



## بهینه‌سازی شکست ساختار شبکه‌ای با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک

نوشین قنادی<sup>۱</sup>، امین فرخ آبادی<sup>۲\*</sup>، شهرام حسینی<sup>۳</sup>

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی مکانیک، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران

۲- دانشیار، گروه مهندسی مکانیک، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران

۳- دانش‌آموخته دکتری، گروه مهندسی مکانیک، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران

\*تهران، صندوق پستی ۱۱۱-۱۴۱۱۵، amin-farrokhi@modares.ac.ir

### اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی

دریافت: ۱۲ خرداد ۱۴۰۲

داوری اولیه: ۲۱ خرداد ۱۴۰۲

پذیرش: ۱ تیر ۱۴۰۲

### کلیدواژگان:

یادگیری ماشین

الگوریتم ژنتیک

شبکه عصبی مصنوعی

شکست

تیتانیوم

ساختار شبکه‌ای مربعی

### چکیده

در این پژوهش یک ساختار شبکه‌ای  $4 \times 4$  مربعی از جنس تیتانیوم با استفاده از پارامترهای مرتبط تحت نیروی کششی بهینه‌سازی شده است. ساختار شبکه‌ای یک ساختار چهارضلعی با طول ضلع  $L$  و زاویه  $\Theta$  می‌باشد و ترتیب شکست دیواره‌ها با استفاده از نرم‌افزار متلب و روش المان محدود مقایسه شده است. در پژوهش حاضر تابع هدف در بهینه‌سازی، افزایش جذب انرژی و به حداقل رساندن بیش‌ترین تنش در نظر گرفته شده است و تأثیر پارامترهای اندازه اضلاع و زوایای مختلف در این ساختار مورد بررسی قرار گرفته است. ۱۰۰ حالت مختلف برای مقادیر  $L$  و  $\Theta$  با خروجی مساحت زیر نمودار (انرژی جذب‌شده) و بیش‌ترین تنش و کرنش از نرم‌افزار متلب به‌دست آمده است. با داشتن داده‌های ورودی ( $L$  و  $\Theta$ ) و خروجی (انرژی جذب‌شده و بیش‌ترین تنش)، شبکه عصبی آموزش داده شده و با استفاده از مدل رگرسیون در شبکه عصبی میزان پیش‌بینی با دقت بالای ۹۹ درصد به‌دست آمده است که از دقت بالایی برخوردار می‌باشد. تابع ارتباط بین ورودی‌ها و خروجی‌های شبکه عصبی از نرم‌افزار متلب به‌دست آمده است و بهینه‌سازی این ساختار شبکه‌ای  $4 \times 4$  با استفاده از الگوریتم ژنتیک صورت گرفته است. تابع هدف در این پژوهش افزایش جذب انرژی و به حداقل رساندن بیش‌ترین تنش می‌باشد تا سازه شبکه‌ای بیش‌ترین استحکام را در نظر گرفتن پارامترهای مورد بررسی داشته باشد.

## Optimizing the failure analysis of a network structure using artificial neural network and genetic algorithm

Noushin Ghanadi, Amin Farrokhabadi\*, Shahram Hosseini

Department of Mechanical Engineering, TarbiatModares University, Tehran, Iran

\*P.O.B. 14115-111 Tehran, Iran, amin-farrokhi@modares.ac.ir

### Article Information

Original Research Paper

Received: 2 June 2023

First Decision: 11 June 2023

Accepted: 22 June 2023

### Keywords:

Machine Learning

Genetic Algorithm

Artificial Neural Network

Fracture

Titanium

Lattice Structure

### Abstract

In this study, a  $4 \times 4$  square network structure made of titanium has been optimized under tensile force using relevant parameters. The network structure is a quadrilateral structure with a side length of  $L$  and  $\Theta$ , and the fracture order of the walls has been compared using MATLAB software and simulation with Abaqus software, and the results of the fracture order of the structure match each other. In the present study, the objective function in optimization is to increase energy absorption and minimize the maximum stress, and the effect of parameters such as side lengths and various angles in this structure has been investigated. 100 different cases have been obtained for values of  $L$  and  $\Theta$  with output of area under the curve (energy absorbed) and maximum stress and strain using MATLAB software. With input data ( $L$  and  $\Theta$ ) and output data (energy absorbed and maximum stress), a neural network has been trained and a regression model has been used in the neural network to achieve a prediction accuracy of over 99%, which is a high level of accuracy. The relationship function between input and output of the neural network has been obtained using MATLAB software, and the optimization of this  $4 \times 4$  network structure has been carried out using the genetic algorithm. The objective function in this study is to increase energy absorption and minimize the maximum stress so that the network structure has the highest strength considering the examined parameters.

Please cite this article using:

برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:

N. Ghanadi, A. Farrokhabadi, Sh. Hosseini, Optimizing the failure analysis of a network structure using artificial neural network and genetic algorithm, Iranian Journal of Manufacturing Engineering, Vol. 9, No. 2, pp. 35- 44, 2023 (in Persian). <https://www.doi.org/10.22034/IJME.2023.400071.1789>

۱- مقدمه

ساختارهای شبکه‌ای به سازه‌ای گفته می‌شود که از چیدمان چندین سلول خالی در کنار هم تشکیل شده باشد که در ساختارهای طبیعی مانند گیاهان و همچنین به صورت ساخت بشر در جهان نیز دیده می‌شود. این ساختارها یک ویژگی واحد دارند و آن هم قرار گرفتن پشت سرهم سلول‌ها در کنار هم می‌باشد. ساختارهای شبکه‌ای (مشبک<sup>۱</sup>) به علت وجود استحکام، مقاومت، سبکی بیش‌تر و جذب انرژی بالا نسبت به بقیه ساختارها از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. این ساختارها امروزه در زمینه‌های مختلف هوافضا، پزشکی، راه‌سازی و غیره کاربرد فراوانی دارد و باعث انتخاب اکثر مهندسين و طراحان در ابعاد و اندازه‌های مختلف شده است. ابعاد و اندازه ساختارهای مشبک تأثیر زیادی در استحکام ساختار دارد. پژوهش‌های زیادی در رابطه با ساختارهای شبکه‌ای صورت گرفته است.

بندتی و همکاران [۱] در پژوهش خود به مرور پیشرفت در بهبود عملکرد خستگی<sup>۲</sup> سازه‌های سلولی تولید شده توسط ساخت افزودنی، به‌ویژه بر پایه فلز پرداختند و نگاهی اجمالی به آینده برای مواد سلولی ساخته شده به صورت افزودنی مقاوم در برابر خستگی ارائه داده‌اند. آن‌ها از سازه‌های سلولی استفاده کرده‌اند که این سازه‌ها را می‌توان برای ویژگی‌های مکانیکی خاص یا سایر ویژگی‌های عملکردی طراحی کرد و به دلیل مساحت سطح بزرگ، جرم کم، ساختار تکراری منظم و فضاهای منافذ به هم پیوسته باز دارای مزایای متعددی هستند. این امر به‌ویژه برای ایمپلنت‌های پزشکی و برای قطعات سبک وزن خودرو و هوافضا که محرک‌های اصلی صنعت در حال حاضر هستند، مفید است. ساختارهای سلولی تا به امروز کاربردهای صنعتی بسیاری پیدا کرده‌اند؛ مانند ساندویچ پانل‌ها برای جذب ضربه، رادیاتور برای مدیریت حرارتی، فیلترها یا مواد کاتالیزور، عایق صدا و غیره. پتانسیل عظیم این مواد سلولی معماری متخلخل تولید شده توسط تولید افزودنی در حال حاضر به دلیل نگرانی در مورد یکپارچگی ساختاری آن‌ها محدود شده است.

هاینل و همکاران [۲] تئوری ذوب انتخابی پرتو الکترونی<sup>۳</sup> را برای ساخت ساختارهای جدید سلولی Ti-6Al-4V و کاربردهای ارتوپدی ارائه کردند. خواص مکانیکی ساختارهای آزمایش شده آن مانند مقاومت فشاری و مدول الاستیک، مشابه استخوان انسان بوده است. همچنین در الکترودها [۳]، مبدل‌های حرارتی

[۴، ۵] و سازه‌های سبک [۶]، ساختارهای سلولی فلزی سبک وزن در ساخت صفحات کامپوزیتی، پوسته‌ها و لوله‌ها با کارایی ساختاری بالا دیده می‌شوند.

اوگور و همکاران [۷] در تحقیقی رفتار سازه‌های شبکه‌ای لانه زنبوری آلومینیومی را تحت ضربه با سرعت کم به صورت تجربی و تحلیل اجزا محدود بررسی کرده‌اند و تولید سازه‌های کامپوزیتی لانه زنبوری آلومینیومی را با استفاده از چسب‌های مختلف در عرض و ارتفاع مختلف انجام دادند. نتایج نشان داد که کاهش عرض سلول، افزایش ارتفاع سلول و کاهش نانولوله‌های کربنی چند جداره، حداکثر مقادیر نیروی ضربه را در ساختارهای کامپوزیتی لانه زنبوری افزایش می‌دهد.

ژانگ و همکاران [۸] به بررسی خواص مکانیکی ساختارهای لانه زنبوری<sup>۴</sup> پرداختند. سازه‌های لانه زنبوری به دلیل مقاومت بالا و هزینه کم، کاربردهای گسترده‌ای در زمینه‌های مختلف از جمله معماری، حمل‌ونقل، مهندسی مکانیک، مهندسی شیمی، نانو ساخت و غیره دارند [۹]؛ همچنین از ساندویچ پانل لانه زنبوری به‌طور گسترده در هوافضا و کف ساختمان، سقف و سایر بدنه‌های مهم استفاده می‌شود [۱۰].

ژایو و همکاران [۱۱] رفتار تسلیم اولیه ساختار لانه زنبوری منحنی را تحت بارهای برشی با توجه به انحنای زاویه بارگذاری و اثرات ضخامت لانه زنبوری بررسی کرده‌اند.

وو و همکاران [۱۲] با استفاده از ساختار شبکه‌ای، اثرات اندازه و توپولوژی را بر رفتارهای تغییر شکل و مکانیزم شکست به‌طور سیستماتیک مورد مطالعه قرار دادند. استحکام شکست یک صفحه الاستیک-شکننده و ترک خورده مرکزی ساخته شده از یک ساختار سلولی با شبیه‌سازی اجزای محدود محاسبه می‌شود [۱۳]. ماده اولیه به کار برده شده همانند تیتانیوم در ساختار لانه زنبوری بسیار مهم می‌باشد. در سال ۱۷۹۱ ویلیام گرگور کشیش، کانی‌شناس و شیمی‌دان بریتانیایی تیتانیوم را کشف کرد.

داینس و همکاران [۱۴] روش بهینه‌سازی درجه‌بندی عملکردی جدیدی را برای افزایش چقرمگی شکست ارائه داده‌اند. بهینه‌سازی اندازه منجر به یک شبکه درجه‌بندی عملکردی می‌شود که به موجب آن قطر خرپا شبکه به متغیرهای طراحی تبدیل می‌شود. پس از بهینه‌سازی اندازه، چقرمگی شکست شروع تا ۳۷ درصد افزایش می‌یابد. این پژوهش از تیتانیوم به علت نسبت استحکام به وزن بالا، مقاومت در برابر خوردگی، تحمل آسیب و کاربرد زیادی که در صنعت دارد، استفاده شده

<sup>1</sup> Lattice Structure

<sup>2</sup> Fatigue

<sup>3</sup> Selective Electron Beam Melting (SEBM)

<sup>4</sup> Honeycomb Structure

است. در اثر اعمال نیروی کششی یا فشاری، شکست دیواره‌ها و پیشرفت شکست تا شکست کل ساختار اتفاق می‌افتد و با نرم‌افزار متلب به خوبی قابل تشخیص است.

نامور و همکاران [۱۵] به بهینه‌سازی طراحی صفحه ساندویچ لانه زنبوری شش ضلعی با ضخامت متوسط با استفاده از بهینه‌سازی ازدحام ذرات چند هدفه با الگوریتم ژنتیک پرداخته‌اند. بر اساس اصل تغییر شکل برشی مرتبه اول، معادلات حاکم بر صفحه به دست آمده و معادلات به صورت تحلیلی حل شده است. قیود هندسی و شکست برای داشتن عملکرد و پایداری مطلوب صفحه ساندویچ انتخاب شده است. آن‌ها کارایی و دقت روش حل پیشنهادی را بیان کردند و اثرات پارامترهای مختلف بر بهینه‌سازی طراحی صفحه را مورد مطالعه قرار دادند.

مالیک و همکاران [۱۶] به بهینه‌سازی ساندویچ پانل لانه زنبوری از نوع سلول شش ضلعی پرداختند. بهبودهایی که پس از اجرای متدولوژی برای ۱۵۰ تکرار به دست می‌آیند در مقایسه با پیشرفت‌های به دست آمده توسط روش‌های بهینه‌سازی دیگر که الگوریتم تکاملی مانند NSGA-II را در بر می‌گیرند، قابل توجه است. کاهش وزن ۸/۷ درصد و حداکثر انحراف خمشی ۱۰/۶ درصد برای ترکیب خاصی از متغیرها کاهش یافت. مالیک و همکاران [۱۰] سه شکل سلولی به نام‌های شبکه شش‌گانه، شبکه‌ای ارتو و ساختارهای هم‌شبکه را برای تحلیل رفتار تغییر شکل آن‌ها تحت بارگذاری ضربه در نظر گرفته‌اند. آن‌ها یک تابع چند هدفه در الگوریتم ژنتیک در متلب پیاده‌سازی کردند که در آن هدف به حداقل رساندن وزن و به حداکثر رساندن انرژی ضربه جذب‌شده در عین محدود کردن حداکثر نیروی انتقالی و جابه‌جایی ناشی از خرد شدن بود. ساختارهای لانه زنبوری با آلومینوم ساندویچ شده (AA7075-T651) در نرم‌افزار آباکوس با استفاده از اسکریپت‌های پایتون، با تعداد سلول‌های هسته و ضخامت دیواره هر سلول هسته از طریق الگوریتم ژنتیک در نرم‌افزار متلب با استفاده از مکانیزم تعاملی بهینه‌سازی شدند.

## ۲- مدل‌سازی روند شکست اولیه و پیشرفت شکست تا شکست نهایی

ساختارهای شبکه‌ای مطابق شکل ۱ به وسیله گره<sup>۲</sup> به یکدیگر متصل شده‌اند.

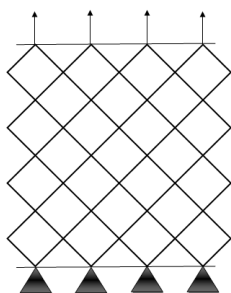


Fig. 1 Loading on the lattice structure 4×4

شکل ۱ بارگذاری بر روی سازه شبکه‌ای ۴×۴

شبکه عصبی مصنوعی باعث تحول دنیای امروزی شده است و رویکردهای زیادی در یادگیری ماشین وجود دارد: رویکرد با نظارت (بر اساس ورودی و خروجی) و رویکرد بدون نظارت (بر اساس ورودی) است [۱۷].

آنگ و همکاران [۱۸] یک مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی شروع شکست لوله‌های کامپوزیتی اپوکسی تقویت‌شده با الیاف شیشه تحت بارهای چندمحوره توسعه دادند. مدل شبکه عصبی مصنوعی ANN<sup>۱</sup> توسعه داده شده برای آموزش و

شکست دیواره‌ها و پیشرفت شکست تا شکست کل ساختار اتفاق می‌افتد و با نرم‌افزار متلب به خوبی قابل تشخیص است.

نامور و همکاران [۱۵] به بهینه‌سازی طراحی صفحه ساندویچ لانه زنبوری شش ضلعی با ضخامت متوسط با استفاده از بهینه‌سازی ازدحام ذرات چند هدفه با الگوریتم ژنتیک پرداخته‌اند. بر اساس اصل تغییر شکل برشی مرتبه اول، معادلات حاکم بر صفحه به دست آمده و معادلات به صورت تحلیلی حل شده است. قیود هندسی و شکست برای داشتن عملکرد و پایداری مطلوب صفحه ساندویچ انتخاب شده است. آن‌ها کارایی و دقت روش حل پیشنهادی را بیان کردند و اثرات پارامترهای مختلف بر بهینه‌سازی طراحی صفحه را مورد مطالعه قرار دادند.

مالیک و همکاران [۱۶] به بهینه‌سازی ساندویچ پانل لانه زنبوری از نوع سلول شش ضلعی پرداختند. بهبودهایی که پس از اجرای متدولوژی برای ۱۵۰ تکرار به دست می‌آیند در مقایسه با پیشرفت‌های به دست آمده توسط روش‌های بهینه‌سازی دیگر که الگوریتم تکاملی مانند NSGA-II را در بر می‌گیرند، قابل توجه است. کاهش وزن ۸/۷ درصد و حداکثر انحراف خمشی ۱۰/۶ درصد برای ترکیب خاصی از متغیرها کاهش یافت. مالیک و همکاران [۱۰] سه شکل سلولی به نام‌های شبکه شش‌گانه، شبکه‌ای ارتو و ساختارهای هم‌شبکه را برای تحلیل رفتار تغییر شکل آن‌ها تحت بارگذاری ضربه در نظر گرفته‌اند. آن‌ها یک تابع چند هدفه در الگوریتم ژنتیک در متلب پیاده‌سازی کردند که در آن هدف به حداقل رساندن وزن و به حداکثر رساندن انرژی ضربه جذب‌شده در عین محدود کردن حداکثر نیروی انتقالی و جابه‌جایی ناشی از خرد شدن بود. ساختارهای لانه زنبوری با آلومینوم ساندویچ شده (AA7075-T651) در نرم‌افزار آباکوس با استفاده از اسکریپت‌های پایتون، با تعداد سلول‌های هسته و ضخامت دیواره هر سلول هسته از طریق الگوریتم ژنتیک در نرم‌افزار متلب با استفاده از مکانیزم تعاملی بهینه‌سازی شدند.

شبکه عصبی مصنوعی باعث تحول دنیای امروزی شده است و رویکردهای زیادی در یادگیری ماشین وجود دارد: رویکرد با نظارت (بر اساس ورودی و خروجی) و رویکرد بدون نظارت (بر اساس ورودی) است [۱۷].

آنگ و همکاران [۱۸] یک مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی شروع شکست لوله‌های کامپوزیتی اپوکسی تقویت‌شده با الیاف شیشه تحت بارهای چندمحوره توسعه دادند. مدل شبکه عصبی مصنوعی ANN<sup>۱</sup> توسعه داده شده برای آموزش و

<sup>۲</sup> Node

<sup>۱</sup> Artificial Neural Network

مؤلفه‌های  $U_5$  و  $U_2$  جابه‌جایی عمودی و مؤلفه‌های  $U_3$  و  $U_6$  خمش (دوران) است. نهایتاً  $K$  (در معادله ۴ نشان) یک ماتریس  $6 \times 6$  به نام ماتریس سفتی<sup>۴</sup> می‌باشد و به صورت ماتریس زیر محاسبه می‌شود:

$$F = \begin{bmatrix} F_1 \\ F_2 \\ F_3 \\ F_4 \\ F_5 \\ F_6 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$U = \begin{bmatrix} U_1 \\ U_2 \\ U_3 \\ U_4 \\ U_5 \\ U_6 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$K = \begin{bmatrix} \frac{EA}{L} & 0 & 0 & -\frac{EA}{L} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{12EI_z}{L^3(1+\phi_y)} & \frac{6EI_z}{L^2(1+\phi_y)} & 0 & \frac{-12EI_z}{L^3(1+\phi_y)} & \frac{6EI_z}{L^2(1+\phi_y)} \\ 0 & \frac{6EI_z}{L^3(1+\phi_y)} & \frac{(4+\phi_y)EI_z}{L(1+\phi_y)} & 0 & \frac{6EI_z}{L^2(1+\phi_y)} & \frac{(2-\phi_y)EI_z}{L^2(1+\phi_y)} \\ -\frac{EA}{L} & 0 & 0 & \frac{EA}{L} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{-12EI_z}{L^3(1+\phi_y)} & \frac{-6EI_z}{L^2(1+\phi_y)} & 0 & \frac{12EI_z}{L^3(1+\phi_y)} & \frac{-6EI_z}{L^2(1+\phi_y)} \\ 0 & \frac{6EI_z}{L^3(1+\phi_y)} & \frac{(2-\phi_y)EI_z}{L(1+\phi_y)} & 0 & \frac{-6EI_z}{L^2(1+\phi_y)} & \frac{(4+\phi_y)EI_z}{L(1+\phi_y)} \end{bmatrix} \quad (4)$$

که پارامترهای آن به ترتیب برابر است با  $E$  مدول یانگ<sup>۵</sup> یا همان ضریب الاستیسته کششی،  $L$  طول دیواره،  $A$  سطح مقطع دیواره،  $W$  پهنا<sup>۶</sup> دیواره و  $t$  ضخامت دیواره می‌باشد.  $\Phi_y$  پارامتری است که از معادله ۵ محاسبه می‌شود.  $k_s$  ضریب اصلاح برشی است و  $G$  با عنوان مدول برشی شناخته می‌شود.

$$\Phi_y = \frac{12EI_z}{k_s AGL^2} \quad (5)$$

در جدول ۱ مقادیر پارامترهای مورد نیاز مربوط به تیتانیوم آورده شده است [۱۲]:

جدول ۱ مقادیر پارامترهای مربوط به تیتانیوم

مقدار	پارامتر
114 گیگاپاسکال	مدول یانگ (E)
0.01 متر	پهنا (w)
0.001 متر	ضخامت (t)
43 گیگاپاسکال	مدول برشی (G)
5.6	ضریب اصلاح برشی ( $k_s$ )
1050 مگاپاسکال	تنش تسلیم ( $Y_s$ )

برای هر گره می‌توان دو دستگاه مختصات در نظر گرفت؛ یک دستگاه مختصات محلی<sup>۱</sup> و یک دستگاه مختصات کلی<sup>۲</sup> که همان دستگاه مختصات استاندارد شناخته شده می‌باشد. مختصات محلی  $xoy$  و مختصات کلی  $XOY$  می‌باشد که در شکل ۲ نشان داده شده است:

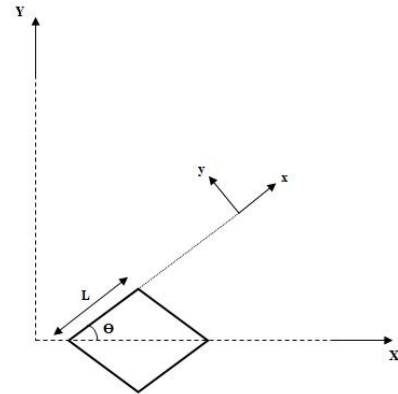


Fig. 2 Display the global coordinate XOY and the local coordinate xoy  
شکل ۲ نمایش مختصات کلی XOY و مختصات محلی xoy

برای مدل‌سازی سازه شبکه‌ای از تئوری تیر تیموشینکو برای تیرهای دوبعدی استفاده شده است. در این تحلیل برای هر تیر ۶ درجه آزادی لحاظ شده است (هر گره سه درجه آزادی شامل جابه‌جایی افقی در اثر تنش کششی/فشاری، جابه‌جایی عمودی در اثر تنش برشی و دورانی در اثر خمش). در تحلیل تیر تیموشینکو در مختصات محلی  $xoy$  برای هر میله رابطه ماتریسی به صورت معادله ۱ بیان می‌شود:

$$F_{local} = k_{local} U_{local} \quad (1)$$

در این رابطه  $F$  یک ماتریس  $6 \times 1$  است که در معادله ۲ نشان داده شده است. این ماتریس، مؤلفه‌های  $F_1$  و  $F_4$  نیروهای مرتبط با تنش کششی/فشاری در گره‌های بالا و پایین تیر می‌باشند. این دو نیروی  $F_1$  و  $F_4$  به دلیل برقراری شرایط تعادل استاتیکی همواره قرینه یکدیگر هستند. مؤلفه‌های  $F_2$  و  $F_5$ ، نیروهای مرتبط با تنش برشی در گره بالا و پایین میله هستند. این دو نیرو نیز به همان دلیل برقراری تعادل استاتیکی همواره قرینه یکدیگر هستند و نهایتاً مؤلفه‌های  $F_3$  و  $F_6$ ، گشتاورهای مرتبط با تنش خمشی در گره‌ها هستند که با عنوان لنگر خمشی<sup>۳</sup> شناخته می‌شوند. همچنین ماتریس  $U$  در معادله ۳ یک ماتریس درجات آزادی  $6 \times 1$  است که مؤلفه‌های  $U_4$  و  $U_1$  جابه‌جایی افقی،

<sup>1</sup> Local Coordinate System  
<sup>2</sup> Global Coordinate System  
<sup>3</sup> Bending Moment

<sup>4</sup> Stiffness Matrix  
<sup>5</sup> Young's Modulus

لایه خروجی تشکیل شده‌اند. شبکه‌های عصبی مصنوعی یک مدل جایگزین برای رابطه بین داده‌های ورودی و خروجی از یک مجموعه معین ایجاد می‌کند. شکل ۳ نمونه‌ای از ساختار شبکه عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد:

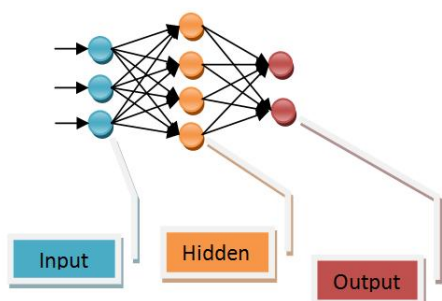


Fig. 3 The structure of the neural network

شکل ۳ ساختار شبکه عصبی

در این پژوهش با استفاده از ۵ مقدار با طول اندازه اضلاع مختلف برای  $L$  و  $\theta$  همان‌طور که در جدول ۲ نشان داده شده است، در کل ۱۰۰ حالت مختلف ورودی  $L$  و  $\theta$ ، خروجی‌های بیش‌ترین نیرو و مساحت زیر نمودار ۱ یا انرژی جذب‌شده از نتایج مدل‌سازی در نرم‌افزار متلب به‌صورت فایل اکسل گردآوری شده است.

جدول ۲ حالت مختلف طول ضلع و زاویه

Table 2 Different mode of side length and angle

شماره	طول (متر)	زاویه ( $\theta$ )	بیش‌ترین مقدار تنش (پاسکال)	مساحت سطح زیر نمودار	کرنش
1	0.01	25	2839231.6	1E-5	0.0402
2	0.01	30	31811021.39	1E-5	0.031
3	0.01	35	3595242.39	1E-5	0.0249
.	.	.	.	.	.
98	0.1	60	1193165.02	1E-04	0.0866
99	0.1	65	1661823.81	1E-04	0.0698
100	0.1	70	2518177.13	1E-04	0.0542

با داشتن داده‌ها، شبکه عصبی آموزش دیده و ۷۰ درصد داده‌ها به آموزش و ۳۰ درصد مابقی به آزمایش اختصاص داده شده است. با استفاده از الگوریتم منظم‌سازی بی‌زی<sup>۱</sup> که روش بسیار قوی‌تری می‌باشد، داده‌ها آموزش داده می‌شوند. سپس به‌منظور یافتن رابطه میان ورودی (متغیرهای مستقل) و

برای اینکه بتوان رفتار تمامی گره‌ها را بررسی کرد باید مختصات محلی  $xOy$  را به مختصات کلی  $XOY$  تبدیل کرد که با استفاده از ماتریس دوران  $6 \times 6$  معادله ۶ ممکن می‌شود:

$$[T]^e = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta & 0 & 0 & 0 & 0 \\ -\sin\theta & \cos\theta & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \cos\theta & \sin\theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (6)$$

روابط بین نیروها و درجات آزادی به‌صورت معادلات ۷ تا ۹ می‌باشد:

$$F_{global} = K_{global} U_{global} \quad (7)$$

$$K_{global} = T^T \times K_{global} \times T \quad (8)$$

$$U_{local} = T \times U_{global} \quad (9)$$

با پیروی از همان روش می‌توان به‌راحتی همه ماتریس‌های سفتی عنصر  $K$  را جمع کرد تا ماتریس سفتی کل به دست آید. معادله ماتریس سفتی را می‌توان به‌صورت معادله ۱۰ بازنویسی کرد:

$$\begin{bmatrix} A_{11} & A_{12} \\ A_{21} & A_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} d_{unknown} \\ d_{known} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ F_{unknown} \end{bmatrix} \quad (10)$$

$d_{unknown}$  یا بردار جابه‌جایی نامشخص، مقدار جابه‌جایی نامشخص در درون ساختار است و  $d_{known}$  یا بردار جابه‌جایی مشخص، مقدار جابه‌جایی مشخص در روی مرز بالایی ساختار می‌باشد است  $F_{unknown}$  بردار نیرو نامشخص در مرز بالایی ساختار شبکه‌ای می‌باشد. جابه‌جایی با استفاده از معادله ۱۱ به‌دست می‌آید:

$$d_{unknown} = -A_{11}^{-1} \times A_{12} \times d_{known} \quad (11)$$

با به‌دست آمدن جابه‌جایی نامشخص، در نهایت توزیع تنش هر دیواره را می‌توان از جابه‌جایی‌های نامشخص به دست آورد و بیش‌ترین مقدار تنش در ساختار معین می‌شود؛ سپس با تنش تسلیم مقایسه می‌شود. اگر مقدار تنش از تنش تسلیم بیش‌تر بود در دیواره شکست رخ می‌دهد و سپس همین مراحل تا شکست نهایی کل ساختار شبکه‌ای ادامه می‌یابد و تمامی مراحل با استفاده از نرم‌افزار متلب انجام شده است و ترتیب شکست دیواره‌ها و مقدار تنش و نمودار تنش-کرنش مشخص می‌شود.

### ۳- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی علمی می‌باشد که دنیای امروزی را بسیار متحول کرده است و باعث ساده‌تر شدن کارها و زندگی انسان در همه زمینه‌ها شده است. طرح این ساختار لایه‌ای برگرفته از ساختار مغز انسان می‌باشد. در کل شبکه عصبی مصنوعی از ۳ بخش شامل یک لایه ورودی، یک یا چندین لایه پنهان و یک

<sup>1</sup> Bayesian Regularization

اینکه شبکه عصبی به‌خوبی آموزش دیده است، با دقت بالای ۹۹ درصد به‌خوبی پیش‌بینی را انجام می‌دهد. با استخراج تابع ارتباط بین ورودی و خروجی در شبکه عصبی مصنوعی، به بهترین حالت ممکن با استفاده از الگوریتم ژنتیک با در نظرگیری پارامترهای  $L$  و  $\theta$ ، مساحت زیر نمودار (انرژی جذب‌شده) و بیش‌ترین تنش، ساختار شبکه‌ای  $4 \times 4$  مورد پژوهش بهینه‌سازی شده است. با توجه به نتایج به دست آمده، ابعاد بهینه‌شده به‌صورت  $L=0/1$  و  $\theta=25$  می‌باشد (در بخش نتایج و بحث توضیح داده شده است).

#### ۵- نتایج و بحث

برای صحت‌سنجی نتایج به‌دست‌آمده در این تحقیق، یک ساختار  $3 \times 3$  با طول ضلع  $0/1$  و زاویه  $45$  درجه مورد بررسی قرار گرفته و با نتایج حاصل از مرجع ۱۲ مقایسه شده است. نمودار تنش-کرنش برای این ساختار در شکل ۵ نشان داده شده است.

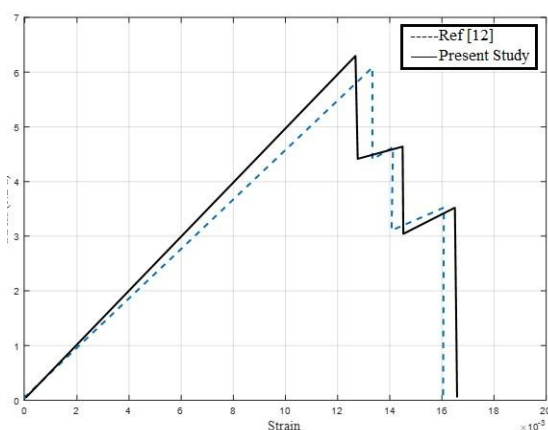


Fig. 5 Stress-strain diagram for a  $3 \times 3$  structure with a side length of 0.1 and an angle of 45 degrees to validate the obtained results

شکل ۵ نمودار تنش-کرنش برای یک ساختار  $3 \times 3$  با طول ضلع  $0/1$  و زاویه  $45$  درجه جهت صحت‌سنجی نتایج به‌دست‌آمده

در این تحقیق بهینه‌سازی شکست ساختار شبکه‌ای با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک انجام شد. یک ساختار شبکه‌ای  $4 \times 4$  از جنس تیتانیوم با استفاده از پارامترهای مرتبط، زمانی که تحت یک نیروی کششی قرار می‌گیرد را با استفاده از نرم‌افزار متلب مدل‌سازی کرده و ترتیب شکست دیواره‌ها تا شکست نهایی و نمودار تنش-کرنش به دست آمده است. ترتیب شکست دیواره در شکل ۶ مشخص شده و نمودار تنش-کرنش در شکل ۷ نشان داده شده است.

خروجی (متغیرهای وابسته) از روش رگرسیون<sup>۱</sup> استفاده شده است و پس از آموزش شبکه عصبی، شبکه عصبی توانست به‌خوبی مقادیر خروجی را با دقت بالای ۹۹ درصد پیش‌بینی کند.

#### ۴- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک راه‌حلی مناسب برای مهندسی و طراحان جهت بهینه‌سازی مدل می‌باشد. الگوریتم ژنتیک بهترین گزینه جهت تکنیک‌های پیش‌بینی مدل‌هایی بر مبنای رگرسیون هستند. در نقل قولی از چارلز داروین "نه قوی‌ترین گونه و نه باهوش‌ترین آن‌ها زنده می‌مانند بلکه گونه‌ای به حیات خود ادامه می‌دهند که با تغییرات سازگار شود" این جمله از داروین به‌صورت کامل مفهوم الگوریتم ژنتیک را بیان می‌کند. الگوریتم ژنتیک با الهام از طبیعت کروموزوم‌های انسانی تعریف شده است. در این پژوهش مطابق فلوجارت شکل ۴، الگوریتم ژنتیک با تعداد جمعیت اولیه استفاده شده است و پارامترهای مورد بررسی در این پژوهش همان مفهوم کروموزوم را دارا می‌باشد. مراحل طی می‌شود و در هر مرحله کروموزوم‌هایی که مناسب است، انتخاب می‌شوند و مابقی نسل‌شان منقرض می‌گردد تا بهترین و مناسب‌ترین گزینه انتخاب شود.

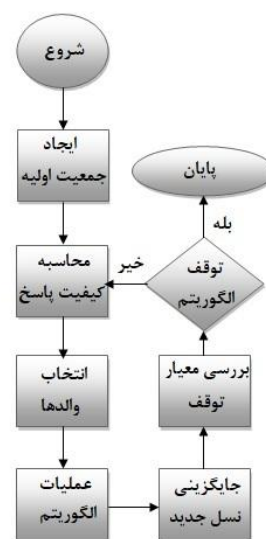


Fig. 4 Genetic algorithm flowchart

شکل ۴ فلوجارت الگوریتم ژنتیک

تابع هدف در این پژوهش افزایش جذب انرژی و به حداقل رساندن بیش‌ترین تنش می‌باشد. با استفاده از پارامترهای مشخص شده، ساختار لانه زنبوری بهینه شده است. با توجه به

<sup>1</sup> Regression

مقدار واقعی ۱ می‌باشد. در شکل ۱۱ شبکه عصبی با توجه به آموزش‌هایی که می‌بینند، خودش را با مقدار صحیح چک می‌کند که آموزش چه مقدار به داده‌های واقعی نزدیک‌تر است و اگر آموزش ایرادی دارد، اصلاح کند که برابر ۱ می‌باشد. با توجه به نمودارهای رگرسیون به‌دست آمده، مشخص شد که شبکه عصبی به درستی آموزش دیده و می‌تواند مقادیر با دقت بالایی را پیش‌بینی کند.

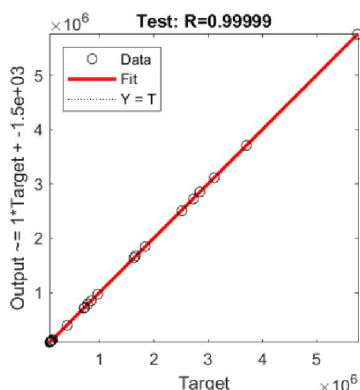


Fig. 8 Regression of the test values of the prediction accuracy value with the actual value

شکل ۸ رگرسیون مقادیر آزمایش مقدار دقت پیش‌بینی با مقدار واقعی

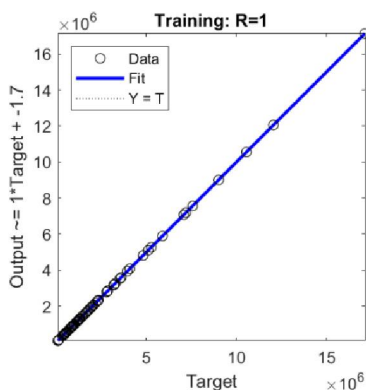


Fig. 9 Regression of the training values of the prediction accuracy value with the actual value

شکل ۹ رگرسیون مقادیر آموزش مقدار دقت پیش‌بینی با مقدار واقعی

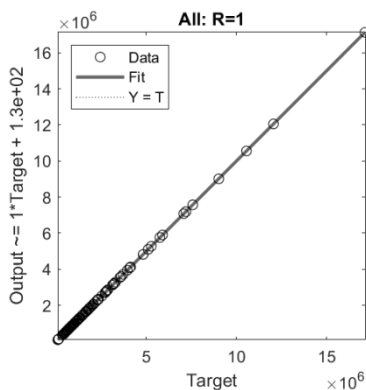


Fig. 10 Regression of test and training values (total) prediction accuracy value with actual value

شکل ۱۰ رگرسیون مقادیر آزمایش و آموزش (کل) مقدار دقت پیش‌بینی با مقدار واقعی

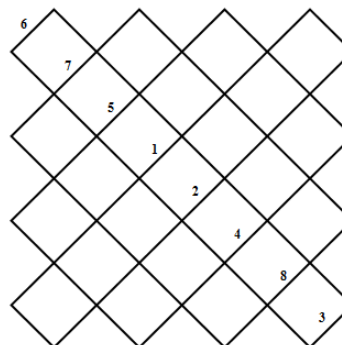


Fig. 6 The order of failure of the lattice structure of titanium

شکل ۶ ترتیب شکست ساختار شبکه‌ای از جنس تیتانیوم

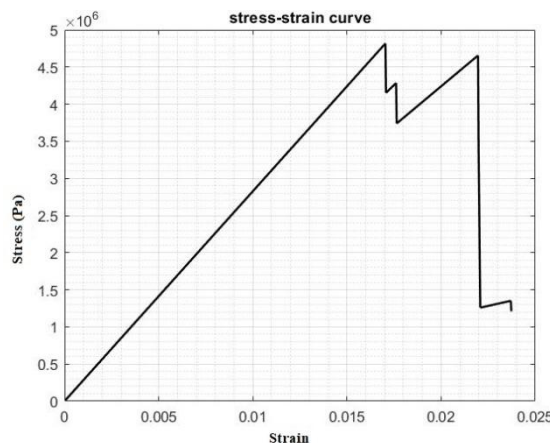


Fig. 7 Diagram of stress and strain and progression of failure to final failure of the 4x4 lattice structure made of titanium

شکل ۷ نمودار تنش-کرنش و پیشرفت شکست تا شکست نهایی ساختار شبکه‌ای ۴x۴ از جنس تیتانیوم

با استفاده از مقادیر مختلف  $L$  و  $\theta$ ، در نهایت ۱۰۰ حالت در ابعاد اضلاع و زوایای مختلف در قالب فایل اکسل از نرم‌افزار متلب به‌دست می‌آید. برای آموزش شبکه عصبی از سه لایه استفاده شده است (لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی). تعداد نورون‌های مورد استفاده در لایه پنهان می‌تواند تأثیر محسوسی بر دقت شبکه عصبی مصنوعی داشته باشد. در این تحقیق از تعداد ۹ نورون در لایه پنهان استفاده شده و آموزش با این تعداد نورون ۵ بار تکرار شده است. داده‌های به‌دست آمده با شبکه عصبی مصنوعی آموزش داده شده و نمودارهای رگرسیون صورت گرفته بر روی داده‌های آزمایش در شکل ۸ نشان داده شده است. بدین معنا که میزان دقت پیش‌بینی داده‌های آزمایش شبکه عصبی با مقدار واقعی ۰/۹۹ می‌باشد؛ همچنین نتایج داده‌های آموزش در شکل ۹ نشان می‌دهد که میزان دقت پیش‌بینی داده‌های آزمایش شبکه عصبی با مقدار واقعی ۱ می‌باشد؛ علاوه بر این در شکل ۱۰ نشان داده شده است که میزان دقت پیش‌بینی داده‌های کل شبکه عصبی با



می‌شود تا دو نمودار بهترین برازندگی و میانگین برازندگی بر هم منطبق شود.

در انتها در شکل ۱۶ با توجه به نتایج به دست آمده، ابعاد بهینه‌شده به صورت  $L=0/1$  و  $\Theta=25$  می‌باشد.

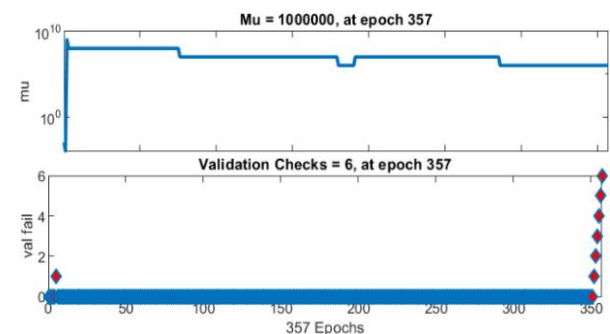


Fig. 13 Chart of error values

شکل ۱۳ نمودار مقادیر خطا

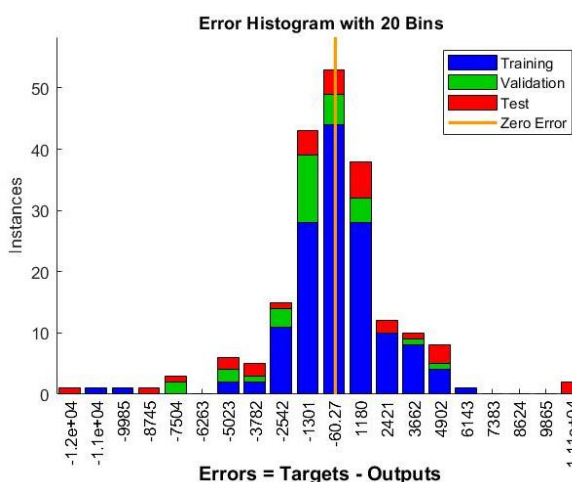


Fig. 14 The graph of the belongingness of each category of data for different errors

شکل ۱۴ نمودار میزان تعلق هر دسته از داده‌ها به ازای خطاهای مختلف

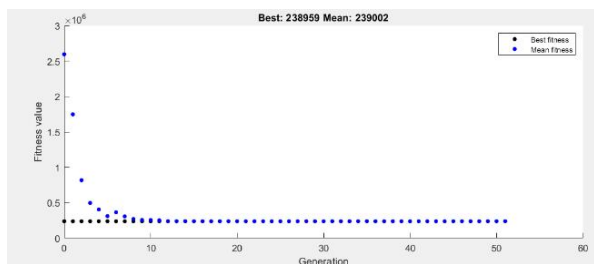


Fig. 15 The diagram of the value of the energy absorption fitness function with the advancement of the generation in the optimization

شکل ۱۵ نمودار مقدار تابع برازندگی جذب انرژی با پیشروی نسل در بهینه‌سازی

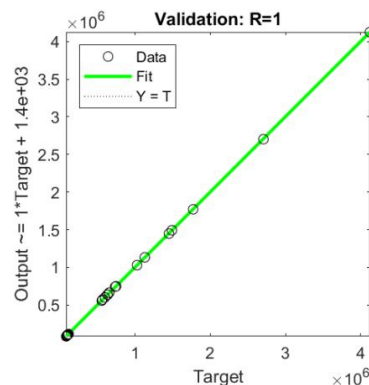


Fig. 11 Comparison of neural network with valid value

شکل ۱۱ مقایسه شبکه عصبی با مقدار صحیح

شکل ۱۲ نشان‌دهنده میانگین مربعات خطا بر حسب تعداد تکرار می‌باشد. محور افقی تعداد تکرار و محور عمودی میانگین مربعات خطا را نشان می‌دهد. در قسمت مشخص شده سبز رنگ، ۶ تکرار بدون بهبود را نشان می‌دهد که باعث توقف فرایند آموزش شده است.

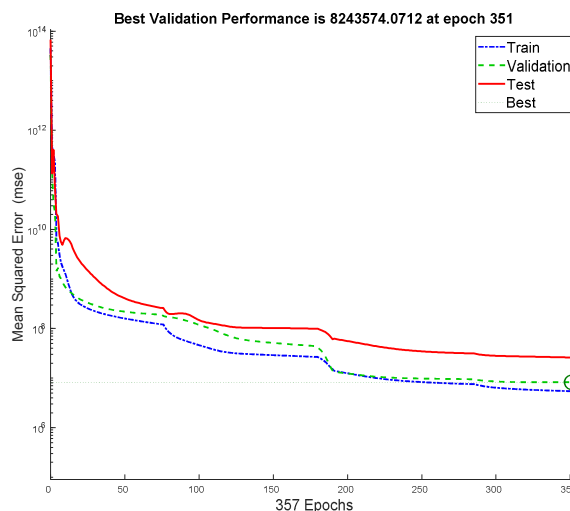


Fig. 12 Plot of mean squared error according to the number of repetitions

شکل ۱۲ نمودار میانگین مربعات خطا بر حسب تعداد تکرار

شکل ۱۳ در این نمودار میزان خطاها را نشان می‌دهد. اگر در شش بار پیاپی بهبود صورت نگیرد و همین‌طور صعودی بالا برود، تکرار متوقف می‌شود. در تکرار ۳۵۱ تا ۳۵۶ در شش بار متوالی عدم بهبود مشاهده می‌شود. در شکل ۱۴ نمودار میزان تعلق هر دسته از داده‌ها به ازای خطاهای مختلف مورد بررسی قرار می‌گیرد.

شکل ۱۵ نشان می‌دهد ابتدای کار بر اساس تولید نسل، بهترین برازندگی را تخمین می‌زند و سپس تولید نسل شروع



- <https://doi.org/10.1016/j.msar.2021.100606>
- [2] P. Heintl, L. Müller, C. Körner, R. F. Singer, F. A. Müller, Cellular Ti-6Al-4V structures with interconnected macro porosity for bone implants fabricated by selective electron beam melting, *Acta biomaterialia*, Vol. 4, pp. 1536-1544, 2008. <https://doi.org/10.1016/j.actbio.2008.03.013>
- [3] A. Montillet, J. Comiti, J. Legrand, Application of metallic foams in electrochemical reactors of filter-press type Part I: Flow characterization. *Journal of Applied Electrochemistry*, Vol. 23, pp. 1045-1050, 1993. <http://dx.doi.org/10.1007/BF00254149>
- [4] K. Boomsma, D. Poulidakos, F. Zwick, Metal foams as compact high performance heat exchangers, *Mechanics of Materials*, Vol. 35, pp. 1161 - 1176, 2003. <https://doi.org/10.1016/j.mechmat.2003.02.001>
- [5] T. J. Lu, H. A. Stone, M. F. Ashby, Heat transfer in open-cell metal foams, *Acta materialia*, Vol. 46, pp. 3619-3635, 1998. [https://doi.org/10.1016/S1359-6454\(98\)00031-7](https://doi.org/10.1016/S1359-6454(98)00031-7)
- [6] A. E. Simone, L. J. Gibson, Effects of solid distribution on the stiffness and strength of metallic foams. *Acta Materialia*, Vol. 46, No. 6, pp. 2139-2150, 1998. [https://doi.org/10.1016/S1359-6454\(97\)00421-7](https://doi.org/10.1016/S1359-6454(97)00421-7)
- [7] L. Uğur, H. Duzcukoglu, O. S. Sahin, H. Akkuş, Investigation of impact force on aluminium honeycomb structures by finite element analys, *Journal of Sandwich Structures & Materials*, Vol. 22, pp. 87-103, 2020. <https://doi.org/10.1177/1099636217733235>
- [8] Q. Zhang, X. Yang, P. Li, G. Huang, S. Feng, C. Shen, B. Han, X. Zhang, F. Jin, F. Xu, T. J. Lu, Bioinspired engineering of honeycomb structure - Using nature to inspire human innovation. *In Progress in Materials Science* Vol. 74, pp. 332-400, 2015. <https://doi.org/10.1016/j.pmatsci.2015.05.001>
- [9] B. Farahmand Azar, Optimization of Honeycomb Beams with Genetic Algorithm, *First International Conference on Urban Construction Near Active Faults*, Tabriz-Iran, September 2019. (in Persian)
- [10] A. Kulakovskiy, B. Chapuis, O. Mesnil, N. R. Bedreddine, O. D'almeida, A. Lhémy, Defect imaging on CFRP and honeycomb composite structures by guided waves generated and detected by a sparse PZT array, In *Structural Health Monitoring*, DEStech Publications, Inc, 2017. <http://dx.doi.org/10.12783/shm2017/13888>
- [11] Z. Zhao, C. Liu, H. Wang, J. W. Simon, J. Wang, Y. Li, Crushing behavior of curved Nomex honeycombs under combined shear-compression loads, *International Journal of Mechanical Sciences*, Vol. 228, pp. 107480, 2022. <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijmecsci.2022.107480>
- [12] Y. Wu, L. Yang, The effect of unit cell size and topology on tensile failure behavior of 2D lattice

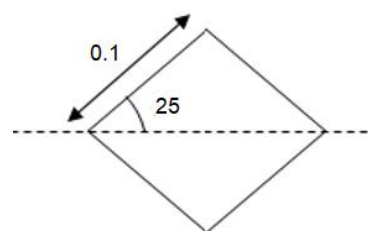


Fig. 16 The most appropriate value of length and angle obtained from the genetic algorithm

شکل ۱۶ مناسب‌ترین مقدار طول و زاویه به‌دست آمده از الگوریتم ژنتیک

## ۶- نتیجه‌گیری

امروزه سازه‌های مشبک به علت مقاومت بالا، سبکی و جذب انرژی زیاد، در صنعت کاربرد زیادی دارند. مهم‌ترین ویژگی ساختارهای شبکه‌ای استحکام بالای آن می‌باشد که هر مهندس طراح به آن توجه ویژه‌ای دارد. ابعاد، اندازه و جنس این ساختارها در استحکام سازه بسیار مهم و تأثیرگذار می‌باشد. در این پژوهش با استفاده از الگوریتم ژنتیک، برای ساختار شبکه‌ای ۴×۴ از جنس تیتانیوم در ۱۰۰ حالت طول ضلع و زاویه مختلف مطابق جدول ۲ بهینه‌سازی صورت گرفت و بهینه‌ترین و مناسب‌ترین ابعاد که طول ضلع آن ۰/۱ متر و زاویه ۴۵ درجه می‌باشد، مطابق شکل ۱۶ به‌دست آمد. طول ضلع و زاویه بهینه به‌دست آمده دارای بالاترین استحکام و بیش‌ترین جذب انرژی و حداقل میزان بیش‌ترین تنش می‌باشد. با توجه به موارد مطرح شده می‌توان به موارد زیر اشاره نمود:

- ۱- شبکه عصبی مصنوعی ابزاری قدرتمند برای تشکیل تابع هدف در بهینه‌سازی ساختارهای شبکه‌ای می‌باشد؛ به‌طوری‌که تابع آموزش داده شده توسط شبکه عصبی مصنوعی توانایی دریافت هم‌زمان چند ورودی و تولید چند خروجی را دارد.
- ۲- از الگوریتم ژنتیک می‌توان به‌عنوان ابزار بهینه‌سازی قدرتمند در بهینه‌سازی ساختارهای شبکه‌ای استفاده نمود؛ چرا که این الگوریتم توانایی بهینه‌سازی هم‌زمان چند پارامتر را دارا می‌باشد.
- ۳- با توجه به نتایج به‌دست‌آمده در این تحقیق، بهینه‌ترین زاویه برای بازوی ساختار شبکه‌ای، ۲۵ درجه و بهترین طول ۰/۱ متر می‌باشد.

## ۷- مراجع

- [1] M. Benedetti, A. Plessis, R. Ritchie, M. Dallago, S. Razavi, F. Berto, Architected cellular materials: A review on their mechanical properties towards fatigue-tolerant design and fabrication, *Materials Science and Engineering: R: Reports*, Vol. 144, pp. 100606, 2021.

- <https://doi.org/10.1016/j.matpr.2021.10.388>
- [17] D. Knittel, M. Nouari, Milling diagnosis using machine learning approaches, *Vishno and AVE conferences*, InSurveillance, 2019.  
<https://dx.doi.org/10.1051/meca/2020053>
- [18] J. Y. Ang, M. S. Abdul Majid, A. Mohd Nor, S. Yaacob, M. J. M. Ridzuan, First-ply failure prediction of glass/epoxy composite pipes using an artificial neural network model, *Composit Structure*, Vol. 200, pp. 579-588, 2018.  
<https://doi.org/10.1016/j.compstruct.2018.05.139>
- [19] S. Yan, X. Zou, M. Ilkhani, A. Jones, An efficient multiscale surrogate modelling framework for composite materials considering progressive damage based on artificial neural networks, *Composites Part B: Engineering*, Vol. 194, pp. 108014, 2020.  
<https://doi.org/10.1016/j.compositesb.2020.108014>
- [20] G. Balokas, S. Czichon, R. Rolfes, Neural network assisted multiscale analysis for the elastic properties prediction of 3D braided composites under uncertainty, *Composite Structures*, Vol. 183, pp. 550-562, 2018.  
<https://doi.org/10.1016/j.compstruct.2017.06.037>
- structures, *International Journal of Mechanical Sciences*, Vol. 170, pp. 105342, 2020.  
<https://doi.org/10.1016/j.ijmecsci.2019.105342>
- [13] Q. Alonso, N. A. Fleck, Damage tolerance of an elastic-brittle diamond-celled honeycomb. *Scripta Materialia*, Vol. 56, pp. 693-696, 2007.  
<http://dx.doi.org/10.1016/j.scriptamat.2006.12.027>
- [14] S. Daynes, J. Lifton, W.F. Lu, J. Wei, S. Feih, Fracture toughness characteristics of additively manufactured Ti-6Al-4V lattices, *European Journal of Mechanics-A/Solids*, Vol. 86, pp. 104170, 2021.  
<https://doi.org/10.1016/j.euromechsol.2020.104170>
- [15] A. R. Namvar, A. R. Vosoughi, Design optimization of moderately thick hexagonal honeycomb sandwich plate with modified multi-objective particle swarm optimization by genetic algorithm (MOPSOGA), *Composite Structures*, Vol. 252, pp. 6135-6145, 2020.  
<https://doi.org/10.1016/j.compstruct.2020.112626>
- [16] M. Mallick, A. Chakrabarty, N. Khutia, Design optimization of honeycomb sandwich panel through Genetic Algorithm, *Materials Today*, Vol. 54, pp. 690-696, 2022.