

سیستم کشف خرابی هوشمند مبتنی بر شبکه عصبی و اتوماتای یادگیر برای چرخ عکس‌العملی ماهواره

محمدرضا میبدی
دانشگاه صنعتی امیرکبیر
meybodi@aut.ac.ir

ابوالفضل محمودنیا
دانشجوی کارشناسی ارشد دانشگاه آزاد قزوین
mahmoodnia@gmail.com

چکیده: هدف اصلی این مقاله توسعه یک روش هوشمند جهت کشف خرابی در عملگر چرخ عکس‌العملی ماهواره می‌باشد. بدین منظور از شبکه عصبی به همراه اتوماتای یادگیر برای مدل‌سازی رفتار عملگر مورد نظر استفاده شده است. برای پیاده‌سازی شبکه عصبی مورد نیاز از شبکه پرسپترون چندلایه با فرایند یادگیری انتشار به عقب بهره برده شده است. در طول فرایند یادگیری از اتوماتای یادگیر برای متعادل‌سازی پارامترهای نرخ یادگیری و ثابت ممنوع شبکه استفاده شده است. برای بررسی بهتر و مقایسه روش پیشنهادی این مقاله از روش کشف خرابی مبتنی بر شبکه المان استفاده شده است. نتایج شبیه‌سازی روش‌های موجود بر روی سه نوع خرابی رایج چرخ عکس‌العملی تحت عنوان خرابی افت ولتاژ باس، کاهش جریان و افزایش دما صورت پذیرفته است. بررسی‌های بعمل آمده نشان‌دهنده سرعت بالاتر و حساسیت بیشتر به خرابی‌های رویداده در روش پیشنهادی می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: کشف خرابی، چرخ عکس‌العملی، سیگنال مانده، شبکه عصبی، اتوماتای یادگیر.

۱- مقدمه

همواره میزان قابلیت اطمینان^۱ و سلامتی^۲ از مهمترین معیارها در مهندسی سیستم‌های فضایی می‌باشد. پارامتر قابلیت اطمینان به احتمال صحیح کارکردن سیستم در یک بازه زمانی اشاره دارد و پارامتر سلامت سیستم به چگونگی رفتار سیستم در بازه زمانی مشخص اشاره دارد، به گونه‌ای که در صورت وقوع خرابی، بتوان به سرعت آن را کشف نمود. از اینرو اولین و مهم‌ترین مرحله برای جلوگیری از کار افتادگی کامل یک سیستم، کشف خرابی^۳ در آن سیستم است. زیرا در این صورت مدت زمان مناسب برای جلوگیری از ایجاد عیب^۴ در سیستم وجود خواهد داشت. [۱] ماهواره‌ها نمونه‌ای از سیستم‌های فضایی خودکار، مهم و هزینه‌بر می‌باشند که به مأموریت‌هایی با بازه‌های زمانی نسبتاً طولانی ارسال می‌شوند. یکی از مهم‌ترین بخش‌های ماهواره که به‌طور مستقیم با سلامت آن رابطه دارد، زیرسیستم تعیین و کنترل وضعیت ماهواره می‌باشد. وظیفه این زیرسیستم، کنترل وضعیت ماهواره در فضا و خنثی کردن اختلالات و گشتاورهای مزاحم محیطی وارده بر ماهواره می‌باشد. از اینرو این زیرسیستم همواره به‌عنوان یک موضوع مطالعاتی جهت ارائه الگوریتم‌های کشف خرابی شناخته می‌شود. [۲،۳،۴،۵] زیرا ارتقای قابلیت اطمینان زیرسیستم تعیین و کنترل وضعیت ماهواره به‌طور مستقیم بر روی قابلیت اطمینان ماهواره در فضا تأثیر می‌گذارد. این زیرسیستم از مجموعه‌ای از سنسورها و عملگرهای موردنیاز فرایند تعیین و کنترل تشکیل شده است و ساختار کنترلی آن معمولاً شامل سه عملگر چرخ عکس‌العملی^۵ می‌باشد که هر یک وظیفه کنترل ماهواره در یکی از محورهای رول، پیچ و یاو را برعهده دارند. همچنین در این ساختار یک چرخ عکس‌العملی یدک جهت جایگزینی با چرخ معیوب در زیرسیستم تعبیه شده است. عملگر چرخ عکس‌العملی حساس‌ترین نقطه عملیاتی زیرسیستم و وظیفه الگوریتم کشف خرابی شناسایی عملگر خراب جهت جایگزینی چرخ یدک می‌باشد. چرخ عکس‌العملی در صورت وقوع یکی از سه خرابی شایع در آن بعنوان عملگر معیوب شناخته خواهد شد. خرابی‌های افت ولتاژ باس، کاهش جریان موتور و افزایش دما در چرخ بدلیل بالا رفتن میزان اصطکاک چرخ سه خرابی مورد بررسی می‌باشند.

¹ Reliability

² Safety

³ Fault Detection

⁴ Failure

⁵ Reaction Wheel

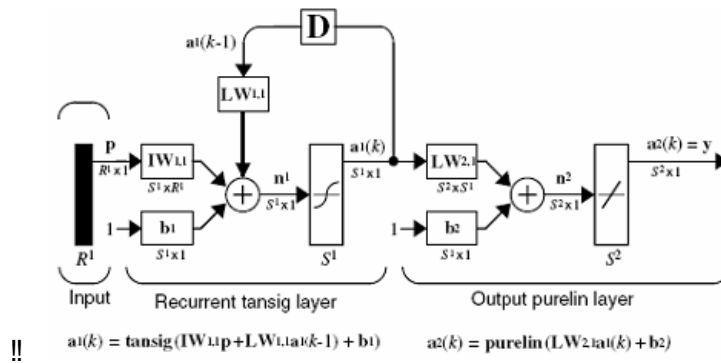
۲-مدل چرخ عکس العملی

A diagram of a 2D lattice represented by a square grid. Four sites are highlighted with blue circles, each containing the text "RW". The sites are located at the corners of a smaller square within the grid.

[illegible]

یکی از گره‌های ورودی، میزان گشتاور ورودی و یا هدف چرخ عکس‌العملی است که توسط بخش کنترلر PID^۲ تولید شده و ورودی دیگر خروجی یک مرحله قبل شبکه می‌باشد. تنها خروجی شبکه نیز نشاندهنده تخمینی از گشتاور چرخ عکس‌العملی در آن لحظه می‌باشد. همچنین تابع فعالیت^۳ بکارگرفته شده در لایه مخفی و خروجی شبکه مورد نظر یک تابع سیگموئید تانژانت هیپربولیک طبق رابطه (۱) می‌باشد.

3 Activation Function

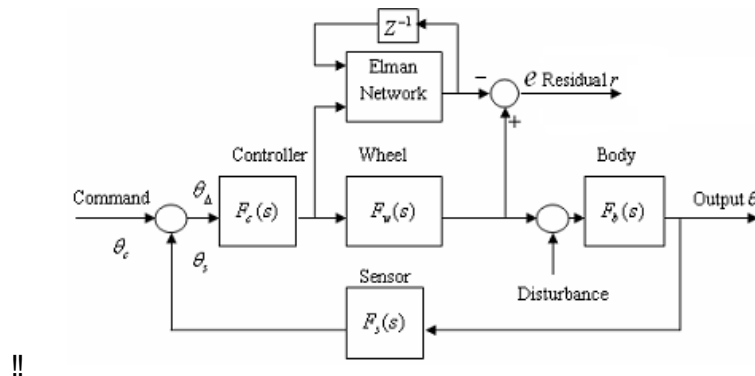


شکل ۲- ساختار شبکه سه لایه المان

همچنین الگوریتم تمرین‌دهی بکارگرفته شده در این شبکه الگوریتم تمرین‌دهی انتشار به عقب مبتنی بر گرادینان نزولی به همراه ممنتوم و نرخ یادگیری تعادلی^۱ می‌باشد. تابع بروزرسانی وزن‌های سیناپتیک این شبکه طبق الگوریتم نامبرده در رابطه (۲) نشان داده شده است.

$$dX = mc * dX_{prev} + lr * mc * dperf/dX \quad (2)$$

که در آن lr و mc به ترتیب نشان‌دهنده میزان نرخ یادگیری^۲ شبکه و ثابت ممنتوم^۳ می‌باشند. و dX_{prev} بعنوان تغییرات وزنی اعمال شده در تکرار قبل و $dperf$ بعنوان مشتق تابع کارایی در این رابطه مورد استفاده قرار می‌گیرد.



شکل ۳- بکارگیری شبکه عصبی المان در کنار چرخ عکس‌العملی جهت کشف خرابی

پس از ایجاد معماری در نظر گرفته شده برای شبکه عصبی مدل‌کننده و مشخص شدن نوع الگوریتم تمرین‌دهی می‌بایست شبکه مورد نظر را با داده‌های مناسب جهت آموزش رفتار چرخ عکس‌العملی به فرایند تمرین‌دهی وارد نمود. تمامی این داده‌ها از حالت سلامت چرخ عکس‌العملی جمع‌آوری شده‌اند. پس از ایجاد و تمرین‌دهی شبکه مورد نظر، آنرا طبق شکل (۳) در کنار چرخ عکس‌العملی برای کشف خرابی قرار گرفته است.

۴- روش پیشنهادی

ایده بکار رفته در اینجا استفاده از ابزار است که بتوان بوسیله آن قدرت یادگیری و دقت مدل‌سازی شبکه عصبی را بهبود بخشید. تا کنون بدین منظور از ابزارهایی نظیر الگوریتم‌های فازی در ترکیب با شبکه عصبی استفاده شده است. در تعیین میزان دقت مدل‌سازی شبکه عصبی همواره پارامترهای مهمی نقش داشته‌اند که معمولاً بطور تجربی و دستی برای یک شبکه تنظیم می‌شوند. ایده اصلی موردنظر در اینجا استفاده از مکانیزمی هوشمند و مبتنی بر ماشین برای تنظیم نمودن پارامترهای شبکه عصبی بطور پویا در مدت زمان تمرین‌دهی شبکه عصبی می‌باشد. اتوماتای یادگیرنده^۴ (LA) یکی از الگوریتم‌ها و ابزار مهم یادگیری می‌باشد که بطور قابل توجهی می‌تواند قدرت مدل‌سازی شبکه عصبی را افزایش دهد. [۷] در واقع ایده بکارگرفته شده جهت ارائه پیشنهادی بهینه استفاده از قدرت یادگیری اتوماتای یادگیرنده در یادگیری مقادیر مناسب برای پارامترهای شبکه عصبی در هر تکرار می‌باشد. شکل (۴) رابطه میان شبکه عصبی، اتوماتای یادگیرنده و یک چرخ عکس!

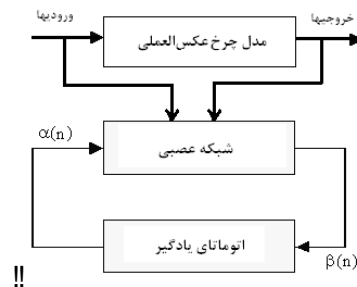
¹ Gradient descent with momentum and adaptive learning rate backpropagation

² Learning Rate

³ Momentum Constant

⁴ Learning Automata

العملی را نشان می‌دهد. در این شکل شبکه عصبی در حال تمرین دهی با ورودی و خروجی های چرخ عکس العملی بصورت آنلاین می باشد و اتوماتای یادگیر همزمان در هر تکرار پارامترهای مهم شبکه را تنظیم می نماید.
!!



شکل ۴- رابطه میان شبکه عصبی، اتوماتای یادگیر و یک چرخ عکس العملی در روش پیشنهادی

۴-۱- اتوماتای یادگیر

۴-۱-۱- معرفی اتوماتای یادگیر

یک اتوماتای تصادفی بصورت پنج تایی $SA \equiv \{\alpha, \beta, F, G, \phi\}$ تعریف می‌شود که r تعداد اقدامهای اتوماتا، $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ تعداد اقدامهای اتوماتا، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_r\}$ مجموعه اقدامهای اتوماتا، $F \equiv \phi \times \beta \rightarrow \phi$ تابع تولید وضعیت جدید، $G \equiv \phi \rightarrow \alpha$ تابع خروجی که وضعیت فعلی را به خروجی بعدی نگاشت می‌کند و $\phi(n) \equiv \{\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_k\}$ مجموعه وضعیتهای داخلی اتوماتا در لحظه n می‌باشند. مجموعه α شامل خروجیهای (اقدامهای) اتوماتا است که اتوماتا در هر گام یک اقدام از r اقدام این مجموعه را برای اعمال بر محیط انتخاب می‌نماید. مجموعه ورودی‌ها (β) ورودیهای اتوماتا را مشخص می‌کند. توابع F و G وضعیت فعلی ورودی را به خروجی بعدی (اقدام بعدی) اتوماتا نگاشت می‌کنند. اگر نگاشتهای F و G قطعی باشند، اتوماتا یک اتوماتای قطعی^۱ نامیده می‌شود. در حالتیکه نگاشتهای F و G تصادفی باشند، اتوماتا یک اتوماتای تصادفی نامیده می‌شود.

۴-۱-۲- محیط

محیط را می‌توان توسط سه تایی $E \equiv \{\alpha, \beta, c\}$ نشان داد که در آن $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه ورودیهای محیط، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_r\}$ مجموعه خروجیهای محیط و $c \equiv \{c_1, c_2, \dots, c_r\}$ مجموعه احتمالهای جریمه می‌باشند. شکل (۵) چگونگی تعامل محیط با اتوماتای یادگیر را نمایش می‌دهد.



شکل ۵- اتوماتای یادگیر تصادفی

۴-۲- بکارگیری اتوماتای یادگیر در کنار شبکه

۴-۲-۱- معرفی ساختار

اتوماتای بکارگرفته در اینجا براساس مرجع [۷] اتوماتای یادگیر با ساختار متغیر استفاده شده است، منظور از ساختار متغیر، تغییر احتمال اقدامهای اتوماتا در هر تکرار می‌باشد. وظیفه اصلی این اتوماتا متعادل سازی پارامترهای نرخ یادگیری (lr) و ممنوع (mc) شبکه عصبی موردنظر می‌باشد. در روش پیشنهادی از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه استفاده شده است. زیرا این شبکه، یک شبکه عصبی قدرتمند و ساده است که از پارامترهای یادگیری قابل تنظیم بسیار تأثیر می‌پذیرد. در اینجا می‌بایست از دو اتوماتای یادگیر کاملاً مستقل از هم جهت بهینه سازی استفاده نمود. در این ساختار هر یک از اتوماتای یادگیر موظف به بهینه سازی و یادگیری یکی از پارامترهای lr یا mc می‌باشند. تنها تفاوت میان آنها بر سر حدود آستانه و پارامترهای تنظیم شده اتوماتا می‌باشد.

¹ Deterministic Automata

۴-۲-۲-محیط

محیط مورد بررسی در اینجا همان شبکه عصبی می باشد که توسط LA مورد بهینه سازی قرار گرفته است. ورودی های محیط همان خروجی های LA می باشند و درواقع برابر هستند با اقدامی که توسط LA برای اعمال روی محیط انتخاب شده است و خروجی محیط همان ورودی LA است که نشان دهنده تأثیر اقدام LA در محیط است. به منظور حل مسئله جاری محیط شبکه عصبی از نوع P در نظر گرفته شده است. این امر به دلیل آن است که تنها معیار سنجش بالاتر رفتن دقت و کیفیت مدل سازی توسط شبکه بررسی خروجی تابع خطای آن می باشد که می توان موفقیت و یا عدم موفقیت در آن را با صفر و یک نمایش داد.

۴-۲-۳-اقدام های LA

هر LA دارای مجموع اقداماتی می باشد که با اعمال آنها بر روی محیط و دریافت بازخورد آنها از محیط مسیر رسیدن به نتیجه بهینه را می پیماید. در اینجا سه اقدام کلی در هر یک از LA ها تعریف شده و مورد استفاده قرار گرفته است. در LA مورد استفاده جهت بهینه نمودن مقدار mc از سه اقدام کلی افزایش مقدار mc، کاهش مقدار mc و عدم تغییر مقدار mc استفاده شده است. رابطه ی (۳) هر سه عمل را نشان می دهد:

$$\begin{aligned}\alpha_1 &= \{\gamma \text{ افزایش مقدار mc به اندازه } \gamma\} \\ \alpha_2 &= \{\gamma \text{ کاهش مقدار mc به اندازه } \gamma\} \\ \alpha_3 &= \{\text{عدم تغییر مقدار mc}\}\end{aligned}\quad (3)$$

که γ نشان دهنده مقدار یست که همواره به mc اضافه و یا از آن کم می شود. این میزان می بایستی کوچک باشد تا پیش ناگهانی در مقدار mc سبب ناپایداری شبکه شود و یا نتیجه خطای رخ داده در لحظه بعد را بیشتر نماید. در اینجا پس از انجام آزمون و خطا از مقدار $\gamma = 0.02$ استفاده شده است و میزان mc اولیه برای شبکه معادل 0.9 می باشد. هم چنین در LA بکار رفته جهت بهینه سازی مقدار نرخ یادگیری شبکه از اقداماتی کاملاً شبیه اقدامات LA بالا استفاده شده است. درواقع سه اقدام افزایش lr، کاهش lr و عدم تغییر lr به اندازه ρ بکار گرفته شده است. رابطه ی (۴) هر سه عمل این LA را نشان می دهد:

$$\begin{aligned}\alpha_1 &= \{p \text{ افزایش مقدار lr به اندازه } p\} \\ \alpha_2 &= \{p \text{ کاهش مقدار lr به اندازه } p\} \\ \alpha_3 &= \{\text{عدم تغییر مقدار lr}\}\end{aligned}\quad (4)$$

ρ مقداری معادل 0.02 می باشد که به صورت تجربی بدست آمده و در هر اقدامی که توسط LA اتخاذ می شود به lr در لحظه ابتدایی معادل 0.3 در نظر گرفته شده است.

۴-۲-۴-تعیین اولیه پارامترهای LA

یکی از مهم ترین ملاک های مورد استفاده در LA احتمال اقدامات می باشد که پس از هر تکرار توسط الگوریتم یادگیری مورد استفاده به روز می شوند. میزان احتمالات اقدام ها ملاکی برای انتخاب اقدام صحیح در تکرار بعد می باشد. در ابتدای کار هر LA میزان احتمال انتخاب اقدام ها می بایست با هم برابر بوده باشد و مجموع احتمال آنها برابر یک باشد. لذا در صورتی که r تعداد اقدام های LA باشد میزان احتمال کلیه اقدام ها در لحظه اول برابر با $1/r$ بوده است. از دیگر پارامترهای قابل تنظیم در LA پیش از آغاز اجرای مدل سازی پارامترهای α و β می باشند. که در ادامه بدان اشاره شده است.

۴-۲-۵-الگوریتم یادگیری LA

الگوریتم L_{RP} به صورتی رفتاری منصفانه و خطی داشته و همواره به سمت هم گرایی حرکت می نماید هر چند که ممکن است کند باشد. این الگوریتم که طبق مرجع [۷] به منظور متعادل سازی پارامترهای الگوریتم انتشار به عقب مورد استفاده قرار گرفته از α و β بتای برابر با هم استفاده می نماید. $(\alpha = \beta)$ سایر الگوریتم ها به دلیل بزرگتر بودن α نسبت به β و یا β نسبت به α رفتاری غیر خطی دارند که می تواند شبکه را دچار افتادن در شرایط محلی و ناپایداری نماید. هم چنین قابل ذکر است که نتایج حاصله از مرجع [۷] کاملاً برتری روش L_{RP} در حل این مسئله را نشان می دهد. اندازه در نظر گرفته شده برای α و β می بایست بسیار کوچک باشد تا با اعمال آنها در رابطه جزا و پاداش الگوریتم L_{RP} که در زیر آمده

است، سبب تغییرات ناگهانی شود. در مسئله پیاده‌سازی شده در اینجا از $\alpha = \beta = 0.0002$ برای LA مربوط به mc و $\alpha = \beta = 0.0001$ برای LA مربوط به lr استفاده شده است.

$$\begin{aligned} p_i(n+1) &= p_i(n) + a.(1 - p_i(n)) & \alpha(n) &= \alpha_i \\ p_j(n+1) &= p_j(n) + a.p_i(n) & \alpha(n) &= \alpha_i, \forall j \neq i \\ p_i(n+1) &= (1-b).p_i(n) & \alpha(n) &= \alpha \\ p_i(n+1) &= \frac{b}{r-1} + (1-b)p_j(n) & \alpha(n) &= \alpha_i, \forall j \neq i \end{aligned} \quad (6)$$

۴-۲-۶- معیار تصمیم‌گیری LA

در هر تکرار تمرین‌دهی شبکه عصبی LA یک اقدام α_i را به شبکه عصبی اعمال می‌نماید. پس از اعمال اقدام LA شبکه عصبی مورد تمرین‌دهی قرار گرفته و میزان خطای آن محاسبه می‌شود. این خرابی در هر لحظه با $MSE(n)$ نشان داده می‌شود و با میانگین خرابی‌های شبکه عصبی تا ω تکرار قبل مورد مقایسه قرار می‌گیرد. رابطه زیر چگونگی استخراج پارامتر میانگین خرابی‌های شبکه عصبی $MSE_\omega(n)$ را نشان می‌دهد:

$$MSE_\omega = \frac{1}{\omega} \sum_{m=1}^{\omega} MSE(n-m) \quad (27-2)$$

حال نتیجه بدست آمده از این رابطه می‌تواند ابزاری بسیار مناسب برای تصمیم‌گیری نسبت به مناسب بودن اعمال اقدام قبلی باشد. رابطه زیر خروجی محیط در قالب پارامتر $\beta(n)$ پس از مقایسه را نشان می‌دهد.

$$\beta(n) = \begin{cases} 0 & \text{if } MSE_\omega(n) - MSE(n) \leq T \\ 1 & \text{if } MSE_\omega(n) - MSE(n) > T \end{cases} \quad (28-2)$$

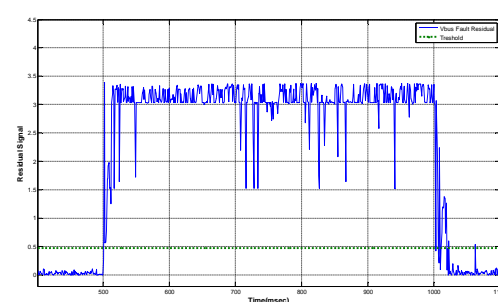
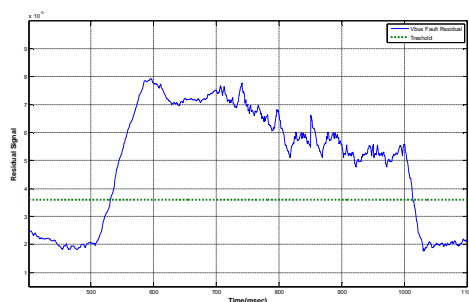
که T مقداری معقول برای مقایسه این دو پارامتر می‌باشد و توسط فرد طراح LA تعیین می‌شود. در صورتی که اندازه خطای جاری شبکه نسبت به میانگین خطای m مرحله قبل کمتر از T باشد آنگاه اقدام اتخاذ شده از سوی LA مناسب بوده و میزان $\beta(n) = 0$ به LA از محیط بازگشت داده می‌شود و LA با مشاهده رضایت بدست آمده از سوی محیط احتمال اقدام اتخاذ شده را با استفاده از تابع پاداش بالا می‌برد و احتمال سایر اقدام‌ها را با تابع جزا کاهش می‌دهد. در بخش بعد روش پیشنهادی مورد تست و بررسی قرار خواهد گرفت.

۵- نتایج شبیه‌سازی و مقایسه

شبکه‌های المان در بخش سوم و پیشنهادی در بخش قبل طی فرایند تمرین‌دهی انجام پذیرفته، مدل رفتاری چرخ‌عکس‌عملی را آموخته و می‌بایست پس از قرارگیری در کنار چرخ طبق شکل (۳) خروجی سیگنال مانده را تولید نماید. مادامیکه چرخ در حالت عادی و سلامت به کار خود ادامه می‌دهد مقدار سیگنال مانده باید نزدیک به صفر باشد. بروز هرگونه خرابی در چرخ سبب خواهد شد تا خروجی سیگنال مانده با خروجی شبکه مغایرت پیدا کند و اختلاف آنها در قالب سیگنال مانده با مقدار منحرف شده از صفر تولید گردد.

۵-۱- خرابی افت ولتاژ

در آزمایش نخست میزان ولتاژ چرخ از ۸ ولت به ۵/۵ ولت افت پیدا کرده است. این خرابی در لحظه ۵۰۰ میلی ثانیه در سیستم شبیه‌سازی شده است. خروجی سیگنال مانده تولید شده از شبکه عصبی المان و شبکه عصبی متعادل‌سازی شده با LA به ترتیب در شکل (۶-راست) و (۶-چپ) نشان داده شده است.

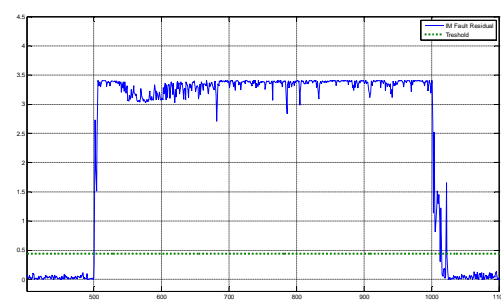
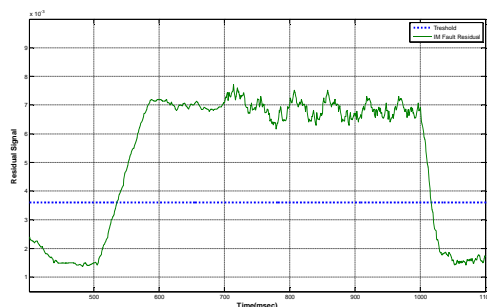


شکل ۶-راست: خروجی سیگنال مانده بهنگام وقوع خرابی افت ولتاژ از شبکه المان-چپ: خروجی سیگنال مانده بهنگام وقوع خرابی افت ولتاژ از شبکه متعادل‌سازی شده با اتوماتای یادگیر

همانطور که از سیگنال‌های تولید شده از هر یک از شبکه‌ها بطور جداگانه مشاهده می‌گردد کاملاً مشخص است که سیگنال مانده تولید شده از شبکه المان با تاخیری ۳۲ میلی ثانیه‌ای و در لحظه ۵۳۲ از حد آستانه تعریف شده عبور می‌نماید. این حد آستانه از میانگین مقادیر سیگنال مانده بعلاوه سه برابر انحراف معیار داده‌های این سیگنال در مدت زمان اجرای صحیح زیرسیستم تهیه شده است. [۵] و این در حالیتی که سیگنال تولید شده از روش پیشنهادی پس از گذشت تنها ۳ میلی ثانیه و در لحظه ۵۰۳ از حد آستانه محاسبه شده برای آن گذشته است. این نتیجه حاکی از بالاتر بودن سرعت کشف خرابی و همچنین بیشتر بودن حساسیت آن به خرابی رویداده دارد زیرا مقدار سیگنال مانده تولید شده بهنگام کشف خرابی در روش پیشنهادی ۲۵۴ برابر بزرگتر از روش المان می‌باشد.

۵-۲- خرابی کاهش جریان

در آزمایش دوم میزان جریان موتور چرخ عکس‌العملی به اندازه ۴۰ درصد کاهش پیدا کرده است. این خرابی در لحظه ۵۰۰ میلی ثانیه در سیستم شبیه‌سازی شده است. خروجی سیگنال مانده تولید شده از شبکه عصبی المان و شبکه عصبی متعادل‌سازی شده با LA به ترتیب در شکل (۸) و (۹) نشان داده شده است.

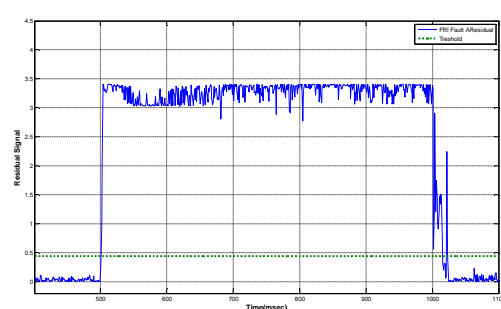
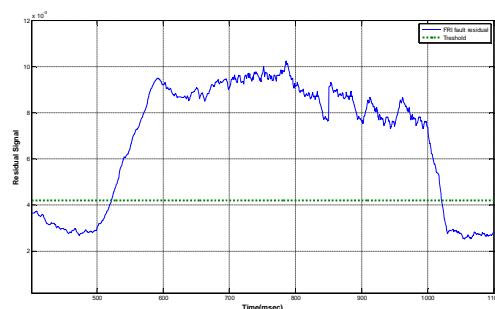


شکل ۶- راست: خروجی سیگنال مانده بهنگام وقوع خرابی کاهش جریان از شبکه المان-چپ: خروجی سیگنال مانده بهنگام وقوع خرابی کاهش جریان از شبکه متعادل‌سازی شده با اتوماتای یادگیر

همانطور که از سیگنال‌های تولید شده از هر یک از شبکه‌ها بطور جداگانه مشاهده می‌گردد کاملاً مشخص است که سیگنال مانده تولید شده از شبکه المان با تاخیری ۳۵ میلی ثانیه‌ای و در لحظه ۵۳۵ از حد آستانه تعریف شده عبور می‌نماید. و این در حالیتی که سیگنال تولید شده از روش پیشنهادی پس از گذشت تنها ۲ میلی ثانیه و در لحظه ۵۰۲ از حد آستانه محاسبه شده برای آن گذشته است. این نتیجه حاکی از بالاتر بودن سرعت کشف خرابی و همچنین بیشتر بودن حساسیت آن به خرابی رویداده دارد زیرا مقدار سیگنال مانده تولید شده بهنگام کشف خرابی در روش پیشنهادی ۷۷۸ برابر بزرگتر از روش المان می‌باشد.

۵-۳- خرابی افزایش دما

در آزمایش سوم ضریب اصطکاک چرخ عکس‌العملی به میزان ۲ برابرافزایش پیدا کرده و سبب می‌شود تا دمای درونی یاتاقان به اندازه قابل توجهی بالا رود. این خرابی در لحظه ۵۰۰ میلی ثانیه در سیستم شبیه‌سازی شده است. خروجی سیگنال مانده تولید شده از شبکه عصبی المان و شبکه عصبی متعادل‌سازی شده با LA به ترتیب در شکل (۱۰) و (۱۱) نشان داده شده است.



شکل ۶- راست: خروجی سیگنال مانده بهنگام وقوع خرابی افزایش دما از شبکه المان-چپ: خروجی سیگنال مانده بهنگام وقوع خرابی افزایش دما از شبکه متعادل سازی شده با اتوماتای یادگیر

همانطور که از سیگنال های تولید شده از هر یک از شبکه ها بطور جداگانه مشاهده می گردد کاملاً مشخص است که سیگنال مانده تولید شده از شبکه المان با تاخیری ۲۴ میلی ثانیه ای و در لحظه ۵۲۴ از حد آستانه تعریف شده عبور می نماید. و این در حالیست که سیگنال تولید شده از روش پیشنهادی پس از گذشت تنها ۲ میلی ثانیه و در لحظه ۵۰۲ از حد آستانه محاسبه شده برای آن گذشته است. این نتیجه حاکی از بالاتر بودن سرعت کشف خرابی و همچنین بیشتر بودن حساسیت آن به خرابی رویداده دارد زیرا مقدار سیگنال مانده تولید شده بهنگام کشف خرابی در روش پیشنهادی ۲۱۶ برابر بزرگتر از روش المان می باشد.

۶- نتیجه گیری

همانطور که از آزمایشات انجام شده برمی آید، استفاده از اتوماتای یادگیر سبب شده است تا فرایند تمرین دهی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با دقت بالاتری صورت بپذیرد. هرچه مدل تولید شده از چرخ عکس العملی ماهواره دقیق تر باشد. سیگنال مانده تولید شده بهنگام برخورد با خرابی سریعتر از خود واکنش داده و به مقدار بیشتری از صفر انحراف پیدا می کند. طبق نتایج بدست آمده روش پیشنهادی در مقایسه با روش کشف خرابی هوشمند مبتنی بر شبکه المان سریعتر و حساس تر عمل نمود.

مراجع

- [1] Josef korbicz, Jan M, Kosciy, Wojciech Cholwa, "Fault Diagnosis, Models, Artificial Intelligence and Applications", Springer, July 2004.
- [2] Al-Dein, Al-Zyoud and Khorasani, "Neural Network-Based Actuator fault diagnosis for attitude control subsystem of an unmanned Space Vehicle", International join conference on Neural Network, Vancouver, Canada, July 2006.
- [3] Silvio Simani, Cesare Fantuzzi and J. Patton, Jan M, Kosciy, Wojciech Cholwa, "Model-based Fault Diagnosis Technique in Dynamic Systems Using Identification Methods", Springer, Feb 2004.
- [4] Al-Dein, Al-Zyoud and Khorasani, 'Neural Network-Based Actuator fault diagnosis for attitude control subsystem of an unmanned Space Vehicle' International join conference on neural Network, Vancouver, Canada, July 2006.
- [5] Z. Q. Li, L. Ma and Khorasani, 'A Dynamic Neural Network-based Reaction Wheel Fault Diagnosis for Satellite'. International joins conference on neural Network, Vancouver, Canada, July 2006.
- [6] Bill Bialke, "High Fidelity Mathematical Modeling of Reaction Wheel Performance", American Astronautically Society, 1998.
- [7] Hamid Beigy, M.R.Meybodi. 'Adaptation of Momentum Factor and Steepness parameter in Backpropagation Algorithm Using Fixed Structure Learning Automata'. Scientia Irania, Vol. 8, No. 4, pp 250-264. Sharif University of Technology, October 2001.