

بهینه سازی سازه های فضاکار گنبدی با استفاده از روش‌های الگوریتم ژنتیک و شبکه های عصبی

جواد واثقی امیری^۱، حسن پوراسماعیل^۲

چکیده

بهینه سازی سازه های بزرگ همانند سازه های فضاکار همواره مد نظر مهندسان بوده است، لذا نیاز به جستجوی روش‌های مناسب و سریع جهت نیل به این هدف در علوم مهندسی احساس می‌شود. برایه این نیاز در این تحقیق از شبکه های عصبی انتشار بازگشتی (BPN) و انتشار متقابل (CPN) به عنوان تقریب ساز آنالیز و نیز از الگوریتم وراثتی پیشرفت (GA) به عنوان یک جستجوگر در بهینه کردن یک سازه فضاکار استفاده شده است و به دنبال آن نرم افزارهایی تهیه گردید که شامل سه ترکیب متفاوت از شبکه های عصبی، الگوریتم وراثتی و نرم افزار تحلیلگر می باشد. در مجموع و بر اساس بررسی های انجام شده به منظور بهینه سازی سازه ای فضاکار، ترکیب مناسب پیشنهاد شده است.

کلمات کلیدی

بهینه سازی، الگوریتم ژنتیک، شبکه های عصبی مصنوعی، شبکه انتشار متقابل، شبکه انتشار بازگشتی

Optimization of Space Structure by using artificial neural networks and genetic algorithm methods

Javad Vaseghi Amiri, Hassan Pouresmaeil

Abstract

Optimization of huge space structures considering and appropriate methods has been one of the subjects of concern for engineers. To this end, neural networks of back propagation neural networks (BPN) and counter propagation neural networks (CPN) have been used as an analysis approximator and advanced genetic algorithm (GA) has been used as a searcher in optimization of a space structure. Software programs prepared in this research consist of three different combinations of neural networks, genetic algorithm and analyzing software. In general and based on investigations carried out the appropriate combination has been recommended in optimization of space producing space structures.

Keywords

optimization, genetic algorithm, artificial neural networks, counter propagation network, back propagation network

^۱ استادیار، دانشگاه مازندران، دانشکده فنی و مهندسی بابل، بخش مهندسی عمران، vaseghi@nit.ac.ir,

^۲ کارشناسی ارشد، دانشگاه مازندران، دانشکده فنی و مهندسی بابل، بخش مهندسی عمران، h_poures@yahoo.com

۳- مدل مورد بحث در این تحقیق

۱- مقدمه

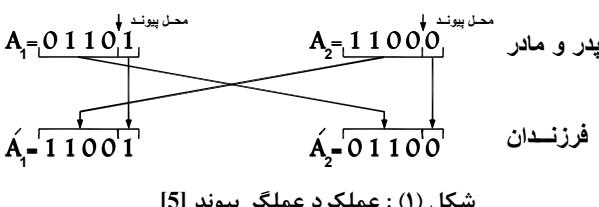
۱-۱- بهسازی الگوریتم وراثتی

بهینه‌یابی هر سیستم از دو گام اساسی، جستجوی فضای طراحی و آزمون بردارهای جستجو شده تشکیل می‌گردد. بسته به نوع الگوریتم های به کاربرده شده در این دو گام، الگوریتم های مختلف با کارایی های متفاوت حاصل می‌گردد. منظور از کارایی، زمان همگرایی و دقیت الگوریتم می‌باشد. در این تحقیق جهت جستجوی فضای طراحی از الگوریتم وراثتی بهسازی شده استفاده می‌شود.

اصول اولیه الگوریتم وراثتی، متشکل از سه عملگر انتخاب، پیوند و جهش می‌باشد، عملگر انتخاب روایت ساختگی انتخاب داروین است؛ بدین ترتیب که به جوابهای بهتر بخت بیشتر و به جوابهای بدتر بخت کمتر برای بقا می‌دهد.

مهمترین عملگر الگوریتم های وراثتی و کلید موفقیت این الگوریتم ها، پیوند محسوب می‌شود. زیرا عملگر انتخاب برای کشف نواحی جدید فضای جستجو ابزاری ندارد و اگر تنها به نسخه برداری ساختارهای قدیمی، بدون تغییر آن اکتفا کنیم، نمی‌توان به بررسی موارد جدید پرداخت و اینجاست که پیوند در الگوریتم دخالت می‌کند [۵] (شکل (۱)).

جهش سومین عملگر الگوریتم وراثتی است که جهت بهبود روش جستجو به دو عملگر دیگر یعنی انتخاب و پیوند کمک می‌کند (شکل (۲)) اگرچه عملگرهای انتخاب و پیوند جستجوی موثری را در فضای طراحی دنبال نموده و رشته‌های مناسب موجود را ترکیب می‌کنند، 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 است. این عملگر همچنین امکان دستیابی به ویژگیهای مثبتی که در جمعیت موجود وجود ندارد را نیز فراهم می‌کند.



شکل (۱) : عملکرد عملگر پیوند [۵]



شکل (۲): عملکرد عملگر جهش [۵]

بهینه‌سازی شاخه‌ای از ریاضیات، با کاربردهای مختلف در علوم مهندسی می‌باشد. بسیاری از مسائل مهندسی و علوم معمولاً با هزینه، سود و یا به عبارت کلی تر با تابع هدفی روبروست که تلاش می‌گردد با بهینه کردن مقدار آن، عملکرد آن سامانه بهینه شود. یک مهندس به دنبال طرحی است که در برابر نیازهای موردنظر و شرایط اعمالی بیشترین کارآیی را داشته باشد. از ۱۰۰ سال پیش بهینه‌سازی سازه‌ها نظر محققان را به خود جلب کرد که از جمله اولین محققان می‌توان به ماکسول ۱۸۹۶ و میشل ۱۹۰۴ اشاره کرد [۲].

در میان روش‌های بهینه‌سازی الهام گرفته شده از طبیعت جاندار، الگوریتم وراثتی (GA) از تکامل یافته ترینها بشمار می‌رود. در طراحی بهینه سازه‌ها لازم است سازه را در دفعات متوالی تحلیل نمود، زیرا تپولوژی و مشخصات سازه، در روند بهینه‌سازی پی دربی تغییر می‌کند. چنانچه تحلیل مجدد با استفاده از روش‌های دقیق انجام گیرد، مدت زمان لازم جهت نیل به بردار هدف به طور قابل ملاحظه ای افزایش می‌یابد [۸] و [۹]. در چنین شرایطی استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، چانشین مناسبی بجای تحلیل دقیق می‌باشد [۳].

در این تحقیق سه ترکیب متفاوت از شبکه‌های عصبی و الگوریتم وراثتی را با نام‌های OGA (ترکیب الگوریتم ژنتیک و آنالیز دقیق)، OGB (ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی انتشار بازگشته) و OGC (ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی انتشار متقابل) به کار برده و با هم مقایسه شده است.

۲- روش‌های بهینه‌سازی کلاسیک

مسائل بهینه‌سازی با روش‌های متفاوتی مورد تحلیل قرار می‌گیرند. این روش‌ها شامل شیوه‌های تحلیلی نظری حساب تغییرات، حساب دیفرانسیل، روش مضارب لاگرانژ و شیوه‌های عددی مانند برنامه ریزی خطی، روش‌های جستجوی مستقیم، روش‌های مبتنی بر گرادیان، روش‌های تابع جریمه، روش‌های دوگانه و روش‌های معیار بهینگی می‌باشند [۴].

در بیشتر روش‌های کلاسیک، با رسیدن تابع هدف به بهینه محلی (نسبی) روند جستجو متوقف شده و سیستم بهینه یاب قادر به یافتن بهینه کلی (مطلق) نمی‌باشد. و نیز جهت جستجو بردار هدف می‌بایست تابع هدف و محدودیتها دقیقاً بر حسب متغیرهای طراحی تعیین شوند.

به دلیل کاستی‌های الگوریتم‌ها کلاسیک، در این تحقیق برای بهینه‌سازی مسائل از روش‌های بهینه‌سازی الهام گرفته از طبیعت بهره گرفته شده است.

آموزش غیرنظرارت شده مدل محتمل تر و معقول تری از یادگیری در سیستم بیولوژیکی است. الگوریتمی که توسط کوهون در سال ۱۹۸۴ و تعدادی از محققان دیگر توسعه داده شد، به بردار هدفی برای خروجی‌ها نیاز ندارد و بنابراین هیچگونه مقایسه‌ای بین خروجی‌های واقعی با جوابهای ایده‌آل از پیش تعیین شده انجام نمی‌شود. دسته آموزشی در این حالت فقط شامل بردارهای ورودی است و الگوریتم آموزش وزنهای شبکه را برای تولید بردارهای خروجی هماهنگ تعديل می‌نماید. منظور این است که با به کار بردن یکی از بردارهای دسته آموزشی و یا برداری که به اندازه کافی به بردار مورد نظر در دسته آموزشی شبیه است، الگوی یکسانی از خروجی‌ها تولید شود. لیکن در شبکه‌های عصبی متقابل الگوریتم آموزش، مطابق رابطه (۴) غیرنظرارت شده می‌باشد [۷]. الگوریتم‌های آموزش نقش اساسی در زمان آموزش پذیری و سرعت پردازش شبکه ایفا می‌کنند.

$$W_i(t+1) = W_{ij}(t) + \alpha \cdot x_i \cdot error_j \quad (3)$$

$$W_j(t+1) = W_j(t) + \alpha(X - W_j(t)) \quad (4)$$

که W ماتریس وزن شبکه، α ضریب اندازه حرکت، X بردار ورودی به لایه شبکه و $error$ خطای بین خروجی شبکه و هدف است.

۳-۳- بهینه سازی با استفاده از ترکیب شبکه‌های عصبی و الگوریتم وراثتی

تحلیل تابع غیر خطی بهین که خود ناشی از معادله جبری موجود در شرایط بهینه و نیز مرتب شدن معادلات قیود نسبت به متغیرهای طراحی است، جز با روش‌های تکراری میسر نمی‌باشد. هر مرحله از تکرار روش بهینه سازی به دو گام تقسیم می‌گردد، در گام نخست، سازه تحلیل می‌گردد. تا پاسخ آن نسبت به نیروهای اعمال شده بدست آید. در گام دوم، متغیرهای طراحی بر اساس ضوابط بهینه سازی اصلاح می‌گردد.

تعداد تکرارهای لازم برای همگرا شدن به سوی شرایط بهینه بستگی به تعداد عضوهای سازه، تعدد سطوح مقطع و نیز تنوع توبولوژی آن سازه دارد. در روند بهینه سازی می‌توان برای کاهش زمان جستجو از تقریب ساز شبکه‌های عصبی مصنوعی بجای آنالیز کلاسیک، بهره جست. از شبکه‌های معروفی که معمولاً در این موارد به کار گرفته می‌شوند، میتوان شبکه‌های انتشار متقابل و بازگشتی را نام برد.

سه ترکیب متفاوت از شبکه‌های عصبی و الگوریتم وراثتی را با نام‌های OGA، (ترکیب الگوریتم ژنتیک و تحلیل کلاسیک شکل (۳)) OGB، (ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی انتشار بازگشتی شکل (۴)) و OGC، (ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی انتشار متقابل شکل (۴)) در این تحقیق به کار برده و با هم مقایسه شده است.

۲-۳- شبکه‌های عصبی در بهینه سازی

همان طور که ذکر شد، گام دوم هر روند بهینه یابی شامل آزمون بردارهای جستجو شده می‌باشد. یکی از کارا ترین روش‌های آزمون بردار جستجو شده روش تابع جریمه خارجی [۴] است. (معادله (۱))

$$P(\{X\}) = \sum_{i=1}^n \{Max[0, g_i(\{X\})]^2\} + \sum_{j=1}^m \{[h_j(\{X\})]^2\} \quad (1)$$

بطوریکه n و m تعداد محدودیتها مسئله بهینه سازی و P تابع جریمه است. پس از بکارگیری روش تابع جریمه، مسئله مقید مذکور به شکل بدون قید زیر تبدیل می‌گردد:

$$Min : F(\{X\}) + rP(\{X\}) \quad (2)$$

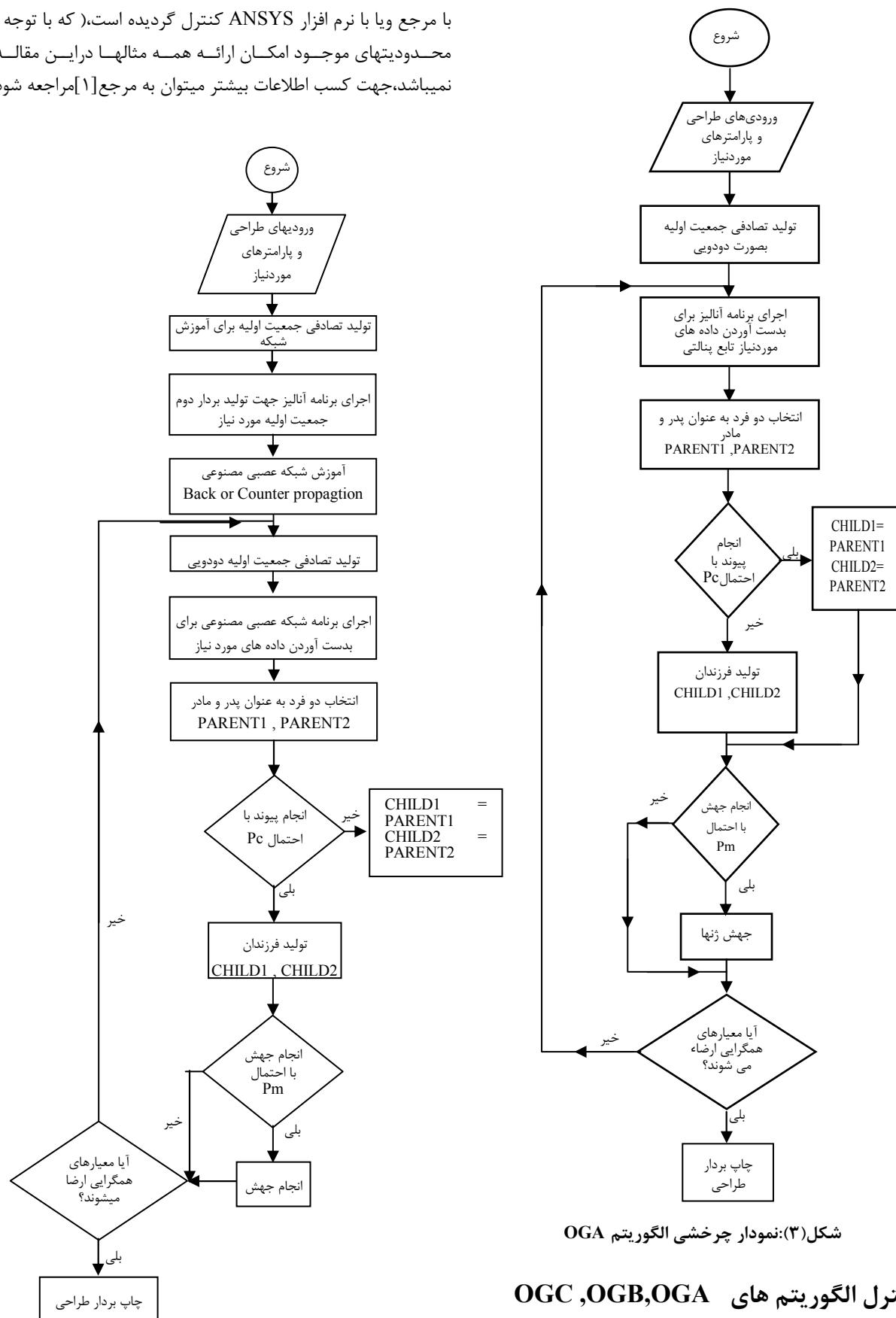
در این رابطه r ضریب تابع جریمه است.

در رابطه (۱) بردار $\{X\}$ نمایانگر متغیرهای طراحی F ، نماد نشان دهنده تابع هدف مسئله بهینه سازی بوده که معیاری برای مقایسه طرحهای مختلف و انتخاب طرح برتر به شمار می‌آید. نمادهای g_i و h_j در رابطه (۱) در برگیرنده شرایطی است که توانایی سازه برای تحمل بارهای وارد و نیز سایر معیارهای کاربردی مقید آن را تضمین می‌کنند.

برای تشکیل تابع جریمه احتیاج به تعیین مقادیر g_i و h_i در هر مرحله می‌باشد. مزیت استفاده از روش‌های تقریبی بجای روش‌های دقیق برای تعیین g_i و h_i ، در کاهش زمان تحلیل می‌باشد [۶]. از جمله الگوریتم‌های بسیار سریع تقریب ساز آنالیز، شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد. در این تحقیق از روش تحلیل دقیق و دو شبکه معروف انتشار بازگشتی و انتشار متقابل، برای تعیین مقادیر g_i و h_i استفاده شده است، و بین آنان مقایسه صورت گرفته است. الگوریتم‌های آموزش به دو دسته نظارت شده و غیرنظرارت شده طبقه‌بندی می‌شوند.

آموزش نظارت شده به زوجهایی نیاز دارد که از بردار ورودی و بردار هدف (خروچی دلخواه) تشکیل شده باشند. یک بردار ورودی و خروچی دلخواه مربوط به آن، مجموعاً یک زوج آموزشی نامیده می‌شود [۷]. معمولاً یک شبکه تحت تعدادی از چنین زوجهای آموزشی ترتیب می‌گردد. به این صورت که، با به کار بردن یک بردار ورودی، خروچی شبکه محاسبه و با بردار هدف متناظر خود مقایسه می‌شود و تفاوت بین خروچی محاسبه شده و خروچی دلخواه که خطای نامیده می‌شود به سمت عقب در سراسر شبکه منتشر می‌گردد و سپس وزنهای مطابق با الگوریتمی که تمایل به حداقل رساندن خطای دارد تغییر می‌یابند و تنظیم می‌شوند. بردارهای دسته آموزشی متوالیاً به کار برده می‌شوند، خطاهای محاسبه می‌گردد و وزنهای به ازای هر بردار تنظیم می‌شوند تا اینکه خطای برای کل دسته آموزشی به یک مقدار کوچک قابل برسد. در شبکه‌های عصبی انتشار بازگشتی، الگوریتم آموزش مطابق رابطه (۳) نظارت شده می‌باشد [۶].

با مرجع و یا با نرم افزار ANSYS کنترل گردیده است، (که با توجه به محدودیتهای موجود امکان ارائه همه مثالها در این مقاله، نمیباشد، جهت کسب اطلاعات بیشتر میتوان به مراجع [۱] مراجعه شود)



شکل(۳):نمودار چرخشی الگوریتم OGA

۴- کنترل الگوریتم های OGC ,OGB,OGA

برای کنترل و بررسی سه روش پیشنهاد شده در این تحقیق، از مثلهای رائئه شده در مراجع [9] استفاده شده است، توجه شود که همه مثالها یا

شکل(۴):نمودار چرخشی الگوریتم های OGB,OGC

۵- تحلیل چند مثال

جدول (۱): نتایج پاسخ بهینه گنبدی ۵۲ عضوی

متغیرها	OGA	OGB	OGC	ANSYS
$A_1(cm^2)$	35.88	35.87	35.12	34.667
A_2	15.00	14.34	15.00	14.719
A_3	9.55	9.81	10.82	9.8264
A_4	2.87	2.77	2.66	3.34
A_5	9.02	2.92	2.87	3.58
A_6	7.73	7.72	7.74	7.71
A_7	1.00	1.00	1.27	1.2
A_8	1.00	1.1	1.18	1.0
W	1953.19	1841.509	1881.89	1897.5
NG	72	71	42	-
TC	25',8"	5',12"	2',1"	-

زمان همگرا شدن = TC ، شماره نسل پاسخ همگرا شده = NG وزن

$$W = (\text{Kg}) \text{ کل سازه}$$

بهترین روش از نظر زمان همگرایی روش OGC با وزن kg بهترین روش از نظر زمان همگرایی روش OGC با وزن kg می باشد.
و زمان ۱۸۸۱/۸۹ ۲'،۱" می باشد.

۱-۵- بهینه سازی یک سازه فضاکار گنبدی عضوی

یک سازه فضایی کارگنبدی ۵۲ عضوی در شکل (۵) نشان داده شده است. بخاطر تقارن سازه، یک چهارم آن مورد تحلیل قرار گرفته است. مشخصات مصالح، شرایط بارگذاری و محدودیت های مسئله شامل تنش و تغییر شکل در زیر آمده است. عضوهای سازه به هشت گروه تقسیم شده اند که هر کدام از آنها به یک متغیر طراحی وابسته است. این گروه بندی در شکل (۵) مشخص شده است. در اینجا متغیرهای سطح مقطع عرضی پیوسته فرض شده و دارای کرانه پایین $0/1 \text{ cm}^2$ و کرانه بالای $45/0 \text{ cm}^2$ میباشد. که جدول (۱) نتایج پاسخ بهینه خربایی مورد نظر را نشان می دهد.

$$P_z = -3000000.0 \text{ N}, E=2.1 \times 10^7 \text{ N/cm}^2, \rho=7.85 \times 10^{-3} \text{ kg/cm}^3$$

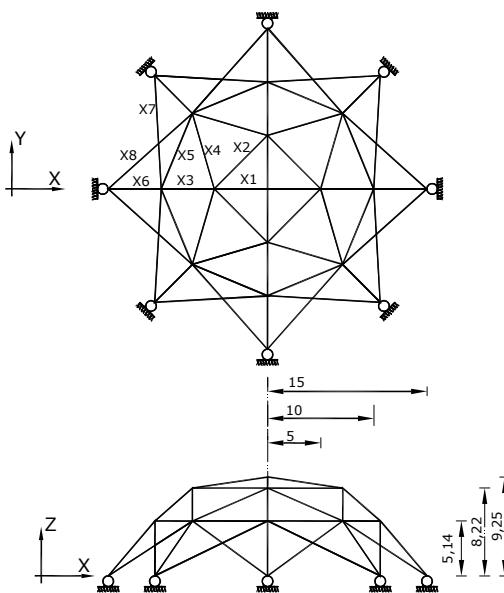
$$\sigma_{all}^- = -1.04 \times 10^4 \text{ N/cm}^2, \sigma_{all}^+ = 1.3 \times 10^6 \text{ N/cm}^2, \delta_{\text{مجاز}} = 4.0 \text{ cm}$$

۲-۵- بهینه سازی یک سازه فضایی کارگنبدی ۱۲۰ عضوی

یافتن بهینه یک خربایی فضایی به شکل گنبدی به قطر ۳۱/۷۸ متر در شکل (۶) مورد نظر می باشد. بخاطر تقارن سازه، یک چهارم آن مورد تحلیل قرار گرفته است. مشخصات مصالح، شرایط بارگذاری و محدودیت های مسئله شامل تنش و تغییر شکل مجاز شده اند. این گروه بندی در شکل (۶) مشخص شده است. که هر کدام از آنان به یک متغیر طراحی وابسته است در اینجا متغیرهای سطح مقطع عرضی پیوسته میباشد. جدول (۲) نتایج پاسخ بهینه خربایی مورد نظر را نشان می دهد.

$$P_z = -3000000.0 \text{ N}, E=2.1 \times 10^7 \text{ N/cm}^2, \rho=7.85 \times 10^{-3} \text{ kg/cm}^3$$

$$\sigma_{all}^- = -1.04 \times 10^4 \text{ N/cm}^2, \sigma_{all}^+ = 1.3 \times 10^4 \text{ N/cm}^2, \delta_{\text{مجاز}} = 4.5 \text{ cm}$$

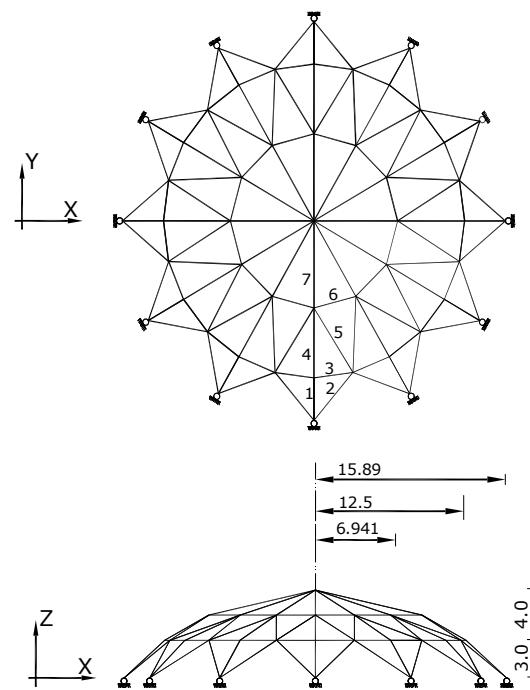


شکل(۵) : خربایی فضایی ۵۲ عضوی

و آنالیز دقیق) و OGB (ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی انتشار بازگشتی) سریعتر همگرا می‌گردد. ولی در مورد روش OGB نمی‌توان با قاطعیت نتیجه گیری کرد چرا که این روش در هنگامی که ابعاد سازه کوچک باشد مزیت نسبت به روش OGA ندارد ولی در هنگام استفاده برای سازه‌های بزرگ از نظر زمان همگرایی به روش OGC بسیار نزدیک می‌شود.

برتری روش OGC بخاطر الگوریتم آموزش آن می‌باشد. شبکه CPN تقریباً با ۱۰ تکرار آموزش می‌بیند و الگوریتم آموزش آن مستقل از پراکندگی داده‌های زوج‌های آموزشی می‌باشد. همچنین عدم نتیجه گیری قطعی در مورد روش OGB نیز به الگوریتم آن مرتبط است. شبکه BPN حدوداً با ۳۰۰۰ تکرار آموزش می‌بیند و الگوریتم آموزشی آن مستقل از پراکندگی داده‌های زوج‌های آموزشی نمی‌باشد و بسته به گسترش پراکندگی داده‌های زوج‌های آموزشی از شبکه‌های موازی متعددی استفاده می‌شود که این امر زمان همگرایی را افزایش می‌دهد.

کاهش زمان همگرایی، روش OGC^(2',11") در مقایسه با روش OGA^(25',8") در مثال نخست و نیز روش OGC^(17',7") در مثال دوم، مزیت استفاده از شبکه‌های OGA^(1,24',8") در مثال دوم، مزیت استفاده از شبکه‌های عصبی بجای روش‌های کلاسیک بهینه سازی را به وضوح نشان میدهد. در مجموع هرچه ابعاد سازه بزرگ‌تر می‌شود زمان همگرایی روش OGB و OGC به هم نزدیک‌تر از OGA دور می‌گردد.



شکل (۶): خرپای فضایی ۱۲۰ عضوی

جدول (۲): نتایج پاسخ بهینه گنبد ۱۲۰ عضوی

متغیرها	OGA	OGB	OGC	ANSYS
$A1(cm^2)$	2.34	2.33	2.07	2.02
$A2$	1.35	1.18	1.10	1.24
$A3$	6.78	7.02	7.34	6.59
$A4$	4.63	4.22	4.02	4.35
$A5$	1.78	1.44	1.86	1.76
$A6$	3.31	2.42	3.30	3.85
$A7$	8.72	8.74	8.81	8.55
W	1827.87	1806.717	1820.55	1797.3
NG	22	37	37	-
TC	1,24',8"	19',11"	17',7"	-

زمان همگرایی شدن = $TC = \frac{W}{\text{وزن}} = \frac{W}{NG}$ ، شماره نسل پاسخ همگرایی شده = NG

وزن = $W = (Kg)$ کل سازه

در حالت خطی بهترین روش از نظر زمان همگرایی روش OGC با وزن kg ۱۸۲۰/۵۵ و زمان "۱۷',۷" می‌باشد.

۶- نتیجه گیری

بر اساس نتایج عددی بدست آمده از کاربرد الگوریتم وراثتی و ترکیب آن با شبکه‌های عصبی مصنوعی در مسائل بهینه سازی سازه‌های مختلفی می‌توان بیان داشت روش OGC (ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی انتشار متقابل) از دو روش OGA (ترکیب الگوریتم ژنتیک