



استفاده از روش‌های هوشمند در تشخیص آنلاین مقدار سایش ابزار در هنگام فرزکاری با استفاده از تحلیل ارتعاشات

مهرداد نوری خاجوی^{1*}، ابراهیم ناصرنیا²

1- استادیار، مهندسی مکانیک، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، تهران
2- کارشناس ارشد، مهندسی مکانیک، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، تهران
*mnouri@srttu.edu، 1664867773، کدپستی

اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل
دریافت: 04 مهر 1393
پذیرش: 21 آذر 1393
ارائه در سایت: 20 دی 1393
کلیدواژه‌ها:
سایش ابزار
پردازش سیگنال
تحلیل اجزای اصلی
شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه
سیستم استنتاج تطبیقی فازی - عصبی

چکیده

موضوع تشخیص مقدار سایش و شکست ابزار در حین عملیات ماشین‌کاری، یکی از مسائل مهم در کنترل و بهینه‌سازی فرایند ماشین‌کاری اتوماتیک است. در این مطالعه، ارتباط بین سایش ابزار با ارتعاش در دو جهت ماشین‌کاری و عمود بر جهت ماشین‌کاری در هنگام فرزکاری بررسی می‌شود. بدین منظور یک سری آزمایش‌ها با ماشین‌فرز عمودی انجام شد. ابزار ساخت شرکت سندویک و قطعه‌کار از جنس 45 CK انتخاب شد. برای اندازه‌گیری مقدار سایش از یک میکروسکوپ استفاده گردید. هدف از این تحقیق، استفاده از ساختار هوشمند شبکه عصبی (MLP) و سیستم استنتاج تطبیقی فازی - عصبی (ANFIS) در طبقه‌بندی و تشخیص مقدار سایش و شکست ابزار است. در این تحقیق برای اولین بار برای طبقه‌بندی و پیش‌بینی دقیق حالت سایش و شکست ابزار از پنج مرحله سایش ابزار استفاده شده است. در این تحقیق، با استفاده از تکنیک آنالیز اجزای اصلی (PCA) ابعاد ماتریس ورودی در حد مطلوب کاهش یافت. جهت دست‌یابی به هدف فوق، شبکه‌های مذکور با استفاده از بردارهای ویژگی و مشخصات استخراج شده از طیف‌های فرکانسی و سیگنال‌های زمانی، آموزش دیدند. نتایج نشان داد که برای 86 مورد اندازه‌گیری نهایی، شبکه‌های ANFIS و MLP به ترتیب دارای میانگین 91 و 82 درصد موفقیت در تشخیص درست مقدار سایش و شکست ابزار بودند. از آنجایی که شبکه فازی - عصبی در مقایسه با شبکه عصبی در طبقه‌بندی عیوب، نتایج بهتر و قابل قبول‌تری ارائه می‌دهد، می‌تواند به عنوان روشی مناسب در جهت تشخیص هوشمند سایش ابزار بکار برده شود.

Online diagnosis of tool wear in milling operation using vibration analysis and intelligent methods

Mehرداد Nouri Khajavi*, Ebrahim Nasernia

Department of Mechanical Engineering, Shahid Rajaei Teacher Training University, Tehran, Iran
*P. O. B. 1664867773 Tehran. Iran, mnouri@srttu.edu

ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper
Received 26 September 2014
Accepted 12 December 2014
Available Online 10 January 2015

Keywords:

Tool wear
signal processing
Principal Component Analysis (PCA)
multi-layer perceptron neural network (MLPNN)
adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS)

ABSTRACT

Detection of tool wear and breakage during machining operations is one of the major problems in control and optimization of the automatic machining process. In this study, the relationship between tool wear with vibration in the two directions, one in the machining direction and the other perpendicular to machining direction was investigated during face milling. For this purpose, a series of experiments were conducted in a vertical milling machine. An indexable sandvik insert and ck45 work piece were used in the experiments. Tool wear was measured by a microscope. It was observed that there was an increase in vibration amplitude with increasing tool wear. In this study adaptive neuro-fuzzy inference systems (ANFIS) and multi-layer perceptron neural network (MLPNN) were implemented for classification of tool wear. Moreover, for the first time five different states of tool wear were used for accurate tool wear classification. Also, accuracy and speed of the network Principle Component Analysis (PCA) was implemented. Using PCA, the input matrix size was reduced to an acceptable order causing more efficient networks. ANFIS and MLP were trained using feature vectors extracted from the spectrum frequency and time signals. The results showed that for 86 final measurements, the ANFIS and MLP networks were successful in classifying different tool wear states correctly for 91 and 82 percent, respectively. ANFIS, due to its high efficiency in diagnosing tool wear and breakage can be proposed as a proper technique for intelligent fault classification.

1- مقدمه

پایش وضعیت ابزار، برای جلوگیری از خطرات احتمالی به قطعات و ماشین‌ابزار انجام می‌شود. با افزایش تقاضا برای کاهش هزینه‌ها و بهبود کیفیت قطعات تولیدی، پایش وضعیت ابزار اهمیت روزافزونی در تولید مدرن

در فرایند ماشین‌کاری، پایش وضعیت ابزار¹ بوسیله اپراتور و یا توسط سیستم

1- Tool Condition Monitoring

سیگنال‌ها مانند ریشه میانگین مربعات، انحراف معیار، میانگین و ماکزیمم را با استفاده از سیستم استنتاج فازی ممدانی⁵، جداگانه برای هر سیگنال بررسی و نتایج حاصل را با استفاده از ترکیب اطلاعات هر سه سنسور به کمک مدل فازی ساگنو⁶ تحلیل کردند و توانستند با ترکیب اطلاعات سنسوری و با منطق فازی سایش ابزار را در سوراخ‌کاری تخمین بزنند. هرکدام از سیستم‌های فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی، دارای مزایا و نواقصی هستند. سیستم فازی قادر به استفاده از زبان بشری می‌باشد و می‌تواند از تجربیات بشری و افراد متخصص و خبره استفاده کند، در حالی که قادر به یادگیری نمی‌باشد. به عبارت دیگر با استفاده از داده‌های مشاهده‌ای نمی‌توان سیستم فازی را آموزش داد اما شبکه‌های عصبی با استفاده از مجموعه داده‌ها، قابلیت خودآموزی دارند. در عین حال شبکه‌های عصبی غیرصریح هستند و قادر به استفاده از زبان بشری نمی‌باشند. بنابراین، برای دستیابی به قابلیت یادگیری بهتر، دقت تقریب بیشتر و ساختار ساده‌تر، با الهام از قابلیت یادگیری شبکه‌های عصبی و خواص استنباط سیستم‌های فازی در مدل فازی⁷ TSK، شبکه‌های فازی عصبی تطبیقی موسوم به انفیس در سال 1999 ارائه شد. این شبکه‌ها ضمن داشتن قابلیت یادگیری شبکه‌های عصبی و قدرت استنتاج سیستم‌های فازی، قابلیت یافتن هر نوع مدل یا نگاشت غیرخطی را دارند که بتوانند به طور دقیق، ورودی‌ها (مقادیر اولیه) را با خروجی (مقادیر پیش‌بینی شده) مرتبط سازند [9,8].

تلاش‌های خیلی کمی برای پایش وضعیت ابزار با استفاده از انفیس در فرزکاری انجام شده است. ملکیان و همکاران [10] برای پایش وضعیت ابزار در فرزکاری از سیستم انفیس استفاده کردند. آنها از ترکیب اطلاعات سنسورهای شتاب، انتشار صوت و نیرو برای تشخیص حالت سایش ابزار در دو حالت (تیز یا ساییده شده) استفاده کردند.

در این کار از مدل انفیس برای پیش‌بینی سایش ابزار در فرایند فرزکاری با اطلاعات سیگنال‌های ارتعاش بکار گرفته شده است. از نوع‌آوری‌های این کار، حالت سایش ابزار که در کارهای گذشته معمولاً به سه حالت (خوب، ساییده شده و شکسته) دسته‌بندی می‌شد، برای افزایش دقت و قابلیت اطمینان بیشتر به پنج گروه بدون سایش، سایش کم (0/15 میلیمتر)، سایش متوسط (0/3 میلیمتر)، سایش زیاد (0/5 میلیمتر) و ابزار شکسته (0/8 میلیمتر) دسته‌بندی شد. هدف اصلی از این مقاله مقایسه پیش‌بینی سایش ابزار بوسیله شبکه عصبی مصنوعی و سیستم فازی - عصبی (انفیس) است که با وارد کردن ویژگی‌ها به ساختارهای هوشمند شبکه عصبی چند لایه و انفیس و آموزش دادن این سیستم‌ها، حالت سایش ابزار در هر لحظه قابل تخمین است. در این مقاله از این دو روش برای پیش‌بینی و طبقه‌بندی سایش ابزار در عملیات فرز کف‌تراشی⁸ استفاده شده است.

2- مدل و روش تست

در این مطالعه ارتباط بین سایش ابزار با ارتعاش در جهت ماشین‌کاری و عمود بر جهت ماشین‌کاری بر روی ماشین‌فرز بررسی می‌شود. برای این منظور یک سری آزمایش‌ها با ماشین‌فرز انیورسال FP4M بدون مایع خنک‌کاری انجام شد. در تمامی آزمایش‌های تجربی انجام شده تحت شرایط مختلف براده‌برداری از تیغچه‌های TPGN 16 03 08 ساخت شرکت سندویک⁹

پیدا کرده است. در سه دهه گذشته تلاش‌های زیادی برای افزایش قابلیت اطمینان و کم‌کردن هزینه سیستم پایش وضعیت ابزار برای بکارگیری در کارگاه‌ها انجام شده است. روش‌های پیشنهاد شده برای پایش وضعیت ابزار به دو گروه اصلی تقسیم می‌شوند

روش مستقیم و روش غیرمستقیم. در روش مستقیم میزان سایش ابزار مستقیماً اندازه‌گیری می‌شود (مانند اندازه‌گیری فاصله بین نوک ابزار و قطعه‌کار). در این روش، به علت تماس مداوم ابزار و قطعه‌کار، اندازه‌گیری سایش کاری سخت و گاهی به علت وجود مایع خنک‌کاری تقریباً غیرممکن است. به علت وجود این مشکلات بکارگیری این روش با محدودیت مواجه است. در روش غیرمستقیم، سایش ابزار مستقیماً اندازه‌گیری نمی‌شود؛ بلکه با استخراج خصوصیات سیگنال‌های مختلف (مانند نیرو، درجه حرارت، ارتعاش ابزار، جریان و امواج منتشره صوتی و . . .) تخمین زده می‌شود. خصوصیات سیگنال از طریق پردازش سیگنال استخراج می‌شود.

هزینه اندازه‌گیری سایش ابزار در روش‌های مستقیم بیشتر از روش‌های غیرمستقیم است؛ بنابراین بیشتر تحقیقات به عمل آمده در زمینه تشخیص سایش ابزار بر مبنای روش‌های غیرمستقیم متمرکز شده است [1,2].

در میان انواع سنسورها، سنسور ارتعاش بهترین اطلاعات را درباره شرایط ابزار ارائه می‌دهد. مزیت استفاده از سنسور ارتعاش بکارگیری آسان، عدم نیاز به ایجاد تغییر در ماشین ابزار یا فیکسچر قطعه‌کار است. از سنسور ارتعاش بیشتر برای شناسایی وضعیت ابزار، کیفیت سطح، انحراف ابعادی و پدیده چتر در کارهای ماشین‌کاری استفاده می‌شود.

اورهان و همکاران [3] ارتباط بین سیگنال ارتعاشی و سایش ابزار را در هنگام ماشین‌کاری با تیغه فرز انگشتی بررسی کردند. آنها برای این کار، یک سری آزمایش‌ها با ماشین فرز عمودی انجام دادند و سیگنال ارتعاش را تنها در جهت ماشین‌کاری، که نسبت به دو جهت دیگر مقدار غالبی دارد اندازه گرفتند و مشاهده کردند که با افزایش سایش ابزار دامنه ارتعاش بیشتر می‌شود. آنها همچنین نتیجه گرفتند که، سه ضرب اول فرکانس عبوری لبه برش ابزار¹ (1x, 2x, 3x) بهترین اطلاعات را درباره سایش ابزار ارائه می‌دهد.

امروزه جهت تشخیص مقدار سایش ابزار از روش‌های مختلفی برای پردازش داده‌ها استفاده می‌شود. از میان این روش‌ها، دو روش شبکه عصبی چند لایه² و سیستم استنتاج تطبیقی فازی - عصبی³ (انفیس) به دلیل کاهش احتمال خطای انسانی در تصمیم‌گیری‌های حساس، تخمین قدرتمند توابع غیرخطی در شرایط وجود عدم قطعیت و عدم دقت، قابلیت یادگیری تطبیقی و نیز استفاده از دانش خبره در بدست آوردن رابطه بین ورودی و خروجی در تشخیص عیوب ماشین‌های دوار امروزه در حال گسترش هستند [4].

دوتا و همکاران [5] از سنسورهای ارتعاش و نیرو به کمک شبکه عصبی استفاده کردند و پایش وضعیت ابزار را با دقت خوبی انجام دادند. گوش و همکاران [6] از ترکیب چند سنسور نیروی برشی، ارتعاش، جریان اسپیندل و صدا به کمک شبکه عصبی پایش ابزار را در فرزکاری انجام دادند.

از روش‌های دیگر که برای پیش‌بینی سایش ابزار بکار گرفته شده روش فازی⁴ است. الیستاقلو و همکاران [7] برای پیش‌بینی سایش ابزار از شبکه فازی استفاده کردند. آنها با استفاده از یک ماشین سوراخ‌کاری چهار محوره، و از دینامومتر، سنسور شتاب‌سنج و سنسور آکوستیک برای بدست آوردن سیگنال‌های نیرو، ارتعاش و صدا استفاده کردند. پارامترهای آماری این

5- Mamdani Fuzzy Inference System

6- Fuzzy Inference System of Takagi-Sugeno

7- Takagi-sugeno-kang

8- Face milling

9- Sandvick

1- Tool Passing Frequency

2- Multi-Layer Perceptron

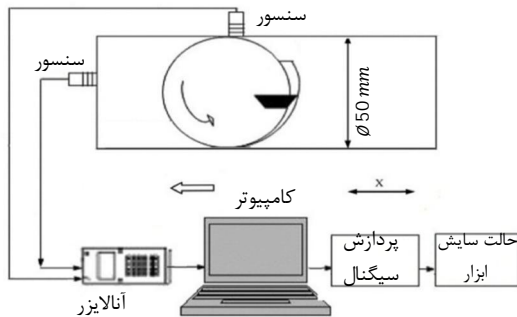
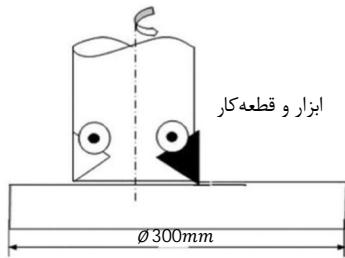
3- Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

4- Fuzzy Logic

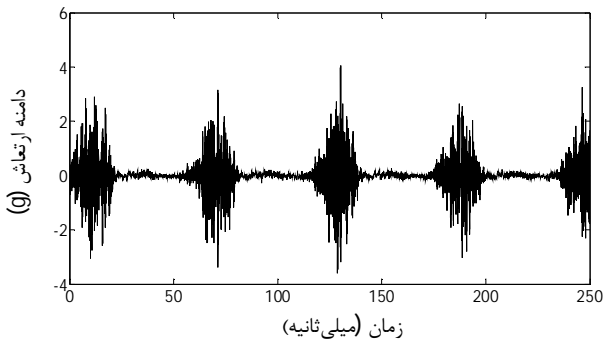
و نیز قابلیت اندازه‌گیری هر سه پارامتر ارتعاشی جابجایی، سرعت و شتاب را دارد، که در این تحقیق از سیگنال شتاب استفاده شد. همچنین این دستگاه دارای یک پورت است که سیگنال‌های ارتعاشی را به کامپیوتر انتقال می‌دهد. سنسورهای شتاب‌سنج استفاده شده یکی در جهت ماشین‌کاری بر روی پیشانی قطعه‌کار و سنسور شتاب‌سنج دیگر بر روی قسمت جانبی گیره قرار داده شد. شماتیک انجام آزمایش‌ها در شکل 2 نشان داده شده است.

3- نتایج آزمایش‌های تجربی در حوزه زمان

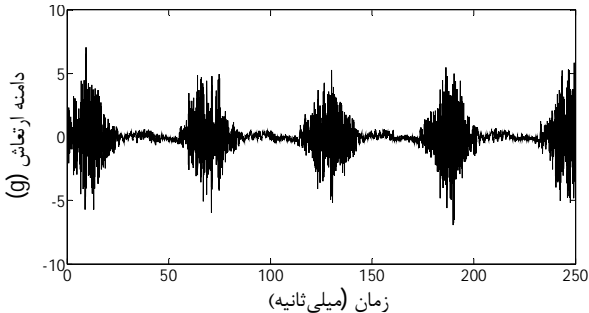
نمونه‌هایی از سیگنال‌های بدست آمده در حوزه زمان برای ابزار تیز و ابزار شکسته در شکل‌های 3 تا 5 برای ارتعاش در جهت ماشین‌کاری نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که با افزایش سایش ابزار، دامنه ارتعاش ابزار افزایش می‌یابد.



شکل 2 شماتیک کلی آزمایش‌ها



شکل 3 سیگنال ارتعاش در جهت ماشین‌کاری برای ابزار با سایش صفر



شکل 4 سیگنال ارتعاش در جهت ماشین‌کاری برای ابزار شکسته

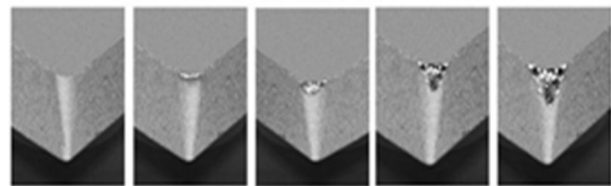
استفاده شد که در آن T نشان دهنده ابزار مثلثی شکل، P نشان دهنده زاویه آزاد 11 درجه برای ابزار، G نشان دهنده تلرانس ابعادی ابزار و N نشان دهنده نبودن سوراخ روی ابزار است. 16 نشان دهنده طول لبه برنده، 03 نشان دهنده ضخامت تیغچه و 08 نشان دهنده شعاع نوک ابزار می‌باشد که بر روی ابزارگیری به قطر 50 میلیمتر نصب شد. از این تیغچه‌ها هم برای عملیات خشن‌تراشی و هم برای پرداخت‌کاری استفاده می‌شود. جهت انجام آزمایش‌های تجربی و تایید نتایج آنها از بلوک‌های مکعبی شکل از جنس فولاد CK45 به طول 300 و عرض 50 و ارتفاع 80 میلیمتر استفاده شد. جدول 1 جزئیات آزمایش‌ها را نشان می‌دهد.

سایش تیغچه‌ها تحت شرایط واقعی و با گذشت زمان انجام شد. یعنی برای ایجاد هر یک از سایش‌ها ماشین‌کاری تا لحظه رسیدن ابزار به سایش مورد نظر ماشین‌کاری انجام شد در نتیجه برای ایجاد سایش 0/8 زمان به مراتب بیشتری نسبت به سایش 0/15 لازم است. برای ایجاد سایش در روی ابزار از همان ماشین‌فرز مورد استفاده در آزمایش‌ها استفاده گردید. سایش ابزارها با استفاده از یک میکروسکوپ نوری با دقت 0/005 میلیمتر اندازه‌گیری شد. آزمایش‌ها با تیغچه‌های بدون سایش، سایش کم (0/15 میلیمتر)، سایش متوسط (0/3 میلیمتر)، سایش زیاد (0/5 میلیمتر) و تیغچه شکسته (0/8 میلیمتر) تحت شرایط مختلف ماشین‌کاری انجام شد. شکل 1 ابزارهای سائیده شده که با آنها آزمایش‌های تجربی انجام شده است را نشان می‌دهد.

سپس با هریک از حالت‌های سایش تحت شرایط مختلف ماشین‌کاری یعنی با تغییر یک پارامتر و ثابت نگه داشتن دیگر پارامترها داده‌برداری انجام شد. داده‌برداری توسط دستگاه آنالایزر ADASH 4400 انجام شد. این دستگاه دارای 4 سنسور تک جهته و یک سنسور شتاب سه جهته پیزوالکتریک¹ بوده

جدول 1 مشخصات آزمایش‌ها انجام شده

نوع ماشین	فرز عمودی با قدرت 4KW
نوع ابزار	کف تراش
جنس ابزار	SANDVIK TPGN 16 03 08
سرعت اسپیندل (دور بر دقیقه)	315 - 500 - 630 - 800 - 1000
میزان پیشروی (میلیمتر بر دقیقه)	63 - 100 - 160 - 200 - 250
عمق بار (میلیمتر)	0 - 0/25 - 0/5 - 0/75 - 1 - 1/25 - 1/5 - 2
میزان سایش ابزار (میلیمتر)	0 - 0/15 - 0/3 - 0/5 - 0/80
قطر ابزار (میلیمتر)	50
تعداد لبه برش	1
مایع خنک‌کاری	بدون مایع خنک‌کاری
قطعه‌کار	فولاد CK45 به طول 250 و عرض 50 و ارتفاع 80 میلیمتر
محدوده فرکانسی (هرتز)	10 - 6400
فرکانس نمونه برداری (هرتز)	16384



شکل 1 تیغچه‌های مورد استفاده در آزمایش‌ها

1- Piezoelectric Accelerometer

4- انتخاب ویژگی‌های ارتعاشی مناسب جهت تشخیص مقدار سایش و شکست ابزار

برای اجرای برنامه پایش وضعیت و تشخیص مقدار سایش و شکست ابزار قبل از هر چیز انتخاب تعداد کافی از پارامترها و ویژگی‌های مناسب که توانایی توصیف وضعیت ابزار را داشته باشد، امری ضروری است. تعداد این ویژگی‌ها در صورتی که بیش از تعداد مورد نیاز باشد، باعث صرف زمان و هزینه بیشتر می‌شود و اگر تعداد ویژگی‌ها کمتر از تعداد مورد نیاز انتخاب شود در این صورت اطلاعات کافی برای تشخیص درست سایش بدست نخواهد آمد.

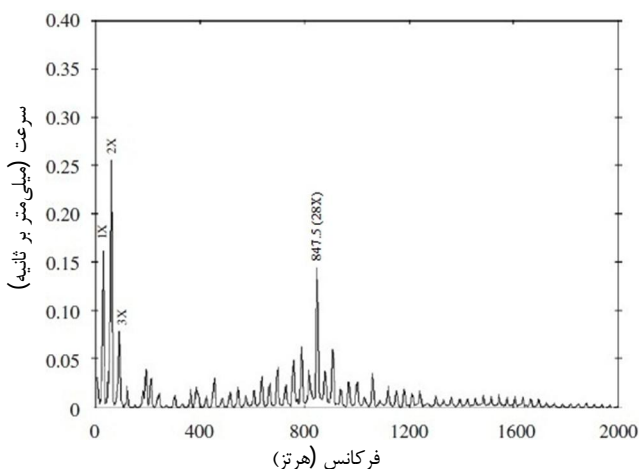
از ویژگی‌های معروف در حوزه زمان که نسبت به سایش ابزار حساس هستند می‌توان به دامنه پیک تا پیک، ریشه میانگین مربعات، واریانس و انرژی سیگنال اشاره کرد. سپس با استفاده از نرم‌افزار متلب سیگنال‌های بدست آمده توسط تبدیل فوری به حوزه فرکانس منتقل شدند. با بررسی طیف سیگنال‌ها مشاهده می‌شود، که مقدار دامنه سیگنال‌ها در برخی فرکانس‌های مشخص تغییرات بخصوصی دارند. تحت یک شرایط برشی نرمال در یک فرایند فرزکاری، مولفه‌های حوزه فرکانس در شکل طیفی بصورت مضربی از فرکانس دورانی ابزار هستند که از رابطه (1) بدست می‌آید:

$$TPF^1 = \frac{n \times N_T}{60} \text{ (HZ)} \quad (1)$$

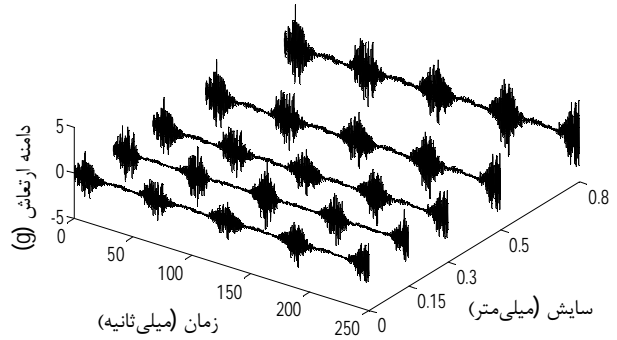
که در رابطه اخیر n سرعت دورانی اسپیندل بر حسب دور بر دقیقه است و N_T تعداد لبه‌های برشی ابزار است.

بررسی دامنه مضارب فرکانس دورانی ابزار نشان می‌دهد که دامنه سه فرکانس دورانی اول ابزار ($1x$, $2x$, $3x$) ارتباط مستقیمی با شدت سایش ابزار دارد. می‌تواند ارتباط خوبی بین سایش ابزار و ارتعاش ابزار باشد. اوراهان و همکاران هم به این نتیجه رسیده بودند شکل 9 فرکانس‌های دورانی ابزار را نشان می‌دهد [3]. در شکل 9 عدد $847/5$ نشان دهنده فرکانس طبیعی ساختار کلی شامل قطعه‌کار و نگهدارنده ابزار است که منطبق با 28 امین فرکانس عبوری دندان است.

در واقع انتخاب ویژگی‌های مناسب، اصلی‌ترین مسأله در طبقه‌بندی سایش می‌باشد و انتخاب صحیح آنها موجب بالا رفتن قدرت طبقه‌بندی می‌شود. لذا در این تحقیق 86 مورد داده‌برداری با استفاده از دستگاه ADASH 4400 در شرایط مختلف ماشین‌کاری (عمق بار، مقدار پیشروی و سرعت دورانی ابزار) با پنج حالت سایش ابزار (بدون سایش، سایش کم، سایش متوسط، سایش زیاد و ابزار شکسته) انجام شد. برای هر سیگنال 4 ویژگی

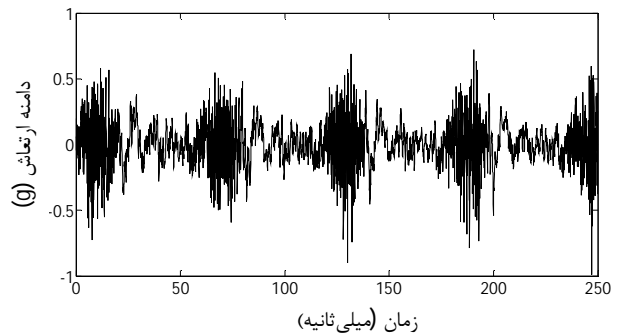


شکل 9 شکل طیفی و فرکانس‌های دورانی ابزار [3]

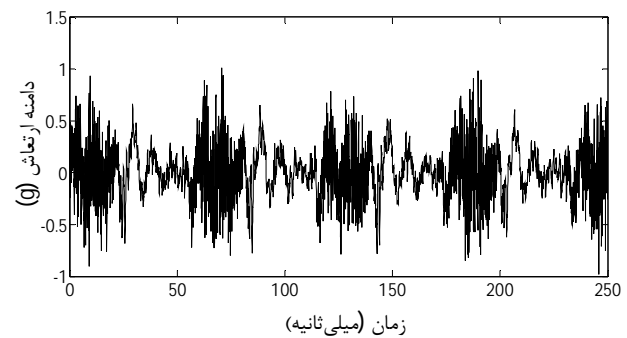


شکل 5 ارتباط افزایش سایش با ارتعاش در جهت ماشین‌کاری

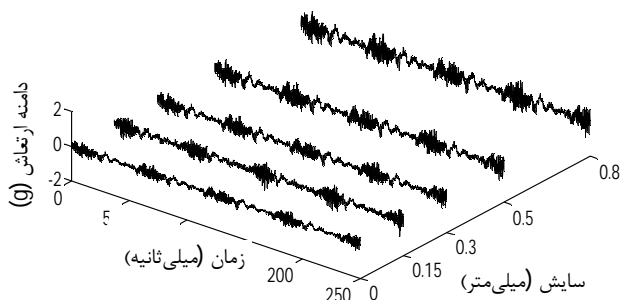
همچنین نمونه‌هایی از سیگنال‌های بدست آمده در حوزه زمان برای ابزار تیز و شکسته در شکل‌های 6 تا 8 برای ارتعاش عمود بر جهت ماشین‌کاری نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که با افزایش سایش ابزار، دامنه ارتعاش ابزار افزایش می‌یابد.



شکل 6 سیگنال ارتعاش عمود بر جهت ماشین‌کاری برای ابزار با سایش صفر



شکل 7 سیگنال ارتعاش عمود بر جهت ماشین‌کاری برای ابزار شکسته



شکل 8 ارتباط افزایش سایش با ارتعاش در جهت عمود بر ماشین‌کاری

1- Tool Passing Frequency

مرحله 8: بدست آوردن داده‌های جدید: در این مرحله باید ترانهاده بردار ویژگی در ترانهاده داده‌های نرمال‌سازی شده ضرب شود (رابطه 6)).

$$(6) \quad \text{ترانهاده داده نرمال‌سازی شده} \times \text{ترانهاده بردار ویژگی} = \text{داده نهایی}$$

بردار ویژگی برداری است که بردارهای ویژه در سطرهای آن از مقادیر زیاد به مقادیر کم قرار گرفته‌اند و داده نرمال‌سازی شده ماتریسی است شامل داده‌هایی که میانگین هر بعد از آن کم شده است.

6- استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و انفیس جهت طبقه‌بندی سایش

از آنجایی که سیستم‌های هوشمند در شرایط وجود عدم قطعیت نادقیقی عملکرد قابل قبولی دارند و با توجه به خاصیت اصلی شبکه‌های عصبی یعنی؛ تخمین قدرتمند توابع غیرخطی و قابلیت یادگیری تطبیقی و نیز خاصیت اصلی سیستم‌های فازی یعنی؛ استفاده از دانش خبره در بدست آوردن رابطه بین ورودی و خروجی، در این تحقیق از شبکه‌های هوشمند شبکه عصبی و انفیس جهت طبقه‌بندی و پیش‌بینی حالت‌های سایش ابزار استفاده شده است. به این منظور با استفاده از نرم‌افزار متلب شبکه‌های مذکور به صورت زیر طراحی شدند.

7- طراحی شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

این شبکه‌ها برای شبیه‌سازی پردازش اطلاعات مغز انسان طراحی شده‌اند و بطور موفقیت‌آمیزی در مسائل صنعتی در زمینه‌های دسته‌بندی الگو و کنترل اتوماتیک بکار گرفته شده‌اند. در این تحقیق، یک شبکه عصبی مصنوعی از الگوریتم پس‌انتشار برای مدل‌کردن سایش ابزار استفاده شده است. در این شبکه ویژگی سیگنال‌ها به عنوان ورودی و حالت سایش ابزار به عنوان خروجی استفاده شده است.

مرحله اول نرمالیزه کردن همه داده‌ها به مقادیری بین 0 تا 1 است (رابطه 7)).

$$(7) \quad x_i = \frac{(d_i - d_{max})}{d_{max} - d_{min}}$$

که d_{min} و d_{max} به ترتیب بیشترین و کمترین داده ورودی است و d_i آیین داده ورودی است. ورودی نرون i ام در لایه مخفی طبق رابطه (8) محاسبه می‌شود.

$$(8) \quad I_{yi} = \sum_{x=1}^M \omega_{xy} x_x$$

که M تعداد نرون‌ها در لایه ورودی و ω_{xy} مقدار عددی وزن اتصال بین دو نرون است. x_x مقدار خروجی نرمالیزه شده i ام از لایه ورودی است.

خروجی نرون i ام در لایه مخفی y_i با بکار بردن تابع فعال‌سازی به مجموع ورودی به آن نرون محاسبه می‌شود. خروجی نرون i ام در لایه مخفی مطابق رابطه (9) محاسبه می‌شود.

$$(9) \quad y_i = f(I_{yi}) = \frac{1}{1 + e^{-s(I_{yi})}}$$

که s شیب تابع سیگموئید¹ است. مقادیر دریافت شده بوسیله لایه خروجی I_z خروجی‌های لایه‌های مخفی و ورودی هستند (رابطه 10)).

در حوزه زمان (پیک تا پیک، ریشه میانگین مربعات، واریانس و انرژی سیگنال) و 3 ویژگی در حوزه فرکانس یعنی دامنه سه فرکانس دورانی اول ابزار انتخاب شدند که در مجموع 7 ویژگی برای هر سیگنال سنسور انتخاب شد.

چون همزمان از دو سنسور ارتعاش (یکی در جهت ماشین‌کاری و دیگری عمود بر جهت ماشین‌کاری) استفاده شده، پس برای هر داده‌برداری 14 ویژگی از دو سنسور انتخاب شد که همراه با 3 پارامتر ماشین‌کاری (عمق بار، سرعت دورانی ابزار و میزان پیشروی) 17 ویژگی خواهد شد. بنابراین ابعاد ماتریس ویژگی (86×17) بدست می‌آید. در ادامه ابعاد ماتریس ویژگی‌ها، توسط روش‌های مبتنی بر فشرده‌سازی مجموعه ویژگی‌های ورودی کاهش می‌یابد. برای کاهش ابعاد ماتریس ورودی و افزایش دقت و سرعت محاسبات شبکه با استفاده از تکنیک آنالیز اجزای اصلی و نوشتن برنامه مورد نظر در نرم افزار متلب و انتخاب مؤلفه‌های اساسی، ابعاد ماتریس مورد نظر به (86×3) مؤلفه کاهش داده شد. برای آموزش و تست شبکه نیز به ترتیب از 80% و 20% کل داده‌های موجود استفاده گردیده است.

5- کاهش ابعاد ماتریس ویژگی با استفاده از الگوریتم تحلیل اجزای اصلی

تحلیل اجزاء اصلی یکی از پرکاربردترین روش‌های چند بعدی کاهش ویژگی می‌باشد. این روش به خاطر سادگی و بدلیل آنکه روشی غیرپارامتریک جهت استخراج اطلاعات از مجموعه داده‌های پیچیده می‌باشد، انتخابی مناسب است. هدف از این روش کاهش ابعاد اطلاعات در حین حفظ تغییرات در مجموعه داده‌های اصلی تا حد ممکن می‌باشد [11]. روش تحلیل اجزای اصلی در زیر تشریح شده است:

مرحله 1: فرض می‌کنیم $x_1, x_2, x_3, \dots, x_N$ بردارهای $N \times 1$ باشند.

مرحله 2: مقدار متوسط به کمک رابطه (2) محاسبه می‌شود.

$$(2) \quad x = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$$

مرحله 3: مقدار هر ویژگی از مقدار میانگین کم مطابق رابطه (3) می‌شود.

$$(3) \quad \Phi_i = x_i - \bar{x}$$

مرحله 4: ماتریس $A = [\Phi_1 \ \Phi_2 \ \dots \ \Phi_N]$ به ابعاد $N \times N$ ایجاد می‌شود و ماتریس کواریانس C با همان اندازه ابعاد بصورت رابطه (4) محاسبه می‌شود.

$$(4) \quad C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^N \Phi_i \Phi_i^T = AA^T$$

ماتریس کواریانس توزیع داده‌ها را توصیف می‌کند.

مرحله 5: محاسبه بردارهای ویژه و مقادیر ویژه: مقادیر ویژه میزان پراکندگی داده‌ها در راستای بردار ویژه را نشان می‌دهند، به عبارت دیگر بردار ویژه‌ای که دارای بزرگترین مقدار ویژه است مولفه اصلی داده‌های موجود است.

مرحله 6: انتخاب مولفه‌ها و ساختن بردار ویژگی: در این مرحله مفهوم کاهش ابعاد داده‌ها مشخص می‌شود. بردارهای ویژه‌ای که در مرحله قبل بدست آمد را براساس مقادیر ویژه آنها از کوچک به بزرگ مرتب کرده (مقادیر ویژه ماتریس کواریانس همگی بزرگتر یا مساوی صفر هستند) بدین ترتیب مولفه داده‌ها از پراهمیت به کم اهمیت مرتب می‌شوند. بنابراین اگر بخواهیم ابعاد داده‌ها را کاهش دهیم می‌توانیم مولفه‌های کم اهمیت را حذف کنیم.

مرحله 7: ایجاد یک ماتریسی از بردارهای ویژگی است. این ماتریس شامل بردارهای ویژه است که هدف نگاه‌داشتن آن‌هاست (رابطه 5)).

$$(5) \quad \text{بردارهای ویژگی} = (eig_1 \ eig_2 \ eig_3 \ \dots \ eig_n)$$

1- Sigmoid

شکل 10 مشاهده می‌شود، انفیس، شبکه‌های پنج لایه است که لایه‌های مختلف با گره‌های متناظر آنها به طور خلاصه در زیر توصیف شده‌اند: لایه اول، گره‌های ورودی: هر گره از این لایه، مقادیر عضویتی است که به هریک از متغیرهای ورودی مدل x و y نسبت داده می‌شود. مقادیر عضویت بر اساس تعلق ورودی‌ها به هر یک از مجموعه‌های فازی A_i و B_{i-2} معین می‌شود. به عبارت دیگر، خروجی هر گره در این لایه درجه عضویت تخصیص داده شده به متغیرهای ورودی در مجموعه‌های فازی است که به شکل روابط (16) و (17) بیان می‌شود:

$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \quad i=1, 2 \quad (16)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y) \quad i=3, 4 \quad (17)$$

در معادله‌های بالا، x و y ورودی‌های غیرفازی گره i ام و A_i و B_{i-2} توابع عضویت فازی هستند. همچنین، مقدار عضویت هر ورودی به عنوان خروجی لایه اول با $\mu_{A_i}(x)$ و $\mu_{B_{i-2}}(y)$ مشخص می‌شود. بنابراین، باید پارامترهای توابع عضویت که به عنوان پارامترهای بخش مقدم قوانین فازی شناخته می‌شوند و از دسته پارامترهای غیرخطی هستند، مشخص شوند.

در ساختار انفیس معمولاً از فازی‌سازی‌های گوسی استفاده می‌شود. فازی‌سازی گوسی یکی از انواع فازی‌سازی‌ها در سیستم‌های فازی است. به دلیل این که سیستم‌های واقعی و کاربردهای مهندسی همواره با متغیرهای عددی سر و کار دارند، بنابراین برای اینکه بتوان از سیستم فازی برای توصیف یا مدل‌سازی هر سیستم واقعی استفاده کرد، باید نگاشتی بین ورودی‌های عددی (غیرفازی) سیستم و یک مجموعه فازی ایجاد کرد. به همین منظور از فازی‌سازی‌ها استفاده می‌شود. به عبارت دیگر، فازی‌سازی قابلیت آن را دارد تا به شکل یک رابطه، هر ورودی غیرفازی (عددی) را به یک ورودی فازی تبدیل کند.

لایه دوم: شامل گره‌های قوانین است، هر گره در این لایه درجه فعالیت یک قانون را محاسبه می‌کند. $O_{2,i}$ نمایانگر خروجی گره i ام در لایه دوم و برابر حاصل ضرب درجه عضویت هر ورودی است (رابطه (18)).

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) \quad i=1, 2 \quad (18)$$

لایه سوم: شامل گره‌های نرمال شده است که نسبت درجه مشارکت هر قانون به مجموع درجه مشارکت همه قوانین را محاسبه می‌کند. در نتیجه، این لایه به صورت رابطه (19) تعریف می‌شود.

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^N w_i} \quad i=1, 2 \quad (19)$$

لایه چهارم: مشتمل بر گره‌های تطبیقی است که با استفاده از پارامترهای نتیجه، خروجی هر گره را محاسبه می‌کند و به صورت رابطه (20) تعریف می‌شود:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad i=1, 2 \quad (20)$$

که \bar{w}_i خروجی i امین گره از لایه قبلی است و $\{p_i, q_i, r_i\}$ پارامترهای تطبیقی خطی هستند.

لایه پنجم: مشتمل بر گره خروجی است که مقدار نهایی خروجی را به شکل مجموع خروجی گره‌های لایه ماقبل بیان می‌کند (رابطه (21)).

$$I_{zi} = \sum_{i=1}^M \omega_{xz} x_i + \sum_{i=1}^N \omega_{yz} y_i \quad (10)$$

که M و N تعداد نرون‌ها در لایه‌های ورودی و مخفی هستند. ω_{yz} و ω_{xz} وزن‌های متناظر از لایه ورودی به خروجی و از لایه مخفی به لایه خروجی هستند. خروجی واقعی در لایه خروجی با یکارگیری همان تابع سیگموئید در لایه مخفی محاسبه می‌شود (رابطه (11)).

$$Z_i = f(I_{zi}) \quad (11)$$

خطای بین خروجی واقعی و مطلوب در لایه خروجی طبق رابطه (12) محاسبه می‌شود.

$$\delta_{zi} = f'(I_{zi})(T_i - Z_i) \quad (12)$$

که T_i آمین ورودی آموزشی به نرون است. و f' مشتق تابع سیگموئید است. برای هر نرون در لایه مخفی محاسبه خطای δ_{yi} طبق رابطه (13) است.

$$\delta_{yi} = f'(I_{yi}) \sum_{i=1}^L \delta_{zi} w_{yz} \quad (13)$$

که L تعداد نرون‌ها در لایه خروجی است [12].

8- سیستم‌های فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی (انفیس)

انفیس، شبکه عصبی چند لایه مبتنی بر سیستم‌های فازی است که ساختار آن در شکل 10 نشان داده شده است.

در این ساختار، گره‌های ورودی و خروجی به ترتیب مقادیر ورودی و مقادیر پیش‌بینی شده را نشان می‌دهند. برای ساده‌سازی، یک شبکه دو ورودی - تک خروجی در نظر گرفته شده است. بدین ترتیب می‌توان مدل فازی TSK مرتبه اول را بر اساس مجموعه‌ای از قوانین اگر - آنگاه فازی به شکل زیر نشان داد (برای نمونه دو قانون در زیر آورده شده است).

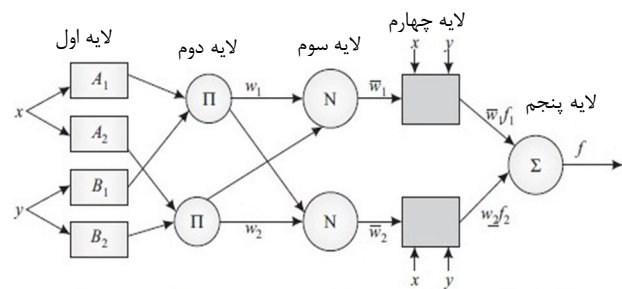
قانون اول: اگر x برابر A_1 و y برابر B_1 باشد، آنگاه رابطه (14) قابل بیان است.

$$f_1 = p_1 x + q_1 y + r_1 \quad (14)$$

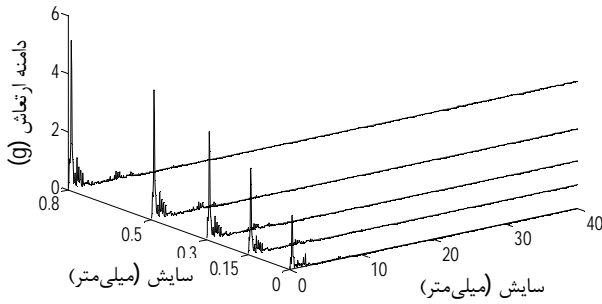
قانون دوم: اگر x برابر A_2 و y برابر B_2 باشد، آنگاه رابطه (15) قابل بیان است.

$$f_2 = p_2 x + q_2 y + r_2 \quad (15)$$

در ادامه پارامترهای قوانین گفته شده، معرفی می‌شوند. همانطور که در

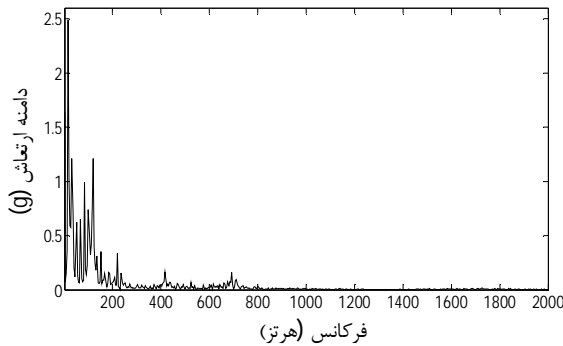


شکل 10 ساختار انفیس

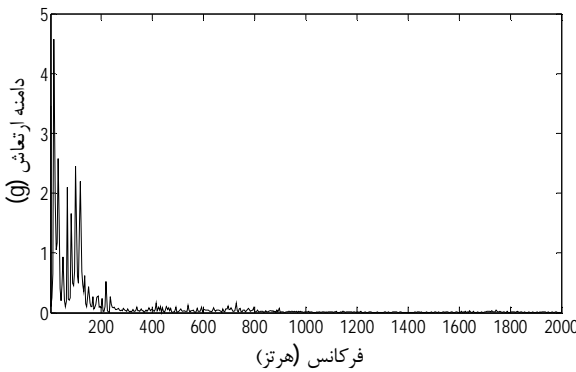


شکل 13 ارتباط افزایش سایش با ارتعاش در جهت ماشین‌کاری

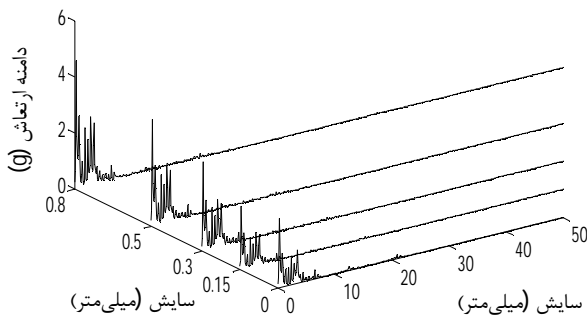
همچنین با بررسی شکل‌های طیفی 14 تا 16 برای ارتعاش عمود بر جهت ماشین‌کاری می‌توان نتیجه گرفت که با افزایش سایش ابزار از سایش صفر تا سایش 0/8 میلی‌متر، دامنه سه فرکانس اول دورانی ابزار افزایش می‌یابد.



شکل 14 دامنه ارتعاش برای ابزار با سایش صفر



شکل 15 دامنه ارتعاش برای ابزار شکسته



شکل 16 ارتباط افزایش سایش با ارتعاش عمود بر جهت ماشین‌کاری

$$O_{5,i} = \sum_{i=1}^N \bar{w}_i f_i \quad (21)$$

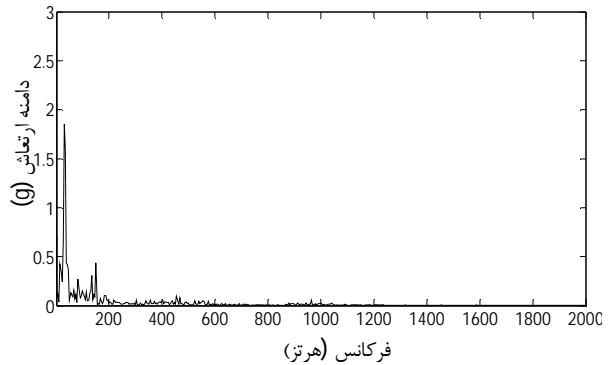
روشن است، الگوریتم یادگیری شبکه انفیسی یک الگوریتم یادگیری هیبریدی مشتمل بر الگوریتم گرادیان نزولی و روش حداقل مربع بازگشتی است. از الگوریتم گرادیان نزولی برای به روزرسانی پارامترهای غیرخطی شبکه و از تخمین وزن حداقل مربع بازگشتی برای تنظیم وزن‌های شبکه استفاده می‌شود. خطای آموزش شبکه به صورت رابطه (22) تعریف شده است.

$$E = \sum_{i=1}^N (f_i - \hat{f}_i) \quad (22)$$

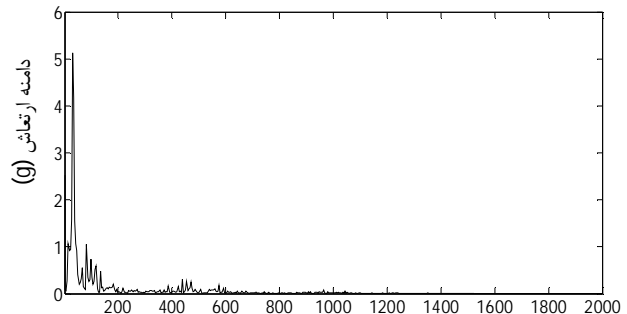
که در آن، f_i و \hat{f}_i به ترتیب خروجی مطلوب و تخمین زده شده شبکه به ازای i امین ورودی هستند. همچنین، N تعداد کل زوج داده‌های ورودی- خروجی (داده‌های آموزشی) شبکه است [13].

9- نتایج آزمایش‌های تجربی در حوزه فرکانس

سیگنال‌های بدست آمده در حوزه زمان بوسیله تبدیل فوریه با نرم‌افزار متلب به حوزه فرکانس تبدیل شدند. که شکل طیفی¹ نامیده می‌شوند. شکل طیفی اطلاعات زیادی درباره فرایند ماشین‌کاری نسبت به حوزه زمان فراهم می‌کند. با مطالعه فرکانس‌های دورانی ابزار مشاهده می‌شود که دامنه سه فرکانس دورانی اول ابزار اطلاعات خوبی درباره سایش ابزار ارائه می‌دهد. یعنی با افزایش سایش ابزار، دامنه سه فرکانس دورانی اول ابزار افزایش می‌یابد. با بررسی شکل‌های طیفی برای ارتعاش در جهت ماشین‌کاری می‌توان نتیجه گرفت که با افزایش سایش ابزار دامنه سه فرکانس دورانی اول ابزار افزایش می‌یابد (شکل‌های 11 تا 13).



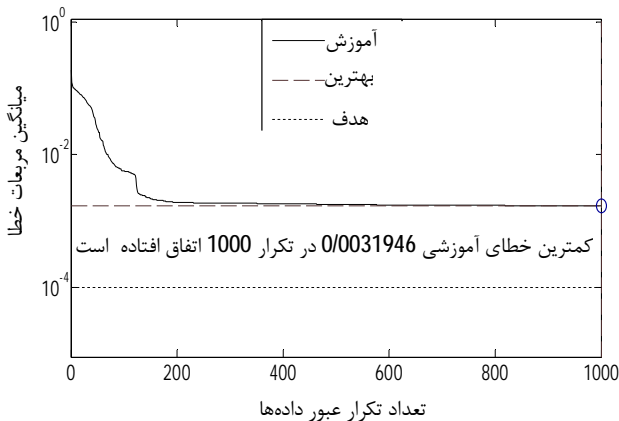
شکل 11 دامنه ارتعاش برای ابزار با سایش صفر



شکل 12 دامنه ارتعاش برای ابزار شکسته

10- پیش‌بینی و طبقه‌بندی سایش ابزار

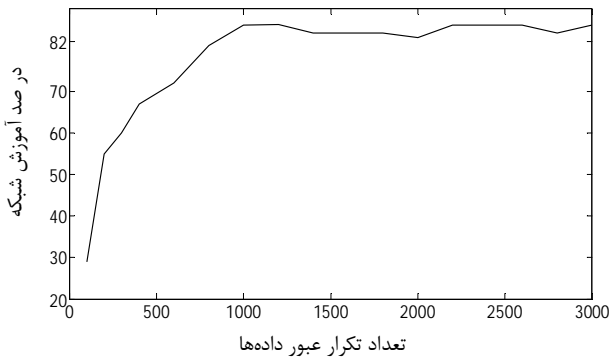
در این مطالعه 86×17 ویژگی در حوزه‌های زمان، فرکانس و پارامترهای ماشین‌کاری به عنوان ویژگی‌های اولیه انتخاب شدند. سپس برای انتخاب بهترین ویژگی‌ها و افزایش سرعت تحلیل داده‌ها با استفاده از تکنیک تحلیل اجزای اصلی به 86×3 ویژگی کاهش یافت. این ویژگی‌ها به عنوان ورودی و حالت سایش ابزار (بدون سایش، سایش کم، سایش متوسط، سایش زیاد و شکسته) به عنوان خروجی شبکه عصبی و انفیس بکار گرفته شد. همه داده‌ها در محدوده [0 و 1] نرمالیزه شدند. از 86 آزمایش انجام شده، بصورت تصادفی 69 داده برای آموزش شبکه عصبی و انفیس و 17 داده برای تست این دو شبکه در نظر گرفته شدند. شکل‌های 17 و 18 مدل‌های پیشنهادی برای شبکه عصبی و انفیس را نشان می‌دهند.



شکل 19 همگرایی خطا در آموزش شبکه

11- تحلیل نتایج شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

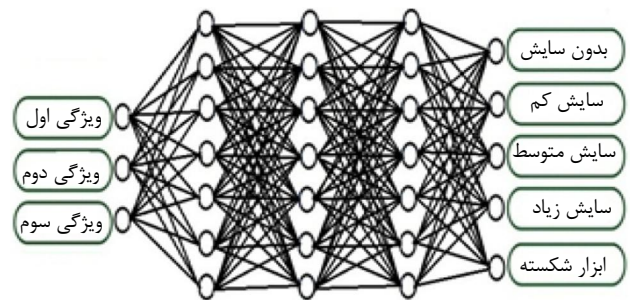
نتایج مربوط به استفاده از شبکه عصبی جهت طبقه‌بندی و تشخیص عیوب مورد نظر نشان داد که با افزایش تعداد عبور داده‌ها، خطای ایجاد شده که همان اختلاف بین خروجی واقعی شبکه و خروجی مطلوب است، دائماً کاهش یافته تا به یک مقدار همگرا گردید (شکل 19). همچنین نتایج مربوط به تغییر تعداد نرون لایه میانی نشان داد که شبکه مذکور با داشتن 21 نرون در لایه میانی بیشترین کارایی را از خود نشان می‌دهد (لایه میانی از 3 لایه تشکیل شده است که 7 نرون در هر لایه دارد). ارتباط بین آموزش شبکه و تعداد عبور داده‌ها از شبکه مشخص می‌کند که با رسیدن به تعداد 1000 تکرار شبکه مذکور بالاترین کارایی را به دست می‌آورد (شکل 20). در نهایت نتایج نشان داد که شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با داشتن 3 نرون در لایه ورودی و 21 نرون در لایه میانی و 5 نرون در لایه خروجی، دارای میانگین 82 درصد در تشخیص درست مقدار سایش و شکست ابزار است.



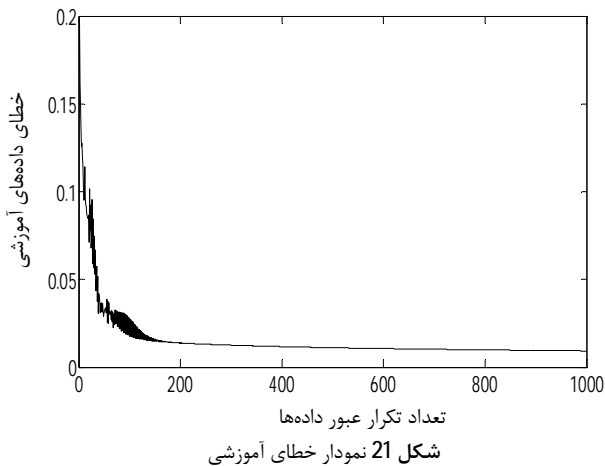
شکل 20 منحنی درصد آموزش شبکه با توجه به تعداد تکرار عبور داده‌ها

12- تحلیل نتایج انفیس

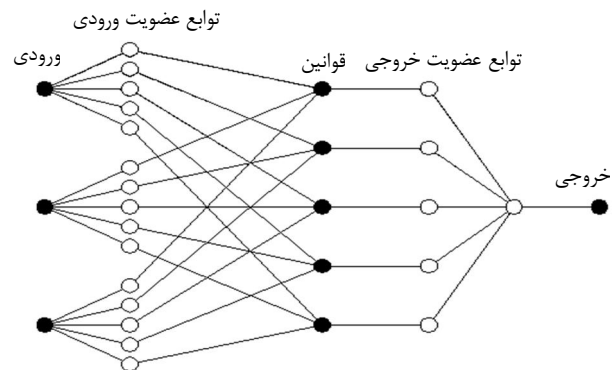
نتایج مربوط به شبکه انفیس جهت طبقه‌بندی و تشخیص مقدار سایش و شکست ابزار نشان داد که خطای ایجاد شده در اغلب موارد بسیار کم بوده و به سادگی می‌توان مقدار سایش را تشخیص داد. همچنین مقایسه خروجی واقعی و خروجی شبکه نیز گویای این حقیقت است که انفیس دقت بسیار زیادی در تقریب خروجی واقعی دارد. در نهایت نتایج حاصل از خروجی شبکه با استفاده از داده‌های آموزشی و مقایسه خروجی واقعی و خروجی شبکه نشان می‌دهد که انفیس دارای میانگین 91 درصد در تشخیص درست حالت سایش ابزار می‌باشد. شکل‌های 21 و 22 خطای داده‌های آموزشی و آزمایش انفیس را نشان می‌دهند.



شکل 17 شبکه عصبی چند لایه برای پایش وضعیت ابزار [37775]



شکل 21 نمودار خطای آموزشی

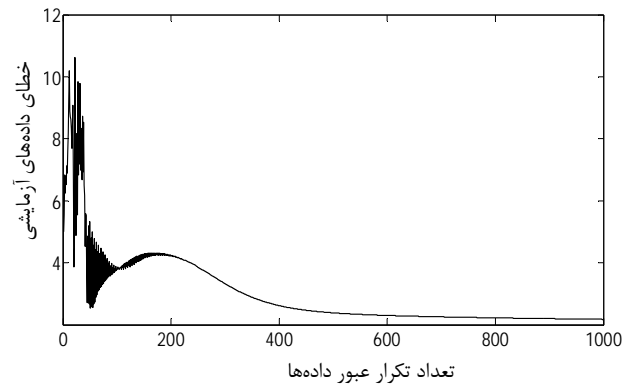


شکل 18 مدل انفیس پیشنهادی برای پایش وضعیت ابزار

امری کاملاً ضروری است. در این مقاله، برای اولین بار برای طبقه‌بندی و پیش‌بینی دقیق سایش ابزار در فرزکاری از پنج مرحله سایش ابزار استفاده شد. از دیگر نوع آوری‌های این مقاله مقایسه دو سیستم هوشمند در طبقه‌بندی و پیش‌بینی سایش ابزار است. نتایج، عملکرد قابل قبول استفاده از شبکه‌ی عصبی و سیستم فازی - عصبی را نشان می‌دهد. همچنین نتایج نشان داد که انفیس در مقایسه با شبکه عصبی دقت بیشتر و همخوانی بهتری با داده‌های تجربی دارد و می‌تواند به عنوان روشی مناسب‌تر در جهت تشخیص هوشمند میزان سایش ابزار به کار برده شود.

15- مراجع

- [1] H. Shao, H. L. Wang, X. M. Zhao, A cutting power model for tool wear monitoring in milling, *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, Vol. 44, pp. 1503-1509, 2004.
- [2] J. A. Ghani, M. Rizal, M. Z. Nuawi, M. J. Ghazali, C. H. C. Haron, Monitoring online cutting tool wear using low-cost technique and user-friendly GUI, *Wear*, Vol. 271, pp. 2619-2624, 2011.
- [3] S. Orhan, A.O. Er, N. Camuscu, E. Aslan, Tool wear evaluation by vibration analysis during end milling of AISI D3 COLD work tool steel with 35 HRC hardness, *NDT&E International*, Vol. 40, pp. 121-126, 2007.
- [4] B. Li, M. Y. Chow, Y. Tipsuwan, J. C. Hung, Neural-network-based motor rolling bearing fault diagnosis. *IEEE Trans Ind Electr*, Vol. 47, No. 5, pp. 1060-1069, 2000.
- [5] R. K. Dutta, S. Paul, A. B. Chattopadhyay, The efficacy of back propagation neural network with delta bar delta learning in predicting the wear of carbide inserts in face milling. *International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol. 31, pp. 434-442, 2006.
- [6] N. Ghosh, Y. B. Ravi, A. Patra, S. Mukhopadhyay, S. Paul, A. R. Mohanty, A. B. Chattopadhyay, Estimation of tool wear during CNC milling using neural network-based sensor fusion, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 21, pp. 466-479, 2007.
- [7] C. Aliustaoglu, H. M. Ertunc, H. Ocak, Tool wear condition monitoring using a sensor fusion model based on fuzzy inference system, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 23, pp. 539-546, 2009.
- [8] S. V. Kartalopoulos, *Understanding Neural Networks and Fuzzy Logic, Basic Concepts and Applications*, IEEE Press, 1996.
- [9] J. S. R. Jang, ANFIS: Adaptive Network Based Fuzzy Inference System, *IEEE transactions on Systems, Man and Cybernetics*, Vol. 23, No. 3, pp. 665-683, 1993.
- [10] M. Malekian, S. S. Park, M. B. G. Jun, Tool wear monitoring of micro-milling operations, *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 209, pp. 4903-4914, 2009.
- [11] M. Elangovan, S. B. Devasenapati, N.R. Sakthivel, K.I. Ramachandran, Evaluation of expert system for condition monitoring of a single point cutting tool using principle component analysis and decision tree algorithm, *Expert Systems with Applications*, Vol. 38, PP. 4450-4459, 2011.
- [12] C. Sanjay, M. L. Neema, C. W. Chin, Modeling of tool wear in drilling by statistical analysis and artificial neural network, *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 170, pp. 494-500, 2005.
- [13] J. S. R. Jang, C. T. Sun, and E. Mizutani, *Neuro-fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*, Prentice Hall, 1997.



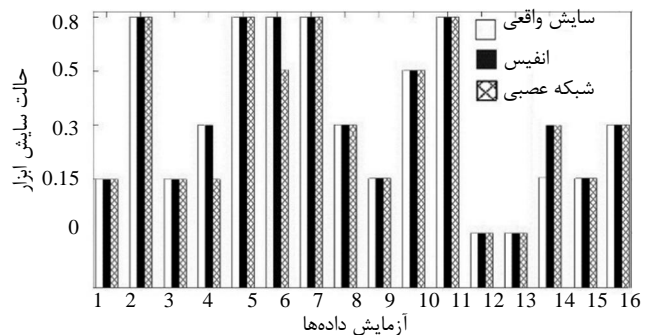
شکل 22 نمودار خطای آزمایشی

13- مقایسه نتایج شبکه عصبی و انفیس

از مقایسه نتایج مربوط به شبکه عصبی و انفیس این نکته را می‌توان دریافت که انفیس در مقایسه با شبکه عصبی دارای تقریب دقیق‌تری از مقادیر خروجی شبکه نسبت به مقادیر خروجی واقعی در نظر گرفته شده است و می‌توان مشاهده نمود که خطای ایجاد شده در انفیس در اغلب موارد بسیار کم بوده و به سادگی می‌توان حالت سایش ابزار را تشخیص داد. شکل 23 مقایسه نتایج تعدادی از داده‌ها بین سایش واقعی را با انفیس و شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهد.

14- بحث و نتیجه‌گیری

تحقیق انجام شده نشان داد، برای موفقیت در پایش وضعیت ابزار، استفاده از روش‌های هوشمند جهت تعیین مقدار سایش یا شکست ابزار در هر لحظه،



شکل 23 مقایسه سایش واقعی با سایش پیش‌بینی شده با انفیس و شبکه عصبی مصنوعی