

Stator winding short circuit fault detection in three-phase Induction Motors using combination type-2 Fuzzy logic and Support Vector Machine classifier optimized by Fractional-order Chaotic Particle Swarm optimization algorithm

Ali Ebrahimi¹, Ahmad Hajipour², Reza Roshanfekr³

¹ Dept. of Electrical Engineering, Hakim Sabzevari University, Sabzevar, Iran

² Dept. of Electrical Engineering, Hakim Sabzevari University, Sabzevar, Iran

³ Dept. of Electrical Engineering, Hakim Sabzevari University, Sabzevar, Iran

Abstract:

In this paper, a hybrid model for increasing the precision of the support vector machine classifier is proposed to detect stator windings short circuit fault detection in induction motors. The proposed method consists of three different phases, wherein the first phase the statistical features of a healthy and defective data set are extracted. The principal component analysis is used to reduce the dimensions of the obtained features. Then, different SVMs are constructed based on training data sets. To achieve a better result, the parameters of the SVM are determined by the fractional-order chaotic particle swarm optimization algorithm. Finally, a hybrid model for combining SVMs with type-2 Fuzzy logic is implemented. The proposed approach is then applied on measured stator current data for stator winding short circuit fault detection in a three-phase induction motor with 2.2kW, 50Hz, 6 Pole. The average accuracy of 98.4% of the detection of stator winding error on laboratory data under different load conditions indicates the performance and validity of the proposed algorithm.

Keywords: Induction motor, Stator winding short circuit fault, Type-2 fuzzy logic, Support vector machine, Particle swarm optimization, Fractional-order derivative, Chaos.

تشخیص خطای اتصال کوتاه داخلی سیم‌پیچی استاتور در موتورهای القایی سه فاز با استفاده از ترکیب منطق فازی نوع-۲ و طبقه‌بند بردار پشتیبان بهینه‌شده با الگوریتم ذرات مرتبه کسری آشوبی

علی ابراهیمی^۱، احمد حاجی پور^{۲*}، رضا روشن فکر^۳

۱- کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه حکیم سبزواری- سبزوار- ایران

a.ebrahimi@sun.hsu.ac.ir

۲- استادیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه حکیم سبزواری- سبزوار- ایران

a.hajipour@hsu.ac.ir

۳- استادیار، دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر- دانشگاه حکیم سبزواری- سبزوار- ایران

r.roshanfekr@hsu.ac.ir

چکیده: در این مقاله، یک مدل ترکیبی برای افزایش دقت طبقه‌بند ماشین بردار پشتیبانی (SVM) برای تشخیص خطای اتصال کوتاه داخلی سیم‌پیچ‌های استاتور موتور القایی پیشنهاد می‌شود. روش پیشنهادی متشکل از سه مرحله است؛ ابتدا ویژگی‌های آماری از مجموعه داده‌های سالم و معیوب استخراج می‌شوند. دیتای به دست آمده با روش تحلیل مؤلفه اصلی (PCA) کاهش بعد داده می‌شود و سپس SVM های مختلف براساس مجموعه داده‌های آموزشی ساخته می‌شوند. برای تنظیم پارامترهای مدل SVM به منظور دستیابی به دقت تفکیک بالاتر، یک طرح بهینه‌سازی بر مبنای الگوریتم بهینه‌سازی ذرات (PSO) استفاده شده که با نظریه آشوب و مشتقات کسری بهبود داده شده است. در نهایت، یک مدل ترکیبی برای ترکیب SVM ها به کمک سیستم منطق فازی نوع-۲ پیاده‌سازی شده است. روش پیشنهادی به منظور تشخیص خطای سیم‌پیچی استاتور یک موتور القایی سه فاز ۲/۲ kW، ۲ قطبی و ۵۰ هرتزی روی داده‌های اندازه‌گیری شده جریان استاتور اعمال شده است. میانگین دقت ۹۸/۴ درصدی تشخیص خطای سیم‌پیچی استاتور روی داده‌های آزمایشگاهی در شرایط مختلف بار، نشان از قابلیت و اعتبار الگوریتم پیشنهادی است.

واژه‌های کلیدی: موتورهای القایی، خطای اتصال کوتاه داخلی سیم‌پیچ استاتور، منطق فازی نوع-۲، ماشین بردار پشتیبان،

بهینه‌سازی ذرات، مشتق مرتبه کسری، آشوب

۱- مقدمه

دارد. موتورهای القایی سه فاز از رایج‌ترین ماشین‌های به‌کاررفته برای تبدیل انرژی الکتریکی به انرژی مکانیکی در فرایندهای صنعتی‌اند. خطاهای مکانیکی شامل خطای ناهم‌محوری و خطای بلبرینگ (شکستگی چنگ و کنتس بلبرینگ و ساچمه‌ها)، خطاهای سیم‌پیچی استاتور (خطای حلقه‌به‌حلقه، مدار باز، فازبه‌فاز، کلاف‌به‌کلاف) و خطاهای روتور (شکستگی میله روتور و حلقه انتهایی) از جمله خطاهای اصلی در موتورهای القایی سه فازند [۱].

تاکنون روش‌های متعددی برای تشخیص خطا و عیب‌یابی

استفاده از سیستم‌های تشخیص خطا نقش بسیار مهمی در جلوگیری از وقایع منجر به خسارات سنگین فرآیندهای صنعتی

^۱ تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۸/۰۳/۰۴

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۰۲/۰۶

نام نویسنده مسئول: احمد حاجی پور

نشانی نویسنده مسئول: ایران - سبزوار - دانشگاه حکیم

سبزواری - دانشکده برق و کامپیوتر

تشخیص خطای اتصال کوتاه داخلی سیم‌پیچی استاتور در موتورهای القایی سه فاز با استفاده از.....

دسته‌بندی یا کلاسه‌بندی داده‌ها نیز روش دیگری است که برای تشخیص عیب از آن استفاده شده است. در [۱۳] روش‌های درخت تصمیم‌گیری و تحلیل همبستگی برای استخراج ویژگی و SVM برای تشخیص خطا پیشنهاد شده است. همچنین در [۱۴] از PCA برای تشخیص خطا و از SVM برای جداسازی خطا بهره گرفته است. در [۱۵] از PCA برای کاهش بُعد و از ICA برای تشخیص خطا استفاده شده است. به‌طور مشابه در [۱۶] از PCA و SVM به‌طور جداگانه برای تشخیص خطا در بویلرهای نیروگاه سیکل ترکیبی کرمان استفاده شده است. در [۱۷] از یک روش هوشمند براساس SVM برای تشخیص خطای یاتاقان در ماشین‌های دوار استفاده شده است.

منطق فازی به دلیل توانایی آن برای شرح مسائل مبهم و غیردقیق است. روش‌های مختلفی برای کاربرد منطق فازی در شناسایی عیب موجود است. روش اول، استفاده از اطلاعات فرد خبره و استخراج قواعد اگر - آنگاه فازی است. روش دیگر، استفاده از منطق فازی برای دسته‌بندی الگوهای مختلف عیب است [۱۸، ۱۹]. سیستم‌های فازی بر دو نوع فازی نوع یک (T1FLS) و فازی نوع دو (IT2FLS) هستند. فازی نوع یک دارای درجه عضویت قطعی و غیرفازی است؛ اما فازی نوع دو بیشتری است و در صورت وجود عدم قطعیت در سیستم، بسیار مفید است.

سه نکته درباره استفاده از SVMها در طبقه‌بندی داده وجود دارد:

نکته اول، تنظیم پارامترهای SVM است. جایی که هیچ دانش خاصی درباره پارامترها وجود ندارد و بنابراین، مهم است یک طرح برای تعیین آنها به روش منطقی پیشنهاد شود. در این مقاله، تنظیمات و پارامترهای هسته با استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات مرتبه کسری آشوبی به‌منظور به حداقل رساندن میزان اشتباه طبقه‌بندی SVM به‌عنوان عملکرد مناسب، به دست می‌آید.

نکته دوم، عملکرد تعمیم‌پذیری SVMها است. SVMهای مختلف ممکن است عملکرد متفاوت در برخورد با یک مجموعه داده‌ها نشان دهند. یک راه‌حل برای این مشکل، استفاده

در سیستم‌های مختلف ارائه شده‌اند. به‌طور کلی روش‌های تشخیص خطا به دو گروه اصلی مبتنی بر آنالیز سیگنال و مبتنی بر مدل فرآیند دسته‌بندی می‌شوند. در روش‌های مبتنی بر آنالیز سیگنال، یک یا چند سیگنال قابل اندازه‌گیری از سیستم با استفاده از الگوریتم‌های مختلفی همانند آنالیز طیف فرکانسی، آنالیز دامنه، آنالیز روند تغییرات سیگنال و ... تحلیل شده‌اند و هر گونه تغییرات غیرمجاز در خصوصیات سیگنال، بیان‌کننده وجود عیب در سیستم است.

تجزیه و تحلیل سیگنال جریان موتور، یکی از تکنیک‌هایی است که به‌طور گسترده در مباحث بررسی تشخیص خطای ماشین‌های القایی استفاده می‌شوند [۲ و ۳]. در واقع در این روش با استفاده از سنسورهای جریان و براساس تکنیک‌های پردازش سیگنال آنالیز مستقیماً انجام می‌شود. تکنیک‌های موجهک به دلیل استخراج زمان و دامنه فرکانس و نیز به دلیل حساسیت به تشخیص خطا در مقایسه با تکنیک‌های دیگر پردازش سیگنال همچون فوریه شاپان توجه‌اند [۴]. مباحث مروری مطلوب برای تشخیص خطای ماشین‌های القایی با استفاده از تکنیک موجهک در مقالات [۵-۷] ارائه شده‌اند؛ اما به‌طور خاص درباره خطای استاتور در [۸]، تبدیل موجهک گسسته (DWT) برای به دست آوردن الگوهای از اجزای فرکانس بالا استفاده می‌شود که با شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) طبقه‌بندی می‌شوند. همچنین در [۹]، مقادیر آماری جریان استاتور از جمله میانگین، واریانس، ناهموار و کورتوزیس به‌عنوان ورودی‌های ANN یکپارچه‌سازی چندلایه (MLP) استفاده می‌شوند. به‌طور مشابه، در [۱۰] این معیارها نیز برای خطاهای گریز از مرکز روتور و همچنین خطای اتصال کوتاه سیم‌پیچ استاتور استفاده می‌شوند. یک رویکرد جدید در تشخیص الگو برای تشخیص خطای موتور، استفاده از تئوری‌های اطلاعاتی نظیر آنتروپی است. یک مثال در [۶] ارائه شده است که در آن جریان استاتور موتور القایی سه فاز با استفاده از DWT و برآورد آنتروپی برای تشخیص خطا تجزیه و تحلیل می‌شود. همچنین در [۱۱]، تخمین‌های آنتروپی چندمتغیری از سیگنال‌های جریان و سیگنال لغزش موتور به‌عنوان الگوهای تشخیص خطای استاتور استفاده می‌شوند. معیارهای آنتروپی مشابه به‌دست آمده از جریان استاتور در [۱۲] ارائه شده‌اند؛ جایی که شبکه‌های عصبی (ANNs) برای پیش‌بینی خطا اعمال می‌شوند.

می‌شود. ذرات در فضای جستجوی چندبعدی جابه‌جا می‌شوند. در حین حرکت، هر ذره موقعیت خود را با توجه به تجربه خود و تجربه ذرات همسایه به‌روزرسانی می‌کند و پس از دریافت اطلاعات مربوط به بهترین موقعیت خود و بهترین همسایگانش، براساس یک تابع ریاضی، موقعیت خود را به‌روزرسانی می‌کند. هر ذره مختصات خود را در فضای حل مسئله جستجو می‌کند که بهترین جواب به‌دست‌آمده را بهترین مکان ذره (pbest) در نظر می‌گیرد. در همین حال، همه ذرات به سوی بهترین ذره‌ها (gbest) حرکت می‌کنند. در هر تکرار، بهینه‌سازی شامل تغییرات سرعت هر ذره به سمت مکان‌های pbest و gbest است. مدل ریاضی حرکت ذرات به‌صورت روابط (۱) و (۲) است:

$$v[t+1] = wv[t] + \rho_1 r_1 (\chi_1[t] - x[t]) + \rho_2 r_2 (\chi_2[t] - x[t]) \quad (1)$$

$$x[t+1] = x[t] + v[t+1] \quad (2)$$

که در آن پارامترهای w ، ρ_1 و ρ_2 وزن‌های حقیقی و مثبت‌اند که اثر اینرسی را نشان می‌دهند. بهترین مؤلفه‌شناختی (pbest) و بهترین مؤلفه اجتماعی (gbest) در هنگام تعیین سرعت جدید $v[t+1]$ برای یک ذره مشخص است. ضرایب r_1 و r_2 بردارهای تصادفی Γ بعدی‌اند که در آن هر مؤلفه یک متغیر تصادفی با توزیع یکنواخت بین صفر و یک است و عدد طبیعی Γ معرف بعد فضای جستجو مسئله است. متغیرهای $v[t]$ و $x[t]$ به ترتیب بردارهای سرعت و موقعیت ذره در تکرار t ام هستند و $\chi_1[t]$ و $\chi_2[t]$ به ترتیب مؤلفه‌های بهترین موقعیت شناختی (pbest) و بهترین موقعیت اجتماعی (gbest) هستند. با توجه به اینکه ذرات به‌صورت زیگزاگ حرکت می‌کنند، به دلیل پیچیدگی حرکت ذرات و وابستگی حرکت آنها به موقعیت قبلی، از مشتقات مرتبه کسری استفاده می‌شود که توصیف بهتری از گذشته بلندمدت حرکت ذرات دارند [۲۰]. معادلات (۱) و (۲) با استفاده از مدل مشتق مرتبه کسری کاپوتو به‌صورت زیر نوشته می‌شوند:

$$v[t+1] = (\alpha + h^\alpha w)v[t] + h^\alpha \rho_1 r_1 (\chi_1[t] - x[t]) + h^\alpha \rho_2 r_2 (\chi_2[t] - x[t]) \quad (3)$$

از مجموعه‌ای از طبقه‌بندها است؛ بنابراین، در این مقاله، یک طرح همجوشی^۲ برای ترکیب SVMهای مختلف برای دستیابی به نتایج طبقه‌بندی بهتر پیشنهاد شده است.

نکته سوم، عدم قطعیت در مجموعه داده‌ها است که بر عملکرد SVM تأثیر می‌گذارد. استفاده از سیستم‌های منطقی فازی یک راه‌حل برای مقابله با عدم قطعیت است.

بر اساس این مفهوم، طرح پیشنهادی از مزایای سیستم‌های فازی برای ساخت یک مدل فیوژن قوی با ترکیبی از SVMهای مختلف استفاده می‌کند. علاوه بر این، در این مقاله سیستم‌های فازی عمومی نوع-۲ اعمال می‌شود که نتیجه‌ای از عملکرد طبقه‌بندی بهتر در حضور عدم قطعیت است. در این مقاله، یک روش برای حل این نگرانی‌ها درباره استفاده از SVM در مشکلات طبقه‌بندی داده‌ها پیشنهاد شده است؛ به‌طوری‌که از سه روش داده‌کاوی PCA، SVM و فازی نوع دوم به‌صورت ترکیبی استفاده شده است که چنین رویکردی در کارهای پیشین مشاهده نمی‌شود. داده‌های اولیه، واقعی و شامل یک دیتاست کامل از جریان‌های موتور القایی سه فاز آزمایش شده در محیط آزمایشگاه‌اند.

این مقاله به شرح زیر سازماندهی می‌شود: بخش دوم به معرفی الگوریتم PSO مرتبه کسری آشوبی و ارائه نتایج این الگوریتم روی توابع آزمون می‌پردازد. در بخش سوم، الگوریتم پیشنهادی ارائه می‌شود. در بخش چهارم، جزئیات میز آزمایشگاهی استفاده‌شده، تشریح و در بخش پنجم، تحلیل عددی نتایج اجرای الگوریتم پیشنهادی بیان می‌شود. بخش پایانی به جمع‌بندی مقاله اختصاص می‌یابد.

۲- الگوریتم PSO مرتبه کسری آشوبی

الگوریتم PSO با مجموعه‌ای از راه‌حل‌های تصادفی شروع می‌شود و با به‌روزرسانی نسل‌ها، جواب بهینه را جستجو می‌کند. دو فرایند یادگیری در PSO وجود دارد: فرایند یادگیری شناختی که مبتنی بر تاریخچه و گذشته هر ذره است. فرآیند یادگیری اجتماعی که مبتنی بر تاریخچه و گذشته همه ذرات است و از مبادله اطلاعات میان تمام ذرات موجود در جمعیت حاصل

² fusion scheme

تشخیص خطای اتصال کوتاه داخلی سیم‌پیچی استاتور در موتورهای القایی سه فاز با استفاده از.....

تولید جمعیت اولیه با استفاده از نگاشت آشوبی (لجستیک) آورده شده است:

$$x[t+1] = \alpha x[t] + \frac{1}{h^\alpha} v[t+1] \quad (۴)$$

Algorithm 1: Pseudo-code of Initialization by Logistic Map

1. Begin
2. Randomly initialize chaotic variables
3. while (number of maximal iterations is not met)
4. if chaotic variable plunges into the fixed points or the small periodic cycles
5. Implement a very small positive random perturbation (0,0,25,0. 5,0. 75,1)
6. map them by (0. 1,0. 26,0. 51,0. 76,0. 9)
7. else
8. update the variables by $x_{n+1} = \mu x_n(1 - x_n)$, $n = 0,1,2,\dots$ directly
9. end
10. next generation until stopping criterion
11. Remap the chaotic variables into the optimization problem space

که α مرتبه مشتق کسری است. پایداری الگوریتم PSO با اعمال مشتقات مرتبه کسری در [۲۰] اثبات شده است.

الگوریتم PSO آشوبی ترکیبی از الگوریتم PSO و یک نگاشت آشوبی است که در آن این نگاشت در فرایند مقداردهی اولیه و همچنین فرایند تکامل الگوریتم PSO اثرگذاری دارد [۲۱ و ۲۲].

آشوب، پدیده‌ای در سیستم‌های غیرخطی است که شامل حرکت بی‌شمار دوره‌ای ناپایدار است. به عبارت دیگر، آشوب، یک رفتار تصادفی‌گونه در یک سیستم غیرخطی معین است. یک نگاشت آشوبی، یک سیستم دینامیکی گسسته زمان [۲۳] مطابق (۵) است:

$$x_k = f(x_{k-1}) \quad k = 1,2,\dots \quad (۵)$$

شبه کد الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات مرتبه کسری آشوبی به صورت زیر است.

Algorithm 2: Pseudo-code of FCP SO

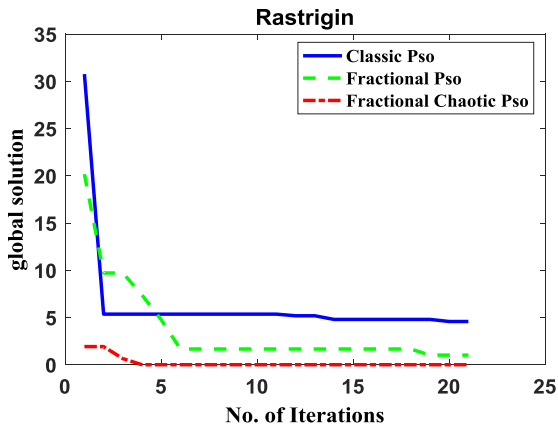
- 1: Initialize w , ρ_1 و ρ_2 and maximum number of iterations t_{\max} .
- 2: Initialize X_{\min} , X_{\max} , V_{\min} and V_{\max}
- 3: Initialize α and h
- 4: Generate the particles for HFPSO (Total Number of particles is N).
- 6: For each particle: initialize velocity (V) as zero and position (X) by logistic map then evaluate objective function.
- 7: Update personal best and global best
- 8: $k = 1$
- 9: For $t = 1$ to t_{\max}
- 10: For each particle do:
- 11: calculate: $V(t+1) = (\alpha + h^\alpha w)V(t) + h^\alpha \rho_1 r_1 (\chi_1(t) - X(t)) + h^\alpha \rho_2 r_2 (\chi_2(t) - X(t))$
- 12: Apply Velocity Limits.

از نگاشت آشوبی برای تولید دنباله‌های اعداد استفاده می‌شود. این دنباله‌ها که به دنباله‌های آشوبی شناخته می‌شوند، مشخصات نگاشت آشوبی مانند تصادفی بودن، مستقل از زمان بودن و منظم بودن را دارند و بر اساس این، هیچ حالتی در آنها دوباره تکرار نمی‌شود. دنباله‌های آشوبی، دنباله‌های تصادفی در نظر گرفته می‌شوند و به عنوان پارامتر تصادفی در الگوریتم PSO آشوبی به کار گرفته می‌شوند. به این ترتیب، دنباله‌های آشوبی ابزار مناسبی برای کنترل الگوریتم PSO هستند و از فرارگرفتن الگوریتم PSO در یک نقطه بهینه محلی در هنگام فرایند جستجو و همچنین از پدیده همگرایی زودهنگام جلوگیری می‌کنند که از مشکلات الگوریتم PSO استاندارد است. تا کنون نگاشت‌های آشوبی بسیاری برای بهبود الگوریتم PSO معرفی شده‌اند [۲۴].

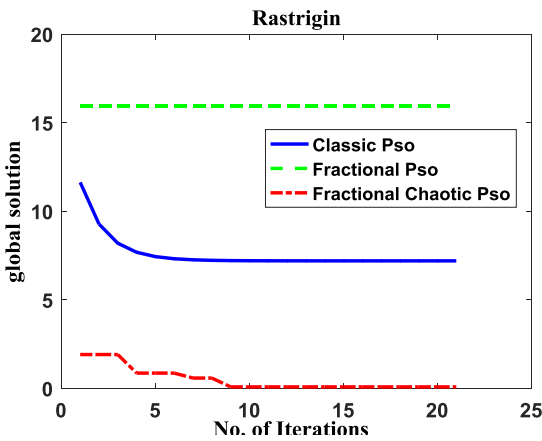
برای الگوریتم PSO پیشنهاد شده در این مقاله، از نگاشت آشوبی لجستیک برای تولید یکنواخت ذرات استفاده می‌شود تا کیفیت تولید جمعیت اولیه بهبود یابد و از فرارگرفتن در نقاط بهینه محلی جلوگیری شود. همچنین، با اعمال مشتق مرتبه کسری به بعضی از متغیرهای مدل ریاضی حرکت ذره، همگرایی کلی ذرات به سمت جواب بهینه بهبود می‌یابد. در شبه کد زیر،

۲-۱ نتایج شبیه‌سازی الگوریتم FCP SO

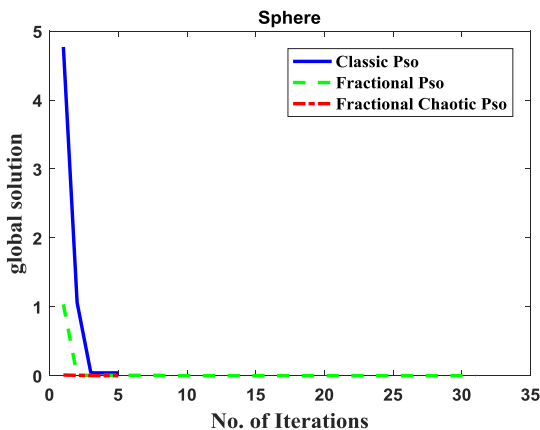
برای نشان دادن کارایی الگوریتم FCP SO، نتایج حاصل از آن با الگوریتم‌های PSO استاندارد و PSO مرتبه کسری



شکل ۳: ارزیابی تابع هدف Rastrigin با سه الگوریتم PSO، FPSO و FCPSO به ازای $\alpha = 0.6$

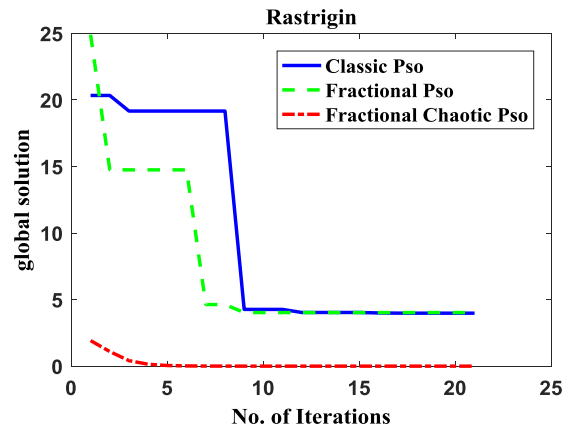


شکل ۴: ارزیابی تابع هدف Rastrigin با سه الگوریتم PSO، FPSO و FCPSO به ازای $\alpha = 0.2$

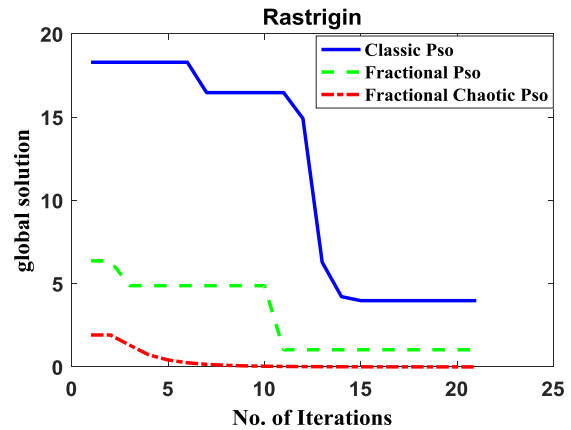


شکل ۵: ارزیابی تابع هدف Sphere با سه الگوریتم PSO، FPSO و FCPSO به ازای $\alpha = 0.2$

(FPSO) مقایسه شده‌اند. برای بررسی کارایی الگوریتم پیشنهادی، از دو تابع آزمون Sphere و Rastrigin استفاده شده است [۲۵]. در هر دو توابع، نقطه هدف، نقطه بهینه صفر و ابعاد هر دو تابع $r=50$ است. نتایج شبیه‌سازی تولید جمعیت اولیه به کمک آشوب با توابع هدف و مدل‌کردن سرعت و مکان ذرات با به‌کارگیری مشتق مرتبه کسری و به‌ازای مرتبه‌های کسری مختلف در شکل‌های (۱ تا ۸) آورده شده‌اند.



شکل ۱: ارزیابی تابع هدف Rastrigin با سه الگوریتم PSO، FPSO و FCPSO به ازای $\alpha = 0.2$



شکل ۲: ارزیابی تابع هدف Rastrigin با سه الگوریتم PSO، FPSO و FCPSO به ازای $\alpha = 0.4$

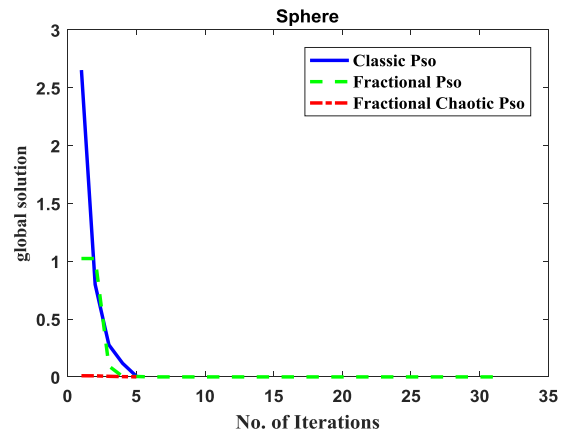
همان‌طور که در شکل‌های فوق دیده می‌شود در بعضی موارد، نتایج حاصل از PSO بهبود یافته با مشتقات کسری نسبت به PSO استاندارد ضعیف‌ترند و وابستگی به مقدار " α " یعنی مرتبه مشتق کسری کاملاً مشاهده می‌شود؛ برای مثال، نتایج به دست آمده از FPSO به ازای مقادیر α برابر با ۰٫۲ و ۰٫۸ از نتایج به دست آمده از PSO معمولی هم بدتر است و باید α انتخاب شود تا نتایج بهتری حاصل شود. رفع این وابستگی به مقدار α ، یکی از اهداف آینده در مرجع [۲۰] بود؛ بنابراین، با ترکیب آشوب و مشتقات مرتبه کسری، دیگر نرخ همگرایی مطلوب، به مقدار α وابسته نیست و در تمام موارد سریعاً همگرا می‌شود؛ این مهم‌ترین دستاورد روش FCPSO نسبت به FPSO بوده است و آن را به خوبی در تمام شکل‌های فوق مشاهده می‌شود.

۳- الگوریتم پیشنهادی

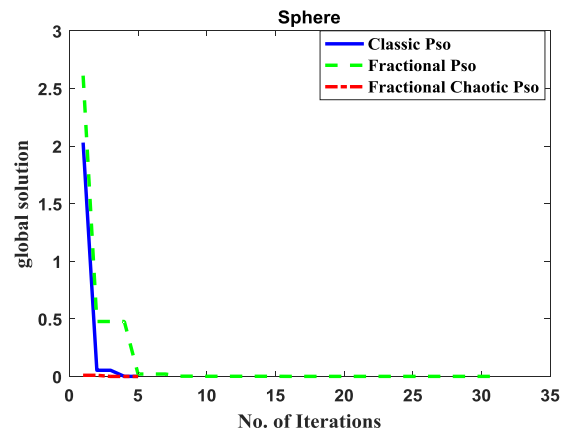
با توجه به اینکه خطای اتصال کوتاه داخلی سیم‌پیچ استاتور تأثیر مستقیم بر مشخصه‌های جریان موتور دارد، ویژگی‌های جریان استاتور به عنوان الگو برای تشخیص این نوع خطا استفاده شده است. فرآیند کلی روش پیشنهادی تشخیص خطا، با توجه به شکل ۹، شامل جمع‌آوری داده‌ها، پردازش اطلاعات، استخراج و کاهش ویژگی و سپس طبقه‌بندی و تشخیص خطا با استفاده از ماشین‌های بردار پشتیبان چندکلاسه به کمک فازی نوع-۲ و الگوریتم بهینه‌سازی ذرات است که با نظریه آشوب و مشتقات کسری بهینه شده است.

روش پیشنهادی الگوریتم تشخیص خطای سیم‌پیچی استاتور به کمک منطق فازی نوع-۲ و طبقه‌بند بردارهای پشتیبان بهینه شده با الگوریتم ذرات کسری آشوبی به شرح زیر است:
 فاز اول: ابتدا سیگنال‌های جریان سه فاز موتور در دو حالت سالم و معیوب در دیتا بیس مدنظر ذخیره می‌شوند. فرکانس نمونه برداری سیگنال به کاررفته ۵ کیلوهرتز و تعداد داده‌های نمونه‌ها ۵۰،۰۰۰ عدد در هر فاز و برای هر حالت سالم و خطادار در شرایط مختلف بار است. مجموعه داده‌های آموزشی و تست (که شامل ۵۰،۰۰۰ نمونه است) به ۱۰۰ بخش تقسیم می‌شوند.

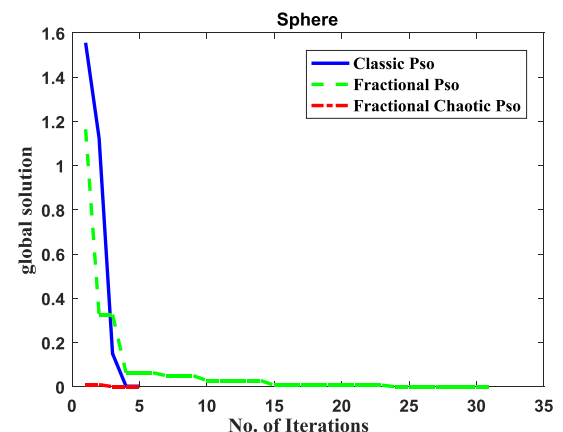
ویژگی‌های دامنه زمانی (مقدار میانگین، RMS، واریانس، چولگی و کشیدگی) از هر بخش (از جمله مجموعه داده‌های



شکل ۶: ارزیابی تابع هدف Sphere با سه الگوریتم PSO، FPSO و FCPSO به ازای $\alpha = 0.4$



شکل ۷: ارزیابی تابع هدف Sphere با سه الگوریتم PSO، FPSO و FCPSO به ازای $\alpha = 0.6$



شکل ۸: ارزیابی تابع هدف Sphere با سه الگوریتم PSO، FPSO و FCPSO به ازای $\alpha = 0.6$

جلوگیری از افتادن در بهینه محلی و در نتیجه، زمان کمتر برای محاسبه پارامتر γ می شود. به دلیل استفاده از روش اعتبارسنجی متقاطع k -fold، تابع بهینه به صورت میانگین k ام، طبقه بند و به صورت زیر در نظر گرفته می شود:

$$kCVMR = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k M R_i \quad (6)$$

در این مقاله فرض شده است مدل ترکیبی از سه SVM با توابع هسته Polynomial یا RBF تشکیل شده است. سپس با استفاده از طبقه بندی SVM هر نمونه آزمایشی، دقت و فاصله محاسبه می شود. سپس سیستم فازی نوع-۲ از این شش ورودی استفاده می کند و یک خروجی را نشان می دهد که نشان دهنده کلاس هر نمونه است؛ البته شایان ذکر است می توان تعداد SVMها را افزایش داد؛ در نتیجه، تعداد ورودی های فازی به ازای هر SVM دو عدد افزایش می یابد و تعداد رول ها نیز ۲ به توان ۲ یعنی ۴ برابر می شود.

فاز سوم: بر اساس این ورودی ها، سیستم فازی نوع-۲ به کار رفته با توجه به رول های تعریف شده تصمیم می گیرد آیا نمونه داده های آزمایشی متعلق به کلاس مثبت (حالت سالم) یا منفی (حالت معیوب) است. گفتنی است در طبقه بند SVM استاندارد، اهمیت میزان خطا به ازای نمونه های آموزشی مختلف، یکسان است؛ در حالی که منطقاً نباید چنین باشد. با استفاده از منطق فازی، میزان اهمیت هر نمونه در فاز آموزش دخالت داده می شود. همچنین با استفاده از منطق فازی، در مرحله تصمیم گیری به جای یک تصمیم گیری خشن (Hard) در SVM استاندارد، یک تصمیم گیری نرم انجام می شود.

برای دستیابی به نتایج دقیق تر با MFهای ورودی، حداقل و حداکثر دقت به عنوان نقطه انتهایی چپ و راست (به جای معمول ۰ تا ۱۰۰٪) تنظیم می شوند. علاوه بر این، فاصله حداقل و حداکثر، نقطه انتهایی چپ و راست فاصله MFs انتخاب شده است. سیستم فازی پیشنهاد شده با استفاده از ۶۴ قانون ساخته شده است که به دلیل شش ورودی، یعنی ۲ به توان ۶ که می شود ۶۴ قانون، ساختار کلی هر قانون به صورت زیر محسوب می شود:

$$\begin{aligned} & \text{IF } a_1 \text{ is } \tilde{A}_1^i \text{ and } a_2 \text{ is } \tilde{A}_2^i \text{ and } a_3 \text{ is } \tilde{A}_3^i \\ & \text{and } d_1 \text{ is } \tilde{D}_1^i \text{ and } d_2 \text{ is } \tilde{D}_2^i \text{ and } d_3 \text{ is } \tilde{D}_3^i \\ & \text{THEN } g_i \text{ is } \tilde{O}^i \quad (i = 1, 2, \dots, 64) \end{aligned}$$

سالم و معیوب) استخراج می شود که به یک ماتریس 5×500 از مجموعه داده های ویژگی منجر می شود. چنین ماتریسی برای هر دو هدف آموزش و تست (با استفاده از آموزش جداگانه و مجموعه داده های آزمایشی) ارائه می شود.

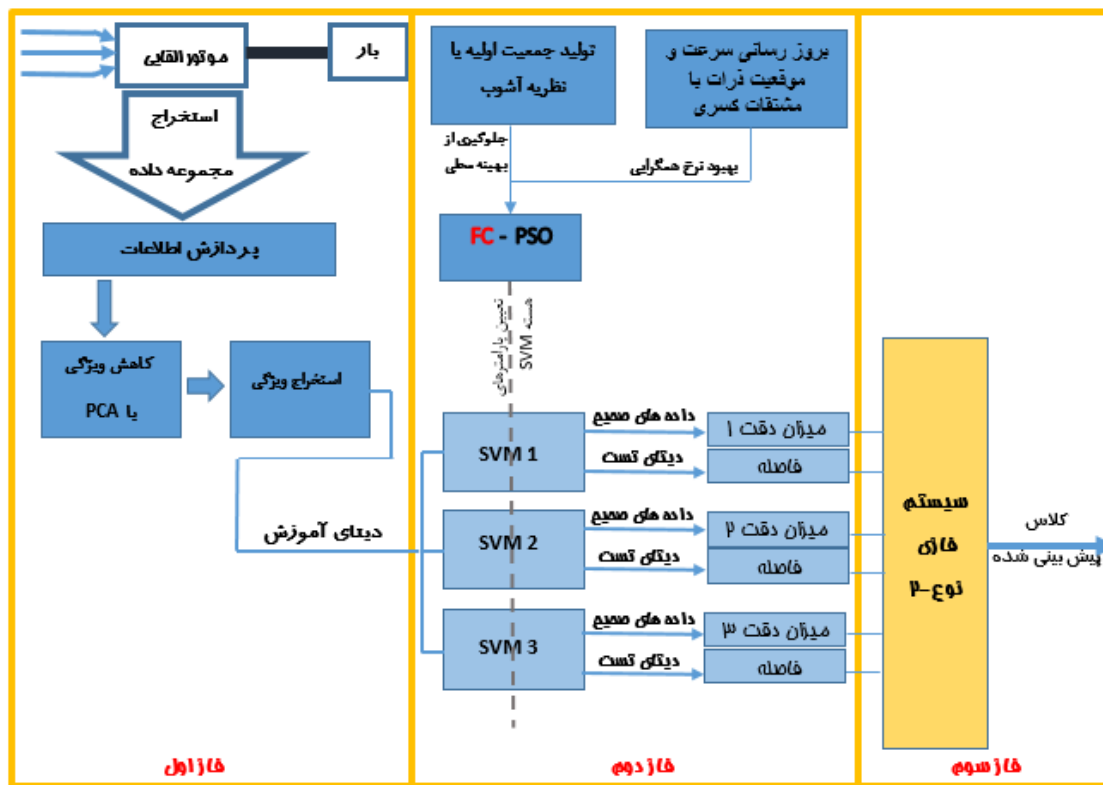
با توجه به اینکه تعداد ویژگی های ورودی، بیش از حد بزرگ است یا ویژگی های اضافی وجود دارد، پیشنهاد می شود مجموعه داده ها با استفاده از روش های کاهش ویژگی مانند تجزیه و تحلیل مؤلفه اصلی (PCA)، آنالیز تشخیصی خطی (LDA) و سایر روش های کاهش ابعاد به مجموعه ای از ویژگی های کاهش یافته تبدیل شوند.

فاز دوم: در این فاز هر یک از SVMها با استفاده از مجموعه داده های آموزشی، آموزش می بینند؛ در نتیجه، در این مرحله سه SVM انتخابی آموزش می بینند. درخور ذکر است انتخاب تعداد SVMها منتج به تعداد ورودی ها و رول ها در مرحله فازی سازی می شود؛ به طوری که اگر تعداد SVMها n در نظر گرفته شوند، تعداد ورودی ها یا همان MFها برابر است با $2 \times n$ و تعداد رول ها برابر با 2^{2n} است.

محاسبه صحت SVMها به صورت جداگانه با استفاده از مجموعه داده های اعتبارسنجی یا به عبارتی، دیتاهای موتور در حالت سالم به روش K -fold است که منتج به به دست آمدن مقدار دقت (Accuracy) می شود. سپس به محاسبه فاصله (Distance) بین نمونه های تست شده و صفحه جداکننده در هر یک از SVMهای آموزش دیده پرداخته می شود. این دقت و فاصله (برای هر بخش نمونه) در مرحله فازی سازی، مجموعه ای از ورودی ها در نظر گرفته می شود.

عملکرد SVMها بسیار وابسته به انتخاب تابع هسته، پارامترهای هسته و پارامترهای تنظیم است. دو تابع هسته ای که بیشتر استفاده می شوند، شامل تابع هسته RBF و تابع هسته Polynomial است.

برای پیدا کردن مقدار بهینه پارامتر هسته γ یک بازه بزرگ $[2^{-l}, 2^l]$ در نظر گرفته می شود؛ به طوری که l یک عدد صحیح مثبت است که اندازه فضای جستجو برای یافتن مقدار پارامتر γ را کنترل می کند. حال الگوریتم FCPSO استفاده می شود که به دلیل استفاده از نظریه آشوب در تولید جمعیت اولیه در الگوریتم PSO و به روزرسانی سرعت و موقعیت ذرات با مشتقات کسری، طرح پیشنهادی (FCPSO) موجب همگرایی سریع تر و



شکل ۹- الگوریتم پیشنهادی تشخیص خطای سیم‌پیچی استاتور به کمک منطق فازی نوع-۲ و طبقه‌بند بردارهای پشتیبان بهینه‌شده با الگوریتم ذرات کسری آشوبی

موتور القایی قفس سنجابی سه فاز ۲/۲ کیلووات، ۵۰ هرتز و ۲ قطبی، انتخاب و پس از سیم‌پیچی مجدد استاتور آن و تعبیه سرهای جداگانه از دوره‌های مختلف سیم‌پیچی استاتور، قابلیت اتصال کوتاه داخلی سیم‌پیچی استاتور در این موتور ایجاد شد (شکل ۱۰). با اتصال سرهای حلقه سیم‌پیچی خطاهای اتصال کوتاه ۴، ۱۰، ۱۴، ۲۰، ۳۲ حلقه در موتور ایجاد شد. مجموعه آزمایشگاهی مطالعه‌شده نیز در شکل ۱۱ نشان داده شده است. مجموعه آزمایشگاهی به کاررفته شامل بارهای الکتریکی، ژنراتور سنکرون، موتور القایی سه فاز ۲/۲ kW و ۵۰ هرتزی مجهز به سرهای اضافی سیم‌پیچ استاتور به منظور ایجاد خطای اتصال کوتاه داخلی و برد الکتریکی شامل سنسورهای جریان است.



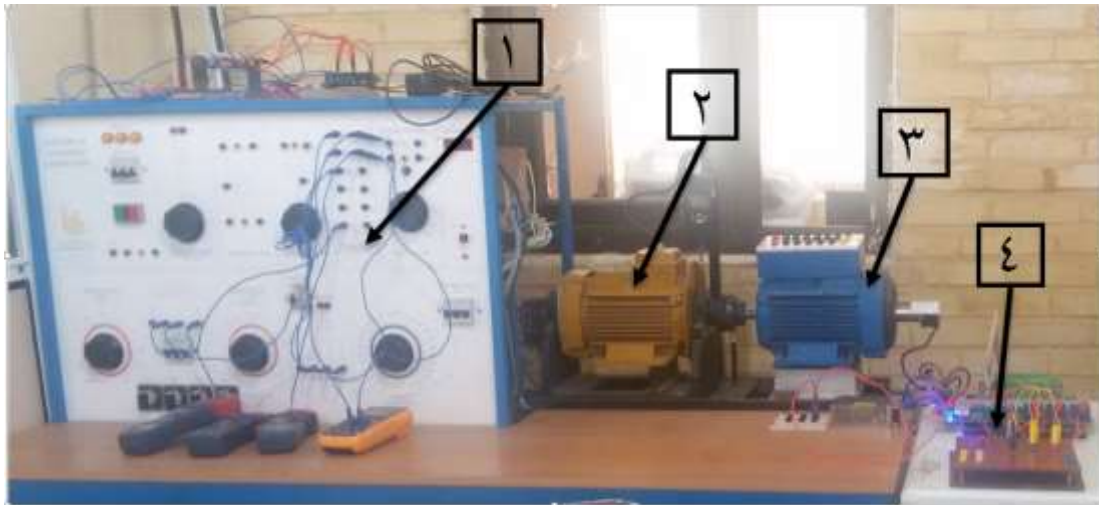
شکل ۱۰- نحوه ایجاد خطای حلقه‌به‌حلقه در کلاف

به طوری که \tilde{A}_j^i به ترتیب مجموعه‌های فازی مربوط به دقت SVMها است و \tilde{D}_j^i نشان‌دهنده مجموعه فاصله‌های به دست آمده از SVMهاست. در سیستم فازی نوع-۲ \tilde{A}_j^i با دو تابع عضویت Low و High است؛ در حالی که تابع عضویت \tilde{D}_j^i به عنوان Positive و Negative انتخاب می‌شوند. برای نشان دادن چگونگی عملکرد رول‌ها، یک مورد به عنوان نمونه توضیح داده می‌شود:

اگر مقدار دقت، بالا و فاصله‌ها مثبت باشد، برای چنین ورودی، بخش بعدی باید ۰-۷ در نظر گرفته شود. نیز فرض کنید مقدار دقت، بالا باشد و فاصله‌ها منفی باشند، در چنین مواردی، نتیجه باید ۱-۰ در نظر گرفته شود. به این ترتیب، پایه قانونی برای سیستم فازی مدنظر پیشنهاد می‌شود.

۴- میز آزمایشگاهی به کاررفته

به منظور ایجاد خطای اتصال کوتاه داخلی سیم‌پیچ استاتور،



شکل ۱۱ - مجموعه آزمایشگاهی: (۱) بارهای الکتریکی، (۲) ژنراتور سنکرون، (۳) موتور مورد آزمایش، (۴) برد سنسورهای جریان

شده‌اند. مشاهده می‌شود تلفیق SVMها با هر دو روش فازی نوع-۱ و نوع-۲ بسیار بهتر از میانگین سه SVM انتخاب شده در حالت‌های مختلف هسته انتخابی است. این موضوع به‌وضوح نشان می‌دهد چگونه روش همجوشی ترکیبی SVMهای پیشنهادشده در این مقاله به مسئله طبقه‌بندی در یک راه بهتر پرداخته است. علاوه بر این، استفاده از تابع فازی نوع-۲ عملکرد بهتری نسبت به تابع فازی نوع-۱ در این آزمایشات داشته است.

جدول ۱- نتایج دقت تشخیص خطای سیم‌پیچی استاتور بر حسب درصد با استفاده از یک مدل SVM

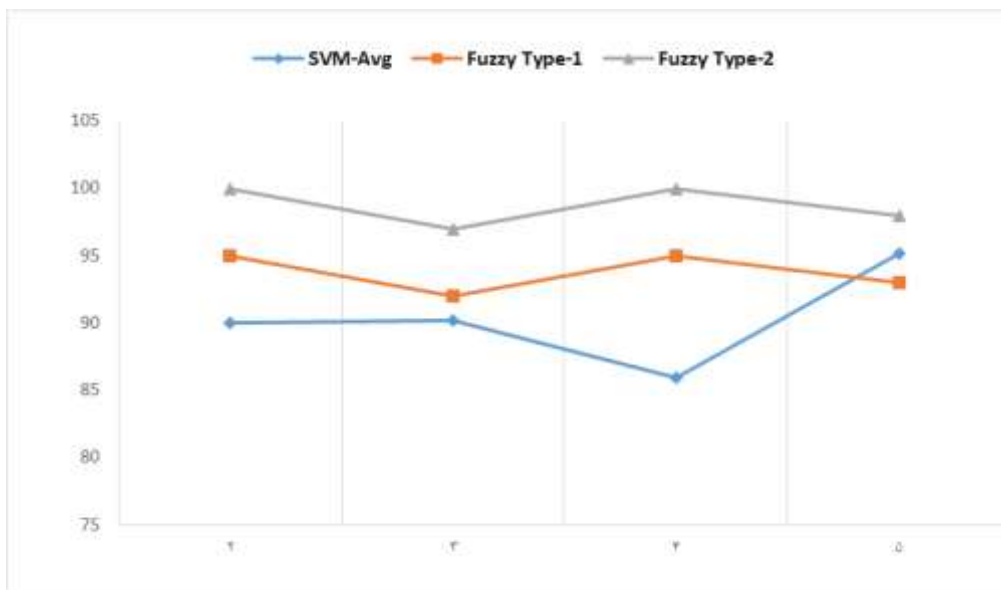
هسته	γ	Fold				Avg
		۱	۲	۳	۴	
Rbf 1	۰/۰۱	۶۴	۵۴	۶۹	۵۷	۶۱
Rbf 2	۰/۱	۸۷	۸۵	۹۲	۸۹	۸۸/۲۵
Rbf 3	۱	۹۷	۹۷	۹۸	۹۸	۹۷/۵
Rbf 4	۸/۹	۸۷	۸۸	۹۲	۹۲	۸۹/۷۵

۵- تحلیل نتایج عددی

در طول این کار، L به‌عنوان یک عدد مثبت ۳ انتخاب شده است که اندازه فضای جستجو برای یافتن مقدار پارامتر γ را در تابع هسته SVM کنترل می‌کند؛ بنابراین، فضای جستجو برای γ برابر با $[2^{-3}, 2^3]$ و فاصله مربوط به C ، $[-7, 7]$ در نظر گرفته شده است. با استفاده از الگوریتم FCPSO مقدار بهینه $\gamma = 8.90$ و $C = 0.93$ به دست آمد.

در جدول ۱ میزان دقت طبقه‌بندی در دو حالت دقت آموزش و دقت تست با استفاده از روش اعتبارسنجی k -fold و با $k=4$ ذکر شده است. در ضمن اطلاعات جدول فوق تنها برای یک SVM و برای دیتای حاصل از جریان سیم‌پیچ استاتور موتور القایی در حالت خطادار است.

حال برای بررسی ترکیب بیشتر، از SVMهای مختلف و اثرات آنها در نتیجه به‌کارگیری روش فازی نوع-۲ پیشنهادشده در طبقه‌بندی داده‌ها، پنج آزمایش با ترکیب‌های مختلف از توابع کرنل انجام می‌شود تا مقایسه‌ای با روش ترکیب SVMها به روش فازی و مقایسه با فازی نوع-۱ انجام شود. نتایج به‌دست‌آمده در جدول ۲، گزارش و نیز در شکل ۱۲ خلاصه



شکل ۱۲ - مقایسه نتایج دقت تشخیص خطای سیم پیچی استاتور بر حسب درصد با استفاده از میانگین ۳ مدل SVM، فازی نوع اول و دوم (روش تشخیص پیشنهادی) در پنج حالت آزمایش مختلف

جدول ۲- مقایسه نتایج دقت تشخیص خطای سیم پیچی استاتور بر حسب درصد با استفاده از تعداد ۳ مدل SVM، فازی نوع اول و دوم (روش تشخیص پیشنهادی)

شماره	SVM1		SVM2		SVM3		Avg	فازی نوع اول	فازی نوع دوم
	RBF	Acc	RBF	Acc	RBF	Acc			
۱	Rbf2	۹۲,۲۵	Poly2	۹۹	Rbf4	۵۱,۳	۸۰,۸۵	۹۵	۹۷
۲	Rbf4	۸۲,۲۵	Poly1	۹۳,۲۵	Poly2	۹۴,۵	۹۰	۹۵	۱۰۰
۳	Rbf3	۸۳	Poly1	۹۳	Rbf1	۹۴,۵	۹۰,۱۶	۹۲	۹۷
۴	Rbf1	۹۳,۵	Rbf3	۸۱,۵	Rbf1	۸۲,۷۵	۸۵,۹۱	۹۵	۱۰۰
۵	Poly1	۹۳,۵	Poly2	۹۹,۷۵	Rbf3	۹۲,۲۵	۹۵,۱۶	۹۳	۹۸
Avg							۸۸,۴۱	۹۴	۹۸,۴

ترکیب SVMهای مختلف به منظور دستیابی به نتایج بهتر در طبقه بندی پیشنهاد شد و بهبود عملکرد این طرح ترکیبی با نتایج به دست آمده تأیید شد. مشکل عدم قطعیت در مجموعه داده های تأثیرگذار بر عملکرد SVM با استفاده از سیستم های منطقی فازی نوع-۲ برطرف شد که یک راه حل برای مقابله با عدم قطعیت است. اعمال الگوریتم پیشنهادی روی داده های آزمایشگاهی و میانگین دقت ۹۸/۴ درصد نشان از قابلیت توانمند روش پیشنهادی در تشخیص خطای اتصال کوتاه داخلی سیم پیچی استاتور دارد.

۶- نتیجه گیری

استفاده از مشخصه های جریان استاتور، روشی مطمئن برای تشخیص خطای اتصال کوتاه داخلی سیم پیچی استاتور در موتورهای القایی سه فاز است. الگوریتم پیشنهادی تشخیص، استفاده از مدل ترکیبی طبقه بند ماشین بردار پشتیبان و منطق فازی نوع ۲ است. تنظیم پارامترهای هسته SVM با استفاده از الگوریتم بهینه سازی ازدحام ذرات مرتبه کسری آشوبی به منظور به حداقل رساندن میزان اشتباه طبقه بندی و کاهش زمان محاسبات انجام شد. طرح همجوشی (fusion scheme) برای

مراجع

- for motor fault diagnosis", in: Proceedings of the IEEE, 2014.
- [13] K.Y. Chen ,L. Sh. Chen , M.Ch. Chen and Ch. L. Lee "Using SVM based method for equipment fault detection in a thermal power plant" Computers in Industry, pp. 42–50, 2011.
- [14] A. Rincon, "Multiple Fault Detection and Diagnosis in a Gas Turbine using Principal Component Analysis and Structured Residuals" 20th Mediterranean Conference on Control and Automation Barcelona, Spain, 2012
- [15] A. Ajami and M. Daneshvar, "Data driven approach for fault detection and diagnosis of turbine in thermal power plant using Independent Component Analysis (ICA)" International journal of Electrical Power and Energy Systems , Vol.43, pp. 728–735, 2012.
- [16] M. Berahman, A.A. Safavi, M.R. Shahrababaki, "Fault detection in Kerman combined cycle power plant boilers by means of support vector machine classifier algorithms and PCA" Control, Instrumentation, and Automation (ICCIA), 3rd International Conference. pp. 290 – 295, 2013
- [17] Deng W, Yao R, Zhao H, Yang X, Li G." A novel intelligent diagnosis method using optimal LS-SVM with improved PSO algorithm". Soft Computing. Vol.23, No.7, pp.2445-2462, 2019
- [18] Hassani H, Zarei J, Razavi-Far R, Saif M. "Robust Interval Type-2 Fuzzy Observer for Fault Detection of Networked Control Systems Subject to Immeasurable Premise Variables", IEEE Systems Journal, 2019.
- [19] Hassani H, Zarei J, Arefi MM, Razavi-Far "R. zSlices-based general type-2 fuzzy fusion of support vector machines with application to bearing fault detection". IEEE Transactions on Industrial Electronics. Vol.64, No.9, pp.:7210-7217. 2017.
- [20] Couceiro, Micael, and Seenith Sivasundaram. "Novel fractional order particle swarm optimization. " Applied Mathematics and Computation, Vol. 283, pp. 36-54, 2016.
- [21] NAVI, SAMAN POURSI AH, et al. "Analysis of The Usage of Chaotic Theory in Data Clustering Using Particle Swarm Optimization. " Indian J. Sci. Vol. 4, No. 3, pp. 335-353. 2014.
- [22] Liu W, Luo N, Pan G, Ouyang A. "Chaos particle swarm optimization algorithm for optimization problems". International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence. 2018.
- [23] Tian, D. , & Zhao, T. "Particle swarm optimization based on tent map and logistic map", Journal of Shaanxi University of Science and Technology Vol.28, pp. 17–23, 2010.
- [24] Tian, Dongping. "Particle swarm optimization with chaos-based initialization for numerical optimization. " Intelligent Automation & Soft Computing, Vol.12, No.6, pp.1-12. 2017.
- [1] Benbouzid , M.E. "A review of induction motors signature analysis as a medium for faults detection", IEEE transactions on industrial electronics, Vol. 47, No.5, pp.984-993, 2000.
- [2] Bazan GH, Scalassara PR, Endo W, Goedel A, Godoy WF, Palácios RH. "Stator fault analysis of three-phase induction motors using information measures and artificial neural networks", Electric Power Systems Research. Vol.143, pp.347-356, 2017.
- [3] Andrijauskas I, Adaskevicius R. "Analysis of Progressively Unbalanced Induction Motor Current Signals Based on Information Entropy", Elektronika ir Elektrotechnika. Vol. 24; No.4, pp.9-15, 2018.
- [4] Kong Y, Wang T, Chu F. "Meshing frequency modulation assisted empirical wavelet transform for fault diagnosis of wind turbine planetary ring gear", Renewable energy, Vol.132, No.1, pp.1373-1388, 2019.
- [5] Hassan OE, Amer M, Abdelsalam AK, Williams BW. "Induction motor broken rotor bar fault detection techniques based on fault signature analysis—a review". IET Electric Power Applications. Vol.12, No.7, pp.895-907, 2018 .
- [6] S.-H. Lee, S. Kim, J.M. Kim, C. Choi, J. Kim, S. Lee, Y. Oh, "Extraction of induction motor fault characteristics in frequency domain and fuzzy entropy", in: Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Electric Machines and Drives, IEEE, San Antonio, TX, USA, , pp. 35–40, 2005.
- [7] N.R. Devi, D.V.S.S. Siva Sarma, P.V. Ramana Rao, "Detection of stator incipient faults and identification of faulty phase in three-phase induction motor simulation and experimental verification", IET Electr. Power Appl. Vol.9, No.8, pp.540-548, 2015.
- [8] D.A.Asfani,A.K.Muhammad,Syafaruddin,M.H.Purnomo,T.Hiyama, "Temporary short circuit detection in induction motor winding using combination of wavelet transform and neural network", Expert Syst. Appl, Vol.39, No.5, pp. 5367–5375, 2012.
- [9] V.N. Ghate, S.V. Dudul, "Optimal MLP neural network classifier for fault detection of three phase induction motor", Expert Syst. Appl. Vol.37, No.4. pp. 3468–3481, 2010.
- [10] V.N. Ghate, S.V. Dudul, "Cascade neural-network-based fault classifier for three-phase induction motor", IEEE Trans. Ind. Electron. Vol.58, No.5, pp.1555-1563, 2011.
- [11] A. Verma, S. Sarangi, M.H. Kolekar, "Stator winding fault prediction of induction motors using multiscale entropy and grey fuzzy optimization methods", Comput. Electr. Eng. Vol.40, No.5, pp.2246–2258, 2014.
- [12] P.S. Bhowmik, M. Prakash, S. Pradhan, "A novel neuro-classifier using multiscale permutation entropy

