

بهینه سازی قابهای فولادی با استفاده از الگوریتم وراثتی اصلاح شده هوشمند

محمد رضا قاسمی^{۱*} و اکبر آزادی^۲

^۱استادیار گروه عمران دانشکده مهندسی نیکبخت - دانشگاه سیستان و بلوچستان زاهدان

^۲دانش آموخته کارشناسی ارشد سازه - دانشگاه سیستان و بلوچستان زاهدان

(تاریخ دریافت ۸۴/۱۱/۱۸، تاریخ دریافت روایت اصلاح شده ۸۶/۷/۲، تاریخ تصویب ۸۶/۸/۱۹)

چکیده

منظور از بهینه‌سازی در مهندسی عمران یافتن طرحی برای سازه است که ضمن رعایت ضوابط فنی، حداقل هزینه اقتصادی را داشته باشد. قابهای ساختمانی معمول ترین سازه مهندسی عمران هستند. بنابراین بهینه‌سازی این نوع سازه کمک بزرگی از نظر اقتصادی خواهد بود. یکی از مشکلات موجود در مسئله بهینه‌سازی هم‌گرایی موضعی می‌باشد لذا استفاده از ابزاری که بتواند بر مشکل مذکور غلبه کند، ضروری به نظر می‌رسد. الگوریتم وراثتی که یکی از روش‌های بهینه‌سازی الهام گرفته از طبیعت است، بر این مشکل فائق آمده است. الگوریتم وراثتی برای رسیدن به جواب احتیاج به آنالیز سازه به دفعات زیاد دارد. لذا برای کاهش تعداد دفعات آنالیز و افزایش سرعت و قدرت آن در این تحقیق روابط جدیدی برای عملگرهای الگوریتم و روند این الگوریتم ارائه شده است. با اعمال روش‌های معرفی شده در این تحقیق روی چند مثال از نوع بهینه‌سازی قاب‌های فولادی صلب و مهاربندی شده با رعایت ضوابط فنی و آیین‌نامه ای، و هم‌چنین ارائه راه‌کاری در امر مقایسه، با کاهش قابل توجهی در دفعات تحلیل، نتایج بسیار مطلوبی نیز حاصل گردید.

واژه‌های کلیدی: بهینه‌سازی - تحلیل دینامیکی طیفی - الگوریتم وراثتی اصلاح شده - انتخاب - جهش - انتخاب نخبه‌گرا هوشمند

مقدمه

بنابراین در مسائل کاربردی به روش‌های مناسب جهت رسیدن به جواب بهینه نیاز داریم، برای این منظور در این تحقیق با ارائه رابطه‌های جدید برای عملگرهای الگوریتم وراثتی، انتخاب، جهش، انتخاب نخبه‌گرا هوشمند، بازآفرینی محدود متغیرها، رابطه جدید برای بدست آوردن مقدار جریمه و افزایش تدریجی آن و ارائه یک روند جدید در اجرای الگوریتم، سرعت و دقت و قدرت الگوریتم در پیدا کردن جواب بهینه افزایش داده شده است.

مدل ریاضی مسئله بهینه‌سازی

تابع هدف

در تحقیق حاضر کمینه‌سازی وزن قاب‌ها هم‌زمان با اقناع شرایط آیین‌نامه AISC تابع هدف مسئله می‌باشد. که به صورت زیر می‌توان آن را نمایش داد:

$$W = \sum_{i=1}^{nel} w_i \cdot l_i \quad (1)$$

در رابطه فوق، l_i طول عضو i ام و w_i وزن واحد طول آن می‌باشد. W که نشان‌دهنده وزن کل سازه است تابع هدف و nel تعداد اعضاء سازه می‌باشد

در طراحی سازه‌ها علاوه بر ضوابط طراحی مسائل اقتصادی نیز از اهمیت ویژه‌ای برخوردار می‌باشد. محاسبه طرحی که کمترین هزینه اجرایی را داشته باشد توسط الگوریتم‌هایی انجام می‌پذیرد که تابعی از پارامترهای اقتصادی طرح را به عنوان تابع هدف انتخاب می‌کنند و همگام با ارضاء شرایط طراحی، آن را حداقل یا حداکثر می‌نمایند. چنین عملیاتی از نظر ریاضی بهینه‌سازی خوانده می‌شود شرایط طراحی قیود مسئله بهینه‌سازی نامیده می‌شوند.

تمام روش‌های بهینه‌سازی قدیمی بر اساس مفهوم مشتق جزئی توابع چند متغیره بیان شده و روشهای تحلیلی نام دارند. در این تحقیق از میان روشهای عددی موجود روش وراثتی مورد استفاده قرار گرفته است. استفاده از روش وراثتی هنگامی توصیه می‌شود که روابط مشخصی بین متغیرها و پدیده‌های مورد نظر وجود نداشته باشد. در مورد سازه و متغیرهای طراحی آن با توجه به این که روابط کاملاً قابل توصیف نمی‌باشند الگوریتم‌های بهینه‌سازی با سرعت و انرژی کمتری می‌توانند نقطه بهینه را تعیین کنند.

متغیرهای مسئله

مقاطع اعضاء، متغیرهای مسئله بهینه‌سازی می‌باشد. با توجه به انتخاب مقاطع از جدول استاندارد نیم رخ های فولادی، متغیرهای مسئله از نوع گسسته خواهند بود.

قیود وضوابط

قیدهایی که در این تحقیق در نظر گرفته شده، نسبت تنش در اعضاء که طبق ضوابط آیین‌نامه AISC به دست می‌آید. و با توجه به کاربردی بودن مسئله بهینه‌سازی، حداکثر نسبت جا به جایی طبقه آخر به ارتفاع طبقه از تراز پایه طبق توصیه آیین‌نامه ۲۸۰۰ به مقدار $\frac{1}{200}$ (جابجایی نسبی بین طبقات = $\frac{0.03}{R|_{R=6}}$) محدود شده است.

در این پژوهش از نرم‌افزار SAP90 جهت آنالیز سازه و بدست آوردن نیروهای اعضاء و جابه‌جایی گره‌ها و از نرم‌افزار SAPSTL جهت طراحی اعضاء طبق آیین‌نامه AISC استفاده می‌شود. که استفاده از این دونرم‌افزار امکان بهینه‌سازی سازه‌های اسکلتی مختلف تحت بارگذاری متفاوت با ترکیب بارهای متنوع با دقت مطلوب را در این تحقیق میسر می‌نماید.

تابع آزاد معادل

محاسبات روش الگوریتم وراثتی جهت توابع بدون قید تنظیم شده است [۱]. بنابراین جهت اعمال این روش بر توابع هدف مقید باید مجموعه تابع هدف و قیود حاکم را به تابع آزاد معادل یا تابع الحاقی تبدیل کرد. رایج‌ترین روش برای تشکیل تابع الحاقی افزودن تابع جریمه می‌باشد. این روش تابع هدف و قیود حاکم بر آن را به صورت زیر به تابع آزاد معادل تبدیل می‌نماید [۲-۴]

$$\varphi = W + \sum_{j=1}^J R_p * \left[\text{MAX} \left(\frac{g_j}{g_{j,all}} - 1 \right)^2, 0 \right] \quad (2)$$

در رابطه فوق ϕ تابع آزاد معادل، W تابع هدف اولیه و g_j و $g_{j,all}$ به ترتیب مقدار قید و مقدار مجاز قید می‌باشند. R_p یک ضریب عددی است که در هم‌گرایی الگوریتم بسیار مؤثر بوده و در قسمت‌های بعدی درباره آن بیشتر توضیح داده می‌شود.

روش بهینه‌سازی الگوریتم وراثتی

الگوریتم وراثتی با تقلید از پدیده‌های طبیعی وراثت و قانون داروین به جستجوی راه حل بهینه می‌پردازد. رقابت موجودات زنده برای تصاحب منابع محدود طبیعی بوده و برتری موجودات پیروز مدیون ویژگی‌های فردی آنها می‌باشد که تا حد زیادی تحت تأثیر ژن‌های آنها قرار دارد. تولید مثل چنین موجوداتی سبب تکثیر این ژنها و در نتیجه تولید فرزندان شایسته خواهد شد. با انجام متوالی انتخاب بهترین اعضاء و تولید مثل آنها، کل جمعیت به سوی سازش بیشتر با محیط یعنی دستیابی به منابع بهتر و بیشتر سوق خواهد یافت. الگوریتم وراثتی با مدل‌سازی ریاضی چرخه طبیعی فوق، بهینه توابع ریاضی را محاسبه می‌نماید.

جمعیت اولیه

در هر اجرای الگوریتم وراثتی، اعضاء جمعیت اولیه (رشته‌های دودویی) که با توجه به تعداد مقاطع طراحی و متغیرهای مسئله به دست می‌آیند به صورت تصادفی تعیین می‌شوند.

عملگرهای الگوریتم وراثتی

الگوریتم وراثتی دارای سه عملگر اصلی انتخاب^۱، تقاطع^۲ (پیوند) و جهش^۳ است که در مورد هر یک آنها می‌توان به طور خلاصه به موارد زیر اشاره نمود [۴].
انتخاب: این عملگر، روایت ساختگی انتخاب طبیعی داروین است. بدین ترتیب که به جواب‌های بهتر بخت بیشتر و به جواب‌های بدتر بخت کمتری برای بقا می‌دهد. روش‌های مختلفی برای این عملگر در کتابها و مقالات آورده شده است.

پیوند: مهمترین عملگر الگوریتم و کلید موفقیت این الگوریتم است. زیرا عملگر انتخاب قادر نیست نقاط جدید را تعریف نماید. عملگر پیوند، با مبادله تصادفی اطلاعات بین دو رشته (والدین) و ایجاد دو رشته جدید، امکان جستجو در نقاط جدیدی از فضای طراحی را به وجود می‌آورد. در تمامی روش‌های پیوند، مکان‌هایی (بیت‌هایی) به صورت اتفاقی در طول رشته تعیین می‌شوند و ارقام این بیت‌ها با یکدیگر تعویض می‌شوند تا دو رشته جدید بدست آید.

جهش: عملگر سوم الگوریتم وراثتی ساده، جهش است که در عملکرد الگوریتم وراثتی نقش فرعی بازی می‌کند و برای

تغییرات شدت انتخاب بر حسب مقادیر مختلف Tour را نشان می‌دهد.

جدول ۱: تغییرات شدت انتخاب بر حسب مقادیر مختلف Tour [۶].

پارامتر Tour	۱	۲	۳	۵	۱۰	۳۰
شدت انتخاب	۰	۰/۵۶	۰/۸۵	۱/۱۵	۱/۵۳	۲/۰۴

همان طور که مشاهده می‌شود با افزایش مقدار Tour میانگین برازندگی جامعه آتی افزایش می‌یابد. که امری بدیهی است چون افراد برازنده‌تری انتخاب می‌شوند. در این تحقیق روش انتخاب مسابقه ای به صورت دینامیکی در نظر گرفته شده است. بدین صورت که با افزایش تعداد نسل ها از فشار انتخاب کاسته شده و اجازه تولید نسل به تعداد بیشتری از افراد جمعیت داده می‌شود و برای این منظور فرمول زیر برای مقدار Tour ارائه شده است [۶]:

$$Tour = \text{Max} \left\{ \text{INT} \left[0.35 \times \left(1 - \frac{Ngen}{MaxGen} \right) \times N_{pop} \right], 1 \right\} \quad (۳)$$

که در آن $Ngen$ شماره نسل حاضر، $MaxGen$ تعداد حداکثر نسل ها و N_{pop} تعداد جمعیت می باشد، به عنوان مثال برای یک جمعیت که دارای ۵۰ فرد و مقدار تولید نسل حداکثری برابر ۱۰۰ می باشد مقدار Tour در نسل اول برابر ۱۷ و در نسل ۴۰ به مقدار ۸ می‌رسد و از نسل ۸۸ به بعد مقدار آن برابر ۱ است.

جهش متغیر (دینامیکی)

در این تحقیق روشی نو جهت اعمال عملگر جهش در نظر گرفته شده که با در نظر گرفتن مقدار درصد احتمال ثابت تعداد نقاطی که در یک رشته تحت جهش قرار می‌گیرند متغیر در نظر گرفته شده است که این نقاط در نسل‌های اولیه بیشتر از نسل‌های پایانی می باشد. دلیل انتخاب این روند این است که در نسل‌های ابتدایی جهش امکان دست یابی به نقاط جدید را برای ما فراهم نموده و با افزایش نسل ها که اطلاعات مفیدتری در الگوریتم ذخیره شده است جهش زیاد باعث از بین رفتن اطلاعات می‌شود. عمل مورد انتظار با استفاده از رابطه زیر در الگوریتم اعمال شده است [۶].

$$N_{pm} = \text{Max} \left\{ \text{INT} \left[0.07 \times L_i \times \left(1 - \frac{Ngen}{MaxGen} \right) \right], 1 \right\} \quad (۴)$$

$$pm = 0.04$$

بهبود روش جستجو به دو عملگر دیگر یعنی انتخاب و پیوند کمک می‌نمایند. دو عملگر انتخاب و پیوند رشته‌های مناسب موجود را ترکیب می‌کند، ولی گاهی باعث از بین رفتن خصوصیات مفید رشته‌های وراثتی می‌شوند. در این صورت وجود جهش برای جلوگیری از دست رفتن این اطلاعات سودمند لازم می باشد. این عملگر هم چنین امکان دست یابی به ویژگی های مثبتی که در جمعیت حاضر وجود ندارد را فراهم می‌کند. جهش نیز مانند پیوند عملگری تصادفی است، بدین ترتیب که به طور تصادفی، محل k ام از رشته بین یک و طول رشته l_c انتخاب می‌شود و آن بیت رشته دودویی از صفر به یک و یا بر عکس، تبدیل می‌شود. جهش به همه رشته‌ها اعمال نمی‌شود. بلکه با احتمال بسیار کمتر از یک اتفاق می‌افتد.

انتخاب نخبه گرا

مبناء الگوریتم وراثتی بر پایه احتمالات استوار است. به همین دلیل پس از تولید نسل جدید توسط عملگرهای انتخاب، پیوند و جهش احتمال این وجود دارد که مقدار تابع هدف در نسل جدید حتی بیشتر از نسل قبل شود. برای جلوگیری از این امر، در هر نسل بهترین فرد هر نسل را همراه با فردی که کمترین نقض محدودیت را دارد بدون تغییر وارد نسل جدید گردد [۵].

الگوریتم وراثتی مهاجرتی^۴

در این روش چندین جمعیت مجزا به صورت موازی و مستقل از یکدیگر تکامل می‌یابند هر از گاهی جمعیت های همسایه، بهترین فرد یکدیگر را با هم معاوضه می نمایند.

اصلاحات و رابطه‌های ارائه شده در این تحقیق

انتخاب مسابقه‌ای دینامیکی

در انتخاب مسابقه‌ای، تعدادی از افراد به طور تصادفی انتخاب می‌شوند که این افراد یک گروه را تشکیل می‌دهند و بهترین فرد این گروه جهت تولید نسل آینده انتخاب می‌شود. این کار تا انتخاب تمامی والدین انجام می‌شود. در این انتخاب شاخص Tour وجود دارد که تعداد افراد گروه را مشخص می‌کند. این شاخص مقادیری در بازه $[1, N]$ را می پذیرد. (N اندازه جمعیت می‌باشد.) جدول (۱)

جدول ۲: نسبت تنش ماکزیمم هر متغیر.

متغیر طراحی	X1	X2	X3
نسبت تنش ماکزیمم هر متغیر	0.6	1.25	0.85
مقطع	6	3	7

جدول ۳: مقادیر گسسته طراحی.

۱	IPE100
۲	IPE120
۳	IPE140
۴	IPE160
۵	IPE180
۶	IPE200
۷	IPE220
۸	IPE240

فرد اول: تمام متغیرها که نسبت تنش در آنها بالای یک است را یک شماره قوی تر می‌کنیم و همه متغیرها که نسبت تنش آنها کمتر یا مساوی $0/8$ است را با یک شماره ضعیف تر استفاده می‌کنیم.

فرد دوم: تمام متغیرها که نسبت تنش در آنها بالای یک است را یک شماره قوی تر می‌کنیم.

فرد سوم: همه متغیرهایی که نسبت تنش آنها کمتر یا مساوی $0/8$ است را از یک شماره ضعیف تر استفاده می‌کنیم.

فرد چهارم: تمام متغیرهایی که نسبت تنش در آنها بالای یک است را یک شماره قوی تر می‌کنیم و همه متغیرهای که نسبت تنش آنها کمتر یا مساوی $0/9$ است را با یک شماره ضعیف تر استفاده می‌کنیم.

انتخاب چهار فرد بدین منظور است که تمام نقاط نزدیک احتمالی به بهترین فرد انتخاب شود. تعداد این افراد و طریقه به دست آمدن آنها به صورت تجربی و با مدل کردن تعداد زیادی مسئله و بهینه نمودن آنها با تعداد افراد مختلف بدست آمده است.

بازآفرینی محدوده متغیرها^۵

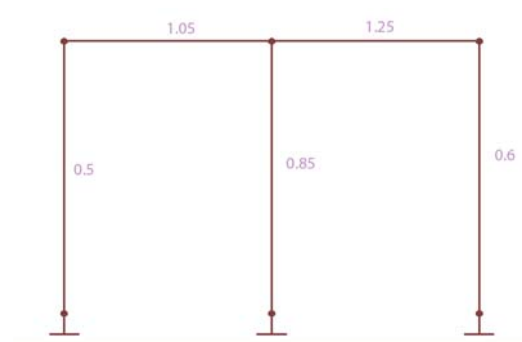
الگوریتم وراثتی بعد از گذشت چندین نسل به حدود جواب بهینه نزدیک می‌شود. در این زمان ما می‌توانیم با کوچک کردن فضای جستجو برای هر متغیر اطراف مقطع بهینه را به دست آورده، سرعت و دقت الگوریتم را بالا ببریم [۵،۲].

که در آن $Ngen$ شماره نسل حاضر، $MaxGen$ تعداد حداکثر نسل ها و L_i طول رشته می باشد، برای مثال برای یک جمعیت که طول رشته هر فرد آن $L_i = 150$ و مقدار تولید نسل حداکثر آن برابر ۱۰۰ باشد تعداد نقاطی که جهش بر روی آنها اعمال می‌شود در نسل اول برابر ۱۰ و در نسل ۵۰ به مقدار ۵ می‌رسد واز نسل ۸۰ به بعد مقدار آن برابر ۱ است.

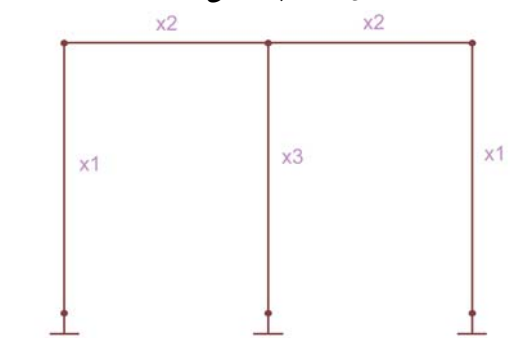
انتخاب نخبه‌گرای هوشمند

در این پژوهش به ارائه انتخاب نخبه‌گرا جدید می‌پردازیم که این روش در زیر تشریح می‌شود [۶]. با توجه به این که احتمال وجود طرح بهتر نزدیک به بهترین طرح هر نسل زیاد است، و با لحاظ کردن نظر مهندسی که از یک روند سعی و خطا برای بدست آوردن بهترین طرح برای سازه استفاده می‌نماید در برنامه چهار فرد جدید به صورت زیر تولید می‌شوند که برای درک بهتر موضوع در قالب یک مثال تشریح می‌گردد.

برای این منظور بهترین طرح هر نسل را انتخاب کرده و برای هر متغیر طراحی بیشترین مقدار نسبت تنش موجود به تنش مجاز را طبق شکل های (۱) و (۲) به دست می‌آوریم .



شکل ۱: نسبت تنش اعضاء.



شکل ۲: گروه‌بندی متغیرها.

جدول ۴: طریقه تولید چهار فرد جدید.

متغیر طراحی		X1	X2	X3
نسبت تنش ماکزیمم هرمتغیر		0.6	1.25	0.85
مقطع		۶	۳	۷
فرد اول	مقطع	۵	۴	۷
فرد دوم	مقطع	۶	۴	۷
فرد سوم	مقطع	۵	۳	۷
فرد چهارم	مقطع	۵	۴	۶

ضریب تابع جریمه متغیر گرفته شده و به مرور افزایش داده می شود. در مرجع [۴] رابطه ۶-۲۰ و ۲۱-۶ برای افزایش تدریجی ضریب تابع جریمه استفاده شده است.

$$R_p = 25 * [1 + r_i * (Ngen - 1)] \leq M$$

$$M = 100$$

(۵)

$$r_i = r_1 * [1 + 0.2 * (Ngen - 1)] \leq 4r_1$$

(۶)

که در آن، $Ngen$ شمارنده نسل ها، r_1 ضریب بوده و در نخستین نسل برابر ۲/۰ در نظر گرفته می شود. در روابط بالا تفاوتی بین جریمه سازه های کوچک و یا بزرگ در نظر گرفته نشده، و تمام سازه ها به یک مقدار جریمه می شوند. این امر باعث می شود که در سازه های کوچک نسبت جریمه به وزن سازه زیاد، و در سازه های بزرگ نسبت جریمه به وزن سازه کم گردد، که این مسئله همان طور که در بالا توضیح داده شده، باعث می شود که الگوریتم در رسیدن به جواب دچار مشکل گردد.

یکی دیگر از ضعف های فرمول های بالا، شیب تند، خط ضریب جریمه نسبت به گذشته نسل ها می باشد، که در این تحقیق با ارائه روابط زیر سعی در رفع این نقیصه شده است. برای این منظور اولاً به جای مقدار ثابت (۲۵) در نظر گرفته شده در روابط فوق مقدار P را در نظر می گیریم که به روش زیر به دست می آید [۶].

در اولین نسل پس از به دست آوردن مقدار وزن هر فرد

$$SUM_w = \sum_{i=1}^{N_{pop}} Weight_i$$

(۷)

$$P = Max \left[0.0015 \left(\frac{SUM_w}{N_{pop}} \right), 10 \right]$$

$$N_{pop} = \text{تعداد افراد جامعه}$$

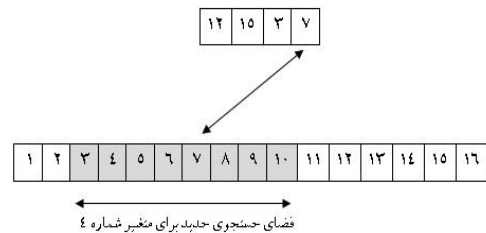
(۸)

ثانیاً به جای مقدار ۰/۲ در نظر گرفته شده در بالا مقدار ۰/۲۵ را در نظر می گیریم که در شکل های (۳) و (۴) با

برای این منظور ما در طرح برنامه از دو متغیر NPOR و NRPOR استفاده می کنیم که همواره NRPOR از NPOR کمتر می باشد و در طول اجرای برنامه همان طوری که بعداً توضیح داده می شود ابتدا از NPOR و در مرحله بعد از NRPOR استفاده شده است و برای هر متغیر طبق NRPOR در اطراف مقطع بهینه بدست آمده برای آن متغیر عملیات جستجو ادامه پیدا می کند. به عنوان نمونه به مثال زیر توجه کنید [۲]:

۴=تعداد متغیرهای مسئله

NPOR=16
NRPOR=8



افزایش تدریجی ضریب تابع جریمه

همان طور که قبلاً اشاره شد، الگوریتم وراثتی جهت حل مسائل نامقید می باشد و برای حل مسائل مقید ابتدا آن را با استفاده از تابع جریمه به مسئله نامقید تبدیل می کنیم. در اینجا ضریب تابع جریمه در حقیقت ضریب اهمیت قید بوده و مسلم است که هدف اصلی، کمینه سازی تابع هدف می باشد. اگر مقدار ضریب تابع جریمه مقداری بزرگ باشد، این امکان وجود دارد که در نسل های ابتدایی طرح هایی هر چند غیر بهینه، ولی به خاطر این که قیدها را ارضا می نمایند دارای مقدار تابع هدف اصلاح شده کمتری باشد. بنابراین مقدار برازندگی بزرگتری یافته و الگوریتم به آنها هم گرا می شود. از طرفی اگر ضریب تابع جریمه مقدار کوچکی داشته باشد این امکان وجود دارد که موجب کندی هم گرایی در الگوریتم شده و حتی پس از اتمام کار بهترین طرح تمامی قیدها را ارضا ننماید. لذا برای حل این مشکل

هم گرایایی در این گام ادامه پیدا می یابد. شرایط هم گرایایی در این گام به شرح زیر خواهند بود:

- ۱- تکرار برانزنده ترین طرح در ده نسل پیاپی
 - ۲- تعداد نسل ها به میزان مجازی که در ابتدا در نظر گرفته شده است برسد.
- گام سوم:** عملیات بازآفرینی محدوده متغیرها بر روی بهترین فرد گام قبل انجام و جامعه جدید از بهترین فرد گام قبل همراه با تعداد افرادی که به صورت تصادفی تولید می شوند تشکیل می گردد و عملیات تا رسیدن به هم گرایایی ادامه پیدا می نماید.

مقایسه الگوریتم وراثتی اصلاح شده هوشمند^۶

(IMGA) با الگوریتم وراثتی معمولی (GA)^۷

در این قسمت با استفاده از اصلاحات انجام شده روی الگوریتم وراثتی که توسط محققین قبلی ارائه گردیده، روابط و اصلاحات ارائه شده در این تحقیق منجر به تهیه نرم افزار بهینه سازی سازه های فولادی (IMGA) گردیده است. در این جا با انجام فرآیند تحلیل و بهینه سازی قابهای فولادی در قالب چند مثال به ارزیابی نرم افزار بهینه سازی تهیه شده پرداخته می شود.

الگوریتم وراثتی معمولی (GA)

در الگوریتم وراثتی معمولی (GA) بهره گرفته شده در این پژوهش از عملگرهای زیر استفاده شده است:

- ۱- انتخاب: انتخاب مسابقه های با مقدار $Tour=4$
- ۲- انتخاب نخبه گرا: دو فرد به روش توضیح داده شده در قسمت انتخاب نخبه گرا وارد نسل جدید می شوند.
- ۳- پیوند: با احتمال پیوند $P_c = 1$ از پیوند چهار نقطه ای استفاده می شود.
- ۴- جهش: با احتمال جهش $P_m = 0.03$ از جهش سه نقطه ای استفاده می شود.
- ۵- تابع جریمه: استفاده از فرمول های (۵) و (۶) برای افزایش تدریجی ضریب جریمه

الگوریتم وراثتی اصلاح شده هوشمند (IMGA)

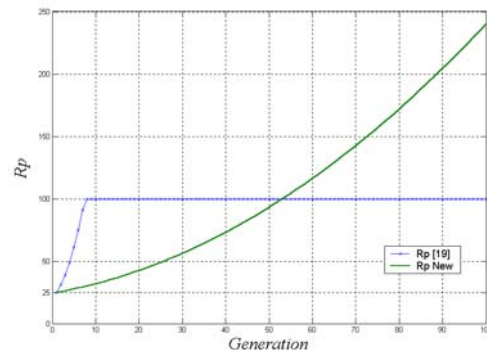
در الگوریتم وراثتی اصلاح شده هوشمند (IMGA) ارائه شده در این تحقیق از عملگرهای زیر استفاده می شود:

در نظر گرفتن مقدار $P = 10$ و $P = 25$ اختلاف بین فرمول تصحیح شده و فرمول قبلی نشان داده شده است.

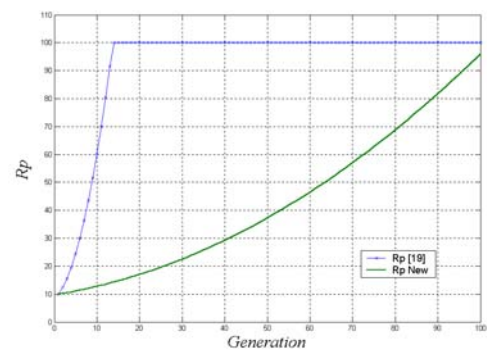
$$R_p = P * [1 + r_i * (Ngen - 1)] \leq M \quad (9)$$

$$M = 1000 \quad (10)$$

در رابطه بالا، $Ngen$ شمارنده نسل ها، r_i ضریب می باشد که در نخستین نسل برابر 0.25 در نظر گرفته می شود.



شکل ۳: مقایسه دو رابطه جدید و قدیم با فرض $P=25$.



شکل ۴: مقایسه دو رابطه جدید و قدیم با فرض $P=10$.

استفاده از یک روند جدید در اجرای الگوریتم

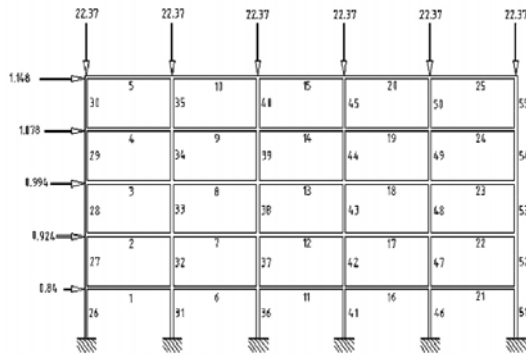
این روند با ترکیب جامعه های موازی و بازآفرینی محدوده متغیرها ساخته شده است که در زیر به شرح آن پرداخته می شود [۶]:

گام اول: در ابتدا برای تحت پوشش قرار گرفتن تمام فضای جستجو چندین جامعه که بر حسب نوع مسئله بهینه سازی تعداد آنها و تعداد افراد تشکیل دهنده آنها تعیین می گردد به طور موازی تکامل یافته و این روند تا تعداد نسل مشخص شده در اول برنامه ادامه پیدا می نماید.

گام دوم: از هر جامعه مرحله قبل دو فرد از شایسته ترین آنها انتخاب و بقیه افراد جامعه جدید نیز به صورت تصادفی تشکیل می شود و تکامل این جامعه تا رسیدن به شرایط

مثال ۱ - قاب پنج طبقه با اتصالات صلب

این مثال از مرجع [7] انتخاب شده است. در این مثال یک سازه صفحه‌ای ۵ طبقه با ۵ دهانه مطابق شکل (۵) و بارگذاری زیر مورد بررسی قرار گرفته، نتایج به دست آمده از روش IMGGA با روش GA استفاده شده در مرجع مورد نظر در جدول (۶) مقایسه و نمودار تغییرات وزن بهینه سازه در برابر هر نسل به روش IMGGA در شکل (۶) ارائه گردیده است.



شکل ۵: بارگذاری، هندسه سازه و شماره اعضاء.

طول دهانه = 2.8_m

ارتفاع هر طبقه = 5.6_m

جدول ۵: مشخصات روش IMGGA.

تنش مجاز فشاری = 220_{MPa}

تنش مجاز خمشی = 220_{MPa}

بار گسترده وارد بر تیرها = 39.945_{N/m}

قید جابجایی در نظر گرفته برای این مثال تغییر مکان در وسط هر تیر است، و مقدار حداکثر جابجایی به صورت زیر انتخاب شده و برای اندازه گیری مقدار آن در وسط هر تیر

$$\Delta_{all} = L/300 = 1.86\text{Cm}$$

گام سوم		گام دوم		گام اول	
30	افراد جامعه	۲۰	افراد جامعه	۲	جامعه های موازی
8	مقاطع (NPROP)	۱۰	تولید نسل	۱۰	افراد هر جامعه
18	تولید نسل			۱۵	ماکزیمم نسل
۱۰۴۰		کل تعداد آنالیز انجام شده			

جدول ۶: مقایسه دو روش.

شرح	روش IMGGA	روش GA مرجع [33]	درصد بهبود
مقدار وزن بهینه (kg)	9550	10128.7	5.7
تعداد آنالیز	1040	1.8 × 10 ⁴	99

۱- انتخاب: انتخاب مسابقه‌ای دینامیکی

۲- انتخاب نخبه‌گرا: تعداد شش فرد با روش زیر انتخاب و وارد نسل جدید می‌شوند.

۱ - ۲ - دو فرد با روش توضیح داده شده در قسمت انتخاب نخبه‌گرا وارد نسل جدید می‌شوند.

۲ - ۲ - چهار فرد توسط انتخاب نخبه‌گرای هوشمند انتخاب می‌گردند.

۳- پیوند: با احتمال پیوند $P_c = 1$ از پیوند چهار نقطه‌ای استفاده می‌شود.

۴- جهش: با احتمال پیوند $P_m = 0.04$ از جهش متغیر استفاده می‌شود.

۵ - تابع جریمه: با استفاده از روابط جدید ارائه شده برای ضریب تابع جریمه و افزایش تدریجی آن که در قسمت افزایش تدریجی ضریب تابع جریمه بیان شده است.

۶- استفاده از روند تشریح شده در بخش: استفاده از یک روند جدید در اجرای الگوریتم

مثال ها

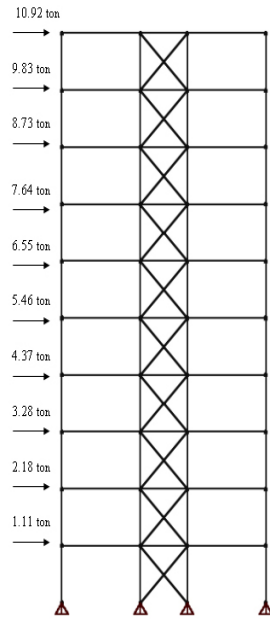
در کلیه مثال های حل شده در این قسمت، تحلیل به صورت استاتیکی منظور گردیده و مقدار بارهای جانبی و گرانشی وارد به سازه و شکل هندسه سازه در اول مثال ها تشریح شده است و قیود در نظر گرفته شده قید تنش و جابه‌جایی می‌باشد.

پارامترهای استفاده شده در روشهای IMGGA و GA، وزن نهایی سازه، قید جابه‌جایی و مقاطع مورد استفاده در هر روش برای تیپ‌های در نظر گرفته شده برای هر مثال در جداول (۲-۵) جهت مقایسه آورده شده است.

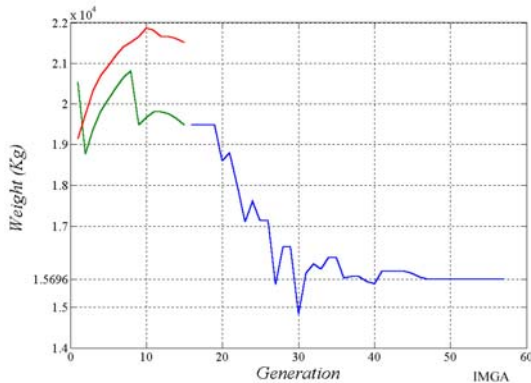
در مثال های (۲) و (۳) جابه‌جایی گره‌های هر سقف به یک گره اصلی که در مرکز هندسی سقف منظور گردیده بسته شده است. سقف به صورت دیافراگم صلب مدل شده و بار جانبی به این گره وارد می‌شود.

شایان ذکر است که در کلیه مثالهای این فصل مقاطع مورد استفاده برای ستون ها از جدول IPB، برای تیرها و مهاربندها از جدول مقطع IPE می‌باشد. خواص فولاد نرمه نیز به صورت پارامترهای زیر در نظر گرفته شده است:

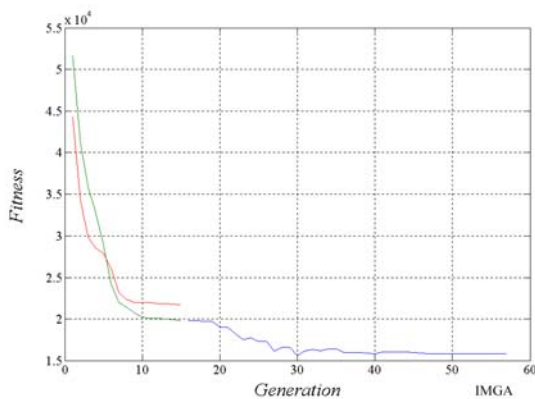
$$E = 2.1 \times 10^6 \text{ Kg/cm}^2, F_y = 2400 \text{ Kg/cm}^2, \gamma = 7850 \text{ Kg/cm}^3$$



شکل ۸: بار جانبی وارد به سازه.



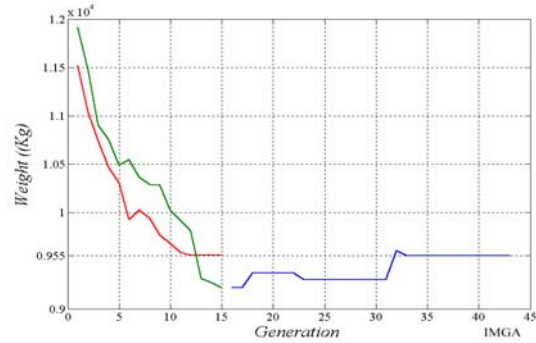
شکل ۹: تغییرات وزن بهینه سازه در هر نسل به روش IMGA.



شکل ۱۰: تغییرات برازندگی بهینه سازه در هر نسل به روش IMGA.

مقدار نسبت جا به جایی به جا به جایی مجاز در روش IMGA را می توان به شرح زیر محاسبه نمود:

$$\frac{\Delta}{\Delta_{all}} = \frac{14.8}{15} = 0.987$$



شکل ۶: تغییرات وزن بهینه سازه در هر نسل به روش IMGA.

مقدار نسبت جابجایی به جابجایی مجاز برابر خواهد بود با:

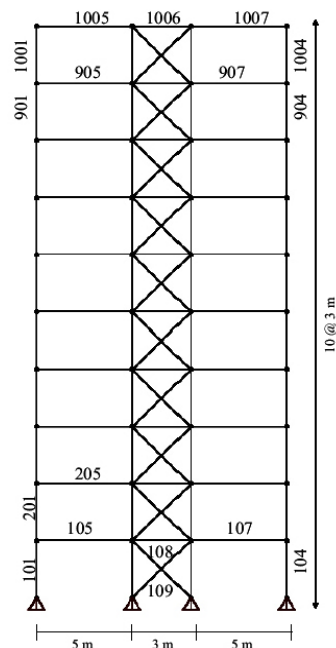
$$\frac{\Delta}{\Delta_{all}} = \frac{1.83}{1.86} = 0.983$$

مثال ۲ - قاب صفحه‌ای ده طبقه مهاربندی شده

در این مثال یک سازه صفحه‌ای ۱۰ طبقه و سه دهنه با اتصالات تیر به ستون مفصلی و مهاربندی شده که ابعاد هندسی سازه و بار وارد بر آن در شکل های (۷) و (۸) نمایش داده شده است. طبق تیپ‌بندی اعضاء مشخص گردیده در جدول (۷) و ترکیب بارگذاری به شرح زیر، مورد بررسی قرار می گیرد.

$$\begin{cases} DL + LL \\ 0.75(DL + LL \pm EL) \end{cases}$$

بار گسترده (مرده+زنده) وارد بر تیرها = 1750 Kg / m



شکل ۷: هندسه سازه و شماره اعضاء.

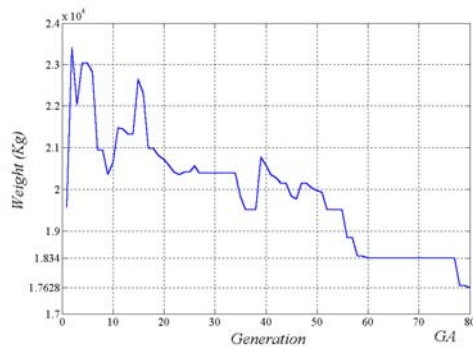
جدول ۷: شماره اعضاء قرار گرفته در یک تیب.

شماره تیب	1	2	3	4	5
شماره اعضاء	101,104,201,204	102,103,202,203	301,304,401,404	302,303,402,403	501,504,601,604
شماره تیب	6	7	8	9	10
شماره اعضاء	502,503,602,603	701,704,801,804	702,703,802,803	901,904,1001,1004	902,903,1002,1003
شماره تیب	11				
شماره اعضاء	105,107,205,207,305,307,405,407,505,507,605,607,705,707,805,807,905,907,1005,1007				
شماره تیب	12				
شماره اعضاء	106,206,306,406,506,606,706,806,906,1006				
شماره تیب	13	14	15	16	17
شماره اعضاء	108,109	208,209	308,309	408,409	508,509
شماره تیب	18	19	20	21	22
شماره اعضاء	608,609	708,709	808,809	908,909	1008,1009

جدول ۸: مشخصات روش IMGA.

تعداد افراد جامعه	40	تعداد افراد جامعه	20	تعداد جامعه های موازی	2
تعداد مقاطع (NRPOR)	8	تعداد تولید نسل	10	تعداد افراد هر جامعه	10
تعداد تولید نسل	32			ماکزیم نسل	15
کل تعداد آنالیز انجام شده		1780			

مقدار نسبت جابجایی به جابجایی مجاز در روش GA ۱۰/۹۶٪ کمتر از روش GA به دست می آید و تعداد دفعات آنالیز نیز ۴۴/۳۸٪ کاهش می یابد.



شکل ۱۱: تغییرات وزن بهینه سازه در هر نسل به روش GA.

جدول ۱۰: مقایسه دو روش.

درصد بهبود	روش GA	روش IMGA	شرح
10.96	17628	15696	مقدار وزن بهینه (kg)
44.38	3200	1780	تعداد آنالیز

نیز برابر خواهد بود با

$$\frac{\Delta}{\Delta_{alt}} = \frac{14.1}{15} = 0.94$$

جدول ۹: مشخصات روش GA.

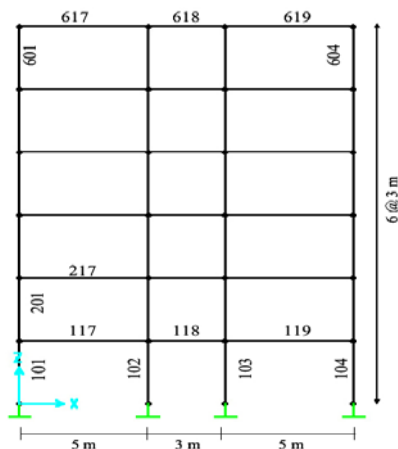
تعداد افراد جامعه	40
تعداد تولید نسل	80
کل تعداد آنالیز انجام شده	3200

تاریخچه همگرایی وزن بهینه شاطه به هر تکرار تا مرحله همگرایی در خصوص استفاده از روشها GA و IMGA مربوط به مثال فوق در شکل های (۹)، (۱۰) و (۱۱) نمایش داده شده است. با توجه به نتایج به دست آمده از بهینه سازی به روش IMGA و مقایسه آن با نتایج روش GA ملاحظه می شود که در روش IMGA مقدار وزن

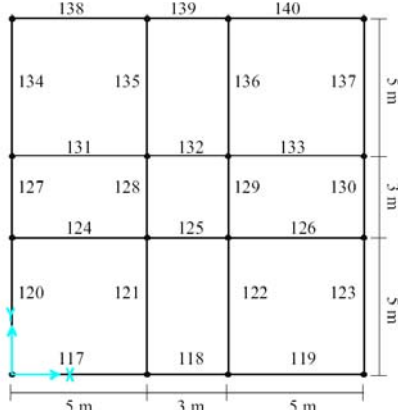
جدول ۱۱: شماره اعضاء قرار گرفته در یک تیب.

شماره تیب	1	2	3
شماره اعضاء	101,102,103,104,105,108,109,112,113,114,115,116	106,107,110,111	201,202,203,204,205,208,209,212,213,214,215,216
شماره تیب	4	5	6
شماره اعضاء	206,207,210,211	301,302,303,304,305,308,309,312,313,314,315,316	306,307,310,311
شماره تیب	7	8	9
شماره اعضاء	401,402,403,404,405,408,409,412,413,414,415,416	406,407,410,411	501,502,503,504,505,508,509,512,513,514,515,516
شماره تیب	10	11	12
شماره اعضاء	506,507,510,511	601,602,603,604,605,608,609,612,613,614,615,616	606,607,610,611
شماره تیب	13	14	15
شماره اعضاء	117,119,120,121,122,123,124,126,131,133,134,135,136,137,138,140	118,125,127,128,129,130,132,139	217,219,220,221,222,223,224,226,231,233,234,235,236,237,238,240
شماره تیب	16	17	18
شماره اعضاء	218,225,227,228,229,230,232,239	317,319,319,320,321,322,323,324,326,3331,333,334,335,336,337,338,3340	318,325,327,328,329,330,332,339
شماره تیب	19	20	21
شماره اعضاء	417,419,420,421,422,423,424,426,431,433,434,435,436,437,438,440	418,425,427,428,429,430,432,439	517,519,520,521,522,523,524,526,531,533,534,535,536,537,538,540
شماره تیب	22	23	24
شماره اعضاء	518,525,527,528,529,530,532,539	617,619,620,621,622,623,624,626,631,633,634,635,636,637,638,640	618,625,627,628,629,630,632,639

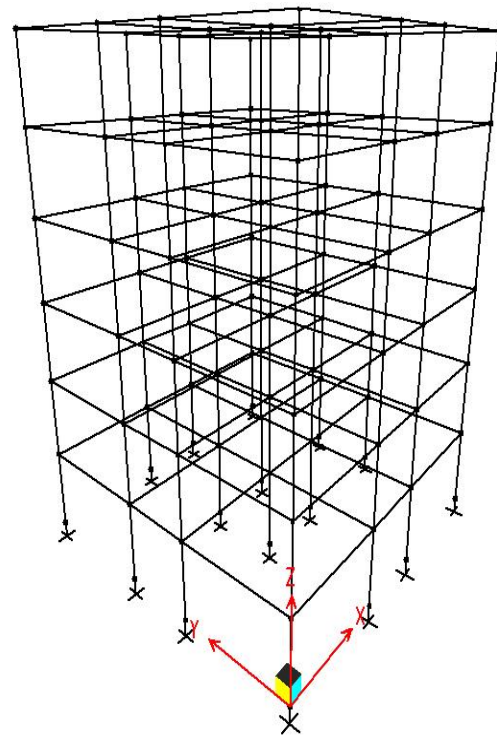
ضمناً تیب بندی اعضاء در جدول (۱۱) مشخص شده است.



شکل ۱۳- الف: شماره اعضاء سازه.



شکل ۱۳- ب: شماره ابعاد سازه.

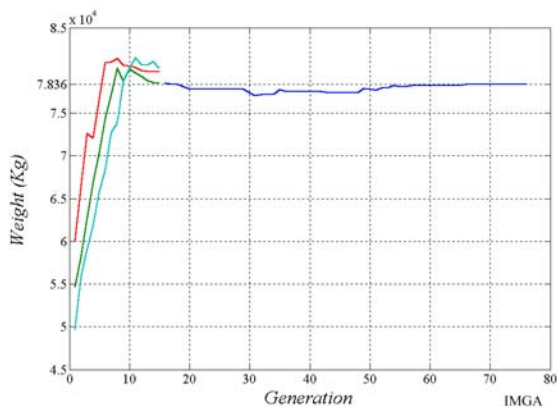


شکل ۱۴: نمای سه بعدی سازه.

جدول ۱۴: مقایسه دو روش.

شرح	روش IMGA	روش GA	درصد بهبود
مقدار وزن بهینه (kg)	78360	83911	6.61
تعداد آنالیز	3670	5000	26.6

پس از حل مثال سه بعدی با دو روش مذکور، طبق شکل های (۱۵) و (۱۶) و (۱۷) مشاهده می شود که روش جدید IMGA باعث بالا بردن دقت و سرعت بهینه سازی و تقلیل ۶/۶۱٪ وزن سازه و ۲۶/۶٪ تعداد آنالیز می گردد.



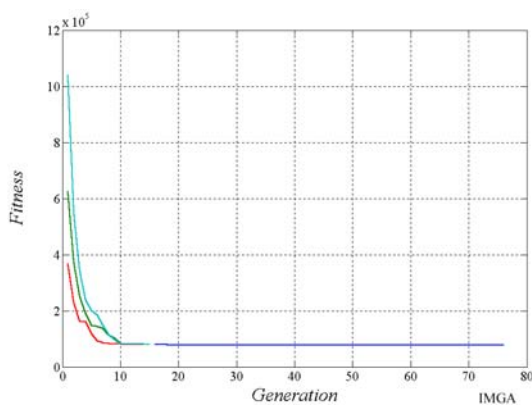
شکل ۱۵: تغییرات وزن بهینه سازه در هر نسل به روش IMGA.

مقدار نسبت جا به جایی به جابجایی مجاز در روش IMGA برابر است با:

$$\frac{\Delta}{\Delta_{all}} = \frac{8.62}{9} = 0.957$$

هم چنین، مقدار نسبت جا به جایی به جایی مجاز در روش GA معادل است با:

$$\frac{\Delta}{\Delta_{all}} = \frac{8.21}{9} = 0.912$$

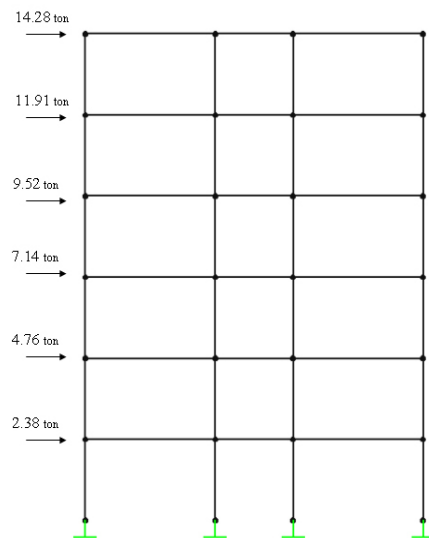


شکل ۱۶: تغییرات برازندگی بهینه سازه در هر نسل به روش IMGA.

مثال ۳ - قاب سه بعدی شش طبقه با اتصالات صلب

قاب سه بعدی ۶ طبقه با اتصالات تیر به ستون صلب و سه دهنه در جهت x و y نشان داده شده در شکل های (۱۲) و (۱۳) و بارگذاری مشخص شده در شکل (۱۴) در جهت x و y به صورت مشابه و بار گسترده (مرده+زنده) وارد بر تیرها برابر 2000 kg/m و ترکیب بارگذاری به شرح زیر مورد بررسی قرار می گیرد.

$$\begin{cases} DL + LL \\ 0.75(DL + LL \pm EL_x) \\ 0.75(DL + LL \pm EL_y) \end{cases}$$



شکل ۱۴: بار جانبی وارد به سازه.

در جداول (۱۲)، (۱۳) و (۱۴) مشخصات استفاده از دو روش IMGA و GA در پروسه بهینه سازی مثال ۳ آورده شده است.

جدول ۱۲: مشخصات روش IMGA.

گام اول		گام دوم		گام سوم	
تعداد جامعه های موازی	3	تعداد افراد جامعه	40	تعداد افراد جامعه	50
تعداد افراد هر جامعه	10	تعداد تولید نسل	10	تعداد مقاطع (NRPOR)	8
ماکزیم نسل	15			تعداد تولید نسل	51
کل تعداد آنالیز انجام شده					3670

جدول ۱۳: مشخصات روش GA.

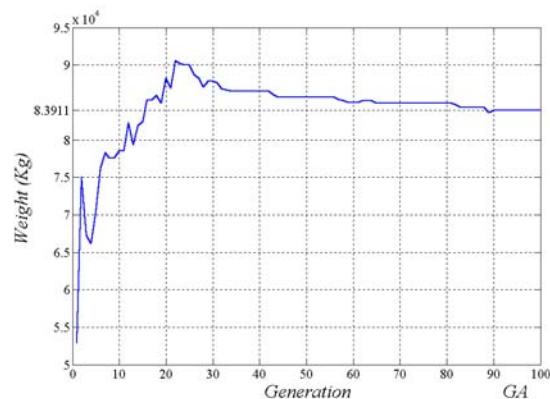
تعداد افراد جامعه	50
تعداد تولید نسل	100
کل تعداد آنالیز انجام شده	5000

مسابقه‌ای دینامیکی)

- ارائه رابطه جدید برای عملگر جهش (جهش متغیر)
- ارائه روشی نو جهت انتخاب نخبه‌گرا (انتخاب نخبه‌گرا هوشمند)
- استفاده از بازآفرینی محدوده متغیرها
- ارائه رابطه‌ای جدید برای بدست آوردن مقدار ضریب جریمه و افزایش تدریجی آن
- ارائه یک روند جدید در اجرا الگوریتم وراثتی

همان‌طور که در مثال‌ها مشاهده گردید.

توانستیم به طور متوسط ۴۰٪ تعداد آنالیز سازه را که رابطه مستقیمی با زمان بهینه‌سازی دارد کاهش دهیم و بر دقت و قدرت الگوریتم وراثتی در پیدا کردن نقطه بهینه بیفزاییم و در کاربردی کردن بهینه‌سازی قاب‌ها گام بزرگی برداریم.



شکل ۱۷: تغییرات وزن بهینه‌سازه در هر نسل به روش GA.

نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر با نوشتن نرم افزار جدید به بهینه‌سازی قاب‌ها تحت ترکیب بارهای متفاوت پرداختیم و با انجام اصلاحاتی بر روی الگوریتم وراثتی شامل

- ارائه رابطه جدید برای عملگر انتخاب (انتخاب

مراجع

- 1 - Goldberg, D. E. (1989). *Genetic Algorithms in search, optimization and Machine learning*, MA: Addison – Wesley.
- 2 - Ghasemi, M. R. and Hinton, E. and Wood, R. D. (1999). "Concept of Rebirthing in Truss Optimization Using Genetic Algorithms." *Journal Engineering computations*, Vol. 16, No. 3, PP. 272-303.
- 3 - Mohammadzadeh, A. (2004). *Optimization of Building Rigid Frames under Seismic Loading using Genetic Algorithms and Neural Networks*, MSc Thesis, Civil Eng. Dept., Uni. Sistan & Baluchestan.
- 4 - Azhdari, F. (2003). *Optimization of Circumferential Columns in Space Structures using Genetic Algorithms*, MSc Thesis, Civil Eng. Dept., Uni. Sistan & Baluchestan.
- 5 - Ghasemi, M. R. and Hinton, E. (1996). "Truss optimization using genetic algorithm." *Proceeding of the Third International Conference in Computational Structures Technology Advances in Computational Structures*, Budapest, PP. 59-75.
- 6 - Azadi, A. (2005). *Topology and Cross-Sectional Optimization of Frames under Modal Spectral Response using Genetic Algorithms*, MSc Thesis, Civil Eng. Dept., Uni. Sistan & Baluchestan.
- 7- Greiner, D., Emperor, J. M. and Winter, G. (2004). "Single and multiobjective frame optimization by evolutionary algorithms and the auto – adaptive rebirth operator." *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, Vol. 193, No. 33-35, PP. 3711-3743

واژه‌های انگلیسی به ترتیب استفاده در متن

- 1 - Selection
- 2 - Crossover
- 3 - Mutation
- 4 - Deme Genetic Algorithm
- 5 - Rebirthing
- 6 - Intelligent Modified Genetic Algorithm
- 7 - Genetic Algorithm