



استفاده از الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی در بهینه‌یابی وزنی گنبد‌های مشبک تک لایه فولادی با پیکربندی‌های مختلف

مهدی بندگی، فرزاد شهابیان
(دریافت: ۸۹/۹/۲۴، پذیرش: ۸۹/۱۲/۲۵)

چکیده

در این مقاله از الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی برای بهینه‌یابی وزنی (حداقل) گنبد‌های مشبک تک لایه فولادی تحت اثر بارهای ثقلی یکنواخت استفاده شده است. برای این کار، ۳۷۸ نمونه گنبد با شش نوع پیکربندی مختلف و با دهانه‌هایی از ۱۰ تا ۵۰ متر و نسبت‌های ارتفاع به دهانه از $\frac{1}{8}$ تا $\frac{1}{2}$ تحلیل و طراحی شده و در هر مورد وزن و پیکربندی بهینه سازه توسط الگوریتم ژنتیک تعیین گردیده است. در ادامه، از نتایج حاصل برای آموزش و طراحی شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تخمین وزن بهینه سازه استفاده شده است. بدین ترتیب می‌توان با توجه به قطر یک ساختمان مدور، مناسب‌ترین پوشش از نوع گنبد مشبک تک لایه فولادی را با یک پیکربندی مشخص و با وزن بهینه بدست آورد.

کلمات کلیدی

گنبد مشبک تک لایه فولادی، بهینه‌یابی، الگوریتم ژنتیک، شبکه‌های عصبی مصنوعی

Optimum Design (Minimum Weight) of Single-layer-lattice Domes with Different Topologies using Genetic Algorithm and Artificial Neural Networks

M. Bandegi, F. Shahabian

ABSTRACT

In this paper, the two methods of genetic algorithm and neural networks have been combined to achieve the optimum design (minimum weight) of single-layer-lattice domes subjected to uniform gravitational loading. Herein, 378 models with six topologies, spans between 10 and 50 m and different span-to-height ratio from 1/8 to 1/2 have been analyzed and designed for the optimum weight and configuration using genetic algorithm. Furthermore, the results were being used to train the artificial neural networks to predict the optimum weight of the space domes. Thus, for a circular site plan with a specific diameter, an optimum single-layer-lattice dome with specific configuration could be proposed by using the neuro-genetic system.

Key words

Single-layer-lattice Dome, Optimization, Genetic Algorithm, Artificial Neural Networks

۱. کارشناس ارشد سازه، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد، bandegi_m@yahoo.com (نویسنده مسئول)

۲. دانشیار گروه عمران، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد، fshahabianm@yahoo.com



سازه‌های فضاکار به علت سبکی و داشتن ظاهری جذاب، همواره به عنوان راهکاری اقتصادی برای پوشش فضاها، وسیع و بدون ستون مانند سالن‌های ورزشی، نمایشگاه‌ها، آشیانه هواپیماها، مساجد و امثال آنها به کار گرفته شده‌اند. در این میان گنبدها به عنوان سیستم‌های سازه‌ای زیبا و توانا در ایجاد فضاهایی گسترده از قدیم مورد توجه طراحان بوده است. سازه‌های فضاکار توانایی تحمل بار به صورت سه بعدی را دارا بوده و امکان توزیع بارهای اعمالی در یک نقطه را به گونه‌ای که عضوهای زیادی آن را تحمل کنند فراهم می‌آورند. پر عضو بودن این نوع سازه‌ها علی‌رغم ایجاد سختی زیاد و تغییر شکل‌های کم موجب شده است تا تحلیل و طراحی آنها پیچیده و زمانبر شود. از این رو مطالعات بیشتر برای روش‌های جدید طراحی بهینه سازه‌های فضاکار اجتناب ناپذیر است.

بهینه‌سازی خرپاها با روش‌های کلاسیک توسط محققین مختلفی انجام شده است. خلاصه‌ای از کارهای انجام شده در این زمینه توسط تاپینگ [۱] و بندسو و همکاران [۲] گردآوری شده است. از آنجا که عوامل مؤثر در طراحی خرپاها نظیر سطح مقطع پروفیل‌های انتخابی به صورت پارامترهای گسسته می‌باشند، لذا استفاده از الگوریتم ژنتیک به عنوان یک روش جستجوی مؤثر در فضاهای طراحی وسیع و گسسته مورد توجه قرار گرفته است. گلدبرگ و سمتانی [۳] و راجیو و کریشنامورثی [۴] از روش الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی خرپاها استفاده کردند. هاجلا و لی [۵]، راجان [۶]، راجیو و کریشنامورثی [۷] و دب و گولاتی [۸] از روش فوق برای بهینه‌سازی توپولوژی (پیکربندی) خرپاها استفاده کردند. کاوه و ثروتی [۹] از روش شبکه‌های عصبی برای طراحی شبکه‌های فضاکار دو لایه استفاده کردند. ساکا [۱۰] از روش الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی گنبدهای مشبک تک لایه استفاده کرد. رهامی و همکاران [۱۱] از روش الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی توام موقعیت و توپولوژی خرپاها استفاده کردند. کاوه و طلعت اهری [۱۲-۱۳] از روش‌های جدید نظیر اجتماع مورچگان، توده

ذرات، Big Bang- Big Crunch و Harmony Search برای بهینه‌سازی گنبدهای شودلر و لاملا استفاده کردند. ایشان در مقاله دیگری [۱۴] روش Charged System Search را برای بهینه‌سازی هندسی و پیکربندی گنبدهای ژئودزیک به کار بردند.

برای بهینه‌سازی سازه‌های فضاکار به علت وجود متغیرهای زیاد بایستی تعداد زیادی تحلیل صورت بگیرد. این کار موجب می‌شود که برای یافتن پاسخ بهینه، زمان زیادی صرف شود. در این مقاله برای غلبه بر این مشکل از روش الگوریتم ژنتیک و شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده می‌شود. بدین منظور با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک، گنبدهای مشبک تک لایه فولادی تحت اثر بارهای تقلی یکنواخت با پیکربندی و ابعاد مختلف طراحی و پاسخ بهینه در هر مورد تعیین می‌گردد. سپس با استفاده از نتایج مرحله قبلی و دسته‌بندی آنها، اقدام به طراحی و آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌گردد. بدین ترتیب می‌توان با استفاده از شبکه‌های عصبی طراحی شده، با سرعت و دقت بالا و بدون نیاز به تحلیل‌های مکرر، مشخصات گنبدهای بهینه را برای پوشش یک فضای دلخواه بدست آورد.

۲- روش الگوریتم ژنتیک

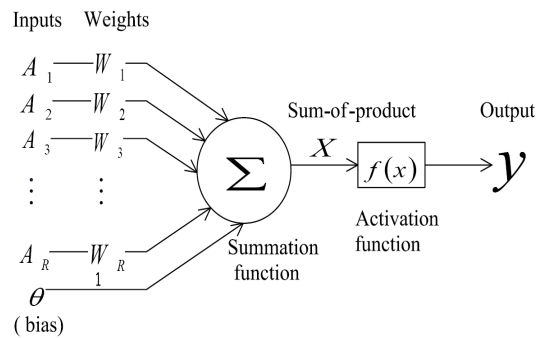
الگوریتم ژنتیک بر پایه نظریه تکامل در طبیعت که در آن بهترین‌ها حق بقا دارند، بنا شده است. الگوریتم ژنتیک که گونه‌ای از الگوریتم‌های تکاملی است، نخستین بار توسط جان هلند در دانشگاه میشیگان مطرح شد [۱۵]. هلند در رساله‌ای با عنوان "تطابق در طبیعت و سیستم‌های مصنوعی"، به معرفی مبانی ریاضی و مفاهیم اصلی روش الگوریتم ژنتیک، شامل عملگرهای سه‌گانه انتخاب، ادغام و جهش پرداخت.

اولین مرحله در تولید یک نسل، انتخاب یا همان تولید مثل می‌باشد. برای انتخاب کروموزوم‌های با شایستگی بالا روش‌های مختلفی وجود دارد. پس از مرحله انتخاب، نوبت به مرحله ادغام می‌رسد. عملگر انتخاب مقدار دو



نتیجه نیز از یک تابع خطی (یا غیرخطی) عبور می‌کند تا خروجی ساخته شود.

یکی از پرکاربردترین انواع شبکه‌های عصبی، شبکه پرسپترون (MLP) با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا (BP) می‌باشد (شکل (۲)). در صورت انتخاب تعداد لایه‌ها و سلول‌های عصبی مناسب برای پرسپترون‌های چند لایه، می‌توان یک نگاشت غیر خطی را با دقت مطلوب انجام داد.



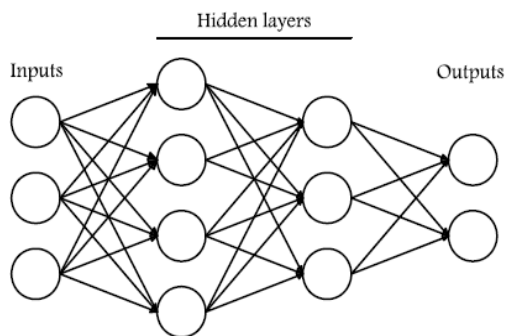
شکل (۱): مدل نرون در یک شبکه عصبی مصنوعی

رشته را که بطور تصادفی انتخاب شده‌اند، در نقاطی که بطور اتفاقی از دو رشته انتخاب می‌شود جابجا می‌کند. احتمال ادغام دو کروموزوم در این مرحله توسط نرخ ادغام کنترل می‌شود. آخرین مرحله در تولید نسل جدید، عمل جهش می‌باشد. این عمل برای حفظ اطلاعات قبلی و اجتناب از نقاط بهینه موضعی می‌باشد. امکان جهش هر جزء از یک کروموزوم، مستقل از سایر جزءهای یک رشته از کروموزوم‌ها می‌باشد، بدین معنی که برای هر یک از جزءها یک عدد تصادفی تولید شده و چنانچه این عدد از نرخ جهش کوچکتر باشد آن جزء تغییر می‌کند و در غیر این صورت دست نخورده باقی می‌ماند. این فرآیند بطور متناوب تکرار می‌شود تا بهترین نتیجه عاید گردد.

۳- روش شبکه‌های عصبی مصنوعی

استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی که عملکرد مغز را الگوبرداری می‌کند به عنوان بخشی از هوش مصنوعی، رشدی چشمگیر در دهه ۹۰ میلادی را تجربه کرد. کار یک شبکه عصبی، ایجاد یک الگوی خروجی براساس الگوی ورودی ارائه شده به شبکه می‌باشد. این کار با تنظیم و آموزش شبکه توسط اطلاعات (تجربیات) قبلی صورت می‌گیرد.

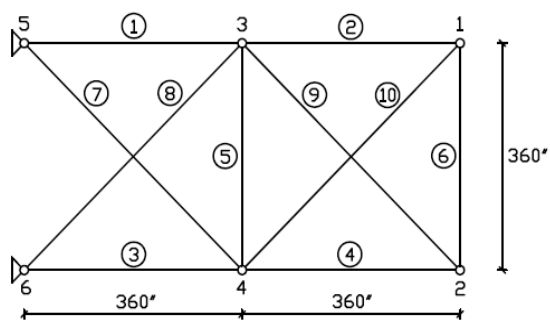
یک شبکه عصبی مصنوعی که به صورت مخفف با ANN نمایش داده می‌شود از ترکیب واحدهایی به نام نرون که در شکل (۱) نشان داده شده است، تشکیل می‌گردد. ورودی این نرون در ضرایب وزن دار ضرب شده و سپس با یک عدد ثابت که بایاس نامیده می‌شود جمع می‌گردد.



شکل (۲): ساختار شبکه‌های عصبی MLP

۴- طراحی بهینه گنندهای فضاکار

در این مقاله، از روش الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی سازه‌های فضاکار گنبدی شکل استفاده شده است. برای این کار ابتدا سازه‌های فضاکار با استفاده از روش اجزای محدود تحلیل گردیده، سپس با استفاده از نتایج تحلیل و به کارگیری روش الگوریتم ژنتیک، طراحی بهینه انجام شده است. قبل از انجام تحلیل و طراحی بهینه گنندهای فضاکار، به منظور بررسی دقت برنامه اجزای محدود و الگوریتم ژنتیک، نتایج بدست آمده برای یک خرابی ۱۰ عضوی که در شکل (۳) نشان داده شده است، با نتایج حاصل از سایر روش‌ها مقایسه می‌شود.



شکل (۳): خرابی ۱۰ عضوی

جدول (۱): مشخصات مقاطع انتخابی خرپای ۱۰ عضوی

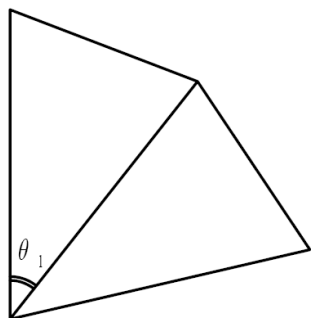
شماره مقطع	سطح مقطع (in ²)	شماره مقطع	سطح مقطع (in ²)	شماره مقطع	سطح مقطع (in ²)	شماره مقطع	سطح مقطع (in ²)	شماره مقطع	سطح مقطع (in ²)	شماره مقطع	سطح مقطع (in ²)	شماره مقطع	سطح مقطع (in ²)
1	1.62	7	2.63	13	3.47	19	4.18	25	5.12	31	13.9	37	19.9
2	1.8	8	2.88	14	3.55	20	4.22	26	5.74	32	14.2	38	22
3	1.99	9	2.93	15	3.63	21	4.49	27	7.22	33	15.5	39	22.9
4	2.13	10	3.09	16	3.84	22	4.59	28	7.97	34	16	40	26.5
5	2.38	11	3.13	17	3.87	23	4.80	29	11.5	35	16.9	41	30
6	2.62	12	3.38	18	3.88	24	4.97	30	13.5	36	18.8	42	33.5

$$W = \sum_{j=1}^m \rho l_j A_j \quad (1)$$

در رابطه (۱)، l_j طول عضو j ، A_j سطح مقطع عضو j ، ρ چگالی و W وزن سازه می‌باشد.

۴-۱-۲- متغیرهای مسأله بهینه‌سازی

در این مقاله، برای بهینه‌سازی، علاوه بر در نظر گرفتن سطح مقطع اعضا به عنوان متغیر طراحی، از متغیری هندسی برای بهینه‌کردن هندسه گنبدها استفاده می‌شود. برای این کار، زاویه قرارگیری حلقه‌ها به صورت متغیر در نظر گرفته می‌شود تا بتوان نوع پیکربندی را نیز در فرآیند بهینه‌سازی کنترل نمود. با این کار علاوه بر امکان تغییر در طول اعضا، می‌توان ارتفاع مناسب قرارگیری گره‌های واقع بر حلقه‌ها را با توجه به سطح بارگیر گره‌ها پیدا نمود. از این رو برای گنبدهای دو حلقه‌ای همان‌طور که در شکل (۴) نشان داده شده است، یک زاویه به عنوان متغیر هندسی و برای گنبدهای سه حلقه‌ای مطابق شکل (۵) دو زاویه به عنوان متغیر هندسی در نظر گرفته می‌شوند.



شکل (۴): متغیرهای زاویه‌ای گنبد دو حلقه‌ای

در این مثال، ضریب کشسانی مصالح $E = 1 \times 10^4$ ksi، چگالی $\rho = 0.1$ lb/in³، تنش مجاز $\sigma_a = \pm 25$ ksi و تغییر مکان مجاز $u_a = \pm 2$ in تحت بارهای قائم ۱۰۰ kips در گره‌های ۲ و ۴ قرار گرفته است. در این تحلیل از وزن سازه صرف‌نظر شده است.

مشخصات مقاطع انتخابی برای عضوهای این خرپا مطابق جدول (۱) می‌باشد [۱۶]. نتیجه حاصل از روش الگوریتم ژنتیک (GA) پیشنهادی با نتایج بدست آمده از روش‌های مختلف در جدول (۲) مقایسه شده است. همان‌طور که دیده می‌شود، الگوریتم ژنتیک پیشنهادی نسبت به سایر روش‌ها جواب بهتری را ارائه می‌دهد.

۴-۱-۱- الگوسازی

در این پژوهش برای الگوسازی و تحلیل، یک برنامه اجزای محدود سازه فضاکار سه بعدی نوشته شده است. در این برنامه، با توجه به پیکربندی‌های مختلف، اقدام به ایجاد فرم هندسی دلخواه گنبدها با استفاده از مختصات کروی شده است.

۴-۱-۱-۱- تابع هدف

در هنگام طراحی سازه‌ها علاوه بر رعایت ضوابط آیین‌نامه‌ای تلاش می‌شود که وزن سازه نیز حداقل شود. برای این کار، وزن سازه به عنوان تابع هدف انتخاب می‌شود.

جدول (۲): مقایسه نتایج بدست آمده از روش GA با سایر روش‌ها برای خرابای ۱۰ عضوی

روش	وزن (پوند)	A ₁	A ₂	A ₃	A ₄	A ₅	A ₆	A ₇	A ₈	A ₉	A ₁₀
R-K [16]	5613	33.5	1.62	22.00	15.50	1.62	1.62	14.20	19.90	19.90	2.62
C [16]	5586	30.00	1.62	22.90	13.50	1.62	1.62	13.90	22.00	22.00	1.62
S-F [16]	5541	30.00	1.62	26.50	15.50	1.62	1.62	13.90	22.00	22.00	1.62
روش پیشنهادی GA	5505	33.50	1.62	22.90	15.50	1.62	1.62	7.22	22.90	22.00	1.62

مشخص گردیده است. در این شکل L دهانه گنبد و H ارتفاع گنبد می‌باشد.

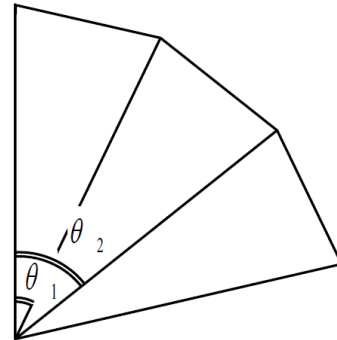
۳-۱-۴- قیدهای مسأله

با توجه به ضوابط طراحی سازه‌های فضاکار، سه قید مربوط به تنش اعضا، لاغری اعضا و تغییر مکان گره‌ها در نظر گرفته می‌شوند.

می‌توان قید تنش را که برای عضو j ام با g_j نشان داده می‌شود، به صورت رابطه شماره (۲) بیان کرد:

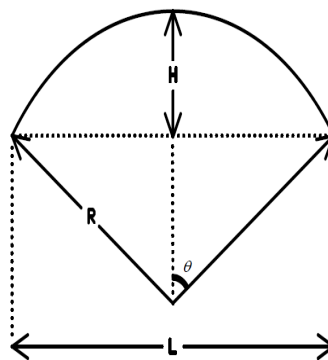
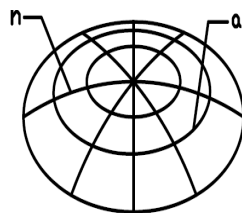
$$g_j = \frac{f_j}{F_j} - 1 \quad (2)$$

در رابطه (۲)، f_j تنش موجود در عضو j ام و F_j تنش مجاز عضو j ام می‌باشد.



شکل (۵): متغیرهای زاویه‌ای گنبد سه حلقه‌ای

مشخصات گنبدی فضاکار در جدول (۳) نشان داده شده است. در این جدول a و n به ترتیب تعداد حلقه‌های مداری و تعداد نصف النهارها می‌باشند که در شکل (۶)



شکل (۶): مشخصات هندسی گنبدها

جدول (۳): مشخصات گنبدی فضاکار

شماره شکل گنبد	نوع گنبد	n	a	تعداد گره‌ها	تعداد عضوها	تعداد تپ عضوها	تعداد کل متغیرها
الف	دیاماتیک	6	2	19	42	4	5
ب		6	3	37	90	6	8
ج	شودلر	8	2	17	40	4	5
د		8	3	25	64	6	8
ه	شودلر نوع دوم	8	2	17	40	4	5
و		8	3	25	64	6	8

۴-۱-۵- تابع برازندگی

از آنجا که الگوریتم ژنتیک برای مسائل بیشینه‌سازی مناسب است، برای پیدا کردن وزن بهینه (حداقل) سازه از تابع برازندگی رابطه (۷) کمک گرفته می‌شود.

$$f_i = (\phi_{\max} + \phi_{\min}) - \phi_i \quad (۷)$$

در رابطه (۷)، f_i تابع برازندگی فرد i ام و ϕ_{\max} و ϕ_{\min} به ترتیب بیشترین و کمترین تابع وزن در نسل مورد بررسی می‌باشند.

۴-۱-۶- معیار همگرایی الگوریتم ژنتیک

در این مسأله برای پایان دادن به فرایند جستجو، برای تعداد نسل‌ها محدودیت قرار داده شده است.

۴-۲- تحلیل و طراحی

در مرحله تحلیل و طراحی ابتدا سازه به روش اجزای محدود تحلیل می‌گردد و در مرحله بعد به کمک الگوریتم ژنتیک، سازه بهینه طراحی می‌شود. در این محاسبات، شدت بار مرده و بار زنده برابر با 150 Kg/m^2 در نظر گرفته شده است.

پلان تیپ‌بندی ۶ نوع گنبد انتخابی در شکل (۷) نشان داده شده است. مشخصات به کار رفته برای تحلیل و طراحی هریک گنبد‌های نشان داده شده در شکل (۷) عبارتند از:

۱- دهانه گنبد (L): ۱۰، ۱۵، ۲۰، ۲۵، ۳۰، ۳۵، ۴۰، ۴۵ و ۵۰ متر.

برای اعمال قید لاغری برای عضو j ام که با e_j نشان داده می‌شود، از رابطه (۳) استفاده می‌شود. در این رابطه $\bar{\lambda}_j$ لاغری مجاز است:

$$e_j = \frac{\lambda_j}{\bar{\lambda}_j} - 1 \quad (۳)$$

برای کنترل جابجایی گره‌ها، قید تغییر مکان را که برای درجه آزادی i ام با h_i نشان داده می‌شود، مطابق با رابطه (۴) خواهد بود. لازم به ذکر است که در این رابطه d_i تغییر مکان درجه آزادی i ام بوده و \bar{d} تغییر مکان مجاز می‌باشد.

$$h_i = \frac{d_i}{\bar{d}} - 1 \quad (۴)$$

۴-۱-۴- تابع هدف نامقید

در این مقاله، برای حل مسأله توسط الگوریتم ژنتیک باید ابتدا مسأله مقید به حالت نامقید تبدیل شود. برای این کار، از تعریف ضریب نقض محدودیت سازه (p)، مطابق با رابطه (۵) استفاده می‌شود.

$$p = \sum_{i=1}^n [\max(h_i, 0)]^2 + \sum_{j=1}^m \left\{ [\max(g_j, 0)]^2 + [\max(e_j, 0)]^2 \right\} \quad (۵)$$

در رابطه (۵)، m تعداد عضوها و n تعداد درجات آزادی می‌باشند.

تابع هدف نامقید به صورت رابطه (۶) نوشته می‌شود:

$$\phi = W(1 + K.p) \quad (۶)$$

در این رابطه W وزن سازه و K ضریب تاثیر نقض محدودیت p در تولید نسل‌های بعدی است. در این مسأله، مقدار ضریب تاثیر نقض محدودیت با آزمون و خطاهای مکرر برابر ۱۰۰ انتخاب شده است.



ضریب کشسان: $E = 2.1 \times 10^6 \text{ Kg/cm}^2$

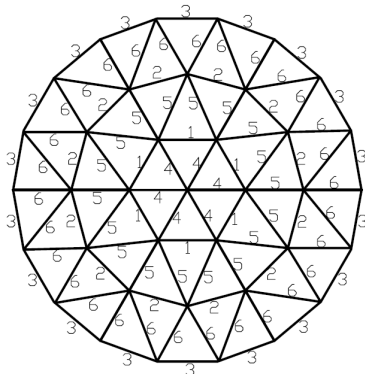
وزن مخصوص فولاد: $\gamma = 0.00785 \text{ Kg/cm}^3$

۲- نسبت ارتفاع به دهانه گنبد ($\frac{H}{L}$): $\frac{1}{2}$ ، $\frac{1}{3}$ ، $\frac{1}{4}$ ،

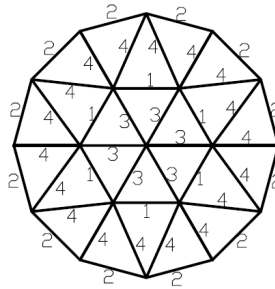
$\frac{1}{5}$ ، $\frac{1}{6}$ ، $\frac{1}{7}$ ، $\frac{1}{8}$

مقاطع عضوها از ۳۲ نیمرخ لوله‌ای با ضریب کشسان و وزن مخصوصی برابر با مقادیر زیر از جدول (۴) انتخاب

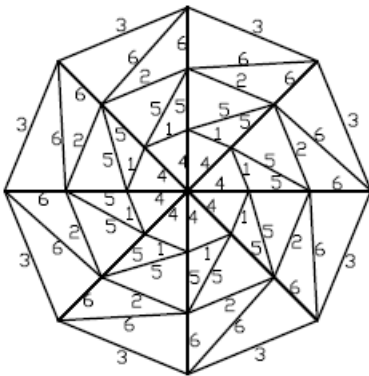
می‌شوند.



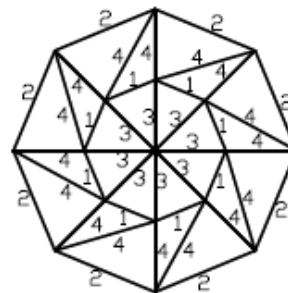
ب- گنبد دیاماتیک سه حلقه‌ای



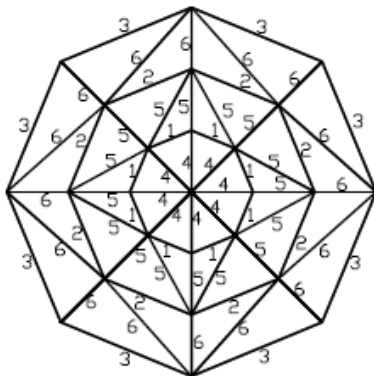
الف- گنبد دیاماتیک دو حلقه‌ای



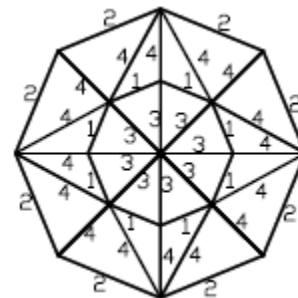
د- گنبد شودلر سه حلقه‌ای



ج- گنبد شودلر دو حلقه‌ای



و- گنبد شودلر نوع دوم سه حلقه‌ای



ه- گنبد شودلر نوع دوم دو حلقه‌ای

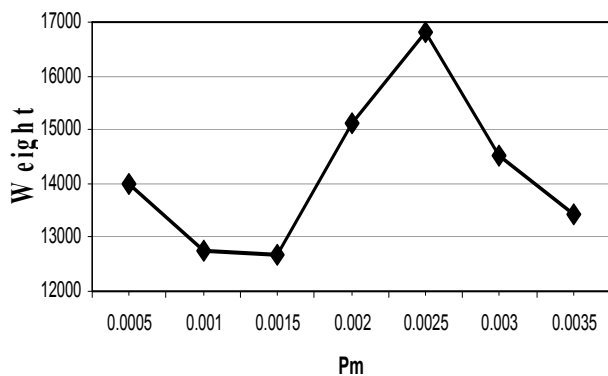
شکل (۷): پلان و نمای گنبدها به همراه تیپ‌بندی عضوها

جدول (۴): مشخصات مقاطع

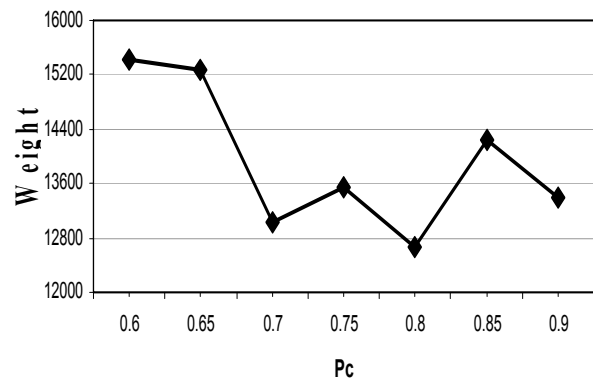
شماره مقطع	قطر خارجی (cm)	ضخامت (cm)	شماره مقطع	قطر خارجی (cm)	ضخامت (cm)	شماره مقطع	قطر خارجی (cm)	ضخامت (cm)	شماره مقطع	قطر خارجی (cm)	ضخامت (cm)
1	2.69	0.32	9	11.43	0.36	17	21.91	0.5	25	32.39	1
2	4.24	0.32	10	11.43	0.63	18	21.91	0.8	26	32.39	1.6
3	4.83	0.4	11	13.97	0.63	19	21.91	1.25	27	40.64	0.63
4	6.03	0.5	12	13.97	1	20	24.45	1.2	28	40.64	1.6
5	7.61	0.32	13	16.83	0.63	21	27.3	0.63	29	45.7	1
6	7.61	0.5	14	16.83	1	22	27.3	1	30	45.7	1.6
7	8.89	0.4	15	19.37	0.63	23	27.3	1.6	31	50.8	0.8
8	8.89	0.63	16	19.37	1	24	32.39	0.63	32	50.8	2

همان طور که در جدول (۵) دیده می‌شود گنبد های نوع دیاماتیک در مقایسه با نوع شودلر دارای وزن بهینه کمتری می‌باشند. لازم به ذکر است که با توجه به مرجع [۱۲]، گنبد نوع شودلر در مقایسه با گنبد نوع لاملا دارای وزن بهینه کمتری می‌باشد. از این رو، می‌توان چنین نتیجه گیری کرد که گنبد نوع دیاماتیک در مقایسه با نوع شودلر و لاملا دارای وزن بهینه کمتری می‌باشد.

در روند همگرا شدن به پاسخ بهینه مشخص شد که انتخاب نرخ‌های ادغام (P_c) و جهش (P_m) به ترتیب برابر $0/8$ و $0/015$ بهترین نتیجه را بدست می‌دهد. در ادامه، با توجه به نتایج حاصل، ملاحظه گردید که تعداد جمعیت اولیه 250 و تعداد نسل‌های 450 برای همگرایی به بهترین پاسخ مناسب است. به عنوان نمونه نحوه بررسی و انتخاب نرخ‌های P_c و P_m برای یافتن وزن بهینه گنبد دیاماتیک سه حلقه‌ای با دهانه 30 متر و نسبت $\frac{H}{L}$ برابر $\frac{1}{3}$ در شکل‌های (۸) و (۹) نمایش داده شده است.



شکل (۹): تغییرات وزن بهینه گنبد دیاماتیک نمونه برای نرخ‌های جهش مختلف ($P_c = 0/8$)



شکل (۸): تغییرات وزن بهینه گنبد دیاماتیک نمونه برای نرخ‌های ادغام مختلف ($P_m = 0/015$)

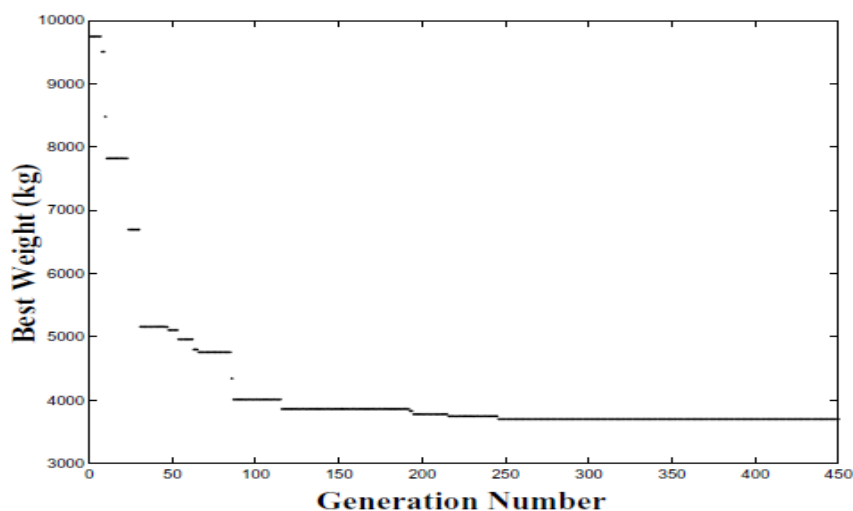
به عنوان نمونه، روند همگرا شدن نسل‌های الگوریتم ژنتیک به پاسخ بهینه به عنوان نمونه برای گنبد دیاماتیک سه حلقه‌ای با طول 20 متر و نسبت ارتفاع به دهانه $\frac{1}{3}$ در شکل (۱۰) نمایش داده شده است. از شکل (۱۰) مشخص می‌گردد که جواب بهینه برای این گنبد در نسل 246 حاصل شده است.

بخشی از پاسخ‌های بهینه برای گنبد های دارای ابعاد و پیکربندی‌های مختلف در جدول (۵) نشان داده شده است.



جدول (۵): بخشی از نتایج سازه‌های فضاکار گنبدی شکل

شودلر نوع دوم				شودلر				دیاماتیک			
وزن (kg)	نسبت ارتفاع به دهانه	دهانه (m)	تعداد حلقه	وزن (kg)	نسبت ارتفاع به دهانه	دهانه (m)	تعداد حلقه	وزن (kg)	نسبت ارتفاع به دهانه	دهانه (m)	تعداد حلقه
758	$\frac{1}{2}$	10	2	728	$\frac{1}{2}$	10	2	714	$\frac{1}{2}$	10	2
795	$\frac{1}{5}$	10	2	526	$\frac{1}{5}$	10	2	540	$\frac{1}{5}$	10	2
600	$\frac{1}{3}$	10	3	600	$\frac{1}{3}$	10	3	539	$\frac{1}{3}$	10	3
644	$\frac{1}{8}$	10	3	533	$\frac{1}{8}$	10	3	484	$\frac{1}{8}$	10	3
9909	$\frac{1}{3}$	30	2	9683	$\frac{1}{3}$	30	2	8243	$\frac{1}{3}$	30	2
20568	$\frac{1}{7}$	30	2	10171	$\frac{1}{7}$	30	2	7507	$\frac{1}{7}$	30	2
9970	$\frac{1}{4}$	30	3	9799	$\frac{1}{4}$	30	3	8589	$\frac{1}{4}$	30	3
10018	$\frac{1}{5}$	30	3	9801	$\frac{1}{5}$	30	3	8296	$\frac{1}{5}$	30	3
38366	$\frac{1}{2}$	50	2	37192	$\frac{1}{2}$	50	2	35812	$\frac{1}{2}$	50	2
58216	$\frac{1}{6}$	50	2	38841	$\frac{1}{6}$	50	2	28624	$\frac{1}{6}$	50	2
35415	$\frac{1}{3}$	50	3	37741	$\frac{1}{3}$	50	3	29237	$\frac{1}{3}$	50	3
40623	$\frac{1}{7}$	50	3	40443	$\frac{1}{7}$	50	3	30375	$\frac{1}{7}$	50	3

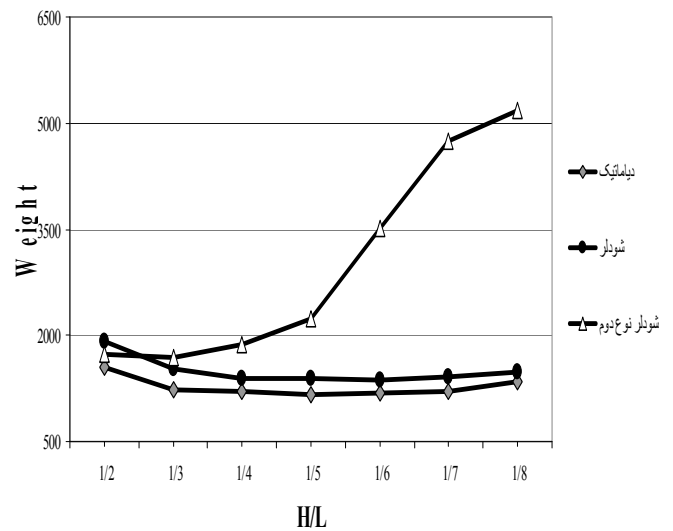
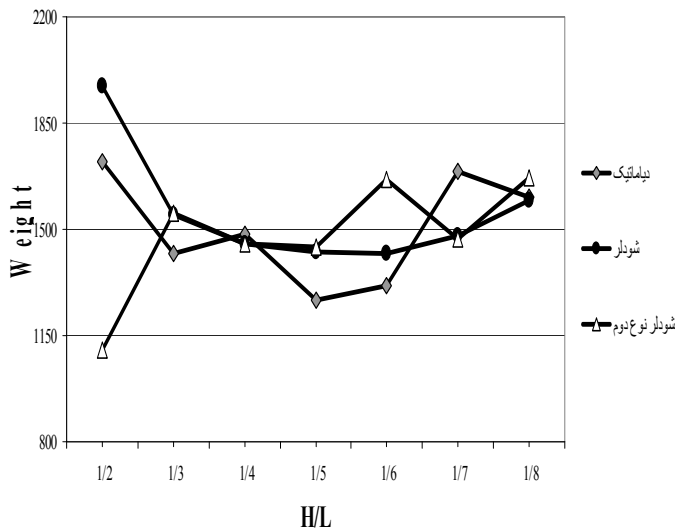


شکل (۱۰): روند همگرایی نسل‌های الگوریتم ژنتیک به وزن بهینه برای گنبد دیاماتیک سه حلقه‌ای با دهانه ۲۰ متر و ارتفاع ۱۰ متر



بخشی از این دست آوردها که می تواند به صورت کاربردی مورد استفاده قرار گیرد، در شکل های (۱۱) تا (۱۴) نشان داده شده است.

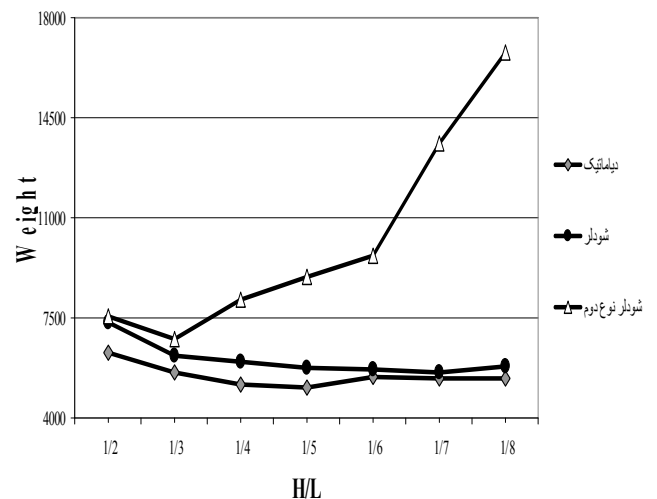
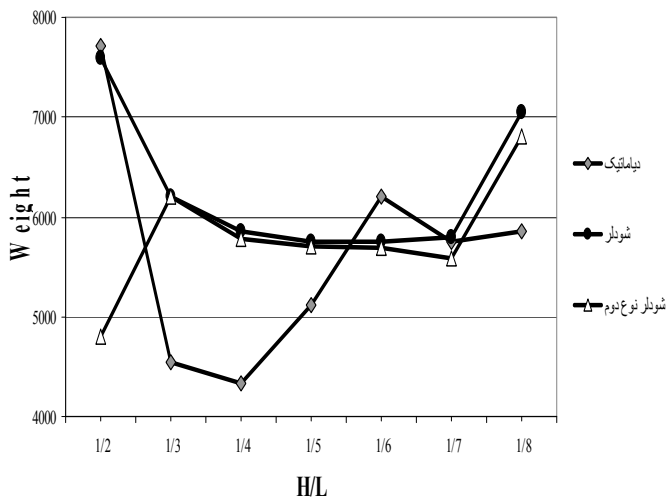
با استفاده از نتایج بدست آمده، می توان تغییرات وزن بهینه پیکربندی های گوناگون را بر اساس تعداد حلقه های هر گنبد برای نسبت های ارتفاع به دهانه مختلف را بدست آورد.



ب - گنبدهای سه حلقه ای

الف - گنبدهای دو حلقه ای

شکل (۱۱): تغییرات وزن بهینه گنبدهای با قطر ۱۵ متر در نسبت های ارتفاع به دهانه مختلف

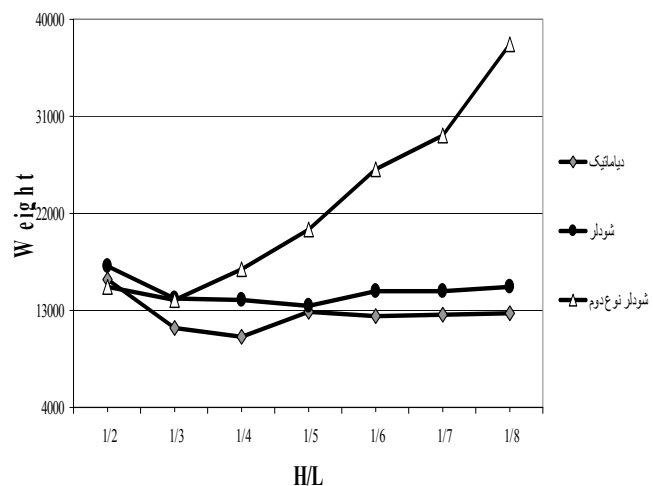
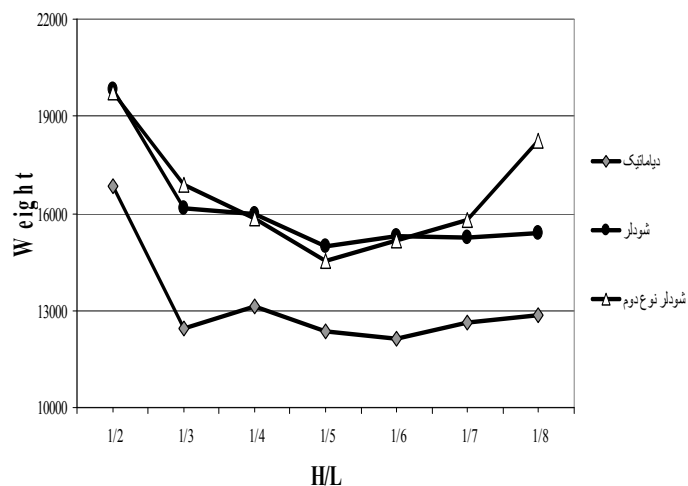


ب - گنبدهای سه حلقه ای

الف - گنبدهای دو حلقه ای

شکل (۱۲): تغییرات وزن بهینه گنبدهای با قطر ۲۵ متر در نسبت های ارتفاع به دهانه مختلف

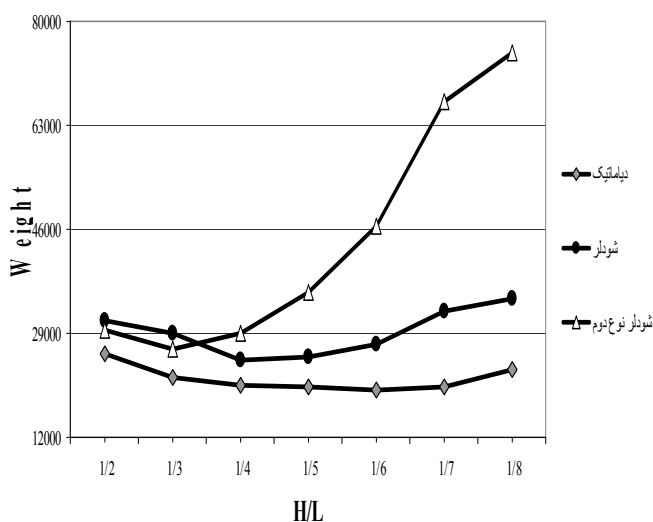
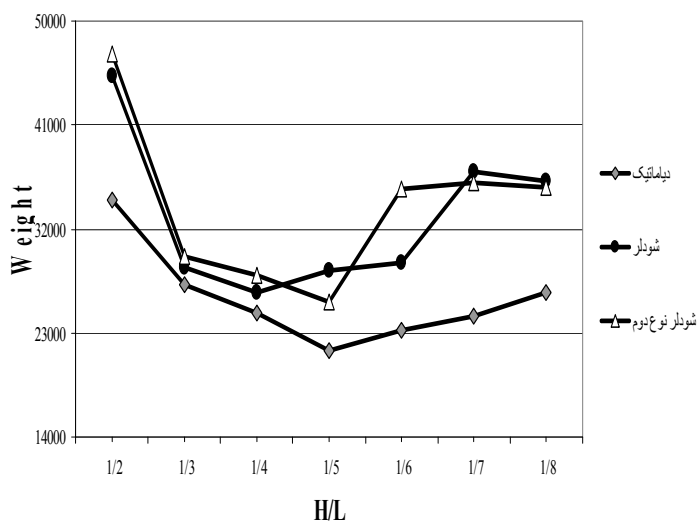




ب - گنبدهای سه حلقه‌ای

الف - گنبدهای دو حلقه‌ای

شکل (۱۳): تغییرات وزن بهینه گنبدهای با قطر ۳۵ متر در نسبت‌های ارتفاع به دهانه مختلف



ب - گنبدهای سه حلقه‌ای

الف - گنبدهای دو حلقه‌ای

شکل (۱۴): تغییرات وزن بهینه گنبدهای با قطر ۴۵ متر در نسبت‌های ارتفاع به دهانه مختلف

قرارگیری حلقه‌ها و A_1 تا A_6 نوع تیپ‌بندی عضوها را مشخص می‌کند.

در جدول (۶) نمونه‌هایی از مشخصات گنبدهای بهینه‌سازی شده نشان داده شده است. در این جدول θ_1 و θ_2 زاویه



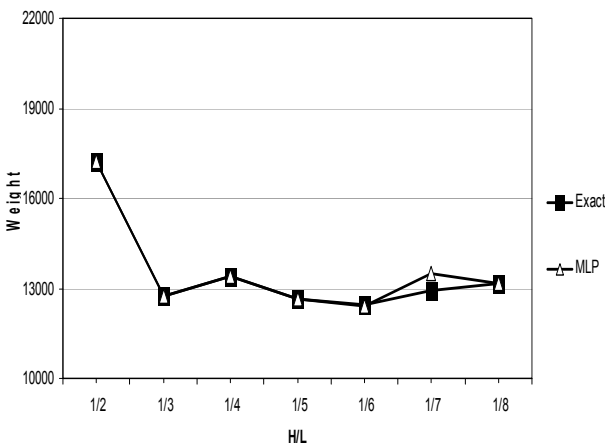
جدول (۶): نمونه هایی از طراحی بهینه سازه های گنبدی دارای پیکربندی های مختلف

وزن بهینه (kg)	θ_2	θ_1	A_6	A_5	A_4	A_3	A_2	A_1	دهانه (cm)	نسبت ارتفاع به دهانه	نوع گنبد
3716	-	80.00	-	-	9	17	5	9	2000	1/2	دیامانتیک
2858	-	29.07	-	-	9	11	5	10	2000	1/5	
3614	60.00	20.00	9	9	5	2	5	5	2000	1/2	
1416	29.07	14.53	7	7	9	2	5	7	2000	1/5	
20192	-	80.00	-	-	21	27	9	17	4000	1/2	
16092	-	19.38	-	-	21	21	9	21	4000	1/5	
21931	60.00	40.00	17	17	21	5	11	15	4000	1/2	
15400	24.22	14.53	17	17	13	5	10	13	4000	1/5	
4322	-	80.00	-	-	9	17	5	7	2000	1/2	شودر
3343	-	14.53	-	-	11	5	5	7	2000	1/5	
5258	30.00	10.00	13	5	2	5	5	2	2000	1/2	
3421	14.53	9.69	11	3	3	5	5	5	2000	1/5	
24213	-	60.00	-	-	24	24	13	11	4000	1/2	
18764	-	19.38	-	-	24	17	13	21	4000	1/5	
24639	50.00	30.00	24	17	17	13	9	13	4000	1/2	
19525	19.38	9.69	24	13	10	13	17	11	4000	1/5	
4264	-	70.00	-	-	11	9	5	11	2000	1/2	شودر نوع دوم
5896	-	38.76	-	-	10	13	5	17	2000	1/5	
1939	50.00	30.00	9	5	5	5	3	5	2000	1/2	
3345	19.38	9.69	11	5	5	5	5	5	2000	1/5	
20717	-	70.00	-	-	21	17	13	24	4000	1/2	
28392	-	33.91	-	-	24	24	13	27	4000	1/5	
28851	20.00	10.00	27	10	9	13	9	8	4000	1/2	
21970	14.53	4.84	27	11	6	13	1	9	4000	1/5	



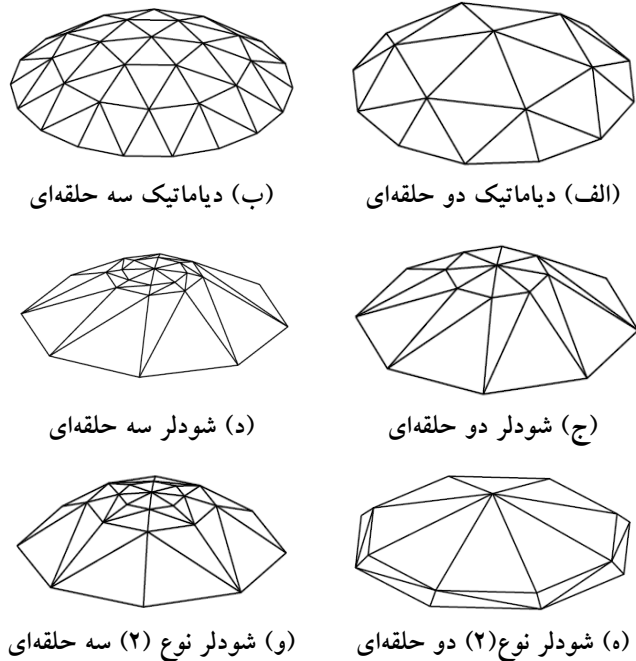
طراحی هر شبکه، از ۶۳ داده استفاده شد، که از آن میان تعداد ۵۴ داده برای آموزش شبکه و تعداد ۹ داده باقیمانده برای آزمایش شبکه در نظر گرفته شدند.

برای انتخاب بهترین شبکه عصبی در تخمین وزن بهینه گنبدها، بیش از ۴۰ نوع شبکه با تعداد لایه‌ها و نرون‌های مختلف آموزش داده شده و در نهایت بهترین شبکه که مشخصات آن در جدول (۷) نشان داده شده است، برای آموزش انتخاب گردید. حال می‌توان با کمک شبکه‌های عصبی طراحی شده، تغییرات وزن بهینه هر نوع از گنبدها با نسبت ارتفاع به دهانه خاص برای قطرهای مختلف را به سرعت و با دقت مناسب به دست آورد. به عنوان نمونه در شکل (۱۶) قابلیت تخمین وزن بهینه برای گنبد دیاماتیک دو حلقه‌ای با دهانه ۳۵ متر به کمک شبکه عصبی نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل دیده می‌شود شبکه عصبی از دقت بالایی در تخمین وزن بهینه گنبدها برخوردار می‌باشد.



شکل (۱۶): تخمین وزن بهینه گنبد دیاماتیک سه حلقه‌ای با قطر ۳۵ متر در نسبت‌های دهانه به ارتفاع مختلف به کمک شبکه عصبی

نمونه‌ای از فرم گنبدهای بهینه شده برای دهانه ۲۰ متر و نسبت ارتفاع به دهانه $\frac{1}{5}$ در شکل (۱۵) نشان داده شده است.



شکل (۱۵): نمای گنبدهای بهینه شده با قطر ۲۰ متر و نسبت‌های ارتفاع به دهانه $\frac{1}{5}$

۵- پیش‌بینی وزن بهینه سازه‌های فضاکار با استفاده از شبکه عصبی

در این مقاله، از نتایج حاصل از طراحی بهینه ۳۷۸ نوع گنبد فضاکار جهت آموزش شبکه‌های عصبی استفاده شده است. برای این کار، در ابتدا برای هر نوع پیکربندی یک شبکه آموزش داده شد که با توجه به رضایت بخش نبودن نتایج، داده‌های مربوط به هر پیکربندی را در دو رده‌بندی مختلف یکی گنبد دولایه و دیگری گنبد سه لایه قرارداد و در مجموع ۶ شبکه عصبی طراحی گردید. بدین ترتیب برای

جدول (۷): مشخصات بهترین شبکه MLP در آموزش داده‌ها

تعداد ورودی‌ها	تعداد نرون‌ها در هر لایه مخفی					تابع عملکرد لایه مخفی	تعداد نرون‌های لایه خروجی	تابع عملکرد لایه خروجی
	20	15	15	10	5			
2	20	15	15	10	5	Log sigmoid	1	خطی همانی

جدول (۸): مقایسه نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی با روش ژنتیک الگوریتم

نوع گنبد	تعداد حلقه	دهانه (m)	نسبت ارتفاع به دهانه	وزن بهینه (GA) (Kg)	نتایج شبکه عصبی	
					وزن تخمینی (Kg)	درصد خطا
دیامانیک	2	1000	1/6	551	540	-2.00
	2	3000	1/3	8243	8435	2.33
	2	4000	1/5	16092	16507	2.58
	3	1000	1/6	494	491	-0.61
	3	3000	1/2	13394	12868	-3.93
شودر	2	1000	1/8	524	525	0.19
	2	2500	1/6	5692	5814	2.14
	2	4000	1/6	22091	23021	4.21
	3	2500	1/5	5757	5740	-0.30
	3	3000	1/7	10245	10147	-0.96
شودر نوع دوم	3	5000	1/8	41721	43115	3.34
	2	2000	1/7	7349	7149	-2.72
	2	3000	1/4	11249	11360	0.99
	2	4500	1/3	26424	26364	-0.23
	3	1000	1/7	537	564	5.03
	3	2000	1/7	3435	3552	3.41
	3	5000	1/6	40440	41215	1.92

قرار گرفته است، امکان تغییر موقعیت حلقه‌های مداری است که به وسیله آن می‌توان طول عضوها و پیکربندی سازه را کنترل نمود.

بررسی نتایج نشان می‌دهد که برای هر گنبد با دهانه خاص گزینه‌های مختلفی از نظر نوع پیکربندی و همچنین نسبت ارتفاع به دهانه وجود دارد، که با توجه به تصمیم طراح و با کمک نمودارهایی مشابه با آنچه در این مقاله ارائه شد، طرحی با کمترین وزن انتخاب می‌شود.

به منظور کاربردی کردن نتایج این پژوهش، علاوه بر ارائه نمودارهای طراحی، به منظور افزایش سرعت در تخمین وزن بهینه گنبد‌های فضاکار جدید، از شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان راه حلی کارا استفاده شد. برای این کار از نتایج بدست آمده از روش الگوریتم ژنتیک برای طراحی شبکه‌های عصبی استفاده گردید. با مقایسه نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی با مقادیر واقعی حاصل از الگوریتم ژنتیک مشخص گردید که عملکرد شبکه‌های طراحی شده بسیار مطلوب می‌باشد.

در جدول (۸) نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی در تخمین وزن بهینه گنبد‌های فضاکار با مقادیر حاصل از الگوریتم ژنتیک (GA) مقایسه شده است. با توجه به مقدار کم خطا می‌توان نتیجه گرفت که تخمین وزن بهینه سازه‌ها با دقت مناسبی انجام گرفته است.

۶- نتیجه

در این مقاله، از روش الگوریتم ژنتیک برای طراحی بهینه سازه‌های فضاکار گنبدی شکل استفاده شده است. برای این کار، برنامه طراحی بهینه گنبد‌های فضاکار به کمک الگوریتم ژنتیک برای گنبد‌هایی با پیکربندی مختلف نوشته شده و تعداد ۳۷۸ نمونه گنبد با پیکربندی‌های مختلف و با دهانه‌هایی از ۱۰ تا ۵۰ متر و نسبت‌های ارتفاع به دهانه از $\frac{1}{8}$ تا $\frac{1}{2}$ به صورت بهینه طراحی گردیده‌اند. یکی از ویژگی‌های مهم در روش طراحی بهینه گنبد‌ها که در این مقاله مورد توجه



13. Kaveh, A. and Tagatahari, S., "Optimal design of Schweler and ribbed domes via hybrid Big Bang-Big Crunch algorithm", Journal of Constructional Steel Research, 66, p.p. 412-419, 2010.
14. Kaveh, A. and Tagatahari, S., "Geometry and topology optimization of geodesic domes using charged system search", 43, p.p. 215-229, 2011.
15. Holland, J.H., "Adaptation in natural and artificial systems", University of Michigan Press, Ann Arbor, 1975.
16. De Souza, R.P. and Fonseca J.S.O., "Optimum truss design under failure constraints combining continuous and integer programming", International Conference on Engineering Optimization, 2008.
1. Topping, B.H.V., "Shape optimization of skeletal structures; A review", Journal of Structural Engineering, 11, p.p. 1933-1951, 1983.
2. Bendsoe, M.P., Ben-tal, A., and Zowe, J., "Optimization methods for truss geometry and topology design", Structural Optimization, 7, p.p. 141-159, 1994.
3. Goldberg, D.E., and Samtani, M.P., "Engineering optimization via genetic algorithms", Proceedings of the Ninth Conference on Electronic Computations, ASCE, p.p. 471-482, 1986.
4. Rajeev, S., and Krishnamoorthy, C.S., "Discrete optimization of structures using genetic algorithms", Journal of Structural Engineering, ASCE, 118 (5), p.p. 1233-1250, 1992.
5. Hajela, P., and Lee, E., "Genetic algorithms in truss topological optimization", International Journal of Solids and Structures, 32, p.p. 3341-3357, 1992.
6. Rajan, S.D., "Sizing, shape and topology optimization of trusses using genetic algorithm", Journal of Structural Engineering, 121(10), p.p. 1480-1487, 1995.
7. Rajeev, S., and Krishnamoorthy, C.S., "Genetic algorithms-based methodologies for design optimization of trusses", Journal of Structural Engineering, ASCE, 123(3), p.p. 350-358, 1997.
8. Deb, K., and Gulati, S., "Design of truss-structures for minimum weight using genetic algorithms", Finite Elements in Analysis and Design, 37, p.p. 447-465, 2001.
9. Kaveh, A. and Servati, H., "Design of double layer grids using backpropagation neural networks", Computers and Structures, 79, p.p. 1561-1568, 2001.
10. Saka, M.P., "Optimum topological design of geometrically nonlinear single layer latticed domes using coupled genetic algorithm", Computers and Structures, 85, p.p. 1635-1646, 2007.
11. Rahami, H., Kaveh, A. and Gholipour, Y., "Sizing, geometry and topology of trusses via force method and genetic algorithm", Engineering Structures, 30(9), p.p. 2360-2369, 2008.
12. Kaveh, A. and Tagatahari, S., "Optimal design of single layer domes using Meta-Heuristic algorithms; A comparative study", International