

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده برق و رباتیک

گروه کنترل

بازسازی خطای عمل گر مبتنی بر رویتگر عصبی

دانشجو: محمد مهدی خسروآبادی

استاد راهنما:

دکتر محمد علی صدرنیا

استاد مشاور:

دکتر علی کرمی ملائی

پایان نامه ارشد جهت اخذ درجه کارشناسی ارشد

دی ماه ۱۳۹۳

تقدیم به دو وجود مقدس

آنان که ناتوان شدند تا ما به توانایی برسیم...

موباشان سپید شد تا ما رو سفید شویم...

و عاشقانه سوختند تا کرم بخش وجود ما و رو گشتر را همان باشند...

برای پدر و مادر عزیزم

از استاد گرامی جناب آقای دکتر محمد علی صدرنیا بسیار سپاس گزارم چرا که بدون راهنماییهای ایشان انجام این رساله بسیار مشکل می نمود.

سپاس از جناب آقای دکتر علی کریمی ملایی به دلیل یاری ها و مشاوره بی چشمداشت ایشان که بسیاری از سختی ها را بر ابرام آسانتر نمودند.

همچنین از اساتید فرزانه و دلسوز؛ جناب آقای دکتر حداد طریف و جناب آقای دکتر سلیمانی که زحمات داورى این رساله را متقبل شدند؛ کمال تشکر و قدردانی را دارم، باشد که این خردترین، بخشی از زحمات آنان را سپاس گوید.

تعهد نامه

اینجانب محمد مهدی خسروآبادی دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته برق-کنترل دانشکده مهندسی برق و رباتیک دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده پایان نامه بازسازی خطای عملگر مبتنی بر رویکرد عصبی تحت راهنمایی دکتر محمد علی صدرنیا متعهد می شوم:

- تحقیقات در این پایان نامه 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 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 تأثیرگذار بوده اند در مقالات مستخرج از پایان نامه رعایت می گردد.
- در کلیه مراحل انجام این پایان نامه ، 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، در مواردی که به حوزه اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری ، ضوابط و اصول اخلاقی 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 افزار ها 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 بدون ذکر مرجع مجاز نمی باشد.

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

چکیده

خطا جز لاینفک هر سیستم صنعتی است. در این پایان نامه یک روش تشخیص خطای مقاوم عمل گر مبتنی بر رویتگر عصبی برای یک کلاس از سیستم‌های غیر خطی ارائه شده است. بر خلاف بسیاری از کارهای انجام شده که حالت‌های دینامیکی سیستم در دسترس فرض می‌شوند، روش پیشنهادی وابستگی به حضور یا عدم حضور حالت‌های سیستم ندارد. با استفاده از یک رویتگر عصبی توابع نامعلوم سیستم و حالت‌ها تخمین زده می‌شوند. قوانین بروز رسانی شبکه عصبی محاسبه شده‌اند و پایداری رویتگر مورد استفاده بر اساس تئوری لیاپانوف اثبات شده است. با آزمایش روی سیستم یک روبات تک لینکی کارایی روش پیشنهادی نشان داده شده است.

واژه‌های کلیدی: تشخیص خطای عمل گر، رویتگر تشخیص خطا، شبکه‌های عصبی، سیستم‌های غیر خطی، تئوری لیاپانوف

لیست مقالات مستخرج

محمد مهدی خسروآبادی، محمد علی صدرنیا، علی کرمی ملائی " تشخیص خطای مقاوم عمل‌گر
برای سیستم های غیر خطی مبتنی بر رویتگر عصبی " اولین کنفرانس سراسری توسعه محوری
مهندسی عمران ، معماری ، برق و مکانیک ایران، ۱۳۹۳

فصل اول: مقدمه ۱

فصل دوم: خطا و روش های تشخیص خطا ۷

۱-۲ خطا و تعریف مربوط به آن ۸

۲-۲ دسته بندی انواع خطا ۹

۱-۲-۲ خطا بر اساس محل وقوع ۹

۲-۲-۲ خطا بر اساس مشخصه زمانی: ۱۰

۳-۲ تشخیص خطا ۱۱

۱-۳-۲ تشخیص خطا بر مبنای افزونگی سخت افزاری ۱۱

۲-۳-۲ تشخیص خطا بر مبنای آزمون معقول ۱۲

۳-۳-۲ تشخیص خطا بر مبنای سیگنال ۱۲

۴-۳-۲ تشخیص خطا مبتنی بر مدل ۱۳

۴-۲ مقایسه روش های تشخیص خطا ۱۸

فصل سوم: تشخیص خطا مبتنی بر رویتگرها ۲۱

۱-۳ مقدمه ۲۲

۲-۳ رویتگر ورودی نامعلوم ۲۳

۳-۳ رویتگر مد لغزشی ۲۵

۴-۳ طراحی رویتگر به روش H_2 ۲۶

۵-۳ طراحی رویتگر به روش H^∞ ۲۸

۶-۳ رویتگر عصبی ۲۹

فصل چهارم: شبکه های عصبی ۳۱

۱-۴ مقدمه ۳۲

۲-۴ مدل نرون ۳۲

۳-۴ شبکه عصبی پیشرو ۳۳

۴-۴ انواع تابع فعالساز ۳۵

۵-۴ استراتژی های آموزش ۳۸

۶-۴ الگوریتم پس انتشار خطا ۳۹

۴-۷ شبکه‌های تابع پایه شعاعی ۴۰

فصل پنجم: تشخیص خطای عمل گر مبتنی بر روی‌نگر عصبی ۴۳

۵-۱ مقدمه ۴۴

۵-۲ بیان مسئله ۴۴

۵-۳ اثبات پایداری روی‌نگر عصبی ۴۸

۵-۴ ارزیابی باقیمانده ۵۱

۵-۵ شبیه سازی ۵۲

۵-۵-۱ خطای ناگهانی ۵۶

۵-۵-۲ خطای نرم ۵۹

۵-۵-۳ خطای موقتی ۶۴

۵-۵-۴ خطای ترکیبی ۶۸

۵-۵-۵ بررسی تأثیر اغتشاش ۷۱

نتایج مقایسه ها ۷۳

فصل ششم: نتیجه گیری و پیشنهادات ۷۵

۶-۱ نتیجه گیری ۷۶

۶-۲ پیشنهادات ۷۶

منابع ۷۷

فهرست شکل ها

- شکل (۱-۲) انواع خطا بر اساس محل وقوع [۱۵] ۹
- شکل (۲-۲) انواع خطا بر اساس مشخصه زمانی [۱۵] ۱۰
- شکل (۳-۲) تشخیص خطا بر مبنای افزونگی سخت افزاری [۱۶] ۱۱
- شکل (۴-۲) تشخیص خطا بر مبنای آزمون معقول [۱۶] ۱۲
- شکل (۵-۲) تشخیص خطا بر مبنای سیگنال [۱۶] ۱۳
- شکل (۶-۲) تشخیص خطا بر مبنای مدل [۱۶] ۱۴
- شکل (۷-۲) تشخیص خطا بر مبنای مدل-روش فضای برابری [۱۶] ۱۵
- شکل (۸-۲) تشخیص خطا بر مبنای مدل-روش تخمین پارامتر [۱۶] ۱۶
- شکل (۹-۲) تشخیص خطا بر مبنای مدل-روش مبتنی بر رویتگر [۱۶] ۱۸
- شکل (۱-۳) رویتگر مدل دینامیکی خطی و مستقل از زمان [۱] ۲۳
- شکل (۲-۳) رویتگر عصبی [۲۷] ۳۰
- شکل (۱-۴) مدل یک نرون [۲۹] ۳۲
- شکل (۲-۴) ساختار یک شبکه عصبی پیشرو چند لایه [۲۹] ۳۳
- شکل (۳-۴) تابع فعال ساز پله [۲۹] ۳۵
- شکل (۴-۴) تابع فعال ساز قسمتی خطی [۲۹] ۳۵
- شکل (۵-۴) تابع فعال ساز سیگموئید دو قطبی [۲۹] ۳۶
- شکل (۶-۴) ساختار یک شبکه دولایه پیشرو [۲۹] ۳۷
- شکل (۷-۴) ساختار الگوریتم پس انتشار خطا [۲۹] ۳۹
- شکل (۱-۵) شمای رویتگر عصبی برای تشخیص خطای عمل گر ۴۸
- شکل (۲-۵) خروجی سیستم و خروجی رویتگر در حالت رویتگر مبتنی بر ساختار *MLP* ۵۴
- شکل (۳-۵) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی در حالت رویتگر مبتنی بر ساختار *MLP* ۵۴

- شکل (۴-۵) خروجی سیستم و خروجی رویتگر با فرض در دسترس بودن حالت ها ۵۵
- شکل (۵-۵) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی با فرض در دسترس بودن حالت ها ۵۵
- شکل (۶-۵) خروجی سیستم و خروجی تخمین رویتگر در حالت ۵-۵-۱-۱ ۵۶
- شکل (۷-۵) باقیمانده خام در حالت ۵-۵-۱-۱ ۵۶
- شکل (۸-۵) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی در حالت ۵-۵-۱-۱ ۵۷
- شکل (۹-۵) خروجی سیستم و خروجی تخمین رویتگر در حالت ۵-۵-۱-۲ ۵۸
- شکل (۱۰-۵) باقیمانده خام در حالت ۵-۵-۱-۲ ۵۸
- شکل (۱۱-۵) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی در حالت ۵-۵-۱-۲ ۵۹
- شکل (۱۲-۵) خروجی سیستم و خروجی تخمین رویتگر در حالت ۵-۵-۱-۲ ۶۰
- شکل (۱۳-۵) باقیمانده خام در حالت ۵-۵-۱-۲ ۶۰
- شکل (۱۴-۵) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی در حالت ۵-۵-۱-۲ ۶۱
- شکل (۱۵-۵) خروجی سیستم و خروجی تخمین رویتگر در حالت ۵-۵-۲-۲ ۶۲
- شکل (۱۶-۵) باقیمانده خام در حالت ۵-۵-۲-۲ ۶۲
- شکل (۱۷-۵) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی در حالت ۵-۵-۲-۲ ۶۳
- شکل (۱۸-۵) خروجی سیستم و خروجی تخمین رویتگر در حالت ۵-۵-۱-۳ ۶۴
- شکل (۱۹-۵) باقیمانده خام در حالت ۵-۵-۱-۳ ۶۴
- شکل (۲۰-۵) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی در حالت ۵-۵-۱-۳ ۶۵
- شکل (۲۱-۵) خروجی سیستم و خروجی تخمین رویتگر در حالت ۵-۵-۲-۳ ۶۶
- شکل (۲۲-۵) باقیمانده خام در حالت ۵-۵-۲-۳ ۶۶
- شکل (۲۳-۵) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی در حالت ۵-۵-۲-۳ ۶۷
- شکل (۲۴-۵) خروجی سیستم و خروجی تخمین رویتگر در حالت ۵-۵-۱-۴ ۶۸
- شکل (۲۵-۵) باقیمانده خام در حالت ۵-۵-۱-۴ ۶۸

- شکل (۲۶-۵) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی در حالت ۱-۴-۵-۵ ۶۹
- شکل (۲۷-۵) خروجی سیستم و خروجی تخمین رویتگر در حالت ۲-۴-۵-۵ ۷۰
- شکل (۲۸-۵) باقیمانده خام در حالت ۲-۴-۵-۵ ۷۰
- شکل (۲۹-۵) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی در حالت ۲-۴-۵-۵ ۷۱
- شکل (۳۰-۵) باقیمانده خام در حالت ۵-۵-۵ ۷۲
- شکل (۳۱-۵) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی در حالت ۵-۵-۵ ۷۲

فهرست جداول

- جدول (۱-۵) مقادیر ثابت در رابطه (۳۱-۵) [۳۱] ۵۲

فصل اول

مقدمه

مهمترین موضوعات در طراحی یک سیستم خودکار^۱ عملکرد مطلوب، بهینه بودن هزینه، تولید محصولات یا نتایج عالی، اطمینان و ایمنی سیستم است. برای دستیابی به موارد فوق یک راه همیشگی بهبود کیفیت و اعتبار سیستم و همچنین مقاوم کردن اجزای آن شامل حسگر^۲ها، عملگر^۳ها، اجزای سیستم و کنترل کننده ها است. حتی بعد از فراهم کردن این موارد، باز هم عملکرد بدون خطا^۴ در سیستم تضمین شده نیست. خطا در فرایند^۵ها و سیستم ها به دلایل مختلفی رخ می دهد و ممکن است ناشی از آسیب جزیی در تجهیزات، تنظیم اشتباه پارامترهای کنترلی و یا نقص در عملگر ها و حسگرها باشد [۱].

به منظور دستیابی به سطح بالای ایمنی، عملکرد و اطمینان در پروسه های کنترلی، آشکارسازی خطاها و بررسی رفتار غیر معقول سیستم ها بسیار مهم است. نکته حائز اهمیت دیگر شناسایی منبع و میزان خطای وارد شده به سیستم است. بنابراین تشخیص سریع خطا برای کاهش اثرات مخرب محیطی و اقتصادی اهمیت پیدا می کند [۲]. عملگرها آخرین اجزای اجرای عملیات کنترل هستند و نقش مهمی در اعمال نیروی لازم و ساختن متغیرهای کنترلی ایفا می کنند. خطای عملگر از این جهت با اهمیت است که این نوع خطا ممکن است باعث از بین رفتن کامل یا جزئی سیستم و از دست رفتن کنترل آن شود [۳]. با توجه به این مطلب باید به دنبال روش هایی بود که خطای این قسمت از سیستم را به سرعت آشکار و شناسایی نمود.

برای تشخیص و جداسازی خطا^۶ دو رویکرد اصلی وجود دارد که تشخیص خطا مبتنی بر مدل^۷ و تشخیص خطا بدون مدل^۸ می باشند [۲]. در بین روش های که مبتنی بر مدل هستند، راهبردهای

¹ Automated

² Sensor

³ Actuator

⁴ Fault

⁵ Process

⁶ Fault detection and Isolation(FDI)

⁷Model based approach

⁸ Model free

متنوعی نظیر روش های مختلف شناسایی^۱ سیستم مانند عصبی^۲ و فازی^۳، روش معادلات برابری^۴، تخمین پارامتر^۵ و انواع روش های مبتنی بر رویتگر^۶ کارآمدترین روش مطرح هستند[۴].

ایده اصلی در استفاده از رویتگرها ساختن یک باقیمانده^۷ است[۴]. این باقیمانده با استفاده از مقایسه بین مدل تخمین زده شده با رویتگر و مدل نامی سیستم تولید می شود. باقیمانده به عنوان یک معیار مناسب برای تشخیص وقوع خطا مطرح است[۵]. میزان باقیمانده با یک سطح آستانه^۸ ثابت یا تطبیقی مقایسه می شود تا دامنه، نوع و منبع خطای رخ داده مشخص شود. مسئله تشخیص خطا فقط محدود به آشکار سازی آن نیست و از آنجاییکه تخمین خطا و بازسازی^۹ آن می تواند شدت، موقعیت و رفتار دینامیکی خطا را مشخص کند، بازسازی خطا به یک زمینه ی جذاب و پر کاربرد تبدیل شده و یک ایده مهم بعد از آشکار سازی خطا است[۴]. نیاز به داشتن یک مدل دقیق مهمترین مشکل در استفاده از روش مبتنی بر مدل است در حالی که در بسیاری از کاربردهای عملی این مهم امکان پذیر نیست. امروزه شبکه های هوشمند نظیر شبکه های عصبی^{۱۰} در علوم مختلف بسیار پر کاربرد هستند. این شبکه ها با موفقیت برای شناسایی و کنترل سیستم و همچنین تشخیص خطا استفاده شده اند. شبکه های عصبی مدل های هوشمند محاسباتی هستند که می توانند محدودیت در دسترس نبودن مدل را رفع کنند. مهمترین مزیت شبکه های عصبی قابلیت تقریب غیر خطی آنها و خواص آموزش تطبیقی است[۵].

هومان^{۱۱} در سال ۱۹۷۷ برای اولین بار روش تخمین پارامتر را ارائه داد و پس از آن در سال ۱۹۸۴

خلاصه ای از تحقیقات انجام شده در زمینه تشخیص خطای فرآیند، برپایه مدل سازی، تخمین حالت و

¹ Identification

² Neural

³ Fuzzy

⁴ Parity equation approach

⁵ Parameter estimation approach

⁶ Observer based approach

⁷ Residual

⁸ Threshold

⁹ Reconstruction

¹⁰ Neural Network

¹¹ Hohmann

پارامتر توسط ایزرمن^۱ منتشر گردید [۶].

روش‌های معادلات همسانی توسط چو^۲ و ویلسکای^۳ در سال ۱۹۸۴ ارائه گردید و سپس توسط گرتلر^۴ در سال ۱۹۹۱ و پتن^۵ و چن^۶ در سال ۱۹۹۴ گسترش داده شد [۲].

در [۷] از یک شبکه عصبی برای تشخیص خطا استفاده شده است که وزن‌های شبکه با استفاده از فیلتر کالمن^۷ توسعه یافته به روز میشوند. اما حالت‌های سیستم تماماً در دسترس فرض شده اند که در بسیاری از موارد این چنین نیست.

در [۸] یک روش برای تشخیص خطای سیستم‌های غیر خطی بر مبنای راهبرد تقریب تطبیقی ارائه شده است. در این مقاله فقط مسئله آشکارسازی خطا مطرح شده است و برای جدا سازی و تشخیص خطا راهکاری ارائه نشده است.

در [۹] درمورد تشخیص خطای عملگر و جبران مسئله پایداری برای سیستم‌های خطی بحث شده است اما برای یک سیستم غیر خطی با داشتن نامعینی و نویز و اغتشاش راه کاری ارائه نشده است.

در [۱۰] از رویتر مد لغزشی^۸ برای تشخیص خطای ضرب شونده برای سیستم‌های خطی استفاده شده و برای سیستم‌های غیر خطی پیش‌نهادهی ارائه نشده است.

در [۱۱] معادلات همسانی را از روش فازی به دست آورده‌است. در این روش ابتدا سیستم غیر خطی با روش فازی تاگاکای سوگنو تخمین زده می‌شود. بعد با مدل خطی شده سیستم مقایسه می‌شود، سپس معادلات همسانی به وسیله فازی تاگاکای سوگنو به دست می‌آید.

¹Isermann

²Chow

³Willsky

⁴Gertler

⁵Patton

⁶Chen

⁷ Kalman filter

⁸ Sliding mode observer

در [۱۲] یک شبکه عصبی ارائه شده است که وزن های شبکه بر اساس قانون بیشترین نزول^۱ بهنگام^۲ می‌شوند و رویتگر عصبی برای یک مدل از سیستم های چند ورودی-چند خروجی^۳ ارائه شده است. ولی اثبات ریاضی برای پایداری رویتگر ارائه نشده است.

یک روش شناسایی به صورت مقاوم^۴ برای یک کلاس از سیستم های غیر خطی در [۱۳] ارائه شده است و هم چنین فرض بر این است که مشتق خطا محدود است، در حالی که بعضی از خطاها مانند خطاهای ناگهانی به این صورت نیستند.

روش پیشنهادی در این پایان نامه به منظور بازسازی خطای عمل گر، یک روش مبتنی بر رویتگر است. روش مبتنی بر رویتگر به عنوان پرکاربردترین روش در آشکار سازی، شناسایی و بازسازی خطا شناخته می‌شود. در این روش از یک مدل نامی و یک مدل تخمین زده شده توسط رویتگر استفاده می‌شود.

با مقایسه مدل نامی و مدل تخمین زده شده می توان باقیمانده را تولید کرد. با آنالیز باقیمانده^۵ می‌توان اطلاعات مربوط به خطای رخ داده را بدست آورد. نکته مهم این است که در عمل از خطای مدل سازی و اغتشاش نمی‌توان صرف نظر کرد، بنابراین باید دنبال روشی بود که به‌توان سیگنال باقیمانده فقط به خطا حساس باشد و اغتشاش تا حد امکان تضعیف شود.

همچنین این نکته را نیز باید مورد توجه قرار داد که عموماً حالت های سیستم ها در دسترس نیستند و به همین دلیل در این پایان نامه زمانی که حالتها در دسترس نیستند در نظر گرفته شده است.

در این پایان نامه از یک رویتگر عصبی به منظور تخمین مدل نامی استفاده شده است. این رویتگر از یک شبکه عصبی برای تقریب قسمت های غیر خطی و یک رویتگر خطی برای تخمین حالات سیستم ساخته شده است. شبکه عصبی مورد نظر از دو شبکه جلو سو^۶ ساخته شده است و وزن های آن با

¹ steepest descent

² Update

³ Multi Input-Multi Output

⁴ Robust

⁵ Residual evaluation

⁶ Feed Forward

استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا^۱ بهنگام می‌شوند. باقیمانده تولید شده با عبور از صافی^۲ پایین گذر پردازش می‌شود و اطلاعات لازم در مورد خطای رخ داده در عمل‌گر بدست می‌آید.

روش پیشنهادی روی سیستم‌های غیر خطی نسبت به ورودی افاین^۳ اعمال شده است.

ساختار کلی این پایان‌نامه به صورت زیر می‌باشد:

در فصل دوم تعاریف اصلی خطا ارائه می‌گردد. سپس روش‌های مختلف تشخیص خطا و تولید باقیمانده شرح داده می‌شود.

در فصل سوم تشخیص خطا مبتنی بر رویتگرها و انواع رویتگرهای مورد استفاده در تشخیص و جدا سازی خطا بررسی می‌شود و هم‌چنین درباره آنالیز باقیمانده مطالب لازم بیان خواهد شد.

در فصل چهارم مروری بر شبکه‌های عصبی، ساختارها و روابط حاکم بر آن‌ها صورت می‌گیرد و نقش این شبکه‌ها در فرایند تشخیص خطا بیان خواهد شد.

در فصل پنجم روش پیشنهادی برای تشخیص خطای عمل‌گر مبتنی بر رویتگر عصبی به همراه اثبات پایداری رویتگر بر اساس تئوری لیاپانوف ارائه خواهد شد و نتایج شبیه‌سازی روی سیستم ربات تک لینکی^۴ نشان داده می‌شود. نتایج شبیه‌سازی با دو ساختار دیگر هم مقایسه می‌شود تا کارایی لازم نشان داده شود.

در فصل ششم به بیان نتایج و پیشنهادات پرداخته می‌شود.

^۱ Back propagation

^۲ Filter

^۳ Affine

^۴ single-link robot

فصل دوم

خطا و روش های تشخیص خطا

در این فصل ابتدا مفاهیم خطا ارائه شده است و در ادامه روش های مختلف تشخیص خطا معرفی شده است.

۱-۲ خطا و تعریف مربوط به آن

تعاریف خطا به صورت های گوناگونی هستند. در [۱۴] تعاریف مبنایی به صورت زیر ارائه شده است:

۱- خطا^۱: هر انحراف غیر مجاز در حداقل یکی از ویژگی ها یا پارامترهای سیستم از مقدار استاندارد

و قابل قبول را خطا می نامند.

۲- نقص^۲: هر وقفه موقتی در توانایی های سیستم برای عملکرد خاصی تحت شرایط ویژه می باشد.

۳- بد عمل کردن^۳: عبارت از یک بی نظمی متناوب در عملکرد مطلوب سیستم است.

۴- اغتشاش^۴: یک ورودی نامشخص و کنترل نشده که وارد سیستم می شود.

۵- باقیمانده: یک معرف خطا، مبتنی بر انحراف بین مقدار اندازه گیری شده و مقدار واقعی مبتنی

بر معادلات سیستم است.

۶- آشکار سازی خطا^۵: مشخص کردن اینکه خطا در سیستم وجود دارد یا خیر و همچنین تعیین

زمان وقوع آن.

۷- جداسازی خطا^۶: در صورت رخ دادن خطا، مکان آن مشخص شود.

۸- شناسایی خطا^۷: اندازه و رفتار متغیر با زمان خطا مشخص می شود.

۹- تشخیص خطا^۸: مشخص کردن نوع، اندازه، مکان، و زمان آشکار سازی خطا می باشد. آخرین

مرحله در فرایند FDI^۹ است.

¹ Fault

² Failure

³ Malfunction

⁴ Disturbance

⁵ Fault Detection

⁶ Fault Isolation

⁷ Fault Identification

⁸ Fault Diagnosis

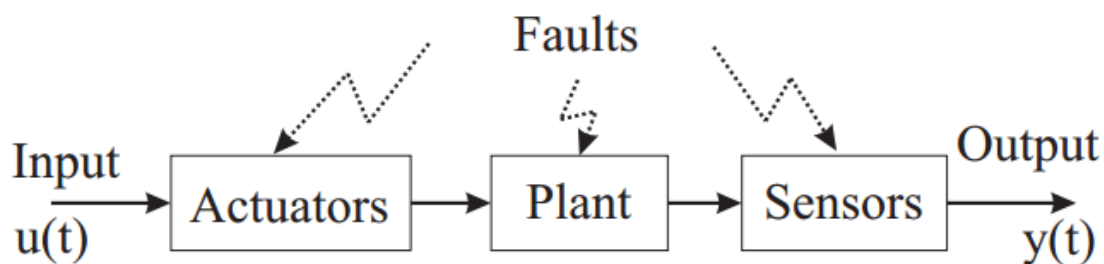
⁹ Fault Detection and Isolation

۲-۲ دسته بندی^۱ انواع خطا

علاوه بر تعاریف فوق باید به دسته بندی های مختلف خطا نیز اشاره کرد. در [۱۵] یک دسته بندی به صورت زیر ارائه شده است:

۱-۲-۲ خطا بر اساس محل وقوع

بر اساس اینکه در کدام قسمت از سیستم خطا رخ داده است سه دسته ی مختلف از خطا تعریف شده است که به صورت شماتیک در شکل (۱-۲) نشان داده شده است:



شکل (۱-۲) انواع خطا بر اساس محل وقوع [۱۵]

خطای عملگر^۲: این نوع خطا باعث از دست رفتن تمام یا بخشی از توانایی کنترل سیستم می شود. خطاهای عملگر زیادی ممکن است رخ دهد. به عنوان مثال خطای حاصل از شکست^۳ یا قطع شدن قطعه ای از عملگر، اشباع، نشتی و یا حضور عامل بیرونی در عملگر. در حضور خطا با وجود ورودی اعمال شده به عملگر هیچ تحرکی وجود ندارد. این یک نمونه از خطای کامل عملگر است. هم چنین خطای جزئی در عملگر باعث تحریک ناقص می شود.

¹ Classification

² Actuator Fault

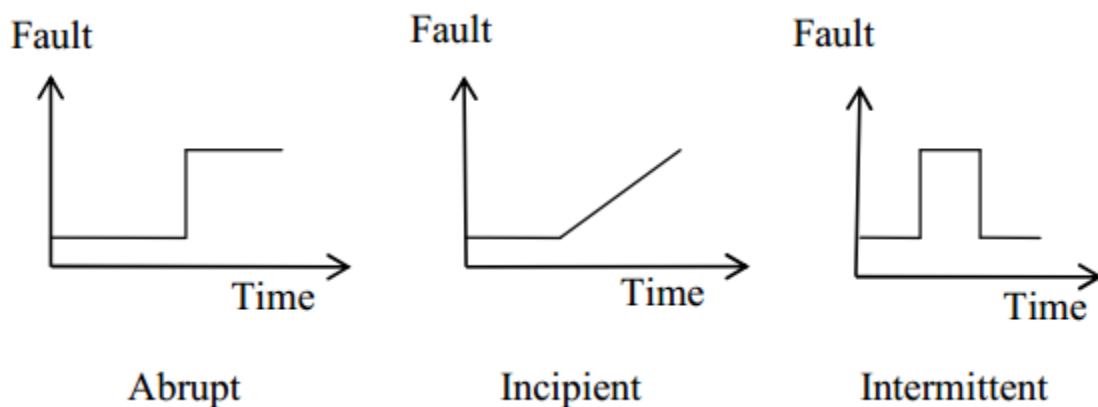
³ Breakage

خطای حسگر^۱: این خطا ناشی از ثبت اشتباه اطلاعات توسط حسگرها می‌باشد. اطلاعات تولیدی با مقادیر دقیق هم خوانی ندارد. خطای حسگر می‌تواند ناشی از قطع شدن ارتباط حسگرها با سیستم، تنزل در عملکرد و هر اشکال سخت افزاری و یا تنظیم نبودن آنها باشد.

خطای اجزا^۲: خطاهایی که در دسته ی خطاهای عملگر و حسگر قرار نگیرند به عنوان خطای اجزا شناخته می‌شوند. این خطاها ناشی از ایرادات ساختاری سیستم هستند و اغلب ناشی از یک تغییر در رفتار دینامیکی سیستم رخ می‌دهند. علت اصلی ایجاد این خطا فرسودگی، پارگی و... است.

۲-۲-۲ خطا بر اساس مشخصه زمانی:

دسته بندی دیگری که در [۱۵] ارائه شده است بر اساس مشخصه زمانی خطا^۳ می‌باشد که به سه نوع خطای ناگهانی^۴، خطای نرم^۵ و خطای موقتی^۶ تقسیم می‌شوند. این دسته بندی به صورت شماتیک در (۲-۲) نشان داده شده است:



شکل (۲-۲) انواع خطا بر اساس مشخصه زمانی [۱۵]

¹ Sensor Fault

² Component Fault

³ Time characteristic

⁴ Abrupt

⁵ Incipient

⁶ Intermittent

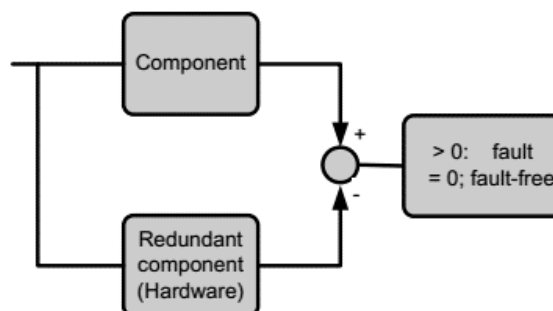
خطاهای ناگهانی به صورت لحظه ای اتفاق می افتند و ممکن است در نتیجه ی یک آسیب سخت افزاری رخ دهند و اغلب تاثیر بسزایی روی عملکرد و پایداری سیستم دارند. خطاهای نرم به معنی تغییرات آرام در پارامترها هستند و اغلب ناشی از فرسودگی تجهیزات و گذشت زمان می باشند و آشکار سازی آنها کمی مشکل تر است. در نهایت خطاهای موقتی به دلیل آسیب های موقتی رخ می دهند و بعد از زمانی از بین می روند اما ممکن است اثر آنها باقی بماند.

۳-۲ تشخیص خطا

روش های مختلفی برای تشخیص خطا معرفی شده است. در [۱۶] تکنیک های تشخیص خطا به صورت زیر دسته بندی شده اند.

۱-۳-۲ تشخیص خطا بر مبنای افزونگی سخت افزاری^۱

در این روش بازسازی اجزای فرایند با استفاده از اجزای سخت افزاری یکسان با سیستم صورت می گیرد. در شکل (۳-۲) توصیف شماتیک این روش ارائه شده است. در صورت بروز هرگونه انحراف در خروجی فرایند نسبت به افزونگی ساخته شده برای آن، اطلاعات خطا استخراج می شود. مهمترین مزایای این روش قابل اطمینان بودن و توانایی جداسازی مستقیم خطا می باشد. با وجود این مشکل اصلی روش افزونگی سخت افزاری این است که نیاز با استفاده از اجزای سخت افزاری اضافی، ایجاد فضای بیشتر و افزایش قیمت است.

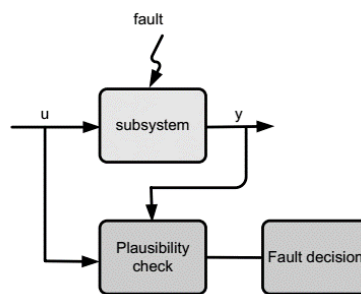


شکل (۳-۲) تشخیص خطا بر مبنای افزونگی سخت افزاری [۱۶]

^۱ Hardware redundancy based FD

۲-۳-۲ تشخیص خطا بر مبنای آزمون معقول^۱

شکل (۲-۴) شماتیک این روش را نشان می دهد. ایده اصلی مورد استفاده در این تکنیک در آنالیز متغیرهای اندازه گیری شده فرایند با توجه به مقادیر معتبر و موثق و سازگاری آنها با یکدیگر است. با فرض اینکه یک خطا باعث از دست رفتن درستی سیستم می شود، اطلاعات مربوط به حضور یک خطا در یک متغیر مشخص می تواند با آزمون معقول استخراج شود. این کار می تواند با قوانین^۲ ساده ی دودویی^۳ منطقی^۴ انجام شود. روش آزمون همچنین یکی از روش های بسیار مقاوم است اما در سیستم های پیچیده کارایی لازم را ندارد.



شکل (۲-۴) تشخیص خطا بر مبنای آزمون معقول [۱۶]

۲-۳-۳ تشخیص خطا بر مبنای سیگنال^۵

شکل (۲-۵) یک شمای کلی از روش مبتنی بر سیگنال ارائه می دهد. ایده ی اصلی در این روش استخراج اطلاعات خطا از سیگنال های فرایند است. بدین منظور برخی از ویژگی های سیگنال (نشانه^۶) آنالیز می شود. این نشانه ها به طور کلی به دو قسمت مشخصه های زمانی^۷ و مشخصه های فرکانسی^۸ تقسیم می شوند. مشخصه زمانی شامل دامنه، متوسط^۹، مقادیر محدود و تغییرات آماری دامنه اغتشاش می باشد.

^۱ Plausibility test

^۲ Rules

^۳ Binary

^۴ Logic

^۵ Signal based FD

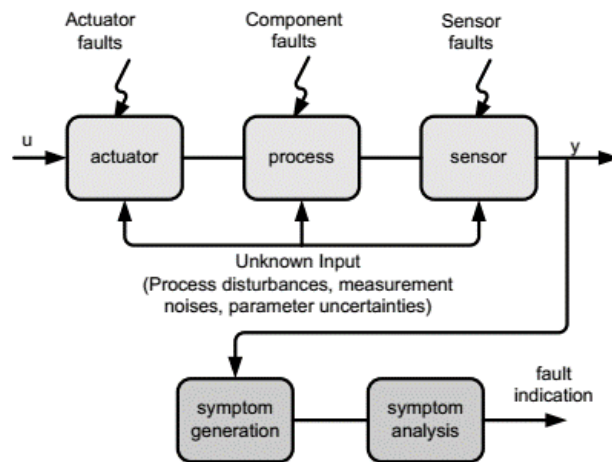
^۶ Symptom

^۷ Time domain characteristic

^۸ frequency domain characteristic

^۹ Mean

در حالی که مشخصه فرکانسی شامل چگالی طیفی^۱، طیف فرکانسی^۲ و.. می باشد. روش مبتنی بر سیگنال تحت عملکرد حالت ماندگار^۳ سیستم اعمال می شود. زمانی که فرایند در یک حوزه گسترده تغییرات ورودی عمل می کند، استفاده از این روش محدود می شود.



شکل (۵-۲) تشخیص خطا بر مبنای سیگنال [۱۶]

۲-۳-۴ تشخیص خطا مبتنی بر مدل^۴

ایده اساسی در روش مبتنی بر مدل در جایگزینی افزونگی نرم افزاری^۵ به جای روش افزونگی سخت افزاری است. مدل فرایند به صورت موازی^۶ با مدل اصلی در حالی که همان ورودی ها را دارد، اجرا میشود. در این حالت رفتار فرایند می تواند به صورت برخط^۷ بازسازی شود. همچنین این روش به تحت عنوان افزونگی تحلیلی نیز شناخته می شود [۱۶]. به دلیل اینکه روش مبتنی بر مدل نسبت به روش مبتنی بر سیگنال از اطلاعات بیشتر درباره ی فرایند استفاده می کند، بسیار قدرتمند تر است [۱۷].

شکل (۶-۲) یک صورت شماتیک عمومی را از روش مبتنی بر مدل نشان می دهد.

¹ Spectral power densities

² Frequency spectral lines

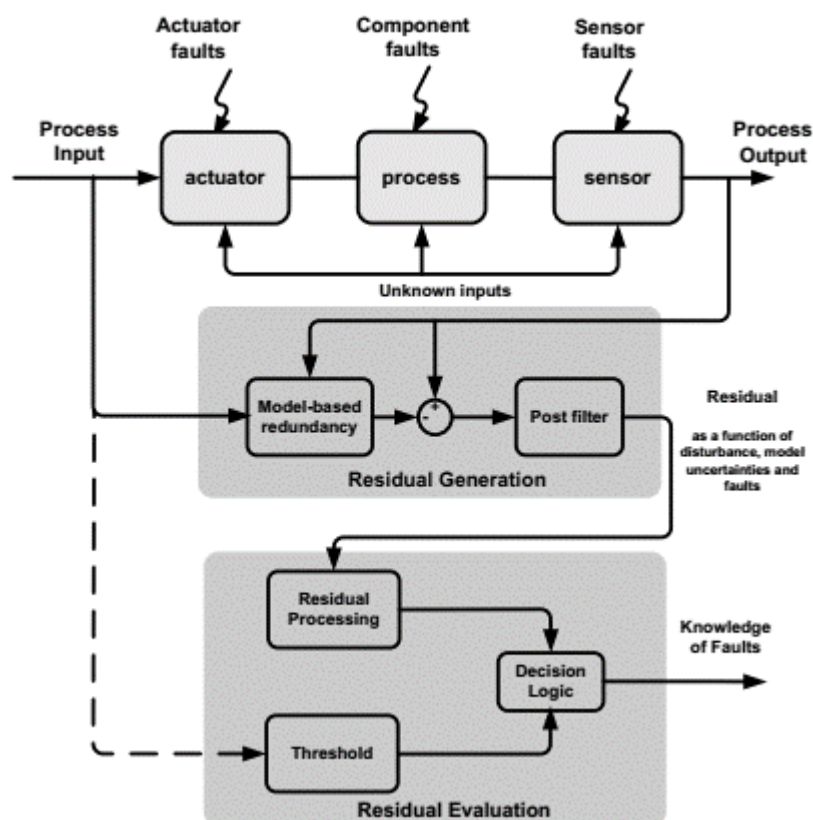
³ Steady-state

⁴ Model based FD

⁵ Software redundancy

⁶ parallel

⁷ On-line



شکل (۶-۲) تشخیص خطا بر مبنای مدل [۱۶]

در شکل (۶-۲) مشخص است که این روش دو گام اصلی دارد:

- ۱- تولید باقیمانده: در این قسمت باقیمانده با مقایسه خروجی فرایند و تخمین^۱ آن بدست می‌آید. سیگنال باقیمانده حاوی اطلاعاتی درباره خطا می‌باشد.
- ۲- آنالیز باقیمانده: از آنجا که در سیستم های واقعی سیگنال باقیمانده تحت تاثیر اغتشاش و نویز اندازه گیری^۲ قرار می‌گیرد، سیگنال باقیمانده نیازمند بررسی های دقیق برای استخراج اطلاعات خطا می‌باشد که به عنوان آنالیز باقیمانده شناخته می‌شود.

¹ Estimation

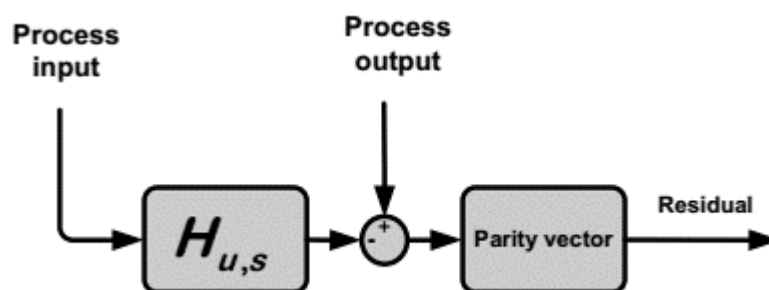
² Measurement noise

تشخیص خطای مبتنی بر مدل به دو کلاس اصلی تقسیم بندی می‌شود:

۱- روش مبتنی بر دانش:^۱ این روش زمانی که مدل دقیق سیستم در دسترس نباشد و یا دستیابی به آن مشکل باشد، بسیار مفید است. به عنوان مثال در فرایندهای شیمیای بزرگ یا راکتورهای هسته ای که مدل به راحتی در دسترس نیست. در [۱۷] مطالعه دقیقی در این باره ارائه شده است.

۲- روش مبتنی بر مدل تحلیلی:^۲ این روش در حقیقت با استفاده از مدل های تحلیلی باقیمانده را تولید می کند. این تکنیک خود به سه روش تقسیم می‌شود:

راهبرد فضای برابری:^۳ شکل (۷-۲) یک دیاگرام از این روش ارائه میکند. روش فضای برابری که در [۱۸] برای اولین بار مطرح شد، با استفاده از امتحان^۴ برابری روی پایداری رابطه برابری^۵ ساخته می‌شود. در این روش یک مجموعه از روابط اصلاح شده^۶ سیستم (که روابط برابری نام دارد) از روی سیگنال های اندازه گیری شده از سیستم، استنتاج می‌شود. این روابط برابری باقیمانده را از حالت های سیستم و از یکدیگر جدا می کنند. این کار، تشخیص خطا را راحت تر می کند. تناقض در روابط برابری به معنی حضور خطا می‌باشد. چاو^۷ و ویلسکی^۸ روابط برابری را از معادلات حالت سیستم استنتاج کردند.



شکل (۷-۲) تشخیص خطا بر مبنای مدل-روش فضای برابری [۱۶]

¹ Knowledge-based

² Analytical model based

³ Parity space approach

⁴ Check

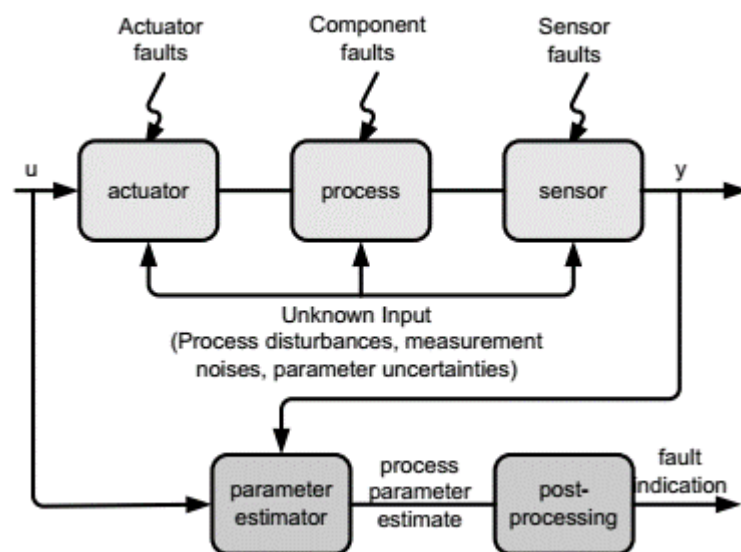
⁵ Parity equation

⁶ Modified

⁷ Chow

⁸ Willsky

راهبرد تخمین پارامتر^۱: این روش نیز یکی از مهمترین روش های FDI که در [۱۹] برای اولین بار درباره ی آن بحث شده است. در این روش تشخیص خطا بر اساس تخمین برخط پارامترهای فرایند انجام می شود. اطلاعات خطا با مقایسه بین پارامترهای تخمین زده شده و پارامترهای نامی فرایند بدست می آید. هرگونه ناهمخوانی^۲ بین دو مقدار، به معنی حضور خطا می باشد. شکل (۸-۲) توصیف شماتیک این روش می باشد. ویژگی اصلی این روش در این موضوع نهفته است که پارامترهای بسیاری با حداقل ورودی و خروجی از سیستم می توانند تخمین زده شوند.



شکل (۸-۲) تشخیص خطا بر مبنای مدل-روش تخمین پارامتر [۱۶]

عیب اصلی این روش در این است که یک سیگنال تحریک برای تخمین پارامترها نیاز است که خود ممکن است باعث بروز اشکالاتی در عملکرد فرایند شود. همچنین تعیین پارامترهای فیزیکی از مدل ریاضی ممکن نیست که یک نتیجه یکتا بدهد و فقط در سیستم هایی کارایی دارد که مرتبه^۳ سیستم پایین است. روش های مختلفی برای تخمین پارامتر ارائه شده است مانند: کمترین مربعات^۴، کمترین

^۱ Parameter identification based approach

^۲ Discrepancy

^۳ Order

^۴Least square (LS)

مربعات بازگشتی^۱ و کمترین مربعات توسعه یافته^۲.

راهبرد مبتنی بر رویتگر^۳: تشخیص خطا مبتنی بر رویتگر یکی از پرکاربردترین روش های در زمینه ی تشخیص خطا می باشد. شکل (۲-۹) یک توصیف از این روش می باشد. در این روش سیگنال باقیمانده با مقایسه خروجی سیستم و مقدار تخمین زده شده بدست می آید. این صحیح نیست که گفته شود رویتگرها فقط در حوزه ی کنترل به منظور تخمین حالت هایی که در دسترس نیستند^۴، و یا تخمین خروجی استفاده می شود. در حالی که در حوزه خطا برای اهداف تشخیص خطا نیز کاربرد فراوانی دارند. ایده ی اصلی استفاده از رویتگرها به سال ۱۹۷۰ برمی گردد که در آن برد^۵ اولین صافی تشخیص خطا را ارائه داد که بعداً در سال ۱۹۷۳ توسط جونز^۶ بهبود پیدا کرد. همزمان راهبرد های آماری نیز پیشرفت کردند تا جاییکه مرا^۷ و پسچون^۸ تشخیص خطا مبتنی بر صافی کالمن را ارائه نمودند [۲۰]. فرانک^۹ در سال ۱۹۸۰ اولین ساختار تشخیص خطا مبتنی بر رویتگر مقاوم را ارائه داد. در ادامه رویتگرهای ورودی ناشناخته^{۱۰} ارائه شدند. ایده ی اصلی در استفاده از رویتگرهای ورودی ناشناخته، ساختن سیگنال باقیمانده مستقل از ورودی های نامعلوم است. این شرایط با جدا سازی^{۱۱} اغتشاش از سیگنال باقی مانده حاصل می شود. اما روش ورودی های نامعلوم در برابر نامعینی^{۱۲} های سیستم کارایی ندارد.

¹ Recursive least square (RLS)

² Extended Least square (ELS)

³ Observer based approach

⁴ unavailable states

⁵ Beard

⁶ Jones

⁷ Mehra

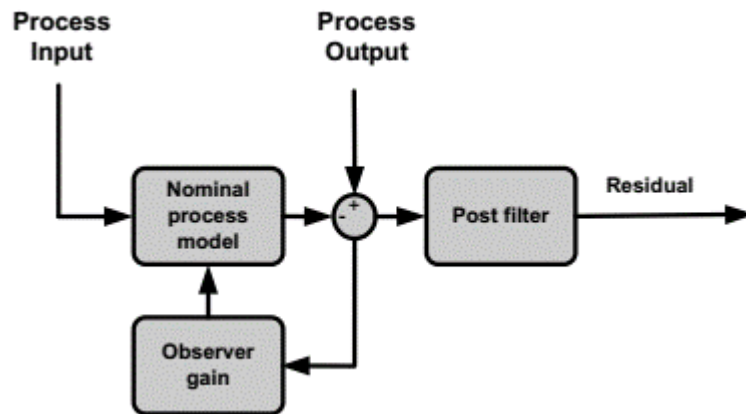
⁸ Peschon

⁹ Frank

¹⁰ Unknown Input Observer (UIO)

¹¹ Decoupling

¹² Uncertainty



شکل (۹-۲) تشخیص خطا بر مبنای مدل-روش مبتنی بر رویتگر [۱۶]

یک راه حل در مدل کردن این نامعینی ها به عنوان یک ورودی نامعلوم و استفاده از رویکرد قبلی می باشد. همچنین اگر خطا و اغتشاش در یک خط وارد شوند جدا سازی آنها امری مشکل است. یک رویکرد دامنه فرکانسی برای طراحی صافی های مقاوم در [۲۱] ارائه شده است که راهکاری در جهت مقاوم بودن به ورودی نامعلوم به جای جدا سازی کامل آن هاست. تکنیک های متفاوتی ارائه شده است که می توان به H_2 و H_∞ اشاره کرد.

از آنجا که تشخیص خطا مبتنی بر رویتگر در این پایان نامه بحث شده است در فصول آینده مطالبی به تفصیل درباره ی آن ارائه شده است.

۴-۲ مقایسه روش های تشخیص خطا

مقایسه ی روش های تشخیص خطا کاری مشکل است چراکه هر روش با توجه به عوامل^۱ مختلف انتخاب می شود. به عنوان مثال خطی یا غیر خطی بودن سیستم، متغیر با زمان یا وابسته به زمان بودن، در دسترس بودن حالت ها، نوع ورودی ها و... از عوامل مهم می باشد.

^۱ Factor

در صورتی که مدل فرایند در دسترس باشد یا مدل سازی سخت نباشد راهبرد مبتنی بر مدل پیشنهاد می‌شود. در بعضی شرایط بدست آوردن یک مدل کار پیچیده ای است لذا از روش مبتنی بر سیگنال بیشتر استفاده می‌شود. در بین روش های مبتنی بر مدل، روش تخمین پارامتر نیاز به ساختار مدل می‌باشد در حالی که روش معادلات برابری و روش مبتنی بر رویتگر فرض بر این است که مدل و پارامترهای آن معلوم است. روش تخمین پارامتر نیاز به سیگنال تحریک دارد در حالی که دو روش دیگر محدودیتی ندارند.

فصل سوم

تشخیص خطا مبتنی بر رویتگرها

در این فصل انواع رویتگرها و کاربرد آنها در تشخیص خطا بررسی می‌شود. روابط مربوط به هر رویتگر ارائه خواهد شد و برخی از مهمترین روش‌های تولید سیگنال باقیمانده مطرح خواهد شد.

۱-۳ مقدمه

رویتگرها کاربرد فراوانی در فرایندهای کنترلی دارند. ایده اصلی در استفاده از رویتگرها تخمین خروجی سیستم از روی اندازه گیری ها با استفاده از رویتگر لیونبرگر در فضای قطعی یا صافی کالمن در فضای نویزآلود می‌باشد. خطای تخمین خروجی به عنوان باقی مانده استفاده می‌شود. از رویتگرها در روش‌های تشخیص خطا نیز به وفور استفاده می‌شود. سیگنال باقیمانده نهایی در تشخیص خطا بسیار مهم است [۱].

به منظور دستیابی به ساختار یک رویتگر مدل دینامیکی خطی و مستقل از زمان گسسته زیر را در فضای حالت در نظر می‌گیریم:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (۱-۳)$$

در رابطه (۱-۳) ورودی، حالتها و خروجی به ترتیب $u(t) \in \mathbb{R}^r, x(t) \in \mathbb{R}^n, y(t) \in \mathbb{R}^m$ خواهد بود. فرض می‌شود که تمام ماتریس‌های A, B, C کاملاً معلوم هستند و یک رویتگر به منظور بازسازی متغیرهای سیستم براساس اندازه گیری ورودی $u(t)$ و خروجی $y(t)$ به صورت زیر ارائه می‌شود:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + He(t) \\ e(t) = y(t) - C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (۲-۳)$$

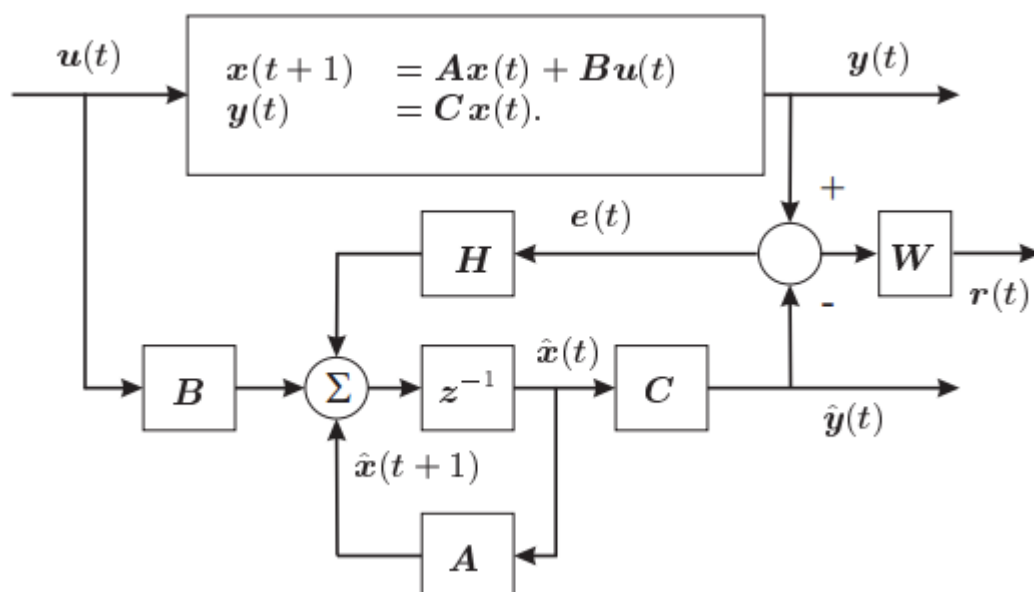
رویتگر توصیف شده در رابطه (۲-۳) در شکل (۱-۳) نمایش داده شده است. برای خطای تخمین $e_x(t)$ با استفاده از رابطه (۲-۳)

$$\begin{cases} e_x(t) = x(t) - \hat{x}(t) \\ e_x(t+1) = (A - HC)e_x(t) \end{cases} \quad (3-3)$$

خطای حالت $e_x(t)$ به صورت مجانبی به صفر می رسد یعنی:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} e_x(t) = 0 \quad (4-3)$$

اگر رویتگر پایدار باشد رابطه (۴-۳) برقرار خواهد بود که این امر با انتخاب H مناسب حاصل خواهد شد [۱]. در ادامه برخی از مهمترین رویتگرها به تفصیل ارائه خواهد شد.



شکل (۱-۳) رویتگر مدل دینامیکی خطی و مستقل از زمان [۱]

۳-۲ رویتگر ورودی نامعلوم

این رویتگرها یک نوع رویتگر لیونبرگر هستند که یک تخمین از حالتها را مستقل از ورودی های نامعلوم می سازند. طراحی آنها و کاربرد در تشخیص خطا به یک موضوع بسیار جذاب و مهم تبدیل شده است [۲۳-۲۲]. موضوع اصلی در پیشرفت این رویتگرها افزایش مقاوم بودن نسبت به نامعینی ها و

اغتشاشات نامعلوم است. دو شرط لازم و کافی برای وجود یک رویتر ورودی نامعلوم پایدار تعریف می‌شود:

شرط اول: ماتریس تابع تبدیل بین ورودی نامعلوم و خروجی سیستم باید حداقل فاز باشد.

شرط دوم: ماتریس تابع تبدیل بین ورودی نامعلوم و خروجی سیستم باید از درجه نسبی یک باشد.

هرکدام از دو شرط فوق برقرار نباشد طراحی با مشکل مواجه می‌شود [۲۲].

سیستمی با ورودی نامعلوم به صورت زیر توصیف می‌شود:

$$\begin{aligned}\dot{x}(t) &= Ax(t) + Bu(t) + Ed(t) \\ y(t) &= Cx(t)\end{aligned}\quad (۵-۳)$$

که $x(t) \in \mathbb{R}^n$ بردار حالت، $u(t) \in \mathbb{R}^p$ بردار ورودی، $d(t) \in \mathbb{R}^q$ بردار ورودی نامعلوم و $y(t) \in \mathbb{R}^m$ بردار خروجی می‌باشد. A, B, C, E ماتریس‌های ثابت با ابعاد مناسب هستند. هدف طراحی، با وجود اینکه ورودی $d(t)$ نامعلوم است، تخمین حالت سیستم می‌باشد. برای (۵-۳) رویتر ورودی نامعلوم زیر پیشنهاد شده است [۲۲]:

$$\begin{aligned}\dot{z}(t) &= Fz(t) + TBu(t) + Ky(t) \\ \hat{x}(t) &= z(t) + Hy(t) \quad \hat{x} \in \mathbb{R}^n, z \in \mathbb{R}^n\end{aligned}\quad (۶-۳)$$

که در واقع ایده طراحی رسیدن به خطای تخمین صفر است یعنی:

$$\lim_{t \rightarrow \infty} (x(t) - \hat{x}(t)) = 0 \quad (۷-۳)$$

خطای تخمین و باقیمانده به ترتیب برابرند با:

$$e(t) = x(t) - \hat{x}(t) \quad (۸-۳)$$

$$r(t) = y(t) - C\hat{x}(t) \quad (۹-۳)$$

اگر شرایط زیر در طراحی لحاظ شود:

$$K = K_1 + K_2, (HC - I)E = 0, T = I - HC, F = A - HCA - K_1, K_2 = FH \quad (۱۰-۳)$$

در این صورت:

$$\dot{e}(t) = Fe(t) \quad (۱۱-۳)$$

اگر مقادیر ویژه F پایدار باشند در این صورت بدون تاثیر $d(t)$ خطای تخمین $e(t)$ مجانبی صفر می‌شود و رویتگر به ورودی نامعلوم حساس نخواهد بود.

اگر خطای تمام حسگرها در نظر گرفته نشود و فقط خطای عملگرها مورد نظر باشد (۳-۵) به صورت زیر بازنویسی می‌شود:

$$\begin{aligned} \dot{x}(t) &= Ax(t) + B(u(t) + f_a(t)) + Ed(t) \\ y(t) &= Cx(t) \end{aligned} \quad (۱۲-۳)$$

در (۱۲-۳) $f_a(t) \in \mathbb{R}^p$ یک بردار غیرقابل اندازه‌گیری است و به عنوان خطای جمع شونده‌ی عملگر در نظر گرفته می‌شود. باقیمانده با آستانه ای مشخص مقایسه می‌شود و حضور یا عدم حضور خطا مشخص می‌شود. در واقع از نرم اقلیدوسی باقیمانده به صورت زیر استفاده می‌شود:

$$\begin{aligned} \|r(t)\| &> T(t) && \text{حضور خطا} \\ \|r(t)\| &\leq T(t) && \text{عدم حضور خطا} \end{aligned} \quad (۱۳-۳)$$

۳-۳ رویتگر مد لغزشی

رویتگر مد لغزشی کاربرد فراوانی در تشخیص خطا دارد [۱]. والکات و زاک از یک رویکرد مبتنی بر لیاپانوف برای طراحی یک رویتگر مد لغزشی استفاده کردند تا در حضور نامعینی‌های محدود خطای تخمین را به صفر برسانند.

اگر سیستم خطی چند ورودی چند خروجی نامی زیر در نظر گرفته شود:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + Df_i(t) \\ y(t) = Cx(t) + f_o(t) \end{cases} \quad (۱۴-۳)$$

در رابطه (۱۴-۳) $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $B \in \mathbb{R}^{n \times m}$, $C \in \mathbb{R}^{p \times n}$, $D \in \mathbb{R}^{n \times q}$ و ماتریس C و D دارای رنک کامل^۱ هستند. توابع $f_i(t)$ و $f_o(t)$ به ترتیب به عنوان خطای عمل گر و خطای حسگر که محدود هستند، فرض شده اند. هم چنین حالت های سیستم نامعلوم و فقط سیگنال های ورودی و خروجی در دسترس هستند. مسئله مورد نظر ساخت یک رویتگر برای تولید یک تخمین از حالت $\hat{x}(t)$ می باشد که استفاده از رویتگر مود لغزشی باعث می شود که خطای خروجی در زمان محدود به صفر برسد.

رویتگر مد لغزشی برای (۱۴-۳) به صورت زیر پیشنهاد می شود:

$$\dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) - G_L e_y(t) + G_n v \quad (۱۵-۳)$$

در (۱۵-۳) $G_L, G_n \in \mathbb{R}^{n \times p}$ ماتریس های بهره مناسب برای رویتگر و v یک المان برای تولید حرکت لغزشی است. بدین ترتیب نشان داده شد که ساخت یک حرکت لغزشی می تواند منجر به تخمین $f_i(t)$ و $f_o(t)$ شود.

امروزه روش های بهینه در طراحی رویتگرها بسیار پرکاربرد است که در ادامه به دو روش اشاره شده است.

۴-۳ طراحی رویتگر به روش H_2

سیستم زیر را در نظر بگیرید

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + B_d d(t) + B_f f(t) \\ y(t) = Cx(t) + Du(t) + D_d d(t) + D_f f(t) \end{cases} \quad (۱۶-۳)$$

با توجه به رابطه (۱۶-۳) سیگنال باقیمانده از رابطه زیر محاسبه می گردد [۲۴].

¹ Full Rank

$$r(s) = \hat{N}_d(s)d(s) + \hat{N}_f(s)f(s) \quad (۱۷-۳)$$

$$\hat{N}_d(s) = C(sI - A + LC)^{-1}(B_d - LD_d) + D_d \quad (۱۸-۳)$$

$$\hat{N}_f(s) = C(sI - A + LC)^{-1}(B_f - LD_f) + D_f \quad (۱۹-۳)$$

باتوجه به روابط (۱۷-۳) تا (۱۹-۳) باید L طوری طراحی گردد که $\hat{N}_d(s)$ تا حد امکان کوچک باشد، یعنی [۲۴]:

$$\min_L \|C(sI - A + LC)^{-1}(B_d - LD_d)\|_2 \quad (۲۰-۳)$$

برای یک سیستم پیوسته زمانی نرم H_2 وجود دارد که سیستم اکیدا سره باشد [۲۴].

قضیه (۱-۳): برای سیستم $C(sI - A + LC)^{-1}(B_d - LD_d)$ فرض کنید [۲۴]:

۱. زوج (A, C) رویت پذیر باشد.

۲. D_d دارای مرتبه کامل سطری باشد با این شرط که $D_d D_d^T = 1$ باشد.

۳. مرتبه ماتریس $\begin{bmatrix} A - j\omega I & B_d \\ C & D_d \end{bmatrix}$ به ازای $\omega \in [0, \infty)$ کامل باشد.

آن گاه مقدار مینیمم برای

$$\min_L \|C(sI - A + LC)^{-1}(B_d - LD_d)\|_2 = \left(\text{trace}(CXC^T) \right)^{1/2} \quad (۲۱-۳)$$

از رابطه (۲۱-۳) مقدار L مطابق رابطه زیر محاسبه می گردد

$$L = XC^T + B_d D_d^T \quad (۲۲-۳)$$

مقدار $X \geq 0$ از حل معادله ریکاتی زیر به دست می آید.

$$(A - B_d D_d^T C)X + X(A - B_d D_d^T C)^T - XC^T CX + B_d B_d^T - B_d D_d^T D_d B_d^T = 0 \quad (۲۳-۳)$$

اثبات روابط (۲۲-۳) و (۲۳-۳) در [۲۵] آمده است.

۵-۳ طراحی رویتر به روش H_∞

در ابتدا یک سری تعاریف اولیه مورد نیاز برای طراحی بیان می گردد.

قضیه (۲-۳): فرض کنید $H \in \text{dom}(\text{Ric})$ و $X \in \text{Ric}(H)$ آن گاه [۲۴]:

۱- X متقارن حقیقی است.

۲- X در معادله ریکاتی زیر صدق می کند

$$A^T X + XA + XRX + Q = 0 \quad (۲۴-۳)$$

۳- $A+RX$ پایدار است.

اثبات قضیه (۲-۳) در [۲۶] ارائه گردیده است.

قضیه (۳-۳): فرض کنید که H هیچ مقدار ویژه‌ای روی محور موهومی نداشته باشد و R نیمه معین مثبت

یا نیمه معین منفی باشد، آن گاه $H \in \text{dom}(\text{Ric})$ است اگر و تنها اگر (A, R) پایدارپذیر باشد [۲۴].

اثبات قضیه (۳-۳) در [۲۶] ارائه گردیده است.

با توجه به قضیه (۲-۳) می توان نتیجه گرفت که $\gamma > 0$ وجود دارد که [۲۴]:

$$\|C(sI - A + LC)^{-1}(B_d - LD_d) + D_d\|_\infty < \gamma \quad (۲۵-۳)$$

به ازای

$$L = -(XC^T + B_d D_d^T)R^{-1} \quad (۲۶-۳)$$

$$R = \gamma^2 I - D_d^T D_d \quad (۲۷-۳)$$

که در آن $X \geq 0$ پاسخ معادله ریکاتی زیر است [۲۴].

$$(A - B_d D_d^T R^{-1} C)X + X(A - B_d D_d^T R^{-1} C)^T - XC^T R^{-1} CX + B_d(1 - D_d^T R^{-1} D_d)B_d^T = 0 \quad (۲۸-۳)$$

همانطور که گفته شد هدف از استفاده از رویتگرها در تشخیص خطا به منظور تولید سیگنال باقیمانده است. علاوه بر روش های فوق روش های دیگری نیز به ایتم منظور استفاده می شود.

۳-۶ رویتگر عصبی

استفاده از شبکه عصبی در رویگرهای تشخیص خطا بسیار مورد توجه قرار گرفته است. درواقع یک شبکه عصبی پیشرو به منظور جایگزینی توابع غیر خطی مورد استفاده قرار می گیرد [۲۷].

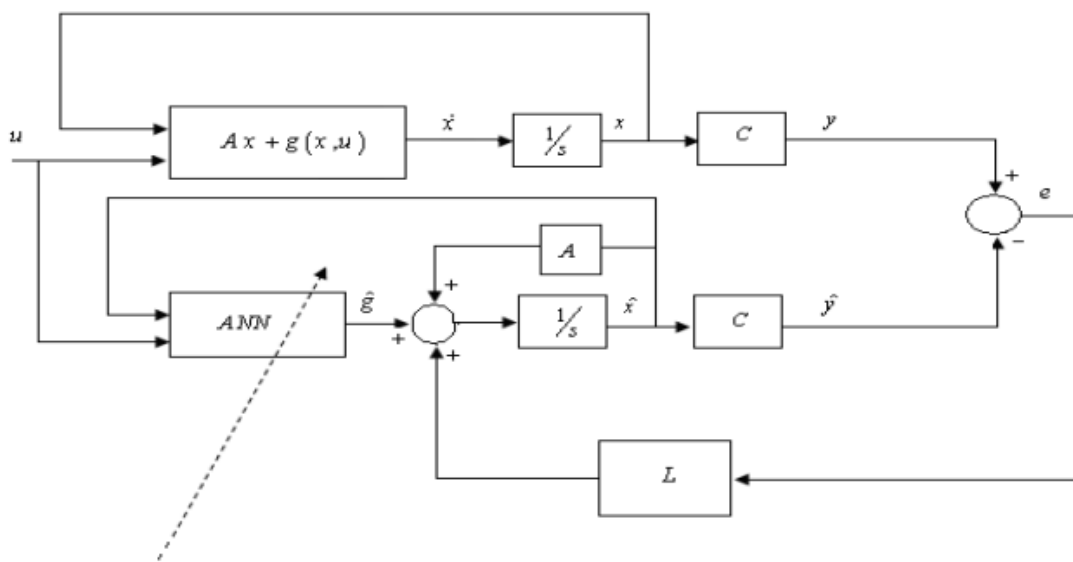
در سیستم زیر:

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax + g(x, u) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (۲۹-۳)$$

در رابطه (۲۹-۳) $u(t) \in \mathbb{R}^r, x(t) \in \mathbb{R}^n, y(t) \in \mathbb{R}^m$ و $g(x, u)$ یک تابع غیر خطی نامعلوم است. همچنین جفت (A, C) رویت پذیر است. یک رویتگر پایدار به صورت زیر ساخته می شود :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x} + \hat{g}(\hat{x}, u) + L(y - \hat{y}) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (۳۰-۳)$$

که $\hat{x}$ و $\hat{y}$ به ترتیب حالت و خروجی رویتگر هستند. L بهره ی رویتگر است و به صورتی انتخاب می شود که $(A - LC)$ پایدار هر ویتز باشد [۲۷]. در واقع از شبکه عصبی به منظور شناسایی قسمت غیر خطی استفاده می شود. شکل (۳-۲) یک شمای گرافیکی از رویتگرهای عصبی را ارائه می دهد.



شکل (۳-۲) رویتگر عصبی [۲۷]

یک شبکه عصبی با وزن های W و V و ورودی $z = [x \ u]$ می تواند تابع نامعلوم $g(x, u)$ را به صورت زیر تخمین بزند:

$$\hat{g}(\hat{x}, u) = \hat{W} \sigma(\hat{V} \hat{z}) \quad (۳-۳۱)$$

بنابراین با استفاده از روابط (۳-۲۹)، (۳-۳۰) و (۳-۳۱) رویتگر عصبی به صورت زیر بدست می آید:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x} + \hat{W}\sigma(\hat{V}\hat{z}) + L(y - \hat{y}) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (۳-۳۲)$$

خطای تخمین $e = y - \hat{y}$ خواهد بود که به عنوان باقیمانده استفاده می شود.

در این پایان نامه از این نوع رویتگر استفاده شده است که در فصل بعد به تفصیل مورد بررسی قرار گرفته است و روابط اساسی رویتگر ارائه شده است.

فصل چهارم

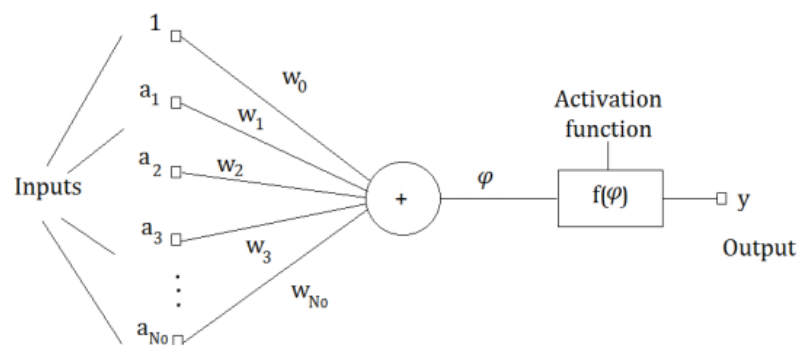
شبکه‌های عصبی

۱-۴ مقدمه

شبکه‌های عصبی به عنوان یک مجموعه از نرون^۱ های پایه شناخته می‌شوند که اغلب در یک ساختار بیولوژیکی^۲ القا شده به هم متصل می‌شوند و در لایه های مختلف سازماندهی می‌شوند. کاربرد این شبکه و دقت بالای آنها مسئله به موضوع بسیار جذابی تبدیل شده است. در این فصل شبکه های عصبی و انواع آنها بررسی شده است. روابط و شکل های مورد نیاز ارائه شده است.

۲-۴ مدل نرون

در [۲۸] مدل یک نرون ارائه شده است که شکل (۱-۴) بیانگر آن است:



شکل (۱-۴) مدل یک نرون [۲۹]

در این شکل وزن ها، تابع فعال ساز و خروجی مشخص است. خروجی نرون ها با رابطه زیر مشخص می‌شود:

$$y = F(\varphi) = f\left(\sum_{i=0}^{N0} w_i a_i\right) \quad (1-4)$$

که در آن $w_0 a_0$ مقادیر آستانه، $f(\varphi)$ تابع فعال ساز نرون و y خروجی نرون است. هم چنین بر اساس این توصیف داریم:

$$\varphi = W^T A \quad (2-4)$$

¹ Neuron

² Biologically

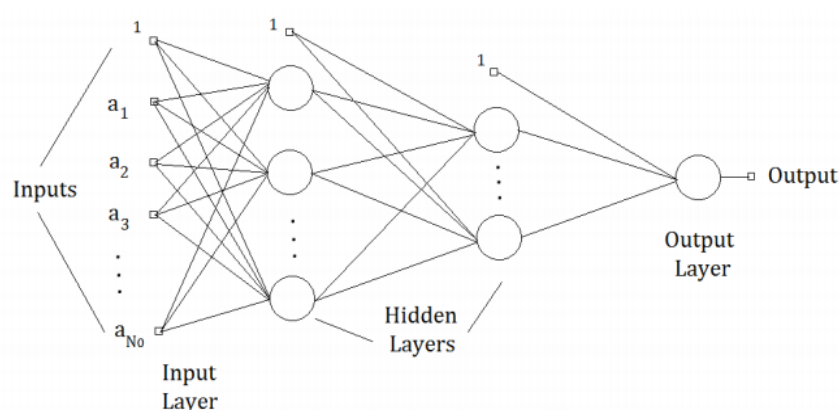
که

$$W = [w_0 \ w_1 \ \dots \ w_{k0}], A = [a_0 \ a_1 \ \dots \ a_{N0}]^T \quad (3-4)$$

۳-۴ شبکه عصبی پیشرو

ساختار یک شبکه عصبی پیشرو که پرسپترون^۱ نامیده می‌شود در شکل (۲-۴) نشان داده شده است. در هر i^{th} لایه به تعداد N_i نرون وجود دارد و ورودی‌های به این نرون‌ها به نرون‌های لایه ی قبل متصل است. لایه ورودی با سیگنال تحریک تغذیه می‌شود. به عبارت ساده تر یک نرون شبکه شبیه یک پردازنده^۲ است که با اعمال یک عملگر غیر خطی روی ورودی خودش، یک خروجی تولید می‌کند [۲۹]. یک وزن به هر ورودی نرون الحاق شده است و آموزش^۳ یک شبکه عصبی به معنی فرایند تنظیم وزن^۴ های مختلف مناسب است.

یک شبکه عصبی آموزش می‌بیند تا بر اساس ورودی داده شده به آن و وزن‌های تنظیم شده یک پاسخ تولید کند [۲۹].



شکل (۲-۴) ساختار یک شبکه عصبی پیشرو چند لایه [۲۹]

¹ Perceptron

² Processor

³ Training

⁴ Weight

همانطور که در شکل (۴-۲) ملاحظه می‌شود $a_1, a_2, \dots, a_{N0}$ یک مجموعه از ورودی به شبکه عصبی هستند. به دلیل توانایی شبکه‌های عصبی، امروزه به وفور در شناسایی سیستم، کنترل، شناسایی الگو^۱ و... از آن‌ها استفاده می‌شود چرا که علاوه بر توانایی تقریب ورودی_خروجی سیستم‌های دینامیکی، توانایی مدل کردن رفتار سیستم‌های پیچیده را دارند و بدون نیاز به دانش قبلی نسبت به پارامترهای سیستم می‌توانند یک کنترل کننده قوی باشند [۳۰].

از دیگر نکات قابل ذکر درباره شبکه‌های عصبی می‌توان به موارد زیر اشاره کرد [۲۹]:

- ۱- هر ویژگی از سیگنال با استفاده از الگوریتم خاص قابل استخراج است.
- ۲- خروجی ساخته شده توسط شبکه عصبی برای حضور یا عدم حضور خطا، محل خطا و تشخیص نوع خطا استفاده می‌شود.
- ۳- عامل بسیار مهم و تاثیر گذار در عملکرد شبکه عصبی الگوریتم آموزشی^۲ است که برای آموزش شبکه استفاده می‌شود.
- ۴- پیش پردازش^۳ و پس پردازش^۴ برای بهبود فرایند آموزش و کاهش زمان آموزش کارایی خوبی دارد.

یکی از بزرگترین چالش‌هایی که استفاده از شبکه عصبی را مشکل می‌کند در انتخاب تعداد ایده آل لایه‌های مخفی^۵ و تعداد نرون‌ها در هر لایه است.

یک چالش دیگر شبکه‌های عصبی الگوریتم آموزش است. الگوریتم پس انتشار خطا، الگوریتم پایه ای است که در آن وزن‌های نرون‌ها به صورت پی در پی برای حداقل کردن خطای بین مقدار واقعی و مقدار خروجی شبکه، تطبیق داده می‌شوند.

¹ Pattern recognition

² Training algorithm

³ Pre-processing

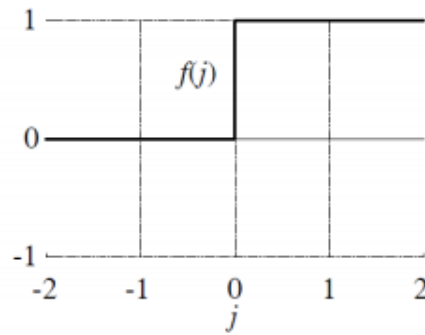
⁴ Post-processing

⁵ Hidden

۴-۴ انواع تابع فعالساز

۱- تابع پله^۱: این تابع دارای رابطه (۵-۴) و شکل (۳-۴) می‌باشد

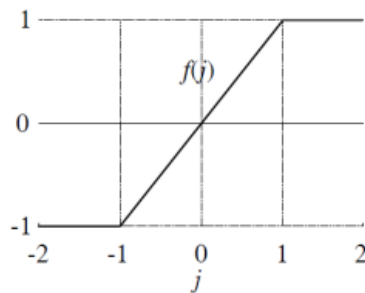
$$f(\varphi) = \begin{cases} 1 & \text{if } \varphi \geq 0 \\ 0 & \text{if } \varphi < 0 \end{cases} \quad (۵-۴)$$



شکل (۳-۴) تابع فعال ساز پله [۲۹]

۲- تابع قسمتی خطی^۲: رابطه (۶-۴) و شکل (۴-۴) بیانگر تابع قسمتی خطی است:

$$f(\varphi) = \begin{cases} 1 & \text{if } \varphi > 1 \\ -1 & \text{if } \varphi < -1 \\ \varphi & \text{if } |\varphi| < 1 \end{cases} \quad (۶-۴)$$



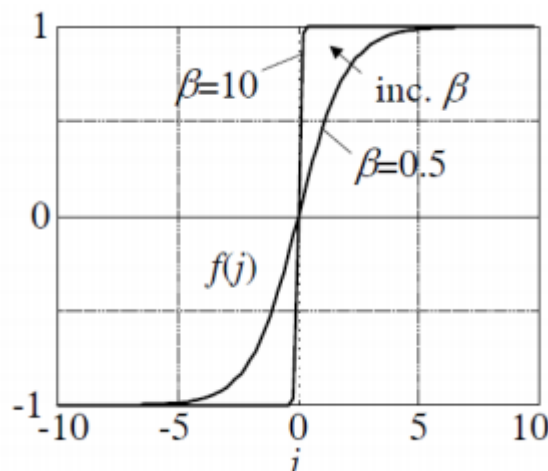
شکل (۴-۴) تابع فعال ساز قسمتی خطی [۲۹]

¹ Step function

² Piece wise linear function

۳- تابع سیگموئید دو قطبی^۱: دارای رابطه (۷-۴) و شکل (۵-۴) می باشد

$$f(\varphi) = \tanh(\beta\varphi) = \frac{1-e^{-2\beta\varphi}}{1+e^{-2\beta\varphi}} \quad (۷-۴)$$



شکل (۵-۴) تابع فعال ساز سیگموئید دو قطبی [۲۹]

بر اساس اینکه نرون ها به چه صورت به هم متصل شوند شبکه های عصبی به دو دسته ی پیشرو و بازگشتی^۲ تقسیم می شوند. شبکه های بازگشتی برخلاف شبکه های پیشرو دارای یک اتصال داخلی بین نرون ها هستند. در این پایان نامه از شبکه های جلو سو استفاده شده است و در ادامه تنها این نوع شبکه ها بررسی شده است.

بدلیل عدم استفاده از پسخور^۳ در شبکه های پیشرو ساختار آنها ساده تر است. یک شبکه جلو سو با N_0 ورودی و K_R خروجی در شکل (۶-۴) نشان داده شده است. فرایند محاسبه در لایه i^{th} می تواند به صورت زیر تعریف شود:

$$p^{(i)} = f^{(i)}(W^{(i)}g^{(i-1)}) \quad (۸-۴)$$

که

^۱ Sigmoid bipolar function

^۲ Recurrent

^۳ Feedback

$$p^{(i)} = [p_1^{(i)} p_2^{(i)} \dots p_{N_1}^{(i)}] \quad (9-4)$$

$$W^{(i)} = \begin{bmatrix} w_{10}^{(i)} & w_{11}^{(i)} & \dots & w_{1N_{i-1}}^{(i)} \\ w_{20}^{(i)} & w_{21}^{(i)} & \dots & w_{2N_{i-1}}^{(i)} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{N_i0}^{(i)} & w_{N_i1}^{(i)} & \dots & w_{N_iN_{i-1}}^{(i)} \end{bmatrix} \quad (10-4)$$

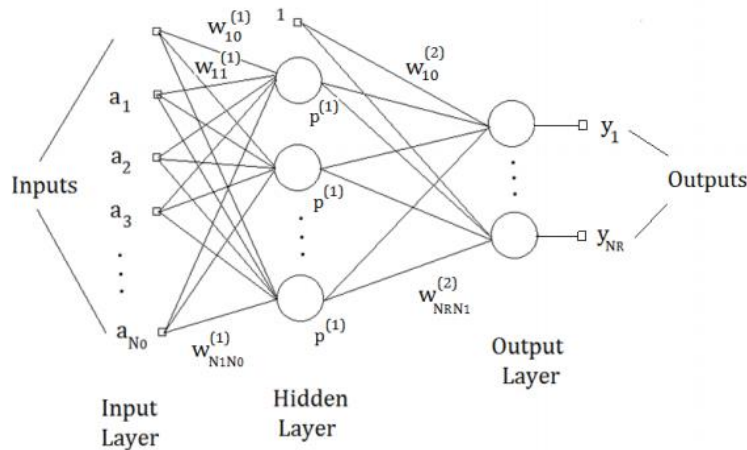
رابطه (۹-۴) بیانگر بردار خروجی لایه i^{th} است. هم چنین رابطه (۱۰-۴) ماتریس وزن های بین لایه های i^{th} و $(i-1)^{th}$ می باشد [۲۹]. هم چنین:

$$g^{(i-1)} = \begin{cases} A & \text{for } i = 1 \\ \begin{bmatrix} 1 \\ p^{(i-1)} \end{bmatrix} & \text{for } i = 2, 3, R \end{cases} \quad (11-4)$$

در روابط (۸-۴) تا (۱۱-۴) A بردار شامل سیگنال های ورودی، $f^i(\cdot)$ تابع فعالساز نرون در لایه i^{th} و R تعداد لایه های شبکه است. تعداد لایه های مخفی می توانند از یکی بیشتر باشند و معمولاً با توجه به هدف طراحی شبکه تعداد لایه ها تعیین می شوند.

خروجی شبکه عصبی مورد نظر به صورت زیر است:

$$y = p^{(R)} = [y_1 y_2 \dots y_{N_R}] \quad (12-4)$$



شکل (۴-۶) ساختار یک شبکه دولایه پیشرو [۲۹]

۵-۴ استراتژی های آموزش

مهمترین موضوع در هر کاربرد شبکه های عصبی بدست آوردن وزن های لایه های مختلف است که به معنای آموزش است. دو روش مختلف اغلب بدین منظور به کار می رود که عبارت است از آموزش با سرپرست و آموزش بدون سرپرست. در آموزش با سرپرست وزن ها با حداقل کردن خطای بین یک مجموعه از ورودی ها و مقدار خروجی مربوطه اصلاح می شوند. چون هم ورودی و هم خروجی از پیش معلوم هستند این روش آموزش با سرپرستی می باشد. در حالی که در روش آموزش بدون سرپرست، نسبت به ارتباط بین ورودی ها و مقدار خروجی ها اطلاعی در دسترس نیست. شبکه عصبی با یک مجموعه اطلاعات آموزش می بیند که فقط ورودی ها مشخص هستند [۲۹].

وزن های شبکه با توجه به خطای خروجی و هدف، روابط زیر را نتیجه می دهند:

$$w_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \Delta w_{ji}(n) \quad (۱۳-۴)$$

$$e_j(n) = p_j(n) - y_j(n) \quad (۱۴-۴)$$

$$\Delta w_{ji}(n) = \eta e_j(n) x_i(n) \quad (۱۵-۴)$$

که در رابطه (۱۳-۴) $w_{ji}(n)$ و $w_{ji}(n+1)$ وزنه های قبلی و جدید هستند. هم چنین $\Delta w_{ji}(n)$ عامل اصلاح می باشد و n معرف تعداد تکرار است.

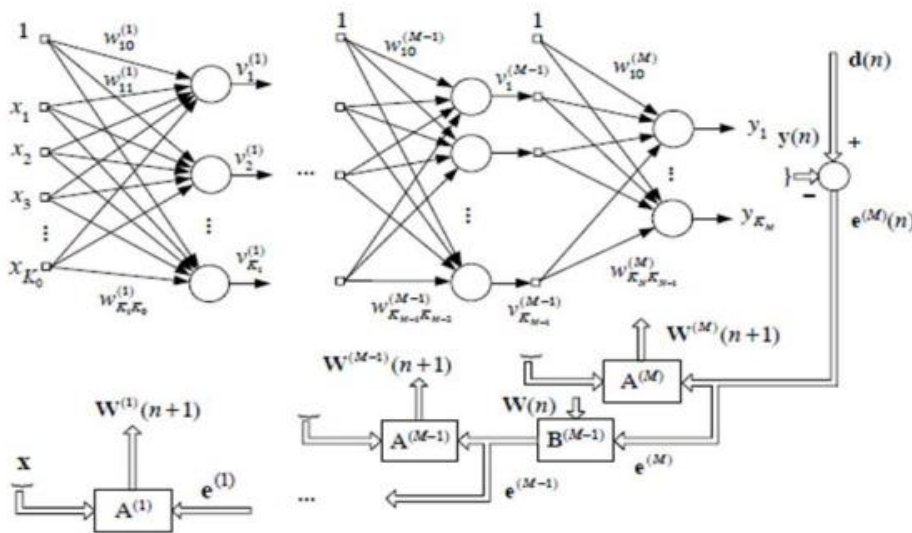
همچنین در رابطه (۱۴-۴) $e_j(n)$ بردار مقدار خطا را ذخیره می کند، $p_j(n)$ خروجی شبکه است و $y_j(n)$ خروجی مطلوب می باشد.

رابطه (۱۵-۴) بیان گر عامل اصلاح کننده می باشد که در آن $x_i(n)$ ورودی i^{th} و η نرخ^۱ اصلاح می باشد.

^۱ Rate

۴-۶ الگوریتم پس انتشار خطا

در این روش، شبکه وزن های تصادفی^۱ را برای نرون ها انتخاب می کند و سپس با ورودی های تصادفی شروع به پردازش می کند. خطای هر نرون نسبت به مرحله قبل از آن محاسبه می شود و به صورت نرون به نرون (لایه به لایه) خطا محاسبه می شود. شکل (۴-۷) یک توصیف شماتیک از این روش می باشد. فرایند پس انتشار خطا به صورت لایه به لایه در طی شبکه در جهت رو به عقب^۲ پیش می رود.



شکل (۴-۷) ساختار الگوریتم پس انتشار خطا [۲۹]

بردار وزن های مرتبط با $A^{(1)}, A^{(M-1)}, \dots, A^{(M)}$ و خطاهایی که به لایه های پایین منتشر می شوند با $B^{(2)}, B^{(M-2)}, \dots, B^{(M-1)}$ محاسبه و ذخیره می شوند.

روش پس انتشار خطا به شکل های مختلفی استفاده می شود ولی این روش ها تنها در قسمت محاسبه وزن های جدید (قانون اصلاح وزن ها) تفاوت دارند.

¹ Random

² Backward

۷-۴ شبکه‌های تابع پایه شعاعی^۱

در مهندسی کنترل شبکه‌های پایه شعاعی (RBFN) اغلب به منظور ابزاری برای مدل کردن یک تابع غیر خطی به کار می‌روند چرا که توانایی بسیار خوبی در تقریب زدن دارند. RBFN ها به عنوان یک شبکه دو لایه مطرح می‌شوند که لایه مخفی به عنوان تبدیل غیر خطی بدون پارامتر قابل تنظیم عمل می‌کند و فضای ورودی به یک فضای جدید نگاشت^۲ می‌شود. لایه خروجی شامل خروجی‌هایی با نگاشت خطی هستند [۳۱].

در [۳۱] RBFN ها ابزاری معرفی شده اند که برای تقریب تابع پیوسته‌ی $f(x(t)): R^q \rightarrow R$ بکار می‌روند به طوریکه

$$\hat{f}(x(t)) = \hat{W} \phi(x(t)) \quad (۱۶-۴)$$

در رابطه (۱۶-۴) $x \in Q_x \subset R^q$ بردار ورودی و q بعد^۳ ورودی شبکه عصبی است. همچنین بردار وزن ها به صورت مقابل است:

$$\hat{W} = [\hat{w}_1, \hat{w}_2, \dots, \hat{w}_l]^T \in R^l \quad (۱۷-۴)$$

و $l > 1$ تعداد نرون های شبکه و $\phi(x(t)) = [\phi_1(x(t)), \dots, \phi_l(x(t))]^T$ که $\phi_i(x(t))$ اغلب به صورت گوسین^۴ انتخاب می‌شود و به صورت زیر است:

$$\phi_i(x(t)) = \exp\left[\frac{-(x(t)-\mu_i)^T(x(t)-\mu_i)}{2\eta_i^2}\right] \quad (۱۸-۴)$$

که در رابطه (۱۸-۴) مراکز^۵ تابع گوسین $\mu_i = [\mu_{i1}, \mu_{i2}, \dots, \mu_{iq}]$ و پهنایی^۶ تابع گوسین η_i

^۱ Radial Basis Function Network (RBFN)

^۲ Mapping

^۳ Dimension

^۴ Gaussian

^۵ Centers

^۶ Width

بنابراین شبکه عصبی می تواند هر تابع پیوسته ای را در مجموعه $\Omega_x \subset R^q$ با هر دقت دلخواه به صورت

$$f(x(t)) = W^T \phi(x(t)) + \varepsilon(x), \forall x \in \Omega_x \quad (۱۹-۴)$$

تقریب بزنند که در رابطه (۱۹-۴) W وزن های ایده آل، $\varepsilon(x)$ خطای تقریب هستند و هر دو محدود^۱ می باشند یعنی

$$\|W\|_F \leq W_M, \varepsilon \leq \varepsilon_M \quad (۲۰-۴)$$

در این پایان نامه از شبکه های عصبی پایه شعاعی استفاده شده است که در فصل آینده به تفصیل درباره کاربرد آنها در تشخیص خطا بحث شده است.

^۱ bounded

فصل پنجم

تشخیص خطای عمل گر مبتنی بر رویتگر عصبی

در این فصل یک رویکرد عصبی به منظور تشخیص و بازسازی خطای عملگر طراحی می‌گردد. هم شرایطی که حالت‌ها در دسترس هستند و هم در عدم حضور حالت‌ها شبیه‌سازی صورت گرفته است. در صورتی که حالت‌های سیستم در دسترس نباشند کار بسیار سخت‌تر است و مقایسه‌ای بین این دو حالت صورت گرفته است. شبکه عصبی مورد استفاده یک شبکه پیشرو با ساختار RBf و یک نمونه شبیه‌سازی با ساختار MLP خواهد بود و هدف مقایسه و نشان دادن کارایی روش مورد بحث می‌باشد. پایداری رویکرد بر اساس تئوری لیاپانوف اثبات می‌شود. روش فوق روی یک سیستم روبات تک لینیکی اعمال خواهد شد. تمام شبیه‌سازی‌ها در محیط سیمولینک انجام شده است.

۲-۵ بیان مسئله

در این پایان‌نامه رویکرد عصبی و فرایند تشخیص خطا برای سیستم‌های غیر خطی و نسبت به ورودی افاین طراحی می‌شود. بنابراین اگر برای سیستم تک ورودی تک خروجی به فرم کانونیکال رویکرد به صورت زیر داشته باشیم که:

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + b[f(x) + g(x)u + d(t)] \\ y = h^T x \end{cases} \quad (1-5)$$

که در (۱-۵) $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ معرف بردار حالت $f, g: \mathbb{R}^n \rightarrow \mathbb{R}^n$ توابع نامعلوم، $A \in \mathbb{R}^{n \times n}$ ، $b \in \mathbb{R}^n$ ، $h \in \mathbb{R}^n$ ، u ورودی سیستم غیر خطی، y خروجی سیستم و d اغتشاش سیستم است. به هر حال عملکرد عملگر ممکن است از خطا تاثیر پذیرد و خروجی عملگر از ورودی آن پیروی نکند. سیگنال فرمان v خواهد بود و پس از جمع شدن با خطا به u تغییر پیدا میکند. خطای جمع شونده^۱ در این مسئله به صورت زیر مدل می‌شود:

¹ Additive Fault

$$u(t) = v(t) + \bar{u} \quad (۲-۵)$$

رابطه (۲-۵) بیانگر مقدار خطای جمع شونده است که با $\bar{u}$ نشان داده می‌شود و سیگنال ورودی v با خطا جمع شده و به سیستم اعمال می‌شود. نکته بسیار حائز اهمیت این است که اگر توصیف فضای حالت سیستم به صورت (۱-۵) نبود و عامل Ax در معادلات نمایان نمی‌شد باید با جمع و کم کردن Ax معادلات را به صورت مطلوب در آورده و سپس به طراحی رویترگر پرداخته شود. فرض می‌شود که عمل‌گر در شروع کار سالم است و هم چنین اغتشاش موجود در سیستم محدود است. یعنی:

$$\|d(t)\| \leq D_B, t \geq 0 \quad (۳-۵)$$

که D_B یک عدد اسکالر مثبت است. فرض می‌شود که جفت (A, h^T) رویت پذیر است. بنابراین:

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + b\{f(x) + g(x)[v(t) + \bar{u}] + d(t)\} \\ y = h^T x \end{cases} \quad (۴-۵)$$

همچنین برای $A = [a_{ij}], B \in \mathbb{R}^{m \times n}$ نرم فروبینیوس^۱ به صورت زیر است:

$$\|A\|_F^2 = \text{tr}(A^T A) = \sum_{i,j} a_{ij}^2 \quad (۵-۵)$$

که $\text{tr}(\cdot)$ به معنی اثر ماتریسی است.

برای ادامه کار فرض اساسی زیر در نظر گرفته می‌شود:

فرض: سیستم حلقه بسته پایدار است به طوری که سیگنال کنترل $v(t)$ قبل و بعد از وقوع خطا یکنواخت محدود است یعنی:

$$\|v(t)\| \leq V_B, t \geq 0 \quad (۶-۵)$$

^۱ Frobenius norm

در رابطه (۶-۵) یک ثابت اسکالر مثبت است و حالت های سیستم به مجموعه $x \in X_B$ تعلق دارند. فرایند تشخیص خطا بر یک رویتگر استوار است. ساختار رویتگر برای (۵-۱) به صورت زیر مطرح می شود:

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}} = A\hat{x} + b[\hat{w}_f^T \sigma_f(\hat{x}) + \hat{w}_g^T \sigma_g(\hat{x})v(t) + r_0(t)] + T(y - h^T \hat{x}) \\ \hat{y} = h^T \hat{x} \end{cases} \quad (۷-۵)$$

که $\hat{x}$ و $\hat{y}$ تخمینی از حالت و خروجی سیستم است. دو شبکه عصبی برای تقریب توابع غیر خطی $f(x)$ و $g(x)$ به صورت زیر استفاده می شوند:

$$f(x) = w_f^T \sigma_f(x) + \varepsilon_f(x) \quad (۸-۵)$$

$$g(x) = w_g^T \sigma_g(x) + \varepsilon_g(x) \quad (۹-۵)$$

که در (۸-۵) و (۹-۵)، w_f و w_g وزن های ایده آل شبکه عصبی می باشند و $\hat{w}_f$ و $\hat{w}_g$ تخمینی از وزن های ایده آل خواهند بود. $\varepsilon_f(x)$ و $\varepsilon_g(x)$ خطای تخمین^۱ هستند. عامل $r_0(t)$ به منظور مقاوم سازی باقیمانده نسبت به اغتشاش نامعلوم در نظر گرفته می شود. بهره رویتگر T به صورتی انتخاب می شود که $A_s = A - Th^T$ پایدار باشد. ساختار رویتگر عصبی تشخیص خطا در شکل (۵-۱) نشان داده شده است. خطای بین خروجی واقعی سیستم و رویتگر عصبی $\tilde{y} = y - \hat{y}$ و خطای بین حالت های واقعی سیستم و حالت های رویتگر عصبی به صورت $\tilde{x} = x - \hat{x}$ است. اگر فرض شود در شروع کار سیستم در حالت سالم کار می کند، بنابراین:

^۱ Estimation Error

$$\begin{aligned}
\dot{\tilde{x}} &= Ax + b[w_f^T \sigma_f(x) + w_g^T \sigma_g(x)v(t) + \varepsilon_f(x) + \varepsilon_g(x)v(t) + d(t)] \\
&- A\hat{x} + b[\hat{w}_f^T \sigma_f(\hat{x}) + \hat{w}_g^T \sigma_g(\hat{x})v(t) + r_0(t)] + T(y - h^T \hat{x}) \\
\tilde{y} &= h^T \tilde{x}
\end{aligned} \tag{۱۰-۵}$$

رابطه (۱۰-۵) بیانگر خطای دینامیکی است و به صورت زیر بازنویسی می‌شود:

$$\begin{cases} \dot{\tilde{x}} = A_s \tilde{x} + b[\tilde{w}_f^T \sigma_f(\hat{x}) + \tilde{w}_g^T \sigma_g(\hat{x})v(t) + c_2(t) - r_0(t)] \\ \tilde{y} = h^T \tilde{x} \end{cases} \tag{۱۱-۵}$$

که در (۱۱-۵)

$$c_2(t) = W_{fM}^T \tilde{\sigma}_f + W_{gM}^T \tilde{\sigma}_g v(t) + \varepsilon_f(x) + \varepsilon_g(x)v_B + d(t) \tag{۱۲-۵}$$

در رابطه (۱۲-۵) نکته مهم این است که $c_2(t)$ به صورت محدود است و

$$\|c_2(t)\| \leq C_2$$

$$C_2 = W_{fM} + W_{gM}v_B + \varepsilon_{fM} + \varepsilon_{gM}v_B + D_B \tag{۱۳-۵}$$

در رابطه (۱۳-۵) W_{fM} و W_{gM} بیشترین مقادیر وزن های شبکه عصبی برای تقریب توابع $f(x)$ و

$g(x)$ هستند. خطای وزن های شبکه عصبی $\tilde{w}_f = w_f - \hat{w}_f$ و $\tilde{w}_g = w_g - \hat{w}_g$ همچنین

خطای تابع فعالساز $\tilde{\sigma}_f = \sigma_f(x) - \sigma_f(\hat{x})$ و $\tilde{\sigma}_g = \sigma_g(x) - \sigma_g(\hat{x})$ می‌باشد.

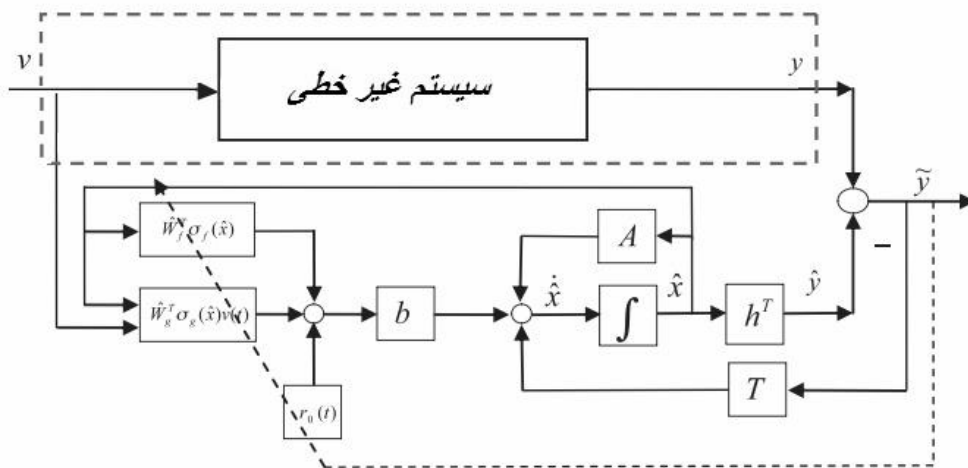
بر اساس روابط (۱-۵) و (۷-۵) با انتخاب عامل مقاوم ساز [۲۱]

$$r_0 = k_r \frac{\tilde{y}}{|\tilde{y}|} \tag{۱۴-۵}$$

در (۱۴-۵) k_r یک عدد اسکالر است. با توجه به [۳۲] و [۳۳] وزن های رویتر عصبی با الگوریتم زیر بروز می شوند:

$$\begin{cases} \dot{\hat{w}}_f = c_f \bar{\sigma}_f(\hat{x}) \bar{y} - k c_f |\bar{y}| \hat{w}_f \\ \dot{\hat{w}}_g = c_g \bar{\sigma}_g(\hat{x}) v(t) \bar{y} - k c_g |\bar{y}| \hat{w}_g \end{cases} \quad (۱۵-۵)$$

در رابطه (۱۵-۵) مقادیر c_f و c_g مثبت هستند و پارامتر k یک مقدار مثبت کوچک خواهد بود. بنابراین خطای حالت $\tilde{x} = x - \hat{x}$ به صورت محدود خواهد بود.



شکل (۱-۵) شمای رویتر عصبی برای تشخیص خطای عملگر

۳-۵ اثبات پایداری رویتر عصبی

برای اثبات پایداری رویتر و شبکه عصبی تابع لیاپانوف زیر پیشنهاد می شود:

$$L = \frac{1}{2} \tilde{x}^T p \tilde{x} + \frac{1}{2} tr[\tilde{w}_f^T c_f^{-1} \tilde{w}_f] + \frac{1}{2} tr[\tilde{w}_g^T c_g^{-1} \tilde{w}_g] \quad (۱۶-۵)$$

مشتق تابع لیاپانوف پیشنهادی به صورت زیر است:

$$\dot{L} = \frac{1}{2} (\dot{\tilde{x}}^T p \tilde{x} + \tilde{x}^T p \dot{\tilde{x}}) + tr[\tilde{w}_f^T c_f^{-1} \dot{\tilde{w}}_f] + tr[\tilde{w}_g^T c_g^{-1} \dot{\tilde{w}}_g] \quad (۱۷-۵)$$

بر اساس لم کالمن یا کوبوویچ^۱ [۳۴] ماتریس های مثبت معین P و Q وجود دارند به طوری که:

$$A_s^T P + P A_s = -Q, P b = h \quad (۱۸-۵)$$

پس:

$$\begin{aligned} \dot{L} = & -\frac{1}{2} \tilde{x}^T Q \tilde{x} + \tilde{x}^T P b \tilde{w}_f^T \bar{\sigma}_f(\hat{x}) + \tilde{x}^T P b \tilde{w}_g^T \bar{\sigma}_g(\hat{x}) v(t) \\ & + \tilde{x}^T P b c_2(t) - \tilde{x}^T P b r_0(t) + tr[\tilde{w}_f^T c_f^{-1} \dot{\tilde{w}}_f] + tr[\tilde{w}_g^T c_g^{-1} \dot{\tilde{w}}_g] \end{aligned} \quad (۱۹-۵)$$

$$\begin{aligned} \dot{L} = & -\frac{1}{2} \tilde{x}^T Q \tilde{x} + \tilde{x}^T P b c_2(t) - \tilde{x}^T P b r_0(t) \\ & + tr[\tilde{w}_f^T (c_f^{-1} \dot{\tilde{w}}_f + \bar{\sigma}_f(\hat{x})(P b)^T \tilde{x})] + tr[\tilde{w}_g^T (c_g^{-1} \dot{\tilde{w}}_g + \\ & \bar{\sigma}_g(\hat{x}) v(t)(P b)^T \tilde{x})] \end{aligned} \quad (۲۰-۵)$$

$$\begin{aligned} \dot{L} = & -\frac{1}{2} \tilde{x}^T Q \tilde{x} + \tilde{x}^T P b c_2(t) - \tilde{x}^T P b r_0(t) + \\ & tr[\tilde{w}_f^T (c_f^{-1} \dot{\tilde{w}}_f + \bar{\sigma}_f(\hat{x}) \tilde{y})] + tr[\tilde{w}_g^T (c_g^{-1} \dot{\tilde{w}}_g + \bar{\sigma}_g(\hat{x}) v(t) \tilde{y})] \end{aligned} \quad (۲۱-۵)$$

با اعمال قوانین (۱۵-۵):

$$\begin{aligned} \dot{L} = & -\frac{1}{2} \tilde{x}^T Q \tilde{x} + \tilde{x}^T P b c_2(t) - \tilde{x}^T P b r_0(t) + k|\tilde{y}| tr[\tilde{W}_f^T (W_f - \tilde{W}_f)] \\ & + k|\tilde{y}| tr[\tilde{W}_g^T (W_g - \tilde{W}_g)] \end{aligned} \quad (۲۲-۵)$$

مشتق زمانی لیاپانوف رابطه زیر را برآورده می سازد:

$$\dot{L} \leq -\frac{1}{2} \underline{\lambda}_Q \|\tilde{x}\|^2 + \tilde{y} C_2 - \tilde{y} r_0(t) + k|\tilde{y}| \|\tilde{w}_f\| (w_{fM} - \|\tilde{w}_f\|)$$

^۱ Kalman-Yakubovich Lemma

$$+k|\tilde{y}|\|\tilde{w}_g\|(w_{gM}-\|\tilde{w}_g\|) \quad (۲۳-۵)$$

با توجه به اینکه $|\tilde{y}| \leq h_{max}\|\tilde{x}\|$ که بیشترین مقدار بردار h است:

$$\begin{aligned} \dot{L} \leq & -\frac{1}{2}\underline{\lambda}_Q\|\tilde{x}\|^2 + \tilde{y}C_2 - \tilde{y}r_0(t) \\ & +kh_{max}|\tilde{x}|\|\tilde{w}_f\|(w_{fM}-\|\tilde{w}_f\|) \\ & +kh_{max}|\tilde{x}|\|\tilde{w}_g\|(w_{gM}-\|\tilde{w}_g\|) \end{aligned} \quad (۲۴-۵)$$

$$\begin{aligned} \dot{L} \leq & -\frac{1}{2}\underline{\lambda}_Q\|\tilde{x}\|^2 + \|\tilde{x}\|C_2 - \tilde{y}r_0(t) \\ & -kh_{max}\|\tilde{x}\|\left(\|\tilde{w}_f\| - \frac{1}{2}w_{fM}\right)^2 + kh_{max}\|\tilde{x}\|\frac{1}{4}w_{fM}^2 \\ & -kh_{max}\|\tilde{x}\|\left(\|\tilde{w}_g\| - \frac{1}{2}w_{gM}\right)^2 + kh_{max}\|\tilde{x}\|\frac{1}{4}w_{gM}^2 \end{aligned} \quad (۲۵-۵)$$

$$\begin{aligned} \dot{L} \leq & \|\tilde{x}\|\left\{-\frac{1}{2}\underline{\lambda}_Q\|\tilde{x}\|^2 + C_2 - k_r\right. \\ & -kh_{max}\left(\|\tilde{w}_f\| - \frac{1}{2}w_{fM}\right)^2 + kh_{max}\frac{1}{4}w_{fM}^2 \\ & \left.-kh_{max}\left(\|\tilde{w}_g\| - \frac{1}{2}w_{gM}\right)^2 + kh_{max}\frac{1}{4}w_{gM}^2\right\} \end{aligned} \quad (۲۶-۵)$$

پس L منفی نیمه معین است که:

$$\|\tilde{x}\| > \frac{2C_2-2k_r+kh_{max}\frac{1}{2}w_{fM}^2+kh_{max}\frac{1}{2}w_{gM}^2}{\underline{\lambda}_Q} \quad (۲۷-۵)$$

$$\begin{cases} \|\tilde{w}_f\| > \sqrt{\frac{C_2-k_r}{kh_{max}} + \frac{1}{4}w_{fM}^2 + \frac{1}{4}w_{gM}^2} + \frac{1}{2}w_{fM} \\ \|\tilde{w}_g\| > \sqrt{\frac{C_2-k_r}{kh_{max}} + \frac{1}{4}w_{fM}^2 + \frac{1}{4}w_{gM}^2} + \frac{1}{2}w_{gM} \end{cases} \quad (28-5)$$

روابط (27-5) و (28-5) بیان گر این موضوع هستند که حدود خطای رویتر و خطای وزن های شبکه عصبی به این صورت است:

$$\|\tilde{x}\| > \frac{2C_2-2k_r+kh_{max}\frac{1}{2}w_{fM}^2+kh_{max}\frac{1}{2}w_{gM}^2}{\lambda_Q} \quad (29-5)$$

$$\begin{cases} \tilde{w}_{fB} = \sqrt{\frac{C_2-k_r}{kh_{max}} + \frac{1}{4}w_{fM}^2 + \frac{1}{4}w_{gM}^2} + \frac{1}{2}w_{fM} \\ \tilde{w}_{gB} = \sqrt{\frac{C_2-k_r}{kh_{max}} + \frac{1}{4}w_{fM}^2 + \frac{1}{4}w_{gM}^2} + \frac{1}{2}w_{gM} \end{cases} \quad (30-5)$$

روابط بدست آمده در (29-5) و (30-5) حدود مشخصی را برای خطای رویتر و خطای تخمین وزن های شبکه عصبی نشان می دهند. سیگنال باقیمانده همان $\tilde{y} = y - \hat{y}$ است.

۴-۵ ارزیابی باقیمانده

سیگنال باقیمانده تولیدی یک سیگنال خام است که برای استخراج ویژگی های مورد نظر از آن باید تحت ارزیابی قرار گیرد [35]. برای ارزیابی باقیمانده دو راهبرد اصلی وجود دارد [35]:

۱- رویکرد آماری: این روش به منظور آشکار سازی تغییرات احتمالی در پارامترهای سیستم و وقوع

خطا، از قواعد فرضیات آماری به صورت میزان شباهت استفاده می کند.

۲- رویکرد مبتنی بر نرم: در این روش ارزیابی باقیمانده با استفاده از مقایسه باقیمانده با یک سطح

آستانه ثابت یا تطبیقی انجام می شود.

علاوه بر روش های فوق یک روش بسیار پر کاربرد استفاده از صافی های پایین گذر است.

۵-۵ شبیه سازی

در این بخش به منظور نشان دادن صحت عملکرد رویتر عصبی طراحی شده در قسمت های قبل و تایید روابط بدست آمده، از یک سیستم ربات تک لینکی استفاده شده است که در [۳۱] به تفصیل بررسی شده است. سیستم یک ربات تک بازو به صورت زیر است:

$$\begin{cases} M\ddot{q} + \frac{1}{2}mgl \sin q = u + d \\ y = q \end{cases} \quad (۳۱-۵)$$

که در (۳۱-۵) q زاویه، u گشتاور ورودی، M, g, m, l به ترتیب ممان اینرسی^۱، شتاب گرانش زمین^۲، جرم^۳ و طول^۴ بازوی ربات هستند. اگر فرض کنیم $x_1 = q, x_2 = \dot{q}$ باشند، توصیف فضای حالت سیستم به صورت زیر خواهد بود:

$$\begin{cases} \dot{x} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1 & -2 \end{bmatrix} x + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} [f_0(x) + g(x)u + d] \\ y = x_1 \end{cases} \quad (۳۲-۵)$$

رابطه (۳۲-۵) بیانگر معادلات یک ربات تک لینکی است در آن

$$f_0(x) = -\frac{1}{2M}mgl \sin x_1 - [-1 \quad -2]x, g(x) = 1/M \quad (۳۳-۵)$$

همچنین پارامترهای ثابت آن در جدول ۱ آمده است :

جدول (۱-۵) مقادیر ثابت در رابطه (۳۱-۵) [۳۱]

M	g	m	l
۰,۵	۰,۹۸	۰,۴	۰,۴

^۱ Moment of inertia

^۲ Gravity acceleration

^۳ Mass

^۴ Length

به منظور شبیه سازی و بررسی عملکرد رویترگر ارائه شده در شرایط مختلف، ابتدا شبیه سازی انجام شده روی سیستم ربات تک لینیکی با رویترگر عصبی مبتنی بر شبکه عصبی MLP ارائه شده است. سپس در شرایطی که حالات سیستم در دسترس هستند نتایج ارائه شده است. در نهایت شبیه سازی برای ۴ نوع خطای مختلف (خطای ناگهانی، خطای نرم، خطای موقتی و خطای ترکیبی) و در حضور ۲ نوع اغتشاش (مجموعه اعداد تصادفی با دامنه ± 2 و اغتشاش $(0.5 \sin(0.5\pi t))$ برای روش پیشنهادی در این پایان نامه انجام شده است تا مقایسه لازم صورت گیرد و کارایی روش پیشنهادی مورد توجه قرار گیرد. پارامترهای طراحی رویترگر عصبی و بروز رسانی وزن های آن که با توجه به رابطه (۵-۱۵) به ترتیب $k = 0.5$, $c_f = c_g = 0.2$ و بهره رویترگر $T = \begin{bmatrix} -4 \\ 0 \end{bmatrix}$ انتخاب شده است. همچنین از صافی زیر به منظور پردازش روی باقیمانده استفاده می شود:

$$H(s) = \frac{s+1}{(s+3)(s+4)} \quad (۳۴-۵)$$

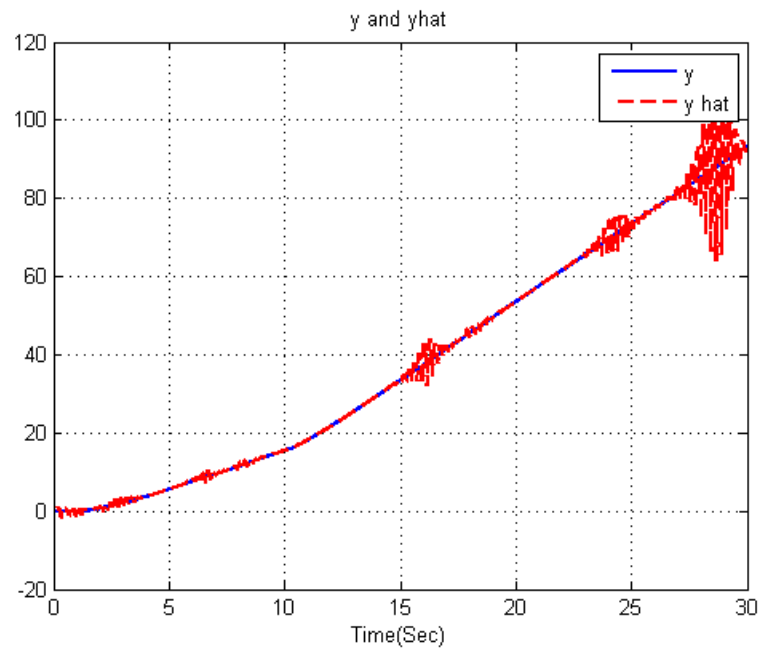
شبیه سازی رویترگر تشخیص خطا مبتنی بر شبکه عصبی MLP

به منظور مقایسه روش های مختلف در طراحی رویترگر و کاربرد آن در تشخیص خطا، در این قسمت

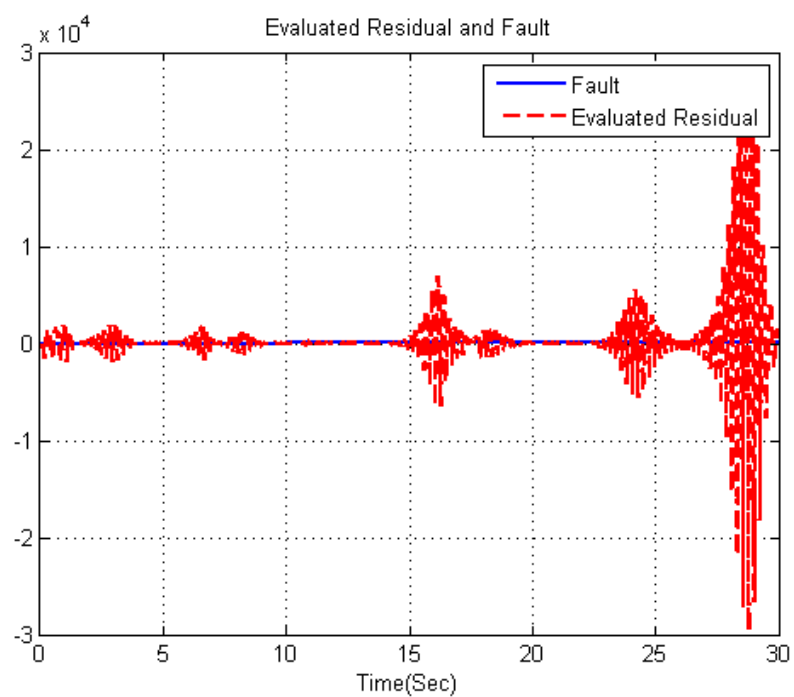
$$\bar{u} = \begin{cases} 1 & 10 \leq t < 15 \\ \sin(t) & 15 \leq t < 20 \\ 0 & others \end{cases}$$

از یک خطای ورودی به صورت $\bar{u}$ که به عنوان خطای موقتی است

و در ثانیه ۱۰ تا ثانیه ۲۰ وارد عمل گر می شود، استفاده شده است. اغتشاش $d = rand(-2,2)$ در نظر گرفته می شود. نتایج در شکل های (۵-۲) و (۵-۳) ارائه شده است. آنچه در این دو شکل مشخص است این است که رویترگر به خوبی نتوانسته است خروجی سیستم را تخمین بزند و در نتیجه تخمین خطا نیز مطلوب نیست. در قسمت (۵-۵-۲) همین خطا و برای همین سیستم با ساختار RBF به خوبی شناسایی شده است.



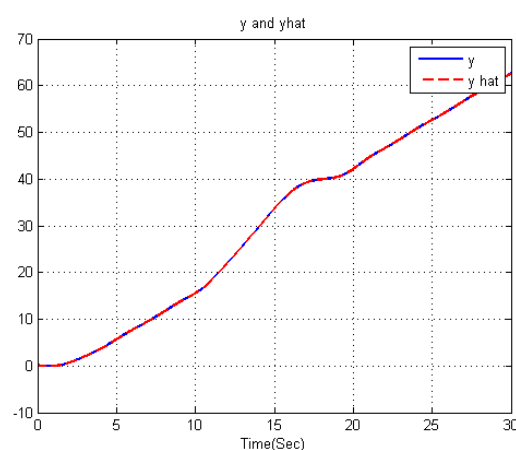
شکل (۲-۵) خروجی سیستم و خروجی روینگر در حالت روینگر مبتنی بر ساختار *MLP*



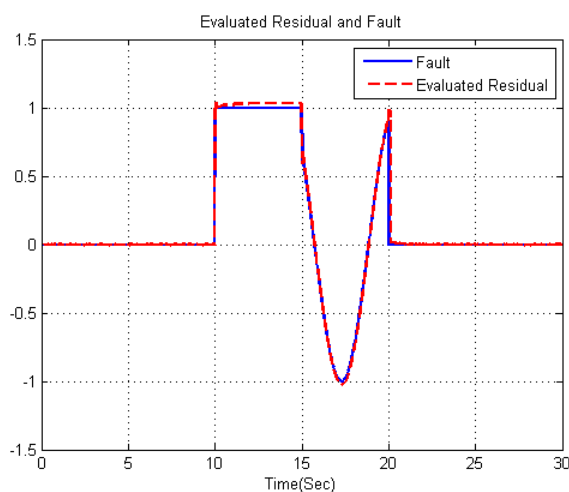
شکل (۳-۵) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی در حالت روینگر مبتنی بر ساختار *MLP*

تشخیص خطا با فرض در دسترس بودن حالت ها

اگر حالت های سیستم در دسترس باشند تخمین خروجی با توجه به حضور حالت ها کار به مراتب ساده تری خواهد بود. خطا و اغتشاشی که در قسمت ۵-۵-۱ به سیستم ربات تک لینکی اعمال شده است در این قسمت نیز در نظر گرفته می شود. نتایج در شکل های (۵-۴) و (۵-۵) ارائه شده است. مشخص است که با توجه به ساختار رویتگر عصبی مبتنی بر شبکه RBF تقریب به خوبی انجام گرفته است و خروجی رویتگر منطبق بر خروجی سیستم است. باقیمانده با اعمال صافی پایین گذر (۵-۳۴) به خوبی تخمین زده شده است.



شکل (۵-۴) خروجی سیستم و خروجی رویتگر با فرض در دسترس بودن حالت ها

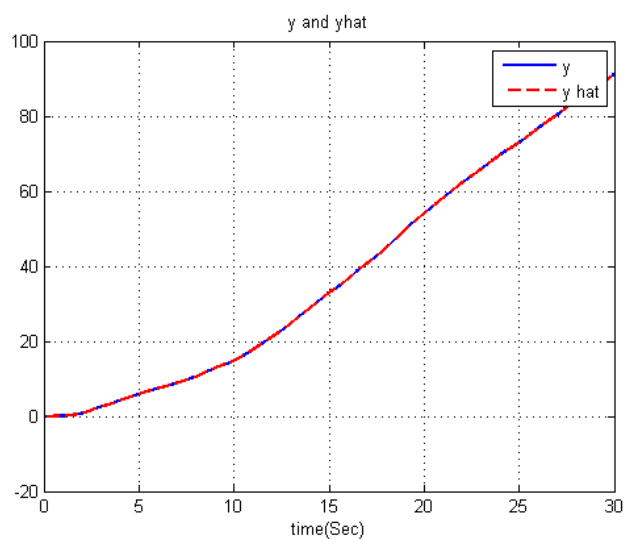


شکل (۵-۵) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی با فرض در دسترس بودن حالت ها

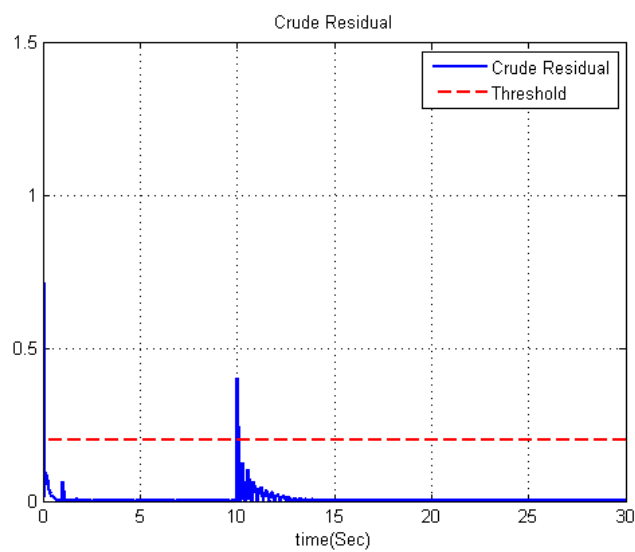
۱-۵-۵ خطای ناگهانی

۱-۱-۵-۵ در این حالت خطا به صورت $\bar{u} = \begin{cases} 0 & t < 10 \\ 1 & t \geq 10 \end{cases}$ که به عنوان خطای ناگهانی است و

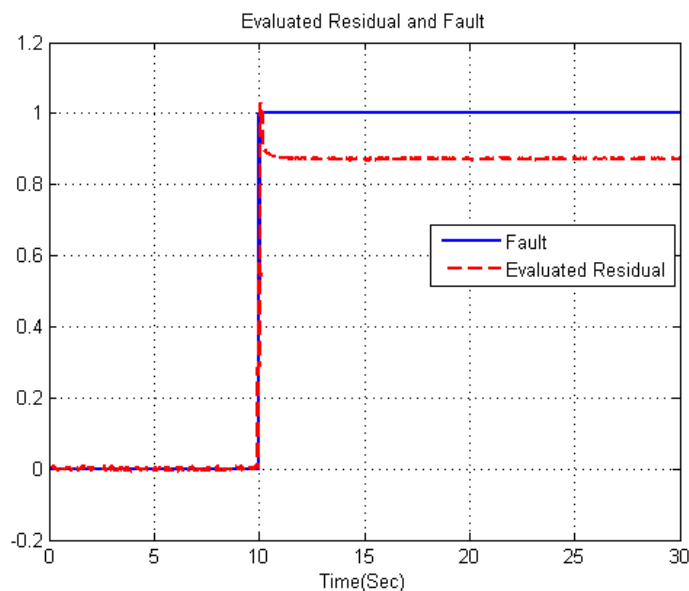
اغتشاش $d = rand(-2,2)$ در نظر گرفته می‌شود. نتایج در شکل های (۵-۶) تا (۵-۸) ارائه شده است.



شکل (۵-۶) خروجی سیستم و خروجی تخمین رویتگر در حالت ۱-۱-۵-۵



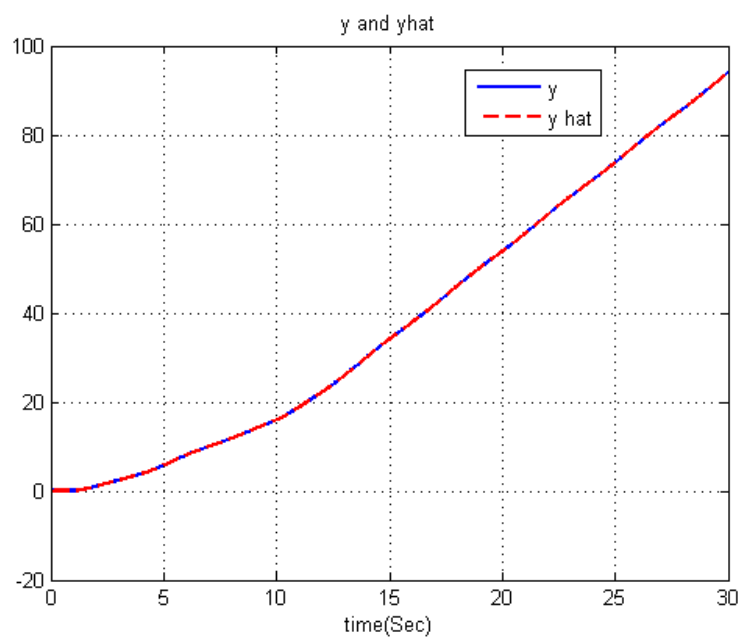
شکل (۵-۷) باقیمانده خام در حالت ۱-۱-۵-۵



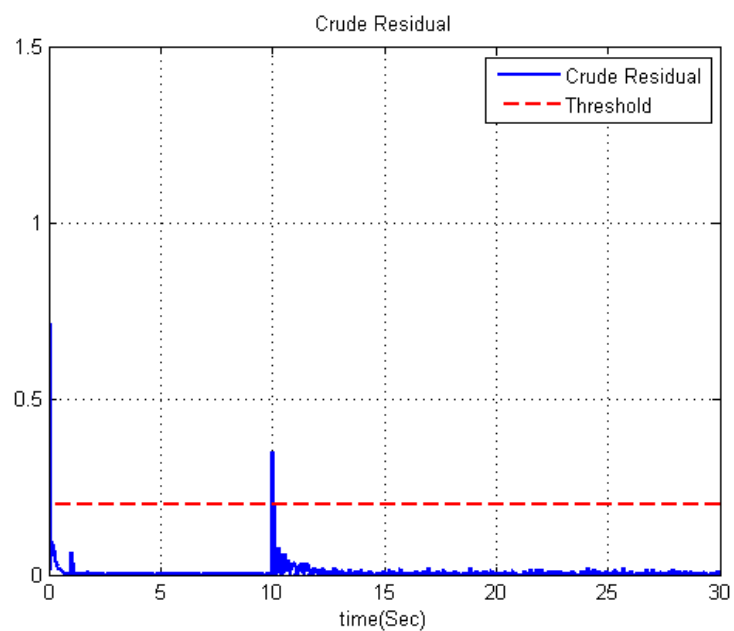
شکل (۸-۵) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی در حالت ۱-۱-۵-۵

شکل (۶-۵) بیانگر خروجی سیستم و خروجی تخمین رویتگر است که مشخص است رویتگر به خوبی توانسته تخمین خروجی را انجام دهد. شکل (۷-۵) باقیمانده خام را نشان می دهد که همان $E = y - \hat{y}$ است و با مقایسه با یک سطح آستانه مشخص است که خطا در ثانیه ۱۰ اتفاق افتاده است اما اطلاعاتی در مورد شکل و ویژگی های خطا بروز نمی دهد. شکل (۸-۵) سیگنال باقیمانده بعد از عبور از صافی پایین گذر (۳۴-۵) و سیگنال اصلی خطای وارد شده را نشان می دهد. ضمن اینکه باتوجه به طراحی مقاوم این روش، مشخص است که اغتشاش d تاثیر قابل ملاحظه ای نداشته و تضعیف شده است.

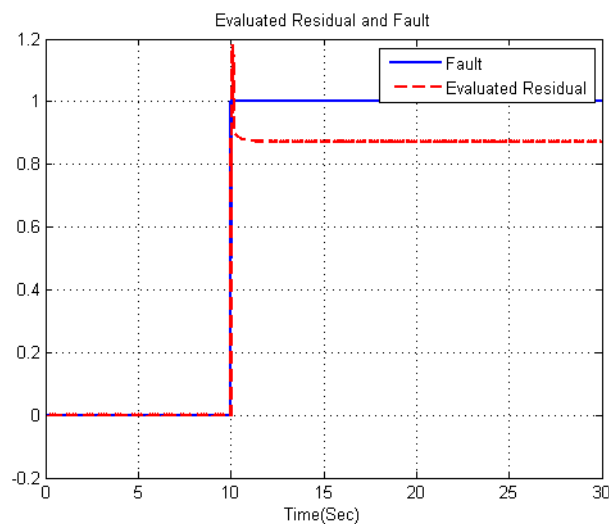
۲-۱-۵-۵ در این حالت خطا به صورت $\bar{u} = \begin{cases} 0 & t < 10 \\ 1 & t \geq 10 \end{cases}$ که به عنوان خطای ناگهانی است و اغتشاش $d = 0.5 \sin(0.5\pi t)$ در نظر گرفته می شود. نتایج در شکل های (۹-۵) تا (۱۱-۵) ارائه شده است.



شکل (۹-۵) خروجی سیستم و خروجی تخمین رویتگر در حالت ۲-۱-۵-۵



شکل (۱۰-۵) باقیمانده خام در حالت ۲-۱-۵-۵

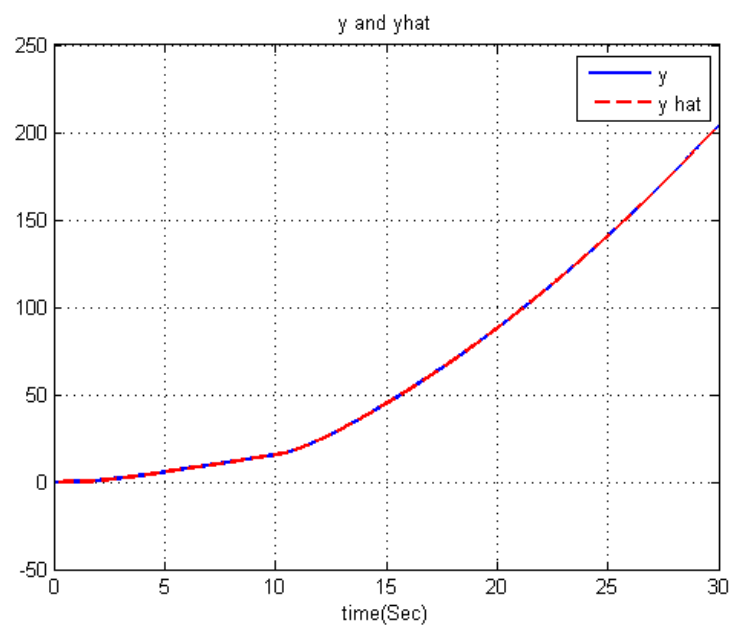


شکل (۱۱-۵) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی در حالت ۲-۱-۵-۵

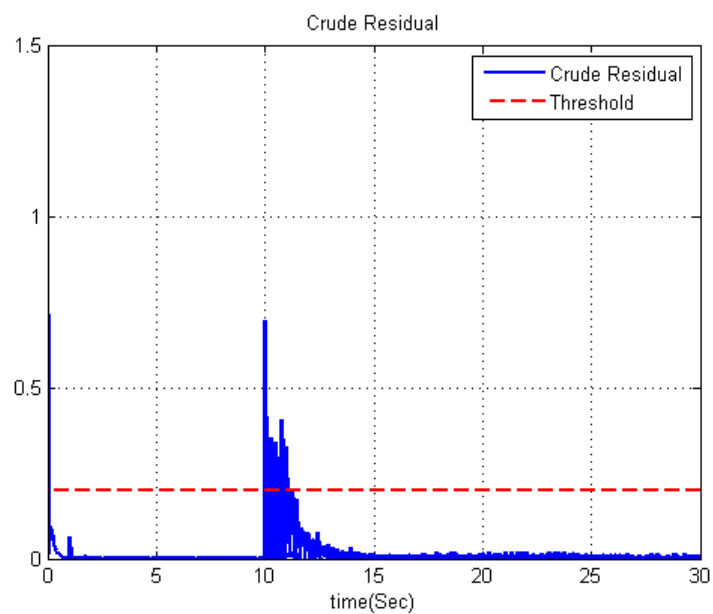
شکل (۹-۵) بیانگر خروجی سیستم و خروجی تخمین رویتگر است که مشخص است رویتگر به خوبی توانسته تخمین خروجی را انجام دهد. شکل (۱۰-۵) باقیمانده خام را نشان می دهد که همان $E = y - \hat{y}$ است و با مقایسه با یک سطح آستانه مشخص است که خطا در ثانیه ۱۰ اتفاق افتاده است و باتوجه به کوچکتز بودن اغتشاش نسبت به حالت ۱-۱-۵-۵ دامنه باقیمانده کمتر است، اما اطلاعاتی در مورد شکل و ویژگی های خطا بروز نمی دهد. شکل (۱۱-۵) سیگنال باقی مانده بعد از عبور از صافی پایین گذر (۳۴-۵) و سیگنال خطای وارد شده را نشان می دهد. ضمن اینکه باتوجه به طراحی مقاوم این روش، مشخص است که اغتشاش d تاثیر قابل ملاحظه ای نداشته است.

۲-۵-۵ خطای نرم

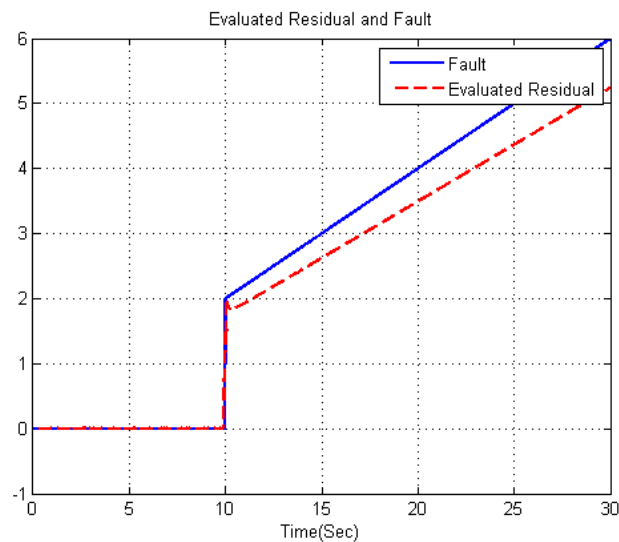
۱-۲-۵-۵ در این حالت خطا به صورت $\bar{u} = \begin{cases} 0 & t < 10 \\ 0.2t & t \geq 10 \end{cases}$ که به صورت خطای نرم است و اغتشاش $d = rand(-2,2)$ در نظر گرفته می شود. نتایج در شکل های (۱۲-۵) تا (۱۴-۵) ارائه شده است.



شکل (۵-۱۲) خروجی سیستم و خروجی تخمین رویتگر در حالت ۵-۵-۲-۱



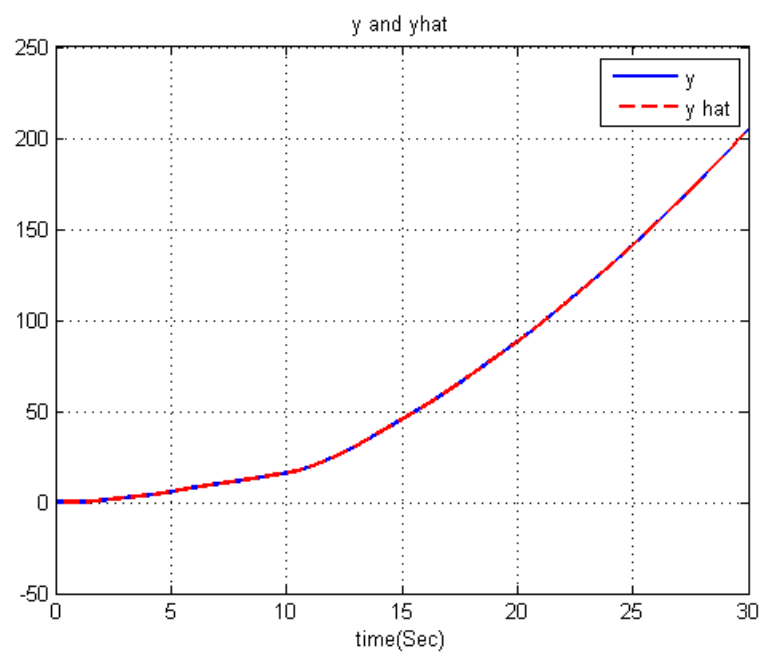
شکل (۵-۱۳) باقیمانده خام در حالت ۵-۵-۲-۱



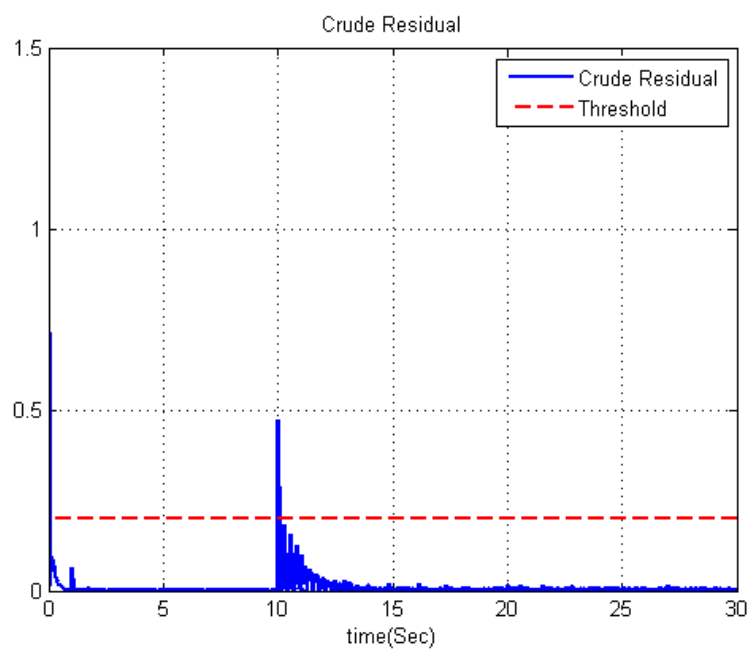
شکل (۵-۱۴) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی در حالت ۵-۲-۱

شکل (۵-۱۲) بیانگر خروجی سیستم و خروجی تخمین رویتگر است که مشخص است رویتگر به خوبی توانسته تخمین خروجی را انجام دهد. شکل (۵-۱۳) باقیمانده خام را نشان می دهد که همان $E = \hat{y} - y$ است و با مقایسه با یک سطح آستانه مشخص است که خطا در ثانیه ۱۰ اتفاق افتاده است و تا انتها باقی می ماند، اما اطلاعاتی در مورد شکل و ویژگی های خطا بروز نمی دهد. شکل (۵-۱۴) سیگنال باقی مانده بعد از عبور از صافی پایین گذر (۵-۳۴) و سیگنال اصلی خطای وارد شده را نشان می دهد. ضمن باتوجه به طراحی مقاوم این روش، مشخص است که اغتشاش d تاثیر قابل ملاحظه ای نداشته است.

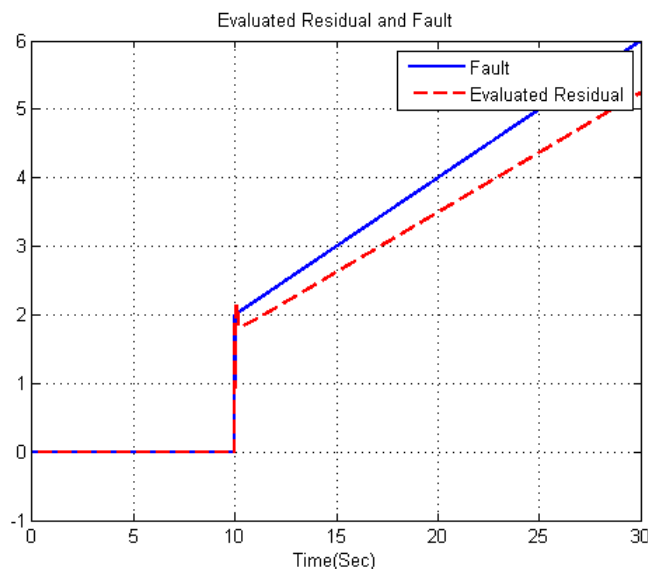
۵-۲-۲ در این حالت خطا به صورت $\bar{u} = \begin{cases} 0 & t < 10 \\ 0.2t & t \geq 10 \end{cases}$ که به عنوان خطای ناگهانی است و اغتشاش $d = 0.5 \sin(0.5\pi t)$ در نظر گرفته می شود. نتایج در شکل های (۵-۱۵) تا (۵-۱۷) ارائه شده است.



شکل (۵-۱۵) خروجی سیستم و خروجی تخمین رویتر در حالت ۵-۲-۲



شکل (۵-۱۶) باقیمانده خام در حالت ۵-۲-۲



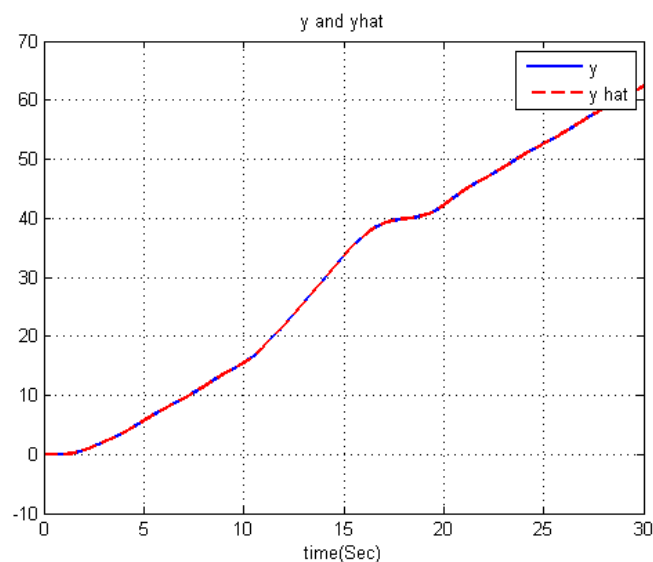
شکل (۵-۱۷) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی در حالت ۵-۲-۲

شکل (۵-۱۵) بیانگر خروجی سیستم و خروجی تخمین رویتگر است که مشخص است رویتگر علی رغم وجود خطا به خوبی توانسته تخمین خروجی را انجام دهد. شکل (۵-۱۶) باقیمانده خام را نشان می دهد که همان $E = y - \hat{y}$ است و با مقایسه با یک سطح آستانه مشخص است که خطا در ثانیه ۱۰ اتفاق افتاده است و تا انتها باقی می ماند، اما اطلاعاتی در مورد شکل و ویژگی های خطا بروز نمی دهد. اغتشاش وارد شده نسبت به حالت ۵-۲-۱ ضعیفتر است. شکل (۵-۱۷) سیگنال باقیمانده بعد از عبور از صافی پایین گذر (۵-۳۴) و سیگنال اصلی خطای وارد شده را نشان می دهد. ضمن اینکه باتوجه به طراحی مقاوم این روش، مشخص است که اغتشاش d تاثیر قابل ملاحظه ای نداشته است و تا حد امکان تضعیف شده است.

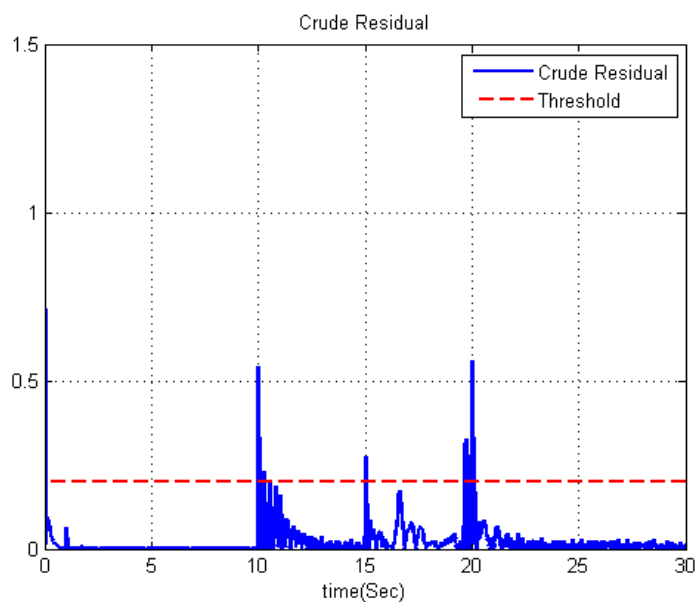
۳-۵-۵ خطای موقتی

۱-۳-۵-۵ در این حالت خطا به صورت $\bar{u} = \begin{cases} 1 & 10 \leq t < 15 \\ \sin(t) & 15 \leq t < 20 \\ 0 & \text{others} \end{cases}$ که به عنوان خطای موقتی

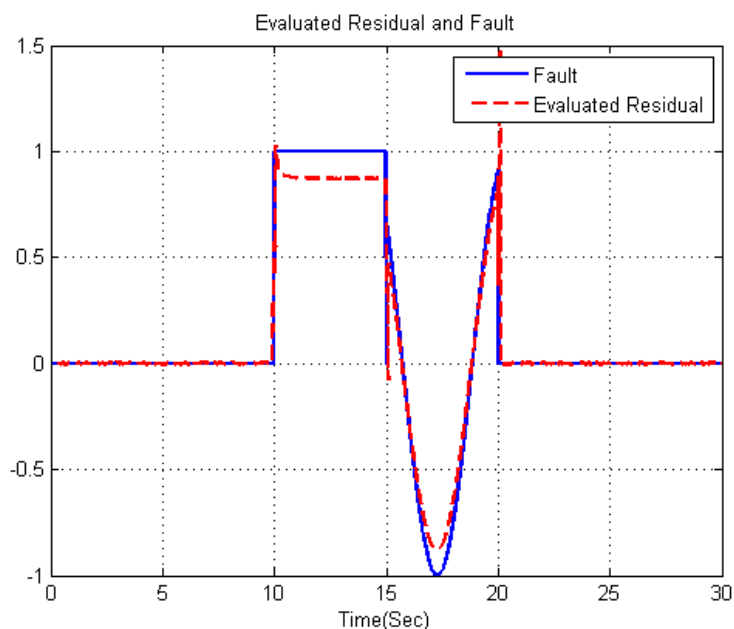
است و در ثانیه ۱۰ تا ثانیه ۲۰ وارد عمل گر می‌شود. اغتشاش $d = rand(-2,2)$ در نظر گرفته می‌شود. نتایج در شکل های (۱۸-۵) تا (۲۰-۵) ارائه شده است.



شکل (۱۸-۵) خروجی سیستم و تخمین رویتگر در حالت ۱-۳-۵-۵



شکل (۱۹-۵) باقیمانده خام در حالت ۱-۳-۵-۵



شکل (۵-۲۰) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی در حالت ۵-۳-۱

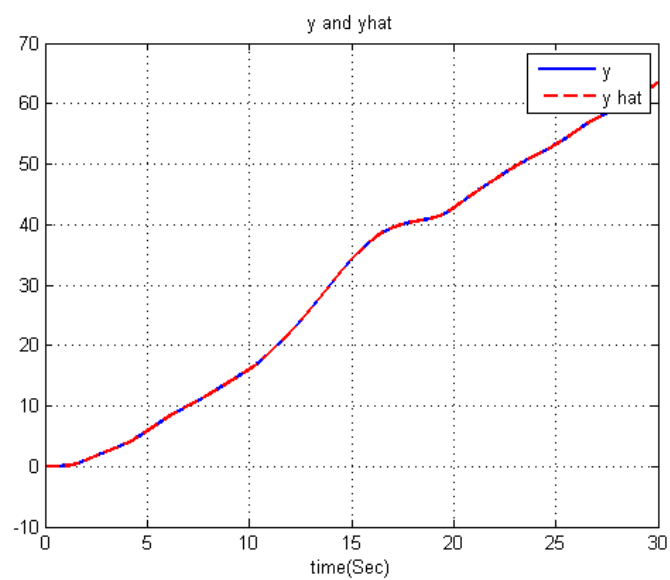
شکل (۵-۱۸) بیانگر خروجی سیستم و خروجی تخمین رویتگر است که مشخص است علی رغم وجود خطا رویتگر به خوبی توانسته تخمین خروجی را انجام دهد. شکل (۵-۱۹) باقیمانده خام را نشان می دهد که همان $E = y - \hat{y}$ است و با مقایسه با یک سطح آستانه مشخص است که خطا در ثانیه ۱۰ اتفاق افتاده و در ثانیه ۱۵ تغییر کرده است، اما اطلاعاتی در مورد شکل و ویژگی های خطا بروز نمی دهد. شکل (۵-۲۰) سیگنال باقی مانده بعد از عبور از صافی پایین گذر (۵-۳۴) و سیگنال اصلی خطای وارد شده را نشان می دهد. ضمن اینکه باتوجه به طراحی مقاوم این روش، مشخص است که اغتشاش d تاثیر قابل ملاحظه ای نداشته است.

$$\bar{u} = \begin{cases} 1 & 10 \leq t < 15 \\ \sin(t) & 15 \leq t < 20 \\ 0 & \text{others} \end{cases}$$

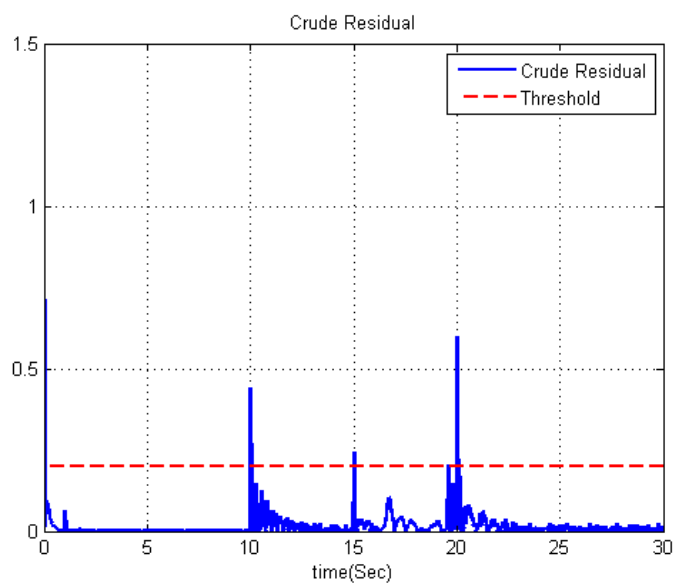
۵-۳-۲ در این حالت خطا به صورت

است و در ثانیه ۱۰ تا ثانیه ۲۰ وارد عمل گر می شود. اغتشاش $d = 0.5 \sin(0.5\pi t)$ در نظر گرفته

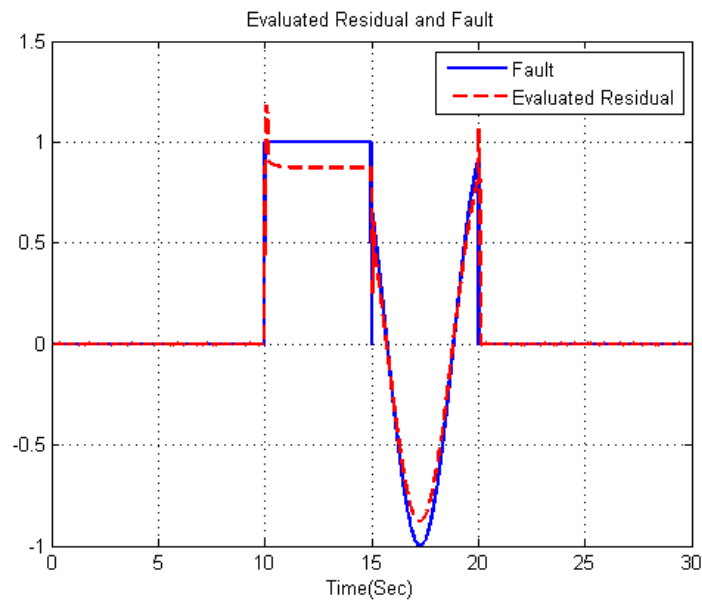
می شود. نتایج در شکل های (۵-۲۱) تا (۵-۲۳) ارائه شده است.



شکل (۲۱-۵) خروجی سیستم و تخمین رویتگر در حالت ۲-۳-۵-۵



شکل (۲۲-۵) باقیمانده خام در حالت ۲-۳-۵-۵



شکل (۵-۲۳) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی در حالت ۵-۵-۳-۲

شکل (۵-۲۱) بیانگر خروجی سیستم و خروجی تخمین رویتگر است که مشخص است علی رغم وجود خطا رویتگر به خوبی توانسته تخمین خروجی را انجام دهد. شکل (۵-۲۲) باقیمانده خام را نشان می دهد که همان $E = y - \hat{y}$ است و با مقایسه با یک سطح آستانه مشخص است که خطا در ثانیه ۱۰ اتفاق افتاده و در ثانیه ۱۵ تغییر کرده است، اما اطلاعاتی در مورد شکل و ویژگی های خطا بروز نمی دهد. شکل (۵-۲۳) سیگنال باقی مانده بعد از عبور از صافی پایین گذر (۵-۳۴) و سیگنال اصلی خطای وارد شده را نشان می دهد. در واقع شکل (۵-۲۳) بیانگر این مطلب است که رویتگر عصبی توانسته است به خوبی خطای موقتی را آشکار کند.

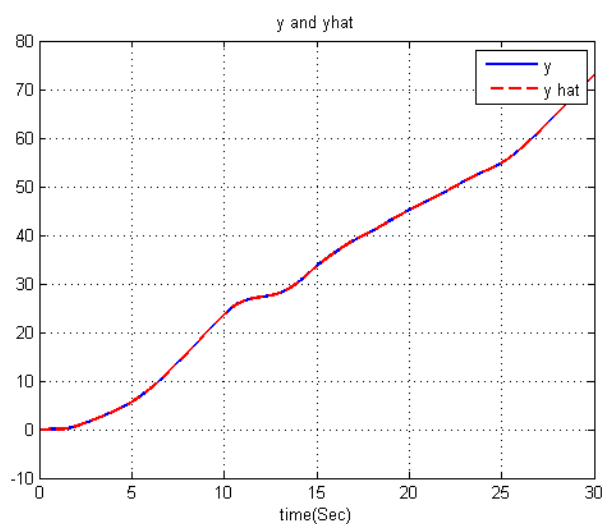
۴-۵-۵ خطای ترکیبی

$$\bar{u} = \begin{cases} 1 & 5 \leq t < 10 \\ \sin(t) & 10 \leq t < 15 \\ 1 & t \geq 25 \\ 0 & \text{others} \end{cases}$$

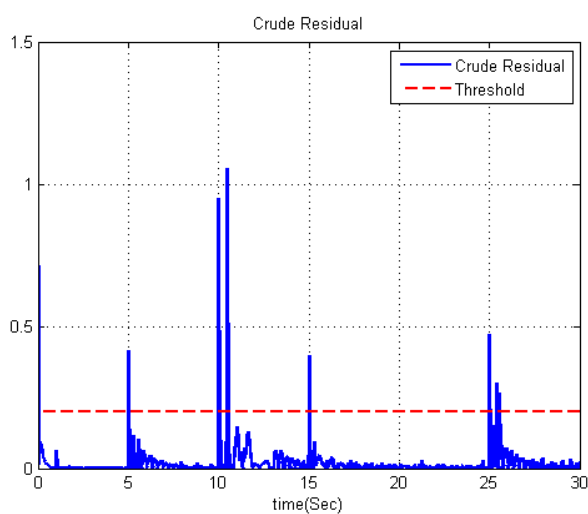
در این حالت خطا به صورت

ترکیبی است و ترکیبی از ۳ نوع خطا می‌باشد. اغتشاش $d = rand(-2,2)$ در نظر گرفته می‌شود.

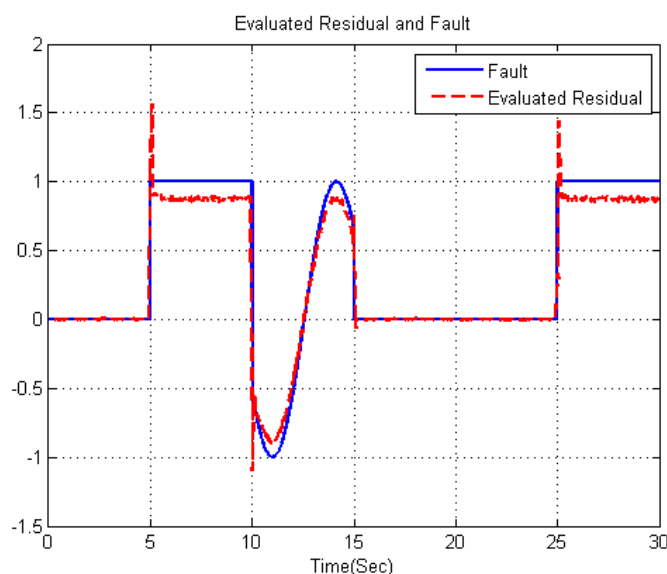
نتایج در شکل های (۲۴-۵) تا (۲۶-۵) ارائه شده است.



شکل (۲۴-۵) خروجی سیستم و خروجی تخمین روی‌تگر در حالت ۱-۴-۵-۵



شکل (۲۵-۵) باقیمانده خام در حالت ۱-۴-۵-۵



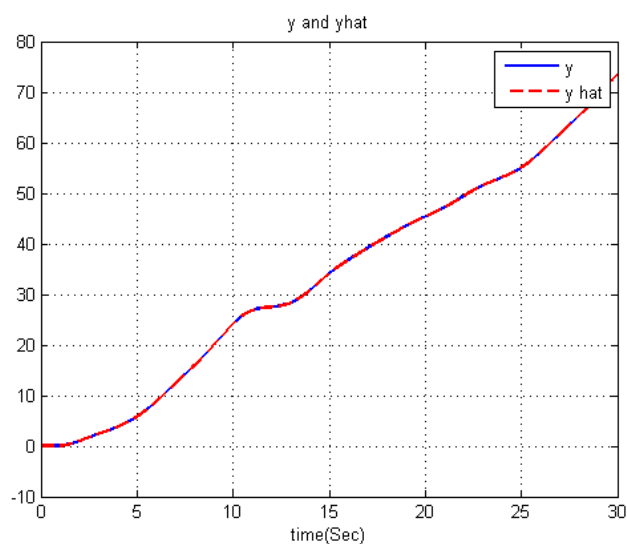
شکل (۲۶-۵) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی در حالت ۱-۴-۵-۵

شکل (۲۴-۵) بیانگر خروجی سیستم و خروجی رویتر است که مشخص است علی رغم وجود خطا رویتر به خوبی توانسته تخمین خروجی را انجام دهد. به دلیل حضور خطا در ورودی خروجی نیز نسبت به قبل تغییراتی دارد. شکل (۲۵-۵) باقیمانده خام را نشان می دهد که همان $E = y - \hat{y}$ است و با مقایسه با یک سطح آستانه مشخص است که خطا در ثانیه ۵ اتفاق افتاده و در ثانیه ۱۰ تغییر کرده است، و تا ثانیه ۱۵ ادامه دار بوده است. از ثانیه ۲۵ یک خطای ماندگار به سیستم اضافه شده است. اما اطلاعاتی در مورد شکل و ویژگی های خطا بروز نمی دهد. شکل (۲۶-۵) سیگنال باقی مانده بعد از عبور از صافی پایین گذر (۳۴-۵) و سیگنال اصلی خطای وارد شده را نشان می دهد. در واقع شکل (۲۶-۵) بیانگر این مطلب است که رویتر عصبی توانسته است به خوبی خطای ترکیبی را آشکار کند.

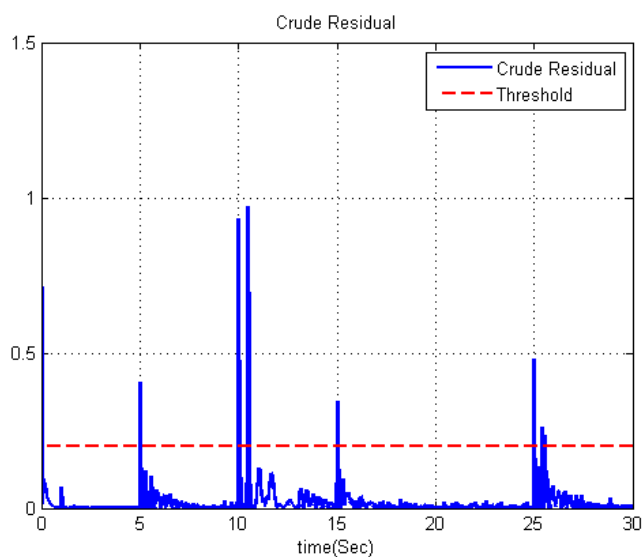
$$\bar{u} = \begin{cases} 1 & 5 \leq t < 10 \\ \sin(t) & 10 \leq t < 15 \\ 1 & t \geq 25 \\ 0 & \text{others} \end{cases}$$

در این حالت خطا به صورت

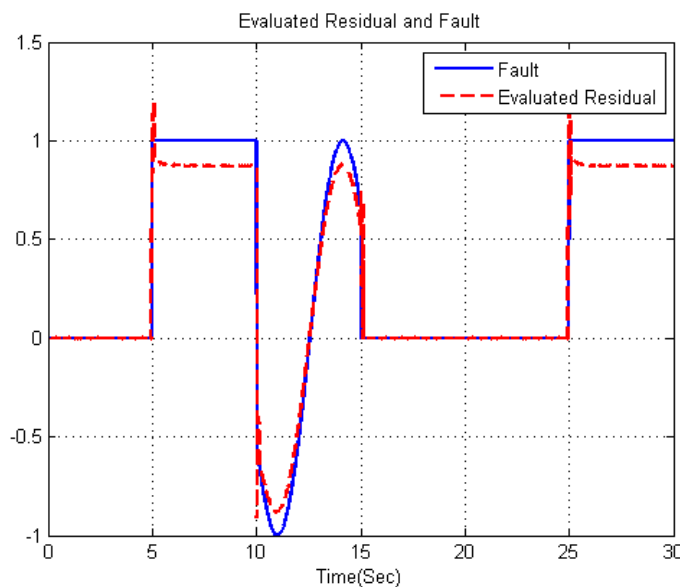
ترکیبی است و ترکیبی از ۳ نوع خطا می‌باشد. اغتشاش $d = 0.5 \sin(0.5\pi t)$ در نظر گرفته می‌شود. نتایج در شکل های (۲۷-۵) تا (۲۹-۵) ارائه شده است.



شکل (۲۷-۵) خروجی سیستم و تخمین رویتگر در حالت ۲-۴-۵-۵



شکل (۲۸-۵) باقیمانده خام در حالت ۲-۴-۵-۵

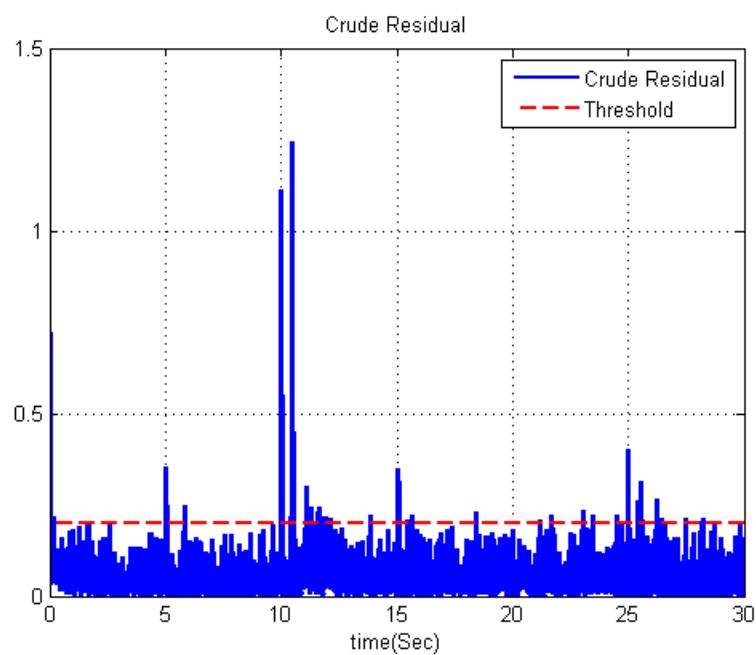


شکل (۵-۲۹) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی در حالت ۵-۴-۲

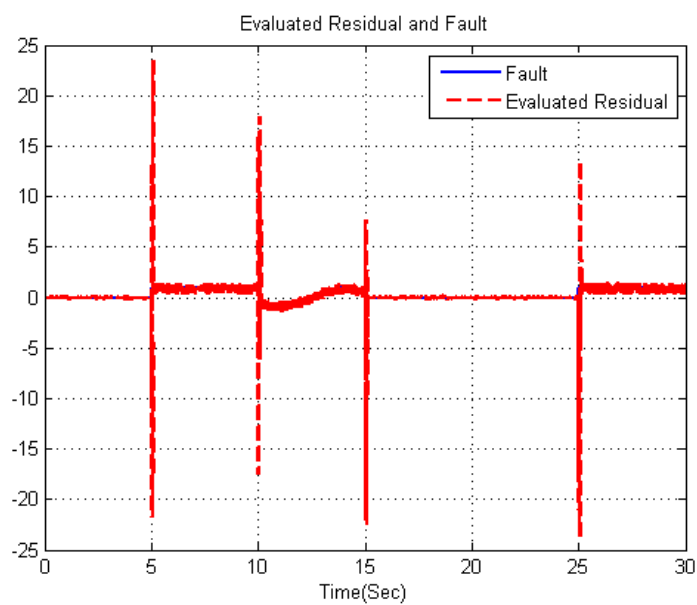
شکل (۵-۲۷) بیانگر خروجی سیستم و خروجی رویتگر است که مشخص است علی رغم وجود خطا رویتگر به خوبی توانسته تخمین خروجی را انجام دهد. شکل (۵-۲۸) باقیمانده خام را نشان می دهد که همان $E = y - \hat{y}$ است و با مقایسه با یک سطح آستانه مشخص است که خطا در ثانیه ۵ اتفاق افتاده و در ثانیه ۱۰ تغییر کرده است، و تا ثانیه ۱۵ ادامه دار بوده است. از ثانیه ۲۵ یک خطای ماندگار به سیستم اضافه شده است. اما اطلاعاتی در مورد شکل و ویژگی های خطا بروز نمی دهد و حتی نشان نمی دهد که آیا خطا ماندگار بوده است یا خیر. شکل (۵-۲۹) سیگنال باقیمانده بعد از عبور از صافی پایین گذر (۵-۳۴) و سیگنال اصلی خطای وارد شده را نشان می دهد. در واقع شکل (۵-۲۹) بیانگر این مطلب است که رویتگر عصبی توانسته به خوبی خطای ترکیبی را آشکار و اغتشاش را تضعیف کند

۵-۵-۵ بررسی تاثیر اغتشاش

به منظور بررسی میزان مقاومت باقیمانده در برابر اغتشاش، خطای ترکیبی را به همراه یک اغتشاش بزرگ مانند $d = rand(-5,5)$ که دارای دامنه بسیار بزرگ و بیشتر از خود خطا است، به سیستم اعمال می کنیم. شکل (۵-۳۰) و شکل (۵-۳۱) بیان گر باقیمانده و خطای بازسازی شده هستند.



شکل (۵-۳۰) باقیمانده خام در حالت ۵-۵-۵



شکل (۵-۳۱) سیگنال باقیمانده بعد از گذر از صافی در حالت ۵-۵-۵

همانطور که مشخص است در شکل (۵-۳۰) اغتشاش تاثیر بسیار زیادی روی باقیمانده دارد چراکه سطح اغتشاش ۵ برابر خطا و ورودی سیستم است و در این حالت اغتشاش غالب است. در شکل (۵-۳۱) نیز

ملاحظه می‌شود که علی‌رغم اعمال صافی پایین‌گذر به دلیل بزرگ بودن اغتشاش شکل خطا به درستی بازسازی نشده است.

نتایج مقایسه‌ها

با مقایسه نتایج مربوط به تشخیص خطا با فرض در دسترس بودن حالت‌ها با قسمت ۵-۵-۳ مشاهده می‌شود که روش پیشنهادی به نحو قابل قبولی توانسته است خطای وارد شده به محرک را بازسازی کند.

فصل ششم

نتیجه گیری و پیشنهادات

۶-۱ نتیجه گیری

در این پایان نامه استفاده از شبکه های عصبی در طراحی رویتگرهای تشخیص خطا بررسی شد. یک رویتگر عصبی برای بازسازی خطای عملگر بدون دسترسی به حالت های سیستم ارائه شده است. در فصل دوم مروری بر تعاریف مربوط به خطا صورت گرفت. فصل سوم روش های تشخیص خطا بر اساس رویتگرها بررسی شد و در فصل چهارم شبکه های عصبی ارائه شد. نتایج شبیه سازی روی یک سیستم ربات تک لینکی در فصل پنجم نشان از کارایی روش پیشنهادی دارد. برخلاف روش های مرسوم که حالت های سیستم را موجود فرض کرده اند، در این پایان نامه الزامی به حضور حالت ها نیست و رویتگر بر اساس تخمین خروجی بدون اطلاع از حالت ها طراحی شده است.

۶-۲ پیشنهادات

مساله ی تشخیص خطای مقاوم یکی از موضوعات بسیار مهم دنیای صنعتی امروز می باشد که همچنان جای تحقیقات بسیار گسترده ای دارد و اقدامات بسیار زیاد دیگری در این زمینه می توان انجام داد. در ادامه چند پیشنهاد برای بهبود کار ارائه می گردد:

- ۱- طراحی رویتگر تشخیص خطا برای تمام سیستم های غیر خطی در تمام کلاس ها
- ۲- محاسبه سطح آستانه به صورت تطبیقی و تغییر آن بر اساس شرایط مختلف
- ۳- محاسبه پارامتر های ثابت شبکه عصبی با استفاده از الگوریتم های بهینه سازی

- [1] Silvio Simani, Cesare Fantuzzi and Ron J. Patton "Model-Based Fault Diagnosis In Dynamic System Using Identification Techniques" Springer-Verlag Berlin Heidelberg 2002
- [2] Ron J. Patton, Paul M. Frank and Robert N. Clark, "Issues of Fault Diagnosis for Dynamic Systems" Springer-Verlag London 2000
- [۳] سید محمد مفیدی "تشخیص و جداسازی خطای حسگر بر اساس مدل با استفاده از روش معادلات برابری و شبکه عصبی" پایان نامه کارشناسی ارشد دانشگاه صنعتی شاهرود [۱۳۹۲]
- [4] Fanglai Zhu, Feng Cen "Full-order observer-based actuator fault detection and reduced-order observer-based fault reconstruction for a class of uncertain nonlinear systems" Journal of Process Control 20 1141–1149_(2010)
- [5] Rastko R. Selmic i and Frank L. Lewis "Multimodel Neural Networks Identification and Failure Detection of Nonlinear Systems" Proceedings of the 40th IEEE Conference on Decision and Control Orlando, Florida USA, December 2001
- [6] M.L. Visinsky , M.S Thesis" Fault Detection and Fault Tolerance Methods for Robotics" Rice University 1991
- [7] Qing Wu and Mehrdad Saif, "Robust Fault Diagnosis for a Satellite System Using a Neural Sliding Mode Observer" 44th IEEE Conference on Decision and Control, and the European Control Conference 2005
- [8] Riccardo M. G. Ferrari, Thomas Parisini, and Marios M. Polycarpou, "Distributed Fault Diagnosis With Overlapping Decompositions: An Adaptive Approximation Approach" IEEE transaction on automatic control, vol.54, no.4, 2009
- [9] K. Zhang, B. Jiang , P. Shi "Fast fault estimation and accommodation for dynamical systems" Published in IET Control Theory and Applications 2007
- [10] C. P. Tan and C. Edwards, "Multiplicative fault reconstruction using sliding mode observers" in Proc. 5th Asian Control Conf., pp.957–962. 2004
- [11] GAO Chunyan , ZHAO Qing , DUAN Guang-Ren "Multiplicative Fault Estimation for a Type of Nonlinear Uncertain System" Proceedings of the 30th Chinese Control Conference 2011
- [12] H. A. Talebi, R. V. Patel, and M. Wong "A neural network based observer for flexible-joint manipulators" in Proc. 15th IFAC World Congr. Automatic Control, Barcelona, Spain, 2002

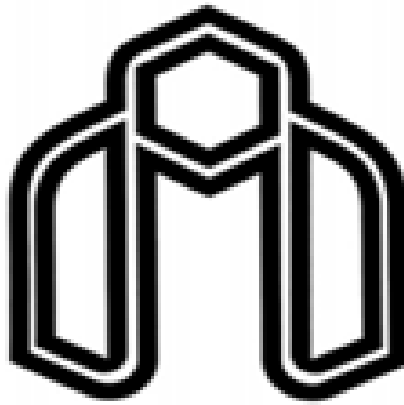
- [13] Z. Wang and H. Zhang "Robust fault diagnosis for a class of nonlinear systems" J. Control Theory Appl., vol. 4, no. 3, pp. 245–251, 2006
- [14] Silvio Siman , M.S Thesis "MODEL-BASED FAULT DIAGNOSIS IN DYNAMIC SYSTEMS USING IDENTIFICATION TECHNIQUES" University degli Studi di MODENAe REGGIO EMILIA, 2005
- [15] ERDAL KILIC, PHD Thesis "FAULT DETECTION AND DIAGNOSIS IN NONLINEAR DYNAMICAL SYSTEMS" MIDDLE EAST TECHNICAL UNIVERSITY, 2005
- [16] Abdul Qayyum Khan "Observer-based Fault Detection in Nonlinear Systems" phd thesis, Duisburg-Essen university 2010
- [17] P. M. Frank, "Analytical and qualitative model-based fault diagnosis-a survey" Europ. J. Control, vol. 2, pp. 6–28, 1996.
- [18] E. Y. Chow and A. S. Willsky "Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems" IEEE Trans. Automat. Contr., vol. 29, pp. 603–614, 1984
- [19] R. Isermann "Process fault detection on modeling and estimation methods - a survey" Automatica, vol. 20, pp. 387–404, 1984
- [20] J. Chen and R. J. Patton "Robust Model-Based Fault Diagnosis for Dynamic Systems" Kluwer Academic Publisher, Boston, 1999.
- [21] E. Mazars, I. Jaimoukha, and Z. Li, "Computation of reference model for robust fault detection and isolation residual generation" J. Contr. Sci. Engg, vol. 2008, pp. 1–12, 2008.
- [22] A. Termehchy, A. Afshar, M. Javidsharifi, "A Novel Design of Unknown Input Observer for Fault Diagnosis in the Tennessee-Eastman Process System to Solve Non-minimum Phase Problem "Proc. of the IEEE International Conference on Smart Instrumentation, Measurement and Applications (ICSIMA) 26-27 November 2013, Kuala Lumpur, Malaysia
- [23] N. H. Jo, H. Shim, and Y. I. Son "Disturbance observer for non minimum phase linear systems" International Journal of Control, Automation, and Systems, vol. 8, pp. 994-1002, 2010.
- [24] M. Siah, PHD. thesis " Fault Tolerant Control Systems, case study Unmanned Aircraft" Faculty of Electrical and Robotic Engineering, 2009
- [25] S. Ding (2008) " model based fault diagnosis techniques design schemes algorithms and tools" Springer-Verlag Berlin.
- [26] P.M. Frank and X. Ding, " Survey of robust residual generation and evaluation methods in observer-based fault detection systems" J. Proc. Cont., 7(6):403–424, 1997.

- [27] A. N. Lakhal, A. S. Tlili, and N. Benhadj Braiek, "Neural Network Observer for Nonlinear Systems Application to Induction Motors" *International Journal of Control and Automation* Vol. 3, No. 1, March, 2010
- [28] Ayyagari, Suhaas Bhargava, "ARTIFICIAL NEURAL NETWORK BASED FAULT LOCATION FOR TRANSMISSION LINES" (2011). University of Kentucky Master's Theses. Paper 657
- [29] Haykin S "Neural Networks. A comprehensive foundation" Macmillan Collage Publishing Company, Inc., 1994, New York
- [30] Hong-Wei Ge, Wen-Li Du, Feng Qian, Yan-Chun Liang "Identification and control of nonlinear systems by a time-delay recurrent neural network" *Neuro computing* 72 (2009) 2857–2864
- [31] Changchun Hua, Caixia Yu, Xiping Guan "Neural network observer-based networked control for a class of nonlinear systems" *Neuro computing* 133(2014) 103-110
- [32] Lewis FL, Jagannathan S, Yesildirek "A. Neural Network Control of Robot Manipulators and Nonlinear Systems" Taylor and Francis: Philadelphia, PA, 1999
- [33] Narendra KS, Annaswamy AM "Stable Adaptive Systems" Prentice Hall: New Jersey, 1989
- [34] Slotine J-JE, Li W "Applied Nonlinear Control" Prentice Hall: New Jersey, 1991
- [35] Carl Svard, Mattias Nyberg, Erik Frisk, Mattias Krysander "Data-driven and adaptive statistical residual evaluation for fault detection with an automotive application" *Mechanical Systems and Signal Processing* 45 (2014) 170–192

Abstract

The fault is an inseparable part of the industrial system. In this thesis, a robust actuator fault diagnosis method based on neural observer for a class of nonlinear systems is presented. Unlike most existing work that assume system states are available, the proposed method does not depend on the presence or absence of system states. Unknown functions and system states are estimated by using a neural observer, Neural network update rules calculated and the stability of the observer is proved using Lyapunov method. Finally, simulations on a single-link robot are performed and the results show the effectiveness of the proposed observer.

Keywords: Actuator fault diagnosis, fault diagnosis observer, neural networks, nonlinear systems, Lyapunov theory



Shahrood University of Technology
Faculty of electrical and robotic engineering

Actuator Fault Reconstruction Based On Neural Observer

Mohammad Mehdi Khosrowabadi

Supervisor:

Mohammad Ali Sadrniya

Advisor:

Ali Karami Mollaei

2014