

# 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<sup>۱</sup>، صدیقه ابراهیمی<sup>۲</sup>

<sup>۱</sup>استاد، دانشکده مهندسی برق، گروه قدرت، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، Abbaszadeh@kntu.ac.ir  
<sup>۲</sup>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 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 modeled 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<sup>۱</sup> 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<sup>۲</sup> [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 ناهمواری در روتور به همراه دارد، شبیه سازی کرده است.

جفریز<sup>۳</sup> 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. کری مر<sup>۴</sup> 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<sup>۵</sup> [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 گیبارد<sup>۶</sup> [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<sup>۷</sup> و همکاران [۱۲]، یک سیستم استنتاجی عصبی فازی تطبیقی<sup>۸</sup> (ANFIS) را برای آنالیز داده ی سیستم کنترل نظارتی و اکتساب داده ها<sup>۹</sup> (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<sup>۱۰</sup> 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<sup>۱۱</sup> (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<sup>۱۲</sup> 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<sup>۱۳</sup> جهت تشخیص و نظارت بر وضعیت ماشین است. از جمله ی این مطالعات می توان به موارد زیر اشاره نمود: آنوپ ورما<sup>۱۴</sup> و اندرو کاسیاک<sup>۱۵</sup> [۱۵]، SVM را جهت ایجاد مدل های پیش بینی عیب روی ۲۰ توربین باد برای یک دوره ی ۳ ماهه بررسی نمودند.

<sup>5</sup> Andrew kusiak

<sup>6</sup> Jochen Giehardt

<sup>7</sup> Chen

<sup>8</sup> Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

<sup>9</sup> Supervisory Control and Data Acquisition

<sup>10</sup> Recurrent Neural Network

<sup>11</sup> Support Vector Machine

<sup>12</sup> Golriz Amooee

<sup>13</sup> Robust

<sup>14</sup> Anoop Verma

<sup>15</sup> Andrew Kusiak

<sup>1</sup> International School of Economics at Tbilisi State University

<sup>2</sup> Xiang Gong

<sup>3</sup> Jeffries

<sup>4</sup> kramer

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<sup>۸</sup> و توربسیم<sup>۹</sup> طراحی شده است. دینامیک‌های توربین باد توسط فست (خستگی، آیرودینامیک‌ها، سازه‌ها و اغتشاش) شبیه‌سازی 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 فوری سریع<sup>۱۰</sup> (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<sup>۱۱</sup> توربین باد را ارائه داده است.

این مقاله به صورت زیر مرتب شده است. در ادامه و در بخش دوم مدل‌سازی 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 آیرودینامیک جامع که قادر به پیش‌بینی ماکزیمم نیروها و نیروهای خستگی در توربین‌های بادی محور افقی می‌باشد. این کد شبیه‌ساز از همکاری مؤسسه انرژی‌های نو آمریکا با دانشگاه ایالتی اورگان ایجاد شده است و توسط مؤسسه انرژی‌های باد Germanischer Lloyd تأیید شده [۲۲] و برای محاسبه‌ی بارهای توربین‌های بادی به هدف طراحی و صحت‌گذاری این توربین‌ها مناسب تشخیص داده شده است [۲۳] و همچنین تحقیقات جداگانه‌ای برای صحت‌گذاری 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<sup>۱۲</sup> 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

تکس<sup>۱</sup> 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<sup>۲</sup> 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 ویدودو<sup>۳</sup> و همکارانش [۱۸] ترکیبی از استخراج تحلیل مؤلفه‌ی مستقل<sup>۴</sup> (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. ویدودو و همکاران همچنین [۱۹] کاربرد استخراج ویژگی با استفاده از هسته‌های غیرخطی را جهت تشخیص خطاهای موتور القایی بررسی نمودند. یانگ<sup>۵</sup> 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<sup>۶</sup>، زو یوکی‌یو<sup>۷</sup> [۲۱] معیار همبستگی را به عنوان پارامتر ویژگی بسته به شرایط کار پره فرض و این معیار را برای سیگنال‌های 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 این که در مقالات و تحقیقات انجام شده 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 سیگنال‌های الکتریکی و شتاب زاویه‌ای روتور، شتاب زاویه‌ای یاتاقان یو در دو

<sup>1</sup> Tax

<sup>2</sup> Ling-Li Jiang

<sup>3</sup> Achmad Widodo

<sup>4</sup> Independent Component Analysis

<sup>5</sup> Yang

<sup>6</sup> Yan Jun

<sup>7</sup> Xu Yuxiu

<sup>8</sup> FAST

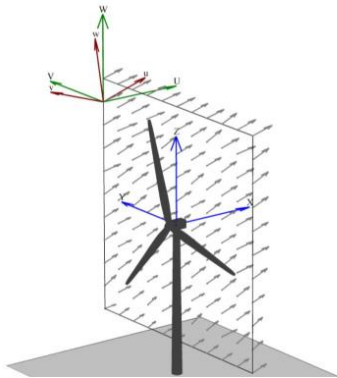
<sup>9</sup> TurbSim

<sup>10</sup> FAST Fourier Transform

<sup>11</sup> online

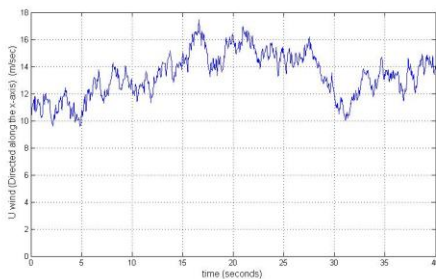
<sup>12</sup> Zhongzhou

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

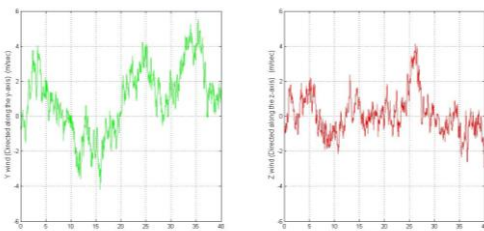


شکل ۲: سیستم مختصات میدان باد [۳۱]

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

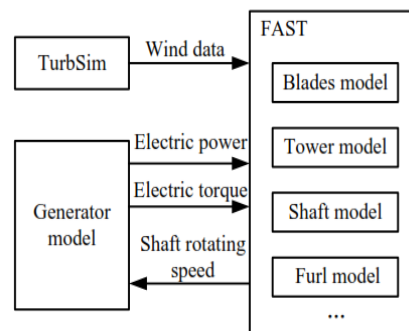
شکل ۳. مؤلفه های اغتشاش باد

تمام خروجی های مدل سیستم های تبدیل انرژی باد شبیه سازی شده در سیمولینک، در حوزه ی زمان ثابت 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.

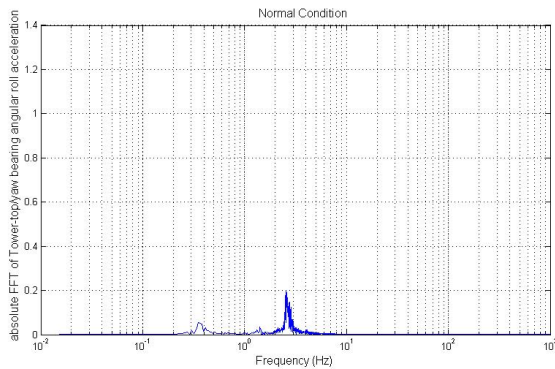
## ۲-۱ مدل سازی و شبیه سازی توربین سالم

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].



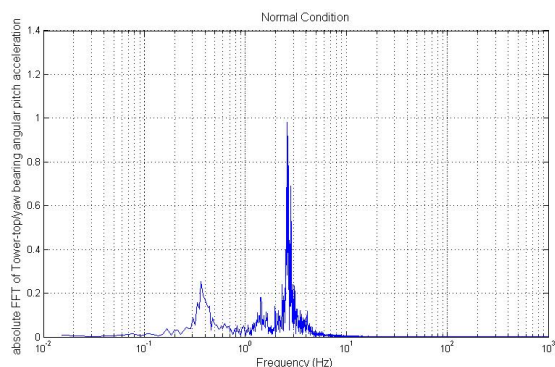
شکل ۱: ساختار کلی مبدل انرژی باد [۷]

توربیسیم، 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 توربیسیم، 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 توربیسیم برای هر سلول شبکه محاسبه شده، تقسیم می گردد. با استفاده از مدل اغتشاش کایمال، شدت اغتشاش نرمالایزشده در جهت طولی ناحیه جاروب



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.

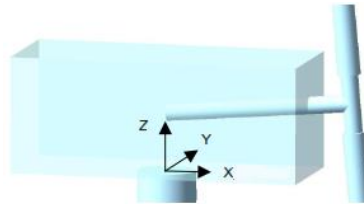
## ۲-۲ مدل‌سازی و شبیه‌سازی توربین معیوب

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 پرها، شبیه‌سازی شده، یک گشتاور ناهموار در سراسر روتور ایجاد می‌کند. نیروی معادل شفت توسط معادله‌ی (۱) تعریف می‌شود.

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

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

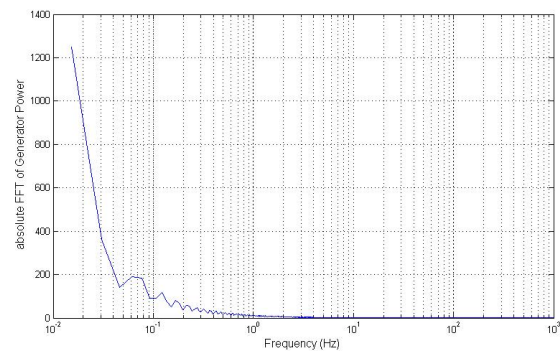
ایجاد شده با دور ماشین ارتباط دارد و در واقع هارمونیک‌ها و یا به عبارت دیگر مضارب صحیحی از دور ماشین در منحنی FFT دیده می‌شود. پس از اجرای شبیه‌سازی به منظور به دست آوردن مشخصه‌ی فرکانسی، سیگنال توان ژنراتور به نمایندگی از سیگنال‌های الکتریکی، شتاب یاتاقان یاو در راستای محور افقی (X) و عرضی (Y)، همانند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



شکل ۴: سیستم مختصات یاو [۲۳]

شکل ۵، سیگنال 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. تحریک‌ها در فرکانس 1p (۰/۵۳ Hz)، به خوبی در شکل‌های ۶ و ۷ قابل رؤیت می‌باشد. p، پرورد 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.

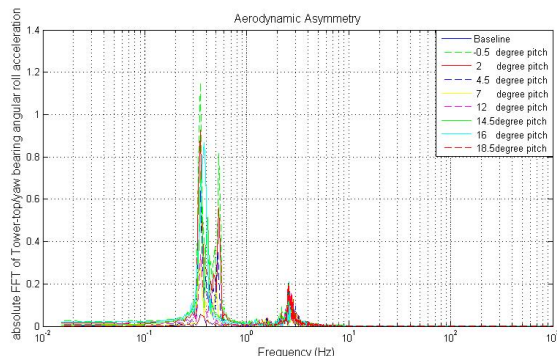
این شکل‌ها به عنوان سند مرجع، بعداً جهت مقایسه‌ی حالت سالم با حالت آسیب نامیزانی آیرودینامیکی در حوزه فرکانس استفاده شده است.



شکل ۵: سیگنال حوزه فرکانسی توان ژنراتور

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

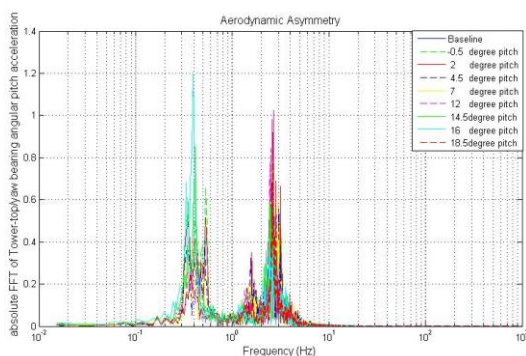
مقایسه ی شرایط کاری سالم و شرایط کاری معیوب در شکل ۱۰، نشان داده است که دامنه ی تحریک در فرکانس 1p مشخصه ی فرکانسی شتاب یاتاقان یاو در شرایط کاری معیوب در مقایسه با شرایط کاری سالم به شدت افزایش یافته است.



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<sup>۲</sup> (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.

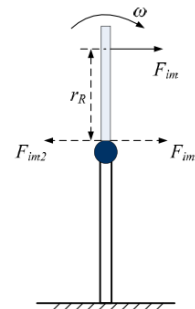


شکل ۱۱: سیگنال حوزه فرکانس شتاب یاتاقان یاو در جهت Y برای زاویه گام های معیوب مختلف

### 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]

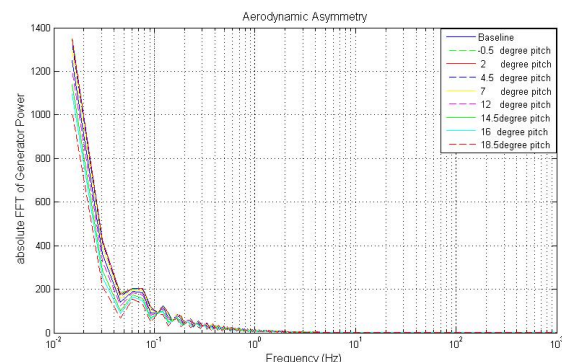
طی دوران یک شفت نامیزان توربین باد، نوسان سیستم ناشی از عیب نامیزانی به علت سختی<sup>۱</sup> (شقی) بزرگتر در جهت افقی است. مؤلفه ی افقی نیروی  $F_c$  با معادله ی (۲) نشان داده شده است.

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

که  $\varphi$  زاویه فاز اولیه ی  $F_c$  است [۷]. به منظور شبیه سازی آسیب نامیزانی آیرودینامیکی توربین باد، زاویه گام یک پره به  $-0.5$ ،  $0.2$ ،  $0.4/5$ ،  $0.7$ ،  $1.2$ ،  $1.4/5$ ،  $1.6$  و  $1.8/5$  درجه تنظیم شده است و زاویه گام دو پره ی دیگر در  $9/7$  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

<sup>2</sup> Blade Element Momentum Theory

<sup>1</sup> stiffness

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 ترم-های 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.

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

با جایگزین نمودن  $W$  معادله‌ی فوق صفحه به (7) تغییر می‌کند.

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

همه 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 مرکز<sup>3</sup> 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 تابع-های 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 کند 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

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<sup>1</sup> 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 ماکزیم حاشیه اطمینان می‌سازد. اصل حاکم بر SVM، یافتن فوق صفحه‌ی 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 این که این هسته ضرب داخلی چگونه تولید می‌شود، ممکن است ماشین-های مختلفی با صفحات تصمیم‌گیری خطی و غیرخطی به دست آیند. SVM از یک تکنیک هسته<sup>2</sup> برای تبدیل داده‌ها استفاده می‌کند و سپس بر اساس این تبدیل، مرز بهینه بین خروجی‌های ممکن را پیدا می‌کند. به عبارت ساده تبدیلات بسیار پیچیده را انجام می‌دهد، سپس مشخص می‌کند چگونه داده‌ها بر اساس برجسب‌ها یا خروجی‌هایی که تعریف شده است، جدا شود.

اگر مجموعه نمونه‌های آموزشی  $(x_i, y_i), i=1, 2, \dots, N$  باشد، که شامل بردارهای ورودی  $D$  بعدی  $x \in R^D$  و تعداد نمونه‌ها می‌باشد. فرض بر این است نمونه‌ها با دو کلاس مثبت و منفی نامی و هر یک از کلاس‌ها به ترتیب با برجسب‌های  $y_i = 1$  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 (3) را با در نظر گرفتن معادله‌ی (4) 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 مسئله‌ی بهینه‌سازی درجه دوم با تبدیل مسأله با شرایط کن-تاکر به مسأله‌ی دوگان معادل لاگرانژ، به فرم معادله‌ی (5) بدست می‌آید.

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

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

<sup>1</sup> Quadratic Programming

<sup>2</sup> kernel

<sup>3</sup> 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  $\beta$  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 حوزة -۷ ی زمان ثبت شده است. برای شبیه سازی حالت خطا، زاویه گام یک پره متفاوت از سایر پرها 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  $\delta$  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

چندجمله 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.

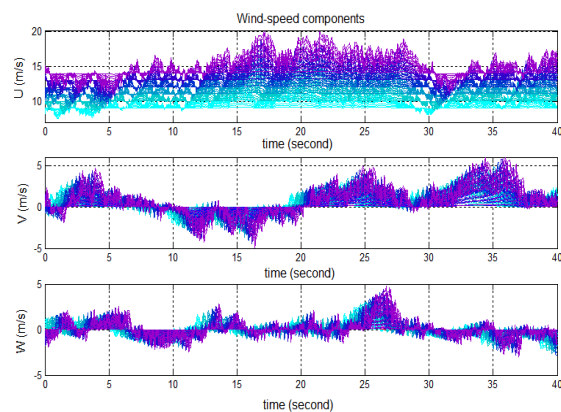
در این مطالعه، هسته ی RBF گاوسی در نظر گرفته می شود، که توسط توزیع گاوسی با پارامتر انحراف استاندارد  $\sigma$  مطابق معادله ی (۸) ارائه می شود. هر چند فضای ویژگی متناظر هسته ی RBF گاوسی، یک فضای هیلبرت نامتناهی است. اما ابعاد نامتناهی، نتیجه را خراب نمی کند.

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

در این نوع هسته لازم است دو پارامتر C و  $\sigma$  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



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 این که 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].

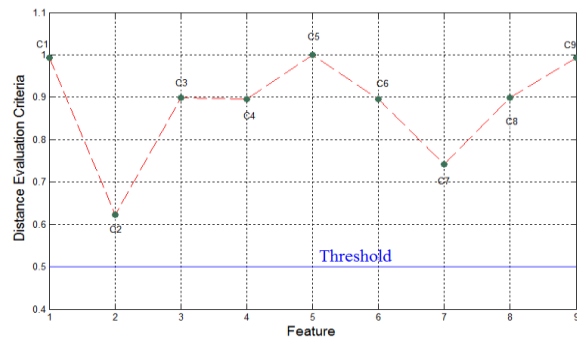
حساسیت نرخ تشخیص دسته‌های سالم، و خصوصیت، نرخ تشخیص دسته‌های معیوب می‌باشد.

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

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  x_i $
ریشه‌ی میانگین مربعات	$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$
قدرمطلق ریشه‌ی 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 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.

## 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.sun.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

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

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

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 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, January 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.