

مدل‌سازی طول عمر خستگی چند لایه فلزی الیافی گلر تحت ضربه با سرعت پایین به روش المان محدود

علیرضا صداقت^۱، مجید علی طاولی^{۲*}، ابوالفضل درویزه^۳، رضا انصاری خلخالی^۴

۱- دانشجوی دکتری، دانشگاه گیلان، دانشکده مهندسی مکانیک، رشت، ایران

۲- دانشیار، دانشگاه گیلان، دانشکده مهندسی مکانیک، رشت، ایران

۳- استاد، دانشگاه گیلان، دانشکده مهندسی مکانیک، رشت، ایران

۴- استاد، دانشگاه گیلان، دانشکده مهندسی مکانیک، رشت، ایران

رسید مقاله: ۱۰ آذر ۱۳۹۶

پذیرش مقاله: ۲۱ اسفند ۱۳۹۷

چکیده

در این تحقیق، ابتدا با استفاده از روش المان محدود طول عمر خستگی چند لایه فلزی الیافی گلر که تحت ضربه قرار گرفته به دست آمده و نتایج عددی مدل با نتایج آزمایشگاهی مقایسه گردید و با توجه به تطابق بسیار خوب نتایج عددی و تجربی، با تعمیم و گسترش نتایج حاصل از مدل المان محدود و استفاده از شبکه عصبی چندلایه مدل عددی نتایج استخراج شد و سپس با به کارگیری الگوریتم فرا ابتكاری بیشترین طول عمر خستگی گلر در بالاترین حد ضربه با سرعت خیلی پایین تعیین گردید.

کلمات کلیدی: گلر، طول عمر خستگی، شبکه عصبی چند لایه، الگوریتم ژنتیک.

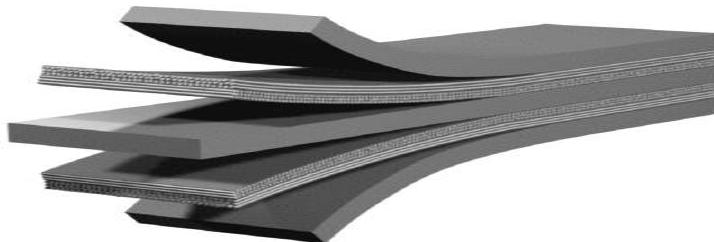
۱ مقدمه

گلر (GLARE) به خانواده چندلایه‌های فلزی- الیافی تعلق دارد که متشكل از لایه‌های متناوب پیش ساخته کامپوزیتی تقویت شده با الیاف شیشه تک جهتی و ورقه‌های آلیاژ آلومینیم ۲۰۲۴ می‌باشد و برای کاربردهای هوانوردی ابداع گردیده است. امروزه، گلرها در ۶ درجه استاندارد متفاوت عرضه می‌شود که در جدول ۱ آورده شده است. شکل ۱ نمای کلی گلر را نشان می‌دهد. گلر در مقایسه با سایر انواع چند لایه‌های فلزی الیافی دارای چسبندگی بهتری مابین الیاف و اپوکسی است [۱] و الیاف شیشه به کار رفته در آن، در برابر بارگذاری فشاری از مقاومت بالایی برخوردارند. در نتیجه، شکستگی فیبر در الیاف شیشه به ندرت در طول بار خستگی، مشاهده گردیده است. سایر محسن گلر، مقاومت فشاری و کششی بالا، رفتار ضربه مناسب و مقاومت پسماند بالای آن

* عهده‌دار مکاتبات

آدرس الکترونیکی: tavoli2000@yahoo.com

است [۲]. چسبندگی خوب میان اپوکسی و الیاف شیشه در گلر امکان ساخت الیاف در دو جهت چه به صورت بافته شده و چه متنافر را فراهم می‌سازد.



شکل ۱. چند لایه فلزی الیافی گلر(GLARE)

با در نظر داشتن این مساله، گلر برای برخی بارگذاری‌ها که در آن تنش‌های دو محوری رخ می‌دهد، بسیار مناسب است و به نظر می‌رسد این مشخصه‌ها باعث می‌گردد گلر دارای دامنه کاربرد بالقوه گسترهای باشد [۷-۳]. آسیب ناشی از ضربه یکی از موضوعات مهم در سازه‌های هوایی است. ناتوانی در تشخیص آسیب داخلی به لایه‌های کامپوزیتی، که گاهی اوقات از منطقه آسیب دیده فراتر می‌رود، همچنان یک مساله اینمی‌مهم است؛ بنابراین، ضروری است که دقیق آسیب ضربه داخلی به گلر پیش‌بینی شود. به طور معمول، مکانیک تخریب برای شبیه‌سازی تخریب صفحه مورد استفاده قرار می‌گیرد و مکانیک شکست برای مدل‌سازی صفحه پس از تشکیل آسیب به کار می‌رود. این دو نظریه اصلی با معیار واماندگی و پلاستیسیته برای مطالعه رفتار غیر خطی ترکیب می‌شوند. در مکانیک تخریب پیوسته، هر معادله سازگاری کرنش برای مواد آسیب دیده می‌تواند به نحوی مانند مواد سالم باشد با این تفاوت که تنش معمول با تنش موثر جایگزین شده است [۶، ۵]. مکانیک شکست بر اساس نرخ رهاسازی انرژی به طور عمده، امکان پیش‌بینی شروع و رشد ورقه ورقه شدن را دارد. با وجود این چارچوب های کلی، هیچ مدلی عمومی برای شبیه‌سازی مکانیک ضربه گلروجود ندارد. در این زمینه، تعداد زیادی از شبیه‌سازی‌های عددی توسعه یافته‌اند. الگوی ضربه مناسب را می‌توان تنها در صورتی برای گلر توسعه داد که نقش ویژه و اساسی مواد تشکیل دهنده در واکنش ضربه و ویژگی جذب انرژی تعیین شده باشد. در گلرها، انتشار ترک خستگی را می‌توان به دو مکانیزم اصلی تقسیم کرد: انتشار ترک در لایه‌های فلزی و لایه لایه شدن در فصل مشترک الیاف فلز.

در واقعیت هر دو این مکانیزم‌ها تعادلی را تشکیل می‌دهند که فرایند کوپل (جفت یا ترکیب شدن) نامیده می‌شوند. رشد ترک خستگی در گلرها را می‌توان با مکانیزم شکست الاستیک خطی (LEFM) توصیف کرد. این تئوری بیان می‌کند که نظیر فلزها سرعت رشد ترک در گلرها مربوط به ضربه تمرکز تنش نوک ترک می‌باشد؛ اما نه به این سادگی؛ زیرا در گلرها ضربه تمرکز تنش نوک ترک از پدیده پل زنی از الیاف تأثیر می‌پذیرد که خود این پدیده از لایه لایه شدن در فصل مشترک الیاف-فلز نشأت می‌گیرد. زمانی که ترک‌های لایه‌های فلز شروع به رشد می‌کنند، الیاف در شیار ترک دست‌نخورده باقی می‌مانند. این الیاف مسیری از انتقال بار

روی ترک ایجاد می‌کنند و از باز شدن ترک جلوگیری می‌کنند. در نتیجه نیروی کمتری از اطراف نوک ترک در لایه‌های فلزی منتقل می‌شود که باعث کاهش ضربی تمرکز تنفس نوک ترک می‌گردد [۷-۱۲]. با توجه به الگوریتم‌های فرا ابتکاری موجود، شبکه عصبی چند لایه پرسپترون به دلیل سرعت آموزش‌پذیری بالا و امکان تقریب زدن نتایج غیرخطی برای مدل‌سازی انتخاب شده است. الگوریتم ژنتیک یک روش کلی بهینه‌سازیست که از تکامل ژنتیکی به عنوان یک الگوی حل مسئله استفاده می‌کند. مسئله‌ای که باید حل شود، ورودی است و راه حل‌ها طبق یک الگو کدگذاری می‌شوند و متريک که تابع برازنده‌گی نامیده می‌شود هر راه حل کاندید را به طور تصادفی انتخاب و ارزیابی می‌کند. در ادامه توضیحی در مورد شبکه عصبی و الگوریتم ژنتیک ارایه خواهد شد [۱۳-۱۶].

جدول ۱. درجات تجاری گلر (GLARE)

مشخصات	جهت گیری پیش آگشته در هر لایه الایاف (°)	لایه الایاف (mm)	ضخامت فلز (mm)	نوع فلز	درجه بندی	زیرمجموعه
خستگی، استحکام، تنفس بازده	۰ / ۰	۰/۲۶۶	۰/۳-۰/۴	۷۴۷۵-T۷۶۱	-	گلر (۱)
خستگی، استحکام	۰ / ۰	۰/۲۶۶	۰/۲-۰/۵	۲۰۲۴-T۳	۲A	گلر (۲)
خستگی، استحکام	۹۰ / ۹۰	۰/۲۶۶	۰/۲-۰/۵	۲۰۲۴-T۳	۲B	گلر (۳)
خستگی، ضربه	۰ / ۹۰	۰/۲۶۶	۰/۲-۰/۵	۲۰۲۴-T۳	-	گلر (۴)
خستگی، استحکام در جهت ۰°	۰ / ۹۰ / ۰	۰/۲۶۶	۰/۲-۰/۵	۲۰۲۴-T۳	۴A	گلر (۵)
خستگی، استحکام در جهت ۹۰°	۹۰ / ۰ / ۹۰	۰/۲۶۶	۰/۲-۰/۵	۲۰۲۴-T۳	۴B	گلر (۶)
ضربه، برش، خواص خارج محوری	۰ / ۹۰ / ۹۰ / ۰	۰/۲۶۶	۰/۲-۰/۵	۲۰۲۴-T۳	-	گلر (۷)
برش، خواص خارج محوری	+۴۵ / -۴۵	۰/۲۶۶	۰/۲-۰/۵	۲۰۲۴-T۳	۶A	گلر (۸)
برش، خواص خارج محوری	-۴۵ / +۴۵	۰/۲۶۶	۰/۲-۰/۵	۲۰۲۴-T۳	۶B	گلر (۹)

۲ شبکه عصبی چند لایه

نخستین توصیف الگوریتم^۱ BP توسط پاول وریز در سال (۱۹۷۴) و در رساله دکترایش مطرح شد. در این رساله الگوریتم BP تحت مفهوم شبکه‌های عمومی ارایه شد. این الگوریتم در دنیای شبکه‌های عصبی ظاهر نشد تا اینکه در اواسط دهه هشتاد الگوریتم BP به طور مستقل توسط راملهارت، هیتنون و ویلیامز در سال ۱۹۸۶ و دیوید پارکر و بیان لی چون در سال (۱۹۸۵) دوباره مطرح و در دنیای شبکه عصبی معروف گردید. از BP برای آموزشی شبکه‌های عصبی چند لایه پیش خور که عموماً شبکه‌های چند لایه پرسپترون را (MLP) هم نامیده می‌شود، استفاده می‌گردد. الگوریتم پس انتشار خطای از دو مسیر اصلی تشکیل می‌شود. مسیر اول: به مسیر رفت موسم است. که در آن بردار ورودی به شبکه MLP اعمال می‌شود و تأثیراتش از طریق لایه پنهان به لایه خروجی منتشر می‌شود و بردار خروجی ارایه شده در لایه خروجی پاسخ واقعی شبکه MLP را تشکیل می‌دهد. مسیر دوم، به مسیر برگشت موسم است. در این مسیر برخلاف مسیر رفت پارامترهای شبکه MLP تغییر و تنظیم

^۱ Back-propagation

می‌گردد. این تنظیم بر طبق قانون اصلاح خطای صورت می‌گیرد و سیگنال خطای در لایه خروجی شبکه تشکیل می‌گردد. بردار خطای برابر با اختلاف بین پاسخ مطلوب و پاسخ واقعی شبکه است. مقدار خطای پس از محاسبه، در مسیر برگشت از لایه خروجی و از طریق لایه‌های شبکه در کلیه شبکه توزیع می‌گردد. چون این توزیع برخلاف مسیر ارتباطات اوزان سیناپسی است کلمه پس انتشار خطای برای این الگوریتم انتخاب شده است. یکی از مشکلاتی که در حین آموزش شبکه‌های عصبی با آن مواجه هستیم، انطباق بیش از حد می‌باشد. این بدان معنا است که میزان خطای آموزش شبکه بسیار پایین است؛ ولی میزان خطای برای داده‌های آزمایش بالا می‌باشد و شبکه نمونه داده‌های آموزش را حفظ کرده و قدرت تعمیم را برای داده‌های جدید ندارد. برای رفع این مشکل، داده‌ها را به سه دسته داده‌های آموزش و اعتبار سنجی و آزمایش تقسیم می‌کنیم [۱۷]. در ادامه الگوریتم نیز پارامترهای شبکه طوری تنظیم می‌شود که پاسخ واقعی شبکه هر چه بیشتر به سمت پاسخ مطلوب نزدیک‌تر شود [۱۸].

الگوهای ورودی متناهی $x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k) \in R$, $(1 \leq k \leq K)$ داده شده و الگوهای ورودی مطلوب نیز عبارتست از: $d_1(k), d_2(k), \dots, d_m(k) \in r$

مرحله ۱: انتخاب تعداد کلی لایه‌ها M ، تعداد n_i نورون در هر لایه پنهان و پارامتر تلورانس خطای

$\epsilon > 0$

مرحله ۲: به صورت تصادفی مقادیر اولیه بردار وزن‌ها $W_{aj}^{(i)}$ برای $j = 1, 2, \dots, m$ و $i = 1, 2, \dots, n$ شوند.

مرحله ۳: ابتدا قرار می‌دهیم:

$$W_{aj}^{(i)} \leftarrow W_{aj}^{(i)}(\circ), E \leftarrow \circ, K \leftarrow 1$$

مرحله ۴: محاسبه خروجی‌های عصب

$$\begin{cases} S_j^{(i)} = (W_{aj}^{(i)})^T x_a^{(i-1)} \\ x_j^{(i)} = \sigma(S_j^{(i)}) \end{cases}$$

برای $j = 1, 2, \dots, n$ و $i = 1, 2, \dots, m$

مرحله ۵: محاسبه خطای خروجی $e_j = d_j - x_j^{(M)}$ برای $j = 1, 2, \dots, m$.

مرحله ۶: محاسبه دلتاهای خروجی $\delta_j^{(M)} e_j \sigma'(S_j^{(M)})$

مرحله ۷: محاسبه خطاهای انتشار برای نورون‌های پنهان به صورت بازگشته

$$e_j^{(i)} = \sum_{\ell=1}^{n_{i+1}} S_\ell^{(i+1)} W_{\ell j}^{(i+1)}$$

برای لایه‌های $M-1, M-2$ و به همین ترتیب به صورت بازگشته

مرحله ۸: محاسبه مقادیر دلتای نورون‌های پنهان به صورت بازگشته

$$\delta_j^{(i)} = e_j^{(i)} \sigma'(S_j^{(i)})$$

مرحله ۹: به روزرسانی بردارهای وزن

$$w_{aj}^{(i)} = w_{aj}^{(i)} + \eta \delta_j^{(i)} x_a^{(i-1)}$$

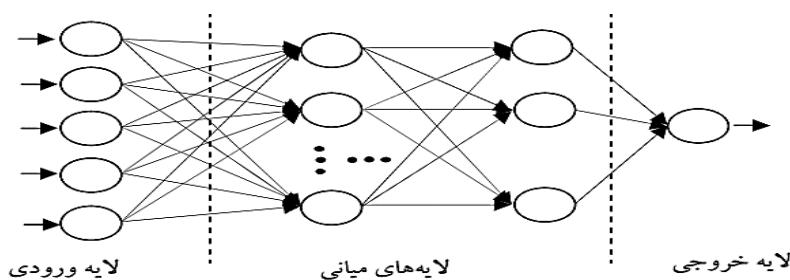
مرحله ۱۰: محاسبه تابع خطا

$$E = E + \frac{1}{K} \sum_{j=1}^m e_j^r$$

مرحله ۱۱: وقتی که $k = k$ به مرحله ۱۲ بروید و غیر از آن $k+1 \leftarrow k$ و به مرحله ۴ برو.

مرحله ۱۲: اگر $E \leq e$ آنگاه به مرحله ۱۳ برو و در غیر این صورت به مرحله ۳ برو.

مرحله ۱۳: یادگیری، وزن‌های خروجی کامل شده‌ای ارایه می‌کند.



شکل ۲. مدل شبکه عصبی مورد استفاده در این تحقیق [۱۹]

۳ بهینه‌سازی با کمک الگوریتم ژنتیک

در اکثر مسایل بهینه‌سازی مهندسی، بهینه‌سازی بیش از یک تابع هدف برای طراحان دارای اهمیت است و معمولاً چند تابع هدف که در تضاد یا ناهمسوی با یکدیگر هستند باید به طور همزمان توسط طراح بهینه شوند. در این گونه مسایل برخلاف مسایل تک‌هدفی که تنها یک نقطه اکسترمم برای مسئله وجود دارد، مجموعه‌ای از بردارهای طراحی به عنوان جواب به دست می‌آیند که اصطلاحاً نقاط پارتو خوانده می‌شوند و طراح بر اساس نیاز خود یکی از این نقاط را به عنوان جواب بهینه برمی‌گزیند. اصطلاح پارتو از نام اقتصاددان معروف ایتالیائی ویلفردو پارتو (V.Pareto) برگرفته شده است کسی که اولین بار نظریه بهینه‌سازی چند تابع هدفی را در اقتصاد بنیان گذاری کرد برگرفته شده است [۲۰]. راه حل دیگر آن است که با رویکرد مستقیم با روش ترکیب احتمال سریع با بررسی نتایج نمایش مستقیم از طریق رمزگشایی نمایش غیرمستقیم به حل مسایل این چنینی پرداخت [۲۱].

صورت استاندارد مسایل بهینه‌سازی چند‌هدفی به صورت زیر است:

$$\text{Find } X = [x_1^*, x_2^*, \dots, x_n^*]^T \in R^n$$

$$\text{To Optimize } f(X) = [f_1(X), f_2(X), \dots, f_m(X)]^T \in R^m$$

$$\text{subject to} = \begin{cases} g_i(X) \leq 0 & , \quad (i = 1, 2, \dots, p) \\ h_j(X) = 0 & , \quad (j = 1, 2, \dots, q) \end{cases}$$

که X بردار متغیرهای تصمیم‌گیری F بردار توابع هدف، g قیود نامساوی و h قیود مساوی مساله می‌باشند.
بدون اینکه از عمومیت مساله کاسته شود، فرض می‌کنیم که همه بردارهای هدف باید مینیمم شوند. این مساله مینیمم‌سازی چندهدفی که تحت عنوان مسایل پارتولو دسته‌بندی می‌شود، با تعاریف زیر شناخته می‌شود [۲۲، ۲۳]:

✓ غلبه پارتولویی:

$$\text{بردار } U = [u_1, u_2, \dots, u_n] \text{ بر بردار } V = [v_1, v_2, \dots, v_n] \text{ غلبه پارتولویی می‌باید } (V \prec U) \text{ اگر و فقط اگر} \\ \forall i \in \{1, 2, \dots, k\}, u_i \leq v_i \wedge \exists j \in \{1, 2, \dots, k\}: u_i < v_j$$

✓ بهینگی پارتولویی:

یک نقطه $\Omega \in X^*$ (ناحیه قابل قبول طراحی است که معادلات ۲۲ و ۲۳ را اغنا می‌کند) را نقطه بهینه پارتولویی گویند اگر هیچ نقطه دیگری از Ω بر آن غلبه پارتولویی نیابد.

$$\forall X \in \Omega, X \neq X^*, \exists i \in \{1, 2, \dots, k\}: f_i(X^*) < f_i(X)$$

✓ مجموعه پارتولو:

در مسایل بهینه‌سازی چندهدفی، یک مجموعه پارتولو (P^*) حاوی تمامی بردارهای بهینه پارتولویی است.

$$P^* = \{X \in \Omega \mid \nexists X' \in \Omega : F(X') \prec F(X)\}$$

✓ جبهه‌ی پارتولو:

در یک مساله بهینه‌سازی چندهدفی جبهه‌ی پارتولو PT^* مجموعه‌ای از بردارهای توابع هدف است که با استفاده از بردارهای متغیرهای طراحی از مجموعه‌ی پارتولو P^* بدست آمده است. به عبارت دیگر جبهه‌ی پارتولو PT^* مجموعه‌ای از بردارهای توابع هدف است که از P^* نگاشت شده است.

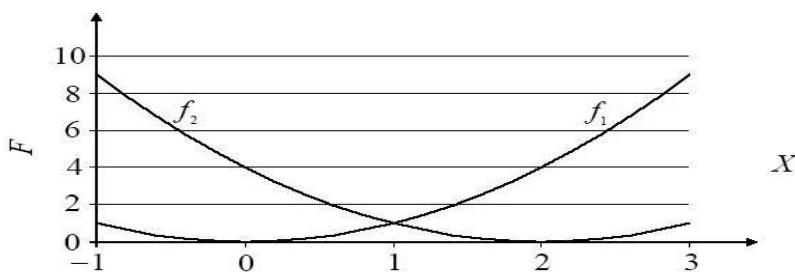
$$PT^* = \{F(X) = (f_1(X), f_2(X), \dots, f_k(X)) : X \in P^*\}$$

برای درک بهتر مسایل بهینه‌سازی، مسئله زیر را بررسی می‌کنیم. در این مسئله هدف یافتن مینیمم دو تابع هدف f_1 و f_2 در بازه $[2, 10]$ است.

$$\text{Min: } f_1(x) = x^2$$

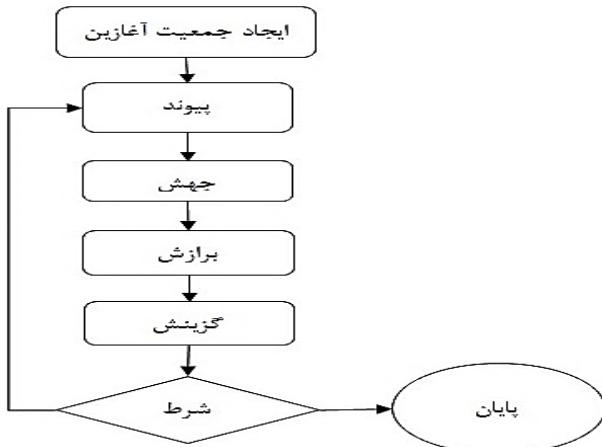
$$\text{Min: } f_2(x) = (x - 2)^2$$

در شکل دو تابع هدف نمایش داده شده است. نقطه طراحی بهینه برای تابع f_1 و نقطه $x=2$ نقطه طراحی بهینه برای تابع f_2 است. نقطه طراحی $x=0$ نقطه خوبی برای تابع f_2 نیست و عکس این موضوع برای نقطه $x=2$ نیز صادق است. در فاصله بین صفر تا ۲ نقاط طراحی هیچ برتری نسبت به هم ندارند؛ یعنی با کاهش یکی از توابع هدف، تابع هدف دیگر افزایش می‌یابد؛ بنابراین تمام نقاط بین نقاط صفر و دو به عنوان نقاط پارتولو می‌باشند؛ ولی نقاط خارج از این بازه به عنوان مثال نقطه $x=3$ ، نسبت به این نقاط برتری ندارد و نقاط بازه صفر تا ۲ این نقطه را حذف می‌کند.

شکل ۳. دوتابع هدف f_1 و f_2 برای بهینه‌سازی چندهدفی

الگوریتم ژنتیک هر مسئله‌ی بهگزینی را به سان یک مسئله تکامل می‌نگرد. این الگوریتم برای یافتن مقدار بهینه پارامترها، دسته‌ای را از مقادیر ممکن برای آن‌ها برمی‌گزیند؛ سپس با انجام فرآیند تکامل بر روی این جمعیت، کم کم آن‌ها را طوری تغییر می‌دهد که به مقدار بهینه برسد. الگوریتم ژنتیک در آغاز کار به یک جمعیت آغازین نیاز دارد. این الگوریتم با تغییر ژنتیک کروموزوم‌های این جمعیت آغازین آن را طوری تکامل می‌بخشد که با ایجاد نسل‌های نوین، رفته رفته پاسخ پرسش بهگزینی را بیابد. این الگوریتم برای تکامل این جمعیت سه کار اساسی را شبیه‌سازی می‌کند: پیوند، جهش و گزینش.

در پیوند، از برآیند دو کروموزوم والد، یک کروموزوم فرزند به وجود می‌آید. بدین ترتیب که برخی از ژن‌های دو کروموزوم برگزیده به جای هم می‌نشینند. پیوند روش‌های گوناگونی دارد، مانند پیوند تک نقطه‌ای یا پیوند چند نقطه‌ای. این نقطه‌های پیوند را به کمک اعداد تصادفی ایجاد می‌کنند. در جهش، برخی از ژن‌هایی که به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند، تغییری تصادفی خواهند داشت. مثلاً در رمزیندی دودویی احتمالاً صفرها به یک و یک‌ها به صفر تبدیل می‌شوند. بدین ترتیب جمعیت آغازین تغییر می‌کند و جمعیت نوینی به دست می‌آیند. این جمعیت نوین، فرزندان هستند. در گزینش، یک دسته از کروموزوم‌ها بر اساس برازنده‌گی خود و نیز به کمک اعداد تصادفی، از جمعیت پیشین خود برگزیده می‌شوند. برازنده‌ترین کروموزوم بخت بیشتری برای بقا در نسل آینده دارد. جمعیت برگزیده جای والدین را می‌گیرند. گزینش روش‌های گوناگونی دارد. در الگوریتم ژنتیکی به کاررفته در این تحقیق از روش گردونه بخت استفاده شده است. مراحل پیوند، جهش، برازش و گزینش از مراحل عمومی همه‌ی الگوریتم‌های ژنتیکی می‌باشند. در شکل ۴ روند اجرای الگوریتم ژنتیک را مشاهده می‌نمایید.



شکل ۴. روند اجرای الگوریتم ژنتیک

روش‌های مختلفی در حل مسایل بهینه‌سازی وجود دارند که هر کدام نقاط ضعف و قوت خاصی دارند که در این پژوهش از روش ضرایب وزنی استفاده شده است. یکی از ساده‌ترین روش‌ها در حل مسایل بهینه‌سازی روش ضرایب وزنی است. در این روش توابع هدف موجود در مسئله با استفاده از ضرایب وزنی با هم‌دیگر ترکیب شده و تابع هدف نهایی را تشکیل می‌دهند. مقدار ضرایب وزنی هر تابع هدف بستگی به اهمیت آن تابع هدف دارد، توابع هدف با اهمیت بیشتر ضرایب وزنی بزرگ‌تری را به خود اختصاص می‌دهند [۲۲، ۲۳]. این روش مسئله بهینه‌سازی چندهدفی را به مسئله بهینه‌سازی تک‌هدفی تبدیل می‌کند. تابع هدف مسئله بدین صورت تعریف می‌شود:

$$f(X) = \sum_{i=1}^k w_i f_i(x)$$

$$\sum_{i=1}^k w_i = 1$$

نکته حائز اهمیت در این روش این است که نقطه جواب به دست آمده بر اساس مقدار ضرایب وزنی، یکی از نقاط منحنی پارتو است؛ بنابراین با تغییر ضرایب وزنی، می‌توان در هر اجرا یک نقطه از منحنی پارتو را به دست آورد [۲۳].

۴ مواد و روش‌ها

در این مقاله ابتدا مراکز مدل ضربه و خستگی با استفاده از شبیه‌سازی توسط تست ضربه و تست خستگی پس از ضربه تحلیل شده و مدل جدید با توجه به توافق خوب بین نتایج تجربی و عددی مدل‌سازی شد؛ سپس مدل‌هایی که با استفاده از مدل‌سازی در نرم افزار Abaqus به دست آمدند در شبکه عصبی چهار لایه پرسپترون مورد استفاده قرار گرفتند و مدل عددی برای نتایج آن به دست آمدند. در مرحله بعد نتایج عددی به دست آمده از شبکه عصبی برای بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک مورد استفاده قرار گرفتند تا چیدمان سه لایه‌ای گلر با هدف حداقل‌تر

طول عمر در حداکثر ضربه با سرعت پایین به دست آید. در این بخش روش انجام آزمایش‌ها به ترتیب شرح داده خواهد شد.

۴-۱ قطعات

گلر ۵/۲، که شامل دو لایه آلومینیوم ۲۰۲۴-تی ۳ و یک لایه کامپوزیت شیشه/اپوکسی با چیدمان [۰/۹۰/۹۰/۰] ساخته شد. ضخامت لایه آلومینیوم ۰/۴ میلی متر و ضخامت لایه کامپوزیت ۲/۲ میلیمتر و ضخامت کل برابر ۳ میلیمتر است.

۴-۲ تست ضربه

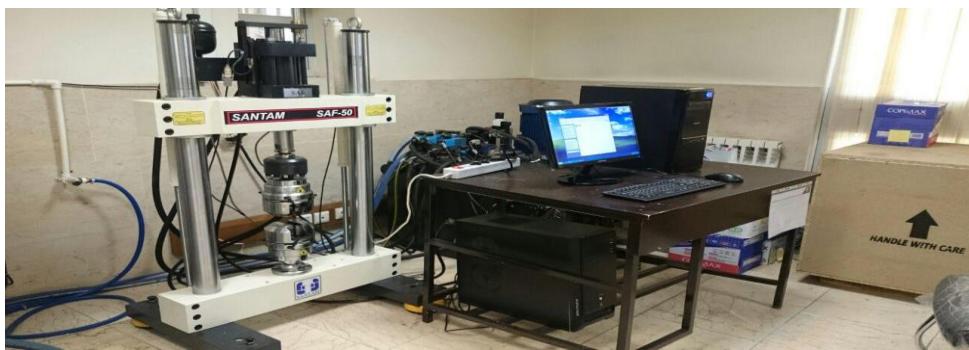
تست ضربه با سرعت پایین با استفاده از دستگاه ضربه سقوطی با سرعت ۱/۸۷ تا ۲/۳۹ متر بر ثانیه انجام شد (شکل ۵). پس از ضربه اولیه سیستم ترمز پنوماتیکی فعال شده و مانع برخورد مجدد ضربه زننده به قطعه می‌شد. قطعه مابین دو صفحه فولادی با ابعاد 75×225 میلیمتر مربع گیردار گردید. مرکز این دو صفحه فولادی یک سوراخ دایره‌ای به قطر ۳۰ میلیمتر داشت. ضربه زننده یک شبه کره فولادی به قطر ۱۰ میلیمتر و وزن ۶/۲۹ کیلو گرم بود.



شکل ۵. دستگاه تست ضربه

۴-۳ تست خستگی پس از ضربه

تست خستگی کشش-کشش [۲۴، ۲۵] با استفاده از دستگاه سنتام SAF50 در پنج سطح ۱۷۵، ۲۳۲، ۲۹۱ و ۳۴۹ مگا پاسکال در نسبت تنش $R=0/1$ و فرکانس ۱۰ هرتز انجام شد (شکل ۶).



شکل ۶. دستگاه تست خستگی

۵ مدل‌سازی

۱-۵ مدل‌سازی المان محدود

مدل‌سازی عددی با استفاده از نرم افزار Abaqus/explicit جهت ارزیابی آسیب ناشی از ضربه به قطعات گلر انجام گرفت. المان شش وجهی جامد C3D8R برای لایه‌های آلومینیوم استفاده شد. خواص ایزوتropیک الاستیک-پلاستیک آلومینیوم با استفاده از مدل پلاستیسیته ایزوتropیک موجود در نرم افزار Abaqus، مدل‌سازی گردید. المان شش وجهی پوسته پیوسته C3D8R که دارای هشت گره و سه درجه آزادی برای لایه‌های کامپوزیتی شیشه/اپوکسی در نظر گرفته شده است. به دلیل وجود تخریب اضافی (excessive distortion) hourgassing برای کنترل پدیده enhanced stiffness relaxation استفاده شده است. المان‌ها از روش Hashin (برای مدل‌سازی آسیب پیشرونده بین لایه‌ای کامپوزیت در اثر ضربه که در نرم افزار تعییه شده، بهره گرفته شده است. پیوند چسب مابین لایه‌های شیشه/اپوکسی و ورق‌های آلومینیوم با استفاده از قانون چسبندگی نیروی کششی-نیروی جدایش (traction- separation cohesive law) در Abaqus) جهت تحلیل پاسخ مکانیکی چسب تحت بارگذاری ضربه‌ای مدل‌سازی گردید. ضخامت لایه چسب در این آنالیز قابل صرف نظر کردن است و بنابراین از روش ارتباط سطح مبنای چسبنده (surface-based cohesive contact) برای مدل‌سازی لایه لایه شدن استفاده شده است [۲۶-۳۲].

۲-۵ طراحی مدل عددی

از ۶۴ مورد شیوه‌سازی با استفاده از آباکوس که در جدول ۲ آمده است، استفاده گردید. برای طراحی از سه متغیر استفاده شده است. متغیرهای طراحی جایگاه قرارگیری انواع گلرها می‌باشند. هر جایگاه می‌تواند یکی از انواع پنجگانه گلر را در اختیار داشته باشد. مقادیر صفر در جدول متغیرهای طراحی به معنای وجود نداشتن هیچ گلر در آن جایگاه است. از روش تاگوچی برای طراحی مدل استفاده شده است. طراحی مدل با استفاده ماکریم انرژی برخورد و ماکسیمم تنش خستگی اعمالی صورت گرفته است.

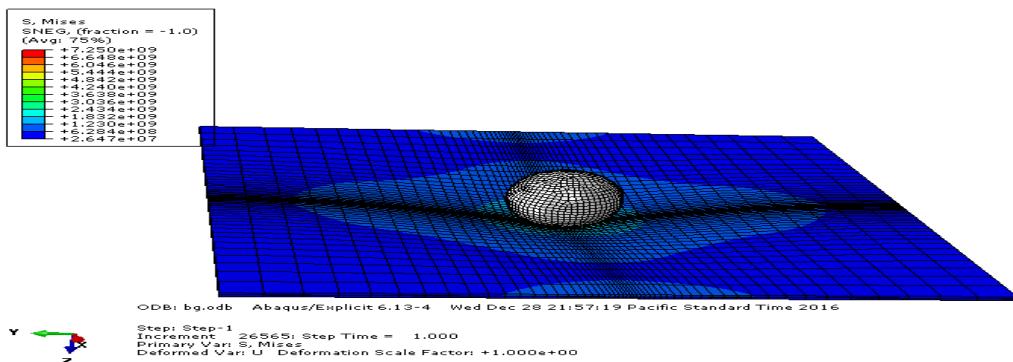
جدول ۲. نتایج شبیه‌سازی المان محدود جهت استفاده برای ایجاد مدل عددی

طول عمر	لایه سوم	لایه دوم	لایه اول	طول عمر	لایه سوم	لایه دوم	لایه اول
۷۹۰۰	۱	۱	۱	۱۱۵	۱	۱	۱
۷۰۰۰	۲	۲	۲	۸۴۰۰	۳	۲	۲
۸۰۰۰	۳	۳	۳	۸۰۰۰	۴	۴	۴
۸۶۰۰	۴	۴	۴	۹۳۰۰	۵	۵	۵
۸۳۰۰	۱	۱	۱	۱۱۰۰	۶	۶	۶
۸۲۰۰	۲	۲	۲	۸۳۰۰	۷	۷	۷
۸۰۰۰	۳	۳	۳	۵۳۰۰	۸	۸	۸
۵۳۰۰	۴	۴	۴	۴۹۰۰	۹	۹	۹
۶۸۰۰	۱	۱	۱	۶۹۰۰	۱۰	۱۰	۱۰
۸۹۰۰	۲	۲	۲	۷۸۰۰	۱۱	۱۱	۱۱
۸۲۰۰	۳	۳	۳	۱۰۰۰۰	۱۲	۱۲	۱۲
۷۸۰۰	۴	۴	۴	۷۳۰۰	۱۳	۱۳	۱۳
۷۳۰۰	۵	۵	۵	۷۰۰۰	۱۴	۱۴	۱۴
۷۰۰۰	۶	۶	۶	۷۰۰۰	۱۵	۱۵	۱۵
۷۰۰۰	۷	۷	۷	۷۰۰۰	۱۶	۱۶	۱۶
۷۰۰۰	۸	۸	۸	۷۰۰۰	۱۷	۱۷	۱۷
۷۰۰۰	۹	۹	۹	۷۰۰۰	۱۸	۱۸	۱۸
۷۰۰۰	۱۰	۱۰	۱۰	۷۰۰۰	۱۹	۱۹	۱۹
۷۰۰۰	۱۱	۱۱	۱۱	۷۰۰۰	۲۰	۲۰	۲۰
۷۰۰۰	۱۲	۱۲	۱۲	۷۰۰۰	۲۱	۲۱	۲۱
۷۰۰۰	۱۳	۱۳	۱۳	۷۰۰۰	۲۲	۲۲	۲۲
۷۰۰۰	۱۴	۱۴	۱۴	۷۰۰۰	۲۳	۲۳	۲۳
۷۰۰۰	۱۵	۱۵	۱۵	۷۰۰۰	۲۴	۲۴	۲۴
۷۰۰۰	۱۶	۱۶	۱۶	۷۰۰۰	۲۵	۲۵	۲۵
۷۰۰۰	۱۷	۱۷	۱۷	۷۰۰۰	۲۶	۲۶	۲۶
۷۰۰۰	۱۸	۱۸	۱۸	۷۰۰۰	۲۷	۲۷	۲۷
۷۰۰۰	۱۹	۱۹	۱۹	۷۰۰۰	۲۸	۲۸	۲۸
۷۰۰۰	۲۰	۲۰	۲۰	۷۰۰۰	۲۹	۲۹	۲۹
۷۰۰۰	۲۱	۲۱	۲۱	۷۰۰۰	۳۰	۳۰	۳۰

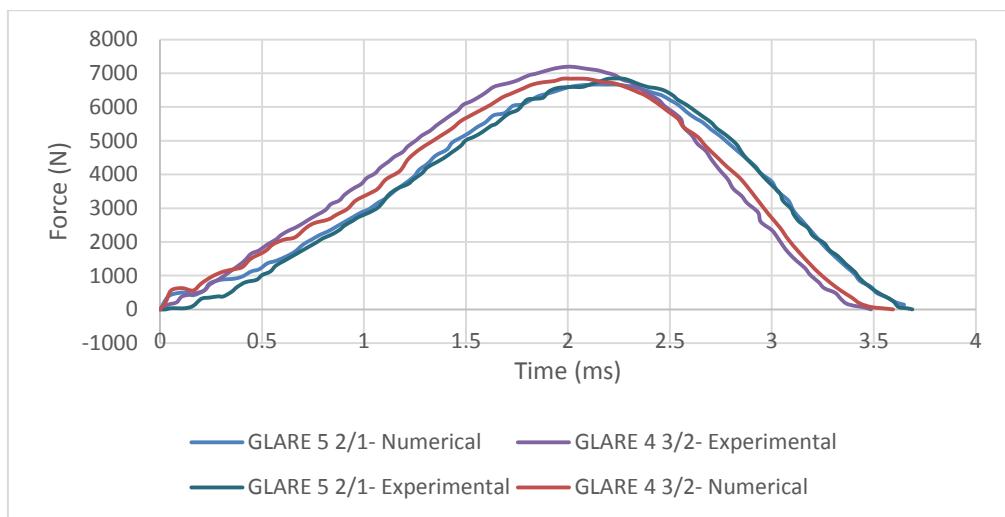
۶ نتایج

۱-۱ ارزیابی مدل المان محدود

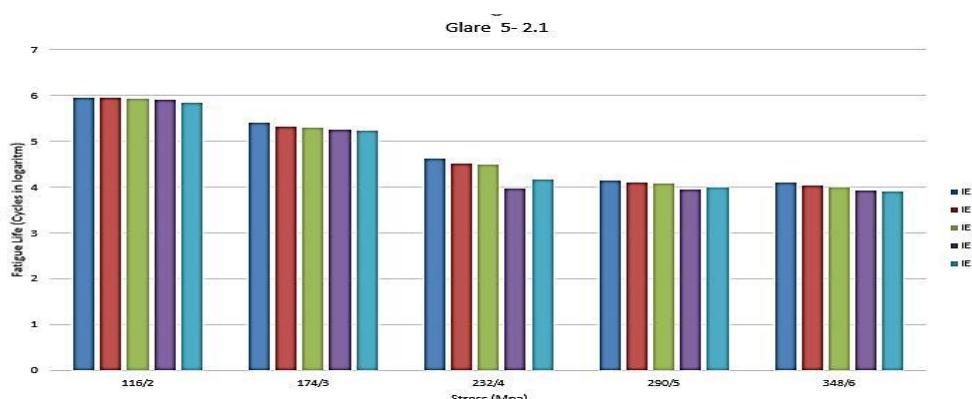
مجموعه‌ای از آزمایش‌ها ضربه با سرعت پایین جهت ارزیابی تغیر شکل و پاسخ تحریب گلر انجام شده است. مطالعه مقایسه‌ای با استفاده از نتایج آزمایش‌های انجام شده برای گلر ۲/۱۵ جهت ارزیابی پیش‌بینی‌های مدل انجام شده است. یک قطعه با ابعاد 50×200 میلیمتر مربعی از گلر با استفاده از دو ورق فولادی گیردار شده است. از یک ضربه‌زننده کروی فولادی با قطر ۱۰ میلیمتر با جرم ۶/۲۹ کیلوگرم جهت انجام ضربه با انرژی‌های مابین ۱۰ تا ۳۰ ژول بهره گرفته شده است. مقایسه میان پیش‌بینی مدل در تاریخچه زمانی تماس برای گلر ۲/۱۵ تحت ضربه توافق بسیار خوبی با نتایج تجربی دارد که در شکل‌های ۷ تا ۹ آورده شده است.



شکل ۷. مدل‌سازی اجزاء محدود نمای کامل



شکل ۸. مقایسه نتایج عددی و تجربی تاریخچه نیرو - زمان برای گلر ۱/۲۵ و ۲/۳۴ تحت ضربه با انرژی ۱۸ ژول



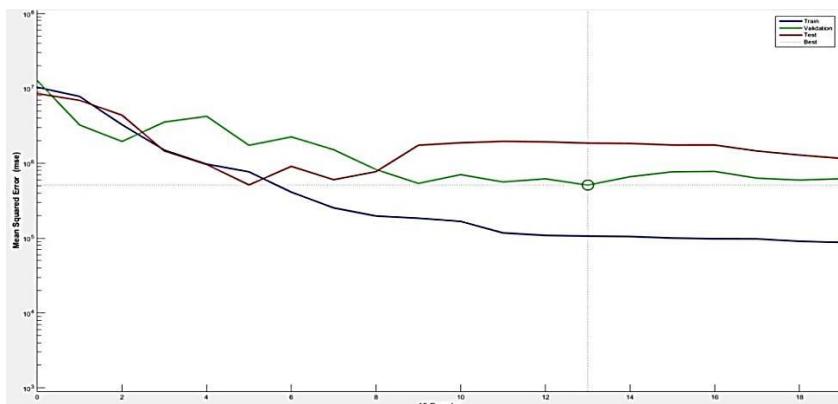
شکل ۹. نتایج خستگی پس از ضربه برای گلر ۱/۲۵

همان‌طور که در شکل ۷ دیده می‌شود با توجه به پیش‌بینی این مسئله که تمرکز تنش در محل برخورد بالاتر است، از مش بندی درجه بندی شده استفاده گردیده تا در محل برخورد پرتا به با سطح گذرا، تحلیل دینامیکی دقیق‌تری به دست آید. پس از برخورد پرتا به با گلر مقادیر نیرو در المان‌های مرکزی به شدت افزایش پیدا کرده و به حد ماکزیمم می‌رسند و این حد ماکزیمم زمانی اتفاق می‌افتد که گلر به حداقل خیز خود رسیده است و پس

از آن پرتابه شروع به جدایی از سطح گلر نموده و نیرو رو به کاهش می‌گذارد تا به صفر؛ یعنی جدایی کامل می‌رسد (شکل ۸). همان‌طور که در شکل ۹ مشخص شده، با افزایش سطح انرژی برخورده، برای یک تنفس خستگی کشش-کشش معین، طول عمر گلر کاهش یافته و همچنین برای یک انرژی برخورد مشخص با کاهش سطح تنفس خستگی کشش-کشش، طول عمر افزایش می‌یابد.

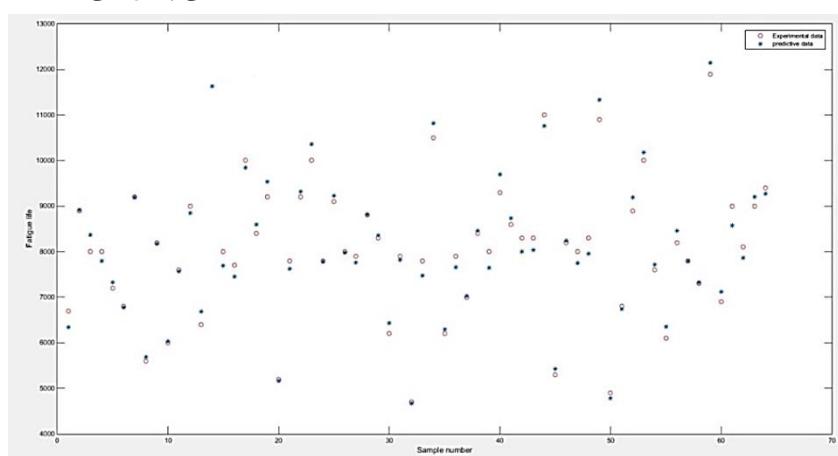
۲-۶ نتایج مدل‌سازی عددی شبکه عصبی

برای مدل‌سازی عددی از شبکه عصبی MLP چند لایه پرسپترون استفاده شده است. چهار لایه با ۸ نرون مخفی یک شبکه عصبی را تشکیل داده‌اند. از ۶۴ دیتا اولیه، ۷۰٪ برای آموزش شبکه عصبی استفاده شده، ۱۵٪ برای تست و ۱۵٪ برای اعتبار سنجی که روند بهبودی شبکه عصبی در شکل ۱۰ آورده شده است.



شکل ۱۰. روند بهبودی شبکه عصبی

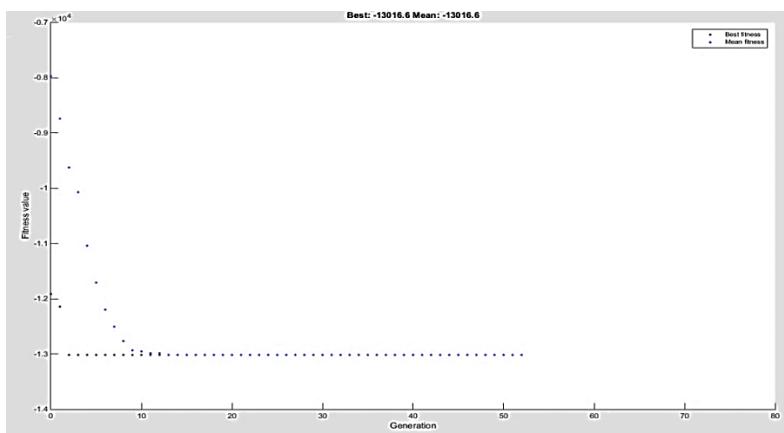
تفاوت مابین خروجی‌های واقعی از شبکه عصبی حاصل با ۶۴ ورودی اولیه در شکل ۱۱ آورده شده است. همان‌طور که در شکل ۱۱ مشخص است نقاط آبی رنگ طول عمرهای خستگی انواع گلر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی هستند و نقاط قرمز رنگ طول عمرهای خستگی مدل‌سازی شده به روش المان محدود و در بسیاری از نقاط شکل این دونقطه بر هم منطبق شده‌اند. بنابراین این شکل به وضوح نشان می‌دهد که شبکه عصبی توانسته است طول عمر قطعات گلر را با توجه به داده‌های اولیه با دقت بسیار خوبی پیش‌بینی نماید.



شکل ۱۱. تفاوت مابین خروجی‌های واقعی از شبکه عصبی حاصل

۶-۳ بهینه‌سازی

با توجه به مدل‌سازی با استفاده از شبکه عصبی چند لایه پرسپترون از بهینه‌سازی متاهیورستیو استفاده می‌کنیم. ۱- متغیرهای طراحی: جایگشت انواع گلرها، ۲- قید طراحی: سه جایگشت داریم و ۵ نوع گلر، ۳- هدف طراحی: ماکریم کردن عمر خستگی. برای این کار از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. با توجه به آنچه در بخش ۳ آورده شده است، بهینه‌سازی با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک انجام گردید. تعداد جمعیت اولیه ۳۰ عدد و تعداد نسل‌های بهینه‌سازی ۸۰ مورد در نظر گرفته شد. با توجه به احتمال کراس اور ۸۵٪، احتمال جهش ۱۵٪، نمودار روند بهینه‌سازی در شکل ۱۲ مشخص شده است. همان‌طور که در شکل مشخص است پس از نسل نهم بهینه‌سازی، دو نمودار سازگاری نسبی و سازگاری بهینه به یکدیگر رسیدند و از نسل دهم سازگاری بهینه شده است و طول عمر ۱۳۰۱۶ را برای انرژی برخورد ۱۸ ژول (حداکثر انرژی برخورد خیلی پایین) و سطح تنش خستگی کشش-کشش ۳۵۰ مگا پاسکال (حداکثر تنش اعمالی خستگی کشش-کشش) برای گلر با ترکیب لایه اول ۵، لایه دوم ۳ و لایه سوم ۵ به دست داده است.

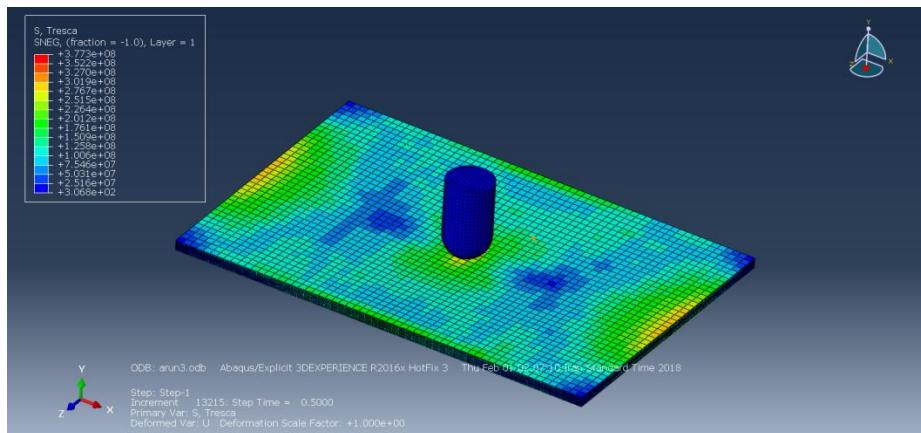


شکل ۱۲. نمودار روند بهینه‌سازی

۶-۴ ارزیابی خطا مدل بهینه

با توجه به اینکه مدل بهینه طول عمر خستگی پس از ضربه برای انرژی برخورد ۱۸ ژول (حداکثر انرژی برخورد خیلی پایین) و سطح تنش خستگی کشش-کشش ۳۵۰ مگا پاسکال (حداکثر تنش اعمالی خستگی کشش-کشش) برای گلر با ترکیب لایه اول ۵، لایه دوم ۳ و لایه سوم را برابر ۱۳۰۱۶ سیکل پیش‌بینی نموده است. برای بررسی صحت نتایج مدل بهینه، یک مدل المان محدود برای این گلر با ترکیب خاص گفته شده در بالا تحت شرایط برخورد ۱۸ ژول و سپس سطح تنش ۳۵۰ مگاپاسکال به همان روش المان محدودی که نتایج آن با نتایج تجربی تطابق بالایی داشت، طراحی شد و سپس طول عمر خستگی پس از ضربه مدل المان محدود جدید ارزیابی گردید. طول عمر به دست آمده از روش المان محدود برابر با ۱۳۴۰۶ سیکل است که نسبت به مدل شبکه عصبی بهینه‌سازی شده به روش الگوریتم ژنتیک، ۳ درصد اختلاف دارد و این موضوع نشان می‌دهد که مدل شبکه

عصی بھینه‌سازی شده به روش الگوریتم ژنتیک مدل کارا و مورد اعتمادی است. در شکل ۱۳ مدل المان محدود ترکیب جدید گلر تحت ضربه نشان داده شده است.



شکل ۱۳. مدل المان محدود ترکیب جدید گلر تحت ضربه

۷ جمع‌بندی

باید توجه داشته باشیم که در این تحقیق، هدف پیشینه کردن طول عمر خستگی کامپوزیت هیریدی گلر با سه جایگشت می‌باشد و روش‌های بھینه‌سازی کلاً مقادیر کمینه را پیدا می‌کنند، به همین دلیل تابع هدف در یک منفی ضرب شده است. بهترین ترکیب سه گانه چندلایه فلزی-الیافی گلر بر پایه چندلایه‌های تجاری موجود، جهت تحمل ضربه با سرعت پایین با انرژی ب Roxور ۱۸ ژول و سطح تنش خستگی کشش-کشش ۳۵۰ مگا پاسکال با فرکانس ۱۰ هرتز، ترکیب پیشنهادی مدل شبکه عصبی بھینه‌سازی شده با الگوریتم ژنتیک [Al/0-90-90-0/AI/0-90-0/AI/0-90-0/AI/0-90-0/AI/0-90-0/AI] است که طول عمری پیش‌بینی شده توسط آن مدل برابر با ۱۳۰۱۶ سیکل است و میزان خطای این مدل در مقایسه با مدل المان محدود تأیید شده با نتایج تجربی، ۳ درصد است.

منابع

- [۱۹] فلاح جلودار، م، (۱۳۹۵)، ارزیابی کارایی شرکت‌های توزیع نیروی برق ایران با استفاده از مدل ترکیبی شبکه‌های عصبی و تحلیل پوششی داده‌ها. تحقیق در عملیات در کاربردهای آن، ۴۹(۱۳)، ۸۳-۶۷.
- [۲۱] نعمتی، خ، رفاهی، الف، کردرستمی، س، (۱۳۹۵)، بھینه‌سازی زمانبندی الگوریتم‌های موازی بالاستفاده از الگوریتم ژنتیک. تحقیق در عملیات در کاربردهای آن، ۵۲(۱۳)، ۵۲-۳۵.
- [1] Liao B B, Liu P F (2017). Finite element analysis of dynamic progressive failure properties of GLARE hybrid laminates under low-velocity impact. J Composite Materials, 50:1-14.
- [2] Volt A. (2001). Glare history of the development of a new aircraft material. Dordrecht, The Netherlands: Kluwer Academic Publishers.
- [3] Sadighi M, Alderliesten R C, Benedictus (2012). Impact resistance of fiber metal laminates. International Journal of Impact engineering, 49, 77-90
- [4] Wu G C, Yang J M. (2005). The Mechanical behavior of GLARE laminates for aircraft structures. J Minerals Metals Mater, 57, 72-79.

- [5] Liang Z Q, Xue Y D. (2005). Performance and application of GLARE laminates in A380 Airliner. *Glass FRP/CM*, 04, 49–51.
- [6] Liang Z Q, Wu W J. (2006). Comparison of GLARE laminates with aluminum alloy and its application. *Fiber Glass*, 0, 49–51.
- [7].Toi R. (1995). An empirical crack growth model for fiber/metal laminates. In: Melbourne, Australia: Proceedings of the 18th symposium of the international committee on aeronautical fatigue, 899–909.
- [8] Takamatsu T, Shimokawa T, Matsumura T, et al. (2003). Evaluation of fatigue crack growth behaviour of GLARE3 fiber/metal laminates using compliance method. *Eng Fracture Mech*, 70, 2603–2616.
- [9] Marissen R. (1988). Fatigue Crack Growth in ARALL, A Hybrid Aluminium-Aramid Composite Material, Crack Growth Mechanisms and Quantitative Predictions of the Crack Growth Rate. Dissertation for the Doctoral Degree. Delft University of Technology.
- [10] Guo Y J, Wu X R. (1998). A theoretical model for predicting fatigue crack growth rates in fiber-reinforced metal laminates. *Fatigue Fracture Eng Mater Struct*, 21, 1133–1145.
- [11] Alderliesten R C, Homan J J. (2006). Fatigue and damage tolerance issues of Glare in aircraft structures. *Int J Fatigue*, 28, 1116–1123.
- [12] Chang P Y, Yang J M. (2008). Modeling of fatigue crack growth in notched fiber metal laminates. *Int J Fatigue*, 30, 2165–2174
- [13] Cox B N. (1996). Life prediction for Bridged Fatigue Cracks, Life Prediction Methodology for Titanium Matrix Composites, ASTM STP 1253. Johnson W S, Larsen J M, Cox B N, eds. ASTM, 552–572.
- [14] Shim D J, Alderliesten R C, Spearing S M. (2003). Fatigue crack growth prediction in GLARE hybrid laminates. *Composite Sci Tech*, 63, 1759–1767
- [15] Graupe, D. and Kordilewski, H. (2001). A Novel Large-Memory Neural Network as an Aid in Medical Diagnosis, *IEEE Trans on Information Technology in Biomedicine*, 5 (3), 202-209.
- [16] Hagan, M. T., & Menhaj, M. B. (1994). Training feedforward networks with the Marquardt algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 5, 989–993.
- [17] Azadeh, A., Saberi, M., TavakkoliMoghadam, R., Javanmardi, L., (2011). An integrated Data Envelopment Analysis–Artificial Neural Network–Rough Set Algorithm for assessment of personnel efficiency. *Expert Systems with Applications*, 38, 1364-1373.
- [18] Haykin, S. (1999).Neural networks: A comprehensive foundation. Dehli: Prentice Hall.
- [20] Lei, Y., He, Z., & Zi, Y. (2009). Application of an intelligent classification method to mechanical fault diagnosis. *Expert Systems with Applications*, 36, 9941–9948.
- [22] Li, B., Chow, M. Y., Tipsuwan, Y., & Hung, J. C. (2000). Neural-network-based motor rolling bearing fault diagnosis. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 47, 1060–1069.
- [23] Cabrera, J. A., Simon, A., and Prado, M., (2002). Optimal synthesis of Mechanisms with genetic algorithms. *Mechasim and Machine Theory*. 37, 1165-1177.
- [24] Standard Test Method for Tensile Properties of Polymer Matrix Composite Materials. (2017) ASTM D3039.
- [25] Standard Test Method for Tension-Tension Fatigue of Polymer Matrix Composite Materials. (2017) ASTM D3479/D3479M.
- [26] Laribi, M., Mlike, A. A., L. Romdhane, S. zeghloul, (2004). A combined genetre Algorithm-fuzzy logic method (BA-FL) in mechanisms synthesis, *Mechanism and Machine theory*. 3 a,717-735.
- [27] Toffolo, A., Benini, E., (2003). Genetic Diversity as an Objective in Multi-objective evolutionary Algorithms. *Evolutionary Computation*, MIT press. 11(2), 151-167.
- [28] Deb K., Agrawal, S., Pratap, A., Meyarivan, T., (2002). A fast and elitist multi-objective genetic algorithm: NSGA-II. *IEEE Trans On Evolutionary Computation*. 6(2), 182-197.
- [20] Lapczyk I, Hurtado J A. (2007). Progressive damage modeling in fiber-reinforced materials. *Composites Part A*, 38, 2333–2341.
- [30] Alderliesten R C. (1999). Development of an empirical fatigue crack growth prediction method.for the Fibre Metal Laminate Glare. Dissertation for the Master Degree. Delft: Faculty of Aerospace Engineering, Delft University of Technology.
- [31] Marcela V. Cid Alfaro, Akke S J. Suiker. (2009). Analysis of fracture and delamination in laminates using 3D numerical modeling. *Eng Fracture Mech*, 76, 761–780.
- [32] Wang R G, Zhang L. (2010). Numerical analysis of delamination buckling and growth in slender laminates composite using cohesive element method. *Comput Mater Sci*. 50, 20–31.