

بهینه‌سازی اندازه و توپولوژی خرپاها با استفاده از روش ده‌پا اصلاح شده

مصطفی مشایخی^{۱*}، فهیمه مهدی‌زاده بهمن آباد^۲

۱- استادیار دانشکده فنی و مهندسی، گروه عمران، دانشگاه ولی‌عصر (عج) رفسنجان

۲- کارشناس ارشد سازه، گروه عمران، دانشگاه ولی‌عصر (عج) رفسنجان

m.mashayekhi@vru.ac.ir

تاریخ دریافت: ۹۸/۱۱/۱ تاریخ پذیرش: ۹۹/۶/۲۷

چکیده

بهینه‌سازی را می‌توان فرآیندی برای یافتن شرایطی دانست که مقدار بیشینه و کمینه یک تابع را ایجاد می‌کند. الگوریتم‌های فراابتکاری با یک ایده از یک رویداد در طبیعت برای ایجاد الگوریتم بهینه‌سازی به کار گرفته شده‌اند. در این مقاله الگوریتم بهینه‌سازی فراابتکاری ده‌پا به کمک ماشین‌های یاخته‌ای اصلاح و برای بهینه‌سازی اندازه و توپولوژی خرپاها استفاده شده است. در این روش اصلاح شده، ماشین یاخته‌ای و همسایگی مور تعریف می‌شود و بهترین جواب انتخاب و از آن برای ایجاد جمعیت جدید استفاده می‌شود. در آخر بهترین جواب جایگزین بدترین فرد در ماشین یاخته‌ای شده و به این صورت ماشین یاخته‌ای به روزرسانی می‌شود. در این مقاله جابه‌جایی گره‌ها و نیروهای داخلی سازه خرپا به عنوان قیدهای بهینه‌سازی در نظر گرفته شده‌اند. مقایسه نتایج عددی که از روش اصلاح شده به دست می‌آید با بقیه روش‌های فراابتکاری نشان می‌دهد که الگوریتم اصلاح شده-ی پیشنهادی قادر به یافتن پاسخ بهتر با استفاده از تلاش‌های محاسباتی کمتر است.

واژگان کلیدی: الگوریتم‌های فراابتکاری، بهینه‌سازی توپولوژی، الگوریتم ده‌پا، خرپا، ماشین‌های یاخته‌ای

۱- مقدمه

بهینه‌سازی سازه می‌تواند به عنوان یک فرآیند طراحی بهینه - سازه‌های مختلف تعریف شود که معمولاً تابع هدف، وزن سازه است. از میان سازه‌های مختلف، خرپاها یکی از گسترده‌ترین سازه‌های مورد استفاده در جهان هستند. به طوری که پژوهشگران زیادی، با توجه به روش‌های بهینه‌سازی کلاسیک، طراحی بهینه سازه‌های خرپایی را انجام داده‌اند [1, 2]. الگوریتم‌های متفاوتی برای مسائل بهینه‌سازی خرپاها استفاده شده است. به طور کلی، سه دسته اصلی در بهینه‌سازی سازه‌ها وجود دارد، که شامل، بهینه‌سازی اندازه، توپولوژی،

Minimize:

$$W(X_A, X_G) = \sum_{m=1}^{N_m} \rho_m L_m A_m \quad (1)$$

$$X = X[X_A, X_G] \quad (2)$$

$$X[X_A, X_G] = [A_1, A_2, \dots, A_{N_m}, G_1, G_2, \dots, G_{N_f}]$$

$$\text{Subjected to: } g_m^d(X_A, X_G) = \frac{\sigma_m(X_A, X_G)}{\sigma_m(\text{all})} - 1 \leq 0 \quad (3)$$

$$m = 1, 2, \dots, N_m$$

$$g_j^d(X_A, X_G) = \frac{\delta_j(X_A, X_G)}{\delta_j(\text{all})} - 1 \leq 0 \quad (4)$$

$$j = 1, 2, \dots, N_f$$

در این رابطه X , W , A_m , L_m , ρ_m , σ_m , δ_j , g_m^d , g_j^d به ترتیب بردار متغیرهای اندازه

و توپولوژی طراحی، وزن سازه، سطح مقطع عرضی، طول، جرم واحد حجم عضو m ام، محدودیت های تنش عضو m ام، محدودیت های جابه جایی گره j ام، تنش محاسبه شده، تنش محوری مجاز عضو m ام، جابه جایی محاسبه شده، جابه جایی مجاز گره j ام، تعداد کلی گره ها هستند.

۳- الگوریتم بهینه سازی ده پا

در این مقاله، یک الگوریتم بهینه سازی فراابتکاری جدید که براساس سازوکار رفتار تغییر رنگ ده پا الهام گرفته است، برای یافتن راه حل بهینه در مسائل بهینه سازی عددی ارائه شده است. الگوها و رنگ هایی که در ده پا دیده می شود، توسط نور منعکس شده از لایه های مختلفی است که از سلول هایی جمع شده اند و ترکیب سلول های خاص به ماهی ده پا اجازه می دهد تا چنین مجموعه ای از الگوها و رنگ ها را داشته باشند [12].

ده پا نوعی سرپایانی است که به علت توانای در تغییر رنگ خود می تواند با محیط اطرافش هم رنگ شود. برخی سلول ها دارای رنگدانه های قرمز، نارنجی، زرد، سیاه و قهوه ای هستند. مجموعه ای از سلول های آینه مانند اجازه می دهد تا پوست ده پا همه رنگ های غنی و متنوع محیط خودش را نشان بدهد. ظاهر

هندسی است. بهینه سازی اندازه درمورد یافتن سطح مقطع عرضی بهینه برای اعضای سازه است. بهینه سازی توپولوژی مربوط به اتصال یا مسئله ی بودن یا نبودن المان ها بین گره است [3-7]. در بهینه سازی شکل، مختصات گره ها به عنوان متغیرهای طراحی در نظر گرفته شده اند [8].

یک مسئله بهینه سازی می تواند به صورت یک مسئله پیوسته یا گسسته در نظر گرفته شود. در مسئله پیوسته، متغیرهای طراحی می تواند از مجموعه اعداد حقیقی انتخاب شود. در حالی که اگر متغیرهای طراحی از یک مجموعه ای مشخص انتخاب شوند، مسئله به صورت گسسته در نظر گرفته می شود [9].

تقریباً همه الگوریتم های فراابتکاری از یک فرآیند یا رویداد خاص در طبیعت به عنوان منبع الهام بخش - برای ایجاد الگوریتم های بهینه سازی الهام گرفته شده اند. بسیاری از تکنیک های فراابتکاری قوی، مثل شبیه سازی بازپخت، الگوریتم های تکاملی، بهینه سازی تجمع ذرات ۳ و بهینه سازی تجمع مورچگان؛ در دهه های اخیر توسط پژوهشگران معرفی شده اند. [10].

۲- بهینه سازی اندازه و توپولوژی خریاها

در توپولوژی خریا وجود یا عدم وجود اعضا به عنوان متغیرهای بهینه سازی در نظر گرفته می شوند. بهینه سازی اندازه خریاها شامل به دست آوردن مقدار بهینه سطح مقطع عرضی عضو است که وزن سازه را حداقل می کند. این حداقل طراحی همچنین محدودیت های نابرابری که متغیرهای طراحی و پاسخ سازه ای را محدود می کند، برآورده می کند [11]. هدف، یافتن بردار X (معادله ۲) برای N_m اعضای سازه است، به شکلی که A تابع هدف وزن را حداقل می کند (معادله ۱):

1. Simulated annealing
2. Evolutionary algorithm
3. Particle swarm optimization
4. Ant colony optimization

ده‌پا به اینکه نور به کدام پارامتر آن برخورد می‌کند بستگی دارد [12].

الگوریتم (CFA) از کار سه لایه سلولی که ده‌پا برای تغییر رنگ پوست خود استفاده کرده است، تقلید می‌کند. به همین منظور می‌توان دو فرآیند مهم (انعکاس و وضوح) را پیشنهاد کرد [12]. لازم به ذکر است الگوریتم CFA برای سیستم‌های تشخیص نفوذ (IDSs) در پژوهشهای گذشته استفاده شده است و اینجا برای اولین بار از آن برای بهینه‌سازی سازه‌ای استفاده شده است.

مانند دیگر الگوریتم‌های فراابتکاری، الگوریتم CFA با راه حل‌های تصادفی به عنوان جمعیت اولیه شروع می‌شود. سپس هفت گام به کار برده می‌شود تا شرایط همگرایی متوقف شود. الگوریتم CFA جمعیت را به چهار گروه تقسیم می‌کند، که هر گروه به طور مستقل کار می‌کند و تنها بهترین راه حل را به اشتراک می‌گذارد. گام‌های اصلی الگوریتم CFA به شرح زیر است [12].

گام اول: ایجاد جمعیت اولیه

جمعیت اولیه p به صورت تصادفی تولید می‌شود و بهترین فرد جمعیت p در $Best$ ذخیره می‌شود و میانگین متغیرهای $Best$ در $AVBest$ ذخیره خواهند شد:

$$P_{ij} = x_j^{min} + r * (x_j^{max} - x_j^{min}) \quad (5)$$

$$l = 1 \text{ to } N, j = 1 \text{ to } n$$

که در این رابطه r , p_{ij} , x_j^{max} , x_j^{min} , n , N به ترتیب l امین متغیر طراحی فرد l ام جمعیت، یک عدد تصادفی بین (۰،۱)، مرز بالا متغیر l ام، مرز پایین متغیر l ام، تعداد متغیرهای طراحی، اندازه جمعیت هستند.

گام دوم: تقسیم بندی جمعیت

جمعیت اولیه به چهار قسمت مساوی تقسیم می‌شود.

گام سوم: ایجاد افراد جدید با استفاده از گروه اول:

از اولین گروه جمعیت استفاده می‌شود و افراد جدید با

توجه به رابطه‌های زیر ایجاد می‌شوند:

$$R = \text{random} * (r_1 - r_2) + r_2 \quad (6)$$

$$\text{reflection} = R * p_{ij} \quad (7)$$

$$\text{visiblility} = V * \text{Best}_{(p)} - p_{ij} \quad (8)$$

$$\text{newp}_{ij} = \text{reflection} + \text{visiblility} \quad (9)$$

که در رابطه‌های بالا newp_{ij} , random , V , r_1 و r_2

به ترتیب یک عدد تصادفی بین (۰،۱)، فرد جدید، یک عدد تصادفی بین (۱،-۱)، اعداد ثابت هستند.

گام چهارم: ایجاد افراد جدید با استفاده از گروه دوم:

از دومین گروه جمعیت استفاده شده و افراد جدید با توجه

به رابطه‌های زیر به وسیله آن ایجاد می‌شوند:

$$\text{reflection} = R * \text{Best}_{(p)} \quad (10)$$

در این گام، newp_{ij} , visiblility , V و R مشابه قبل به

دست می‌آیند.

گام پنجم: ایجاد افراد جدید با استفاده از گروه سوم:

از سومین گروه جمعیت استفاده می‌شود و افراد جدید با

توجه به رابطه‌های زیر ایجاد می‌شوند:

$$\text{reflection} = R * \text{Best}_{(p)} \quad (11)$$

$$\text{visiblility} = V * (\text{Best}_{(p)} - \text{AVBest}) \quad (12)$$

در این رابطه، R و V به ترتیب یک عدد تصادفی بین

(۰،۱) و (۱،-۱) هستند.

گام ششم: ایجاد افراد جدید با استفاده از گروه چهارم:

در چهارمین قسمت از گروه جمعیت، افراد جدید به

صورت تصادفی از رابطه (۵) به دست می‌آیند.

گام هفتم: مقایسه جمعیت جدید با جمعیت قبل

اگر تابع هدف هر فرد در جمعیت جدید، از تابع هدف همان فرد در جمعیت فعلی بهتر باشد، فرد مذکور در جمعیت جدید، جایگزین همان فرد در جمعیت فعلی می گردد.

۴- روش ماشین های یاخته ای

به تازگی توجه به پردازش موازی به علت توانایی آن در شبیه سازی و بهینه سازی سازه ای افزایش یافته است. ماشین یاخته ای CA یک ابزار محاسباتی کارآمد و قوی برای ساده سازی در محاسبات پیچیده است. به علت اینکه CA ساده اجرا می شود و می تواند مسائل پیچیده را بدون محاسبات گسترده ریاضی حل کند، آن را به طور گسترده ای در زمینه های مختلف علوم و مهندسی استفاده می شود [13]. مفاهیم اولیه CA به وون نیومن نسبت داده شده است [14] کسی که این روش را در اوایل دهه ۱۹۵۰ معرفی کرد و سپس توسط پژوهشگران دیگر در زمینه های مختلف علم توسعه یافت [15, 16]. CA برای شبیه سازی پدیده های مختلف، مانند جریان ترافیک، دینامیک جمعیت استفاده شده است [17]. همچنین، CA در تجزیه و تحلیل سازه ها و بهینه سازی آنها استفاده شده است [18-23]. CA شامل چهار عنصر است که به طور خلاصه شرح داده می شود. اولین عنصر مفهوم ساختار شبکه است. مجموعه ای از سلول ها به صورت یک ساختار شبکه توزیع می شوند و هر سلول به سلول های همسایه خود متصل است. ساختار شبکه که به طور گسترده ای در محاسبات استفاده می شود مستطیل، مثلثی و شش ضلعی است [24]. لازم به ذکر است که در این مقاله، از ساختار شبکه مستطیلی استفاده شده است.

عنصر دوم، متغیرهای سلولی است. هر سلول از شبکه، شامل مجموعه ای از پارامترهای مشخص است که باید در تکرارهای مختلف بهینه سازی به روزرسانی شود. در مورد

مسئله بهینه سازی خریا، هر متغیر سلولی یک بردار از متغیرهای طراحی است [24].

عنصر سوم مفهوم همسایگی است. شکل ساختار همسایگی بسیار وابسته به ماهیت پدیده فیزیکی است که باید مدل سازی شود. در این مقاله، از ساختار معروف همسایگی مور استفاده شده است.

عنصر چهارم، به روز رسانی قوانین است. برای به روز رسانی متغیرهای سلول در هر تکرار، برخی از قوانین به روز رسانی محلی باید استفاده شود. این قوانین به طور مستقیم به رفتار سیستم مدل شده وابسته است [24].

۵- الگوریتم اصلاح شده ده پا (CA-CFA)

در این مقاله، CA و CFA برای بهبود الگوریتم CFA ترکیب شدند. هدف اصلی ایجاد تعامل بهتر با استفاده از ایده CA است. این اصلاح یک فرصت بیشتر برای تبادل اطلاعات در همسایگی خود فراهم می کند. در ماشین های یاخته ای اطلاعات هر سلول با همسایگی آن مقایسه شده و بهترین جواب انتخاب می شود [24]. در ادامه، گام های الگوریتم $CA-CFA$ ارائه شده است:

گام اول: مشابه گام اول در الگوریتم CFA است.

گام دوم: ایجاد همسایگی مور و جایگزین جمعیت در ماشین یاخته ای

به تعداد (a^2) می تواند بین ۳ تا مجذور تعداد جمعیت باشد) از بهترین افراد جمعیت انتخاب می شود و بردار متغیرها و تابع هدف آنها به صورت تصادفی در هر یک از سلول های ماشین یاخته ای قرار می گیرد.

گام های سوم تا ششم: به ترتیب مشابه گام های دوم تا پنجم در الگوریتم CFA است.

گام هفتم: ایجاد افراد جدید با استفاده از گروه چهارم:

در گروه چهارم، ابتدا یک فرد به تصادف از شبکه CA انتخاب می شود. با توجه به مقدار تابع هدف فرد انتخاب شده

۵۹۲۵/۷۴ پوند بدست آورد.

شکل ۱. فلوچارت الگوریتم ده‌پا اصلاح شده

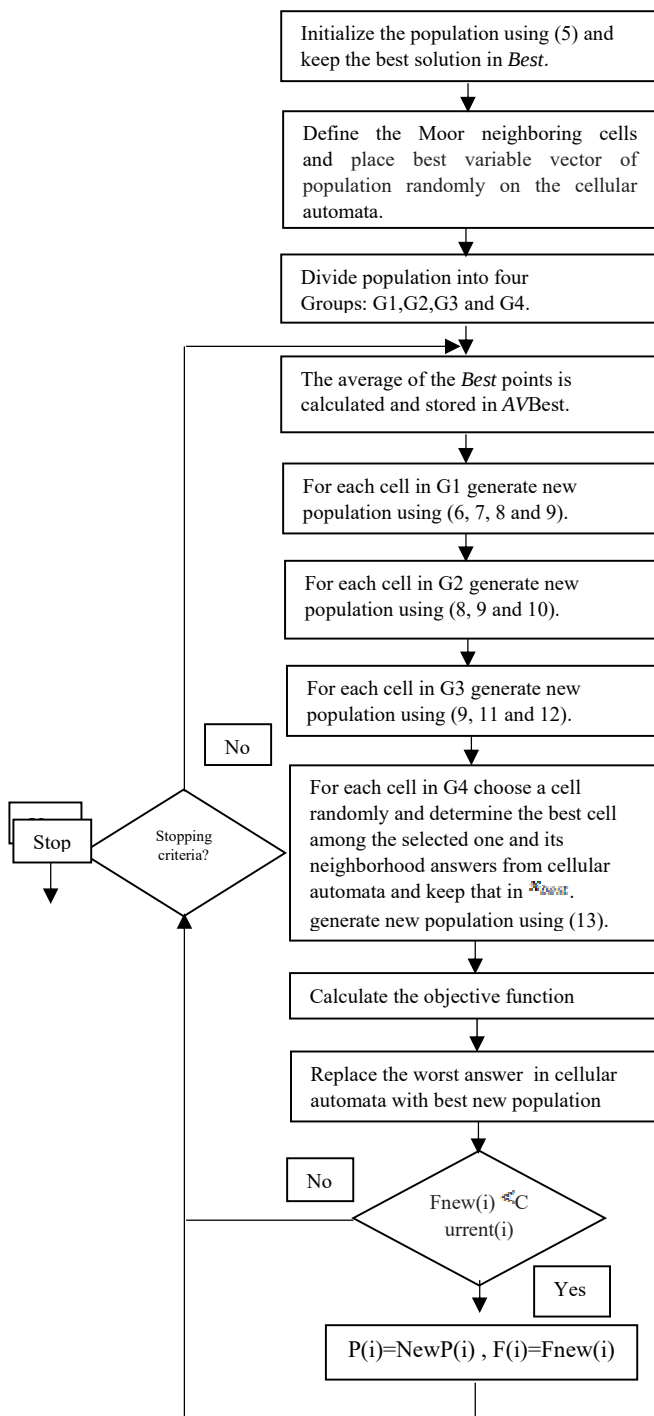


Fig. 1. General principle of CA-CFA

و سلول‌های همسایه آن، بهترین جواب انتخاب می‌شود (x_{best}). سپس از x_{best} انتخاب شده برای ایجاد فرد i ام با

استفاده از رابطه (۱۳) استفاده می‌شود:

If $Fx_{best} < Fp_i$: (13)

$$newp_{ij} = p_{ij} + r * (x_{best} - p_{ij})$$

Else:

$$newp_{ij} = p_{ij} + r * (p_{ij} - x_{best})$$

که در این رابطه r ، Fp_i ، Fx_{best} به ترتیب تابع هدف x_{best} ، تابع هدف فرد i ام جمعیت، یک عدد تصادفی بین (۰،۱) است.

گام هشتم: مقایسه جمعیت جدید با جمعیت قبل

اگر تابع هدف هر فرد در جمعیت جدید، از تابع هدف همان فرد در جمعیت فعلی بهتر باشد، فرد مذکور در جمعیت جدید، جایگزین همان فرد در جمعیت فعلی می‌شود.

گام نهم: به روزرسانی ماشین یاخته‌ای

بهترین جواب جمعیت جدید جایگزین بدترین فرد در ماشین یاخته‌ای شده و به این صورت ماشین یاخته‌ای به روزرسانی می‌شود. فلوچارت ده‌پا اصلاح شده در شکل (۱) آمده است.

۶- نمونه‌های عددی

در این قسمت، نتایج حاصل از بهینه‌سازی چند نمونه مشهور با نتایج به دست آمده از روش‌های دیگر مقایسه شده است. بدین منظور، از الگوریتم ده‌پا اصلاح شده در حل چهار نمونه بهینه‌سازی اندازه و یک مثال بهینه‌سازی توپولوژی خرپاها استفاده شده است.

۶-۱- بهینه‌سازی اندازه

۶-۱-۱- خرپای دوبعدی مسطح ۱۰ عضوی

بهینه‌سازی اندازه خرپای ۱۰ عضوی مسطح به عنوان اولین مسئله این بخش عنوان می‌شود (شکل ۲). ۱۰ متغیر طراحی از یک مجموعه گسسته به عنوان مقاطع اعضا انتخاب می‌شوند [10].

الگوریتم ده‌پا پاسخ بهینه خود را از میان ۱۰ بار اجرای برنامه با مقدار ۵۵۳۷/۷۱ پوند در مقادیر پارامترهای تعداد جمعیت ($N=80$) در ۱۵۳ تکرار (۱۲۲۴۰ آنالیز) و با میانگین

شکل ۲. خرپای ۱۰ عضوی مسطح [25]

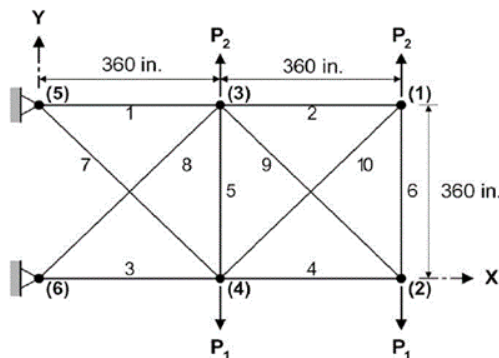


Fig. 2. A 10-bar planar truss. [25]

الگوریتم تلفیقی پاسخ بهینه را با مقدار ۵۴۹۵/۵۷۲۹ و میانگین ۵۵۹۷/۱۱ پوند از میان ۱۰ بار اجرای برنامه و با تعداد جمعیت (N=80) و شبکه ماشین های یاخته ای (a=7) در ۸۸ تکرار (۷۰۴۰ آنالیز) بدست آمده است. مقایسه بین نتایج بهینه روش های مختلف خرپای ۱۰ عضوی دوبعدی در جدول (۱) و نمودار تاریخچه همگرایی الگوریتم تلفیقی و ده پا در شکل (۳) دیده می شود. این شکل بیان کننده این موضوع هست که الگوریتم تلفیقی نسبت به حالت معمولی در تعداد تکرار کمتری به جواب بهینه دست پیدا می کند.

جدول ۱. مقایسه ی نتایج به دست آمده خرپای ۱۰ عضوی با سایر الگوریتم ها

	HPO	ABC	FEAPGEN	CFA	CA-CFA
	[25]	[26]	[27]		
A ₁	30	30	30	3.84	33.5
A ₂	1.62	1.62	1.62	18.8	1.62
A ₃	22.9	26.5	26.5	16.9	22.9
A ₄	13.5	13.5	13.5	4.8	15.5
A ₅	1.62	1.62	1.62	16	1.62
A ₆	1.62	1.62	1.62	16	1.62
A ₇	7.97	7.22	7.22	7.97	7.97
A ₈	26.5	22.9	22.9	7.97	22
A ₉	22	22	22	4.49	22
A ₁₀	1.8	1.6	1.6	3.09	1.62
Weight (lb)	5531.98	9540.74	5556.9	5537.71	5495.57
No. of Analyses	50000	25800	2000	12240	7040

Table. 1. Comparison of the optimum designs for the 10-bar truss problem

شکل ۳. نمودار تاریخچه‌ی همگرایی خرپای ۱۰ عضوی

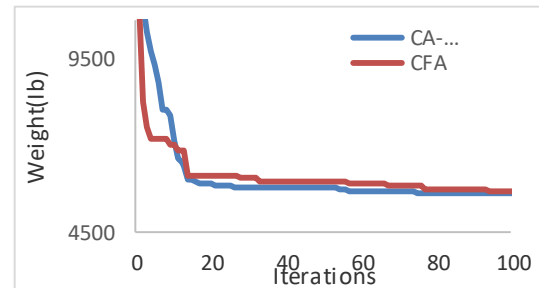


Fig. 3. Comparison of the convergence curves recorded for the best optimization runs of CFA and CA-CFA in the 10-member 2D truss size optimization problem.

۶-۱-۲ خرپای دوبعدی سطح ۱۵ عضوی

شکل هندسی و شرایط بارگذاری خرپای ۱۵ عضوی سطح در شکل (۴) نشان داده شده است [25, 28].

شکل ۴. شمای خرپای ۱۵ عضوی سطح [29]

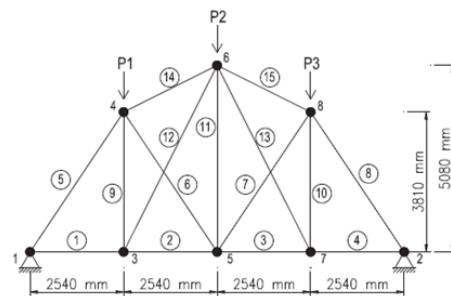


Fig. 4. A 15-bar planar truss. [29]

الگوریتم ده‌پا پاسخ بهینه خود را از میان ۱۰ بار اجرای برنامه با مقدار ۱۰۷/۲۶۱۸ کیلوگرم در مقادیر پارامترهای تعداد جمعیت (N=52) در ۵۶ تکرار (آنالیز) و با میانگین ۱۰۸/۷۰۵ کیلوگرم بدست آورد. الگوریتم تلفیقی به پاسخ ۱۰۵/۷۳۵۱ و میانگین ۱۰۵/۷۴ کیلوگرم از میان ۱۰ بار اجرای برنامه و با تعداد جمعیت (N=70) و شبکه ماشین‌های یاخته‌ای (a=5) در ۲۹ تکرار (آنالیز) بدست آمده است. همان‌گونه که در جدول (۳) مشاهده می‌کنیم نتایجی که از این دو الگوریتم بدست آمده نسبت به نتایج قبلی یعنی HPSO با ۷۵۰۰ آنالیز و SOS با ۵۰۰۰ آنالیز، به تعداد آنالیز کمتری دست پیدا کرده است. نمودار تاریخچه همگرایی مربوط به این

خرپا در شکل (۶) نشان داده شده است. این شکل بیان‌کننده این موضوع هست که الگوریتم تلفیقی نسبت به حالت معمولی در تعداد تکرار کمتری به جواب بهینه دست پیدا می‌کند.

۶-۱-۳ خرپای دوبعدی سطح ۵۲ عضوی

شکل هندسی خرپای ۵۲ عضوی سطح در شکل (۵) نشان داده شده است [30].

در الگوریتم‌های گذشته با ۵۰ جمعیت و با ۳۰۰۰ تکرار به جواب رسیده بودند، الگوریتم ده‌پا پاسخ بهینه خود را با مقدار ۱۹۳۶/۰۶۹۲ کیلوگرم در مقادیر پارامترهای تعداد جمعیت (N=52) در ۱۳۵ تکرار (آنالیز) و با میانگین ۲۱۶۴/۸۸ کیلوگرم بدست آورد. الگوریتم تلفیقی پاسخ ۱۹۰۰/۶۴۰۷ و میانگین ۲۰۷۴/۴۹۵ کیلوگرم از میان ۱۰ بار اجرای برنامه با تعداد جمعیت (N=80) در ۱۷۳ تکرار (آنالیز) بدست آمده است. مقایسه بین نتایج بهینه روش‌های مختلف خرپای ۵۲ عضوی دوبعدی در جدول (۲) و شکل (۷) مربوط به نمودار تاریخچه همگرایی این خرپا هست. این شکل بیان‌کننده این موضوع هست که الگوریتم تلفیقی نسبت به حالت معمولی در تعداد تکرار کمتری به جواب بهینه دست پیدا می‌کند.

شکل ۵. شمای کلی خرپای ۵۲ عضوی سطح [30]

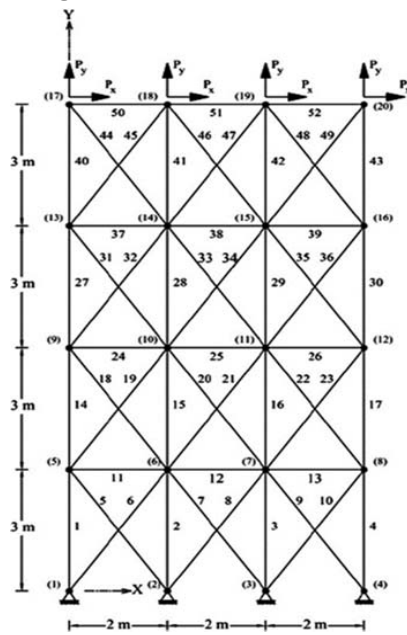


Fig. 5. A 52-bar planar truss. [30]

شکل ۷. نمودار تاریخچه‌ی همگرایی خرپای ۵۲ عضوی

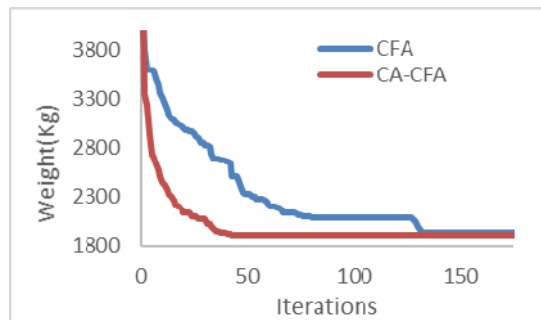


Fig. 7. Comparison of the convergence curves recorded for the best optimization runs of CFA and CA-CFA in the 52-member 2D truss size optimization problem

شکل ۶. نمودار تاریخچه‌ی همگرایی خرپای ۱۵ عضوی

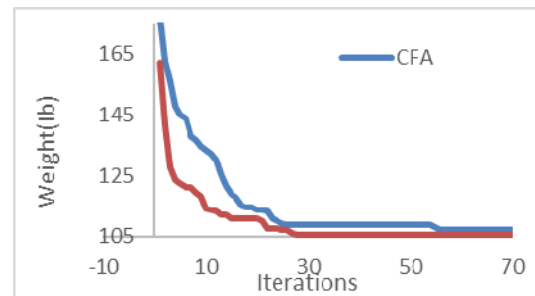


Fig. 6. Comparison of the convergence curves recorded for the best optimization runs of CFA and CA-CFA in the 15-member 2D truss size optimization problem.

جدول ۲. مقایسه‌ی نتایج به دست آمده خرپای ۵۲ عضوی با سایر الگوریتم‌ها

Group variables (mm ²)	PSO [25]	PSOPC [25]	DHPSACO [25]	MBA [25]	CFA	CA-CFA
A ₁ ~A ₄	4658.055	5999.988	4658.055	4658.055	5999.988	4658.055
A ₅ ~A ₁₀	1374.190	1008.385	1161.288	1161.288	1008.385	1161.288
A ₁₁ ~A ₁₃	1858.060	2696.770	494.193	494.193	2696.770	506.451
A ₁₄ ~A ₁₇	3206.440	3206.440	3303.219	3303.219	3303.219	3303.219
A ₁₈ ~A ₂₃	1283.868	1161.288	1008.385	940.000	939.998	939.998
A ₂₄ ~A ₂₆	252.260	729.030	285.161	494.193	506.451	506.451
A ₂₇ ~A ₃₀	3303.220	2238.705	2290.318	2238.705	3303.219	2238.705
A ₃₁ ~A ₃₆	1045.160	1008.385	1008.385	1008.385	1045.160	1008.385
A ₃₇ ~A ₃₉	126.450	494.190	388.386	494.193	126.450	388.386
A ₄₀ ~A ₄₃	2341.930	1283.868	1283.868	1283.868	1283.868	1283.868
A ₄₄ ~A ₄₉	1008.385	1161.288	1161.288	1161.288	1161.288	1161.288
A ₅₀ ~A ₅₂	1045.160	494.190	506.451	494.193	494.193	506.451
Weight(kg)	2230.160	2146.630	1904.830	1902.605	1936.06	1900.64
No. of Analyses	-	-	-	-	7020	13840

Table. 2. Comparison of the optimum designs for the 52-bar truss problem

شکل ۸. نمودار تاریخچه همگرایی خرپای ۵۸۲ عضوی

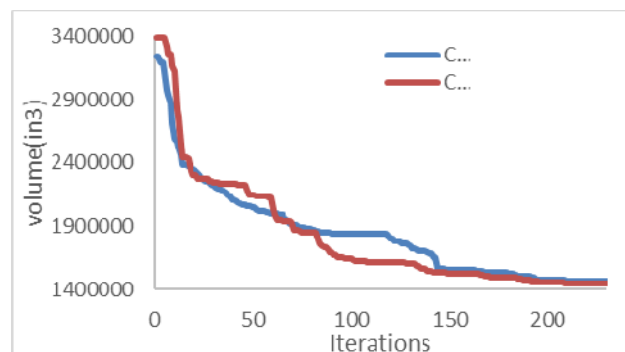


Fig. 8. Comparison of the convergence curves recorded for the best optimization runs of CFA and CA-CFA in the 582-bar tower truss.

جدول ۳. مقایسه نتایج به دست آمده خرابای ۱۵ عضوی با سایر الگوریتم ها

	Sizing variables		Optimal cross-sectional areas (in ²)				
	Improved GA[25]	PSO [25]	PSOPC [25]	HPSO [25]	SOS [25]	CFA	CA-CFA
A ₁	308.6	185.9	113.2	113.2	113.2	297.1	113.2
A ₂	174.9	113.2	113.2	113.2	113.2	736.7	113.2
A ₃	338.2	143.2	113.2	113.2	113.2	507.6	113.2
A ₄	143.2	113.2	113.2	113.2	113.2	297.1	113.2
A ₅	736.7	736.7	736.7	736.7	736.7	143.2	736.7
A ₆	182.9	143.2	113.2	113.2	113.2	265.9	113.2
A ₇	265.9	113.2	113.2	113.2	113.2	507.6	113.2
A ₈	507.6	736.7	736.7	736.7	736.7	497.8	297.1
A ₉	143.2	113.2	113.2	113.2	113.2	497.8	113.2
A ₁₀	507.6	113.2	113.2	113.2	113.2	497.8	113.2
A ₁₁	279.1	113.2	113.2	113.2	113.2	185.9	113.2
A ₁₂	174.9	113.2	113.2	113.2	113.2	106.3	113.2
A ₁₃	297.1	113.2	185.9	113.2	113.2	174.9	145.9
A ₁₄	235.9	334.3	334.3	334.3	334.3	736.7	334.3
A ₁₅	265.9	334.3	334.3	334.3	334.3	235.9	334.3
Weight (kg)	142.117	108.84	108.96	105.735	105.735	107.261	105.735
No. of Analyses	-	-	-	7500	5000	2912	1940

Table. 3. Comparison of the optimum designs for the 15-bar truss problem

شکل ۹. شمای کلی خرابای ۵۸۲ عضوی فضایی [9]

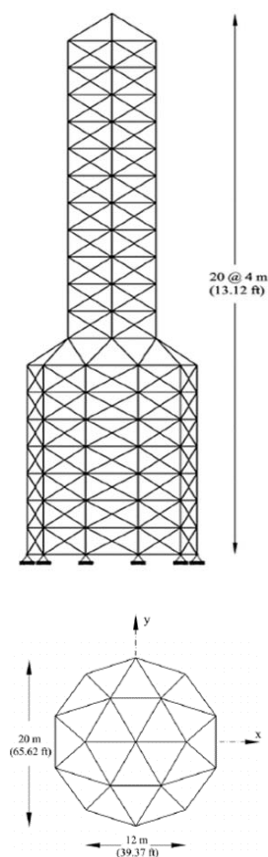


Fig. 9. A 582-bar tower truss. [9]

۶-۱-۴ خرابای سه بعدی فضایی ۵۸۲ عضوی

شکل هندسی خرابای ۵۸۲ عضوی در شکل (۹) نشان داده شده است. [30]. متغیرهای گسسته از بین ۱۳۷ مقطع W شکل فولادی بهینه از آیین نامه ASD-AISC انتخاب می شوند. الگوریتم ده پا پاسخ بهینه خود را با مقدار ۱۳۶۴۲۸۹/۸۵۲۸ اینچ مکعب در مقادیر پارامترهای تعداد جمعیت (N=120) در ۳۶۰ تکرار (۴۳۲۰۰ آنالیز) و با میانگین ۱۳۸۲۷۷۴/۶۶ اینچ مکعب بدست آورد. الگوریتم تلفیقی پاسخ ۱۳۳۲۳۷۰/۰۲ و میانگین ۱۳۴۷۴۶۰/۵ اینچ مکعب از میان ۱۰ بار اجرای برنامه با تعداد جمعیت (N=70)، شبکه ماشین های یاخته ای (a=6) و در ۵۵۰ تکرار (۳۸۵۰۰ آنالیز) بدست آمده است. مقایسه بین نتایج بهینه روش های مختلف خرابای ۵۸۲ عضوی دوبعدی در جدول (۴) و شکل (۸) نمودار تاریخچه همگرایی خرابای ۵۸۲ عضوی هست. این شکل نشان می دهد که الگوریتم تلفیقی نسبت به حالت معمولی به وزن کمتری می رسد.

شده است. این شکل بیان کننده این موضوع هست که الگوریتم تلفیقی نسبت به حالت معمولی در تعداد تکرار کمتری به جواب بهینه دست پیدا می کند.

شکل (۱۰) شمای خرپای دوبعدی ۱۵ عضوی را نشان می دهد. این خرپا دارای ۱۵ عضو و ۶ گره هست. بهینه سازی توپولوژی مربوط به مسئله خرپای دوبعدی ۱۵ عضوی، در حالت پیوسته هست [32, 33]. همان گونه که در ابتدا ذکر شد این خرپا دارای ۱۵ عضو (۱۵ متغیر توپولوژی و ۱۵ متغیر سطح مقطع) و ۶ گره هست و در نهایت خرپای بهینه شده براساس متغیرهای توپولوژی و سطح مقطع ۶ عضو و ۵ گره باقی می ماند. شکل نهایی این خرپا در شکل (۱۱) مشخص شده است. الگوریتم ده پا پاسخ بهینه خود را برابر مقدار $4731/33$ پوند در مقادیر پارامترهای تعداد جمعیت ($N=60$) در 1378 تکرار (82680 آنالیز) و با میانگین $5230/90$ پوند و حال الگوریتم تلفیقی به وزن $4730/56$ پوند و میانگین $4736/66$ پوند از میان ۱۰ بار اجرای برنامه با تعداد جمعیت ($N=120$)، شبکه‌ی ماشین‌های یاخته‌ای ($a=8$) در 551 تکرار (66120 آنالیز) بدست آمده است. مقایسه‌ی بین نتایج بهینه روش‌های مختلف خرپای ۱۵ عضوی دوبعدی در جدول (۵) و نمودار تاریخچه همگرایی در شکل (۱۲) نشان داده

شکل ۱۰. شمای کلی خرپای دوبعدی ۱۵ عضوی [3]

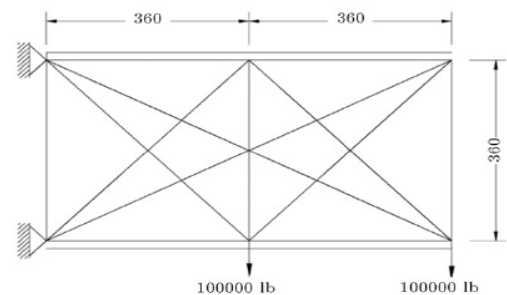


Fig. 10. A 15-bar planar truss. [3]

شکل ۱۱. شکل خرپای دوبعدی ۱۵ عضوی بعد از حذف گره

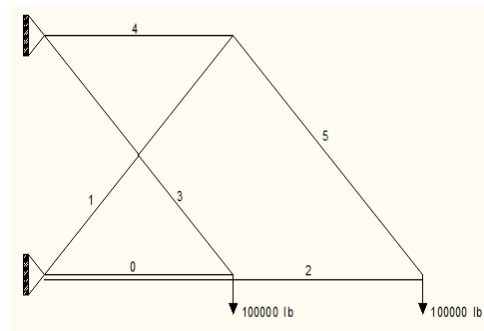


Fig. 11. Optimized 15-bar planar truss.

۲-۶ بهینه سازی توپولوژی خرپای دوبعدی ۱۵ عضوی پیوسته

جدول ۴. مقایسه‌ی نتایج به دست آمده خرپای ۵۸۲ عضوی با سایر الگوریتم‌ها

Element group	PSO[31]	DHPSACO[9]	CFA	CA-CFA
A ₁	6.16	7.08	58.5	6.16
A ₂	23.2	21.1	32	22.3
A ₃	7.08	8.24	25.3	9.71
A ₄	17.08	17	50	14.6
A ₅	7.08	7.08	32.9	7.08
A ₆	6.16	7.08	43.2	6.49
A ₇	14.1	14.4	10.3	12.6
A ₈	7.08	7.08	57.2	7.08
A ₉	6.16	7.08	18.2	6.16
A ₁₀	13.3	11.7	20	18.3
A ₁₁	7.08	8.79	10	6.16
A ₁₂	20	21.1	25.6	23.2
A ₁₃	21.8	23.3	9.12	22.4
A ₁₄	14.1	14.4	22.6	17
A ₁₅	22.3	24	57.2	21.5
A ₁₆	9.13	9.12	47.6	11.5

Element group	PSO[31]	DHPSACO[9]	CFA	CA-CFA
A ₁₇	6.16	17.9	11.5	19.1
A ₁₈	19.7	7.08	53.3	7.34
A ₁₉	7.08	6.16	26.4	6.16
A ₂₀	6.16	11.7	10	12.6
A ₂₁	11.7	7.08	9.12	7.65
A ₂₂	7.08	6.49	29.8	6.49
A ₂₃	6.16	9.12	43	7.61
A ₂₄	6.49	8.24	8.79	6.49
A ₂₅	7.08	6.16	8.84	6.16
A ₂₆	6.16	6.16	53.6	6.16
A ₂₇	6.16	7.08	10.6	6.49
A ₂₈	7.08	8.24	24.31	6.16
A ₂₉	6.16	10.6	51	6.16
A ₃₀	6.16	7.08	8.85	6.16
A ₃₁	7.08	6.16	32.92	6.48
A ₃₂	7.08	7.08	21.5	6.16
Volume (in ³)	1366674.89	1346227.65	1364289.85	1332370.02
No. of Analyses	50000	8500	43200	38500

Table 4. Comparison of the optimum designs for the 582-bar tower truss

جدول ۵. مقایسه نتایج بدست آمده خرپای ۱۵ عضوی با سایر الگوریتم‌ها

cross-sectional (in ²)	Deb[32]	Luh[33]	CFA	CA-CFA
A ₀	5.219	5.428	5.20	5.32
A ₁	20.310	20.549	20.45	20.44
A ₂	14.593	14.308	14.24	14.27
A ₃	7.72	7.617	7.78	7.68
A ₄	28.187	28.876	29.27	28.90
A ₅	20.650	20.265	20.16	20.39
Weight (lb)	4731.65	4730.82	4731.33	4730.56
No. of Analyses	85050	41000	82680	66120

Table 5. Comparison of the optimum designs for the 15-bar truss topology optimization problem

۷- نتیجه‌گیری

این مقاله، به روش بهینه‌سازی CFA-CA برای بهینه‌یابی اندازه و توپولوژی سازه‌های خرپایی پرداخته است که در آن قیود استاتیکی مانند تنش و جابه‌جایی گره‌ها با مقادیر مجاز آیین‌نامه‌ای مقایسه می‌شود. در بهینه‌سازی اندازه نمونه‌های خرپای ۱۰، ۱۵، ۵۲ و ۵۸۲ عضوی و در بهینه‌سازی توپولوژی نمونه خرپای ۱۵ عضوی، الگوریتم تلفیقی با تعداد آنالیز کمتری به وزن بهینه‌بتری رسیده است که این نشان از سرعت بالاتر و یا عملکرد بهتر الگوریتم تلفیقی نسبت به روش‌های ذکر شده دیگر دارد.

شکل ۱۲. نمودار تاریخچه‌ی همگرایی خرپای دوبعدی ۱۵ عضوی

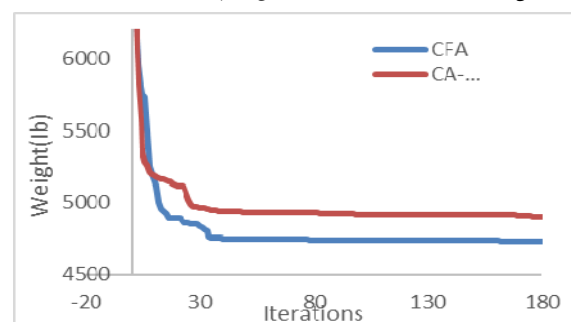


Fig. 12. Comparison of the convergence curves in the 15-bar truss topology optimization problem.

۸- منابع

- harmony search algorithm. *Computers and Structures*, 82, 781-98.
- [12] Eesa A.S., Orman Z. & Brifcani A.M.A. 2014 A novel feature-selection approach based on the cuttlefish optimization algorithm for intrusion detection systems. *Expert Systems with Applications*, 42(5), 2670.
- [13] Schiff J.L. 2007 Cellular automata: a discrete view of the world. *Wiley & Sons*.
- [14] Neumann J.V. 1966 The Theory of Self-Reproducing Automata. A.W. Burks, Editor, *University of Illinois Press, Urbana and London*.
- [15] Margolus N. & Toffoli T. 1987 Cellular Automata Machines. *A New Environment for Modeling*, MIT Press, Cambridge, Mass.
- [16] Wolfram S. 2002 A New Kind of Science. *Wolfram Media Inc Press, Champaign, Illinois, USA*.
- [17] Droz M. & Pekalski A. 2002 Dynamics of populations in extended systems. *Lecture Notes in Computer Science*, 2493, 190-201.
- [18] Kita E. & Toyoda T. 2000 Structural design using cellular automata. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 19, 64-73.
- [19] Tatting B. & Gürdal Z. 2000 Cellular automata for design of two-dimensional continuum structures. *8th Proceedings Of AIAA/NASA/ISSMO. Symposium on Multidisciplinary Analysis and Optimization, California, USA*, 1-10.
- [20] Biondini F., Bontempi F., Frangopol D.M. & Malerba P.G. 2004 Cellular automata approach to durability analysis of concrete structures in aggressive environments. *Journal of Structural Engineering ASCE*, 130(11), 1724-1737.
- [21] Cortes H., Tovar A., Munoz J.D., Patel N.M. & Renaud J.E. 2005 Topology optimization of truss structures using cellular automata with accelerated simultaneous analysis and design. *6th International Congresses of Structural and Multidisciplinary Optimization, Rio de Janeiro, Brazil*, 1-10.
- [22] Bochenek B. & Zielińska K.T. 2012 Novel local rules of cellular automata applied to topology and size optimization. *Engineering Optimization*, 44(1), 23-35.
- [23] Gürdal Z. & Zakhama R. 2010 Cellular automata for simultaneous analysis and
- [1] Dorn W.S., Gomory, R.E. & Greenberg, H.J. 1964 Automatic design of optimal structures. *Journal de Mécanique*, 3(6), 25-52.
- [2] Ringertz U.T. 1985 On topology optimization of trusses. *Engineering optimization*, 9(3), 209-218.
- [3] Faramarzi A. & Afshar M.H. 2012 Application of cellular automata to size and topology optimization of truss structures. *Scientia Iranica A*, 19 (3), 373-380.
- [4] Mashayekhi M., Salajegheh E., Salajegheh J. & Fadaee M.J. 2012 Reliability-based topology optimization of double layer grids using a two-stage optimization method. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 45, 815-833.
- [5] Dehghani M., Mashayekhi M. & Salajegheh E. 2016 Topology optimization of double- and triple-layer grids using a hybrid methodology. *Engineering Optimization*, 48(8), 1333-1349.
- [6] Mashayekhi M., Salajegheh E. & Dehghani M. 2016 Topology optimization of double and triple layer grid structures using a modified gravitational harmony search algorithm with efficient member grouping strategy. *Computers and Structures*, 172, 40-58.
- [7] Mashayekhi M., Salajegheh E. & Bijari R. 2018 Topology optimization of double layer grid space structures using an enhanced harmony search algorithm. *Modares Civil Engineering Journal*, 18(1), (In Persian).
- [8] Rahami H., Kaveh A. & Gholipour Y. 2008 Sizing, geometry and topology optimization of trusses via force method and genetic algorithm. *Engineering structures*, 30(9), 2360-2369.
- [9] Kaveh A. & Talatahari S. 2009 A particle swarm ant colony optimization for truss structures with discrete variables. *Journal of Constructional Steel Research*, 65, 1558-1568.
- [10] Hasancebi O. & Kazemzadeh S. 2015 Adaptive dimensional search: A new metaheuristic algorithm for discrete truss sizing optimization. *Computers and Structures*, 154, 1-16
- [11] Lee K.S. & Geem Z.W. 2004 A new structural optimization method based on the

- [29] Cheng M.Y. & Prayogo D. 2014 Symbiotic Organisms Search: A new metaheuristic optimization algorithm. *Computers and Structures*, 139, 98-112.
- [30] Kaveh A. & Mahdavi V.R. 2014 Colliding Bodies Optimization method for optimum discrete design of truss structures. *Computers and Structures*, 139, 43-53.
- [31] Hasançebi O., Çarbas S., Dogan E., Erdal F. & Saka M.P. 2009 Performance evaluation of metaheuristic search techniques in the optimum design of real size pin jointed. structures, *Computers and Structures*, 87(5-6), 284-302.
- [32] Deb K. & Gulati S. 2001 Design of truss-structures for minimum weight using genetic algorithms. *Finite Elements Analysis and Design*, 37(5), 447-465.
- [33] Luh G.C. & Lin C.Y. 2008 Optimal design of truss structures using ant algorithm. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 36(4), 365-379.
- optimal structural topology design. *Understanding Complex Systems*, 72, 333-353.
- [24] Gholizadeh S. 2013 Layout optimization of truss structures by hybridizing cellular automata and particle swarm optimization. *Computers and Structures*, 125, 86-99
- [25] Li L.J., Huang Z.B. & Liu F. 2009 A heuristic particle swarm optimization method for truss structures with discrete variables. *Computers and Structures*, 87, 435-443.
- [26] Sönmez M. 2011 Discrete optimum design of truss structures using artificial bee colony algorithm. *Structural and Multidisciplinary Optimization*, 43, 85-97.
- [27] Camp C.V., Pezeshk S. & Cao G. 1998 Optimized design of two-dimensional structures using a genetic algorithm. *Journal of Structural Engineering ASCE*, 124(5), 551-9.
- [28] Zhang Y.N., Liu J.P., Liu B., Zhu C.Y. & Li Y. 2003 Application of improved hybrid genetic algorithm to optimize. *Journal South China University of Technology*, 33(3), 69-72.

Size and topology optimization of truss structures using an enhanced cuttlefish method

Mostafa Mashayekhi^{1*}, Fahime Medizade Bahman Abad²

1- Associate Prof., Civil Eng. Dept., Faculty of Eng., Vali-e-Asr University of Rafsanjan

3- M.Sc. of Structural Engineering, Civil Eng. Dept., Faculty of Eng., Vali-e-Asr University of Rafsanjan

*m.mashayekhi@vru.ac.ir

Abstract

A suitable design is one design can achieve to its aims with minimum cost and needing to less computing time. In civil engineering due to survey of large scale structures and large number of design variables, it is so hard achieving to such design only based on experience and therefore optimization methods came to help designer as useful tools in order to find an economic and efficient design. Structural optimization can be defined as a process of dealing with the optimal design of various structures. A usual objective function is the weight of the structure. In general, there are three main categories in structural optimization applications, namely, size, topology and geometry (shape) optimization. Cellular automata (CA) is a computationally efficient and robust tool to simply implement complex computations. As CA is simple to be implemented and can deal with complex problems without extensive mathematical computations, it is widely used in various fields of science and engineering. In recent years, various meta-heuristic inspired optimization methods have been developed. Almost all of metaheuristic algorithms come up with an idea of employing a particular process or event in nature as a source of inspiration for the development of optimization algorithm. The Cuttlefish algorithm is inspired based on the color changing behavior of cuttlefish to find the optimal solution. The patterns and colors seen in cuttlefish are produced by reflected light from different layers of cells including (chromatophores, leucophores and iridophores) stacked together, and it is the combination of certain cells at once that allows cuttlefish to possess such a large array of patterns and colors. In this article, cuttlefish algorithm (CFA) combined with cellular automata (CA) and were used for optimization truss structures. First, cellular automata and the Moor neighboring cells are defined and to the number of squares of the cell number of cellular automata lattice (a^2) is selected from the best population. Then, the variables vector and their objective function of selected population are placed in each cell of the cellular automata. In a Moor neighboring, nine cells are compared to each other and the best answer (x_{best}) is selected and that is used to create new population. Finally, the best person in the new population will be selected and it replaced with the worst person in the cellular automata, and thus the cellular automata is updated. Some benchmark numerical examples were solved using the CFA and CA-CFA algorithms, and the results of the numerical examples showed that the enhanced algorithm performances better in size and topology optimization of truss structures than cuttlefish algorithm and other methods introduced in the literature. Finally, it can be concluded that the convergence speed of the improved algorithm compared with previous approaches is higher and its ability to achieve the desired values is better too.

Key words: metaheuristics algorithm, topology optimization, cuttlefish algorithm, truss structures, cellular automata