

مدل سازی، شبیه سازی و تشخیص عیب گام پره توربین های بادی مجهز به ژنراتور سنکرون درایو مستقیم با روش ماشین بردار پشتیبان

کریم عباسزاده^۱، صدیقه ابراهیمی^۲

^۱استاد، دانشکده مهندسی برق، گروه قدرت، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، Abbaszadeh@kntu.ac.ir
^۲دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی برق، گروه قدرت، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، se.ebrahimi@ee.kntu.ac.ir
 تاریخ دریافت مقاله ۱۳۹۴/۱۰/۱۱، تاریخ پذیرش مقاله ۱۳۹۵/۱/۱۶

چکیده: در این مقاله، تأثیر عیب گام پره بر توربین باد مدل سازی و شبیه سازی شده و روش تشخیص این عیب مبتنی بر الگوریتم ماشین بردار پشتیبان بر اساس سیگنال های الکتریکی و مکانیکی بررسی شده است. مدل دینامیکی ژنراتور سنکرون آهنربا دائم و توربین باد در محیطی متشکل از سیمولینک، فست و توربسیم تحت دو شرایط کاری سالم و نامیزانی آیرودینامیکی با تنظیم گام یک پره متفاوت از سایر پره ها، شبیه سازی شده است. نتایج در حوزه ی زمان ثبت و سپس با استفاده از تبدیل فوری به حوزه ی فرکانس انتقال یافته و نشان داده شده است که در صورت وقوع خطای پره دامنه ی تحریک در فرکانس 1p در سیگنال های الکتریکی و با شدت بالا در سیگنال های مکانیکی ظاهر خواهد شد. جهت تشخیص عیب، ابتدا پارامترهای حوزه ی زمان و فرکانس سیگنال ها استخراج و سپس حساسیت این پارامترها در دو شرایط کاری سالم و معیوب با استفاده از معیار ارزیابی فاصله محاسبه شده و به عنوان متغیر ورودی ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. این عمل به تعداد ۶۰ مورد اغتشاش باد برای توربین سالم و همین تعداد برای توربین معیوب اجرا شده که تحلیل نتایج بدست آمده، اثربخشی روش پیشنهاد شده را جهت شناسایی شرایط سالم از عیب نامیزانی آیرودینامیکی در توربین باد تأیید می کند.

کلمات کلیدی: نامیزانی آیرودینامیکی، تشخیص خطا، توربین باد درایو مستقیم، ماشین بردار پشتیبان.

Modelling, Simulation & Blade Pitch Fault Detection of Wind

Turbines Equipped with Permanent Magnet Synchronous Generator based on Support Vector Machine

Sedighe Ebrahimi, Karim Abbaszadeh

Abstract: In this paper, the effect of the wind turbine blade pitch fault and fault detection method based on support vector machine algorithm based on electrical and mechanical signals have been modeled and studied. Dynamic model of permanent magnet synchronous generator and wind turbine under both aerodynamic asymmetry and normal conditions modes have been modelled in Simulink, FAST and TurbSim environment. The aerodynamic asymmetry has been simulated by adjusting the pitch of one blade different from the other pitch blades. . The simulation results recorded in the time-domain and then transformed into the frequency-domain by using the Fast Fourier Transform (FFT). This results shows when the blade failure occurred, the amplitude of excitation frequency 1p is appeared in electric signals and with more intensity in mechanic signals. For fault detection, first the time-domain and frequency-domain parameters of signals extracted, and then, the sensitivity of this parameters in healthy and faulty conditions obtained by using Distance Evaluation Criteria (DEC). The result of DEC considered as a variable input in SVM. This process implemented for the number of 60 winds Turbulence for healthy and faulty turbines. Simulation results confirmed that the proposed approach to be able to identifying the healthy condition from aerodynamic asymmetry fault in wind turbine and this proposed approach is effective and efficient for blade fault detection.

Keywords: Aerodynamic Asymmetry, Fault Detection, Direct-Drive Wind Turbine, Support Vector Machine.

۱- مقدمه

انرژی باد نظیر سایر منابع انرژی تجدیدپذیر از نظر جغرافیایی گسترده و در عین حال به صورت پراکنده و غیرمتمرکز و تقریباً همیشه در دسترس است. از سال ۱۹۷۵ پیشرفت های شگرفی در زمینه تولید توربین های بادی در جهت تولید برق به عمل آمده است. به طوری که در سال ۱۹۸۰ اولین توربین برق بادی متصل به شبکه ی سراسری نصب گردید. از دلایل این رشد سریع می توان به راندمان بالا، توان بالای تولید برق، سهولت نصب و قیمت مناسب توربین های بادی اشاره نمود [۱]. رشد مداوم صنعت توربین باد، چالش های بیشتری برای مهندسان قدرت جهت انجام نظارت بر وضعیت و ارزیابی سلامت آن ایجاد کرده است. به طور کلی هر توربین باد برای بازه ی زمان ۰/۶٪ تا ۲/۷٪ هر سال تحت شرایط خاموشی بوده که این خاموشی ناشی از آسیب های نصب و راه اندازی، نقص های هنگام ساخت یا اثرات کهنگی، آلودگی زیست محیطی و بارگذاری شدید توسط دستگاه توربین باد می باشد [۲].

انواع مختلف شکست ها که در سیستم توربین باد اتفاق می افتد، مثل شکست اجزاء، سیستم کنترل، شکست در شبکه به علت اتصالات ضعیف، شکست به علت باد شدید، رعد و برق، سستی ناشی از یخ زدگی، ژنراتور، پره های توربین، سیستم ترمز، محور یا تاقان، سیستم هیدرولیک، مکانیزم گام، جعبه دنده، سیستم یاو و غیره [۳ و ۴]. با توجه به گزارش ISET از سال ۱۹۹۲-۲۰۰۸، حدود ۳۶/۶۸٪ شکست های توربین مربوط به معیوب بودن قطعات، ۲۲/۷۹٪ مربوط به تأسیسات کنترلی و مابقی مربوط به شکست شبکه، شکست ناشی از یخ زدگی و رعد و برق و غیره بوده است. طبق گزارش فوق، ۶۳/۱٪ شکست ها منجر به خاموش شدن و از کار افتادگی توربین شده است [۵]. بخش اصلی آسیب های سیستم توربین باد آسیب های نامیزانی در پره، شفت و نامیزانی آیرودینامیکی است. علل اصلی نامیزانی پره آسیب هنگام ساخت، شرایط یخ زدگی، کهنگی، خوردگی و خستگی می باشد. نامیزانی آیرودینامیکی به علت عیوب در سیستم کنترل و برش باد بالا اتفاق می افتد. عیب سیستم کنترل، با تغییر زاویه گام یک پره متفاوت از سایر پره ها ایجاد می شود [۲ و ۶]. شیانگ گان [۷]، آسیب نامیزانی پره را با قراردادن چگالی جرمی روی یک پره که نامتقارنی جرمی روتور را فراهم می کند و آسیب نامیزانی آیرودینامیکی را با تنظیم گام یک پره که گشتاور ناهموازی در روتور به همراه دارد، شبیه سازی کرده است.

جفریز [۸] و همکارانش [۸]، با بررسی تشخیص نامیزانی و نقص در پره ی توربین بادی کوچک با اندازه گیری چگالی طیف توان در پایانه های ژنراتور به این نتیجه رسیدند که آسیب های پره ناشی از رعد و برق در پایانه های ژنراتور واضح نیست. کریمر [۹] و همکاران [۹]، با استفاده از شبکه ی حسگر فیبر نوری متصل به سیستم کنترل نظارت توربین تشخیص

عیب نامیزانی ناشی از آسیب رعد و برق را بهبود بخشیدند. آندرو کاسیاک [۱۰]، به این نتیجه می رسد که وقتی یک پره نسبت به سایر پره ها تأخیر داشته باشد، توربین خاموش می شود و در نتیجه تلفات تولید افزایش می یابد. او بیان می کند که اجزای توربین چون موتور، یاتاقان ها، چرخ دنده ی محرک، کنترل الکتریکی و جعبه دنده که به طور مستقیم با پره ها در تماس هستند، تحت تأثیر عیوب پره قرار می گیرند. جوکن گیبهاردت [۱۱]، روی آسیب های روتور از جمله عدم تعادل جرم و نامیزانی آیرودینامیکی آن تمرکز کرده و این آسیب ها را با اندازه گیری و بررسی نوسانات ناسل که توسط یک روتور معیوب تولید می شود، شناسایی می کند. چن [۱۲] و همکاران [۱۲]، یک سیستم استنتاجی عصبی فازی تطبیقی (ANFIS) را برای آنالیز داده ی سیستم کنترل نظارتی و اکتساب داده ها (SCADA) ۲۶ توربین در مزرعه ی بادی با هدف تشخیص عیب گام مورد بررسی قرار داده و به این نتیجه رسیدند که آنالیز سیگنال های SCADA با استفاده از ANFIS، پتانسیل قوی جهت تشخیص و پیش بینی خطای مزرعه ی بادی فراهم می کند. یکی دیگر از روش های آنالیز داده جهت تشخیص خطای توربین که توسط طالبی و همکاران [۱۳] مورد بررسی قرار گرفته است، شبکه های عصبی بازگشت کننده^۱ می باشد. نتیجه ی تحقیقات آن ها، تأیید عملکرد سریع، دقت خوب و احتمال بسیار کم تشخیص اشتباه روش پیشنهاد شده، می باشد.

ماشین بردار پشتیبان^{۱۱} (SVM) نیز از جمله روش های داده کاوی در زمینه ی تشخیص عیب است که با گذشت زمان در جامعه ی یادگیری ماشین به علت قابلیت تعمیم بیشتر آن نسبت به روش های سنتی مثل شبکه های عصبی مورد توجه قرار گرفته و به طور موفقیت آمیز در مواردی نظیر تشخیص چهره، تشخیص و شناسایی اشیاء، شناسایی خط و اثر انگشت، تشخیص متن، بازیابی گفتار، بازیابی تصویر و اطلاعات، پیش بینی و غیره استفاده شده است. با مقایسه ای که برای یک پایگاه داده ی مشخص بین SVM و الگوریتم های تشخیص سنتی مثل شبکه های عصبی، الگوریتم ژنتیک و غیره توسط گالریز آمیو^{۱۲} و همکارانش [۱۴] انجام شده است، SVM با زمان پردازش کمتر از یک دقیقه به دقت بالاتری نسبت به سایر روش ها رسیده است. مطالعات نشان داده است که SVM یک روش آسان و در عین حال قوی^{۱۳} جهت تشخیص و نظارت بر وضعیت ماشین است. از جمله ی این مطالعات می توان به موارد زیر اشاره نمود: آنوپ ورما^{۱۴} و اندرو کاسیاک^{۱۵} [۱۵]، SVM را جهت ایجاد مدل های پیش بینی عیب روی ۲۰ توربین باد برای یک دوره ی ۳ ماهه بررسی نمودند.

⁵ Andrew kusiak⁶ Jochen Giehardt⁷ Chen⁸ Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System⁹ Supervisory Control and Data Acquisition¹⁰ Recurrent Neural Network¹¹ Support Vector Machine¹² Golriz Amooee¹³ Robust¹⁴ Anoop Verma¹⁵ Andrew Kusiak¹ International School of Economics at Tbilisi State University² Xiang Gong³ Jeffries⁴ kramer

جهت افقی و عرضی به نمایندگی از سیگنال های مکانیکی اجرا و مورد بررسی قرار گرفته است. مدل ژنراتور توربین باد در محیطی متشکل از سیمولینک، فست^۸ و توربسیم^۹ طراحی شده است. دینامیک های توربین باد توسط فست (خستگی، آیرودینامیک ها، سازه ها و اغتشاش) شبیه سازی شده و نرم افزار سیمولینک جهت شبیه سازی ژنراتور الکتریکی و سایر اجزاء وابسته استفاده شده است. مشاهدات شبیه سازی در دو شرایط مختلف عیب نامیزانی آیرودینامیکی و شرایط عملکرد عادی در حوزه زمان ثبت و سپس جهت آنالیز با استفاده از تبدیل فوری سریع^{۱۰} (FFT) به حوزه فرکانس انتقال داده شده است. نتایج نشان داده است که فرکانس تحریک برای هر یک از سیگنال ها، 1p می باشد. نتایج حاصل از این مطالعه، نتایج اولیه ی مفید برای نظارت بر وضعیت و تشخیص عیب برخط^{۱۱} توربین باد را ارائه داده است.

این مقاله به صورت زیر مرتب شده است. در ادامه و در بخش دوم مدل سازی دینامیکی توربین به همراه PMSG در شرایط کاری سالم و معیوب بیان شده است. قسمت سوم، به معرفی SVM پرداخته شده و در قسمت چهارم، عملکرد الگوریتم فوق روی داده های توربین مورد بررسی قرار گرفته است. نتیجه گیری در قسمت پنجم ارائه شده است.

۲- مدل دینامیکی توربین باد

مدل دینامیکی سیستم توربین بادی در محیطی متشکل از سه نرم افزار (توربسیم و فست از NREL و سیمولینک متلب)، ایجاد شده است. فست، یک شبیه ساز آیرودینامیک جامع که قادر به پیش بینی ماکزیمم نیروها و نیروهای خستگی در توربین های بادی محور افقی می باشد. این کد شبیه ساز از همکاری مؤسسه انرژی های نو آمریکا با دانشگاه ایالتی اورگان ایجاد شده است و توسط مؤسسه انرژی های باد Germanischer Lloyd تأیید شده [۲۲] و برای محاسبه ی بارهای توربین های بادی به هدف طراحی و صحنه گذاری این توربین ها مناسب تشخیص داده شده است [۲۳] و همچنین تحقیقات جداگانه ای برای صحنه گذاری این کد شبیه ساز توسط افراد، مؤسسه های گوناگون و مؤسسه ی انرژی های نو آمریکا انجام شده است [۲۴ و ۲۵]. از جمله ی این تحقیقات، بررسی وضعیت آیرودینامیکی، مکانیکی و الکتریکی سیستم توربین بادی به همراه ژنراتور القایی دوتغذیه ای که توسط روح الله فدائی نژاد [۲۶]، در سال ۲۰۰۸ به کمک این شبیه ساز انجام شده است. زانگزو^{۱۲} و همکارش [۲۷]، مطالعاتی را در زمینه ی بهبود کنترل گام جهت کاهش بار توربین در ناحیه ی ۳ عملکردی آن به کمک این شبیه ساز در سال ۲۰۱۱ انجام داده است. امیرحسین حسین پور [۲۸]، یک توربین ۱/۵ مگاواتی سه پره ی مجهز به ژنراتور القایی دو تغذیه را در نواحی مختلف

تکس^۱ و همکارانش [۱۶]، روش SVM را مبتنی بر ویژگی های طیف توان، مدل سازی اتورگرسیو، طیف صوتی و طیف کلاسیک برای تشخیص تپ فرورفتگی-برآمدگی کوچک در پمپ بررسی و بهترین نمونه ی ویژگی را انتخاب و همچنین توصیف داده بردار پشتیبان را جهت یافتن کوچکترین حوزه شامل همه ی داده های هدف پیشنهاد نمودند. لینگ لی جان^۲ و همکارانش [۱۷] شاخص های آماری حوزه ی زمان را جهت تشخیص عیب جعبه دنده، یاتاقان مدور حول محور طولی، و ترک روتور بررسی نمودند. آن ها، همه ی ویژگی ها را با کمک داده ی ارتعاش در حوزه ی زمان جهت تشکیل بردار پشتیبان محاسبه و SVM را برای طبقه بندی استفاده نمودند و حساسیت هر یک از شاخص ها را برای تشخیص عیب جعبه دنده، خطای ترک روتور و یاتاقان مدور حول محور طولی محاسبه و مقایسه نمودند. اکمد ویدودو^۳ و همکارانش [۱۸] ترکیبی از استخراج تحلیل مؤلفه ی مستقل^۴ (ICA) و SVM جهت تشخیص شناسایی آسیب های موتور القایی را مورد بررسی قرار داده اند و به این نتیجه رسیدند که این ترکیب می تواند یک جایگزین امیدوارکننده جهت تشخیص هوشمند آسیب ها در آینده باشد. ویدودو و همکاران همچنین [۱۹] کاربرد استخراج ویژگی با استفاده از هسته های غیرخطی را جهت تشخیص خطاهای موتور القایی بررسی نمودند. یانگ^۵ و همکارانش [۲۰] ویژگی های آماری حوزه ی زمان و حوزه ی فرکانس را جهت تشخیص آسیب ماشین های دوار و حفره ی دریچه ی روغن موتور القایی استفاده کرده و این ویژگی ها را از سیگنال ارتعاش جریان استاتور استخراج نمودند. یان جون^۶، زو یوکی یو^۷ [۲۱] معیار همبستگی را به عنوان پارامتر ویژگی بسته به شرایط کار پره فرض و این معیار را برای سیگنال های ارتعاش پره ها جهت طبقه بندی مؤثر شرایط مختلف عیب استفاده نمودند. آن ها به این نتیجه رسیدند که این معیار استخراج ویژگی به طور خاص در تشخیص عیب مؤثر است و در این کاربردها به دقت بالاتری می رسد. با توجه به این که در مقالات و تحقیقات انجام شده در زمینه ی تشخیص آسیب توربین باد، داده های واقعی کمتر مورد استفاده قرار گرفته است لذا در این مقاله سعی شده است یک توربین ۱/۵ مگاواتی به همراه ژنراتور سنکرون آهنربا دائم تحت شرایط سالم و معیوب با دقت بالا مدل سازی و شبیه سازی شده و سپس با استفاده از ماشین بردار پشتیبان خطای گام پره تشخیص داده شده که در تحقیقات گذشته به آن پرداخته نشده است.

جهت آنالیز خطای نامیزانی آیرودینامیکی، توربین باد با استفاده از روش SVM برای سیگنال گشتاور و توان الکتریکی به نمایندگی از سیگنال های الکتریکی و شتاب زاویه ای روتور، شتاب زاویه ای یاتاقان یو در دو

¹ Tax

² Ling-Li Jiang

³ Achmad Widodo

⁴ Independent Component Analysis

⁵ Yang

⁶ Yan Jun

⁷ Xu Yuxiu

⁸ FAST

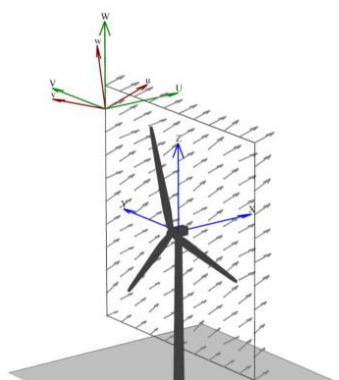
⁹ TurbSim

¹⁰ FAST Fourier Transform

¹¹ online

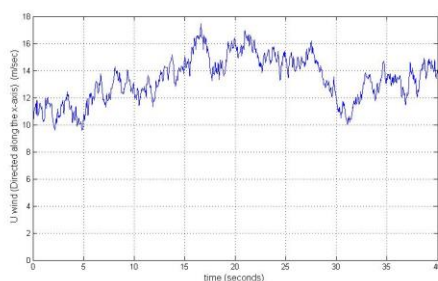
¹² Zhongzhou

روتور، ۱۵/۶٪ و شدت اغتشاش در جهت عرضی و عمودی، به ترتیب، ۱۴/۷٪ و ۹/۴٪ می باشد (همانند شکل ۲).

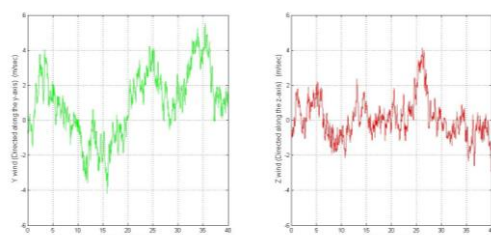


شکل ۲: سیستم مختصاتی میدان باد [۳۱]

ارتفاع هاب توربین باد ۸۴ متر است. توربین باد شامل سه پره با قطر روتور ۳۵ متر که مخالف جهت باد از برج قرار دارد. یک ماشین سنکرون آهنربا دائم ۴۰ جفت قطب در سیمولینک جهت تبدیل انرژی مکانیکی حاصل از توربین به انرژی الکتریکی به کار برده شده است. شکل ۳، مؤلفه های اغتشاش باد را در سه جهت افقی، عرضی و عمودی نشان داده است.



آ مؤلفه افقی



ب مؤلفه عرضی

پ مؤلفه عمودی

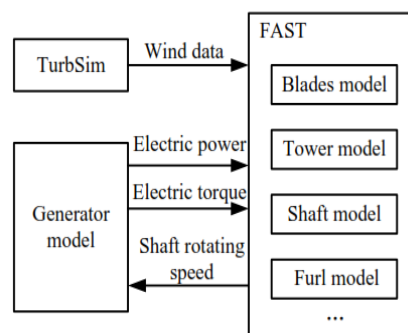
شکل ۳. مؤلفه های اغتشاش باد

تمام خروجی های مدل سیستم های تبدیل انرژی باد شبیه سازی شده در سیمولینک، در حوزه ی زمان ثبت شده است. از آنجا که تأثیر عیب در مشخصات فرکانسی سیگنال ها نسبت به سیگنال های حوزه ی زمان واضح تر است لذا جهت پردازش آن، مشخصه ی فرکانسی سیگنال های زمانی با استفاده از تبدیل فوری به دست آمده است. تحلیل فرکانسی یک فرایند پردازش سیگنال است که به کمک آن، محتوای فرکانسی سیگنال نوسانی بدست می آید. در بسیاری از عیوب، فرکانس نوسان

سرعت باد با کمک شبیه ساز فوق اجرا و آن را با تخمین مؤلفه های باد منطقه کنترل نموده است. محمد آمره [۲۵]، تشخیص عیب های مکانیکی در توربین باد مجهز به ژنراتور القایی دو تغذیه را با استفاده از روش های مبتنی بر سیگنال با کمک شبیه ساز فوق در سال ۲۰۱۴ انجام داده است. آمره چهار پارامتر را از سیگنال گشتاور و توان الکتریکی استخراج و عملکرد سه دسته بندی کننده ی خطی فیشر، ماشین بردار پشتیبان و شبکه های عصبی را جهت تشخیص هر یک از دو عیب نامیزانی جرمی و نامیزانی آیرودینامیکی با هر یک از ویژگی ها به طور جداگانه مقایسه نموده است.

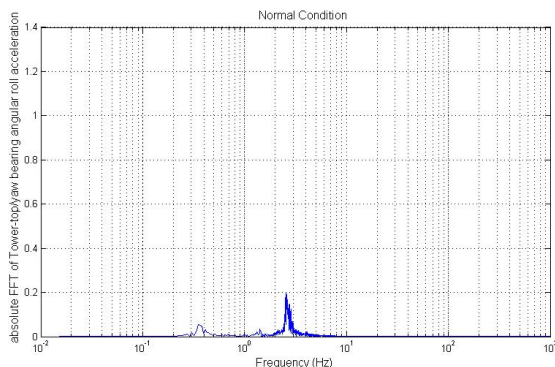
۲-۱ مدل سازی و شبیه سازی توربین سالم

فست، یک توربین باد محور افقی ۱/۵MW را بصورت ترکیبی از اجزای صلب و انعطاف پذیر و بصورت ۳ بعدی مدل کرده که به عنوان یک زیرروال در سیمولینک عمل می کند [۲۹] و جهت شبیه سازی دینامیک های غیرخطی توربین باد مورد استفاده قرار گرفته است [۳۰]. در حالی که، ژنراتور الکتریکی و سایر اجزای سیستم تولید برق توربین بادی در محیط سیمولینک متلب شبیه سازی شده است. سیگنال های توان الکتریکی، گشتاور الکتریکی و سرعت دوران جهت اتصال مدل های فست و سیمولینک استفاده شده است. ساختار کلی مدل سیستم تولید انرژی باد با اطلاعات سرعت باد در شکل ۱ نشان داده شده است [۲۵].



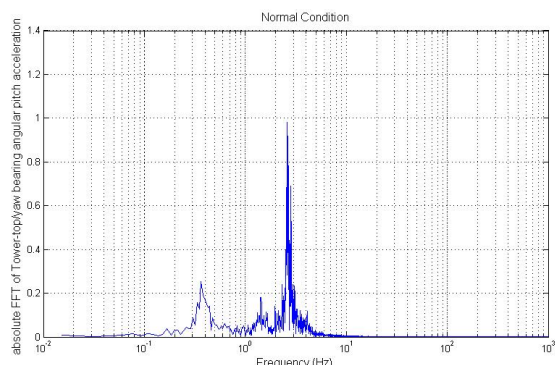
شکل ۱: ساختار کلی مبدل انرژی باد [۷]

توربین، یکی از کدهای قدرتمند در زمینه ی تولید بردارهای سرعت باد در یک سری زمانی از عرض کل ناحیه ی جاروب روتور به منظور استفاده در شبیه سازی توربین باد و یکی از شبیه سازهای ارزشمند مؤسسه ی انرژی های نو آمریکا است. مدل سازی در توربین، نیز شامل ایجاد یک مدل کامل از رفتار باد در سه بعد با در نظر گرفتن تمام محدودیت ها و شرایط محیطی و فیزیکی می باشد [۳۱]. در این مقاله برای تولید جریان باد از مدل کایمال استفاده شده است. میانگین سرعت باد ۱۲ m/s، در هر ۲۰۰ ثانیه طول شبیه سازی استفاده شده است. ناحیه ی جاروب روتور به یک شبکه ی ۱۳×۱۳ که سرعت و جهت باد توسط توربین برای هر سلول شبکه محاسبه شده، تقسیم می گردد. با استفاده از مدل اغتشاش کایمال، شدت اغتشاش نرمالایز شده در جهت طولی ناحیه جاروب



شکل ۶: سیگنال حوزه فرکانسی شتاب یاتاقان یاو در جهت افقی

دامنه ی تحریک فرکانس 3p در شکل ۷، در مقایسه با دامنه ی تحریک فرکانس 1p در شرایط کاری سالم نیز قابل رؤیت است.



شکل ۷: سیگنال حوزه فرکانسی شتاب یاتاقان یاو در جهت عرضی

مقایسه ی FFT سیگنال توان ژنراتور با سیگنال شتاب یاتاقان یاو نشان داده است که در شرایط کاری سالم تحریک ها در مشخصه ی فرکانسی شتاب به خوبی قابل مشاهده است. لذا این نتیجه می شود که برای پردازش سیگنال الکتریکی توان، تحلیل فرکانسی FFT گزینه ی مناسبی نمی باشد و برای پردازش این سیگنال ها بهتر است از روش های پردازش سیگنال دیگری استفاده شود.

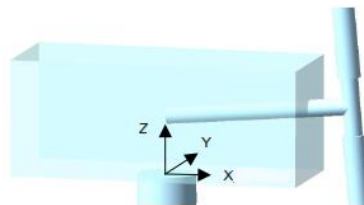
۲-۲ مدل سازی و شبیه سازی توربین معیوب

در این بخش، شبیه سازی جهت مطالعه ی عیب نامیزانی آیرودینامیکی توربین های باد انجام شده است. نامیزانی آیرودینامیکی که توسط تنظیم گام یک پره متفاوت با سایر پره ها، شبیه سازی شده، یک گشتاور ناهموار در سراسر روتور ایجاد می کند. نیروی معادل شفت توسط معادله ی (۱) تعریف می شود.

$$F_{im} = \frac{T_{aero}}{r_a} \quad (1)$$

که T_{aero} گشتاور ایجاد شده توسط عیب نامیزانی آیرودینامیکی و r_a طول معادل بازوی نیرو است. اثر عدم تقارن در شکل ۸ نشان داده شده است. به این صورت که، نیروی عدم تقارن F_{im} به عنوان نیروی معادل سه نیروی F_{im1} ، F_{im2} و F_{im3} اعمال شده به روتور با

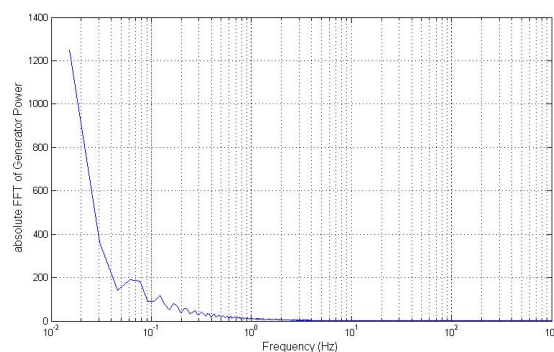
ایجاد شده با دور ماشین ارتباط دارد و در واقع هارمونیک ها و یا به عبارت دیگر مضارب صحیحی از دور ماشین در منحنی FFT دیده می شود. پس از اجرای شبیه سازی به منظور به دست آوردن مشخصه ی فرکانسی، سیگنال توان ژنراتور به نمایندگی از سیگنال های الکتریکی، شتاب یاتاقان یاو در راستای محور افقی (x) و عرضی (y)، همانند شکل ۴، به نمایندگی از سیگنال های مکانیکی پردازش می شوند.



شکل ۴: سیستم مختصات یاو [۲۳]

شکل ۵، سیگنال حوزه فرکانس توان ژنراتور، شکل ۶، سیگنال حوزه فرکانس شتاب یاتاقان یاو در جهت افقی و شکل ۷، شتاب یاتاقان یاو در جهت عرضی را نشان داده است. تحریک ها در فرکانس 1p (۰/۵۳ Hz)، به خوبی در شکل های ۶ و ۷ قابل رؤیت می باشد. p، پریود یا زمان مورد نیاز جهت ایجاد یک دوران است. به دلیل وجود سه پره در توربین باد، در هر سیکل چرخش، پره سه بار از مقابل برج عبور می کند. پس تحریک ها در فرکانس 3p و مضارب آن موجود خواهد بود.

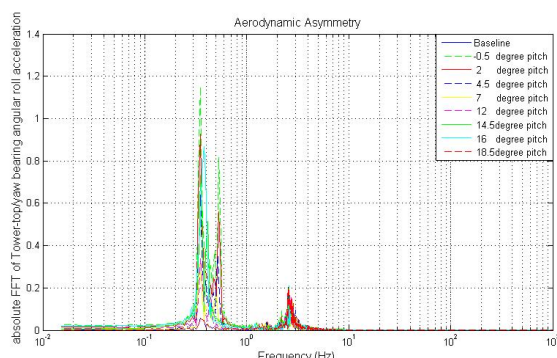
این شکل ها به عنوان سند مرجع، بعداً جهت مقایسه ی حالت سالم با حالت آسیب نامیزانی آیرودینامیکی در حوزه فرکانس استفاده شده است.



شکل ۵: سیگنال حوزه فرکانسی توان ژنراتور

تحریک ها در فرکانس 1p و 3p در شکل ۶ قابل مشاهده است.

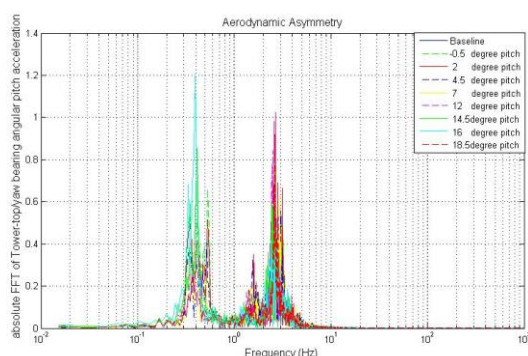
مقایسه ی شرایط کاری سالم و شرایط کاری معیوب در شکل ۱۰، نشان داده است که دامنه ی تحریک در فرکانس 1p مشخصه ی فرکانسی شتاب یاتاقان یاو در شرایط کاری معیوب در مقایسه با شرایط کاری سالم به شدت افزایش یافته است.



شکل ۱۰: سیگنال حوزه فرکانس شتاب یاتاقان یاو در جهت X برای زاویه گام های معیوب مختلف

همین طور، مقایسه ی شرایط کاری سالم و شرایط کاری معیوب در شکل ۱۱ هم افزایش دامنه ی تحریک فرکانس 1p را برای زوایای معیوب تأیید می کند.

با توجه به تئوری مونتوم المان پره ^۲ (BEM) [۳۲]، افزایش زاویه گام منجر به افزایش زاویه برخورد ایرفویل شده است؛ افزایش این زاویه منجر به افزایش سینوس و کاهش کسینوس آن شده که در نتیجه ی آن، ضریب لیفت کاهش و ضریب درگ افزایش یافته است. کاهش ضریب لیفت، منجر به کاهش نیرو در جهت N شده و از طرفی ارتباط مستقیم گشتاور با نیروی فوق، کاهش آن و در نتیجه کاهش توان را به همراه دارد.

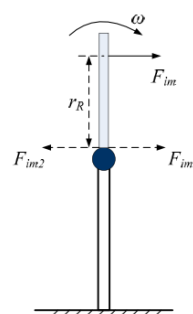


شکل ۱۱: سیگنال حوزه فرکانس شتاب یاتاقان یاو در جهت Y برای زاویه گام های معیوب مختلف

۳- ماشین بردار پشتیبان

این روش از جمله روش های نسبتاً جدیدی است که در سال های اخیر کارایی خوبی نسبت به روش های قدیمی تر برای طبقه بندی از جمله شبکه های عصبی نشان داده است. مبنای کاری دسته بندی کننده ی SVM

قدرمطلق یکسان است؛ در حالی که، F_{im1} در جهت مخالف F_{im2} است. از میان این سه نیرو، دو نیروی F_{im} و F_{im2} گشتاوری جهت چرخش روتور ایجاد می کند و نیروی F_{im1} باعث نوسان شفت می شود.



شکل ۸: اثر نامیزانی آیرودینامیکی توربین باد [۷]

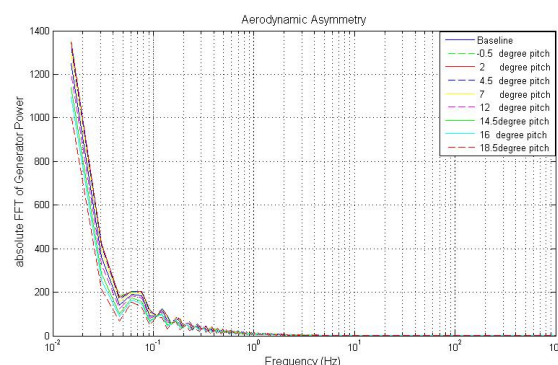
طی دوران یک شفت نامیزان توربین باد، نوسان سیستم ناشی از عیب نامیزانی به علت سختی ^۱ (شقی) بزرگتر در جهت افقی است. مؤلفه ی افقی نیروی F_c با معادله ی (۲) نشان داده شده است.

$$F_c = F_{im} \sin(\omega t + \varphi) \quad (2)$$

که φ زاویه فاز اولیه ی F_c است [۷]. به منظور شبیه سازی آسیب نامیزانی آیرودینامیکی توربین باد، زاویه گام یک پره به -0.5 ، 2 ، 4.5 ، 7 ، 12 ، 14.5 ، 16 و 18.5 درجه تنظیم شده است و زاویه گام دو پره ی دیگر در 9.75 ثابت نگه داشته شده است. همه ی نتایج شبیه سازی با روش تبدیل فوری، پردازش و تحلیل شده اند.

شکل ۹، مشخصه ی فرکانسی سیگنال توان ژنراتور را به ازای زوایای گام معیوب مختلف نشان داده است.

همان طور که در شکل ۹ دیده شده است افزایش زاویه گام، باعث کاهش سرعت، گشتاور و توان می شود و کاهش دامنه ی FFT با افزایش زاویه گام قابل مشاهده است. فرکانس نوسان گشتاور و توان، همان فرکانس سرعت زاویه ای روتور، 1p، است.



شکل ۹: سیگنال حوزه فرکانس توان ژنراتور برای عیب زاویه گام

^۲ Blade Element Momentum Theory

^۱ stiffness

که K تابع هسته است و برای دو بردار ویژگی x_i و x_j به صورت $\phi_{x_i} \leq K(x_i, x_j) \leq \phi_{x_j}$ و بهینه سازی جدید موردنظر در ترم-های ضرایب لاگرانژ، λ نوشته می شود. بنابراین تابع هسته اجازه می دهد که حاصلضرب داخلی بین بردارهای نگاشت شده بدون محاسبه حدود نگاشت، برآورد شود. با شروط $0 \leq \lambda_i \leq C$ و $\sum_{i=1}^N \lambda_i y_i = 0$ بردار وزن زیر را نتیجه می دهد.

$$W = \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i \phi_{x_i} \quad (6)$$

با جایگزین نمودن W معادله ی فوق صفحه به (۷) تغییر می کند.

$$g(x) = \sum_{i=1}^N \lambda_i y_i K(x_i, x) + b \quad (7)$$

مهم است که یک حد آستانه برای $g(x)$ جهت ایجاد یک تصمیم سازنده در نظر گرفته شود.

جداسازهای بردار پشتیبانی که تا به حال در مورد آن ها بحث شد در فضای ورودی، مرزهای خطی را ایجاد می کنند. می توان با بسط دادن فضای ورودی به فضایی بزرگتر از توابع پایه همانند خطی، چندجمله ای و RBF گاوسی، درجه آزادی این روند را افزایش داد. به طور کلی مرزهای خطی در فضای ورودی جدید، جداسازی بهتری را در طبقه های آموزشی به وجود می آورند و در برگرداندن آن ها به فضای ورودی اولیه به مرزهای غیرخطی تبدیل می شوند. بنابراین می توان گفت ایده ی یک ماشین بردار پشتیبان شامل دو فرایند ذیل است:

- نگاشت غیرخطی بردار ورودی به یک فضای ویژگی با ابعاد بالاتر که از دیدگاه ورودی و خروجی پنهان است.
- ایجاد یک ابرصفحه ی بهینه برای تفکیک ویژگی هایی که در مرحله ی یک به دست آمده اند.

لذا تابع هسته طبق تعریف قانون تنوری مرکز^۳ باید پیوسته و مثبت متناهی باشد. تابع های هسته در SVM به دو دسته تقسیم می شوند: خطی و غیرخطی

مزیت تابع های خطی این است که آموزش آن ها خیلی سریع تر از تابع های هسته ی غیرخطی صورت می گیرد. بنابراین اگر پایگاه داده ی بزرگی وجود داشته باشد، مشاهده می شود که زمان آموزش خیلی زیاد خواهد شد. استفاده از توابع هسته امکان ایجاد Overfitting را زیاد کند و وقتی از حالت پیش فرض SVM استفاده می شود کمتر احتمال Overfitting وجود دارد. سه تابع هسته ای که به طور متداول در SVM استفاده می شود، تابع چندجمله ای، تابع پایه شعاعی و تابع سیگموئید (پرسپترون) می باشد. در حال حاضر رقابت اصلی میان دو هسته ی

دسته بندی خطی داده ها است و در تقسیم خطی داده ها سعی می شود خطی انتخاب شود که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد. حل معادله ی پیدا کردن خط بهینه برای داده ها به وسیله روش های QP^۱ که روش های شناخته شده ای در حل مسائل محدودیت دار هستند صورت می گیرد. SVM الگوریتم ورودی را به فضایی با ابعاد بالاتر می برد و فوق صفحه ای متمایز کننده با ماکزیمم حاشیه اطمینان می سازد. اصل حاکم بر SVM، یافتن فوق صفحه ای جدا کننده است به نحوی که فاصله ی آن از هر یک از کلاس ها بیشینه باشد. ساختار آن بر اساس هسته ی ضرب داخلی بین بردارهای پشتیبان و بردار به دست آمده از فضای ورودی می باشد. بسته به این که این هسته ضرب داخلی چگونه تولید می شود، ممکن است ماشین های مختلفی با صفحات تصمیم گیری خطی و غیرخطی به دست آیند. SVM از یک تکنیک هسته^۲ برای تبدیل داده ها استفاده می کند و سپس بر اساس این تبدیل، مرز بهینه بین خروجی های ممکن را پیدا می کند. به عبارت ساده تبدیلات بسیار پیچیده را انجام می دهد، سپس مشخص می کند چگونه داده ها بر اساس برجسب ها یا خروجی هایی که تعریف شده است، جدا شود.

اگر مجموعه نمونه های آموزشی $(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, N$ باشد، که شامل بردارهای ورودی D بعدی $x \in R^D$ و تعداد نمونه ها می باشد. فرض بر این است نمونه ها با دو کلاس مثبت و منفی نامی و هر یک از کلاس ها به ترتیب با برجسب های $y_i = 1$ برای کلاس مثبت و $y_i = -1$ برای کلاس منفی، مشخص می شوند. وقتی داده ها به صورت خطی جداپذیر نیستند یا هم پوشانی دارند، پاسخ امکان پذیری برای این مسأله وجود ندارد و یکی از راه های برخورد با این حالت این است که همچنان C بیشینه شود و در عین حال، اجازه ی قرارگیری بعضی نقاط در داخل باند یا سمت اشتباه مرز تصمیم گیری داده شود. بنابراین باید معادله ی (۳) را با در نظر گرفتن معادله ی (۴) کمینه نمود.

$$\min_{w,b} y \frac{1}{2} \|w\|^2 + c \sum_{i=1}^N \epsilon_i \quad (3)$$

منوط به:

$$y_i (w^T x_i + b) \geq 1 - \epsilon_i, \epsilon_i > 0, i = 1, \dots, N \quad (4)$$

دوگان مسئله ی بهینه سازی درجه دوم با تبدیل مسأله با شرایط کن-تاکر به مسأله ی دوگان معادل لاگرانژ، به فرم معادله ی (۵) بدست می آید.

$$\min_{\lambda} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \lambda_i \lambda_j y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^N \lambda_i \quad (5)$$

$$s.t. \sum_{i=1}^N y_i \lambda_i = 0, 0 \leq \lambda_i \leq C$$

^۱ Quadratic Programming

^۲ kernel

^۳ Mercer

آزمایش شامل شرایط نرمال و خطای نامیزانی آیرودینامیکی پره می باشد. برای این آزمایش توربین باد درایو مستقیم همانند آنچه در شکل ۱ نشان داده شده است، راه اندازی می شود. هر شبیه سازی برای ۴۰ ثانیه با فرکانس نمونه برداری ۲ کیلوهرتز [۷] و برای مقادیر مختلف β اجرا شده است و در نهایت برای $\beta = 9/7^\circ$ مقدار نامی توان توربین حاصل می شود. تمام خروجی های گشتاور و توان الکتریکی، شتاب زاویه ای روتور و شتاب زاویه ای یاتاقان یو در دو جهت x و y در حوزه-ی زمان ثبت شده است. برای شبیه سازی حالت خطا، زاویه گام یک پره متفاوت از سایر پره ها تنظیم شده که نتیجه ی آن، ایجاد یک گشتاور ناهموار در سراسر روتور می باشد. در این مقاله، زاویه ی خطا روی پره ی ۲ تنظیم و در نظر گرفته شده است.

سپس، عملکرد SVM برای هر کدام از سیگنال های فوق ارزیابی و مقایسه شده است. پارامترهای ویژگی حوزه ی زمان و فرکانس برای پیدا کردن مدل تشخیص خطای SVM اعمال شده اند. جهت استخراج ویژگی ها از کل نمونه های هر سری زمانی استفاده شده است [۷]. در این مدل، میانگین قدرمطلق (C1)، واریانس (C2)، نرم دو (C3)، ریشه ی میانگین مربعات (C4)، قدرمطلق ریشه ی میانگین مربعات (C5)، انحراف استاندارد (C6) در حوزه ی زمان و ریشه ی میانگین مربعات (C7)، نرم دو (C8)، میانگین پوش (C9) در حوزه ی فرکانس، بر روی مجموعه داده ای متشکل از ۶۰ ثبت آسیب نامیزانی پره به طول ۴۰ ثانیه و ۶۰ ثبت سالم به طول ۴۰ ثانیه، همانند جدول ۱ و ۲ مقدماتی هستند که به عنوان اطلاعات شناسایی آسیب تعیین شده اند در واقع برای این ویژگی ها، یک عدد از کل ۲۰۰ نمونه استخراج می شود.

جدول ۱: شاخص های آماری حوزه ی فرکانس

ویژگی حوزه ی فرکانس	معادله
ریشه ی میانگین مربعات	$RMS = \sqrt{\sum_{i=1}^N \frac{ X_i ^2}{N}}$
نرم ۲	$\ x\ _2 = \left(\sum_{i=1}^N \left \frac{X_i}{\sqrt{N}} \right ^2 \right)^{\frac{1}{2}}$
میانگین پوش	$\bar{Z} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N x_a(t) e^{j\Omega_0 t}$

$$* X_i = \text{fft}(x_i)$$

حساسیت پارامترهای ویژگی بر اساس روش ارزیابی فاصله ی بهبود یافته [۳۶] بررسی شده است. شکل ۱۳، خروجی الگوریتم روش فوق را نشان داده است. همانطور که در شکل ۱۳ نشان داده معیار ارزیابی فاصله برای هر ۹ ویژگی مطرح شده در این مطالعه بیشتر از معیار حد آستانه است این بدین معنی است که هر ۹ ویژگی حاوی اطلاعات مفید

چند جمله ای و RBF می باشد. RBF گاوسی محبوب ترین و پرکاربردترین هسته در SVM است. یکی از دلایل محبوبیت آن، بی نهایت مشتق پذیر است، به این معنی است که داده را می توان به یک فضای ویژگی با ابعاد بی نهایت نگاشت داد. البته سایر تابع ها را هم می توان به فضای بی نهایت نگاشت داد برای مثال هسته ی چندجمله ای را می توان با اضافه نمودن پارامترها برای نگاشت داده به یک فضای ویژگی با ابعاد خیلی بالا استفاده کرد اما خیلی راحت و مناسب نیست.

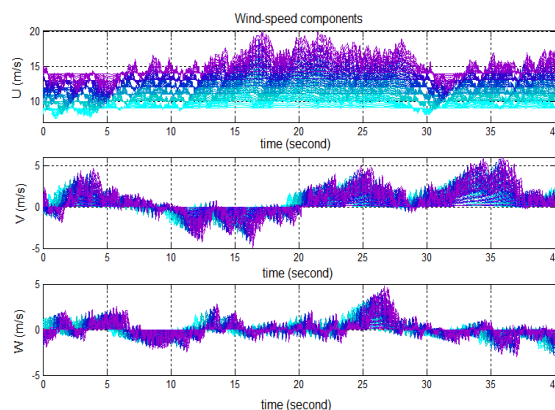
در این مطالعه، هسته ی RBF گاوسی در نظر گرفته می شود، که توسط توزیع گاوسی با پارامتر انحراف استاندارد σ مطابق معادله ی (۸) ارائه می شود. هر چند فضای ویژگی متناظر هسته ی RBF گاوسی، یک فضای هیلبرت نامتناهی است. اما ابعاد نامتناهی، نتیجه را خراب نمی کند.

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

در این نوع هسته لازم است دو پارامتر C و σ بهینه شوند. رفتار طبقه بندی کننده ی SVM توسط این دو پارامتر کنترل می گردد [۳۳ و ۳۴ و ۳۵].

۴- تشخیص خطای توربین باد درایو مستقیم بر اساس ماشین بردار پشتیبان

در این قسمت جهت بررسی هر یک از حالت های خطا و نرمال، ۶۰ سری زمانی باد با استفاده از نرم افزار توربسیم در ۶ سرعت مختلف و ۱۰ شدت توربولانس مختلف تولید شده است. شکل ۱۲ مؤلفه های سرعت باد را نشان می دهد. هر سری زمانی سیگنال باد شامل ۲۰۰ نمونه زمانی با فرکانس نمونه برداری ۲ کیلوهرتز و کل زمان نمونه برداری ۴۰ ثانیه می باشد.



شکل ۱۲: مؤلفه های سرعت باد

۴-۱ تولید پایگاه داده

به منظور بررسی راندمان و قابلیت اطمینان انتخاب ویژگی و طبقه بند SVM، دو آزمایش روی توربین باد درایو مستقیم انجام شده است. دو

مهم ترین معیار برای تعیین کارایی یک الگوریتم طبقه بندی دقت یا نرخ طبقه بندی است که نشان می دهد، طبقه بند طراحی شده چند درصد از کل مجموعه ثبت های آزمایشی را به درستی طبقه بندی کرده است. قابل ذکر است که در مسائل واقعی، معیار دقت طبقه بندی به علت این که ارزش ثبت های مختلف در معادله ی آن یکسان در نظر گرفته شده، به تنهایی معیار مناسبی برای ارزیابی کارایی الگوریتم های طبقه بندی نمی باشد. بنابراین در مسائلی که ارزش دسته ای در مقایسه با دسته ی دیگر متفاوت است، باید از معیارهای دیگری نیز استفاده می شود [۳۳].

جدول ۳: فاکتورهای ارزیابی عملکرد SVM

فاکتور	معادله
صحت	$accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$
خصوصیت	$specifity = \frac{TN}{TN + FP}$
حساسیت	$sensivity = \frac{TP}{TP + FN}$

که در آن:

TN، بیانگر تعداد ثبت هایی است که دسته ی واقعی آن ها منفی بوده و الگوریتم طبقه بندی نیز دسته ی آن ها را بدرستی منفی تشخیص داده است.

TP، بیانگر تعداد ثبت هایی است که دسته ی واقعی آن ها مثبت بوده و الگوریتم طبقه بندی نیز دسته ی آن ها را بدرستی مثبت تشخیص داده است.

FN، بیانگر تعداد ثبت هایی است که دسته ی واقعی آن ها مثبت بوده و الگوریتم طبقه بندی نیز دسته ی آن ها را به اشتباه منفی تشخیص داده است.

FP، بیانگر تعداد ثبت هایی است که دسته ی واقعی آن ها منفی بوده و الگوریتم طبقه بندی نیز دسته ی آن ها را به اشتباه مثبت تشخیص داده است [۳۳].

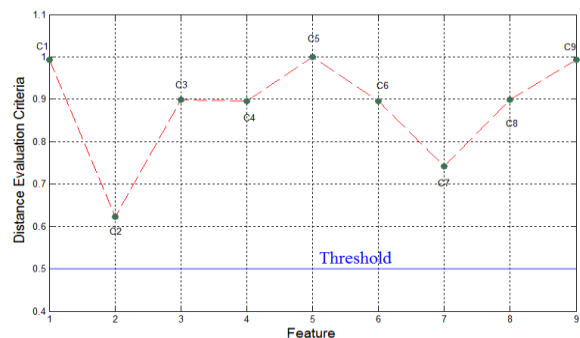
حساسیت نرخ تشخیص دسته های سالم، و خصوصیت، نرخ تشخیص دسته های معیوب می باشد.

دلیل انتخاب سیگنال گشتاور و توان الکتریکی به ترتیب، نمایش بهتر ارتعاشات و قابلیت اطمینان می باشد [۲۵]. تجزیه و تحلیل سیگنال های توان خارج شده از توربین های باد جهت تشخیص عیوب مکانیکی در زنجیره انتقال مکانیکی کافی نیست. یک تشخیص موفقیت آمیز نیاز به گنجاندن شتاب ها، جهت ارزیابی ارتعاشات دارد [۳۷]. لذا سعی شده عملکرد SVM برای هر کدام از سیگنال ها به نمایندگی از تمام خروجی های توربین باد ارزیابی و مقایسه شود. نتیجه ی بدست آمده از مقایسه ی

جهت طبقه بندی می باشد. ماتریس اطلاعات فوق، ورودی SVM جهت طبقه بندی عیب خواهد بود. معیار ارزیابی فاصله برای سه ویژگی میانگین قدرمطلق، قدرمطلق ریشه ی میانگین مربعات و میانگین پوش نسبت به سایر ویژگی ها بیش ترین مقدار را داشته است.

جدول ۲: شاخص های آماری حوزه ی زمان

ویژگی حوزه ی زمان	معادله
میانگین قدرمطلق	$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i $
ریشه ی میانگین مربعات	$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$
قدرمطلق ریشه ی میانگین مربعات	$RMS_{am} = \left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i ^2 \right)^{1/2}$
واریانس	$var(x) = E(x^2) - E^2(x)$
انحراف استاندارد	$\sigma_x = \sigma = \sqrt{var(x)}$
نرم ۲	$\ x\ _2 = \left(\sum_{i=1}^N x_i ^2 \right)^{1/2}$



شکل ۱۳: فاکتور ارزیابی پارامترهای ویژگی سیگنال

از مجموع ۱۲۰ ثبت نهایی، ۸۰ ثبت به عنوان داده های آموزش و مابقی به عنوان داده های آزمون انتخاب شده اند. در این الگوریتم، ویژگی ها با استفاده از طبقه بندی کننده ی SVM با هسته گاوسی و $\lambda = 0/125$ و $C = 128$ طبقه بندی شده اند. مقادیر C و λ بر اساس معیار سعی و خطا انتخاب شده اند.

برای طبقه بندی ابتدا تابع کرنل گاوسی را با استفاده از نمونه های آموزشی و کلاس های از پیش تعیین شده آموزش داده و سپس طبقه بندی در ۱۰۰ تکرار برای تمام ۹ ویژگی انجام شده است. جهت ارزیابی و نمایش نتایج طبقه بندی کننده از معیارهای حساسیت، خصوصیت و صحت استفاده شده است.

۵- نتیجه گیری

تشخیص شرایط خطای نامیزانی توربین باد و شرایط سالم آن، به درستی، اهمیت زیادی در روند بهبود عملکرد توربین و افزایش قابلیت اطمینان دارد. در این مقاله روش ارزیابی فاصله بهبود یافته و بردار پشتیبان بر اساس سیگنال های گشتاور و توان الکتریکی، شتاب زاویه ای روتور، شتاب یاتاقان یو در راستای محور افقی و عمودی استفاده شده است. سه نرم افزار فست، توربسیم و سیمولینک پس از اجرا برای ۴۰ ثانیه با فرکانس نمونه برداری ۲ کیلوهرتز، به منظور بررسی عملکرد روش فوق مورد استفاده قرار گرفته است. شاخص های آماری حوزه ی زمان و فرکانس استخراج و برای دریافت اطلاعات معیوب مناسب از سیگنال ها، به منظور حذف اطلاعات زائد و کاهش بار سیستم طبقه بندی، یک روش ارزیابی فاصله ی بهبود یافته ارائه که جهت انتخاب ویژگی های برتر استفاده شده است.

در پایان جهت تشخیص و نظارت بر وضعیت ماشین، الگوریتم SVM با توجه به قابلیت برتری آن اعمال شده است. با مقایسه ی عملکرد SVM روی سیگنال ها نتیجه شده است که سیگنال ارتعاش شتاب بهترین عملکرد را داشته است و بین سه سیگنال شتاب انتخاب شده سیگنال شتاب یاتاقان یو در راستای محور x در مقایسه با سایر سیگنال ها یک تشخیص موفقیت آمیز را به همراه داشته است.

مراجع

- [1] wind energy [online], aug18, 2013 (<http://www.sunat.org.ir/fa/wind>).
- [2] B. Lu, Y. Li, X. Wu and Z. Yang, "A review of recent advances in wind turbine condition monitoring and fault diagnosis." Power Electronics and Machines in Wind Applications (PEMWA), IEEE, 2009.
- [3] R. Kithil, "Case study of Lightning Damage to wind turbine blade," National Lightning Safety Institute (NLSI), June 2008.
- [4] Aziz, Muthanna A., Hassan Noura, and Abbas Fardoun. "General review of fault diagnostic in wind turbines." Control & Automation (MED), 18th Mediterranean Conference on. IEEE, 2010.
- [5] Popko, Wojciech, et al. "Offshore Code Comparison Collaboration Continuation (OC4), Phase I-Results of Coupled Simulations of an Offshore Wind Turbine with Jacket Support Structure." 22nd International Society of Offshore and Polar Engineers Conference. Rhodes, Greece. 2012.
- [6] Lesic, V., et al. "Fault-tolerant control of a blade-pitch wind turbine with inverter-fed generator," Industrial Electronics (ISIE), IEEE International Symposium on. IEEE, 2011.

صحت عملکرد SVM برای سیگنال ها در جدول ۴، نشان داده شده است که با استفاده از نمونه های آزمون پایگاه داده ی موجود، طبقه بند برای سیگنال دامنه ی شتاب زاویه ای بالای برج در راستای محور x عملکرد بهتری نسبت به طبقه بند سایر سیگنال ها دارد به طوری که به دقت طبقه بندی ۹۱/۱۳٪ رسیده است.

جدول ۴: مقایسه ی فاکتورهای ارزیابی برای عملکرد SVM روی سیگنال های فرضی

حساسیت	خصوصیت	صحت	
۸۲/۸۵٪	۹۹/۴٪	۹۱/۱۳٪	شتاب یاتاقان یو در راستای محور x
۸۵/۴٪	۸۵/۶٪	۸۵/۵٪	شتاب یاتاقان یو در راستای محور y
۸۱/۲۵٪	۹۰/۶۵٪	۸۶/۸۵٪	شتاب زاویه ای سمت روتور
۸۹/۰۵٪	۸۶/۶٪	۸۷/۸۲٪	توان الکتریکی
۸۵/۳٪	۸۳/۳۵٪	۸۴/۳۳٪	گشتاور الکتریکی

هم چنین دقت تشخیص دسته های معیوب و دسته های سالم آن نسبت به طبقه بند سایر سیگنال ها بالا می باشد که این موفقیت طبقه بند را برای سیگنال فوق نشان داده است.

سپس عملکرد الگوریتم فوق روی سیگنال شتاب یاتاقان یو در راستای محور افقی برای تعداد ویژگی های متفاوت در نظر گرفته شده است.

جدول ۵: عملکرد الگوریتم با SVM با تعداد ویژگی متفاوت

حساسیت	خصوصیت	صحت	تعداد ویژگی
۸۲/۸۵٪	۹۹/۴٪	۹۱/۱۳٪	۹
۸۲/۴۵٪	۹۹/۲۵٪	۹۰/۸۵٪	۵
۷۱/۳۵٪	۹۹/۳٪	۸۵/۳۳٪	۱

همانطور که جدول ۵ نشان داده است با افزایش تعداد ویژگی ها، عملکرد الگوریتم فوق افزایش می یابد. در نتیجه مزیت بهبود صحت طبقه بندی با افزایش تعداد ویژگی ها تأیید می شود.

- [18] Achmad Widodo, Bo-Suk Yang, Tian Han, "Combination of Independent Component Analysis and Support Vector Machines for Intelligent Fault Diagnosis of Induction Motors," *Expert Systems with Application*, ELSEVIER, 2007, PP. 299-312.
- [19] Achmad Widodo, Bo-Suk Yang, "Application of Nonlinear Feature Extraction and Support Vector Machines for Fault Diagnosis of Induction Motors," *Expert Systems with Application*, ELSEVIER, 2007, PP. 241-250.
- [20] B.S. Yang, W.W. Hwang, M.H. Ko, S.J. Lee, Cavitation detection of butterfly valve using support vector machines, *Journal of Sound Vibration* 287 (1-2) (2005), PP. 25-43.
- [21] Yan Jun, Xu Yuxiu, "Operational Fault Feature Extraction of Blade Based on Vibration of Wind Turbine," IEEE, 2011.
- [22] A. Manjock, "Design Codes FAST and ADAMS for Load Calculations of Onshore Wind Turbines," National Renewable Energy Laboratory (NREL), Golden, CO, Report No. 72042, 2005.
- [23] J. M. Jonkman, M. L. Buhl Jr, "FAST User's Guide," National Renewable Energy Laboratory (NREL), Golden, CO, Technical Report No. NREL/EL-500-38230, 2005.
- [24] L. Buhl Jr, "A Comparison of Wind Turbine Aeroelastic Codes Used for Certification," National Renewable Energy Laboratory (NREL), Golden, CO, Report No. NREL/CP-500-39113, 2006.
- [۲۵] محمد آمره، "تشخیص خطاهای مکانیکی در توربین‌های بادی با استفاده از روش‌های مبتنی بر سیگنال،" پایان‌نامه‌ی کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، ایران، تهران، ۱۳۹۳.
- [26] R. Fadaeinedjad, M. Moallem, and G. Moschopoulos, "Simulation of a wind turbine with doubly fed induction generator by FAST and Simulink," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 23, no. 2, 2008, pp. 690-700.
- [27] Z. Yang, Y. Li, and J. E. Seem, "Improved individual pitch control for wind farm turbine load reduction via wake modeling," *Proceedings of American Institute of Aeronautics and Astronautics (AIAA)*, vol. 49, no. 820, 2011.
- [۲۸] امیرحسین حسین‌پور، "کنترل بهینه‌ی توربین بادی در نواحی مختلف سرعت‌های باد توسط تخمین مؤلفه‌های باد منطقه،" پایان‌نامه‌ی کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، ایران، تهران، ۱۳۹۲.
- [29] Yan Jun, Xu Yuxiu, "Operational Fault Feature Extraction of Blade Based on Vibration of Wind Turbine," IEEE, 2011.
- [7] Xiang Gong, "Simulation Investigation of Wind Turbine Imbalance Faults," *Power System Technology (POWERCON)*, IEEE, 2010.
- [8] W.Q. Jeffries et al., "Experience with bicoherence of electrical power for condition monitoring of wind turbine blades," *IEE Proc. Vision, Image and Signal processing*, vol. 145, n. °3, June 1998, pp. 141-148.
- [9] S. G. Krämer, F. P. Leon & B. Appert, "optic sensor network for lightning impact localization and classification in wind turbines," In *Multisensor Fusion and Integration for Intelligent Systems on IEEE International Conference*, 2006, pp. 173-178.
- [10] A. Kusiak, "A Data-Driven Approach for Monitoring Blade Pitch Fault in Wind Turbines," *IEEE Transactions*, Vol. 2, No. 1, Januare 2011, PP. 87-96.
- [11] J. Giebhardt, "Evolutionary algorithm for optimisation of condition monitoring and fault prediction pattern classification in offshore wind turbines." *Proceedings of European Wind Energy Conference*, Athens, Greece. Vol. 27, 2006.
- [12] B. Chen, P. C. Matthews, P. J. Tavner, "Automated Wind Turbine Pitch Fault Prognosis Using ANFIS," *EWEA 2013 Vienna, Austria*, 2013.
- [13] N. Talebi, M. A. Sadrnia, A. Darabi, "Robust Fault Detection of Wind Energy Conversion Systems Based on Dynamic Neural Networks," *computational Intelligence and Neuroscience*, volume 2014(2014), Article ID 580972, 13page.
- [14] G. Amooee, B. Minaei-Bidgoli, M. Bagheri-Dehnavi, "A comparison between data mining prediction algorithms for fault detection (Case study: Ahanpishegan co.)," *International Journal of Computer Science Issues (IJCSI)*, vol. 8, No. 3, Jan 29, 2012.
- [15] A. Verma, A. Kusiak, "Predictive Analysis of Wind Turbine Faults: A Data Mining Approach," *Proceedings of the 2011 Industrial Engineering Research Conference*, T. Doolen and E. Van Aken, eds.
- [16] D.M.J. Tax, A. Ypma, R.P.W. Duin, "Pump failure determination using support vector data description," *Lecture Notes in Computer Science* (1999), PP. 415-425.
- [17] Ling-Li Jiang, Hua-Kui Yin, Xue-jun Li and Si-Wen Tang, "Fault Diagnosis of Rotating Machinery Based on Multisensor Information Fusion Using SVM and Time-Domain Features," *Hindawi Publishing Corporation*, volume 2014, Article ID 418178, 8 pages.

- [34] Achmad Widodo, Bo-Suk Yang, "support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis," Mechanical System and Signal Processing, ELSEVIER, 2007, PP. 2560-2574.
- [35] X L An, D X Jiang, S H Li and J Chen, "Fault Diagnosis of Direct-Drive Wind Turbine Based on Support Vector Machine," Journal of Physics: Conference Series 305 (2011) 012030.
- [36] Y. Lei, Z. He, Y. Zi, "A New Approach to Intelligent Fault Diagnosis of Rotating Machinery," Expert Systems with Applications, ELSEVIER, 2008, PP. 1593-1600.
- [37] P. Santos, LF. Villa, A. Reñones, A. Bustillo, J. Maudes, "An SVM-based solution for fault detection in wind turbines," Sensors. 15, No. 3, 2015, PP.5627-5648.
- [30] M. Singh, E. Muljadi, J. Jonkman, and V. Gevorgian, "Simulation for Wind Turbine Generators With FAST and MATLAB-Simulink Modules," National Renewable Energy Laboratory (NREL), April 2014.
- [31] B.J. Jonkman, L. Kilcher, "TurbSim User's Guide: Version 1.06.00," National Renewable Energy Laboratory (NREL), Colorado, 2012.
- [32] A. Ahlstrom, "Aeroelastic Simulation of Wind Turbine Dynamics," Doctoral Thesis, Royal Institute of Technology Department of Mechanics, Stockholm, Sweden, 2005.
- [۳۳] سید محسن محمدی تاکامی، "روش های پیش پردازش داده ها و تشخیص الگو"، گزارش از آزمایشگاه اتوماسیون پیشرفته، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی، ایران تهران، ۱۳۸۴.