



ارزش انسان ز علم و معرفت پیدا شود

بی هنر گر دعوی بیجا کند رسوا شود

در مسیر زندگی هرگز نمی افتد به چاه

با چراغ دین و دانش گر بشر بینا شود

هر که بر مردان حق پیوست عنوانی گرفت

قطره چون واصل بدریا می شود دریا شود

آدمی هرگز نمی بیند ز سنگینی گزند

از سبک مغزی بشر چون سنگ پیش پاشود

سرفرو می آورد هر شاخه از بارآوری

می کند افتادگی انسان گر دانا شود

قیمت گوهر شود پیدا بر گوهر شناس

قدر ما، در پای میزان عمل پیدا شود



دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده برق و رباتیک

گروه کنترل

عنوان پایان نامه:

تشخیص و جداسازی خطای حسگر بر اساس مدل با استفاده از روش معادلات برابری و شبکه
عصبی

دانشجو: سیدمحمد مفیدی

استاد راهنما

دکتر محمد علی صدرنیا

استاد مشاور

مهندس علیرضا مقصدلو

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

ماه و سال انتشار: شهریور ۹۲

کپی صورت جلسہ

تقدیم به

بزرگترین معلم زندگی، پدرم

مهربان ترینم، مادرم

و همراهان همیشگی، برادرانم

تقدیر و تشکر:

سپاس و ستایش بی انتهای خدایی را سزااست که در همه زیبایی ها و معرفت های جهان هستی متجلی است.

پایان نامه حاضر نیز قطره ای از دریای بیکران رحمت اوست و گرنه بی لطف آن یگانه عالم " این راه را نه آغازی بود و نه انجامی " پرودگارا تو بی نیازی از ستایش " اما لطف ذکر نامت و لذت تشکر از نعمت هایت " این بنده را بر آن داشته تا سرآغاز سخن را با نام و یاد تو زیوردهم.

من لم یشکر المخلوق لم یشکر الخالق

سزاوار است که مراتب تشکر و قدردانی خود را از اساتید گرانقدر و بزرگوار جناب آقای دکتر محمدعلی صدرنیا و مهندس علیرضا مقصودلو که با ارائه نظرات اندیشمندانه خویش من را در انجام این پایان نامه به بهترین وجه راهنمایی فرموده به جا آورم. همچنین از جناب آقای دکتر علیرضا الفی و دکتر علی کرمی ملائی که در تمام مدت این دوره صمیمانه یار و یاور من بوده‌اند بسیار سپاسگزارم. از جناب آقای دکتر حیدر طوسی‌ان شاندیز و دکتر حسین خسروی که قبول زحمت نموده و داوری این پایان نامه را بر عهده گرفته‌اند تشکر می‌نمایم. در پایان از آقای یونس‌یان و آقای عرب مسئولین تحصیلات تکمیلی دانشکده نهایت تشکر را دارم.

سیدمحمد مفیدی

شهریور ۹۲

تعهد نامه

اینجانب دانشجوی دوره کارشناسی ارشد / دکتری رشته
دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه / رساله
تحت راهنمایی متعهد می شوم .

- تحقیقات در این پایان نامه / رساله توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است .
- در استفاده از نتایج پژوهشهای محققان دیگر به مرجع مورد استفاده استناد شده است .
- مطالب مندرج در پایان نامه / رساله تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ جا ارائه نشده است .
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد و مقالات مستخرج با نام « دانشگاه صنعتی شاهرود » و یا « Shahrood University of Technology » به چاپ خواهد رسید .
- حقوق معنوی تمام افرادی که در به دست آمدن نتایج اصلی پایان نامه / رساله تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه / رساله رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه / رساله ، در مواردی که از موجود زنده (یا بافتهای آنها) استفاده شده است ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است .
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه / رساله ، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است .

تاریخ :

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- کلیه حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج ، کتاب ، برنامه های رایانه ای ، نرم افزارها و تجهیزات ساخته شده است) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می باشد . این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود .
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان نامه / رساله بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

❖ متن این صفحه نیز باید در ابتدای نسخه های تکثیر شده پایان نامه / رساله وجود داشته باشد .

چکیده

امروزه امنیت و اطمینان از ویژگی های حیاتی سیستم های الکتریکی مورد استفاده در شرایط پر خطر از قبیل هواپیماها، تاسیسات هسته ای، کشتی ها و زیر دریایی ها می باشد. هدف از کنترل تحمل پذیر خطا¹ اطمینان از ادامه کار صحیح سیستم حتی بعد از وقوع خطا می باشد که این امر باعث افزایش امنیت سیستم می شود. بنابراین FTC باید خطا را تشخیص داده و اثر آن را تا حد قابل قبولی کاهش دهد.

برای شناخت خطا و جلوگیری از وقوع حادثه هزینه های بسیاری صرف شده است و دلیل آن خسارت هایی است که وقوع خطا در سیستم ها ایجاد می کند که این خسارت ها در بعضی مواقع قابل جبران نیستند. تحقیقات پیرامون تشخیص خطا از آغاز دهه ی هفتاد میلادی رشد نمود.

قوام و عملکرد سیستم به دقت اندازه گیری ها بستگی دارد و همین امر موجب جلب توجه برخی محققین به مساله ی خطای حسگر شده است. تحقیقات انجام شده آشکارا تاثیر کیفیت اندازه گیری حسگرها را در عملکرد سیستم نشان می دهند، زیرا اطلاعات حسگرها پیوسته برای کنترل حلقه بسته سیستم مورد نیاز می باشند.

پیشرفت تکنولوژی موجب شده است که حسگرها نسبت به منابع اغتشاش خارجی حساسیت کمتری داشته باشند. اما خطای اندازه گیری می تواند به سبب خرابی حسگر، قطعی یا اتصال بد «بخصوص در کاربرد های مخابراتی» و مدارات خارجی از قبیل آفست رخ دهد. تمامی این خطاها به عنوان خطای حسگر در نظر گرفته می شود.

مساله ی تشخیص و جداسازی خطای حسگر در این پایان نامه مورد بررسی قرار گرفته است و نتایج شبیه سازی ها توانایی روش پیشنهادی را به خوبی نشان می دهد.

کلمات کلیدی: تشخیص و جداسازی خطای حسگر، معادلات برابری، مشاهده گر حالت، شبکه عصبی، سیستم

جت

¹ Fault tolerant control (FTC)

لیست مقالات:

S.M. Mofidi, M.A. Sadrnia, A. Alfi, A.Maghsoudlu ,A Hybrid Fault Tolerant Control using Parity Equation and Neural Network, submitted in journal of intelligent automation systems

فهرست مطالب

۱	فصل اول: مقدمه ای بر تشخیص و جداسازی خطا
۲	۱-۱- انواع خطا
۳	۱-۲-۱- تشخیص خطا
۴	۲-۲-۱- تعاریف متداول در تشخیص خطا
۷	۳-۲-۱- مساله مقاوم پذیری در تشخیص خطای مبتنی بر مدل
۸	فصل دوم: تشخیص و جداسازی خطای حسگر
۹	۱-۲- تشخیص خطا با استفاده از روش معادلات برابری
۹	۱-۱-۲- طراحی معادلات برابری با استفاده از تابع تبدیل
۱۲	۲-۱-۲- طراحی معادلات برابری با استفاده از فضای حالت
۱۵	۳-۱-۲- طراحی معادلات برابری زمان گسسته
۱۸	۱-۲-۲- ویژگی های مانده ها
۱۸	۲-۲-۲- تولید مانده افزوده
۱۸	۱-۲-۲-۲- مانده ی ساخت یافته
۲۴	۳-۲- تشخیص خطا با استفاده از مشاهده گر حالت
۲۴	۱-۳-۲- مشاهده گرهای حالت

۲۵	۲-۳-۲- خطاهای افزوده
۲۷	۲-۴-۲- جداسازی خطاها با استفاده از مشاهده گر حالت
۲۸	۲-۴-۱- بانک مشاهده گرها (مشاهده گرهای اختصاصی)
۲۹	۲-۵-۱- نتایج شبیه سازی ها
۳۳	۲-۵-۲- مقایسه دو روش تشخیص خطا با استفاده از معادلات برابری و مشاهده گر حالت
۳۵	فصل سوم: شبکه های عصبی
۳۶	۳-۱- مقدمه
۳۶	۳-۱-۱- شبکه های عصبی پیشرو چند لایه
۳۷	۳-۱-۲- آموزش شبکه های عصبی پیشرو چند لایه
۳۸	۳-۲- شبکه های عصبی المن
۳۹	۳-۲-۱- آموزش شبکه های عصبی المن
۴۲	فصل چهارم: تشخیص خطا
۴۳	۴-۱- تشخیص خطا
۴۳	۴-۱-۱- الگوریتم ترکیبی تشخیص خطای حسگر
۴۵	۴-۱-۲- نتایج و شبیه سازی
۵۰	فصل هفتم: نتیجه گیری و پیشنهادات
۵۱	۷-۱- نتیجه گیری

۲-۷- پیشنهادات

۵۲

مراجع

۵۳

فهرست شکل ها و جدول ها

- شکل (۱-۲) تولید مانده با استفاده از معادلات برابری و تابع تبدیل: (الف) خطای خروجی، (ب) خطای چند جمله ای ۱۰
- شکل (۲-۲) طراحی معادلات برابری بر اساس فضای حالت برای سیستم های پیوسته ۱۲
- شکل (۳-۲) طراحی معادلات برابری در فضای حالت زمان گسسته ۱۶
- جدول (۱-۲) علامت مانده ها در شرایط وقوع یک خطا در موتور dc ۲۱
- جدول (۲-۲). علامت مانده ها در شرایط وقوع دو خطا به طور همزمان ۲۱
- شکل (۴-۲). اندازه ی خطا در خروجی اول ۲۲
- شکل (۵-۲). اندازه ی خطا در خروجی دوم ۲۳
- شکل (۶-۲). مانده ی اول ۲۳
- شکل (۷-۲). مانده ی دوم ۲۳
- شکل (۸-۲). فرآیند و مشاهده گر حالت ۲۵
- شکل (۹-۲). فرآیند چند متغیره با اغتشاش و نویز v و n و خطای افزوده f_1 و f_m ۲۶
- شکل (۱۰-۲). بانک مشاهده گر ها (مشاهده گرهای اختصاصی): (الف) تمام ورودی ها، یک خروجی (ب) یک ورودی، تمام خروجی ها ۲۸
- شکل (۱۱-۲). اندازه ی خطا در خروجی اول سیستم جت ۳۰
- شکل (۱۲-۲). اندازه ی خطا در خروجی دوم سیستم جت ۳۰
- شکل (۱۳-۲). مقدار مانده ی اول (I_1) روش معادلات برابری برای سیستم جت ۳۱
- شکل (۱۴-۲). مقدار مانده دوم (I_2) روش معادلات برابری برای سیستم جت ۳۱
- شکل (۱۵-۲). مقدار مانده ی اول (I_1) روش مشاهده گر حالت برای سیستم جت ۳۲
- شکل (۱۶-۲). مقدار مانده ی دوم (I_2) روش مشاهده گر حالت برای سیستم جت ۳۳

۳۶	شکل (۱-۳). ساختار شبکه عصبی پیشرو چند لایه
۳۸	شکل (۲-۳). ساختار شبکه عصبی المن
۴۴	شکل (۱-۴). الگوریتم تشخیص خطا
۴۶	شکل (۲-۴). اندازه ی خطا در حسگر خروجی اول
۴۶	شکل (۳-۴). اندازه ی خطا در حسگر خروجی دوم
۴۷	شکل (۴-۴). دامنه ی تغییرات مانده ی اول ($r_1(t)$)
۴۷	شکل (۵-۴). دامنه ی تغییرات مانده ی دوم ($r_2(t)$)
۴۸	شکل (۶-۴). تخمین خطا در حسگر اول سیستم جت
۴۹	شکل (۷-۴). تخمین خطا در حسگر دوم سیستم جت

فصل اول:

مقدمه‌ای بر تشخیص و جداسازی خطا

۱-۱- انواع خطا

خطاها اتفاقات ناخواسته ای هستند که ممکن است در بخش های مختلف یک سیستم رخ دهند که می توان این خطاها را به سه گروه زیر تقسیم نمود :

خطای محرک^۱ «عملگر» :

این نوع خطا باعث از بین رفتن کامل یا جزئی کنترل سیستم می شود.

خطای حسگر «سنسور» :

این خطا بیانگر اطلاعات نادرستی است که از حسگر دارای خطا به سیستم می رسد. در مواردی که از لحاظ ابعاد یا هزینه محدودیتی وجود ندارد می توان با استفاده از ۲ یا چند حسگر «افزونگی سخت افزاری» تا حد قابل قبولی ایمنی سیستم را افزایش داد.

خطای اجزا^۲:

خطاهایی که در اجزای سیستم رخ می دهند و نتوان آنها را در دو گروه خطای حسگر و خطای محرک ها جای داد، در این گروه قرار می گیرند. در حقیقت این نوع خطا نشانه ی تغییر در پارامترهای فیزیکی سیستم است که معمولاً باعث تغییر در رفتار دینامیکی سیستم می شود.

در یک دسته بندی دیگر خطاها را براساس مشخصه ی زمانی آنها به سه دسته ی زیر تقسیم می کنیم:

خطای ناگهانی:

این نوع خطاها بر اثر نقص فنی سخت افزار به وقوع می پیوندند و بر عملکرد و پایداری سیستم تاثیر زیادی دارند.

خطای نرم :

¹ Actuator fault

² Component fault

خطاهای نرم به خطاهایی گفته می شود که معمولا در طول زمان و به کندی در سیستم اتفاق می افتند. این نوع خطاها معمولا بر اثر کهنه و فرسوده شدن اجزای سیستم رخ می دهند. شناسایی این نوع خطاها مشکل است.

خطاهای موقتی :

این نوع خطاها به طور موقت در سیستم ظاهر شده و پس از مدتی رفع می شوند.

۱-۲-۱- تشخیص خطا :

به طور کلی روش های تشخیص خطا را می توان به دو گروه زیر تقسیم نمود:

تشخیص خطا بر مبنای افزونگی سخت افزار^۱.

تشخیص خطا بر مبنای افزونگی تحلیلی^۲.

در تشخیص خطا بر مبنای افزونگی سخت افزار، سیگنال های تولید شده توسط سخت افزار های مختلف مورد مقایسه و بررسی قرار می گیرند مثلا اندازه گیری یک سیگنال توسط دو یا چند حسگر. این روش در مواردی که در مکان و هزینه محدودیتی وجود ندارد قابل پیاده سازی است. از فنون متداول در روش افزونگی سخت افزار می توان به روش بازبینی سلسله مراتب تقاطعی^۳، تولید مانده با استفاده از تولید برابری^۴ و روش تجزیه و تحلیل سیگنال می باشد. در تشخیص خطا بر مبنای افزونگی تحلیلی از مدل ریاضی سیستم به همراه برخی فنون تخمین برای تشخیص خطا استفاده می شود. روش افزونگی تحلیلی را می توان به دو گروه روش های مبتنی بر مدل کمی^۵ و روش های مبتنی بر مدل کیفی^۶ تقسیم نمود.

از آنجایی که در روش افزونگی تحلیلی نیازی به استفاده از حسگر اضافه برای تولید سیگنال های اندازه گیری نمی باشد این روش از لحاظ اقتصادی نسبت به روش افزونگی سخت افزار برتری دارد و روش

¹ Hardware redundancy

² Analytical redundancy

³ Cross channel monitoring (CCM) method

⁴ Residual generation using parity equation

⁵ Quantitative model-base methods

⁶ Qualitative model-base methods

افزونگی سخت افزار از لحاظ قابلیت اطمینان نسبت به روش افزونگی تحلیلی برتری دارد.

روش های مبتنی بر مدل کمی از قبیل رویت گر^۱ یا معادلات برابری^۲ از مدل ریاضی صریح و تئوری کنترل برای تشخیص خطا استفاده می کنند. در حالی که در روش های مبتنی بر مدل کیفی از فنونی همچون هوش مصنوعی یا منطق فازی در تشخیص خطا استفاده می شود [۷۶].

۱-۲-۲- تعاریف متداول در تشخیص خطا :

در [۱۲و۲] چند تعریف متداول که در تشخیص خطا مورد استفاده قرار می گیرند به صورت زیر بیان شده است :

خرابی^۳ : عدم توانایی دائمی یک سیستم در اجرای دستور خواسته شده تحت شرایط عملکرد خاص.

بد عمل کردن^۴ : بی نظمی غیر دائمی سیستم در اجرای دستور خواسته شده.

اختلال^۵ : ورودی نامشخص و غیر قابل کنترل که به سیستم اعمال می شود.

آشفتگی^۶ : ورودی که به سیستم اعمال می شود و نتیجه آن انحراف زودگذر و موقت از حالت پایای سیستم است.

تشخیص خطا^۷ : تعیین وجود خطا در سیستم و زمان آن.

جداسازی خطا^۸ : تعیین نوع، مکان و زمان وقوع خطا با ارزیابی مانده ها. این مرحله پس از تشخیص خطا می باشد.

¹ Observer

² Parity equation

³ Failure

⁴ Malfunction

⁵ Disturbance

⁶ Perturbation

⁷ Fault detection

⁸ Fault isolation

شناسایی خطا^۱: تعیین اندازه و رفتار متغیر با زمان خطا. این مرحله پس از جداسازی خطا می باشد.

تشخیص خطا^۲: تعیین نوع، اندازه، مکان و زمان وقوع خطا با ارزیابی مانده ها. در حقیقت این مرحله ترکیبی از سه مرحله قبل می باشد.

مانده^۳: نشان دهنده وقوع خطا می باشد و بر اساس اختلاف بین سیگنال فرآیند و مدل محاسبه می شود.

دو گام مهم در تشخیص خطا بر اساس روش های مبتنی بر مدل به صورت زیر می باشد:

۱- تولید مانده: تولید کننده مانده از اطلاعات موجود و در دسترس ورودی و خروجی فرآیند استفاده می کند تا سیگنال مشخص کننده وجود خطا را تولید کند (مانده). در حالتی که خطایی در سیستم وجود ندارد مانده صفر یا نزدیک به صفر است. اما زمانی که خطایی رخ می دهد مانده مخالف صفر خواهد بود.

۲- ارزیابی مانده: مانده هایی که توسط تولیدکننده مانده به دست آمده اند مورد ارزیابی قرار می گیرند تا وجود یا عدم وجود خطا در سیستم مشخص شود و روند ارزیابی ممکن است شامل یک آزمایش حد آستانه یا روش های پیچیده تری باشد.

اکثر تحقیقاتی که در زمینه تشخیص خطای مبتنی بر مدل انجام می شود بر روی مسئله ی تولید مانده است. نکته مهمی که باید به آن اشاره شود این است که مانده ها فقط باید به خطاها حساس باشند و در واقع مانده ها باید به ورودی های نامعلوم از قبیل اغتشاش و نویز اندازه گیری غیر حساس باشند. در سالهای گذشته تحقیقات گسترده ای در زمینه روش های مبتنی بر مدل کمی [۴و۶و۱۴و۱۵و۱۶و۱۷] و روش های مبتنی بر مدل کیفی [۲] انجام گرفته است. به طور کلی روش های مبتنی بر مدل را می توان به گروه های زیر تقسیم نمود:

¹ Fault identification

² Fault diagnosis

³ Residual

۱- روش های شناسایی سیستم :

در این روش ها که از روش های مبتنی بر مدل هستند اندازه گیری های انجام شده از ورودی ها و خروجی های سیستم وارد قسمت شناسایی پارامترهای سیستم می شوند و این قسمت تخمینی از پارامترهای مورد نظر سیستم را در اختیار قرار می دهد . با مقایسه مقادیر تخمین زده شده و مقادیر نامی، سیگنال های مانده تولید می شوند.

۲- روش های مبتنی بر رویت گر:

دسته وسیعی از تولید کننده های مانده، رویت گرها هستند. ایده کلی در این روش ها، استفاده از رویت گر برای تخمین خروجی فرآیند و سپس مقایسه خروجی تخمین زده شده با خروجی واقعی است. دو نمونه از این روش ها، روش مبتنی بر رویت گر کالمن و روش مبتنی بر رویت گر ساخت یافته [۲] می باشد.

۳- روش های تجزیه و تحلیل سیگنال :

در این روش ها، مانده از طریق تجزیه و تحلیل سیگنال های اندازه گیری شده سیستم، مانند روش تجزیه و تحلیل طیفی^۱ به دست می آید. این روش ها کندتر از دو روش قبل عمل می کنند اما می توان آنها را به سیستم های پیچیده اعمال نمود در حالی که نیاز به اطلاعات از سیگنال های ورودی ندارند.

۴- روش های هوش مصنوعی و سیستم های خبره :

هنگامی که فرآیند پیچیده است دانش کیفی از فرآیند را می توان برای ارزیابی سیگنال های اندازه گیری شده به کار برد. همچنین می توان از فنون منطق فازی نیز در این راستا استفاده کرد. راهکار دیگر استفاده از شبکه های عصبی برای مدل سازی فرآیندها می باشد. با کمک شبکه های عصبی که توسط سیگنال های حاصل شده از سیستم مرجع آموزش داده شده است می توان سیگنال های مانده را همانند روش های مبتنی بر مدل تولید نمود [۶].

¹ Spectral analysis

۱-۲-۳- مساله ی مقاوم پذیری در تشخیص خطای مبتنی بر مدل :

جهت بهبود عملکرد روش های مبتنی بر مدل، نیاز به مدل دقیقی از سیستم داریم. ولی بدست آوردن مدل دقیقی از سیستم در فرآیندهای پیچیده امری مشکل است. روش^۱ FDI اعمال شده به یک سیستم باید نسبت به عواملی از قبیل خطای مدل سازی، نویز و عدم قطعیت ها مقاوم باشد. عدم مقاوم بودن روش FDI نسبت به هر یک از عوامل ذکر شده موجب تولید هشدارهای اشتباه در حین کار سیستم خواهد شد. هدف از مقاوم سازی در تشخیص خطا، حساس بودن تنها به خطا می باشد [۱۸ و ۲].

سازماندهی این پایان نامه بصورت زیر می باشد:

با توجه به اهمیت تشخیص و جداسازی خطا ، فصل دوم به بررسی این موضوع با استفاده از روش معادلات برابری و مشاهده گر حالت و مقایسه این ۲ روش اختصاص داده شده است. در فصل سوم به بررسی شبکه های عصبی پرداخته و در فصل چهارم نیز با ترکیبی از ۲ روش معادلات برابری و شبکه های عصبی، به معرفی الگوریتمی در تشخیص و جدا سازی خطا می پردازیم.

^۱. Fault Detection and Isolation

فصل دوم:

تشخیص و جداسازی خطای حسگر

در این فصل به بررسی دو روش تشخیص خطای مبتنی بر مدل معادلات برابری و مشاهده گر حالت می پردازیم. هر دو روش برای تشخیص و جداسازی خطای حسگرهای یک سیستم جت پیاده سازی می شوند و در نهایت به بررسی نتایج حاصل از دو روش خواهیم پرداخت.

۱-۲- تشخیص خطا با استفاده از روش معادلات برابری:

مقایسه رفتار فرآیند با مدل نامی آن « در شرایط بدون خطا » راهی مناسب در تشخیص خطای فرآیند است. به اختلاف بین سیگنال های مدل و فرآیند مانده می گوئیم [۲].

طراحی مانده با کمک روش معادلات برابری با استفاده از تابع تبدیل یا فضای حالت میسر می باشد. روش معادلات برابری احتمالاً برای اولین بار در [۱۹] و در فضای حالت ارائه گردیده است.

۱-۱-۲- طراحی معادلات برابری با استفاده از تابع تبدیل:

شکل (۱-۲) دو آرایش روش معادلات برابری با کمک تابع تبدیل را نشان می دهد. برای آشنایی با این دو روش یک مدل تک ورودی-تک خروجی را در نظر بگیرید.

تابع تبدیل فرآیند واقعی به صورت زیر می باشد:

$$G_p(s) = \frac{y_p(s)}{u(s)} = \frac{B_p(s)}{A_p(s)} \quad (1-2)$$

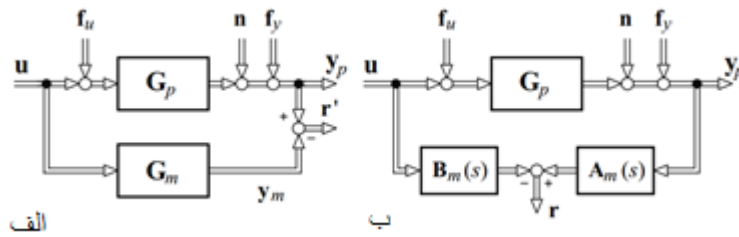
و مدل نامی آن به صورت زیر می باشد:

$$G_m(s) = \frac{y_m(s)}{u(s)} = \frac{B_m(s)}{A_m(s)} \quad (2-2)$$

که معمولاً بین فرآیند و مدل نامی آن اختلاف هایی وجود دارد یعنی:

$$G_p(s) = G_m(s) + \Delta G_m(s) \quad (3-2)$$

که در این رابطه $\Delta G_m(s)$ خطای مدل سازی می باشد.



شکل (۱-۲) تولید مانده با استفاده از معادلات برابری و تابع تبدیل: (الف) خطای خروجی، (ب) خطای چند جمله ای [۲]

طبق شکل (۱-۲) با کمک تابع تبدیل، مانده های معادلات برابری را می توان به دو حالت خطای چند جمله ای و خطای خروجی محاسبه نمود.

در حالت خطای خروجی مانده ها به صورت زیر محاسبه می شوند:

$$\begin{aligned}
 r'(s) &= y_p(s) - y_m(s) = y_p(s) - G_m(s)u(s) \\
 &= G_p(s)(u(s) + f_u(s)) + n(s) + f_y(s) - G_m(s)u(s) \quad (۴-۲) \\
 &= \Delta G_m(s)u(s) + G_p(s)f_u(s) + n(s) + f_y(s)
 \end{aligned}$$

که در این روابط f_u , f_y بیانگر خطای افزوده در حسگر و محرک و n نویز در خروجی می باشد. در حالت ایده آل که مدل نامی و فرآیند کاملا منطبق بوده و هیچگونه نویز یا خطای حسگر یا محرکی نداشته باشیم مانده صفر است. ولی معمولا مانده بدلیل وجود خطای مدل سازی، خطای حسگر یا محرک و نویز صفر نیست. در حالت خطای چند جمله ای شکل (۱-۲-ب) مانده به صورت زیر محاسبه می شود:

$$\begin{aligned}
 r(s) &= A_m(s)y_p(s) - B_m(s)u(s) \\
 &= A_m(s)[G_p(s)(u(s) + f_u(s)) + n(s) + f_y(s)] - B_m(s)u(s) \quad (۵-۲)
 \end{aligned}$$

اگر فرآیند و مدل بر هم منطبق باشند مانده به صورت زیر ساده می شود:

$$r(s) = A_m(s)(f_y(s) + n(s)) + B_m(s)f_u(s) \quad (۶-۲)$$

طبق معادله (۶-۲) خطای ورودی f_u با مدل چند جمله ای $B_m(s)$ و خطای خروجی f_y با چند جمله ای $A_m(s)$ فیلتر می شوند. به Γ, Γ' مانده های اصلی^۱ می گویند.

مانده ها برای این فرآیند تک ورود- تک خروجی در هر دو حالت Γ و Γ' تحت تاثیر خطای ورودی و خروجی، نویز و خطای مدل سازی هستند و معمولاً جداسازی خطاها در این حالت میسر نمی باشد. اما این شرایط زمانی که تعداد اندازه گیری ها افزایش می یابد، مثلاً در فرآیند چند ورودی-چند خروجی، بهبود می یابد.

تولید مانده در حالت خطای خروجی برای یک فرآیند MIMO با تابع تبدیل $G_p(s)$ به صورت زیر می باشد:

$$r'(s) = y_p(s) - y_m(s) = y_p(s) - G_m(s)u(s) \quad (۷-۲)$$

به این ترتیب مانده ها با استفاده از سیگنال های ورودی و خروجی محاسبه می شوند. چنان چه خطاهای ذکر شده را به معادله وارد کنیم خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} r'(s) &= G_p(s)[u(s) + f_u(s)] + f_y(s) + n(s) - G_m(s)u(s) \\ &= \Delta G_m(s)u(s) + G_p(s)f_u(s) + f_y(s) + n(s) \end{aligned} \quad (۸-۲)$$

رابطه بالا تاثیر هر یک از خطاها بر بردار مانده را نشان می دهد.

اگر مدل و فرآیند با هم منطبق باشند رابطه (۸-۲) به صورت زیر ساده می شود:

$$r'(s) = G_p(s)f_u(s) + f_y(s) + n(s) \quad (۹-۲)$$

مانده در حالت چند جمله ای نیز در صورتی که مدل و فرآیند با هم یکی باشند به صورت زیر ساده می شود:

$$\begin{aligned} r(s) &= A_m(s)[G_p(s)u(s) + G_p(s)f_u(s) + f_y(s) + n(s)] - B_m(s)u(s) \\ &= A_m(s)[f_y(s) + n(s)] + B_m(s)f_u(s) \end{aligned} \quad (۱۰-۲)$$

تعداد مانده ها نیز برابر با تعداد خروجی ها است.

¹ Primary residuals

اگر تنها یک خطا در ورودی یا خروجی رخ دهد برخی از مانده ها از مقدار صفر منحرف می شوند. این امر موجب جداسازی خطاهای افزایشی از یکدیگر می شود.

با توجه به معادله (۲-۱۰) مانده ی چند جمله ای شامل مشتقاتی از سیگنال های ورودی و خروجی است که این امر می تواند مشکلاتی در تحقق و همچنین تقویت سیگنال نویز را منجر شود.

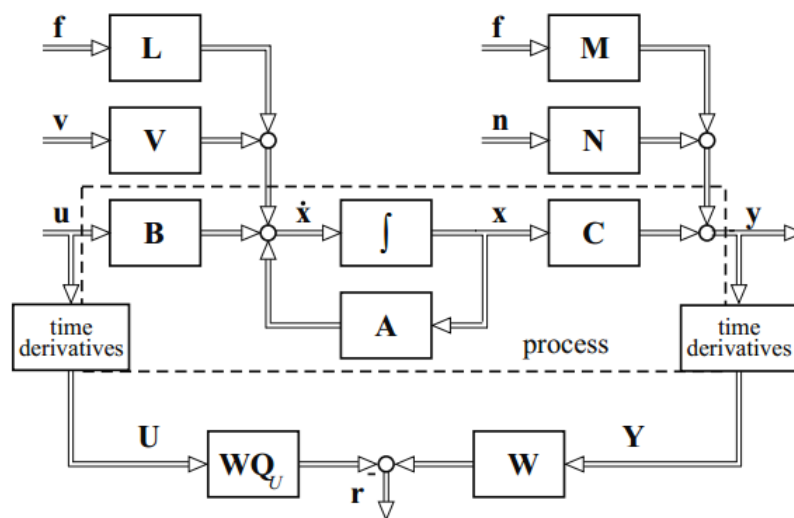
۲-۱-۲- طراحی معادلات برابری با استفاده از فضای حالت:

مطابق شکل (۲-۲)، معادلات فضای حالت یک فرآیند خطی چند ورودی-چند خروجی را که به صورت زیر است در نظر بگیرید:

$$\begin{cases} x'(t) = Ax(t) + Bu(t) + Vv(t) + Lf(t) \\ y(t) = Cx(t) + Nn(t) + Mf(t) \end{cases} \quad (۱۱-۲)$$

که در این رابطه $n(t)$ و $v(t)$ به ترتیب نویز و اغتشاش در خروجی و ورودی می باشند. $f(t)$ خطای افزوده می باشد که شامل خطای افزوده محرک $f_i(t)$ و خطای افزوده حسگر $f_m(t)$ می باشد.

$$f^T(t) = [f_m^T(t) \ f_i^T(t)] \quad (۱۲-۲)$$



شکل (۲-۲) طراحی معادلات برابری بر اساس فضای حالت برای سیستم های پیوسته [۲]

از رابطه ی (۱۱-۲) خواهیم داشت :

$$\begin{aligned} y'(t) &= Cx'(t) + Nn'(t) + Mf'(t) & (13-2) \\ &= CAx(t) + CBu(t) + CVv(t) + CLf(t) + Nn'(t) + Mf'(t) \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} y''(t) &= Cx''(t) + Nn''(t) + Mf''(t) & (14-2) \\ &= CA^2x(t) + CABu(t) + CBu'(t) + CAVv(t) + CVv'(t) + CALf(t) \\ &\quad + CLf'(t) + Nn''(t) + Mf''(t) \end{aligned}$$

با ادامه این روند، یک سری افزونگی در معادلات بدست می آید که با مرتب نمودن این معادلات، رابطه زیر حاصل می شود:

$$Y(t) = Tx(t) + Q_u U(t) + Q_v V(t) + Q_n N(t) + Q_f F(t) \quad (15-2)$$

$$Y(t) = \begin{bmatrix} y(t) \\ y'(t) \\ \vdots \\ y^{(q)}(t) \end{bmatrix} \quad U(t) = \begin{bmatrix} u(t) \\ u'(t) \\ \vdots \\ u^{(q)}(t) \end{bmatrix} \quad V(t) = \begin{bmatrix} v(t) \\ v'(t) \\ \vdots \\ v^{(q)}(t) \end{bmatrix} \quad F(t) = \begin{bmatrix} f(t) \\ f'(t) \\ \vdots \\ f^{(q)}(t) \end{bmatrix} \quad (16-2)$$

$$T = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA^q \end{bmatrix} \quad Q_u = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ CB & 0 & 0 & \dots & 0 \\ CAB & CB & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CA^{(q-1)}B & CA^{(q-2)}B & \dots & CB & 0 \end{bmatrix} \quad (17-2)$$

$$Q_v = \begin{bmatrix} N & 0 & 0 & \dots & 0 \\ CV & N & 0 & \dots & 0 \\ CAV & CV & N & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CA^{(q-1)}V & CA^{(q-2)}V & \dots & CV & N \end{bmatrix} \quad (18-2)$$

$$Q_f = \begin{bmatrix} M & 0 & 0 & \dots & 0 \\ CL & M & 0 & \dots & 0 \\ CAL & CL & M & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CA^{(q-1)}L & CA^{(q-2)}L & \dots & CL & M \end{bmatrix} \quad (19-2)$$

برای یک سیستم از مرتبه n با p ورودی، p_v اغتشاش و r خروجی ابعاد ماتریس ها به شرح زیر می باشد:

- $Y(t)$ ماتریسی $(q+1)r^*1$
- $U(t)$ ماتریسی $(q+1)p^*1$
- T ماتریسی $(q+1)r^*n$
- Q_u ماتریسی $(q+1)r^*(q+1)p$
- Q_v ماتریسی $(q+1)r^*(q+1)p_v$

از آنجا که بردار حالت $x(t)$ واغتشاشی $v(t)$ در رابطه (۲-۱۵) نامعلومند این رابطه را در بردار مولد مانده ی W^T ضرب می نماییم:

$$W^T Y(t) = W^T T x(t) + W^T Q_u U(t) + W^T Q_v V(t) + W^T Q_n N(t) + W^T Q_f F(t) \quad (۲-۲۰)$$

بردار مولد مانده ی W^T را طوری طراحی می کنیم که:

$$W^T T = 0 \quad \text{و} \quad W^T Q_v = 0 \quad (۲-۲۱)$$

بردار مانده را به صورت زیر تعریف می کنیم:

$$r(t) = W^T Y(t) - W^T Q_u U(t) \quad (۲-۲۲)$$

بخشی از پارامترهای ماتریس مولد مانده W^T با استفاده از ماتریس های T و Q_v محاسبه می شوند. از باقی پارامترها می توان در طراحی معادلات برابری مختلف استفاده نمود. با الحاق دو رابطه ی (۲-۲۰) و (۲-۲۲) ساختار داخلی معادلات برابری بدست می آید.

$$r(t) = W^T Q_f F(t) + W^T Q_n N(t) \quad (۲-۲۳)$$

که این رابطه به خوبی نحوه ی تاثیر خطای $F(t)$ و نویز $N(t)$ را بر بردار مانده نشان می دهد. با برقراری رابطه (۲-۲۱) مانده از ورودی مجهول $v(t)$ و حالت های $x(t)$ مستقل می شود. با انتخاب بردارهای مولد مانده ی متفاوت، مانده های متفاوتی بدست می آیند.

با گرفتن تبدیل لاپلاس از رابطه ی (۲-۲۲) خواهیم داشت:

$$Y(s) = \begin{bmatrix} y(s) \\ sy(s) \\ \vdots \\ s^q y(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I \\ sI \\ \vdots \\ s^q I \end{bmatrix} y(s) = L_y(s)y(s) \quad (2-24)$$

$$U(s) = \begin{bmatrix} u(s) \\ su(s) \\ \vdots \\ s^q u(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I \\ sI \\ \vdots \\ s^q I \end{bmatrix} u(s) = L_u(s)u(s)$$

$$r(s) = WL_y(s)y(s) - WQ_uL_u(s)u(s) \quad (2-25)$$

روش گفته شده برای معادلات برابری با استفاده از فضای حالت نیاز به گرفتن مشتقات پیاپی از ورودی ها و خروجی ها دارد. این امر به دلیل وجود نویز در سیستم ایجاد مشکلاتی می نماید. به همین دلیل نسخه ی زمان گسسته ی معادلات برابری نسبت به نسخه ی زمان پیوسته آن مطلوب تر است.

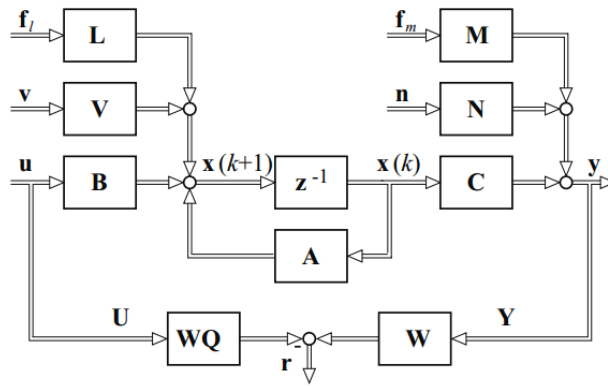
۲-۱-۳ طراحی معادلات برابری زمان گسسته:

در این بخش به بررسی معادلات برابری با استفاده از فضای حالت برای یک سیستم زمان گسسته می پردازیم. پیاده سازی معادلات برابری زمان گسسته نسبت به زمان پیوسته ی آن ساده تر است. مطابق شکل (۲-۳) «شکل (۱۰-۵) مرجع ۲» معادله سیستم به صورت زیر است:

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + Vv(k) + Lf(k) \\ y(k) = Cx(k) + Nn(k) + Mf(k) \end{cases} \quad (2-26)$$

که در این رابطه $N(k)$ و $V(k)$ اغتشاش و نویز غیر قابل اندازه گیری است. $f(k)$ نیز خطای افزوده می باشد که شامل خطای افزوده ورودی و خطای افزوده خروجی می باشد. به منظور سادگی، مدل فضای حالت را بدون خطا و اغتشاش می نویسیم:

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) \\ y(k) = cx(k) \end{cases} \quad (2-27)$$



شکل (۳-۲) طراحی معادلات برای در فضای حالت زمان گسسته [۲]

از رابطه ی (۲۷-۲) می توان نتیجه گرفت:

$$y(k + 1) = CAx(k) + CBu(k) \quad (۲۸-۲)$$

برای زمان نمونه گیری بعدی خواهیم داشت:

$$\begin{aligned} y(k + 2) &= CAx(k + 1) \\ &= CAx(k + 1) + CBu(k + 1) \\ &= CA^2x(k) + CABu(k) + CBu(k + 1) \end{aligned} \quad (۲۹-۲)$$

روابط برای زمان نمونه گیری q ام، $q \leq m$ و مرتبه A ، به صورت زیر می باشد:

$$y(k + q) = CA^q x(k) + CA^{q-1} Bu(k) + \dots + CBu(k + q - 1) \quad (۳۰-۲)$$

حال می توان معادلات افزونه را به کمک جابجایی زمانی روابط بالا و همانند حالت پیوسته محاسبه نمود.

$$Y(k + q) = Tx(k) + QU(k + q) \quad (۳۱-۲)$$

که با q واحد جابجایی زمانی خواهیم داشت:

$$Y(k) = Tx(k - q) + QU(k) \quad (۳۲-۲)$$

$$Y(k) = \begin{bmatrix} y(k-q) \\ y(k-q+1) \\ \vdots \\ y(k) \end{bmatrix} \quad U(k) = \begin{bmatrix} u(k-q) \\ u(k-q+1) \\ \vdots \\ u(k) \end{bmatrix} \quad (33-2)$$

$$T = \begin{bmatrix} C \\ CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA^q \end{bmatrix} \quad Q = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ CB & 0 & 0 & \dots & 0 \\ CAB & CB & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ CA^{(q-1)}B & CA^{(q-2)}B & \dots & CB & 0 \end{bmatrix} \quad (34-2)$$

چون بردار حالت $x(k-q)$ نامعلوم است رابطه (32-2) را در بردار مولد مانده ضرب می کنیم به طوری که شرط زیر برقرار شود:

$$W^T Y(k) = W^T T x(k-q) + W^T Q U(k) \quad (35-2)$$

$$W^T T = 0 \quad (36-2)$$

بردار مانده را به صورت زیر تعریف می کنیم:

$$r(k) = W^T Y(k) - W^T Q U(k) \quad (37-2)$$

تعدادی از پارامترهای ماتریس مولد مانده از رابطه ی (36-2) محاسبه می شوند. باقی پارامترهای این ماتریس به طور دلخواه اختیار می گردند. تعداد دفعات جابجایی زمانی دلخواه می باشد ولی معمولاً $q=n$ « n مرتبه سیستم» انتخاب می شود.

بعد از جایگذاری نویز و خطاها از رابطه (36-2)؛ معادلات برابری به صورت زیر بدست می آید:

$$r(k) = W^T Q_f f(k) + W^T Q_n n(k) \quad (38-2)$$

که Q_f و Q_n ماتریس هایی مانند Q هستند. همان طور که می بینیم مانده ها تنها به خطاهای افزوده و نویز حساس هستند.

در عمل مانده ها به علت نویز و مشتقات زیاد از مدل و فرآیند تغییرات زیادی دارند، برای همین مانده ها را از یک فیلترپایین گذر عبور می دهیم. در مقایسه با روش تابع تبدیل، فضای حالت آزادی عمل بیشتری در محاسبه ماتریس مولد مانده به ما می دهد ولی چون از تاریخچه سیگنال کمتر استفاده می کند، حساسیت بیشتری نسبت به نویز دارد و همچنین حجم محاسبات در فضای حالت نسبت به تابع تبدیل بیشتر است و در کل به سادگی روش تابع تبدیل نیست.

۲-۲-۱- ویژگی های مانده ها:

- در حالت ایده آل، مانده تنها باید از خطاهای محرک و حسگر تأثیر بپذیرد اما بعلت وجود خطای مدل سازی، ورودی نامعلوم یا اغتشاشات در خروجی، مقدار مانده مدام تغییر می کند. برای همین یک سطح آستانه برای مانده ها تعریف می کنیم. بدین معنی که هرگاه مانده ای از سطح آستانه خود تجاوز نمود خطایی رخ داده است. اما تعریف این سطح آستانه مانع از تشخیص خطاهای کوچک می شود. برای حل این مسئله روش های زیر پیشنهاد می شود:

- استفاده از مانده ی افزوده برای خطاهای خاص
- فیلتر نمودن سیگنال های فرکانس بالا مانند نویز از سیگنال های فرکانس پایین (خطاهای افزوده) با کمک فیلتر های پایین گذر
- افزایش حساسیت خطای مانده ها
- حد آستانه تطبیقی بسته به سیگنال های ورودی

تمامی این روش ها به منظور حفظ حساسیت مانده ها نسبت به خطاها و مقاوم نمودن در برابر تاثیرات اغتشاشات می باشد.

۲-۲-۲- تولید مانده ی افزوده:

مانده های بدست آمده از روش های قبل الزاماً منجر به جداسازی خطا نمی شوند. از طرفی روش های فضای حالت آزادی عمل بیشتری در طراحی ماتریس W می دهد. ایده ی مانده ی افزوده بر اساس دادن ویژگی های خاص به بردار مولد مانده است تا تشخیص و جداسازی خطاها بهتر صورت گیرد. یکی از این روش ها، مانده ی ساخت یافته است که در ادامه به بررسی آن خواهیم پرداخت.

۲-۲-۱- مانده ی ساخت یافته:

هدف از طراحی مانده ی ساخت یافته، حساس نمودن هر مانده به بعضی خطاها و غیر حساس نمودن نسبت به بقیه خطاها می باشد یعنی مانده ها فقط از بعضی پارامترها در بردار حالت تأثیر می پذیرند. بنابراین این بردار مانده ی ساخت یافته حداقل مستقل از یکی از خطاها می باشد.

معادله ی خطای چند جمله ای یک فرآیند چند ورودی-چند خروجی با p ورودی و r خروجی مطابق رابطه (۲-۴) به صورت زیر است :

$$r(s) = A_m(s)y_p(s) - B_m(s)u_p(s) \quad (۲-۳۹)$$

برای تولید مانده ی ساخت یافته این رابطه را در بردار مولد مانده ی W ضرب می کنیم:

$$r^*(s) = W(s)[A_m(s)y_p(s) - B_m(s)u_p(s)] \quad (40-2)$$

$$r^*(s) = W(s) \left\{ \begin{bmatrix} A_1(s) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & A_2(s) & & 0 \\ \vdots & 0 & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & & A_r(s) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1(s) \\ y_2(s) \\ \vdots \\ y_r(s) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} B_1(s) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & B_2(s) & & 0 \\ \vdots & 0 & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & & B_p(s) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_1(s) \\ u_2(s) \\ \vdots \\ u_p(s) \end{bmatrix} \right\} \quad (41-2)$$

ماتریس مولد $W(s)$ طوری در این رابطه ضرب می شود که پارامترهای Γ^* نسبت به یکی از سیگنال های محرک یا حسگرها مستقل باشد.

$$W_y(s)A_m(s) = 0 \quad W_u(s)B_m(s) = 0 \quad (42-2)$$

$$W^T = [W_y \quad W_u]$$

بعبارتی

$$\begin{bmatrix} r_1^*(s) \\ r_2^*(s) \\ \vdots \\ r_r^*(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_{y1}^T(s) \\ w_{y2}^T(s) \\ \vdots \\ w_{u1}^T(s) \\ w_{u1}^T(s) \\ \vdots \end{bmatrix} [A_1(s)y_1(s) + A_2(s)y_2(s) + \dots + B_1(s)u_1(s) + B_2(s)u_2(s) + \dots] \quad (43-2)$$

$$W_{y1}^T(s)A_1(s) = 0 \quad \text{مستقل از } y_1(s)$$

$$W_{y2}^T(s)A_2(s) = 0 \quad \text{مستقل از } y_2(s)$$

$$W_{u1}^T(s)B_1(s) = 0 \quad \text{مستقل از } u_1(s)$$

$$W_{u1}^T(s)B_2(s) = 0 \quad \text{مستقل از } u_2(s)$$

به این ترتیب ماتریس مولد مانده طوری طراحی می شود که هر یک از مانده ها را نسبت به ورودی یا خروجی خاصی مستقل می کند .

مثال (۱-۲). معادلات فضای حالت یک موتور DC به شرح زیر است:

$$\begin{cases} u_A(t) = R_A I_A(t) + L_A I_A'(t) + \psi w(t) \\ \psi I_A(t) = jw'(t) + M_f w(t) + M_l(t) \end{cases}$$

$$J=1.9*10^{-3} \quad M_f=.37*10^{-3} \quad R_A=1.53 \quad L_A=6.8*10^{-3} \quad \psi = .34$$

از روابط بالا تبدیل لاپلاس می گیریم:

$$\begin{aligned} 0 &= u_A(s) - R_A I_A(s) - L_A s I_A(s) - \psi w(s) \\ 0 &= \psi I_A(s) - j s w(s) - M_f w(s) - M_l(s) \end{aligned}$$

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} u_A(s) - \begin{bmatrix} R_A + L_A s \\ -\psi \end{bmatrix} I_A(s) - \begin{bmatrix} \psi \\ M_f + j s \end{bmatrix} w(s) - \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} M_l(s)$$

برای تولید مانده ساخت یافته معادله بالا را در ماتریس مولد مانده ضرب می کنیم:

$$r(s) = W(s) \left[\begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} u_A(s) - \begin{bmatrix} R_A + L_A s \\ -\psi \end{bmatrix} I_A(s) - \begin{bmatrix} \psi \\ M_f + j s \end{bmatrix} w(s) - \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} M_l(s) \right]$$

$$w_1^T(s) \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix} = 0 \quad w_1^T(s) = [0 \ 1] \quad u_A \text{ مستقل از } r_1$$

$$w_2^T(s) \begin{bmatrix} R_A + L_A s \\ -\psi \end{bmatrix} = 0 \quad w_2^T(s) = [\psi \ R_A + L_A s] \quad I_A \text{ مستقل از } r_2$$

$$w_3^T(s) \begin{bmatrix} \psi \\ M_f + j s \end{bmatrix} = 0 \quad w_3^T(s) = [M_f + j s \quad -\psi] \quad w \text{ مستقل از } r_3$$

$$w_4^T(s) \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} = 0 \quad w_4^T(s) = [1 \ 0] \quad u_A \text{ مستقل از } r_1$$

پس ماتریس مولد مانده به صورت زیر می باشد:

$$W = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ \psi & R_A + L_A s \\ M_f + j s & -\psi \\ 1 & 0 \end{bmatrix}$$

روابط مانده در حوزه زمان به صورت زیر می باشد:

$$r_1(t) = \psi I_A(t) - j w'(t) - M_f w(t) - M_l(t)$$

$$r_2(t) = \psi u_A(t) - (\psi^2 + R_A M_f) w(t) - (R_A j + L_A M_f) w'(t) - L_A j w''(t) - R_A M_l(t) - L_A M_l'(t)$$

$$r_3(t) = M_f u_A(t) - (R_A M_f + \psi^2) I_A(t) - (M_f L_A + j R_A) I_A'(t) - L_A j I_A''(t) + \psi M_l(t) + j u_A(t)$$

$$r_4(t) = u_A(t) - L_A I_A'(t) - R_A I_A(t) - \psi w(t)$$

برای محاسبه این مانده ها به مشتق مرتبه اول از $u_A(t)$ ، $I_A(t)$ و $w(t)$ و مشتق مرتبه دوم از $I_A(t)$ و $w(t)$ نیاز داریم. برای حل این مساله می توان سیگنال های اندازه گیری شده را از یک فیلتر پایین گذر عبور داد. ایراد دیگر نیاز به دانستن گشتاور بار، M_I ، برای محاسبه مانده های اول تا سوم است.

علامت مانده ها برای خطاهای افزوده مختلف در جدول (۲-۱) و (۲-۲) آمده است.

جدول (۲-۱) علامت مانده ها در شرایط وقوع یک خطا در موتور [۲]dc

Additive sensor faults				
	$+f_{UA}$	$+f_{IA}$	$+f_{\omega}$	$+f_{ML}$
r_1	0	+1	-1	-1
r_2	+1	0	-1	-1
r_3	+1	-1	0	+1
r_4	+1	-1	-1	0

جدول (۲-۲). علامت مانده ها در شرایط وقوع دو خطا به طور همزمان [۲]

Additive sensor faults					
	f_{UA} AND f_{IA}	f_{UA} AND Δf_{ω}	f_{UA} AND f_{ML}	f_{IA} AND f_{ω}	f_{IA} AND f_{ML}
r_1	+1	-1	-1	0	0
r_2	+1	0	0	-1	-1
r_3	0	+1	+1	-1	0
r_4	0	0	+1	-1	-1

بنابراین مانده ها به خوبی خطاهای افزوده U_A ، I_A ، W و تغییرات M_I را از هم جدا می کنند. در حالتی که دو خطای افزوده به طور همزمان رخ دهند علامت مانده ها مطابق جدول (۲-۲) خواهد بود. در مواردی که جداسازی کامل خطاها از یکدیگر تنها با استفاده از علامت مانده ها میسر نباشد می توان برای جداسازی، بحث دامنه سیگنال های مانده را نیز به میان آورد.

مثال (۲-۲). مدل فضای حالت یک موتور DC مغناطیس دائم مطابق [۲۶] به صورت زیر است:

$$\begin{cases} x_1' = x_2 \\ x_2' = 4.438x_3 - 7.396u_2 \\ x_3' = -12x_2 - 24x_3 + 20u_1 \end{cases}$$

برای طراحی مانده از روابط بالا تبدیل لاپلاس می گیریم. پس از انجام محاسبات روابط به صورت زیر خلاصه می شود:

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -s \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} x_1 + \begin{bmatrix} 1 \\ -s \\ -12 \end{bmatrix} x_2 + \begin{bmatrix} 0 \\ 4.438 \\ -s - 24 \end{bmatrix} x_3 + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 20 \end{bmatrix} u_1 + \begin{bmatrix} 0 \\ -7.396 \\ 0 \end{bmatrix} u_2$$

برای تولید مانده ساخت یافته معادله بالا را در ماتریس مولد مانده ضرب می کنیم:

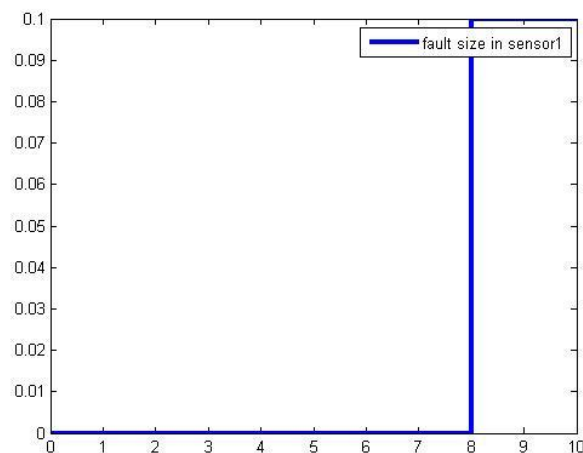
$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = W(s) \left[\begin{bmatrix} -s \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} x_1 + \begin{bmatrix} 1 \\ -s \\ -12 \end{bmatrix} x_2 + \begin{bmatrix} 0 \\ 4.438 \\ -s - 24 \end{bmatrix} x_3 + \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 20 \end{bmatrix} u_1 + \begin{bmatrix} 0 \\ -7.396 \\ 0 \end{bmatrix} u_2 \right]$$

$$w_1^T \begin{bmatrix} -s \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} = 0 \quad w_1^T = [0 \ 0 \ 1] \quad \text{مستقل از } y_1$$

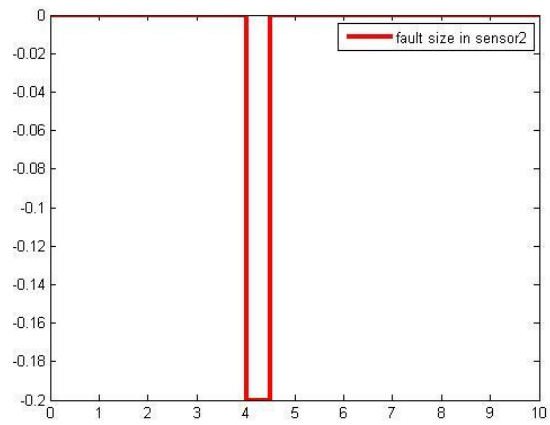
$$w_2^T \begin{bmatrix} 1 \\ -s \\ -12 \end{bmatrix} = 0 \quad w_2^T = [12 \ 0 \ 1] \quad \text{مستقل از } y_2$$

$$r_1(t) = -12x_2 - x_3' - 24x_3 + 20u_1$$

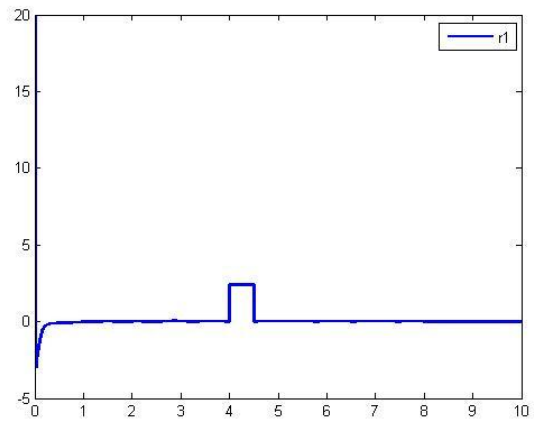
$$r_2(t) = -12x_1' - x_3' - 24x_3 + 20u_1$$



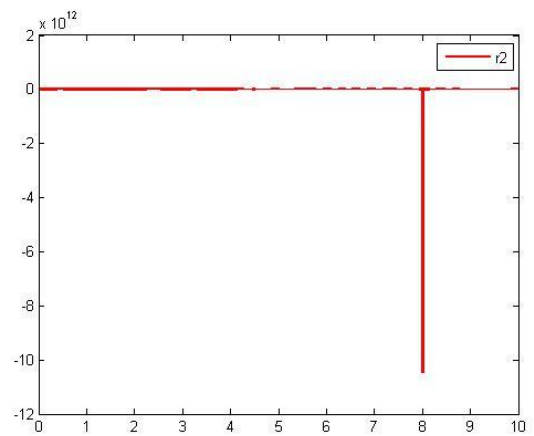
شکل (۲-۴). اندازه ی خطا در خروجی اول



شکل (۲-۵). اندازه خطا در خروجی دوم



شکل (۲-۶). مانده ی اول



شکل (۲-۷). مانده ی دوم

اگر خطایی در خروجی اول رخ دهد، مانده ی اول بی تغییر باقی می ماند ولی مانده ی دوم تغییر می کند. همچنین اگر خطایی در خروجی دوم رخ دهد، مانده ی دوم بی تغییر باقی مانده، ولی مانده ی اول تغییر می کند.

۲-۳- تشخیص خطا با استفاده از مشاهده گر حالت:

مشاهده گر حالت، متغیرهای حالت را بر اساس اندازه گیری سیگنال متغیرهای خروجی و کنترل برآورده می کند. با اینکه تئوری تخمین متغیرهای حالت با انگیزه ی استفاده در فیدبک حالت بسط داده شده است، اما استفاده از این تئوری به این کاربرد محدود نشده و امروزه در بسیاری از کاربردهای مهندسی نظیر پیش بینی وقوع خطا و جبران سازی آن مورد استفاده قرار گرفته است. در بحث مشاهده گر، سیستم باید مشاهده پذیر باشد در غیر اینصورت طراحی مشاهده گر حالت برای آن میسر نمی باشد [۲۵].

۲-۳-۱- مشاهده گرهای حالت:

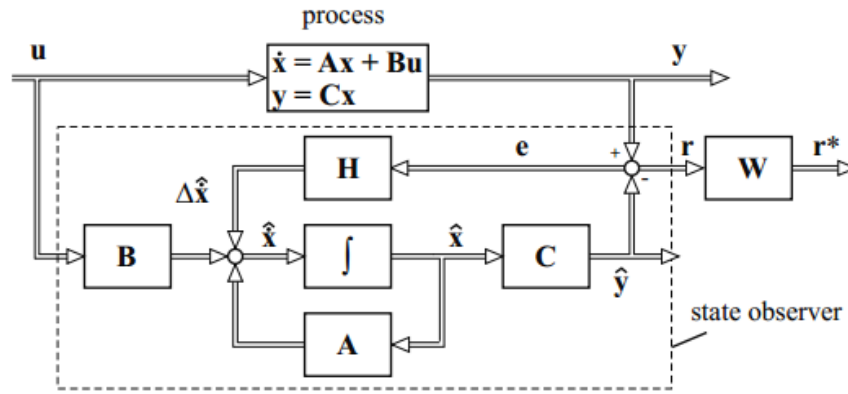
سیستم خطی چند ورودی-چند خروجی زیر را در نظر بگیرید:

$$\begin{cases} x'(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y = Cx(t) \end{cases} \quad (۲-۴۴)$$

مشاهده گر حالت با فرض معلوم بودن ساختار و پارامترهای مدل، متغیرهای حالت غیر قابل اندازه گیری را بر اساس سیگنال متغیرهای خروجی و کنترل برآورده می کند. شکل (۲-۸) ساختار کلی رویترگر حالت به صورت زیر است:

$$\begin{cases} \hat{x}'(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + He(t) \\ e(t) = y(t) - C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (۲-۴۵)$$

در این روابط ماتریس H ماتریس بهره ی مشاهده گر می باشد.



شکل (۸-۲). فرآیند و مشاهده گر حالت [۲]

از رابطه ی (۴۵-۲) خواهیم داشت:

$$\begin{aligned}\hat{x}'(t) &= A\hat{x}(t) + Bu(t) + H(y(t) - C\hat{x}(t)) \\ &= (A - HC)\hat{x}(t) + Bu(t) + Hy(t)\end{aligned}\quad (۴۶-۲)$$

خطای حالت را نیز به صورت زیر تعریف می کنیم:

$$\tilde{x}' = x'(t) - \hat{x}'(t) \quad (۴۷-۲)$$

با جایگذاری (۴۴-۲) در (۴۶-۲) خواهیم داشت:

$$\begin{aligned}\tilde{x}' &= x'(t) - \hat{x}'(t) = (Ax(t) + Bu(t)) - (A\hat{x}(t) + Bu(t) + He(t)) \\ &= (A - HC)\tilde{x}(t)\end{aligned}\quad (۴۸-۲)$$

بنابراین خطای حالت با انتخاب صحیح ماتریس بهره ی مشاهده گر، H، به طور مجانبی به سمت صفر میل خواهد کرد.

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \tilde{x}(t) = 0 \quad (۴۹-۲)$$

مقادیر ویژه ی مطلوب معادله ی مشخصه باید به نحوی انتخاب شوند که سرعت مشاهده گر حالت حداقل ۲ تا ۵ برابر سرعت سیستم حلقه بسته باشد [۲۵].

۲-۳-۲- خطاهای افزوده:

حال فرض کنیم که سیستم مطابق شکل (۹-۲) تحت تاثیر اغتشاش $v(t)$ ، نویز $n(t)$ و خطای افزوده محرک و حسگر $f_{m(t)}$ و $f_{l(t)}$ قرار بگیرد.

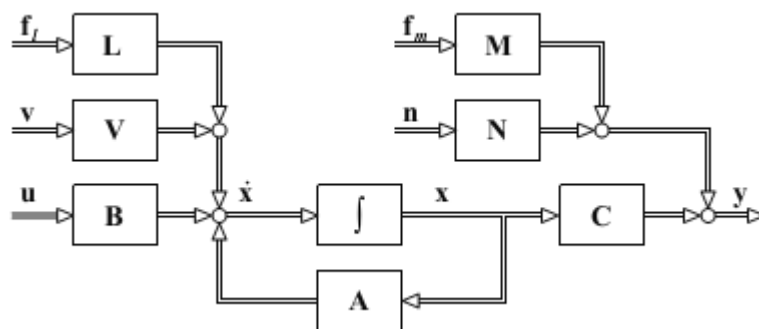
$$\begin{cases} x'(t) = Ax(t) + Bu(t) + Vv(t) + Lf_l(t) \\ y(t) = Cx(t) + Nn(t) + Mf_m(t) \end{cases} \quad (۵۰-۲)$$

که L و M ماتریس های خطا هستند. با جایگذاری این مدل فرآیند در معادله (۲-۴۶)، معادله مشاهده گر، خواهیم داشت:

$$\tilde{x}'(t) = (A - HC)\tilde{x}(t) + Vv(t) + Lf_l(t) - HNn(t) - HMf_m(t) \quad (۵۱-۲)$$

و همچنین

$$e(t) = y(t) - C\hat{x}(t) = C\tilde{x}(t) + Nn(t) + Mf_m(t) \quad (۵۲-۲)$$



شکل (۹-۲). فرآیند چند متغیره با اغتشاش و نویز v و n و خطای افزوده $f_{l(t)}$ و $f_{m(t)}$ [۲]

بعد از اینکه انحراف حالت اولیه $(x(0) - \hat{x}(0))$ به طور مجانبی صفر شد، خطای حالت \tilde{x}' و خطای خروجی $e(t)$ به اغتشاش $v(t)$ ، $n(t)$ و خطاهای $f_{m(t)}$ و $f_{l(t)}$ وابسته می شوند. خطای خروجی $e(t) = r(t)$ را به عنوان مانده تعریف می کنیم. مانده در حالتی که هیچ خطا یا اغتشاش یا نویزی در سیستم نباشد صفر است و هنگامی که یکی از این موارد در سیستم وارد شود مانده از مقدار صفر منحرف شده و دیگر صفر نخواهد بود. همچنین همان طور که می بینیم مانده به سیگنال ورودی $u(t)$ وابسته نیست.

از رابطه ی (۲-۴۶) تبدیل لاپلاس می گیریم:

$$(sI - A + HC)\hat{x}(s) = Bu(s) + Hy(s) \quad (53-2)$$

$$\hat{x}(s) = (sI - A + HC)^{-1}(Bu(s) + Hy(s)) \quad (54-2)$$

با جایگذاری این رابطه در رابطه (۴۵-۲) خواهیم داشت:

$$r(s) = e(s) = -C(sI - A + HC)^{-1}Bu(s) + (I - C(sI - A + HC)^{-1}H)y(s) \quad (55-2)$$

که این رابطه تبدیل لاپلاس مانده با کمک مشاهده گر حالت می باشد.

رابطه (۵۱-۲) و (۵۲-۲) تاثیر خطاها را $\tilde{x}'(t)$ و $e(t)$ نشان می دهد. با اعمال خطاهای افزوده محرک و حسگر به این روابط خواهیم داشت:

$$r(s) = e(s) = C(sI - (A - HC))^{-1}(Lf_l(s) - HMf_m(s)) + Mf_m(s) \quad (56-2)$$

خطاهای افزوده محرک و حسگر f_l و f_m بر مانده با دینامیک مشاهده گر $(sI - (A - HC))^{-1}$ تاثیر می گذارند در حالی که خطای افزوده حسگر f_m به طور مستقیم هم با مانده جمع می شود. حالت ماندگار مانده زمانی که برای مثال خطای پله f_{l0} و f_{m0} به سیستم اعمال شوند به صورت زیر است:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} r(t) = e(t) = e(s=0) = C(HC - A)^{-1}[Lf_{l0} - HMf_{m0}] + Mf_{m0} \quad (57-2)$$

بنابراین خطای محرک و حسگر باعث ایجاد یک انحراف دائمی ثابت^۱ در $r(t)$ می شوند.

۴-۲- جداسازی خطاها با استفاده از مشاهده گر حالت:

همانطور که دیدیم وقتی خطایی در سیستم رخ دهد مطابق معادله (۵۶-۲)، مانده از مقدار صفر منحرف می شود. به منظور جداسازی خطاها از هم در فرآیندهای چند ورودی- چند خروجی همانند روش معادلات برابری از مانده های افزوده استفاده می کنیم.

یکی از روش های جداسازی خطاها با کمک مشاهده گر، استفاده از مشاهده گرهای اختصاصی «بانک مشاهده گرها» می باشد.

¹ Constant remaining offset

۲-۴-۱- بانک مشاهده گر ها (مشاهده گرهای اختصاصی):

یکی از راه های جداسازی خطاها از هم استفاده از مشاهده گرهایی با ورودی و خروجی های متفاوت از یکدیگر می باشد. مشاهده گری که از ورودی یا خروجی خاصی استفاده نمی کند خطاهای این ورودی یا خروجی خاص را نشان نمی دهد. این روش برای جداسازی خطاهای افزوده در حسگر به صورت زیر استفاده می شود:

$$y = Cx + Mf_m \quad (۵۸-۲)$$

$$f_m^T = [f_{m1} \ f_{m2} \ \dots \ f_{mr}]$$

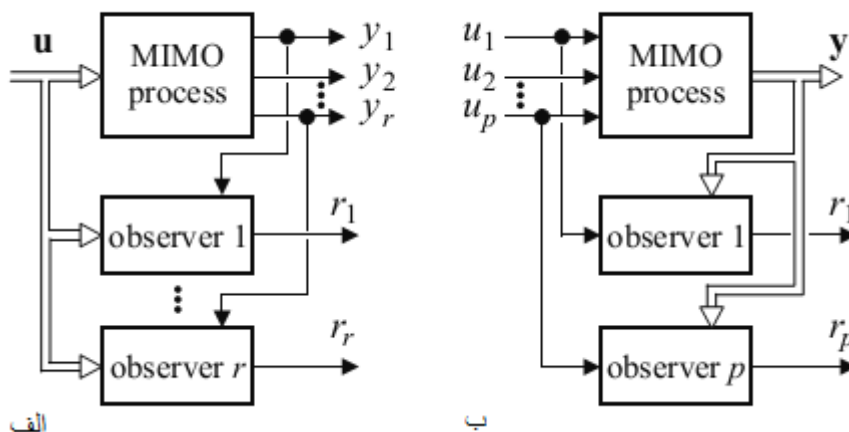
برای این منظور مطابق شکل (۲-۱۰-الف) از یک بانک مشاهده گر استفاده می کنیم. بدین صورت که تمام مشاهده گرها از تمام ورودی های سیستم استفاده می کنند ولی تنها از یک خروجی استفاده می کنند.

$$y_i = C_i^T x + f_{mi} \quad (۵۹-۲)$$

و رابطه ی هر مشاهده گر (۲-۴۶) و مانده آن به صورت زیر می باشد:

$$\hat{x}' = [A - h_i C_i^T] \hat{x} + Bu + h_i y_i \quad (۶۰-۲)$$

$$r_i = y_i - C^T \hat{x}$$



شکل (۲-۱۰). بانک مشاهده گر ها(مشاهده گرهای اختصاصی): (الف) تمام ورودی ها، یک خروجی (ب) یک ورودی، تمام خروجی ها [۲]

بدین ترتیب ، در صورتی که خطایی در خروجی kام رخ دهد تنها مانده ی kام تحت تاثیر این خطاها قرار می گیرد و باقی مانده ها همچنان صفر خواهند بود و در نتیجه جداسازی خطاها میسر می شود.

می توانیم همین روند را برای جداسازی خطاها در ورودی ها نیز اعمال کنیم. مطابق شکل (۲-۱۰-ب) تمام مشاهده گرها از تمام خروجی ها استفاده می کنند ولی هریک تنها از یک ورودی استفاده می کند. بانک مشاهده گر را می توان بدین صورت گسترش داد که تمام مشاهده گرها از تمام ورودی و خروجی ها به جز ورودی یا خروجی خاصی استفاده کنند.

۲-۵-۱- نتایج شبیه سازی ها:

در این قسمت برای نشان دادن عملکرد ۲ روش معادلات برابری و مشاهده گر حالت در تشخیص و جداسازی خطای حسگرها، این ۲ روش را بر روی یک سیستم جت اعمال می کنیم.

مدل فضای حالت این سیستم جت مطابق [۲۰] بصورت زیر است:

$$A = \begin{bmatrix} -0.00558 & -0.9968 & 0.0802 & 0.0415 \\ 0.598 & -0.115 & -0.0318 & 0 \\ -3.05 & 0.388 & -0.465 & 0 \\ 0 & 0.805 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad B = \begin{bmatrix} 0.0073 & 0 \\ -0.475 & 0.0077 \\ 0.153 & 0.143 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad D = \begin{bmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$$

در این سیستم u_1 و u_2 به ترتیب میزان انحراف سکان^۱ و پره ی بال هواپیما^۲ بر حسب درجه است. خروجی های سیستم نیز زاویه دوران هواپیما حول محور قائم و محور طولی آن هستند. برای تشخیص و جداسازی خطای حسگر به کمک روش معادلات برابری ساخت یافته از دو مانده r_1 و r_2 استفاده می کنیم. اگر هریک از دو مانده ی r_1 یا r_2 از مقدار آستانه ی خود تجاوز کنند نشان از وجود خطا در حسگرهای خروجی سیستم است.

برای این منظور ماتریس مولد مانده را طوری طراحی می کنیم که نسبت به خطای حسگرهای خروجی یک و دو مستقل باشند (r_1 مستقل از خطای حسگر خروجی اول و r_2 مستقل از خطای حسگر خروجی دوم):

¹ Rudder deflection
² aileron

$$W = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 2.569 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

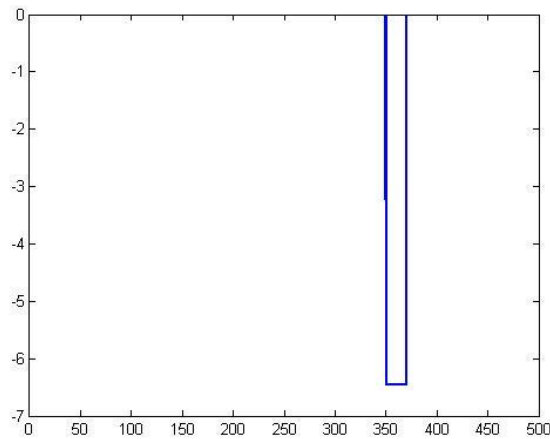
با پیشنهاد این ماتریس مولد مانده، Γ_1 و Γ_2 بصورت زیر محاسبه می شوند:

$$r_1(t) = -7.89x_1 - 1.1145x_3 + .0415x_4 - x'_1 - 2.57x'_3 + .4u_1 + .367u_2$$

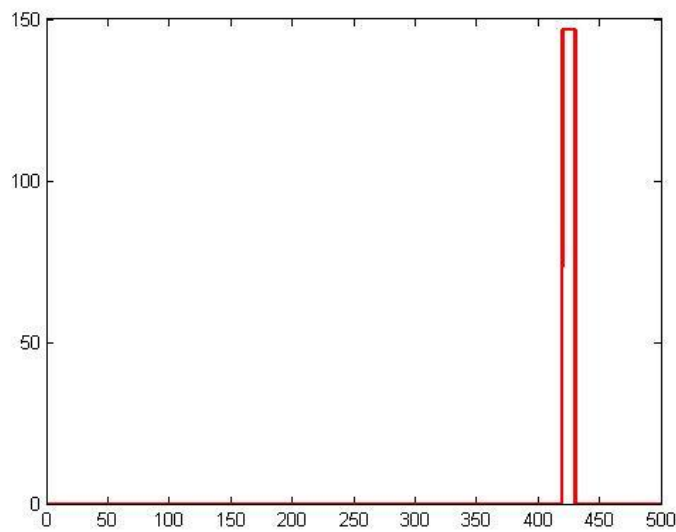
$$r_2(t) = .598x_1 - .115x_2 - .0318x_3 - x'_2 - .475u_1 + .0077u_2$$

با این فرض که خطای حسگر اول و دوم به ترتیب به صورت نشان داده شده در شکل (۲-۱۱) و شکل (۲-۱۲)

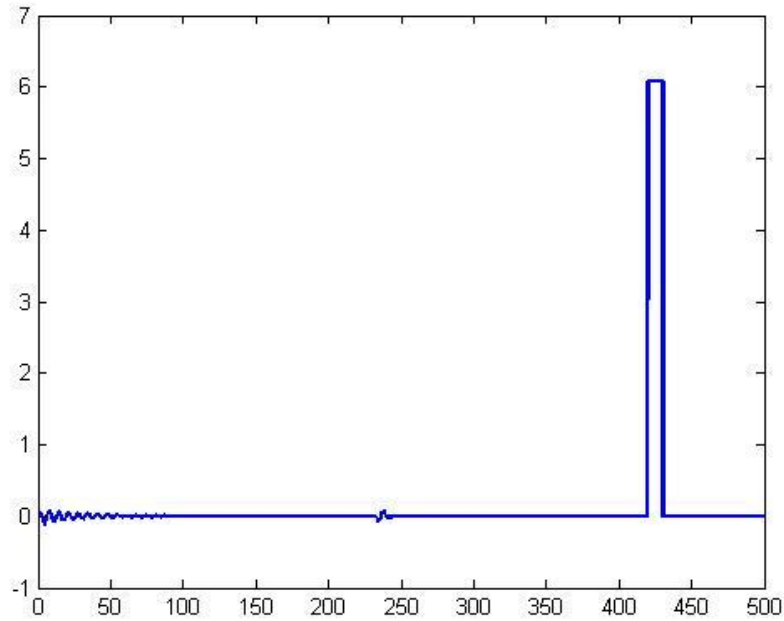
(۱۲) رخ دهند دو مانده ی Γ_1 و Γ_2 بترتیب در شکل (۲-۱۳) و شکل (۲-۱۴) نشان داده شده اند.



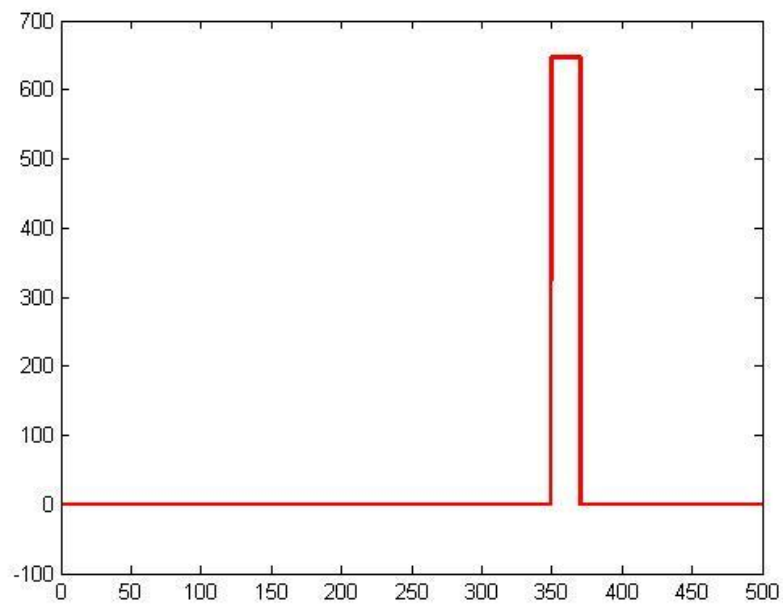
شکل (۲-۱۱). اندازه ی خطا در خروجی اول سیستم جت



شکل (۲-۱۲). اندازه ی خطا در خروجی دوم سیستم جت



شکل (۲-۱۳). مقدار مانده ی اول (I_1) روش معادلات برابری برای سیستم جت



شکل (۲-۱۴). مقدار مانده دوم (I_2) روش معادلات برابری برای سیستم جت

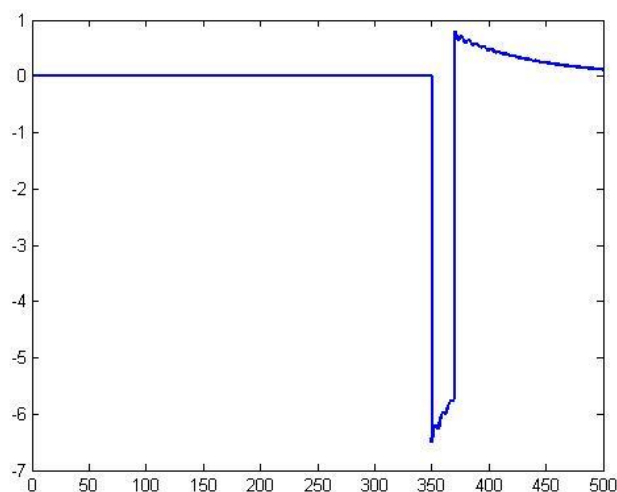
برای تشخیص و جداسازی خطا با کمک رویت گر حالت نیز از ۲ رویت گر مستقل از هم استفاده می کنیم. به طوری که رویت گر اول مستقل از خطای حسگر خروجی دوم و رویت گر دوم مستقل از خطای حسگر خروجی اول می باشد.

مشاهده گر اول از دو ورودی سیستم و خروجی اول استفاده می کند. مشاهده گر دوم نیز از دو ورودی سیستم و خروجی دوم استفاده می کند. این امر باعث می شود که مشاهده گر اول نسبت به خطای افزوده در حسگر خروجی دوم و مشاهده گر دوم نیز نسبت به خطای افزوده در حسگر خروجی اول مستقل شوند و این امر جدا سازی خطای افزوده در حسگرهای دو خروجی را میسر می سازد.

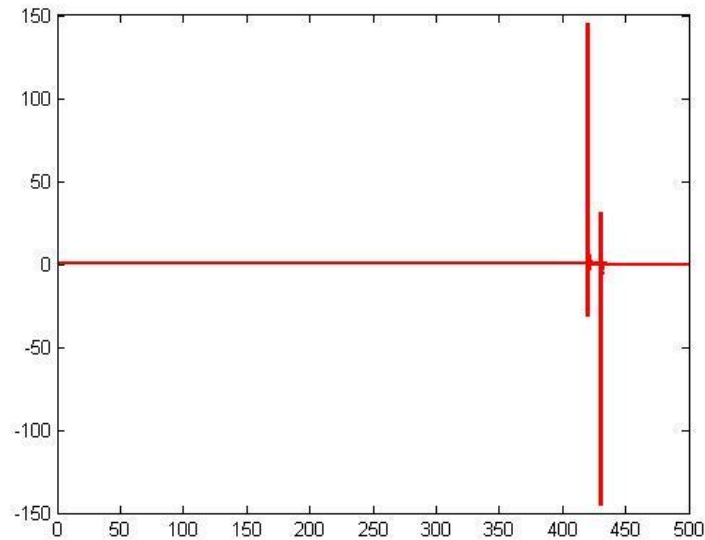
باید قطب های هر دو مشاهده گر سریع تر از قطب های سیستم باشد. برای این منظور قطب های هر دو مشاهده گر را در $(s + 3)^4$ قرار داده ایم. ماتریس بهره ی مشاهده گر اول، H_1 ، و مشاهده گر دوم، H_2 ، به صورت زیر است:

$$H_1 = \begin{bmatrix} 67.5 \\ 11.3642 \\ -212.6 \\ -357 \end{bmatrix} \quad H_2 = \begin{bmatrix} -28.97 \\ 4.5 \\ 45.46 \\ 11.36 \end{bmatrix}$$

با فرض اینکه خطاهای رخ داده در سیستم مانند خطاهای رخ داده در روش معادلات برابری باشد، دو مانده ی I_1 و I_2 بترتیب در شکل (۲-۱۵) و شکل (۲-۱۶) نشان داده شده اند.



شکل (۲-۱۵). مقدار مانده ی اول (I_1) روش مشاهده گر حالت برای سیستم جت



شکل (۲-۱۶). مقدار مانده ی دوم (I_2) روش مشاهده گر حالت برای سیستم جت

۲-۵-۲- مقایسه دو روش تشخیص خطا با استفاده از معادلات برابری و مشاهده گر حالت:

همان طور که در قسمت های قبل اشاره شد، هر دو روش معادلات برابری و مشاهده گر بر پایه مدل می باشند. در ادامه ویژگی های هر یک از این دو روش را به اختصار ذکر خواهیم کرد :

ویژگی های تشخیص خطا با استفاده از روش معادلات برابری :

- مدل سیستم باید مشخص بوده و اختلاف رفتار بین مدل سیستم و فرآیند واقعی کم باشد.
- برای تشخیص خطای افزوده مناسب است.
- خطاهای ناگهانی در سیستم را به سرعت نشان می دهد.
- حجم محاسبات کم.
- در صورت تعریف حد آستانه، بعضی خطاها با دامنه ی کم در این روش قابل تشخیص نخواهند بود.

ویژگی های تشخیص خطا با استفاده از روش مشاهده گر حالت :

- مدل سیستم در این روش نیز باید مشخص باشد و اختلاف بین مدل سیستم و فرآیند واقعی کم باشد.

- برای تشخیص خطای افزوده مناسب است.

- خطای ناگهانی در سیستم را به سرعت نشان می دهد.

- حجم محاسبات بیشتری چه در مرحله طراحی ماتریس بهره و چه در طول محاسبه ی مانده ها نسبت به روش معادلات برابری دارد.

روش معادلات برابری و مشاهده گر از لحاظ عملکرد به هم شباهت زیادی دارند ولی طراحی و اجرای معادلات برابری ساده تر از مشاهده گر می باشد. هر دو روش برای تشخیص و جدا سازی خطای افزوده در سیستم مناسب هستند ولی این دو روش عموماً در تشخیص و جداسازی خطاهای اجزا (مثلاً تغییر در پارامترهای سیستم) چندان مناسب نیستند [۲].

فصل سوم:

شبکه های عصبی

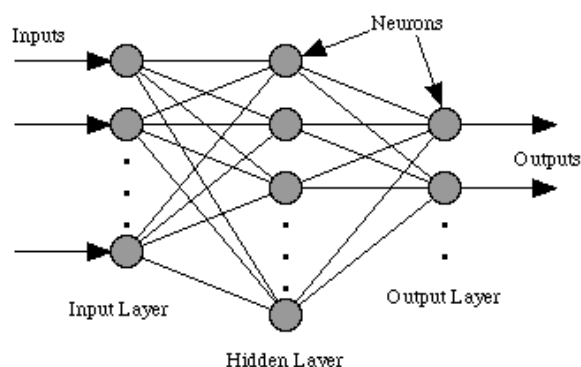
شبکه های عصبی از عناصر عملیاتی ساده ای ساخته می شوند که به صورت موازی در کنار هم عمل می کنند. این عناصر از سیستم های عصبی زیستی الهام گرفته شده اند. در طبیعت عملکرد شبکه های عصبی از طریق نحوه ی اتصال بین اجزا تعیین می شود. بنابراین ما می توانیم یک ساختار مصنوعی به تبعیت از شبکه های عصبی بسازیم و با تنظیم مقادیر هر اتصال، تحت عنوان وزن اتصال، نحوه ارتباط بین اجزای آن را تعیین نماییم. شبکه های عصبی مصنوعی دارای تاریخی ۵۰ ساله است. اما کاربرد آنها در مسائل عملی به ۳۵ سال گذشته برمی گردد و این زمینه هم اکنون به سرعت در حال پیشرفت است [۲۴].

در این فصل به بررسی روند طراحی و آموزش شبکه های عصبی پیشرو چند لایه^۱ و شبکه های عصبی بازگشتی المن خواهیم پرداخت.

۳-۱-۱- شبکه های عصبی پیشرو چند لایه

شبکه های عصبی پیشرو چند لایه یکی از محبوب ترین نوع شبکه های عصبی پیشخور^۲ می باشد [۲۱].

ساختار کلی این شبکه عصبی در شکل (۳-۱) آمده است.



شکل (۳-۱). ساختار شبکه عصبی پیشرو چند لایه

در این شکل n_1 نرون در لایه ورودی، n_2 نرون در لایه پنهان و n_3 نرون در لایه خروجی استفاده شده است.

¹ Multi-layer feedforward perceptron neural network

² Multi-layer feedforward neural networks

با توجه به شکل (۱-۳) معادلات ورودی خروجی برای این شبکه عصبی به صورت زیر است:

$$\text{neuron}_i^1: \quad \text{net}_i^1 = v_i = \sum_{j=0}^{n_0} w_{ij}^1 u_j \quad , \quad x_0 = 1 \quad (1-3)$$

$$o_i^1 = f(\text{net}_i^1)$$

$$\text{net}_i^2 = \sum_{j=0}^{n_0} w_{ij}^2 o_j^1 \quad , \quad o_0^1 = 1 \quad (2-3)$$

$$y_i = o_i^2 = g(\text{net}_i^2)$$

که در این روابط O_i^1 بیانگر خروجی نرون i ام از لایه اول و O_i^2 بیانگر خروجی نرون i ام از لایه فعال دوم می باشد. w_{ij}^1 و w_{ij}^2 نیز به ترتیب وزن های بین ورودی و لایه پنهان، لایه پنهان و خروجی ها می باشد. f و g نیز توابع فعال سازی می باشند.

۳-۱-۲- آموزش شبکه های عصبی پیشرو چند لایه :

مطابق [۲۱]، آموزش شبکه های عصبی پیشرو چند لایه، براساس گرادیان نزولی و حداقل مربعات خطا به صورت زیر می باشد:

تابع هزینه را به صورت زیر تعریف می کنیم:

$$E(k) = \frac{1}{2} (y_d(k) - y(k))^2 \quad (3-3)$$

که $y_d(k)$ مقدار مطلوب خروجی شبکه می باشد. وزن های شبکه عصبی لایه دوم و اول را به ترتیب در هر لحظه مطابق روند زیر اصلاح می کنیم:

$$\frac{\partial E_k}{\partial w_i^2(k-1)} = -(y_d(k) - y(k)) \frac{\partial y(k)}{\partial w_i^2(k-1)} = -(y_d(k) - y(k)) o_i^1(k) \quad (4-3)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_k}{\partial w_i^1(k-1)} &= -\frac{\partial E_k}{\partial y(k)} \cdot \frac{\partial y(k)}{\partial o_i^1(k)} \cdot \frac{\partial o_i^1(k)}{\partial v_i(k)} \cdot \frac{\partial v_i(k)}{\partial w_i^1(k-1)} \\ &= -(y_d(k) - y(k)) w_i^2(k-1) f_{vi} u(k) \end{aligned} \quad (5-3)$$

که f_{vi} مشتق f نسبت به v_i است. اصلاح وزن ها در روش گرادیان نزولی به صورت زیر می باشد:

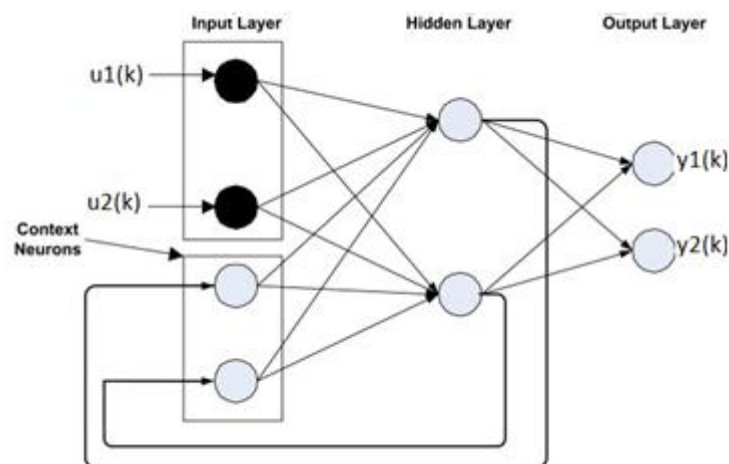
$$\Delta w = -\zeta \frac{\partial E_k}{\partial w} \quad 0 < \zeta < 1 \quad (6-3)$$

$$w(k) = w(k-1) + \Delta w \quad (7-3)$$

در این روابط ζ نرخ آموزش می باشد.

۳-۲- شبکه های عصبی المن:

شبکه های عصبی المن از نوع شبکه های بازگشتی محسوب می شود. شبکه عصبی المن یک شبکه پس انتشار ۲ لایه به همراه یک پسخورد از خروجی لایه مخفی به ورودی لایه مخفی می باشد. این پسخورد به شبکه در تشخیص الگوهای زود گذر^۱ و وابسته به زمان کمک می کند. در نرم افزار متلب، شبکه های المن با تابع newelm قابل اجرا می باشند [۲۴]. این شبکه ۲ لایه در شکل (۳-۲) نشان داده شده است.



شکل (۳-۲). ساختار شبکه عصبی المن

در این شکل $u(k)$ و $y(k)$ به ترتیب ورودی ها و خروجی های شبکه می باشند. اتصالات خاص بین لایه ها ، به شبکه توانایی تخمین هر تابعی با تعداد محدود ناپیوستگی را می دهد. برای این منظور شبکه باید در لایه مخفی از تعداد نورون های کافی برخوردار باشد. استفاده از نورون های بیشتر در این لایه باعث منطبق شدن بهتر آن بر تابع مورد نظر می شود. باید به این نکته توجه کرد که تفاوت اصلی این شبکه ها با شبکه های دو لایه معمول در پسخورد موجود در ساختار آنها می باشد. همانطور که در شکل (۳-۲) مشخص

¹ Temporal patterns

است به این پسخورد لایه زمینه^۱ می گویند. تاخیر موجود در این پسخورد اطلاعات مربوط به گام قبلی را در گام فعلی در اختیار شبکه قرار می دهد. بنابراین اگر ۲ شبکه المن متفاوت با وزن ها و بایاس های یکسان داشته باشیم که به آنها در یک گام زمانی مشخص، ورودی مشخصی داده شود باز هم خروجی ها می تواند متفاوت باشد و این مسئله به خاطر تفاوت در حالت های پسخوردی است [۲۴].

روابط بین لایه ها در شبکه عصبی المن نشان داده شده در شکل (۳-۲) به صورت زیر می باشد:

$$v_i(k) = \sum_{j=1}^n w_{ij}^x(k-1) x_j^c(k) + w_i^u(k-1) u(k) \quad (۸-۳)$$

(۹-۳)

$$x_j(k) = f(v_j)$$

$$x_j^c(k) = x_j(k-1) \quad (۱۰-۳)$$

$$y(k) = \sum_{i=1}^n w_i^y(k-1) x_i(k) \quad (۱۱-۳)$$

که در این روابط $w_i^u(\bullet)$ ، $w_{ij}^x(\bullet)$ و $w_i^y(\bullet)$ و $i=1,2,\dots,n$ و j به ترتیب وزن های بین ورودی ها و لایه پنهان، لایه بازگشتی و لایه پنهان، لایه پنهان و خروجی ها می باشند. f نیز یک تابع فعال سازی می باشد که معمولاً تابع سیگموئید است.

۳-۲-۱- آموزش شبکه عصبی المن:

در [۲۲]، آموزش شبکه های عصبی المن بر اساس گرادیان نزولی و حداقل مربعات خطا به صورت زیر پیشنهاد شده است:

تابع هزینه را به صورت زیر تعریف می کنیم:

$$E(k) = \frac{1}{2} (y_d(k) - y(k))^2 \quad (۱۲-۳)$$

که $y_d(k)$ مقدار مطلوب خروجی شبکه می باشد. وزن های شبکه عصبی را در هر لحظه مطابق روند زیر اصلاح می کنیم:

¹ Context layer (context unit)

$$\frac{\partial E_k}{\partial w_i^y(k-1)} = -(y_d(k) - y(k)) \frac{\partial y(k)}{\partial w_i^y(k-1)} = -(y_d(k) - y(k)) x_i(k) \quad (۱۳-۳)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_k}{\partial w_i^u(k-1)} &= -\frac{\partial E_k}{\partial y(k)} \cdot \frac{\partial y(k)}{\partial x_i(k)} \cdot \frac{\partial x_i(k)}{\partial v_i(k)} \cdot \frac{\partial v_i(k)}{\partial w_i^u(k-1)} \\ &= -(y_d(k) - y(k)) w_i^y(k-1) f_{vi} u(k) \end{aligned} \quad (۱۴-۳)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_k}{\partial w_{ij}^x(k-1)} &= -\frac{\partial E_k}{\partial y(k)} \cdot \frac{\partial y(k)}{\partial x_i(k)} \cdot \frac{\partial x_i(k)}{\partial w_{ij}^x(k-1)} \\ &= -(y_d(k) - y(k)) w_i^y(k-1) \frac{\partial x_i(k)}{\partial w_{ij}^x(k-1)} \end{aligned} \quad (۱۵-۳)$$

در این روابط f_{vi} مشتق f نسبت به v_i می باشد.

$$\begin{aligned} \frac{\partial x_i(k)}{\partial w_{ij}^x(k-1)} &= \frac{\partial x_i(k)}{\partial v_i(k)} \cdot \frac{\partial v_i(k)}{\partial w_{ij}^x(k-1)} = f_{vi} \frac{\partial v_i(k)}{\partial w_{ij}^x(k-1)} \\ &= f_{vi} \{x_j(k-1) + \sum_{l=1}^n w_{il}^x(k-1) \frac{\partial x_l(k-1)}{\partial w_{ij}^x(k-1)}\} \end{aligned} \quad (۱۶-۳)$$

اصلاح وزن ها در روش گرادیان نزولی به صورت زیر است:

$$\Delta w = -\eta \frac{\partial E_k}{\partial w} \quad (۱۷-۳)$$

پس می توان آموزش شبکه عصبی المن را به صورت زیر ساده نمود:

$$v_i(k) = \sum_{j=1}^n w_{ij}^x(k-1) x_j^c(k) + w_i^u(k-1) u(k) \quad (۱۸-۳)$$

$$x_j(k) = f(v_i) \quad (۱۹-۳)$$

$$y(k) = \sum_{i=1}^n w_i^y(k-1) x_i(k) \quad (۲۰-۳)$$

الگوریتم آموزش:

$$\Delta w_i^y(k) = \eta (y_d(k) - y(k)) x_i(k) \quad (۲۱-۳)$$

$$\Delta w_i^u(k) = \eta (y_d(k) - y(k)) w_i^y(k-1) f_{vi} u(k) \quad (۲۲-۳)$$

$$\Delta w_{ij}^x(k) = \eta (y_d(k) - y(k)) w_i^y(k-1) \frac{\partial x_i(k)}{\partial w_{ij}^x(k-1)} \quad (۲۳-۳)$$

$$\frac{\partial x_i(k)}{\partial w_{ij}^x(k-1)} = f_{vi} \left\{ x_j(k-1) + \sum_{l=1}^n w_{il}^x(k-1) \frac{\partial x_l(k-1)}{\partial w_{ij}^x(k-2)} \right\} \quad (24-3)$$

$$f_{vi} = \frac{\partial f}{\partial v_i} = (1 - f^2(v_i)) \quad (25-3)$$

$$\frac{\partial x_i(k-1)}{\partial w_{ij}^x(k-2)} = f_{vi} \sum_{m=1}^n w_{jm}^x(k-2) \frac{\partial x_m(k-2)}{\partial w_{ij}^x(k-3)} \quad (26-3)$$

اگر $w^x(k-2)$ و $x(k-1)$ از هم مستقل در نظر گرفته شوند روابط (24-3) و (23-3) به صورت زیر

ساده می شوند:

$$\frac{\partial x_i(k)}{\partial w_{ij}^x(k-1)} = f_{vi} x_j(k-1) \quad (27-3)$$

$$\Delta w_{ij}^x(k) = \eta (y_d(k) - y(k)) w_i^y(k-1) f_{vi} x_j(k-1) \quad (28-3)$$

فصل چهارم:

تشخیص خطا

۴-۱- تشخیص خطا:

همزمان با پیشرفت و پیچیده تر شدن سیستم های کنترل مسائل مربوط به قابلیت اطمینان و ایمنی این سیستم ها اهمیت ویژه ای پیدا می کنند. از آنجایی که هیچ سیستمی نمی تواند تحت شرایط مختلف و متغیر کاری کیفیت عملکرد خود را تضمین کند تشخیص و جدا سازی خطا در سریع ترین زمان ممکن، امری حیاتی و ضروری به نظر می رسد. برای این منظور از روشهای تشخیص و جداسازی خطا برای جلوگیری از خسارات قابل توجه به تجهیزات و البته حفظ ایمنی و جان کارکنان استفاده می کنیم.

در ادامه ی این فصل به معرفی الگوریتمی ترکیبی برای تشخیص خطا با کمک روش معادلات برابری و شبکه های عصبی خواهیم پرداخت و سپس از این الگوریتم ترکیبی در تشخیص خطای حسگر سیستم جت ارائه شده در فصل دو استفاده خواهیم نمود. با کمک این الگوریتم میتوان اندازه، زمان و مکان خطا در هر یک از حسگرها را تخمین زد.

۴-۱-۱- الگوریتم ترکیبی تشخیص خطای حسگر:

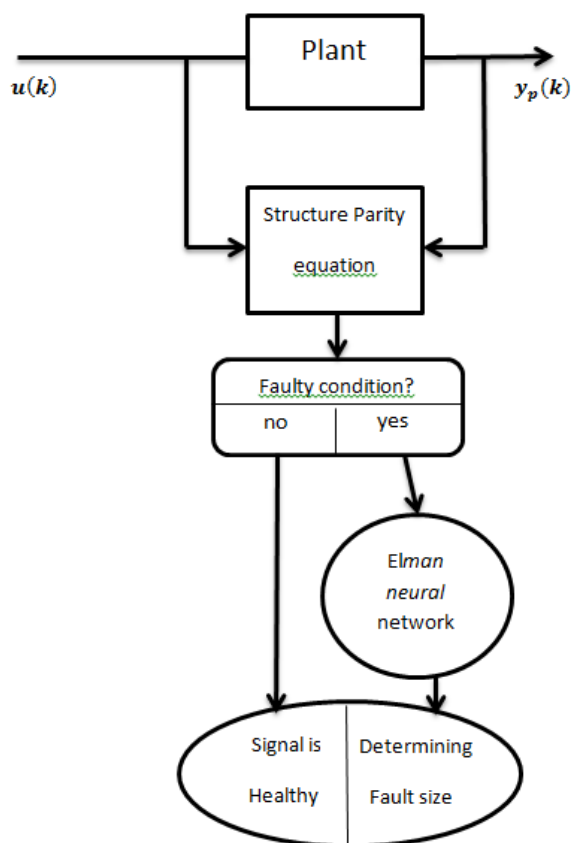
مطابق شکل (۴-۱) این الگوریتم تشخیص خطای حسگر، در حقیقت ترکیبی از روش معادلات برابری و شبکه های عصبی می باشد. در این روش مانده های تولید شده توسط روش معادلات برابری توسط شبکه عصبی مورد ارزیابی قرار می گیرد و از این طریق میزان خطای حسگر تعیین می گردد. به اختصار می توان این الگوریتم را به ۴ مرحله زیر تقسیم نمود:

- ۱- جمع آوری داده های آموزشی از نمونه های خطای معمول با استفاده از تست های شبیه سازی که شامل اطلاعات عملکرد گذشته مانده های تولید شده به کمک روش معادلات برابری می باشد.
- ۲- آموزش برون خط^۱ شبکه های عصبی توسط بانک داده های آموزش جهت اصلاح وزن های شبکه عصبی و تعیین اندازه و علامت خطا.

^۱ Offline

۳- تصمیم در ارتباط با وجود یا عدم وجود خطا در سیستم و جداسازی خطا در صورت وجود خطا به کمک معادلات برابری .

۴- ارزیابی مانده های تولید شده از روش معادلات برابری توسط شبکه های عصبی و تعیین میزان خطای حسگر در صورت تایید وجود خطا در مرحله قبل.



شکل (۴-۱). الگوریتم تشخیص خطا

بر این اساس ما از شبکه های عصبی بازگشتی المن که توانایی بالایی در شناسایی و تخمین فرآیندهای غیر خطی دارند [۲۳] برای تخمین اندازه و علامت خطای حسگرها استفاده می کنیم. ارتباط خاص بین لایه ها در شبکه های عصبی المن موجب تخمین مناسبی از خطای حسگرها با استفاده از مانده های تولید شده به روش معادلات برابری می شود.

در این الگوریتم روش معادلات برابری ساخت یافته مکان و زمان خطا را تعیین می کند و سپس شبکه عصبی المن با ارزیابی و تحلیل مانده های تولید شده به روش معادلات برابری، اندازه ی خطا را تخمین می

زند.

معمولا به علت خطای مدل سازی و یا نویز در سیستم مانده ها مقادیر نزدیک به صفر (غیر صفر) دارند. برای مقاوم نمودن الگوریتم نسبت به این دو عامل با تعریف یک حد آستانه برای هر یک از مانده ها از ایجاد هشدارهای اشتباه در تشخیص خطا جلوگیری می کنیم.

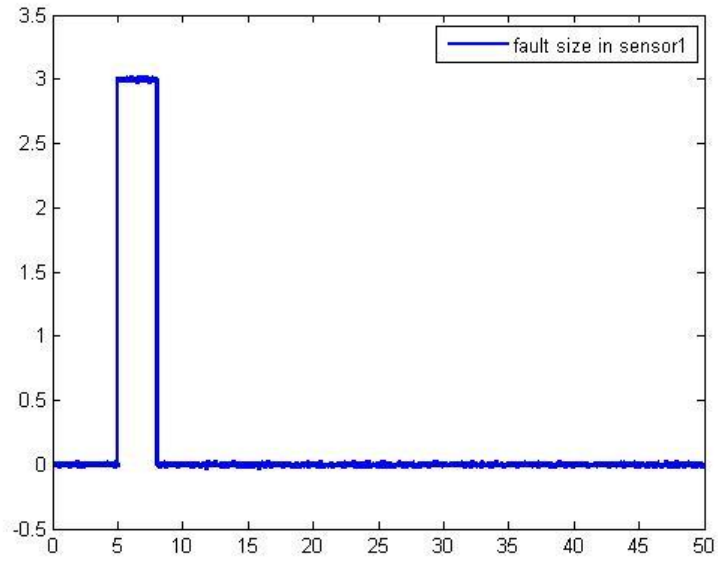
بدیهی است که شبکه های عصبی المن تنها زمانی به روند الگوریتم وارد می شود که حداقل یکی از مانده ها از حد آستانه خود تجاوز کنند. در غیر اینصورت خروجی حسگرها سالم و بدون خطا تلقی می شوند. این امر حجم محاسبات الگوریتم را کاهش می دهد.

۴-۱-۲- نتایج و شبیه سازی :

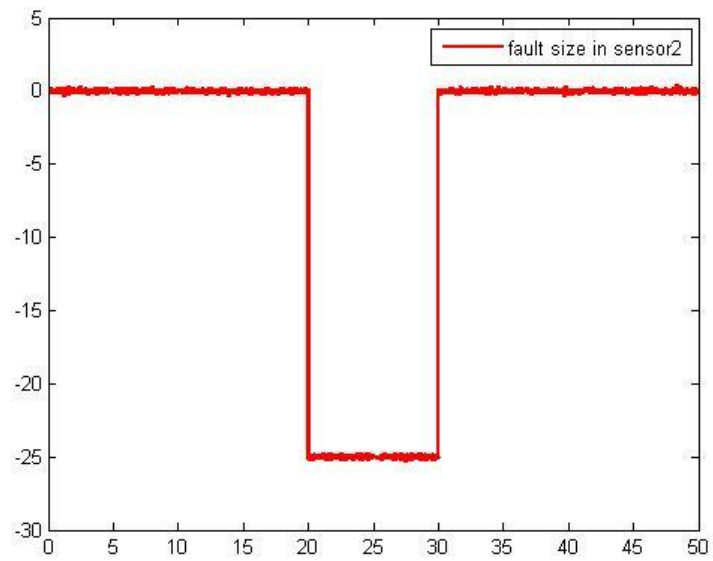
در این بخش برای نشان دادن توانایی روش مطرح شده، نتایج آن بر روی مدل جت ارائه شده در فصل ۲ پیاده سازی شده است.

برای نشان دادن توانایی روش مطرح شده، شبیه سازی ها در شرایط وجود خطا و همچنین نویز بررسی شده اند.

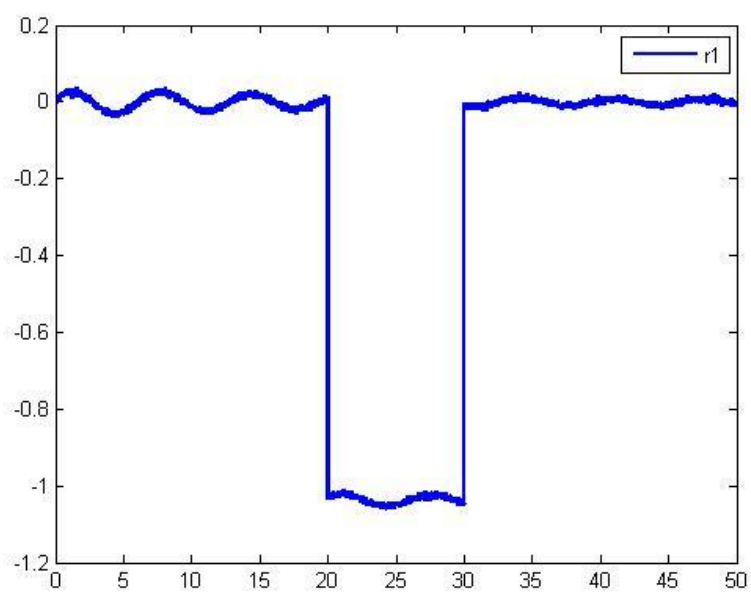
شکل (۲-۴) و شکل (۳-۴) بیانگر سیگنال خطای رخ داده در حسگر خروجی اول (زاویه دوران هواپیما حول محور قائم) و حسگر خروجی دوم (زاویه دوران هواپیما حول محور افقی) می باشد و همچنین شکل (۴-۴) بیانگر تغییرات مانده ی $I_1(t)$ و شکل (۵-۴) بیانگر تغییرات مانده ی $I_2(t)$ در حضور این خطای ناگهانی و نویز می باشد.



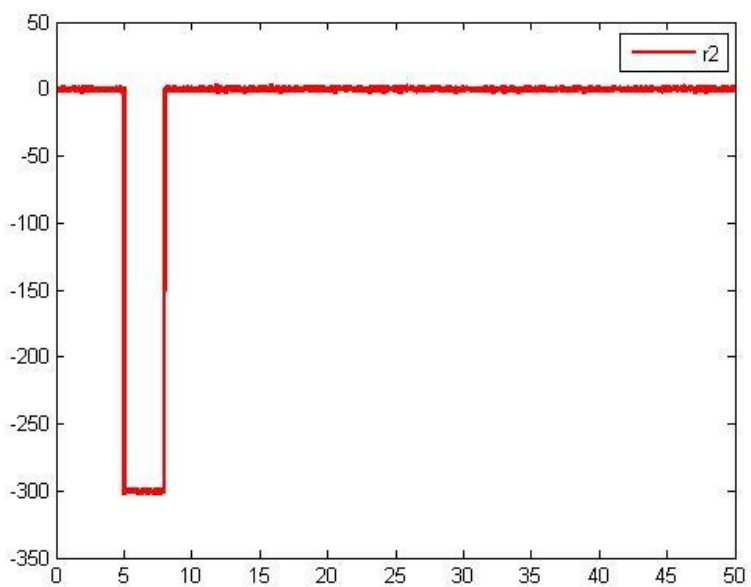
شکل (۲-۴). اندازه ی خطا در حسگر خروجی اول



شکل (۳-۴). اندازه ی خطا در حسگر خروجی دوم



شکل (۴-۴). دامنه ی تغییرات مانده ی اول ($r_1(t)$)



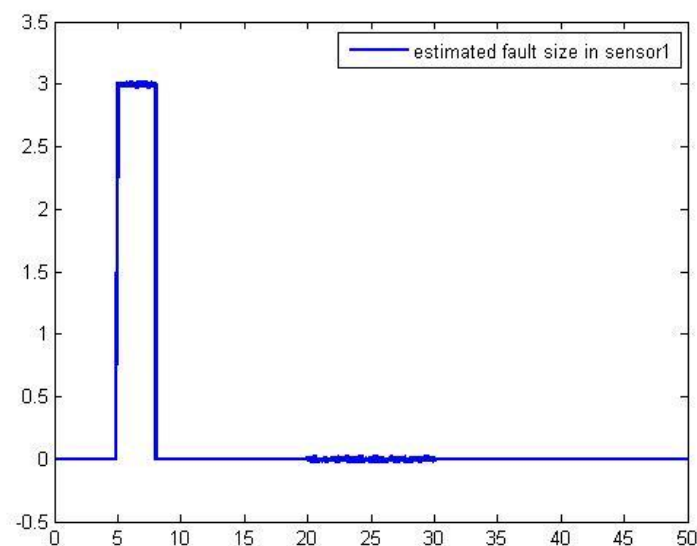
شکل (۴-۵). دامنه ی تغییرات مانده ی دوم ($r_2(t)$)

همان طور که می بینیم مانده ی $r_1(t)$ نسبت به خطای رخ داده در خروجی اول مستقل است و پیش از رخ دادن خطا در حسگر دوم اندک تغییرات آن به علت وجود نویز در سیستم است. همچنین با تعریف یک حد آستانه مناسب به خوبی می توان از ایجاد هشدارهای اشتباه در تشخیص خطا جلوگیری کرد.

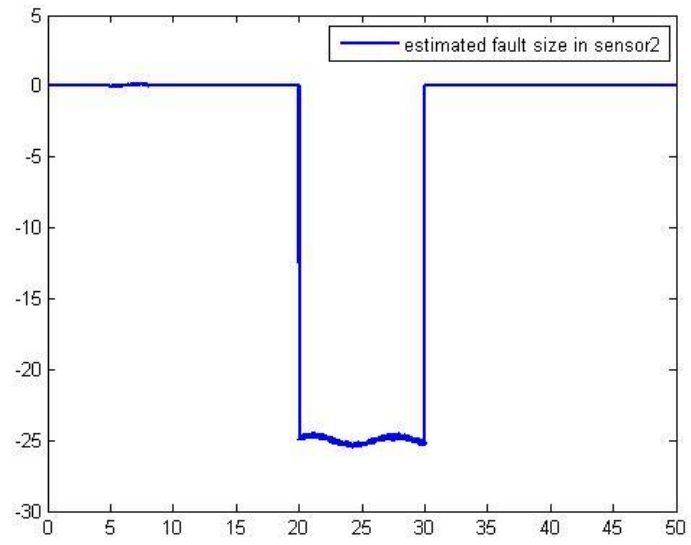
هنگامی که مانده ی $r_2(t)$ از حد آستانه خود تجاوز کرد نشان دهنده ی وجود خطا در سیستم است. در این لحظه شبکه عصبی المن وارد روند الگوریتم می شود و با ارزیابی دو مانده ی $r_1(t)$ و $r_2(t)$ اندازه ی خطا در حسگر اول را تعیین می کند. همین امر در هنگام رخ دادن خطا در حسگر دوم نیز صادق است.

شبکه المن استفاده شده در این شبیه سازی دارای ۲ ورودی، $r_1(t)$ و $r_2(t)$ ، ۱۰ نود در لایه میانی و دو خروجی می باشد که خروجی اول این شبکه اندازه ی خطا در حسگر خروجی اول و خروجی دوم این شبکه، اندازه ی خطا در حسگر خروجی دوم سیستم جت می باشد.

برای آموزش این شبکه از ۵۰۰ جفت داده آموزش استفاده کرده ایم. شبکه عصبی پس از ارزیابی مانده های $r_1(t)$ و $r_2(t)$ خطای خروجی اول و دوم را مطابق شکل (۴-۶) و (۴-۷) تخمین زده است.



شکل (۴-۶). تخمین خطا در حسگر اول سیستم جت



شکل (۷-۴). تخمین خطا در حسگر دوم سیستم جت

نتیجه گیری و پیشنهادات

۷-۱- نتیجه‌گیری

در این پایان نامه، تشخیص خطای حسگرها مورد مطالعه و تحقیق قرار گرفته است. در این بررسی از دو روش بر اساس مدل معادلات برابری و مشاهده گر حالت استفاده کرده ایم. سعی بر آن بوده تا با ارائه راهکاری جدید و مناسب، گامی به جلو در این مسیر برداشته شود. نتایج شبیه‌سازی‌های روش پیشنهادی، نشان از توانایی روش مذکور دارد. اهم نتایج بدست آمده از این رساله را می‌توان بصورت زیر بیان نمود:

- معرفی انواع خطا و روش‌های تشخیص و جداسازی آن.
- معرفی شبکه‌های عصبی بازگشتی ال‌من.
- معرفی الگوریتمی در تشخیص و جداسازی خطا.
- استفاده از مدل جت برای مطالعه موردی و پیاده‌سازی نتایج بر روی آن.

۲-۷- پیشنهادات

تشخیص و جداسازی خطا از موضوعات روز دنیا بوده که اخیراً توجه محققین زیادی را به خود جلب نموده است، در این پایان نامه این موضوع مورد بحث و بررسی قرار گرفته و پیشنهاداتی معرفی گردیده است. برای بهتر شدن نتایج و به منظور ارائه راهکاری برای محققین بعدی، پیشنهادات زیر بیان می‌گردد.

- بهینه کردن روش ارائه شده برای شبکه های عصبی با استفاده از الگوریتم‌های هوشمند جدید مانند الگوریتم زنبور عسل
- پیاده‌سازی نتایج بر روی یک مدل آزمایشگاهی. (با این کار در عمل و نه بصورت شبیه‌سازی می‌توان تأثیر افزودن الگوریتم پیشنهادی به سیستم را دید).

1. H. Berriri, M. Wissen Naouar, I. Slama-belkhdja, (2012)'' Easy and fast sensor fault detection and isolation algorithm for electrical drives'' IEEE Transactions on Power Electronics, 27(2), 490-499.
2. R. Isermann, (2006)'' Fault-diagnosis systems-An introduction from fault detection to fault tolerance'' Springer.
3. J. Chen and R. J. Patton, (1999)'' Robust Model-Based Fault Diagnosis for Dynamic Systems'' Kluwer Academic Publishers, Boston.
4. R. Isermann, (1984)'' Process Fault Detection on Modeling and Estimation Methods - a Survey'' Automatica, 20(4), pp. 387-404.
5. J. Zhang, (2009) MSC Thesis, Evaluation of observer structures with application to fault detection, department of electrical and engineering.
6. M. Siah, (2009) PhD. thesis'' Fault Tolerant Control Systems, case study Unmanned Aircraft'' Faculty of Electrical and Robotic Engineering.
7. I. Hwang, S. Kim, Y. Kim, C. E. Seah.(2010)'' A survey in fault detection, isolation and control reconfiguration methods'' IEEE transactions on control systems technology, 18(3), 636-653.
8. H. Berriri, M. Wissen Naouar, I. Slama-belkhdja, (2011)'' Parity Space approach for current sensor fault detection and isolation in electrical systems'' 8th International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices, 1-7.
9. A. Damdum, H. Berriri and I. Slama-belkhdja,(2012)'' Detection of faulty Incremental Encoder in a DFIM-Based Variable Speed Pump-Turbine Unit''IEEE.
10. M. Bourogaoui, H. Berriri, H. B. Attia-Sethom, I. Slama-Belkhdja, (2011)'' Wavelets and parity equations methods comparison for faulty encoder detection in PMSM drives'' 8th International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices, 1-7.
11. Ron Patten, Paul Frank, Robert Clark,(1989)'' Fault Diagnosis in Dynamic Systems'' Prentice Hall.
12. R. Isermann (2011)'' Fault-Diagnosis Applications Model-Based Condition Monitoring Actuators, Drives, Machinery, Plants'' Springer.
13. Z. Li-qun, L. Shu-chen, S. Cheng-li, Z. Chun-yan, (2011)'' fault-tolerant control algorithm of neural network based on particle swarm optimization'' Control and Decision Conference , 700-704.
14. D. Yu D.N Shields, S. Daley: A hybrid fault diagnosis approach using neural networks, Journal of Neural Computing and Application, 4(1), 21-26 (1996).
15. M.siah, M.A.sadrnia and A.darabi, (2008)''Fault Diagnosis Using Adaptive Technique,'' jurnal of applied science.
16. K. Rothenhagen,(2009)''Current sensor fault detection, isolation, and reconfiguration for doubly fed induction generators'' IEEE Transactions on Industrial Electronics, 56(10), 4239-4245.

17. K. Rothenhagen, (2009)'' Doubly fed induction generators model-based sensor fault detection and control loop reconfiguration'' IEEE Transactions on Power Electronics, **56**(10), 4229-4238.
18. S. Ekici, S. Yildirim, M. Poyraz, (2009)''A transmission line fault locator based on Elman recurrent networks'' Elsevier Transactions on Applied Soft Computing, **9**(1), 341-347.
19. Chow. E, Willsky, (1984)'' a Analytical redundancy and design of robust failure detection systems'' IEEE trans. on Automatic Control, **29**(7), 603-614.
20. A. S. Hauksdottir, S. P. Sigurosson, S. O. Aoalgeirsson, G. Herjoofsson, (2007)'' Closed form expressions for linear MIMO responses and solution of Lyapunov equation'' 46th IEEE Conference on Decision and Control, 12-14.
21. M. Teshnehlab, K. Watanabe. (1995)'' Intelligent Control Based on Flexible Neural Networks, Kluwer Academic Publishers, 25-30.
22. D. T. Pham, X. Liu, (1996)'' Training of Elman networks and dynamic system modeling'' International journal of systems science, 221-226.
23. L. Ma, X. Coa, Y. Ge, (2012)'' Power plant transient fault diagnosis based on two-stage neural network'' Power and energy engineering conference on shanghai, 1-5.
24. کیا م، (۱۳۹۰) "شبکه های عصبی در متلب"، چاپ اول، انتشارات کیان رایان سبز، ص ۳۲۹
25. اوگاتا ک، (۱۳۹۰) "متلب در مهندسی کنترل"، چاپ اول، انتشارات نص، تهران، ص ۳۳۳.
26. تقی راد ح، "مقدمه ای بر کنترل مدرن"، چاپ دوم، انتشارات دانشگاه صنعتی خواجه نصیر الدین طوسی، ص ۲۱

Abstract

Nowadays, safety and reliability are essential property in industrial equipment which is used in risky conditions such as aircrafts or automotive electrical systems, nuclear installations, ships, submarines. The purpose of fault diagnosis and tolerant control is to make ensure continuous system functionality, even after fault occurrence. in [2] the following definition is for fault:

Unpermitted deviation of at least one characteristic property of the system.

As the scale of system become larger, the number of faults growth, because of increasing control component such as sensors and actuators. So we should detect faults in order to cancel their effects or attenuate them until an acceptable level. Despite, the advancement of technology has led sensors to be less sensitive to external sources but measurement error can be cause due to sensor failure, broken or bad connections (especially in telecommunication applications) and some hardware or software malfunctions. All of these will be referred as sensor faults in this thesis. In the recent years, increasing concerns about sensor faults, lead some researchers to focus their efforts on developing sensor fault diagnosis and tolerant control in order that sensor signals are used in controlling the close loop system.

Previous researches have divided fault detection into hardware and analytical redundancy methods. Methods such as fussy logic, parity equations and observers are related to analytical redundancy, whereas method such as wavelet transformation is related to other one.

An easy way to fault detection and isolation is to compare process behavior with nominal process model and healthy conditions. Parity equation is one of the main methods in model base fault detection.

in this thesis we propose a new hybrid fault diagnosis based on structured parity equation's approach and neural networks. An Elman recurrent network (ERN) evaluates parity equation residuals. The ERN trained offline based on residuals generated from parity equations under both healthy and faulty conditions and estimating the fault size. ERN has certain unique dynamic characteristics over static neural networks, such as MLP, because of it's context units. Structured parity equations cause better fault detection and isolation from primary parity equations. Based on simulation results we show the effectiveness of proposed method.

Key words:

Sensor fault detection and isolation, parity equation, state observer, neural network, jet system.



Shahrood University of Technology

Faculty of Electrical and Robotic Engineering

**Sensor Fault Detection and Isolation Using Parity Equations and Neural
Network**

Seiied Mohammad Mofidi

Supervisor:

Dr Mohammad Ali Sadrnia

Date: 2013