

تلفیق حسگرها در سامانه پایش وضعیت ابزار با استفاده از سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی بهینه شده

خلیل خلیلی^۳

دانشکده مهندسی مکانیک
دانشگاه بیرجند، بیرجند، ایران

صدیقه دانش^۲

باشگاه پژوهشگران جوان
واحد تهران شرق، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
(تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۱۰/۲۰؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۰۸/۰۶)

مهدی دانش^۱

دانشکده صنایع، مکانیک و هوافضا
مرکز آموزش عالی فنی و مهندسی بوئین زهرا، قزوین، ایران

چکیده

در حال حاضر بیشتر سیستم‌های پایش وضعیت سایش ابزار براده برداری مبتنی بر مقادیر مشخصه‌هایی از سیگنال که مرتبط با سایش ابزار هستند می‌باشند. ارزیابی وضعیت ابزار براساس مشخصه‌های سیگنال یک حسگر قابل اطمینان نمی‌باشد زیرا مشخصه به‌دست آمده از سیگنال یک حسگر علاوه بر سایش ابزار به سایر عوامل غیر مرتبط با سایش ابزار مانند پارامترهای فرآیند و اغتشاشات تصادفی نیز وابسته است. راه حل این مساله، تلفیق داده‌های چند حسگر غیرمتجانس می‌باشد. اطلاعات به‌دست‌آمده از این روش کامل‌تر و دارای دقت و قابلیت اطمینان بالاتری است. در این تحقیق، ترکیب حسگرهای بینایی، جریان، کرنش و ارتعاشات به‌منظور پیش‌بینی وضعیت سایش سطح آزاد ابزار پیشنهاد شده است. مدل سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی (ANFIS) بهینه شده جهت تلفیق مشخصه‌های سیگنال بافت سطح، جریان موتور، کرنش و ارتعاشات توسعه شده است. ساختار مدل ANFIS پیشنهادی دارای چهار ورودی و یک خروجی می‌باشد. ورودی‌های مدل شامل بی نظمی بافت سطح قطعه‌کار (که توسط تبدیل موجک فیلتر شده)، انتگرال حاشیه‌ای زمان فرکانس سیگنال جریان موتور اسپیندل و بی نظمی شانون سیگنال‌های کرنش و ارتعاشات ابزار می‌باشد. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد با استفاده از مدل ANFIS بهینه شده می‌توان مشخصه‌های سیگنال‌ها را تلفیق و با دقت بالایی در پیش‌بینی وضعیت ابزار استفاده نمود.

واژه‌های کلیدی: سایش ابزار، پایش وضعیت، تلفیق حسگرها، ANFIS، الگوریتم‌های فرا ابتکاری

Multi-Sensory Data Fusion System for Tool Condition Monitoring Using Optimized Artificial Fuzzy Inference System

M. Danesh

Industrial, Mechanical, and
Aerospace Engineering Department
Buein Zahra Technical University,
Iran

S. Danesh

Young Researchers and Elite Club, East
Tehran Branch,
Islamic Azad University,
Tehran, Iran

Kh. Khalili

Mechanical Engineering
Department
University of Birjand,
Birjand, Iran

(Received: 09/January/2017 ; Accepted: 28/October/2017)

ABSTRACT

Currently, most of the available tool wear condition monitoring systems are based on the signal features quantities that are correlated with tool wear. The evaluation of tool wear based on one sensor is not reliable because the measured features depends not only on tool wear but also on other process parameters and random disturbances. For solving this problem, multi sensor data fusion is used to combine disparate sensory data. The obtained information are more accurate and reliable. In this research, combination of vision, current, strain and vibration sensors for predicting flank wear land is proposed. An optimized adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) model is developed to fuse the surface image, motor current, strain and vibration signal features. The structure of proposed ANFIS model has four inputs and one output. The inputs of the model are entropy of surface image (which is filtered by undecimated wavelet transform), time-frequency marginal integral of the motor current, Shannon entropy of strain and Shannon entropy of vibration signals, while output of the model is the flank wear. The results showed that the optimized ANFIS model can be used to fuse the signal features and predict tool flank wear with high accuracy.

Keywords: Cutting Tool; Wear; Sensor Fusion; ANFIS; Meta-Heuristic Algorithms

۱- استادیار: danesh@bzte.ac.ir

۲- استادیار (نویسنده پاسخگو): danesh2009@iauet.ac.ir

۳- استاد: kkkhalili@birjand.ac.ir

۱- مقدمه

روش‌های مختلفی جهت تلفیق حسگرها وجود دارد از جمله این روش‌ها می‌توان شبکه‌های عصبی، منطق فازی، سیستم‌های خبره، بی‌زین و فیلتر کالمن^۲ را نام برد. در مواردی نیز از تلفیق دسته‌بندی کننده‌ها^۳ جهت تلفیق نتایج به دست آمده از وضعیت ابزار استفاده شده است [۶].

در این تحقیق از سیستم استنتاج فازی عصبی تطبیقی^۴ (ANFIS) در تلفیق داده‌های حسگرها استفاده شده است. یک شبکه عصبی تطبیقی دارای مزیت‌های توانایی یادگیری، بهینه‌سازی و متعادل‌سازی است. همین مزایا باعث شده است استفاده از این روش در مدل‌سازی فرآیندهای ماشین‌کاری بیشتر مورد توجه قرار گیرد. عبدالشاهد و همکارانش از ANFIS جهت جبران خطای دما در ماشین‌های سی‌ان‌سی استفاده نمودند [۷]. برویدس و همکارانش به منظور مدل‌سازی و بهینه‌سازی زبری سطح در فرزکاری میکرونی آلیاژهای مس-تنگستن از ANFIS استفاده کردند [۸]. جوویچ و همکارانش از ANFIS جهت تحلیل تاثیر پارامترهای ماشین‌کاری بر شکل براده بهره بردند [۹]. دانش و همکاران از ANFIS جهت پیش‌بینی پارامترها در سنگ‌زنی استفاده نمودند [۱۰-۱۱]. در این تحقیق چهار روش ارزان و کاربردی شامل تحلیل بافت سطح قطعه‌کار با استفاده از بینایی ماشین، اندازه‌گیری جریان موتور اسپیندل، اندازه‌گیری کرنش و اندازه‌گیری ارتعاشات ابزار در راستای پیشروی، جهت پایش وضعیت ابزار مورد بررسی قرار گرفته و در هر یک مشخصه‌هایی جهت تشخیص سایش ابزار استخراج شده است. مشخصه‌های به دست آمده از هر یک از روش‌های پایش وضعیت شامل بی‌نظمی بافت تصویر سطح قطعه‌کار (که توسط تبدیل موجک فیلتر شده است)، انتگرال حاشیه‌ای زمان-فرکانس جریان موتور اسپیندل، بی‌نظمی سیگنال کرنش و بی‌نظمی سیگنال ارتعاشات ابزار (پس از اعمال تبدیل موجک) به عنوان چهار ورودی ANFIS در نظر گرفته شده است. به منظور افزایش دقت ANFIS در تلفیق مشخصه‌ها و افزایش دقت برآورد سایش ابزار، از روش‌های بهینه‌سازی تکاملی جهت بهینه‌سازی ANFIS استفاده شده است. شبکه ANFIS با استفاده از سه روش الگوریتم ژنتیک، الگوریتم مورچگان و الگوریتم پرندگان بهینه شده و نتایج به دست آمده در برآورد سایش ابزار با یکدیگر مقایسه شده

عمر ابزار از موضوعات مهم در ماشین‌کاری می‌باشد. در محیط‌های ساخت سنتی پایش وضعیت ابزار توسط اپراتورهای ماهر با استفاده از تجربه و بازرسی چشمی مستمر از سطح ابزار و قطعه‌کار انجام می‌شود. پایش وضعیت ابزار توسط انسان، گران و در معرض خطا است. این خطاها می‌تواند موجب آسیب قابل توجهی به قطعه و ماشین‌ابزار شود. بنابر وجود سیستمی خودکار جهت پایش وضعیت سایش ابزار با قابلیت اطمینان بالا جهت کاهش زمان و هزینه‌های ماشین‌کاری ضروری می‌باشد [۱].

روش‌های پایش وضعیت ابزار به دو دسته اصلی روش‌های مستقیم و روش‌های غیرمستقیم تقسیم می‌شوند. روش‌های مستقیم آن‌هایی هستند که سایش حقیقی خود ابزار را اندازه‌گیری می‌کنند و روش‌های غیرمستقیم روش‌هایی براساس اندازه‌گیری پارامترهایی هستند که به عنوان نتیجه فرعی سایش ابزار تغییر می‌کنند.

روش‌های مستقیم شامل روش‌های زیر است:

- روش‌های رادیو اکتیو
- اندازه‌گیری مقاومت الکتریکی
- اندازه‌گیری تغییرات ابعادی قطعه‌کار
- فاصله بین قطعه‌کار و ابزار
- بینایی ماشین (پردازش تصویر مناطق مختلف سایش ابزار)
- روش‌های غیرمستقیم شامل اندازه‌گیری دما، ارتعاشات، انتشار صوتی، نیرو، بینایی ماشین (تحلیل بافت سطح قطعه‌کار)، توان و جریان می‌باشد. روش‌های مستقیم دارای دقت بیشتری هستند اما اجرای آن‌ها خصوصاً در پایش برخط سایش ابزار^۱ کار مشکلی است [۲-۳]. در حال حاضر بیشتر سیستم‌های پایش وضعیت ابزار براساس روش‌های غیرمستقیم حسگری می‌باشند. هر یک از روش‌های پایش وضعیت دارای مزایا و معایبی هستند و علاوه بر این استفاده از داده‌های یک حسگر به تنهایی نمی‌تواند تمام اطلاعات مورد نیاز برای پایش وضعیت ابزار را در اختیار قرار دهد. بهترین راه حل ممکن ترکیب داده‌های حسگرها یا تلفیق حسگرهایی می‌باشد که در نقاط مختلف سیستم نصب شده‌اند. داده‌های به دست آمده از این طریق دارای دقت بالاتر، کامل‌تر، مستقل‌تر و قابل اطمینان‌تر است [۴-۵].

2- Kalman Filter

3- Classifier fusion

4- Adaptive Neuro- Fuzzy base Inference System

1- Online Tool Wear Condition Monitoring

بالا- پایین و بالا- بالا تجزیه شده است. شکل ۱ تجزیه تصویر سطح قطعه کار فولادی که توسط ابزار سرمت^۶ بدون پوشش با درجات مختلفی از سایش تدریجی تراش کاری شده را نشان می‌دهد.

زیرتصویر پایین- پایین با استفاده از اعمال فیلتر پایین گذر بر روی ردیف‌ها و ستون‌های تصویر به دست آمده و یک تقریب با تفکیک پذیری پایین از تصویر اصلی است. زیرتصویر پایین- بالا، از اعمال فیلتر پایین گذر بر روی ردیف‌ها و فیلتر بالا گذر بر روی ستون‌ها به دست آمده و جزئیات با فرکانس بالا (علائم ارتعاشات ابزار) در جهت عمودی را نشان می‌دهد.

پاس ۶	پاس ۵	پاس ۱	
			تصویر سطح
			پایین- پایین
			پایین- بالا
			بالا- پایین
			بالا- بالا

شکل (۱): تجزیه تصویر سطح قطعه کار که توسط ابزار با درجات مختلفی از سایش تدریجی تراش کاری شده، با استفاده از UWT سه سطحی.

زیر- تصویر بالا- پایین در نتیجه اعمال فیلتر بالا گذر بر روی ردیف‌ها و سپس فیلتر پایین گذر بر روی ستون‌های تصویر به دست می‌آید. زیر- تصویر بالا- پایین جزئیات با فرکانس بالا در جهت افقی (علائم پیشروی ابزار) را برجسته می‌سازد. زیر تصویر بالا- بالا، با استفاده از اعمال فیلتر بالا

است. نتایج این تحقیق در پنج بخش آورده شده است در بخش ۲، تشخیص سایش ابزار با استفاده از تحلیل بافت سطح قطعه کار، در بخش ۳، برآورد سایش توسط تحلیل سیگنال جریان موتور، در بخش ۴، برآورد سایش توسط اندازه‌گیری اتروپی کرنش ابزار، در بخش ۵، برآورد سایش توسط اندازه‌گیری بی نظمی ارتعاشات ابزار در جهت پیشروی و در بخش ۶ تلفیق اطلاعات به دست آورده از چهار روش گفته شده، با استفاده از شبکه ANFIS بهینه شده ارائه شده است.

۲- برآورد سایش ابزار براده‌برداری با استفاده از بکارگیری تبدیل موجک دهنده‌ی نشده و مشخصه‌های بافتی هارالیک در تصویر سطح قطعه کار

در این روش، بافت سطح قطعه با استفاده از ترکیب تبدیل موجک دهنده‌ی نشده و مشخصه‌های هارالیک تحلیل شده است. ابتدا تصویر سطح با استفاده از تبدیل موجک تا سه سطح تجزیه شده و سپس مشخصه‌های هارالیک در تصویر تجزیه شده‌ای که نمایانگر تاثیر سایش ابزار است محاسبه شده است. مشخصه‌هایی که با افزایش سایش ابزار مرتبط هستند به عنوان معیاری جهت تشخیص مقدار سایش ابزار از تصویر سطح قطعه کار معرفی شده‌اند.

۲-۱- تبدیل موجک دهنده‌ی نشده

تبدیل موجک دارای این مزیت بزرگ است که می‌تواند جزئیات ریز در سیگنال را جدا کند. موجک‌های بسیار کوچک را می‌توان برای جداسازی جزئیات ریز و موجک‌های بسیار بزرگ را برای تشخیص جزئیات بزرگ به کار برد [۱۲]. برای تصاویر سطح یا پردازش سیگنال دوبعدی از تبدیل موجک در دو بعد استفاده می‌شود. به طور کلی دو نوع تبدیل موجک با نام‌های تبدیل موجک گسسته^۱ (DWT) و تبدیل موجک دهنده‌ی نشده^۲ (UWT) که به آن تبدیل موجک مستقل از مکان^۳ یا ایستا^۴ نیز گفته می‌شود وجود دارد. جزئیات تبدیل موجک دهنده‌ی نشده در مراجع [۱۳-۱۴] توضیح داده شده است.

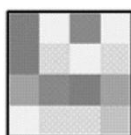
در این تحقیق با استفاده از UWT تصویر سطح قطعه کار به چهار زیرتصویر^۵ به نام‌های پایین- پایین، پایین- بالا،

1- Discrete Wavelet Transform
2- Un-Decimated Wavelet Transform
3- Shift-invariant
4- Stationary
5- Sub-Image

گذر بر روی ردیف‌ها و ستون‌های تصویر ایجاد می‌شود و جزئیات فرکانس بالا در جهت قطری را نشان می‌دهد.

بر اساس یافته‌های روانشناسی جولیز^۱ و همکارانش چشم انسان نمی‌تواند آمار مرتبه دوم در بافت را تشخیص دهد. بنابراین، نیاز به یک سیستم بازرسی کننده خودکار که مکمل بازرسی انسانی است می‌باشد تا آمارهای مرتبه دوم را در نظر بگیرد. هارالیک و همکارانش مشخصه‌های آماری مرتبه دوم بر اساس ماتریس هم‌اتفاقی سطوح خاکستری ارائه نمودند که امروزه به‌طور موفقیت‌آمیزی در تشخیص بافت مورد استفاده قرار می‌گیرد [۱۵]. به‌منظور بررسی دقیق‌تر تاثیر سایش و شکست ابزار بر هر یک از زیر-تصویرها و همچنین انتخاب زیر-تصویر مناسب جهت استفاده در سیستم پایش وضعیت، تحلیل بافت با استفاده از مشخصه‌های هارالیک انجام شده است.

8	1	7	1
8	2	1	2
5	7	8	5
1	2	2	3



	1	2	3	4	5	6	7	8
1	0	2	0	0	0	0	1	0
2	1	1	1	0	0	0	0	0
3	0	0	0	0	0	0	0	0
4	0	0	0	0	0	0	0	0
5	0	0	0	0	0	0	1	0
6	0	0	0	0	0	0	0	0
7	1	0	0	0	0	0	0	1
8	1	1	0	0	1	0	0	0

شکل (۳): استخراج GLCM در جهت صفر درجه.

پس از تشکیل ماتریس GLCM مشخصه‌های هارالیک از این ماتریس استخراج می‌شود. مشخصه هارالیک استفاده شده در ادامه توضیح داده می‌شود. اگر $p(i,j)$ از آرایه در ماتریس GLCM نرمال شده (ماتریسی که در آن تمام آرایه‌های GLCM بر تعداد سطوح خاکستری تقسیم شده است) باشد، مشخصه بی‌نظمی هارالیک با استفاده از رابطه (۱) تعریف می‌شود:

$$-\sum_i \sum_j p(i,j) \log(p(i,j)). \quad (1)$$

۳- پایش وضعیت سایش ابزار با استفاده از انتگرال حاشیه‌ای زمان- فرکانس سیگنال جریان

مطالعات مختلفی بر روی برآورد نیروی برشی با استفاده از سیگنال‌های جریان موتور ماشین‌افزار انجام شده است نتایج این تحقیقات نشان داده است همبستگی خوبی بین نیروهای برشی و جریان موتور وجود دارد که در نتیجه آن می‌توان سایش ابزار را تخمین زد [۱۹]. علاوه بر این، استفاده از توان و جریان موتور جهت پایش وضعیت ابزار دارای این مزیت است که وسایل اندازه‌گیری آن، فرآیند ماشین‌کاری را مختل نمی‌کند [۲۰] و حتی می‌توان آن را در کنترل ماشین‌های

هارالیک و همکارانش [۱۶] مشخصه‌هایی آماری مرتبه دوم بر اساس ماتریس هم‌اتفاقی سطح خاکستری^۲ یا GLCM را جهت تحلیل بافت تعریف نمودند. در مواردی نیز از این روش در ارزیابی بافت سطح در فرآیند ماشین‌کاری استفاده شده است [۱۷]. این روش اطلاعاتی در مورد احتمال اتصال یک جفت پیکسل که می‌تواند شرایط خاصی را ارضاء کند فراهم می‌کند. به‌منظور استخراج مشخصه‌های هارالیک ابتدا ماتریس GLCM از تصویر بافت $I(x, y)$ ایجاد می‌شود [۱۸].

بر اساس سه پارامتر تشکیل می‌شود. این پارامترها عبارتند از: شرایطی که ارتباط بین یک پیکسل خاص و پیکسل‌های همسایه‌اش ارزیابی می‌شود، جهتی که این شرایط ارزیابی می‌شود (θ) و فاصله یک پیکسل خاص و پیکسل‌های همسایه‌اش (d) (شکل ۲).

شکل (۲): فاصله و جهت GLCM.

در این تحقیق، فاصله d برابر با ۲ پیکسل و θ صفر درجه (راستای پیشروی ابزار) در نظر گرفته شده است که در آن،

1- Julesz

2- Gray Level Co occurrence Matrix

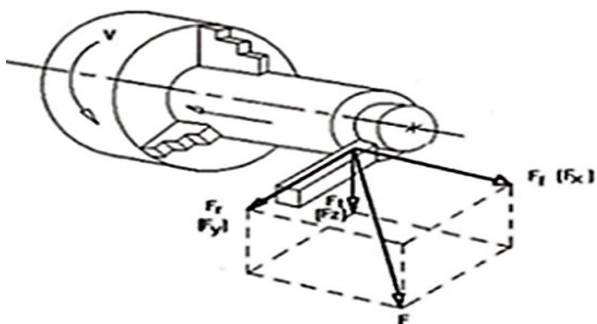
با انتگرال گیری از FMI در راستای فرکانس، شاخص جدیدی برای سیگنال جریان به دست می آید که اطلاعات زمان و فرکانس سیگنال جریان را هم زمان دارا می باشد:

$$I_{FMI} = \int_{-\infty}^{+\infty} FMI(\omega) d\omega. \quad (5)$$

با کسر کردن مقدار پارامتر فوق در حالت بدون بار در ابتدای هر پاس (I_{FMI0}) از مقدار آن در حین براده فرآیند (I_{FMI}) از خطای ناشی از افزایش جریان در اثر افزایش ذاتی دما در موتور کاسته می شود:

$$\Delta I_{FMI} = I_{FMI} - I_{FMI0}. \quad (6)$$

دلیل استفاده از انتگرال حاشیه ای زمان- فرکانس، پراکنده بودن فرکانس جریان در فرکانس اصلی ۵۰ Hz است. همان طور که در شکل ۵ مشاهده شد سیگنال جریان علاوه بر فرکانس اصلی ۵۰ Hz دارای مولفه هایی در اطراف ۵۰ Hz نیز می باشد. در مورد هارمونیک های غیر اصلی نیز این پراکندگی وجود دارد.



شکل (۵): مولفه های نیرو برشی اعمال شده بر ابزار تک لبه تراش کاری [۱۹].

۴- پایش وضعیت ابزار با تبدیل موجک و بی نظمی

سیگنال کرنش خمشی ابزار

آزمایش ها نشان داده است سه مولفه نیروی برشی (شکل ۵) به طور متفاوتی به سایش ابزار پاسخ می دهند. به عنوان مثال نیروی پیشروی (F_x یا F_t) نسبت به نیروی برشی اصلی (F_z) یا (F_t) بیشتر تحت تاثیر سایش ابزار قرار گیرد [۲۳].

در آزمایش های جامعی که دیملاً^۳ جهت توسعه سیستم پایش وضعیت سایش ابزار برخط در عمیات تراش با استفاده از اندازه گیری نیرو و ارتعاشات انجام داد نیروهای استاتیکی و دینامیکی نیروهای برشی به ترتیب به صورت میانگین و نوسانی

کنترل عددی کامپیوتری به صورت یکپارچه درآورد [۲۱]. در این تحقیق تغییرات هارمونیک جریانی موتور مبنای برآورد وضعیت ابزار قرار گرفته است. جزئیات این روش در تحقیق قبلی [۲۲] توضیح داده شده است.

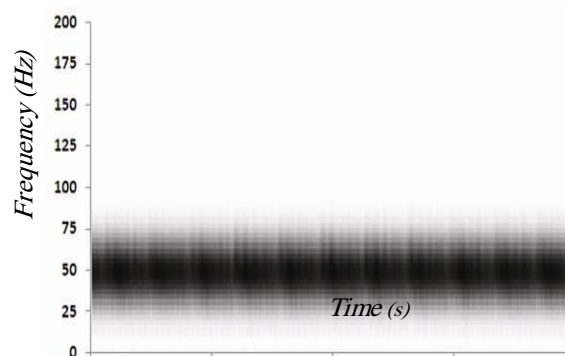
به منظور به دست آوردن انتگرال حاشیه ای زمان- فرکانس سیگنال جریان موتور، ابتدا تبدیل فوریه زمان کوتاه^۱ (STFT) سیگنال محاسبه شده و پس از استخراج طیف نگاره زمان- فرکانس^۲، انتگرال گیری در راستای زمان و سپس در راستای فرکانس انجام می شود. STFT با لغزاندن تابع پنجره در راستای محور زمان، تغییرات مولفه های فرکانسی در فواصل زمانی مختلف را محاسبه می کند. تعریف ریاضی STFT به صورت رابطه ۲ می باشد:

$$STFT\{X(t)\} = X(\tau, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} X(t, \omega) e^{j\omega t} dt. \quad (2)$$

که در آن، $X(t)$ سیگنال، $w(t)$ تابع پنجره و τ شاخص زمانی می باشد.

با استفاده از طیف نگاره زمان- فرکانس توزیع انرژی درجه دوم سیگنال طبق رابطه ۳ در حوزه زمان- فرکانس محاسبه می شود. شکل ۴، طیف نگاره سیگنال جریان موتور را نشان می دهد.

$$Sp\{X_t\} = |X(\tau, \omega)|^2. \quad (3)$$



شکل (۴): طیف نگاره سیگنال جریان موتور اسپیندل.

انتگرال حاشیه ای فرکانس نتیجه انتگرال گیری طیف نگاره در راستای زمان می باشد. رابطه زیر انتگرال حاشیه ای را بیان می کند:

$$FMI = \int_{-\infty}^{+\infty} SP(t, \omega) d\omega. \quad (4)$$

که در آن، $SP(t, \omega)$ طیف نگاره سیگنال است.

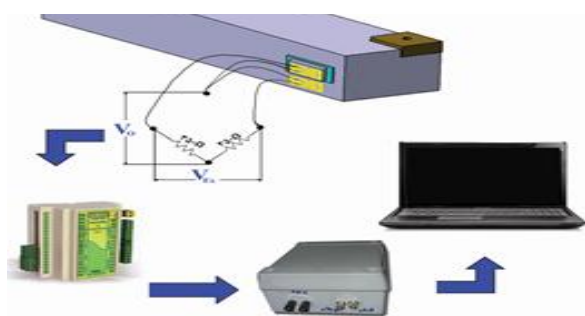
1- Short-Time Fourier Transform

2- Time Frequency Spectrogram

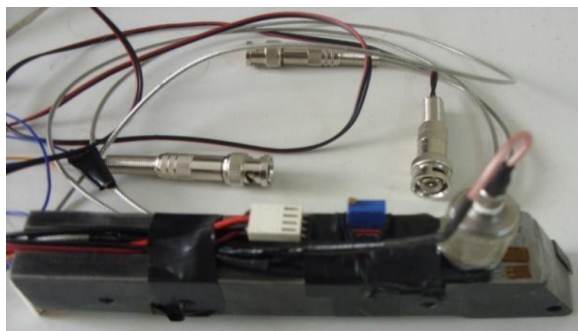
۴-۱- تجهیزات تجربی در اندازه‌گیری کرنش خمشی

ابزار

شکل ۷، تجهیزات به‌کار رفته در اندازه‌گیری کرنش ابزار را نشان می‌دهد. همان‌طور که در شکل ۷ نشان داده شده است دو کرنش‌سنج مشابه و با مقاومت الکتریکی ۳۵۰ اهم مورد استفاده قرار گرفته است. کرنش‌سنج اول به‌منظور جبران‌سازی دما، بر روی قطعه‌ای فولادی از جنس بدنه ابزار نصب گردیده و سپس قطعه مذکور با استفاده از خمیر و چسب سیلیکون انعطاف‌پذیر بر روی بدنه ابزار نصب گردیده است. هرگونه تغییر طول ناشی از تغییر دما در بدنه ابزار، توسط کرنش‌سنج جبران‌ساز حذف می‌شود. سیگنال کرنش با استفاده از ترنس‌میتر کرنش ۲۴ بیتی مدل TIKA TM- 1020 با دقت بالا به ولتاژ تبدیل شده و توسط سیستم داده‌برداری Advantech 4704 با فرکانس ۴۰۰۰ نمونه‌برثانیه، نمونه‌برداری شده است. شکل ۸، تجهیزات نصب‌شده بر روی ماشین‌تراش را نشان می‌دهد. در شکل ۸، محل نصب کرنش‌سنج بر روی ابزارگیر نشان داده شده است.

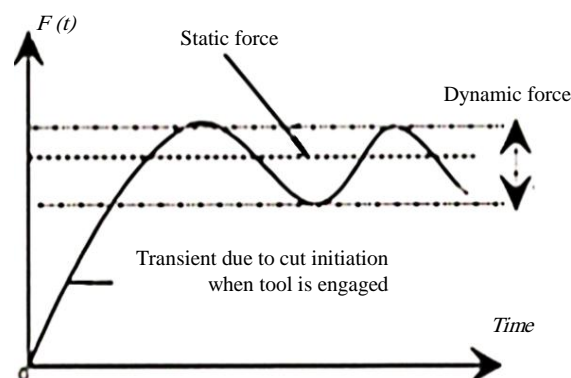


شکل (۷): تجهیزات به‌کار رفته در پایش وضعیت سایش ابزار به‌کمک اندازه‌گیری کرنش خمشی ابزار.



شکل (۸): محل نصب کرنش‌سنج بر روی ابزارگیر جهت اندازه‌گیری کرنش خمشی ابزار.

(شکل ۶) استخراج و در حوزه‌های زمان و فرکانس مورد تحلیل قرار گرفت تا مشخصه‌های حساس به سایش ابزار تشخیص داده شود. حوزه زمان، طبیعت و سطح تغییرات نیروی استاتیکی، و حوزه فرکانس اثرات نیروی دینامیکی شرایط براده‌برداری و سطوح سایش کلی را نشان داد [۲۴].



شکل (۶): نمودار دامنه نیرو برحسب زمان [۲۴].

نیرو پیشروی ابزار، موجب خمش ابزار در جهت خلاف جهت پیشروی می‌شود. با توجه به اینکه با افزایش تدریجی سایش ابزار، نیروی پیشروی در مقایسه با نیروهای برشی و شعاعی بیشتر تحت تاثیر قرار می‌گیرد می‌توان از افزایش کرنش خمشی ناشی از نیروی استاتیکی و دینامیکی ابزار جهت پایش وضعیت سایش استفاده نمود. ریضل و همکارانش از مشخصه‌های استخراج شده از سیگنال کرنش سنج مقاومتی به‌کمک روش I-Kaz و معرفی این مشخصه‌ها به‌همراه پارامترهای برشی به شبکه ANFIS جهت برآورد سایش ابزار استفاده کردند [۲۵]. موضوعی که توسط محققانی که از کرنش‌سنج مقاومتی جهت پایش وضعیت سایش ابزار استفاده کرده‌اند مورد توجه قرار نگرفته است و وابستگی شدید این نوع کرنش‌سنج‌ها به شرایط دمایی است. با توجه به این‌که دمای ماشین‌کاری بالاست و دمای بدنه ابزار دائماً در حال تغییر است بدون در نظر گرفتن تدابیر لازم نمی‌توان از آنها به‌عنوان یک حسگر مطمئن در پایش وضعیت ابزار در شرایط کارگاهی استفاده نمود. در این تحقیق با استفاده از جبران‌ساز دمایی، خطای ناشی از تغییرات دما در اندازه‌گیری کرنش حذف گردیده و با به‌کارگیری تبدیل موجک و بی‌نظمی شانون در سیگنال کرنش‌سنج نصب‌شده بر روی بدنه ابزار، روشی کم هزینه و کاربردی جهت پایش وضعیت سایش ابزار ارائه شده است.

فیلتر میان گذر، سیگنال با استفاده از اعمال تبدیل موجک تا سه سطح تجزیه شده سپس انتروپی شانون^۱ در سیگنال ضرائب جزئی محاسبه شده است. انتروپی شانون که براساس رابطه (۷) محاسبه می‌شود میزان تصادفی بودن سیگنال را نشان می‌دهد.

۶- پایش وضعیت سایش ابزار با استفاده از تلفیق

حسگرها توسط سیستم استنتاج فازی - عصبی

تطبیقی بهینه‌شده

در بخش‌های قبل، چهار روش ارزان و کاربردی شامل تحلیل بافت سطح قطعه‌کار با استفاده از بینایی ماشین، اندازه‌گیری جریان موتور اسپیندل، اندازه‌گیری کرنش و ارتعاشات ابزار در راستای پیشروی جهت پایش وضعیت ابزار مورد بررسی قرار گرفت و در هر یک مشخصه‌هایی جهت تشخیص سایش ابزار استخراج شد. جدا از بحث مشخصه‌ها و روش‌های پردازش سیگنال صورت گرفته، به دلیل وجود برخی معایب در هر یک از روش‌های پایش وضعیت به کاررفته که در مقدمه تحقیق اشاره شد ممکن است سامانه پایش وضعیت کارایی لازم را نداشته باشند. در تصویربرداری از سطح قطعه‌کار، تغییر در تصویر بافت سطح در اثر عوامل غیر مرتبط با سایش ابزار (مانند یکنواخت نبودن شرایط نورپردازی، یکنواخت نبودن جنس قطعه‌کار و رخ دادن ارتعاشات خود برانگیخته) موجب ایجاد خطا در پایش وضعیت سایش ابزار به کمک تحلیل بافت سطح قطعه‌کار می‌شود، در اندازه‌گیری جریان مصرفی موتور هر چند خطای ناشی از افزایش جریان در اثر افزایش ذاتی دمای موتور با استفاده از کم کردن مشخصه به دست آمده از سیگنال جریان از مقدار اولیه آن در ابتدای پاس براده‌برداری تا حدی برطرف می‌شود، اما پیش‌بینی سایر عوامل تاثیرگذار بر جریان موتور که مرتبط با سایش ابزار نیستند مانند روان‌کاری و شرایط محور قابل پیش‌بینی نیست. در پایش وضعیت ابزار به کمک اندازه‌گیری کرنش و ارتعاشات نیز وجود عوامل پیش‌بینی نشده مانند ارتعاشات خود برانگیخته و لقی‌ها (در بستن ابزار و قطعه‌کار) سامانه پایش وضعیت را دچار خطا می‌کند. راه حلی که توسط محققان پیشنهاد شده تلفیق حسگرها می‌باشد. هر یک از روش‌های پایش وضعیت، دارای مزایا و معایبی هستند و علاوه بر این، استفاده از داده‌های یک حسگر به تنهایی نمی‌تواند تمام اطلاعات مورد نیاز برای پایش وضعیت ابزار را در اختیار قرار دهد. بهترین راه حل ممکن ترکیب داده‌های

۴-۲- تشخیص سایش و شکست ابزار با استفاده از

تبدیل موجک و انتروپی سیگنال کرنش سنج

در این تحقیق سیگنال کرنش خمشی ابزار پس از اعمال فیلتر میان‌گذر با استفاده از اعمال تبدیل موجک تا دو سطح تجزیه شده سپس انتروپی شانون در سیگنال ضرائب جزئی محاسبه شده است. در مورد تبدیل موجک در بخش دوم توضیح داده شد. انتروپی شانون^۱ که بر اساس رابطه (۷) محاسبه می‌شود میزان تصادفی بودن سیگنال را نشان می‌دهد.

$$E = \sum_i^n X_t^2(i) \log(X_t^2(i)). \quad (7)$$

۵- پایش وضعیت سایش ابزار با استفاده از

اندازه‌گیری ارتعاشات ابزار

ارتعاشات توسط تغییرات تناوبی در مؤلفه‌های دینامیکی نیروهای برشی ایجاد می‌شود. معمولاً این حرکات ارتعاشی به صورت ارتعاشات ابزار کوچک که خود باعث دندانهای شدن سطح و بی‌نظمی ضخامت براده می‌شود آغاز می‌شود و به شکل ارتعاشات پیشرفت می‌کند. ارتعاشات مکانیکی عموماً نتیجه حرکات موجی تناوبی هستند. طبیعت سیگنال‌های ارتعاشی که از فرآیند براده‌برداری ایجاد می‌شوند به طوری است که ارتعاشاتی از نوع آزاد، اجباری، تناوبی و تصادفی ایجاد می‌کند. حسگرهای پیزوالکتریک می‌توانند ارتعاشات ایجاد شده در ماشین که در اثر نوسان نیروهای برشی ایجاد می‌شوند را اندازه‌گیری کنند. شتاب‌سنج‌ها نیازهای محیطی پایش سایش ابزار براده‌برداری را برآورده می‌کنند. شتاب‌سنج‌ها دارای قیمت نسبتاً پایینی هستند و می‌توانند سطوح ارتعاشات در محدوده فرکانسی وسیعی را اندازه‌گیری کنند [۲۶].

یکی از مشکلات اصلی پایش وضعیت سایش ابزار از طریق ارتعاشات تشخیص محدوده فرکانسی ناشی از سایش ابزار است زیرا اغلب فرآیندهای ماشین‌کاری دارای عواملی هستند که موجب ایجاد ارتعاشات می‌شوند و به سایش ابزار مرتبط نیست. محدوده فرکانسی برای عملیات‌های ماشین‌کاری معمولاً ۱۰-۰ k Hz است.

۵-۱- پایش وضعیت سایش ابزار با استفاده از تبدیل

موجک و بی‌نظمی شانون در سیگنال ارتعاشات ابزار

همانند روش به کاررفته در تحلیل سیگنال کرنش ابزار، در پایش وضعیت سایش ابزار از طریق ارتعاشات نیز پس از اعمال

$$o_{2,k} = w_k = \mu_{A_k}(x_1) \cdot \mu_{A_k}(x_2), k = 1,2,3,4. \quad (10)$$

لایه سوم؛ گره‌های متوسط: در این لایه k امین گره نسبت درجه فعالیت قانون k ام را به درجه فعالیت کلیه قوانین به صورت زیر نرمال سازی می‌کند.

$$o_{3,k} = \bar{w}_k = \frac{w_k}{\sum_{k=1}^4 w_k}, k = 1,2,3,4. \quad (11)$$

\bar{w}_k ، درجه فعالیت نرمال شده قانون k ام است.

لایه چهارم؛ نتیجه: در این لایه، خروجی هر گره برابر است با:

$$o_{4,k} = \bar{w}_k f_k = \bar{w}_k (p_0^k + p_1^k x_1 + p_2^k x_2), k = 1,2,3,4. \quad (12)$$

لایه پنجم؛ خروجی: در این لایه، هر گره مقدار خروجی نهایی را بدین صورت بیان می‌کند (تعداد گره‌ها برابر تعداد خروجی‌ها است).

$$o_{5,k} = \sum_{k=1}^4 \bar{w}_k f_k. \quad (13)$$

با جایگزین کردن (۱۲) در رابطه (۱۳) خروجی نهایی برابر است با:

$$o_{5,k} = \hat{Y} = \sum_{k=1}^2 (\bar{w}_k p_0^k) + \sum_{k=1}^2 \sum_{i=1}^2 (\bar{w}_k p_i^k) x_i. \quad (14)$$

رابطه (۱۵) می‌تواند به صورت رابطه خطی زیر نوشته شود:

$$\hat{Y} = p_0 + p_1 x_1 + p_2 x_2. \quad (15)$$

که پارامترهای p_i ($i = 0,1$) می‌توانند اعداد فازی باشند که در این صورت خروجی الگوریتم هیبریدی (انفیس) فازی خواهد بود.

۶-۱-۱- الگوریتم یادگیری مدل انفیس

الگوریتم هیبرید روش پس انتشار و پیش انتشار را با هم ترکیب می‌کند روش حداقل مربعات (پیش انتشار) برای بهینه کردن پارامترهای ثانویه استفاده می‌شود. زمانی که پارامترهای ثانویه به دست می‌آیند سپس پارامترهای اولیه با استفاده از الگوریتم شیب کاهشی (پس انتشار) به دست می‌آیند.

برای پیش‌بینی پارامترهای مدل، الگوریتم یادگیری زیر را در نظر می‌گیریم.

۱- داده‌ها را به دو دسته آموزش و تست تقسیم کنید.

۲- داده‌ها را آموزش دهید.

۳- خروجی را با قرار دادن پارامترهای اولیه و ثانویه در رابطه (۱۳) به دست آورید.

۴- پارامترهای به دست آمده را با استفاده از داده‌های تست، آزمون کنید.

۵- اگر خطا کمتر از یک مقدار از قبل تعریف شده یا به تعداد تکرارهای از پیش تعیین شده رسید آموزش پایان

حسگرها یا تلفیق حسگرها^۱ می‌باشد. در ادامه به بحث در مورد روش‌های استفاده شده در این مقاله پرداخته می‌شود.

۶-۱- سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی

سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی به لحاظ عملکرد کاملاً سیستم استنتاج فازی می‌باشد. سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی مبتنی بر قواعد منطقی "شرط و نتیجه" می‌باشد. در این بررسی، برای سادگی این سیستم با دو ورودی و یک خروجی توضیح داده می‌شود. برای ورودی با چهار تابع عضویت و یک خروجی، مجموعه چهار قانون به صورت زیر تعریف می‌شود [۲۷-۲۸]:

قاعده ۱: اگر x_1 ، x_1 و A_3 باشد آن گاه

$$f_1 = p_0^1 + p_1^1 x_1 + p_2^1 x_2.$$

قاعده ۲: اگر x_1 ، x_1 و A_3 باشد آن گاه

$$f_2 = p_0^2 + p_1^2 x_1 + p_2^2 x_2.$$

قاعده ۳: اگر x_1 ، x_1 و A_4 باشد آن گاه

$$f_3 = p_0^3 + p_1^3 x_1 + p_2^3 x_2.$$

قاعده ۴: اگر x_1 ، x_1 و A_3 باشد آن گاه

$$f_4 = p_0^4 + p_1^4 x_1 + p_2^4 x_2.$$

A_k مجموعه‌های بخش‌ها فازی و f_k خروجی نتیجه قانون k ام می‌باشد که $k = 1,2,3,4$ است. ساختار مدل انفیس بدین صورت است که از پنج لایه تشکیل گردیده که عبارت است از: لایه اول؛ گره‌های ورودی: در این لایه عمل فازی کردن صورت گرفته و درجه عضویت گره‌های ورودی به صورت بازه‌های مختلف فازی با استفاده از تابع عضویت آن‌ها مشخص می‌شود. خروجی هر لایه را با $o_{1,k}$ نمایش می‌دهیم (k ، k امین گره هر لایه l می‌باشد). که در آن:

$$o_{1,k} = \mu_{A_k}(x_i), k = 1,2,3,4. \quad (8)$$

و

$$\mu_{A_k}(x_i) = \exp \left[- \left(\frac{x_i - \tau_k}{2\sigma_k} \right)^2 \right], k = 1,2,3,4, i = 1,2. \quad (9)$$

که τ_k و σ_k پارامترهای تابع عضویت مجموعه فازی A_k هستند و پارامترهای هر کدام از گره‌ها تعیین‌کننده شکل تابع عضویت مجموعه فازی آن گره می‌باشد.

لایه دوم؛ گره‌های قاعده: هر گره در این لایه درجه فعالیت یک قانون را محاسبه می‌کند.

$$v^i[t+1] = wv^i[t] + F^i[t]. \quad (۱۶)$$

که $F^i[t]$ برابر است با:

$$F^i[t] = c_1 R_1 \otimes (x^{i,tseb}[t] - x^i[t]) + c_2 R_2 \otimes (x^{g,tseb}[t] - x^i[t])$$

$$x^i[t+1] = x^i[t] + v^i[t+1]. \quad (۱۷)$$

تغییرات سرعت ذره، یا شتابی که به ذره وارد می‌شود، به این صورت قابل محاسبه است:

$$\Delta v^i[t+1] = v^i[t+1] - v^i[t] = F^i[t] - (1-w)v^i[t]. \quad (۱۸)$$

در این روابط، w ضریب اینرسی، که بر روی همگرایی الگوریتم PSO تاثیر مستقیم دارد. مقدار زیاد برای w باعث می‌شود که ذرات موجود در الگوریتم، به جستجوی مناطق جدیدتر روی بیابان و یک جستجو سراسری را انجام دهند. در مقابل یک مقدار کم برای w باعث می‌شود که ذرات در منطقه محدودی بمانند و در واقع یک جستجو محلی را انجام دهند. R_1 و R_2 اعدادی تصادفی در بازه $[0, 1]$ با توزیع یکنواخت و همچنین c_1 و c_2 ضرایب یادگیری هستند. R_1 و R_2 باعث می‌شوند که نوعی گوناگونی در جواب‌ها به وجود بیاید و به این نحو جستجو کامل‌تری روی فضا انجام پذیرد. c_1 ضریب یادگیری مربوط به تجربه هر ذره و c_2 ضریب یادگیری مربوط به تجارب کل جمع می‌باشد. دقت این روش به مقادیری که برای پارامترها انتخاب می‌شود، تعداد تکرارها و تعداد ذرات بستگی دارد. در این مطالعه از الگوریتم هیبریدی استفاده می‌کنیم که دو الگوریتم انفیس و ازدحام ذرات را با یکدیگر ترکیب می‌کند [۲۹-۳۰].

مراحل الگوریتم ترکیبی انفیس و ازدحام ذرات که به صورت زیر جمع‌بندی می‌شود.

- ۱- مراحل ۱-۲ الگوریتم انفیس را اجرا کنید.
- ۲- پارامترهای اولیه و ثانویه به‌دست‌آمده، در یک ماتریس P قرار دهید.
- ۳- $P_0 = xP$ قرار دهید.
- ۴- ذره بسازید.
- ۵- برای تمام ذرات، سرعت و موقعیت تصادفی ایجاد کنید.
- ۶- تا هنگامی که شرایط خاتمه محقق نشده‌اند یک واحد به t اضافه کنید.
- ۷- مقدار تابع هدف را به ازای هر ذره محاسبه کنید.

پذیرد در غیر این صورت به مرحله ۲ رفته و وزن‌ها را بهینه کنید.

۶- برای ارزیابی روش مقادیر خطای آموزش و تست محاسبه کنید.

۶-۲- الگوریتم بهینه‌سازی انبوه ذرات (PSO)

جیمز کندی^۱، روانشناس اجتماعی و راسل سی ابرهات^۲، مهندس برق، صاحبان اصلی ایده الگوریتم PSO می‌باشند. در الگوریتم PSO، تعدادی از موجودات وجود دارند، که آن‌ها را ذره می‌نامیم و در فضای جستجوی تابعی که قصد بهینه‌کردن مقدار آن را داریم، پخش شده‌اند. هر ذره مقدار تابع هدف را در موقعیتی از فضا که در آن قرار گرفته است، محاسبه می‌کند. سپس با استفاده از ترکیب اطلاعات محل فعلی‌اش و بهترین محلی که قبلاً در آن بوده است و همچنین اطلاعات یک یا چند ذره از بهترین ذرات موجود در جمع، جهتی را برای حرکت انتخاب می‌کند. همه ذرات جهت‌ی برای حرکت انتخاب می‌کند و پس از انجام حرکت، یک مرحله از الگوریتم به پایان می‌رسد. این مراحل چندین بار تکرار می‌شوند تا آن‌که جواب موردنظر به‌دست بیاید.

هر ذره در الگوریتم PSO از سه بردار d بُعدی تشکیل شده است که برای ذره i ، x^i موقعیت فعلی ذره، v^i سرعت حرکت ذره و $x^{i,tseb}$ بهترین موقعیتی که ذره تا به حال تجربه کرده است. در هر مرحله‌ای که الگوریتم تکرار می‌شود، جواب x^i اگر بهتر از جواب‌های پیشین باشد، در $x^{i,tseb}$ ذخیره می‌شود. f^i مقدار تابع هدف در x^i و $f^{i,tseb}$ مقدار تابع هدف در $x^{i,tseb}$ است. ذخیره کردن مقدار $f^{i,tseb}$ برای انجام مقایسه‌های بعدی، ضروری است. در هر تکرار x^i و v^i جدیدی به‌دست می‌آیند. بهترین موقعیتی که توسط همه ذرات پیدا شده است، به صورت x^{tseb} نشان داده می‌شود که با مقایسه مقادیر $f^{i,tseb}$ به‌ازای همه ذرات و از میان $x^{i,tseb}$ ها انتخاب می‌شود. مقدار تابع هدف در x^{tseb} با f^{tseb} نشان داده می‌شود. در مرحله ابتدایی الگوریتم، ذرات با موقعیت‌ها و سرعت‌های تصادفی ایجاد شده و در طی اجرای الگوریتم، موقعیت و سرعت هر ذره در مرحله $t+1$ از الگوریتم، از روی اطلاعات مرحله قبلی ساخته می‌شوند. روابطی که سرعت و موقعیت ذرات را تغییر می‌دهند، عبارتند از:

یا عنصر دیگری از آن مجموعه را به جای آن ژن قرار می‌دهد. پس از اتمام عمل جهش، کروموزوم‌های تولید شده به‌عنوان نسل جدید شناخته شده و برای دور بعد اجرای الگوریتم ارسال می‌شوند.

۶-۳-۱- روند کلی الگوریتم‌های ژنتیکی

قبل از این‌که یک الگوریتم ژنتیکی بتواند اجرا شود، ابتدا باید کدگذاری (یا نمایش) مناسبی برای مسئله موردنظر پیدا شود. همچنین یک تابع برازندگی نیز باید ابداع شود تا به هر راه حل کدگذاری شده ارزشی را نسبت دهد. در طی اجراء والدین برای تولیدمثل انتخاب می‌شوند و با استفاده از عملگرهای آمیزش و جهش باهم ترکیب می‌شوند تا فرزندان جدیدی تولید کنند. این فرآیند چندین بار تکرار می‌شود تا نسل بعدی جمعیت تولید شود. سپس این جمعیت بررسی می‌شود و در صورتی که همگرا شود، فرآیند فوق خاتمه می‌یابد. شرط پایان الگوریتم: در الگوریتم‌های تکاملی اجرای برنامه برای تعداد نسل‌های از پیش تعیین‌شده‌ای صورت می‌گیرد. مراحل الگوریتم ترکیبی انفیس و ژنتیک به‌صورت زیر جمع بندی می‌شوند:

- ۱- مراحل ۱-۳ الگوریتم انفیس را اجرا کنید.
- ۲- پارامترهای اولیه و ثانویه به‌دست‌آمده، در یک ماتریس P قرار دهید.
- ۳- $P_0 = xP$ قرار دهید.
- ۴- به‌طور تصادفی جمعیت اولیه را ایجاد کنید.
- ۵- شایستگی یا توانایی فردی آن کروموزوم را با یک تابع برازندگی تعریف شده ارزیابی کنید.
- ۶- با تأثیر عملگرهای انتخاب، آمیزش و جهش جمعیت جدید ایجاد کنید.
- ۷- زمانی‌که اجرای برنامه، برای تعداد نسل‌های از پیش تعیین شده‌ای صورت پذیرد الگوریتم خاتمه یابد.

۶-۴- الگوریتم جامعه مورچه‌گان پیوسته (ACOR)

الگوریتم ACO از یک ساختار گسسته برای تعیین جواب استفاده می‌کند. مفهوم ساختار گسسته در ACO به این صورت است که هر کدام از متغیرهای تصمیم در یک بازه تعریف شده به تعداد مشخصی حالت تقسیم می‌شود. با گسسته‌سازی فضای متغیرها، محدودیتی برای الگوریتم به‌وجود می‌آید که این خود باعث کاهش دقت بهینه‌گی می‌شود در صورتی که با تقسیم‌بندی فضا بین متغیرهای تصمیم به تعداد زیاد، سعی

۸- به‌ازای $i = 1, \dots, n$ ، $x^{i,tseb}[t]$ را محاسبه کنید.

۹- به‌ازای $i = 1, \dots, n$ و $j = 1, \dots, d$ ، $x^{g,tseb}[t]$ را محاسبه کنید.

۶-۳- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم‌های ژنتیکی را می‌توان یک روش بهینه‌سازی تصادفی جهت‌دار دانست که به تدریج به سمت نقطه بهینه حرکت می‌کند [۳۱-۳۳]. این الگوریتم شامل چند قسمت می‌باشد:

کروموزوم: در الگوریتم‌های ژنتیکی، هر کروموزوم نشان‌دهنده یک نقطه در فضا جستجو و یک راه‌حل ممکن برای مسئله موردنظر است. خود کروموزوم‌ها (راه‌حل‌ها) از تعداد ثابتی ژن (متغیر) تشکیل می‌شوند.

جمعیت: مجموعه‌ای از کروموزوم‌ها، که با تاثیر عملگرهای ژنتیکی بر آن، جمعیت جدیدی با همان تعداد کروموزوم تشکیل می‌شود.

تابع برازندگی: به‌منظور حل هر مسئله با استفاده از الگوریتم‌های ژنتیکی، ابتدا باید یک تابع برازندگی برای آن مسئله ابداع شود. برای هر کروموزوم، این تابع عددی غیر منفی را برمی‌گرداند که نشان‌دهنده شایستگی یا توانایی آن کروموزوم است.

عملگرهای ژنتیکی: با تاثیر این عملگرها بر روی یک جمعیت، نسل بعدی آن جمعیت تولید می‌شود. عملگرهای انتخاب، آمیزش و جهش معمولاً بیشترین کاربرد را در الگوریتم‌های ژنتیکی دارند. در این قسمت، هر یک از عملگرهای انتخاب، آمیزش و جهش به‌صورت جداگانه معرفی می‌شوند:

عملگر انتخاب: این عملگر از بین کروموزوم‌های یک جمعیت، تعدادی کروموزوم را برای تولید مثل انتخاب می‌کند.

عملگر آمیزش: عملگر آمیزش بر روی یک زوج کروموزوم از نسل مولد عمل کرده و یک زوج کروموزوم جدید تولید می‌کند. در آمیزش تک‌نقطه‌ای، یک موقعیت تصادفی بین دو

ژن و در آمیزش دونقطه‌ای، دو موقعیت به‌صورت تصادفی در نظر گرفته می‌شود. سپس تمامی ژن‌های طرف راست یا طرف چپ در آمیزش تک‌نقطه‌ای و تمامی ژن‌های بین این دو موقعیت در کروموزوم‌های والد در آمیزش دونقطه‌ای با یک‌دیگر جابه‌جا می‌شوند تا کروموزوم‌های جدید به‌دست آیند. عملگر جهش: این عملگر یک ژن از یک کروموزوم را به‌طور تصادفی انتخاب نموده و سپس محتوای آن ژن را تغییر می‌دهد. اگر ژن از جنس اعداد دودویی باشد، آن را به وارونش تبدیل می‌کند و چنان‌چه متعلق به یک مجموعه باشد، مقدار

[۳۵]. مقدار تولید شده براساس متغیر λ_m بوده و برای n متغیر تکرار شده تا یک جواب برای کلیه متغیرهای تصمیم ایجاد شود. جواب به دست آمده برای یک مورچه بوده و باید به ازای تمام مورچه‌ها یک جواب ایجاد شود. سپس جواب‌ها مرتب‌سازی شده و k جواب بهتر ذخیره‌سازی شده و مابقی جواب‌ها پاک می‌گردند. هرچه دامنه نمودار تابع گوسی کاهش یابد یا به عبارتی میزان پراکندگی جواب‌ها برای متغیر λ_m کاهش یابد و حد آن به صفر میل کند در آن صورت جواب‌های تولید شده برای متغیر λ_m مشابه بوده و جواب‌ها نسبت به متغیر λ_m به یک مقدار ایستایی می‌رسد.

شرایط توقف الگوریتم

- ۱- عدم پیشرفت: جواب‌های تولید شده جدید با جواب‌های قبل یکسان باشد.
- ۲- تعداد تکرارها: شرط توقف، رسیدن به تعدادی تکرار گذاشته شود.
- ۳- رسیدن به مقدار مشخص. الگوریتم را تا همگرا شدن به مقداری مشخص ادامه داد.
- مراحل الگوریتم ترکیبی انفیس و مورچه‌گان به صورت زیر جمع بندی می‌شود:

- ۱- مراحل ۱-۳ الگوریتم انفیس را اجرا کنید.
- ۲- پارامترهای اولیه و ثانویه به دست آمده، در یک ماتریس P قرار دهید.
- ۳- $P_0 = xP$ قرار دهید.
- ۴- مقدار k را مشخص کنید.
- ۵- تعداد تکرارها را مشخص کنید.

در این مقاله، انجام محاسبات، با استفاده توله‌بکس انفیس و برنامه‌نویسی در محیط متلب انجام می‌شود.

۶-۵- ارزیابی مدل‌های پیشنهادی

فرض می‌کنیم \bar{Y}_i مقدار مشاهده شده و \hat{Y}_i مقدار برآورد شده باشند. برای اندازه‌گیری خطا به منظور ارزیابی مدل‌ها، کمیت MSE (میانگین مربعات خطا) را استفاده می‌کنیم که عبارت است از:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (\hat{Y}_j - \bar{Y}_j)^2 \quad (22)$$

۶-۶- تجهیزات تجربی در پایش وضعیت سایش ابزار با استفاده از تلفیق حسگرها

آزمایش‌های براده‌برداری توسط ماشین تراش TN50D و با استفاده از ابزارهایی از جنس کاربیدی پوشش‌دار و سرمت بر

در بالا بردن دقت جواب‌ها می‌گردد و زمان برنامه متناسب با آن زیاد خواهد شد. هم‌چنین با پیچیده‌تر شدن سامانه ممکن است دقت کاهش یابد. برای رفع این مشکل تعمیم ACO به فضای پیوسته مدنظر قرار گرفت. که در آن الگوریتم روی فضای R حرکت خواهد کرد و این پیوسته‌سازی با استفاده از یک تابع چگالی احتمال انجام می‌گیرد. سوشا و دوریگو در سال ۲۰۰۸ تابع گوسین را پیشنهاد کردند [۳۴]. یک تابع گوسی قادر به ایجاد چند ماکسیمم نمی‌باشد بنابراین از تابع گوسی کرنل (مجموع چند تابع گوسی منفرد) که برای متغیر تصمیم λ_m به صورت زیر تعریف می‌شود استفاده می‌کنیم:

$$f_i(x) = \sum_{l=1}^k \omega^l g_i^l(x) = \sum_{l=1}^k \omega^l \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_i^l} \exp\left(-\frac{x-\mu_i^l}{\sqrt{2}\sigma_i^l}\right)^2 \quad (19)$$

که در طی اجرای الگوریتم باید پارامترهای ω^l ، μ_i^l و σ_i^l تعیین شوند و k تعداد توابع گوسین منفرد می‌باشد. متغیرهای تصمیم مربوط به λ_m جواب، با b_1^l ، b_2^l و به همین ترتیب تا متغیر تصمیم λ_m با b_n^l نشان می‌دهیم و مقدار آن برای هر جواب $h(b^l)$ محاسبه می‌شود. تعداد جواب‌ها برابر k می‌باشد. در ادامه جواب‌ها براساس کیفیت به صورت نزولی مرتب‌شده و ذخیره می‌گردند. سپس برای هر b^l ، یک وزن ω تعیین می‌گردد که مقدار آن متناسب با کیفیت جواب مربوطه است که $\omega^1 \geq \omega^2 \geq \dots \geq \omega^k$ بوده و به صورت زیر محاسبه می‌شوند:

$$\omega^l = \frac{1}{qk\sqrt{2\pi}} \exp\left(\frac{-(l-1)^2}{2q^2k^2}\right) \quad (20)$$

اگر مقدار q خیلی کوچک در نظر گرفته شود شانس انتخاب حل‌های ضعیف کمتر می‌شود و کاهش بیش از حد آن باعث گیر افتادن در بهینه محلی می‌شود. برای جواب l و متغیر λ_m برابر با b_i^l در نظر گرفته می‌شود. σ_i^l ، انحراف معیار بین تمامی k مقدار متغیر λ_m نسبت به b_i^l به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\sigma_i^l = \vartheta \sum_{z=1}^k \frac{|b_i^z - b_i^l|}{k-1}, \quad i = 1, \dots, n. \quad (21)$$

ضریب ϑ ، یک پارامتر قابل تنظیم می‌باشد. هرچه مقدار آن بزرگتر باشد سرعت همگرایی پایین‌تر می‌آید. این ضریب حافظه بلند مدت الگوریتم را تحت تاثیر قرار داده و باعث می‌شود حل‌های بدتر، کمتر انتخاب شده و در نتیجه از حافظه پاک شود [۳۴].

برای ایجاد یک جواب جدید براساس جواب b^l یک عدد تصادفی نرمال برای μ_i^l و σ_i^l برای متغیر λ_m تولید می‌شود

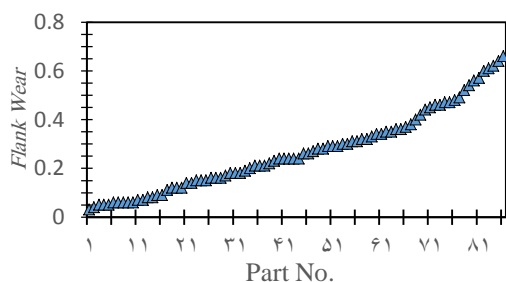


شکل (۹): تجهیزات نصب شده بر روی ماشین تراش.

۷- نتایج تلفیق حسگرها با استفاده از سیستم استنتاج

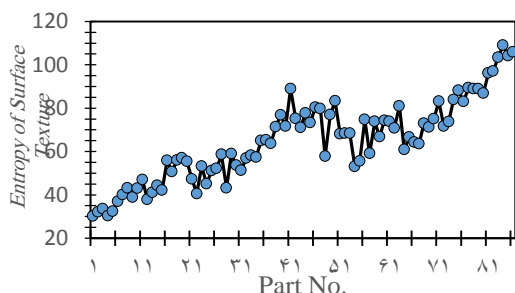
عصبی - فازی تطبیقی بهینه شده

در شکل ۱۰، نمودار سایش ابزار در سطح آزاد ابزار برحسب تعداد قطعه، در تراش کاری قطعات از جنس فولاد کم کربن با ابزاری از جنس کاربید پوشش دار نشان داده شده است. در این منحنی سه ناحیه فرسایش (ابتدای سایش، فرسایش با نرخ یکنواخت و فرسایش شدید) به خوبی قابل تفکیک است.



شکل (۱۰): تاثیر زمان براده برداری (تعداد قطعه) بر سایش سطح آزاد ابزار.

شکل‌های ۱۱ تا ۱۴ به ترتیب تغییرات بی نظمی تصویر بافت سطح قطعه کار، انتگرال حاشیه‌ای زمان- فرکانس جریان موتور اسپیندل، بی نظمی کرنش ابزار و بی نظمی سیگنال ارتعاشات ابزار با افزایش زمان ماشین کاری (سایش ابزار) را نشان می‌دهد.



شکل (۱۱): تغییرات مشخصه بی نظمی استخراج شده از سیگنال ارتعاشات ابزار با افزایش زمان براده برداری (تعداد قطعه).

روی قطعاتی از جنس فولاد کم کربن در شرایط خشک انجام شده است. مشخصات تجهیزات به کاررفته و پارامترهای ماشین کاری در جدول ۱ آورده شده است. تجهیزات به کاررفته در آزمایش‌های تجربی در شکل ۹ نشان داده شده است. مقدار واقعی سایش سطح آزاد ابزار، در انتها هر پاس توسط میکروسکوپ دیجیتال اندازه گیری شده است. تصاویر سطح نیز با استفاده از میکروسکوپ دیجیتال نصب شده بر روی میز ماشین تراش، تصویربرداری شده است. نورپردازی توسط حلقه LED انجام شده است که این امر موجب کاهش قابل ملاحظه تاثیر نور محیط بر تصویربرداری می‌شود. سیگنال جریان موتور اسپیندل توسط مبدل جریان کلمپی و سامانه داده برداری با نرخ ۴۰۰۰ نمونه بر ثانیه داده برداری شده است. کرنش خمشی ابزار در راستای پیشروی با استفاده از کرنش سنج مقاومتی و مبدل کرنش ۲۴ بیتی با خروجی ولتاژ توسط سامانه داده برداری با نرخ ۲۰۰۰ نمونه بر ثانیه داده برداری شده است. سیگنال‌های شتاب ابزار در راستای پیشروی با استفاده از شتاب سنج تک جهته اندازه گیری و با نرخ ۲۴۰۰۰ نمونه بر ثانیه داده برداری شده است.

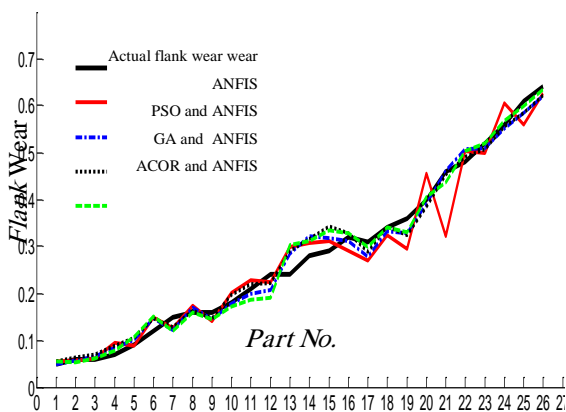
جدول (۱): تجهیزات و پارامترهای ماشین کاری به کاررفته در آزمایش‌های تجربی.

ماشین تراش	TN50D
قطعه کار	فولاد سخت - فولاد کم کربن
اینسرت	سرمت - کاربیدی پوشش دار
سامانه داده برداری	Advantech 4704
کرنش سنج ۳۵۰ اهم	HBL Gauge factor 2
مبدل کرنش ۲۴ بیتی	TIKA- TM1020
میکروسکوپ دیجیتال	Insize
حسگر ارتعاشات	Global Test AP98
مبدل جریان	Fluke 80I-600 AC
زبری سنج	MarSurf M 300 C
پارامترهای ماشین کاری	عمق برش = ۱ میلی متر
	دوران اسپیندل = ۵۰۰ دور بر دقیقه
	پیشروی = ۰/۲۰ میلی متر بر دور

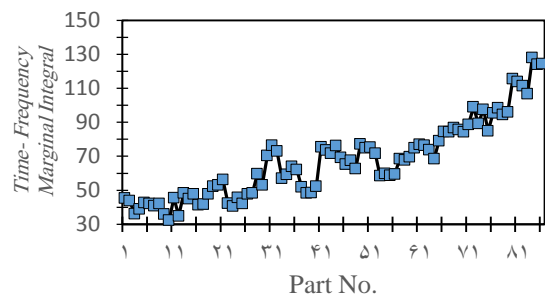
روش‌های ترکیبی با آن تلفیق شده است. قطعات فولادی در ۸۶ پاس تراش کاری شده است، ۶۰ داده در آموزش و ۲۶ داده در آزمایش مورد استفاده قرار گرفته است. در این الگوریتم‌ها ۵ تابع عضویت در نظر گرفته شده است. هر یک از پنج تابع عضویت در ورودی‌ها را می‌توان به پنج وضعیت سایش ابزار (تیز، سایش کم، سایش متوسط، سایش شدید و سایش بسیار شدید) نسبت داد. قواعد به‌دست‌آمده به‌صورت زیر می‌باشد:

- ۱- اگر بی‌نظمی بافت سطح، جریان، کرنش و ارتعاش کم است پس ابزار تیز است.
- ۲- اگر بی‌نظمی بافت سطح، جریان، کرنش و ارتعاش کمی پایین است پس ابزار کمی ساییده است.
- ۳- اگر بی‌نظمی بافت سطح، جریان، کرنش و ارتعاش متوسط است پس سایش ابزار متوسط است.
- ۴- اگر بی‌نظمی بافت سطح، جریان، کرنش و ارتعاش بالا است پس سایش ابزار شدید است.
- ۵- اگر بی‌نظمی بافت سطح، جریان، کرنش و ارتعاش بسیار بالاست پس سایش ابزار خیلی شدید است.

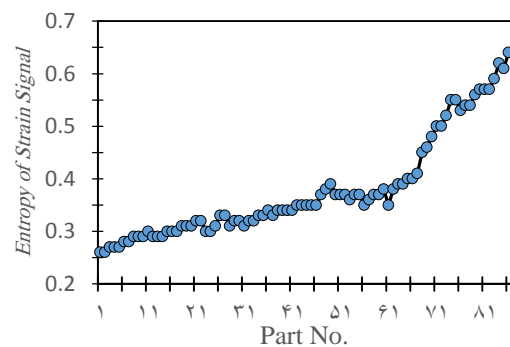
در شکل ۱۵، مقادیر سایش ابزار واقعی ابزار و سایش برآورد شده در مرحله آزمایش الگوریتم‌ها و در شکل ۱۶، نمودار خطا بر اساس تعداد تکرار در مرحله آموزش شبکه نشان داده شده است. نتایج به‌دست‌آمده برای داده‌های آموزش و آزمایش در جدول ۲، نشان داده شده است. همچنین نتایج به‌دست‌آمده در جدول ۲ به‌منظور مقایسه روش‌ها استفاده کرده و همان‌طور که در این جدول مشاهده می‌شود کمترین میانگین مربع خطا مربوط به روش‌های ترکیبی ANFIS با PSO می‌باشد.



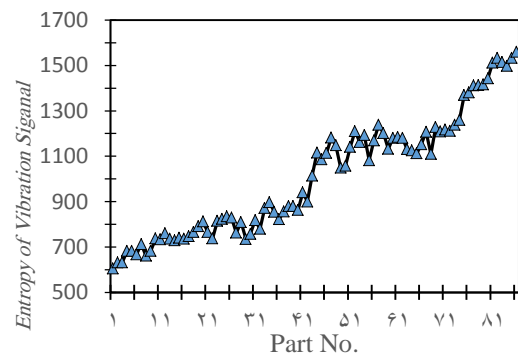
شکل (۱۵): مقادیر سایش ابزار برآورد شده و واقعی برای داده‌های آزمایش با استفاده از روش‌های ترکیبی.



شکل (۱۲): تغییرات مشخصه بی‌نظمی استخراج‌شده از بافت سطح قطعه‌کار با افزایش زمان براده‌برداری (تعداد قطعه).



شکل (۱۳): تغییرات مشخصه بی‌نظمی استخراج‌شده از سیگنال کرنش ابزاربرداری با افزایش زمان براده‌برداری (تعداد قطعه).



شکل (۱۴): تغییرات مشخصه بی‌نظمی استخراج‌شده از سیگنال ارتعاشات ابزار با افزایش زمان براده‌برداری (تعداد قطعه).

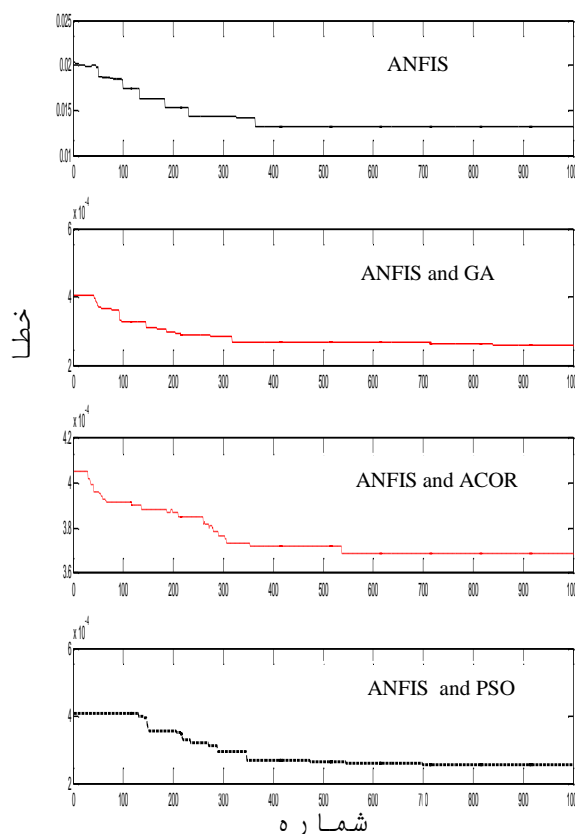
همان‌طور که مشاهده می‌شود مقادیر این مشخصه‌ها با افزایش زمان ماشین‌کاری و سایش ابزار افزایش می‌یابد اما افزایش در این چهار روش غیرمستقیم برخلاف روش اندازه‌گیری مستقیم (شکل ۱۰) به‌صورت منظم نیست و به‌صورت نوسانی می‌باشد.

در ادامه مقدار مشخصه‌های آمده از سیگنال‌های پایش وضعیت جهت مدل‌سازی سایش ابزار توسط ANFIS و

روش‌ها مورد استفاده قرار گرفت و مقدار سایش سطح آزاد ابزار به‌عنوان خروجی در نظر گرفته شد. چهار ورودی شامل بی‌نظمی تصویر بافت سطح قطعه‌کار (که توسط تبدیل موجک فیلتر شده است)، انتگرال حاشیه‌ای زمان-فرکانس جریان موتور اسپیندل، بی‌نظمی شانون سیگنال‌های کرنش و ارتعاشات ابزار در جهت پیشروی (که توسط تبدیل موجک فیلتر شده‌اند) می‌باشد. هر یک از این مشخصه‌ها دارای عدم قطعیت در روش اندازه‌گیری می‌باشند. با توجه به جدول ۲، مقدار خطای پیش‌بینی سایش ابزار با استفاده از ANFIS ۰/۰۳۵۰ به‌دست آمد. مقایسه نتایج به‌دست آمده از ANFIS و ANFIS بهینه‌شده نشان می‌دهد بهینه‌سازی شبکه ANFIS با استفاده از الگوریتم‌های فرا‌ابتکاری به مقدار قابل ملاحظه‌ای خطای پیش‌بینی سایش ابزار را کاهش می‌دهد. نتایج به‌دست‌آمده در این تحقیق نشان داد کمترین خطای به‌دست‌آمده در پیش‌بینی سایش ابزار مربوط به روش ترکیبی ANFIS با PSO با مقدار ۰/۰۰۰۴۲ می‌باشد. از مزایای دیگر این روش‌ها در تلفیق حسگرها، انعطاف‌پذیری بالا در امکان در نظر گرفتن تجربیات و نیازهای ماشین‌کاری با استفاده از تغییر در توابع عضویت و قواعد فازی می‌باشد.

۹- مراجع

1. Duro, J. A., Padget, J. A., Bowen, C. R., Kim, H. A., and Nassehi, A. "Multi-Sensor Data Fusion Framework for CNC Machining Monitoring", Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 66-67, pp. 505-520, 2016.
2. Nouri, M., Fussell, B. K., Ziniti, B. L., and Linder, E. "Real-Time Tool Wear Monitoring in Milling Using a Cutting Condition Independent Method", International Journal of Machine Tools & Manufacture, Vol. 89, PP. 1-13, 2015.
3. Teti, R., Jemielniak, K., and Dornfeld, G. O. D. "Advanced Monitoring of Machining Operations", CIRP Annals - Manufacturing Technology, Vol. 59, pp. 717-739, 2010.
4. Dutta, S., Pal, S.K., Mukhopadhyay S., and Sen, R. "Application of Digital Image Processing in Tool Condition Monitoring: A review", CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology, Vol. 6, pp. 212-232, 2013.
5. Jaramillo, V. H., Ottewill, J. R., Dudek, R., Lepiarczyk, D., and Pawlik, P. "Condition Monitoring of Distributed Systems Using Two-Stage Bayesian Inference Data Fusion", Vol. 87, pp. 91-110, 2017.



شکل (۱۶): خطای آموزش در شبکه‌های عصبی روش‌های پیشنهادی.

جدول (۲): خطاهای محاسبه شده برای داده‌های آموزش و آزمایش شبکه ANFIS و روش‌های ترکیبی ANFIS با روش‌های فرا‌ابتکاری.

روش ترکیبی ANFIS و ACOR	روش ترکیبی ANFIS و GA	روش ترکیبی ANFIS و PSO	روش ANFIS	
۰/۰۰۰۳۷	۰/۰۰۰۲۵	۰/۰۰۰۲۶	۰/۰۱۳	آموزش (MSE)
۰/۰۰۰۵۷	۰/۰۰۰۴۹	۰/۰۰۰۴۲	۰/۰۳۵۰	تست (MSE)

۸- نتیجه گیری

نتایج به‌دست‌آمده در تلفیق داده‌های حسگرهای بینایی، جریان موتور، کرنش و ارتعاشات ابزار با استفاده از سیستم استنتاج فازی-عصبی (ANFIS) و تلفیق آن با روش‌های فرا‌ابتکاری نشان داد این روش‌ها با دقت بالایی، قادر به تلفیق اطلاعات حسگرها و پیش‌بینی وضعیت سایش ابزار هستند. مشخصه‌های استخراج‌شده از سیگنال‌ها به‌عنوان ورودی

17. Dutta, S., Datta, A., Chakladar, N., et al. "Detection of Tool Condition from the Turned Surface Images Using an Accurate Grey Level Co-Occurrence Technique", Precision Engineering, Vol. 36, pp. 458–466, 2012.
18. Alegre, E., Barreiro, J., and Suarez-Castrillon, S.A. "A New Improved Laws-Based Descriptor for Surface Roughness Evaluation", Int. J. Mach. Tool Manu., Vol. 59, pp. 605–615, 2012.
19. Salgado, D. R., Cambero, I., Olivenza, J. M. H., Sanz-Calcedo, J. G., Lopez, P. J. N., and Plaza, E. G. "Tool Wear Estimation for Different Workpiece Materials Using the Same Monitoring System" Procedia Engineering, Vol. 63, pp. 608–615, 2013.
20. Byrne, G., Dornfeld, D., Inasaki, I., Ko" nig, W., and Teti, R. "Tool Condition Monitoring – The Status of Research and Industrial Application", CIRP Annals, Vol. 44, No.2, pp. 541–567, 1995.
21. Jesus, R. T. R., Gilberto, H. R. Ivan, T. V. and Carlos, J. C. J. "Driver Current Analysis for Sensorless Tool Breakage Monitoring of CNC Milling Machines", International Journal of Machine Tools & Manufacture, Vol. 43, pp. 1529–1534, 2003.
22. Danesh, M., and Khalili, K. "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 فارسی)
23. Dimla, E., and Dimla, S. "Sensor Signals for Tool-Wear Monitoring in Metal Cutting Operations—a Review of Methods", International Journal of Machine Tools & Manufacture, Vol. 40, pp. 1073–1098, 2006.
24. Dimla, D.E., Lister, P.M. "On-Line Metal Cutting Tool Condition Monitoring. I: Force and Vibration Analyses", International Journal of Machine Tools & Manufacture, Vol. 40, pp. 739–768, 2000.
25. Rizal, M., Ghani, J. A., Nuawi, M. Z., Hassan, C., and Haron, C. "Online Tool Wear Prediction System in the Turning Process Using an Adaptive", Applied Soft Computing, Vol.13, pp. 1960–1968, 2013.
26. Schefer C., "Monitoring of Tool Wear in Turning Operations Using Vibration Measurements", Msc thesis, University of Pretoria, 1999.
27. Jang, J.S.R. "ANFIS: Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System", IEEE Trans Syst Man Cyber, Vol. 23, No. 3, PP.665-685, 1992.
28. Jang, J.S.R. "Self-learning Fuzzy Controllers Based on Temporal Back-Bropagation", IEEE
6. Asibu, E. K., Yum, J., and Kim, T. H. "Monitoring Tool Wear Using Classifier Fusion", Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 85, pp. 651–661, 2017.
7. Abdulshahed, A. M., Longstaff, A. P. and Fletcher, S. "The Application of ANFIS Prediction Models for Thermal Error Compensation on CNC Machine Tools", Applied Soft Computing, Vol. 27, pp. 158–168, 2015.
8. Beruvides, G., Castaño, F., Quiza, R., and Haber, R. E. "Surface Roughness Modeling and Optimization of Tungsten–Copper Alloys in Micro-Milling Processes", Measurement, Vol. 86, pp. 246–252, 2016.
9. Jovi'c, S., Arsi'c, N., Vukojevi'c, V., Anicic, O., and Vuji'ci'c, S. "Determination of the Important Machining Parameters on the Chipshape Classification by Adaptive Neuro-Fuzzy Technique", Precision Engineering, In press, 2016.
10. Danesh, S., Farnoosh, R., and Razzaghnia, T. "Fuzzy Nonparametric Regression Based on Adaptive Neuro Fuzzy Inference System", Neurocomputing, Vol.173, pp.1450-1460, 2016.
11. Danesh, S. "Fuzzy Parameters Estimation via Hybrid Methods", Hacettepe Journal of Mathematics and Statistics, impress, Doi: 10.15672/HJMS.201614621831.
12. Sifuzzaman, M., Islam, M.R., and Ali, M.Z. "Application of Wavelet Transform and Its Advantages Compared to Fourier Transform", Journal of Physical Sciences, Vol. 13, pp. 121-134, 2009.
13. Danesh, M., and Khalili, K. "Determination of Tool Wear in Turning Process Using Undecimated Wavelet Transform and Textural Features", Procedia Technology, Vol. 19, pp. 98-105, 2015.
14. Khalili, K. and Danesh, M. "Identification of Vibration Level in Metal Cutting Using Undecimated Wavelet Transform and Gray-Level Co-Occurrence Matrix Texture Features", Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part B: Journal of Engineering Manufacture, Vol. 229, pp. 205-213, 2015.
15. Julesz, B., Gilbert, E., Shepp, L., and Frisch, H. "Inability of Humans to Discriminate between Visual Textures that Agree in Second-Order Statistics Revisited", Perception, Vol. 2, pp. 391–405, 1973.
16. Haralick, H., Shanmugam, K., and Dinstein, I. "Textural Features for Image Classification", IEEE Trans. Syst. Man. Cybern., Vol. 3, No. 6, pp. 610–621, 1973.

33. Beasley, D., Bull, D., and Martin, R. "An Overview of Genetic Algorithms: Part 2, Research Topics", University of Cardiff, Cardiff, 1993.
34. Socha K. and Dorigo, M. "Ant Colony Optimization for Continuous Domains.", European J. of Operational Research, Vol.185 No.3, PP. 1155-1173, 2008.
35. Box, G. E. P., and Muller, M. E. "A Note on the Generation of Random Normal Deviates", Annals of Math. Statistics, Vol.29 No. 2, PP. 610-611, 1958.
29. Kennedy, J. and Eberhart, R.C. "Particle Swarm Optimization"; Proceedings of the IEEE international conference on neural networks 1995.
30. Meissner, M., Schmuker, M., and Schneider, G. "Optimized Particle Swarm Optimization (OPSO) and Its Application to Artificial Neural Network Training", BMC Bioinformatics, Vol.7 , 2006.
31. Mitchell, M. "An Introduction to Genetic Algorithms", MIT Press, Cambridge, MA, 1996.
32. Beasley, D., Bull D., and Martin, R. "An Overview of Genetic Algorithms: Part 1, Fundamentals", University of Cardiff, Cardiff, 1993.