

مدلی برای تبیین و تنظیم پارامترهای فرایند تولید پلی اتیلن ترفتالات (PET) با بهره‌گیری از رویکرد تلفیقی روش سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های فرا ابتکاری

رضا عباسی،* جمشید صالحی صدقیانی،** مقصود امیری***

تاریخ دریافت: ۹۲/۷/۲۱ تاریخ پذیرش: ۹۴/۳/۳

چکیده:

در فرآیندهای صنعتی عوامل متعددی با سطوح مختلف وجود دارند که هر کدام ممکن است بر روی مشخصات محصول نهایی تاثیرگذار باشند. در این تحقیق، مدلسازی ریاضی غیر خطی چند هدفه برای ۵ مشخصه کیفی محصول پلی اتیلن ترفتالات که یکی از محصولات پرکاربرد و مهم صنعت پتروشیمی کشور می‌باشد، برحسب ۹ متغیر (پارامتر) کلیدی اثرگذار فرایند تولید آن انجام گرفته است. برای همین منظور از روش سطح پاسخ که تلفیقی از طراحی آزمایشات و آزمون‌های آماری است به همراه شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های فراابتکاری استفاده شده است.

کلید واژگان:

روش سطح پاسخ، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم‌های فراابتکاری، پلی اتیلن ترفتالات

* استادیار گروه مدیریت صنعتی دانشگاه شاهد (نویسنده مسئول) Reza abasi2003@yahoo.com

** استاد گروه مدیریت صنعتی دانشگاه علامه طباطبایی

*** استاد گروه مدیریت صنعتی دانشگاه علامه طباطبایی

مقدمه

هر فرآیند دارای مجموعه‌ای از عوامل تاثیرگذار و مجموعه‌ای از عوامل خروجی است که باید مطابق خواست و انتظاری باشد که از آن می‌رود. در فرآیندهای صنعتی عوامل ورودی متعددی با سطوح مختلف وجود دارند که هر کدام ممکن است بر روی مشخصات محصول نهایی تاثیرگذار باشند.

شناسایی عوامل ورودی موثر بر یک فرآیند تولیدی و تنظیم آنها در سطحی که بتواند به بهبود خروجی‌ها کمک و ما را به خروجی ایده‌آل نزدیک کند، سوالی است که همواره مدیران تولید و عملیات با آن مواجه بوده‌اند. بر این اساس در تحقیق حاضر تلاش شده است با تمرکز بر روش‌های ریاضی و به منظور حفظ و بهبود خروجی فرایند تولید محصول پلی اتیلن ترفتالات^۱ (PET) (مشخصه‌هایی از قبیل میزان چگالی ذاتی، رنگ و ...)، اقدام به تعیین مشخصه‌های قابل کنترل فرایند (از قبیل مقادیر دما، فشار، زمان و ...) گردد.

ادبیات موضوع

پلیمر پلی اتیلن ترفتالات (PET) در رده بندی انواع پلیمر از نوع پلیمر تراکمی بوده که بعد از ایجاد مولکول پلیمر، یک مولکول آب از آن خارج می‌شود و در رده بندی در گروه پلیمرهایی قرار دارد که از یک نوع مونومر تشکیل شده و ساختار خطی دارند. از PET در تهیه الیاف پیوسته، نخ صنعتی، منسوجات، بطری‌های مایعات، ظروف غذایی و دارویی و ... استفاده می‌شود. بخش تولید چپس فرایند تولید PET، از چهار ایستگاه اصلی (راکتور) که به صورت سری قرار گرفته‌اند و شامل راکتور استریفیکیشن^۲ اولیه و ثانویه و پلی کاندنسیشن^۳ راکتور پرپلی^۴ و راکتور نهایی^۵ می‌باشد، تشکیل شده است. چهار راکتور به صورت سری

1-Polyethylene Terephthalate (PET)

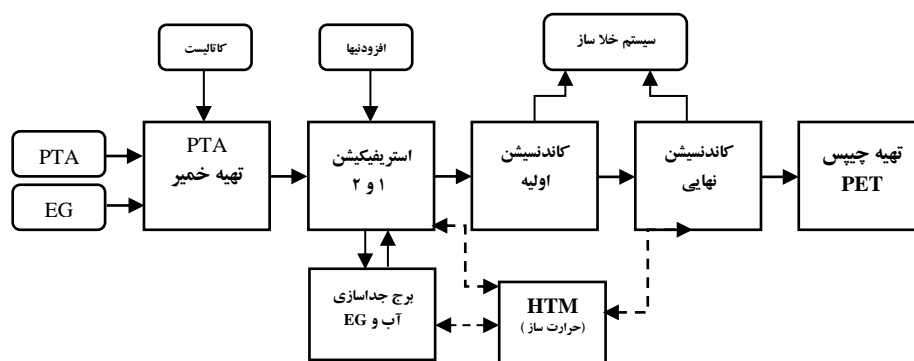
2-ESTRIFICATION

3-POLYCONDENSATION

4-Pre Poly Reactor (PP Reactor)

5-Finisher Reactor

قرار گرفته که در دو راکتور اول واکنش استری شدن در فشار مثبت و در دو راکتور دیگر واکنش در خلا انجام می‌گیرد. ابتدا پس از مخلوط کردن مواد افزودنی در تانک خمیرسازی، مواد به راکتور اول منتقل شده و فرایند واکنش آغاز می‌گردد. سپس از راکتورهای دیگر نیز عبور کرده تا واکنش تکمیل گردد. در نهایت محصول نهایی از دستگاه برش (کاتر) عبور داده شده و بصورت گرانول در می‌آید.



شکل ۱. فرایند پیوسته تولید پلی اتیلن ترفتالات

متدولوژی سطح پاسخ

هنگامی که فاکتورها و روابط زیادی روی متغیر پاسخ تاثیر داشته باشند روش سطح پاسخ ۱ یکی از ابزارهای موثر برای بهینه کردن فرایند می‌باشد [۶]. روش سطح پاسخ مجموعه ای از تکنیک‌های آماری و ریاضی است که برای مدل کردن و آنالیز متغیر(های) پاسخ که تحت تاثیر چندین متغیر مستقل می‌باشد و با کمک آن تعیین شرایط عملیاتی بهینه برای سیستم تحت بررسی یا ناحیه ای از فضای جواب که در آن فرایندی صورت می‌گیرد می‌تواند رضایت بخش باشد [۱]. متدولوژی سطح پاسخ روش موثری است که با کمترین منابع و داده‌های کمی، با طرح آزمایشی مناسب اقدام به تعیین همزمان بهینه چندین متغیر می‌نماید و مزیت

اصلی RSM کاهش تعداد تکرارهای آزمایشات برای ارزیابی پارامترهای چندگانه و روابط متقابل آنهاست [۷].

در اکثر مسائل مربوط به RSM از چند جمله‌ای‌ها و توابع خطی برای برازش مدل استفاده می‌شود. اگر پاسخ به خوبی به وسیله یک تابع خطی از متغیرهای مستقل مدل‌بندی شده باشد آنگاه تابع تقریب‌کننده مدل، مرتبه اول است. اگر در سیستم خمیدگی وجود داشته باشد آنگاه باید از چند جمله‌ای‌های درجه بالاتر مانند مدل مرتبه دوم استفاده کرد که به صورت زیر می‌باشد [۱]:

$$\hat{Y} = \beta_0 + \sum \beta_i x_i + \sum \beta_{ii} x_i^2 + \sum \beta_{ij} x_i x_j$$

دوران پذیری خاصیتی بسیار مهم برای انتخاب طرح رویه پاسخ است، طرح با چنین خاصیتی وقتی آن را حول مرکز $(0, 0, 0, \dots, 0)$ دوران دهیم واریانس \hat{Y} تغییر نمی‌کند. در این مقاله از مدل مرتبه دوم برای برازش مدل استفاده شده است، زیرا علاوه بر موارد یاد شده، دارای مقدار R^2 (ضریب تعیین چندگانه) بیشتری از مدل مرتبه اول و یا مدل مرتبه اول با روابط متقابل است و همچنین MSE (میانگین مجذور خطا) کمتری نسبت به آن دو مدل دارا می‌باشد.

یکی از طرح‌های متداول برای برازش مدل مرتبه دوم، طرح مرکب مرکزی است. این طرح عبارت است از عاملی 2^k (کد بندی شده با نماد معمول ± 1) با الحاق $2k$ نقطه محوری $(\pm \alpha)$ $(0, 0, \dots, 0)$ ، $(0, \pm \alpha, 0, \dots, 0)$ و $(0, 0, \dots, 0, \pm \alpha)$ و n_c نقطه مرکزی $(0, 0, \dots, 0)$ است.

از آنجایی که در این تحقیق ۹ عامل (فاکتور) مورد بررسی قرار گرفته است، از اینرو مطابق شکل ۲، طرح غیربلوکی یک چهارم مرکب مرکزی که شامل ۱۵۶ اجراست به کار گرفته شد.

Available Response Surface Designs (with Number of Runs)										
Design		Factors								
		2	3	4	5	6	7	8	9	10
Central Composite full	unblocked	13	20	31	52	90	152			
	blocked	14	20	30	54	90	160			
Central Composite half	unblocked				32	53	88	154		
	blocked				33	54	90	160		
Central composite quarter	unblocked							90	156	
	blocked							90	160	
Central Composite eighth	unblocked									158
	blocked									160
Box-Behnken	unblocked		15	27	46	54	62		130	170
	blocked			27	46	54	62		130	170

شکل ۲: جدول طرح‌های سطح پاسخ و تعداد آزمایشات مرتبط

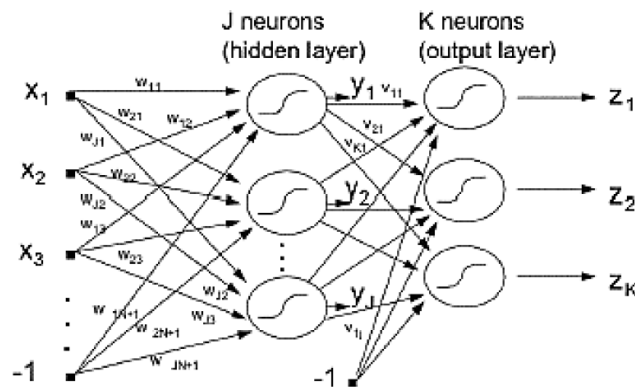
شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی^۱ که الهام گرفته از سیستم عصبی انسان می‌باشد، از مجموعه ای نورون که وظیفه پردازش اطلاعات را دارند، تشکیل شده است. هریک از نورون‌ها، ورودی‌ها را دریافت نموده و پس از پردازش روی آنها، یک سیگنال خروجی تولید می‌نماید [۲]. پرسپترون چند لایه^۲ (MLP)، که یکی از انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی است، ابزار قدرتمند در یافتن روابط غیر خطی بین دو فضای ورودی و خروجی است. قدرت و کاربرد گسترده این شبکه به قدری است که از آن به عنوان یک «تقریب زن عمومی»^۳ یاد می‌شود [۵]. در واقع این شبکه قادر است روابط ذاتی و طبیعی درون داده‌ها را کشف و در وزن‌های اتصالات خود ذخیره کند.

1 -Artificial Neural Network (ANN)

2 -Multilayer Perceptron (MLP)

3-Universal approximation



شکل ۳: نمای یک پرسپترون سه لایه پیش خور

این نوع شبکه از سه لایه متمایز تشکیل شده است: لایه اول که لایه ورودی است که شامل مشخصه‌های ورودی به شبکه است و صرفاً وظیفه توزیع مقادیر ورودی را به لایه بعدی بر عهده دارد. در این لایه هر یک از ورودی‌ها در ضرایب وزنی خود ضرب می‌شوند. بخش دوم لایه‌های میانی است که به آنها «لایه‌های پنهان»^۱ نیز می‌گویند. وجود نورون‌های لایه میانی اغلب زمانی مفید است که تابع محرک آنها غیر خطی باشد. کار اصلی این لایه‌ها استخراج اطلاعات نهفته در داده‌های موجود است. در واقع شبکه به کمک این نورون‌ها روابط پیچیده موجود بین متغیرهای ورودی و خروجی را مدل سازی می‌کند. افزایش تعداد لایه‌های پنهان موجب استخراج بیشتر روابط موجود می‌شود؛ این مساله موجب می‌شود که تصویر بهتری از فضای پارامترهای سیستم تحت بررسی بدست آید. اما در عین حال افزایش تعداد لایه‌های پنهان موجب کاهش سرعت یادگیری شبکه می‌شود. همچنین به دلیل فراگیری خطاهای مستتر در داده‌ها، قدرت تعمیم دهی شبکه کاهش می‌یابد. بخش سوم، لایه خروجی است که بر اساس انتظار کاربر یا طراح شبکه تعیین می‌شود و دسته بندی نهایی را صورت می‌دهد [۱۶].

1- Hidden layers

ویژگی‌های منحصر به فرد شبکه‌های عصبی مصنوعی از قبیل قابلیت یادگیری^۱، قابلیت تعمیم^۲، پردازش موازی^۳ و مقاوم بودن^۴ موجب کاربردهای گسترده آن در حوزه‌های مختلف شده است. [۲].

الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات

الگوریتم‌های فراابتکاری^۵، به دسته‌ای از روش‌ها اطلاق می‌شود که طبق یک رویه قانونمند، فضای جواب را برای یافتن جواب بهینه (یا نزدیک به بهینه) جستجو می‌کنند. این الگوریتم‌ها با معرفی اصول سیستماتیک برای خارج شدن از بهینه‌های محلی یا جلوگیری از قرار گرفتن در بهینه‌های محلی با مشکلی که الگوریتم‌های ابتکاری با آن مواجه هستند، مقابله می‌کنند [۳]. روش‌های فراابتکاری را می‌توان به الگوریتم‌های مبتنی بر یک جواب و الگوریتم‌های مبتنی بر جمعیت دسته بندی کرد. الگوریتم‌های مبتنی بر یک جواب، در حین فرایند جستجو یک جواب را تغییر می‌دهند در حالیکه در الگوریتم‌های مبتنی بر جمعیت، در حین جستجو یک جمعیت از جواب‌ها در نظر گرفته می‌شود و می‌توانند جستجو را به مناطق مختلفی از فضای جواب هدایت کنند. [۱۵]

الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات^۶ (PSO) یکی از روش‌های مبتنی بر جمعیت می‌باشد که بر اساس رفتار گروهی دسته‌های ماهی و پرندگان در طبیعت توسعه یافته است. در این الگوریتم فرض می‌شود ذرات در فضای جستجو جاری‌اند و تغییر مکان ذرات در فضای جستجو تحت تأثیر تجربه و دانش خودشان و همسایگان‌شان است. بنابراین موقعیت دیگر توده ذرات روی چگونگی جستجوی یک ذره اثر می‌گذارد. نتیجه‌ی مدل سازی این رفتار

-
- 1- Learning Ability
 - 2- Generalization
 - 3- Parallel processing
 - 4- Robustness
 - 5- Metaheuristics Algorithms
 - 6- Particle Swarm Optimization (PSO)

اجتماعی فرایند جستجویی است که ذرات به سمت نواحی موفق میل می کنند. ذرات از یکدیگر می آموزند و بر مبنای دانش به دست آمده به سمت بهترین همسایگان خود می روند. در این تکنیک از مفهوم «جانمایی همسایگی جی بست» که توسط کندی و دیگران معرفی شده، استفاده می شود: یعنی در هر لحظه، هر ذره مکان خود را در فضای جستجو با توجه به بهترین مکانی که تا کنون در آن قرار گرفته و بهترین مکانی که در کل همسایگی اش وجود دارد، تنظیم می کند.

تغییر موقعیت هر ذره (X_i) ، با تغییر در ساختار موقعیت و سرعت قبلی با استفاده از دو عامل زیر به سمت بهینه سراسری صورت می پذیرد [۱۵]:

- بهترین موقعیت مشاهده شده توسط خود ذره (p_{best}) که به صورت $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iN})$ نشان داده می شود.

- بهترین موقعیت مشاهده شده توسط کل جمعیت (g_{best}) ، یا بهترین موقعیت مشاهده شده توسط زیرمجموعه ای از جمعیت (l_{best}) ، که به صورت $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gN})$ نشان داده می شود.

بردار $(p_g - x_i)$ ، نشان دهنده تفاوت میان جواب فعلی ذره i ام و بهترین موقعیت در همسایگی است. با توجه به ساختار همسایگی مورد استفاده و به منظور هدایت جستجوی ذرات به سمت مناطق بهتر فضای جستجو، یک رهبر از میان ذرات انتخاب می شود. هر ذره دارای سه بردار زیر می باشد:

- بردار x که موقعیت فعلی جزء (ذره) را در جستجو، ذخیره می کند.
- بردار p که موقعیت بهترین جوابی را که تا کنون توسط ذره یافت شده است، ذخیره می کند.
- بردار v که شامل یک جهت است.
- به روز رسانی سرعت: سرعت هر ذره، میزان تغییر صورت گرفته روی آن را نشان می دهد و به صورت زیر تعریف می شود:

$$\mathbf{v}_i(t) = \mathbf{v}_i(t-1) + \mathbf{p}_1 \mathbf{C}_1 (\mathbf{p}_i - \mathbf{x}_i(t-1)) + \mathbf{p}_2 \mathbf{C}_2 (\mathbf{p}_g - \mathbf{x}_i(t-1))$$

که در آن \mathbf{p}_1 و \mathbf{p}_2 دو متغیر تصادفی در بازه $[0, 1]$ ، و ثابت‌های \mathbf{C}_1 و \mathbf{C}_2 نشان دهنده عامل‌های یادگیری هستند. این ثابت‌ها، جذابیت‌های هر ذره (جزء) را نسبت به موقعیت آن یا نسبت به موقعیت همسایگانش نشان می‌دهند. پارامتر \mathbf{C}_1 ، عامل یادگیری فردی است و نشان-دهنده جذابیت هر ذره نسبت به موقعیت خود است. پارامتر \mathbf{C}_2 ، عامل یادگیری اجتماعی است و نشان دهنده میزان جذابیت هر جزء نسبت به موقعیت همسایگانش است. از آنجاییکه پارامترهای یادگیری (ثابت‌های شتاب) معمولاً برابر ۲ در نظر گرفته می‌شوند، در این تحقیق نیز $\mathbf{C}_1 = \mathbf{C}_2 = 2$ لحاظ شده است [۴]. سرعت (v)، جهت و فاصله‌ای را که یک جزء باید طی کند، نشان می‌دهد. فرمول به روز رسانی سرعت از این قرار است: $\mathbf{v}_i =$

$$\frac{\mathbf{p}_1 \mathbf{p}_i + \mathbf{p}_2 \mathbf{p}_g}{\mathbf{p}_1 + \mathbf{p}_2} ; \text{ عناصر } \mathbf{v}_i \text{ در بازه } [-\mathbf{v}_{\max}, \mathbf{v}_{\max}] \text{ واقع هستند.}$$

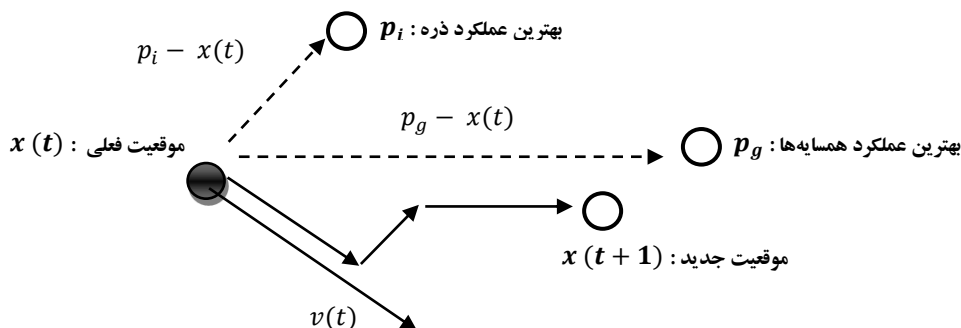
- به روز رسانی موقعیت: هر ذره موقعیتش را با توجه به جهت خود، در فضای تصمیم به روز رسانی می‌کند: $\mathbf{x}_i(t) = \mathbf{x}_i(t-1) + \mathbf{v}_i$ ، سپس به موقعیت جدید حرکت می‌کند.
- به روز رسانی بهترین جزء (ذره) یافت شده: هر ذره، بهترین جواب را به روز رسانی خواهد کرد:

$$\text{if } f(\mathbf{x}_i) < p_{\text{best}}, \text{ then } p_i = \mathbf{x}_i$$

همچنین بهترین جواب یافت شده در جمعیت، به صورت زیر به روز رسانی می‌شود:

$$\text{if } f(\mathbf{x}_i) < g_{\text{best}}, \text{ then } p_g = \mathbf{x}_i$$

بنابراین در هر تکرار، هر ذره (جزء) موقعیت خود را با توجه به تجربه خود و ذرات (اجزای) همسایه، تغییر می‌دهد [۳].



شکل ۴: حرکت یک ذره و به روز رسانی موقعیت در الگوریتم PSO

پیشینه تحقیق

(Nogueira et al., 2004) با تحقیق بر روی فرایند پلیمریزاسیون پیوسته نشان دادند چگونه رویکرد شبکه‌های عصبی^۱ (NNs) می‌تواند قابلیت پیش بینی را زمانی که ساخت یک مدل قابل اعتماد به دلیل عدم قطعیت در پارامترهای و دانش ناقص از سیستم امکان پذیر نمی‌باشد، بهبود می‌بخشند. نتایج تحقیق آنها نشان می‌دهد که مدل ترکیبی قادر به دقت شبیه سازی راکتور بوده، حتی زمانی که عدم قطعیت به مدل تحمیل شد [۸].

(Nasouriet al., 2012) با استفاده از روش طراحی آزمایش باکس-بنکن^۲ در متدولوژی سطح پاسخ و شبکه عصبی مصنوعی برای مدل سازی به طور متوسط از قطر نانوالیاف پلی اکریلنیتریل^۳ استفاده کردند. شبکه عصبی پرسپترون چند لایه^۴ مورد استفاده آنها با مجموعه ای از الگوهای ورودی و خروجی و با استفاده از الگوریتم پس انتشار مدرج آموزش داده شد [۹]. (Mirzaei et al., 2012) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به ارائه یک مدل برای بررسی اثرات چهار پارامتر بر روی نانوالیاف قطر متوسط پلی اتیلن پرداختند. با آزمون‌های

1-Neural Networks (NNs)

2-Box-Benken design (BBD)

3-Polyacrylonitrile(PAN)

4-Multilayer Perceptron (MLP)

آماری مقادیر پیش بینی شده از نانوالیاف مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت. نتایج آنها نشان دهنده توانایی مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش بینی قطر نانوالیاف است [۱۱].

(GiriDev et al., 2009) با بکارگیری روش باکس-بنکن اقدام به طراحی آزمایش به منظور بررسی اثر متغیرهای فرآیند مانند غلظت قلیایی، دما و زمان بر ظرفیت نگهداری آب از هیدرولیز قلیایی الیاف الکترورسی شده نموده و همچنین از شبکه عصبی مصنوعی جهت مدل‌سازی و پیش‌بینی استفاده کردند [۱۲].

(Delfa&Boschetti, 2012) با استفاده از طراحی آزمایشات و مدل‌سازی از طریق شبکه عصبی مصنوعی برای به دست آوردن پاسخ در یک واکنش پلیمریزاسیون امولسیون استایرن بوتادین، و بدست آوردن پاسخ مطلوب به طور همزمان پرداختند [۱۲۰].

(Lopez-Molinero et al., 2007) با استفاده از روش‌های مختلف شامل طرح آزمایشی، ارزیابی عددی، تفسیر سه بعدی سطح پاسخ، و شبکه‌های عصبی مصنوعی اقدام به بررسی و بهینه سازی روش تبخیر شیمیایی شده است برای تعیین آنتیموان در پلی اتیلن ترفتالات پرداخته‌اند [۱۳].

(Sresungsuwan&Hansupalak, 2013) با استفاده از طرح مرکب مرکزی و شبکه عصبی مصنوعی به بررسی پلیمریزاسیون مرتبط با پلی استایرن برای خواص مکانیکی (استحکام کششی و کاهش سایش) با بررسی چهار عامل اثرگذار پرداخته‌اند [۱۴۰].

روش تحقیق

با توجه به اینکه این پژوهش درصدد طراحی و اجرای مدل ریاضی مناسب برای بهینه سازی فرآیند تولیدی که متاثر از چندین متغیر می‌باشد، لذا روش تحقیق از نظر هدف، کاربردی-ترویجی، از نظر جمع‌آوری اطلاعات تجربی- میدانی و از نظر تحلیل اطلاعات، تحلیل‌های توصیفی- تبیینی ریاضی است.

همچنین فرآیند تولید محصول پلی اتیلن ترفتالات (PET) که یکی از تولیدات کلیدی در صنعت پتروشیمی به حساب می‌آید و در تولید ظروف یکبارمصرف و سایر موارد کاربرد

بسیاری دارد، قلمرو مکانی تحقیق حاضر است که در بازه زمانی ۱۳۸۹ الی ۱۳۹۱ مورد بررسی گرفته است.

انتخاب مدل

جهت مدلسازی فرایند PET و از بین متغیرهای پاسخ (مشخصه‌های کیفی)، با نظر کارشناسان، پنج متغیر چگالی ذاتی (IV)، کربوکسیل (COOH)، دی اتیلن گلیکول (DEG)، ایزوفتالیک اسید (IPA) و رنگ (Color) انتخاب گردید. همچنین از میان ۱۳۰ پارامتری که در جریان تولید به صورت منظم و دوره ای مورد اندازه گیری و ثبت قرار می گیرند، در حدود ۳۰ متغیر (پارامتر) مهم تر تحت کنترل قرار داشته و از این میان با نظر کارشناسان به ترتیب اولویت، ۹ متغیر اصلی که بیشترین اثر حساسیت را در تنظیمات کنترلی بالاحص در زمانهای تغییر ظرفیت تولید دارا می باشند، انتخاب گردید. این متغیرهای اثرگذار شامل: نسبت مولاریته (A)، مدت زمان اقامت در راکتور اولیه (B)، دمای راکتور اولیه (C)، مدت زمان اقامت در راکتور ثانویه (D)، دمای راکتور ثانویه (E)، میزان خلا در راکتور PP (F)، دمای HTM در راکتور PP (G)، میزان خلا در راکتور نهایی (H) و دمای ۴۰۴ در راکتور نهایی (J) می باشند.

به منظور تولید داده‌های مورد نیاز مطابق طرح آزمایش فوق، اقدام به طراحی مدل شبیه سازی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های فراابتکاری گردید. از بین الگوریتم‌های فراابتکاری که با هدف بهبود عملکرد شبکه عصبی مصنوعی بکار گرفته شده اند، از میان الگوریتم ژنتیک^۱، الگوریتم رقابت استعماری^۲ و الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات که از جمله الگوریتم‌های فراابتکاری مبتنی بر جمعیت^۳ هستند و با توجه به معیار حداقل مربع خطا^۴

1-Genetic Algorithm (GA)

2-Imperialist Competitive Algorithm (ICA)

3-Population-Based Metaheuristics

4-Mean-squared error (MSE)

(MSE)، الگوریتم ازدحام ذرات - که با توجه به شرایط این تحقیق خطای کمتری را ارائه می‌داد - جهت بهینه سازی مدل شبکه عصبی طراحی شده انتخاب گردید.

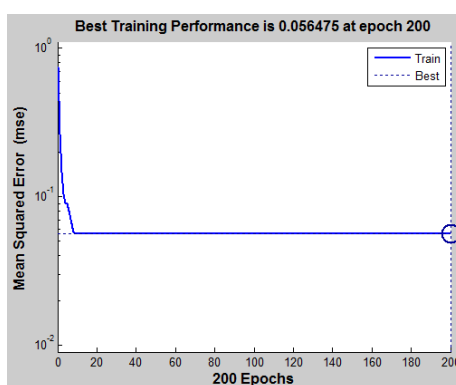
جدول ۱: مقایسه میانگین مجذور خطا (MSE) الگوریتمها

الگوریتم ANN - ICA	الگوریتم ANN - GA	الگوریتم ANN - PSO	MSE
.0718	.0629	.0565	

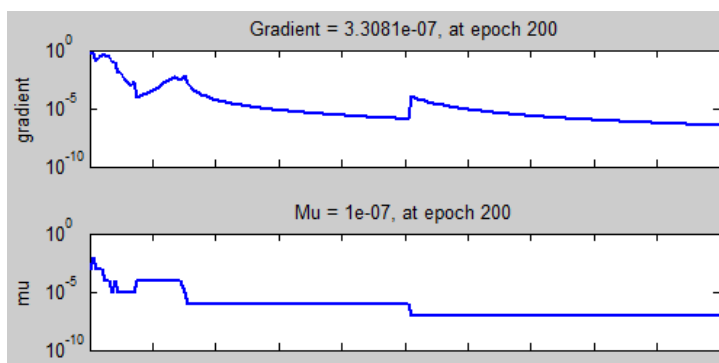
الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات با پارامترهای زیر در آموزش وزنهای شبکه عصبی بهره گرفته شد.

```
%% Algorithm's Parameters
Swarm Size = 200;
MaxIteration = 35;
C1 = 2; % Cognition Coefficient;
C2 = 4 - C1; % Social Coefficient;
```

نهایتاً شبکه عصبی در دوستمین تکرار با میانگین مجذور خطای 0.056 و گرادیانت 3.3×10^{-7} بهترین عملکرد را داشته و متوقف گردید.



شکل ۵. میانگین مجذور خطا مدل شبکه عصبی تحقیق



شکل ۶. شاخص‌های عملکردی مدل شبکه عصبی تحقیق

تجزیه و تحلیل

پس از آموزش شبکه پرسپترون سه لایه طراحی شده با داده‌های واقعی فرآیند تولید PET، اقدام به شبیه سازی و تولید داده‌های مورد نیاز روش سطح پاسخ (RSM) گردید. سپس به منظور پیش‌بینی و انتخاب متغیرهای اثرگذار بر متغیرهای پاسخ از روش رگرسیون گام به گام^۲ و به تفکیک هر متغیر پاسخ استفاده گردید. این روش که متغیرها را یک به یک وارد مدل می‌کند، ابتدا متغیری که بیشترین همبستگی با متغیر وابسته (پاسخ) دارد را انتخاب می‌نماید. دومین متغیری که وارد تحلیل می‌شود متغیری است که پس از تفکیک متغیر مقدم بر آن، موجب بیشترین افزایش در مقدار ضریب تعیین^۳ (R^2) می‌شود. در این روش، ورود متغیرها به مدل را تا زمانی انجام داده که معنی‌داری متغیر به ۹۵ درصد برسد، یعنی سطح خطا ۵ درصد گردد. سپس عملیات متوقف می‌شود (منصورفر، ۱۳۸۵).

1-Training

2-Stepwise Method

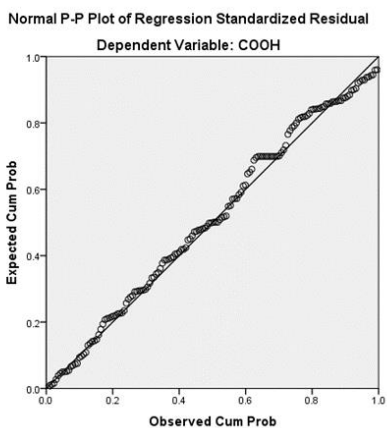
3-R-squared

در تمام مراحل فوق به علت پیچیدگی‌های موجود، از نرم افزارهای متناسب طراحی آزمایشات، رگرسیون، شبکه عصبی و الگوریتم‌های فراابتکاری از قبیل MINITAB , MATLAB و SPSS استفاده شد.

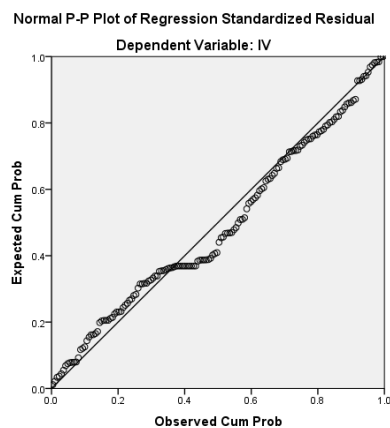
تبیین متغیرهای پاسخ

به تفکیک برای همه متغیرهای پاسخ مورد تحقیق، ضرایب تاثیر رگرسیونی استاندارد نشده^۱ (B) و ضرایب تاثیر رگرسیونی استاندارد نشده^۲ (β) و همچنین آماره آزمون t و سطح معنی داری محاسبه شده اند. از ضرایب B برای تعیین اهمیت نسبی متغیرهای مستقل در پیش بینی تغییرات متغیر وابسته و از ضرایب β برای تعیین میزان اثر خالص و استاندارد متغیرهای مستقل (مجزا از تاثیر سایر متغیرهای مستقل) بر روی متغیر وابسته استفاده می‌شود. برای بررسی پذیره نرمال بودن، از رسم نمودار احتمال نرمال مانده‌ها^۳ که شیوه ای مفید در این خصوص است، بکار گرفته شد. در صورتی که توزیع زیربنایی خطا نرمال باشد، این نمودار شبیه یک خط مستقیم است .

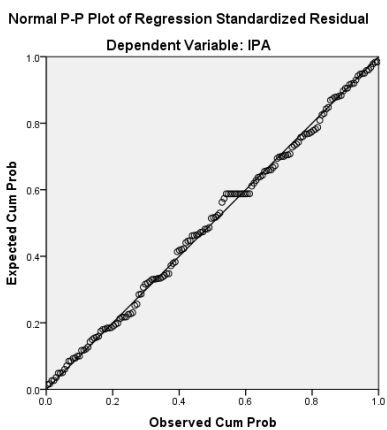
1Unstandardized Coefficients
2Standardized Coefficients
3Residual



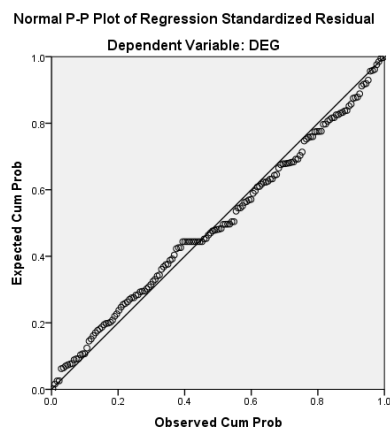
شکل ۸: نمودار احتمال نرمال مانده برای متغیر COOH



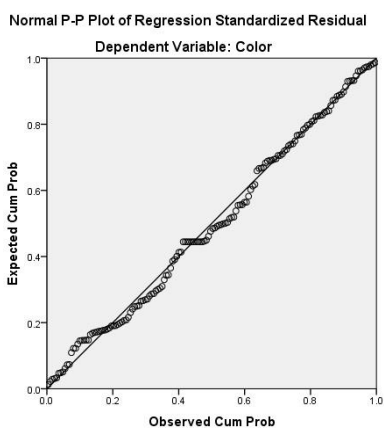
شکل ۷: نمودار احتمال نرمال مانده برای متغیر IV



شکل ۱۰: نمودار احتمال نرمال مانده برای متغیر IPA



شکل ۹: نمودار احتمال نرمال مانده برای متغیر DEG



شکل ۱۱: نمودار احتمال نرمال مانده برای متغیر Color

با توجه به نمودارهای ارائه شده در شکل‌های ۷، ۸، ۹، ۱۰ و ۱۱ احتمال نرمال مانده‌ها برای مدل برازنده شده برای متغیرهای پاسخ تحقیق، مشاهده می‌شود که تقریباً ۱۰۰ درصد نمونه‌ها بین ± 3 انحراف معیار هستند و توزیع تجمعی نرمال در آنها تقریباً به شکل خط مستقیم است. بنابراین نتیجه می‌شود که مانده‌ها، استاندارد و دارای توزیع نرمال با میانگین صفر و واریانس یکسان هستند. همچنین نتیجه می‌شود که مدل برازش شده دارای کفایت کافی برای توصیف داده‌ها می‌باشد.

چگالی ذاتی (IV)

همانگونه که در جدول زیر ارائه گردیده، مقدار ضریب تعیین تعدیل شده (R^2 Adjusted) برابر ۰/۷۶۵ است که بیانگر آن است که مجموعه متغیرهای ورودی حاضر در معادله رگرسیون (متغیرهای AD, C, J, H, G, HH, B, GH, BH, EH, DF, GG, DG) توانسته‌اند ۷۶/۵ درصد از تغییرات اولین متغیر پاسخ که چگالی ذاتی (IV) است را تبیین کنند. همچنین آماره آزمون دوربین - واتسون به دست آمده برابر با ۱/۶۷۲ است و از آنجائیکه این مقدار بین ۱/۵ الی ۲/۵ قرار دارد لذا عدم همبستگی بین خطاها تایید می‌شود.

جدول ۲: خلاصه آزمون‌های آماری برای تبیین متغیر چگالی ذاتی (IV)

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Durbin-Watson
1	.887 ⁿ	.786	.765	.0033149	1.672

n. Predictors: (Constant), A, D, C, J, H, G, HH, B, GH, BH, EH, DF, G, DG

جدول ۳: تحلیل واریانس متغیر چگالی ذاتی (IV)

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	.006	14	.000	36.966	.000 ^o
	Residual	.002	141	.000		
	Total	.007	155			

a. Dependent Variable: IV

o. Predictors: (Constant), A, D, C, J, H, G, HH, B, GH, BH, EH, DF, GG, DG

با توجه جدول آنالیز واریانس مشخص گردید که مقدار آزمون F که برابر ۳۶/۹۶۶ بوده و در سطح خطای کوچکتر از ۰/۰۱ معنی دار است، همچنین میزان MSE (میانگین مجذور خطا)

آن بسیار کم (در حدود صفر) می باشد. مدل مرتبه دوم برازنده شده بر طبق متغیرهای کد شده با استفاده از نرم افزار SPSS در زیر نشان داده شده است:

$$\hat{Y}_1 = .624 - .004 A - .001 B - .003 C - .003 D + .001 G + .002 H - .002 J + .001 BH + .001 EH - .001 GH + .002 HH$$

کربوکسیل (COOH)

همانگونه که در جدول زیر ارائه گردیده، مقدار ضریب تعیین تعدیل شده (Adjusted R²) برابر ۰/۶۶۵ است که بیانگر آنست که مجموعه متغیرهای ورودی حاضر در معادله رگرسیون (متغیرهای AA, AE, AB, A, BB, H, E, C, J, DF) توانسته اند ۶۶/۵ درصد از تغییرات دومین متغیر پاسخ که کربوکسیل است را تبیین کنند. همچنین آماره آزمون دوربین - واتسون به دست آمده برابر با ۲/۱۵۸ است و از آنجائیکه این مقدار بین ۱/۵ الی ۲/۵ قرار دارد لذا عدم همبستگی بین خطاها تایید می شود.

جدول ۴: خلاصه آزمون های آماری برای تبیین متغیر کربوکسیل (COOH)

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Durbin-Watson
1	.830 ^k	.689	.665	2.1126	2.158

k. Predictors: (Constant), D, F, J, C, E, H, BB, A, AB, AE, AA

جدول ۵: تحلیل واریانس متغیر کربوکسیل (COOH)

Model		Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
1	Regression	1424.520	11	129.502	29.017	.000 ^l
	Residual	642.671	144	4.463		
	Total	2067.191	155			

a. Dependent Variable: COOH

l. Predictors: (Constant), D, F, J, C, E, H, BB, A, AB, AE, AA

با توجه جدول آنالیز واریانس مقدار آزمون F برابر ۲۹/۰۱۷ بوده و در سطح خطای کوچکتر از ۰/۰۱ معنی دار است. مدل مرتبه دوم برازنده شده بر طبق متغیرهای کد شده با استفاده از نرم افزار SPSS از این قرار است:

$$\hat{Y}_2 = 29.659 + .586 A - .982 C - 1.929 D + .721 E + 1.423 F - .666 H + 1.132 J - .561 AB + .51 AE - .904 AA - .938 BB$$

دی اتیلن گلیکول (DEG)

همانگونه که در جدول زیر ارائه گردیده، مقدار ضریب تعیین تعدیل شده (R^2 Adjusted) برابر ۰/۹۵۵ است که بیانگر آنست که مجموعه متغیرهای ورودی حاضر در معادله رگرسیون (متغیرهای FA, C, B, AA, H, AG, AB, E, AD, AC, AJ, G, J, AF, BB, D, HH, DG, BJ, BH, BG, JJ, AH) توانسته‌اند ۹۵/۵ درصد از تغییرات سومین متغیر پاسخ که (DEG) است را تبیین کنند.

همچنین آماره آزمون دوربین - واتسون به دست آمده برابر با ۲/۰۷۷ است و از آنجائیکه این مقدار بین ۱/۵ الی ۲/۵ قرار دارد لذا عدم همبستگی بین خطاها تایید می شود.

جدول ۶: خلاصه آزمون‌های آماری برای تبیین متغیردی اتیلن گلیکول (DEG)

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Durbin-Watson
1	.981 ^x	.962	.955	.03038	2.077

x. Predictors: (Constant), F, A, C, B, AA, H, AG, AB, E, AD, AC, AJ, G, J, AF, BB, D, HH, DG, BJ, BH, BG, JJ, AH

جدول ۷: تحلیل واریانس متغیردی اتیلن گلیکول (DEG)

Model	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Regression	3.033	24	.126	136.912	.000 ^y
Residual	.121	131	.001		
Total	3.154	155			

a. Dependent Variable: DEG

y. Predictors: (Constant), F, A, C, B, AA, H, AG, AB, E, AD, AC, AJ, G, J, AF, BB, D, HH, DG, BJ, BH, BG, JJ, AH

با توجه جدول آنالیز واریانس مقدار آزمون F برابر ۱۳۶/۹۱۲ بوده و در سطح خطای کوچکتر از ۰/۰۱ معنی دار است. مدل مرتبه دوم برازنده شده بر طبق متغیرهای کد شده با استفاده از نرم افزار SPSS بدین صورت است:

$$\hat{Y}_3 = 1.358 + .062 A - .043 B - .044 C + .01 D - .031 E + .069 F - .021 G + .041 H - .018 J + .036 AB - .023 AC - .024 AD - .016 AF - .006 AH - .022 AJ + 006 BG - .007 BH - .008 BJ - .008 DG + .067 AA + .017 BB + .013 HH + .012 JJ$$

ایزوفتالیک اسید (IPA)

همانگونه که در جدول زیر ارائه گردیده، مقدار ضریب تعیین تعدیل شده (R^2 Adjusted) برابر ۰/۸۹۵ است که بیانگر آنست که مجموعه متغیرهای ورودی حاضر در معادله رگرسیون (متغیرهای FE, G, B, A, C, D, DF, CD, FG, DE, AC, AD, H, CE) توانسته‌اند ۸۹/۵ درصد از تغییرات چهارمین متغیر پاسخ که (IPA) است را تبیین کنند. همچنین آماره آزمون دوربین - واتسون به دست آمده برابر با ۱/۷۱ است و از آنجائیکه این مقدار بین ۱/۵ الی ۲/۵ قرار دارد لذا عدم همبستگی بین خطاها تایید می‌شود.

جدول ۸: خلاصه آزمون‌های آماری برای تبیین متغیر ایزوفتالیک اسید (IPA)

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Durbin-Watson
1	.951 ^o	.905	.895	.02790	1.710

o. Predictors: (Constant), F, E, G, B, A, C, D, DF, CD, FG, DE, AC, AD, H, CE

جدول ۹: تحلیل واریانس متغیر ایزوفتالیک اسید (IPA)

Model	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Regression	1.035	15	.069	88.614	.000 ^p
Residual	.109	140	.001		
Total	1.144	155			

a. Dependent Variable: IPA

p. Predictors: (Constant), F, E, G, B, A, C, D, DF, CD, FG, DE, AC, AD, H, CE

با توجه جدول آنالیز واریانس مقدار آزمون F برابر ۸۸/۶۱۴ بوده و در سطح خطای کوچکتر از ۰/۰۱ معنی دار است. مدل مرتبه دوم برآزنده شده بر طبق متغیرهای کد شده با استفاده از نرم افزار SPSS در زیر نشان داده شده است. مطابق آنچه از جدول تخمین پارامترها و آزمون t بدست آمد، هیچ یک از توان دوم متغیرهای ورودی معنادار نبوده و لذا در معادله رگرسیون وارد نشده اند:

$$\hat{Y}_4 = 1.627 - .021 A - .021 B - .016 C - .015 D + .039 E + .052 F + .039 G + .005 H - .006 AC - .005 AD - .011 CD + .005 CE + .007 DE + .012 DF + .009 FG$$

رنگ (Color)

همانگونه که در جدول زیر ارائه گردیده، مقدار ضریب تعیین تعدیل شده (R^2 Adjusted) برابر ۰/۸۶۲ است که بیانگر آنست که مجموعه متغیرهای ورودی حاضر در معادله رگرسیون (متغیرهای DE, B, A, G, F, H, C, AD, J, FG, FJ) توانسته‌اند ۸۶/۲ درصد از تغییرات پنجمین متغیر پاسخ که رنگ (Color) است را تبیین کنند. همچنین آماره آزمون دورین - واتسون به دست آمده برابر با ۱/۸۴۶ است و از آنجائیکه این مقدار بین ۱/۵ الی ۲/۵ قرار دارد لذا عدم همبستگی بین خطاها تایید می شود.

جدول ۱۰: خلاصه آزمون‌های آماری برای تبیین متغیر رنگ (Color)

Model	R	R Square	Adjusted R Square	Std. Error of the Estimate	Durbin-Watson
1	.934 ^l	.873	.862	.3658	1.846

l. Predictors: (Constant), D, E, B, A, G, F, H, C, AD, J, FG, FJ

جدول ۱۱: تحلیل واریانس متغیر رنگ (Color)

Model	Sum of Squares	df	Mean Square	F	Sig.
Regression	131.326	12	10.944	81.774	.000 ^m
Residual	19.138	143	.134		
Total	150.464	155			

a. Dependent Variable: Color

m. Predictors: (Constant), D, E, B, A, G, F, H, C, AD, J, FG, FJ

با توجه جدول آنالیز واریانس مقدار آزمون F برابر ۸۱/۷۷۴ بوده و در سطح خطای کوچکتر از ۰/۰۱ معنی دار است. مدل مرتبه دوم برازنده شده بر طبق متغیرهای کد شده با استفاده از نرم افزار SPSS در زیر نشان داده شده است. همانگونه از جدول تخمین پارامترها و آزمون t مشخص گردید، هیچ یک از توان دوم متغیرهای ورودی معنادار نبوده و لذا در معادله رگرسیون وارد نشده‌اند:

$$\hat{Y}_5 = 80.579 - .326 A + .349 B - .114 C - .544 D + .482 E + .248 F + .288 G + .153 H - .091 J + .107 AD - .016 AF - .072 FG - .069 FJ$$

مدلسازی ریاضی

روابط ریاضی ۱ تا ۵، به ترتیب مدل مرتبه دوم برازنده شده برای متغیرهای پاسخ IV، COOH، DEG، IPA و Color بر طبق متغیرهای کد شده و با استفاده از نرم افزار IBMSPSS را نشان می‌دهند:

$$\hat{Y}_1 = .624 - .004 A - .001 B - .003 C - .003 D + .001 G + .002 H - .002 J + .001 BH + .001 EH - .001 GH + .002 HH \quad \text{رابطه ریاضی (۱)}$$

$$\hat{Y}_2 = 29.659 + .586 A - .982 C - 1.929 D + .721 E + 1.423 F - .666 H + 1.132 J - .561 AB + .51 AE - .904 AA - .938 BB \quad \text{رابطه ریاضی (۲)}$$

$$\hat{Y}_3 = 1.358 + .062 A - .043 B - .044 C + .01 D - .031 E + .069 F - .021 G + .041 H - .018 J + .036 AB - .023 AC - .024 AD - .016 AF - .006 AH - .022 AJ + .006 BG - .007 BH - .008 BJ - .008 DG + .067 AA + .017 BB + .013 HH + .012 JJ \quad \text{رابطه ریاضی (۳)}$$

$$\hat{Y}_4 = 1.627 - .021 A - .021 B - .016 C - .015 D + .039 E + .052 F + .039 G + .005 H - .006 AC - .005 AD - .011 CD + .005 CE + .007 DE + .012 DF + .009 FG$$

رابطه ریاضی (۴)

$$\hat{Y}_5 = 80.579 - .326 A + .349 B - .114 C - .544 D + .482 E + .248 F + .288 G + .153 H - .091 J + .107 AD - .016 AF - .072 FG - .069 FJ$$

رابطه ریاضی (۵)

از آنجائیکه متغیرهای پاسخ که همان مشخصه‌های کیفی محصول تولیدی‌اند، الزاماً باید در دامنه استانداردشان قرار داشته باشند، فلذا مدلسازی از نوع چندهدفه غیرخطی می‌باشد.

ثابت‌های محدودیت‌های مدل، الزامات استاندارد مشخصه‌های کیفی متغیرهای پاسخ (متغیر چگالی ذاتی (IV)، کربوکسیل (COOH)، دی اتیلن گلیکول (DEG)، ایزوفتالیک اسید (IPA) و رنگ (Color)) می‌باشند. با توجه به معادلات توابع انطباق^۱ داده شده \hat{Y}_I الی \hat{Y}_5 ، مدلسازی ریاضی فرایند مورد تحقیق به صورت زیر می‌باشد:

$$Z: \hat{Y}_1, \hat{Y}_2, \hat{Y}_3, \hat{Y}_4, \hat{Y}_5$$

St.

رابطه ریاضی (۶)

$$.6 \leq \hat{Y}_1 \leq .65 \quad (1)$$

$$23 \leq \hat{Y}_2 \leq 33 \quad (2)$$

$$1.5 \leq \hat{Y}_3 \leq 2.5 \quad (3)$$

$$1.5 \leq \hat{Y}_4 \leq 2 \quad (4)$$

$$70 \leq \hat{Y}_5 \quad (5)$$

$$-1 \leq A, B, \dots, GJ, HJ, AA, BB, \dots, HH, JJ \leq 1$$

به منظور تبدیل مدل فوق به مدل برنامه‌ریزی آرمانی^۲، از آنجائیکه محدودیت‌های ۱ تا ۴ رابطه ریاضی (۶) الزام استاندارد هستند، ضمن آنکه دستیابی به مقادیری بیش از مقدار تعیین

1-Fit

2-Goal Programing Model

شده و یا کمتر از آن نامطلوب بوده، مقدار وسط دامنه نقطه مطلوب دستیابی می‌باشد. در این حالت محدودیت‌های متناظر با آرمان، شامل هر دو متغیر انحراف از آرمان مثبت و منفی d_i^+, d_i^- ($i = 1, 2, 3, 4$) می‌باشند و آن بخش از تابع هدف نیز به عنوان حداقل کردن همزمان این متغیرهای انحراف از آرمان تعریف می‌گردد. در مورد محدودیت ۵، از آنجاییکه حداکثرسازی مقدار، جزء الزامات استاندارد است، فلذا مقدار کران پایین در محدودیت لحاظ گردید و همچنین d_5^- در تابع هدف کمینه سازی وارد گردید. در نتیجه مدل برنامه ریزی آرمانی تحقیق حاضر، بر اساس معادلات توابع انطباق داده شده \hat{Y}_1 الی \hat{Y}_5 به صورت زیر می‌باشد:

$$\text{Min } \frac{d_1^+ + d_1^-}{.625} + \frac{d_2^+ + d_2^-}{28} + \frac{d_3^+ + d_3^-}{2} + \frac{d_4^+ + d_4^-}{1.75} + \frac{d_5^-}{70}$$

St. رابطه ریاضی (۷)

$$\hat{Y}_1 + d_1^- - d_1^+ = \frac{(.6+.65)}{2}$$

$$\hat{Y}_2 + d_2^- - d_2^+ = \frac{(23 + 33)}{2}$$

$$\hat{Y}_3 + d_3^- - d_3^+ = \frac{(1.5 + 2.5)}{2}$$

$$\hat{Y}_4 + d_4^- - d_4^+ = \frac{(1.5 + 2)}{2}$$

$$\hat{Y}_5 + d_5^- - d_5^+ = 70$$

$$.6 \leq \hat{Y}_1 \leq .65$$

$$23 \leq \hat{Y}_2 \leq 33$$

$$1.5 \leq \hat{Y}_3 \leq 2.5$$

$$1.5 \leq \hat{Y}_4 \leq 2$$

$$70 \leq \hat{Y}_5$$

$$-1 \leq A, B, \dots, GJ, HJ, AA, BB, \dots, HH, JJ \leq 1$$

مدل فوق این امکان را می‌دهد که در ظرفیت‌های مختلف تولیدی و با تعیین مقدار متغیر A یا همان مقدار چگالی نسبت مولاریته اولیه، مقادیر سایر متغیرهای اثرگذار (که همان تنظیمات

فرایند تولید می‌باشند) در ظرفیت‌های مختلف تولیدی ضمن رعایت حدود استاندارد متغیرهای پاسخ (مشخصه‌های کیفی محصول)، مشخص گردند. مثلاً اگر مقدار چگالی نسبت مولاریته اولیه (متغیر A) به صورت کد شده برابر 0 و 0.5 و 0.75 فرض شود، سایر متغیرها یا همان تنظیمات فرایند تولید مطابق جدول ۱۲ بدست می‌آیند.

جدول ۱۲: مقادیر متغیرهای ورودی (تنظیمات فرآیند) در حالات مختلف نسبت مولاریته اولیه (متغیر IV)

نوع متغیر ورودی	مقدار متغیر		
	0	0.5	0.75
A	0	0.5	0.75
B	-1	-0.733	-0.201
C	1	-0.152	-0.402
D	-0.327	0.978	-0.007
E	-0.953	0.089	-0.223
F	0.671	0.694	0.393
G	-0.291	0.047	-0.117
H	1	0.297	0.364
J	-1	-0.399	-0.333

نتیجه‌گیری

در این مقاله به جهت بهینه‌سازی فرایند تولید پلی اتیلن ترفتالات (PET) در ظرفیت‌های مختلف تولید اقدام به مدلسازی ریاضی ۵ مشخصه کیفی مهم شامل چگالی ذاتی (IV)، کربوکسیل (COOH)، دی اتیلن گلیکول (DEG)، ایزوفتالیک اسید (IPA) و رنگ (Color) گردید. به همین منظور از ۹ پارامتر (متغیر قابل کنترل) اثرگذار فرایند تولید نسبت مولاریته (A)، مدت زمان اقامت در راکتور اولیه (B)، دمای راکتور اولیه (C)، مدت زمان اقامت در راکتور ثانویه (D)، دمای راکتور ثانویه (E)، میزان خلا در راکتور PP (F)، دمای HTM در راکتور PP (G)، میزان خلا در راکتور نهایی (H) و دمای ۴۰۴ در راکتور

نهایی (J) با استفاده از رویکرد تلفیقی روش سطح پاسخ، شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های فراابتکاری استفاده شد.

در شرایطی که تغییراتی در برنامه تولید بوجود آید که منجر به کاهش یا افزایش میزان تولید محصول گردد، با مشخص کردن مقدار متغیر چگالی نسبت مولاریته اولیه، مقادیر سایر متغیرهای اثرگذار (که همان تنظیمات فرایند تولید می‌باشند) ضمن رعایت حدود استاندارد متغیرهای پاسخ (مشخصه‌های کیفی محصول) بدست خواهد آمد.

در سیستم‌های تولیدی پیوسته، معمولاً یک نوع یا انواع محدودی از مواد اولیه از یک سری ماشین آلات و ایستگاه‌های تولیدی بطور زنجیره‌ای عبور نموده، و پس از ایجاد تغییراتی در مواد اولیه که اغلب شامل تغییرات شرایط شیمیائی و فیزیکی می‌باشد، به یک یا چند محصول محدود تبدیل می‌شوند. کارخانجات دارای سیستم تولیدی پیوسته معمولاً باید بطور شبانه روزی و در تمام روزهای سال در حال کار باشند. کارخانجات تولید فلزات، پالایشگاه‌ها و صنایع پتروشیمی نمونه‌هایی از صنایع دارای سیستم تولید پیوسته هستند از آنجاییکه نوع این سیستم‌ها در ویژگی‌هایی از قبیل انعطاف‌پذیری بسیار کم تجهیزات و کارخانه، استاندارد بودن محصولات و فرایند تولید و جابجایی خودکار مواد، مشترک هستند، بنابراین انجام تحقیق مشابه در سایر فرایندهای پیوسته مشابه می‌تواند به ارتقاء وضعیت بهره‌وری آنها کمک نماید.

منابع:

امیری، مقصود، مرتضی موسی خانی و محمد علاقه بندها و سید رضا سعیدی، *تحلیل و طراحی آزمایش‌ها با رویکرد روش‌های رویه پاسخ*، مرکز انتشارات علمی دانشگاه آزاد اسلامی قزوین، ۱۳۸۸.

منهاج، محمدباقر، هوش محاسباتی؛ مبانی شبکه‌های عصبی، مرکز نشر دانشگاه امیرکبیر، ۱۳۷۹.

یقینی، مسعود و محمد رحیم اخوان کاظم زاده، *الگوریتم‌های بهینه سازی فراابتکاری*، انتشارات جهاد دانشگاهی واحد صنعتی امیرکبیر، ۱۳۹۰.

جلالی نائینی، سید غلامرضا، میثم جعفری اسکندری و حامد نوذری، *بهینه سازی مهندسی با تکیه بر روش‌های فراابتکاری*، انتشارات موسسه فرهنگی هنری دیباگران تهران، ۱۳۹۱.

Krose, B. and Smagt, P., *An introduction to neural networks*, The University of Amsterdam, 1996.

Montgomery, D.C., *Design and Analysis of Experiments*, New York: John Wiley & Sons, 2005.

Khuri, AI, JA. Cornell, *Response Surfaces*, New York: Dekker, 1996.

Nogueira, André L., Liliane M. F. Lona, Ricardo A. F. Machado, *Continuous polymerization in tubular reactors with prepolymerization: Analysis using two-dimensional phenomenological model and hybrid model with neural networks*, Journal of Applied Polymer Science, Volume 91, January 2004.

Nasouri, Komeil, Hossein Bahrambeygi, Amir Rabbi, Ahmad Mousavi Shoushtari, Ali Kafrou, *Modeling and optimization of electrospun PAN nan fiber diameter using response surface methodology and artificial neural networks*, Journal of Applied Polymer Science, Volume 126, October 2012.

Mirzaei, Esmaeil, Amir Amani, Saeed Sarkar, Reza Saber, Dariush Mohammadyani, Reza Faridi-Majidi, *Artificial neural networks*

modeling of electrospinning of polyethylene oxide from aqueous acid acetic solution, Journal of Applied Polymer Science, Volume 125, August 2012.

GiriDev, Venkateshwarapuram Rengaswami, Jayarama Reddy Venugopal, Muthusamy Senthilkumar, Deepika Gupta, Seeram Ramakrishna, *Prediction of water retention capacity of hydrolysed electrospun polyacrylonitrile fibers using statistical model and artificial neural network*, Journal of Applied Polymer Science, Volume 113, September 2009.

Delfa, Gerardo Martínez, Carlos E. Boschetti, *Optimization of the chain transfer agent incremental addition in SBR emulsion polymerization*, Journal of Applied Polymer Science, Volume 124, May 2012.

Lopez-Molinero, Angel, PilarCalatayud, Daniel Sipiera, Raquel Falcon, David Liñan, Juan Ramon Castillo, *Determination of antimony in poly(ethylene terephthalate) by volatile bromide generation flame atomic absorption spectrometry*, MicrochimicaActa, Volume 158, May 2007.

Sresungsuwan, Natsupa, NanthiyaHansupalak, *Prediction of mechanical properties of compatibilized styrene/natural-rubber blend by using reaction conditions: Central composite design vs. artificial neural networks*, Journal of Applied Polymer Science, Volume 127, May 2013.

Talbi, El-Ghazali., *Metaheuristics: From Design to Implementation*, John Wiley and sons, 2009.

Zaknich, A., *Neural Networks for Intelligent Signal Processing*, New Jersey: World Scientific publishing, 2003.