نشریه علمی (فصلنامه) «انرژی ایران»
دوره ۲۱، شماره ۳، پاییز ۱۳۹۷، صفحه ۲۳-۵

بهبود مدل‌سازی توربین‌بادی داده محور با استفاده روش مه آلودگی داده‌های اندازه‌گیری شده

[۱] مجتبی حیدرزاده قره‌ورن*، [۲] علیرضا یزدی‌زاده

چکیده

در این مقاله هدف بهبود مدل‌سازی سیستم توربین‌بادی داده محور می‌باشد که داده‌های دریافتی سیگنال‌های دارای نویز هستند. عمدتا تمامی داده‌های مربوط به سیستم‌های صنعتی دارای نویز بوده و نویزدار بودن داده‌ها امری اجتناب‌ناپذیر و طبیعی است. روش و ایده‌ی پیشنهاد شده در این مقاله تحت عنوان مه آلودگی داده‌ها، باعث کاهش چشمگیر تاثیر نویز برروی مدل‌سازی سیستم توربین‌بادی داده محور می‌شود که اساس این روش تغییر محدوده‌ی قابل قبول داده‌های اندازه‌گیری شده می‌باشد و این روش باعث حذف نویزهای موجود در داده‌های سیستم نخواهد شد، بلکه تاثیر آنها را در شناسایی، مدل‌سازی و عیب‌یابی به‌صورت قابل توجهی کاهش خواهد داد. در این مقاله جهت بررسی روش پیشنهاد شده از شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت مدل‌سازی سیستم انتقال قدرت توربین‌بادی مربوط به نیروگاه بادی کهک، به عنوان مورد مطالعه‌ای استفاده شده است. داده‌های اطلاعاتی نویزدار و بدون نویز به سیستم اعمال شده، مدل‌سازی صورت پذیرفته ونتایج حاصل بررسی شده است. نتایج حاصل از شبیه‌سازی که در قالب جداول و اشکال در ادامه‌ی مقاله آورده شده است، عملکرد بسیار مناسب و دقیق روش مه آلود کردن داده‌ها را در حذف تاثیر نویز برروی مدل‌سازی سیستم، به‌طور موردی سیستم توربین‌بادی را اثبات می‌کند. درواقع تاثیر این روش در آنالیز سیستم‌های واقعی نویزدار می‌باشد، چراکه نویزهای موجود در سیستم‌های صنعتی در آنالیز و بررسی سیستم‌ها تاثیرات سو دارند و دقت شناسایی، مدل‌سازی و عیب‌یابی سیستم‌ها را بسیار تحت تاثیر قرار می‌دهند. انجام شبیه‌سازی‌های مربوط به روش ارائه شده در این مقاله در نرم‌افزار MATLAB انجام گرفته است. دلیل انتخاب این نرم‌افزار جهت انجام شبیه‌سازی، بسیار قدرتمند و قابل استناد بودن آن می‌باشد. در بخش پژوهشی این مقاله نخست روش و ایده بیان گردیده و تحلیل‌های کنترلی صورت پذیرفته است و سپس در بخش شبیه‌سازی نرم‌افزاری این مقاله روش پیشنهادی بر روی یک سیستم مطالعه‌ای واقعی (توربین‌بادی نیروگاه بادی کهک) پیاده‌سازی و شبیه‌سازی شده است.

تاریخ دریافت:
۱۳۹۷/۷/۱۸

تاریخ پذیرش:
۱۳۹۷/۹/۱۱

کلمات کلیدی:
بهبود اثر نویز،
مدل‌سازی،
توربین‌بادی،
انرژی تجدیدپذیر

۱. کارشناس ارشد برق کنترل (نویسنده مسئول) m.heidarzade@mail.sbu.ac.ir
۲. دانشیار دانشکده برق دانشگاه شهید بهشتی a_yazdizadeh@sbu.ac.ir

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-11-07]

۱. مقدمه

امروزه باتوجه به افزایش مشکلات ناشی از سوخت‌های فسیلی در تولید انرژی الکتریکی، گرایش به سمت انرژی‌های نو، پاک و تجدیدپذیر بسیار بیشتر از گذشته شده است. انرژی پاک و تجدیدپذیر شامل انرژی خورشیدی، انرژی بادی، انرژی زمین‌گرمایی و انرژی جزرومد می‌باشد. در میان انرژی‌های تجدیدپذیر انرژی باد یکی از مهمترین موارد جهت تولید انرژی بشمار می‌رود[۱]. توربین‌های بادی اساس تولید انرژِ الکتریکی از انرژی باد می‌باشند و با تبدیل انرژی جنبشی باد به انرژی مکانیکی و سپس تبدیل انرژی مکانیکی به انرژی الکتریکی، این کار صورت می‌پذیرد [۲].

پره‌های توربین‌بادی با توجه به قوانین آیرودینامیکی انرژی جنبشی باد را به انرژی مکانیکی تبدیل می‌کنند و انرژی مکانیکی تولید شده توسط ژنراتور به انرژی الکتریکی تبدیل می‌شود. سیستم انتقال قدرت توربین‌بادی در حقیقت مبدل سرعت چرخشی با سرعت پایین به سرعت چرخشی با سرعت بالا می‌باشد، انرژی مکانیکی ناشی از انرژی انرژی جنبشی باد شفت روتور را با سرعت کم به چرخش درمی‌آورد و این سرعت چرخشی برای تولید انرژی الکتریکی در ژنراتور بسیار پایین می‌باشد و می‌بایست سرعت چرخشی روتور افزایش یابد و این افزایش سرعت توسط سیستم انتقال قدرت که مهمترین بخش آن جعبه‌دنده می‌باشد، صورت می‌پذیرد[۳].

در این مقاله به مدل‌سازی سیستم انتقال قدرت توربین‌بادی با استفاده از شبکه عصبی می‌پردازیم و هدف اصلی در این مقاله کاهش و یا حذف اثر نویز بر روی مدل‌سازی سیستم توربین‌بادی با استفاده از شبکه عصبی می‌باشد. نتایج حاصل از این پژوهش با نتایج حاصل از مقاله‌ی [۴] مقایسه شده و نتایج در قالب جداول و شکل‌ها در ادامه آورده شده است.

نویز یک آلودگی سیگنالی ناخواسته می‌باشد که شکل سیگنال را تحت تاثیر قرار داده و دچار اختلال می‌کند. در یک تعریف کلی هر نوسان و تغییر غیرعمدی که بر روی سیگنال مورد اندازه‌گیری ظاهر شود نویز نامیده می‌شود. وجود نویز در تمامی سیستم‌های واقعی فیر قابل انکار است چرا که در هر سیستمی که نوسان و حرکت چه در خود سیستم و چه در محیطی که سیستم در آن قرار دارد وجود داشته باشد بی شک نویز بوجود خواهد آمد [۵].

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-11-07]

سیستم‌های توربین‌بادی در معرض وزش بادهای بسیار شدید بوده که سکس از عوامل ایجاد نویز می‌باشند و همچنین حرکت‌های چرخشی روتور، جعبه‌دنده باعث ایجاد نویز در سیستم توربین‌بادی می‌گردد. میدان‌های الکتریکی تولیدی در ژنراتور نیز خود یک عامل بسیار مهم در تولید نویز است[۶].

در [۷] تاثیر پره‌های توربین‌بادی و اثر سیستم آیرودینامیکی بر روی مدل‌سازی سیستم توربین‌بادی مورد بررسی و مطالعه قرار گرفته است و برای کاهش نویز روی سیستم توربین‌بادی نوع جدیدی از پره‌ها ارائه شده است که این روش ارائه شده دارای مبنای مکانیکی بوده و درواقع تولید نویز را کاهش می‌دهد. سیستم توربین‌بادی مورد مطالعه در این مقاله یک توربین‌بادی مقیاس کوچک ۱kw می‌باشد. در [۸] به کنترل نویز فعال تولید شده در سیستم‌های توربین‌بادی پرداخته شده است، نخست بخش‌های مختلف ایجاد کننده‌ی نویز در توربین‌بادی بررسی شده و سپس یک کنترل‌کننده برای کنترل تولید نویز فعال ارائه شده است. در [۹] به بررسی و مطالعه‌ی ساخت توربین‌های بادی با حداقل نویز پرداخته شده است. در این پژوهش روش پیشنهاد شده استفاده از پره‌های دندانه اره‌ای برای دریافت حداقل نویز در پره‌های توربین‌بادی می‌باشد. در [۱۰] و [۱۱] پره‌های توربین‌بادی به عنوان یکی از مهمترین منابع تولید نویز در توربین‌های بادی مورد مطالعه قرار گرفته است و جهت حذف و کاهش تاثیر نویز بر روی عملکرد سیستم توربین‌بادی کنترل زاویه چرخش پره توربین‌بادی بر مبنای نویز تولیدی ارائه شده است. در [۱۲] با استفاده از فیلتر کالمن عمل فیلترسازی و ادغام داده‌های دریافتی از برج توربین‌بادی انجام شده است. هدف در این پژوهش بدست آوردن داده‌ها و اطلاعات صحیح و مجزا از نویز، جهت مشخص‌سازی دقیق محل قرارگیری محور برج توربین‌بادی می‌باشد که برای این کار از فیلتر کالمن استفاده شده است. در [۱۳] به مطالعه و بررسی توربین‌های بادی فراساجلی پرداخته شده است، نیروگاه بادی دریایی دارای توربین‌های بادی با نویز بسیار زیادتر از توربین‌های بادی ساحلی هستند چراکه سطح متلاطم دریا عامل بسیار مهم در تولید نویز در توربین‌بادی می‌باشد. در این مقاله با فیلترسازی هارمونیک‌های مربوط به نویزهای فعال تولیدی این کار انجام شده است. در [۱۴] با استفاده از فیلتر تطبیقی نویزهای بوجود آمده در سیستم توربین بادی حذف گردیده است. با استفاده از فیلتر تطبیقی نویزهای فعال مطابق استاندارد IEC 1547 با قرارگیری در خروجی ژنراتور القایی دو سو تغذیه حذف می‌گردند.

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-11-07]

در این مقاله روش نوین مه آلودگی داده‌ها جهت حذف نویزهای سیستم پیشنهاد شده است و با استفاده از مدل‌سازی بخش انتقال قدرت توربین‌بادی و مقایسه با مدل‌سازی‌های انجام شده‌ی قبلی به بررسی صحت و دقت این روش جدید خواهیم پرداخت.

۲. بیان روش پیشنهادی و تحلیل آن

مه آلود کردن داده‌های اطلاعاتی درواقع تغییر بازه‌ی اندازه‌ای بیان سیستم می‌باشد که با ضرب کردن داده‌های دارای نویز در یک پارامتر تعریفی صورت می‌گیرد. معیار کیفیت هر سیگنال (SRN) وابسته به نسبت سیگنال به نویز است، یعنی

$$J = \frac{S}{N} \qquad (۱)$$

که در این رابطه J کیفیت سیگنال اندازه‌گیری شده، S سیگنال اندازه‌گیری شده و N نویز است. در صورتی که بخواهیم کیفیت سیگنال اندازه‌گیری شده را افزایش دهیم می‌بایست N را کاهش دهیم و افزایش مقدار دامنه‌ی سیگنال راه‌گشا نخواهد بود، چراکه با افزایش دامنه‌ی سیگنال دامنه‌ی نویز نیز افزایش خواهد یافت. بنابراین روش‌های کاهش دامنه‌ی نویز در اکثر پژوهشات مورد توجه قرار گرفته است. J نشان‌گر میزان کیفیت سیگنال در برابر نویزهای موجود در آن سیگنال است. در صورتی که اندازه‌ی J به عدد ۱ نزدیک شود، در آن صورت سیگنال و نویز مخلوط شده و سیگنال اصلی حذف خواهد شد، بنابراین کاهش سطح انرژی نویز بسیار حائز اهمیت است[۱۵]. در این مقاله نیز با ارائه‌ی یک روش جدید به کاهش تاثیر نویز در انجام عملیات مدل‌سازی سیستم انتقال قدرت توربین‌بادی توسط شبکه عصبی پرداخته شده است.

نویز دارای ماهیت تصائفی است و برای بیان آن از توصیف‌های آماری استفاده می‌شود. نویزها معمولا با توزیع گوسی با میانگین صفر درنظر گرفته می‌شوند. بیان معادلات فضای حالت هر سیستم را می‌توان به صورت زیر بیان نمود[۱۶]:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(t)x(t) + B(t)u(t) \\ y(t) = C(t)x(t) \end{cases} \qquad (۲)$$

در صورتی که سیگنال‌های سیستم دارای نویز باشد در آن صورت بیان سیستم به فرم زیر خواهد بود:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(t)x(t) + B(t)u(t) + n(t) \\ y(t) = C(t)x(t) + n(t) \end{cases} \qquad (۳)$$

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-11-07]

برای کاهش اثر نویز بر روی سیستم می‌بایست خروجی سیستم کاهش یابد و این موضوع با مطالب ذکر شده در قسمت‌های بالا مخالفت دارد، چرا که کیفیت سیگنال یا همان Jرا کاهش می‌دهد و این کار امری مطلوب نمی‌باشد، پس برای این منظور تغییر بازه‌ی بیان بهترین گزینه است. یکی از روش‌های تغییر بازه‌ی بیان سیستم روش ابری است و در این مقاله روش جدیدی به نام تغییر بیان سیستم به روش مه آلود ارائه می‌گردد. این روش بیان سیستم را به بازه‌ی مه آلود فرستاده و باعث کاهش بسیار زیاد اثر نویز بر روی بیان سیستم می‌گردد. در این روش خروجی سیستم در پارامتر κ ضرب می‌شود و مقدار این پارامتر برابر است با:

$$\kappa = \frac{1}{J} = \frac{N}{S} \tag{۴}$$

پس از تغییر بازه‌ی بیان سیستم خواهیم داشت:

$$\begin{cases} \dot{x}_{new}(t) = \kappa(A(t)x(t) + B(t)u(t) + n(t)) \\ y(t)_{new} = \kappa(C(t)x(t) + n(t)) \end{cases} \tag{۵}$$

مه آلود کردن داده‌های دریافتی سیستم نبایست کنترل‌پذیری، رویت‌پذیری و پایداری سیستم را نغییر دهد، برای همین منظور در ادامه کنترل‌پذیری، رویت‌پذیری و پایداری سیستم پس از اعمال مه به داده‌ها بررسی شده است [۱۷].

برای کنترل پذیر بودن هر سیستم می‌بایست ماتریس کنترل‌پذیری سیستم محاسبه گردد و سپس در صورت عدم وابستگی سطری و ستونی ماتریس کنترل‌پذیری یعنی کامل بودن مرتبه‌ی این ماتریس، این سیستم کنترل‌پذیر خواهد بود بیان ریاضی کنترل‌پذیری و بررسی مروبط به کنترل‌پذیری پس از مه‌آلود نمودن داده‌ها در زیر تشریح شده است[۱۸]:

برای سیستم به فرم ۲ داریم:

$$CO_m = ctrb(A, B)$$
$$if\ CO_m\ is\ full\ rank, system\ is\ controlable \tag{۶}$$

برای سیستم به فرم ۳ داریم:

$$CO_{m,new} = ctrb(\kappa A, \kappa B) = \kappa\, ctrb(A, B)$$
$$if\ CO_{m,new}\ is\ full\ rank, system\ is\ controlable \tag{۷}$$

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-11-07]

از آنجایی که ضرب یک اسکالر در یک ماتریس باعث تغییر وابستگی و عدم وابستگی سطرها و ستون‌ها نمی‌شود، پس بنابراین مرتبه‌ی ماتریس کنترل‌پذیری در حالت قبل و بعد از مه آلود کردن داده‌ها تغییری نخواهد کرد و درنتیجه کنترل‌پذیری سیستم نیز دچار تغییر نخواهد شد پس بنابراین کنترل‌پذیری کاملا مجزا از مه آلود نمودن داده‌ها می‌باشد.

اکنون بایستی رویت‌پذیری سیستم پس از مه آلود نمودن داده‌ها را بررسی نمائیم. برای رویت‌پذیر بودن سیستم می‌بایست ماتریس رویت‌پذیری آن از مرتبه‌ی کامل باشد[۱۹].

برای سیستم به فرم ۲ داریم:

$$O_m = obsv(A, C) \quad if\ O_m\ is\ full\ rank, system\ is\ observable \tag{۸}$$

برای سیستم به فرم ۳ داریم:

$$O_{m,new} = obsv(\kappa A, \kappa C) = \kappa\, obsv(A, C) \quad if\ O_{m,new}\ is\ full\ rank, system\ is\ observable \tag{۹}$$

همانند استنتاج انجام شده برای کنترل‌پذیری، اثبات می‌شود که رویت‌پذیری سیستم تحت تاثیر مه آلود شدن تغییر نمی‌کند.

افزودن دینامیک به سیستم باعث تغییر در قطب‌های سیستم شده و نتیجتا باعث تغییر پایداری سیستم می‌گردد و ضرب یک اسکالر در سیستم اساسا نبایست پایداری سیستم را تغییر دهد. برای بررسی پایداری سیستم در اثر مه آلود نمودن داده‌ها می‌بایست نخست مقادیر ویژه‌ی سیستم محاسبه شده و در صورتی که تمامی مقادیر ویژه در سمت چپ محور عمودی واقع شده باشند، سیستم پایدار خواهد بود[۲۰].

برای سیستم به فرم ۲ داریم:

$$eig(A) = \det(SI - A) = |SI - A| \quad if\ all\ eig(A)\ is\ in\ LHP, system\ is\ stable \tag{۱۰}$$

برای یک سیستم از مرتبه‌ی ۲ داریم:

$$eig(A) = |SI - A| = (S - A_{11})(S - A_{22}) - A_{12}A_{21} = S^2 - S(A_{11} + A_{22}) - A_{12}A_{21} \tag{۱۱}$$

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-11-07]

با فرض اینکه سیستم در حالت قبل از مه آلود کردن داده‌ها پایدار است، داریم:

$$A_{12}A_{21} < 0, \qquad A_{11} + A_{22} > 0 \tag{۱۲}$$

در واقع شرط اینکه مقادیر ویژه سیستم در سمت چپ محور عمودی قرار گیرد این است که ریشه‌های چند جمله‌ای ویژه در سمت چپ محور عمودی قرار داشته باشند و برای برقراری این شرط می‌بایست دو شرط بالا صادق باشند.

برای سیستم به فرم ۳ داریم:

$$eig(\kappa A) = |SI - \kappa A| \\ if\ all\ eig(\kappa A)\ is\ in\ LHP, system\ is\ stable \tag{۱۳}$$

برای یک سیستم مرتبه ۲ داریم:

$$eig(\kappa A) = |SI - \kappa A| = (S - \kappa A_{11})(S - \kappa A_{22}) - (-\kappa A_{12})(-\kappa A_{21}) = \\ S^2 - S(\kappa A_{11} + \kappa A_{22}) - \kappa^2(A_{12}A_{21}) = S^2 - \kappa S(A_{11} + A_{22}) \tag{۱۴}$$

با فرض $A_{12}A_{21} < 0,\ A_{11} + A_{22} > 0$ و نیز با توجه به $0 < \kappa < 1$ قابل اثبات است که تمامی مقادیر ویژه سیستم جدید در سمت چپ محور عمودی قرار می‌گیرد. به عبارت دیگر مه آلود کردن داده‌ها تاثیری بر پایداری سیستم ندارد.

در ادامه جهت سنجش صحت عملکرد مربوط به پیشنهاد ارائه شده با استفاده از شبکه عصبی MLP به مدل‌سازی سیستم انتقال قدرت توربین‌بادی خواهیم پرداخت. مدل‌سازی سیستم انتقال قدرت توربین‌بادی با استفاده از داده‌های دریافتی از نیروگاه بادی کهک در [۴] با صرف نظر کردن از وجود نویز در اطلاعات و داده‌ها انجام شده است و در این مقاله شبیه‌سازی‌های انجام شده با در نظر گرفتن نویز بر روی داده‌ها و اطلاعات و همچنین در حالت اعمال روش پیشنهاد شده انجام گرفته است و نتایج در قالب شکل و جدول ارائه شده است.

۳. شبکه عصبی پرسپترون چندلایه

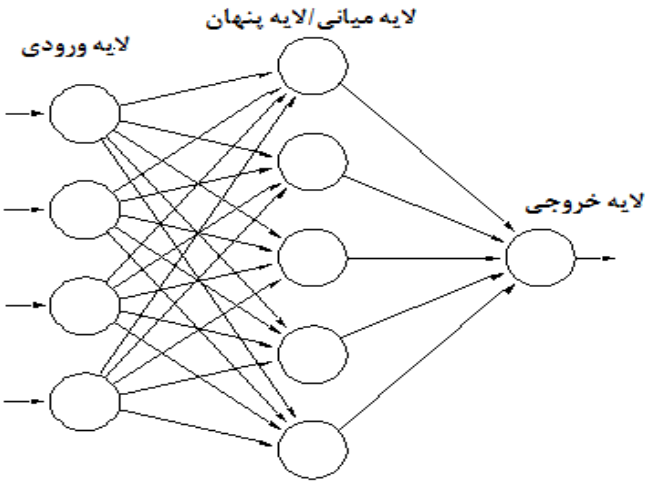
شبکه‌های عصبی مصنوعی همانند مغز انسان اساسا واحدهای پردازشی هستند که اطلاعات را حفظ می‌کنند و این اطلاعات را در تمام شبکه توزیع می‌نمایند. این شبکه‌های عصبی مصنوعی تقریبا ۴۵

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-11-07]

سال پیش با ایده گرفتن از مغز انسان برای تحلیل فرآیندها به‌وجود آمدند. شبکه‌های عصبی بـه طـور 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 متصور شد:

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

شبکه‌های عصبی را می‌توان به دو بخـش عمـده‌ی شـبکه‌هـای عصـبی اسـتاتیکی و دینـامیکی طبقه‌بندی کرد، شبکه‌های عصبی استاتیکی را شبکه‌های عصبی پیشرو نیـز مـی‌نامنـد. در شـکل زیـر ساختار شبکه عصبی استاتیکی- پیشرو آورده شده است.



شکل۱. ساختار شبکه عصبی پیشرو

شبکه‌های عصبی استاتیکی را می‌توان به عنوان شبکه‌های بدون حافظه یا یـه‌صـورت واضـح‌تـر شبکه‌هایی که خروجی آن‌ها تابعی از ورودی لحظه حال باشد نامید. در شبکه‌های عصبی استاتیکی سه

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-11-07]

فاز یادگیری، تائید و آزمایش مورد بررسی قرار می‌گیرد. شبکه‌های عصبی استاتیکی برای مسائل غیرخطی و مدل کردن سیستم‌های غیرخطی و پیچیده، با توانایی و انعطاف بالا می‌باشند. مزیت شبکه‌های عصبی استاتیکی این است که شبکه به راحتی می‌تواند با یک الگوریتم بهینه‌سازی ساده ساخته شود[۲۱].

شبکه‌ی عصبی مورد استفاده در این مقاله، شبکه‌ی عصبی MLP می‌باشد. شبکه‌های چند لایه‌ی پیشرو یکی از مهم‌ترین ساختارهای شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد. به‌طور معمول این شبکه‌ها شامل مجموعه‌ای از نرون‌ها می‌باشد 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 می‌شود[۲۲]. یک طبقه‌بندی دیگری که می‌توان برای شبکه‌های عصبی در نظر گرفت عبارت است از تفکیک یادگیری:

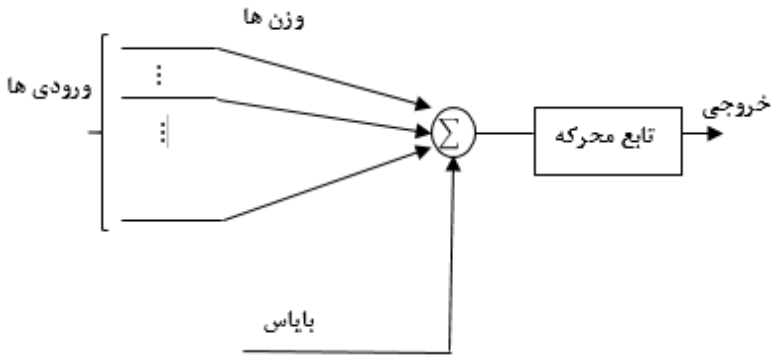
۱. یادگیری با سرپرست یا نظارتی.

۲. یادگیری بدون سرپرست و ناظر.

۳. یادگیری ترکیبی از دو حالت قبل.

در یادگیری با سرپرست یا نظارتی، خروجی صحیح هر دنباله‌ی ورودی به شبکه داده می‌شود. وزن‌ها به‌گونه‌ای تعیین می‌شوند 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. شبکه عصبی MLP یک شبکه‌ی عصبی استاتیکی پیشرو و با سرپرست یا نظارتی می‌باشد[۲۳].

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-11-07]



شکل ۲. ساختار شبکه عصبی **MLP**

در ادامه فرمولاسیون مربوط به شبکه عصبی پرسپترون چند لایه آورده شده است. شبکه عصبی در واقع یک تخمین از مدل سیستم را ارائه می‌دهد. به عبارت دیگر شبکه عصبی شبکه عصبی تلاش دارد تا رفتاری همانند سیستم مورد نظر از خود نشان دهد.

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^{N} \omega_i^T \varphi_i(x) + b \qquad (۱۵)$$

$$e = y - \hat{y} \qquad (۱۶)$$

که در آن y خروجی سیستم، $\hat{y}$ خروجی مدل‌سازی، ω_i^T وزن‌های شبکه‌ی عصبی، $\varphi_i(x)$ تابع ورودی‌های سیستم، b مقدار بایاس و e خطای مدل‌سازی می‌باشد. هرچقدر شبکه عصبی مرود استفاده دقیق‌تر باشد، متناسبا خروجی سیستم و خروجی شبکه عصبی (خروجی مدل‌سازی) به همان اندازه به یکدیگر نزدیک‌تر خواهند بود. دلخواه برابری خروجی سیستم و خروجی مدل‌سازی می‌باشد که این موضوع امکان‌پذیر نبوده چراکه همواره شبکه عصبی و یا هر تخمین‌گر دیگر در انجام مدل‌سازی دارای خطا می‌باشند. تابع هدف برای این شبکه‌ی عصبی به قرار زیر تعریف می‌شود. با استفاده از حداقل-سازی تابع هزینه‌ی زیر ضرایب وزن‌دار قابل محاسبه می‌باشد.

$$J = min\ \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} e_i^2 = min\ \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} (y_i - \hat{y}_i)^2 \qquad (۱۶)$$

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-11-07]

٤. شبیه‌سازی

شبیه‌سازی انجام شده در راستای بررسی صحت روش پیشنهاد شده برای حذف تاثیر نویز در مدل‌سازی سیستم می‌باشد، در این مقاله مورد مطالعه برای مدل‌سازی و صحت‌سنجی روش مه آلود کردن داده‌ها جهت حذف نویز، سیستم انتقال قدرت توربین‌بادی می‌باشد. مبنای شبیه‌سازی و مدل‌سازی داده‌های دریافتی از نیروگاه بادی کهک می‌باشد. در [۴] مدل‌سازی مربوط به سیستم انتقال قدرت توربین‌بادی با استفاده از داده‌های دریافتی از نیروگاه بادی کهک انجام شده است ولی در مدل‌سازی انجام گرفته سیستم تماما بدون نویز در نظر گرفته شده است و مقاله [۴] مبنای مقایسه‌ای برای صحت سنجی روش ارائه شده می‌باشد. در ادامه نخست سیستم انتقال قدرت توربین‌بادی بدون در نظر گرفتن نویز بر روی سیستم مدل‌سازی خواهد شد که در واقع همان نتایج حاصل از [۴] است و در مرحله‌ی بعد سیستم انتقال قدرت توربین‌بادی با در نظر گرفتن نویز بر روی سیستم و بدون اعمال روش جدید پیشنهادی مه آلود کردن داده‌ها و سپس با اعمال روش مه آلود کردن داده‌ها مدل‌سازی می‌شود.

شبکه عصبی مورد استفاده برای انجام مدل‌سازی، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه می‌باشد که در جدول زیر اطلاعات مربوط به شبکه عصبی مورد نظر ارائه شده است.

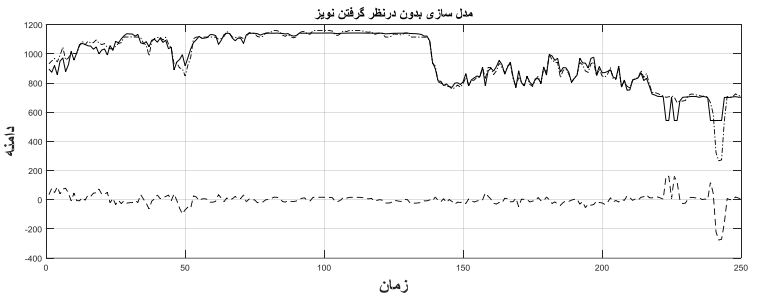
جدول ۱. اطلاعات شبکه عصبی

نرخ یادگیری شبکه	۰/۰۰۰۰۱
تعداد لایه‌های شبکه	۴
تعداد تکرار آموزش شبکه	۹۰۰۰
مقدار نهایی خطای شبکه	۰/۰۰۰۵

ساختار متعددی برای پیکره‌بندی شبکه عصبی MLP قابل اجرا است، اطلاعات موجود در جدول ۱ بهینه‌ترین شبکه عصبی را برای انجام مدل‌سازی ارائه می‌دهد و این ساختار در [۴] معرفی شده است و پس چندین آزمایش بدست آمده است.

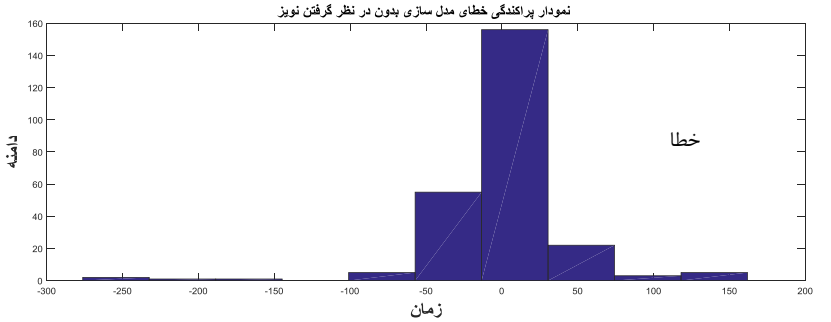
[Downloaded from necjournals.ir on 2026-11-07]

در ادامه شکل‌های مربوط به مدل‌سازی‌های انجام شده در حالت‌های فوق‌الذکر نمایش داده شـده است.



شکل۳. مدل سازی سیستم بدون در نظر گرفتن نویز بر روی سیستم

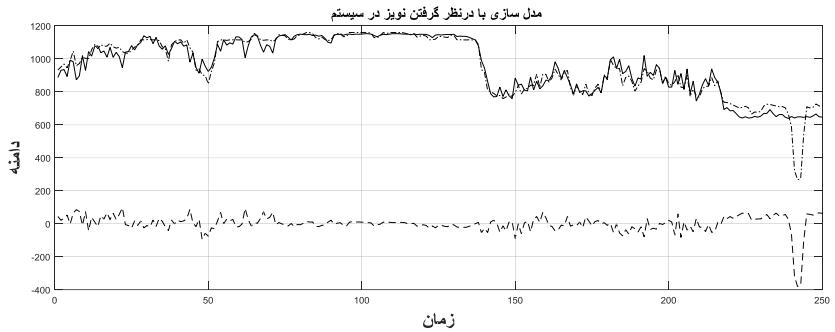
نمودار پراکندگی فراوانی مربوط به مدل‌سازی انجام شده در بـالا در شـکل زیـر نشـان داده شـده است، هرچه مقادیر پراکندگی خطا به صفر نزدیک باشد مدل‌سازی انجام شده دقیق‌تر خواهد بود.



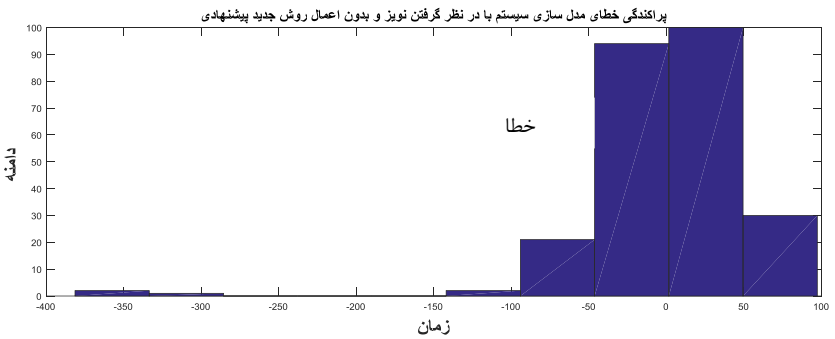
شکل۴. نمودار پراکندگی خطا مدل سازی سیستم بدون در نظر گرفتن نویز

در شکل‌های زیر مدل‌سازی سیستم با در نظر گرفتن نویز و در حالت عدم اعمال روش جدید ارائه شده و همچنین در حالـت اعمـال روش جدیـد پیشـنهادی بـه همـراه نمودارهـای پراکنـدگی خطـای مدل‌سازی هریک نشان داده شده‌اند.

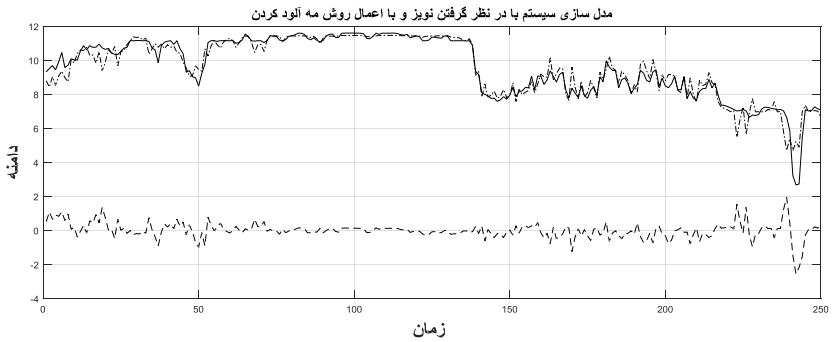
[Downloaded from necjournals.ir on 2026-11-07]



شکل۵. مدل سازی سیستم با در نظر گرفتن نویز و بدون اعمال روش جدید

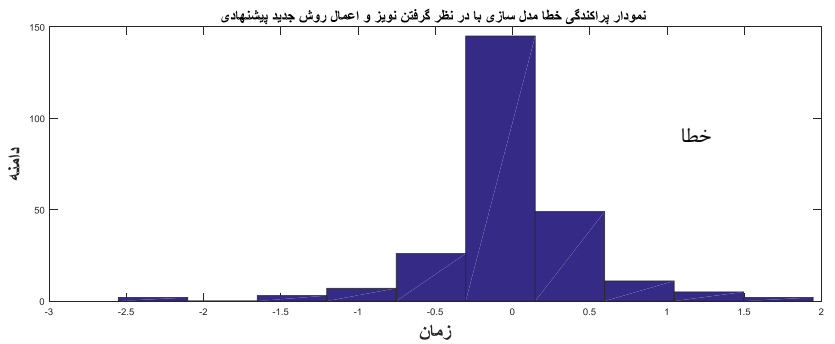


شکل۶. نمودار پراکندگی خطا مدل سازی سیستم با در نظر گرفتن نویز بدون اعمال روش جدید



شکل۷. مدل سازی سیستم با در نظر گرفتن نویز و با اعمال روش پیشنهادی

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-11-07]



شکل ۸. نمودار پراکندگی خطای مدل سازی با در نظر گرفتن نویز و اعمال روش جدید پیشنهادی

در جداول زیر میزان خطای مربوط به هریک از حالت‌های شبیه‌سازی آورده شده است. سه معیار مربوط به بیان خطا یعنی MSE، RMSE و SSE برای بیان خطای مربوط به مدل‌سازی در حالت‌های مختلف بررسی شده است. MSE میانگین مربعات خطا، RMSE جذر میانگین مربعات خطا و SSE مجموع مربعات خطا می‌باشند. در ادامه فرمول هریک از معیارهای خطایی آورده شده است.

$$MSE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(e_i)^2 \quad (۱۸)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2} = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(e_i)^2} \quad (۱۹)$$

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

جدول ۲. خطا در حالت بدون نویز

MSE	۳**e**۱/۸۹۰۵
RMSE	۴۳/۴۷۹۴
SSE	۵**e**۴/۷۲۶۱

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-11-07]

جدول۳. خطا در حالت نویز دار و بدون اعمال روش جدید پیشنهادی

MSE	۳e۳/۰۶۵۲
RMSE	۵۵/۳۶۳۸
SSE	۵e۷/۲۹۶۶

جدول ۴. خطا در حالت نویز دار و با اعمال روش جدید پیشنهادی

MSE	۰/۲۳۱۲
RMSE	۰/۴۸۰۸
SSE	۵۷/۷۹۶۰

همان‌گونه که در جداول بالا آورده شده است، میزان خطا در حالت عادی همراه با نویز از تمامی شرایط بیشتر می‌باشد، چرا که با ورود نویز به سیستم سیگنال تصادفی جدید دارای انرژی بر روی سیگنال مربوطه تاثیر می‌گذارد و باعث سخت شدن انجام مدل‌سازی توسط شبکه عصبی می‌گردد و در نتیجه شبکه عصبی نمی‌تواند مدل‌سازی دقیق ارائه داده نهایتا همان‌گونه که در جداول بالا آورده شده است، خطای بیشتری بوجود خواهد آمد.

با اعمال روش مه آلودگی داده‌ها به شبکه عصبی در واقع انقباض بر روی داده‌های شبکه عصبی اعمال می‌گردد و نتیجه‌ی این امر کاهش تاثیر نویز بر روی مدل‌سازی توسط شبکه عصبی خواهد بود که نتایج آورده شده در جداول و اشکال بالا این ادعا را ثابت می‌کند. بنابراین روش جدید پیشنهاد داده شده برای کاهش تاثیر نویز در مدل‌سازی سیستم در این مقاله به خوبی تاثیر نویز در مدل‌سازی را حذف می‌نماید و می‌توان از این روش در سیستم‌ها و روش‌های دیگر نیز پس انجام بررسی‌ها مربوطه استفاده نمود.

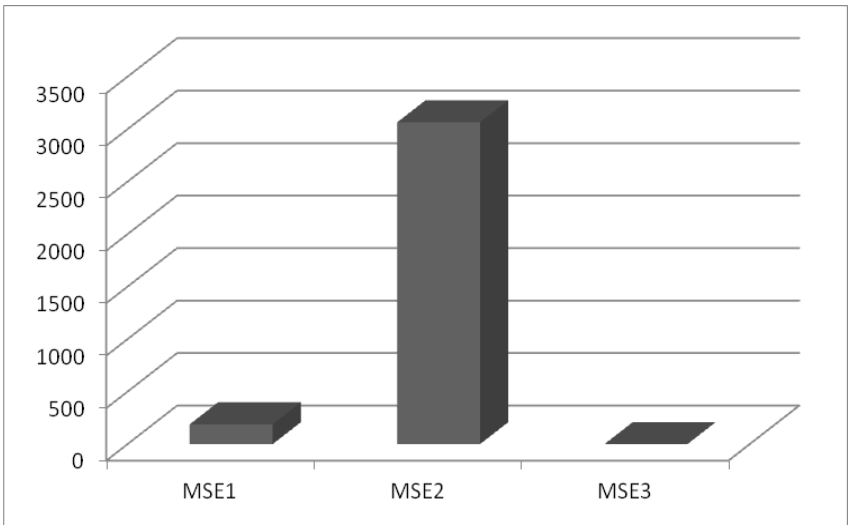
بهبود عملکرد سیستم توربین‌بادی پس از اعمال روش مه آلود کردن داده‌های دریافتی از سیستم توربین‌بادی دارای درصد چشمگیری بوده که این میزان در ادامه آورده شده است. بهبود عملکرد مدل‌سازی بر مبنای سه معیار خطایی بررسی شده در سمت‌های بالا در جدول زیر آورده شده است.

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-11-07]

جدول ۵. بهبود عملکرد مدل سازی

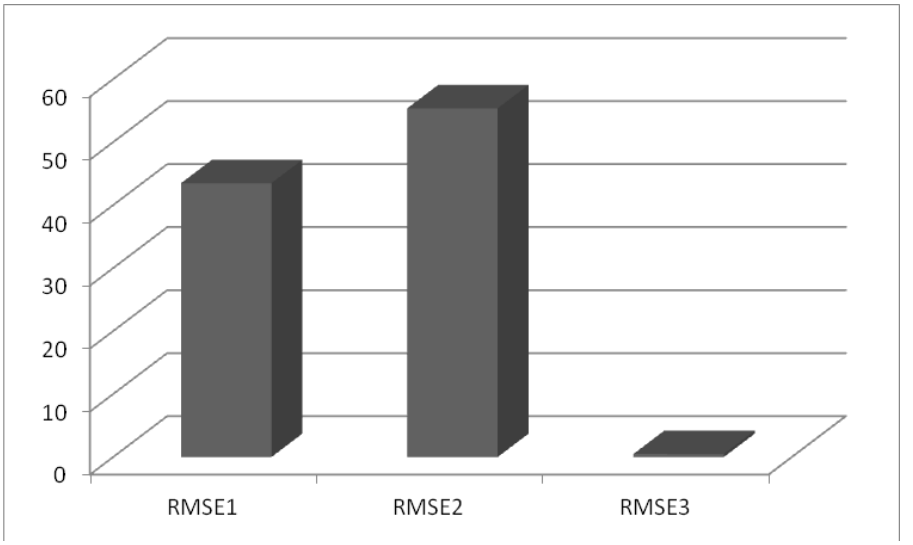
مبنای بهبود عملکرد	درصد بهبود عملکرد
MSE	٪ ۹۹/۹۹
RMSE	٪ ۹۹/۱۳
SSE	٪ ۹۹/۹۹

در نمودارهای زیر خطای موجود برای شبیه‌سازی در هر سه حالت آورده شده است. به وضوح تفاوت بین خطاهای تولیدی نمایان است و در مقابل خطاهای مدل‌سازی بدون اعمال روش جدید، خطای تولیدی با اعمال روش جدید تقریبا صفر در نظر گرفته می‌شود. شماره‌های ۱، ۲ و ۳ به ترتیب حالت‌های جدول‌های ۲، ۳ و ۴ را نشان می‌دهد.

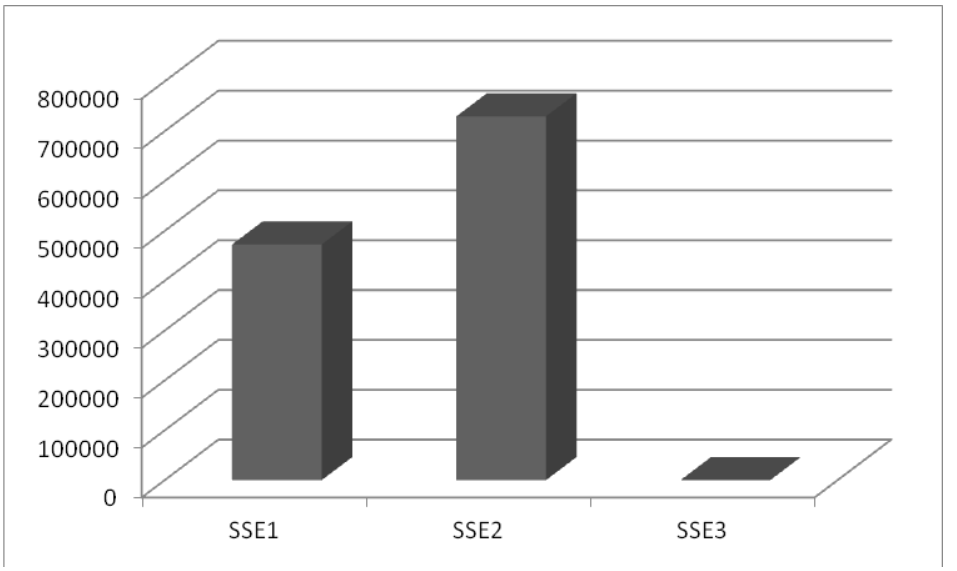


نمودار ۱. میانگین مربعات خطا

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-11-07]



نمودار۲. مجذور میانگین مربعات خطا



نمودار۳. مجموع مربعات خطا

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-11-07]

۵. نتیجه‌گیری

در این مقاله به ارائه‌ی یک روش جدید با نام مه آلود کردن داده‌ها جهت حذف تاثیر نویز موجود بر روی داده‌های در مدل‌سازی سیستم پرداخته شده است. انجام مدل‌سازی در سه حالت مختلف، داده‌ها بدون نویز، داده‌ها با نویز و داده‌ها با نویز و با اعمال روش پیشنهادی و مقایسه‌ی نتایج مربوط به این سه شبیه‌سازی کارآیی عملکرد روش نوین پیشنهاد داده شده در مدل‌سازی را نمایان می‌سازد، میزان خطای مدل‌سازی با اعمال روش جدید پیشنهاد شده بسیار کاهش می‌یابد. از آنجایی که مدل‌سازی سیستم‌ها مهمترین مرحله و زیربنای تحلیل هر سیستم می‌باشد، بنابراین ارائه‌ی دقیق از مدل سیستم امری ضروری برای تمامی تحلیل‌های سیستم موردنظر می‌باشد. روش نوین پیشنهاد داده شده برای مدل‌سازی سیستم‌های داده محور ارائه شده است. بازدهی عملکرد ۹۹٪ با توجه به سه معیار بیان کننده‌ی خطا عملکرد بسیار مناسب روش جدید پیشنهاد داده شده را تایید می‌کند.

منابع

[۱] قره ورن. م. ح و یزدیزاده. ع (۱۳۹۷), مدل سازی و عیب یابی سیستم انتقال قدرت توربین بادی با استفاده از شبکه عصبی MLP, *پنجمین کنفرانس بین المللی انرژی باد* , تهران, ۱۳۹۷.

[2] Aetcher A.M. (2017), WIND energy engineering: a handbook for onshore and offshore wind turbines, India: Academic Press publications.

[3] Calmikov A. and K. Dykes (2015), WIND power fundamentals, USA: MIT Wind Energy Group & Renewable Energy Projects in Action.

[4] Johnson B.L. (2006), WIND energy systems, Denmark: ELSEVIER.

[5] Hampman B. (2013),WIND turbine-related noise: current knowledge and research needs, New York State Energy Research and Development Authority, Albany.

[6] Garlile D., Davy J.L., Hillman D. and K. Burgemeister (2018), A REVIEW of the possible perceptual and physiological effects of wind turbine noise ", *Trends Hear*, Vol 12, No 2, pp. 142-163.

[7] Kick D. and R.N. Clark (2006), AFFECT of new blades on noise reduction of small wind turbine water pumping systems, *USDA-Agricultural Research Service*, Vol 12, No 3, pp. 402-421.

[8] Lang G. (2017), ACTIVE noise control technology for wind turbine, *Revista de la Facultad de Ingeniería U.C.V,Vol 32*, No 11, pp. 507-512.

[9] Nianu J., Rosen M.A. and G. Naterer (2011), NOISE pollution prevention in wind turbines: status and recent advances, *Sustainability*, Vol 3, No 13, pp. 423-431.

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-11-07]

[10] Maizi M., Dizene R. and M.C. Mihoubi (2017), REDUCING noise generated from a wind turbine blade by pitch angle control using CFD and acoustic analogy, *Journal of Applied Fluid Mechanics*, Vol 10, No 4, pp. 1201-1209, 2017.

[11] Oerlemans M. and L. Fuglsang (2012), LOW-NOISE wind turbine design, Siemens, Germany.

[12] Powers T.B. (2017), SOMAN rohan; malinowski pawel ;ostachowicz wieslaw; schmidt paulsen uwe, Technical University Denmark , Denmark.

[13] Pebasish D., Guangya Y., Zhe Z., Hubert K. and T. Artjoms (2017), HARMONIC active filtering and impedance-based stability analysis in offshore wind power plants, Denmark: DTU library.

[14] Qang R., Gu. C., Cheung H., Liu W., Lee I. and R. Cheung (2009), ADAPTIVE active filter for interfacing wind-power DGs to distribution systems, *IEEE Vol 12*, No 2, pp. 2536-2542.

[15] Ruo S.M. and D. Morgan (1995), ACTIVE noise control systems: algorithms and DSP implementations, new york: John Wiley & Sons, Inc.

[16] Sngalls I. (2006), MATHEMATICAL systems theory I: modelling, state space analysis, stability and robustness, *IEEE Control Systems MagazineVol 26*, No 2, pp. 95-97.

[17] Tarimi-Davijani K. and KO. Ojo (2014), CONTROLABILITY analysis of renewable energy systems, *Power Electronics for Renewable Energy Systems, Transportation and Industrial Applications*, WILEY, 2014 .

[18] Uei L., Mullane A., Lightbody G. and R. Yacamini (2006), MODELING of the wind turbine with a doubly fed induction generator for grid integration studies, *IEEE Transactions on Energy Conversion*, Vol 21, No 1, pp. 257-264.

[19] Uibken T. (2004), OBSERVABILITY of nonlinear systems - an algebraic approach",43th *IEEE Conference on Decision and Control (CDC) (IEEE Cat. No.04CH37601*), Bahamas.

[20] WHOM V. and D.H. FOWLER (1972), STRUCTURAL stability and morphogenesis an outline of a general theory of models, Warwick: University of Warwick.

[21] Yazdizadeh A. and K. Khorasani (2002) ,ADAPTIVE time delay neural network structures for nonlinear system identification, *Neurocomputing*, Vol 47, No 3, pp. 207-240.

[22] Yazdizadeh A., Khorasani K. and R.V. Patel (2000), 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, No 3, pp. 165-172.

[23] ZNarendra X. and K. Parthasarathy (1990) , IDENTIFICATIONn and control of dynamical systems using neural networks, *Neural Networks IEEE Transactions on*, Vol 1, No 3, pp. 4-27.

[Downloaded from necjournals.ir on 2026-11-07]