Autumn 2025, Volume 28, Nummber 3

METALLURGICAL ENGINEERING
The Journal of Iranian Metallurgical and Materials Engineering Society

Comparing the capability of Arrhenius type and artificial neural network models in predicting the high temperature flow behavior of selective laser melted Inconel 625 alloy

Sobhan Asl Najafi[1], *Hamid Reza Abedi[2]

1- Bachelor Student, School of Metallurgy & Materials Engineering, Iran University of Science and Technology (IUST), Tehran, Iran
2- Assistant Professor, School of Metallurgy & Materials Engineering, Iran University of Science and Technology (IUST), Tehran, Iran

Citation: Asl Najafi S, Abedi H.R. Comparing the capability of Arrhenius type and artificial neural network models in predicting the high temperature flow behavior of selective laser melted Inconel 625 alloy, Metallurgical Engineering, 2025: 28(3):165 -174 https://doi.org/10.22076/me.2024.1998893.1408

https://doi.org/10.22076/me.2024.1998893.1408

ABSTRACT

Conventional methods face limitations when it comes to producing near-net-shape products of high-strength advanced engineering alloys, while additive manufacturing as an alternative approach have garnered the interest of artisans and researchers. High-performance engineering materials, such as nickel-based superalloys, are specifically formulated to endure harsh conditions like elevated temperatures, extended exposure time, and corrosive surroundings. Consequently, there is a significant demand to study the high temperatures mechanical characteristics of advanced high-strength alloys produced through additive manufacturing. In this research, the high temperature flow behavior of Inconel625 superalloy produced through selective laser melting has been investigated. For this purpose, hot compression tests were performed at temperatures of 800, 900, 1000, and 1100 ℃ under the strain rates of 0.001, 0.01, and $0.1s^{-1}$. In order to modeling the flow stress behavior, modified Arrhenius-type model and artificial neural network model were employed. Standard statistical parameters in the form of correlation coefficient (R), root mean square error (RMSE) and average absolute relative error (AARE) were used to evaluate the accuracy of the developed models. Due to the significant changes in the strain rate sensitivity and deformation activation energy in the studied temperature range, Arrhenius model could not accurately predict the high temperature flow behavior. While the artificial neural network model represented high capability in modeling the hardening and softening behavior of the investigated superalloy. Based on the predicted data, power efficiency and dissipation maps were constructed at strains of 0.1, 0.2, 0.3, and 0.4, then the metallurgical instability regions and optimal deformation conditions were identified.

Keywords: Nickel-based superalloy; Additive Manufacturing; Flow behavior; Processing map; Artificial neural network.

Received: July 16, 2024 | Accepted: August 24, 2024

***Corresponding Author:**
Hamid Reza Abedi, PhD
Address: School of Met Engineering, Iran University of Science & Technology, Narmak, Tehran, Iran
Tel: +98 (21) 77248830
E-mail: habedi@iust.ac.ir

مقایسه قابلیت مدل‌های آرنیوسی و شبکه مصنوعی عصبی در مدلسازی رفتار سیلان سوپرآلیاژ اینکونل ۶۲۵ تولید شده به روش ساخت افزایشی

سبحان اصل نجفی[۱]، *حمیدرضا عابدی[۲]

۱- دانشجوی کارشناسی، دانشکده مهندسی مواد و متالورژی، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

۲- استادیار، دانشکده مهندسی مواد و متالورژی، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران، ایران

چکیده

ساخت محصولات نزدیک به شکل نهایی از جنس آلیاژهای پیشرفته پراستحکام از طریق روش‌های ساخت افزایشی، توجه بسیاری از صنعتگران و محققان را به خود جلب کرده است. آلیاژهای پیشرفته مهندسی مانند سوپرآلیاژهای پایه نیکل جهت سرویس‌دهی در شرایط خاص مانند دمای بالا، زمان‌های طولانی مدت، و شرایط خورنده و اکسید شونده طراحی می‌شوند. بنابراین ضرورت بررسی خواص مکانیکی دمای بالای آلیاژهای پیشرفته پراستحکام ساخته شده به روش ساخت افزایشی کاملا محسوس است. در این پژوهش رفتار سیلان دمای بالای سوپر آلیاژ ۶۲۵ Inconel تولید شده به روش ذوب لیزری انتخابی مورد بررسی قرار گرفته است. به این منظور آزمایش‌های فشار در دماهای ۸۰۰، ۹۰۰، ۱۰۰۰ و ۱۱۰۰°C تحت نرخ کرنش‌های ۰/۰۰۱، ۰/۰۱ و s^{-1} ۰/۱ انجام شد. جهت مدلسازی رفتارسیلان آلیاژ از مدل رفتاری آرنیوسی اصلاح شده و مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. برای ارزیابی دقت مدل‌های به‌کارگرفته‌شده از پارامترهای استاندارد آماری در قالب ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا، و میانگین خطای نسبی مطلق استفاده شد. با توجه به تغییرات قابل توجه ضریب حساسیت به نرخ کرنش و انرژی فعالسازی تغییرشکل در محدوده دمایی مورد بررسی، مدل آرنیوسی نتوانست پیش‌بینی دقیقی از رفتار سیلان داشته باشد. در حالی که مدل شبکه عصبی مصنوعی از توانایی بسیار بالایی در مدلسازی رفتار سخت‌شوندگی و نرم‌شوندگی سیلان سوپرآلیاژ مورد بررسی برخوردار است. بر اساس داده‌های پیش‌بینی شده نقشه‌های بازده و اتلاف توان در کرنش‌های ۰/۱، ۰/۲، ۰/۳ و ۰/۴ رسم شدند و مناطق ناپایداری متالورژیکی و شرایط بهینه تغییرشکل مورد شناسایی قرار گرفت.

واژه‌های کلیدی: سوپرآلیاژ پایه نیکل؛ ساخت افزایشی؛ رفتار سیلان؛ نقشه فرایند؛ شبکه عصبی مصنوعی.

دریافت: ۱۴۰۳/۰۴/۲۶ | پذیرش: ۱۴۰۳/۰۶/۰۳

مقدمه

روش‌های نوین ساخت به فرایندهایی گفته می‌شود که در آن‌ها ساخت قطعات از طریق افزایش ماده به صورت لایه به لایه انجام می‌شود. روش ذوب لیزری انتخابی یکی از روش‌های بستر پودری در این حوزه محسوب می‌شود که شرایط را برای ساخت محصولات بدون تخلخل و نزدیک به شکل نهایی فراهم می‌کند و برای ساخت قطعات با هندسه پیچیده از جنس آلیاژهای تیتانیوم، آلیاژهای کبالت/کروم، فولادها و سوپرآلیاژهای پایه نیکل مورد استفاده قرار گرفته است [۱-۴]. کاهش زمان و هزینه، اتلاف کمتر ماده، نیروی انسانی کمتر، و محدودیت‌های کمتر ناشی از هندسه پیچیده قطعات از مزیت‌های اصلی روش ساخت افزایشی ذوب لیزری انتخابی محسوب می‌شود [۵-۷].

سوپرآلیاژهای پایه نیکل به دلیل برخورداری از استحکام بالا، مقاومت به خوردگی و خزش کاربردهای مختلفی را در صنایع مختلف به ویژه جهت کاربری در دمای بالا به خود اختصاص داده‌اند [۸-۹]. به همین دلیل ارزیابی خواص مکانیکی دمای بالا، و رفتار سیلان گرم سوپرآلیاژهای پایه نیکل تولید شده به روش‌های ساخت افزایشی از اهمیت بالایی برخوردار است. تا کنون مدل‌های پدیدارشناختی متعددی (آرنیوسی، زریلی آرمسترانگ، و جانسون کوک) برای نشان دادن وابستگی تنش سیلان به پارامترهای دما، نرخ کرنش و کرنش و مدلسازی و پیش‌بینی سطوح و رفتار تنش سیلان ارائه شده است [۱۰-۱۲]. اما در خصوص قطعات تولید شده به روش‌های ساخت افزایشی تا کنون تحقیق جامعی صورت نپذیرفته است. دقت این دسته از مدل‌ها به میزان تغییرات ثوابت مدل، در

* نویسنده مسئول:

دکتر حمیدرضا عابدی

نشانی: تهران، میدان رسالت، خیابان هنگام، دانشگاه علم و صنعت ایران، دانشکده مهندسی مواد و متالورژی

تلفن: ۷۷۲۴۸۸۳۰ (۲۱) ۹۸+

پست الکترونیکی: habedi@iust.ac.ir

محدوده مورد بررسی بستگی دارد و در محدوده گسترده از دما و نرخ کرنش که تغییرات انرژی فعالسازی تغییرشکل و ضریب حساسیت به نرخ کرنش قابل توجه است، این مدل ها قادر به پیش‌بینی صحیح رفتار سیلان نمی‌باشند [۱۳-۱۵].

مدل شبکه عصبی مصنوعی یک روش هوش مصنوعی است که از قابلیت بالایی در تبیین روابط غیرخطی و پیچیده تنش سیلان با دما، کرنش و نرخ کرنش برخوردار است. این مدل مجموعه‌ای از محاسبات ریاضی است که از سیستم عصبی انسان الهام گرفته شده است. شبکه‌های عصبی با قابلیت قابل توجه در استنتاج معانی از داده‌های پیچیده یا مبهم، برای استخراج الگوها و الگوریتم‌هایی که آگاهی از آن‌ها از طریق دیگر روش‌ها بسیار دشوار است به کار گرفته می‌شوند. مزیت اصلی مدل شبکه عصبی مصنوعی این است که برای تبدیل داده‌های ورودی به خروجی نیازی به یک الگوریتم از پیش تعریف شده نیست. یادگیری اساساً از طریق آموزش داده‌ها اتفاق می‌افتد و بهترین الگو بدون هیچ فرض قبلی در مورد ماهیت و روابط بین آن‌ها (بر خلاف مدلهای رفتاری پدیدارشناختی) به دست می‌آید [۱۶-۱۹]. هدف از این پژوهش بررسی قابلیت مدل پدیدارشناختی آرنیوسی و مدل شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی سطح تنش و رفتار سیلان گرم سوپرآلیاژ Inconel 625 تولید شده به روش ساخت افزایشی می‌باشد. همچنین ترسیم نقشه های بازده تغییرشکل و ناپایداری بر اساس داده های پیش‌بینی شده از دیگر اهداف اصلی این پژوهش است.

روش تحقیق

ترکیب شیمیایی پودر آلیاژ اینکونل ۶۲۵ مورد استفاده در پژوهش حاضر جهت تولید قطعات با روش ذوب لیزری انتخابی در جدول ۱ ارائه شده است. نمونه‌های آزمایش فشارگرم به صورت استوانه‌ای شکل با قطر ۶ میلی‌متر و ارتفاع ۹ میلی‌متر بر اساس استاندارد ASTM-E209 در جهت z با استفاده از دستگاه نورا M100P ساخته شدند. نرخ حجمی تغذیه به عنوان معیاری جهت ارزیابی سرعت تولید برابر ۲ mm^3/s و استراتژی ساخت قطعات به صورت دوجهته در نظر گرفته شد. دقت ابعادی نمونه‌ها فشار استوانه‌ای ساخته شده به روش ذوب انتخابی از طریق لیزر برابر ۴۰ µm-۶۰ است. ضخامت لایه‌ها برابر µm ۳۰ در نظر گرفته شد و فرآیند تحت حفاظت گاز آرگون انجام شد. نمونه‌ها چاپ شده تحت عملیات تنش‌گیری قرار گرفتند؛ تا دمای ۸۷۰°C با نرخ گرمایش ۲ °/min گرم شدند و در این دما به مدت ۶۰ دقیقه نگهداری شده و سپس در هوا سرد شدند.

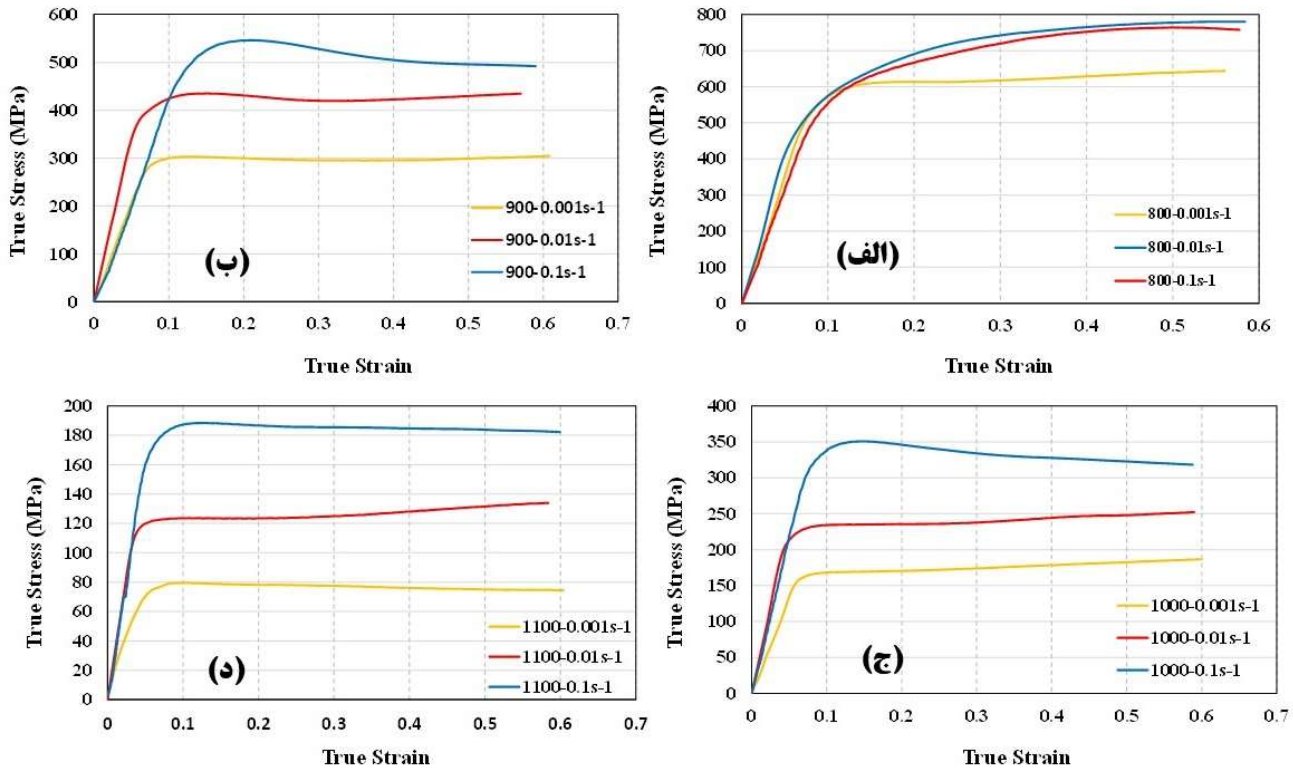
به منظور بررسی رفتار سیلان گرم آلیاژ آزمایش فشار در دماهای ۸۰۰، ۹۰۰، ۱۰۰۰ و ۱۱۰۰°C تحت نرخ کرنش‌های ۰/۰۰۱، ۰/۰۱، و ۰/۱ s^{-1} تا کرنش حقیقی ۰,۶ انجام پذیرفت. برای این منظور از دستگاه کشش فشار مدل Gotech Al-7000 مجهز به کوره مقاومتی قابل برنامه‌ریزی (با دقت ±۵°C) استفاده شد. برای رسیدن به شرایط تعادل و اطمینان از یکنواختی دمای نمونه‌ها، قبل از انجام آزمایش فشار نمونه‌ها به مدت زمان ۷ دقیقه در دمای مورد نظر نگهداری شدند و سپس تحت تغییرشکل قرار گرفتند. مقادیر نیرو با دقت gr ۰,۱ ثبت شد و میزان جابجایی بر اساس جابجایی فک ها اندازه‌گیری شد. از ورق‌ها میکا برای به‌حداقل رساندن اثر اصطکاک بین فک ها و سطح نمونه‌های فشار استفاده شد.

نتایج و بحث

منحنی‌های تنش-کرنش حقیقی حاصل از آزمایش فشار داغ در دماهای ۸۰۰، ۹۰۰، ۱۰۰۰ و ۱۱۰۰°C تحت نرخ کرنش‌های ۰/۰۰۱، ۰/۰۱، و ۰/۱ s^{-1} در شکل ۱ آورده شده است. در مراحل اولیه تغییر شکل، تولید، انباشت، و درهم‌گیرشدن نابجایی‌ها باعث وقوع کارسختی از تنش تسلیم تا تنش حداکثر می‌شود. سپس با افزایش کرنش، به دلیل فعالیت مکانیزم‌های نرم‌شوندگی و تعادل بین کارسختی و کارنرمی، سطح تنش سیلان به یک حالت پایدار می‌رسد. مشاهده این رفتار سیلان در منحنی‌های تنش کرنش و کسر قابل توجه نرم‌شوندگی به وقوع تبلور مجدد دینامیکی ناپیوسته نسبت داده می‌شود [۲۰]. مشاهده پیک‌های گسترده و پهن و میزان کسر نرم‌شوندگی پایین نیز به وقوع بازیابی دینامیکی و تبلور مجدد دینامیکی پیوسته نسبت داده شده است [۲۱]. همانگونه که انتظار می‌رود در منحنی‌های تنش-کرنش، با افزایش دما و کاهش نرخ کرنش، سطح تنش سیلان کاهش می‌یابد که با توجه به فعالیت سیستم‌های لغزش غیرپایه، افزایش نفوذ اتمی و تسهیل حرکت نابجایی‌ها قابل توجیه است [۲۲]. بر همین اساس میزان ضریب حساسیت به نرخ کرنش در شرایط ترمومکانیکی مورد بررسی مثبت است. نکته قابل ذکر حساسیت به نرخ کرنش منفی در حین تغییرشکل در دمای ۸۰۰°C تحت نرخ کرنش‌های ۰/۰۱، و ۰/۱ s^{-1} است که می‌تواند ناشی از ورود به منطقه پیرکرنشی دینامیکی با کاهش دمای تغییرشکل باشد [۲۳]. مشاهدات انجام شده حاکی از وقوع نرم‌شوندگی و سخت‌شوندگی در شرایط مختلف ترمومکانیکی (دما، نرخ کرنش و کرنش اعمالی) و در مجموع رفتار سیلان پیچیده سوپر آلیاژ مورد بررسی است. لذا توسعه مدل‌های کارآمد با قابلیت بالای پیش‌بینی رفتار سیلان از اهمیت بالایی برخوردار است.

جدول ۱: ترکیب شیمیایی پودر مورد استفاده جهت ذوب گزینشی لیزری، پودر "EOS Nickle Alloy IN625"

Ni	Cr	Mo	Nb	Fe	Ti	Al	Co	C	P, S
درصد باقی مانده	۲۰-۲۳	۸-۱۰	۳/۱۵-۴/۱۵	<۵	<۰/۴	<۰/۴	<۱	<۰/۱	<۰/۰۱۵



شکل۱: منحنی‌های تنش کرنش حقیقی حاصل از آزمایش فشار گرم در دماهای (الف) ۸۰۰ ، (ب) ۹۰۰ ، (ج) ۱۰۰۰ و (د) ۱۱۰۰°C تحت نرخ کرنش‌های ۰/۰۰۱، ۰/۰۱، و s^{-1} ۰/۱.

ارتباط بین تنش سیلان، دما و نرخ کرنش در محدوده‌های مختلف تنشی می‌تواند توسط رابطه‌ای به شکل آرنیوسی بیان شود جایی‌که تاثیرات همزمان دما و نرخ کرنش توسط پارامتر زِنر-هولومان (Z) در نظر گرفته می‌شود [۲۴]:

$$\dot{\varepsilon} = A_1\sigma^{n_1} exp\left(-\frac{Q}{RT}\right) \qquad (\alpha\sigma < 0.8) \qquad (۱)$$

$$\dot{\varepsilon} = A_2\, exp(\beta\sigma)\, exp\left(-\frac{Q}{RT}\right) \qquad (\alpha\sigma > 1.2) \qquad (۲)$$

$$\dot{\varepsilon} = A[sinh(\alpha\sigma)]^n\, exp\left(-\frac{Q}{RT}\right) \qquad (for\ all\ \sigma) \qquad (۳)$$

$$Z = \dot{\varepsilon}\, exp\left(\frac{Q}{RT}\right) \qquad (۴)$$

که در رابطه بالا Q انرژی فعال‌سازی (KJ/mol)، R ثابت جهانی گازها (8.314J/mol.K) و A1, A2, A, n1, n, β و α ثوابت ماده هستند. برای محاسبه ثوابت معادلات آرنیوسی، از تنش‌های مربوط به کرنش های حقیقی مختلف (با فاصله‌ی ۰/۰۵) در نرخ کرنش‌های متفاوت استفاده شده است. جهت اختصار در ادامه ثوابت مربوط به کرنش حقیقی ۰/۲ گزارش شده است. با لگاریتم گرفتن از معادله‌های (۱) و (۲) می‌توان نوشت:

$$ln\dot{\varepsilon} = lnA_1 + n_1 ln\sigma - \left(\frac{Q}{RT}\right) \qquad (۵)$$

$$ln\dot{\varepsilon} = lnA_2 + \beta\sigma - \left(\frac{Q}{RT}\right) \qquad (۶)$$

به کمک برازش خطی ثوابت β و n_1 به ترتیب به صورت میانگین شیب نمودار $ln\dot{\varepsilon}$ بر حسب $ln\sigma$ و شیب نمودار $ln\varepsilon$ بر حسب σ مورد محاسبه قرار می‌گیرند. این ثوابت در کرنش حقیقی ۰/۲ به ترتیب برابر ۹/۲۴۶۰ و MPa^{-1} ۰/۰۳۱۴ به‌دست آمدند. در نتیجه مقدار α که برابر با $\alpha = \beta/n_1$ می‌باشد، MPa^{-1} ۰/۰۰۳۸ به‌دست آمد. با لگاریتم گرفتن از معادله (۳) می‌توان نوشت:

$$ln\dot{\varepsilon} = lnA + nln[\sinh(\alpha\sigma)] - \left(\frac{Q}{RT}\right) \qquad (۷)$$

با استفاده از برازش خطی و میانگین‌گیری از شیب‌های خطوط در نمودارهای $ln\dot{\varepsilon}$ بر حسب $ln[\sinh(\alpha\sigma)]$ در بازه دمایی ۸۰۰ تا ۱۱۰۰°C، ، مقدار n برابر ۹/۲۴۶۰ به‌دست آمد. با مرتب کردن معادله (۷)، انرژی فعالسازی (Q) با استفاده از رابطه (۸) به‌دست می‌آید. مقدار Q از طریق میانگین شیب خطوط در نمودار $ln[\sinh(\alpha\sigma)]$ بر حسب 1000/T، برابر ($KJ.mol^{-1}$) ۹۴۰/۶۴۷۴ به‌دست آمد.

$$Q = \frac{nR\partial ln[\sinh(\alpha\sigma)]}{\partial(\frac{1}{T})} \quad (۸)$$

بر اساس معادله‌های (۳) و (۴) می‌توان نوشت:

$$Z = A[\sinh(\alpha\sigma)]^n \quad (۹)$$

با لگاریتم گرفتن از معادله (۹)، معادله (۱۰) به‌صورت زیر نوشته می‌شود:

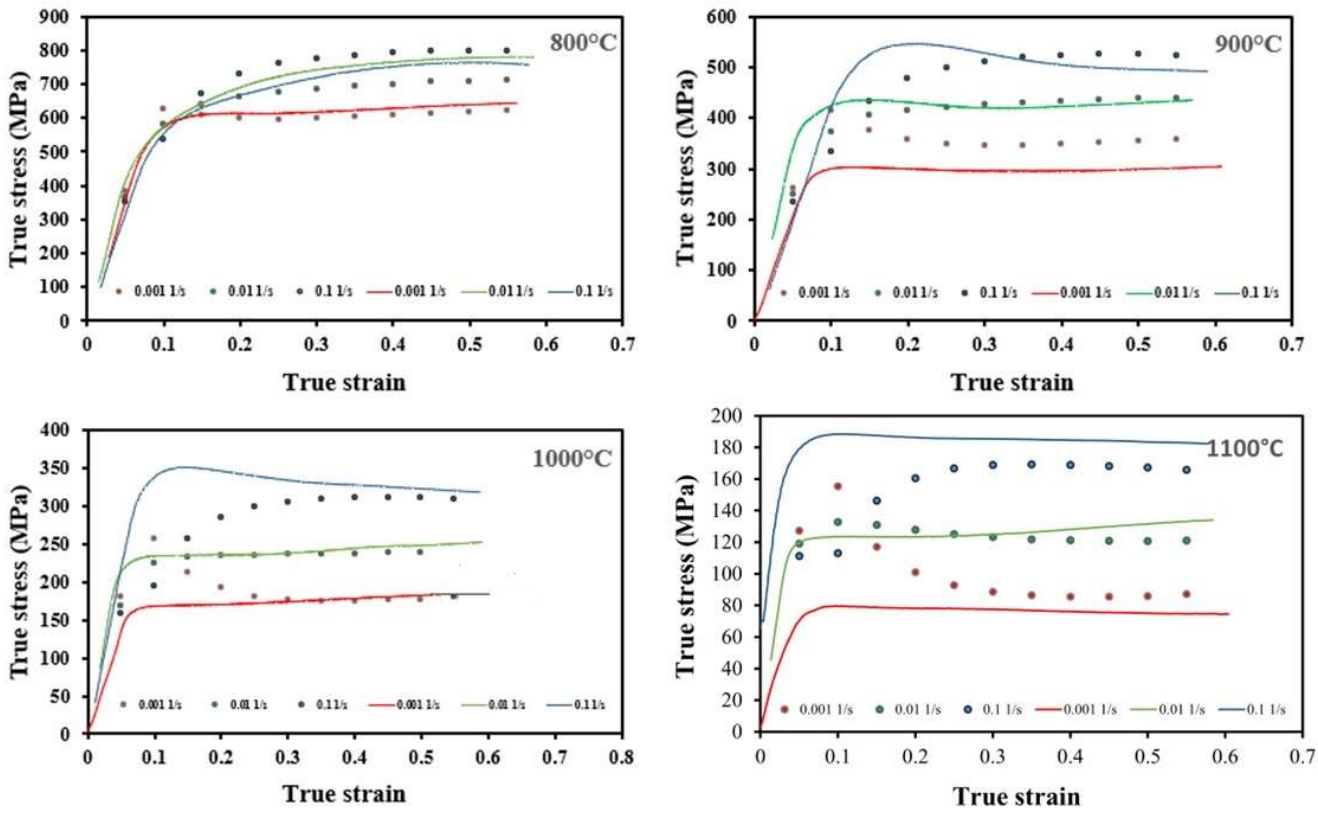
$$lnZ = lnA + nln[\sinh(\alpha\sigma)] \quad (۱۰)$$

عرض از مبدا نمودار lnz بر حسب $ln[\sinh(\alpha\sigma)]$ مقدار lnA را به‌دست می‌دهد، در نتیجه مقدار A برابر ۳/ ۷۴۹۲۱۰^{۳۶} محاسبه شد. پس از محاسبه ثوابت، رابطه آرنیوسی و معادله زنر-هولومان به صورت زیر به‌دست آمد:

$$\begin{cases} \dot{\varepsilon} = 6.9654 \times 10^{21}[\sinh(0.0169 \times \sigma)]^{4.9413} \exp\left(-\frac{563.421}{RT}\right) \\ Z = \dot{\varepsilon} \exp\left(\frac{563.421}{RT}\right) \end{cases} \quad (۱۱)$$

در شکل ۲ ارتباط بین نتایج پیش‌بینی شده توسط مدل آرنیوسی و نتایج تجربی نشان داده شده است. نتایج حاصل از پیش‌بینی مدل با نتایج حاصل از آزمایش تفاوت قابل‌توجهی دارد. مدل پیشنهادی علاوه بر مقادیر سطح تنش سیلان، قادر به پیش‌بینی رفتار نرم‌شوندگی و رفتار سیلان ماده در شرایط ترمومکانیکی مختلف نمی‌باشد. عدم توانایی مدل آرنیوسی در مدلسازی رفتار سیلان در این پژوهش به تغییرات قابل‌توجه ضریب حساسیت به نرخ کرنش و انرژی فعالسازی تغییرشکل در محدوده دمایی مورد بررسی نسبت داده می‌شود.

توسعه مدل آرنیوسی مبتنی بر تعیین ثوابت معادله رفتاری به ویژه ضریب حساسیت به نرخ کرنش (m) و انرژی فعالسازی تغییرشکل (Q) است. همانطور که در شکل ۲ مشاهده می‌شود مقدار ضریب حساسیت به نرخ کرنش در دمای ۸۰۰°C منفی و در سایر دماهای مورد بررسی مثبت است. جهت توسعه مدل آرنیوسی از ضرایب به‌دست آمده در دماهای مختلف میانگین گرفته می‌شود. بر همین اساس مقدار انرژی فعالسازی تغییرشکل نیز با ترسیم تغییرات $ln[\sinh(\alpha\sigma)]$ بر حسب 1000/T و با استفاده از رابطه (۸) تعیین می‌شود. بنابراین ثوابت محاسبه شده m و Q نمی‌توانند به درستی نشان‌دهنده رفتار نمونه در بازه دمایی مورد بررسی باشد زیرا مکانیزم‌های تغییرشکل با افزایش دما تغییر می‌کنند. این مورد به عنوان علت اصلی کاهش دقت مدل توسعه‌یافته جهت پیش‌بینی رفتار سیلان ماده ساخت افزایشی شناسایی می‌شود.



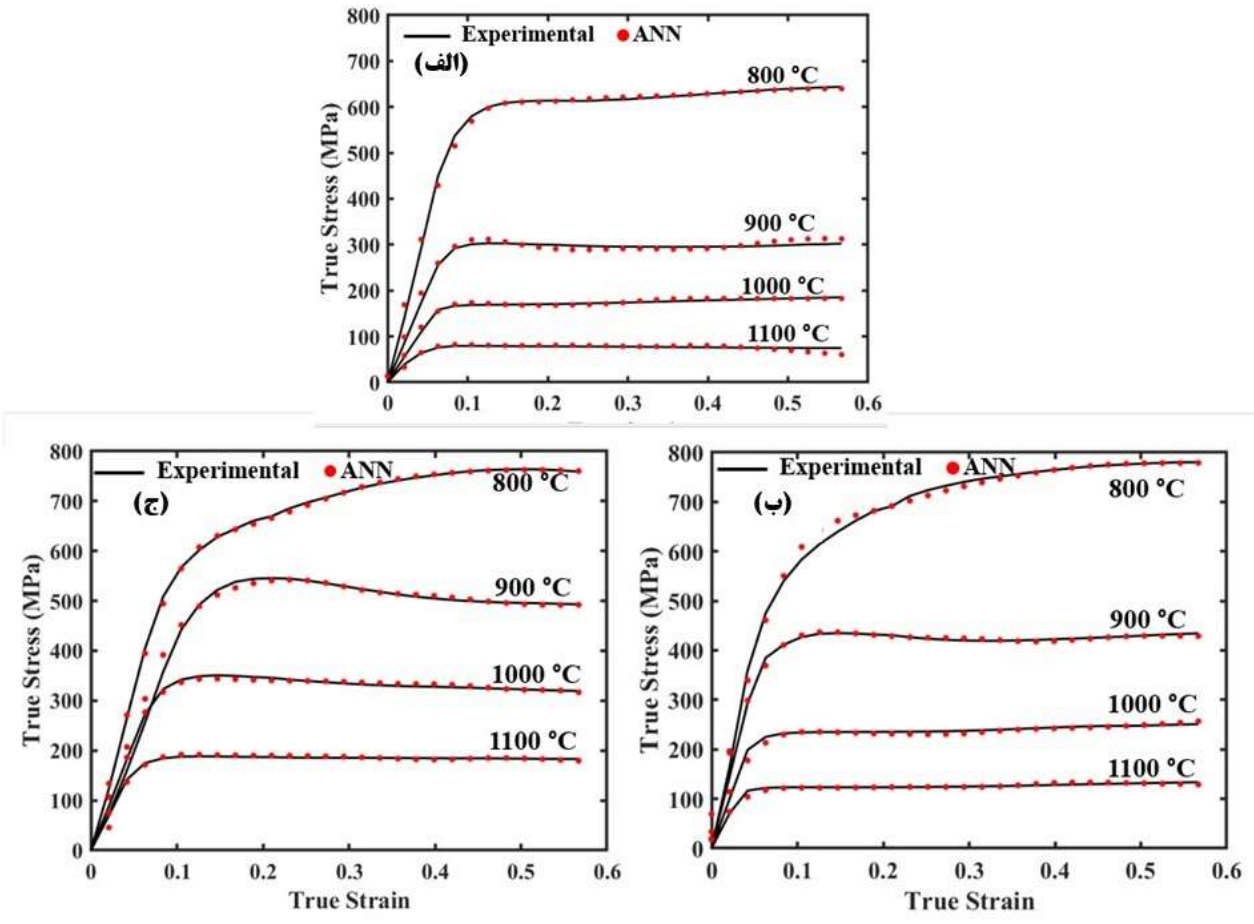
شکل۲: ارتباط بین نتایج پیش‌بینی شده توسط مدل آرنیوسی و نتایج تجربی دماهای ۸۰۰ ، ۹۰۰ ، ۱۰۰۰ و ۱۱۰۰°C تحت نرخ کرنش‌های ۰/۰۰۱، ۰/۰۱، و ۰/۱ s^{-1}.

در این پژوهش از مدل شبکه عصبی مصنوعی نیز جهت پیش‌بینی رفتار سیلان دمای بالای آلیاژ اینکونل ۶۲۵ ساخت افزایشی استفاده شد. مدل‌سازی و توسعه شبکه عصبی با استفاده از نرم‌افزار Matlab R2016b و جعبه ابزار مربوط به شبکه عصبی مصنوعی انجام شد. از شبکه پرسپترون چندلایه با الگوریتم یادگیری پیش سو-پس انتشار برای پیش‌بینی رفتار سیلان استفاده شد. این شبکه شامل لایه ورودی، یک لایه پنهان و لایه خروجی می‌باشد. کرنش، نرخ کرنش، و دما به عنوان داده‌های ورودی و تنش سیلان به عنوان داده خروجی در نظرگرفته شد. در این مدل ۴۲۰ داده از منحنی تنش-کرنش با فاصله ۰/۰۲ بین کرنش‌های ۰/۰۱ تا ۰/۶ انتخاب شدند. این داده‌ها به طور تصادفی به دو مجموعه‌ی داده‌های آموزشی و داده‌های تست تقسیم شدند. ۳۱۵ داده معادل ۷۵٪ داده‌ها برای آموزش مدل شبکه و ۱۰۵ داده معادل ۲۵٪ داده‌ها برای تست (بررسی عملکرد) مدل استفاده شد. از آنجایی که داده‌های تست برای آموزش استفاده نشده‌اند، می‌توان توانایی مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی را با دقت بیشتری مورد ارزیابی قرار داد. تعداد لایه‌های پنهان و نورون‌های درون آن‌ها می‌توانند متفاوت باشد. به این منظور مدل شبکه عصبی برای تعداد مختلف لایه‌های پنهان و نورون‌ها آموزش داده شد. بر اساس محاسبات انجام شده شبکه‌ای با یک لایه پنهان و ۱۹ نورون دارای عملکرد بهینه و حداقل میانگین مربع خطا است. به منظور افزایش سرعت و دقت شبکه عصبی، قبل از آموزش شبکه داده‌های ورودی و خروجی بین ۰ و ۱ نرمالیزه شدند:

$$X_N = 0.1 + 0.8\left(\frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}}\right) \quad (۱۲)$$

که X داده‌های اصلی، X_{min} و X_{max} به ترتیب مقدار کمترین و بیشترین X و X_N داده‌های نرمالیزه شده می‌باشد. با توجه به اینکه تغییرات نرخ کرنش ۱۰ برابر است و کمترین مقدار نرخ کرنش نرمالیزه شده برای آموزش شبکه بسیار کوچک است بنابراین نمی‌توان از رابطه (۱۲) استفاده کرد. رابطه لگاریتمی (۱۳) برای کاهش این اختلاف و نزدیک شدن داده‌های نرمالیزه برای آموزش شبکه استفاده می‌شود:

$$\dot{\varepsilon}_N = 0.1 + 0.8\left(\frac{\log \dot{\varepsilon} - \log \dot{\varepsilon}_{min}}{\log \dot{\varepsilon}_{max} - \log \dot{\varepsilon}_{min}}\right) \quad (۱۳)$$



شکل ۳: مقایسه بین نتایج پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی و نتایج تجربی در نرخ کرنش‌های الف) $0.001\ s^{-1}$ ب) $0.01\ s^{-1}$ ج) $0.1\ s^{-1}$.

با توجه به اینکه داده‌های کرنش بین ۰ و ۱ قرار دارند، نیازی به نرمال کردن این داده‌ها نیست. مقایسه بین داده‌های پیش‌بینی‌شده توسط مدل شبکه عصبی و داده‌های تجربی در شکل ۳ نشان داده شده است. نتایج نشان می‌دهد که پیش‌بینی شبکه عصبی در طیف گسترده‌ای از داده‌ها قابل قبول است. داده‌های پیش‌بینی شده از شبکه عصبی نه تنها با مقادیر سطح تنش تجربی تطابق دارد، بلکه به خوبی رفتار سخت‌شوندگی و نرم‌شوندگی دینامیکی در دماها و نرخ کرنش‌های مختلف را پیش‌بینی می‌کند.

به منظور بررسی عملکرد مدل به کار گرفته شده، ضریب همبستگی بین داده‌های هدف و داده‌های خروجی طی سه مرحله آموزش، اعتبارسنجی و تست شبکه در شکل ۴ نشان داده شده است. ضریب همبستگی نشان‌دهنده درصدی از داده‌ها است که به خط بهترین برازش نزدیک است. ضریب همبستگی بالای مدل شبکه عصبی بر قابلیت بالای این مدل برای پیش‌بینی رفتار سیلان تاکید می‌کند.

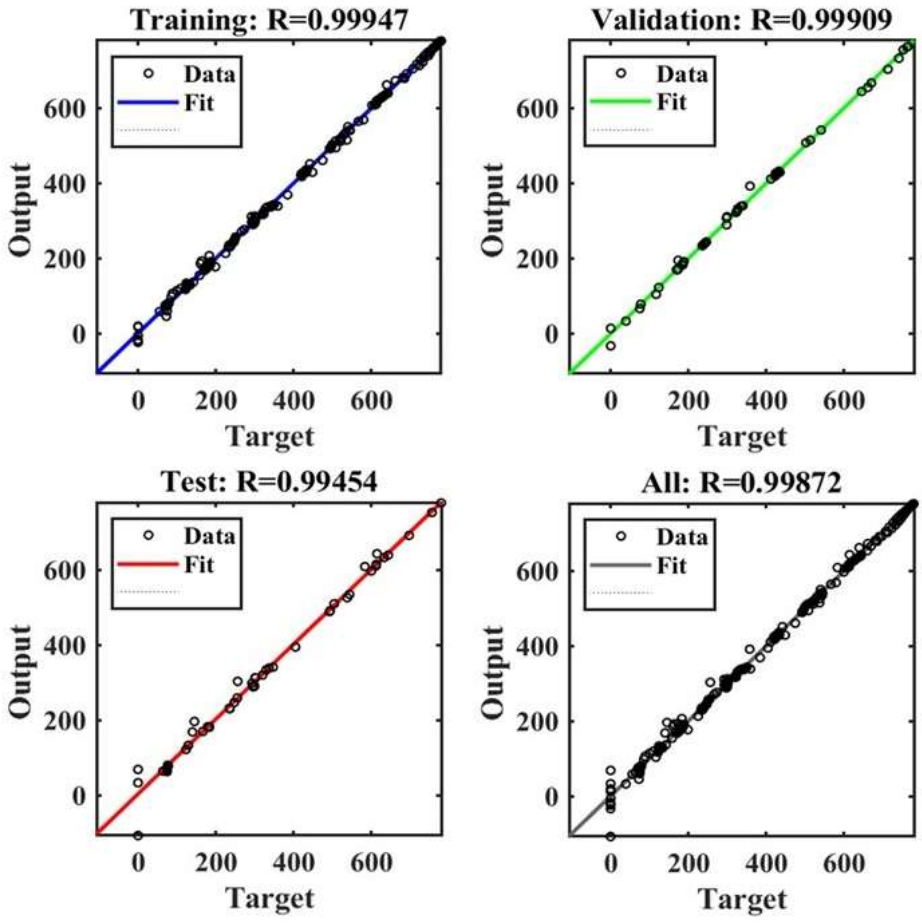
قابلیت پیش‌بینی مدل رفتاری آرنیوسی توسعه داده شده و مدل شبکه عصبی مصنوعی از طریق مقایسه مقادیر تجربی و پیش‌بینی شده در شکل ۵ مورد ارزیابی قرار گرفته است. در همین راستا پارامترهای استاندارد آماری مانند ضریب همبستگی (R)، میانگین خطای مطلق نسبی (AARE) و ریشه میانگین مربع خطا (RMSE) بکار گرفته شدند [۲۵]. مقادیر مربوط به این سه پارامتر در جدول ۲ گزارش شده است. نتایج حاکی دقت بالای شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی رفتار سیلان آلیاژ مورد بررسی است.

به منظور ارزیابی رفتار تغییرشکل گرم آلیاژ مورد بررسی نقشه‌های بازده توان (η) بر اساس رابطه ۱۴، و نقشه‌های ناپایداری (ξ) بر اساس معیارهای پراساد (مربوط به محدوده با حساسیت به نرخ کرنش مثبت-رابطه ۱۵) [۲۶] و بابو (مربوط به محدوده با حساسیت به نرخ کرنش منفی-رابطه ۱۶) [۲۷] و با استفاده از داده‌های پیش‌بینی شده با مدل شبکه عصبی در چهار کرنش ۰/۱ ، ۰/۲ ، ۰/۳ و ۰/۴ در شکل‌های (۶) و (۷) ترسیم شده‌اند.

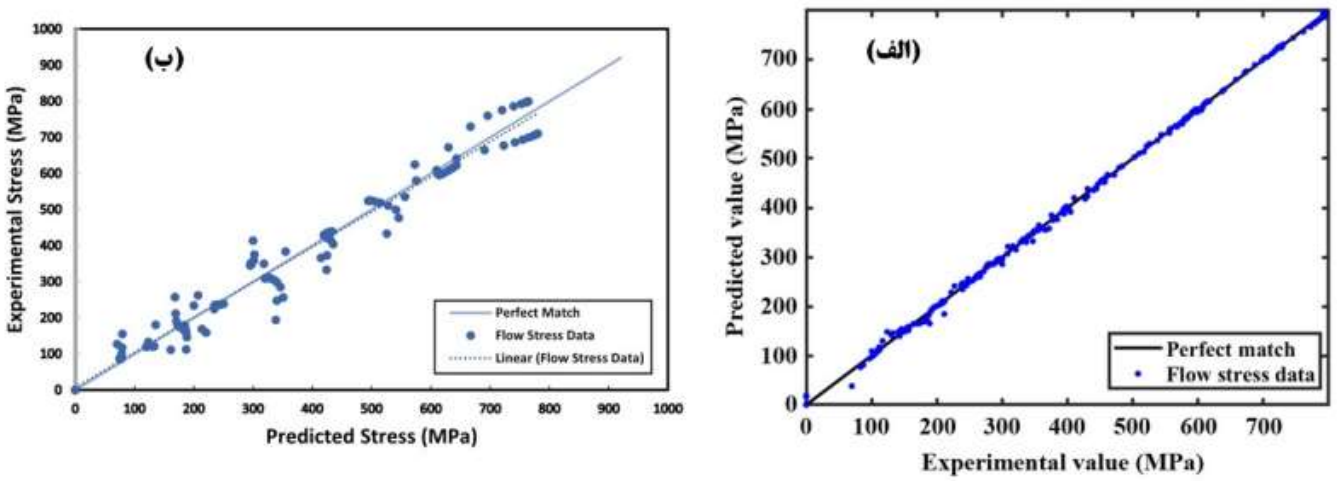
$$\eta = \frac{2m}{m+1} \quad (۱۴)$$

$$\xi(\dot{\varepsilon}) = \frac{\partial \ln(\frac{m}{m+1})}{\partial(\ln \dot{\varepsilon})} + m < 0 \quad (۱۵)$$

$$\xi(\dot{\varepsilon}) = \frac{\partial m}{\partial(\ln \dot{\varepsilon})} + m^2 < 0 \quad (۱۶)$$



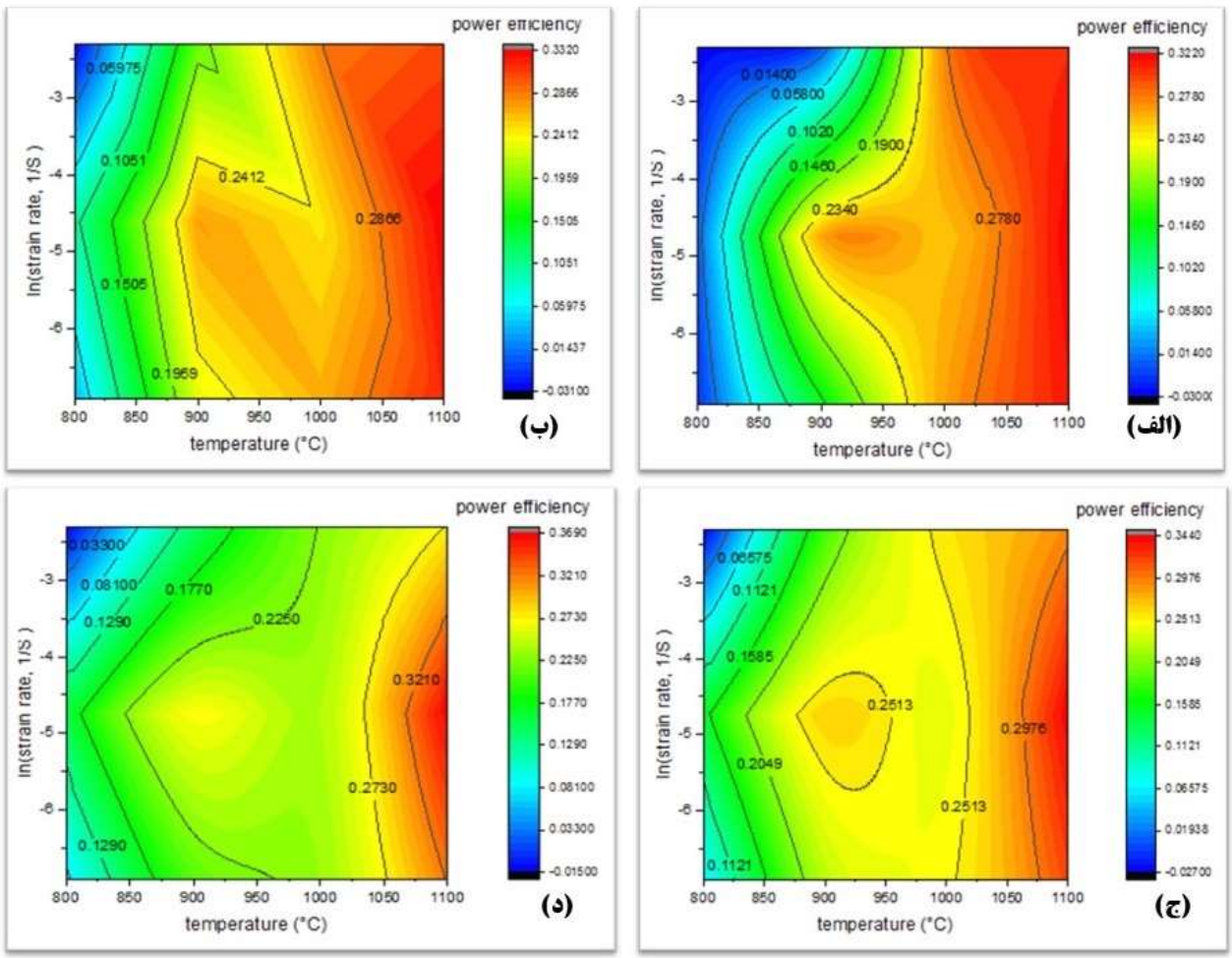
شکل ۴: ضریب همبستگی مدل شبکه عصبی بین داده‌های هدف و داده های خروجی طی سه مرحله آموزش، اعتبارسنجی و تست.



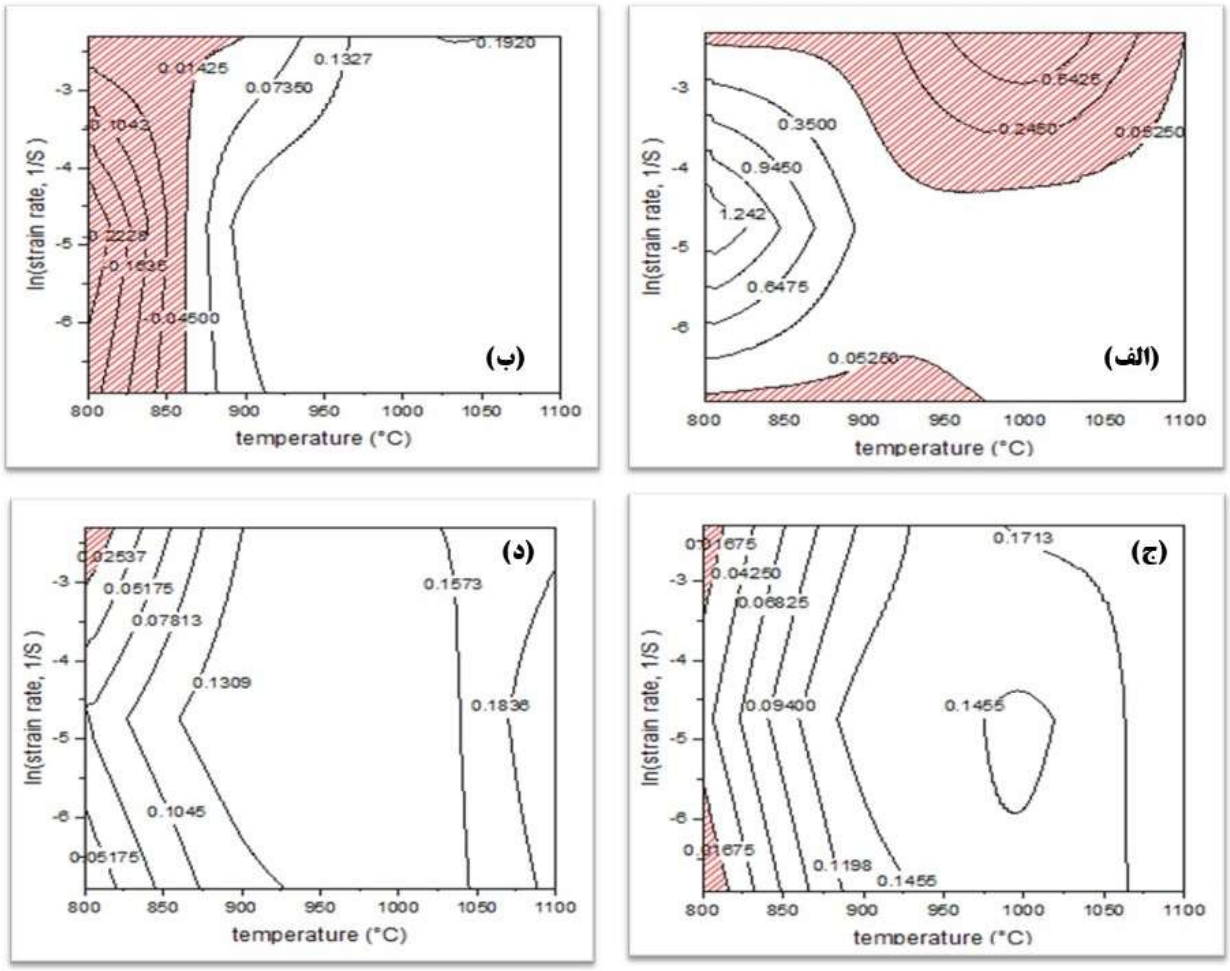
شکل۵: ارتباط بین نتایج پیش‌بینی شده و نتایج تجربی: (الف) مدل شبکه عصبی مصنوعی، (ب) مدل آرنیوسی.

جدول۲: مقایسه مقادیر پارامترهای خطا برای مدل‌های آرنیوسی و شبکه عصبی مصنوعی

مدل	ضریب همبستگی	میانگین خطای مطلق نسبی	ریشه میانگین مربع خطا
آرنیوسی	۰/۹۰۵۹۹۴	۰/۱۱۴۲۵۱	۱۱/۴۲۵۰۸
شبکه عصبی مصنوعی	۰/۹۹۸۷	۱/۵۳	۲/۸۵



شکل۶: شکل ۶- نقشه‌های بازده توان در کرنش‌های (الف) ۰,۱، (ب) ۰,۲، (ج) ۰,۳ و (د) ۰,۴ پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی.



شکل۷: نقشه‌های ناپایداری و بازده توان در کرنش‌های (الف) ۰,۱، (ب) ۰,۲، (ج) ۰,۳ و (د) ۰,۴ پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی.

بازده توان بیانگر مقدار انرژی مصرفی در اثر تغییرات ریزساختاری در حین تغییرشکل گرم است و قابلیت ساختار برای جادهی کرنش را نشان می‌دهد. بیشترین بازده توان در شکل ۶ در دماهای ۱۰۰۰ و ۱۱۰۰°C ثبت شده است که منطبق بر محدوده وقوع تبلورمجدد دینامیکی در این آلیاژ است. بر همین اساس کاهش مقادیر بازده توان با افزایش کرنش اعمالی و کاهش قابلیت جادهی کرنش منطقی به نظر می‌رسد. مناطق با بازده توان بالا بهترین شرایط فرایند برای تغییرشکل گرم را نشان می‌دهند و نواحی هاشور زده نشان‌دهنده نواحی ناپایداری تغییر شکل می‌باشند. مشاهده نواحی ناپایداری در دماهای ۸۰۰ و ۹۰۰°C در نرخ کرنش‌های پایین‌تر به وقوع پیرکرنشی دینامیکی نسبت داده می‌شود.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش قابلیت مدل رفتاری آرنیوسی و مدل شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی رفتار سیلان دما بالای آلیاژ Inconel 625 تولید شده به روش ذوب گزینشی لیزری در بازه دمایی ۸۰۰-۱۱۰۰°C و نرخ کرنش‌های ۰/۱ ، ۰/۰۱ و s^{-1} ۰/۰۰۱ مورد مقایسه قرار گرفت. با توجه به تغییرات قابل‌توجه انرژی فعالسازی و ضریب حساسیت به نرخ کرنش در محدوده دمایی مورد بررسی، مدل آرنیوسی نتوانست نتایج قابل اطمینان و دقیقی را ارائه دهد. در مقایسه مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با الگوریتم یادگیری پیش‌سو-پس‌انتشار توانست پیش‌بینی دقیقی از رفتار سیلان در دماها و نرخ کرنش‌های مختلف داشته باشد. این مدل توانست علاوه بر سطح تنش به خوبی رفتار سخت‌شوندگی و نرم‌شوندگی دینامیکی را پیش‌بینی کند. قابلیت پیش‌بینی مدل‌های بکار گرفته شده توسط پارامترهای استاندارد آماری مورد بررسی قرار گرفت. مقادیر میانگین خطای مطلق نسبی برای مدل آرنیوسی و شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب ۱۱/۴۲۵۰۸ و ۲/۸۵ است و و ریشه میانگین مربع خطا نیز به ترتیب ۰/۱۱۴۲۵۱ و ۱/۵۳ و ضریب همبستگی ۰/۹۰۵۹۹۴ و ۰/۹۹۸۷ محاسبه گردید. بر همین اساس، مدل شبکه عصبی مصنوعی به عنوان مدل کارآمدترین در پیش‌بینی رفتار سیلان آلیاژ انتخاب شد. بر اساس مدل دینامیکی مواد و با استفاده از داده‌های پیش‌بینی‌شده نقشه‌های بازده توان و ناپایداری ترسیم شدند. دماهای ۱۰۰۰ و ۱۱۰۰°C منطبق بر محدوده وقوع تبلورمجدد دینامیکی به عنوان بهترین شرایط فرایند برای تغییرشکل گرم شناسایی شدند. مشاهده نواحی ناپایداری در دماهای ۸۰۰ و ۹۰۰°C در نرخ کرنش‌های پایین‌تر به وقوع پیرکرنشی دینامیکی نسبت داده شد.

References

[1] Kale AB, Alluri P, Singh AK, Choi SH, The deformation and fracture behavior of 316L SS fabricated by SLM under mini V-bending test, Int. J. Mech. Sci. 2021, 196: 106292, https://doi.org/10.1016/j.ijmecsci.2021.106292
[2] Roshani M, Abedi HR, Saboori A, Comparing the Cold, Warm, and Hot Deformation Flow Behavior of Selective Laser-Melted and Electron-Beam-Melted Ti–6Al–2Sn–4Zr–2Mo Alloy, Adv. Eng. Mater. 2024, 26: 2301046, https://doi.org/10.1002/adem.202301046
[3] Abbasi Z, Abedi HR, Dynamic recrystallization behavior of selective laser melted 316L stainless steel, J. Mater. Res. Tech. 2023, 27: 6458-6473, https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2023.11.120
[4] Tabatabaei N, Zarei-Hanzaki A, Moshiri A, Abedi HR, The effect of heat treatment on the room and high temperature mechanical properties of AlSi10Mg alloy fabricated by selective laser melting, J. Mater. Res. Tech. 2023, 23: 6039-6053, https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2023.02.086
[5] Habibiyan A, Hanzaki A, Abedi HR, An investigation into microstructure and high-temperature mechanical properties of selective laser-melted 316L stainless steel toward the development of hybrid Ampliforge process, Int. J. Adv. Manuf. 2020, 110: 383-394, https://doi.org/10.1007/s00170-020-05870-1
[6] Rozegari Ghashghay B, Abedi HR, Shabestari SG, On the capability of grain refinement during selective laser melting of AlSi10Mg alloy, J. Mater. Res. Tech. 2023, 24: 9722-9730, https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2023.05.122
[7] Khodashenas H, Mirzadeh H, Post-processing of additively manufactured high-entropy alloys - A review, J. Mater. Res. Tech. 2022, 21: 3795-3814, https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2022.11.027
[8] Su R, Hao D, He P, Wu D, Wang Q, Dong H, Ma H, Effect of Co on creep and stress rupture properties of nickel-based superalloys – A review, J. All. Comp. 2023, 967: 171744
https://doi.org/10.1016/j.jallcom.2023.171744
[9] Ghaemifar S, Mirzadeh H, Precipitation kinetics of niobium carbide (NbC) during homogenization heat treatment of additively manufactured inconel 718 superalloy, J. Mater. Res. Tech. 2023, 25: 1774-1781, https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2023.06.069
[10] Ibrahim M, Saeed T, Alshehri AM, Chu YM, Using artificial neural networks to predict the rheological behavior of non-Newtonian graphene–ethylene glycol nanofluid, J. Therm. Anal. Calorim. 2021, 145: 1925-1934, https://doi.org/10.1007/s10973-021-10682-w
[11] Rahimi I, Abedi HR, Predicting the strain hardening behavior and constructing processing maps of a lightweight Fe–Mn–Al–C steel through phenomenological modelling, J. Mater. Res. Tech. 2024, 30: 2891-2901, https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2024.04.002
[12] Boluri Gashti AH, Abedi HR, Salehi MT, Microstructure evolution and constitutive modeling of as-cast A356 aluminum alloy in semi-solid deformation regime, J. Mater. Res. Tech. 2023, 24: 7720-7731, https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2023.05.025
[13] Feng W, Qin F, Long H, Hot workability analysis and processing parameters optimisation for 20CrMnTiH steel by combining processing map with microstructure, Ironmak. Steelmak. 2018, 45: 317-324, https://doi.org/10.1080/03019233.2016.1264145
[14] Esmaeilpour A, Abedi HR, Comparing the Capability of Phenomenological (Johnson-Cook and Arrhenius-Type) and Artificial Neural Network Models in Predicting the Hot Deformation Behavior of Additively Manufactured 316L Stainless Steel, Iranian J. of Mater. Form. 2023, 9: 62-73, https://doi.org/10.22099/ijmf.2022.43705.1231
[15] Sohrabi MJ, Mirzadeh H, Sadeghpour S, Mahmudi R, Johnson–Mehl–Avrami–Kolmogorov (JMAK-type) Analysis of Deformation-Induced Martensitic Transformation in AISI 304L Stainless Steel, Iranian J. Mater. Sci. and Eng. 2023, 20:1-9, , https://doi.org/10.22068/ijmse.3335
[16] Zamani MR, Mirzadeh H, Malekan M, Artificial neural network applicability in studying hot deformation behaviour of high-entropy alloys, Mater Sci and Tech 2023, 39: 3351-3359, https://doi.org/10.1080/02670836.2023.2231767
[17] M. Karimzadeh a, M. Malekan a, H. Mirzadeh a, N. Saini b, L. Li, Hot deformation behavior analysis of as-cast CoCrFeNi high entropy alloy using Arrhenius-type and artificial neural network models, Intermetallics. 2024, 168: 108240, https://doi.org/10.1016/j.intermet.2024.108240
[18] Esmaeilpour A, Abedi HR, Mirzaei A, Habibiyan A, Constructing the high temperature efficiency and instability maps of selective laser melted 316L stainless steel through artificial neural network modeling, J. Mater. Res. Tech. 2022, 18: 4578-4589, https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2022.04.116
[19] Zamani MR, Roostaei M, Mirzadeh H, Malekan M, Song M, Tailoring the microstructure and mechanical properties of (CrMnFeCoNi)100-xCx high-entropy alloys: Machine learning, experimental validation, and mathematical modeling, Curr. Opin. Solid State Mater. Sci. 2023, 27: 101105, https://doi.org/10.1016/j.cossms.2023.101105
[20] He DG, Lin YC, Chen MS, Chen J, Wen DX, Chen XM, Effect of pre-treatment on hot deformation behavior and processing map of an aged nickel-based superalloy, J. All. Comp. 2015, 649: 1075-1084, https://doi.org/10.1016/j.jallcom.2015.07.213
[21] Wen DX, Lin YC, Li HB, Chen XM, Deng J, Li LT, Hot deformation behavior and processing map of a typical Ni-based superalloy, Mater. Sci. Eng. A 2014, 591: 183-192, https://doi.org/10.1016/j.msea.2013.09.049
[22] Huang A, Wang Z, Yuan Q, Chen R, Zhang Y, Guan R, Study on serration flow and dynamic strain aging of Cr–Ti–B low-carbon steel, J. Mater. Res. Tech. 2021, 12: 1543-1551, https://doi.org/10.1016/j.jmrt.2021.03.100
[23] Moris Devotta A, Sivaprasad, PV, Beno T, Eynian M, Hjertig K, Magnevall M, Lundblad M, A Modified Johnson-Cook Model for Ferritic-Pearlitic Steel in Dynamic Strain Aging Regime, J. Met. 2019, 9: 528, https://doi.org/10.3390/met9050528
[24] Rezaei Ashtiani HR, Shahsavari P, A comparative study on the phenomenological and artificial neural network models to predict hot deformation behavior of AlCuMgPb alloy, J. Alloys Compd. 2016, 687: 263-273, https://doi.org/10.1016/j.jallcom.2016.04.300
[25] Sabokpa O, Zarei-Hanzaki A, Abedi HR, and Haghdadi N, Artificial neural network modeling to predict the high temperature flow behavior of an AZ81 magnesium alloy, Mater. Des. 2012, 39: 390-396, https://doi.org/10.1016/j.matdes.2012.03.002
[26] Chen L, Luo R, Yang Y, Peng CT, Gui X, Zhang J, Song K, Gao P & Cheng X , Investigation on the Hot Deformation Behavior of 316L Stainless Steel Using 3D Processing Map, T Indian I Metals 2019, 72: 2997-3006, https://doi.org/10.1007/s12666-019-01674-4
[27] Babo NS, Tiwari SB, Rao B, Modified instability condition for identification of unstable metal flow regions in processing maps of magnesium alloys, Mater. Sci. and Tech. 2005, 21: 976-984, https://doi.org/10.1179/174328405X47519