

استفاده از سطوح چند پاسخی مشتری‌گر برای بهینه‌سازی فرایند

رضا برادران کاظم‌زاده (استادیار)

مهدی بشیری (دانشجوی دکتری)

دانشکده‌ی فنی و مهندسی صنایع، دانشگاه تربیت مدرس

آنتونی اکنیسون (استاد)

دانشکده‌ی آمار، دانشگاه LSE انگلستان

هنگامی که رابطه‌ی بین متغیرهای یک فرایند مشخص نباشد و آزمایش‌گر علاقه‌مند به یافتن تنظیمات بهینه‌ی متغیرهای ورودی فرایندی باشد، می‌توان از متدولوژی سطح پاسخ برای بهینه‌سازی پارامترهای فرایند استفاده کرد. گاهی برای فرایند بیش از یک متغیر پاسخ وجود دارد که لازم است تمامی این متغیرها به‌صورت همزمان بهینه شوند. اما باید توجه داشت که آزمایش‌گر فقط از طریق استانداردهای تولید و اهداف بر نیازمندی‌های تولید (تولیدکننده) آگاهی دارد و از نیازهای مصرف‌کننده (مشتری) بی‌اطلاع است. اگر او خواستار یافتن تنظیمات بهینه‌ی فرایند، بدون توجه به نیازهای مشتری باشد، چه بسا پس از تولید، موجبات رضایت‌مندی مشتری را در کنار رضایت‌مندی تولیدکننده در بر نداشته باشد. از این رو نیازهای مشتری نیز می‌تواند به‌عنوان پاسخ دیگری در مسائل سطوح پاسخ چندگانه مطرح باشد. از سوی دیگر صنایع با تکنولوژی بالا با پیچیدگی‌های زیاد، باید همواره ویژگی‌های کیفیت چندگانه را بهبود بخشیده و مشتری نیز باید آنها را مورد ارزیابی قرار دهد.

در این نوشتار، ایده‌ی مدل‌سازی سطوح چندپاسخی برای بهینه‌سازی پویا را با در نظر گرفتن پاسخ‌های مشتری بررسی می‌کنیم. در حقیقت این مطالعه، برای فرموله‌کردن پاسخ‌های چندگانه‌ی وابسته به هم و صدای مشتری^۱ (VOC)، از طریق یافتن نقاط بهینه به‌وسیله یک روش بهینه‌سازی ریاضی رویکرد جدیدی ارائه می‌کند. روش پیشنهادی طی یک مثال موردی از ادبیات موضوع توضیح داده شده است.

معرفی

روش‌شناسی سطح پاسخ^۲ (RSM) شامل مجموعه‌یی از شیوه‌های مورد استفاده در مطالعات تجربی به‌منظور یافتن رابطه بین ویژگی‌های کیفی محصول یا فرایند (پاسخ) و تعدادی از متغیرهای ورودی است. نتیجتاً، آزمایش‌گر می‌کوشد تا تنظیمات بهینه‌یی برای متغیرهای ورودی بیابد که متغیر پاسخ را بهینه سازد و در واقع محصول یا فرایند انتخاب شده، دارای وضعیت بهینه‌یی برای ویژگی‌های مورد نظر باشد. این روش، در طراحی و توسعه‌ی محصولات جدید یا بهبود محصولات موجود کاربردهای گسترده‌یی دارد.^[۱] مسئله‌ی رایج در طراحی محصول یا فرایند، انتخاب مقادیر بهینه‌ی متغیرهای ورودی است. به‌عنوان مثال، رابطه‌ی ۱ را در نظر بگیرید:

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (1)$$

که در آن، y پاسخ یک متغیره، و x_i متغیر i ام ($i=1, \dots, n$) موردنظر در فرایند است. به‌علاوه برای اغلب محصولات، کیفیت چندبعدی است و از این رو بررسی پاسخ‌های چندگانه‌ی آزمایش‌ها ضروری به نظر می‌رسد. فرض کنیم که تعداد m پاسخ به‌صورت $Y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$ وجود دارند که به‌وسیله‌ی دسته‌یی از متغیرهای

ورودی $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ معین می‌شوند و به‌صورت یک

پاسخ چندمتغیره، مدل‌سازی شده‌اند. لذا یک مسئله‌ی چندپاسخی عمومی می‌تواند به‌صورت رابطه‌های ۲ و ۳ تعریف شود:

$$\text{Optimize}[\hat{y}_1(X), \hat{y}_2(X), \dots, \hat{y}_m(X)] \quad (2)$$

$$s.t. \quad x \in \Omega, \quad (3)$$

که در آن $\hat{y}_j(x)$ ، j امین متغیر پاسخ تخمین زده شده، X بردار متغیرهای ورودی، و Ω ناحیه‌ی آزمایش است.

یک رویکرد ساده‌ی اولیه برای یک مسئله‌ی سطوح چندپاسخی، یافتن منحنی‌های هم‌تراز و تعیین راه حل بهینه با مشاهده‌ی چشمی است. در مسائل سطوح چندپاسخی، آزمایش‌گر پاسخ‌های تعیین‌شده توسط تولیدکننده را برای بهبود کیفیت محصول به‌کار می‌گیرد، اما مشتری نیز به‌عنوان یک عنصر مهم در تعریف کیفیت نقش دارد و لذا وجود یک یا چند پاسخ از سوی مشتری در فرایند تصمیم‌گیری ضروری به‌نظر می‌رسد. لذا در این تحقیق مدل زیر به‌عنوان مدل اولیه‌ی سطوح چندپاسخی مشتری‌گرا پیشنهاد می‌شود.

$$y_i = f_i(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad , i = 1, \dots, m \quad (4)$$

استوار مورد بررسی قرار داد. در اغلب فعالیت‌های انجام شده در مورد RPD، توابع میانگین و واریانس از نوع درجه دوم فرض می‌شوند:

$$\hat{\mu} = b_0 + X'b + X'BX \quad (7)$$

$$\hat{\sigma} = c_0 + X'c + X'CX \quad (8)$$

که در آن‌ها B و C ماتریس‌های $k \times k$ هستند که ضرایب تخمین‌زده شده‌ی عبارات درجه دوم برای هریک از پاسخ‌ها را شامل می‌شوند؛ b و c نیز بردارهای $1 \times k$ هستند که ضرایب تخمینی عبارات درجه اول هر پاسخ را تشکیل می‌دهند. b و c مقادیر اسکالر بوده و X یک بردار $1 \times k$ از متغیرهای طراحی یا کنترلی‌اند.^[3]

اما هنگام بهینه‌سازی پاسخ‌های چندگانه، لازم است که در کنار توجه به واریانس متغیرهای پاسخ به هم‌بستگی بین آنها نیز توجه شود. محققان آزمایشاتی را با پاسخ‌های چندگانه‌ی وابسته به هم که میانگین، واریانس و همبستگی آنها به متغیرهای ورودی فرایندی وابسته‌اند مورد بررسی قرار داده‌اند.^[4] تحلیل چنین آزمایشاتی، شامل شناسایی و بهینه‌سازی احتمال قرارگیری تمام متغیرهای پاسخ در نواحی مورد انتظار آنها است. یکی دیگر از رویکردهای موجود در مسائل MRS تخصیص یک وزن برای هر پاسخ و سپس کاهش متغیرهای پاسخ به تنها یک پاسخ است. یکی از محققان یک میانگین هندسی وزن‌دار را برای بیان اهمیت نسبی پاسخ‌ها، به‌کار برده است.^[5] به‌طور کلی برای کاهش تعداد پاسخ‌ها به یک پاسخ، سه روش موجود است: ۱. روش مبتنی بر اولویت^۵، روش تابع مطلوبیت^۶ و روش تابع ضرر^۷.^[6] رایج‌ترین رویکردهای بهینه‌سازی در تحقیقات مربوط به MRS به‌طور خلاصه در جدول ۱ ارائه شده است.

در روش مبتنی بر اولویت، یک پاسخ با اولویت بیشتر به‌عنوان تابع هدف برای بهینه‌سازی یا کمینه‌سازی انتخاب می‌شود و سایر پاسخ‌ها با مقادیر مورد انتظار به‌عنوان محدودیت در نظر گرفته می‌شوند، (رابطه‌ی ۹):

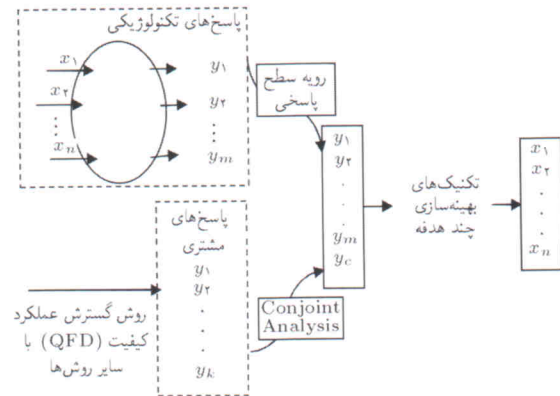
Optimize Primary response

s.t. Requirements for secondary responses

$$x \in \Omega.$$

(۹)

روش تابع مطلوبیت، پاسخ برآورده‌ی $\hat{y}$ را به یک مقدار بدون مقیاس، که «مطلوبیت» نامیده می‌شود، تبدیل می‌کند که برای پاسخ $\hat{y}_i$ ام، به‌صورت d_i نمایش داده می‌شود. این مقدار، عددی بین صفر و یک است که با افزایش مطلوبیت پاسخ مرتبط، افزایش می‌یابد. مطلوبیت کل D کمیت دیگری است بین صفر و یک، که از طریق ترکیب مقادیر مطلوبیت‌های جزئی تعیین می‌شود. سپس تنظیم بهینه‌ی



شکل ۱. رویکرد کلی مدل‌سازی در مسائل سطوح چندپاسخی با توجه به رضایت‌مندی مشتریان.

$$y_c = f_c(y_1, y_2, \dots, y_m) \quad (5)$$

$$y_c = f_c(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (6)$$

که در آن y_i پاسخ فرایند، و y_c متغیر پاسخ مشتری است. رویکرد کلی مدل‌سازی در مسائل سطوح چندپاسخی با توجه به رضایت‌مندی مشتریان در شکل ۱ نشان داده شده است. در رویکرد پیشنهاد، ابتدا سطح پاسخ هریک از متغیرهای پاسخ استخراج، و سپس نیازهای مشتریان نیز به آن افزوده می‌شود تا به‌صورت همزمان بهینه‌سازی شود.

این نوشتار به‌صورت زیر سازمان‌دهی می‌شود که ابتدا پاسخ‌های چندگانه‌ی مورد توجه از سوی تولیدکننده بررسی و فرموله می‌شوند و سپس پاسخ مشتری به‌همراه رابطه‌ی آن با سایر پاسخ‌ها تجزیه و تحلیل می‌شود. در ادامه، الگوریتم پیشنهادی برای حل مسئله‌ی اشاره شده ارائه می‌شود و نهایتاً ضمن ارائه‌ی مثالی برای توضیح رویکرد پیشنهادی، تنظیمات بهینه‌ی متغیرها برای مثال مورد نظر محاسبه می‌شود.

پاسخ‌های فرایند (یا تولیدکننده)

در روش شناسی سطح پاسخ کلاسیک، هر ویژگی کیفی محصول ممکن است توسط تولیدکننده، استانداردهای فنی یا براساس تجارب گذشته تعیین شود و آزمایش‌گر به دنبال یافتن مناسب‌ترین تنظیمات فرایندی است. اما به‌علت ماهیت آماری روش شناسی سطح پاسخ (RSM)، بهینه‌سازی میانگین با کم‌ترین واریانس، مورد نیاز است. چنین مسئله‌ی را مسئله‌ی سطح دو پاسخی^۳ (DRS) می‌نامند. در این مفهوم، محققان فقط به یک متغیر پاسخ توجه دارند اما هدف آنها بهینه‌سازی میانگین و واریانس به‌صورت همزمان است چرا که طرح استوار^۴ (RPD)، زمانی اتفاق می‌افتد که واریانس و میانگین هر دو در سطح بهینه‌ی خود باشند.^[۲] از این رو مسائل DRS را می‌توان به‌عنوان مسائل طرح‌های

جدول ۱. رویکردهای بهینه سازی در تحقیقات RSM (• شاخه اصلی را ایجاد کرده است) [۳۹-۷].

• مایرز و کارتر، ۱۹۷۳	روش مبتنی بر اولویت
• وینینگ و مایرز، ۱۹۹۰	
دل کاستیلو و مونگومری، ۱۹۹۳	
لین، ۱۹۹۵	
کوپلند و نلسون، ۱۹۹۶- کاستیلو، ۱۹۹۶	
سمپل، ۱۹۹۷	
ورل و آلبین، ۱۹۹۹	
دل کاستیلو و سایر، ۱۹۹۹	روش تابع مطلوبیت
لی و سایر، ۲۰۰۰	
• هرینگتون، ۱۹۶۵	
• درینگر، ۱۹۹۴	
گیک و سایر، ۱۹۹۴	
چپمن، ۱۹۹۶	
لین، ۱۹۹۵	
دل کاستیلو و سایر، ۱۹۹۶	
• کیم و لین، ۱۹۹۸	
ورل و آلبین، ۱۹۹۹	
مونگومری و سایر، ۲۰۰۰	
• کیم و لین، ۲۰۰۰	
فولگیاتور و آلبین ۲۰۰۰	
تانگ و سایر، ۲۰۰۱	روش تابع ضرر
• کیم و لین، ۲۰۰۲	
کیم و لین، ۲۰۰۴	
خوری و کونلن، ۱۹۸۱	
مایرز و سایر، ۱۹۹۲	
• پیگناتلو، ۱۹۹۳	
الساد و چن، ۱۹۹۳	
لای و چانگ، ۱۹۹۴	
• لین و تو، ۱۹۹۵	
لین، ۱۹۹۵	
سانگ و سایر، ۱۹۹۵	
ردی و سایر، ۱۹۹۷	
ایمز و سایر، ۱۹۹۷	
• وینینگ و بن، ۱۹۹۸	
سوی، ۱۹۹۹	
ورل و آلبین، ۱۹۹۹	
ریبیر و سایر، ۲۰۰۰	
• کو و سایر، ۲۰۰۲	
• جوزف، ۲۰۰۴	

فرایند از طریق بهینه سازی D معین می شود.

$$d_i = \begin{cases} 0 & \hat{y}_i(x) \leq y_i^{\min} \\ \left[\frac{\hat{Y}_i(X) - Y_i^{\min}}{Y_i^{\max} - Y_i^{\min}} \right]^t & Y_i^{\min} \leq \hat{y}_i(X) \leq Y_i^{\max} \\ 1 & \hat{y}_i(x) \geq Y_i^{\max} \end{cases} \quad (10)$$

$$D = (d_1^{w_1} \times d_2^{w_2} \times \dots \times d_k^{w_k})^{\frac{1}{\sum w_j}} \quad (11)$$

که در آن ها، $y_i^{\max}, y_i^{\min}$ به ترتیب کم ترین و بیشترین مقدار متغیر خروجی مورد نظر با توجه به استانداردهای تکنولوژی است. اما روش تابع ضرر، به دنبال به دست آوردن تنظیمات بهینه یی است که میزان اختلاف از مقادیر پاسخ های مورد انتظار را کمینه سازد.

$$L(Y(X)) = (Y(X) - \theta)'C(Y(X) - \theta) \quad (12)$$

که در آن $Y(X)$ بردار متغیرهای پاسخ، θ بردار هدف پاسخ ها، و C ماتریس هزینه است که اهمیت نسبی هریک از پاسخ ها را نشان می دهد. تابع ضرر مورد انتظار که باید کمینه شود، به صورت رابطه ی ۱۳ خواهد بود.

$$E[L(X)] = (E(y(X)) - \theta)'C(E(y(X)) - \theta) + \text{trace}[C\Sigma(X)] \quad (13)$$

که در آن $\Sigma(X)$ ماتریس واریانس - کوواریانس متغیرهای فرایندی است.

پاسخ های مشتری

توسعه ی محصول جدید (NPD)^۸ ممکن است از طریق فناوری های جدید یا فرصت های جدید بازار، ناشی شود. اما صرف نظر از محل ایجاد شده ی فرصت ها، هنگامی که محصولات جدید به سمت موفقیت پیش می روند، فقط مشتری قضاوت نهایی در مورد محصول را انجام می دهد.^[۴۰] به منظور توسعه ی موفقیت آمیز محصولات، لازم است که شرکت ها درک صحیحی از صدای مشتری داشته باشند. از این رو، چنانچه در این تحقیق یک متغیر پاسخ دیگر از مشتریان داشته باشیم، می توانیم مسئله ی تنظیم پارامترهای فرایندی را به گونه یی حل کنیم که از نتایج حاصله، یک بازار موفق را نیز بتوان انتظار داشت، چرا که از این طریق ایده های مهندسی با نیازهای مشتریان ادغام می شود. در حقیقت، با این رویکرد در فرایند تصمیم گیری مشتری سهم کافی را برای طراحی محصول جدید یا بهبود محصول موجود خواهد داشت. تحقیقات مصرف کننده (مشتری) می تواند طی هریک از مراحل اساسی فرایند توسعه ی محصول جدید (NPD)، شامل شناسایی فرصت،

مدیریت، کارگروهی، زمان‌بندی و هزینه‌یابی توسعه یافته است و ضرورتاً مرز معینی برای کاربرد زمینه‌های بالقوه‌ی QFD وجود ندارد. [۴۵]

در نهایت گسترش عملکرد کیفیت می‌تواند تغییراتی در فرایند، قطعات و یا کنترل‌ها ایجاد کند و در نهایت رضایت مشتری را در بر داشته باشد، اما تابعی را برای استفاده در بهینه‌سازی فرایند ارائه نمی‌کند. لذا می‌توان گفت که گسترش عملکرد کیفیت یک ابزار مفید برای ترجمه و پیوند بین نیازهای مشتری و سایر پاسخ‌های فرایند است. فرض کنید که از این طریق دریابیم که نیازهای مشتری با پاسخ‌های معینی (در ماتریس‌های مختلف QFD) مرتبط است (رابطه‌ی ۱۴):

$$c_1 \cong y_1, y_2, \dots, y_m \quad (14)$$

که در آن c_1 انتظار مشتری است.

اما «تجزیه و تحلیل پیوسته»، یک تکنیک چندمتغیره است که برای تخمین یا تعیین اولویت پاسخ‌دهندگان برای محصولات یا خدمات به‌کار می‌رود. [۴۶] از طریق تجزیه و تحلیل پیوسته‌ی مصرف‌کنندگان، ترکیبی از ارزش‌های ایجاد شده به‌وسیله‌ی هر ویژگی محصول یا هر خدمت خاصی را مورد ارزیابی قرار می‌دهند. با این روش، می‌توان ترکیبات فرضی از ویژگی‌ها را برای یافتن موارد با اولویت بالاتر ارزیابی کرد. تحلیل پیوسته یک روش محصول‌گرا است و محصولات با ویژگی‌های مربوطه که هر ویژگی می‌تواند دو سطح یا بیشتر را در برداشته باشد، به‌گونه‌یی به مشتری ارائه می‌شود تا نظرات او در خصوص آن ترکیب ویژگی تعیین شود. در واقع، هدف از مطالعه تحلیل پیوسته آن است که مشتریان، ویژگی‌ها و سطوح ویژگی‌هایی را که ترجیح می‌دهند معین کنند. در واقع مصرف‌کنندگان، قبل از تصمیم‌گیری نهایی روی ویژگی‌های محصول قضاوت‌ها و ارزیابی‌ها را انجام می‌دهند و اطلاعات و ویژگی‌های مختلف را برای شکل‌گیری وضعیت محصول نهایی ترکیب می‌کنند. پس از جمع‌آوری نظرات مشتریان، می‌توان یک تابع پاسخ برای مشتری به‌عنوان یک تصمیم‌گیر تعیین کرد که نتیجه نهایی، پاسخ دیگری در مسئله‌ی MRS خواهد بود.

$$y_c = f_c(y_1, y_2, \dots, y_m) \quad (15)$$

تحلیل روش و فرموله‌کردن مسئله

به‌طورکلی متغیرهای پاسخ $y_1, y_2, \dots, y_m$ را به‌عنوان پاسخ‌های تولیدکننده (ویژگی‌های محصول) خواهیم داشت و همچنین می‌توان توابع پاسخ برای آنها را از طریق روش‌شناسی سطح پاسخ، تعیین کرد. همچنین پاسخ مشتری نیز به تعداد پاسخ‌های مسئله اضافه می‌شود. با چنین پاسخ‌هایی می‌توان تنظیمات بهینه را برای متغیرهای ورودی به‌دست آورد. روش پیشنهادی در شکل ۲ آورده شده است.

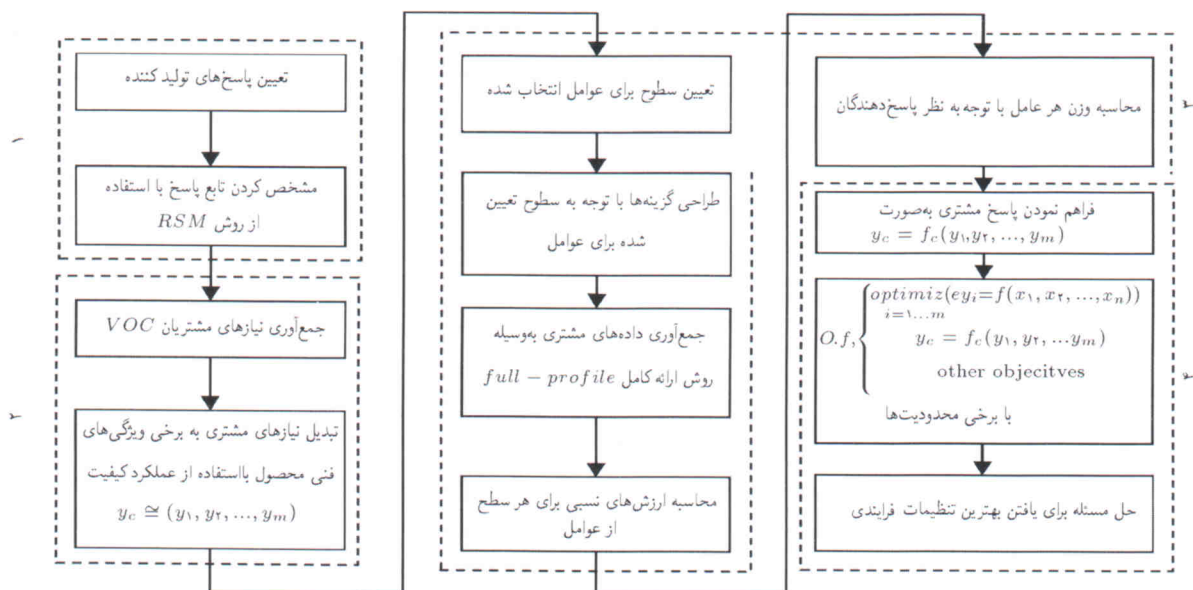
توسعه، آزمایش و اقدام انجام پذیرد. [۴۱] اما اغلب این تحقیقات در طی سه مرحله‌ی آخر، یعنی مراحل توسعه، آزمایش و اقدام به‌کار می‌رود. از سوی دیگر اغلب شرکت‌های موفق از نظر تکنولوژی، تحقیقات مشتری را برای تأیید آن‌که محصول جدید پس از حضور در بازار مورد پذیرش مصرف‌کنندگان خواهد بود، به‌کار می‌برند. [۴۲]

در این تحقیق، تابع دیگر از نیازهای مشتریان را به‌عنوان تابع دیگر پاسخ برای بهینه‌سازی فرایند با توجه به تمامی پاسخ‌ها نیاز داریم. از این رو فرض می‌کنیم که صدای مشتری را می‌توان برای دست‌یابی به پاسخ دیگری در مرحله‌ی «شناسایی فرصت» استفاده کرد. در این خصوص تکنیک‌ها و روش‌های مختلفی برای استفاده وجود دارند. گسترش عملکرد کیفیت^۹ (QFD)، فرایند سلسله‌مراتبی تحلیلی^{۱۰} (AHP) و تجزیه و تحلیل پیوسته^{۱۱} (CA) موضوعات مرتبط و قابل بحث‌اند. خلاصه‌ی از مقایسه‌ی تکنیک‌های مذکور در جدول ۲ آورده شده است. در تکنیک AHP، ویژگی‌ها و گزینه‌ها به‌صورت سلسله‌مراتبی است، به‌گونه‌یی که هدف کلی به ویژگی‌های اولیه تقسیم شده و در پایین‌ترین سطح به گزینه‌های مختلف مرتبط می‌شود. اولویت‌ها نیز از طریق مقایسات دوطرفه‌ی گزینه‌ها برای هر ویژگی و با استفاده از مقیاس نسبی به دست می‌آیند. [۴۳]

چنان که در جدول ۲ نیز ارائه شده، گسترش عملکرد در کیفیت نیز به‌عنوان یک ابزار طرح‌ریزی است و نیازهای مشتریان را به نیازهای فنی مرتبط می‌سازد. بعد از جمع‌آوری نیازهای فنی مشتریان، تجزیه و تحلیل پیوسته به‌عنوان تکنیکی برای شناسایی فرصت و نهایتاً آماده‌کردن پاسخ مشتری قابل استفاده است. [۴۴] گسترش عملکرد کیفیت، یک مفهوم کلی است که امکان ترجمه‌ی نیازهای مشتریان به نیازهای فنی مناسب را برای هر مرحله از توسعه‌ی محصول فراهم می‌سازد. همچنین این ابزار به‌منظور جمع‌آوری و تحلیل صدای مشتری برای توسعه‌ی محصولات با کیفیت بالا و ارضاء نیازهای مشتریان پیشنهاد شده است. بنابراین، عملکردهای اولیه‌ی QFD توسعه‌ی محصول، مدیریت کیفیت، و تحلیل نیازهای مشتری است. در ادامه، عملکردهای QFD به زمینه‌های گسترده‌تری نظیر طراحی، برنامه‌ریزی، تصمیم‌گیری، مهندسی،

جدول ۲. مقایسه‌ی برخی از روش‌ها و تکنیک‌ها در خصوص توسعه‌ی محصول جدید (NPD).

CA	AHP	QFD
می‌تواند در مرحله‌ی توسعه از مراحل NPD به‌کار رود.	می‌تواند در مرحله‌ی شناسایی فرصت از مراحل NPD به‌کار رود.	می‌تواند در مرحله‌ی توسعه از مراحل NPD به‌کار رود.
روشی برای درک نیاز مشتری است	یک روش غربالی است	یک روش طرح‌ریزی است



شکل ۲. نمای کلی از الگوریتم پیشنهادی برای حل مسئله‌ی MRS مشتری‌گرا.

$$Max y_c = p_i \times \left(\sum_{t=1}^T u_{it} \times m_{it} \right) \quad (19)$$

$$Max_{j=1}^m P(y_i \in S) \quad (20)$$

Subjected to;

$$y_i = f_i(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad \forall i, i = 1, \dots, m \quad (21)$$

$$\sum_{t=1}^T m_{it} = 1 \quad \forall i, i = 1, \dots, m \quad (22)$$

$$m_{it} \begin{cases} 1 & l_i < y_i < u_i \\ 0 & \text{در غیر این صورت} \end{cases} \quad \forall i, i = 1, \dots, m \quad (23)$$

$$\sum_{i=1}^m p_i = 1 \quad \forall i, i = 1, \dots, m \quad (24)$$

$$S = \bigcap_{j=1}^m (l_j, u_j) \quad (25)$$

$$L + K = m \quad (26)$$

این پارامترها با استفاده از مطالعه انجام شده با CA تعیین می‌شود

$$u_{it}, p_i \in R$$

$$\forall i, i = 1, \dots, m, \forall t, t = 1, \dots, T$$

در قسمت اولیه‌ی الگوریتم، تمام پاسخ‌ها از یک نوع نیست و می‌توانند یکی از انواع زیر باشند:

- نوع ^{۱۲}NTB: که نگهداری میانگین پاسخ در یک مقدار مشخص مد نظر است.
- نوع ^{۱۳}LTB: که بیشینه‌کردن مقدار پاسخ به اندازه‌ی ممکن مورد نظر خواهد بود.
- نوع ^{۱۴}STB: که کمینه‌سازی مقدار پاسخ به اندازه‌ی ممکن مورد انتظار است.

همچنین نوع پاسخ‌ها و محدودیت‌های مربوطه نیز از طریق محدودیت‌های ویژه‌ی محصول یا فرایند، استانداردها یا قوانین و قضاوت‌ها و خواسته‌های تصمیم‌گیرنده ^{۱۵} (DM) تعیین می‌شود. بدیهی است حدود بالا و پایین هر پاسخ از رابطه‌ی ۱۶ قابل شناسایی است:

$$y_j^{\max} = \max_{x \in \Omega} \{ \hat{y}_j(x) \}, \quad j = 1, \dots, m \quad (16)$$

$$y_j^{\min} = \min_{x \in \Omega} \{ \hat{y}_j(x) \}, \quad j = 1, \dots, m$$

و سرانجام، توابع هدف و محدودیت‌های زیر را خواهیم داشت:

Objective Function;

$$Max_{l=1}^L y_l \quad (17)$$

$$Min_{k=1}^K y_k \quad (18)$$

الگوریتم حل

مشکل عمده در مدل‌سازی مسئله‌ی بهینه‌سازی تک‌هدفه، این حقیقت است که مدل‌سازی یک مسئله تنها از طریق یک معادله کار دشواری خواهد بود، چرا که انجام این کار طی مرحله‌ی مدل‌سازی ممکن است با خطا همراه باشد و نیز برخی از توابع هدف را در بر نداشته باشد. از سوی دیگر، پس از حل مسئله‌ی بهینه‌سازی چندهدفه به صورت جداگانه، لازم است از میان راه حل‌ها ناحیه‌ی انتخاب شود طوری که در نهایت تمامی توابع هدف در کنار هم بهینه شوند. از این رو، وجود موازنه بین توابع هدف مختلف توسط تصمیم‌گیر ضروری خواهد بود.

مشکل دیگری که قبل از بهینه‌سازی با آن مواجه هستیم، انتخاب روش بهینه‌سازی است. در حقیقت، روش‌های بهینه‌سازی چندهدفه را می‌توان به سه دسته تقسیم کرد. [۴۷] در دسته‌ی اول، قبل از حل مسئله، اطلاعات اولیه‌ی از تصمیم‌گیر دریافت می‌شود و موازنه‌های لازم بین توابع هدف انجام می‌گیرد، و نهایتاً جست‌وجو برای یافتن نقطه‌ی بهینه انجام می‌گیرد. در دسته‌ی دوم، ضمن حل مسئله اطلاعات به صورت برهم‌کنشی دریافت می‌شود. در این روش‌ها، ضمن انجام بهینه‌سازی از تصمیم‌گیر سؤالاتی پرسیده می‌شود، و در دسته‌ی سوم، اطلاعات نهایی از تصمیم‌گیر پس از حل مسئله دریافت می‌شود. در واقع در این روش‌ها، ناحیه‌ی از فضای بهینه‌شناسایی، و ناحیه‌ی مورد نظر به تصمیم‌گیر ارائه می‌شود، و از این طریق اجازه‌ی انتخاب راه حل‌های مختلف به تصمیم‌گیر داده می‌شود.

روش جست‌وجو و بهینه‌سازی در این نوشتار از نوع دسته‌ی اول است و تصمیم‌گیر، اطلاعاتی را در خصوص فرایند تصمیم‌گیری و به‌منظور بهینه‌سازی فراهم خواهد کرد. از سوی دیگر، برای تجمیع توابع هدف به صورت یک تابع هدف می‌توان از رابطه‌ی ۳۱ استفاده کرد:

$$\text{Min } f_{eq} = \left\{ \sum_{j=1}^{m+2} \gamma_j [(1 - d_j)]^p \right\}^{1/p} \quad (31)$$

که در آن γ_j توسط تصمیم‌گیر تعیین می‌شود و $m+2$ به علت وجود m متغیر پاسخ تولیدکننده و یک پاسخ مشتری و نهایتاً یک پاسخ برای احتمال قرارگیری در ناحیه‌ی مهندسی برای هر پاسخ است. همچنین d_j نیز که به عنوان مطلوبیت مربوط به هر پاسخ تولیدکننده معرفی می‌شود، برای پاسخ‌های از نوع LTB، NTB، و STB به صورت رابطه‌های ۳۲-۳۴ خواهد بود:

$$d_j^{LTB} = \begin{cases} 0 & \hat{y}_j(x) \leq Y_j^{min} \\ \left[\frac{\hat{y}_j(x) - Y_j^{min}}{Y_j^{max} - Y_j^{min}} \right] & Y_j^{min} \leq \hat{y}_j(x) \leq Y_j^{max} \\ 1 & \hat{y}_j(x) \geq Y_j^{max} \end{cases} \quad (32)$$

که در عبارات فوق، L و K به ترتیب تعداد متغیرهای از نوع LTB و STB بوده و m تعداد کل متغیرهای پاسخ فرایند است. t شماره تنظیم متغیرهای فرایندی، p_i اولویت محاسبه شده از طریق CA برای متغیر پاسخ i ام، u_{it} مقدار مطلوبیت مشتری به دست آمده از CA برای متغیر پاسخ i در t امین تنظیم فرایند است (و در تعیین متغیر پاسخ مشتری کاربرد دارد). و u_i, l_i به ترتیب حد پایین و بالای i امین متغیر پاسخ است که S ناحیه مشترک برای تمامی پاسخ‌ها خواهد بود.

در مرحله‌ی آزمایش، تعداد n تکرار برای هر تنظیم وجود دارد و می‌توان پارامترهای توابع پاسخ نرمال چندمتغیره را تخمین زد. M (بردار میانگین پاسخ‌ها) و Σ (ماتریس واریانس - کوواریانس که عناصر قطری آن به صورت $\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2$ و عناصر غیر قطری آن به صورت $\rho_{kl}\sigma_k\sigma_l$ است) از طریق رابطه‌های ۲۷ و ۲۸ و ۲۹ قابل تخمین‌اند:

$$\hat{\mu}_k = \frac{\sum_{i=1}^n y_{ki}}{n}, \quad M = (\hat{\mu}_1, \hat{\mu}_2, \dots, \hat{\mu}_m) \quad (27)$$

$$\hat{\sigma}_k^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_{ki} - \hat{\mu}_k)^2}{n-1} \quad (28)$$

$$\hat{\rho}_{kl} = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m (y_{ki} - \hat{\mu}_k)(y_{lj} - \hat{\mu}_l)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n ((y_{ki} - \hat{\mu}_k))^2 \sum_{j=1}^m ((y_{lj} - \hat{\mu}_l))^2}}, \quad l \leq k < l \leq m \quad (29)$$

که در آن‌ها y_{ki} ، i امین تکرار ($i = 1..n$) از k امین پاسخ، و ρ_{kl} ضریب هم‌بستگی بین دو متغیر پاسخ y_k, y_l است. در این مرحله می‌توان $P(Y \in S)$ ، یعنی احتمال قرار گرفتن متغیر پاسخ در داخل محدوده‌ی تعیین شده‌ی آن را مورد محاسبه قرار داد. رابطه‌ی ۳۰ انطباق پاسخ‌ها در ناحیه‌ی ویژه‌ی را حداکثر می‌کند. احتمال محاسبه شده برای تنظیم هر عامل می‌تواند به عنوان پاسخ دیگری مد نظر قرار گیرد و در مرحله‌ی بهینه‌سازی، مورد استفاده واقع شود. این مورد به عنوان یکی از اهداف تصمیم‌گیری می‌تواند مطرح باشد و مقدار احتمال با فرض نرمال بودن پاسخ چندمتغیره، از رابطه‌ی ۳۰ محاسبه می‌شود.

$$f(y; M, \Sigma) = (2\pi)^{-m/2} |\Sigma|^{-1/2} \times \exp[-1/2(Y - M)' \Sigma^{-1}(Y - M)] \quad (30)$$

$$\pi_j = \begin{cases} e^{-\frac{\Delta f_j}{T_n}} & \Delta f_j > 0 \\ 1 & \Delta f_j \leq 0 \end{cases}$$

$$t(\pi, \gamma) = \prod_{j=1}^n (\pi_j)^{\gamma_j}$$

if $\Delta f_{eq} < 0$ then $\vec{Z} = \vec{X}$

else if $rand(0, 1) < t(\pi, \gamma)$ then $\vec{Z} = (\vec{X})$

$T = \alpha(T)$

if $T < \Delta T$ then end(while)

repeat (while)

اضافه می‌کنیم که در این تحقیق از روش «عملیات حرارتی» برای تکرار الگوریتم شبیه‌سازی استفاده شده است.

مثال موردی

در این قسمت روش‌شناسی پیشنهادی با یک مثال موردی از ادبیات موضوع بررسی و توضیح داده می‌شود. محققان در یک فرایند شیمیایی برای یافتن نقطه‌ی بهینه با توجه به دو متغیر فرایند - زمان (ξ_1) و دما (ξ_2) - آزمایشی انجام داده‌اند.^[۱] سطوح متغیرهای فرایندی در جدول ۳ لیست شده‌اند. در این مسئله ویژگی‌های کیفی عبارتند از: بازده (y_1)، غلظت (y_2) و وزن مولکولی (y_3) که تولیدکننده به دنبال حداکثر آنها است.

در مرحله‌ی اول، لازم است مدل سطح پاسخ مناسبی برای هر پاسخ تهیه کنیم. با استفاده از طرح ترکیب‌های مرکزی^{۱۹} (CCD)، تنظیم متغیرها و نتایج آزمایشات به صورت جدول ۴ حاصل می‌شود. علت استفاده از طرح CCD در این مطالعه، اثر بخشی مناسب طرح‌های مذکور است به گونه‌ی که با تعداد اندکی از تکرارهای مورد نیاز اطلاعات زیادی از اثرات متغیرها و نیز خطای کلی آزمایش فراهم می‌آید؛ از سوی دیگر اثرات خطی و اثرات متقابل دو عامل قابل تخمین است و نیز طرح‌های مذکور بسیار انعطاف‌پذیرند.^[۱]

تابع پاسخ و ضرایب تخمین زده شده رگرسیون برای بازده (y_1) در جدول ۵ آورده شده است.

جدول ۳. سطوح متغیرهای فرایندی برای مثال موردی.

سطح (کدبندی شده)		عوامل
+	-	
۹۰	۸۰	ξ_1 : زمان (دقیقه)
۱۸۰	۱۷۰	ξ_2 : دما ($^{\circ}F$)

$$d_j^{STB} = \begin{cases} 0 & \hat{y}_j(x) \geq Y_j^{max} \\ \left[\frac{y_j^{max} - \hat{y}_j(x)}{Y_j^{max} - Y_j^{min}} \right] & Y_j^{min} \leq \hat{y}_j(x) \leq Y_j^{max} \\ 1 & \hat{y}_j(x) \leq Y_j^{min} \end{cases} \quad (33)$$

$$d_j^{NB} = \begin{cases} 0 & \hat{y}_j(x) \leq Y_i^{min} \text{ or } \hat{y}_j(x) \geq Y_j^{max} \\ 1 - \frac{T_j - \hat{y}_i(x)}{T_j - Y_i^{min}} & Y_j^{min} \leq \hat{y}_j(x) \leq T_j \\ 1 - \frac{\hat{y}_i(x) - T_j}{Y_i^{max} - T_j} & T_i \leq \hat{y}_j(x) \leq Y_i^{max} \end{cases} \quad (34)$$

هرچه تعداد متغیرهای پاسخ یا تعداد عوامل افزایش یابد، ممکن است الگوریتم‌های سنتی بهینه‌سازی در یافتن بهینه‌ی سراسری، دچار خطا شده و در نقاط بهینه‌ی محلی گرفتار شوند، این در حالی است که الگوریتم‌های ابتکاری می‌توانند برای یافتن چنین نقاطی به کار روند.

در این نوشتار، برای یافتن نقطه‌ی بهینه، از روش احتمالی آلیاژکاری شبیه‌سازی شده^{۱۶} (SA) استفاده می‌شود، چرا که روش جایگزین سایر روش‌ها است و استفاده از آن در موارد صنعتی آسان است. SA یافتن نقطه‌ی بهینه سراسری را تضمین نمی‌کند اما به خاطر ویژگی‌هایی که دارد احتمال گرفتاری آن در بهینه‌ی محلی بسیار کم است. در حقیقت در الگوریتم SA، هر راه حل با احتمال برآورد شده‌ی پذیرفته می‌شود.^[۷]

این روش مبتنی است بر فرایند متالورژی (عملیات حرارتی) برای یافتن حداقل انرژی در ساختار کریستالی یک فلز، که در آن فلز را تا دمای بسیار بالایی حرارت می‌دهند و سپس به آرامی سرد می‌کنند تا اتم‌ها برای مرتب شدن زمان داشته باشند. الگوریتم پیشنهادی SA برای حل مسئله‌ی تحت مطالعه به صورت زیر است؛

Init T (initial temperature)

Init $\vec{X}$ (starting point)

Init ΔT (minimal temperature)

While (not(end))

$\vec{Z} = \text{neighbour}(\vec{X})$

$\Delta f_j = f_j(\vec{Z}) - f_j(\vec{X})$ or $\Delta(1 - d_j) = [1 - d_j(\vec{Z})] -$

$[1 - d_j(\vec{X})]$

$\Delta f_{eq} = f_{eq}(\vec{Z}) - f_{eq}(\vec{X})$

جدول ۴. تنظیمات آزمایشات و نتایج برای طرح CCD با سه پاسخ و دومتغیر.

متغیرهای طبیعی			متغیرهای کد شده		پاسخ‌ها	
ξ_1	ξ_2	X_1	x_2	(بازده) y_1	(ویسکوزیته) y_2	(وزن مولکولی) y_3
۸۰	۱۷۰	-۱	-۱	۷۶٫۵	۶۲	۲۹۴۰
۸۰	۱۸۰	-۱	۱	۷۷٫۰	۶۰	۳۴۷۰
۹۰	۱۷۰	۱	-۱	۷۸٫۰	۶۶	۳۶۸۰
۹۰	۱۸۰	۱	۱	۷۹٫۵	۵۹	۳۸۹۰
۸۵	۱۷۵	۰	۰	۷۹٫۹	۷۲	۳۴۸۰
۸۵	۱۷۵	۰	۰	۸۰٫۳	۶۹	۳۲۰۰
۸۵	۱۷۵	۰	۰	۸۰٫۰	۶۸	۳۴۱۰
۸۵	۱۷۵	۰	۰	۷۹٫۷	۷۰	۳۲۹۰
۸۵	۱۷۵	۰	۰	۷۹٫۸	۷۱	۳۵۰۰
۹۲٫۰۷	۱۷۵	۱٫۴۱۴	۰	۷۸٫۴	۶۸	۳۳۶۰
۷۷٫۹۳	۱۷۵	-۱٫۴۱۴	۰	۷۵٫۶	۷۱	۳۰۲۰
۸۵	۱۸۲٫۰۷	۰	۱٫۴۱۴	۷۸٫۵	۵۸	۳۶۳۰
۸۵	۱۶۷٫۹۳	۰	-۱٫۴۱۴	۷۷٫۰	۵۷	۳۱۵۰

جدول ۵. تابع پاسخ و ضرایب رگرسیون برای پاسخ (بازده).

Term	Coef	SE Coef	T	P
Constant	۷۹٫۹۴۰	۰٫۱۱۹۰۹	۶۷۱٫۲۶۴	۰٫۰۰۰
x_1	۰٫۹۹۵	۰٫۰۹۴۱۵	۱۰٫۵۶۸	۰٫۰۰۰
x_2	۰٫۵۱۵	۰٫۰۹۴۱۵	۵٫۴۷۲	۰٫۰۰۱
$x_1 * x_1$	-۱٫۳۷۶	۰٫۱۰۰۹۸	-۱۳٫۶۳۰	۰٫۰۰۰
$x_2 * x_2$	-۱٫۰۰۱	۰٫۱۰۰۹۸	-۹٫۹۱۶	۰٫۰۰۰
$x_1 * x_2$	۰٫۲۵۰	۰٫۱۳۳۱۵	۱٫۸۷۸	۰٫۰۷۳

$S = ۰٫۲۶۶۳$ $R-Sq = ٪۹۸٫۳$ $R-Sq(adj) = ٪۹۷٫۰$

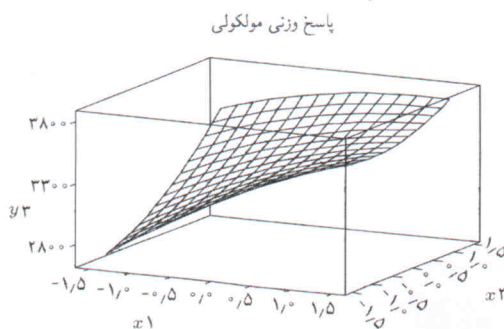
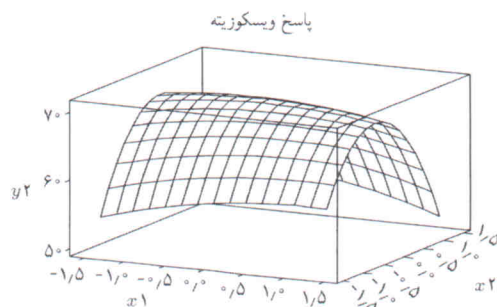
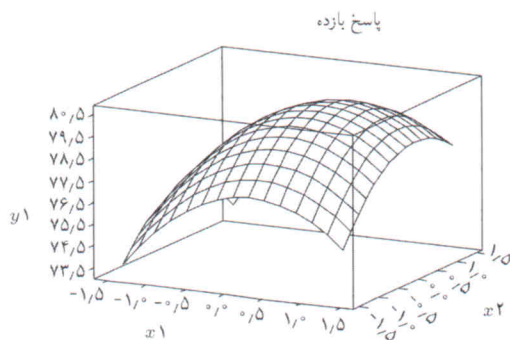
$$Max(y_1) = ۷۹٫۹۴ + ۰٫۹۹x_1 + ۰٫۵۲x_2 - ۱٫۳۸x_1^2 - x_2^2 + ۰٫۲۵x_1x_2$$

همچنین توابع پاسخ برای سایر پاسخ‌ها به صورت زیر خواهد بود:

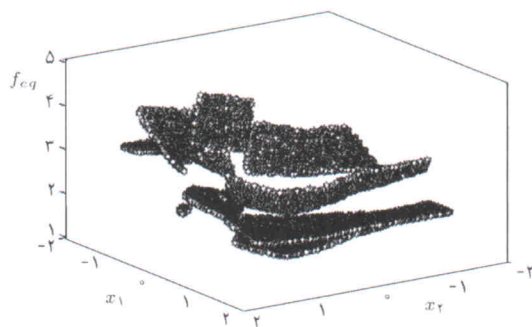
$$Max(y_2) = ۷۰ - ۰٫۱۶x_1 - ۰٫۹۵x_2 - ۰٫۹۶x_1^2 - ۶٫۹۶x_2^2 - ۱٫۲۵x_1x_2$$

$$Max(y_3) = ۳۳۸۶/۲ - ۲۰۵/۱x_1 + ۱۷۷/۴x_2$$

نمودار سطح پاسخ برای هر پاسخ نیز در شکل ۳ ترسیم شده است. در این مرحله، فرض می‌کنیم که مشتری نیز نقش تصمیم‌گیرنده دارد و ممکن است متغیر پاسخ دیگری را نیز در نظر داشته باشد که به منظور دست‌یابی به تابع پاسخ آن و یافتن پارامترهای مربوطه از روش CA استفاده می‌کنیم. همچنین فرض می‌کنیم که y_1 ، y_2 و y_3 عواملی هستند که در رضایت‌مندی مشتری مؤثرند. هر عامل نیز به سطوحی شکسته می‌شود که در پرسشنامه‌ی طراحی شده، مورد استفاده قرار می‌گیرد. پس از کامل شدن طرح CA بر پایه‌ی روش توضیحات کامل



شکل ۳. سطح پاسخ برای سه متغیر پاسخ.



شکل ۴. نمودار سطح پاسخ برای f_{eq} با $\alpha = 0.9998$ ، $T=1$ و $\Delta T = 0.005$.

برابر عدد یک، در نظر گرفته شده است ($\gamma_1 = \gamma_2 = \gamma_3 = \gamma_4 = 1$). بدیهی است که این مقادیر و سایر پارامترهای فرضی حل مسئله، توسط تصمیم گیرنده و با توجه به اهمیت هریک از پاسخ ها تعیین می شود. ذکر این نکته ضروری است که تصمیم گیری در مرحله استفاده از روش CA نیز وجود دارد. شکل ۴ نمودار پاسخ ترسیم شده f_{eq} را (با توجه به الگوریتم SA) بر مبنای رابطه ی ۳۱ و با $p = 1$ ، نرخ سرد کردن (ضریب تکرار الگوریتم) $\alpha = 0.9998$ ، دمای اولیه (یا نقطه ی آغاز الگوریتم) معادل ۱ و دمای انجماد (یا نقطه ی پایان الگوریتم) معادل 0.005 نشان می دهد. همچنان که در نمودار ترسیم شده مشاهده می شود، نقاط بهینه ی محلی بسیاری وجود دارد و ممکن است با استفاده از روش های سنتی بهینه سازی موفق به یافتن نقطه ی بهینه ی سراسری نشویم، از این رو SA می تواند برای بهینه سازی چنین مسائلی به کار رود.

گفتنی است فضاهای انفصالی به وجود آمده در نمودار، به علت استفاده از طرح CA برای دستیابی به پاسخ مشتری است که استفاده از پاسخ مشتری در کنار سایر پاسخ ها منجر به ایجاد چنین فضاهایی شده است. پرواضح است که هرچه تعداد متغیرهای فرایندی و پاسخ ها بیشتر باشد، مسئله سخت تر شده و روش های بهینه سازی ابتکاری می توانند به حل آنها کمک شایانی کنند.

الگوریتم تهیه شده با پارامترهای مختلف به اجرا در آمده که نتایج در جدول ۸ خلاصه شده است. برای مثال، چنانچه تصمیم گیرنده تمامی پاسخ ها را با اولویت یکسان در نظر بگیرند و $p = 2$ و دمای انجماد و نرخ سرد کردن به ترتیب برابر 0.0085 و 0.9999 باشد، نقاط بهینه به صورت $x_1^* = 0.647$ و $x_2^* = -0.832$ به دست خواهد آمد و به این ترتیب، مقدار کدشده ی پارامترهای فرایندی به صورت $\xi_1^* = 88.233$ و $\xi_2^* = 170.839$ حاصل خواهد شد.

همچنین برای آنکه کارایی روش پیشنهادی (روش توجه به خواسته های مشتری) در مسائل چند پاسخی، مورد بررسی و سپس مورد مقایسه با روش های دیگر قرار گیرد، مثال فوق بدون در نظر گرفتن مشتری

(full-profile) و دریافت نظرات مشتریان برای هر سطح ارزش های نسبی محاسبه، و از این طریق اولویت هر عامل (p_i) با توجه به مطلوبیت مشتریان حاصل می شود. با این فرض که برای مثال موردی ارائه شده، مقادیر محاسبه شده ی اولویت عوامل به صورت زیر باشد:

$$p_1 = 0.23, \quad p_2 = 0.34, \quad p_3 = 0.43$$

پاسخ مطلوبیت مشتری که می تواند در طراحی فرایند مورد استفاده قرار گیرد، با توجه به رابطه ی ۱۹، به صورت زیر خواهد بود:

$$y_c = 0.23 \times u_1 + 0.34 \times u_2 + 0.43 \times u_3 \quad (35)$$

ارزش های نسبی محاسبه شده برای هر سطح نیز مطابق جدول ۶ به دست می آید:

سرانجام با توجه به رابطه های ۱۷ تا ۲۶ توابع هدف و محدودیت های مسئله به صورت زیر ایجاد می شود:

$$Max(y_1) = 79.94 + 0.99x_1 + 0.52x_2 -$$

$$1.38x_1^2 - x_1^2 + 0.25x_1x_2$$

$$Max(y_2) = 70 - 0.16x_1 - 0.95x_2 -$$

$$0.96x_1^2 - 6.96x_1^2 - 1.25x_1x_2$$

$$Max(y_3) = 3386.2 - 20.51x_1 + 177.4x_2$$

$$Max(y_c) = 0.23u_1 + 0.34u_2 + 0.43u_3$$

سه هدف اولیه از نوع اهداف تکنولوژیکی است و با روش RSM و نیز براساس طراحی آزمایشات انجام شده به دست آمده است. هدف چهارم عبارت است از پاسخ مشتری که از روش CA رابطه ی آن محاسبه شده است. هدف نهایی مسئله بیشینه کردن آنها با یکدیگر است. محدودیت های این مسئله در جدول ۷ آمده است.

در این مسئله برای بهینه سازی و یافتن نقاط بهینه ی تنظیم فرایندی، از الگوریتمی مبتنی بر روش آلیاژکاری شبیه سازی شده و با استفاده از نرم افزار Matlab ۷.۰ استفاده شده است. همچنین فرض شده است که اولویت های تمامی توابع هدف، یکسان باشد و مقادیر آنها در رابطه ی ۳۱

جدول ۶. ارزش های نسبی محاسبه شده.

عامل				
y_3	y_2	y_1		
۵۸.۷	۵۶	۶۲.۷	۱	سطح ۱
۴۳.۳	۴۷.۳	۵۴.۷	۲	
۶۱.۷	۴۱.۷	۶۴.۳	۳	

جدول ۷. محدودیت‌های مسئله.

Subjected to;		بیانگر رابطه بین متغیرهای ورودی کد شده و کد نشده
$x_i = f(\xi_i)$	$i=۱,۲,۳$	محدودیت تکنولوژیکی
$y_1 \geq ۷۸/۵$		محدودیت تکنولوژیکی
$۶۲ \leq y_2 \leq ۶۸$		محدودیت تکنولوژیکی
$y_3 \leq ۳۴۰۰$		محدودیت تکنولوژیکی
$u_1 = ۶۲/۷$ if $۷۸/۵ \leq y_1 < ۸۰/۶۷$	$u_2 = ۵۶/۰$ if $۶۲ \leq y_2 < ۶۴$,	$u_3 = ۵۸/۷$ if $۲۹۰۰ \leq y_3 < ۳۶۰۰/۶۷$ CA به‌دست آمده از روش
$u_1 = ۵۴/۷$ if $۸۰/۶۷ \leq y_1 < ۸۲/۸۳$,	$u_2 = ۴۷/۳$ if $۶۴ \leq y_2 < ۶۶$,	$u_3 = ۴۳/۳$ if $۳۰۶۶/۶۷ \leq y_3 < ۳۲۳۳/۳۴$ CA به‌دست آمده از روش
$u_1 = ۶۴/۳$ if $۸۲/۸۳ \leq y_1 < ۸۵$,	$u_2 = ۴۱/۷$ if $۶۶ \leq y_2 < ۶۸$,	$u_3 = ۶۱/۷$ if $۳۲۳۳/۳۴ \leq y_3 < ۳۴۰۰$ CA به‌دست آمده از روش
$\xi_i \in R, i = ۱, ۲, ۳$		محدوده‌ی مورد تأیید آزمایش

جدول ۸. نتایج اجرای الگوریتم با دمای اولیه (نقطه آغازین) = ۱.

زمان(ثانیه)	f_{eq}^*	y_c^*	y_1^*	y_2^*	y_3^*	x_1^*	x_2^*			
										$T=\Delta/00005$
۱۷۲/۷۲	۲/۴۵۷	۵۵/۱۳۰	۳۳۰۰/۶	۶۷/۲۶۹	۷۹/۹۹۸	۰/۴۱۸	۰/۷۷۹	$P=1$	$\alpha=0/99997$	
۹۱/۳۳	۱/۹۱۱	۴۷/۲۱۸	۳۱۱۸/۷	۶۶/۲۱۲	۷۸/۸۰۹	-۰/۸۲۷	۰/۵۹۰	$P=2$	$\alpha=0/99997$	
۲۲۰۵/۱۰	۲/۸۵۸	۵۷/۰۳۴	۳۲۵۹/۶	۶۵/۱۱۹	۷۹/۴۷۹	۰/۵۶۴	۱/۱۰۵	$P=1$	$\alpha=0/99999$	
۲۲۱۶/۴۰	۱/۶۳۷	۵۷/۰۳۴	۳۳۲۷/۹	۶۵/۵۴۷	۷۹/۹۱۴	۰/۶۰۲	۰/۸۰۵	$P=2$	$\alpha=0/99999$	
										$T=0/00003$
۱۲۴/۴۵	۲/۹۳۶	۵۷/۰۳۴	۳۲۳۵/۰	۶۵/۶۳۰	۷۸/۷۴۰	-۰/۸۶۳	-۰/۰۰۹	$P=1$	$\alpha=0/99997$	
۱۲۱/۸۶	۱/۸۱۴	۴۷/۲۱۸	۳۱۲۸/۴	۶۷/۱۱۶	۷۸/۷۰۳	۰/۱۸۴	۱/۴۱۶	$P=2$	$\alpha=0/99997$	
۳۱۲۴/۹۰	۲/۶۷۷	۵۵/۱۳۰	۳۲۶۷/۳	۶۶/۵۸۲	۷۹/۷۴۷	۰/۴۴۸	۰/۹۶۷	$P=1$	$\alpha=0/99999$	
۳۱۴۹/۱۰	۱/۶۹۹	۵۷/۰۳۴	۳۲۹۳/۹	۶۵/۲۶۲	۷۹/۷۱۷	۰/۵۹۱	۰/۹۶۱	$P=2$	$\alpha=0/99999$	
۴۱۲۱/۰۰	۱/۳۰۱	۴۷/۲۱۸	۳۲۲۷/۱	۶۷/۲۰۶	۷۹/۱۴۹	-۰/۷۱۶	۰/۱۵۷	$P=4$	$\alpha=0/99999$	
										$T=0/000085$
۱۵۳/۰۵	۲/۴۷۸	۵۵/۱۳۰	۳۳۳۸/۷	۶۷/۷۲۰	۷۸/۸۷۹	-۰/۶۱۱	-۰/۲۹۷	$P=1$	$\alpha=0/99997$	
۱۵۴/۲۵	۱/۳۲۶	۵۵/۱۳۰	۳۳۹۹/۷	۶۷/۷۸۰	۸۰/۱۸۳	۰/۴۵۶	۰/۳۲۸	$P=2$	$\alpha=0/99997$	
۱۵۳/۱۹	۱/۳۷۷	۴۷/۲۱۸	۳۱۹۸/۴	۶۷/۴۹۵	۷۹/۴۱۸	۰/۲۵۸	۱/۱۳۹	$P=3$	$\alpha=0/99997$	
۳۵۰۴/۸۰	۲/۵۸۶	۵۷/۰۳۴	۳۳۳۰/۹	۶۵/۴۹۱	۷۹/۹۱۹	۰/۶۱۰	۰/۷۹۷	$P=1$	$\alpha=0/99999$	
۳۶۵۳/۴۰	۱/۹۳۱	۴۷/۲۱۸	۳۱۰۶/۰	۶۶/۱۴۱	۷۸/۷۴۴	-۰/۸۳۲	۰/۶۴۷	$P=2$	$\alpha=0/99999$	
۳۵۱۶/۵۰	۱/۲۳۳	۵۵/۱۳۰	۳۳۶۱/۶	۶۷/۲۷۱	۸۰/۱۵۹	۰/۴۷۹	۰/۵۳۴	$P=3$	$\alpha=0/99999$	

جدول ۹. مقایسه‌ی روش پیشنهادی (روش توجه به پاسخ مشتری) با روش‌های دیگر با شاخص عدم مطلوبیت.

شاخص عدم مطلوبیت جمعی	y_1^*	y_2^*	y_3^*	x_1^*	x_2^*	
۲/۶۵۴	۳۲۳۵	۶۵/۳۵	۷۹/۳۳	۰/۵۱۷	۱/۱۸۵	بدون در نظر گرفتن خواسته مشتری
۲/۴۵۷	۳۳۰۰/۶	۶۷/۲۷	۷۹/۹۹	۰/۴۱۸	۰/۷۷۹	با در نظر گرفتن خواسته مشتری

جمعی روش‌های مبتنی بر توجه به خواست مشتری کمتر از حالتی است که به نیازهای مشتری توجه نمی‌شود، و از این رو به‌نظر می‌رسد این مورد از مطلوبیت کلی بیشتری برخوردار است. بدیهی است که در آزمایش‌هایی که تعداد متغیرهای پاسخ و متغیرهای فرایندی بیشترند و خواسته‌های مشتری متفاوت از متغیرهای پاسخ فرایندی است، اختلاف شاخص محاسبه شده بیشتر خواهد بود.

نیز مورد بررسی قرار گرفت که نتایج زیر به دست آمد. نتایج به‌دست آمده از هر دو روش با استفاده از شاخص عدم مطلوبیت جمعی^{۱۸} برگرفته از رابطه‌ی ۳۱ و با فرض $\alpha = 0/99997$ ، $T = 1$ ، $\Delta T = 0/0005$ و $\gamma_1 = \gamma_2 = \gamma_3 = \gamma_4 = 1$ مورد مقایسه قرار گرفت. چنان‌که در جدول ۹ ملاحظه می‌شود، شاخص عدم مطلوبیت

نتیجه گیری

در این نوشتار، روشی ارائه شده است که در آن ویژگی های چندگانه ای کیفی محصول و نیازهای مشتریان به صورت همزمان برای بهینه سازی فرایند مورد توجه قرار می گیرند. پس از شناسایی ویژگی های کیفی و نیازهای مشتریان، الگوریتم پیشنهادی بهینه سازی، نقاط بهینه ی تنظیم فرایند را مورد شناسایی قرار می دهد.

طی این تحقیق از روش آلیاژکاری شبیه سازی شده استفاده شده است، اما استفاده از روش های دیگر نیز قابل بررسی است. رویکرد انتخاب شده در این تحقیق، انعطاف پذیر است چرا که محدودیت های مربوط به فرایند از طریق مشتری یا تولیدکننده می تواند به مسئله اضافه شود تا نتایج برای صنعت مورد نظر به صورت کاربردی تر به دست آید.

پانوش

1. Voice Of Customer
2. Response Surface Methodology
3. Dual Response Surface
4. Robust Parameter Design
5. Priority Based approach
6. Desirability Function approach
7. Loss Function approach
8. New Product Development
9. Quality Function Deployment
10. Analytical Hierarchy Process
11. Conjoint Analysis
12. Nominal The Best
13. The Larger The Better
14. The Smaller The Better
15. Decision Maker
16. Simulated Annealing
17. Central Composite Design
18. Overall non desirability

منابع

1. Myers R., Montgomery D. C., "Response surface methodology", Wiley, (2002).
2. Onur K., Doganaksoy N., "Simultaneous optimization of mean and standard deviation in response surface experimentation", American Society for Quality (2002).
3. Myers, R. and Montgomery, D., "Response surface methodology: process and product optimization using designed experiments", John Wiley & Sons, New York (1995).
4. Chiao C., Hamada M., "Analyzing experiments with correlated multiple responses", *Journal of Quality Technology*, **33**, pp. 451-465 (2001).
5. Derringer, G., "A balancing act: optimizing a product's properties", *Quality progress*, **27**, pp. 51-58 (1994).
6. Kim K. J., Byun J. H., Min D., Jeong I. J., "Multiresponse surface optimization: concept, methods, and future directions", Proceedings of the 7th Annual International Conference on Industrial Engineering, Busan, Korea, pp. 566-569 (2002 October 24-26).
7. Myers, R. and Carter, W. Jr., "Response surface techniques for dual response systems", *Technometrics*, **15**, pp. 301-317 (1973).
8. Vining, G. and Myers, R., "Combining taguchi and response surface philosophies: a dual response approach", *Journal of Quality Technology*, **22**, pp. 38-45 (1990).
9. Del Castillo, E. and Montgomery, D., "A non-linear programming solution to the dual response problem", *Journal of Quality Technology*, **25**, pp. 199-204 (1993).
10. Layne, K., "Methods to determine optimum factor levels for multiple responses in designed experimentation", *Quality Engineering*, **7**, pp. 649-656 (1995).
11. Copeland, K. and Nelson, P., "Dual response optimization via direct function minimization", *Journal of Quality Technology*, **28**, pp. 331-336 (1996).
12. Del Castillo, E., "Multiresponse process optimization via constrained confidence regions", *Journal of Quality Technology*, **28**, pp. 61-70 (1996).
13. Semple, J., "Optimality conditions and solution procedures for nondegenerate dual-response systems," *IIE Transactions*, **29**, pp. 743-752 (1997).
14. Wurl, R. and Albin, S., "A comparison of multiresponse optimization: sensitivity to parameter selection", *Quality Engineering*, **11**, pp. 405-415 (1999).
15. Del Castillo, E., Fan, S., and Semple, J., "Optimization of dual response systems: a comprehensive procedure for degenerate and nondegenerate problems", *European Journal of Operational Research*, **112**, pp. 174-186 (1999).

16. Loy, C., Goh, T., Xie, M., and Tsui, K., "Design of experiments considering multiple engineering characteristics", *Proceedings of the 2000 IEEE International Conference on Management of Innovation and Technology*, pp. 874-880 (ICMIT 2000).
17. Harrington, E. C. JR., "The desirability function", *Industrial Quality Control*, **21**, pp. 494-498 (1995).
18. Goik, P., Liddy, J., and Taam, W., "Use of desirability functions to determine operation windows for new product designs", *Quality Engineering*, **7**, pp. 267-276 (1994).
19. Chapman, E., "Photochemistry multiple response co-optimization", *Quality Engineering*, **8**, pp. 31-45 (1996).
20. Kim, K. and Lin, D., "Dual response surface optimization: A fuzzy modeling approach", *Journal of Quality Technology*, **30**, pp. 1-10 (1998).
21. Montgomery, D., Keats, J., Perry, L., Thompson, J., and Messina, W., "Using statistically designed experiments for process development and improvement: an application in electronics manufacturing", *Robotics and Computer Integrated Manufacturing*, **16**, 55-63 (2000).
22. Kim, K. and Lin, D., "Optimization of multiple responses considering both location and dispersion effects", Working paper, POSTECH, (2002).
23. Fogliatto, F. and Albin, S., "Variance of predicted response as an optimization criterion in multiresponse experiments", *Quality Engineering*, **12**, pp. 523-533 (2000).
24. Tong, L., Wang, C., Houn, J. and Chen, J., "Optimizing dynamic multiresponse problems using the dual-response-surface method", *Quality Engineering*, **14**, pp.115-125 (2001).
25. Kim, K.J., Lin, D., "Optimization of multiple responses considering both location and dispersion", *European Journal of Operational Research* (2004).
26. Khuri, A. and Conlon, M., "Simultaneous optimization of multiple responses represented by polynomial regression functions", *Technometrics*, **23**, pp. 363-375 (1981).
27. Myers, R., Khuri, A., and Vining, G., "Response surface alternatives to the taguchi robust parameter design approach", *The American Statistician*, **46**, 131-139 (1992).
28. Pignatiello, J., "Strategies for robust multiresponse quality engineering", *IIE Transactions*, **25**, pp. 5-15 (1993).
29. Elsayed, E. and Chen, A., "Optimal level of process parameters for products with multiple characteristics", *International Journal of Production Research*, **31**, pp.1117-1132 (1993).
30. Lai, Y. and Chang, S., "A fuzzy approach for multiresponses optimization: An off-line quality engineering problem", *Fuzzy Sets and Systems*, **63**, pp. 117-129 (1994).
31. Lin, D. and Tu, W., "Dual response surface optimization", *Journal of Quality Technology*, **27**, pp. 34-39 (1995).
32. Song, A., Mathur, A., and Pattipati, K., "Design of process parameters using robust design techniques and multiple criteria optimization", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, **25**, pp. 1437-1446 (1995).
33. Reddy, P., Nishina, K., and Babu, S., "Unification of robust design and goal programming for multiresponse optimization-A case study", *Quality and Reliability Engineering International*, **13**, pp. 371-383 (1997).
34. Ames, A., Mattucci, N., McDonald, S., Szonyi, G., and Hawkins, D., "Quality loss function for optimization across multiple response surfaces", *Journal of Quality Technology*, **29**, pp. 339-346 (1997).
35. Vining, G. and Bohn, L., "Response surface for the mean and variance using a nonparametric approach", *Journal of Quality Technology*, **30**, pp. 282-291 (1998).
36. Tsui, K.L., "Robust design optimization for multiple characteristic problems", *International Journal of Production Research*, **37**, pp.433-445 (1999).
37. Ribeiro, J., Fogliatto, F., and ten Caten, C., "Minimizing manufacturing and quality costs in multiresponse optimization", *Quality Engineering*, **13**, pp. 191-201 (2000).
38. Ko, Y., Na, S., Kim, K., and Jun, C., "A new loss function approach to multiresponse optimization", *Proceedings of the 2002 Spring Korean Institute of Industrial Engineers Conference*. (included in conference proceedings CD).
39. Joseph, V.R., "Quality loss functions for non-negative variables and their applications", *Journal of Quality Technology*, **36**, pp. 129-138 (2004).
40. Brown S.L., Eisenhardt K.M., "Product development: past research, present findings and future directions", *Academy of management review*, **20**, pp. 343-378 (1995).

41. Urban G.L., Hauser, J. R., "Design and marketing of new products", Prentice hall, (1993).
42. Cooper, R.G., "Selecting winning new product projects: using the new prod systems", *Journal of Innovation Management*, **2**, pp. 34-44 (1985).
43. Scholl A., Manthey L., Helm R., Steiner M., "Solving multiattribute design problems with analytic hierarchy process and conjoint analysis: An empirical comparison", *European journal of operation research*, (2004).
44. Pullman M. E., Moore W. L., Wardell D. G., "A comparison of quality function deployment and conjoint analysis in new product design", *Journal of Product Innovation Management*, **19**, p. 354 (2002).
45. Chan L., Wu M., "Quality function deployment: A literature review", *European Journal of Operational Research*, **143**, pp. 463-497 (2002).
46. Hair, JF, Anderson, RE, Tatham, RL & Black, WC., "Multivariate data analysis. 5th Ed. upper saddle river, new jersey", Prentice-Hall International (1998).
47. Collette Y., Siarry P., "Multiobjective optimization; principles and case studies", Springer, (2003).

