

مدل‌سازی و عیب‌یابی سیستم انتقال قدرت توربین بادی با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه‌ی تقویت شده

مجتبی حیدرزاده قره ورن/ دانشگاه شهید بهشتی/ تهران–ایران/ m.heidarzade@mail.sbu.ac.ir
علیرضا یزدی‌زاده/ دانشگاه شهید بهشتی/ تهران– ایران/ a_yazdizade@sbu.ac.ir

چکیده

مـا در این مقاله به مدل‌سـازی و عیب‌یابی سیسـتم انتقال قدرت توربین بادی نیروگاه بادی کهک اسـتان قزویـن می‌پردازیم. داده‌های واقعی دریافتی از نیروگاه بادی کهک مبنای کارکرد ما بوده و برای مدل‌سازی و عیب‌یابی از شبکه عصبی تقویت شده استفاده نموده‌ایم. درواقع شـبکه عصبی جدید پیشنهاد داده شـده در این مقاله، بر مبنای ارایه‌ی بهینه‌سازی هوشمند تابع هزینه‌ی شبکه‌ی عصبی، مورد استفاده می‌باشد. در این مقاله با بهینه‌سازی تابع هزینه‌ی شبکه عصبی توسط الگوریتم ژنتیک، شبکه‌ی عصبی تقویت شده جهت انجام مدل‌سـازی و عیب‌یابی ارایه می‌شـود. شبیه‌سـازی‌های انجام شـده در نرم‌افزار MATLAB انجام گرفته اسـت و در نهایت کارکرد بسیار مطلوب شـبکه عصبی تقویت شـده نسـبت به حالت عدم تقویت شده ی شبکه عصبی در قالب شـکل و جداول نتیجه گیری آورده شده است.

کلمات کلیدی: انرژی باد، شبکه عصبی تقویت شده، عیب‌یابی، مدل‌سازی

Modeling and fault detection of wind turbine drive train with new neural network

Mojtaba Heidarzadeh Ghareveran/ Master student of shahid beheshti university/Tehran- Iran/ m.heidarzade@mail.sbu.ac.ir
Alireza Yazdizadeh/Associate Professor of shahid beheshti university/ Tehran- Iran/ a_yazdizade@sbu.ac.ir

Abstract:

In this paper we use new neural network for modeling and fault detection of KAHAK wind turbine. We use real data from KAHAK wind farm that installed in Qazvin province. Our new neural network is a neural network that we optimizing the cost function of that with genetic algorithm. We use MATLAB software for simulation and result of article shown in figures and tables.

Keywords: wind energy, new neural network, fault detection, modeling

۱- مقدمه

بـا توجه به کاهش سطـح ذخایر سوخت‌های فسیلـی و نیز با توجه بـه آلودگی‌های ناشی از این سوخت‌هـا، استفاده از انرژی‌های پاک و تجدیدپذیر بیشتر از پیش مورد توجه جهانیان قرار گرفته است. انواع مختلـف انرژی‌های تجدیدپذیر قابل دسترس انسان عبارتند از: انرژی خورشیدی، انرژی بادی، انرژی جزر و مد، انرژی زمین گرمایی و انرژی برق‌آبـی که از میان این انرژی‌هـا، استفاده از انرژی بادی برای تامین انرژی الکتریکی بسیار مورد توجه می‌باشد و دلیل این امر نیز به‌خاطر همواره در دسترس بـودن، بازدهی قابل توجه و امکان بهره‌برداری در بیشتـر مناطق کره‌ی زمین می‌باشد. توربین‌هـای بادی سیستم‌های بسیار گران قیمت و بسیار پیچیده‌ای می‌باشند که این دو دلیل باعث می‌شود تـا توجه و رسیدگی به این سیستم‌ها بیشتر مورد توجه قرار

[Downloaded from kiaeee.ir on 2026-11-16]

گیرنـد، چرا که در صورت بروز خرابـی در سیستم‌های توربین بادی عـلاوه بر متوقف شدن تولید برق، هزینـه‌ی تعمیر این سیستم‌ها نیز بسیـار زیاد خواهد بـود. قبل از بروز خرابـی در سیستم عیب بوجود می‌آیـد، در صورتی‌که عیـب بوجود آمده آشکارسـازی گردد خرابی بوجـود نخواهد آمد و می‌توان با توجه به روش‌های موجود در کنترل تحمل‌پذیر عیـب، سیستم را از بروز خرابی مصـون نگاه داشت و در صورت عدم‌آشکارسازی عیب در سیستم، عیب اتفاق افتاده به خرابی منجـر می‌گردد. قابل ذکـر است که عیب و خرابـی دو مفهوم کاملا مجزا ولی مرتبط می‌باشنـد و نخست عیب در سیستم اتفاق می‌افتد و سپس خرابی صورت می‌گیرد. همان‌گونه‌که اشاره شد، سیستم‌های توربین‌های بادی بسیار پیچیده بوده و از تجهیزات و بخش‌های بسیار زیـادی تشکیل شده است، در کل می‌توان توربین‌های بادی را به سه بخش عمده و کاملا مرتبط با یکدیگر طبقه‌بندی نمود:

۱- بخش آیرودینامیکی
۲- بخش مکانیکی
۳- بخش الکتریکی

این سه بخش عمده‌ی تشکیل‌دهنـده‌ی توربین‌های بادی در ارتباط کامل و مستقیم بـا یکدیگر می‌باشند و رخداد عیب در هریک از این بخش‌ها بـر روی کل سیستم توربین بـادی و در نهایت تولید انرژی الکتریکی تاثیرگذار خواهد بود.

هریـک از این بخش‌ها خود شامل زیربخش‌هـای مختلفی می‌باشند. سیستم انتقال قدرت زیربخش مربوط به قسمت مکانیکی توربین‌های بادی بوده که خود شامل، جعبه دنده، شفت سرعت بالا (شفت سمت ژنراتور)، شفت سرعت پایین (شفت سمت روتور) و یاتاقان‌ها می‌باشند که وظیفه‌ی انتقـال انرژی مکانیکی را برعهـده دارند. عیب‌یابی این زیربخش قسمت مکانیکی توربین بادی در این مقاله مورد نظر است.

عیب‌هـا در سه بخـش از توربین‌های بادی بوجـود می‌آیند، عیب در سنسورها، عیـب در سیستم و عیب در عملگرها، همچنین روش‌های عیب‌یابـی متنوعی تاکنون بـر روی توربین‌های بـادی و بخش‌های مختلف آن طراحی و پیاده‌سازی شده است. همچنین قابل ذکر است که عیب‌یابی با توجه به سه روش انجام می‌گیرد:

۱- عیب‌یابی بر مبنای مدل دینامیکی سیستم (مدل محور).
۲- عیب‌یابی بر مبنای داده‌های واقعی و عددی (داده محور).
۳- عیب‌یابی بر مبنای سیگنال‌های دریافتی (سیگنال محور).

در مرجع[۱] عیب‌یابی برای بخش‌های مربوط به سنسورها و عملگرها صـورت گرفته است، این عیب‌یابی بر مبنـای مدل سیستم و توسط الگوریتـم تطبیقی و فیلتر کالمن انجام شـده است که در مقاله [۱] الگوریتم تطبیقـی وظیفه‌ی تخمین نامعینی‌هـای موجود را برعهده داشتـه و فیلتر کالمن به‌عنوان مشاهده‌گر عمل کرده و با تولید مانده بـه آشکارسازی عیـب پرداخته شده است. در مرجـع [۲] عیب‌یابی بـرای سنسورهـای توربیـن بادی انجـام گرفته است کـه عیب‌یابی صـورت گرفته در آن برای سـه سنسور، اندازه‌گیـری سرعت روتور، اندازه‌گیـری سرعت ژنراتور و سنسور مبدل می‌باشد. این عیب‌یابی به روش UIO[1] صـورت گرفته است. در [۳] عیب‌یابی مقاوم برای توربین بادی V47/660kW با استفـاده از روش Ui-Pio انجام شده است که در ایـن عیب‌یابی آشکارسازی و جداسازی عیوب در سنسورها، عملگرها و سیستـم صورت گرفته است. در مرجع [۴] بـرای ژنراتور سنکرون مغناطیـس دایم عملیات عیب‌یابی انجـام گرفته شده است و در این مقاله یک روش جدید عیب‌یابی صورت پذیرفته است، عنوان این روش توسـط ییـنگنینگ کیو[2] و همکارانش «ردیابی جریان نرمالیزه شده بر مبنای سرعت باد» نامگذاری شده است. این روش عیب‌یابی بر مبنای سیگنال می‌باشد و با مقایسـه ردیابی جریان نرمالیزه با بردار ردیابی جریان در مورد رخداد و عـدم رخداد عیب تصمیم‌گیری می‌کند. در واقـع عیب‌یابی صورت گرفته در این مقاله برای آشکارسازی عیب در مبـدل ژنراتور بوده و بـه عیب‌یابی مدار IGBT مبـدل می‌پردازد. در مرجع[۵] عیب‌یابی برای عملگـر چرخش پره‌ها یا همان عملگر پیچ و نیـز برای سیستم خنک‌کاری توسط الگوریتم SDW-LSI انجام شده است. در مرجع[۶] عیب‌یابی توربین بادی توسط فیلتر کالمن توسعه یافته EKF[3] صورت گرفته است، در این مقاله عیب‌یابی بر مبنای مدل سیستم توربین بادی بوده و عیب‌یابی به جهت مشخص‌سازی رخداد و عـدم رخداد عیب در عملگر سیستم پیـچ، سنسورسنجش سرعت روتور و نیز سنسور سنجش سرعت ژنراتور انجام شده است.

تمامی عیب‌یابی‌هـا برپایه‌ی تولید مانده اسـتوار است، درواقع مانده همان اختلاف مقدار واقعی و مقدار مشاهده شده یا تخمین زده شده می‌باشد. در شکل (۱) روند تولید مانده آورده شده است[۷].



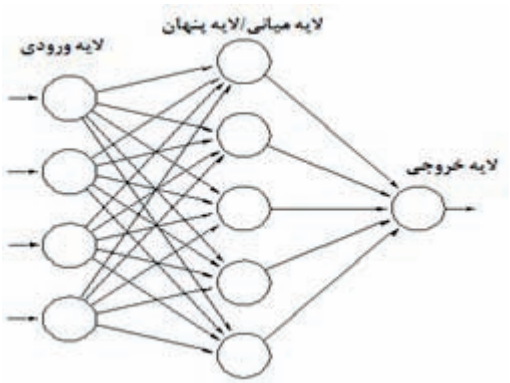
شکل ۱: روند تولید مانده

۲- شبکه عصبی پرسپترون چندلایه تقویت شده

شبکه‌های عصبی مصنوعی همانند مغز انسان به‌طور اساسی واحدهای پردازشـی هستند که اطلاعات را حفظ می‌کنند و این اطلاعات را در تمـام شبکه توزیع می‌نمایند. شبکه‌های عصبـی به طور گسترده در حوزه‌های کنترل، پردازش سیگنال، بازشناسی الگو، تشخیص عیب و کاربردهای بسیـار دیگر مورد استفاده قرار می‌گیرند. برای شبکه‌های عصبی مصنوعی ویژگی‌های زیر را می‌توان در نظر گرفت:

۱- قابلیت یادگیری
۲- پراکندگی اطلاعات
۳- قابلیت تعمیم
۴- پردازش موازی
۵- مقاوم بودن

شبکه‌های عصبی را می‌توان بـه دو بخش عمده‌ی شبکه‌های عصبی استاتیکی و دینامیکی طبقه‌بنـدی کرد، شبکه‌های عصبی استاتیکی را شبکه‌های عصبی پیشـرو نیز می‌نامند. در شکل(۲) ساختار شبکه عصبی استاتیکی- پیشرو آورده شده است[۷].



شکل ۲: ساختار شبکه عصبی پیشرو

شبکه‌هـای عصبی استاتیکـی را می‌توان به‌عنـوان شبکه‌های بدون حافظـه یا به‌صـورت واضح‌تـر شبکه‌هایی که خروجی آنهـا تابعی از

[Downloaded from kiaeee.ir on 2026-11-16]

ورودی لحظه حـال باشد دانست. در شبکه‌های عصبی استاتیکی سه فاز یادگیری، تاییـد و آزمایش مورد بررسی قرار می‌گیرد. شبکه‌های عصبـی استاتیکی برای مسایل غیرخطـی و مدل کردن سیستم‌های غیرخطـی و پیچیده، با توانایـی و انعطاف بـالا می‌باشند[۸]. مزیت شبکه‌هـای عصبی استاتیکی این است که شبکـه به راحتی می‌تواند بـا یک الگوریتم بهینه‌سازی ساده ساخته شود. نوآوری مقاله‌ی حاضر مربـوط به بهینه‌سـازی تابع هزینه‌ی شبکه عصبـی است که برروی سه فاز یاد شـده در قسمت بالا تاثیر می‌گذارد. در واقع در این مقاله به‌جـای استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی سـاده کلاسیک از الگوریتم هوشمند ژنتیک استفـاده نموده‌ایم و با این کار شبکه عصبی تقویت شده را معرفی می‌نماییم[۸].

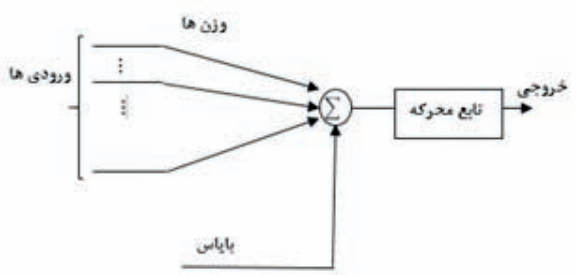
شبکـه‌ی عصبی مـورد استفاده در این مقالـه، شبکه‌ی عصبی MLP تقویـت شده می‌باشد. شبکه‌های چند لایه‌ی پیشرو یکی از مهمترین ساختارهـای شبکـه عصبی مصنوعـی می‌باشد. به‌طـور معمول این شبکه‌هـا شامل مجموعـه‌ای از نرون‌ها می‌باشد کـه شامل یک لایه ورودی، یک لایـه خروجی و یک لایه پنهان اسـت. سیگنال ورودی در خـلال شبکه و در مسیری رو به جلو به‌صورت لایه به لایه منتشر می‌شـود[۹]. یک طبقه‌بنـدی دیگری که می‌توان بـرای شبکه‌های عصبی در نظر گرفت عبارت است از تفکیک یادگیری‌ها:

۱- یادگیری با سرپرست یا نظارتی.
۲- یادگیری بدون سرپرست و ناظر.
۳- یادگیری ترکیبی از دو حالت قبل.

در یادگیـری با سرپرست یا نظارتـی، خروجی هر دنباله‌ی ورودی به شبکه داده می‌شود. وزن‌ها به‌گونه‌ای تعیین می‌شوند که پاسخ شبکه تـا حد ممکن به پاسخ واقعی نزدیـک باشد. در یادگیری با سرپرست فـرض بر این است که در هر مرحلـه تکرار الگوریتم یادگیری، جواب مطلـوب سیستم یادگیرنده از قبل آمـاده است و به عبارتی الگوریتم یادگیری به جواب مطلوب و واقعی دسترسی دارد[۹].

شبکه عصبی MLP یک شبکه‌ی عصبی استاتیکی پیشرو و با سرپرست یا نظارتی می‌باشد. قابل ذکر است که شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و تقویت شـده‌ی آن تنها در نوع بهینه‌سازی تابع هزینه تفاوت دارند و در سایـر مـوارد دقیقا همانند هم عمل می‌کننـد. دلیل استفاده از الگوریتم ژنتیک جهت انجـام بهینه‌سازی تابع هزینه‌ی شبکه عصبی به‌خاطـر عدم نیازمندی این روش به مشتق‌گیری و شرایط پیوستگی تابـع هزینـه و شروط مربوط به آن می‌باشد کـه باعث گستردگی در استفاده از انواع مختلف توابع هزینه و عدم محدودیت در تعیین توابع به‌منظـور افزایش قـدرت و بازدهی شبکه عصبـی و همچنین باعث افزایش دقت بهینه‌سازی می‌شود[۱۰].

در شکل (۳) ساختار شبکه عصبی MLP آورده شده است.



شکل ۳: ساختار شبکه عصبی MLP

در ادامـه فرمولاسیون مربوط به شبکه عصبـی پرسپترون چند لایه آورده شده است [۱۰].

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^{N} \omega_i^T \varphi_i(x) + b \quad (۱)$$

$$e = y - \hat{y} \quad (۲)$$

که در آن y خروجی سیستـم، $\hat{y}$ خروجی مدل‌سازی، W_i وزن‌های شبکـه‌ی عصبی، $\varphi_i(x)$ تابع ورودی‌هـای سیستم، b مقدار بایاس و e خطـای مدل‌سازی می‌باشد. تابع هدف برای این شبکه‌ی عصبی به قرار فرمول (۳)تعریف می‌شود[۹و۱۰].

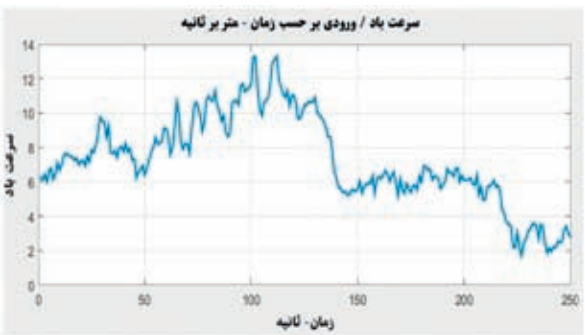
$$J = min\ \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} e_i^2 = min\ \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (۳)$$

به‌صـورت متداول بـرای بهینه‌سازی تابع هزینـه‌ی شبکه عصبی که رابطـه‌ی شماره (۳) نشانگر آن اسـت، از الگوریتم‌های بسیار ساده و کلاسیـک استفاده می‌شود و در این مقالـه بهینه‌سازی تابع هزینه‌ی شمـاره (۳) توسط الگوریتم ژنتیک انجام می‌شود. الگوریتم ژنتیک با الهام از ژنتیک انسان به بهینه‌سازی توابع هزینه می‌پردازد.

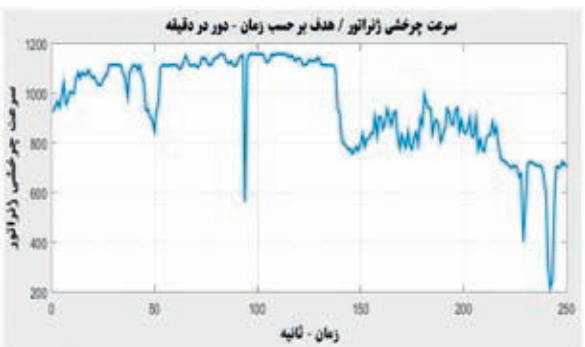
در ایـن مقاله در هر قسمت که از شبکـه عصبی MLP نام برده شود، منظور همان شبکه عصبی MLP تقویت شده می‌باشد و اساس تمامی شبیه‌سازی‌هـای انجام شده در این مقاله شبکه پرسپترون چندلایه‌ی تقویت شده می‌باشد.

۳- بیان سیستم انتقال قدرت توربین بادی

داده‌های مورد استفاده در این مقالـه با نمونه‌برداری‌هایی با فاصله‌ی زمانـی ۵ دقیقه و به تعـداد ۵۰۰ داده می‌باشد. این داده‌ها مربوط به سرعـت چرخشی ژنراتور توربین بادی و نیز سرعت باد است. در ادامه شکل‌های مربوط به ورودی و هدف آورده شده است.



شکل ۴: سرعت باد به‌عنوان ورودی شبکه عصبی



شکل ۵: سرعت چرخشی ژنراتور به‌عنوان هدف شبکه عصبی

همان‌گونه‌کـه قبلا بیان شد، شبکـه‌ی عصبی MLP از نوع شبکه‌های عصبی استاتیکی می‌باشـد و در شبکه‌های عصبی استاتیکی رابطه‌ی ورودی و خروجـی یک رابطـه‌ی استاتیکی و جبـری است. در ادامه رابطه‌ی بین سرعت باد و سرعت چرخشی ژنراتور آورده شده است[۹].

[Downloaded from kiaeee.ir on 2026-11-16]

$$\lambda = \omega_{rotor}\frac{R}{V_{wind}} \quad (۴)$$

$$\omega_{rotor} = V_{wind}\frac{\lambda}{R} \quad (۵)$$

$$\omega_{generator} = \omega_{rotor}N_g \quad (۶)$$

$$\omega_{rotor} = \frac{\omega_{generator}}{N_g} \quad (۷)$$

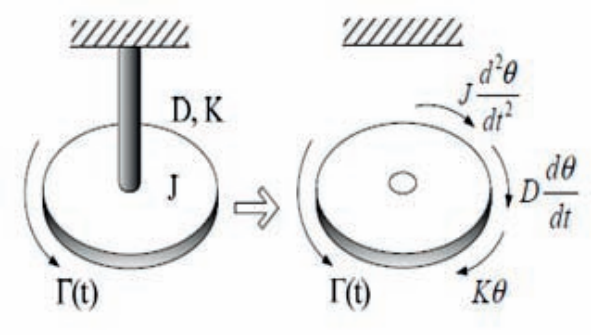
$$\omega_{generator} = V_{wind}\frac{N_g\lambda}{R} \quad (۸)$$

در جدول (۱) اطلاعـات مربوط به هریک از پارامترهای ذکر شده در روابط موجود در این مقاله بیان شده است[۶و۷].

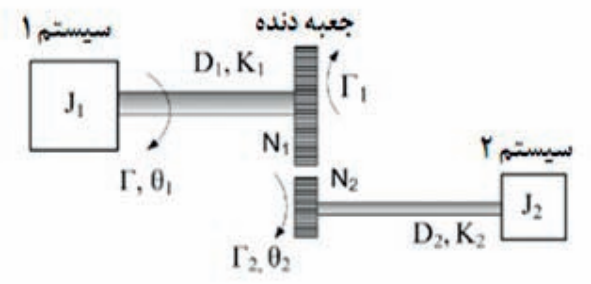
جدول ۱: پارامترها متغیرها

شماره	پارامتر و متغیر	مفهوم	واحد
۱	λ	سرعت نسبی نوک پره	بدون واحد
۲	ω_{rotor}	سرعت چرخشی روتور	دور در دقیقه
۳	V_{wind}	سرعت باد	متر بر ثانیه
۴	R	شعاع روتور	متر
۵	$\omega_{generator}$	سرعت چرخشی ژنراتور	دور در دقیقه
۶	N_g	نسبت تبدیل جعبه دنده	بدون واحد
۷	J	اینرسی	کیلوگرم مترمربع
۸	D	ضریب میرایی	نیوتن متر بر رادیان
۹	K	سفتی	نیوتن مترثانیه بر رادیان
۱۰	r	گشتاور	نیوتن متر
۱۱	θ	زاویه‌ی چرخشی	درجه
۱۲	J_T	اینرسی روتور	کیلوگرم مترمربع
۱۳	J_G	اینرسی ژنراتور	کیلوگرم متر مربع
۱۴	θ_G	زاویه‌ی چرخشی ژنراتور	درجه
۱۵	θ_T	زاویه‌ی چرخشی روتور	درجه
۱۶	ω_T	سرعت زاویه‌ای روتور	دور در دقیقه
۱۷	ω_G	سرعت زاویه‌ای ژنراتور	دور در دقیقه
۱۸	r_T	گشتاور روتور	نیوتن متر
۱۹	r_G	گشتاور ژنراتور	نیوتن متر
۲۰	N_1	تعداد دندانه‌های جعبه دنده سمت روتور	بدون واحد
۲۱	N_2	تعداد دندانه‌های جعبه دنده سمت ژنراتور	بدون واحد

در ادامه مدل دینامیکی مربوط به بخش سیستم انتقال قدرت توربین بادی آورده شده است. توربیـن بادی مورد نظر دارای سیستم انتقال قـدرت دو جرمه است. در شکل‌های (۶) و (۷) مدل فیزیکی سیستم انتقـال قدرت توربین بادی نشان داده شـده است[۷].که پارامترهای موجود در این رابطه‌ها در جدول(۱) لیست گردیده است. همان‌گونه کـه در شکل (۷) نشان داده شده، سیستم انتقال قدرت توربین بادی از سـه قسمت عمده تشکیل شده است. ایـن سه بخش عمده شامل جعبه دنده، شفت سرعت بالا و شفت سرعت پایین می‌باشد که شفت سرعت بالا را توسط سیستم ۲ و شفت سرعت پایین را توسط سیستم ۱ نشان می‌دهد و جعبه دنده نیز مبدل سرعت پایین سمت روتور به سرعت بالا در سمت ژنراتور است.



شکل ۶: مدل دیسک مربوط به سیستم انتقال قدرت توربین بادی



شکل ۷: مدل فیزیکی سیستم انتقال قدرت توربین بادی

$$\Gamma(t) = J\frac{d^2\theta(t)}{dt^2} + D\frac{d\theta(t)}{dt} + K\theta(t) \quad (۹)$$

$$\Gamma = J_{equiv}\frac{d^2\theta_1}{dt^2} + D_{equiv}\frac{d\theta_1}{dt} + K_{equiv}\theta_1 \quad (۱۰)$$

$$J_{equiv} = J_1 + J_2\left(\frac{N_1}{N_2}\right)^2 \quad (۱۱)$$

$$D_{equiv} = D_1 + D_2\left(\frac{N_1}{N_2}\right)^2 \quad (۱۲)$$

$$K_{equiv} = K_1 + K_2\left(\frac{N_1}{N_2}\right)^2 \quad (۱۳)$$

$$\frac{d}{dt}(\theta_G - \theta_T) = (\omega_T - \omega_G) \quad (۱۴)$$

$$\dot{\omega}_T = \left(\frac{1}{J_T}\right)[\Gamma_T - D(\omega_T - \omega_G) - K(\theta_T - \theta_G)] \quad (۱۵)$$

$$\dot{\omega}_G = \left(\frac{1}{J_G}\right)[D(\omega_T - \omega_G) + K(\theta_T - \theta_G) - \Gamma_G] \quad (۱۶)$$

۴- شبیه‌سازی

مدل‌سـازی توسط شبکـه‌ی عصبی در ادامـه آورده شده است، برای مدل‌سـازی زیربخش مکانیکـی سیستم انتقال قـدرت توربین بادی توسـط شبکه‌ی عصبی، از یک شبکه‌ی عصبـی MLP تقویت شده با تعداد نرون‌های ۵ در لایه‌ی پنهان استفاده شده است.

بـرای مدل‌سـازی زیربخش سیستم انتقـال قدرت پنـج آزمایش با شرایـط متفاوت صورت گرفته و تمامی موارد مربوط به هریک از این

[Downloaded from kiaeee.ir on 2026-11-16]

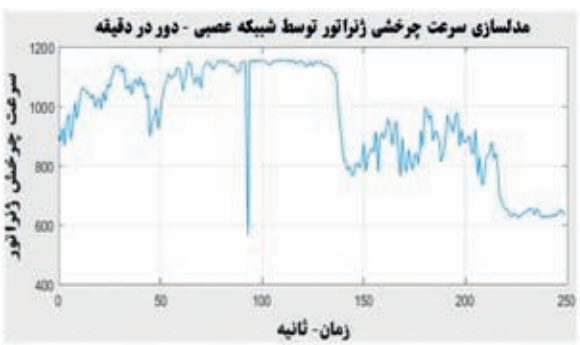
جدول ۲: شرایط مختلف مدل‌سازی سیستم انتقال قدرت

شماره	تعداد لایه	نرخ یادگیری	تعداد تکرار آموزش شبکه	مقدار نهایی تابع	بیشترین تعداد خطا
۱	۲	۱e-۴	۵۰۰	۵e-۳	۶
۲	۳	۱e-۴	۵۰۰	۵e-۳	۶
۳	۴	۱e-۵	۵۰۰	۵e-۵	۷
۴	۵	۱e-۶	۵۰۰۰	۵e-۵	۱۰
۵	۵	۱e-۹	۵۰۰۰۰	۵e-۶	۱۰

مدل‌سازی‌ها در جدول (۲) لیست شده و بهترین مدل‌سازی مشخص گردیده است.

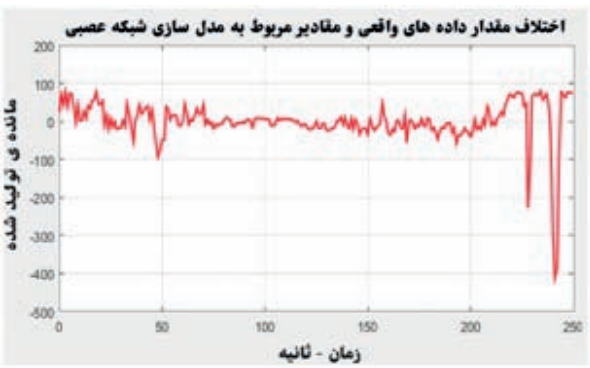
از میان مدل‌سازی‌های انجام شده با شرایط بیان شده در جدول بالا، مدل‌سازی با اطلاعات مربوط به شماره ۵ بهترین نتایج را در اختیار قرار می‌دهد. در ادامه نتایج مربوط به مدل‌سازی و شبیه‌سازی سیستم انتقال قدرت توربین بادی با شرایط ذکر شده در مورد ۵ جدول(۲) با استفاده از شبکه عصبی MLP تقویت شده آورده شده است.

در شکل (۸) سرعت چرخشی مربوط به ژنراتور توربین بادی با استفاده از مدل‌سازی توسط شبکه‌ی عصبی آورده شده است.



شکل ۸: مدل سرعت چرخشی ژنراتور

با توجه به مطالب ذکر شده در بخش‌های قبل می‌بایست در حالت عدم رخداد عیب، مانده‌ی تولیدی مقداری بسیار کم در حدود صفر داشته باشد، در شکل (۹) مانده‌ی تولید شده در حالت عدم رخداد عیب، آورده شده است و همان‌گونه‌که انتظار می‌رود مانده‌ی تولیدی مقداری تقریبا برابر صفر دارد.



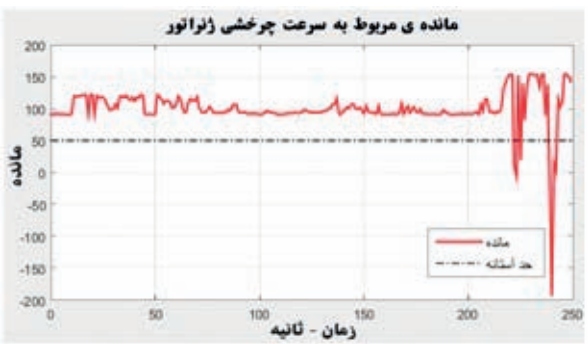
شکل ۹: مانده در حالت بدون عیب

با رخداد عیب در سیستم انتقال قدرت توربین بادی می‌بایست مانده‌ی تولیدی نیز مقداری غیر از صفر داشته باشد، در شکل(۱۰) مدل سیستم انتقال قدرت در حالت بدون رخداد عیب و با رخداد عیب آورده شده است و پس از آن نیز مانده‌ی مربوط به مدل سیستم پس از رخداد عیب ترسیم شده است.

در ادامه شکل مربوط به مانده در حالت رخداد عیب آورده شده است و می‌بایست مقداری بزرگتر از صفر داشته باشد. عیب اعمالی در لحظه‌ی شروع به کار سیستم و با اندازه ۱۰۰ می‌باشد.



شکل ۱۰: سرعت چرخشی ژنراتور در دو حالت



شکل ۱۱: مانده در حالت بروز عیب

همان‌گونه‌که در شکل (۱۱) مشخص است، مانده‌ی تولیدی در حالت رخداد عیب دارای مقداری به مراتب بیشتر از صفر است و این امر رخداد عیب را مشخص می‌سازد. انتخاب حدآستانه‌ای بر مبنای اندازه‌ی عیب وارد شده به سیستم انتقال قدرت می‌باشد و مقدار آن از رابطه‌ی زیر محاسبه می‌گردد:

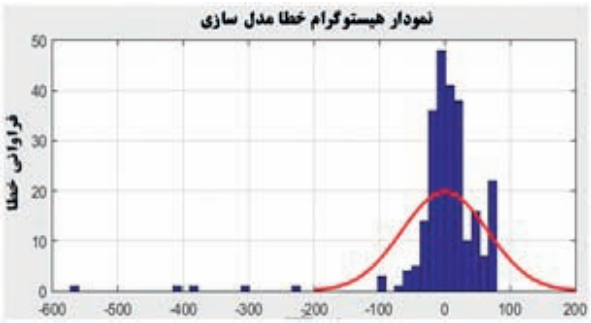
$$TH = \frac{\|f\|}{2} \qquad (۱۸)$$

[Downloaded from kiaeee.ir on 2026-11-16]

که در این رابطه f اندازه‌ی عیب وارد شده به سیستم است.
جهت افزایش دقت عیب‌یابی می‌توان بر روی مانده‌ی تولید شده شروطی قرار داد و به این وسیله دقت و درستی عیب‌یابی را افزایش داد. این نیازمندی در سیستم‌های عملی و در پیاده‌سازی الگوریتم‌های عیب‌یابی به‌صورت عملی بسیار مورد نیاز و مورد توجه می‌باشد و با اعمال شروط تصمیم‌گیری دقیق‌تر می‌توان از بروز اعلام عیب به‌صورت اشتباه جلوگیری کرد و اثرات نویز و اغتشاشات بیرونی را نیز حذف نمود. یکی از شروط را می‌توان به بازه‌ی زمانی ایجاد مانده‌ی اعلام رخداد و نبود رخداد عیب اختصاص داد رابطه‌ی مربوط به این شرط به قرار زیر است:

$$\begin{cases} H_time \geq 10 & 0 \\ H_time < 10 & 1 \end{cases} \qquad (۱۹)$$

که در این رابطه، H_time مدت زمان نشان‌دهنده‌ی نبود رخداد عیب می‌باشد، همچنین مقدار انتخاب حدآستانه برای این مدت زمان اختیاری و به‌طور معمول در حد چند ده ثانیه انتخاب می‌شود. در ادامه شکل مربوط به هیستوگرام خطا آورده شده است، همان‌گونه‌که در شکل (۱۲) مشخص است، فراوانی میزان خطای مدل‌سازی در نزدیکی صفر بوده و این بدان مفهوم است که میزان نزدیک بودن مدل‌سازی انجام شده به مدل واقعی و رفتار واقعی سیستم بسیار زیاد است.



شکل ۱۲: نمودار فراوانی خطا

برای مشخص‌سازی دقت مدل‌سازی انجام شده به معرفی و محاسبه‌ی MSE، RMSE و SSE می‌پردازیم[۸].

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(e_i)^2 \qquad (۲۰)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(e_i)^2} \qquad (۲۱)$$

$$SSE = \sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^{N}(e_i)^2 \qquad (۲۲)$$

مقدار این پارامترها به ترتیب برابر است با: 0.7 -1/3460e، 0.9 -8/5129e و نیز 14 -1/8117e ، که این مقادیر بیانگر دقت بسیار بالای مدل‌سازی انجام گرفته است. با مقایسه‌ی نتایج حاصل از این مقاله با نتایج مربوط به مرجع[۱۱] بهبود دقت مدل‌سازی و عیب‌یابی توسط روش جدید بیان شده مشخص می‌گردد. مقادیر مربوط به معیارهای خطایی اشاره شده در بالا به ترتیب برای مرجع [۱۱]برابر است با: ۰/۰۰۰۴، ۰/۰۰۲۰۰ و ۰/۰۹۰۴.

۴- نتیجه‌گیری

در این مقاله به این موضوع رسیدیم که استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه‌ی تقویت شده دقت مدل‌سازی و در نتیجه عیب‌یابی سیستم انتقال قدرت توربین بادی نصب شده در نیروگاه بادی کهک استان قزوین را بسیار افزایش می‌دهد. تقویت شبکه عصبی پرسپترون چندلایه توسط بهینه‌سازی تابع هزینه‌ی شبکه عصبی انجام شده است. نتایج حاصل از شبیه‌سازی در قالب شکل‌های مختلف آورده شد. سیستم انتقال قدرت توربین بادی به‌عنوان یکی از بخش‌های بسیار مهم توربین بادی مورد مطالعه‌ی این مقاله بوده است. خطاهای بسیار ناچیز در مدل‌سازی توسط شبکه عصبی پرسپترون چندلایه‌ی تقویت شده نشانگر دقت بسیار بالای این شبکه عصبی است. مقایسه‌ی نتایج معیارهای خطایی حاصل از این مقاله با نتایج معیارهای خطایی مرجع[۱۱] کاملا بهبود عملکرد را تصدیق می‌کند.

پی‌نوشت‌ها

1 Unknown Input Output
2 Yeing Ku
3 Extended Kalman Filter

مراجع

[۱] مجتبی حیدرزاده قره‌ورن، علیرضا یزدی‌زاده، مصطفی عابدی، «عیب‌یابی توربین بادی V47/660kW با استفاده از الگوریتم تطبیقی MIT-Rule و فیلتر کالمن»، کنفرانس انرژی باد، تهران، ایران، ۸و۹ مهر، دوره ۵، ۱۳۹۶.

[2]F .Odgaard And J .Stoustrup" Unknown Input Observer Based Detection of Sensor Fault in a Wind Turbine ,"IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE,Yokohama,Japan,Septamber8-10-.2010

[3]Sh .Asgari And A .Yazdizadeh" Robust model-based fault diagnosis mechanical drive train in V47/660kW wind turbine" Springer on Energy system ,Vol10 ., NO. 1007 January 2017.

[4] Y. Oiu, H. Jiang, Y. Feng, M. Cao, Y. Zhao and D. Li, "A New Fault Diagnosis Algorithm for PMSG Wind Turbine Power Converter under Variable Wind Speed Condition", energies, Vol. 9, NO. 548, July 2016.

[5] D. Wu, W. Liu, J. Song, and Y. Shen, "Fault Estimation and Fault Tolerant Control of Wind Turbines Using the SDW-LSI Algorithm", IEEE, Vol. 4, Septamber 2016, pp. 7223 – 7231.

[6] M. Heidarzadeh Ghareveran, A. Yazdizadeh "Model-Based Fault Detection of V47/660kW Wind Turbines with Extended Kalman Filter", International Energy Conference (IEC), Tehran, Iran, Vol. 12, Junary 2018.

[7] M. Singh, E. Muljadi, J. Jonkman, and V. Gevorgian, Simulation for Wind Turbine Generator - With FAST and MATLAB – Simulink Modules, 1th ed., NREL, Denver West Parkway Golden, 2014.

[8] K.S. Narendra and K. Parthasarathy "Identification and control of dynamical systems using neural networks," Neural Networks IEEE Transactions on, NO.1, 4-27, 1990.

[9] A. Yazdizadeh, K. Khorasani, and R. V. Patel, "Identification of a two-link flexible manipulator using adaptive time delay neural networks," Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on, Vol. 30, pp. 165-172,2000.

[10] A. Yazdizadeh and K. Khorasani, "Adaptive time delay neural network structures for nonlinear system identification," Neurocomputing, Vol. 47, pp. 207-240 ,2002.

[۱۱] مجتبی حیدرزاده قره‌ورن، علیرضا یزدی‌زاده«مدل‌سازی و عیب‌یابی با استفاده از داده‌های واقعی دریافتی از توربین بادی با استفاده از شبکه عصبی SVR» کنفرانس بین المللی مهندسی برق، تهران، ایران، ۳۰ مهر تا ۲ آبان، دوره‌ی ۳۳، ۱۳۹۷.

***

[Downloaded from kiaeee.ir on 2026-11-16]