



## تشخیص عیب هوشمند موتور استارت تراکتور مسی فرگوسن ۲۸۵ با استفاده از پایش ارتعاشات و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی

ابراهیم ابراهیمی<sup>۱</sup>، کاوه ملازاده<sup>۲</sup>

۱- عضو هیات علمی و استادیار گروه مهندسی مکانیک ماشین‌های کشاورزی دانشگاه آزاد اسلامی واحد کرمانشاه

۲- دانشجوی دکتری مکانیک ماشین‌های کشاورزی دانشگاه تهران

ebrahimi.kiu@gmail.com

### چکیده

در این تحقیق از یک روش هوشمند برای تشخیص عیوب موتور استارت یک تراکتور کشاورزی بر اساس سیگنال‌های ارتعاشی و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی (ANFIS) استفاده شده است. شرایط موتور استارت شامل حالت‌های سالم، ترک در بدنه روتور، نابالانسی در محور محرک و سایش یاتاقان بود. سی و سه پارامتر آماری از سیگنال‌های ارتعاشی در حوزه فرکانس و زمان به عنوان منابع ویژگی‌ها برای تشخیص عیوب انتخاب شدند. پس از اعمال فیلترینگ ویژگی‌ها، نهایتاً شش ویژگی برتر به عنوان بردارهای ورودی به ANFIS انتخاب گردید. اعتبار عملکرد سیستم با اعمال مجموعه داده‌های آزمایشی در مدل ANFIS بررسی شد. بر اساس نتایج، دقت طبقه‌بندی کل ۸۶/۶۷ درصد بود. این نشان می‌دهد که سیستم حاضر می‌تواند به عنوان یک سیستم تشخیص عیب هوشمند در عمل مورد استفاده قرار گیرد.

واژه‌های کلیدی: تشخیص عیب، ویژگی‌های آماری، موتور استارت، سیگنال ارتعاشی.

### مقدمه

با توجه به افزایش تقاضا در عملکرد بهتر و نیز افزایش در ایمنی و قابلیت اطمینان سیستم‌های دینامیکی، تشخیص عیب برای پایش وضعیت ماشین اهمیت زیادی پیدا کرده است. تشخیص اولیه عیوب ماشین در حالیکه ماشین هنوز در حال کار است، می‌تواند در جلوگیری از وقوع حوادث غیر قابل پیش‌بینی و از کارافتادگی ناگهانی سیستم کمک کند. به همین دلیل تشخیص عیب ماشین به صورت یک موضوع تحقیقاتی در مراکز دانشگاهی و صنعتی در آمده است (Yang, 2004). یکی از مهمترین کاربردهای پایش وضعیت تشخیص عیب ماشین‌های الکتریکی است (Mohamadi Monavar et al., 2008; Ahmadi and Mollazade, 2009a,b; Gaeid and Mohamed, 2010). با وجود اینکه تحلیل جریان موتور به طور گسترده در ماشین‌های الکتریکی استفاده می‌شود، پایش وضعیت ارتعاشات نیز برای تشخیص عیب این ماشین‌ها پذیرفته شده است (

(Bloch and Geither, 1990). انواع مختلفی از خرابی ها هم به صورت الکتریکی و هم به صورت مکانیکی وجود دارد که باعث ایجاد سطح ارتعاشی نامناسب در یک موتور الکتریکی می گردد که از آن جمله می توان به غیرهمراستایی، شکست روتور، نابالانسی، عیوب سیم پیچی استاتور و خرابی یاتاقان ها اشاره کرد ( Bloch and Geither, 1990). تا کنون تلاش های زیادی برای تشخیص عیب ماشین ها با استفاده از تکنیک های هوش مصنوعی انجام گرفته است که می توان به استفاده از سیستم استنتاج منطق فازی برای پمپ های دندانه خارجی (Mollazade et al., 2009)، چرخ واگن های قطار (Skarlatos et al., 2004) و موتورهای الکتریکی DC (Miguel and Blázquez, 2004)، استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی برای موتور استارت اتومبیل (Wu and Kuo, 2009)، موتورهای احتراق داخلی (Wu et al., 2010) و جعبه دنده ها (Saravanan and Ramachandran, 2010)، و نیز استفاده از الگوریتم ژنتیک برای یاتاقان های غلتشی (Zhang and Randall, 2009)، اشاره کرد. علاوه بر این تکنیک ها، سیستم های تطبیقی برای طبقه بندی عیوب استفاده شده است. امروزه سیستم های تطبیقی عصبی - فازی حوزه وسیعی از کاربردهای تجاری و صنعتی را که نیاز به تحلیل های مبهم و غیردقیق دارند را به وجود آورده اند (Akcayol, 2004).

در کشاورزی پیشرفته انجام کارهای کشاورزی در زمان مناسب بسیار اهمیت دارد. زمان یک فاکتور حیاتی در سیستم های کشاورزی است که بر روی عملکرد کل اثر می گذارد. بنابراین ضروری است که ماشین ها در زمان مورد نیاز در دسترس باشند. موتور استارت یکی از مهمترین اجزای تراکتور است که در صورت معیوب شدن، موتور تراکتور قادر به روشن شدن نبوده و این امر باعث تلفات زمانی در مزرعه می گردد. بنابراین پژوهش حاضر به منظور معرفی یک تکنیک برای تشخیص خرابی هوشمند موتور استارت تراکتور با استفاده از سیگنال های ارتعاشی انجام گرفته است. نتایج حاصل از این پژوهش به تکنسین های کارگاه های کشاورزی در تشخیص خرابی های موتور استارت تراکتور کمک می نماید.

## مواد و روش ها

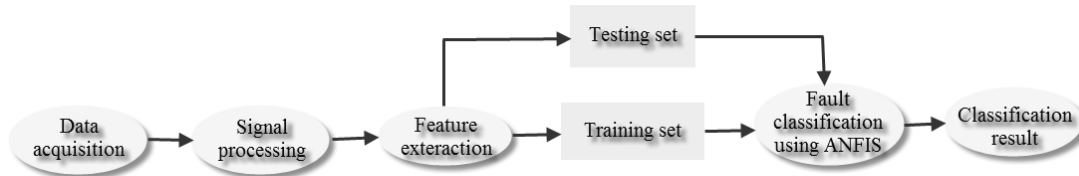
### سیستم پیشنهاد شده برای تشخیص عیب

روش کلاسیک برای تشخیص خرابی ها شامل بررسی تغییرات قابل اندازه گیری سیستم با توجه به تولرانس مقادیر به دست آمده از پایش وضعیت ماشین با حالت سلامت می باشد. این روش نیازمند حضور یک شخص خبره به منظور اعمال نظر در مورد سلامت یا معیوب بودن ماشین است. در این تحقیق قصد بر آن است که یک سیستم تشخیص عیب هوشمند ارائه گردد به طوریکه این سیستم در دادن تصمیم سریع نسبت به سالم بودن ماشین بدون نیاز به شخص خبره کمک می نماید. در این تحقیق از سیگنال های ارتعاشی برای تشخیص عیب های موتور استارت تراکتور استفاده گردید. سیستم ارائه شده شامل چهار مرحله است که در شکل ۱ نشان داده شده است: تحویل داده<sup>۱</sup>، پردازش سیگنال<sup>۲</sup>، استخراج ویژگی<sup>۳</sup> و طبقه بندی عیب<sup>۴</sup> که در ادامه شرح داده خواهند شد. در این بخش خلاصه ای از نقش هر یک از این مراحل شرح داده می شود:

<sup>1</sup>. Data Acquisition

<sup>2</sup>. Signal Processing

تحصیل داده: این مرحله برای جمع آوری سیگنال های ارتعاشی می باشد. پردازش سیگنال: این مرحله شامل انتقال داده ها از حوزه زمان به حوزه فرکانس است. استخراج ویژگی ها: مهمترین ویژگی های معنی دار با استفاده از برخی پارامترهای ویژگی از حوزه زمان و فرکانس محاسبه می شوند. طبقه بندی عیب: داده های بدست آمده از بخش استخراج ویژگی به ANFIS وارد می شود. نتایج بدست آمده از مجموعه آزمایشی داده ها، دقت طبقه بندی کلی ANFIS را نشان می دهد.



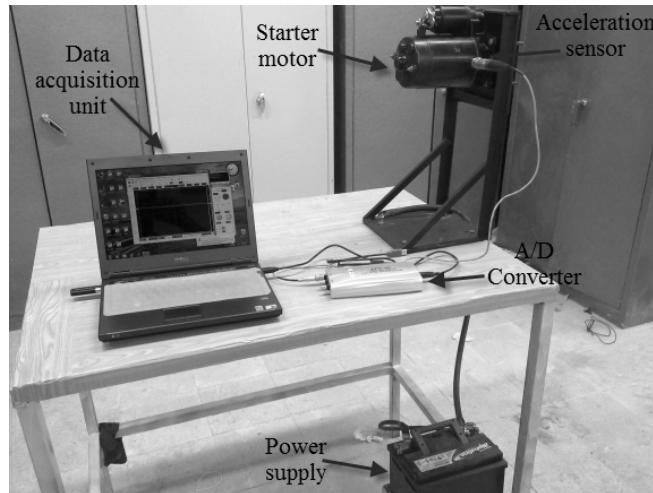
شکل ۱- سیستم ارائه شده برای تشخیص عیب

### تحصیل داده

آزمایش ها بر روی موتور استارت تراکتور MF285 انجام گرفت. این استارت یک موتور الکتریکی است که برای روشن کردن موتور تراکتور به آن نیاز است. استارت شامل یک موتور الکتریکی قوی و یک سولونوئید است. وقتی جریانی از باتری به سولونوئید می رسد، پینیون روی محور موتور استارت بیرون آمده و با چرخدنده فلاپویل موتور درگیر می شود و باعث روشن شدن موتور تراکتور می گردد (Goering and Hansen, 2004). در ستاپ آزمایش نشان داده شده در شکل ۲ از شتاب سنج پیزوالکتریک مدل VMI 102 (VMI Ltd, Sweden) که در جهت افقی بر روی بدنه موتور استارت نصب شده بود، استفاده گردید. داده های ارتعاشی با استفاده از آنالایزر طیفی APC 40 (APC Ltd, Korea)، که یک مبدل آنالوگ به دیجیتال می باشد و یک عدد لپ تاپ DELL VOSTRO 1320 (بخش تحصیل داده) جمع آوری گردید. سرعت دورانی محور موتور استارت نیز با استفاده از یک دورسنج تماسی (DT-2235B model , Lotron Ltd, Taiwan) در لحظه تحصیل داده های ارتعاشی تعیین گردید.

<sup>3</sup> . Feature Extraction

<sup>4</sup> . Fault Classification



شکل ۲- ستاپ آزمایش

داده های ارتعاشی موتور در شرایط خوب (سالم) برای مقایسه با شرایط ناسالم استفاده گردید. شرایط خرابی موتور شامل ترک در بدنه روتور<sup>۵</sup> (CRB)، نابالانسی محور محرک<sup>۶</sup> (UDS) و سایش در یاتاقان انتهایی<sup>۷</sup> (WB) بود که در شکل ۳ نشان داده شده اند. نابالانسی با قرار دادن سه عدد مهره بر روی قسمت بیرونی محور محرک ایجاد گردید. شرایط خرابی در جدول ۱ آمده است.



شکل ۳- خرابی های موتور استارت: ترک در بدنه روتور (بالا - چپ)، نابالانسی محور محرک (بالا- راست)، سایش در یاتاقان انتهایی (پایین)

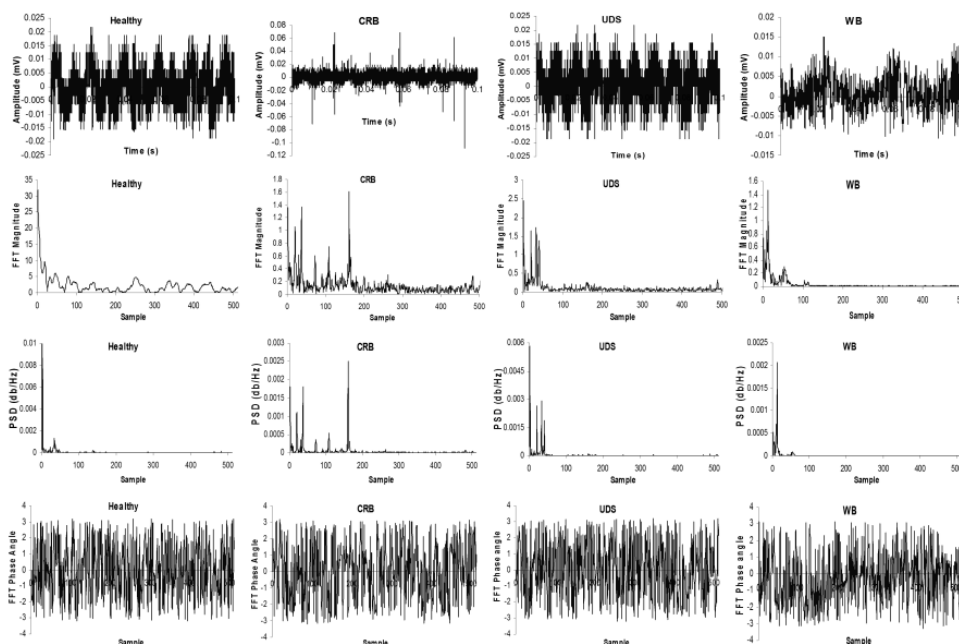
جدول ۱- شرح خرابی های موتور استارت

- 
- <sup>5</sup> . Crack in Rotor Body
  - <sup>6</sup> . Unbalancing in Driven Shaft
  - <sup>7</sup> . Wear in Bearing

مشخصات عیب	نوع عیب
تعداد نوارهای شکسته: ۲۷	ترک در بدنه روتور
جرم نابالانس: ۳ عدد مهره $2/6 \times$ گرم	نابالانسی محور محرک
افزایش در قطر داخلی: ۱/۶ درصد	سایش در یاتاقان انتهایی

### پردازش سیگنال

یکی از روش های معمول برای ایجاد ویژگی های مفید، انتقال سیگنال از حوزه زمان به حوزه فرکانس است. یک تابع تبدیل سریع فوری<sup>۸</sup> (FFT) ۱۰۲۴ نقطه برای هر سیگنال زمان به صورت جداگانه محاسبه شد. همچنین چگالی طیف توان<sup>۹</sup> (PSD) و زاویه فاز FFT<sup>۱۰</sup> سیگنال های ارتعاشی با استفاده از نرم افزار Matlab محاسبه شد. شکل ۴ یک مثال از سیگنال حوزه زمان، دامنه FFT محاسبه شده، PSD و زاویه فاز را به ترتیب برای عیب های مختلف موتور استارت نشان می دهد. تحلیل FFT برای هر عیب ۱۰۲۴ داده نمونه ایجاد کرد. به دلیل تقارن در داده های مربوط به PSD و زاویه فاز، نصف داده ها در هر طیف یعنی ۵۱۲ داده نمونه برای هر طیف مورد استفاده قرار گرفت. به علاوه از آنجاییکه PSD و زاویه فاز اطلاعات دامنه FFT را در خود دارند، داده های دامنه FFT برای پردازش های بعدی مورد استفاده قرار نگرفت (Omid et al., 2009).



شکل ۴- نمونه ای از طیف های ارتعاشی مربوط به عیب های موتور استارت؛ از بالا به پایین: حوزه زمان، دامنه FFT، PSD، و زاویه فاز FFT

### استخراج ویژگی ها

<sup>8</sup> . Fast Fourier Transform

<sup>9</sup> . Power Spectral Density

<sup>10</sup> . FFT Phase Angle

خرابی در ماشین های دوار منجر به تغییر در سیگنال حوزه زمان می گردد. بزرگی و توزیع دامنه سیگنال های حوزه زمان در شرایط خرابی ماشین ممکن است با شرایط سالم آن متفاوت باشد. همچنین طیف فرکانسی و توزیع آن نیز ممکن است تغییر کند که این امر بیانگر وجود مولفه های جدید در طیف فرکانسی می باشد. در این پژوهش مجموعه داده های حوزه زمان شامل تعدادی سیگنال با تعداد ۱۰۲۴۰ داده نمونه بود. از طرف دیگر نقاط داده حوزه فرکانس، یعنی داده های PSD و زاویه فاز FFT، ۵۱۲ عدد بود. این سیگنال ها برای استخراج سی و سه ویژگی از حالت های سلامت و عیب پمپ به کار برده شدند. یازده ویژگی ( $T1-T11$ )، پارامترهای آماری حوزه زمان و مابقی پارامترها ( $PI-P11$  و  $AI-A11$ )، پارامترهای آماری حوزه فرکانس هستند (Lei et al., 2008; Mollazade et al., 2009). این ویژگی ها در جدول ۲ نشان داده شده اند. از آنجاییکه تعداد این ویژگی ها (سی و سه ویژگی) به عنوان بردار ورودی به ANFIS بزرگ هستند، استخراج ویژگی با استفاده از تکنیک داده کاوی به منظور استخراج ویژگی های معنی دار از بین این سی و سه ویژگی انجام شد. برای این هدف فیلتر "انتخاب ویژگی"<sup>۱۱</sup> برنامه WEKA استفاده شد (Witten and Frank, 2005). بعد از فیلتر کردن، کاهش زیادی در بردار ویژگی ها مشاهده گردید. بر اساس نتایج فیلترینگ، فقط شش ویژگی معنی دار برای طبقه بندی عیب بدست آمد. این ویژگی ها  $T1$ ،  $T4$ ،  $T10$ ،  $P2$ ،  $A5$  و  $A7$  بودند.

### طبقه بندی عیب با ANFIS

ساختار سیستم استنتاج فازی به کمک شبکه عصبی مصنوعی برای ایجاد تصمیم گیری هوشمند بر روی عیوب موتور استارت استفاده گردید. سیستم عصبی- فازی توانایی های یادگاری شبکه عصبی را با تفسیر قوانین زبانی استنتاج فازی ترکیب می کند. سیستم های فازی برای بیان دانش نامعلوم مناسب هستند، در حالیکه شبکه های عصبی ساختارهای مفیدی هستند که توانایی یادگیری به کمک مثال را دارند. سیستم ترکیبی عصبی-فازی، مزایای هر دو سیستم فازی و عصبی را در بر دارد.

جدول ۲- ویژگی های حوزه زمان و فرکانس

ویژگی های حوزه زمان	ویژگی های حوزه فرکانس	
	PSD	زاویه فاز FFT

<sup>11</sup> . Attribute Selection

$T_1 = \frac{\sum_{n=1}^N x(n)}{N}$	$P_1 = \frac{\sum_{k=1}^K s(k)}{K}$	$A_1 = \frac{\sum_{j=1}^J i(j)}{J}$
$T_2 = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N ((x(n) - T_1)^2)}{N-1}}$	$P_2 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K ((s(k) - P_1)^2)}{K-1}}$	$A_2 = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^J ((i(j) - A_1)^2)}{J-1}}$
$T_3 = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n))^2}{N}}$	$P_3 = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^K (s(k))^2}{K}}$	$A_3 = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^J (i(j))^2}{J}}$
$T_4 = \max  x(n) $	$P_4 = \max  s(k) $	$A_4 = \max  i(j) $
$T_5 = \frac{T_3}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N  x(n) }$	$P_5 = \frac{P_3}{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K  s(k) }$	$A_5 = \frac{A_3}{\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J  i(j) }$
$T_6 = \frac{T_4}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N  x(n) }$	$P_6 = \frac{P_4}{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K  s(k) }$	$A_6 = \frac{A_4}{\frac{1}{J} \sum_{j=1}^J  i(j) }$
$T_7 = \frac{T_4}{T_3}$	$P_7 = \frac{P_4}{P_3}$	$A_7 = \frac{A_4}{A_3}$
$T_8 = \sqrt{\frac{n \sum_{n=1}^N x^2(n) - (\sum_{n=1}^N x(n))^2}{n(n-1)}}$	$P_8 = \sqrt{\frac{k \sum_{k=1}^K s^2(k) - (\sum_{k=1}^K s(k))^2}{k(k-1)}}$	$A_8 = \sqrt{\frac{j \sum_{j=1}^J i^2(j) - (\sum_{j=1}^J i(j))^2}{j(j-1)}}$
$T_9 = (T_8)^2$	$P_9 = (P_8)^2$	$A_9 = (A_8)^2$
$T_{10} = \frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - T_1)^4}{N \times (T_9)^2}$	$P_{10} = \frac{\sum_{k=1}^K (s(k) - P_1)^4}{K \times (P_9)^2}$	$A_{10} = \frac{\sum_{j=1}^J (i(j) - A_1)^4}{J \times (A_9)^2}$
$T_{11} = \frac{n}{(n-1)(n-2)} \sum_{n=1}^N \left( \frac{x(n) - T_1}{T_8} \right)^3$	$P_{11} = \frac{k}{(k-1)(k-2)} \sum_{k=1}^K \left( \frac{s(k) - P_1}{P_8} \right)^3$	$A_{11} = \frac{j}{(j-1)(j-2)} \sum_{j=1}^J \left( \frac{i(j) - A_1}{A_8} \right)^3$
که $x(n)$ یک سیگنال برای تعداد $n=1,2,\dots,N$ بیانگر تعداد نقاط داده می باشد.	که $s(k)$ یک سیگنال برای تعداد $k=1,2,\dots,K$ بیانگر تعداد نقاط داده می باشد.	که $i(j)$ یک سیگنال برای تعداد $j=1,2,\dots,J$ بیانگر تعداد نقاط داده می باشد.

## نتایج و بحث

به منظور ارزیابی طرح پیشنهاد شده، عیب یابی موتور استارت مورد بررسی قرار گرفت. مجموعه داده ها در دسته های مختلف خرابی موتور استارت گردآوری شد. این داده ها به دو قسمت داده های آموزشی و داده های آزمایشی تقسیم شدند (جدول ۳). بر اساس نتایج بدست آمده از استخراج ویژگی که در بخش ۲-۴ ذکر شد، شش ویژگی برتر برای طبقه بندی انتخاب شد. این شش ویژگی که شامل سه ویژگی حوزه زمان و سه ویژگی حوزه فرکانس برای طبقه بندی چهار حالت مربوط به موتور استارت بود، به عنوان بردار ورودی به طبقه بند ANFIS به کار برده شد.

جدول ۳- شرح مجموعه داده

نوع عیب	تعداد داده های آموزشی	تعداد داده های آزمایشی
---------	-----------------------	------------------------

۳۰	۱۲۰	Healthy
۳۰	۱۲۰	WB
۳۰	۱۲۰	CRB
۳۰	۱۲۰	UDS

به منظور انجام طبقه بندی از جعبه ابزار ANFIS نرم افزار Matlab استفاده شد. از مجموعه داده های آموزشی برای یادگیری مدل ANFIS استفاده گردید و از داده های آزمایشی برای بررسی دقت و اثربخش بودن مدل ANFIS در طبقه بندی چهار دسته خرابی موتور استارت استفاده شد. مدل ANFIS از شش بردار ورودی شامل ۲۸۸۰ داده آموزشی، ۱۰۰۰ دوره<sup>۱۲</sup> آموزش و مقدار اولیه ۰/۰۱ به عنوان اندازه گام برای سازگاری پارامترها تشکیل شد. شکل ۵ توپولوژی ANFIS طراحی شده برای تشخیص عیب را نشان می دهد. از دو تابع گاوسی<sup>۱۳</sup> به عنوان تابع عضویت متغیرهای ورودی استفاده شد. در پایان ۱۰۰۰ دوره آموزشی، خطای شبکه (ریشه میانگین مربعات خطا<sup>۱۴</sup>) (RMSE) منحنی همگرایی ANFIS مطابق شکل ۶ به دست آمد. با توجه به منحنی، مقدار همگرایی نهایی برابر ۰/۱۶۲ است. همچنین تعداد ۶۴ قانون فازی نیز به صورت زیر به دست آمد:

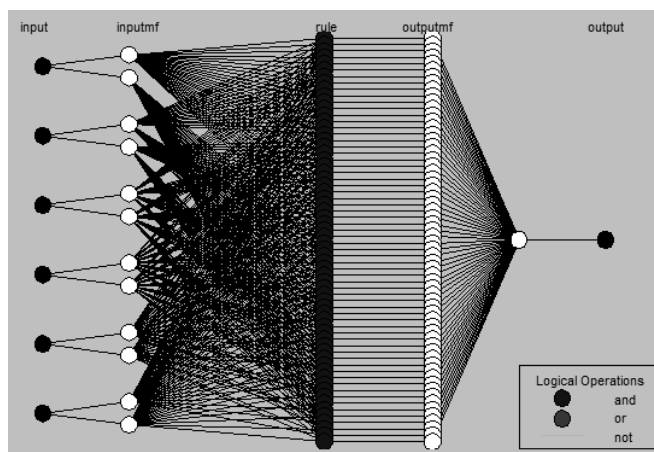
Rule1: If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf1) and (input5 is in5mf1) and (input6 is in6mf1) then (output is out1mf1) (1)

Rule2: If (input1 is in1mf1) and (input2 is in2mf1) and (input3 is in3mf1) and (input4 is in4mf1) and (input5 is in5mf1) and (input6 is in6mf2) then (output is out1mf2) (1)

.....

Rule63: If (input1 is in1mf2) and (input2 is in2mf2) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf2) and (input5 is in5mf2) and (input6 is in6mf1) then (output is out1mf63) (1)

Rule64: If (input1 is in1mf2) and (input2 is in2mf2) and (input3 is in3mf2) and (input4 is in4mf2) and (input5 is in5mf2) and (input6 is in6mf2) then (output is out1mf64) (1)



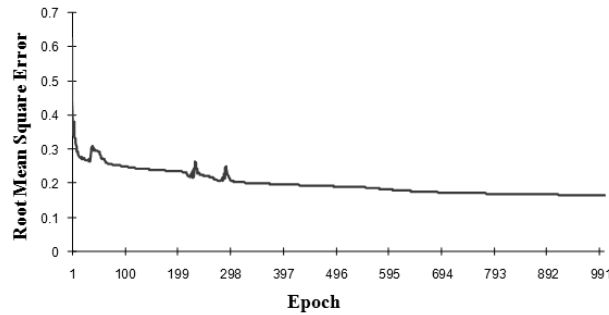
شکل ۵- توپولوژی ANFIS برای عیب یابی موتور استارت تراکتور

<sup>12</sup> . Epoch

<sup>13</sup> . Gaussian Function

<sup>14</sup> . Root Mean Square Error





شکل ۶- منحنی همگرایی خطای شبکه ANFIS

پس از آموزش، ۱۲۰ داده آزمایشی برای بررسی اعتبار دقت مدل ANFIS در طبقه بندی خرابی های موتور استارت به کار برده شد. ماتریس اغتشاش<sup>۱۵</sup> نشان داده شده در جدول ۴ نتایج طبقه بندی مدل ANFIS را نشان می دهد. عناصر قطری در ماتریس اغتشاش تعداد نمونه های طبقه بندی شده صحیح را نشان می دهد.

جدول ۴- ماتریس اغتشاش داده آزمایشی

UDS	CRB	WB	Healthy	خروجی/مطلوب
۰	۲	۰	۲۸	Healthy
۲	۱	۲۶	۰	WB
۳	۲۵	۰	۲	CRB
۲۵	۲	۴	۰	UDS

حساسیت<sup>۱۶</sup>، اختصاصی بودن<sup>۱۷</sup> و دقت طبقه بندی کلی<sup>۱۸</sup> سه معیار آماری برای تعیین عملکرد سیستم در طبقه بندی هستند. این معیارها به صورت زیر تعریف می شوند:

حساسیت: تعداد تصمیم های مثبت صحیح سیستم تقسیم بر تعداد کل تصمیم های مثبت ممکن.

اختصاصی بودن: تعداد تصمیم های منفی صحیح سیستم تقسیم بر تعداد کل تصمیم های منفی ممکن.

دقت طبقه بندی کلی: تعداد تصمیم های صحیح تقسیم بر تعداد کل تصمیم های ممکن.

بر اساس مقادیر معیارهای آماری (جدول ۵)، حساسیت طبقه بندی ANFIS برای شرایط WB، Healthy، CRB و UDS به ترتیب ۹۳/۳۳ و ۸۶/۶۷ و ۸۳/۳۳ و ۸۳/۳۳ درصد می باشد. همچنین دقت طبقه بندی کلی ANFIS برابر با ۸۶/۶۷ درصد بدست آمد.

جدول ۵- مقادیر معیارهای آماری برای تعیین عملکرد سیستم

<sup>۱۵</sup> - Confusion Matrix

<sup>۱۶</sup> - Sensitivity

<sup>۱۷</sup> - Specificity

<sup>۱۸</sup> - Degree of Total Classification Accuracy

معیار آماری			برچسب طبقه بندی
دقت طبقه بندی کلی، درصد	اختصاصی بودن، درصد	حساسیت، درصد	
	۹۷/۷۸	۹۳/۳۳	Healthy
	۹۵/۵۶	۸۶/۶۷	WB
۸۶/۶۷	۹۴/۴۵	۸۳/۳۳	CRB
	۹۴/۴۵	۸۳/۳۳	UDS

### نتیجه گیری

هدف از این تحقیق، تشخیص چند نوع عیب موتور استارت یک نمونه تراکتور کشاورزی به صورت هوشمند با دقت و سرعت است. داده های ارتعاشی از موتور استارت در حالت های سلامت و خرابی با استفاده از سنسور شتاب سنج پیزوالکتریک و سیستم تحصیل داده جمع شدند. ویژگی های آماری از حوزه های زمان و فرکانس برای تعیین عیب های مختلف موتور استارت استخراج شدند. بردار ورودی به ANFIS شامل شش ویژگی برتر بود که با استفاده از تکنیک داده کاوی استخراج شد. مدل نهایی ANFIS دارای ۶۴ قانون فازی با همگرایی خطای شبکه برابر با ۰/۱۶۲ می باشد. نتایج ارزیابی مدل ANFIS با استفاده از داده آزمایشی بیانگر دقت طبقه بندی کلی ۸۶/۶۷ درصد است. نتایج قابلیت کاربرد و موثر بودن این روش را در تشخیص عیب های موتور استارت نشان می دهد.

### تقدیر و تشکر

این تحقیق در دانشگاه آزاد اسلامی واحد کرمانشاه انجام شده است. بدینوسیله کمال تقدیر و تشکر از این واحد جهت فراهم کردن امکانات انجام این کار را داریم.

### منابع و مأخذ

1. Ahmadi, H. & Mollazade, K. 2009a. Fault diagnosis of an electro-pump in a marine ship using vibration condition monitoring. *Insight*, Vol 51(8); 431-438.
2. Ahmadi, H. & Mollazade, K. 2009b. A practical approach to electromotor fault diagnosis of Imam Khomaynei silo by vibration condition monitoring. *African Journal of Agricultural Research*, Vol 4 (4): 383-388.
3. Akcayol, M. A. 2004. Application of adaptive neuro-fuzzy controller for SRM. *Advances in Engineering Software*, Vol 35(3-4); 129-137.
4. Bloch, H. & d Geither, F. K. 1990. *Machinery Failure Analysis and Troubleshooting*, Gulf Publishing Company, Houston, Texas.
5. Gaeid, K. S. & Mohamed, H. A. F. 2010. Diagnosis and Fault Tolerant Control of the Induction Motors Techniques a Review. *Australian Journal of Basic and Applied Sciences*, Vol 4(2); 227-246.
6. Goering, C. E. & Hansen, A. C. 2004. *Engine and Tractor Power*. American Society of Agricultural and Biological Engineering; 4th edition. USA.

7. Lei, Y. A., He, Z. & Zi, Y. 2008. A new approach to intelligent fault diagnosis of rotating machinery. *Expert Systems with Applications*, Vol 35; 1593–1600.
8. Miguel, L. J. D. & Blázquez, L. F. 2004. Fuzzy logic-based decision-making for fault diagnosis in a DC motor. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol 18(4); 423-450.
9. Mohamadi Monavar, H., Ahmadi, H., Mohtasebi, S. S. & Hasani, S. 2008. Vibration Condition Monitoring Techniques for Fault Diagnosis of Electromotor with 1.5 Kw Power. *Journal of Applied Sciences*, Vol 8(7): 1268-1273.
10. Mollazade, K., Ahmadi, H., Omid, M. & Alimardani, R. 2009. An intelligent model based on data mining and fuzzy logic for fault diagnosis of external gear hydraulic pumps. *Insight*, Vol 51(11): 594-600.
11. Omid, M., Mahmoudi, A. & Omid, M. H. 2009. An intelligent system for sorting pistachio nut varieties. *Expert Systems with Applications*, Vol 36:11528–11535.
12. Saravanan, N. & Ramachandran, K. I. 2010. Incipient gear box fault diagnosis using discrete wavelet transform (DWT) for feature extraction and classification using artificial neural network (ANN). *Expert Systems with Applications*. Vol 37(6); 4168-4181.
13. Skarlatos, D., Karakasis, K. & Trochidis, A. 2004. Railway wheel fault diagnosis using a fuzzy-logic method. *Applied Acoustics*, Vol 65(10); 951-966.
14. Witten, I. H. & Frank, E. 2005. *Data Mining: Practical machine learning tools and techniques*. Morgan Kaufmann Press, 2nd edition, 560 pages.
15. Wu, J. D., Huang, C. K., Chang, Y. W. & Shiao, Y. J. 2010. Fault diagnosis for internal combustion engines using intake manifold pressure and artificial neural network. *Expert Systems with Applications*, 37(2); Vol 949-958.
16. Wu, J. D. & Kuo, J. M. 2009. An automotive generator fault diagnosis system using discrete wavelet transform and artificial neural network. *Expert Systems with Applications*, Vol 36; 9776–9783.
17. Yang, Q. 2004. Model-based and data driven fault diagnosis methods with applications to process monitoring. PhD Thesis. Case Western Reserve University.
18. Zhang, Y. & Randall, R.B. 2009. Rolling element bearing fault diagnosis based on the combination of genetic algorithms and fast kurtogram. *Mechanical Systems and Signal Processing*, Vol 23(5); 1509-1517.

## **Intelligent Fault Classification of MF 285 Starter Motor using Vibration Monitoring and Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System**

### **Abstract**

This paper presents an intelligent method for fault diagnosis of the starter motor of MF 285 tractor based on vibration signals and adaptive neuro-fuzzy inference system. The starter motor conditions were considered to be healthy, crack in rotor body, unbalancing in driven shaft, and wear in bearing. Thirty-three statistical parameters of vibration signals in the time and frequency domains were selected as features source for fault diagnosis. After feature filtering, six superior features were fed into ANFIS as input vectors. Performance of the system was validated by applying the testing data set to the trained ANFIS model. According to the result, total classification accuracy was 86.67%. This shows that the system has potential to serve as an intelligent fault diagnosis system in real application.

**Keywords:** Fault diagnosis, Statistical features, Starter motor, Vibration signal.