ISSN: 2476-6909; Modares Mechanical Engineering. Proceedings of 3rd Iranian National Conference on Advanced Machining and Machine Tools (CAMMT). 2023;23(10):95-100.

Investigating the Effect of Machining Parameters on Surface Roughness and Machining Force using Artificial Neural Network

ARTICLE INFO

Authors
Jafarian F.[1]
Fallah M.[2]
Dehghani S.[3]*.

[1] Faculty of Engineering, Mahallat Institute of Higher Education, Mahallat, Iran.
[2] Faculty of Mechanical Engineering, Shahid Rajaee Teacher Training University, Tehran, Iran.
[3] Faculty of Mechanical Engineering, Shahid Rajaee Teacher Training University, Tehran, Iran.

*** Correspondence**
Address: Faculty of Mechanical Engineering, Shahid Rajaee Teacher Training University, Tehran, Iran.

Sajadmst94@gmail.com

How to cite this article
Jafarian F, Fallah M, Dehghani S. Investigating the effect of machining parameters on surface roughness and machining force using artificial neural network . Proceedings of 3rd Iranian National Conference on Advanced Machining and Machine Tools (CAMMT). 2023;23(10):95-100

ABSTRACT

When working with hardened materials, it's important to control and optimize the surface roughness and machining force. To achieve this, we can use intelligent methods that are based on prediction and optimization models. In this study, an artificial neural network was used to evaluate the surface roughness and machining force of hardened steel 4140 by analyzing cutting speed, feed rate, and machining time. A full factorial method was used to carry out 27 experiments, and an uncoated cemented carbide tool TCMW 16T304 H13A was used to measure surface roughness and machining force during turning. An artificial neural network model with two hidden layers was selected as the optimal architecture for separately predicting surface roughness and machining force. The predicted values were then compared with the experimental results, and the average error percentage for validation data was calculated as 4.25% for surface roughness and 5.11% for machining force. Finally, the optimal cutting parameters were selected to minimize surface roughness and machining force.

Keywords Artificial Neural Network, Surface Roughness, Machining Force, AISI 4140, Optimization

ماهنامه علمی مهندسی مکانیک مدرس، ویژه نامه مجموعه مقالات سومین کنفرانس ملی ماشین‌کاری و ماشین‌های ابزار پیشرفته
مهر ۱۴۰۲، دوره ۲۳، شماره ۱۰، صفحه ۹۵-۱۰۰

بررسی تاثیر پارامترهای ماشین‌کاری بر روی زبری سطح و نیروی ماشینکاری با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

مشخصات مقاله

نویسنده‌ها
فرشید جعفریان [۱]
محمد مقداد فلاح [۲]
سجاد دهقانی [۳*]

[۱] مرکز آموزش عالی محلات، محلات
[۲] دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، تهران
[۳] دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، تهران

*** نویسنده مسئول**
آدرس:
دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، تهران
Sajadmst94@gmail.com

چکیده

کنترل و بهینه‌سازی زبری سطح و نیروی ماشین‌کاری برای مواد سخت‌کاری شده بسیار ضروری است. برای این منظور می‌توان از روش‌های هوشمند مبتنی بر مدل‌های پیش‌بینی و بهینه‌سازی استفاده کرد. در این پژوهش پارامترهای ماشین‌کاری شامل سرعت برشی، نرخ پیشروی و زمان ماشین‌کاری توسط شبکه عصبی مصنوعی برای ارزیابی زبری سطح و نیروی ماشین‌کاری، در تراشکاری فولاد سخت‌کاری شده ۴۱۴۰ مورداستفاده قرار گرفت. طراحی آزمایش‌ها به روش فاکتوریل کامل در قالب ۲۷ آزمایش صورت گرفت و از ابزار کاربید سمانته بدون پوشش TCMW 16T304 H13A در تراشکاری استفاده شد و زبری سطح و نیروی ماشین‌کاری اندازه‌گیری شد. معماری بهینه با دولایه پنهان برای مدل شبکه عصبی مصنوعی انتخاب شد و برای پیش‌بینی جداگانه زبری سطح و نیروی ماشین‌کاری استفاده شد. مقادیر پیش‌بینی مدل شبکه عصبی مصنوعی با نتایج تجربی مقایسه شد و میانگین درصد خطای داده‌های اعتبارسنجی برای زبری سطح و نیروی ماشین‌کاری به ترتیب برابر با ٤/٢٥ و ٥/١١ درصد محاسبه شد و در انتها پارامترهای بهینه برش به‌طوری‌که زبری سطح و نیروی ماشین‌کاری در پایین‌ترین سطح باشند، انتخاب شد.

کلیدواژه‌ها شبکه عصبی مصنوعی، زبری سطح، نیروی ماشین‌کاری، فولاد ٤١٤٠، بهینه‌سازی

[Downloaded from mme.modares.ac.ir on 2024-05-21]
[DOR: 20.1001.1.10275940.1402.23.10.17.7]
[DOI: 10.22034/mme.23.10.95]

۱- مقدمه

زبری سطح به‌عنوان یکی از مؤثرترین عوامل پرداخت سطح، نقش مهمی در عمر قطعات و کیفیت خدمات دارد. نیروهای ماشین-کاری نیز یکی از پارامترهای خروجی مهم در حوزهٔ ماشین‌کاری است و کنترل و بهینه‌سازی این پارامتر یکی از اهداف مطلوب ماشین‌کاری محسوب می‌شود؛ چرا که نیروهای ماشین‌کاری بر روی سایش ابزار تأثیر می‌گذارند و سایش ابزار نیز بر زبری سطح اثرگذار است و کنترل این پارامترها گام بسیار مهمی برای رسیدن به کاهش هزینه‌ها و ارتقای کیفیت قطعه تولیدی که هدف نهایی است، برمی‌دارد. شبکه عصبی مصنوعی روشی است که با استفاده از آن می‌توان زبری سطح، نیروی ماشین‌کاری و تأثیر پارامترهای ورودی بر روی آن‌ها را بررسی کرد. در سال‌های اخیر، مطالعات علمی متعددی بر اساس شبکه عصبی مصنوعی به دلیل ظرفیت پیش‌بینی خوب آن انجام شده است.

زرتی و همکاران[1]، به بررسی تأثیر پارامترهای ورودی شامل سرعت برشی، نرخ پیشروی و عمق برش در سطوح مختلف بر روی زبری سطح و نیروی مماسی در طول تراش فولاد ضدزنگ مارتنزیتی ۴۲۰ پرداختند و از شبکه عصبی مصنوعی برای مدل-سازی خروجی استفاده شد و معماری‌های مختلفی را برای مدل پیشنهادی آزمایش کردند تا بتواند بهترین حالت برای پیش‌بینی زبری سطح و نیروی مماسی به طور هم‌زمان و جداگانه را ارائه دهد که حداقل میانگین مربع خطا را داشته باشد، تجزیه‌وتحلیل نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی جداگانه زبری سطح و نیروی مماسی از مدل شبکه عصبی مصنوعی که برای پیش‌بینی هم‌زمان هر دو پارامتر به کار گرفته شد، عملکرد بهتری دارد که به ما امکان می‌دهد مدل‌های دقیق‌تری را داشته باشیم. واسانت و همکاران[2]، در مطالعهٔ تجربی که داشتند از مدل‌های رگرسیون و شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی زبری سطح در حین تراشکاری سخت فولاد SS۴۱۰ با ابزار فلزی سخت چندلایه SNMG۱۲۰۴۰۸ MT TT۵۱۰۰ استفاده کردند. سرعت برشی، نرخ پیشروی و عمق برش در سه سطح مختلف به‌عنوان پارامترهای برش انتخاب شدند و مقادیر نیروی برش، ارتعاش ابزار، و سایش ابزار در یک طرح آزمایشی تاگوچی با آرایه متعامد L۲۷ اندازه‌گیری شد. مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی زبری سطح با معماری ۱-۳-۴-۱-۶ که سه گره در لایه پنهانی دارد با ضریب تعیین ۰/۹۹۴ و میانگین مربع خطای ۰/۰۰۳ توسعه داده شد. درنهایت از تجزیه‌وتحلیل مدل‌های مختلف پیش‌بینی زبری سطح مشاهده شد که مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند زبری سطح را بهتر از مدل‌های رگرسیونی پیش‌بینی کند و افزایش تعداد گره‌های ورودی شبکه عصبی مصنوعی، دقت پاسخ پیش‌بینی را افزایش می‌دهد. جعفریان و همکاران[3]، به بررسی تأثیر پارامترهای ماشین‌کاری شامل سرعت برشی، نرخ پیشروی، عمق برش و زمان ماشین‌کاری در چهار سطح مختلف بر روی زبری سطح با استفاده از روش هوشمند مبتنی بر مدل شبکه عصبی مصنوعی با توپولوژی ۲-۴-۵-۴ پرداختند و با استفاده از میانگین خطای داده‌ها دقت مدل شبکه عصبی مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان می‌دهد که کیفیت سطح بهتر با افزایش سرعت برش و کاهش عمق برش و نرخ پیشروی به دست می‌آید. همچنین نتایج تجربی نشان می‌دهد که برای هر پارامتر برش، افزایش زمان ماشین‌کاری منجر به یک مقدار زبری سطح بیشتر می‌شود. همچنین جعفریان و همکاران[4] در مطالعه دیگری، تکنیک‌های هوشمند برای دسترسی به پارامترهای ماشین‌کاری بهینه برای بهبود یکپارچگی سطح در تراشکاری نهایی آلیاژ اینکونل ۷۱۸ با ابزار کاربید سمانته اجرا کردند. برای انجام این کار، تنش پسماند و زبری سطح در شرایط مختلف ماشین‌کاری با پارامترهای سرعت برشی، نرخ پیشروی و عمق برش در چهار سطح مختلف اندازه‌گیری شد، پس از آن فرایند توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل‌سازی شد. سپس از تکنیک بهینه‌سازی ژنتیکی شبکه عصبی برای یافتن پارامترهای ماشین‌کاری بهینه برای به‌حداقل‌رساندن تنش پسماند کششی و درعین‌حال حفظ مقدار زبری سطح در محدوده‌های موردنظر استفاده شد. دو شبکه عصبی مجزا برای مدل‌های پیش‌بینی زبری سطح و تنش پسماند استفاده شد. خطاهای اعتبارسنجی در این مطالعه برای هر دو شبکه بین ۲/۵ تا ۸/۱ درصد یافت شد.

هدف از این پژوهش کنترل و بهینه‌سازی زبری سطح و نیروی ماشین‌کاری با روش پیش‌بینی این پارامترها در طول تراشکاری با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و انتخاب شرایط بهینه برش برای فولاد سخت‌کاری شده ٤١٤٠ است.

۲- مواد و روش‌ها

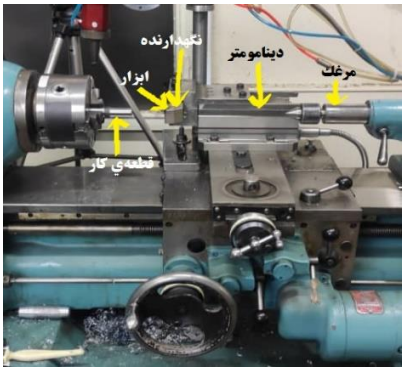
۲-۱- آزمایش‌های تجربی

ابتدا فولاد ٤١٤٠ با عملیات حرارتی سخت‌کاری شد و سختی آن تا ٤٥ راکول C افزایش یافت. برای براده‌برداری از ابزار اینسرتی کاربید سمانته بدون پوشش TCMW 16T304 H13A از برند سندویک استفاده شد.

سرعت برشی، نرخ پیشروی و زمان ماشین‌کاری به‌عنوان متغیرهای ورودی و عمق برش در همهٔ آزمایش‌ها ثابت و برابر با ۰/۸ میلی‌متر در نظر گرفته شد. جدول ۱ سطوح مختلف متغیرهای ورودی را نشان می‌دهد. طراحی آزمایش‌ها به روش فاکتوریل کامل و در قالب ۲۷ آزمایش صورت گرفت. مطابق شکل ۱ فرایند ماشین‌کاری با دستگاه تراش مدل HLV-H از برند فلتهام انجام شد. همچنین دستگاه دینامومتر مدل 9257B از برند کیسلر بر روی دستگاه تراش متصل بود و هم‌زمان با انجام فرایند ماشین‌کاری، نیروهای ماشین‌کاری نیز اندازه‌گیری شد. میزان زبری نمونه‌ها با قرارگیری آن‌ها در زیر دستگاه زبری‌سنج مدل PFM-3320 از برند شریف‌سولار سنجیده شد که در طی این عملیات، فقط ۱۵ ثانیهٔ

[Downloaded from mme.modares.ac.ir on 2024-05-21]
[DOR: 20.1001.1.10275940.1402.23.10.17.7]
[DOI: 10.22034/mme.23.10.95]

آخر ماشین‌کاری شده از هر قطعه و سه‌نقطهٔ مختلف از سطح هر قطعهٔ کار مورد زبری‌سنجی قرار گرفت. نتایج در جدول ۲ ذکر شده است.



شکل ۱) مجموعهٔ دستگاه تراش و اجزای آن

جدول ۱) سطوح مختلف پارامترهای ماشین‌کاری

پارامتر ورودی	واحد	سطح ۱	سطح ۲	سطح ۳
سرعت برشی	متر در دقیقه	۲۴	۴۸	۷۲
نرخ پیشروی	میلیمتر در دقیقه	۱۴	۲۸	۴۲
زمان ماشین‌کاری	ثانیه	۱۵	۶۰	۱۲۰

جدول ۲) داده‌های اندازه‌گیری شده برای زبری سطح و نیروی ماشین‌کاری

ردیف	سرعت برشی (متر در دقیقه)	نرخ پیشروی (میلیمتر در دقیقه)	زمان ماشین‌کاری (ثانیه)	عمق برش (میلیمتر)	زبری سطح (میکرومتر)	نیروی ماشین‌کاری (نیوتن)
۱	۲۴	۱۴	۱۵	۰/۸	۰/۴۲۲	۶۴/۹۰۵
۲	۲۴	۱۴	۶۰	۰/۸	۰/۴۹۰	۸۴/۱۷۰
۳	۲۴	۱۴	۱۲۰	۰/۸	۰/۶۱۲	۱۳۳/۶۰۵
۴	۲۴	۲۸	۱۵	۰/۸	۰/۶۳۱	۱۰۵/۱۹۵
۵	۲۴	۲۸	۶۰	۰/۸	۰/۶۸۳	۱۱۲/۶۲۵
۶	۲۴	۲۸	۱۲۰	۰/۸	۰/۷۳۹	۱۵۲/۸۴۵
۷	۲۴	۴۲	۱۵	۰/۸	۰/۸۵۴	۱۱۱/۶۳۵
۸	۲۴	۴۲	۶۰	۰/۸	۰/۹۳۷	۱۵۱/۵۹۰
۹	۲۴	۴۲	۱۲۰	۰/۸	۱/۰۲۱	۱۶۴/۶۴۵
۱۰	۴۸	۱۴	۱۵	۰/۸	۰/۳۹۶	۵۳/۲۷۰
۱۱	۴۸	۱۴	۶۰	۰/۸	۰/۴۴۳	۶۹/۷۳۰
۱۲	۴۸	۱۴	۱۲۰	۰/۸	۰/۵۶۰	۱۱۵/۴۱۵
۱۳	۴۸	۲۸	۱۵	۰/۸	۰/۵۸۲	۷۵/۵۰۰
۱۴	۴۸	۲۸	۶۰	۰/۸	۰/۶۵۲	۹۹/۹۱۵
۱۵	۴۸	۲۸	۱۲۰	۰/۸	۰/۶۸۱	۱۲۵/۶۱۰
۱۶	۴۸	۴۲	۱۵	۰/۸	۰/۸۰۶	۸۹/۱۶۵
۱۷	۴۸	۴۲	۶۰	۰/۸	۰/۸۶۳	۱۳۰/۵۹۵
۱۸	۴۸	۴۲	۱۲۰	۰/۸	۰/۹۳۴	۱۴۲/۳۷۰
۱۹	۷۲	۱۴	۱۵	۰/۸	۰/۳۷۲	۵۰/۰۵۵
۲۰	۷۲	۱۴	۶۰	۰/۸	۰/۴۶۰	۵۷/۷۸۰
۲۱	۷۲	۱۴	۱۲۰	۰/۸	۰/۵۷۹	۶۹/۲۳۵
۲۲	۷۲	۲۸	۱۵	۰/۸	۰/۵۷۵	۷۱/۴۴۵
۲۳	۷۲	۲۸	۶۰	۰/۸	۰/۵۹۳	۸۶/۲۰۵
۲۴	۷۲	۲۸	۱۲۰	۰/۸	۰/۷۸۴	۱۰۹/۹۳۵
۲۵	۷۲	۴۲	۱۵	۰/۸	۰/۸۱۷	۸۱/۸۱۵
۲۶	۷۲	۴۲	۶۰	۰/۸	۰/۹۵۰	۱۱۳/۶۹۰
۲۷	۷۲	۴۲	۱۲۰	۰/۸	۱/۱۵۴	۱۲۳/۴۱۰

۲-۲- مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی

پس از تلاش فراوان و امتحان‌کردن معماری‌های مختلف برای مدل شبکه عصبی مصنوعی، در انتها معماری بهینه با ۳ نورون در لایه ورودی شامل پارامترهای ورودی ماشین‌کاری تجربی (سرعت برشی، نرخ پیشروی و زمان ماشین‌کاری)، دولایه پنهان با ۱۲ و ۳۶ نورون به ترتیب در لایه اول و دوم پنهان و ۱ نورون در لایه خروجی به دست آمد. تعداد ۲۱ داده (۸۰٪) برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی و ۶ داده (۲۰٪) برای آزمون و اعتبارسنجی مدل مورداستفاده قرار گرفت که انتخاب داده‌ها به‌صورت تصادفی انجام می‌شد. شبکه در تکرارهای مختلف آموزش داده شد تا مناسب‌ترین نسل برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی شناسایی شود. در این مطالعه تعداد تکرار ۱۰۰۰ برای آموزش انتخاب شد که بعد از هر ۱۰ داده پس انتشار خطا انجام می‌شود تا خطای مطلق بین مقدار پیش‌بینی و آزمایش تجربی به کمترین مقدار برسد. برای اعتبارسنجی پیش‌بینی‌ها از مقدار میانگین خطای مطلق و میانگین مربع خطا استفاده شد. برای محاسبه میانگین خطای مطلق و میانگین مربع خطا به ترتیب از معادلات (۱) و (۲) استفاده شد. همچنین برای محاسبه میانگین درصد خطای داده‌های آموزش و اعتبارسنجی از معامله (۳) استفاده شد.

$$MAE=\frac{1}{N}\times\sum_0^N(|Y_i-Y_d|) \quad (۱)$$

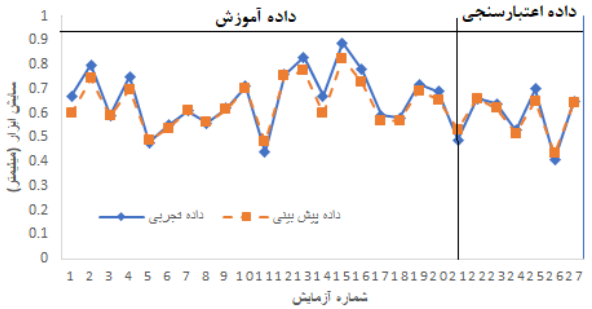
$$MSE=\frac{1}{N}\times\sum_0^N(Y_i-Y_d)^2 \quad (۲)$$

$$\Delta=\frac{1}{N}\times\sum_0^N\frac{|Y_i-Y_d|}{Y_i}\times 100 \quad (۳)$$

که Y_i مقدار تجربی، Y_d مقدار پیش‌بینی و N تعداد مجموعه داده‌ها را نشان می‌دهد.

۲-۲-۱- پیش‌بینی زبری سطح

مقایسه بین مقادیر پیش‌بینی مدل شبکه عصبی مصنوعی و اندازه‌گیری شده برای زبری سطح در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲) مقایسه بین مقادیر پیش‌بینی مدل شبکه عصبی مصنوعی و اندازه‌گیری شده برای زبری سطح

جدول ۳ مقدار میانگین مربع خطا، میانگین خطای مطلق و میانگین درصد خطا برای داده‌های آموزش و اعتبارسنجی را نشان می‌دهد. مدل شبکه عصبی مصنوعی درست مشابه با نتایج ماشین‌کاری تجربی حداکثر زبری سطح را برای پارامترهای ورودی ماشین‌کاری سرعت برشی ۷۲ متر در دقیقه، نرخ پیشروی ۴۲

[Downloaded from mme.modares.ac.ir on 2024-05-21]
[DOR: 20.1001.1.10275940.1402.23.10.17.7]
[DOI: 10.22034/mme.23.10.95]

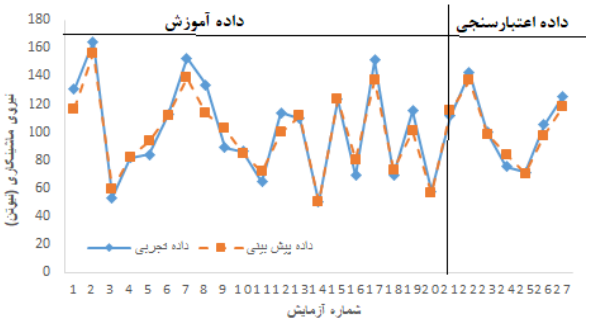
میلیمتر در دقیقه و زمان ماشین‌کاری ۱۲۰ ثانیه برابر با ۰/۹۴ میکرومتر پیش‌بینی کرد و حداقل زبری سطح را با اختلاف ۰/۰۲۸ میکرومتر از نتیجه اندازه‌گیری تجربی برابر با ۰/۴ میکرومتر برآورد کرد که نشانگر دقت بالای مدل طراحی شده است. میانگین درصد خطای داده‌های آموزش شبکه و اعتبارسنجی به ترتیب ۶/۵۵ و ۴/۲۵ درصد به دست آمد. میانگین خطای مطلق ۰/۰۲۹۵۶۴ و میانگین مربع خطای ۰/۰۰۱۹۶ برای داده‌های اعتبارسنجی عملکرد خوب شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده برای پیش‌بینی زبری سطح را نشان می‌دهد.

جدول ۳) میانگین مربع خطا، میانگین خطای مطلق و میانگین درصد خطا برای داده‌های آموزش و اعتبارسنجی

اعتبارسنجی	آموزش	
۰/۰۲۹۵٦٤	۰/۰٤۹۱۲	میانگین خطای مطلق
۰/۰۰۱۹٦	۰/۰۰٤٦٦۲	میانگین مربع خطا
٤/۲۵	٦/۵۵	میانگین درصد خطا

۲-۲-۲- پیش‌بینی نیروی ماشین‌کاری

مقایسه بین مقادیر پیش‌بینی مدل شبکه عصبی مصنوعی و اندازه‌گیری شده برای نیروی ماشینکاری در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۳) مقایسه بین مقادیر پیش‌بینی مدل شبکه عصبی مصنوعی و اندازه‌گیری شده برای نیروی ماشین‌کاری

جدول ۴ مقدار میانگین مربع خطا، میانگین خطای مطلق و میانگین درصد خطا برای داده‌های آموزش و اعتبارسنجی را نشان می‌دهد. برای حداقل نیروی ماشین‌کاری که با پارامترهای ماشین‌کاری سرعت برشی ۷۲ متر در دقیقه، نرخ پیشروی ۱۴ میلیمتر در دقیقه و زمان ماشین‌کاری ۱۵ ثانیه به‌صورت تجربی برابر با ۵۰/۰۵۵ نیوتن اندازه‌گیری شده بود مدل شبکه عصبی مصنوعی مقدار سایش ابزار را با ۰/۲۸ درصد خطا، برابر با ۵۰/۲ نیوتن پیش‌بینی کرد. در نهایت میانگین درصد خطای داده‌های آموزش و اعتبارسنجی به ترتیب ۷/۳۳ و ۵/۱۱ درصد به دست آمد. میانگین خطای مطلق ۵/۱۶۹۱ و میانگین مربع خطای ۳۵/۸۱۱۴۱ برای داده‌های اعتبارسنجی نشان می‌دهد که مدل توسعه‌یافته دقت خوبی در پیش‌بینی نیروی ماشین‌کاری دارد.

جدول ٤) میانگین مربع خطا، میانگین خطای مطلق و میانگین درصد خطا برای داده‌های آموزش و اعتبارسنجی

اعتبارسنجی	آموزش	
۵/۱٦۹۱	۷/۵۷۳۳	میانگین خطای مطلق
۳۵/۸۱۱٤	۹۵/۵۵٤۲	میانگین مربع خطا
۵/۱۱	۷/۳۳	میانگین درصد خطا

۳- نتایج و بحث

نمودارهای سه‌بعدی تأثیر سرعت برشی و نرخ پیشروی بر روی زبری سطح در زمان‌های ماشین‌کاری متفاوت، در شکل ۴ و شکل ۵ نشان‌داده‌شده است. این نمودارها در سه زمان ماشین‌کاری ۱۵، ۶۰ و ۱۲۰ ثانیه رسم شدند و پارامتر سرعت برشی در بازه ۲۴ الی ۷۲ متر در دقیقه و پارامتر نرخ پیشروی در بازه ۱۴ الی ۴۲ میلی‌متر در دقیقه تغییر یافت و میزان افزایش یا کاهش زبری سطح در اثر این تغییرات به‌وسیله مدل طراحی شده، پیش‌بینی و رسم شد.

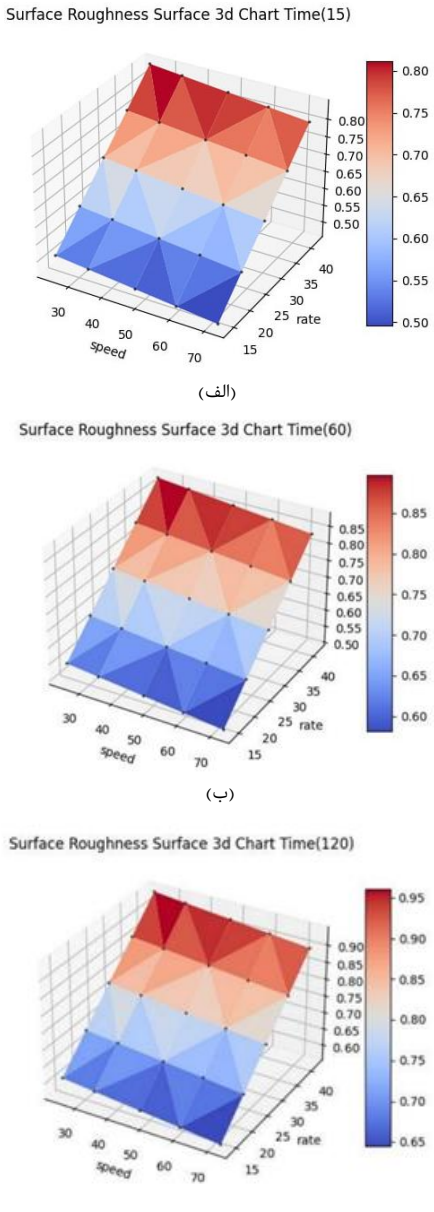
۳-۱- تحلیل اثرگذاری متغیرها بر روی زبری سطح

با افزایش نرخ پیشروی تا ۴۲ میلیمتر بر دقیقه، ناحیه برش افزایش می‌یابد و باعث می‌شود که سایش ابزار افزایش یابد در نتیجه زبری سطح افزایش می‌یابد. همچنین افزایش زمان ماشین‌کاری باعث افزایش اصطکاک شده و سایش ابزار بیشتر را به دنبال دارد که باعث افزایش زبری سطح می‌شود؛ بنابراین زمان ماشین‌کاری و نرخ پیشروی رابطه مستقیم با زبری سطح دارند. هر چه زبری سطح افزایش یابد کیفیت سطح نامطلوبی به دست خواهد آمد. اما تأثیر پارامتر سرعت برش بر روی زبری سطح درست مانند نتایج تجربی به‌دست‌آمده به یک صورت نبود و در مواردی افزایش سرعت برشی باعث افزایش زبری سطح و در مواردی باعث کاهش آن شده بود. اما به‌طورکلی می‌توان گفت که افزایش سرعت برشی، دمای برش را افزایش می‌دهد و باعث نرم‌شدن مواد می‌شود و تنش‌های مؤثر کم شده و زبری سطح کاهش می‌یابد و در مواردی که با افزایش سرعت برشی، زبری سطح بدتر شده است دلیل آن را می‌توان به تشکیل لبه انباشته ربط داد.

اگر پارامترهای سرعت برشی و زمان ماشین‌کاری را ثابت نگه داریم و نرخ پیشروی را از ۱۴ تا ۴۲ میلیمتر بر دقیقه افزایش دهیم، مقدار تغییرات زبری سطح حداکثر برابر با ۰/۳۸۵ میکرومتر به دست می‌آید. اگر همین کار را برای زمان ماشین‌کاری تکرار کنیم و پارامترهای سرعت برشی و نرخ پیشروی را ثابت نگه داریم و زمان ماشین‌کاری را از ۱۵ تا ۱۲۰ ثانیه افزایش دهیم مقدار تغییرات زبری سطح حداکثر برابر با ۰/۱۷۵ میکرومتر می‌شود و برای سرعت برشی با ثابت نگه‌داشتن زمان ماشین‌کاری و نرخ پیشروی و افزایش سرعت برشی تا ۷۲ متر در دقیقه میزان تغییرات زبری سطح برابر با ۰/۰۲ میکرومتر می‌شود که نشانگر تأثیر ناچیز سرعت برشی بر زبری سطح است؛ بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که از نظر تأثیرگذاری بر روی زبری سطح، نرخ پیشروی

[Downloaded from mme.modares.ac.ir on 2024-05-21]
[DOR: 20.1001.1.10275940.1402.23.10.17.7]
[DOI: 10.22034/mme.23.10.95]

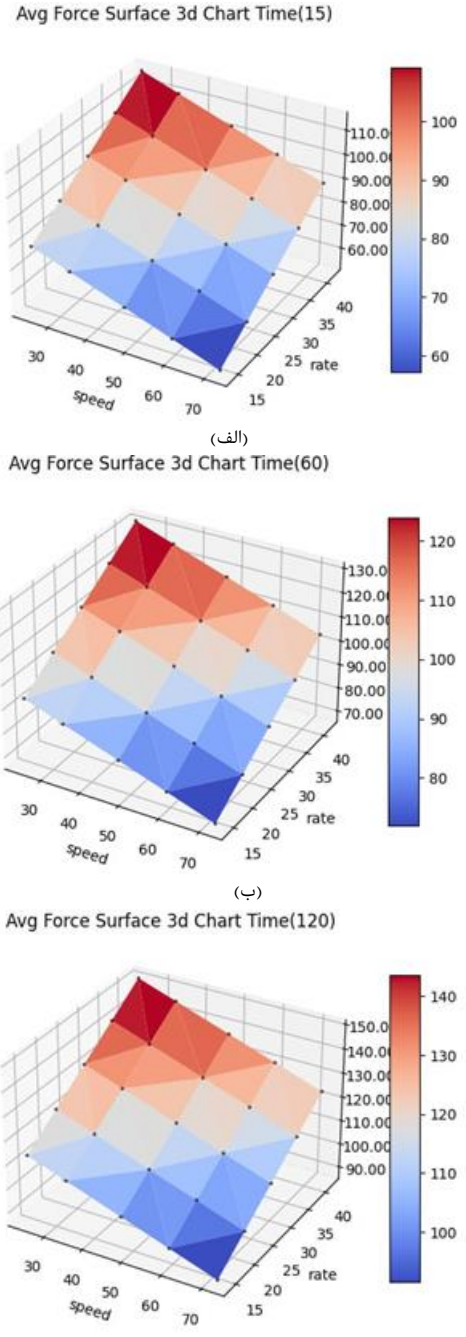
بیشترین تأثیر را دارد و زبری سطح از سرعت برشی تأثیرپذیری ناچیزی دارد.



شکل ۴) نمودارهای سه‌بعدی اثر گذاری متغیرها بر روی زبری سطح در زمان‌های مختلف الف) ۱۵ ثانیه ب) ۶۰ ثانیه ج) ۱۲۰ ثانیه

۳-۲- تحلیل اثرگذاری متغیرها بر روی نیروی ماشین‌کاری

باتوجه‌به نتایج پیش‌بینی، با افزایش سرعت برشی نیروی ماشین‌کاری کاهش می‌یابد. این اتفاق به دلیل نرم‌شدن حرارتی مواد ماشین‌کاری شده در اثر افزایش دمای برش رخ می‌دهد که تنش مؤثر بر ابزار را کاهش می‌دهد و باعث کاهش نیروی ماشین‌کاری می‌شود. افزایش زمان ماشین‌کاری با بیشترشدن اصطکاک و افزایش سایش ابزار همراه است که هندسه ابزار را به هم می‌ریزد و افزایش نیروی ماشین‌کاری را به دنبال دارد. همچنین با بالاتر رفتن نرخ پیشروی، به علت افزایش ناحیه برش نیروی ماشین‌کاری افزایش پیدا می‌کند؛ بنابراین نرخ پیشروی و زمان ماشین‌کاری رابطه مستقیم و سرعت برشی رابطه عکس با نیروی ماشین‌کاری دارد.



شکل ۵) نمودارهای سه‌بعدی اثر گذاری متغیرها بر روی نیروی ماشین-کاری در زمان‌های مختلف الف) ۱۵ ثانیه ب) ۶۰ ثانیه ج) ۱۲۰ ثانیه

اگر پارامترهای سرعت برشی و زمان ماشین‌کاری را ثابت نگه داریم و نرخ پیشروی را از ۱۴ تا ۴۲ میلی‌متر در دقیقه افزایش دهیم، مقدار تغییرات نیروی ماشین‌کاری حداکثر برابر با ۴۳/۲۷ نیوتن به دست می‌آید. اگر همین کار را برای زمان ماشین‌کاری تکرار کنیم و پارامترهای سرعت برشی و نرخ پیشروی را ثابت نگه داریم و

[Downloaded from mme.modares.ac.ir on 2024-05-21]
[DOR: 20.1001.1.10275940.1402.23.10.17.7]
[DOI: 10.22034/mme.23.10.95]

زمان ماشین‌کاری را از ۱۵ تا ۱۲۰ ثانیه افزایش دهیم مقدار تغییرات نیروی ماشین‌کاری حداکثر برابر با ۴۱/۳۴ نیوتن می‌شود و برای سرعت برشی با ثابت نگه‌داشتن زمان ماشین‌کاری و نرخ پیشروی و افزایش سرعت برشی تا ۷۲ متر بر دقیقه میزان تغییرات نیروی ماشین‌کاری حداکثر برابر با ۳۷/۱۳ نیوتن می‌شود؛ بنابراین می‌توان نتیجه گرفت که از نظر تأثیرگذاری بر روی نیروی ماشین‌کاری، نرخ پیشروی بیشترین تأثیر، سپس زمان ماشین‌کاری و کمترین تأثیر را سرعت برشی دارد.

باتوجه‌به نتایج پیش‌بینی مدل شبکه عصبی مصنوعی، حداقل نیروی ماشین‌کاری و بهترین کیفیت سطح با پارامترهای ورودی سرعت برشی ۷۲ متر در دقیقه، نرخ پیشروی ۱۴ میلیمتر در دقیقه و زمان ماشین‌کاری ۱۵ ثانیه حاصل شد؛ بنابراین این پارامترها به‌عنوان شرایط بهینه برش برای فولاد سخت‌کاری شده ۴۱۴۰ انتخاب می‌شود.

٤- نتیجه‌گیری

هدف از این پژوهش کنترل و بهینه‌سازی زبری سطح و نیروی ماشین‌کاری با روش پیش‌بینی این پارامترها در طول تراشکاری با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و انتخاب شرایط بهینه برش برای فولاد سخت‌کاری شده ٤١٤٠ است. عملکرد مدل شبکه عصبی مصنوعی با مقایسه بین داده‌های پیش‌بینی و داده‌های اندازه‌گیری دستی بررسی شد و نتایج ذیل حاصل گردید:

- برای زبری سطح میانگین درصد خطای داده‌های آموزش شبکه و اعتبارسنجی به ترتیب ۶/۵۵ و ۴/۲۵ درصد محاسبه شد. میانگین خطای مطلق ۰/۰۲۹۵۶۴ و میانگین مربع خطای ۰/۰۰۱۹۶ برای داده‌های اعتبارسنجی عملکرد خوب شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده برای پیش‌بینی زبری سطح را نشان می‌دهد.
- برای نیروی ماشین‌کاری میانگین درصد خطای داده‌های آموزش و اعتبارسنجی به ترتیب ۷/۳۳ و ۵/۱۱ درصد به دست آمد. میانگین خطای مطلق ۵/۱۶۹۱ و میانگین مربع خطای ۳۵/۸۱۱۴۱ برای داده‌های اعتبارسنجی دقت خوب شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده برای پیش‌بینی نیروی ماشین‌کاری را نشان می‌دهد.
- حداقل نیروی ماشین‌کاری و بهترین کیفیت سطح با پارامترهای ورودی سرعت برشی ۷۲ متر در دقیقه، نرخ پیشروی ۱۴ میلیمتر در دقیقه و زمان ماشین‌کاری ۱۵ ثانیه به ترتیب برابر با ۵۰/۲ نیوتن و ۰/۴ میکرومتر حاصل شد؛ بنابراین این پارامترها به‌عنوان شرایط بهینه برش انتخاب شدند.
- زبری سطح با افزایش نرخ پیشروی و زمان ماشین‌کاری، افزایش یافته و کیفیت سطح نامطلوب می‌شود. در این تحقیق سرعت برشی بر روی زبری سطح تاثیر معناداری نداشت ولی به طور کلی با افزایش سرعت برشی، زبری سطح کاهش می‌یابد. بیشترین تاثیر روی زبری سطح نیز مربوط به نرخ پیشروی است.
- نیروی ماشین‌کاری با افزایش نرخ پیشروی و زمان ماشین‌کاری، افزایش یافته و با افزایش سرعت برشی نیروی ماشین‌کاری کاهش می‌یابد. بیشترین تاثیر روی نیروی ماشین‌کاری نیز مربوط به نرخ پیشروی است.

تأییدیه اخلاقی: نویسندگان این تحقیق اقرار می‌نمایند که تمامی نتایج مندرج در این مقاله حاصل تحقیق صورت‌گرفته توسط ایشان و نتایج به‌دست‌آمده از آن است.

تعارض منافع: نویسندگان متعهد می‌شوند که در این مقاله تضاد منافع وجود ندارد و این مقاله پیش‌ازاین در جای دیگری ثبت نشده است و نخواهد شد.

منابع مالی: کلیه هزینه‌های صورت‌گرفته جهت انجام این تحقیق از منابع شخصی صورت‌گرفته است.

مراجع

1- Zerti, A., Yallese, M. A., Zerti, O., Nouioua, M., & Khettabi, R. (2019). Prediction of machining performance using RSM and ANN models in hard turning of martensitic stainless steel AISI 420. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science*, *233*(13), 4439-4462.

2- Vasanth, X. A., Paul, P. S., & Varadarajan, A. S. (2020). A neural network model to predict surface roughness during turning of hardened SS410 steel. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, *11*, 704-715.

3- Jafarian, F., Umbrello, D., Golpayegani, S., & Darake, Z. (2016). Experimental investigation to optimize tool life and surface roughness in Inconel 718 machining. *Materials and Manufacturing Processes*, *31*(13), 1683-1691.

4- Jafarian, F., Amirabadi, H., & Fattahi, M. (2014). Improving surface integrity in finish machining of Inconel 718 alloy using intelligent systems. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, *71*, 817-827.

[Downloaded from mme.modares.ac.ir on 2024-05-21]
[DOR: 20.1001.1.10275940.1402.23.10.17.7]
[DOI: 10.22034/mme.23.10.95]