



Computational Intelligence in Electrical Engineering  
Vol. 13, No. 2, 2022  
Research Paper

## Intelligent Fault Diagnosis of an Induction motor in Electro-pump using Data Fusion

Saeid Jorkesh<sup>1</sup>, Javad Poshtan<sup>2\*</sup>, Hamideh Jafari<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Department of Control Systems, Iran University of Science & Technology , Tehran, Iran

<sup>2</sup> Department of Control Systems, Iran University of Science & Technology , Tehran, Iran

<sup>3</sup> Department of Control Systems, Iran University of Science & Technology , Tehran, Iran

### Abstract:

In this paper, the performance of the neural network in diagnosing an induction motor situations (safe, bearing outer race, broken rotor bar and stator short circuit faults) has been evaluated using fusion of the pre-processed-current-and-voltage-signals information. Moreover, the robustness of the proposed approach is evaluated against the unbalanced power source and dry running of the electro-pump. Results indicate that the proposed neural data fusion has better reliability in this fault detection application, also provides more robust behavior.

**Keywords:** Independent Component Analysis, Induction motor, Neural data fusion, fault detection and diagnosis.



2252-083X/ © 2022 The Authors. Published by University of Isfahan

This is an open access article under the CC BY-NC-ND/4.0/ License (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).



<http://dx.doi.org/10.22108/ISEE.2021.122344.1359>

## تشخیص و جداسازی هوشمند عیوب موتورالقایی سیستم الکتروپمپ با استفاده از ترکیب

## داده

سعید جورکش<sup>۱</sup>، جواد پشتان<sup>۲\*</sup>، حمیده جعفری<sup>۳</sup>

۱- کارشناسی ارشد، مهندسی برق کنترل، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران

Saeidjorkesh@yahoo.com

۲- استاد، مهندسی برق کنترل، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران

Jposhtan@iust.ac.ir

۳- کارشناسی ارشد، مهندسی برق کنترل، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران

Hamideh.jafari.hj@gmail.com

**چکیده:** در این مقاله، عملکرد شبکه عصبی در تشخیص و جداسازی وضعیت‌های موتورالقایی (سالم، عیب حلقه بیرونی یاتاقان، اتصال کوتاه سیم‌پیچی استاتور و شکستگی میله روتور) با استفاده از ترکیب اطلاعات سیگنال‌های جریان و ولتاژ پیش پردازش شده با آنالیز مؤلفه‌های مستقل بررسی شده است. همچنین، مقاوم‌بودن روش پیشنهادی در حضور اغتشاشات (نامتعادلی منبع تغذیه و خشک کار کردن پمپ) بررسی شده است. نتایج حاصل از آزمایش نشان می‌دهند روش ترکیب داده عصبی با قابلیت اطمینان زیادی، عیوب ذکرشده را تشخیص می‌دهد و نسبت به اغتشاشات موجود، عملکرد مقاومی دارد.

**واژه‌های کلیدی:** آنالیز مؤلفه‌های مستقل، موتورالقایی، ترکیب داده عصبی، تشخیص و جداسازی عیب

## ۱- مقدمه

پایش وضعیت و عیب‌یابی در سیستم‌های مکانیکی با هدف جلوگیری از بروز آسیب‌های جدی در تجهیزات و پیشگیری از توقف‌های ناخواسته اهمیت ویژه‌ای دارد. استفاده از سیگنال‌های جریان و ولتاژ در زمینه تشخیص عیوب موتورالقایی بسیار رایج است. روش‌های مختلفی برای آشکارسازی و تشخیص عیب نظیر روش‌های مبتنی بر سیگنال، روش‌های مبتنی بر مدل، روش‌های هوشمند و روش‌های مبتنی بر ترکیب داده وجود دارد [۱]. در این میان، شبکه‌های عصبی مصنوعی که از روش‌های هوشمند

محسوب می‌شوند، یکی از روش‌هایی‌اند که به‌خوبی برای تشخیص و عیب‌یابی خودکار شرایط موتور به کار رفته‌اند [۲]. به‌منظور جلوگیری از افزونگی اطلاعات، بهتر است به جای استفاده مستقیم از داده‌های اندازه‌گیری شده اولیه، از ترکیب مجموعه ویژگی‌های استخراج شده از این داده‌ها استفاده شود. در [۳] مناسب‌ترین ویژگی‌ها از ویژگی‌های به‌دست‌آمده از سیگنال جریان خط و ارتعاش استاتور استخراج شده و با استفاده از ترکیب خطی وزن‌دار عیب ناهم‌محوری موتورالقایی تشخیص داده شده است. با وجود سادگی این روش، معمولاً تعیین مقدار اولیه وزن‌های نسبت داده شده به داده‌ها، ویژگی‌ها یا تصمیمات از جمله مشکلات اصلی آن به‌شمار می‌رود. در [۴] برای تشخیص عیب یاتاقان در موتور الکتریکی از همبستگی متقابل و طیف کورتوسیس استفاده شده است. سپس ویژگی‌ها با آنالیز مؤلفه‌های اصلی (PCA) از هم تفکیک و برای ترکیب به الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی (KNN) ارسال شده‌اند. در

<sup>۱</sup> تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۹/۰۱/۱۷

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۱۱/۰۷

نام نویسنده مسئول: جواد پشتان

نشانی نویسنده مسئول: ایران، تهران، دانشگاه علم و صنعت ایران - دانشکده مهندسی

پارامترهای سیستم فازی است که اغلب نیاز به زمان نسبتاً طولانی دارد؛ به ویژه اگر تعداد قوانین فازی در سیستم زیاد باشد [۱۰].

در این مقاله، با توجه به روش پیشنهادی در مرجع [۴] که از آنالیز مؤلفه‌های اصلی برای جداسازی استفاده شده است، برای بهبود عملکرد فرآیند جداسازی و به حداقل رساندن میزان وابستگی و کاهش بعد سیگنال‌های ورودی، از آنالیز مؤلفه‌های مستقل (ICA) استفاده می‌شود. پس از استخراج ویژگی‌ها، برای انتخاب ویژگی‌های مناسب از روش درخت تصمیم استفاده شده است که براساس آنتروپی عمل می‌کند تا نسبت به مرجع [۵] که ویژگی‌های مناسب با استفاده از آنالیز مؤلفه‌های اصلی انتخاب شده‌اند، عملکرد بهتری داشته باشد؛ این ویژگی‌ها به‌عنوان ورودی شبکه عصبی شعاعی برای تشخیص و جداسازی عیوب در نظر گرفته می‌شوند. همچنین، برای ترکیب از سیگنال‌های سه‌فاز جریان و ولتاژ استفاده شده است تا با قابلیت اطمینان بالایی عیوب مختلف موتورالقای، تشخیص داده و از هم جداسازی شوند. همچنین، علاوه بر تشخیص عیوب سیستم [۶]، عملکرد شبکه عصبی در جداسازی عیوب و تشخیص محل دقیق اتصال کوتاه سیم‌پیچ استاتور بررسی می‌شود.

## ۲- آنالیز مؤلفه‌های مستقل

داده‌های ورودی در یک سیستم از طریق سنسورها جمع‌آوری می‌شوند. با توجه به ماهیت سنسورها این اطلاعات ممکن است ناقص، نامعین و دارای تداخل باشند که به کاهش دقت در ارزیابی وضعیت سیستم منجر می‌شود. در این مقاله، از آنالیز مؤلفه‌های مستقل سیگنال برای جداسازی سیگنال‌ها و کاهش اثر تداخل سیگنال‌ها و نیز کاهش اثر نویز استفاده شده است. آنالیز مؤلفه‌های مستقل، یک تکنیک آماری به‌منظور آشکارسازی ساختار حقیقی داده‌ها است. در این تکنیک، داده‌های چندبُعدی به‌صورت ترکیب خطی از چندین متغیر مجهول فرض می‌شوند؛ این متغیرها مستقل و غیرگوسی فرض شده و به اجزای مستقل داده‌های مشاهده‌شده موسوم‌اند. در اینجا مستقل بودن به این معنی است که مؤلفه‌های مستقل هیچ‌گونه اطلاعاتی راجع

[۵] مجموعه ویژگی‌های ناشی از داده‌های صوتی، ارتعاش و جریان با استفاده از تبدیل فوریه و تبدیل هیلبرت به دست آمده و با آنالیز مؤلفه‌های اصلی مجموعه ویژگی‌های مناسب انتخاب شده‌اند. سپس با الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM)، عیب یاتاقان و ناتوانی فاصله هوایی موتورالقای تشخیص داده شده است. با توجه به اینکه روش آنالیز مؤلفه‌های اصلی سیگنال یک شبکه عصبی برگشت‌ناپذیر است، خروجی در این روش بررسی نمی‌شود؛ از این رو، اشکال روش پیشنهادی فوق این است که روش آنالیز مؤلفه‌های اصلی در کاهش ابعاد فضای ویژگی، تنها به داده‌های ورودی توجه می‌کند و خروجی سیستم طبقه‌بندی‌کننده را ملاحظه نمی‌کند. همچنین، اگر بعد اطلاعات بررسی شده زیاد باشد، ماشین بردار پشتیبان در فاز یادگیری و ارزیابی بسیار کند عمل می‌کند. در [۶] عملکرد شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و ماشین بردار پشتیبان برای تشخیص عیب یاتاقان با ترکیب ویژگی‌های زمانی سیگنال ارتعاش بررسی شده که نشان‌دهنده عملکرد با قابلیت اطمینان بالای شبکه عصبی مصنوعی بوده است. مرجع [۷] عیب یاتاقان و روتور موتورالقای را با استفاده از تئوری ترکیب تشخیص داده است. تبدیل فوریه از سیگنال‌های جمع‌آوری‌شده گرفته شده است و سپس طیف انرژی فرکانسی با پنج ضریب اهمیت متفاوت به دست آمده و به‌عنوان ورودی شبکه عصبی پایه شعاعی (RBF) استفاده شده است و نتایج حاصل از شبکه عصبی با تئوری شهودی (D-S) با هم ترکیب شده‌اند و حالت سیستم مشخص شده است. مرجع [۸] راهکاری برای افزایش قابلیت اعتماد تشخیص عیب سیم‌پیچی استاتور با ترکیب سیگنال‌های جریان سه‌فاز استاتور با استفاده از تئوری شهودی برای تعیین وضعیت موتورالقای استفاده کرده که عیب را با قابلیت اطمینان بالایی تشخیص داده است؛ ولی در تشخیص فاز معیوب سیم‌پیچی استاتور عملکرد خوبی نداشته است. مرجع [۹] با در نظر گرفتن عیوب موتورالقای الکتروپمپ از تئوری ترکیب انتگرال فازی در سطح تصمیم و ویژگی استفاده کرده که با قابلیت اطمینان بالایی توانسته است عیب‌ها را تشخیص دهد. از جمله چالش‌های موجود در روش‌های فازی، تعریف قوانین فازی و فرایند تنظیم

از این رو، مسئله بالا را از یافتن یک ماتریس اختیاری مرتبه کامل  $A$  به یک مسئله ساده‌تر تبدیل می‌کند و آن یافتن یک ماتریس متعامد  $B$  است که پارامترهای کمتری به دلیل قید تعامد برای تخمین زدن دارد.

در گام دوم، یک ماتریس جداکننده  $w$  که بردار داده‌های اندازه‌گیری شده  $x$  را به یک بردار  $y$  انتقال می‌دهد، تعریف می‌شود؛ به طوری که همه مؤلفه‌های  $y_i$  متقابلاً وابسته و دارای واریانس واحد باشند. سپس  $w$  با توجه به بیشینه مقدار کشیدگی  $y$  مشخص می‌شود؛ به طوری که بردار  $y$  ویژگی‌های مورد نیاز را برای مؤلفه مستقل به صورت رابطه (۵) داراست:

$$\tilde{s} = y = wx \quad (5)$$

با استفاده از رابطه (۳) مقدار  $s$  با رابطه (۶) تخمین زده می‌شود:

$$\tilde{s} = B^T \tilde{x} = B^T Qx \quad (6)$$

رابطه (۷) از روابط (۵،۶) برای محاسبه  $w$  و  $B$  به صورت زیر به دست می‌آید:

$$w = B^T Q \quad (7)$$

هر ستون بردار  $b_i$  برای محاسبه  $B$  با یک حدس اولیه، مقداردهی و سپس مقدار آن به گونه‌ای به روزرسانی می‌شود که  $i$ -امین مؤلفه مستقل  $s_i = (b_i)^T \tilde{x}$  به صورت بیشینه غیرگوسی باشد. طبق قضیه حد مرکزی آماری، غیرگوسی بودن، مستقل بودن را نشان می‌دهد [۷].

### ۳- انتخاب ویژگی‌های مناسب برای تشخیص

#### عیب

برای تشخیص عیوب موتورالقای با استفاده از ترکیب داده عصبی، قبل از هر چیز انتخاب تعداد کافی از ویژگی‌های مناسب که توانایی توصیف وضعیت سیستم را داشته باشند، امری ضروری است. تعداد این ویژگی‌ها در صورتی که بیش از تعداد مورد نیاز انتخاب شوند، به صرف زمان و

به یکدیگر نمی‌دهند [۱۲،۱۳]. مدل کلی آنالیز مؤلفه‌های مستقل به صورت رابطه (۱) نوشته می‌شود:

$$x = As \quad (1)$$

$A$  ماتریسی مجهول موسوم به ماتریس ترکیب است و  $s$  را ماتریس داده‌های مؤلفه مستقل و  $x$  را ماتریس داده‌های متغیر اندازه‌گیری شده می‌نامند. یک مسئله پایه آنالیز مؤلفه‌های مستقل، تخمین زدن ماتریس مؤلفه‌های مستقل  $s$  یا ماتریس ترکیب  $A$  از ماتریس داده‌های اندازه‌گیری شده  $x$  بدون داشتن هر اطلاعاتی از  $s$  است.

الگوریتم آنالیز مؤلفه‌های مستقل، مؤلفه‌های مستقل را از مجموعه داده‌ها با ماکزیمم و مینیمم کردن تعدادی از اندازه‌های اجزای مستقل پیدا می‌کند. نخستین گام در آنالیز مؤلفه‌های مستقل پیش سفیدکردن بردار داده‌های اندازه‌گیری شده  $x$  با یک تبدیل خطی برای ایجاد یک بردار  $\tilde{x}$  است که دارای عناصری است که متقابلاً ناهم‌بسته و دارای واریانس واحدند. برای این منظور، تجزیه مقادیر منفرد از ماتریس کواریانس  $C = E[xx^T]$  با رابطه (۲) محاسبه می‌شود:

$$C = \psi \Sigma \psi^T \quad (2)$$

در اینجا  $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n)$  ماتریس قطری از مقادیر منفرد و  $\psi$  ماتریس بردار منفرد متناظر است. سپس بردار  $\tilde{x}$  به صورت رابطه (۳) بیان می‌شود:

$$\tilde{x} = \sum_{i=1}^{-1} \psi^T x = QAs = Bs \quad (3)$$

در اینجا  $B$  یک ماتریس متعامد است که رابطه (۴) را ارضا می‌کند:

$$E[\tilde{x}\tilde{x}^T] = B = BsE[ss^T]xB^T = BB^T = I \quad (4)$$

از جمله مزایای استفاده از روش مبتنی بر تجزیه مقادیر منفرد در پردازش اولیه داده‌ها این است که تا حد امکان، نویز را با حذف مقادیر منفرد کوچک‌تر کاهش می‌دهد؛

مقدار مؤثر معمولاً برای دنبال کردن سطح نویز کلی استفاده می‌شود و در آشکارسازی عیب ناعادلی در ماشین‌های دوار بسیار مؤثر است [۱۰].

علاوه بر این ویژگی‌ها، می‌توان به پارامترهای مشهور بدون بُعد در حوزه زمان نظیر ضریب شکل و ضریب قله اشاره کرد.

$$\text{shapeFactor} = \frac{x_{rms}}{\|x\|_{\infty}} \quad (10)$$

$$\text{crestFactor} = \frac{x_p}{x_{rms}} \quad (11)$$

که در آن  $x_{rms}$ ،  $\|x\|_{\infty}$  و  $x_p$  به ترتیب مقدار مؤثر، نرم بی‌نهایت و مقدار اوج سیگنال‌اند. ضریب قله برای آشکارسازی تغییرات ارتعاشات ضربه‌ای مانند شکستن دندان‌های یک چرخ‌دنده استفاده می‌شود [۱۰]. آنتروپی در تئوری اطلاعات بیان‌کننده نامعینی است. تخمین آنتروپی یک فرآیند دو مرحله‌ای است که ابتدا باید هیستوگرام نمونه‌ها تخمین زده شود، سپس آنتروپی از رابطه زیر به دست آید.

$$\text{entropy} = \ln \Delta - \sum P(x) \ln P(x) \quad (12)$$

که در آن،  $\Delta$  عرض هیستوگرام نمونه‌ها،  $x$  سیگنال گسسته زمان و  $P(x)$  توزیع کل سیگنال است [۱۰]. پس از استخراج ویژگی‌ها، این ویژگی‌ها با استفاده از شبکه عصبی ترکیب می‌شوند تا وضعیت سیستم تشخیص داده شود.

#### ۴- استفاده از شبکه عصبی برای طبقه‌بندی

##### عیوب

از ویژگی‌های مهم ترکیب اطلاعات، افزایش قابلیت اطمینان نسبت به عملکرد سیستم است که در شرایط وجود عدم قطعیت و نادقیقی، عملکرد پذیرفتنی دارد و نیز با توجه به خاصیت‌های اصلی شبکه‌های عصبی، یعنی تخمین قدرتمند توابع غیرخطی و قابلیت یادگیری تطبیقی، در این تحقیق از شبکه عصبی پایه شعاعی (شکل ۱) استفاده شده است که

هزینه مضاعف برای تحلیل وضعیت موتور با شبکه عصبی منجر خواهند شد. همچنین، اگر تعداد مشخصه‌ها کمتر از تعداد لازم انتخاب شوند (در واقع تعدادی از ویژگی‌های کلیدی را از دست خواهد رفت)، اطلاعات کافی برای تشخیص عیوب به دست نخواهد آمد.

در این مقاله، از اطلاعات آماری داده‌ها در حوزه زمان برای به دست آوردن ویژگی‌های سیگنال اندازه‌گیری شده استفاده شده است. ویژگی‌های به‌کاررفته براساس توزیع نمونه‌های سیگنال محاسبه می‌شوند. با توجه به اینکه بسیاری از این ویژگی‌ها بر مبنای گشتاور به دست می‌آیند، اگر تغییری در وضعیت سیگنال ایجاد شود، گشتاور تغییر خواهد کرد؛ بنابراین، این ویژگی‌ها اطلاعات لازم را به‌منظور تشخیص عیب دارند. از جمله ویژگی‌های به‌دست‌آمده بر مبنای گشتاور میانگین، انحراف معیار، چولگی و نقطه اوج سیگنال‌اند که به ترتیب طبق روابط (۸) محاسبه می‌شوند.

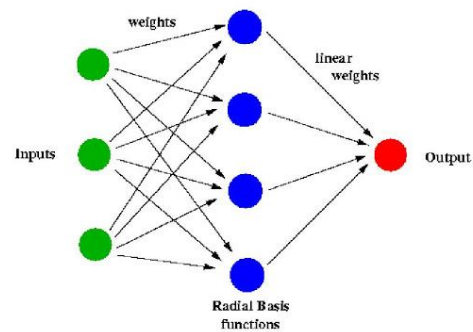
$$\begin{aligned} \text{mean} &= N^{-1} \sum_{i=1}^N x_i \\ \text{std} &= \left( N^{-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right)^{\frac{1}{2}} \\ \text{skewness} &= \left( N^{-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^3 \right) \left( \sqrt{N^{-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2} \right)^{-3} \\ \text{kurtosis} &= \left( N^{-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4 \right) \left( N^{-1} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \right)^{-2} \end{aligned} \quad (8)$$

در روابط فوق  $x_i$ ،  $\bar{x}$  اُمین داده زمانی سیگنال و  $N$  تعداد نمونه‌های سیگنال است. انحراف معیار نشان‌دهنده چگونگی گسترش توزیع سیگنال است. نقطه اوج سیگنال درحقیقت میزان صاف بودن سیگنال را در مقایسه با توزیع نرمال نشان می‌دهد [۱۰]. یکی دیگر از ویژگی‌های مهم زمانی سیگنال‌ها مقدار مؤثر ( $rms$ ) است که محتوای توانی سیگنال را اندازه‌گیری می‌کند.

$$\text{rms} = \sqrt{N^{-1} \sum_{i=1}^N x_i^2} \quad (9)$$

استاتور، سیم‌پیچ‌های استاتور موتور القایی مطابق (شکل ۳) باز و دوباره بسته شده‌اند. در سیم‌پیچی مجدد، تعدادی از این سیم‌پیچ‌ها از قاب موتور خارج شده‌اند. با توجه به اینکه تشخیص عیب سیم‌پیچی استاتور در همان لحظات اولیه به منظور جلوگیری از داغ شدن و از بین رفتن عایق آن دارای اهمیت است، در این تحقیق، کمترین درصد، عیب اتصال کوتاه سیم‌پیچی استاتور در نظر گرفته شده است. همچنین، برای ایجاد عیب یاتاقان، یکی از یاتاقان‌های موتور از روتور، جدا و سپس روی حلقه بیرونی آن سوراخ کوچکی مطابق (شکل ۴) ایجاد شده است. همچنین، با ایجاد سوراخی روی یکی از میله‌های روتور، مطابق (شکل ۵)، روتور معیوب شده است. عیوب بررسی شده (عیب اتصال کوتاه سیم‌پیچ استاتور، عیب یاتاقان و شکستگی میله روتور) به صورت جداگانه روی موتور، اعمال و سیگنال‌های جریان و ولتاژ موتور در هر وضعیت جمع‌آوری شده‌اند. سپس با جایگزین کردن قطعه سالم در موتور، سیستم برای بررسی عیب دیگر، مجدد ارزیابی شده است.

قابلیت طبقه‌بندی غیرخطی عیوب را دارد [۱۴]. مراکز توابع شعاعی در شبکه عصبی با الگوریتم  $k$  میانگین ( $k$ -mean) تعیین شده است. همچنین، از الگوریتم نزدیک‌ترین همسایگی برای تعیین شعاع مراکز توابع شعاعی استفاده شده است. این شبکه عصبی دارای یک لایه پنهان با ۴۰ نرون است که وزن‌های اولیه شبکه عصبی به صورت تصادفی انتخاب شده‌اند.



شکل (۱): شبکه عصبی پایه شعاعی

قبل از پردازش، برای بهتر شدن فرآیند آموزش و بالا بردن دقت کلاسه‌بندی، داده‌ها به وسیله شبکه عصبی نرمال‌سازی شده‌اند؛ بنابراین، تبدیلی روی داده‌های ورودی به شبکه انجام شد تا اینکه داده‌ها در فاصله [۰، ۱] و [۱، -۱] قرار گیرند. در این تحقیق، داده‌ها در فاصله [۱، -۱] و طبق رابطه (۱۳) نرمال شده‌اند.

$$x_{ii} = \frac{2(x - x_{\min})}{(x_{\max} - x_{\min})} - 1 \quad (13)$$

که در این رابطه، به ترتیب مقادیر بیشینه و کمینه‌ها هستند. در بین تمام عیوب، ۶۰ درصد داده‌ها برای آموزش شبکه عصبی، ۲۰ درصد داده‌ها برای اعتبارسنجی و ۲۰ درصد برای تست شبکه عصبی اختصاص داده شده است.

## ۵- سیستم آزمایشگاه

سیستم آزمایشگاهی در این مقاله، موتور القایی دو قطبی با توان چهار کیلو وات و ولتاژ ۲۲۰/۳۸۰ ولت است که پمپ گریز از مرکز، بار برای آن در نظر گرفته شده است (در شکل ۲ قابل مشاهده است). برای ایجاد عیوب سیم‌پیچی



شکل (۲): سیستم آزمایشگاهی



(ب) وضعیت معیوب

(الف) وضعیت سالم



شکل (۳): استاتور موتور القایی



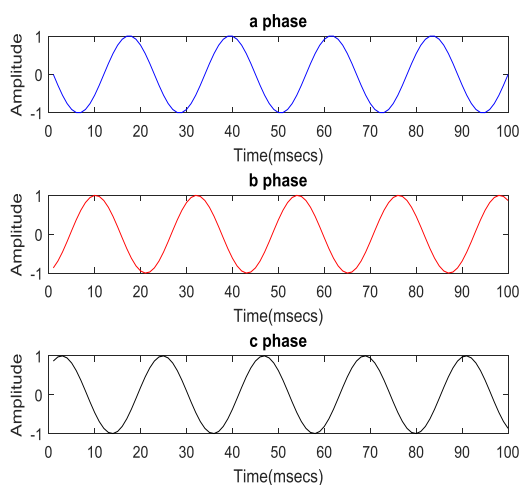
الف) وضعیت سالم      ب) وضعیت معیوب

شکل (۴): یاتاقان موتور القایی



الف) وضعیت سالم      ب) وضعیت معیوب

شکل (۵): روتور موتور القایی



شکل (۶): سه فاز منبع جریان ایدئال

## ۶- نتیجه

## ۶-۱- تشخیص عیوب

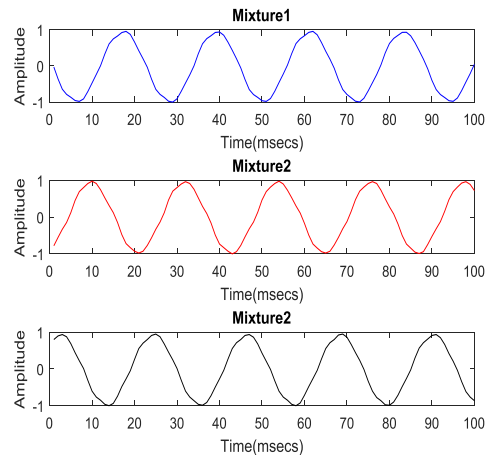
پس از پردازش سیگنال‌های سه فاز جریان با آنالیز مؤلفه‌های مستقل، برای بررسی عملکرد آنالیز، مؤلفه‌های مستقل در کاهش اثر نویز و نیز تداخل فازها با فرض یک منبع جریان سه فاز ایدئال (شکل ۶)، خروجی سنسورها (شکل ۷) و خروجی آنالیز مؤلفه‌های مستقل (شکل ۸) مقایسه شده است. در شکل ۹، درصد اختلاف سیگنال‌های سنسوری با سیگنال‌های ایدئال نشان داده شده که در نتیجه تداخل سیگنال‌ها و نویز محیط بوده و این اختلاف با اعمال آنالیز مؤلفه‌های مستقل به میزان چشمگیری کاهش پیدا کرده است؛ بنابراین، روش آنالیز مؤلفه‌های مستقل در کاهش اثر نویز و تداخل سیگنال‌ها عملکرد مطلوبی داشته است.

در این تحقیق، برای اندازه‌گیری سیگنال‌های سه فاز جریان و ولتاژ از سنسور LV25-P, P/SPI LA-55 استفاده شده است. داده‌های نمونه‌برداری شده توسط سنسورها از طریق کارت داده ADVANTECH PCI-1711 و رابط با رایانه انتقال داده می‌شوند. داده‌گیری در مدت زمان ۱۰ ثانیه و با ماکزیمم فرکانس داده‌گیری ۱ کیلوهرتز انجام شده که طی آن ۱۰۰۰۰ داده جمع‌آوری شده است. برای افزایش دقت داده‌گیری، این فرآیند برای هر وضعیت ۲۰ بار تکرار شده است. هر یک از ۲۰ مورد اندازه‌گیری نهایی این تحقیق، متعلق به عیب خرابی یاتاقان، نامتعادلی منبع تغذیه، شکستگی میله روتور، اتصال کوتاه سیم‌پیچ استاتور و خشک کار کردن پمپ و یک حالت سالم موتورند. سپس ابعاد بردار ویژگی‌ها با استفاده از درخت تصمیم کاهش داده شده است تا ویژگی‌های مناسب‌تر به‌عنوان ورودی شبکه عصبی در راستای یادگیری بهتر برای طبقه‌بندی عیوب استفاده شود.

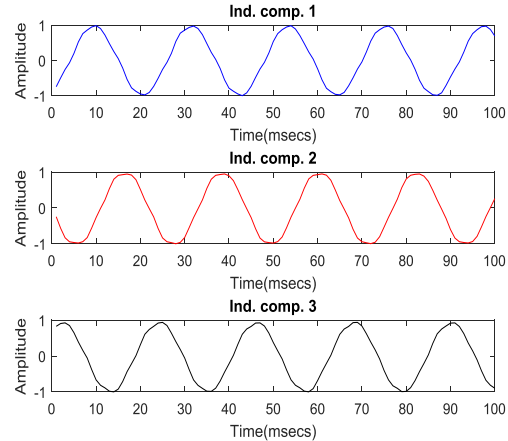
شبکه عصبی پایه شعاعی برای تشخیص حالت سالم و معیوب موتورالقایی در حالت عیب اتصال کوتاه سیم پیچی استاتور، عیب یاتاقان و شکستگی میله روتور استفاده شده است. شبکه عصبی با توجه به جدول ۱، وقتی از ترکیب ویژگی های سیگنال های سه فاز جریان استفاده کرده، در تشخیص وضعیت سالم عملکرد صحیحی نداشته است. با توجه به اینکه ترکیب حجم زیاد ویژگی ها (۲۷ ویژگی) شبکه عصبی را در تشخیص وضعیت سیستم احتمالاً دچار خطا کرده است، ویژگی های مناسب (میانگین هر سه فاز، کشیدگی فاز دوم، میانگین مربعات خطای فاز دوم و سوم) از سیگنال های جریان پیش پردازش شده با استفاده از درخت تصمیم انتخاب شده اند؛ این ویژگی ها برای ترکیب استفاده شده اند که شبکه عصبی، وضعیت سیستم را به درستی ولی با قابلیت اطمینان پایین تشخیص داد. با توجه به اینکه سیگنال ولتاژ در اثر این عیب دچار تغییر دامنه می شود و نیز نسبت به سیگنال جریان، تغییر محسوس تری در اثر بروز عیب دارد، ویژگی های زمانی این سیگنال، استخراج و با ویژگی های سیگنال جریان ترکیب شدند و سپس با در نظر گرفتن ویژگی های انتخاب شده با درخت تصمیم (میانگین فاز اول و دوم، کشیدگی فاز دوم و سوم، ضریب شکل فاز اول سیگنال های جریان و آنتروپی فاز سوم سیگنال های ولتاژ)، عملکرد شبکه عصبی بررسی شد که نشان داد با قابلیت اطمینان بالایی وضعیت سیستم به درستی تشخیص داده شده است.

جدول (۱): متوسط تشخیص حالت سالم و عیب اتصال کوتاه

| استاتور  |       |  |       |   |       |            |
|--|-------|--|-------|---|-------|------------|
| نتیجه ترکیب عصبی   |       |  |       |   |       |            |
| ترکیب ویژگی های انتخاب شده سه فاز جریان و ولتاژ با استفاده از درخت تصمیم |       | ترکیب ویژگی های انتخاب شده سه فاز جریان با استفاده از درخت تصمیم |       | ترکیب ویژگی های سیگنال های سه فاز جریان |       |            |
| معیوب  | سالم  | معیوب  | سالم  | معیوب                                   | سالم  | حالت موتور |
| ۳/۶۱   | ۹۶/۳۹ | ۴۷/۶۹  | ۵۲/۳۱ | ۵۴/۱                                    | ۴۵/۹  | سالم       |
| ۹۵/۹۵  | ۴/۰۵  | ۹۲/۷۴۵   | ۷/۲۵۵ | ۸۷/۵۶                                   | ۱۲/۴۴ | معیوب      |

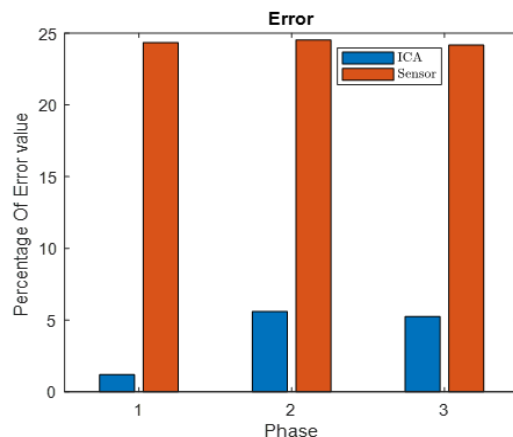


شکل (۷): سیگنال سه فاز جریان خروجی سنسور



شکل (۸): سیگنال سه فاز جریان خروجی آنالیز مؤلفه های

مستقل



شکل (۹): اختلاف خروجی آنالیز مؤلفه های مستقل و سنسور

نسبت به منبع جریان ایدئال

ویژگی های زمانی ذکر شده از سیگنال های سه فاز جریان پیش پردازش شده استخراج شده است. با این ویژگی ها از



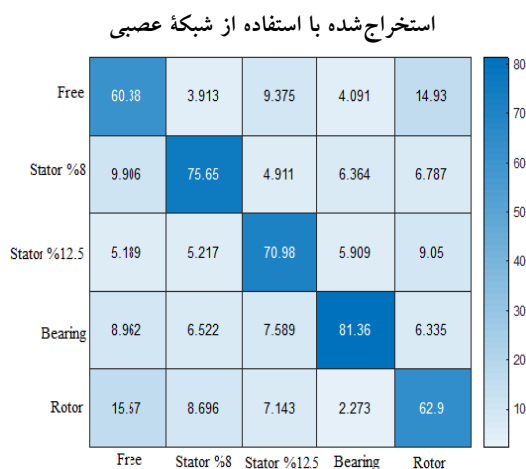
## ۶-۲- جداسازی عیوب

آنچه تا کنون انجام شد آشکارسازی عیب در سیستم موتور القایی بود که در واقع می‌توان آن را یک مسئله کلاسه‌بندی با دو کلاس سالم و معیوب به حساب آورد که در آن، عملکرد شبکه عصبی با ترکیب ویژگی‌های استخراج شده و انتخاب شده از سیگنال جریان و ولتاژ پیش پردازش شده بررسی شد. در این قسمت، با در نظر گرفتن حالت سالم موتور، عیب اتصال کوتاه سیم پیچی استاتور به میزان ۸٪ و ۱۲/۵٪ عیب یاتاقان و شکستگی میله روتور در یک مسئله کلاسه‌بندی با پنج کلاس، مطابق جدول ۴، توانایی شبکه عصبی در جداسازی عیوب با استفاده از ترکیب ویژگی‌های سیگنال جریان و ولتاژ بررسی شده است.

جدول (۴): کلاسه‌بندی وضعیت‌های موتور القایی الکترومپ

| کلاس | نوع وضعیت                          |
|------|------------------------------------|
| ۱    | نرمال (سالم)                       |
| ۲    | اتصال کوتاه سیم پیچی استاتور ۸٪    |
| ۳    | اتصال کوتاه سیم پیچی استاتور ۱۲/۵٪ |
| ۴    | یاتاقان                            |
| ۵    | شکستگی میله روتور                  |

جدول (۵): جداسازی عیوب با ترکیب ویژگی‌های



با توجه به جدول ۵، شبکه عصبی توانسته است وضعیت‌های مختلف موتور القایی را به درستی از هم

به منظور بررسی عملکرد الگوریتم ترکیب معرفی شده در تشخیص عیوب موتور القایی، علاوه بر در نظر گرفتن عیب اتصال کوتاه سیم پیچی استاتور، عیوب یاتاقان و شکستگی میله روتور نیز بررسی شد.

جدول (۲): متوسط تشخیص حالت سالم و عیب یاتاقان

| نتیجه ترکیب عصبی |       |                       |       |                      |
|------------------|-------|-----------------------|-------|----------------------|
|                  |       | ویژگی‌های استخراج شده |       | ویژگی‌های انتخاب شده |
|                  |       | سه‌فاز جریان          |       | سه‌فاز جریان         |
| حالت موتور       | سالم  | عیب یاتاقان           | سالم  | عیب یاتاقان          |
| سالم             | ۷۵/۳۷ | ۲۴/۶۳                 | ۹۰/۹۹ | ۹/۰۱                 |
| عیب یاتاقان      | ۱۱/۳۲ | ۸۸/۶۸                 | ۶/۱۹  | ۹۳/۸۱                |

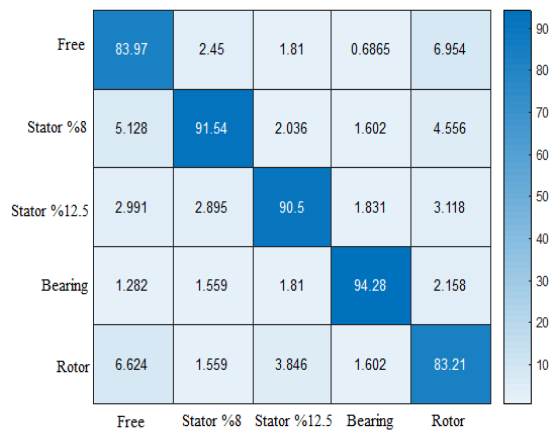
با توجه به جدول ۲، در هر دو حالت، سیستم با قابلیت اطمینان بالا حالت معیوب یاتاقان را تشخیص داده است. حالت سالم ۷۵/۳۷٪ تشخیص داده شده است که نتیجه قابلیت اطمینان خوبی برای ترکیب داده محسوب نمی‌شود؛ از این رو، از ترکیب ویژگی‌های انتخاب شده با درخت تصمیم (میانگین فاز دوم و سوم، میانگین مربعات خطای فاز سوم، کشیدگی فاز دوم، ضریب قله و آنتروپی فاز اول) این قابلیت اطمینان به ۹۰٪ رسید که نشان‌دهنده عملکرد خوب سیستم در تشخیص وضعیت یاتاقان است.

جدول (۳): متوسط تشخیص حالت سالم و عیب شکستگی

## میله روتور

| نتیجه ترکیب عصبی |       |                       |       |                      |
|------------------|-------|-----------------------|-------|----------------------|
|                  |       | ویژگی‌های استخراج شده |       | ویژگی‌های انتخاب شده |
|                  |       | سه‌فاز جریان          |       | سه‌فاز جریان         |
| حالت موتور       | سالم  | عیب روتور             | سالم  | عیب روتور            |
| سالم             | ۷۳/۲۴ | ۲۶/۷۶                 | ۸۵/۴۵ | ۱۴/۵۵                |
| عیب روتور        | ۲۳/۹۱ | ۷۶/۰۹                 | ۱۲/۱۱ | ۸۷/۸۹                |

مطابق جدول فوق، شبکه عصبی با ترکیب ویژگی‌های استخراج شده به طور متوسط ۷۴٪ وضعیت سیستم را تشخیص داده که وقتی از ویژگی‌های انتخاب شده (میانگین فاز اول و دوم، میانگین مربعات خطای فاز اول و دوم و کشیدگی فاز دوم) برای ترکیب در شبکه عصبی استفاده شده، این قابلیت اطمینان به ۸۶٪ رسیده است.



مطابق جدول ۷، شبکه عصبی با ترکیب ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال‌های جریان و ولتاژ پیش پردازش شده (میانگین فاز اول و سوم، کشیدگی فاز دوم، ضریب قله فاز دوم از سیگنال‌های جریان و آنتروپی فاز اول، میانگین مربعات خطای فاز سوم از سیگنال ولتاژ) توانسته است وضعیت‌های بررسی شده سیستم را با متوسط قدرت ۸۸٪ تشخیص دهد که نشان‌دهنده افزایش قابلیت اطمینان نسبت به حالت قبل بوده است.

با توجه به اینکه عوامل دیگری همچون اغتشاش به تغییر دامنه سیگنال‌های جریان و ولتاژ منجر می‌شود، عملکرد سیستم تشخیص عیب در حضور اغتشاش نیز بررسی شد.

### ۶-۳- عملکرد سیستم تشخیص عیب در حضور اغتشاش

اغتشاشات موجود در سیستم، مجموعه رویدادهایی اند که بر سیستم اثر می‌گذارند؛ اما تمایلی به آشکارسازی آنها نیست. موتور القایی معرفی شده مطابق شکل ۲، به الکتروپمپ متصل است. خشک کار کردن پمپ از جمله عیوب نسبتاً متداول در پمپ است و ممکن است اثر سوء روی تشخیص عیوب موتور القایی داشته باشد. با توجه به اینکه هدف در این تحقیق، تشخیص و جداسازی عیوب موتور القایی بوده، عیب خشک کار کردن پمپ، اغتشاش در نظر گرفته شده است تا ضمن تشخیص و جداسازی عیوب موتور القایی، اثر آن مخدوش نشود. برای ایجاد کردن این عیب از باز و

تشخیص دهد؛ ولی قدرت تشخیص و جداسازی آن برای حالت سالم و همچنین، شکستگی میله روتور نسبت به سایر وضعیت‌ها ضعیف بوده که به متوسط تشخیص ۷۰/۲۵٪ منجر شده است؛ در نتیجه، برای افزایش قابلیت اطمینان تشخیص عیب از ترکیب ویژگی‌های انتخاب شده (میانگین فاز اول و سوم، کشیدگی فاز دوم، ضریب قله فاز اول و آنتروپی فاز دوم و سوم) در شبکه عصبی استفاده شد که نتیجه آن در جدول ۶، آورده شده است.

### جدول (۶): جداسازی عیوب با ترکیب ویژگی‌ها انتخاب شده با درخت تصمیم با استفاده از شبکه عصبی



شبکه عصبی با ترکیب ویژگی‌های انتخاب شده در تشخیص وضعیت سالم و شکستگی میله روتور، عملکرد خود را نسبت به حالت قبل بهبود داده است؛ در نتیجه، شبکه عصبی توانسته است با متوسط ۸۵/۷۸٪ عیوب را تشخیص و جداسازی کند؛ ولی همچنان ۷۵٪ تشخیص شکستگی میله روتور به عنوان نتیجه ترکیب در شبکه عصبی، قابلیت اطمینان بالایی محسوب نمی‌شود؛ از این رو، ویژگی‌های سیگنال‌های جریان و ولتاژ پیش پردازش شده برای ترکیب استفاده شدند.

### جدول (۷): جداسازی عیوب با ترکیب ویژگی‌های جریان و ولتاژ با استفاده از شبکه عصبی

برای ترکیب به شبکه عصبی اعمال شدند و نتیجه آن ارزیابی شد.

جدول (۸): کلاس بندی وضعیت های موتور القایی الکتروپمپ

| کلاس | نوع وضعیت                          |
|------|------------------------------------|
| ۱    | نرمال (سالم)                       |
| ۲    | اتصال کوتاه سیم پیچی استاتور ۸٪    |
| ۳    | اتصال کوتاه سیم پیچی استاتور ۱۲/۵٪ |
| ۴    | یاتاقان                            |
| ۵    | شکستگی میله روتور                  |
| ۶    | خشک کار کردن پمپ                   |
| ۷    | نامتعادلی منبع تغذیه               |

جدول (۹): جداسازی عیوب و اغتشاشات با ترکیب ویژگی های جریان و ولتاژ با استفاده از شبکه عصبی

|              |        |        |        |        |        |        |        |
|--------------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| Free         | 97.04  | 0.4484 | 0      | 0      | 0.4762 | 0      | 0.9524 |
| Stator %8    | 0.495  | 98.65  | 0      | 0      | 0.4762 | 0      | 0.4762 |
| Stator %12.5 | 0      | 0.4484 | 98.16  | 0.8264 | 0      | 0      | 0.4762 |
| Bearing      | 0.495  | 0      | 0      | 98.76  | 0      | 0.5025 | 0.4762 |
| Rotor        | 0.9901 | 0      | 0.4608 | 0.4132 | 98.1   | 0      | 0.9524 |
| Dryruning    | 0      | 0.4484 | 0.4608 | 0      | 0.9524 | 99.5   | 0.4762 |
| Unbalance    | 0.98   | 0      | 0.9217 | 0      | 0      | 0      | 96.19  |

مطابق جدول فوق، شبکه عصبی با ترکیب ویژگی های مناسب جریان و ولتاژ توانست عیوب و اغتشاشات بررسی شده را تشخیص و با قابلیت اطمینان ۹۸٪ وضعیت های سیستم را از هم تفکیک کند که نشان دهنده قوام خوب روش ترکیب عصبی در مقابل اغتشاشات بوده است. سیستم تشخیص عیب توانست عیوب را از هم تشخیص دهد. همچنین، شبکه عصبی در حضور اغتشاشات، عملکرد با قابلیت اطمینان بالایی در تشخیص عیب داشته است.

با توجه به نتایج فوق که عملکرد با قابلیت اطمینان بالای شبکه عصبی با استفاده از ترکیب اطلاعات را نشان می دهد و اینکه اتصال کوتاه سیم پیچی استاتور جزء عیوبی است که باید در همان مراحل اولیه تشخیص داده شود،

بسته کردن مجموعه شیرهایی استفاده شد که در مسیر حرکت آب مکش شده پمپ قرار داده شده است. همچنین، عیب نامتعادلی منبع تغذیه ورودی نیز اغتشاش در نظر گرفته شد. برای ایجاد این عیب از واریاک های نشان داده شده در (شکل ۱۰) استفاده شد. با توجه به اینکه نامتعادلی منبع تغذیه، حداکثر ۲ تا ۴ درصد در حالت عملی رایج است، در این مقاله سعی شده است در حد ممکن کمترین مقدار عیب نامتعادلی منبع تغذیه ایجاد شود. این عیب بدین صورت ایجاد شده است که مقدار مؤثر ولتاژ ورودی دو فاز اول و سوم، ۲۲۰ ولت و مقدار مؤثر ولتاژ فاز دوم، ۲۱۵ ولت تنظیم شد. به عبارتی، ۲/۲۷٪ عیب نامتعادلی منبع تغذیه بر روی فاز دوم ایجاد شده است.



شکل (۱۰): تنظیم کننده ولتاژهای ورودی (واریاک)

پس از ایجاد کردن هر یک از اغتشاشات معرفی شده، مانند قسمت های قبل، سیگنال های جریان و ولتاژ با آنالیز مؤلفه های مستقل پیش پردازش شده اند و پس از نمونه برداری از این سیگنال ها ویژگی های زمانی محاسبه شدند. با توجه به اینکه حجم زیاد ویژگی به کندی و نیز کاهش دقت عملکرد سیستم تشخیص منجر می شود، از درخت تصمیم برای کاهش حجم ویژگی ها بهره گرفته شد. با در نظر گرفتن وضعیت های موتور القایی در ۷ کلاس، مطابق جدول ۸، ویژگی های انتخاب شده (میانگین فاز اول، کشیدگی فاز سوم از سیگنال های پیش پردازش شده جریان، و انحراف معیار فاز دوم و سوم، کشیدگی فاز اول و سوم و آنتروپی فاز اول از سیگنال های پیش پردازش شده ولتاژ)

نتایج عملکرد سیستم تشخیص عیب در جدول ۱۱ آورده شده‌اند.

جدول (۱۱): تشخیص فاز معیوب سیم پیچی استاتور با ترکیب ویژگی‌های جریان استاتور با استفاده از شبکه عصبی

|               |         |         |         |         |         |         |
|---------------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| Phase a       | 77.45   | 3.419   | 4.225   | 15.65   | 0.4292  | 0.4673  |
| Phase b       | 1.471   | 78.63   | 6.573   | 1.739   | 3.433   | 2.336   |
| Phase c       | 2.451   | 9.829   | 75.59   | 0       | 2.146   | 3.271   |
| Phase a Fault | 16.67   | 1.282   | 2.817   | 81.3    | 0       | 3.271   |
| Phase b       | 0       | 3.846   | 5.634   | 0       | 90.56   | 4.206   |
| Phase c       | 1.961   | 2.991   | 5.164   | 1.304   | 3.433   | 86.45   |
|               | Phase a | Phase b | Phase c | Phase a | Phase b | Phase c |
|               | Fault   |         |         |         |         |         |

با توجه به اینکه سیگنال‌های جریان با آنالیز مؤلفه‌های مستقل از هم جدا شده بودند، مطابق جدول فوق، سیستم تشخیص عیب توانست با متوسط قدرت ۸۱/۶۶٪ فازها را جداسازی کند و فاز معیوب را تشخیص دهد.

### ۷- نتیجه گیری

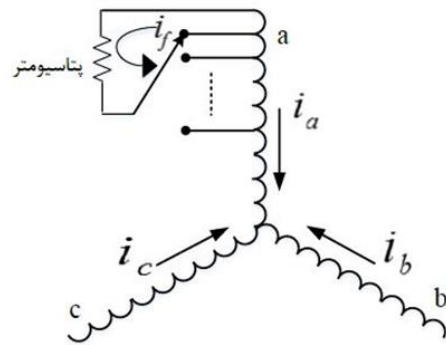
در این تحقیق، تشخیص و جداسازی عیوب متداول موتورالقایی با استفاده از ترکیب عصبی ویژگی‌های استخراج شده و نیز ویژگی‌های انتخاب شده با درخت تصمیم از سیگنال‌های جریان و ولتاژ پیش پردازش شده بررسی شدند. سیستم تشخیص عیب با ترکیب ویژگی‌های جریان نتوانست عیب اتصال کوتاه سیم پیچ استاتور را تشخیص دهد؛ ولی با استفاده از ترکیب ویژگی‌های انتخاب شده با درخت تصمیم توانست وضعیت سیستم را درست تشخیص دهد که با ترکیب ویژگی‌های سیگنال جریان و ولتاژ، این تشخیص با قدرت ۹۵٪ انجام شد. این سیستم در تشخیص عیوب یاتاقان، شکستگی میله روتور با ترکیب ویژگی‌های جریان، عملکردی به ترتیب با متوسط قدرت ۹۰٪ و ۸۶٪ از خود نشان داد.

عملکرد با قابلیت بالای سیستم در تشخیص عیوب موجب استفاده از این سیستم در جداسازی عیوب شد که با ترکیب ویژگی‌های استخراج شده جریان، عیوب را با قابلیت اطمینان ۷۵/۲۵٪ تشخیص داد و وقتی از این سیستم

عملکرد سیستم برای تشخیص محل دقیق این عیب نیز در سیم پیچی استاتور بررسی شد.

### ۶-۴- تشخیص فاز معیوب سیم پیچی استاتور

یکی از مهم ترین اثرات وقوع عیب سیم پیچی استاتور، تغییر جریان فازها است. به عبارت دیگر، به واسطه الکتريکی بودن عیب سیم پیچی استاتور، بیشترین تأثیر را بر جریان استاتور دارد. در قسمت‌های قبل، به تشخیص و نیز جداسازی این عیب از سایر عیوب پرداخته شد. در این قسمت، با در نظر گرفتن اتصال کوتاه فاز a سیم پیچی استاتور موتورالقایی، مطابق شکل ۱۱، تشخیص درست فاز معیوب با ترکیب ویژگی‌های استخراج شده از سیگنال جریان سه فاز استاتور با استفاده از شبکه عصبی بررسی شد.



شکل (۱۰): سیم پیچی استاتور با فاز a اتصال کوتاه

ویژگی‌های زمانی سه فاز جریان در حالت سالم و معیوب استخراج شده، با استفاده از شبکه عصبی ترکیب می شوند و با در نظر گرفتن ۶ کلاس برای طبقه بندی فازها مطابق جدول ۱۰، عملکرد شبکه عصبی بررسی می شود.

جدول (۱۰): کلاسه بندی فازهای سیم پیچی استاتور

| کلاس | فاز                            |
|------|--------------------------------|
| ۱    | فاز a                          |
| ۲    | فاز b                          |
| ۳    | فاز c                          |
| ۴    | فاز a اتصال کوتاه شده          |
| ۵    | فاز b در حالت معیوب بودن فاز a |
| ۶    | فاز c در حالت معیوب بودن فاز a |

- [3] S. B. Chaudhury, M. Sengupta, and K. Mukherjee, "Experimental study of induction motor misalignment and its online detection through data fusion," *IET Electr. Power Appl.*, Vol. 7, No. 1, pp. 58–67, 2013.
- [4] J. Tian, C. Morillo, M. H. Azarian, and M. Pecht, "Motor Bearing Fault Detection Using Spectral Kurtosis-Based Feature Extraction Coupled with K-Nearest Neighbor Distance Analysis," *IEEE Trans. Ind. Electron.*, Vol. 63, No. 3, pp. 1793–1803, 2016.
- [5] E. Esfahani, "Multi-sensor Wireless System for Fault Detection in Induction Motors," *IEEE Trans. Mechatronics*, Vol. 19, No. 3, pp. 818–826, 2012.
- [6] S. Jorkesh, J. Poshtan, and M. Poshtan, "Fault Diagnosis and Isolation of an Electro-Pump using Neural Data Fusion," 2019 *IEEE Energy Convers. Congr. Expo.*, pp. 3912–3916, 2019.
- [7] J. Kankar, P. K., Sharma, S. C., & Harsha, "Vibration-based fault diagnosis of a rotor bearing system using artificial neural network and support vector machine," *Int. J. Modelling, Identification and Control*, Vol. 15, No. 3, pp. 185–198, 2012.
- [8] F. Jiang, W. Li, Z. Wang, Z. Wang, and B. Cao, "Fault diagnosis of rotating machinery based on MFES and D-S evidence theory," *Proc. 2012 24th Chinese Control Decis. Conf. CCDC 2012*, pp. 1624–1629, 2012.
- [9] L. Hou and N. W. Bergmann, "Induction Motor Fault Diagnosis Using Industrial Wireless Sensor Networks and Dempster-Shafer Classifier Fusion," pp. 2992–2997, 2011.
- [10] H. Jafari, J. Poshtan, and H. Sadeghi, "Application of fuzzy data fusion theory in fault diagnosis of rotating machinery," *Proc. Inst. Mech. Eng. Part I J. Syst. Control Eng.*, Vol. 232, No. 8, pp. 1015–1024, 2018.
- [11] P. Subbaraj and B. Kannapiran, "Fault detection and diagnosis of pneumatic valve using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System approach," *Appl. Soft Comput. J.*, Vol. 19, pp. 362–371, 2014.
- [12] A. Widodo, B. S. Yang, and T. Han, "Combination of independent component analysis and support vector machines for intelligent faults diagnosis of induction motors," *Expert Syst. Appl.*, Vol. 32, No. 2, pp. 299–312, 2007.
- [13] D. D. Ferreira, J. M. De Seixas, and A. S. Cerqueira, "A method based on independent component analysis for single and multiple power quality disturbance classification," *Electr. Power Syst. Res.*, Vol. 119, pp. 425–431, 2015.
- [14] Chen, T., Que, P., & Liu "Pipeline defects diagnosis based on feature extraction and neural-network fusion," *Russian Journal of Nondestructive Testing*, Vol. 42, pp. 340–344, 2006.

با ترکیب ویژگی‌های انتخاب شده از سیگنال جریان و نیز ترکیب ویژگی‌های سیگنال‌های جریان و ولتاژ استفاده شد، به ترتیب قابلیت اطمینان  $85/78\%$  و  $88\%$  حاصل شد که نشان دهنده افزایش قابلیت اطمینان سیستم بود. همچنین، قوام سیستم تشخیص عیب در حضور اغتشاشات خشک کار کردن پمپ و نامتعادلی منبع تغذیه بررسی شد که سیستم با متوسط قابلیت اطمینان  $98\%$  وضعیت‌های بررسی شده را تشخیص داد.

از این سیستم برای تشخیص فاز اتصال کوتاه شده سیم‌پیچی استاتور استفاده شد که با قابلیت اطمینان  $81/66\%$  فاز معیوب استاتور را تشخیص داد؛ این نشان داد این سیستم علاوه بر تشخیص و جداسازی عیوب، در تشخیص محل عیوب نیز عملکرد با قابلیت اطمینان بالایی دارد. نتایج عددی فوق در تشخیص و جداسازی عیوب موتور القایی و نیز تشخیص فاز معیوب سیم‌پیچی استاتور نشان می‌دهند الگوریتم تشخیص و جداسازی عیب با استفاده از ترکیب داده عصبی در تشخیص وضعیت‌های سیستم مطالعه شده این تحقیق عملکردی با قابلیت اطمینان بالایی داشته است. در این مقاله، عملکرد شبکه عصبی در تشخیص و جداسازی عیوب موتور القایی در سرعت و بار ثابت بررسی شده است؛ بنابراین، تغییر بار و سرعت از جمله نوآوری‌ها برای توسعه نتایج این تحقیق بررسی شد. با توجه به اینکه شبکه عصبی در این تحقیق به صورت داده‌محور بررسی شد، امکان بررسی عملکرد شبکه با استفاده از روش یادگیری انتقالی برای بررسی وضعیت سیستم‌های عملیاتی مختلف وجود دارد.

## مراجع

- [1] M. Amozegar and K. Khorasani, "An ensemble of dynamic neural network identifiers for fault detection and isolation of gas turbine engines," *Neural Networks*, Vol. 76, pp. 106–121, 2016.
- [2] R. Liu, B. Yang, E. Zio, and X. Chen, "Artificial intelligence for fault diagnosis of rotating machinery: A review," *Mech. Syst. Signal Process.*, Vol. 108, pp. 33–47, 2018.