مانیتورینگ ارتعاشات و تشخص هوشمند خطا در بیرینگ ها با استفاده از کلاسیفایر Multi Class SVM به همراه معرفی ویژگی های تاثیر گذار سیگنال ارتعاش

امین کرمی
نیروگاه اتمی بوشهر، A.Karami.oce@gmail.com

چکیده

طراحی های نوین صنعتی با هدف افزایش سرعت و سطح تولیدات، موجب گسترش استفاده از بیرینگها در صنایع گردید. از سوی دیگر با استفاده بیشتر از بیرینگها، بزرگترین چالش فنی پیش رو شناسایی عیوب این قطعات پیش از آسیب های جدی می باشد.
در این مقاله با طراحی یک سیستم مبتنی بر کلاسیفایر ماشین بردار پشتیبان چند کلاسه (Multi Class SVM) ضمن شناسایی به موقع عیوب ایجاد شده در بیرینگها، در صورت امکان نوع آن نیز مشخص گردد. با انتخاب روش Signal base به عنوان یکی از روش های بررسی شرایط کاری و طرح سئوال اصلی چگونگی تشخیص خطای بیرینگها بصورت هوشمند، ۲۸۰ نمونه سیگنال ارتعاش از ۴ وضعیت بیرینگ در آزمایشگاه استخراج شد و سپس ویژگی های مختلف این سیگنال ها مورد تجزیه و تحلیل قرار گرفت.
نتایج حاصل نشان دهنده توانایی کلاسیفایر انتخاب شده و تاثیر ویژگی های انتخابی در تشخیص هوشمند خطای بیرینگ ها می باشد.
واژه های کلیدی: مانیتورینگ ارتعاش، تشخیص هوشمند خطا، کلاسیفایر Multi Class SVM .

۱- مقدمه

در سال‌های اخیر با ابداع روش‌های خودکار شناسایی عیب، پیشرفت سریعی در زمینه بررسی شرایط کاری ماشین‌ها، ایجاد شده است. هدف تحقیقات جدید، بدست آوردن روش-های دسته‌بندی‌ایاست که این سیگنال‌ها را در دسته‌هایی که هرکدام نشان دهنده یک نوع عیب می‌باشد، قرار دهند. روش‌های مختلفی برای تشخیص وقوع عیب و شناسایی نوع عیب و اندازه پیش رفتگی آن مطرح شده که با گذشت زمان قابلیت آنها افزوده شده و این روش‌ها جایگزین اپراتورها شده‌اند. آشنایی با انواع خطا پیشنیاز استفاده از روش های تشخیص خطا می باشد.

در حالت کلی، Fault چیزی ست که رفتار سیستم را تغییر می‌دهد به نحوی که سیستم دیگر مقصود مورد نظر را برآورده نکند. Fault را می‌توان انحراف حداقل یکی از مشخصه‌های سیستم از رفتار قابل قبول، معمولی یا استاندارد دانست. بنابراین، وقوع خطا در یک زیر سیستم، عموما موجب ایجاد تغییر در راندمان کل سیستم می‌گردد. مساله دیگری که برای سیستم‌های کنترلی مورد توجه قرار می‌گیرد، Failure یا شکست سیستم می‌باشد. Fault سیستم را از حالت بازده قابل قبول به بازده پایین می‌برد، اما Failure سیستم را از بازده پایین یا غیر قابل قبول به منطقه خطر وارد می‌سازد. یکی از وظایف اصلی سیستمِ تشخیص خطا، جلوگیری از تبدیل شدن Fault به Failure می‌باشد. [1]

با توجه به تعریف خطا و شکست، در صورت وقوع خطا در سیستم، اگر عملیات تشخیص به درستی صورت نگیرد، امکان تبدیل شدن آن به شکست وجود دارد، به همین منظور اپراتورها در صنایع با گذر زمان جای خود را به سیستم های هوشمند تشخیص خطا می دهند.

Archive of SID
www.SID.ir

در این مقاله سعی شده است تا با معرفی خطاهای رایج در بیرینگ ها و در کنار آن سیگنال های ارتعاش یافته توسط این خطا ها در سطح بیرینگ، یک سیستم هوشمند تشخیص خطا طراحی گردد تا بتواند در کنار شناسایی فرکانس های خطا (پیش از تبدیل شدن آنها به شکست)، نوع خطا را نیز مشخص نماید. این توانمندی به طور یقیقن باعث کاهش دوره تعمیرات نیز خواهد گردید.

۲- بیرینگ ها

بیرینگ‌های غلتشی از جمله اجزاء با عمر کاری محدود ماشین‌ها به شمار می‌آیند و بنابراین جزء اقلام پرمصرف محسوب می‌گردند. نیاز به آنها زیاد و طول عمر مفید کاری آنها با درنظر گرفتن یک سری از عوامل اثر گذار کاهش می یابد. جدول ۱ نشان دهنده عوامل موثر بر کاهش طول عمر مفید کاری یک بیرینگ می باشد.

جدول ۱: عوامل موثر و تاثیرات آنها بر عمر کاری بیرینگ‌ها.[19]

اثر حاصل	عامل
هموژن نبودن مواد تلرانسهای ساخت	ساخت
بسته‌بندی نامناسب ارتعاش تغییر شکل	حمل و نقل و انبارش
بارگذاری اولیه نادرست تلرانس هندسی خطاهای هم محوری بارگذاری بیش از حد روانکاری نادرست ذرات خارجی (کثافت) واسطه‌های خارجی (گازهای خورنده) رطوبت داغ شدن بیش ازحد	کارکرد

با سپری شدن زمان، این عوامل باعث بروز آسیب در بیرینگ‌ها و سرانجام خرابی کلی در آنها، حتی در بیرینگ-های با کیفیت بالا وگران‌قیمت می‌گردند. علل خرابی‌های کلی و درصد وقوع نسبی آنها در جدول ۲ لیست شده-اند[19]

جدول ۲: علل خرابی بیرینگ ها و درصد وقوع نسبی آنها

درصد نسبی وقوع	علت
۲۵	سائیدگی
۱۸	شکست
۸	خوردگی
۱۴	تغییرشکل
۱۲	خردشدن
۱۲	ترک برداشتن
۱۱	داغ شدن
۲۵	سائیدگی
۱۸	شکست
۸	خوردگی
۱۴	تغییرشکل
۱۲	خردشدن
۱۲	ترک برداشتن
۱۱	داغ شدن

عیوب در بیرینگ‌های غلتشی ناشی از جدا شدن موضعی مواد، ترک‌های ناشی از خستگی روی سطوح تماس در بیرینگ، خرد شدن یا ترک برداشتن اجزاء غلتشی می‌باشند. براثر تغییر در ساختمان هندسی بیرینگ، زمانی‌که سطوح آسیب دیده با هم درگیر می‌شوند، باعث تولید ضربه‌هایی می‌شوند. حاصل این ضربه‌ها، تولید امواج ارتعاشی و صوتی است که از طریق حلقه بیرونی و محفظه بیرینگ به بیرون منتشر می‌شوند. بعضی اوقات به این ضربه‌ها ضربه‌های لحظه‌ای یا شوک[1] پالس می‌گویند. شوک پالس‌های حاصل از بیرینگ معیوب با پریود بسیار کوچک و میزان صعود سریع آنها در مقایسه با زمان تکرار شوک‌ها، مشخص می-شوند. پریود شوک پالس‌ها در مقایسه با فاصله بین دو پالس بسیار کوچک است. [17]

هر یک از خطاهای بوجود آمده در بیرینگ منتشر کننده و یا تشدید کننده شوک پالس ویژه ای می باشد.

خطاهای رایج در بیرینگ ها شامل موارد ذیل می باشند:

-Scratch on Outer Race
-Scratch on Inner Race

1- Shock

Archive of SID

www.SID.ir

-Scratch on one ball
-Improper lubrication
-Foreign material inclusion

در این مقاله بـه جهـت نمونـه بـرداری و تهیـه داده هـای آزمایشگاهی چهار وضعیت یک بیرینگ در آزمایشـگاه مـورد سـنجش قـرار گرفـت. در وضـعیت اول یـک بیرینـگ سـالم (NB) بر روی شفت موتور الکتریکی با دور ثابـت ۱۴۰۰ دور بر دقیقه نصب گردیدو از سویی دیگـر بـر روی آن بـاری بـه وزن ۵۰۰ گرم نصب گردید. با افزایش بار موتـور بـه صـورت وزنه های ۱۰۰ گرمی (از ۵۰۰ گرم تـا ۷۵۰۰ گـرم) بوسـیله سنسور ارتعاش سـنجی تعبیـه شـده در یاتاقـان بیرینـگ، از ارتعاشات موتور نمونه برداری شد بدین صـورت ۷۰ نمونـه از ارتعاشات یک بیرینگ سالم در دور ثابت ۱۴۰۰ دور بر دقیقه فراهم گردیـد. در وضـعیت دوم بیرینگـی مشـابه از فقـط بـا خراشیدگی بر روی حلقه خارجی(ORD) جایگزین بیرینـگ سالم شد و مراحل تکرار گردید. در وضعیت سوم بیرینـگ بـا خراش بر روی حلقـه داخلـی (IRD) جـایگزین گردیـد و در وضعیت چهارم بیرینگ با خراش بر روی لغزنده (BD) مـورد استفاده قرار گرفت. در انتهـا ۲۸۰ نمونـه سـیگنال در چهـار کلاس متفاوت از یک بیرینگ در وضعیت سالم و ۳ بیرینـگ مشابه دیگر اما هر یک دارای خطایی مشخص فراهم گردید.

۳- انتخاب کلاسـیفایر و ویژگـی جهـت پـردازش سیگنال

SVM دسته بندی کننده ای است که جزو شاخه KernelMethods دریادگیری ماشین محسوب می شود. SVM اصولاً یک کلاسیفیر خطی است که ایده اصلی آن ایجاد یک فوق صفحه به عنوان سطح تصمیم گیرنده می-باشد؛ به طوری که حد تفکیک بین نمونه ها حداکثر شود.

یک مسئله طبقه‌بندی با نظارت دو کلاسه را در نظر بگیرید. فرض کنید مجموعه داده‌های آموزشی شامل N برداراز فضای ویژگی m بعدی $x_i \in \mathcal{R}^m$ می‌باشد. به هر یک از بردارهای x یک برچسب $y_i \in \{1,-1\}$نسبت داده می‌شود که کلاس مربوط به داده x_i را نشان می‌دهد. تابع جداساز مربوط به ابر صفحه بهینه یک معادله وابسته به ضرایب لاگرانژ و نمونه‌های آموزشی است که مطابق رابطه زیر محاسبه می‌گردد:

$$\left[f(x) = sign\left(\sum \alpha_i y_i . (x.x_i) + b \right) \right] \qquad (۱)$$

در SVM بدنبال حل همزمان معادلات زیر هستیم:

با داشتن مثالهای آموزشی $(\mathbf{x_i}, y_i)$ که $i=1,2,\ldots N$;

$y_i \in \{+1,-1\}$ Minimise $\|w\|^2$

Subject to $:y_i (<w,x_i> + b) \geq 1$ for all i (۲)

Note that $\|\mathbf{w}\|^2 = \mathbf{w}^T\mathbf{w}$

این یک مسئله quadratic programming با محدودیت هایی بصورت نامعادلات خطی است. روشهای شناخته شده ای برای چنین مسئله هایی بوجود آمده اند.

برای برطرف کردنمشکل تفکیک ناپذیری داده‌ها،از روش C-SVM استفاده می شود که در آن مفهوم ابرصفحه جداکننده بهینه کلی‌تر شده، بگونه‌ای که جواب مسئله از طریق مینیمم کردن تابعی که ترکیبی از دو ضابطه می‌باشد بدست می‌آید. این دو ضابطه عبارتند از: ماکزیمم کردن حاشیه (مانند حالت داده‌هایی با تفکیک پذیری خطی) و مینیمم کردن خطا (برای تعریف جریمه به نمونه‌های با طبقه بندی اشتباه). تابع جدید بصورت زیر تعریف می‌شود: [20]

$$\Psi(W,\xi) = \frac{1}{2}\|W\|^2 + C\sum_{i=1}^{N}\xi_i \qquad (۳)$$

یک راه حل این است که اندکی کوتاه آمده و مقداری خطا در دسته بندی را بپذیریم!

این کار با معرفی متغیر x_i انجام می شود که نشانگر تعداد نمونه هایی است که توسط تابع $\mathbf{w}^T\mathbf{x}+b$ غلط ارزیابی می شوند.

با معرفی متغیر x_i, $i=1, 2, \ldots, N$, محدودیت های قبلی ساده تر شده و رابطه

$$y_i (<w,x_i> + b) \geq 1 \qquad (۴)$$

بصورت زیر تغییر می کند:

$$x_i , x_i \geq 0 \; - y_i (<w,x_i> + b) \geq 1 \qquad (۵)$$

Archive of SID

www.SID.ir

در حالت ایده آل همه این متغیر ها باید صفر باشند.[20]

در اینصورت مسئله بهینه سازی تبدیل میشود به یافتن w به نحوی که معادله زیر مینیمم شود:

(۶)

$$\frac{1}{2}\|\mathbf{w}\|^2 + C\sum_i \xi_i^2$$

$$subject \quad To$$
$$y_i(\mathbf{w}^T\mathbf{x}_i + b) \geq 1 - \xi_i, \quad \xi_i \geq 0, \quad \forall i$$

که در آن $C > 0$ می باشد. جمله اضافه شدن سعی دارد تا حد امکان همه متغیرهای slack را کوچک نماید.

ξ_i که متغیرهای slack نامیده می‌شوند برای محاسبه تفکیک ناپذیری داده‌ها مطرح شده و ثابت C یک پارامتر تنظیم کننده می‌باشد که امکان کنترل جریمه مربوط به خطاها را فراهم می‌کند. هر چقدر مقدار C بزرگتر باشد، جریمه تعلق گرفته به نمونه‌های با طبقه بندی اشتباه نیز بیشتر می‌شود. قیود تابع هدف به صورت زیر می‌باشند:

$$y_i(w.x_i + b) \geq 1 - \xi_i, i = 1,2,...,N \qquad (۷)$$
$$\xi_i \geq 0, i = 1,2,...,N.$$

توجه شود که در حالت داده‌های تفکیک ناپذیر ξ_i، دو نوع support vector وجود دارد:

۱. Margin support vector که برروی حاشیه ابر صفحه قرار می‌گیرد.

۲. Nonmargin support vector که در طرف اشتباه این حاشیه قرار دارد.

چنانچه برای حل مساله فوق از ضرایب لاگرانژ استفاده کنیم در این صورت شکل مساله ثانویه به شکل زیر تبدیل می-شود:

$$\max_{\alpha \in R^N} imize \sum_{i=1}^{n} \alpha_i - \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} \alpha_i \alpha_j y_i y_j (x_i.x_j) \qquad (۸)$$
$$subject \quad to: \sum_{i=1}^{N} \alpha_i y_i = 0, 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1,2,...,N$$

تنها فرق این حالت با حالت قبل این است که C به عنوان یک مرز بالایی برای ضرایب لاگرانژ عمل می‌کند. [20]

نوعی از توابع kernel، اجازه می‌دهند تا حل مساله ثانویه بطور قابل توجهی ساده شود. از آنجا که از محاسبه ضرب داخلی در فضای ترانسفر شده جلوگیری می‌کند، شکل مساله ثانویه که از تابع kernel استفاده می‌کند، برای C-SVM بصورت زیر خواهند بود.

$$\max_{\alpha \in R^N} imize \sum_{i=1}^{n} \alpha_i - \frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N} \alpha_i \alpha_j y_i y_j K(x_i.x_j) \qquad (۹)$$
$$\text{Subject to}: 0 \leq \alpha_i \leq C, i = 1,2,...,N, \sum_{i=1}^{N} \alpha_i y_i = 0$$

نتیجه نهایی،یک تابع جداساز است که معمولاً تابعی از داده‌ها در فضای ویژگی اولیه با ابعاد کمتراست.

$$f(X) = sign\left(\sum_{i \in s}^{N} y_i \alpha_i .K(X.X_i) + b\right) \qquad (۱۰)$$

شکل هندسی تابع جداساز مرتبط با نوع تابع kernel تغییر می‌کند. یک تابع kernel معروف که دارای شرایط mercer می باشد تابع گوسی است که بصورت رابطه ذیل تعریف می شود.

$$K(X, X') = \exp\left(-\gamma \|X - X'\|^2\right) \qquad (۱۱)$$

از آنجا که روش SVM برای طبقه‌بندی بین دو کلاس طراحی شده است، کلیه اطلاعات را با لیبل گذاری ۱± به دو دسته مجزا تقسیم می نماید. SVM در واقع نوعی کاسیفایر باینری است و تحقیق در مورد چگونگی استفاده موثر از آن برای طبقه بندی چند کلاس ها هنوز در حال انجام می باشد.

تا به حال روش های مختلفی پیشنهاد شده است که در آن به طور معمول ما با ترکیب چند کلاسیفایر باینری یک کلاسیفایر چند کلاسه در اختیار داریم. برخی از پژوهشگران نیز روشی را پیشنهاد می نمایند که در آن همه کلاس در یک مرحله در نظر گرفته شده است و از آن می توان به عنوان محاسبات حجیم برای حل مشکلات چند کلاسه ها نام برد. این روش با استفاده از مشکلات در مقیاس بزرگ به طور جدی انجام آزمایش نشده است. به خصوص برای روش

Archive of SID

www.SID.ir

های حل Multi Class SVM در یک مرحله، یک مسئله بهینه سازی بسیار بزرگتر مورد نیاز است که تا به حال آزمایشات به مجموعه داده های کوچک محدود بوده است.

در مقاله ای از Chic-Wei Hsu و Chic-Jen Lin با پیاده سازی و تجزیه و تحلیل دو طبقه روش هایی با عنوان all-together ارائه شده است. سه روش مهم ارائه شده در این مقاله شامل روش های ذیل می باشد:

۱- یک در برابر همه (One-against-all)
۲- یک در مقابل یک (One-against-one)
۳- DAGSVM

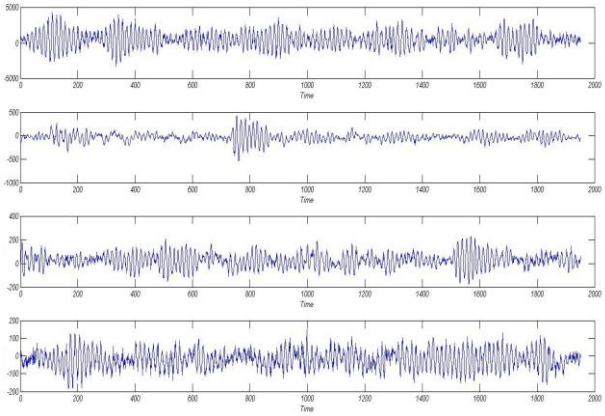
علاوه بر روشهای ذکر شده در بالا، روش های دیگر برای پیاده سازی Multi Class SVM وجود دارد. در هر حال، با توجه به محدودیت در اینجا ما نمی توانیم بر روی همه روش ها تجزیه و تحلیل ارائه نماییم. [10]

در این مقاله جهت بکاربری Multi Class SVM از روش یک در برابر همه استفاده شده است.

۴- تحلیل بر اساس داده های آزمایشگاهی

در اینجا برآنیم تا با استفاده از نتایج آزمایشگاهی و تحلیل های صورت گرفته نشان دهیم کلاسیفیر پیشنهادی Multi Class SVM می تواند جهت تشخیص نوع خطا در بیرینگ ها مورد استفاده قرار گیرد و نتایج قابل قبولی ارائه نماید.

جهت معتبرسازی روش پیشنهادی، ۲۸۰ نمونه سیگنال از داده های ارتعاش حقیقی یاتاقان موتور، شامل۴ کلاس ۱- داده های یاتاقان نرمال(NB)، ۲- داده های خراشیدگی بر روی حلقه خارجی(ORD)، ۳-داده های خراشیدگی بر روی حلقه داخلی(IRD) و ۴- داده های خراشیدگی بر روی لغزنده (BD) مورد استفاده قرار گرفت.



شکل: سیگنال استخراج شده به ترتیب NB، IRD،ORDو BD

از مجموع ۲۸۰ نمونه موجود، ۲۴۰ نمونه جهت آموزش کلاسیفیر و تعداد ۶۰ نمونه باقیمانده نیز برای تست کردن کلاسیفیر بکار رفت.

همان طور که در بخش ۲ عنوان شد، خطا های مختلف بوجود آمده در بیرینگ ها تاثیرات متفاوتی بر فرکانس های ارتعاشات منتشر شده توسط بیرینگ می گذارد لذا به جهت تفکیک و تمایز آنها از یکدیگر نمی توان به سیگنال و یا تبدیلات حوزه فرکانس آن بسنده نمود. از همین رو از سیگنال های اصلی تعداد ۱۲ ویژگی استخراج شد.

سپس Multi Class SVM با استفاده از ۱۲ ویژگی استخراج شده از سیگنال های آموزشی(۲۴۰ داده نمونه)، آموزش داده شد و پس از آن عملکرد کلاسیفیر بر روی داده های تست مشاهده شد.

تابع کرنل استفاده شده در این طراحی (کلاسیفیر Multi Class SVM و ویژگی های سیگنال) کرنل گوسی با پارامتر گوسی ۰.۰۰۵ بوده و مقدار C نیز برابر ۵۰۰ در نظر گرفته شده است. در مرحله اول تجزیه و تحلیل، تمامی ۱۲ ویژگی استخراج شده از سیگنال ارتعاش مورد استفاده قرار گرفت. نتایجبدست آمده پس از اعمال سیگنال های تست در ورودی کلاسیفایر طی جدول صحت درستی، در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۳: خروجی کلاسیفایر با استفاده از همگی ویژگی های سیگنال

	BD	ORD	IRD	NB
BD	۱۰	۱	۱	۳
ORD	۱	۱۱	۰	۳
IRD	۰	۲	۱۰	۳
NB	۰	۱	۰	۱۴

با توجه به نتایج بدست آمده از جدول ۳ مشخص شد، کلاسیفیر طراحی شده با استفاده از ۱۲ ویژگی دارای خطایی برابر با ۲۵ درصد می‌باشد.

در مرحله بعد با توجه به تاثیر متفاوت هر یک از ویژگی ها بر نحوه کلاس بندی کلاسیفیر، بر آن شدیم تا با انتخاب بهترین ویژگی ها میزان خطای تشخیص و دسته بندی را کاهش دهیم، لذا ویژگی ها به صورت تک به تک انتخاب شد و تاثیر هریک بر نحوه کلاس بندی مورد بررسی قرار گرفت. درصد خطایبدست آمده در خروجی در لحظه استفاده از

Archive of SID

www.SID.ir

کلاسیفایر با یک ویژگی سیگنال در جدول ۴ ارائه شده است.

جدول ۴: درصد خطای خروجی در کلاسیفایر با استفاده از ۱ ویژگی سیگنال

نوع ویژگی	درصد خطای خروجی کاسیفایر
Moment(2)	۲۵
Moment(3)	۲۵
Cov(signal)	۲۵
Moment(5)	۲۵
Moment(6)	۲۵
Zcr(signal)	۳۰
Pr(signal)	۴۳.۳۳۳
Kurtosis(signal)	۲۱.۶۶۶
Std(signal)	۲۵
Mean(signal)	۳۱.۶۶۶
Max(abs(signal))	۲۵
Skewness(signal)	۶۳.۳۳۳

نتایج بدست آمده از جدول ۴ نیز، گفته قبلی را اثبات نمود و نشان داد کلاسیفیر Multi Class SVM در کلاس بندی بسیار متاثر از ویژگی انتخاب شده می باشد.

در هر حال نیاز به ویژگی‌هایی با درصد تفکیک دهندگی بالا وجود دارد و برای این منظور از روش‌های انتخاب ویژگی نظیر PCA استفاده شد. در نهایت بهترین عملکرد کلاسیفیر با انتخاب و استفاده از دو ویژگی Max(abs) وKurtosis بدست آمد که نتایج آن در جدول ۵ ارائه شده است.

جدول ۵: خروجی کلاسیفایر پس از انتخاب و استفاده از دو ویژگی Kurtosis وMax(abs)

	BD	ORD	IRD	NB
BD	۱۱	۱	۰	۳
ORD	۰	۱۳	۰	۲
IRD	۰	۲	۱۰	۳
NB	۰	۱	۰	۱۴

۵- نتیجه گیری

در این مقاله سعی شد با دیدگاه Signal Based و ارائه یک کلاسیفایر جدید بر مبنای Multi Class SVM به بررسی تشخیص و شناسایی عیب در بیرینگ‌ها پرداخته شود. برای این منظور ابتدا به بررسی شرایط مختلف یک کاری یک بیرینگ و معرفی خطاهای رایج در آن پرداختیم و در بخش سوم به معرفی کلاسیفایر استفاده شده و نحوه عملکرد آن پرداخته شد.

با توجه به اهمیت انتخاب ویژگی‌های مناسب از بین ویژگی-های استخراج شده، با بکار بری روش های PCA به عنوان روش انتخاب ویژگی تاثیر هر یک از ویژگی ها بر خطای خروجی سنجیده شد و بهترین ویژگی ها انتخاب گردیدند.

در بخش تجزیخ و تحلیل نیز با طراحی یک کلاسفیر Multi Class SVM و در نظر گرفتن ۴ حالت (۱ حالت سالم وسه خطا) عمده در بیرینگ‌ها و با درصد خطای قابل قبولی امکان تشخیص وقوع خطا و همچنین در کنار آن تشخیص نوع خطا حاصل شده است.

کلاسیفیر Multi Class SVM در مقایسه با روش های دیگری همچون تبدیلات فرکانس و تبدیل موجک و حتی نسبت به SVM دارای درصد خطای بسیار کمتری می‌باشد. البته این بهبود در نتایج به قیمت پیچیده‌تر شدن ساختار کلاسیفیر حاصل شده است. در واقع در این کلاسیفیر حجم محاسبات بسیار بیشتر از سایر روش ها می باشد.

جدول۶: مقایسه روش های بکار رفته در مقاله

Classifier	BLD	ORD	IRD	GBR	MEAN
SVM	۶۶.۶۶۶	۶۶.۶۶۶	۶۶.۶۶۶	۸۶.۶۶۶	۷۱.۶۶۶
M-Class (12 feature)	۶۶.۶۶۶	۷۳.۳۳۳	۶۶.۶۶۶	۹۳.۳۳۳	۷۵
M-Class (2 feature)	۷۳.۳۳۳	۸۶.۶۶۶	۶۶.۶۶۶	۹۳.۳۳۳	۸۰

مراجع

[1] MogensBlanke, Michel Kinnaert, Jan Lunze, and Marcel Staroswiecki, 'Diagnosis and Fault-Tolerant Control,' 2nd Edition, Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2006.

[2] Williams, T., Ribadeneira, X., Billington, S.,Kurfess, T., "Rolling element bearing diagnostics inrun-to-failure lifetime testing," Mechanical Systems andSignal Processing, v 15, n 5, Sept. 2001, 979-93.

[3] Z.K. Peng, Peter W. Tse, F.L. Chu, 'A comparison study of improved Hilbert–Huang transform and wavelet transform: Application to fault diagnosis for rolling bearing,' Mechanical Systems and Signal Processing 19 (2005) 974–988.

[4] Peng Z., Chu F., He Y., Vibration signal analysis and feature extraction based on re-assigned wavelet scalogram, Journal of Sound and Vibration 253 (5) 1087–1100, 2002.

Archive of SID

www.SID.ir

[5] Yu Dejie, Cheng Junsheng, Yang Yu., 'Application of EMD method and Hilbert spectrum to the fault diagnosis of roller bearings,' Mechanical Systems and Signal Processing 19, 259–270, 2005.
[6] V.K. Rai& A.R. Mohanty, 'Bearing fault diagnosis using FFT of intrinsic mode functions in Hilbert–Huang transform,' Mechanical Systems and Signal Processing 21, 2607–2615, 2007.
[7] Cheng Junsheng, Yu Dejie, Yang Yu, 'A fault diagnosis approach for roller bearings based on EMD method and AR model,' Mechanical Systems and Signal Processing 20 (2006) 350–362.
[8] Cheng Junsheng, Yu Dejie, Yang Yu, ' The envelope order spectrum based on generalized demodulation time–frequency analysis and its application to gear fault diagnosis,' Mechanical Systems and Signal Processing 24 (2010) 508–521.
[9] Jin-Il Park and Myung-Geun Chun, Fault Diagnosis of Induction Motor using C-Fuzzy Model Tree and SVM, ISIS 2007 .
[10] J. Cheng, Y. Yang & D. Yu, "Application of support vector regression machines to the processing of end effects of Hilbert–Huang transform," Mechanical Systems and Signal Processing 21, 1197–1211, 2007.
[11] R.B.W. Heng, M.J.M. Nor, Statistical analysis of sound and vibration signals for monitoring rolling element bearing condition,Applied Acoustics 53 (1998) 211–226.
[12] F. Honarvar, H.R. Martin, New statistical moments for diagnostics of rolling element bearings, Journal ofManufacturing Science and Engineering 119 (1997) 425–432.
[13] H.R. Martin, F. Honarvar, Application of statistical moments to bearing failure detection,Applied Acoustics 44(1995) 67–77.
[14] Loparo, K. (2004). Bearing fault diagnosis based on wavelet transform and fuzzyinference. Mechanical Systems and Signal Processing, 18, 1077–1095.
[15] Mallat, S. G. (1989). IEEE Transactions on Pattern Analysis on Machine Intelligent, 11–17, 674–693.
[16] B. Yazici, G. B. Kliman, "An adaptive statistical timefrequencymethod for detection of broken bars and bearingfaults in motors," IEEE Trans.On Industry App., vol. 35, no.2, March/April 1999.
[17] S. Prabhakar, A. R. Mohanty, A. S Sekhar, "Application ofdiscrete wavelet transform for detection of ball bearing racefaults," Journal of Tribology International, vol. 35(12), pp.793-800 December 2002.
[18] B.A. Paya, I.L. Esat, M.N.M. Madi, Artificial neuralnetwork based fault diagnostics of rotating machinery usingwavelet transforms as a processor, Mechanical Systems and Signal Processing 11 (1997) 751–765.
[19] Peter W. Tse, Y.H. Peng, Richard Yam, Wavelet analysisand envelope detection for rolling element bearing for rollingelement bearing fault diagnosis – their affectivities andflexibilities, Journal of Vibration and Acoustic 123 (2001) 303–310.
[20] M.L.Sin, W.L.Swong, N.Eartugrul, University of Adelaide, "Induction Machine Online Condition Monitoring and Fault Diagnosis-Survey in 2003."
[21] J. Zarei, J. Poshtan, "Bearing fault detection using waveletpacket transform of induction motor stator current," Journalof Tribology International, Vol. 40(5), pp. 763-769, May2007.

Archive of SID

www.SID.ir