

مدل شبکه عصبی برای پیش‌بینی نیروی شروع آسیب در تورق مود ۱ مواد کامپوزیت

زهره ابراهیمی*

محمود بهرامی رهنما

استادیار، گروه مهندسی مکانیک، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران

دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی مکانیک، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران

چکیده

در این مقاله، یک مدل شبکه عصبی مصنوعی به منظور بررسی شروع رشد ترک در مواد کامپوزیت در حالت بارگذاری عمودی ارائه شده است. ابتدا، یک مدل المان محدود، با استفاده از نرم‌افزار ABAQUS، برای شبیه‌سازی تورق در مواد کامپوزیت تحت بارگذاری مود ۱، ایجاد شده است. برای راستی آزمایی مدل اجزاء محدود، منحنی نیرو-جابجایی شبیه‌سازی عددی با نمودار تجربی مربوطه مقایسه می‌شود. شبیه‌سازی‌های مختلفی با مقادیر متفاوت طول اولیه ترک و ضخامت نمونه، اجرا می‌شوند. نیروی لازم برای شروع رشد ترک در هر شبیه‌سازی، از نمودار نیرو-جابجایی مربوطه، محاسبه می‌شود. این داده‌ها برای توسعه مدل شبکه عصبی مصنوعی، که قادر به پیش‌بینی نیروی لازم برای شروع رشد ترک در بارگذاری مود ۱ برای هر مقدار دلخواه طول اولیه ترک و ضخامت نمونه است، به کار می‌رود. شبکه توسعه یافته، دو سلول عصبی ورودی دارد و نیروی لازم برای شروع آسیب در لایه خروجی محاسبه می‌شود. کارایی مناسب شبکه عصبی مصنوعی، با مقایسه نتایج آن با شبیه‌سازی‌های اجزاء محدود نشان داده شده است. تطابق خوب خروجی‌ها و اهداف در نمودارهای رگرسیون، نشان می‌دهد که پاسخ شبکه عصبی رضایت‌بخش است.

واژه‌های کلیدی: مدل شبکه عصبی، تورق، مواد کامپوزیت، مدل اجزاء محدود.

A Neural-Network Model for Prediction of Damage Initiation Force in Mode 1 Delamination of Composite Materials

Z. Ebrahimi

M. Bahrami Rahnam

Mechanical Engineering, Payame Noor University, Tehran, Iran

Mechanical Engineering, Payame Noor University, Tehran, Iran

Abstract

In this paper, an artificial neural network model is presented to investigate the crack propagation in composite materials under vertical loading mode. A Finite Element model is developed, using ABAQUS software, to simulate the delamination in composite structures under mode 1 loading. A series of mode 1 simulations are carried out for different initial crack lengths and specimen thicknesses. The crack initiation force is calculated for each simulation from the related force-displacement curve. To validate the Finite Element model, the force-displacement curve of a numerical test is compared with the corresponding experimental curve. These data are used later to develop the artificial neural network model, which is capable of predicting the crack initiation force in mode 1 test. The network has two input neurons, which are the initial crack length and the specimen thickness and the crack initiation force is evaluated in the output layer. The good performance of the neural network is shown by comparing its results with finite element simulations. The good agreement between the targets and outputs in the regression plots, indicates that the network response is satisfactory.

Keyword: Neural network, Delamination, Composite materials, Finite element model.

بیشتر پژوهشگران است. از جمله این تحقیقات می‌توان به بررسی تورق در کامپوزیت‌هایی با رزین تقویت شده با ذرات نانوکربن [۱]، تورق در کامپوزیت‌های اصلاح شده با اثر وزل [۲]، بررسی اثر شکل تقویت کننده‌ها بر تورق کامپوزیت‌های الیافی [۳] و توسعه مدل آسیب هشین^۲ برای کامپوزیت‌های تک جهته الیاف کربن [۴] اشاره کرد. به‌طور کلی، تورق یا لایه‌لایه شدن می‌تواند دو مود شکست را شامل شود، مود ۱ (نیروی عمودی) و مود ۲ (نیروی برشی). حالت ترکیبی از این دو نیز می‌تواند وجود داشته باشد. مدهای شکست اول و دوم به ترتیب با آزمون‌های تیر دوگانه یکسر گیردار (DCB^۳) [۵] و خمش برشی (ENF^۴) [۶] تعیین می‌شوند، درحالی‌که، برای مود ترکیبی آزمون‌های مختلفی تنظیم شده است [۷].

۱- مقدمه

مواد و سازه‌های کامپوزیت به‌طور گسترده در صنعت هوافضا و سایر زمینه‌های صنعتی استفاده می‌شوند، که به خواص مکانیکی برجسته آن‌ها از قبیل استحکام بالا نسبت به وزن مربوط می‌شود و باعث بهبود عملکرد و کاهش هزینه‌ها می‌گردد. جذب انرژی در کامپوزیت‌ها معمولاً از طریق آسیب ماده صورت می‌گیرد. در ورق‌های کامپوزیت، که از چسبیدن چندین لایه کنار هم تشکیل می‌شوند، آسیب به‌صورت ترک خوردگی زمینه و / یا الیاف روی می‌دهد که می‌تواند تورق^۱ بین لایه‌های مجاور را نیز به همراه داشته باشد. این نوع از آسیب با بازرسی چشمی دیده نمی‌شود، اما در همان زمان به‌طور قابل توجهی می‌تواند مقاومت یک لمینت کامپوزیت را کاهش دهد. از بین چندین مکانیسم آسیب شناخته‌شده در مواد کامپوزیت با پایه الیاف، تورق مورد توجه

² Hashin

³ Double Cantilever Beam

⁴ End Notched Flexure

¹ delamination

پیش‌بینی انتشار ترک و مقاومت در برابر آسیب در مواد کامپوزیت نیاز به استفاده گسترده از آزمایش‌های تورق برای برآورد نرخ آزادسازی انرژی کرنشی تحت مودهای مختلف شکست دارد. برای کاهش هزینه، آزمایش تورق به تدریج با تحلیل‌های اجزا محدود جایگزین می‌شود. شبیه‌سازی‌های المان محدود (FE) معمولاً برای پیش‌بینی شکست در مواد کامپوزیت به کار می‌روند [۱۰-۱۲].

بیشتر تحلیل‌هایی که به تورق پرداخته‌اند، رویکرد مکانیک شکست را به کار می‌برند و نرخ آزادسازی انرژی را با استفاده از J-اننگرال [۱۳] و یا ترک مجازی بسته (VCCT) [۱۴] به دست می‌آورند. با این حال استفاده از VCCT ممکن است به تکنیک‌های پیچیده گسسته‌سازی نیاز داشته باشد. یک راه جایگزین و کارآمد برای مدل‌سازی رشد ترک در مقایسه با روش‌های قبل، مدل ناحیه چسبیده (CZM) است. در این روش نیازی به تعیین دقیق موقعیت اولیه نوک ترک، به خصوص در مواردی که ترک اولیه‌ای وجود ندارد، نیست. بسیاری از محققان روش ناحیه چسبیده را مطالعه نموده و آن را به کار برده‌اند [۱۵-۱۷].

عوامل مختلفی بر استحکام شکست و آسیب در مواد کامپوزیتی تاثیر دارند. از جمله این عوامل می‌توان به نوع رزین، ساختار کامپوزیت، نوع فیبر و روش‌های ساخت کامپوزیت اشاره کرد. از طرفی، پارامترهای هندسی مانند ضخامت قطعه کامپوزیتی [۱۸] و طول اولیه ترک موجود در قطعه [۱۹-۲۰] نیز به عنوان عواملی تاثیر گذار در تورق و شکست ماده کامپوزیتی تحت مود ۱ و مود ۲ شناخته شده‌اند. در این تحقیق، به بررسی اثر پارامترهای هندسی بر مود ۱ شکست کامپوزیت کربن-اپوکسی پرداخته شده است. بنابراین نوع رزین، نوع فیبر و روش ساخت در اینجا مشخص است و پرداختن به اثرات این عوامل در شکست مود ۱، خارج از حیطه این تحقیق است.

هدف از این تحقیق، توسعه یک مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای پیش‌بینی شروع رشد ترک در مود ۱ تورق مواد کامپوزیت است. پیشرفت‌های زیادی در توسعه سیستم‌های هوشمند که از شبکه‌های عصبی بیولوژی الهام گرفته‌اند، حاصل شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی ترکیبی از سلول‌های عصبی مصنوعی را به منظور پردازش اطلاعات، به کار می‌برند. سیستم ANN دارای سه لایه ورودی، پنهان و خروجی است. لایه ورودی شامل تمام عوامل ورودی است. اطلاعات از لایه ورودی طی فرایندی به لایه پنهان منتقل و پردازش می‌شود و

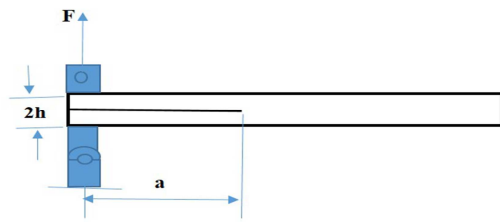
سپس در لایه نهایی (خروجی) محاسبه می‌شود. در اینجا، یک مدل شبکه عصبی مصنوعی چندلایه، که متشکل از یک لایه ورودی با دو نورون، یک لایه پنهان با پنج نورون و یک لایه خروجی است، ایجاد و از الگوریتم لورنبرگ - مارکواریت (LM) برای آموزش شبکه به کار برده شده است.

در این مقاله، یک مدل شبکه عصبی مصنوعی توسعه یافته است، که رابطه بین پارامترهای مهم را در آزمون مود ۱ (DCB)، که عمدتاً حداکثر نیروی لازم برای شروع رشد ترک، طول اولیه ترک و ضخامت نمونه هستند، مشخص می‌کند. آزمون DCB با استفاده از روش ناحیه چسبیده برای مدل‌سازی تورق در مواد کامپوزیت در نرم‌افزار ABAQUS، به عنوان یک نرم‌افزار تجاری اجزاء محدود، شبیه‌سازی شده است. با وجود اینکه تحقیقات زیادی در زمینه شکست مواد کامپوزیتی به صورت تجربی و عددی صورت گرفته است، بررسی اثر پارامترهای هندسی، با استفاده از مدل ناحیه چسبیده، هنوز در منابع محدود است و ارائه مدل شبکه عصبی در این خصوص نیز در منابع گزارش نشده است. در شبیه‌سازی‌های اجزاء محدود، طول اولیه ترک، حداکثر نیروی لازم برای شروع گسترش ترک و ضخامت نمونه (تعداد لایه‌های لمینت) به عنوان پارامترهای مدل در نظر گرفته شده‌اند. با اجرای شبیه‌سازی‌های اجزاء محدود، داده‌های عددی مناسب برای ساخت مدل شبکه عصبی فراهم می‌شود.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- مود ۱ شکست

از بین آزمون‌های مختلف برای تعیین چقرمگی شکست مود ۱، آزمون تیر دوگانه یا DCB به عنوان استاندارد بین‌المللی شناخته شده است. در این آزمون نیروی کششی برای باز کردن ترک اولیه و ایجاد تورق با دو مکعب آلومینیومی متصل به دو بازوی تیر، مطابق شکل ۱، وارد می‌شود. طول تورق، a ، بار وارده، F ، و جابه‌جایی نقطه بار، δ ، در طول آزمایش ثبت می‌شوند.



شکل ۱- نمایشی از آزمون تیر دوگانه (DCB)

با توجه به نظریه تیرها، هنگامی که نیروی F به بازوی بالایی و پایینی تیر یکسر گیردار، در دو جهت مخالف، وارد می‌شود، ضریب نرمی خط بارگذاری به صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$C_L = \frac{\delta}{F} = \frac{8a^3}{E_I b^3} \quad (1)$$

E_I مدول یانگ در جهت طولی بازوی تیر، a فاصله بین خط اعمال بار و نوک ترک و C_L ضریب نرمی خط بارگذاری است. b عرض نمونه و

¹ Finite Element

² Virtual Crack Closure Technique

³ Cohesive Zone Model

⁴ Artificial Neural Network

⁵ Levenberg - Marquardt

یک تابع خطی برای محاسبه خروجی از لایه خروجی به کار گرفته می‌شود،

$$Y_1 = \frac{1 - e^{-A_1}}{1 + e^{-A_1}}, \quad A_1 = b_1 + \sum_{k=1}^p W_{kj} x_j \quad (5)$$

که در آن p تعداد سلول‌های لایه پنهان است. اندیس‌های k و l به ترتیب اشاره به سلول‌های لایه ورودی، پنهان و خروجی دارند.

۲-۳- مدل اجزاء محدود

پیش‌بینی شروع رشد ترک در مواد کامپوزیت نیاز به مشخص بودن مقدار نیروی لازم برای شروع گسترش ترک (F_{max}) دارد. آزمون تورق مود ۱، روشی تجربی برای محاسبه F_{max} و انرژی کرنش مرتبط با آن در شرایط بارگذاری عمودی است. روش اجزاء محدود یک روش معمول برای جلوگیری از هزینه‌های غیرضروری تجربی است. در این مطالعه، یک مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی شروع رشد ترک در مواد کامپوزیت، تحت حالت بارگذاری عمودی، ارائه شده است. ابتدا، یک مدل المان محدود برای شبیه‌سازی آزمون مود ۱ ساخته می‌شود. سپس، یک سری شبیه‌سازی مود ۱ با مقادیر مختلف طول اولیه ترک (a_0) و ضخامت نمونه (h_0) انجام می‌شود. نیروی شروع ترک برای هر شبیه‌سازی از منحنی نیرو-جابجایی مرتبط محاسبه می‌شود. این داده‌ها سپس برای توسعه یک مدل شبکه عصبی مصنوعی، است که قادر به پیش‌بینی F_{max} برای هر مقدار دلخواه a_0 و h_0 است، استفاده می‌شوند.

در اینجا، شبیه‌سازی‌های اجزاء محدود برای نمونه‌هایی از کامپوزیت الیاف کربن تک‌جهته در رزین اپوکسی انجام شده است. مدل از دو قطعه جامد کامپوزیت و یک فصل مشترک چسبیده تشکیل شده است. در تمام شبیه‌سازی عرض نمونه‌ها ۲۵ میلی‌متر و طول آن‌ها ۲۵۰ میلی‌متر در نظر گرفته می‌شود. لمینت لایه‌بندی متقارن با ۲۴ لایه دارد. از مکعب‌های آلومینیومی در هر طرف از نمونه برای اطمینان از اعمال بارگذاری عمودی بدون ایجاد گشتاور در انتهای آن، استفاده می‌شود.

مطابق شکل ۱، بازوی پایین تیر که به مکعب آلومینیومی وصل شده است، تکیه‌گاه ثابت دارد. بنابراین جابه‌جایی مکعب پایینی صفر در نظر گرفته می‌شود. نیرو در مرکز مکعب آلومینیومی بالایی در جهت عمودی اعمال می‌شود و بازوی بالایی تیر با سرعت ثابت به سمت بالا حرکت می‌کند. انتهای تیر آزاد است و می‌تواند آزادانه در همه جهات بچرخد. شرایط آسیب و ناحیه چسبیده در مدول property در نرم‌افزار ABAQUS تعریف شده است. خواص رزین اپوکسی، شامل مدول الاستیسیته و ضریب پواسون، به صورت $E_a = 4.89 \text{ GPa}$ و $\nu_a = 0.35$ انتخاب می‌شود. پارامترهای آسیب ناحیه چسب با استفاده از گزینه Maxs Damage و با وارد کردن مقادیر استحکام شکست در حالت کششی، $\sigma_f = 57.0 \text{ MPa}$ و استحکام شکست برشی $\tau_f = 41.0 \text{ MPa}$ ، مشابه منبع [۲۷]، اعمال می‌شوند. بنابراین با رسیدن تنش به مقدار گسیختگی رزین، ناحیه چسبیده، آسیب‌دیده و حذف شود. به عبارتی، المان‌های چسبیده رزین در تحلیل اجزاء محدود، وقتی که نیرو به مقدار بیشینه خود که برای آسیب ناحیه چسبیده کافی است می‌رسد، از بین می‌روند. خصوصیات مکانیکی کامپوزیت الیاف

h ارتفاع هر بازو است. بنابراین، نرخ آزادسازی انرژی کرنشی در مود ۱، G_I ، بر اساس رابطه اروین - کیس^۱ [۲۱] برابر خواهد بود با:

$$G_I = \frac{F^2}{2b} \frac{\partial C_L}{\partial a} = \frac{12F^2 a^2}{E_I b^2 h^3} = \frac{3F^2 C_L}{2ba} \quad (2)$$

۲-۲- مدل شبکه عصبی

هدف از یک شبکه عصبی مصنوعی، استخراج الگوها و تشخیص روندی از داده‌های پیچیده یا مبهم است. این الگوها آن قدر پیچیده هستند که انسان و یا تکنیک‌های کامپیوتری دیگر نمی‌توانند آن‌ها را تشخیص دهند. روش‌های مختلفی برای آموزش و تست شبکه‌های عصبی مصنوعی وجود دارد. یک شبکه عصبی متشکل از چندلایه از سلول‌های عصبی مصنوعی شامل لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی است. لایه ورودی داده‌های ورودی را می‌گیرد و آن‌ها را در لایه‌های پنهان توزیع می‌کند. لایه‌های پنهان انجام تمام محاسبات لازم و انتقال نتایج به لایه خروجی، که نتیجه نهایی را به کاربر نشان می‌دهد، برعهده دارند.

شبکه‌های عصبی مصنوعی را می‌توان به انواع مختلفی بر اساس روشی که برای آموزش و یادگیری شبکه استفاده می‌شود طبقه‌بندی کرد. این شبکه‌ها به اشکال مختلف، از شبکه‌های عصبی مصنوعی روبه‌جلو^۲، شبکه‌های انتشار برگشتی^۳ و شبکه‌های تابع پایه شعاعی هستند. یک شبکه انتشار برگشتی معمولی دارای حداقل یک لایه پنهان است [۲۳-۲۲]. هیچ محدودیتی نظری در تعداد لایه‌های پنهان وجود ندارد، اما به‌طور معمول یک یا دو لایه کافی است. گزارش شده است که مدل‌های ANN با یک لایه پنهان تقریب مناسبی فراهم می‌کنند [۲۴]. الگوریتم انتشار برگشتی در شبکه‌های عصبی مصنوعی روبه‌جلو استفاده می‌شود. این به این معنی که سلول‌های عصبی مصنوعی در لایه‌هایی سازمان می‌یابند و سیگنال‌های خود را روبه‌جلو ارسال می‌کنند، و سپس خطاها به عقب برگشت داده می‌شوند. ایده الگوریتم انتشار برگشتی کاهش این خطاهاست تا زمانی است که آموزش شبکه عصبی مصنوعی کامل شود. آموزش شبکه عصبی مصنوعی با انتخاب توابع وزنی تصادفی آغاز می‌شود. این توابع طوری تنظیم می‌گردند که خطا به حداقل مقدار خود برسد [۲۶-۲۵].

تابع وزنی سلول‌های عصبی مصنوعی با الگوریتم انتشار برگشتی به‌صورت جمع زیر است [۲۲]،

$$A_k = b_k + \sum_{j=1}^p W_{kj} x_j \quad (3)$$

که در آن W_{kj} وزن رابط سلول عصبی k و سلول عصبی j است، A_k کل ورودی وزنی سلول k ، b_k پایه و x_j سیگنال ورودی هستند. همان‌طور که مشاهده می‌شود، فعال‌سازی تنها به ورودی و وزن بستگی دارد. خروجی از لایه‌های پنهان Y_k با استفاده از رایج‌ترین تابع انتقال، تابع سیگموئید، تعریف می‌شود:

$$Y_k = \frac{1 - e^{-A_k}}{1 + e^{-A_k}} \quad (4)$$

¹ Irwin-Kies

² feed-forward

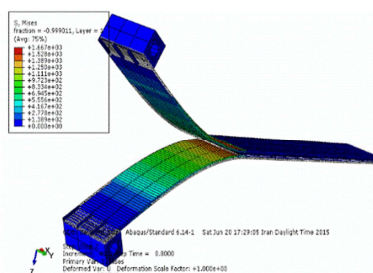
³ back-propagation

کربن تک‌جهته در رزین اپوکسی بدین‌صورت انتخاب شده‌اند [۲۸]:
 مدول طولی $E_1 = 171.4 \text{ GPa}$ ، مدول عرضی $E_2 = 9.08 \text{ GPa}$ ، مدول برشی $G_{12} = 5.29 \text{ GPa}$ ، ضرایب پواسون $\nu_{12} = 0.32$ ، $\nu_{23} = 0.4$.

۳- نتایج و بحث

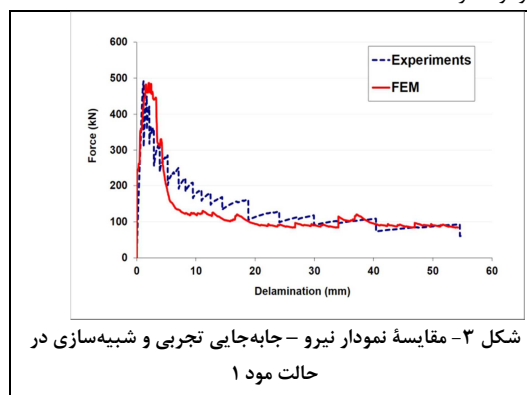
۳-۱- نتایج مدل‌سازی اجزاء محدود مود ۱

این بخش، به بررسی نتایج مدل‌سازی اجزاء محدود مود ۱ شکست در مواد کامپوزیت با استفاده از نرم‌افزار ABAQUS اختصاص دارد. مدل اجزاء محدود مود ۱ ایجاد شده با نرم‌افزار ABAQUS، در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲- مدل اجزاء محدود مود ۱ شکست در نرم‌افزار ABAQUS

نیروی ایجادشده در بازوی بالایی برحسب طول تورق، در حین بارگذاری رسم می‌شود (شکل ۳). طول تورق، فاصله بین خط اعمال بار و نوک ترک است.



شکل ۳- مقایسه نمودار نیرو - جابه‌جایی تجربی و شبیه‌سازی در حالت مود ۱

شروع آسیب و تورق در قطعه کامپوزیت مطابق با بروز بیشینه‌ای در مقدار نیرو است (F_{max}). پس‌از آن مقدار نیرو کاهش می‌یابد. این کاهش نیرو به آسیب و حذف المان‌های چسبیده و گسترش طول ترک نسبت داده می‌شود. گسترش ترک در ادامه متوقف می‌شود و نیرو دوباره افزایش می‌یابد. به همین ترتیب سیکل جدیدی در نمودار نیرو - جابه‌جایی آغاز می‌شود، که مقدار بیشینه نیروی آن از F_{max} کمتر است. به این ترتیب نمودار نیرو - جابه‌جایی حدود ۱۰ ناپیوستگی را نشان می‌دهد که متناظر با نقاط گسترش ترک هستند. به‌منظور راستی آزمایشی نتایج شبیه‌سازی اجزاء محدود، نمودار نیرو- جابه‌جایی، که برای $a_0 = 25 \text{ mm}$ و $h_0 = 3.2 \text{ mm}$ به‌دست آمده است، با نمودار تجربی، که با شرایط مشابه در منبع [۲۹] ارائه شده است، مقایسه می‌شود (شکل ۳). این مقایسه، دقت خوب مدل اجزاء محدود را تأیید می‌کند. در آزمایش تجربی مقدار $F_{max} = 497 \text{ kN}$ و در مدل اجزاء محدود $F_{max} = 500 \text{ kN}$ به‌دست آمده است، که 0.6 درصد اختلاف را نشان می‌دهد.

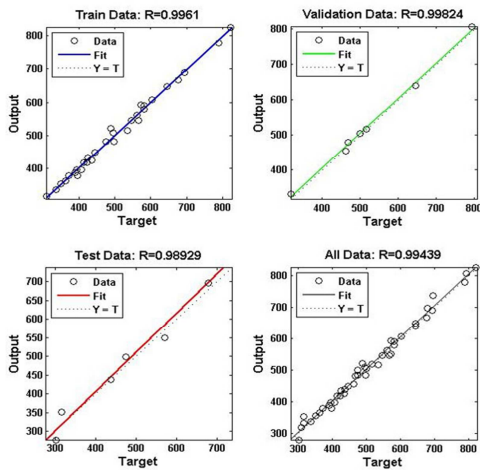
یک سری شبیه‌سازی با مقادیر مختلفی از طول اولیه ترک و ضخامت نمونه انجام می‌شود. نیروی لازم برای شروع گسترش ترک یعنی F_{max} ، در هر شبیه‌سازی از منحنی نیرو- جابه‌جایی مربوطه، به دست می‌آید. نتایج در شکل ۴، نشان داده شده است، که در آن طول برحسب میلی‌متر و نیرو برحسب کیلونیوتن است. از این داده‌ها در ادامه برای توسعه مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده می‌شود. همان‌طور که می‌بینیم، حداکثر نیرو با افزایش ضخامت یافته و با افزایش طول اولیه ترک کاهش یافته است.

جدول ۱- نیروی شروع آسیب (برحسب کیلونیوتن) با تغییر ضخامت و طول اولیه ترک

a_0 / h_0	۲۵	۳۰	۳۵	۴۰	۴۵	۵۰	۵۵	۶۰	۶۵
۳/۲۰	۵۰۰/۴۵	۴۳۵/۴۶	۳۹۰/۳۹	۳۰۹/۵۷	۳۰۲/۰	۲۶۹/۳۵	۲۴۶/۲۶	۲۱۵/۷۱	۲۱۳/۴۵
۳/۴۵	۵۴۷	۴۶۸	۳۹۵/۴	۳۳۷/۹۴	۳۱۷/۳	۲۸۳	۲۶۰	۲۲۱/۶۹	۲۲۲/۹
۳/۷۰	۵۸۲/۵۰	۴۸۸/۴۹	۴۲۲/۷۶	۳۵۰/۹	۳۱۶/۸۸	۳۰۶/۲۷	۲۷۵/۳	۲۵۲/۲	۲۳۵/۷
۳/۹۵	۶۴۴/۵۰	۵۶۶/۸۸	۴۴۶	۳۹۶/۹۳	۳۶۳/۱	۳۱۸/۷۶	۲۸۷	۲۶۷/۷	۲۵۴/۲
۴/۲۰	۶۹۲/۶۹	۵۶۰/۸۴	۴۷۵/۴۹	۴۲۴/۷۸	۳۷۱/۳۳	۳۴۳/۲۴	۳۰۹/۷	۲۸۵/۴۲	۲۵۶/۲۲
۴/۴۵	۶۹۶/۱۴	۵۸۱	۵۳۵/۵۶	۴۹۸/۶۳	۴۰۷/۲۹	۳۵۷/۶	۳۲۹/۶	۲۹۷/۵۹	۲۶۸/۴۹
۴/۷۰	۷۸۸/۶۷	۶۰۲/۸۰	۵۷۱/۳۴	۴۷۴/۵۹	۴۱۵	۳۸۴/۰۳	۳۴۸/۳۷	۳۲۱/۴	۲۸۲/۹۶
۴/۹۵	۷۹۳/۹	۶۴۴/۷۹	۵۷۲/۲	۴۹۵/۴۸	۴۳۷/۲۶	۳۸۶/۸۸	۳۶۵/۵۶	۳۱۸	۲۹۸/۹۵
۵/۲۰	۸۲۰/۶۹	۶۷۹/۹	۶۷۷/۰۸	۵۱۷/۱۶	۴۶۳	۴۲۹/۷۱	۳۹۴/۱۵	۳۶۴/۶	۳۱۹

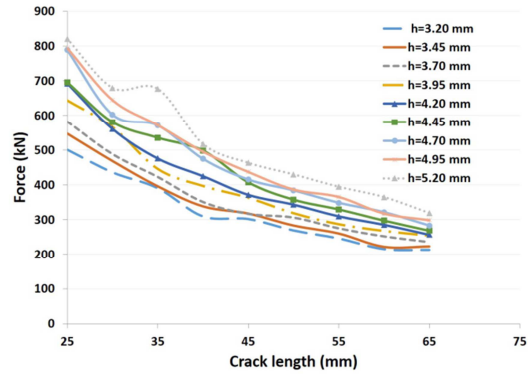
جعبه‌ابزار Matlab ANN برای ساخت شبکه عصبی به کار می‌رود. داده‌های ورودی به برنامه به صورت یک ماتریس وارد می‌شوند. در جعبه‌ابزار نرم‌افزار Matlab، از گزینه dividerand، که در آن درصدی از داده‌ها به صورت تصادفی برای اعتبار سنجی و درصدی نیز برای تست شبکه انتخاب می‌شوند، استفاده می‌شود. در این کار، ۱۵ درصد از داده‌ها برای اعتبار سنجی، ۱۵ درصد برای تست شبکه و باقی‌مانده داده‌ها برای آموزش شبکه استفاده می‌شوند. تعداد کل داده‌های خروجی ۸۱ است، که در جدول ۱ نشان داده شده‌اند. شبکه با استفاده از الگوریتم LM آموزش دیده است.

شکل ۶ نمودارهای رگرسیون خروجی را برحسب داده‌های آموزش^۱، اعتبار سنجی^۲، تست^۳ و تمام مجموعه پیش‌بینی^۴ نشان می‌دهد. مقادیر به دست آمده از تحلیل اجزاء محدود به عنوان هدف^۵، بر روی محور افقی، و مقادیر پیش‌بینی شبکه عصبی به عنوان خروجی^۶، بر روی محور عمودی، نشان داده شده است. در این نمودارها، تقریباً تمام داده‌ها بر روی خطوط قطری منطبق هستند، که به معنی مطابقت مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی و نتایج تحلیل‌های اجزاء محدود است. بنابراین، تطابق خوب خروجی‌ها و اهداف نشان می‌دهد که پاسخ شبکه رضایت‌بخش است. میزان انحراف از معیار (R) برای کل داده‌ها بیش از ۰/۹۹ است.



شکل ۶- مدل شبکه با آموزش، اعتبار سنجی، تست و تمام مجموعه پیش‌بینی

اگر کل اطلاعات وارد شده در شبکه عصبی در یک نمودار رسم شوند، نموداری حاصل می‌شود که نشان‌دهنده میزان افزایش نیرو با افزایش ضخامت و کاهش نیرو با افزایش طول اولیه ترک است (شکل ۷). روند صعودی رئوس نوسانات، به معنی افزایش نیرو با افزایش ضخامت است. شکل ۷ نشان‌دهنده یک مقایسه بین داده‌های پیش‌بینی شده توسط

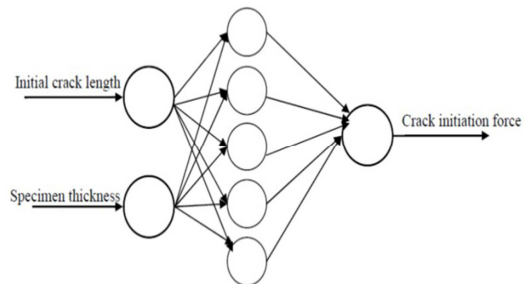


شکل ۴- نیروی شروع آسیب برحسب طول اولیه ترک برای ضخامت‌های مختلف

تغییر F_{max} با طول اولیه ترک و ضخامت نمونه، در جدول ۱ نیز نشان داده شده است. مقدار ضخامت اولیه از ۳/۲ تا ۵/۲ و مقدار طول اولیه ترک از ۲۵ تا ۶۵ میلی‌متر تغییر می‌کند. همان‌طور که مشاهده می‌شود، برای ضخامت ۳/۲ میلی‌متر، با افزایش a_0 ، مقدار F_{max} از ۵۰۰/۴۵ به ۲۱۳/۴۵ کیلونیوتن کاهش می‌یابد. برای سایر ضخامت‌ها نیز، کاهش نیرو با افزایش a_0 به چشم می‌خورد. علاوه بر آن، در $a_0 = 25\text{ mm}$ ، مقدار F_{max} با افزایش ضخامت، از ۵۰۰/۴۵ کیلونیوتن، برای ضخامت ۳/۲، به ۸۲۰/۶۹ کیلونیوتن، برای ضخامت ۵/۲ میلی‌متر، می‌رسد. این افزایش نیرو با افزایش ضخامت برای سایر مقادیر a_0 نیز، وجود دارد.

۳-۲- نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی

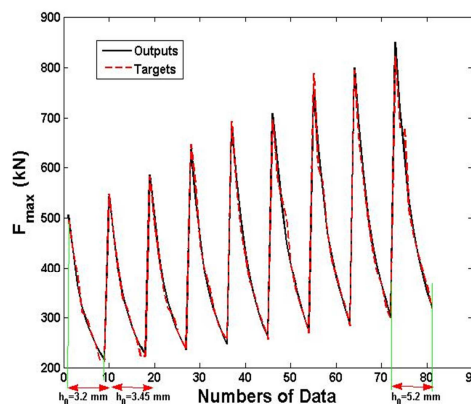
از داده‌های عددی ارائه شده در جدول ۱ برای توسعه یک مدل شبکه عصبی مصنوعی چندلایه استفاده می‌کنیم، که قادر به محاسبه F_{max} برای مقادیر دلخواه a_0 و h_0 است. شبکه عصبی از یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و لایه خروجی تشکیل شده است. استفاده از پنج سلول عصبی در لایه پنهان، تطابق خوبی بین نتایج اجزاء محدود و مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی ایجاد می‌کند. در نتیجه این پیکربندی برای آموزش شبکه عصبی انتخاب شده است. این شبکه دو سلول ورودی، شامل طول اولیه ترک و ضخامت نمونه، دارد و نیروی لازم برای شروع رشد ترک در لایه خروجی ارزیابی شده است. طرحواره‌ای از مدل شبکه عصبی در شکل ۵ نشان داده شده است.



شکل ۵- طرحواره‌ای مدل شبکه عصبی مصنوعی

¹ Train data
² Validation data
³ Test data
⁴ All Data
⁵ Targets
⁶ Outputs

مدل شبکه عصبی مصنوعی و نتایج شبیه‌سازی برای تمام داده‌های جدول ۱ است. در شکل ۷، محور عمودی نشان‌دهنده نیرو و محور افقی نشان‌دهنده تعداد کل داده‌ها است. هر کدام از پله‌ها نشان‌دهنده میزان افت نیرو برای یک ضخامت خاص از ماده کامپوزیت است. در هر ضخامت، نیرو از یک مقدار بیشینه (رأس نوسان) برای $a_0 = 25 \text{ mm}$ ، به یک مقدار کمینه برای $a_0 = 65 \text{ mm}$ می‌رسد. بنابراین، نمودار شکل ۷ حالت نوسانی دارد. همچنین، مقادیر به دست آمده از تحلیل اجزاء محدود به‌عنوان هدف به‌صورت خط چین و مقادیر پیش‌بینی شبکه عصبی به‌عنوان خروجی با یک خط ممتد، نشان داده شده است. با توجه به اینکه نمودارها تطبیق نسبتاً خوبی با هم دارند، می‌توان نتیجه گرفت که پیش‌بینی شبکه عصبی از دقت خوبی برخوردار است.



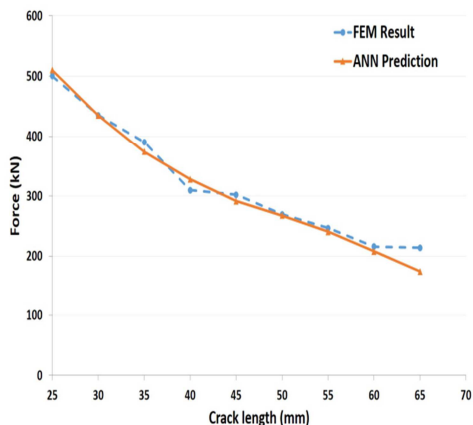
شکل ۷- داده‌های پیش‌بینی‌شده توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی و نتایج شبیه‌سازی

نتایج مدل ANN بسیار نزدیک به نتایج شبیه‌سازی FE است. اگر نمودار رگرسیون را در نظر بگیریم، تقریباً تمام داده‌ها بر روی خط قطری منطبق هستند، که به معنی مطابقت مقادیر پیش‌بینی‌شده توسط شبکه عصبی و نتایج تحلیل‌های اجزاء محدود است. برای نشان دادن بهتر عملکرد مدل، مقایسه‌ای بین نتایج اجزاء محدود برای $h_0 = 3.2 \text{ mm}$ و پیش‌بینی مدل ANN در جدول ۲ آورده‌ایم.

جدول ۲- نتایج اجزاء محدود و پیش‌بینی مدل شبکه عصبی برای $h_0 = 3.2 \text{ mm}$

طول اولیه ترک (mm)	نتایج اجزاء محدود (kN)	نتایج شبکه عصبی مصنوعی (kN)
۲۵	۵۰۰/۴	۵۱۰/۱۲
۳۰	۴۳۵/۴۶	۴۳۴/۸۰
۳۵	۳۹۰/۳۹	۳۷۴/۰۱
۴۰	۳۰۹/۵۷	۳۲۸/۰۶
۴۵	۳۰۲/۰۰	۲۹۱/۱۵
۵۰	۲۶۹/۲۵	۲۶۷/۳۴
۵۵	۲۴۶/۲۶	۲۴۰/۱۶
۶۰	۲۱۵/۷۱	۲۰۷/۴۹
۶۵	۲۱۳/۴۵	۱۷۴/۱۰

اطلاعات جدول ۲ در شکل ۸ نیز رسم شده‌اند. توافق خوبی بین مقادیر پیش‌بینی‌شده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و نتایج اجزاء محدود مشاهده می‌شود، که به‌نوبه خود بیانگر عملکرد مطلوب مدل شبکه عصبی مصنوعی توسعه داده شده در این تحقیق است.



شکل ۸- نتایج اجزاء محدود و پیش‌بینی مدل شبکه عصبی برای $h_0 = 3.2 \text{ mm}$

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله، یک مدل شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور بررسی نیروی لازم برای شروع رشد ترک در مواد کامپوزیت تحت حالت بارگذاری عمودی ارائه شده است. ابتدا، یک مدل المان محدود، با استفاده از نرم‌افزار ABAQUS، برای شبیه‌سازی تورق در مواد کامپوزیت تحت بارگذاری مود ۱، ایجاد شده است. برای راستی‌آزمایی مدل اجزاء محدود، منحنی نیرو- جابه‌جایی حاصل از یک شبیه‌سازی عددی، با نمودار تجربی مربوطه مقایسه شده است، که نتیجه رضایت‌بخش بود. سپس، یک سری از شبیه‌سازی‌های مود ۱ با مقادیر مختلف طول اولیه ترک و ضخامت نمونه، انجام شده است. نیروی لازم برای شروع رشد ترک در هر شبیه‌سازی، از نمودار نیرو- جابه‌جایی مربوطه، محاسبه شد. این داده‌ها برای توسعه یک مدل شبکه عصبی مصنوعی، که قادر به پیش‌بینی نیروی لازم برای شروع رشد ترک در بارگذاری مود ۱ برای هر طول دلخواه ترک اولیه و ضخامت نمونه است، به کار گرفته شد. شبکه‌ای که ایجاد شده است، دو سلول عصبی ورودی (طول اولیه ترک و ضخامت نمونه) داشت و نیروی لازم برای شروع آسیب در لایه خروجی ارزیابی شد. میزان انحراف از معیار کل داده‌ها R، بیش از ۰/۹۹ به دست آمد که پاسخ رضایت‌بخش شبکه عصبی مصنوعی را نشان می‌دهد.

۵- سپاسگزاری

این تحقیق با استفاده از اعتبارات دانشگاه پیام نور انجام شده است.

۶- مراجع

[1] Kumar A., Roy S., Characterization of mixed mode fracture properties of nanographene reinforced epoxy and Mode I

- [21] Irwin G.R., Kies J.A., Critical energy rate analysis for fracture strength, *Weld J Res Suppl.*, 19, pp.193–198, 1954.
- [22] Ripley BD. Pattern Recognition and Neural Networks. *Cambridge: Cambridge University Press*, 1996.
- [23] Hen Y and Hwang JN., Handbook of Neural Network Signal Processing, Boca Raton: CRC press, 2001.
- [24] Hornik K, Stinchcombe M, White H., Multilayer feedforward neural networks are universal approximators, *Neural Networks*, 2, pp. 359-366, 1989.
- [25] Poggio T and Girosi F., Networks for Approximation and Learning, *Proceedings of the IEEE: Technical Report* 1140, AIM, 1989.
- [26] Sanger TD., Optimal unsupervised learning in a single layer linear feed-forward neural network, *Neural Networks*, 2, pp. 459-473, 1989.
- [27] Neto J.A.B.P., Campilho R.D.S.G., Da Silva L.F.M., Parametric study of adhesive joints with composites, *International Journal of Adhesion & Adhesives*, 37, pp. 96–101, 2012.
- [28] Barbero, E.J, Introduction to composite materials design, CRC Press Taylor & Francis Group, NewYork, 2nd Edition, pp. 25, 2011.
- [29] Jourdain G., Delamination Studies on Composite Materials: C-Peek, C-977-UD and C-Geb-977, Master Thesis, DLR German Aerospace Center, Germany, 2006. <http://elib.dlr.de/21766/>
- delamination of its carbon fiber composite, *Composites Part B*, 134, pp. 98-105, 2018.
- [2] Hsieh T.H. and Huang Y.S., The mechanical properties and delamination of carbon fiber-reinforced polymer laminates modified, with carbon aerogel, *J Mater Sci*, 52, pp. 3520–3534, 2017.
- [3] Pappasa G., Joncasb S., Michaudc V., Botsisa J., The influence of through-thickness reinforcement geometry and pattern on delamination of fiber-reinforced composites: Part I – Experimental results, *Composite Structures*, 184, 924–934, 2018.
- [4] Zhao L., Li Y., Zhang J., Zhou L., Hu N., A novel material degradation model for unidirectional CFRP composites, *Composites Part B*, 135, pp. 84-94, 2018.
- [5] La Saponara V., Muliana H., Haj-Ali R., et al., Experimental and numerical analysis of delamination growth in double cantilever laminated beams, *Eng Fract Mech*; 69, pp. 687-699, 2002.
- [6] Schuecker C and Davidson BD., Evaluation of the accuracy of the four-point bend end-notched flexure test for mode II delamination toughness determination, *Comp Sci Technol*, 60, pp. 2137-2146, 2000.
- [7] Reeder JR, Crews JR., Mixed-mode bending method for delamination testing, *AIAA J*, 28, pp. 1270-1276, 1990.
- [8] Turon A, Camanho PP, Costa J, et al., A damage model for the simulation of delamination in advanced composites under variable mode loading, *Mech Mater*, 38, pp. 1079-1089, 2006.
- [9] Alfano G and Crisfield MA., Finite element interface models for delamination analysis of laminated composites mechanical and computational issues, *Int J Numer Methods Eng*, 50, pp. 1701-36, 2001.
- [10] Naghipour P, Bartsch M, Voggenreiter H., Simulation and experimental validation of mixed mode delamination in multidirectional CF/PEEK laminates under fatigue loading, *Int J Solids Struct*, 48, pp. 1070-1081, 2011.
- [11] Kawashita LF and Hallett SR., A crack tip tracking algorithm for cohesive interface element analysis of fatigue delamination propagation in composite materials, *Int J Solids Struct*, 49, pp. 2898-2913, 2012.
- [12] Dasa S, Choudhurya P, Haldera S, et al., Stress and free edge delamination analysis of delaminated composite structure using ANSYS, *Procedia Eng*, 64, pp. 1364-1373, 2013.
- [13] Rice JR., A path independent integral and the approximate analysis of strain concentrations by notches and cracks, *J Appl Mech*, 35, pp. 379-386, 1968.
- [14] Rybicki EF and Kanninen MF., A finite element calculation of stress intensity factors by a modified crack closure integral., *Eng Fract Mech*, 9, pp. 931-936, 1977.
- [15] Ladeveze P, Guitard L, Champany L, et al., Debond modeling for multidirectional composites, *Comp Appl Mech Eng*, 183, pp. 109-122, 2000.
- [16] Allix O and Blanchard L., Meso-modeling of delamination: towards industrial applications, *Compos Sci and Technol*, 66, pp. 731-744, 2006.
- [17] Harper PW and Hallett SR., Cohesive zone length in numerical simulations of composite delamination, *Eng Fract Mech*, 75, pp. 4774-4792, 2008.
- [18] Lu X., Ridha M., Chen B.Y., Tan V.B.C, Tay T.E., On Cohesive Element Parameters and Delamination Modelling, *Engineering Fracture Mechanics*, 206, pp. 278–296, 2019
- [19] Agrawal A., Ben Jar, P.Y., Analysis of specimen thickness effect on interlaminar fracture toughness of fibre composites using finite element models, *Composites Science and Technology*, 63, pp. 1393–1402, 2003
- [20] Brugo T., Palazzetti R., The effect of thickness of Nylon 6,6 nanofibrous mat on Modes I-II fracture mechanics of UD and woven composite laminates, *Composite Structures*, 154, pp. 172–178, 2016