



ترکیب آنالیز مؤلفه‌های مستقل و ماشین بردار پشتیبان در تشخیص هوشمند عیب در ماشین‌های دوار

محمد هادی غفاری¹، افشین قنبرزاده²، علی ولی پور چهارده چریک^{2*}

1- دانشجوی کارشناسی ارشد، مهندسی مکانیک، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز

2- استادیار، مهندسی مکانیک، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز

*اهواز، صندوق پستی 6135743337، a.valipour@scu.ac.ir

اطلاعات مقاله

مقاله پژوهشی کامل

دریافت: 16 بهمن 1395

پذیرش: 27 اردیبهشت 1396

ارائه در سایت: 25 خرداد 1396

کلید واژگان:

عیب‌یابی

آنالیز مؤلفه‌های مستقل

آنالیز مؤلفه‌های اصلی

ماشین بردار پشتیبان

یاتاقان‌های غلتشی

چکیده

هر صنعتی نیازمند برنامه‌ای پیش‌گویانه در جهت بهینه کردن مدیریت منابع و بهبود اقتصاد کارخانه با کاهش هزینه‌های غیرضروری و افزایش سطح ایمنی است. ماشین‌های دوار از جمله ماشین‌های رایج در صنعت و ریشه بیشتر خرابی‌ها در ماشین‌های دوار به دلیل خرابی یاتاقان‌های غلتشی است. ماهیت گذرای ارتعاشات ناشی از عیب در یاتاقان‌های غلتشی سبب شده تا تحلیل ارتعاشات در این تجهیزات با استفاده از تبدیل موجک پیوسته و آنالیز پوش انجام پذیرد. این مقاله به بررسی کاربردی روش ترکیب ماشین بردار پشتیبان و آنالیز مؤلفه‌های مستقل در تشخیص هوشمند محل و نوع عیب در یاتاقان‌های غلتشی می‌پردازد. از آنالیز مؤلفه‌های مستقل برای استخراج ویژگی و کاهش ابعاد از ویژگی‌های اصلی استفاده شده است، همچنین از آنالیز مؤلفه‌های اصلی نیز برای استخراج ویژگی استفاده و نتایج آن با آنالیز مؤلفه‌های مستقل مقایسه شده است. در این مقاله طبقه‌بندی کننده چند کلاسه ماشین بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی عیب به کار گرفته و از روش اعتبارسنجی متقابل برای انتخاب مقادیر بهینه پارامترهای تابع هسته و ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است.

Combination of independent component analysis and support vector machines for intelligent faults diagnosis of rotating machinery

Mohammad Hadi Ghafari¹, Afshin Ghanbarzadeh¹, Ali Valipour Chardah Chiric^{1*}

1- Department of Mechanical Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran.

* P.O.B. 6135743337, Ahvaz, Iran, A.valipour@Scu.ac.ir

ARTICLE INFORMATION

Original Research Paper
Received 04 February 2017
Accepted 17 May 2017
Available Online 15 June 2017

Keywords:

Fault diagnosis
Independent component analysis
Principal components analysis
Support vector machines
Ball bearing

ABSTRACT

Any industry needs an efficient predictive plan in order to optimize the management of resources and improve the economy of the plant by reducing unnecessary costs and increasing the level of safety. Rotating machinery is the most common machinery in industry and the root of the faults in rotating machinery is often faulty rolling element bearings. Because of a transitory characteristic vibration of bearing faults, Continuous wavelet transforms with envelope analysis is applied for signal processing. This paper studies the application of independent component analysis and support vector machines for automated diagnosis of localized faults in rolling element bearings. The independent component analysis is used for feature extraction and data reduction from original features. The principal components analysis is also applied in feature extraction process for comparison with independent component analysis. In this paper, support vector machines-based multi-class classification is applied for faults classification process and a cross-validation technique is utilized in order to choose the optimal values of kernel parameters.

1- مقدمه

را مشخص کرد. این سیگنال‌ها به واسطه پایش وضعیت پیوسته، می‌توانند برای مشخص کردن شروع خرابی در اجزای ماشین استفاده شوند. اگرچه اغلب رویت چشمی ویژگی‌های حوزه فرکانس از سیگنال‌های اندازه‌گیری شده برای تشخیص خرابی کفایت می‌کند، اما نیاز به یک پروسه عیب‌یابی خودکار، قابل اطمینان و سریع ضرورت دارد. شبکه‌های عصبی مصنوعی² یکی از روش‌هایی است که برای تشخیص و عیب‌یابی خودکار شرایط ماشین به کار می‌رود [1-3]. از ماشین بردار پشتیبان³ هم در کنار شبکه عصبی به دلیل

پایش وضعیت و عیب‌یابی در سیستم‌های مکانیکی با هدف جلوگیری از بروز آسیب‌های جدی در تجهیز و پیشگیری از توقفات ناخواسته از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است. استفاده از ارتعاشات و سیگنال‌های پخش آوایی¹ در زمینه پایش وضعیت ماشین‌های دوار بسیار رایج است. با مقایسه سیگنال‌ها یک ماشین در حالت کارکرد نرمال و شرایط معیوب می‌توان وجود عیبی از قبیل نابالانسی، سایش روتور، ناهم‌راستایی محور، خرابی گیربکس و عیوب یاتاقان

² Artificial Neural Networks (ANNs)

³ support vector machines(SVM)

¹ Acoustic Emission

Please cite this article using:

M. H. Ghafari, A. Ghanbarzadeh¹, A. Valipour Chardah Chiric, Combination of independent component analysis and support vector machines for intelligent faults diagnosis of rotating machinery, *Modares Mechanical Engineering*, Vol. 17, No. 6, pp. 257-264, 2017 (in Persian)

برای ارجاع به این مقاله از عبارت ذیل استفاده نمایید:

2- آنالیز مؤلفه‌های اصلی

آنالیز مؤلفه‌های اصلی یک شگرد آماری مفید و یک تکنیک معمول در یافتن الگو در داده‌هایی با ابعاد زیاد است یا به عبارتی انتقال خطی یک دسته از متغیرهای اصلی به مجموعه‌ای کوچک‌تر از متغیرهای غیروابسته³ که اطلاعات مجموعه متغیرهای اصلی را همراه داشته باشند. آنالیز مؤلفه‌های اصلی را می‌توان به عنوان یک روش کلاسیک آنالیز آماری چند متغیره جهت کاهش ابعاد استفاده کرد، زیرا که یک مجموعه کوچک از متغیرهای غیروابسته قابل فهم‌تر و تحلیل‌پذیرتر از یک مجموعه بزرگ‌تر از متغیرهای وابسته است. از این تکنیک فشرده‌سازی به صورت گسترده در تحلیل‌های خوشه‌ای، پردازش تصویر داده‌هایی با ابعاد بالا، رگرسیون، فشرده‌سازی داده و تشخیص الگو مورد استفاده قرار گرفته است [10].

یک مجموعه بردار ورودی را که مرکزی‌سازی شده⁴ (دارای میانگین صفر و واریانس واحد) $\sum_{t=1}^l x_t = \mathbf{0}$ و $x_t(t=1, \dots, l)$ را در نظر بگیرید که ابعاد آن m است $(x_t = (x_t(1), x_t(2), \dots, x_t(m)))$ به طوری که معمولاً $m < l$ است با استفاده از آنالیز مؤلفه‌های اصلی می‌توان هر بردار x_t را با یک انتقال خطی به یک مقدار جدید s_t به صورت رابطه (1) منتقل کرد.

$$s_t = U^T x_t \quad (1)$$

U یک ماتریس متعامد $m \times m$ که i -امین ستونش u_i بردار ویژه ماتریس کورانیس نمونه به صورت رابطه (2) است.

$$C = \frac{1}{l} \sum_{t=1}^l x_t x_t^T \quad (2)$$

آنالیز مؤلفه‌های اصلی ابتدا یک مسئله مقدار ویژه را به صورت رابطه (3) حل می‌کند.

$$\lambda_i u_i = C u_i, \quad i = 1, \dots, m. \quad (3)$$

λ_i یکی از مقادیر ویژه C و u_i بردار ویژه متناظر با آن است. پس از به دست آوردن u_i مؤلفه‌های s_t به واسطه یک تبدیل متعامد از رابطه (4) قابل محاسبه است.

$$S_t(i) = u_i^T x_t, \quad i = 1, \dots, m \quad (4)$$

این مؤلفه‌های جدید را مؤلفه‌های اصلی⁵ می‌نامند. با مرتب کردن بردارهای ویژه براساس ترتیب نزولی مقادیر ویژه، تعداد مؤلفه‌های اصلی S_t را می‌توان کاهش داد. به عبارت ساده‌تر می‌توان گفت در این روش محورهای مختصات جدیدی برای داده‌ها تعریف می‌شود و داده‌ها براساس این محورهای مختصات جدید بیان می‌شوند. اولین محور در جهتی قرار گرفته که واریانس داده‌ها ماکزیمم باشد (یعنی در جهتی که پراکندگی داده‌ها بیشتر است) و محورهای بعد نیز به ترتیب عمود بر محور اول به گونه‌ای قرار گرفته، که در جهت بیشترین پراکندگی داده‌ها باشد.

3- آنالیز مؤلفه‌های مستقل

آنالیز مؤلفه‌های مستقل یک تکنیک آماری به منظور آشکارسازی ساختار پنهان داده‌هاست. در این تکنیک داده‌های چند بعدی به صورت ترکیب خطی از چندین متغیر مجهول فرض می‌شوند، این متغیرها مستقل و غیرگوسی⁶ فرض شده و به اجزای مستقل داده‌های مشاهده موسوم‌اند. در این‌جا مستقل بودن به این معنی است که مؤلفه‌های مستقل هیچ‌گونه

دقت مناسب و قابلیت‌های خوبی که دارد به عنوان ابزاری برای حل مسائل طبقه‌بندی استفاده می‌گردد. آموزش ماشین بردار پشتیبان نسبتاً ساده است و برخلاف شبکه‌های عصبی در ماکزیمم‌های محلی گیر نمی‌افتد، برای داده‌های با ابعاد بالا تقریباً خوب پاسخ می‌دهد، اما تفاوت اصلی بین شبکه‌های عصبی رایج و ماشین بردار پشتیبان این است که در شبکه عصبی پارامترهای این مدل با کمینه‌سازی خطا تنظیم می‌شوند، اما در ماشین بردار پشتیبان ریسک ناشی از عدم طبقه‌بندی صحیح به عنوان یک تابع هدف تعریف می‌شود و پارامترها نسبت به آن تنظیم و بهینه‌سازی می‌شوند. برای برخی از مسائل شاید معیار خطا به صفر هم برسد، اما در میان همه مدل‌هایی که دارای خطای صفر هستند، فقط یک مورد وجود دارد که کمترین ریسک عملیاتی را دارد. از این‌رو در برخی موارد، خروجی ماشین بردار پشتیبان در کنار عملکرد بهتری که دارد، مقاومت¹ بیشتری نیز نسبت به تغییر و نویز در داده‌ها از خود نشان خواهد داد. زیرا اساساً طوری طراحی و آموزش داده شده است که بتواند در مقابل چنین عدم قطعیت‌هایی مقاومت نماید و عملکرد مطلوب خودش را داشته باشد [4]. استفاده از ماشین بردار پشتیبان جهت عیب‌یابی ماشین آلات دوار با داده‌های ارتعاشی در سال‌های اخیر مورد توجه محققین بوده است [5-7].

برای فرآیند طبقه‌بندی بهتر در ماشین بردار پشتیبان نیاز است تا روی داده‌های ورودی به الگوریتم طبقه‌بندی‌کننده عملیات خاصی انجام شود تا عملکرد بهتر طبقه‌بندی‌کننده را تضمین کند. روش‌های زیادی برای آماده‌سازی داده ورودی به طبقه‌بندی‌کننده توسعه یافته است، به تازگی استخراج و انتخاب ویژگی برای آماده‌سازی داده‌ها پیش ورود به طبقه‌بندی‌کننده به طور قابل ملاحظه‌ای مورد توجه قرار گرفته است. یکی از این دلایل این است که پس از دریافت داده‌های فراوان و ویژگی‌های زیاد از آزمایش امکان این‌که بتوان آن را مستقیم وارد طبقه‌بندی‌کننده کرد وجود ندارد، زیرا به شدت عملکرد آن را کاهش می‌دهد؛ بنابراین نیاز به استخراج و انتخاب ویژگی است تا از افزونگی اطلاعات جلوگیری شود. کاهش تعداد ویژگی‌ها به وسیله استخراج و انتخاب ویژگی‌های مناسب و مفید بسیار مطلوب خواهد بود. زو و همکاران [8] از آنالیز مؤلفه‌های اصلی و آنالیز مؤلفه‌های مستقل در عیب‌یابی جعبه دنده استفاده کردند، آن‌ها در ابتدا سیگنال دریافتی را از یک سنسور با استفاده از روش تبدیل موجک پیش‌پردازش کرده، سپس از ضرایب به‌دست‌آمده در مقیاس‌های مختلف به عنوان داده‌های ورودی به آنالیز مؤلفه‌های اصلی و آنالیز مؤلفه‌های مستقل استفاده کردند. ویدودو و همکاران [9] برای عیب‌یابی موتورهای القایی با شبیه‌سازی عیوبی در شش کلاس از جمله خرابی استاتور، شکستگی میله روتور، نابالانسی روتور، خروج از مرکزیت، انحنا روتور و خرابی یاتاقان از ترکیب آنالیز مؤلفه‌های مستقل و ماشین بردار پشتیبان استفاده کردند. کاربرد آنالیز مؤلفه‌های مستقل در پردازش تصویر، زمینه مالی و پزشکی نیز گزارش شده است. با این وجود به ندرت از آنالیز مؤلفه‌های مستقل در پایش وضعیت ماشین‌آلات و عیب‌یابی آن‌ها استفاده شده است.

در این مقاله از ترکیب آنالیز مؤلفه‌های مستقل با ماشین بردار پشتیبان برای پایش وضعیت و عیب‌یابی یاتاقان‌های غلتشی و از روش معیار فاصله² برای انتخاب ویژگی‌های مستخرج استفاده می‌شود. نتایج بالا با حالت ترکیب آنالیز مؤلفه‌های اصلی با ماشین بردار پشتیبان مقایسه خواهد شد.

³ Uncorrelated

⁴ Centered

⁵ Principle Components (PCs)

⁶ Non-Gaussianity

¹ Robustness

² Distance Evaluation Technique

با استفاده از رابطه (7) مقدار s را می‌توان با رابطه (10) تخمین زد.

$$\bar{s} = B^T \bar{x} = B^T Qx \quad (10)$$

رابطه (11) را می‌توان از روابط (10,9) برای محاسبه W و B نوشت.

$$W = B^T Q \quad (11)$$

هر ستون بردار b_i برای محاسبه B با یک حدس اولیه مقداردهی شده و سپس مقدار آن به گونه‌ای به‌روزرسانی می‌شود که i -امین مؤلفه مستقل $S_i = (b_i)^T \bar{x}$ به صورت بیشینه گیرگوسی باشد. طبق قضیه حد مرکزی آماری، گیرگوسی بودن، مستقل بودن را نشان می‌دهد [11].

دو معیار رایج برای گیرگوسی بودن، معیارهای کشیدگی و آنتروپی معکوس است. آنتروپی معکوس براساس تئوری اطلاعات، کمیتی از بی‌نظمی (دیفرانسیلی) است. بی‌نظمی متغیر تصادفی به‌عنوان درجه اطلاعاتی که از مشاهده متغیر به دست می‌آید، تفسیر می‌شود. تصادفی بودن بیشتر متغیر بی‌نظمی بزرگ‌تر را به همراه می‌آورد. آنتروپی دیفرانسیلی H از متغیر تصادفی y با توزیع احتمال $f(y)$ را با رابطه (12) تعریف می‌کنند.

$$H(y) = - \int f(y) \log f(y) dy \quad (12)$$

یک متغیر گوسی بیشترین مقدار آنتروپی را در میان تمام متغیرهای تصادفی با واریانس یکسان دارد. برای به دست آوردن یک معیار برای گیرگوسی بودن که برای متغیر گوسی صفر باشد، آنتروپی معکوس J به صورت رابطه (13) تعریف می‌شود.

$$J(y) = H(y_{gauss}) - H(y) \quad (13)$$

که y_{gauss} یک متغیر تصادفی گوسی و دارای واریانس یکسان با y است که آنتروپی معکوس غیرمنفی و انحراف y از گوسی بودن را اندازه‌گیری می‌کند. تخمین زدن آنتروپی معکوس با رابطه (13) نیاز به تخمین زدن تابع چگالی توزیع y دارد؛ بنابراین تقریب‌های ساده‌تر و مفیدتری نیز برای آنتروپی معکوس مانند رابطه (14) پیشنهاد شده است.

$$J(y) \approx [E\{G(Y)\} - E\{\theta\}]^2 \quad (14)$$

در این جا فرض شده y دارای میانگین صفر و واریانس واحد است. θ نیز یک متغیر گوسی دارای میانگین صفر و واریانس واحد و G یک تابع غیرمربعی¹¹ است. با انتخاب هوشمندانه G تقریب خوبی برای آنتروپی معکوس به دست می‌آید. تابعی که در رابطه (15) آورده شده یک تابع عمومی با عملکرد خوب که برای پژوهش حاضر استفاده شده است.

$$G(\theta) = \frac{1}{a_1} \log \cosh(a_1 \theta) \quad (15)$$

که $1 < \alpha_1 < 2$ و $1 \approx \alpha_2$ است. براساس یک تقریب خوب برای آنتروپی معکوس، هایوارین¹²، این الگوریتم نقطه ثابت خیلی ساده و کارآمد را برای آنالیز مؤلفه‌های مستقل معرفی کرد (در پکیج *FastICA* برای نرم‌افزار متلب در دسترس است) [14].

4- بردار ماشین پشتیبان

ماشین بردار پشتیبان از جمله روش‌های طبقه‌بندی نظارت شده است که پیش‌بینی می‌کند یک نمونه در کدام کلاس قرار می‌گیرد. ماشین بردار پشتیبان برای تفکیک دو کلاس از هم به طور مستقیم از طریق یک فرآیند بهینه‌سازی و با استفاده از تمامی باندها به دنبال داده‌های آموزشی که بین کلاس‌ها را تشکیل می‌دهند، می‌پردازد و با استفاده از آن‌ها سطح جداکننده و

اطلاعاتی راجع به یکدیگر نمی‌دهند. مدل کلی آنالیز مؤلفه‌های مستقل را می‌توان به صورت رابطه (5) نوشت [11].

$$x = As \quad (5)$$

A ماتریسی مجهول است که ماتریس ترکیب S و x را ماتریس داده‌های مؤلفه مستقل¹ و x را ماتریس داده‌های متغیر اندازه‌گیری شده می‌نامند. یک مسئله پایه آنالیز مؤلفه‌های مستقل شامل تخمین زدن ماتریس مؤلفه‌های مستقل S یا ماتریس ترکیب A از ماتریس داده‌های اندازه‌گیری شده x بدون داشتن هر اطلاعاتی از S یا x است.

الگوریتم آنالیز مؤلفه‌های مستقل به طور عادی، مؤلفه‌های مستقل را از مجموعه داده‌ها با ماکزیمم و مینیمم کردن تعدادی از اندازه‌های اجزای مستقل پیدا می‌کند. کاردوسو در پژوهشی روش‌هایی را برای حل مسائل آنالیز مؤلفه‌های مستقل با استفاده از معیارهای مختلف تئوری آماری از قبیل اطلاعات مشترک²، آنتروپی معکوس³، آنتروپی ماکزیمم⁴ و روش بیشینه احتمال ارائه کرد [12]. در ادامه الگوریتم نقطه ثابت⁵ [13] که به دلیل سادگی و قابلیت اطمینان برای داده‌های خام در حوزه زمان و ویژگی خوب همگرایی آن استفاده می‌شود، به اختصار توضیح داده شده است.

نخستین گام پیش سفید کردن⁶ بردار داده‌های اندازه‌گیری شده x با یک تبدیل خطی برای ایجاد یک بردار \bar{x} که دارای عناصری است که متقابلاً ناهم‌بسته و همه دارای واریانس واحد هستند. برای این منظور تجزیه مقادیر منفرد⁷ از ماتریس کواریانس⁸ $C = E[x x^T]$ را با رابطه (6) محاسبه کرد.

$$C = \psi \Sigma \psi^T \quad (6)$$

در این جا $\Sigma = \text{diag}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n)$ که یک ماتریس قطری از مقادیر منفرد و ψ ماتریس بردار منفرد متناظر است، سپس می‌توان بردار \bar{x} را به صورت رابطه (7) بیان کرد.

$$\bar{x} = \Sigma^{-\frac{1}{2}} \psi^T x = QAs = Bs \quad (7)$$

در این جا B یک ماتریس متعامد است که رابطه (8) را ارضا می‌کند.

$$E[\bar{x} \bar{x}^T] = B = Bs E[ss^T] x B^T = B B^T = I \quad (8)$$

یکی از مزایای استفاده از روشی بر پایه تجزیه مقادیر منفرد در پردازش اولیه داده‌ها این است که تا جایی که امکان دارد نویز را از طریق حذف مقادیر منفرد کوچک‌تر از مقادیر حدی کاهش می‌دهد. 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 الگوریتم نقطه ثابت، W را با بیشینه‌سازی مقدار قدرمطلق کشیدگی⁹ y مشخص می‌کند. به طوری که بردار y ویژگی‌های مورد نیاز برای مؤلفه مستقل را به صورت رابطه (9) داراست.

$$\bar{s} = y = Wx \quad (9)$$

¹ Independent Components (Ics)

² Mutual Information

³ Negentropy

⁴ Maximum Entropy

⁵ Fixed-Point Algorithm

⁶ Pre-whiten

⁷ Singular Value Decomposition (SVD)

⁸ Covariance

⁹ Kurtosis

¹⁰ Probability density function

¹¹ Non-quadratic function

¹² Hyvarinen

دو استراتژی یکی در مقابل همه و یکی در مقابل یکی برای طبقه‌بندی داده‌های چند کلاسه در ماشین بردار پشتیبان وجود دارد [9].

5- سیستم پیشنهادی عیب‌یابی

پروسه سیستم عیب‌یابی پیشنهادی را می‌توان به صورت شکل 2 بیان کرد.

1-5- شرح مجموعه آزمایشگاهی

اطلاعات ارتعاشی استفاده‌شده جهت ارزیابی روش‌های این پژوهش از مجموعه داده‌های یاتاقان‌های غلتشی در شرایط نیروها و عیوب مختلفی است، این داده‌ها در مرکز اطلاعات یاتاقان در دانشگاه کیس وسترن رزرو آمریکا گرفته شده‌اند. یاتاقان‌های مورد استفاده در این تحقیق از نوع شیار عمیق ساخت شرکت SKF است. هر یاتاقان در چهار بارگذاری مختلف (0، 1، 2 و 3 اسب بخار) آزمایش شده است. سرعت موتور طی آزمایش عملی بین 1720 تا 1797 دور بر دقیقه بوده است. مجموعه آزمایش عملی تحت چهار وضعیت مختلف که عبارت از وضعیت عادی، کنس خارجی معیوب، کنس داخلی معیوب و ساچمه معیوب است؛ بنابراین در کل 16 حالت مختلف خرابی جهت داده‌ها در نظر گرفته شده است (جدول 1) [15].

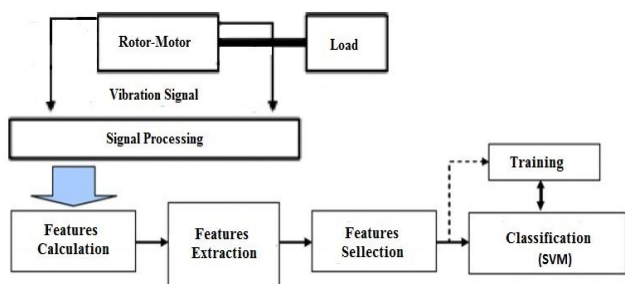


Fig. 2 The proposed faults diagnosis system

شکل 2 شماتیک سیستم پیشنهادی عیب‌یابی

جدول 1 شرح مجموعه داده‌های آزمایشگاهی

Table 1 Description of the Experimental Dataset

بار	سرعت موتور	نوع خرابی	کلاس خرابی
0	1797	سالم	C1
1	1722	سالم	C1
2	1750	سالم	C1
3	1730	سالم	C1
0	1797	رینگ داخلی معیوب	C2
1	1722	رینگ داخلی معیوب	C2
2	1750	رینگ داخلی معیوب	C2
3	1730	رینگ داخلی معیوب	C2
0	1797	ساچمه معیوب	C3
1	1722	ساچمه معیوب	C3
2	1750	ساچمه معیوب	C3
3	1730	ساچمه معیوب	C3
0	1797	رینگ خارجی معیوب	C4
1	1722	رینگ خارجی معیوب	C4
2	1750	رینگ خارجی معیوب	C4
3	1730	رینگ خارجی معیوب	C4

مرز تصمیم‌گیری (ابرفصله) بهینه را تعیین می‌کند، به طوری که این ابرفصله از هر طرف بیشترین فاصله را تا هر دو کلاس داشته باشد. نزدیک‌ترین نمونه‌های آموزشی به این سطح «بردارهای پشتیبان» نام دارد (شکل 1) [6].

به طور کلی ماشین بردار پشتیبان یک طبقه‌بندی‌کننده دوکلاسه و خطی است که با توسعه آن و استفاده از توابع هسته به عنوان یک طبقه‌بندی‌کننده چند کلاسه و غیرخطی نیز به کار می‌رود. با فرض داشتن n نمونه آموزشی در یک فضای حقیقی با ابعاد N و دو کلاس برای هر نمونه می‌توان رابطه (16) نوشت.

$$S = \{(x_i, y_i) | x_i \in R^N, y_i \in \{-1, 1\}, i = 1, 2, \dots, l\} \quad (16)$$

که y_i خروجی هر کلاس برای نمونه آموزشی i -ام است. هدف یافتن صفحه‌ای است که نقاط کلاس $y_i = 1$ را از کلاس $y_i = -1$ جدا کند. برای محاسبه w و b برای طبقه‌بندی چند کلاسه و در حالت غیرخطی با استفاده از توابع هسته مسئله بهینه‌سازی که در رابطه (17) نشان داده شده باید حل شود.

$$\min \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^n \alpha_i \quad (17)$$

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i = 0$$

$$0 \leq \alpha_i \leq C$$

C ضریب جریمه در خطای آموزش x_i متناظر با α_i بزرگ‌تر از صفر و کوچک‌تر از C ، دقیقاً همان بردار پشتیبان خواهد بود. $K(x_i, x_j)$ تابع هسته که در این پژوهش از تابع هسته RBF استفاده شده که در رابطه (18) نشان داده شده است.

$$K_{RBF}(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{1}{\sigma^2} \|x_i - x_j\|^2\right) \quad (18)$$

طبقه‌بندی‌کننده نهایی با رابطه (19) بیان خواهد شد.

$$y = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^m \alpha_i y_i K(x_i, x_j) + b\right) \quad (19)$$

اساساً طبقه‌بندی‌کننده ماشین بردار پشتیبان یک جداکننده دودویی است. رهیافت کلی کاهش مسئله چند کلاسه به چندین مسئله دودویی برای مسائل چند کلاسی¹ است. هر یک از مسائل با یک جداکننده دودویی حل می‌شود. سپس خروجی جداکننده‌های دودویی ماشین بردار پشتیبان باهم ترکیب شده و به این ترتیب مسئله چند کلاسه حل می‌شود.

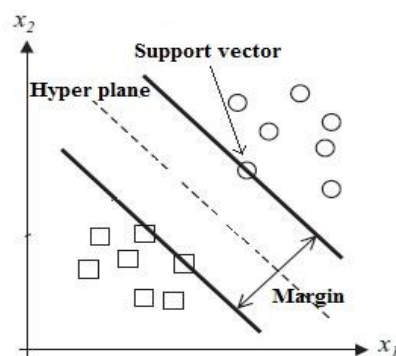


Fig. 1 Classification of two classes using SVM

شکل 1 طبقه‌بندی دو کلاس با ماشین بردار پشتیبان

¹ Multiclass

استفاده شده است. با توجه به شکل 3 موجک بایور 3.1 به عنوان مناسب‌ترین موجک انتخاب می‌شود.

5-2-1-2-2- انتخاب مقیاس بهینه

برای کاهش داده‌ها و حجم محاسبات در موجک پیوسته می‌توان با تعیین مقیاس بهینه به این هدف دست یافت که برای تعیین مقیاس‌های بهینه از معیار بیشترین نسبت انرژی به آنتروپی شانون سیگنال‌های یاتاقان‌های غلشی کمک گرفته شده است [3]. همان‌طور که در شکل 4 مشاهده می‌شود با استفاده از موجک انتخابی بایور 3.1 در ابتدا نسبت انرژی به آنتروپی شانون برای چهار کلاس مورد نظر رسم شده که این معیار در محدوده 64 تا 128 بیشتر است؛ بنابراین این مقیاس‌ها به عنوان مقیاس‌های بهینه موجک پیوسته برای پردازش سیگنال‌های یاتاقان‌های غلشی مورد استفاده قرار گرفته است.

5-2-2- آنالیز پوش¹

جهت افزایش کارایی تشخیص عیب از روش آنالیز پوش جهت بهبود نتایج تحلیل موجک پیوسته استفاده شده است. پوش عبارت است از صافی کردن اغتشاشات اتفاقی در سیگنال زمانی و این امکان را می‌دهد که نرخ تکرار یک خرابی خاص نمایش داده شود [16].

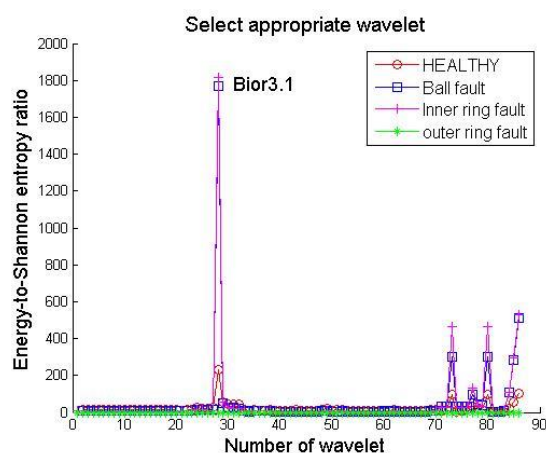


Fig. 3 Maximum Energy to Shannon Entropy ratio criterion
شکل 3 معیار بیشترین نسبت انرژی به آنتروپی شانون

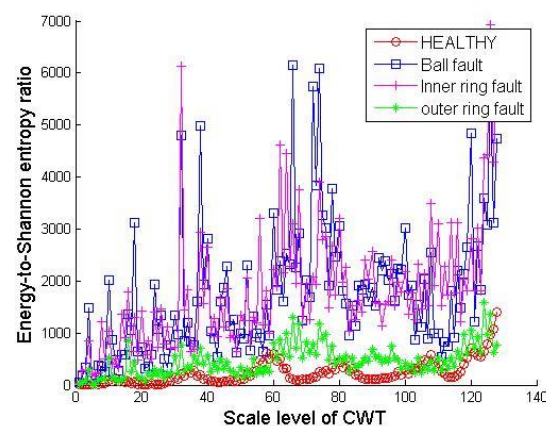


Fig. 4 Optimum Scales

شکل 4 مقیاس‌های بهینه

5-2- پردازش سیگنال در حوزه زمان-فرکانس

باتوجه به ماهیت نایستای اغلب سیگنال‌های حاصل از ماشین‌های دوار، شرط ایستایی که از جمله شروط لازم در بیشتر پردازش‌های معمول حوزه فرکانس (از جمله تحلیل طیفی) است، معمولاً برقرار نیست و برای بررسی محتوای فرکانسی سیگنال و تغییرات زمانی آن از روش‌های زمان-فرکانس استفاده می‌شود.

5-2-1 تبدیل موجک پیوسته

تبدیل موجک یک ابزار ریاضی است که یک سیگنال را به شکل‌های مختلفی تبدیل می‌کند. هدف از این تبدیل آشکار کردن ویژگی‌های مخفی در سیگنال اصلی و معرفی سیگنال به اختصار است. کاربرد تبدیل موجک جهت تشخیص عیب مؤثر است. این روش اطلاعاتی از سیگنال در هر دو حوزه زمان و فرکانس می‌دهد. تبدیل موجک پیوسته سیگنال $x(t)$ در مقیاس $0 < a$ و مکان $b \in R$ به صورت رابطه (20) تعریف می‌شود.

$$CWT(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (20)$$

$\Psi^*(t)$ اشاره به مزدوج مختلط موجک مادر $\Psi(t)$ دارد که تابعی پیوسته در زمان و فرکانس است. نتیجه این تبدیل ضرایب موجک C که تابعی از مقیاس و مکان و پارامترهای a و b اندیس‌های مقیاس و انتقال است که با فرکانس و تغییرات زمان رابطه دارند [3].

5-2-1-1- انتخاب مناسب‌ترین موجک مادر

انتخاب موجکی که بیشترین تطابق را با سیگنال داشته باشد در روش تحلیل موجک حائز اهمیت است. به همین دلیل در این پژوهش دوازده خانواده موجک در نظر گرفته شده است. بدین منظور برای انتخاب بهترین موجک از معیار بیشترین نسبت انرژی به آنتروپی شانون استفاده شده است. مناسب‌ترین موجکی به عنوان موجک پایه انتخاب می‌شود که بیشترین نسبت مقدار انرژی به کمترین میزان آنتروپی شانون برای ضرایب موجک در نظر گرفته شده را داشته باشد. نسبت انرژی به آنتروپی شانون در رابطه (21) نشان داده شده است [3].

$$\eta(n) = \frac{E(n)}{En_{sh}(n)} \quad (21)$$

$E(n)$ انرژی نسبی موجک است که اطلاعاتی در مورد میزان شباهت میان هر بخش از سیگنال با موجک مورد استفاده شده را می‌دهد. انرژی هر سطح تفکیکی n با استفاده از رابطه (22) محاسبه می‌شود.

$$E(n) = \sum_{i=1}^m |C_i(n)|^2 \quad (22)$$

که m تعداد ضرایب موجک در هر مقیاس تفکیکی n از هر سیگنال است. آنتروپی شانون میزان تصادفی بودن و عدم قطعیت ضرایب موجک یک سیگنال را به صورت رابطه (23) اندازه‌گیری می‌کند.

$$En_{sh}(n) = - \sum_{i=1}^m P_i \log P_i \quad (23)$$

P_i توزیع احتمال ضرایب موجک است که $\sum_{i=1}^m P_i = 1$ و به صورت رابطه (24) بیان می‌شود.

$$P_i = \frac{|C_i(n)|}{E(n)} \quad (24)$$

در این تحقیق از طیف وسیعی از مقیاس‌ها (1:128) و 86 موجک مادر جهت تعیین مناسب‌ترین موجک با معیار بیشترین نسبت انرژی به آنتروپی شانون

¹ Envelope Analysis

ویژگی رسم شده است. همان‌طور که مشاهده می‌کنید با توجه به تفکیک‌پذیری مناسب آن‌ها امکان رسم صفحات جداکننده غیرخطی در ماشین بردار پشتیبان و تشخیص عیب با دقت قابل قبولی وجود دارد.

5-5- انتخاب ویژگی

با توجه به ویژگی‌های استخراجی ممکن است برخی از ویژگی‌ها حساسیت کمتری نسبت به عیوب موجود از خود نشان دهند که در صورت انتخاب این ویژگی‌ها به عنوان ورودی روش‌های دسته‌بندی سبب کاهش دقت دسته‌بندی شوند. از این‌رو با استفاده از روش معیار فاصله¹ ویژگی‌های بهینه مؤلفه‌های مستقل و مؤلفه‌های اصلی که حساسیت بیشتری دارند به عنوان ورودی‌های روش دسته‌بندی انتخاب می‌شوند [9].

انتخاب ویژگی براساس معیار فاصله به شرح زیر و با فرض برقراری رابطه (27) است.

$$q_{m,c,j}, m = 1, 2, \dots, M_c; c = 1, 2, \dots, C; j = 1, 2, \dots, J \quad (27)$$

$q_{m,c,j}$ ویژگی j -ام نمونه m -ام حالت c -ام است. در رابطه (27) M_c

تعداد نمونه‌ها، C ، تعداد حالت‌ها و J ، تعداد ویژگی‌هاست.

1- محاسبه میانگین فاصله بین نمونه‌ها برای یک ویژگی در یک حالت رابطه (28) به شرح زیر است.

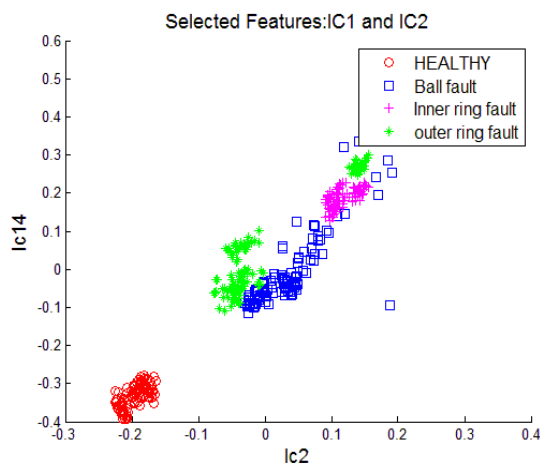


Fig. 5 Feature extraction using ICA

شکل 5 استخراج ویژگی با استفاده آنالیز مؤلفه‌های مستقل

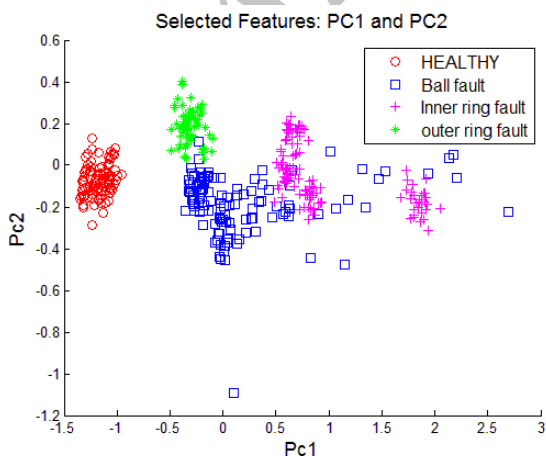


Fig. 6 Feature extraction using PCA

شکل 6 استخراج ویژگی با استفاده آنالیز مؤلفه‌های اصلی

پوش سیگنال $x(t)$ از رابطه (25) محاسبه می‌شود:

$$h[x(t)] = \int_{-\infty}^{+\infty} \sqrt{(x(t))^2 + H^2[x(t)]} d\tau \quad (25)$$

که در رابطه (25) تبدیل هیلبرت $H[x(t)]$ به شکل رابطه (26) تعریف

می‌شود.

$$H[x(t)] = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(t)}{t - \tau} d\tau \quad (26)$$

5-3- محاسبه ویژگی‌ها

پس از پردازش سیگنال با آنالیز موجک و سپس اعمال تحلیل پوش بر موجک پیوسته هر سیگنال به محاسبه پارامترهای آماری می‌پردازیم. در کل برای این پژوهش از 20 پارامتر آماری استفاده شده است (جدول 2) [17].

5-4- استخراج ویژگی

اساساً استخراج ویژگی فرآیندی است که داده‌ها از ابعاد بالاتر به فضایی با ابعاد پائین‌تر تصویر می‌شود. از آنالیز مؤلفه‌های اصلی و آنالیز مؤلفه‌های مستقل برای کاهش ابعاد ویژگی‌ها در این پژوهش استفاده شده است. استخراج ویژگی 17 مؤلفه مستقل و 17 مؤلفه اصلی براساس مقادیر ویژه تولید می‌کند. در شکل‌های 5 و 6 چهار کلاس خرابی با رنگ‌های مختلف با استفاده از دو ویژگی استخراج شده برای هر دو روش در بعد در فضای

جدول 2 ویژگی‌های آماری

Table 2 Statistical features

ردیف	ویژگی	رابطه ویژگی
1	جذر میانگین مربعات	$T_1 = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N x(n)^2}{N}}$
2	میانگین	$T_2 = \frac{\sum_{n=1}^N x(n)}{N}$
3	حوزه میان چارکی*	$T_3 = iqr(X(t))$
4	انحراف معیار استاندارد	$T_4 = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (x(n) - T_2)^2}{N}}$
5	چولگی	$T_5 = \frac{E(X - T_2)^3}{T_4^3}$
6	کشیدگی	$T_6 = \frac{E(X - T_2)^4}{T_4^4}$
7	میانگین هندسی	$T_7 = \left(\frac{\sum_{n=1}^N x(n)}{N}\right)^{\frac{1}{N}}$
8	میانگین هارمونیک	$T_8 = \frac{N}{\sum_{n=1}^N \frac{1}{x(n)}}$
9	میانگین بریده‌شده	$T_9 = trimmean(X(t))$
10	مقدار ماکزیمم*	$T_{10} = \max(X(t))$
11	مقدار مینیمم*	$T_{11} = \min(X(t))$
12	مد*	$T_{12} = mode(X(t))$
13	واریانس*	$T_{13} = variance(X(t))$
14	دامنه*	$T_{14} = range(X(t))$
15	حاصل جمع	$T_{15} = \sum_{n=1}^N x(n)$
16	انتگرال عددی دوزنقه ای	$T_{16} = trapz(X(t))$
17	انحراف میانگین	$T_{17} = \frac{\sum_{n=1}^N x(n) - T_2 }{N}$
18	گشتاور*	$T_{18} = moment(X(t))$
19	صدک*	$T_{19} = percentile(X(t))$
20	ضریب اوج	$T_{20} = \frac{\max(x(n))}{T_1}$

*ویژگی‌های آماری مورد اشاره توسط دستورات نرم‌افزار متلب محاسبه می‌شود.

¹ Distance Evaluation Technique

ارزیابی عملکرد سیستم مورد استفاده قرار می‌گیرد. این عمل γ بار تکرار می‌شود و در هر بار یک زیرمجموعه به عنوان زیرمجموعه ارزیابی در نظر گرفته می‌شود. به این ترتیب تمام داده‌های آموزشی یک بار برای ارزیابی استفاده می‌شوند و γ و C متناظر با بهترین دقت اعتبارسنجی متقابل انتخاب می‌شود. در این پژوهش از اعتبارسنجی متقابل در حالت 10 تایی برای بازه رابطه (33) استفاده شده است.

$$\gamma = \{2^{-2}, 2^{-1}, \dots, 2^3\}$$

$$C = \{2^{-2}, \dots, 2^7\} \quad (33)$$

در این پژوهش برای تعمیم طبقه‌بندی چندکلاسه ماشین بردار پشتیبان از روش یکی در مقابل همه استفاده و 70% داده‌ها جهت آموزش و 30% داده‌ها جهت آزمایش در نظر گرفته شده است.

6- ارائه نتایج و بحث

پارامترهای γ و C بهینه انتخابی هسته RBF با استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل و دقت تشخیص عیب برای طبقه‌بندی چند کلاسه در جدول 4 آورده شده است.

در پایان این فصل مقایسه‌ای بین پژوهش اخیر و برخی از مراجع دیگر صورت پذیرفته است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود دقت روش‌های پیشنهادی و بررسی شده در این پژوهش با برخی پژوهش‌های بررسی شده دیگر برابر و یا بالاتر است. (جدول 5).

7- نتیجه‌گیری

در این مقاله از ترکیب آنالیز مؤلفه‌های مستقل با ماشین بردار پشتیبان جهت عیب‌یابی هوشمند یاتاقان‌های غلتشی استفاده شده است. آنالیز مؤلفه‌های اصلی و آنالیز مؤلفه‌های مستقل هر دو در فرآیند استخراج ویژگی موفق

جدول 4 پارامترهای γ و C انتخاب شده و دقت طبقه‌بندی کننده

Table 4 Selected C and γ parameters and accuracy classification

دقت آزمایش	دقت آموزش	γ	C	داده
81.25	100	2^{-2}	2^1	آنالیز مؤلفه‌های اصلی
100	100	2^{-2}	2^2	آنالیز مؤلفه‌های مستقل

جدول 5 مقایسه پژوهش حاضر با برخی دیگر از پژوهش‌ها

Table 5 Compares this methods with other researches

مرجع	طبقه‌بندی کننده	ویژگی	بهترین دقت
[2]	شبکه فازی عصبی	آماری حوزه زمان، فرکانس	100
[3]	شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان	آماری موجک پیوسته	93.33
[4]	شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان	آماری حوزه زمان	100
[5]	ماشین بردار پشتیبان	آماری موجک پیوسته	99.84
[6]	شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان	آماری موجک گسسته	96.7
این پژوهش	ماشین بردار پشتیبان	آماری حوزه فرکانس و آنالیز مؤلفه‌های اصلی	100
این پژوهش	ماشین بردار پشتیبان	آماری حوزه فرکانس و آنالیز مؤلفه‌های مستقل	100

$$d_{c,j} = \frac{1}{M_c(M_c - 1)} \sum_{l,m=1}^{M_c} |q_{m,c,j} - q_{l,c,j}|$$

$$l, m = 1, 2, \dots, M_c; l \neq m \quad (28)$$

2- به دست آوردن میانگین فاصله C حالت به صورت رابطه (29) است.

$$d_j^{(w)} = \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C d_{c,j} \quad (29)$$

3- محاسبه میانگین مقادیر ویژگی‌های همه نمونه‌ها، برای یک حالت:

$$u_{c,j} = \frac{1}{M_c} \sum_{m=1}^{M_c} q_{m,c,j} \quad (30)$$

4- به دست آوردن میانگین فاصله بین نمونه‌های حالت‌های مختلف به صورت رابطه (31) است.

$$d_j^{(b)} = \frac{1}{C(C-1)} \sum_{c,e=1}^C |u_{e,j} - u_{c,j}|$$

$$c, e = 1, 2, \dots, C; c \neq e \quad (31)$$

5- محاسبه نسبت $d_j^{(b)}$ و $d_j^{(w)}$ و محاسبه معیار فاصله به صورت رابطه (32) است.

$$\alpha_j = \frac{d_j^{(b)}}{d_j^{(w)}} \quad (32)$$

پس از محاسبه α_j برای تمامی ویژگی‌ها، ویژگی‌هایی که α_j بزرگ‌تری دارند، نشان‌دهنده حساسیت بیشتر آن‌ها به عیوب موجود است. دو ویژگی که دارای بزرگ‌ترین معیار فاصله است را به عنوان ورودی به طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان در نظر گرفته می‌شوند. از این‌رو با استفاده از روش معیار فاصله دو ویژگی بهینه انتخاب شده در جدول 3 نشان داده شده است [9].

5-6- آموزش و طبقه‌بندی

یکی از مسائلی که در ارائه یک ماشین دسته‌بندی کننده غیرخطی ماشین بردار پشتیبان با آن مواجه هستیم، نحوه تعریف هسته و پارامترهای مرتبط با آن است. دسته شناخته شده‌ای از توابع هسته چون هسته چندجمله‌ای، RBF معرفی شده‌اند که نیازمند تنظیم شدن پارامترها جهت کارایی مطلوب است. در این پژوهش از تابع هسته RBF به عنوان تابع هسته پایه ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. در توابع RBF تنها پارامترهایی که باید تعیین شود، پارامتر C و γ است. هدف این است که مقادیر بهینه دو پارامتر C و γ برای کاربرد مورد نظر مشخص شود به گونه‌ای که ماشین بتواند داده‌های نامعلوم (برای نمونه داده‌های تست) را با دقت خوبی پیشگویی کند و از مسئله روی هم افتادگی¹ جلوگیری کند. یکی از روش‌های ساده برای انتخاب پارامترهای مناسب تابع هسته استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل² است [18].

استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل در حالت γ -تایی بدین گونه است که در ابتدا مجموعه داده‌های آموزش را به γ زیرمجموعه‌های مساوی تقسیم می‌کنیم. $\gamma-1$ زیرمجموعه برای آموزش استفاده می‌شوند و یک مجموعه برای

جدول 3 مؤلفه‌های اصلی و مستقل انتخاب شده با استفاده از معیار فاصله

Table 3 Selected ICs and PCs after feature selection

مؤلفه‌های اصلی (PCs)	مؤلفه‌های مستقل (ICs)
1,2	2,14

¹ Overfitting

² Cross-Validation

- networks and support vector machines with genetic algorithm for bearing fault detection, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Vol. 16, No. 7, pp. 657–665, 2003.
- [6] V. Muralidharan, V. Sugumaran, V. Indira, Fault diagnosis of monoblock centrifugal pump using svm, *Engineering Science and Technology*, Vol. 17(3), No. 3, pp. 152–157, 2014.
- [7] J. Hang, J. Zhang, M. Cheng, Application of multi-class fuzzy support vector machine classifier for fault diagnosis of wind turbine, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 297, No. 8, pp. 128–140, 2016.
- [8] M. J. Zuo, J. Lin, X. Fan, Feature separation using ica for a one-dimensional time series and its application in fault detection, *Sound and Vibration*, Vol. 287, No. 3, pp. 614–624, 2005.
- [9] A. Widodo, B. S. Yang, T. Han, Combination of independent component analysis and support vector machines for intelligent faults diagnosis of induction motors, *Expert Systems with Applications*, Vol. 32, No. 2, pp. 299–312, 2007.
- [10] L. T. Jolliffe, *Principal Component Analysis*, Second Edition, pp. 67–147, Elsevier Science, 2002.
- [11] A. Hyvaˆrinen, E. Oja, Independent component analysis: Algorithms and applications, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol.13(4–5), No. 4, pp. 411–430, 2000.
- [12] J. F. Cardoso, Blind signal separation: Statistical principles, *Proceeding of the IEEE*, Vol. 86(10), No. 10, pp. 2009–2020, 1998.
- [13] A. Hyvaˆrinen, Fast and robust fixed-point algorithms for independent component analysis, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 10, No. 3, pp. 626–634, 1999.
- [14] The FastICA MATLAB Package, Available from <http://www.cis.hut.fi/projects/ica/fastica>.
- [15] K. A. Loparo, *Bearings vibration data set*, Case Western Reserve University, available from <<http://www.eecs.cwru.edu/laboratory/bearing/download.htm>>, 2012.
- [16] W. C. Tsao, Y. F. Li, D. Du Le, M. C. Pan, An insight concept to select appropriate IMFs for envelope analysis of bearing fault diagnosis, *Measurement*, Vol. 45, No. 6, pp. 1489–1498, 2012.
- [17] A. Attaran, *Intelligent Fault Diagnosis of Rolling Element Bearing Based on Artificial Neural Networks and Fuzzy Bees Algorithm*, M.Sc Thesis, Department of Mechanical Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, 2012. (in Persian فارسی)
- [18] C. W. Hsu, C. C. Chang, C. J. Lin, A practical guide to support vector classification, *Technical Report, Department of Computer Science and Information Engineering*, Vol. 787, No. 7, 2003.

بودند، اگرچه دسته‌بندی ویژگی‌ها با آنالیز مؤلفه‌های مستقل بهتر از آنالیز مؤلفه‌های اصلی بود. استخراج ویژگی یک گام مهم در فرآیند طبقه‌بندی عیب است، زیرا می‌تواند از افزودگی اطلاعات و مشکلات مربوط به ابعاد بالای داده‌ها جلوگیری کند. پس از استخراج ویژگی‌ها، فرآیند انتخاب ویژگی برای حذف ویژگی‌های غیرمرتبط و مازاد به کار گرفته شد. از تکنیک معیار فاصله به عنوان روش ساده و قابل اطمینان برای این منظور استفاده شده است. روش طبقه‌بندی چندکلاسه ماشین بردار پشتیبان برای فرآیند طبقه‌بندی عیب به کار گرفته شد. نتایج نشان می‌دهد که ماشین بردار پشتیبان عملکرد خوبی در طبقه‌بندی با استراتژی چند کلاسه، یکی در مقابل همه دارد، همچنین در این پژوهش از روش اعتبارسنجی متقابل در حالت 10 تایی جهت انتخاب مقادیر بهینه پارامترهای تابع هسته γ و C که در انتخاب مدل ماشین بردار پشتیبان بسیار مهم است استفاده شده است. با انتخاب پارامترهای مناسب از طریق اعتبارسنجی متقابل می‌توان مدل طبقه‌کننده‌ای با کارایی بالاتر و دقت بیشتر ساخت؛ بنابراین نتایج نشان می‌دهد که در آینده ترکیب آنالیز مؤلفه‌های مستقل با ماشین بردار پشتیبان می‌تواند به عنوان یک جایگزین مناسب در عیب‌یابی هوشمند به کار گرفته شود.

8- مراجع

- [1] C. Wang, Y. Kang, P. C. Shen, Applications of fault diagnosis in rotating machinery by using time series analysis with neural network *Expert Systems with Applications*, Vol. 37, No. 2, pp. 1696–1702, 2010.
- [2] Y. Lei, Z. He, Y. Zi, A new approach to intelligent fault diagnosis of rotating machinery, *Expert Systems with Applications*, Vol. 35, No. 4, pp. 1593–1600, 2008.
- [3] P. K. Kankar, S. C. Sharma, S. P. Harsha, Fault diagnosis of ball bearings using continuous wavelet transform, *Applied Soft Computing*, Vol. 11, No. 2, pp. 2300–2312, 2011.
- [4] S. Haykin, *Neural Networks and Learning Machines*, pp. 268–312, 3rd Edition, New Jersey: Pearson Education Inc, 2008.
- [5] B. Samanta, K. Al-balushi, S. A. Al-aramaimi, Artificial neural