

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

محمد رضا میدی

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 شبکه‌های عصبی بهمراه 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 ممنتوم 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 بس، 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، به‌گونه‌ای 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 وارد می‌باشد. از این‌رو این زیرسیستم همواره به عنوان 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 تاثیر 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^۶ می‌باشد که هر یک وظیفه کنترل ماهواره در یکی از محورهای رول، پیچ و یا و را برعهده دارند. همچنین در این ساختار یک چرخ عکس‌العملی یدک جهت جایگزینی با چرخ معیوب در زیرسیستم تعیین شده است. عملگر چرخ عکس‌العملی حساس‌ترین نقطه عملیاتی در 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 ان بعنوان عملگر معیوب شناخته خواهد شد. خرابی‌های افت ولتاژ بس، کاهش جریان موتور و افزایش دما در چرخ بدليل بالا رفتن میزان اصطکاک چرخ سه خرابی مورد بررسی می‌باشند.

¹ Reliability

² Safety

³ Fault Detection

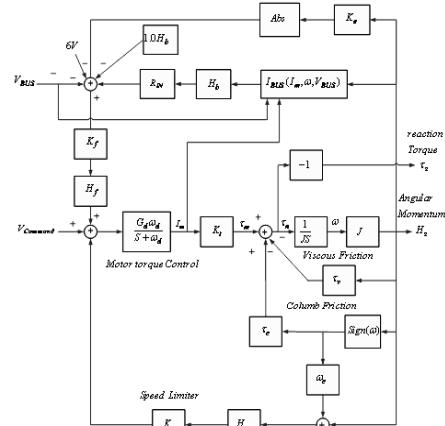
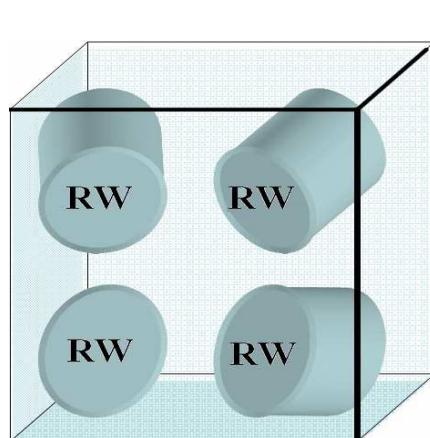
⁴ Failure

⁵ Reaction Wheel

در ادامه یک مدل کامل از عملگر چرخ عکس‌العملی زیر سیستم تعیین و کنترل وضعیت ماهواره طبق مرجع [۶] در نرم‌افزار MATLAB مورد پیاده‌سازی قرار گرفته است تا بعنوان بستر آزمایش مورد استفاده قرار گیرد. در بخش سوم یکی از آخرین روش‌های ارائه شده جهت کشف خرابی بر روی عملگر چرخ عکس‌العملی معرفی گردیده است و سپس در بخش چهارم روش پیشنهادی مقاله ارایه شده است. در پایان در بخش پنجم روش پیشنهادی با روش معرفی شده در بخش سوم مورد مقایسه و ازمایش قرار گرفته است.

۲- مدل چرخ عکس‌العملی

هر یک از عملگرهای زیرسیستم دارای یک موتور الکتریکی و یک دیسک سنگین هستند. با اعمال جریانی به موتور الکتریکی، گشتاوری تولید می‌شود که باعث تغییر سرعت زاویه‌ای دیسک حول محور روتور می‌شود. طبق قانون سوم نیوتن، بر اساس این چرخش، یک گشتاور عکس‌العملی با همان دامنه و در جهت مخالف تولید خواهد شد. تغییر سرعت چرخ عکس‌العملی با اعمال قانون کنترلی لازم به موتورها، سبب می‌شود که روتور از سرعت صفر به سرعت لازم برسد و پس از تولید گشتاور لازم، موتور مجددًا خاموش می‌شود. این تغییر سرعت موجب می‌شود تا گشتاور مورد نیاز جهت دستیابی به وضعیت مطلوب ماهواره تولید شود. شکل (۱) در سمت راست مدل کامل و غیرخطی چرخ عکس‌العملی که در نرم‌افزار MATLAB پیاده‌سازی شده است را نشان می‌دهد و در سمت چپ چیدمان عملگرهای چرخ عکس‌العملی بهمراه چرخ یدک یدک را به نمایش در آورده است.



شکل ۱- راست: بلوک دیاگرام مدل کامل چرخ عکس‌العملی- چپ: چیدمان عملگرهای چرخ عکس‌العملی بهمراه چرخ یدک

۳- کشف خرابی مبتنی بر شبکه عصبی المان

در این روش به منظور مدل‌سازی دینامیک چرخ عکس‌العملی از یک شبکه عصبی خودچرخشی^۱ تحت عنوان شبکه المان استفاده شده است. ساختار شبکه سه لایه المان در شکل (۲) آمده است. در این شبکه یک بارخورد از خروجی لایه مخفی به ورودی همان لایه وجود دارد. این حالت خودچرخشی به شبکه اجازه می‌دهد تا گلگوی زمانی و توابع دینامیک چرخ ایجاد شوند. در [۵] از یک شبکه المان با دو نرون عنوان ورودی، بیست و پنج نرون در لایه مخفی و یک نرون در لایه خروجی بهره برده شده است.

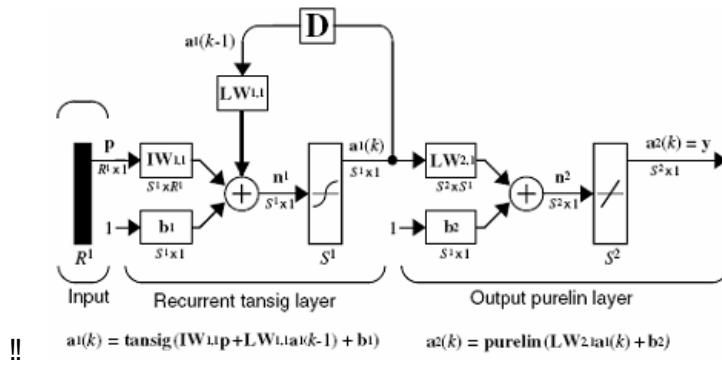
یکی از گره‌های ورودی، میزان گشتاور ورودی و یا هدف چرخ عکس‌العملی است که توسط بخش کنترلر PID^۲ تولید شده و ورودی دیگر خروجی یک مرحله قبل شبکه می‌باشد. تنها خروجی شبکه نیز نشاندهنده تخمینی از گشتاور چرخ عکس‌العملی در آن لحظه می‌باشد. همچنین تابع فعالیت^۳ بکار گرفته شده در لایه مخفی و خروجی شبکه مورد نظر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

$$\tan \text{sig}(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1 \quad (1)$$

¹ Recurrent

² Proportional Integral Derivative Controller

³ Activation Function

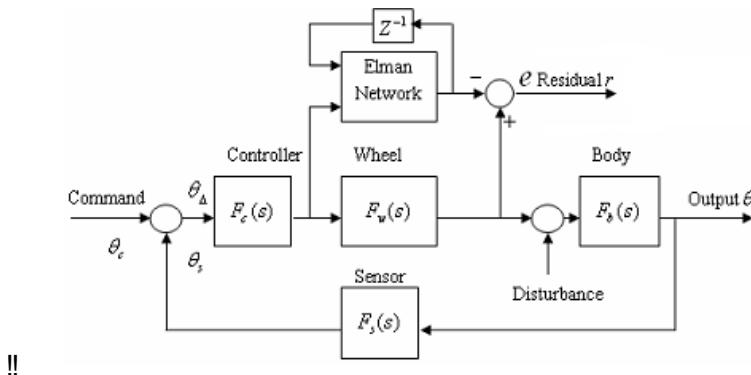


شکل ۲- ساختار شبکه سه لایه المان

همچنین الگوریتم تمرین دهی بکار گرفته شده در این شبکه الگوریتم تمرین دهی انتشار به عقب مبتنی بر گرادیان نزولی بهمراه ممنتوم و نرخ یادگیری تعادلی^۱ می باشد.تابع بروزرسانی وزن های 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 نشانده نهاده میزان نرخ یادگیری^۲ شبکه و ثابت ممنتوم^۳ می باشند. dX_{prev} بعنوان تغییرات وزنی اعمال شده در تکرار قبل و dperf بعنوان مشتق تابع کارایی در این رابطه مورد استفاده قرار می گیرد.



شکل ۳- بکار گیری شبکه عصبی المان در کنار چرخ عکس العملی جهت کشف خرابی

پس از ایجاد معماری در نظر گرفته شده برای شبکه عصبی مدل کننده و مشخص شدن نوع الگوریتم تمرین دهی می باشد شبکه مورد نظر را با داده های مناسب جهت آموزش رفتار چرخ عکس العملی به فرایند تمرین دهی وارد نمود. تمامی این داده ها از حالت سلامت چرخ عکس العملی جمع آوری شده اند. پس از ایجاد و تمرین دهی شبکه مورد نظر، آنرا طبق شکل (۳) در کنار چرخ عکس العملی برای کشف خرابی قرار گرفته است.

۴- روش پیشنهادی

ایده بکار رفته در اینجا استفاده از ابزاریست که بتوان بوسیله آن قدرت یادگیری و دقت مدلسازی شبکه عصبی را بهبود بخشید. تا کنون بدین منظور از ابزارهایی نظریر الگوریتم های فازی در ترکیب با شبکه عصبی استفاده شده است. در تعیین میزان دقت مدلسازی شبکه عصبی همواره پارامترهای مهمی نقش داشته اند که عموماً بطور تجربی و دستی برای یک شبکه تنظیم می شوند. ایده اصلی موردنظر در اینجا استفاده از مکانیزمی هوشمند و مبتنی بر ماشین برای تنظیم نمودن پارامترهای شبکه عصبی بطور پویا در مدت زمان تمرین دهی شبکه عصبی می باشد. اتماتای یادگیرنده^۴ (LA) یکی از الگوریتمها و ابزار مهم یادگیری می باشد که بطور قابل توجهی می تواند قدرت مدلسازی شبکه عصبی را افزایش دهد.^[۷] در واقع ایده بکار گرفته شده جهت ارائه پیشنهادی بهینه استفاده از قدرت یادگیری اتماتای یادگیر در یادگیری مقادیر مناسب برای پارامترهای شبکه عصبی در هر تکرار می باشد. شکل (۴) رابطه میان شبکه عصبی ، اتماتای یادگیر و یک چرخ عکس!

¹ Gradient descent with momentum and adaptive learning rate backpropagation

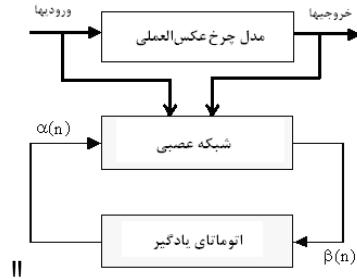
² Learning Rate

³ Momentum Constant

⁴ Learning Automata

العملی را نشان می‌دهد. در این شکل شبکه عصبی در حال تمرین دهی با ورودی و خروجی‌های چرخ عکس العملی بصورت آنلاین می‌باشد و اتوماتای یادگیر هم‌زمان در هر تکرار پارامترهای مهم شبکه را تنظیم می‌نماید.

!!



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

۱-۴- اتوماتای یادگیر

۱-۱-۴- معرفی اتوماتای یادگیر

یک اتوماتای تصادفی بصورت پنجتایی $SA \equiv \{\alpha, \beta, F, G, \phi\}$ تعریف می‌شود که r عدد اقدامهای اتومات، $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ تعداد اقدامهای اتومات، $\beta \equiv \{\beta_1, \beta_2, \dots, \beta_r\}$ مجموعه اقدامهای اتومات، $\alpha \equiv \{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r\}$ مجموعه ورودی‌های اتومات، $\phi \rightarrow \phi \times \beta \rightarrow \phi$ 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 ، می‌باشد. مجموعه α شامل خروجی‌های (اقدامهای) اتوماتا است که اتوماتا در هر گام یک اقدام از α 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.

۲-۱-۴- 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 می‌باشد. شکل (۵) چگونگی تعامل محیط با اتوماتای یادگیر را نمایش می‌دهد.



شکل ۵- اتوماتای یادگیر تصادفی

۲-۴- بکارگیری اتوماتای یادگیر در کنار شبکه

۲-۴-۱- 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 متعادل‌سازی پارامترهای نرخ یادگیری (lr) و ممنتوم (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 بهینه‌سازی استفاده نمود. در این ساختار هر یک از اتوماتای یادگیر موظف به بهینه‌سازی و یادگیری یکی از پارامترهای lr یا mc می‌باشند. تنها تفاوت میان آنها بر سر حدود آستانه و پارامترهای تنظیم شده اتوماتا می‌باشد.

^۱ Deterministic Automata

۴-۲-۲-محیط

محیط مورد بررسی در اینجا همان شبکه عصبی می‌باشد که توسط LA مورد بهینه‌سازی قرار گرفته است. ورودی‌های محیط همان خروجی‌های LA می‌باشند و درواقع برابر هستند با اقدامی که توسط LA برای اعمال روی محیط انتخاب شده است و خروجی محیط همان ورودی LA است که نشان‌دهنده تأثیر اقدام LA در محیط است. به‌منظور حل مسئله جاری محیط شبکه عصبی از نوع P درنظر گرفته شده است. این امر به‌دلیل آن است که تنها معیار سنجش بالاتر رفتن دقت و کیفیت مدل‌سازی توسط شبکه بررسی خروجی تابع خطای آن می‌باشد که می‌توان موفقیت و یا عدم موفقیت در آن را با صفر و یک نمایش داد.

۴-۲-۳-اقدام‌های LA

هر دارای مجموع اقداماتی می‌باشد که با اعمال آنها بر روی محیط و دریافت بازخورد آنها از محیط مسیر رسیدن به نتیجه بهینه را می‌پیماید. 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. رابطه‌ی (۳) هر سه عمل را نشان می‌دهد:

$$\alpha_1 = \{\text{افزایش مقدار mc به اندازه } \gamma\} \quad (3)$$

$$\alpha_2 = \{\text{کاهش مقدار mc به اندازه } \gamma\}$$

$$\alpha_3 = \{\text{عدم تغییر مقدار mc}\}$$

که γ نشان‌دهنده مقداریست که همواره به mc اضافه و یا از آن کم می‌شود. این میزان می‌بایستی 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 $0.02 = \gamma$ استفاده شده است و میزان mc اولیه برای شبکه معادل $0/9$ می‌باشد. هم‌چنین در LA بکار رفته جهت بهینه‌سازی 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. رابطه‌ی (۴) هر سه عمل این LA را نشان می‌دهد:

$$\alpha_1 = \{\text{افزایش مقدار lr به اندازه } p\} \quad (4)$$

$$\alpha_2 = \{\text{کاهش مقدار lr به اندازه } p\}$$

$$\alpha_3 = \{\text{عدم تغییر مقدار lr}\}$$

ρ مقداری معادل $0/002$ می‌باشد که به صورت تجربی بدست آمده و در هر اقدامی که توسط LA اتخاذ می‌شود به lr در لحظه ابتدایی معادل $0/03$ درنظر گرفته شده است.

۴-۲-۴-تعیین اولیه پارامترهای LA

یکی از مهم‌ترین ملاک‌های مورد استفاده در LA احتمال اقدامات می‌باشد که پس از هر تکرار توسط الگوریتم یادگیری مورد استفاده به‌روز می‌شوند. میزان احتمالات اقدامات ملاکی برای انتخاب اقدام صحیح در تکرار بعد می‌باشد. در ابتدای کار هر LA میزان احتمال انتخاب اقدامات می‌بایست با هم برابر بوده باشد و مجموع احتمال آنها برابر یک باشد. لذا درصورتی که تعداد اقدامات LA باشد میزان احتمال کلیه اقدامات در لحظه اول برابر با $1/r$ بوده است. از دیگر پارامترهای قابل تنظیم در LA پیش از آغاز اجرای مدل‌سازی پارامترهای آلفا و بتا می‌باشند. 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 هم‌گرایی حرکت می‌نماید هرچند که ممکن است کند باشد. این الگوریتم که طبق مرجع [۷] به‌منظور متعادل‌سازی پارامترهای الگوریتم انتشار به عقب مورد استفاده قرار گرفته از آلفا و بتای برابر با هم استفاده می‌نماید. ($\alpha = \beta$) سایر الگوریتم‌ها به‌دلیل بزرگتر بودن α نسبت به β و یا β نسبت به α رفتاری غیرخطی دارند که می‌تواند شبکه را چهار افتادن در شرایط محلی و ناپایداری نماید. هم‌چنین قابل ذکر است که نتایج حاصله از مرجع [۷] کاملاً برتری روش L_{RP} در حل این مسئله را نشان می‌دهد. اندازه در نظر گرفته شده برای α و β می‌بایست 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 m و $\alpha = \beta = 0.0001$ برای LA مربوط به r استفاده شده است.

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

۶-۲-۴- 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 (n) MSE_{ω} را نشان می‌دهد:

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

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 (n) β پس از مقایسه را نشان می‌دهد.

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

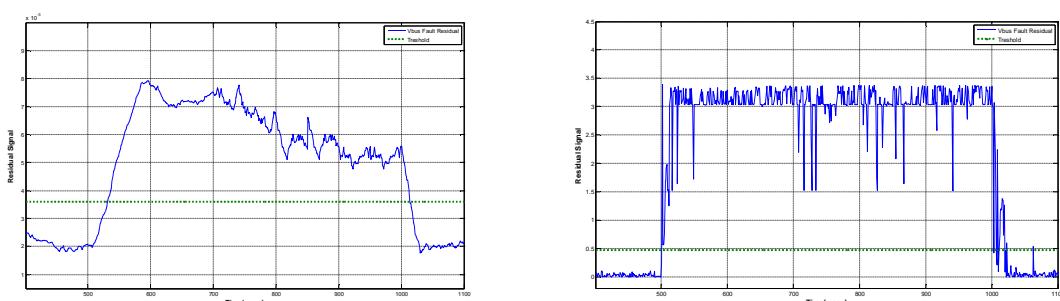
که T مقداری معقول برای مقایسه این دو پارامتر می‌باشد و توسط فرد طراح LA تعیین می‌شود. در صورتی که اندازه خطای جاری شبکه نسبت به میانگین خطای m مرحله قبل کمتر از T باشد آنگاه اقدام اتخاذ شده از سوی LA مناسب بوده و میزان $\beta(n) = 0$ به LA از محیط بازگشت داده می‌شود و LA با مشاهده رضایت بدست آمده از سوی محیط احتمال اقدام اتخاذ شده را با استفاده ازتابع 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 چرخ‌عکس‌العملی 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.

۶-۱- خرابی افت ولتاژ

در آزمایش نخست میزان ولتاژ چرخ از 8 ولت به $5/5$ ولت افت پیدا کرده است. این خرابی در لحظه 500 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.

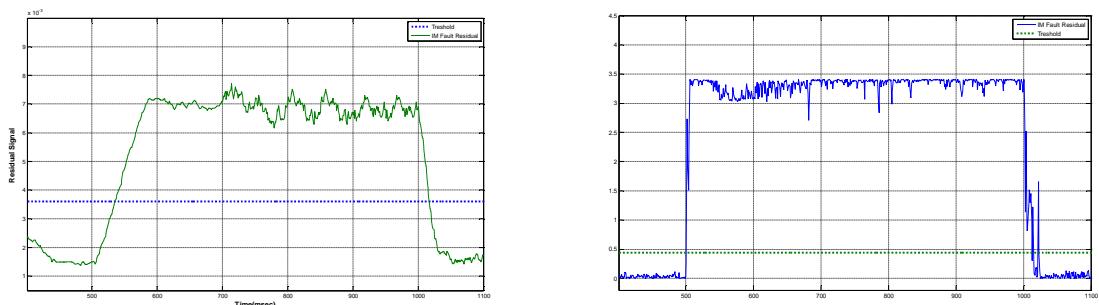


شکل ۶-راست: خروجی سیگنال مانده بهنگام وقوع خرابی افت ولتاژ از شبکه المان- چپ: خروجی سیگنال مانده بهنگام وقوع خرابی افت ولتاژ از شبکه متعادلسازی شده با اتوماتیک یادگیر

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 ۵۳۶ از حد آستانه تعريف 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 حالیست 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.

۲-۵- خرابی کاهش جریان

در آزمایش دوم میزان جریان موتور چرخ عکس العملی 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.

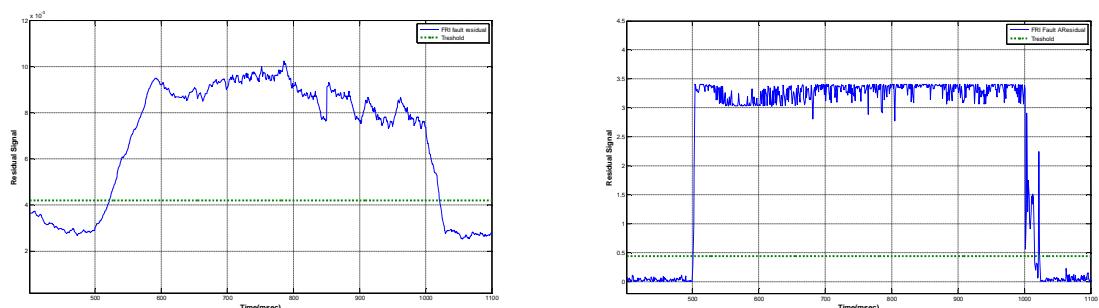


شکل ۶- راست: خروجی سیگنال مانده بهنگام وقوع خرابی کاهش جریان از شبکه المان- چپ: خروجی سیگنال مانده بهنگام وقوع خرابی کاهش جریان از شبکه متعادل‌سازی شده با اتوماتای یادگیر

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 تعريف شده عبور می‌نماید. 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 ۷۷۸ برابر بزرگتر از روش المان می‌باشد.

۳-۵- خرابی افزایش دما

در آزمایش سوم ضریب اصطکاک چرخ عکس العملی به میزان ۲ برابر افزایش 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 متعددسازی شده با اتماتای 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 ۲۴ میلی ثانیه‌ای و در لحظه ۵۲۴ از حد آستانه تعریف شده عبور می‌نماید. 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 می‌باشد.

۶-نتیجه‌گیری

همانطور که از آزمایشات انجام شده برمی‌آید، استفاده از اتماتای یادگیر سبب شده است تا فرایند تمرین دهی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با دقت بالاتری صورت بپذیرد. هرچه مدل تولید شده از چرخ عکس‌العملی ماهواره دقیق‌تر باشد. سیگنال مانده تولید شده بهنگام برخورد با خرابی سریعتر از خود واکنش داده و به مقدار بیشتری از صفر انحراف پیدا می‌کند. طبق نتایج بدست آمده روش پیشنهادی در مقایسه با روش کشف خرابی هوشمند مبتنی بر شبکه المان سریعتر و حساس‌تر عمل نمود.

مراجع

- [1] Josef korbicz. Jan M, Koscilý, 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, Koscilý, 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.