



Numerical Study on Different Parameters of Tool Wear During Machining of Aluminum Metal-Based Composites



ARTICLE INFO

Authors

Homayooni A.^{1*},
Faraji H.²
Farahani A.²
Rahmani N.²

¹Department of Mechanical Engineering, Arak University of Technology, Arak, Iran.

²Faculty of Engineering, Arak University, Arak, Iran.

* Correspondence

Address: Department of Mechanical Engineering, Arak University of Technology, Arak, Iran
homayooni@arakut.ac.ir

How to cite this article

Homayooni A, Faraji H, Farahani A, Rahmani N. Numerical study on different parameters of tool wear during machining of aluminum metal-based composites. Proceedings of 3rd Iranian National Conference on Advanced Machining and Machine Tools (CAMMT). 2023;23(10):137-142.

ABSTRACT

In this article, the effects of changing four different input parameters such as cutting speed, feed rate, feed force in Z direction and force in Y direction on the output of tool wear in the machining process of aluminum metal base composite have been investigated. To numerically examine the influence of each parameter on the desired composite machining process results, the E-fast sensitivity analysis procedure was used. E-fast method has a high speed in quantitative and qualitative data analysis. After conducting a sensitivity analysis, it was found that as the feed force increases in the X direction, the tool wear increases with a significant slope. It was also observed that this parameter (feed force in X direction) has the greatest impact on tool wear compared to other input parameters with an amount of 88%. The parameters of feed rate, feed force in Z direction and cutting speed are effective on tool wear with negligible rates of 8%, 3% and 1%, respectively.

Keywords Feed Rate, Cutting Speed, Feed Force, Machining, Sensitivity Analysis

ماهنامه علمی مهندسی مکانیک مدرس، ویژه نامه مجموعه مقالات سومین کنفرانس ملی ماشین‌کاری و ماشین‌های ابزار پیشرفته
مهر ۱۴۰۲، دوره ۲۳، شماره ۱۰، صفحه ۱۳۷-۱۴۲



بررسی عددی پارامترهای مختلف بر سایش ابزار در فرآیند ماشین‌کاری کامپوزیت زمینه فلزی آلومینیومی



چکیده

در این مقاله، اثرات تغییر چهار پارامتر مختلف ورودی مانند سرعت برشی، نرخ پیشروی، نیروی پیشروی در راستای Z و نیرو در راستای Y بر خروجی سایش ابزار در فرآیند ماشین‌کاری کامپوزیت زمینه فلزی آلومینیومی بررسی شده است. به منظور بررسی عددی میزان تاثیر هر پارامتر بر خروجی فرآیند ماشین‌کاری کامپوزیت مورد نظر از فرآیند تحلیل حساسیت ای-فست استفاده شده است. روش ای-فست دارای سرعت بالایی در آنالیز کمی و کیفی داده‌ها می‌باشد. پس از انجام تحلیل حساسیت مشاهده شد که با افزایش نیروی پیشروی در راستای X میزان سایش ابزار با شیب زیادی افزایش خواهد یافت. همچنین مشاهده شد که این پارامتر (نیروی پیشروی در راستای X) با میزان ۸۸ درصد، بیشترین تاثیر بر میزان سایش ابزار را نسبت به دیگر پارامترهای ورودی دارد. پارامترهای نرخ پیشروی، نیروی پیشروی در راستای Z و سرعت برشی به ترتیب با سهم‌های ناچیز ۸ درصد، ۳ درصد و ۱ درصد بر سایش ابزار موثر می‌باشند.

مشخصات مقاله

نویسنده‌ها

احمد همایونی^{۱*}
حامد فرجی^۲
علی فراهانی^۲
نیما رحمانی^۲

^۱ دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی اراک، اراک، ایران
^۲ دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه اراک، اراک، ایران

* نویسنده مسئول

آدرس:

homayooni@arakut.ac.ir

کلیدواژه‌ها نرخ پیشروی، سرعت برشی، نیروی پیشروی، ماشین‌کاری، تحلیل حساسیت

۱- مقدمه

امروزه کامپوزیت‌های ماتریس فلزی (Metal Matrix Composites) یا به اختصار MMC) در صنایع مختلف به ویژه در صنایعی مانند خودروسازی، هوافضا و غیره بواسطه خواص مکانیکی مطلوبی که دارند بسیار مورد توجه قرار گرفته‌اند.^[1] از محبوب‌ترین کامپوزیت‌های ماتریس فلزی، کامپوزیت‌های آلیاژ آلومینیوم تقویت شده با ذرات سرامیکی هستند که مزایایی چون قیمت پایین، استحکام، سختی و مقاومت در برابر خستگی بالاتری دارند.^[2] گرچه این بهبود در خواص مکانیکی، منجر به مشکل‌تر شدن ماشینکاری این کامپوزیت‌ها می‌شود. به همین دلیل، تنها ابزارهایی از جنس الماس پلی‌کریستال (Polycrystalline Diamond) یا به اختصار PCD) برای ماشینکاری این کامپوزیت‌ها مقرون به صرفه هستند. اما به دلیل قیمت بالا این ابزارها، سرویس به موقع آن‌ها از اهمیت بالایی برخوردار است، بنابراین پایش مداوم وضعیت ابزار در پروسه ماشینکاری برای تشخیص زمان مناسب تعویض ابزار بسیار مهم است.^[3] که برای پایش وضعیت ابزار دو روش مستقیم و غیرمستقیم مورد استفاده قرار می‌گیرد.

در روش مستقیم، میزان سایش ابزار به صورت مستقیم اندازه‌گیری می‌گردد (برای مثال، اندازه‌گیری فاصله بین نوک ابزار و قطعه‌کار). به علت تماس مداوم ابزار و قطعه‌کار، اندازه‌گیری سایش، بدلیل وجود مایع خنک‌کاری، سخت و حتی گاهی تقریباً غیرممکن است.

در روش غیرمستقیم، میزان سایش ابزار با اندازه‌گیری و پردازش سیگنال‌های مختلف مانند نیرو، درجه حرارت، ارتعاش ابزار و غیره تخمین زده می‌شود.^[4]

بدین منظور، لین و همکارانش به بررسی میزان سایش ابزار در ماشینکاری کامپوزیت‌های ماتریس فلزی آلومینیوم به دو روش تجزیه و تحلیل رگرسیون چندگانه (Multiple Regression Analysis) یا به اختصار MRA) و شبکه عصبی تابع پایه شعاعی تعمیم یافته (Generalised Radial Basis Function Neural Network) یا به اختصار GRBF) پرداخته‌اند. نتایج بدست آمده نشان می‌دهد که روش GRBF دارای دقت بیشتری نسبت به روش MRA به ویژه در نواحی که سایش ابزار با نیروهای ماشینکاری رابطه غیر خطی دارد، می‌باشد. به طور کلی نتایج بدست آمده از نیروی پیشروی (Feed Force) نسبت به نتایج بدست آمده از نیروی برشی (Cutting Force) دقیق‌تر است و برای پایش میزان سایش ابزار تنها اندازه‌گیری نیروی پیشروی (Feed Force) کافی می‌باشد.^[5]

عزمی و همکارانش در مطالعه خود برای پایش وضعیت سایش ابزار کاربردی در عملیات فرزکاری، از دو روش تجزیه و تحلیل رگرسیون چندگانه (Multiple Regression Analysis) یا به اختصار MRA) و سیستم عصبی-فازی (Neuro-Fuzzy) استفاده کرده‌اند. رابطه تیلور (Taylor) بدست آمده از نتایج، مشخص کرد که عمر مفید ابزار به شدت به سرعت برش (Cutting Speed) و نرخ پیشروی (Feed Rate) وابسته می‌باشد. همچنین ماشینکاری عمود بر رشته‌های فیبر کامپوزیت موجب افزایش سایش ابزار و در نتیجه کاهش عمر مفید ابزار نسبت به ماشینکاری در موازات

رشته‌های فیبر می‌شود، اما باید توجه داشت که اثر زاویه برش بر طول عمر ابزار نسبت به سایر نیروهای وارده بر ابزار بسیار ناچیز است. نتایج بدست آمده از نیروی پیشروی (Feed Force) نسبت به نتایج بدست آمده از نیروی برشی (Cutting Force) دقیق‌تر است. هرچند که داده‌های بدست آمده از روش MRA در عملیات فرزکاری، دارای دقت قابل قبولی نسبت به داده‌های تجربی می‌باشد، ولی داده‌های حاصله از روش ANFIS (Adaptive Neural Networkbased Fuzzy Inference Systems) به میزان قابل ملاحظه‌ای دقیق‌تر هستند، به ویژه در زمانی که روابط غیر خطی می‌باشند.^[6]

در مطالعه‌ای دیگر، ناصرنیا و همکارانش از یک شبکه عصبی چندلایه (Multi-Layer Perceptron) یا به اختصار MLP) و یک الگوریتم پس انتشار و سامانه استنتاج تطبیقی فازی-عصبی (Adaptive NeuroFuzzy Inference System) یا به اختصار ANFIS) برای پیش‌بینی میزان سایش ابزار در عملیات فرزکاری استفاده کرده‌اند. همچنین مقدار پیشروی و عمق بار بر جریان مصرفی موتور پیش‌روی بعنوان متغیرهای ورودی فرآیند بررسی شدند. نتایج بدست آمده مشخص کرد که با افزایش میزان سایش ابزار، جریان مصرفی موتور پیشروی افزایش پیدا می‌کند. به طور میانگین ANFIS و MLP به ترتیب با ۹۲ و ۸۴ درصد موفقیت، قادر به تشخیص درست میزان سایش و شکست ابزار بودند.^[4]

ویجیک-پیکولا و همکارانش به بررسی میزان سایش ابزار در عملیات فرزکاری کامپوزیت ماتریس آلومینیوم (Aluminum Matrix Composite) یا به اختصار AMC) به کمک یک مدل شبکه عصبی چندلایه (Multi-Layer Perceptron) یا به اختصار MLP) و مقایسه نتایج آن با مقادیر اندازه‌گیری شده از روش تجربی، پرداخته‌اند. شتاب ارتعاش (Vibration Acceleration) و نیروهای برشی (Cutting Forces) بعنوان سیگنال‌های ورودی سیستم در نظر گرفته شده‌اند و آزمایش با سه سرعت مختلف انجام شده است. برای اندازه‌گیری میزان خطای تخمین، از روش خطای میانگین مربعات (Mean Square Error) یا به اختصار MSE)، که یک روش برای اندازه‌گیری خطا در مدل‌های آماری می‌باشد، استفاده شده است. طبق نتایج بدست آمده، میانگین میزان خطای اندازه‌گیری شده از روش MSE، در هنگام فرزکاری کامپوزیت (Al-SiC (%۱۰) با ابزار پوشش داده شده با الماس، برابر با مقدار ۰/۰۲۷ بوده است. بر اساس مدل، مشاهده می‌شود که تابع فعال سازی تانژانت (Tangent Activation Function) و لجستیک (Logistic Activation Function) در لایه پنهان شبکه عصبی، بهترین نتایج را در فرآیند یادگیری و تست دارد. وجود یک یا دو نورون در لایه پنهان، توانایی تخمین زدن مدل را به میزان قابل ملاحظه‌ای افزایش می‌دهد، هرچند که افزایش تعداد نورون‌ها، تأثیری بر قابلیت تخمین مدل شبکه عصبی ندارد.^[7]

فدائی و سوری در مطالعه خود به بررسی اثر سرعت برشی و پیشروی بر تنش‌های پسماند در شافت‌های تراش‌کاری شده از جنس فولاد AISI۱۰۴۵ پرداخته‌اند. از روش‌های پراش اشعه ایکس و تکنیک الکتروپولیش برای تعیین توزیع تنش پسماند استفاده کرده‌اند. با استفاده از تحلیل‌های اجزای محدود، تاثیر تغییرات سرعت برشی و پیشروی را بررسی و با استفاده از داده‌های حاصل، از یک شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین تنش‌های پسماند استفاده کرده‌اند. بر اساس نتایج اعلام شده،

of Variance یا به اختصار ANOVA)، برای تخمین زبری سطح و نیروی برشی در عملیات فرزکاری، استفاده کرده است. عملیات فرزکاری در شرایط برشی خشک و با ابزار از جنس کاربید بدون پوشش و تست‌ها به روش آرایه‌های متعامد تاگوجی (Taguchi Orthogonal Array) انجام شده است. مدل‌های تحلیلی زبری سطح و نیروی برشی، توسط شبکه عصبی و آنالیز رگرسیون ساخته شده‌اند. نتایج تجربی نیز به وسیله روش ANOVA محاسبه گردیده‌اند. نتایج حاکی از آن است که ساختار ماده (با $85/24\%$ تاثیر)، نرخ پیشروی (با $7/12\%$ اثر) و سرعت برش (با $5/05\%$ اثر)، به ترتیب موثرترین عوامل بر زبری سطح هستند. همچنین نرخ پیشروی (با $73/67\%$ اثر)، عمق برش (با $16/16\%$ اثر) و سرعت برش (با $6/62\%$ اثر)، به ترتیب عوامل موثر بر نیروی برشی می‌باشند. مقادیر زبری سطح به میزان چشمگیری (بین $1/96\%$ تا 312%)، در کامپوزیت‌های تقویت شده با Al_2O_3 ، نسبت به آلیاژ AA7039 بهبود یافته‌اند، که دلیل آن پخش شدن همگن ذرات Al_2O_3 در AA7039 می‌باشد. شبکه عصبی ایجاد شده نیز، با خطاهای میانگین مربعات به مقادیر $2/25\%$ و $6/66\%$ به ترتیب قادر به تخمین زبری سطح و نیروی برشی است.^[11]

ورش کومار و همکارانش در پژوهش خود اقدام به ساخت یک کامپوزیت ماتریس آلومینیوم، از جنس آلیاژ آلومینیوم ۶۰۶۱ که با ذرات تیتانیوم دی‌اکسید (TiO_2) تقویت شده است، کرده‌اند. مدل‌سازی شبکه عصبی، طبق الگوریتم یادگیری ماشین پس انتشار (BackPropagation) انجام شده است. آزمایش‌های سایش بر طبق آزمایش‌های استاندارد ASTM G99، به صورت پین روی صفحه (Pin-on-Disc) انجام گردیده است. همچنین تست‌ها به روش آرایه‌های متعامد تاگوجی (Taguchi Orthogonal Array) انجام شده است. بر طبق نتایج به دست آمده، فاصله لغزش (Sliding Distance)، درصد وزنی ماده تقویت کننده (TiO_2) و بار اعمال شده تاثیر قابل توجه بر میزان عمق آسیب وارد شده بر کامپوزیت بر اثر سایش دارد. با استفاده از شبکه عصبی یک رابطه غیرخطی بین چگالی، بار اعمال شده، درصد وزنی ماده تقویت کننده (TiO_2)، فاصله لغزش و میزان ارتفاع شده از کامپوزیت بر اثر سایش بدست آمد. و در آخر شبکه عصبی عملکرد قابل قبولی ارائه کرده است.^[12]

در مطالعه‌های دیگر، فرجی و طاهری، اقدام به بررسی اثر پارامترهای ورودی ولتاژ گپ سروو، جریان اوج، کشش سیم، زمان روشن بودن پالس و زمان خاموش بودن پالس بر دو پارامتر سرعت برشی و انحراف ابعادی در فرآیند ماشین‌کاری تخلیه الکتریکی با سیم، کرده‌اند. برای تحلیل داده‌های بدست آمده از روش تحلیل حساسیت آماری سوپل استفاده شده است، که از مزیت‌های این روش می‌توان به دقت بالا نسبت به سایر روش‌ها اشاره کرد. طبق نتایج بدست آمده، پارامترهای زمان خاموش بودن پالس (با 39%)، زمان روشن بودن پالس (با 37%)، ولتاژ گپ سروو (با 14%)، کشش سیم (با 5%) و جریان اوج (با 5%) به ترتیب موثرترین عوامل بر سرعت برشی بوده‌اند. پارامترهای ولتاژ گپ سروو (با 59%) و زمان روشن بودن پالس (با 31%) اثرگذارترین پارامترها بر انحراف ابعادی می‌باشند.^[13]

شبکه عصبی ساخته شده می‌تواند با بیشینه خطا 15% برای راستای محوری و $17/4\%$ برای راستای محیطی تنش‌های پسماند در سرعت‌های برشی و پیشروی مختلف مطالعه شده را پیش بینی کند. همچنین مشخص شد که در همه سرعت‌های پیشروی، با افزایش سرعت برشی به تنش پسماند افزوده می‌شود، که افزایش سرعت پیشروی تا $0/2$ میلی‌متر/دور باعث افزایش تنش پسماند شده و از این مقدار به بعد، افزایش قابل ملاحظه نخواهد بود.^[8]

در مطالعه‌های دیگر اوزبورک و همکارانش کامپوزیت‌های ماتریس آلومینیوم را در دو دمای متفاوت (500 و 600 درجه سلسیوس) با مقادیر متفاوت SiC و به روش ریخته‌گری تلاطمی (Thixomolding Method) ساخته و به دو روش تجربی و شبکه عصبی مصنوعی، اقدام به بررسی ویژگی‌های سایشی، برای اندازه‌گیری میزان وزن اتلافی (Weight Loss) پس از تست‌های سایش صورت گرفته، کرده‌اند. نمونه‌ها در سرعت لغزشی ثابت به میزان $0/2$ میلی‌ثانیه، تحت نیروهای 30 و 60 نیوتن (N) و با فواصل لغزشی متفاوت (1500 ، 1500 ، 1500 و 500 متر) بررسی شده‌اند. از بررسی‌ها نتیجه می‌شود که بین اندازه دانه‌های کامپوزیت و سختی، رابطه عکس وجود دارد. و بین اندازه دانه‌ها و دمای تولید کامپوزیت‌ها رابطه مستقیم وجود دارد. همچنین میزان وزن اتلافی با دمای تولید نیز رابطه مستقیم دارد. حدود 85% از داده‌ها به صورت تصادفی برای آموزش سیستم شبکه عصبی انتخاب شده و 15% باقی‌مانده اطلاعات برای آزمایش سیستم، مورد بررسی قرار گرفتند. از مقایسه مقادیر تجربی و مقادیر تخمین زده شده توسط شبکه عصبی، ضریب $0/9855$ به دست آمده، که نشان از عملکرد مطلوب مدل ساخته شده دارد.^[9] ژو و همکارانش در مطالعه خود از یک مدل شبکه عصبی چند لایه پیشخور (Feed-Forward Multi-Layered Artificial Neural Network)، مبتنی بر الگوریتم یادگیری لوبز-مارکوآرت (Levenberg-Marquardt)، برای پیدا کردن رابطه ریاضی بین پارامترهای برشی و میانگین زبری سطح در پروسه فرزکاری کامپوزیت Al/SiC، استفاده کرده‌اند. عملیات فرزکاری توسط یک دستگاه ماشین کنترل عددی (CNC) و با ابزار از جنس الماس پلی‌کریستال (PCD) انجام شده است و داده‌ها برای آموزش مدل شبکه عصبی، جمع‌آوری شده است. سرعت برش، عمق برش، نرخ پیشروی و نسبت حجمی SiC پارامترهای ورودی سیستم در نظر گرفته شده‌اند. طبق نتایج بدست آمده نرخ پیشروی، سرعت برش و نسبت حجمی (Volume Fraction) SiC به ترتیب بیشترین تاثیر را بر زبری سطح دارند. زمانی که نرخ پیشروی در یک محدوده مشخص باشد، زبری سطح یک رابطه نمایی تقریبی با نرخ پیشروی دارد. رابطه بین زبری سطح و عمق برش تقریباً خطی است، همانند رابطه بین زبری سطح و نسبت حجمی SiC. مدل شبکه عصبی با $2/08\%$ میانگین خطا نسبی در تخمین میانگین زبری سطح، عملکرد قابل قبولی از خود نشان داده است. در آخر یک مدل برای کنترل زبری سطح از طریق تخمین زدن پارامترهای برش، با $2/91\%$ میانگین خطا نسبی، برای رسیدن به زبری سطح مورد نظر ایجاد شد.^[10]

کارابولوت در مطالعه خود اقدام به ساخت کامپوزیت ماتریس آلومینیوم از جنس $AA7039/Al_2O_3$ به روش متالورژی پودر کرده و از یک شبکه عصبی، آنالیز رگرسیون و آنالیز واریانس (Analysis

۲- روش تحقیق

$x_i = G_i(\sin(\omega_i s + \varphi_i)) = \frac{1}{2} + \frac{1}{\pi} \sin^{-1}(\sin(\omega_i s + \varphi_i))$ (۱)
 که ω_i به عنوان فرکانس x_i ، φ_i نقطه شروع منحنی و s نیز متغیری در بازه $-\pi$ تا π تعریف می‌شوند.

$$F = \frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f^2(s) ds - \left[\frac{1}{2\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(s) ds \right]^2$$

$$\approx \sum_{j=-\infty}^{\infty} (A_j^2 + B_j^2) - (A_0^2 + B_0^2)$$

$$\approx 2 \sum_{j=1}^N (A_j^2 + B_j^2)$$
 (۲)

G ها به عنوان توابع انتقال و A_j و B_j نیز به عنوان ضرایب فوریه تعریف می‌گردند. همچنین $f(s)$ به صورت معادله (۳) معرفی می‌گردد:

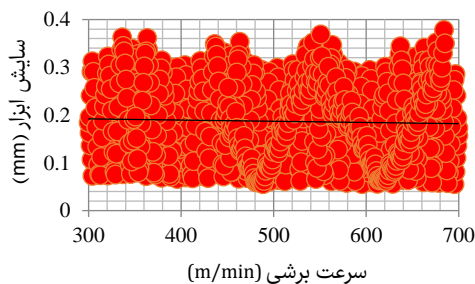
$$f(s) = f(G_1(\sin \omega_1(s)), G_2(\sin \omega_2(s)), \dots, G_n(\sin \omega_n(s)))$$
 (۳)
 در آخر، واریانس جزئی از رابطه (۴) به دست خواهد آمد:

$$F_i = \sum_{p \in Z^0} (A_{p\omega_i}^2 + B_{p\omega_i}^2) = 2 \sum_{p=1}^{\infty} (A_{p\omega_i}^2 + B_{p\omega_i}^2)$$
 (۴)
 همچنین میزان شاخص حساسیت کلی، از رابطه (۵) به دست خواهد آمد: [16]

$$ST_i = 1 - \frac{F_{-1}}{F}$$
 (۵)

۳- تحلیل حساسیت پارامترها و تحلیل نتایج

در این قسمت اثر پارامترهای سرعت برشی، نرخ پیشروی و نیروی پیشروی در دو جهت X و Z ، بر سایش ابزار در فرآیند ماشین‌کاری، بررسی خواهند شد. شکل‌های ۱ تا ۴، پراکندگی نقاط سایش ابزار را نشان می‌دهند. این نقاط به کمک نرم‌افزار سیملب و با روش ای-فست به دست آمده‌اند. اولین پارامتر تاثیرگذار بر میزان سایش ابزار که بررسی شده است، اثر سرعت برشی می‌باشد. شکل ۱ نشان دهنده نتایج به دست آمده از تاثیر سرعت برشی بر میزان سایش ابزار، می‌باشد. همانطور که در شکل مشاهده می‌شود، سرعت برشی اثر قابل ملاحظه‌ای بر میزان سایش ابزار ندارد.



شکل ۱) تاثیر سرعت برشی بر میزان سایش ابزار

کامپوزیت‌های ماتریس آلومینیوم به دلیل دارا بودن خواصی مانند استحکام و سختی بالا و همچنین مقاومت در برابر خستگی و سایش، در صنایع مختلفی مانند خودرو سازی، هوافضا، دفاعی و غیره، مورد استفاده گسترده قرار گرفته‌اند. به همین دلیل، تجزیه و تحلیل تاثیر پارامترهای مختلف فرآیند ماشین‌کاری بر روی این کامپوزیت‌ها، بسیار حائز اهمیت است. در این مطالعه به بررسی تاثیر پارامترهای ورودی شامل، سرعت برشی (Cutting Speed)، نیروی پیشروی (Feed Force) در جهت راستای Z و X و نرخ پیشروی (Feed Rate) بر پارامتر خروجی سایش ابزار (Tool Wear) از طریق روش تحلیل حساسیت آماری ای-فست (E-Fast)، پرداخته شده است. هدف از این مطالعه، شناخت تاثیرگذارترین پارامتر بر نرخ سایش ابزار می‌باشد.

۲-۱- تحلیل حساسیت

یکی از بخش‌هایی از تحلیل حساسیت که توجه بیشتری را به خود جلب کرده است، روش‌های بر پایه واریانس (Variance-Based) هستند. در این روش‌ها، شاخص حساسیت (Sensitivity Index) به عنوان سهم هر پارامتر در واریانس خروجی کلی مدل، محاسبه می‌شود. روش‌های تحلیل حساسیت، به طور کلی در چهار مرحله اجرا می‌شوند:

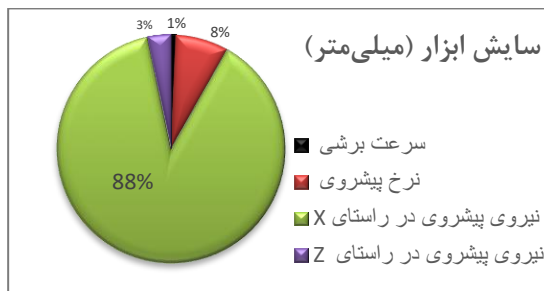
- ۱- تعریف ورودی‌ها و نوع توزیع هر ورودی
- ۲- تولید نمونه برای مقادیر ورودی
- ۳- محاسبه خروجی مدل برای هر مجموعه از نمونه‌های ورودی
- ۴- تعیین اثر هر پارامتر ورودی بر خروجی

رویکردهای تحلیل حساسیت مبتنی بر واریانس را می‌توان برای به دست آوردن اثر مرتبه اول و اثر مرتبه دوم (که شامل تعامل بین سایر پارامترها می‌شود) استفاده کرد. روش‌های آماری دارای قابلیت بررسی هم‌زمان تاثیر پارامترهای ورودی و همچنین مشخص کردن اثرات پارامترها به صورت هم‌زمان، می‌باشند. از پرکاربردترین روش‌های آماری تحلیل حساسیت، می‌توان روش‌های سوبل (Sobol) و ای-فست (E-Fast) را نام برد. روش ای-فست دارای سرعت بالاتری نسبت به روش سوبل می‌باشد ولی دقت آن کمتر است. روش ای-فست برای اولین بار توسط کوکیر و همکارانش [14] معرفی شده و سپس توسط سالتلی و همکارانش [15] بهبود یافته است. این روش بر پایه واریانس است و مستقل از هرگونه فرض خطی بودن و یکنواختی بین پارامترهای ورودی و خروجی می‌باشد. این روش با تعریف تابع انتقال، انتگرال‌های چند بعدی را به انتگرال‌های تک بعدی تبدیل می‌نماید و روش محاسبه شاخص‌های حساسیت را ساده می‌کند. [14-15]

به منظور استفاده از روش ای-فست، در معادله (۱) پارامتر ورودی x_i تعریف می‌شود:

۴- مقایسه کمی اثر پارامترهای ورودی مختلف بر میزان سایش ابزار با استفاده از روش تحلیل حساسیت ای-فست

در این قسمت به مقایسه کمی بین درصد تاثیر پارامترهای مختلف ورودی بر میزان سایش ابزار که از روش تحلیل حساسیت ای-فست به دست آمده‌اند، پرداخته خواهد شد. طبق نتایج نشان داده شده در شکل ۵، نیروی پیشروی در جهت X با ۸۸٪ تاثیر بر میزان سایش ابزار، تاثیرگذارترین پارامتر در بین چهار پارامتر مورد بررسی، می‌باشد. پارامترهای نرخ پیشروی، نیروی پیشروی در جهت Z و سرعت برشی، به ترتیب هرکدام با ۸٪، ۳٪ و ۱٪ پارامترهای تاثیرگذار بعدی بر میزان سایش ابزار می‌باشند.



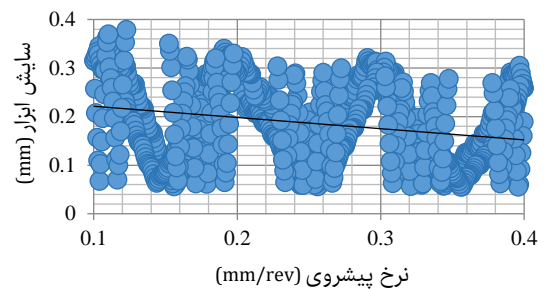
شکل ۵) مقایسه کمی اثر پارامترهای ورودی بر میزان سایش ابزار

۵- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در تحلیل حساسیت، چگونگی وابستگی پارامتر خروجی یک مدل به پارامترهای ورودی آن، مورد بررسی قرار می‌گیرد. روش تحلیل حساسیت یک روش قدرت‌مند است که توانایی مشخص کردن میزان تاثیرگذاری پارامترهای ورودی به صورت کمی و کیفی را دارد، که از نتایج به دست آمده برای یافتن پارامترهای ورودی با تاثیرگذاری بالا بر پارامتر خروجی به منظور توجه بیشتر در انتخاب آن‌ها و همچنین شناسایی پارامترهای ورودی با تاثیر اندک بر پارامتر خروجی و به منظور ساده‌سازی حذف کردن آن‌ها از معادلات سیستم، می‌توان استفاده کرد. در این مطالعه از تحلیل حساسیت آماری به روش ای-فست، که نسبت به سایر روش‌های تحلیل حساسیت آماری، سرعت بالاتری دارد، برای بررسی تاثیر چهار پارامتر ورودی شامل سرعت برشی، نرخ پیشروی، نیروی پیشروی در جهت X و نیروی پیشروی در جهت Z، بر میزان سایش ابزار به عنوان پارامتر خروجی استفاده شده است.

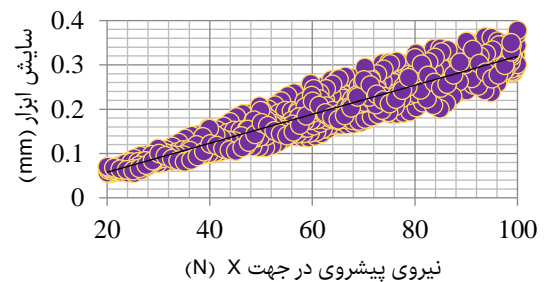
مطابق با نتایج به دست آمده، با اندازه‌گیری نیروهای ماشینکاری می‌توان میزان سایش ابزار را بدون ایجاد وقفه در عملیات ماشینکاری، نظارت کرد. همچنین از بین چهار پارامتر مورد بررسی، پارامتر نیروی پیشروی در جهت X با ۸۸٪ تاثیر بر میزان سایش ابزار، تاثیرگذارترین پارامتر می‌باشد که افزایش نیروی پیشروی در این جهت، منجر به افزایش سایش ابزار می‌شود. پارامترهای نرخ پیشروی، نیروی پیشروی در جهت Z و سرعت برشی، به ترتیب با ۸٪، ۳٪ و ۱٪ اثر، به عنوان دومین تا چهارمین پارامتر تاثیرگذار، معرفی شده‌اند.

دومین پارامتر تاثیرگذار، نرخ پیشروی است، که نتایج حاصل از بررسی آن، در شکل ۲ قابل مشاهده می‌باشد. همانگونه که مشاهده می‌شود، به طور کلی افزایش نرخ پیشروی باعث کاهش میزان سایش ابزار با شیب کمی، خواهد شد.



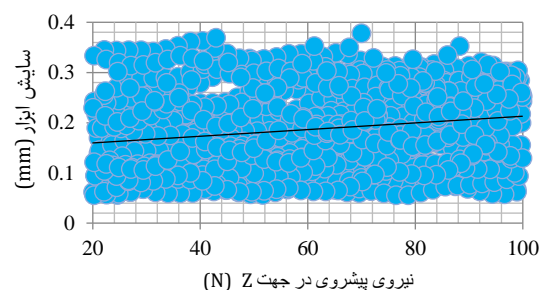
شکل ۲) تاثیر نرخ پیشروی بر میزان سایش ابزار

سومین پارامتر تاثیرگذار، نیروی پیشروی در جهت X می‌باشد. نتایج حاصل شده از بررسی این پارامتر بر میزان سایش ابزار، در شکل ۳ قابل مشاهده است. همانطور که در شکل به وضوح قابل ملاحظه است، با افزایش نیروی پیشروی در جهت X، میزان سایش ابزار نیز افزایش چشمگیری نسبت به سایر پارامترها خواهد داشت.



شکل ۳) تاثیر نیروی پیشروی در جهت X بر میزان سایش ابزار

آخرین پارامتر مورد بررسی، نیروی پیشروی در جهت Z است. شکل ۴ نشان دهنده نتایج بدست آمده از بررسی این پارامتر بر میزان سایش ابزار، می‌باشد. با توجه به شکل، افزایش نیروی پیشروی در جهت Z، منجر به افزایش میزان سایش ابزار با شیب کمی خواهد شد.



شکل ۴) تاثیر نیروی پیشروی در جهت Z بر میزان سایش ابزار

فهرست علائم

ضرایب فوریه	A
ضرایب فوریه	B
واریانس جزئی	F
تابع انتقال	G
متغیری در بازه $-\pi$ تا π	s
شاخص حساسیت کلی	S
متغیر ورودی	x

علایم یونانی

نقطه شروع مربوط به x_i	ϕ
فرکانس مربوط به x_i	ω

مراجع

I 1045 STEEL TURNING SHAFTS USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK. *Sharif Journal of Mechanical Engineering*, 2019; 35.3(1): 123-132. doi: 10.24200/j40.2018.10749.1406. (In Persian)

9- Özyürek D, Kalyon A, Yıldırım M, Tuncay T, Ciftci I. Experimental investigation and prediction of wear properties of Al/SiC metal matrix composites produced by thixomoulding method using Artificial Neural Networks. *Materials & Design*. 2014 Nov 1;63:270-7.

10-Zhou G, Xu C, Ma Y, Wang XH, Feng PF, Zhang M. Prediction and control of surface roughness for the milling of Al/SiC metal matrix composites based on neural networks. *Advances in Manufacturing*. 2020 Dec;8:486-507.

11-Karabulut Ş. Optimization of surface roughness and cutting force during AA7039/Al2O3 metal matrix composites milling using neural networks and Taguchi method. *Measurement*. 2015 Apr 1;66:139-49.

12-Kumar GV, Pramod R, Gouda PS, Rao CS. Artificial neural networks for the prediction of wear properties of Al6061-TiO2 composites. *InIOP Conference Series: Materials Science and Engineering 2017 Aug 1 (Vol. 225, No. 1, p. 012046)*. IOP Publishing.

13-Faraji, H., Taheri, M. Sensitivity analysis of parameters affecting cutting speed and dimensional deviation of wire electrical discharge machining. *Mechanic of Advanced and Smart Materials*, 2022; 2(3): 310-327. doi: 10.52547/masm.2.3.310.(In Persian).

14-Cukier RI, Levine HB, Shuler KE. Nonlinear sensitivity analysis of multiparameter model systems. *Journal of computational physics*. 1978 Jan 1;26(1):1-42.

15-Saltelli A. Making best use of model evaluations to compute sensitivity indices. *Computer physics communications*. 2002 May 15;145(2):280-97.

16-Khorshidi K, Taheri M, Ghasemi M. Sensitivity analysis of vibrating laminated composite rec-tangular plates in interaction with inviscid fluid using efast method. *Mechanics of Advanced Composite Structures*. 2020 Nov 1;7(2):219-31.

17-sousanabadi farahani, A., Khalili, O., Torabi, A. Sensitivity analysis of effective parameters on bone drilling force by using E-fast method. *Mechanic of Advanced and Smart Materials*, 2023; 3(1): 83-94. doi: 10.52547/masm.3.1.83. (In Persian)

18-Fereiduni, F., Taheri, M., Modaberifar, M. Investigation of the effect of different parameters on force in the second phase of two-dimensional nanomanipulation. *Iranian Journal of Manufacturing Engineering*, 2021; 8(2): 23-31. (In Persian)

1- Pramod R, Kumar GV, Gouda PS, Mathew AT. A study on the Al2O3 reinforced Al7075 metal matrix composites wear behavior using artificial neural networks. *Materials Today: Proceedings*. 2018 Jan 1;5(5):11376-85.

2- Bhattacharyya D, Bowis ME, Gregory JT. The influence of alumina microsphere reinforcement on the mechanical behavior and weldability of a 6061 aluminum metal matrix composite. *Machining of composite materials(A 95-15178 02-37)*, Materials Park, OH, ASM International, 1992., 1992:49-56.

3- Lane C. The effect of different reinforcements on PCD tool life for aluminum composites. *Machining of composite materials(A 95-15178 02-37)*, Materials Park, OH, ASM International, 1992., 1992:17-27.

4- n, E., n, M., r, M. Milling Tool Wear Prediction by Feed Motor Current Signal using MLPs and ANFIS. *AEROSPACE MECHANICS JOURNAL*, 2019; 15(1): 51-62.(In Persian)

5- Lin JT, Bhattacharyya D, Kecman V. Multiple regression and neural networks analyses in composites machining. *Composites Science and Technology*. 2003 Feb 1;63(3-4):539-48.

6- Azmi AI, Lin RJ, Bhattacharyya D. Tool wear prediction models during end milling of glass fibre-reinforced polymer composites. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. 2013 Jul;67:701-18.

7- Wiciak-Pikuła M, Felusiak-Czyryca A, Twardowski P. Tool wear prediction based on artificial neural network during aluminum matrix composite milling. *Sensors*. 2020 Oct 13;20(20):5798.

8- Fadaei, A., Sori, M. PREDICTION OF CUTTING SPEED AND FEED EFFECTS ON RESIDUAL STRESSES IN AIS