



مدل سازی و عیب یابی سیستم انتقال قدرت توربین بادی با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه ی تقویت شده

مجتبی حیدرزاده قره ورن / دانشگاه شهید بهشتی / تهران - ایران / m.heidarzade@mail.sbu.ac.ir

علیرضا یزدی زاده / دانشگاه شهید بهشتی / تهران - ایران / a_yazdizade@sbu.ac.ir

چکیده

ما در این مقاله به مدل سازی و عیب یابی سیستم انتقال قدرت توربین بادی نیروگاه بادی کهک استان قزوین می پردازیم. داده های واقعی دریافتی از نیروگاه بادی کهک مبنای کارکرد ما بوده و برای مدل سازی و عیب یابی از شبکه عصبی تقویت شده استفاده نموده ایم. در واقع شبکه عصبی جدید پیشنهاد داده شده در این مقاله، بر مبنای آرایه ی بهینه سازی هوشمند تابع هزینه ی شبکه ی عصبی، مورد استفاده می باشد. در این مقاله با بهینه سازی تابع هزینه ی شبکه عصبی توسط الگوریتم ژنتیک، شبکه ی عصبی تقویت شده جهت انجام مدل سازی و عیب یابی آرایه می شود. شبیه سازی های انجام شده در نرم افزار MATLAB انجام گرفته است و در نهایت کارکرد بسیار مطلوب شبکه عصبی تقویت شده نسبت به حالت عدم تقویت شده ی شبکه عصبی در قالب شکل و جداول نتیجه گیری آورده شده است.

کلمات کلیدی: انرژی باد، شبکه عصبی تقویت شده، عیب یابی، مدل سازی

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

برق آبی که از میان این انرژی ها، استفاده از انرژی بادی برای تامین انرژی الکتریکی بسیار مورد توجه می باشد و دلیل این امر نیز به خاطر همواره در دسترس بودن، بازدهی قابل توجه و امکان بهره برداری در بیشتر مناطق کره ی زمین می باشد. توربین های بادی سیستم های بسیار گران قیمت و بسیار پیچیده ای می باشند که این دو دلیل باعث می شود تا توجه و رسیدگی به این سیستم ها بیشتر مورد توجه قرار

با توجه به کاهش سطح ذخایر سوخت های فسیلی و نیز با توجه به آلودگی های ناشی از این سوخت ها، استفاده از انرژی های پاک و تجدید پذیر بیشتر از پیش مورد توجه جهانیان قرار گرفته است. انواع مختلف انرژی های تجدید پذیر قابل دسترس انسان عبارتند از: انرژی خورشیدی، انرژی بادی، انرژی جزر و مد، انرژی زمین گرمایی و انرژی



و واقع عیب‌یابی صورت گرفته در این مقاله برای آشکارسازی عیب در مبدل ژنراتور بوده و به عیب‌یابی مدار IGBT مبدل می‌پردازد. در مرجع [۵] عیب‌یابی برای عملگر چرخش پرها یا همان عملگر پیچ و نیز برای سیستم خنک‌کاری توسط الگوریتم SDW-LSI انجام شده است. در مرجع [۶] عیب‌یابی توربین بادی توسط فیلتر کالمن توسعه یافته EKF³ صورت گرفته است، در این مقاله عیب‌یابی بر مبنای مدل سیستم توربین بادی بوده و عیب‌یابی به جهت مشخص‌سازی رخداد و عدم رخداد عیب در عملگر سیستم پیچ، سنسورسنجش سرعت روتور و نیز سنسور سنجش سرعت ژنراتور انجام شده است. تمامی عیب‌یابی‌ها بر پایه‌ی تولید مانده استوار است، در واقع مانده همان اختلاف مقدار واقعی و مقدار مشاهده شده یا تخمین زده شده می‌باشد. در شکل (۱) روند تولید مانده آورده شده است [۷].



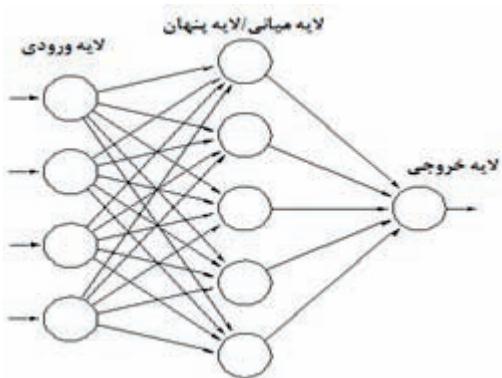
شکل ۱: روند تولید مانده

۲- شبکه عصبی پرسپترون چندلایه تقویت شده

شبکه‌های عصبی مصنوعی همانند مغز انسان به‌طور اساسی واحدهای پردازشی هستند که اطلاعات را حفظ می‌کنند و این اطلاعات را در تمام شبکه توزیع می‌نمایند. شبکه‌های عصبی به‌طور گسترده در حوزه‌های کنترل، پردازش سیگنال، بازشناسی الگو، تشخیص عیب و کاربردهای بسیار 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 به دو بخش عمده‌ی شبکه‌های عصبی استاتیکی و دینامیکی طبقه‌بندی کرد، شبکه‌های عصبی استاتیکی را شبکه‌های عصبی پیش‌رو نیز می‌نامند. در شکل (۲) ساختار شبکه عصبی استاتیکی - پیش‌رو آورده شده است [۷].



شکل ۲: ساختار شبکه عصبی پیش‌رو

شبکه‌های عصبی استاتیکی را می‌توان به‌عنوان شبکه‌های بدون حافظه یا به‌صورت واضح‌تر شبکه‌هایی که خروجی آنها تابعی از

گیرند، چرا که در صورت بروز خرابی در سیستم‌های توربین بادی علاوه بر متوقف شدن تولید برق، هزینه‌ی تعمیر این سیستم‌ها نیز بسیار زیاد خواهد بود. قبل از بروز خرابی در سیستم عیب بوجود می‌آید، در صورتی که عیب بوجود آمده آشکارسازی گردد خرابی بوجود نخواهد آمد و می‌توان با توجه به روش‌های موجود در کنترل تحمل‌پذیر عیب، سیستم را از بروز خرابی مصون نگاه داشت و در صورت عدم آشکارسازی عیب در سیستم، عیب اتفاق افتاده به خرابی منجر می‌گردد. قابل ذکر است که عیب و خرابی دو مفهوم کاملاً مجزا ولی مرتبط می‌باشند و نخست عیب در سیستم اتفاق می‌افتد و سپس خرابی صورت می‌گیرد. همان‌گونه که اشاره شد، سیستم‌های توربین‌های بادی بسیار پیچیده بوده و از تجهیزات و بخش‌های بسیار زیادی تشکیل شده است، در کل می‌توان توربین‌های بادی را به سه بخش عمده و کاملاً مرتبط با یکدیگر طبقه‌بندی نمود:

۱- بخش آیرودینامیکی

۲- بخش مکانیکی

۳- بخش الکتریکی

این سه بخش عمده‌ی تشکیل‌دهنده‌ی توربین‌های بادی در ارتباط کامل و مستقیم با یکدیگر می‌باشند و رخداد عیب در هر یک از این بخش‌ها بر روی کل سیستم توربین بادی و در نهایت تولید انرژی الکتریکی تاثیرگذار خواهد بود.

هر یک از این بخش‌ها خود شامل زیربخش‌های 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 انتقال انرژی مکانیکی را برعهده دارند. عیب‌یابی این زیربخش قسمت مکانیکی توربین بادی در این مقاله مورد نظر است. عیب‌ها در سه بخش از توربین‌های بادی بوجود می‌آیند، عیب در سنسورها، عیب در سیستم و عیب در عملگرها، همچنین روش‌های عیب‌یابی متنوعی تاکنون بر روی توربین‌های بادی 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 صورت گرفته است، این عیب‌یابی بر مبنای مدل سیستم و توسط الگوریتم تطبیقی و فیلتر کالمن انجام شده است که در مقاله [۱] الگوریتم تطبیقی و فیلتر کالمن به‌عنوان مشاهده‌گر عمل کرده و با تولید مانده به آشکارسازی عیب پرداخته شده است. در مرجع [۲] عیب‌یابی برای سنسورهای توربین بادی انجام گرفته است که عیب‌یابی صورت گرفته در آن برای سه سنسور، اندازه‌گیری سرعت روتور، اندازه‌گیری سرعت ژنراتور و سنسور مبدل می‌باشد. این عیب‌یابی به روش UIO¹ صورت گرفته است. در [۳] عیب‌یابی مقاوم برای توربین بادی V47/660kW با استفاده از روش Ui-Pio انجام شده است که در این عیب‌یابی آشکارسازی و جداسازی عیوب در سنسورها، عملگرها و سیستم صورت گرفته است. در مرجع [۴] برای ژنراتور سنکرون مغناطیس دایم عملیات عیب‌یابی انجام گرفته شده است و در این مقاله یک روش جدید عیب‌یابی صورت پذیرفته است، عنوان این روش توسط بینگینگ کیو^۲ و همکارانش «ردیابی جریان نرمالیزه شده بر مبنای سرعت باد» نامگذاری شده است. این روش عیب‌یابی بر مبنای سیگنال می‌باشد و با مقایسه ردیابی جریان نرمالیزه با بردار ردیابی جریان در مورد رخداد و عدم رخداد عیب تصمیم‌گیری می‌کند. در

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

$$e = y - \hat{y} \quad (2)$$

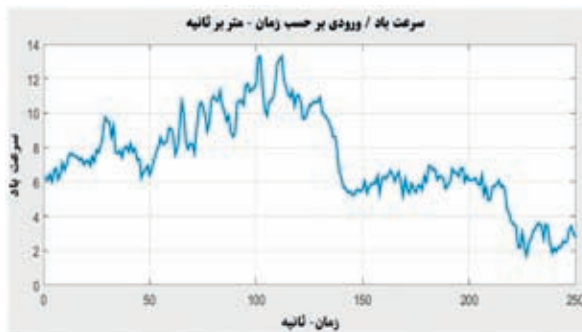
که در آن y خروجی سیستم، \hat{y} خروجی مدل سازی، ω_i^T وزن های شبکه ی عصبی، $\phi_i(x)$ تابع ورودی های سیستم، b مقدار بایاس و e خطای مدل سازی می باشد. تابع هدف برای این شبکه ی عصبی به قرار فرمول (۳) تعریف می شود [۹ و ۱۰].

$$J = \min \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e_i^2 = \min \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (3)$$

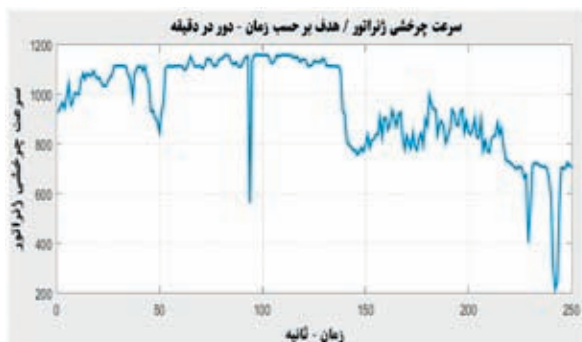
به صورت متداول برای بهینه سازی تابع هزینه ی شبکه عصبی که رابطه ی شماره (۳) نشانگر آن است، از الگوریتم های بسیار ساده و کلاسیک استفاده می شود و در این مقاله بهینه سازی تابع هزینه ی شماره (۳) توسط الگوریتم ژنتیک انجام می شود. الگوریتم ژنتیک با الهام از ژنتیک انسان به بهینه سازی توابع هزینه می پردازد. در این مقاله در هر قسمت که از شبکه عصبی MLP نام برده شود، منظور همان شبکه عصبی MLP تقویت شده می باشد و اساس تمامی شبیه سازی های انجام شده در این مقاله شبکه پرسپترون چند لایه ی تقویت شده می باشد.

۳- بیان سیستم انتقال قدرت توربین بادی

داده های مورد استفاده در این مقاله با نمونه برداری هایی با فاصله ی زمانی ۵ دقیقه و به تعداد ۵۰۰ داده می باشد. این داده ها مربوط به سرعت چرخشی ژنراتور توربین بادی و نیز سرعت باد است. در ادامه شکل های مربوط به ورودی و هدف آورده شده است.



شکل ۴: سرعت باد به عنوان ورودی شبکه عصبی



شکل ۵: سرعت چرخشی ژنراتور به عنوان هدف شبکه عصبی

همان گونه که قبلا بیان شد، شبکه ی عصبی MLP از نوع شبکه های عصبی استاتیکی می باشد و در شبکه های عصبی استاتیکی رابطه ی ورودی و خروجی یک رابطه ی استاتیکی و جبری است. در ادامه رابطه ی بین سرعت باد و سرعت چرخشی ژنراتور آورده شده است [۹].

ورودی لحظه حال باشد دانست. در شبکه های عصبی استاتیکی سه فاز یادگیری، تایید و آزمایش مورد بررسی قرار می گیرد. شبکه های عصبی استاتیکی برای مسایل غیر خطی و مدل کردن سیستم های غیر خطی و پیچیده، با توانایی و انعطاف بالا می باشند [۸]. مزیت شبکه های عصبی استاتیکی این است که شبکه به راحتی می تواند با یک الگوریتم بهینه سازی ساده ساخته شود. نوآوری مقاله حاضر مربوط به بهینه سازی تابع هزینه ی شبکه عصبی است که بر روی سه فاز یاد شده در قسمت بالا تاثیر می گذارد. در واقع در این مقاله به جای استفاده از الگوریتم بهینه سازی ساده کلاسیک از الگوریتم هوشمند ژنتیک استفاده نموده ایم و با این کار شبکه عصبی تقویت شده را معرفی می نماییم [۸].

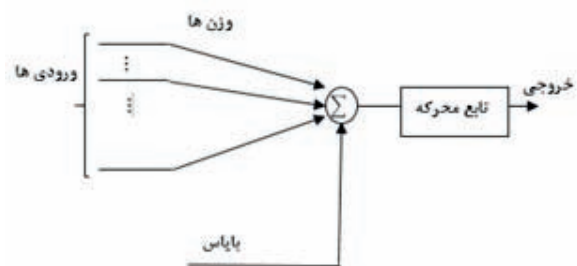
شبکه ی عصبی مورد استفاده در این مقاله، شبکه ی عصبی MLP تقویت شده می باشد. شبکه های چند لایه ی پیشرو یکی از مهمترین ساختار های شبکه عصبی مصنوعی می باشد. به طور معمول این شبکه ها شامل مجموعه ای از نرون ها می باشد که شامل یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک لایه پنهان است. سیگنال ورودی در خلال شبکه و در مسیری رو به جلو به صورت لایه به لایه منتشر می شود [۹]. یک طبقه بندی دیگری که می توان برای شبکه های عصبی در نظر گرفت عبارت است از تفکیک یادگیری ها:

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

در یادگیری با سرپرست یا نظارتی، خروجی هر دنباله ی ورودی به شبکه داده می شود. وزن ها به گونه ای تعیین می شوند که پاسخ شبکه تا حد ممکن به پاسخ واقعی نزدیک باشد. در یادگیری با سرپرست فرض بر این است که در هر مرحله تکرار الگوریتم یادگیری، جواب مطلوب سیستم یادگیرنده از قبل آماده است و به عبارتی الگوریتم یادگیری به جواب مطلوب و واقعی دسترسی دارد [۹].

شبکه عصبی MLP یک شبکه ی عصبی استاتیکی پیشرو و با سرپرست یا نظارتی می باشد. قابل ذکر است که شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و تقویت شده ی آن تنها در نوع بهینه سازی تابع هزینه تفاوت دارند و در سایر موارد دقیقا همانند هم عمل می کنند. دلیل استفاده از الگوریتم ژنتیک جهت انجام بهینه سازی تابع هزینه ی شبکه عصبی به خاطر عدم نیازمندی این روش به مشتق گیری و شرایط پیوستگی تابع هزینه و شروط مربوط به آن می باشد که باعث گستردگی در استفاده از انواع مختلف توابع هزینه و عدم محدودیت در تعیین توابع به منظور افزایش قدرت و بازدهی شبکه عصبی و همچنین باعث افزایش دقت بهینه سازی می شود [۱۰].

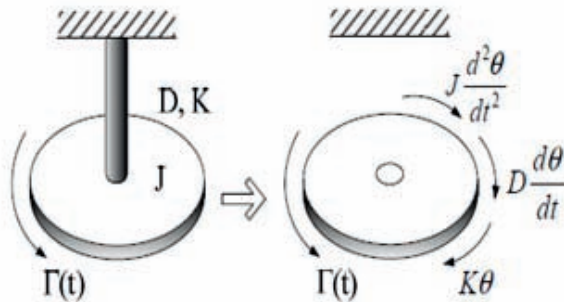
در شکل (۳) ساختار شبکه عصبی MLP آورده شده است.



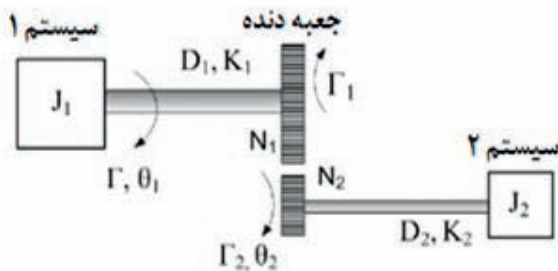
شکل ۳: ساختار شبکه عصبی MLP

در ادامه فرمولاسیون مربوط به شبکه عصبی پرسپترون چند لایه آورده شده است [۱۰].

از سه قسمت عمده تشکیل شده است. این 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

$$\Gamma(t) = J \frac{d^2\theta(t)}{dt^2} + D \frac{d\theta(t)}{dt} + K\theta(t) \quad (9)$$

$$\Gamma = J_{equiv} \frac{d^2\theta_1}{dt^2} + D_{equiv} \frac{d\theta_1}{dt} + K_{equiv}\theta_1 \quad (10)$$

$$J_{equiv} = J_1 + J_2 \left(\frac{N_1}{N_2}\right)^2 \quad (11)$$

$$D_{equiv} = D_1 + D_2 \left(\frac{N_1}{N_2}\right)^2 \quad (12)$$

$$K_{equiv} = K_1 + K_2 \left(\frac{N_1}{N_2}\right)^2 \quad (13)$$

$$\frac{d}{dt}(\theta_G - \theta_T) = (\omega_T - \omega_G) \quad (14)$$

$$\dot{\omega}_T = \left(\frac{1}{J_T}\right) [\Gamma_T - D(\omega_T - \omega_G) - K(\theta_T - \theta_G)] \quad (15)$$

$$\dot{\omega}_G = \left(\frac{1}{J_G}\right) [D(\omega_T - \omega_G) + K(\theta_T - \theta_G) - \Gamma_G] \quad (16)$$

۴- شبیه‌سازی

مدل‌سازی توسط شبکه‌ی عصبی در ادامه آورده شده است، برای مدل‌سازی زیربخش مکانیکی سیستم انتقال قدرت توربین بادی توسط شبکه‌ی عصبی، از یک شبکه‌ی عصبی MLP تقویت شده با تعداد نرون‌های ۵ در لایه‌ی پنهان استفاده شده است.

برای مدل‌سازی زیربخش سیستم انتقال قدرت پنج آزمایش با شرایط متفاوت صورت گرفته و تمامی موارد مربوط به هر یک از این

$$\lambda = \omega_{rotor} \frac{R}{V_{wind}} \quad (4)$$

$$\omega_{rotor} = V_{wind} \frac{\lambda}{R} \quad (5)$$

$$\omega_{generator} = \omega_{rotor} N_g \quad (6)$$

$$\omega_{rotor} = \frac{\omega_{generator}}{N_g} \quad (7)$$

$$\omega_{generator} = V_{wind} \frac{N_g \lambda}{R} \quad (8)$$

در جدول (۱) اطلاعات مربوط به هر یک از پارامترهای ذکر شده در روابط موجود در این مقاله بیان شده است [۷و۶].

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 متررادیان 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 مترمربع
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. توربین بادی مورد نظر دارای سیستم انتقال قدرت دو جرمه است. در شکل‌های (۶) و (۷) مدل فیزیکی سیستم انتقال قدرت توربین بادی نشان داده شده است [۷]. که پارامترهای موجود در این رابطه‌ها در جدول (۱) لیست گردیده است. همان‌گونه که در شکل (۷) نشان داده شده، سیستم انتقال قدرت توربین بادی

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	$1e-4$	۵۰۰	$5e-3$	۶
۲	۳	$1e-4$	۵۰۰	$5e-3$	۶
۳	۴	$1e-5$	۵۰۰	$5e-5$	۷
۴	۵	$1e-6$	۵۰۰۰	$5e-5$	۱۰
۵	۵	$1e-9$	۵۰۰۰۰	$5e-6$	۱۰

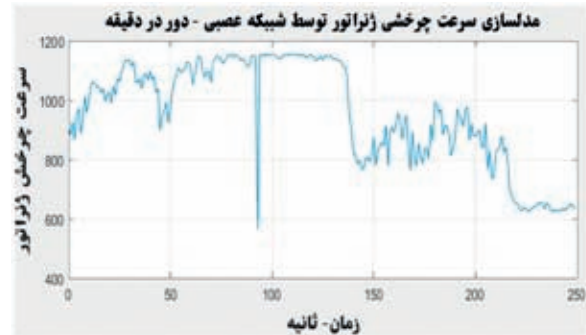
مدل‌سازی‌ها در جدول (۲) لیست شده و بهترین مدل‌سازی مشخص گردیده است. از میان مدل‌سازی‌های انجام شده با شرایط بیان شده در جدول بالا، مدل‌سازی با اطلاعات مربوط به شماره ۵ بهترین نتایج را در اختیار قرار می‌دهد. در ادامه نتایج مربوط به مدل‌سازی و شبیه‌سازی سیستم انتقال قدرت توربین بادی با شرایط ذکر شده در 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.

در شکل (۱۰) سرعت چرخشی ژنراتور در دو حالت رخداد و عدم رخداد عیب با استفاده از مدل‌سازی توسط شبکه‌ی عصبی آورده شده است.

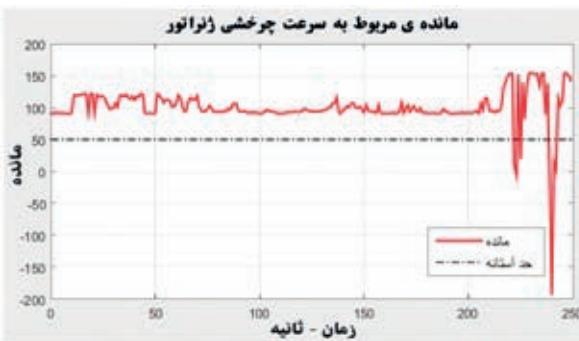


شکل ۱۰: سرعت چرخشی ژنراتور در دو حالت



شکل ۸: مدل سرعت چرخشی ژنراتور

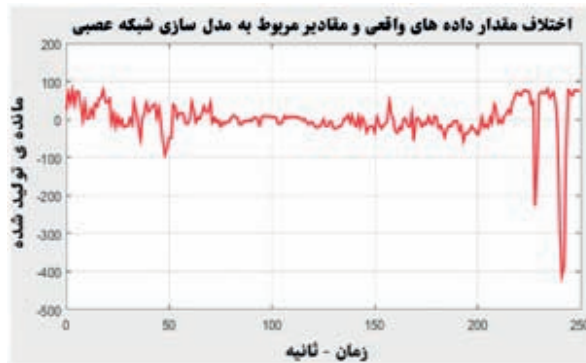
با توجه به مطالب ذکر شده در بخش‌های قبل می‌بایست در حالت عدم رخداد عیب، مانده‌ی تولیدی مقداری بسیار کم در حدود صفر داشته باشد، در شکل (۹) مانده‌ی تولید شده در حالت عدم رخداد عیب، آورده شده است و همان‌گونه که انتظار می‌رود مانده‌ی تولیدی مقداری تقریباً برابر صفر دارد.



شکل ۱۱: مانده در حالت بروز عیب

همان‌گونه که 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 حد آستانه‌ای بر مبنای اندازه‌ی عیب وارد شده به سیستم انتقال قدرت می‌باشد و مقدار آن از رابطه‌ی زیر محاسبه می‌گردد:

$$TH = \frac{\|f\|}{2} \quad (18)$$



شکل ۹: مانده در حالت بدون عیب

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] کاملاً بهبود عملکرد را تصدیق می‌کند.

پی‌نوشت‌ها

- 1 Unknown Input Output
- 2 Yeing Ku
- 3 Extended Kalman Filter

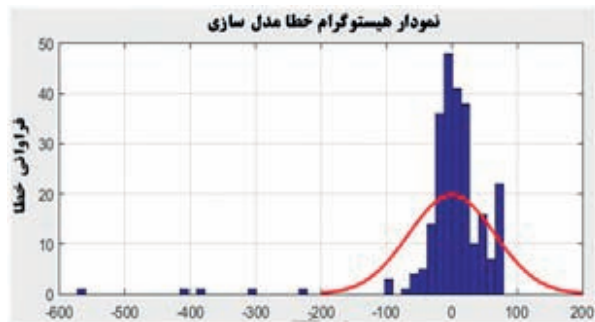
مراجع

- [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، ۹ و ۸ 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, September 8-10-2010.
- [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, September 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, January 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 بین‌المللی مهندسی برق، تهران، ایران، ۳۰ مهر تا ۲ آبان، دوره‌ی ۳۳، ۱۳۹۷.

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:

$$\begin{cases} H_time \geq 10 & 0 \\ H_time < 10 & 1 \end{cases} \quad (19)$$

که در این رابطه، H_time مدت زمان نشان‌دهنده‌ی نبود رخداد عیب می‌باشد، همچنین مقدار 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، همان‌گونه که 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 RMSE، MSE و SSE می‌پردازیم [۸].

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_i)^2 \quad (20)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (e_i)^2} \quad (21)$$

$$SSE = \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2 = \sum_{i=1}^N (e_i)^2 \quad (22)$$

مقدار این پارامترها به ترتیب برابر است با: $1/3460e-0.7$ ، $8/5129e-0.9$ و $1/8117e-14$ ، 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: $0/00004$ ، $0/00200$ و $0/0904$.

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