

کاهش محاسبات بهینه‌سازی خریا با استفاده از یک الگوریتم فرامدل ترکیبی

یعقوب قلی‌پور^۱، محمد مهدی شهبازی^{۲*}

۱- استاد دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تهران، گروه پژوهشی بهینه‌سازی مهندسی

۲- دانشجوی دکتری سازه، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه علم و صنعت

eorg@ut.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۲/۱۲/۲۳

تاریخ دریافت: ۱۳۹۱/۰۱/۲۱

چکیده- امروزه، مدل‌های دقیق رایانه‌ای کاربرد وسیعی در بهینه‌سازی مهندسی پیدا کرده‌اند. ارزیابی و محاسبه اکثر این مدل‌ها، نیازمند صرف زمان و هزینه زیادی است. در این مقاله یک روش جدید فرامدل‌سازی ترکیبی به منظور کاهش بار محاسباتی برای رسیدن به جواب بهینه در مسائل مدل‌سازی ارائه شده، این الگوریتم در ابتدا تعدادی نقاط نمونه ایجاد کرده، مقادیر پاسخ آنها را با استفاده از محاسبات دقیق به دست آورده و سپس مقدار پاسخ تقریبی نقاط جدید را به دست می‌آورد. در صورتی که پاسخ تقریبی به دست آمده در راستای همگرایی الگوریتم باشد، دست به محاسبه پاسخ دقیق آن خواهد زد. برای ارزیابی تأثیر این الگوریتم بر کاهش بار محاسباتی، چند مثال عددی استاندارد ارائه و نتایج آن با چند الگوریتم متداول بهینه‌سازی همچون الگوریتم ژنتیک و کولونی مورچه‌ها مقایسه شده است. مقایسه نتایج نشان می‌دهد که این الگوریتم تأثیر زیادی بر کاهش بار محاسباتی و افزایش سرعت همگرایی دارد.

واژگان کلیدی: بهینه‌سازی سازه، فرامدل‌سازی، الگوریتم جستجوی هارمونی، روش توزین عکس فاصله

۱- مقدمه

مساله، از مدل تقریبی آن که زمان‌بری کمتری دارد استفاده می‌شود. به این مدل تقریبی که در واقع نمونه شبیه‌سازی شده مدل دقیق است، متامدل گفته می‌شود. این روش بطور گسترده‌ای در بهینه‌سازی مهندسی استفاده می‌شود. به طور مثال Haftka و Barthelemy [1] مطالعه‌ای روی روش‌های تقریبی و استفاده‌های آن در بهینه‌سازی سازه‌ها انجام داده‌اند. Jin و همکارانش [2] الگوریتم‌های مختلف شبیه‌سازی تقریبی را با یکدیگر مقایسه کرده‌اند. Martin و

روش‌های فرامدل‌سازی کاربرد وسیعی در بهینه‌سازی و طراحی مهندسی پیدا کرده‌اند. این روش‌ها علاوه بر اینکه به پیش‌بینی و تقریب مقدار پاسخ تابع هدف کمک زیادی، درک بهتری نیز از توابع پیچیده ایجاد می‌کنند که می‌توان برای تنظیم بهتر پارامترهای بهینه‌سازی از آن کمک گرفت. روش کار این‌گونه است، مساله اصلی بهینه‌سازی با یک مدل تقریبی جایگزین شده و به جای حل دقیق و زمان‌بر

تغییرات کمی روی الگوریتم اولیه [5] اعمال شده که جزئیات آن در بخش‌های بعدی گفته می‌شود.

در ادامه و این مقاله، ابتدا به ترتیب مدل IDW و HS معرفی شده‌اند. سپس به معرفی الگوریتم جدید و حل چند مثال عددی پرداخته و در پایان، نتیجه محاسبات با نتایج به دست آمده از سایر الگوریتم‌های مرسوم مقایسه شده است.

۲- مدل IDW^۱

مدل‌های دو بعدی درون‌یابی متداول، به دو دسته کلی تقسیم می‌شوند. در دسته اول یک تابع عمومی پیچیده برای کل نقاط به دست می‌آید در صورتی که در دسته دوم، درون‌یابی به صورت موضعی انجام گرفته و همه نقاط در درون‌یابی شرکت داده نمی‌شوند. روش IDW از نوع دوم بوده که پیاده‌سازی و استفاده از آن ساده‌تر از نوع اول است. یکی از ویژگیهای این الگوریتم در نقاط اتصال توابع موضعی پیوسته است. این روش معایبی نیز دارد. به طور مثال، افزایش تعداد نقاط نمونه، منجر به افزایش زمان محاسبه پاسخ تقریبی تابع در نقطه P خواهد شد. به دلیل اینکه مقدار پاسخ در نقطه P از نسبت وزنی مقادیر پاسخ در نقاط D_i بر اساس فاصله آنها از P محاسبه می‌شود. دونالد شپارد [5] معادله (1) را برای محاسبه مقدار درون‌یابی در نقطه P ارائه کرده است.

$$f_1(P) = \begin{cases} \frac{\sum_{i=1}^N d_i^{-u} z_i}{\sum_{i=1}^N d_i^{-u}} & d_i \neq 0, u > 0 \\ z_i & d_i = 0 \end{cases} \quad (1)$$

که در آن z_i و $d_i = d[P, D_i]$ به ترتیب مقدار پاسخ دقیق و فاصله نقطه P از D_i است. هنگامی که نقطه P به نقطه D_i

Simpson [3] روش Kriging را برای مدل‌سازی تقریبی به کار گرفته‌اند.

نقاط قوت استفاده از مدل‌های غیر دقیق به قرار زیر است [4]:

- مساله دقیق می‌تواند با یک تابع غیر خطی (مانند یک تابع چند جمله‌ای) جایگزین شود
- یک شمای کلی و قابل درک از فضای طراحی ارائه می‌دهد

- محدوده‌های طراحی را به خوبی مشخص می‌کند و در نتیجه تنظیم پارامترهای بهینه‌سازی را ساده‌تر می‌کند

از طرفی مهم‌ترین نقاط ضعف متامدل عبارت است از:

- تولید یک تابع غیرخطی که بتواند با تقریب خوبی مدل دقیق را شبیه‌سازی کند، خود نیاز به محاسبات سنگین و زمان بردارد.
- برخی از روش‌های تقریبی، در مسائل دو بعدی کاربرد دارند و قابل تعمیم به سه بعد و بالاتر نیست.

روشهای متامدل شناخته شده‌ای که در بهینه‌سازی مورد استفاده می‌شود عبارتند از:

Inverse Distance Weighting (IDW) [5], Polynomial Regression (PR) [2, 4], Moving Least Square Method (MLSM) [4], Kriging (KG) [3, 6-9], Multivariate Adaptive Regression Splines (MARS) [10] و Radial Basis Function (RBF) [2, 4].

الگوریتمی که در این پژوهش استفاده شد، ترکیبی است از الگوریتم‌های جستجوی هارمونی (HS) و IDW. دلیل اینکه IDW به عنوان متامدل انتخاب شده، قابلیت تعمیم آن به مسائل چند بعدی را دارد. همچنین HS به دلیل پشتیبانی از متغیرهای پیوسته و سازگاری خوب آن با IDW در این پژوهش استفاده شده است [11-16]. لازم به ذکر است که برای قرار دادن الگوریتم IDW با HS و مساله بهینه‌سازی،

1- Inverse Distance Weighting

انتخاب نقاط مجاور می‌تواند با استفاده از فاصله معین r ، تعداد معین (n نقطه نزدیک به نقطه P) و یا ترکیبی از آن دو انجام پذیرد. در این پژوهش از روش ترکیبی برای انتخاب نقاط مجاور نقطه P استفاده شده است. شپارد، معادله (3) را برای محاسبه شعاع همسایگی r در مسائل دو بعدی پیشنهاد کرده است.

$$\pi r^2 = C \left(\frac{A}{N} \right) \quad (3)$$

که A مساحت بزرگ‌ترین چند ضلعی محصور در نقاط نمونه، N تعداد کل نقاط نمونه و C تعداد نقاط موجود در همسایگی P به شعاع r است. این معادله می‌تواند برای مسائل n بعدی به صورت معادله (4) گسترش پیدا کند.

$$r^n = C \frac{\prod_{i=1}^N (x_i^{\max} - x_i^{\min})}{N} \quad (4)$$

ضرایب توزین $s_i = s(d_i)$ در نقطه P را می‌توان به صورت رابطه (5) نوشت.

$$s(d) = \begin{cases} \frac{1}{d} & 0 < d \leq \frac{r}{3} \\ \frac{27}{4r} \left(\frac{d}{r} - 1 \right)^2 & \frac{r}{3} < d \leq r \\ 0 & r < d \end{cases} \quad (5)$$

تابع بهبود یافته $f_2(P)$ که از تابع $f_1(P)$ به دست آمده را می‌توان به صورت رابطه (6) نوشت. شکل (۱) تاثیر الگوریتم را روی تابع Six-Hump Camel Back نشان می‌دهد. که (a) تابع مذکور را با دقت بالا، (b) تابع را با دقت پایین و (c) و (d) به ترتیب، توابع تقریبی f_1 و f_2 را نمایش می‌دهند. مقایسه نمودار حاصل از f_1 و f_2 ، گویای

نزدیک می‌شود، d_i به سمت صفر میل می‌کند. به عبارت دیگر $\lim_{P \rightarrow D_i} f_1(P) = z_i$ بوده و می‌توان گفت تابع $f_1(P)$ تابعی پیوسته است که مقدار مشتق جزئی آن از رابطه (2) به دست می‌آید.

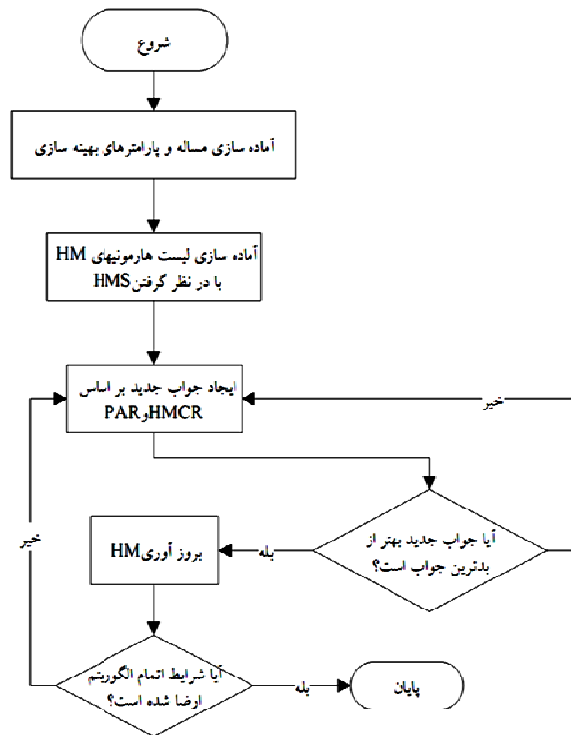
$$f_{1x}(x, y) = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N d_i^{-(u+2)} d_j^{-u} (x-x_i) z_i (z_i - z_j)}{\left(\sum_{i=1}^N d_i^{-u} \right)^2} \quad (2)$$

با جایگزینی $(y-y_i)$ به جای $(x-x_i)$ در معادله (2) معادله متناظر مشتق بر حسب y ، $f_{1y}(x, y)$ به دست می‌آید. بنابراین می‌توان گفت مشتق جزئی تابع، در همه نقاط وجود دارد؛ بررسی معادله نشان می‌دهد که به ازای $u > 1$ ، f_{1x} به صفر نزدیک می‌شود و به ازای $u = 1$ ، مشتق چپ و راست وجود دارد. همچنین به ازای $u < 1$ ، مشتقی وجود ندارد. آزمایش‌های عددی نشان می‌دهد که مقادیر بزرگ u باعث نرم‌تر شدن نمودار در نقاط نمونه شده در صورتی که در فاصله بین این نقاط، نمودار دچار پرش می‌شود. بررسی u های مختلف نشان می‌دهد که $u = 2$ باعث انطباق بیشتر نقاط تخمینی با نقاط دقیق می‌شود پس می‌توان نوشت [5]:

$$d_i^{-2} = \frac{1}{\left[(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2 \right]}$$

همان‌گونه که در بالا اشاره شد، هنگامی که تعداد نقاط اولیه، زیاد می‌شود، زمان مورد نیاز برای محاسبه $z = f_1(P)$ افزایش یافته و منجر به افزایش بار محاسباتی خواهد شد. همچنین برای بردار $P - D_i$ در محاسبه وزن، در نظر گرفته نمی‌شود. و در آخر خطای محاسباتی در کنار نقاط D_i افزایش خواهد یافت. برای بهبود این معایب، شپارد تغییراتی روی الگوریتم اولیه داد. او برای کاهش بار محاسباتی فقط از نقاط مجاور نقطه P برای محاسبه و وزن دهی استفاده کرد.

فلوچارت شکل (۲) نشان داده شده است.



شکل (۲) فلوچارت الگوریتم بهینه سازی HS

در این الگوریتم تنظیم پارامترها از اهمیت زیادی برخوردار است و بر روی همگرایی آن تأثیر زیادی دارد.

$$\begin{aligned} & \text{Minimize } f(x) \\ & \text{Subject to } x_i \in X_i, i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \quad (7)$$

که در آن تابع هدف، x_i متغیرهای بهینه سازی، X_i دامنه تغییرات هر متغیر و N تعداد متغیرهای بهینه سازی است.

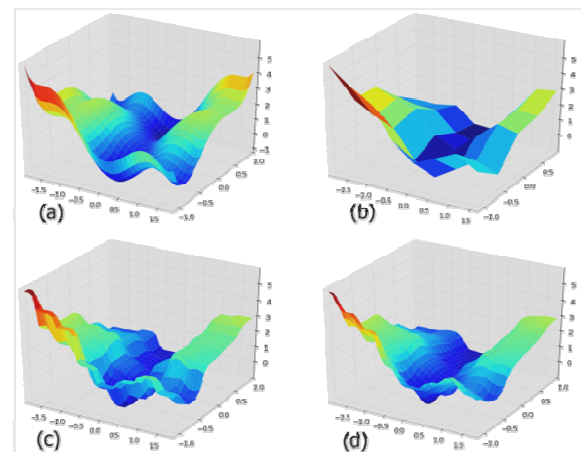
$$HM = \begin{bmatrix} x^1 \\ x^2 \\ \vdots \\ x^{HMS} \end{bmatrix} \quad (8)$$

ابتدا پارامترهای بهینه سازی مورد نیاز (HMS و PAR و HMCR) برای شروع الگوریتم مقدار دهی می شوند. سپس

این است که تابع f_2 رفتار نرم تر بوده و انطباق بیشتری با تابع اولیه دارد.

$$f_2(p) = \begin{cases} \frac{\sum S_i^2 z_i}{\sum S_i^2} & d_i \neq 0 \\ z_i & d_i = 0 \end{cases} \quad (6)$$

شپارد اصلاحات دیگری روی تابع اولیه انجام داد که در اینجا از توضیح آنها چشم پوشی می شود. این اصلاحات گاهی روی توابع یک یا دوبعدی پیاده سازی شده و گسترش آن به ابعاد بیشتر، موجب افزایش بار محاسباتی می شود. دقت تابع f_2 برای مسائلی که در اینجا بررسی شد، کافی است. در این مسائل، کاهش بار محاسباتی اهمیت بیشتری دارد.



شکل (۱) تابع Six-Hump Camel Back و تاثیر الگوریتم اولیه و الگوریتم بهبود یافته در تابع تقریبی

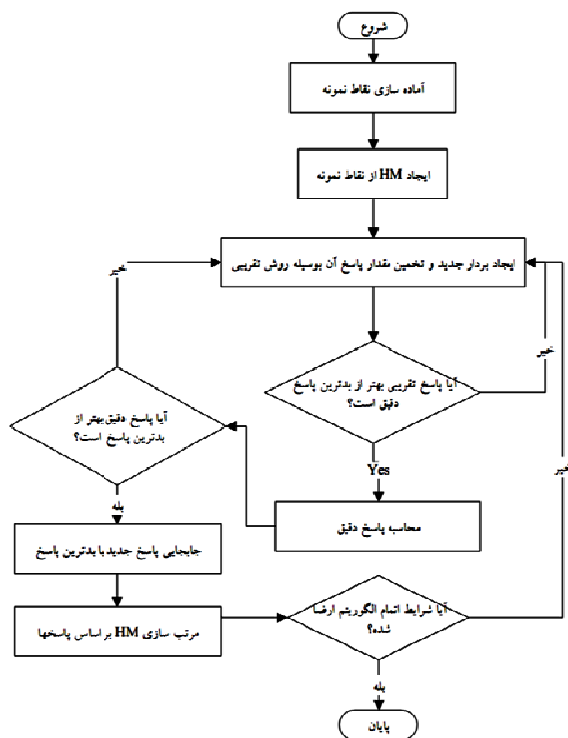
۳- الگوریتم HS^۱

اساس کار الگوریتم HS، فرایندی است که یک نوازنده برای پیدا کردن نت دلخواه انجام می دهد. این فرایند مشابه پیدا کردن جواب بهینه و مطلوب در مسائل بهینه سازی است [11]. معادله (7) تابع هدف الگوریتم HS را نشان می دهد. همچنین روال بهینه سازی این الگوریتم در

1- Harmony Search

۴- الگوریتم جدید HSIWD

روش بهینه‌سازی ارائه شده در این پژوهش، ترکیبی است از الگوریتم تخمین پاسخ IDW و الگوریتم بهینه‌سازی HS. هدف اصلی از ارائه این الگوریتم، کاهش بار محاسباتی مسائل بهینه‌سازی است. شکل (۳) مراحل بهینه‌سازی به وسیله‌ی این الگوریتم را نشان می‌دهد.



شکل (۳) فلوجارت روند بهینه‌سازی الگوریتم جدید HSIWD

مرحله ۱: نقاط نمونه اولیه آماده شده و مقادیر پاسخ دقیق آنها بوسیله آنالیز دقیق، محاسبه می‌شود. این نقاط در IDW برای تخمین مقادیر جدید و در HS برای تشکیل لیست HM مورد استفاده قرار می‌گیرد.

مرحله ۲: با توجه به مقادیر مجاز هر یک از متغیرها (X_i) ، یک بردار جدید ایجاد شده و سپس مقدار پاسخ تقریبی آن با استفاده از الگوریتم IDW محاسبه می‌شود. اگر پاسخ تقریبی بهتر از بدترین پاسخ لیست HM باشد،

بردار HM مطابق رابطه (8) تشکیل شده و بر اساس مقادیر پاسخ مرتب می‌شود. پس از آماده‌سازی HM، الگوریتم، بردار جواب جدیدی بر مبنای پارامترهای HMCR و PAR ایجاد می‌کند. برای مثال مقدار اولین متغیر بهینه‌سازی x_1' می‌تواند از بین مقادیر اولین متغیرهای موجود در لیست HM $(x_1^1, x_1^2, \dots, x_1^{HMS})$ انتخاب شود. مقدار سایر متغیرها در بردار جدید x_i' نیز می‌تواند به شکل مشابه انتخاب شود. بسته به احتمال HMCR، مقدار متغیر جدید می‌تواند از مقادیر مجاز دامنه تغییرات X_i انتخاب شود. به عبارت دیگر HMCR تعیین کننده احتمال انتخاب متغیر از لیست مقادیر قبلی ذخیره شده در HM است و $1-HMCR$ احتمال انتخاب مقدار متغیر از مقادیر مجاز آن متغیر X_i است که در معادله (9) نشان داده شده است.

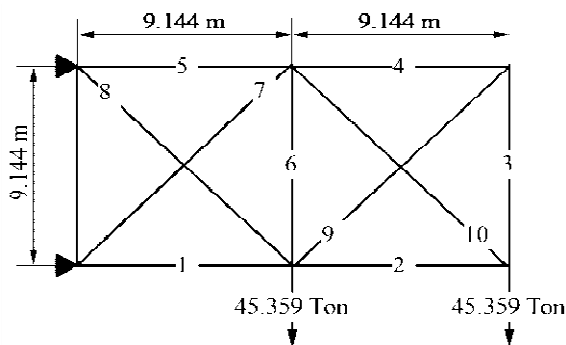
$$x_i' \leftarrow \begin{cases} x_i' \in \{x_i^1, x_i^2, \dots, x_i^{HMS}\} & w.p. HMCR \\ x_i' \in X_i & w.p. 1 - HMCR \end{cases} \quad (9)$$

بر اساس رابطه (10) هر جزء بردار جواب جدید $x' = (x_1', x_2', \dots, x_N')$ دوباره توسط احتمال PAR کنترل می‌شود.

$$x_i' \leftarrow \begin{cases} YES & w.p. PAR \\ NO & w.p. 1 - PAR \end{cases} \quad (10)$$

در این مرحله مقدار پاسخ بردار جواب جدید با بدترین پاسخ لیست HM مقایسه می‌شود. در صورتی که این مقدار جدید از بدترین جواب، بهتر باشد، با آن جایگزین شده و در غیر این صورت مراحل قبلی تکرار می‌شوند. پس از جایگزینی، لیست جدید HM مجدداً بر اساس مقادیر پاسخ، مرتب می‌شود. این مراحل تا زمانی تکرار می‌شوند که شرایط پایان الگوریتم حاصل شود.

نمودارهای همگرایی و نتایج طراحی این خرپا را تحت الگوریتم‌های گوناگون بهینه‌سازی نشان می‌دهند. مقایسه نتایج الگوریتم‌های مختلف بهینه‌سازی با این الگوریتم نشان می‌دهد که الگوریتم جدید موجب کاهش چشم‌گیر تعداد آنالیز مورد نیاز برای رسیدن به جواب بهینه شده است. بیشتر آنالیزهای غیر ضروری در مراحل اولیه الگوریتم دیده می‌شود یعنی جایی که مقادیر پاسخ به اندازه کافی از پاسخ بهینه دور است و نیازی به اندازه‌گیری دقیق نیست. در این مراحل است که اندازه‌گیری تقریبی جایگزین قبلی شده و در آخر منجر به کاهش بار محاسباتی می‌شود.



شکل (۴) ویژگی‌ها و هندسه خرپای ۱۰ عضوی

۵-۲- خرپای ۲۵ عضوی

شکل (۶) ویژگی‌های هندسی و شرایط تکیه‌گاهی خرپای سه بعدی ۲۵ عضوی [19, 20] را نشان می‌دهد. مصالح مورد استفاده در این خرپا دارای مدول ارتجاعی $E=703070 \text{ Kg/cm}^2$ ، چگالی $\rho=2.7678 \times 10^{-3} \text{ Kg/cm}^3$ ، بیشینه تنش مجاز $\sigma_{\max}=\pm 2812.28 \text{ Kg/cm}^2$ ، بیشینه تغییر مکان گره‌ای $\delta_{\max}=0.889 \text{ cm}$ و دامنه تغییرات متغیرهای بهینه‌سازی آن $0.645 \leq A \leq 21.94 \text{ cm}^2$ است. این خرپا تحت دو حالت بارگذاری بررسی شد. حالت اول، بارگذاری ساده مطابق جدول ۲ است و حالت دوم، بارگذاری مرکب است که در جدول ۳ جزئیات آن دیده می‌شود.

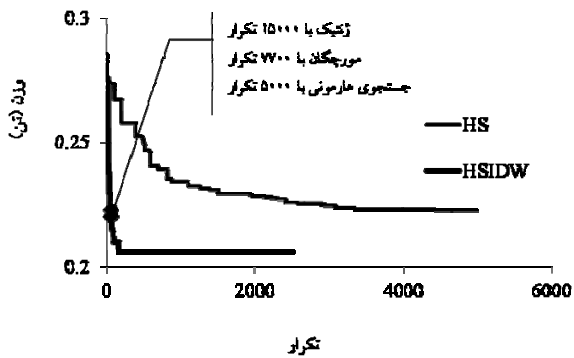
الگوریتم به مرحله بعدی رفته و در غیر این صورت، یک بردار جدید تشکیل شده و این مرحله تکرار می‌شود. مرحله ۳: پاسخ دقیق متناظر با بردار جدید، محاسبه می‌شود. اگر این پاسخ بهتر از بدترین پاسخ لیست HM باشد، با آن جایگزین شده و لیست HM مجدداً بر اساس مقادیر پاسخ مرتب می‌شود. در غیر این صورت بردار جواب دیگری تشکیل خواهد شد و مراحل قبل تکرار می‌شوند. مرحله ۴: مراحل بالا تا زمانی ادامه پیدا می‌کنند که شرایط پایان الگوریتم پیدا شود. پس از پایان الگوریتم، اولین بردار موجود در لیست HM، جواب بهینه خواهد بود. مثال‌های عددی نشان می‌دهند که بیشتر محاسبات دقیق غیر ضروری در مرحله دوم حذف می‌شوند. به عبارت دیگر فقط بردارهای جوابی که منجر به همگرایی الگوریتم می‌شوند، محاسبه دقیق روی آنها انجام خواهد شد. این فرایند موجب کاهش بار محاسباتی الگوریتم بهینه‌سازی می‌شود.

۵-۱- خرپای ۱۰ عضوی

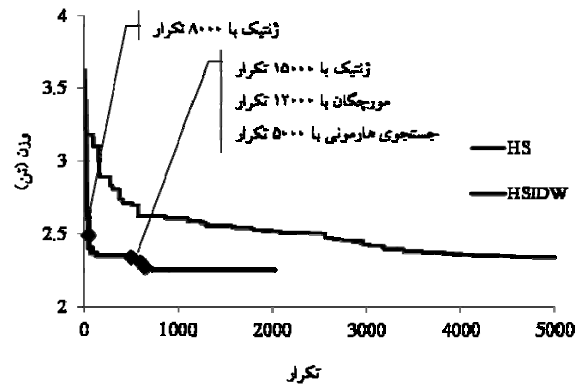
برای نمایش کارایی و توان الگوریتم در کاهش بار محاسباتی، چند مثال عددی [17-20] بررسی شده است. این الگوریتم به زبان Python [21] پیاده‌سازی شده که آنالیز سازه‌ها در آن به کمک نرم‌افزار OpenSees [22] انجام می‌شود.

۵-۱- خرپای ۱۰ عضوی

شکل (۴) ویژگی‌های هندسی، بارگذاری و شرایط تکیه‌گاهی خرپای دو بعدی ۱۰ عضوی را نمایش می‌دهد [17]. مصالح استفاده شده در این خرپا دارای مدول الاستیسیته $E=703070 \text{ Kg/cm}^2$ ، چگالی $\rho=2.7678 \times 10^{-3} \text{ Kg/cm}^3$ ، بیشینه تنش مجاز $\sigma_{\max}=\pm 1757.67 \text{ Kg/cm}^2$ ، بیشینه تغییر مکان گره‌ای مجاز $\delta_{\max}=5.08 \text{ cm}$ است و مقادیر مجاز برای سطح مقطع اعضا، $0.6452 \leq A \leq 225.81 \text{ cm}^2$ است. شکل (۵) و جدول (۱)



شکل (۷) دیاگرام همگرایی خرپای ۲۵ عضوی تحت بارگذاری ساده



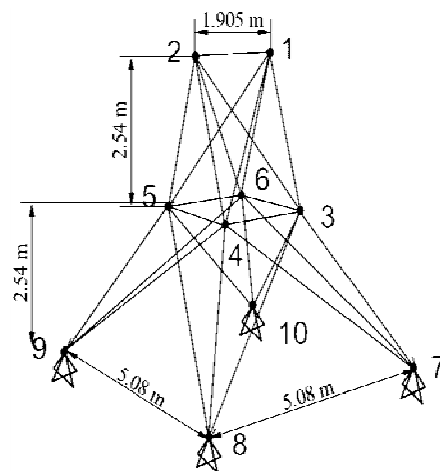
شکل (۵) نمودار همگرایی خرپای ۱۰ عضوی

جدول (۲) بارگذاری ساده گره‌های خرپای ۲۵ عضوی

گره	Fx (Kg)	Fy (Kg)	Fz (Kg)
۱	۴۵۴	-۴۵۴۰	-۴۵۴۰
۲	۰	-۴۵۴۰	-۴۵۴۰
۳	۲۲۷	۰	۰
۴	۲۷۲.۴	۰	۰

جدول (۳) بارگذاری مرکب خرپای ۲۵ عضوی

ترکیب	گره	Fx (Kg)	Fy (Kg)	Fz (Kg)
۱	۱	۴۵۴	۴۵۴۰	-۲۲۷۰
۲	۲	۰	۴۵۴۰	-۲۲۷۰
۳	۳	۲۲۷	۰	۰
۶	۶	۲۲۷	۰	۰
۲	۱	۰	۹۰۸۰	-۲۲۷۰
۲	۲	۰	-۹۰۸۰	-۲۲۷۰



شکل (۶) ویژگی‌های خرپای ۲۵ عضوی

جدول (۱) بردارهای جواب بهینه الگوریتم‌های بهینه‌سازی متداول در

مقایسه با الگوریتم جدید در خرپای ۱۰ عضوی (برحسب cm^2)

عضو	ACO	Camp et al. (1998)	Mahfouz (1999)	Harmony Search	HSIDW
۱	۱۸۶.۸۸	۱۸۰.۷۵	۲۰۹.۳۸	۱۸۷.۸۱	۱۸۶.۵۶
۲	۰.۶۳	۰.۶۳	۱۰.۱۳	۱.۶۹	۳.۳۱
۳	۱۶۳.۱۳	۱۵۰.۴۴	۱۴۳.۱۳	۱۴۲.۸۸	۱۴۲.۵۶
۴	۹۶.۲۵	۸۷.۲۵	۸۸.۷۵	۹۱.۱۳	۹۰.۸۸
۵	۰.۶۳	۰.۶۳	۱۰.۱۳	۰.۶۳	۰.۶۳
۶	۳.۱۳	۳.۵۰	۱۰.۱۳	۱.۷۵	۴.۵۶
۷	۱۳۰.۶۳	۱۳۷.۱۹	۱۴۳.۱۳	۱۲۹.۰۰	۱۲۸.۶۳
۸	۴۶.۲۵	۴۸.۰۶	۴۹.۸۱	۵۰.۶۹	۴۵.۶۹
۹	۰.۶۳	۰.۶۳	۱۰.۱۳	۱.۵۰	۰.۶۳
۱۰	۱۱۶.۸۸	۱۳۸.۰۶	۱۳۷.۵۰	۱۲۹.۳۱	۱۳۱.۳۱
وزن	۲۲۶۷.۲۸	۲۳۰۴.۵۰	۲۴۹۲.۹۱	۲۲۶۱.۸۳	۲۲۵۳.۲۰
آنالیز	۱۲۰۰۰	۱۵۰۰۰	۸۰۰۰	۵۰۰۰	۱۸۷۰

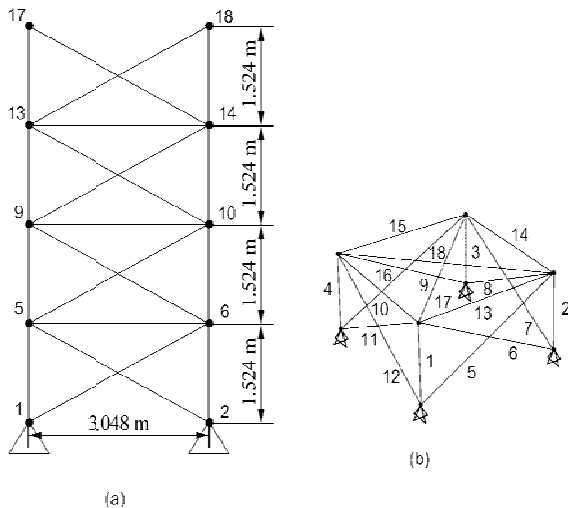
شکل (۷) دیاگرام همگرایی خرپای ۲۵ عضوی را در حالت بارگذاری ساده نشان می‌دهد. همان‌گونه که در شکل دیده می‌شود، مقایسه نتایج الگوریتم جدید با الگوریتم‌های بهینه‌سازی متداول، تأثیر چشمگیر این الگوریتم در کاهش بار محاسباتی را نشان می‌دهد. در جدول (۴) جزئیات این مقایسه قابل مشاهده است.

شکل (۸) دیاگرام همگرایی خرپای ۲۵ عضوی را تحت بارگذاری مرکب نشان می‌دهد. همان‌گونه که در جدول (۵) نشان داده شده است، الگوریتم جدید، نتایج بهتری در مقایسه با سایر الگوریتم‌ها ارائه کرده است.

۳-۵- خرابای ۷۲ عضوی

شکل (۹) ویژگی‌های هندسی و شرایط تکیه‌گاهی خرابای سه بعدی ۷۲ عضوی [۱۱] را نشان می‌دهد. مصالح مورد استفاده در این خرپا دارای مدول ارتجاعی $E=703070 \text{ Kg/cm}^2$ ، چگالی $\rho=2.7678 \times 10^{-3} \text{ Kg/cm}^3$ ، بیشینه تنش مجاز $\sigma_{\max}=\pm 1757.67 \text{ Kg/cm}^2$ ، بیشینه تغییر مکان گره‌ای $\delta_{\max}=0.635 \text{ cm}$ بوده و دامنه تغییرات متغیرهای بهینه‌سازی آن $0.645 \leq A \leq 19.35 \text{ cm}^2$ است. این خرپا تحت بارگذاری مرکب قرار می‌گیرد که جزئیات گره‌ها و بارگذاری آنها در جداول ۶ و ۷ آمده است.

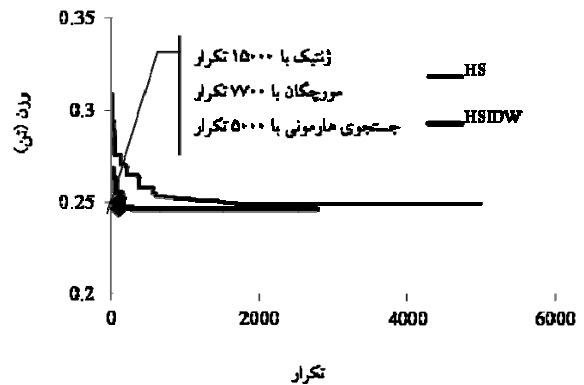
شکل (۱۰) دیاگرام همگرایی خرابای ۷۲ عضوی را نشان می‌دهد که در جدول ۸ جزئیات مقایسه الگوریتم‌ها قابل مشاهده است.



شکل (۹) مشخصات خرابای ۷۲ عضوی

جدول (۶) مختصات گره‌های خرابای ۷۲ عضوی

Z(m)	Y(m)	X(m)	گره
۱.۵۲۴i	-۱.۵۲۴	-۱.۵۲۴	i+1
۱.۵۲۴i	-۱.۵۲۴	۱.۵۲۴	i+2
۱.۵۲۴i	۱.۵۲۴	۱.۵۲۴	i+3
۱.۵۲۴i	۱.۵۲۴	-۱.۵۲۴	i+4



شکل (۸) دیاگرام همگرایی خرابای ۷۲ عضوی تحت بارگذاری مرکب

جدول (۴) نتایج بهینه بدست آمده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی مختلف

برای خرابای ۷۲ عضوی تحت بارگذاری ساده

HSIDW	Harmony Search	Camp et al. (GA)	ACO	عضو	گروه
۱.۷۵	۰.۷۵	۰.۶۳	۰.۶۳	۱	۱
۱.۸۸	۱.۰۶	۳.۱۳	۱.۸۸	۵-۲	۲
۲۱.۲۵	۲۱.۲۵	۲۱.۲۵	۲۱.۲۵	۹-۶	۳
۰.۶۹	۰.۷۵	۰.۶۳	۰.۶۳	۱۱-۱۰	۴
۱۰.۸۱	۷.۶۹	۱۱.۸۸	۱۳.۱۳	۱۳-۱۲	۵
۵.۶۹	۵.۱۳	۵.۶۳	۶.۲۵	۱۷-۱۴	۶
۳.۳۱	۵.۸۸	۳.۱۳	۳.۱۳	۲۱-۱۸	۷
۲۱.۱۹	۲۰.۹۴	۲۱.۲۵	۲۱.۲۵	۱۵-۲۲	۸
۲۱۶.۱۰	۲۱۸.۸۳	۲۲۰.۱۹	۲۲۰.۱۹	وزن	
۲۸۳۸	۵۰۰۰	۱۵۰۰۰	۷۷۰۰	آنالیز	

جدول (۵) نتایج بدست آمده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی مختلف

برای خرابای ۷۲ عضوی تحت بارگذاری مرکب

HSIDW	Harmony Search	Camp et al. (GA)	ACO	عضو	گروه
۰.۶۵	۰.۶۵	۰.۰۶	۰.۰۶	۱	۱
۱۳.۲۳	۱۰.۶۵	۱۲.۹۷	۱۲.۹۰	۵-۲	۲
۱۹.۱۶	۲۰.۱۳	۱۹.۰۳	۱۹.۱۶	۹-۶	۳
۱.۲۳	۰.۸۴	۰.۰۶	۰.۰۶	۱۱-۱۰	۴
۰.۷۷	۰.۷۱	۰.۱۹	۰.۰۶	۱۳-۱۲	۵
۴.۳۲	۳.۴۲	۴.۳۹	۴.۴۵	۱۷-۱۴	۶
۱۰.۱۳	۱۳.۱۶	۱۰.۸۴	۱۰.۸۴	۲۱-۱۸	۷
۱۷.۰۳	۱۸.۰۶	۱۷.۲۹	۱۷.۲۳	۱۵-۲۲	۸
۲۴۵.۹۱	۲۵۳.۷۶	۲۴۷.۵۷	۲۴۷.۴۵	وزن	
۲۸۳۸	۵۰۰۰	۱۵۰۰۰	۷۷۰۰	آنالیز	

۶- نتیجه‌گیری

در این پژوهش یک روش بهینه‌سازی ترکیبی، ارائه شده است که ترکیبی از الگوریتم تخمین IDW و یک الگوریتم بهینه‌سازی HS است. اغلب روش‌های بهینه‌سازی برای رسیدن به جواب بهینه تعداد آنالیزهای زیادی انجام می‌دهند و این امر موجب افزایش بار محاسباتی می‌شود، پس این الگوریتم برای کاهش بار محاسباتی مورد نیاز برای رسیدن به جواب بهینه ارایه شده است. همچنین از آن می‌توان برای درک بهتر تابع هدف استفاده کرد که این خصوصیت مربوط به بخش فرامدلسازی این الگوریتم است. برای بررسی بیشتر، چند مثال عددی ارائه شده است که نتایج حاصل از این مثال‌ها که بیشتر با استفاده از روش‌های متداول از جمله کولونی مورچه‌ها و الگوریتم ژنتیک بهینه‌سازی شده‌اند، با نتایج به دست آمده از روش ارایه شده در این مقاله مقایسه شده است. مقایسه این نتایج، نشان می‌دهند که استفاده از این الگوریتم در مسائل بهینه‌سازی، کاهش زیادی در تعداد آنالیز و زمان مورد نیاز برای رسیدن به جواب بهینه ایجاد می‌کند و همچنین جواب‌های به دست آمده از این الگوریتم سبک‌تر از جواب‌های به دست آمده به وسیله سایر الگوریتم‌ها است. در این نتایج افزایش قابل ملاحظه سرعت همگرایی را به خوبی می‌توان دید که این امر نشان دهنده کارایی بسیار خوب و قابل توجه الگوریتم حاضر در حل مسائل بهینه‌سازی است.

۷- مراجع

- [1] J. F. M. Barthelmy and R. T. Haftka, "Approximation Concepts for Optimum Structural Design - A Review," *Struct. Optimization*, vol. 5, no. 3, pp. 129-144, (1993).
- [2] R. Jin, W. Chen, and T. W. Simpson, "Comparative studies of metamodelling techniques under multiple modelling criteria type," *Struct. Multidiscip.*, vol. 23, no. 1, pp. 1-13, (2001).

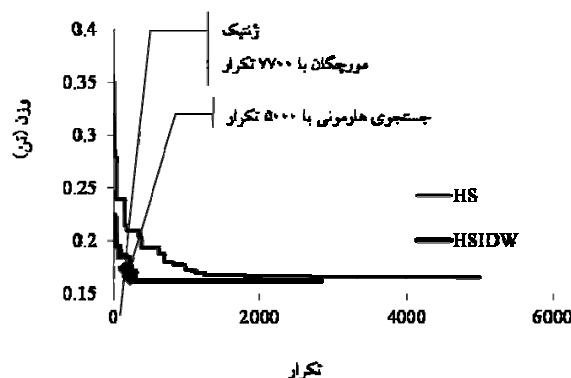
جدول (۷) بارگذاری خرپای ۷۲ عضوی

ترکیب	گره	Fx (Ton)	Fy (Ton)	Fz (Ton)
۱	۱۷	۰	۰	-۲.۲۶۸
	۱۸	۰	۰	-۲.۲۶۸
	۱۹	۰	۰	-۲.۲۶۸
	۲۰	۰	۰	-۲.۲۶۸
۲	۱۷	۲.۲۶۸	۲.۲۶۸	-۲.۲۶۸
	۱۷	۰	۰	-۲.۲۶۸

جدول (۸) نتایج بهینه بدست آمده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی مختلف

برای خرپای ۷۲ عضوی

گروه	عضو	ACO	Camp et al. (GA)	Harmony Search	HSIDW
۱	۴-۱	۱۲.۵۷	۱۱.۹۷	۱۲.۰۰	۱۱.۹۴
۲	۱۲-۵	۳.۲۸	۳.۱۸	۳.۲۹	۳.۲۹
۳	۱۶-۱۳	۰.۶۵	۰.۶۵	۰.۰۶	۰.۰۶
۴	۱۸-۱۷	۰.۶۶	۰.۶۵	۰.۰۶	۰.۲۶
۵	۲۲-۱۹	۸.۴۱	۸.۲۸	۸.۳۹	۸.۱۹
۶	۳۰-۲۳	۳.۳۰	۳.۲۵	۳.۳۵	۳.۲۹
۷	۳۴-۳۱	۰.۶۵	۰.۶۵	۰.۰۶	۰.۱۳
۸	۳۶-۳۵	۰.۶۵	۰.۶۵	۰.۱۳	۰.۱۳
۹	۴۰-۳۷	۳.۶۲	۳.۳۴	۳.۴۲	۳.۴۲
۱۰	۴۸-۴۱	۳.۱۷	۳.۳۷	۳.۴۸	۳.۲۳
۱۱	۵۲-۴۹	۰.۶۵	۰.۶۵	۰.۱۳	۰.۱۳
۱۲	۵۴-۵۳	۰.۶۹	۰.۶۸	۰.۲۶	۰.۴۵
۱۳	۵۸-۵۵	۱.۰۱	۱.۰۱	۱.۱۰	۱.۱۰
۱۴	۶۶-۵۹	۳.۵۵	۳.۵۵	۳.۴۸	۳.۳۵
۱۵	۷۰-۶۷	۲.۵۲	۲.۵۷	۲.۸۴	۲.۷۷
۱۶	۷۲-۷۱	۳.۸۲	۴.۳۵	۳.۸۷	۳.۸۷
وزن		۱۷۲.۳۷	۱۷۲.۳۷	۱۶۵.۵۶	۱۶۲.۸۴
آنالیز		۷۷۰۰	۱۵۰۰۰	۵۰۰۰	۲۸۳۸



شکل (۱۰) دیاگرام همگرایی خرپای ۷۲ عضوی

- [14] Z. W. Geem, *Music-Inspired Harmony Search Algorithm: Theory and Applications*. Springer Publishing Company, Incorporated, (2009).
- [15] K. Lee and Z. Geem, "A new meta-heuristic algorithm for continuous engineering optimization: harmony search theory and practice," *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, vol. 194, no. 36–38, pp. 3902–3933, (2005).
- [16] M. Mahdavi, M. Fesanghary, and E. Damangir, "An improved harmony search algorithm for solving optimization problems," *Applied Mathematics and Computation*, vol. 188, no. 2, pp. 1567–1579, (2007).
- [17] C. V Camp and B. J. Bichon, "Design of Space Trusses Using Ant Colony Optimization," *J. Struct. Eng. ASCE*, vol. 130, pp. 741–751, (2004).
- [18] R. Sedaghati, "Benchmark case studies in structural design optimization using the force method," *Int. J. Solids. Struct.*, vol. 42, pp. 5848–5871, (2005).
- [19] H. Rahami, A. Kaveh, and Y. Gholipour, "Sizing, geometry and topology optimization of trusses via force method and genetic algorithm," *Eng. Struct.*, vol. 30, pp. 2360–2369, (2008).
- [20] A. Kaveh, Y. Gholipour, and H. Rahami, "Optimal design of transmission towers using genetic algorithm and neural networks," *International Journal of Space Structures*, vol. 23, no. 1, pp. 1–19, (2008).
- [21] G. van Rossum, "Python Reference Manual," CWI, (1995).
- [22] S. Mazzoni, F. McKenna, M. H. Scott, and G. L. Fenves, *OpenSees Command Language Manual*. (2007).
- [23] C. V Camp, S. Pezeshk, and G. Cao, "Optimized design of two-dimensional structures using a genetic algorithm," *J. Struct. Eng. ASCE*, vol. 124, pp. 551–559, (1998).
- [3] J. D. Martin and T. W. Simpson, "A Study on the Use of Kriging Models to Approximate Deterministic Computer Models," *ASME Conference Proceedings*, vol. 2003, no. 37009, pp. 567–576, (2003).
- [4] F. Jurecka, *Robust design optimization based on metamodeling techniques*. Shaker Verlag GmbH, Germany, (2007).
- [5] D. Shepard, "A two-dimensional interpolation function for irregularly-spaced data," in *Proceedings of the 1968 23rd ACM national conference*, pp. 517–524, (1968).
- [6] M. H. A. Bonte, A. H. Boogaard, and J. Huetink, "Solving optimization problems in metal forming using Finite Element simulation and metamodelling techniques," in *Apomat conference*, (2005).
- [7] W. Hu, E. Li, G. Y. Li, and Z. H. Zhong, "Development of metamodeling based optimization system for high nonlinear engineering problems," *Advances in Engineering Software*, vol. 39, pp. 629–645, (2008).
- [8] J. Kleijnen, "Kriging metamodeling in simulation A review," *European Journal of Operational Research*, vol. 192, pp. 707–716, (2009).
- [9] T. H. Lee and J. J. Jung, "A sampling technique enhancing accuracy and efficiency of metamodel-based RBDO: Constraint boundary sampling," *Comput. Struct.*, vol. 86, pp. 1463–1476, (2008).
- [10] J. H. Friedman, "Multivariate adaptive regression splines," *Ann. Statist.*, vol. 19, no. 1, pp. 1–67, (1991).
- [11] K. S. Lee and Z. W. Geem, "A new structural optimization method based on the harmony search algorithm," *Computers & Structures*, vol. 82, no. 9–10, pp. 781–798, (2004).
- [12] Z. Geem, "State-of-the-Art in the Structure of Harmony Search Algorithm," *Recent Advances In Harmony Search Algorithm*, vol. 270, Springer Berlin / Heidelberg, pp. 1–10, 2010.
- [13] Z. Geem, "Novel derivative of harmony search algorithm for discrete design variables," *Applied Mathematics and Computation*, vol. 199, no. 1, pp. 223–230, (2008).

Decreasing computational effort in structural optimization using a multifidelity metamodel

Y. Gholipour¹, M.M. Shahbazi^{2*}

1- Professor of School of Civil Engineering University of Tehran

2- Ph.D. Student of Civil Engineering of Elm-O-Sanat University

eorg@ut.ac.ir

Abstract:

High fidelity models are becoming increasingly common in engineering optimization. The computation burden is often caused by expensive analysis and simulation processes in order to reach a comparable level of accuracy as physical testing data. The metamodels are initially developed as surrogates of the expensive simulation process in order to improve the overall computation efficiency. This work presents a new multilevel optimization approach for multidisciplinary structural design optimization based on multi fidelity modeling to decrease computational effort. Such method is a composition of a statistical estimating method and a metaheuristic algorithm. A low fidelity analysis response determines if the high fidelity analysis should be done or not. As a result, most of unnecessary high fidelity calculation will be omitted. The empirical results show the new algorithm causes a significant decrease in computational load as well as increase in convergence rate.

Keywords: Multi level optimization; Metamodeling; Harmony search algorithm; Inverse distance weighting model.