم ژنتیک با در نظر گرفتن پارامترهای بازترکیبی ۸۰ تا ۹۰ درصد و جهش ۲ تا ۴ درصد و تعداد جمعیت ۵۰ نفر بیشینه نمودند [۴۹].

مولد دوار

مولد دوار یکی از تجهیزهای مهم بازیابی گرما است که بین دو جریان گرم وسرد می‌چرخد. در این‌گونه از تجهیزها افت فشار، راندمان عملیاتی و شدت انتقال حرارت از پارامترهای مهم در طراحی صنعتی بوده که بیش‌ترین شدت انتقال گرما و کم‌ترین افت فشار توسط الگوریتم ژنتیک قابل تعیین است. این‌گونه سامانه‌ها باید از لحاظ گرمایی مدل شده تا بتوان تخمینی از ضریب انتقال حرارت و افت فشار آن را به‌دست آورد [۵۰].

انتگرال انرژی

به طور معمول محاسبه مسئله‌های انتگرال انرژی در کل فرآیند بسیار دشوار است. *یو*(۸) و *همکاران* الگوریتمی را به‌صورت ترکیبی از دو الگوریتم ژنتیک و شبیه ساز تبرید برای حل مسائل انتگرال انرژی در سامانه‌های بزرگ به‌کار گرفتند [۵۱]. البته در این الگوریتم ترکیبی از الگوریتم ژنتیک بهبود یافته توسط دو عملگر تقاطع متعامد(۹) و تحریک موثر(۱۰) استفاده شده است. حل کل فرایند در حالت عادی با الگوریتم‌های معمولی بسیار دشوار است که بتوان حل نمود. نتیجه‌های محاسبه‌های عددی ارایه شده در این مرجع بیان‌گر آن است که این الگوریتم بسیار سریع‌تر از هریک از دو الگوریتم یاد شده است و در مدت زمان کم‌تری همگرا می‌شود. افزون براین شانس آن که مکان بهینه جهانی را بیابد نیز بیش‌تر است.

(۱) Huang and Wang
(۲) Guillemin
(۳) Morel
(۴) Ruano
(۵) Kesgin
(۶) Heperkan
(۷) Qin
(۸) Yu
(۹) Orthogonal Crossover
(۱۰) Effective Crowding

موردهای دیگر در فرایندهای شیمیایی

بهینه سازی راکتور سنتز متانول

از دیدگاه نظری، یک پروفیل بهینه دما در طول راکتور سنتز متانول وجود دارد که باعث بیشینه کردن نرخ تولید متانول می‌شود. به علت غیرفعال شدن کاتالیست در طول فرآیند، دمای بهینه با زمان تغییر می‌کند. بنابراین تابع هدف، بیشترین نرخ تولید بوده که با به‌دست آوردن پروفایل بهینه دما، این امر تحقق می‌پذیرد. در راکتور سنتز سه واکنش کلی زیر اتفاق می‌افتد:

$$2CO+4H_2\leftrightarrow 2CH_3OH+H_2O \quad (۴)$$

$$2CO_2+5H_2O\leftrightarrow 2CH_3OH+H_2O$$

$$CO_2+H_2\leftrightarrow CO+H_2$$

با نوشتن موازنه انرژی و جرم، مدل ناهمگنی که گرادیان را بین فازهای جامد وسیال را درنظر می‌گیرد، به‌دست می‌آید که با گسستن معادله‌ها در نقطه‌های گوناگون راکتور و درنظر گرفتن شرایط مرزی در حالت پایا و ایستا این معادلات حل می‌شوند و بدین ترتیب درنظرگرفتن چندین اکتیویته، پروفایل دما در نقطه‌های گوناگون راکتور به‌دست آمده که با بهینه نمودن آن توسط الگوریتم ژنتیک، بیش‌ترین نرخ تولید قابل محاسبه می شود [۵۲].

الگوریتم جستجوی غیرخطی ژنتیک

همان‌گونه که در آغاز اشاره شد، زمانی که از شبیه ساز فرایند برای بهینه سازی فرایند استفاده می‌شود، تعداد ارزیابی تابع هدف فاکتور مهمی در محاسبات کامپیوتری بوده، زیرا هریک از اعضای جمعیت در الگوریتم ژنتیک نیاز به همگرایی داشته که باعث افزایش زمان محاسبه‌ها می‌شود. به همین منظور سعی شود تا الگوریتم ژنتیک با برخی از الگوریتم‌های دیگر ترکیب شود تا زمان محاسبه‌ها کاهش یابد. الگوریتم جستجوی غیرخطی ژنتیک[۱] الگوریتمی بوده که در آن الگوریتم ژنتیک با یک الگوریتم دیگر، که بر اساس جستجوی غیرخطی استوار است، کوپل می‌شوند. این الگوریتم، در بیش‌تر موردها تعداد ارزیابی تابع هدف را به‌طور چشمگیری کاهش می‌دهد. از این الگوریتم توسط *جانگ*[۲] و *همکاران* برای بهینه سازی اقتصادی واحدهای صنعتی استفاده شده است [۵۳].

تعیین آنی ویژگی‌های فرآورده در واحد تقطیر پالایشگاه

در صنعت، گاهی وقت‌ها نیاز است که فراورده‌ی تولید شده از کیفیت مشخص و استانداردی برخوردار باشد. بنابراین لزوم وجود برنامه‌ها و نرم افزارهایی برای محاسبه آنی ویژگی‌های فراورده احساس می شود تا اقدام‌های لازم برای کنترل فرایند صورت بگیرد. یکی از این واحدها، واحد تقطیر نفت خام در پالایشگاه است که لازم است ویژگی‌های میانگین فراورده مانند فشاربخار، دمای ASTM، نقطه فلش، نقطه ریزش و ... به صورت لحظه‌ایی مشخص شود. توسط *سارااف* و *دام*[۳]، نرم افزاری با استفاده از شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک طراحی شده که ویژگی‌های فراورده را در لحظه تخمین می‌زند. برای رسیدن به این مقصود لازم است که یک معماری بهینه از شبکه وجود داشته باشد [۵۴]. در این مورد الگوریتم ژنتیک برای غلبه بر مشکل طراحی مانند تعداد نرون‌های هر لایه، چگونگی اتصال نرون‌ها، تعداد نرون‌های لایه مخفی استفاده شده است. افزون بر این برای انتخاب حالتی از مجموعه ویژگی‌های ورودی‌ها که بیش‌ترین ارتباط را دارند نیز به‌کار گرفته می‌شود.

بهینه سازی واحد صنعتی شکست کاتالسیتی

با استفاده از روش جهش ژن در الگوریتم ژنتیک، *گوپتا* و *کاسات*[۴] کدی را ارایه کردند که برای بهینه سازی مسئله‌های چند منظوره به‌کار برده می‌شود. این کد نسبت به زمانی که جهش در آن در نظر گرفته نشده، پنج برابر زمان محاسبات را کاهش می‌دهد. آن‌ها از این روش برای بهینه سازی واحد صنعتی شکست کاتالسیتی استفاده نمودند [۵۵].

تعیین بهترین فاصله حفر چاه

مونتس[۵] برای تعیین بهترین فاصله حفر چاه‌ها از شبیه ساز عددی مخزن، Eclipse استفاده نموده که الگوریتم ژنتیک می‌تواند مکان‌های مناسب برای حفر چاه را به شبیه ساز پیشنهاد دهد [۵۶]. نفت تولیدی برآوردی شبیه‌ساز به عنوان تابع هدف قرار می‌گیرد.

---

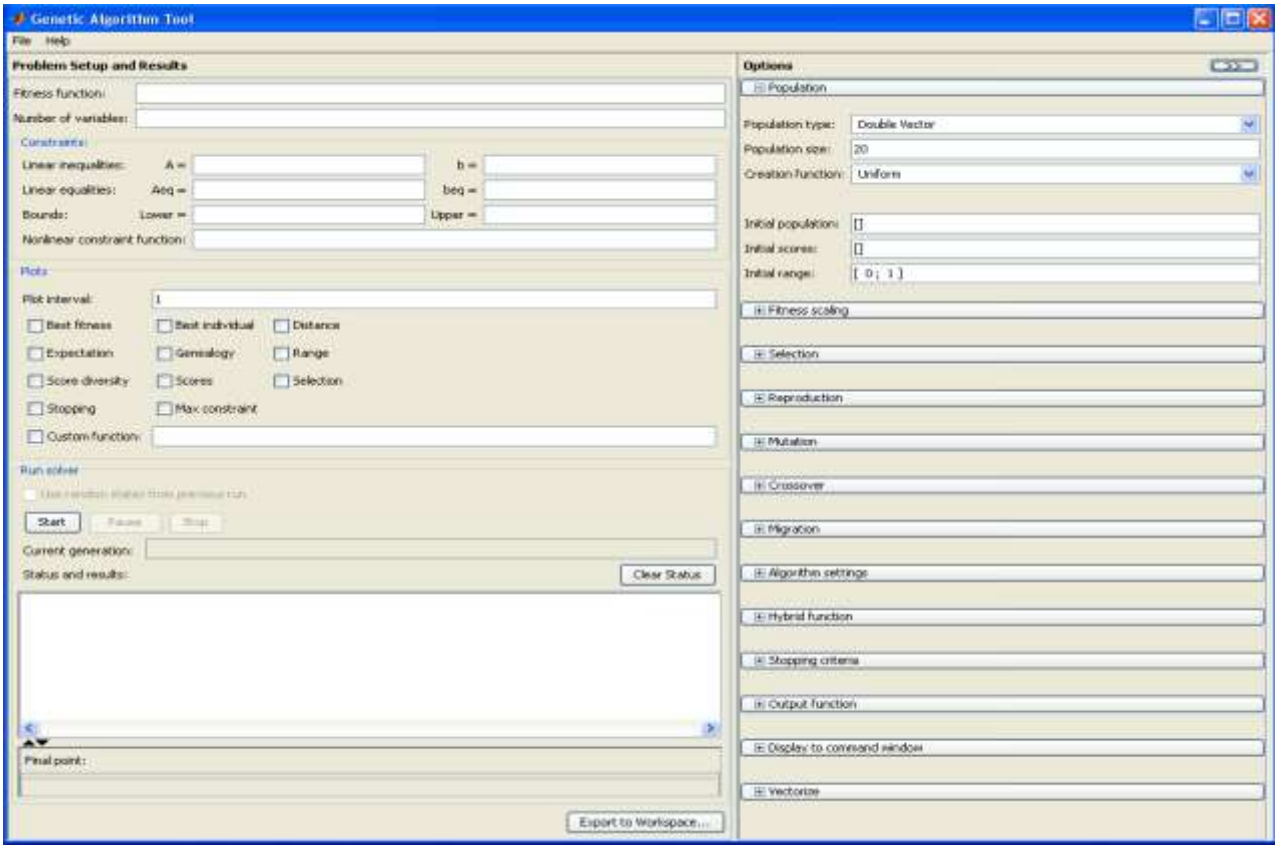
(۱) Genetic quadratic search algorithm

(۲) Jang

(۳) Dam and Saraf

(۴) Kasat and Gupta

(۵) Montes



شکل ۴ـ نوار ابزار الگوریتم ژنتیک در MATLAB.

نتیجه‌گیری

در این مقاله توانایی‌های الگوریتم ژنتیک برای حل مسئله‌های پیچیده بهینه‌سازی در مهندسی شیمی بیان گردید. این بررسی نشان می‌دهد که الگوریتم ژنتیک می‌تواند به سادگی برای مسئله‌ها و تابع هدف غیرخطی به‌کار رود. با نرم افزاری مانند Genetic algorithm tool از MATLAB's toolbox که شمایی از آن در شکل ۴ نشان داده شده، می‌توان به سادگی هر مسئله بهینه‌سازی را حل کرد. تنها کافی است که کم‌ترین اطلاعات در مورد فیزیک مساله یا تئوری ریاضی که درپشت فناوری بهینه‌سازی است را وارد کرد [۶۱ـ۵۷].

بهینه سازی پارامترهای مربوط به فرایندهای غشایی به منظور بهبود کارایی غشا، بهینه سازی سامانه‌های گرمایی، بهینه سازی راکتورها به منظور دستیابی به بالاترین میزان تبدیل و... با استفاده از الگوریتم ژنتیک در این مطالعه مورد بررسی قرار گرفت. نتیجه‌های به دست آمده از این بررسی نشان می‌دهد که به کارگیری روش‌های برازش غیر خطی در بهینه‌سازی فرایندهای مرتبط با صنایع شیمیایی بیش از پیش در صنعت مورد توجه قرار گرفته است.

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۱۰/۲۹ ؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۲/۳

مراجع

[1] Kaveh N.S., Ashrafizadeh S., Mohammadi F., Development of an Artificial Neural Network Model For Prediction of Cell Voltage and Current Efficiency in a Chlor-Alkali Membrane Cell, *Chemical Engineering Research and Design*, **86**(5): 461-472 (2008).

[2] Al-Dabbagh R., Neri F., Idris N., Baba M., Algorithm Design Issues in Adaptive Differential Evolution: Review and Taxonomy, *Swaarm and Evolutionary Computation*, **43**: 284-311 (2018).

[3] Trivedi A., Srinivasan D., Biswas S., Reindl T., A Genetic Algorithm–Differential Evolution Based Hybrid Framework: Case Study on Unit Commitment Scheduling Problem, *Information Sciences*, **354**(275-300 (2016).

[4] Coley D.A., "An Introduction to Genetic Algorithms for Scientists and Engineers", World Scientific Publishing Co Inc, (1999).

[5] Karr C., Freeman L.M., "Industrial Applications of Genetic Algorithms", CRC Press, p. 58 (1998).

[6] Syswerda G., A Study of Reproduction in Generational and Steady State Genetic Algorithms, *Foundations of Genetic Algorithms*, **2**: 94-101 (1991).

[7] Wood R.K., Stevens W.F., Optimum Volume Ratios for Residence Time in Stirred Tank Reactor Sequences, *Chemical Engineering Science*, **19**(6): 426-428 (1965).

[8] Szépe S., Levenspiel O., Optimization of Backmix Reactors In Series for a Single Reaction, *Industrial & Engineering Chemistry Process Design and Development*, **3**(3): 426-428 (1964).

[9] Chang H., Hou W.-C., Optimization of Membrane Gas Separation Systems Using Genetic Algorithm, *Chem. Eng. Sci.*, **61**(16): 5355-5368 (2006).

[10] Goldberg D.E., "Genetic Algorithms In Search, Optimization, and Machine Learning", *Reading: Addison-Wesley*, (1989).

[11] Tomassini M., "A Survey of Genetic Algorithms", Annual Reviews of Computational Physics III, pp. 87-118 (1995).

[12] Charbonneau P., An Introduction to Genetic Algorithms for Numerical Optimization, *NCAR Technical Note*, **74**: 4-13 (2002).

[13] Luke S., Spector L., A Revised Comparison of Crossover and Mutation in Genetic Programming, *Genetic Programming*, **98**: 208-213 (1998).

[14] Davis L., "Handbook of Genetic Algorithms", 1st ed., Van Naastrand Reihald (1991).

[15] Altınten A., Ketevanlioğlu F., Erdoğan S., Hapoğlu H., Alpbaz M., Self-Tuning PID Control of Jacketed Batch Polystyrene Reactor Using Genetic Algorithm, *Chem. Eng. J.*, **138**(1–3): 490-497 (2008).

[16] Wang P., Kwok D., Optimal Design Of PID Process Controllers Based on Genetic Algorithms, *Control Engineering Practice*, **2**(4): 641-648 (1994).

[17] Machado R., Bolzan A., Control of Batch Suspension Polymerization Reactor, *Chemical Engineering Journal*, **70**(1): 1-8 (1998).

[18] Sarkar D., Modak J.M., Optimization of Fed-Batch Bioreactors Using Genetic Algorithm: Multiple Control Variables, *Comput. Chem. Eng.*, **28**(5): 789-798 (2004).

[19] Hwang S.T., Thorman J.M., The Continuous Membrane Column, *AIChE Journal*, **26**(4): 558-566 (1980).

[20] Qiu M.M., Hwang S.T., Kao Y.K., Economic Evaluation of Gas Membrane Separator Designs, *Industrial & Engineering Chemistry Research*, **28**(11): 1670-1677 (1989).

[21] Bhide B., Stern S., A New Evaluation of Membrane Processes for the Oxygen-Enrichment of Air. I. Identification of Optimum Operating Conditions and Process Configuration, *J Memb Sci*, **62**(1): 13-35 (1991).

[22] Qi R., Henson M., Optimization-Based Design of Spiral-Wound Membrane Systems for CO_2/CH_4 Separations, *Sep Purif Technol*, **13**(3): 209-225 (1998).

[23] Qi R., Henson M.A., Membrane System Design for Multicomponent Gas Mixtures *via* Mixed-Integer Nonlinear Programming, *Comput. Chem. Eng.*, **24**(12): 2719-2737 (2000).

[24] Purnomo I., Alpay E., Membrane Column Optimisation for the Bulk Separation of Air, *Chemical Engineering Science*, **55**(18): 3599-3610 (2000).

[25] Lee T.-M., Oh H., Choung Y.-K., Oh S., Jeon M., Kim J.H., Nam S.H., Lee S., Prediction of Membrane Fouling in the Pilot-Scale Microfiltration System Using Genetic Programming, *Desalination*, **247**(1–3): 285-294 (2009).

[26] Rahimpour M., Elekaei H., Optimization of a Novel Combination Of Fixed And Fluidized-Bed Hydrogen-Permselective Membrane Reactors for Fischer–Tropsch Synthesis in GTL Technology, *Chemical Engineering Journal*, **152**(2): 543-555 (2009).

[27] Oh P., Ray A.K., Rangaiah G., Triple-Objective Optimization of an Industrial Hydrogen Plant, *Journal of Chemical Engineering of Japan*, **34**(11): 1341-1355 (2001).

[28] Rajesh J., Gupta S., Rangaiah G., Ray A., Multi-Objective Optimization of Industrial Hydrogen Plants, *Chemical Engineering Science*, **56**(3): 999-1010 (2001).

[29] Tarafder A., Lee B.C., Ray A.K., Rangaiah G., Multiobjective Optimization of an Industrial Ethylene Reactor Using a Nondominated Sorting Genetic Algorithm, *Industrial & Engineering Chemistry Research*, **44**(1): 124-141 (2005).

[30] Arefi-Oskoui S., Khataee A., Vatanpour V., Modeling and Optimization of NLDH/PVDF Ultrafiltration Nanocomposite Membrane Using Artificial Neural Network-Genetic Algorithm Hybrid, *ACS Combinatorial Science*, **19**(7): 464-477 (2017).

[31] Selbaş R., Kızılkan Ö., Reppich M., A New Design Approach for Shell-and-Tube Heat Exchangers Using Genetic Algorithms from Economic Point of View, *Chemical Engineering and Processing: Process Intensification*, **45**(4): 268-275 (2006).

[32] Wildi-Tremblay P., Gosselin L., Minimizing Shell-and-Tube Heat Exchanger Cost with Genetic Algorithms and Considering Maintenance, *International Journal of Energy Research*, **31**(9): 867-885 (2007).

[33] Babu B., Munawar S., Differential Evolution Strategies for Optimal Design of Shell-and-Tube Heat Exchangers, *Chemical Engineering Science*, **62**(14): 3720-3739 (2007).

[34] Valdevit L., Pantano A., Stone H.A., Evans A.G., Optimal Active Cooling Performance of Metallic Sandwich Panels with Prismatic Cores, *International Journal of Heat and Mass Transfer*, **49**(21): 3819-3830 (2006).

[35] Peng H., Ling X., Optimal Design Approach for the Plate-Fin Heat Exchangers Using Neural Networks Cooperated with Genetic Algorithms, *Applied Thermal Engineering*, **28**(5–6): 642-650 (2008).

[36] Xie G., Sundén B., Wang Q., Optimization of Compact Heat Exchangers by a Genetic Algorithm, *Applied Thermal Engineering*, **28**(8): 895-906 (2008).

[37] John A.K., Krishnakumar K., Performing Multiobjective Optimization on Perforated Plate Matrix Heat Exchanger Surfaces Using Genetic Algorithm, *International Journal for Simulation and Multidisciplinary Design Optimization*, **8**(A3): 1-8 (2017).

[38] Ravagnani M., Da Silva A., Andrade A., Detailed Equipment Design in Heat Exchanger Networks Synthesis and Optimisation, *Applied Thermal Engineering*, **23**(2): 141-151 (2003).

[39] Pettersson F., Söderman J., Design of Robust Heat Recovery Systems in Paper Machines, *Chemical Engineering and Processing: Process Intensification*, **46**(10): 910-917 (2007).

[40] Lu L., Cai W., Chai Y.S., Xie L., Global Optimization for Overall HVAC Systems—Part I Problem Formulation and Analysis, *Energy Conversion and Management*, **46**(7–8): 999-1014 (2005).

[41] Lu L., Cai W., Soh Y.C., Xie L., Global Optimization for Overall HVAC Systems—Part II Problem Solution and Simulations, *Energy Conversion and Management*, **46**(7–8): 1015-1028 (2005).

[42] Jin X., Ren H., Xiao X., Prediction-Based Online Optimal Control of Outdoor Air of Multi-Zone VAV Air Conditioning Systems, *Energy and Buildings*, **37**(9): 939-944 (2005).

[43] Huang W., Lam H., Using Genetic Algorithms To Optimize Controller Parameters for HVAC Systems, *Energy and Buildings*, **26**(3): 277-282 (1997).

[44] Wang J., Wang Y., Performance Improvement of VAV Air Conditioning System Through Feedforward Compensation Decoupling and Genetic Algorithm, *Applied Thermal Engineering*, **28**(5–6): 566-574 (2008).

[45] Guillemin A., Morel N., An Innovative Lighting Controller Integrated in a Self-Adaptive Building Control System, *Energy and buildings*, **33**(5): 477-487 (2001).

[46] Atashkari K., Nariman-Zadeh N., Pilechi A., Jamali A., Yao X., Thermodynamic Pareto Optimization of Turbojet Engines Using Multi-Objective Genetic Algorithms, *International Journal of Thermal Sciences*, **44**(11): 1061-1071 (2005).

[47] Ruano A.E., Crispim E.M., Conceiçao E.Z., Lúcio M.M.J., Prediction of Building's Temperature Using Neural Networks Models, *Energy and Buildings*, **38**(6): 682-694 (2006).

[48] Kesgin U., Heperkan H., Simulation of Thermodynamic Systems Using Soft Computing Techniques, *International Journal of Energy Research*, **29**(7): 581-611 (2005).

[49] Qin X., Chen L., Sun F., Wu C., Optimization for a Steam Turbine Stage Efficiency Using a Genetic Algorithm, *Applied Thermal Engineering*, **23**(18): 2307-2316 (2003).

[50] Sanaye S., Hajabdollahi H., Multi-Objective Optimization of Rotary Regenerator Using Genetic Algorithm, *International Journal of Thermal Sciences*, **48**(10): 1967-1977 (2009).

[51] Yu H., Fang H., Yao P., Yuan Y., A Combined Genetic Algorithm/Simulated Annealing Algorithm for Large Scale System Energy Integration, *Computers & Chemical Engineering*, **24**(8): 2023-2035 (2000).

[52] Kordabadi H., Jahanmiri A., Optimization of Methanol Synthesis Reactor Using Genetic Algorithms, *Chemical Engineering Journal*, **108**(3): 249-255 (2005).

[53] Jang W.-H., Hahn J., Hall K.R., Genetic/Quadratic Search Algorithm for Plant Economic Optimizations Using a Process Simulator, *Comput. Chem. Eng.*, **30**(2): 285-294 (2005).

[54] Dam M., Saraf D.N., Design of Neural Networks Using Genetic Algorithm for on-Line Property Estimation of Crude Fractionator Products, *Comput. Chem. Eng.*, **30**(4): 722-729 (2006).

[55] Kasat R.B., Gupta S.K., Multi-Objective Optimization of an Industrial Fluidized-Bed Catalytic Cracking Unit (FCCU) Using Genetic Algorithm (GA) with the Jumping Genes Operator, *Computers & Chemical Engineering*, **27**(12): 1785-1800 (2003).

[56] Montes G., Bartolome P., Udias A.L., "The Use of Genetic Algorithms in Well Placement Optimization", in: *SPE Latin American and Caribbean petroleum engineering conference*, *Society of Petroleum Engineers*, (2001).

[۵۷] صفرزاده، محمد امین؛ مطهری، مهدیا، بهینه سازی همزمان ذخیره سازی زیرزمینی گاز و ازدیاد برداشت نفت در فرایند تزریق گاز کربن دی‌اکسید با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک چند هدفه، *نشریه شیمی و مهندسی شیمی ایران*، (۳)**۳۳** : ۸۵ تا ۹۵ (۱۳۹۳).

[58] John A.K., Krishnakumar K., Performing Multiobjective Optimization on Perforated Plate Matrix Heat Exchanger Surfaces Using Genetic Algorithm, *International Journal for Simulation and Multidisciplinary Design Optimization*, **8**(A3) (2017).

[59] Bharathi C., Rekha D., Vijayakumar V., Genetic Algorithm Based Demand Side Management for Smart Grid, *Wireless Personal Communications*, **93**(2): 481-502 (2017).

[60] Babanezhad M., Rezakazemi M., Shirazian S., Prediction of Fluid Pattern in a Shear Flow on Intelligent Neural Nodes Using ANFIS and LBM, *Neural Computing and Application*, **32**: 13313-13321 (2020).

[61] Soroush E., Mesbah M., Hajilary N., Rezakazemi M., ANFIS Modeling for Prediction of CO_2 Solubility in Potassium and Sodium Based Amino Acid Salt Solutions, *Journal of Enviromrntal Chemical Engineering*, **7**(1): 102925 (2019).