

تشخیص انواع عیوب چرخ دنده با استفاده از سیگنالهای آکوستیک امیشن توسط درخت مدلی لجستیک

کاترین خلیفه زاده^۱، محسن سریانی^۲

چکیده

در این مقاله از روش کلاس بندی درخت مدلی لجستیک برای تشخیص هوشمند عیوب چرخ دنده های ماریپیچی توسط سیگنالهای آکوستیک امیشن استفاده شده است. به این منظور تحلیل سیگنالهای آکوستیک امیشن ناشی از عیوب چرخ دنده با استفاده از تبدیل بسته ویولت انجام شده است تا بدین طریق ویژگیهای متمایز کننده ای در محدوده های فرکانسی مختلف سیگنال به منظور شناسایی آسیب های وارده یافته شود. ویژگیهای بسیاری در هر یک از زیرباندهای سیگنال تجزیه شده محاسبه و به کمک الگوریتم های ارزیابی ویژگی، از میان انبوهی از ویژگیها، مناسبترین شان که دقت تشخیص بالاتر را فراهم آورده اند، تعیین شده اند. در طبقه بندی این سیگنالها از درخت مدلی لجستیک استفاده شده است. دقت تشخیص در شناسایی چرخ دنده های سالم و معیوب ۹۹٪ و برای انواع کلاسهای معیوب بیش از ۸۰٪ است.

کلمات کلیدی: آزمون غیرمخرب، آکوستیک امیشن، تبدیل ویولت، عیب یابی چرخ دنده، درخت مدلی لجستیک.

۱- مقدمه

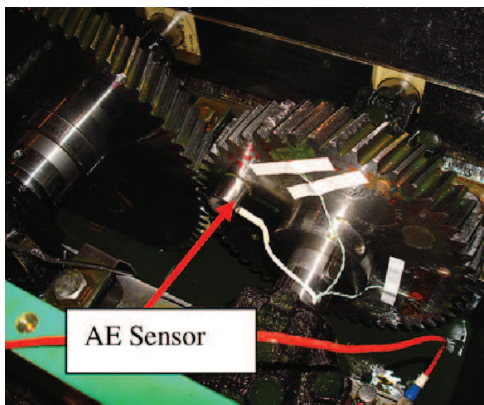
بالاخص در مورد کاربرد AE در عیب یابی چرخ دنده، کارهای کمی انجام شده است. سایورس و نگرو [۱] چندین تحلیل AE را به منظور ارتباط برقرار کردن بین انواع عیوب جعبه دنده انجام داده اند. آنها ارتباط مدهای مختلف شکست را با دامنه AE، RMS، انحراف معیار و مدت AE بررسی کردند. سینگ [۲] آزمایشاتی انجام داد تا مطمئن شود که AE در تشخیص عیب دنده ها موثر است. او مشاهده کرد که دامنه AE با افزایش سرعت گردش زیاد شده و با افزایش اندازه حفره روی دنده، تعداد رخداد های AE افزایش می یابد.

اساس این روش بر پایه نشر امواج فراصوتی از عیوب تحت تنش می باشد. با جمع آوری این امواج و بررسی آنها نتایجی که بیانگر وضعیت موضوع مورد آزمون است بدست می آید. بنابراین شناسایی دقیق و صحیح سیگنالهای جمع آوری شده و تحلیل درست آنها، در گرفتن تصمیم های مهمی در زمینه ادامه روند یک فرآیند یا متوقف کردن آن و انجام تمهیدات لازم، بسیار سودمند است. تحقیق در مورد بکارگیری آکوستیک امیشن^۱ در عیب یابی ماشینهای دوار مراحل ابتدایی خود را می گذراند.

۱- کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر دانشگاه علم و صنعت ایران Katrin_khalifehzadeh@yahoo.com

۲- استادیار دانشکده مهندسی کامپیوتر دانشگاه علم و صنعت ایران soryani@iust.ac.ir

این شرح است: داده‌ها از یک جفت چرخ‌دنده مارپیچی استیل دارای ۵۱ دندانه که از موتور ۱/۱ kw نیرو می‌گیرد، با سرعت دور موتور ۶۹۰ rpm و در بار ۲۵۰Nm اخذ شده است. از یک سنسور با پهنای باند وسیع برای اندازه‌گیری AE استفاده شده و فرکانس نمونه برداری ۱۰MHz است مدت زمان هر نمونه برداری ۰/۰۲۵۶ S در نظر گرفته شده است که در این مدت با توجه به دور موتور، ۱۶ دندانه از دندانه‌های چرخ دنده از مقابل سنسور عبور می‌کنند (شکل ۱)



شکل (۱): نحوه قرارگیری سنسور AE روی چرخ دنده [۹]

کلاس‌های مختلف داده‌ها شامل چرخ دنده بدون عیب (کلاس سالم) و چرخ دنده‌های دارای دندانه معیوب است که تفاوت در اندازه عیب، کلاس‌های معیوب متفاوتی را تشکیل می‌دهد (جدول ۱). با هر بار تغییر اندازه عیب، برای هر یک از عیوب ۲۱ نمونه داده ثبت شده است. علاوه بر کلاس سالم از چرخ‌دنده حاوی آسیب سطحی در ۷ اندازه مختلف داده برداری شد. بنابراین داده‌ها شامل ۲۱ نمونه از کلاس سالم و ۱۴۷ نمونه معیوب از عیوب در اندازه‌های متفاوت است.

جدول (۱): جزئیات عیوب دنده [۹]

| Defect type | Size (mm ²) | Depth (mm) | Removed volume (mm ³) |
|-------------|-------------------------|------------|-----------------------------------|
| Defect-0 | 0 | 0 | 0 |
| Defect-1 | 18.88 | 0.1 | 1.888 |
| Defect-2 | 28.71 | 0.2 | 5.742 |
| Defect-3 | 41.22 | 0.5 | 20.61 |
| Defect-4 | 17.5 | 1 | 17.5 |
| Defect-5 | 15 | 0.8 | 12 |
| Defect-6 | 158.75 | 0.2 | 31.75 |
| Defect-7 | 163.5 | 0.2 | 32.7 |

تاندون [۳] پارامترهای AE ناشی از عیب دنده، مانند پیک دامنه، تعداد نوسان‌ها و انرژی را مورد آزمایش قرار داد. او نتیجه‌گیری کرد که این پارامترها با افزایش اندازه حفره و بار اعمال شده، افزایش می‌یابند.

ستوکو [۴] ارتباط آسیب سطح دندانه با فعالیت AE را بررسی کرد. او نتیجه گرفت که دامنه و انرژی سیگنال AE با افزایش اندازه آسیب، افزایش می‌یابد. امبا و توتونزاکیس [۵] تاثیر ناترازی و حفره‌های طبیعی سطح چرخ دنده را روی AE بررسی کردند. آنها نتیجه گرفتند که روش استفاده از AE توانایی تشخیص عیوب دنده را دارد. تان و امبا [۶] سه تکنیک AE، ارتعاش و تحلیل اسپکترومتری روغن را در تشخیص حفره‌های دنده در بارهای مختلف مقایسه نموده و سطح r.m.s را مورد بررسی قرار دادند. دیده شد که در حالت هم دما تغییر بار AE را چندان تغییر نمی‌دهد اما تغییر سرعت آن را زیاد می‌کند و البته افزایش دما در اثر افزایش بار و سرعت، AE را افزایش می‌دهد، همچنین AE نسبت به تغییر اندازه حفره تغییرات خطی دارد. حمزه [۷] نشان داد که سیگنال AE نشانگر تغییرات ضخامت روغن در شرایط مختلف کاری دنده‌های مارپیچی و محرک است. میرهادی‌زاده [۸] تاثیر سرعت و بار را در یاتاقان هیدرودینامیک روی AE را بررسی کرد. او به این نتیجه رسید که افزایش سرعت موجب افزایش r.m.s شده، اما تغییرات بار نقشی در تغییر r.m.s نداشته است. افتخار نژاد [۹] اولین بررسی در زمینه عیوب جعبه دنده دارای دندانه مارپیچی از طریق AE را انجام و گزارش کرده است که عیوب در دنده‌های مارپیچی در شکل موج AE آشکار می‌شوند. مطالعات این مقاله بر روی داده‌های تحقیقات ایشان انجام گرفته است.

۲- آکوستیک امیشن

پدیده‌ای است که در آن یک موج الاستیک در محدوده فراصوتی ۱MHz-۲۰KHz با آزاد شدن سریع انرژی از یک منطقه موضعی در داخل ماده بوجود می‌آید [۶].

۳- دادگان مورد استفاده

مطالعات این مقاله بر روی داده‌های تحقیق آقای افتخارنژاد [۹] انجام گرفته است. سیستم تحت آزمایش و نحوه اخذ داده‌ها به

۴- روش تحقیق

که در این رابطه $DW(j,k)$ ضرایب تبدیل ویولت می باشد که j بیانگر سطح مربوط به حوزه فرکانس و K بیانگر حوزه زمان و $f(t)$ سیگنال آکوستیکی و ϕ خانواده ویولت را نشان می دهد.

۴-۱-۲- تبدیل بسته ویولت

برخی موارد بهتر خواهد بود که بر اجزاء سیگنال که محتوی فرکانس آن در یک باند باریک و در محدوده بالا واقع شده اند تمرکز شود. در تقسیم بندی فرکانسی DWT، در باندهای فرکانسی بالا، اطلاعات در طول بازه فرکانسی وسیعی گسترده شده است که از مطالعه متمرکزتر سیگنال جلوگیری می کند در واقع در این نوع تجزیه دیادیک با رزولوشن فرکانسی لگاریتمی، پهنای باندهای فرکانسی در رفتن به محدوده های بالاتر فرکانسی دو برابر می شود. برای تولید یک ساختار که تجزیه با دقت بالاتر را در فرکانسهای بالا ممکن بسازد از تبدیل بسته ویولت استفاده می شود که در آن عمل انشعاب و کاهش نرخ نمونه برداری در شاخه بالا گذر همانند شاخه پایین گذر تکرار می شود و در نهایت سیگنال به باندهای فرکانسی مساوی تجزیه می شود. ساختار فیلتر بانک به دست آمده شبیه نمودار درختی باینری کامل می باشد.

۴-۲- ویژگیهای مورد استفاده

پس از اعمال تبدیل بسته ویولت بر هر یک از نمونه سیگنالهای مجموعه داده ها، در این مرحله برای هر یک از زیر باندهای سیگنال تجزیه شده، ویژگی های زیر برای هر یک از توابع ویولت مورد آزمایش (سیملت و دابوچی) و هر یک از سطوح مورد بررسی (سطح ۱ تا ۵) محاسبه گردیده است.

حداکثر دامنه (PickAmplitude)، تعداد گذر از صفر (ZeroCrossing)، انرژی، مقدار متوسط موثر دامنه (Root Mean Square)، کرسٹ فاکتور یا میزان رخداد ضربه در سیگنال (Crest Factor)، کرسٹ فاکتور یا میزان چهارم سیگنال (kurtosis)، ایمپالس فاکتور میزان تیزی پالسها (Impulse Factor) و در نهایت تست آماری KS (Kolmogorov-Smirnov) که خوبی برازش تفاوت دامنه آمارگان سیگنال AE اندازه گیری شده و مدل تابع توزیع تئوری را به صورت عددی بیان می کند و رابطه آن به صورت زیر بیان می شود [۱۱]:

هر یک از ۲۱ نمونه سیگنالهای AE متعلق به هر نوع از عیوب با استفاده از تبدیل بسته ویولت تجزیه شده و از هر یک از زیر باندهای سیگنال تجزیه شده ۸ ویژگی استخراج شده است که در ادامه آورده شده اند.

۴-۱-۱- پردازش سیگنالهای ثبت شده

در این مقاله با توجه به غیر ایستا بودن سیگنالهای آکوستیک امیشن و داشتن محتویات فرکانسی متفاوت در زمانهای مختلف و از طرفی به منظور جستجوی دقیق در تمام محدوده های فرکانسی سیگنال و یافتن ویژگی، از میان انواع روش های پردازش سیگنال، روش تحلیل زمان-فرکانس بسته ویولت مورد استفاده قرار گرفته شده است. با توجه به انواع مختلف توابع پایه ویولت، انتخاب نوع تابع به منظور افزایش دقت تحلیل بسیار مهم است. در انتخاب تابع پایه مناسب، خانواده سیملت و دابوچی که از لحاظ شکل ظاهری به سیگنال آکوستیک امیشن شبیه تر بودند انتخاب و با مرتبه های مختلف بر روی سیگنالها اعمال شده اند. همچنین به منظور یافتن تعداد سطوح مناسب برای اعمال تبدیل بسته ویولت، سطوح از ۱ تا ۵ اعمال و نتایج مقایسه شده اند.

۴-۱-۱-۱- تبدیل ویولت

این تبدیل یک تبدیل خطی است که سیگنال را به یک مجموعه از توابع پایه به نام توابع ویولت افزایش می دهد. توابع ویولت با شیفت دادن و تغییر مقیاس تابع ویولت مادر حاصل می شوند. در حقیقت تبدیل ویولت نمونه تعمیم یافته تبدیل فوریه است که میزان حضور توابع ویولت با فرکانسهای مختلف را در زمانهای مختلف سیگنال اصلی نشان می دهد. در آنالیز ویولت یک سیگنال به دو قسمت بنامهای کلیات و جزئیات تفکیک می شود. قسمت کلیات شامل فرکانسهای پایین از سیگنال اصلی و جزئیات شامل فرکانسهای بالا از سیگنال اصلی می باشد. این قسمت خود می تواند به دو بخش جزئیات و کلیات در سطح دوم تقسیم شود. این فرآیند تا زمان رسیدن به حداقل سطح مورد نظر ادامه می یابد. این روش بصورت عبارت ریاضی زیر است [۱۰].

$$DW(j,k) = \sqrt{2^j} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \phi^*(2^j t - k) dt \quad (1)$$

شده و به منظور یادگیری از روش K-fold cross validation بکار رفته است.

۴-۵- درخت مدلی لجستیک

درخت مدلی لجستیک یک روش کلاس‌بندی آماری است. این روش یک الگوریتم یادگیری با ناظر است که با ترکیب رگرسیون لجستیک و درخت تصمیم حاصل شده است [۱۲].

۴-۵-۱- درخت تصمیم

یکی از روشهای فرموله نمودن دانش، استفاده از درخت تصمیم می‌باشد. مشخصه بارز DTC (Decision Tree Classifier) توانایی حل فرایندهای تصمیم‌گیری پیچیده به مجموعه‌ای از تصمیمات ساده‌تر می‌باشد [۱۳]. ایده بنیادی این روش عبارتست از: افراز فضای نمونه‌ای در یک اسلوب داده‌گرا، و نمایش این افراز به صورت یک درخت [۱۴].

۴-۵-۲- رگرسیون لجستیک

رگرسیون لجستیک از جمله روشهای آماری مورد استفاده برای طبقه‌بندی است. در این روش متغیر پاسخ به صورت دو حالتی (رتبه‌ای) است و احتمالات مربوط به پاسخهای رتبه‌ای به متغیرهای مستقل مرتبط می‌شوند. به بیان دیگر این روش احتمال پسین کلاس $P_r(G = j | x = x)$ را از طریق تابع خطی x برای J کلاس بدست می‌آورد.

$$P_r(G = j | x = x) = \frac{e^{f_j(x)}}{\sum_{k=1}^J e^{F_k(x)}}, \sum_{k=1}^J F_k(x) = 0 \quad (3)$$

در رابطه فوق $F_j(x) = \beta_j^T x$ است. به عبارت دیگر تابع $F_j(x)$ خطی در نظر گرفته می‌شود و این برازش با تخمین حداکثر شباهت برای پارامترهای β انجام می‌شود. مزیت رگرسیون لجستیک تخمین احتمال تعلق به هر کلاس است بجای آن که طبقه‌بندی انجام شود. حال می‌توان ساختار درخت و رگرسیون لجستیک را در هم آمیخت و به یک درخت رسید لذا "درخت‌های مدلی" بوجود می‌آید، درخت‌های تصمیم‌گیری که در برگ‌های مدل رگرسیون لجستیک دارد [۱۲].

بیشینه قدرمطلق تفاوت بین تابع توزیع تجمعی $S_{N_2}(X)$ و تابع توزیع تجمعی فرض شده $S_{N_1}(x)$.

$$D = \max_{-\infty < x < \infty} |S_{N_1}(x) - S_{N_2}(x)| \quad (2)$$

۴-۳- انتخاب ویژگی

برای رسیدن به کارایی مطلوب فرآیند انتخاب ویژگی به منظور بهینه‌سازی توانایی کلاس‌بندی انجام شد. به این منظور ویژگیهای استخراج شده، با استفاده از انواع الگوریتم‌های ارزیابی ویژگی رتبه‌بندی شدند سپس با انتخاب ویژگیها از ابتدای لیست رتبه‌بندی شده، در تعدادهای مختلف برای هر آزمایش، مجموعه ویژگیهایی در نظر گرفته شده و نتایج حاصل از کلاس‌بندی‌شان با هم مقایسه شدند. در نهایت از میان ویژگیهای حاصل از ۸ زیر باند سیگنال تجزیه شده در سه سطح، توسط تابع ویولت svmlet10، که با الگوریتم $SvmAttributeEval^2$ ارزیابی شدند، ۲ ویژگی برای تفکیک چرخ دنده‌های سالم از معیوب و ۱۱ ویژگی برای تفکیک انواع چرخ دنده‌های معیوب از یکدیگر معین شدند که با استفاده از آنها و انجام کلاس‌بندی به روش درخت مدلی لجستیک، بهترین عملکرد نسبت به استفاده از سایر ویژگی‌ها به دست آمد.

جدول (۲): ویژگیها برای تشخیص چرخ‌دنده‌های سالم و معیوب

| | |
|---|---------------|
| 1 | ZeroCrossing4 |
| 2 | ZeroCrossing3 |

جدول (۳): ویژگیها برای تشخیص انواع عیوب چرخ‌دنده

| | |
|----|----------------|
| 1 | ZeroCrossing4 |
| 2 | PickAmplitude6 |
| 3 | kurtosis2 |
| 4 | IF6 |
| 5 | ZeroCrossing6 |
| 6 | KSstate2 |
| 7 | ZeroCrossing3 |
| 8 | kurtosis1 |
| 9 | PickAmplitude4 |
| 10 | CrestFactor1 |
| 11 | kurtosis6 |

۴-۴- روش کلاس‌بندی مورد استفاده

در کلاس‌بندی این داده‌ها روش درخت مدلی لجستیک - که ترکیبی از درخت تصمیم و رگرسیون لجستیک است - استفاده

۴-۶- نتایج کلاس‌بندی با درخت مدلی لجستیک

با استفاده از ویژگیهای تعیین شده و با استفاده از روش کلاس‌بندی درخت مدلی لجستیک چرخ دنده‌های سالم و معیوب را با دقت ۹۹/۴۰ درصد و انواع چرخ دنده‌های معیوب را با دقت بیش از ۸۰٪ تفکیک می‌نماید.

جدول (۳): نتایج تفکیک چرخ دنده سالم از معیوب

| | سالم | معیوب |
|-------|------|-------|
| سالم | ۲۰ | ۱ |
| معیوب | ۰ | ۱۴۷ |

جدول (۴): نتایج تفکیک چرخ دنده‌های معیوب

| | کلاس سالم | کلاس-1 | کلاس-2 | کلاس-3 | کلاس-4 | کلاس-5 | کلاس-6 | کلاس-7 |
|-----------|-----------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| کلاس سالم | 21 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 |
| کلاس-1 | 0 | 20 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 0 |
| کلاس-2 | 0 | 0 | 16 | 2 | 1 | 1 | 0 | 1 |
| کلاس-3 | 1 | 0 | 4 | 14 | 1 | 1 | 0 | 0 |
| کلاس-4 | 0 | 0 | 0 | 0 | 14 | 7 | 0 | 0 |
| کلاس-5 | 0 | 0 | 0 | 0 | 7 | 12 | 0 | 2 |
| کلاس-6 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 0 | 21 | 0 |
| کلاس-7 | 0 | 0 | 0 | 0 | 1 | 2 | 0 | 18 |

مشاهده می‌شود که دقت تشخیص در اغلب کلاسها بسیار بالا و حتی در برخی کلاسها تمام ۲۱ نمونه را درست کلاس‌بندی کرده است و دقت آن نزدیک به ۱۰۰ درصد است. اما در تفکیک نمونه‌های کلاسهای ۲ و ۳ از هم و همچنین در تفکیک نمونه‌های کلاسهای ۴ و ۵ از یکدیگر بیشترین تداخل دیده می‌شود که این امر موجب شده در نهایت معدل تشخیص به ۸۰ برسد. این روش با استفاده از کلاس‌بندی شبکه عصبی پرسپترون چند لایه نیز انجام شد که در استفاده از کلاس‌بندی شبکه عصبی پرسپترون چند لایه دقت تشخیص ۷۰ درصد را حاصل گردید که در نتیجه مناسبتر بودن درخت مدلی لجستیک را برای استفاده در کلاس‌بندی سیگنالهای این تحقیق بر شبکه‌های عصبی نشان می‌دهد.

مراجع

- 1- Siores, E. and Negro, A.A. "Condition monitoring of a gear box using acoustic emission testing," Mater Eval, Vol.55(2), pp.183-187, 1999.
- 2- A. Singh, D.R. Houser and S. Vijayakar, "Detecting gear tooth breakage using acoustic emission: a feasibility and sensor placement study", J Mech Des 121, pp. 587-593, 1999.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله روشی برای تشخیص انواع چرخ‌دنده‌های معیوب و سالم با استفاده از تحلیل سیگنالهای آکوستیک امیشن و توسط درخت مدلی لجستیک ارائه گردید. این روش در کلاس‌بندی سیگنالهای آکوستیک امیشن کارایی بسیار مطلوبی دارد. اعمال بسته ویولت به سیگنالهای آکوستیک امیشن جهت استخراج ویژگیهای مناسب در کلاس‌بندی چرخ‌دنده‌های معیوب بسیار مناسب است. همچنین نتایج نشان می‌دهد استخراج ویژگی از زیرباندهای سیگنال آکوستیک امیشن تجزیه شده توسط تبدیل ویولت Symlet10 و ۳ سطح تجزیه، دقت بالاتری را نسبت به سایر توابع ویولت و دیگر سطوح تجزیه فراهم آورده است. ویژگیهای متمایز کننده چرخ دنده‌های معیوب در زیر باند ششم سیگنال تجزیه شده نیز وجود دارند که نشان می‌دهد استفاده از تبدیل بسته ویولت در این مسئله کارا تر از تبدیل ویولت کلاسیک است.

تشکر و قدردانی

داده‌هایی که در این تحقیق مورد استفاده قرار گرفته‌اند در آزمایشگاه دکتر امبا و توسط آقای بابک افتخارنژاد در دانشکده مهندسی مکانیک دانشگاه کرانفیلد انگلستان فراهم گردیده‌اند. لازم است تشکر صمیمانه خود را از ایشان به جهت اینکه داده‌های تحقیق را در اختیار نویسندگان مقاله قرار داده‌اند اعلام نمائیم.

پی‌نوشت:

- 1- Acoustic Emission
- 2- Support Vector Machine Attribute Evaluation

- 3- N. Tandon and S. Mata, "Detection of Defects in Gears by Acoustic Emission Measurements", Journal of Acoustic Emission, Vol.17, Issue 1-2, pp 23-27, 1999.
- 4- H. Sentoku, "AE in Tooth Surface Failure Process of Spur Gears", Journal of Acoustic Emission, Vol. 16, Issue 1-4, PP. 19-24, 1998.
- 5- T. Toutountzakis, C.K. Tan and D. Mba, "Application of acoustic emission to seeded gear fault detection", NDT & E Int, 38 (1), pp. 27-36, 2005
- 6- C.K. Tan, P. Irving and D. Mba, "A Comparative experimental study on the diagnostic and prognostic capabilities of acoustics emission, vibration and spectrometric oil analysis for spur gears", Mech Syst Signal Process, 21 (1), pp.208-233, 2007.
- 7- R. I. Hamzeh, K. R. Al-Balushi, and D.Mba, "observations of acoustic emission under conditions of varying specific film thickness for meshing spur and helical gears", Journal of Tribology, Vol.130, Issue 2, Ap. 2008
- 8- S. A. Mirhadizadeh and D. Mba, "Observations of acoustic emission in a hydrodynamic bearing", 14th International congress on Condition monitoring and diagnostic engineering management (COMADEM'2008)
- 9- B. Eftekharnjad and D. Mba, "Seeded fault detection on helical gears with acoustic emission", Applied Acoustics, In Press.
- 10- S. Qian, D. Chen, Joint-Time Frequency Analysis: Methods and Applications, Publisher: Prentice Hall, 1996.
- 11- L. D. Hall and D. Mba, "Acoustic Emissions diagnosis of rotor-stator rubs using the KS statistic," Mechanical Systems and Signal Processing, Vol. 18 (4), pp. 849-868, 2004.
- 12- N. Landwehr, M. Hall and E. Frank, "Logistic model trees", In Proc. 14th European Conference on Machine Learning, pp. 241-252. Springer-Verlag, 2005.
- 13- S. Rasoul Safavian, D. Landgrebe, "A Survey of Decision Tree Classifier Methodology", IEEE T-SMC, Vol. 21, N. 3, pp. 660-674, 1991.
- 14- T. M. Mitchel, Machine Learning, McGraw-Hill, 1997.