

## تشخیص و جداسازی خطا در سیستم تبدیل انرژی بادی با استفاده از شبکه‌های عصبی بازگشتی

ناصر طالبی<sup>۱</sup>، محمد علی صدرنیا<sup>۲</sup>، احمد دارابی<sup>۳</sup>

۱- دانشجوی دکترا، دانشکده مهندسی برق و رباتیک- دانشگاه شاهرود- شاهرود- ایران

n.talebi@shahroodut.ac.ir

۲- استادیار، دانشکده مهندسی برق و رباتیک- دانشگاه شاهرود- شاهرود- ایران

masadrnia@shahroodut.ac.ir

۳- دانشیار، دانشکده مهندسی برق و رباتیک- دانشگاه شاهرود- شاهرود- ایران

darabi@shahroodut.ac.ir

**چکیده:** قابلیت اطمینان در سیستم‌های تبدیل انرژی بادی، بسیار مهم و حیاتی است، تا دریافت حداکثر مقدار انرژی موجود در باد تضمین شود. به منظور بررسی صحیح و دقیق این سیستم‌ها در هنگام وقوع خطا و همچنین، بررسی نحوه اثرگذاری خطاها بر تمامی زیرسیستم‌های آنها، به مدلی نیاز است که قسمت‌های مکانیکی و الکتریکی را با جزئیات مناسبی شامل شود. همچنین یک سیستم تشخیص و جداسازی خطا مورد نیاز است که با بهره‌گیری از این مدل کامل، خطاهای به وقوع پیوسته را در زمان کوتاه شناسایی کند؛ به گونه‌ای که عملکرد صحیح سیستم تضمین و از خسارات شدید اقتصادی جلوگیری شود. در این تحقیق با استفاده از مدل دینامیکی کامل سیستم تبدیل انرژی بادی، یک سیستم تشخیص و جداسازی خطا با استفاده از شبکه‌های عصبی دینامیکی بازگشتی ارائه می‌شود که توسط آن می‌توان خطاهای به وقوع پیوسته در سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور، سنسور و محرک فراز را تشخیص داد. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که سیستم تشخیص و جداسازی خطا به همراه الگوریتم ارائه شده در این مقاله، قابلیت بالایی در تشخیص خطا در زمان کم را دارد، خطاهای شناسایی شده را به نحو مناسبی جداسازی می‌کند و نرخ هشدارهای اشتباه در آن بسیار پایین است. از طرح ارائه شده در این تحقیق می‌توان برای شناسایی خطاها در سایر قسمت‌های سیستم نیز استفاده کرد.

**واژه‌های کلیدی:** تشخیص و جداسازی خطا، سیستم تبدیل انرژی بادی، شبکه‌های عصبی بازگشتی.

### ۱- مقدمه

بروز خطا در هر یک از اجزای آنها باعث اختلال در عملکرد کل سیستم خواهد شد. به طور کلی، خطا پدیده‌ای است که رفتار یک سیستم را به گونه‌ای تغییر می‌دهد که سیستم دیگر قادر به انجام اهداف و وظایف خود نباشد [۱]. قابلیت اطمینان برای هر طرح، یکی از ویژگی‌های بسیار مهم آن است که این امر را می‌توان با از بین بردن ضعف‌ها و خطاهای به وقوع پیوسته قبلی تضمین نمود. یکی از روش‌های دستیابی به قابلیت اطمینان، پیاده‌سازی سیستم‌های مونیتورینگ شرایط و تشخیص و جداسازی خطا (FDIS)

در حال حاضر اقتصاد و زندگی روزمره به شبکه توزیع قدرت و سیستم‌های حمل و نقل وابسته است؛ به طوری که

<sup>۱</sup> تاریخ ارسال مقاله : ۱۳۹۲/۰۷/۱۳

تاریخ پذیرش مقاله : ۱۳۹۲/۱۱/۰۹

نام نویسنده مسئول : ناصر طالبی

نشانی نویسنده مسئول : ایران - شاهرود - دانشگاه شاهرود -

دانشکده برق و رباتیک

به طور کلی، روش‌های تشخیص خطا را می‌توان به دو دسته تشخیص خطا بر مبنای افزونگی سخت‌افزار و تشخیص خطا بر مبنای افزونگی تحلیلی تقسیم کرد. از طرف دیگر، روش افزونگی تحلیلی را می‌توان به روش‌های مبتنی بر مدل کمی و روش‌های مبتنی بر مدل کیفی تقسیم‌بندی کرد. روش‌های مبتنی بر مدل کمی از مدل‌های ریاضی صریح و تئوری کنترل برای تولید مانده‌ها در سیستم تشخیص خطا بهره می‌برند، در صورتی که روش‌های مبتنی بر مدل کیفی از تکنیک‌های هوش مصنوعی برای به دست آوردن اختلاف بین رفتارهای مشاهده شده و پیش‌بینی شده استفاده می‌کنند [۱۹].

در سال‌های اخیر تحقیقات گسترده‌ای در زمینه روش‌های مبتنی بر مدل کمی [۱۹، ۲۰] و روش‌های مبتنی بر مدل کیفی [۲۱-۲۳] انجام شده است. به طور کلی، این روش‌ها را می‌توان به روش‌های شناسایی سیستم، روش‌های مبتنی بر رؤیت‌گر، روش‌های تجزیه و تحلیل سیگنال و روش‌های هوش مصنوعی و سیستم‌های خبره دسته‌بندی نمود. شبکه‌های عصبی مصنوعی طی دو دهه گذشته به شدت مورد مطالعه محققان قرار گرفته و به صورت موفقیت‌آمیزی برای مدل‌سازی و کنترل سیستم‌های دینامیکی استفاده شده‌اند [۲۱، ۲۴]. همچنین، از آنها برای سیستم‌های تشخیص خطا بهره گرفته شده است [۲۱، ۲۳]. شبکه‌های عصبی ابزار ریاضی خوبی را برای مقابله با مسأله‌های غیرخطی فراهم می‌کنند. از میان ساختارهای فراوانی که برای شبکه‌های عصبی وجود دارد، دو ساختار قابل توجه، ساختارهای پیش‌خورد و بازگشتی هستند. شبکه‌های پیش‌خورد به طور معمول برای اهداف تشخیص الگو به کار گرفته می‌شوند؛ در صورتی که از شبکه‌های بازگشتی برای ساختن مدل دینامیکی فرآیند استفاده می‌شود. از جمله شبکه‌های عصبی که مکرار در سیستم‌های تشخیص خطا استفاده شده‌اند، می‌توان به شبکه‌های عصبی پیش‌خورد چند لایه، شبکه‌های عصبی با توابع بنیادی شعاعی، شبکه‌های بازگشتی سراسری و شبکه‌های بازگشتی محلی اشاره کرد.

یکی از مزایای شبکه‌های بازگشتی محلی، شبیه بودن ساختار آن به شبکه پیش‌خورد استاتیک است. در شبکه

است. اخیراً مسأله تشخیص خطا برای کاربردهای صنعتی؛ یعنی در کاربردهایی که جان افراد در معرض خطر نیست، از اهمیت بالایی برخوردار شده است. در این گونه سیستم‌ها مسائل اقتصادی و رضایت کاربران مهم است. از جمله این سیستم‌ها می‌توان به ماشین‌های الکتریکی [۲، ۳]، سیستم‌های قدرت [۴]، سیستم‌های تهویه ساختمان و سیستم تبدیل انرژی بادی [۵-۱۶] اشاره نمود.

برای سیستم‌های تبدیل انرژی بادی، بسیاری از خطاها می‌توانند شناسایی شوند، در حالی که جزء معیوب همچنان به کار خود ادامه می‌دهد. بنابراین، عملیات تعمیر می‌تواند در زمان مقرر انجام شود؛ بی آن که به اقدام فوری نیاز باشد و این حقیقت برای نیروگاه‌های دور از کرانه اهمیت فوق‌العاده‌ای دارد، زیرا شرایط بد (از قبیل توفان) می‌تواند هر عملیات تعمیر را برای چندین هفته به تأخیر بیندازد [۱۷، ۱۸]. با FDIS می‌توان یک سیستم را اغلب اوقات پیش از زمانی که عنصر معیوب خساراتی را وارد کند، تعمیر کرد. مشخص است که این موارد در سیستم‌های تبدیل انرژی بادی نیز بسیار مورد توجه هستند. پیاده‌سازی FDIS اگرچه در ابتدای امر به سرمایه‌گذاری نیاز دارد، اما تولید مداوم انرژی بدون هیچ‌گونه قطعی، هزینه سرمایه‌گذاری ابتدایی را جبران خواهد نمود. مزارع بادی به علت محل قرارگیری دور از دسترسشان بیشتر از مزایای چنین سیستمی بهره می‌برند، زیرا هزینه‌های بسیار زیادی برای حمل و نقل به این مکان‌ها باید پرداخته شود. کشورهایی که تجهیزات حمل و نقل ضعیفی برای دسترسی به مزارع و توربین‌های بادی دارند، باید از FDIS استفاده کنند تا از قطع انرژی و هزینه‌های فراوان نگهداری و حمل و نقل جلوگیری کنند [۱۷].

از آنجایی که جایگزین کردن اجزای اصلی یک سیستم تبدیل انرژی بادی امری سخت و پرهزینه است، راهکارهای نگهداری پیشرفته می‌توانند به کاهش هزینه‌ها منجر شوند. بنابراین، یک FDIS برای سیستم تبدیل انرژی بادی دارای مزایایی از قبیل: جلوگیری از خرابی زودرس، کاهش هزینه‌های نگهداری، نظارت بر سایت‌های دور افتاده، بهبود فاکتور ظرفیت و پشتیبانی از پیشرفت بیشتر سیستم تبدیل انرژی بادی است [۱۷].

شده است. در این دو تحقیق، خطاهای به وقوع پیوسته تشخیص داده شده و سپس تغییر ساختار کنترل‌کننده انجام می‌پذیرد. در [۶] تشخیص خطای توربین بادی برای مدل خطی قسمت‌های مکانیکی انجام پذیرفته است و تنها وقوع یک خطا بررسی شده است. در [۷] وقوع خطا در ژنراتور القایی مورد توجه قرار گرفته شده است. در [۹] نیز از مدل خطی قسمت‌های مکانیکی برای تشخیص دو دسته خطا با استفاده از فیلتر کالمن، استفاده شده است. در [۱۰] با استفاده از SCADA خطاهای به وقوع پیوسته در توربین بادی شناسایی شده‌اند. در [۱۱] با استفاده از روش داده‌کاوی<sup>۴</sup> خطاهای یاطاقان<sup>۵</sup> تشخیص داده شده‌اند. در [۱۲] با استفاده از اطلاعات عملی از سیستم مونتورینگ شرایط، خطاهای مربوط به سیستم ترمز توربین بادی شناسایی شده‌اند. در [۱۳] کنترل‌کننده تحمل پذیر خطا با استفاده از مشاهده‌گرهای فازی ارائه شده است. در [۱۵] با استفاده از راهکار تعلق-مجموعه<sup>۶</sup> و مدل قسمت‌های مکانیکی خطاهای مختلفی تشخیص داده شده‌اند. در [۱۶] نیز با استفاده از مدل قسمت‌های مکانیکی و روش سطح آستانه مانده بر مبنای شمارنده<sup>۷</sup> خطاهای قسمت‌های مختلف شناسایی شده‌اند.

همان طور که مشخص است، در تحقیق‌هایی که تاکنون ارائه شده، یا مدل‌سازی سیستم تبدیل انرژی بادی به طور کامل انجام نگرفته، یا از مدل خطی برای طراحی سیستم تشخیص خطا استفاده شده و یا تنها بحث تشخیص خطا مورد توجه قرار گرفته است و از جداسازی خطاها صرف نظر شده است. واضح است که استفاده از مدل غیرخطی و دقیق تر به دریافت نتایج نزدیکتر به حالت واقعی منجر خواهد شد. در این تحقیق، با استفاده از مدل کامل غیرخطی سیستم تبدیل انرژی بادی (شامل قسمت‌های الکتریکی و مکانیکی)، سیستم تشخیص و جداسازی خطایی طراحی می‌شود که قابلیت تشخیص و جداسازی خطاهای سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور، سنسور و محرک فرازا را دارد. طرح ارائه شده از شبکه‌های عصبی دینامیکی بازگشتی محلی به همراه مدل نرون با فیلتر IIR تشکیل یافته است.

عصبی دینامیکی، نرون دینامیک جایگزین نرون استاتیکی می‌شود. در یک نوع نرون دینامیکی، دینامیک‌ها توسط اعمال یک فیلتر IIR به ساختار نرون ایجاد می‌شوند. چنین شبکه‌ای فیدبک‌های سراسری نخواهد داشت. در واقع، این نوع از فیدبک‌ها طرح شبکه و آموزش آن را دشوار می‌سازند. طرح این شبکه‌ها مابین طرح شبکه‌های پیش‌خورد و بازگشتی سراسری قرار دارد. این دسته از شبکه‌های عصبی، شبکه‌های پیش‌خورد سراسری-بازگشتی محلی نامیده می‌شوند [۲۱].

از شبکه‌های عصبی بازگشتی با مدل نرون با فیلتر IIR به طرز موفقیت‌آمیزی برای مدل‌سازی، تشخیص خطا و پیشگویی سری‌های زمانی بهره گرفته شده است. در [۲۱] و [۲۵] از این شبکه‌ها برای تشخیص خطا در فرآیند تبخیر سطحی شکر استفاده شده است. همچنین، در [۲۱] کاربردهایی برای تشخیص خطا توسط این شبکه‌ها در سیستم شکافتن محرک سیال<sup>۱</sup> و موتور dc ارائه شده است. در [۳] از این شبکه‌ها برای شناسایی و جداسازی خطای موتورهای القایی بهره گرفته شده است. در [۲۶] نیز با استفاده از این شبکه‌ها، سیستم تشخیص خطایی برای سیستم‌های حفاظتی و مونتورینگ شبکه قدرت طراحی شده است که قابلیت اطمینان را در شبکه قدرت بالاتر می‌برد. در [۲۷] نیز با ترکیب RBFN و مدل نرون با فیلتر IIR شبکه جدیدی ارائه و با استفاده از آن سری‌های زمانی پیشگویی شده است. در [۲۸، ۲۹] از این شبکه‌ها برای پیشگویی سرعت باد و توان در مزارع بادی استفاده شده است. در [۳۰] نیز از این شبکه‌ها برای تشخیص خطای توربو شارژر<sup>۲</sup> استفاده شده است.

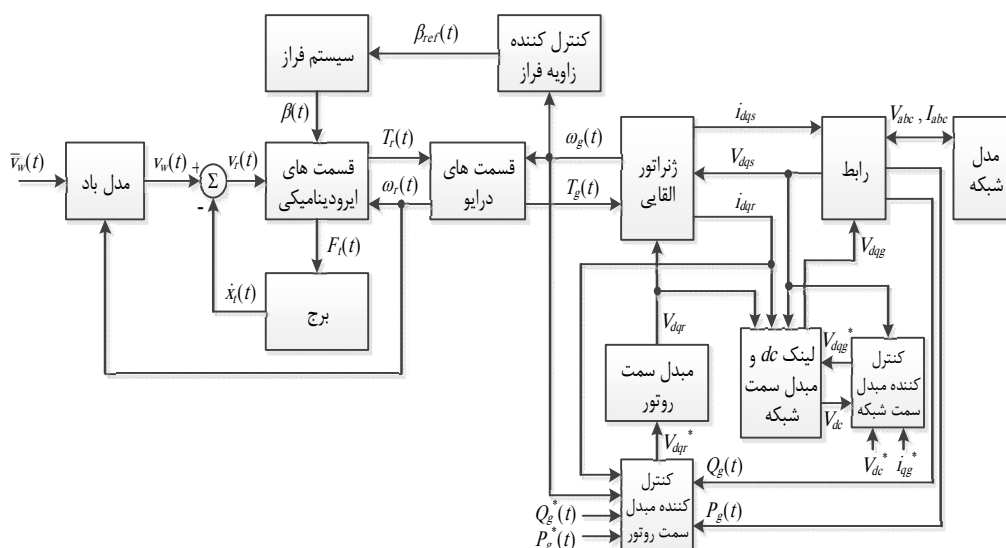
تشخیص و جداسازی خطاهای به وقوع پیوسته در سیستم تبدیل انرژی بادی نیز در سال‌های اخیر توجه بسیاری از محققان را به خود جلب کرده است. برای مثال، در [۵] و [۸] با استفاده از مدل خطی قسمت‌های مکانیکی توربین بادی (از قسمت‌های الکتریکی صرف نظر شده است)، کنترل‌کننده تحمل پذیر خطا به جای کنترل‌کننده مرجع با استفاده از روش کنترل پارامتر-متغیر خطی<sup>۳</sup> ارائه

همچنین گشتاور ایرودینامیکی روتور،  $T_r(t)$ ، از طریق قسمت‌های درایو به ژنراتور منتقل می‌شود. قسمت‌های درایو شامل محورهای سرعت بالا و سرعت پایین و جعبه دنده است. ژنراتور القایی انرژی مکانیکی را به انرژی الکتریکی تبدیل کرده و به شبکه قدرت متصل می‌شود. از رابط برای محاسبه توان اکتیو و راکتیو تولید شده توسط ژنراتور استفاده می‌شود. مدل شبکه نیز شامل بار محلی، ترانسفورماتور، خط انتقال و در آخر شین بی‌نیهایت است. همچنین، مبدل‌ها، لینک dc، کنترل‌کننده‌های مبدل سمت روتور (RSC) و مبدل سمت شبکه (GSC) نیز در این طرح مدل‌سازی می‌شوند.

این شبکه عصبی، در مدل‌سازی دینامیکی سیستم، قابلیت بسیار بالایی دارد.

## ۲- مدل دینامیکی سیستم تبدیل انرژی بادی

بخش مشترک بین تمامی مدل‌های ارائه شده، تقسیم سیستم تبدیل انرژی بادی به زیرسیستم‌های مجزا از هم و به دست آوردن مدل ریاضی برای هر کدام از این قسمت‌هاست. مدل استفاده شده در این تحقیق در شکل (۱) نشان داده شده است. در این شکل از مکانیسم تنظیم زاویه توربین صرف‌نظر شده است. به علت آنکه برج در نوسان است، سرعت باد دیده شده در روتور،  $v_r(t)$ ، از اختلاف سرعت شاسی،  $\dot{x}_i(t)$  و سرعت باد به دست می‌آید.



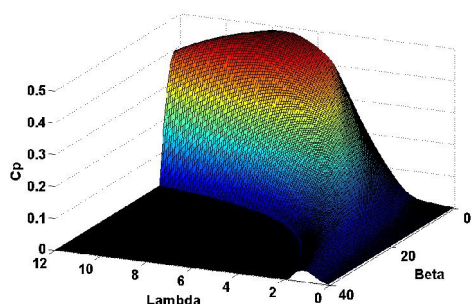
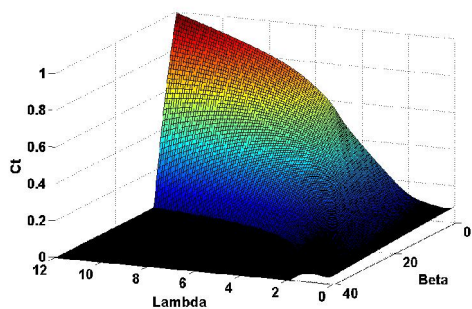
شکل (۱): ارتباط بین زیرسیستم‌های مربوط به مدل‌سازی سیستم تبدیل انرژی بادی

$v_{ws}(t)$  اثر انحراف ناگهانی مسیر باد،  $v_{ws}(t)$  عنصر نشان‌دهنده اثر برج و  $v_m(t)$  اثر جریان هوای گردابی است. همچنین، از روابط (۲) و (۳) برای مدل‌سازی قسمت‌های ایرودینامیکی توربین بادی استفاده می‌شود که در آنها  $P_r(t)$  توان دریافت شده توسط روتور توربین،  $\beta(t)$  زاویه فراز،  $\lambda(t)$  نرخ سرعت نوک پره،  $C_p(\lambda(t), \beta(t))$  ضریب توان توربین، A سطح روتور بر حسب متر مربع،  $v_r$  سرعت باد مؤثر بر روی روتور بر

در ابتدا معادلات مربوط به مدل‌سازی قسمت‌های مکانیکی سیستم تبدیل انرژی بادی بررسی می‌شوند [۵]:

$$v_w(t) = v_{ws}(t) + v_{ws}(t) + v_{ts}(t) + v_{tu}(t) \quad (۱)$$

در رابطه (۱) که مربوط به مدل‌سازی باد است،  $v_w(t)$  سرعت باد شامل: اثر برج، جریان هوای گردابی<sup>۸</sup> و انحراف ناگهانی مسیر باد<sup>۹</sup> است،  $v_w(t)$  سرعت متوسط باد،



شکل (۲): ضرایب  $C_i(\lambda(t), \beta(t))$  و  $C_p(\lambda(t), \beta(t))$ . توجه شود که مقادیر منفی در دو منحنی فوق برابر صفر قرار داده شده‌اند.

حسب متر بر ثانیه،  $\rho$  چگالی هوا بر حسب کیلوگرم بر متر مکعب و  $T_r(t)$  گشتاور ایرودینامیکی اعمال شده به روتور توربین است.

$$P_r(t) = 0.5\rho A v_r^3(t) C_p(\lambda(t), \beta(t)) \quad (2)$$

$$T_r(t) = \frac{P_r(t)}{\omega_r(t)} \quad (3)$$

$$= \frac{1}{\omega_r(t)} 0.5\rho A v_r^3(t) C_p(\lambda(t), \beta(t))$$

رابطه (۴) بیانگر نیروی رانش ایرودینامیکی است که در آن  $C_i(\lambda(t), \beta(t))$  ضریب رانش است. دو منحنی  $C_p(\lambda(t), \beta(t))$  و  $C_i(\lambda(t), \beta(t))$  به صورت جدول جستجو در شبیه‌سازی استفاده و در شکل (۲) نشان داده شده‌اند.

$$F_t(t) = 0.5\rho A v_r^2(t) C_i(\lambda(t), \beta(t)) \quad (4)$$

$$J_r \dot{\omega}_r = T_r - K_{dt} \theta_\delta - B_{dt} \dot{\theta}_\delta \quad (5)$$

$$J_g N_g \dot{\omega}_g = -T_g N_g + K_{dt} \theta_\delta + B_{dt} \dot{\theta}_\delta \quad (6)$$

$$\dot{\theta}_\delta = \omega_r - (\omega_g / N_g) \quad (7)$$

گشتاور ایرودینامیکی توسط قسمت‌های درایو به گشتاور اعمال شده به ژنراتور تبدیل می‌شود. چرخ دنده سرعت چرخشی را به سرعت مورد نیاز ژنراتور با فاکتوری به نام ضریب چرخ‌دنده تبدیل می‌کند. از روابط (۵) تا (۷) برای مدل‌سازی قسمت‌های درایو شامل: محور سرعت پایین، چرخ دنده و محور سرعت بالا استفاده می‌شود. در روابط (۵) تا (۷) اینرسی (لختی) روتور و محور سرعت پایین با  $J_r$  نشان داده شده است.  $T_r$  گشتاور عمل‌کننده بر روی محور سرعت پایین و  $\omega_r$  سرعت روتور توربین است. توجه شود که  $J_r$  در همان جهت  $\omega_r$  عمل می‌کند. همچنین فنر دورانی میرا شونده ویسکوزیته بدون جرم  $J_{dt}$  با ضریب سختی فنر  $K_{dt}$  و پارامتر میرایی ویسکوز  $B_{dt}$  است. ضریب چرخ‌دنده با  $N_g$  و اینرسی چرخ‌دنده، محور سرعت بالا و ژنراتور با  $J_g$  نشان داده شده است. در این روابط  $T_g$  گشتاور ژنراتور و  $\omega_g$  سرعت دورانی روتور ژنراتور است. توجه شود که  $T_g$  در خلاف جهت چرخش عمل می‌کند.

نیروی رانش باعث می‌شود که برج به جلو و عقب در نوسان باشد. برج با یک سیستم جرم-فنر-دمپر طبق رابطه (۸) مدل می‌شود. در این رابطه  $F_{th}(t)$  نیروی عمل‌کننده بر روی برج و در ارتفاع قرارگیری تویی پره،  $B_t$  ضریب میرایی برج،  $K_t$  ضریب پیچش برج،  $M_t$  جرم بالای برج و  $x_t(t)$  جابه‌جایی شاسی از محل تعادلش است. نوسان برج بر روی سرعت باد مؤثر دیده شده از روتور تأثیر می‌گذارد. سرعت باد مؤثر با استفاده از رابطه (۹) مدل می‌شود.

$$M_t \ddot{x}_t(t) = F_{th}(t) - B_t \dot{x}_t(t) - K_t x_t(t) \quad (8)$$

$$v_r(t) = v_w(t) - \dot{x}_t(t) \quad (9)$$

سیستم فراز، یک سیستم هیدرولیک است. محرک فراز توسط معادله (۱۰) مدل می‌شود، که در این معادله،  $\beta(t)$  زاویه فراز،  $\beta_{ref}(t)$  زاویه فراز مرجع،  $\omega_n$  فرکانس طبیعی

روابط (۱۵) تا (۱۸) نشان داده شده است، که در این معادلات  $L_r=L_{lr}+L_m$  و  $L_s=L_{ls}+L_m$  به ترتیب اندوکتانس سیم‌پیچ استاتور و روتور هستند.

$$\varphi_{qs} = L_s i_{qs} + L_m i_{qr} \quad (15)$$

$$\varphi_{ds} = L_s i_{ds} + L_m i_{dr} \quad (16)$$

$$\varphi_{qr} = L_r i_{qr} + L_m i_{qs} \quad (17)$$

$$\varphi_{dr} = L_r i_{dr} + L_m i_{ds} \quad (18)$$

گشتاور الکترومغناطیسی نیز با استفاده از معادله (۱۹) بیان می‌شود که در این رابطه  $p$  تعداد قطب‌های ماشین است. دو معادله مربوط به قسمت‌های مکانیکی ماشین نیز در روابط (۲۰) و (۲۱) نشان داده شده‌اند که در این روابط  $H$  ثابت اینرسی بار و روتور،  $F$  ضریب اصطکاک ویسکوزیته بار و روتور،  $T_g$  گشتاور مکانیکی،  $\omega_g$  سرعت زاویه‌ای روتور و  $\theta_g$  موقعیت زاویه‌ای روتور هستند.

$$T_e = 1.5p (\varphi_{ds} i_{qs} - \varphi_{qs} i_{ds}) \quad (19)$$

$$\frac{d}{dt} \omega_g = \frac{1}{2H} (T_e - F \omega_g - T_g) \quad (20)$$

$$\frac{d}{dt} \theta_g = \omega_g \quad (21)$$

از روابط (۲۲) تا (۲۵) برای مدل‌سازی مبدل سمت شبکه و خازن لینک dc استفاده می‌شود. در این روابط  $R_g$  و  $L_g$  مقاومت و اندوکتانس مدار بین GSC و شبکه، C ظرفیت خازن لینک dc،  $V_{dc}$  ولتاژ خازن،  $P_r$  توان اکتیو رد و بدل شده بین روتور و RSC و  $P_g$  توان اکتیو خروجی از GSC است.

$$V_{dg} = R_g i_{dg} + L_g \frac{d}{dt} i_{dg} - \omega_s L_g i_{qg} + V_{ds} \quad (22)$$

$$V_{qg} = R_g i_{qg} + L_g \frac{d}{dt} i_{qg} + \omega_s L_g i_{dg} + V_{qs} \quad (23)$$

$$P_g = \frac{3}{2} (V_{ds} I_{dg} + V_{qs} I_{qg}) \quad (24)$$

$$\frac{dV_{dc}}{dt} = \frac{P}{V_{dc} C} = \frac{P_r - P_g}{V_{dc} C} = \frac{P_e - P_s - P_g}{V_{dc} C} \quad (25)$$

میرا نشده مدل محرک فراز و  $\beta$  نسبت میرایی مدل محرک فراز است. معادله (۱۰) هنگامی عملکرد محرک فراز را شرح می‌دهد که این محرک در محدودیت‌هایی صدق کند. در واقع، باید برای  $\beta(t)$  و  $\dot{\beta}(t)$  کران بالا و پایین در نظر گرفته شود (محدودیت‌های فیزیکی محرک). این محدودیت‌ها به صورت جدول (۱) در نظر گرفته شدند [۶].

$$\ddot{\beta}(t) = -2\zeta\omega_n \dot{\beta}(t) - \omega_n^2 \beta(t) + \omega_n^2 \beta_{ref}(t) \quad (10)$$

جدول (۱): محدودیت‌های فیزیکی محرک فراز

پارامتر	کران پایین	کران بالا
$\beta(t)$	$-5^\circ$	$90^\circ$
$d\beta(t)/dt$	$-10^\circ/s$	$10^\circ/s$

معادلات مربوط به مدل‌سازی قسمت‌های الکتریکی سیستم تبدیل انرژی بادی نیز به صورت زیر هستند [۳۷]:

$$V_{qs} = R_s i_{qs} + \frac{d}{dt} \varphi_{qs} + \omega_s \varphi_{ds} \quad (11)$$

$$V_{ds} = R_s i_{ds} + \frac{d}{dt} \varphi_{ds} - \omega_s \varphi_{qs} \quad (12)$$

$$V_{qr} = R_r i_{qr} + \frac{d}{dt} \varphi_{qr} + (\omega_s - \omega_r) \varphi_{dr} \quad (13)$$

$$V_{dr} = R_r i_{dr} + \frac{d}{dt} \varphi_{dr} - (\omega_s - \omega_r) \varphi_{qr} \quad (14)$$

روابط (۱۱) تا (۱۴) بیانگر معادلات ولتاژ استاتور و روتور ماشین القایی در دستگاه مرجع سنکرون هستند. در این مدل‌سازی از دستگاه مرجع سنکرون برای انتقال متغیرها از دستگاه abc به دستگاه مرجع dq استفاده شده است. تمامی متغیرها و پارامترها در این مدل نسبت به استاتور هستند که در معادلات ذکر شده  $R_s$  و  $R_r$  به ترتیب مقاومت‌های مربوط به سیم‌پیچ استاتور و روتور،  $\omega_s$  سرعت زاویه‌ای سنکرون،  $\omega_r$  سرعت زاویه‌ای الکتریکی چرخش روتور،  $\varphi_{qs}$  و  $\varphi_{ds}$  شار استاتور به ترتیب در راستای محور d و همچنین  $\varphi_{qr}$  و  $\varphi_{dr}$  شار روتور به ترتیب در راستای محور d و q هستند. همچنین، شار استاتور و روتور در

کنترل کننده PI، زاویه فراز مرجع را نتیجه می دهد که این زاویه مرجع وارد سیستم فراز می شود.

در مدل سازی سیستم تبدیل انرژی بادی به طور معمول از دینامیک سنسورها صرف نظر می شود، زیرا آنها به طرز قابل ملاحظه ای سریعتر از دینامیک های توربین بادی هستند. تنها استثنا در مورد بادسنج است که به صورت یک فیلتر پایین گذر مرتبه اول با ثابت زمانی برابر با نیم ثانیه مدل می شود. تمامی نمونه برداری ها با نرخ ۱۰۰ هرتز انجام می پذیرد. سپس سیگنال های اندازه گیری شده با نویز توزیع شده گوسی با میانگین صفر و انحراف معیاری طبق جدول (۲) جمع می شوند [۵].

### ۳- شبکه عصبی بازگشتی

در شبکه عصبی دینامیکی، نرون دینامیک جایگزین نرون استاتیک می شود. چنین شبکه ای فیدبک های سراسری نخواهد داشت. در طرح مورد استفاده در این تحقیق، دینامیک ها توسط اعمال یک فیلتر IIR به ساختار نرون ایجاد می شوند. در این حالت نرون دینامیکی، ورودی ها و برانگیختگی های قبلی خودش را به کمک دو سیگنال ورودی  $u_i(k)$ ,  $i=1, \dots, n$  و خروجی  $y(k)$  باز تولید می کند.

جدول (۲): سنسورهای موجود در سیستم تبدیل انرژی بادی

متغیر مورد اندازه گیری	انحراف معیار
سرعت زاویه ای ژنراتور	۰/۰۱۵۸ rad/s
زاویه فراز	۰/۲°
سرعت زاویه ای روتور توربین	۰/۰۲۵ rad/s
شتاب برج	۰/۰۱ m/s <sup>2</sup>
سرعت باد	۰/۵ m/s
ولتاژهای ژنراتور	۰/۰۱ v
جریان های ژنراتور	۰/۰۱ A

شکل (۳) ساختار مدل نرون مورد نظر را نشان می دهد. سه عمل مهم در این ساختار دینامیکی انجام می پذیرد. اولین عمل این است که جمع وزن دار ورودی ها با توجه به فرمول زیر محاسبه می شود [۲۱، ۳۰]:

$$\varphi(k) = \sum_{i=1}^n w_i u_i(k) \quad (34)$$

سیستم تبدیل انرژی بادی دارای سه دسته کنترل کننده است: کنترل کننده RSC، کنترل کننده GSC و کنترل کننده فراز. برای کنترل RSC از روابط زیر می توان استفاده کرد [۳۷]:

$$V_{dr}' = \sigma L_{\sigma} V_{dr}' + R_{\sigma} i_{dr}' - s \omega_{\sigma} \sigma L_{\sigma} i_{qr}' - s \omega_{\sigma} \left( \frac{L_m}{L_s} \right) \varphi_{\sigma} \quad (26)$$

$$V_{qr}' = \sigma L_{\sigma} V_{qr}' + R_{\sigma} i_{qr}' + s \omega_{\sigma} \sigma L_{\sigma} i_{dr}' + s \omega_{\sigma} \left( \frac{L_m}{L_s} \right) \varphi_{\sigma} \quad (27)$$

در روابط فوق ولتاژهای کنترلی  $V_{dr}'$  و  $V_{qr}'$  با استفاده از کنترل کننده های PI و با مقایسه جریان های  $i_{dr}'$  و  $i_{qr}'$  به دست آمده با مقادیر مرجع  $i_{dr}'$  و  $i_{qr}'$  مطابق روابط زیر به دست می آیند:

$$V_{dr}' = \frac{di_{dr}'}{dt} = K_{p1} (i_{dr}^* - i_{dr}') + K_{i1} \int (i_{dr}^* - i_{dr}') dt \quad (28)$$

$$V_{qr}' = \frac{di_{qr}'}{dt} = K_{p1} (i_{qr}^* - i_{qr}') + K_{i1} \int (i_{qr}^* - i_{qr}') dt \quad (29)$$

که در روابط فوق  $K_{p1}$  ضریب تناسبی و  $K_{i1}$  ضریب انتگرالی کنترل کننده PI هستند. برای کنترل GSC نیز روابط زیر در نظر گرفته می شود [۳۷]:

$$V_{dg}^* = R_g i_{dg}' + L_g V_{dg}' - \omega_s L_g i_{qg}' + V_{ds} \quad (30)$$

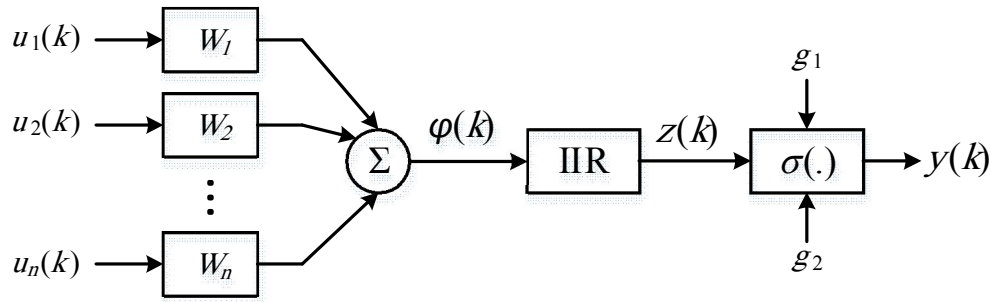
$$V_{qg}^* = R_g i_{qg}' + L_g V_{qg}' + \omega_s L_g i_{dg}' + V_{qs} \quad (31)$$

مقدار ولتاژهای کنترلی  $V_{dg}'$  و  $V_{qg}'$  با استفاده از کنترل کننده PI و طبق روابط زیر به دست می آیند:

$$V_{dg}' = \frac{di_{dg}'}{dt} = K_{p2} (i_{dg}^* - i_{dg}') + K_{i2} \int (i_{dg}^* - i_{dg}') dt \quad (32)$$

$$V_{qg}' = \frac{di_{qg}'}{dt} = K_{p2} (i_{qg}^* - i_{qg}') + K_{i2} \int (i_{qg}^* - i_{qg}') dt \quad (33)$$

کنترل کننده زاویه فراز وظیفه افزایش یا کاهش زاویه فراز را بر عهده دارد. با تغییر زاویه فراز سرعت زاویه ای ژنراتور و در نتیجه، توان اکتیو تولیدی را می توان در حد توان مجاز نگه داشت. این کنترل کننده دارای یک فیدبک از سرعت زاویه ای ژنراتور است. سرعت مرجع نیز بر روی سرعت ماکزیمم که معمولاً ۲۰ درصد بیشتر از سرعت نامی است، تنظیم می شود. خطای حاصل شده پس از عبور از



شکل (۳): ساختار نرون دینامیکی با فیلتر IIR

عملکرد وزن‌ها مشابه عملکرد آنها در شبکه‌های پیش‌خورد استاتیکی است. وزن‌ها به همراه تابع فعال‌ساز مسؤلیت تقریب زدن خواص مدل را بر عهده دارند. فیلترها نیز سیستم‌های دینامیکی خطی از مرتبه‌های مختلف هستند که شامل مسیرهای فیدبک و پیش‌خورد وزن‌دار با وزن‌های به ترتیب  $b_i, i = 0, 1, \dots, r$  و  $a_i, i = 1, \dots, r$  هستند. رفتار این فیلترها را می‌توان توسط رابطه زیر توصیف کرد:

$$u_j''(k) = \sigma \left[ g_{2j}'' \left( \sum_{i=0}^r b_{ij}'' \sum_{p=1}^{s_{p+1}} w_{jp}'' u_p''(k-i) - \sum_{i=1}^r a_{ij}'' z_j''(k-i) - g_{1j}'' \right) \right] \quad (38)$$

نرون‌ها در لایه  $\mu$ -ام،  $u_i''(k)$  خروجی نرون  $i$ -ام از لایه  $\mu$ -ام در زمان  $k$  گسسته باشد، رابطه نرون  $j$ -ام از لایه  $\mu$ -ام توسط رابطه (۳۸) بیان می‌شود [۲۱].

برای آموزش این نوع شبکه‌ها روش‌های متفاوتی وجود دارد؛ که سه روش مهم، روش‌های پس‌انتشار دینامیکی توسعه یافته، جستجوی تصادفی تطبیقی (ARS)<sup>۱۲</sup> و تخمین اتفاقی آشفته‌گی همزمان<sup>۱۳</sup> هستند که هر کدام دارای مزایا و معایب خاص خود هستند. در این تحقیق، از روش ARS برای آموزش شبکه استفاده شد. مزیت این روش در آن است که به آسانی قابل پیاده‌سازی است و دارای پهنه کاربرد بسیار وسیعی است. اطلاعات مورد نیاز برای پیاده‌سازی این روش، تنها اطلاعات ورودی-خروجی هستند که در آن بردار پارامترهای  $\theta$  ورودی و تابع هزینه  $J(\theta)$  خروجی هستند. تمامی پارامترهای شبکه را می‌توان با بردار پارامترهای  $\theta$  نمایش داد. هدف اصلی آموزش، تنظیم عناصر بردار  $\theta$  به گونه‌ای است که تابع هزینه به صورت زیر مینیمم شود [۲۱]:

$$\theta^* = \min_{\theta \in C} J(\theta) \quad (39)$$

که در رابطه فوق  $\theta^*$  بردار پارامترهای بهینه شبکه،

عملکرد وزن‌ها مشابه عملکرد آنها در شبکه‌های پیش‌خورد استاتیکی است. وزن‌ها به همراه تابع فعال‌ساز مسؤلیت تقریب زدن خواص مدل را بر عهده دارند. فیلترها نیز سیستم‌های دینامیکی خطی از مرتبه‌های مختلف هستند که شامل مسیرهای فیدبک و پیش‌خورد وزن‌دار با وزن‌های به ترتیب  $b_i, i = 0, 1, \dots, r$  و  $a_i, i = 1, \dots, r$  هستند. رفتار این فیلترها را می‌توان توسط رابطه زیر توصیف کرد:

$$z(k) = \sum_{i=0}^r b_i \varphi(k-i) - \sum_{i=1}^r a_i z(k-i) \quad (35)$$

که در رابطه فوق  $\varphi(k)$  ورودی فیلتر و  $z(k)$  خروجی آن است. همچنین، می‌توان رابطه (۳۵) را به صورت تابع انتقال زیر نوشت:

$$G(z) = \frac{\sum_{i=0}^n b_i z^i}{1 + \sum_{i=1}^n a_i z^i} \quad (36)$$

در نهایت، خروجی نرون توسط رابطه زیر به دست می‌آید:

$$y(k) = \sigma(g_2(z(k) - g_1)) \quad (37)$$

که در رابطه فوق  $\sigma(\cdot)$  تابع فعال‌ساز غیرخطی است که خروجی  $y(k)$  نرون را تولید می‌کند و نیز  $g_1$  و  $g_2$  پارامترهای بایاس و شیب تابع فعال‌ساز هستند. برای یک شبکه  $M$ -لایه به همراه نرون‌های دینامیکی آورده شده در روابط (۳۴) تا (۳۷)، با فرض این که  $S_{\mu}$  نشان دهنده تعداد



فارغ از راحتی روند آموزش ARS، الگوریتم دارای خاصیت همگرایی سراسری است [۲۱].

**جدول (۳): الگوریتم آموزش به روش ARS**

```

گام ۱: نقاط اولیه برای  $\hat{\theta}_0$ ،  $\Omega_{\max}$ ،  $J_{\min}$  و  $v_0$  انتخاب می‌شوند و همچنین  $\hat{\theta}_0 = \hat{\theta}_{\text{best}}$  و  $n = 1$  قرار داده می‌شود.

گام ۲: مرحله انتخاب واریانس است. ابتدا  $i = 1$  و  $k = 1$  و  $\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_0$  قرار داده می‌شود و سپس الگوریتم زیر پیاده‌سازی می‌شود:

while (i < 5){
    while (k ≤ 100/i){
        اجرای الگوریتم یافتن نقطه آزمایشی
        k = k+1;
        i = i+1;
        k = 1;
         $\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_0$ ;
    }

    گام ۳: مرحله بهره‌برداری از واریانس انتخاب شده است. در این مرحله، ابتدا  $k = 1$  و  $\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{\text{best}}$  و  $i = i_{\text{best}}$  قرار داده می‌شود و سپس:

    while (k ≤ 100){
        اجرای الگوریتم یافتن نقطه آزمایشی
        k = k+1;
    }

    if (n = nmax) or (J( $\hat{\theta}_{\text{best}}$ ) < Jmin) then BREAK;
    else  $\hat{\theta}_0 = \hat{\theta}_{\text{best}}$ , n = n+1, and go to step 1;

    الگوریتم یافتن نقطه آزمایشی: ابتدا برای به دست آوردن  $\hat{\theta}_k$ ،  $\hat{\theta}_k'$  به کمک روابط زیر آشفته می‌شود:

     $v_i = 10^{-i} v_0$ ,  $\hat{\theta}_k' = \hat{\theta}_k + r_k$ ;
    سپس شرط‌های زیر بررسی می‌شوند:

    if (J( $\hat{\theta}_k'$ ) ≤ J( $\hat{\theta}_k$ )) then  $\hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_k'$  else  $\hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_k$ ;
    if (J( $\hat{\theta}_k'$ ) ≤ J( $\hat{\theta}_{\text{best}}$ )) then  $\hat{\theta}_{\text{best}} = \hat{\theta}_k'$  and  $i_{\text{best}} = i$ .
    
```

$J: \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}^1$  نشان دهنده تابع هزینه‌ای است که باید مینیمم شود،  $p$  بعد بردار  $\theta$  و  $\mathbb{C} \subseteq \mathbb{R}^p$  مجموعه محدودیت‌هایی است که مقادیر مجاز برای پارامترهای  $\theta$  را تعریف می‌کند. تابع هزینه را می‌توان به صورت زیر تعریف کرد:

$$J(l; \theta) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (y_d(k) - y(k; \theta))^2 \quad (40)$$

که در رابطه فوق  $y_d(k)$  و  $y(k; \theta)$  به ترتیب نشان‌دهنده خروجی مطلوب شبکه و پاسخ عملی شبکه به الگوی ورودی  $u(k)$  بعد مجموعه آموزشی و شاخص تکرار است. تابع هزینه فوق باید بر مبنای الگوهای ورودی-خروجی داده شده، مینیمم شود. در روش ARS نیازی به محاسبه گرادیان  $J$  نیست. جدول (۳) نشان‌دهنده مراحل الگوریتم آموزش ARS است. با فرض آن که دنباله  $\hat{\theta}_0, \hat{\theta}_1, \dots, \hat{\theta}_k$  جواب‌های به دست آمده در حال حاضر هستند، برای دستیابی به نقطه بعدی،  $\hat{\theta}_{k+1}$  از رابطه زیر استفاده می‌شود:

$$\hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_k + r_k \quad (41)$$

که در رابطه فوق  $\hat{\theta}_k$  تخمین  $\theta^*$  در تکرار  $k$ -ام و  $r_k$  بردار آشفته‌گی است که به صورت تصادفی با توجه به توزیع نرمال  $\mathcal{N}(0, v)$  تولید می‌شود. جواب جدید  $\hat{\theta}_{k+1}$  زمانی پذیرفته می‌شود که تابع هزینه  $J(\hat{\theta}_{k+1})$  کوچکتر از  $J(\hat{\theta}_k)$  باشد. در غیر این صورت  $\hat{\theta}_{k+1} = \hat{\theta}_k$  می‌شود. به منظور آغاز روند بهینه‌سازی، نیاز است که مقدار اولیه  $\hat{\theta}_0$  و واریانس  $v$  مشخص شود. با فرض آن که  $\theta^*$  مینیمم سراسری است که باید پیدا شود، زمانی که  $\hat{\theta}_k$  دور از  $\theta^*$  است،  $r_k$  باید دارای واریانس زیاد باشد تا جا به جایی‌های بزرگ اجازه داده شود. این امر موجب می‌شود که از افتادن در مینیمم‌های محلی اجتناب شود. از طرف دیگر، زمانی که  $\hat{\theta}_k$  به  $\theta^*$  نزدیک است،  $r_k$  باید دارای واریانس کم باشد تا اجازه داده شود که فضای پارامترها با دقت پویا شود.

**۴- روند طراحی FDIS پیشنهادی**

به طور کلی، می‌توان خطاهای امکان‌پذیر در سیستم تبدیل انرژی بادی را به دو دسته مکانیکی و الکتریکی تقسیم کرد. در این تحقیق، خطاهای مربوط به سنسور فراز، محرک فراز و سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور بررسی شدند، زیرا با توجه به اطلاعات مربوط به آنالیز خطا که در

توابع، می‌توان خروجی آنها را توسط شبکه‌های عصبی دینامیکی نامبرده شده تخمین زد. برای آموزش شبکه‌های عصبی دینامیکی به منظور مدل‌سازی خروجی سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور، داده‌های آموزشی با تعداد ۱۰۰۰ نمونه در هر دسته با توجه به مدل سیستم تبدیل انرژی بادی ارائه شده، استفاده شدند. ابتدا این نمونه‌ها با توجه به مقدار مبنا p.u. شده و مقادیر p.u. داده‌ها برای آموزش استفاده شدند. برای آموزش شبکه نیز از روش ARS استفاده شد. همچنین، برای آزمایش شبکه طراحی شده از دسته داده‌های تست بهره گرفته شد که دارای ۲۰۰۰ نمونه در هر یک از بردارهای ورودی و خروجی برای سرعت متوسط ۱۶ متر بر ثانیه است. بهترین ساختارها با توجه به معیارهای اطلاعات آکایک و خطای پیش‌بینی نهایی انتخاب شدند. معیار اطلاعات آکایک (AIC) پیچیدگی مدل را توسط مینیمم کردن تابع تئوری اطلاعات  $f_{AIC}$ ، در نظر می‌گیرد. این تابع به صورت زیر است [۲۱]:

$$f_{AIC} = \log(J) + \frac{2K}{N} \quad (44)$$

که در رابطه فوق  $N$  تعداد نمونه‌های استفاده شده برای آموزش و  $K$  تعداد پارامترهای شبکه عصبی مورد نظر است. همچنین  $J$  میانگین مربعات خطا مابین خروجی مطلوب  $y_i^d$  و خروجی شبکه  $y_i$  است. معیار شناخته شده دیگری نیز در این زمینه به کار برده می‌شود که معیار خطای پیش‌بینی نهایی (FPE)<sup>۱۵</sup> است که مرتبه مدل را با مینیمم کردن تابع زیر انتخاب می‌کند [۲۱]:

$$f_{FPE} = J \left( 1 + \frac{K}{N} \right) / \left( 1 - \frac{K}{N} \right) \quad (45)$$

نتایج مربوط به انتخاب ساختار شبکه مناسب برای مدل‌سازی  $\omega_g$  در جدول (۴) نشان داده شده است. در این جدول  $N_{n,v,s}^m(\Gamma)$  نمایشگر شبکه عصبی دینامیکی  $m$  لایه با  $n$  ورودی،  $v$  نرون مخفی و  $s$  خروجی است و نیز  $\Gamma$  مشخص‌کننده مرتبه فیلتر به کار برده شده در هر لایه است. با توجه به جدول (۴)، ساختار  $N_{2,3,1}^2(2)$  برای داده‌های آموزشی و ساختار  $N_{2,3,1}^2(1)$  برای داده‌های تست، بهترین

[۵] آورده شده است، این سه دسته خطا شدت و درجه اهمیت بیشتری نسبت به سایر خطاهای مکانیکی دارند؛ خطاهای داخلی مربوط به ژنراتور و مبدل‌ها نیز به دلیل پیچیده و گسترده شدن بیش از حد تحقیق در نظر گرفته نشدند. از آن جایی که در صورت وقوع خطاهای الکتریکی دیگر مانند خطای اتصال کوتاه سه فاز به زمین در باس ژنراتور، سیستم‌های حفاظتی وارد عمل می‌شوند و توربین بادی را از شبکه جدا می‌کنند، این دسته از خطاها نیز مد نظر قرار نگرفتند. همچنین، فرض بر آن گرفته می‌شود که سیستم‌های کنترل به کار گرفته شده در سیستم تبدیل انرژی بادی، دچار خطا نمی‌شوند و به عملکرد صحیح خود ادامه می‌دهند. در نتیجه، می‌توان گفت شرایط عملکرد در هنگام بروز خطا به صورت زیر است:

- سیستم کنترل فاقد هرگونه خطاست و در هنگام بروز خطا به عملکرد عادی خود ادامه می‌دهد.
- یکی از خطاهای مربوط به سنسور فراز، محرک فراز و سنسور ژنراتور به صورت غیر همزمان اتفاق می‌افتد.
- خطای دیگری به غیر از موارد ذکر شده، در سیستم تبدیل انرژی بادی به وقوع نمی‌پیوندد.

در طراحی سیستم تشخیص خطا، بررسی دو سیگنال خروجی از سنسورهای سرعت زاویه‌ای ژنراتور و زوایای فراز، موجب شناسایی خطا در سنسور ژنراتور، سنسورها و محرک‌های فراز خواهد شد. با توجه به مدل‌سازی انجام شده برای توربین بادی، هر دو سیگنال نام برده شده را می‌توان به عنوان یک تابع غیرخطی از سرعت زاویه‌ای روتور توربین،  $\omega_r$  و سرعت باد اندازه‌گیری شده در نظر گرفت. به دلیل آن که عملکرد سیستم کنترل حلقه بسته تحت سرعت‌های متفاوت باد تغییر می‌کند، سرعت باد نیز به عنوان ورودی توابع غیرخطی در نظر گرفته شد. پس می‌توان روابط زیر را در نظر گرفت:

$$\omega_g = h_1(V_w, \omega_r) \quad (42)$$

$$\beta_{1,2,3} = h_2(V_w, \omega_r) \quad (43)$$

که در روابط فوق  $h_1(\cdot)$  و  $h_2(\cdot)$  توابع غیرخطی هستند. با توجه به مقادیر اندازه‌گیری شده در ورودی این

$\omega_g$  حاصل شده از مدل و  $\omega_g$  تخمین زده شده توسط شبکه عصبی دینامیکی طراحی شده در شرایط عملکرد نرمال است. همان طور که مشخص است، شبکه عصبی طراحی شده به نحو مطلوبی  $\omega_g$  را تخمین می‌زند و خطای تخمین بسیار ناچیز است. تمامی شبیه‌سازی‌ها در محیط Matlab/Simulink نسخه R2008a انجام شد و حل‌کننده با گام‌های متغیر استفاده شد که در آن اندازه گام ماکزیمم برابر  $10^{-3}$  و اندازه گام مینیمم  $10^{-4}$  انتخاب شدند.

نتایج را در اختیار قرار می‌دهند. در نهایت، با توجه به نتایج آموزش و تست، ساختار  $N^2_{2,3,1}(1)$  با فیلتر مرتبه اول به عنوان مدل بهینه برای مدل‌سازی رفتار  $\omega_g$  در شرایط عملکرد نرمال در نظر گرفته شد؛ زیرا این ساختار توانایی تعمیم بهتری نسبت به ساختار به دست آمده برای داده‌های آموزشی را داراست. هر نرون در شبکه دینامیکی طراحی شده دارای فیلتر IIR مرتبه اول و تابع فعال‌ساز تانژانت هایپربولیک در خروجی است. شکل (۴) نشان‌دهنده مقایسه

جدول (۴): نتایج آموزش شبکه عصبی دینامیکی برای داده‌های آموزشی و تست به منظور مدل‌سازی  $\omega_g$

ساختار شبکه	K	داده‌های آموزشی			داده‌های تست		
		J	f <sub>FPE</sub>	f <sub>AIC</sub>	J	f <sub>FPE</sub>	f <sub>AIC</sub>
$N^2_{2,3,1}(2)$	31	0.0268	0.0285	-3.5574	0.0134	0.0138	-4.2815
$N^2_{2,4,1}(2)$	41	0.0417	0.0453	-3.0953	0.0424	0.0442	-3.1196
$N^2_{2,5,1}(2)$	51	0.0378	0.0419	-3.1734	0.0409	0.0430	-3.1456
$N^2_{2,3,1}(1)$	25	0.0282	0.0296	-3.5148	0.0126	0.0129	-4.3491
$N^2_{2,4,1}(1)$	33	0.0379	0.0405	-3.2068	0.0200	0.0207	-3.8790
$N^2_{2,5,1}(1)$	41	0.0258	0.0286	-3.5554	0.0151	0.0157	-4.1521
$N^3_{2,3,2,1}(2-2)$	50	0.1286	0.1421	-1.9510	0.0365	0.0384	-3.2604
$N^3_{2,4,2,1}(2-2)$	61	0.0902	0.1019	-2.2837	0.0767	0.0815	-2.5069
$N^3_{2,4,3,1}(2-2)$	73	0.1135	0.1314	-2.0300	0.0141	0.0152	-4.1886

مختلف و با توجه به معیارهای اشاره شده، برای خطاهای  $f_1^1, f_2^1, f_3^1, f_4^1, f_5^1, f_6^1$  به ترتیب ساختارهای  $N^2_{2,3,1}(2), N^2_{2,4,1}(2), N^2_{2,5,1}(2), N^2_{2,3,1}(1), N^2_{2,4,1}(1), N^2_{2,5,1}(1), N^2_{2,3,1}(1), N^2_{2,4,1}(1), N^2_{2,5,1}(1), N^2_{2,4,2,1}(2-2)$  و  $N^3_{2,4,2,1}(2-2)$  انتخاب شدند. در نتیجه شش حالت خطادار برای سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور در نظر گرفته شد. از این حالات خطادار می‌توان برای یافتن میزان خطای به وقوع پیوسته در سنسور ژنراتور مطلع شد؛ به گونه‌ای که آیا خطا به میزان کم ( $\pm 2\%$ )، متوسط ( $\pm 5\%$ ) و یا زیاد ( $\pm 10\%$ ) اتفاق افتاده است. همچنین، به منظور ارزیابی مانده‌ها از حد آستانه ساده استفاده شد که این حد آستانه به  $\pm 4 \text{ rad/s}$  در نظر گرفته شد. انتخاب این سطح آستانه به نحوی انجام گرفت که هم حساسیت مورد نظر حاصل شود و هم از وقوع هشدارهای اشتباه زیاد جلوگیری گردد. در اولین شبیه‌سازی، در سی‌امین ثانیه خطای تناسبی ناگهانی به

به منظور تشکیل سیستم تشخیص و جداسازی خطا برای سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور، چندین نوع خطای مختلف در نظر گرفته شد و برای هر کدام از این خطاهای یک مدل خطا توسط شبکه‌های عصبی طراحی شد تا بانکی از مدل‌های مختلف برای حالت‌های عملکرد مختلف در اختیار داشته باشیم. خطاهایی که برای سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور در نظر گرفته شدند، به صورت زیر هستند:

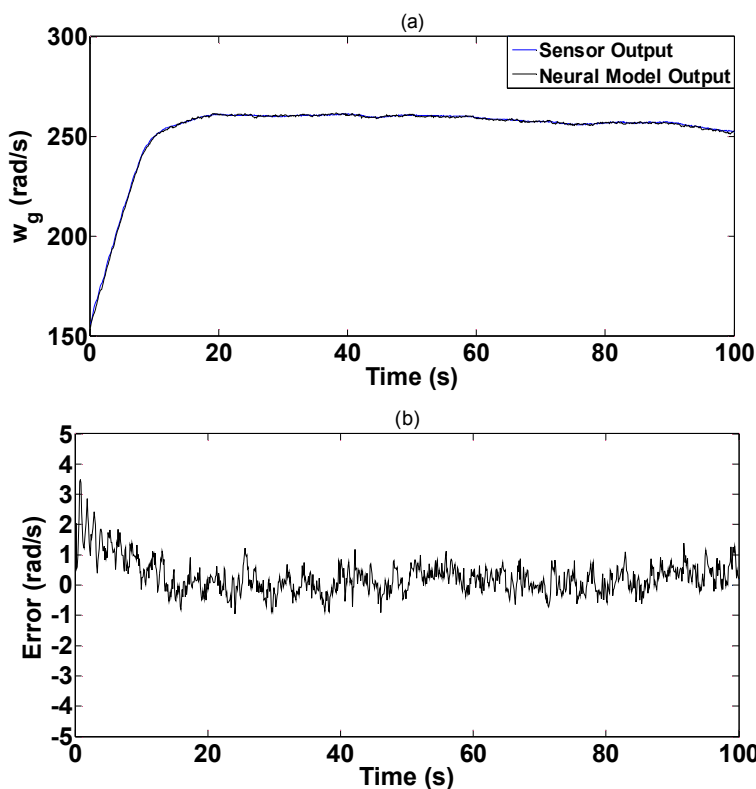
$$f_1^1 = +10\%, f_2^1 = -10\%, f_3^1 = +5\%, f_4^1 = -5\%, f_5^1 = +2\%, f_6^1 = -2\% \quad (46)$$

پس لازم است برای هر نوع خطای یک شبکه عصبی طراحی شود و در بانک مدل‌های خطا قرار گیرد. روند طراحی همانند طراحی شبکه برای تخمین خروجی سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور است. پس از بررسی ساختارهای

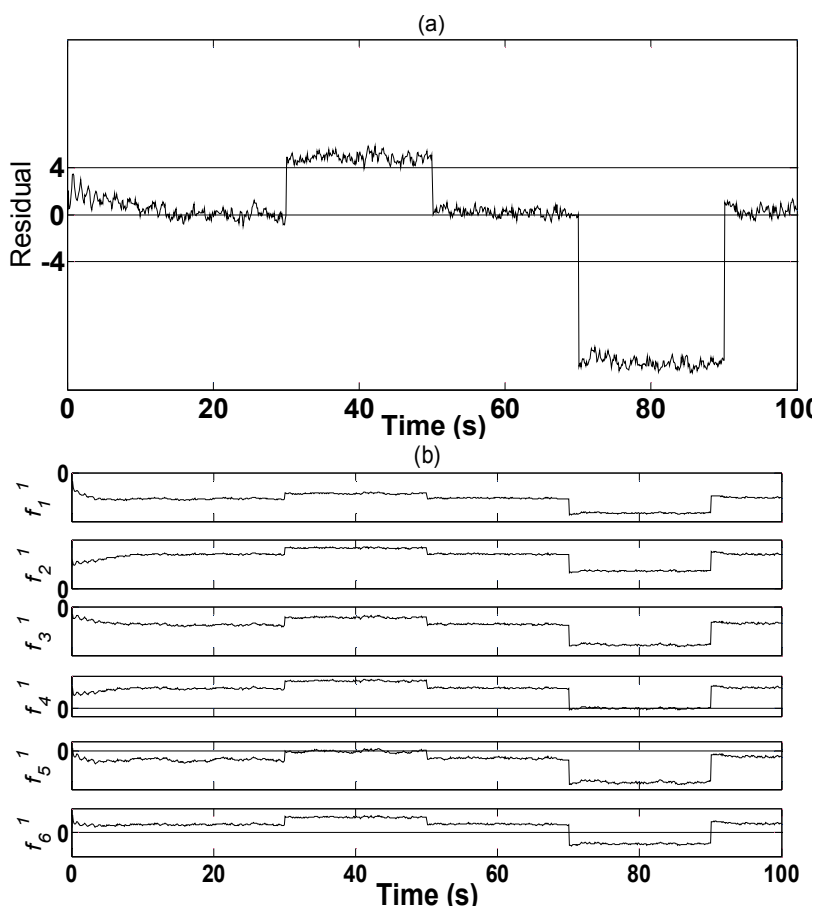
است که خطای ۵٪- در این بازه اتفاق افتاده است. در شکل (b-۵) مانده حاصل از سایر مدل‌های خطادار نیز نشان داده است که همان طور که مشخص است، هیچ‌گاه این مانده‌ها در محدوده‌ای نزدیک به صفر قرار نگرفته‌اند.

شبیه‌سازی دوم مربوط به وقوع خطای تناسبی نرم در سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور است. در این حالت خروجی سنسور ژنراتور در سی‌امین ثانیه از مقدار اصلی خود منحرف شده تا در نودمین ثانیه به مقدار ۱/۱ برابر مقدار واقعی خود برسد؛ یعنی در طی زمان ۶۰ ثانیه خطایی به اندازه ۱۰٪+ مقدار واقعی در سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور ایجاد می‌شود. نتیجه شبیه‌سازی در این حالت در شکل (۶) نشان داده شده است. با توجه به شکل (۶) سیستم تشخیص خطا، قابلیت تشخیص خطای نرم به وجود آمده را در ثانیه ۴۰/۷ دارد؛ یعنی زمانی در حدود ۱۰/۷ ثانیه مورد نیاز است تا بتوان این نوع خطا را تشخیص داد که این امری مطلوب برای شناسایی خطای نرم در سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور است.

اندازه ۲٪+ به مدت ۲۰ ثانیه و در هفتادمین ثانیه خطایی تناسبی به اندازه ۵٪- به مدت ۲۰ ثانیه به سنسور ژنراتور اعمال گردید. شکل (۵) نشان‌دهنده نتیجه شبیه‌سازی در این حالت است. با توجه به شکل (۵-a)، در صورت انحراف سرعت زاویه‌ای ژنراتور از مقدار واقعی، مانده‌ای توسط سیستم تشخیص خطا حاصل می‌شود که با مقایسه این مانده با سطح آستانه می‌توان به وجود خطا در سیستم پی برد. در این شکل بین لحظات ۳۰ تا ۵۰ ثانیه و ۷۰ تا ۹۰ ثانیه، مانده به دست آمده از حد آستانه  $\pm 4 \text{ rad/s}$  خارج شده و این نشان‌دهنده بروز خطا در سنسور ژنراتور است. نوع خطا نیز با استفاده از بررسی مانده‌های حاصل شده از مدل‌های عصبی خطادار پیدا می‌شود؛ بدین صورت که اگر مانده‌ای نزدیک به صفر بود، بیانگر وقوع آن نوع خطا خواهد بود. در شکل (b-۵) فقط مانده  $f_5^1$  در بازه زمانی ۳۰ الی ۵۰ ثانیه نزدیک به صفر است، پس خطای ۲٪+ در این بازه اتفاق افتاده است. همچنین، تنها مانده  $f_4^1$  در بازه زمانی ۷۰ تا ۹۰ ثانیه نزدیک به صفر است، که این نشان‌دهنده آن



شکل (۴): نتایج شبیه‌سازی سیستم تبدیل انرژی بادی برای سرعت باد متوسط ۱۴ متر بر ثانیه و تحت شرایط نرمال: (a) مقایسه  $w_g$  واقعی (خروجی سنسور) و  $w_g$  تخمین زده شده و (b) خطای تخمین (سیگنال مانده)



شکل (۵): نتایج شبیه‌سازی سیستم تبدیل انرژی بادی برای سرعت باد متوسط ۱۴ متر بر ثانیه و در هنگام وقوع خطای تناسبی ناگهانی در سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور: (a) سیگنال مانده سرعت زاویه‌ای ژنراتور و (b) سیگنال‌های مانده حاصل شده از مدل‌های خطا

تعداد بسیار کم هشدارهای اشتباه است که این امر مطلوب و مورد نظر هر سیستم تشخیص خطایی است. گام بعدی در طراحی سیستم تشخیص خطا مربوط به سیستم فراز است. در سیستم فراز، هم سنسور فراز پره‌ها و هم محرک‌های فراز در معرض خطا قرار دارند. پروسه‌ای که مورد نظر مدل‌سازی است، توسط رابطه (۴۳) بیان می‌شود. برای آموزش شبکه‌های عصبی دینامیکی به منظور مدل‌سازی خروجی سنسور فراز پره ۱، داده‌های آموزشی با تعداد ۱۰۰۰ نمونه در هر دسته استفاده قرار شدند. ابتدا این نمونه‌ها با توجه به مقدار مبنا p.u. شده و مقادیر p.u. داده‌ها برای آموزش استفاده شدند. برای آموزش شبکه نیز از روش ARS استفاده شد. بهترین ساختارها با توجه به معیارهای AIC و FPE انتخاب شدند. نتایج مربوط به

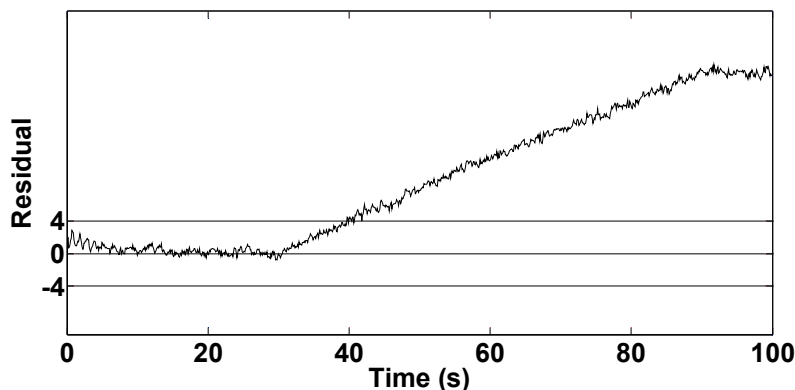
در نهایت، شبیه‌سازی سوم مربوط به بررسی بروز خطای خروجی ثابت برای سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور است. در این حالت نیز در سی‌امین ثانیه خروجی سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور ثابت نگه داشته شد. سیگنال مانده در این حالت در شکل (۷) آورده شده است. با بررسی مانده مشخص می‌شود که سیستم تشخیص خطا از ثانیه ۳۴/۷ به بعد؛ یعنی تنها ۴/۷ ثانیه پس از وقوع خطا، قابلیت تشخیص آن را دارد. با توجه به نتایج به دست آمده برای وقوع خطای ناگهانی تناسبی و خروجی ثابت برای سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور، می‌توان نتیجه گرفت که سیستم تشخیص خطای طراحی شده در سرعت‌های باد متفاوت - که بر روی دینامیک سیستم تأثیرگذار است - نتایج مطلوب را به همراه دارد. این FIDS قابلیت تشخیص زودهنگام خطاها را دارد. نکته قابل توجه در طرح ارائه شده

چندین نوع خطای مختلف در نظر گرفته شد. خطاهای سیستم فراز بدین صورت دسته‌بندی شدند که افزایش در خروجی سنسور فراز پره ۱ (بایاس مثبت) به عنوان دسته ۱،  $f_1^2$ ، کاهش در خروجی سنسور فراز پره ۱ (بایاس منفی) به عنوان دسته ۲،  $f_2^2$  و همچنین خطای مربوط به محرک فراز که با تغییر  $\omega_n$  و  $\omega_n$  مدل می‌شود، به عنوان دسته سوم،  $f_3^2$ ، در نظر گرفته شدند. برای بررسی سیگنال مانده در سی‌امین ثانیه خطای بایاس به اندازه  $+0.75$  درجه به مدت ۱۰ ثانیه، در پنجاهمین ثانیه خطای بایاس به اندازه  $-1$  درجه به مدت ۱۰ ثانیه و در هفتادمین ثانیه خطای محرک از نوع ناگهانی با تغییر  $\omega_n$  و  $\omega_n$  به مدت ۳۰ ثانیه به سیستم فراز اعمال گردید. شکل (۹) نشان دهنده سیگنال مانده در این شرایط است.

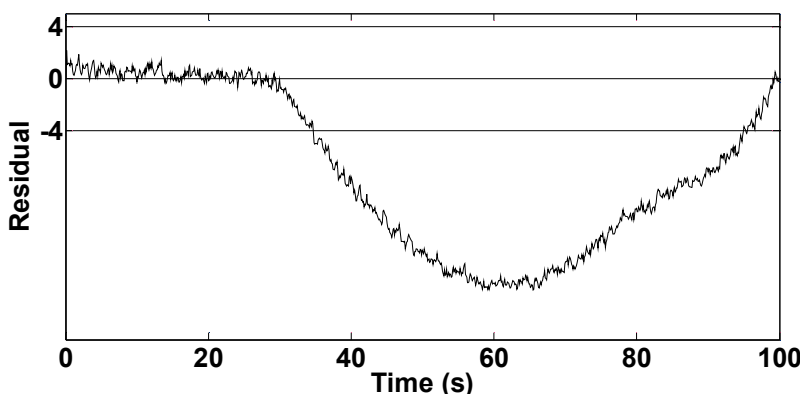
انتخاب ساختار شبکه مناسب برای مدل‌سازی زاویه فراز پره ۱ در جدول (۵) نشان داده شده است. برای هر دو دسته آموزشی و تست، بهترین نتایج در جدول با حروف پررنگ مشخص شده‌اند. با توجه به نتایج جدول، ساختار  $N_{2,3,1}^2(2)$  با فیلتر مرتبه دوم برای مدل‌سازی رفتار  $\beta_1$  در شرایط عملکرد نرمال در نظر گرفته شد. هر نرون در شبکه دینامیکی طراحی شده دارای فیلتر IIR مرتبه دوم و تابع فعال‌ساز تانژانت هایپربولیک در خروجی است. شکل (۸) نشان‌دهنده مقایسه  $\beta_1$  حاصل شده از مدل و  $\beta_1$  تخمین زده شده توسط شبکه عصبی دینامیکی طراحی شده و همچنین خطای تخمین  $\beta_1$  در شرایط عملکرد نرمال است. همان‌طور که مشخص است، شبکه عصبی طراحی شده به نحو مطلوبی  $\beta_1$  را تخمین می‌زند و خطای تخمین کم است. به منظور بررسی عملکرد FDIS برای سیستم فراز،

جدول (۵): نتایج آموزش شبکه عصبی دینامیکی برای داده‌های آموزشی و تست به منظور مدل‌سازی  $\beta_1$

ساختار شبکه	K	داده‌های آموزشی			داده‌های تست		
		J	f <sub>FPE</sub>	f <sub>AIC</sub>	J	f <sub>FPE</sub>	f <sub>AIC</sub>
$N_{2,3,1}^2(2)$	31	0.0304	0.0325	-3.4261	0.0793	0.0818	-2.5035
$N_{2,4,1}^2(2)$	41	0.0781	0.0854	-2.4609	0.1078	0.1123	-2.1865
$N_{2,5,1}^2(2)$	51	0.0471	0.0526	-2.9450	0.1037	0.1091	-2.2153
$N_{2,3,1}^2(1)$	25	0.2447	0.2583	-1.3536	0.2510	0.2574	-1.3573
$N_{2,4,1}^2(1)$	33	0.1023	0.1099	-2.2083	0.1471	0.1520	-1.8836
$N_{2,5,1}^2(1)$	41	0.0394	0.0431	-3.1451	0.0821	0.0855	-2.4588
$N_{2,3,2,1}^3(2-2)$	50	0.0641	0.0714	-2.6390	0.0952	0.1001	-2.3018
$N_{2,4,2,1}^3(2-2)$	61	0.0373	0.0426	-3.1566	0.0849	0.0902	-2.4053
$N_{2,4,3,1}^3(2-2)$	73	0.0282	0.0326	-3.4103	0.1012	0.1089	-2.2177



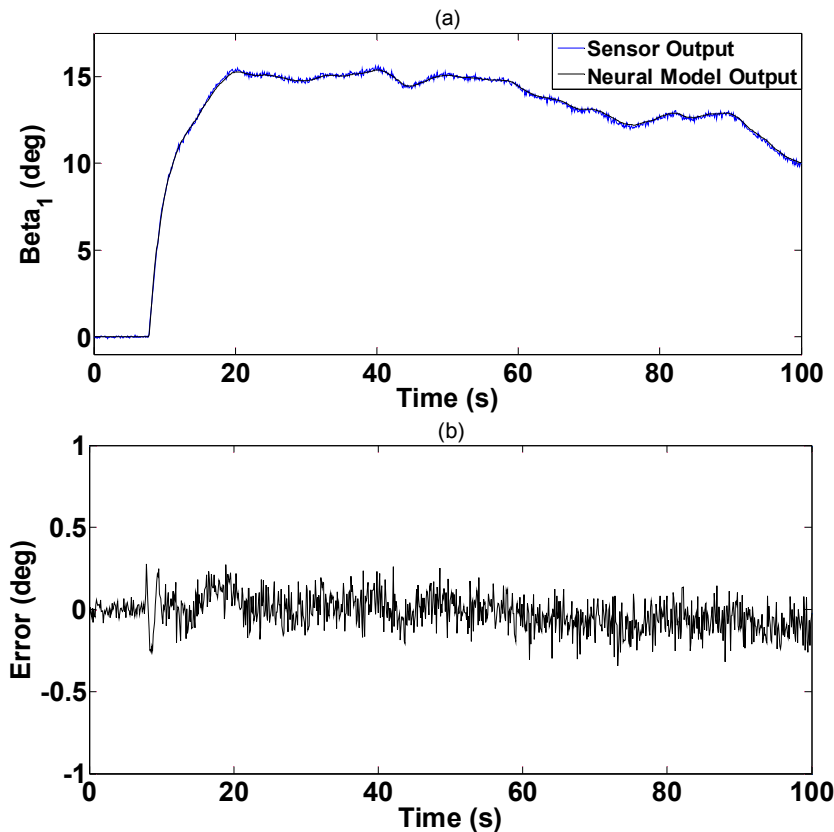
شکل (۶): سیگنال مانده سرعت زاویه‌ای ژنراتور برای سرعت باد متوسط ۱۲ متر بر ثانیه و در هنگام وقوع خطای تناسبی نرم در سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور



شکل (۷): سیگنال مانده سرعت زاویه‌ای ژنراتور برای سرعت باد متوسط ۸ متر بر ثانیه و در هنگام وقوع خطای خروجی ثابت در سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور

همان طور که از شکل (۹) مشخص است، تفکیک این سه دسته خطا از یکدیگر دشوار است، زیرا می‌توان رفتارهای مشابهی بین دسته ۳ و دسته‌های ۱ و ۲ مشاهده کرد. در واقع، با سطح آستانه می‌توان تنها دو دسته خطای ۱ و ۲ را از یکدیگر تفکیک کرد، در حالی که جداسازی دسته خطای ۳ با سطح آستانه اشتباه خواهد بود، زیرا این دسته در مقاطعی با دسته ۱ و در مقاطع دیگر با دسته ۲ رفتار مشابهی دارد، که این امر موجب تصمیم‌گیری غلط خواهد شد، اما تشخیص خطای رخ داده شده در سیستم فراز، توسط ارزیابی مانده به دست آمده، با استفاده از سطح آستانه امکان‌پذیر است. برای این امر، سطح آستانه‌ای با مقدار  $\pm 0.3$  درجه برای ارزیابی مانده در نظر گرفته شده است که نتایج نشان‌دهنده آن است که تشخیص خطاها در هر حالت به خوبی انجام می‌پذیرد. با توجه به شکل (۹)، خطای بایاس مثبت  $1/3$  ثانیه، خطای بایاس منفی  $2/1$  ثانیه و خطای محرک فراز  $2/5$  ثانیه پس از وقوع قابل تشخیص هستند. با استفاده از این FDIS می‌توان خطاهای بایاس مثبت و منفی سنسور را تا حداقل  $\pm 0.5$  درجه شناسایی کرد. برای تسریع زمان تشخیص می‌توان مقدار سطح آستانه را کاهش داد، اما کاهش زمان تشخیص با به وقوع پیوستن تشخیص‌های اشتباه مصادف خواهد شد.

همان طور که از شکل (۹) مشخص است، تفکیک این سه دسته خطا از یکدیگر دشوار است، زیرا می‌توان رفتارهای مشابهی بین دسته ۳ و دسته‌های ۱ و ۲ مشاهده کرد. در واقع، با سطح آستانه می‌توان تنها دو دسته خطای ۱ و ۲ را از یکدیگر تفکیک کرد، در حالی که جداسازی دسته خطای ۳ با سطح آستانه اشتباه خواهد بود، زیرا این دسته در مقاطعی با دسته ۱ و در مقاطع دیگر با دسته ۲ رفتار مشابهی دارد، که این امر موجب تصمیم‌گیری غلط خواهد شد، اما تشخیص خطای رخ داده شده در سیستم فراز، توسط ارزیابی مانده به دست آمده، با استفاده از سطح آستانه امکان‌پذیر است. برای این امر، سطح آستانه‌ای با مقدار



شکل (۸): نتایج شبیه‌سازی سیستم تبدیل انرژی بادی برای سرعت باد متوسط ۱۴ متر بر ثانیه و تحت شرایط نرمال: (a) مقایسه  $\beta_1$  واقعی (خروجی سنسور) و  $\beta_1$  تخمین زده شده و (b) سیگنال مانده

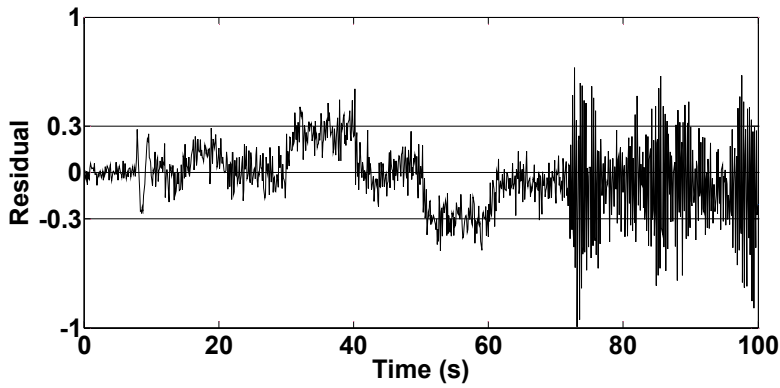
عملیات مربوط به تشخیص و جداسازی خطا برای سیستم فراز را به صورت زیر خلاصه کرد:

- اگر مانده حاصل شده از سیستم فراز از سطح آستانه خارج شد، این بدان معناست که خطایی در سیستم فراز به وقوع پیوسته است. نوع خطا نیز طبق روند زیر پیدا می‌شود:

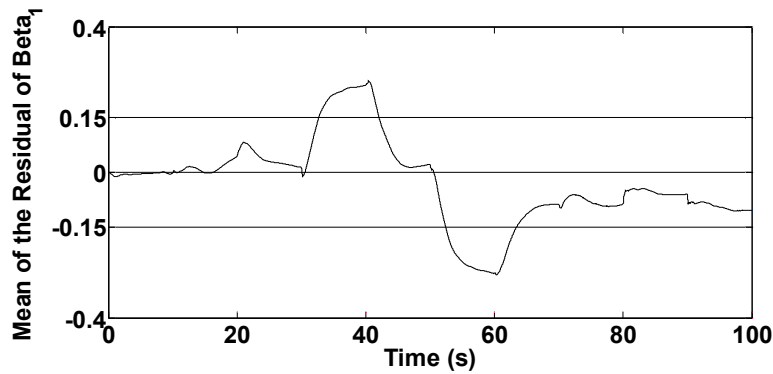
- ۱- اگر میانگین مانده از حد آستانه بالا بیشتر بود، خطای دسته ۱؛ یعنی بایاس مثبت به وقوع پیوسته است.
- ۲- اگر میانگین مانده از حد آستانه پایین کمتر بود، خطای دسته ۲؛ یعنی بایاس منفی به وقوع پیوسته است.
- ۳- اگر میانگین مانده از سطح آستانه خارج نشد؛ یعنی خطا در محرک فراز به وقوع پیوسته است.
- اگر مانده حاصل شده از سطح آستانه خارج نشد، این بدان معناست که خطایی در سیستم فراز اتفاق نیفتاده است.

پیشنهادی که برای جداسازی خطا می‌شود، بهره‌گیری از میانگین مانده در بازه‌های زمانی کوتاه مدت است. با توجه به شکل (۹) می‌توان به این نکته توجه کرد که میانگین سیگنال مانده در بازه زمانی وقوع خطای بایاس مثبت افزایش و در بازه زمانی وقوع خطای بایاس منفی کاهش می‌یابد. همچنین، در بازه زمانی وقوع خطای محرک فراز تغییر چندانی در میانگین مانده اتفاق نمی‌افتد. برای بررسی صحت پیشنهاد ارائه شده، شبیه‌سازی در هنگام وقوع سه دسته خطا مجدداً انجام گرفت و میانگین سیگنال مانده در بازه‌های زمانی ۱۰ ثانیه محاسبه شد. نتیجه شبیه‌سازی در شکل (۱۰) نشان داده شده است. همان‌طور که مشخص است، میانگین مانده در بازه زمانی وقوع خطای بایاس مثبت (بین ۳۰ تا ۴۰ ثانیه) افزایش و در بازه زمانی وقوع خطای بایاس منفی (بین ۵۰ تا ۶۰ ثانیه) کاهش یافته است و در زمان وقوع خطای محرک فراز (بین ۷۰ تا ۱۰۰ ثانیه) در محدوده‌ای نزدیک به صفر باقی مانده است. پس می‌توان

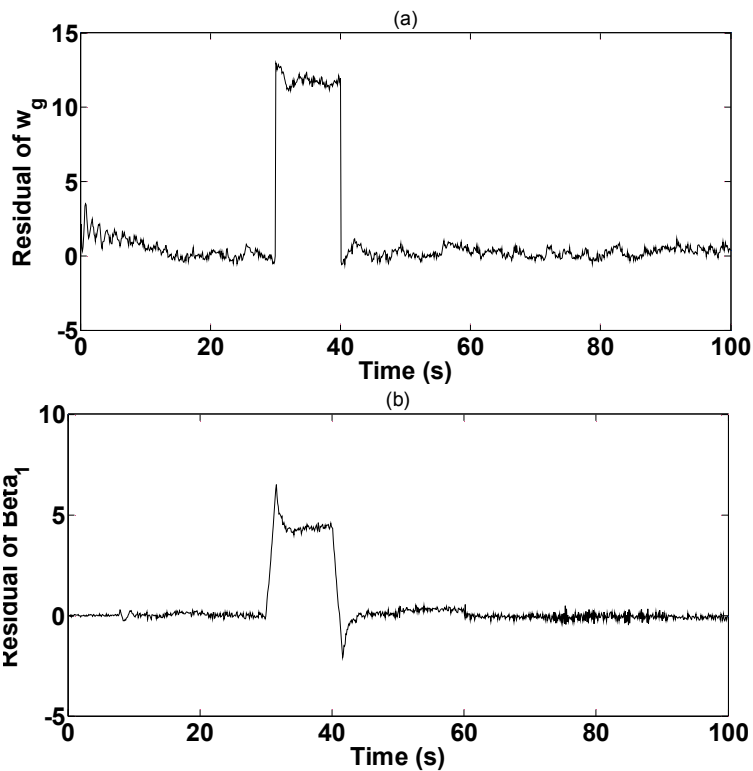




شکل (۹): ارزیابی مانده توسط سطح آستانه برای سرعت باد متوسط ۱۴ متر بر ثانیه در شرایط وقوع هر سه دسته خطا در سیستم فراز



شکل (۱۰): میانگین مانده در طول بازه های زمانی ۱۰ ثانیه در هنگام وقوع هر سه دسته خطا در سیستم فراز پره ۱



شکل (۱۱): سیگنال‌های مانده در هنگام بروز سه دسته خطا در سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور و سنسور و محرک فراز: (a) مانده حاصل از سیستم تشخیص خطای سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور و (b) مانده حاصل از سیستم تشخیص خطای سیستم فراز

## ۵- بررسی عملکرد کلی FDIS در حضور

### انواع خطاها

در بخش پیش عملکرد سیستم تشخیص خطای سنسور ژنراتور و سیستم فراز به طور جداگانه بررسی شد. هدف از این بخش، بررسی عملکرد کلی سیستم تشخیص و جداسازی خطای طراحی شده در شرایط وقوع غیرهمزمان خطاهای سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور، سنسور فراز و محرک فراز است. در ابتدا لازم است به این نکته اشاره شود که بروز خطا در سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور بر روی مانده حاصل شده از سیستم تشخیص خطای ژنراتور نیز تأثیرگذار است. برای بررسی این موضوع در سی‌امین ثانیه خطای سنسور ژنراتور به میزان  $5\%+$  به مدت ۱۰ ثانیه، خطای سنسور فراز در پنجاهمین ثانیه به میزان  $1+$  درجه به مدت ۱۰ ثانیه و خطای محرک فراز در هفتادمین ثانیه از نوع پوسیدگی پمپ هیدرولیکی به مدت ۲۰ ثانیه به سیستم فراز اعمال گردید. شکل (۱۱) نشان‌دهنده سیگنال‌های مانده حاصل شده از مقایسه خروجی اندازه‌گیری شده و خروجی مدل‌های عصبی در این شرایط است.

همان طور که از نتایج مشخص است، با بروز خطا در سنسور ژنراتور، مانده مربوط به سیستم فراز پره ۱ نیز تحت تأثیر قرار گرفته و تغییر کرده است. بر عکس، با بروز خطا در سنسور و یا محرک فراز، تغییری در مانده مربوط به سرعت زاویه‌ای ژنراتور ایجاد نشده است. پس برای تشکیل FDIS یکپارچه، باید این نکته مد نظر قرار گیرد که اگر هر دو مانده حاصل شده دچار تغییر شدند و از سطح آستانه گذر کردند؛ یعنی خطایی در سنسور ژنراتور به وقوع پیوسته است، اما اگر فقط مانده مربوط به زاویه فراز پره ۱ از سطح آستانه گذر نمود، این بدان معناست که خطایی در سیستم فراز به وقوع پیوسته است. برای تشخیص نوع خطای به وقوع پیوسته در سیستم فراز نیز می‌توان همان الگوریتم ارائه شده در بخش پیش را به کار گرفت. مراحل الگوریتم کلی برای تشخیص و جداسازی خطاهای بررسی شده در سیستم تبدیل انرژی بادی به صورت زیر پیشنهاد می‌شود:

۱- اگر مانده‌های سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور و سیستم فراز پره ۱، هر دو در داخل سطح آستانه قرار داشتند، هیچ خطایی در سیستم رخ نداده است.

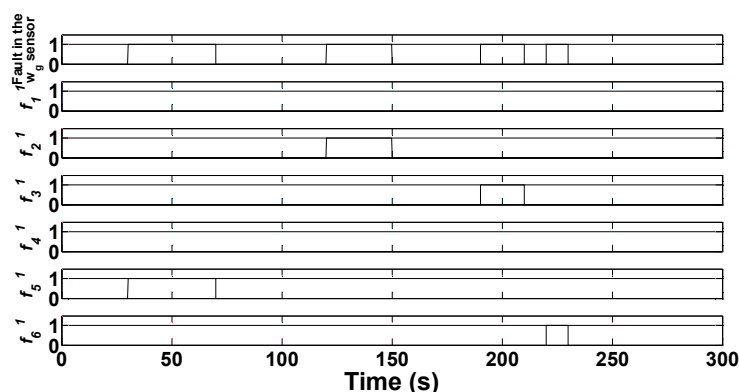
۲- اگر مانده‌های حاصل از سنسور سرعت ژنراتور و سیستم فراز هر دو از سطح آستانه خارج شدند، خطایی در سنسور ژنراتور به وقوع پیوسته است. نوع خطا نیز با توجه به مدل‌های عصبی خطادار و مقایسه مانده حاصل از آنها با سطح آستانه به دست می‌آید.

۳- اگر مانده سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور داخل سطح آستانه قرار داشت، اما مانده سیستم فراز از سطح آستانه خارج شد، خطایی در سیستم فراز اتفاق افتاده است. نوع خطا نیز با توجه به پیشنهاد ارائه شده در بخش قبل؛ یعنی با بررسی میانگین مانده حاصل خواهد شد. اگر میانگین مانده بیشتر از حد آستانه بالا بود، خطای بایاس مثبت، اگر کمتر از حد آستانه پایین بود، خطای بایاس منفی و اگر داخل سطح آستانه قرار داشت، خطای محرک فراز به وقوع پیوسته است.

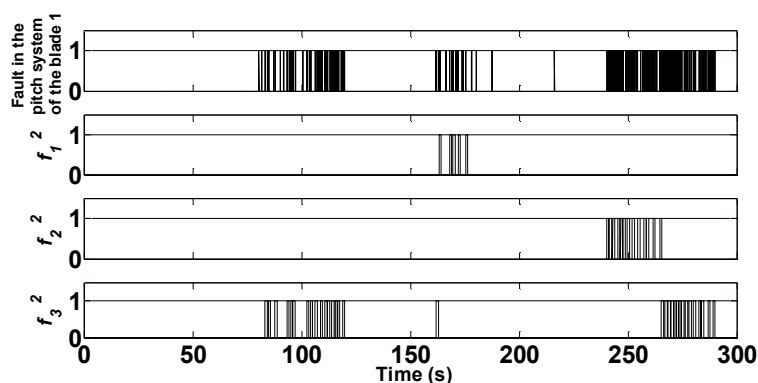
به منظور بررسی صحت عملکرد FDIS به همراه الگوریتم ارائه شده، طبق جدول (۶) خطاهای مختلف در بازه‌های زمانی نشان داده شده و در مدت زمان ۳۰۰ ثانیه به سیستم اعمال شدند. در این وضعیت نیز نتایج مربوط به سیگنال‌های مانده در شکل‌های (۱۲) و (۱۳) نشان داده شده‌اند. در این شکل‌ها، ۱ به معنای وقوع خطا در عنصر مربوطه و صفر به معنای عملکرد صحیح عنصر مربوطه است. همان طور که از نتایج شبیه‌سازی مشخص است، FDIS با کمترین اشتباه در تشخیص خطاها، عملکرد بسیار مطلوبی دارد. برای کاهش تعداد تشخیص‌های اشتباه می‌توان حد آستانه را بیشتر نمود تا از هشدار اشتباه بر اثر نویز، اغتشاش و عدم قطعیت‌ها جلوگیری شود؛ اما افزایش حد آستانه کاهش حساسیت سیستم تشخیص خطا را در پی خواهد داشت. همواره باید مصالحه‌ای بین نرخ هشدارهای اشتباه و حساسیت FDIS به انواع خطاها در طراحی مد نظر قرار داد تا هم تعداد هشدارهای اشتباه کم باشد و هم حساسیت تا حد امکان حاصل شود.

جدول (۶): مشخصات خطاها و بازه‌های زمانی اعمال آنها

محل وقوع خطا	نوع خطا	زمان آغاز	زمان پایان
سنسور ژنراتور	تناسبی ۲٪+	۳۰	۷۰
محرک فراز	پوسیدگی پمپ هیدرولیکی (تغییر $\omega_n$ و $\gamma$ )	۸۰	۱۲۰
سنسور ژنراتور	تناسبی ۱۰٪-	۱۲۰	۱۵۰
سنسور فراز	بایاس مثبت $1^\circ$ +	۱۶۰	۱۸۰
سنسور ژنراتور	تناسبی ۵٪+	۱۹۰	۲۱۰
سنسور ژنراتور	تناسبی ۲٪-	۲۲۰	۲۳۰
سنسور فراز	بایاس منفی $8^\circ$ / ۰-	۲۴۰	۲۶۰
محرک فراز	حجم هوای زیاد در روغن هیدرولیک (تغییر $\gamma$ و $\omega_n$ )	۲۶۵	۲۹۰



شکل (۱۲): سیگنال‌های حاصل شده از ارزیابی مانده سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور تحت خطاهای به وقوع پیوسته طبق جدول (۶)



شکل (۱۳): سیگنال‌های حاصل شده از ارزیابی مانده سیستم فراز پره ۱ تحت خطاهای به وقوع پیوسته طبق جدول (۶)

## ۶- نتیجه‌گیری

در سنسور سرعت زاویه‌ای ژنراتور و سنسورها و محرک‌های فراز را شناسایی کرد. سیستم تشخیص و جداسازی خطا از شبکه‌های عصبی دینامیکی بازگشتی برای تشکیل بانکی از مدل‌های عصبی بهره می‌برد. شبکه‌های عصبی بازگشتی به کار برده شده، دارای نرون‌های دینامیکی

در این تحقیق، با استفاده از مدل دینامیکی کامل سیستم تبدیل انرژی بادی که قسمت‌های مکانیکی و الکتریکی را در بر می‌گیرد، یک سیستم تشخیص و جداسازی خطا طراحی شد که توسط آن می‌توان خطاهای به وقوع پیوسته

- and Fault-Tolerant Control, Springer, 2006.
- [2] Cho, Hyun, Cheol, Jeremy Knowles, MSami, Fadali, and Kwon, Soon Lee, "Fault Detection and Isolation of Induction Motors Using Recurrent Neural Networks and Dynamic Bayesian Modeling", IEEE Transactions on Control Systems Technology, Vol. 18, No. 2, pp. 430-437, 2010.
- [3] Kai, Rothenhagen, and Wilhelm, Friedrich Fuchs, "Doubly Fed Induction Generator Model-Based Sensor Fault Detection and Control Loop Reconfiguration", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol. 56, No. 10, pp. 4229-4238, 2009.
- [4] Farshad, M., Sadeh, J., "Fault Locating in HVDC Transmission Lines Using Generalized Regression Neural Network and Random Forest Algorithm", Intelligent Systems in Electrical Engineering, Vol. 4, No. 2, pp. 1-14, 2013.
- [5] Sloth, Christoffer, and Esbensen, Thomas, Fault Diagnosis and Fault Tolerant Control of Wind Turbines, Master's Thesis, Aalborg University, 2009.
- [6] Dolan, Barry, Wind Turbine Modelling, Control and Fault Detection, Ph.D Thesis, Technical University of Denmark, Lyngby, Denmark, 2010.
- [7] M., Ainan Kahyeh, N., Héraud, I., Souleiman Guelle, and Ouadie, Bennouna, "Fault Diagnosis of Variable Speed Wind Turbine", 18th IEEE Mediterranean Conference on Control & Automation, pp. 471-476, 2010.
- [8] Sloth, Christoffer, Esbensen, Thomas, and Stoustrup, Jakob, "Robust and Fault-Tolerant Linear Parameter-Varying Control of Wind Turbines", Mechatronics, Vol. 21, No. 4, pp. 645-659, 2011.
- [9] Donders, Stijn, Fault Detection and Identification for Wind Turbine Systems: a Closed-Loop Analysis, Master's Thesis, University of Twente, 2002.
- [10] Kusiak, Andrew, and Anoop, Verma, "Analyzing Bearing Faults in Wind Turbines: A Data-Mining Approach", Renewable Energy, Vol. 48, pp. 110-116, 2012.
- [11] Kusiak, Andrew, and Wenyan, Li, "The Prediction and Diagnosis of Wind Turbine Faults", Renewable Energy, Vol. 36, No. 1, pp. 16-23, 2011.
- [12] Entezami, M., S. Hillmanssen, P., Weston, and M., Papaalias, "Fault Detection and Diagnosis within a Wind Turbine Mechanical Braking System using Condition Monitoring", Renewable Energy, Vol. 47, pp. 175-182, 2012.

هستند که در ساختار آنها از فیلترهای IIR استفاده شده است. تشخیص و جداسازی خطاهای به وقوع پیوسته در سیستم تبدیل انرژی بادی بدین صورت انجام پذیرفت که یک مدل عصبی دینامیکی رفتار نرمال سیستم را تقلید نمود و مدل‌های عصبی دیگر نیز شرایط خطادار سیستم را تقلید نمودند. سپس این مدل‌های عصبی به صورت موازی با سیستم واقعی قرار داده شدند و خروجی‌های آنها با خروجی‌های واقعی سیستم مقایسه شد و بدین ترتیب زمان و محل وقوع خطا در سیستم واقعی شناسایی گردید. برای آموزش شبکه‌های عصبی از روش ARS استفاده شد که این روش آموزش به محاسبه عبارات گرادیان نیازی ندارد. ساختارهای مناسب برای شبکه‌های عصبی بازگشتی به منظور مدل‌سازی رفتارهای سیستم نیز با استفاده از معیارهای AIC و FPE انتخاب شدند. نتایج شبیه‌سازی نشان می‌دهد که FDIS به همراه الگوریتم ارائه شده، سریع، دقیق و صحیح عمل می‌کند، نرخ هشدارهای اشتباه آن بسیار کم است و خطاهای تشخیص داده شده را به خوبی جداسازی می‌کند. از روش ارائه شده می‌توان برای تشخیص خطای سایر قسمت‌های سیستم تبدیل انرژی بادی، از قبیل چرخ‌دنده نیز بهره گرفت.

#### ضمیمه:

##### Base Values:

$P=2$  MW,  $V_n=690$  v,  $f_n=60$  Hz,  $\omega_{g,nom}=195.8$  rad/s.

##### Wind Turbine Data:

Number of blades=3,  $N_g=85$ ,  $K_{dt}=1.0383 \times 10^8$ ,  $B_{dt}=1.0383 \times 10^6$ ,  $h=60$  m,  $R=30.56$  m,  $J_r=8.7 \times 10^6$  kgm<sup>2</sup>,  $J_g=150$  kgm<sup>2</sup>,  $M_t=250 \times 10^3$  kg,  $K_t=5.55 \times 10^6$  Nm,  $B_t=2.98 \times 10^3$  N/m/s,  $v_{w,cut-in}=4$  m/s,  $v_{w,cut-off}=25$  m/s,  $\rho=1.225$  kg/m<sup>3</sup>,  $\omega_n=8.88$  Hz,  $\zeta=0.9$ .

##### DFIG Data:

Number of poles=4,  $R_s=0.0069314$  p.u.,  $R_r=0.00906$  p.u.,  $L_{ls}=0.08083$  p.u.,  $L_{lr}=0.09934$  p.u.,  $L_m=3.29$  p.u.,  $V_{dc,nom}=1200$  v,  $C=10000 \times 10^{-6}$  F,  $R_g=0.0015$  p.u.,  $L_g=0.15$  p.u..

#### مراجع:

- [1] Blanke, Mogens, Michel, Kinnaert, Jan, Lunze, and Marcel, Staroswiecki, Diagnosis

- [23] Jiang, Bin, Zhifeng, Gao, Peng, Shi, and Yufei, Xu, "Adaptive Fault-Tolerant Tracking Control of Near-Space Vehicle using Takagi–Sugeno Fuzzy Models", *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 18, No. 5, pp. 1000-1007, 2010.
- [24] Hasanien, Hany, S.M., Muyeen, and Junji, Tamura, "Speed Control of Permanent Magnet Excitation Transverse Flux Linear Motor by using Adaptive Neuro-Fuzzy Controller", *Energy Conversion and Management*, Vol. 51, No. 12, pp. 2762-2768, 2010.
- [25] Patan, Krzysztof, and Parisini, Thomas, "Identification of Neural Dynamic Models for Fault Detection and Isolation: The Case of a Real Sugar Evaporation Process", *Journal of Process Control*, Vol. 15, No. 1, pp. 67-79, 2005.
- [26] Cannas, Barbara, Gianni, Celli, Michele Marchesi, and Fabrizio, Pilo, "Neural Networks for Power System Condition Monitoring and Protection", *Neurocomputing*, Vol. 23, No. 1, pp. 111-123, 1998.
- [27] Ciocoiu, Iulian B., "Time Series Analysis using RBF Networks with FIR/IIR Synapses", *Neurocomputing*, Vol. 20, No. 1, pp. 57-66, 1998.
- [28] Barbounis, T.G., and J.B., Theocharis, "Locally Recurrent Neural Networks for Long-Term Wind Speed and Power Prediction", *Neurocomputing*, Vol. 69, No. 4, pp. 466-496, 2006.
- [29] Barbounis, T.G., and John, Theocharis, "Locally Recurrent Neural Networks for Wind Speed Prediction using Spatial Correlation", *Information Sciences*, Vol. 177, No. 24, pp. 5775-5797, 2007.
- [30] Ayoubi, M., "Fault Diagnosis with Dynamic Neural Structure and Application to a Turbo-Charger", *International Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes*, pp. 618-623, 1994.
- [31] Bianchi, Fernando D., Hernán, De Battista, and Ricardo, J. Mantz, *Wind Turbine Control Systems*, Springer, 2007.
- [32] Hansen, Martin OL, *Aerodynamics of Wind Turbines*, Earthscan, 2008.
- [33] Junyent-Ferré, Adrià, Oriol, Gomis-Bellmunt, Andreas, Sumper, Marc, Sala, and Montserrat, Mata, "Modeling and Control of the Doubly Fed Induction Generator Wind Turbine", *Simulation Modelling Practice and Theory*, Vol. 18, No. 9, pp. 1365-1381, 2010.
- [34] Xu, Lie, and Cartwright, Phillip, "Direct Active and Reactive Power Control of DFIG
- [13] Wenyi, Liu, Wang, Zhenfeng, Han, Jiguang, and Wang, Guangfeng, "Wind Turbine Fault Diagnosis Method Based on Diagonal Spectrum and Clustering Binary Tree SVM", *Renewable Energy*, Vol. 50, pp. 1-6, 2013.
- [14] Elkhatib, Kamal, and Aitouche, Abdel, "Robust Fault Tolerant Control of DFIG Wind Energy Systems with Unknown Inputs", *Renewable Energy*, Vol. 56, pp. 2-15, 2012.
- [15] Tabatabaeipour, Seyed Mojtaba, Peter F., Odgaard, Bak, Thomas, and Stoustrup, Jakob, "Fault Detection of Wind Turbines with Uncertain Parameters: A Set-Membership Approach", *Energies*, Vol. 5, No. 7, pp. 2424-2448, 2012.
- [16] Ozdemir, Ahmet, Arda, Seiler, Peter, and J. Balas, Gary, "Wind Turbine Fault Detection using Counter-Based Residual Thresholding" *Proceedings of IFAC World Congress*, pp. 8289-8294, 2011.
- [17] Hameed, Z., Y. S. Hong, Y. M. Cho, S. H. Ahn, and C. K. Song, "Condition Monitoring and Fault Detection of Wind Turbines and Related Algorithms: A Review", *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 13, No. 1, pp. 1-39, 2009.
- [18] Caselitz, P., and J. Giebhardt, "Advanced Maintenance and Repair for Offshore Wind Farms using Fault Prediction Techniques", *Institut für Solare Energie versorgungstechnik e. V. Königstor 59, Kassel, Germany*, 2002.
- [19] Hwang, Inseok, Sungwan, Kim, Youdan, Kim, and Chze Eng, Seah, "A Survey of Fault Detection, Isolation, and Reconfiguration Methods", *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, Vol. 18, No. 3, pp. 636-653, 2010.
- [20] Venkatasubramanian, Venkat, Raghunathan Rengaswamy, Kewen Yin, and Surya N. Kavuri, "A Review of Process Fault Detection and Diagnosis: Part I: Quantitative Model-Based Methods", *Computers & Chemical Engineering*, Vol. 27, No. 3, pp. 293-311, 2003.
- [21] Patan, Krzysztof, *Artificial Neural Networks for the Modelling and Fault Diagnosis of Technical Processes*, Vol. 377. Springer, 2008.
- [22] Venkatasubramanian, Venkat, Raghunathan Rengaswamy, Kewen Yin, and Surya N. Kavuri, "A Review of Process Fault Detection and Diagnosis: Part II: Qualitative Models and Search Strategies", *Computers & Chemical Engineering*, Vol. 27, No. 3, pp. 313-326, 2003.

- for Wind Energy Generation", IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 21, No. 3, pp. 750-758, 2006.
- [35] El-Sattar, A., Saad, A.N.H., El-Dein, M.Z., "Dynamic Response of Doubly Fed Induction Generator Variable Speed Wind Turbine under Fault", Electric Power Systems Research, Vol. 78, No. 7, pp. 1240-1246, 2008.
- [36] Krause, P.C., O. Wasynczuk, and S.D. Sudhoff, Analysis of Electric Machinery. IEEE Press, 2002.
- [37] Pena, R., J. C. Clare, and G. M. Asher, "Doubly Fed Induction Generator using Back-to-Back PWM Converters and its Application to Variable-Speed Wind Energy Generation", IEE Proceedings-Electric Power Applications, Vol. 143, No. 3, pp. 231-241, 1996.

- 
- <sup>1</sup> Fluid Catalytic Cracking  
<sup>2</sup> Turbo-Charger  
<sup>3</sup> Linear Parameter-Varying Control  
<sup>4</sup> Data-Mining Approach  
<sup>5</sup> Bearing Faults  
<sup>6</sup> Set-Membership Approach  
<sup>7</sup> Counter-Based Residual Thresholding  
<sup>8</sup> Turbulence  
<sup>9</sup> Wind Shear  
<sup>10</sup> A Massless Viscously Damped Rotational Spring  
<sup>11</sup> Viscous Damping Parameter  
<sup>12</sup> Adaptive Random Search (ARS)  
<sup>13</sup> Simultaneous Perturbation Stochastic Approximation (SPSA)  
<sup>14</sup> Akaike Information Criterion (AIC)  
<sup>15</sup> Final Prediction Error (FPE)