

Original Research Paper

Prediction of Mechanical Behavior in Hyperelastic Materials Reinforced with Continuous Unidirectional Fibers under Large Deformations Using Neural Networks

Mohammad Tahaye Abadi 

Aerospace Research Institute, Ministry of Science, Research and Technology, Tehran, Iran.

ARTICLE INFO

ABSTRACT

Article History:

Receive 16 August 2025

Revise 08 October 2025

Accept 23 October 2025

Available Online ?? October 2025

Keywords:

Neural network

Finite strain mechanical response

Hyperelastic material

Continuous unidirectional fibers


Micromechanical modeling

This paper introduces an efficient Neural Network (NN) model designed to predict the nonlinear mechanical behavior of fiber-reinforced elastomeric composites under large deformations. The foundation of this modeling approach is a scalar strain energy function derived from two tensorial values depending on material's deformation field and fiber orientation. The necessary training data for the NN is generated using a high-fidelity micromechanical homogenization method applied to a Representative Volume Element (RVE) that accurately captures the composite material's microstructure. By subjecting the RVE to large strain loading conditions, the complex micromechanical response is determined, yielding the equivalent macroscopic constitutive behavior for composite material. The developed NN model successfully predicts the complex outcomes of the micromechanical analysis, thus validating its efficacy for modeling anisotropic hyperelastic materials. The primary advantage of this methodology is its potential for a dramatic reduction in computational time during macroscopic Finite Element Analysis (FEM). By operating as a surrogate constitutive model, the NN eliminates the requirement for repeated, direct microstructure analysis at every computational increment, enabling faster and more feasible simulations of composite components.


* Corresponding Author's E-mail: abadi@ari.ac.ir**How to Cite this Article:**

M. Tahaye Abadi, "Prediction of mechanical behavior in hyperelastic materials reinforced with continuous unidirectional fibers under large deformations using neural networks," *Journal of Space Science and Technology*, Vol. ??, No. ?, pp. 1-12, ????, (in Persian), <https://doi.org/10.22034/jsst.2025.524369.1582>.

**COPYRIGHTS**

© 2025 by the authors. Published by ARI. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of [The Creative Commons Attribution 4.0 International \(CC BY 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/) 

پیش بینی رفتار مکانیکی مواد هایپر الاستیک تقویت شده با الیاف پیوسته تک جهته در تغییر شکل های بزرگ با استفاده از شبکه های عصبی

محمد طاهای ابدی 

دانشیار، پژوهشگاه هوافضا، وزارت علوم، تحقیقات و فناوری، تهران، ایران

چکیده

اطلاعات مقاله

این مقاله یک مدل شبکه عصبی برای پیش بینی رفتار مکانیکی مواد الاستومری تقویت شده با الیاف پیوسته را در تغییر شکل های بزرگ معرفی می کند. مدل سازی بر اساس انرژی کرنش ماده انجام می شود که تابع اسکالر از مقادیر تانسوری مربوط به میدان تغییر شکل و جهت گیری الیاف است. داده های مورد نیاز برای آموزش شبکه عصبی، با استفاده از روش همگن سازی میکرومکانیکی بر روی یک عنصر حجمی نماینده که نشان دهنده ریزساختار ماده است، به دست آمده است. با اعمال تغییر شکل های بزرگ به این عنصر حجمی، پاسخ میکرومکانیکی ماده هایپر الاستیک ارزیابی شده و رفتار مکانیکی معادل برای کل ماده مرکب تعیین می شود. مدل نهایی توسعه یافته با استفاده از شبکه عصبی و نتایج میکرومکانیکی، می تواند به عنوان یک مدل رفتاری برای تحلیل اجزای محدود مورد استفاده قرار گیرد. یافته های این تحقیق به وضوح نشان می دهند مدل شبکه عصبی قادر به پیش بینی نتایج پیچیده تحلیل میکرومکانیکی است. این امر تأییدی بر کارایی روش ارائه شده در مدل سازی رفتار مواد هایپر الاستیک ناهمسانگرد است. مزیت اصلی این رویکرد، در توانایی آن برای کاهش چشمگیر زمان محاسبات در شبیه سازی های ماکروسکوپیکی نهفته است، زیرا مدل شبکه های عصبی به عنوان یک مدل رفتاری جایگزین، نیاز به تحلیل مستقیم ریزساختار در هر گام محاسباتی را مرتفع می سازد. این مدل به محققان امکان می دهد تا رفتار کلی مواد هایپر الاستیک ناهمسانگرد را بر اساس ویژگی های مواد تشکیل دهنده و ساختار داخلی آنها، با دقت بالا پیش بینی کنند.

تاریخچه مقاله:

دریافت ۲۵ مرداد ۱۴۰۴
بازنگری ۱۶ مهر ۱۴۰۴
پذیرش ۰۱ آبان ۱۴۰۴
اولین انتشار ؟؟ آبان ۱۴۰۴

واژه های کلیدی:

شبکه عصبی
رفتار مکانیکی در کرنش های بزرگ
ماده هایپر الاستیک
الیاف پیوسته تک جهته
مدل سازی میکرومکانیک

*پست الکترونیکی نویسنده مسئول: abadi@ari.ac.ir

How to Cite this Article:

M. Tahaye Abadi, "Prediction of mechanical behavior in hyperelastic materials reinforced with continuous unidirectional fibers under large deformations using neural networks," *Journal of Space Science and Technology*, Vol. ??, No. ?, pp. 1-12, ????, (in Persian), <https://doi.org/10.22034/jsst.2025.524369.1582>.



COPYRIGHTS

© 2025 by the authors. Published by ARI. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of [The Creative Commons Attribution 4.0 International \(CC BY 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)



علائم اختصارات

F	تانسور گرادیان تغییر شکل
X	بردار موقعیت نقطه‌ای از ماده در هندسه اولیه
x	بردار موقعیت نقطه‌ای از ماده در هندسه تغییر شکل یافته
C	تانسور تغییر شکل کوشی-گرین سمت راست
I_1, I_2, I_3	مقادیر مستقل تانسوری ماده همسانگرد
J_4, J_5	مقادیر مستقل تانسوری ماده ناهمسانگرد
\mathbf{a}_0	بردار یکه در راستای الیاف در هندسه اولیه
N	بردار یکه عمود بر المان سطحی
u	بردار تغییر شکل نقطه‌ای از ماده
J	نسبت تغییرات حجم المان از ماده
b_1, b_2, b_3	ابعاد سلول واحد
w	انرژی کرنشی
β_1	ثابت ماده در مدل هایپرالاستیک نئو-هوکنین
Γ_0	مساحت اولیه سطوح خارجی سلول واحد
Ω_0	حجم اولیه سلول واحد

مقدمه

مواد الاستومری به دلیل ویژگی‌های خاص خود، از جمله انعطاف‌پذیری و قابلیت تحمل تغییر شکل‌های بزرگ، کاربرد فراوانی در صنایع گوناگون یافته‌اند و ظرفیت بالایی برای استفاده در فناوری‌های پیشرفته دارند. به‌منظور ارتقای خواص مکانیکی نظیر استحکام و سفتی، این مواد اغلب با الیاف پیوسته تقویت می‌شوند. در این راستا، از الیافی با مدول الاستیسیته بالا مانند الیاف نایلون، الیاف کربن و سیم‌های فولادی به‌عنوان عضو تقویت‌کننده در ماتریس الاستومری استفاده می‌شود [۱،۲]. این الیاف پیوسته که استحکام بالایی در مقایسه با زمینه الاستومری دارند به‌صورت رشته‌های تقویت‌کننده کشش‌ناپذیری عمل می‌کنند.

توسعه مدل‌های ساختاری برای توصیف رفتار مکانیکی مواد الاستومری تقویت شده تحت کرنش‌های بزرگ از اهمیت بسزایی برخوردار است. این مدل‌ها باید قادر به در نظر گرفتن جزئیات پاسخ ریزساختاری ماده بوده و در تحلیل‌های اجزای محدود قابل استفاده باشند.

برخی از مدل‌های مواد مرکب هایپرالاستیک موجود با استفاده از توابع انرژی ذخیره شده در ماده توصیف می‌شوند که این توابع برحسب متغیرهای مستقل تانسوری وابسته به میدان تغییر شکل و جهت الیاف توصیف می‌شوند [۳-۵، ۱].

مدل‌های هایپرالاستیک ناهمسانگرد با استفاده از تحلیل میکرومکانیک برای نوع خاصی از مواد مرکب دارای زمینه از جنس مواد نئو-هوکنین تراکم‌ناپذیر پیشنهاد شده‌است [۶،۷] پونته کاستاندا [۸،۹] روش همگن‌سازی مرتبه دوم برای استخراج رفتار مواد هایپرالاستیک با استفاده از حساب تغییرات و خطی‌سازی رفتار غیرخطی ماده بیان کردند. برون و همکارانش [۱۰] رفتار مکانیکی الاستومرهای تقویت‌شده با الیاف را با استفاده از روش همگن‌سازی به‌دست آوردند. لازم به‌ذکر است نسخه‌های غیرخطی مدل‌های همگن‌سازی پیچیده‌تر هستند و محاسبات لازم برای توصیف رفتار مؤثر مواد هایپرالاستیک ناهمسانگرد بسیار زمان‌بر و به پردازش بالایی نیاز دارد [۱۱]. مدل‌های ساختاری برای مواد هایپرالاستیک تقویت‌شده ارتوتروپیک (دارای سه صفحه تقارن عمود بر هم) از رویکرد مکانیک آماری توسعه یافته‌اند [۱۲]. توسعه مدل‌های ناهمسانگرد برای در نظر گرفتن فازهای الاستومری با مشکلات متعددی مواجهه است و رفتار غیرخطی الاستومرها و تغییرات قابل توجه در هندسه میکروساختار ناشی از تغییر شکل بزرگ پس از بارگذاری ساختار ماده [۱۳] از مهم‌ترین مشکلات برای توسعه این مدل‌ها محسوب می‌شوند. تاکنون توابع ریاضی مربوط به‌میزان انرژی ذخیره شده برای توصیف پاسخ مواد الاستومری ناهمسانگرد برای مواد محدودی بیان شده‌است [۱۴،۱۵] و روابط تحلیلی برای توصیف توابع انرژی کرنشی برای انواع مختلف مواد هایپرالاستیک تقویت‌شده در حالت کلی ارائه نشده است.

مواد مرکب به‌دلیل خواص مکانیکی پیچیده و ناهمسانگرد، به‌ویژه در حضور پدیده‌هایی مانند آسیب، خستگی و رفتار غیرخطی، چالش‌های زیادی در مدل‌سازی تحلیلی و عددی دارند. در سال‌های اخیر، به‌کاربرد شبکه‌های عصبی به‌عنوان ابزاری مناسبی برای مدل‌سازی روابط پیچیده و غیرخطی در این مواد توجه زیادی شده است. تحقیقات پیشین نشان داده‌اند [۱۶،۱۷] شبکه‌های عصبی می‌توانند بدون نیاز به روابط پیچیده، به‌طور مؤثری خواص مواد مرکب را صرفاً بر اساس داده‌های تجربی یا شبیه‌سازی شده، پیش‌بینی کنند.

تحقیقات در حوزه کاربرد شبکه عصبی در پیش‌بینی رفتار مواد مرکب عمدتاً در سه دسته اصلی متمرکز شده‌اند:

۱) پیش‌بینی خواص الاستیک و استحکام نهایی: هدف

اصلی این تحقیقات پیش‌بینی خواص مکانیکی ماکروسکوپی مواد بر اساس پارامترهای ساختاری است. ورودی‌های لازم برای

به‌عنوان کاربرد عملی، برای توصیف رفتار مکانیکی مواد الاستومری تقویت‌شده با الیاف پیوسته تک‌جهتی در تغییر شکل‌های بزرگ استفاده می‌شود. برای این منظور انرژی کرنش ماده الاستومری به‌عنوان تابع چند متغیر وابسته به مقادیر مستقل تانسورهای بیان می‌شود که مقادیر مستقل تانسوری برحسب میدان تغییر شکل و راستای الیاف تعریف می‌شوند. مقادیر ورودی و خروجی لازم برای آموزش شبکه عصبی بر اساس همگن‌سازی ماتریس الاستومری تراکم‌ناپذیر تقویت‌شده با الیاف پیوسته تک‌جهته ارزیابی می‌شوند. شبکه عصبی پیش‌رونده برای استخراج رفتار مکانیکی ماده هاپیرالاستیک براساس نتایج تحلیل میکرومکانیک آموزش داده می‌شود. تعداد لایه‌های شبکه عصبی طوری انتخاب می‌شود تا بتوان با دقت قابل قبولی رفتار مکانیکی ماده مرکب را استخراج نمود. ریزساختار ناهمگن ماده الاستومری تقویت‌شده توسط یک عنصر حجمی نماینده تعریف می‌شود که در معرض تغییر شکل‌های ماکروسکوپی معادل قرار دارد. برای بررسی مدل ساختاری مواد ناهمسانگرد الاستومری، تحلیل میکرومکانیکی در تغییر شکل بزرگ برای زمینه هاپیرالاستیک انجام می‌شود و پاسخ مدل همگن ماده مرکب تعیین می‌شوند.

مدل ماکروسکوپیک ماده هاپیرالاستیک ناهمسانگرد

تغییر شکل ماکروسکوپی با استفاده از تانسور گرادین تغییر شکل توصیف می‌شود که مؤلفه‌های آن در دستگاه مختصات دکارتی به‌صورت زیر بیان می‌شوند:

$$F_{ij}^{macro} = \frac{\partial x_i(t)^{macro}}{\partial X_j} \quad (1)$$

که $x_i(t)^{macro}$ و X_j^{macro} به ترتیب مؤلفه‌های بردار موقعیت نقطه‌ای از ماده در لحظه‌ی اولیه و بردار موقعیت این نقطه در زمان t در مقیاس ماکروسکوپی است. در این مقاله متغیرهایی که در مقیاس ماکروسکوپی تعریف می‌شوند دارای بالانویس macro ... و متغیرها در مقیاس میکروسکوپی بدون بالانویس بیان می‌شوند. رفتار مکانیکی مواد هاپیرالاستیک با استفاده از تابع انرژی کرنش تعریف می‌شود. این تابع انرژی، که با w نشان داده می‌شود، انرژی ذخیره‌شده در ماده در اثر تغییر شکل ناشی از بارگذاری خارجی را توصیف می‌کند. تابع انرژی کرنش برای مواد هاپیرالاستیک باید به گونه‌ای بیان شود که اصول عینیت^۱ و تقارن ماده‌ای رعایت شده و شرایط انرژی صفر و تنش صفر در پیکربندی مرجع برآورده می‌شود. برای این منظور تابع انرژی کرنشی

شبکه عصبی شامل کسر حجمی الیاف، زاویه لایه‌ها، ضخامت لایه‌ها، دما، نوع رزین و نرخ بارگذاری است و خروجی‌های آن شامل مدول کشسانی، نسبت پواسون، تنش تسلیم و استحکام نهایی کششی یا فشاری است. بسیاری از مطالعات، از جمله تحقیقات قابوسی و همکارانش [۱۸، ۱۹] نشان دادند شبکه‌های عصبی با یک یا دو لایه پنهان می‌توانند پیش‌بینی با دقت بالایی داشته باشند به طوری که نتایج آن‌ها حتی از مدل‌های تحلیلی سنتی مانند قانون مخلوط‌ها دقیق‌تر باشند.

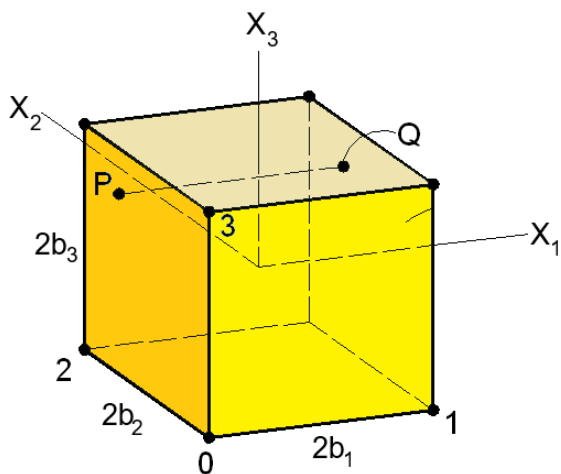
(۲) **مدل‌سازی آسیب، شکست و خستگی:** شبکه‌های عصبی برای توصیف رفتار غیرخطی مواد مرکب استفاده شده‌است. برخی پژوهش‌ها [۲۰، ۲۱] تلاش داشتند معادله‌های جانشینی را با استفاده از شبکه‌های عصبی مستقیماً به‌عنوان یک مدل به کار بردند تا رفتار تنش-کرنش غیرخطی ماده پس از شروع آسیب را مدل کنند. یانگ و همکارانش [۲۱] از شبکه عصبی برای پیش‌بینی رفتار مواد فراتر از حد الاستیک شامل تسلیم، آسیب دیدگی و در نهایت گسیختگی استفاده کردند در صورتی که مدل‌سازی آن‌ها با روش‌های تحلیلی یا عددی سنتی، پیچیدگی محاسباتی بسیار بالایی دارد. شبکه‌های عصبی پیچیدگی‌های مرتبط با تعریف قوانین آسیب در مواد ناهمسانگرد را بر طرف می‌سازد. شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی عمر باقی‌مانده مواد مرکب تحت بارگذاری‌های سیکلی، با استفاده از ورودی‌هایی نظیر سطح تنش ماکزیمم، نسبت تنش، فرکانس و نوع محیط، استفاده شده‌اند [۲۲-۲۴].

(۳) **مهندسی معکوس و بهینه‌سازی ساختار:** برخی محققان از شبکه اصلی برای دستیابی به خاصیت مکانیکی مورد نظر استفاده می‌کنند به طوری که شبکه را برای تعیین ترکیب ساختاری لازم مانند جهت‌گیری پهنه الیاف یا کسر حجمی، برای دستیابی به رفتار مکانیکی مورد نظر، آموزش می‌دهند [۲۵، ۲۶]. از طرف دیگر، شبکه‌های عصبی می‌توانند به‌عنوان ابزاری برای جستجوی فضای طراحی استفاده شود تا بهترین ساختار ممکن از نظر مکانیکی تعیین شود که این ابزار زمان محاسبات بهینه‌سازی را به شدت کاهش می‌دهد [۲۷-۲۹].

از چالش‌های استفاده از شبکه عصبی برای تعیین رفتار مکانیکی مواد مرکب کمبود پایگاه داده است زیرا شبکه‌های عصبی برای آموزش خود نیازمند مجموعه داده‌های بزرگ و متنوعی هستند. جمع‌آوری داده‌های تجربی برای مواد مرکب اغلب گران و زمان‌بر است. در این مقاله روشی برای حل این مشکل ارائه می‌شود و روش ارائه‌شده را

[۳۱، ۳۰، ۱۴]. بنابراین، از قید تناوبی برای تکثیر پاسخ ماده در سلول واحد در سراسر ساختار ماده مرکب استفاده می‌شود.

هندسه‌ی مرجع المان حجم نماینده به صورت یک مکعب مستطیل در هندسه اولیه در نظر گرفته می‌شود که سطوح مرزی آن موازی با صفحات تعریف‌شده در یک دستگاه مختصات کارترین ثابت هستند که مبدأ آن در مرکز المان حجم قرار دارد. همان‌طور که در شکل (۱) نشان داده شده است ابعاد اولیه المان حجم نماینده برابر با $2b_1 \times 2b_2 \times 2b_3$ است. به منظور توصیف شرط تناوبی، دو نقطه P و Q روی سطوح مقابل هم در المان حجم در نظر گرفته می‌شوند. شکل (۱) دو نقطه‌ای را به عنوان مثال نشان می‌دهد که در دو سطح مقابل هم و عمود بر محور ۱ قرار گرفته‌اند. موقعیت این نقاط با استفاده از (X_1^P, X_2^P, X_3^P) و (X_1^Q, X_2^Q, X_3^Q) توصیف می‌شود که در آن $X_1^Q = -X_1^P = b_1$ و $X_2^Q = X_2^P = X_2$ و $X_3^Q = X_3^P = X_3$ هستند. برای اعمال قید تناوبی بودن تغییر شکل در سطوح مقابل هم، موقعیت فعلی نقطه P نسبت به نقطه گوشه با شماره صفر باید با موقعیت فعلی نقطه Q نسبت به نقطه گوشه با شماره ۲ یکسان باشد، یعنی:



شکل ۱- هندسه المان حجم نماینده و شماره‌گذاری مربوطه به نقاط مرجع.

Fig. 1. Representative volume element geometry and the numbering of reference points.

$$x_{i(-b_1, X_2, X_3, t)} - x_{i(t)}^{(0)} = x_{i(b_1, X_2, X_3, t)} - x_{i(t)}^{(1)} \quad (1-f)$$

که $x_{i(t)}^{(j)}$ مؤلفه‌های بردار موقعیت فعلی نقطه‌ی گوشه با شماره j هستند. به‌طور مشابه، قید تناوبی بودن تغییر شکل در دو سطح مقابل هم را می‌توان

بر اساس مقادیر مستقل تانسوری مربوط به میدان تغییر شکل و بردار یک‌جهته در راستای الیاف بیان می‌شود.

تانسور تغییر شکل کوشی-گرین سمت راست \mathbf{C} که با \mathbf{C} نشان داده می‌شود به‌عنوان تانسوری برای توصیف تغییر شکل ماده مستقل از دوران صلب استفاده می‌شود. این تانسور از رابطه‌ی $\mathbf{C} = \mathbf{F}^T \mathbf{F}$ محاسبه می‌شود.

برای یک ماده هایپر الاستیک ناهمسانگرد تقویت‌شده با الیاف تک‌جهته، تابع انرژی کرنش تنها به مقادیر مستقل تانسور \mathbf{C} و بردار یک‌جهته \mathbf{a}_0 در هندسه اولیه در راستای الیاف وابسته است. این مقادیر مستقل عبارتند از [۱۴]:

$$\begin{aligned} I_1 &= \text{tr} \mathbf{C} \\ I_2 &= \text{tr}(\text{cof} \mathbf{C}) = \frac{(\text{tr} \mathbf{C})^2 - \text{tr} \mathbf{C}^2}{2} \\ I_3 &= \det \mathbf{C} \\ J_4 &= \mathbf{C} : \mathbf{A}_0 \\ J_5 &= \text{cof} \mathbf{C} : \mathbf{A}_0 \end{aligned} \quad (2)$$

که $\text{cof} \mathbf{C}$ عملگر هم‌عامل یا هم‌فاکتور^۲ است که به صورت $\text{cof} \mathbf{C} = \det \mathbf{C} \mathbf{C}^{-T}$ بیان می‌شود و \mathbf{A}_0 تانسور متقارنی است که به صورت $\mathbf{A}_0 = \mathbf{a}_0 \otimes \mathbf{a}_0$ تعریف می‌شود. تابع انرژی کرنش در مقیاس ماکروسکوپی به‌عنوان تابعی از مقادیر مستقل تانسوری بیان می‌شود. یعنی:

$$w^{\text{macro}} = w(I_1, I_2, I_3, J_4, J_5) \quad (3)$$

برای الاستومرهای تراکم‌ناپذیر تقویت‌شده با الیاف کشش‌ناپذیر، به‌ترتیب مقادیر متغیرهای مستقل I_3 و J_4 آن‌ها همواره یک است و انرژی کرنش به سه متغیر اصلی وابسته است و تابع انرژی کرنشی را می‌توان به صورت $w^{\text{macro}} = w(I_1, I_2, J_5)$ بیان نمود.

مدل میکرومکانیک

مدل‌سازی میکرومکانیک ابزاری کارآمد برای مشخصه‌سازی مواد مرکب از طریق خواص شناخته‌شده اجزای تشکیل‌دهنده آن‌ها و با تحلیل یک المان حجم نماینده^۳ فراهم می‌کند. ساختار ناهمگن مرکب در رویکرد میکرومکانیک با یک محیط همگن دارای خواص ناهمسان‌گرد جایگزین می‌شود. یک المان حجم نماینده بر اساس آرایش از پیش تعیین‌شده الیاف در نظر گرفته می‌شود تا ریزساختار ماده مرکب را نشان دهد. از آنجا که اندازه المان حجم نماینده در مقایسه با ابعاد کلی جسم بسیار کوچک است، میدان تغییرشکل در یک المان حجم نماینده تقریباً مشابه میدان تغییرشکل در المان‌های مجاور خواهد بود

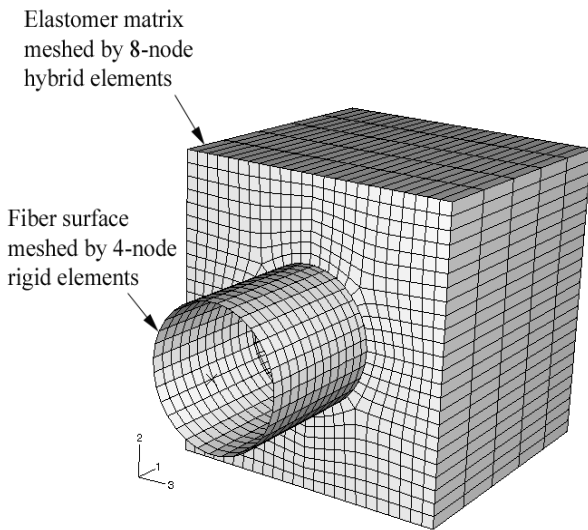
2. Cofactor
3. Representative Volume Element (RVE)

1. Right Cauchy-Green Deformation Tensor

انرژی کرنش کل ذخیره شده در حجم المان نماینده را می‌توان مستقیماً با استفاده از تحلیل اجزای محدود و بر اساس شرایط مرزی جابه‌جایی تعریف‌شده در نقاط گوشه‌ای ۰، ۱، ۲ و ۳ و رفتار مواد تشکیل‌دهنده ماده ناهمسانگرد محاسبه کرد.

انرژی کرنش کل در یک المان حجم نماینده تحت اثر یک تانسور گرادیان تغییر شکل ماکروسکوپی معین با تحلیل اجزای محدود محاسبه می‌شود. نتایج عددی برای تعیین پارامترهای تعیین‌کننده تابع انرژی کرنشی در ساختار ماکروسکوپی استفاده می‌شوند. بنابراین تحلیل اجزای محدود مدل میکرومکانیک، ابزاری برای ارتباط دادن معادله‌ی ساختاری مواد الاستومری ناهمسانگرد به رفتار اجزای تشکیل‌دهنده آن‌ها فراهم می‌کند. روش محاسباتی در این مقاله برای یک حجم نماینده با آرایش مربعی الیاف استفاده می‌شود.

شکل (۲) هندسه‌ی حجم المان نماینده متشکل از زمینه الاستومری و الیاف کشش‌ناپذیر را نشان می‌دهد. زمینه با استفاده از المان‌های شش‌وجهی هیبریدی هشت‌گره‌ی المان‌بندی شده‌است که فشار را به‌عنوان یک درجه آزادی مستقل در نظر می‌گیرند تا تراکم‌ناپذیری زمینه لحاظ شود. سطح الیاف استوانه‌ای با المان‌های چهار وجهی صلب دارای چهارگره المان‌بندی شده‌اند تا تعامل بین زمینه و الیاف مدل شود.



شکل ۲- هندسه المان‌بندی سلول واحد مورد استفاده در تحلیل میکرومکانیک.

Fig. 2. Geometry of the unit cell mesh used in micromechanics analysis.

درجه‌های آزادی چرخشی حول محورهای ۲ و ۳ برای الیاف محدود شده‌اند تا شرط تناوبی تغییر شکل در سطوح عمود بر الیاف در حجم‌های المان نماینده مجاور برقرار شود. از آنجایی که جدایش در فصل مشترک

برای نقاط واقع‌شده روی سطوح که به‌ترتیب عمود بر محورهای ۲ و ۳ هستند، به‌صورت زیر نوشت:

$$x_i(x_1, -b_2, x_3, t) - x_i^{(0)}(t) = x_i(x_1, b_2, x_3, t) - x_i^{(2)}(t) \quad (ب-۱)$$

$$x_i(x_1, x_2, -b_3, t) - x_i^{(0)}(t) = x_i(x_1, x_2, b_3, t) - x_i^{(3)}(t) \quad (ج-۱)$$

برای ارتباط دادن تغییر شکل ماکروسکوپی به تغییر شکل میکروسکوپی، فرض می‌شود که تانسور گرادیان تغییر شکل ماکروسکوپی محلی در یک نقطه‌ی معین، برابر با میانگین حجمی تانسور گرادیان تغییر شکل المان حجم نماینده اختصاص‌یافته به آن نقطه باشد [۱۳]، یعنی:

$$F_{ij}|^{macro} = \bar{F}_{ij}^{(RVE)} = \frac{1}{\Omega_0} \int_{\Omega_0} F_{ij} d\Omega_0 \\ = \frac{1}{\Omega_0} \int_{\Omega_0} \frac{\partial x_i}{\partial X_j} d\Omega_0 \quad (۵)$$

که Ω_0 حجم اولیه سلول واحد، F_{ij} و $F_{ij}|^{macro}$ به ترتیب مؤلفه‌های تانسور گرادیان تغییر شکل در مقیاس‌های میکروسکوپی و ماکروسکوپی است. بر اساس قضیه دیورژانس گرین، انتگرال حجمی به انتگرال سطحی روی سطوح خارجی حجم المان نماینده تبدیل می‌شود، یعنی

$$F_{ij}|^{macro} = \frac{1}{\Omega_0} \int_{\Gamma_0} N_j x_i d\Gamma_0 \quad (۲)$$

که N_j مؤلفه‌های بردار واحد عمود به سطوح مرزی در هندسه اولیه هستند و Γ_0 مساحت کل سطوح خارجی حجم المان نماینده است. با جایگذاری شرط تناوبی که توسط معادلات (۱) توصیف شده‌است در رابطه‌ی (۲)، تانسور گرادیان تغییر شکل ماکروسکوپی به‌عنوان تابعی از موقعیت فعلی نقاط گوشه‌ای ۰، ۱، ۲ و ۳ به‌صورت زیر به‌دست می‌آید:

$$F_{ij}|^{macro} = \frac{\Gamma_0^j}{\Omega_0} (x_i^{(j)} - x_i^{(0)}) \\ = \frac{1}{2b_j} (u_i^{(j)} - u_i^{(0)}) \\ + \delta_{ij} \quad (\text{no summation on } j) \quad (۳)$$

که Γ_0^j مساحت سطح مرجع عمود بر محور j است. براساس قانون بقای انرژی باید انرژی کرنش متوسط ذخیره‌شده در حجم المان نماینده برابر با انرژی کرنش موضعی در ساختار ماکروسکوپی باشد. یعنی:

$$w|^{macro} = \bar{w}^{(RUC)} = \frac{1}{\Omega_0} \int_{\Omega_0} w d\Omega_0 \quad (۴)$$

- به این مجموع، یک بایاس اضافه می‌شود.
- نتیجه حاصل از مرحله قبل به یک تابع فعال‌سازی وارد می‌شود تا خروجی نهایی نورون محاسبه شود.
- این فرآیند برای تمام نورون‌های شبکه تا رسیدن به لایه خروجی تکرار می‌شود.

• انتشار رو به عقب^۳:

- تفاوت بین خروجی شبکه و خروجی مورد انتظار محاسبه می‌شود (خطا).
- این خطا به صورت معکوس از لایه خروجی به سمت لایه ورودی منتشر می‌شود.
- در هر لایه، وزن‌ها و بایاس‌ها به گونه‌ای تنظیم می‌شوند که خطا کاهش یابد.
- این فرآیند به صورت تکراری ادامه می‌یابد تا زمانی که خطا به حداقل برسد.

در این تحقیق از شبکه عصبی پیش‌رونده با ۱۰ لایه پنهان استفاده می‌شود و هدف در تکرارهای مختلف کاهش میزان درصد خطا تا مقدار ۱۰-۱۰ با گرادیان ۱۰-۲۰ است.

نتایج و بررسی

تغییر شکل برشی درون لایه‌ای^۴ یک مکانیزم غالب در تغییر شکل‌های بزرگ مواد الاستومری تقویت‌شده با الیاف یک‌جهته و تراکم‌ناپذیر است. در کشش‌های تک‌محوری، الیاف صلب مجاور به سمت یکدیگر حرکت می‌کنند و تغییر شکل به دلیل تماس بین الیاف مجاور قفل می‌شود در صورتی که الیاف می‌توانند در اثر برش درون لایه‌ای نسبت به هم حرکت نمایند. تانسور گرادیان تغییر شکل ماکروسکوپی که مکانیزم برشی درون لایه‌ای را توصیف می‌کند، بدین صورت بیان می‌گردد:

$$F|^{macro} = \begin{bmatrix} 1 & k_1(t) & k_2(t) \\ 0 & 1 & k_3(t) \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

که k_1 ، k_2 و k_3 متغیرهای وابسته به زمان هستند. قید سینماتیکی کشش‌ناپذیری به علت وجود الیاف صلب و قید تراکم‌ناپذیری به علت زمینه تراکم‌ناپذیر در تعریف این تانسور گرادیان تغییر شکل در نظر گرفته شده‌است. برای تغییر شکل حجم‌المان نماینده با مکانیزم برش درون لایه‌ای، مؤلفه‌های جابجایی نقاط گوشه ۱، ۲ و ۳ با استفاده از معادله (۳) تعیین می‌شوند، یعنی

زمینه و الیاف در این تحقیق در نظر گرفته نمی‌شود گره‌های زمینه به گره‌های الیاف در سطح مشترک متصل شده‌اند. بنابراین، الیاف صلب دارای سه درجه آزادی انتقالی و یک درجه آزادی چرخشی حول محور آن است.

توسعه شبکه عصبی

مدل‌های شبکه عصبی به صورت مجموعه‌ای از لایه‌های ساختار یافته‌اند که نحوه پردازش اطلاعات توسط مغز را منعکس می‌کنند. شبکه عصبی، الهام گرفته از سیستم عصبی بیولوژیکی، چندین لایه پردازش را با استفاده از عناصر ساده‌ای که به صورت موازی عمل می‌کنند، ترکیب می‌کند. شبکه شامل یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی است. در هر لایه، چندین گره یا نورون وجود دارد و گره‌های هر لایه از خروجی تمام گره‌های لایه قبلی به عنوان ورودی استفاده می‌کنند، به گونه‌ای که تمام نورون‌ها از طریق لایه‌های مختلف به یکدیگر متصل می‌شوند. به طور معمول به هر نورون ضریب وزنی اختصاص داده می‌شود که در حین فرآیند یادگیری تنظیم می‌شود. کاهش یا افزایش ضریب وزنی، قدرت سیگنال آن نورون را تغییر می‌دهد. شبکه‌های عصبی پیش‌رونده^۱ یکی از ساده‌ترین و پرکاربردترین انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی هستند. این شبکه‌ها اطلاعات را تنها در یک جهت، از لایه ورودی به سمت لایه خروجی، پردازش می‌کنند. به عبارت دیگر، هیچ بازخوردی از لایه‌های بعدی به لایه‌های قبلی وجود ندارد.

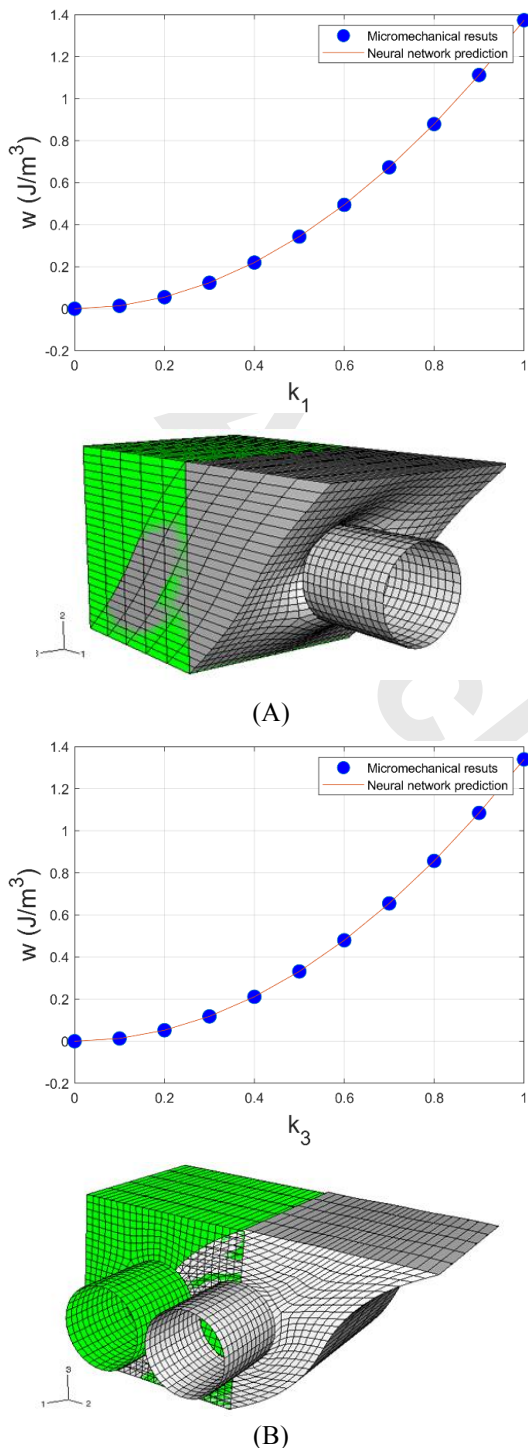
یک شبکه عصبی پیش‌رونده از چندین لایه تشکیل شده‌است:

- **لایه ورودی:** این لایه داده‌های ورودی را دریافت می‌کند و هر نورون در این لایه با یک ویژگی از داده‌ها مرتبط است.
- **لایه‌های پنهان:** بین لایه‌ی ورودی و خروجی قرار دارند و عملیات پردازش اصلی داده‌ها را انجام می‌دهند. تعداد لایه‌های پنهان و نورون‌های هر لایه بر پیچیدگی مدل تأثیرگذار است.
- **لایه خروجی:** نتیجه نهایی پردازش شبکه را تولید می‌کند.

نحوه کار این شبکه عصبی بدین شرح است:

• انتشار رو به جلو^۲:

- داده‌های ورودی به لایه ورودی وارد می‌شوند.
- در هر نورون از هر لایه، مقدار ورودی خود با ضرایب وزنی مختص به آن ضرب شده و سپس این مقادیر با هم جمع می‌شود.



شکل ۳- انرژی کرنش متوسط در مکانیزم تغییر شکل برشی درون لایه‌ای در: الف) صفحه ۱-۲ ب) صفحه ۳-۱. دایره توپر: نتایج میکرومکانیک، منحنی: پیش‌بینی شبکه عصبی.

Fig. 3. Average strain energy in the interlayer shear deformation mechanism applied to single plane: A) plane 2-1 B) plane 3-1. Solid circle: micromechanics results, curve: neural network prediction.

$$\begin{aligned} u_1^{(1)} &= u_2^{(1)} = u_3^{(1)} = 0 \\ u_1^{(2)} &= 2b_2k_1, \quad u_2^{(2)} = u_3^{(2)} = 0 \\ u_1^{(3)} &= 2b_3k_2, \quad u_2^{(3)} = 2b_3k_3, \quad u_3^{(3)} = 0 \end{aligned} \quad (10)$$

تابع انرژی کرنش زمینه الاستومری همسان‌گرد و تراکم‌ناپذیر بدین صورت بیان می‌شود:

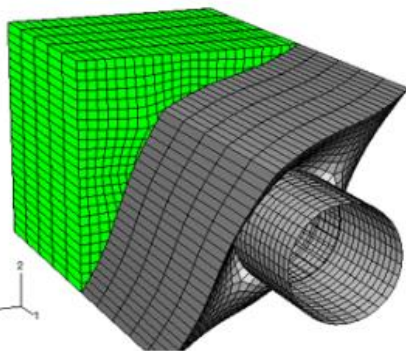
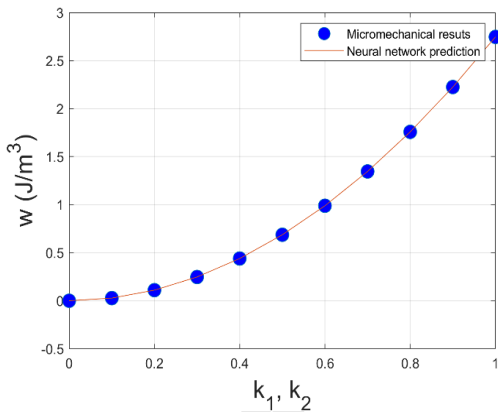
$$w = \beta_1(I_1 - 3) \quad (11)$$

که β_1 ثابت ماده است. تابع فوق بیانگر مدل‌های هایپرالاستیک همسان‌گرد تراکم‌ناپذیر نئو-هوگین است که در این تحقیق برای ماده زمینه استفاده می‌شود. با استفاده از معادله (۲)، مقادیر مستقل تانسوری برای تغییر شکل ماکروسکوپی بدین صورت تعیین می‌شوند:

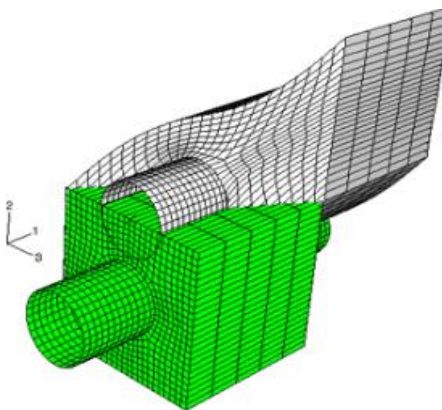
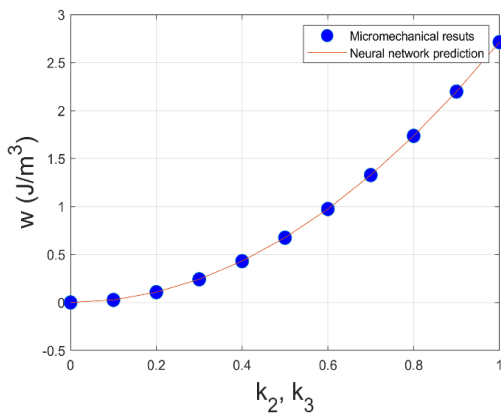
$$\begin{aligned} I_1 &= 3 + k_1^2 + k_2^2 + k_3^2 \\ I_2 &= 3 + k_1^2 + k_2^2 + k_3^2 + k_1^2k_2^2 - 2k_1k_2k_3 \\ I_3 &= J_4 = 1, \quad J_5 = 1 + k_1^2 + k_2^2 + k_1^2k_2^2 - 2k_1k_2k_3 \end{aligned} \quad (12)$$

تحلیل میکرومکانیک برای حجم المان نماینده با کسر حجمی لایه‌ای ۲۰ درصد انجام می‌شود. مکانیزم تغییر شکل برشی درون لایه‌ای با مقادیر مختلف k_i به حجم المان نماینده اعمال می‌شود. مقدار تابع انرژی کرنشی در مقادیر مستقلی تانسوری مرتبط با k_i مطابق با معادله (۱) محاسبه می‌گردد. پس پایگاه داده برای تابع انرژی کرنشی در ماده مرکب الاستومری براساس سه متغیر مستقل I_1, I_2, I_5 استخراج می‌شود. به منظور نمایش داده‌ها می‌توان از نمودارهای دو بعدی استفاده کرد که محور افقی مقادیر مستقل و محور عمودی تابع انرژی کرنشی باشد. همچنین پایگاه داده را می‌توان به صورت رویه سه بعدی نشان داد که محور ۱ و ۲ متغیرهای مستقل و محور ۳ انرژی کرنشی باشد. از آنجا که مقادیر مستقل در هندسه اولیه $I_1 = 3, I_2 = 3, J_5 = 1$ است تابع انرژی بر حسب متغیرهای $I_1 - 3, I_2 - 3, J_5 - 1$ بیان می‌شود تا منحنی انرژی کرنشی در نمودارهای دو بعدی و رویه سه بعدی از مبدأ مختصات مختصات عبور نماید.

شکل (۳) میانگین انرژی کرنش محاسبه‌شده برای حجم المان نماینده را نشان می‌دهد، هنگامی که تغییر شکل برشی در یک صفحه واحد اعمال شده‌است. همچنین، هندسه اولیه و تغییر شکل یافته‌ی حجم المان نماینده متناظر با هر مقدار از k_i در شکل (۳) نمایش داده شده‌اند.



(A)

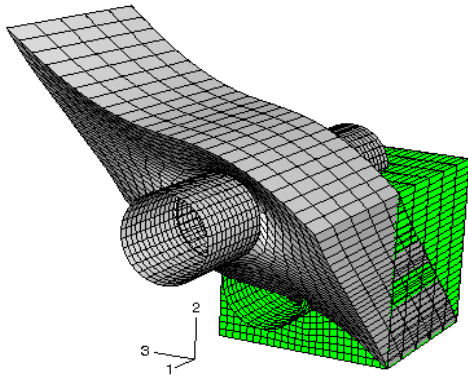


(B)

برای ایجاد تغییر شکل برشی فقط در صفحه ۱-۲ ($k_2 = k_3 = 0$) با افزایش کرنش برشی k_1 از مقدار صفر تا مقدار یک اعمال می‌شود. مقادیر مستقل تانسوری با توجه به مقدار کرنش برشی مطابق با رابطه (۱) در محدوده $0 \leq I_1 - 3 \leq 1$ و $0 \leq I_2 - 3 \leq 1$ ، $3 \leq I_5 - 1 \leq 1$ تغییر می‌نماید. مدل میکرومکانیک با تحلیل اجزای محدود به ازای هر مقدار برشی بررسی و مقدار میانگین انرژی کرنشی در المان حجم نماینده محاسبه می‌شود. پس در فضای سه بعدی با محورهای $I_1 - 3$ ، $I_2 - 3$ و $I_5 - 1$ در امتداد یک خط مستقیم می‌توان مقادیر انرژی کرنشی را محاسبه نمود.

به‌منظور اطلاع بیشتر از مقادیر کرنشی در این فضای سه بعدی نیاز است مدهای تغییر شکل برشی دیگری در نظر گرفته شود. برای این منظور مکانیزم برش درون لایه‌ای فقط در صفحه ۱-۳ ($k_1 = k_2 = 0$) با افزایش k_3 مطابق با شکل (۳-ب) در نظر گرفته می‌شود. در این حالت به ازای تغییر $0 \leq k_3 \leq 1$ مقادیر مستقل تانسوری مطابق با رابطه (۱) در محدوده $0 \leq I_1 - 3 \leq 1$ ، $0 \leq I_2 - 3 \leq 1$ و $I_5 - 1 = 0$ تغییر می‌نماید که یک خط مستقیم دیگر در فضای سه بعدی با محورهای $I_1 - 3$ ، $I_2 - 3$ و $I_5 - 1$ است.

شکل (۴) تغییرات انرژی کرنشی را برای اعمال کرنش برشی در دو صفحه به‌صورت هم‌زمان و شکل (۵) تغییرات انرژی کرنشی را برای اعمال کرنش برشی در سه صفحه به‌صورت هم‌زمان نشان می‌دهد. مقادیر انرژی کرنشی که برای شرایط مختلف برش درون لایه‌ای با تحلیل میکرومکانیک المان حجمی نماینده محاسبه شده است به‌عنوان خروجی شبکه عصبی و مقادیر مستقل تانسوری شامل $I_1 - 3$ ، $I_2 - 3$ و $I_5 - 1$ متناظر با هر یک از مدهای تغییر شکل برشی به‌عنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته می‌شود. آموزش شبکه عصبی دارای ۱۰ لایه پنهان با استفاده از این مقادیر ورودی و خروجی انجام می‌شود. این شبکه عصبی برای محاسبه تابع انرژی برای مقادیر مستقل تانسوری قابل استفاده است. به‌منظور اطمینان از صحت عملکرد شبکه عصبی، مقدار انرژی کرنشی متناظر با هر یک از مدهای تغییر شکل برشی محاسبه می‌شوند و نتایج آن به‌صورت منحنی پیوسته در نمودارهای شکل‌های (۳)، (۴) و (۵) نشان داده می‌شود. از آنجایی که مقدار درصد خطا در آموزش شبکه عصبی ۱۰٪ در نظر گرفته شده است منحنی‌های پیوسته از مقادیر مربوط به تحلیل میکرومکانیک با دقت بسیار بالایی مطابقت دارد. این شبکه عصبی برای محاسبه تانسور مرتبه دوم تنش و تانسور مرتبه چهارم مدول مماسی قابل استفاده است که این تانسورها برای تحلیل اجزای محدود غیرخطی ماده الاستومری تقویت شده مورد نیاز است.



شکل ۵- انرژی کرنش متوسط در مکانیزم تغییر شکل برشی درون لایه‌ای در سه صفحه هم زمان شامل صفحات ۱-۲، ۱-۳ و ۲-۳.

Fig. 5. Average strain energy in the interlayer shear deformation mechanism across three simultaneous planes including the 1-2, 1-3, and 2-3.

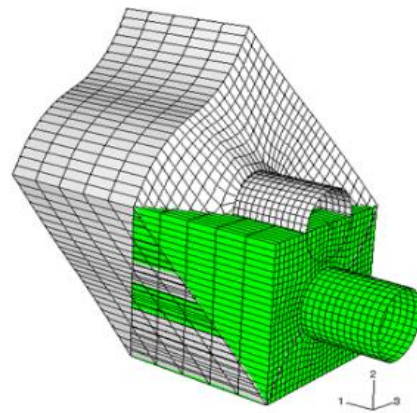
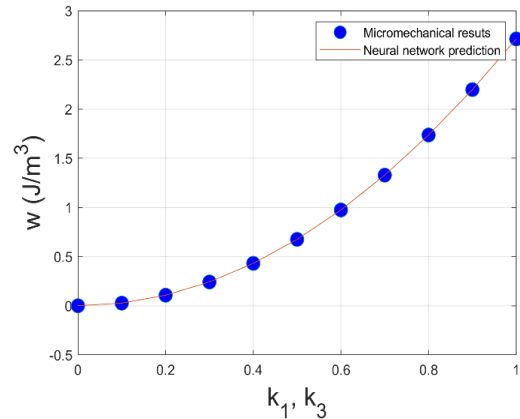
نتیجه گیری

در این مقاله، یک رویکرد نوین برای مدل‌سازی رفتار مکانیکی کامپوزیت‌های الاستومری تقویت‌شده با الیاف پیوسته تک جهت در تغییر شکل‌های بزرگ معرفی شد. با استفاده از داده‌های حاصل از همگن‌سازی میکرومکانیکی بر روی یک عنصر حجمی نماینده، یک شبکه عصبی با دقت بالا آموزش داده شد تا تابع انرژی کرنش ماده را به‌عنوان تابعی از میدان تغییر شکل و جهت‌گیری الیاف پیش‌بینی کند. یافته‌های این تحقیق به‌وضوح نشان می‌دهند مدل شبکه عصبی، با دقت قابل‌قبولی، قادر به پیش‌بینی نتایج پیچیده تحلیل میکرومکانیکی است. این امر تأییدی بر کارایی روش ارائه‌شده در مدل‌سازی رفتار مواد هایپرالاستیک ناهمسانگرد است. مزیت اصلی این رویکرد، در توانایی آن برای کاهش چشمگیر زمان محاسبات در شبیه‌سازی‌های ماکروسکوپی نهفته است، زیرا مدل شبکه عصبی به‌عنوان یک مدل رفتاری جایگزین، نیاز به تحلیل مستقیم ریزساختار در هر گام محاسباتی را مرتفع می‌سازد.

در نهایت، مدل توسعه‌یافته می‌تواند به‌طور مستقیم در نرم‌افزارهای تحلیل اجزای محدود برای طراحی و بهینه‌سازی سازه‌هایی که از این نوع مواد استفاده می‌کنند، به‌کار رود. پژوهش‌های آتی می‌توانند این روش را برای مواد با ریزساختارهای پیچیده‌تر، مانند الیاف با جهت‌گیری‌های تصادفی یا چندجهته، گسترش دهند.

تعارض منافع

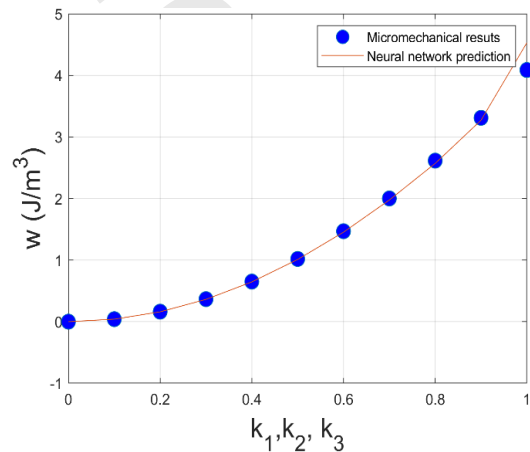
هیچگونه تعارض منافع توسط نویسنده بیان نشده است.



(C)

شکل ۴- انرژی کرنش متوسط در مکانیزم تغییر شکل برشی درون لایه‌ای در دو صفحه هم‌زمان: الف) صفحات ۱-۲ و ۱-۳ (ب) صفحات ۱-۳ و ۲-۳، ج) صفحات ۱-۲ و ۲-۳، دایره توپر: نتایج میکرومکانیک منحنی: پیش‌بینی شبکه عصبی.

Fig. 4. Average strain energy in the interlayer shear deformation mechanism for two simultaneous planes: A) Planes 2-1 and 3-1; B) Planes 3-1 and 3-2; C) Planes 2-1 and 3-2. solid circle: micromechanics results, curve: neural network prediction.



مراجع

- micromechanics approach," *Philosophical Magazine*, vol. 87, no. 35, pp. 5607–5627, 2007, <https://doi.org/10.1080/14786430701678930>.
- [12] J. E. Bischoff, E. A. Arruda, and K. Grosh, "A microstructurally based orthotropic hyperelastic constitutive law," *Journal of Applied Mechanics*, vol. 69, no. 5, pp. 570–579, 2002, <https://doi.org/10.1115/1.1485754>.
- [13] M. T. Abadi, "Rheological characterization of continuous fiber-reinforced viscous fluid," *Journal of Non-Newtonian Fluid Mechanics*, vol. 165, no. 15–16, pp. 914–922, 2010, <https://doi.org/10.1016/j.jnnfm.2010.05.001>.
- [14] M. T. Abadi, "Mechanical behavior of continuous fiber-reinforced elastomeric materials at finite strain," *Mechanics of Advanced Materials and Structures*, vol. 19, no. 5, pp. 360–366, 2012, <https://doi.org/10.1080/15376494.2010.528164>.
- [15] M. Fernández, M. Jamshidian, T. Böhlke, K. Kersting, and O. Weeger, "Anisotropic hyperelastic constitutive models for finite deformations combining material theory and data-driven approaches with application to cubic lattice metamaterials," *Computational Mechanics*, vol. 67, pp. 653–677, 2021, <https://doi.org/10.1007/s00466-020-01954-7>.
- [16] X. Liu, S. Tian, F. Tao, and W. Yu, "A review of artificial neural networks in the constitutive modeling of composite materials," *Composites Part B: Engineering*, vol. 224, 2021, Art. no. 109152, <https://doi.org/10.1016/j.compositesb.2021.109152>.
- [17] A. Hussain, A. H. Sakhaei, and M. Shafiee, "Machine learning-based constitutive modelling for material non-linearity: A review," *Mechanics of Advanced Materials and Structures*, 2024, <https://doi.org/10.1080/15376494.2024.2439557>.
- [18] J. Ghaboussi, D. A. Pecknold, M. Zhang, and R. Haj Ali, "Autoprogressive training of neural network constitutive models," *International Journal for Numerical Methods in Engineering*, vol. 42, no. 1, pp. 105–126, 1998, [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-0207\(19980515\)42:1<105::AID-NME356>3.0.CO;2-V](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-0207(19980515)42:1<105::AID-NME356>3.0.CO;2-V).
- [19] R. Haj Ali, D. Pecknold, J. Ghaboussi, and G. Voyiadjis, "Simulated micromechanical models using artificial neural networks," *Journal of Engineering Mechanics*, vol. 127, no. 7, pp. 730–738, 2001, [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)0733-9399\(2001\)127:7\(730\)](https://doi.org/10.1061/(ASCE)0733-9399(2001)127:7(730)).
- [20] R. M. Haj Ali, D. A. Pecknold, and J. Ghaboussi, "Micromechanics-based constitutive damage models for composite materials using artificial neural networks," *Modeling and simulation based engineering*, pp. 551–557, 1998.
- [21] C. Yang, Y. Kim, S. Ryu, G. X. Gu, "Using convolutional neural networks to predict composite properties beyond the elastic limit," *MRS*
- [1] C. O. Horgan and G. Saccomandi, "A new constitutive theory for fiber-reinforced incompressible nonlinearly elastic solids," *Journal of the Mechanics and Physics of Solids*, vol. 53, no. 9, pp. 1985–2015, 2005, <https://doi.org/10.1016/j.jmps.2005.04.004>.
- [2] N. Lhellec, F. Mazerolle, and J.-C. Michel, "Second-order estimate of the macroscopic behavior of periodic hyperelastic composites: theory and experimental validation," *Journal of the Mechanics and Physics of Solids*, vol. 52, no. 1, pp. 27–49, 2004, [https://doi.org/10.1016/S0022-5096\(03\)00104-2](https://doi.org/10.1016/S0022-5096(03)00104-2).
- [3] A. J. M. Spencer, *Continuum Theory of the Mechanics of Fibre-Reinforced Composites*, Vienna: Springer, 2014, <https://doi.org/10.1007/978-3-7091-4336-0>.
- [4] G. Y. Qiu and T. Pence, "Remarks on the behavior of simple directionally reinforced incompressible nonlinearly elastic solids," *Journal of Elasticity*, vol. 49, pp. 1–30, 1997, <https://doi.org/10.1023/A:1007410321319>.
- [5] J. Merodio and R. W. Ogden, "Mechanical response of fiber-reinforced incompressible non-linearly elastic solids," *International Journal of Non-Linear Mechanics*, vol. 40, no. 2–3, pp. 213–227, 2005, <https://doi.org/10.1016/j.ijnonlinmec.2004.05.003>.
- [6] Z. Y. Guo, X. Q. Peng, and B. Moran, "A composites-based hyperelastic constitutive model for soft tissue with application to the human annulus fibrosus," *Journal of the Mechanics and Physics of Solids*, vol. 54, no. 9, pp. 1952–1971, 2006, <https://doi.org/10.1016/j.jmps.2006.02.006>.
- [7] G. DeBotton, I. Hariton, and E. A. Socolsky, "Neo-Hookean fiber-reinforced composites in finite elasticity," *Journal of the Mechanics and Physics of Solids*, vol. 54, no. 3, pp. 533–559, 2006, <https://doi.org/10.1016/j.jmps.2005.10.001>.
- [8] P. P. Castañeda, "Second-order theory for nonlinear dielectric composites incorporating field fluctuations," *Physical Review B*, vol. 64, no. 21, 2001, Art. no. 214205, <https://doi.org/10.1103/PhysRevB.64.214205>.
- [9] P. P. Castaneda, "Second-order homogenization estimates for nonlinear composites incorporating field fluctuations: I-theory," *Journal of the Mechanics and Physics of Solids*, vol. 50, no. 4, pp. 737–757, 2002, [https://doi.org/10.1016/S0022-5096\(01\)00099-0](https://doi.org/10.1016/S0022-5096(01)00099-0).
- [10] M. Brun, O. Lopez Pamies, and P. P. Castaneda, "Homogenization estimates for fiber-reinforced elastomers with periodic microstructures," *International Journal of Solids and Structures*, vol. 44, no. 18–19, pp. 5953–5979, 2007, <https://doi.org/10.1016/j.ijssolstr.2007.02.003>.
- [11] J. Moraleda, J. Segurado, and J. Llorca, "Finite deformation of porous elastomers: a computational

- reverse design of fiber reinforced plastic composite materials," *International Journal of Multiphysics*, vol. 18, no. 3, pp. 1430-1445, 2024.
- [27] X. Liu *et al.*, "Design optimization of laminated composite structures using artificial neural network and genetic algorithm," *Composite Structures*, vol. 305, 2023, Art. no. 116500, <https://doi.org/10.1016/j.compstruct.2022.116500>.
- [28] X. Liu, C. A. Featherston, and D. Kecedy, "A novel parallel method for layup optimization of composite structures with ply drop-offs," *Composite Structures*, vol. 312, 2023, Art. no. 116853, <https://doi.org/10.1016/j.compstruct.2023.116853>.
- [29] B. Miller and L. Ziemianski, "Accelerating multi-objective optimization of composite structures using multi-fidelity surrogate models and curriculum learning," *Materials*, vol. 18, no. 7, 2025, Art. no. 1469. <https://doi.org/10.3390/ma18071469>.
- [30] M. T. Abadi, "Characterization of heterogeneous materials under shear loading at finite strain," *Composite Structures*, vol. 92, no. 2, pp. 578–584, 2010, <https://doi.org/10.1016/j.compstruct.2009.09.002>.
- [31] M. T. Abadi, "Micromechanical modeling of heterogeneous materials at finite strain," in *Wiley Encyclopedia of Composites*, L. Nicolais, Ed. John Wiley & Sons, Inc. 2011, pp. 1-13, <https://doi.org/10.1002/9781118097298.weoc155>.
- Communications*, vol. 9, no. 2, pp. 609-617, 2019, <https://doi.org/10.1557/mrc.2019.49>.
- [22] M. Al Assadi, H. A. El Kadi, and I. M. Deiab, "Using artificial neural networks to predict the fatigue life of different composite materials including the stress ratio effect," *Applied Composite Materials*, vol. 18, no. 4, pp. 297–309, 2011, <https://doi.org/10.1007/s10443-010-9158-7>.
- [23] P. Pratim Das, M. Elenchezian, V. Vadlamudi, and R. Raihan, "Artificial intelligence assisted residual strength and life prediction of fiber reinforced polymer composites," in *AIAA SCITECH 2023 Forum*, National Harbor, MD & Online, 2023, <https://doi.org/10.2514/6.2023-0773>.
- [24] A. H. Mirzaei, P. Hagh, M. M. Shokrieh, "Prediction of fatigue life of laminated composites by integrating artificial neural network model and non-dominated sorting genetic algorithm," *International Journal of Fatigue*, vol. 188, 2024, Art. no. 108528, <https://doi.org/10.1016/j.ijfatigue.2024.108528>.
- [25] C. T. Chen and G. X. Gu, "Generative deep neural networks for inverse materials design using backpropagation and active learning," *Advanced Science*, vol. 7, no. 5, 2020, <https://doi.org/10.1002/advs.201902607>.
- [26] M. K. Taher, S. Khudhair, G. Kovacs, S. Szaval, and M. M. Sahib, "Using artificial neural network in