



یک روش تکامل یافته برای طراحی بر مبنای قابلیت اطمینان به کمک مدل های جایگزین و کاربرد در طراحی سیستم های پیچیده

علی اصغر بطالبلو¹، جعفر روشنیان^{2*}، بنیامین ابراهیمی³

1- دانشجوی دکتری، مهندسی هوا فضا، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران

2- استاد، مهندسی هوا فضا، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران

3- دانشجوی کارشناسی ارشد، مهندسی هوا فضا، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران

* تهران، صندوق پستی 83911-16569، roshanian@kntu.ac.ir

اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل

دریافت: 09 شهریور 1396

پذیرش: 14 بهمن 1396

ارائه در سایت: 10 اسفند 1396

کلید واژگان:

بهینه سازی

طراحی بر مبنای قابلیت اطمینان

هوش محاسباتی

مدل جایگزین

شبکه عصبی

چکیده

بهینه سازی طراحی بر مبنای قابلیت اطمینان (RBDO) برای بهینه سازی سیستم های مهندسی در حضور عدم قطعیت ها در متغیرهای طراحی، پارامترهای سیستم یا هر دو آن ها مورد استفاده قرار گرفته است. RBDO دارای یک بخش تحلیل قابلیت اطمینان است که نیاز به مقدار زیادی تلاش محاسباتی، به خصوص در رویارویی با مسائل کاربردی دنیای واقعی دارد. برای تعدیل این موضوع، یک روش جدید و کارآمد به کمک مدل های جایگزین در این مقاله ارائه شده است. هوش محاسباتی و روش های مبتنی بر تجزیه RBDO با یکدیگر ترکیب شده اند تا یک روش سریع برای RBDO توسعه یابد. این روش جدید مبتنی بر شبکه های عصبی مصنوعی به عنوان مدل جایگزین و روش بهینه سازی ترتیبی و ارزیابی قابلیت اطمینان (SORA) به عنوان روش RBDO است. در SORA، مسئله به یک حلقه بهینه سازی معین ترتیبی و یک حلقه ارزیابی قابلیت اطمینان تجزیه می شود. به منظور بهبود کارایی محاسباتی و گسترش محدوده کاربرد روش SORA، یک نسخه تکامل یافته از آن در این مقاله پیشنهاد شده است. در روش توسعه یافته، از یک معیار برای شناسایی قیود احتمالاتی غیرفعال و جدا کردن قیود برآورده شده از حلقه ارزیابی قابلیت اطمینان استفاده شده است تا هزینه های محاسباتی مربوطه را کاهش یابد. به علاوه، تغییرات بردارهای جابجایی به دست آمده برای قیود برآورده شده کنترل شده است تا در تکرار بعدی حلقه قابلیت اطمینان مقدار آن ها دقیقاً صفر باشد. به منظور نشان دادن کارایی و دقت روش ارائه شده، چند مثال ریاضی با سطوح پیچیدگی متفاوت و یک مثال کاربردی مهندسی حل شده و نتایج مورد بحث و بررسی قرار گرفته است.

An Augmented Surrogate-Assisted Reliability-based Design Approach and Application to Complex Systems Design

Ali Asghar Bataleblu, Jafar Roshanian*, Benyamin Ebrahimi

Aerospace Engineering Department, Khajeh Nasir Toosi University of Technology, Tehran, Iran

* P.O.B. 83911-16569 Tehran, Iran, roshanian@kntu.ac.ir

ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper

Received 31 August 2017

Accepted 03 February 2018

Available Online 01 March 2018

Keywords:

Optimization

Reliability-based Design

Computational Intelligence

Surrogate Model

Neural Networks

ABSTRACT

Reliability-based design optimization (RBDO) has been used for optimizing engineering systems in presence of uncertainties in design variables, system parameters or both of them. RBDO involves reliability analysis, which requires a large amount of computational effort, especially in real-world application. To moderate this issue, a novel and efficient Surrogate-Assisted RBDO approach is proposed in this article. The computational intelligence and decomposition based RBDO procedures are combined to develop a fast RBDO method. This novel method is based on the artificial neural networks as a surrogate model and Sequential Optimization and Reliability Assessment (SORA) method as RBDO method. In SORA, the problem is decoupled into sequential deterministic optimization and reliability assessment. In order to improve the computational efficiency and extend the application of the original SORA method, an Augmented SORA (ASORA) method is proposed in this article. In developed method, A criterion is used for identification of inactive probabilistic constraints and refrain the satisfied constraints from reliability assessment to decrease computational costs associated with probabilistic constraints. Further, the variations of shifted vectors obtained for satisfied constraints are controlled to be exactly equal to zero for the next RBDO iteration. Several mathematical examples with different levels of complexity and a practical engineering example are solved and results are discussed to demonstrate efficiency and accuracy of the proposed methods.

1- مقدمه

ایجاد مصالحه بین افزایش قابلیت اطمینان و کاهش هزینه را فراهم می کند [1]. روش هایی نظیر روش شاخص قابلیت اطمینان² (RIA) و روش اندازه گیری عملکرد³ (PMA)، از مرسوم ترین روش های کلاسیک در این زمینه

بهینه سازی طراحی بر مبنای قابلیت اطمینان¹ (RBDO) به منظور دستیابی به یک طرح بهینه با احتمال شکست مشخص است. این روش طراحی امکان

² Reliability Index Approach

³ Performance Measure Approach

¹ Reliability based design optimization

Please cite this article using:

A. A. Bataleblu, J. Roshanian, B. Ebrahimi, An Augmented Surrogate-Assisted Reliability-based Design Approach and Application to Complex Systems Design, Modares Mechanical Engineering, Vol. 18, No. 03, pp. 247-258, 2018 (in Persian)

برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:

گسترش آن، هوانگ و همکارانش [10] روشی تحت عنوان SORA بهبود یافته⁶ (ESORA) و با فرض هر دو انحراف معیارهای ثابت و متغیر برای متغیرهای طراحی تصادفی و با حفظ ساختار ترتیبی ارائه نموده‌اند. در مقاله ارائه شده توسط هوانگ و همکارانش [11] نیز سعی شده است تا پایداری همگرایی به پاسخ بهینه در روش SORA با استفاده از یک استراتژی جابجایی افزایشی برای جابجایی مرز قیود SORA، تضمین گردد. پی و همکارانش [12] با هدف افزایش کارایی روش SORA و دستیابی به نتایج مقاوم‌تر توانستند تا یک روش تقریبی از SORA را برای مسائل RBDO ارائه نمایند. در روشی که آن‌ها ارائه نمودند با استفاده از تقریب زدن MPP و همچنین PPM در تحلیل قابلیت اطمینان بر روش SORA، دیگر نیازی به ارزیابی توابع عملکردی در بهینه‌سازی قطعی نخواهد بود. جیانگ و همکارانش [13] نیز یک روش RBDO به منظور طراحی بر مبنای قابلیت اطمینان مسائل زمان-متغیر ارائه نموده‌اند.

با وجود تلاش‌های فراوانی که در زمینه توسعه روش‌های RBDO صورت پذیرفته است، همچنان بهبود کارایی و کاهش هزینه‌های محاسباتی از چالش‌های مهم در این زمینه به شمار می‌روند. در این مقاله، به منظور بهبود هرچه بیشتر کارایی محاسباتی در روش SORA، یک نسخه تکامل یافته از آن تحت عنوان ASORA⁷ توسعه یافته است تا با جلوگیری از انجام تحلیل قابلیت اطمینان برای قیود احتمالاتی برآورده شده، هزینه محاسباتی کل فرایند RBDO را از طریق کاهش تعداد فراخوانی قیود احتمالاتی تا حد ممکن کاهش دهد. به علاوه، به منظور بهبود هر چه بیشتر کارایی محاسباتی، از روش‌های فرامدل‌سازی استفاده شده است تا با جایگزین نمودن قیود احتمالاتی سنگین با توابع تقریبی ساده، بار محاسباتی ناشی از محاسبه قیود احتمالاتی کاهش داده شوند. لازم به ذکر است که، کاربرد هوش محاسباتی در کنار روش‌های طراحی آزمایش‌ها و فرامدل‌سازی به منظور حل مسائل بهینه‌سازی پیچیده مانند RBDO، زمینه جدید و نوظهوری است که در دهه اخیر توجه بسیار زیادی را به خود جلب کرده است [14].

از جمله محبوب‌ترین روش‌های فرامدل‌سازی عبارتند از: چند جمله‌ای سطح پاسخ⁸، شبکه‌های عصبی⁹، کریگینگ¹⁰ و برازش تابع پشتیبان¹¹. جین و همکاران [15] اثربخشی استفاده از مدل‌های جایگزین را در مسائل بهینه‌سازی تحت نامعینی‌ها مورد بررسی قرار داده‌اند، که در آن از فرامدل کریگینگ به جای مدل اصلی استفاده شده است. آگاروال و رینادو [16] و یون و چوی [17] از جمله افراد فعال در این زمینه می‌باشند که فرامدل سطح پاسخ را برای RBDO به کار برده‌اند. هیون و چائی [18] استفاده از روش ممان در RBDO را به همراه استفاده از مدل جایگزین کریگینگ ارائه کرده‌اند. لیو و همکارانش [19] یک روش نمونه‌برداری تطبیقی برای RBDO با استفاده از برازش تابع پشتیبان و کریگینگ ارائه نموده‌اند. دای و کانو [20] با ترکیب برازش تابع پشتیبان و شبکه عصبی یک روش برای ارزیابی قابلیت اطمینان در طراحی سازه ارائه کرده‌اند. در این مقاله، با ترکیب فرامدل شبکه عصبی و روش ASORA، روشی ترکیبی تحت عنوان SA-ASORA¹² برای حل مسائل RBDO ارائه شده است. به علاوه، به منظور افزایش دقت فرامدل ساخته شده در طول فرایند همگرایی به نقطه قابل اطمینان، فرامدل از پیش

هستند. مشکل اساسی در به کارگیری این روش‌ها بار محاسباتی قابل توجه آن‌ها می‌باشد که ناشی از فرایند تحلیل نامعینی‌ها است. از این رو، همان‌طور که در بسیاری از مراجع بیان شده است، روش‌های کلاسیک به دلیل مشکلات بار محاسباتی منتج شده از محاسبه قیود قابلیت اطمینان، دارای سرعت همگرایی پایین و یا حتی عدم همگرایی هستند [2]. برای اولین بار، تو و همکارانش [3] مفهوم جدیدی را تحت عنوان روش PMA ارائه نمودند. در این روش، با استفاده از حل یک مسئله قابلیت اطمینان معکوس، شاخص احتمالاتی به شاخص عملکرد تبدیل می‌شود و سپس جستجو به دنبال نقطه‌ای با عملکرد پایین بر روی صفحه قابلیت اطمینان مطلوب صورت می‌گیرد [4]. به این دلیل که محاسبه شاخص قابلیت اطمینان در RIA و یا محاسبه شاخص عملکرد احتمالاتی¹ (PPM) در PMA اساساً یک روش بهینه‌سازی می‌باشند، روش‌های کلاسیک برای حل مسائل RBDO به صورت یک بهینه‌سازی دو حلقه‌ای و بر اساس الگوریتم ارتباطی میان محاسبه احتمالاتی و بهینه‌سازی انجام می‌پذیرد. بنابراین، باید به این نکته توجه داشت که هزینه محاسباتی ساختارهای دو حلقه‌ای، به ویژه زمانی که مسئله دارای تعداد بسیار زیادی قیود احتمالاتی یا توابع عملکردی غیرخطی باشد، بسیار قابل توجه و طاقت‌فرسا خواهد بود. به منظور رفع و یا تعدیل این مشکلات، روش‌های تقریبی مختلفی نظیر روش‌های تک-حلقه‌ای و تفکیک شده، توسعه یافته‌اند. روش ترتیبی بهینه‌سازی و ارزیابی قابلیت اطمینان² (SORA) از جمله روش‌هایی است که به منظور بهبود روش‌های RBDO توسعه یافته است.

در روش SORA که توسط دو و چن [5] ارائه گردید از یک استراتژی تک-حلقه شامل بهینه‌سازی و ارزیابی قابلیت اطمینان استفاده می‌گردد. از آنجایی که در روش SORA، تحلیل قابلیت اطمینان و بهینه‌سازی معین به صورت ترتیبی صورت می‌پذیرند، بهینه‌سازی معین نیازمند ارزیابی قیود جابه‌جا شده می‌باشد. همچنین با به کارگیری این روش، در روند یافتن اطلاعات قابلیت اطمینان که با استفاده از تحلیل قابلیت اطمینان معکوس صورت می‌پذیرد، حساسیت و مقدار توابع قیود احتمالاتی در MPP محاسبه می‌گردند. در طراحی بر مبنای قابلیت اطمینان، همواره انتگرال‌گیری‌های مستقیم نیازمند محاسبات بسیار سنگین ریاضیاتی می‌باشند. به منظور رفع این مشکل، دو و همکارانش [6] مدلی از روش SORA را با هدف بهبود بهره‌وری در رویارویی با مسائل بهینه‌سازی طراحی چندموضوعی³ (MDO) بر مبنای قابلیت اطمینان ارائه نموده‌اند. ایده اصلی به کار گرفته شده در این روش بر پایه تفکیک تحلیل قابلیت اطمینان از حلقه طراحی چندموضوعی معین بوده است. به این صورت که، تحلیل قابلیت اطمینان و حلقه طراحی چندموضوعی معین در قالب یک حلقه ترتیبی قابل اجرا خواهند بود. در ادامه، چو و همکارانش [7] با استفاده از روش‌های تقریب حرکت خط مجانبی⁴ (MMA) توانستند تا به یک روش SORA بهبود یافته دست یابند. هرچند که پس از آن، آقای چو و همکارانش [8] نیز با استفاده از خطی‌سازی محدب⁵ موفق به ارائه روشی بهبود یافته از روش SORA گردیدند. در مقاله‌ای که لی و همکارانش [9] ارائه داده‌اند، یک فرمول‌بندی متفاوت از طراحی بر مبنای قابلیت اطمینان به روش SORA و در حضور نامعینی‌های فازی ارائه گردیده است. به منظور بهره‌وری هر چه بیشتر روش SORA و

⁶ Enhanced SORA⁷ Augmented SORA⁸ Polynomial response surface⁹ Neural Networks¹⁰ Kriging¹¹ Support Vector regression¹² Surrogate-Assisted ASORA¹ Probabilistic performance measure² Sequential Optimization and Reliability Assessment³ Multidisciplinary Design Optimization⁴ Methods of moving asymptotes⁵ Convex linearization

ساخته شده در هر تکرار فرایند RBDO به روز رسانی می‌شود.

به منظور نشان دادن کارایی و دقت روش ارائه شده، چند مسئله ریاضی با سطح پیچیدگی متفاوت و طراحی مسیر یک ماهواره بر به عنوان یک مثال کاربردی مهندسی با بار محاسباتی زیاد حل شده است. سپس، نتایج به ازای روش‌های مختلف مورد بحث و بررسی قرار گرفته است.

2- طراحی بهینه بر مبنای قابلیت اطمینان

یک مسئله بهینه‌سازی معین در حالت معمول به صورت زیر بیان می‌گردد:

$$\begin{aligned} & \text{کمینه کردن} \quad f(\vec{d}, \vec{p}) \\ & \text{نسبت به} \quad g_j(\vec{d}, \vec{p}) \leq 0, \quad j = 1, \dots, n \\ & \vec{d}^L \leq \vec{d} \leq \vec{d}^U \end{aligned} \quad (1)$$

که $f(\cdot)$ تابع هدف، $\vec{d}$ بردار متغیرهای طراحی، $\vec{p}$ بردار پارامترهای طراحی، $g_j(\cdot)$ توابع قیود و $\vec{d}^L$ و $\vec{d}^U$ به ترتیب حد بالا و پایین بردار متغیرهای طراحی هستند. در مسئله بهینه‌سازی معین، نامعینی‌های موجود در سیستم به صورت مستقیم قابل لحاظ شدن نمی‌باشند. در مسئله بهینه‌سازی بر مبنای قابلیت اطمینان که به شکل معادله (2) فرمول‌بندی می‌شود، متغیرها و پارامترهای طراحی معین و نامعین هر دو به صورت همزمان در مسئله بهینه‌سازی در نظر گرفته می‌شود.

$$\begin{aligned} & \text{کمینه کردن} \quad f(\vec{X}, \vec{d}, \vec{p}) \\ & \text{نسبت به} \quad g_j(\vec{X}, \vec{d}, \vec{p}) \leq 0, \quad j = 1, \dots, n \\ & \vec{X}^L \leq \vec{X} \leq \vec{X}^U \\ & \vec{d}^L \leq \vec{d} \leq \vec{d}^U \end{aligned} \quad (2)$$

در معادله فوق، $\vec{X}$ بردار متغیرهای طراحی نامعین و $\vec{p}$ مجموعه‌ای از پارامترهای نامعین می‌باشند که معمولاً با یک توزیع احتمالاتی نرمال با مقدار میانگین μ و ماتریس کوواریانس σ^2 معرفی می‌شوند. در این دست از مسائل، باید از نقطه طراحی حاصل از بهینه‌سازی معین در جهت فضای امکان‌پذیر مسئله به اندازه‌ای فاصله گرفت تا قابلیت اطمینان مدنظر فراهم شود. از سوی دیگر، هر چه از نقطه طراحی بهینه معین در جهت فضای امکان‌پذیر طراحی دورتر شویم قابلیت اطمینان سیستم افزایش می‌یابد ولی به همان اندازه سیستم از بهیگی دور می‌شود. از این رو، مسئله RBDO کمک می‌کند تا بین قابلیت اطمینان و بهیگی مصالحه قابل قبولی حاصل شود. به این صورت که، برای دستیابی به قابلیت اطمینان مطلوب R ، مطلوبست تا نقطه‌ای از فضای امکان‌پذیر را انتخاب گردد که تحت تأثیر نامعینی‌ها احتمال نقض قیود احتمالاتی کمتر از $1 - R$ شود.

به منظور محقق ساختن چنین نتایجی، مسئله بهینه‌سازی بیان شده در معادله (2) نیازمند تعریف جدیدی از مسائل بهینه‌سازی بر مبنای قابلیت اطمینان می‌باشد. این دسته از مسائل به دلیل وجود متغیرهای و پارامترهای طراحی نامعین، تابع هدف و توابع قیود احتمالاتی به صورت یک مسئله نامعین تعریف می‌گردند.

$$\begin{aligned} & \text{کمینه کردن} \quad f(\vec{X}, \vec{d}, \vec{p}) \\ & \text{نسبت به} \quad \Pr\{g_j(\vec{X}, \vec{d}, \vec{p}) \leq 0\} \geq R_j, \\ & \quad j = 1, \dots, n \\ & \vec{X}^L \leq \vec{X} \leq \vec{X}^U \\ & \vec{d}^L \leq \vec{d} \leq \vec{d}^U \end{aligned} \quad (3)$$

که R_j قابلیت اطمینان برآورده شدن قید j -ام بوده که می‌توان احتمال شکست قید j -ام را به صورت P_j با فرمول ریاضی معادله (4) بیان نمود.

$$P_j(\vec{X}, \vec{d}, \vec{p}) = \int_{g_j(\vec{X}, \vec{d}, \vec{p})} \varphi(\vec{X}, \vec{p}) \, d\vec{X} \, d\vec{p} \quad \text{کمینه کردن} \quad (4)$$

که P_j احتمال شکست و φ تابع چگالی احتمال می‌باشند. با این حال در این انتگرال، پیدا کردن یک بیان تحلیلی برای هر کدام از قیود غیرممکن است. بنابراین برای تخمین مقدار انتگرال معادله (4) می‌توان از یک تقریب آماری براساس نمونه‌برداری و یا روش‌های بهینه‌سازی بهره برد.

ایده اصلی به کار رفته در روش‌های قابلیت اطمینان بر مبنای بهینه‌سازی بر پایه تعیین نقطه‌ای از مرز قیود مسئله می‌باشد که کمترین فاصله را با پاسخ معین دارد. برای چنین روندی باید با استفاده از تبدیلات رزنبلات [12]، دستگاه مختصات سیستم را از فضای حقیقی X به دستگاه مختصات در فضای نرمال U انتقال داد که در چنین فضایی متغیرهای تصادفی استاندارد نرمال با استفاده از مقدار میانگین صفر و انحراف معیار واحد مشخص می‌گردند.

در این فضا سطح فوقانی $g(\vec{X}, \vec{d}, \vec{p}) = 0$ و یا معادل آن $g_j(\vec{U}) = 0$ با استفاده از تقریب مرتبه اول در MPP تقریب زده خواهد شد. به عبارت دیگر MPP مطابق با شاخص قابلیت اطمینان β_j می‌باشد که از تقریب مرتبه اول تصادفی $P_j = \Phi(-\beta_j)$ به دست می‌آید. فرمول‌بندی رایج مسئله RBDO به صورت زیر بیان می‌گردد.

$$\begin{aligned} & \text{کمینه کردن} \quad f(\vec{X}, \vec{d}, \vec{p}) \\ & \text{نسبت به} \quad \Pr\{G_j(\vec{X}, \vec{d}, \vec{p}) \leq 0\} \geq \Phi(-\beta_j^t), \\ & \quad j = 1, \dots, n \\ & \vec{X}^L \leq \vec{X} \leq \vec{X}^U \\ & \vec{d}^L \leq \vec{d} \leq \vec{d}^U \end{aligned} \quad (5)$$

که $f(\cdot)$ تابع هدف، $\vec{d}$ بردار متغیرهای طراحی معین، $\vec{X}$ و $\vec{p}$ به ترتیب بردار متغیرها و پارامترهای طراحی نامعین، $G_j(\vec{X}, \vec{d}, \vec{p})$ توابع قیود احتمالاتی، $\Phi(\cdot)$ تابع توزیع تجمعی و β_j^t شاخص قابلیت اطمینان مد نظر برای قید احتمالاتی j -ام می‌باشد.

روش‌های دو حلقه‌ای PMA و RIA از متداول‌ترین روش‌ها در حل مسائل RBDO می‌باشند. ولی با این حال در حل مسائل RBDO روش SORA روش کارآمدتری بوده و تبدیل ساختارهای دو حلقه‌ای به تک حلقه‌ای و یا یک حلقه سری موجب افزایش کارایی آن در مسائل RBDO شده است [23, 22].

2-1 روش شاخص قابلیت اطمینان

ساختار روش RIA براساس تعیین این موضوع که آیا قیود احتمالاتی براساس شاخص قابلیت اطمینان برآورده می‌گردند یا خیر می‌باشد [23]. در این روش حلقه خارجی مسئله RBDO به صورت زیر تعریف خواهد گردید.

$$\begin{aligned} & \text{کمینه کردن} \quad f(\vec{d}, \vec{p}) \\ & \text{نسبت به} \quad \beta_j(\vec{U}) \geq \beta_j^t, \quad j = 1, \dots, n \\ & \vec{d}^L \leq \vec{d} \leq \vec{d}^U \end{aligned} \quad (6)$$

در این روش، مسئله بهینه‌سازی حلقه داخلی به منظور تحلیل قابلیت اطمینان به صورت زیر و در فضای استاندارد نرمال تعریف می‌گردد.

$$\begin{aligned} & \text{کمینه کردن} \quad \|\vec{U}\| \\ & \text{نسبت به} \quad G_j(\vec{U}, \vec{d}) = 0 \end{aligned} \quad (7)$$

که $\vec{U}$ بردار متغیرهای نامعین با توزیع نرمال در فضای استاندارد نرمال بوده و $G_j(\cdot)$ قید احتمالاتی می‌باشد که در فضای استاندارد نرمال تعریف شده است. با حل معادله (7) می‌توان MPP را که به عنوان نقطه بهینه u^* در فضای استاندارد نرمال و x^* در فضای اصلی (حقیقی) تعریف می‌گردد، به دست آورد.

2-2- روش اندازه‌گیری عملکرد

روش PMA با استفاده از جستجوی حداقل مقدار تابع قید در شرایطی که شاخص قابلیت اطمینان هدف را برآورده نماید، به نتایج قابل اطمینان دست می‌یابد. مسئله RBDO بر پایه PMA به صورت زیر تعریف می‌گردد.

$$\begin{aligned} & f(\vec{d}, \vec{p}) \quad \text{کمینه کردن} \\ & G_{mj}(\vec{d}, \vec{p}) \leq 0, \quad j = 1, \dots, n \quad \text{نسبت به} \\ & \vec{d}^L \leq \vec{d} \leq \vec{d}^U \end{aligned} \quad (8)$$

که G_{mj} ماکزیمم مقدار قید j -ام می‌باشد. در این روش مسئله بهینه‌سازی حلقه داخلی به منظور ارزیابی قابلیت اطمینان به صورت زیر و در فضای استاندارد نرمال تعریف می‌گردد.

$$\begin{aligned} & G_{mj} = \max G_j(\vec{U}) \quad \text{کمینه کردن} \\ & \|\vec{U}\| = \beta_j^t \quad \text{نسبت به} \end{aligned} \quad (9)$$

فرمول‌بندی تحلیل قابلیت اطمینان در روش PMA به صورت تحلیل قابلیت اطمینان معکوس نسبت به روش RIA بیان می‌گردد. بنابراین نتیجه به دست آمده از روش PMA تحت عنوان محتمل‌ترین نقطه معکوس (IMPP) بیان می‌گردد. بنابراین، در نقطه U^* حاصل شده در روش PMA، قید $G(U)$ کمترین مقدار ممکن را خواهد داشت.

2-3- روش بهینه‌سازی ترتیبی و ارزیابی قابلیت اطمینان (SORA)

در روش SORA از یک استراتژی تک حلقه بهره می‌برد که در آن بهینه‌سازی و ارزیابی قابلیت اطمینان به صورت سری انجام می‌شوند. در هر سیکل از روش SORA، بهینه‌سازی و تحلیل قابلیت اطمینان به صورت مجزا صورت می‌پذیرند. بنابراین نیازی به تحلیل قابلیت اطمینان درون ساختار بهینه‌سازی نبوده و موجب تسهیل فرایند طراحی می‌گردد [24].

مفهوم کلیدی در روش SORA انتقال و جابه‌جایی مرز قیود نقض شده در جهت امکان‌پذیر و ممانعت از جابه‌جایی مرز قیودی است که برآورده شده‌اند. در این روش با تحلیل قابلیت اطمینان بر اساس MPP و نقاط بهینه چرخه قبلی، MPP جدید به دست می‌آید. در نتیجه بردار انتقالی مشابه معادله (10) به دست می‌آید. باید توجه داشت که هر قید احتمالاتی بردار انتقال و در نتیجه MPP مختص به خود را داراست. زمانی که MPP جدید به دست آمده به قدر کافی نزدیک به نقطه بهینه حاصل از بهینه‌سازی در سیکل قبل باشد، تغییرات بردار انتقال در هر سیکل به سمت صفر میل خواهد نمود که موجب عدم جابه‌جایی مرز قیود می‌گردد. چنین روندی تا زمانی که تمامی قیود احتمالاتی برآورده نگردند مرتباً در هر سیکل تکرار خواهد شد.

$$\vec{s}_j^k = \vec{\mu}_X^k - \vec{X}_{MPP_j}^k \quad (10)$$

که μ_X^k بردار مقدار میانگین متغیرهای نامعین و $X_{MPP_j}^k$ معرف MPP مربوطه برای قید احتمالاتی j -ام در هر سیکل می‌باشند. با استفاده از روش SORA، فرمول‌بندی مسئله بهینه‌سازی به صورت زیر بیان می‌گردد.

$$\begin{aligned} & f(\vec{d}^k, \vec{\mu}_X^k, \vec{\mu}_p) \quad \text{کمینه کردن} \\ & \mu_X^k, d^k \quad \text{نسبت به} \\ & G_j(\vec{d}^k, \vec{\mu}_X^k - \vec{s}_j^k, \vec{P}_{MPP_j}^k) \leq 0, \quad j = 1, \dots, n \\ & \vec{d}^L \leq \vec{d} \leq \vec{d}^U, \quad \vec{\mu}_X^L \leq \vec{\mu}_X^k \leq \vec{\mu}_X^U \end{aligned} \quad (11)$$

که $\vec{d}^k$ بردار متغیرهای طراحی معین، $\vec{\mu}_X^k$ بردار مقدار میانگین متغیرهای طراحی نامعین و $\vec{\mu}_p$ مقدار میانگین پارامترهای طراحی نامعین می‌باشند. فلوجارت روش SORA در "شکل 1" نشان داده شده است.

3- بهینه‌سازی طراحی به کمک فرامدل شبکه عصبی

یک مدل جایگزین، یک تخمین ریاضی از یک مدل هزینه‌بر محاسباتی یا یک شبیه‌سازی پیچیده است. به بیان دیگر، فرامدل مدلی از یک مدل است [14]. فرمول‌بندی‌های ریاضی مختلفی برای مدل‌های جایگزین مورد استفاده قرار می‌گیرند. بعضی از این فرمولاسیون‌ها برای تخمین سراسری مناسب هستند، یعنی می‌توانند نماینده تمام فضای طراحی قرار گیرند. در حالی که برخی دیگر برای تخمین محلی (بخشی از فضای طراحی) مناسب هستند. از سوی دیگر دقت فرامدل‌ها به عوامل مختلفی مانند ابعاد، فضای مسئله و تعداد نقاط نمونه‌برداری شده برای آموزش فرامدل بستگی دارد. ساخت یک فرامدل برای مسائل طراحی نامعین که در آن فضای مسئله با افزایش نامعینی‌ها و برهم کنش‌های بین موضوعات دخیل در طراحی به شدت غیرخطی خواهد شد، پیچیدگی‌های خاص خود را داراست. از این رو راهبردهای متفاوتی برای به کارگیری فرامدل‌ها مطرح می‌شود که از آن تحت عنوان مدیریت فرامدل نام برده می‌شود [14]. روندنمای کلی ساخت یک فرامدل در "شکل 2" نشان داده شده است.

فرامدل شبکه عصبی چند لایه یکی از بهترین مدل‌های جایگزین است که در صورت تنظیم صحیح پارامترهای آن، در مقایسه با سایر فرامدل‌ها برای تقریب فضاهای بسیار پیچیده بسیار مناسب است [25]. از این رو در این مقاله، فرامدل شبکه عصبی به صورت تطبیقی مورد استفاده قرار گرفته است. بدین صورت که، در هر تکرار از فرایند بهینه‌سازی طراحی بر مبنای قابلیت اطمینان به روش SORA، نقطه طراحی حاصل شده به نقاط از پیش تعیین شده برای آموزش فرامدل اضافه شده و مجدد فرامدل ساخته می‌شود و در تکرار بعدی از فرامدل به روزرسانی شده در تحلیل قابلیت اطمینان استفاده می‌گردد.

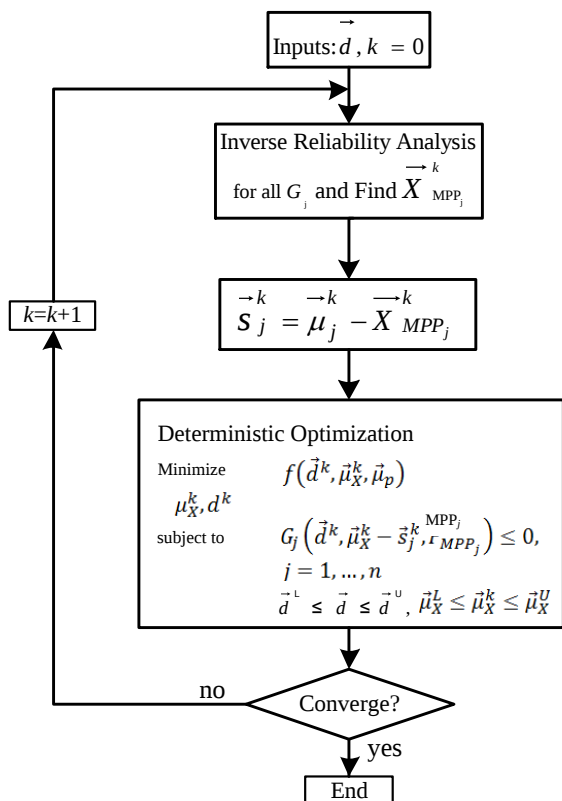


Fig. 1 Flowchart of SORA method [24]

شکل 1 فلوجارت روش SORA [24]

آن است که قید احتمالاتی مربوطه برآورده گردیده است. بنابراین، مقدار تغییرات بردار انتقال قیود برآورده شده برابر صفر (معادله (13)) و MPP تکرار بعد برابر با MPP تکرار جاری خواهد بود (معادله (14)).

$$G\left(-\beta_t \left(\frac{\nabla G(u_{MPP}^{k-1})}{\|\nabla G(u_{MPP}^{k-1})\|}\right)\right) \geq 0 \quad (12)$$

که u_{MPP}^{k-1} معرف MPP تکرار قبل در فضای استاندارد نرمال، ∇G بردار گرادیان تابع عملکرد در نقطه u_{MPP}^{k-1} و k بیان کننده تکرار k -ام می‌باشد.

$$\vec{s}_j^k = \vec{s}_j^{k-1} + \Delta \vec{s}, \quad \Delta \vec{s} = 0 \quad (13)$$

$$\begin{aligned} u_{MPP_j}^k &= u_{MPP_j}^{k-1} \\ X_{MPP_j}^k &= X_{MPP_j}^{k-1} \end{aligned} \quad (14)$$

که $\Delta \vec{s}$ تغییرات بردار انتقال بوده که برای توابع عملکرد غیرفعال برابر صفر می‌باشد.

آنچه بیان شد، برای یک سیستم با دو متغیر طراحی نامعین و سه قید احتمالاتی در "شکل 3" نشان داده شده است. همان‌طور که در "شکل 3" دیده می‌شود، پس از انتقال مرز قیود، نقطه MPP قابل اعتماد بر روی مرز قید اول و دوم قرار گرفته است. با توجه به شکل می‌توان دریافت که تنها با انتقال قیود احتمالاتی اول و دوم، نقطه MPP موردنظر به دست می‌آید و انتقال مرز قید احتمالاتی سوم تأثیری در نتیجه نهایی نخواهد داشت.

این روش موجب کاهش چشم‌گیر تعداد فراخوانی توابع در تحلیل قابلیت اطمینان می‌گردد. از طرفی اگر قیود احتمالاتی همچنان فعال باشند، بردار انتقال مربوطه براساس روش SORA و با استفاده از معادله (10) محاسبه می‌گردد.

به منظور تعدیل هر چه بیشتر بار محاسباتی در طراحی بر مبنای قابلیت اطمینان، در روش پیشنهادی با نمونه‌برداری از فضای طراحی به روش لاتینی مکعبی برای توابع هدف و قیود مسئله طراحی فرامدل‌هایی مجزا از نوع شبکه عصبی ساخته می‌شود. سپس، نقطه منتج شده در هر تکرار روش ASORA به مجموعه نقاط استخراج شده‌ی اولیه برای آموزش فرامدل‌ها اضافه شده و مجدد فرامدل‌ها ساخته شده و در تکرار بعد استفاده خواهد شد. فلوچارت روش ASORA به کمک مدل جایگزین (SA-ASORA) در "شکل 4" نشان داده شده است. در طراحی نامعین، محدوده در نظر گرفته شده برای نمونه‌برداری از متغیرها و پارامترهای طراحی نامعین به صورت معادله (15) تعریف

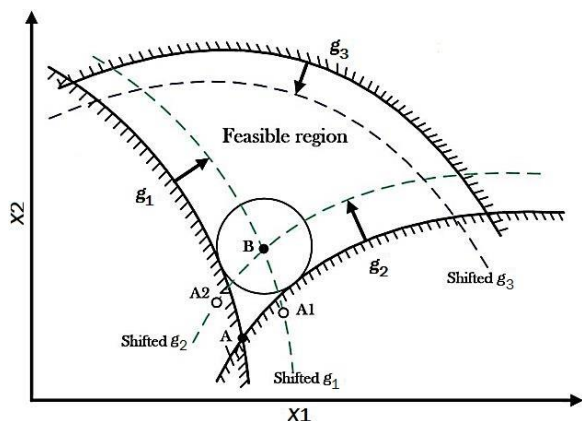


Fig. 3 Concept of the constraints boundary shift in ASORA method.
شکل 3 مفهوم جابجایی مرز قیود در روش ASORA

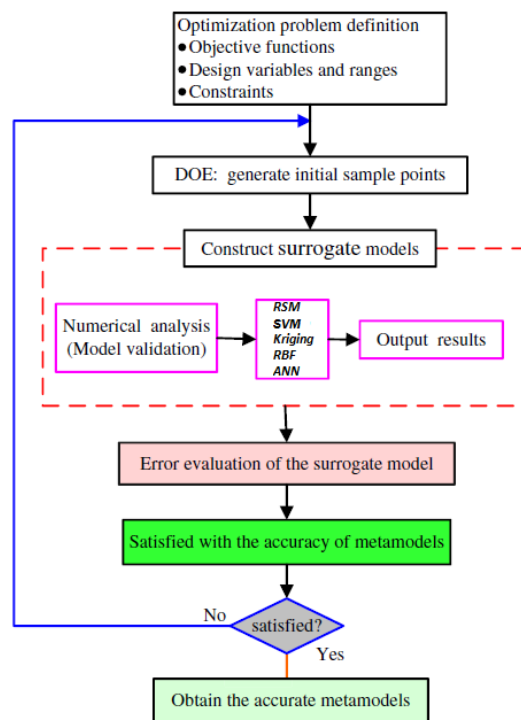


Fig. 2 General process of creating a metamodel.

شکل 2 روندنمای کلی ساخت یک فرامدل

4-روش پیشنهاد شده

همان‌طور که در بخش مقدمه مقاله نیز بیان شد، روش پیشنهاد شده در این مقاله بر مبنای ترکیب فرامدل شبکه عصبی به همراه یک روش جدید برای بهبود عملکرد روش SORA است که در این قسمت به معرفی آن پرداخته خواهد شد.

4-1- روش تکامل یافته به کمک مدل جایگزین (SA-ASORA)

همان‌گونه که پیش‌تر بیان گردید، روش SORA با سری نمودن چرخه تحلیل قابلیت اطمینان و بهینه‌سازی موجب تفکیک ساختارهای دو حلقه‌ای می‌گردد [24]. مفهوم کلیدی در ارتباط با روش SORA جابجایی مرز قیود احتمالاتی نقض شده و عدم جابجایی مرز قیودی احتمالاتی است که برآورده گردیده باشند. در روش SORA، اگرچه تغییرات بردار انتقال در هر سیکل برای قیودی که برآورده شده‌اند مقداری برابر و یا نزدیک به صفر خواهد بود، اما تا زمانی که تمامی قیود احتمالاتی برآورده نگردند، تحلیل قابلیت اطمینان در هر تکرار برای تمامی قیود احتمالاتی صورت خواهد پذیرفت. اما باید توجه داشت که تحلیل قابلیت اطمینان برای قیودی که برآورده شده‌اند موجب تحمیل بار محاسباتی خواهد گردید. همچنین نمی‌توان انتظار داشت که تغییرات بردار انتقالی که در هر تکرار برای قیده‌ای احتمالاتی برآورده شده به دست می‌آیند دقیقاً برابر صفر باشد. زیرا که تحلیل‌های قابلیت اطمینان تنها با MPP صورت نخواهد پذیرفت و تحلیل قابلیت اطمینان علاوه بر MPP تکرار قبل نیازمند نقاط بهینه‌ای که در هر تکرار به دست می‌آیند نیز می‌باشد [22]. به منظور جلوگیری از تأثیر چنین عواملی و همچنین کاهش تعداد فراخوانی‌های توابع قیود احتمالاتی در تحلیل قابلیت اطمینان روش ASORA ارائه گردیده است. در روش ASORA با استفاده از معادله (12) می‌توان بررسی نمود که کدام یک از قیود احتمالاتی همچنان فعال و کدام یک از قیود احتمالاتی غیرفعال می‌باشند. غیرفعال بودن قیود احتمالاتی نشان‌دهنده

این نکته توجه شود که با افزایش نمونه‌برداری می‌توان دقت ساخت فرامدل را افزایش داد ولی باید بین تعداد نمونه‌برداری و بار محاسباتی آن مصالحه برقرار شود. از سوی دیگر افزایش بیش از حد نمونه‌برداری باعث بروز خطای "تطبیق بیش از حد" در برخی فرامدل‌ها مانند شبکه عصبی می‌شود. به منظور پیش‌گیری از چنین رویدادی، باید فرامدل ساخته شده قبل از استفاده در روند طراحی روی مجموعه‌ای از نقاط تصادفی از فضای مسئله تست شود تا از صحت کیفیت فرامدل در کل فضای طراحی اطمینان حاصل شود. قبل از استفاده از یک فرامدل در روند طراحی کیفیت آن باید بررسی گردد. یکی از رایج‌ترین معیارهای ارزیابی کیفیت فرامدل‌ها "میانگین مربعات خطا" است که در معادله (17) تعریف شده و در این مقاله نیز مورد استفاده قرار گرفته است.

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (f(X_i) - y_i)^2 \quad (17)$$

که N تعداد نقاط به کار رفته برای تست فرامدل، $f(\cdot)$ مقدار تابع اصلی و y مقدار پیش‌بینی شده به ازای نقاط ورودی می‌باشند.

5- مثال‌های ریاضی

در این بخش، استراتژی ارائه شده برای بهینه‌سازی طراحی بر مبنای قابلیت اطمینان چند مسئله ریاضی تک-موضوعی، چند موضوعی و چند هدفه به کار رفته است. از آنجائی که مثال‌های ارائه شده در این قسمت توابعی ریاضی هستند که محاسبه آن‌ها بار محاسباتی چندانی ندارد، به منظور مقایسه عملکرد روش‌های مختلف تعداد فراخوانی توابع هدف و قیود احتمالاتی در هر یک از روش‌ها ارائه شده است.

5-1 مسائل RBDO تک موضوعی

5-1-1 مسئله اول

این مسئله یک مسئله رایج در مطالعه بر روی روش‌های RBDO است و به صورت زیر تعریف گردیده است [27]:

$$f(\bar{d}) = d_1 + d_2 \quad \text{کمینه کردن}$$

$$\Pr[G_i(\bar{X}) > 0] \leq \Phi(-\beta_i^t), \quad i = 1, \dots, 8$$

$$G_1(\bar{X}) = \frac{X_1^2 X_2}{20} - 1,$$

$$G_2(\bar{X}) = \frac{(X_1 + X_2 - 5)^2}{30} + \frac{(X_1 - X_2 - 12)^2}{120} - 1,$$

$$G_3(\bar{X}) = \frac{80}{(X_1^2 + 8X_2 + 5)} - 1,$$

$$\beta_1^t = \beta_2^t = \beta_3^t = 3$$

$$0 \leq d_i \leq 10, \quad i = 1, 2$$

$$X_i \sim N(\mu_i, \sigma_i), \quad i = 1, 2$$

$$\bar{d}^0 = [3.1107, 2.0609] \quad (18)$$

که در آن d_1 و X_1 به ترتیب متغیرهای طراحی معین و نامعین هستند. f تابع هدف و G_i قیود طراحی می‌باشند. Φ تابع توزیع تجمعی و β شاخص قابلیت اطمینان است. μ_i و σ_i به ترتیب میانگین و انحراف معیار متغیرهای طراحی نامعین هستند. در این مسئله میانگین برابر مقدار متغیر طراحی معین مربوطه و انحراف معیار برابر 0.3 در نظر گرفته شده است. همچنین شاخص قابلیت اطمینان برای تمام قیود احتمالاتی برابر 3 فرض شده است. تمامی متغیرهای تصادفی به صورت مستقل و دارای توزیع نرمال می‌باشند.

به منظور افزایش سرعت همگرایی و دست یافتن به پاسخ بهینه سراسری، برای تابع هدف و هر یک از قیود مسئله با استفاده از فرامدل شبکه عصبی یک مدل جایگزین ساخته شده است و در روند طراحی به‌روزرسانی و مورد

می‌شود و علاوه بر متغیرهای طراحی نامعین، پارامترهای طراحی نامعین نیز به عنوان ورودی مدل در نمونه‌برداری لحاظ می‌شوند [25].

$$\mu_i - 3\sigma_i \leq X_i \leq \mu_i + 3\sigma_i, \quad i = 1, \dots, n \quad (15)$$

"شکل 5" نقاط حاصل از نمونه‌برداری به روش لاتینی مکعبی را برای یک مسئله با دو متغیر طراحی نامعین نشان می‌دهد. به منظور تضمین دقت نمونه‌برداری به روش لاتینی مکعبی، حداقل تعداد نمونه مورد نیاز برای یک مسئله با n متغیر طراحی برابر است با [26]:

$$n_s = \frac{(n+1)(n+2)}{2} \quad (16)$$

که n_s تعداد حداقل نمونه‌برداری مورد نیاز از فضای مسئله می‌باشد. باید به

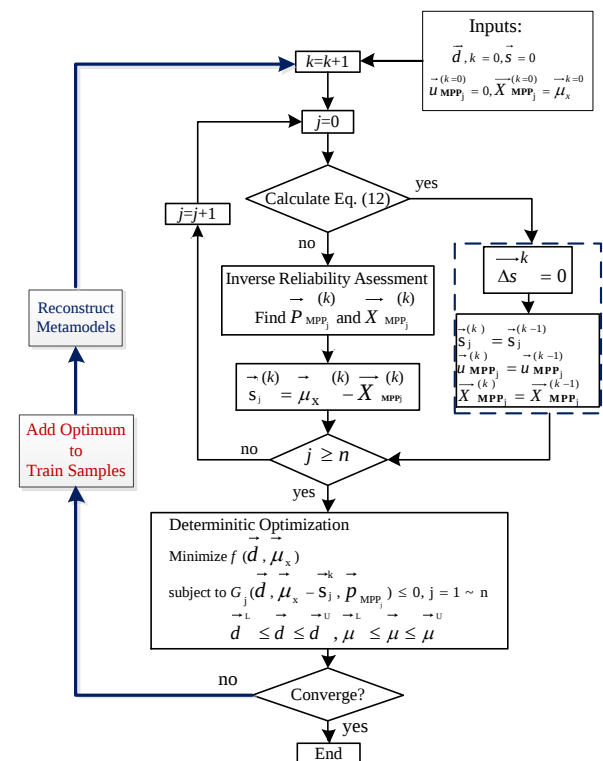


Fig. 4 Flowchart of Surrogate-Assisted ASORA.

شکل 4 فلوچارت روش SA-ASORA

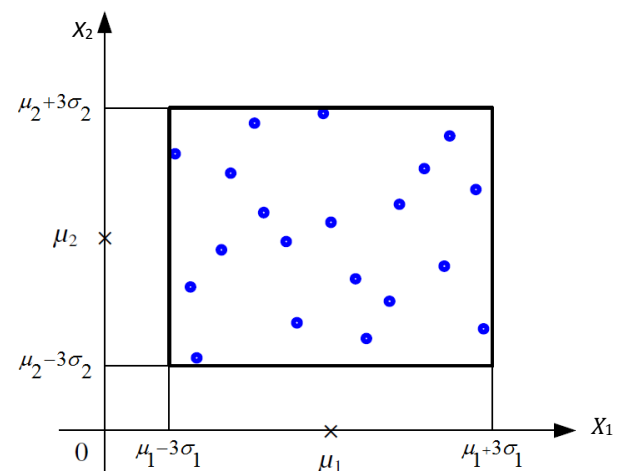


Fig. 5 Typical sampling points for a two-variable problem.

شکل 5 نقاط نمونه‌برداری برای یک مسئله دو متغیره

ریاضی مسئله در معادله (19) تعریف شده است. تمامی متغیرهای تصادفی به صورت مستقل و دارای توزیعی نرمال می‌باشند.

در کل فضای طراحی، 50 نقطه طراحی به روش نمونه برداری لاتینی مکعبی استخراج شده و براساس مقدار تابع هدف و قیود در هر یک از این نقاط مدل‌های جایگزین اولیه ساخته می‌شوند. این مجموعه نقاط به کار رفته برای آموزش فرامدل اولیه، در هر تکرار روش SA-ASORA به‌روزرسانی خواهند شد.

کمینه کردن:

$$f(\bar{d}) = d_1^2 + d_2^2 + d_1 d_2 - 14d_1 - 16d_2 + (d_3 - 10)^2 + 4(d_4 - 5)^2 + (d_5 - 3)^2 + 2(d_6 - 1)^2 + 5d_7^2 + 7(d_8 - 11)^2 + 2(d_9 - 10)^2 + (d_{10} - 7)^2 + 45$$

نسبت به

$$\Pr[G_i(\bar{X}) > 0] \leq \Phi(-\beta_i^t), \quad i = 1, \dots, 8$$

$$G_1(\bar{X}) = \frac{4X_1 + 5X_2 - 3X_7 + 9X_8}{105} - 1,$$

$$G_2(\bar{X}) = 10X_1 - 8X_2 - 17X_7 + 2X_8$$

$$G_3(\bar{X}) = \frac{-8X_1 + 2X_2 + 5X_9 - 2X_{10}}{12} - 1,$$

$$G_4(\bar{X}) = \frac{-8X_1 + 2X_2 + 5X_9 - 2X_{10}}{12} - 1,$$

$$G_5(\bar{X}) = \frac{5X_1^2 + 8X_2 + (X_3 - 6)^2 - 2X_4}{40} - 1,$$

$$G_6(\bar{X}) = \frac{0.5(X_1 - 8)^2 + 2(X_2 - 4)^2 + 3X_5^2 - X_6}{30} - 1,$$

$$G_7(\bar{X}) = X_1^2 + 2(X_2 - 2)^2 - 3X_1 X_2 + 14X_5 - 6X_6,$$

$$G_8(\bar{X}) = -3X_1 + 6X_2 + 12(X_9 - 8)^2 - 7X_{10},$$

$$\beta_1^t = \dots = \beta_8^t = 3$$

$$0 \leq d_i, \quad i = 1, \dots, 10$$

$$X_i \sim N(d_i, 0.02), \quad i = 1, \dots, 10$$

$$\bar{d}^0 = [2.17, 2.36, 8.77, 5.10, 0.99, 1.43, 1.32, 9.83, 8.28, 8.38]$$

(19)

با شروع از نقطه حاصل از طراحی معین ($d^{(0)}$ در فرمول‌بندی مسئله)، طراحی نامعین مسئله دوم به روش‌های مختلف انجام شده است. نتایج حاصل از طراحی به روش‌های مختلف در "جدول 2" ارائه شده است. نتایج حاصل از روش‌های RIA، PMA و SORA با نتایج ارائه شده در مرجع [8] برابر می‌باشد. در تمامی نتایج ارائه شده قابلیت اطمینان خواسته شده برای هر یک از قیود احتمالاتی در نقطه بهینه برآورده شده است. در این مثال تعداد فراخوانی تابع هدف در هر دو روش SORA و SA-ASORA یکسان می‌باشد. همچنین می‌توان مشاهده نمود که تعداد فراخوانی تابع قیود در روش SA-ASORA کمتر از تعداد فراخوانی این توابع در روش SORA می‌باشد که نشان از بهبود عملکرد آن دارد. براساس نتایج "جدول 2" می‌توان چنین برداشت نمود که روش SA-ASORA در مقایسه با روش‌های RIA، PMA و SORA، عملکرد بهتری را در حل مسائل طراحی بر مبنای قابلیت اطمینان پیچیده‌تر از خود نشان خواهد داد.

3-1-5- مسئله سوم: کاهش سرعت

آخرین مثال از مسائل تک‌موضوعی، مسئله مشهور کاهش سرعت است که شماتیک آن در "شکل 7" نشان داده شده است [28]. این مسئله دارای 7 متغیر تصادفی و 11 قید احتمالاتی می‌باشد. تابع هدف به صورت حداقل نمودن وزن تعریف گردیده است و قیود مسئله مربوط به خمش و تنش ثابت، جابه‌جایی طولی، تنش شفت و هندسه می‌باشند. متغیرهای طراحی، عرض چرخ‌دنده (X_1)، اندازه دندانه‌ها (X_2)، تعداد دندانه‌ها در چرخ‌دنده جناحی

استفاده قرار خواهد گرفت. به منظور ساخت فرامدل اولیه 15 نقطه طراحی در کل فضای طراحی به روش نمونه برداری لاتینی مکعبی استخراج شده و به ازای هر یک مقدار تابع هدف و قیود مربوطه محاسبه خواهد شد. سپس، مجموعه این نقاط طراحی برای آموزش فرامدل شبکه عصبی به کار خواهند رفت. فضای طراحی قیود احتمالاتی و نقاط استخراج شده برای آموزش اولیه فرامدل‌ها در "شکل 6" نشان داده شده است. در هر تکرار روش SA-ASORA، نقطه منتج شده از هر تکرار به نقاط به کار رفته برای آموزش اولیه فرامدل‌ها اضافه خواهد شد. با مجموعه نقاط آموزش جدید، فرامدل مجدد آموزش دیده و فرامدل جدید ساخته خواهد شد و در تکرار بعدی حلقه RBDO مورد استفاده قرار خواهد گرفت.

در حل این مسئله، نقطه بهینه حاصل از طراحی معین به‌عنوان نقطه شروع طراحی نامعین لحاظ شده است ($d^{(0)}$ در فرمول‌بندی مسئله). نتایج حاصل از طراحی مسئله تعریف شده به روش SA-ASORA در "جدول 1" آورده شده است. نتایج ارائه شده برای روش‌های RIA، PMA و SORA برابر با نتایج موجود در مرجع [4] می‌باشند که نشان از صحت عملکرد الگوریتم‌های طراحی بر مبنای قابلیت اطمینان تدوین شده می‌باشد. نتایج نشان می‌دهد که، تعداد فراخوانی‌های توابع هدف و قیود در روش SA-ASORA بیش‌تر از روش SORA است. این موضوع نشان‌دهنده آن است که در برخورد با مسائل ساده، روش SORA نسبت به روش SA-ASORA از عملکرد بهتری برخوردار است. اما به دلیل تعداد فراخوانی‌های کمتر مجموع توابع هدف و قیود در روش SA-ASORA نسبت به دو روش RIA و PMA، روش ارائه شده عملکرد بهتری را داراست.

5-1-2- مسئله دوم

این مسئله دارای ده متغیر تصادفی و هشت قید احتمالاتی می‌باشد که شاخص قابلیت اطمینان برای هر یک از آن‌ها برابر 3 می‌باشد [28]. مدل‌سازی

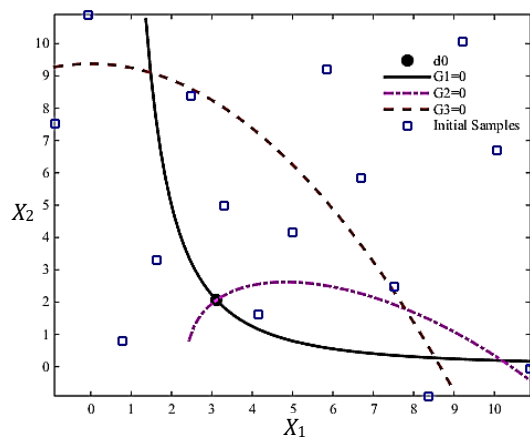


Fig. 6 Design space and metamodels initial train points for Example 1
شکل 6 فضای طراحی قیود مسئله اول و نقاط اولیه برای آموزش فرامدل‌ها

جدول 1 مقایسه نتایج طراحی نامعین برای مسئله اول

Table 1 Comparative RBDO results for Example 1

روش‌ها	تعداد تکرار	تابع هدف	متغیرهای طراحی	تعداد فراخوانی توابع
RIA	-	6.72	(3.44, 3.28)	2,805
PMA	-	6.72	(3.44, 3.28)	3,296
SORA	4	6.72	(3.44, 3.28)	368
SA-ASORA	4	6.72	(3.44, 3.28)	445

جدول 2 مقایسه نتایج طراحی نامعین برای مسئله دوم

Table 2 Comparative RBDO results for Example 2

روش‌ها	تعداد تکرار	تابع هدف	متغیرهای طراحی	تعداد فراخوانی توابع	
				هدف	قیود
RIA	-	-	-	-	-
PMA	-	27.7465	(2.134, 2.33, 8.7, 5.102, 0.922, 1.445, 1.388, 9.809, 8.155, 8.475)	240	40,450
SORA	2	27.7465	(2.134, 2.33, 8.7, 5.102, 0.922, 1.445, 1.388, 9.809, 8.155, 8.475)	347	1,307
SA-ASORA	2	27.7465	(2.134, 2.33, 8.7, 5.102, 0.922, 1.445, 1.388, 9.809, 8.155, 8.475)	347	1,223

کمینه کردن:

$$f(\vec{d}) = 0.7854d_1d_2^2(3.3333d_3^2 + 14.9334d_3 - 43.0934) - 1.508d_1(d_6^2 + d_7^2) + 7.477(d_6^3 + d_7^3) + 0.7854(d_4d_6^2 + d_5d_7^2)$$

نسبت به

$$\Pr[G_i(\vec{X}) > 0] \leq \Phi(-\beta_i), \quad i = 1, \dots, 11$$

$$G_1(\vec{X}) = \frac{27}{X_1X_2X_3} - 1,$$

$$G_2(\vec{X}) = \frac{397.5}{X_1X_2^2X_3^2} - 1,$$

$$G_3(\vec{X}) = \frac{1.93X_4^4}{X_2X_3X_6^4} - 1,$$

$$G_4(\vec{X}) = \frac{1.93X_5^3}{X_2X_3X_7^4} - 1,$$

$$G_5(\vec{X}) = \sqrt{\frac{\left(\frac{745X_4}{X_2X_3}\right)^2 + 16.9 \times 10^6}{0.1X_6^3 - 1100}},$$

$$G_6(\vec{X}) = \sqrt{\frac{\left(\frac{745X_5}{X_2X_3}\right)^2 + 157.5 \times 10^6}{0.1X_7^3 - 850}},$$

$$G_7(\vec{X}) = X_2X_3 - 40,$$

$$G_8(\vec{X}) = 5 - \left(\frac{X_1}{X_2}\right),$$

$$G_9(\vec{X}) = \left(\frac{X_1}{X_2}\right) - 12,$$

$$G_{10}(\vec{X}) = \frac{1.5X_6 + 1.9}{X_4} - 1,$$

$$G_{11}(\vec{X}) = \frac{1.1X_7 + 1.9}{X_5} - 1,$$

$$\beta_1 = \dots = \beta_7 = 3$$

$$2.6 \leq d_1 \leq 3.6$$

$$0.7 \leq d_2 \leq 0.8$$

$$17 \leq d_3 \leq 28$$

$$7.3 \leq d_4 \leq 8.3$$

$$7.3 \leq d_5 \leq 8.3$$

$$2.9 \leq d_6 \leq 3.9$$

$$5.0 \leq d_7 \leq 5.5$$

$$X_i \sim N(d_i, 0.005), \quad i = 1, \dots, 7$$

$$\vec{d}^0 = [3.5, 0.7, 17, 7.3, 7.72, 3.35, 5.29] \quad (20)$$

همچنین، تعداد فراخوانی قیود احتمالاتی روش SA-ASORA در مقایسه با SORA کاهش قابل توجهی داشته است که تأثیر مستقیم روی کاهش بار محاسباتی دارد. از سوی دیگر، اگرچه روش PMA تنها نیازمند 75 بار فراخوانی تابع هدف می‌باشد ولی تعداد فراخوانی‌های قیود احتمالاتی این روش بسیار بیشتر از سایر روش‌های دیگر می‌باشد. همچنین، در این مسئله روش RIA موفق به همگرایی به پاسخ بهینه نشده است.

5-2- مسئله RBDO چند هدفه

مسئله چند هدفه در نظر گرفته شده برای این قسمت طراحی بر مبنای قابلیت اطمینان یک خرپا است که شماتیک آن در "شکل 8" نشان داده شده است [29]. هدف از طرح این مسئله دو هدفه مشاهده‌ی میزان تأثیر مقدار

(X_3) ، فاصله بین یا تاقان‌ها (X_4) و قطر محورها (X_5) و (X_6) می‌باشند. متغیرهای طراحی به عنوان متغیرهای تصادفی و به صورت مستقل با انحراف معیار 0.005 در نظر گرفته شده‌اند. فرمول‌بندی این مسئله در معادله (20) ارائه شده است.

به روش لاتینی مکعبی 50 نقطه طراحی از فضای طراحی تعیین شده است تا برای ساخت فرامدل اولیه با دقت مطلوب از قیود و تابع هدف مسئله به کار رود. سپس، به ازای هر یک از قیود و تابع هدف یک فرامدل شبکه عصبی چند لایه ساخته شده است. روند کاربرد فرامدل‌های ساخته شده در طراحی RBDO به این صورت است که، نقطه منتج شده از هر تکرار روش SA-ASORA به نقاط به کار رفته برای آموزش فرامدل‌ها اضافه می‌شود و براساس مجموعه نقاط جدید فرامدل‌ها به روزرسانی شده و در تکرار بعدی حلقه RBDO مورد استفاده قرار خواهند گرفت.

نقطه بهینه حاصل از طراحی معین که در فرمول‌بندی مسئله با $d^{(0)}$ نشان داده شده است، به منظور نقطه شروع روند طراحی نامعین در نظر گرفته شده است. مقایسه نتایج حاصل از روش‌های مختلف برای حل این مسئله RBDO در "جدول 3" ارائه شده می‌باشند. در "جدول 3"، نتایج به دست آمده از روش‌های PMA و SORA برابر با نتایجی است که توسط آقای هوانگ و همکارانش [10] ارائه شده است. در نقاط بهینه ارائه شده قابلیت اطمینان تمامی قیود احتمالاتی برآورده شده است. با توجه به نتایج ارائه شده در "جدول 3" می‌توان مشاهده نمود که روش توسعه یافته SA-ASORA در 2 تکرار حلقه RBDO همگرا شده است که نشان از بار محاسباتی کمتر آن نسبت به سایر روش‌های ارائه شده دارد. به دلیل استفاده از مدل‌های جایگزین به جای توابع اصلی هدف و قیود مسئله سرعت اجرای روش ارائه شده نیز بیشتر است اما به دلیل سادگی توابع قابل ملاحظه نیست.

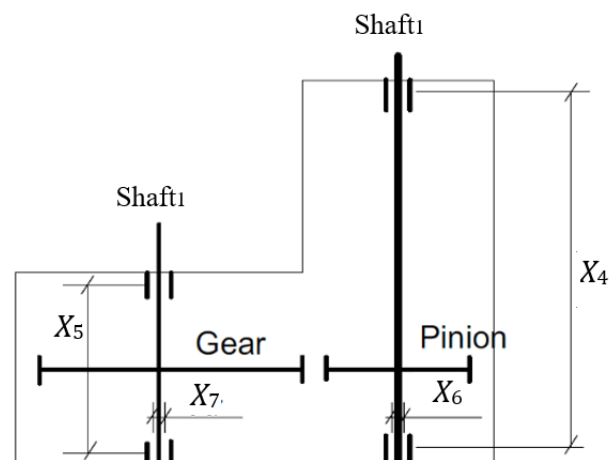


Fig. 7 Speed reducer [20]

شکل 7 شماتیک کاهشده سرعت [20]

جدول 3 مقایسه نتایج طراحی نامعین برای مسئله سوم

Table 3. Comparative RBDO results for Example 3

روش‌ها	تعداد تکرار	تابع هدف	متغیرهای طراحی	تعداد فراخوانی توابع
				هدف
RIA	-	-	-	قیود
PMA	-	2950.107	(3.423, 0.7, 17.0, 7.3, 7.6765, 3.335, 5.271)	1,2450
SORA	3	3038.611	(3.576, 0.7, 17.0, 7.3, 7.754, 3.365, 5.301)	1,506
SA-ASORA	2	3038.612	(3.500, 0.7, 17.0, 7.3, 7.720, 3.350, 5.290)	1,119

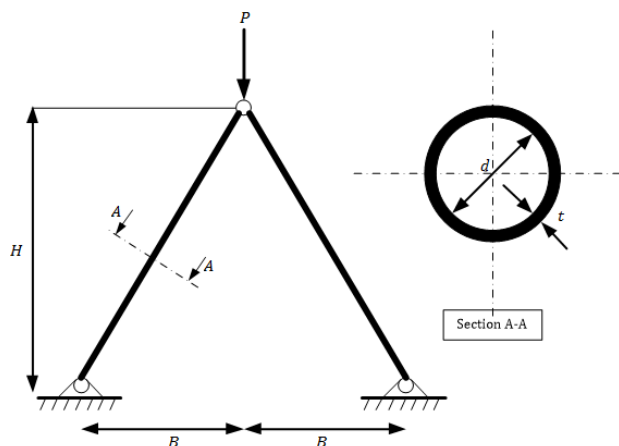


Fig. 8 Two-bar truss structure [8]

شکل 8 سازه خرپای دو میله‌ای [8]

همان‌طور که در "شکل 9" نشان داده شده است، با افزایش شاخص قابلیت اطمینان، جبهه پرتوی مربوطه نسبت به جبهه پرتوی حاصل از طراحی معین بیش‌تر فاصله می‌گیرد. این موضوع نشان می‌دهد که با افزایش قابلیت اطمینان دست طراح در انتخاب طرح‌های امکان‌پذیر بسته خواهد شد. بنابراین، دستیابی به یک طرح با قابلیت اطمینان بالا هزینه دور شدن از بهینگی را به همراه دارد که طراح را ملزم به مصالحه بین معیارهای بهینگی و قابلیت اطمینان می‌کند.

با توجه به آن‌که معیار توقف بهینه‌ساز الگوریتم ژنتیک مورد استفاده تعداد نسل بوده است، در نتیجه تعداد فراخوانی توابع هدف و قیود در بخش مربوط به بهینه‌سازی تمامی روش‌ها یکسان می‌باشد. از این‌رو، به‌منظور

قابلیت اطمینان روی مجموعه پاسخ‌های امکان‌پذیر است. از این‌رو، این مسئله به ازای شاخص قابلیت اطمینان‌های مختلف حل شده و مجموعه پاسخ‌های امکان‌پذیر از طریق رسم نتایج به صورت جبهه پرتو ارائه شده است. این موضوع به کاربر این امکان را می‌دهد تا بتواند بین میزان قابلیت اطمینان و مجموعه پاسخ‌های امکان‌پذیر مصالحه لازم را به انجام رساند.

در این مسئله متغیرهای طراحی شامل قطر سطح مقطع (d) و ارتفاع سازه (H) می‌باشند. پارامترهای در نظر گرفته شده در این مسئله شامل نیروی عمودی P ، عرض سازه B ، مدول الاستیسیته E و ضخامت t می‌باشد. اهداف اصلی از این مسئله حداقل نمودن حجم و جابه‌جایی عمودی سازه تحت قیودهای تنش و خمشی بوده که فرمول‌بندی آن در معادله (21) ارائه شده است.

به‌منظور ساخت مدل‌های جایگزین برای توابع هدف و قیود احتمالاتی، ورودی‌ها و خروجی‌های موردنیاز برای آموزش اولیه فرامدل‌ها از طریق 30 نمونه‌برداری از فضای مسئله فراهم شده است. سپس، فرامدل‌های ساخته شده نقش تابع هدف و قیود احتمالاتی را در روش توسعه یافته برای SA-ASORA برای طراحی نامعین ایفا می‌کنند. مجموعه نقاط به‌کار رفته برای آموزش اولیه فرامدل‌ها، براساس نقطه بهینه منتج شده از هر تکرار حلقه RBDO به‌روزرسانی خواهند شد و مجدد فرامدل‌ها برای تکرار بعدی ساخته خواهند شد. در حل این مسئله از الگوریتم ژنتیک چند هدفه NSGA-II به‌عنوان بهینه‌ساز استفاده شده است. جبهه پرتو حاصل از طراحی بر مبنای قابلیت اطمینان برای سه شاخص قابلیت اطمینان 2، 2.6 و 3 به روش‌های مختلف به دست آمده و در "شکل 9" نشان داده شده است.

کمینه کردن:

$$f_1(d, H): \text{حجم} = 2\pi d t \sqrt{B^2 + H^2}$$

$$f_2(d, H): \text{جابجایی} = \frac{P(B^2 + H^2)^{\frac{3}{2}}}{(2\pi E d H)^2}$$

نسبت به

$$\Pr[G_j(\bar{X}) > 0] \leq \Phi(-\beta_{t_j}), \quad j = 1, 2$$

$$P \sim N(150, 5) \text{ kN},$$

$$B \sim N(750, 10) \text{ mm},$$

$$E \sim N(2.1e5, 5e3) \frac{\text{N}}{\text{mm}^2},$$

$$t \sim N(2, 0.4) \text{ mm}$$

$$G_1(\bar{X}): S \leq S_{\max}$$

$$G_2(\bar{X}): S \leq S_{\text{crit}}$$

$$20 \leq d \leq 80$$

$$200 \leq H \leq 1000$$

$$S = \frac{P\sqrt{B^2 + H^2}}{2\pi d H}$$

$$S_{\text{crit}} = \frac{\pi^2 E (t^2 + d^2)}{8(B^2 + H^2)}$$

$$S_{\max} = 400 \text{ MPa}$$

(21)

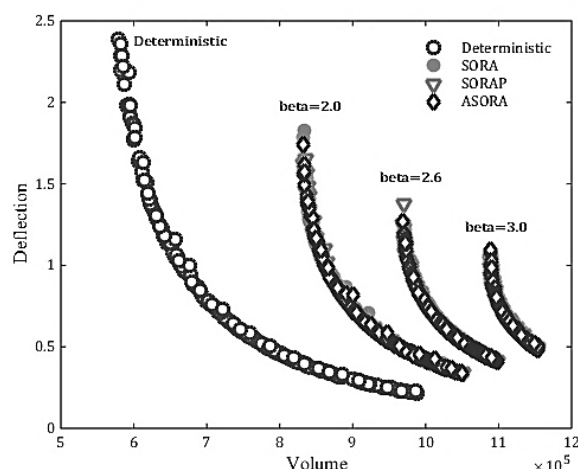


Fig. 9 Feasible and reliable design points for multi-objective Example

شکل 9 مجموعه پاسخ‌های امکان‌پذیر و قابل اطمینان برای مسئله چند هدفه

جدول 4 مقایسه تعداد فراخوانی قیود احتمالاتی در مسئله چند هدفه

Table 4. Comparative RBDO results for multi-objective Example

روش‌ها	تعداد تکرار			تعداد فراخوانی قیود
	$\beta = 3$	$\beta = 2.6$	$\beta = 2$	
SORA	208	120	112	2
SA-ASORA	120	102	84	2

هستند. و مقدار مطلوب ارتفاع و سرعت مداری هستند. خطا در تراست مرحله اول و دوم ($T_{1st.S.}$ و $T_{2nd.S.}$) و خطا در جرم خشک مرحله اول و دوم ($Dry Mass_{1st.S.}$ و $Dry Mass_{2nd.S.}$) به‌عنوان نامعینی‌های در نظر گرفته شده در این مسئله با توزیع نرمال هستند.

طراحی مسیر ماهواره‌برها براساس تنظیم پارامتری زاویه فراز وسیله در طول پرواز می‌باشد. از اینرو در این مسئله یک پروفایل نرخ زاویه فراز نمونه مشابه "شکل 10" فرض شده و پارامترهای آن که در "جدول 5" نشان داده شده است به عنوان متغیرهای طراحی مسئله در نظر گرفته شده است. متغیرهای طراحی پروفایل نرخ زاویه فراز برای مرحله اول سامانه، ضرایب یک چند جمله‌ای مرتبه 3 هستند که حد بالا و پایین آن‌ها از طریق برازش منحنی به یک برنامه زاویه فراز نمونه به‌دست آمده است. زمان سوزش هر مرحله از سامانه و مدت زمان خاموش بودن موتور مرحله دوم بعد از جدایش طراحی در نظر گرفته شده در این مسئله طراحی مسیر قابل اطمینان هستند. با نمونه‌برداری از فضای طراحی مسئله به روش لاتینی مکتبی با وجود 9 متغیر طراحی معین و 4 پارامتر طراحی نامعین، ورودی‌ها و خروجی‌های موردنیاز برای آموزش اولیه فرامدل‌های شبکه عصبی از تابع هدف و قیود مسئله فراهم شده است. بدین منظور 2000 نمونه‌برداری صورت گرفته است و دقت فرامدل‌های ساخته شده از طریق 1000 نقطه طراحی تصادفی در سراسر فضای مسئله چک شده است. در حل این مسئله از الگوریتم ژنتیک چند هدفه NSGA-II به‌عنوان بهینه‌ساز استفاده شده است. بدین ترتیب، مجموعه

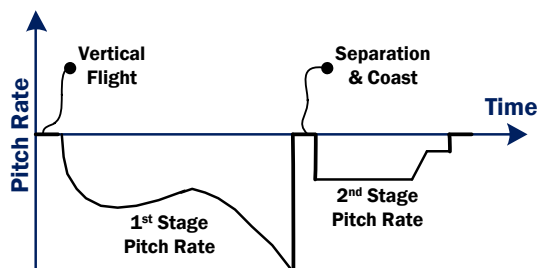


Fig. 10 Typical illustration of launch vehicle's pitch rate program

شکل 10 نمونه‌ای از پروفایل نرخ زاویه فراز یک ماهواره‌بر

جدول 5 متغیرهای طراحی مسئله طراحی مسیر ماهواره‌بر

Table 5. Design variables of launch vehicle trajectory design problem

متغیرهای طراحی	واحد	حد بالا	حد پایین
زمان سوزش مرحله اول	s	100	150
زمان سوزش مرحله دوم	s	200	250
زمان خاموشی بین مراحل	s	0	60
ضرایب پروفایل نرخ زاویه فراز مرحله اول	rad/s	-2.5e-8	-1.0e-8
		3.0e-6	6.0e-6
		-5.0e-4	-2.0e-4
		1.0e-3	3.0e-3
ضرایب پروفایل نرخ زاویه فراز مرحله دوم	rad/s	-0.006	-0.002
		-0.002	-0.0005

مقایسه عملکرد روش‌های مختلف، تنها تعداد فراخوانی قیود احتمالاتی در بخش تحلیل قابلیت اطمینان در "جدول 4" ارائه شده است. با توجه به آن که روش‌های RIA و PMA روش‌هایی دو حلقه‌ای بوده و در آن تحلیل قابلیت اطمینان در هر تکرار بهینه‌سازی صورت می‌پذیرد، تعداد فراخوانی‌های قیود احتمالاتی در این روش با سایر روش‌ها که روش‌های ترتیبی می‌باشند قابل مقایسه نبوده و در "جدول 4" ذکر نگردیده است. همچنین، نتایج ارائه شده در "جدول 4" نشان می‌دهد که تعداد فراخوانی‌های قیود احتمالاتی در روند تحلیل قابلیت اطمینان در روش توسعه یافته‌ی SA-ASORA در مقایسه با سایر روش‌ها کمتر است. در نتیجه در مسائل RBDO چند هدفه نیز روش توسعه یافته عملکرد بهتری را در کاهش بار محاسباتی از خود نشان می‌دهد.

6-مثال کاربردی مهندسی

در این بخش، مسئله طراحی مسیر یک ماهواره‌بر به عنوان یک مثال کاربردی مهندسی با بار محاسباتی قابل توجه تعریف شده است [25]. این مسئله، در قالب یک مسئله RBDO فرمول‌بندی شده و به روش توسعه یافته SA-ASORA حل شده است.

ماهواره‌بر در نظر گرفته شده یک ماهواره‌بر دو مرحله‌ای سوخت مایع است که در طراحی مسیر آن دو موضوع آیرودینامیک و شبیه‌سازی مسیر با یکدیگر در حال تبادل اطلاعات هستند. شرایط پروازی شامل ارتفاع، ماخ و زاویه حمله و ضرایب آیرودینامیکی از مواردی هستند که بین این دو موضوع رد و بدل می‌شود. ضرایب آیرودینامیکی از طریق وارد کردن شرایط پروازی و پیکره‌بندی سامانه به نرم‌افزار میسایل دت‌کام¹ استخراج می‌شوند. به منظور تحلیل عملکرد سامانه، یک نرم‌افزار شبیه‌سازی پرواز سه درجه آزادی تدوین شده است که در آن معادلات حرکت انتقالی وسیله در دستگاه بدنی فرمول‌بندی شده و سپس با انتگرال‌گیری از آن‌ها و تبدیلات مختصات مورد نیاز پارامترهای عملکردی مورد نیاز به دست خواهند آمد. در این شبیه‌سازی، از مدل استاندارد اتمسفر 1976 و مدل زمین بیضوی استفاده شده است. دستیابی به اهداف مأموریتی نیز از طریق طراحی مسیر به شکل هدایت آفلاین صورت پذیرفته است.

مأموریت ماهواره‌بر مدنظر قرار دادن محموله‌ای مشخص در یک مدار دایروی به ارتفاع 200 کیلومتر با قابلیت اطمینان 90٪ برای انحراف از ارتفاع مداری در حضور نامعینی‌هایی چون تراست و جرم خشک هر مرحله از سامانه است. فرمول‌بندی مسئله در قالب یک مسئله RBDO در معادله (22) ارائه شده است.

$$f = \text{جرم کل} - \text{کمینه کردن}$$

نسبت به

$$\begin{aligned} \Pr[|H_t - H_d| \leq \%5 H_d] &\leq \Phi(-\beta) \\ \beta &= 1.28 \\ |V_t - V_d| &\leq 10 \text{ ms}^{-1} \\ |\gamma_t| &\leq 1 \text{ deg} \end{aligned}$$

نامعینی‌ها:

$$T_{1st.S.} \sim \mathcal{N}(0,1000) \text{ N}$$

$$T_{2nd.S.} \sim \mathcal{N}(0,100) \text{ N}$$

$$\text{جرم خشک مرحله اول} \sim \mathcal{N}(0,70) \text{ kg}$$

$$\text{جرم خشک مرحله دوم} \sim \mathcal{N}(0,10) \text{ kg} \quad (22)$$

که در معادله فوق، تابع هدف جرم کل سامانه در لحظه پرتاب است. V_t ، H_t و γ_t به ترتیب ارتفاع، سرعت و زاویه مسیر در لحظه تزریق محموله در مدار

¹ Missile Datcom

جدول 6 مقایسه نتایج طراحی نامعین مسئله طراحی مسیر ماهواره‌بر

Table 6. Comparative RBDO results for launch vehicle trajectory design problem

روش‌ها	تعداد تکرار	جرم کل سامانه (کیلوگرم)	متغیرهای طراحی	تعداد فراخوانی قیود	زمان اجرا (ساعت)
SORA	57	21886	(127.7, 202.6, 2.0, -1.9e-8, 4.3e-6, -3.55e-4, 0.0019, -0.0052, -9.64e-4)	1960	7
SA-ASORA	7	21607	(123.8, 208.6, 2.0, -1.3e-8, 4.0e-6, -3.66e-4, 0.0012, -0.0052, -9.95e-4)	159	1

بهبود عملکرد قابل توجه روش توسعه یافته بخصوص در رویارویی با مسائل پیچیده و سنگین مهندسی می‌باشد. همچنین، با مشاهده نتایج حاصل از حل مسائل پیچیده کاربردی مانند طراحی مسیر ماهواره‌بر که در این مقاله ارائه شده است، می‌توان کاهش بیش از 50 درصدی بار محاسباتی را ملاحظه نمود. این موضوع اهمیت هر چه بیشتر روش توسعه یافته را در به‌کارگیری این روش در حل مسائل چندموضوعی که در آن‌ها هر موضوع به تنهایی و حتی در حالت طراحی معین دارای بار محاسباتی قابل توجه است به وضوح نشان می‌دهد.

بسط و گسترش روش ارائه شده در مسائل RBDO با ابعاد بزرگ‌تر، چندین هدفه و همچنین دارای مدل‌های تحلیلی سطح بالا از اهداف تبیین شده برای آینده می‌باشند. از سوی دیگر مدیریت صحیح فرامدل‌ها در راهنمایی به سمت بهینه سراسری و افزایش دقت آن‌ها در کنار استفاده از مدل‌های اصلی از مواردی است که چالش تحقیقاتی امروزی در این زمینه به حساب می‌آیند و در ادامه فعالیت‌های نویسندگان این مقاله قرار گرفته است.

8- فهرست علائم

B	عرض سازه (mm)
d	بردار متغیرهای طراحی معین
E	مدول الاستیسیته (Nmm^{-2})
f	تابع هدف
G	بردار قیود طراحی
H	ارتفاع (m)
P	نیروی عمودی (kN)
p	بردار پارامترهای طراحی
T	تراست (N)
t	ضخامت (mm)
u	بردار متغیرهای طراحی در فضای نرمال
V	سرعت (ms^{-1})
X	بردار متغیرهای طراحی نامعین
x	بردار متغیرهای طراحی در فضای واقعی

علائم یونانی

β	شاخص قابلیت اطمینان
γ	زاویه مسیر (deg)
μ	میانگین
σ	انحراف معیار
Φ	تابع توزیع تجمعی
φ	تابع چگالی احتمال

بالانویس‌ها

L	حد پایین
-----	----------

نقاط به کار رفته برای آموزش اولیه فرامدل‌ها، براساس نقطه بهینه منتج شده از بهینه‌ساز در هر تکرار حلقه RBDO به روزرسانی خواهند شد و مجدد فرامدل‌ها برای تکرار بعدی ساخته خواهند شد.

مشابه مسئله RBDO چند هدفه، چونکه معیار توقف برای بهینه‌سازی سیستم تعداد نسل بوده است، در نتیجه تعداد فراخوانی توابع هدف و قیود در بخش مربوط به بهینه‌سازی برای تمامی روش‌ها یکسان می‌باشد. از این‌رو در حل این مسئله نیز، معیار مقایسه عملکرد روش‌های مختلف فقط تعداد فراخوانی قیود احتمالاتی در بخش تحلیل قابلیت اطمینان است. از سوی دیگر، در حل مثال‌های ریاضی ارائه شده در بخش قبل مشاهده شد که عملکرد روش‌های SORA و SA-ASORA در مقایسه با روش‌های RIA و PMA بخصوص در مسائل پیچیده‌تر و به ویژه از منظر بار محاسباتی بسیار بهتر است. از این‌رو، مسئله طراحی بر مبنای قابلیت اطمینان مسیر ماهواره‌بر که در این قسمت مطرح شده است به دو روش SORA و SA-ASORA حل شده است و نتایج حاصل از آن در "جدول 6" ارائه شده است. نتایج "جدول 6" کاهش قابل توجه تعداد دفعات فراخوانی قیود احتمالاتی مسئله طراحی مسیر را در روش SA-ASORA مقایسه با روش SORA نشان می‌دهد. بعلاوه، این موضوع در کنار استفاده از مدل‌های جایگزین به جای توابع اصلی مدت زمان اجرای روند طراحی RBDO را در مقایسه با حالتی که فقط از مدل اصلی استفاده شود از چند روز به چند ساعت کاهش می‌دهد.

7- نتیجه‌گیری و کارهای آینده

از روش‌های طراحی نامعین در زمینه طراحی بر مبنای قابلیت اطمینان، روش SORA یکی از موثرترین روش‌های تک حلقه‌ای در دستیابی به پاسخ‌های بهینه در مسائل RBDO می‌باشد. در این مقاله، با ارائه یک نسخه تکامل یافته از روش SORA تحت عنوان ASORA و استفاده از مدل‌های جایگزین به جای توابع اصلی روشی جدید تحت عنوان SA-ASORA معرفی شده است. این روش با عدم فراخوانی مجدد توابع قیود احتمالاتی برآورده شده در روند تحلیل قابلیت اطمینان و تسریع اجرای توابع به کمک مدل‌های جایگزین منجر به کاهش بار محاسباتی قابل ملاحظه‌ای در مسائل RBDO شده است. همچنین، از آنجائی که در روش پیشنهاد شده نقطه بهینه منتج شده از هر تکرار RBDO به نقاط آموزش فرامدل اضافه می‌گردد و فرامدل مجدد به روز رسانی می‌شود، بنابراین در صورت عدم دقت کافی فرامدل اولیه که منجر به همگرایی بهینه‌ساز به آن نقطه شده است، مقدار توابع هدف و قیود در نقطه مذکور اصلاح می‌گردد و در تکرار بعدی فرایند RBDO از همگرایی اشتباه بهینه‌ساز به آن نقطه خودداری می‌گردد. به این ترتیب، از همگرایی بهینه‌ساز به نقاطی که ناشی از عدم دقت کافی فرامدل در آن نقاط است خودداری می‌گردد و امکان دستیابی به بهینه سراسری افزایش می‌یابد.

کارایی و قابلیت روش توسعه یافته از طریق حل چندین مسئله با سطح پیچیدگی متفاوت مورد بحث و بررسی قرار گرفته است و نتایج حاکی از

- [13] C. Jiang, T. Fang, Z. X. Wang, X. P. Wei, Z. L. Huang, A general solution framework for time-variant reliability based design optimization, *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, Vol. 323, pp. 330-352, 2017.
- [14] Y. Tenne C. K. Goh, *Computational Intelligence in Expensive Optimization Problems*, Vol. 2, No. 1, pp. 3-54, Springer Science & Business Media, 2010.
- [15] R. Jin, X. Du, W. Chen, The use of metamodeling techniques for optimization under uncertainty, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Vol. 25, No. 2, pp. 99-116, 2003.
- [16] H. Agarwal, J. E. Renaud, Reliability based design optimization using response surfaces in application to multidisciplinary systems, *Engineering Optimization*, Vol. 36, No. 3, pp. 291-311, 2004.
- [17] B. D. Youn, K. K. Choi, Selecting probabilistic approaches for reliability-based design optimization, *AIAA Journal*, Vol. 42, No. 1, pp. 124-131, 2004.
- [18] J. B. Hyeon, L. B. Chai, Reliability-based design optimization using a moment method and a kriging metamodel, *Engineering Optimization*, Vol. 40, No. 5, pp. 421-438, 2008.
- [19] X. Liu, Y. Wu, B. Wang, J. Ding, H. Jie, An adaptive local range sampling method for reliability-based design optimization using support vector machine and Kriging model, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Vol. 55, No. 6, pp. 2285-2304, 2017.
- [20] H. Dai, Z. Cao, A wavelet support vector machine-based neural network metamodel for structural reliability assessment, *Computer Aided Civil and Infrastructure Engineering*, Vol. 32, No. 4, pp. 344-357, 2017.
- [21] W. Yao, X. Chen, W. Luo, M. Tooren, J. Guo, Review of uncertainty-based multidisciplinary design optimization methods for aerospace vehicles, *Progress in Aerospace Sciences*, Vol. 47, No. 6, pp. 450-479, 2011.
- [22] B. Ebrahimi, *Multidisciplinary General Aviation Aircraft Design Optimization Under Uncertainties*, M.Sc. Thesis, Department of Aerospace Engineering, Khaje Nasir University of Technology, Tehran, 2010. (in Persian).
- [23] K. Deb, S. Gupta, D. Daum, J. Branke, A. K. Mall, D. Padmanabhan, Reliability-based optimization using evolutionary algorithms, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 13, No. 5, pp. 1054-1074, 2009.
- [24] T. M. Cho, B. C. Lee, Reliability-based design optimization using a family of methods of moving asymptotes, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Vol. 42, No. 2, pp. 255-268, 2010.
- [25] Ali A. Bataleblu, J. Roshanian, Robust trajectory optimization of space launch vehicle using computational intelligence, *IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, pp. 3418-3425. IEEE, 2015.
- [26] C. Lin, F. Gao, Y. Bai, An intelligent sampling approach for metamodel-based multi-objective optimization with guidance of the adaptive weighted-sum method, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, pp. 1-14, 2017.
- [27] R. J. Yang, L. Gu, Experience with approximate reliability-based optimization methods, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Vol. 26, No. 1-2, pp. 152-159, 2004.
- [28] J. J. Lee, B.C. Lee, Efficient evaluation of probabilistic constraints using an envelope function, *Engineering Optimization*, Vol. 37, No. 2, pp. 185-200, 2005.
- [29] E. J. Martinez-Frutos, P. Martí-Montrull, Metamodel-based multi-objective robust design optimization of structures, *Computer Aided Optimum Design in Engineering XII*, 125, pp. 35-45, 2012.

U حد بالا

زیر نویس‌ها

1st S. مرحله اول

2nd S. مرحله دوم

d مطلوب

t هدف

9- مراجع

- [1] T. W. Lee, B. M. Kwak, A reliability-based optimal design using advanced first order second moment method, *Journal of Structural Mechanics*, Vol. 15, No. 4, pp. 523-542, 1987.
- [2] H. Agarwal, *Reliability Based Design Optimization: Formulations and Methodologies*, PhD Thesis, University of Notre Dame, 2004.
- [3] J. Tu, K. K. Choi, Y. H. Park, A new study on reliability-based design optimization, *ASME Journal of Mechanical Design*, Vol. 121, No. 4, pp. 557-564, 1999.
- [4] Y. Aoues, A. Chateaufneuf, Benchmark study of numerical methods for reliability-based design optimization, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Vol. 41, No. 2, pp. 277-294, 2010.
- [5] X. Du, W. Chen, Sequential optimization and reliability assessment method for efficient probabilistic design, *Journal of Mechanical Design*, Vol. 126, No. 2, pp. 225-233, 2004.
- [6] X. Du, J. Guo, H. Beeram, Sequential optimization and reliability assessment for multidisciplinary systems design, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Vol. 35, No. 2, pp. 117-130, 2008.
- [7] T. M. Cho, B.C Lee, Reliability-based design optimization using a family of methods of moving asymptotes, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Vol. 42, No. 2, pp. 255-268, 2010.
- [8] T. M. Cho, B. C Lee, Reliability-based design optimization using convex linearization and sequential optimization and reliability assessment method, *Structural Safety*, Vol. 33, No. 1, pp. 42-50, 2011.
- [9] Y. Li, P. Jiang, L. Gao, X. Shao, Sequential optimisation and reliability assessment for multidisciplinary design optimisation under hybrid uncertainty of randomness and fuzziness, *Journal of Engineering Design*, Vol. 24, No. 5, pp. 363-382, 2013.
- [10] H. Z. Huang, X. Zhang, D. B. Meng, Z. Wang, Y. Liu, An efficient approach to reliability-based design optimization within the enhanced sequential optimization and reliability assessment framework, *Journal of Mechanical Science and Technology*, Vol. 27, No. 6, pp. 1781-1789, 2013.
- [11] Z. L. Huang, C. Jiang, Y. S. Zhou, Z. Luo, Z. Zhang, An incremental shifting vector approach for reliability-based design optimization, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Vol. 53, No. 3, pp. 523-543, 2016.
- [12] P. Yi, Z. Zhu, J. Gong, An approximate sequential optimization and reliability assessment method for reliability-based design optimization, *Structural and Multidisciplinary Optimization*, Vol. 54, No. 6, pp. 1367-1378, 2016.