

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَنِ الرَّحِيمِ



دانشکده مهندسی برق و رباتیک

پایان نامه کارشناسی ارشد مهندسی کنترل

سیستم تشخیص و جداسازی خطای سنسوری برای
فرآیندهای صنعتی

نگارنده:

منصور طیبی فر

استاد راهنما:

دکتر محمدعلی صدرنیا

شهریور ۱۳۹۵

تقدیم به پدر و مادرم :

خدای را بسی شاکرم که از روی کرم، پدر و مادری فداکار نسیم ساخته تا در سایه درخت پربار وجودشان بیایم و از ریشه آن ها
شخ و برگ کیرم و از سایه وجودشان در راه کسب علم و دانش تلاش نمایم. والدینی که بود نشان تاج افتخاری است بر سرم و
نشان دلیلی است بر بودنم، چرا که این دو وجود پس از پروردگار، مایه هستی ام بوده اند و دستم را گرفتند و راه رفتن را در این
وادی زندگی پر از فراز و نشیب آموختند. آموزگارانگی که برایم زندگی، بودن و انسان بودن را معنا کردند...

بوسه بردستان پرمهرتان

شکر و قدردانی:

شکر شایان نثار ایزدمنان که توفیق رارفق را هم ساخت تا این پایان نامه را به پایان برسانم. از استاد
فاضل و اندیشمند جناب آقای دکتر محمد علی صدرنیا به عنوان استاد راهنما که همواره بخارنده را مورد لطف و
محبت خود قرار داده اند کمال شکر را دارم.

تعهدنامه

اینجانب **منصور طیبی فر** دانشجوی دوره کارشناسی ارشد رشته برق دانشکده برق و رباتیک دانشگاه شاهرود نویسنده پایان نامه سیستم تشخیص و جداسازی خطای سنسوری برای فرآیندهای صنعتی تحت راهنمایی **دکتر محمدعلی 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 مورداستفاده 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 شاهرود هست 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 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 شاهرود هست. 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.

چکیده:

تشخیص، شناسایی و کنترل سریع و به موقع خطا در حسگرهای سرعت، فشار، موقعیت، دما و جریان فرآیندهای صنعتی امری حیاتی است. به طور کلی یک حسگر معیوب می تواند در تشخیص درست متغیرها گفته شده ناقص عمل کرده و نحوه استفاده انسان از سیستم را تحت تأثیر قرار دهد. این مشکلات علاوه بر افزایش آسیب های احتمالی به سیستم، باعث توقف های اضطراری و ناخواسته می شود. در این پایان نامه، تشخیص عیوب حسگرهای یک سیستم توسط داده های گردآوری شده از یک مجموعه متغیر افزونه بررسی شده است.

در ادامه، ابتدا روشی هندسی برای تشخیص عیوب حسگر، ارائه می گردد. خطای حسگر بر اساس جهت باقیمانده های تولیدی جداسازی می شود. تولید باقیمانده ها در روش های مبتنی بر مدل توسط یک مدل ورودی-خروجی و در روش داده رانده استفاده شده، توسط تحلیل مؤلفه های اصلی (PCA) انجام خواهد شد. با استفاده از این مولد باقیمانده و با فرض وجود نویز سفید گوسی، تأثیر نویز بر جداسازی مطالعه خواهد شد، و کمترین دامنه خطای قابل اندازه گیری هر حسگر بر اساس توزیع نویز در سیستم اندازه گیری محاسبه خواهد شد. در انتها روش پیشنهادی ارائه شده در این پایان نامه بر روی سیستم ساختمان هوشمند پیشنهادی آزمایش خواهد شد.

کلمات کلیدی: تشخیص خطای حسگر، جداسازی خطای حسگر، تحلیل مؤلفه های اصلی،

باقیمانده

مقالات مستخرج از پایان نامه:

طیبه فرم، صدرنیا م، ۱۳۹۴، تشخیص عیب یاتاقان توربوکمپرسور با روش PCA، دهمین

کنفرانس تخصصی پایش وضعیت و عیب‌یابی ماشین‌آلات، صفحه ۹، ایران، تهران، دانشگاه

صنعتی شریف

فهرست مطالب:

فصل ۱ مقدمه.....	۱
۱-۱ مروری بر مفاهیم.....	۲
۲-۱ روش‌های تشخیص خطا:.....	۳
۳-۱ تحلیل مؤلفه‌های اصلی.....	۹
۴-۱ اهداف تحقیق.....	۱۰
۵-۱ مروری بر پایان‌نامه.....	۱۱
فصل ۲ تحلیل مؤلفه‌های اصلی.....	۱۳
۱-۲ استخراج PCA.....	۱۹
۲-۲ کاربرد PCA در پایش آماری فرآیندها.....	۲۲
۳-۲ کاربرد PCA در تشخیص عیوب حسگر (SFD).....	۲۵
فصل ۳ تشخیص عیوب حسگر.....	۲۹
۱-۳ معادله همسانی کمینه.....	۲۹
۱-۱-۳ استخراج مبتنی بر مدل.....	۳۰
۲-۱-۳ استخراج بر اساس PCA.....	۳۱
۲-۳ جداسازی حسگر.....	۳۳

۳-۳	تأثیر نویز در جداسازی خطا	۳۷
۴-۳	الگوریتم جداسازی حسگر معیوب در سیستم‌های بلادرنگ	۴۱
۱-۴-۳	الگوریتم تشخیص	۴۲
۲-۴-۳	الگوریتم جداسازی توسط شاخص خطای حسگر	۴۳
۳-۴-۳	الگوریتم جداسازی توسط باقیمانده حسگر	۴۳
فصل ۴ بررسی سیستم تشخیص و جداسازی حسگر برای یک ساختمان هوشمند..۴۵		
۱-۴	سیستم میراگر MR-ساختمان	۴۷
۲-۴	مدل‌سازی PCA	۵۱
۳-۴	شبیه‌سازی تشخیص عیوب حسگر	۵۴
فصل ۵ نتیجه‌گیری و پیشنهاداتها..۶۳		
۱-۵	نتیجه‌گیری	۶۳
۲-۵	پیشنهاداتها	۶۴
مراجع..۶۶		

فهرست شکل‌ها:

- شکل ۱-۱: روش‌های تشخیص عیب ۶
- شکل ۲-۱: روش‌های تشخیص و جداسازی عیب حسگر ۸
- شکل ۳-۱: فرآیند تشخیص خطا به روش افزونگی تحلیلی [۱] ۹
- شکل ۱-۲: تبدیل PCA ۱۶
- شکل ۲-۲: نحوه تجزیه ماتریس‌ها در تبدیل PCA ۱۷
- شکل ۳-۲: تجزیه داده‌ها در زیرفضای مؤلفه‌های اصلی و زیرفضای نویز ۱۸
- شکل ۴-۲: تبدیل PCA برای داده‌های ۲ بعدی ۲۳
- شکل ۵-۲: شاخص T^2 هتلینگ نمونه ۲۴
- شکل ۶-۲: شاخص SPE نمونه ۲۵
- شکل ۷-۲: مقدار حسگر معیوب در مقایسه با مقدار بازسازی شده ۲۷
- شکل ۸-۲: مقایسه بردار تصحیح دقیق با بردار تصحیح PCA ۲۸
- شکل ۱-۳: قابلیت جداسازی در سیستم‌ها مختلف ۳۶
- شکل ۲-۳: بردار باقیمانده به همراه نویز و خطا برای حسگر k ام ۳۸
- شکل ۳-۳: تأثیر نویز روی بردار باقیمانده ۳۸
- شکل ۴-۳: محدوده‌های شناسایی برای هر حسگر ۴۰
- شکل ۵-۳: فلوجارت تشخیص خطا به روش PCA ۴۴
- شکل ۱-۴: شماتیک میراگر MR بزرگ ۲۰ تنی نمونه ۴۸
- شکل ۲-۴: سیستم میراگر MR در یک ساختمان ۴۹
- شکل ۳-۴: مقادیر ویژه ماتریس کوواریانس داده‌های اندازه‌گیری (مؤلفه‌های اصلی) ۵۲
- شکل ۴-۴: بردارهای تصویر خطای حسگر ۵۴

- کل ۴-۵: داده اندازه‌گیری حسگرها همراه با نویز و خطا در مقیاس زمان..... ۵۶
- شکل ۴-۶: تصویر داده‌های اندازه‌گیری در فضای باقیمانده‌ها برای دامنه خطای ۰/۳..... ۵۷
- شکل ۴-۷: تصویر داده‌های اندازه‌گیری در فضای باقیمانده‌ها برای دامنه خطای ۱..... ۵۷
- شکل ۴-۸: شاخص تشخیص خطا برای حسگر S1 (اندازه خطا اضافه‌شده ۱)..... ۵۸
- شکل ۴-۹: شاخص تشخیص خطا برای حسگر S1 (اندازه خطا اضافه‌شده ۰/۳)..... ۵۹
- شکل ۴-۱۰: شاخص خطای حسگر (در حالتی که حسگر S1 معیوب باشد)..... ۶۰
- شکل ۴-۱۱: شاخص تشخیص خطا برای حسگر S4 (اندازه خطا اضافه‌شده ۱)..... ۶۰
- شکل ۴-۱۲: شاخص خطای حسگر (در حالتی که حسگر S4 معیوب باشد)..... ۶۱
- شکل ۴-۱۳: شاخص تشخیص خطا برای حسگر S8 (اندازه خطا اضافه‌شده ۱)..... ۶۱
- شکل ۴-۱۴: شاخص خطای حسگر (در حالتی که حسگر S8 معیوب باشد)..... ۶۲

فهرست جدول‌ها:

جدول ۱-۴: قابل تشخیص و قابل جداسازی بودن حسگرها..... ۵۳

فصل ۱ مقدمه

یکی از چالش‌برانگیزترین موضوعات پیش روی مهندسان کنترل، طراحی نسل آینده سامانه‌های کنترلی است که در مواقع بروز رویدادی غیرطبیعی به کمک اپراتورها بتواند تصمیمات مناسب اتخاذ نماید. در اکثر صنایع توقف‌های برنامه‌ریزی نشده به خاطر خرابی، اثرات جبران‌ناپذیر اقتصادی برجای می‌گذارد، که ممکن است به خاطر هزینه بالای فرآیند یا زمان بالای توقف باشد.

عدم تشخیص به موقع عیب در تجهیزات منجر به صدمه دیدن و از بین رفتن بخش قابل توجهی از امکانات و اطلاعات و در برخی موارد نیروی انسانی خواهد شد. تکیه تنها بر اپراتورهای انسانی در مدیریت چنین مشکلاتی به علت وسعت علل مختلف این شرایط غیرعادی و نیز پیچیدگی سامانه‌ها و تجهیزات جدید امکان‌پذیر نیست.

در صورت نبود سیستم تشخیص عیب مشکلاتی از قبیل مشکلات و تبعات اقتصادی و اجتماعی، مشکلات امنیتی و مشکلات و تبعات زیست‌محیطی به وجود می‌آید. صنایع نفت ایالات متحده سالانه در حدود ۲۰ میلیارد دلار به دلیل عدم تشخیص به موقع عیب ضرر کرده‌اند.

یک سیستم تشخیص عیب برای عملکرد مناسب و دلخواه باید ویژگی‌هایی همچون تشخیص سریع وقوع عیب و نوع آن، جداسازی عیب (توانایی سیستم برای تمایز بین عیوب مختلف)، مقاوم بودن به انواع مختلف نویز و عدم قطعیت‌ها و قابلیت تشخیص عیوب جدید را داشته باشد.

۱-۱ مروری بر مفاهیم

این در طول سه دهه اخیر کارهای زیادی در زمینه تشخیص و شناسایی خطا صورت گرفته است. در این بخش خطا و عبارات مربوط به آن تعریف می‌شود و مروری تاریخی بر گسترش سیستم‌های تشخیص و شناسایی خطا ارائه می‌گردد. به دلیل آنکه عبارات خطا، عیب یا واماندگی، در زمینه‌های مختلفی علمی کاربرد دارند، لذا تعاریف به‌کاررفته در مورد آن‌ها منحصر به فرد نمی‌باشند. کمیته فنی IFAC^۱ جهت یکسان‌سازی تعاریف و مفاهیم تلاش زیادی کرده که تقریباً در مجامع علمی مورد پذیرش همگانی قرار گرفته است و در زیر به برخی از این تعاریف اشاره می‌شود:

خطا^۲: عبارت است از یک تغییر ناخواسته در حداقل یکی از ویژگی‌های سیستم از شرایط نرمال، معمول و استاندارد [۱].

عیب: عبارت است از یک انقطاع دائمی در توانایی سیستم برای انجام یک عمل مورد انتظار در شرایط کاری مشخص [۱].

به دلیل نزدیک بودن مفاهیم خطا و عیب، در این پایان‌نامه اغلب به جای یکدیگر بکار می‌روند.

تشخیص خطا^۳: معلوم کردن اینکه آیا خطا در سیستم رخ داده است یا نه؟

جداسازی (ایزوله کردن) خطا^۴: مشخص کردن محل وقوع خطا

شناسایی خطا^۵: مشخص کردن نوع، اندازه و رفتار دینامیکی خطا

¹ The International Federation of Automatic Control

² Fault

³ Fault Detection

⁴ Fault Isolation

⁵ Fault Identification

خطا می‌تواند در حسگرهای اندازه‌گیری، محرک‌ها و اجزای سیستم اتفاق بیفتد. برای مثال در یک فرایند شیمیایی، خطای حسگرهای اندازه‌گیری pH یا خطای سیستم آنالیزر می‌تواند نمونه‌ای از خطای حسگرها باشد، خطای محرک‌ها برای مثال در پمپ‌های تغذیه‌کننده و یا شیرهای مسیر رخ می‌دهد. تغییر حجم مخزن و نشتی لوله‌های رابط از نمونه‌های خطای اجزای سیستم هستند. هر کدام از خطاها علاوه بر اینکه می‌تواند منجر به آسیب دیدن هر جز از سیستم به‌طور جداگانه شود باعث تحت تأثیر قرار دادن و حتی مختل کردن کل فرایند نیز می‌شود [۲].

در روش‌های ابتدایی، بهره‌بردار بر اساس دانش تجربی خود و از روی رفتار و عملکرد سیستم می‌تواند وقوع خطا در سیستم را تشخیص داده و اقدامات لازم را جهت بازگرداندن سیستم به شرایط عادی انجام دهد. در این روش سرعت و درستی تشخیص کاملاً به تجربه و هوشیاری فرد بستگی دارد و لذا روش چندان قابل اطمینانی نیست. لازم به ذکر است که برای تشخیص خطا در حسگرها با این روش از ایده کالیبراسیون دوره‌ای نیز استفاده می‌شود. بدین ترتیب که حسگرها را با دوره زمانی مشخص مدرج می‌کنند و هر چه قدر این بازه زمانی کوچک‌تر باشد قطعاً ضریب اطمینان از سالم بودن حسگرها بیشتر خواهد شد اما کالیبراسیون دوره‌ای با بازه زمانی کوچک‌تر مستلزم صرف هزینه زیاد است و همچنین برای خطاهای کند کارایی لازم را ندارد [۳].

۱-۲ روش‌های تشخیص خطا:

با پیشرفت در استانداردهای جدید ایمنی و نگهداری و همچنین تقاضا برای کاهش هزینه‌های نت^۶، اهمیت تشخیص عیب بلادرنگ^۷ به‌طور قابل توجهی افزایش یافته است [۱][۲][۳]. یک زیرمجموعه از روش‌های تشخیص عیب بلادرنگ، که مورد نظر این پایان‌نامه است، تشخیص بلادرنگ عیوب حسگر و

^۶نگهداری و تعمیر (Maintenance)

^۷ Real-Time

خطاهای اندازه‌گیری است. این موضوع بسیار شبیه یک سری مسائل آماری است معروف به تخمین داده از دست‌رفته^۸ [۴]، اما به‌طور مشخص در مورد حسگرها از اسامی دیگری چون پایش بلادرنگ حسگر، ارزیابی داده‌های حسگر و تشخیص عیوب حسگر^۹ یا به‌اختصار SFD، در مقالات استفاده می‌شود.

تشخیص عیوب حسگر عمدتاً در صنایعی چون نیروگاه‌های هسته‌ای [۵][۶][۷] و [۸]، سیستم‌های گرمایش و تهویه مطبوع^{۱۰} [۹][۱۰][۱۱] و سیستم‌های فضای‌ما که تعداد زیادی حسگر برای کنترل و عیب‌یابی دارند، استفاده می‌شود. در این سیستم‌ها، پس از چند دوره کاری حسگر از کالیبراسیون خارج می‌شود و به طبع عیوب حسگر امری فراگیر است. این امر باعث کاهش بازدهی کل سیستم می‌شود و در سیستم‌های حیاتی‌تر مانند موتورهای موشک، کاهش دقت خسارات جبران‌ناپذیری به وجود می‌آورد [۱۲]. ساده‌ترین و سنتی‌ترین روش برای کاهش آسیب‌ها، پایش مداوم و تعویض حسگر معیوب است. بنابراین، مهم‌ترین مزیت SFD تغییر روش نت دوره‌ای به روشی کارا تر به نام نت مبتنی بر وضعیت^{۱۱} یا CBM است.

ایده اصلی در بحث تشخیص خطا در واقع عبارت است از مقایسه عملکرد سیستم واقعی با عملکرد سیستم نرمال و بدون خطا. همه روش‌های SFD بر اساس نوعی افزونگی در اندازه‌گیری هستند، که در واقع افزونگی سیستمی است که عملکرد و رفتار نرمال را تولید می‌کند. اگر تعداد زیادی حسگر برای اندازه‌گیری یک متغیر در نظر گرفته شود به آن «افزونگی فیزیکی»^{۱۲} می‌گوییم که روشی ساده است، اما بکارگیری این روش به دلیل محدودیت‌های طراحی در بسیاری از سیستم‌ها ناممکن است. علاوه بر آن، افزایش تعداد حسگرها، هزینه پیاده‌سازی سیستم و همچنین نت حسگرهای اضافی را

⁸ Estimation of Missing Data

⁹ Sensor Fault Diagnosis

¹⁰ HVAC

¹¹ Condition Based Maintenance

¹² Physical redundancy

بالا می‌برد. در این روش برای فرایندهای حیاتی و عناصری که دارای اهمیت فوق‌العاده‌ای هستند به صورت سخت‌افزاری عناصر پشتیبان در نظر گرفته می‌شود با مقایسه خروجی عنصر اصلی و عناصر پشتیبان، سالم و یا خطادار بودن عنصر اصلی تشخیص داده می‌شود. این روش در سیستم‌هایی مانند هواپیما که وزن کل سیستم دارای اهمیت است چون با افزودن فیزیکی وزن کل سیستم بالا می‌رود، قابل‌استفاده نیست. در این روش عنصر پشتیبان معمولاً از جنس عنصر اصلی نبوده و دارای فناوری ساخت و عملکرد متمایزی با عنصر اصلی است مثلاً اگر حسگر اندازه‌گیری فشار خط لوله از نوع اریفیزی باشد در این صورت عناصر پشتیبان بایستی از انواع دیگر مثلاً التراسونیک، دیافراگمی و یا بلوز باشند، زیرا در این صورت احتمال برابر برای رخداد خطا در حسگرهای اریفیزی، التراسونیک و دیافراگمی و یا بلوز به دلیل شرایط محیطی یکسان وجود ندارد. گاهی از ایده محاسبه میانگین نیز برای تشخیص خطا استفاده می‌شود مثلاً برای اندازه‌گیری حجم دمای یک راکتور می‌توان از چهار حسگر متفاوت بهره گرفت و اگر خروجی یکی از حسگرها از میانگین خروجی چهار حسگر مذکور تفاوت فاحشی داشته باشد در این صورت آن حسگر خطادار است [۳].

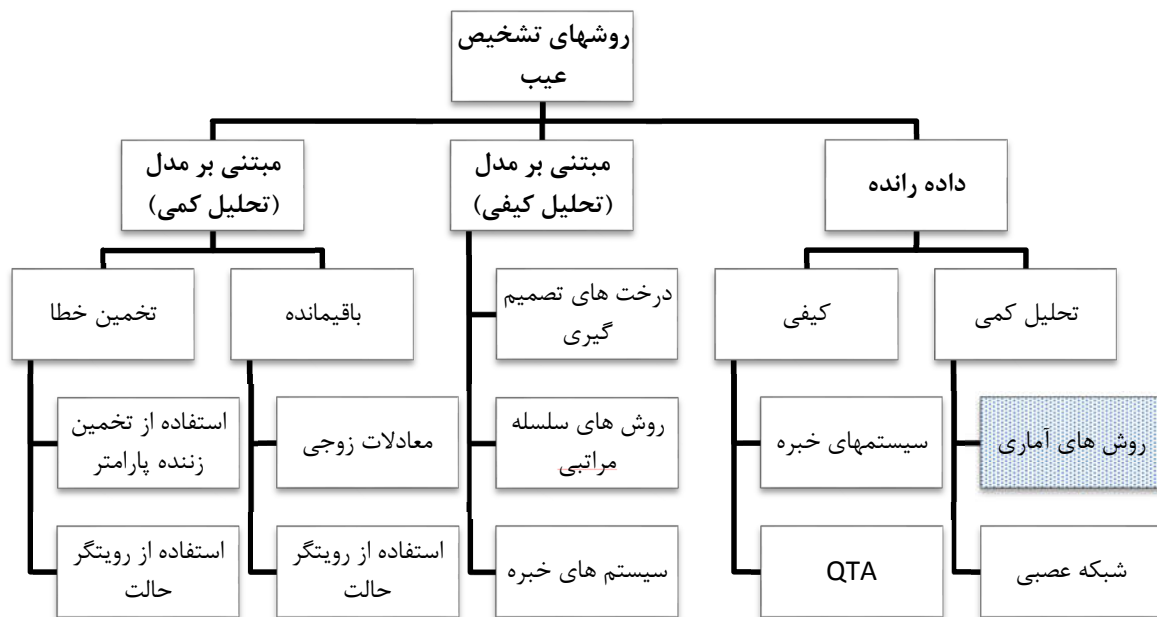
نوع دیگر، «افزودگی تحلیلی»^{۱۳} است که ایده اساسی آن به دست آوردن روابط بین متغیرهای سیستم و طراحی مدلی برای سیستم واقعی است. اگر این روابط توسط مدل فیزیکی سیستم به دست آیند، روش‌های «مبتنی بر مدل»^{۱۴} نامیده شده و اگر بر اساس داده‌های گردآوری‌شده از اندازه‌گیری‌های گذشته باشند، روش‌های «داده رانده»^{۱۵} یا «مبتنی بر سیگنال»^{۱۶} نامیده می‌شوند.

¹³ Analytical redundancy

¹⁴ Model Based methods

¹⁵ Data Driven

¹⁶ Signal Based methods



شکل ۱-۱: روش‌های تشخیص عیب

در روش افزونگی مبتنی بر پردازش داده اطلاعات مهم از عملکرد واقعی سیستم، هر لحظه اندازه‌گیری و رصد می‌شود و با بهره‌گیری از ابزارهای تحلیلی حوزه زمان و فرکانس، برخی از ویژگی‌های مهم از سیگنال‌ها استخراج می‌گردد و با اطلاعات مفیدی که از قبل در مورد سیستم نرمال در دسترس است مقایسه می‌شود. ساده‌ترین روش، مقایسه دامنه سیگنال سیستم واقعی با یک مقدار معین (مقدار آستانه) است البته سایر شاخص‌ها همچون طیف توان، مشخصات آماری و غیره نیز می‌تواند مورد بررسی و مقایسه قرار گیرد. در روش پردازش داده نیازمند داشتن داده سالم ثبت‌شده از سیستم در طول زمان کاری سیستم هستیم. داده‌های استخراجی می‌تواند پارامتریک و یا غیر پارامتریک باشند. در رهیافت سری‌های زمانی فرض می‌شود که داده‌های مورد مطالعه دارای تابع چگالی احتمال ثابت بوده ولی با سری‌های زمانی قابل توصیف هستند که با وقوع خطا و یا اغتشاش در سیستم این داده‌ها تحت تأثیر قرار می‌گیرند. در سری‌های زمانی شاید با تعداد زیادی از متغیرها و حجم انبوهی از داده سروکار داشته باشیم و لذا لازم است با بهره‌گیری از فن‌های ویژه‌ای از حجم داده کاسته شود.

یکی از این فن‌ها استفاده از «تحلیل مؤلفه‌های اصلی»^{۱۷} است که علی‌رغم کاهش حجم داده، اطلاعات مفید سیستم نیز حفظ می‌شود. این روش اولین بار توسط هتلینگ مطرح گردید و سپس توسط پیرسون تکمیل گردید. روش دیگر، استفاده از «حداقل مربعات جزئی»^{۱۸} است که یکی از شناخته‌ترین روش‌ها در علم آمار است. این روش برخلاف PCA ورودی‌های غالب سیستم را به خروجی‌ها مرتبط می‌کند و یک مدل پارامتری استخراج می‌شود این روش از لحاظ اسمی به روش حداقل مربعات شباهت دارد و از نظر عملکرد نیز مانند روش حداقل مربعات عمل می‌کند. لازم به ذکر است که روش PCA در سیستم‌های سایز بزرگ و فرآیندهای چندمتغیره عمل می‌کند.

انتخاب روش مناسب به پارامترهای مختلفی همچون ساختار سیستم، درجه اهمیت سیستم، سرعت پردازش، تأخیر زمانی پردازش و میزان شناخت ما از سیستم بستگی دارد.

افزونگی تحلیلی خود به دو شاخه ایستا یا مستقیم و پویا یا موقتی تقسیم می‌شود. افزونگی مستقیم از یک سری روابط جبری بین داده‌های اندازه‌گیری شده، بدون در نظر گرفتن رفتار دینامیک آن‌ها استفاده می‌کند. این روش عمدتاً در صنایع بزرگی مثل نیروگاه‌ها و همچنین سیستم‌های تهویه مطبوع بزرگ استفاده می‌شود.

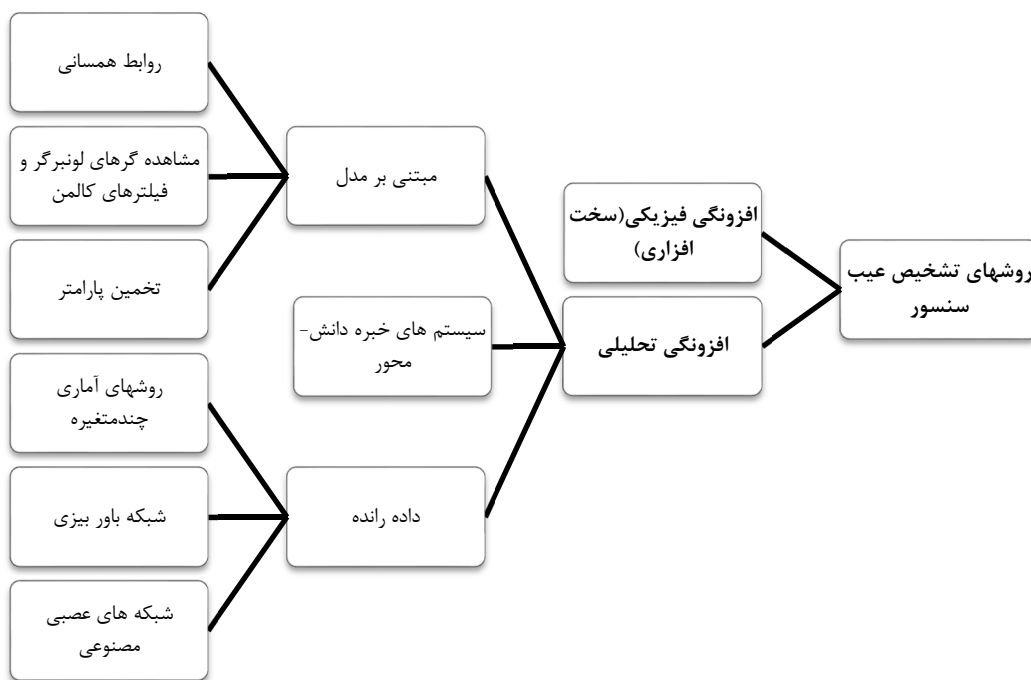
از سوی دیگر، افزونگی پویا رفتار دینامیک سیستم را در نظر گرفته و از تئوری تخمین برای پایش اندازه‌گیری‌های سیستم استفاده می‌کند. روش‌های افزونگی پویای SFD، در واقع از نظر تئوری جزئی از تشخیص عیب مبتنی بر مدل هستند [۱۳].

¹⁷ Principal Component Analysis (PCA)

¹⁸ Partial Least Squares

روش‌های مبتنی بر داده SFD اکثراً پس از پیشنهاد روش AANN^{۱۹} به‌عنوان تحلیل مؤلفه‌های اصلی غیرخطی استفاده شده‌اند [۱۴]. از این روش در مقالات زیر استفاده شده است [۷][۱۵] [۱۶][۱۷][۱۸] و [۱۹].

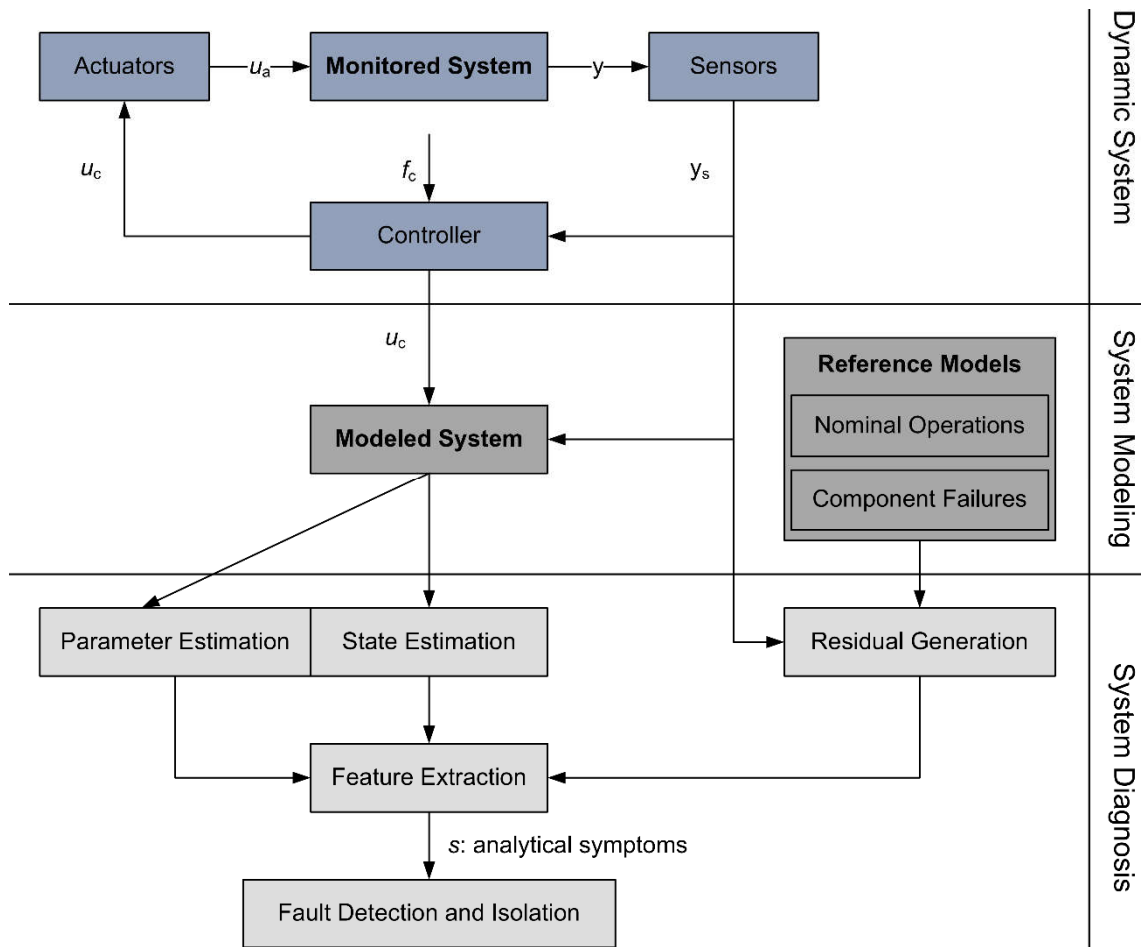
در شکل ۱-۲ روش‌های نوین استفاده‌شده در مقالات تشخیص خطای حسگر آورده شده است.



شکل ۱-۲: روش‌های تشخیص و جداسازی عیب حسگر

در شکل ۱-۳ شماتیک فرآیند تشخیص خطا به روش افزونیگی تحلیلی را به‌صورت کلی نشان می‌دهد. لازم به ذکر است که در فن‌های مختلف افزونیگی تحلیلی ممکن است برخی مراحل اضافه یا کم شود. به‌طور مثال برخی از مواقع لازم است از اطلاعات به‌دست‌آمده از سیستم تشخیص خطا در قالب خاصی به خود سیستم پس‌خورانده شود و یا در سایر فرایندهای کنترلی همچون طراحی سیستم کنترل تحمل‌پذیر خطا به کار رود.

¹⁹ Autoassociative Neural Network



شکل ۳-۱: فرآیند تشخیص خطا به روش افزونگی تحلیلی [۱]

۳-۱ تحلیل مؤلفه‌های اصلی

PCA مهم‌ترین ابزار «پایش آماری فرآیندها»^{۲۰} و «کنترل آماری فرآیندهای»^{۲۱} چندمتغیره است [۲۰][۲۱][۲۲]. عموماً، نمودارهای کنترل بر اساس T^2 هتلینگ و آماره Q که توسط PCA به دست می‌آید، داده‌های اندازه‌گیری شده را تحلیل می‌کنند. در این نمودارها سهم هر متغیر در T^2 هتلینگ و آماره Q به دست می‌آید و هر متغیری که بیشترین سهم را دارد، امکان وجود عیب را نشان می‌دهد [۲۳]. دانیا و همکارانش در مقاله‌ای در مورد PCA خطی شاخصی به نام SVI برای وضعیت هر حسگر

²⁰ Statistical Process Monitoring (SPM)

²¹ Statistical Process Control (SPC)

پیشنهاد دادند [۲۴]. این شاخص عددی بین صفر و یک است که هرچه به صفر نزدیک‌تر باشد احتمال وجود خطا بیشتر است. مطالعه دقیق‌تر SVI نشان می‌دهد که اساساً معادل تخمین ارزش داده یک حسگر با استفاده از روابط خطی‌اش با دیگر حسگرهاست. بنابراین، اگر ما در سیستم تعداد n حسگر داشته باشیم، برای ارزیابی داده هر حسگر، باید یک دستگاه $n-1$ معادله خطی حل شود. اگر بخواهیم آن‌ها به حالت غیرخطی تعمیم دهیم این مسئله بسیار پرزحمت است. در واقع در حالت خطی، همان‌طور که در بخش‌های بعدی خواهیم دید، روابط بین حسگرها به‌سادگی توسط روش PCA به دست خواهد آمد.

۴-۱ اهداف تحقیق

پیش‌تر دلایل نیاز حیاتی سیستم‌های کنترلی به تشخیص عیوب حسگر گفته شد. علاوه بر آن، روش‌های پیش‌رو برای تشخیص خطا نیز، به‌طور خلاصه ارائه گردید. با وجود داشتن مزایای متعدد در روش‌های مبتنی بر مدل، به دلیل نداشتن معادلات دینامیکی مدل، در به‌کارگیری این روش‌ها محدودیت داریم. واضح است که استخراج مدل دینامیکی و استفاده از معادلات آن، برای بعضی از سیستم‌ها ناممکن است، علاوه بر آن برای برخی دیگر نیز، با وجود در دسترس بودن مدل، امکان تغییر این مدل در صورت تغییر در اجرا یا شرایط کار وجود ندارد. به‌هرحال، روش‌های داده‌رانده بدون نیاز به مدل دینامیکی سیستم، و با استفاده از داده‌های ورودی-خروجی سیستم، مدلی آماری از سیستم در اختیار می‌گذارد، که با استفاده از آن می‌توان به امر تشخیص خطا پرداخت. این روش‌ها از نظر تئوریک امکان استفاده برای همه سیستم‌ها را دارند، که این مزیت عمده آن‌ها محسوب می‌شود. به‌طور خاص در این تحقیق روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) بررسی خواهد شد.

۵-۱ مروری بر پایان نامه

در فصل دوم الگوریتم تحلیل مؤلفه‌های اصلی معرفی شده و نحوه استخراج آن آورده خواهد شد. در ضمن کاربردها و نحوه به کارگیری آن نیز گفته خواهد شد.

در فصل سوم از روش PCA برای تشخیص عیوب حسگر استفاده خواهد شد. ابتدا بدون حضور نویز امکان تشخیص خطا مطالعه شده، و سپس در صورت وجود نویز روش پیشنهادی توسعه داده می‌شود.

در فصل چهارم سیستم تشخیص و جداسازی حسگر برای یک ساختمان هوشمند، بررسی شده و نتایج شبیه‌سازی آن ارائه خواهد شد.

در فصل پنجم نتیجه‌گیری و پیشنهادها برای کارهای آینده ارائه می‌شود.

فصل ۲ تحلیل مؤلفه‌های اصلی

معمولاً پژوهشگران علوم زیست‌شناسی، فیزیک، علوم رفتاری و اجتماعی، پزشکان و سایر افراد در مورد موضوع مورد مطالعه خود، داده‌هایی را مربوط به چندین متغیر جمع‌آوری می‌کنند. به عبارت دیگر به جای داشتن یک متغیر، چند متغیر دیگر را مورد مطالعه قرار می‌دهند. داده‌های مربوط به این متغیرها را، «داده‌های چندمتغیره» می‌نامند و از روش‌های آماری چندمتغیره، برای تجزیه و تحلیل آن‌ها استفاده می‌کنند. این متغیرها یا پیوسته هستند یا گسسته و یا برخی پیوسته و برخی دیگر گسسته. به عنوان مثال یک پزشک هم‌زمان قد، وزن، جنسیت، گروه خونی و فشارخون یک بیمار را جهت بررسی یک نوع بیماری مورد مطالعه قرار می‌دهد.

تحلیل مؤلفه‌های اصلی تبدیلی در فضای برداری است، که بیشتر برای کاهش ابعاد مجموعه داده‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. تحلیل مؤلفه‌های اصلی در سال ۱۹۰۱ توسط کارل پیرسون [۲۵] ارائه شد. این تحلیل شامل تجزیه مقادیرهای ویژه ماتریس کوواریانس داده‌ها است.

تحلیل مؤلفه‌های اصلی یک فن مفید آماری است که کاربرد آن در زمینه‌هایی از قبیل تشخیص چهره، فشرده‌سازی تصویر و شناسایی یک نمونه در داده‌های از بعد بالا، است.

این تبدیل که با اسامی دیگری چون تبدیل هتلینگ^{۲۲}، کارهانن-لو^{۲۳} و بردارهای ویژه نیز شناخته می‌شود، تبدیل بهینه در کارهای فشرده‌سازی و کاهش بعد است و خطای میانگین مربعات حاصل از فشرده‌سازی را کمینه می‌کند. هرچند این تبدیل به علت وابسته بودن به داده ورودی، جای خود را در الگوریتم‌های کاربردی و عملی، به تبدیل گسسته کسینوسی^{۲۴} داده است اما در صورت کافی بودن داده ورودی می‌تواند تبدیل بهینه را استخراج نماید.

تحلیل مؤلفه‌های اصلی یک روش اختیاری چند متغیری است. اگر ما درجایی مجبور هستیم مهم‌ترین متغیر را یا یک تعداد محدودی از متغیرها را در یک مجموعه انتخاب کنیم از تحلیل مؤلفه‌های اصلی کمک می‌گیریم. تحلیل مؤلفه‌های اصلی می‌تواند هم‌چنین برای پیدا کردن سیگنال‌ها در اطلاعات نویزدار به کار رود.

با استفاده از تحلیل اجزای اصلی می‌توان تعداد زیادی متغیر توضیحی (متغیر مستقل) همبسته را با تعداد محدودی متغیر توضیحی جدید که اجزای اصلی نامیده می‌شوند و ناهمبسته‌اند، جایگزین نمود. به این ترتیب نه تنها بعد مسئله تقلیل می‌یابد بلکه مسئله چند همخطی نیز پیش نمی‌آید.

اگر فرض کنیم که یک سری داده n -بعدی داریم، اساساً می‌توان این داده‌ها را روی مجموعه‌ای از n بردار یکه متعامد، در فضا و دستگاه مختصات جدید n -بعدی نگاشت کرد. تحلیل مؤلفه‌های اصلی یک دستگاه مختصات جدید برای این مجموعه داده پیدا می‌کند، به طوری که بیشترین واریانس داده روی اولین محور یا بعد باشد، واریانس بعدی روی دومین محور و به همین ترتیب کمترین واریانس روی محور n ام است.

اگر مجموعه داده ما طوری باشد که بین بعضی از ابعاد همبستگی وجود داشته باشد، تحلیل مؤلفه‌های اصلی می‌تواند آن را به مجموعه داده‌ای جدید، بدون داشتن همبستگی بین ابعاد جدید، تبدیل کند.

²² Hotelling Transform

²³ Karhunen-Live Transform(KLT)

²⁴ Discret Cosine Transform(DCT)

همان‌طور که گفته شد این مجموعه داده تبدیل‌شده، دارای واریانس‌های بیشتر در ابعاد ابتدایی، و واریانس‌های کمتر در ابعاد آخر است، که در حیطه مباحث یادگیری ماشین^{۲۵} و داده‌کاوی^{۲۶} به ابعاد آخر، «ابعاد نویز» نیز می‌گویند، زیرا وجود آن‌ها نتیجه داشتن خطا در اندازه‌گیری یا هر پدیده دیگری است، که همبستگی خطی ناقص بین ابعاد را به وجود آورد. در غیر این صورت، در سیستمی با وابستگی خطی کامل بین k متغیر، متغیرهای متناظر در فضای PCA صفر خواهد بود. تبدیل PCA را می‌توان به شکل زیر نوشت:

$$Y_{m \times n} = T_{m \times n} U_{n \times n}^T \quad (1-2)$$

که $U = [u_1 \ u_2 \ u_3 \ \dots \ u_n]$ مجموعه‌ای از بردارهای یک‌ه متعامد است که فضای R^n را اسپین^{۲۷} می‌کند.

در این معادله، مجموعه داده‌های اولیه، Y به دو قسمت تقسیم شد؛ نمره‌های^{۲۸} مؤلفه‌ای اصلی T (در واقع ماتریس تبدیل یافته داده است) و بارهای^{۲۹} مؤلفه‌ای اصلی U . شکل ۱-۲ نحوه تأثیر این تبدیل روی واریانس نمره‌های اصلی را نشان می‌دهد.

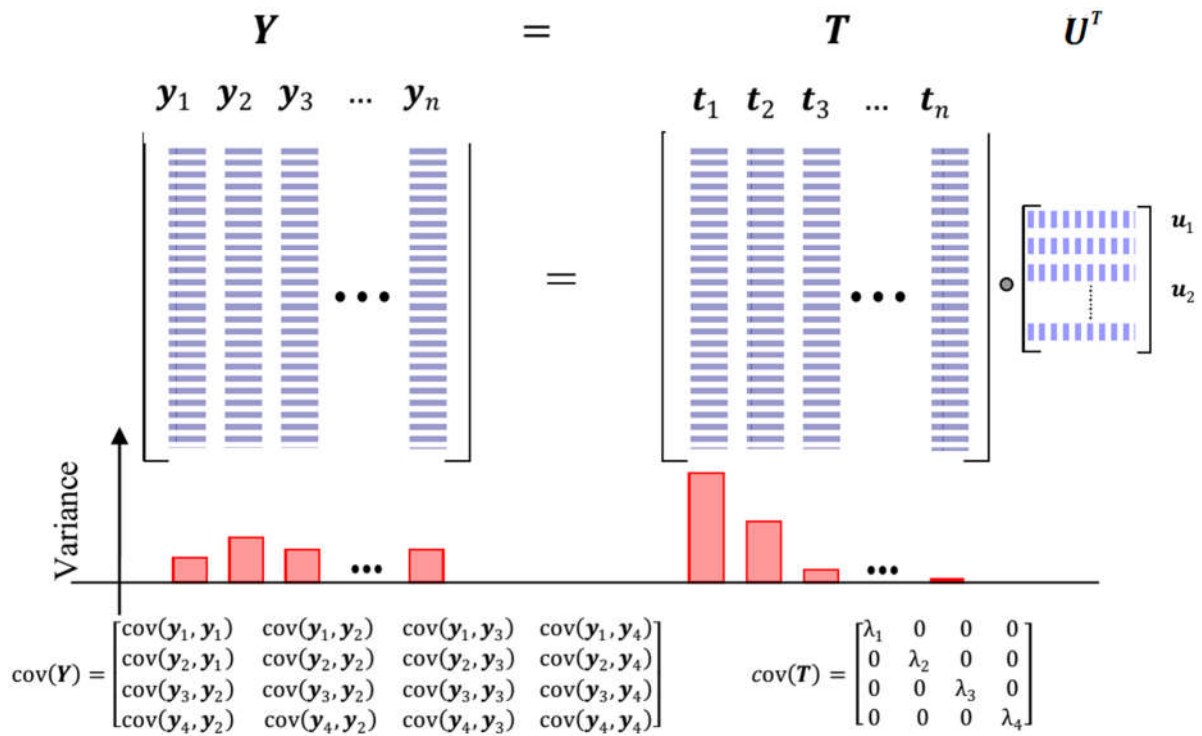
²⁵ Machine Learning

²⁶ Data Mining

²⁷ Span

²⁸ Scores

²⁹ Loadings



شکل ۱-۲: تبدیل PCA

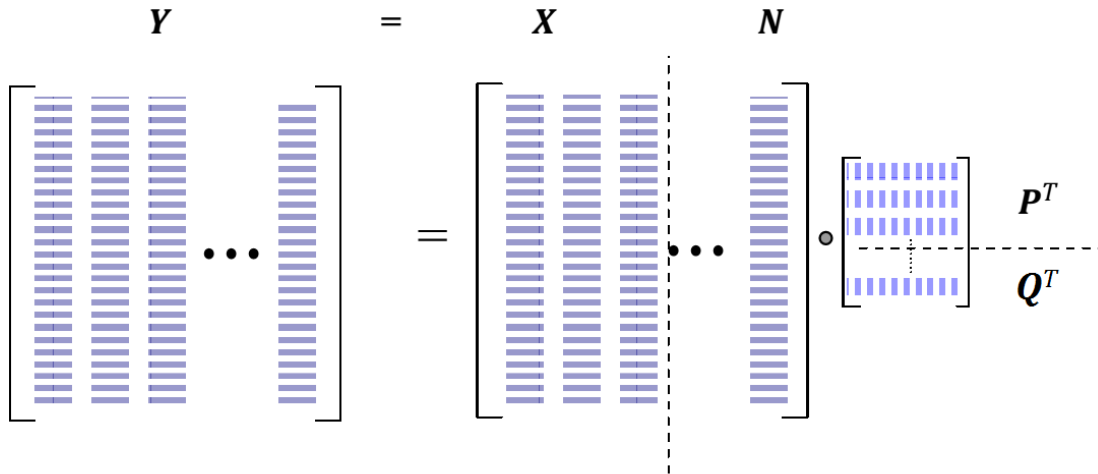
اگر ماتریس نمره‌ها را به دو قسمت نمره‌های با واریانس زیاد و واریانس کم تقسیم کنیم، شکل ۲-۲، یعنی:

$$T = [X \quad N] \tag{۲-۲}$$

که $X = [t_1 \quad t_2 \quad t_3 \quad \dots \quad t_k]_{m \times k}$ داده‌های با واریانس بالا، $N = [t_{k+1} \quad t_{k+2} \quad t_{k+3} \quad \dots \quad t_n]_{m \times (n-k)}$ داده‌های با واریانس کم و t_k بردار نمره k ام است. بنابراین معادله ۱-۲ را می‌توان به شکل زیر نوشت:

$$Y_{m \times n} = T_{m \times n} U_{n \times n}^T = [X \quad N] \begin{bmatrix} P^T \\ Q^T \end{bmatrix} = XP^T + NQ^T \tag{۳-۲}$$

که $P = [u_1 \ u_2 \ u_3 \ \dots \ u_k]$ زیرفضایی^۱ از R^n است که داده‌های با واریانس بالا را اسپین می‌کند، می‌کند، و $Q = [u_1 \ u_2 \ u_3 \ \dots \ u_k]$ مکمل ماتریس P در R^n است که زیرفضای نویز را اسپین می‌کند.



شکل ۲-۲: نحوه تجزیه ماتریس‌ها در تبدیل PCA

درواقع ماتریس Y به دو قسمت تبدیل می‌شود:

$$Y_{m \times n} = \hat{Y}_{m \times n} + E_{m \times n} \quad (۴-۲)$$

که:

$$\hat{Y} = XP^T \quad (۵-۲)$$

مقدار تخمین زده شده (متغیرهای پوشیده) Y و

$$E = NQ^T \quad (۶-۲)$$

انحرافات مدل نشده یا خطای مدل‌سازی Y است. این دو جزء متعامد هستند، زیرا زیرفضاهای مکمل در R^n هستند.

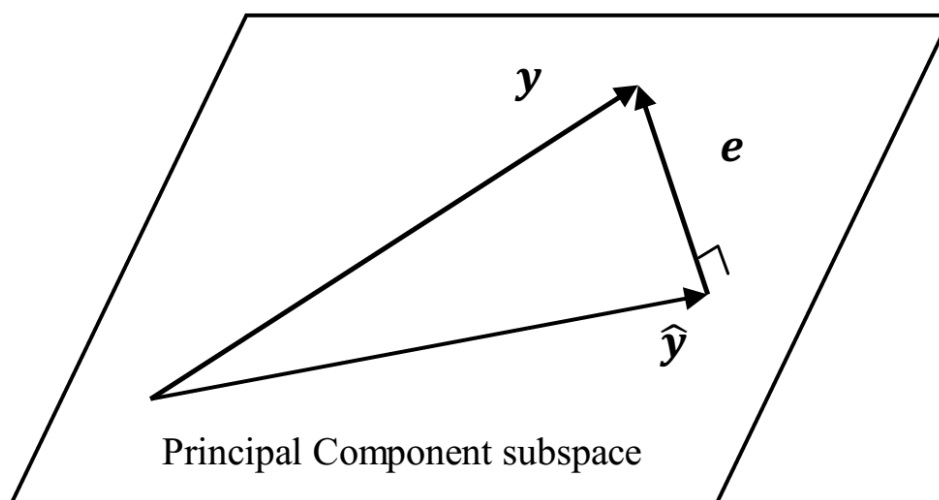
¹ Subspace

$$\hat{Y}E^T = 0 \quad (7-2)$$

همچنین این خصوصیت برای هر ردیف (هر مشاهده) از این ماتریس‌ها برقرار است که به صورت زیر بیان می‌شود.

$$\hat{y}e^T = 0 \quad (8-2)$$

شکل ۳-۲ تجزیه داده‌ها به دو زیرفضای مؤلفه اصلی و زیرفضای نویز نشان می‌دهد.



شکل ۳-۲: تجزیه داده‌ها در زیرفضای مؤلفه‌های اصلی و زیرفضای نویز

چه این همبستگی یک دلیل مشخص داشته باشد (مثل حسگرهای افزونه یک سیستم)، و چه کاملاً تصادفی باشد (مثل اطلاعات یک تصویر یا صدای ثبت‌شده در رایانه)، تا زمانی که در مورد این همبستگی‌ها (بارهای اصلی) اطلاعاتی در دسترس است، نیازی به داشتن همه این داده‌ها نیست. با کمک PCA می‌توان تنها قسمتی از داده‌ها که بیشترین واریانس را دارد انتخاب کرده و بقیه حذف شوند. با این دید، PCA روشی مناسب برای فشرده‌سازی داده است.

کاربرد مهم دیگر روش PCA در روش‌های تحلیل و شناسایی الگو^۱ است. در الگوریتم‌های تحلیل الگو، ابتدا مشخصات کمی متفاوت مسئله مورد نظر را می‌یابیم (که به آن ویژگی‌ها^۲ گویند)، سپس با توجه به مکانشان در فضای ویژگی، مشخصات کمی را دسته‌بندی می‌کنیم. عموماً، وقتی تعداد ویژگی‌های بسیار زیاد باشد، الگوریتم‌های دسته‌بندی به دلیل حجم محاسبات بالا عملکرد مناسبی ندارند. به هر حال، ممکن است این ویژگی‌ها به‌طور خطی همبسته باشند. بنابراین، به همه این ویژگی‌ها برای دسته‌بندی نیاز نیست. به کمک PCA تعدادی ویژگی جدید پیدا می‌کنیم که نه تنها همبسته نباشند، بلکه داده‌های با واریانس بالا را شامل شوند. PCA برای کاهش مرتبه مدل نیز بکار می‌رود.

دیگر کاربرد PCA که در تشخیص عیوب فرآیندها استفاده می‌شود، پایش آماری فرآیند چندمتغیره است. پایش آماری فرایندها به شیوه‌های مؤثر مبتنی بر علم آمار، گفته می‌شود، که از آن در راستای دیده‌بانی فرآیندها توسط نمودارهای کنترل، استفاده می‌شود. این روش سه مرحله دارد:

۱. بردن داده‌ها به فضای PCA

۲. حذف ابعادی که واریانس کمی دارند

۳. برگرداندن داده‌ها از فضای PCA به فضای اولیه

در این رویه داده‌هایی که بر مدل PCA منطبق نیستند، یا از داده‌های درست خیلی دور هستند، به‌عنوان اندازه‌گیری‌های معیوب یا فرآیند ناقص^۳ دسته‌بندی می‌شوند.

۱-۲ استخراج PCA

روش‌های مختلفی برای استخراج PCA وجود دارد. ساده‌ترین آن‌ها بر اساس تعریف PCA است: تصویری از داده‌ها که بیشترین واریانس را دارد.

¹ Pattern Recognition

² Feature

³ Flawed Process

فرض کنید $\mathbf{q} = [q_1 \ q_2 \ q_3 \ \dots \ q_m]$ یک بردار واحد اختیاری در R^n باشد. تصویر بردار داده $\mathbf{y} = [y_1 \ y_2 \ y_3 \ \dots \ y_m]$ روی $\mathbf{q} = [q_1 \ q_2 \ q_3 \ \dots \ q_m]$ را می‌توان به صورت ترکیب خطی زیر بیان کرد:

$$\mathbf{q}^T \mathbf{y} = \sum_{j=1}^m q_j y_j \quad (9-2)$$

یا به عبارتی دیگر

$$\begin{bmatrix} q_1^T \\ q_2^T \\ \vdots \\ q_m^T \end{bmatrix} \mathbf{y} = \begin{bmatrix} q_1^T y \\ q_2^T y \\ \vdots \\ q_m^T y \end{bmatrix} \quad (10-2)$$

تصویر همه بردارهای داده (ماتریس داده) $\mathbf{Y} = [y_1 \ y_2 \ y_3 \ \dots \ y_n]^T$ روی \mathbf{q} ، $\mathbf{q}^T \mathbf{Y}$ است، و واریانس آن‌ها به صورت زیر می‌توان نوشت:

$$\sigma_q = E\{\mathbf{q}^T \mathbf{Y} (\mathbf{q}^T \mathbf{Y})^T\} = E\{\mathbf{q}^T \mathbf{Y} \mathbf{Y}^T \mathbf{q}\} = \mathbf{q}^T \mathbf{C} \mathbf{q} \quad (11-2)$$

که $\mathbf{C} = \mathbf{Y}^T \mathbf{Y}$ ماتریس کوواریانس داده‌هاست. این واریانس باید بیشینه باشد، بنابراین بر اساس تعریف گفته شده، \mathbf{q} را می‌توان از مسئله بهینه‌سازی زیر به دست آورد:

$$\mathbf{q} = \operatorname{argmax}(\mathbf{q}^T \mathbf{C} \mathbf{q}) \quad (12-2)$$

$$\text{Constraint: } \|\mathbf{q}_j\| = 1 \quad \text{or} \quad \mathbf{q}^T \mathbf{q} = 1$$

قید مسئله برای این است که مقیاس داده‌ها در هر دو فضا در یک حد باشد و داده‌ها خیلی بزرگ یا خیلی کوچک نشوند. یکی از روش‌های حل مسئله بهینه‌سازی بالا روش ضرب لاگرانژ است، تابع هدف کلی به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$u = \mathbf{q}^T \mathbf{C} \mathbf{q} + \lambda(1 - \mathbf{q}^T \mathbf{q}) \quad (13-2)$$

روش حل مسئله بهینه‌سازی بالا پیدا کردن ریشه‌های مشتق اول تابع است:

$$\frac{\partial u}{\partial \mathbf{q}} = 2\mathbf{C}\mathbf{q} - 2\lambda\mathbf{q} = \mathbf{0} \quad (14-2)$$

$$(\mathbf{C} - \lambda\mathbf{I})\mathbf{q} = \mathbf{0} \quad (15-2)$$

همان طور که می بینیم رابطه بالا معادله مشخصه ماتریس کوواریانس داده‌ها، \mathbf{C} است. بنابراین، جواب مقادیر ویژه ماتریس \mathbf{C} است.

روش دیگری برای به دست آوردن \mathbf{q} به شرط بیشینه بودن $\sigma_{\mathbf{q}}$ نیز وجود دارد:

$$\Psi(\mathbf{q}) = \mathbf{q}^T \mathbf{C} \mathbf{q} \quad (16-2)$$

که برای بیشینه بودن این عبارت باید مشتق رابطه ۱۶-۲ صفر باشد ($\frac{\partial \Psi(\mathbf{q})}{\partial \mathbf{q}} = 0$) یا به عبارتی (طبق

تعریف مشتق) به ازای تغییرات جزئی \mathbf{q} :

$$\Psi(\mathbf{q} + \delta\mathbf{q}) = \Psi(\mathbf{q}) \quad (17-2)$$

$$(\mathbf{q} + \delta\mathbf{q})^T \mathbf{C} (\mathbf{q} + \delta\mathbf{q}) = \mathbf{q}^T \mathbf{C} \mathbf{q}$$

چون $\delta\mathbf{q}$ بسیار کوچک است، می توان فرض کرد $(\delta\mathbf{q})^T \delta\mathbf{q} = 0$ ، پس:

$$(\delta\mathbf{q})^T \mathbf{C} \mathbf{q} = 0 \quad (18-2)$$

از طرفی با داشتن قید $\|\mathbf{q} + \delta\mathbf{q}\| = \|\mathbf{q}\| = 1$ به معادله زیر می رسیم:

$$(\delta\mathbf{q})^T \mathbf{q} = 0 \quad (19-2)$$

از روابط ۱۸-۲ و ۱۹-۲ داریم:

$$(\delta\mathbf{q})^T (\mathbf{C}\mathbf{q} - \lambda\mathbf{q}) = 0 \quad (20-2)$$

که λ یک عدد اسکالر است، چون $(\delta\mathbf{q})^T$ صفر نیست، پس می توان گفت حاصل ضرب ماتریس \mathbf{C} در بردار \mathbf{q} برابر حاصل ضرب یک عدد اسکالر λ در بردار \mathbf{q} است، که این تعریف مقدار ویژه^۴ است.

⁴ Eigen Value

به عبارت دیگر برای رابطه بالا، جواب‌های غیر بدیهی q همان بردارهای ویژه متناظر با مقادیر ویژه ماتریس کوواریانس C است.

۲-۲ کاربرد PCA در پایش آماری فرآیندها

یک از کاربرد گفته شده PCA پایش آماری فرآیندهاست، ایده اصلی SPM مبتنی بر PCA، پیدا کردن یک مدل PCA بر اساس داده‌های درست و دقیق از یک سیستم سالم، و به کارگیری تبدیل PCA برای داده‌های جدید و آزمایشی است. اگر داده‌های آزمایشی بر مدل PCA منطبق بود، سیستم را سالم در نظر می‌گیریم و در غیر این صورت سیستم دارای خطا است. برای ارزیابی انطباق داده‌های آزمایشی بر مدل PCA، ابتدا داده‌ها را روی مؤلفه‌های اصلی با ابعاد کمتر نگاشت می‌کنیم، سپس کلیه داده‌ها را به کمک این مؤلفه‌ها بازسازی می‌کنیم، در آخر بر اساس اختلاف بین داده‌های اولیه و تخمین زده شده، می‌توان میزان انطباق با مدل مرجع را ارزیابی نمود.

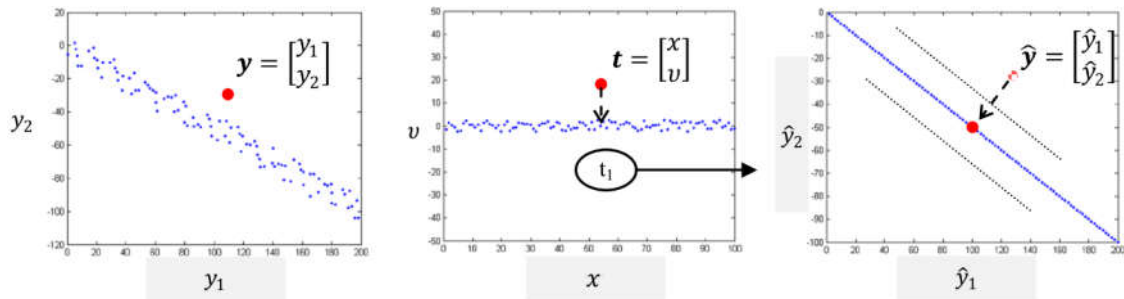
$$x = P^T y \quad (2-21)$$

$$\hat{y} = P^T P y \quad (2-22)$$

$$e = y - \hat{y} = (I - P^T P) y \quad (2-23)$$

در شکل ۲-۴ به صورت شماتیک پایش سیستمی برای داده‌های دو بعدی نمونه مشاهده می‌کنیم. در نمودار سمت چپ شکل ۲-۴ گروهی از داده‌های اندازه‌گیری شده از دو متغیر دیده می‌شود. واضح است که این دو متغیر به طور خطی همبسته هستند. اگر داده‌ها را به فضای PCA برده شوند، همان داده‌ها در دستگاه مختصات جدید بدون همبستگی هستند. نمودار میانی شکل ۲-۴ داده‌ها را در فضای PCA نشان می‌دهد. در این شکل واریانس داده در بعد دوم v نسبت به بعد x بسیار کم است. بنابراین این بعد را می‌توان حذف کرده و فقط به نگهداری داده‌های فضای x اکتفا کرد. به صورت گرافیکی این عمل را این طور می‌توان تشریح کرد که همه داده‌های در فضای PCA به نزدیک‌ترین

نقطه روی محور x منتقل می‌شوند، زیرا فرض بر این است که v برای همه داده‌ها صفر است. پس بازسازی داده‌ها در فضای اولیه، نمودار سمت راست شکل ۴-۲، همه داده بدون نویز روی یک خط مستقیم قرار می‌گیرند.



شکل ۴-۲: تبدیل PCA برای داده‌های ۲ بعدی

درجه سالم بودن سیستم را میزان جابجایی داده بازسازی شده نسبت به داده اولیه مشخص می‌کند $\|y - \hat{y}\|$. معمولاً محدوده‌ای از این مقدار برای تصمیم‌گیری در مورد سالم یا معیوب بودن اندازه‌گیری، تعریف می‌شود.

یکی از روش‌های استاندارد این آزمایش، پایش مربع خطای پیش‌بینی^۵ است:

$$Q_k = \|\hat{y}_k - y_k\|^2 \quad (24-2)$$

$$Q = r^T r$$

$$r = (I - PP^T)Y$$

می‌توان محدوده Q_α را برای تصمیم‌گیری در مورد وضعیت سلامت سیستم، در نظر گرفت:

$$SPE = \|(I - PP^T)Y\|^2 \leq Q_\alpha \quad (25-2)$$

که محدوده تشخیص Q_α را می‌توان به صورت زیر تعریف کرد:

$$Q_\alpha = Q_{mean} \pm 2\sigma \quad (26-2)$$

⁵ Squared Prediction Error (SPE)

که σ واریانس Q است.

یکی دیگر از روش‌های دیگر آزمون تشخیص درجه سلامت سیستم، هتلینگ T^2 است که به بازسازی داده نیاز ندارد و در فضای PCA قابل انجام است و به صورت زیر تعریف می‌شود:

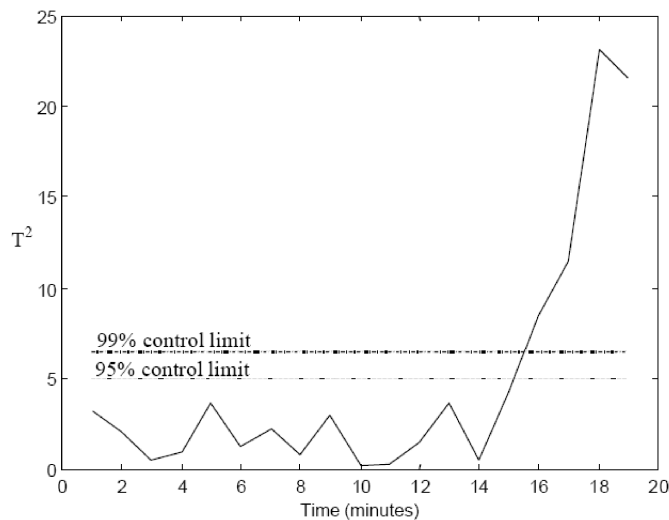
$$T^2 = Y^T P \lambda^{-1} P^T Y \leq T_\alpha^2 \quad (27-2)$$

محدوده تشخیص T_α را نیز می‌توان به‌مانند محدوده تشخیص Q_α تعریف کرد:

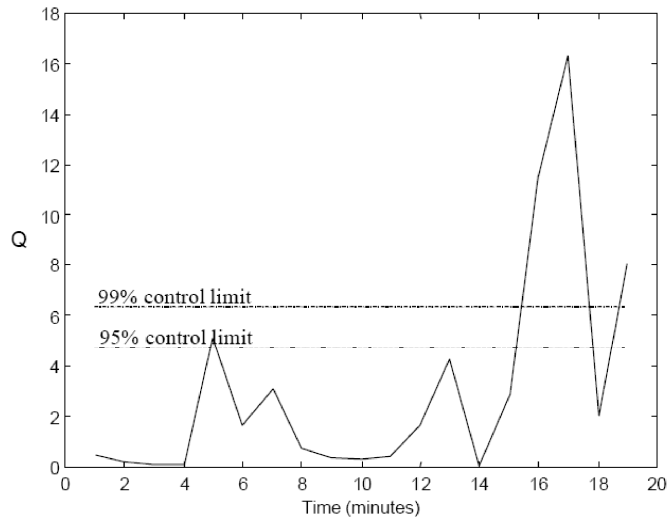
$$T_\alpha^2 = \frac{k(m-1)}{m-k} F(k, m-1; \alpha) \quad (28-2)$$

که $F(k, m-1; \alpha)$ توزیع F-توزیع با k و $m-1$ درجه آزادی و درجه اهمیت α است. k تعداد مؤلفه انتخاب‌شده و m تعداد نمونه‌هاست.

در شکل‌های ۲-۵ و ۲-۶ یک نمودار نمونه برای دو شاخص گفته‌شده بالا آورده شده و حدود کنترلی مشخص شده است. این محدوده‌ها نشان می‌دهد که فرآیند در چه مواقعی و چه میزان تحت کنترل است.



شکل ۲-۵: شاخص T^2 هتلینگ نمونه



شکل ۲-۶: شاخص SPE نمونه

۲-۳ کاربرد PCA در تشخیص عیوب حسگر (SFD)

اگرچه PCA روش پرکاربردی در پایش فرآیند است، اما به طور گسترده در SFD استفاده نمی‌شود. دلیل آن نیز بسیار ساده است، در پایش فرآیند فقط لازم است بررسی شود که داده‌های جدید بر داده‌های سیستم سالم (مدل PCA) منطبق هستند یا نه. اما در SFD باید حسگر که معیوب است پیدا شود و مقدار درست آن بر اساس مقادیر دیگر حسگرها حدس زده شود، که این امری چالش برانگیز و مشکل است.

اولین راه‌حلی که به ذهن می‌رسد، استفاده از صافی PCA است، که در واقع همان تبدیل PCA و شبه-معکوس^۶ این تبدیل است. به دلیل اینکه در فرآیند بازسازی داده‌ها به طور دقیق به داده‌های اولیه نمی‌رسیم از واژه شبه-معکوس استفاده شده است. پس از این عملیات، داده‌های اندازه‌گیری و

⁶ Pseudo-Inverse

داده‌های تخمین زده شده (بازسازی شده) مقایسه می‌شوند و حسگری که بیشترین تغییرات را دارد به عنوان حسگر معیوب در نظر گرفته می‌شود.

روابط، همان روابط بخش ۲-۲ (پایش فرآیند) است، اگر اختلاف داده اندازه‌گیری و تخمینی e نامیده شود:

$$e = y - \hat{y} = (I - P^T P)y \quad (2-29)$$

$$e = [e_1 \ e_2 \ e_3 \ \dots \ e_m] \text{ که}$$

حسگر j ام معیوب است به شرطی که:

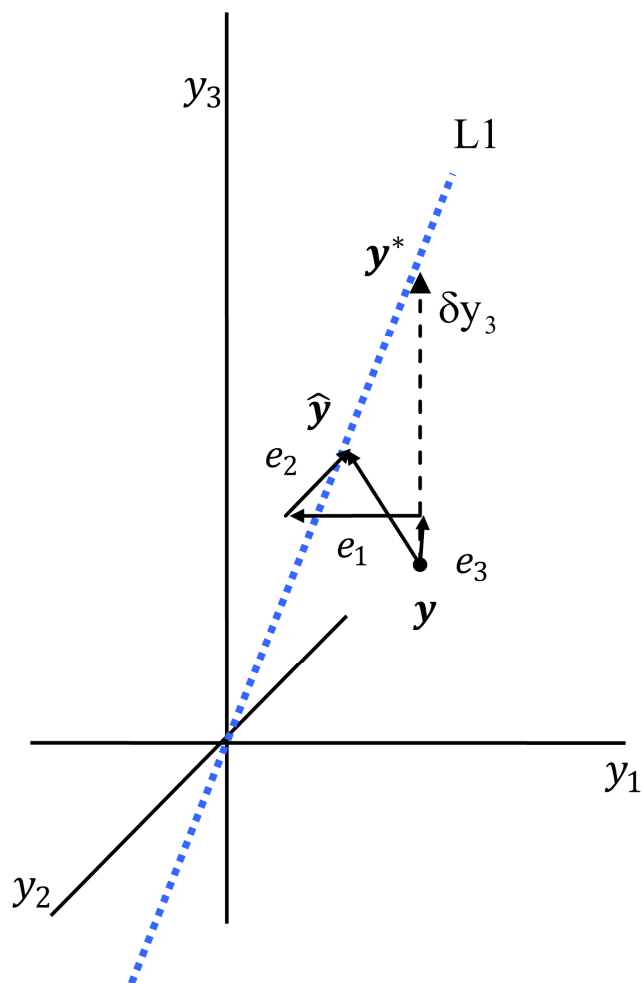
$$j = \text{ind}(\max |e_j|) \quad (2-30)$$

وقتی که حسگر معیوب پیدا شد، مقدار آن را با مقادیر تخمین زده شده جایگزین می‌کنیم:

$$\hat{y}^{(new)} = [y_1 \ y_2 \ \dots \ \hat{y}_j^{(old)} \ \dots \ y_n] \quad (2-31)$$

ثابت شده است که اگر فقط یک حسگر معیوب وجود داشته باشد و به درستی پیدا شود، این فرآیند به مقدار درست حسگر همگرا می‌شود [۲۴].

اما مشکل این است که این روش همیشه به شناسایی درست حسگر معیوب منجر نمی‌شود، زیرا بعضی از حسگرها حساسیت بیشتری نسبت به بقیه دارند، این مسئله در شکل ۲-۷ به صورت گرافیکی نشان داده شده است.



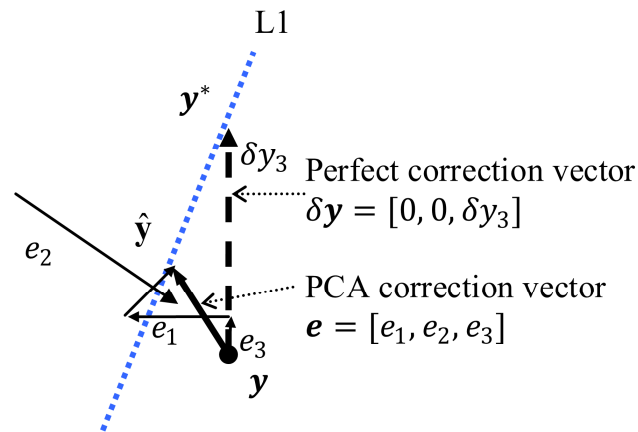
شکل ۷-۲: مقدار حسگر معیوب در مقایسه با مقدار بازسازی شده

در این شکل مقادیر سه حسگر در فضای ۳ بعدی نشان داده شده است. فرض می‌کنیم که مقادیر این حسگرها به صورت خطی همبسته هستند به طوری که مقادیر درست باید روی خط چین قرار گیرند.

حال اگر فرض شود حسگر S_3 ، که مقدار y_3 را اندازه می‌گیرد، معیوب باشد، به جای اندازه‌گیری مقادیر $\mathbf{y}^* = [y_1^* \ y_2^* \ y_3^*]$ ، مقادیر $\mathbf{y} = [y_1 \ y_2 \ y_3]$ اندازه‌گیری شوند. که $|y_1 - y_1^*| < \varepsilon_1$ و $|y_2 - y_2^*| < \varepsilon_2$ و $|y_3 - y_3^*| < \varepsilon_3$ و خطای قابل قبول k امین حسگر است. برای خلاصه شدن در این مثال، خطای قابل قبول ε_k ، صفر در نظر گرفته می‌شود.

پس از به کارگیری تبدیل PCA نقطه اندازه‌گیری شده y به نزدیک‌ترین نقطه نسبت به خط همبستگی L1 منتقل می‌شود. این نقطه با علامت \hat{y} در شکل ۷-۲ نشان داده شده است.

همان‌طور که در شکل مشخص است، اختلاف بین نقطه اندازه‌گیری شده y و مقدار تخمین زده شده \hat{y} ، بیشینه این مقادیر به‌طور واضح e_3 نیست، بنابراین علی‌رغم معیوب بودن حسگر δ_3 ، این الگوریتم توانایی پیدا کردن حسگر معیوب را ندارد. شکل ۸-۲ اختلاف بین بردار تصحیح دقیق (که نقطه داده اندازه‌گیری شده را به نقطه درست منتقل می‌کند) و بردار تصحیح PCA (که نقطه داده اندازه‌گیری شده را به نقطه تخمین زده شده منتقل می‌کند) را نشان می‌دهد.



شکل ۸-۲: مقایسه بردار تصحیح دقیق با بردار تصحیح PCA

فصل ۳ تشخیص عیوب حسگر

در این بخش ابتدا مفهوم «معادله همسانی کمینه^۷» تعریف می‌شود و سپس یک روش جداسازی حسگر با استفاده از این معادله ارائه خواهد شد. این روش نشان خواهد داد که وقتی معادله همسانی کمینه از طریق PCA به دست آمد، تشخیص و جداسازی حسگر معیوب به بازسازی دیگری نیاز ندارد. مفهوم جداسازی، که توسط گرتلر [۲۶] به‌عنوان خصوصیتی از یک ساختار خاص معرفی شد، می‌تواند به‌عنوان یک خصوصیت سیستم در نظر گرفته شود.

۳-۱ معادله همسانی کمینه

همان‌طور که قبلاً گفته شد، اساساً دو نوع افزونگی تحلیلی داریم؛ افزونگی مستقیم یا ایستا و افزونگی موقتی یا پویا. در افزونگی ایستا، در هر لحظه بین خروجی حسگرهای افزونه رابطه‌ای وجود دارد، در حالی که افزونگی پویا نتیجه روابط دینامیک بین خروجی حسگرها و ورودی محرک‌ها است. به خاطر در دسترس بودن اندازه‌گیری‌ها در اکثر کارخانه‌های صنعتی و فرآیندهای شیمیایی، افزونگی ایستا وجود دارد و ارزیابی داده‌های حسگر بدون داشتن هیچ دانشی از دینامیک‌های سیستم، قابل انجام است. در ادامه معادلات همسانی برای مورد ایستا استخراج می‌شود.

⁷ Minimal Parity Equation

۳-۱-۱ استخراج مبتنی بر مدل

با در نظر گرفتن معادله فضای حالت ورودی-خروجی سیستم زیر:

$$\dot{x} = Ax + Bu \quad (۱-۳)$$

$$y = Cx + e \quad (۲-۳)$$

که x بردار حالت $k \times 1$ ، u بردار ورودی $l \times 1$ ، y بردار خروجی‌های اندازه‌گیری شده $n \times 1$ و ماتریس‌های A ، B و C ماتریس‌های مشخص با ابعاد مناسب هستند. در معادله، e خطای اندازه‌گیری است که اختلاف بین مقدار واقعی y و مقدار اندازه‌گیری شده آن است. این مقدار می‌تواند ترکیب نویز و حسگر معیوب احتمالی باشد.

در سیستمی که تعداد اندازه‌گیری‌ها از تعداد حالات سیستم بیشتر شود ($n > k$)، افزونگی ایستا داریم. در این صورت نشان داده می‌شود که $n > k$ ، یک شرط ضروری برای تشخیص عیب بر اساس افزونگی ایستا است، و $n > k + 1$ نیز یک شرط ضروری برای جداسازی عیب بر اساس افزونگی ایستا است.

ساده‌ترین تعریف باقیمانده، اختلاف بین داده اندازه‌گیری شده و تخمین زده‌شده از مدل است. با بازنویس معادله ۲-۳:

$$e = y - Cx \quad (۳-۳)$$

بردار باقیمانده تولیدی توسط این رابطه را «باقیمانده اصلی»^۸ گویند. در ظاهر برای استفاده از رابطه قبل باید حالات سیستم، x را تخمین بزنیم. لازم به یادآوری است که ابعاد باقیمانده با ابعاد خروجی‌ها برابر است. بنابراین وقتی بین متغیرهای خروجی همبستگی خطی وجود داشته باشد، باقیمانده‌های تولیدی توسط این معادله نیز، همبسته هستند. می‌توان ماتریس Q (شامل $n - k$ بردار سطری

⁸ Primary Residual

متعامد) را طوری پیدا کرد که فضای پوچی C^T را اسپن کند ($QC = 0$ یا $Q^T C^T = 0$)، با ضرب آن در طرفین معادله ۳-۳:

$$Qe = Qy - QCx \quad (۴-۳)$$

بنابراین، بر اساس رابطه بالا بردار باقیمانده جدید $r = Qe$ تعریف می‌شود.

$$r = Qe \quad (۵-۳)$$

رابطه ۳-۵، یک معادله همسانی است که بیشترین تعداد باقیمانده غیروابسته را تولید می‌کند. از آنجا که هیچ افزونگی بین باقیمانده‌های تولیدی این رابطه وجود ندارد، «معادله همسانی کمینه» نامیده شده، و به بردار باقیمانده تولیدی توسط این معادله «بردار باقیمانده کمینه» گفته می‌شود. تا زمانی که رنک^۹ ستونی ماتریس C در معادله ۳-۲ کمتر از رنک سطری آن باشد ($n > k$)، ماتریس Q موجود است. با در نظر گرفتن یکتا نبودن Q در معادله همسانی کمینه، ماتریس‌های مختلف Q مختصات سیستمی مختلفی در فضای باقیمانده دارند. همان‌طور که در ادامه خواهیم دید، این معادله اصلی‌ترین معادله استفاده‌شده در روش تشخیص عیوب حسگر ارائه شده است، و تشخیص و جداسازی هر حسگر معیوب بر اساس ماتریس Q مشخص خواهد شد.

۳-۱-۲ استخراج بر اساس PCA

تحلیل مؤلفه‌های اصلی روشی مرسوم در کاربردهای کاهش ابعاد، فشرده‌سازی داده، استخراج ویژگی است. این روش به اسامی دیگری چون تبدیل هتلینگ و تبدیل کارهانن-لو نیز معروف است. تبدیل PCA دستگاه مختصات جدیدی با ابعاد کمتر و بدون همبستگی بین متغیرها، نتیجه می‌دهد. با نشان دادن متغیرهای دستگاه مختصات اولیه با \mathcal{J} و متغیرهای دستگاه مختصات جدید با \mathcal{I} :

^۹ Rank

$$t = Uy \quad (6-3)$$

such that $\text{cov}(t_i, t_j) = 0 \forall i \neq j$

ماتریس یک متعامد $U = [u_1 \ u_2 \ \dots \ u_n]^T$ بردارهای یک u_i دستگاه مختصات جدید را در بردارد. همچنین متغیرها در دستگاه مختصات جدید، بر اساس انحراف معیارشان به صورت نزولی مرتب شده اند $\sigma(t_1) > \sigma(t_2) > \dots > \sigma(t_n)$. در نتیجه، وقتی یک همبستگی خطی بین متغیرها وجود داشته باشد، بسته به درجه و میزان همبستگی، واریانس چند متغیر آخر به طور قابل ملاحظه‌ای از واریانس چند متغیر ابتدایی دستگاه مختصات جدید، کمتر است. با جداسازی متغیرهای با واریانس بالا x از متغیرهای با واریانس پایین v ، داریم:

$$t = \begin{bmatrix} x \\ \dots \\ v \end{bmatrix} \quad (7-3)$$

و برای بردارهای پایه متناظرشان P و Q ، داریم:

$$U = \begin{bmatrix} P \\ \dots \\ Q \end{bmatrix} \quad (8-3)$$

پس

$$x = Py \quad (9-3)$$

و

$$v = Qy \quad (10-3)$$

که ماتریس‌های $P = [u_1 \ u_2 \ \dots \ u_k]^T$ و $Q = [u_{k+1} \ u_{k+2} \ \dots \ u_n]^T$ ، به ترتیب قسمت‌های بالایی و پایینی U هستند. بنابراین، کل فضا به دو بخش «فضای مدل» و «فضای نویز» تقسیم شده که به ترتیب با P و Q نمایش داده می‌شود. ماتریس Q معادل همان ماتریس Q است که با استفاده از معادله همسانی، بر اساس مدل سیستم استخراج شد (معادله ۴-۳).

حال، اگر \mathbf{y} برداری از داده‌های (اندازه‌گیری‌ها) افزونه ایستا باشد، معادله ۳-۱۰ معادله همسانی کمینه خواهد بود، زیرا \mathbf{v} در صورت عدم وجود نویز صفر بوده و درایه‌های \mathbf{v} ناوابسته هستند. در حالت کلی، معادلات ۳-۹ و ۳-۸ با معادلات ۳-۲ و ۳-۵ هم‌ارز هستند. در واقع ماتریس \mathbf{Q} پیداشده معادل همان \mathbf{Q} معادله ۳-۴ است. اولی بر اساس مدل فیزیکی سیستم به دست آمد، در حالی که دومی به صورت عددی و بر اساس داده‌های جمع‌آوری‌شده از اندازه‌گیری متغیرهای سیستم به دست آمد.

۳-۲ جداسازی حسگر

معادله همسانی کمینه، معادله‌ای اساسی در تشخیص عیوب حسگر است. در این بخش با استفاده از این معادله خواهیم دانست که تشخیص و جداسازی عیوب حسگر ممکن است یا نه، به عبارت دیگر تحلیل شناسایی و جداسازی حسگرها و روشی برای جداسازی حسگرهای معیوب ارائه خواهد شد.

مانند بخش‌های قبل \mathbf{y} بردار اندازه‌گیری‌هاست. معمولاً این اندازه‌گیری‌ها شامل مقادیر درست، نویز اندازه‌گیری و خطای احتمالی سیستم هستند. بنابراین، با نشان دادن مقدار واقعی با y^* :

$$y = y^* + \eta + \Delta \quad (3-11)$$

در این رابطه، η نویز اندازه‌گیری، $\Delta = [\delta_1 \ \delta_2 \ \dots \ \delta_n]^T$ خطای حسگر که δ_i خطای حسگر i ام است. ظاهراً، در صورت نبود نویز و خطای اندازه‌گیری، $\mathbf{y} = \mathbf{y}^*$ و خطای باقیمانده برابر صفر است:

$$r = \mathbf{Qy}^* = 0 \quad (3-12)$$

با فرض ناچیز بودن نویز $\eta \cong 0$ (حالت نویزی در بخش بعد بررسی خواهد شد) و با داشتن خطای اندازه‌گیری:

$$y = y^* + \Delta \quad (3-13)$$

با محاسبه بردار باقیمانده کمینه، داریم:

$$r = Qy = Q(y^* + \Delta) = Q\Delta \quad (14-3)$$

حال، با در نظر گرفتن ماتریس Q به شکل ترکیبی از بردارهای ستونی q_i :

$$Q = [q_1 \quad q_2 \quad \dots \quad q_n]^T \quad (15-3)$$

بنابراین، بردار باقیمانده به شکل زیر بازنویسی می‌شود:

$$r = \sum_{j=1}^n \delta_j q_j \quad (16-3)$$

با فرض اینکه خطا فقط در یک حسگر با شماره i رخ دهد، یعنی $\delta_i \neq 0$ و $\delta_j = 0, \forall j \neq i$ ، داریم:

$$r = \delta_i q_i \quad (17-3)$$

یعنی بردار باقیمانده در همان جهت ستون i ام ماتریس Q است. این مسئله برای شناسایی خطای یک حسگر خاص می‌تواند مورد استفاده قرار بگیرد. به عبارت دیگر، هر ستون Q متناظر با یک حسگر سیستم است. بنابراین حسگر معیوب، حسگری است که ستون متناظرش در Q با بردار باقیمانده هم جهت باشد. از آنجاکه بردار ستونی i ام، q_i ، برای پیدا کردن خطا در حسگر i ام نقشی کلیدی دارد، به آن «برداری تصویر خطا»^{۱۰} می‌گویند.

برای مقایسه جهت بردار باقیمانده با جهت ستون‌های Q ، بردارهای ستونی بهنجار^{۱۱} می‌شوند:

$$n_i = \frac{q_i}{\|q_i\|} \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (18-3)$$

n_i ، «برداری تصویر خطای بهنجار (نرمالایز) شده» حسگر i ام نامیده می‌شود. و به‌طور مشابه بردار باقیمانده بهنجار شده تعریف می‌شود:

$$n_r = \frac{r}{\|r\|} \quad (19-3)$$

¹⁰ Fault Image Vector

¹¹ Normalized

به ضرب داخلی بردار باقیمانده بهنجار شده و بردار تصویر خطای باقیمانده، «شاخص خطای حسگر»^{۱۲} گفته می‌شود.

$$f_i = n_r \cdot n_i \quad (۳-۲۰)$$

که علامت نقطه نشانه ضرب داخلی دو بردار است.

وقتی که حسگر i ام معیوب باشد، این دو بردار در جهت یکسان یا مخالف هستند؛ بنابراین، $|f_k| = 1$. هرچند که در عمل به دلیل نویز اندازه‌گیری جهت بردار باقیمانده کمی از جهت بردار تصویر خطا منحرف‌شده و این شاخص مقداری کمتر از یک را اختیار می‌کند. پس اگر فرض شود فقط یک حسگر معیوب وجود داشته باشد، حسگری که نزدیک‌ترین مقدار SFI به یک را داشته باشد، به‌عنوان حسگر معیوب در نظر گرفته می‌شود.

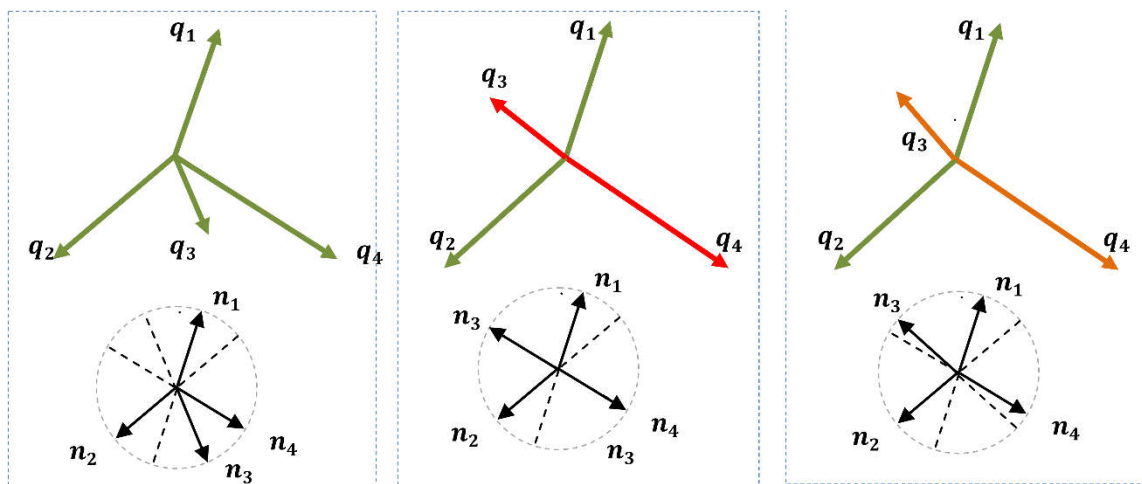
حال به سؤال اساسی ابتدای بخش در مورد تشخیص عیوب حسگری می‌پردازیم. آیا شناسایی و جداسازی عیب در یک حسگر خاص با استفاده از افزونگی تحلیلی ایستا امکان‌پذیر است؟ به‌بیان دیگر افزونگی ایستای قابل‌توجهی برای جداسازی حسگر معیوب وجود دارد.

روش گفته‌شده در مورد تشخیص عیوب حسگر پیشنهاد مناسبی برای پیدا کردن جواب سؤال می‌دهد. درواقع به‌راحتی بر اساس معادله همسانی کمینه، همان ماتریس Q ، به سؤال پاسخ داده می‌شود. تا زمانی که همه بردارهای ستونی Q غیرصفر و خطی ناوابسته هستند، شناسایی و جداسازی خطای یک حسگر خاص، در هر حسگری امکان‌پذیر است. اگر بردار ستونی متناظر یک حسگر در Q صفر شود، آن حسگر غیرقابل‌شناسایی است. و اگر غیرصفر اما هم‌راستا با بردار ستونی دیگری در Q بود، حسگرهای متناظر با این بردارهای ستونی هم‌راستا، غیرقابل جداسازی هستند. این موارد در سیستم شبیه‌سازی‌شده فصل بعد بیشتر شرح داده خواهد شد.

¹² Sensor Failure Index (SFI)

در صورتی که شناسایی و جداسازی یک خطای تنها در یک حسگر ممکن باشد، یعنی بردار تصویر خطای آن غیر صفر و ناهمبسته باشد، به آن «حسگر با قابلیت جداسازی یک خطا» گویند.

باید در نظر گرفت که اگر راستای بردار تصویر خطا در دو حسگر به هم نزدیک باشد، با وجود اینکه از نظر تئوری قابل جداسازی هستند، اما در عمل به تعداد زیادی اندازه‌گیری برای جداسازی حسگرها از یکدیگر، نیاز است. در چنین مواردی سیستم را به صورت ضعیف قابل جداسازی گویند. شکل ۱-۳ مفهوم جداسازی را در سیستمی با چهار متغیر اندازه‌گیری نشان می‌دهد. در این شکل بردارهای تصویر خطا در فضای ۲ بعدی نشان داده شده‌اند، یعنی درجه افزونگی ۲ است. سیستم نشان داده شده در شکل الف، چهار بردار تصویر خطای مختلف دارد که غیر صفر و غیر وابسته هستند. بنابراین همه حسگرها قابل جداسازی هستند. سیستم شکل ب، دو بردار تصویر خطای هم راستا دارد (q_3 و q_4). بنابراین این دو حسگر بر اساس این بردارهای تصویر خطا قابل جداسازی نیستند. شکل ج، یک سیستم قابل جداسازی به صورت ضعیف را نشان می‌دهد. در این سیستم، دو بردار تصویر خطای غیر هم‌راستا وجود دارد که راستایشان نزدیک به هم است (q_3 و q_4). در این مورد اگر داده به نوبت آلوده باشند، کار جداسازی بسیار مشکل است.



شکل ۱-۳: قابلیت جداسازی در سیستم‌ها مختلف (ج) سیستم قابل جداسازی ضعیف (ب) سیستم غیر قابل جداسازی (الف) سیستم قابل جداسازی

شکل ۱-۳: قابلیت جداسازی در سیستم‌ها مختلف

۳-۳ تأثیر نویز در جداسازی خطا

در بخش قبل فرض شد که داده‌ها بدون نویز هستند، اما در سیستم‌های واقعی همیشه مقداری نویز و کم‌دقتی در اندازه‌گیری وجود دارد. وجود نویز توانایی تشخیص خطا را کم می‌کند. به‌طور واضح هرچه مقادیر نویز در سیستم بالاتر باشد، امکان تشخیص خطا کمتر می‌شود. اما تأثیر مضر نویز فقط به میزان آن بستگی ندارد و به ساختار مسئله یا همان معادله همسانی نیز بستگی دارد. در این بخش، اثر نویز در تشخیص عیوب حسگر مطالعه خواهد شد.

همان‌طور که قبلاً گفته شد، بردار اندازه‌گیری‌ها شامل نویز η و خطای احتمالی یک حسگر است:

$$y = y^* + \eta + \Delta \quad (۲۱-۳)$$

از بردار باقیمانده و برای خطای یک حسگر خاص داریم:

$$r = Qy = Q(y^* + \eta + \Delta) = Q\Delta + Q\eta = \delta_i q_i + v \quad (۲۲-۳)$$

که q_i ستون k ام Q ، و $v = Q\eta$ تصویر نویز در فضای باقیمانده است. اگر بردار باقیمانده را بر δ_i تقسیم کنیم:

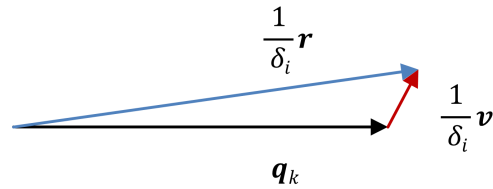
$$\frac{1}{\delta_i} r = q_i + \frac{1}{\delta_i} v \quad (۲۳-۳)$$

طبق معادله بالا تفاوت بین باقیمانده و ستون متناظرش در Q با $\frac{\|v\|}{\delta_i}$ متناسب است (شکل ۳-۲).

بنابراین، تا زمانی که اندازه خطا در همان حدود مقدار نویز است، شناسایی خطا ممکن نیست. اما

زمانی که اندازه خطا از مقدار نویز تجاوز کرد، نسبت $\frac{1}{\delta_i} v$ کوچک‌تر شده و تشخیص خطا آسان‌تر

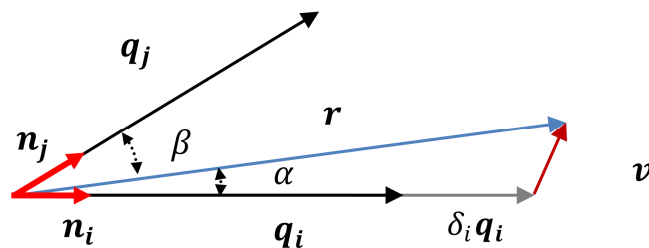
می‌شود. پس برای قابل‌شناسایی بودن خطا در این حالت، معادله موردنظر باید به شکل بیشینه نسبت نویز به خطا باشد.



شکل ۲-۳: بردار باقیمانده به همراه نویز و خطا برای حسگر k ام

کمترین مقدار خطای قابل تشخیص برای هر حسگر متفاوت است. برای پیدا کردن کمترین مقدار خطای حسگر i ، ابتدا باید حسگری که نزدیک‌ترین بردار تصویر خطا به حسگر i ام را دارد، پیدا شود. بردار q_j نشان داده شده در شکل ۳-۳ طوری انتخاب می‌شود که:

$$j = \operatorname{argmax} \left(\frac{|q_i \cdot q_j|}{\|q_i\| \cdot \|q_j\|} \right) \quad (24-3)$$



شکل ۳-۳: تأثیر نویز روی بردار باقیمانده

برای جداسازی حسگر i ام به‌عنوان حسگر معیوب، جهت q_i نسبت به q_j به راستای r نزدیک‌تر باشد، (در شکل ۳-۳ $\alpha < \beta$):

$$\frac{|r \cdot q_i|}{\|r\| \cdot \|q_i\|} > \frac{|r \cdot q_j|}{\|r\| \cdot \|q_j\|} \quad (25-3)$$

با جایگزینی r از ۲۲-۳ معادله:

$$\frac{|(\delta_i \mathbf{q}_i + \mathbf{v}) \cdot \mathbf{q}_i|}{\|\delta_i \mathbf{q}_i + \mathbf{v}\| \cdot \|\mathbf{q}_i\|} > \frac{|(\delta_i \mathbf{q}_i + \mathbf{v}) \cdot \mathbf{q}_j|}{\|\delta_i \mathbf{q}_i + \mathbf{v}\| \cdot \|\mathbf{q}_j\|} \quad (26-3)$$

با در نظر گرفتن حالات مختلف برای علامت \mathbf{q}_i و \mathbf{q}_j ، رابطه کمترین خطای قابل تشخیص برای حسگر i ام حاصل می‌شود:

$$\delta_i > \frac{\rho_{ij}}{(1 - |\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j|) \|\mathbf{q}_j\|} \quad (27-3)$$

که $\mathbf{n}_i = \frac{\mathbf{q}_i}{\|\mathbf{q}_i\|}$ ($i=1,2,\dots,n$) و $\rho_{ij} = |\mathbf{v} \cdot \mathbf{n}_{ij}|$ است و \mathbf{n}_{ij} به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\mathbf{n}_{ij} = \begin{cases} \mathbf{n}_i + \mathbf{n}_j & \mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j < 0 \\ \mathbf{n}_i - \mathbf{n}_j & \mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j \geq 0 \end{cases} \quad (28-3)$$

در رابطه ۲۷-۳ همه پارامترها غیر از ρ_{ij} ، فقط به معادله همسانی وابسته هستند. و کمیت اسکالر ρ_{ij} به بردار نویز وابسته است. اگر نویز سیستم، نویز گوسی با مقادیر پارامتری مشخص باشد $\boldsymbol{\eta} \sim N(0, \Sigma)$ ، توزیع احتمال ρ_{ij} نیز گوسی است $\rho_{ij} \sim N(0, \sigma)$ ؛ به طوری که:

$$\sigma_{ij}^2 = (\Sigma_r \mathbf{n}_{ij}) \cdot \mathbf{n}_{ij} \quad (29-3)$$

که Σ_r کوواریانس \mathbf{v} است و Σ_r با کوواریانس نویز در رابطه است:

$$\Sigma_r = \mathbf{Q} \Sigma \mathbf{Q}^T \quad (30-3)$$

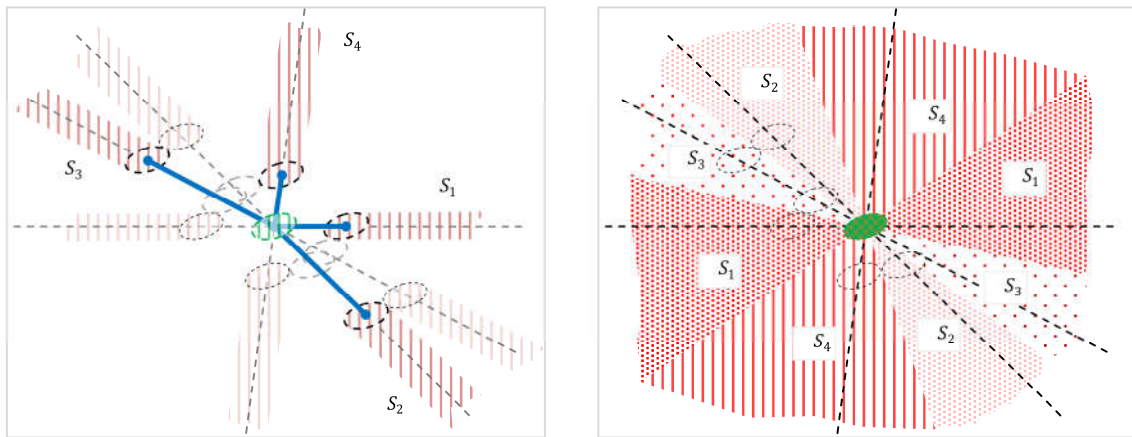
حد اطمینان δ_i یا δ_{i_α} بر اساس حد اطمینان ρ_{ij} به دست می‌آید:

$$\delta_{i_\alpha} > \frac{\rho_{ij_\alpha}}{(1 - |\mathbf{n}_i \cdot \mathbf{n}_j|) \|\mathbf{q}_j\|} \quad (31-3)$$

که α درجه اهمیت است.

باید در نظر گرفت که محدوده فقط برای یک سری اندازه‌گیری به دست می‌آید. در مسائل تشخیص عیوب سنسوری، اغلب داده‌های اندازه‌گیری پیوسته و بدون وقفه است که این امر به کاهش محدودیت جداسازی کمک می‌کند.

در شکل ۳-۴ دو محدودیت جداسازی نشان داده شده است. شکل الف نواحی خطادار هر حسگر را بر اساس یک حدود اطمینان مشخص، نشان می‌دهد. برای مثال اگر باقیمانده‌ها در ناحیه حسگر S_1 واقع شوند، با ۹۵٪ اطمینان می‌توان گفت حسگر S_1 معیوب است. کمترین اندازه خطای قابل تشخیص به طول بردار تصویر خطا متناظر با هر حسگر (خط پهن) بستگی دارد. در واقع کمترین اندازه خطای قابل تشخیص از ساختار معادله همسانی (معادل زاویه بین بردارهای تصویر خطا) و مدل نویز (اندازه و شکل و زاویه بیضی‌ها) متأثر است. شکل ب نواحی احتمالاتی متفاوت در فضای باقیمانده را نشان می‌دهد، به طوری که اگر باقیمانده‌ها در ناحیه حسگر S_1 واقع شوند، احتمال اینکه این حسگر معیوب باشد بیشتر از بقیه است.



شکل ۳-۴: محدوده‌های شناسایی برای هر حسگر

۳-۴ الگوریتم جداسازی حسگر معیوب در سیستم‌های بلادرنگ

همان‌طور که قبلاً توضیح داده شد، وقتی معادله همسانی کمینه به دست آمد، تشخیص و جداسازی یک حسگر معیوب به‌آسانی انجام خواهد شد. تشخیص عیب در سیستم به‌وسیله پایش آماری بردارهای باقیمانده انجام می‌شود. با فرض داشتن سیستمی به همراه نویزی با توزیع نرمال، «شاخص تشخیص خطا»^{۱۳} به‌صورت زیر تعریف می‌شود [۲]:

$$f = r^T \Sigma_r^{-1} r \quad (3-32)$$

در مواردی که خطایی در سیستم نباشد، شاخص تشخیص خطا از توزیع «خیدو»^{۱۴} با l درجه آزادی پیروی می‌کند. l ابعاد بردار باقیمانده است ($l = n - k$).

$$f \sim \chi(l) \quad (3-33)$$

با درجه α اهمیت برای f :

$$f_\alpha \sim \chi_\alpha(l) \quad (3-34)$$

برای جداسازی حسگر معیوب، دو روش ارائه خواهد شد. اولین روش، محاسبه شاخص خطای حسگر است (طبق رابطه ۳-۲۰). وقتی سیستم به‌عنوان معیوب شناخته شد، SFI برای هر حسگر محاسبه شده و حسگری که بیشترین مقدار SFI را دارد، به‌عنوان معیوب در نظر گرفته می‌شود.

همان‌طور که قبلاً گفته شد، تا زمانی که اندازه خطا در مقایسه با مقدار نویز بیشتر باشد، زاویه بین بردار باقیمانده و بردار تصویر خطای حسگر معیوب کم است.

روش دیگر جداسازی، از باقیمانده‌های حسگر استفاده می‌کند. باقیمانده حسگر را به‌صورت زیر می‌توان تعریف کرد:

¹³ Fault Detection Index

¹⁴ Chi-squared

$$\mathbf{r}_i = N_i \mathbf{r} \quad (35-3)$$

که N_i ماتریسی شامل بردارهایی متعامد است که فضای متعامد \mathbf{q}_i را اسپن می‌کند ($N_i \mathbf{q}_i = 0$).

بنابراین، وقتی که حسگر i ام معیوب باشد، باقیمانده این حسگر به صورت زیر است:

$$\mathbf{r}_i = N_i (\delta_i \mathbf{q}_i + \mathbf{v}) = N_i \mathbf{v} \quad (36-3)$$

چون \mathbf{v} دارای توزیعی گوسی و با پارامترهای مشخص است، توزیع $\mathbf{r}_i = N_i \mathbf{r}$ نیز به شکل $\mathbf{r}_i \sim N(0, \Theta_i)$ هست، که:

$$\Theta_i = N_i^T \Sigma_i N_i \quad (37-3)$$

از سوی دیگر، برای یک حسگر سالم، توزیع باقیمانده حسگر میانگینی غیرصفر دارد که با اندازه خطا مرتبط است:

$$\mathbf{r}_j = N_j (\delta_j \mathbf{q}_j + \mathbf{v}) = \delta_j N_j \mathbf{q}_j + N_j \mathbf{v} \quad (38-3)$$

بنابراین، توزیع باقیمانده‌های سالم $\mathbf{r}_k \sim N(\delta_k N_j \mathbf{q}_j, \Theta_j)$ است، که Θ_j در معادله ۳-۳۷ تعریف شد.

به طور خلاصه روند تشخیص خطا را به صورت الگوریتم‌های زیر می‌توان شرح داد.

۳-۴-۱ الگوریتم تشخیص

۱. گرفتن ماتریس داده \mathbf{y} جدید
۲. پیدا کردن باقیمانده کمینه بر اساس $\mathbf{r} = \mathbf{Qy}$
۳. به دست آوردن شاخص تشخیص خطا $\mathbf{f} = \mathbf{r}^T \Sigma_r^{-1} \mathbf{r}$
۴. اگر $\mathbf{f} < \mathbf{f}_\alpha$ سیستم سالم تشخیص داده می‌شود و به مرحله ۱ می‌رویم، در غیر این صورت به ابتدای الگوریتم جداسازی می‌رویم.

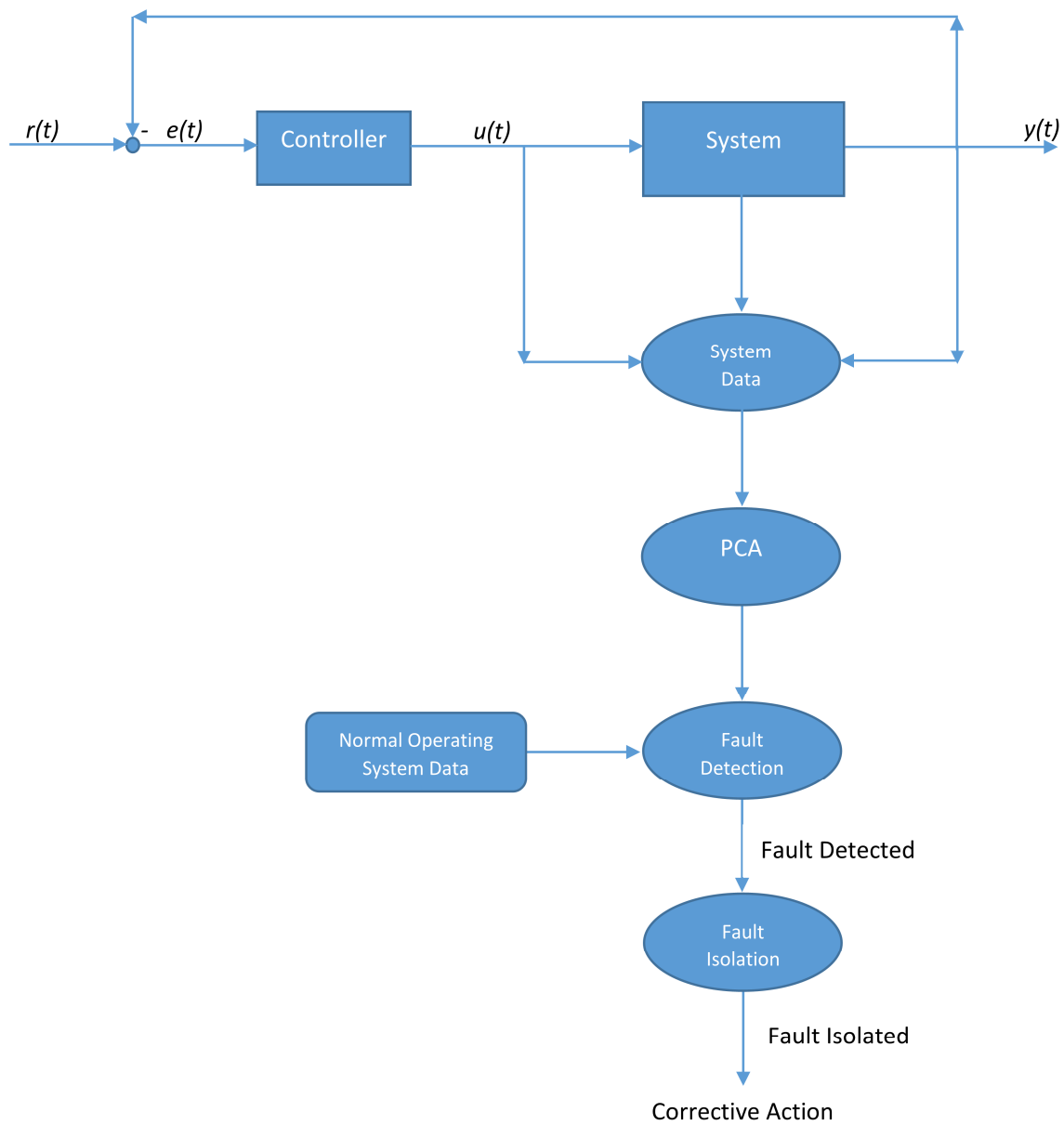
۲-۴-۳ الگوریتم جداسازی توسط شاخص خطای حسگر

۱. نرمال کردن (بهنجار کردن) بردار باقیمانده $n_r = \frac{r}{\|r\|}$
۲. به دست آوردن شاخص خطای حسگر برای همه حسگرها $(i=1 \dots n)$ $f_i = n_r \cdot n_i$
۳. پیدا کردن بیشترین شاخص خطای حسگر و نام‌گذاری چنین حسگری به‌عنوان حسگر معیوب
۴. برگشت به الگوریتم تشخیص

۳-۴-۳ الگوریتم جداسازی توسط باقیمانده حسگر

۱. از باقیمانده حسگر برای همه حسگرها داریم: $r_i = N_i r$
۲. پیدا کردن کمترین باقیمانده حسگر و علامت‌گذاری حسگر متناظر با آن به‌عنوان حسگر معیوب
۳. برگشت به الگوریتم تشخیص

در شکل بعدی کل فرآیند تشخیص و جداسازی خطا به‌صورت ساده مشاهده می‌شود. در قدم اول، داده‌های اندازه‌گیری از سیستم جمع‌آوری شده و اثر نویز توسط فن PCA حذف می‌شود. این عمل با کاهش ابعاد و نگهداری بزرگ‌ترین واریانس‌ها انجام می‌شود. سپس داده‌های اندازه‌گیری شده با داده‌های سیستم در حالت عادی مقایسه شده و وجود یا عدم وجود خطا بررسی می‌شود. همان‌طور که قبلاً نیز گفته شد، در روش ارائه‌شده و با استفاده از معادله همسانی به بازسازی کامل داده‌ها نیاز نیست. سپس خطای موردنظر شناسایی و جداسازی می‌شود و در آخر تصمیم مناسب برای تصحیح این خطا گرفته می‌شود.



شکل ۳-۵: فلوجارت تشخیص خطا به روش PCA

فصل ۴ بررسی سیستم تشخیص و

جداسازی حسگر برای یک

ساختمان هوشمند

در این فصل مدلی از یک ساختمان هوشمند ارائه شده، و تحلیلی از داده‌های اندازه‌گیری این مدل گفته خواهد شد. ساختمان در نظر گرفته شده، ساختمانی سه طبقه است که از یک میراگر مغناطیس رئولوژیکی^{۱۵} (به اختصار میراگر MR) در آن استفاده شده است. هدف ارزیابی عملکرد و بازدهی روش PCA پیشنهادی فصل قبل است. تشخیص حسگر معیوب نیز هدف اصلی است.

با توجه به زلزله‌های اخیر کشور و غیر مقاوم بودن بخش وسیعی از ساختمان‌های موجود در کشور و با توجه به اهمیت زیاد و مسئله مقاوم‌سازی ساختمان‌ها در مقابل لرزه‌های نیروهای لرزشی و طراحی بهینه ساختمان‌ها در مقابل زلزله، بحث جدیدی که در سال‌های اخیر میان دانشمندان علوم ژئوتکنیک و مهندسين طراح سازه‌ها مطرح شده است طراحی نوع جدیدی از ساختمان‌ها است که شامل یک

¹⁵ Magnetorheological Damper

سیستم مهاربند لرزه‌ای باشند که فقط در مقابل ارتعاشات مختلف ناشی از زلزله عمل نموده و در تحمل بارهای استاتیکی هیچ نقشی نداشته باشند که این مسئله باعث ساده‌سازی پیش‌بینی رفتار سازه تحت بارگذاری لرزه‌ای می‌شود.

با تعریف اعضا جدیدی در سازه با نام میراگر که عامل اتلاف انرژی لرزه‌ای وارد به ساختمان هستند و به کار بستن آن‌ها در ساختمان‌ها می‌توانیم یک ساختمان بهینه‌سازی شده داشته باشیم که در مقابل انواع بارهای دینامیکی ناشی از زلزله رفتاری مناسب و مطلوب از خود ارائه می‌دهد.

از مهم‌ترین سیستم‌های اتلاف انرژی می‌توان به سیستم‌های غیرفعال، نیمه فعال و فعال اشاره کرد. در سیستم‌های غیرفعال هرگونه واکنش سیستم متناسب با مقدار کنش وارده به سیستم است، درحالی‌که در سیستم‌های نیمه فعال میزان واکنش توسط کنترل‌کننده‌هایی مهار می‌شود. در سیستم فعال با محاسبات دقیق کنترل‌کننده‌ها، نیروهایی خلاف جهت نیروهای مخرب، به سازه وارد می‌شود و نقش میراگر را بازی می‌کند.

وسایل کنترلی نیمه فعال به انرژی بسیار کمتری نسبت به وسایل کنترل فعال نیاز دارند و نسبت به وسایل کنترل غیرفعال در کاهش اثرات زلزله بسیار مؤثر هستند. یک نوع از وسایل کنترل نیمه فعال، میراگرهای MR می‌باشند. ظرفیت می‌زایی این وسایل از طریق القای یک میدان مغناطیسی با تغییر در ویسکوزیته سیال MR می‌تواند با تغییر از حالت ویسکوز به نیمه جامد به سرعت تغییر کند.

سیالات مگنتورئولوژیک یا به اختصار سیالات MR، سیالاتی کنترل‌پذیر هستند که خصوصیت اصلی آن‌ها تغییر ویسکوزیته در حضور میدان مغناطیسی هست. بازه‌ی این تغییرات آن قدر وسیع است که این ماده از یک سیال روان با ویسکوزیته خطی به یک ماده‌ی نیمه جامد دارای ویسکوزیته بسیار بالا تبدیل می‌شود. از ویژگی‌های شاخص این سیال می‌توان به قابل‌کنترل بودن آن، تغییرات بسیار سریع خواص در حدود میلی‌ثانیه با تغییرات میدان مغناطیسی وارده به سیال، ثبات خوب و کارکرد در گستره‌ی دمایی زیاد اشاره کرد. در غیاب میدان مغناطیسی، این سیال همانند سیالات نیوتنی رفتار

می‌کند. با اعمال میدان مغناطیسی، ذرات درون سیال مگنتورئولوژیک به صورت زنجیره‌هایی طولانی به هم متصل می‌شوند.

میراگر مگنتورئولوژیک میراگری است که با سیال MR پر شده و قدرتش با تغییرات میدان مغناطیسی قابل کنترل است. این میراگر علاوه کاهش آسیب‌های احتمالی زمین لرزه، در هواپیماها، خودروها، سلاح‌های سنگین و نیمه سنگین، پل‌ها نیز استفاده می‌شود.

۱-۴ سیستم میراگر MR-ساختمان

در شکل ۱-۴ شماتیک یک میراگر MR نشان داده شده است. این میراگر در هر جایی از ساختمان می‌تواند استفاده شود. اما تحقیقات گذشته نشان داده است که به کارگیری این میراگر در طبقه اول مؤثرتر است. در ضمن، شکل ۲-۴ محل و نحوه قرارگیری میراگر را در ساختمان مشخص می‌کند.

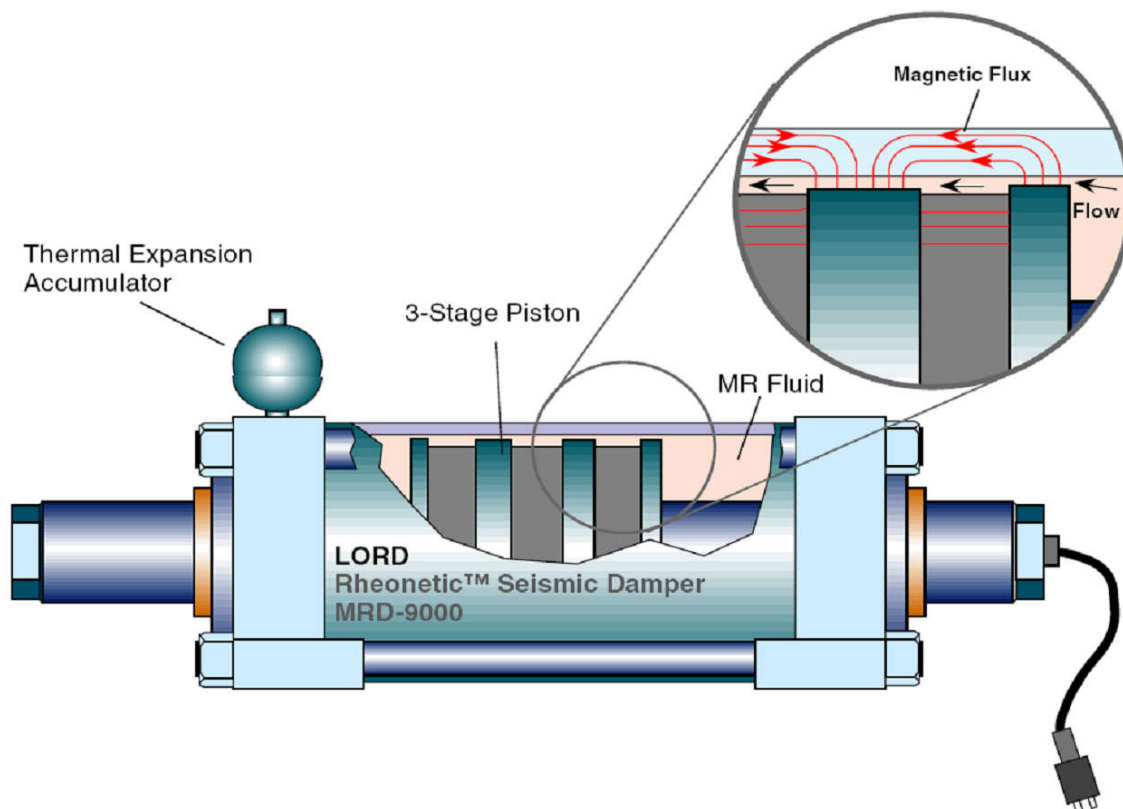
معادله مرتبط با حرکت میراگر به صورت زیر داده شده است:

$$\mathbf{M}^* \ddot{\mathbf{x}} + \mathbf{C}^* \dot{\mathbf{x}} + \mathbf{K}^* \mathbf{x} = \Gamma \mathbf{f}_{MR}(t, x_1, \dot{x}_1, v_1) - \mathbf{M}^* \Lambda \ddot{w}_g \quad (1-4)$$

که ماتریس‌های سیستم به صورت زیر است:

$$\mathbf{M}^* = \begin{bmatrix} m_1 & 0 & 0 \\ 0 & m_2 & 0 \\ 0 & 0 & m_3 \end{bmatrix} \quad (2-4)$$

ماتریس جرم است،



شکل ۴-۱: شماتیک میراگر MR بزرگ ۲۰ تنی نمونه

$$\mathbf{C}^* = \begin{bmatrix} c_1 + c_2 & -c_2 & 0 \\ c_2 & c_2 + c_3 & c_3 \\ 0 & -c_3 & c_3 \end{bmatrix} \quad (۳-۴)$$

ماتریس میرایی است،

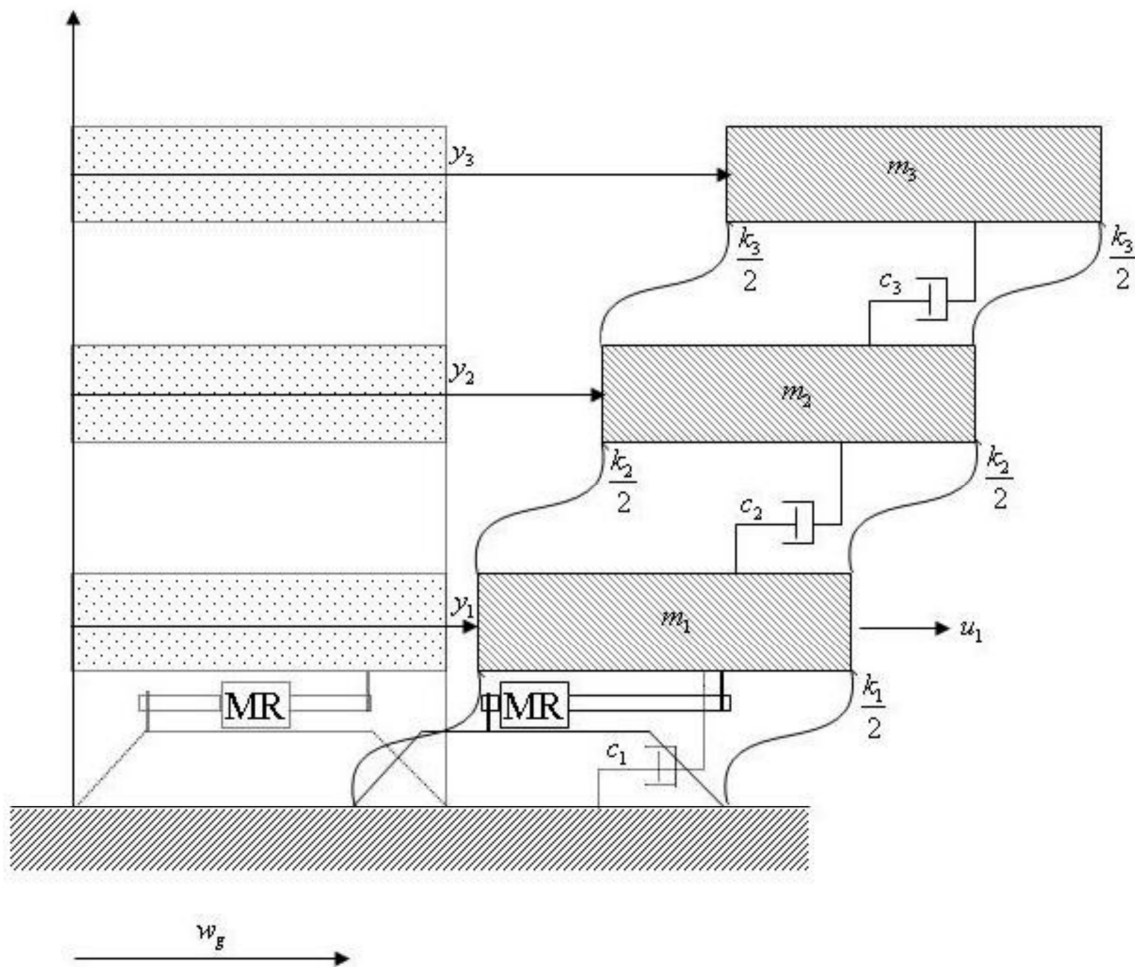
$$\mathbf{K}^* = \begin{bmatrix} k_1 + k_2 & -k_2 & 0 \\ k_2 & k_2 + k_3 & k_3 \\ 0 & -k_3 & k_3 \end{bmatrix} \quad (۴-۴)$$

ماتریس صلبیت (شقی) است، و

$$\mathbf{f}_{MR}(t, x_1, \dot{x}_1, v_1) = \begin{bmatrix} f_{MR}(t, x_1, \dot{x}_1, v_1) \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (۵-۴)$$

ماتریس نیروی واردشده به میراگر است.

\ddot{w}_g شتاب جاذبه زمین، m_i جرم طبقه i ام، k_i سختی ستون‌های طبقه i ام، c_i میرایی ستون‌های طبقه i ام، و بردارهای \dot{x} و x به ترتیب جابجایی و سرعت نسبت به زمین هستند. همچنین \ddot{X} شتاب مطلق، \dot{x}_1 و x_1 به ترتیب جابجایی و سرعت طبقه اول ساختمان نسبت به زمین، و v ولتاژ اعمال شده، و Γ و Λ بردارهای مکان نیروهای کنترلی و سیگنال اغتشاش هستند.



شکل ۴-۲: سیستم میراگر MR در یک ساختمان

معادلات دیفرانسیلی درجه دوم ۴-۱، را می‌توان به شکل فضای حالت استاندارد زیر نوشت:

$$\begin{aligned} \dot{z} &= \mathbf{A}z + \mathbf{B}f_{MR}(t, z_1, z_4, v) - \mathbf{E} \ddot{w}_g \\ y &= \mathbf{C}z + \mathbf{D}f_{MR}(t, z_1, z_4, v) + \mathbf{n} \end{aligned} \quad (۴-۶)$$

که ماتریس‌های سیستم به صورت زیر است:

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{I} \\ -\mathbf{M}^{*-1}\mathbf{K}^* & -\mathbf{M}^{*-1}\mathbf{C}^* \end{bmatrix} \quad (7-4)$$

ماتریس حالت است،

$$\mathbf{B} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{M}^{*-1}\mathbf{F} \end{bmatrix} \quad (8-4)$$

ماتریس ورودی است،

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} \mathbf{I} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{I} \\ -\mathbf{M}^{*-1}\mathbf{K}^* & -\mathbf{M}^{*-1}\mathbf{C}^* \end{bmatrix} \quad (9-4)$$

ماتریس خروجی است،

$$\mathbf{D} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{0} \\ \mathbf{M}^{*-1}\mathbf{F} \end{bmatrix} \quad (10-4)$$

ماتریس انتقال است،

$$\mathbf{E} = \begin{bmatrix} \mathbf{0} \\ \mathbf{F} \end{bmatrix} \quad (11-4)$$

ماتریس اغتشاشات مکانی است، و در آخر

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} -1 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix} \quad (12-4)$$

ماتریس مکان است، در ضمن یک تسمه بین چارچوب ساختمان و میراگر متصل شده است که جابجایی را مشخص می‌کند.

z_1 و z_4 به ترتیب جابجایی و سرعت طبقه اول ساختمان نسبت به زمین هستند.

در این ساختمان میراگر مدل SD-1000MR بکار گرفته شده است، که مشخصات آن به همراه مشخصات ساختمان نمونه در ادامه گفته خواهد شد.

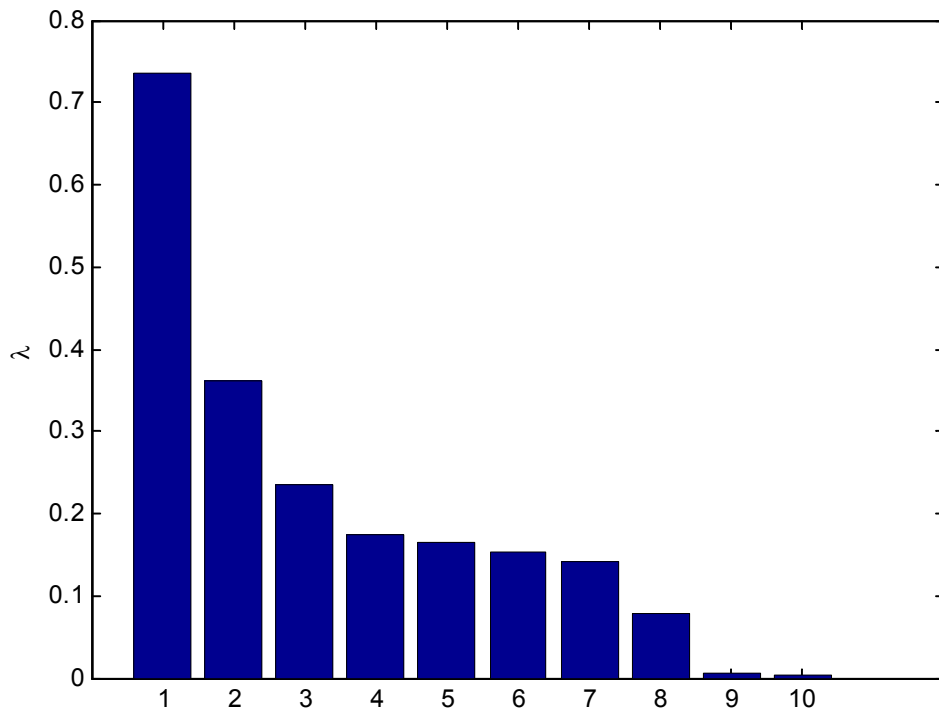
جرم هر طبقه $m_1 = m_2 = m_3 = 98kg$ ، سختی طبقات به ترتیب برابر است با $k_1 = 516000N/m$ ، $k_2 = 684000N/m$ ، $k_3 = 684000N/m$ و ضرایب میرایی برای هر طبقه $c_1 = 125Ns/m$ ، $c_2 = 50Ns/m$ ، $c_3 = 50Ns/m$ است. به علاوه این میراگر که ظرفیتی معادل $1500N$ دارد، توسط یک تسمه نگهدارنده در طبقه اول نصب شده است. در ادامه روش PCA برای به سیستم میراگر-ساختمان بکار گرفته شده و عیوب حسگر در این ساختار هوشمند شناسایی و جداسازی می شود.

۲-۴ مدل سازی PCA

در قدم اول برای تشخیص عیوب حسگر یک ساختمان هوشمند، با تحلیل داده های گردآوری شده باید مشخص شود که کدام حسگر از میان بقیه حسگرها قابل جداسازی است. پس ابتدا، داده های استفاده شده برای تحلیل از مدل شبیه سازی شده استخراج می شوند. در مرحله بعد داده های اندازه گیری حسگرها، نرمال می شود (میانگین صفر و انحراف معیار یک). دلیل آن نیز مشخصاً، متفاوت بودن ماهیت حسگرها و به تبع آن اختلاف در واحدهای آنها و نیز تفاوت در مقیاس آنهاست. در گام سوم، ماتریس کوواریانس داده ها و مقادیر ویژه این ماتریس محاسبه می شود. شکل ۳-۴ مقادیر ویژه که همان مؤلفه های اصلی هستند را به صورت نزولی نشان می دهد.

همان طور که در شکل مشخص است، دو مقدار ویژه آخر به میزان قابل توجهی از بقیه مقادیر کمتر هستند. به عبارت دیگر، ابعاد فضای نویز ۲، و ابعاد فضای اصلی ۸ است. یعنی، داده های اندازه گیری شده را می توان روی ۸ بعد تصویر کرد، و داده های تصویر شده را بدون از دست رفتن هیچ اطلاعاتی،

می‌توان دوباره در فضای اولیه بازسازی کرد. این مسئله تا زمانی درست است که اندازه‌گیری‌ها سالم باشند یا از روابط همبستگی داده‌های سالم تبعیت کند.



شکل ۴-۳: مقادیر ویژه ماتریس کوواریانس داده‌های اندازه‌گیری (مؤلفه‌های اصلی)

اگر تصویر داده‌های اندازه‌گیری شده در فضای نویز یا همان باقیمانده‌ها، بیشتر از آستانه موردنظر باشند، حسگر معیوب مشخص می‌شود. فضای نویز به وسیله بردارهای ویژه متناظر با کمترین مقادیر ویژه‌ها اسپین می‌شود. این مقادیر ویژه را با Q نمایش می‌دهیم. در این مسئله Q به شکل زیر به دست می‌آید:

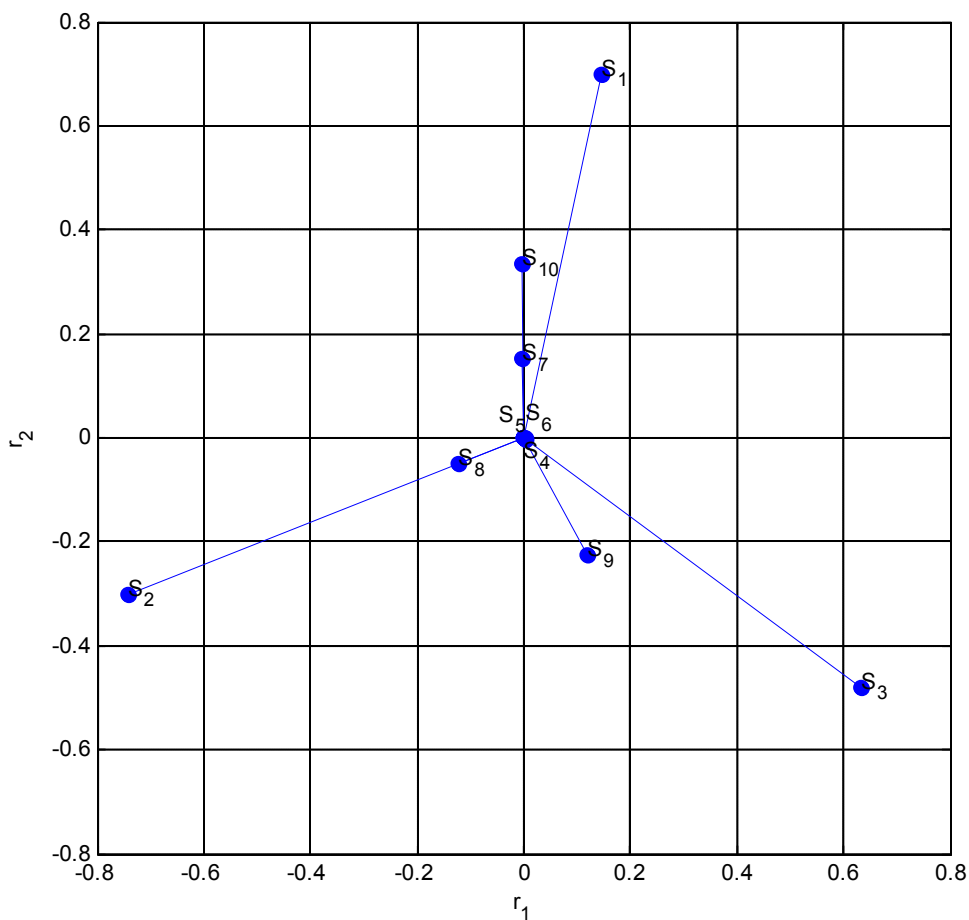
$$Q = \begin{bmatrix} 0.1449 & -0.7417 & 0.6322 & 0.0004 & 0.0025 & 0.0019 & -0.0020 & -0.1235 & 0.1181 & -0.0045 \\ 0.6985 & -0.3025 & -0.4801 & 0.0019 & -0.0017 & -0.0002 & 0.1535 & -0.0510 & -0.2244 & 0.3369 \end{bmatrix}$$

هر ستون از این ماتریس بردار تصویر خطای برای یک حسگر سیستم است. از آنجاکه فضای باقیمانده ۲-بعدی است، بردارهای تصویر خطای در فضای باقیمانده را می‌توان در شکل ۴-۴ مشاهده کرد، که

با توجه این شکل می‌توان در مورد قابل تشخیص بودن و قابل جداسازی بودن حسگرها قضاوت کرد. خط بردار تصویر خطا برای حسگرهای S_1 ، S_3 و S_9 با دیگر حسگرها متفاوت است، به این معنی که این سه حسگر در صورت معیوب بودن، به آسانی قابل هم تشخیص و هم قابل جداسازی هستند. در حالت دوم، بردارهای تصویر خطای حسگر S_2 ، در همان راستای بردار حسگر S_8 است، همچنین بردارهای تصویر خطای حسگر S_7 ، در همان راستای بردار حسگر S_{10} است، به این معنی است که خطای این حسگرها قابل تشخیص است ولی قابل جداسازی نیست. برای مثال، اگر خطایی در حسگر S_2 رخ دهد، این واقعه قابل تشخیص است، ولی ممکن نیست که بتوان تشخیص داد این خطا در حسگر S_2 اتفاق افتاده است یا در حسگر S_8 . بردارهای تصویر خطا برای حسگرهای S_4 ، S_5 و S_6 بسیار به صفر نزدیک هستند. اگر خطایی در هر یک از این حسگر رخ دهد، در فضای باقیمانده نمایش داده نمی‌شود یا به راحتی قابل تشخیص نیست، زیرا بردار باقیمانده برابر است با حاصل ضرب بردار تصویر خطا در اندازه خطا. بنابراین، خطای این سه حسگر حتی قابل تشخیص نیز نیست. این نتایج به‌طور خلاصه در جدول ۴-۱ آورده شده است.

جدول ۴-۱: قابل تشخیص و قابل جداسازی بودن حسگرها

S_{10}	S_9	S_8	S_7	S_6	S_5	S_4	S_3	S_2	S_1	حسگر
√	√	√	√	×	×	×	√	√	√	قابل تشخیص بودن
×	√	×	×	×	×	×	√	×	√	قابل جداسازی بودن



شکل ۴-۴: بردارهای تصویر خطای حسگر

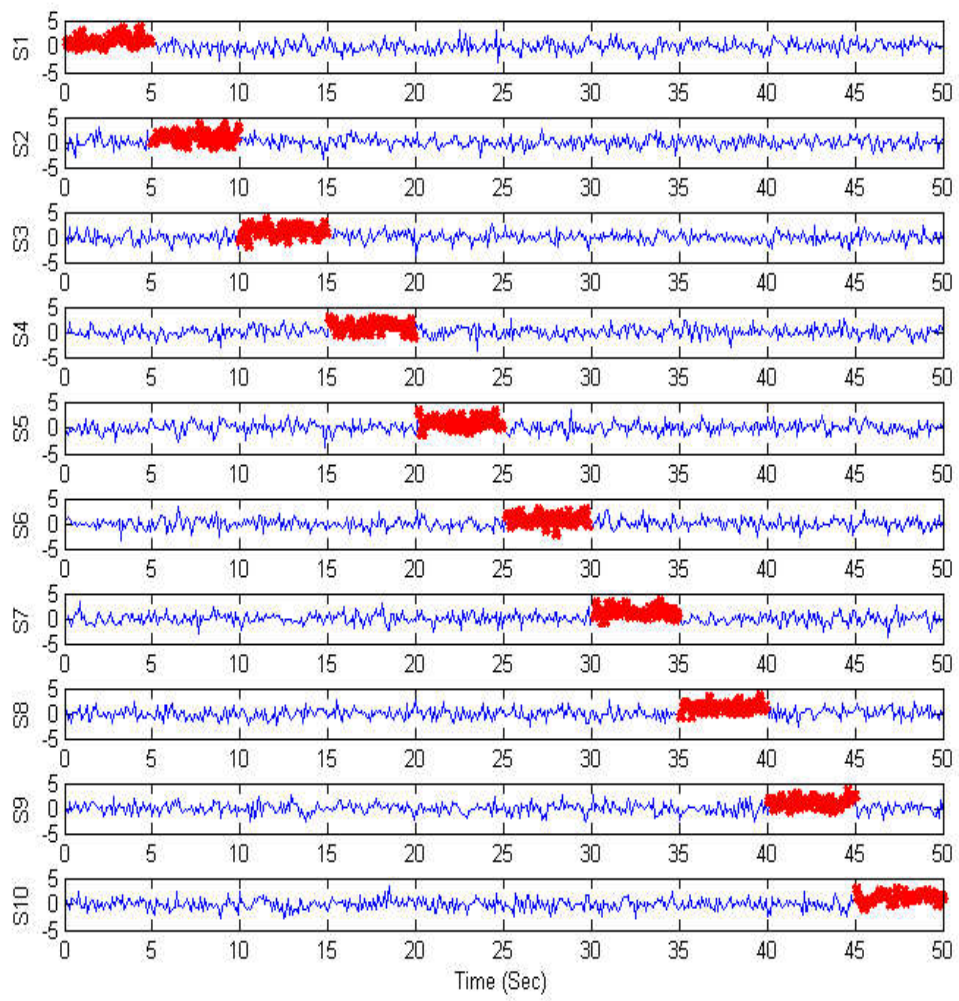
۳-۴ شبیه‌سازی تشخیص عیوب حسگر

همان‌طور که قبلاً توضیح داده شد، تشخیص و جداسازی عیوب حسگر با استفاده معادلات همسانی انجام می‌شود. در مرحله تشخیص، شاخص تشخیص عیب به شکل بردار باقیمانده بیان شد و کوواریانس ماتریس باقیمانده محاسبه شد. میزان نویز اندازه‌گیری، در عملکرد تشخیص عیب و اندازه خطای قابل تشخیص مؤثر است.

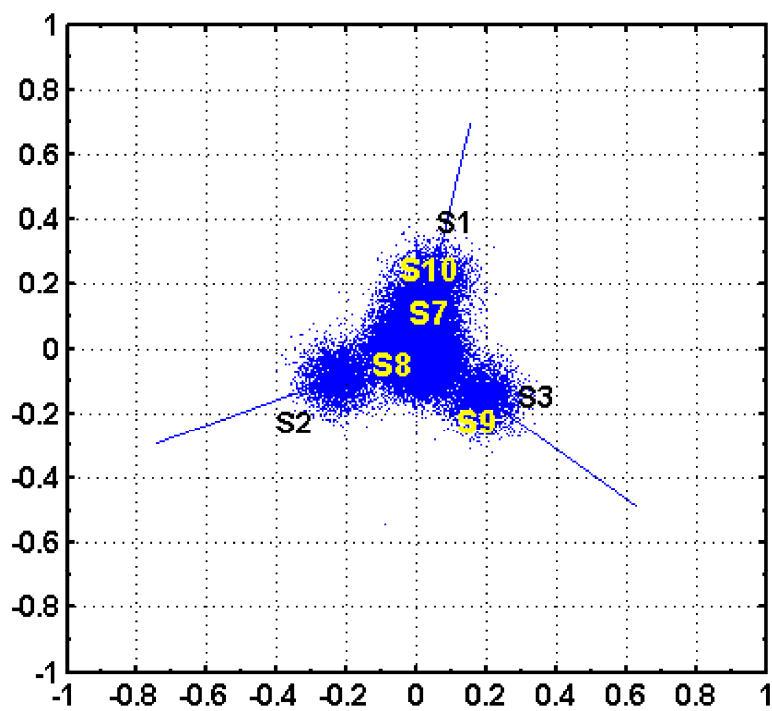
برای آزمایش کارایی الگوریتم، خطایی در بازه‌های زمانی مختلف به حسگرهای مختلف اضافه می‌شود (شکل ۴-۵). ناحیه خطا به صورت خطوط قرمز پررنگ مشخص است. برای مقایسه بهتر تشخیص و جداسازی عیوب حسگرها، مقادیر اندازه‌گیری شده نرمال شده‌اند. سپس در دو حالت، خطایی ثابت به اندازه ۱ و ۰/۳ به اندازه‌گیری‌ها اضافه شده است. البته در شکل ۴-۵ فقط به آوردن یک حالت بسنده می‌شود، و فقط خطای با اندازه ۱ نشان داده می‌شود.

تصویر داده‌های اندازه‌گیری شده در فضای باقیمانده در شکل ۴-۶ و ۴-۷ در دو حالت با خطای ۰/۳ و ۱ نشان داده شده است. مشاهده می‌شود که در حالتی که اندازه خطا بیشتر است، هم تشخیص و هم جداسازی خطا راحت‌تر انجام می‌شود.

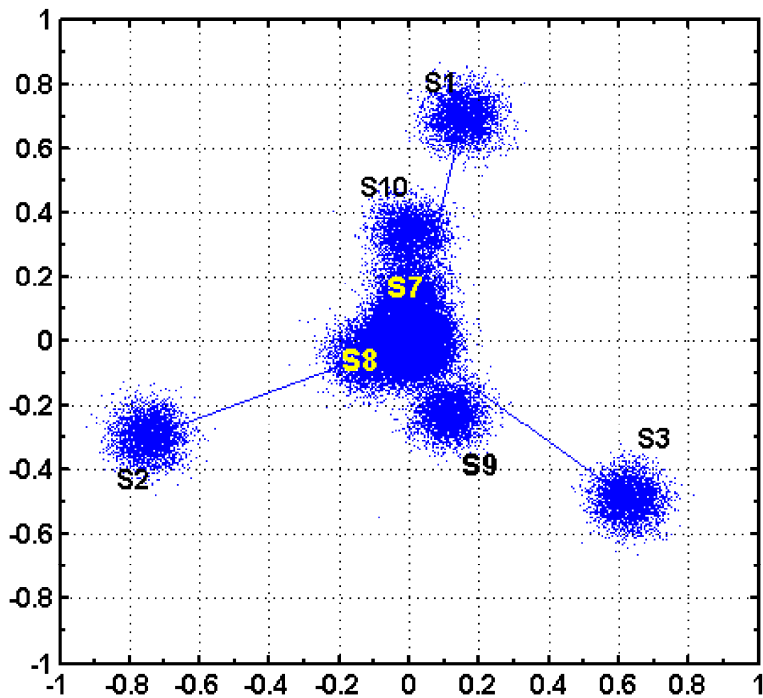
همان‌طور که در شکل‌های گفته‌شده مشاهده می‌شود، توزیع باقیمانده‌های مربوط به اندازه‌گیری‌های همراه با اندازه خطای ۰/۳ برای حسگرهای مختلف تا حدی همپوشانی دارد، و تشخیص و جداسازی این خطاها امری مشکل است. اما در شکل ۴-۶ که داده‌های با اندازه خطای ۱ آمده است، مشاهده می‌شود که حسگرهای S_1 و S_3 و S_9 تشخیص و جداسازی قابل قبولی دارند، در مورد حسگر S_2 با وجودی که تشخیص خطای آن کار سختی نیست ولی به دلیل هم‌راستا بودن بردار تصویر خطای آن با حسگر S_8 جداسازی آن مشکل است. در مورد دیگر حسگرها نیز نتایج به دست آمده از شکل ۴-۴ تأیید شد.



شکل ۴-۵: داده اندازه‌گیری حسگرها همراه با نویز و خطا در مقیاس زمان

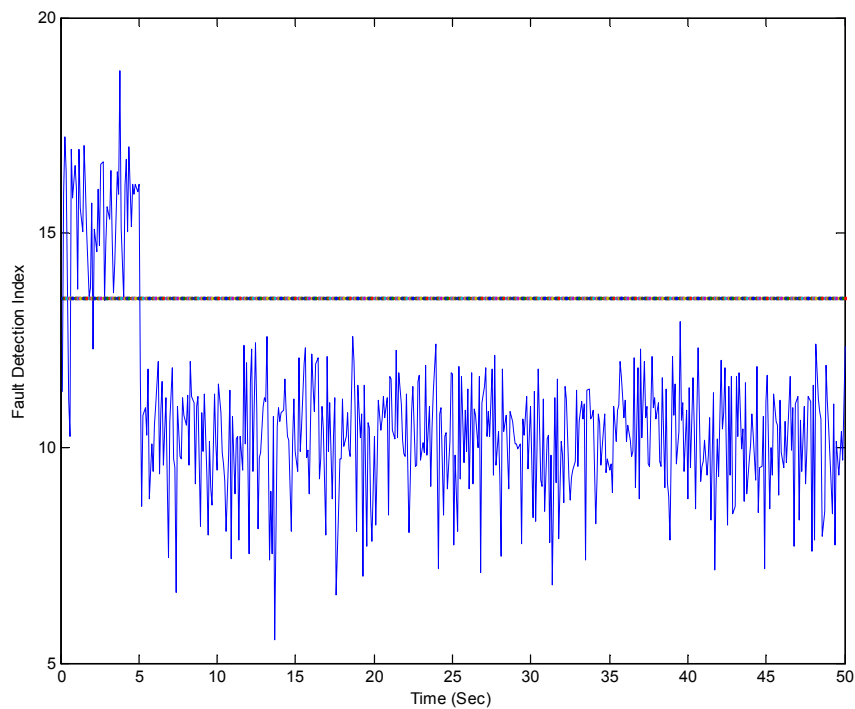


شکل ۴-۶: تصویر داده‌های اندازه‌گیری در فضای باقیمانده‌ها برای دامنه خطای ۰/۳

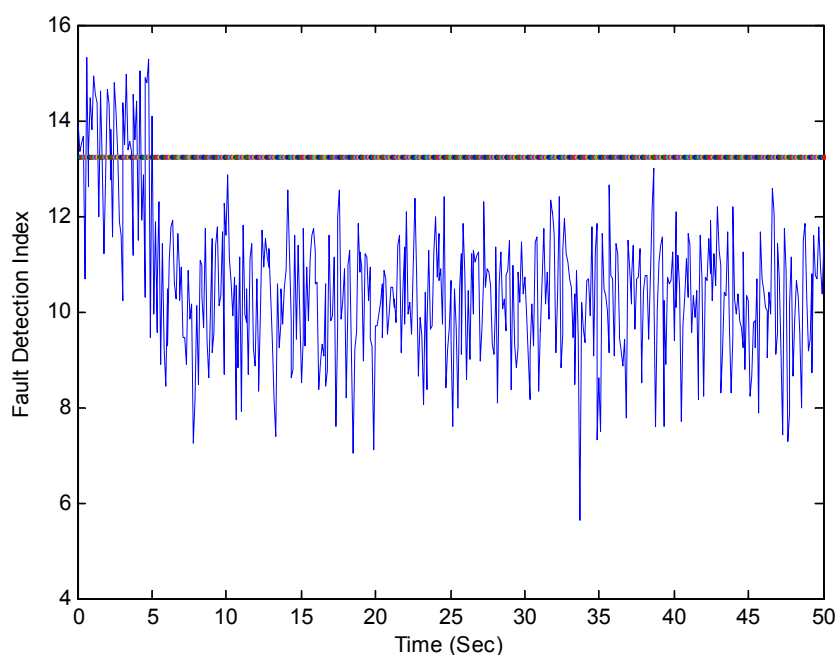


شکل ۴-۷: تصویر داده‌های اندازه‌گیری در فضای باقیمانده‌ها برای دامنه خطای ۱

در این مرحله شاخص تشخیص عیب با کمک رابطه ۳-۳۲ محاسبه می‌شود. همان‌طور که قبلاً گفته شد، در صورت عدم وجود عیب در سیستم، این شاخص باید از توزیع خیدو تبعیت کند. در این بخش برای حسگرهای شماره ۱ و ۴ و ۸ نتایج شبیه‌سازی را می‌آوریم. نتایج شبیه‌سازی در حالات دیگر مشابه است و این سه حالت همه مواردی که ممکن است روی دهد را، پوشش می‌دهد.



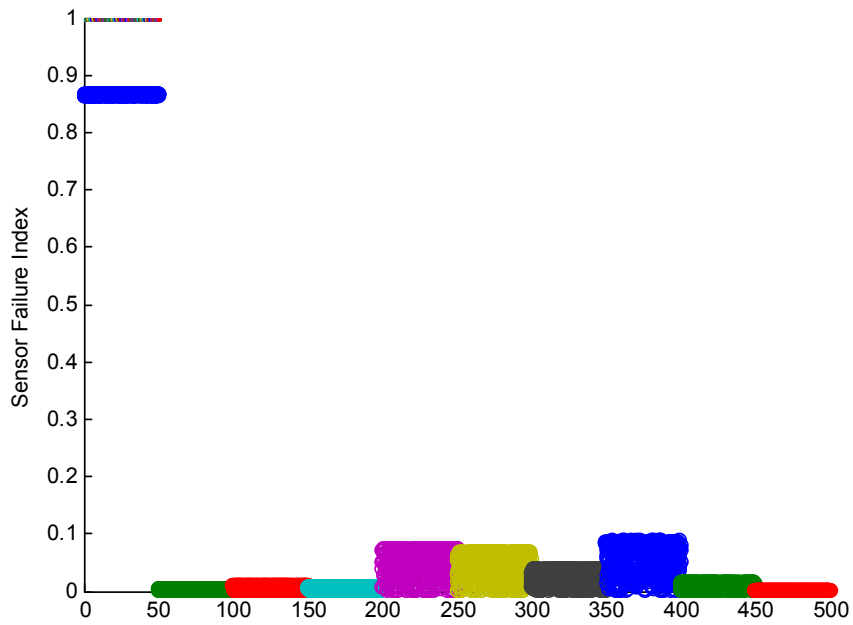
شکل ۴-۸: شاخص تشخیص خطا برای حسگر S1 (اندازه خطا اضافه‌شده ۱)



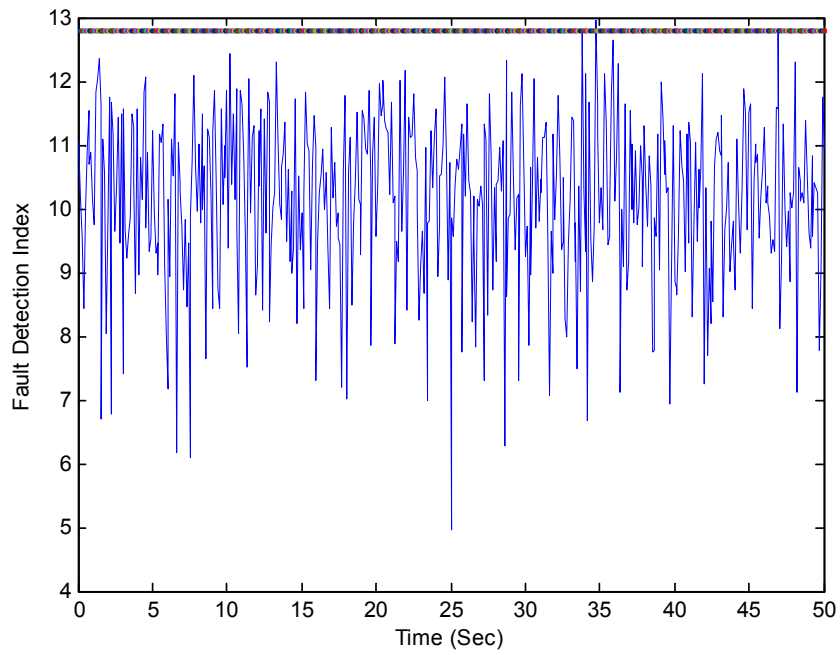
شکل ۹-۴: شاخص تشخیص خطا برای حسگر S1 (اندازه خطا اضافه شده ۰/۳)

همان‌طور که انتظار می‌رفت شاخص تشخیص خطا برای اندازه خطا ۰/۳ و ۱ تفاوت قابل توجهی دارد و دلیل آن هم وابسته بودن این شاخص به بردار تصویر خطا و اندازه آن است.

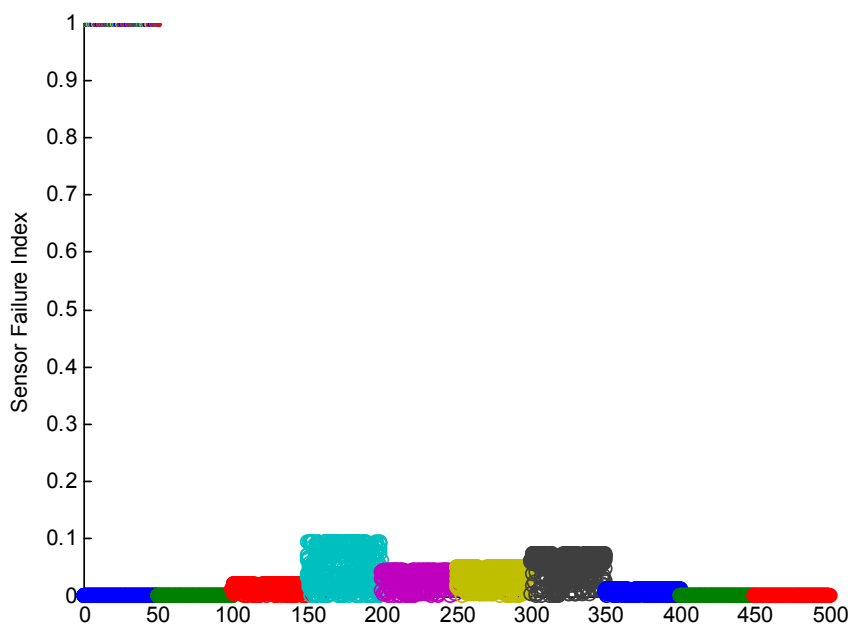
در شکل ۱۰-۴ شاخص خطای حسگر برای حالتی که حسگر اول معیوب باشد نشان داده شده است. مطابق انتظار مقدار این شاخص در حوالی ۱ پراکنده شده است. در ادامه نمودارهای بعدی، شاخص تشخیص خطا و شاخص خطای حسگر برای حسگرهای S_4 و S_8 در وضعیت معیوب نشان داده شده است. مشاهده می‌کنیم، برای حسگر S_8 می‌توان وجود خطا در سیستم را تشخیص داد ولی جداسازی آن ممکن نیست، در حالی که برای حسگر S_4 هیچکدام ممکن نیست.



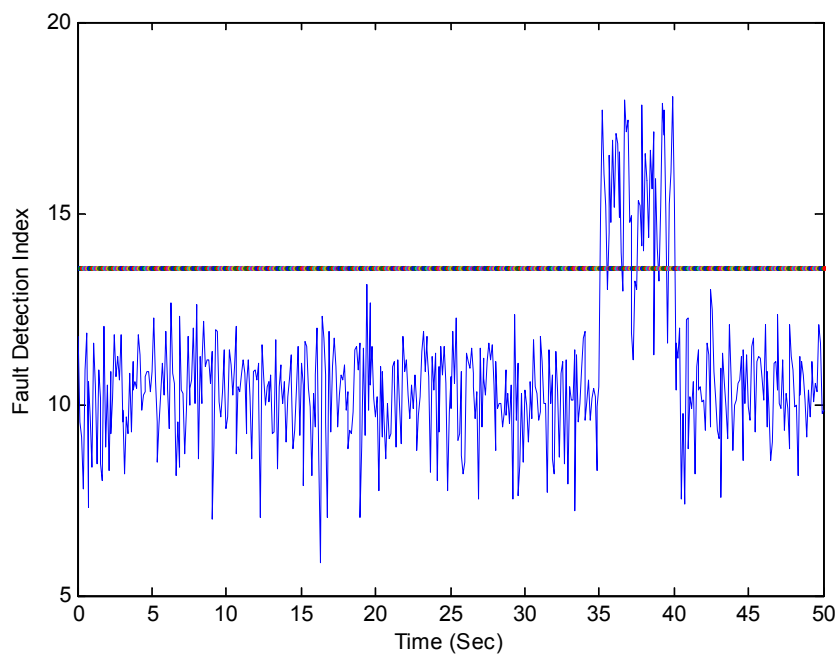
شکل ۴-۱۰: شاخص خطای حسگر (در حالتی که حسگر S1 معیوب باشد)



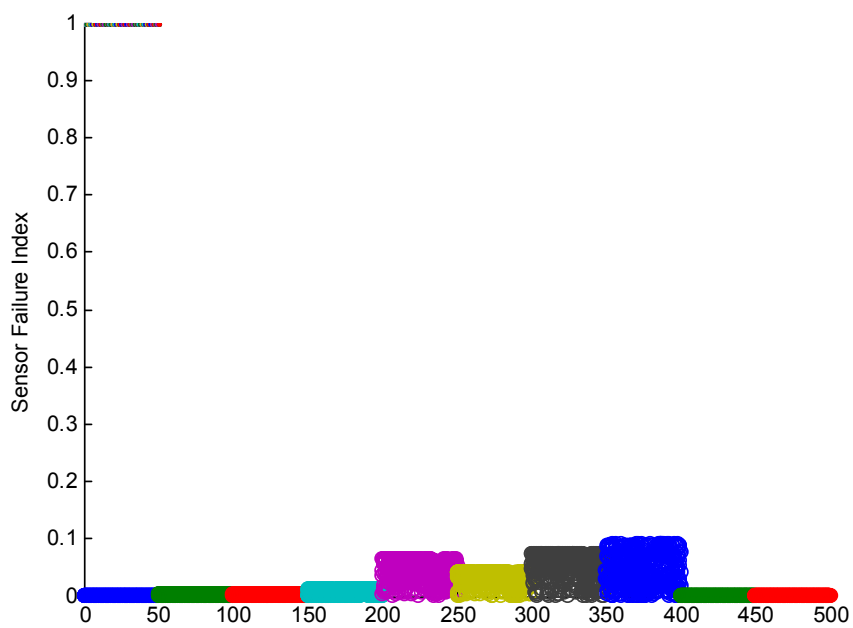
شکل ۴-۱۱: شاخص تشخیص خطا برای حسگر S4 (اندازه خطا اضافه شده ۱)



شکل ۴-۱۲: شاخص خطای حسگر (در حالتی که حسگر S4 معیوب باشد)



شکل ۴-۱۳: شاخص تشخیص خطا برای حسگر S8 (اندازه خطا اضافه شده ۱)



شکل ۴-۱۴: شاخص خطای حسگر (در حالتی که حسگر S8 معیوب باشد)

فصل ۵ نتیجه‌گیری و پیشنهادها

۵-۱ نتیجه‌گیری

استفاده از حسگرها در هر فرآیند صنعتی، بدون توجه به میزان پیچیدگی فرآیند، به‌منظور داشتن فرآیندی کارا و ایمن، نیاز است. با گذشت زمان تقاضا برای کارخانه‌های با بازدهی بالاتر و مطمئن‌تر بیشتر می‌شود. به همین دلیل نیاز به علائم هشداردهنده بهتر، روش‌های جدید تشخیص خطاهای حسگر، سیستم‌های عیب‌یابی مدرن‌تر و استراتژی‌های مختلف کنترلی نیز، بالاتر می‌رود. همچنین حسگرها اطلاعات بااهمیتی از نحوه کارکرد فرآیند به ما می‌دهند.

با توجه به اهمیت اندازه‌گیری دقیق، در این پایان‌نامه با استفاده از روش داده رانده و به کمک فن PCA روشی برای تشخیص عیوب حسگر ارائه شد. ابتدا با رسم بردارهای تصویر خطا برای هر حسگر در فضای باقیمانده، مشخص شد که برای بعضی حسگرها، هم تشخیص و هم جداسازی قابل انجام است. برای برخی دیگر به دلیل هم‌راستا بودن این بردار تشخیص ممکن است ولی جداسازی امکان‌پذیر نیست. در صورت نزدیک بودن راستای این بردارها جداسازی به‌سختی انجام می‌شود. برای برخی دیگر نه‌تنها عمل جداسازی بلکه تشخیص خطا نیز امکان‌پذیر نیست.

برای جداسازی عیوب حسگر، ابتدا سیستم بدون نویز فرض شد و سپس الگوریتم برای حالت نویزی توسعه داده شد. مشاهده گردید که کمترین دامنه خطای قابل جداسازی هر حسگر به نحوه توزیع

نویز وابسته است. لازم به ذکر است که در روش پیشنهادی در این پایان‌نامه برخلاف روش‌های کلاسیک تشخیص خطای PCA نیازی به بازسازی کامل داده‌ها نیست و تشخیص و جداسازی خطا در فضای نویز انجام شد.

در قسمت بعد روش پیشنهادی ارائه‌شده در این پایان‌نامه بر روی سیستم ساختمان هوشمند پیشنهادی آزمایش شد. برای سیستم نمونه، مشخص شد که برای سه حسگر تشخیص و جداسازی خطا ممکن است، برای چهار حسگر دیگر فقط تشخیص خطا و برای سه حسگر آخر هیچکدام ممکن نبود. با افزودن نویز به سیستم تأثیر آن مشاهده شد. در آخر دو دامنه خطای مختلف نیز الگوریتم آزمایش شد.

۵-۲ پیشنهادها

برای تحقیقات آتی موارد زیر را می‌توان پیشنهاد کرد:

در این پایان‌نامه فقط خطای حسگرها در نظر گرفته شده است ولی می‌توان سیستم تشخیص خطا را طوری گسترش داد که با استفاده از فن PCA، بتواند خطای محرک‌ها و یا خطاهای سیستمی را نیز در نظر بگیرد.

الگوریتم PCA استفاده‌شده در این تحقیق، برای سیستم‌هایی با روابط خطی بین حسگرها کاربرد دارد، با فرض غیرخطی بودن روابط بین حسگرها می‌توان این الگوریتم را توسعه داد و از نمونه غیرخطی آن استفاده کرد.

با در نظر گرفتن محدودیت‌های صنعت، می‌توان این روش را در یک محیط صنعتی، و با استفاده از یک سامانه‌ی نهفته (Embedded System) پیاده‌سازی و با سیستم‌های تشخیص خطای سنتی مقایسه و ارزیابی کرد.

برای کاربردهای دیگر می‌توان سیستم کنترل تحمل‌پذیر خطا جهت جبران عیوب حسگرها را طراحی و توسعه داد.

مراجع

- [1] Isermann R. (2006), "*Fault diagnosis system- An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*, Springer-Verlag Berlin Heidelberg
- [2] S. J. Qin, (2009), *Data-driven fault detection and diagnosis for complex industrial processes*, in Proc. IFAC SAFEPROCESS Symp., pp. 1115–1125, Malo, France
- [3] X. Ding S., (2014), *Data-driven Design of Fault Diagnosis and Fault-tolerant Control Systems*, Springer-Verlag, London
- [4] Muteki K., J.F. MacGregor and T. Ueda, (2005), *Estimation of Missing Data Using Latent Variable Methods with Auxiliary Information*, Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 78, 41
- [5] Gross K.C., R.M. Singer, J.P. Herzog, R. VanAlstine and S.W. Waterish, (1997), *Application of a Model-Based Fault Detection System to Nuclear Plant Signals*, Proceedings of the 9th International Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems, Seoul, Korea
- [6] Dorr R., F. Kratz, J. Ragot, F. Loisy, and J. Germain, (1997), *Detection, Isolation, and Identification of Sensor Faults in Nuclear Power Plants*, IEEE Transaction on Control Systems Technology, 5, 1
- [7] Hines J.W., R.E. Uhrig and D. J. Wrest, (1998), *Use of Autoassociative Neural Networks for Signal Validation*, Journal of Intelligent and Robotic Systems, 21(2), 143

- [8] Hines J.W. and E. Davis, (2005), *Lessons Learned from the U.S Nuclear Power Plant Online Monitoring Programs*, Progress in Nuclear Energy, 46(3),176
- [9] Rossi, T. and J. Braun, (1993), *Classification of Fault Detection and Diagnostic Methods*, Technical Research Center of Finland, Helsinki
- [10] Namburu S. M., M. S. Azam, K. C. Luo and K. R. Pattipati, (2007), *Data-Driven Modeling, Fault Diagnosis and Optimal Sensor Selection for HVAC Chillers*, IEEE Transactions on Automation Science and Engineering, (4), 3
- [11] Yang H., S. Cho, C. Tae and M. Zaheeruddin, (2008), *Sequential Rule Based Algorithms for Temperature Sensor Fault Detection in Air Handling Units*, Energy Conversion and Management, 49, 2291
- [12] Duane L. M., C. J. Link, T.H. Guo, R. Graham and R. William, (1998), *Using Neural Networks for Sensor Validation*, AIAA/ASME/SAE/ASEE Joint Propulsion Conference and Exhibit, Cleveland, OH, 98, 3547, July 13-15
- [13] Frank P.M. and X. Ding, (1997), *Survey of Robust Residual Generation and Evaluation Methods in Observer-Based Fault Detection Systems*, Journal of Process Control, 7(6), 403
- [14] Kramer M. A., (1991), *Nonlinear Principal Component Analysis Using Autoassociative Neural Networks*, AIChE J., 37, 223
- [15] Guo T.H and J. Musgrave, (1995), *Neural Network Based Sensor Validation for Reusable Rocket Engines*, Proceedings of the American Control Conference, Seattle, Washington, 1367
- [16] Moller J.C., (1998), *Neural Network-Based Sensor Validation for Turboshaft Engines*, AIAA/ASME/SAE/ASEE 34th Joint Propulsion Conference and Exhibit, Cleveland, OH, 455
- [17] Guo T.H., J. Saus, C.F. Lin and J.H. Ge, (1996), *Sensor Validation for Turbofan Engine Using an Autoassociative Neural Network*, AIAA Guidance and Navigation and Control Conference, San Diego, CA,331

- [18] Wang H., T. Chai, J. Ding and M. Brown, (2009), *Data Driven Fault Diagnosis and Fault Tolerant Control: Some Advances and Possible New Directions*, Acta Automatica Sinica, 35, 6
- [19] Hoffman J. and K. Kimble, (2005), *Development of Real Time Engine Diagnostic Tools at the Arnold Engineering Development Center Engine Test Facility*, 41st AIAA/ASME/SAE/ASEE Joint Propulsion Conference & Exhibit, 473, 10-13
- [20] Kresta J. V., J. F. MacGregor and T. E. Marlin, (1991), *Multivariate Statistical Monitoring of Process Operating Performance*, The Canadian Journal of Chemical Engineering, 69, 35
- [21] Wise B. M. and N. L. Ricker, (1991), *Recent Advances in Multivariate Statistical Process Control: Improving Robustness and Sensitivity*, IFAC Symposium on Advanced Control of Chemical Processes, 125, Toulouse, France
- [22] MacGregor J. F., T. E. Marlin, J. Kresta and Skagerberg B., (1991), *Multivariate Statistical Methods in Process Analysis and Control*, AIChE Symposium Proceedings of the Fourth International Conference on Chemical Process Control, AIChE, P-67,79,
- [23] Miller, P., R.E. Swanson and C.F. Heckler, (1998), *Contribution Plots: A Missing Link in Multivariate Quality Control*, Appl. Math. Comput. Sci., 8(4), 775
- [24] Dunia R., S. J. Qin, T. F. Edgar and T. J. McAvoy, (1996), *Identification of Faulty Sensors Using Principal Component Analysis*, AIChE Journal, 42(10), 2797
- [25] I.T. Jolliffe, (2002) *Principal Component Analysis*, Second Edition, Springer, New York, USA
- [26] Gertler J. and J. Cao, (2005), *Design of Optimal Structured Residual from Partial Principal Component Models for Fault Diagnosis in Linear Systems*, Journal of Process Control, 15, 585
- [27] Faraz, A, and Moghadam, MB, (2008), *Hotelling's T2 Control Chart With Two-State Adaptive Sample Sizes*, *Quality & Quantity*, International Journal of methodology.

- [28] M. Witczak, (2014) *Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Control Strategies for Non-Linear Systems, Analytical and Soft Computing Approaches*, Springer, Switzerland
- [29] E. Russell, L. Chiang, and R. Braatz, (2000), *Data-Driven Methods for Fault Detection and Diagnosis in Chemical Processes*, Springer-Verlag, London
- [30] Yin S, X. Ding S., A Haghani, H Hao, P Zhang, (2012), *A comparison study of basic data-driven fault diagnosis and process monitoring methods on the benchmark tennessee eastman process*, J Process Control 22:1567–1581
- [31] X. Ding S., Y. Wang, P. Zhang, Y. Yang, and E. L. Ding, (2012), *Data-driven design of fault-tolerant control systems*, in Proc. 8th IFAC Symp. Fault Detection, Supervision Safety Tech. Process., Mexico City, Mexico, pp. 1323–1328
- [32] Venkatasubramanian V., Rengaswamy R., Yin K. and Kavuri S.N., (2003), *Review of process fault detection and diagnosis part ii: Qualitative models and search engines*, J.of. Computers and Chemical Engineering, No 27, pp 313–326
- [33] Mehranbod N., (2002), Ph.D. thesis, *A probabilistic approach for sensor fault detection and identification*, Drexel University
- [34] Unsal M., (2006), Ph.D. thesis, *Semi-active vibration control of parallel platform mechanism using magnetorheological damping*, University of Florida
- [35] Jiang L., (2011), Ph.D. thesis, *Sensor fault detection and isolation using system dynamics identification techniques*, University of Michigan

Abstract:

Operation performance of chemical, petrochemical and any industrial processes can be enhanced considerably by an integrated advisory system that is capable of performing simultaneous tasks of (1) instrument fault detection and identification and (2) process fault detection and diagnosis. Lack of such advisory system, at present, is due to the fact that one of the assumptions of normal process operation and functional sensors is always required in existing methods that perform tasks 1 and 2. This dissertation presents a data-driven method that is capable of performing task 1.

In this thesis, first a geometrical approach to sensor fault detection is proposed. The sensor fault is isolated based on the direction of residuals found from a residual generator. This residual generator can be constructed from an input-output model in model based methods or from a Principal Component Analysis (PCA) based model in data driven methods. Using this residual generator and the assumption of white Gaussian noise, the effect of noise on the isolability is studied, and the minimum magnitude of isolable fault in each sensor is found based on the distribution of noise in the measurement system.

Finally, the proposed linear method, is applied to sensor fault diagnosis in a smart structure. At the end, conclusions and some directions for future work are presented.

Keywords: sensor fault detection, sensor fault isolation, Principal Component Analysis, residuals



Faculty of Electrical Engineering and Robotic

M.Sc. Thesis in Control Engineering

**Sensor Fault Detection and Isolation of Industrial
Processes**

By: Mansour Teybiefar

Supervisor:

Dr. MohammadAli SadrNia

September 2016