

پیش بینی سایش ابزار ماشین فرز با استفاده از سیگنال جریان موتور پیشروی به کمک شبکه عصبی مصنوعی و سامانه فازی-عصبی

موسی رضائی^۳

دانشکده مهندسی مکانیک
دانشگاه تبریز

ابراهیم ناسرنیا^۱ و مهرداد نوری خاجوی^۲

دانشکده مهندسی مکانیک
دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی تهران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۴/۱۱/۲۷؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۵/۱۰/۲۶)

چکیده

سایش لبه ابزار کیفیت قطعات تولیدی، قابلیت اطمینان و بهره‌وری را در فرایند تولید کاهش می‌دهد به این دلیل پایش وضعیت ابزار برای جلوگیری از شکست در هر لحظه ضروری است. متأسفانه هیچ روش مستقیمی برای اندازه‌گیری سایش ابزار وجود ندارد. در روش غیرمستقیم، سایش با اندازه‌گیری پارامترهای فیزیکی در طول فرایند ماشین‌کاری مانند ارتعاش، جریان، نیروی برشی و ... اندازه‌گیری می‌شود. در این مقاله شبکه عصبی چندلایه (MLP) با الگوریتم پس‌انتشار و سامانه استنتاج تطبیقی فازی-عصبی (ANFIS) برای پیش‌بینی سایش ابزار در فرزکاری به کار گرفته شده است. بدین منظور یک سری آزمایش، توسط ماشین‌فرز روی قطعه کار انجام شد. مشاهده شد که با افزایش سایش ابزار، جریان مصرفی موتور پیشروی افزایش پیدا می‌کند. همچنین در این مطالعه تاثیر سایش ابزار، مقدار پیشروی و عمق بار بر جریان مصرفی موتور پیشروی بررسی و کارایی دو شبکه عصبی و انفیس در تشخیص مقدار سایش و شکست ابزار مقایسه شده است. نتایج نشان داد که برای ۸۶ مورد اندازه‌گیری شده، انفیس و شبکه عصبی به‌طور میانگین دارای ۹۲ و ۸۴ درصد موفقیت در تشخیص درست میزان سایش و شکست ابزار بودند. از آنجایی که انفیس در مقایسه با شبکه عصبی در طبقه‌بندی سایش ابزار نتایج بهتر و قابل قبول‌تری ارائه می‌دهد، می‌تواند به‌عنوان روشی مناسب برای تشخیص هوشمند سایش ابزار به کار برده شود.

واژه‌های کلیدی: سایش ابزار، جریان موتور، شبکه‌های عصبی چندلایه، سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی

Milling Tool Wear Prediction by Feed Motor Current Signal using MLPs and ANFIS

E. Nasernia and M. Nouri-Khajavi

Mechanical Engineering Department
Shahid Rajaee Teacher Training University

M. Rezaee

Mechanical Engineering Department
University of Tabriz

(Received: 16/February/2016; Accepted: 15/January/2017)

ABSTRACT

The cutting tool wear degrades the quality, reliability and productivity of the product in the manufacturing process. Accordingly, an on-line monitoring of the cutting tool wear level is essential to prevent any deterioration. Unfortunately, there is no direct method to measure the cutting tool wear on-line. Consequently, an indirect method can be adopted where wear will be estimated from the measurement of one or more physical parameters appearing during the machining process such as vibrations, electrical current, cutting force, etc. In this paper, two techniques namely Adaptive Neuro - Fuzzy Inference System (ANFIS) and Multi-Layer Perceptron (MLP) have been used for prediction of tool wear in face milling. For this purpose, a series of experiment is carried out on a milling machine. It is observed that there was an increase in the current amplitude with increasing the tool wear. Besides, the effects of tool wear, feed, and depth of cut on the current are analyzed. Comparison of the tool wear detection techniques shows 92% of correct tool wear detection for ANFIS and 84% for MLP. As a result, ANFIS can be proposed as proper technique for intelligent fault detection of the tool wear and breakage due to its high efficiency in diagnosing wear and tool breakage.

Keywords: Tool Condition Monitoring, Tool Wear, Motor Current, Multi-Layer Neural Networks, Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

۱- کارشناسی ارشد: ebrahim_nasernia@yahoo.com

۲- دانشیار (نویسنده پاسخگو): mnouri@sru.ac.ir

۳- استاد: m_rezaee@tabrizu.ac.ir

۱- مقدمه

لی و همکاران [۳] از تبدیل موجک و روش فازی با استفاده از جریان موتور اسپیندل و جریان موتور پیشروی پایش ابزار را در سوراخ کاری انجام دادند. سانجای و همکاران [۴] از شبکه عصبی پس‌انتشار برای پیش‌بینی سایش مته از پارامترهای ماشین‌کاری، زمان ماشین‌کاری، نیروی محوری و گشتاور استفاده کردند. همچنین سینگ و همکاران [۵] از شبکه عصبی پس‌انتشار برای پیش‌بینی سایش مته از پارامترهای ماشین‌کاری، نیروی محوری و گشتاور استفاده نمودند. پاندا و همکاران [۶-۷] از شبکه عصبی برای پایش وضعیت ابزار در سوراخ کاری با استفاده از شرایط ماشین‌کاری همراه با گشتاور، نیروی محوری و ضخامت براده استفاده کردند. پاترا [۸] با استفاده از جذر میانگین مربعات^۴ سیگنال حاصل از حسگر انتشار امواج صوتی و با کمک شبکه عصبی چند لایه پایش ابزار را در سوراخ کاری انجام داد. سلاقدو و الانسو [۹] پایش وضعیت ابزار در تراش کاری به کمک حسگر جریان موتور پیشروی و حسگر صدا با استفاده از کمترین مربعات ماشین‌بردار پشتیبان^۵ انجام دادند و از آنالیز طیفی برای به دست آوردن ویژگی‌ها استفاده کردند. شارما و همکاران [۱۰] با کمک حسگرهای ارتعاش، نیروی برشی و انتشار امواج به کمک انفیس سایش ابزار را در تراش کاری اندازه‌گیری نمودند. ناتاراجان و همکاران [۱۱] از شبکه عصبی برای تعیین عمر ابزار استفاده کردند. گوش و همکاران [۱۲] از ترکیب اطلاعات چند حسگر نیروی برشی، ارتعاش، جریان اسپیندل و صدا به کمک شبکه عصبی پایش ابزار را در فرزکاری انجام دادند.

در تحقیق حاضر حالت سایش ابزار که در کارهای گذشته معمولاً به سه گروه (خوب، ساییده شده و شکسته) دسته‌بندی می‌شد، برای افزایش دقت و قابلیت اطمینان بیشتر به پنج گروه بدون سایش، سایش کم ($0/15$ mm)، سایش متوسط ($0/3$ mm)، سایش زیاد ($0/5$ mm) و ابزار شکسته ($0/8$ mm) دسته‌بندی شد. سپس با سایش‌های فوق و با شرایط مختلف ماشین‌کاری، داده‌برداری انجام گردید. با وارد کردن ویژگی سیگنال‌ها به ساختارهای هوشمند شبکه عصبی چندلایه و انفیس و آموزش دادن این سامانه‌ها، حالت سایش ابزار در هر لحظه تعیین شد. از طرفی تا به حال، کاری برای

پایش وضعیت ابزار^۱ نقش مهمی در سامانه‌های تولید اتوماتیک بازی می‌کند. این فرایند باعث افزایش کیفیت قطعات تولیدی، افزایش رقابت‌پذیری، استفاده بهینه از عمر ابزار، کاهش زمان از کارافتادگی ماشین، کاهش تولید قطعات معیوب و جلوگیری از خسارت به قطعه کار می‌شود. عموماً دو روش برای اندازه‌گیری میزان سایش و پیش‌بینی زمان شکست ابزار در حین براده‌برداری وجود دارد که عبارتند از: روش مستقیم و غیرمستقیم. در روش مستقیم، میزان سایش ابزار مستقیماً اندازه‌گیری می‌شود (مانند اندازه‌گیری فاصله بین نوک ابزار و قطعه کار). در این روش، اندازه‌گیری سایش، به علت تماس مداوم ابزار و قطعه کار سخت و گاهی به علت وجود مایع خنک‌کاری تقریباً غیرممکن است. به خاطر وجود این مشکلات به کارگیری این روش با محدودیت مواجه است.

در روش غیرمستقیم، سایش ابزار مستقیماً اندازه‌گیری نمی‌شود بلکه با اندازه‌گیری و پردازش سیگنال‌های مختلف تخمین زده می‌شود. سیگنال‌هایی مانند: نیرو، درجه حرارت، ارتعاش ابزار، جریان، امواج منتشره صوتی و ... می‌توانند برای این منظور استفاده شوند.

هزینه اندازه‌گیری سایش ابزار در روش‌های مستقیم بیشتر از هزینه روش‌های غیرمستقیم است به این علت عموماً تحقیقات به عمل آمده در مورد تشخیص سایش ابزار بر مبنای روش‌های غیرمستقیم متمرکز شده است. در میان انواع حسگرها، حسگر جریان یکی از موثرترین وسایل برای پایش سایش ابزار و کنترل فرایندهای ماشین‌کاری است. مزیت استفاده از حسگرهای جریان، که به خطوط منبع تغذیه خارجی وصل می‌شود، این است که هیچ مانعی برای فرایند ماشین‌کاری ایجاد نمی‌کند و می‌تواند زمینه را برای پایش وضعیت ابزار به صورت بلادرنگ فراهم کند. سیگنال‌های حسگر جریان به تنهایی یا با ترکیب سیگنال حسگرهای دیگر می‌تواند به عنوان ورودی یک سامانه پایش وضعیت ابزار با استفاده از شبکه عصبی چندلایه^۲ یا سامانه استنتاج تطبیقی فازی-عصبی^۳ (ANFIS) استفاده شود [۱-۲].

1 - Tool Condition Monitoring

2 - multi-layer neural networks

3 - adaptive neuro-fuzzy inference system

4 - Root Mean Square

5 - Support Vector Machine

و برای لایه‌های مخفی،

$$\delta_{pj} = O_{pj}(1 - O_{pj}) \sum \delta_{pj} w_{ji} \quad (4)$$

در روابط بالا، δ_{pj} نمایانگر خطای مربوط به الگوی p در گره j است. T_{pj} نشان دهنده j امین مولفه بردار خروجی مطلوب است و O_{pj} نشان دهنده j امین نرون خروجی است، زمانی که p امین الگو به وسیله شبکه پردازش می‌شود.

۲-۱- الگوریتم پس انتشار

این روش برای آموزش شبکه پرسپترون چند لایه استفاده می‌شود و این امکان را فراهم می‌سازد که خطا از لایه خروجی به لایه ورودی پس انتشار شود و بردار وزن را اصلاح کند. یعنی در طول آموزش، خروجی محاسبه شده با خروجی مطلوب مقایسه شده و خطای میانگین مربعات محاسبه می‌شود. اگر خطای میانگین مربعات بیش از مقدار از پیش تعریف شده باشد، خطا از خروجی به ورودی پس انتشار می‌شود. در نتیجه وزن‌ها بیشتر تغییر می‌کنند تا اینکه خطا یا تعداد تکرار عبور داده‌ها در محدوده تعریف شده قرار بگیرد. خطای میانگین مربعات E از رابطه زیر محاسبه می‌شود.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N (T_{pi} - O_{pi})^2 \quad (5)$$

که در آن، T_{pi} خروجی مطلوب و O_{pi} خروجی محاسبه شده می‌باشد [۱۱].

۳- سامانه استنتاج تطبیقی فازی-عصبی (انفیس)

هرکدام از سامانه‌های فازی و شبکه‌های عصبی مصنوعی، دارای مزایا و معایبی هستند. سامانه فازی قادر به استفاده از زبان بشری می‌باشد و می‌تواند از تجربیات و مهارت‌های افراد متخصص و خبره استفاده کند، در حالی که قادر به یادگیری نمی‌باشد. به عبارت دیگر با استفاده از داده‌های تجربی نمی‌توان سامانه 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 مهارت‌های افراد متخصص و خبره نمی‌باشند [۱۳]. اولین بار جانگ در سال ۱۹۹۳ توانست از قدرت زبانی سامانه‌های فازی و آموزش شبکه‌های عصبی استفاده نماید و سامانه‌ی تحت عنوان سامانه‌های فازی بر پایه شبکه عصبی تطبیقی ارائه

تخمین سایش ابزار از طریق مدل انفیس روی فرز کف‌تراشی انجام نشده است. از نوع‌آوری‌های این کار، استفاده از این روش برای پیش‌بینی سایش ابزار در عملیات فرز کف‌تراشی است.

۲- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی طبیعی، یک سامانه زیست‌شناختی است که برای پردازش اطلاعات در مغز انسان‌ها استفاده می‌شود. با الهام از شبکه‌های عصبی طبیعی، شبکه‌های عصبی مصنوعی به صورت موفقیت‌آمیزی برای حل مسائل مهندسی در زمینه‌های کنترل اتوماتیک و شناسایی الگو به کار گرفته شده‌اند [۳].

شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده در این تحقیق شامل سه لایه می‌باشد. لایه ورودی، لایه مخفی و لایه خروجی. همه گره‌های یک لایه به همه گره‌های لایه مجاور متصل هستند. لایه ورودی اطلاعات را از منابع خارجی می‌گیرد و این اطلاعات را برای پردازش به شبکه می‌دهد. لایه مخفی این اطلاعات را از لایه ورودی دریافت می‌کند. بعد از پردازش اطلاعات، لایه خروجی اطلاعات پردازش شده را از شبکه می‌گیرد و نتایج را به یک گیرنده خروجی ارسال می‌کند. تعداد لایه‌های مخفی و تعداد گره‌ها در لایه مخفی کمیت‌های متغیری هستند که تابع همگرایی و کیفیت پاسخ شبکه می‌باشند [۶].

در این تحقیق از یک شبکه عصبی پرسپترون چندلایه استفاده شده است. تابع فعال‌سازی مورد استفاده در همه لایه‌ها تابع سیگموئید بوده که یک تابع غیرخطی می‌باشد.

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)} \quad (1)$$

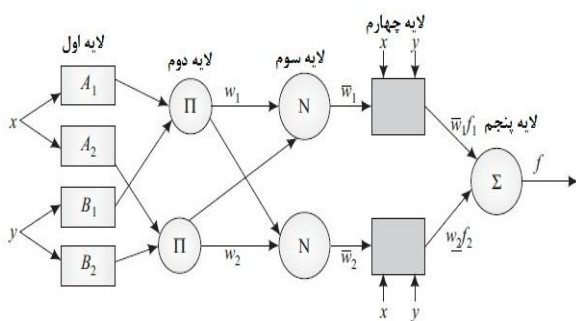
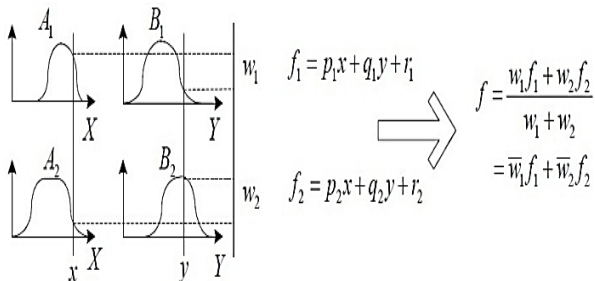
مقادیر خروجی در هر لایه توسط رابطه زیر محاسبه و به لایه بعدی انتقال می‌یابد.

$$x = \left[\sum_{i=1}^m w_{ij} u_i \right] \quad (2)$$

که در این مدل، w_{ij} نشان دهنده ضرایب وزنی از گره i به گره j و u مقدار گره ورودی است. $i = 1:m$ و $j = 1:n$ و m و n به ترتیب تعداد گره‌های ورودی و مخفی است. برای لایه‌های خروجی و پنهان مقدار خطا از روابط زیر محاسبه می‌شود.

$$\delta_{pj} = O_{pj}(1 - O_{pj})(T_{pj} - O_{pj}) \quad (3)$$

می‌شود. بنابراین، باید پارامترهای توابع عضویت که به‌عنوان پارامترهای بخش مقدم قوانین فازی شناخته می‌شوند و از دسته پارامترهای غیرخطی هستند مشخص شوند.



شکل (۱): مدل فازی ساگنو درجه اول با دو ورودی و ساختار انفیس متناظر با آن.

در ساختار انفیس معمولاً از فازی‌سازهای گوسی^۱ استفاده می‌شود. فازی‌ساز گوسی یکی از انواع فازی‌سازها در مدل‌های فازی است. به‌دلیل این‌که مدل‌های واقعی و کاربردهای مهندسی همواره با متغیرهای عددی سروکار دارند، بنابراین، برای این‌که بتوان از مدل فازی برای توصیف یا مدل‌سازی هر مدل واقعی استفاده کرد، باید نگاهی بین ورودی‌های عددی (غیرفازی) مدل و یک مجموعه فازی ایجاد کرد. به‌همین منظور از فازی‌سازها استفاده می‌شود. به‌عبارت دیگر، فازی‌ساز قابلیت آن را دارد تا به‌شکل یک رابط، هر ورودی غیرفازی (عددی) را به یک ورودی فازی تبدیل کند. این نوع از فازی‌سازها به‌طور کامل در مرجع [۱۵] توصیف شده‌اند.

لایه دوم: شامل گره‌های قوانین است، هر گره در این لایه درجه فعالیت یک قانون را محاسبه می‌کند. در این لایه از عملگر "و" برای محاسبه درجه مشارکت هر قانون استفاده

نماید. این سامانه‌ها به سامانه‌های انفیس معروف شده‌اند [۱۴]. این سامانه قابلیت ایجاد نگاشت ورودی- خروجی براساس دانش بشری، به‌شکل قوانین اگر - آنگاه فازی و مجموعه داده‌های ورودی- خروجی را برای آموزش شبکه‌های عصبی دارد. پارامترهای شبکه شامل توابع عضویت فازی و پارامترهای وزن شبکه‌های عصبی هستند که طی مرحله آموزش، طوری تنظیم می‌شوند که میانگین مجذور مربعات خطا بین خروجی مدل و خروجی واقعی حداقل شود.

۳-۱- ساختار سامانه انفیس

در این ساختار، گره‌های ورودی و خروجی به‌ترتیب 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 براساس مجموعه‌ای از قوانین اگر- آنگاه فازی به‌شکل 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

$$f_1 = p_1x + q_1y + r_1$$

قانون دوم: اگر x برابر A_2 و y برابر B_2 باشد، آنگاه

$$f_2 = p_2x + q_2y + r_2$$

همان‌طور که در شکل ۱ مشاهده می‌شود، انفیس شبکه‌ای پنج لایه است و هر لایه گره‌های مختلف دارد و هر گره در یک لایه ثابت یا تطبیقی است. لایه‌های مختلف با گره‌های متناظر آنها به‌طور خلاصه در زیر توصیف شده‌اند:

لایه اول (گره‌های ورودی): هر گره از این لایه، مقادیر عضویتی است که به هر یک از متغیرهای ورودی مدل (x و y) نسبت داده می‌شود. مقادیر عضویت براساس تعلق ورودی به هر یک از مجموعه‌های فازی A_i و B_i معین می‌شود. به‌عبارت دیگر، خروجی هر گره در این لایه درجه عضویت تخصیص داده شده به متغیرهای ورودی در مجموعه‌های فازی است که به‌شکل زیر بیان می‌شود.

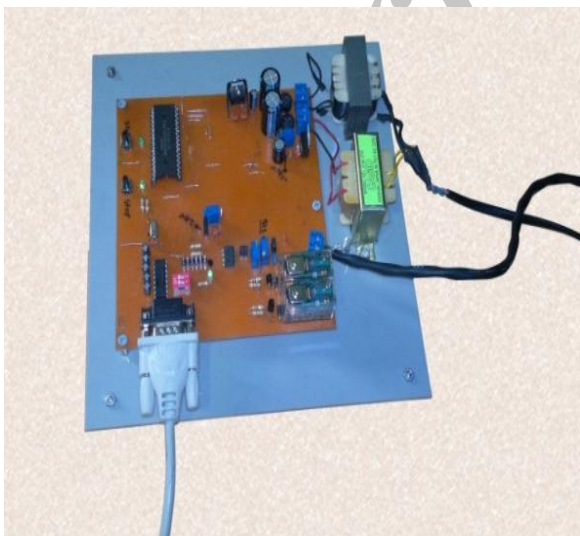
$$O_{1,i} = \mu_{A_i}(x) \quad i=1,2 \quad (6)$$

$$O_{1,i} = \mu_{B_{i-2}}(y) \quad i=3,4 \quad (7)$$

در معادله‌های بالا، x و y ورودی‌های غیرفازی گره i ام و A_i و B_i توابع عضویت فازی هستند. همچنین، مقدار عضویت هر ورودی به‌عنوان خروجی لایه اول با $\mu_{A_i}(x)$ و $\mu_{B_i}(y)$ مشخص

۴- طراحی و ساخت مدار اندازه‌گیری جریان مصرفی موتور پیشروی ماشین‌فرز

هدف از طراحی این مدار، اندازه‌گیری جریان مصرفی تا ۵A با دقت ۰/۰۱A است. جریان از پایه‌های IP+ و IP- عبور کرده و در پایه ۷ (VIOUT) به ولتاژ تبدیل می‌شود. خازن‌های C18, C19, C20 وظیفه فیلترینگ و حذف نویز را دارند. و در نهایت توسط Im 358 که وظیفه بافر را در این دستگاه اندازه‌گیری دارد به میکروکنترلر انتقال می‌یابد. در داخل میکروکنترلر محاسبات انجام شده و ولتاژ به مقدار جریان تبدیل می‌شود. برای ارتباط با کامپیوتر از یک آی‌سی واسط MAX232 استفاده شده است. این مدار به صورت سری به موتور ماشین‌فرز FP4M ساخت ماشین‌سازی تبریز وصل می‌شود و در هر ثانیه ۵۰۰ نمونه داده‌برداری می‌کند. یعنی فرکانس نمونه‌برداری مدار طراحی شده ۵۰۰Hz است. داده‌های دریافتی به کامپیوتر ارسال شده و در یک فایل متنی Notepad ذخیره می‌شود و به وسیله برنامه نوشته شده در نرم‌افزار متلب فراخوانی شده و پردازش می‌شود. شکل‌های ۲ و ۳ دستگاه اندازه‌گیری جریان و اجزاء مدار اندازه‌گیری را نشان می‌دهد.



شکل (۲): دستگاه اندازه‌گیری جریان.

می‌شود. $O_{2,k}$ نمایانگر خروجی گره k ام در لایه دوم و برابر حاصل ضرب درجه عضویت هر ورودی است:

$$O_{2,k} = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_j}(y) \quad (8)$$

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 شکل معادله (۹) تعریف می‌شود:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^N w_i} \quad (9)$$

لایه چهارم (گره‌های نتیجه): گره‌ها در این لایه گره‌های تطبیقی است. در این لایه خروجی هر گره برابر است با:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (10)$$

که در آن، w_i خروجی i امین گره از لایه قبلی است مجموعه پارامترهای متعاقب^۱ نامیده می‌شود. r_i, q_i, p_i

لایه پنجم (گره‌های خروجی): در این لایه هر گره، مقدار خروجی نهایی را به صورت زیر محاسبه می‌نماید (تعداد گره‌ها برابر تعداد خروجی‌هاست):

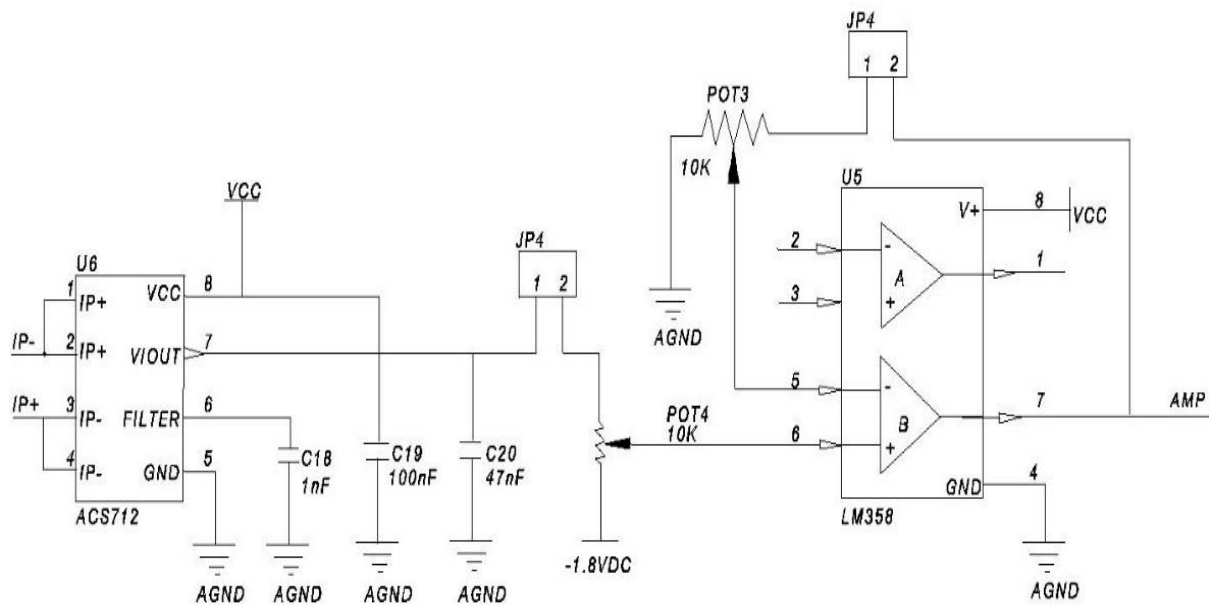
$$O_{5,i} = \sum_j \bar{w}_j f_j \quad (11)$$

روش آموزش اصلی مدل انفیس روش هیبرید می‌باشد که ترکیبی از روش پس‌انتشار خطا و کمترین مربعات خطا می‌باشد.

آموزش این سامانه‌ها به این مفهوم است که با استفاده از داده‌های آموزشی پارامترهای غیرخطی مربوط به توابع عضویت فازی در لایه اول و پارامترهای خطی لایه چهارم طوری تعیین شوند که به ازای ورودی دلخواه، خروجی مطلوب حاصل شود.

$$E = \sum_{i=1}^N (f_i - \hat{f}_i)^2 \quad (12)$$

که در آن، f_i و \hat{f}_i به ترتیب خروجی مطلوب و تخمین‌زده شده شبکه به ازای i امین ورودی هستند. همچنین، N تعداد کل زوج داده‌های ورودی-خروجی (داده‌های آموزشی) شبکه است [۱۶-۱۷].



شکل (۳): اجزاء مدار اندازه‌گیری جریان.

جدول (۱): مشخصات آزمایش‌های انجام شده.

فرز عمودی با قدرت ۴KW	نوع ماشین
کف تراش	نوع ابزار
SANDVIK TPGN 16 03 08	جنس ابزار
۳۱۵-۵۰۰-۶۳۰-۸۰۰-۱۰۰۰	سرعت اسپیندل (rev/min)
۶۳-۱۰۰-۱۶۰-۲۰۰-۲۵۰	میزان پیشروی (mm/min)
۰-۰/۲۵-۰/۵-۰/۷۵-۱-۱/۲۵ ۱/۵-۲	عمق بار (mm)
۰-۰/۱۵-۰/۳-۰/۵-۰/۸	میزان سایش ابزار (mm)
۵۰	قطر ابزار (mm)
۱	تعداد دندانه
بدون مایع خنک‌کاری	مایع خنک‌کاری
فولاد CK۴۵ به ابعاد (۳۰۰×۵۰×۸۰)mm	قطعه‌کار

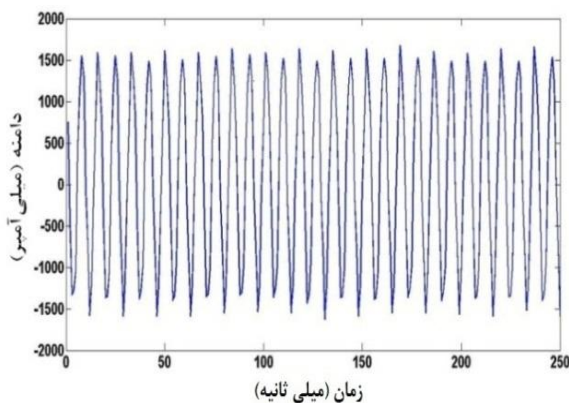
۵- تنظیمات تجربی

در این مطالعه ارتباط بین سایش ابزار با جریان مصرفی موتور پیشروی در روی ماشین‌فرز بررسی می‌شود. برای این منظور یک سری آزمایش با ماشین‌فرز انیورسال FP4M بدون مایع خنک‌کاری انجام شد. در تمامی آزمایش‌های تجربی انجام شده تحت شرایط مختلف براده‌برداری از تیغچه‌های TPGN 160308 ساخت شرکت سندویک استفاده شد. که در آن T نشان‌دهنده ابزار مثلثی شکل، P نشان‌دهنده زاویه آزاد ۱۱ درجه برای ابزار، G نشان‌دهنده تیرانس ابعادی ابزار و N نشان‌دهنده نبودن سوراخ روی ابزار است.

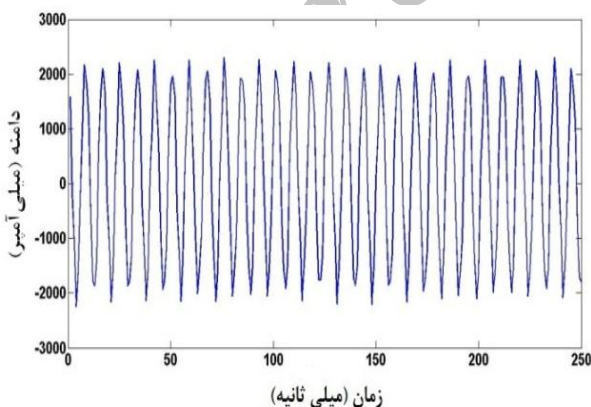
۱۶ نشان دهنده طول لبه برنده، ۰/۳ نشان‌دهنده ضخامت تیغچه و ۰/۸ نشان دهنده شعاع نوک‌ابزار می‌باشد که بر روی ابزارگیری به قطر ۵۰ mm نصب شد. از این تیغچه‌ها هم برای عملیات خشن‌تراشی و هم برای پرداخت‌کاری استفاده می‌شود. جهت انجام آزمایش‌های تجربی و تایید نتایج آن‌ها از بلوک‌های مکعبی شکل از جنس فولاد CK۴۵ به ابعاد (۳۰۰×۵۰×۸۰) mm استفاده شد. جدول ۱ جزئیات آزمایش‌ها را نشان می‌دهد.

۶- نتایج آزمایش‌های تجربی

در این مطالعه ارتباط بین سایش ابزار با جریان مصرفی موتور پیشروی در طول فرایند فرزکاری بررسی شد. بدین منظور با استفاده از مدار طراحی شده، جریان مصرفی اندازه‌گیری و داده‌ها از طریق یک کابل usb به کامپیوتر انتقال داده شد و سپس با استفاده از برنامه نوشته شده در نرم‌افزار متلب فراخوانی شده و مشخصات آن‌ها به صورت آماری استخراج شدند. در میان تمام مشخصه‌های آماری مقدار جذر میانگین مربعات بیشترین تاثیر را در مقابل سایش ابزار نشان داد که نمونه‌هایی از سیگنال‌های به دست آمده در حوزه زمان برای ابزار تیز و ابزار شکسته در شکل‌های ۶ و ۷ نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که با افزایش سایش ابزار، جریان مصرفی موتور افزایش می‌یابد.



شکل (۶): سیگنال جریان مصرفی موتور پیشروی برای ابزار با سایش صفر.

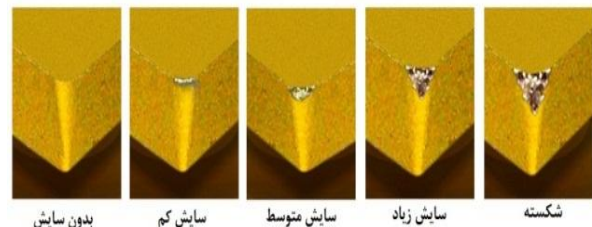


شکل (۷): سیگنال جریان مصرفی موتور پیشروی برای ابزار شکسته.

همچنین تاثیرات پارامترهای مختلف ماشین‌کاری (میزان پیشروی و عمق بار) و انواع سایش ابزار (بدون سایش، سایش کم، سایش متوسط، سایش زیاد و شکسته) بر روی جریان

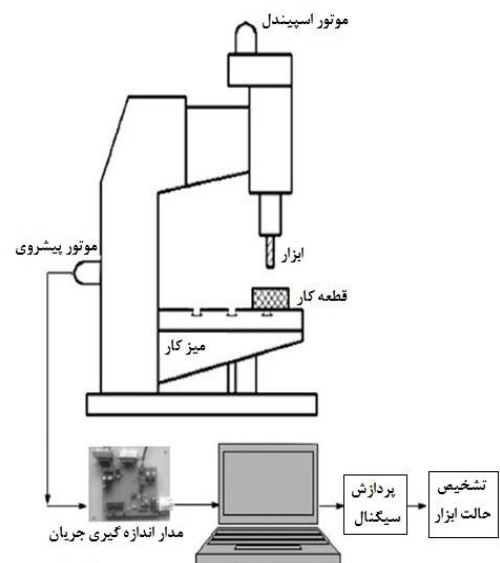
سایش تیغچه‌ها با ماشین‌کاری معمولی انجام شد. برای ایجاد سایش در روی ابزار از همان ماشین‌فرز مورد استفاده در آزمایش‌ها استفاده گردید. سایش ابزارها با استفاده از یک میکروسکوپ نوری با دقت 0.005 mm اندازه‌گیری شد. آزمایش‌ها با تیغچه‌های بدون سایش، سایش کم (0.15 mm)، سایش متوسط (0.3 mm)، سایش زیاد (0.5 mm) و ابزار شکسته (0.8 mm) تحت شرایط مختلف ماشین‌کاری انجام شد. شکل ۴ ابزارهای سائیده شده که با آن‌ها آزمایش‌های تجربی انجام شده است را نشان می‌دهد.

سپس با هریک از سایش‌ها تحت شرایط مختلف ماشین‌کاری یعنی با تغییر یک پارامتر و ثابت نگه داشتن دیگر پارامترها داده‌برداری انجام شد.



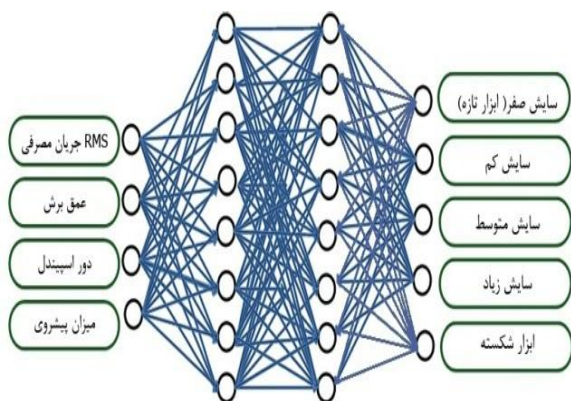
شکل (۴): تیغچه‌های مورد استفاده در آزمایش‌ها.

در این تحقیق ۸۶ مورد داده‌برداری توسط مدار طراحی شده 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. در شکل ۵ روش انجام آزمایش‌ها به‌طور شماتیک نشان داده شده است.

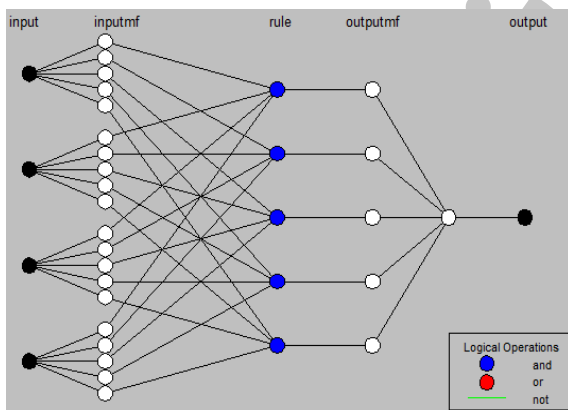


شکل (۵): شماتیک روش انجام آزمایش‌ها.

و حالت سایش ابزار (بدون سایش، سایش کم، سایش متوسط، سایش زیاد و شکسته) به عنوان خروجی شبکه عصبی و انفیس در نظر گرفته شده است. همه داده‌ها در محدوده [۰ و ۱] نرمالیزه شدند. از ۸۶ آزمایش انجام شده، به صورت تصادفی ۷۰ داده برای آموزش شبکه عصبی و انفیس و ۱۶ داده برای تست این دو شبکه در نظر گرفته شدند. شکل‌های ۱۰ و ۱۱ مدل‌های پیشنهاد شده برای شبکه عصبی و انفیس را نشان می‌دهد.



شکل (۱۰): شبکه عصبی چند لایه برای پیش‌بینی وضعیت ابزار [۵ ۸ ۸ ۴].

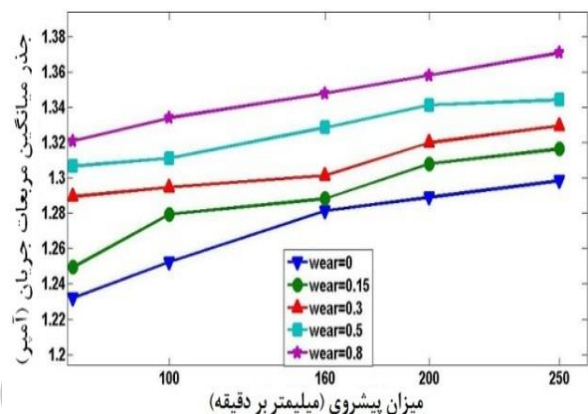


شکل (۱۱): مدل انفیس پیشنهادی برای پیش‌بینی وضعیت ابزار.

۷- تحلیل نتایج شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

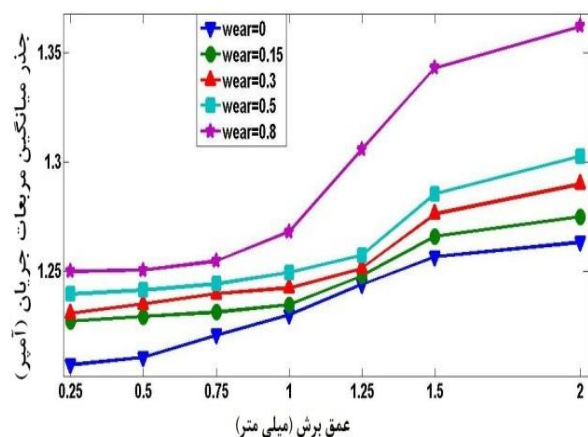
نتایج مربوط به استفاده از شبکه عصبی چند لایه جهت طبقه‌بندی و تشخیص عیوب مورد نظر نشان داد که با افزایش تعداد عبور داده‌ها، خطا ایجاد شده که همان اختلاف بین خروجی واقعی شبکه و خروجی مطلوب است، دائماً کاهش یافته تا به یک مقدار همگرا می‌گردد (شکل ۱۲). همچنین نتایج مربوط به تغییر تعداد نرون لایه‌های میانی نشان داد که شبکه مذکور با داشتن ۱۶ نرون (دو لایه هر کدام ۸ نرون) در

مصرفی موتور پیشروی بررسی می‌شود و تاثیر هر یک از فاکتورها با ثابت نگه‌داشتن دیگر پارامترها بررسی می‌شود. نتایج نشان می‌دهد که مقدار جذر میانگین مربعات سیگنال جریان موتور پیشروی با افزایش میزان پیشروی و سایش ابزار افزایش می‌یابد. شکل ۸ تاثیر میزان پیشروی ابزار بر روی جریان مصرفی موتور پیشروی هنگامی که سرعت دورانی اسپیندل ۴۰۰ rev/min عمق بار ۱ mm باشند، تحت سایش‌های مختلف ابزار را نشان می‌دهد.



شکل (۸): تاثیر میزان پیشروی بر جریان مصرفی موتور.

همچنین در شکل ۹ تاثیر عمق بار تحت سایش‌های مختلف ابزار هنگامی که سرعت دورانی اسپیندل ۵۰۰ rev/min و میزان پیشروی ۱۰۰ mm/min باشد نشان داده شده است. با توجه به شکل می‌توان گفت که با افزایش عمق بار و افزایش سایش ابزار، جریان مصرفی موتور پیشروی افزایش می‌یابد. علت افزایش جریان موتور، افزایش نیروی برشی می‌باشد.

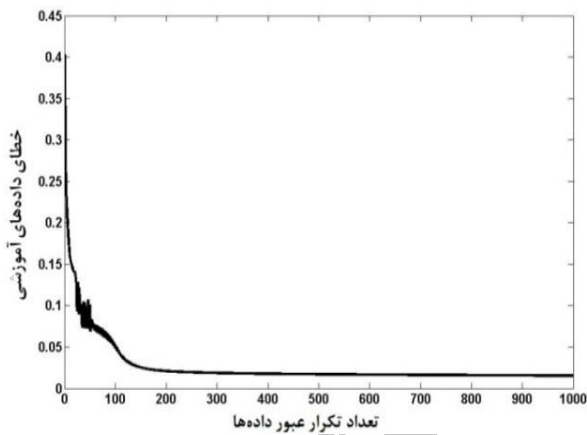


شکل (۹): تاثیر عمق بار بر جریان مصرفی موتور.

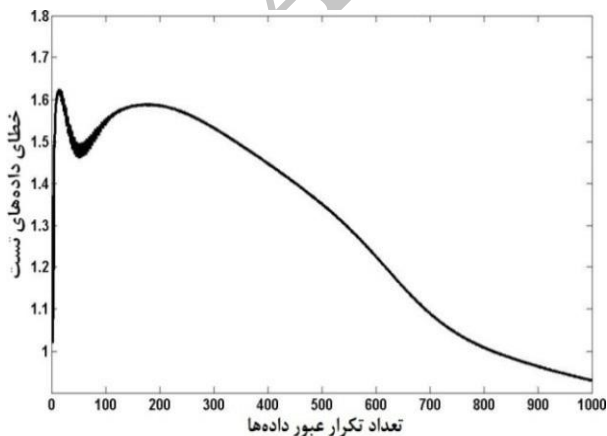
در این مطالعه جذر میانگین مربعات جریان، میزان پیشروی، سرعت دورانی اسپیندل و عمق بار به عنوان ورودی

۸- تحلیل نتایج مدل انفیس

نتایج مربوط به 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 مدل 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 مدل انفیس دارای میانگین ۹۲ درصد در تشخیص درست حالت سایش ابزار می‌باشد. شکل‌های ۱۴ و ۱۵ مقدار خطا داده‌های آموزش و تست انفیس را نشان می‌دهد.

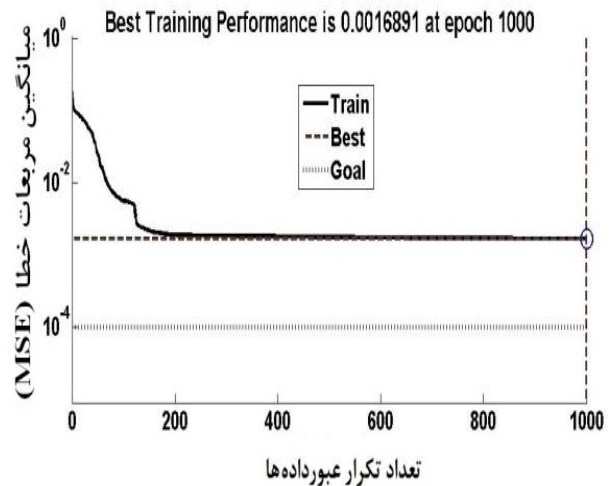


شکل (۱۴): نمودار خطا آموزشی.

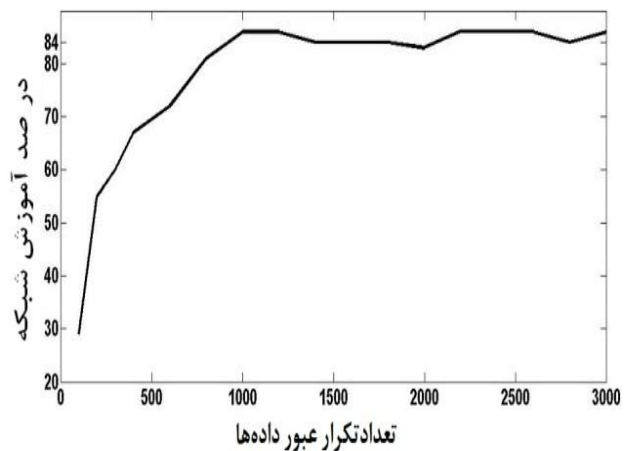


شکل (۱۵): نمودار خطا تست.

لایه‌های میانی بیشترین کارایی را از خود نشان می‌دهد. در حالی که با افزایش تعداد نرون لایه‌های میانی نه تنها فرآیند آموزش بهتر صورت نمی‌گیرد بلکه با افزایش محاسبات شبکه در پاره‌ای از موارد کاهش کارایی شبکه را شاهد خواهیم بود. ارتباط بین آموزش شبکه و تعداد عبور داده‌ها از شبکه مشخص می‌کند که با رسیدن به تعداد ۱۰۰۰ تکرار شبکه مذکور بالاترین کارایی را به دست می‌آورد (شکل ۱۳). در نهایت نتایج نشان داد که شبکه عصبی پرسپترون چند لایه شبکه عصبی چند لایه با داشتن ۴ نرون در لایه ورودی و ۱۶ نرون در لایه‌های میانی (۸ نرون در هر لایه) و ۵ نرون در لایه خروجی دارای میانگین ۸۴ درصد در تشخیص درست مقدار سایش و شکست ابزار است.



شکل (۱۲): همگرایی خطا در آموزش شبکه.



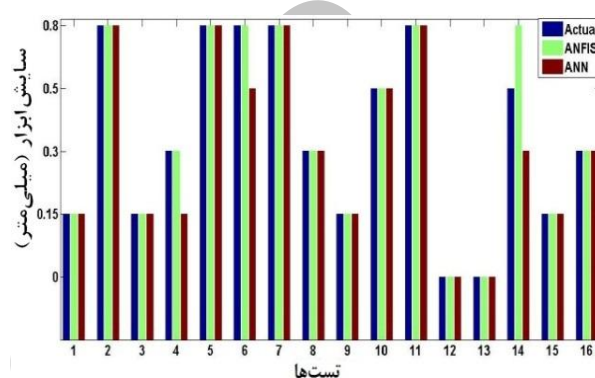
شکل (۱۳): منحنی درصد آموزش شبکه با توجه به تعداد تکرار عبور داده‌ها.

۱۱- مراجع

1. Patra, K., Pal, S. K., and Bhattacharyya, K. "Artificial Neural Network Based Prediction of Drill Flank Wear From Motor Current Signal", *Applied Soft Computing*, Vol. 7, No. 3, pp. 929-935, 2007.
2. Ghani, J. A., Rizal, M., Nuawi, M. Z., Ghazali, M. J., and Haron, C. H. C. "Monitoring Online Cutting Tool Wear Using Low-cost Technique and User-friendly GUI", *Wear*, Vol. 271, No's. 9-10, pp. 2619-2624, 2011.
3. Li, X., Tso, S. K., and Wang, J. "Real-Time Tool Condition Monitoring Using Wavelet Transforms and Fuzzy Techniques", *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics-part c: applications and reviews*, Vol. 30, No. 3, 2000.
4. Sanjay, C., Neema, M. L., and Chin, C. W. "Modeling of Tool Wear in Drilling by Statistical Analysis and Artificial Neural Network", *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 170, No. 3, pp. 494-500, 2005.
5. Singh, A. K., Panda, S. S., Pal, S. K., and Chakraborty, D. "Predicting Drill Wear Using an Artificial Neural Network", *Int. J. Adv. Manuf. Technol*, Vol. 28, No's. 5-6, pp. 456-462, 2006.
6. Panda, S. S., Singh, A. K., Chakraborty, D., and Pal, S. K. "Drill Wear Monitoring Using Back propagation Neural Network", *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 172, No. 2, pp. 283-290, 2006.
7. Panda, S. S., Chakraborty, D., and Pal, S. K. "Flank Wear Prediction in Drilling Using Back propagation Neural Network and Radial Basis Function Network", *Applied Soft Computing*, Vol. 8, No. 2, pp. 858-871, 2008.
8. Patra, K. "Acoustic Emission based Tool Condition Monitoring System in Drilling", *Proceedings of the World Congress on Engineering*, Vol. III, WCE 2011, London, U. K, July 6 - 8, 2011.
9. Salgado, D. R., Alonso, F. J. "An Approach Based on Current and Sound Signals for In-process Tool Wear Monitoring", *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, Vol. 47, No. 14, pp. 2140-2152, 2007.
10. Sharma, V. S., Sharma, S. K., and Sharma, A. K. "Cutting Tool Wear Estimation for Turning", *J. Intell. Manuf.*, Vol. 19, No. 1, pp. 99-108, 2008.
11. Natarajan, U., Saravanan, R., and Periasamy, V. M. "Application of Particle Swarm Optimisation in Artificial Neural Network for the Prediction of Tool Life", *Int. J. Adv. Manuf. Technol.*, Vol. 28, No's. 9-10 pp. 1084-1088, 2006.
12. Ghosh, N., Ravi, Y. B., Patra, A., Mukhopadhyay, S., Paul, S., Mohanty, A. R., and Chattopadhyay, A. B. "Estimation of Tool Wear During CNC Milling Using Neural Network-based Sensor Fusion", *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol. 21, No. 1, pp. 466-479, 2007.
13. Kartalopoulos, S. V. "Understanding Neural Networks and Fuzzy Logic: Basic Concepts and Applications", Wiley-IEEE Press, 1996.

۹- مقایسه نتایج انفیس و شبکه عصبی چندلایه

از مقایسه نتایج مربوط به شبکه عصبی چندلایه و انفیس این نکته را می‌توان دریافت که مدل انفیس در مقایسه با شبکه عصبی چند لایه تخمین دقیق‌تری از وضعیت سایش ابزار ارائه می‌کند. می‌توان مشاهده نمود که خطا ایجاد شده در انفیس در اغلب موارد بسیار کم بوده و به سادگی می‌توان حالت سایش ابزار را تشخیص داد. شکل ۱۶ مقایسه تعدادی از نتایج بین شبکه عصبی و انفیس را با سایش واقعی نشان می‌دهد.



شکل (۱۶): مقایسه سایش واقعی با سایش پیش‌بینی شده

با شبکه عصبی مصنوعی و انفیس.

۱۰- نتیجه‌گیری

برای موفقیت در پایش وضعیت ابزار، استفاده از روش‌های هوشمند جهت تعیین مقدار سایش یا شکست ابزار در هر لحظه امری کاملاً ضروری است. از این رو، یکی از نکات بسیار مهم و اساسی در صنایع تولیدی را می‌توان نیاز به داشتن یک سامانه پایش وضعیت ابزار به صورت هوشمند دانست. در این مطالعه، ارتباط بین سایش ابزار با جریان مصرفی موتور پیشروی به وسیله سامانه‌های هوشمند، شبکه عصبی و انفیس مدل‌سازی و تاثیر سایش ابزار و شرایط مختلف برشی بر روی جریان مصرفی موتور پیشروی بررسی شد. مدل‌های آموزش دیده شبکه عصبی و انفیس بر مبنای سیگنال‌های حسگر جریان، سایش ابزار را در محدوده وسیعی از شرایط مختلف برشی با دقت زیاد پیش‌بینی کردند و از آن‌جا که نتایج این مطالعه کارآیی بالاتر انفیس را در مقایسه با شبکه عصبی چند لایه نشان می‌دهد، می‌تواند به عنوان روشی مناسب‌تر در جهت تشخیص هوشمند میزان سایش ابزار به کار برده شود.

16. Jang J.S.R., Sun C.T., and Mizutani E. "Neuro-fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence", London, Prentice Hall, 1997.
17. Jang, R. and Sun, C. T. "Neuro-Fuzzy Modeling and Control", IEEE Journals & Magazine, Vol. 83, No 3, pp. 378-406, 1995.
14. Jang, R. "ANFIS: Adaptive- Network-Based Fuzzy Inference System", IEEE transactions on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 23, No. 3, pp. 665-685, 1993.
15. Wang L. X. "A Course in Fuzzy Systems and Control", Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1997.

Archive of SID

Archive of SID