



## استخراج ویژگی به کمک یادگیری عمیق برای تشخیص و دسته بندی خطاهای مکانیکی یاتاقان در ماشین‌های القایی قفس سنجابی

محمد حسین تبارمرزبالی<sup>۱\*</sup>، سعید حسنی<sup>۲</sup>، هدی مشایخی<sup>۳</sup> و ولی الله مشایخی<sup>۱</sup>

<sup>۱</sup> استادیار، دانشکده مهندسی برق، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، سمنان

<sup>۲</sup> کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، سمنان

<sup>۳</sup> استادیار، دانشکده مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی شاهرود، شاهرود، سمنان

مقاله مستقل، تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۱/۱۶؛ تاریخ بازنگری: ۱۴۰۰/۰۳/۱۱؛ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۶/۱۸

### چکیده

یاتاقان‌ها یکی از مهمترین اجزای است که در پیشران‌های ماشین‌های الکتریکی مورد استفاده قرار می‌گیرد. تشخیص و دسته‌بندی موثر و زود هنگام خطای یاتاقان برای نگهداری پیشرانه یک سیستم الکترومکانیکی بسیار حائز اهمیت خواهد بود. با پیشرفت در سیستم‌های اندازه گیری و دیجیتال، داده‌های گسترده و حجیم به صورت زمان-حقیقی در ماشین‌های الکتریکی در دسترس خواهد بود. با توجه به اینکه تشخیص خطا به کمک روش‌های مرسوم پردازش سیگنال از سیگنال استخراج شده ممکن است به دلایل مختلفی همچون سطح اغتشاش، فرکانس‌های طبیعی سیستم، اشباع هسته، شدت خطا و میزان گشتاور مقاوم امکان پذیر نباشد، روش‌های یادگیری عمیق در این راستا مورد توجه قرار گرفته‌اند. در این مقاله شبکه عمیق یادگیری سری زمانی برای پایش وضعیت یاتاقان در ماشین‌های الکتریکی به منظور دسته‌بندی و شناسایی نوع خطا استفاده شده است. نتایج به دست آمده با روش‌های موجود و مرسوم روی داده‌های عملی مورد مقایسه قرار گرفته است. نتایج بدست آمده از داده‌های عملی نشان می‌دهد که روش یادگیری عمیق ارائه شده با دقت بالای ۹۰ درصد امکان شناسایی و دسته‌بندی خطای یاتاقان را داراست.

**کلمات کلیدی:** خطای مکانیکی؛ شکستگی؛ ترک؛ یاتاقان؛ پایش وضعیت؛ یادگیری عمیق.

## Feature Extraction Based on Deep Learning for Mechanical Bearing Fault Detection and Classification in Squirrel Cage Induction Machine

M. Hoseintabar Marzabali<sup>1\*</sup>, S. Hasani<sup>2</sup>, H. Mashayekh, V. Mashayekhi<sup>1</sup>

<sup>1</sup> Asst. Prof., Elec. Eng., Shahrood Univ., Shahrood, Iran.

<sup>2</sup> Ph.D. Student, Comp. Eng., Shahrood Univ., Shahrood, Iran.

<sup>2</sup> Asst. Prof., Comp. Eng., Shahrood Univ., Shahrood, Iran.

### Abstract

Bearings are one of the main components used in the drive-train of electrical machines. Early fault diagnosis and classification of bearing fault for maintenance of electromechanical system are very important. With progresses in measurement and digital systems, extensive range of real-time data can be available in electrical machines. Since fault diagnosis based on signal processing methods from extracted signals may not be possible due to different reasons such as noise level, natural frequencies of system, saturation of core, severity of fault and load torque, deep learning methods have been considered in recent years. In this paper, time series deep learning method for condition monitoring of bearing in electrical machine for the purpose of detection and classification of fault is considered. Obtained results by means of proposed method have been compared with pervious techniques. Experimental results show that proposed deep learning method can detect and classify bearing fault with accuracy above 90%.

**Keywords:** Mechanical Fault; Fracture; Crack; Bearing; Condition Monitoring; Deep Learning.

## ۱- مقدمه

ماشین‌های القایی بطور گسترده در صنایع مختلفی همچون نفت و گاز برای نمونه در ماشین‌های حفاری، وینچ‌ها و پمپ‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند [۱]. با توجه به اینکه این ماشین‌ها در شرایط سخت کاری به فعالیت می‌پردازند، احتمال خرابی آن‌ها می‌تواند خطرناک و یا منجر به اختلال و از کار افتادگی زمانبر و در نتیجه پرهزینه در روند حفاری یا تولید شود [۲]؛ بنابراین نیاز به نظارت مستمر و شناسایی خطاهای الکتریکی و مکانیکی در این سیستم‌ها به طرز قابل توجهی احساس می‌شود. یک سیستم پایش وضعیت مناسب مبتنی بر شرایط<sup>۱</sup> منجر به کاهش زمان و هزینه عملیات تعمیر و نگهداری، افزایش ایمنی و در نتیجه بهره‌وری بیشتر و میزان خرابی پایین‌تر خواهد شد [۳].

خطاهای مکانیکی یاتاقان ماشین‌های القایی یکی از مهمترین دلایل خرابی است که بخش اعظمی از خطا در ماشین‌های القایی را به خود اختصاص خواهد داد. روش‌های گوناگونی برای تشخیص خطا به کمک انواع مشخصه‌های الکتریکی و مکانیکی همچون گشتاور، آلودگی صوتی، ارتعاشات و غیره ارائه شده‌است [۴-۸]. اخیراً روشی مبتنی بر تجزیه و تحلیل مشخصه‌های جریان الکتریکی موتور، به جهت آنکه نیازی به نصب و استفاده از حسگر جدید با توجه به حضور درایورهای الکتریکی بر روی ماشین نخواهد داشت، مورد توجه قرار گرفته است [۹]. نتایج بدست آمده از این روش نشان می‌دهد که انواع خطاهای مکانیکی یاتاقان ماشین‌های القایی از آنجایی که مستقیم روی گشتاور تاثیرگذار هستند و منجر به ایجاد نوسانات گشتاور بر روی محور موتور می‌شوند، بر مشخصه جریان استاتور آن‌ها نیز تاثیر خواهند داشت. چنین مدولاسیونی با توجه به روش‌های پردازش سیگنال قابل تشخیص و تجزیه و تحلیل در جریان استاتور خواهد بود [۱۰].

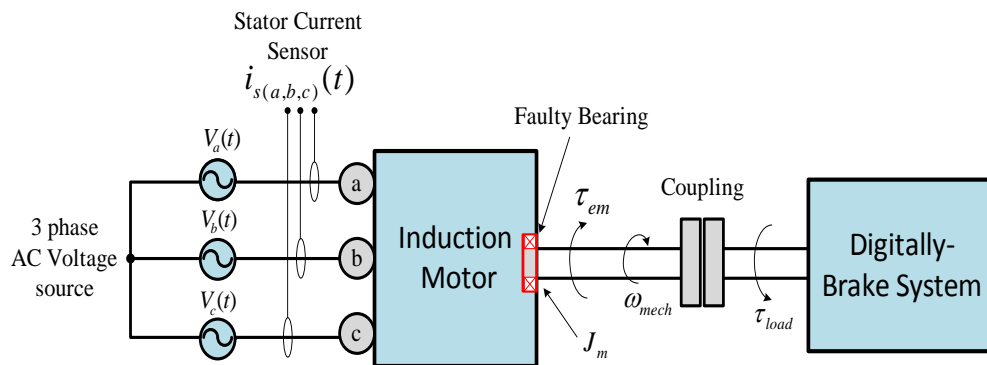
با توجه به اینکه تشخیص خطا به کمک روش‌های مرسوم پردازش سیگنال از سیگنال استخراج شده ممکن است، به دلایل مختلفی همچون سطح اغتشاش، فرکانس‌های طبیعی سیستم، اشباع هسته، شدت خطا و میزان گشتاور

مقاوم امکان‌پذیر نباشد، روش‌های یادگیری عمیق اخیراً بشدت مورد توجه قرار گرفته‌اند [۱۱، ۱۲ و ۱۳].

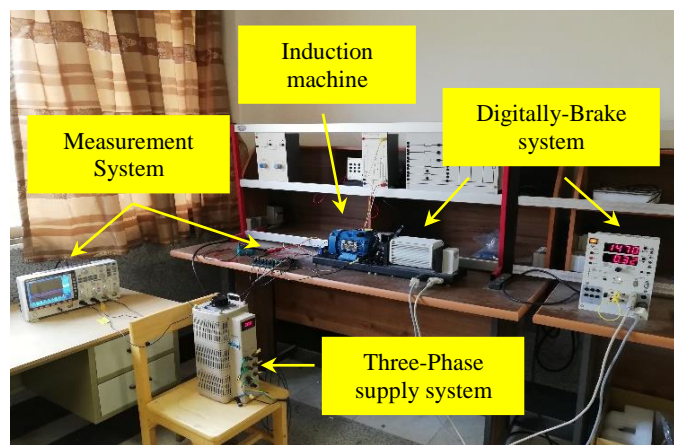
روش‌هایی که تاکنون مورد استفاده قرار گرفته است، دارای دو مشکل اساسی نیاز به پیش پردازش بوسیله پردازش سیگنال و پیچیدگی کافی شبکه طراحی شده برای یادگیری مناسب هستند که موجب شده است که سیستم‌ها و شبکه‌های مورد استفاده برای یادگیری کارایی مناسبی در دسته بندی و تشخیص خطاهای الکتریکی و مکانیکی ماشین نداشته باشد [۱۴]. برخی مقالات از روش‌های انتخاب ویژگی در کنار روش رده‌بندی استفاده کرده‌اند. به طور مثال استفاده از الگوریتم ژنتیک برای انتخاب ویژگی در کنار رده‌بندی سنتی KNN، درخت تصمیم و جنگل تصادفی مورد استفاده قرار گرفته است [۲۴]. با وجود اینکه در مقاله جاری سربار استخراج دستی ویژگی از سیگنال را متحمل نشده‌ایم، در رده‌بندی سیگنال تک فاز به نتایج بهتری نسبت به مقاله مذکور دست پیدا کرده‌ایم. طیف دیگری از مقالات از سیگنال‌های ارتعاشی استفاده می‌کنند [۲۵]. استفاده از این نوع سیگنال هزینه‌های جمع‌آوری داده را افزایش می‌دهد و در مقاله جاری از سیگنال جریان استفاده شده است. برخی مطالعات نیز استفاده از رویکرد یادگیری عمیق را مد نظر قرار داده‌اند و از سیگنال خام برای یادگیری شبکه استفاده می‌کنند. به طور مثال شبکه‌های حافظه طولانی کوتاه-مدت به صورت پشته شده برای تشخیص خطا مورد استفاده قرار گرفته‌اند [۲۶]. در مقاله جاری نشان می‌دهیم که استفاده از کانولوشن زمانی در کنار شبکه حافظه طولانی کوتاه-مدت عملکرد بهتری را در تشخیص خطا نشان می‌دهد.

در این مقاله روش یادگیری عمیق بر اساس تکنیک حافظه طولانی کوتاه-مدت برای تشخیص انواع خطاهای یاتاقان (خطای حلقه خارجی، حلقه داخلی و توپی) بر اساس داده‌های عملی حاصل از آزمایش خطای مکانیکی سیستم یاتاقان مورد مطالعه ارائه شده‌است. در این راستا در ابتدا مدل محاسباتی حاصل از خطای مکانیکی یاتاقان به همراه مدل ماشین القایی قفس سنجابی به کمک شبیه‌سازی توسعه داده شده است. نتایج به کمک روش پردازش سیگنال مورد ارزیابی قرار می‌گیرد و تاثیر روی سیگنال‌های الکتریکی ارزیابی می‌شود.

<sup>۱</sup> Condition-Based Monitoring



(الف)



(ب)

شکل ۱- (الف) شماتیک بستر آزمایشگاهی سیستم مورد مطالعه - (ب) بستر آزمایشگاهی مورد استفاده برای تشخیص خطای یاتاقان

## ۲- توصیف سیستم

سیستم مورد بررسی در واقع از یک محرک اولیه، متصل کننده و یک موتور القایی قفس سنجابی تشکیل شده است که از طریق یک اتوترانسفورماتور بوسیله سیم پیچها استاتور تغذیه می شود. محرک اولیه وظیفه اعمال گشتاورهای مختلف بار روی موتور را داراست. انواع مختلف خطاهای مکانیکی به یاتاقان موتور القایی همان گونه که در شکل ۱ نشان داده شده است، اعمال شده است و تاثیر این خطا روی سیگنالهای الکتریکی جریان مورد ارزیابی قرار می گیرد.

پارامترهای موتور القایی قفس سنجابی مورد استفاده در این مقاله در جدول ۱ ارائه شده است. بطور کلی یاتاقانهای مورد استفاده در موتورهای القایی از سه بخش حلقه داخلی، حلقه خارجی و توبی تشکیل شده است. پارامترهای اصلی یاتاقان نصب شده در موتور القایی قفس سنجابی در شکل

در نهایت با تحلیل نتایج بدست آمده از تحلیل مدل شبیه سازی شده، تکنیک یادگیری عمیق بر اساس روش حافظه طولانی کوتاه-مدت و کانولوشن زمانی برای نخستین بار با توجه به دانش نویسندگان این مقاله برای خطای یاتاقان توسعه و مورد استفاده قرار گرفته است؛ هم چنین نشان داده ایم که یادگیری این شبکه عمیق با استفاده از سیگنال زمانی خام، بدون استفاده از پیش پردازش و استخراج دستی ویژگی، موجب دستیابی به دقت بالا در تشخیص خطای مکانیکی یاتاقان می گردد. به بیان دیگر، خود شبکه عمیق ابتدا عمل استخراج ویژگی را انجام داده و سپس به رده بندی سیگنال می پردازد و به این ترتیب سربار استخراج دستی ویژگیها از سیگنال مرتفع شده است.

جدول ۱- پارامترهای نامی موتور القایی قفس سنجابی

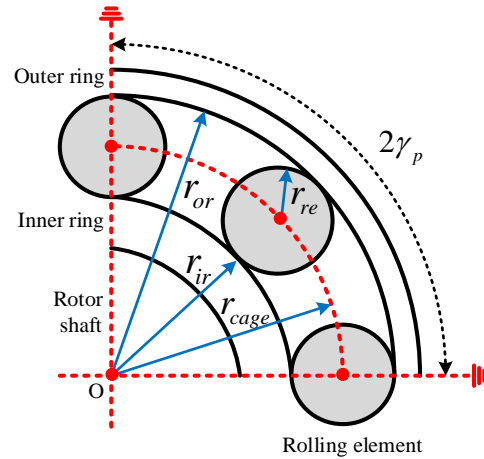
Parameters	Values
$P$	۰/۲۵ Kw
$V_{1-l,rms}$	۳۸۰ Y/Δ ۲۲۰
$I_{rated}$	۰/۸۳ Y/Δ ۱/۴ A
$\eta$	٪ ۶۵
$\cos\phi$	۰/۷
$p$	۴
$n_{rated}$	۱۴۰۰ RPM
$f_{syn}$	۵۰ Hz
$s_{rated}$	٪ ۶/۷
$J_m$	۰/۰۰۰۶۱۲ Kgm <sup>2</sup>
$T_{start}$	۲/۳ Nm
$T_{rated}$	۱/۷۱ Nm

جدول ۲- پارامترهای یاتاقان موتور القایی مورد مطالعه

Parameters	Value
$n_{re}$	۸
$r_{re}$	۲/۷۵ mm
$r_{ir}$	۱۰/۲۵ mm
$r_{cage}$	۱۳ mm
$r_{or}$	۱۵/۷۵ mm
$\gamma_p$	۴۵°

یک موتور القایی قفس سنجابی دارای سه سیم پیچ ایده‌ال به همراه فازهای متقارن در استاتور را در نظر بگیرید. رتور دارای  $(N_r=n)$  میله آنچنان که در شکل ۳ نشان داده شده است، بصورت حلقه‌های ایده‌ال فضایی خواهد بود که حامل  $n$  جریان مستقل در حلقه‌ها است. مدل مش ارائه شده بر اساس اصل تزویج مدارات مغناطیسی با فرض‌های زیر خواهد بود.

یک در جدول ۲ ارائه شده است. شمای کلی یک یاتاقان به منظور درک بهتر پارامترهای یاتاقان ارائه شده در جدول ۲، در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲- بخشی از هندسه و اجزای یاتاقان مورد مطالعه

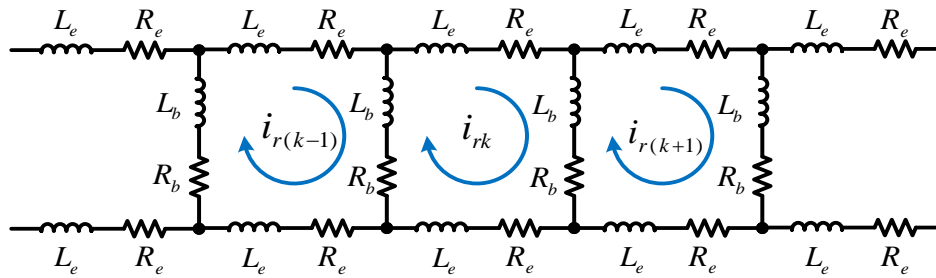
### ۳- مدل‌سازی و تحلیل

در زیر بخش‌های بعد مدل‌سازی اجزای مختلف سیستم مورد مطالعه برای پایش وضعیت یاتاقان مورد استفاده در ساختار پیش‌رانه ارائه شده است (شکل ۱). برای این منظور در ابتدا مدل تابع سیم‌پیچ ماشین القایی قفس سنجابی توصیف خواهد شد و سپس مدل حرکتی و مکانیکی یاتاقان بر اساس برهم کنش بین عناصر یاتاقان بر اساس روابط حرکتی و مکانیکی به منظور بررسی سه خطای محلی حلقه داخلی، حلقه خارجی و تویی ارائه خواهد شد تا یک مدل کامل به منظور تحلیل تاثیر خطای یاتاق بدست آورده شود.

### ۳-۱- مدل تحلیلی تابع سیم پیچی ماشین القایی

#### قفس سنجابی برای تشخیص خطا

روش تابع سیم‌پیچی تکنیک مدل‌سازی و شبیه‌سازی ساده و در عین حال مناسب برای تحلیل عملکرد موتورهای القایی قفس سنجابی فراهم می‌نماید. در این روش پارامترهای هندسی ماشین در نظر گرفته شده است. اگرچه مدل‌های تحلیلی به اندازه مدل‌های عددی دقیق نیستند، زمان محاسبات پایین‌تر منجر به این شده است تا این نوع تحلیل اهمیت ویژه‌ای در حوزه عملکردی و تشخیص خطا داشته باشد [۱۵].



شکل ۳- حلقه های رتور در ماشین القایی قفس سنجابی

$$\mathbf{R}_r = \begin{bmatrix} 2(R_e + R_b) & -R_b & 0 & \dots & -R_b \\ -R_b & 2(R_e + R_b) & -R_b & \dots & 0 \\ 0 & -R_b & 2(R_e + R_b) & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ -R_b & 0 & \dots & \dots & 2(R_e + R_b) \end{bmatrix} \quad (10)$$

$$\mathbf{L}_{ss} = \begin{bmatrix} L_{aa} & L_{ab} & L_{ac} \\ L_{ba} & L_{bb} & L_{bc} \\ L_{ca} & L_{cb} & L_{cc} \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$\mathbf{L}_{rr} = \begin{bmatrix} L_{11} + 2(l_b + l_e) & L_{12} - l_b & L_{13} & \dots & L_{1n} - l_b \\ L_{21} - l_b & L_{11} + 2(l_b + l_e) & L_{23} - l_b & \dots & L_{2n} \\ L_{31} & \dots & \dots & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ L_{n1} - l_b & L_{n2} & L_{n3} & \dots & L_{11} + 2(l_b + l_e) \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$\mathbf{M}_{sr} = \begin{bmatrix} L_{asr1} & L_{asr2} & \dots & L_{asrn} \\ L_{bsr1} & L_{bsr2} & \dots & L_{bsrn} \\ L_{csr1} & L_{csr2} & \dots & L_{csrn} \end{bmatrix} \quad (13)$$

همان گونه که مشاهده می شود اندوکتانس های خودی و متقابل فازهای استاتور و مش های رتور و مشتقات آنها مهمترین پارامترهای مورد استفاده در معادلات دینامیکی هستند. برخی از این اندوکتانس ها به مکان رتور وابسته هستند؛ در نتیجه با به حرکت درآوردن رتور می بایست در هر پله شبیه سازی بروزرسانی شود. براساس تئوری تابع سیم-پیچی، این اندوکتانس ها را می توان بصورت زیر محاسبه کرد [۱۶ و ۱۷].

$$L_{ij}(\theta) = \mu_0 r l \int_0^{2\pi} \frac{N_i(\varphi, \theta) N_j(\varphi, \theta) d\theta}{g(\varphi, \theta)} \quad (14)$$

جایی که  $i$  و  $j$  به ترتیب فازهای استاتور ( $a, b, c$ ) و حلقه های رتور ( $1r, \dots, nr$ ) هستند.  $\theta$  زاویه مکانی رتور،  $\varphi$  نقاطی در امتداد فاصله هوایی،  $g(\varphi, \theta)$  تابع فاصله هوایی برحسب زوایای  $\theta$  و  $\varphi$  و  $N_i(\varphi, \theta)$  تابع سیم پیچی است که می توان بصورت رابطه (۱۵) محاسبه کرد.

- ✓ اشباع مغناطیسی صرف نظر شده است.
  - ✓ ضریب نفوذپذیری مغناطیسی آن بی نهایت در نظر گرفته شده است.
  - ✓ فاصله هوایی یکنواخت در نظر گرفته شده است.
- ولتاژهای استاتور و رتور به فرم ماتریسی را می توان به صورت معادلات (۱) و (۲) نوشت [۱۵].

$$\mathbf{V}_{3s} = \mathbf{R}_s \mathbf{I}_{3s} + \frac{d}{dt} \boldsymbol{\Psi}_{3s} \quad (1)$$

$$\mathbf{V}_{nr} = \mathbf{R}_r \mathbf{I}_{nr} + \frac{d}{dt} \boldsymbol{\Psi}_{nr} = 0 \quad (2)$$

$$\boldsymbol{\Psi}_{3s} = \mathbf{L}_s \mathbf{I}_{3s} + \mathbf{M}_{sr} \mathbf{I}_{nr} \quad (3)$$

$$\boldsymbol{\Psi}_{nr} = \mathbf{M}_{rs} \mathbf{I}_{3s} + \mathbf{L}_r \mathbf{I}_{nr} \quad (4)$$

جایی که  $\mathbf{V}_{3s}$ ،  $\mathbf{R}_s$ ،  $\mathbf{I}_{nr}$ ،  $\mathbf{I}_{3s}$ ،  $\boldsymbol{\Psi}_{3s}$  و  $\boldsymbol{\Psi}_{nr}$  به ترتیب ماتریس های جریان های سه فاز استاتور، جریان های عبوری از  $n$  میله رتور، مقاومت استاتور، مقاومت رتور، شار پیوندی استاتور و شار پیوندی رتور است.  $\mathbf{L}_s$ ،  $\mathbf{L}_r$ ،  $\mathbf{M}_{sr}$  هم به ترتیب ماتریس های اندوکتانس استاتور، رتور و متقابل استاتور و رتور است و در نهایت  $\mathbf{M}_{rs}$  ترانزپوز اندوکتانس متقابل استاتور و رتور است. برای اتصال Y سیم پیچ های استاتور بردارهای ماتریس های بالا را می توان بصورت زیر نوشت.

$$\mathbf{V}_{3s} = [V_{as} \quad V_{bs} \quad V_{cs}]^T \quad (5)$$

$$\mathbf{V}_{nr} = [V_{1r} \quad V_{2r} \quad \dots \quad V_{nr}]^T \quad (6)$$

$$\mathbf{I}_{3s} = [I_{as} \quad I_{bs} \quad I_{cs}]^T \quad (7)$$

$$\mathbf{I}_{nr} = [I_{1r} \quad I_{2r} \quad \dots \quad I_{nr}]^T \quad (8)$$

$$\mathbf{R}_s = \begin{bmatrix} R_s & 0 & 0 \\ 0 & R_s & 0 \\ 0 & 0 & R_s \end{bmatrix} \quad (9)$$

که زاویه بین دو میله‌ی پی‌درپی رتور خواهد بود. معادلات زیر تابع سیم پیچی تحلیلی یک حلقه رتور بصورتی بیان می‌دارد که در شکل ۴ نشان داده شده است [۱۸].

$$N_r(\theta_e) = \begin{cases} -\frac{\alpha_r}{2\pi}, & 0 \leq \theta_e < \theta_i \\ 1 - \frac{\alpha_r}{2\pi}, & \theta_i \leq \theta_e < \theta_i + \alpha_r \\ -\frac{\alpha_r}{2\pi}, & \theta_i + \alpha_r \leq \theta_e < 2\pi \end{cases} \quad (24)$$

معادله زیر نحوه محاسبه اندوکتانس خودی  $n$ -امین حلقه رتور را نشان می‌دهد.

$$L_{nn} = \frac{\mu_0 r l}{g} \int_0^{2\pi} (N_r(\theta_e))^2 d\theta_e \quad (25)$$

که با قرار دادن معادله ۲۴ در عبارت ۲۵ خواهیم داشت.

$$L_{nn} = \frac{\mu_0 r l}{g} \alpha_r \left[ 1 - \frac{\alpha_r}{2\pi} \right] \quad (26)$$

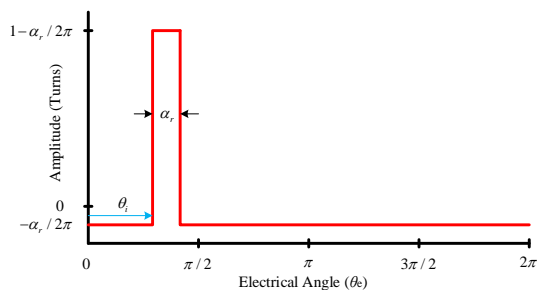
به همین ترتیب می‌توان اندوکتانس متقابل بین دو حلقه رتور در یک ماشین القایی قفس سنجابی را بصورت ۲۷ بدست آورد.

$$L_{nk} = \frac{\mu_0 r l}{g} \alpha_r \left[ -\frac{\alpha_r^2}{2\pi} \right] \quad (27)$$

معادله بالا نشان می‌دهد که اندوکتانس متقابل بین دو حلقه رتور به زاویه بین آن دو وابسته نخواهد بود و بین هر دو حلقه برابر خواهد بود.

اندوکتانس متقابل بین یک حلقه رتور و فاز  $a$  استاتور تابعی از زاویه رتور است و می‌توان آنها را بصورت ۲۸ محاسبه کرد.

$$L_{asri} = \frac{\mu_0 r l}{g} \int_0^{2\pi} (N_{as}(\theta_e))(N_{ri}(\theta_e)) d\theta_e \quad (28)$$



شکل ۴- تابع سیم پیچی یک حلقه رتور

$$N_i(\varphi, \theta) = n_i(\varphi, \theta) - \langle n_i(\varphi, \theta) \rangle \quad (15)$$

که  $n_i(\varphi, \theta)$  تابع دور سیم پیچی که بطور فضایی در امتداد سطح رتور و استاتور توزیع شده است و  $\langle n_i(\varphi, \theta) \rangle$  مقدار میانگین تابع خواهد بود.

برای سیم پیچ استاتور توزیع شده سینوسی گام کامل، تابع سیم پیچی را می‌توان بصورت (۱۶) نوشت.

$$N_i(\theta) = \frac{N_s}{p} \cos(\theta_e) \quad (16)$$

برای یک فاصله هوایی ثابت، اندوکتانس مغناطیس‌کنندگی را می‌توان با استفاده از معادله ۱۶ بصورت (۱۷) محاسبه کرد.

$$L_m = \frac{\mu_0 r l}{g} \int_0^{2\pi} \left( \frac{N_s}{p} \cos(\theta_e) \right)^2 d\theta_e \quad (17)$$

با انتگرال‌گیری از معادله ۱۷ مقدار اندوکتانس مغناطیس‌کنندگی بصورت (۱۸) بدست می‌آید.

$$L_m = \frac{\mu_0 r l}{g} \left( \frac{N_s}{p} \right)^2 \pi \quad (18)$$

علاوه بر این، اندوکتانس خودی را می‌توان با اضافه کردن اندوکتانس مغناطیسی و اندوکتانس نشتی بصورت ۱۹ بدست آورد.

$$L_{aa} = L_{bb} = L_{cc} = L_m + L_s \quad (19)$$

از آنجاییکه سیم پیچی‌های فاز به اندازه  $\pi/3$  رادیان الکتریکی (۱۲۰ درجه الکتریکی) با یکدیگر اختلاف فاز دارند، اندوکتانس متقابل را می‌توان بصورت ۲۰ بدست آورد.

$$L_{ab} = \frac{\mu_0 r l}{g} \int_0^{2\pi} \left( \frac{N_a}{p} \cos(\theta_e) \right) \left( \frac{N_b}{p} \cos(\theta_e + \frac{2\pi}{3}) \right) d\theta_e \quad (20)$$

با انتگرال‌گیری و ساده‌سازی خواهیم داشت.

$$L_{ab} = -\frac{\mu_0 r l}{g} \frac{N_a N_b \pi}{p^2 2} = -\frac{L_m}{2} \quad (21)$$

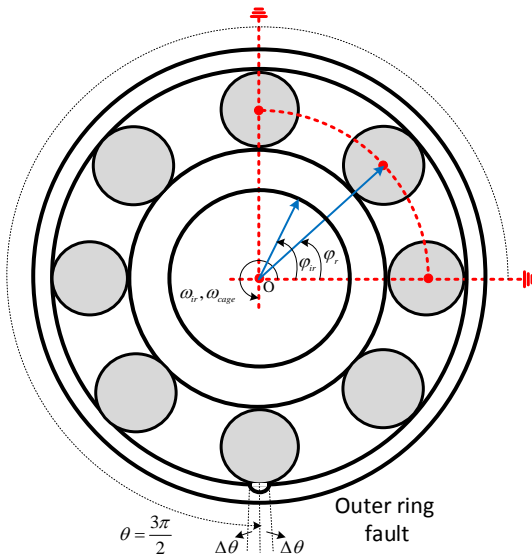
برای یک سیستم سه‌فاز متقارن می‌توان نوشت.

$$L_{ab} = L_{bc} = L_{ca} = -\frac{L_m}{2} \quad (22)$$

تابع دور یک حلقه رتور را می‌توان بوسیله تابع تحلیلی زیر تعریف کرد [۱۸].

$$n(\theta) = \begin{cases} 1, & \theta_i \leq \theta_e \leq \theta_i + \alpha_r \\ 0, & \theta_i > \theta_e > \theta_i + \alpha_r \end{cases}$$

$$\langle n(\theta) \rangle = \frac{\alpha_r}{2\pi}, \alpha_r = \frac{2\pi}{n} \quad (23)$$



شکل ۵- متغیرهای مورد استفاده در تجزیه و تحلیل حرکتی توپ‌ها در حالت خطادار

جایی که  $\varphi_{r,i}$  زاویه یک توپی،  $\varphi_{ir}$  زاویه مکانی حلقه داخلی،  $r_{ir}$  شعاع حلقه داخلی،  $r_{re}$  شعاع توپی،  $n_b$  شماره توپی‌ها از ۰ تا  $N_r - 1$ : تعداد کل توپی‌ها،  $\gamma$  زاویه گام توپی‌ها است. برای درک درست از نیروهای وارده بر توپی‌ها و نحوه تغییرات گشتاور در خطای اعمالی، معادله زیر ارائه شده است که تغییرات نیرو در ناحیه خطا را نشان می‌دهد [۲۰].

$$F(\varphi_r, \theta) = F_0 \left[ \frac{1}{2} \sin \left( \frac{(\varphi_r - \theta_0)}{\Delta\theta_0} \cdot \pi - \frac{\pi}{2} \right) + \frac{1}{2} \right] \quad (33)$$

$$(\theta_0 - \Delta\theta_0) \leq \varphi_r \leq (\theta_0 + \Delta\theta_0)$$

جایی که  $F(\varphi_r, \theta)$  نیروی شعاعی اصلاح شده در ناحیه خطا،  $F_0$  نیروی شعاعی نامی است که می‌بایست توسط توپی‌ها حمل شود.  $\theta_0$  زاویه مکانی مرکز خطا،  $\Delta\theta_0$  نیم زاویه در برگیرنده خطا است (شکل ۶).

وضعیت توپی‌ها زمانی که از ناحیه خطا عبور می‌کنند، برای همه توپی‌ها یکسان است؛ بنابراین تئوری زیر معادلات را برای یک توپی نشان می‌دهد. مدل تعامل بین توپی و خطا بر اساس روابط ریاضی است. تغییر روی دیگر توپی‌ها زمانی که یک توپی از مسیر خطا عبور می‌کند، صرف‌نظر شده است. بر اساس شکل ۶ رابطه بین نیروی شعاعی بار  $F$  و نیروی تماسی  $F_t$  روی حلقه داخلی به کمک تعادل استاتیکی همراه با معادلات حرکت را می‌توان بصورت ۳۴ نوشت [۲۰].

که با انتگرال‌گیری و جایگذاری در معادله بالا اندوکتانس متقابل بین استاتور و رتور در یک ماشین القایی قفس سنجایی بصورت ۲۹ بدست خواهد آمد.

$$L_{asri} = \frac{\sin(\alpha_r/2)}{N_s} \frac{4}{\pi} L_m \cos(\theta_r + (i-1)\alpha_r + \alpha_r/2) \quad (29)$$

اندوکتانس متقابل بین حلقه‌های رتور و فازهای  $b$  و  $c$  را می‌توان با شیفت دادن فاز  $a$  به اندازه  $120^\circ$  و  $240^\circ$  بدست آورد.

معادلات گشتاور و سرعت یک موتور القایی قفس سنجایی را می‌توان بصورت زیر نوشت.

$$T_e = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} \mathbf{I}_s \\ \mathbf{I}_r \end{bmatrix}^T \frac{d}{d\theta} \begin{bmatrix} \mathbf{L}_{ss} & \mathbf{M}_{sr} \\ \mathbf{M}_{rs} & \mathbf{L}_{rr} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{I}_s \\ \mathbf{I}_r \end{bmatrix} \quad (30)$$

$$J \frac{d}{dt} \omega_m = T_e - T_L \quad (31)$$

جایی که  $T_e$  گشتاور بار ماشین،  $\omega_m$  سرعت مکانیکی ماشین است.

### ۳-۲- مدل حرکتی و مکانیکی خطای یاتاقان

مدل ارائه شده در این مقاله بر اساس برهم کنش بین عنصر یاتاقان و خطادار بر اساس روابط حرکتی و مکانیکی است. مدل حرکتی توپی‌های مربوط به یاتاقان با فرض تماس توپی با هر دو حلقه از نظر حرکتی تعیین خواهد شد. چرخش مخالف ساعت حلقه داخلی و چرخش توپی‌ها در جهت عقربه‌های ساعت به عنوان جهت‌های مثبت انتخاب خواهد شد. زاویه تماس و فاصله توپی‌ها صفر در نظر گرفته شده - است که مدل حرکتی را توصیف می‌کند. با فرض عدم لغزش بین توپی‌ها و حلقه‌های بیرونی و درونی و همچنین با الهام از تئوری حرکت نسبی، تجزیه و تحلیل حرکتی انجام می‌شود. متغیرهای مورد استفاده در تجزیه و تحلیل حرکتی یاتاقان در شکل ۵ نشان داده شده است [۱۹].

حلقه خارجی یاتاقان ثابت شده است و حلقه خارجی با محور می‌چرخد. محور داخلی یاتاقان با سرعت زاویه‌ای برابر با محور خارجی موتور می‌چرخد با فرض اینکه لغزشی بین حلقه‌ها و توپی‌ها وجود ندارد و بر اساس تئوری حرکت نسبی بین محور و زاویه مکانی مرکز توپی‌ها می‌توان نوشت.

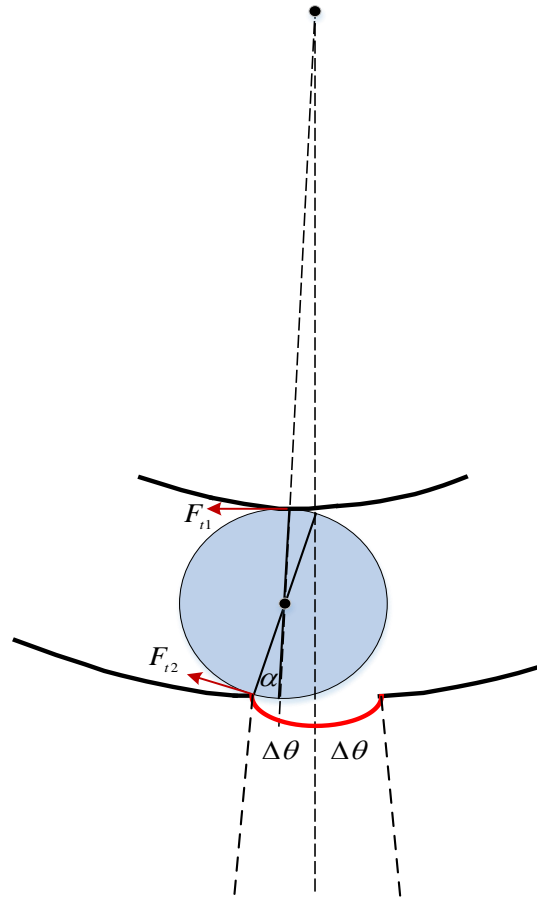
$$\varphi_{r,i} = \frac{\varphi_{ir} r_{ir}}{2(r_{ir} + r_{re})} + n_b \gamma \quad (32)$$

۳-۳- مدل یکپارچه تابع سیم پیچی ماشین و یاتاقان  
 انواع خطاهای اعمال شده در سیستم عملی و همچنین نمودار کلی شبیه سازی مدل دینامیکی موتور القایی و خطای یاتاقان در شکل های ۷ و ۸ نشان داده شده است. این مدل همان گونه که در بخش های قبل توضیح داده شده است، بر اساس تئوری تابع سیم پیچی و همچنین مدل دینامیکی و حرکتی یاتاقان نوشته شده است. این مدل برای اهداف زیر تنظیم شده است.

- (۱) استخراج موقعیت مکانیکی رتور به عنوان متغیر ورودی به مدل خطای یاتاقان
  - (۲) بررسی و نظارت روی گشتاور الکترومغناطیسی برای تجزیه و تحلیل طیف گشتاور
  - (۳) پایش وضعیت بر اساس جریان فاز استاتور برای تجزیه و تحلیل مشخصه های جریان.
- با فرض یک اتصال سخت و محکم بین محرک اولیه و همچنین موتور القایی، محور ورودی با همان سرعت زاویه ای موتور القایی به حرکت در خواهد آمد. از این رو موقعیت مکانیکی رتور موتور القایی به عنوان ورودی برای مدل خطای یاتاقان در نظر گرفته خواهد شد. خطای یاتاقان بر روی محور گشتاورهای متفاوتی ایجاد می نماید که با گشتاور ثابتی که مربوط به بار خارجی وارد شده بر محور ماشین است، جمع می شود.

#### ۴- تحلیل نتایج شبیه سازی

به منظور بررسی خطای یاتاقان روی سیگنال جریان و گشتاور، رفتار خطای حلقه خارجی یاتاقان روی گشتاور الکترومغناطیسی و همچنین روی طیف جریان استاتور سیستم یکپارچه ماشین و یاتاقان در نرم افزار متلب شبیه سازی شده است و سپس تغییرات گشتاور الکترومغناطیسی و جریان در حالت سالم و خطا دار مقایسه شده است. نتایج نشان می دهد که در حالت خطا دار گشتاور ناشی از خطای یاتاقان خارجی منجر به ایجاد نوسانات گشتاور روی محور و به تبع آن روی جریان خواهد شد که در شکل های ۹ و ۱۰ نشان داده شده است. رفتار خطای حلقه خارجی و همچنین تویی نیز به همین ترتیب خواهد بود. صرفا به منظور جلوگیری از تکرار مطالب از آوردن نتایج شبیه سازی اجتناب شده است.



شکل ۶- حرکت تویی در مسیر خطا

$$F_t = F \cdot \frac{\sin \alpha}{1 + \cos \alpha} \quad (34)$$

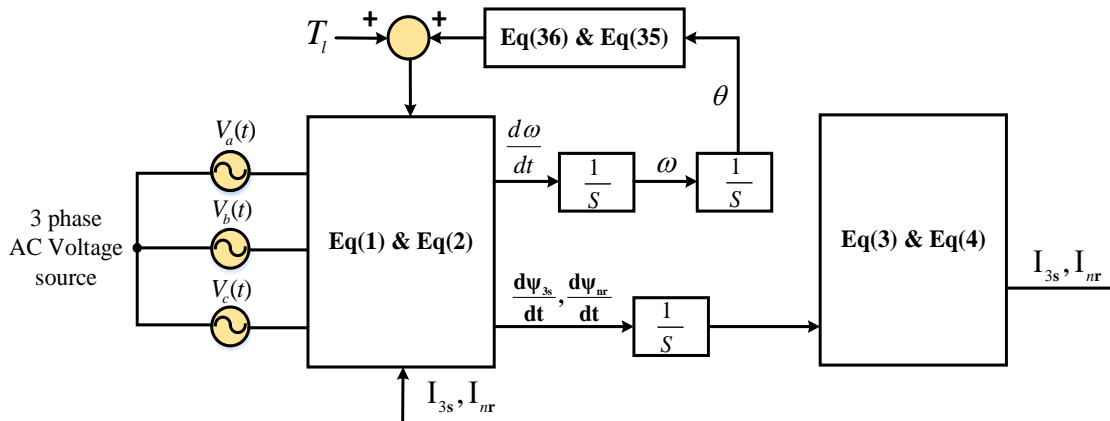
جایی که  $F_t$  نیروی مماسی مربوط به خطاست، که در آن زاویه  $\alpha$  بصورت زیر قابل محاسبه است [۲۰].

$$\alpha = \begin{cases} \left( \frac{r_r + r_{ir}}{r_r} \right) \cdot (\varphi_r - \theta + \Delta\theta) & (\theta - \Delta\theta) \leq \varphi_r < \theta \\ \left( \frac{r_r + r_{ir}}{r_r} \right) \cdot (\varphi_r - \theta - \Delta\theta) & \theta \leq \varphi_r \leq (\theta + \Delta\theta) \\ 0 & \varphi_r < (\theta - \Delta\theta) \text{ or } \varphi_r > (\theta + \Delta\theta) \end{cases} \quad (35)$$

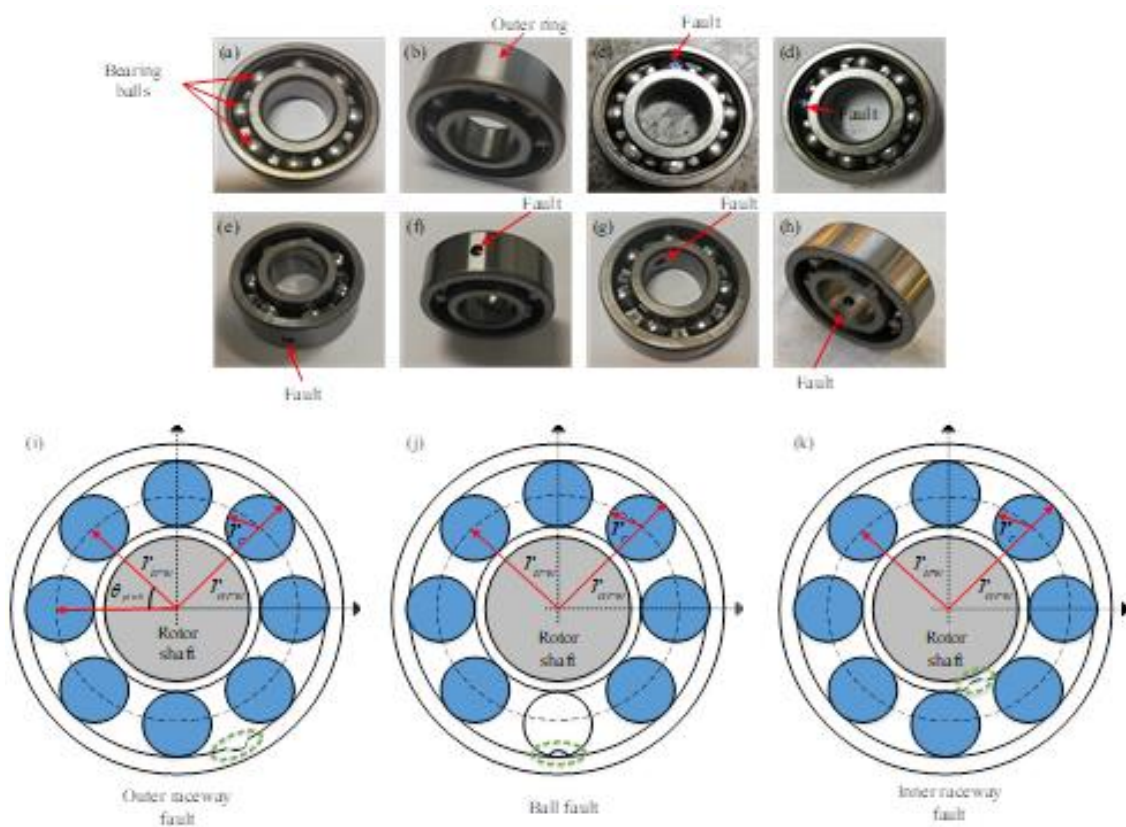
و در نهایت گشتاور حاصل از خطا روی حلقه داخلی از رابطه ۳۶ قابل محاسبه خواهد بود.

$$\tau_{bf} = F \cdot r_{ir} \quad (36)$$





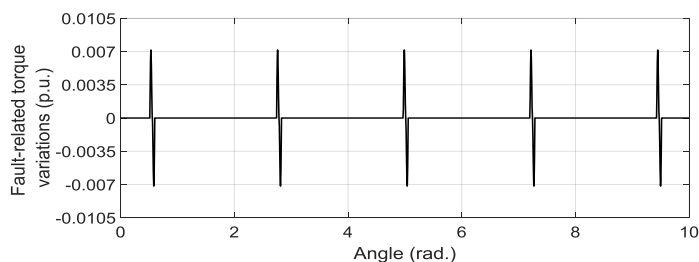
شکل ۸- مدل شبیه‌سازی شده مدل مجتمع تابع سیم‌پیچی موتور القایی قفس سنجابی به همراه مدل دینامیکی یاتاقان



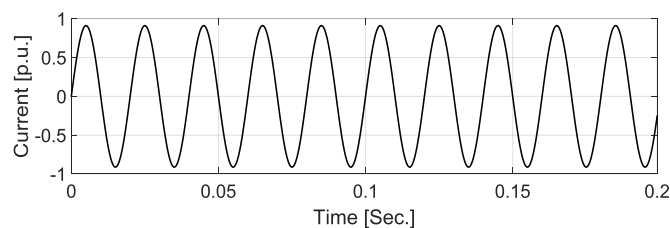
شکل ۷- خطاهای اعمالی روی یاتاقان موتور القایی مورد مطالعه به قطر یک میلیمتر روی حلقه خارجی، داخلی و همچنین توپی

تاثیرات ناشی از خطای یاتاقان در عمل قابل مشاهده است، تاثیر خطای یاتاقان روی طیف جریان در عمل مورد ارزیابی قرار گرفته است و با نتایج شبیه‌سازی مقایسه شده است. برای این منظور به کمک دستگاه اسپارک حرفه‌هایی به قطر

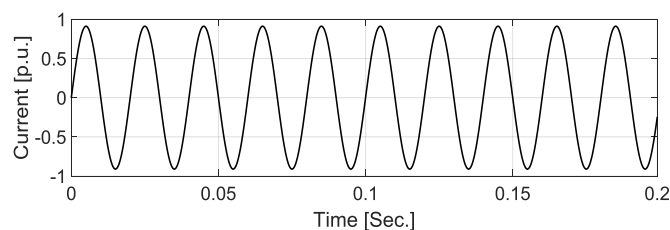
شکل ۹ و ۱۰ نشان می‌دهد که در شبیه‌سازی اثر خطای یاتاقان نوسانات گشتاور بطور مشهود روی گشتاور قابل مشاهده خواهد بود و به همین ترتیب این تاثیر روی جریان قابل مشاهده است (شکل ۱۰). به منظور مقایسه اینکه آیا



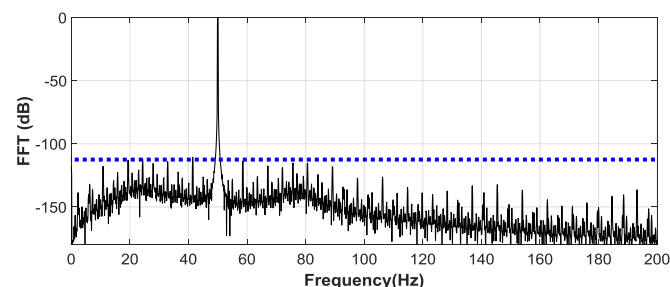
شکل ۹- تغییرات گشتاور مربوط به خطای حلقه خارجی یاتاقان روی محور ماشین



(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۱۰- الف و ب) به ترتیب سیگنال‌های زمانی جریان استاتور در حالت سالم و خطادار و ج) طیف فرکانسی جریان استاتور ماشین القایی در حضور خطای حلقه خارجی یاتاقان در شبیه‌سازی

های سالم و خطادار به همراه طیف فرکانسی حالت خطادار در شبیه سازی را نشان داده است. مشهود است، میزان و اندازه فرکانس خطای ناشی از حفره ایجاد شده روی حلقه خارجی یاتاقان دارای سطحی کمتر از ۱۱۰ دسی‌بل در شبیه‌سازی است (خط آبی) که در طیف داده‌های عملی جریان استاتور ماشین القایی مورد مطالعه با توجه به دستگاه

۱ میلی‌متر روی حلقه داخلی، خارجی و توپی ایجاد شده است (شکل ۷). تاثیر خطا از برخورد لبه خطا و جز سالم ناشی می‌شود. چنین نقص‌های محلی باعث ایجاد ارتعاشات در گشتاور محور در فرکانسی خاص می‌شود که این فرکانس برای خطای یاتاقان حلقه خارجی، درونی و توپی متفاوت خواهد بود. همان‌گونه که در شکل ۱۰ سیگنال زمانی حالت

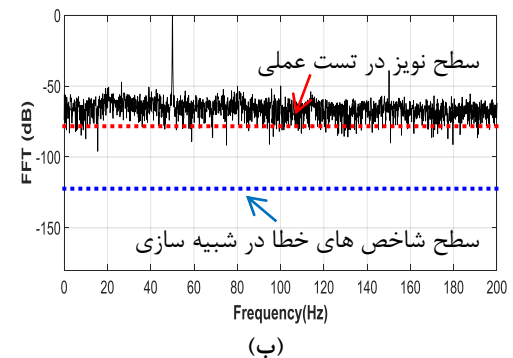
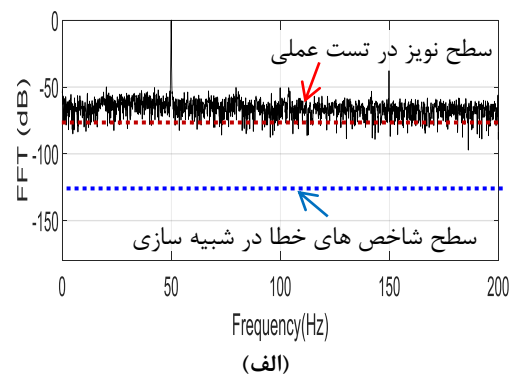
(RNN) [۲۰] نوعی از شبکه‌های عصبی هستند که در ساختار داخلی آنها مفهوم حافظه در نظر گرفته شده است. این امر به این شبکه‌ها امکان تشخیص الگوها در داده‌های ترتیبی را می‌دهد و خروجی هر حالت وابسته به خروجی حالت‌های قبلی است. به بیان دیگر، با استفاده از یک لایه بازخورد، خروجی قبلی به همراه ورودی بعدی، به شبکه بازگردانده می‌شود. این امر برای این شبکه‌ها نوعی از مفهوم حافظه را ایجاد کرده است که موجب می‌شود، اطلاعات مراحل قبل از بین نرفته و خروجی شبکه تحت تاثیر آموزه‌های گذشته آن قرار بگیرد. یکی از متداولترین انواع شبکه‌های بازگشتی، شبکه حافظه طولانی کوتاه-مدت<sup>۲</sup> (LSTM) [۲۱] است که در کاربردهای مختلف مورد استفاده قرار گرفته است.

شبکه‌های حافظه طولانی کوتاه-مدت نسبت به شبکه‌های RNN معمولی قادر به کار با دنباله‌های طولانی‌تر هستند. در این شبکه‌ها در هر سلول شبکه، تعدادی دروازه و حالت سلول اضافه شده‌است که شرح آن در ادامه ذکر می‌شود. دروازه فراموشی (f) وظیفه کنترل میزان استفاده از اطلاعات گام زمانی قبلی را بر عهده دارد. دروازه ورودی (i) وظیفه کنترل میزان استفاده از اطلاعات جدید را بر عهده دارد. دروازه خروجی (o) نیز مشخص می‌کند، چه میزان از اطلاعات گام زمانی قبل با اطلاعات گام زمانی فعلی به گام زمانی بعد منتقل شود.

لایه نهان LSTM شامل تعدادی سلول است که به طور بازگشتی به یکدیگر متصل هستند. در زمان t بردار ورودی  $x^t$  به شبکه وارد می‌شود. عناصر هر سلول توسط مجموعه معادلات (۲) تعریف می‌شوند. در این معادلات  $h_{t-1}^t$  نشان دهنده لایه قبلی (یا ورودی شبکه) در گام زمانی t و  $h_{t-1}^{t-1}$  نشان دهنده لایه جاری در گام زمانی قبلی t-1 است. پارامتر w نشان دهنده وزن و b نشان دهنده بایاس است. پارامترهای  $\sigma$  و  $\tanh$  به ترتیب نشان دهنده توابع فعالساز سیگموئید و تانژانت هذلولوی هستند. عملگر  $\odot$  نشان دهنده ضرب نقطه به نقطه است.

$$g_t^t = \tanh(w_t^{gx} h_{t-1}^t + w_t^{gh} h_{t-1}^{t-1} + b_t^g)$$

اندازه‌گیری شده در حالت سالم و خطادار سطح نویز چیزی در حدود ۶۰ دسی‌بل است (شکل ۱۱) (خط قرمز) که در نتیجه در داده‌های عملی شاخص‌های مربوط به خطاها به کمک روش‌های پردازش سیگنال قابل تفکیک و شناسایی نمی‌باشد؛ به همین خاطر به منظور تشخیص خطا در حضور این خطاها نیاز به روش‌های نوین است تا بتواند بخوبی هم نوع خطا و هم سالم و یا ناسالم بود سیستم در وضعیت‌های مختلف را به راحتی تشخیص دهد.



شکل ۱۱- الف) طیف فرکانسی جریان استاتور ماشین القایی در حالت سالم و ب) در حضور خطای حلقه خارجی یا تاقان در عمل

#### ۴- معماری شبکه عمیق

برای این منظور در این مقاله برای تشخیص خطا و تفکیک سیگنال‌های خطا از سالم از روش یادگیری عمیق استفاده شده است تا بتواند سیگنال‌های خطا در نوع‌های مختلف را از سیگنال سالم مجزا نماید. شبکه‌های عصبی بازگشتی<sup>۱</sup>

<sup>۲</sup> Long Short-Term Memory

<sup>۱</sup> Recurrent Neural Network

سنجابی مرتبط با حالت سالم به همراه سه حالت خطای حلقه خارجی، خطای حلقه داخلی و خطای تویی، هر کدام در سه سرعت متفاوت ذخیره شده است؛ در نتیجه سه حسگر جریان برای اندازه‌گیری جریان‌های سه فاز استاتور موتور القایی مورد استفاده قرار گرفته است. در هر دسته ۵۰ سری زمانی ۱۰ ثانیه‌ای سیگنال جریان یک فاز استاتور با فرکانس نمونه‌برداری ۲ کیلوهرتز ذخیره شده است. هر سری زمانی به ۵ بخش مختلف شکسته شده است تا تعداد داده‌های هر کلاس افزایش یابد و از طرف دیگر در زمان کوتاه‌تری بتوان خطا را تشخیص داد. لازم به ذکر است که داده‌های مربوط به یک فاز از سه فاز موتور برای فرایند تشخیص و دسته بندی خطا مورد استفاده قرار گرفته است. برد الکترونیکی حسگرهای جریان‌های استاتور موتور القایی مورد استفاده به همراه مدارهای تغذیه آن در شکل ۱۲ نشان داده شده است. سیگنال‌های زمانی بدون پیش‌پردازش و استخراج ویژگی، به عنوان ورودی شبکه مورد استفاده قرار گرفته است. به بیان دیگر، خود شبکه عمیق ابتدا عمل استخراج ویژگی را انجام داده و سپس به رده‌بندی سیگنال می‌پردازد و به این ترتیب سربار استخراج دستی ویژگی‌ها از سیگنال مرتفع شده است. برد الکترونیکی حسگرهای جریان مجموعه داده به نسبت ۲۰-۸۰ به دو مجموعه آزمون-آموزش تقسیم شده است.

جدول ۳- معماری مورد استفاده برای استخراج ویژگی از

سیگنال خام و رده‌بندی خطا

Input	Time-series signal			
Elements and layers	LSTM block	dimension shuffle	Conv1D-BN-ReLU	FCN block
		LSTM	Conv1D-BN-ReLU	
		dropout	Conv1D-BN-ReLU	
			Global pooling	
concatenate				
Output: Classification	Softmax			

$$\begin{aligned}
 i_t^t &= \sigma(w_i^{ix} h_{i-1}^t + w_i^{ih} h_i^{t-1} + b_i^i) \\
 f_t^t &= \sigma(w_i^{fx} h_{i-1}^t + w_i^{fh} h_i^{t-1} + b_i^f) \\
 o_t^t &= \sigma(w_i^{ox} h_{i-1}^t + w_i^{oh} h_i^{t-1} + b_i^o) \\
 s_t^t &= g_t^t \odot i_t^t + s_t^{t-1} \odot f_t^t \\
 h_t^t &= \tanh(s_t^t) \odot o_t^t
 \end{aligned} \tag{۳۷}$$

به منظور افزایش کارایی شبکه LSTM، این شبکه را با یک بلوک کانولوشن کامل<sup>۱</sup> (FCN) ترکیب می‌کنیم، به نحوی که این دو شبکه به صورت موازی قرار گرفته و تجمیع خروجی‌های این دو شبکه به عنوان ورودی رده‌بندی نهایی (تابع بیشینه هموار<sup>۲</sup>) مورد استفاده قرار می‌گیرد. سیگنال ورودی به فرمت سری زمانی به هر دو شبکه اعمال می‌شود. شبکه LSTM ورودی را به صورت یک سری زمانی چند متغیره در یک گام زمانی، و شبکه کانولوشن ورودی را به صورت سری زمانی تک متغیره با چندین گام زمانی دریافت می‌کند؛ بنابراین طول سیگنال ورودی تعداد گام‌های زمانی در بلوک کانولوشن کامل و تعداد متغیره‌های در بلوک LSTM را مشخص می‌کند. ساختار معماری در جدول ۳ نشان داده شده است.

همان‌طور که مشاهده می‌شود، بلوک کانولوشن کامل شامل سه لایه کانولوشن زمانی<sup>۳</sup> است که هر لایه نرمال سازی دسته‌ای و تابع فعال‌ساز ReLU نیز وجود دارد. در انتها لایه ادغام<sup>۴</sup> تعداد پارامترهای خروجی را کاهش می‌دهد.

قبل از اعمال ورودی به شبکه LSTM، ابعاد را با لایه برد زدن ابعاد<sup>۵</sup> برای ورود به شبکه آماده متناسب می‌کنیم؛ همچنین در انتها لایه حذف تصادفی<sup>۶</sup> برای جلوگیری از بیش‌برازش استفاده می‌شود. خروجی دو شبکه تجمیع شده و به رده‌بندی بیشینه هموار داده می‌شود.

## ۵- پیاده سازی و نتایج

به منظور تشخیص نوع خطای یاتاقان، یک مجموعه داده واقعی شامل سیگنال‌های جریان یک فاز استاتور موتور قفس

<sup>1</sup> Fully Convolutional Network

<sup>2</sup> Softmax

<sup>3</sup> Temporal Convolution

<sup>4</sup> Pooling Layer

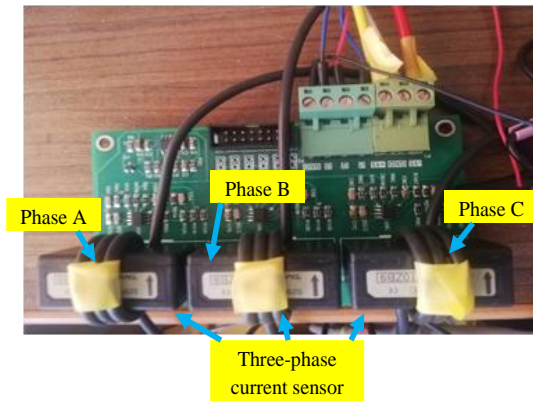
<sup>5</sup> Dimension Shuffle

<sup>6</sup> Dropout

در رابطه (۳۸) منظور از  $\hat{y}_i$  مقدار پیش‌بینی شده نمونه  $i$  ام و  $y_i$  مقدار واقعی نمونه  $i$  و  $n$  تعداد نمونه‌های موجود است. در رابطه‌های (۳۹) و (۴۰) منظور از FP/TP تعداد نمونه‌هایی است که به درستی/ به اشتباه توسط رده‌بند به کلاس هدف انتساب یافته‌اند. به همین ترتیب FN/TN تعداد نمونه‌هایی است که متعلق به کلاس‌هایی غیر از هدف بوده و توسط رده‌بند به کلاس صحیح (غیر هدف)/ نادرست (هدف) تعلق گرفته است. در رابطه (۴۱) هم معیار F1 با استفاده از دو معیار دقت و یادآوری بدست می‌آید.

## ۲-۵- نتایج

در شکل‌های ۱۳-۱۵ ارزیابی مدل تشخیص خطا بر اساس معیارهای دقت، یادآوری و F1 نشان داده شده است. برای گزارش هر معیار، میانگین مقادیر در سرعت‌های متفاوت هر دسته محاسبه شده است. در هر شکل یکی از کلاس‌ها حالت سالم و سه مورد دیگر سه نوع خطای حلقه خارجی (F\_OR)، حلقه داخلی (F\_IR) و توپی (F\_BA) هستند. در هر شکل یکی از کلاس‌ها حالت سالم و سه مورد دیگر سه نوع خطای حلقه خارجی، حلقه داخلی و توپی هستند. در نمودار دقت مشاهده می‌شود که دقت تشخیص همه کلاس‌ها بالا بوده برای سه کلاس دقت میانگین بالای ۹۰ درصد توسط مدل بدست آمده است. دقت الگوریتم بیانگر این است که از بین داده‌های تشخیص داده شده در یک کلاس، چند درصد واقعا متعلق به آن کلاس بوده‌اند. بنابراین، از بین داده‌هایی که الگوریتم متعلق به کلاس سالم، و خطای حلقه داخلی تشخیص داده است، اکثرا متعلق به همین دو کلاس بوده‌اند. تشخیص الگوریتم برای دو کلاس خطای حلقه خارجی و خطای توپی ضعیف‌تر بوده است. دقت تشخیص خطای توپی از بقیه کلاس‌ها کمتر است و دلیل این امر خطای کوچک‌تر توپی در قیاس با نوع‌های دیگر خطا به علت تماس متغیر با حلقه‌های خارجی و داخلی خواهد بود. شکل ۱۴ ارزیابی مدل در تشخیص خطای یاتاقان بر اساس معیار یادآوری نشان می‌دهد. با توجه به این معیار هم عملکرد مدل مناسب بوده به نحوی که یادآوری برای کلیه کلاس‌های خطا بالای ۹۰ درصد است. معیار یادآوری بیانگر این است که از کل داده‌های موجود در یک کلاس، چند درصد را الگوریتم توانسته است درست تشخیص بدهد؛ بنابراین، الگوریتم اکثر



شکل ۱۲- برد الکترونیکی حسگرهای جریان‌های استاتور موتور القایی مورد استفاده به همراه مدارهای تغذیه

به منظور آموزش ساختار شبکه عمیق، از کتابخانه کراس<sup>۱</sup> و تنسورفلو<sup>۲</sup> [۳۲] استفاده شده است. آموزش مدل با روش بهینه‌سازی آدام<sup>۳</sup> با نرخ یادگیری اولیه و نهایی ۰/۰۰۱ و ۰/۰۰۰۱ و تعداد تکرار ۱۵۰۰ انجام شده است. تعداد بلوک در لایه نهان LSTM برابر ۶۴ بوده و نرخ حذف تصادفی برابر ۸۰٪ در نظر گرفته شده تا از بیش‌برازش جلوگیری شود.

## ۱-۵- معیار ارزیابی

برای نشان دادن عملکرد روش پیشنهادی در تشخیص و رده‌بندی خطا از معیارهای صحت<sup>۴</sup>، دقت<sup>۵</sup>، یادآوری<sup>۶</sup> و امتیاز F1 استفاده شده که در زیر معرفی شده‌اند.

$$Accuracy = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^n 1(\hat{y}_i = y_i) \quad (38)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (39)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (40)$$

$$F1 = \frac{2 * PR * RE}{PR + RE} \quad (41)$$

<sup>1</sup> Keras

<sup>2</sup> TensorFlow

<sup>3</sup> Adam Optimizer

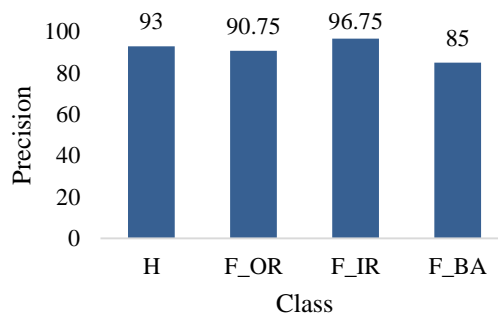
<sup>4</sup> Accuracy

<sup>5</sup> Precision

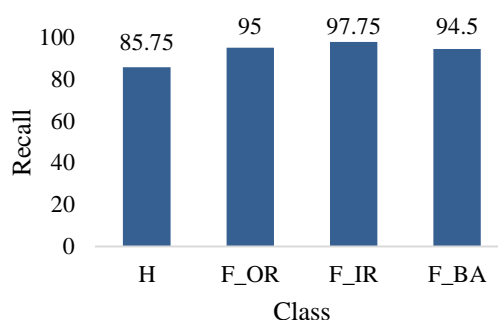
<sup>6</sup> Recall

مناسبتی صورت گرفته است؛ بنابراین انتظار می‌رود که عملکرد کلی مدل بر اساس معیار F1 مناسب باشد. این امر در شکل ۱۵ نشان داده شده است. همانطور که مشاهده می‌شود، عملکرد مدل بر اساس این معیار در همه کلاس‌ها حداقل ۸۸ درصد است. دو کلاس سیگنال‌های سالم و خطای توپی نرخ تشخیص پایین‌تری داشته‌اند که این امر به ترتیب به دلیل پایین بودن یادآوری و دقت در این کلاس‌ها است. در نهایت عملکرد مدل تشخیص انواع کلاس‌های سالم یا خطا مناسب است که این امر به دلیل ترکیب دو ساختار مناسب رده‌بندی سری‌های زمانی، کانولوشن زمانی و شبکه‌های بازگشتی، در مدل مورد استفاده است.

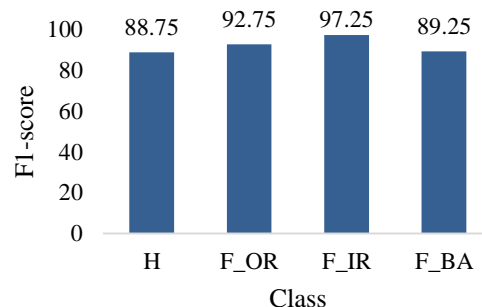
در جدول ۴ عملکرد مدل از نظر صحت با سه مدل که در مطالعات دیگر برای تشخیص خطا در ماشین‌های مشابه مورد استفاده قرار گرفته‌اند، مقایسه شده است. یکی از مدل‌ها ماشین بردار پشتیبان<sup>۱</sup> (SVM) است که الگوریتم رایجی برای تشخیص خطا در سیستم الکترومکانیکی است [۲۲ و ۲۳]. این الگوریتم قادر است، داده‌های کلاس‌های مختلف را با مرز خطی و غیرخطی از یکدیگر تفکیک نماید؛ همچنین مدل مورد استفاده در این مقاله با حالتی که تنها از LSTM استفاده کنیم و بلوک شبکه کانولوشن زمانی وجود نداشته باشد، مقایسه شده است. هدف از این مقایسه بررسی این امر است که آیا استخراج ویژگی توسط بلوک کانولوشن زمانی موثر است یا خیر. از طرف دیگر، مرجع [۲۶] از LSTM به صورت پشته‌ای برای تشخیص خطا استفاده کرده است. در این مطالعه، مشابه آنچه در این مقاله صورت گرفته است، داده‌های ورودی به صورت خام و بدون پیش‌پردازش به مدل وارد شده‌اند و وظیفه استخراج ویژگی بر عهده خود سلسله مراتب شبکه‌های LSTM بوده است. همان طور که مشاهده می‌شود، روش ماشین بردار پشتیبان کمترین صحت را داراست. این امر نشان می‌دهد که گرچه این مدل برای تشخیص خطا استفاده شده است، برای دسته‌بندی سیگنال سری زمانی در مقایسه با روش‌های یادگیری عمیق که دارای حافظه هستند، ضعیف‌تر عمل می‌کند. مدل LSTM به دلیل داشتن حافظه از ماشین بردار پشتیبان بهتر عمل می‌کند؛ اما ساختار آن به تنهایی برای تشخیص خطا کافی نیست. از



شکل ۱۳- ارزیابی مدل تشخیص خطا بر اساس معیار دقت



شکل ۱۴- ارزیابی مدل تشخیص خطا بر اساس معیار یادآوری



شکل ۱۵- ارزیابی مدل تشخیص خطا بر اساس معیار F1

داده‌های خطا را به درستی تشخیص داده است، اما برخی داده‌های کلاس سالم را متعلق به بقیه کلاس‌ها تشخیص داده است. مدل در تشخیص کلاس سیگنال‌های سالم در این معیار از همه ضعیف‌تر عمل کرده است و دلیل این امر خطای کوچک اعمال شده و همچنین سطح تماس متغیر توپی با حلقه‌های خارجی و داخلی خواهد بود.

با توجه به دو شکل ۱۳ و ۱۴، مشاهده می‌شود که حتی برای کلاسی که در یکی از دو معیار ضعیف‌تر با نرخ پایین-تری تشخیص داده شده است، در معیار دیگر تشخیص

<sup>1</sup> Support Vector Machine

## ۶- مراجع

- [1] Marzebali MH, Kia SH, Henao H, Capolino G, Faiz J (2016) Planetary gearbox torsional vibration effects on wound-rotor induction generator electrical signatures. *IEEE Trans Ind Appl* 52(6): 4770-4780.
- [2] Henao H et al (2014) Trends in fault diagnosis for electrical machines: A review of diagnostic techniques. *IEEE Ind Electron Mag* 8(2): 31-42.
- [3] Liu Z, Zhang L (2019) A review of failure modes, condition monitoring and fault diagnosis methods for large-scale wind turbine bearings. *Meas* 149: 107002.
- [4] Nezamivand Chegini S, Kakroudi S, Bagheri A (2019) A new intelligent method for bearing fault detection based on co-integration concept and selecting the optimal feature set at time-varying speed conditions. *Journal of Solid and Fluid Mechanics (JSFM)* 9(4): 41-57.
- [5] Cheng Y, Wang Z, Chen B, Zhang W, Huang G (2019) An improved complementary ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise and its application to rolling element bearing fault diagnosis. *ISA Trans* 91: 218-234.
- [6] Mishra C, Samantaray AK, Chakraborty G (2017) Rolling element bearing fault diagnosis under slow speed operation using wavelet de-noising. *Measurement* 103: 77-86.
- [7] Jiang K, Zhou Y, Chen Q, Han L (2019) In processing fault detection of machinery based on instantaneous phase signal. *IEEE Access* 7: 123535-123543.
- [8] Wang L, Liu Z, Miao Q, Zhang X (2018) Time-frequency analysis based on ensemble local mean decomposition and fast kurtogram for rotating machinery fault diagnosis. *Mech Syst Signal Process* 103: 60-75.
- [9] Marzebali MH, Faiz J, Capolino G, Kia SH, Henao H (2018) Planetary gear fault detection based on mechanical torque and stator current signatures of a wound rotor induction generator. *IEEE Trans Energy Convers* 33(3): 1072-1085.
- [10] Hedayati Kia S, Hoseintabar Marzebali M (2020) Electrical signatures analysis for condition monitoring of gears. *Electrical Systems 1: From Diagnosis to Prognosis* 83:119.
- [11] Razavi-Far R, et al (2018) Information fusion and semi-supervised deep learning scheme for diagnosing gear faults in induction machine systems. *IEEE Trans Ind Electron* 66(8): 6331-6342.
- [12] Bagheri A, Nezamivand Chegini S, Ramezani Dashtemian M, Najafi F, (2018) Gear fault detection based on best feature selection by particle

طرف دیگر، استفاده از سلسله مراتب شبکه‌های LSTM به صورت پشته‌ای، معیار صحت را حدود ۵ درصد افزایش داده است؛ اما، همان طور که مشاهده می‌شود، با افزودن بلوک کانولوشن کامل در این مقاله، دقت این شبکه حدود ۱۰ درصد نسبت به LSTM ساده و حدود ۴ درصد نسبت به LSTM سلسله مراتبی بهبود پیدا می‌کند. دلیل این امر استخراج ویژگی مناسب توسط شبکه کانولوشن زمانی برای داده‌های سری زمانی است. به طور کلی می‌توان نتیجه گرفت که روش ترکیبی مورد استفاده در این مقاله برای رده‌بندی سیگنال سری زمانی برای تشخیص خطای یاتاقان عملکرد مناسبی دارد.

## جدول ۴- مقایسه مدل تشخیص خطا بر اساس معیار صحت

روش	صحت (%)
SVM	۷۰/۳
1-layer LSTM	۸۲/۱
[۲۶] Hierarchical LSTM	۸۷/۹
LSTM-FCN (پیشنهادی)	۹۲

## ۵- نتیجه گیری

در این مقاله به ارائه روشی برای تشخیص و دسته‌بندی خطای یاتاقان بر اساس یادگیری عمیق پرداختیم. تشخیص خطای یاتاقان برای کارکرد موثر سیستم الکترومکانیکی بسیار حائز اهمیت است. در تحلیل نتایج شبیه‌سازی نشان دادیم که شاخص‌های مربوط به خطاها به کمک روش‌های پردازش سیگنال مرسوم قابل تفکیک و شناسایی نیستند؛ بنابراین به روش‌های نوینی نیاز است که هم خطا و هم نوع آن را در وضعیت‌های مختلف شناسایی نماید. به این منظور دو شبکه عمیق LSTM و FCN را با یکدیگر ترکیب نمودیم و سیگنال جریان را به صورت سری زمانی و بدون پیش‌پردازش به معماری ترکیبی تزریق نمودیم. نتایج اجرا روی داده‌های عملی نشان می‌دهند که معماری استفاده شده نسبت به رده بند سنتی و شبکه LSTM تنها بهتر عمل کرده و با دقت میانگین بالای ۹۰ درصد امکان شناسایی و دسته بندی خطای یاتاقان را داراست.

- [19] Cibulka J, Ebbesen MK, Robbersmyr KG (2012) Bearing fault detection in induction motor-gearbox drivetrain. In *Journal of Physics: Conference Series* 364(1): 1-20.
- [20] Zaremba W, Sutskever I, Vinyals O (2014) Recurrent neural network regularization. arXiv preprint arXiv:1409.2329.
- [21] Hochreiter S, Schmidhuber J (1997) Long short-term memory. *Neural Comput* 9(8): 1735-1780.
- [22] Wu S D, Wu PH, Wu CW, Ding JJ, Wang CC (2012) Bearing fault diagnosis based on multiscale permutation entropy and support vector machine. *Entropy* 14(8): 1343-1356.
- [23] Gu YK, Zhou XQ, Yu DP, Shen YJ (2018) Fault diagnosis method of rolling bearing using principal component analysis and support vector machine. *J Mech Sci Technol* 32(11): 5079-5088.
- [24] Toma RN, Prosvirin AE, Kim JM (2020) Bearing fault diagnosis of induction motors using a genetic algorithm and machine learning classifiers. *Sensors* 20(7), 1884.
- [25] Shao SY, Sun WJ, Yan RQ, Wang P, Gao RX (2017) A deep learning approach for fault diagnosis of induction motors in manufacturing. *Chin J Mech Eng-En* 30(6): 1347-1356.
- [26] Yu L, Qu J, Gao F, Tian Y (2019) A novel hierarchical algorithm for bearing fault diagnosis based on stacked LSTM. *Shock and Vibration*, 2019.
- swarm optimization. *Journal of Solid and Fluid Mechanics (JSFM)* 8(3): 49-64.
- [13] Shao S, McAleer S, Yan R, Baldi P (2018) Highly accurate machine fault diagnosis using deep transfer learning. *IEEE Trans Ind Inform* 15(4): 2446-2455.
- [14] He M, He D (2017) Deep learning based approach for bearing fault diagnosis. *IEEE Trans Ind Appl* 53(3): 3057-3065.
- [15] Ghorbanian V, Faiz J, Sabouri M, Ojaghi M (2014) Exact modeling and simulation of saturated induction motors with broken rotor bars fault using winding function approach. *Int J Eng* 27(1): 69-78.
- [16] Gholami M, Shahryari OK, Tarimoradi H (2021) An extended winding function model for induction machine modelling considering saturation effect. *IET Electr Power Appl* 15(1): 79-91.
- [17] Asad B, Vaimann T, Belahcen A, Kallaste A, Rassölkin A, Iqbal MN (2020) Modified winding function-based model of squirrel cage induction motor for fault diagnostics. *IET Electr Power Appl* 14(9): 1722-1734.
- [18] Asad B, Vaimann T, Kallaste A, Rassölkin A, Belahcen A (2019) Winding function based analytical model of squirrel cage induction motor for fault diagnostics. In *2019 26th International Workshop on Electric Drives: Improvement in Efficiency of Electric Drives (IWED)* (pp. 1-6). IEEE.