

عیب‌یابی و تعیین میزان بار در ماشینهای الکتریکی به روش تحلیل ارتعاشات با استفاده از شبکه‌های عصبی

محمد مهدی همایون پور^{۱*}، داریوش حکیم زاده^۲

۱- استادیار دانشکده مهندسی کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

۲- فارغ التحصیل کارشناسی ارشد مهندسی کامپیوتر، دانشگاه صنعتی امیرکبیر

*دانشگاه صنعتی امیرکبیر، دانشکده مهندسی کامپیوتر

آزمایشگاه سیستمهای هوشمند صوتی- گفتاری

homayoun@ce.aut.ac.ir

(دریافت مقاله: شهریور ۱۳۸۱، پذیرش مقاله: شهریور ۱۳۸۲)

چکیده - ماشینهای دوار و در میان آنها موتورهای الکتریکی القایی نقشی مهم و کلیدی در صنعت دارند. این موتورها در هنگام کار در برابر تنش‌های گوناگون قرار می‌گیرند که موجب خرابی استاتور یا رتور آنها می‌شود. چنانچه بتوان خرابی موتور را پیش‌بینی و از گسترش خطا جلوگیری کرد، فواید اقتصادی فراوانی حاصل خواهد شد. از آنجا که وقوع خرابی در هر ماشین دوار موجب تغییر ارتعاشات ماشین می‌شود، سعی شده از طریق تحلیل ارتعاشات، وجود یا عدم وجود عیوب مختلف حلقه به حلقه و کلاف به کلاف استاتور در ماشین القایی و در صورت معیوب بودن نوع آن تشخیص داده شود. همچنین به کمک تحلیل ارتعاشات، بار اعمالی به موتور نیز تعیین شود. در این راستا برای تشخیص عیب استاتور، یک موتور سه فاز به نحو خاصی سیم‌بندی شد، بطوری که انواع عیوب استاتور را بر روی موتور بتوان ایجاد کرد. ارتعاشات حاصل از کار موتور در شرایط عادی، تحت بارها و عیوبهای مصنوعی مختلف، ثبت و ضبط شد. خصوصیت‌های طیفی سیگنال ارتعاشات برای عیوب و بارهای مختلف، به روش تحلیل مودال بررسی شد. همچنین با استخراج ویژگیهای ضرایب کپسترال و بانک فیلتر و اعمال آنها به دو نوع شبکه عصبی با نظارت LVQ و بی نظارت SOM، طبقه‌بندی بارها و عیوب مختلف موتور الکتریکی به صورت خودکار انجام شد. آزمایشهای متعددی برای بهبود صحت تعیین میزان بار و عیب‌یابی به کمک شبکه عصبی صورت گرفت که از آن جمله می‌توان به تعیین تأثیر نوع و طول بردار ویژگی، طول زمانی سیگنالهای آموزشی و آزمایشی و نوع شبکه عصبی اشاره کرد. به طور خلاصه به ازای زمان ۲۵۰ تا ۶۰۰ میلی ثانیه برای سیگنال آموزشی و با استفاده از ویژگی ضرایب بانک فیلتر با بعد ۲۰ و مدلسازی به وسیله شبکه‌های عصبی SOM و LVQ، به بازدهی در حدود ۹۳/۶٪ برای تشخیص میزان بار و ۹۴/۲٪ برای شناسایی عیوب موتور دست یافتیم.

کلید واژگان: سنجش وضعیت، تحلیل ارتعاشات، عیب‌یابی موتورهای الکتریکی، شبکه‌های عصبی، تحلیل کپسترال.

۱- مقدمه

ماشینهای دوار نقشی کلیدی را در تمامی صنایع ایفا می کنند. در بیشتر سیستم های صنعتی، تشخیص بموقع شروع خرابی فواید اقتصادی فراوانی در پی دارد و سطح اطمینان سیستم را بالا برده و هزینه تعمیر و نگهداری را به میزان قابل توجهی پایین می آورد. از طرف دیگر برای قطعات تولید شده یا دستگاهی که از مجموعه ای قطعات متعدد تشکیل شده، به دور بودن از عیب های زیان بخش، طوری که آنها در معرض شکست زود هنگام قرار نگیرند، بسیار حائز اهمیت است. انواع دستگاه های بازرسی و فنون مختلف در طول سالیان تکامل یافته اند و روشهای جدیدی نیز در حال توسعه است تا با فرایندهای مختلف، سالم و بی نقص و قابل اعتماد بودن قطعات و مجموعه ها را آزمایش کنند [۲،۱]. در نتیجه وقوع عیب در سیستم های دوار، ارتعاش آنها دچار تغییر می شود. بنابراین تحلیل ارتعاش یکی از روشهای است که از طریق آن عیوب را می توان شناسایی کرد. تحلیل ارتعاشی سیستم های دینامیکی به تحلیل مودال معروف است. در تحلیل مودال که اساس آزمایشهای ارتعاشی و دینامیکی روی سازه ها و سیستم ها است، از پاسخ فرکانسی سیستم به یک محرک استاندارد و استخراج خصوصیات مودال سیستم می توان مشخصات فیزیکی سیستم را به دست آورد [۳].

مراحل عملکرد اکثر سیستم های سنجش وضعیت ماشینهای دوار را می توان به دو مرحله کلی تقسیم کرد. اولین مرحله استخراج ویژگی است که در این مرحله به کمک تکنیک های مختلف یک یا چند ویژگی تولید می شود. این ویژگیها ورودی مرحله دسته بندی و تعیین وضعیت ماشین است. یکی از ساده ترین روشهای بررسی ویژگی مقایسه آن با مقدار

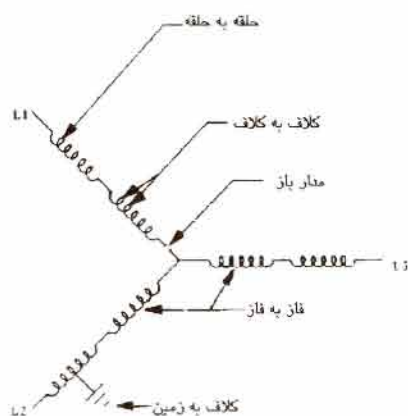
آستانه مشخصی است که برای آن ویژگی در نظر گرفته شده است. سایر روشها کمی پیچیده تر بوده و در آنها دسته بندی به کمک روشهای مختلف شناسایی الگو انجام می شود [۴]. در این روشها فرض بر این است که داده های مربوط به هر عیب در اختیار است. عیب یابی موتورهای القایی الکتریکی به عنوان یکی از مهمترین ماشین آلات دوار مورد استفاده در صنعت، یکی از زمینه های کاری محققان بوده است. انواع مختلف موتورهای الکتریکی موارد استفاده بسیار متنوعی دارند که از آن جمله می توان به دستگاه تکثیر، توربین، خطوط نقاله، پمپ، کمپرسور هوا، دستگاه های فرز و تراشکاری و تجهیزات کاوش معدن اشاره نمود [۵-۸].

بونت^۱ و سوکوپ^۲ برای خرابی های استاتور موتورهای القایی سه فاز قفسه سنجابی، پنج حالت خرابی مطرح کرده اند [۶]. این مدهای خرابی عبارتند از اتصال کوتاه حلقه به حلقه، اتصال کوتاه کلاف به کلاف، قطع فاز، اتصال کوتاه فاز به فاز و اتصال کوتاه کلاف به زمین که در شکل ۱ نشان داده شده است. اگر عیب اتصال کوتاه حلقه به حلقه برطرف نشود، به اتصال کوتاه فاز به زمین یا فاز به فاز تبدیل خواهد شد. از این بررسی ها می توان فهمید که مرحله اول خرابی های سیم پیچی استاتور، خطای اتصال کوتاه حلقه به حلقه است. خطای اتصال کوتاه حلقه به حلقه استاتور که از مخرب ترین خطاهای الکتریکی در ماشینهای القایی است، معمولاً از خرابی عایقها ناشی می شود که آن هم بر اثر آلودگی یا گرمای غیرعادی، یا دیگر تنش های محیطی، مکانیکی و الکتریکی ایجاد می شود. این خطاهای موضعی،

1. Bonnet

2. Soukup

به گونه ای تغییر داده شد که با انشعابات که از حلقه‌ها و کلاف‌ها و فازهای مختلف آن موتور خارج می‌شود، بتوان عیب‌های مختلفی را ایجاد کرد. با قرار دادن موتور در شرایط عملکرد عادی، تحت بارها و عیب‌های مصنوعی مختلف، سیگنال حاصل از ارتعاشات بدنه موتور اخذ و به روش تحلیل مودال بررسی شد و خصوصیت‌های طیفی سیگنال ارتعاشات و میزان بار و نوع عیب موتور با استفاده از شبکه‌های عصبی تعیین صورت گرفت و جوانب مختلف آن بررسی شد. بخش‌های بعدی این مقاله شامل مطالب زیر است. در بخش ۲ چگونگی پیاده‌سازی عیبه‌ها و تهیه داده‌های مورد نیاز بررسی می‌شود.



شکل ۱ مدهای خرابی استاتور

بخش ۳ به تحلیل مودال و بخش ۴ به مدل‌سازی میزان بار و عیوب موتور به کمک شبکه عصبی اختصاص دارد و در نهایت بخش ۵ به نتیجه‌گیری مطالب ارائه شده در این مقاله می‌پردازد.

۲- ایجاد عیبه‌ها و تهیه داده‌های مورد نیاز

موتور الکتریکی به گونه‌ای سیم‌بندی شد که انواع خطاهای استاتور روی آن قابل پیاده‌سازی باشد. با

نقاط داغ گرمایی را تولید می‌کنند که موجب پیشرفت خرابی می‌شود و ممکن است به خرابی اتصال کوتاه حلقه به زمین تبدیل شود که خرابی شدید و مضر است [۸].

روشهای زیادی برای عیب‌یابی موتورهای الکتریکی به کار می‌رود اما در این میان تحلیل ارتعاشی به عنوان روشی کارآمد و با دقتی بهتر از سایر روشها نظر محققان بسیاری را به خود جلب کرده است. نکته مهم در روشهای ارتعاشی، استخراج ویژگیهای مناسبی است که خصوصیات ماشین دوار را بخوبی نشان دهد و در مقابل نویز و تغییرات محیطی مقاوم باشد. در سال ۱۹۹۲ لیو^۱ از پیک‌های سیگنال و پیک‌های طیف به عنوان ویژگی مناسب استفاده کرد [۲] و در سال ۱۹۹۵ مولینارو^۲ از تحلیل کپسترال برای بهبود روش عیب‌یابی استفاده کرد [۴] و با مرور زمان ویژگیهای مختلفی مانند تبدیل موجکها و تحلیل وینرویل و ... به کار گرفته شد [۹-۱۱].

هدف اصلی این مقاله، بررسی روشهای موجود در عیب‌یابی سیستم‌های دوار به روش تحلیل ارتعاشات و انتخاب یک سیستم مناسب و پیاده‌سازی آن در یک ماشین دوار خاص و رسیدن به دقتی خوب در عیب‌یابی و تعیین میزان بار است. برای مراحل عملی کار ماشین دوار مورد آزمایش یک موتور الکتریکی سه فاز انتخاب شده است. در آزمایشهای صورت گرفته هدف آن بوده است که علاوه بر عیب‌یابی موتور از جهت اتصالات حلقه به حلقه و کلاف به کلاف به روش تحلیل ارتعاشات، میزان بار موتور نیز در هنگام کار تعیین شود.

برای این منظور سیم‌پیچی موتور الکتریکی سه‌فاز

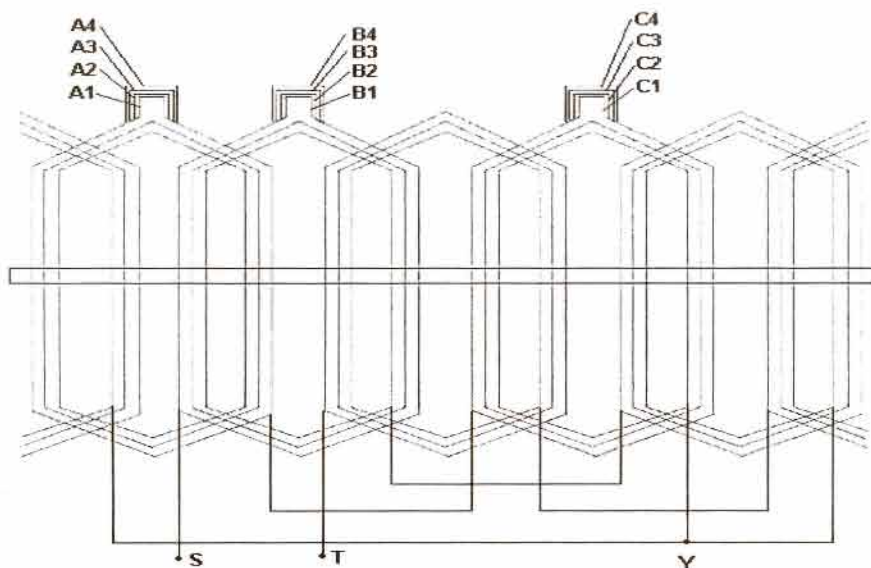
1. Liu

2. Molinaro

در کلاف‌های A، B و C به ازای هر ۱۰ دور در کلاف بزرگ، یک سر بیرون آمده است. کلاف‌های A و C هر دو متعلق به یک فاز است. با این نوع سیم‌بندی، انواع خطاهای حلقه به حلقه و کلاف به کلاف و کلاف به زمین را می‌توان ایجاد کرد. ایجاد سایر خطاها به علت خطرناک بودن در آزمایشگاه ناممکن است. این نوع خطاها در عیب‌یابی به روشهای دیگر شبیه‌سازی کامپیوتری می‌شود.

برای دریافت ارتعاشات سیستم از سنسور شتاب سنج مدل ۷۳۷۱ ساخت Bruel & Kjaer استفاده شد. این سنسور، ارتعاشات موتور را دریافت کرده و آنها را به سیگنال آنالوگ الکتریکی تبدیل می‌کند. دامنه این سیگنال توسط یک آمپلی فایر مخصوص مدل ۲۶۳۵ ساخت Bruel & Kjaer در محدوده‌ای مناسب قرار گرفت تا قابل رقمی شدن توسط یک کارت صدای کامپیوتر باشد.

استفاده از این موتور، اتصال کوتاه حلقه به حلقه، کلاف به کلاف و کلاف به زمین ایجاد و همچنین موتور تحت بارهای مختلف قرار گرفته و سیگنال ارتعاشات آن دریافت و ضبط شد. موتور مورد از نوع القایی قفسه سنجابی ۳ اسب بخار و ۳۸۰ ولت، چهار قطب، سه فاز، با اتصال ستاره و فرکانس کاری آن ۵۰ هرتز است. استاتور این موتور ۳۶ شیار و رتور آن ۲۸ میله دارد. سیم‌بندی این موتور به یک طبقه و برای هر فاز دو کلاف موجود است. کلاف‌ها هم‌مرکز هستند و هر کلاف ۱۳۲ دور دارد و در هر شیار ۴۴ دور قرار می‌گیرد. با استفاده از ترمز فوکو، بارهایی با گشتاورهای مختلف روی موتور اعمال شد. موتور مذکور در هنگام ثبت ارتعاشات، روی بستر مخصوصی قرار داده شده بود تا تأثیر ارتعاشات بستر نیز روی موتور در نظر گرفته شود. این موتور به نحو خاصی سیم‌بندی شد تا انواع عیوب مختلف را بتوان روی آن اعمال کرد. چگونگی سیم‌بندی موتور در شکل ۲ آمده است.



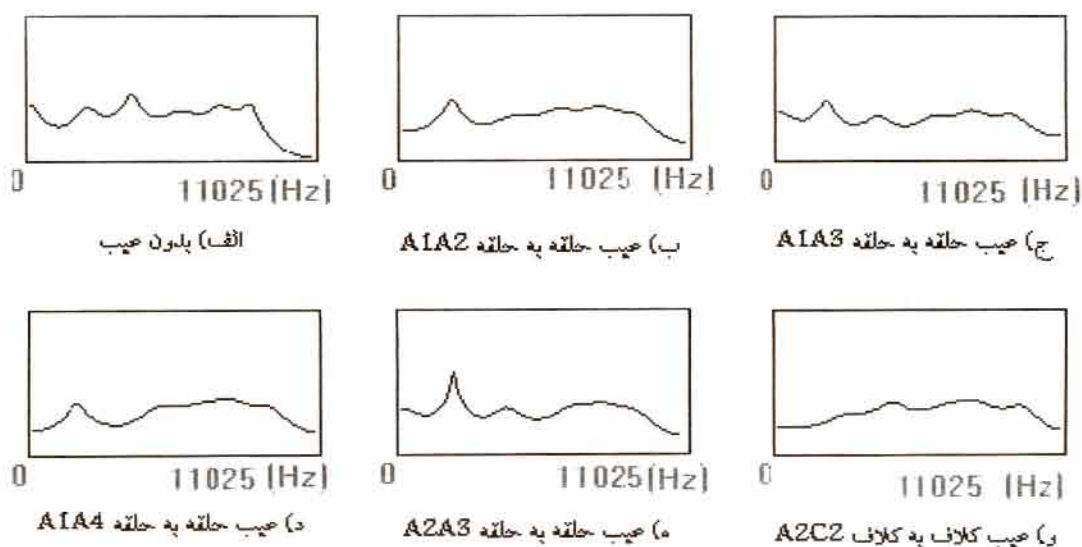
شکل ۲ سیم‌بندی موتور نمونه

از اسپکتروگراف سیگنال بررسی و مقایسه شد. یادآوری می‌شود که اسپکتروگراف نوعی نمایش سه بعدی از سیگنال است که در آن محور افقی بیانگر زمان، محور عمودی بیانگر فرکانس و میزان روشن یا تیره بودن هر نقطه در صفحه نمایش، بیانگر انرژی سیگنال در آن لحظه و در آن فرکانس خاص است. شکل ۳ طیف سیگنالهای ارتعاشی موتور برای بارهای مختلف و شکل ۴ و ۵ به ترتیب طیف و اسپکتروگراف سیگنالهای ارتعاشی موتور برای عیوب مختلف است. پیک‌های موجود در طیف بیانگر فرکانسهای تشدید ارتعاش موتور مربوط به بار یا عیب مورد نظر است. در تمامی شکل‌های ۳، ۴، ۵ فرکانس پیک اول در حدود ۱۸۰۰ هرتز و فرکانس سایر پیک‌ها در حدود ۹۰۰۰، ۷۲۰۰، ۵۴۰۰، ۳۶۰۰ هرتز است. تفاوت در طیف سیگنال ارتعاشی مربوط به عیوب و بارهای مختلف، عملاً در دامنه پیک‌ها و پهنای باند آنها مشاهده می‌شود.

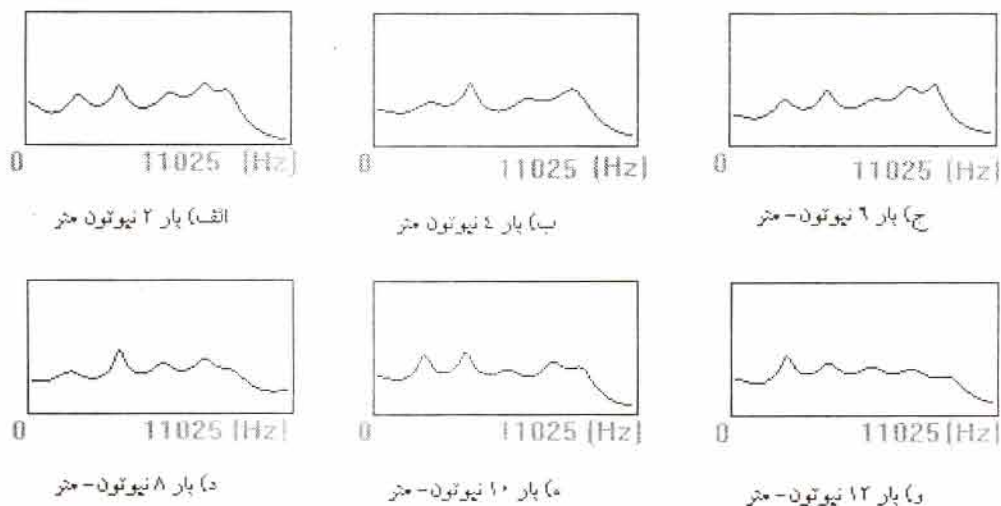
نمونه‌برداری از خروجی، توسط کارت صدا با فرکانس نمونه‌برداری ۲۲۰۵۰ هرتز و ۱۶ بیت به ازای هر نمونه صورت گرفت و بدین ترتیب پایگاه داده ای حاوی سیگنال ارتعاشات مربوط به ۷ عیب مختلف حلقه به حلقه، کلاف به کلاف و کلایف به زمین و ۷ بار مختلف ضبط شد تا در آزمایشهایی که در بخشهای بعد به توضیح آنها خواهیم پرداخت، استفاده شود. این بارها شامل حالت بدون بار، بار ۲ نیوتن - متر، بار ۴ نیوتن - متر، بار ۶ نیوتن - متر، بار ۸ نیوتن - متر، بار ۱۰ نیوتن - متر و بار ۱۲ نیوتن - متر و عیوب مختلف شامل حالت بدون عیب، عیب حلقه به حلقه A1A2، عیب حلقه به حلقه A1A3، عیب حلقه به حلقه A1A4، عیب حلقه به حلقه A2A3 و عیب کلاف به کلاف A2C2 و عیب حلقه به زمین است.

۳ - تحلیل مودال

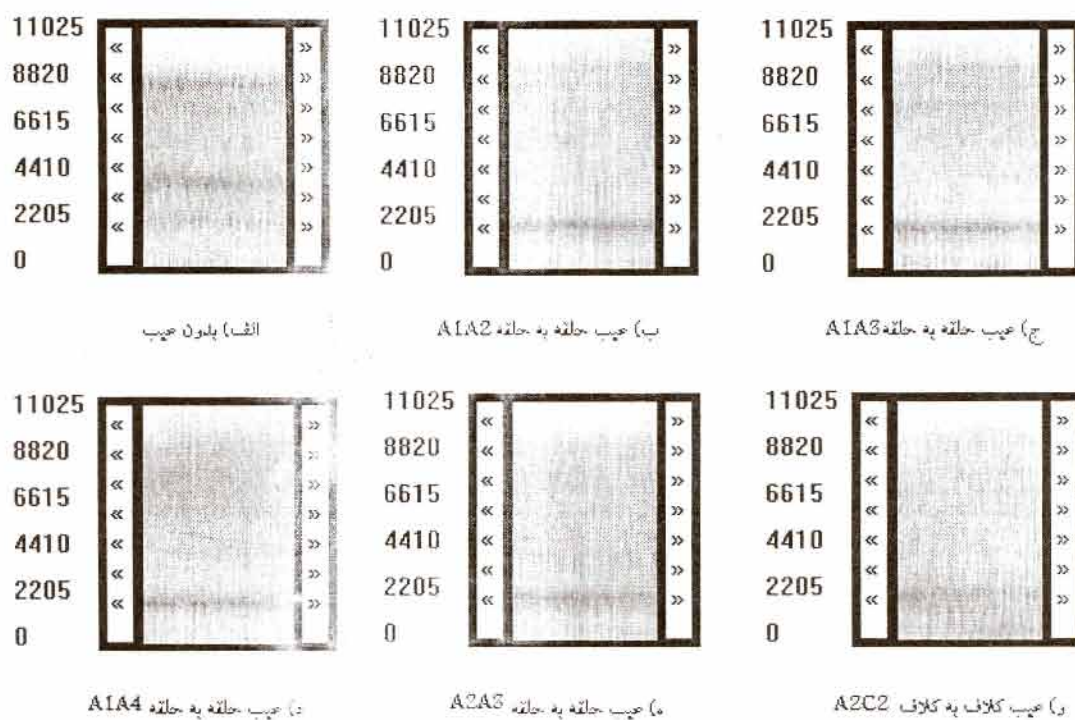
طیف سیگنال ارتعاشی حاصل از موتور الکتریکی مورد آزمایش برای بارها و عیب‌های مختلف، به دو روش لگاریتم بزرگی طیف و نیز با استفاده



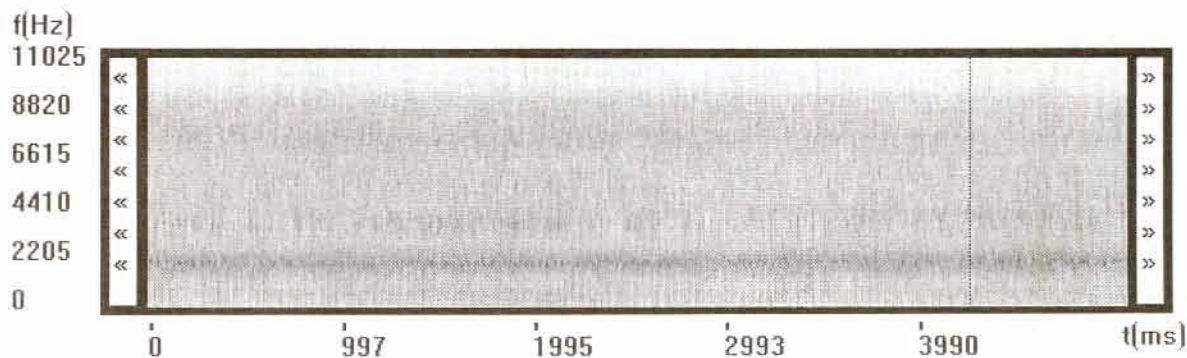
شکل ۳ طیف سیگنال ارتعاشی موتور مربوط به بارهای مختلف



شکل ۴: طیف سیگنال ارتعاشی موتور مربوط به غیوب مختلف



شکل ۵: اسپکتروگراف سیگنال ارتعاشی موتور مربوط به غیوب مختلف



شکل ۶ اسپکتروگراف مربوط به سیگنال ارتعاشی موتور مربوط به عیب حلقه به حلقه A2A3

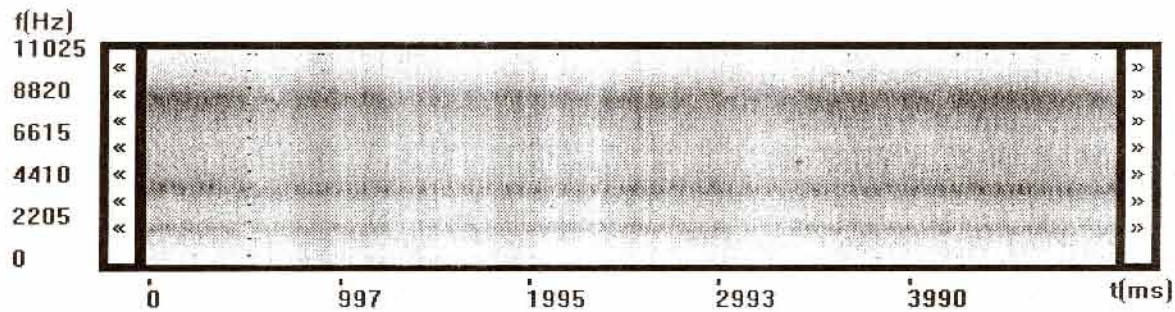
نمی‌کند، نوار تیره‌رنگ برجسته در فرکانس‌های ۱۸۰۰ هرتز در شکل ۶ بیانگر همان پیکی است که در شکل ۴ قسمت هـ مربوط به عیب حلقه به حلقه A2A3 مشاهده شد.

شکل ۷ اسپکتروگراف مربوط به اتصال حلقه به زمین را که معمولاً بسیار خطرناک بوده و تأثیر آن بر عملکرد موتور بسیار محسوس است و پراحتی می‌تواند به سوختن موتور منجر شود نشان می‌دهد. همانطور که در شکل بخوبی دیده می‌شود هارمونیک سوم و چهارم اصلاً دیده نمی‌شود و فقط هارمونیک اصلی، هارمونیک دوم و هارمونیک پنجم به صورت نوارهای تیره رنگ دیده می‌شود. انرژی هارمونیک پنجم به مراتب از انرژی هارمونیک اصلی و هارمونیک دوم بیشتر است.

با توجه به توضیحات داده شده و شکلها می‌توان به این جمع‌بندی رسید که تفاوت‌هایی محسوس در نمایش طیفی و اسپکتروگراف سیگنالهای ارتعاشی مربوط به بارها و عیوب مختلف وجود دارد که از این تفاوتها می‌توان در شناسایی بارها و عیوب مختلف به روش تحلیل مودال بهره جست. تفاوتها این ایده را مطرح می‌کند که شاید بتوان به طرق دیگری نیز بارها و عیوب مختلف را مدلسازی به‌طور خودکار شناسایی کرد. در بخش بعد به بررسیهای انجام شده در راستای

در بعضی موارد پیک‌ها بسیار تیز و مشخص و در مواردی نیز پیک‌ها نامشخص و حتی ناپیدا است. در مواردی پیک‌های با فرکانس پایین‌تر، قویتر از سایر پیک‌ها بوده و در مواردی نیز برعکس آن مشاهده می‌شود. طیف مربوط به بارهای مختلف گویای آن است که با افزایش بار، شیب طیف، تمایل به کم شدن داشته و در بارهای بالا پیک‌های فرکانس بالا خفیف‌تر و نامشخص‌تر می‌شوند. در بارهای پایین پیک‌ها تیزتر و دارای پهنای باند کمتری است. طیف سیگنال‌های ارتعاشی (شکل ۴) و نیز اسپکتروگراف سیگنال‌های ارتعاشی مربوط به عیوب مختلف (شکل ۵) نشان می‌دهد که در هنگام بی‌عیبی، پیک‌ها تیز و مشخص است لیکن با بروز عیب در موتور، پیک‌ها بویژه پیک‌های با فرکانس بالاتر تیزی و شاخص بودن خود را کاملاً از دست داده و حتی ناپدید می‌شوند.

شکل ۶ اسپکتروگراف مربوط به سیگنال ارتعاشی عیب حلقه به حلقه A2A3 را در مدت زمان طولانی‌تری نشان می‌دهد. پیک‌های مربوط به طیف سیگنال به‌خوبی به شکل نوارهایی تیره‌تر در اسپکتروگرافها دیده می‌شود. از طرفی می‌توان ملاحظه کرد که تغییرات طیف در طی زمان در هر اسپکتروگراف تقریباً ثابت بوده و تغییر چندانی



شکل ۷ اسپکتروگراف مربوط به عیب اتصال حلقه به زمین

تحلیل کپسترال، ویژگیهای LPCC و با استفاده از تحلیل فوریه، ویژگیهای بانک فیلتر استخراج شد. در بخشهای بعد ابتدا روش استخراج ویژگیها و فنون شبکه عصبی مورد استفاده در این تحقیق معرفی شده و سپس آزمایشهای انجام شده برای مدلسازی میزان بار و عیوب موتور را ارائه می کنیم.

۴-۱- استخراج ویژگی و طبقه بندی

در بیشتر مسایل طبقه بندی به دلیل اینکه مقایسه مستقیم دو سیگنال بسیار مشکل یا ناممکن است، ویژگیهایی از آن استخراج می شود تا با استفاده از آنها بتوان خصوصیات سیگنال را به طور کامل بررسی کرد و در نتیجه، مقایسه آنها راحت تر صورت گیرد. در مسایل تشخیص عیب، ویژگیهای مختلفی به کار گرفته شده اند که از آن جمله می توان به پارامترهای آماری، ضرایب سری فوریه، ضرایب خود همبستگی، ضرایب انعکاسی، ضرایب پیشگویی خطی و ضرایب کپستروم اشاره کرد. در سیستمهای دوار، سیگنال از اجزای هارمونیک متناسب با فرکانس چرخش تشکیل شده است. خرابی در سیستم تأثیر بر فرکانس سیگنال، تغییر دامنه یا فاز اجزای پررودیک سیگنال یا تولید اجزای پررودیک جدید را موجب می شود. از آنجا که تفاوت اصلی سیگنالهای موجود، در طیف آنها است

مدلسازی بارها و عیوب مختلف موتورهای الکتریکی به کمک شبکه های عصبی خواهیم پرداخت.

۴-۲- مدل سازی میزان بار و عیوب موتور به کمک شبکه عصبی

در این بخش به شرح نتایج آزمایشهای صورت گرفته به منظور مدل سازی بارها و عیوب های مختلف موتورهای الکتریکی به کمک شبکه های عصبی می پردازیم. در انجام این آزمایشها از همان پایگاه داده ای که در بخشهای قبل توضیح داده شد استفاده کرده ایم. شبکه های عصبی مورد استفاده شبکه عصبی SOM و LVQ است. به منظور آموزش شبکه های عصبی مورد نظر لازم است ابتدا ویژگیهای مناسبی را از سیگنال های ارتعاشات استخراج و سپس در مرحله آموزش، مدل های عصبی را آموزش دهیم. در مرحله آموزش نیز ویژگیهای سیگنال ارتعاشی مربوط به بار یا عیب نامشخص، با مدل های عصبی مقایسه شده و مدلی که کمترین اختلاف با سیگنال ارتعاشی مورد نظر دارد، مشخص کننده بار یا عیب موتور است. در مرحله استخراج ویژگی، هر سیگنال ارتعاشی را به قابهایی با طول ۲۵ میلی ثانیه تقسیم می کنیم. مقدار همپوشانی قاب های متوالی ۱۰ میلی ثانیه در نظر گرفته شد. با استفاده از تحلیل پیشگویی خطی و

از دو ویژگی - که تفاوت‌های طیفی را به خوبی نشان می‌دهند - استفاده شده است. اولین ویژگی استفاده شده بانک فیلتر است. عیب‌ها و تغییر میزان بار در سیستم‌های دوار، تغییر در خصوصیات طیفی سیگنال یا ایجاد پیک‌های اضافی را سبب می‌شوند که این اطلاعات در خروجی بانک فیلتر منعکس شده و در نتیجه می‌توان از آن برای تشخیص عیب استفاده کرد.

تحلیل پیشگویی خطی که به استخراج ضرایب پیشگویی خطی منجر می‌شود، یکی از مشهورترین و پر استفاده‌ترین روش‌های تحلیل سیگنال است. شهرت این روش از این واقعیت ناشی می‌شود که این ضرایب، مدل بسیار مناسبی برای انواع سیگنال‌های صوتی ارائه می‌دهند و بنابراین می‌توان آنها را برای شناسایی عیوب در تحلیل ارتعاشات به کار برد.

ضرایب کپستروم LPCC نیز بخوبی می‌توانند طیف سیگنال ارتعاشات را - با استفاده از ضرایب پیشگویی خطی که از روابط زیر به دست می‌آیند مدلسازی کنند. در این روابط ضرایب a_i و C_i بترتیب ضرایب پیشگویی خطی و ضرایب LPCC است:

$$\left\{ \begin{array}{l} C_0 = \ln G \\ C_1 = a_1 \\ C_n = \begin{cases} a_n + \sum_{k=1}^{n-1} \frac{n-k}{n} a_k C_{n-k} & , 1 \leq n \leq P \\ \sum_{k=1}^P \frac{n-k}{n} a_k C_{n-k} & n > P \end{cases} \end{array} \right. \quad (1)$$

در روابط فوق P مرتبه تحلیل پیشگویی خطی است.

۴-۲- شبکه عصبی SOM و LVQ

به منظور تشخیص خودکار عیب به روش تحلیل

ارتعاشات، با استفاده از ویژگی‌های حاصل از سیگنال ارتعاشی مربوط به هر عیب، لازم است یک مدل مناسب برای آن عیب ساخته و آموزش داده شود. در مرحله آزمایش و بهره‌برداری، سیگنال ارتعاشات مربوط به عیب نامعلوم را با کلیه مدل‌های مربوط به عیب‌های مختلف مقایسه کرده و نزدیکترین مدل به آن را تعیین و به این ترتیب عیب مورد نظر را شناسایی می‌کنیم. برای مدل سازی سیگنال‌های ارتعاشی، روش‌های مختلفی استفاده می‌شود که پیش از زمانی پویا، مدل مخفی مارکوف، شبکه‌های عصبی و چندی سازی برداری از آن جمله است. در سال‌های اخیر برای مسایل بازشناسی الگو از جمله سنجش وضعیت، از شبکه‌های عصبی نیز استفاده شده است. شبکه‌های عصبی بسته به نوع اتصالات و قوانین یادگیری، شکل‌های مختلفی می‌توانند داشته باشند. از جمله می‌توان به شبکه پرسپترون چندلایه، شبکه توابع پایه شعاعی، شبکه‌های خودسازمانده و شبکه چندی ساز برداری یادگیر اشاره کرد. مدل‌های یادگیری را می‌توان به دو نوع یادگیری با نظارت و یادگیری بی نظارت تقسیم کرد. در این تحقیق از شبکه خود سازمانده SOM که از نوع بی نظارت است و نیز شبکه چندی سازی برداری یادگیر LVQ که از نوع با نظارت است، برای مدلسازی عیب‌ها و بارهای مختلف استفاده شده است.

شبکه‌های خودسازمانده از یادگیری بی نظارت رقابتی استفاده می‌کنند. در نقشه خودسازمانده، واحدهای پردازشگر در گره‌های یک شبکه یک‌بعدی یا دوبعدی یا بیشتر قرار داده می‌شوند. واحدها در یک فرایند یادگیری رقابتی و برطبق قانون یادگیری شبکه، نسبت به دسته الگوهای ورودی تنظیم می‌شوند. محل واحدهای تنظیم شده، در شبکه

به گونه ای نظم می یابد که نقشه ای خود سازمانده از الگوهای بردارهای ورودی را تشکیل می دهد که در آن محل قرار گرفتن واحدها، متناظر با ویژگیهای الگوهای ورودی است. در خاتمه آموزش شبکه عصبی SOM، یک کتاب کد - شامل تعدادی کلمات کد که تعداد آنها با توجه به توپولوژی شبکه تعیین می شود - به دست می آید [۱۲]. به عنوان مثال شبکه SOM دوبعدی با توپولوژی 8×12 دارای کتاب کد با ۹۶ کلمه کد است. برای آموزش شبکه عصبی SOM ابتدا یک کتاب کد با توپولوژی مورد نظر را که اعضای اولیه آن می توانند به صورت تصادفی یا جز آن، از روی مجموعه بردارهای یادگیری تعیین شده باشند، در نظر می گیریم. چنانچه عضو m_i این کتاب کد را m_i بنامیم، در این صورت بهینه سازی اعضای این کتاب کد با استفاده از رابطه زیر بدین صورت انجام می شود که در هر مرحله، بردار آموزشی $x(t)$ به عنوان ورودی در نظر گرفته می شود. نزدیک ترین عضو کتاب کد به ورودی طبق رابطه زیر مشخص می شود:

$$C = \arg \min_i \{ \text{length}(x - m_i) \} \quad (2)$$

عضو مشخص شده از کتاب کد و سایر اعضای که در شعاع همسایگی مشخصی از آن قرار می گیرند بر طبق رابطه زیر اصلاح می شود:

$$m_i^{\text{new}} = (1 - \alpha) m_i^{\text{old}} + \alpha x \quad (3)$$

در رابطه فوق α را هسته همسایگی می نامیم که می تواند تابعی از زمان بوده و در ابتدای آموزش شبکه بزرگ بوده و بتدریج که شبکه آموزش می بیند، کوچکتر شود.

شبکه عصبی دوم استفاده شده در این پروژه، شبکه چندی ساز برداری یادگیر LVQ است [۱۲]. در این شبکه عصبی بدلیل با نظارت بودن، هر بردار

ویژگی برجستگی دارد که معرف کلاسی است که این بردار ویژگی بدان تعلق دارد. منظور از کلاس نوع عیب یا میزان بار موتور است. روش LVQ سعی می کند با تغییر مقادیر بردار ویژگی موجود در کتاب کد اولیه، مرز بین کلاسها را برای ایجاد تمایز بهتر اصلاح کند. فرض کنید تعدادی بردار ویژگی در کتاب کد اولیه در اختیار داشته باشیم. بردارهای عضو کتاب کد را کلمه کد m_i می نامیم. این کتاب کد اولیه می تواند به کمک الگوریتم k نزدیکترین همسایه و به کمک کلیه بردارهای ویژگی یادگیری به دست آید. این کتاب کد در عمل معرف کلاسهای مختلفی است که بردارهای ویژگی یادگیری به آنها تعلق دارند. در کتاب کد اولیه، هر کلاس شامل اعضای است که عبارتند از چندین کلمه کد که همگی دارای برجستگی همان کلاس باشند. با این کار سعی می کنیم فضای بردارهای ورودی را به تعدادی ناحیه (کلاس) متمایز تقسیم کنیم. به منظور اصلاح کتاب کد اولیه، بردارهای ویژگی یادگیری یکی یکی به شبکه اعمال می شود. برای این منظور به ازای هر بردار ورودی x ، ابتدا کلاسی که x در آن واقع است مشخص می شود. هر بردار ورودی x به کلاسی تخصیص داده می شود که نزدیکترین m_i بدان تعلق دارد:

$$C = \arg \min_i \{ \text{length}(x - m_i) \} \quad (4)$$

نزدیکترین m_i به x را m_c می نامیم. فرض کنید $x(t)$ بردار ویژگی یادگیری در لحظه t و $m_i(t)$ دنباله m_i ها در حوزه زمان باشند، در این صورت قانون یادگیری شبکه به صورت زیر اعمال می شود:

$$m_c^{\text{new}} = \begin{cases} m_c^{\text{old}} + \alpha(x - m_c^{\text{old}}) & \text{if } C_x = C_m \\ m_c^{\text{old}} - \alpha(x - m_c^{\text{old}}) & \text{if } C_x \neq C_m \end{cases} \quad (5)$$

در روابط فوق C_x کلاس بردار ورودی x و C_m

جدول ۱ اثر بعد بردار ویژگی بر بازده صحت شناسایی بارهای مختلف (درصد)

۲۰	۱۲	۸	تعداد ضرائب LPCC
۸۸	۸۵	۸۱	صحت شناسایی بارها
۸۹	۸۵	۸۳	صحت شناسایی عیوب

در آزمایش بعدی که با استفاده از شبکه عصبی SOM با کتاب کد 8×12 و ۱۲ ضریب ویژگی LPCC انجام شد، تأثیر طول سیگنال آموزشی بر صحت تعیین بار یا عیب موتور بررسی شد. آزمایش بدین صورت انجام شد که زمان سیگنال تست ثابت و برابر با ۱ ثانیه بود و زمان سیگنال آموزشی از ۲۰۰ms تا ۱۰۰۰ms تغییر داده شد. نتایج این آزمایش در جدول ۲ آورده شده است.

در جدول ۲ مشاهده می‌شود که با افزایش طول سیگنال آموزشی، مدلها بهتر آموزش دیده و در نتیجه کارایی افزایش می‌یابد، اما با افزایش سیگنال آموزشی از یک مرحله به بعد (حدود ۶۰۰ میلی ثانیه) تفاوت چندانی در بهبود نتایج دیده نمی‌شود. همچنین با کاهش زمان سیگنال آموزشی کارایی به تدریج افت می‌کند و از یک مرحله به بعد (حدود ۲۵۰ میلی ثانیه)، این افت بسیار شدید می‌شود. با توجه به نتایج به‌دست آمده، بهترین نتیجه بازنمایی به ازای سیگنالهای آموزشی با طول ۲۵۰ تا ۶۰۰ میلی ثانیه به‌دست آمد.

همانطور که پیشتر اشاره شد علاوه بر شبکه عصبی SOM از شبکه عصبی LVQ نیز برای تعیین میزان بار و عیب موتور الکتریکی استفاده شد. به منظور استفاده از شبکه LVQ، در ابتدا شبکه برای تمامی عیوب آموزش داده شد. از آنجا که یادگیری این شبکه با نظارت است لذا می‌توان چندین عیب مختلف را همزمان به شبکه آموزش داد. هر بردار

کلاس نزدیکترین کلمه کد به بردار X یعنی m_c است. در اینجا $0 < \alpha(t) < 1$ و $\alpha(t)$ می‌تواند ثابت بوده یا به‌طور تدریجی در حین آموزش کاهش یابد. معمولاً کل بردارهای یادگیری را چندین مرتبه به شبکه اعمال می‌کنیم تا آموزش آن به بهترین نحو صورت گیرد.

۴-۳- آزمایشات و نتایج حاصل

توپولوژی شبکه‌های عصبی LVQ, SOM را از نوع مسطح و با ابعاد 8×12 و 16×16 انتخاب و به ازای هر بار یا عیب، یک مدل شبکه عصبی SOM شامل یک کتاب کد به‌دست آوردیم. شعاع همسایگی را ابتدا 3×3 در نظر گرفته و سپس بتدریج آن را کاهش دادیم. نرخ یادگیری را نیز از 0.9 شروع کرده و آن را تا حد 0.005 کاهش دادیم. پس از چندین مرتبه اعمال داده‌های آموزش به شبکه، کتاب کد مربوط به بار یا عیب مورد نظر به‌دست آمد. برای شبکه عصبی LVQ نیز نرخ یادگیری در شروع 0.9 در نظر گرفته شد و سپس تا حد 0.005 کاهش یافت. در اینجا نیز داده‌های آموزشی چندین بار به شبکه اعمال شد.

در آزمایش اول به منظور بررسی تأثیر طول بردار ویژگی بر صحت بازنمایی عیب‌ها و بارهای مختلف، بعد بردار ویژگی ضرائب LPCC را ۸، ۱۲ و ۲۰ در نظر گرفتیم. در این آزمایش از شبکه عصبی SOM با توپولوژی 8×12 استفاده شد. جدول ۱ حاوی نتیجه این بررسی است. این نتایج نشان می‌دهد که افزایش بعد بردار ویژگی موجب افزایش صحت بازنمایی می‌شود. لیکن باید توجه داشت که با افزایش بعد بردار ویژگی، طول زمان ایجاد مدل در مرحله آموزش و همچنین تعیین حالت موتور در مرحله آزمایش نیز افزایش می‌یابد.

کلاس و بردارهای ویژگی که در آن کلاس نیستند به شبکه اعمال گردید. اینکار موجب شد که شبکه توانائی لازم برای تمایز بین بارها و عیوب مختلف را پیدا کند. برای این منظور ۱۲۵ بردار ویژگی برای هر عیب خاص و ۱۲۵ بردار ویژگی برای عیوب مختلف دیگر (۲۵ بردار ویژگی برای هر عیب) به طور همزمان به شبکه اعمال شد. قبل از اعمال

ویژگی همراه با برچسب کلاس آن ویژگی به شبکه اعمال شد. با این روش آموزش، بازدهی بسیار پایینی برای تعیین میزان بار و نوع عیب به دست آمد. برای دستیابی به کارایی بهتر روش آموزش شبکه را کردیم. در روش جدید مانند روش مورد استفاده در شبکه عصبی SOM به ازای هر کلاس (میزان بار یا عیب موتور) یک مدل مستقل آموزش داده شد. برای آموزش هر مدل بردارهای ویژگی مربوط به هر

جدول ۲ اثر طول سیگنال ارتعاشی مورد استفاده بر صحت تعیین میزان بار و نوع عیب مدلها (درصد)

طول زمانی سیگنال آموزش	۲۵۰ms	۳۰۰ms	۶۰۰ms	۱۰۰۰ms
صحت شناسایی بارها	۸۵/۸	۸۶/۵	۸۸/۶	۸۹/۱
صحت شناسایی عیوب	۸۴/۷	-	۸۶/۳	-

کتاب کد و توپولوژی شبکه عصبی در نتیجه نهایی تأثیر دارند، بعد کتاب کد را افزایش داده و برابر 16×16 در نظر گرفتیم. نتایج به دست آمده در جدول ۴ ارائه شده است.

به طوری که ملاحظه می شود در این آزمایش شبکه LVQ در مقایسه با شبکه SOM صحت بازشناسی بالاتری را فراهم می سازد. کارایی بهتر LVQ بدلیل با نظارت بودن آموزش آن می باشد. مقایسه جداول ۳ و ۴ گویای آن است که افزایش اندازه کتاب کد از 12×8 به 16×16 در افزایش کارایی تا میزان حداکثر ۲ تا ۳ درصد مؤثر بوده است. لیکن باید توجه کرد که با افزایش اندازه کتاب کد، محاسبات آموزش و تست توأماً افزایش می یابد. لذا انتخاب اندازه مناسب کتاب کد را می توان با توجه به قدرت محاسباتی کامپیوتر مورد استفاده و نیز بی درنگ بودن سیستم و سرعتی

ویژگیها، الگوریتم k نزدیکترین همسایگی KNN برای داده های آموزشی به کار رفت. این الگوریتم موجب می شود که آموزش شبکه عصبی به روش LVQ با مدل اولیه مناسبی شروع شود. برای این الگوریتم k برابر ۷ در نظر گرفته شد. برای بررسی تأثیر انتخاب نوع ویژگی بر صحت بازشناسی، از ضرایب بانک فیلتر نیز استفاده شد (جدول ۳).

نتایج به دست آمده گویای آن است که کارایی شبکه عصبی LVQ تا حدی از نتایج حاصل از شبکه SOM بهتر است. همچنین به نظر می رسد که ویژگی بانک فیلتر نسبت به ویژگی LPCC از کارایی بهتری برخوردار باشد. این نتیجه می تواند به دلیل مدل شدن بهتر خصوصیات پیک های سیگنال شامل فرکانس، دامنه و پهنای باند آنها و به طور کلی خصوصیات طیفی سیگنال توسط بانک فیلتر باشد. از آنجا که بعد

جدول ۳ مقایسه درصد کارائی با توجه به نوع ویژگی و نوع شبکه عصبی به کار رفته. ابعاد 8×12 برای توپولوژی شبکه‌های عصبی استفاده شده است.

FB(LVQ)	LPCC(LVQ)	FB(SOM)	LPCC(SOM)	(ویژگی) نوع شبکه عصبی
۹۱/۷	۸۸/۳	۹۱/۷	۸۸/۳	صحت شناسایی بارها
۹۳/۵	۸۸/۳	۹۳/۲	۸۸/۲	صحت شناسایی عیوب

جدول ۴ مقایسه درصد کارائی با توجه به نوع ویژگی و نوع شبکه عصبی به کار رفته. ابعاد 16×16 برای توپولوژی شبکه‌های عصبی استفاده شده است.

FB(LVQ)	LPCC(LVQ)	FB(SOM)	LPCC(SOM)	(ویژگی) نوع شبکه عصبی
۹۳/۶	۹۰/۸۵	۹۳/۶	۹۰/۴	صحت شناسایی بارها
۹۴/۲	۸۹/۸	۹۴/۲	۸۹/۲	صحت شناسایی عیوب

به ازای بارها و عیوب مختلف یکسان نیست. جدول ۵ و ۶ درصد صحت را برای تعیین میزان بار و عیب در حالتی که از شبکه عصبی LVQ به ابعاد 16×16 و نیز از ۲۰ ضریب بانک فیلتر به عنوان ویژگی استفاده شده است، نشان می‌دهد. همانطور که مشاهده می‌شود بار ۴ نیوتن-متر و نیز عیب A2A3 منشأ بروز خطای بیشتری در مقایسه با سایر بارها و عیوب است.

که در تعیین میزان بار و عیب موتور انتظار داریم، انجام داد. لازم است ذکر شود که زمان لازم برای تعیین میزان بار و نیز عیب موتور با استفاده از کامپیوتر پنتیوم III با سرعت 700MHz در حدود ۴۰۰ میلی ثانیه مجموعاً برای استخراج ویژگی و پاسخ شبکه عصبی به دست آمد.

ذکر این نکته نیز لازم است که در آزمایشهای انجام شده، خطای تعیین میزان بار و نیز عیب موتور

جدول ۵ درصد صحت تعیین بار موتور به ازای به‌ازای مختلف.

بار موتور (نیوتن-متر)	۰	۲	۴	۶	۸	۱۰	۱۲
	۱۰۰	۱۰۰	۸۰	۸۹	۹۷	۹۰	۹۹

جدول ۶ درصد صحت تعیین عیب موتور به ازای عیب‌های مختلف.

عیب موتور	بی‌عیب	A1A2	A1A3	A1A4	A2A3	A2C3
	۱۰۰	۹۶	۹۶	۹۳	۸۱	۹۹

۵- نتیجه گیری

در مطالعات به کمک تحلیل مودال معلوم شد که طیف و خصوصیت‌های پیک‌های موجود در سیگنال ارتعاشات موتور، حاوی تفاوت‌های محسوسی به ازای عیوب و بارهای مختلف موتور الکتریکی است. این تفاوت‌ها ما را ترغیب کرد که به کمک روش‌های طبقه‌بندی و مدلسازی بتوانیم حالت‌های مختلف موتور (میزان بار و عیب موتور) را به طور خودکار تعیین کنیم. برای این منظور دو نوع شبکه عصبی بی‌نظارت و با نظارت SOM و LVQ انتخاب و استفاده شد. هر دو شبکه نشان داد که برای منظور مورد نظر مناسب هستند. لیکن بهترین نتیجه به دست آمده برای کتاب کد 16×16 کلمه ای برای شبکه عصبی LVQ به دست آمد. مشاهده شد که برای عیب‌یابی، شبکه‌های عصبی با یادگیری با نظارت، نسبتاً بهتر کار می‌کنند و در کل برای مدلسازی حالت‌های موتور مناسب‌ترند. شبکه‌های بی‌نظارت زمان آموزش پایین‌تر و پیچیدگی کمتری نسبت به شبکه‌های با یادگیری با نظارت دارند. گر چه معمولاً زمان آموزش شبکه‌های عصبی طولانی است، لیکن به دلیل برون‌خط بودن مرحله آموزش و اینکه آموزش فقط یک بار انجام می‌شود، در عمل مشکل چندانی به وجود نمی‌آورد. آنچه مهم است زمان لازم برای آزمایش و تعیین حالت موتور است که با استفاده از کامپیوترهای امروزی معمولاً این زمان در حد قابل قبولی است. نتیجه دیگری که از این تحقیق به دست آمد آن است که ضرایب بانک فیلتر، کارائی بیشتری نسبت به ضرایب کپسترا ل حاصل از تحلیل پیشگویی خطی برای تعیین حالت موتور دارند. همچنین با افزایش طول بردار ویژگی و نیز افزایش حجم داده‌های آموزشی، حالت موتور بهتر مدلسازی می‌شود. مشاهده شد که ۲۰ ضریب ویژگی و ۶۰۰

میلی ثانیه سیگنال ارتعاشی، مقادیر مناسبی برای مدلسازی حالت‌های موتور توسط شبکه‌های عصبی به کار رفته در این تحقیق است.

۶- منابع

- [1] Mitchell, J. S.; 1999; "The history of Condition Monitoring and Condition-Based Maintenance;" Sound and Vibration; 33(11).
- [2] Liu, T. I.; Mengel, J. M.; 1992; "Intelligent Monitoring of Ball Bearing Conditions;" Mechanical Systems and signal Processing; 6(5): 419-431.
- [۳] محمودی، س. ن.، ۱۳۷۹، "طراحی نرم افزار پایه ای برای تحلیل سیگنال ارتعاشی در حوزه فرکانس برای عیب‌یابی در جعبه دنده؛" پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تربیت مدرس.
- [4] Molinaro, F.; Castanie, F.; 1995; "Signal Processing Pattern Classification Techniques to Improve Knock Detection in Spark Engines;" Mechanical Systems and Signal Processing; 9(1): 51-62.
- [5] Thorsen, O.V.; Dalva, M.; 1997; "Condition Monitoring Methods, Failure Identification and Analysis for High Voltage Motors in Petrochemical Industry;" Eight International Conference on Electrical Machines and Drives; pp.109-113
- [6] Bonnet, A. H.; Soukup, G. G.; 1991; "Cause and Analysis of Stator and Rotor Failures in 3 Phase Squirrel Cage Induction Motors;" IEEE Transaction on Industry Applications; 28(1): 22-42.
- [7] Joksimovic, G.; Penman, Jim; 1998; "The Detection of Inter Turn Short Circuits in the Stator Winding of Operating Motors;" Proceeding of the 24th Annual Conference of the IEEE; 4: 1974-1979.

- Trispectrum;" Mechanical Systems and Signal Processing; 8(3): 375-394.
- [11] Paya, B. A.; Esat, I. I.; Badi, M. N. M.; 1997; "Artificial Neural Network Based Fault Diagnostics of Rotating Machinery Using Wavelet Transforms as a Preprocessor;" Mechanical Systems and Signal Processing; 11(5): 751-765.
- [12] Kohonen, T.; 1990; "The Self-Organizing Map;" Proceedings of the IEEE; 78(9): 1464-1480.
- [۸] واعظ، ح.؛ ۱۳۷۹؛ "بررسی شبیه سازی و تحلیل خطاهای سیم بندی استاتور موتورهای القایی؛" پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی امیر کبیر.
- [9] Lin, S. T.; McFadden, P. D.; 1997; "Gear Vibration Analysis by b-spline Wavelet-based Linear Wavelet Transform;" Mechanical Systems and Signal Processing; 11(4): 603-609.
- [10] Collis, W. B.; White, P. R.; Hammond, J. K.; 1998; "Higher-Order Spectra: The Bispectrum and