



تخمین سایش ابزار در تراش کاری با روش سری زمانی غیر ایستا

بهرنگ حسینی اقدم¹، مهرداد وحدتی^{2*}، مرتضی همایون صادقی³

1- دانشجوی دکتری، مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران

2- استادیار، مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، تهران

3- استاد، مهندسی مکانیک، دانشگاه تبریز، تبریز

* تهران، صندوق پستی 19395-1999، vahdadi@kntu.ac.ir

اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل

دریافت: 18 بهمن 1393

پذیرش: 02 فروردین 1394

ارائه در سایت: 14 اردیبهشت 1394

کلید واژگان:

سایش ابزار

تراش کاری

سری زمانی

ارتعاش

چکیده

در این مقاله، سیگنال‌های ارتعاش ابزار به دست آمده از یک فرایند تراش کاری برای تخمین سایش ابزار به کار می‌رود. در حین فرایند برش، سیگنال‌های شتاب ابزار به کمک یک شتاب‌سنج که بر روی نگهدارنده نصب شده، در مقادیر مختلف سایش اندازه گیری می‌شود. به دلیل این که سیگنال‌های شتاب اندازه‌گیری شده، دارای واریانس متغیر با زمان و غیر ایستا هستند، برای مدل‌سازی آن‌ها از سری زمانی با ضرایب وابسته به زمان استفاده شد و ویژگی‌های حساس به سایش به کمک مدل‌ها، استخراج گردید. ویژگی‌های حساس به سایش استخراج شده، واریانس باقی‌مانده سیگنال‌های مختلف است و به عنوان فاصله‌ی سیگنال‌های ساییده شده از مدل مبنا به کار می‌رود. بر اساس تحلیل فاصله‌ی سیگنال‌های مربوط به ابزارهای ساییده شده از ابزار سالم در جهت‌های برشی مختلف، هم بستگی بین سایش ابزار و فاصله‌ی سیگنال‌ها به دست آمد. با بهره‌گیری از این رابطه، معیاری برای تخمین زمان تعویض ابزار حاصل گردید، به این صورت که منحنی‌های فاصله در جهت‌های برش اصلی و پیش‌روی بر حسب سایش، در محدوده‌ی سایش بحرانی ابزار به مقدار کمینه می‌رسند. بررسی نتایج نشان می‌دهد که منحنی‌های به دست آمده برای تخمین سایش در این روش دقت بیش‌تری نسبت به روش مدل‌سازی ایستا دارند و می‌توانند در الگوریتم‌های تخمین سایش برخط زمان واقعی ابزار به کار بروند.

Tool wear estimation in turning by the use of non-stationary time series method

Behrang Hosseini Aghdam¹, Mehrdad Vahdati^{2*}, Morteza Homayoun Sadeghi³

1- Department of Mechanical Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran

2- Department of Mechanical Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran

3- Department of Mechanical Engineering, Tabriz University, Tabriz, Iran

* P.O.B. 1999-19395 Tehran, Iran, vahdati@kntu.ac.ir

ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper
Received 07 February 2015
Accepted 22 March 2015
Available Online 04 May 2015

Keywords:
Tool wear
Turning
Times series
Vibration

ABSTRACT

In the present paper, vibration signals recorded during a turning process are used for tool wear estimation. During the cutting process, tool acceleration signals are recorded by use of an accelerometer installed on tool holder, for different wear values. Since the measured acceleration signals have time dependent variance and are non-stationary, time series with time dependent coefficients were used for modelling them and extraction of wear sensitive features. The extracted wear sensitive features are residual variance of different signals and are used as distance between the signals associated with worn tools and the baseline model. A correlation was found based on analysis of distance between worn tools' acceleration signals in different cutting directions and the baseline signal. Using this correlation, a criterion was obtained for detection of critical wear stage. Such that the distance curves for feed and main cutting directions possess a minimum in the vicinity of critical wear level. Investigation of results revealed that the curves obtained through this method are more accurate than those obtained from stationary modelling method. The results obtained here can be used in online real-time algorithms of tool wear estimation.

1- مقدمه

ماشین‌کاری شده است. یک ابزار برشی، هنگامی که ساییده می‌شود سطحی باکیفیت پایین تولید می‌کند. اگر سایش ابزار به طور پیوسته پایش نگردد، پرداخت سطحی قطعه کار ممکن است خراب شود و این مسئله می‌تواند منجر به از بین رفتن قطعه کار و افزایش زمان تولید شود. همچنین اگر سایش ابزار به موقع کشف نگردد، می‌تواند سبب وارد شدن آسیب ناگهانی به

تخمین برخط سایش ابزار در فرایندهای ماشین‌کاری در دو دهه‌ی گذشته مورد توجه بسیاری از محققین بوده است. زیرا، استراتژی‌های تعویض ابزار، کیفیت محصولات تولیدی و بازدهی تولید، همه تحت تأثیر سایش قرار می‌گیرند. علاوه بر این‌ها، سایش ابزار عامل مهمی در تضمین کیفیت قطعات

Please cite this article using:

B. Hosseini Aghdam, M. Vahdati, M. Homayoun Sadeghi, Tool wear estimation in turning by the use of non-stationary time series method, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 15, No. 6, pp. 318-326, 2015 (In Persian)

برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:

عصبی مصنوعی توسط سیک [10]، انجام گرفته است، حاکی از آن است که ویژگی‌های حساس به سایش استخراج شده در دامنه‌ی زمان، متأثر از شرایط برشی هستند و از طرفی ویژگی‌های دامنه‌ی فرکانس می‌توانند از فرکانس‌های تشدید سیستم ابزار-قطعه کار، فرکانس جدایی براده‌ها و غیره تأثیر بپذیرند. با این وجود، در برخی مقالات نشان داده شده است که ویژگی‌های دامنه‌ی فرکانسی می‌توانند نتایج دقیقی را فراهم نمایند. برای نمونه در [11,12] ویژگی‌های آماری ارتعاش خمشی و طولی ابزار که از تحلیل طیفی منفرد⁵ به دست آمده، با موفقیت سایش ابزار را تخمین زده است. اقدم و همکاران [13] پس از تخمین مدل‌های آرما، نسبت پراکندگی مودهای ارتعاشی معینی از مجموعه‌ی ابزار/نگهدارنده را که در بازه‌های فرکانسی خاصی قرار دارد، به عنوان ویژگی حساس به سایش استفاده کردند. دانش و خلیلی [14] وضعیت سایش ابزار را با استفاده از بررسی‌های حوزه‌ی زمان-فرکانس جریان موتور اسپیندل انجام دادند. ویژگی حساس به سایش انتخاب شده در این مقاله، اعوجاج هارمونیک سیگنال جریان موتور است و به کمک آن سایش و شکست ابزار با موفقیت تخمین زده شده است.

رهورن و همکاران [15]، روش‌های مختلف را که در تخمین سایش ابزار در فرایندهای برش کاری کاربرد دارند را مورد بررسی قرار دادند. نتایج بررسی آن‌ها نشان می‌دهد که روش‌های زمان-فرکانس با وجود این که در تعداد کمی از تحقیقات استفاده شده‌اند، در تخمین سایش و کشف زمان شکست ابزار مفید هستند. نکته‌ی مهمی که در این بررسی به آن اشاره شده است، این است که نه صرفاً با استفاده از روش‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی و سیستم‌های هوشمند مشابه، بلکه در برخی موارد با مدل‌های ساده‌ی نیرویی نیز می‌توان سایش ابزار را با دقت خوبی تخمین زد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی و انواع آن در بسیاری از تحقیقات تخمین سایش به کار رفته‌اند. برای بهبود دقت آموزش شبکه‌ی عصبی و استفاده از آن در تخمین سایش ابزار، برخی محققین از روش فیلتر کالمن تعمیم یافته استفاده کرده‌اند [16,17]. لیم و همکاران [18]، از داده‌های مختلف حس‌گری و شبکه‌ی عصبی تعمیم یافته که به صورت خودکار ویژگی‌های حساس به سایش را استخراج می‌کند، بهره بردند. با توجه به این که استفاده از داده‌های حس‌گرهای مختلف می‌تواند در تخمین سایش مفید باشد و هر کدام ویژگی خاص خود را دارند، موضوع ترکیب داده‌های حس‌گری همواره مورد توجه بوده است و این کار در اغلب موارد دقت تخمین را بالا برده است [19, 20]. چن و چانگ [21]، ویژگی‌های حساس به سایش را از داده‌های حس‌گرهای مختلف استخراج و به کمک شبکه‌ی عصبی، اطلاعات داده‌های اندازه‌گیری شده را با هم ترکیب کردند تا این که الگوریتم کاربردی برای تخمین سایش برخط به دست آید. در این مقاله نشان داده شده است که روش‌های مختلف ترکیب داده‌های سنسوری می‌توانند دقت‌های متفاوتی داشته باشند. در تحقیقاتی که سگرتو و همکاران [22,23] انجام داده‌اند، روش ترکیب داده‌های سنسوری برای آلیاژهای مختلف به کار گرفته شده است. پاول و وارااداراجان [24] علاوه بر شرایط برشی، نیروها و شتاب‌های ابزار، از دمای برش نیز در تخمین سایش به کمک ترکیب اطلاعات سنسوری با شبکه‌ی عصبی بهره بردند و دقت به دست آمده را بالاتر از روش تحلیل رگرسیونی ارزیابی کردند.

سریکانت و همکاران [25]، ضمن اصلاح ساختار شبکه‌ی عصبی برای تخمین سایش، آزمایش‌های سایش را با وجود سیال‌های خنک کننده‌ی مختلف، انجام دادند. بررسی آن‌ها نشان می‌دهد که با این روش، در شرایط

ماشین ابزار و قطعه کار شود که نهایتاً توقف عملیات ماشین کاری را به دنبال دارد. روش‌های مختلفی در پایش وضعیت ابزار به کاررفته است. این روش‌ها یا به صورت مستقیم سایش را اندازه می‌گیرند و یا این که با استفاده از اثرات جانبی سایش به طور غیرمستقیم آن را تخمین می‌زنند [1]. تخمین برخط سایش در عملیات ماشین کاری دارای اهمیت به سزایی است، زیرا استراتژی تعویض ابزار، کیفیت قطعه تولیدی، هزینه‌های ابزار همگی تحت تأثیر سایش می‌باشند [2].

بسته به نوع الگوریتمی که برای تخمین سایش مدنظر قرار می‌گیرد، سیگنال‌های مختلفی را می‌توان برای تخمین سایش استفاده کرد. اندازه‌ی نیروهای برشی در اثر سایش در نتیجه‌ی تغییر مؤلفه‌های نرمال و اصطکاک آن، به صورت تدریجی تغییر می‌کنند [3]. سیگنال‌های نیروی برشی، شتاب ابزار و انتشار آکوستیک کاربرد بسیاری در تخمین برخط سایش دارند. می‌توان بین هر کدام از این سیگنال‌ها و سایش ابزار یک هم بستگی پیدا کرد، درحالی که خود سیگنال‌ها در اثر یک پدیده‌ی فیزیکی حین سایش تولید می‌شوند. در حین فرایند سایش به دلیل تغییر شرایط تماس بین ابزار و قطعه کار، مجموعه‌ی ابزار/نگهدارنده در جهت‌های مختلف ارتعاش می‌کند و به همین دلیل، شتاب ابزار می‌تواند نشان‌گر وضعیت سایش آن باشد. سیگنال‌های ارتعاش آکوستیک منابع مختلفی دارند. یکی از آن‌ها اصطکاک بین قطعه کار و ابزار است که متأثر از شرایط برشی است.

به منظور تخمین سایش ابزار، پس از اندازه‌گیری برخط داده‌ها، ابتدا باید سیگنال‌های ثبت شده با یک روش مدل‌سازی تخمین زده شود. سپس، مدل‌های به دست آمده باید برای یافتن معیاری برای تخمین سایش با هم‌دیگر مقایسه شوند. این کار معمولاً توسط یک متریک¹ یا ویژگی‌های حساس به سایش² که توسط مدل‌ها استخراج می‌شود، صورت می‌گیرد. این ویژگی‌ها می‌توانند در دامنه‌ی زمان، یا زمان-فرکانس باشند.

سهام انرژی مودهای ارتعاشی که با استفاده از مدل‌های سری زمانی ایستا محاسبه می‌شود، به عنوان ویژگی حساس به سایش در تخمین سایش ابزار به کاررفته است [4]. برتری اصلی این ویژگی‌ها مستقل بودن از شرایط برشی است. جمیلنیاک و همکاران [5] الگوریتم سلسله مراتبی³ تخمین سایش را توسعه دادند که از ویژگی‌های متعدد در دامنه‌ی زمان-فرکانس استفاده می‌کند و نتایج آن تحت شرایط برشی که عمر ابزار بسیار کوتاه است، قابل قبول است. لی [6]، کاربرد امواج انتشار آکوستیک را در تخمین سایش ابزار مورد بررسی قرار داده است. در این بررسی مشکل عمده‌ی این سیگنال‌ها، تأثیرپذیری آن‌ها از پارامترهای فرایندی ذکر شده است. لیانگ و دورنفلد [7] به کمک مدل‌های سری زمانی ای آر⁴ با ضرایب متغیر با زمان، ویژگی‌های حساس به سایش را از سیگنال‌های انتشار آکوستیک استخراج نمودند و سایش ابزار را تخمین زدند. با این فرض که سایش‌های مختلف ابزار می‌تواند ارتعاشات آن را در بازه‌های فرکانسی متفاوتی تحت تأثیر قرار دهد، انرژی سیگنال در بازه‌های فرکانسی معین به عنوان ویژگی حساس به سایش توسط محققین انتخاب شده و به کاررفته است. یائو و فنگ این ویژگی را از سیگنال‌های سه بعدی شتاب و نیروی برشی استخراج کردند و برای تخمین سایش مورد استفاده قرار دادند [8]. راث و پاندیت انرژی مودهای ارتعاشی به خصوصی را به عنوان ویژگی حساس به سایش به کار بردند [9].

بررسی که در زمینه‌ی تخمین برخط سایش ابزار با روش شبکه‌های

1- Metric
2- Wear sensitive feature
3- Hierarchical
4- AutoRegressive (AR)

5- Singular Spectrum Analysis (SSA)

جمله‌ی آن‌ها می‌توان به دقت بالا نسبت به روش‌های ایستا، نیاز به تعداد داده‌ی کم‌تر برای شناسایی در مقایسه با شبکه‌های عصبی، رزولوشن فرکانسی بالاتر، توانایی محاسبه‌ی فرکانس‌های آنتی رزونانس و انعطاف بیش‌تر از نظر انتخاب توابع پایه به منظور مدل‌سازی دینامیک متغیر با زمان سریع یا آهسته، اشاره کرد [30].

برای مدل‌سازی و تحلیل سیگنال‌های غیرایستا دو سری روش می‌تواند به کار گرفته شود، روش غیرپارامتری و روش پارامتری. روش‌های پارامتری عمدتاً از شکل‌های پارامتری شده‌ی تارما⁷ تشکیل می‌شوند. تفاوت بین این روش‌ها و آرما⁸ در این است که در مورد روش‌های اولی، پارامترها وابسته به زمان هستند. روش‌های پارامتری نسبت به روش‌های غیرپارامتری دارای برتری‌هایی هستند که از جمله‌ی آن‌ها می‌توان پیچیدگی کم‌تر⁹، دقت بهتر، تعقیب بهتر دینامیک متغیر با زمان و انعطاف بیش‌تر در تحلیل را نام برد. روش‌های پارامتری را می‌توان با در نظر گرفتن ساختاری که بر تغییرات زمانی پارامترهای مدل اعمال می‌گردد، به صورت دارای ساختار¹⁰ و بی‌ساختار¹¹، احتمالاتی¹² و قطعی¹³ طبقه‌بندی کرد. روش‌های قطعی، ساختار قطعی بر تغییر پارامترهای متغیر با زمان اعمال می‌کنند. اف اس-تار و اف اس-تارما از انواع اصلی این روش‌ها می‌باشند و از توابع پایه‌ی قطعی که به زیرفضاهای معینی تعلق دارند، برای تخمین پارامترهای مدل استفاده می‌کنند. از جایی که پارامترهای متغیر با زمان در اغلب موارد به صورت قطعی با زمان تغییر می‌کنند، روش‌های قطعی برای مدل‌سازی تغییرات قطعی پارامترها مناسب هستند [31].

ایده‌ی تخمین ضرایب ای آر و ام ای، توسط ترکیب تعداد کمی از توابع پایه برای اولین بار توسط راتو [32] مطرح گردید. توابع پایه امکان تغییرات سریع و یکنواخت پارامترها را فراهم می‌سازند. هال و همکاران [33]، با فرض این که ضرایب ای آر متناوب هستند، از توابع پایه‌ی فوریه برای تخمین پارامترها استفاده کردند. موکوپادایای و سیرکار [34]، یک روش کلی برای تخمین پارامترهای مدل‌های غیرایستای مختلف پیشنهاد دادند. از نظر آن‌ها، انتخاب بهینه‌ی توابع پایه اهمیت بالایی دارد.

بر اساس دانشی که ما از بررسی تحقیقات چاپ شده تا کنون به دست آورده‌ایم، می‌توان گفت که هیچ تحقیقی با استفاده از روش مبتنی بر خروجی اف اس-تارما در زمینه‌ی تخمین سایش ابزار که مبتنی بر شناسایی دینامیک مجموعه‌ی ابزار/نگهدارنده است، انجام نشده است.

هدف مقاله‌ی حاضر، توسعه‌ی الگوریتم تخمین سایش ابزار در فرایند تراش کاری است که از روش اف اس-تارما برای شناسایی دینامیک سیستم ابزار/نگهدارنده بر اساس سیگنال‌های ارتعاشی، بهره می‌برد. بدین منظور، هم‌بستگی بین ویژگی‌های حساس به سایش استخراج شده با استفاده از روش اف اس-تارما و سایش به دست می‌آید که می‌توان برای تخمین سایش ابزار به کار برد.

2- روش اف اس-تارما برای مدل‌سازی سیگنال‌ها

تخمین سیگنال ارتعاشی غیر ایستای ارتعاش ابزار بر اساس مدل اف اس-تارما در این بخش مد نظر قرار می‌گیرد.

برشی مختلف، مقدار سایش با دقت مناسبی پیش بینی می‌گردد. خاجوی و ناصرینیا [26] مقایسه‌ای بین شبکه‌ی عصبی فازی و شبکه عصبی معمولی انجام دادند و نتایج ارائه شده نشان داد که شبکه عصبی فازی موثرتر از شبکه عصبی معمولی عمل می‌کند و برای تخمین سایش برخط مناسب است.

سیدپورا و همکاران [27] در یک بررسی که بر روی روش‌های تخمین سایش در تراش کاری انجام دادند، به این نتیجه رسیدند که برای ویژگی‌های حساس به سایش، دامنه‌ی فرکانسی و زمان-فرکانسی مفیدتر هستند. بر اساس این بررسی، پارامترهای فرایندی، نوع ابزار و قطعه کار می‌توانند به مقدار زیادی بر روی روش‌های اندازه‌گیری و تحلیل در تخمین سایش ابزار تأثیر بگذارند. بنابراین نیاز به یک روش واحد وجود دارد و این از طریق ویژگی‌های حساس به سایش مستقل از شرایط برشی محقق می‌گردد.

بر اساس بررسی که در مقالات [10,15,27] صورت گرفته است، می‌توان به این نتیجه رسید که یکی از چالش‌های اصلی روش‌های تخمین سایش، دستیابی به الگوریتمی است که مستقل از شرایط برش، قطعه کار و ابزار باشد. نتیجه‌ی دیگر آن است که با وجود این که شبکه‌های عصبی مصنوعی و انواع تعمیم‌یافته‌ی آن از روش‌های پر استفاده در تخمین سایش هستند، اما آن‌ها ضعف‌های مهمی دارند که از جمله‌ی آن‌ها می‌توان به حساسیت به شرایط برش و نیاز به حجم داده زیاد برای آموزش شبکه اشاره کرد.

سیستم‌های نامتغیر با زمان¹، تحت ورودی‌های ایستا²، سیگنال‌های ارتعاشی با ویژگی‌های آماری ایستا تولید می‌کنند، در حالی که سیستم‌های متغیر با زمان، پاسخ غیرایستا³ با مشخصه‌های آماری متغیر با زمان دارند [28]. با این وجود، سازه‌های نامتغیر با زمان که تحت اثر ورودی غیرایستا هستند، نیز می‌توانند پاسخ غیرایستا داشته باشند؛ برای مثال، پل‌ها و مجموعه‌ی ابزار-نگهدارنده‌ی یک ماشین تراش را می‌توان یک سازه‌ی نامتغیر با زمان در نظر گرفت که به ترتیب در اثر تحریک محیط و نیروهای برشی، پاسخ غیرایستا دارند.

شبکه‌های عصبی مصنوعی دینامیکی می‌توانند سیگنال‌های غیرایستا را مدل‌سازی کنند و در برخی موارد برای تخمین سیگنال‌های ارتعاش ابزار مورد استفاده قرار گرفته‌اند. اما شکل استاندارد آن‌ها ساختار پارامتری ندارد و مشخصه‌های دینامیکی سیستم مانند نسبت‌های میرایی و فرکانس‌های طبیعی را نمی‌توان به کمک آن‌ها به دست آورد. با این وجود با تغییر ساختار شبکه‌ی عصبی و تخمین سری زمانی به کمک آن می‌توان به مشخصه‌های دینامیکی دسترسی پیدا کرد [29]. در برخی سیستم‌های دینامیکی، ورودی سیستم را نمی‌توان اندازه گرفت یا این که قابل مشاهده⁴ نیست. در چنین مواردی، روش‌های شناسایی که فقط بر خروجی سیستم تکیه می‌کنند، اهمیت می‌یابند. این روش‌ها که به عنوان روش‌های شناسایی صرفاً مبتنی بر خروجی⁵ شناخته می‌شوند را می‌توان برای مدل‌سازی سیگنال ارتعاش ابزار به کار برد. در تخمین پاسخ غیر ایستای سیستم ابزار/نگهدارنده که توسط شتاب‌سنج اندازه گرفته شده است، می‌توان از روش سری زمانی اف اس-تارما⁶ استفاده کرد. هرچند این روش بسیار موثر و تواناست، اما تا کنون در شناسایی دینامیک ابزار/نگهدارنده و تخمین سایش ابزار به کار نرفته است.

روش اف اس-تارما را می‌توان برای شناسایی دینامیک متغیر با زمان سازه‌های مکانیکی مورد استفاده قرار داد. این روش دارای مزایایی است از

7- Time dependent AutoRegressive Moving Average (TARMA)
8- AutoRegressive Moving Average (ARMA)
9- Representation parsimony
10- Structured
11- Unstructured
12- Stochastic
13- Deterministic

1- Time Invariant (TI)
2- Stationary
3- Non-stationary
4- Observable
5- Output only identification
6- Functional Series Time dependent AutoRegressive Moving Average (FS-TARMA)

$$\sigma_w^2[t] = E\{e^2[t, \theta]\}, t = 1, \dots, N, \theta \in R^{\dim(\theta)} \quad (5)$$

در این عبارت، $\dim(\cdot)$ ابعاد بردار پارامتر θ که از ضرایب تصویر a_{ij} ، c_{ij} و s_j تشکیل می‌گردد را بیان می‌کند در حالی که $e[t, \theta]$ دنباله‌ی خطای پیش بینی (باقی‌مانده) مدل را که بر دنباله‌ی تحریک $w[t]$ مدل منطبق است، نشان می‌دهد.

2-2- تخمین پارامتر اف اس-تارما

در این بخش، تخمین بردار ضرایب تصویر θ مد نظر قرار می‌گیرد. بردار θ که از ضرایب تصویر ای آر، ام ای و واریانس باقی‌مانده تشکیل می‌گردد، برای یک ساختار داده شده با استفاده از سیگنال‌های ارتعاش غیرایستا تخمین زده می‌شود [30]:

$$\begin{aligned} \theta &\triangleq [\vartheta^T | s^T]^T_{(n_a p_a + n_c p_c + p_s) \times 1} \\ \vartheta &\triangleq [a^T | c^T]^T_{(n_a p_a + n_c p_c) \times 1}, s \triangleq [s_1, \dots, s_p]^T_{p_s \times 1} \\ a &\triangleq [a_{1,1}, \dots, a_{1,p_a} | a_{n_a,1}, \dots, a_{n_a,p_a}]^T_{(n_a p_a) \times 1} \\ c &\triangleq [c_{1,1}, \dots, c_{1,p_c} | c_{n_c,1}, \dots, c_{n_c,p_c}]^T_{(n_c p_c) \times 1} \end{aligned} \quad (6)$$

بردار ضرایب تصویر ϑ ، بر اساس کمینه کردن معیار حداقل مربعات که از جمع مربعات خطای پیش بینی مدل تشکیل می‌گردد، تخمین زده می‌شود [30]:

$$\hat{\vartheta} = \arg \min_{\vartheta} \sum_{i=1}^N e^2[t, \vartheta] \quad (7)$$

که در آن $\arg \min$ "کمینه کردن آرگومان" و $e[t, \vartheta]$ نیز خطای پیش بینی مدل را نشان می‌دهند.

تخمین ϑ بر اساس معیار کمینه کردن مربعات خطا، به یک مسئله‌ی بهینه‌سازی غیرخطی منتهی می‌گردد. بنابراین، برای تخمین ϑ باید از روش‌های مبتنی بر تکرار استفاده شود. این روش‌ها می‌توانند بر اساس روش‌های چند مرحله‌ای خطی باشند که مشکلات مربوط به بهینه‌سازی غیرخطی را با دنباله‌ای از روش‌های بهینه‌سازی خطی حل می‌کنند. روش بهینه‌سازی غیرخطی دو مرحله‌ای [30]² از روش‌های چند مرحله‌ای خطی است که بر اساس شکل اف اس-تار با مرتبه‌ی بی‌نهایت است.

3-2- فرکانس طبیعی و نسبت میرایی

پس از تخمین مدل اف اس-تارما، پارامترهای مودال، یعنی فرکانس‌های طبیعی و نسبت‌های میرایی که وابسته به زمان هستند را می‌توان از روابط ذیل به دست آورد [35]:

$$\begin{aligned} \omega_{ni}[t] &= \frac{|\ln \lambda_i[t]|}{T_s} \text{ (rad/s)} \\ \zeta_i[t] &= -\cos(\arg(\ln \lambda_i[t])), \quad t = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (8)$$

که در آن $\lambda_i[t]$ نشان‌گر مقدار ویژه‌ی i -م در زمان t می‌باشد.

3- تخمین سایش با روش اف اس-تارما

روش‌های مبتنی بر باقی‌مانده، کشف و شناسایی عیب را با استفاده از مقادیر مشخصه‌ی Q که توابعی از باقی‌مانده‌ی تولید شده هستند انجام می‌دهند. این باقی‌مانده‌ها با قراردادن سیگنال‌های سیستم جاری $(z_u)_1^N$ در مدل‌های از قبل تعیین شده که به وضعیت‌های مختلف سازه برمی‌گردد (سازه‌ی سالم و سازه‌ی تحت عیوب از انواع A, \dots, D)، به دست می‌آیند. در این مورد $Q = f((e_{xu})_1^N)$ است که $e_{xu}[t]$ باقی‌مانده‌ی تولید شده در اثر قرار

2-1- مدل‌های اف اس-تارما

یک مدل اف اس-تارما که رشته‌های ای آر و ام ای آن به ترتیب n_c و n_a می‌باشند و p_c و p_a نیز به ترتیب ابعاد مجموعه‌ی تابع پایه‌ی مربوطه را نشان می‌دهند و p_s نیز بیان‌گر بعد مجموعه‌ی توابع پایه‌ی واریانس است، به صورت ذیل نشان داده می‌شود [35]:

$$\begin{aligned} x[t] + \sum_{i=1}^{n_a} a_i[t]x[t-i] &= w[t] + \sum_{i=1}^{n_c} c_i[t]w[t-i] \\ w[t] &\sim \text{NID}(0, \sigma_w^2[t]), \quad t = 1, \dots, N \end{aligned} \quad (1)$$

که در آن $x[t]$ پاسخ غیرایستای تخمین زده شده، $w[t]$ دنباله‌ی باقی‌مانده با میانگین صفر و واریانس وابسته به زمان σ_w^2 می‌باشند و NID نشان دهنده‌ی متغیرهای تصادفی با توزیع نرمال مستقل است.

اگر ورودی سیستم مشاهده‌پذیر نباشد، می‌توان فرض کرد که یک دنباله‌ی ناهم بسته با میانگین صفر $w[t]$ ($f[t] \equiv w[t]$) است که واریانس وابسته به زمان σ_w^2 دارد. $a_i[t]$ و $c_i[t]$ به ترتیب پارامترهای وابسته به زمان ای آر و ام ای را نشان می‌دهند که همراه با واریانس σ_w^2 می‌توان به وسیله‌ی زیر فضاهای تابعی با توابع پایه‌ی مربوطه تخمین زد [35]:

$$\begin{aligned} \mathcal{F}_{AR} &\triangleq \{G_{ba(1)}[t], G_{ba(2)}[t], \dots, G_{ba(p_a)}[t]\}, \\ \mathcal{F}_{MA} &\triangleq \{G_{bc(1)}[t], G_{bc(2)}[t], \dots, G_{bc(p_c)}[t]\}, \\ \mathcal{F}_{\sigma_w^2} &\triangleq \{G_{bs(1)}[t], G_{bs(2)}[t], \dots, G_{bs(p_s)}[t]\} \end{aligned} \quad (2)$$

در عبارت‌های بالا، "F" زیرفضای تابعی با مقادیر نشان داده‌شده و $\{G_j[t]: j: 0, 1, \dots\}$ نیز مجموعه‌ای از توابع پایه است که از یک خانواده‌ی مناسب (مانند چیشیف، لژاندر، چندجمله‌ای‌ها، مثلثاتی و غیره) انتخاب می‌شوند. اندیس‌های $b_a(i)$ ($i = 1, \dots, p_a$)، $b_c(i)$ ($i = 1, \dots, p_c$) و $b_s(i)$ ($i = 1, \dots, p_s$) توابع ویژه‌ی معین از یک خانواده‌ی خاص را که در هر زیرفضا قرار دارند، نشان می‌دهد.

برای یک مدل اف اس-تارما، پارامترهای وابسته به زمان ای آر و ام ای و واریانس تغییرات را می‌توان بر حسب توابع پایه به صورت ذیل نوشت [35]:

$$\begin{aligned} a_i[t] &\triangleq \sum_{j=1}^{p_a} a_{ij} G_{b_a(j)}[t] \\ c_i[t] &\triangleq \sum_{j=1}^{p_c} c_{ij} G_{b_c(j)}[t] \\ \sigma_w^2[t] &\triangleq \sum_{j=1}^{p_s} s_j G_{b_s(j)}[t] \end{aligned} \quad (3)$$

که در آن a_{ij} ، c_{ij} و s_j به ترتیب ضرایب تصویر ای آر، ام ای و واریانس را نشان می‌دهند. با تعاریف معادله‌ی (3)، پارامترهای مدل از ضرایب تصویر a_{ij} ، c_{ij} و s_j تشکیل می‌شود، در حالی که یک ساختار مدل خاص مانند \mathcal{M} با رشته‌های n_c و n_a و زیرفضاهای تابعی \mathcal{F}_{AR} ، \mathcal{F}_{MA} ، $\mathcal{F}_{\sigma_w^2}$ تعریف می‌گردد:

$$\mathcal{M} \triangleq \{n_a, n_c, \mathcal{F}_{AR}, \mathcal{F}_{MA}, \mathcal{F}_{\sigma_w^2}\} \quad (4)$$

شکل کامل مسئله‌ی شناسایی را می‌توان به صورت ذیل بیان کرد [35]: "با داشتن N پاسخ ارتعاشی اندازه‌گیری شده، $x^N = \{x[1] \dots x[N]\}$ ، و مدل اف اس-تارما، المانی از \mathcal{M} را انتخاب کنید که بهترین برازش را بر داده‌ها دارد.

$$\begin{aligned} \mathcal{M} &\triangleq \{\mathcal{M}(\theta): x[t] + \sum_{i=1}^{n_a} a_i[t]x[t-i] \\ &= e[t] + \sum_{i=1}^{n_c} c_i[t]e[t-i]\} \end{aligned}$$

چکش³ به دست می‌آید. مقادیر فرکانس‌های طبیعی مربوط به دو مود خمشی در جدول 2 ارائه شده است. همان طور که در شکل 1 دیده می‌شود، یک شتاب‌سنج سه‌بعدی کوچک (دلتاترون⁴ به شماره فنی 4504) بر روی نگهدارنده نصب شده است. برای این که سیگنال‌های اندازه‌گیری شده تا حد ممکن ارتعاش نوک ابزار را نشان دهد، شتاب‌سنج در نزدیک فاصله به نوک ابزار قرار داده شده است. در عین حال باید فاصله‌ی آن از ابزار تا حدی باشد که در حین آزمایش‌ها در اثر برخورد براده‌ها آسیب به آن وارد نگردد. محورهای برش ابزار در شکل 2 نشان داده شده‌اند. شکل 3، یک نمونه تصویر از ابزارهای ساییده شده را نشان می‌دهد.

سایش مورد نظر در این بررسی، سایش سطح آزاد ابزار است. پس از هر مرحله از برش که با توجه به شرایط آزمایش، مدت زمان معینی طول می‌کشد، ابزار جدا می‌گردد و میزان سایش آن به کمک میکروسکوپ نوری با دوربین دقیق و همچنین با استفاده از میکروسکوپ استریو اندازه‌گیری می‌شود. سایش اندازه‌گیری شده که در اینجا معیار سایش سطح آزاد است، VB بیش‌ترین مقدار سایش آن است که در لبه‌ی برش ایجاد شده است. سپس در مرحله‌ی بعدی، ابزار قبلی تعویض شده و ابزار دیگری نصب می‌گردد و این بار زمان برش به میزان معینی افزایش داده می‌شود، با این هدف که این بار مقدار سایش بیش‌تری رخ دهد. با توجه به شرایط بیان شده در جدول 1، پنج آزمایش مختلف انجام گرفته است و در هر تنظیم خاص، از ده ابزار مختلف استفاده شده است. با توجه به این که آزمایش‌های سایش بسیار زمان‌بر و پرهزینه است، برای دستیابی به داده‌های بیش‌تر مورد نیاز در تخمین مدل‌ها، می‌توان به داده‌های قبلی نویز اضافه کرد [2].

جدول 1 شرایط ماشین‌کاری مورد استفاده در آزمایش‌ها

ماشین ابزار	ماشین تراش یونیورسال TN50
نوع ابزار	سندویک (TNMG) ⁵
جنس قطعه کار	AISI 1045
ابعاد قطعه کار	طول = 600mm قطر = 50mm
شرایط ماشین‌کاری	1. $n = 500\text{rpm}, f = 0.2\text{mm/rev}, d = 0.5\text{mm}$ 2. $n = 710\text{rpm}, f = 0.1\text{mm/rev}, d = 0.5\text{mm}$ 3. $n = 1000\text{rpm}, f = 0.2\text{mm/rev}, d = 0.5\text{mm}$ 4. $n = 1000\text{rpm}, f = 0.2\text{mm/rev}, d = 0.1\text{mm}$ 5. $n = 1000\text{rpm}, f = 0.1\text{mm/rev}, d = 0.1\text{mm}$
مایع خنک کننده	استفاده نشده است



شکل 1 تنظیمات و محل قرارگیری شتاب‌سنج در آزمایش‌ها

دادن $z_u[t]$ در درون مدل مربوط به X حالت سازه $(X = o, A, \dots, D)$ می‌باشد. o حالت سالم سازه و A, \dots, D نیز مقادیر مختلف عیب را نشان می‌دهند. در مرحله‌ی بازرسی نیازی به تخمین مجدد مدل نمی‌باشد.

کشف عیب [30]: کشف عیب بر این مبنا است که سری باقی‌مانده $e_{ou}[t]$ که با قرار دادن سیگنال‌های جاری $(z_u)_1^N$ در مدل سیستم سالم M_o به دست می‌آید و با واریانس σ_{ou}^2 شناسایی می‌شود، در حالت سالم مقدار واریانس σ_{ou}^2 به کمینه مقدار خود که برابر σ_{oo}^2 می‌باشد.

مسئله‌ی تست فرضیه‌ها در این مورد به شکل ذیل نوشته می‌شود [31]:

$$H_0: \sigma_{oo}^2 \geq \sigma_{ou}^2 \text{ (فرضیه پوچ-سازه‌ی سالم)}$$

$$H_1: \sigma_{oo}^2 < \sigma_{ou}^2 \text{ (فرضیه جایگزین-سازه‌ی معیوب)}$$

در این روش ابتدا مدل سیستم سالم به عنوان مبنا به دست آورده می‌شود و سپس سیگنال‌های سیستم با مقادیر مختلف عیب در مدل قرار داده می‌شود و مقادیر باقی‌مانده محاسبه می‌گردد. با توجه به این که در تخمین مدل، شرط کفایت مدل سفید بودن سری باقی‌مانده است، باقی‌مانده‌ها دارای توزیع گوسی هستند. نسبت دو متغیر با توزیع گوسی از توزیع مربعی چی¹ تبعیت می‌کند. برای کشف این که سیگنال مربوط به سیستم معیوب است، سیگنال مربوط به سیستم در مدل قرار داده می‌شود و باقی‌مانده به دست می‌آید. با توجه به این که مدل سیستم سالم نیز دارای باقی‌مانده است، برای کشف عیب، مقدار باقی‌مانده‌ی مربوط سیگنال سیستم جاری² با باقی‌مانده‌ی سیستم سالم مقایسه می‌گردد. این مقایسه برای مقادیر واریانس دو سری باقی‌مانده انجام می‌گیرد. در این مرحله احتمال این که نسبت واریانس دو سری باقی‌مانده دارای توزیع چی با ریسک دلخواه باشد، بررسی می‌گردد. اگر نتیجه این باشد که این دو سری باقی‌مانده واریانس متفاوتی دارند، بدان معنی است که سیستم جاری، معیوب است.

با در نظر گرفتن توضیحات ذکر شده، تست ذیل در مقدار ریسک α به دست می‌آید [31]:

$$H_0 \text{ پذیرفته می‌شود (سازه سالم)} \Rightarrow F \leq f_{1-\alpha}(N_u - 1, N_o - d - 1)$$

$$H_1 \text{ پذیرفته می‌شود (سازه معیوب)} \Rightarrow \text{در غیر این صورت}$$

که در آن، $f_{1-\alpha}(N_u - 1, N_o - d - 1)$ نقطه‌ی بحرانی $1 - \alpha$ در توزیع F را نشان می‌دهد. N_u و N_o به ترتیب تعداد نمونه‌ها در تخمین واریانس باقی‌مانده در حالت سالم و معیوب را نشان می‌دهند. d نیز نشان‌گر بعد بردار پارامتر مدل می‌باشد.

برای تخمین اندازه‌ی عیب، با توجه به این که صرفاً یک نوع عیب در حال بررسی است، مقدار واریانس مورد استفاده قرار می‌گیرد. بنابراین واریانس باقی‌مانده‌ی به دست آمده از سیگنال‌های مختلف به کمک مدل سیستم سالم به عنوان معیاری برای تخمین اندازه‌ی عیب به کار برده می‌شود.

3-1- آزمایش‌ها و اندازه‌گیری سایش

با توجه به این که مجموعه‌ی ابزار/نگهدارنده در حین عملیات تراش کاری در جهت‌های مختلف ارتعاش خواهد کرد، برای اندازه‌گیری ارتعاشات آن از یک شتاب‌سنج سه‌بعدی کوچک که بر روی نگهدارنده در فاصله‌ای نزدیک از نوک ابزار نصب می‌شود، استفاده می‌شود. پارامترهای برشی مورد استفاده در آزمایش در جدول 1 ذکر شده‌اند. این‌ها همان شرایطی هستند که در مرجع [13] مورد استفاده قرار گرفته است. قبل از شروع آزمایش‌ها، فرکانس‌های طبیعی مجموعه‌ی ابزار/نگهدارنده با استفاده از تست ضربه

3- Impact hammer test

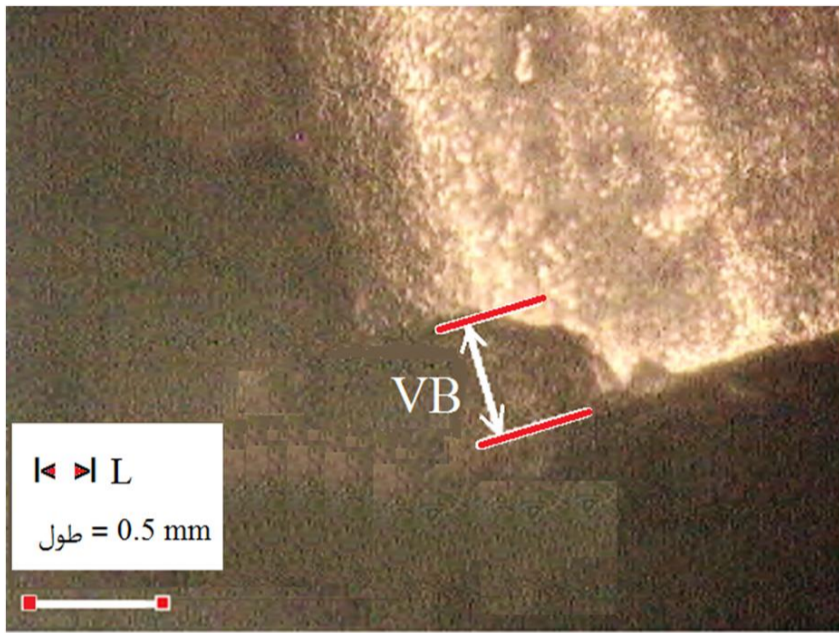
4- Deltatron

5- Sandvik

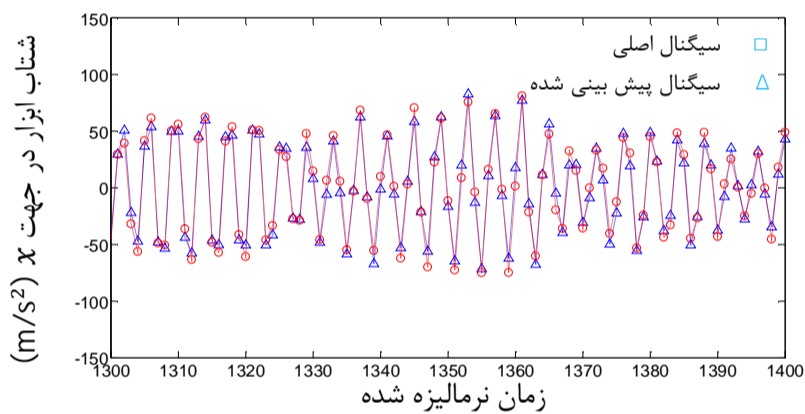
1- Chi-Square distribution

2- Current system

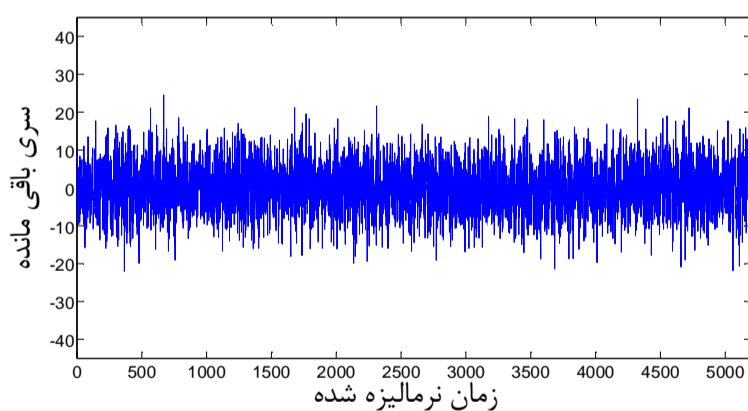
به دست آید. فاصله سیگنال‌های مختلف، از مقایسه‌ی باقی‌مانده‌ی سیگنال‌ها که با قرار دادن آن‌ها در مدل سیستم با سایش صفر محاسبه می‌شوند، به دست می‌آید. با توجه به این که در این جا یک نوع عیب (سایش) در نظر گرفته شده است، از واریانس باقی‌مانده‌ها می‌توان به عنوان معیاری برای تخمین اندازه‌ی سایش استفاده کرد. بنابراین، واریانس باقی‌مانده سیگنال‌های مختلف محاسبه و بر حسب مقدار سایش ابزار رسم می‌شوند.



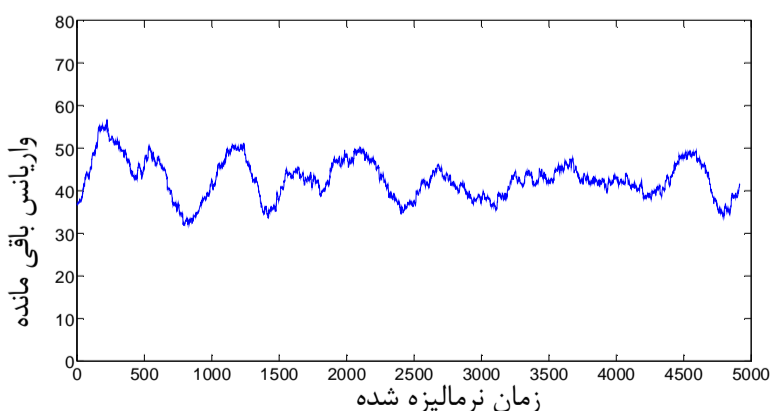
شکل 3 سایش سطح آزاد مشاهده‌شده به وسیله میکروسکوپ نوری



شکل 4 بخشی از سیگنال ارتعاشی مدل‌سازی شده در جهت محور اصلی برش بر اساس مدل اف اس-تارما



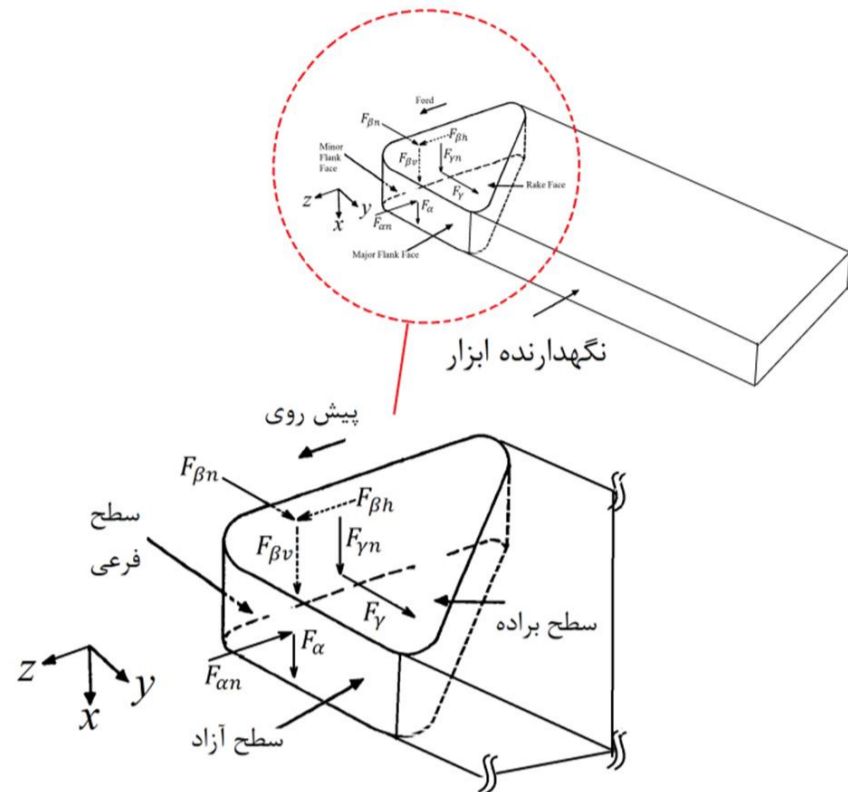
شکل 5 دنباله‌ی باقی‌مانده برای سیگنال ارتعاشی تخمین زده شده



شکل 6 واریانس باقی‌مانده تخمین زده شده

جدول 2 فرکانس‌های طبیعی اندازه‌گیری شده

فرکانس طبیعی (KHz)	مود ارتعاشی
2/02	مود اول خمشی حول محور برش اصلی
8/38	مود دوم خمشی حول محور پیش روی



شکل 2 شماتیک مجموعه‌ی ابزار نگهدارنده

3-2- تخمین مدل اف اس-تارما

در این بخش، مدل‌های اف اس-تارما برای سیگنال‌های شتاب تخمین زده می‌شود. توابع پایه از توابع والش¹ انتخاب می‌شوند. توابع والش در مدل‌سازی آرمای سیگنال‌هایی که شکل انفجاری دارند، موثر نشان داده شده‌اند [36]. تخمین پارامترها با روش حداقل مربعات خطی دو مرحله‌ای انجام گرفته و به دنبال آن، بهبود غیرخطی پارامترهای تخمین زده شده، صورت گرفته است. رسته‌ی مدل‌های تخمین زده شده به صورت ذیل هستند:

$$n_a = n_c = 30, p_a = p_c = 48, p_i = 50, n_i = 48$$

دقت مدل‌سازی در مقایسه با مدل آرما بسیار خوب و برابر 6 درصد است. این خطا به صورت نسبت جمع مربعات باقی‌مانده به جمع مربعات سری پاسخ² سنجیده می‌شود.

قسمتی از سیگنال ارتعاشی مدل‌سازی شده با روش اف اس-تارما در شکل 4 نشان داده شده است. سری باقی‌مانده و واریانس وابسته به زمان برای سیگنال‌های تخمین زده شده به ترتیب در شکل‌های 5 و 6 نشان داده شده‌اند. همان طور که در شکل 6 دیده می‌شود، واریانس باقی‌مانده تغییرات قابل توجهی نسبت به زمان دارد. در جدول 3، برای یکی از مدل‌های اف اس-تارمای تخمین زده شده، فرکانس‌های طبیعی و مقادیر نسبت‌های میرایی مربوطه ارائه شده است. با مقایسه‌ی فرکانس‌های طبیعی به دست آمده از راه آزمایش ضربه (جدول 2) با مقادیر متناظر محاسبه‌شده به کمک مدل اف اس-تارما می‌توان پی برد که این مدل دقت بالایی در تخمین فرکانس‌های طبیعی دارد.

3-3- تخمین سایش با استفاده از واریانس باقی‌مانده‌ها

در این بخش مدل‌های به دست آمده برای سیگنال‌های اندازه‌گیری شده در مقادیر مختلف سایش با هم مقایسه می‌شوند تا معیاری برای تخمین سایش

1- Walsh basis functions

2- Residual Sum of Squares normalized by Series Sum of Squares (RSS/SSS).

جدول 3 فرکانس‌ها و نسبت‌های میرایی محاسبه شده با توابع پایه والش

نسبت میرایی	فرکانس‌های طبیعی (KHz)
0/1902	13/931
0/0296	12/388
0/0434	9/738
0/0047	8/375
0/0887	7/722
0/0940	6/655
0/0433	3/802
0/0482	2/006
0/1837	1/1494

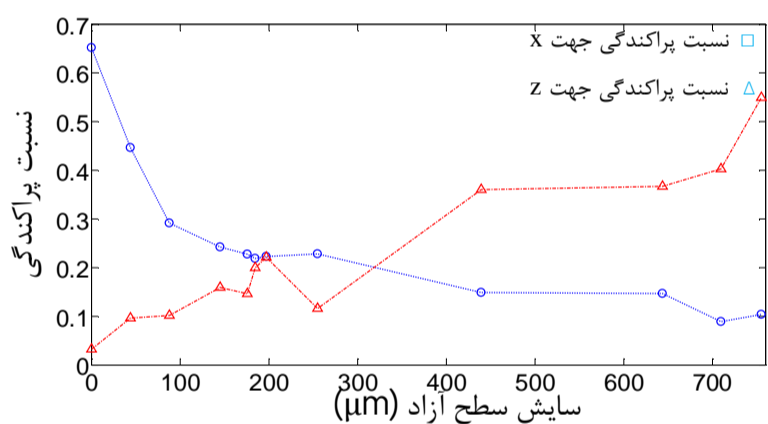
سایش استفاده شده است. در این روش، واریانس باقی مانده‌ی حاصل از قرار دادن سیگنال ابزار نو در مدل مبنا، برای سایش صفر در نظر گرفته می‌شود و واریانس باقی‌مانده‌ی مربوط به سیگنال ابزارهای ساییده شده به عنوان معیار فاصله‌ی آن‌ها از حالت مبنا و برای تخمین سایش به کار می‌رود. منحنی‌های ارائه شده در شکل‌های 13 و 15 با استفاده از مدل آرما و به کمک متریک مارتین [37] به دست آمده‌اند. در این روش، فاصله‌ی مدل سالم از خودش برابر صفر و به عنوان مبنا در نظر گرفته می‌شود و فاصله‌ی مدل‌های ساییده شده از آن به عنوان معیاری برای تخمین سایش به کار می‌رود. منحنی‌های حاصل از دو روش با توجه به این که فاصله‌ی مدل‌ها از هم را نشان می‌دهند از لحاظ رفتاری به هم‌دیگر شباهت دارند. اما، همان طور که برای نمونه از مقایسه‌ی شکل‌های 12 و 13 می‌توان فهمید، روش اف اس-تارما نتایج دقیق‌تر و هموارتری می‌دهد. این موضوع را می‌شد از مدل اف اس-تارما انتظار داشت، زیرا این روش برای مدل‌سازی سیگنال‌های غیرایستا کاربرد دارد و دقت خوبی در تخمین‌ها فراهم می‌کند.

4- نتیجه‌گیری

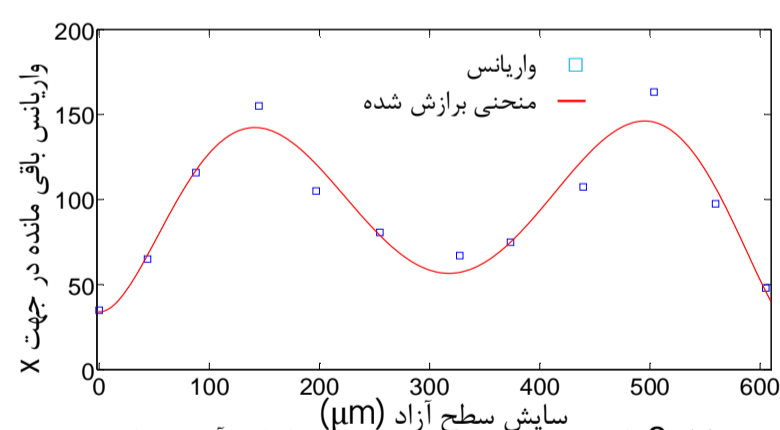
در این مقاله، از مدل اف اس-تارما برای اولین بار برای مدل‌سازی سیگنال‌های شتاب ابزار که در حین فرایند تراش کاری اندازه‌گیری شده‌اند، استفاده شد. دقت مدل‌سازی که به صورت نسبت جمع مربعات باقی‌مانده به جمع مربعات سری شتاب، بیان می‌گردد برابر شش درصد است که برای

نتایج به دست آمده برای تعدادی از سیگنال‌های حاصل از آزمایش‌های تجربی و همچنین نتایج مقاله [13] در ادامه در شکل‌های 7-15 ارائه شده است. با دقت در این منحنی‌ها دیده می‌شود که روند معنی داری نسبت به سایش ابزار دارند. به این صورت که همگی آن‌ها در همسایگی سایش $300 \mu\text{m}$ دارای کمینه‌ی محلی هستند. با رجوع به معیارهای تعویض ابزار، می‌دانیم که این همسایگی، محدوده‌ای از سایش را نشان می‌دهد که به مقدار بحرانی سایش معروف است و وارد مرحله‌ی با آهنگ رشد فزاینده¹ می‌شود. بنابراین فاصله‌ی سیگنال‌های مختلف که با واریانس آن‌ها اندازه‌گیری شده بود، معیاری برای تخمین سایش سطح آزاد ابزار به دست می‌دهد. این فاصله در جهت‌های برش اصلی و جهت پیش‌روی محاسبه شده است، اما فاصله محاسبه شده در جهت محوری نتایج معنی داری ندارد.

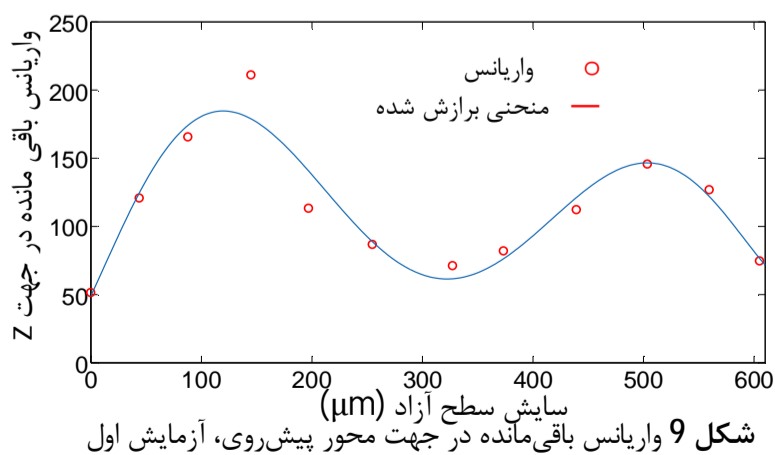
اقدم و همکاران [13]، با استفاده از مدل‌های آرما و به کمک تحلیل پراکندگی² نشان داده‌اند که پدیده‌ای که در فرایند سایش ابزار رخ می‌دهد است که ارتعاش مجموعه‌ی ابزار/نگهدارنده از مود دوم خمشی در جهت محور اصلی برش به مود اول خمشی در جهت پیش‌روی تغییر می‌یابد. این تغییر در سایش بحرانی ابزار رخ می‌دهد و بنابراین معیاری برای تشخیص زمان تعویض ابزار به دست می‌دهد. نسبت پراکندگی³ محاسبه شده برای یک مود ارتعاشی در فرکانس مربوطه، سهم انرژی آن مود را در انرژی ارتعاشی کل نشان می‌دهد و با توجه به شکل 7 سهم مود دوم ارتعاش خمشی در جهت محور اصلی برش کاهش و سهم مود اول ارتعاش خمشی در جهت پیش‌روی افزایش می‌یابد، این بدان معنی است که مود ارتعاشی در حال تغییر است. با مقایسه‌ی نتایج به دست آمده در این جا، با نتایج آن مقاله می‌توان گفت که در نزدیکی سایش بحرانی، جایی که تغییر مود ارتعاشی صورت می‌گیرد و هر دو مود در انرژی ارتعاشی سهم مشابهی دارند، فاصله‌ی سیگنال‌های ارتعاشی از سیگنال سیستم سالم به مقدار کمینه‌ی خود می‌رسد. وجود دو نقطه‌ی بیشینه نسبی در منحنی‌های واریانس با توجه به این تفسیر، نشان‌گر این که است فقط یکی از مودها دارای سهم قابل توجهی در انرژی ارتعاشی است. همچنین این نتایج با نتایج به دست آمده به روش محاسبه‌ی فاصله‌ی مدل‌های آرما در [13] هماهنگی دارند. برای مقایسه‌ی نتایج این تحقیق با نتایج روش آرما، دو نمونه از منحنی‌های به دست آمده از آن مرجع در اینجا برای مقایسه ارائه می‌گردد (شکل‌های 13 و 15). با مقایسه‌ی شکل‌های 12-15 می‌توان به شباهت رفتار منحنی‌های به دست آمده از دو روش مختلف پی برد. در منحنی‌های حاصل از روش اف اس-تارما (شکل‌های 12 و 14)، از واریانس باقی‌مانده به عنوان فاصله‌ی مدل‌ها از هم و معیاری برای تخمین



شکل 7 الگوی پراکندگی در جهت‌های پیش‌روی و محور اصلی برش [13]

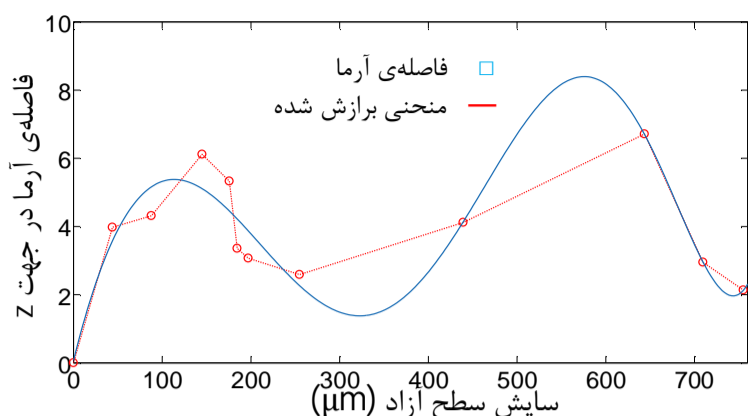


شکل 8 واریانس باقی‌مانده در جهت محور اصلی، آزمایش اول



شکل 9 واریانس باقی‌مانده در جهت محور پیش‌روی، آزمایش اول

1- Accelerating stage
2- Dispersion analysis
3- Dispersion ratio

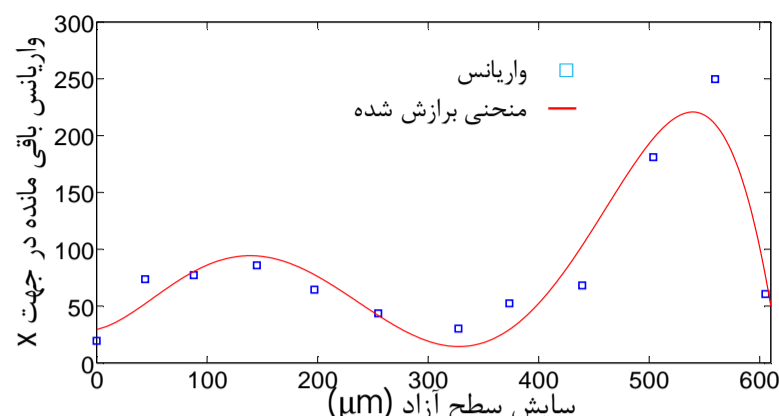


شکل 13 فاصله‌ی آرما در جهت محور پیش روی، آزمایش پنجم [13]

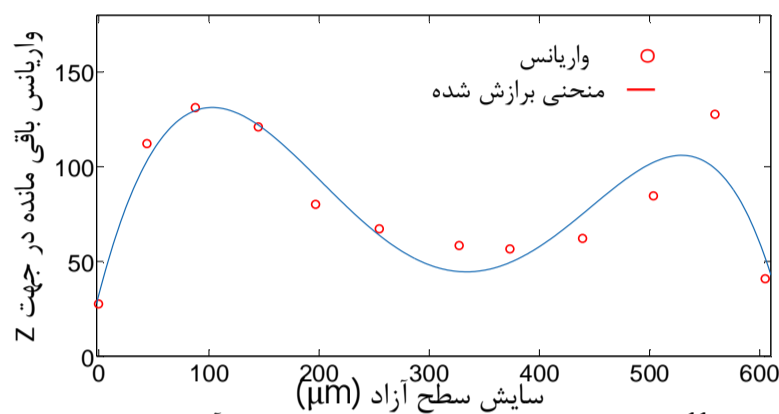
سیگنال غیرایستا با تغییرات نسبتاً سریع واریانس، مقدار بسیار خوبی است. مزیت این روش در تخمین دینامیک متغیر با زمان و همچنین واریانس متغیر با زمان تحریک، به کمک یک سری از داده‌های اندازه‌گیری شده، نشان داده شده است. با داشتن مدل‌های تخمینی برای مقادیر مختلف سایش، مقایسه‌ی این مدل‌ها به منظور یافتن رابطه‌ی فاصله‌ی مدل‌ها و سایش ابزار، با استفاده از روش واریانس باقی‌مانده انجام گرفت. نتایج حاصل حاکی از آن است که فاصله‌ی مدل‌های اف اس-تارمای سیگنال‌های شتاب در جهت‌های برش اصلی و پیش‌روی در نزدیکی نقطه‌ی سایش بحرانی ابزار دارای کمینه‌ی محلی هستند. این نتایج با نتایج روش ایستای آرما هم‌خوانی دارند، اما دقت بالاتری نسبت به آن دارند. از هم‌بستگی به دست آمده بین سایش و فاصله‌ی مدل‌ها، می‌توان در الگوریتم‌های تخمین سایش برخط زمان-واقعی ابزار بهره برد.

5- مراجع

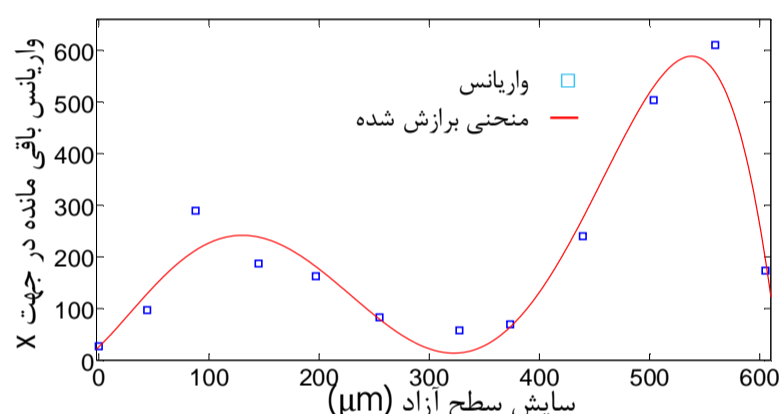
- [1] K. F. Martin, A review by discussion of condition monitoring and fault diagnosis in machine tools. *Int. J. Mach. Tools Manufact.* Vol. 34, No. 4, pp. 527-551, 1994.
- [2] A. Ghasemipoor, T. N. Moore, and J. Jeswiet, On-line wear estimation using neural networks. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers - B*, Vol. 212, pp. 105-112, 1998.
- [3] V. Ostasevicius, R. Gaidys, J. Rimkeviciene, R. Dauksevičius, An approach based on tool mode control for surface roughness reduction in high-frequency vibration cutting. *J Sound Vib*, Vol. 329, pp. 4866-4879, 2010.
- [4] S. Pandit and S. M. Kashou, A data dependent systems strategy of on-line tool wear sensing. *Journal of Engineering for Industry*, Vol. 104, pp. 217-223, 1982.
- [5] K. Jemielniak, J. Kossakowska and T. Urbanski, Application of wavelet transform of acoustic emission and cutting force signals for tool condition monitoring in rough turning of Inconel 625. *Proc IMechE Part B: J Engineering Manufacture*, 225, pp. 123-129, 2011.
- [6] X. Li, A brief review: acoustic emission method for tool wear monitoring during turning. *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, 42, pp. 157-165, 2002.
- [7] S. Y. Liang and D. A. Dornfeld, Tool wear detection using time series analysis of acoustic emission. *Journal of Engineering for Industry*, Vol. 111, pp. 191-199, 1989.
- [8] Y. Yao and X. D. Fang Modelling of multivariate time series for tool wear estimation in finish-turning. *Int. J. Mach. Tools Manufact.* Vol. 32. No. 4. pp. 495-508, 1992.
- [9] J. T. Roth and S. M. Pandit, Monitoring end-mill wear and predicting tool failure using accelerometers. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, Vol. 121, pp. 559-567, 1999.
- [10] B. Sick, Online and indirect tool wear monitoring in turning with artificial neural networks: A review of more than a decade of research. *Mechanical Systems and Signal Processing* 16(4), pp. 487-546, 2002.
- [11] F. J. Alonso and D. R. Salgado, Analysis of the structure of vibration signals for tool wear detection. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 22, pp. 735-748, 2008.
- [12] B. Kilundu, P. Dehombreux and X. Chimentin, Tool wear monitoring by machine learning techniques and singular spectrum analysis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 25, pp. 400-415, 2011.
- [13] B. H. Aghdam, M. Vahdati, M. H. Sadeghi, Vibration-based estimation of tool Major Flank wear in a turning process using ARMA models, *Int J Adv Manuf Technol*, Vol. 76, pp. 1631-1642, 2015.
- [14] M. Danesh, K. Khalili, Tool wear condition monitoring using time-frequency marginal integral of motor current signal, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 14, No. 16, pp. 181-189, 2015 (In Persian).



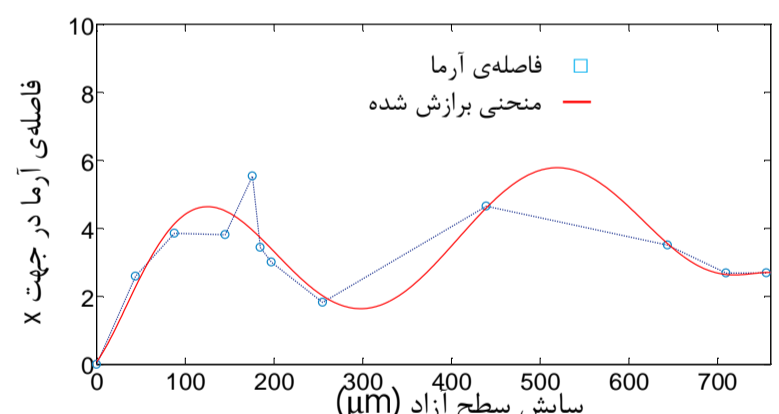
شکل 10 واریانس باقی‌مانده در جهت محور اصلی، آزمایش چهارم



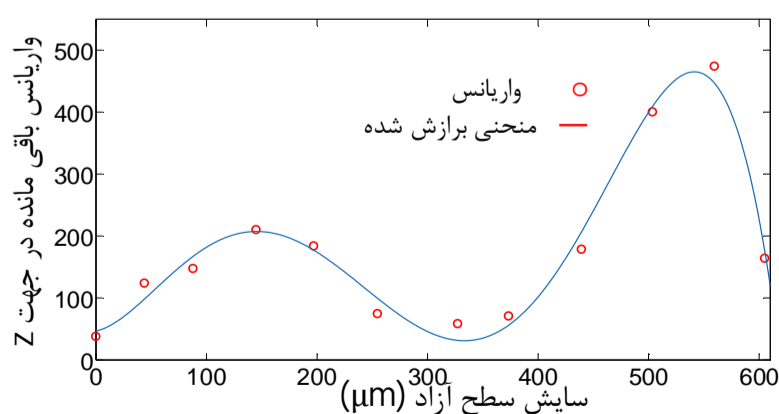
شکل 11 واریانس باقی‌مانده در جهت محور پیش‌روی، آزمایش چهارم



شکل 12 واریانس باقی‌مانده در جهت محور اصلی، آزمایش پنجم



شکل 13 فاصله‌ی آرما در جهت محور اصلی، آزمایش پنجم [13]



شکل 14 واریانس باقی‌مانده در جهت محور پیش‌روی، آزمایش پنجم

- operation using vibration analysis and intelligent methods, *Modares Mechanical Engineering* Vol. 15, No. 2, pp. 261-269, 2015 (In Persian)
- [27] A. Siddhpura, R. Paurobally, A review of flank wear prediction methods for tool condition monitoring in a turning process. *Int J Adv Manuf Technol*, 65, pp. 371-393, 2013.
- [28] Y. Grenier, Time-dependent ARMA modeling of nonstationary signals, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing* 31 pp. 899-911, 1983.
- [29] T. Jerome, R. Connor, D. Martin, Recurrent Neural Networks and Robust Time Series Prediction, 240 *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 5, No. 2, March 1994.
- [30] A. G. Poulimenos, S. D. Fassois, Output-only stochastic identification of a time-varying structure via functional series TARMA models *Mechanical Systems and Signal Processing* Vol. 23, pp. 1180-1204, 2009.
- [31] S. D. Fassois and J. S. Sakwillariou, Time-series methods for fault detection and identification in vibrating structures, *Phil. Trans. R. Soc. A* Vol. 365, pp. 411-448, 2007.
- [32] T. S. Rao, "The fitting of non-stationary time-series models with time-dependent parameters", *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, vol. 32, no. 2, pp. 312-322, 1970.
- [33] M. Hall, A. V. Oppenheim and A. Willsky. "Time-varying parametric modeling of speech", *IEEE Conference on Decision and Control*, vol. 16, no. 1, pp. 1085-1091, 1977.
- [34] S. Mukhopadhyay, P. Sircar, Parametric modelling of non-stationary signals: A unified approach, *Signal Processing*, Vol. 60, pp. 135-152, 1997.
- [35] M. D. Spiridonakos, S. D. Fassois, Non-stationary random vibration modelling and analysis via functional series time-dependent ARMA (FS-TARMA) models – A critical survey, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 47, pp. 175-224, 2014.
- [36] G. R. S. Reddy, R. Rao, Performance Analysis of Basis Functions in TVAR Model. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition* Vol.7, No.3, pp. 317-338, 2014.
- [37] R. J. Martin, A metric for ARMA processes, *IEEE Transactions on Signal Processing*, Vol. 48, No. 4, April 2000.
- [15] A. G. Rehorn, J. Jiang, P. E. Orban, State-of-the-art methods and results in tool condition monitoring: a review. *Int J Adv Manuf Technol* 26, pp. 693-710, 2005.
- [16] X. Wang, W. Wang, Y. Huang, et al., Design of neural network-based estimator for tool wear modelling in hard turning. *J Intell Manuf*, 19, pp. 383-396, 2008.
- [17] S. Purushothaman, Tool wear monitoring using artificial neural network based on extended Kalman filter weight updation with transformed input patterns. *J Intell Manuf*, 21, pp. 717-730, 2010.
- [18] C. S. Leem, D. A. Dornfeld and S. E. Dreyfus, A customized neural network for sensor fusion in on-line monitoring of cutting tool wear. *Journal of Engineering for Industry*, Vol. 117, pp.153-159, 1995.
- [19] C. Aliustaoglu, H. Ertunc, H. Ocak, Tool wear condition monitoring using a sensor fusion model based on fuzzy inference system. *Mechanical Systems and Signal Processing* 23, pp. 539-546, 2009.
- [20] V. S. Sharma, S. K. Sharma and A. K. Sharma, Cutting tool wear estimation for turning. *J Intell Manuf*, 19, pp. 99-108, 2008.
- [21] S. L. Chen and T. H. Chang, Using a data fusion neural network in the tool wear monitoring of a computer numerical control turning machine. *Proc Instn Mech Engrs* Vol 215 Part B, 2001.
- [22] T. Segreto, A. Simeone, R. Teti, Sensor fusion for tool state classification in Nickel superalloy high performance cutting. *Procedia CIRP*, Vol. 1, pp. 593 - 598, 2012.
- [23] T. Segreto, A. Simeone, R. Teti, Multiple sensor monitoring in nickel alloy turning for tool wear assessment via sensor fusion. *Procedia CIRP*, Vol. 12, pp. 85 - 90, 2013.
- [24] P. S. Paul, A. S. Varadarajan, A multi-sensor fusion model based on artificial neural network to predict tool wear during hard turning. *Proc IMechE Part B: J Engineering Manufacture*, 226(5), pp. 853-860, 2012.
- [25] R. R. Srikant, P. V. Krishna, N. D. Rao, Online tool wear prediction in wet machining using modified back propagation neural network. *Proc IMechE Part B: J Engineering Manufacture*, Vol. 225, pp. 1009-1018, 2011.
- [26] M. Nouri, Khajavi, E. Nasernia, Online diagnosis of tool wear in milling