

استخراج ویژگی بر اساس ثابت شبه انرژی لاپلاسین و گراف های مسیری به منظور تشخیص عیوب بلبرینگ

یوسف بهرامی مسیبی^آ، میرمحمد اتفاق^ب، رضا حسن نژاد قدیم^{ب*}

^آ ایران، تبریز، بلوار ۲۹ بهمن، دانشگاه تبریز، دانشکده مهندسی مکانیک، کدپستی ۱۴۷۶۶-۵۱۶۶۶، دانشجوی دکتری.

^ب ایران، تبریز، بلوار ۲۹ بهمن، دانشگاه تبریز، دانشکده مهندسی مکانیک، کدپستی ۱۴۷۶۶-۵۱۶۶۶، دانشیار.

*پست الکترونیکی نویسنده مسئول: hassannejhad@tabrizu.ac.ir

چکیده

اساس بیشتر روش های سنتی در تشخیص عیوب بلبرینگ ها بر استخراج ویژگی از سیگنال ارتعاشی در حوزه های زمان، فرکانس و یا زمان - فرکانس استوار است. بیشتر روش های پیشین در تحلیل سیگنال های آغشته به نویز شدید و همچنین سیگنال هایی با تعداد نمونه کم دارای محدودیت هستند. در این پژوهش، یک روش جدید مبتنی بر نظریه طیفی گراف برای عیب یابی بلبرینگ ها ارائه شده است. در این روش، سیگنال ارتعاشی به صورت یک گراف مسیر مدل سازی شده و ماتریس های مجاورت و لاپلاسین حاصل از آن، اطلاعات متمایزی در مورد انواع عیوب فراهم می آورند. به طور خاص، ثابت لاپلاسین شبه انرژی به عنوان ویژگی اصلی جهت توصیف پیچیدگی گراف و تشخیص عیوب مختلف انتخاب شده است. روش پیشنهادی با استفاده از سیگنال های شبیه سازی شده و داده های تجربی ارزیابی شده است. نتایج نشان می دهد که روش پیشنهادی در مقایسه با سایر روش های مبتنی بر یک ویژگی، توانایی بالاتری در تشخیص دقیق عیوب بلبرینگ دارد و علاوه بر آن، از کارایی مطلوبی در شرایط نویزی و با تعداد نمونه های محدود برخوردار است.

کلمات کلیدی: گراف مسیری؛ ثابت شبه انرژی لاپلاسین؛ عیب یابی بلبرینگ؛ استخراج ویژگی.

۱- مقدمه

بلبرینگ ها به عنوان یکی از پرکاربردترین اجزای سیستم های مکانیکی نقش حیاتی در عملکرد تجهیزات دوار ایفا می کنند. خرابی بلبرینگ از رایج ترین انواع خرابی در این سیستم ها است که می تواند موجب اختلال در عملکرد کلی سامانه شود [۱]. در صورت گسترش خرابی و شکست بلبرینگ، قطعات آسیب دیده می توانند خرابی های ثانویه و خسارات سنگینی در سایر بخش های سیستم مکانیکی ایجاد کنند. از این رو، پایش وضعیت و عیب یابی بلبرینگ ها همواره مورد توجه محققان حوزه مهندسی مکانیک و تشخیص خرابی قرار گرفته است [۲].

تحلیل سیگنال‌های ارتعاشی متداول‌ترین رویکرد برای عیب‌یابی بلبرینگ‌ها محسوب می‌شود. اساس این روش بر استخراج ویژگی‌ها و الگوهای خرابی از سیگنال ارتعاشی و استفاده از آن‌ها برای طبقه‌بندی نوع عیب استوار است [۳]. در روش‌های سنتی، ویژگی‌ها در حوزه زمان، حوزه فرکانس و یا حوزه زمان-فرکانس استخراج می‌شوند. با وجود کاربرد گسترده، این روش‌ها با محدودیت‌هایی همراه هستند؛ به‌عنوان مثال، ویژگی‌های حوزه زمان به‌نویز محیط حساس‌اند [۴]، روش‌های حوزه فرکانس برای سیگنال‌های غیریستا دقت کافی ندارند و روش‌های زمان-فرکانس نیز با مسائلی همچون عدم قطعیت و همپوشانی فرکانسی مواجه هستند [۵].

به‌منظور غلبه بر این محدودیت‌ها، روش‌های مبتنی بر پردازش سیگنال گراف توسعه یافته‌اند. در این روش‌ها، سیگنال ارتعاشی به‌صورت یک گراف مدل‌سازی شده و تحلیل آن بر اساس ماتریس‌های مجاورت و لاپلاسیان صورت می‌گیرد [۶]. با توجه به اینکه سیگنال‌های حاصل از بلبرینگ‌های معیوب ساختارهای گرافی متفاوتی دارند، ویژگی‌های طیفی ماتریس لاپلاسیان می‌توانند شاخص مناسبی برای شناسایی نوع خرابی باشند.

در سال‌های اخیر، روش‌هایی بر پایه نظریه طیف گراف برای عیب‌یابی بلبرینگ‌ها ارائه شده است. به عنوان نمونه، او و یو [۷] با تعریف گراف مسیر برای سیگنال ارتعاشی، انرژی لاپلاسیان را به‌عنوان ویژگی استخراج کرده و با فاصله مهالانوبیس طبقه‌بندی کردند. همچنین او و همکاران [۸] از تبدیل فوریه گراف و طیف پوش هیلبرت برای استخراج الگوهای خرابی استفاده نمودند. گائو و یو [۹] روشی تک‌ویژگی مبتنی بر گراف دید افقی پیشنهاد کردند و ونگ و همکاران [۱۰] با ترکیب تجزیه مقادیر منفرد و مدل‌سازی گرافی، روش جدیدی موسوم به «مقادیر منفرد مدل‌شده با گراف» معرفی کردند. علاوه بر این، گائو و همکاران [۱۱] مجموعه‌ای ترکیبی از ویژگی‌های حوزه زمان، فرکانس و گراف استخراج و با استفاده از ماشین بردار پشتیبان به طبقه‌بندی پرداختند. همچنین روش‌هایی بر پایه شبکه‌های عصبی گراف یا استفاده از ویژگی‌های گرافی به‌عنوان ورودی شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز توسط برخی از محققان توسعه یافته‌اند [۱۲-۱۵].

در ادامه این مسیر پژوهشی، در کار حاضر یک روش تک‌ویژگی برای تشخیص عیوب بلبرینگ معرفی می‌شود. در این رویکرد، سیگنال‌های ارتعاشی به حوزه گراف منتقل شده و برای هر سیگنال یک گراف مسیر تشکیل می‌گردد. پس از محاسبه ماتریس و مقادیر ویژه لاپلاسیان، شاخص شبه انرژی لاپلاسیان^۱ (LEL) به‌عنوان ویژگی اصلی استخراج و برای تشخیص نوع عیب به کار گرفته می‌شود. ویژگی‌های کلیدی روش پیشنهادی عبارت‌اند از: انتقال سیگنال ارتعاشی به حوزه گراف و تعیین وزن‌ها بر اساس مقادیر سیگنال؛ امکان تشخیص عیوب تنها با استفاده از یک ویژگی؛ مقاومت در برابر نویز؛ قابلیت شناسایی عیب از روی بخش کوچکی از سیگنال ارتعاشی؛ تشخیص خرابی‌های مختلف شامل عیب در حلقه داخلی، حلقه خارجی و ساچمه در بلبرینگ واقعی.

سازمان‌دهی ادامه مقاله به شرح زیر است: در بخش دوم مبانی نظری گراف و گراف‌های مسیری معرفی می‌شود. بخش سوم به ارزیابی روش با داده‌های شبیه‌سازی شده و تحلیل اثر نویز و طول سیگنال اختصاص دارد. همچنین عملکرد روش پیشنهادی بر روی مجموعه داده‌های واقعی و مقایسه با چند روش تک‌ویژگی دیگر نیز در همین بخش انجام شده است. نهایتاً در بخش چهارم نتیجه‌گیری کلی پژوهش بیان شده است.

۲- مواد و روش‌ها

یک گراف $G(V, E)$ با مجموعه‌ای از گره‌های $V = \{v_1, v_2, \dots, v_n\}$ و مجموعه‌ای از یال‌های $E = \{e_1, e_2, \dots, e_m\}$ تعریف می‌شود. یال ij در E ، گره‌های v_i و v_j را به یکدیگر متصل می‌کند. در گراف‌های وزن‌دار یک مقدار مثبت حقیقی w_{ij} برای هر یال ij در نظر گرفته می‌شود. اگر یالی بین گره‌های v_i و v_j وجود نداشته باشد، بنابراین $w_{ij} = 0$ خواهد بود. همچنین اگر در حالیکه لبه ij وجود دارد، یال ji نیز وجود داشته و $w_{ij} = w_{ji}$ باشد، گراف یک گراف غیر جهت دار است و در غیر این‌صورت جهت دار است. همچنین در صورتی که به هر گره i یک مقدار عددی $x(i)$ اختصاص داده شود، مجموعه تمام این مقادیر عددی در یک بردار $x \in R^N$ ، سیگنال گراف نامیده می‌شود [۱۶].

^۱ Laplacian-energy-like invariant

در یک گراف، مقادیر وزن‌های w_{ij} در یک ماتریس W با ابعاد $N \times N$ قرار داده شده و به آن ماتریس مجاورت گفته می‌شود. در این ماتریس، مقدار w_{ij} متعلق به سطر i ام و ستون j ام می‌باشد. درکار حاضر از تغییرات محلی برای تعریف w_{ij} ، استفاده شده است که رابطه آن بصورت زیر است [۷]:

$$w_{ij} = \|x_i - x_j\| \quad (1)$$

که در روابط فوق، x_i و x_j به ترتیب مقادیر سیگنال گراف در گره‌های i ، j و k بوده و t نیز یک مقدار ثابت است. در هر گراف، مجموع وزن یال‌های متصل به هر گره در یک ماتریس قطری به نام ماتریس درجه D قرارداد داده می‌شود. ماتریس درجه به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$D = \sum_{i \neq j} w_{ij} \quad (2)$$

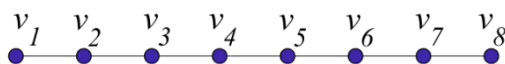
برای هر گراف، ماتریس لاپلاسیان نیز به‌صورت زیر تعریف می‌گردد:

$$L = D - W \quad (3)$$

در گراف‌های غیرجهتدار، ماتریس لاپلاسیان گراف یک ماتریس حقیقی و متقارن است. بنابراین این ماتریس دارای مجموعه کاملی از بردارهای ویژه متعامد λ_i و مقادیر ویژه λ_i است که $L = \{0, 1, 2, \dots, N-1\}$. پس از محاسبه مقادیر ویژه، ثابت شبه انرژی لاپلاسیان که یک شاخص محاسبه پیچیدگی‌های گراف است بصورت زیر تعریف می‌شود [۱۷]:

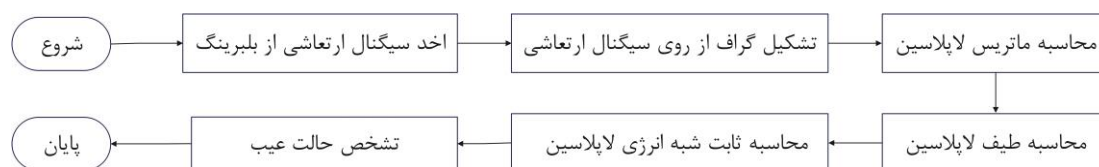
$$LEL(G) = \sum_{i=0}^{N-1} \sqrt{\lambda_i} \quad (4)$$

گراف مسیر به عنوان یکی از پرکاربردترین مدل‌های گراف شناخته می‌شود. یک گراف مسیر، مجموعه‌ای از گره‌های متوالی است که از هر گره به گره بعدی یک یال وجود دارد [۱۶]. برای مثال در شکل (۱) یک گراف مسیر با ۸ گره نمایش داده شده است. سیگنال گراف مسیر بصورت مقادیری بر روی هر یک از گره‌ها تعریف می‌شود [۱۶]. بنابراین سیگنال گراف مسیر ساختاری مشابه با سیگنال‌های زمانی همچون سیگنال‌های ارتعاشی، آکوستیکی و پزشکی دارد که گره‌ها در نقاط نمونه برداری قرار دارند. مقدار سیگنال در هر نقطه نمونه برداری نیز به عنوان مقدار سیگنال گراف در گره متناظر در نظر گرفته می‌شود. سپس با محاسبه یال‌ها با استفاده از رابطه (۱) و تشکیل ماتریس مجاورت، یک سیگنال ارتعاشی به یک گراف مسیر تبدیل می‌شود.



شکل ۱. یک گراف مسیر با ۸ گره.

خلاصه روش پیشنهادی در کار حاضر به این صورت است: ابتدا برای هر سیگنال ارتعاشی یک گراف مسیر تعیین می‌شود. در این گراف مقدار وزن یال‌ها با استفاده از رابطه (۱) محاسبه می‌شود. سپس ماتریس درجه و ماتریس وزن برای گراف مسیر تشکیل شده و ماتریس لاپلاسیان گراف محاسبه می‌شود. پس از محاسبه ماتریس لاپلاسیان، مقادیر ویژه آن تعیین می‌شود و طیف لاپلاسیان بدست می‌آید. سپس مقدار ثابت شبه انرژی لاپلاسیان با استفاده از طیف لاپلاسیان محاسبه شده و بر اساس مقدار آن در مورد نوع عیب رخ داده در بلبرینگ تصمیم‌گیری می‌شود. خلاصه روش پیشنهادی در فلوچارت شکل (۲) قابل مشاهده است.



شکل ۲. فلوچارت روش پیشنهادی.

۳- نتایج

در این بخش ابتدا از یک سیگنال شبیه سازی برای بررسی حساسیت روش پیشنهادی به طول سیگنال و شدت نویز استفاده شده است. سپس از مجموعه داده بلبرینگ دانشگاه کیس وسترن رزرو [۱۸] برای ارزیابی روش پیشنهادی در تشخیص عیوب بلبرینگ واقعی استفاده شده است. همچنین در بررسی سیگنال‌های شبیه سازی و تجربی، روش تک ویژگی پیشنهادی با سه شاخص ویژگی معروف حوزه گراف که توسط محققان پیشین برای عیب یابی ماشین‌های دوار بکار رفته‌اند مقایسه شده است. شاخص‌های مورد مقایسه، شاخص تغییرات کلی (TV)، انرژی لاپلاسی (LE) و انرژی گراف (EN) می‌باشد که به ترتیب در مراجع [۹]، [۷] و [۱۱] برای عیب یابی ماشین‌های دوار بکار رفته‌اند. روابط هر یک از این شاخص‌ها بصورت زیر است:

$$TV = \frac{1}{\sum_i |x(v_i)|} \sum_{i \sim j} w_{ij} |x(v_i) - x(v_j)| \quad (5)$$

$$LE(G) = \sum_{i=0}^{N-1} \left| \lambda_i - \frac{2M}{N} \right| \quad (6)$$

$$EN(G) = \sum_{i=0}^{N-1} |\lambda_i| \quad (7)$$

که در روابط فوق $x(v_i)$ مقدار سیگنال گراف در رأس v_i ، λ_i مقدار ویژه i ام ماتریس لاپلاسی، N تعداد رأس‌ها و M تعداد لبه‌های گراف می‌باشند.

۳-۱ بررسی سیگنال شبیه‌سازی

سیگنال ارتعاشی یک بلبرینگ معیوب، به‌صورت دنباله‌ای از ضربه‌های متناوب است. این سیگنال با رابطه زیر شبیه‌سازی می‌شود [۸]:

$$h(t) = \sum_{q=0}^{Q-1} B_q \{ \exp(-\beta(t-qT)) \} \times \{ \cos(2\pi f_{re}(t-qT)) \} \times u(t-qT) \quad (8)$$

که در این رابطه، Q تعداد ضربه‌های موجود در سیگنال، B_q دامنه ضربه q ام، β ضریب میرایی سازه‌ای، T دوره تناوب ضربه‌ها، f_{re} فرکانس رزونانس و $u(t)$ تابع پله واحد است. قابل ذکر است که فرکانس عیب در این سیگنال بصورت $f_c = 1/T$ خواهد بود. عموماً سیگنال ارتعاشی بلبرینگ با سیگنال ارتعاشی روتور ماشین ترکیب می‌شود. ارتعاشات روتور ماشین دوار معمولاً به‌صورت یک سیگنال هارمونیک با چند فرکانس ثابت است. ارتعاشات روتور با رابطه زیر شبیه‌سازی می‌شود:

$$s(t) = A_1 \sin(2\pi f_1 t) + A_2 \sin(2\pi f_2 t) \quad (9)$$

که، A_1 و A_2 دامنه سیگنال‌های هارمونیک و f_1 و f_2 فرکانس‌های سیگنال می‌باشند. مقادیر در نظر گرفته شده برای ثابت‌های رابطه (۸) و (۹) در کار حاضر، در جدول (۱) بیان شده است. همچنین فرکانس نمونه برداری نیز برابر با 4000 Hz نظر گرفته شده است.

جدول ۱. مقدار پارامترهای سیگنال شبیه سازی.

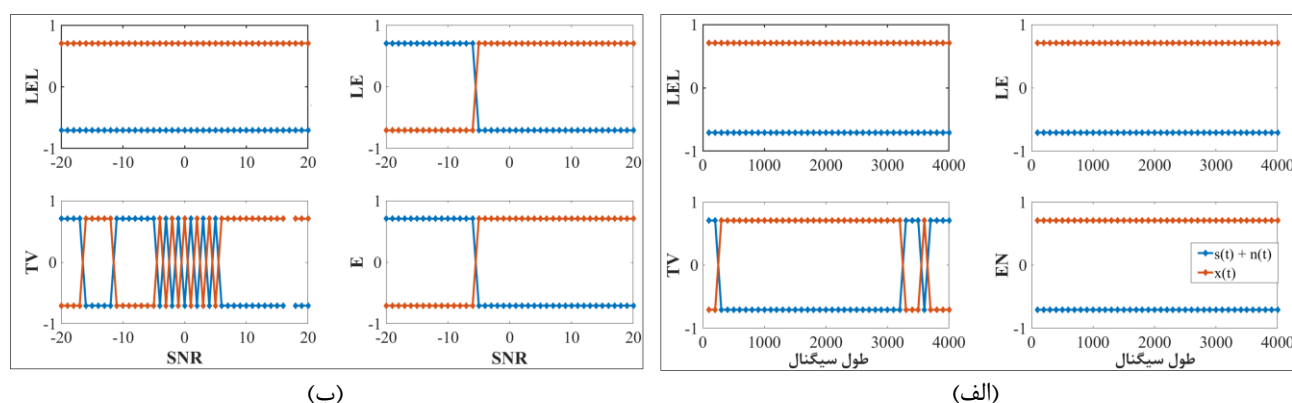
Q	B_q	f_{re}	β	T	A_1	A_2	f_1	f_2
۵۰	۲	۴۲۰ Hz	۱۲۰۰	۰/۰۲	۰/۵	۰/۵	۲۰۰ Hz	۴۰۰ Hz

باتوجه به اینکه سیگنال‌های ارتعاشی واقعی همیشه آغشته به مقداری نویز محیط هم هستند، در سیگنال شبیه‌سازی نیز باید نویز محیط لحاظ شود؛ بنابراین سیگنال شبیه‌سازی نهایی قبل از افزودن نویز $(xp(t))$ و بعد از افزودن نویز $(x(t))$ به صورت زیر خواهد بود:

$$xp(t) = s(t) + h(t) \quad (10)$$

$$x(t) = xp(t) + n(t) = s(t) + h(t) + n(t) \quad (11)$$

که در این رابطه، $s(t)$ سیگنال ارتعاشات روتور، $h(t)$ سیگنال ارتعاشات بلبرینگ معیوب و $n(t)$ نویز سفید تصادفی می‌باشد. مشخصاً در صورتی که $h(t)$ از رابطه (۱۲) کنار گذاشته شود، این رابطه معادل سیگنال شبیه‌سازی بلبرینگ سالم خواهد بود. برای بررسی تأثیر طول سیگنال ارتعاشی (بر حسب تعداد نمونه) در کارایی روش پیشنهادی، طول‌های متفاوت برای دو سیگنال سالم نویزی $(s(t) + n(t))$ و معیوب نویزی $(x(t))$ در نظر گرفته شده است. طول‌هایی که برای سیگنال‌ها انتخاب شده، مضارب ۱۰۰ یعنی $[۱۰۰, ۲۰۰, \dots, ۳۹۰۰, ۴۰۰۰]$ هستند. به هر سیگنال، نویز سفید گوسی با نرخ سیگنال به نویز (SNR) -۵- اضافه شده است. در شکل (۳) مقدار شاخص‌ها بر حسب طول‌های مختلف برای سیگنال شبیه‌سازی بلبرینگ سالم و معیوب رسم شده است. برای بررسی تأثیر نویز در کارایی روش پیشنهادی، به هریک از دو سیگنال سالم نویزی $(s(t) + n(t))$ و معیوب نویزی $(x(t))$ مقادیر متفاوت نویز با نرخ SNR بصورت $[۲۰, ۱۹, ۱۸, \dots, ۱۸, ۱۹, ۲۰]$ اعمال شده و مقدار شاخص‌های مختلف محاسبه شده است. در این بررسی تنها ۴۰۰ نمونه (۰/۱ ثانیه) برای طول هر سیگنال انتخاب شده است. در شکل (۳-الف) مقدار هریک از شاخص‌ها بر حسب مقادیر متفاوت SNR برای دو سیگنال شبیه‌سازی سالم و معیوب ترسیم شده است. در رسم شکل (۳-ب) مقدار هریک از شاخص‌ها برای دو سیگنال در هر طول یا SNR نرمالایز شده است. دلیل این نرمال‌سازی این است که در این بررسی، تنها بزرگ‌تر یا کوچک‌تر بودن مقدار شاخص از بین سیگنال‌های سالم و معیوب حائز اهمیت است.



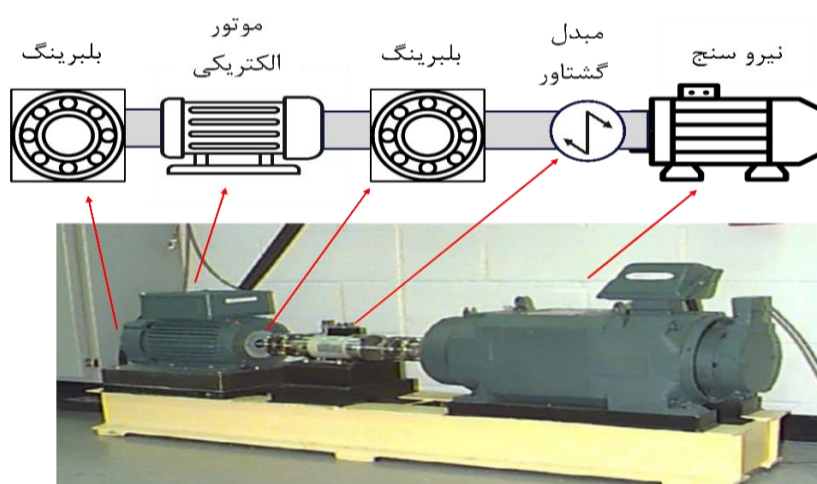
شکل ۳. مقدار نرمال شده شاخص‌ها برای دو سیگنال شبیه سازی بلبرینگ سالم (رنگ آبی) و بلبرینگ معیوب (رنگ قرمز) بر حسب (الف) طول‌های مختلف و (ب) SNR های مختلف.

از شکل (۳-الف) مشاهده می‌شود که ویژگی TV، در برخی طول‌ها برای سیگنال سالم و در برخی طول‌های برای سیگنال معیوب مقدار بزرگتر را بدست می‌دهد. بنابراین این شاخص‌ها نمی‌تواند معیار مناسبی از ویژگی یک سیگنال ارتعاشی در طول‌های مختلف باشند. همچنین با بررسی شکل (۳-ب) مشاهده می‌شود به غیر از شاخص LEL، بقیه شاخص‌ها در برخی از SNR ها برای سیگنال سالم مقدار بیشتری بدست می‌دهند و در برخی از SNR ها برای سیگنال معیوب. بنابراین مشخص است که این شاخص‌ها نمی‌توانند معیار مناسبی برای تشخیص عیوب بلبرینگ در شدت نویزهای متفاوت باشند. نهایتاً بررسی سیگنال شبیه سازی نتیجه

می‌دهد که شاخص LEL برای طول‌های مختلف و همچنین شدت نویزهای مختلف، همیشه مقدار بزرگتری را برای سیگنال معیوب نسبت به سیگنال سالم بدست می‌دهد در حالی که شاخص‌های مشابه دیگر چنین نیستند. بنابراین شاخص LEL برای تشخیص عیوب بلبرینگ‌ها از روی گراف‌های مسیری انتخاب بهتری از شاخص‌های مورد مقایسه می‌باشد.

۲-۳ نتایج تجربی

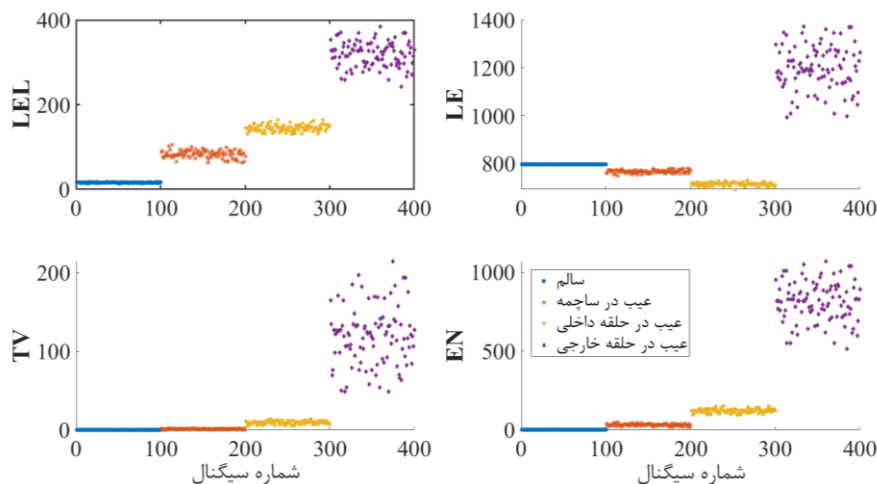
برای ارزیابی روش پیشنهادی برای تشخیص عیوب بلبرینگ واقعی، از داده‌های بلبرینگ دانشگاه کیس وسترن رزرو (CWRU) [۱۸] استفاده شده است. در این مجموعه داده، سیگنال‌های ارتعاشی از بلبرینگ سالم، بلبرینگ با خرابی در حلقه داخلی، بلبرینگ با خرابی در حلقه خارجی و بلبرینگ با خرابی در ساچمه اخذ شده‌اند. همچنین برای هر یک از حالت‌های خرابی؛ قطر عیب‌ها، سرعت‌های دورانی و بار موتورهای متفاوت در نظر گرفته شده است. سیگنال‌های ارتعاشی با دو فرکانس نمونه برداری ۱۲ و ۴۸ کیلو هرتز با استفاده از سه شتاب سنج اخذ شده‌اند. علاوه بر این، حالت‌های عیب مختلف برای دو بلبرینگ که یکی در سمت متحرک و دیگری در سمت انتهایی موتور الکتریکی نصب می‌شود در نظر گرفته شده است. تجهیزات تست تجربی مجموعه داده مذکور در شکل (۴) نمایش داده شده است.



شکل ۴. تجهیزات تست تجربی بلبرینگ.

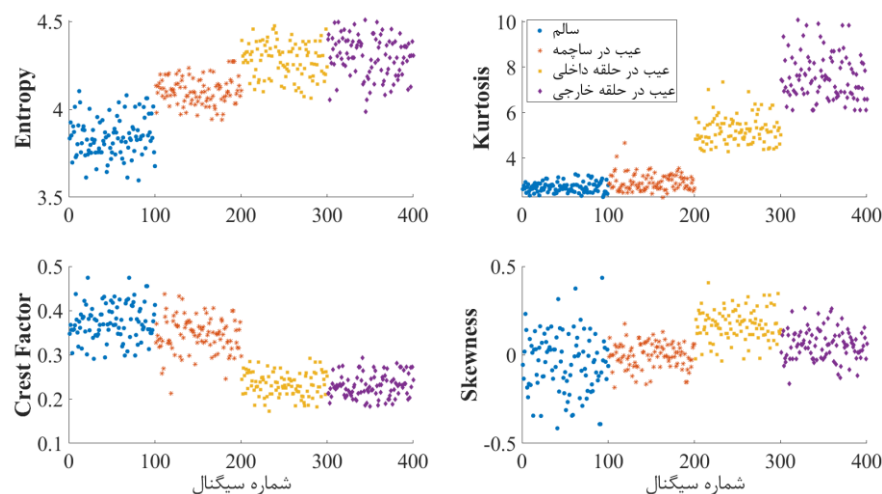
در کار حاضر، حالت‌های عیب مختلف بلبرینگ نصب شده در سمت متحرک موتور مورد بررسی قرار گرفته است. سیگنال‌های انتخابی برای بررسی، سیگنال‌هایی هستند که توسط شتاب‌سنج متصل به سمت متحرک موتور الکتریکی با فرکانس نمونه‌برداری ۱۲ کیلوهرتز اخذ شده‌اند. همچنین سیگنال‌های مورد بررسی در سرعت دورانی ۱۷۹۶ دور بر دقیقه و بدون اعمال بار خارجی اخذ شده‌اند. با توجه به اینکه هر یک از سیگنال‌ها به مدت بیش از ۱۰ ثانیه اخذ شده‌است، هر سیگنال بیش از ۱۲۰ هزار نمونه دارد.

برای ارزیابی روش پیشنهادی در تشخیص عیوب بلبرینگ از تعداد نمونه کم و کاهش طول سیگنال‌های اصلی، ابتدا هر سیگنال به سیگنال‌های کوچک‌تر با طول ۴۰۰ نمونه تبدیل شده است. سپس از بین سیگنال‌های کوچک‌تر، تعداد ۱۰۰ سیگنال بصورت تصادفی انتخاب شده و روش پیشنهادی بر روی آنها اعمال شده است. در ادامه، برای هریک از ۱۰۰ سیگنال متعلق به ۴ حالت عیب، گراف مسیر بر اساس وزن دوم تشکیل شده و سپس شاخص‌های متخلف برای آنها محاسبه شده است. مقدار شاخص محاسبه شده برای تمامی این سیگنال‌ها در شکل (۵) نمایش داده شده است. از بررسی شکل (۵) مشاهده می‌شود که مقادیر شاخص TV برای حالت‌های عیب مختلف دچار همپوشانی است. بنابراین تفکیک هر چهار حالت عیب بلبرینگ با استفاده از این شاخص امکان پذیر نمی‌باشد. مقادیر شاخص‌های LE، LEL و EN برای حالت‌های عیب مختلف متفاوت است. مقادیر شاخص‌های LE و EN برای سه حالت سالم، خرابی در حلقه داخلی و خرابی در ساچمه، اختلاف ناچیزی از هم دارند ولی مقادیر شاخص LEL برای هریک از سه عیب دارای مقادیر کاملاً متفاوت و تفکیک پذیر هستند.



شکل ۵. مقادیر شاخص‌ها برای سیگنال‌های بلبرینگ با وضعیت عیب مختلف (۱۰۰ سیگنال برای هر وضعیت).

روش پیشنهادی یک روش عیب‌یابی مبتنی بر یک ویژگی است. از جمله معروف‌ترین شاخص‌های عیب‌یابی که برای تشخیص عیوب مبتنی بر یک ویژگی استفاده می‌شوند می‌توان به شاخص‌هایی همچون آن‌تروپی، کورتیزس، ضریب کرس^۲ و ضریب چولگی^۳ اشاره کرد. در ادامه مقدار شاخص‌های موردنظر برای ۱۰۰ سیگنال از هر ۴ کلاس عیب محاسبه شده و در شکل (۶) نمایش داده شده است.



شکل ۶. مقادیر شاخص‌های مورد مقایسه برای سیگنال‌های بلبرینگ با وضعیت عیب مختلف (۱۰۰ سیگنال برای هر وضعیت).

بادقت در شکل (۶) مشخص است که هیچکدام از شاخص‌های مورد مقایسه قادر به تفکیک هر ۴ عیب بلبرینگ نیستند. از این میان شاخص آن‌تروپی دارای مقدار میانگین متفاوتی برای هر عیب می‌باشد اما مقدار شاخص برای دسته‌های مختلف دارای همپوشانی قابل توجهی می‌باشد. شاخص کورتیزس مقدار مشابهی برای سیگنال‌های متعلق به بلبرینگ سالم و بلبرینگ با خرابی ساچمه بدست می‌دهد. ضریب کرس^۲ مقادیر یکسان برای حالت سالم و خرابی ساچمه و همچنین مقادیر دیگری برای خرابی حلقه داخلی و خرابی حلقه خارجی بدست می‌دهد. ضریب چولگی^۳ نیز مقادیر قابل تفکیکی را برای هیچکدام از حالت‌های عیب بدست نداده است.

^۲ Crest Factor

^۳ Skewness

۴- نتیجه‌گیری

در این پژوهش یک روش نوین مبتنی بر طیف گراف برای تشخیص عیوب بلبرینگ‌ها معرفی شده است. در این روش، شاخص «ثابت لاپلاسین شبه انرژی» به‌عنوان ویژگی اصلی استخراج و در فرایند عیب‌یابی به کار گرفته شده است. ارزیابی‌ها بر روی داده‌های شبیه‌سازی و تجربی نشان می‌دهد که این روش قادر است انواع عیوب بلبرینگ شامل خرابی حلقه داخلی، حلقه خارجی و ساچمه را با دقت بالا شناسایی کند. نتایج بیانگر آن است که شاخص پیشنهادی نسبت به شاخص‌های متداول حوزه گراف و سایر ویژگی‌های تک ویژگی، عملکرد بهتری در شرایط مختلف دارد. این برتری به‌ویژه در مواجهه با سیگنال‌های کوتاه و سیگنال‌های آلوده به نویز شدید مشهود است. در مجموع، روش ارائه‌شده رویکردی کارآمد و مقاوم برای تشخیص عیوب بلبرینگ فراهم می‌آورد و می‌تواند به‌عنوان مبنایی برای توسعه سیستم‌های پایش وضعیت در محیط‌های صنعتی واقعی مورد استفاده قرار گیرد.

مراجع

- [1] J. Li, W. Luo, M. Bai, Review of research on signal decomposition and fault diagnosis of rolling bearing based on vibration signal, *Measurement Science and Technology*, 35 (2024) 092001.
- [2] M. Pandiyan, T.N. Babu, Systematic review on fault diagnosis on rolling-element bearing, *Journal of Vibration Engineering & Technologies*, 12 (2024) 8249–8283.
- [3] R. Hassannejad, M.M. Etefagh, Y.B. Mossayebi, Adaptive analytical wavelet packet transform for impulsive and non-impulsive compound fault diagnosis of centrifugal pumps, *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 47 (2025) 533.
- [4] H. Su, L. Xiang, A. Hu, Application of deep learning to fault diagnosis of rotating machineries, *Measurement Science and Technology*, 35 (2024) 042003.
- [5] M. Abtane, K. Dahi, H. Martinez, M. Sedki, H. El Kimi, C. Dahhassi, C. Hlib, L.F. Borges, Axle bearing fault diagnosis for high-speed trains: A comprehensive review of methodologies, technologies, challenges and emerging trends, *Measurement*, (2025) 117098.
- [6] L. Stanković, D. Mandić, M. Daković, B. Scalzo, M. Brajović, E. Sejdić, A.G. Constantinides, Vertex-frequency graph signal processing: A comprehensive review, *Digital signal processing*, 107 (2020) 102802.
- [7] L. Ou, D. Yu, Fault diagnosis of roller bearings based on Laplacian energy feature extraction of path graphs, *Measurement*, 91 (2016) 168–176.
- [8] L. Ou, D. Yu, H. Yang, A new rolling bearing fault diagnosis method based on GFT impulse component extraction, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 81 (2016) 162–182.
- [9] Y. Gao, D. Yu, Total variation on horizontal visibility graph and its application to rolling bearing fault diagnosis, *Mechanism and Machine Theory*, 147 (2020) 103768.
- [10] X. Wen, G. Lu, J. Liu, P. Yan, Graph modeling of singular values for early fault detection and diagnosis of rolling element bearings, *Mechanical Systems and Signal Processing*, 145 (2020) 106956.
- [11] Y. Gao, W. Du, X. Gong, D. Yu, Graph-domain features and their application in rotating machinery fault diagnosis, *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, IOP Publishing, 2021, pp. 012008.
- [12] C. Yang, J. Liu, Q. Xu, K. Zhou, A generalized graph contrastive learning framework for few-shot machine fault diagnosis, *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 20 (2023) 2692–2701.
- [13] C. Yang, J. Liu, K. Zhou, X. Yuan, X. Jiang, A meta-path graph-based graph homogenization framework for machine fault diagnosis, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 121 (2023) 105960.
- [14] B.A. Tama, M. Vania, S. Lee, S. Lim, Recent advances in the application of deep learning for fault diagnosis of rotating machinery using vibration signals, *Artificial Intelligence Review*, 56 (2023) 4667–4709. 10.1007/s10462-022-10293-3.
- [15] K. Zhou, C. Yang, J. Liu, Q. Xu, Dynamic graph-based feature learning with few edges considering noisy samples for rotating machinery fault diagnosis, *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 69 (2021) 10595–10604.
- [16] A. Ortega, Introduction to graph signal processing, Cambridge University Press, 2022.
- [17] K.C. Das, I. Gutman, A.S. Çevik, On the Laplacian-energy-like invariant, *Linear Algebra and its Applications*, 442 (2014) 58–68.
- [18] X. Lou, K.A. Loparo, Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and fuzzy inference, *Mechanical systems and signal processing*, 18 (2004) 1077–1095.