مجله کنترل
ISSN 2008-8345
جلد ۱۰، شماره ۱، بهار ۱۳۹۵، صفحه ۲۲-۱۱

# مدل‌سازی، شبیه‌سازی و تشخیص عیب گام پره توربین‌های بادی مجهز به ژنراتور سنکرون درایو مستقیم با روش ماشین بردار پشتیبان

کریم عباس‌زاده[۱]، صدیقه ابراهیمی[۲]

[۱]استاد، دانشکدهٔ مهندسی برق، گروه قدرت، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، Abbaszadeh@kntu.ac.ir

[۲]دانشجوی 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 مدل‌سازی و شبیه‌سازی شده و روش تشخیص این عیب مبتنی بر الگوریتم ماشین بردار پشتیبان بر اساس سیگنال‌های 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 پره‌ها، شبیه‌سازی شده است. نتایج در حوزه‌ی زمان ثبت و سپس با استفاده از تبدیل فوریه به حوزه‌ی فرکانس انتقال یافته و نشان داده شده است که در صورت وقوع خطای پره دامنه‌ی تحریک در فرکانس 1p در سیگنال‌های الکتریکی و با شدت بالا در سیگنال‌های مکانیکی ظاهر خواهد شد. جهت تشخیص عیب، ابتدا پارامترهای حوزه‌ی زمان و فرکانس سیگنال‌ها 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 پیشنهادشده را جهت شناسایی شرایط سالم از عیب نامیزانی آیرودینامیکی در توربین باد تأیید می‌کند.

**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.



[ Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-11-02 ]
[ DOR: 20.1001.1.20088345.1395.10.1.1.1 ]

## 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 پیشرفت‌های شگرفی در زمینه‌ی تولید توربین‌های بادی در جهت تولید برق به عمل آمده است. به طوری که در سال ۱۹۸۰ اولین توربین برق‌بادی متصل به شبکه‌ی سراسری نصب گردید. از دلایل این رشد سریع می‌توان به راندمان بالا، توان بالای تولید برق، سهولت نصب و قیمت مناسب توربین‌های بادی اشاره نمود [۱]. رشد مداوم صنعت توربین باد، چالش‌های بیشتری برای مهندسان قدرت جهت انجام نظارت بر وضعیت و ارزیابی سلامت آن ایجاد کرده است. به طور کلی هر توربین باد برای بازه‌ی زمان ٪۰/۶ تا ٪۲/۷ هر سال تحت شرایط خاموشی بوده که این خاموشی ناشی از آسیب‌های نصب و راه‌اندازی، نقص‌های هنگام ساخت یا اثرات کهنگی، آلودگی زیست‌محیطی و بارگذاری شدید توسط دستگاه توربین باد می‌باشد [۲].

انواع مختلف شکست‌ها که در سیستم توربین باد اتفاق می‌افتد، مثل، شکست اجزاء، سیستم کنترل، شکست در شبکه به علت اتصالات ضعیف، شکست به علت باد شدید، رعد و برق، سستی ناشی از یخ‌زدگی، ژنراتور، پره‌های توربین، سیستم ترمز، محور یاتاقان، سیستم هیدرولیک، مکانیزم گام، جعبه‌دنده، سیستم یاو و غیره [۳ و ۴]. با توجه به گزارش ISET[1] از سال ۱۹۹۲-۲۰۰۸، حدود ٪۳۶/۶۸ شکست‌های توربین مربوط به معیوب بودن قطعات، ٪۲۲/۷۹ مربوط به تأسیسات کنترلی و مابقی مربوط به شکست شبکه، شکست ناشی از یخ‌زدگی و رعدوبرق و غیره بوده است. طبق گزارش فوق، ٪۶۳/۱ شکست‌ها منجر به خاموش‌شدن و ازکارافتادگی توربین شده است [۵]. بخش اصلی آسیب‌های سیستم توربین باد آسیب‌های نامیزانی در پره، شفت و نامیزانی آیرودینامیکی است. علل اصلی نامیزانی پره آسیب هنگام ساخت، شرایط یخ‌زدگی، کهنگی، خوردگی و خستگی می‌باشد. نامیزانی آیرودینامیکی به علت عیوب در سیستم کنترل و برش باد بالا اتفاق می‌افتد. عیب سیستم کنترل، با تغییر زاویه گام یک پره متفاوت از سایر پره‌ها ایجاد می‌شود [۲ و۶]. شیانگ گان[2] [۷]، آسیب نامیزانی پره را با قراردادن چگالی جرمی روی یک پره که نامتقارنی جرمی روتور را فراهم می‌کند و آسیب نامیزانی آیرودینامیکی را با تنظیم گام یک پره که گشتاور ناهمواری در روتور به همراه دارد، شبیه‌سازی کرده است.

جفریز[3] و همکارانش [۸]، با بررسی تشخیص نامیزانی و نقص در پره‌ی توربین بادی کوچک با اندازه‌گیری چگالی طیف توان در پایانه‌های ژنراتور به این نتیجه رسیدند که آسیب‌های پره ناشی از رعد و برق در پایانه‌های ژنراتور واضح نیست. کری‌مر[4] و همکاران [۹]، با استفاده از شبکه‌ی حسگر فیبر نوری متصل به سیستم کنترل نظارت توربین تشخیص عیب نامیزانی ناشی از آسیب رعد و برق را بهبود بخشیدند. آندرو کاسیاک[5] [۱۰]، به این نتیجه می‌رسد که وقتی یک پره نسبت به سایر پره‌ها تأخیر داشته باشد، توربین خاموش می‌شود و در نتیجه تلفات تولید افزایش می‌یابد. او بیان می‌کند که اجزای توربین چون موتور، یاتاقان‌ها، چرخ‌دنده‌ی محرک، کنترل الکتریکی و جعبه‌دنده که به طور مستقیم با پره‌ها در تماس هستند، تحت تأثیر عیوب پره قرار می‌گیرند. جوکن گیب‌هارد[6] [۱۱]، روی آسیب‌های روتور از جمله عدم تعادل جرم و نامیزانی آیرودینامیکی آن تمرکز کرده و این آسیب‌ها را با اندازه‌گیری و بررسی نوسانات ناسل که توسط یک روتور معیوب تولید می‌شود، شناسایی می‌کند. چن[7] و همکاران [۱۲]، یک سیستم استنتاجی عصبی فازی تطبیقی[8] (ANFIS) را برای آنالیز داده‌ی سیستم کنترل نظارتی و اکتساب داده‌ها[9] (SCADA) ۲۶ توربین در مزرعه‌ی بادی با هدف تشخیص عیب گام مورد بررسی قرار داده و به این نتیجه رسیدند که آنالیز سیگنال‌های SCADA با استفاده از ANFIS، پتانسیل قوی جهت تشخیص و پیش‌بینی خطای مزرعه‌ی بادی فراهم می‌کند. یکی دیگر از روش‌های آنالیز داده جهت تشخیص خطای توربین که توسط طالبی و همکاران [۱۳] مورد بررسی قرار گرفته است، شبکه‌های عصبی بازگشت‌کننده[10] می‌باشد. نتیجه‌ی تحقیقات آن‌ها، تأیید عملکرد سریع، دقت خوب و احتمال بسیار کم تشخیص اشتباه روش پیشنهاد شده، می‌باشد.

ماشین بردار پشتیبان[11] (SVM) نیز از جمله روش‌های داده‌کاوی در زمینه‌ی تشخیص عیب است که با گذشت زمان در جامعه‌ی یادگیری ماشین به علت قابلیت تعمیم بیشتر آن نسبت به روش‌های سنتی مثل شبکه‌های عصبی مورد توجه قرار گرفته و به طور موفقیت‌آمیز در مواردی نظیر تشخیص چهره، تشخیص و شناسایی اشیاء، شناسایی خط و اثر انگشت، تشخیص متن، بازبینی گفتار، بازیابی تصویر و اطلاعات، پیش‌بینی و غیره استفاده شده است. با مقایسه‌ای که برای یک پایگاه داده‌ی مشخص بین SVM و الگوریتم‌های تشخیص سنتی مثل شبکه‌های عصبی، الگوریتم ژنتیک و غیره توسط گال‌ریز آمیو[12] و همکارانش [۱۴] انجام شده است، SVM با زمان پردازش کمتر از یک دقیقه به دقت بالاتری نسبت به سایر روش‌ها رسیده است. مطالعات نشان داده است که SVM یک روش آسان و در عین حال قوی[13] جهت تشخیص و نظارت بر وضعیت ماشین است. از جمله‌ی این مطالعات می‌توان به موارد زیر اشاره نمود: آنوپ ورما[14] و اندرو کاسیاک[15] [۱۵]، SVM را جهت ایجاد مدل‌های پیش‌بینی عیب روی ۲۰ توربین باد برای یک دوره‌ی ۳ ماهه بررسی نمودند.

[1] International School of Economics at Tbilisi State University
[2] Xiang Gong
[3] Jeffries
[4] kramer

[5] Andrew kusiak
[6] Jochen Giebhardt
[7] Chen
[8] Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System
[9] Supervisory Control and Data Acquisition
[10] Recurrent Neural Network
[11] Support Vector Machine
[12] Golriz Amooee
[13] Robust
[14] Anoop Verma
[15] Andrew Kusiak



[ Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-11-02 ]
[ DOR: 20.1001.1.20088345.1395.10.1.1.1 ]

تکس[1] و همکارانش [۱۶]، روش SVM را مبتنی بر ویژگی‌های طیف توان، مدل‌سازی اتورگرسیو، طیف صوتی و طیف کلاسیک برای تشخیص تپ فرورفتگی-برآمدگی کوچک در پمپ بررسی و بهترین نمونه‌ی ویژگی را انتخاب و همچنین توصیف داده بردار پشتیبان را جهت یافتن کوچکترین حوزه شامل همه‌ی داده‌های هدف پیشنهاد نمودند. لینگ‌لی جان[2] و همکارانش [۱۷] شاخص‌های آماری حوزه‌ی زمان را جهت تشخیص عیب جعبه‌دنده، یاتاقان مدور حول محور طولی، و ترک روتور بررسی نمودند. آن‌ها، همه‌ی ویژگی‌ها را با کمک داده‌ی ارتعاش در حوزه‌ی زمان جهت تشکیل بردار پشتیبان محاسبه و SVM را برای طبقه‌بندی استفاده نمودند و حساسیت هر یک از شاخص‌ها را برای تشخیص عیب جعبه‌دنده، خطای ترک روتور و یاتاقان مدور حول محور طولی محاسبه و مقایسه نمودند. اکمد ویددو[3] و همکارانش [۱۸] ترکیبی از استخراج تحلیل مؤلفه‌ی مستقل[4] (ICA) و SVM جهت تشخیص و شناسایی آسیب‌های موتور القایی را مورد بررسی قرار داده‌اند و به این نتیجه رسیدند که این ترکیب می‌تواند یک جایگزین امیدوارکننده جهت تشخیص هوشمند آسیب‌ها در آینده باشد. ویددو و همکاران همچنین [۱۹] کاربرد استخراج ویژگی با استفاده از هسته‌های غیرخطی را جهت تشخیص خطاهای موتور القایی بررسی نمودند. یانگ[5] و همکارانش [۲۰] ویژگی‌های آماری حوزه‌ی زمان و حوزه‌ی فرکانس را جهت تشخیص آسیب ماشین‌های دوار و حفره‌ی دریچه‌ی روغن موتور القایی استفاده کرده و این ویژگی‌ها را از سیگنال ارتعاش جریان استاتور استخراج نمودند. یان جون[6]، زو یوکسی‌یو[7] [۲۱] معیار همبستگی را به عنوان پارامتر ویژگی بسته به شرایط کار پره فرض و این معیار را برای سیگنال-های ارتعاش پره‌ها جهت طبقه‌بندی مؤثر شرایط مختلف عیب استفاده نمودند. آن‌ها به این نتیجه رسیدند که این معیار استخراج ویژگی به طور خاص در تشخیص عیب مؤثر است و در این کاربردها به دقت بالاتری می‌رسد. با توجه به این‌که در مقالات و تحقیقات انجام‌شده در زمینه‌ی تشخیص آسیب توربین باد، داده‌های 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 مدل‌سازی و شبیه‌سازی 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 زاویه‌ای روتور، شتاب زاویه‌ای یاتاقان یاو در دو جهت افقی و عرضی به نمایندگی از سیگنال‌های مکانیکی اجرا و مورد بررسی قرار گرفته است. مدل ژنراتور توربین باد در محیطی متشکل از سیمولینک، فست[8] و توربسیم[9] طراحی شده است. دینامیک‌های توربین باد توسط فست (خستگی، آیرودینامیک‌ها، سازه‌ها و اغتشاش) شبیه-سازی شده و نرم‌افزار سیمولینک جهت شبیه‌سازی ژنراتور الکتریکی و سایر اجزاء وابسته استفاده شده است. مشاهدات شبیه‌سازی در دو شرایط مختلف عیب نامیزانی آیرودینامیکی و شرایط عملکرد عادی در حوزه‌ی زمان ثبت و سپس جهت آنالیز با استفاده از تبدیل فوریه سریع[10] (FFT) به حوزه‌ی فرکانس انتقال داده شده است. نتایج نشان داده است که فرکانس تحریک برای هر یک از سیگنال‌ها، 1p می‌باشد. نتایج حاصل از این مطالعه، نتایج اولیه‌ی مفید برای نظارت بر وضعیت و تشخیص عیب برخط[11] 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 داده‌های توربین مورد بررسی قرار گرفته است. نتیجه‌گیری در قسمت پنجم ارائه شده است.

## ۲- مدل دینامیکی توربین باد

مدل دینامیکی سیستم توربین بادی در محیطی متشکل از سه نرم‌افزار (توربسیم و فست از NREL و سیمولینک متلب)، ایجاد شده است. فست، یک شبیه‌ساز آیروالاستیک جامع که قادر به پیش‌بینی ماکزیمم نیروها و نیروهای خستگی در توربین‌های بادی محور افقی می‌باشد. این کد شبیه-ساز از همکاری مؤسسه‌ی انرژی‌های نو آمریکا با دانشگاه ایالتی اورگان ایجاد شده است و توسط مؤسسه‌ی انرژی‌های باد Germanischer Lioyd تأیید شده [۲۲] و برای محاسبه‌ی بارهای توربین‌های بادی به هدف طراحی و صحه‌گذاری این توربین‌ها مناسب تشخیص داده شده است [۲۳] و همچنین تحقیقات جداگانه‌ای برای صحه‌گذاری این کد شبیه‌ساز توسط افراد، مؤسسه‌های گوناگون و مؤسسه‌ی انرژی‌های نو آمریکا انجام شده است [۲۴ و ۲۵]. از جمله‌ی این تحقیقات، بررسی وضعیت آیرودینامیکی، مکانیکی و الکتریکی سیستم توربین بادی به همراه ژنراتور القایی دوتغذیه‌ای که توسط روح‌الله فدائی‌نژاد [۲۶]، در سال ۲۰۰۸ به کمک این شبیه‌ساز انجام شده است. زانگ‌زو[12] و همکارش [۲۷]، مطالعاتی را در زمینه‌ی بهبود کنترل گام جهت کاهش بار توربین در ناحیه‌ی ۳ عملکردی آن به کمک این شبیه‌ساز در سال ۲۰۱۱ انجام داده است. امیرحسین حسین‌پور [۲۸]، یک توربین ۱/۵ مگاواتی سه پره‌ی مجهز به ژنراتور القایی دو تغذیه را در نواحی مختلف

[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

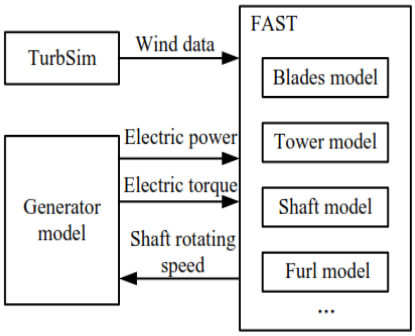


[ Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-11-02 ]
[ DOR: 20.1001.1.20088345.1395.10.1.1.1 ]

سرعت باد با کمک شبیه‌ساز فوق اجرا و آن را با تخمین مؤلفه‌های باد منطقه کنترل نموده است. محمد آمره [۲۵]، تشخیص عیب‌های مکانیکی در توربین باد مجهز به ژنراتور القایی دو تغذیه را با استفاده از روش‌های مبتنی بر سیگنال با کمک شبیه‌ساز فوق در سال ۲۰۱۴ انجام داده است. آمره چهار پارامتر را از سیگنال گشتاور و توان الکتریکی استخراج و عملکرد سه دسته‌بندی کننده‌ی 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 ویژگی‌ها به طور جداگانه مقایسه نموده است.

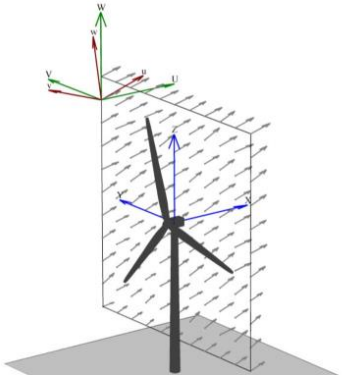
## ۲-۱ مدل‌سازی و شبیه‌سازی توربین سالم

فست، یک توربین باد محور افقی ۱/۵Mw را بصورت ترکیبی از اجزای صلب و انعطاف‌پذیر و بصورت ۳ بعدی مدل کرده که به عنوان یک زیرروال در سیمولینک عمل می‌کند [۲۹] و جهت شبیه‌سازی دینامیک‌های 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 شبیه‌سازی شده است. سیگنال‌های توان الکتریکی، گشتاور الکتریکی و سرعت دوران جهت اتصال مدل‌های 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].



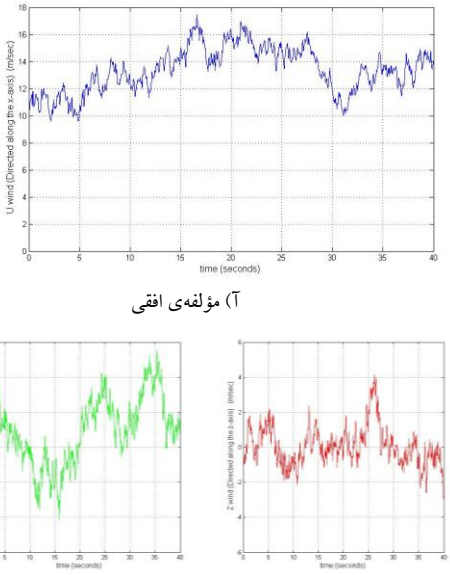

شکل ۱: ساختار کلی مبدل انرژی باد [۷]

توربسیم، یکی از کدهای قدرتمند در زمینه‌ی تولید بردارهای سرعت باد در یک سری زمانی از عرض کل ناحیه‌ی جاروب روتور به منظور استفاده در شبیه‌سازی توربین باد و یکی از شبیه‌سازهای ارزشمند مؤسسه-ی انرژی‌های نو آمریکا است. مدل‌سازی در توربسیم، نیز شامل ایجاد یک مدل کامل از رفتار باد در سه بعد با در نظر گرفتن تمام محدودیت‌ها و شرایط محیطی و فیزیکی می‌باشد [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 شبیه‌سازی استفاده شده است. ناحیه‌ی جاروب روتور به یک شبکه‌ی ۱۳×۱۳ که سرعت و جهت باد توسط توربسیم برای هر سلول شبکه محاسبه شده، تقسیم می‌گردد. با استفاده از مدل اغتشاش کایمال، شدت اغتشاش نرمالایزشده در جهت طولی ناحیه جاروب روتور، ۱۵/۶٪ و شدت اغتشاش در جهت عرضی و عمودی، به ترتیب، ۱۴/۷٪ و ۹/۴٪ می‌باشد (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، مؤلفه‌های اغتشاش باد را در سه جهت افقی، عرضی و عمودی نشان داده است.




آ) مؤلفه‌ی افقی

پ) مؤلفه‌ی عمودی ب) مؤلفه‌ی عرضی

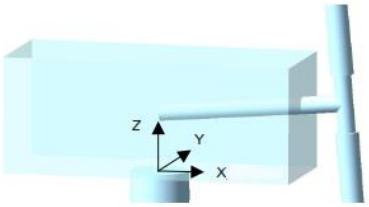
شکل ۳: مؤلفه‌های اغتشاش باد

تمام خروجی‌های مدل سیستم‌های تبدیل انرژی باد شبیه‌سازی شده در سیمولینک، در حوزه‌ی زمان ثبت شده است. از آنجا که تأثیر عیب در مشخصات فرکانسی سیگنال‌ها نسبت به سیگنال‌های حوزه‌ی زمان واضح‌تر است لذا جهت پردازش آن، مشخصه‌ی فرکانسی سیگنال‌های زمانی با استفاده از تبدیل فوریه به دست آمده است. تحلیل فرکانسی، یک فرایند پردازش سیگنال است که به کمک آن، محتوای فرکانسی سیگنال نوسانی بدست می‌آید. در بسیاری از عیوب، فرکانس نوسان



[ Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-11-02 ]
[ DOR: 20.1001.1.20088345.1395.10.1.1.1 ]

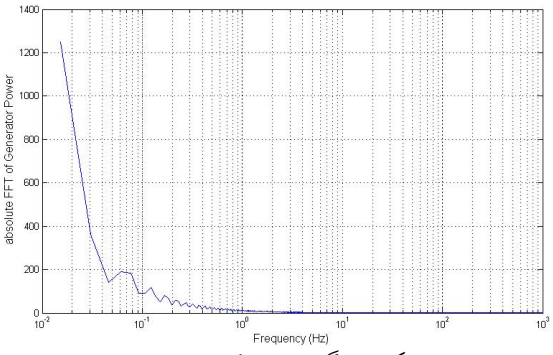
ایجاد شده با دور ماشین ارتباط دارد و در واقع هارمونیک‌ها و یا به عبارت دیگر مضارب صحیحی از دور ماشین در منحنی FFT دیده می‌شود. پس از اجرای شبیه‌سازی به منظور به دست آوردن مشخصه‌ی فرکانسی، سیگنال توان ژنراتور به نمایندگی از سیگنال‌های الکتریکی، شتاب یاتاقان یاو در راستای محور افقی (x) و عرضی (y)، همانند شکل ۴، به نمایندگی از سیگنال‌های مکانیکی پردازش می‌شوند.




شکل ۴: سیستم مختصات یاو [۲۳]

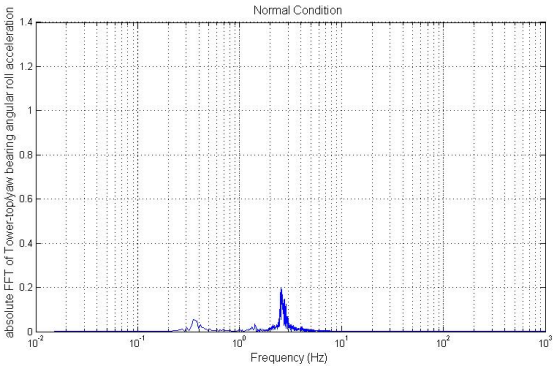
شکل ۵، سیگنال حوزه‌ی فرکانس توان ژنراتور، شکل ۶، سیگنال حوزه‌ی فرکانس شتاب یاتاقان یاو در جهت افقی و شکل ۷، شتاب یاتاقان یاو در جهت عرضی را نشان داده است. تحریک‌ها در فرکانس 1p(۰/۵۳ Hz)، به خوبی در شکل‌های ۶ و ۷ قابل رؤیت می‌باشد. p، پریود یا زمان مورد نیاز جهت ایجاد یک دوران است. به دلیل وجود سه پره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

این شکل‌ها به عنوان سند مرجع، بعداً جهت مقایسه‌ی حالت سالم با حالت آسیب نامیزانی آیرودینامیکی درحوزه‌ی فرکانس استفاده شده است.



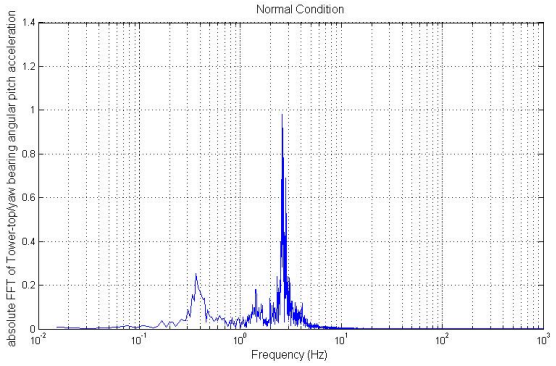

شکل ۵: سیگنال حوزه فرکانسی توان ژنراتور

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




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

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




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

مقایسه‌ی FFT سیگنال توان ژنراتور با سیگنال شتاب یاتاقان یاو نشان داده است که در شرایط کاری سالم تحریک‌ها در مشخصه‌ی فرکانسی شتاب به خوبی قابل مشاهده است. لذا این نتیجه می‌شود که برای پردازش سیگنال الکتریکی توان، تحلیل فرکانسی FFT گزینه‌ی مناسبی نمی‌باشد و برای پردازش این سیگنال‌ها بهتر است از روش‌های پردازش سیگنال دیگری استفاده شود.

## ۲-۲ مدل‌سازی و شبیه‌سازی توربین معیوب

در این بخش، شبیه‌سازی جهت مطالعه‌ی عیب نامیزانی آیرودینامیکی توربین‌های باد انجام شده است. نامیزانی آیرودینامیکی که توسط تنظیم گام یک پره متفاوت با سایر پره‌ها، شبیه‌سازی شده، یک گشتاور ناهموار در سراسر روتور ایجاد می‌کند. نیروی معادل شفت توسط معادله‌ی (۱) تعریف می‌شود.

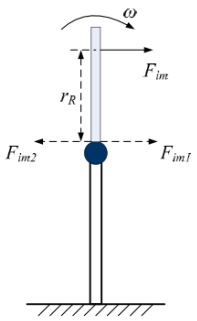
$$F_{im} = \frac{T_{aero}}{r_a} \qquad (۱)$$

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 $F_{im}$ ، $F_{im1}$ و $F_{im2}$ اعمال شده به روتور با



[ Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-11-02 ]
[ DOR: 20.1001.1.20088345.1395.10.1.1.1 ]

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 می‌کند و نیروی $F_{im1}$ باعث نوسان شفت می‌شود.




شکل ۸: اثر نامیزانی آیرودینامیکی توربین باد [۷]

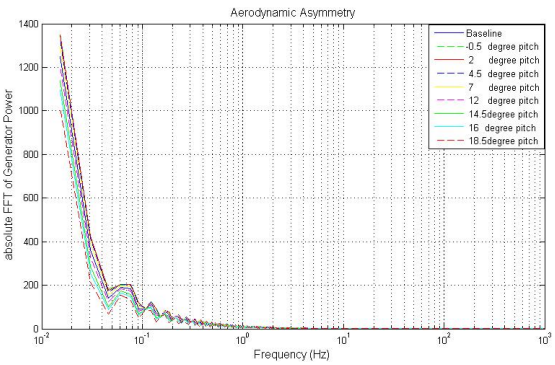
طی دوران یک شفت نامیزان توربین باد، نوسان سیستم ناشی از عیب نامیزانی به علت سختی[1] (شقی) بزرگتر در جهت افقی است. مؤلفه‌ی افقی نیروی $F_c$ با معادله‌ی (۲) نشان داده شده است.

$$F_c = F_{im}\sin(\omega t + \varphi) \qquad (۲)$$

که $\varphi$ زاویه فاز اولیه‌ی $F_c$ است [۷]. به منظور شبیه‌سازی آسیب نامیزانی آیرودینامیکی توربین باد، زاویه گام یک پره به ۰/۵-، ۲، ۴/۵، ۷، ۱۲، ۱۴/۵، ۱۶ و ۱۸/۵ درجه تنظیم شده است و زاویه گام دو پره‌ی دیگر در °۹/۷ ثابت نگه داشته شده است. همه‌ی نتایج شبیه‌سازی با روش تبدیل فوریه، پردازش و تحلیل شده‌اند.

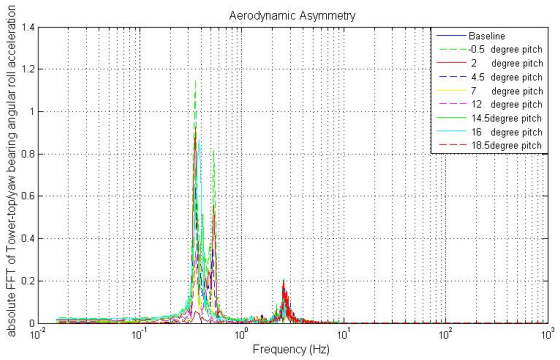
شکل ۹، مشخصه‌ی فرکانسی سیگنال توان ژنراتور را به ازای زوایای گام معیوب مختلف نشان داده است.

همان‌طور که در شکل ۹ دیده شده است افزایش زاویه گام، باعث کاهش سرعت، گشتاور و توان می‌شود و کاهش دامنه‌ی FFT با افزایش زاویه گام قابل مشاهده است. فرکانس نوسان گشتاور و توان، همان فرکانس سرعت زاویه‌ای روتور، 1p، است.




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

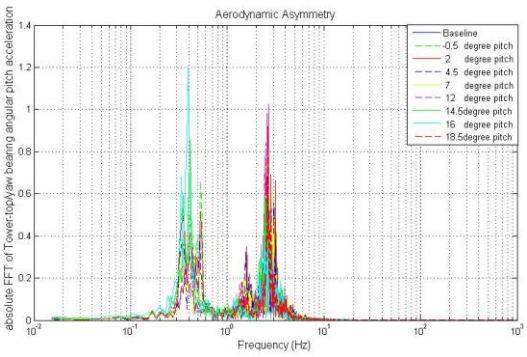
مقایسه‌ی شرایط کاری سالم و شرایط کاری معیوب در شکل ۱۰، نشان داده است که دامنه‌ی تحریک در فرکانس 1p مشخصه‌ی فرکانسی شتاب یاتاقان یاو در شرایط کاری معیوب در مقایسه با شرایط کاری سالم به شدت افزایش یافته است.




شکل ۱۰: سیگنال حوزه فرکانس شتاب یاتاقان یاو در جهت x برای زاویه گام‌های معیوب مختلف

همین‌طور، مقایسه‌ی شرایط کاری سالم و شرایط کاری معیوب در شکل ۱۱ هم افزایش دامنه‌ی تحریک فرکانس 1p را برای زوایای معیوب تأیید می‌کند.

با توجه به تئوری مومنتوم المان پره[2] (BEM) [۳۲]، افزایش زاویه گام گام منجر به افزایش زاویه برخورد ایرفویل شده است؛ افزایش این زاویه منجر به افزایش سینوس و کاهش کسینوس آن شده که در نتیجه‌ی 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 گام‌های معیوب مختلف

## ۳- ماشین بردار پشتیبان

این روش از جمله روش‌های نسبتاً جدیدی است که در سال‌های اخیر کارایی خوبی نسبت به روش‌های قدیمی‌تر برای طبقه‌بندی از جمله شبکه‌های عصبی نشان داده است. مبنای کاری دسته‌بندی کننده‌ی SVM

[1] stiffness

[2] Blade Element Momentum Theory



[ Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-11-02 ]
[ DOR: 20.1001.1.20088345.1395.10.1.1.1 ]

دسته‌بندی خطی داده‌ها است و در تقسیم خطی داده‌ها سعی می‌شود خطی انتخاب شود که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد. حل معادله‌ی پیدا کردن خط بهینه برای داده‌ها به وسیله روش‌های QP[1] که روش‌های شناخته شده‌ای در حل مسائل محدودیت‌دار هستند صورت می‌گیرد. SVM الگوریتم ورودی را به فضایی با ابعاد بالاتر می‌برد و فوق صفحه‌ای متمایزکننده با ماکزیمم حاشیه اطمینان می‌سازد. اصل حاکم بر SVM، یافتن فوق‌صفحه‌ی جداکننده است به نحوی که فاصله‌ی آن از هر یک از کلاس‌ها بیشینه باشد. ساختار آن بر اساس هسته‌ی ضرب داخلی بین بردارهای پشتیبان و بردار به دست آمده از فضای ورودی می‌باشد. بسته به این‌که این هسته ضرب داخلی چگونه تولید می‌شود، ممکن است ماشین‌های مختلفی با صفحات تصمیم‌گیری خطی و غیرخطی به دست آیند. SVM از یک تکنیک هسته[2] 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 برچسب ها یا خروجی هایی که تعریف شده است، جدا شود.

اگر مجموعه نمونه‌های آموزشی $(x_i, y_i), i = 1,2,..., N$ باشد، که شامل بردارهای ورودی $D$ بعدی $x \in R^D$ و $N$ تعداد نمونه‌ها می‌باشد. فرض بر این است نمونه‌ها با دو کلاس مثبت و منفی نامی و هر یک از کلاس‌ها به ترتیب با برچسب‌های $y_i = 1$ برای کلاس مثبت و $y_i = -1$ برای کلاس منفی، مشخص می‌شوند. وقتی داده‌ها به صورت خطی جداپذیر نیستند یا هم‌پوشانی دارند، پاسخ امکان‌پذیری برای این مسأله وجود ندارد و یکی از راه‌های برخورد با این حالت این است که همچنان C بیشینه شود و در عین حال، اجازه‌ی قرارگیری بعضی نقاط در داخل باند یا سمت اشتباه مرز تصمیم‌گیری داده شود. بنابراین باید معادله‌ی (۳) را با در نظر گرفتن معادله‌ی (۴) کمینه نمود.

$$\min_{w,b} \; y\frac{1}{2}\|w\|^2 + c\sum_{i=1}^{N}\in_i \qquad (۳)$$

منوط به:

$$y_i(w^T x_i + b) \geq 1 - \in_i, \in_i \rangle 0, i = 1,..., N \qquad (۴)$$

دوگان مسئله‌ی بهینه‌سازی درجه دوم با تبدیل مسأله با شرایط کن-تاکر به مسأله‌ی دوگان معادل لاگرانژ، به فرم معادله‌ی (۵) بدست می‌آید.

$$\min_{\lambda} \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}\lambda_i\lambda_j y_i y_j K(x_i, x_j) - \sum_{i=1}^{N}\lambda_i$$
$$s.t.\sum_{i=1}^{N} y_i\lambda_i = 0, 0 \leq \lambda_i \leq C \qquad (۵)$$

که K تابع هسته است و برای دو بردار ویژگی $x_i$ و $x_j$ به صورت $\phi_{x_j} \leq K(x_i, x_j) \leq \phi_{x_i}$، و بهینه‌سازی جدید موردنظر در ترم‌های ضرایب لاگرانژ، $\lambda$ نوشته می‌شود. بنابراین تابع هسته اجازه می‌دهد که حاصلضرب داخلی بین بردارهای نگاشت‌شده 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 می‌دهد.

$$W = \sum_{i=1}^{N}\lambda_i y_i \phi_{x_i} \qquad (۶)$$

با جایگزین نمودن W معادله‌ی فوق‌صفحه به (۷) تغییر می‌کند.

$$g(x) = \sum_{i=1}^{N}\lambda_i y_i K(x_i, x) + b \qquad (۷)$$

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 آن‌ها بحث شد در فضای ورودی، مرزهای خطی را ایجاد می‌کنند. می‌توان با بسط دادن فضای ورودی به فضایی بزرگتر از توابع پایه همانند خطی، چندجمله‌ای و RBF گاوسی، درجه آزادی این روند را افزایش داد. به طور کلی مرزهای خطی در فضای ورودی جدید، جداسازی بهتری را در طبقه‌های آموزشی به وجود می‌آورند و در برگرداندن آن‌ها به فضای ورودی اولیه به مرزهای غیرخطی تبدیل می‌شوند. بنابراین می‌توان گفت ایده‌ی 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 ابرصفحه‌ی بهینه برای تفکیک ویژگی‌هایی که در مرحله‌ی یک به دست آمده‌اند.

لذا تابع هسته طبق تعریف قانون تئوری مرکر[3] باید پیوسته و مثبت متناهی باشد. تابع‌های هسته در SVM به دو دسته تقسیم می‌شوند: خطی و غیرخطی

مزیت تابع‌های خطی این است که آموزش آن‌ها خیلی سریع‌تر از تابع‌های هسته‌ی غیرخطی صورت می‌گیرد. بنابراین اگر پایگاه داده‌ی بزرگی وجود داشته باشد، مشاهده می‌شود که زمان آموزش خیلی زیاد خواهد شد. استفاده از توابع هسته امکان ایجاد Overfitting را زیاد می‌کند و وقتی از حالت پیش‌فرض SVM استفاده می‌شود کمتر احتمال Overfitting وجود دارد. سه تابع هسته‌ای که به طور متداول در SVM استفاده می‌شود، تابع چندجمله‌ای، تابع پایه شعاعی و تابع سیگموئید (پرسپترون) می‌باشد. در حال حاضر رقابت اصلی میان دو هسته‌ی

[1] Quadratic Programming
[2] kernel
[3] Mercer



[ Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-11-02 ]
[ DOR: 20.1001.1.20088345.1395.10.1.1.1 ]

چندجمله‌ای و RBF می‌باشد. RBF گاوسی محبوب‌ترین و پرکاربردترین هسته در SVM است. یکی از دلایل محبوبیت آن، بی‌نهایت مشتق‌پذیر است، به این معنی است که داده را می‌توان به یک فضای ویژگی با ابعاد بی‌نهایت نگاشت داد. البته سایر تابع‌ها را هم می‌توان به فضای بی‌نهایت نگاشت داد برای مثال هسته‌ی چندجمله‌ای را می‌توان با اضافه‌نمودن پارامترها برای نگاشت داده به یک فضای ویژگی با ابعاد خیلی بالا استفاده کرد اما خیلی راحت و مناسب نیست.

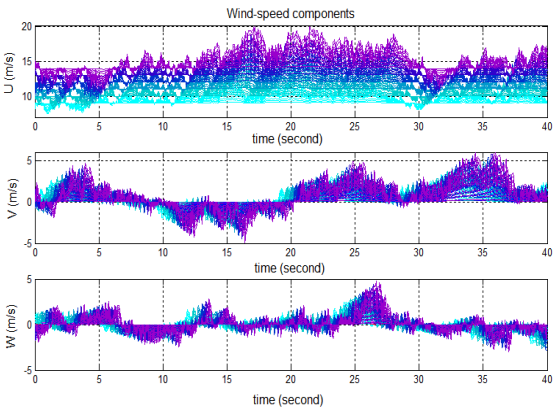
در این مطالعه، هسته‌ی RBF گاوسی در نظر گرفته می‌شود، که توسط توزیع گاوسی با پارامتر انحراف استاندارد $\sigma$ مطابق معادله‌ی (۸) ارائه می‌شود. هر چند فضای ویژگی متناظر هسته‌ی RBF گاوسی، یک فضای هیلبرت نامتناهی است. اما ابعاد نامتناهی، نتیجه را خراب نمی‌کند.

$$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{\left\|x_i - x_j\right\|^2}{2\sigma^2}\right) \qquad (۸)$$

در این نوع هسته لازم است دو پارامتر C و $\sigma$ بهینه شوند. رفتار طبقه‌بندی‌کننده‌ی SVM توسط این دو پارامتر کنترل می‌گردد [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 حالت‌های خطا و نرمال، ۶۰ سری زمانی باد با استفاده از نرم‌افزار توربسیم در ۶ سرعت مختلف و ۱۰ شدت توربولانس مختلف تولید شده است. شکل ۱۲ مؤلفه‌های سرعت باد را نشان می‌دهد. هر سری زمانی سیگنال باد شامل ۲۰۰ نمونه زمانی با فرکانس نمونه‌برداری ۲کیلوهرتز و کل زمان نمونه‌برداری ۴۰ ثانیه می‌باشد.




شکل ۱۲: مؤلفه‌های سرعت باد

### ۴-۱ تولید پایگاه داده

به منظور بررسی راندمان و قابلیت اطمینان انتخاب ویژگی و طبقه‌بند SVM، دو آزمایش روی توربین باد درایو مستقیم انجام شده است. دو آزمایش شامل شرایط نرمال و خطای نامیزانی آیرودینامیکی پره می‌باشد. برای این آزمایش توربین باد درایو مستقیم همانند آن‌چه در شکل ۱ نشان داده شده است، راه‌اندازی می‌شود. هر شبیه‌سازی برای ۴۰ ثانیه با فرکانس نمونه‌برداری ۲ کیلوهرتز [۷] و برای مقادیر مختلف $\beta$ اجرا شده است و در نهایت برای $\beta = 9/7^\circ$ مقدار نامی توان توربین حاصل می‌شود. تمام خروجی‌های گشتاور و توان الکتریکی، شتاب زاویه‌ای روتور و شتاب زاویه‌ای یاتاقان یاو در دو جهت x و y در حوزه‌ی زمان ثبت شده است. برای شبیه‌سازی حالت خطا، زاویه گام یک پره متفاوت از سایر پره‌ها تنظیم شده که نتیجه‌ی آن، ایجاد یک گشتاور ناهموار در سراسر روتور می‌باشد. در این مقاله، زاویه‌ی خطا روی پره‌ی ۲ تنظیم و $5^\circ$ در نظر گرفته شده است.

سپس، عملکرد SVM برای هر کدام از سیگنال‌های فوق ارزیابی و مقایسه شده است. پارامترهای ویژگی حوزه‌ی زمان و فرکانس برای پیداکردن مدل تشخیص خطای SVM اعمال شده‌اند. جهت استخراج ویژگی‌ها از کل نمونه‌های هر سری زمانی استفاده شده است [۷]. در این مدل، میانگین قدرمطلق (C1)، واریانس (C2)، نرم دو (C3)، ریشه‌ی میانگین مربعات (C4)، قدرمطلق ریشه‌ی میانگین مربعات (C5)، انحراف استاندارد (C6) در حوزه‌ی زمان و ریشه‌ی میانگین مربعات (C7)، نرم دو (C8)، میانگین پوش (C9) در حوزه‌ی فرکانس، بر روی مجموعه داده‌ای متشکل از ۶۰ ثبت آسیب نامیزانی پره به طول ۴۰ ثانیه و ۶۰ ثبت سالم به طول ۴۰ ثانیه، همانند جدول ۱و ۲ مقدماتی هستند که به عنوان اطلاعات شناسایی آسیب تعیین شده‌اند در واقع برای این ویژگی‌ها، یک عدد از کل ۲۰۰ نمونه استخراج می‌شود.

جدول ۱: شاخص‌های آماری حوزه‌ی فرکانس

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

$^* X_i = fft(x_i)$

حساسیت پارامترهای ویژگی بر اساس روش ارزیابی فاصله‌ی بهبودیافته [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

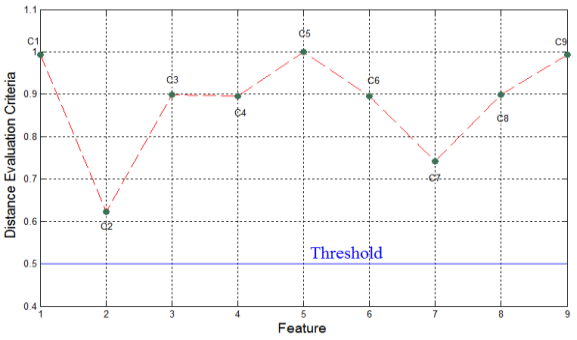


[ Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-11-02 ]
[ DOR: 20.1001.1.20088345.1395.10.1.1.1 ]

جهت طبقه‌بندی می‌باشد. ماتریس اطلاعات فوق، ورودی SVM جهت طبقه‌بندی عیب خواهد بود. معیار ارزیابی فاصله برای سه ویژگی میانگین قدرمطلق، قدرمطلق ریشه‌ی میانگین مربعات و میانگین پوش نسبت به سایر ویژگی‌ها بیش‌ترین مقدار را داشته است.

جدول ۲: شاخص‌های آماری حوزه‌ی زمان

| ویژگی حوزه‌ی زمان | معادله |
|---|---|
| میانگین قدرمطلق | $\bar{x} = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\lvert x_i\rvert$ |
| ریشه‌ی میانگین مربعات | $RMS = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i} x_i^{\,2}}$ |
| قدرمطلق ریشه‌ی میانگین مربعات | $RMS_{am} = (\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\lvert x_i\rvert^{\,2})^{1/2}$ |
| واریانس | $\mathrm{var}(x) = E(x^2) - E^2(x)$ |
| انحراف استاندارد | $\sigma_x = \sigma = \sqrt{\mathrm{var}(x)}$ |
| نرم ۲ | $\lVert x\rVert_2 = (\sum_{i=1}^{N}\lvert x_i\rvert^2)^{\frac{1}{2}}$ |



شکل ۱۳: فاکتور ارزیابی پارامترهای ویژگی سیگنال

از مجموع ۱۲۰ ثبت نهایی، ۸۰ ثبت به عنوان داده‌های آموزش و مابقی به عنوان داده‌های آزمون انتخاب شده‌اند. در این الگوریتم، ویژگی‌ها با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌ی SVM با هسته گاوسی و $\lambda = 0/125$ و $C = 128$ طبقه‌بندی شده‌اند. مقادیر C و $\lambda$ بر اساس معیار سعی و خطا انتخاب شده‌اند.

برای طبقه‌بندی ابتدا تابع کرنل گاوسی را با استفاده از نمونه‌های آموزشی و کلاس‌های از پیش تعیین شده آموزش داده و سپس طبقه‌بندی در ۱۰۰ تکرار برای تمام ۹ ویژگی انجام شده است. جهت ارزیابی و نمایش نتایج طبقه‌بندی‌کننده از معیارهای حساسیت، خصوصیت و صحت استفاده شده است.

مهم‌ترین معیار برای تعیین کارایی یک الگوریتم طبقه‌بندی دقت یا نرخ طبقه‌بندی است که نشان می‌دهد، طبقه‌بند طراحی شده چند درصد از کل مجموعه ثبت‌های آزمایشی را به درستی طبقه‌بندی کرده است. قابل ذکر است که در مسائل واقعی، معیار دقت طبقه‌بندی به علت این‌که ارزش ثبت‌های مختلف در معادله‌ی آن یکسان در نظر گرفته شده، به تنهایی معیار مناسبی برای ارزیابی کارایی الگوریتم‌های طبقه‌بندی نمی‌باشد. بنابراین در مسائلی که ارزش دسته‌ای در مقایسه با دسته‌ی دیگر متفاوت است، باید از معیارهای دیگری نیز استفاده می‌شود [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 ثبت‌هایی است که دسته‌ی واقعی آن‌ها منفی بوده و الگوریتم طبقه‌بندی نیز دسته‌ی آن‌ها را بدرستی منفی تشخیص داده است.

TP، بیانگر تعداد ثبت‌هایی است که دسته‌ی واقعی آن‌ها مثبت بوده و الگوریتم طبقه‌بندی نیز دسته‌ی آن‌ها را بدرستی مثبت تشخیص داده است.

FN، بیانگر تعداد ثبت‌هایی است که دسته‌ی واقعی آن‌ها مثبت بوده و الگوریتم طبقه‌بندی نیز دسته‌ی آن‌ها را به اشتباه منفی تشخیص داده است.

FP، بیانگر تعداد ثبت‌هایی است که دسته‌ی واقعی آن‌ها منفی بوده و الگوریتم طبقه‌بندی نیز دسته‌ی آن‌ها را به اشتباه مثبت تشخیص داده است [۳۳].

حساسیت نرخ تشخیص دسته‌های سالم، و خصوصیت، نرخ تشخیص دسته‌های معیوب می‌باشد.

دلیل انتخاب سیگنال گشتاور و توان الکتریکی به ترتیب، نمایش بهتر ارتعاشات و قابلیت اطمینان می‌باشد [۲۵]. تجزیه و تحلیل سیگنال‌های توان خارج شده از توربین‌های باد جهت تشخیص عیوب مکانیکی در زنجیره‌ی انتقال مکانیکی کافی نیست. یک تشخیص موفقیت‌آمیز نیاز به گنجاندن شتاب‌ها، جهت ارزیابی ارتعاشات دارد [۳۷]. لذا سعی شده عملکرد SVM برای هر کدام از سیگنال‌ها به نمایندگی از تمام خروجی‌های توربین باد ارزیابی و مقایسه شود. نتیجه‌ی بدست آمده از مقایسه‌ی

[ Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-11-02 ]
[ DOR: 20.1001.1.20088345.1395.10.1.1.1 ]

صحت عملکرد SVM برای سیگنال‌ها در جدول ۴، نشان داده شده است که با استفاده از نمونه‌های آزمون پایگاه داده‌ی موجود، طبقه‌بند برای سیگنال دامنه‌ی شتاب زاویه‌ای بالای برج در راستای محور x عملکرد بهتری نسبت به طبقه‌بند سایر سیگنال‌ها دارد به طوری که به دقت طبقه-بندی ٪۹۱/۱۳ رسیده است.

جدول ۴: مقایسه‌ی فاکتورهای ارزیابی برای عملکرد SVM روی سیگنال-های فرضی

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

هم‌چنین دقت تشخیص دسته‌های معیوب و دسته‌های سالم آن نسبت به طبقه‌بند سایر سیگنال‌ها بالا می‌باشد که این موفقیت طبقه‌بند را برای سیگنال فوق نشان داده است.

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

جدول۵: عملکرد الگوریتم با SVM با تعداد ویژگی متفاوت

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

همانطور که جدول ۵ نشان داده است با افزایش تعداد ویژگی‌ها، عملکرد الگوریتم فوق افزایش می‌یابد. در نتیجه مزیت بهبود صحت طبقه‌بندی با افزایش تعداد ویژگی‌ها تأیید می‌شود.

## ۵- نتیجه‌گیری

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 بهبودیافته و بردار پشتیبان بر اساس سیگنال‌های گشتاور و توان الکتریکی، شتاب زاویه‌ای روتور، شتاب یاتاقان یاو در راستای محور افقی و عمودی استفاده شده است. سه نرم‌افزار فست، توربسیم و سیمولینک پس از اجرا برای ۴۰ ثانیه با فرکانس نمونه‌برداری ۲ کیلوهرتز، به منظور بررسی عملکرد روش فوق مورد استفاده قرار گرفته است. شاخص‌های آماری حوزه‌ی زمان و فرکانس استخراج و برای دریافت اطلاعات معیوب مناسب از سیگنال‌ها، به منظور حذف اطلاعات زائد و کاهش بار سیستم طبقه‌بندی، یک روش ارزیابی فاصله‌ی بهبودیافته ارائه که جهت انتخاب ویژگی‌های 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 مقایسه‌ی عملکرد SVM روی سیگنال‌ها نتیجه شده است که سیگنال ارتعاش شتاب بهترین عملکرد را داشته است و بین سه سیگنال شتاب انتخاب شده سیگنال شتاب یاتاقان یاو در راستای محور x در مقایسه با سایر سیگنال‌ها یک تشخیص موفقیت‌آمیز را به همراه داشته است.

## مراجع

[1] wind energy [online], aug18, 2013 (http://www.suna.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 Lighting 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.

[ Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-11-02 ]

[ DOR: 20.1001.1.20088345.1395.10.1.1.1 ]

[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, Austia, 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 ConferenceT. 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.

[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.

[ Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-11-02 ]
[ DOR: 20.1001.1.20088345.1395.10.1.1.1 ]

[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، "روش‌های پیش‌پردازش داده‌ها و تشخیص الگو،" گزارش از آزمایشگاه اتوماسیون پیشرفته، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی، ایران تهران، ۱۳۸۴.

[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.

[ Downloaded from joc.kntu.ac.ir on 2026-11-02 ]

[ DOR: 20.1001.1.20088345.1395.10.1.1.1 ]